การออกแบบการทดลองเพื่อทำนายค่าความแข็งแรงของจีโอโพลิเมอร์ด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง

นายนภัสดล สิงหะตา

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกลและระบบกระบวนการ
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2568

EXPERIMENTAL DESIGN FOR PREDICTING THE COMPRESSIVE STRENGTH OF GEOPOLYMER MATERIAL USING MACHINE LEARNING

NAPASSADOL SINGHATA

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of
Doctor of Philosophy in Mechanical and Process System Engineering
Suranaree University of Technology
Academic Year 2025

การออกแบบการทดลองเพื่อทำนายค่าความแข็งแรงของจีโอโพลิเมอร์ด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาดุษฎีบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

....

(ผศ. ร.ท. ดร. รัฐวุฒิ วงษ์วิทย์)
ประธานกรรมการ

....

(รศ. ดร. ประเสริฐ เอ่งฉ้วน)
กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

....

(ผศ. ดร. สมศักดิ์ ศิวดำรงพงศ์)
กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม)

....

(ผศ. ดร. กัญชลา สุดตาชาติ)
กรรมการ

....

(อ. ดร. จิตติมา วระกุล)
กรรมการ

....

(รศ. ดร. ยุพาพร รักสกุลพิวัฒน์)
รักษาการแทนรองอธิการบดีฝ่ายวิชาการและประกันคุณภาพ

....

(รศ. ดร. พรศิริ จงกล)
คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

นภัสดล สิงหะตา : การออกแบบการทดลองเพื่อทำนายค่าความแข็งแรงของจีโอโพลิเมอร์ด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง (EXPERIMENTAL DESIGN FOR PREDICTING THE COMPRESSIVE STRENGTH OF GEOPOLYMER MATERIAL USING MACHINE LEARNING) อาจารย์ที่ปรึกษา : รองศาสตราจารย์ ดร.ประเสริฐ เอ่งฉ้วน, 198 หน้า.

คำสำคัญ : การออกแบบการทดลอง การทำนาย จีโอโพลิเมอร์

การพัฒนาแบบจำลองการทำนายที่มีความทนทานสำหรับจีโอโพลีเมอร์คอมโพสิต มีความท้าทายหลายประการ อันเนื่องมาจากความซับซ้อนของพฤติกรรมวัสดุและความแปรผันโดยธรรมชาติของข้อมูลการทดลอง งานวิจัยนี้ได้เพิ่มการทำนาย Bagging โดยการผสานเข้ากับวิธีการออกแบบการทดลองขั้นสูงได้แก่ การออกแบบทากุจิ (Taguchi), การออกแบบส่วนประสมกลาง(Central Composite Design: CCD) และวิธีการผสมใหม่ระหว่างทากุจิกับ ส่วนประสมกลาง (Hybrid Taguchi–CCD: HTC) เพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองกำลังอัดของจีโอโพลีเมอร์คอมโพสิตที่ใช้ดินขาวเผา การออกแบบที่มีโครงสร้างเหล่านี้ช่วยขจัดการพึ่งพาการสุ่มตัวอย่างแบบ 3×3 ที่ไม่มีหลักเกณฑ์และทำให้มั่นใจได้ว่ามีการครอบคลุมพื้นที่การทดลองอย่างสม่ำเสมอ โดยการฝึกโมเดลแบบ Ensemble กับชุดข้อมูลที่มีการกระจายตัวที่ดีนี้ ความแม่นยำในการทำนายจึงได้รับการปรับปรุงอย่างมีนัยสำคัญ การใช้จุดทดลองที่กระจายตัวอย่างสม่ำเสมอแทนการสุ่ม ทำให้ครอบคลุมข้อมูลได้ดียิ่งขึ้น จากการประเมินเปรียบเทียบโดยใช้วิธีการ Bagging , Gradient Boosting และ Random Forest พบว่า การออกแบบ HTC ร่วมกับ Bagging ให้ค่า Root Mean Square Error (RMSE) ต่ำที่สุด และค่าความสัมพันธ์เชิงกำหนด (R^2) สูงที่สุด โดยโมเดลให้ค่า RMSE เท่ากับ 3.01, 3.47 และ 3.06 และค่า R^2 เท่ากับ 0.91, 0.88 และ 0.91 สำหรับวิธี Taguchi, CCD และ HTC ตามลำดับในชุดข้อมูลทดสอบ แบบจำลอง Bagging ที่พัฒนาขึ้นใหม่นี้ ได้รับการฝึกด้วยชุดข้อมูลย่อยที่มีโครงสร้างตามการออกแบบ HTC และบรรลุความแม่นยำสูงสุดในการทำนาย โดยได้ค่า R^2 เท่ากับ 0.93 แสดงให้เห็นถึงความแม่นยำในการทำนายที่สูงขึ้น ค่าความคลาดเคลื่อนที่ลดลง และความสามารถในการประยุกต์ใช้ทั่วไปที่แข็งแกร่งของวิธีที่นำเสนอ การผสานการออกแบบการทดลองที่มีโครงสร้างเข้ากับ Bagging ซึ่งถือเป็นแนวทางสำหรับการสร้างแบบจำลองคุณสมบัติของวัสดุในระบบที่ซับซ้อน

สาขาวิชา วิศวกรรมการผลิต ลายมือชื่อนักศึกษา ....

ปีการศึกษา 2568 ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา ....

NAPASSADOL SINGHATA : EXPERIMENTAL DESIGN FOR PREDICTING THE COMPRESSIVE STRENGTH OF GEOPOLYMER MATERIAL USING MACHINE LEARNING. THESIS ADVISOR: PRASERT AENGCHUAN, Ph.D. 198 PP.

Keywords: Design of Experiment, Prediction, Geopolymer

Developing robust predictive models for geopolymer paste presents several challenges, primarily due to the complexity of material behaviors and the inherent variability of experimental data. This study enhances the robustness of bagging by integrating it with advanced design of experiments (DOE) methodologies, including Taguchi, Central Composite Design (CCD), and a novel hybrid Taguchi–CCD (HTC) approach, to model the compressive strength of metakaolin-based geopolymer paste. These structured designs eliminate the reliance on arbitrary 3×3 sampling and ensure even coverage of experimental space. By training ensemble models on these well-distributed data subsets, prediction accuracy is significantly improved. Well-distributed experimental points replace random sampling, thereby enhancing data coverage and reducing the risk of overfitting. Comparative evaluations using Bagging Regression, Gradient Boosting, and Random Forest algorithms demonstrate that the HTC design, in combination with bagging, achieves the lowest Root Mean Square Error (RMSE) and the highest coefficient of determination (R^2). Specifically, the model yielded RMSE values of 3.01, 3.47, and 3.06, and corresponding R^2 values of 0.91, 0.88, and 0.91 for the Taguchi, CCD, and HTC approaches, respectively, on the test dataset. The newly developed bagging model was trained on structured subsets generated via the HTC design. It achieved the highest prediction accuracy among all tested configurations, with an R^2 value of 0.93. The integration of structured experimental designs with bagging confirms its effectiveness for scalable predictions, offering a promising approach for the modeling of material properties in complex systems.

School of Manufacturing Engineering | Student's Signature ....

Academic Year 2025 | Advisor's Signature ....

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอขอบคุณ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ผู้ให้ทุนสนับสนุนงานวิจัย ด้วยการสนับสนุนในครั้งนี้ ผู้วิจัยสามารถนำแนวคิดที่มีออกมาสู่การทำวิจัยจริงจนประสบผลสำเร็จ อันจะเป็นพื้นฐานในการประยุกต์ใช้กระบวนการการทดลอง ผสมผสานกับการสร้างโมเดลที่ใช้ในการทำนาย

ขอขอบคุณ ท่านอาจารย์ รองศาสตราจารย์ ดร.ประเสริฐ เอ่งฉ้วน และ รองศาสตราจารย์ ดร.อนุรัตน์ ภูวานคำ ผู้ให้คำปรึกษาที่ทรงคุณค่าแก่ผู้วิจัย ขอขอบคุณรองศาสตราจารย์ ดร.จิรัชญา อายะวรรณา ที่ให้คำแนะนำการหาสารตั้งต้น และ ขอขอบคุณ ทัศนีย์ ทิพย์สาคร ที่ทำให้ผู้วิจัยสามารถดำเนินงานวิจัยได้อย่างราบรื่นและมีประสิทธิภาพ

นภัสดล สิงหะตา

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย) .... ข
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ) .... ค
กิตติกรรมประกาศ .... ง
สารบัญ .... จ
สารบัญตาราง .... ญ
สารบัญรูป .... ฎ
สารบัญสมการ .... ฑ
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ.. ฒ

บทที่

1 **บทนำ** 1
1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหาวิจัย.. 1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย 3
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย 3
1.4 วิธีการดำเนินงานวิจัย 3
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.. 4
1.6 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย.. 4
2 **ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง** 5
2.1 จีโอโพลิเมอร์ 5
2.1.1 ความแตกต่างระหว่างจีโอโพลิเมอร์กับซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ 7
2.1.2 โครงสร้างของจีโอโพลิเมอร์ 8
2.1.3 ปัจจัยที่มีผลต่อความแข็งแรงของจีโอโพลิเมอร์ 9
2.2 ดินขาวเผา 10
2.3 การออกแบบการทดลอง 14
2.3.1 การออกแบบการทดลองแบบแฟกทอเรียลเต็ม 14

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.3.3 การออกแบบการทดลองแบบทากุจิ 20
2.4 การเรียนรู้ของเครื่อง 14
2.4.1 การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression Model) 24
2.4.2 การถดถอยแบบเวกเตอร์สนับสนุน 25
2.4.3 การถดถอยด้วยอัลกอริธึมเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด 28
2.4.4 การทำนายค่าผลลัพธ์ (Prediction) 29
2.4.5 การเรียนรู้แบบรวมหลายโมเดล 30
2.4.6 Bagging Ensemble 31
2.4.7 กลไกการเรียนรู้แบบลำดับเพื่อยกระดับความแม่นยำของแบบจำลอง (Boosting) 33
2.4.8 Random Forest (RF) 35
2.5 คุณสมบัติทางกล 38
2.5.1 ค่าความแข็งแรงต่อการรับแรงอัด 38
2.5.2 ความพรุนตัว 39
2.5.3 ความหนาแน่นรวม 40
2.5.4 ระยะการก่อตัว 42
2.6 ปัจจัยที่ส่งผลต่อระยะเวลาการก่อตัว 43
2.7 ความสัมพันธ์กับสมบัติเชิงกล 44
2.7.1 ความสัมพันธ์กับสมบัติเชิงกลและการคงทน 44
2.7.2 ความสัมพันธ์ระหว่าง ความหนาแน่นรวมกับสมบัติเชิงกล 44
2.8 การจำลองกราฟมอนติคาร์โล 45
2.9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 46
3 **วิธีการการออกแบบการทดลอง**.. 50
3.1 จีโอโพลิเมอร์ 50
3.2 สมมติฐานของปัญหา... 54
3.3 การกำหนดการทดลอง 55
3.4 วิธีการ 57

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.5 การออกแบบแฟกทอเรียลเต็มในการทดลอง 59
3.6 การออกแบบส่วนประสมกลางในการทดลอง 61
3.7 การออกแบบทากุจิในการทดลอง 63
3.8 การออกแบบแบบผสมผสานส่วนประสมกลางและทากุจิ 64
3.9 การทำนายผล 66
3.10 ข้อมูลการทดสอบ 67
3.11 การเตรียมตัวอย่างมอร์ต้าร์ปูนซีเมนต์ควบคุม (Control Type: CT) 68
3.12 ขั้นตอนในการออกแบบและพัฒนาโมเดล 68
3.13 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ 70
3.13.1 แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น 70
3.13.2 แบบจำลอง Bagging 70
3.13.3 แบบจำลอง Gradient Boosting 72
3.13.4 แบบจำลอง Random Forest 72
3.13.5 ระเบียบวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด 73
3.14 การวัดค่าทดสอบผล 76
3.15 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย 77
3.15.1 อุปกรณ์การทดลอง 77
3.16 วิธีการทดลอง 79
3.17 การวิเคราะห์องค์ประกอบทางเฟส 84
4 ผลการวิจัยและอภิปรายผล 85
4.1 ผลการทดลอง 85
4.2 การวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analysis) 86
4.2.1 คุณสมบัติทางกายภาพของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิต 87
4.2.2 อิทธิพลของตัวแปรต้นต่อจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิต 94
4.2.3 การหาความสัมพันธ์ 97
4.2.4 แผนภาพความสัมพันธ์ตัวแปรโดยใช้ Heatmap 98
4.2.5 การจำลองมอนติคาร์โล 101

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.2.6 การวิเคราะห์ฮิสโตแกรมและกราฟควอนไทล์ 105
4.2.7 ผลของพารามิเตอร์ 109
4.2.8 ระเบียบวิธีและสมการทางคณิตศาสตร์สำหรับการวิเคราะห์ 115
4.2.9 ความสำคัญของคุณลักษณะ SHAP 116
4.2.10 แผนภาพ SHAP 117
4.2.11 ค่าความแข็งแรงที่มีผลในแต่ละตัวแปร 118
4.3 การพยากรณ์กำลังรับแรงอัดของคอนกรีตจีโอโพลิเมอร์โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง 119
4.3.1 การตรวจสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยวิธี K-Fold Cross Validation 120
4.3.2 การประเมินเปรียบเทียบแบบจำลอง 122
4.3.3 การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองเพื่อทำนายความแข็งแรงของแรงอัด 123
4.4 การสร้าง Bagging Model โดยใช้การออกแบบการทดลอง 126
4.4.1 การประเมินการทำนายผล 128
4.4.2 ประสิทธิภาพของแบบจำลอง 132
4.4.3 กราฟการเปรียบเทียบการทำนาย 134
4.4.4 การเปรียบเทียบการทำนายในการทดลองหลายแบบ 137
4.4.5 การกระจายค่าความคลาดเคลื่อน 139
5 **สรุปผลวิจัยและข้อเสนอแนะ** 140
5.1 สรุปผล 140
5.2 การวิเคราะห์ข้อมูลและข้อสรุป.. 140
5.2.1 ผลกระทบอย่างมีนัยสำคัญต่อคุณสมบัติทางกลและกายภาพ.... 140
5.2.2 การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงสถิติและการประเมินแบบจำลองทำนาย 141
5.2.3 ผลของตัวแปรต้นต่อสมบัติทางกลและกายภาพ........................ 141
5.2.4 อัตราส่วนผสมที่ดีที่สุด 141
5.2.5 ความสัมพันธ์ระหว่างคุณสมบัติ 141

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

5.2.6 เปรียบเทียบคุณสมบัติระหว่างจีโอโพลิเมอร์และปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ 141
5.2.7 การวิเคราะห์ด้วย Monte Carlo Simulation 141
5.2.8 ประสิทธิภาพของโมเดล Machine Learning 142
5.2.9 การตรวจสอบด้วย Cross-Validation 143
5.2.10 ผลของการออกแบบการทดลอง 144
5.2.11 การเปรียบเทียบการออกแบบการทดลอง 145
5.3 ข้อเสนอแนะ 143
5.3.1 การออกแบบสูตรผสม 143
5.3.2 การประยุกต์ใช้ในงานก่อสร้าง 143
5.3.3 การพัฒนาแบบจำลองทำนาย 143
5.3.4 ด้านการเลือกโมเดล 143
5.3.5 ด้านการออกแบบการทดลองและข้อมูล 143
รายการอ้างอิง 144
ภาคผนวก ก 160
ประวัติผู้เขียน 198

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

1.1 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย 4
2.1 องค์ประกอบทางเคมีของดินขาวเผา 12
2.3 ออกแบบการทดลองโดยใช้วิธีการออกแบบส่วนประสมกลาง 19
2.4 วิธีการทากุจิ 23
2.5 สรุปแบบจำลองที่ใช้ในการทำนายในงานวิจัย 46
3.1 ตัวแปรในการศึกษา 56
3.2 การออกแบบแฟกทอเรียลเต็มรูปแบบสำหรับการกำหนดสัดส่วนผสม 59
3.3 การทดลองโดยใช้การออกแบบส่วนประสมกลาง 62
3.4 การทดลองโดยใช้การออกแบบส่วนประสมกลาง 63
3.5 Hybrid Taguchi–CCD สำหรับการออกแบบ ส่วนผสม 64
3.6 การทดลองเพื่อทดสอบ 67
3.7 การทดลองมอร์ต้าร์ ปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ 68
4.1 ค่าทางสถิติของอินพุตและเอาต์พุต 86
4.2 ค่าคุณสมบัติของการทดลอง 88
4.3 พารามิเตอร์ในการใช้ทำนายผล 119
4.4 การตรวจสอบ K-fold ด้วย R^2 121
4.5 ชุดฝึกอบรมที่มีนัยสำคัญทางสถิติ 129
4.6 ชุดทดสอบที่มีนัยสำคัญทางสถิติ 129
4.7 สรุปประสิทธิภาพการทำงานของโมเดลพัฒนาตามชุดข้อมูลการฝึกอบรมและการทดสอบ 137

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญรูป

รูปที่ **หน้า**

2.1	ปฏิกิริยาไฮเดรชั่นของปูนซีเมนต์ กับจีโอโพลิเมอร์ไรเซชัน	7
2.2	ขั้นตอนการเกิดจีโอโพลิเมอร์ไรเซชัน	12
2.3	วิเคราะห์องค์ประกอบด้วยการเลี้ยวเบนรังสีเอกซ์ (XRD) ของดินขาวเผา	13
2.4	การออกแบบส่วนประสมกลาง	18
2.5	การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น	24
2.6	กระบวนการถดถอยแบบเวกเตอร์สนับสนุน	27
2.7	การถดถอยด้วยอัลกอริธึมเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด	29
2.8	ขั้นตอน Bootstrap Aggregating	32
2.9	ขั้นตอนการทำ Boosting	34
2.10	ขั้นตอนการทำ Random Forest	36
3.1	ขั้นตอนการสร้าง Bagging แบบใหม่	53
3.2	กระบวนการพัฒนา Bagging ensemble	58
3.3	โครงสร้างของการออกแบบแบบส่วนประสมกลาง	61
3.4	ข้อมูลการทดลองสำหรับชุดฝึกอบรมและการทดสอบ	66
3.5	เครื่องมือชั่งสาร	77
3.6	เครื่องผสมสาร	77
3.7	แท่งกระทุ้ง	78
3.8	แบบหล่อชิ้นงานทรงลูกบาศก์	78
3.9	เครื่องทดสอบกำลังรับแรงอัด	78
3.10	ขั้นตอนการทำจีโอโพลิเมอร์	79
3.11	ติดตั้งใบพัด	80
3.12	การผสมสารละลาย	80
3.13	ผสมสาร	81
3.14	รูปแบบการกระทุ้ง	81

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่		หน้า

3.15 การกระทุ้งในงานจริง 82
3.16 การบ่มชิ้นงาน 82
3.17 การชั่งและวัดชิ้นงาน 83
3.18 การทดสอบกำลังรับแรงอัด 83
4.1 การทดลองกำลังรับแรงอัด 90
4.2 การทดลอง ความหนาแน่นรวม 91
4.3 การทดลอง เปอร์เซ็นต์ความพรุน 92
4.4 การทดลอง ระยะเวลาที่ชิ้นงานเริ่มแข็งตัว 93
4.5 การทดสอบกำลังรับแรงอัด 94
4.6 ผลของพารามิเตอร์ต่อคุณสมบัติของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิตของค่าความแข็งแรง 95
4.7 ผลของพารามิเตอร์ต่อคุณสมบัติของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิตของ Bulk Density 96
4.8 ผลของพารามิเตอร์ต่อคุณสมบัติของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิตของเปอร์เซ็นต์ความพรุน 96
4.9 แนวโน้มของความสัมพันธ์ระหว่างคุณสมบัติต่างๆ ของตัวอย่างจีโอโพลิเมอร์..... 97
4.10 เมทริกซ์ความสัมพันธ์สำหรับชุดข้อมูลแผ่น 99
4.11 การจำลองมอนติคาร์โลด้วยการออกแบบทากุจิ 101
4.12 การจำลองมอนติคาร์โลด้วยการออกแบบส่วนประสมกลาง 102
4.13 การจำลองมอนติคาร์โลด้วยการออกแบบ HTC 103
4.14 ฮิสโทแกรมการกระจายและกราฟความน่าจะเป็นของข้อมูล ค่าความแข็งแรงแบบทากุจิ 105
4.15 ฮิสโทแกรมการกระจายและกราฟความน่าจะเป็นของข้อมูล ค่าความแข็งแรงแบบ CCD 106
4.16 ฮิสโทแกรมการกระจายและกราฟความน่าจะเป็นของข้อมูล ค่าความแข็งแรงแบบ HTC 107
4.17 ฮิสโทแกรมกระจายและกราฟความน่าจะเป็นข้อมูล ค่าความแข็งแรงแบบ FFD 107
4.18 แผนที่ความร้อนและพล็อตพื้นผิว 3 มิติ ความสัมพันธ์ Mol และ SS/SH 110

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ หน้า

4.19 แผนที่ความร้อนและพล็อตพื้นผิว 3 มิติ ความสัมพันธ์ระหว่าง Mol และ S/L.... 111
4.20 แผนที่ความร้อนและพล็อตพื้นผิว 3 มิติ ความสัมพันธ์ระหว่าง SS/SH และ S/L 113
4.21 แบบจำลองการให้คะแนนแบบถ่วงน้ำหนัก 115
4.22 ความสำคัญของลักษณะ SHAP ของปัจจัยจีโอโพลิเมอร์มทาคาโอลิน 116
4.23 กราฟ SHAP พร้อมค่า SHAP เฉลี่ย 117
4.24 ความแข็งแรงที่มีผลในแต่ละตัวแปร 118
4.25 การเปรียบเทียบการทำนายความแข็งแรงของแรงอัดด้วย R^2 122
4.26 การเปรียบเทียบการทำนายความแข็งแรงของแรงอัดด้วย RMSE 122
4.27 การทำนายความแข็งแรงของแรงอัดด้วยแบบจำลองเปรียบเทียบ 6 โมเดล 124
4.28 การทำนายความแข็งแรงอัดด้วยการออกแบบการทดลอง (ก) การออกแบบ แบบ Taguchi ของชุดรถไฟ; (ข) การออกแบบแบบ Taguchi ของชุดทดสอบ; (ค) CCD ของชุดรถไฟ; (ง) CCD ของชุดทดสอบ (จ) Taguchi-CCD แบบ ไฮบริดของชุดรถไฟ (ฉ) Taguchi-CCD แบบไฮบริดของชุดทดสอบ 127
4.29 การทำนายความแข็งแรงของแรงอัด RMSE จากการออกแบบการทดลอง 130
4.30 การทำนายความแข็งแรงของแรงอัด R^2 จากการออกแบบการทดลอง 131
4.31 แบบจำลองที่ดีที่สุดของความแข็งแรงในการบีบอัดเชิงทดลองเทียบกับที่ คาดการณ์ไว้สำหรับวิธีการออกแบบการทดลองต่างๆ: (ก) การออกแบบ Taguchi; (ข) CCD; (ค) HTC; (ง) แบบจำลอง BR ใหม่ 133
4.32 กราฟเปรียบเทียบผลการทดลองสำหรับแบบจำลองและชุดข้อมูลของข้อมูล รถไฟที่แตกต่างกัน (ก) การออกแบบ Taguchi; (ข) CCD; (ค) HTC; (ง) แบบจำลอง BR ใหม่ 134
4.33 กราฟเส้นเปรียบเทียบผลการทดลองของแบบจำลองและชุดข้อมูลทดสอบ (ก) Taguchi design; (ข) CCD; (ค) HTC; (ง) New BR model 136
4.34 การกระจายของค่าความคลาดเคลื่อน 139

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญสมการ

สมการที่ หน้า

2.1 6
2.2 8
2.3 24
2.4 25
2.5 29
2.6 29
2.7 39
2.8 41
3.1 70
3.2 71
3.3 71
3.4 72
3.5 72
3.6 73
3.7 73
3.8 73
3.9 73
3.10 74
3.11 74
3.12 75
3.13 76
3.14 76
3.15 76
3.16 76

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

AAS	=	Alkaline Activator Solution
Al_2O_3	=	Aluminum Oxide
BR	=	Bagging Ensemble Regression
°C	=	Degree celsius
CaO	=	Calcium Oxide
CCD	=	Central Composite Design
Cr_2O_3	=	Chromium (III) Oxide
CS	=	Compressive Strength
DI	=	Deionized
Fe_2O_3	=	Iron (III) Oxide
GB	=	Gradient Boosting
L	=	Level
M	=	Molarity
MK	=	Metakaolin
ML	=	Machine learning
Mol	=	Molarity
MK	=	Metakaolin
mm	=	Millimeter
NaOH	=	Sodium Hydroxide
Na_2SiO_3	=	Sodium Silicate
P	=	Parameter
R^2	=	Coefficient of determination
RF	=	Random forest
RMSE	=	Root mean square error
S/L	=	Solid-to-liquid
SH	=	Sodium Hydroxide

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ (ต่อ)

SiO_2	=	Silicon Dioxide
SO_3	=	Sulfur Trioxide
SS	=	Sodium Silicate
TiO_2	=	Titanium Dioxide
μm	=	Micrometer
XRF	=	X-ray fluorescence
ZrO_2	=	Zirconium Dioxide

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหาการวิจัย

การผลิตปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์แบบดั้งเดิมส่งผลให้เกิดการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ในปริมาณมากสู่ชั้นบรรยากาศ ซึ่งเป็นหนึ่งในสาเหตุหลักของปัญหามลภาวะและการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ จีโอโพลิเมอร์จึงได้รับความสนใจในฐานะวัสดุทดแทนที่เป็นมิตรต่อสิ่งแวดล้อม เนื่องจากสามารถผลิตได้จากวัสดุเหลือใช้หรือวัสดุธรรมชาติที่มีองค์ประกอบของอลูมินา-ซิลิเกต เมื่อผสมกับสารละลายอัลคาไลน์ไฮดรอกไซด์และสารละลายซิลิเกตเข้มข้นจะเกิดกระบวนการโพลิเมอไรเซชัน หรือ กระบวนการก่อตัวโครงสร้างพอลิเมอร์ของวัสดุที่มีพันธะระหว่างอะตอมซิลิกอน-ออกซิเจน-อะลูมิเนียม ส่งผลให้ได้วัสดุที่มีสมบัติเชิงกลดี และสามารถลดการพึ่งพาปูนซีเมนต์ได้อย่างมีนัยสำคัญ ในช่วงที่ผ่านมา มีการศึกษาวิจัยอย่างกว้างขวางเกี่ยวกับการใช้จีโอโพลิเมอร์เป็นวัสดุทดแทนปูนซีเมนต์ โดยเฉพาะในงานคอนกรีต เนื่องจากสมบัติที่ดีด้านความแข็งแรง การทนทาน และความสามารถในการลดการปล่อยคาร์บอน อย่างไรก็ตาม การออกแบบส่วนผสมของจีโอโพลิเมอร์เพสต์ที่เหมาะสมยังคงเป็นประเด็นที่ท้าทายต่อการควบคุมและทำซ้ำ เนื่องจากมีตัวแปรจำนวนมากที่ส่งผลต่อคุณสมบัติทางกล เช่น ความเข้มข้นของสารละลายอัลคาไลน์ อัตราส่วนของสารตั้งต้น และเงื่อนไขการบ่ม ซึ่งต้องอาศัยการทดลองจำนวนมาก ส่งผลให้มีค่าใช้จ่ายสูงและใช้เวลาในการพัฒนาโมเดลในการทำนายผล

ดินขาวเผา (Metakaolin) ซึ่งได้จากการเผาดินขาวเป็นหนึ่งในวัสดุจีโอโพลิเมอร์ที่มีศักยภาพสูง เนื่องจากมีองค์ประกอบของอลูมินาและซิลิเกตในปริมาณมาก อนุภาคขนาดเล็กของดินขาวเผาช่วยลดความพรุนและการซึมผ่านในคอนกรีตได้อย่างมีประสิทธิภาพ จึงเหมาะสมในการนำมาศึกษาเพื่อพัฒนาเป็นวัสดุทดแทนปูนซีเมนต์ เพื่อให้สามารถลดจำนวนการทดลองทางกายภาพโดยไม่สูญเสียความแม่นยำในการพยากรณ์ การออกแบบการทดลองที่มีโครงสร้าง เช่น วิธีของทากุจิ (Taguchi method) และการออกแบบส่วนประสมกลาง (Central Composite Design: CCD) จึงได้รับความนิยม เนื่องจากสามารถวิเคราะห์ผลกระทบของปัจจัยต่าง ๆ ได้อย่างครอบคลุม ด้วยจำนวนการทดลองที่น้อยลง ในขณะเดียวกันยังสามารถประเมินผลและสร้างแบบจำลองได้อย่างมีประสิทธิภาพ ยิ่งไปกว่านั้น แนวคิดด้านการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) โดยเฉพาะเทคนิคแบบการรวมกลุ่ม (Ensemble Learning) เช่น Bagging หรือการรวมแบบจำลองหลายชุดเข้า

ด้วยกัน เพื่อเพิ่มความแม่นยำและความทนทานในการพยากรณ์ ก็เป็นอีกแนวทางหนึ่งที่ได้รับความสนใจ เนื่องจากสามารถลดการแปรปรวนของข้อมูลพยากรณ์ เพื่อเพิ่มความเสถียรของแบบจำลองและการเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป (Overfitting) ที่มักพบในโมเดลพยากรณ์จากข้อมูลชุดเดียว อย่างไรก็ตาม การพยากรณ์คุณสมบัติของวัสดุอย่างแม่นยำ เช่น กำลังอัดของจีโอโพลิเมอร์เพสต์ ยังขึ้นอยู่กับคุณภาพ ความหลากหลาย และการกระจายตัวของข้อมูลเชิงทดลองเป็นสำคัญ การสุ่มตัวอย่างแบบสุ่ม แม้จะใช้งานอย่างแพร่หลาย แต่ก็มักก่อให้เกิดอคติ ครอบคลุมพื้นที่การออกแบบได้ไม่ทั่วถึง และไม่สามารถสะท้อนปฏิสัมพันธ์เชิงซ้อนของตัวแปรได้อย่างครบถ้วน

งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาโครงสร้างการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำ ทนทาน และทำนายผล สำหรับการประมาณค่ากำลังอัดของจีโอโพลิเมอร์เพสต์ที่ใช้ดินขาวเผาเป็นวัสดุตั้งต้น โดยบูรณาการระหว่างเทคนิค Ensemble Learning กับการออกแบบการทดลองเชิงโครงสร้าง ได้แก่ วิธี Taguchi, CCD และ HTC เพื่อเอาชนะข้อจำกัดของการสุ่มตัวอย่าง ลดความแปรปรวนของโมเดลและเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์จากชุดข้อมูลที่มีการกระจายตัวอย่างเหมาะสม กรอบแนวทางนี้มีความเหมาะสมอย่างยิ่งในบริบทที่มีข้อจำกัดด้านทรัพยากร ทั้งในด้านเวลา ต้นทุน และปริมาณวัสดุ ซึ่งจำเป็นต้องลดจำนวนการทดลองจริงให้น้อยที่สุด แต่ยังคงไว้ซึ่งความแม่นยำและความครอบคลุมของข้อมูลที่เพียงพอในการสร้างแบบจำลองที่มีคุณภาพ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1.2.1 เพื่อพัฒนาวิธีการออกแบบการทดลองสำหรับการทำจีโอโพลิเมอร์ซึ่งจะช่วยลดจำนวนการทดลองที่จำเป็นต้องทำให้มีจำนวนน้อยลง

1.2.2 เพื่อหาวิธีการทำนายค่าความแข็งแรงของจีโอโพลิเมอร์ที่เหมาะสมซึ่งสามารถใช้ทำนายผลแทนการทดลองจริงเพื่อลดจำนวนการทดลองที่มีอยู่จำนวนมากในการทำจีโอโพลิเมอร์

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

1.3.1 ใช้ดินขาวเผาเป็นสารตั้งต้นในการผลิตสารจีโอโพลิเมอร์

1.3.2 กำหนดตัวแปรต้น ได้แก่ ความเข้มข้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์, อัตราส่วนระหว่าง Na_2SiO_3/NaOH, และอัตราส่วนระหว่างของแข็ง (S) กับสารละลาย (L)

1.3.3 ใช้ความเข้มข้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์ที่ 10 โมลาร์, 12 โมลาร์, และ 14 โมลาร์

1.3.4 ใช้อัตราส่วนระหว่าง Na_2SiO_3/NaOH ที่ 1.2, 1.6, และ 2

1.3.5 ทำการหล่อก้อนตัวอย่างขนาด 50 x 50 x 50 มม. เพื่อทดสอบการรับกำลังอัดที่อายุ 7 วัน และเก็บข้อมูลจากการทดลองจริงเพื่อนำไปใช้ในการทำนายผล

1.4 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

1.4.1 ศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง รวมถึงวิธีการทดสอบที่ใช้ในงานวิจัย

1.4.2 จัดหาวัสดุและอุปกรณ์ และวางแผนการดำเนินการทดสอบ

1.4.3 ดำเนินการทดสอบคุณสมบัติของวัสดุที่ใช้ผสม และทดลองหาสัดส่วนผสมที่เหมาะสม

1.4.4 ทำการหล่อก้อนตัวอย่างเพื่อทดสอบ และดำเนินการทดสอบคุณสมบัติของชิ้นงาน

1.4.5 วิเคราะห์ผลการทดสอบที่ได้

1.4.6 ปรับปรุงการทดลองและกระบวนการตามผลที่ได้จากการวิเคราะห์

1.4.7 วิเคราะห์ผลการทดสอบซ้ำเพื่อความแม่นยำ

1.4.8 สรุปผลการวิจัยและจัดทำรูปเล่มวิทยานิพนธ์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

1.5 ประโยชน์ที่ได้รับจากการวิจัย

1.5.1 ใช้ผลการศึกษาที่ได้รับเป็นแนวทางในการทดลองและออกแบบจีโอโพลิเมอร์ โดยสามารถลดจำนวนการทดลองให้มีจำนวนน้อยลง

1.5.2 พัฒนาแนวทางในการสร้างโมเดลสำหรับการทำนายผลทดสอบการรับกำลังอัดของจีโอโพลิเมอร์ เพื่อลดจำนวนการทดลองที่จำเป็น

1.6 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

ตารางที่ 1.1 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย

ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย	**เดือนที่**											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1.ทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	x	x	x	x								
2.จัดเตรียมข้อมูลสำหรับแบบจำลองและออกแบบอัลกอริทึม			x	x	x	x						
3.ทดลองการออกแบบ ทำนายผล					x	x	x					
4.วิเคราะห์ข้อมูลจากการทดลอง						x	x	x				
5.พัฒนาปรับปรุงอัลกอริทึม								x	x			
6.สรุปอภิปรายผลและข้อเสนอแนะ									x	x		
7.จัดทำวิทยานิพนธ์										x	x	
8.สอบวิทยานิพนธ์												x

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

บทที่ 2
ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การวิเคราะห์ปัญหาที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบส่วนผสมสำหรับจีโอโพลิเมอร์ในงานคอนกรีต ต้องพิจารณาถึงเวลาและต้นทุนในการทดลองเป็นปัจจัยสำคัญ วิธีการที่ใช้ในการลดปัญหาต้องง่ายต่อการนำไปผลิตและช่วยลดเวลาในการพัฒนาขั้นตอนของกระบวนการ การออกแบบการทดลองนำไปสู่วิธีการดำเนินการทดลองที่มีประสิทธิภาพ เพื่อหาค่าที่ดีที่สุดของปัจจัย (Parameter design) ซึ่งทำให้ผลลัพธ์เข้าใกล้ค่าเป้าหมายมากที่สุด ช่วยลดความผันแปรของกระบวนการ การใช้เครื่องมือทางสถิติและเทคนิคใหม่ๆ เป็นสิ่งจำเป็นในการวิเคราะห์และตัดสินใจออกแบบ บทนี้จะพิจารณาถึงทฤษฎีการออกแบบการทดลอง วิธีการคำนวณอัตราส่วนผสม การสร้างระบบทางคณิตศาสตร์จำลอง การทำนายผลด้วยวิธีทางสถิติ รวมถึงการใช้การออกแบบการทดลอง และการประยุกต์ใช้วิธีการการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) ซึ่งเหมาะสมกับการทดลองเพื่อหาค่าอัตราส่วนที่เหมาะสมในการผลิตจีโอโพลิเมอร์ โดยช่วยลดเวลาและต้นทุนในการทดลอง การคาดการณ์อัตราส่วนที่ทำให้ได้ค่าความแข็งแรงของคอนกรีต ที่ผลิตขึ้นจะถูกใช้ในการสร้างแบบจำลองโมเดลที่เหมาะสม การใช้วิธีการการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) ในการคำนวณช่วยให้สามารถหาคำตอบที่ใกล้เคียงที่สุดได้ นอกจากนี้การพิจารณางานวิจัยที่เกี่ยวข้องมีผลต่อการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ในหัวข้อถัดไป โดยพิจารณางานวิจัยที่เกี่ยวข้องเพื่อหาแนวทางในการสร้างแบบจำลองและทำนายค่าความแข็งแรงจากชิ้นงานที่สร้างขึ้นมา (Abdullah et al.,2011)

2.1 จีโอโพลิเมอร์

จีโอโพลิเมอร์ (Geopolymer) เป็นวัสดุทดแทนปูนซีเมนต์ที่กำลังได้รับความสนใจอย่างกว้างขวางในวงการวัสดุก่อสร้าง เนื่องจากเป็นวัสดุชนิดใหม่ที่ไม่ใช้ปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์เป็นองค์ประกอบหลัก แต่สามารถพัฒนาแรงยึดเหนี่ยวและความแข็งแรงได้จากปฏิกิริยาโพลิเมอไรเซชันของวัสดุอลูมิโนซิลิเกต (Aluminosilicate) กับสารละลายด่าง (Alkaline activator solution) ซึ่งกระบวนการนี้เรียกว่า Alkali Activation หรือ Geopolymerization องค์ประกอบหลักของสารละลายด่าง ได้แก่ โซเดียมไฮดรอกไซด์ (Sodium Hydroxide, NaOH) และโซเดียมซิลิเกต (Sodium Silicate, Na2SiO3) ซึ่งเมื่อทำปฏิกิริยากับวัสดุที่มีองค์ประกอบของอลูมินา (Al_2O_3) และซิลิกา (SiO_2) จะเกิดเจลชนิดหนึ่งที่เรียกว่า N-A-S-H gel (Sodium Alumino Silicate Hydrate) ซึ่ง

เป็นสารประกอบแข็งที่ให้ความแข็งแรงกับวัสดุคล้ายกับเจล C-S-H ในปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ (Ordiary Portland Cement, OPC) แม้ว่าจะไม่มีแคลเซียมไฮดรอกไซด์ ($Ca(OH)_2$) เป็นองค์ประกอบเหมือนปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ จีโอโพลิเมอร์นอกจากจะมีคุณสมบัติทางกลที่ดีแล้ว ยังมีความทนทานต่อสารเคมี กรด ด่าง และอุณหภูมิสูง ส่งผลให้จีโอโพลิเมอร์เป็นวัสดุที่เหมาะสมสำหรับงานโครงสร้างพื้นฐาน งานซ่อมแซมโครงสร้าง และงานด้านสิ่งแวดล้อม จีโอโพลิเมอร์มีข้อได้เปรียบเหนือซีเมนต์ปอร์ตแลนด์อย่างชัดเจน โดยสามารถลดการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ได้อย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งเป็นผลมาจากการใช้ของเสียอุตสาหกรรมหรือวัสดุธรรมชาติ เช่น เถ้าลอย เถ้าหนัก หรือดินขาวเผา แทนการเผาหินปูนที่ต้องใช้พลังงานสูงในกระบวนการผลิตปูนซีเมนต์ นอกจากนี้ การผลิตจีโอโพลิเมอร์ยังสามารถทำได้ในอุณหภูมิที่ต่ำกว่า ส่งผลให้ประหยัดพลังงานลดผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อมโดยรวม กระบวนการเกิดจีโอโพลิเมอร์สามารถแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนหลัก ดังนี้ (Rattanasak et al.,2009)

การละลาย (Dissolution) วัสดุตั้งต้นที่มีองค์ประกอบอะลูมิโนซิลิเกตจะถูกสารละลายด่าง เช่น NaOH หรือ KOH ละลายเพื่อปลดปล่อยซิลิกาและอะลูมินาออกมาในรูปของไอออน เช่น SiO_4^{4-} และ AlO_4^{5-}

การรวมตัว (Reorientation and Polycondensation) ไอออนเหล่านี้จะรวมตัวกันเป็นโครงข่ายพอลิเมอร์ เช่น พันธะ Si–O–Al–O–Si ซึ่งเมื่อรวมตัวกันจะเกิดเป็นเจล N-A-S-H ที่ให้ความแข็งแรงคงทน

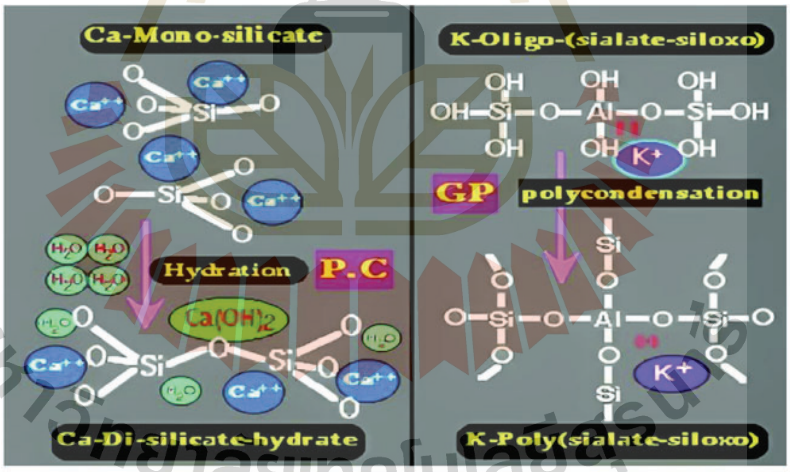
การแข็งตัว (Hardening): เจลที่ได้เชื่อมโยงกันเป็นโครงสร้างแข็งแรง มีลักษณะคล้ายวัสดุซีเมนต์แต่ปราศจาก C-S-H gel หรือ $Ca(OH)_2$ ปฏิกิริยาโดยรวมสามารถแสดงได้ดังนี้

$$Al_2O_3{\cdot}2SiO_2 + NaOH + Na_2SiO_3 \longrightarrow \text{N-A-S-H gel} \quad (2.1)$$

ทั้งนี้ ปฏิกิริยาดังกล่าวเกิดขึ้นอย่างซับซ้อนอาศัยปัจจัยหลายประการ เช่น ความเข้มข้นของ NaOH, สัดส่วนของ Na_2SiO_3 ต่อ NaOH, อัตราส่วน Si/Al, สัดส่วนของแข็งต่อน้ำ (S/L ratio), อุณหภูมิเวลาในการบ่ม (Curing time) ซึ่งแต่ละปัจจัยจะมีผลต่อสมบัติของจีโอโพลิเมอร์ทั้งในระยะสั้นและระยะยาว ดังนั้น การควบคุมปรับแต่งองค์ประกอบเหล่านี้อย่างเหมาะสมจะช่วยให้ได้วัสดุจีโอโพลิเมอร์ที่มีคุณภาพสูง ทั้งในด้านความแข็งแรง ความทนทาน และประสิทธิภาพเชิงสิ่งแวดล้อม ซึ่งสามารถนำไปใช้ทดแทนปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ได้อย่างมีประสิทธิภาพในหลากหลายบริบทของงานก่อสร้าง (Palomo,et al.,1999)

2.1.1 ความแตกต่างระหว่างจีโอโพลิเมอร์กับซีเมนต์ปอร์ตแลนด์

ซีเมนต์ปอร์ตแลนด์เป็นวัสดุเชื่อมผสานที่ใช้ในการก่อสร้าง ซึ่งจะทำให้เกิดการแข็งตัวเมื่อผงปูนผสมกับน้ำ โดยมีลักษณะการใช้งานที่คล้ายกับการเป็นวัสดุสำหรับการก่อสร้าง ซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ผลิตจากการเผาส่วนผสมของหินปูนและหินดินดานที่อุณหภูมิระหว่าง 1,400 ถึง 1,600 องศาเซลเซียส ความแตกต่างที่สำคัญระหว่างซีเมนต์ปอร์ตแลนด์และจีโอโพลิเมอร์อยู่ที่องค์ประกอบทางเคมีและกลไกของปฏิกิริยาเคมี ซีเมนต์ปอร์ตแลนด์จะเกิดการเปลี่ยนแปลงทางโครงสร้างและพัฒนาแข็งแรงโดยการทำปฏิกิริยากับน้ำ ขณะที่จีโอโพลิเมอร์ผลิตจากการทำปฏิกิริยาระหว่างสารอะลูมิโนซิลิเกต (Aluminosilicate) กับสารละลายอัลคาไลน์ (Alkaline Solution) ซึ่งประกอบด้วยสารละลายเบสแก่ เช่น โซเดียมไฮดรอกไซด์ (Sodium Hydroxide) และโซเดียมซิลิเกต (Sodium Silicate) โดยสารอัลคาไลน์จะช่วยสลายพันธะในวัสดุอะลูมิโนซิลิเกตและปล่อยไอออนที่จำเป็นสำหรับการสร้างพันธะใหม่ในรูปแบบของโมเลกุลลูกโซ่ ซึ่งการปรับสมดุลประจุของอัลคาไลไอออนในโครงสร้างโพลีไซอะเลต (Polysialate) และการคายน้ำระหว่างการเกิดปฏิกิริยาเคมี จะนำไปสู่การสร้างวัสดุที่มีความแข็งแรงและความทนทานตามที่ต้องการดังรูปที่ 2.1 ซึ่งแสดงกระบวนการเคมีของปฏิกิริยาที่เกิดขึ้นระหว่างวัสดุอะลูมิโนซิลิเกตและสารละลายอัลคาไลน์



รูปที่ 2.1 ปฏิกิริยาไฮเดรชั่นของปูนซีเมนต์ กับจีโอโพลิเมอร์ไรเซชัน
(ที่มา: บทความ Recent development in geopolymer concrete: A review)

2.1.2 โครงสร้างของจีโอโพลิเมอร์

โครงสร้างของจีโอโพลิเมอร์มีลักษณะเป็นโครงข่ายสามมิติที่ประกอบด้วยซิลิคอนออกโซอะลูมิเนต ซึ่งเชื่อมต่อกันในรูปแบบที่คล้ายคลึงกับโครงสร้างของซีโอไลต์ โดยมีรูปทรงสี่หน้า (tetrahedra) ของซิลิคอน (SiO_4) และอะลูมิเนียม (AlO_4) เป็นหน่วยพื้นฐาน แต่ต่างจากซีโอไลต์ตรงที่จีโอโพลิเมอร์ไม่มีโครงสร้างผลึก (Crystalline) แต่เป็นโครงสร้างแบบอสัณฐาน (Amorphous network) ซึ่งเกิดจากการเชื่อมโยงของหน่วยแบบ Tetrahedra เหล่านี้ผ่านพันธะออกซิเจนร่วม (Shared oxygen) ในโครงสร้างจีโอโพลิเมอร์ อะตอมของซิลิคอนและอะลูมิเนียมจะสลับกันอยู่ในโครงข่ายโดยมีพันธะ Si–O–Al เป็นหลัก ซึ่งการมีอะลูมิเนียมในโครงสร้างจะทำให้เกิดประจุลบในโครงข่าย (เนื่องจาก Al มีวาเลนซ์น้อยกว่า Si หนึ่งหน่วย) ประจุลบนี้จะถูกปรับสมดุลด้วยไอออนบวก เช่น Na+ หรือ K+ ซึ่งเป็นองค์ประกอบสำคัญในโครงสร้างและช่วยให้โครงข่ายมีเสถียรภาพ

สูตรเคมีทั่วไปของจีโอโพลิเมอร์สามารถแสดงได้ตามสมการที่ 2.2

$$M_n \bullet (-(SiO_2)_z\text{-}AlO_2)_n \bullet wH_2O \tag{2.2}$$

โดยที่ Z คือ จำนวนโมเลกุลของ SiO_2 ซึ่งอาจมีค่าเป็น 1, 2 หรือ 3 ขึ้นอยู่กับอัตราส่วนซิลิกาต่ออะลูมิเนียม (Si/Al ratio)

M คือ ไอออนบวกที่มีวาเลนซี 1 เช่น K+ หรือ Na+

n คือ จำนวนหน่วยของโมเลกุลลูกโซ่ หรือระดับของการเกิดพอลิเมอไรเซชัน (Degree of Polycondensation)

wH2O คือ โมเลกุลของน้ำที่แทรกอยู่ในโครงสร้างหรือถูกดูดซับไว้

กระบวนการพอลิเมอไรเซชันในจีโอโพลิเมอร์ส่งผลให้เกิดโครงสร้างที่แข็งแรงและมีความเสถียรทางเคมีสูง โดยสามารถปรับแต่งคุณสมบัติเฉพาะ เช่น ความพรุน การดูดซึมน้ำ และความทนทานต่อสารเคมี ได้จากการเปลี่ยนแปลงอัตราส่วน Si/Al, ประเภทของไอออนบวก, อัตราส่วน S/L และเงื่อนไขในการบ่ม ด้วยคุณสมบัติเชิงโครงสร้างที่ยืดหยุ่นและสามารถปรับได้ตามวัตถุประสงค์ จีโอโพลิเมอร์จึงถูกพัฒนาให้มีคุณลักษณะหลากหลาย ทั้งในแง่ของความแข็งแรง การซึมน้ำต่ำ ความทนต่ออุณหภูมิสูง และความสามารถในการยึดเกาะกับวัสดุอื่น ๆ ซึ่งทำให้เป็นวัสดุที่มีศักยภาพสูงในอุตสาหกรรมก่อสร้าง

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

2.1.3 ปัจจัยที่มีผลต่อความแข็งแรงของจีโอโพลิเมอร์

กำลังรับแรงอัดของจีโอโพลิเมอร์ได้รับอิทธิพลจากปัจจัยหลายประการที่ส่งผลต่อคุณสมบัติทางกล เคมี และโครงสร้างจุลภาคของวัสดุ ปัจจัยเหล่านี้ครอบคลุมถึงส่วนผสมทางเคมี อัตราส่วนขององค์ประกอบ สภาพแวดล้อมระหว่างการบ่ม และเทคนิคการเตรียมวัสดุ โดยความเข้าใจในปัจจัยเหล่านี้มีความสำคัญอย่างยิ่งในการออกแบบจีโอโพลิเมอร์ที่มีคุณสมบัติเหมาะสมกับการใช้งานแต่ละประเภท (Swanepoel and Strydom.,2009)

1) ความเข้มข้นและปริมาณของสารละลายโซเดียมไฮดรอกไซด์ (NaOH)

โซเดียมไฮดรอกไซด์ทำหน้าที่เป็นสารกระตุ้นด่าง (Alkaline activator) ที่สำคัญในการละลายวัสดุอลูมิโนซิลิเกต โดยไฮดรอกไซด์ไอออน (OH^-) จะเข้าโจมตีพันธะในวัสดุตั้งต้น เช่น เถ้าลอย หรือดินขาวเผา ทำให้เกิดการสลายพันธะซิลิกาและอะลูมินาออกมาในรูปของไอออน (SiO_4^{4-}, AlO_4^{5-}) ที่พร้อมจะเกิดปฏิกิริยาโพลิเมอไรเซชันต่อไป ความเข้มข้นของ NaOH ที่สูงเกินไปอาจเร่งปฏิกิริยาเร็วเกินไปและทำให้เกิดโครงสร้างที่พรุน ขณะที่ความเข้มข้นต่ำเกินไปอาจไม่เพียงพอต่อการละลายวัสดุตั้งต้น ส่งผลให้เกิดการแข็งตัวไม่สมบูรณ์

2) ปริมาณโซเดียมซิลิเกตและอัตราส่วน Na_2SiO_3/NaOH

โซเดียมซิลิเกต (Na_2SiO_3) ช่วยเพิ่มซิลิกาในระบบ ส่งเสริมการเกิดเจล N-A-S-H และส่งผลให้วัสดุมีความหนาแน่นและความแข็งแรงสูงขึ้น อัตราส่วน Na_2SiO_3/NaOH มีผลต่อความหนืดของส่วนผสม การควบแน่นของโครงสร้าง และอัตราการแข็งตัว อัตราส่วนที่สูงเกินไปอาจทำให้ส่วนผสมเหนียวและไหลยาก ขณะที่อัตราส่วนที่ต่ำเกินไปอาจไม่เพียงพอสำหรับการสร้างโครงสร้างโพลิเมอร์ที่แข็งแรง

3) อัตราส่วนระหว่างผงจีโอโพลิเมอร์และสารละลาย (Solid-to-Liquid Ratio)

อัตราส่วนนี้มีผลต่อความสามารถในการทำงาน และความหนาแน่นของวัสดุ หากสัดส่วนของผงสูงเกินไป อาจทำให้ส่วนผสมแห้งเกินไปและยากต่อการหล่อขึ้นรูป ในทางตรงกันข้าม หากมีของเหลวมากเกินไปอาจทำให้เกิดรูพรุนในวัสดุสำเร็จรูป ซึ่งลดความแข็งแรงโดยรวม ค่าที่เหมาะสมของ S/L ratio จะช่วยให้เกิดโครงสร้างที่หนาแน่น แข็งแรง และสม่ำเสมอ (Okoye et al,2017)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

4) อัตราส่วนซิลิกอนต่ออะลูมิเนียม (Si/Al Ratio)

ค่าของ Si/Al ratio มีผลต่อชนิดของโครงสร้างที่เกิดขึ้นในจีโอโพลิเมอร์ โดยทั่วไป ค่า Si/Al ต่ำ (ประมาณ 1–2) จะให้โครงสร้างที่แข็งแรงแต่เปราะ ขณะที่ค่า Si/Al สูง (มากกว่า 2.5) จะได้โครงสร้างที่ยืดหยุ่นและทนทานต่อสารเคมีและอุณหภูมิสูง การเลือกค่า Si/Al ratio ที่เหมาะสมขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ในการใช้งาน เช่น งานโครงสร้างพื้นฐาน งานทนไฟ หรืองานที่ต้องการความต้านทานการกัดกร่อน (Adak et al,2017)

5) อุณหภูมิและเวลาในการบ่ม (Curing Temperature and Duration)

กระบวนการบ่มมีผลอย่างมากต่อการพัฒนาความแข็งแรงในจีโอโพลิเมอร์ โดยอุณหภูมิที่สูงขึ้นช่วยเร่งการเกิดพอลิเมอไรเซชัน ทำให้วัสดุพัฒนาแรงอัดได้รวดเร็วและมีโครงสร้างแบบ อสัณฐาน ที่หนาแน่น อย่างไรก็ตาม การบ่มที่อุณหภูมิสูงเกินไปหรือนานเกินไปอาจทำให้เกิดรอยร้าวเนื่องจากการสูญเสียน้ำอย่างรวดเร็ว ดังนั้นจึงต้องเลือกอุณหภูมิและระยะเวลาให้เหมาะสมกับองค์ประกอบของส่วนผสม เพื่อให้ได้สมดุลระหว่างความแข็งแรงและความทนทานของวัสดุ (Kong et al.,2010)

การควบคุมปัจจัยเหล่านี้อย่างแม่นยำจะนำไปสู่การผลิตจีโอโพลิเมอร์ที่มีประสิทธิภาพสูง ใช้งานได้หลากหลาย และสามารถนำไปพัฒนาในระดับอุตสาหกรรมต่อไป

2.2 ดินขาวเผา

ดินขาวเผา หรือ เมตาเกาลีน (Metakaolin) เป็นวัสดุที่ได้จากการเผาดินขาวดิบ (Kaolin) ซึ่งเป็นวัสดุธรรมชาติในอุณหภูมิและระยะเวลาที่เหมาะสม โดยทั่วไปแล้ว กระบวนการเผาจะดำเนินที่อุณหภูมิระหว่าง 600–800°C ทำให้โครงสร้างผลึกของเคโอลิน (Kaolinite: $Al_2Si_2O_5(OH)_4$) เปลี่ยนแปลงเป็นโครงสร้างอสัณฐาน (Amorphous Phase) ซึ่งมีความไวต่อปฏิกิริยาเคมีเพิ่มขึ้น กระบวนการนี้เรียกว่า "Dehydroxylation" ซึ่งเป็นการขจัดหมู่ไฮดรอกซิล (–OH) ออกจากโครงสร้างแร่ ส่งผลให้เกิดดินขาวเผาที่มีองค์ประกอบหลักคือ ซิลิกา (SiO_2) และอะลูมินา (Al_2O_3) ซึ่งเป็นแหล่งวัตถุดิบอะลูมิโนซิลิเกต (Aluminosilicate source) ที่สำคัญในการผลิตจีโอโพลิเมอร์ ลักษณะทางกายภาพของดินขาวเผาเป็นผงละเอียดสีขาวหรือชมพูอ่อน ขึ้นอยู่กับปริมาณธาตุเหล็กที่ปนเปื้อน โดยมีลักษณะรูปร่างอนุภาคที่ไม่แน่นอน มีรูพรุน และมีแนวโน้มที่จะเกาะกันเป็นกลุ่มก้อน อนุภาคเหล่านี้มีขนาดเฉลี่ยประมาณ 1.5 ไมครอน ซึ่งเล็กกว่าปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์หลายเท่า ทำให้ดินขาวเผามีพื้นที่ผิวจำเพาะสูง ช่วยส่งเสริมปฏิกิริยากับสารละลายอัลคาไลน์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้ ดินขาวเผายังมีคุณสมบัติเชิงปฏิกิริยาที่ดีเยี่ยม สามารถใช้แทนหรือเสริมเถ้าลอยในระบบจีโอโพลิเมอร์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะในบริเวณที่มีปริมาณเถ้าลอยจำกัด คุณสมบัติที่สำคัญ

ของดินขาวเผา ได้แก่ การเพิ่มกำลังรับแรงอัด การลดค่าความพรุน (Porosity) และการเพิ่มความทนทานต่อการซึมผ่านของสารเคมีและน้ำ ทั้งยังเหมาะสำหรับการใช้งานในพื้นที่ที่มีข้อจำกัดด้านความร้อน เนื่องจากสามารถก่อปฏิกิริยาได้ที่อุณหภูมิห้องหรือต่ำกว่าการใช้วัสดุอื่น โดยดินขาวเผามักมีคุณสมบัติที่เหมาะสมในการใช้เป็นวัสดุ จีโอโพลิเมอร์ ดังนี้

1) ดินขาวเผามีทั้ง อะลูมินา (Al_2O_3) และ ซิลิกา (SiO_2) ในปริมาณที่เหมาะสม

องค์ประกอบนี้จะทำปฏิกิริยากับด่าง สร้างโครงสร้างเชิงโพลิเมอร์ที่แข็งแรงยิ่งมีโครงสร้าง โครงสร้างที่ผลึกมีโครงสร้างไม่แน่นอน ปฏิกิริยาก็ยิ่งเกิดได้ดี ทำให้ได้วัสดุที่แข็งแรง ช่วยให้เกิดการโพลิเมอไรเซชันเกิดได้ดี ทำให้ได้วัสดุที่แข็งแรงมีประสิทธิภาพ

2) เพิ่มความแข็งแรงของคอนกรีต

เนื่องจากโครงสร้างที่เกิดจาก N-A-S-H gel มีความหนาแน่นและต่อเนื่อง คอนกรีตจีโอโพลิเมอร์จากดินขาวเผาสามารถให้ค่ากำลังอัดได้สูงถึง 60–80 MPa หรือมากกว่าปฏิกิริยาสามารถเกิดที่อุณหภูมิห้องได้ให้เร่งปฏิกิริยาโดยการอบร้อนเพื่อเพิ่มความแข็งแรงได้เร็วขึ้นจีโอโพลิเมอร์จากดินขาวเผามีความต้านทานแรงอัดสูง เนื่องจากเนื้อวัสดุมีความหนาแน่นและไม่มีมวลหยาบหรือโพรงอากาศมากนัก อีกทั้งโครงสร้างที่ได้มีความต่อเนื่องแข็งแรง (Lahoti. et al.,2013)

3) ความทนทานสูงต่อสารเคมีและความร้อน

จีโอโพลิเมอร์สามารถต้านทาน กรด ซัลเฟต คลอไรด์ และสภาวะที่รุนแรง ได้ดีกว่าคอนกรีตปูนซีเมนต์ไม่เกิดการปูดพองหรือแตกร้าวเหมือนกรณีที่คอนกรีตทั่วไปโดนซัลเฟตทนความร้อนสูงถึง 800–1000°C ได้โดยไม่เสียรูป

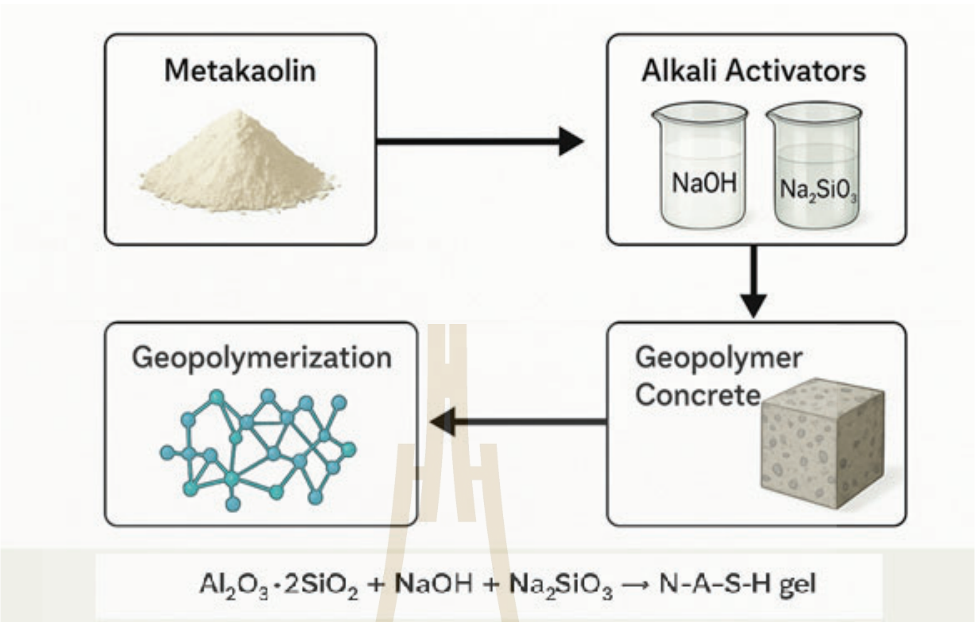
4) ความสามารถในการทำงาน

ขนาดอนุภาคของดินขาวเผา (1–2 ไมโครเมตร) ช่วยให้เนื้อคอนกรีตมีความละเอียดแน่น และผสมตัวได้ดีเพิ่มการไหลตัวของมอร์ตาร์ ทำให้การเทหรือขึ้นรูปทำได้ง่ายขึ้น ลดโอกาสการเกิดโพรงอากาศและการแยกชั้นของมวลรวมดินขาวเผามีขนาดอนุภาคเล็กและมีพื้นที่ผิวสูง ช่วยปรับปรุงความสามารถในการขึ้นรูปของคอนกรีต ทำให้สามารถเทได้ดีลดการแยกชั้นของมวลรวม

5) ความยั่งยืนด้านสิ่งแวดล้อม

ไม่มีการใช้ปูนซีเมนต์ ช่วยให้ลดการปล่อย CO_2 ได้มากถึง 60–80% กระบวนการผลิตใช้พลังงานต่ำกว่าการผลิตปูนซีเมนต์เหมาะกับการสร้างอาคาร และการพัฒนาอย่างยั่งยืน

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



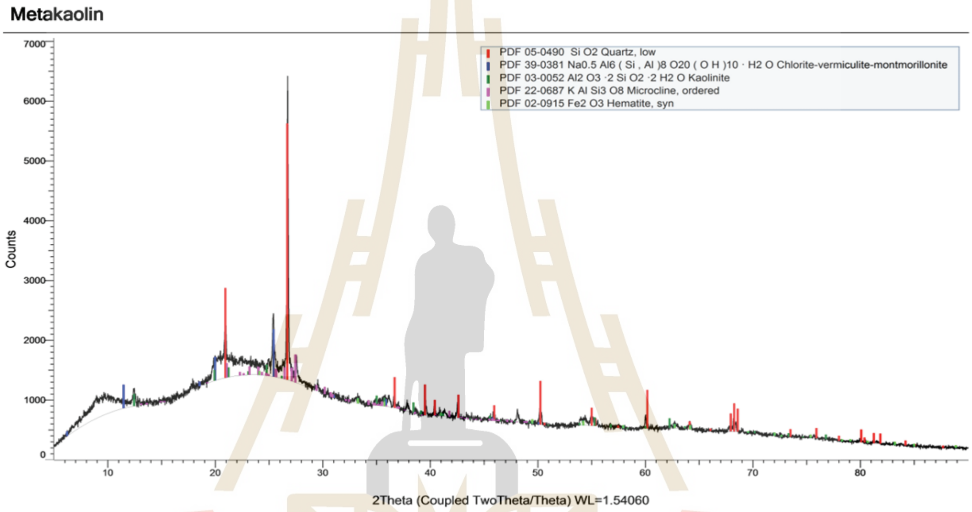
รูปที่ 2.2 ขั้นตอนการเกิดจีโอโพลิเมอร์ไรเซชัน
(ที่มา: บทความ Recent development in geopolymer concrete: A review)

จากการวิเคราะห์องค์ประกอบทางเคมีของดินขาวเผาที่ใช้ในการวิจัย พบว่ามีองค์ประกอบของซิลิกาออกไซด์ (SiO_2) และอลูมินาออกไซด์ (Al_2O_3) ในสัดส่วนสูง ซึ่งจำเป็นต่อการเกิดปฏิกิริยา geopolymerization โดยมีผลรวมของ SiO_2, Al_2O_3 และ Fe_2O_3 สูงถึง 96.988% ซึ่งแสดงให้เห็นถึงคุณภาพของดินขาวเผาที่เหมาะสมต่อการนำไปสังเคราะห์เป็นจีโอโพลิเมอร์

ตารางที่ 2.1 องค์ประกอบทางเคมีของดินขาวเผา

องค์ประกอบ	ร้อยละ (%)
Al_2O_3	38.494
SiO_2	56.474
SO_3	0.375
K_2O	0.188
CaO	0.25
TiO_2	2.097
Cr_2O_3	0.038
Fe_2O_3	2.02
ZrO_2	0.063

จากองค์ประกอบข้างต้นแสดงให้เห็นว่า ดินขาวเผาเป็นวัสดุที่มีความบริสุทธิ์สูง มีสัดส่วนของ SiO_2 และ Al_2O_3 อยู่ในระดับที่เหมาะสมต่อการนำไปใช้ในงานวิจัยและอุตสาหกรรม โดยเฉพาะในการผลิตจีโอโพลิเมอร์ที่ต้องการคุณสมบัติทางกลและทางทนทานที่โดดเด่น โดยทั่วไป หากอัตราส่วน Si/Al ต่ำ จะได้โครงสร้างที่มีความแข็งแรงทางกลสูง แต่ความทนทานต่อสารเคมีอาจต่ำกว่า ในขณะที่อัตราส่วน Si/Al สูงขึ้น จะได้โครงสร้างที่มีความหนาแน่นมากขึ้นและทนทานต่อกรดหรืออุณหภูมิสูงมากขึ้น ซึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในงานด้านวัสดุก่อสร้างขั้นสูง เช่น แผ่นทนไฟ หรือโครงสร้างในสภาพแวดล้อมรุนแรง



รูปที่ 2.3 วิเคราะห์องค์ประกอบด้วยการเลี้ยวเบนรังสีเอกซ์ (XRD) ของดินขาวเผา

รูปที่ 2.3 แสดงรูปแบบการเลี้ยวเบนรังสีเอกซ์ (X-ray Diffraction: XRD) ของดินขาวเผาซึ่งเป็นรูปแบบที่ผ่านการขจัดหมู่ไฮดรอกซิลของแร่เคโอไลไนต์ (Kaolinite) การวิเคราะห์ XRD ใช้ในการระบุและวิเคราะห์ลักษณะของวัสดุที่มีโครงสร้างผลึก โดยศึกษาการเลี้ยวเบนของรังสีเอกซ์เมื่อรังสีดังกล่าวตกกระทบกับระนาบผลึกในตัวอย่างวัสดุ แกนแนวนอนแสดงค่ามุม 2θ ซึ่งเป็นมุมที่รังสีเอกซ์ถูกกระเจิงโดยระนาบผลึกของวัสดุ โดยช่วงของมุมอยู่ระหว่างประมาณ 5° ถึง 90° ซึ่งเป็นช่วงที่ใช้บ่อยในการตรวจจับเฟสผลึกต่าง ๆ ในวัสดุ ส่วนแกนแนวตั้งแสดงความเข้มของรังสีเอกซ์ที่ถูกเลี้ยวเบน โดยมีหน่วยเป็นจำนวนครั้งที่ตรวจวัดได้ ความสูงของยอดแหลม (Peaks) ในกราฟแสดงถึงปริมาณและความเด่นชัดของโครงสร้างผลึกแต่ละชนิด ยิ่งยอดสูง แสดงว่ามีปริมาณของโครงสร้างผลึกนั้นมาก ความคมชัดและตำแหน่งของยอดในค่ามุม 2θ ที่เฉพาะเจาะจงช่วยระบุชนิดของเฟสผลึกที่มีอยู่ในตัวอย่างดินขาวเผาสีต่าง ๆ ที่ปรากฏในกราฟแสดงถึงเฟสผลึกต่างชนิดกันที่ตรวจพบ ตัวอย่างเช่น ควอตซ์ (SiO_2) ซึ่งเป็นเฟสผลึกหลักในตัวอย่างดินขาวเผาจะแสดงเป็นยอดแหลมสีแดงที่เด่นชัด ส่วนแร่ชนิดอื่น ๆ เช่น คาโอลิไนต์, ไมโครไคลน์ และฮีมาไทต์ ก็พบได้เช่นกัน แต่จะแสดงเป็นยอดที่มีความเข้มน้อยกว่า ซึ่งบ่งบอกถึงปริมาณที่น้อยกว่าในตัวอย่าง

2.3 การออกแบบการทดลอง

การออกแบบการทดลอง (Design of Experiment: DOE) เป็นขั้นตอนสำคัญที่ช่วยควบคุมคุณภาพและเพิ่มประสิทธิภาพของกระบวนการวิจัยและการผลิต โดยเฉพาะในงานที่เกี่ยวข้องกับวัสดุเชิงซ้อนอย่างจีโอโพลิเมอร์ การกำหนดพารามิเตอร์และเงื่อนไขการทดลองให้เหมาะสมสามารถช่วยลดจำนวนการทดลองที่ต้องทำ และเพิ่มความน่าเชื่อถือของผลลัพธ์ได้อย่างมีนัยสำคัญ เทคนิคการออกแบบการทดลองที่ดีช่วยให้การเก็บข้อมูลมีความครอบคลุม ครบถ้วน และกระจายตัวอย่างเหมาะสมในช่วงของพารามิเตอร์ที่ศึกษาแนวทางการออกแบบการทดลองแบบเชิงระบบ ไม่เพียงแค่ลดทรัพยากรที่ใช้ในการทดลอง แต่ยังสามารถใช้เป็นเครื่องมือวิเคราะห์เพื่อหาอิทธิพลของปัจจัยต่าง ๆ และปฏิสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยต่อผลลัพธ์ที่สนใจได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทั้งนี้ การเลือกเทคนิคการออกแบบที่เหมาะสม

2.3.1 การออกแบบการทดลองแบบแฟกทอเรียลเต็ม

การออกแบบการทดลองเป็นกระบวนการที่มีระบบและเป็นแบบแผนในการวางแผนการทดลองเพื่อให้สามารถวิเคราะห์ผลลัพธ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ หนึ่งในวิธีการออกแบบการทดลองที่ได้รับความนิยมและมีความครอบคลุมมากที่สุด คือ การออกแบบการทดลองแบบแฟกทอเรียลเต็ม (Full Factorial Design) ซึ่งเป็นวิธีที่สามารถศึกษาผลกระทบของปัจจัยหลายปัจจัยต่อผลลัพธ์ได้พร้อมกัน รวมถึงสามารถวิเคราะห์ปฏิสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยเหล่านั้นได้อย่างละเอียด การออกแบบแบบแฟกทอเรียลเต็มจะพิจารณาทุกค่าผสมที่เป็นไปได้ของระดับของแต่ละปัจจัย กล่าวคือ หากมีจำนวน k ปัจจัย (Factors) โดยแต่ละปัจจัยมี n ระดับ (Levels) เท่ากัน จำนวนชุดการทดลองทั้งหมดจะเป็น n^k ข้อมูลที่ได้จากการทดลองจะครอบคลุมพื้นที่ของปัจจัยทุกค่า ซึ่งช่วยให้การวิเคราะห์เชิงสถิติสามารถแยกแยะและเข้าใจผลกระทบของแต่ละปัจจัยและปฏิสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยได้อย่างชัดเจน การออกแบบการทดลองแบบแฟกทอเรียลเต็มเป็นหนึ่งในเทคนิคพื้นฐานของการออกแบบการทดลอง ซึ่งใช้ในการศึกษาผลของปัจจัยหลายตัวที่มีผลต่อกระบวนการหรือผลิตภัณฑ์ โดยการทดลองจะพิจารณาทุกค่าที่เป็นไปได้ของระดับต่าง ๆ ตามปัจจัยที่ศึกษา วิธีนี้จึงสามารถตรวจสอบได้ทั้ง ผลกระทบหลัก (Main Effects) ของแต่ละปัจจัย และ ผลกระทบร่วม (Interaction Effects) ระหว่างปัจจัยได้อย่างครบถ้วนและชัดเจนหลักการของแฟกทอเรียลเต็ม จำเป็นต้องมีการจัดการทดลองให้ครอบคลุมทุกการจัดเรียง ที่เป็นไปได้ของระดับของปัจจัยที่ศึกษา เช่น ในกรณีที่มี 3 ปัจจัย (P=3) และแต่ละปัจจัยมี 3 ระดับ (L=3) การออกแบบจะต้องประกอบด้วยการทดลองทั้งหมด 3^3 จะมีการทดลองที่ต้องสร้างขึ้นมา 27 การทดลอง ซึ่งทุกชุดการทดลองจะเป็นการทดลองที่

ครอบคลุมการจัดค่าทุกแบบของสามปัจจัยนี้ วิธีนี้เหมาะอย่างยิ่งสำหรับกรณีที่ต้องการความแม่นยำในการวิเคราะห์หรือการสร้างแบบจำลองทางสถิติของระบบที่ซับซ้อน ข้อได้เปรียบที่สำคัญของการออกแบบแบบแฟกทอเรียลเต็มคือ ความสามารถในการตรวจจับและวิเคราะห์ ผลกระทบร่วมระหว่างปัจจัยได้อย่างสมบูรณ์ ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งในระบบที่ไม่เป็นเชิงเส้นหรือมีพฤติกรรมแปรผันตามปัจจัยร่วม เช่น วัสดุก่อสร้างชนิดใหม่ หรือกระบวนการผลิตที่ต้องการความละเอียดในการควบคุมพารามิเตอร์หลายตัวพร้อมกัน อีกทั้งยังสามารถวิเคราะห์แนวโน้มของผลลัพธ์ที่เปลี่ยนแปลงตามระดับต่าง ๆ ของปัจจัยได้แบบครอบคลุม ทำให้ผู้วิจัยสามารถเลือกค่าที่เหมาะสมหรือจุดที่ให้ผลดีที่สุดได้อย่างมีหลักฐานรองรับอย่างชัดเจน แม้ว่าแฟกทอเรียลเต็มจะต้องใช้จำนวนชุดการทดลองมากเมื่อจำนวนปัจจัยหรือระดับเพิ่มขึ้น แต่ก็สามารถบริหารจัดการได้หากจำนวนปัจจัยอยู่ในระดับต่ำถึงปานกลาง โดยเฉพาะในกรณีศึกษาทางวัสดุศาสตร์หรือเคมีที่สามารถควบคุมสภาพการทดลองได้อย่างดี และมีทรัพยากรในการทดลองอย่างเพียงพอโดยมีขั้นตอนของการออกแบบการทดลองแบบแฟกทอเรียลเต็ม

1) กำหนดวัตถุประสงค์และผลตอบสนองที่ต้องการศึกษา

โดยกำหนดผลตอบสนอง ที่ต้องการวัด เช่น กำลังอัดของจีโอโพลิเมอร์ จากนั้นกำหนดวัตถุประสงค์ในการทดลอง เช่น เพื่อหาองค์ประกอบส่วนผสมที่ให้ค่ากำลังอัดสูงสุด

2) ระบุปัจจัย (Factors) และระดับ (Levels)

เลือกปัจจัยอิสระที่คาดว่าจะมีผลต่อผลลัพธ์ โดยกำหนด ตัวแปรที่ต้องการศึกษา ดังนี้ ตัวแปร A คือ ความเข้มข้นของด่าง ตัวแปร B คือ อัตราส่วนโซเดียมซิลิเกตต่อโซเดียมไฮดรอกไซด์ (SS/SH) และ ตัวแปร C คือ อัตราส่วนของแข็งต่อน้ำ (S/L) และกำหนดระดับของแต่ละปัจจัยเป็น 3 ระดับ เช่น ต่ำ (1), กลาง (2), และสูง (3)

3) สร้างแผนการทดลองแบบแฟกทอเรียลเต็ม

ทำการจัดชุดการทดลองให้ครอบคลุมการจัดเรียงของระดับของทุกปัจจัยทั้งหมด เช่น กำหนด 3 ปัจจัย × 3 ระดับ จะได้ 27 ชุดการทดลอง ซึ่งทุกค่าผสมจะได้รับการทดสอบ

4) ดำเนินการทดลองและเก็บข้อมูล

เตรียมตัวอย่างตามแผนการทดลองที่กำหนด และทำการวัดผลลัพธ์ที่ต้องการ เช่น ค่ากำลังอัดหลังการบ่ม 7 วัน จากตัวอย่าง 4 ก้อน แล้วคำนวณหาค่าเฉลี่ย

5) วิเคราะห์ข้อมูล

นำข้อมูลที่ได้มาวิเคราะห์ด้วยเครื่องมือทางสถิติเพื่อหาผลกระทบหลักของแต่ละปัจจัย และผลกระทบร่วม การทำแผนภูมิผลกระทบ หรือการสร้างแบบจำลองสมการถดถอย (Regression Model) เพื่อทำนายค่าในอนาคต

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ในการศึกษานี้ การออกแบบแบบแฟกทอเรียลเต็มถูกนำมาใช้เพื่อศึกษาอิทธิพลของปัจจัย 3 ตัว ได้แก่ ความเข้มข้นของด่าง (Molarity) อัตราส่วนของสารละลายโซเดียมซิลิเกตต่อโซเดียมไฮดรอกไซด์ (SS/SH) และอัตราส่วนของแข็งต่อน้ำ (S/L) ต่อคุณสมบัติทางกลของจีโอโพลิเมอร์ โดยจัดระดับของแต่ละปัจจัยเป็น 3 ระดับ และดำเนินการทดลองตามชุดการทดลองทั้ง 27 ชุด เพื่อให้สามารถวิเคราะห์ผลกระทบหลักและผลกระทบร่วมอย่างครบถ้วน การวิเคราะห์ดังกล่าวจะนำไปสู่การหาสูตรผสมที่เหมาะสมที่สุด และสามารถอธิบายพฤติกรรมของวัสดุในเชิงระบบได้อย่างเป็นรูปธรรมและเชื่อถือได้

2.3.2 การออกแบบส่วนประสมกลาง

การออกแบบส่วนประสมกลาง (Central Composite Design: CCD) เป็นเทคนิคทางสถิติที่พัฒนาโดย Box และ Wilson ซึ่งมีวัตถุประสงค์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของกระบวนการ โดยใช้การออกแบบการทดลองที่สามารถสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของปฏิกิริยา หรือระบบได้อย่างแม่นยำ การออกแบบ ส่วนประสมกลาง นี้มักนำไปใช้ร่วมกับการวิเคราะห์พื้นผิวตอบสนอง (Response Surface Methodology: RSM) เพื่อสร้างความเข้าใจเชิงลึกเกี่ยวกับความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้น กับตัวแปรตาม ส่วนประสมกลาง ถือเป็นหนึ่งในวิธีการออกแบบที่มีความยืดหยุ่นและมีประสิทธิภาพสูง โดยสามารถประเมินทั้งอิทธิพลเชิงเส้น อิทธิพลเชิงตัวแปรไม่เป็นเส้นตรง และปฏิสัมพันธ์ ของตัวแปรหลายตัวได้พร้อมกัน จุดเด่นของ ส่วนประสมกลาง คือสามารถประมาณค่าความโค้งของระบบได้แม่นยำและใช้จำนวนการทดลองน้อยกว่าการออกแบบแบบแฟกทอเรียลเต็ม หลักการของ ส่วนประสมกลาง คือการรวมจุดข้อมูล 3 ประเภทไว้ในการทดลอง ได้แก่

1) จุดมุม (Factorial Points) เป็นจุดที่ได้จากการออกแบบแฟกทอเรียลเต็ม (Full Factorial Design) ซึ่งแต่ละปัจจัยจะถูกกำหนดไว้ที่ระดับต่ำสุดและสูงสุดของช่วงที่ศึกษา

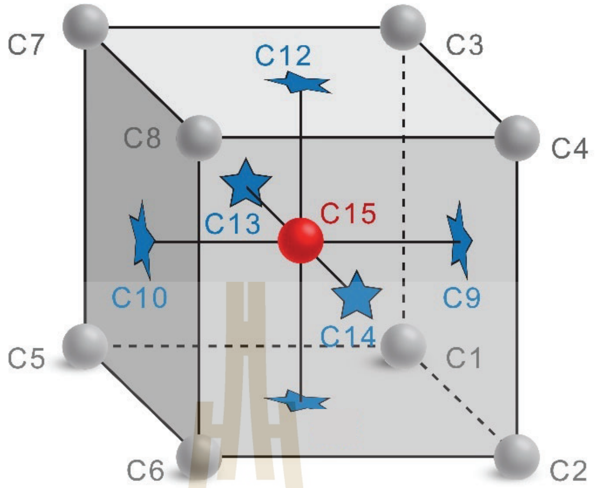
2) จุดศูนย์กลาง (Center Points) ของขอบเขตการทดลอง ใช้เพื่อประเมินความผิดปกติหรือความไม่เป็นเชิงเส้น (Curvature) ของระบบ จุดเหล่านี้ตั้งอยู่ที่จุดกึ่งกลางของพารามิเตอร์ทั้งหมด และมักใช้ในการวัดค่าของการเปลี่ยนแปลงในปัจจัยที่ศึกษา รวมถึงการทดสอบความเสถียรของข้อมูล

3) จุดดาว (Axial หรือ Star Points) ที่อยู่เหนือและต่ำกว่าระดับของตัวแปรเพื่อให้ครอบคลุมพื้นผิวตอบสนองในมิติต่าง ๆ โดยใช้ค่าความห่างจากศูนย์กลางเรียกว่า “อัลฟา (α)” ซึ่งเลือกเป็นค่าคงที่ (Fixed), แบบเฟสเซนเตอร์ (Face-Centered) หรือแบบโรโตแท็บ (Rotatable) เพื่อรักษาความเสถียรของโมเดล เป็นจุดที่เสริมจากจุดศูนย์กลางในทิศทางที่เฉพาะเจาะจง เพื่อให้สามารถสำรวจลักษณะของพื้นผิวตอบสนองที่ขยายออกไปจากศูนย์กลาง โดยจุดดาวช่วยให้สามารถศึกษาความเป็นไปได้ในการเปลี่ยนแปลงของปัจจัยที่มีผลกระทบมากที่สุดได้

การใช้ ส่วนประสมกลาง ในงานวิจัยมีข้อดีเด่นหลายประการ สามารถประเมินผลเชิงเส้น เชิงกำลังสอง และปฏิสัมพันธ์ของตัวแปรได้พร้อมกัน ใช้จำนวนการทดลองที่น้อยกว่าการใช้แฟกทอเรียลเต็มแบบ Quadratic เหมาะกับระบบที่ซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้น และมีความยืดหยุ่นสูงในการเลือกขอบเขตตัวแปรและค่าการทดสอบ ส่วนประสมกลาง จึงเป็นทางเลือกที่เหมาะสมในการศึกษาระบบที่มีความซับซ้อน เช่น กระบวนการผลิตวัสดุก่อสร้าง การออกแบบวัสดุใหม่ หรือการพัฒนาองค์ประกอบของส่วนผสมต่าง ๆ

การออกแบบส่วนประสมกลาง เป็นเทคนิคการออกแบบการทดลองเชิงสถิติที่พัฒนาโดย Box และ Wilson ซึ่งได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายในกระบวนการเพิ่มประสิทธิภาพ โดยเฉพาะในกรณีที่ต้องการประมาณค่าพื้นผิวตอบสนอง ของตัวแปรอิสระมากกว่าหนึ่งตัว ส่วนประสมกลาง มีจุดเด่นที่สามารถสร้างแบบจำลองเชิงกำลังสอง (Quadratic model) ได้อย่างแม่นยำโดยไม่จำเป็นต้องทำการทดลองในทุกจุดเชิงกำลังสองของตัวแปรทั้งหมด ซึ่งช่วยลดจำนวนการทดลองลงอย่างมีนัยสำคัญ การใช้การออกแบบส่วนประสมกลาง ช่วยในการศึกษาผลกระทบของปัจจัยต่าง ๆ อย่างละเอียดโดยการรวมเอาจุดมุม, จุดศูนย์กลาง และจุดดาวเข้าด้วยกัน เทคนิคนี้จึงเหมาะสมในการออกแบบการทดลองที่ต้องการความแม่นยำสูงและสามารถให้ข้อมูลที่ครอบคลุมในการวิเคราะห์เชิงสถิติ การออกแบบส่วนประสมกลาง จะประกอบด้วย: จุดมุม (Gray Points) จุดที่แสดงถึงค่าของปัจจัยที่ขอบเขต จุดศูนย์กลาง (Red Points) จุดที่ตั้งอยู่ที่จุดกึ่งกลางของการศึกษา จุดดาว (Blue Points) จุดที่ตั้งอยู่ห่างออกไปจากศูนย์กลาง เพื่อสำรวจการตอบสนองที่กว้างขึ้น ตัวแปร A, ตัวแปร B, and ตัวแปร C เป็นตัวแทนของปัจจัยการทดลองตามระดับที่เกี่ยวข้อง ดดยระบุการตั้งค่าหรือตำแหน่งเฉพาะสำหรับการทดสอบ รูปที่ 2.4

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



รูปที่ 2.4 การออกแบบส่วนประสมกลาง

รูปที่ 2.4 แสดงโครงสร้างของการออกแบบ ส่วนประสมกลาง สำหรับกรณีศึกษาในงานวิจัยนี้ ซึ่งประกอบด้วยตัวแปรอิสระจำนวนสามตัว ได้แก่ ตัวแปร A, B และ C โดยแต่ละตัวแปรถูกกำหนดไว้ที่สามระดับ คือ ระดับต่ำ (1), ระดับกลาง (2) และระดับสูง (3) ซึ่งถูกแมปเป็นค่ามาตรฐานในเชิงสถิติได้เป็น -1, 0 และ +1 ตามลำดับ เพื่อให้สามารถสร้างแบบจำลองเชิงกำลังสองได้ ส่วนประสมกลาง จึงต้องประกอบด้วย จุดมุม เป็นการจัดวางค่าระดับต่ำและสูงของตัวแปรทั้งหมด เพื่อศึกษาผลกระทบเชิงเส้นและปฏิสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร โดยจุดเหล่านี้ตรงกับจุดยอดของลูกบาศก์สามมิติในการศึกษานี้มีจำนวน 8 จุด คือ C1 ถึง C8 จุดศูนย์กลาง เป็นตำแหน่งที่ค่าทุกตัวแปรอยู่ในระดับกลาง ใช้สำหรับประเมินความเสถียรของระบบและค่าความแปรปรวน (pure error) ซึ่งจำเป็นสำหรับการทดสอบความสำคัญของแบบจำลองเชิงกำลังสอง ในกรณีนี้กำหนดให้มีจุดศูนย์กลาง 1 จุด ได้แก่ C15 จุดดาว ใช้เพื่อขยายขอบเขตการวิเคราะห์ออกไปในแนวของแต่ละตัวแปร โดยกำหนดค่าห่างจากศูนย์กลางตามระยะ $\pm\alpha$ ซึ่งอาจมีค่ามากกว่า ±1 เพื่อให้การออกแบบมีคุณสมบัติโรโตแท็บ (rotatable) และสามารถประมาณค่าความโค้งของพื้นผิวตอบสนองได้แม่นยำยิ่งขึ้น จุดดาวในงานวิจัยนี้ได้แก่ C9 ถึง C14

จากการจัดวางจุดทดลองทั้งสามประเภท ทำให้ ส่วนประสมกลาง สามารถวิเคราะห์ทั้งอิทธิพลเชิงเดี่ยว อิทธิพลร่วม และอิทธิพลไม่เป็นเชิงเส้น ได้อย่างครบถ้วนในขณะที่ใช้จำนวนการทดลองที่เหมาะสม ตารางที่ 2.3 แสดงรายละเอียดของการออกแบบ ส่วนประสมกลาง ที่ใช้ในงานวิจัยนี้ โดยมีการแมปค่าระดับของแต่ละตัวแปรจาก 1, 2, 3 ไปยังค่ามาตรฐาน -1, 0 และ +1 เพื่อสะท้อนถึงพิกัดเชิงคณิตศาสตร์ของตำแหน่งจุดในรูปทรงเรขาคณิตสามมิติที่แสดงในรูปที่ 2.4

ตารางที่ 2.3 ออกแบบการทดลองโดยใช้วิธีการออกแบบส่วนประสมกลาง

ประเภทจุด	ตำแหน่ง	ตัวแปร A	ตัวแปร B	ตัวแปร C	ระดับมาตรฐาน (A, B, C)
จุดมุม	C1	1	1	1	(-1, -1, -1)
	C2	3	1	1	(+1, -1, -1)
	C3	3	3	1	(+1, +1, -1)
	C4	1	3	1	(-1, +1, -1)
	C5	1	1	3	(-1, -1, +1)
	C6	3	1	3	(+1, -1, +1)
	C7	3	3	3	(+1, +1, +1)
	C8	1	3	3	(-1, +1, +1)
จุดดาว	M1	2	2	1	(0, 0, -α)
	M2	2	2	3	(0, 0, +α)
	M3	2	1	2	(0, -α, 0)
	M4	3	2	2	(+α, 0, 0)
	M5	2	3	2	(0, +α, 0)
	M6	1	2	2	(-α, 0, 0)
จุดศูนย์กลาง	G1	2	2	2	(0, 0, 0)

โดยค่าระดับกลาง (ระดับ 2) ถูกใช้เป็นค่าพิกัดศูนย์กลาง (0) ซึ่งช่วยอำนวยให้การประมาณผลเชิงกำลังสองของตัวแปรมีความแม่นยำมากขึ้น ส่วนประสมกลาง มีข้อได้เปรียบที่สำคัญในด้านความแม่นยำของแบบจำลองเชิงสถิติ และความสามารถในการศึกษาความโค้งของฟังก์ชันตอบสนองโดยไม่จำเป็นต้องเพิ่มจำนวนการทดลองอย่างมหาศาล นอกจากนี้ ส่วนประสมกลาง ยังช่วยให้สามารถใช้แบบจำลองไม่เป็นเชิงเส้นในการทำนายค่าการตอบสนองของระบบได้ในช่วงค่าต่างๆ ของตัวแปร ซึ่งเหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับการวิเคราะห์และปรับแต่งสภาวะการทำงานให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุด จากความยืดหยุ่นและประสิทธิภาพของการออกแบบ ส่วนประสมกลาง ทำให้เทคนิคนี้เหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับการศึกษาในงานวิจัย และการเพิ่มประสิทธิภาพของกระบวนการผลิตโดยเฉพาะในกรณีที่ต้องการควบคุมและปรับแต่งพารามิเตอร์หลายตัวพร้อมกันอย่างเป็นระบบและแม่นยำ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

2.3.3 การออกแบบการทดลองแบบทากุจิ

วิธีทากุจิ (Taguchi Design) เป็นเทคนิคทางสถิติที่พัฒนาโดย เกนิจิ ทากุจิ (Swanepoel and Strydom,2009) ซึ่งมุ่งเน้นการปรับปรุงคุณภาพผลิตภัณฑ์ผ่านการออกแบบการทดลองที่มีประสิทธิภาพสูง โดยวิธีนี้มีเป้าหมายในการลดความแปรผันในกระบวนการผลิตและเพิ่มความสม่ำเสมอของผลลัพธ์ หลักการของวิธีทากุจิเป็นวิธีการออกแบบที่มีประสิทธิภาพซึ่งใช้ในการปรับปรุงคุณภาพของผลิตภัณฑ์ โดยอิงจากการลดความแปรผันในกระบวนการผลิต ผ่านการออกแบบการทดลองที่มีความเป็นระบบและมีประสิทธิภาพ วิธีนี้มุ่งเน้นการตรวจสอบผลกระทบของพารามิเตอร์ต่างๆ ต่อค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของคุณลักษณะประสิทธิภาพของกระบวนการ โดยเฉพาะอย่างยิ่งการใช้ อาร์เรย์มุมฉาก (Orthogonal Arrays) ในการจัดระเบียบพารามิเตอร์และระดับที่เกี่ยวข้อง ซึ่งช่วยให้สามารถรวบรวมข้อมูลที่จำเป็นเพื่อพิจารณาว่าปัจจัยใดที่ส่งผลต่อคุณภาพของผลิตภัณฑ์มากที่สุดโดยใช้เวลาทดลองน้อยที่สุด จึงประหยัดเวลาและทรัพยากร อาร์เรย์จะถูกเลือกตามจำนวนพารามิเตอร์ตัวแปรและจำนวนระดับ

วิธีทากุจิ มีข้อดีที่โดดเด่นในหลายด้านซึ่งสนับสนุนการปรับปรุงคุณภาพของผลิตภัณฑ์อย่างมีประสิทธิภาพ วิธีทากุจิให้ความสำคัญกับการทำให้ค่าประสิทธิภาพเฉลี่ยของผลิตภัณฑ์ใกล้เคียงกับค่าเป้าหมายที่กำหนดไว้ แทนที่จะเพียงแค่พยายามทำให้ค่าผลลัพธ์อยู่ในขอบเขตข้อกำหนดที่กำหนดไว้เฉพาะ วิธีนี้ช่วยให้การปรับปรุงคุณภาพผลิตภัณฑ์มีความแม่นยำมากขึ้น และช่วยให้ผลิตภัณฑ์มีคุณภาพที่สอดคล้องกับความต้องการที่แท้จริงการออกแบบการทดลองตามวิธีทากุจิเป็นระบบที่เข้าใจง่ายและสามารถประยุกต์ใช้ได้กับสถานการณ์ทางวิศวกรรมที่หลากหลาย ทำให้เป็นเครื่องมือที่ทั้งทรงพลังและเรียบง่าย สามารถใช้ในการกำหนดขอบเขตของโครงการวิจัยได้อย่างรวดเร็ว หรือใช้ในการระบุปัญหาในกระบวนการผลิตจากข้อมูลที่มีอยู่แล้ว วิธีทากุจิช่วยให้สามารถวิเคราะห์พารามิเตอร์ต่างๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยไม่จำเป็นต้องทำการทดลองจำนวนมาก ทำให้สามารถระบุพารามิเตอร์ที่มีผลกระทบหลักต่อคุณภาพผลิตภัณฑ์ได้อย่างชัดเจนและสามารถดำเนินการทดลองเพิ่มเติมเกี่ยวกับพารามิเตอร์เหล่านี้ได้ การใช้ อาร์เรย์มุมฉากในการออกแบบการทดลอง ช่วยหลีกเลี่ยงปัญหาของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรหรืออิทธิพลร่วม ทำให้ผลลัพธ์จากการทดลองมีความชัดเจนและไม่ถูกเบี่ยงเบนจากผลกระทบของปัจจัยอื่นๆ วิธีทากุจิเป็นวิธีการที่มีประสิทธิภาพในการออกแบบการทดลองซึ่งช่วยในการปรับปรุงคุณภาพผลิตภัณฑ์ได้อย่างแม่นยำ ด้วยการมุ่งเน้นที่ค่าประสิทธิภาพเฉลี่ย การนำไปใช้ที่สะดวก และความสามารถในการวิเคราะห์พารามิเตอร์อย่างมีประสิทธิภาพ ทำให้เป็นเครื่องมือที่มีคุณค่าสำหรับการปรับปรุงกระบวนการผลิตและการวิจัยอย่างมีประสิทธิภาพ โดยขั้นตอนการใช้วิธีทากุจิในการออกแบบการทดลอง (Olivia and Nikraz,2012)

1) กำหนดวัตถุประสงค์ของกระบวนการและค่าประสิทธิภาพที่ต้องการ

โดยระบุวัตถุประสงค์หลักของกระบวนการและกำหนดค่าประสิทธิภาพเป้าหมายที่ต้องการวัด ซึ่งจะเป็นพื้นฐานสำหรับการวางแผนการทดลอง

2) ระบุพารามิเตอร์การออกแบบที่มีผลต่อกระบวนการ

การออกแบบที่มีอิทธิพลต่อกระบวนการผลิต ซึ่งพารามิเตอร์เหล่านี้เป็นตัวแปรภายในกระบวนการที่สามารถส่งผลต่อการวัดประสิทธิภาพได้

3) ออกแบบอาร์เรย์มุมฉากเพื่อการทดลอง

สร้างอาร์เรย์มุมฉาก ซึ่งเป็นเครื่องมือที่ใช้ในการจัดระเบียบพารามิเตอร์และระดับที่ต้องทดสอบในการทดลอง โดยการเลือกอาร์เรย์มุมฉากจะต้องพิจารณาจากจำนวนพารามิเตอร์และระดับของการเปลี่ยนแปลงสำหรับแต่ละพารามิเตอร์

4) ดำเนินการทดลองตามอาร์เรย์ที่ออกแบบ

ทำการทดลองตามที่กำหนดในอาร์เรย์มุมฉากที่เสร็จสมบูรณ์เพื่อรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับผลกระทบของพารามิเตอร์ต่างๆ ต่อการวัดประสิทธิภาพ

5) วิเคราะห์ข้อมูลและประเมินผลกระทบของพารามิเตอร์

จากการทดลองเพื่อประเมินผลกระทบของแต่ละพารามิเตอร์ต่อการวัดประสิทธิภาพ ซึ่งจะช่วยให้สามารถกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดในการปรับปรุงกระบวนการได้

การปฏิบัติตามขั้นตอนเหล่านี้อย่างละเอียดและเป็นระเบียบจะช่วยให้การออกแบบการทดลองด้วยวิธีทากุจิเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ และช่วยในการปรับปรุงคุณภาพของกระบวนการผลิตได้อย่างตรงจุด เป็นเทคนิคที่มุ่งเน้นการจัดระเบียบการทดลองเพื่อศึกษาผลกระทบของตัวแปรต่างๆ โดยที่ตัวแปรอิสระแต่ละตัวจะมีคอลัมน์ที่ตั้งฉากต่อกัน ซึ่งช่วยให้การวิเคราะห์ผลลัพธ์เป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพและชัดเจน (Simsek et al ,2016)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

2.3.4 การออกแบบการทดลองวิธีทากุจิในกรณีศึกษา

ในการออกแบบการทดลองที่พิจารณาตัวแปรสามตัว (P=3) ซึ่งแต่ละตัวมีระดับที่แตกต่างกันสามระดับ (L=3) สามารถใช้แนวทางของอาร์เรย์มุมฉากเพื่อจัดการกับการทดลองได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยมีรายละเอียดของการทดลอง ดังนี้

1) พิจารณาตัวแปร a, b, และ c โดยแต่ละตัวมีสามระดับการทดลอง (ระดับ 1 2 และ 3)
2) ในแต่ละระดับของตัวแปร a (ระดับ 1, 2, และ 3) ตัวแปร b และ c จะต้องได้รับการทดสอบที่ทุกระดับ (1 2 และ 3) เช่นเดียวกัน
3) อาร์เรย์มุมฉากที่ใช้ในกรณีนี้จะต้องจัดการให้แต่ละระดับของตัวแปร a, b, และ c ได้รับการทดสอบอย่างครบถ้วน โดยการจัดการอาร์เรย์มุมฉากจะทำให้ทุกระดับของตัวแปร a ได้รับการทดสอบร่วมกับทุกระดับของตัวแปร b และ c
4) สำหรับแต่ละระดับของตัวแปร a ตัวแปร b และ c จะได้รับการทดสอบในทุกระดับ (L ทั้งหมด) ของตัวแปรนั้นๆ
5) การออกแบบนี้จะต้องมีการทดสอบครบทุกกรณีของระดับที่เป็นไปได้ดังนั้นจำนวนการทดลองทั้งหมดที่จำเป็นสำหรับการใช้อาร์เรย์มุมฉากนี้จะคำนวณได้จากการรวมจำนวนระดับทั้งหมดของตัวแปร (L=3) ที่ต้องทดสอบในแต่ละกรณี จำนวนการทดลองที่ต้องการคือ 3 (L=3 ระดับ) ×3 (P=3 ตัวแปร) =9

อาร์เรย์มุมฉากที่ใช้ในกรณีนี้ซึ่งออกแบบมาเพื่อให้การทดลองมีประสิทธิภาพและลดจำนวนการทดลองที่ต้องทำการใช้การออกแบบอาร์เรย์มุมฉากในกรณีนี้ช่วยให้สามารถทดสอบทุกระดับของตัวแปรได้อย่างครบถ้วน โดยไม่ต้องทำการทดลองซ้ำซ้อนและลดจำนวนการทดลองที่จำเป็นได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Ozbay E et al.,2009)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ตารางที่ 2.4 วิธีการทากุจิ

Test	Taguchi, P =3, L=3			
	Mix	a	b	c
1	X1	1	1	1
2	X2	1	2	2
3	X3	1	3	3
4	X4	2	1	2
5	X5	2	2	3
6	X6	2	3	1
7	X7	3	1	3
8	X8	3	2	1
9	X9	3	3	2

จากตารางที่ 2.4 จะเห็นว่าการจัดวางชุดการทดลองแบบอาร์เรย์มุมฉากนี้ ช่วยให้สามารถครอบคลุมการทดสอบทุกระดับของตัวแปร a, b และ c ได้ครบถ้วน ของการออกแบบการทดลองด้วยวิธีทากุจิในการลดจำนวนการทดลองในการวิเคราะห์ผลลัพธ์

2.4 การเรียนรู้ของเครื่อง

เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning, ML) แสดงให้เห็นถึงศักยภาพอย่างมากในการพยากรณ์พฤติกรรมทางกลของระบบวัสดุที่มีความซับซ้อน รวมถึงวัสดุจีโอโพลิเมอร์ โดย การเรียนรู้ของเครื่อง ได้กลายเป็นเครื่องมือสำคัญในด้านวัสดาศาสตร์สำหรับการสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างพารามิเตอร์ของกระบวนการผลิตกับคุณสมบัติของวัสดุที่ได้ อัลกอริธึมการเรียนรู้ของเครื่องสามารถจับความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้น และปฏิสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรนำเข้า ซึ่งมักพบในระบบวัสดุได้อย่างมีประสิทธิภาพ การใช้เทคนิค การเรียนรู้ของเครื่อง ในการพยากรณ์สมบัติเชิงกลมีข้อดีหลายประการเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีทดลองแบบดั้งเดิม ซึ่งมักต้องใช้ทรัพยากรจำนวนมาก ทั้งเวลา วัสดุและแรงงาน ในขณะที่การเรียนรู้ของเครื่อง สามารถฝึกแบบจำลองจากชุดข้อมูลที่จำกัด และนำไปใช้ทำนายผลลัพธ์ภายใต้เงื่อนไขที่หลากหลาย ลดความจำเป็นในการทดลองซ้ำหลายครั้ง การเรียนรู้ของเครื่องช่วยให้สามารถเลือกแบบจำลองที่ให้ความแม่นยำในการพยากรณ์สูงได้ เนื่องจากมีอัลกอริธึมที่ทรงพลังหลากหลายให้เลือกใช้ โดยเฉพาะเมื่อฝึกด้วยชุดข้อมูลที่มีโครงสร้างดีและครอบคลุม เมื่อนำไปใช้งานแล้ว แบบจำลอง การเรียนรู้ของเครื่อง ที่

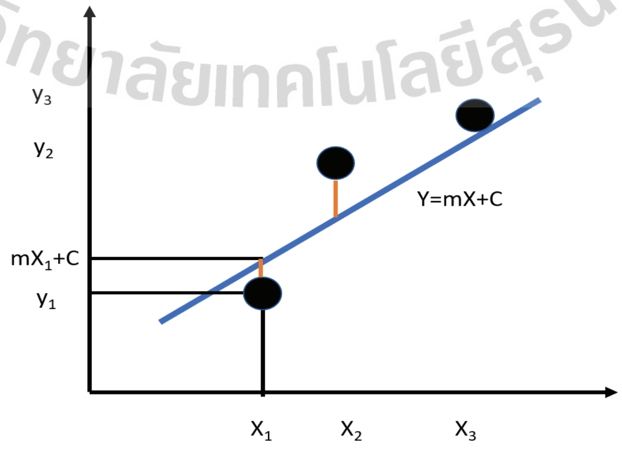
น่าเชื่อถือสามารถพยากรณ์สมรรถนะของสูตรผสมใหม่ได้อย่างรวดเร็วและคุ้มค่าช่วยลดความจำเป็นในการทดสอบในห้องปฏิบัติการ และเร่งกระบวนการวิจัยและพัฒนา การเรียนรู้ของเครื่องยังช่วยระบุช่วงค่าพารามิเตอร์นำเข้าที่เหมาะสมเพื่อให้ได้ค่ากำลังอัดตามที่ต้องการ ทำให้การออกแบบสูตรมีประสิทธิภาพมากขึ้นและอิงตามข้อมูล มากยิ่งขึ้น นอกจากนี้ การเรียนรู้ของเครื่องยังให้ผลการพยากรณ์ที่มีความสามารถในการประยุกต์ใช้อย่างทั่วไป และมีความทนทานต่อความแปรปรวนในการทดลอง (Ilyas. et al., 2022)

2.4.1 การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression Model)

การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) เป็นหนึ่งในเทคนิคทางสถิติพื้นฐานที่นิยมใช้ในการสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ (Independent Variable) และตัวแปรตาม (Dependent Variable) โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อต้องการศึกษาความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างสองตัวแปร เพื่อใช้ในการทำนายหรือประเมินแนวโน้ม หลักการพื้นฐานของการถดถอยเชิงเส้น คือ การสร้างเส้นตรงที่เรียกว่า เส้นถดถอย (Regression Line) ซึ่งมีสมการอยู่ในสมการที่ 2.3

$$y = mx + c \tag{2.3}$$

โดยที่ y คือ ค่าตัวแปรตามที่ต้องการทำนาย
x คือ ค่าตัวแปรอิสระ
m คือ ความชันของเส้นตรง (Slope) ซึ่งแสดงถึงอัตราการเปลี่ยนแปลงของ
c คือ ค่าคงที่ตัดแกน y (Intercept



รูปที่ 2.5 การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) เป็นเทคนิคที่ใช้ในการคำนวณระยะห่างระหว่างจุดข้อมูลกับเส้นตรงที่คำนวณจากข้อมูล โดยเป้าหมายคือการหาสมการเชิงเส้นที่มีระยะห่างรวมของจุดข้อมูลจากเส้นตรงน้อยที่สุด หลักการของการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นคือการสร้างสมการที่สามารถคาดการณ์ค่า Y ได้จากค่าตัวแปรอิสระ X อย่างแม่นยำ ในการหาค่าของเส้นตรงที่มีสมการ 2.1 มีค่าที่คลาดเคลื่อนจากข้อมูลจริง โดยทำให้ค่าคลาดเคลื่อนนี้น้อยที่สุด รูปที่ 2.5 แสดงกราฟของการถดถอยเชิงเส้นโดยมีจุดข้อมูลสามจุดคือ $(x_1,y_1),(x_2,y_2),(x_3,y_3)$ และเส้นตรงสีฟ้าที่ผ่านกราฟคือเส้นถดถอยซึ่งพาดผ่านบริเวณกลางของจุดข้อมูล โดยเส้นสีส้มแสดงถึงระยะความคลาดเคลื่อน (Residual) ระหว่างจุดจริงกับค่าที่ประมาณได้จากสมการ เส้นตรงจะถูกปรับให้ระยะห่างรวมของจุดทั้งหมดจากเส้นนี้มีค่าน้อยที่สุด เพื่อให้ได้ค่าประมาณที่แม่นยำที่สุดสำหรับใช้ในการทำนายค่าในอนาคต การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นจึงถือเป็นเครื่องมือสำคัญในงานวิจัยเชิงวิศวกรรมและวิทยาศาสตร์ โดยเฉพาะในด้านที่ต้องการศึกษาความสัมพันธ์เชิงเชิงเส้นระหว่างปัจจัยต่าง ๆ และการสร้างแบบจำลองเพื่อพยากรณ์ค่าผลลัพธ์ของระบบ

2.4.2 การถดถอยแบบเวกเตอร์สนับสนุน

การถดถอยแบบเวกเตอร์สนับสนุน (Support Vector Regression: SVR) เป็นเทคนิคหนึ่งในตระกูลของอัลกอริธึม Support Vector Machine (SVM) ที่ได้รับการปรับปรุงเพื่อนำมาใช้กับปัญหาการพยากรณ์ค่าต่อเนื่อง โดย SVR จัดอยู่ในประเภทของการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) ซึ่งมีเป้าหมายในการหาฟังก์ชันการประมาณค่าที่สามารถทำนายค่าผลลัพธ์ได้อย่างแม่นยำ โดยค่าที่ทำนายควรมีความคลาดเคลื่อนจากค่าจริงน้อยที่สุดภายในขอบเขตที่ยอมรับได้ ซึ่งเรียกว่า epsilon-insensitive zone (**ε**) แกนหลักของ SVR คือการสร้างฟังก์ชัน เช่น เส้นตรงหรือเส้นโค้ง ที่สามารถพยากรณ์ค่าผลลัพธ์โดยที่ความคลาดเคลื่อนจากค่าจริงไม่เกินค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ (**ε**) สมการของฟังก์ชันที่ใช้ในการพยากรณ์ใน SVR นิยามได้ดังนี้

$$f(x) = w^T x + b \tag{2.4}$$

โดยที่	f(x)	หมายถึง ค่าที่ SVR พยากรณ์
	w	คือ เวกเตอร์ของน้ำหนัก (weight vector)
	x	คือ เวกเตอร์ของข้อมูลนำเข้า (input feature vector)
	b	คือ ค่าคงที่ (bias)

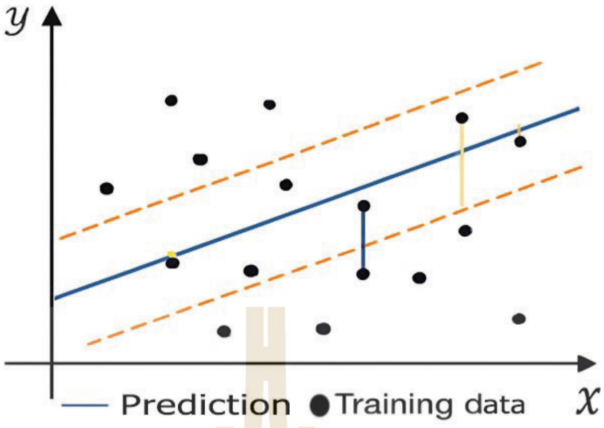
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

SVR พยายามหาค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชัน f(x) ให้สามารถประมาณค่าจริงของข้อมูลได้อย่างแม่นยำ โดยค่าที่พยากรณ์จะต้องอยู่ภายในท่อความคลาดเคลื่อน (ε-tube) รอบค่าจริง หากจุดข้อมูลใดอยู่นอกขอบเขตนี้ ระบบจะพิจารณาว่าเป็นข้อผิดพลาด และใช้ตัวแปรผ่อนผัน (Slack Variables) เพื่อควบคุมการยอมรับความเบี่ยงเบนดังกล่าว โดยมีการปรับสมดุลด้วยพารามิเตอร์การลงโทษ (Regularization) ประสิทธิภาพของ SVR ขึ้นอยู่กับการเลือกค่าของไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่สำคัญ ได้แก่

1) C (Regularization Parameter): ค่าที่ควบคุมความสมดุลระหว่างความซับซ้อนของแบบจำลองกับระดับการยอมรับความคลาดเคลื่อน ค่าสูงของ C จะลดข้อผิดพลาดให้ต่ำสุดแต่เสี่ยงต่อการเกิด การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป ขณะที่ค่าต่ำของ C ให้ความยืดหยุ่นกับแบบจำลองมากขึ้น
2) ε (Epsilon-insensitive zone): กำหนดขอบเขตของค่าความคลาดเคลื่อนที่สามารถยอมรับได้โดยไม่ถือว่าเป็นความผิดพลาด หากค่า ε สูง แบบจำลองจะมีความยืดหยุ่นมากขึ้น แต่หากค่า ε ต่ำ แบบจำลองจะพยายามคาดการณ์ให้ใกล้ค่าจริงมากที่สุด ซึ่งอาจนำไปสู่ การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป หากข้อมูลมีสิ่งรบกวน
3) Kernel Function ฟังก์ชันเคอร์เนลใช้ในการเปลี่ยนข้อมูลจากพื้นที่ต้นฉบับ (input space) ไปยังพื้นที่มิติสูง เพื่อให้สามารถสร้างเส้นหรือเส้นโค้งที่เหมาะสมกับข้อมูลเชิงซ้อน ตัวอย่างของ Kernel Function ที่นิยม ได้แก่
   3.1 Linear Kernel เหมาะสำหรับข้อมูลที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้น
   3.2 Polynomial Kernel เหมาะสำหรับข้อมูลที่มีความสัมพันธ์เชิงพหุนาม
   3.3 Radial Basis Function (RBF) เหมาะกับข้อมูลที่มีความซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้น

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

แนวคิดสำคัญของ SVR คือการสร้างฟังก์ชัน f(x) ที่มีความเรียบ (Low complexity) มากที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ ในขณะที่ค่าความคลาดเคลื่อนระหว่าง $f(x_i)$ สำหรับแต่ละข้อมูลฝึกสอนอยู่ภายในขอบเขต ε โดยไม่จำเป็นต้องทำให้ค่าพยากรณ์ตรงกับข้อมูลฝึกสอนทุกจุด ซึ่งช่วยลดความเสี่ยงของ การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป และเพิ่มความสามารถในการพยากรณ์กับข้อมูลใหม่ โดยรูปที่ 2.6 แสดงเป็นการสื่อความหมายเชิงทฤษฎีของกระบวนการถดถอยแบบ SVR เพื่อใช้ในการทำนายค่าต่อเนื่อง (Regression) โดยภาพประกอบนี้เน้นให้เห็นถึงฟังก์ชันการทำนาย



รูปที่ 2.6 กระบวนการถดถอยแบบเวกเตอร์สนับสนุน

ซึ่งแสดงด้วยเส้นตรงสีน้ำเงินที่พาดผ่านกลางข้อมูล เพื่อเป็นฟังก์ชันการถดถอยหลักของโมเดลในบริเวณรอบ ๆ เส้นตรงดังกล่าว จะมีเส้นประสีส้มสองเส้นซึ่งขนานกับเส้นถดถอยหลัก แสดงถึงพื้นที่ที่เรียกว่า ε-insensitive tube หรือ บริเวณไม่ไวต่อความคลาดเคลื่อน (Epsilon-insensitive zone) พื้นที่นี้เป็นช่วงที่แบบจำลองจะยอมรับค่าคลาดเคลื่อนได้โดยไม่ถือว่าเป็นข้อผิดพลาดในการทำนาย กล่าวคือ หากค่าทำนายของแบบจำลองเบี่ยงเบนจากค่าจริงไม่เกินค่า ε (Epsilon) จะถือว่าเป็นการทำนายที่ยอมรับได้ ภายในช่วงนี้แบบจำลองจะไม่ถูกลงโทษจากความคลาดเคลื่อนดังกล่าว จุดสีดำในภาพแทนข้อมูลจริงในชุดฝึก ส่วนเส้นแนวตั้งสีส้มที่ลากจากจุดข้อมูลไปยังเส้นถดถอย เป็นตัวแทนของ ค่าความคลาดเคลื่อน ระหว่างค่าทำนายกับค่าจริง จุดข้อมูลที่อยู่ภายนอก ε-insensitive zone จะถูกนับเป็นข้อผิดพลาดและแบบจำลองจะถูกลงโทษผ่าน พารามิเตอร์ C (Regularization Parameter) ซึ่งเป็นตัวควบคุมระดับความเข้มงวดในการลดความผิดพลาด หากกำหนดค่า C สูง โมเดลจะพยายามลดข้อผิดพลาดให้มากที่สุด ซึ่งอาจนำไปสู่ปัญหา การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป ขณะที่ค่า C ต่ำ จะทำให้แบบจำลองยืดหยุ่นมากขึ้น นอกจากนี้ SVR ยังสามารถเลือกใช้ Kernel Function เพื่อเปลี่ยนข้อมูลจากพื้นที่อินพุตเดิมให้กลายเป็นพื้นที่มิติสูง ซึ่งช่วยให้สามารถสร้างฟังก์ชันถดถอยที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้นได้ในกรณีข้อมูลมีความซับซ้อน จะเห็นได้ชัดว่า SVR มีเป้าหมายในการสร้างแบบจำลองที่มีความซับซ้อนน้อยที่สุด โดยยอมให้ค่าทำนายมีความคลาดเคลื่อนภายในขอบเขต ε เพื่อป้องกันการ การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป และในขณะเดียวกันสามารถปรับสมดุลของโมเดลให้รองรับข้อมูลที่มีสิ่งรบกวนได้อย่างมีประสิทธิภาพ เนื่องจากสามารถจัดการกับข้อมูลที่ไม่เชิงเส้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ และสามารถควบคุมความสมดุลระหว่างความแม่นยำของการพยากรณ์กับความซับซ้อนของแบบจำลองได้อย่างเหมาะสม

2.4.3 การถดถอยด้วยอัลกอริธึมเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด (K-Nearest Neighbors Regression - KNN Regression)

การถดถอยด้วยอัลกอริธึมเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด (K-Nearest Neighbors Regression: KNN Regression) เป็นเทคนิคการเรียนรู้แบบมีผู้สอน ในกลุ่มของอัลกอริธึมที่ไม่ใช้สมการเชิงเส้น (Non-parametric) ซึ่งใช้หลักการของความใกล้เคียงในเชิงระยะห่าง เพื่อทำนายค่าต่อเนื่อง โดยอาศัยค่าของตัวอย่างในชุดข้อมูลฝึก ที่อยู่ใกล้กับจุดข้อมูลที่ต้องการพยากรณ์มากที่สุดจำนวน k จุด เพื่อใช้ในการคำนวณหาค่าพยากรณ์ แนวคิดหลักของ KNN Regression คือ เมื่อมีข้อมูลใหม่เข้ามา ระบบจะทำการค้นหาจุดข้อมูลในชุดฝึกสอนที่อยู่ใกล้ที่สุด k จุด จากนั้นนำค่าผลลัพธ์ของ k จุดนั้นมาคำนวณค่าเฉลี่ย หรือค่ากลางแบบถ่วงน้ำหนัก เพื่อใช้เป็นค่าที่ทำนายให้กับข้อมูลใหม่กระบวนการของ KNN Regression ประกอบด้วยขั้นตอนหลัก ดังนี้ (Nafees. et al.,2022)

1. การเลือกจำนวนเพื่อนบ้าน (k)
2. จำนวนของเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด k มีผลต่อความแม่นยำของแบบจำลองโดยตรง หาก k มีค่าน้อยเกินไป แบบจำลองอาจมีแนวโน้มที่จะ การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป กับข้อมูลฝึก ในขณะที่หาก k มีค่ามากเกินไป จะทำให้ค่าพยากรณ์ถูกปรับให้ใกล้ค่าเฉลี่ยของข้อมูลโดยรวมมากเกินไปจนสูญเสียความแม่นยำในรายละเอียดของข้อมูลเฉพาะจุด
3. การวัดระยะห่าง (Distance Metrics)
4. KNN Regression ใช้การวัดระยะห่างระหว่างข้อมูลเพื่อหาเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด โดยระยะห่างที่นิยมใช้ ได้แก่
   4.1 ระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean Distance) เหมาะกับข้อมูลที่มีการกระจายแบบสมมาตร
   4.2 ระยะทางแบบแมนฮัตตัน (Manhattan Distance) เหมาะกับข้อมูลที่มีความไม่เป็นเชิงเส้นสูง
   4.3 ระยะทางแบบมินคอสกี (Minkowski Distance) เป็นกรณีทั่วไปที่สามารถปรับค่าพารามิเตอร์ให้เหมาะสมกับลักษณะของข้อมูล

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

2.4.4 การทำนายค่าผลลัพธ์ (Prediction)

เมื่อเลือก k เพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดได้แล้ว จะนำค่าผลลัพธ์ของจุดเหล่านั้นมาหาค่าเฉลี่ย (Mean) หรือค่ากลางถ่วงน้ำหนักตามระยะทาง เพื่อใช้เป็นค่าพยากรณ์ สมการสำหรับการพยากรณ์มีรูปแบบดังนี้

$$f(x) = \frac{1}{k}\sum_{i=0}^{k} yi \qquad (2.5)$$

โดยที่ f(x) คือ ค่าที่ทำนาย

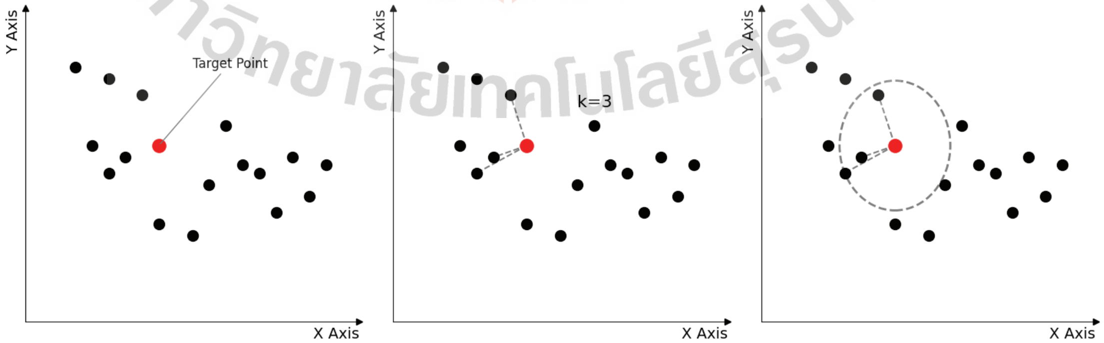
yi คือ ค่าผลลัพธ์ของเพื่อนบ้านลำดับที่ *i* ในชุดที่ใกล้ที่สุดจำนวน *k* จุด

หากมีการใช้การถ่วงน้ำหนักระยะทาง เช่น Inverse Distance Weighting (IDW) สมการจะปรับเป็น

$$f(x) = \frac{\sum_{i=1}^{k}\frac{1}{di}yi}{\sum_{i=1}^{k}\frac{1}{di}} \qquad (2.6)$$

โดยที่ di คือระยะห่างของเพื่อนบ้านลำดับที่ *i* จากจุดข้อมูลใหม่

KNN Regression มีข้อดีคือไม่ต้องเรียนรู้พารามิเตอร์ใด ๆ และสามารถจัดการกับฟังก์ชันที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้โดยตรง อย่างไรก็ตาม ประสิทธิภาพของ KNN อาจลดลงเมื่อใช้กับข้อมูลที่มีมิติจำนวนมาก เนื่องจากปรากฏการณ์ที่เรียกว่า Curse of Dimensionality นอกจากนี้ การใช้ KNN ต้องพิจารณาถึงการจัดสเกลข้อมูล ให้เหมาะสม เช่น การใช้ Z-score หรือ Min-Max Scaling เพื่อให้แต่ละคุณลักษณะมีผลต่อการวัดระยะห่างอย่างสมดุล



รูปที่ 2.7 การถดถอยด้วยอัลกอริธึมเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด

รูปที่ 2.7 สำหรับการพยากรณ์ด้วย KNN แสดงให้เห็นถึงจุดข้อมูลจริง (จุดสีดำ) และจุดข้อมูลใหม่ (จุดสีแดง) ที่ต้องการทำนายค่าผลลัพธ์ ระบบจะทำการค้นหาเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดจำนวน k จุด (เช่น k = 3) ซึ่งแสดงด้วยจุดสีน้ำเงิน จากนั้นนำค่าผลลัพธ์ของเพื่อนบ้านทั้ง 3 จุดนั้นมาหาค่าเฉลี่ยเพื่อใช้เป็นค่าพยากรณ์สำหรับจุดสีแดง ค่าที่ได้จะเป็นค่าที่สะท้อนแนวโน้มของข้อมูลโดยรอบ ซึ่งมีความยืดหยุ่นและสามารถจับลักษณะที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ดี อย่างไรก็ตาม หากมี noise ในข้อมูล เพื่อนบ้านบางจุดอาจมีค่าเบี่ยงเบนมาก ทำให้ค่าพยากรณ์ผิดเพี้ยนได้ ดังนั้นการเลือกค่า k ที่เหมาะสม และการใช้เทคนิคถ่วงน้ำหนักจึงมีความสำคัญต่อประสิทธิภาพของโมเดล

2.4.5 การเรียนรู้แบบรวมหลายโมเดล

การเรียนรู้แบบรวมหลายโมเดล (Ensemble Learning) เป็นเทคนิคสำคัญในสาขาการเรียนรู้ของเครื่อง ที่มีเป้าหมายเพื่อเพิ่มความแม่นยำและประสิทธิภาพในการพยากรณ์หรือจำแนกข้อมูล โดยอาศัยแนวคิดพื้นฐานว่า การรวมผลลัพธ์จากโมเดลหลาย ๆ ตัวเข้าด้วยกันจะสามารถลดข้อผิดพลาดที่เกิดจากโมเดลแต่ละตัว และช่วยเพิ่มความแข็งแกร่งให้กับการพยากรณ์ได้ดียิ่งขึ้นเมื่อเทียบกับการใช้โมเดลเดี่ยว (Single Model) ในกระบวนการของ Ensemble Learning โมเดลที่นำมารวมกันอาจเป็นโมเดลประเภทเดียวกันหรือแตกต่างกันก็ได้ เช่น Linear Regression, Decision Tree, หรือ Random Forest ซึ่งสามารถผสมผสานกันได้อย่างยืดหยุ่น ขึ้นอยู่กับปัญหาและลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ โดย Ensemble จะทำหน้าที่รวมผลการคาดการณ์จากโมเดลย่อย (Base Learners) เหล่านี้เพื่อให้ได้ผลลัพธ์สุดท้ายที่แม่นยำและมีความน่าเชื่อถือมากขึ้น เทคนิค Ensemble Learning แบ่งออกเป็นสามกลุ่มหลักที่ได้รับความนิยม ได้แก่ (Khan. et al., 2022)

1) Bagging (Bootstrap Aggregating)

เป็นเทคนิคที่ช่วยลดความแปรปรวน (Variance) ของโมเดล โดยการสร้างชุดข้อมูลย่อยแบบสุ่มจากชุดข้อมูลฝึกสอนเดิม แล้วฝึกโมเดลย่อยแต่ละตัวบนชุดข้อมูลย่อยนั้น จากนั้นรวมผลลัพธ์โดยใช้ค่าเฉลี่ย (สำหรับปัญหาการถดถอย) หรือการโหวตเสียงข้างมาก สำหรับปัญหาการจำแนก

2) Boosting

เป็นเทคนิคที่ช่วยลดอคติ ของโมเดล โดยการฝึกโมเดลย่อยแบบลำดับต่อเนื่อง ซึ่งแต่ละโมเดลใหม่จะพยายามแก้ไขข้อผิดพลาดของโมเดลก่อนหน้า และให้ความสำคัญกับข้อมูลที่คาดการณ์ผิดในรอบก่อนหน้ามากขึ้น Boosting มีประสิทธิภาพสูงในการจัดการกับข้อมูลที่มีความซับซ้อน และตัวอย่างที่รู้จักกันดี ได้แก่ AdaBoost, Gradient Boosting, และ XGBoost

3) Random Forest

เป็นรูปแบบพิเศษของ Bagging ที่ใช้ Decision Tree เป็นโมเดลพื้นฐาน โดยเพิ่มความสุ่มในการเลือกตัวแปรในแต่ละโหนดของต้นไม้ ทำให้โมเดลแต่ละต้นมีความแตกต่างกัน ส่งผลให้การรวมผลลัพธ์มีความหลากหลายมากขึ้น และสามารถลดปัญหา การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

โดย Ensemble Learning เป็นเครื่องมือทรงพลังที่ช่วยปรับปรุงผลลัพธ์ของการเรียนรู้ของเครื่อง โดยอาศัยจุดแข็งของโมเดลย่อยหลายตัวมาผสมผสานกัน เพื่อสร้างโมเดลที่มีความแม่นยำสูง เสถียร และสามารถประยุกต์ใช้ได้หลากหลายในปัญหาทางปัญญาประดิษฐ์และวิทยาการข้อมูล

2.4.6 Bagging Ensemble

กระบวนการของโมเดล Bagging (รูปที่ 2.8) เริ่มต้นจากการสร้างชุดข้อมูลย่อย (Bootstrap samples) จำนวน B ชุด ซึ่งแต่ละชุดจะมีขนาดเท่ากับชุดข้อมูลต้นฉบับ แต่ประกอบด้วยข้อมูลที่สุ่มเลือกมาซ้ำได้ จากนั้นจะนำข้อมูลแต่ละชุดไปฝึกสอนแบบจำลองแยกกัน ในบางกรณีอาจมีการสุ่มเลือกคุณลักษณะ บางส่วนในแต่ละรอบ เพื่อเพิ่มความหลากหลาย ของโมเดลย่อยที่สร้างขึ้น เมื่อได้โมเดลย่อยทั้งหมดแล้ว ขั้นตอนสุดท้ายคือการรวมผลลัพธ์จากโมเดลเหล่านั้นเข้าด้วยกัน โดยใช้การโหวตเสียงข้างมากในกรณีของการจำแนกประเภท หรือการหาค่าเฉลี่ย ในกรณีของการถดถอย โดยเริ่มจากชุดข้อมูลต้นฉบับที่มีตัวแปรต้น (X1, X2, X3) และตัวแปรตาม (Y) ซึ่งจะถูกนำไปสุ่มสร้างชุดข้อมูลย่อยสามชุด จากนั้นฝึกสอนโมเดล Decision Tree แต่ละต้นบนชุดข้อมูลที่แตกต่างกัน ก่อนจะรวมผลลัพธ์จากทุกต้นไม้มาประมวลผลเป็นคำตอบสุดท้าย กระบวนการนี้ช่วยลดความเสี่ยงจากการฝึกโมเดลบนข้อมูลเฉพาะกลุ่ม และเพิ่มความสามารถในการทำนายข้อมูลใหม่ได้ดียิ่งขึ้น โมเดล Bagging เป็นกลยุทธ์ที่เรียบง่ายแต่ทรงประสิทธิภาพ ซึ่งสามารถลดการ การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป ได้อย่างมีนัยสำคัญ และยังเป็นพื้นฐานสำคัญของเทคนิคที่ซับซ้อนกว่า เช่น Random Forest ที่พัฒนาต่อยอดจากแนวคิดเดียวกัน (Chou et al,2014)

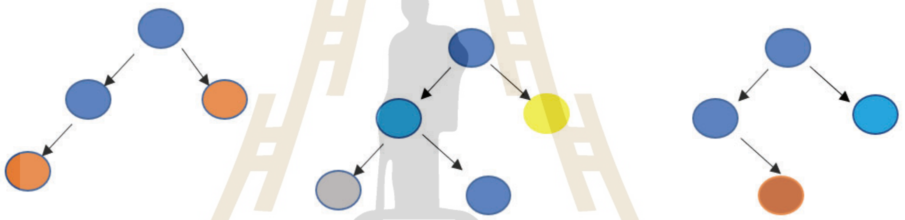
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ID	X1	X2	X3	Y
1	Yes	Yes	19	Yes
2	Yes	No	15	No
3	No	Yes	28	No
4	No	No	17	Yes
5	Yes	Yes	22	No

ID	X1	X2	X3	Y
2	Yes	No	15	No
3	No	Yes	28	No
4	No	No	17	Yes

ID	X1	X2	X3	Y
4	No	No	17	Yes
2	Yes	No	15	No
1	Yes	Yes	19	Yes

ID	X1	X2	X3	Y
5	Yes	Yes	22	No
3	No	Yes	28	No
1	Yes	Yes	19	Yes



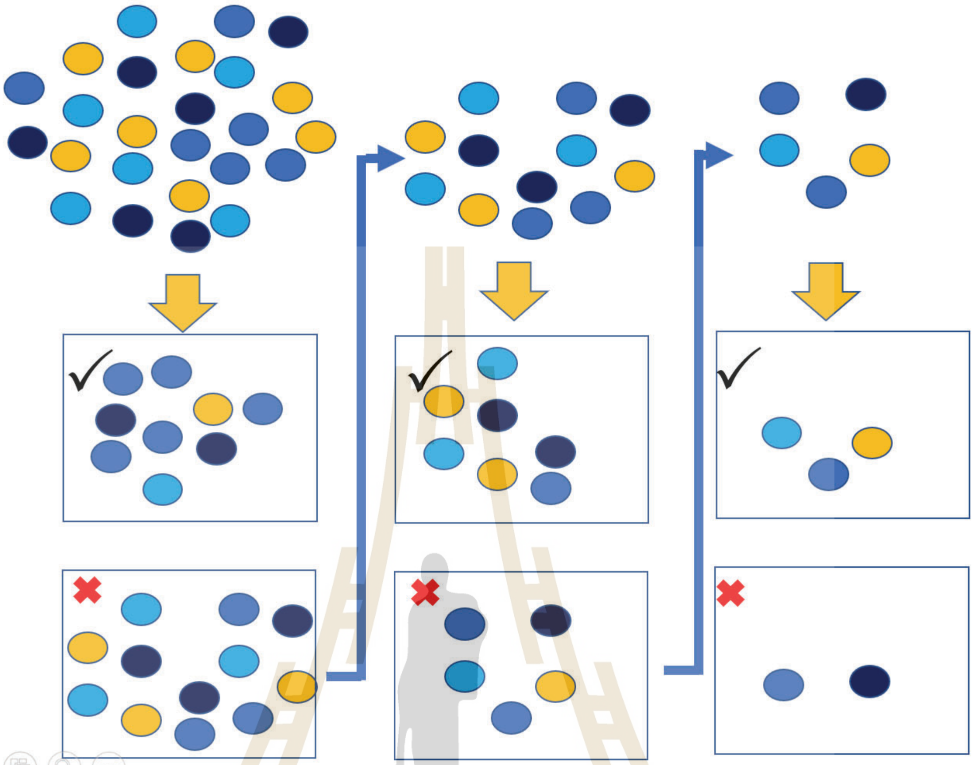
รูปที่ 2.8 ขั้นตอน Bootstrap Aggregating

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

2.4.7 กลไกการเรียนรู้แบบลำดับเพื่อยกระดับความแม่นยำของแบบจำลอง (Boosting)

Boosting เป็นเทคนิคการเรียนรู้แบบรวมหลายโมเดล ที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายในการพยากรณ์แบบต่อเนื่อง (Regression) โดยเฉพาะในกรณีที่ต้องการเพิ่มความแม่นยำในการคาดการณ์จากแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพที่ยังต้องปรับปรุงมีค่าการทำนายได้ไม่สูงสุด แนวคิดหลักของ Boosting คือการฝึกแบบจำลองหลายตัวในลักษณะลำดับต่อเนื่อง โดยที่แบบจำลองถัดไปจะให้ความสำคัญกับตัวอย่างข้อมูลที่แบบจำลองก่อนหน้านั้นพยากรณ์ผิด ซึ่งช่วยให้แบบจำลองในภายหลังสามารถแก้ไขข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในเชิงกระบวนการ Boosting เริ่มต้นจากการกำหนดน้ำหนักเริ่มต้นเท่ากันให้กับข้อมูลฝึกสอนทุกตัวอย่าง จากนั้นฝึกโมเดลพื้นฐานตัวแรก เช่น Decision Tree ขนาดเล็ก บนข้อมูลดังกล่าว เมื่อโมเดลแรกสร้างเสร็จ ระบบจะประเมินผลการพยากรณ์และทำการปรับน้ำหนักของข้อมูล โดยเพิ่มน้ำหนักให้กับตัวอย่างที่โมเดลทำนายผิด ในขณะเดียวกันจะลดน้ำหนักของตัวอย่างที่ทำนายได้ถูกต้อง ขั้นตอนนี้ทำให้ข้อมูลที่มีแนวโน้มทำนายผิดได้รับความสำคัญมากขึ้นในรอบถัดไป โมเดลในแต่ละรอบของ Boosting จะใช้ข้อมูลฝึกชุดเดิม แต่มีการถ่วงน้ำหนักที่แตกต่างกัน การฝึกนี้จะถูกทำซ้ำหลายรอบ โดยในแต่ละรอบโมเดลจะถูกออกแบบให้ “เรียนรู้” จากข้อผิดพลาดของโมเดลก่อนหน้า ทำให้ Boosting มีลักษณะเป็น การสะสมความรู้แบบลำดับขั้น (Stage-wise Additive Model) ซึ่งต่างจาก Bagging ที่ฝึกแบบขนาน ผลลัพธ์สุดท้ายจาก Boosting จะเกิดจากการรวมผลลัพธ์ของโมเดลทั้งหมดเข้าด้วยกันผ่านการถ่วงน้ำหนักตามระดับความสามารถของแต่ละโมเดล Boosting ถูกนำไปใช้ในหลายบริบทของงานด้านปัญญาประดิษฐ์ และวิทยาการข้อมูล แม้ Boosting จะมีประสิทธิภาพสูง แต่ผู้ใช้จำเป็นต้องคำนึงถึง การเลือกจำนวนรอบที่เหมาะสม การควบคุมขนาดของโมเดลฐาน เช่น จำกัดความลึกของต้นไม้ใน Decision Tree การเลือก Loss Function ที่เหมาะสมกับประเภทของปัญหาการปรับพารามิเตอร์เพื่อหลีกเลี่ยง การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป (Yeh et al.2009)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



รูปที่ 2.9 ขั้นตอนการทำ Boosting

รูปที่ 2.9 แสดงแนวทางการทำงานของ Boosting ซึ่งเริ่มต้นจากการสุ่มข้อมูลฝึก และฝึกแบบจำลองแรกโดยไม่ให้น้ำหนักพิเศษแก่ข้อมูลใด จากนั้นแบบจำลองถัดไปจะเลือกเน้นเฉพาะตัวอย่างที่โมเดลก่อนหน้าทำนายผิด โดยให้ค่าความสำคัญมากขึ้นผ่านการปรับน้ำหนักข้อมูล การเน้นเรียนรู้จากข้อผิดพลาดในแต่ละรอบช่วยให้แบบจำลองสามารถปรับปรุงผลลัพธ์ได้อย่างต่อเนื่อง เส้นทางการเรียนรู้แบบลำดับเช่นนี้ทำให้ Boosting มีความสามารถในการเรียนรู้แบบละเอียด และมักให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำกว่าการเรียนรู้แบบขนาน อย่างไรก็ตาม ความสามารถในการเรียนรู้ที่ลึกนี้อาจทำให้ Boosting เสี่ยงต่อการ การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป หากจำนวนรอบการเรียนรู้มากเกินไป หรือหากไม่มีการควบคุมความซับซ้อนของโมเดลพื้นฐาน

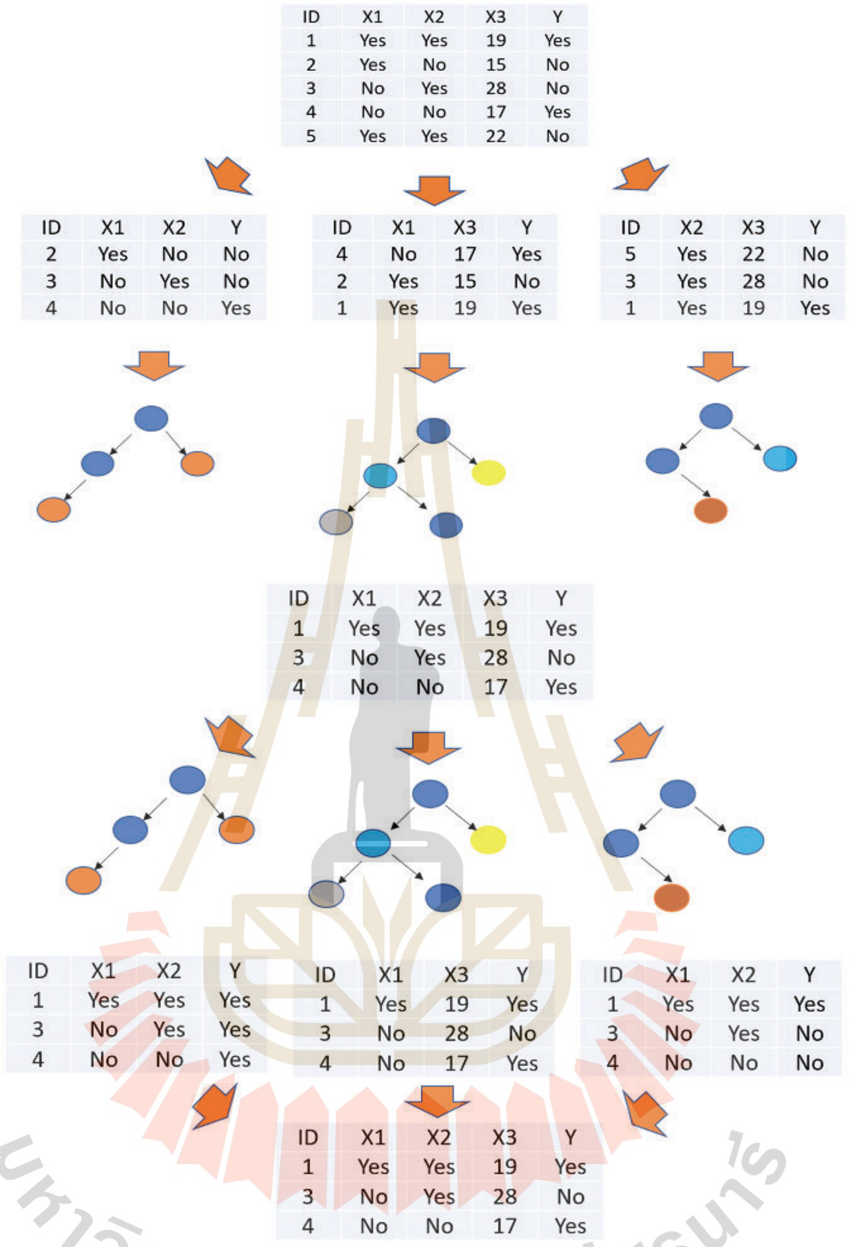
Boosting เป็นเครื่องมือที่ทรงพลังในการยกระดับคุณภาพของแบบจำลองโดยเน้นการปรับปรุงข้อผิดพลาดอย่างเป็นลำดับขั้น จุดแข็งของ Boosting คือการสามารถเรียนรู้จากข้อผิดพลาดของโมเดลก่อนหน้าและสร้างแบบจำลองที่มีความแม่นยำสูง อย่างไรก็ตาม ความสามารถในการเรียนรู้เชิงลึกนี้จำเป็นต้องใช้ร่วมกับการควบคุมความซับซ้อนอย่างระมัดระวัง เพื่อให้ได้แบบจำลองที่ทั้งแม่นยำและมีความสามารถในการทั่วไปได้ดี

2.4.8 Random Forest (RF)

Random Forest (RF) เป็นอัลกอริธึมการเรียนรู้ของเครื่องที่อยู่ในกลุ่มของเทคนิคการเรียนรู้แบบรวมหลายโมเดล โดยพัฒนาต่อยอดจากแนวคิดของ Bagging และต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) ซึ่งมีวัตถุประสงค์หลักเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ และลดความเสี่ยงจากปัญหา การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป ที่มักเกิดขึ้นในโมเดล Decision Tree เดี่ยว RF ทำงานโดยการสร้างต้นไม้ตัดสินใจจำนวนมากจากชุดข้อมูลฝึก โดยแต่ละต้นไม้จะถูกฝึกจากชุดข้อมูลย่อยที่ได้จากการสุ่มแบบมีการคืนกลับ (Bootstrap Sampling) จากชุดข้อมูลต้นฉบับ พร้อมกับการสุ่มเลือกเฉพาะบางคุณลักษณะ ในแต่ละโหนดของต้นไม้เพื่อใช้ในการแยกข้อมูล ซึ่งช่วยเพิ่มความหลากหลาย ของโมเดลแต่ละต้นไม้ และลดการพึ่งพาคุณลักษณะใดเพียงลำพัง เมื่อสร้างต้นไม้ตัดสินใจเสร็จเรียบร้อยแล้ว การทำนายค่าผลลัพธ์จะเกิดจากการรวมผลลัพธ์ของต้นไม้ทั้งหมด โดยใช้ค่าเฉลี่ย หรือ ค่ามัธยฐาน ในกรณีของปัญหาการถดถอย กลไกนี้ทำให้ RF มีความสามารถในการทนทานต่อข้อมูลที่มีความไม่เป็นเชิงเส้น ข้อมูลที่มีค่าขาดหาย หรือข้อมูลที่มีความผิดปกติ (Outliers) ได้ดี เนื่องจากความหลากหลายของต้นไม้แต่ละต้นช่วยลดความเบี่ยงเบนของผลลัพธ์โดยรวม อัลกอริธึม Random Forest มีจุดแข็งหลายประการที่ส่งผลให้ได้รับความนิยมในงานวิจัยและการประยุกต์ใช้งานเชิงอุตสาหกรรมอย่างกว้างขวาง โดยสามารถสรุปคุณลักษณะเด่นได้ดังต่อไปนี้

Random Forest มีความสามารถในการให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำสูง แม้จะใช้ต้นไม้ตัดสินใจที่มีความลึกไม่มาก เนื่องจากแบบจำลองประกอบด้วยต้นไม้จำนวนมากที่ผ่านกระบวนการเรียนรู้จากข้อมูลย่อยที่สุ่มมาอย่างหลากหลาย และรวมผลการทำนายด้วยกลไกการลงคะแนนเสียง หรือค่าเฉลี่ย ซึ่งช่วยลดอคติ และลดความแปรปรวน ของการทำนายได้อย่างมีประสิทธิภาพ

Random Forest สามารถจัดการกับข้อมูลที่มีมิติสูง ได้อย่างมีประสิทธิภาพ เนื่องจากกระบวนการสุ่มเลือกคุณลักษณะบางส่วน ในแต่ละโหนดของต้นไม้ ช่วยให้โมเดลไม่ถูกรบกวนจากคุณลักษณะที่ไม่เกี่ยวข้อง และลดความซับซ้อนของการเรียนรู้ลงอย่างมีนัยสำคัญ



รูปที่ 2.10 ขั้นตอนการทำ Random Forest

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

Random Forest มีความทนทานต่อค่าผิดปกติ และข้อมูลที่มีค่าขาดหาย โดยในกรณีที่ข้อมูลบางรายการมีความไม่สมบูรณ์ ต้นไม้แต่ละต้นใน Random Forest อาจเรียนรู้จากตัวอย่างที่แตกต่างกัน ทำให้โมเดลโดยรวมยังคงสามารถให้การพยากรณ์ที่เสถียรและแม่นยำได้

โมเดล Random Forest สามารถประเมินความสำคัญของตัวแปร ได้โดยอัตโนมัติ ผ่านการวัดผลของแต่ละคุณลักษณะต่อการลดความไม่แน่นอนของข้อมูล เช่น Gini impurity หรือ Information gain ซึ่งเป็นประโยชน์ในการวิเคราะห์คุณลักษณะที่ส่งผลต่อการตัดสินใจของโมเดล

และช่วยสนับสนุนการทำ ประเมินความสำคัญของตัวแปร ในกระบวนการก่อนการเรียนรู้ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ รูปที่ 2.10 แสดงลำดับขั้นตอนของการสร้างและใช้งาน Random Forest เริ่มต้นจากชุดข้อมูลต้นฉบับที่ประกอบด้วยตัวแปรต้น เช่น X1, X2, X3 และตัวแปรตาม (Y) ระบบจะสุ่มเลือกข้อมูลบางส่วนจากชุดข้อมูลต้นฉบับแบบมีการคืนกลับ (Bootstrapping) เพื่อสร้างชุดข้อมูลย่อยหลายชุด จากนั้นในแต่ละชุดข้อมูล จะมีการสุ่มเลือกคุณลักษณะบางตัวมาพิจารณาในการแยกข้อมูลในแต่ละโหนดของต้นไม้ โดยการทำเช่นนี้จะส่งผลให้ต้นไม้แต่ละต้นมีโครงสร้างที่แตกต่างกัน ซึ่งช่วยลดการเกิด อคติ และ ความแปรปรวนในแบบจำลองโดยรวม แสดงให้เห็นว่าแต่ละกลุ่มข้อมูล ได้รับการคัดเลือกทั้งแถวและคอลัมน์ต่างกัน ส่งผลให้แต่ละต้นไม้ตัดสินใจมีเกณฑ์การแบ่งข้อมูลต่างกัน เมื่อกระบวนการสร้างต้นไม้เสร็จสิ้น แบบจำลองจะรวมผลจากต้นไม้ทุกต้นเพื่อสร้างคำทำนายสุดท้ายซึ่งมีความแม่นยำและมีเสถียรภาพสูงกว่าต้นไม้เดี่ยว

Random Forest เป็นเครื่องมือการเรียนรู้ที่ทรงพลังในการจัดการกับข้อมูลที่ซับซ้อน มีความยืดหยุ่นในการใช้งาน และเหมาะสมกับสถานการณ์ที่ต้องการความแม่นยำสูงโดยไม่เสี่ยงต่อการการเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป โมเดลนี้ผสานข้อดีของการสุ่มข้อมูลและการสุ่มคุณลักษณะเข้าด้วยกันเพื่อสร้างระบบที่มีความหลากหลายและเสถียร

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

2.5 คุณสมบัติทางกล

2.5.1 ค่าความแข็งแรงต่อการรับแรงอัด

ค่าความแข็งแรงต่อการรับแรงอัด เป็นหนึ่งในคุณสมบัติเชิงกลที่สำคัญที่สุดของวัสดุก่อสร้าง โดยเฉพาะวัสดุประเภทคอนกรีต มอร์ตาร์ และจีโอโพลิเมอร์คอนกรีต ซึ่งถูกออกแบบมาให้รองรับน้ำหนักและแรงกดอัดจากโครงสร้างด้านบน ค่านี้เป็นตัวชี้วัดประสิทธิภาพของวัสดุในการต้านทานต่อแรงที่พยายามจะบีบอัด จนทำให้วัสดุแตกร้าวหรือเสียรูปถาวร ในเชิงนิยาม ค่าความแข็งแรงต่อการรับแรงอัด คือ แรงสูงสุดที่วัสดุสามารถรับได้ต่อหนึ่งหน่วยพื้นที่หน้าตัด ก่อนที่จะเกิดการพังทลาย ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการ โดยปัจจัยที่มีผลต่อค่าความแข็งแรงอัดมีดังนี้

1) **องค์ประกอบของวัสดุ** สัดส่วนของวัสดุผสม เช่น อัตราส่วนของสารตั้งต้นต่อสารกระตุ้นในจีโอโพลิเมอร์ หรืออัตราส่วนน้ำต่อซีเมนต์ในคอนกรีตพอร์ตแลนด์ มีผลโดยตรงต่อความหนาแน่นของโครงสร้างและความสามารถในการรับแรง
2) **ความพรุนตัว (Porosity)** วัสดุที่มีรูพรุนมากมักส่งผลโดยตรงต่อค่าความแข็งแรง โดยถ้ามีรุนพรุนมากมีความสามารถในการรับแรงอัดต่ำกว่า
3) **วิธีการบ่ม** วิธีการบ่มและสภาวะการบ่มมีผลต่อความแข็งแรง เช่น ความชื้นและอุณหภูมิ มีผลต่อการเกิดปฏิกิริยาเคมีและการพัฒนาโครงสร้างจุลภาค
4) **ขนาดและรูปร่างของตัวอย่าง** ตัวอย่างทรงลูกบาศก์มักให้ค่ากำลังอัดสูงกว่าทรงกระบอก เนื่องจากมีพฤติกรรมการกระจายแรงต่างกัน
5) **สารเติมแต่ง** เถ้าลอย (Fly ash), ตะกรัน (Slag), หรือซิลิกาฟูม (Silica fume) ซึ่งมีผลต่อโครงสร้างเจลและกำลังรับแรง

ค่าความแข็งแรงต่อการรับแรงอัดไม่เพียงเป็นตัวชี้วัดความสามารถของวัสดุในการรับน้ำหนักในแนวดิ่งเท่านั้น แต่ยังเป็นตัวแทนของคุณภาพโดยรวมของวัสดุก่อสร้าง ทั้งในแง่ของโครงสร้างภายใน ความแน่น ความพรุน และระดับของปฏิกิริยาเคมีที่สมบูรณ์หรือไม่ การวิเคราะห์ค่ากำลังอัดร่วมกับสมบัติอื่น ๆ เช่น ความหนาแน่น ความพรุนตัว หรืออัตราการดูดซึม ช่วยให้สามารถประเมินความเหมาะสมของวัสดุสำหรับการใช้งานในสภาพแวดล้อมต่าง ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

2.5.2 ความพรุนตัว

ความพรุนตัว (Porosity) หมายถึงสัดส่วนของปริมาตรรูพรุนเมื่อเปรียบเทียบกับปริมาตรรวมของวัสดุ (Bulk Volume) ซึ่งเป็นสมบัติทางกายภาพที่มีอิทธิพลโดยตรงต่อสมรรถนะของจีโอโพลิเมอร์คอนกรีต ทั้งในแง่ความแข็งแรงทางกล ความทนทานต่อสภาพแวดล้อม และความสามารถในการดูดซึมของเหลว วัสดุที่มีความพรุนตัวสูงมักมีแนวโน้มที่จะมีความแข็งแรงต่ำ และมีอัตราการซึมผ่านของสารเคมีสูง ซึ่งส่งผลต่ออายุการใช้งานของโครงสร้างโดยตรง การหาค่าความพรุนตัวปรากฏสามารถดำเนินการได้โดยอาศัย หลักของอาร์คิมีดีส (Archimedes' Principle) ผ่านการชั่งน้ำหนักตัวอย่างภายใต้เงื่อนไขที่แตกต่างกัน ได้แก่ ขณะอิ่มน้ำ ขณะเปียก และขณะแห้งสนิท โดยผลต่างของน้ำหนักจะสัมพันธ์กับปริมาตรรูพรุนเปิดที่มีอยู่ภายในเนื้อวัสดุ การวัดค่าความพรุนในลักษณะนี้เป็นวิธีที่ไม่ทำลายชิ้นงาน (Non-destructive) และสามารถนำมาใช้ในการเปรียบเทียบส่วนผสมต่าง ๆ หรือเงื่อนไขการผลิต เช่น อัตราส่วนของสารตั้งต้นในจีโอโพลิเมอร์ อุณหภูมิการบ่ม หรือสารเติมแต่งพิเศษที่มีผลต่อโครงสร้างจุลภาค ในเชิงโครงสร้างจุลภาค ความพรุนตัวของวัสดุก่อสร้างสามารถจำแนกออกเป็น 2 ประเภทหลัก ได้แก่

1) รูพรุนเปิด (Open Pores) รูพรุนที่มีการเชื่อมต่อกับผิวภายนอกของวัสดุ และมีส่วนสำคัญในการเคลื่อนที่ของน้ำ อากาศ และสารเคมี

2) รูพรุนปิด (Closed Pores) รูพรุนที่ถูกล้อมรอบอยู่ภายในเนื้อวัสดุโดยไม่เชื่อมต่อกับผิวภายนอก ซึ่งไม่ส่งผลต่อการซึมผ่านโดยตรง แต่มีผลต่อความหนาแน่นรวมของวัสดุ

ในการประเมินความพรุนตัวของจีโอโพลิเมอร์คอนกรีตโดยทั่วไป มักใช้การวัดในรูปของความพรุนตัวปรากฏ (Apparent Porosity) ซึ่งสะท้อนเฉพาะส่วนของรูพรุนเปิดที่ของเหลวสามารถแทรกซึมได้ โดยมีสูตรการคำนวณดังนี้

$$P(\%) = \left(\frac{W_S - W_d}{V_b}\right) \times 100 \qquad (2.7)$$

โดยที่: W_s	คือ	น้ำหนักของตัวอย่างเมื่ออิ่มน้ำ (Saturated weight)
Wd	คือ	น้ำหนักของตัวอย่างเมื่อแห้งสนิท (Dry weight)
V_b	คือ	ปริมาตรของตัวอย่าง (Bulk volume)
P	คิอ	ค่าความพรุนตัวปรากฏ เป็นร้อยละ (%)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

กลไกการซึมผ่านของคอนกรีตเป็นปรากฏการณ์ที่เกี่ยวข้องกับการเคลื่อนที่ของของเหลวหรือก๊าซผ่านเนื้อวัสดุ ซึ่งส่วนใหญ่จะเกิดจากการไหลผ่านทางรูพรุน รอยแตกร้าว หรือโพรงอากาศขนาดเล็กที่กระจายอยู่ในเนื้อซีเมนต์เพสต์หรือเนื้อจีโอโพลิเมอร์ ในกรณีของซีเมนต์เพสต์ทั่วไป รูพรุนสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภทหลัก ได้แก่

1) ช่องว่างคาร์ปิลารี่ (Capillary Pores) รูพรุนขนาดใหญ่ที่เกิดจากการระเหยของน้ำส่วนเกินในระหว่างการบ่ม ซึ่งมีบทบาทสำคัญในการซึมผ่านของน้ำและสารเคมี

2) ช่องว่างในเจล (Gel Pores) รูพรุนขนาดเล็กที่เกิดขึ้นภายในโครงสร้างเจลของผลิตภัณฑ์ปฏิกิริยาปอซโซลานิก มีขนาดเล็กมากและมีผลกระทบต่อความสามารถในการแพร่มากกว่าการไหลแบบ bulk flow

กระบวนการซึมผ่านส่วนใหญ่ในวัสดุประเภทจีโอโพลิเมอร์หรือคอนกรีตทั่วไปมักเกิดผ่านรูพรุนขนาดใหญ่ (Capillary Pores) มากกว่ารูพรุนขนาดเล็ก เนื่องจากมีความสามารถในการให้ของเหลวไหลผ่านได้สะดวกกว่า ดังนั้น การควบคุมขนาดและปริมาณของ การผ่านรูพรุนขนาดใหญ่จึงมีความสำคัญต่อความสามารถในการต้านทานการซึมผ่านของวัสดุ โดยเฉพาะในบริบทของความทนทานต่อการโจมตีของสารเคมีจากภายนอก เช่น คลอไรด์ ซัลเฟต หรือคาร์บอนไดออกไซด์ ในเชิงกลศาสตร์วัสดุ การเกิดรอยร้าว ภายในเนื้อวัสดุยังเป็นอีกปัจจัยหนึ่งที่เร่งให้เกิดการซึมผ่านอย่างรวดเร็ว ดังนั้น สมรรถนะในการต้านทานรอยร้าวจึงเป็นคุณลักษณะที่สำคัญในการออกแบบคอนกรีตให้มีความคงทนสูง

2.5.3 ความหนาแน่นรวม

ความหนาแน่นรวม (Bulk Density) เป็นคุณสมบัติพื้นฐานทางกายภาพของวัสดุที่นิยามว่าเป็นอัตราส่วนระหว่างมวลต่อหนึ่งหน่วยปริมาตรของวัสดุนั้น ๆ โดยทั่วไปแล้ว ความหนาแน่นถือเป็นสมบัติเฉพาะของสารที่สะท้อนถึงระดับความอัดแน่นของอนุภาคหรือโมเลกุลภายในวัสดุ กล่าวคือ หากวัสดุมีความหนาแน่นสูง จะหมายถึงว่าในหนึ่งหน่วยปริมาตรของวัสดุนั้นมีมวลมาก ซึ่งบ่งชี้ถึงโครงสร้างที่แน่นทึบและมีช่องว่างระหว่างอนุภาคน้อย ในทางกลับกัน วัสดุที่มีความหนาแน่นต่ำมักจะมีช่องว่างภายในมากกว่า และมีมวลรวมในปริมาตรเดียวกันน้อยกว่าการวัดค่าความหนาแน่นในงานคอนกรีต โดยเฉพาะในวัสดุก่อสร้างสมัยใหม่ เช่น คอนกรีตจีโอโพลิเมอร์ (Geopolymer Concrete) ถือเป็นขั้นตอนที่มีความสำคัญอย่างยิ่ง เพราะค่าความหนาแน่นสามารถใช้เป็นตัวชี้วัดเชิงคุณภาพของวัสดุได้หลายด้าน เช่น ความแข็งแรงทางกล ความทนทานต่อสภาพแวดล้อม ความพรุนตัว และพฤติกรรมการดูดซึมของเหลวหรือสารเคมี งานวิจัยด้านวัสดุก่อสร้างประเภทจีโอโพลิเมอร์

ความหนาแน่นนับเป็นดัชนีสำคัญที่สะท้อนถึงระดับความต่อเนื่องของโครงสร้างจุลภาคภายในวัสดุ เนื่องจากโครงสร้างจีโอโพลิเมอร์เกิดจากการเกิดปฏิกิริยาโพลิเมอร์ไรเซชันระหว่างซิลิกาและอะลูมินา ซึ่งสามารถพัฒนาเป็นโครงข่ายสามมิติที่ต่อเนื่อง หากการเกิดปฏิกิริยาสมบูรณ์และสามารถลดรูพรุนได้อย่างมีประสิทธิภาพ วัสดุที่ได้ย่อมมีความหนาแน่นสูงขึ้น และมีแนวโน้มที่จะมีคุณสมบัติเชิงกลดีขึ้นตามไปด้วย

ความหนาแน่นรวม เป็นค่าความหนาแน่นที่ได้รับความนิยมในงานวิเคราะห์วัสดุเซรามิกและจีโอโพลิเมอร์หลังผ่านกระบวนการผลิต เช่น การเผา การบ่ม หรือการอัด ค่านี้ไม่เพียงสะท้อนถึงมวลของวัสดุเทียบกับปริมาตรโดยรวมเท่านั้น แต่ยังรวมช่องว่างภายใน และรูพรุนที่อาจมีอยู่ในตัวอย่างด้วย การคำนวณความหนาแน่นรวมใช้สูตร:

$$\rho_b = \frac{W_F}{V_b} \tag{2.8}$$

โดยที่ ρ_b คือ ความหนาแน่นรวม (Bulk Density)

W_F คือ มวลของตัวอย่างหลังการเผาหรือการบ่ม (Fired or Final Weight)

V_b คือ ปริมาตรรวมของตัวอย่าง (Bulk Volume)

การวัดปริมาตรรวมของตัวอย่าง (V_b) มักดำเนินการโดยอาศัย หลักของอาร์คิมีดีส ซึ่งวัดจากปริมาตรของของเหลวที่วัสดุสามารถแทนที่ได้ในสภาวะควบคุม ค่าความหนาแน่น โดยเฉพาะความหนาแน่นรวม ถือเป็นตัวชี้วัดสำคัญที่สามารถสะท้อนโครงสร้างภายในของจีโอโพลิเมอร์คอนกรีตได้อย่างแม่นยำ การวัดค่าดังกล่าวมีความสัมพันธ์เชิงสาเหตุกับความพรุน ความแข็งแรง และความทนทานของวัสดุ ซึ่งล้วนเป็นตัวแปรสำคัญในกระบวนการออกแบบและควบคุมคุณภาพของผลิตภัณฑ์จีโอโพลิเมอร์ในระดับห้องปฏิบัติการและระดับอุตสาหกรรม

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

2.5.4 ระยะการก่อตัว

ระยะเวลาการก่อตัว (Setting Time) เป็นสมบัติทางกายภาพที่สำคัญของคอนกรีตและวัสดุซีเมนต์ที่ใช้เป็นสารยึดประสาน โดยเฉพาะอย่างยิ่งในงานก่อสร้างที่ต้องการการควบคุมกระบวนการผลิต การขนส่ง และการเทวัสดุได้อย่างมีประสิทธิภาพ การศึกษาค่าระยะเวลาการก่อตัวจึงมีประโยชน์อย่างยิ่งในแง่ของการวางแผนเวลาในการผสม เท อัดแน่น แต่งผิว และระยะเวลาที่วัสดุเริ่มเข้าสู่สภาวะพัฒนากำลังรับแรง (Load-bearing capacity) กระบวนการ การก่อตัว โดยมีช่วงเวลาที่วัสดุเปลี่ยนสถานะจากของเหลวกึ่งพลาสติกไปสู่ของแข็ง โดยเป็นผลจากปฏิกิริยาเคมีหลัก ได้แก่ ปฏิกิริยาไฮเดรชันในคอนกรีตพอร์ตแลนด์ หรือปฏิกิริยาโพลิเมอไรเซชันในจีโอโพลิเมอร์ ซึ่งกระบวนการนี้จะแบ่งออกเป็นสองช่วงเวลาสำคัญ ได้แก่

1) ระยะเวลาการก่อตัวเริ่มต้น (Initial Setting Time)

ระยะเวลาการก่อตัวเริ่มต้น เป็นช่วงเวลาที่วัสดุยังคงมีความสามารถในการจัดการได้ โดยยังสามารถทำการผสม เท อัดแน่น และตกแต่งผิวได้โดยไม่กระทบต่อโครงสร้างหรือสมรรถนะของวัสดุ ระยะเวลานี้เป็นเส้นแบ่งสำคัญที่บ่งบอกว่าการทำงานกับวัสดุจะต้องเสร็จสิ้นก่อนที่โครงสร้างจุลภาคจะเริ่มแข็งตัวอย่างรวดเร็ว โดยทั่วไป วัสดุจะยังไม่มีความสามารถในการรับแรง แต่ยังมีคุณสมบัติของของไหลกึ่งแข็งอยู่ในระดับหนึ่ง

2) ระยะเวลาการก่อตัวสุดท้าย (Final Setting Time)

ระยะเวลาการก่อตัวสุดท้าย เป็นช่วงเวลาที่วัสดุเข้าสู่สภาพกึ่งแข็งตัวเต็มที่ (Rigid State) และเริ่มพัฒนาความสามารถในการรับแรงได้ โดยวัสดุจะไม่สามารถจัดรูป หรือตกแต่งผิวเพิ่มเติมได้อีกต่อไป ถือเป็นจุดเริ่มต้นของกระบวนการแข็งตัว (Hardening) ที่สัมพันธ์โดยตรงกับการก่อตัวของผลิตภัณฑ์ปฏิกิริยา เช่น C-S-H ในซีเมนต์ปูนปอร์ตแลนด์ หรือ N-A-S-H และ C-A-S-H ในจีโอโพลิเมอร์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

2.6 ปัจจัยที่ส่งผลต่อระยะเวลาการก่อตัว

ระยะเวลาการก่อตัวไม่ได้เป็นค่าคงที่ แต่สามารถเปลี่ยนแปลงได้ตามปัจจัยหลายประการ ซึ่งมีผลโดยตรงต่อพฤติกรรมของวัสดุในช่วงระยะเปลี่ยนผ่านจากสถานะของไหลสู่ของแข็ง(Akande et al.,2014) ปัจจัยสำคัญประกอบด้วย

1) อัตราส่วนของแข็งต่อของเหลว (Solid-to-liquid ratio)

เป็นปัจจัยหลักที่ควบคุมการเกิดปฏิกิริยาเคมี หากอัตราส่วนของแข็งต่อของเหลวสูงขึ้นจะเพิ่มความหนืดของส่วนผสม ทำให้ปฏิกิริยาเกิดช้าลง ส่งผลให้ระยะเวลาการก่อตัวยืดออกไป

2) ชนิดของวัสดุต้นกำเนิด

ชนิดของวัสดุ เช่น ฟลายแอช ดินขาวเผา หรือสลักก์ ซึ่งมีองค์ประกอบทางเคมีและความละเอียดต่างกัน ทำให้มีพฤติกรรมในการเกิดปฏิกิริยาไม่เท่ากัน

3) ชนิดและความเข้มข้นของสารกระตุ้น

ชนิดและความเข้มข้นของสารกระตุ้น เช่น โซเดียมไฮดรอกไซด์ หรือโซเดียมซิลิเกต ที่มีผลต่ออัตราการเร่งปฏิกิริยาเคมี

4) อุณหภูมิของการบ่ม

อุณหภูมิที่สูงขึ้นจะเร่งการเกิดปฏิกิริยา ทำให้เวลาการก่อตัวลดลงอย่างมีนัยสำคัญ

5) สารผสมเพิ่ม

สารผสมเพิ่ม เช่น สารชะลอเวลา หรือสารเร่งเวลา ซึ่งออกแบบมาเพื่อควบคุมกระบวนการแข็งตัวของวัสดุโดยเฉพาะ

ค่าระยะเวลาการก่อตัวทั้งช่วงเริ่มต้นและช่วงสุดท้าย เป็นดัชนีที่สำคัญในการควบคุมกระบวนการผลิตและการใช้งานวัสดุก่อสร้าง โดยเฉพาะในระบบวัสดุจีโอโพลิเมอร์ที่มีการเกิดปฏิกิริยาเคมีที่ซับซ้อน การเข้าใจและควบคุมปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าดังกล่าวจะช่วยให้สามารถออกแบบสูตรผสมที่เหมาะสมกับข้อกำหนดเชิงวิศวกรรม และสามารถประยุกต์ใช้งานได้อย่างปลอดภัยและมีประสิทธิภาพในภาคสนาม

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

2.7 ความสัมพันธ์กับสมบัติเชิงกล

2.7.1 ความสัมพันธ์กับสมบัติเชิงกลและการคงทน

ค่าความพรุนตัวที่ได้จากการทดลองสามารถนำมาใช้เป็นตัวแปรอธิบาย สำหรับวิเคราะห์ความสัมพันธ์กับสมบัติเชิงกลอื่น ๆ เช่น ความต้านแรงอัด ความต้านทานซัลเฟต ความสามารถในการทนต่อคลอไรด์ หรือค่าการซึมผ่านของน้ำ ซึ่งมีผลกระทบโดยตรงต่ออายุการใช้งานของโครงสร้าง ความพรุนตัวไม่เพียงเป็นดัชนีของความหนาแน่นทางกายภาพของจีโอโพลิเมอร์คอนกรีตเท่านั้น แต่ยังเป็นตัวบ่งชี้สำคัญในการพิจารณาความคงทนของวัสดุในสภาวะแวดล้อมที่รุนแรง ทั้งในงานวิศวกรรมโครงสร้างพื้นฐานและงานโยธาทั่วไป

2.7.2 ความสัมพันธ์ระหว่าง ความหนาแน่นรวมกับสมบัติเชิงกล

ค่าความหนาแน่นรวมสามารถใช้เป็นเกณฑ์ในการประเมินคุณภาพของโครงสร้างภายในวัสดุ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการเปรียบเทียบสูตรผสมหรือกระบวนการผลิตที่แตกต่างกัน เช่น การเติมสารกระตุ้น (Activators), การใช้วัสดุปอซโซลานเสริม หรือการควบคุมสภาวะการบ่ม วัสดุที่มีความหนาแน่นรวม สูงมักบ่งบอกว่าโครงสร้างภายในมีความต่อเนื่องมาก รูพรุนลดลง และอัตราส่วนระหว่างเนื้อวัสดุต่อช่องว่างเพิ่มขึ้น ซึ่งส่งผลต่อความสามารถในการรับแรงอัด ความทนต่อสารเคมี และการลดอัตราการดูดซึมของน้ำได้อย่างชัดเจน นอกจากนี้ ค่าความหนาแน่นรวมยังสามารถเชื่อมโยงกับพฤติกรรมอื่น ๆ เช่น ค่าการนำความร้อน ความคงรูป และความทนไฟ ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญในงานวิศวกรรมโครงสร้างและวัสดุทนไฟ (Balcikanli et al.,2017)

การจำลองแบบมอนติคาร์โล (Monte Carlo Simulation) เป็นวิธีการเชิงสถิติที่ใช้หลักการสุ่มค่าตัวแปรนำเข้าตามการแจกแจงที่กำหนด และทำการรันแบบจำลองซ้ำเป็นจำนวนมาก เพื่อสร้างการแจกแจงของผลลัพธ์แทนที่จะได้เพียงค่าประมาณเชิงจุด วิธีการนี้ช่วยสะท้อนความไม่แน่นอนของระบบที่ศึกษาและเพิ่มความน่าเชื่อถือให้กับการพยากรณ์เชิงปริมาณ โดยทำให้สามารถอธิบายผลลัพธ์ในเชิงความน่าจะเป็น มากกว่าการนำเสนอค่ากลางเพียงอย่างเดียว

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

2.8 การจำลองกราฟมอนติคาร์โล

การใช้การจำลองมอนติคาร์โลมีข้อดีหลายประการที่ช่วยเสริมความน่าเชื่อถือของข้อมูล ประการแรก แบบจำลองสามารถแสดงการแจกแจงของผลลัพธ์ในลักษณะของค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และเปอร์เซ็นไทล์ ซึ่งช่วยให้มองเห็นการกระจายและระดับความไม่แน่นอนได้อย่างชัดเจน ประการที่สอง สามารถประเมินความเสี่ยงและโอกาสเชิงปริมาณได้ เช่น การคำนวณความน่าจะเป็นที่ค่ากำลังอัดของวัสดุจะต่ำกว่าเกณฑ์ที่กำหนด ซึ่งมีความสำคัญต่อการตัดสินใจด้านวิศวกรรมและการควบคุมคุณภาพ ประการที่สาม การจำลองยังสามารถใช้แยกความไม่แน่นอนที่เกิดจากอินพุตออกจากความไม่แน่นอนของแบบจำลอง ทำให้เข้าใจผลกระทบของตัวแปรนำเข้าได้อย่างละเอียด นอกจากนี้ การวิเคราะห์ความไว (Sensitivity analysis) ร่วมกับการจำลองมอนติคาร์โล เช่น Sobol หรือ Partial correlation ยังช่วยระบุว่าตัวแปรใดมีอิทธิพลต่อผลลัพธ์มากที่สุด ซึ่งเป็นข้อมูลสำคัญในการกำหนดกลยุทธ์การควบคุม และประการสุดท้าย การจำลองสามารถประเมินความแม่นยำของค่าประมาณทางสถิติ เช่น ค่าเฉลี่ยหรือเปอร์เซ็นไทล์ ผ่านการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานหรือการใช้เทคนิค Bootstrap

การประเมินความน่าเชื่อถือจากมอนติคาร์โลสามารถทำได้จากหลายตัวชี้วัด เช่น ค่าเฉลี่ย ซึ่งบ่งบอกค่ากลางของผลลัพธ์ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation) และค่าสัมประสิทธิ์ความแปรปรวน (Coefficient of variation: CV) ที่ใช้วัดความกระจายเชิงสัมพัทธ์ นอกจากนี้ การพิจารณาค่าเปอร์เซ็นไทล์ เช่น 5th, 50th และ 95th ช่วยกำหนดช่วงความเชื่อมั่นเชิงปริมาณ (Confidence interval) ที่สะท้อนระดับความน่าจะเป็นที่ผลลัพธ์จะอยู่ภายในช่วงดังกล่าว การวิเคราะห์ยังรวมถึงการตรวจสอบรูปร่างการแจกแจงด้วย ฮีสโตแกรม หรือการตรวจสอบการเหมาะสมของการแจกแจงด้วย Q–Q plot หรือการทดสอบสถิติ การตรวจสอบการลู่เข้าของการจำลอง ผ่านค่าเฉลี่ยสะสมและค่า Monte Carlo standard error การประเมินโอกาสที่ผลลัพธ์จะผ่านเกณฑ์ที่กำหนด การตรวจสอบ การลู่เข้าเทียบกับข้อมูลจริง และการวิเคราะห์ความไวของตัวแปรอินพุตก็ล้วนเป็นเครื่องมือสำคัญที่ช่วยเพิ่มความเชื่อมั่นต่อผลลัพธ์ อย่างไรก็ตาม การใช้การจำลองมอนติคาร์โลจำเป็นต้องตระหนักถึงข้อควรระวังและแนวทางปฏิบัติที่เหมาะสม ได้แก่ ความถูกต้องของการกำหนดการแจกแจงอินพุต หากกำหนดไม่ถูกต้องผลลัพธ์ที่ได้ย่อมไม่น่าเชื่อถือ นอกจากนี้จำนวนครั้งของการจำลอง (N) มีผลโดยตรงต่อความแม่นยำของการประเมิน โดยทั่วไปแนะนำให้ใช้ $N \geq 10{,}000$ ครั้งเพื่อให้ผลลัพธ์ของ ควอนไทล์มีเสถียรภาพ รวมถึงควรตรวจสอบการลู่เข้าของการจำลองอย่างสม่ำเสมอ เลือกเทคนิคการสุ่มที่มีประสิทธิภาพ และรายงานค่าความไม่แน่นอนร่วมด้วย

2.9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning, ML) เป็นทางเลือกที่มีประสิทธิภาพในการประเมินความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรต่าง ๆ อย่างรวดเร็ว อย่างไรก็ตาม ความแม่นยำของโมเดลขึ้นอยู่กับการเลือกอัลกอริธึมที่เหมาะสม ปริมาณข้อมูลที่เพียงพอ และจำนวนคุณสมบัติของข้อมูลที่สามารถจัดการได้ การเพิ่มความซับซ้อนของข้อมูลนำไปสู่ความจำเป็นในการใช้ข้อมูลที่มากขึ้น และก่อให้เกิดความท้าทายในการสร้างโมเดลเพิ่มเติม ดังนั้น หลายงานวิจัยจึงได้นำเสนอวิธีการการเรียนรู้ของเครื่อง ที่ช่วยปรับปรุงความแม่นยำในการทำนายคุณสมบัติของวัสดุตามที่แสดงในตารางที่ 2.5

ตารางที่ 2.5 สรุปแบบจำลองที่ใช้ในการทำนายในงานวิจัย

Ref.	Dataset Size	Input Variables	ML Algorithm	Highest Performance Metrics
Gupta et al. (2021)	35 mixtures	4	Random Forest (RF)	R^2 = 0.93; MAE = 1.85
Ahmad et al. (2021)	154	9	ANN, Boosting, AdaBoost	Boosting: R^2 = 0.96, MAE = 4.16, MSE = 6.84
Upreti & Verma (2022)	105	12	ANN	R^2 = 0.982; MAE = 0.5303; RMSE = 0.6863; RAE = 17.55%; RRSE = 18.75%
Verma (2023)	61	11	Deep Learning, RF	RF: MAE = 3.45%, RMSE = 5.94%, RAE = 64.32%, RRSE = 82.97%, R^2 = 0.93
Sathyan et al. (2018)	40	8	Random Kitchen Sink (RKS)	RMSE = 0.046; MAE = 0.036
Bušić et al. (2020)	63	5	Regression-based (unspecified)	Predicted/Actual Ratio = 0.77–1.33; Mean = 1.03; Median = 1.05

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ตารางที่ 2.5 สรุปแบบจำลองที่ใช้ในการทำนายในงานวิจัย (ต่อ)

Ref.	Dataset Size	Input Variables	ML Algorithm	Highest Performance Metrics
Huang et al. (2022)	144	8	HLO + SVR	Train R^2 = 0.9694; Test R^2 = 0.9470
Saha et al. (2020)	115	6	SVR–ERBF, SVR–RBF	SVR–ERBF: R^2 = 0.958, MAD = 0.488, MSE = 0.523, RMSE = 0.723, MAPE = 9.381%
Zhang et al. (2019)	131	8	BAS-RF	Train: R^2 = 0.9766, RMSE = 3.9769; Test: R^2 = 0.9735, RMSE = 3.9021
Kaveh et al. (2018)	114	6	M5', MARS	M5': R^2 = 0.94, RMSE = 4.39; R^2 = 0.96, RMSE = 3.66

นักวิจัยจำนวนมากได้สำรวจสารยึดเกาะทางเลือกเพื่อลดปริมาณปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ธรรมดา (OPC) ที่ใช้ในการก่อสร้าง เนื่องจากปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์ที่มีนัยสำคัญถูกปล่อยออกสู่ชั้นบรรยากาศในระหว่างการผลิตปูนซีเมนต์ ซึ่งก่อให้เกิดภาวะเรือนกระจกและการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ กำลังรับแรงอัดของคอนกรีตจีโอโพลิเมอร์ขึ้นอยู่กับปัจจัยต่างๆ รวมถึงสัดส่วนส่วนผสมของสารยึดเกาะ สารละลายอัลคาไลน์ และมวลรวม ตัวกระตุ้นที่เป็นอัลคาไลน์มีบทบาทสำคัญในการกระตุ้นปฏิกิริยาจีโอโพลิเมอไรเซชัน ตัวกระตุ้นอัลคาไลน์ที่ใช้กันมากที่สุดในคอนกรีตจีโอโพลิเมอร์คือสารละลาย NaOH (โซเดียมไฮดรอกไซด์, SH) และสารละลาย Na_2SiO_3 (โซเดียมซิลิเกต, SS) ตัวกระตุ้นทางเคมีเหล่านี้มีประสิทธิภาพในการปรับปรุงความแข็งแรงเชิงกลของเมทริกซ์จีโอโพลิเมอร์ ในการทดลองออกแบบ การผลิตคอมโพสิตจีโอโพลิเมอร์จำเป็นต้องมีขั้นตอนการออกแบบส่วนผสมที่เหมาะสม เนื่องจากมีองค์ประกอบที่ซับซ้อนเพื่อให้ได้คุณภาพที่ต้องการ ดังนั้นจึงจำเป็นต้องทดลองผสมหลายแบบเพื่อค้นหาส่วนผสมที่ให้ความแข็งแรงสูงสุด การศึกษาในเรื่องนี้มุ่งเน้นไปที่การเสนอวิธีการออกแบบส่วนผสมที่สามารถเพิ่มความแข็งแรงของ จีโอโพลิเมอร์ คอนกรีตได้อย่างมีประสิทธิภาพ วิธีทากุจิเป็นเครื่องมือในการออกแบบและปรับปรุงส่วนผสม Faiz Habib และคณะ (2023) ได้นำวิธีการนี้มาศึกษาเพื่อหาสัดส่วนผสมที่เหมาะสมที่สุด โดยการทดลอง 3 ปัจจัยใน 3 ระดับ ได้แก่ อัตราส่วนของ GBFS (Ground Granulated Blast Furnace Slag) และ FA (Fly Ash), ความเข้มข้นของ NaOH (Sodium Hydroxide) ที่ 8, 10 และ 12 โมลาร์, และอัตราส่วนสารละลายต่อสารตั้งต้นจีโอโพลิเมอร์ที่ 0.5, 0.55, และ 0.6 ผลลัพธ์พบว่าส่วนผสมที่ดีที่สุดประกอบด้วยสารยึดเกาะ 500 กิโลกรัม/ลูกบาศก์เมตร การเติม GBFS 20%, อัตราส่วนสารละลายต่อสารตั้งต้นจีโอโพลิเมอร์ที่ 0.60 และโมลาริตี NaOH ที่ 12 โมลาร์

Afsar Ali และคณะ(2024) ได้ศึกษาหาสัดส่วนผสมที่เหมาะสมโดยพิจารณา 4 ปัจจัยใน 4 ระดับ ได้แก่ Bentonite clay, Dolomite wastes, และ GGBS (Ground Granulated Blast Furnace Slag) เป็นสารตั้งต้น โดยสนใจการเปลี่ยนแปลงอัตราส่วน $NaSiO_3$: NaOH และความเข้มข้นของ NaOH ผลลัพธ์ที่ได้แสดงว่าส่วนผสมที่เหมาะสมคือการใช้ GGBS 10%, อัตราส่วนอัลคาไลน์ต่อสารยึดเกาะ 0.55, สารละลาย NaOH 12 โมลาร์ และวัสดุประสาน 425 กิโลกรัม/ลูกบาศก์เมตร ซึ่งทำให้เวลาเซ็ตตัวดีขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ ความสามารถในการทำงานดีขึ้น และกำลังรับแรงอัดสูงสุด

Shemal V. และ Ankur b. (2020) ได้ศึกษาการออกแบบส่วนผสมที่ประกอบด้วย NaOH 14 โมลาร์, ซูเปอร์พลาสติไซเซอร์ 0.5%, อัตราส่วน Na_2SiO_3/NaOH ที่ 2 และส่วนผสมสารยึดเกาะที่ 55% FA, 35% GGBS และ 10% SF (Silica Fume) โดยรายงานว่าส่วนผสมนี้ให้กำลังรับแรงอัดที่ดีขึ้น

P. K. Arjun Raj และคณะ (2024) ได้ทำการศึกษาโดยใช้ GGBS และโดโลไมต์เป็นวัสดุฐานอะลูมิโน-ซิลิเกต พร้อมกับสารละลาย NaOH และ Na_2SiO_3 เป็นตัวกระตุ้นปฏิกิริยาอัลคาไลน์ เพื่อเพิ่มกำลังรับแรงอัดให้สูงขึ้น การศึกษาแสดงให้เห็นว่าการใช้สารลดน้ำพิเศษ 1.25%, อัตราส่วน Na_2SiO_3/NaOH ที่ 1.5, และ NaOH ที่ 14 โมลาร์ (สัดส่วนของสารตั้งต้น 90% GGBS และ 10% Dolomite) ช่วยปรับปรุงกำลังรับแรงอัด ความต้านทานแรงดึง และความต้านทานแรงดัดงออย่างมีนัยสำคัญ

Olivia M. และ Nikraz H (2012) ใช้วิธี ทากุจิ เพื่อศึกษาคุณสมบัติทางกลของคอนกรีตจีโอโพลิเมอร์และปูนฉาบหุ้ม โดยวิธี ทากุจิ ช่วยให้ประเมินปัจจัยที่มีผลต่อคุณสมบัติทางกลได้อย่างมีประสิทธิภาพ

Bagheri A.และ Nazari A. (2013) ได้ทำการศึกษาเกี่ยวกับปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อกำลังรับแรงอัดของจีโอโพลิเมอร์ที่ใช้เถ้าลอยคลาส C และมวลรวมตะกรันเตาหลอมแบบเม็ด

นอกจากนี้ วิธีการออกแบบส่วนประสมกลาง ใช้เพื่อออกแบบและเพิ่มประสิทธิภาพการทดลอง เป็นหนึ่งในเทคนิคการปรับให้เหมาะสมที่สุดที่ใช้สำหรับการออกแบบผสมของวัสดุผสม รวมถึงคอนกรีตที่มีการออกแบบผสมอย่างประสบความสำเร็จ แนวทางนี้อำนวยความสะดวกในการสำรวจตัวแปรต่างๆ อย่างเป็นระบบและการโต้ตอบของตัวแปรต่างๆ เพื่อระบุการผสมผสานที่เหมาะสมที่สุดเพื่อให้ได้คุณสมบัติที่ต้องการในคอนกรีต และพัฒนาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรและการตอบสนอง ทำให้สามารถระบุค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดได้ การออกแบบการทดลองดำเนินการโดยใช้การออกแบบส่วนประสมกลาง และผลการทดสอบได้รับการประเมินทางสถิติในขณะที่พิจารณาแบบจำลองการถดถอยซึ่งมีประสิทธิผลสำหรับพารามิเตอร์อิสระแต่ละตัว พารามิเตอร์ที่ไม่ได้ใช้งานจะถูกลบออกจากแบบจำลอง ดังนั้นแบบจำลองการถดถอยที่มีนัยสำคัญทางสถิติสำหรับผลการทดสอบ ปัญหาการหาค่าเหมาะที่สุดแบบหลายวัตถุประสงค์จึงถูกกำหนดขึ้น และค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์อิสระถูกระบุเพื่อเพิ่มกำลังรับแรงอัดสูงสุด การศึกษาทั้งหมดนี้

ชี้ให้เห็นถึงความสำคัญของการออกแบบส่วนผสมที่เหมาะสมและการใช้วิธี การออกแบบ ทากุจิ และการออกแบบส่วนประสมกลางi เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการผลิตจีโอโพลิเมอร์และวัสดุที่เกี่ยวข้องที่น่าสนใจ โดยทั่วไป ความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นระหว่างคอมโพสิตที่ใช้ซีเมนต์ อาจทำให้วิธีการถดถอยที่พัฒนาขึ้นไม่สามารถสะท้อนถึงประสิทธิภาพพื้นฐานของวัสดุได้อย่างเต็มที่ นอกจากนี้ วิธีการถดถอยอาจทำให้ความสำคัญของปัจจัยเฉพาะเกินจริง ในขณะที่การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning, ML) ถือเป็นเทคนิคการสร้างแบบจำลองที่เป็นนวัตกรรมและมีความก้าวหน้าในปัจจุบัน แนวทางเหล่านี้ใช้การตอบสนองของโมเดลจากคุณลักษณะอินพุต และผลลัพธ์ของโมเดลได้รับการสนับสนุนจากการทดสอบ เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องถูกนำมาใช้ในการคาดการณ์ลักษณะของส่วนผสมคอนกรีต โดยไม่เพียงแค่การวิจัยเชิงทดลอง แต่ยังรวมถึงการประยุกต์ใช้อัลกอริธึม การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) ต่างๆ ซึ่งได้รับการพิสูจน์แล้วว่าให้ผลลัพธ์ที่มีประโยชน์อย่างมาก ตัวอย่างเช่น การใช้ การเรียนรู้ของเครื่อง เสนอสูตรใหม่สำหรับการประเมินความแข็งแรงของโฟมเซลลูลาร์คอนกรีต ซึ่งโมเดลที่สร้างขึ้นสามารถประมาณค่าได้แม่นยำและเหนือกว่าโมเดลอื่นๆ การศึกษาอื่นๆ ยังได้สำรวจความสามารถของ การเรียนรู้ของเครื่อง ในการคาดการณ์ลักษณะของคอนกรีต โดยเสนอว่าเทคนิค การเรียนรู้ของเครื่อง เป็นทางเลือกที่เหมาะสมสำหรับการสร้างแบบจำลองและการทำนายค่าความแข็งแรงของคอนกรีต เบนูด และคณะ ได้ตรวจสอบการใช้แผนผังแบบจำลองที่ใช้ การเรียนรู้ของเครื่อง ในการทำนายความแข็งแรง (CS) ของคอนกรีตธรรมดาและคอนกรีตสมรรถนะสูง โดยพบว่าเทคนิคการจัดหมวดหมู่ตามแบบจำลอง RF (Random Forest) สามารถให้สูตรการทำนายที่แม่นยำมาก โกแลมปูร์ และคณะ มุ่งเน้นการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในการประมาณค่าพารามิเตอร์ทางกลของคอนกรีตรีไซเคิล การใช้แบบจำลอง การเรียนรู้ของเครื่อง ในการออกแบบล่วงหน้าและการสร้างแบบจำลองได้รับการพิจารณาว่ามีความสำคัญ เนื่องจากการตรวจสอบที่ใช้ การเรียนรู้ของเครื่อง ก่อนหน้านี้ส่วนใหญ่เน้นไปที่การคาดการณ์ความแข็งแรงของวัสดุที่ใช้ซีเมนต์ปกติ นอกจากนี้ เครื่องมือการเรียนรู้ของเครื่อง ยังได้กลายเป็นเครื่องมือที่สำคัญในการออกแบบและพัฒนาวิธีการในการคำนวณสัดส่วนส่วนผสมเพื่อให้ได้กำลังรับแรงอัดในช่วง 25–45 MPa โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks, ANN) ร่วมกับการเขียนโปรแกรม MATLAB และอัลกอริธึมการทำเพื่อปรับขนาดเพื่อให้บรรลุกำลังอัดเป้าหมายที่ระบุในช่วง 28 วัน การศึกษานี้ได้แสดงให้เห็นว่าความสัมพันธ์ระหว่างพารามิเตอร์หลักสี่ประการ ได้แก่ อัตราส่วนน้ำ/ของแข็ง, อัตราส่วนอัลคาไลน์แอคติเวเตอร์/สารตั้งต้น, อัตราส่วน Na_2SiO_3/NaOH, และโมลาริตี NaOH สามารถใช้คำนวณสัดส่วนส่วนผสมเพื่อให้ได้กำลังรับแรงอัดในช่วงที่ต้องการ จากทั้งหมดที่กล่าวมานั้นวิธีการออกแบบที่ทำให้การผสมของส่วนผสมที่เหมาะสมกับการนำผลมาทำนาย ทำให้สามารถทำนายผลได้อย่างแม่นยำ จะช่วยลดการสร้างชิ้นงาน และเวลาลงได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Gunasekara et al,2021)

บทที่ 3
วิธีดำเนินการวิจัย

การศึกษาพฤติกรรมของจีโอโพลิเมอร์ในคอนกรีตเป็นการทำงานที่ซับซ้อนขึ้นอยู่กับปัจจัยหลายประการ โดยวิธีการทดลองสามารถช่วยคำนวณสัดส่วนของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิต จุดมุ่งหมายหลักของการศึกษาในครั้งนี้คือการระบุการออกแบบส่วนผสมที่เหมาะสมของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิต โดยมุ่งเน้นที่ 3 ปัจจัย ได้แก่ อิทธิพลของโมลาริตีของสารละลายโซเดียมไฮดรอกไซด์, อัตราส่วนระหว่างโซเดียมซิลิเกตและโซเดียมไฮดรอกไซด์, และอัตราส่วนของแข็งต่อของเหลวในการศึกษานี้ จะนำวิธีการออกแบบทากุจิ รวมกับการออกแบบส่วนประสมกลาง เพื่อควบคุมการทดลอง และนำผลค่ากำลังอัดของคอนกรีต ไปสร้างโมเดลโดยใช้ การเรียนรู้ของเครื่องและจะทำนายผลในส่วนที่เหลือได้ โดยใช้ตัวบ่งชี้ทางสถิติ เช่น MAE (Mean Absolute Error), MSE (Mean Squared Error) และ RMSE (Root Mean Squared Error) เพื่อประเมินความแม่นยำในการทำนาย

3.1 วิธีการการออกแบบการทดลอง

การพยากรณ์สมบัติของวัสดุ เช่น ค่ากำลังอัดของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิตให้แม่นยำและมีความเสถียรนั้น ขึ้นอยู่กับคุณภาพและการกระจายของข้อมูลการทดลองเป็นอย่างมาก วิธีการดั้งเดิมมักพึ่งพาการสุ่มตัวอย่าง ซึ่งอาจทำให้ข้อมูลกระจายไม่สม่ำเสมอ เกิดอคติในการสุ่ม และทำให้โมเดลพยากรณ์มีประสิทธิภาพต่ำ การเลือกข้อมูลแบบสุ่มอาจไม่ครอบคลุมช่วงการทดลองทั้งหมด หรือไม่สามารถจับความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเส้นตรงระหว่างตัวแปรได้ ส่งผลให้เกิดการการเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป และการพยากรณ์ที่คลาดเคลื่อนมากเกินไป เทคนิค Bagging หรือ Bootstrap aggregating เข้ามาช่วยลดปัญหาดังกล่าว โดยลดความแปรปรวนของโมเดลผ่านการฝึกโมเดลหลายตัวบนชุดข้อมูลที่สุ่มใหม่ ช่วยให้โมเดลมีความเสถียรมากขึ้น และไม่ไวต่อความผันผวนเล็กน้อยในข้อมูล แม้ว่าการสุ่มอาจนำมาซึ่งอคติ แต่เทคนิค Bagging สามารถลดข้อจำกัดนี้ได้ โดยใช้ชุดข้อมูลย่อยหลายชุด ทำให้การสร้างโมเดลมีประสิทธิภาพมากขึ้น พร้อมคงความแม่นยำในการพยากรณ์ นอกจากนี้ยังช่วยระบุเงื่อนไขการตอบสนองที่เหมาะสม และจัดการกับความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ดียิ่งขึ้น อคติในการสุ่มตัวอย่างส่งผลกระทบต่อความแม่นยำและประสิทธิภาพของโมเดลอย่างมาก เพราะอาจทำให้โมเดลไม่สามารถสะท้อนรูปแบบของข้อมูลที่แท้จริงได้ เกิดการ การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป และขาดความสามารถในการกระจายข้อมูลไปยัง

ข้อมูลใหม่ อีกทั้งยังอาจพลาดปฏิสัมพันธ์สำคัญหรือเหตุการณ์ที่พบได้น้อย ส่งผลให้โมเดลไม่สมบูรณ์ และไม่สามารถจับความสัมพันธ์ที่แท้จริงได้อย่างครอบคลุม คอมโพสิตส่วนกลาง จึงเป็นทางเลือกที่มีโครงสร้างและเป็นระบบ ซึ่งช่วยแก้ปัญหาเหล่านี้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยผสานจุดทดลองแบบ Factorial, Axial และ Center point เข้าด้วยกัน ทำให้ครอบคลุมพื้นที่การทดลองได้ดี และเอื้อต่อการสำรวจปฏิสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยต่าง ๆ รวมถึงการออกแบบพื้นผิวตอบสนองที่เหมาะสม ต่างจากการออกแบบที่สุ่มเต็มรูปแบบ ส่วนประสมกลาง ช่วยให้สามารถวิเคราะห์ผลหลักและปฏิสัมพันธ์ที่สำคัญบางส่วนได้ โดยไม่ต้องทดสอบทุกกรณีที่เป็นไปได้ และสามารถปรับเปลี่ยนได้เมื่อมีข้อมูลใหม่เพิ่มเติม การเพิ่มจำนวนจุดข้อมูลยังช่วยให้โมเดลสามารถสะท้อนความแปรปรวนและรูปแบบที่ซับซ้อนในชุดข้อมูลได้ดียิ่งขึ้น ขณะเดียวกัน การใช้การออกแบบแบบออร์โธโกนัล ก็มีข้อดีหลายประการ เช่น การประเมินปัจจัยได้อย่างมีประสิทธิภาพ และการกระจายระดับของแต่ละปัจจัยอย่างสมดุล ซึ่งช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือและความเข้าใจในผลลัพธ์จากการทดลอง การออกแบบเหล่านี้ช่วยรักษาพื้นที่การทดลองให้กระจายตัวได้ดี ทำให้เพิ่มความเสถียรและความเชื่อมั่นในผลลัพธ์ การใช้การออกแบบแบบออร์โธโกนัลจากวิธี ทากุจิ และ ส่วนประสมกลาง แทนการสุ่มตัวอย่างสำหรับโมเดล bagging ช่วยสร้างข้อได้เปรียบอย่างชัดเจน เพราะเป็นเทคนิคที่มีโครงสร้างและครอบคลุมพื้นที่ข้อมูลอย่างเป็นระบบ ช่วยลดช่องว่างและอคติที่เกิดจากการสุ่ม ทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำและน่าเชื่อถือมากยิ่งขึ้น (Rathnayaka et al.,2024)

การผสานวิธีการของ ทากุจิ และ CCD เข้าด้วยกันก่อให้เกิดแนวทางไฮบริด Taguchi–CCD ซึ่งช่วยเพิ่มความหลากหลายของการทดลองและครอบคลุมพื้นที่การออกแบบได้อย่างมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น วิธีการนี้ช่วยเพิ่มจำนวนจุดข้อมูล เก็บข้อมูลที่มีความแปรปรวนมากขึ้น และสามารถรวบรวมข้อมูลสำคัญที่จำเป็นสำหรับการวิเคราะห์อย่างมีความน่าเชื่อถือ ส่งผลให้ได้ชุดข้อมูลที่เสถียรและกระจายตัวอย่างเหมาะสม ทำให้ง่ายต่อการวิเคราะห์และตีความ การฝึกโมเดล bagging บนชุดข้อมูลย่อยที่มีโครงสร้างและไม่ซ้ำซ้อนเหล่านี้ช่วยลดความแปรปรวนและปัญหา การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป ส่งผลให้การพยากรณ์มีความแม่นยำและเชื่อถือได้มากขึ้น นอกจากนี้ แนวทางนี้ยังต้องใช้จำนวนการทดลองน้อยกว่าการสุ่มตัวอย่างแบบทั่วไปเพื่อให้ได้ข้อมูลเชิงลึกในระดับเดียวกัน จึงช่วยประหยัดต้นทุนได้อย่างมีประสิทธิภาพ เทคนิค bagging ยังช่วยให้การพยากรณ์มีความเสถียรมากขึ้น โดยใช้การตัดสินใจจากต้นไม้หลายต้น (Multiple decision trees) แล้วนำมาหาค่าเฉลี่ย เมื่อรวมวิธี Taguchi และ ส่วนประสมกลาง เข้ากับเทคนิค Bagging จะช่วยเพิ่มความสามารถของโมเดลในการจับปฏิสัมพันธ์ที่ซับซ้อน ทำให้ได้กรอบการพยากรณ์ที่มีความแข็งแกร่ง มีประสิทธิภาพ และสามารถตีความได้ง่าย เพื่อรับมือกับความท้าทายเหล่านี้ งานวิจัยนี้จึงได้นำเทคนิค Bootstrap Aggregating มาผสานกับการออกแบบการทดลอง แบบมีโครงสร้าง ได้แก่ วิธี ทากุจิ, ส่วนประสมกลาง และกรอบแนวทางไฮบริด Taguchi–CCD ที่พัฒนาขึ้นใหม่

การเลือกจุดทดลองที่กระจายอย่างสม่ำเสมอทั่วพื้นที่การทดลองมีความสำคัญอย่างยิ่งในการสร้างโมเดลที่สามารถกระจายตัวได้ดี การออกแบบที่กระจายตัวอย่างเหมาะสมจะช่วยให้โมเดลสามารถตรวจจับรูปแบบที่ไม่เป็นเส้นตรง ลดความแปรปรวน และลดปัญหา การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป ได้ ในขณะเดียวกันก็ช่วยหลีกเลี่ยงอคติจากการสุ่มตัวอย่างแบบดั้งเดิม ขั้นตอนสำหรับการดำเนินการสร้าง Bagging ensemble มีดังนี้ (Parhi and Patro,2023)

1) สร้างตัวอย่างข้อมูลแบบบู๊ตสแตร็ป (Bootstrap samples) หลายชุด โดยการสุ่มตัวอย่างจากชุดข้อมูลชุดฝึกด้วยการสุ่มแบบมีการนำกลับ ซึ่งจะได้ชุดข้อมูลย่อยหลายชุด โดยแต่ละชุดจะมีการจัดเรียงแถวของข้อมูลแตกต่างกัน และอาจมีแถวที่ซ้ำกันได้

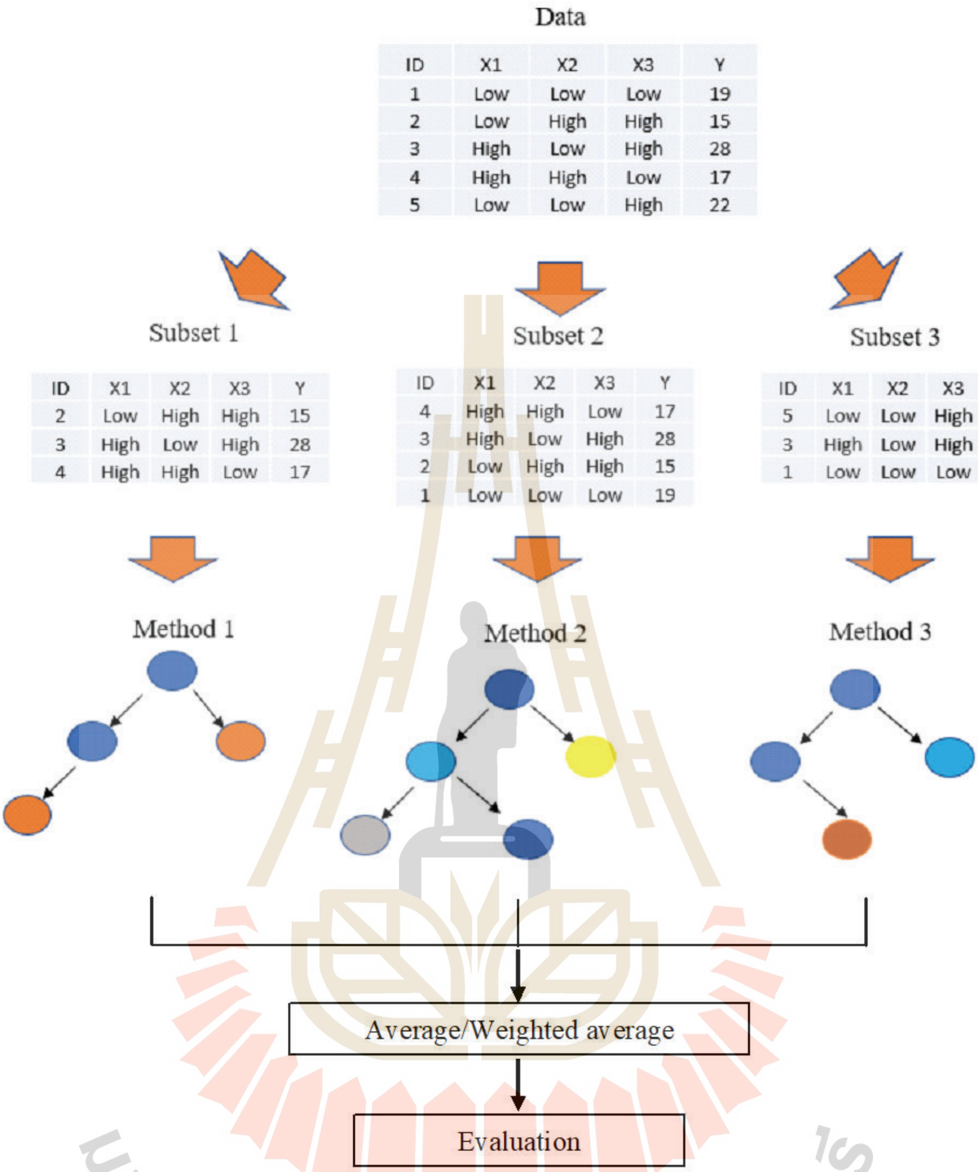
2) ฝึกโมเดลถดถอย (Regression model) แยกกันบนแต่ละชุดข้อมูลบู๊ตสแตร็ป โมเดลเหล่านี้ถูกสร้างขึ้นโดยอิสระจากข้อมูลในแต่ละชุด และสามารถใช้ได้กับอัลกอริธึมถดถอยใด ๆ ก็ได้ โดยสามารถฝึกพร้อมกันแบบขนาน โดยใช้ชุดข้อมูลที่แตกต่างกัน

3) เมื่อฝึกโมเดลทั้งหมดเสร็จแล้ว ให้ใช้แต่ละโมเดลในการพยากรณ์ชุดข้อมูลทดสอบหรือข้อมูลใหม่

4) รวมผลการพยากรณ์จากทุกโมเดล โดยคำนวณค่าเฉลี่ยหรือค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของผลพยากรณ์ Bagging ช่วยลดความแปรปรวนในการทำนาย โดยการเฉลี่ยผลลัพธ์จากหลายโมเดล ทำให้โมเดลถดถอยมีความเสถียรและแม่นยำมากขึ้นเมื่อเทียบกับการใช้โมเดลเดียวที่ฝึกจากข้อมูลทั้งหมด

5) ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลด้วยชุดข้อมูลทดสอบ โดยคำนวณค่าตัวชี้วัด เช่น ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE), ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (coefficient of determination: R^2) หรือค่าประเมินอื่น ๆ ที่เหมาะสม

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



รูปที่ 3.1 ขั้นตอนการสร้าง Bagging แบบใหม่

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ตามรูปที่ 3.1 แสดงให้เห็นว่าวิธีการ Bagging เป็นเทคนิคการรวมโมเดล ที่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดลโดยการฝึกโมเดลหลายตัวบนชุดข้อมูลย่อยที่แตกต่างกัน เพื่อสร้างชุดโมเดลที่มีความแข็งแกร่ง ซึ่งสามารถให้ผลลัพธ์การพยากรณ์ที่หลากหลาย สะท้อนความเข้าใจในข้อมูลพื้นฐานที่กว้างขึ้น กระบวนการของ Bagging จะสร้างชุดข้อมูลฝึกหลายชุดโดยการสุ่มข้อมูลจากชุดข้อมูลต้นฉบับแบบมีการนำกลับ การใช้ชุดข้อมูลที่แตกต่างกันทำให้ได้ตัวอย่างบู๊ตสแตร็ป (Bootstrap samples) ที่หลากหลาย ซึ่งช่วยให้โมเดลสามารถเรียนรู้แง่มุมที่แตกต่างกันของข้อมูลได้

3.2 สมมติฐานของปัญหา

ความหลากหลายนี้ช่วยเพิ่มความสามารถในการทำนายผลของโมเดล และส่งผลให้ความแม่นยำในการพยากรณ์โดยรวมดีขึ้น ข้อดีสำคัญของโมเดล Bagging คือช่วยลดปัญหา การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป และเพิ่มความเสถียรและความแม่นยำของโมเดล โดยอาศัยโมเดลหลายตัวที่ฝึกจากชุดข้อมูลย่อยที่แตกต่างกัน (Nguyen et al.,2024; González et al.,2020)

การทดลองและการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เป็นเครื่องมือที่สำคัญในการหาผลลัพธ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับปัญหาที่เกี่ยวข้อง การพัฒนาการออกแบบการทดลองเพื่อการทำนายกำลังอัดเพื่อหาค่าผลลัพธ์โดยไม่ต้องดำเนินการทดลองจริง ซึ่งมีความสำคัญช่วยลดเวลาและค่าใช้จ่ายในการดำเนินงาน ในกรณีนี้ ยังมีการพัฒนาวิธีการทำนายความแข็งแรงของจีโอโพลิเมอร์โดยใช้เทคนิคที่มีความแม่นยำสูง โดยเฉพาะการนำหลักการ Ensemble Learning Method มาใช้ในการพัฒนาโมเดลการทำนาย การรวมกันของโมเดลหลายๆ ตัวที่มีความอ่อนแอ จะช่วยสร้างโมเดลใหม่ที่มีความแข็งแกร่งและแม่นยำมากยิ่งขึ้น ซึ่งส่งผลให้สามารถออกแบบส่วนผสมของจีโอโพลิเมอร์ได้อย่างมีประสิทธิภาพและแม่นยำยิ่งขึ้น ในส่วนนี้ จะทำการพิจารณาขั้นตอนการออกแบบการทดลองโดยใช้วิธีการออกแบบการทดลอง 3 ชนิด ที่มีจำนวนข้อมูลแตกต่างกัน โดยจะใช้วิธีออโทกอนอล ของทากุจิ (Taguchi Method) ใช้ข้อมูล 9 แบบ การออกแบบการออกแบบส่วนประสมกลาง (CCD) ใช้ข้อมูล 15 แบบ และแบบผสมผสานไฮบริด Taguchi–CCD (HTC) ใช้ข้อมูล 18 แบบ ซึ่งจะมุ่งเน้นไปที่การระบุค่าของตัวแปรทั้งหมดที่เกี่ยวข้องเพื่อการศึกษาในการทดลอง โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อช่วยในการกำหนดค่าที่เหมาะสมในการทำงานและควบคุมตัวแปรในกระบวนการทดลอง การออกแบบการทดลองจะใช้การรวมกันของวิธีการทากุจิและการออกแบบส่วนประสมกลาง เพื่อศึกษาผลการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรทั้ง 3 ตัวแปรในแต่ละตัวแปร จะมี 3 ระดับ การออกแบบนี้ช่วยในการลดจำนวนการทดลองที่จำเป็นแต่ยังคงข้อมูลที่จำเป็น และนำผลข้อมูลมาวิเคราะห์ ซึ่งจะส่งผลทำให้สามารถทำการคาดการณ์อัตราส่วนผสมที่เหมาะสม

ปัจจัยที่ส่งผลให้ความแข็งแรงของชิ้นงาน มีหลายปัจจัย แต่บางปัจจัยเป็นปัญหาที่ยุ่งยากในการนำมาปฏิบัติจริง อาจมีข้อจำกัดเรื่องเวลา การบ่มชิ้นงานในงานที่ต้องการทำในปริมาณมาก และหน้างานไม่สามารถปฏิบัติได้จริง เช่น การเพิ่มอุณหภูมิในขณะที่บ่มชิ้นงาน ดังนั้นการออกแบบการทดลองจะพิจารณาตัวแปร 3 ตัวแปร ดังนี้ ตัวแปรที่ 1 ความเข้มข้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์ ตัวแปรที่ 2 อัตราส่วนระหว่างโซเดียมซิลิเกตและโซเดียมไฮดรอกไซด์ และตัวแปรที่ 3 อัตราส่วนของแข็งต่อของเหลว โดยตารางการออกแบบการทดลองจะมีรายละเอียดดังนี้ (Inqiad et al,2024; Y. Song et al.,2021)

1) การกำหนดการทดลอง ใช้การทดลองตามวิธีทากุจิและการออกแบบส่วนประสมกลางส่วนกลาง 3 ตัวแปรในแต่ละตัวแปรจะมีระดับ 3 ระดับ โดยวิธีทากุจิจะใช้ตัวบ่งชี้ M ส่วน การออกแบบส่วนประสมกลาง จะใช้ตัวบ่งชี้ C, M และ G แทนชื่อที่ใช้ในการผสมสารในอัตราส่วนต่างๆ

2) การกำหนดลำดับของสาร จะมีการใช้ตัวบ่งชี้ i แทนลำดับของสารที่ผสมในอัตราส่วนต่างๆ โดย i = 1, 2, ..., I

3) การกำหนดช่วงเวลาในการบ่มชิ้นงาน ใช้ตัวบ่งชี้ t แทนช่วงเวลาในการบ่มคอนกรีต โดยจะวัดความแข็งแรงของจีโอโพลิเมอร์คอนกรีตใน ช่วงเวลา t = 7 วัน โดยทำการทดสอบตัวอย่างละ 4 ก้อน การออกแบบนี้จะช่วยในการพัฒนาส่วนผสมของคอนกรีตจีโอโพลิเมอร์ที่เหมาะสม โดยจะทำการทดสอบและเปรียบเทียบกับค่าที่ได้ออกแบบไว้เพื่อประเมินประสิทธิภาพและความแม่นยำของการออกแบบส่วนผสม

3.3 การกำหนดการทดลอง

การออกแบบการทดลองโดยศึกษาปัจจัยที่สำคัญ จะช่วยลดจำนวนการทดลองลงได้ การนำวิธีการออกแบบ ทากุจิ และ การออกแบบส่วนประสมกลาง จะช่วยให้ข้อมูลที่ได้มีค่าที่การกระจายตัวของข้อมูลอย่างสม่ำเสมตลอดช่วงที่ทำการศึกษา และสามารถนำผลที่ได้ไปสร้างโมเดลเพื่อทำนายผลในส่วนที่ไม่ได้ทำการทดลองได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในกระบวนการศึกษานี้ การใช้พารามิเตอร์และตัวแปรตัดสินใจจะถูกกำหนดตามสมมติฐานที่เกี่ยวข้องกับจีโอโพลิเมอร์คอนกรีต ซึ่งมีการศึกษาผลกระทบของพารามิเตอร์อินพุตที่มีการเปลี่ยนแปลงของตัวแปร 3 ตัวแปร ดังนี้ (A. Ahmad et al.,2021; M. Saleh et al.,2025)

1) ความเข้มข้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์ (M) ความเข้มข้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์จะถูกพิจารณาในสามระดับ ได้แก่ 10 M 12 M และ 14 M ซึ่งจะเป็นตัวแปรที่ส่งผลให้ค่าความแข็งแรงของจีโอโพลิเมอร์แตกต่างกันไปตามอัตราส่วนที่ใช้

2) อัตราส่วนโซเดียมซิลิเกตต่อโซเดียมไฮดรอกไซด์ (SS/SH) การศึกษาจะพิจารณาอัตราส่วนของโซเดียมซิลิเกตและโซเดียมไฮดรอกไซด์ในสามอัตราส่วน ได้แก่ 1.2, 1.6, และ 2 การเปลี่ยนแปลงในอัตราส่วนนี้จะส่งผลต่อค่าของปัจจัย 3 ตัวในจีโอโพลิเมอร์ ได้แก่ โซเดียมซิลิเกต (SS), โซเดียมไฮดรอกไซด์ (SH) และอัตราส่วนโซเดียมซิลิเกตต่อโซเดียมไฮดรอกไซด์ (SS/SH)

3) อัตราส่วนของแข็ง/ของเหลว (S/L) การศึกษานี้จะทำการเปลี่ยนแปลงอัตราส่วนของแข็ง/ของเหลวในจีโอโพลิเมอร์ โดยจะมีการในอัตราส่วนที่กำหนด ดังนี้: 0.8, 1 และ 1.2

การศึกษานี้มุ่งเน้นไปที่การวิเคราะห์ผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงในตัวแปรที่กล่าวถึง เพื่อทำความเข้าใจถึงวิธีการปรับแต่งส่วนผสมของจีโอโพลิเมอร์คอนกรีตและผลกระทบต่อความแข็งแรง

ของวัสดุ การศึกษาได้เลือกสามตัวแปรสำคัญเพื่อลดความซับซ้อนของการทดลอง โดยยังคงให้ข้อมูลที่เพียงพอสำหรับการทำนายที่เชื่อถือได้ ตัวแปรที่เลือกมีความเกี่ยวข้องกับการปรับอัตราส่วนผสม ซึ่งช่วยให้สามารถควบคุมกระบวนการสูตรผสมได้อย่างเหมาะสม และลดความไม่แน่นอนในการทดลอง การศึกษานี้ได้ควบคุมตัวแปรหลักเพื่อให้สามารถลดความไม่แน่นอน ตัวแปรที่สำคัญสามประการที่ถูกเลือกสำหรับการออกแบบอัตราส่วนผสม ได้แก่ ความเข้มข้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์ (NaOH molarity, M), อัตราส่วนระหว่างโซเดียมซิลิเกตกับโซเดียมไฮดรอกไซด์ (SS/SH), และอัตราส่วนระหว่างของแข็งกับของเหลว (S/L) โดยแต่ละตัวแปรจะถูกประเมินในสามระดับ โดยช่วงของตัวแปรเหล่านี้ได้ถูกกำหนดอย่างรอบคอบเพื่อให้มั่นใจถึงความสามารถในการทำงานของส่วนผสมจีโอโพลิเมอร์โดยไม่ทำให้ส่วนผสมมีความแข็งเกินไป การทำงานที่เหมาะสมเป็นสิ่งสำคัญสำหรับการหล่อและการอัดแน่นโดยไม่ต้องใช้ความพยายามมากเกินไป การเลือกตัวแปรเหล่านี้อย่างสมดุลช่วยให้การออกแบบส่วนผสมสามารถจัดการได้ง่ายและพัฒนาความแข็งแรงที่เชื่อถือได้ตามรายละเอียดในตารางที่ 2 การออกแบบการทดลองแบบ 33 ฟูลแฟกทอเรียลได้ถูกนำมาใช้ โดยมีส่วนผสมที่แตกต่างกัน 27 แบบ และทดสอบในสี่ชุดซ้ำ ทำให้มีตัวอย่างทั้งหมด 108 ตัวอย่างที่ใช้ในการพัฒนาโมเดล การใช้พารามิเตอร์และตัวแปรที่ถูกกำหนดขึ้นตามสมมติฐานดังต่อไปนี้ (Khan et al.,2024)

ตารางที่ 3.1 ตัวแปรในการศึกษา

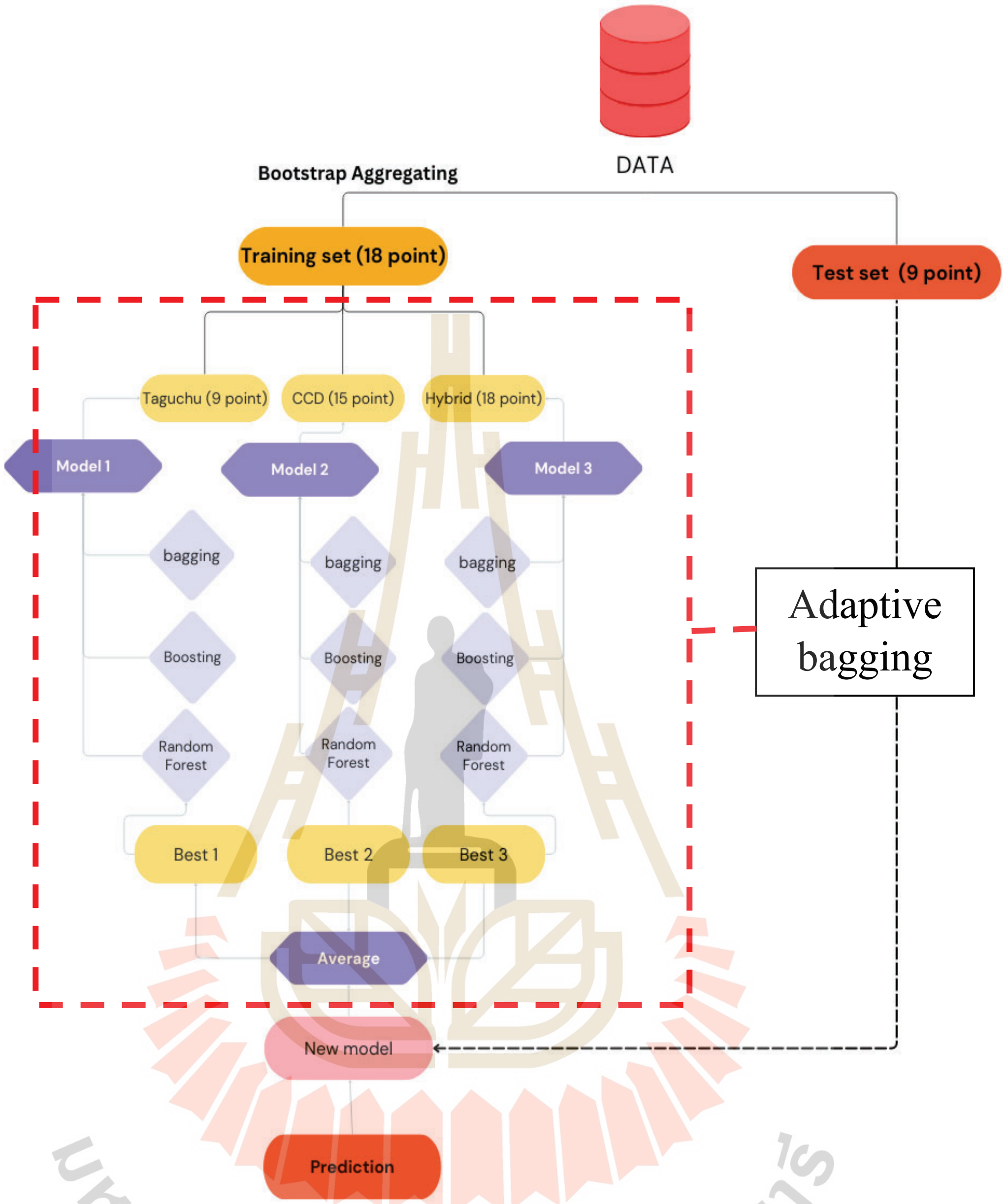
ตัวแปรต้น	**ระดับ**		
	1	**2**	**3**
A: NaOH (M)	10	12	14
B: SS/SH	1.2	1.6	2
C: S/L	0.85	1	1.15

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

3.4 วิธีการ

การมีข้อมูลที่สามารถแทนค่าช่วงของเงื่อนไขการทดลองได้อย่างครอบคลุมเป็นสิ่งสำคัญอย่างยิ่งในการสร้างโมเดลถดถอยแบบ Bagging ที่มีความแม่นยำและเชื่อถือได้ การทดลองนี้ใช้วิธีการสามรูปแบบ ได้แก่ วิธี Taguchi, CCD และวิธีไฮบริด Taguchi–CCD (HTC) ซึ่งสามารถสร้างข้อมูลที่มีความหลากหลาย ครอบคลุมระดับของปัจจัยและปฏิสัมพันธ์ที่แตกต่างกันการกระจายตัวของข้อมูลอย่างครอบคลุมนี้ทำให้มั่นใจได้ว่าโมเดลที่ได้สามารถนำไปใช้งานเป็นตัวแทนข้อมูลและสามารถพยากรณ์ผลลัพธ์ได้อย่างแม่นยำในทุกช่วงของการทดลอง หลังจากฝึกโมเดลแล้ว จะมีการเลือกโมเดลที่ดีที่สุดจากแต่ละวิธี และนำผลการพยากรณ์ของโมเดลเหล่านี้มาเฉลี่ยรวมกัน เพื่อสร้างโมเดลรวมที่มีความแม่นยำสูง โมเดลสุดท้ายนี้จะถูกนำไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลทดสอบที่ไม่มีในชุดฝึก และสามารถรักษาความเสถียรของผลการพยากรณ์ได้ตลอดช่วงของเงื่อนไขการทดลองทั้งหมด ภาพที่ 3.2 แสดงกรอบแนวคิดของการเรียนรู้แบบรวม โดยใช้เทคนิค Bagging เป็นส่วนหนึ่งของกระบวนการฝึกโมเดล ซึ่งกระบวนการนี้ประกอบด้วยการแบ่งข้อมูลการทดลองออกเป็นชุดย่อยต่าง ๆ สำหรับการฝึกและทดสอบโมเดล โดยใช้การออกแบบการทดลองแบบแฟกทอเรียลเต็มรูปแบบ แผนภาพแสดงให้เห็นว่า ข้อมูลที่ได้จากการออกแบบแฟกทอเรียลเต็มรูปแบบจะถูกแบ่งออกเป็นชุดฝึกต่าง ๆ ตามรูปแบบอาเรย์เชิงตั้งฉากของการทดลองแบบ Taguchi, CCD และ HTC (ไฮบริด Taguchi–CCD) จากนั้นจะนำชุดข้อมูลย่อยเหล่านี้ไปใช้ในการฝึกโมเดล และประสิทธิภาพของโมเดลจะถูกทดสอบด้วยชุดข้อมูลทดสอบที่แยกออกมาต่างหากจำนวน 9 จุด Bagging ถูกนำมาใช้กับโมเดลทั้งสามชุด (Model 1, Model 2 และ Model 3) โดยแต่ละโมเดลถูกฝึกด้วยการออกแบบการทดลองที่แตกต่างกัน (Aydogmus et al., 2015; Golafshani et al. 2024)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



รูปที่ 3.2 กระบวนการพัฒนา Bagging ensemble

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

3.5 การออกแบบแฟกทอเรียลเต็มในการทดลอง

การออกแบบการทดลองแบบแฟกทอเรียลเต็มรูปแบบ (Full factorial design) เป็นวิธีการที่ใช้ในการประมาณทั้งตัวแปรหลัก และปฏิสัมพันธ์ อย่างเป็นระบบ โดยการสร้างโมเดลที่ครอบคลุม ในการศึกษานี้ ได้ใช้การออกแบบแบบ 3^3 แฟกทอเรียล (Raza et al.,2022; Esmaeili et al.,2021; Ikeagwuani et al.,2020) ซึ่งประกอบด้วย 3 ปัจจัย โดยแต่ละปัจจัยถูกประเมินใน 3 ระดับ วิธีการนี้สร้างชุดการทดลองทั้งหมด 27 รูปแบบของส่วนผสมคอมโพสิต ดังแสดงในตารางที่ 3 ตัวอย่างทดสอบถูกเตรียมโดยการผสมวัสดุอย่างละเอียด ตามกลยุทธ์การออกแบบการทดลอง 3 แบบ ได้แก่ อาเรย์เชิงตั้งฉาก L9 (Orthogonal L9 Array), การออกแบบแบบส่วนประสมกลาง และแบบผสมผสานไฮบริด Taguchi–CCD (HTC)

ตารางที่ 3.2 การออกแบบแฟกทอเรียลเต็มรูปแบบสำหรับการกำหนดสัดส่วนผสม

Mix	Method	A: Mol	B: SS/SH	C: S/L	MK(g)	SS(g)	SH(g)
M1	C1, X1	10	1.2	0.85	140.25	90	75
M2	Test	10	1.2	1	165	90	75
M3	C2	10	1.2	1.15	189.75	90	75
M4	Test	10	1.6	0.85	140.25	101.54	63.46
M5	C9, X2	10	1.6	1	165	101.54	63.46
M6	Test	10	1.6	1.15	189.75	101.54	63.46
M7	C3	10	2	0.85	140.25	110	55
M8	Test	10	2	1	165	110	55
M9	C4, X3	10	2	1.15	189.75	110	55
M10	Test	12	1.2	0.85	140.25	90	75
M11	C11, X4	12	1.2	1	165	90	75
M12	Test	12	1.2	1.15	189.75	90	75
M13	C13	12	1.6	0.85	140.25	101.54	63.46
M14	C15	12	1.6	1	165	101.54	63.46
M15	C14, X5	12	1.6	1.15	189.75	101.54	63.46
M16	X6	12	2	0.85	140.25	110	55
M17	C12	12	2	1	165	110	55

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ตารางที่ 3.2 การออกแบบแฟกทอเรียลเต็มรูปแบบสำหรับการกำหนดสัดส่วนผสม (ต่อ)

Mix	Method	A: Mol	B: SS/SH	C: S/L	MK(g)	SS(g)	SH(g)
M18	Test	12	2	1.15	189.75	110	55
M19	C5	14	1.2	0.85	140.25	90	75
M20	Test	14	1.2	1	165	90	75
M21	C6, X7	14	1.2	1.15	189.75	90	75
M22	X8	14	1.6	0.85	140.25	101.54	63.46
M23	C10	14	1.6	1	165	101.54	63.46
M24	Test	14	1.6	1.15	189.75	101.54	63.46
M25	C7	14	2	0.85	140.25	110	55
M26	X9	14	2	1	165	110	55
M27	C8	14	2	1.15	189.75	110	55

โดยที่ X คือ การทดลองจากอาเรย์เชิงตั้งฉาก L9

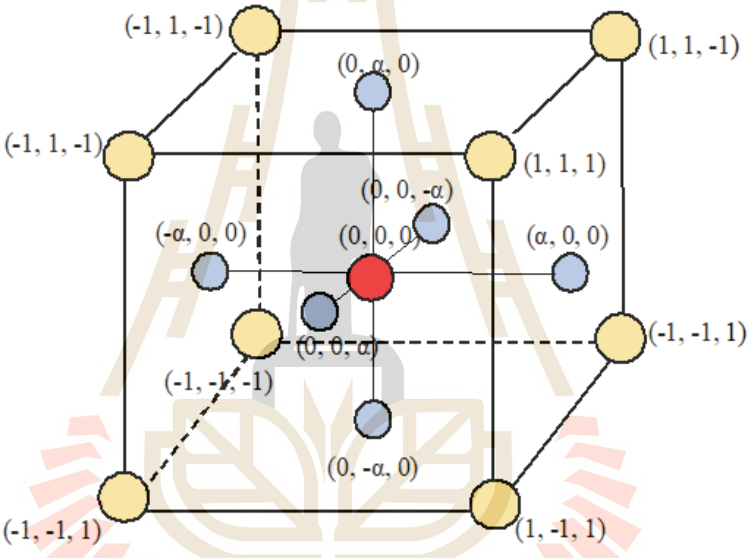
Avg คือ ค่าเฉลี่ย

การออกแบบข้อมูลเชิงโครงสร้างเพื่อการแจก ช่วยหลีกเลี่ยงข้อเสียของการสุ่มตัวอย่างแบบสุ่มทั่วไป โดยการสำรวจพื้นที่ของพารามิเตอร์ทั้งหมดอย่างเป็นระบบ ผ่านการออกแบบการทดลองเชิงโครงสร้าง เช่น อาเรย์เชิงตั้งฉากในวิธี ทากุจิ และการออกแบบแบบส่วนประสมกลาง แนวทางนี้ช่วยให้สามารถวิเคราะห์ข้อมูลได้อย่างครอบคลุมและเชื่อถือได้มากขึ้น โดยสามารถจับปฏิสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยและความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ ด้วยการเลือกจุดข้อมูลอย่างมีกลยุทธ์ให้ครอบคลุมช่วงค่าของตัวแปรทั้งหมด วิธีการเหล่านี้สามารถกระจายข้อมูลได้อย่างสม่ำเสมอทั่วทั้งพื้นที่อินพุต ส่งผลให้โมเดลมีความแข็งแกร่งมากขึ้นและความแม่นยำในการทำนายดีขึ้น

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

3.6 การออกแบบส่วนประสมกลางในการทดลอง

โครงสร้างของการออกแบบแบบส่วนประสมกลางเป็นวิธีที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในงานออกแบบการทดลองเพื่อสร้างแบบจำลองเชิงคาดการณ์ โดยสามารถสำรวจปฏิสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยหลายตัวและความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ ด้วยการผสมผสานระหว่างจุดแฟกทอเรียล (Factorial points), จุดแกน (Axial points) และจุดกึ่งกลาง (Center points) ส่วนประสมกลาง ครอบคลุมพื้นที่การทดลองได้อย่างมีประสิทธิภาพ เพื่อระบุผลหลัก (main effects) และปฏิสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยต่าง ๆ (Yao et al.,2024)



รูปที่ 3.3 โครงสร้างของการออกแบบแบบส่วนประสมกลาง

รูปที่ 3.3 แสดงให้เห็นว่า จุดแฟกทอเรียล ถูกแทนด้วยจุดสีเหลือง (C1–C8) ที่อยู่บริเวณมุมของลูกบาศก์ ซึ่งจุดเหล่านี้แสดงถึงการรวมกันของปัจจัยในระดับต่ำ กลาง และสูง เพื่อใช้ในการศึกษาผลหลัก และปฏิสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆจุดแกน แสดงด้วยจุดสีน้ำเงิน (C9–C14) ซึ่งตั้งอยู่ตามแนวแกนของลูกบาศก์ จุดเหล่านี้อยู่นอกเหนือจากจุดแฟกทอเรียลเพื่อช่วยตรวจจับเอฟเฟกต์แบบไม่เชิงเส้น และให้ข้อมูลเพิ่มเติมเกี่ยวกับลักษณะของผิวตอบสนอง จุดศูนย์กลาง แสดงด้วยจุดสีแดง (C15) ซึ่งอยู่ตรงกลางของลูกบาศก์ ใช้เพื่อตรวจสอบเสถียรภาพของระบบและประเมินความผิดพลาด ในงานวิจัยนี้ ใช้การออกแบบแบบ ส่วนประสมกลาง โดยมี 3 ปัจจัย ได้แก่ Mol (A), SS/SH (B) และ S/L (C) ซึ่งแต่ละปัจจัยถูกกำหนดให้มีระดับต่ำ (-1), กลาง (0) และสูง (1) เพื่อศึกษาอิทธิพลของปัจจัยเหล่านี้อย่างเป็นระบบ

ตารางที่ 3.3 การทดลองโดยใช้การออกแบบส่วนประสมกลาง

Mix	Design	CCD, P =3, L=3			Mol	SS/SH	S/L	MK(g)	SS(g)	SH(g)
		A	B	C						
M1	C1	-1	-1	-1	10	1.2	0.85	140.25	90	75
M3	C2	-1	-1	1	10	1.2	1.15	189.75	90	75
M7	C3	-1	1	-1	10	2.0	0.85	140.25	110	55
M9	C4	-1	1	1	10	2.0	1.15	189.75	110	55
M19	C5	1	-1	-1	14	1.2	0.85	140.25	90	75
M21	C6	1	-1	1	14	1.2	1.15	189.75	90	75
M25	C7	1	1	-1	14	2.0	0.85	140.25	110	55
M27	C8	1	1	1	14	2.0	1.15	189.75	110	55
M5	C9	-α	0	0	10	1.6	1.00	165	101.5	63.46
M23	C10	α	0	0	14	1.6	1.00	165	101.5	63.46
M11	C11	0	-α	0	12	1.2	1.00	165	90	75
M17	C12	0	α	0	12	2.0	1.00	165	110	55
M13	C13	0	0	-α	12	1.6	0.85	140.25	101.5	63.46
M15	C14	0	0	α	12	1.6	1.15	189.75	101.5	63.46
M14	C15	0	0	0	12	1.6	1.00	165	101.5	63.46

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

3.7 การออกแบบทากุจิในการทดลอง

อาเรย์เชิงตั้งฉาก (Orthogonal Arrays) ในการทดลองแบบทากุจิ เป็นเครื่องมือทางสถิติที่ใช้สำหรับวางแผนการทดลองอย่างเป็นระบบ โดยช่วยให้สามารถทดสอบหลายปัจจัยและปฏิสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยได้อย่างมีประสิทธิภาพ ด้วยจำนวนการทดลองที่น้อยกว่าการออกแบบแบบแฟกทอเรียลเต็มรูปแบบ อาเรย์เชิงตั้งฉากช่วยจัดระเบียบปัจจัยและระดับของแต่ละปัจจัย เพื่อให้แต่ละชุดค่าถูกทดสอบอย่างสมดุล ตารางอาเรย์เชิงตั้งฉากที่นำเสนอระบุสามปัจจัยหลักที่มีผลต่อกำลังอัด ได้แก่ ความเข้มข้นของ NaOH, อัตราส่วนสารกระตุ้นด่าง และอัตราส่วนของแข็งต่อน้ำ (S/L) โดยแต่ละปัจจัยถูกกำหนดให้อยู่ในระดับต่ำ ปานกลาง และสูง วิธีของทากุจิใช้ตารางอาเรย์เชิงตั้งฉากแบบ L9 เพื่อสร้างความสมดุลให้กับจุดข้อมูลหลายชุดอย่างเป็นระบบ โดยอาเรย์นี้ออกแบบมาสำหรับ 3 ปัจจัย คือ A, B และ C ที่แต่ละปัจจัยมี 3 ระดับ เพื่อให้แน่ใจว่าการทดลองมีความสมดุลและไม่มีอคติ แถวทั้ง 9 แถวของตารางแทนชุดค่าระดับปัจจัยที่ไม่ซ้ำกัน ซึ่งช่วยหลีกเลี่ยงความซ้ำซ้อนหรืออคติในการจับคู่ค่าของปัจจัยในอาเรย์ L9 นี้ สามารถสังเกตผลของแต่ละปัจจัยได้อย่างอิสระ พร้อมทั้งพิจารณาปฏิสัมพันธ์ที่อาจเกิดขึ้น โดยแต่ละคอลัมน์ในตารางแสดงถึงปัจจัย และแต่ละแถวแสดงถึงชุดค่าระดับของปัจจัยที่ใช้ในการทดลองแต่ละครั้ง รูปแบบการออกแบบใน

ตารางที่ 3.4 แสดงตามโครงร่างของอาเรย์ L9

Mix Design	Taguchi, P =3, L=3			Mol	SS/SH	S/L	MK(g)	SS(g)	SH(g)
	A	B	C						
X1	1	1	1	10	1.2	0.85	140.25	90.00	75.00
X2	1	2	2	10	1.6	1	165.00	101.54	63.46
X3	1	3	3	10	2	1.15	189.75	110.00	55.00
X4	2	1	2	12	1.2	1	165.00	90.00	75.00
X5	2	2	3	12	1.6	1.15	189.75	101.54	63.46
X6	2	3	1	12	2	0.85	140.25	110.00	55.00
X7	3	1	3	14	1.2	1.15	189.75	90.00	75.00
X8	3	2	1	14	1.6	0.85	140.25	101.54	63.46
X9	3	3	2	14	2	1	165.00	110.00	55.00

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

3.8 การออกแบบแบบผสมผสานส่วนประสมกลางและทากุจิ

แนวทางการออกแบบการทดลองแบบผสมผสาน (Hybrid Taguchi-CCD: HTC) ได้รับการพัฒนาขึ้นโดยการรวมข้อดีของวิธีการ ทากุจิ และ Central Composite Design (CCD) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการออกแบบการทดลอง โดยมีเป้าหมายเพื่อลดความเอนเอียงและช่องว่างของข้อมูล ซึ่งมักเกิดจากการสุ่มตัวอย่างแบบดั้งเดิม พร้อมทั้งช่วยให้สามารถครอบคลุมข้อมูลได้อย่างครอบคลุมและสมดุล แนวทางนี้มีความเหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับการสร้างแบบจำลอง Bagging ซึ่งช่วยเสริมศักยภาพในการตรวจสอบปฏิสัมพันธ์ระหว่างปัจจัย ตลอดจนการระบุค่าการตอบสนองที่เหมาะสมที่สุด ทั้งนี้ยังสามารถตรวจจับอิทธิพลหลักของแต่ละปัจจัย ปฏิสัมพันธ์ระหว่างกัน รวมถึงความสัมพันธ์เชิงไม่เชิงเส้นในกระบวนการที่ศึกษาได้อย่างมีประสิทธิภาพ อีกทั้งยังช่วยเพิ่มความเข้าใจเชิงลึกเกี่ยวกับลักษณะการทำงานร่วมกันของปัจจัยต่าง ๆ การประยุกต์ใช้กับการเรียนรู้ของเครื่อง ชุดข้อมูลที่ใช้ประกอบด้วยจำนวนตัวอย่างทั้งหมด 27 ชุด (M1 ถึง M27) ซึ่งได้จากการออกแบบการทดลองแบบแฟกทอเรียลเต็ม (full factorial design) โดยมีปัจจัยจำนวน 3 ตัวแปร แต่ละปัจจัยมี 3 ระดับ สำหรับแนวทาง HTC เป็นผลจากการผสานข้อมูลจากการออกแบบที่มีจำนวนจุดข้อมูล 18 ชุด นำมารวมกันโดย ใช้วิธีทากุจิ และ การออกแบบส่วนประสมกลาง จะได้การทดลองทั้งหมด 18 ตัวอย่าง ดังนี้ดังที่แสดงในตารางที่ 3.5 (Varghese and Philip,2016)

ตารางที่ 3.5 Hybrid Taguchi–CCD สำหรับการออกแบบส่วนผสม

Mix	CCD	Taguchi	Mol	SS/SH	S/L	MK(g)	SS(g)	SH(g)
M1	C1	X1	10	1.2	0.85	140.25	90.00	75.00
M3	C2		10	1.2	1.15	189.75	90.00	75.00
M5	C9	X2	10	1.6	1	165.00	101.54	63.46
M7	C3		10	2	0.85	140.25	110.00	55.00
M9	C4	X3	10	2	1.15	189.75	110.00	55.00
M11	C11	X4	12	1.2	1	165.00	90.00	75.00
M13	C13		12	1.6	0.85	140.25	101.54	63.46
M14	C15		12	1.6	1	165.00	101.54	63.46
M15	C14	X5	12	1.6	1.15	189.75	101.54	63.46
M16		X6	12	2	0.85	140.25	110.00	55.00
M17	C12		12	2	1	165.00	110.00	55.00
M19	C5		14	1.2	0.85	140.25	90.00	75.00

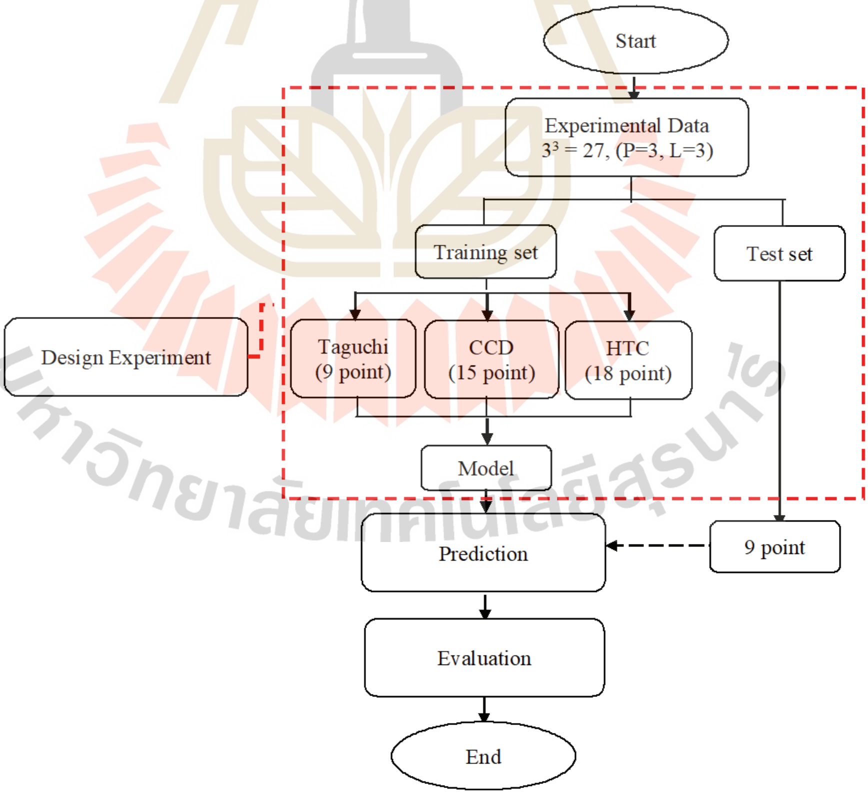
ตารางที่ 3.5 Hybrid Taguchi–CCD สำหรับการออกแบบส่วนผสม (ต่อ)

Mix	CCD	Taguchi	Mol	SS/SH	S/L	MK(g)	SS(g)	SH(g)
M21	C6	X7	14	1.2	1.15	189.75	90.00	75.00
M22		X8	14	1.6	0.85	140.25	101.54	63.46
M23	C10		14	1.6	1	165.00	101.54	63.46
M25	C7		14	2	0.85	140.25	110.00	55.00
M26		X9	14	2	1	165.00	110.00	55.00
M27	C8		14	2	1.15	189.75	110.00	55.00

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

3.9 การทำนายผล

ในขั้นตอนการทำนายผล การออกแบบการทดลองจำเป็นต้องใช้โมเดลที่สามารถคาดการณ์ผลลัพธ์ได้อย่างแม่นยำ โดยโมเดลนี้ต้องสามารถระบุความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นและตัวแปรตามได้อย่างชัดเจน ซึ่งโดยทั่วไปแล้ว ความสัมพันธ์เหล่านี้มักมีลักษณะแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear) การออกแบบโมเดลเป็นการออกแบบที่มีความท้าทาย เนื่องจากต้องการความแม่นยำในการประมาณค่าความแข็งแรงของจีโอโพลิเมอร์ นอกจากนี้ การพัฒนาประสิทธิภาพของโมเดลยังได้มีการใช้หลักการ Ensemble Learning Method ซึ่งช่วยรวมโมเดลหลายตัวที่อาจมีความอ่อนแอเข้าด้วยกัน เพื่อสร้างโมเดลที่มีความแข็งแกร่งและให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำมากยิ่งขึ้น โดยทั่วไปแล้ว มีการประเมินความสามารถของแบบจำลองในการทำนายผลลัพธ์โดยใช้ชุดข้อมูลบางส่วนเป็นข้อมูลทดสอบ ซึ่งมักดำเนินการโดยการแยกข้อมูลบางชุดออกจากการออกแบบการทดลองแบบแฟกทอเรียลเต็ม เพื่อใช้เป็นชุดข้อมูลทดสอบ แนวทางนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินความสามารถในการจำลองข้อมูลใหม่ของแบบจำลอง และตรวจสอบความแม่นยำในการพยากรณ์ผลลัพธ์จากข้อมูลที่แบบจำลองไม่เคยเรียนรู้มาก่อน ดังแสดงในรูปที่ 3.4 (I. Abdulkadir et al.,2021; A. Jankovic et al.,2021)



รูปที่ 3.4 ข้อมูลการทดลองสำหรับชุดฝึกอบรมและการทดสอบ

รูปที่ 3.4 ในขั้นตอนการออกแบบการทดลอง ได้มีการคัดเลือกชุดข้อมูลย่อยจากชุดข้อมูลแบบแฟกทอเรียลเต็ม ซึ่งประกอบด้วยทั้งหมด 27 แบบ โดยข้อมูลดังกล่าวถูกแบ่งออกเป็นสองส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลสำหรับฝึกแบบจำลอง และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแบบจำลอง (Testing set) สำหรับชุดข้อมูลฝึกนั้น ได้ถูกแบ่งย่อยออกเป็น 3 กลุ่มตามวิธีการออกแบบการทดลอง ได้แก่ วิธี Taguchi, Central Composite Design (CCD) และ Hybrid Taguchi–CCD (HTC) โดยชุดข้อมูลย่อยทั้งสามนี้ถูกนำไปใช้ในการฝึกแบบจำลองการพยากรณ์ ส่วนข้อมูลอีก 9 ชุดที่เหลือถูกใช้เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองในการทำนายผลลัพธ์จากข้อมูลที่ไม่เคยถูกใช้ในการฝึกมาก่อน (Li et al.,2023)

3.10 ข้อมูลการทดสอบ

แนวทางดังกล่าวทำให้ลดการเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป และสามารถพยากรณ์ผลลัพธ์บนข้อมูลใหม่ได้อย่างน่าเชื่อถือ ซึ่งเป็นองค์ประกอบสำคัญที่ส่งผลต่อความแข็งแกร่งและความแม่นยำของแบบจำลอง (Ahmad et al.,2021) ข้อมูลตัวอย่างที่เหลือจะถูกนำไปใช้ในกระบวนการฝึก โดยจะถูกจัดกลุ่มเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองต่าง ๆ ภายใต้แนวทางแบบรวมแบบ Bagging สำหรับข้อมูลทดสอบนั้นประกอบด้วยจำนวน 9 ตัวอย่าง ซึ่งได้จากการออกแบบการทดลองตามที่แสดงในตารางที่ 3.6

ตารางที่ 3.6 การทดลองเพื่อทดสอบ

Mix Design	Mol	SS/SH	S/L	MK(g)	SS(g)	SH(g)
M 2	10	1.2	1	165.00	90.00	75.00
M 4	10	1.6	0.85	140.25	101.54	63.46
M 6	10	1.6	1.15	189.75	101.54	63.46
M 8	10	2	1	165.00	110.00	55.00
M 10	12	1.2	0.85	140.25	90.00	75.00
M 12	12	1.2	1.15	189.75	90.00	75.00
M 18	12	2	1.15	189.75	110.00	55.00
M 20	14	1.2	1	165.00	90.00	75.00
M 24	14	1.6	1.15	189.75	101.54	63.46

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

3.11 การเตรียมตัวอย่างมอร์ต้าร์ปูนซีเมนต์ควบคุม (Control Type: CT)

ในการศึกษานี้ เพื่อให้เห็นภาพเปรียบเทียบประสิทธิภาพเชิงกลของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิตกับวัสดุมาตรฐานในงานก่อสร้าง จึงได้ทำการเตรียมตัวอย่างมอร์ต้าร์ (Cement Mortar) เพื่อใช้เป็นชุดเปรียบค่าความแข็งแรง (Control Type; CT)

ส่วนผสมของมอร์ต้าร์ควบคุมประกอบด้วยปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ประเภท 1 (Ordinary Portland Cement) ทรายมาตรฐาน (Standard Sand) และน้ำ โดยใช้อัตราส่วนผสมตามมาตรฐาน ASTM C109 ซึ่งกำหนดให้ใช้อัตราส่วนปูนซีเมนต์ต่อทรายเท่ากับ 1 : 2.75 และอัตราส่วนน้ำต่อวัสดุประสาน (Water-to-Cement Ratio: W/C) เท่ากับ 0.66 โดยรายละเอียดส่วนผสมสามารถแสดงดังตารางที่ 3.7

ตารางที่ 3.7 การทดลองมอร์ต้าร์ ปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์

Mix ID	Cement (g)	Sand (g)	Water (g)	(S/L)
CT	740	2,035	490	1.5

3.12 ขั้นตอนในการออกแบบและพัฒนาโมเดล

1) การออกแบบโมเดล กำหนดโครงสร้างของโมเดล และระบุพารามิเตอร์ที่จำเป็น

2) การทดสอบโมเดล ทดสอบโมเดลเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดตามผลการทดสอบที่ออกแบบไว้

3) การปรับปรุงโมเดล ใช้หลักการ Ensemble Learning Method ในการปรับปรุงโมเดลที่อ่อนแอ เพื่อเพิ่มความแข็งแกร่งและประสิทธิภาพของการทำนาย

4) การประเมินประสิทธิภาพ วัดประสิทธิภาพของโมเดลที่ปรับปรุงใหม่ และเปรียบเทียบกับโมเดลเดิม เพื่อหาค่าความแม่นยำที่ดีที่สุด การวนซ้ำจะดำเนินต่อไปจนกว่าจะถึงเงื่อนไขของการสมดุล ซึ่งหมายความว่าอัลกอริธึมจะหยุดทำงานเมื่อได้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับผลเฉลยที่เหมาะสมที่สุดแล้ว

5) แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ สมการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย (Simple Linear Regression) หรือที่เรียกว่าการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์การถดถอยเป็นเครื่องมือที่ใช้ในการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ และตัวแปรตาม ผ่านการสร้างสมการเชิงเส้นที่สะท้อนถึงความสัมพันธ์นี้ การวิเคราะห์การถดถอยเป็นเครื่องมือที่ใช้เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระหลายตัวกับตัวแปรตามหรือผลลัพธ์ โดยโมเดลที่ผ่านการฝึกอบรมจะใช้เทคนิคการถดถอยเพื่อ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ทำการคาดการณ์แนวโน้มหรือผลลัพธ์ โมเดลเหล่านี้จะเรียนรู้จากความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลนำเข้าและข้อมูลออก ที่มีการติดป้ายกำกับในข้อมูลการฝึกอบรม จากนั้นสามารถนำไปใช้ในการคาดการณ์แนวโน้มในอนาคต หรือคาดการณ์ผลลัพธ์จากข้อมูลนำเข้าที่ไม่เคยเห็นมาก่อน รวมทั้งสามารถใช้ในการวิเคราะห์ความไม่สมบูรณ์ของข้อมูลในอดีตได้ แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Models) ถูกนำมาใช้เพื่อทำนายค่ากำลังรับแรงอัด โดยอิงจากข้อมูลที่ได้จากการทดลอง โดยในการทดลองนี้ได้ใช้แบบจำลอง Bagging Regression (BR), Gradient Boosting (GB) และ Random Forest (RF) เป็นเครื่องมือในการวิเคราะห์และพยากรณ์ผลลัพธ์ (H.X. Li et al.,2020)

นอกจากแบบจำลองดังกล่าวได้มีการใช้แบบจำลอง K-Nearest Neighbors (K-NN) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมแบบไม่เป็นพารามิเตอร์ สำหรับการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) ที่สามารถประยุกต์ใช้ได้ทั้งในงานจำแนกประเภท (Classification) และงานถดถอย สำหรับการทำนายในรูปแบบการถดถอย K-NN จะทำการพิจารณาจุดข้อมูล K จุดที่อยู่ใกล้ที่สุดจากข้อมูลชุดฝึก โดยใช้ระยะทาง เช่น Euclidean distance ในการหาความใกล้เคียงของข้อมูล จากนั้นจึงคำนวณค่าเฉลี่ยของค่าผลลัพธ์ของข้อมูลทั้ง K จุด เพื่อใช้เป็นค่าทำนายของจุดใหม่ (Brew and MacKenzie, 2007) ความแม่นยำของโมเดล K-NN ขึ้นอยู่กับการเลือกค่าพารามิเตอร์ K ที่เหมาะสม และการเลือกฟังก์ชันระยะทางที่สอดคล้องกับธรรมชาติของข้อมูล นอกจากนี้ยังมีข้อดีคือไม่จำเป็นต้องมีการสร้างสมการโมเดลอย่างเป็นทางการล่วงหน้า ทำให้เหมาะสมกับข้อมูลที่มีความซับซ้อนหรือไม่เป็นเชิงเส้นได้ดี (W. Xu et al.,2023)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

3.13 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์

3.13.1 แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น

แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น(Linear Regression Model) จากการคำนวณระยะห่างระหว่างเส้นตรงที่สร้างจากข้อมูลที่สังเกตได้ และค่าที่คำนวณได้จากสมการเส้นตรง โดยเส้นตรงที่ได้รับจะทำให้ค่าระยะห่างระหว่างจุดข้อมูลกับเส้นตรงโดยรวมมีค่าน้อยที่สุด ซึ่งหมายความว่าเส้นตรงที่เหมาะสมที่สุดคือเส้นที่มีค่าระยะห่างเฉลี่ยต่ำสุดจากจุดข้อมูลที่สังเกตได้ (Saha, et al.,2020)

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \cdots + b_ix_i + e \tag{3.1}$$

โดยที่ b คือ ค่าสัมประสิทธิของตัวแปร
x คือ ตัวแปร
e คือ ข้อผิดพลาด ระหว่างค่าที่คาดการณ์จากสมการกับค่าจริง

ในแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นสมการมีลักษณะเป็นเส้นตรงที่แสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม ในการหาสมการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่ายนั้น ต้องพิจารณาพื้นฐานที่สำคัญ เช่น ความเป็นเชิงเส้นของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร การกระจายตัวของข้อผิดพลาดที่เป็นปกติ และความสม่ำเสมอของความแปรปรวนของข้อผิดพลาด เป็นต้น สิ่งเหล่านี้ช่วยให้การสร้างและการตีความสมการถดถอยมีความแม่นยำและเชื่อถือได้ (Zhang et al.,2019)

3.13.2 แบบจำลอง Bagging

การพัฒนาโมเดลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูงสำหรับจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิตนั้นมีความท้าทายหลายประการ โดยเฉพาะอย่างยิ่งเนื่องจากพฤติกรรมของวัสดุที่มีความซับซ้อนและความแปรปรวนที่เกิดขึ้นในข้อมูลทดลอง งานวิจัยนี้ได้ปรับปรุงความแข็งแกร่งของเทคนิค Bagging โดยผสานเข้ากับระเบียบวิธีการออกแบบการทดลอง ขั้นสูง ได้แก่ วิธี Taguchi, Central Composite Design (CCD) และแนวทางไฮบริดใหม่ที่รวมระหว่าง ทากุจิ กับ ส่วนประสมกลาง เพื่อสร้างโมเดลการพยากรณ์ค่ากำลังอัดของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิตที่มีดินขาวเผาเป็นวัสดุหลัก การออกแบบการทดลองแบบมีโครงสร้างเหล่านี้ช่วยขจัดการพึ่งพาการสุ่มตัวอย่างแบบ 3×3 ที่ไม่มีรูปแบบที่แน่นอนและช่วยให้สามารถครอบคลุมพื้นที่การทดลองได้อย่างทั่วถึง ข้อมูลที่ใช้ในการทดลองประกอบด้วยชุด

ค่าผสมทั้งหมด โดยในกระบวนการนี้มีการใช้เทคนิค Bagging เพื่อลดความแปรปรวนของแบบจำลอง และเพิ่มความเสถียรของการพยากรณ์ โดยอาศัยจุดแข็งของแบบจำลองหลายตัว ซึ่งทำให้เทคนิคนี้มีประสิทธิภาพเป็นพิเศษในการทำนายค่ากำลังรับแรงในช่วงการทดลองทั้งหมด วิธีการดังกล่าวประกอบด้วยการฝึกแบบจำลองถดถอยพื้นฐานหลายตัวอย่างเป็นอิสระจากกัน โดยใช้ชุดข้อมูลที่สุ่มเลือกซ้ำ จากข้อมูลต้นฉบับ และนำผลการพยากรณ์ของแต่ละแบบจำลองมาหาค่าเฉลี่ยร่วมกัน ซึ่งช่วยเพิ่มความแม่นยำโดยรวมและความทนทานของภารกิจการถดถอย

1) จากชุดข้อมูล D= ((x_1, y_1), (x_2, y_2),…,(x_n, y_n)) ที่ประกอบด้วยข้อมูลจำนวน n จุดข้อมูล ได้มีการสร้างชุดข้อมูลใหม่ 3 ชุด ได้แก่ D_1, D_2, D_3 โดยใช้เทคนิคการทดลอง 3 แบบ ได้แก่ Taguchi, CCD, HTC ตามลำดับ โดยสุ่มตัวอย่างแบบมีการคืนค่าจากชุดข้อมูล D สำหรับแต่ละกรณี โดยที่ชุดข้อมูลแต่ละชุดมีขนาดดังนี้ D_1, มี 9 ตัวอย่าง (Taguchi), D_2 มี 15 ตัวอย่าง (CCD) และ D_3 มี 18 ตัวอย่าง (HTC)

2) การฝึกฝนโมเดลพื้นฐาน (Base model) h_i บนแต่ละตัวอย่างบูตสแตรป D_i ตามที่กำหนดในสมการ 3.2

$$h_i=f(D_i) \tag{3.2}$$

3) ซึ่ง f แทนอัลกอริธึมการเรียนรู้ที่ใช้ในการฝึกฝนโมเดลเหล่านั้น

4) เมื่อฝึกฝนโมเดลเบสทั้งหมดเสร็จสิ้น การทำนายสุดท้ายสำหรับข้อมูลใหม่ x จะได้จากการรวมผลการทำนายจากโมเดลทั้งหมด สำหรับกรณีของการทำนายในเชิงถดถอย (regression) การทำนายสุดท้าย $\hat{y}$ จะเป็นค่าเฉลี่ยของผลการทำนายจากทุกโมเดลที่ได้ฝึกฝนมา ตามที่ระบุในสมการ (3.3)

$$\hat{y} = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M} h_i(x) \tag{3.3}$$

โดยที่ M คือ จำนวนทั้งหมดของโมเดล และ hi(x) คือการทำนายของโมเดลที่ i-th สำหรับข้อมูลเข้า x

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

3.13.3 แบบจำลอง Gradient Boosting

การใช้ Gradient Boosting มุ่งเน้นที่การลดอคติ โดยการฝึกฝนโมเดลในลำดับขั้นตอน ซึ่งแต่ละโมเดลจะช่วยแก้ไขข้อผิดพลาดจากโมเดลก่อนหน้าเพื่อทำให้การรวมผลของโมเดล มีประสิทธิภาพมากขึ้นในการจัดการกับข้อมูลที่ยากต่อการทำนาย โดย กราเดียนต์บูสต์ติ้งจะสร้างโมเดลการทำนายที่แข็งแกร่งขึ้นด้วยการเพิ่มฐานการเรียนรู้ ทีละตัวเพื่อลดข้อผิดพลาดในการทำนาย โมเดลจะประมาณฟังก์ชันเป้าหมาย $F^*(x)$ โดยการลดฟังก์ชันความสูญเสียที่สามารถแยกแยะได้ ϕ *(y, F(X))* ตามสมการ ที่ 3..4 (Alhakeem et al.,2022)

$$F^*(x) = argminE_{x,y}\phi(y, F(x)) \tag{3.4}$$

แต่ละต้นไม้ใหม่จะมุ่งเน้นที่การปรับปรุงผลการทำนายจากการคาดการณ์ก่อนหน้า เพื่อให้ได้การปรับปรุงที่เพิ่มขึ้นอย่างค่อยเป็นค่อยไป การมีส่วนร่วมของแต่ละต้นไม้จะถูกควบคุมโดยอัตราการเรียนรู้ (Learning rate) ซึ่งช่วยป้องกันการเกิด การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป โดยการปรับน้ำหนักของแต่ละฐานการเรียนรู้

3.13.4 แบบจำลอง Random Forest

Random Forest เป็นอีกหนึ่งวิธีการรวมโมเดล ที่สร้างต้นไม้การตัดสินใจหลายตัวในระหว่างการฝึกฝน และนำผลการทำนายของต้นไม้แต่ละตัวมาเฉลี่ยเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการทำนาย วิธีนี้ช่วยให้สามารถคำนึงถึงความสัมพันธ์ทั้งในเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้นในข้อมูลได้ โดยจะลดค่า Mean Squared Error (MSE) ที่แต่ละโหนดเพื่อหาความแตกต่างที่เหมาะสมที่สุดสำหรับงานการทำนายในเชิงถดถอย (regression) ตามสมการ (4) (Gupta et al.,2021; Khodaparastiet al,2023; Mai et al.,2021)

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - f_i)^2 \tag{3.5}$$

โดยที่ y_i คือ ค่าจริง

f_i l คือ ค่าที่ทำนายโดยต้นไม้ที่แต่ละโหนด

Random Forest เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการทำนายในเชิงถดถอย และให้ประสิทธิภาพที่แข็งแกร่งในชุดข้อมูลที่หลากหลาย (Liu et al.,2024)

3.13.5 ระเบียบวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

ระเบียบวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization Procedure) ได้มีการพัฒนาแบบจำลองเพื่อสนับสนุนการตัดสินใจแบบพิจารณาหลายเกณฑ์ (Multi-Criteria Decision Making: MCDM) สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลทางวิศวกรรมหาค่าเหมาะสม มีการนำวิธี Simple Additive Weighting (SAW) ร่วมกับเทคนิค Min-Max มาใช้เพื่อขจัดความแตกต่างของหน่วยวัดและสเกลข้อมูลของตัวแปรสำคัญทั้งสี่ ได้แก่ กำลังอัด ความหนาแน่นรวม ระยะเวลาชิ้นงานเริ่มแข็งตัว และเปอร์เซนต์ ความพรุนการใช้ SAW ร่วมกับ Min-Max Normalization คือการสร้าง ตัวชี้วัดเชิงรวม ที่สามารถเปรียบเทียบตัวแปรต่าง ๆ ที่มีหน่วยวัดและทิศทางต่างกันได้ โดยน้ำหนักของตัวแปรสะท้อนความสำคัญสัมพัทธ์ ส่วนการปรับค่าด้วย Min-Max ช่วยให้ตัวแปรทุกตัวมีสเกลเท่ากัน ทำให้การบวกคะแนนรวมเป็นตัวแทนที่เหมาะสมของความสมดุลระหว่างคุณสมบัติแต่ละด้านของสูตรผสมคอนกรีตโดยมีขั้นตอนการดำเนินการดังนี้

1) การกำหนดเงื่อนไขขอบเขตและการคัดกรองข้อมูล (Boundary Conditions & Data Screening)

การกำหนดเงื่อนไขขอบเขตเป็นกระบวนการสร้างชุดทางเลือกที่เป็นไปได้ (Feasible Set) ในทฤษฎีการตัดสินใจแบบหลายเกณฑ์ หมายถึงทางเลือกทั้งหมดที่ผ่านเกณฑ์ขั้นต่ำที่กำหนด การกำหนดเกณฑ์มาจากมาตรฐานทางวิศวกรรม ข้อกำหนดของโครงการ หรือข้อจำกัดทางเทคนิคทั้ง 4 คุณสมบัติดังนี้

1.1 ค่าความแข็งแรงมีค่าไม่น้อยกว่า เกณฑ์ขั้นต่ำ

$$\boldsymbol{C}_{\text{Strength}} \geq L_{CS,min} \tag{3.6}$$

1.2 ค่าความหนาแน่นมีค่าไม่น้อยกว่า เกณฑ์ขั้นต่ำ

$$\boldsymbol{C}_{\text{Density}} \geq L_{D,min} \tag{3.7}$$

1.3 ค่าระยะเวลาหลังแข็งตัวไม่เกิน เกณฑ์สูงสุด

$$\boldsymbol{C}_{\text{Final}} \leq L_{F,\max} \tag{3.8}$$

1.4 ค่าควาหนาแน่นมีสูงไม่เกิน เกณฑ์สูงสุด

$$\boldsymbol{C}_{\text{Porosity}} \leq L_{P,max} \tag{3.9}$$

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

โดยที่ C_{Strength} คือ ค่ากำลังอัด

C_{Density} คือ ความหนาแน่นของคอนกรีต

C_{Final} คือ ค่าระยะเวลาการก่อตัวสิ้นสุด

C_{Porosity} คือ ความพรุน

L คือ ค่ากำหนดขอบเขต ของแต่ละตัวแปร หากกำหนดเป็น 0 จะถือว่าไม่มีเงื่อนไข

การคัดกรองนี้มีจุดมุ่งหมายเพื่อให้การวิเคราะห์คะแนนรวมไม่ถูกครอบงำด้วยข้อมูลที่ไม่เป็นไปตามเกณฑ์มาตรฐานการกำหนดเงื่อนไขขอบเขตช่วยให้สามารถคัดกรองสูตรผสมที่ไม่ผ่านเกณฑ์มาตรฐานออกจากการวิเคราะห์หากค่าจำกัดเท่ากับ 0 จะข้ามการกรอง การออกแบบนี้ให้ความยืดหยุ่นในการเลือกใช้เฉพาะเกณฑ์ที่จำเป็น

2) **การปรับบรรทัดฐานข้อมูล (Normalization)**

เนื่องจากตัวแปรแต่ละตัวมีหน่วยและช่วงค่าที่แตกต่างกัน เช่น กำลังอัดอาจอยู่ในช่วง 20-50 MPa ขณะที่ความพรุนอยู่ในช่วง 5-15% การนำมาเปรียบเทียบโดยตรงจึงไม่สามารถทำได้ จำเป็นต้องทำการปรับมาตรฐานให้อยู่ในช่วงเดียวกันระหว่าง 0 ถึง 1 โดยใช้ Min/Max Normalization ซึ่งสามารถแบ่งออกเป็นสองกรณี

กรณีที่ 1 ค่าสูงส่งผลดี (Benefit Criteria) สำหรับตัวแปรที่ต้องการค่าสูงสุดได้แก่ กำลังอัดและความหนาแน่น

$$N_i = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \tag{3.10}$$

ค่าต่ำสุดจะได้คะแนน 0 ค่าสูงสุดจะได้คะแนน 1 ค่าระหว่างกลางถูกแปลงตามสัดส่วน

กรณีที่ 2 ค่าต่ำส่งผลดี ค่าน้อยยิ่งดี (Cost Criteria) สำหรับตัวแปรที่ต้องการค่าต่ำสุด ได้แก่ระยะเวลาก่อตัวรวมและความพรุน

$$N_i = \frac{X_{max} - X_i}{X_{max} - X_{min}} \tag{3.11}$$

โดยที่ N_i คือ ค่าที่ผ่านการทำมาตรฐาน (0 ถึง 1)

X_i คือ ค่าจริงที่วัดได้

X_{min} คือ ค่าต่ำสุดในชุดข้อมูล

X_{max} คือ ค่าสูงสุดในชุดข้อมูล

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ค่าต่ำสุดจะได้คะแนน 1 ค่าสูงสุดจะได้คะแนน 0 ค่าระหว่างกลางถูกแปลงตามสัดส่วน การปรับบรรทัดฐานในลักษณะนี้ทำให้ค่าน้อยที่สุดกลายเป็น 1 และค่าสูงที่สุด(Benefit Criteria) กลายเป็น 1 ซึ่งสามารถเปรียบเทียบค่าตัวแปรได้โดยตรง

3) การกำหนดน้ำหนักและการคำนวณคะแนนรวม

ในแบบจำลองนี้ ทุกตัวแปรมีความสำคัญเท่ากัน จึงกำหนด น้ำหนักเท่ากับ 0.25 (25%) น้ำหนักของสำหรับแต่ละตัวแปร คะแนนรวมสำหรับแต่ละสูตรผสมคอนกรีตคำนวณได้ดังสมการ โดยมีสมการดังนี้

$$\text{Score}_{\text{total}} = (w_{\text{CS}} \cdot N_{\text{CS}}) + (w_{\text{Den}} \cdot N_{\text{Den}}) + (w_{\text{Final}} \cdot N_{\text{Final}}) + (w_{\text{Por}} \cdot N_{\text{Por}}) \quad (3.12)$$

โดยที่ $\text{Score}_{\text{total}}$ คือ ค่าคะแนนรวมของชุดข้อมูล

w_{cs} คือ ค่าน้ำหนักของตัวแปรของแรงอัด

w_{Den} คือ ค่าน้ำหนักของตัวแปรของความหนาแน่นรวม

w_{Final} คือ ค่าน้ำหนักของตัวแปรของความแข็งตัวระยะสิ้นสุด

w_{Por} คือ ค่าน้ำหนักของตัวแปรของเปอร์เซนต์ความพรุน

N_{cs} คือ ค่าที่ผ่านการปรับฐาน (0 ถึง 1)ของแรงอัด

N_{cs} คือ ค่าที่ผ่านการปรับฐาน (0 ถึง 1)ของความหนาแน่นรวม

N_{Final} คือ ค่าที่ผ่านการปรับฐาน (0 ถึง 1)ของความแข็งตัวระยะสิ้นสุด

N_{Por} คือ ค่าที่ผ่านการปรับฐาน (0 ถึง 1)ของเปอร์เซนต์ความพรุน

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

3.14 การวัดค่าทดสอบผล

การวัดผล ความแม่นยำ สามารถทำนายค่ากำลังอัดได้อย่างมีประสิทธิภาพ ผ่านการสร้างชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอน และการทดสอบ เพื่อนำมาประเมินโมเดล

ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยแบบสัมบูรณ์ ใช้วัดขนาดของความคลาดเคลื่อนโดยไม่สนใจทิศทาง

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \tilde{y}_i| \quad (3.13)$$

ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยแบบร้อยละ เหมาะสำหรับเปรียบเทียบเมื่อข้อมูลมีสเกลต่างกัน

$$MAPE = \left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{|y_i - \tilde{y}_i|}{|y_i|}\right)x100 \quad (3.14)$$

รากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ให้ความสำคัญกับความคลาดเคลื่อนขนาดใหญ่

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \tilde{y}_i)^2} \quad (3.15)$$

ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจแสดงสัดส่วนความแปรปรวนของข้อมูลจริงที่สามารถอธิบายได้ด้วยโมเดล

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \tilde{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (3.16)$$

โดยที่ y_i คือ ค่าที่สังเกตได้จริง (Observed value),

y_i คือ ค่าที่โมเดลทำนายได้ (Predicted value),

$\bar{y}_i$ คือ ค่าเฉลี่ยของค่าที่สังเกตได้ทั้งหมด (Mean of the observed values)

n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด (Total number of observations)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

3.15 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

3.15.1 อุปกรณ์การทดลอง

เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในการเตรียมตัวอย่าง การวิเคราะห์ และการทดสอบเครื่องมือที่ใช้

1) X-ray fluorescence (XRF)
2) X-ray diffractometer (XRD)
3) Tensile Test
4) วัสดุสารเคมี

3.15.2 เครื่องมือที่ใช้ในการทำจีโอโพลิเมอร์

เครื่องมือที่ใช้ในการเตรียมสาร เพื่อที่ใช้ในการเตรียมตัวอย่าง เพื่อใช้ในการทดสอบโดยทำการทดสอบในการรับแรงอัด

1) เครื่องชั่งที่มีความละเอียด

รูปที่ 3.5 เครื่องมือชั่งสาร

2) เครื่องผสมสาร

รูปที่ 3.6 เครื่องผสมสาร

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

3) แท่งกระทุ้งชิ้นงาน

รูปที่ 3.7 แท่งกระทุ้ง

4) แบบหล่อชิ้นงานทรงลูกบาศก์ขนาด 50 มม.

รูปที่ 3.8 แบบหล่อชิ้นงานทรงลูกบาศก์

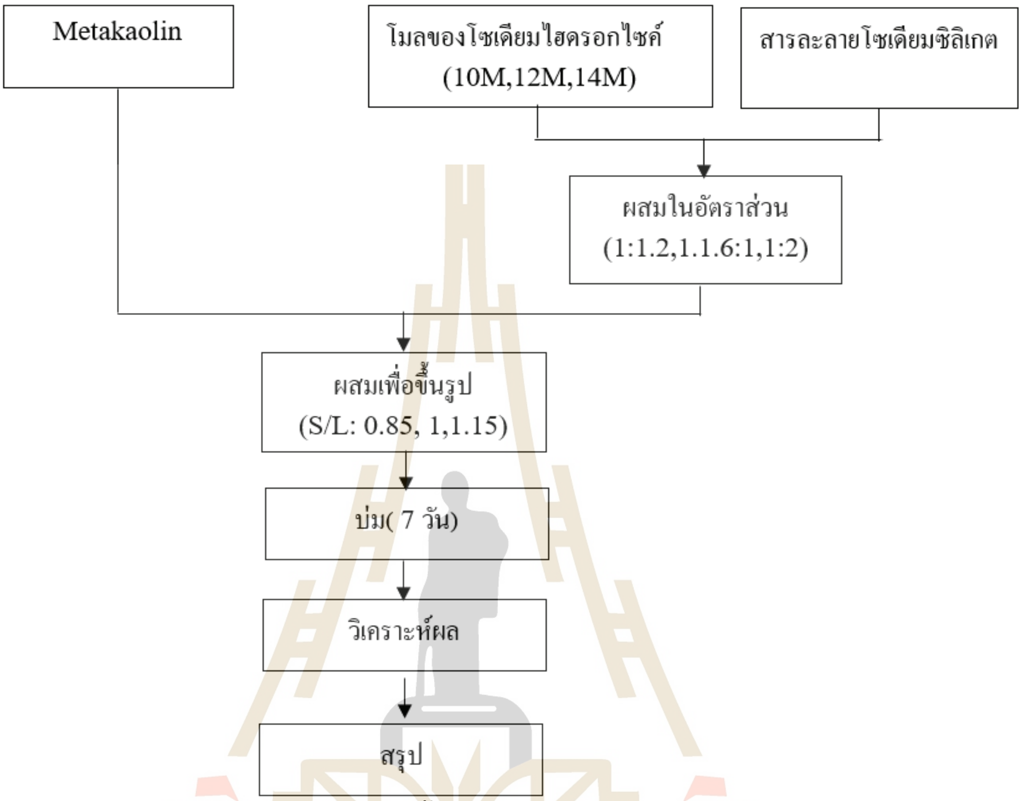
5) เครื่องทดสอบกำลังรับแรงอัด

รูปที่ 3.9 เครื่องทดสอบกำลังรับแรงอัด

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

3.16 วิธีการทดลอง

ขั้นตอนการทดลองแสดงในภาพที่ 3.1 โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้



รูปที่ 3.10 ขั้นตอนการทำจีโอโพลิเมอร์

สารละลายอัลคาไลน์ที่ใช้ในการสังเคราะห์จีโอโพลิเมอร์ประกอบด้วยสารละลายโซเดียมไฮดรอกไซด์ (NaOH) และโซเดียมซิลิเกต (Na_2SiO_3) ซึ่งเตรียมโดยวิธีการดังนี้

1) การเตรียมสารละลายโซเดียมไฮดรอกไซด์ (NaOH) เริ่มจากการผสมของแข็ง NaOH กับน้ำสะอาด และกวนให้เข้ากัน จากนั้นปล่อยทิ้งไว้เป็นเวลา 24 ชั่วโมง เพื่อให้ได้สารละลายที่มีความเข้มข้นตามต้องการ ซึ่งจะเตรียมสารละลาย NaOH ที่มีความเข้มข้น 10, 12 และ 14 โมลาร์

2) การเตรียมสารละลายอัลคาไลน์ นำสารละลาย NaOH ที่เตรียมไว้ผสมกับสารละลาย Na_2SiO_3 โดยการกวนให้เข้ากันเป็นเวลา 30 นาที โดยใช้อัตราส่วนของ Na_2SiO_3 ต่อ NaOH เป็น 1.2:1.0, 1.6:1.0, และ 2.0:1.0 ตามลำดับของปริมาตร

การเตรียมสารละลายอัลคาไลน์ตามขั้นตอนนี้เป็นกระบวนการที่สำคัญสำหรับการสังเคราะห์จีโอโพลิเมอร์ ซึ่งมีผลต่อคุณสมบัติและประสิทธิภาพของวัสดุที่ได้

รูปที่ 3.11 ติดตั้งใบพัด

3) เทสารละลายด่างที่ใช้ผสมลงในถังผสมสาร

4) เดินเครื่องผสมด้วยความเร็วต่ำ 140 r/min ± 5 r/min เป็นเวลา 30 วินาที ติดตั้งใบพายแห้ง และอ่างผสมแห้งในตำแหน่งผสมในเครื่องผสม แล้วเทวัสดุสำหรับผสมลงในอ่าง

รูปที่ 3.12 การผสมสารละลาย

5) หยุดเครื่องผสม และเปลี่ยนความเร็วเป็นความเร็วปานกลาง 285 r/min ± 10 r/min เป็นเวลา 30 วินาที

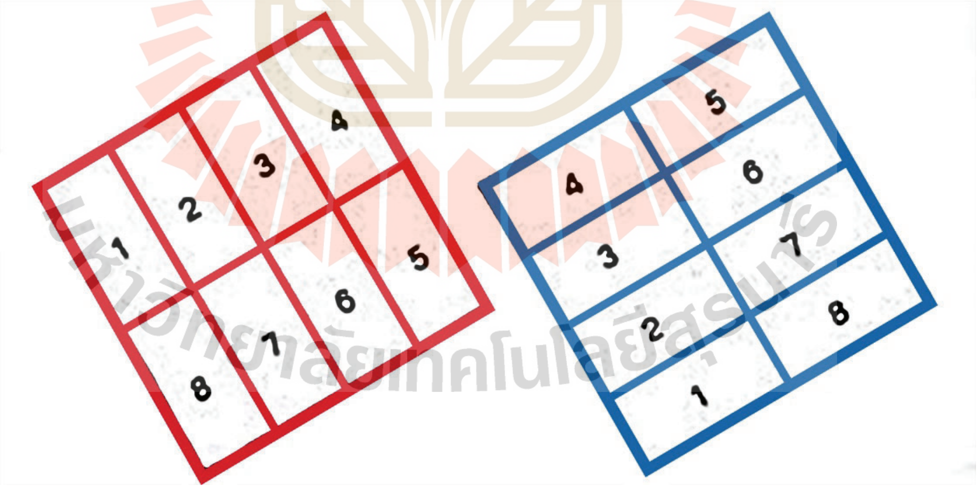
6) หยุดเครื่องผสมเป็นเวลา 90 วินาที ในช่วง 15 วินาที แรกให้ขูดสารที่ติดขอบอ่างผสมลงไว้รวมกันทันทีในช่วง เวลาที่เหลือใช้ฝาปิดปากอ่างผสม

รูปที่ 3.13 ผสมสาร

7) เดินเครื่องผสมด้วยความเร็วปานกลาง 285 r/min ± 10 r/min เป็นเวลา 60 วินาที

8) หลังจากผสมสารให้นำเทลงแบบหล่อที่เตรียมไว้ โดยแบ่งการเทเป็น 2 ชั้น

9) ในชั้นแรกให้นำสารที่ผสมแล้วมาเทลงในแบบหล่อหนา 25 มม. (ประมาณครึ่งนึงของความสูงแบบหล่อ) แล้วกระทุ้ง 32 ครั้ง ใน 4 รอบ โดยแต่ละรอบจะทำมุมฉากซึ่งกันและกัน และต้องกระทุ้งให้เสร็จ 1 ช่องก่อนจึงจะกระทุ้งช่องต่อไป



(ก) รอบที่ 1 และ 3 (ข) รอบที่ 2 และ 4

รูปที่ 3.14 รูปแบบการกระทุ้ง

10) เมื่อกระทุ้งเสร็จทุกช่อง ให้เทมอร์ต้าที่เหลือใส่ลงไปอีกชั้น จากนั้นกระทุ้งเหมือนชั้นแรก เมื่อกระทุ้งเสร็จให้ใช้เกรียงปาดสารที่ล้นออกและแต่งผิวหน้าให้เรียบ ทำเหมือนกันทุกช่องจนครบ การหล่อแบบตัวอย่างทดสอบ จะต้องทำให้เสร็จภายในเวลา 2.30 นาที

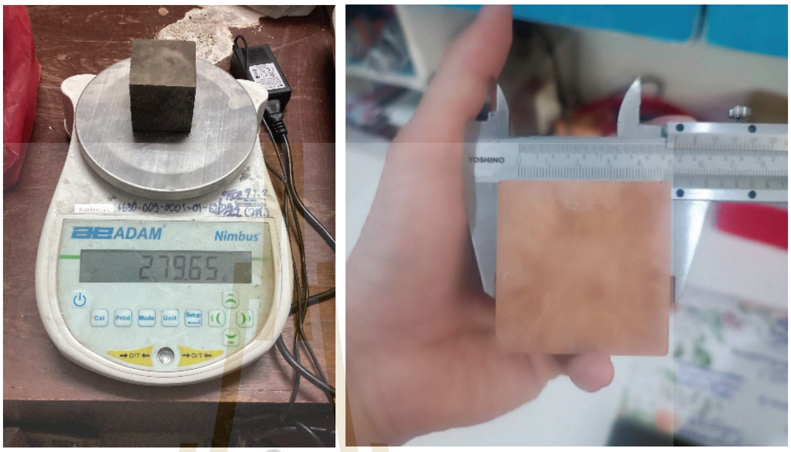
รูปที่ 3.15 การกระทุ้งในงานจริง

11) หลังจากหล่อแบบเสร็จเรียบร้อยแล้ว นำไปเก็บไว้ในห้องบ่มชื้นจนครบ 24 ชั่วโมงแล้วจึงทำการถอดแบบ แล้วนำไปบ่มในน้ำสะอาดจนครบระยะเวลาที่ต้องการ

รูปที่ 3.16 การบ่มชิ้นงาน

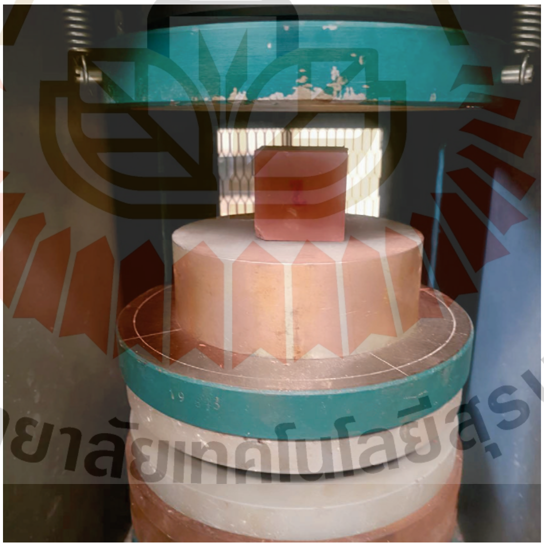
12) การทดสอบกำลังอัดของชิ้นงานตัวอย่าง

13) เมื่อครบอายุทดสอบตามที่กำหนดนำตัวอย่างมาชั่งน้ำหนักและวัดขนาดของตัวอย่างทดสอบ



รูปที่ 3.17 การชั่งและวัดชิ้นงาน

14) นำก้อนทดสอบไปวางให้อยู่ตรงจุดกึ่งกลางของแป้นทดสอบและเคลื่อนแป้นกดให้สัมผัสกับผิวของตัวอย่าง



รูปที่ 3.18 การทดสอบกำลังรับแรงอัด

15) จากนั้นให้เพิ่มแรงอัดด้วยแรงที่สม่ำเสมอ จนกระทั่งตัวอย่างเกิดการวิบัติ พร้อมบันทึกกำลังรับแรงอัดสูงสุดของตัวอย่างชิ้นงานและลักษณะการวิบัติ ข้อมูลกับเส้นตรงโดยรวมมีค่าน้อยที่สุด ซึ่งหมายความว่าเส้นตรงที่เหมาะสมที่สุดคือเส้นที่มีค่าระยะห่างเฉลี่ยต่ำสุดจากจุดข้อมูลที่สังเกตได้

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

3.17 การวิเคราะห์องค์ประกอบทางเฟส

การวิเคราะห์องค์ประกอบทางเฟสใช้หลักการของการเลี้ยวเบนของรังสีเอ็กซ์ (X-Ray Diffraction, XRD) ซึ่งเกิดจากการที่รังสีเอ็กซ์กระทบและเลี้ยวเบนเมื่อผ่านผลึก โดยรูปแบบของการเลี้ยวเบนที่มุมตกกระทบเฉพาะจะเป็นลักษณะเฉพาะของแต่ละสาร โดยมีขั้นตอนการทดสอบดังนี้

1) เตรียมตัวอย่าง เติมผงตัวอย่างลงในช่องว่างของอุปกรณ์ใส่ผงตัวอย่างจนเต็ม
2) เตรียมผงตัวอย่าง ใช้แผ่นกระจกกดและคลึงผงตัวอย่างในอุปกรณ์ใส่ตัวอย่างให้แน่นและเรียบ เพื่อให้ได้พื้นผิวที่เรียบและมีความหนาแน่นสม่ำเสมอ
3) ติดตั้งตัวอย่าง ประกอบอุปกรณ์ใส่ตัวอย่างเข้ากับชุดการวิเคราะห์และนำเข้าเครื่องXRD
4) ทำการวิเคราะห์ ดำเนินการวิเคราะห์องค์ประกอบทางเฟสโดยตั้งค่าพารามิเตอร์ ดังนี้ Generator Tension: 30 kV Generator Current: 10 mA Start Angle: 5 องศา End Angle: 80 องศา Time per Step: 0.2 วินาที Step Size: 0.01 องศา การวิเคราะห์โดยใช้ XRD นี้จะช่วยในการระบุและศึกษาความเป็นผลึกของสารต่าง โดยการแสดงผลลัพธ์ในรูปแบบของการกระจายของความเข้มที่มุมต่าง ๆ ซึ่งจะช่วยในการกำหนดโครงสร้างเฟสของตัวอย่างอย่างแม่นยำ
5) เตรียมตัวอย่าง เติมผงตัวอย่างลงในช่องว่างของอุปกรณ์ใส่ผงตัวอย่างจนเต็ม
6) เตรียมผงตัวอย่าง ใช้แผ่นกระจกกดและคลึงผงตัวอย่างในอุปกรณ์ใส่ตัวอย่างให้แน่นและเรียบ เพื่อให้ได้พื้นผิวที่เรียบและมีความหนาแน่นสม่ำเสมอ
7) เตรียมวัสดุส่วนผสม นำไปชั่งน้ำหนักตามอัตราส่วนผสม โดยใช้อัตราส่วนที่กำหนดแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น จากการคำนวณระยะห่างระหว่างเส้นตรงที่สร้างจากข้อมูลที่สังเกตได้ และค่าที่คำนวณได้จากสมการเส้นตรง โดยเส้นตรงที่ได้รับจะทำให้ค่าระยะห่างระหว่างจุดข้อมูลกับเส้นตรงโดยรวมมีค่าน้อยที่สุด ซึ่งหมายความว่าเส้นตรงที่เหมาะสมที่สุดคือเส้นที่มีค่าระยะห่างเฉลี่ยต่ำสุดจากจุดข้อมูลที่สังเกตได้

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

บทที่ 4
ผลการวิจัยและอภิปรายผล

4.1 ผลการทดลอง

การศึกษาพฤติกรรมของจีโอโพลิเมอร์ในคอนกรีตเป็นการทำงานที่ซับซ้อนขึ้นอยู่กับปัจจัยหลายประการ โดยวิธีการทดลองสามารถช่วยคำนวณสัดส่วนของจีโอโพลิเมอร์ (Geopolymer composite) จุดมุ่งหมายหลักของการศึกษาในครั้งนี้คือการระบุการออกแบบส่วนผสมที่เหมาะสมของจีโอโพลิเมอร์เพลต (Geopolymer paste) โดยมุ่งเน้นที่ 3 ปัจจัย ได้แก่ อิทธิพลของโมลาริตีของสารละลายโซเดียมไฮดรอกไซด์ อัตราส่วนระหว่างโซเดียมซิลิเกตและโซเดียมไฮดรอกไซด์ และอัตราส่วนของแข็งต่อของเหลวในการศึกษานี้ จะนำวิธีการออกแบบทากุจิ รวมกับการออกแบบส่วนประสมกลาง เพื่อควบคุมการทดลอง และนำผลค่ากำลังอัดของคอนกรีต ไปสร้างโมเดลโดยใช้ การเรียนรู้ของเครื่องและจะทำนายผลในส่วนที่เหลือได้ โดยใช้ตัวบ่งชี้ทางสถิติ เช่น MAE, MAPE, RMSE และ R^2 เพื่อประเมินความแม่นยำในการทำนาย

การศึกษานี้มุ่งวิเคราะห์อิทธิพลของพารามิเตอร์ของสารกระตุ้นด่าง ได้แก่ ความเข้มข้นของสารละลายด่าง (molarity), อัตราส่วนซิลิเกตต่อไฮดรอกไซด์ (SS/SH) และอัตราส่วนของของแข็งต่อน้ำ (S/L) ที่มีต่อค่ากำลังอัด ความหนาแน่น และเปอร์เซ็นต์ความพรุนของวัสดุจีโอโพลิเมอร์จากดินขาวเผา โดยมีการเตรียมสูตรผสมทั้งหมด 27 สูตร และทำการประเมินผลหลังจากการบ่ม 7 วัน พารามิเตอร์ทั้งสามมีผลอย่างมีนัยสำคัญในการเพิ่มค่ากำลังอัดและความหนาแน่น พร้อมทั้งลดเปอร์เซ็นต์ความพรุน โดยเฉพาะอัตราส่วน S/L ที่แสดงผลชัดเจนที่สุดต่อค่ากำลังอัด ในขณะที่ความเข้มข้นของด่างมีประสิทธิภาพสูงสุดในการลดเปอร์เซ็นต์ความพรุน การวิเคราะห์ความสัมพันธ์พบว่ามีความสัมพันธ์เชิงบวกระหว่างความหนาแน่นกับค่ากำลังอัด และความสัมพันธ์เชิงลบระหว่างความหนาแน่นกับเปอร์เซ็นต์ความพรุน

ผลลัพธ์เหล่านี้ยืนยันถึงบทบาทสำคัญของการออกแบบส่วนผสมและความหนาแน่นของโครงสร้างภายในในการเพิ่มประสิทธิภาพทางกลและความทนทานของวัสดุจีโอโพลิเมอร์

4.2 การวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analysis)

การทดลองนี้ประกอบด้วยสูตรผสมจำนวน 27 สูตร โดยในแต่ละสูตรได้จัดเตรียมตัวอย่างจำนวน 4 ชิ้นเพื่อทำการประเมินค่ากำลังอัดที่อายุ 7 วัน ซึ่งค่ากำลังอัดในช่วงต้นอายุถือเป็นปัจจัยสำคัญต่อการควบคุมคุณภาพของวัสดุ และมีบทบาทในการสนับสนุนการตัดสินใจสำหรับงานก่อสร้างที่ต้องดำเนินการโดยเร็ว อย่างไรก็ตาม การวัดค่ากำลังอัดที่อายุ 7 วันมักมีความแปรปรวนสูง อันเนื่องมาจากปฏิกิริยาไฮเดรชันที่เกิดขึ้นอย่างรวดเร็วซึ่งเป็นลักษณะเฉพาะของกระบวนการจีโอโพลิเมอร์ไรเซชันในระยะเริ่มต้น ความแปรปรวนดังกล่าวก่อให้เกิดความท้าทายต่อการพัฒนาแบบจำลองเชิงพยากรณ์ที่มีความแม่นยำและมีความคงทนสูงในการศึกษาครั้งนี้ ได้พิจารณาตัวแปรนำเข้า 3 ตัว และตัวแปรส่งออก 1 ตัว โดยใช้เทคนิค Bagging กับชุดข้อมูลย่อยที่ได้จากกรอบการทดลองแบบ ทากุจิ (36 จุดข้อมูล), ส่วนประสมกลาง (60 จุดข้อมูล) และ แบบผสม– HTC (72 จุดข้อมูล) สำหรับใช้เป็นข้อมูลฝึกสอน ส่วนข้อมูลทดสอบ ประกอบด้วยข้อมูล 9 จุดซึ่งไม่เคยปรากฏมาก่อน โดยแต่ละจุดเป็นค่ากำลังอัดเฉลี่ยที่ได้จากตัวอย่าง 4 ชิ้น การออกแบบข้อมูลดังกล่าวถูกวางแผนให้ครอบคลุมสภาพการทดสอบในช่วงค่าตัวแปรต่าง ๆ อย่างสมดุล เพื่อให้ได้การตั้งค่าการทดลองที่เหมาะสมและมีความเที่ยงตรงสำหรับการวิเคราะห์ ตามที่แสดงไว้ในตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1. ค่าทางสถิติของอินพุตและเอาต์พุต

Feature	Type	Unit	minimum	maximum	Mean	STD
A: Mol (M)	Input	-	10	14	12	1.66
B: SS/SH ratio	Input	-	1.2	2	1.6	0.33
C: S/L ratio	Input	-	0.85	1.15	1	0.12
Compressive strength (CS)	Output	MPa	40.26	89.13	70.11	10.81

ประสิทธิภาพของวัสดุจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิตขึ้นอยู่กับคุณสมบัติทางกลและกายภาพเป็นหลัก โดยเฉพาะอย่างยิ่งค่ากำลังรับแรงอัด เปอร์เซ็นต์ความพรุน และความหนาแน่นรวม โดยค่ากำลังรับแรงอัดถือเป็นตัวบ่งชี้ที่สำคัญที่สุดประการหนึ่งของความสามารถในการรับน้ำหนักและความมั่นคงทางโครงสร้างของวัสดุ ซึ่งสะท้อนถึงระดับของกระบวนการจีโอโพลิเมอไรเซชันและความสมบูรณ์ของโครงสร้างแมทริกซ์ที่แข็งตัวแล้ว ค่ากำลังอัดที่สูงบ่งชี้ถึงปฏิกิริยาเคมีที่มีประสิทธิภาพและโครงสร้างจุลภาคที่แน่น ซึ่งเป็นสิ่งจำเป็นสำหรับการใช้งานด้านโครงสร้าง ในทางกลับกัน ความพรุนหมายถึงปริมาตรรวมของช่องว่างหรือรูพรุนภายในแมทริกซ์จีโอโพลิเมอร์ ซึ่งมีบทบาทสำคัญต่อความทนทาน ความสามารถในการซึมผ่าน และความต้านทานต่อสภาพแวดล้อมที่รุนแรง ความพรุนที่สูงสัมพันธ์กับ

ความแข็งแรงที่ลดลงและแนวโน้มที่จะเสื่อมสภาพมากขึ้น ดังนั้น การลดความพรุนจึงมีความสำคัญต่อการเพิ่มประสิทธิภาพทางกลและความทนทานในระยะยาว

ในส่วนของความหนาแน่นนั้น เป็นตัวชี้วัดทางกายภาพที่สะท้อนถึงความแน่นและความแข็งของวัสดุโดยรวม โดยทั่วไป ความหนาแน่นที่สูงจะสัมพันธ์กับโครงสร้างจุลภาคที่สม่ำเสมอและอัดแน่นมากขึ้น ซึ่งนำไปสู่ความแข็งแรงที่เพิ่มขึ้นและความพรุนที่ลดลง ดังนั้น ความหนาแน่นจึงไม่เพียงส่งผลต่อมวลของวัสดุ แต่ยังมีความสัมพันธ์อย่างใกล้ชิดกับพฤติกรรมทางกลและสมรรถนะทางโครงสร้างด้วยคุณสมบัติทางกลและกายภาพของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิตโดยเฉพาะค่ากำลังรับแรงอัด ความหนาแน่น และเปอร์เซ็นต์ความพรุน ได้รับผลกระทบอย่างมีนัยสำคัญจากองค์ประกอบและอัตราส่วนของสารกระตุ้นด่าง ซึ่งพารามิเตอร์หลักที่มีอิทธิพล ได้แก่ ความเข้มข้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์ (NaOH), อัตราส่วนซิลิเกตต่อไฮดรอกไซด์ (SS/SH) และอัตราส่วนของของแข็งต่อน้ำ (S/L) การปรับค่าพารามิเตอร์เหล่านี้อย่างเหมาะสมเป็นสิ่งสำคัญเพื่อให้เกิดกระบวนการจีโอโพลิเมอไรเซชันอย่างมีประสิทธิภาพ ลดการเกิดโพรง และได้แมทริกซ์ที่มีความหนาแน่นและทนทาน

4.2.1 คุณสมบัติทางกายภาพของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิต

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาผลกระทบร่วมของพารามิเตอร์ของสารกระตุ้นด่างต่อค่ากำลังอัด ความหนาแน่น และเปอร์เซ็นต์ความพรุนของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิตที่ผลิตจากดินขาวเผา โดยได้พัฒนาสูตรผสมทั้งหมด 27 สูตรตามหลักการออกแบบการทดลอง และประเมินสมรรถนะของแต่ละสูตรหลังผ่านการบ่ม 7 วัน นอกจากนี้ยังได้ทำการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างความหนาแน่น ค่ากำลังอัด และเปอร์เซ็นต์ความพรุน ผลการศึกษาให้ความเข้าใจที่ลึกซึ้งยิ่งขึ้นเกี่ยวกับบทบาทของการออกแบบส่วนผสมต่อโครงสร้างจุลภาคและพฤติกรรมทางกลของวัสดุจีโอโพลิเมอร์ ซึ่งอาจมีนัยสำคัญต่อการใช้งานในงานก่อสร้างที่ยั่งยืนและมีสมรรถนะสูง การวิเคราะห์เปรียบเทียบระหว่างสูตรผสมต่าง ๆ แสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ที่สอดคล้องกันระหว่างคุณสมบัติเหล่านี้ โดยเฉพาะอย่างยิ่ง ความหนาแน่นปรากฏเป็นปัจจัยสำคัญ ซึ่งมีความสัมพันธ์อย่างชัดเจนกับทั้งค่ากำลังอัดและเปอร์เซ็นต์ของความพรุน

ข้อมูลในตารางนี้เป็นผลการทดลองการผลิตจีโอโพลิเมอร์ โดยมีการปรับเปลี่ยน 3 ปัจจัยหลัก ได้แก่ Mol (A) ปริมาณโมลของสารละลายด่าง ที่ใช้กระตุ้นปฏิกิริยาการเกิดจีโอโพลิเมอร์ SS/SH(B) อัตราส่วนของโซเดียมซิลิเกต (Sodium Silicate; SS) ต่อโซเดียมไฮดรอกไซด์ (Sodium Hydroxide; SH) ซึ่งมีผลต่อความหนืด ความสามารถในการเกิดเจล และความเร็วของปฏิกิริยา S/L (C) อัตราส่วนของของแข็งต่อของเหลว ซึ่งมีผลต่อความหนาแน่นโครงสร้างและปริมาณน้ำเหลือในระบบ โดยมีตัว

แปรตอบสนองที่ศึกษาเพื่อตรวจสอบพฤติกรรมของจีโอโพลิเมอร์หลังการปรับปัจจัยทั้ง 3 จะวัดคุณสมบัติหลัก ได้แก่ ความแข็งแรงรับแรงอัด ซึ่งเป็นตัวชี้วัดคุณภาพเชิงโครงสร้างของจีโอโพลิเมอร์ ความหนาแน่นเฉลี่ย ซึ่งเกี่ยวข้องกับความสมบูรณ์ของเนื้อวัสดุและการอัดแน่นของโครงสร้างเจล ร้อยละของโพรงอากาศในเนื้อวัสดุ ซึ่งมีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามกับ ค่าความแข็งแรง เวลาการก่อตัวของวัสดุ แบ่งเป็น เวลาก่อตัวเริ่มต้น และ เวลาการก่อตัวสิ้นสุด ซึ่งสะท้อนความเร็วของปฏิกิริยาการเกิดและการแข็งตัวของจีโอโพลิเมอร์

ตารางที่ 4.2 ค่าคุณสมบัติของการทดลอง

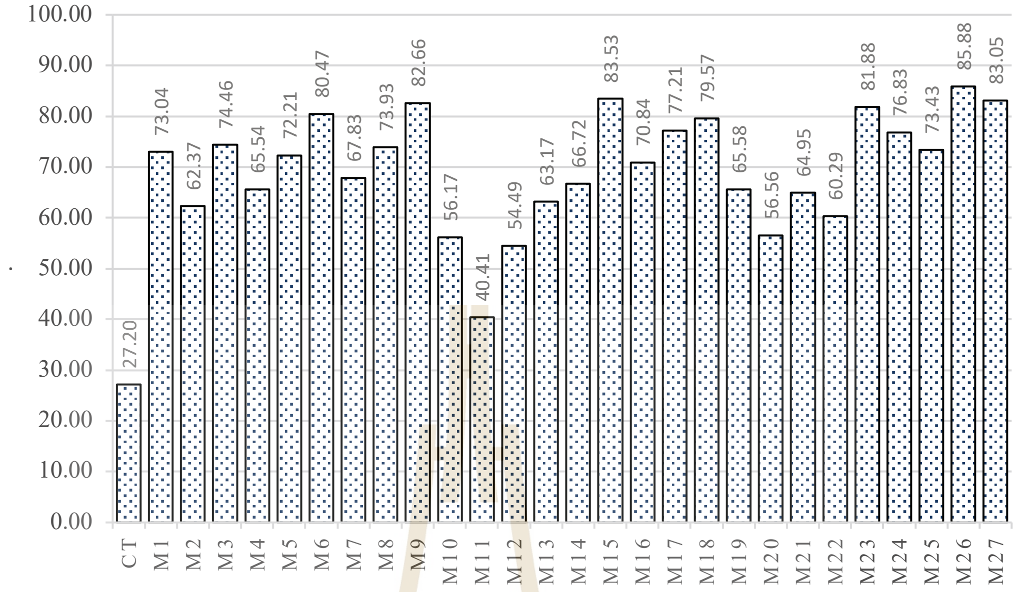
Mix	A: Mol	B: SS/SH	C: S/L	Avg. Density (kg/m³)	Avg. CS (MPa)	%Porosity	Initial.T (mins)	Final.T (mins)
CT	-	-	1.5	2245	27.2	-	129	195
M1	10	1.2	0.85	1748	73	3.86	297	340
M2	10	1.2	1	1759	62.4	3.39	236	265
M3	10	1.2	1.15	1789	74.5	3.92	236	268
M4	10	1.6	0.85	1736	65.5	3.37	208	228
M5	10	1.6	1	1825	72.2	4.16	324	355
M6	10	1.6	1.15	1803	80.5	3.60	220	234
M7	10	2	0.85	1786	67.8	3.92	385	427
M8	10	2	1	1817	73.9	4.36	191	226
M9	10	2	1.15	1823	82.7	3.58	238	269
M10	12	1.2	0.85	1726	56.2	2.75	180	222
M11	12	1.2	1	1774	40.4	3.77	235	275
M12	12	1.2	1.15	1834	54.5	2.34	193	228
M13	12	1.6	0.85	1792	63.2	4.03	200	229
M14	12	1.6	1	1821	66.7	2.51	278	314
M15	12	1.6	1.15	1832	83.5	2.78	225	256
M16	12	2	0.85	1811	70.8	2.23	420	448
M17	12	2	1	1833	77.2	2.45	465	491
M18	12	2	1.15	1811	79.6	2.88	225	260
M19	14	1.2	0.85	1793	65.6	3.06	152	170

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ตารางที่ 4.2 ค่าคุณสมบัติของการทดลอง (ต่อ)

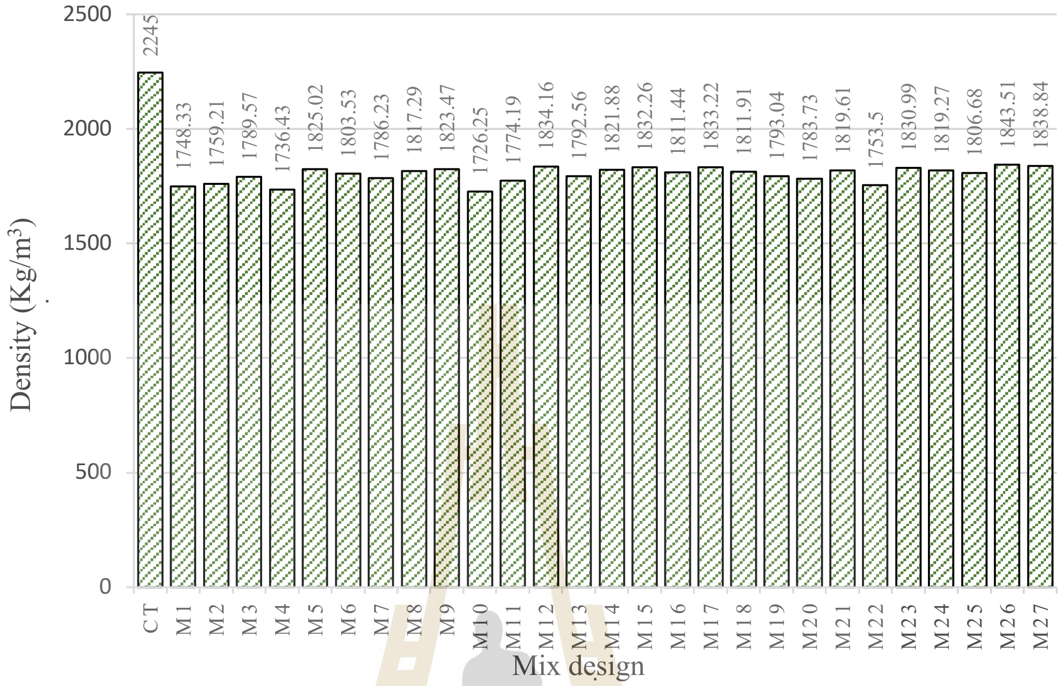
Mix	A: Mol	B: SS/SH	C: S/L	Avg. Density (kg/m³)	Avg. CS (MPa)	%Porosity	Initial.T (mins)	Final.T (mins)
M20	14	1.2	1	1783	56.6	3.00	153	173
M21	14	1.2	1.15	1819	65.0	3.77	167	191
M22	14	1.6	0.85	1753	60.3	0.93	345	376
M23	14	1.6	1	1831	81.9	1.26	281	305
M24	14	1.6	1.15	1819	76.8	2.18	140	155
M25	14	2	0.85	1807	73.4	2.59	222	243
M26	14	2	1	1843	85.9	1.72	204	222
M27	14	2	1.15	1838	83.1	3.32	304	334

ตารางนี้เป็นการนำเสนอข้อมูลเชิงเทคนิคของการออกแบบส่วนผสม (Mix design) โดยเชื่อมโยงองค์ประกอบของวัตถุดิบกับคุณสมบัติทางกายภาพและค่าทางวิศวกรรม การเปลี่ยนแปลงอัตราส่วนของตัวแปร A (Mol), B (SS/SH) และ C (S/L) ส่งผลโดยตรงต่อสมบัติสำคัญของจีโอโพลิเมอร์ ทั้งด้านความแข็งแรงรับแรงอัด ความหนาแน่น ร้อยละปริมาตรความพรุน และเวลาการก่อตัว ความแตกต่างที่ปรากฏสะท้อนถึงบทบาทขององค์ประกอบทางเคมีและสัดส่วนการผสมที่มีต่อการเกิดและการจัดเรียงโครงสร้างเจลในระดับจุลภาค ซึ่งเป็นผลจากกระบวนการละลาย การรวมตัว และการพอลิเมอร์ไรเซชันของซิลิกาและอะลูมินาในสภาพด่างสูง อันเป็นกลไกพื้นฐานของการเกิดจีโอโพลิเมอร์ ความเข้าใจเชิงลึกเกี่ยวกับกลไกทางเคมีเหล่านี้จึงมีความสำคัญต่อการตีความความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยการผสมกับสมบัติของวัสดุ และเป็นพื้นฐานในการออกแบบสูตรผสมที่ให้สมบัติทางกลและทางกายภาพที่เหมาะสมต่อการใช้งาน เมื่อเปรียบเทียบชิ้นงานจีโอโพลิเมอร์กับ ชิ้นงาน CT (Thongraksa el al,2023) ชิ้นงานที่สร้างจากปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ธรรมดา ที่นิยมใช้ในปัจจุบัน โดยค่าความแข็งแรงซึ่งเป็นคุณสมบัติสำคัญค่าของ ชิ้นงานจีโอโพลิเมอร์ทุกสูตรมีค่าความแข็งแรงที่สูงกว่าค่าปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ นอกจากชิ้นงานยังมีความหนาแน่นน้อยกว่า ทำให้มีน้ำหนักเบากว่าปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ธรรมดา ส่วนใหญ่การแข็งตัวของปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ธรรมดาจะใช้เวลาในการแข็งตัวที่น้อยกว่า



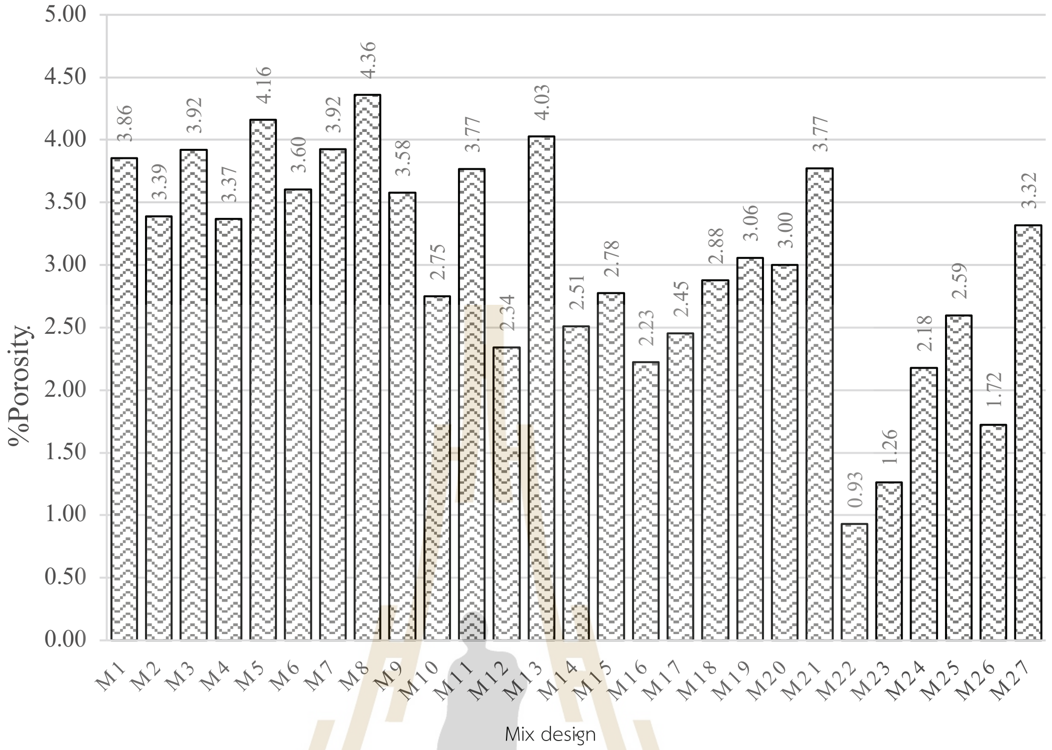
รูปที่ 4.1 การทดลองกำลังรับแรงอัด

จากกราฟแสดงค่า ความแข็งแรงของทั้ง 27 สูตร พบว่าค่า ค่าความแข็งแรง มีช่วงประมาณ 40.41–85.88 MPa โดยสูตรที่ให้ค่าสูงสุดคือ M26 (85.88 MPa) รองลงมาคือ M15 (83.53 MPa), M27 (83.95 MPa), M9 (82.66 MPa), M17 (81.88 MPa) และ M6 (80.47 MPa) ซึ่งส่วนใหญ่มีค่า A (Mol) อยู่ในระดับสูงหรือปานกลาง ร่วมกับค่า B (SS/SH) และ C (S/L) ที่เหมาะสม ทำให้เกิดโครงสร้างเจลที่หนาแน่นและมีโพรงอากาศต่ำ ส่งผลให้ค่าความแข็งแรงรับแรงอัดสูง ในทางตรงกันข้าม สูตรที่ให้ค่า ค่าความแข็งแรง ต่ำกว่า 55 MPa ได้แก่ M11 (40.41 MPa), M12 (54.49 MPa) และ M20 (49.50 MPa) สัมพันธ์กับสัดส่วนสารผสมที่ทำให้การก่อตัวของโครงสร้างไม่สมบูรณ์หรือมีโพรงมากขึ้น ส่งผลให้ความแข็งแรงลดลง โดยภาพรวมพบว่าการปรับอัตราส่วนทั้งสามปัจจัยเพียงเล็กน้อยส่งผลต่อค่า ค่าความแข็งแรง อย่างชัดเจน ซึ่งสะท้อนถึงความไวของสมบัติทางกลต่อการเปลี่ยนแปลงองค์ประกอบของสูตรผสมจีโอโพลิเมอร์ และเมื่อนำไปเปรียบเทียบค่าการรับแรงอัดระยะเวลาการบ่ม 7 วัน ของปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ และส่วนผสมจีโอโพลิเมอร์ ทั้ง 27 สูตร จะมีการรับแรงอัดที่สูงกว่าปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์



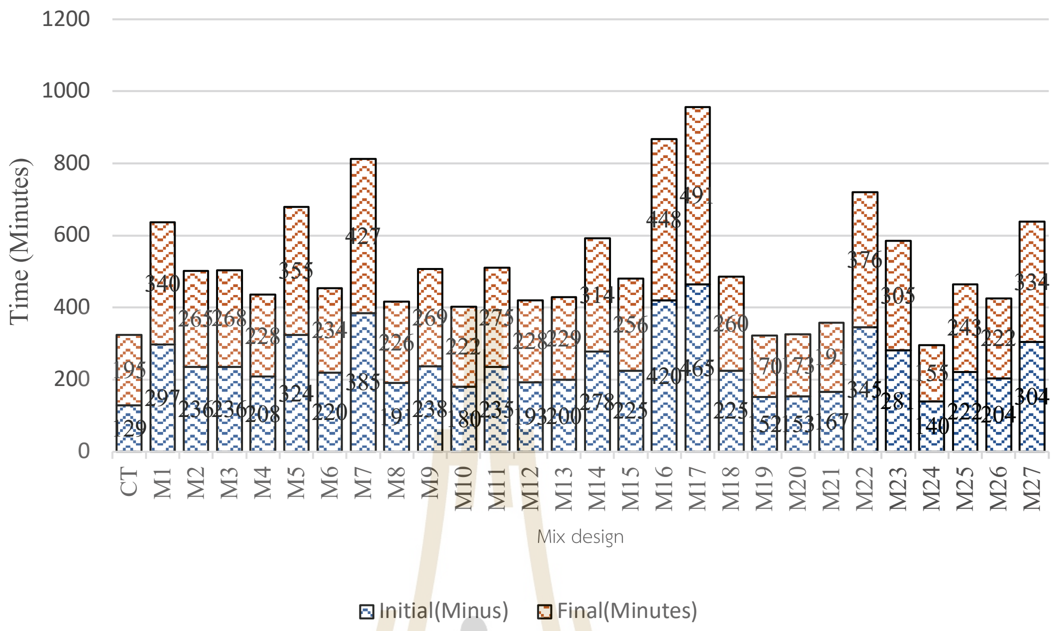
รูปที่ 4.2 การทดลอง ความหนาแน่นรวม

จากกราฟแสดงค่า ความหนาแน่นรวม ของทั้ง 27 สูตร พบว่าค่าความหนาแน่นอยู่ในช่วงประมาณ 1726.25–1843.51 kg/m³ โดยสูตรที่มีค่า ความหนาแน่นรวม สูงที่สุดคือ M26 (1843.51 kg/m³) รองลงมาคือ M6 (1825.02 kg/m³), M9 (1823.47 kg/m³), M15 (1834.16 kg/m³) และ M27 (1838.84 kg/m³) ซึ่งมักมีสัดส่วน S/L (C) สูงหรือสมดุล ส่งผลให้เกิดโครงสร้างที่มีการอัดแน่นของเนื้อวัสดุสูงและโพรงอากาศต่ำ ในขณะที่สูตรที่ให้ค่า ความหนาแน่นรวม ต่ำ เช่น M11 (1726.25 kg/m³) และ M20 (1733.37 kg/m³) มีแนวโน้มว่าจะมีสัดส่วนของเหลวมากหรือปฏิกิริยาการเกิดเจลไม่สมบูรณ์ ทำให้เนื้อวัสดุมีความพรุนสูงกว่า โดยภาพรวมพบว่าการปรับสัดส่วนทั้งสามปัจจัยมีผลต่อความหนาแน่นของจีโอโพลิเมอร์อย่างชัดเจน และมีแนวโน้มที่สูตรที่ให้ค่า ความหนาแน่นรวม สูงจะสัมพันธ์กับค่าความแข็งแรงรับแรงอัด (CS) ที่สูงด้วย เนื่องจากความหนาแน่นสัมพันธ์เชิงบวกกับการลดปริมาณโพรงในเนื้อวัสดุ และเมื่อนำไปเปรียบเทียบค่าความหนาแน่นรวมระยะเวลาการบ่ม 7 วัน ของปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ และส่วนผสมจีโอโพลิเมอร์ ทั้ง 27 สูตร จะมีความหนาแน่นรวมต่ำกว่าปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์



รูปที่ 4.3 การทดลอง เปอร์เซ็นต์ความพรุน

จากรูปที่ 4.3 แสดงค่า เปอร์เซ็นต์ความพรุน ของทั้ง 27 สูตร พบว่าค่าร้อยละปริมาตรโพรงอากาศอยู่ในช่วงประมาณ 0.93–4.36% โดยสูตรที่มีค่า เปอร์เซ็นต์ความพรุน ต่ำที่สุดคือ M22 (0.93%) รองลงมาคือ M24 (1.26%), M26 (1.72%), M25 (2.18%) และ M17 (2.23%) ซึ่งค่าต่ำบ่งชี้ว่ามีการอัดแน่นของเนื้อวัสดุสูงและโพรงอากาศน้อย ส่งผลให้มีแนวโน้มให้ค่า ความแข็งแรงสูง ในทางกลับกัน สูตรที่มีค่า เปอร์เซ็นต์ความพรุน สูง เช่น M8 (4.36%), M6 (4.16%), M14 (4.03%), M1 (3.86%) และ M3 (3.92%) แสดงถึงการมีโพรงอากาศมากกว่า ซึ่งอาจเกิดจากการก่อตัวเจลไม่สมบูรณ์หรือมีปริมาณน้ำส่วนเกินในระบบ โดยภาพรวมพบว่า เปอร์เซ็นต์ความพรุน มีความสัมพันธ์เชิงผกผันกับทั้งค่า ความหนาแน่นรวม และค่า ความต้านแรงอัด กล่าวคือ เมื่อ เปอร์เซ็นต์ความพรุน ลดลง ทำให้ความหนาแน่นและความแข็งแรงรับแรงอัดเพิ่มขึ้น ซึ่งเป็นลักษณะสำคัญในการออกแบบสูตรผสมจีโอโพลิเมอร์ให้มีสมบัติเชิงกลที่ดี

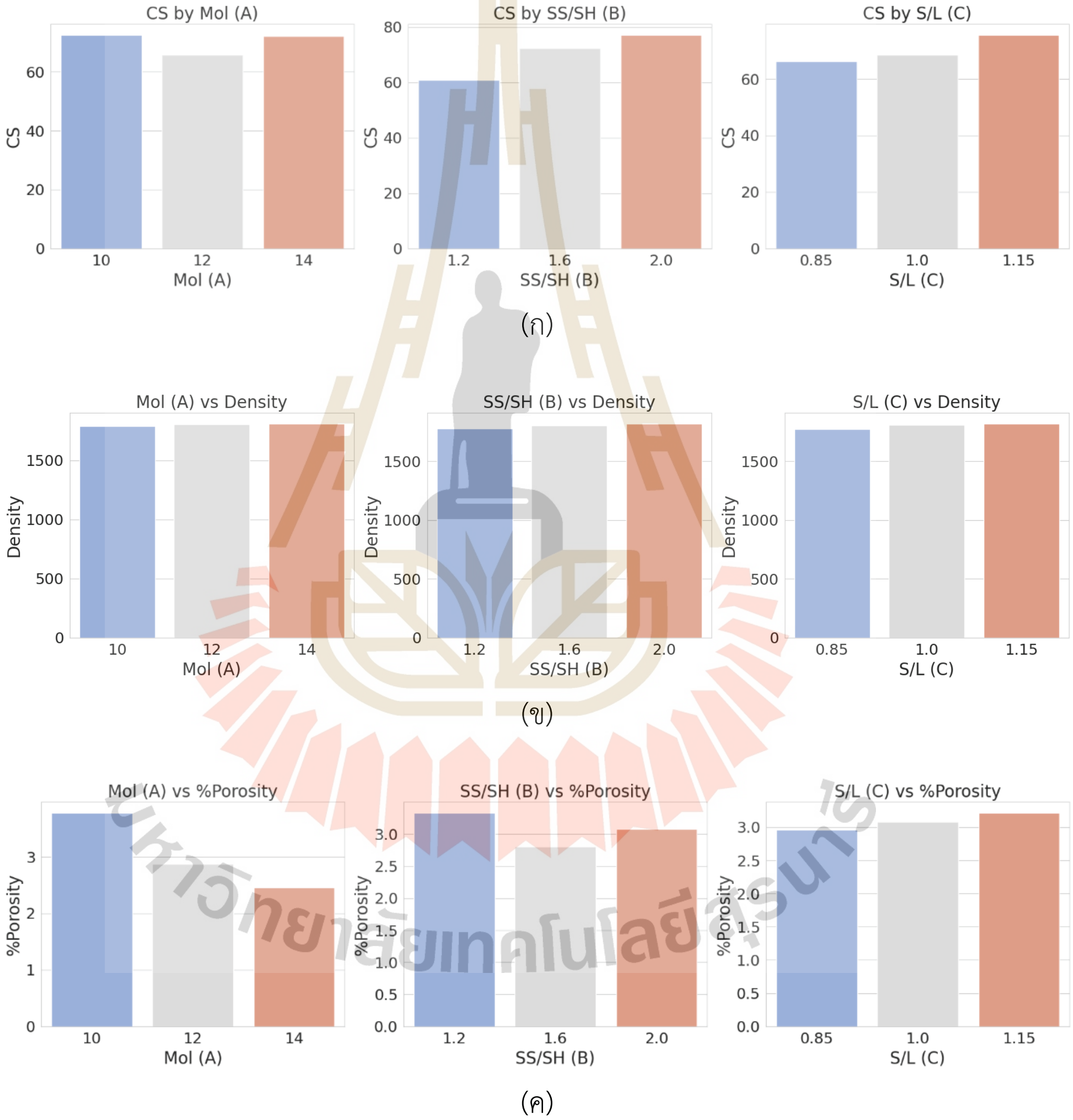


รูปที่ 4.4 การทดลอง ระยะเวลาที่ชิ้นงานเริ่มแข็งตัว

จากกราฟแสดงค่า เริ่มต้นการเข็งตัว และ สิ้นสุดการแข็งตัว ของทั้ง 27 สูตร พบว่าเวลาการก่อตัวของจีโอโพลิเมอร์มีความแตกต่างกันอย่างชัดเจน โดยช่วงเวลาการก่อตัวขั้นต้น (Initial) อยู่ระหว่างประมาณ 140–465 นาที และเวลาการก่อตัวขั้นสุดท้าย (Final) อยู่ระหว่างประมาณ 155–491 นาที สูตรที่ใช้เวลาการก่อตัวนานที่สุดคือ M17 (Initial 465 นาที, Final 491 นาที) รองลงมาคือ M16 (420, 448 นาที) และ M7 (385, 427 นาที) ซึ่งแสดงถึงการแข็งตัวช้าซึ่งอาจเกิดจากอัตราส่วนสารผสมที่มีปริมาณของเหลวสูงหรือค่าความเป็นด่างที่ทำให้ปฏิกิริยาเกิดช้าลง ในทางตรงกันข้ามสูตรที่มีเวลาการก่อตัวสั้นที่สุดคือ M24 (Initial 140 นาที, Final 155 นาที) รองลงมาคือ M19 (152, 170 นาที) และ M20 (153, 173 นาที) ซึ่งสะท้อนถึงการแข็งตัวเร็วที่อาจเกิดจากสัดส่วนสารผสมที่เอื้อต่อการเกิดเจลอย่างรวดเร็ว โดยภาพรวมพบว่าเวลาการก่อตัวมีความเกี่ยวข้องกับอัตราส่วน SS/SH และ S/L ซึ่งควบคุมความหนืดและการกระจายตัวของสารละลายในเนื้อวัสดุ ส่งผลต่อทั้งความเร็วของปฏิกิริยาและสมบัติสุดท้ายของจีโอโพลิเมอร์ และเมื่อนำไปเปรียบเทียบความเร็วในการแข็งตัวของปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ และส่วนผสมจีโอโพลิเมอร์ ทั้ง 27 สูตร ส่วนใหญ่แล้วปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์จะแข็งตัวเร็วกว่า ยกเว้น สูตรการผสมที่ 19 และ 20

4.2.2 อิทธิพลของตัวแปรต้นต่อจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิต

อิทธิพลของตัวแปรสำคัญสามประการของสารกระตุ้นด่าง ได้แก่ ความเข้มข้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์ (Mol, ปัจจัย A), อัตราส่วนของโซเดียมซิลิเกตต่อโซเดียมไฮดรอกไซด์ (SS/SH, ปัจจัย B), และอัตราส่วนของของเหลวต่อของแข็ง (S/L, ปัจจัย C) ต่อค่าความต้านแรงอัดเฉลี่ย (CS) ความหนาแน่น และค่าความเป็นรูพรุนของวัสดุจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิต



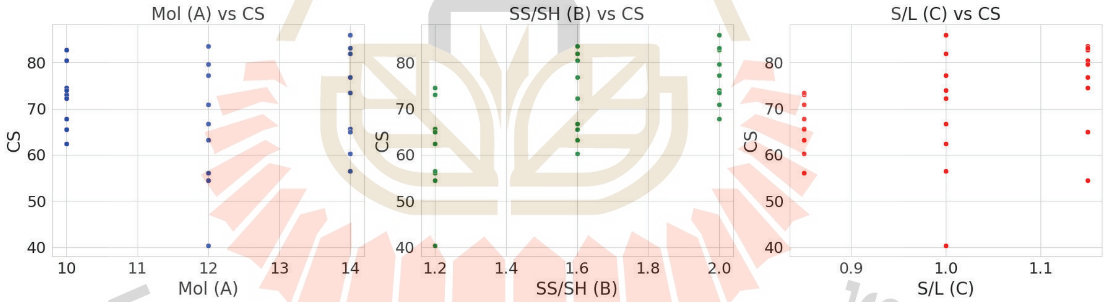
รูปที่ 4.5 การทดสอบกำลังรับแรงอัด

รูปที่ 4.5 แสดงให้เห็นว่าพารามิเตอร์ทั้งสามมีผลเชิงบวกต่อค่ากำลังอัด โดยการเพิ่มความเข้มข้นของ NaOH (จาก 10M เป็น 14M) ทำให้ค่ากำลังอัดเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง เช่นเดียวกับ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

การเพิ่มอัตราส่วน SS/SH (จาก 1.2 เป็น 2.0) ที่ช่วยเพิ่มค่ากำลังอัด สะท้อนว่าการมีปริมาณซิลิเกตมากขึ้นส่งผลให้เกิดปฏิกิริยาจีโอโพลิเมอไรเซชันได้ดียิ่งขึ้น อัตราส่วน S/L แสดงผลเชิงบวกอย่างเด่นชัดที่สุด โดยค่ากำลังอัดเพิ่มขึ้นอย่างเห็นได้ชัดเมื่อ S/L เพิ่มจาก 0.85 เป็น 1.15 ซึ่งอาจจะเกิดจากความสามารถในการเทและการอัดแน่นของเนื้อวัสดุที่ดีขึ้นเมื่อมีปริมาณของเหลวที่เหมาะสม ค่าความหนาแน่นเพิ่มขึ้นเพียงเล็กน้อยในทุกระดับของพารามิเตอร์ แม้จะไม่ชัดเจนเท่าค่ากำลังอัด แต่ค่าความหนาแน่นที่สูงขึ้นเล็กน้อยสัมพันธ์กับค่าความเข้มข้นของ NaOH และอัตราส่วน SS/SH ที่สูงขึ้น ซึ่งแสดงถึงการก่อตัวของโครงสร้างของแข็งที่ดีขึ้น อัตราส่วน S/L ก็แสดงแนวโน้มเชิงบวกเล็กน้อย ซึ่งสอดคล้องกับการเพิ่มขึ้นของค่ากำลังอัด แนวโน้มของเปอร์เซ็นต์ความพรุนมีความสัมพันธ์ในทางกลับกันกับค่าความหนาแน่นและค่ากำลังอัด กล่าวคือ เมื่อความเข้มข้นของ NaOH เพิ่มขึ้น ความพรุนจะลดลงอย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งสะท้อนถึงการก่อตัวของแมทริกซ์ที่ดีขึ้นและการลดช่องว่างในเนื้อวัสดุ อัตราส่วน SS/SH และ S/L ก็มีแนวโน้มลดความพรุนเช่นกันเมื่อเพิ่มขึ้น โดยชี้ถึงโครงสร้างที่แน่นและอัดแน่นมากขึ้น อย่างไรก็ตาม ความเข้มข้นของ NaOH มีอิทธิพลมากที่สุดในการลดเปอร์เซ็นต์ความพรุน ขณะที่อัตราส่วน S/L ส่งผลเด่นชัดที่สุดต่อการเพิ่มค่ากำลังอัด

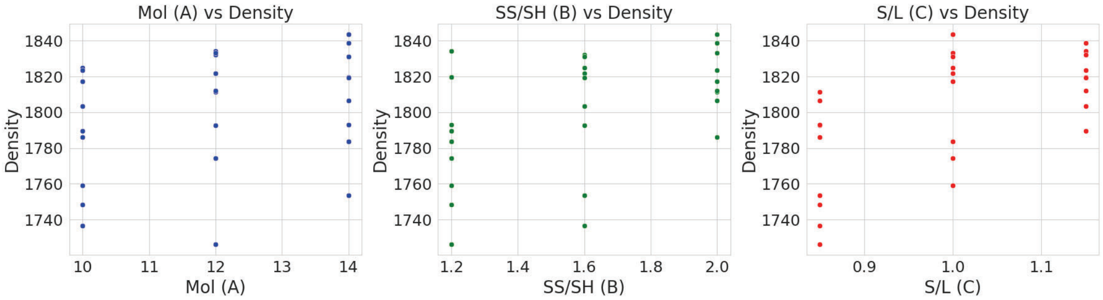
ความสัมพันธ์ระหว่างความหนาแน่นกับค่ากำลังอัด และความหนาแน่นกับเปอร์เซ็นต์ความพรุน ได้รับการศึกษาในสูตรผสมจีโอโพลิเมอร์จากดินขาวเผาจำนวน 27 สูตร



รูปที่ 4.6 ผลของพารามิเตอร์ต่อคุณสมบัติของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิต ของ ค่าความแข็งแรง

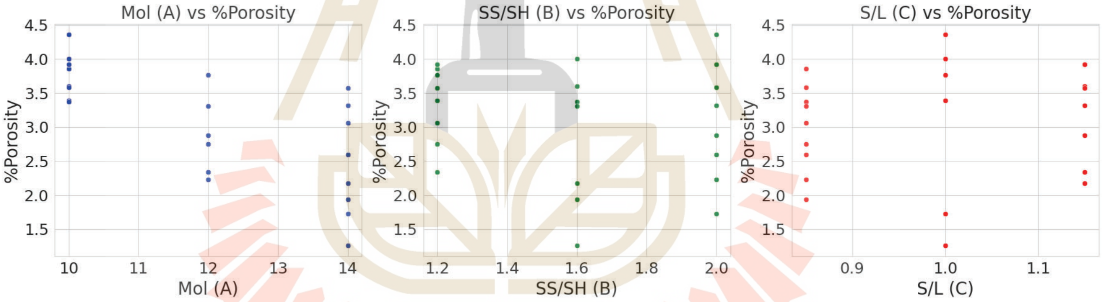
รูปที่ 4.6 Mol (A) มีผลต่อ ความต้านแรงอัด (CS) มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเมื่อค่าความเข้มข้นของ NaOH เพิ่มขึ้น โดยเฉพาะช่วง 10–13 M ซึ่งบ่งชี้ว่าค่าความเข้มข้นของด่างมีอิทธิพลต่อการเกิดปฏิกิริยาจีโอโพลิเมอร์ไรซ์เซชัน ในส่วน SS/SH (B) มีผลต่อ ความต้านแรงอัดค่า ค่าความแข็งแรงมีการกระจายที่ค่อนข้างชัดเจน โดยค่า SS/SH ที่สูงกว่า (ใกล้ 2.0) มีแนวโน้มให้ค่า ค่าความแข็งแรงสูงขึ้น และ S/L (C) มีผลต่อ ความต้านแรงอัด พบความสัมพันธ์ในเชิงบวกอย่างชัดเจน โดยค่า S/L ที่สูงกว่า (1.0–1.15) สัมพันธ์กับค่า ความต้านแรงอัด ที่สูงขึ้น

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



รูปที่ 4.7 ผลของพารามิเตอร์ต่อคุณสมบัติของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิต ของ Bulk Density

รูปที่ 4.7 Mol (A) มีผลต่อ ความหนาแน่นรวม ความหนาแน่นเพิ่มขึ้นตามความเข้มข้นของ NaOH โดยเฉพาะที่ 14 M มีค่า ความหนาแน่นรวม สูงที่สุด สะท้อนถึงโครงสร้างที่หนาแน่นขึ้นจากการเกิดเจลที่สมบูรณ์ SS/SH (B) มีผลต่อ ความหนาแน่นรวม อัตราส่วน SS/SH ที่สูงขึ้นสัมพันธ์กับค่า ความหนาแน่นรวม ที่เพิ่มขึ้น โดยเฉพาะในช่วง 1.6–2.0 แสดงให้เห็นถึงการเสริมโครงสร้างของซิลิเกต และ S/L (C)) มีผลต่อ ความหนาแน่น โดย ค่า S/L ที่สูงแสดงค่า ความหนาแน่นรวม ที่สูงขึ้น แสดงถึงความเหมาะสมของอัตราส่วนของเหลวที่ช่วยให้ปฏิกิริยาเกิดได้อย่างเต็มที่

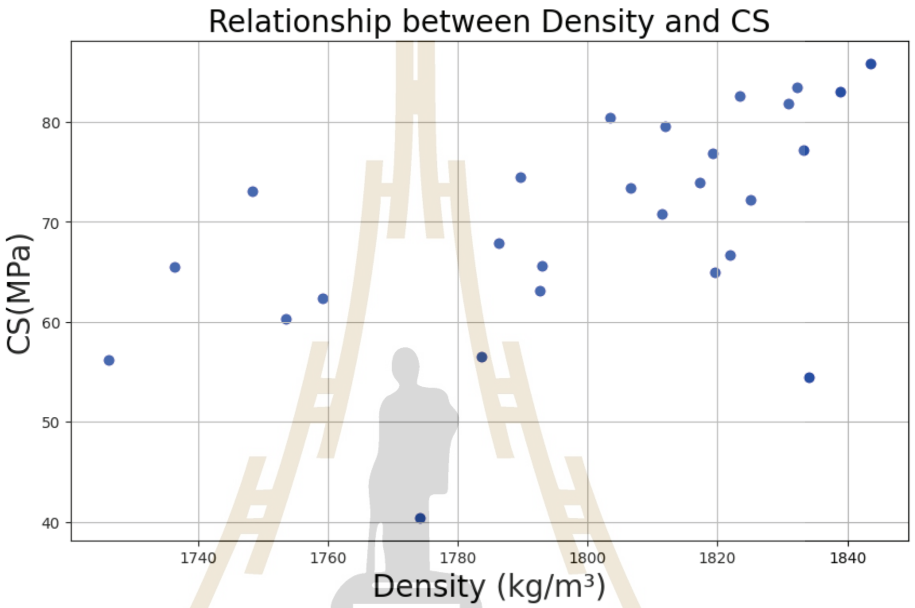


รูปที่ 4.8 ผลของพารามิเตอร์ต่อคุณสมบัติของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิตของเปอร์เซ็นต์ความพรุน

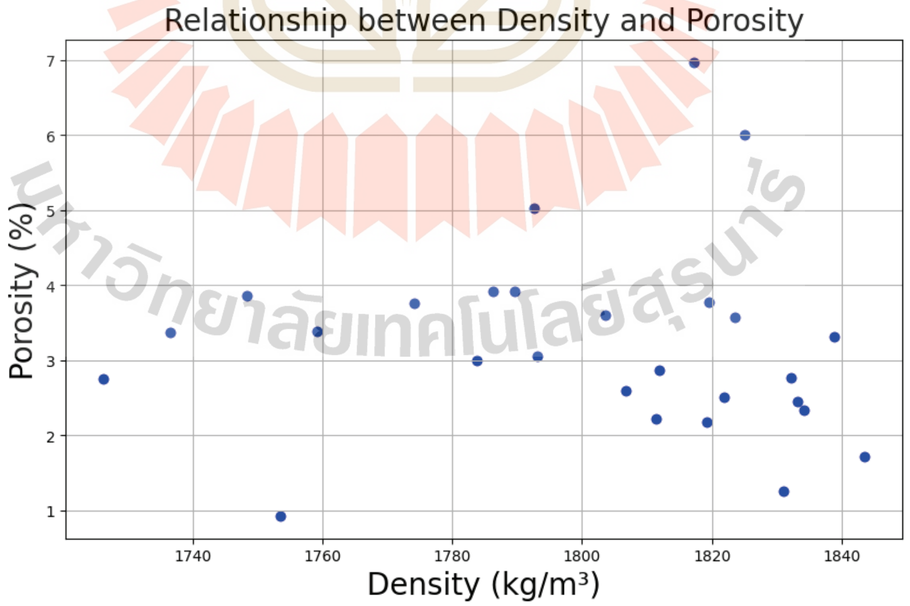
รูปที่ 4.8 Mol (A) มีผลต่อ เปอร์เซ็นต์ความพรุน โดยเปอร์เซ็นต์ความพรุน ลดลงเมื่อความเข้มข้นของด่างเพิ่มขึ้น โดยเฉพาะที่ 14 M มีค่าความพรุนต่ำสุด ซึ่งสะท้อนถึงโครงสร้างที่มีความหนาแน่นสูงและลดช่องว่างภายใน SS/SH (B) มีผลต่อเปอร์เซ็นต์ความพรุน โดยมีแนวโน้มลดลงของเปอร์เซ็นต์ความพรุน ที่ค่า SS/SH สูงขึ้น โดยเฉพาะใกล้ 2.0 ซึ่งช่วยลดการเกิดช่องว่างในโครงสร้าง และ S/L (C) มีผลต่อ เปอร์เซ็นต์ความพรุน โดย ค่า S/L ที่สูงขึ้นสัมพันธ์กับค่าความพรุนที่ต่ำลง แสดงให้เห็นถึงผลของอัตราส่วนของเหลวที่เหมาะสมในการลดรูพรุนในวัสดุ ดังนั้น ทั้งสามปัจจัย ตัวแปร Mol, SS/SH และ S/L มีอิทธิพลต่อสมบัติเชิงกลและกายภาพของจีโอโพลิเมอร์อย่างมีนัยสำคัญ โดยเฉพาะค่า S/L ratio และความเข้มข้นของด่าง (Mol) ที่ส่งผลต่อความสามารถในการรับแรงอัด ความหนาแน่น และการลดความพรุน ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญในการออกแบบวัสดุจีโอโพลิเมอร์ประสิทธิภาพสูง

4.2.3 การหาความสัมพันธ์

ได้ทำการวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสหสัมพันธ์เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างความหนาแน่นกับคุณสมบัติสำคัญสองประการ ได้แก่ ค่ากำลังอัด และเปอร์เซ็นต์ความพรุน ในสูตรผสมจีโอโพลิเมอร์จากดินขาวเผาจำนวน 27 สูตร



(ก)



(ข)

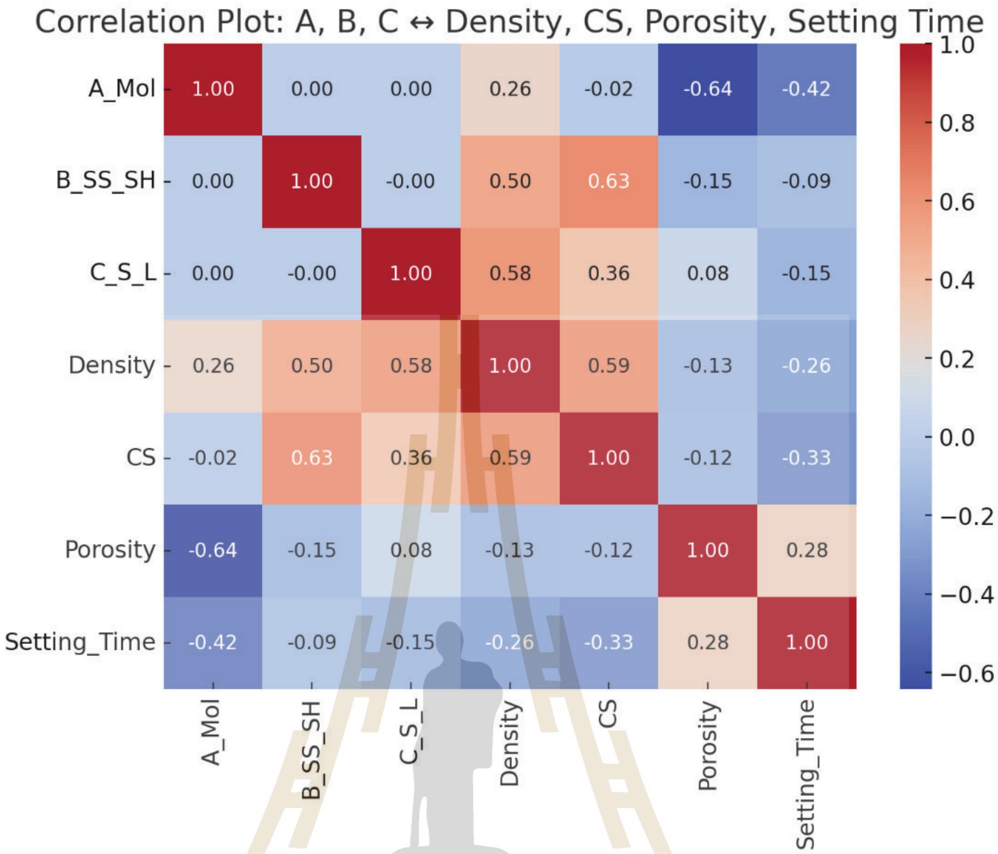
รูปที่ 4.9 แนวโน้มของความสัมพันธ์ระหว่างคุณสมบัติต่างๆ ของตัวอย่างจีโอโพลิเมอร์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

จากรูปที่ 4.9 (ก) แสดงกราฟความสัมพันธ์ระหว่างความหนาแน่นกับค่ากำลังอัด ซึ่งเผยให้เห็นแนวโน้มความสัมพันธ์ในเชิงบวก โดยเมื่อความหนาแน่นของวัสดุคอมโพสิตเพิ่มขึ้น ค่ากำลังอัดก็มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นตาม ซึ่งสอดคล้องกับทฤษฎีที่ระบุว่าวัสดุจีโอโพลิเมอร์ที่มีความหนาแน่นสูงมักมีโครงสร้างภายในที่อัดแน่นและเป็นเนื้อเดียวกันมากขึ้น ส่งผลให้สามารถรับแรงได้ดีขึ้น ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่าสูตรผสมที่มีความหนาแน่นสูงมีการอัดแน่นอย่างมีประสิทธิภาพและมีโพรงภายในน้อย ส่งผลให้มีความสามารถในการรับแรงสูงกว่า ในทางกลับกัน รูปที่ 4.9 (ข) แสดงกราฟความสัมพันธ์ระหว่างความหนาแน่นกับเปอร์เซ็นต์ความพรุน ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์เชิงลบ กล่าวคือ เมื่อความหนาแน่นเพิ่มขึ้น ความพรุนจะลดลง แนวโน้มนี้สอดคล้องกับทฤษฎีพื้นฐานที่ว่าวัสดุที่มีความหนาแน่นสูงมีปริมาตรของโพรงต่ำกว่า ในจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิต ความพรุนที่ต่ำลงช่วยเพิ่มความทนทานและสมรรถนะทางกล เนื่องจากโพรงภายในทำหน้าที่เป็นจุดรวมแรงดึงและลดความแข็งแรงของวัสดุ ดังนั้น ผลการทดลองจึงสอดคล้องกับหลักทฤษฎีที่มีอยู่ โดยที่ความหนาแน่นที่สูงขึ้นสัมพันธ์กับค่ากำลังอัดที่เพิ่มขึ้นและความพรุนที่ลดลง ซึ่งยืนยันถึงบทบาทสำคัญของความหนาแน่นและความสมบูรณ์ของโครงสร้างภายในต่อการเพิ่มประสิทธิภาพของวัสดุจีโอโพลิเมอร์

4.2.4 แผนภาพความสัมพันธ์ตัวแปรโดยใช้ Heatmap

การศึกษานี้ได้ประเมินผลของพารามิเตอร์ของสารกระตุ้นด่างอย่างเป็นระบบ โดยพิจารณาจากความเข้มข้นของสารละลายด่าง อัตราส่วน SS/SH และอัตราส่วน S/L ที่มีต่อสมบัติเชิงกลและสมบัติทางกายภาพของวัสดุจีโอโพลิเมอร์จากดินขาวเผา ผลการทดสอบหลังการบ่ม 7 วัน พบว่า พารามิเตอร์ทั้งสามมีผลเชิงบวกต่อค่ากำลังอัดและความหนาแน่น ในขณะที่ช่วยลดเปอร์เซ็นต์ความพรุน โดยอัตราส่วน S/L แสดงผลกระทบอย่างชัดเจนที่สุดต่อค่ากำลังอัด ขณะที่ความเข้มข้นของด่างมีอิทธิพลสูงสุดในการลดเปอร์เซ็นต์ของความแผนภาพความสัมพันธ์ตัวแปรโดยใช้ แผนที่ความร้อน แสดงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของเพียร์สัน (Pearson correlation coefficient) ระหว่างตัวแปรนำเข้าทั้งสามตัว ได้แก่ Mol (A), SS/SH (B), และ S/L (C) กับตัวแปรผลลัพธ์คือ ความต้านแรงอัด โดยค่าของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีช่วงตั้งแต่ -1 ถึง 1 ซึ่งค่าที่ใกล้ 1 หมายถึงความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงเชิงบวกที่แข็งแรง ค่าที่ใกล้ -1 หมายถึงความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงเชิงลบที่ และค่าที่ใกล้ 0 หมายถึงไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงอย่างมีนัยสำคัญ ระหว่างตัวแปร สูตรผสมทั้ง 27 สูตร โดยสูตรผสมที่มีความหนาแน่นสูงกว่าแสดงค่ากำลังอัดที่สูงกว่าและเปอร์เซ็นต์ความพรุนที่ต่ำกว่าอย่างสม่ำเสมอ ซึ่งยืนยันความสัมพันธ์โดยตรงระหว่างความอัดแน่นกับสมรรถนะเชิงกลของวัสดุ ผลการศึกษานี้เน้นย้ำถึงความสำคัญของการปรับแต่งองค์ประกอบของสารกระตุ้นด่างให้เหมาะสม เพื่อเสริมสร้างความแข็งแรงของโครงสร้างและความทนทานของวัสดุจีโอโพลิเมอร์



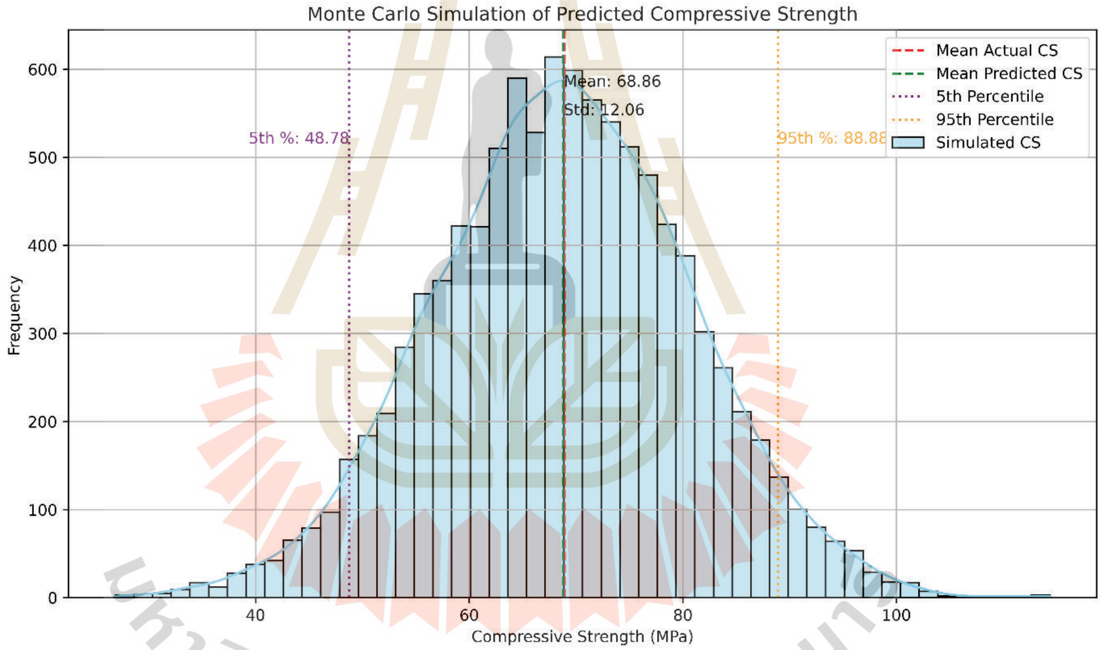
รูปที่ 4.10 เมทริกซ์ความสัมพันธ์สำหรับชุดข้อมูลแผ่น

จากรูปที่ 4.10 สามารถสังเกตเห็นได้ชัดเจนถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรกับคุณสมบัติของวัสดุที่มีความสำคัญต่อการพัฒนาและปรับปรุงคุณภาพวัสดุ เช่น ความสัมพันธ์ระหว่าง Mol และ CS หรือ SS/SH กับ ระยะเวลาที่ชิ้นงานเริ่มแข็งตัว ซึ่งสามารถอธิบายได้ตามลำดับดังนี้ โดยในส่วนของตัวแปร A: Mol พบว่ามีความสัมพันธ์เชิงบวกกับค่าเฉลี่ยความหนาแน่นรวม (Avg. Density) และกำลังอัด (Avg. CS) ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการเพิ่มความเข้มข้นโมลาร์ช่วยเร่งและเสริมการเกิดเจล (Geopolymer gel หรือ C–S–H gel) ทำให้เนื้อวัสดุหนาแน่นขึ้นและเพิ่มกำลังอัด นอกจากนี้ยังมีความสัมพันธ์เชิงลบกับเปอร์เซ็นต์ความพรุน ที่ประมาณ -0.64 หมายความว่าเมื่อความเข้มข้นโมลาร์สูงขึ้นจะช่วยลดช่องว่างในเนื้อวัสดุ เนื่องจากปริมาณสารละลายด่างที่เพียงพอช่วยปิดโพรงและเพิ่มความหนาแน่น และยังมีความสัมพันธ์เชิงบวกเล็กน้อยกับระยะเวลาที่ชิ้นงานเริ่มแข็งตัวซึ่งบ่งชี้ว่าในบางกรณีความเข้มข้นโมลาร์สูงอาจทำให้เวลาการก่อตัวยาวนานขึ้นเล็กน้อย จากปฏิกิริยาการสร้างเจลที่เกิดขึ้นต่อเนื่องและการรวมตัวของอนุภาคที่ต้องใช้เวลา สำหรับตัวแปร B: SS/SH พบว่ามีความสัมพันธ์เชิงบวกปานกลางกับค่าเฉลี่ยความหนาแน่นและกำลังอัด โดยการเพิ่มอัตราส่วน SS/SH จะทำให้มีซิลิกามากขึ้นในระบบ ซึ่งส่งผลต่อการสร้างโครงข่ายซิลิเกตที่สมบูรณ์และแข็งแรง

นอกจากนี้ยังมีความสัมพันธ์เชิงลบกับเปอร์เซ็นต์ความพรุน ซึ่งหมายความว่าเมื่อเพิ่ม SS/SH การเกิดเจลจะมีโครงสร้างหนาแน่นขึ้นและลดความพรุนในวัสดุ และมีความสัมพันธ์เชิงบวกชัดเจนกับระยะเวลาที่ชิ้นงานเริ่มแข็งตัวที่ประมาณ 0.59 ซึ่งหมายความว่าอัตราส่วน SS/SH สูงจะทำให้ความหนืดของสารละลายเพิ่มขึ้นและอัตราการสูญเสียการไหลช้าลง ส่งผลให้การก่อตัวใช้เวลานานขึ้น ส่วนตัวแปร S/L(C) พบว่ามีความสัมพันธ์เชิงบวกเล็กน้อยกับค่าเฉลี่ยความหนาแน่นและกำลังอัดที่ประมาณ 0.28 และ 0.30 ตามลำดับ โดยการเพิ่มอัตราส่วนของแข็งต่อของเหลวสูงจะช่วยลดปริมาณน้ำส่วนเกินและทำให้โครงสร้างวัสดุแน่นขึ้น นอกจากนี้ยังมีความสัมพันธ์เชิงบวกเล็กน้อยกับเปอร์เซ็นต์ความพรุนที่ประมาณ 0.18 แม้ว่าความหนาแน่นจะสูงขึ้น แต่หากส่วนของแข็งมากเกินไปอาจทำให้เกิดช่องว่างจากการรวมตัวของอนุภาคที่ไม่สม่ำเสมอ และความสัมพันธ์เชิงลบเล็กน้อยกับระยะเวลาที่ชิ้นงานเริ่มแข็งตัว ซึ่งแสดงให้เห็นว่าอัตราส่วน S/L ไม่มีผลเด่นชัดต่อเวลาการก่อตัวในชุดข้อมูลนี้ ส่วนในความสัมพันธ์ระหว่างคุณสมบัติของวัสดุเอง พบว่ามีความสัมพันธ์เชิงบวกสูงระหว่างค่าความหนาแน่นเฉลี่ย และกำลังอัดเฉลี่ย ซึ่งแสดงให้เห็นว่าความหนาแน่นสูงส่งผลให้กำลังอัดสูงเนื่องจากโพรงในวัสดุต่ำลงทำให้โครงสร้างวัสดุสามารถรับแรงได้มากขึ้น ขณะที่ความสัมพันธ์เชิงลบสูงระหว่างเปอร์เซ็นต์ความพรุน และกำลังอัดเฉลี่ย ซึ่งหมายถึงเมื่อความพรุนลดลง กำลังอัดจะเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ และความสัมพันธ์เชิงบวกเล็กน้อยระหว่างระยะเวลาที่ชิ้นงานเริ่มแข็งตัว และกำลังอัดเฉลี่ย ซึ่งแสดงให้เห็นว่าเวลาการก่อตัวที่ยาวขึ้นเล็กน้อยอาจช่วยให้โครงสร้างวัสดุพัฒนาได้สมบูรณ์ แต่ไม่ใช่ปัจจัยหลักเมื่อเทียบกับความหนาแน่นและความพรุน ในส่วนของสรุปพบว่าปัจจัยที่มีผลเด่นในการเพิ่มกำลังอัดได้แก่ การใช้โมลาร์สูง (A) ควบคู่กับอัตราส่วน SS/SH สูง (B) รวมถึงการเพิ่มความหนาแน่นและลดความพรุนในวัสดุ Mol และในส่วนของปัจจัยที่ควบคุมเวลาการก่อตัว SS/SH สำหรับแนวโน้มสูตรผสมที่เหมาะสมเพื่อให้ได้กำลังอัดสูงและความพรุนต่ำพร้อมเวลาการก่อตัวที่สามารถใช้งานได้จริง ควรใช้ค่าของ Mol 14, SS/SH = 2, และ S/L 1.0–1.15

4.2.5 การจำลองมอนติคาร์โล

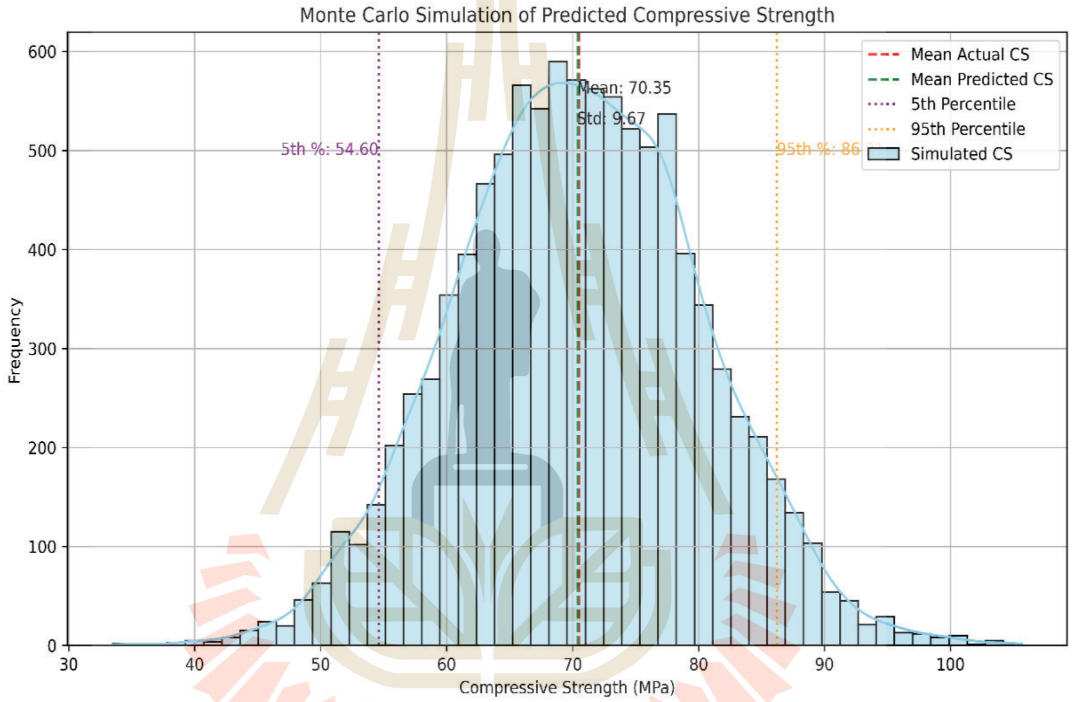
การประเมินเชิงสถิติของค่ากำลังอัดที่พยากรณ์ได้โดยใช้การจำลองแบบมอนติคาร์โล (Monte Carlo simulations) ช่วยให้ได้ข้อสรุปสำคัญเกี่ยวกับลักษณะการกระจายตัวและความน่าเชื่อถือของกลยุทธ์การออกแบบการทดลองทั้งสามรูปแบบ ได้แก่ Orthogonal L9, Central Composite Design (CCD) และ แบบผสม(HTC) โดยการประเมินเชิงสถิตินี้อ้างอิงตัวชี้วัดหลัก 4 รายการ ได้แก่ ค่าเฉลี่ย (mean) ของค่าที่ได้จากการจำลอง, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard deviation), ค่าร้อยเปอร์เซ็นไทล์ลำดับที่ 5 (5th percentile) และ 95 (95th percentile) ซึ่งตัวชี้วัดเหล่านี้ช่วยให้สามารถประเมินความแม่นยำของแบบจำลองและพฤติกรรมการกระจายตัวของข้อมูลได้อย่างครอบคลุม ทั้งในแง่แนวโน้มค่ากลาง ความแปรปรวน และขอบเขตความเชื่อมั่นของผลการพยากรณ์



รูปที่ 4.11 การจำลองมอนติคาร์โลด้วยการออกแบบทากุจิ

จากกราฟ รูปที่ 4.11 การจำลองมอนติคาร์โลด้วยการออกแบบทากุจิ แสดงการกระจายตัวของค่ากำลังอัดที่ได้จากการจำลอง โดยแกน X เป็นค่ากำลังอัด และแกน Y เป็นความถี่ของการเกิดค่า ซึ่งช่วยให้เห็นลักษณะการกระจาย และความน่าเชื่อถือของแบบจำลองที่ใช้ในการพยากรณ์ ผลการจำลองมีค่าเฉลี่ย ของกำลังอัดที่พยากรณ์ได้เท่ากับ 68.86 MPa พร้อมส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Std.) 12.06 MPa ซึ่งสะท้อนถึงระดับความแปรปรวนของผลลัพธ์รอบค่ากลาง ค่าร้อยเปอร์เซ็นไทล์ลำดับที่ 5 (5th Percentile) เท่ากับ 48.78 MPa หมายความว่ามีเพียง 5% ของค่าที่ต่ำกว่านี้ ขณะที่ค่าร้อยเปอร์เซ็นไทล์ลำดับที่ 95 (95th Percentile) เท่ากับ 88.88 MPa หมายถึงมีเพียง 5% ของค่าที่สูง

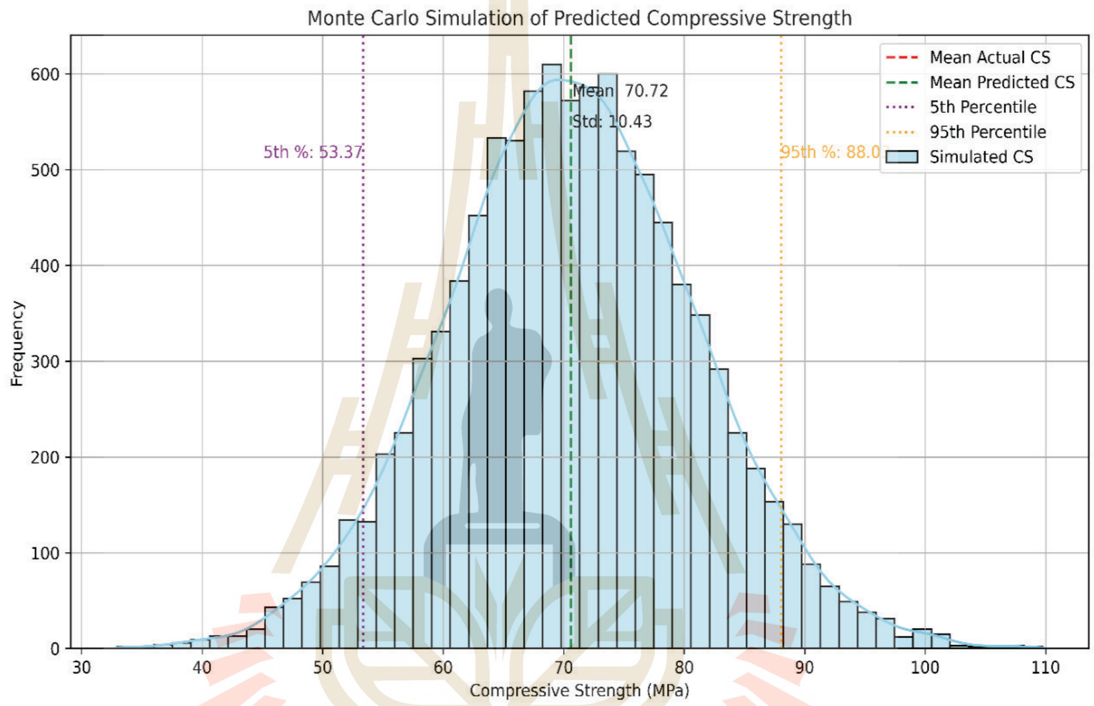
กว่านี้ เส้นโค้งการกระจายที่ได้จากการจำลองมีลักษณะใกล้เคียงการกระจายแบบปกติ (near-normal distribution) โดยมีความถี่สูงสุดของค่ากำลังอัดอยู่ใกล้กับค่ากลาง (ประมาณ 68–70 MPa) ผลลัพธ์นี้แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองมีแนวโน้มให้การพยากรณ์อยู่ในช่วงค่ากำลังอัดที่สมเหตุสมผล และมีการกระจายตัวไม่กว้างเกินไป อีกทั้งช่วงค่าระหว่างเปอร์เซ็นไทล์ที่ 5 ถึง 95 (~40 MPa) ให้ภาพรวมของความไม่แน่นอนที่สามารถใช้ประกอบการประเมินความเสี่ยงในงานออกแบบ หรือการประยุกต์ใช้วัสดุจีโอโพลิเมอร์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ



รูปที่ 4.12 การจำลองมอนติคาร์โลด้วยการออกแบบส่วนประสมกลาง

จากกราฟ รูปที่ 4.12 การจำลองมอนติคาร์โลด้วยการออกแบบ ส่วนประสมกลาง แสดงการกระจายตัวของค่ากำลังอัดที่ได้จากการจำลอง โดยใช้ความถี่ บนแกนตั้งและค่ากำลังอัด (MPa) บนแกนนอน ผลการจำลองแสดงให้เห็นว่าค่าเฉลี่ย ของกำลังอัดที่พยากรณ์ได้อยู่ที่ 70.35 MPa โดยมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Std.) เท่ากับ 9.67 MPa ซึ่งถือว่ามีความแปรปรวนต่ำกว่าเมื่อเทียบกับกรณีที่มีค่า Std. สูง ทำให้ช่วงการกระจายของข้อมูลมีความแคบและคาดการณ์ได้แม่นยำมากขึ้น ค่าร้อยเปอร์เซ็นไทล์ลำดับที่ 5 (5th Percentile) เท่ากับ 54.60 MPa หมายความว่า 95% ของค่าที่จำลองได้จะมากกว่าค่านี้ ขณะที่ค่าร้อยเปอร์เซ็นไทล์ลำดับที่ 95 (95th Percentile) เท่ากับ 86.00 MPa หมายถึงมีเพียง 5% ของค่าที่สูงเกินกว่านี้ ช่วงระหว่างเปอร์เซ็นไทล์ทั้งสอง (~31.4 MPa) เป็นช่วงความเชื่อมั่นที่ครอบคลุมค่ากำลังอัดส่วนใหญ่ที่คาดว่าจะเกิดขึ้น การกระจายตัวของ

ข้อมูลมีลักษณะใกล้เคียงการกระจายแบบปกติ โดยความถี่สูงสุดอยู่ในช่วงประมาณ 68–72 MPa ซึ่งใกล้กับค่ากลาง ทำให้สามารถสรุปได้ว่าแบบจำลองมีเสถียรภาพสูงในการพยากรณ์ค่า ความต้านแรงอัด และมีความไม่แน่นอน อยู่ในระดับต่ำเมื่อเทียบกับช่วงการทดสอบที่กว้าง ผลลัพธ์นี้มีความสำคัญต่อการออกแบบวัสดุจีโอโพลิเมอร์ เพราะช่วยลดความเสี่ยงในกระบวนการผลิตและเพิ่มความมั่นใจในคุณภาพของผลิตภัณฑ์ที่ได้



รูปที่ 4.13 การจำลองมอนติคาร์โลด้วยการออกแบบ HTC

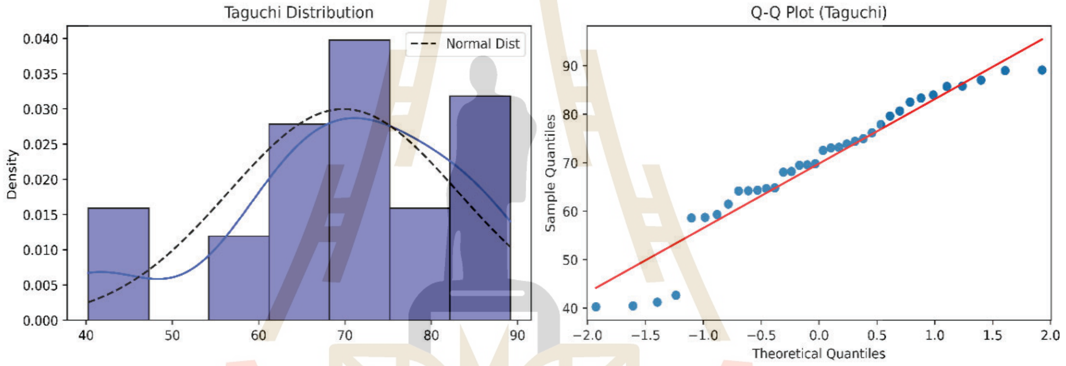
จากรูปที่ 4.13 การจำลองมอนติคาร์โล แสดงการกระจายของค่ากำลังอัดที่พยากรณ์ได้ โดยแกน X คือค่ากำลังอัด (MPa) และแกน Y คือความถี่ การจำลองนี้ให้ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 70.72 MPa และมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Std.) เท่ากับ 10.43 MPa ซึ่งบ่งชี้ว่าผลการพยากรณ์มีการกระจายตัวอยู่ในระดับปานกลางรอบค่ากลาง ค่าร้อยเปอร์เซ็นไทล์ที่ 5 (5th Percentile) อยู่ที่ 53.37 MPa หมายถึง 95% ของค่าที่ได้จากการจำลองมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับค่านี้ ในขณะที่ค่าร้อยเปอร์เซ็นไทล์ที่ 95 (95th Percentile) อยู่ที่ 88.00 MPa หมายถึงมีเพียง 5% ของค่าที่สูงกว่าช่วงนี้ ช่วงระหว่างเปอร์เซ็นไทล์ที่ 5 และ 95 จึงอยู่ที่ประมาณ 34.63 MPa ซึ่งเป็นช่วงความไม่แน่นอน ที่ครอบคลุมค่ากำลังอัดส่วนใหญ่ ลักษณะการกระจายของข้อมูลใกล้เคียงการกระจายแบบ โดยความถี่สูงสุดอยู่ในช่วง 68–72 MPa ซึ่งใกล้กับค่าเฉลี่ย ทำให้สามารถสรุปได้ว่าแบบจำลองมีเสถียรภาพค่อนข้างสูงและค่ากำลังอัดที่พยากรณ์ได้ส่วนใหญ่จะกระจุกตัวใกล้ค่ากลาง ทั้งนี้ ความกว้างของการ

กระจายที่มากกว่ากรณีที่มีค่า Std. ต่ำ อาจสะท้อนถึงความไวต่อความแปรปรวนของตัวแปรนำเข้ามากกว่าแบบจำลองที่มีช่วงกระจายแคบ ส่งผลให้ต้องพิจารณาการควบคุมเงื่อนไขการผลิตให้ใกล้เคียงค่าที่เหมาะสมเพื่อลดความไม่แน่นอนของคุณสมบัติทางกล การจำลองแบบ Monte Carlo ทั้งสามกรณีสะท้อนให้เห็นถึงลักษณะการกระจายตัว ความแปรปรวน และช่วงความเชื่อมั่นของค่ากำลังอัดที่พยากรณ์ได้ จากกลยุทธ์การออกแบบการทดลองที่แตกต่างกัน โดยพิจารณาจากตัวชี้วัดหลัก ได้แก่ ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าร้อยเปอร์เซ็นไทล์ที่ 5 (5th Percentile) และร้อยเปอร์เซ็นไทล์ที่ 95 (95th Percentile)

โดย รูปที่ 4.11 มีค่าเฉลี่ย 68.86 MPa และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงที่สุด 12.06 MPa เมื่อเทียบกับอีกสองกรณี ทำให้การกระจายตัวของค่ากำลังอัดกว้าง และช่วงเปอร์เซ็นไทล์ 5–95 อยู่ประมาณ 40.10 MPa สะท้อนถึงความไม่แน่นอนที่มากกว่า แม้จะครอบคลุมค่ากำลังอัดได้หลากหลาย มีความกว้างมากที่สุด รูปที่ 4.12 มีค่าเฉลี่ย 70.35 MPa และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานต่ำที่สุด (9.67 MPa) ทำให้การกระจายตัวแคบที่สุดในทั้งสามกรณี ช่วงเปอร์เซ็นไทล์ 5–95 อยู่เพียง 31.40 MPa แสดงถึงความเสถียรและความน่าเชื่อถือสูงสุดของแบบจำลอง ผลลัพธ์กระจุกตัวรอบค่ากลางอย่างชัดเจน ซึ่งเป็นคุณสมบัติที่พึงประสงค์สำหรับการคาดการณ์คุณสมบัติทางกลในกระบวนการผลิตจริง รูปที่ 4.13 มีค่าเฉลี่ยสูงสุดเล็กน้อย (70.72 MPa) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 10.43 MPa อยู่ในระดับปานกลาง ช่วงเปอร์เซ็นไทล์ 5–95 อยู่ประมาณ 34.63 MPa แสดงว่ามีความเสถียรดีและยังครอบคลุมค่ากำลังอัดที่หลากหลาย แต่ยังมีความไม่แน่นอนมากกว่ารูปที่ 4.12 เล็กน้อย รูปที่ 4.12 แสดงให้เห็นถึงความแม่นยำและความน่าเชื่อถือสูงสุด เนื่องจากมีการกระจายตัวแคบที่สุดและค่าเฉลี่ยสูงกว่ารูปที่ 4.11 อย่างชัดเจน ขณะที่รูปที่ 4.11 แม้จะครอบคลุมค่ากำลังอัดได้กว้าง แต่มีความไม่แน่นอนสูงกว่า ส่วนรูปที่ 4.13 มีสมดุลระหว่างความครอบคลุมและความเสถียร แต่ยังไม่แคบเท่ารูปที่ 4.12 โดยค่าทั้งสามการออกแบบมีค่าที่ใกล้เคียงกัน สามารถใช้ที่ต้องการความแม่นยำและความสม่ำเสมอในกระบวนการผลิตวัสดุจีโอโพลิเมอร์ได้

4.2.6 การวิเคราะห์ฮิสโตแกรมและกราฟควอนไทล์

ค่ากำลังอัด ได้รับการวิเคราะห์ด้วย ฮิสโตแกรม (Histogram) และ กราฟควอนไทล์–ควอนไทล์ (Quantile–Quantile; Q–Q plot) เพื่อประเมินความเป็นปกติของการกระจายข้อมูล (Normality) โดยฮิสโตแกรมทำหน้าที่แสดงการกระจายตัวของความถี่ของค่ากำลังอัดในช่วงช่วง (intervals) ที่กำหนด แต่ละแท่งในกราฟสะท้อนความหนาแน่นของข้อมูลที่อยู่ในช่วงค่าดังกล่าว ทำให้สามารถมองเห็นลักษณะการกระจาย เช่น การเอียงหรือการกระจุกตัว ได้อย่างชัดเจน สำหรับกราฟ Q–Q plot เป็นการเปรียบเทียบค่าระยะความคลาดเคลื่อน หรือค่าจริงกับการแจกแจงปกติในเชิงทฤษฎี โดยจะแสดงจุดข้อมูลเปรียบเทียบกับเส้นอ้างอิง หากจุดส่วนใหญ่เรียงตัวใกล้เคียงหรืออยู่บนเส้นดังกล่าว แสดงว่าการกระจายของข้อมูลมีลักษณะใกล้เคียงการแจกแจงปกติ

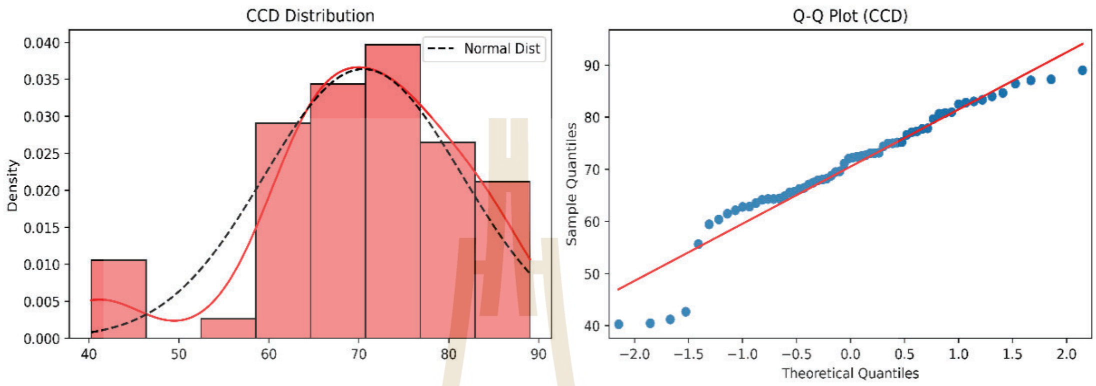


(ก) (ข)

รูปที่ 4.14 ฮิสโทแกรมการกระจายและกราฟความน่าจะเป็นของข้อมูล ค่าความแข็งแรง แบบทากุจิ

จากภาพผลการวิเคราะห์การกระจายของค่ากำลังอัดด้วย ฮิสโตแกรม (Histogram) และกราฟ Q–Q plot สำหรับข้อมูลการออกแบบการทดลองแบบ ทากุจิ ในกราฟฮิสโตแกรมด้านซ้าย เส้นประสีดำแสดงการกระจายแบบปกติในเชิงทฤษฎี (Normal Distribution) เปรียบเทียบกับการกระจายจริงของข้อมูล (แท่งสีน้ำเงิน) จะเห็นได้ว่าการกระจายของข้อมูลมีลักษณะใกล้เคียงการแจกแจงปกติในภาพรวม แต่ยังมีความเบี่ยงเบนอยู่บ้าง โดยเฉพาะในช่วงค่ากำลังอัดต่ำ (~40–50 MPa) และสูง (~80–90 MPa) ที่ความหนาแน่นของข้อมูลแตกต่างจากเส้นโค้งปกติ เส้นสีน้ำเงิน (เส้นความหนาแน่นจาก Kernel Density Estimation; KDE) ชี้ให้เห็นการกระจายตัวที่มีลักษณะ เบี้ยวขวาเล็กน้อย ในกราฟ Q–Q plot ด้านขวา การจัดเรียงจุดข้อมูล (สีน้ำเงิน) เทียบกับเส้นอ้างอิง (สีแดง) แสดงให้เห็นว่าข้อมูลส่วนกลางเรียงตัวใกล้เคียงกับเส้นตรง แต่บริเวณส่วนหัว และส่วนท้ายเบี่ยงออกจากเส้นอย่างชัดเจน ซึ่งบ่งชี้ว่ามีความเบี่ยงเบนจากการแจกแจงปกติ โดยความเบี่ยงเบนนี้อาจมาจากความแปรปรวนของค่ากำลังอัดที่สูงในบางสูตรผสมของการออกแบบการทดลองแบบทากุจิ การ

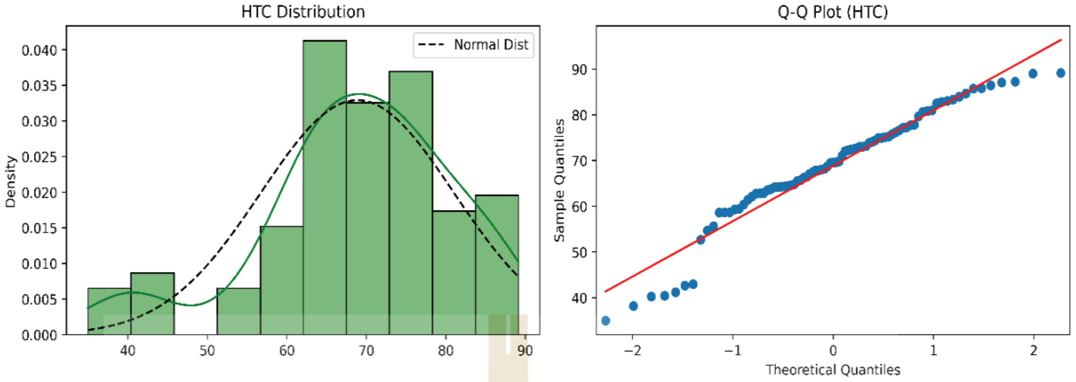
กระจายของข้อมูล ทากุจิ แสดงลักษณะ ปกติ แต่มีการเบี่ยงเบนที่ปลายการกระจายทั้งสองด้าน ซึ่งเป็นข้อมูลสำคัญที่ต้องพิจารณาเมื่อต้องเลือกใช้การทดสอบทางสถิติและการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ เพื่อให้สอดคล้องกับสมมติฐานของการแจกแจงข้อมูล



(ค) (ง)

รูปที่ 4.15 ฮิสโทแกรมการกระจายและกราฟความน่าจะเป็นของข้อมูล ค่าความแข็งแรง แบบ CCD

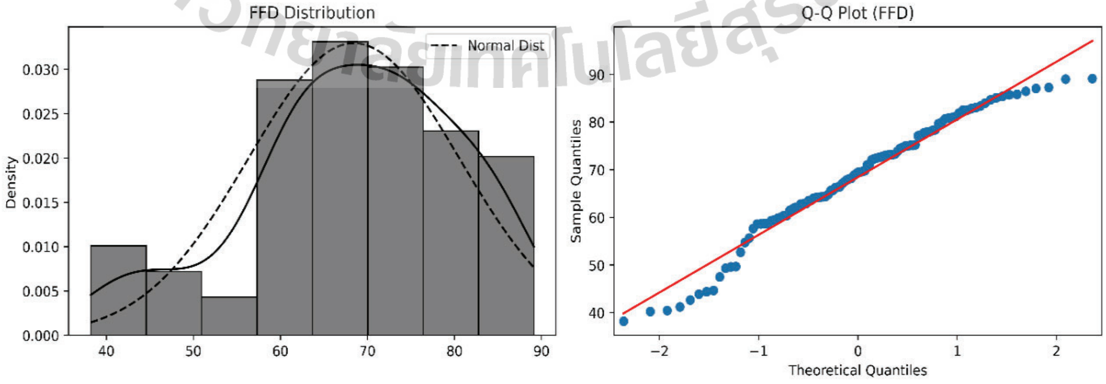
จากภาพการวิเคราะห์การกระจายของค่ากำลังอัดสำหรับข้อมูลการออกแบบการทดลองแบบการประสมส่วนกลาง กราฟฮิสโตแกรม (ค) การกระจายจริงของข้อมูล (แท่งสีแดง) มีรูปแบบใกล้เคียงกับการกระจายแบบปกติในเชิงทฤษฎี (เส้นประสีดำ) มากกว่ากรณีของ ทากุจิ โดยเส้นโค้ง KDE (สีแดง) แสดงแนวโน้มการกระจายที่ค่อนข้างสมมาตรรอบค่ากลาง (~70 MPa) แม้ว่าจะมีความเบี่ยงเบนเล็กน้อยในช่วงค่าต่ำ (~40–50 MPa) ที่ความหนาแน่นข้อมูลน้อยกว่าแบบจำลองปกติ ซึ่งอาจบ่งชี้ถึงค่าข้อมูล เบี่ยงเบน เล็กน้อยในกลุ่มค่าต่ำ ในกราฟ Q–Q plot (ง) จุดข้อมูลส่วนใหญ่จัดเรียงตัวใกล้เคียงกับเส้นอ้างอิง (สีแดง) โดยเฉพาะบริเวณช่วงกลางของการกระจาย แสดงให้เห็นว่าข้อมูลมีลักษณะใกล้เคียงการแจกแจงปกติค่อนข้างมาก อย่างไรก็ตาม ส่วนหัวและส่วนท้าย ของการกระจายยังคงเบี่ยงออกเล็กน้อย ซึ่งเป็นสัญญาณว่าการกระจายของข้อมูลยังไม่เป็นปกติอย่างสมบูรณ์ แต่มีความใกล้เคียงปกติมากขึ้นเมื่อเทียบกับการออกแบบ ทากุจิ โดยสรุป ข้อมูลจากการออกแบบแบบ ส่วนประสมกลาง มีการกระจายที่สมมาตรและใกล้เคียงการแจกแจงปกติในระดับที่สูงกว่า ทากุจิ ทั้งในมุมมองของฮิสโตแกรมและ Q–Q plot ซึ่งบ่งบอกว่าข้อมูลจากการออกแบบนี้อาจตอบสนองต่อการวิเคราะห์ทางสถิติที่อาศัยสมมติฐานการแจกแจงปกติได้ดีกว่า



(จ) (ฉ)

รูปที่ 4.16 ฮิสโทแกรมการกระจายและกราฟความน่าจะเป็นของข้อมูล ค่าความแข็งแรง แบบ HTC

จากภาพการวิเคราะห์การกระจายของค่ากำลังอัดสำหรับข้อมูลการออกแบบการทดลองแบบแบบผสม (HTC) ในกราฟฮิสโตแกรม (จ) การกระจายจริงของข้อมูล (แท่งสีเขียว) มีรูปแบบที่ใกล้เคียงกับการกระจายแบบปกติในเชิงทฤษฎี (เส้นประสีดำ) แต่ยังสังเกตได้ถึงความไม่สมมาตรเล็กน้อยโดยเฉพาะช่วงค่าต่ำ (~35–50 MPa) ที่มีความหนาแน่นต่ำกว่าการคาดการณ์จากโค้งปกติ เส้นโค้ง KDE (สีเขียว) แสดงให้เห็นว่าการกระจายมีลักษณะ เบี้ยวซ้ายเล็กน้อย และมีการกระจุกตัวของข้อมูลหลักอยู่ในช่วง ~65–75 MPa ในกราฟ Q–Q plot (ฉ) จุดข้อมูลส่วนใหญ่เรียงตัวใกล้เคียงเส้นอ้างอิง (สีแดง) ในช่วงกลางของการกระจาย แต่ส่วนหัว และส่วนท้ายมีการเบี่ยงเบนออกจากเส้นมากกว่ากรณีของ ส่วนประสมกลาง ซึ่งบ่งชี้ว่าข้อมูลมีความเบี่ยงเบนจากการแจกแจงปกติในบริเวณค่าที่สุดขั้วมากกว่า ข้อมูลจาก HTC มีการกระจายที่ใกล้เคียงปกติในช่วงกลาง แต่มีความเบี่ยงเบนมากขึ้นที่ปลายการกระจายทั้งสองด้าน ทำให้แม้จะใช้ได้กับการวิเคราะห์เชิงสถิติที่อ้างอิงสมมติฐานการแจกแจงปกติ แต่ความแม่นยำอาจน้อยกว่ากรณีของ ส่วนประสมกลาง ซึ่งมีลักษณะการกระจายสมมาตรมากกว่า



(ช) (ซ)

รูปที่ 4.17 ฮิสโทแกรมการกระจายและกราฟความน่าจะเป็นของข้อมูล ค่าความแข็งแรง แบบ FFD

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

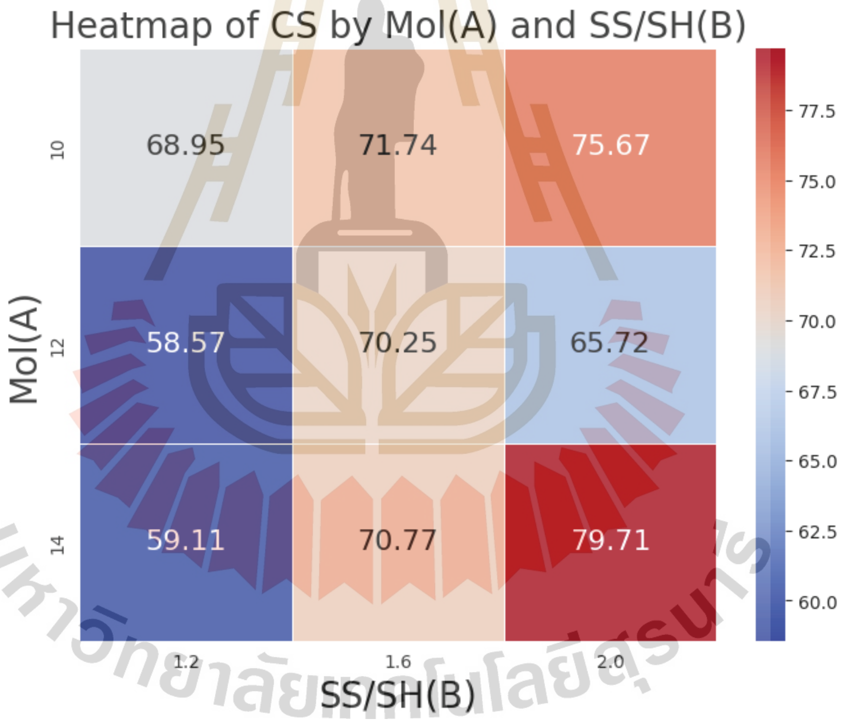
จากภาพการวิเคราะห์การกระจายของค่ากำลังอัดสำหรับข้อมูลการออกแบบการทดลองแบบ Full Factorial Design (FFD) ในกราฟฮิสโตแกรม (ช) การกระจายจริงของข้อมูล (แท่งสีเทา) มีแนวโน้มใกล้เคียงกับการกระจายแบบปกติในเชิงทฤษฎี (เส้นประสีดำ) โดยเส้นโค้ง KDE (สีดำ) แสดงให้เห็นว่าการกระจายมีความสมมาตรค่อนข้างดีรอบค่ากลาง (~68–70 MPa) แม้จะมีความแตกต่างเล็กน้อยในช่วงค่าต่ำ (~40–50 MPa) และค่าสูง (~80–90 MPa) ที่ความหนาแน่นจริงเบี่ยงออกจากเส้นปกติ ซึ่งบ่งบอกว่ามีความเบี่ยงเบนเพียงเล็กน้อยจากการเป็นปกติ ในกราฟ Q–Q plot (ซ) จุดข้อมูลส่วนใหญ่เรียงตัวสอดคล้องกับเส้นอ้างอิง (สีแดง) ได้ดี โดยเฉพาะในช่วงค่ากลาง แสดงว่าข้อมูลมีลักษณะการกระจายใกล้เคียงปกติสูง ส่วนหัว (lower tail) และส่วนท้าย (upper tail) เบี่ยงออกจากเส้นเพียงเล็กน้อย ซึ่งอาจเป็นผลจากข้อมูลสุดขั้ว (outliers) จำนวนน้อย ข้อมูลจาก FFD แสดงการกระจายที่ใกล้เคียงการแจกแจงปกติอย่างมาก ทั้งจากมุมมองฮิสโตแกรมและ Q–Q plot ทำให้รูปแบบนี้มีคุณสมบัติที่เหมาะสมต่อการใช้การวิเคราะห์ทางสถิติที่อิงสมมติฐานการแจกแจงปกติ และมีเสถียรภาพสูงกว่าหลายรูปแบบการออกแบบการทดลองก่อนหน้า

การเปรียบเทียบการออกแบบการทดลองทั้ง Taguchi, CCD และ HTC โดยอิง Full Factorial Design (FFD) พบว่า FFD มีการกระจายใกล้เคียงการแจกแจงปกตามากที่สุด เหมาะสำหรับใช้เป็นมาตรฐานอ้างอิง ทากุจิมีรูปแบบกึ่งปกติแต่เบี่ยงเบนมากที่ปลายการกระจาย ขณะที่ CCD มีความสมมาตรและใกล้เคียงปกติมากกว่า โดยเฉพาะบริเวณค่ากลาง แม้ปลายการกระจายยังมีความคลาดเคลื่อนเล็กน้อย ส่วน HTC มีการกระจายใกล้ปกติในช่วงกลางแต่ปลายการกระจายเบี่ยงเบนชัดเจน แม้อย่างนั้น ทั้งสามรูปแบบยังคงมีลักษณะการกระจายที่คล้ายกับ FFD โดยรวม

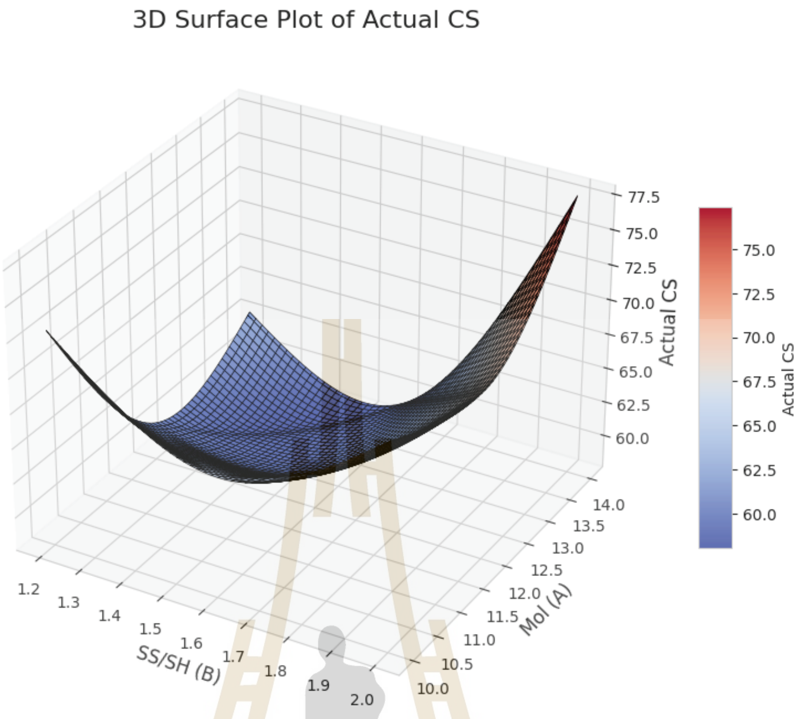
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

4.2.7 ผลของพารามิเตอร์

ค่าความต้านแรงอัดของจีโอโพลิเมอร์อันเป็นปัจจัยหลักของวัสดุจะมีผลได้รับอิทธิพลจากปฏิสัมพันธ์ระหว่างสามปัจจัยหลัก ได้แก่ ความเข้มข้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์ (mol, ปัจจัย a), อัตราส่วนของโซเดียมซิลิเกตต่อโซเดียมไฮดรอกไซด์ (ss/sh, ปัจจัย b) และอัตราส่วนของของแข็งต่อของเหลว (S/L, ปัจจัย c) กับค่าความต้านทานแรงอัดซึ่งเป็นตัวแปรตอบสนอง โดยในแต่ละภาพจะมีการจับคู่สองปัจจัย หลักที่ส่งผลต่อค่าความแข็งแรง โดยจะแสดงผลในแนวระนาบ สองมิติ และแบบสามมิติ โดยจะมีระดับสีบอกถึงค่าความแตกต่างของแรงอัดจากการทดสอบโดยภาพสองสองมิติของแผนภาพความร้อน จะทำให้สามารถเห็นแนวโน้มที่เป็นตัวเลขทำให้เข้าใจและเห็นช่วงต่างๆได้ง่าย ส่วนภาพแผนที่ความร้อนและพล็อตพื้นผิว 3 มิติ จะทำให้เห็นภาพแนวโน้มโดยรวมทั้งหมดที่จะเกิดขึ้น ว่าปัจจัยทั้งสามมีผลต่อค่าแรงอัดในช่วงใด สามารถนำไปออกแบบเพื่อให้ได้ค่าตามต้องการได้



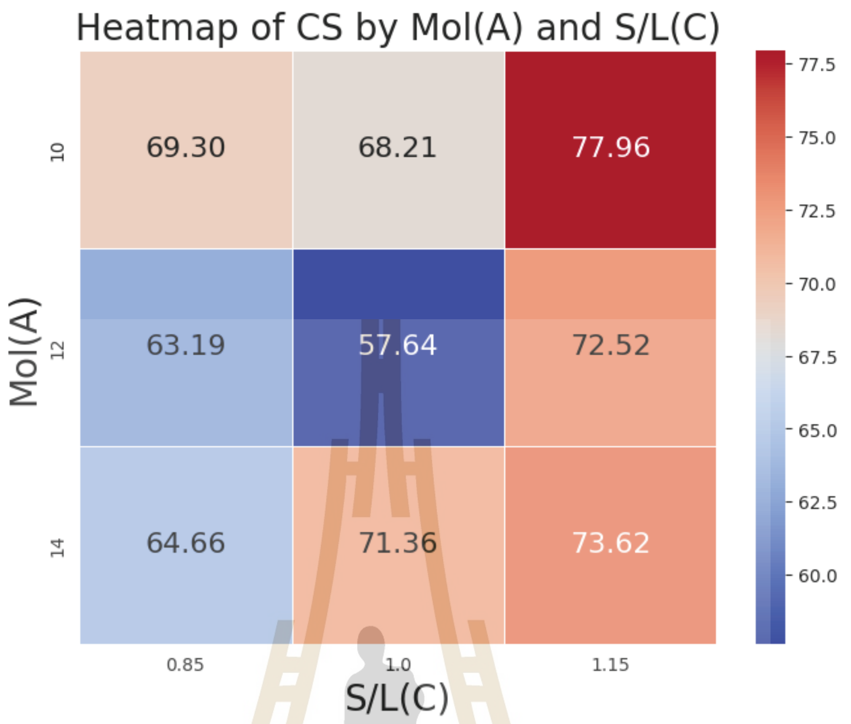
(ก)



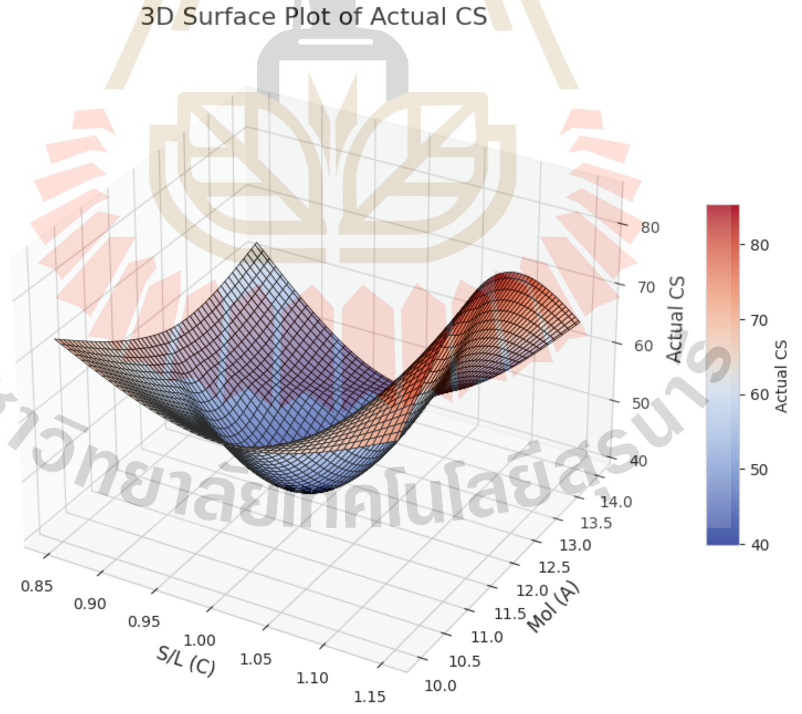
(ข)

รูปที่ 4.18 แผนที่ความร้อนและพล็อตพื้นผิว 3 มิติ ความสัมพันธ์ระหว่าง Mol และ SS/SH

จาก แผนที่ความร้อน (Heatmap) พบว่าพื้นที่ที่มีค่าผลลัพธ์สูง จะปรากฏเมื่อค่า Mol อยู่ในระดับสูง และค่า SS/SH อยู่ในระดับสูง ปริมาณโมลของสารละลายด่างที่เหมาะสมช่วยกระตุ้นการละลาย ของซิลิกาและอะลูมินาจากวัตถุดิบได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในขณะที่อัตราส่วน SS/SH ที่สูงจะเพิ่มปริมาณซิลิกาใน สารละลาย ทำให้เกิดการเชื่อมต่อ (Polycondensation) ของโครงข่ายเจล N-A-S-H (Sodium Alumino- Silicate Hydrate) ได้หนาแน่นมากขึ้น ส่งผลให้โครงสร้างวัสดุมีความแข็งแรงสูง ในทางกลับกัน พื้นที่ที่มีค่า ผลลัพธ์ต่ำ สอดคล้องกับค่า Mol ปานกลางถึงสูงแต่ SS/SH ต่ำ ซึ่งอาจเกิดจากปริมาณตัวกระตุ้นและซิลิกาใน สารละลายไม่เพียงพอต่อความเข้มข้นด่าง ส่งผลให้การละลายและการเกิดเจลมีประสิทธิภาพต่ำ โครงข่ายจุลภาคที่เกิดขึ้นจึงมีความ พรุนสูงและมีการเชื่อมโยงของโครงสร้างไม่สมบูรณ์ การสังเกตจาก พล็อตพื้นผิว (Surface Plot) เพื่อ ยืนยัน แนวโน้มดังกล่าวอย่างชัดเจน โดยพื้นผิวแสดงโซนที่มีกำลังอัดสูงอยู่ในบริเวณที่ค่า Mol อยู่ในระดับสูงและ SS/SH อยู่ในระดับสูง ในขณะที่โซนค่าต่ำอยู่ที่ Mol ปานกลาง-สูงร่วมกับ SS/SH ต่ำ ลักษณะนี้ชี้ว่ามี ค่าปรับ เหมาะ สำหรับการผสมสาร เพื่อให้เกิดความสมดุลระหว่างการละลายวัตถุดิบ การเกิดเจล และการจัดเรียงตัวของ โครงข่ายอะลูมิโนซิลิเกตในวัสดุ



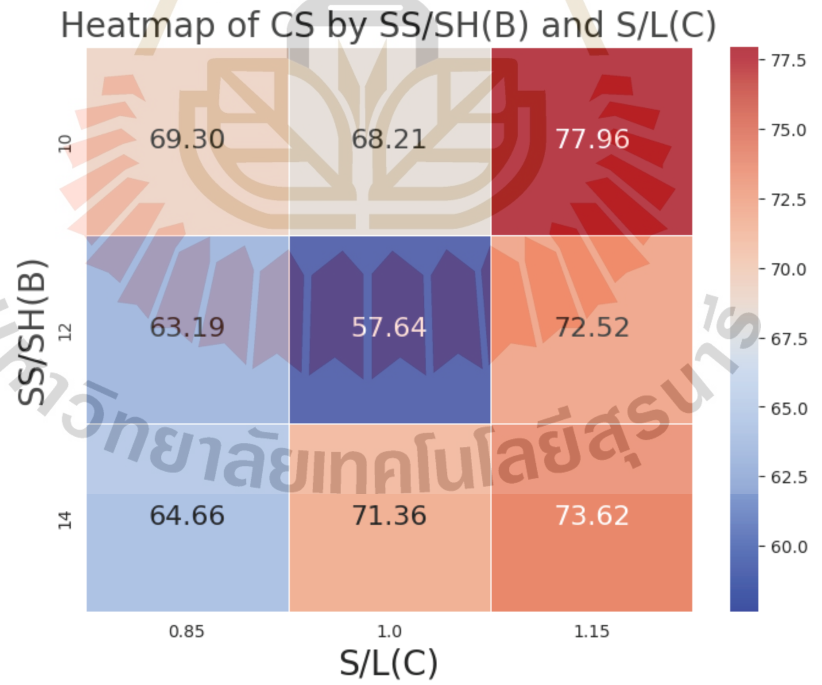
(ก)



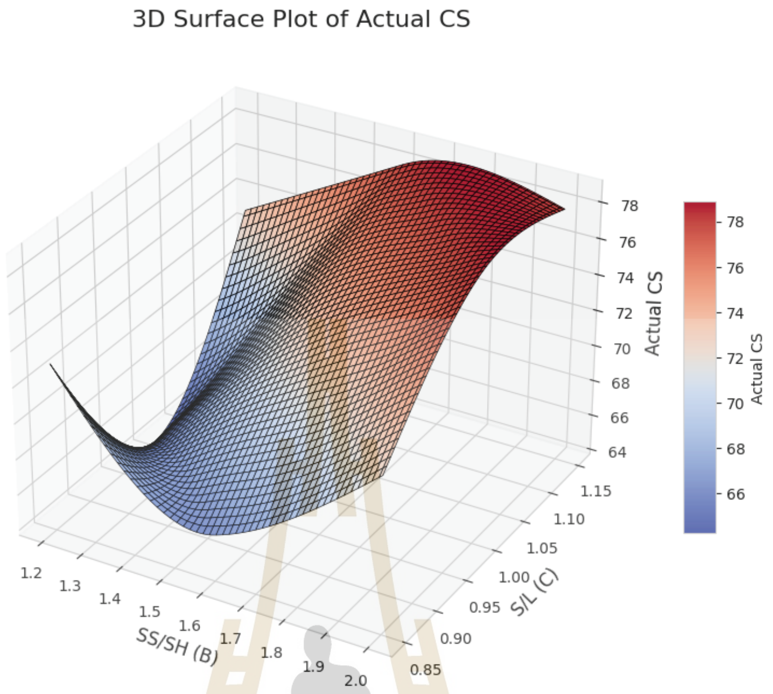
(ข)

รูปที่ 4.19 แผนที่ความร้อนและพล็อตพื้นผิว 3 มิติ ความสัมพันธ์ระหว่าง Mol และ S/L

จาก แผนที่ความร้อน พบว่า ค่ากำลังอัดสูงสุด (77.96 MPa) เกิดขึ้นเมื่อ Mol (A) อยู่ในระดับต่ำ และ S/L (C) อยู่ในระดับสูง ในขณะที่ค่ากำลังอัดต่ำสุด (57.64 MPa) ปรากฏเมื่อทั้ง Mol และ S/L อยู่ในระดับปานกลาง ผลนี้สะท้อนถึงบทบาทของทั้งสองปัจจัยในกระบวนการเกิด จีโอพอลิเมอร์ไรเซชัน เชิงกลไก กระบวนการพอลิเมอร์ไรเซชันต้องอาศัยความสมดุลระหว่าง ความเข้มข้นของสารละลายด่าง และ ปริมาณน้ำในระบบ หากค่า S/L สูงเพียงพอ จะช่วยลดความหนืดและเพิ่มการแพร่กระจายของสารละลายด่าง แม้ Mol จะต่ำ ทำให้การสร้างโครงข่าย N-A-S-H gel สมบูรณ์และทั่วถึง ในขณะเดียวกัน การใช้ค่ากลางทั้งคู่ กลับส่งผลให้ปฏิกิริยาไม่เต็มที่ พล็อตพื้นผิวแสดงให้เห็นชัดว่าโซนที่ให้ค่ากำลังอัดสูงอยู่ที่ช่วง Mol ต่ำ (~10) ร่วมกับ S/L สูง (~1.15) ซึ่งเป็นจุดที่เอื้อต่อการละลาย และการรวมตัว อย่างมีประสิทธิภาพ โครงสร้างเจลที่เกิดจึงหนาแน่นและมีความพรุนต่ำ ทำให้ค่ากำลังอัดสูงขึ้น ในทางตรงกันข้าม บริเวณค่าต่ำสุดใน พล็อตพื้นผิวเกิดขึ้นที่กึ่งกลางการทดลอง ซึ่งการทำปฏิกิริยาอาจติดขัดหรือเกิดโครงสร้างที่ไม่สมบูรณ์และมีรอยแตกร้าวระดับจุลภาคมากขึ้น การค้นพบจุดเหมาะสมที่ขอบเขตของตัวแปรนี้ ยืนยันว่าการมีตัวกลางของเหลวที่เพียงพอสำคัญกว่าความเข้มข้นที่สูงเกินไป ซึ่งเป็นแนวทางสำคัญในการออกแบบส่วนผสมเพื่อลดต้นทุนสารเคมีพร้อมกับยกระดับความแข็งแรงให้ถึงขีดสุด



รูปที่ 4.20 (ก) แผนที่ความร้อนและพล็อตพื้นผิว 3 มิติ ความสัมพันธ์ระหว่าง SS/SH และ S/L



รูปที่ 4.20 (ข) แผนที่ความร้อนและพล็อตพื้นผิว 3 มิติ ความสัมพันธ์ระหว่าง SS/SH และ S/L

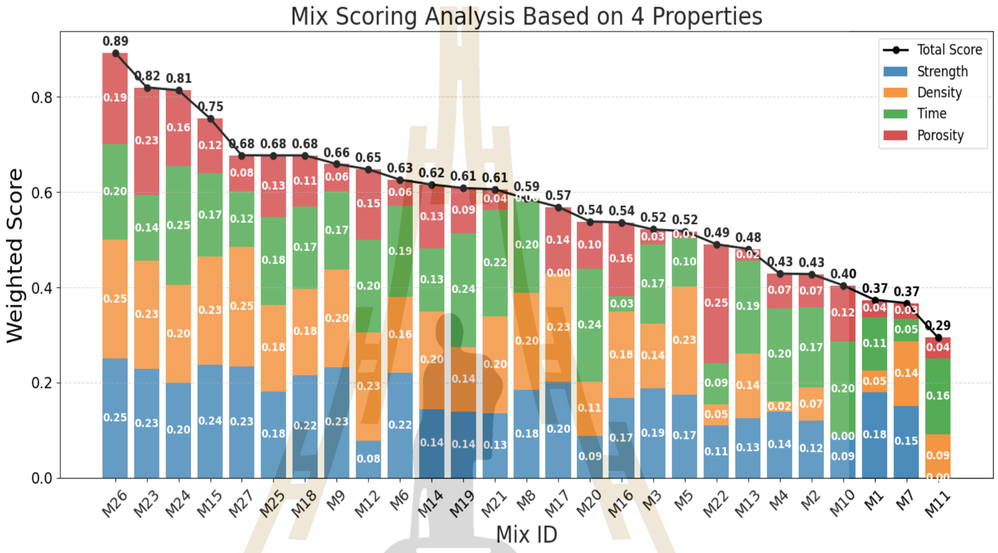
ผลการวิเคราะห์ แผนที่ความร้อน แสดงค่าความต้านแรงอัดเฉลี่ยที่ได้จากการผสมปัจจัยในแต่ละคู่ โดยใช้การไล่สีจากค่าน้อย สีฟ้า ไปหาค่ามาก สีแดง เพื่อให้เห็นแนวโน้มได้อย่างชัดเจน ค่าที่สูงปรากฏในบริเวณที่สัดส่วนปัจจัยอยู่ในช่วงสมดุลเชิงเคมีที่เหมาะสม โดยเฉพาะ เมื่อมีการใช้อัตราส่วนของเหลวต่อของแข็ง (S/L ratio) ที่ระดับสูงขึ้น (1.15) ที่ส่งผลให้เกิดการละลายตัวของสารตั้งต้นที่สมบูรณ์และเกิดโครงสร้างเจลของ จีโอโพลิเมอร์ ที่หนาแน่นขึ้น ซึ่งส่งผลต่อการพัฒนาความแข็งแรง ได้รวดเร็วและมากกว่าในขณะที่ค่าต่ำสัมพันธ์กับสภาวะที่ ปริมาณของเหลวอาจไม่สัมพันธ์กับความเข้มข้น (เช่นที่ S/L ratio 1.0 ในบางช่วงตัวแปร) ซึ่งอาจลดประสิทธิภาพการเกิดปฏิกิริยาโพลีเมอไรเซชัน พล๊อตพื้นผิวสนับสนุนการตีความดังกล่าวด้วยการแสดงความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ (3D interaction) ระหว่างปัจจัยคู่กับค่าความต้านแรงอัด ผลลัพธ์ชี้ให้เห็นจุดสูงสุด (Peak region) ที่เป็นการผสมผสานปัจจัยในระดับเหมาะสม เช่น เมื่อค่า SS/SH(B) อยู่ที่ระดับ 10 และ S/L อยู่ที่ 1.15 จะได้ค่าความต้านแรงอัดสูงสุด (77.96 MPa) กลไกเชิงกระบวนการในกรณีนี้เกิดจากการที่อัตราส่วนดังกล่าวส่งเสริมการเกิด Geopolymeric gel (N–A–S–H หรือ C–A–S–H) ที่สม่ำเสมอ และลดการเกิดรูพรุนที่ไม่พึงประสงค์ในทางตรงกันข้าม พื้นที่ที่มีค่า ความแข็งแรง ต่ำใน พล๊อตพื้นผิวเช่น มุมที่ค่า SS/SH(B) อยู่ที่ระดับ 12 ร่วมกับค่า S/L ที่ 1.0 อาจเกิดจากโครงสร้างไม่สามารถพัฒนาได้เต็มที่เนื่องจากความเข้มข้นหรือปริมาณของเหลวที่ไม่สมดุลในการเชื่อมโครงข่าย ทำให้เกิด การแตกร้าวเพิ่มขึ้น ซึ่งยืนยันได้จากค่าต่ำใน แผนที่ความร้อน ในตำแหน่งเดียวกัน

ค่ากำลังอัดของจีโอโพลิเมอร์ได้รับอิทธิพลจากปฏิสัมพันธ์ของสามปัจจัยหลัก ได้แก่ Mol, SS/SH และ S/L ซึ่งแผนที่ความร้อนและพล็อตพื้นผิว 3 มิติช่วยให้เห็นแนวโน้มเชิงพื้นที่ของค่าแรงอัดได้อย่างชัดเจน โดยสัมพันธ์กับความสมดุลของการละลาย การเกิดเจล และความหนาแน่นของโครงข่าย N-A-S-H ที่พัฒนาในระบบ สำหรับคู่ Mol–SS/SH พบว่าค่ากำลังอัดสูงปรากฏเมื่อทั้งสองปัจจัยอยู่ในระดับสูง ขณะที่ค่าต่ำเกิดจาก SS/SH ต่ำแม้ Mol สูง ส่งผลให้โครงสร้างเจลไม่สมบูรณ์ ส่วนคู่ Mol–S/L ค่ากำลังอัดสูงสุดเกิดเมื่อ Mol ต่ำร่วมกับ S/L สูง ซึ่งช่วยเพิ่มการแพร่กระจายของด่างและสร้างโครงข่ายเจลได้ทั่วถึง ในขณะที่ค่าต่ำสุดพบในช่วงค่ากลางของทั้งสองปัจจัยซึ่งทำให้ปฏิกิริยาไม่สมบูรณ์ สำหรับคู่ SS/SH–S/L ผลลัพธ์ชี้ว่าค่ากำลังอัดสูงเกิดในบริเวณที่ทั้งสองปัจจัยสมดุล โดยเฉพาะเมื่อ S/L สูงและ SS/SH อยู่ในระดับเหมาะสม ในทางตรงกันข้าม ค่าต่ำเกิดจากสภาวะที่ของเหลวไม่สัมพันธ์กับความเข้มข้นด่าง ทำให้โครงสร้างพัฒนาไม่เต็มที่ การตีความทั้งหมดสะท้อนว่าการออกแบบส่วนผสมที่เหมาะสมต้องอาศัยความสมดุลระหว่างปริมาณด่าง ปริมาณซิลิกาและสัดส่วนของเหลวเพื่อให้เกิดโครงสร้างเจลที่หนาแน่นและให้ค่ากำลังอัดสูงสุด

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

4.2.8 ระเบียบวิธีและสมการทางคณิตศาสตร์สำหรับการวิเคราะห์

ในการศึกษานี้ ได้มีการหาค่าส่วนผสมที่ดีที่สุด เพื่อเลือก อัตราส่วนผสมที่ดีที่สุดของการนำคุณสมบัติทั้ง 4 ค่ามาวิเคราะห์ได้แก่ค่า ความแข็งแรง ค่าระยะเวลาก่อตัวสิ้นสุด เปอร์เซนต์ความพรุน และค่าความหนาแน่นโดยทำการปรับสเกลให้มีค่า หนึ่งหน่วยเท่ากันและนำมารวมเพื่อหาค่าที่ดีที่สุด




```
                    DECISION MATRIX STATISTICS
==========================================================================================
Compressive Strength (High=Good) | Best: M26  (  85.9 MPa   ) | Worst: M11   (  40.4 MPa  )
   Density (High=Good)           | Best: M26  ( 184.0 kg/m3) | Worst: M10  ( 173.0 kg/m3)
   Initial Time (High=Good)      | Best: M17  ( 465.0 min  ) | Worst: M24  ( 140.0 min  )
   Final Time (Low=Good)         | Best: M24  ( 155.0 min  ) | Worst: M17  ( 491.0 min  )
   Porosity (Low=Good)           | Best: M22  (    0.9 %   ) | Worst: M8   (    4.4 %   )
==========================================================================================

              >>> WINNER: Mix ID 'M26' (Score: 0.8926) <<<
```

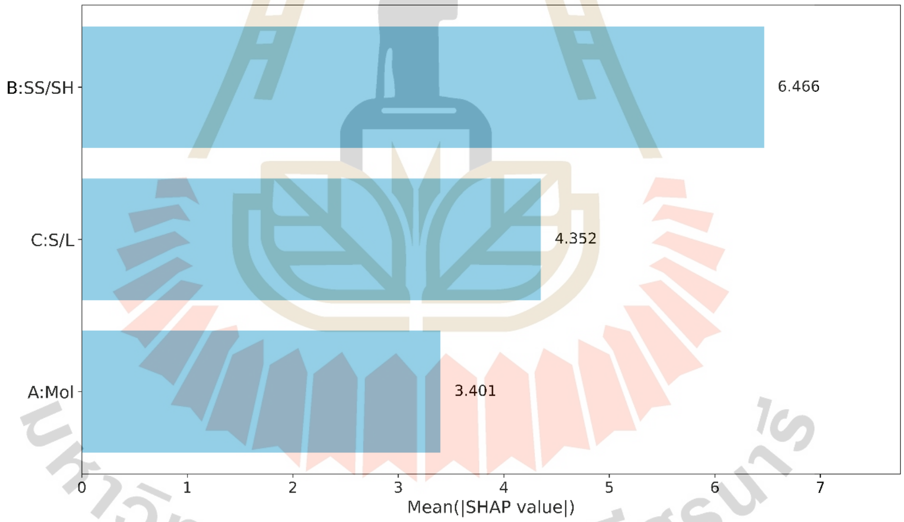
รูปที่ 4.21 แบบจำลองการให้คะแนนแบบถ่วงน้ำหนัก

ในการศึกษานี้ได้วิเคราะห์เพื่อเลือกอัตราส่วนผสมคอนกรีตที่เหมาะสมที่สุดโดยใช้คุณสมบัติ 4 ตัวแปรหลัก ได้แก่ ความแข็งแรง ที่ค่ามากยิ่งดี, ระยะเวลาที่ชิ้นงานเริ่มแข็งตัว ที่ค่าน้อยยิ่งดี, เปอร์เซ็นต์ความพรุน ที่ค่าน้อยยิ่งดี และความหนาแน่น ที่ค่ามากยิ่งดี เพื่อให้นำตัวแปรแต่ละตัวมาเปรียบเทียบได้ง่าย ตัวแปรทั้งหมดถูก Normalize ให้อยู่ในช่วง 0–1 และให้ Weight เท่ากัน (0.25) ต่อแต่ละตัวแปร ก่อนรวมคะแนนเป็น คะแนนรวมสำหรับแต่ละ ส่วนผสม จากกราฟ พบว่าแท่ง แสดงสัดส่วนของแต่ละตัวแปรต่อคะแนนรวม ส่วนเส้นสีดำพร้อม แสดง คะแนนรวม ของแต่ละ ส่วนผสม โดย ส่วนผสม ที่มี คะแนนรวม สูงสุดได้แก่ M26, M23 และ M24 ซึ่งสะท้อนถึงสมดุลระหว่างความแข็งแรง ความหนาแน่น ระยะเวลาการก่อตัว และความพรุนได้ดีที่สุด ตัวเลขในแท่งสีแต่ละชั้นแสดงค่าการกระจายตัวของตัวแปรนั้น ๆ ต่อคะแนนรวม โดย วิธี Normalize และรวมคะแนนด้วย น้ำหนัก

ของตัวแปร ให้เท่ากันช่วยให้เปรียบเทียบและคัดเลือกส่วนผสมที่ดีที่สุดได้อย่างเป็นระบบ โดยส่วนผสมที่ได้คะแนนรวมสูงสุด (M26) มีความแข็งแรงสูง ความหนาแน่นสูง ระยะเวลาการก่อตัวต่ำและเปอร์เซ็นต์ความพรุนต่ำ จึงถือเป็นส่วนผสมที่ดีที่สุดตามเกณฑ์ทั้ง 4 ตัวแปร ข้อเสนอแนะคือสามารถใช้วิธีนี้ทดสอบ ส่วนผสมอื่น ๆ เพื่อหาส่วนผสมที่เหมาะสมที่สุดตามเงื่อนไขการใช้งานเฉพาะและสามารถปรับน้ำหนักของแต่ละตัวแปรได้กรณีที่คุณสมบัติบางตัวมีความสำคัญมากกว่าตัวอื่น

4.2.9 ความสำคัญของคุณลักษณะ SHAP

การประยุกต์ใช้การวิเคราะห์ด้วย SHAP ช่วยให้ได้ข้อมูลเชิงลึกอย่างรอบด้านเกี่ยวกับกระบวนการตัดสินใจภายในของโมเดล โดยการวัดเชิงปริมาณถึงการมีส่วนร่วมของตัวแปรอินพุตแต่ละตัวต่อการทำนายค่ากำลังอัดของ จีโอโพลิเมอร์ที่ใช้เมทาคาโอลินเป็นสารตั้งต้นกราฟแสดงความสำคัญของตัวแปรจาก SHAP ใช้ประเมินว่าตัวแปรอินพุตแต่ละตัวมีผลต่อผลลัพธ์ของโมเดลมากเพียงใด ซึ่งค่านี้ได้มาจากค่าเฉลี่ยของค่าขนาด ของ SHAP ในทุกการทำนาย

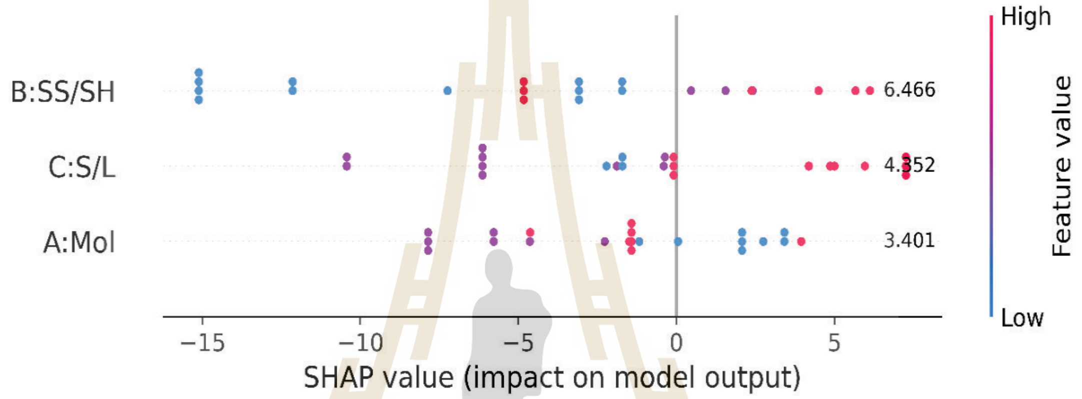


รูปที่ 4.22 ความสำคัญของลักษณะ SHAP ของปัจจัยจีโอโพลิเมอร์มทาคาโอลิน

การจัดอันดับความสำคัญของตัวแปรด้วยค่า SHAP ที่แสดงในรูปที่ 4.22 พบว่าตัวแปร B มีค่า SHAP เฉลี่ยแบบค่าสัมบูรณ์สูงที่สุด รองลงมาคือ C และ A การจัดอันดับนี้แสดงให้เห็นว่า B เป็นตัวทำนายที่มีอิทธิพลมากที่สุดต่อผลลัพธ์ของโมเดลในการคาดการณ์ค่ากำลังอัด ดังนั้น การเปลี่ยนแปลงของตัวแปร B คาดว่าจะทำให้ค่ากำลังอัดที่โมเดลทำนายมีการเปลี่ยนแปลงมากกว่าการเปลี่ยนแปลงในปริมาณเท่ากันของตัวแปร C หรือ A แม้ว่า C และ A จะมีผลต่อการทำนายเช่นกัน แต่ผลกระทบมีขนาดเล็กกว่าเมื่อเทียบกับ B

4.2.10 แผนภาพ SHAP

SHAP แสดงให้เห็นว่าตัวแปรอินพุตแต่ละตัวมีอิทธิพลต่อค่ากำลังอัดที่ทำนายได้อย่างไรในทุกตัวอย่างข้อมูล โดยแต่ละจุด แทนค่าของ SHAP สำหรับตัวแปรและข้อมูลเฉพาะหนึ่งรายการ สีของจุดแสดงถึงค่าของตัวแปร ในขณะที่ตำแหน่งตามแกน X แสดงทิศทางและขนาดของผลกระทบที่มีต่อการทำนาย

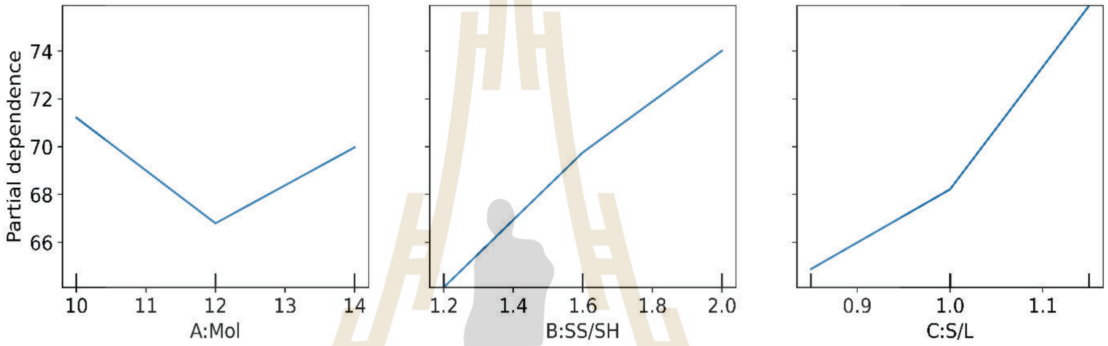


รูปที่ 4.23 กราฟ SHAP พร้อมค่า SHAP เฉลี่ย

ดังที่แสดงในรูปที่ 4.23 กราฟ SHAP พร้อมค่า SHAP เฉลี่ย แสดงให้เห็นว่าปัจจัยที่มีอิทธิพลมากที่สุดคือ B รองลงมาคือ C และ A การกระจายตัวของค่า SHAP สำหรับ B ที่กว้างทั้งในทิศทางบวกและลบ สะท้อนให้เห็นถึงผลกระทบที่มีความรุนแรงและขึ้นอยู่กับบริบทต่อค่ากำลังอัดที่ทำนายได้ ในทางตรงกันข้าม C แสดงการกระจายตัวที่แคบกว่าและใกล้ศูนย์มากกว่า บ่งบอกถึงอิทธิพลในระดับปานกลาง สำหรับ A พบรูปแบบที่ชัดเจนว่าค่าความเข้มข้นโมลาลิตี้ (molarity) ที่สูงขึ้น (จุดสีแดง) มีแนวโน้มที่จะให้ค่า SHAP เป็นลบ ซึ่งบ่งชี้ว่าการเพิ่มความเข้มข้นของ NaOH โดยทั่วไปทำให้ค่ากำลังอัดลดลง

4.2.11 ค่าความแข็งแรงที่มีผลในแต่ละตัวแปร

เพื่อทำความเข้าใจเชิงลึกว่าตัวแปรสำคัญมีผลต่อการทำนายค่ากำลังอัดของโมเดลอย่างไร จึงได้ใช้ทั้ง SHAP summary plot และ Partial Dependence Plot (PDP) ซึ่งทั้งสองวิธีให้ข้อมูลเชิงลึกที่เกื้อหนุนกัน โดย SHAP ช่วยอธิบายความสำคัญของตัวแปรและทิศทางของผลกระทบในระดับการทำนายรายตัวอย่าง ในขณะที่ PDP แสดงผลกระทบเชิงส่วนเพิ่ม (marginal effect) ของแต่ละตัวแปรต่อค่าทำนายเฉลี่ยของโมเดลเมื่อค่าของตัวแปรนั้นเปลี่ยนไป โดยตรึงค่าตัวแปรอื่นไว้คงที่



รูปที่ 4.24 ความแข็งแรงที่มีผลในแต่ละตัวแปร

ผลการวิเคราะห์ด้วย ค่าความแข็งแรงที่มีผลในแต่ละตัวแปรในรูปที่ 4.24 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอินพุตหลักกับค่ากำลังอัดที่โมเดลทำนาย โดยตรึงค่าตัวแปรอื่นให้คงที่ พบว่า B:SS/SH แสดงแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องเมื่อค่า B สูงขึ้น สะท้อนให้เห็นถึงบทบาทสำคัญของสัดส่วน Sodium silicate ต่อ Sodium hydroxide ต่อการเพิ่มประสิทธิภาพปฏิกิริยา Geopolymerization และการเสริมความแข็งแรงของโครงสร้างเจล N-A-S-H ขณะที่ C:S/L แสดงความสัมพันธ์เชิงบวกเช่นกัน แม้ความชันจะน้อยกว่า โดยบ่งชี้ว่าการเพิ่มอัตราส่วนของของแข็งต่อน้ำส่งผลให้กำลังอัดสูงขึ้นอย่างค่อยเป็นค่อยไป สำหรับ A:Mol พบความสัมพันธ์ที่เป็นรูปตัววี โดยมีค่ากำลังอัดต่ำสุดราวช่วง 12 โมล จากนั้นเพิ่มขึ้นเล็กน้อย แสดงให้เห็นว่าความเข้มข้นของ NaOH มีผลกระทบทั้งในเชิงบวกและลบต่อกระบวนการละลายซิลิกาและอะลูมินาในปฏิกิริยา ทั้งนี้ เมื่อพิจารณาร่วมกับผล SHAP จะช่วยยืนยันลักษณะและทิศทางของผลกระทบของแต่ละตัวแปรได้อย่างชัดเจน ซึ่งมีความสำคัญต่อการกำหนดสูตรผสมและการปรับปรุง ส่วนผสมเพื่อเพิ่มสมบัติเชิงกลของจีโอโพลิเมอร์ ในการวิจัยและการใช้งานจริง

4.3 การพยากรณ์กำลังรับแรงอัดของคอนกรีตจีโอโพลิเมอร์ใช้การเรียนรู้ของเครื่อง

การวิเคราะห์ประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง จำนวนห้าแบบ ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression - Li), Random Forest (RF), AdaBoost, K-Nearest Neighbors (KNN) และ Support Vector Regression (SVR) ในการพยากรณ์ค่ากำลังอัดอายุ 7 วันของคอนกรีตจีโอโพลิเมอร์ โดยใช้ข้อมูลทดลองจากสูตรผสม 4 ชุด ซึ่งประกอบด้วยตัวแปรอิสระ 3 ตัวใน 3 ระดับ โดยกำหนดค่าพารามิเตอร์ของการเรียนรู้ของเครื่องในแต่ละวิธีดังนี้

ตาราง 4.3 พารามิเตอร์ในการใช้ทำนายผล

Models	Hyperparameters
Linear Regression (LR)	LinearRegression()
K-NearestNeighbors (KNN)	KNeighborsRegressor(n_neighbors=13)
Support Vector Regression (SVR)	SVR(kernel='rbf', C=10, gamma='scale', epsilon=0.1)
Random Forest (RF)	RandomForestRegressor(n_estimators=16, random_state=1)
Gradient Boosting (GB)	GradientBoostingRegressor(n_estimators=30, learning_rate=0.1, max_depth=3, random_state=42)
Bagging Regression (BR)	BaggingRegressor(base_estimator=RandomForestRegressor(n_estimators=12), random_state=1)

4.3.1 การตรวจสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยวิธี K-Fold Cross Validation

K-Fold Cross-Validation เป็นเทคนิคการสุ่มตัวอย่างซ้ำ ที่ใช้เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองต่าง ๆ โดยแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น K กลุ่มย่อย หรือที่เรียกว่า "folds" เพื่อให้ได้การประเมินที่น่าเชื่อถือมากขึ้น ส่วนนี้แสดงผลลัพธ์ของการใช้ K-Fold Cross-Validation กับแบบจำลองทั้ง 5 แบบ โดยในกรณีนี้ ชุดข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 10 folds เพื่อใช้ในกระบวนการตรวจสอบแบบไขว้ผลลัพธ์ของ K-Fold Cross-Validation มักจะถูกนำมาเฉลี่ยเพื่อให้ได้ค่าตัวชี้วัดประสิทธิภาพเพียงค่าเดียว ซึ่งช่วยลดอคติที่อาจเกิดขึ้นจากการแบ่งข้อมูลเป็นชุดฝึกและชุดทดสอบเพียงครั้งเดียว ตารางที่แสดงประกอบด้วยค่าต่าง ๆ ที่ได้จากการตรวจสอบแบบจำลองแต่ละตัวด้วย K-Fold Cross-Validation โดยในแต่ละกลุ่ม จะถูกทดสอบและให้คะแนนด้วยตัวชี้วัดต่าง ๆ เช่น ค่า R^2 ค่าดังกล่าวมีประโยชน์ในการประเมินความทนทาน และความสามารถในการกระจายของแบบจำลองกับชุดข้อมูลย่อยจากผลลัพธ์ของการตรวจสอบแบบ K-Fold Cross Validation มักจะถูกนำมาเฉลี่ยเพื่อให้ได้ค่าตัวชี้วัดประสิทธิภาพเพียงค่าเดียว ซึ่งช่วยลดอคติที่อาจเกิดขึ้นหากใช้การแบ่งชุดข้อมูลเป็นชุดฝึกและชุดทดสอบเพียงครั้งเดียว

การประเมินประสิทธิภาพของโมเดลการเรียนรู้ของเครื่อง 6 รูปแบบ ได้แก่ Linear Regression (Li), Random Forest (RF), K-Nearest Neighbors (KNN), Support Vector Regression (SVR), Bagging (BG), และ Gradient Boosting (GB) โดยใช้เทคนิค K-Fold Cross-Validation (k = 10) เพื่อให้ได้ค่าความแม่นยำที่เสถียรและลดการลำเอียงจากการสุ่มแบ่งข้อมูลค่าที่แสดงในแต่ละเซลล์คาดว่าเป็น R^2 หรือ ค่าความแม่นยำของโมเดล เมื่อมีค่าเข้าใกล้ 1 โดยในแต่ละ กลุ่มจะถูกทดสอบและให้คะแนนตามตัวชี้วัด เช่น ค่า R^2 สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ค่าต่าง ๆ เหล่านี้ช่วยในการประเมินความทนทานของแบบจำลองและความสามารถในการทั่วไปกับชุดข้อมูลย่อยต่าง ๆ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

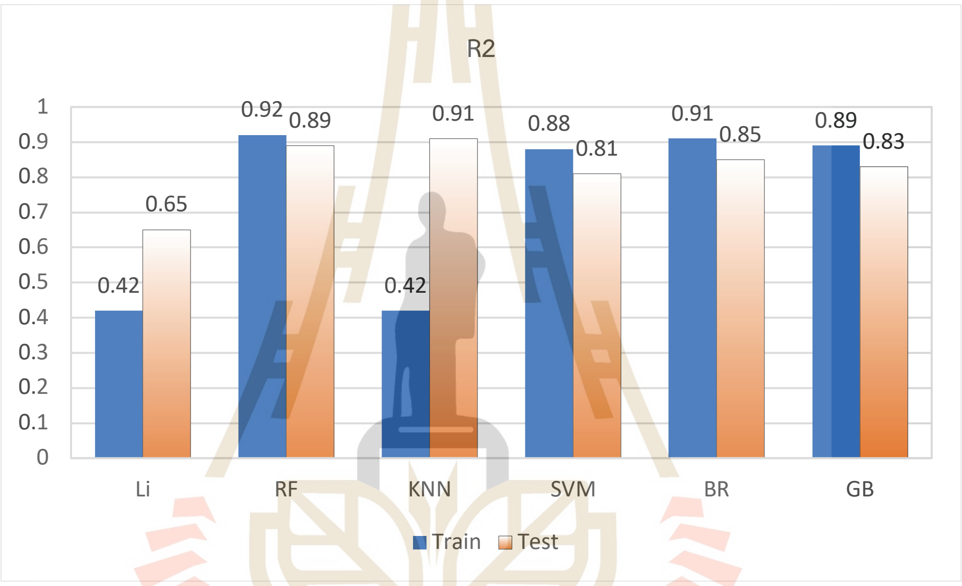
ตารางที่ 4.4 การตรวจสอบ K-fold ด้วย R^2

K-Fold	LR	RF	KNN	SVR	BR	GB
1	0.2263	0.7644	0.7580	0.5389	0.7214	0.7057
2	0.1484	0.9400	0.9326	0.6587	0.8646	0.7818
3	0.6965	0.8366	0.8177	0.8539	0.9043	0.9478
4	0.3385	0.8069	0.8170	0.5093	0.7145	0.7746
5	0.1605	0.8857	0.8975	0.7556	0.9215	0.8663
6	0.2174	0.6917	0.7121	0.4830	0.6197	0.5781
7	0.5192	0.7021	0.8179	0.7534	0.7708	0.7457
8	0.3940	0.8902	0.8987	0.6815	0.8815	0.8234
9	0.2795	0.8831	0.8386	0.6990	0.8707	0.8612
10	0.3372	0.8986	0.8853	0.7103	0.8934	0.8954

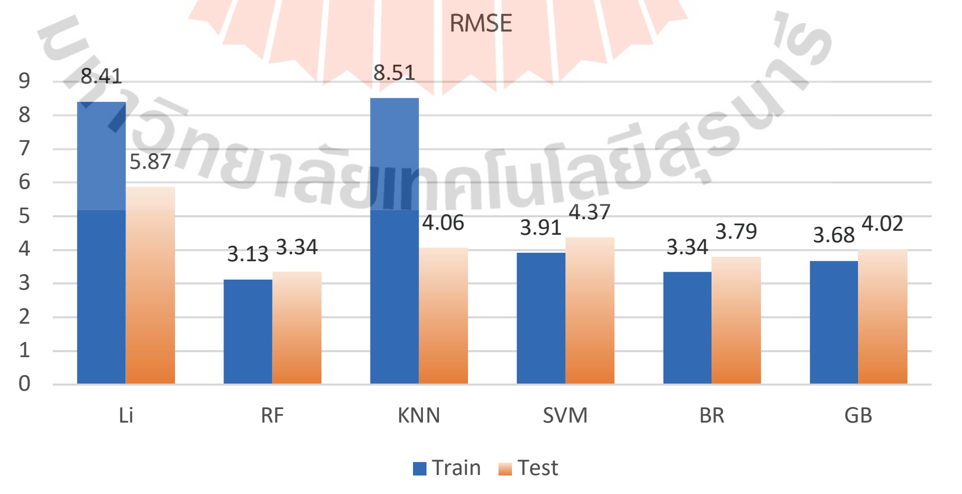
ตารางที่ 4.4 แสดงค่าคะแนน R^2 จากการใช้ K-fold cross-validation สำหรับโมเดลต่างๆ เช่น LR, RF, KNN, SVR, BR, และ GB โดยแต่ละรอบการทดสอบและการให้คะแนนจะถูกทำซ้ำในแต่ละ fold ผลการทดสอบแสดงให้เห็นถึงความแปรปรวนที่กว้างในค่า R^2 ของโมเดลบางตัว เช่น Linear Regression (LR) และ Support Vector Regression (SVR) ซึ่งมีความไวต่อความแปรปรวนของข้อมูลฝึกอย่างมาก โดยเฉพาะ LR ซึ่งสมมุติว่าความสัมพันธ์เป็นเชิงเส้นจึงไม่เหมาะสมสำหรับการจับความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้นที่พบในข้อมูล ขณะที่ SVR มีความไวสูงต่อพารามิเตอร์ที่ปรับแต่งและการปรับขนาดคุณสมบัติอินพุต จึงมักพบปัญหากับชุดข้อมูลที่เล็กหรือไม่สมดุล ซึ่งทำให้เกิดการทำนายที่ไม่เหมาะสม ขึ้นอยู่กับการกระจายของข้อมูลในแต่ละ กลุ่ม ในทางกลับกัน โมเดลชุดรวม เช่น Random Forest (RF), Boosted Regression (BR) และ Gradient Boosting (GB) สามารถรักษาค่า R^2 ที่สูงและคงที่มากกว่า ซึ่งบ่งชี้ถึงความแข็งแกร่งและความทนทานต่ออคติจากการสุ่มตัวอย่าง ผลลัพธ์เหล่านี้เน้นย้ำความสำคัญของการใช้ การออกแบบการทดลองที่มีโครงสร้าง หรือ วิธีการสุ่มแบบแบ่งชั้น เพื่อให้มั่นใจว่าข้อมูลที่ใช้ในการฝึกอบรมมีความเป็นตัวแทนที่ดีของข้อมูลทั้งหมด ซึ่งจะช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือและประสิทธิภาพในการทำนายของโมเดล

4.3.2 การประเมินเปรียบเทียบแบบจำลอง

มีการประเมินเปรียบเทียบโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องทั้งหก ได้แก่ Linear Regression (Li), Random Forest (RF), K-Nearest Neighbors (KNN), Bagging Regression(BR), Gradient boosting (GB) และ Support Vector Regression (SVR) โดยใช้ค่าตัวชี้วัด R^2 และ RMSE เพื่อวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ค่ากำลังอัดของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิต ค่า R^2 และ RMSE ที่ได้จากชุดข้อมูลฝึกสอน และทดสอบ แสดงให้เห็นถึงความสามารถของโมเดลแต่ละตัวในการทำนายผลได้อย่างแม่นยำ



รูปที่ 4.25 การเปรียบเทียบการทำนายความแข็งแรงของแรงอัดด้วย R^2

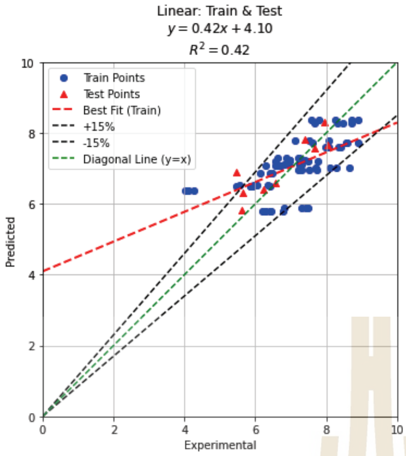


รูปที่ 4.26 การเปรียบเทียบการทำนายความแข็งแรงของแรงอัดด้วย RMSE

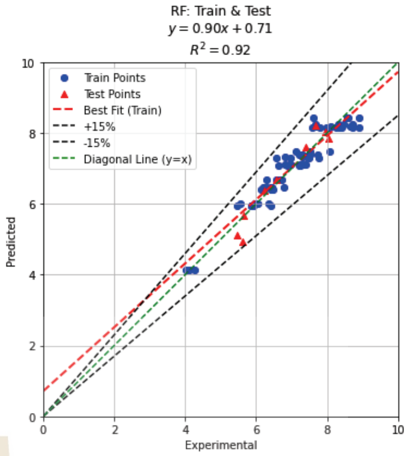
จากผลการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของโมเดลในการพยากรณ์ค่าความต้านแรงอัดของจีโอโพลิเมอร์โดยใช้ตัวชี้วัด R^2 และ RMSE พบว่า RF และ BR แสดงผลลัพธ์ที่แม่นยำและมีความสม่ำเสมอสูงที่สุด โดย RF ให้ค่า R^2 ในชุด อบรม และชุดทดสอบ เท่ากับ 0.92 และ 0.89 ตามลำดับ และค่า RMSE ต่ำที่สุดที่ 3.13 ชุดฝึกอบรม และ 3.34 ในข้อมูลการทดสอบ แสดงถึงความสามารถในการทำนายผลได้ดี ในขณะที่ Gradient Boosting (GB) ก็มีประสิทธิภาพสูง โดยค่า R^2 ใน ข้อมูลทดสอบ เท่ากับ 0.83 และ RMSE อยู่ในระดับต่ำเช่นกัน สอดคล้องกับ BR ที่มีค่า R^2 และ RMSE ใกล้เคียงกัน แสดงถึงความแม่นยำและเสถียรภาพของโมเดลแบบ ensemble learning ในทางกลับกัน โมเดล Li และ KNN ให้ผลลัพธ์ที่ต่ำที่สุด โดย Li มีค่า R^2 ต่ำมากทั้งใน ชุดการอบรม (0.42) และ ชุดทดสอบ (0.65) พร้อมค่า RMSE สูงสุดที่ 8.41 และ 5.87 ขณะที่ KNN แสดงอาการ การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป ชัดเจน (R^2 = 0.91 สำหรับ ชุดการอบรม แต่เพียง 0.42 สำหรับ ชุดทดสอบ และมี RMSE สูงถึง 8.51 สำหรับ การอบรม ซึ่งแสดงถึงการเรียนรู้เฉพาะข้อมูลฝึก โดยไม่สามารถประมวลผลข้อมูลใหม่ได้ดี ดังนั้นจึงสรุปได้ว่า RF, BR และ GB เป็นโมเดลที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ค่าความต้านแรงอัดของจีโอโพลิเมอร์จากข้อมูลการทดลอง โมเดลแบบ Ensemble อย่าง RF และ BR มีประสิทธิภาพเหนือกว่าในด้านความแม่นยำและการลดความคลาดเคลื่อน ซึ่งชี้ให้เห็นถึงความแข็งแกร่งของโมเดลในการพยากรณ์ค่ากำลังอัดของจีโอโพลิเมอร์

4.3.3 การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองเพื่อทำนายความแข็งแรงของแรงอัด

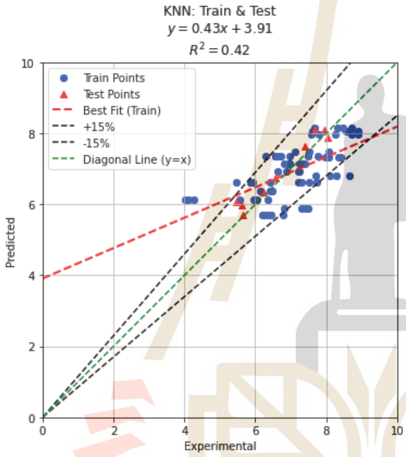
ประสิทธิภาพของโมเดล ได้รับการประเมินโดยเปรียบเทียบค่ากำลังอัดที่ได้จากการทดลองกับค่าที่โมเดลทำนาย ประสิทธิภาพของแต่ละโมเดลแสดงในรูปแบบ กราฟกระจาย (scatter plots) สำหรับข้อมูลชุดฝึก และชุดทดสอบ พร้อมเส้นค่าจริงและค่าการทำนาย และขอบเขตความเบี่ยงเบน ±15% เพื่อแสดงระดับความแม่นยำ กราฟกระจายแต่ละภาพแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่ากำลังอัดที่ได้จากการทดลองกับค่าที่คาดการณ์ได้จากโมเดล สำหรับทั้งชุดข้อมูลฝึกและทดสอบ เพื่อประเมินว่าแต่ละโมเดลสามารถพยากรณ์ค่ากำลังอัดได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากน้อยเพียงใด วงกลมสีน้ำเงินแสดงถึงค่าที่โมเดลทำนายจากชุดข้อมูลฝึก ส่วนสามเหลี่ยมสีแดงแสดงค่าที่โมเดลทำนายจากชุดข้อมูลทดสอบ เส้นประสีดำแสดงเส้นการถดถอยเชิงเส้น สำหรับชุดฝึก ขณะที่เส้นประสีเขียวแสดงเส้นอ้างอิงในอุดมคติที่ค่าทำนายเท่ากับค่าทดลองจริง ($y = x$) เส้นจุดสีดำกำหนดขอบเขตความคลาดเคลื่อน ±15% รอบเส้นอ้างอิง ซึ่งใช้เป็นช่วงค่าความแม่นยำที่ยอมรับได้ หากจุดข้อมูลส่วนใหญ่อยู่ใกล้เส้นสีเขียวและอยู่ภายในขอบเขต ±15% จะถือว่าโมเดลมีความแม่นยำสูงและมีความสามารถในการทำนายที่ดี



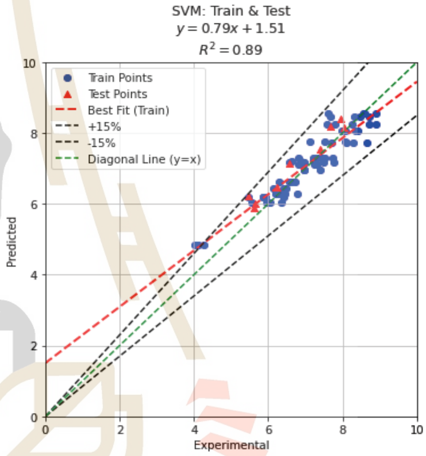
(ก)



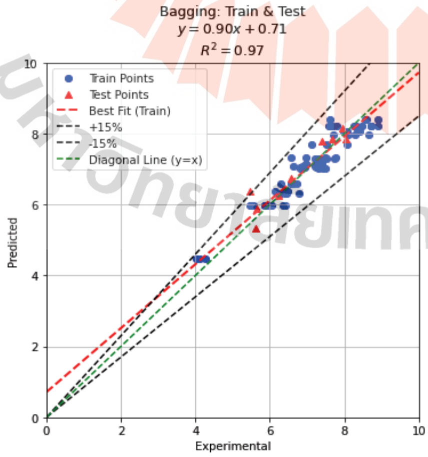
(ข)



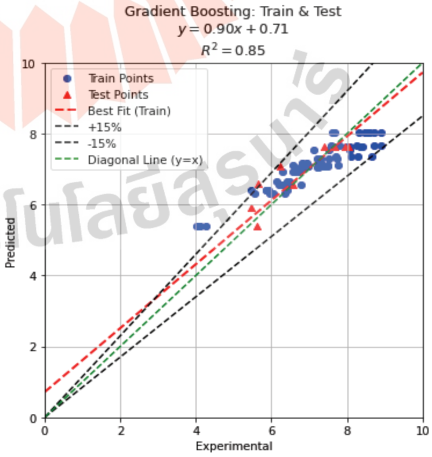
(ค)



(ง)



(จ)



(ฉ)

รูปที่ 4.27 การทำนายความแข็งแรงของแรงอัดด้วยแบบจำลองเปรียบเทียบ 6 โมเดล

รูปที่ 4.27 (ก) โมเดล KNN และ Li มีค่าความแม่นยำต่ำ (R^2 = 0.42) โดยเส้นการถดถอยมีความชันต่ำ แสดงถึงความสัมพันธ์กับข้อมูลจริงที่น้อย และมักจะทำนายกำลังอัดที่สูงได้ต่ำกว่าความเป็นจริง 4.27 (ข) โมเดล RF มีประสิทธิภาพสูง โดยได้ค่า R^2 = 0.92 และสมการการถดถอยคือ $y = 0.90x + 0.71$ ค่าทำนายส่วนใหญ่อยู่ในช่วง ±15% แสดงถึงความแม่นยำและการใช้งานได้ดีทั้งในชุดฝึกและทดสอบรูปที่ 4.27 (ค) และ (ง): โมเดล KNN ได้ค่า R^2 = 0.42 และ SVM ก็มีประสิทธิภาพดี โดยได้ R^2 = 0.88 และ 0.89 ตามลำดับ รูปที่ 4.27 (จ) และ (ฉ) Bagging มีประสิทธิภาพสูงสุดให้สมการ $y = 0.90x + 0.71$ ส่วน BG ได้ $y = 0.90x + 0.71$ โดยได้ R^2 = 0.97 และ 0.85 ตามลำดับ ทั้งสองโมเดลให้ค่าทำนายใกล้เส้นอุดมคติ $y = x$ และมีการเบี่ยงเบนเพียงเล็กน้อย โมเดลแบบรวม เช่น RF และ BR แสดงความแม่นยำในการทำนายได้ดีกว่าโมเดลที่ไม่ใช่แบบรวม อย่างชัดเจน โดย BR เป็นโมเดลที่แม่นยำและเชื่อถือได้มากที่สุดสำหรับการทำนายกำลังอัดในชุดข้อมูลนี้ การวิเคราะห์ด้วยกราฟกระจาย (Scatter plot) แสดงให้เห็นว่าผลการพยากรณ์จาก RF และ BR มีแนวโน้มใกล้เคียงกับค่าจากการทดลองจริง โดยจุดข้อมูลส่วนใหญ่อยู่ในช่วงค่าคลาดเคลื่อน ±15% ผลลัพธ์เหล่านี้ยืนยันว่าอัลกอริธึม RF และ BR ให้ประสิทธิภาพที่ดีในการพยากรณ์ค่ากำลังอัดของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิต

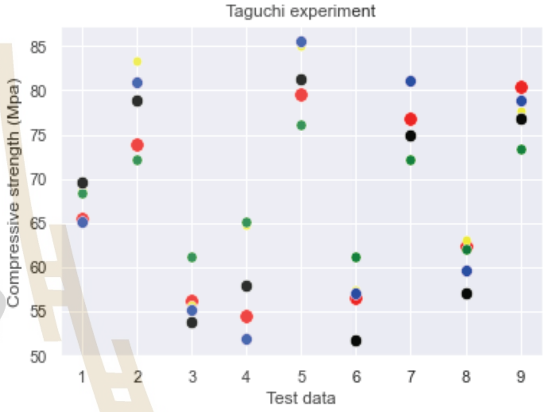
ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าโมเดลการเรียนรู้ของเครื่อง มีความแตกต่างกันอย่างมากในการทำนายค่ากำลังอัดของจีโอโพลิเมอร์คอนกรีตที่อายุ 7 วัน โดยโมเดลที่ไม่ใช่เชิงเส้น สามารถจับรูปแบบข้อมูลที่ซับซ้อนได้ดีกว่าโมเดลเชิงเส้น ดังนั้น การเลือกใช้โมเดลที่เหมาะสมกับลักษณะของการทดลองจึงเป็นสิ่งสำคัญในการเพิ่มความแม่นยำของการทำนาย ในบรรดาโมเดลทั้งหมด RF และ BR แสดงผลการทำนายได้ดีที่สุด โดยที่ RF มีค่า RMSE ต่ำที่สุด และให้ผลทำนายที่แม่นยำที่สุดภายในช่วงความคลาดเคลื่อน ±15% จากค่าจริง การวิเคราะห์แผนภาพกระจาย ยังยืนยันว่าโมเดล RF และ BR สามารถจับแนวโน้มของข้อมูลทดลองได้อย่างแม่นยำ โดยมีค่าคลาดเคลื่อนเพียงเล็กน้อย แสดงถึงความสำคัญของการใช้ อัลกอริธึมขั้นสูง เพื่อการทำนายที่แม่นยำ และแนะนำว่าโมเดลแบบ ensemble เหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับการใช้งานที่เกี่ยวข้องกับพฤติกรรมวัสดุที่ซับซ้อน เช่นในกรณีของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิต

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

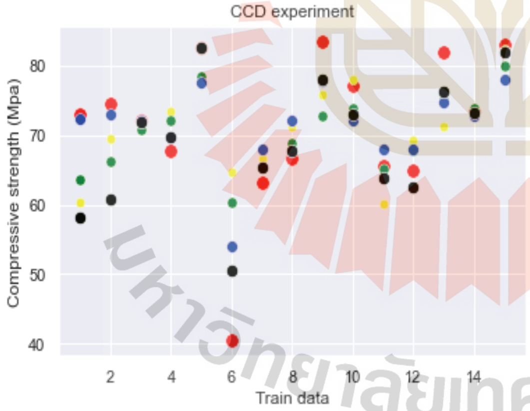
4.4 การสร้าง Bagging Model โดยใช้การออกแบบการทดลอง

การสร้าง Bagging Model โดยใช้การออกแบบการทดลองโดยใช้การออกแบบ 3 แบบ ได้แก่ Taguchi ซึ่งมีจำนวนข้อมูล 9 จุด, แบบ CCD จำนวน 15 จุด และแบบผสม Taguchi-CCD จำนวน 18 จุด จะถูกดำเนินการ โดยการวิเคราะห์จะมุ่งเน้นไปที่ความสามารถของแต่ละโมเดลในการพยากรณ์ค่าตัวแปรกำลังอัด โดยใช้ชุดข้อมูลสำหรับการฝึกฝนและชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบโดยแต่ละจุดจะทำชิ้นงานขึ้นมา 4 ชิ้น และหาค่าเฉลี่ย

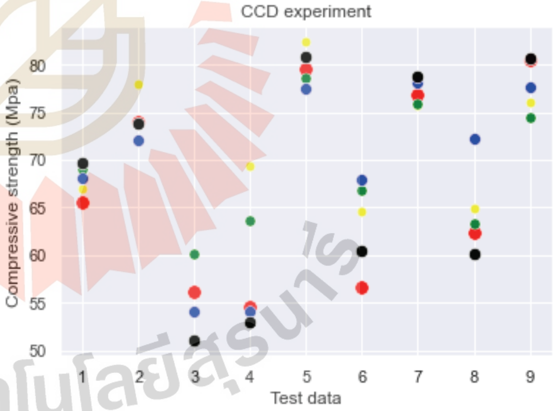
(ก)



(ข)

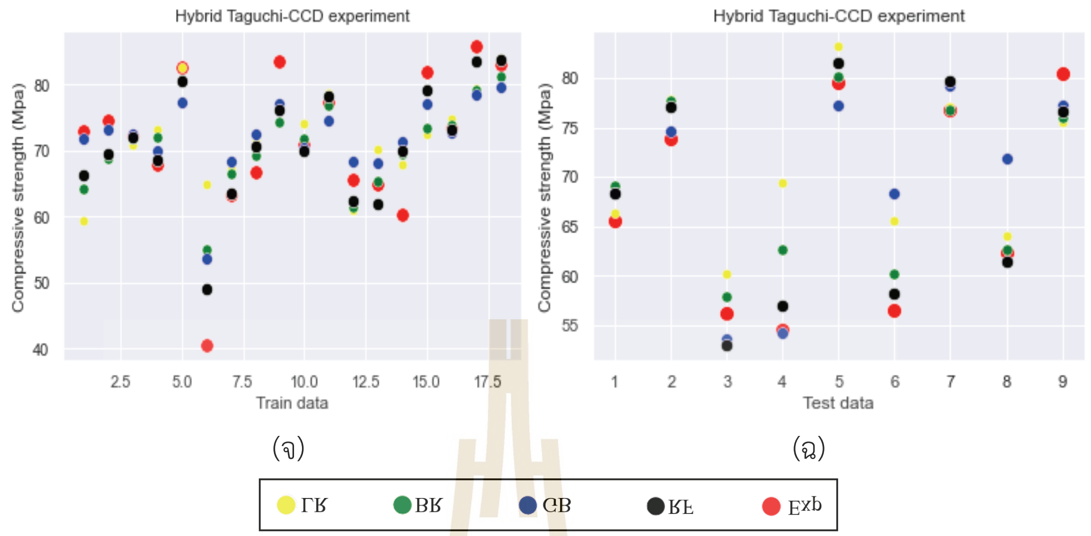


(ค)



(ง)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



รูปที่ 4.28. การทำนายความแข็งแรงอัดด้วยการออกแบบการทดลอง (ก) การออกแบบแบบ Taguchi ของชุดรถไฟ; (ข) การออกแบบแบบ Taguchi ของชุดทดสอบ; (ค) CCD ของชุดรถไฟ; (ง) CCD ของชุดทดสอบ (จ) Taguchi-CCD แบบไฮบริดของชุดรถไฟ (ฉ) Taguchi-CCD แบบไฮบริดของชุดทดสอบ

แนวโน้มของค่าการพยากรณ์ค่าตัวแปรกำลังอัด ในแต่ละโมเดล ในรูปที่ 4.28.(ก) การออกแบบการทดลองแบบทากุจิข้อมูลการอบรม สร้างโมเดล Linear Regression (LR) แสดงประสิทธิภาพในระดับปานกลาง ขณะที่โมเดล Bagging Regression (BR) มีประสิทธิภาพดีกว่า LR ที่เป็นการทำนายแบบเส้นตรง โมเดล Gradient Boosting (GB) แสดงผลลัพธ์โดยรวมที่ดี แม้จะมีบางช่วงที่ผลการพยากรณ์ลดลงบ้าง ในทางตรงกันข้าม Random Forest (RF) มีความเสถียรน้อยกว่า แต่ยังคงแสดงถึงความน่าเชื่อถือในการพยากรณ์ ในรูปที่ 4.28(ข) ข้อมูลการทดสอบโมเดล LR มีความแปรปรวนบ้าง แต่ก็แสดงผลการพยากรณ์ที่ดีขึ้นในบางกรณี โมเดล BR มีความสม่ำเสมอมากกว่าและแสดงถึงการพยากรณ์ที่เชื่อถือได้ GB ยังคงแสดงประสิทธิภาพที่ดีอย่างต่อเนื่อง โดยผลการทดสอบแสดงแนวโน้มที่ดีกว่าชุดฝึกเล็กน้อย ในขณะที่ RF มีประสิทธิภาพดีขึ้นในกรณีนี้ แสดงให้เห็นถึงความเสถียรในการพยากรณ์ในหลายกรณี ในรูปที่ 4.28(ค) การออกแบบการทดลองแบบประสมส่วนกลาง โมเดล LR ยังคงแสดงประสิทธิภาพระดับปานกลาง แม้ว่าจะมีความเสถียรในระดับหนึ่ง แต่ก็ยังพบความแปรปรวนอยู่บ้าง โมเดล BR แสดงความสม่ำเสมอที่ดีกว่า พร้อมทั้งมีความสามารถในการทั่วไปและความแม่นยำที่สูงกว่า LR ขณะที่ GB มีแนวโน้มการทำงานคล้ายกับ BR โดยแสดงผลลัพธ์ที่มีเสถียรภาพในหลายจุดข้อมูล RF มีความสม่ำเสมอมากขึ้นและให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าเมื่อเทียบกับผลการทดลองในแบบ ทากุจิ ในรูปที่ 4.28(ง) โมเดล LR แสดงความสม่ำเสมอที่ดีขึ้นในชุดข้อมูลทดสอบ โมเดล BR มีประสิทธิภาพดี แสดงถึงความสามารถในการทั่วไปที่มีประสิทธิภาพจากชุดฝึกสู่ชุด

ทดสอบ GB มีผลลัพธ์ใกล้เคียงกับ BR โดยแสดงผลลัพธ์ที่มีเสถียรภาพแม้จะมีความแปรปรวนในบางกรณีก็ตาม ในรูปที่ 4.28(จ) การออกแบบการทดลอง แบบ HTC โมเดล LR มีช่วงการพยากรณ์ที่กว้างขึ้นพร้อมกับผลลัพธ์ที่ดีขึ้นเมื่อมีจำนวนข้อมูลเพิ่มขึ้น แม้จะยังคงพบความแปรปรวนอยู่ก็ตาม โมเดล BR แสดงความเสถียรที่ดีกว่า สะท้อนถึงประสิทธิภาพที่แข็งแกร่งในกรณีส่วนใหญ่ GB แสดงผลการพยากรณ์ที่ดี โดยให้ค่าการพยากรณ์สูงที่สุดเมื่อเทียบกับทุกวิธี แม้ว่าบางกรณียังมีค่าที่ต่ำกว่าอยู่บ้าง RF แสดงความสม่ำเสมอที่ดีขึ้น โดยจำนวนข้อมูลที่มากขึ้นช่วยเพิ่มความเสถียรและประสิทธิภาพของโมเดล ในรูปที่ 4.28(ฉ) โมเดล LR แสดงประสิทธิภาพระดับปานกลางและมีความเสถียรที่ดีขึ้นในการพยากรณ์เมื่อเปรียบเทียบกับกรณีที่มีข้อมูลน้อย โมเดล BR แสดงผลได้ดี สะท้อนถึงความสามารถในการทั่วไปจากชุดฝึก GB มีความสม่ำเสมอในระดับที่ดี พร้อมกับคงความสามารถในการพยากรณ์ที่แข็งแกร่ง RF ก็แสดงผลลัพธ์ที่น่าเชื่อถือ โดยมีความเสถียรเพิ่มขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกับชุดฝึก

4.4.1 การประเมินการทำนายผล

การสร้างโมเดลโดยใช้การทดลองในรูปแบบต่างๆ ในแต่ละจุดจะมีการสร้างชิ้นงานขึ้นมา 4 ชิ้น โดยจะนำทุกค่า ไปสร้างโมเดล ในรูปแบบต่างๆเพื่อ ช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือและความแข็งแกร่งของอัลกอริธึมการเรียนรู้ของเครื่องในการพยากรณ์ค่ากำลังอัดของวัสดุจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิต การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลในการทำนายค่ากำลังอัดได้พิจารณาเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องสามประเภท ได้แก่ Bagging Regression (BR), Gradient Boosting (GB) และ Random Forest (RF) โดยใช้แผนการทดลอง Taguchi, Central Composite Design (CCD) และ Hybrid Taguchi-CCD (HTC) เพื่อสร้างชุดข้อมูลสำหรับการฝึกและการทดสอบในการประเมินโมเดลการทำนายค่ากำลังอัดอย่างมีประสิทธิภาพ

ในการประเมินผลการพยากรณ์ของโมเดล ใช้ตัวชี้วัดหลัก 2 ค่า ได้แก่ ค่ารากของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Square Error: RMSE) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination: R^2) ประสิทธิภาพสูงสุดของอัลกอริธึมการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) ในระยะการฝึกฝน ได้รับการปรับให้เหมาะสมโดยการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นกลุ่มย่อยตามแผนการทดลองแบบ Taguchi, Central Composite Design (CCD) และ Hybrid Taguchi-CCD (HTC) ซึ่งนำไปสู่การได้มาซึ่งชุดข้อมูลที่แตกต่างกันอย่างชัดเจน ทั้งนี้โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องสามประเภท ได้แก่ Bagging Regression (BR), Gradient Boosting (GB) และ Random Forest (RF) ได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้ร่วมกับแผนการทดลองทั้งสามรูปแบบเพื่อประเมินและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละเทคนิคในการพยากรณ์ค่ากำลังอัดของจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิต

ตาราง 4.5 ชุดฝึกอบรมที่มีนัยสำคัญทางสถิติ

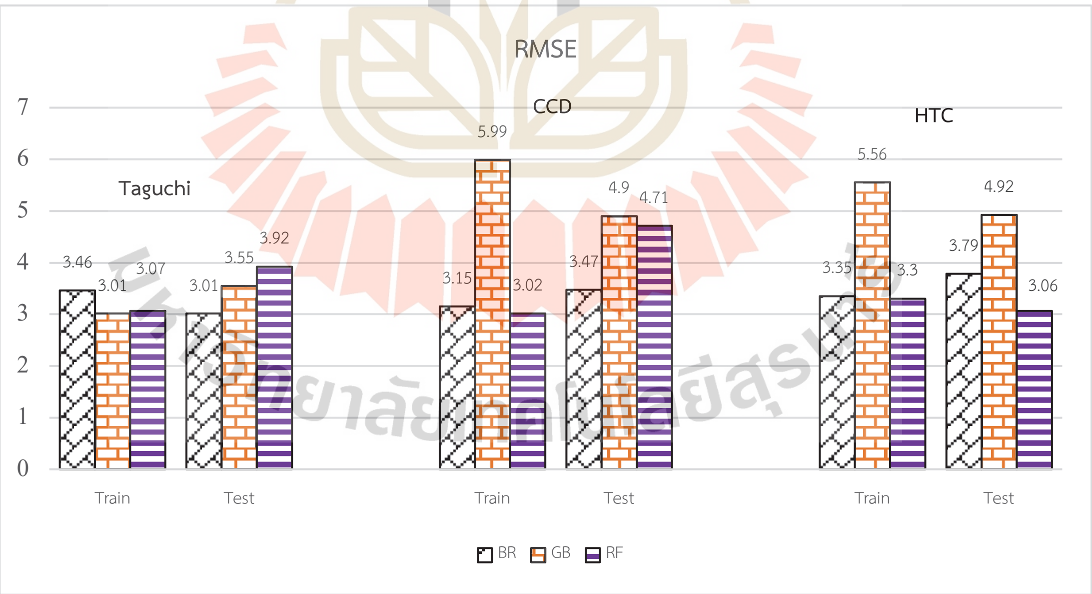
Training data	Method	Model			
		LR	BR	GB	RF
RMSE	Taguchi	9.52	3.46	3.01	3.07
	CCD	8.43	3.15	5.99	3.02
	Hybrid Taguchi-CCD design	8.06	3.35	5.56	3.3
R^2	Taguchi	42.68	91.59	94.87	95.12
	CCD	37.47	91.73	70.13	92.41
	Hybrid Taguchi-CCD design	42.69	90.81	74.62	91.09

ตาราง 4.6 ชุดทดสอบที่มีนัยสำคัญทางสถิติ

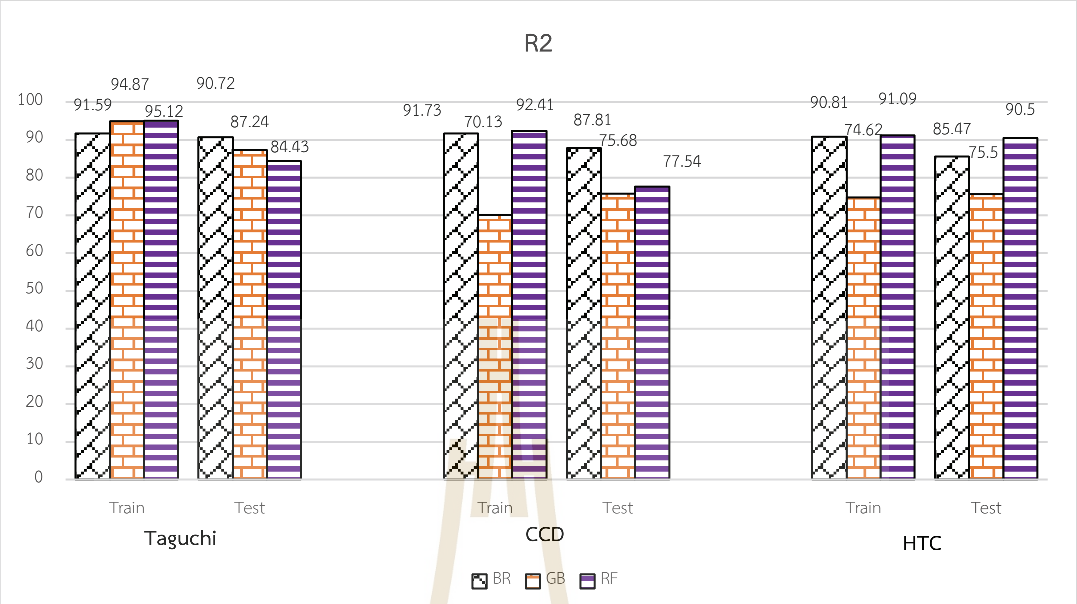
Test data	Method	Model			
		LR	BR	GB	RF
RMSE	Taguchi	5.44	3.01	3.55	3.92
	CCD	7.89	3.47	4.9	4.71
	Hybrid Taguchi-CCD design	6.48	3.79	4.92	3.06
R^2	Taguchi	60.75	90.72	87.24	84.43
	CCD	59.95	87.81	75.68	77.54
	Hybrid Taguchi-CCD design	58.61	85.47	75.50	90.50

จากข้อมูลในตารางที่ ที่ 4.5 และ 4.6 ซึ่งเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดล Linear Regression (LR), Bagging Regression (BR), Gradient Boosting (GB) และ Random Forest (RF) ในการพยากรณ์ค่าความต้านแรงอัดของจีโอโพลิเมอร์ภายใต้การออกแบบการทดลองแบบ Taguchi, CCD และแบบผสม Hybrid Taguchi–CCD พบว่าจากการวิเคราะห์ผลการประเมินโมเดลในแต่ละการออกแบบการทดลอง ได้แก่ Taguchi, Central Composite Design (CCD) และ Hybrid Taguchi–CCD พบว่าโมเดลที่ให้ประสิทธิภาพสูงสุด ค่าความแม่นยำ R^2 สูงที่สุด และค่า

RMSE ต่ำที่สุด ในแต่ละกรณีแตกต่างกันเล็กน้อยตามลักษณะของชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกและทดสอบ ภายใต้การออกแบบแบบ ทากุจิ โมเดล RF แสดงประสิทธิภาพสูงที่สุดในชุดฝึก โดยให้ค่า R^2 สูงถึง 95.12% และค่า RMSE ต่ำที่ 3.07 รองลงมาคือ GB และ BR ซึ่งยังอยู่ในระดับความแม่นยำที่ดี ในขณะที่ในชุดทดสอบ โมเดล BR แสดงผลลัพธ์ดีที่สุด โดยให้ค่า RMSE ต่ำสุดที่ 3.01 และ R^2 สูงถึง 90.72% แสดงถึงความสามารถในการทำนายได้ดี สำหรับการออกแบบแบบ ส่วนประสมกลาง โมเดลที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดในชุดฝึกคือ RF โดยให้ R^2 สูงสุดที่ 92.41% และ RMSE ต่ำสุดที่ 3.02 ในขณะที่ BR ยังคงให้ค่าใกล้เคียง ส่วนในชุดทดสอบ BR ยังคงให้ค่า RMSE ต่ำที่สุด (3.47) และ R^2 สูงที่สุด (87.81%) ในกลุ่มนี้ ในการออกแบบแบบ Hybrid Taguchi–CCD, โมเดลที่ให้ประสิทธิภาพสูงสุดในชุดฝึกยังคงเป็น RF ด้วยค่า R^2 ที่ 91.09% และ RMSE ที่ 3.30 ในชุดทดสอบ RF ยังแสดงผลดีที่สุดเช่นกัน โดยให้ค่า R^2 สูงถึง 90.50% และ RMSE ต่ำที่ 3.06 โมเดล LR แสดงประสิทธิภาพต่ำที่สุดในทุกชุดข้อมูล โดยเฉพาะค่า R^2 ในชุดฝึกอยู่ในช่วง 37.47–42.69% และ RMSE สูงถึง 9.52 (Taguchi) สะท้อนถึงความไม่เหมาะสมของโมเดลเชิงเส้นสำหรับข้อมูลที่มีความซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้น โมเดลแบบรวมได้แก่ BR และ RF มีความแม่นยำและเสถียรมากที่สุดทั้งในชุดฝึก และชุดทดสอบ



รูปที่ 4.29 การทำนายความแข็งแรงของแรงอัด RMSE จากการออกแบบการทดลอง



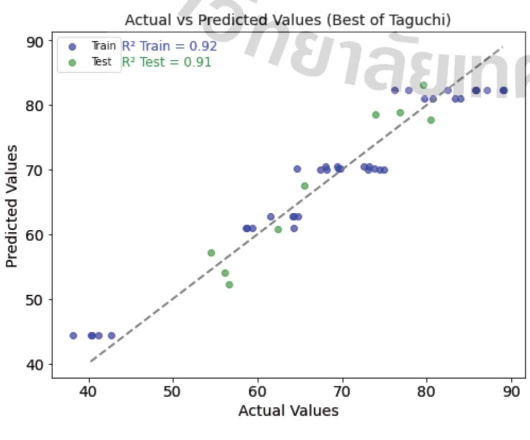
รูปที่ 4.30 การทำนายความแข็งแรงของแรงอัด R^2 จากการออกแบบการทดลอง

เมื่อพิจารณาในรูปแบบกราฟแท่งจะเห็นได้ชัดเจนยิ่งขึ้นจากการประเมินประสิทธิภาพแต่ละโมเดลดำเนินการทั้งในชุดข้อมูลสำหรับการฝึกฝนและชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบ โดยการพิจารณาเลือกโมเดลที่มีประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีที่สุดนั้นอิงจากค่ารากของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (RMSE) ที่ต่ำที่สุด และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) ที่สูงที่สุด ซึ่งสะท้อนถึงความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ที่น้อยที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับโมเดลอื่น ๆ ทั้งนี้ รูปที่ 4.29 และรูปที่ 4.30 แสดงค่า RMSE และค่า R^2 ตามลำดับ สำหรับแผนการทดลองแบบ ทากุจิ พบว่าโมเดล Bagging Regression (BR) แสดงผลลัพธ์ได้ดีที่สุด โดยมีค่า R^2 สูงถึง 91.59% สำหรับชุดฝึก และ 90.72% สำหรับชุดทดสอบ อีกทั้งยังมีค่า RMSE ต่ำที่สุดในชุดทดสอบ ซึ่งแสดงให้เห็นว่า BR เป็นโมเดลที่มีความน่าเชื่อถือและมีประสิทธิภาพสูงสุดภายใต้การออกแบบการทดลองแบบ ทากุจิในกรณีของแผนการทดลองแบบ แบบประสมส่วนกลาง โมเดล BR ยังคงมีประสิทธิภาพเหนือกว่า Gradient Boosting และ Random Forest โดยได้ค่า R^2 สูงถึง 91.73% สำหรับชุดฝึก และ 87.81% สำหรับชุดทดสอบ พร้อมทั้งมีค่า RMSE อยู่ในระดับต่ำทั้งสองชุดข้อมูล แสดงให้เห็นว่า BR เป็นโมเดลที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการออกแบบแบบ ส่วนประสมกลาง สำหรับแผนการทดลองแบบ Hybrid Taguchi-CCD (HTC) พบว่าโมเดล Random Forest (RF) แสดงผลการพยากรณ์ได้เหนือกว่าโมเดลอื่น โดยได้ค่า R^2 สูงถึง 91.09% สำหรับชุดฝึก และ 90.50% สำหรับชุดทดสอบ สะท้อนถึงความแม่นยำและความสามารถในการทั่วไปของโมเดลได้เป็นอย่างดี โดยมีค่า RMSE อยู่ที่ 3.30 สำหรับชุดฝึก และ 3.06 สำหรับชุดทดสอบ ซึ่งอยู่ในระดับต่ำอย่างมีนัยสำคัญ

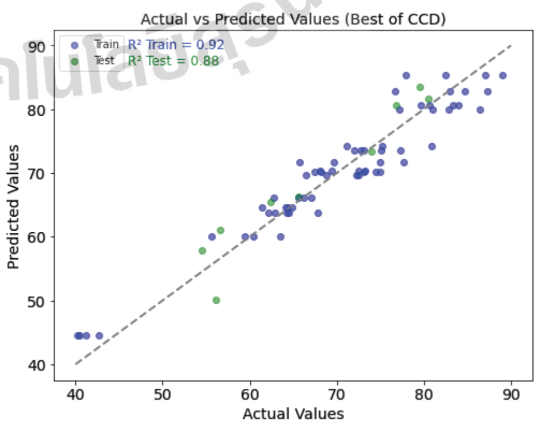
การพยากรณ์จึงเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ จุดทดลองที่กระจายอย่างดีจะเข้ามาแทนที่การสุ่มตัวอย่างแบบสุ่ม ช่วยให้ข้อมูลครอบคลุมมากขึ้นและลดความเสี่ยงในการเกิด การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป การประเมินเปรียบเทียบโดยใช้โมเดล Bagging Regression, Gradient Boosting และ Random Forest แสดงให้เห็นว่า การออกแบบการทดลองแบบไฮบริด Taguchi–CCD ร่วมกับเทคนิค Bagging ให้ค่า RMSE ต่ำที่สุด และค่าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) สูงที่สุด โดยโมเดลให้ค่า RMSE เท่ากับ 3.01, 3.47 และ 3.06 และค่า R^2 เท่ากับ 0.91, 0.88 และ 0.91 สำหรับวิธี ทากุจิ, ส่วนประสมกลาง และไฮบริด Taguchi–CCD ตามลำดับเมื่อทดสอบกับชุดข้อมูลทดสอบ

4.4.2 ประสิทธิภาพของแบบจำลอง

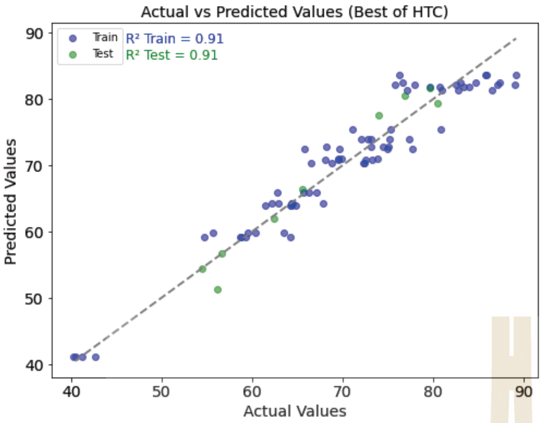
โมเดล BR ที่พัฒนาขึ้นใหม่นี้ ทำหน้าที่สร้างแบบจำลองรวม โดยใช้เทคนิค bagging ซึ่งช่วยเพิ่มทั้งความแข็งแกร่ง และความแม่นยำในการพยากรณ์ค่ากำลังอัดของวัสดุจีโอโพลิเมอร์ที่มีดินขาวเผา เป็นองค์ประกอบหลัก ความสัมพันธ์ระหว่างค่าจริงกับค่าที่โมเดลพยากรณ์ได้ถูกประเมินภายใต้รูปแบบการออกแบบการทดลองที่แตกต่างกัน ซึ่งใช้ในการทำนายค่ากำลังอัด การเปรียบเทียบเหล่านี้ชี้ให้เห็นถึงความสอดคล้องระหว่างค่ากำลังอัดที่พยากรณ์ได้กับค่าจริงภายใต้แต่ละแผนการทดลอง เส้นประทแยงมุมในแต่ละกราฟแสดงถึงกรณีอุดมคติที่ค่าที่พยากรณ์ได้มีค่าเท่ากับค่าจริงโดยสมบูรณ์ จุดข้อมูลที่อยู่ใกล้เส้นนี้มากยิ่งสะท้อนถึงความแม่นยำของการพยากรณ์ที่สูงขึ้น จุดสีน้ำเงินแทนข้อมูลจากชุดฝึก ส่วนจุดสีเขียวแทนข้อมูลจากชุดทดสอบ ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) ที่แสดงในแต่ละรูปภาพ เป็นตัวชี้วัดระดับความสอดคล้องระหว่างค่าที่พยากรณ์ได้กับค่าจริง โดยยิ่งจุดข้อมูลอยู่ใกล้เส้นทแยงมุมมากเท่าใด จะแสดงถึงความสามารถของโมเดลในการประมาณค่าผลการทดลองได้อย่างแม่นยำมากขึ้นตาม

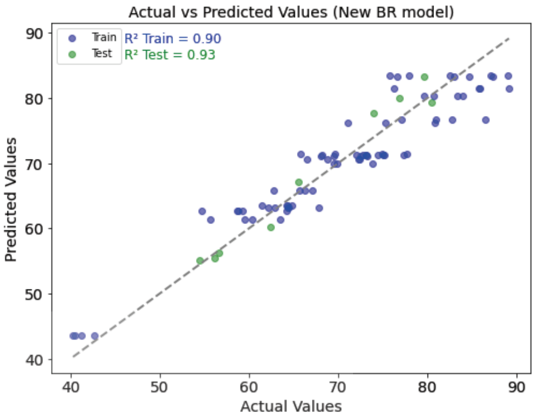


(ก)



(ข)





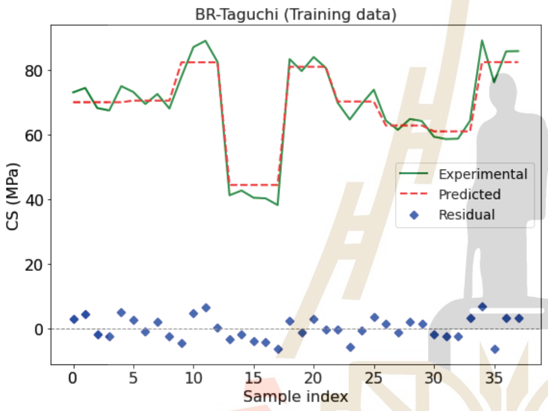
(ค) (ง)

รูปที่ 4.31 แบบจำลองที่ดีที่สุดของความแข็งแรงในการบีบอัดเชิงทดลองเทียบกับที่คาดการณ์ไว้สำหรับวิธีการออกแบบการทดลองต่างๆ: (ก) การออกแบบ Taguchi; (ข) CCD; (ค) HTC; (ง) แบบจำลอง BR ใหม่

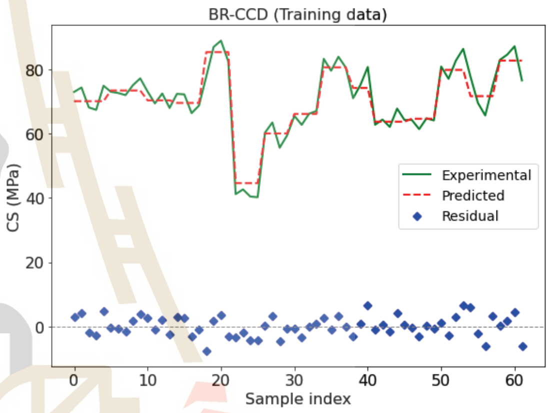
จากรูปที่ 4.31 พบว่าโมเดลการพยากรณ์ทั้งหมดมีความแม่นยำในระดับที่น่าพึงพอใจสำหรับชุดข้อมูลฝึก โดยค่าที่พยากรณ์ได้จากทุกวิธีมีการกระจายตัวอย่างหนาแน่นใกล้กับเส้นทแยงมุมอุดมคติ ทั้งในชุดฝึกและชุดทดสอบ ซึ่งแสดงถึงประสิทธิภาพที่ดีของโมเดลในการจำลองพฤติกรรมของข้อมูล โมเดล New Bagging Regression (New BR) ที่พัฒนาขึ้นใหม่ แสดงประสิทธิภาพสูงสุดเมื่อเทียบกับอีกสามวิธี โดยเฉพาะในชุดข้อมูลทดสอบซึ่งค่าที่พยากรณ์ได้มีความใกล้เคียงกับค่าจริงอย่างมาก หลายจุดอยู่ใกล้เส้นทแยงมุมอุดมคติ บ่งชี้ถึงความสามารถของโมเดลในการพยากรณ์ข้อมูลการทดสอบที่ไม่เคยเห็นมาก่อน การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละแผนการทดลองในการพยากรณ์ค่ากำลังอัด ดำเนินการโดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) สำหรับทั้งชุดฝึกและชุดทดสอบ ซึ่งโมเดล BR ใหม่นั้นให้ค่า R^2 สูงสุดในชุดทดสอบ แสดงถึงสมรรถนะในการสร้างแบบจำลองที่สามารถใช้งานกับข้อมูลใหม่ได้อย่างแม่นยำ แม้ว่าทั้งแผนการทดลองแบบ ทากุจิ และ HTC จะให้ผลลัพธ์ที่ดีและสมดุลกันระหว่างชุดฝึกและทดสอบ แต่แผน HTC แสดงให้เห็นถึงความเสถียรที่มากกว่า ส่วนส่วนประสมกลาง แม้จะให้ค่า R^2 สูงในชุดฝึก แต่ประสิทธิภาพลดลงเล็กน้อยในชุดทดสอบ ดังนั้นโมเดล New BR ที่สร้างขึ้นมาใหม่เป็นแบบจำลองที่มีความแม่นยำที่สุด เมื่อเทียบกับโมเดลทั้งหมดที่นำมารับการทดสอบ

4.4.3 กราฟการเปรียบเทียบการทำนาย

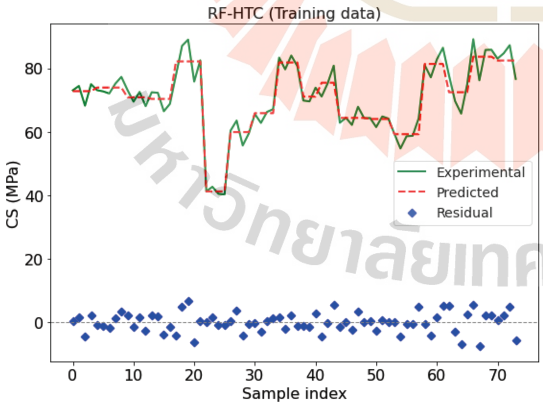
การประเมินความสามารถในการพยากรณ์ภายใต้เงื่อนไขการทดลองเดียวกัน โดยใช้กราฟ การออกแบบการทดลองทั้ง 4 แบบ เพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าที่พยากรณ์ได้ รวมถึงค่าความคลาดเคลื่อนของแต่ละโมเดลในแต่ละชุดข้อมูลในการทำนายค่ากำลังอัด การเปรียบเทียบดังกล่าวช่วยให้สามารถประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ดีที่สุด ในแต่ละแบบ การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์โดยใช้การออกแบบการทดลองที่แตกต่างกันในการฝึกข้อมูล ได้แก่ (ก) การออกแบบ Taguchi (ข) CCD (ค) HTC (ง) แบบจำลอง BR แบบใหม่ โดยใช้ข้อมูลจาก HTC ในแต่ละกราฟจะแสดงค่ากำลังอัดที่ได้จากการทดลองเส้นสีเขียว ค่าที่แบบจำลองทำนายเส้นประสีแดง และค่าความคลาดเคลื่อนจุดสีน้ำเงิน สำหรับแต่ละตัวอย่าง



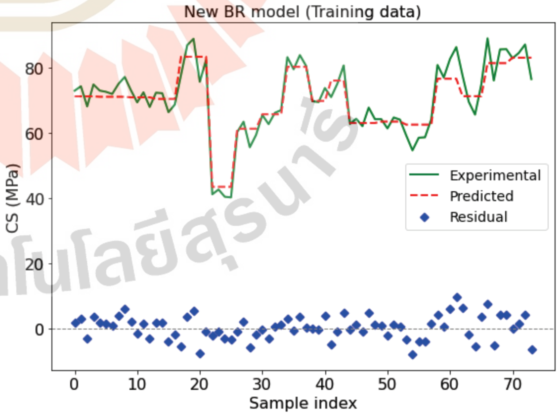
(ก)



(ข)



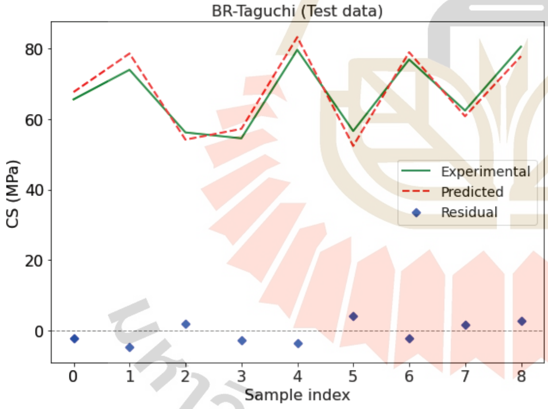
(ค)



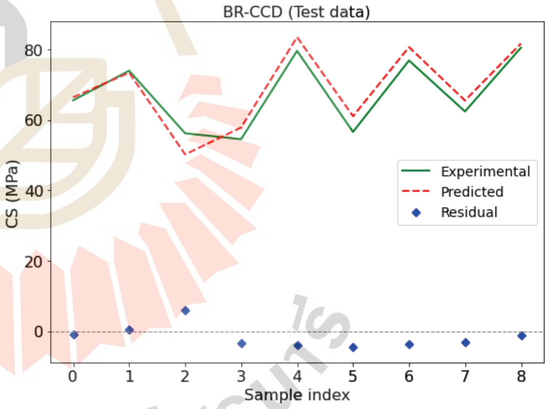
(ง)

รูปที่ 4.32 กราฟเปรียบเทียบผลการทดลองสำหรับแบบจำลองและชุดข้อมูลของข้อมูลรถไฟที่แตกต่างกัน (ก) การออกแบบ Taguchi; (ข) CCD; (ค) HTC; (ง) แบบจำลอง BR ใหม่

ในกรณีการอบรมข้อมูล รูปที่ 4.32 (ก) BR-Taguchi ค่าที่ทำนายมีแนวโน้มใกล้เคียงกับค่าจริง โดยมีความคลาดเคลื่อนเล็กน้อย และ ค่าความคลาดเคลื่อน กระจายอย่างสม่ำเสมอ แสดงถึงการเรียนรู้ที่เหมาะสมกับข้อมูลฝึก แม้จะมีบางจุดที่เกิดการทำนายต่ำหรือสูงกว่าค่าจริงเล็กน้อย สำหรับ รูปที่ 4.32 (ข) BR-CCD BR-CCD ถึงแม้จะมีจำนวนข้อมูลในการทำนายที่เพิ่มขึ้นจาก การออกแบบ Taguchi แต่การทำนายมีความสอดคล้องกับค่าจริง โดย ค่าความคลาดเคลื่อน ยังคงมีความผันผวนน้อยตลอดช่วงการทำนาย บ่งชี้ว่า การออกแบบส่วนประสมกลาง มีประสิทธิภาพในการปรับปรุงความแม่นยำและความสามารถในการทั่วไปของแบบจำลองที่ดี รูปที่ 4.32 (ค) RF-HTC แสดงให้เห็นถึงความสอดคล้องอย่างดีเยี่ยมระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าจริง โดยมี ค่าความคลาดเคลื่อนลดลงอย่างชัดเจนจุดสีน้ำเงินมีการทับเส้นตลอดแนวตามค่าจริงเมื่อเทียบกับทั้ง ทากุจิ และ ส่วนประสมกลาง แบบจำลอง RF ในข้อมูลชุดจากการออกแบบการทดลองแบบ HTC โดยความสามารถของเทคนิค ensemble learningของ RF ที่ช่วยให้สามารถจับรูปแบบข้อมูลที่ซับซ้อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ รูปที่ 4.32 (ง) แบบจำลอง BR ใหม่ ที่ฝึกด้วยข้อมูล HTC แสดงผลการพยากรณ์ที่แม่นยำสูง โดยค่าที่ทำนาย ค่าความคลาดเคลื่อน มีค่าน้อยและกระจายแบบสุ่ม แสดงถึงแบบจำลองที่ได้รับการปรับเทียบอย่างดี และมีความสามารถในการพยากรณ์ที่แข็งแกร่ง

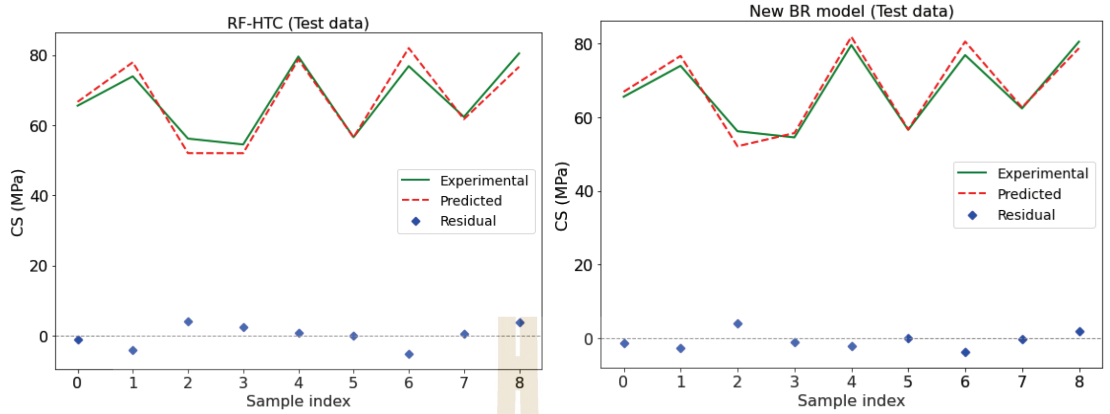


(ก)



(ข)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



(ค) (ง)

รูปที่ 4.33 กราฟเส้นเปรียบเทียบผลการทดลองของแบบจำลองและชุดข้อมูลทดสอบ (ก) Taguchi design; (ข) CCD; (ค) HTC; (ง) New BR model

ข้อมูลจากการทดสอบโมเดลที่ต่างจากการอบรมเพื่อทดสอบประสิทธิภาพการทำนายผลในโมเดลที่ดีที่สุดในแต่ละการออกแบบ โดยจะใช้ข้อมูลทดสอบชุดเดียวกัน จากข้อมูลชุดทดสอบในรูปที่ 4.33(ก) และ รูปที่ 4.33(ข) แม้ว่าจะยังคงสะท้อนแนวโน้มโดยรวมของข้อมูลได้ดี แต่พบว่าค่าความคลาดเคลื่อน มีกระจายตัวขนาดสูงขึ้นเล็กน้อยและมากกว่ารูปอื่นๆ รูปที่ 4.33(ค) แสดงการพยากรณ์ที่มีความสม่ำเสมอและค่าความคลาดเคลื่อนต่ำ สะท้อนถึงความแม่นยำและความเสถียรของโมเดลในการประเมินค่าความต้านแรงอัดใน รูปที่ 4.33(ง) พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนมีขนาดเล็กที่สุด และค่าที่พยากรณ์สอดคล้องกับค่าทดลองมากที่สุด แสดงให้เห็นถึงความสามารถในการทำนายผลกระจายตัวได้ดีตลอดทั้งช่วงการทดลอง กราฟเหล่านี้ช่วยในการประเมินความสามารถของแต่ละโมเดลในการนำไปใช้กับข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน โดยการที่เส้นโค้งของค่าพยากรณ์และค่าทดลองมีแนวโน้มใกล้เคียงกับค่าจริงมาก ย่อมสะท้อนถึงความแม่นยำในการพยากรณ์ที่สูงขึ้น ในบรรดาโมเดลทั้งหมด รูปที่ 4.33(ง) แสดงผลการพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุด โดยมีความเบี่ยงเบนน้อยที่สุด ชี้ให้เห็นถึงสมรรถนะในการทั่วไปที่เหนือกว่าโมเดลอื่น ๆ ในชุดข้อมูลทดสอบ ทั้งนี้ โมเดล ที่พัฒนาขึ้นใหม่ (New BR) แสดงผลลัพธ์โดยรวมที่ดีที่สุด โดยให้ความแม่นยำในการพยากรณ์สูงกว่าและความสามารถในการทั่วไปที่ดีกว่าเมื่อใช้กับข้อมูลทดสอบ

4.4.4 การเปรียบเทียบการทำนายในการทดลองหลายแบบ

การเรียนรู้ของเครื่องในการทำนายค่ากำลังอัดของ ชิ้นงานโดยได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลทั้งสามเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ภายใต้ชุดการทดลองออกแบบการทดลองแบบ Taguchi, Central Composite Design (CCD) และ Hybrid Taguchi-CCD (HTC) ซึ่งการออกแบบเหล่านี้มีจุดประสงค์เพื่อให้ ผลการเปรียบเทียบสมรรถนะของโมเดลการทำนายค่ากำลังอัด ตามที่แสดงใน ตารางที่ 4.3 แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องที่พัฒนาขึ้น เมื่อใช้การออกแบบการทดลองที่แตกต่างกัน โดยมีการประเมินทั้งในชุดข้อมูลฝึก และชุดข้อมูลทดสอบ ผ่านตัวชี้วัดหลัก ได้แก่ MAE, MAPE, RMSE และ R^2 เพื่อสะท้อนความแม่นยำ และความสามารถในการทำนายของแต่ละโมเดล

ตารางที่ 4.7 สรุปประสิทธิภาพการทำงานของโมเดลพัฒนาตามชุดข้อมูลการฝึกอบรมและการทดสอบ

Metric	BR-Taguchi Training	BR-Taguchi Test	BR-CCD Training	BR-CCD Test	RF-HTC Training	RF-HTC Test	New-BR Training	New-BR Test
MAE	2.1571	2.5115	2.6761	3.3436	2.5102	2.6385	2.5742	2.0303
MAPE	3.09%	3.49%	4.10%	5.06%	3.97%	4.21%	3.89%	2.79%
RMSE	3.07	3.92	5.99	4.9	3.3	3.06	3.35	3.27
R^2	95.12%	84.43%	70.13%	75.68%	91.09%	90.50%	90.10%	93.50%

ตารางที่ 4.7 ชี้ให้เห็นแนวโน้มที่สอดคล้องกันระหว่างการออกแบบการทดลองที่มีโครงสร้างชัดเจนและสมรรถนะของโมเดล โดย โมเดล New-BR ให้ค่าความแม่นยำสูงสุดและความสามารถในการทั่วไปที่แข็งแกร่งที่สุดบนชุดข้อมูลทดสอบ (R^2 = 93.50%, MAE = 2.0303, MAPE = 2.79%) ซึ่งบ่งชี้ถึงความสามารถในการทำนายข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อนอย่างมีประสิทธิภาพ ในขณะที่ RF-HTC แสดงความแม่นยำสูงในชุดข้อมูลฝึก (R^2 = 91.09%, MAE = 2.5102) และยังคงเสถียรในชุดทดสอบ (R^2 = 90.50%, MAE = 2.6385) สะท้อนถึงความสมดุลระหว่างการเรียนรู้และการทั่วไป ส่วน BR-Taguchi และ BR-CCD แม้จะมีประสิทธิภาพต่ำกว่า แต่ยังคงรักษารูปแบบการทำนายที่สอดคล้องกับข้อมูลจริง โดย BR-Taguchi ให้ค่า MAE และ RMSE ค่อนข้างต่ำ ในขณะที่ BR-CCD มีความแปรปรวนมากกว่าโดยเฉพาะในชุดข้อมูลฝึก นอกจากนี้ ยังพบว่าชุดข้อมูลที่มีตัวอย่างน้อยกว่ามีแนวโน้มแสดงความแปรปรวนสูงขึ้นในการทำนาย ในขณะที่ชุดข้อมูลขนาดใหญ่ช่วยเพิ่มเสถียรภาพและความแม่นยำของโมเดลได้ดีกว่า อย่างไรก็ตาม การใช้การออกแบบการทดลองที่หลากหลายช่วยให้ได้กลยุทธ์การสุ่มตัวอย่าง ที่ครอบคลุมมากขึ้น ทำให้โมเดลได้รับการฝึกกับความหลากหลายของ

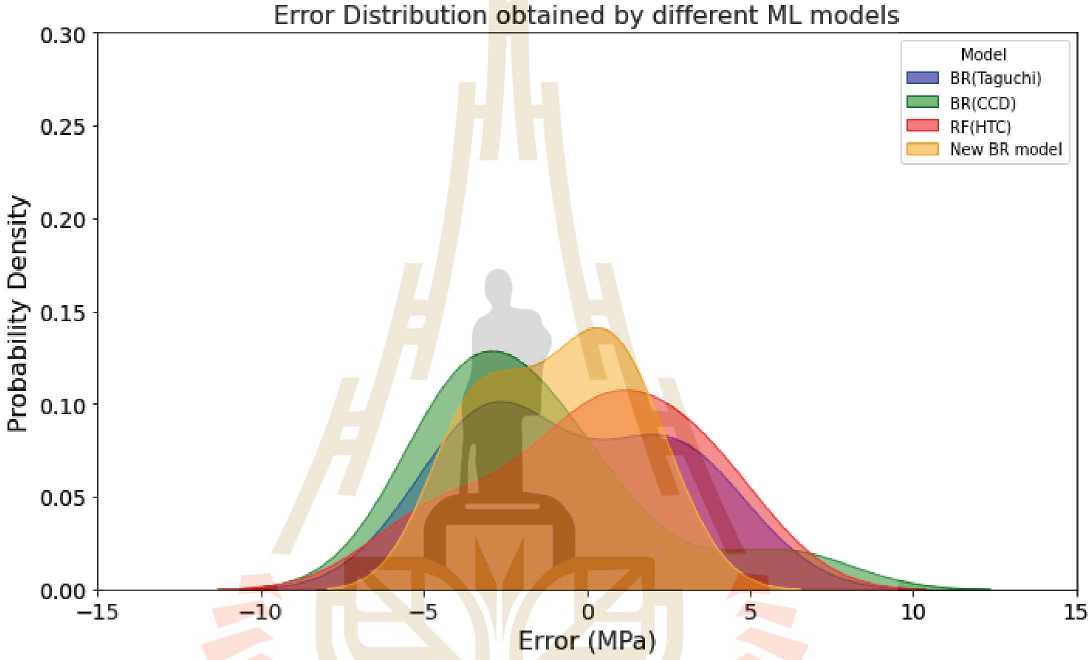
ข้อมูล ส่งผลให้สามารถทั่วไปได้ดียิ่งขึ้นเมื่อนำไปทำนายข้อมูลทดสอบที่ไม่เคยเห็นมาก่อน และลดความเสี่ยงของการ การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป ได้อย่างมีนัยสำคัญ

ค่ากำลังอัดของตัวอย่างทดสอบที่อายุ 7 วันถูกใช้ในการประเมินสมบัติเชิงกล โดยในขั้นตอนการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง ได้ออกแบบส่วนผสมของจีโอโพลิเมอร์คอนกรีตจำนวน 4 สูตร โดยมีตัวแปรอิสระ 3 ปัจจัย และกำลังอัดที่ 3 ระดับ ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลองต่าง ๆ ถูกประเมินด้วยสถิติวัดผลหลายตัว ได้แก่ ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE), ค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (MSE), ค่ารากที่สองของ MSE (RMSE) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) เพื่อเพิ่มความน่าเชื่อถือและความสามารถในการทั่วไปของผลลัพธ์ จึงใช้วิธีการ Cross-validation แบบ 10 เท่า โดยมีเป้าหมายในการเปรียบเทียบเพื่อระบุอัลกอริธึมที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ค่ากำลังอัดจากพารามิเตอร์ของสูตรผสม และเสนอแนวทางการเพิ่มประสิทธิภาพของสูตรวัสดุจีโอโพลิเมอร์โดยใช้ข้อมูลเป็นฐานในการตัดสินใจ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

4.4.5 การกระจายค่าความคลาดเคลื่อน

การกระจายของค่าความคลาดเคลื่อน (Error distribution) จากโมเดลการเรียนรู้ของเครื่อง ต่าง ๆ ถูกนำมาใช้ในการพยากรณ์ค่ากำลังอัด โดยเปรียบเทียบผลต่าความผิดพลาด จากการพยากรณ์ที่ดีที่สุดในแต่ละการออกแบบการทดลอง ได้แก่ BR (จากการออกแบบการทดลองแบบ Taguchi), BR (จากการออกแบบ CCD), RF (จากการออกแบบ HTC) และโมเดล BR ที่พัฒนาขึ้นใหม่ (New BR)



รูปที่ 4.34 การกระจายของค่าความคลาดเคลื่อน

ในรูปที่ 4.34 การกระจายค่าความคลาดเคลื่อนของโมเดล BR (Taguchi) มีลักษณะเบ้ไปทางลบ แสดงถึงแนวโน้มของการประเมินค่ากำลังอัดต่ำกว่าค่าจริง ในขณะที่ BR (CCD) แสดงลักษณะเบ้ทางลบเล็กน้อย ส่วน RF (HTC) มีลักษณะการกระจายพร้อมแนวโน้มของการประเมินค่าสูงกว่าค่าจริงเล็กน้อย การกระจายเหล่านี้สะท้อนถึงความเอนเอียงของแต่ละโมเดลในระดับหนึ่ง ซึ่งอาจส่งผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ โมเดล BR ที่พัฒนาขึ้นใหม่โดยใช้วิธีการรวมแบบ Bagging Ensemble สามารถลดความผิดพลาดและความเอนเอียงของโมเดลย่อยได้อย่างมีประสิทธิภาพผ่านการเฉลี่ยผลพยากรณ์ ซึ่งช่วยลดผลกระทบจากข้อผิดพลาดของแต่ละโมเดลลง ส่งผลให้โมเดล BR ใหม่แสดงศักยภาพในการสร้างแบบจำลองที่การทำนายผลตลอดการทดลองได้ดี และให้ค่าพยากรณ์ที่มีความสมดุลมากกว่าเมื่อเทียบกับโมเดลเดี่ยวแบบอื่น ๆ โดยลักษณะของการกระจายค่าความคลาดเคลื่อนของโมเดล BR ใหม่นั้น มีความแคบ สมมาตร และศูนย์กลางอยู่ใกล้ศูนย์ ซึ่งสะท้อนถึงการลดอคติ และความแปรปรวน ส่งผลให้ความแม่นยำโดยรวมของโมเดลดีขึ้นอย่างชัดเจน

บทที่ 5
สรุปผลวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผล

การศึกษาพฤติกรรมของจีโอโพลิเมอร์ในคอมโพสิตที่มีปัจจัยซับซ้อนขึ้นอยู่กับปัจจัยหลายประการ โดยวิธีการทดลองเพื่อทำนายค่าแรงอัดโดยมุ่งเน้นที่ 3 ปัจจัย ได้แก่ อิทธิพลของโมลาริตีของสารละลายโซเดียมไฮดรอกไซด์ อัตราส่วนระหว่างโซเดียมซิลิเกตและโซเดียมไฮดรอกไซด์ และอัตราส่วนของแข็งต่อของเหลว โดยได้นำวิธีการออกแบบมาพัฒนาการทำนายผลด้วยวิธี Bagging ensemble เพื่อให้มีการกระจายการทดลองและเป็นตัวแทนในการนำไปสร้างโมเดลที่สามารถทำนายผลได้ตลอดทั้งช่วงการทดลอง โดยได้แบ่งการออกแบบ 3 แบบ เพื่อหาโมเดลที่ดีที่สุด และนำไปสร้างเป็นโมเดลใหม่ ด้วยวิธีการ Bagging ensemble โดยได้ผลดังนี้

5.2 การวิเคราะห์ข้อมูลและข้อสรุป

การศึกษาครั้งนี้มุ่งเน้นการพัฒนาสูตรผสมจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิตจากดินขาวเผาโดยใช้การออกแบบการทดลองแบบทากุจิ ร่วมกับการออกแบบส่วนประสมกลาง เพื่อลดจำนวนการทดลองและสร้างข้อมูลที่เพียงพอสำหรับการพัฒนาแบบจำลองทำนายด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง ผลการทดลองจากสูตรผสมจำนวน 27 สูตร แสดงให้เห็นว่า ปัจจัยหลัก 3 ประการ ได้แก่ ความเข้มข้นของสารละลายด่าง อัตราส่วนโซเดียมซิลิเกตต่อโซเดียมไฮดรอกไซด์ และอัตราส่วนของแข็งต่อของเหลว

5.2.1 ผลกระทบอย่างมีนัยสำคัญต่อคุณสมบัติทางกลและกายภาพ

ผลกระทบอย่างมีนัยสำคัญต่อคุณสมบัติทางกลและกายภาพ ได้แก่ ค่ากำลังรับแรงอัด ความหนาแน่น และเปอร์เซ็นต์ความพรุน โดยค่ากำลังอัด อยู่ในช่วง 40.41–85.88 MPa โดยสูตรที่ให้ค่ากำลังอัดสูงสุดคือ M26 ซึ่งมีสัดส่วนตัวแปรที่เหมาะสมต่อการเกิดโครงสร้างเจลที่หนาแน่น ความหนาแน่นรวม อยู่ระหว่าง 1726–1843 kg/m^3 โดยสูตรที่มีความหนาแน่นสูงสุดสอดคล้องกับค่ากำลังอัดสูง แสดงถึงความสัมพันธ์เชิงบวกระหว่างสองสมบัติเปอร์เซ็นต์ความพรุน อยู่ในช่วง 0.93–4.36% โดยพบว่ามีความสัมพันธ์เชิงลบกับทั้งความหนาแน่นและค่ากำลังอัด กล่าวคือ เมื่อค่าความพรุนลดลง ความหนาแน่นและความแข็งแรงจะเพิ่มขึ้น เวลาการก่อตัว อยู่ระหว่าง 140–491 นาที โดยขึ้นกับสัดส่วน SS/SH และ S/L ซึ่งควบคุมความเร็วของปฏิกิริยาและความหนืดของเนื้อวัสดุ

5.2.2 การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงสถิติและการประเมินแบบจำลองทำนาย

พบว่าโครงสร้างข้อมูลที่ได้จาก แบบผสม Hybrid Taguchi-CCD (HTC) ซึ่งผสาน การออกแบบ ทากุจิ และ ส่วนประสมกลาง สามารถสร้างฐานข้อมูลที่สมดุล ครอบคลุมค่าตัวแปร และช่วยให้การพัฒนาโมเดลเชิงทำนายด้วย การเรียนรู้ด้วยเครื่อง มีประสิทธิภาพและความแม่นยำสูงขึ้น โดยค่าดัชนีการทำนาย เช่น RMSE แสดงถึงความเหมาะสมในการใช้งานจริง

5.2.3 ผลของตัวแปรต้นต่อสมบัติทางกลและกายภาพ

การเพิ่มความเข้มข้นของ NaOH มีผลเพิ่มค่ากำลังอัดและความหนาแน่นอย่างต่อเนื่อง พร้อมทั้งช่วยลดค่าความพรุนได้อย่างมีนัยสำคัญ อัตราส่วน SS/SH ที่สูงขึ้นสัมพันธ์กับการเพิ่มค่ากำลังอัดและความหนาแน่น แต่ทำให้ระยะเวลาการก่อตัว ยาวนานขึ้น อัตราส่วน S/L แสดงผลเด่นชัดที่สุดต่อการเพิ่มค่ากำลังอัด โดยค่า S/L ที่เหมาะสม (1.0–1.15) ช่วยเสริมการไหลตัวและการอัดแน่นของโครงสร้างวัสดุ

5.2.4 อัตราส่วนผสมที่ดีที่สุด

ส่วนผสมที่ดีที่สุดได้อย่างเป็นระบบ โดย ส่วนผสมที่ได้คะแนนรวมสูงสุด (M26) ตามเกณฑ์ทั้ง 4 ตัวแปร มีความแข็งแรงสูง ความหนาแน่นสูง ระยะเวลาการก่อตัวต่ำ และเปอร์เซ็นต์ความพรุนต่ำ โดยมีผลรวมสูงที่สุดจึงถือเป็นส่วนผสมที่ดีที่สุด

5.2.5 ความสัมพันธ์ระหว่างคุณสมบัติ

พบความสัมพันธ์เชิงบวกสูงระหว่างความหนาแน่นและค่ากำลังอัด พบความสัมพันธ์เชิงลบสูงระหว่างความพรุนและค่ากำลังอัด ผลดังกล่าวยืนยันว่าความหนาแน่นของโครงสร้างภายในและการลดช่องว่างของเนื้อวัสดุเป็นปัจจัยหลักที่กำหนดสมรรถนะของจีโอโพลิเมอร์

5.2.6 เปรียบเทียบคุณสมบัติระหว่างจีโอโพลิเมอร์และปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์

ชิ้นงานจีโอโพลิเมอร์ทุกสูตรมีค่าความแข็งแรงสูงกว่าปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ และมีความหนาแน่นต่ำกว่า จึงมีน้ำหนักเบา ขณะที่ชิ้นงานจีโอโพลิเมอร์ใช้เวลาการแข็งตัวนานกว่า แต่สามารถเร่งให้แข็งตัวเร็วขึ้นได้ด้วยการผสมสารช่วยเร่งการแข็งตัว

5.2.7 การวิเคราะห์ด้วย Monte Carlo Simulation

แบบจำลอง ทากุจิ ให้ค่าเฉลี่ยกำลังอัดต่ำที่สุด (68.86 MPa) และมีการกระจายกว้างที่สุด (SD = 12.06 MPa) แบบจำลอง ส่วนประสมกลาง ให้ค่ากำลังอัดเฉลี่ยสูง (70.35 MPa) พร้อมการกระจายที่แคบที่สุด (SD = 9.67 MPa) แสดงถึงความเสถียรและความแม่นยำสูงสุด แบบจำลอง HTC ให้ค่าเฉลี่ยสูงสุด (70.72 MPa) โดยมีการกระจายปานกลาง (SD = 10.43 MPa) ซึ่ง

สะท้อนถึงความสมดุลระหว่างความเสถียรและความครอบคลุมของข้อมูล ผลการวิจัยชี้ว่าการเลือกค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม โดยเฉพาะ Molarity ระดับสูง (14 M), SS/SH ≈ 2.0 และ S/L 1.0–1.15 จะให้วัสดุที่มีค่ากำลังอัดสูง ความหนาแน่นมาก และความพรุนต่ำ ซึ่งเหมาะต่อการประยุกต์ใช้ในงานวิศวกรรมที่ต้องการความแข็งแรงและความทนทานสูง

5.2.8 ประสิทธิภาพของโมเดล Machine Learning

แบบจำลองเชิงเส้น (Li) แสดงประสิทธิภาพต่ำที่สุด (R^2 เฉลี่ย < 0.50, RMSE สูง) ไม่สามารถจับความสัมพันธ์เชิงไม่เชิงเส้นที่ซับซ้อนของข้อมูลได้KNN มีแนวโน้ม การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไป โดยแม้จะได้ค่า R^2 สูงในชุดฝึก แต่ลดลงอย่างมากในชุดทดสอบSVR ให้ค่าความแม่นยำปานกลาง แต่ไวต่อการเลือกพารามิเตอร์และการสเกลข้อมูล Ensemble Models (RF, BR, GB) แสดงผลดีที่สุด โดยเฉพาะ RF และ BR ที่ให้ R^2 > 0.90 และ RMSE ต่ำทั้งในชุดฝึกและทดสอบ สะท้อนความสามารถในการ ทำนายผลได้ดี

5.2.9. การตรวจสอบด้วย Cross-Validation

การใช้ K-Fold Cross Validation ช่วยลดอคติจากการแบ่งข้อมูลครั้งเดียวผลลัพธ์ยืนยันว่า Ensemble Models (RF, BR, GB) มีค่าคงที่และเสถียรกว่า ขณะที่ Li และ SVR มีความแปรปรวนสูงระหว่างแต่ละ fold

5.2.10 ผลของการออกแบบการทดลอง

ข้อมูลจากการออกแบบแบบ ส่วนประสมกลาง และ HTC ช่วยให้โมเดลได้ชุดข้อมูลที่ครอบคลุมและลดความแปรปรวนในการพยากรณ์ การผสานการออกแบบ (HTC) เพิ่มจำนวนข้อมูลทำให้ RF และ BR แสดงสมรรถนะที่เสถียรมากขึ้น โดย RF-HTC ให้ R^2 = 90.50% ในชุดทดสอบ ซึ่งดีที่สุดในกลุ่มโดยรวม Random Forest (RF) และ Bagging Regression (BR) ถูกระบุว่าเป็นโมเดลที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ค่ากำลังอัดของจีโอโพลิเมอร์คอนกรีต เนื่องจากให้ผลลัพธ์แม่นยำเสถียร และมีความสามารถในการทั่วไปสูงกว่าโมเดลอื่น ๆ

5.2.11 การเปรียบเทียบการออกแบบการทดลอง

ข้อได้เปรียบของ FFD คือครอบคลุมทุกชุดการทดลอง เห็นผลหลักและปฏิสัมพันธ์ครบ ให้ข้อมูลละเอียด การกระจายใกล้เคียงปกติ ความแม่นยำสูง และใช้กับโมเดลสถิติได้เต็มรูปแบบ ข้อเสียคือจำนวนการทดลองมาก สิ้นเปลืองทรัพยากร และไม่เหมาะเมื่อปัจจัยหรือระดับเพิ่มขึ้น เพราะจำนวนการทดลองทำชิ้นงานจะทวีคูณ และมีต้นทุนสูงกว่าแบบ CCD, Taguchi หรือ HTC ที่ใช้จำนวนการทดลองน้อยกว่าแต่ยังให้ความแม่นยำใกล้เคียง โดยการทำการทดลองทั้งสามแบบเมื่อนำมาเปรียบเทียบมีผลไปในทิศทางเดียวกันเพื่อยืนยันผลในการลดจำนวนการทดลองที่มีความถูกต้อง

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 การออกแบบสูตรผสม

ควรเลือกค่าความเข้มข้นของด่างและอัตราส่วน S/L ที่เหมาะสม เนื่องจากมีผลอย่างมากต่อโครงสร้างจุลภาคและสมบัติทางกล โดยเฉพาะการลดความพรุนเพื่อเพิ่มความแข็งแรงและความทนทาน

5.3.2 การประยุกต์ใช้ในงานก่อสร้าง

วัสดุจีโอโพลิเมอร์คอมโพสิตที่พัฒนาขึ้นสามารถนำไปใช้แทนปูนซีเมนต์ปอร์ตแลนด์ได้ โดยเฉพาะงานที่ต้องการวัสดุที่มีความแข็งแรงสูงและทนทานต่อสภาพแวดล้อมรุนแรง ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิดการก่อสร้างที่ยั่งยืน

5.3.3 การพัฒนาแบบจำลองทำนาย

ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าการประยุกต์ใช้ การเรียนรู้ของเครื่อง สามารถสร้างแบบจำลองที่มีความแม่นยำสูง การวิจัยในอนาคตควรขยายไปสู่การทดสอบโมเดลเชิงลึกและการเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมอื่น ๆ เพื่อเพิ่มความแม่นยำและความเสถียรของการทำนาย

5.3.4 ด้านการเลือกโมเดล

ควรเลือกใช้ โมเดลแบบ Ensemble (RF, BR, GB) สำหรับการพยากรณ์กำลังอัดของวัสดุเชิงซ้อน เช่น จีโอโพลิเมอร์คอนกรีต แทนโมเดลเชิงเส้นที่ไม่สามารถจับความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนได้การปรับจูนพารามิเตอร์โดยเฉพาะใน SVR และ GB ควรทำอย่างเป็นระบบเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพ

5.3.5 ด้านการออกแบบการทดลองและข้อมูล

การใช้ การออกแบบผสม HTC ให้ความได้เปรียบในเชิงปริมาณและความหลากหลายของข้อมูล ซึ่งช่วยลดความเสี่ยงจาก การเรียนรู้เฉพาะเจาะจงกับข้อมูลฝึกที่มากเกินไปและเพิ่มความน่าเชื่อถือของการพยากรณ์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

รายการอ้างอิง

1. Abdullah, M.M.A.B.; Kamarudin, H.; Bnhussain, M.; Khairul Nizar, I.; Rafiza, A.R.; Zarina, Y. The relationship of NaOH molarity, Na2SiO3/NaOH ratio, fly ash/alkaline activator ratio, and curing temperature to the strength of fly ash-based geopolymer. In Advanced Materials Research; Trans Tech Publications Ltd: Geneva, Switzerland, 2011.

2. Rattanasak, U.; Chindaprasirt, P. Influence of NaOH solution on the synthesis of fly ash geopolymer. Miner. Eng. 2009, 22, 1073–1078.

3. Hardjito, D.; Wallah, S.E. On the development of fly ash-based geopolymer concrete. Mater. J. 2004, 101, 467–472. 30. Mishra, A.; Choudhary, D.; Jain, N.; Kumar, M.; Sharda, N.; Dutt, D. Effect of concentration of alkaline liquid and curing time on strength and water absorption of geopolymer concrete. ARPN J. Eng. Appl. Sci. 2008, 3, 14–18.

4. Swanepoel, J.; Strydom, C. Utilisation of fly ash in a geopolymeric material. Appl. Geochem. 2002, 17, 1143–1148. [CrossRef] 27. Sathonsaowaphak, A.; Chindaprasirt, P.; Pimraksa, K. Workability and strength of lignite bottom ash geopolymer mortar. J. Hazard. Mater. 2009, 168, 44–50.

5. Palomo, A.; Grutzeck, M.; Blanco, M. Alkali-activated fly ashes: A cement for the future. Cem. Concr. Res. 1999, 29, 1323–1329.

6. Okoye FN, Prakash S, Singh NB. Durability of fly ash based geopolymer concrete in the presence of silica fume. J Cleaner Prod. 2017;149:1062–1067.

7. Adak D, Sarkar M, Mandal S. Structural performance of nano-silica modified fly-ash based geopolymer concrete. Constr Build Mater. 2017;135: 430–439.

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

8. Kong, D.L.Y, Sanjayan, J.G, “Effect of elevated temperatures on geopolymer paste, mortar and concrete”, Cement Concrete Research40: 334–339, 2010.

9. Manjunath S. Sontakki, Swapnil B. Cholekar, “Strength Performance Studies on Ambient Cured Silica fume based Geopolymer Concrete”, International Research Journal of Engineering and Technology 2(7): e-ISSN: 2395 -0056, p-ISSN: 2395-0072, 2015.

10. D.R.M. Brew, K.J.D. MacKenzie, “Geopolymer synthesis using silica fume and sodium aluminate”, Journal of Material Sciences, 42: 3990–3993, 2007.

11. Khater HM, El-Sabbagh BA, Fanny M, Ezzat M, Lottfy M, “Effect of nano-silica on alkali activated water cooled slag geopolymer”, ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences 2 (2012) 170–176.

12. Riahi S, Nazari A, “The effects of nano particles on early age compressive strength of ash-based geopolymers”, Ceramics International 38: 4467–76, 2012.

13. Ping Duan, Chunjie Yan, Wei Zhou, “Compressive strength and microstructure of fly ash based geopolymer blended with silica fume under thermal cycle”, Cement and Concrete Composites 78 (2017) 108- 119.

14. Antonia, Lucky Chandraa, Djwantoro Hardjitoa, “The impact of using fly ash, silica fume and calcium carbonate on the workability and compressive strength of mortar”, Procedia Engineering 125: 773 – 779, 2015.

15. M. Rostami, K. Behfarnia, “The effect of silica fume on durability of alkali activated slag concrete”, Construction and Building Materials 134: 262–268, 2017.

16. Olivia M, Nikraz H (2012) Properties of fly ash geopolymer concrete designed by Taguchi method. Mat Des 36:191–198. https://doi.org/10.1016/j.matdes.2011.10.036

17. Dung NT, Chang T, Popov I (2014) Factors affecting bond strength at early age between cladding plaster and concrete substrate. Eur J Env Civ Eng 18:1025–1041. https://doi.org/10.1080/19648189.2014.922900

18. Bagheri A, Nazari A (2014) Compressive strength of high strength class C fly ash-based geopolymers with reactive granulated blast furnace slag aggregates designed by Taguchi method. Mater Desi 54:483–490. https://doi.org/10.1016/j.matdes.2013.07.035

19. Simsek B, Tansel Y, Simsek EH (2016) A RSM-based multiresponse optimization application for determining optimal mix proportions of standard ready-mixed concrete. Arab J Sci Eng 41:1435–1450. https://doi.org/10.1007/s13369-015-1987-0

20. Ozbay E, Oztas A, Baykasoglu A, Ozbebek H (2009) Investigating mix proportions of high strength self compacting concrete by using Taguchi method. Constr Bldg Mate 23:694–702. https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2008.02.014

21. Özcan, F.; Ati¸s, C.D.; Karahan, O.; Uncuo˘glu, E.; Tanyildizi, H. Comparison of artificial neural network and fuzzy logic models for prediction of long-term compressive strength of silica fume concrete. Adv. Eng. Softw. 2009, 40, 856–863.

22. Yaprak, H.; Karacı, A.; Demir, I. Prediction of the effect of varying cure conditions and w/c ratio on the compressive strength of concrete using artificial neural networks. Neural Comput. Appl. 2013, 22, 133–141.

23. Lahoti, M.; Narang, P.; Tan, K.H.; Yang, E.H. Mix design factors and strength prediction of metakaolin-based geopolymer. Ceram. Int. 2017, 43, 11433–11441.

24. Nazari, A.; Torgal, F.P. Predicting compressive strength of different geopolymers by artificial neural networks. Ceram. Int. 2013, 39, 2247–2257.

25. Bondar, D. Use of a Neural Network to Predict Strength and Optimum Compositions of Natural Alumina-Silica-Based Geopolymers. J. Mater. Civ. Eng. 2013, 26, 499–503.

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

26. Cao, M.; Mao, Y.; Khan, M.; Si, W.; Shen, S. Different testing methods for assessing the synthetic fiber distribution in cement-based composites. Constr. Build. Mater. 2018, 184, 128–142.

27. Awoyera, P.O. Nonlinear finite element analysis of steel fibre-reinforced concrete beam under static loading. J. Eng. Sci. Technol. 2016, 11, 1669–1677.

28. Sadrmomtazi, A.; Sobhani, J.; Mirgozar, M.A. Modeling compressive strength of EPS lightweight concrete using regression, neural network and ANFIS. Constr. Build. Mater. 2013, 42, 205–216.

29. Ilyas, I.; Zafar, A.; Afzal, M.T.; Javed, M.F.; Alrowais, R.; Althoey, F.; Mohamed, A.M.; Mohamed, A.; Vatin, N.I. Advanced Machine Learning Modeling Approach for Prediction of Compressive Strength of FRP Confined Concrete Using Multiphysics Genetic Expression Programming. Polymers 2022, 14, 1789.

30. Nafees, A.; Khan, S.; Javed, M.F.; Alrowais, R.; Mohamed, A.M.; Mohamed, A.; Vatin, N.I. Forecasting the Mechanical Properties of Plastic Concrete Employing Experimental Data Using Machine Learning Algorithms: DT, MLPNN, SVM, and RF. Polymers 2022, 14, 1583.

31. Nafees, A.; Amin, M.N.; Khan, K.; Nazir, K.; Ali, M.; Javed, M.F.; Aslam, F.; Musarat, M.A.; Vatin, N.I. Modeling of Mechanical Properties of Silica Fume-Based Green Concrete Using Machine Learning Techniques. Polymers 2022, 14, 30.

32. Khan, K.; Ahmad, A.; Amin, M.N.; Ahmad, W.; Nazar, S.; Arab, A.M.A. Comparative Study of Experimental and Modeling of Fly Ash-Based Concrete. Materials 2022, 15, 3762.

33. Nafees, A.; Javed, M.F.; Khan, S.; Nazir, K.; Farooq, F.; Aslam, F.; Musarat, M.A.; Vatin, N.I. Predictive Modeling of Mechanical Properties of Silica Fume-Based Green Concrete Using Artificial Intelligence Approaches: MLPNN, ANFIS, and GEP. Materials 2021, 14, 7531.

34. Özta¸s, A.; Pala, M.; Özbay, E.A.; Kanca, E.; Caglar, N.; Bhatti, M.A. Predicting the compressive strength and slump of high strength concrete using neural network. Constr. Build. Mater. 2006, 20, 769–775.

35. Sarıdemir, M. Predicting the compressive strength of mortars containing metakaolin by artificial neural networks and fuzzy logic. Adv. Eng. Softw. 2009, 40, 920–927.

36. Ni, H.-G.; Wang, J.-Z. Prediction of compressive strength of concrete by neural networks. Cem. Concr. Res. 2000, 30, 1245–1250.

37. Sobhani, J.; Najimi, M.; Pourkhorshidi, A.R.; Parhizkar, T. Prediction of the compressive strength of no-slump concrete: A comparative study of regression, neural network and ANFIS models. Constr. Build. Mater. 2010, 24, 709–718.

38. Awoyera, P.O.; Kirgiz, M.S.; Viloria, A.; Ovallos-Gazabon, D. Estimating strength properties of geopolymer self-compacting concrete using machine learning techniques. J. Mater. Res. Technol. 2020, 9, 9016–9028.

39. Shafabakhsh, G.H.; Ani, O.J.; Talebsafa, M. Artificial neural network modeling (ANN) for predicting rutting performance of nano-modified hot-mix asphalt mixtures containing steel slag aggregates. Constr. Build. Mater. 2015, 85, 136–143.

40. Hodhod, O.A.; Ahmed, H.I. Modeling the corrosion initiation time of slag concrete using the artificial neural network. HBRC J. 2014, 10, 231–234.

41. Bal, L.; Buyle-Bodin, F. Artificial neural network for predicting drying shrinkage of concrete. Constr. Build. Mater. 2013, 38, 248–254.

42. Khan, K.; Ahmad, W.; Amin, M.N.; Ahmad, A. A Systematic Review of the Research Development on the Application of Machine Learning for Concrete. Materials 2022, 15, 4512.

43. Ben Chaabene, W.; Flah, M.; Nehdi, M.L. Machine learning prediction of mechanical properties of concrete: Critical review. Constr. Build. Mater. 2020, 260, 119889.

44. Kiani, B.; Gandomi, A.H.; Sajedi, S.; Liang, R.Y. New formulation of compressive strength of preformed-foam cellular concrete: An evolutionary approach. J. Mater. Civ. Eng. 2016, 28, 04016092.

45. Sonebi, M.; Cevik, A.; Grünewald, S.; Walraven, J. Modelling the fresh properties of self-compacting concrete using support vector machine approach. Constr. Build. Mater. 2016, 106, 55–64.

46. Kalman Šipoš, T.; Miliˇcevi´c, I.; Siddique, R. Model for mix design of brick aggregate concrete based on neural network modelling. Constr. Build. Mater. 2017, 148, 757–769.

47. Behnood, A.; Behnood, V.; Modiri Gharehveran, M.; Alyamac, K.E. Prediction of the compressive strength of normal and high-performance concretes using M5P model tree algorithm. Constr. Build. Mater. 2017, 142, 199–207.

48. Gholampour, A.; Mansouri, I.; Kisi, O.; Ozbakkaloglu, T. Evaluation of mechanical properties of concretes containing coarse recycled concrete aggregates using multivariate adaptive regression splines (MARS), M5 model tree (M5Tree), and least squares support vector regression (LSSVR) models. Neural Comput. Appl. 2020, 32, 295–308.

49. Chou, J.-S.; Tsai, C.-F.; Pham, A.-D.; Lu, Y.-H. Machine learning in concrete strength simulations: Multi-nation data analytics. Constr. Build. Mater. 2014, 73, 771–780.

50. Young, B.A.; Hall, A.; Pilon, L.; Gupta, P.; Sant, G. Can the compressive strength of concrete be estimated from knowledge of the mixture proportions?: New insights from statistical analysis and machine learning methods. Cem. Concr. Res. 2019, 115, 379–388.

51. Akande, K.O.; Owolabi, T.O.; Twaha, S.; Olatunji, S.O. Performance comparison of SVM and ANN in predicting compressive strength of concrete. IOSR J. Comput. Eng. 2014, 16, 88–94.

52. Duan, Z.-H.; Kou, S.-C.; Poon, C.-S. Prediction of compressive strength of recycled aggregate concrete using artificial neural networks. Constr. Build. Mater. 2013, 40, 1200–1206.

53. de Melo, V.V.; Banzhaf, W. Improving the prediction of material properties of concrete using Kaizen Programming with Simulated Annealing. Neurocomputing 2017, 246, 25–44.

54. Yeh, I.C.; Lien, L.-C. Knowledge discovery of concrete material using genetic operation trees. Expert Syst. Appl. 2009, 36, 5807–5812.

55. Khan, M.; Lao, J.; Dai, J.-G. Comparative study of advanced computational techniques for estimating the compressive strength of UHPC. J. Asian Concr. Fed. 2022, 8, 51–68.

56. Ali M, Kumar A, Yvaz A, Salah B. Central composite design application in the optimization of the effect of pumice stone on lightweight concrete properties using RSM. Case Studies in Construction Materials. 2023;18:e01958.

57. Archer de Carvalho T, Gaspar F, Marques AC, Mateus A. Optimization of formulation ratios of geopolymer mortar based on metakaolin and biomass fly ash. Construction and Building Materials. 2024;412.

58. Iro UI, Alaneme GU, Attah IC, Ganasen N, Duru SC, Olaiya BC. Optimization of cassava peel ash concrete using central composite design method. Scientific Reports. 2024;14(1):7901.

59. Balcikanli M, Turker HT, Ozbay E, Karahan O, Atis CD. Identifying the bond and abrasion behavior of alkali activated concretes by central composite design method. Construction and Building Materials. 2017;132:196-209.

60. Gunasekara C, Atzarakis P, Lokuge W, Law DW, Setunge S. Novel analytical method for mix design and performance prediction of high calcium fly ash geopolymer concrete. Polymers. 2021;13(6):900.

61. M. Rathnayaka, D. Karunasinghe, C. Gunasekara, K. Wijesundara, W. Lokuge, D.W. Law, Machine learning approaches to predict compressive strength of fly ash-based geopolymer concrete: A comprehensive review, Construction and Building Materials 419 (2024) 135519.

62. P.K. Dash, S.K. Parhi, S.K. Patro, R. Panigrahi, Influence of chemical constituents of binder and activator in predicting compressive strength of fly ash-based geopolymer concrete using firefly-optimized hybrid ensemble machine learning model, Materials Today Communications 37 (2023) 107485.

63. S.K. Parhi, S.K. Patro, Prediction of compressive strength of geopolymer concrete using a hybrid ensemble of grey wolf optimized machine learning estimators, Journal of Building Engineering 71 (2023) 106521.

64. H.A.T. Nguyen, D.H. Pham, Y. Ahn, Effect of Data Augmentation Using Deep Learning on Predictive Models for Geopolymer Compressive Strength, Applied Sciences 14(9) (2024) 3601.

65. S. González, S. García, J. Del Ser, L. Rokach, F. Herrera, A practical tutorial on bagging and boosting based ensembles for machine learning: Algorithms, software tools, performance study, practical perspectives and opportunities, Information Fusion 64 (2020) 205-237.

66. H.Y. Aydogmus, H.I. Erdal, O. Karakurt, E. Namli, Y.S. Turkan, H. Erdal, A comparative assessment of bagging ensemble models for modeling concrete slump flow, Computers and Concrete 16(5) (2015) 741-757.

67. E. Golafshani, N. Khodadadi, T. Ngo, A. Nanni, A. Behnood, Modelling the compressive strength of geopolymer recycled aggregate concrete using ensemble machine learning, Advances in Engineering Software 191 (2024) 103611.

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

68. W.B. Inqiad, M.F. Javed, K. Onyelowe, M.S. Siddique, U. Asif, L. Alkhattabi, F. Aslam, Soft computing models for prediction of bentonite plastic concrete strength, Scientific Reports 14(1) (2024) 18145.

69. Y. Song, J. Zhao, K.A. Ostrowski, M.F. Javed, A. Ahmad, M.I. Khan, F. Aslam, R. Kinasz, Prediction of compressive strength of fly-ash-based concrete using ensemble and non-ensemble supervised machine-learning approaches, Applied Sciences 12(1) (2021) 361.

70. A. Ahmad, F. Farooq, P. Niewiadomski, K. Ostrowski, A. Akbar, F. Aslam, R. Alyousef, Prediction of compressive strength of fly ash based concrete using individual and ensemble algorithm, Materials 14(4) (2021) 794.

71. M. Khan, W. Anwar, M. Rasheed, T. Najeh, Y. Gamil, F. Farooq, Forecasting the strength of graphene nanoparticles-reinforced cementitious composites using ensemble learning algorithms, Results in Engineering 21 (2024) 101837.

72. Z. Yao, L. Luo, Y. Qin, J. Cheng, C. Qu, Research on mix design and mechanical performances of MK-GGBFS based geopolymer pastes using central composite design method, Scientific Reports 14(1) (2024) 9101.

73. Z. Wang, J. Wu, L. Su, Z. Gao, C. Yin, Z. Ye, Optimization of Ultra-High Performance Concrete Based on Response Surface Methodology and NSGA-II, Materials 17(19) (2024) 4885.

74. I. Abdulkadir, B.S. Mohammed, M. Liew, M. Wahab, Modelling and multi-objective optimization of the fresh and mechanical properties of self-compacting high volume fly ash ECC (HVFA-ECC) using response surface methodology (RSM), Case Studies in Construction Materials 14 (2021) e00525.

75. A. Jankovic, G. Chaudhary, F. Goia, Designing the design of experiments (DOE)–An investigation on the influence of different factorial designs on the characterization of complex systems, Energy and Buildings 250 (2021) 111298.

76. X. Luo, G. Xing, L. Qiao, P. Miao, X. Yu, K. Ma, Multi-objective optimization of the mix proportion for dune sand concrete based on response surface methodology, Construction and Building Materials 366 (2023) 129928.

77. S. Du, X. Ge, Q. Zhao, Central composite design-based development of eco-efficient high-volume fly ash mortar, Construction and Building Materials 358 (2022) 129411.

78. H.X. Li, Y. Li, B. Jiang, L. Zhang, X. Wu, J. Lin, Energy performance optimisation of building envelope retrofit through integrated orthogonal arrays with data envelopment analysis, Renewable energy 149 (2020) 1414-1423.

79. S.H.B. Wijekoon, N. Sathiparan, D.N. Subramaniam, Optimisation of pervious concrete performance by varying aggregate shape, size, aggregate-to-cement ratio, and compaction effort by using the Taguchi method, International Journal of Pavement Engineering 25(1) (2024) 2380523.

80. W. Xu, M. Jalal, L. Wang, Analysis and optimisation of the rheology–strength relationship of basalt-fibre-reinforced self-compacting mortar, Magazine of Concrete Research 75(2) (2023) 66-81.

81. A. Raza, H. Ahrends, M. Habib-ur-Rahman, H. Hüging, T. Gaiser, Using the Taguchi experimental design for assessing within-field variability of surface run-off and soil erosion risk, Science of the Total Environment 828 (2022) 154567.

82. J. Esmaeili, K. Andalibi, O. Gencel, Mechanical characteristics of experimental multi-scale steel fiber reinforced polymer concrete and optimization by Taguchi methods, Construction and Building Materials 313 (2021) 125500.

83. C.C. Ikeagwuani, D.C. Nwonu, C.K. Ugwu, C.C. Agu, Process parameters optimization for eco-friendly high strength sandcrete block using Taguchi method, Heliyon 6(6) (2020).

84. J.-F. Jia, X.-Z. Chen, Y.-L. Bai, Y.-L. Li, Z.-H. Wang, An interpretable ensemble learning method to predict the compressive strength of concrete, Structures, Elsevier, 2022, pp. 201-213.

85. H. Moussa, A.B. Elabeidy, T. Akçaoğlu, Predicting the compressive strength of rubberized concrete containing silica fume using stacking ensemble learning model, Construction and Building Materials 449 (2024) 138254.

86. Y. Zhao, D. Goulias, S. Saremi, Enhancing prediction accuracy of concrete compressive strength using stacking ensemble machine learning, Computers and Concrete 32(3) (2023) 233-246.

87. C.N. Egwim, H. Alaka, Y. Pan, H. Balogun, S. Ajayi, A. Hye, O.O. Egunjobi, Ensemble of ensembles for fine particulate matter pollution prediction using big data analytics and IoT emission sensors, Journal of Engineering, Design and Technology (2023).

88. F. Farooq, W. Ahmed, A. Akbar, F. Aslam, R. Alyousef, Predictive modeling for sustainable high-performance concrete from industrial wastes: A comparison and optimization of models using ensemble learners, Journal of Cleaner Production 292 (2021) 126032.

89. Q.-F. Li, Z.-M. Song, High-performance concrete strength prediction based on ensemble learning, Construction and Building Materials 324 (2022) 126694.

90. C. Li, X. Mei, D. Dias, Z. Cui, J. Zhou, Compressive Strength Prediction of Rice Husk Ash Concrete Using a Hybrid Artificial Neural Network Model, Materials (1996-1944) 16(8) (2023) 3135.

91. P. Gupta, N. Gupta, K.K. Saxena, S. Goyal, Random forest modeling for fly ash-calcined clay geopolymer composite strength detection, Journal of Composites Science 5(10) (2021) 271.

92. A. Ahmad, W. Ahmad, K. Chaiyasarn, K.A. Ostrowski, F. Aslam, P. Zajdel, P. Joyklad, Prediction of geopolymer concrete compressive strength using novel machine learning algorithms, Polymers 13(19) (2021) 3389.

93. K. Upreti, M. Verma, Prediction of compressive strength of geopolymer concrete using artificial neural network, J Eng Res Appl 1 (2022) 24-32.

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

94. M. Verma, Prediction of compressive strength of geopolymer concrete using random forest machine and deep learning, Asian Journal of Civil Engineering 24(7) (2023) 2659-2668.

95. D. Sathyan, K.B. Anand, A.J. Prakash, B. Premjith, Modeling the fresh and hardened stage properties of self-compacting concrete using random kitchen sink algorithm, International journal of concrete structures and materials 12 (2018) 1-10.

96. R. Bušić, M. Benšić, I. Miličević, K. Strukar, Prediction models for the mechanical properties of self-compacting concrete with recycled rubber and silica fume, Materials 13(8) (2020) 1821.

97. J. Huang, Y. Sun, J. Zhang, Reduction of computational error by optimizing SVR kernel coefficients to simulate concrete compressive strength through the use of a human learning optimization algorithm, Engineering with Computers (2022) 1-18.

98. P. Saha, P. Debnath, P. Thomas, Prediction of fresh and hardened properties of self-compacting concrete using support vector regression approach, Neural Computing and Applications 32(12) (2020) 7995-8010.

99. J. Zhang, G. Ma, Y. Huang, F. Aslani, B. Nener, Modelling uniaxial compressive strength of lightweight self-compacting concrete using random forest regression, Construction and Building Materials 210 (2019) 713-719.

100. A. Kaveh, T. Bakhshpoori, S.M. Hamze-Ziabari, M5'and Mars based prediction models for properties of self-compacting concrete containing fly ash, Periodica Polytechnica Civil Engineering 62(2) (2018) 281-294.

101. G. Blasiak, Investigating Liquid-to-Solid and Na2SiO3-to-Naoh Ratios in Geopolymer Concrete for Artificial Reef Construction, Murdoch University, 2022.

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

102. T. Xie, P. Visintin, X. Zhao, R. Gravina, Mix design and mechanical properties of geopolymer and alkali activated concrete: Review of the state-of-the-art and the development of a new unified approach, Construction and Building Materials 256 (2020) 119380.

103. M.K.E. Enoh, D.O. Ushie, Effect of Sodium Silicate to Hydroxide Ratio and Sodium Hydroxide Concentration on the Physico-Mechanical Properties of Geopolymer Binders, East African Journal of Engineering 6(1) (2023) 113-121.

104. G. Venkatesan, U.J. Alengaram, S. Ibrahim, M.S.I. Ibrahim, Effect of Fly Ash characteristics, sodium-based alkaline activators, and process variables on the compressive strength of siliceous Fly Ash geopolymers with microstructural properties: A comprehensive review, Construction and Building Materials 437 (2024) 136808.

105. S.A.E. Afzali, M.A. Shayanfar, M. Ghanooni-Bagha, E. Golafshani, T. Ngo, The use of machine learning techniques to investigate the properties of metakaolin-based geopolymer concrete, Journal of Cleaner Production 446 (2024) 141305.

106. W.-J. Long, K.H. Khayat, G. Lemieux, F. Xing, W.-L. Wang, Factorial design approach in proportioning prestressed self-compacting concrete, Materials 8(3) (2015) 1089-1107.

107. B. Varghese, N. Philip, A Review: Taguchi experiment design for investigation of properties of concrete, Int. J. Civ. Eng 5(6) (2016) 11-16.

108. B.W. Chong, R. Othman, R. Putra Jaya, M.R. Mohd Hasan, A.V. Sandu, M. Nabiałek, B. JeŻ, P. Pietrusiewicz, D. Kwiatkowski, P. Postawa, Design of experiment on concrete mechanical properties prediction: a critical review, Materials 14(8) (2021) 1866.

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

109. M. Nasir, M.A.M. Johari, A. Adesina, M. Maslehuddin, M.O. Yusuf, M. Mijarsh, M. Ibrahim, S.K. Najamuddin, Evolution of room-cured alkali-activated silicomanganese fume-based green mortar designed using Taguchi method, Construction and Building Materials 307 (2021) 124970.

110. Z. Li, D. Lu, X. Gao, Optimization of mixture proportions by statistical experimental design using response surface method-A review, Journal of Building Engineering 36 (2021) 102101.

111. A. Khan, J. Do, D. Kim, Cost effective optimal mix proportioning of high strength self compacting concrete using response surface methodology, Computers and Concrete 17(5) (2016) 629-638.

112. A. Timtong, A. Ariyarit, W. Boongsood, P. Aengchuan, A. Wiangkham, AI-driven data fusion modeling for enhanced prediction of mixed-mode I/III fracture toughness, Results in Engineering 24 (2024) 103289.

113. A. Ariyarit, P. Aengchuan, A. Wiangkham, A. Pumpuang, N. Klinkaew, K. Theinnoi, S. Chuepeng, E. Sukjit, Predictive modeling of engine performance and emissions for castor oil ethyl ester biodiesel blends: A Gaussian process regression approach, Results in Engineering (2024) 102362.

114. S. Lin, H. Zheng, B. Han, Y. Li, C. Han, W. Li, Comparative performance of eight ensemble learning approaches for the development of models of slope stability prediction, Acta Geotechnica 17(4) (2022) 1477-1502.

115. K. Khan, W. Ahmad, M.N. Amin, F. Aslam, A. Ahmad, M.A. Al-Faiad, Comparison of prediction models based on machine learning for the compressive strength estimation of recycled aggregate concrete, Materials 15(10) (2022) 3430.

116. D. Fakhri, A. Khodayari, A. Mahmoodzadeh, M. Hosseini, H.H. Ibrahim, A.H. Mohammed, Prediction of Mixed-mode I and II effective fracture toughness of several types of concrete using the extreme gradient boosting method and metaheuristic optimization algorithms, Engineering Fracture Mechanics 276 (2022) 108916.

117. A. Shatnawi, H.M. Alkassar, N.M. Al-Abdaly, E.A. Al-Hamdany, L.F.A. Bernardo, H. Imran, Shear strength prediction of slender steel fiber reinforced concrete beams using a gradient boosting regression tree method, Buildings 12(5) (2022) 550.

118. Z.M. Alhakeem, Y.M. Jebur, S.N. Henedy, H. Imran, L.F. Bernardo, H.M. Hussein, Prediction of ecofriendly concrete compressive strength using gradient boosting regression tree combined with GridSearchCV hyperparameter-optimization techniques, Materials 15(21) (2022) 7432.

119. M. Khodaparasti, A. Alijamaat, M. Pouraminian, Prediction of the concrete compressive strength using improved random forest algorithm, Journal of Building Pathology and Rehabilitation 8(2) (2023) 92.

120. L. Liu, D. Bingxuan, K. Yu, W. Wei, Prediction of compressive strength of high-performance concrete via coupled meta-heuristic random forest regression techniques, Multiscale and Multidisciplinary Modeling, Experiments and Design 7(2) (2024) 931-945.

121. J. Khalighi, A. Cheremisin, Robust asphaltene onset pressure prediction using ensemble learning, Results in Engineering 24 (2024) 103483.

122. H.-V.T. Mai, T.-A. Nguyen, H.-B. Ly, V.Q. Tran, Prediction compressive strength of concrete containing GGBFS using random forest model, Advances in Civil Engineering 2021(1) (2021) 6671448.

123. T.-D. Phan, Fast prediction of the compressive strength of high-performance concrete through a k-nearest neighbor approach, Asian Journal of Civil Engineering 25(1) (2024) 51-66.

124. A. Shukla, R.K. Pachauri, A. Hussain, A. Ali, B. Khan, Comparative Analysis Dust Accumulation Impact on PV Performance using Artificial Neural Network and Machine Learning Algorithms, Results in Engineering (2025) 105024.

125. J.C.Y. Ngu, W.S. Yeo, T.F. Thien, J. Nandong, A comprehensive overview of the applications of kernel functions and data-driven models in regression and classification tasks in the context of software sensors, Applied Soft Computing (2024) 111975.

126. D. Miller, N.-M. Ho, N. Talebian, Monitoring of in-place strength in concrete structures using maturity method–An overview, Structures, Elsevier, 2022, pp. 1081-1104.

127. P. Nath, P.K. Sarker, Effect of GGBFS on setting, workability and early strength properties of fly ash geopolymer concrete cured in ambient condition, Construction and Building materials 66 (2014) 163-171.

128. M. Saleh, F. Kazemi, H. Abdelgader, H. Isleem, Optimization-based multitarget stacked machine-learning model for estimating mechanical properties of conventional and fiber-reinforced preplaced aggregate concrete, Archives of Civil and Mechanical Engineering 25(4) (2025) 1-35.

129. A. Thongraksa, S. Dueramae, S. Pethrung, A. Abdulmatin, and T. Klathae, “Influence of Curing Conditions on Strength of Alkali Activated Mortar Made from High Calcium Fly Ash and Low Calcium Fly Ash,” The Journal of Industrial Technology, vol. 19, no. 3, 2023, pp. 81–92.

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

รายชื่อบทความที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

1. Singhata, Napassadol & Aengchuan, Prasert. (2025). Prediction of Compressive Strength for Geopolymer Paste Using Bagging Ensemble Technique and Experimental Design. Results in Engineering. 27. 106279. 10.1016/j.rineng.2025.106279.
2. Singhata, Napassadol & Aengchuan, Prasert. (2025). MIX PROPORTION OF FLY ASH AND SILICA FUME MORTAR USING THE ANN-GRADIENT DESCENT MODEL FOR PREDICTING COMPRESSIVE STRENGTH. International Journal of GEOMATE. 28. 87-95.
3. Singhata, Napassadol & Aengchuan, Prasert. (2025) Predictive Accuracy of Compressive Strength Using Central Composite Design with Regression Techniques. RMTC 2025. MAS-344. PP.862-868.

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

Results in Engineering 27 (2025) 106279

Contents lists available at ScienceDirect

Results in Engineering

journal homepage: www.sciencedirect.com/journal/results-in-engineering

Research paper

Prediction of compressive strength for geopolymer paste using bagging ensemble technique and experimental design

Napassadol Singhata, Prasert Aengchuan *

School of Manufacturing Engineering, Institute of Engineering, Suranaree University of Technology, Muang, Nakhon Ratchasima 30000, Thailand

ARTICLE INFO

Keywords:
Bagging ensemble
Machine learning
Taguchi
Central composite design
Geopolymer paste

ABSTRACT

Developing accurate and robust predictive models for the compressive strength of geopolymer paste is challenging due to the complex behavior of materials and inherent variability in experimental data. This study presents an integrated approach that combines bagging ensemble regression with advanced design of experiments (DOE) techniques to enhance model performance. Three structured DOE strategies were applied: Taguchi, Central Composite Design (CCD), and a novel hybrid Taguchi–CCD (HTC) method. These designs were used to systematically generate experimental data, replacing arbitrary 3 × 3 sampling with well-distributed subsets that more evenly cover the design space. Ensemble learning algorithms—including Bagging Regression, Gradient Boosting, and Random Forest—were trained on datasets obtained from each DOE method. Results showed that the HTC-based bagging model achieved superior performance in predicting compressive strength, with the lowest Root Mean Square Error (RMSE) and highest coefficient of determination (R^2). On the test dataset, RMSE values of 3.01, 3.47, and 3.06 were recorded, with corresponding R^2 values of 0.91, 0.88, and 0.91 for the Taguchi, CCD, and HTC approaches, respectively. The best-performing model, trained on HTC-generated subsets, achieved the highest prediction accuracy with an R^2 of 0.93. This integrated framework improves prediction accuracy, reduces overfitting, and enhances model generalization. The study demonstrates that structured experimental design significantly strengthens ensemble-based machine learning models. The proposed methodology offers a reliable and scalable tool for modeling complex material systems, providing valuable insights for both experimental optimization and the practical development of high-performance geopolymer materials.

1. Introduction

Accurate prediction of material properties, such as the compressive strength of geopolymer, strongly depends on the quality, distribution, and representativeness of the experimental data. Random sampling, although commonly used, often introduces sampling bias, uneven coverage of the design space, and overfitting in predictive models due to its inability to capture complex nonlinear interactions [1–4]. Bagging (bootstrap aggregating) mitigates these issues by training multiple models on bootstrapped datasets, reducing variance and stabilizing predictions across different samples [5–8]. This ensemble strategy enhances both predictive accuracy and model robustness, even when underlying data distributions are limited or biased [9–11].

To further improve model generalization, structured experimental designs such as the CCD and orthogonal arrays have been adopted. CCD systematically combines factorial, axial, and center points, enabling efficient exploration of factor interactions and response surfaces with fewer experimental runs [12–17]. Orthogonal array designs, as used in the Taguchi method, provide balanced representation of factors, ensuring broad coverage of the experimental space and minimizing aliasing effects [18–21]. These structured approaches increase data reliability, capture complex variable relationships, and reduce experimental noise without requiring exhaustive combinations [22,23].

Integrating these designs into ensemble modelling of bagging offers a significant advantage over random sampling. The proposed HTC framework leverages the strengths of both methods, expanding data diversity and improving experimental coverage. This integration ensures a stable, well-dispersed dataset, enhancing both prediction accuracy and model interpretability [24–26]. Moreover, it requires fewer experiments to achieve comparable insights, making it both effective and cost-efficient. Bagging further supports this by averaging multiple decision trees trained on structured subsets, reinforcing stability and reducing overfitting [27].

Therefore, this study employs bagging in conjunction with Taguchi,

* Corresponding author.
E-mail address: prasert.a@sut.ac.th (P. Aengchuan).

https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.106279
Received 9 December 2024; Received in revised form 24 June 2025; Accepted 11 July 2025
Available online 12 July 2025
2590-1230/© 2025 The Author(s). Published by Elsevier B.V. This is an open access article under the CC BY license (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

CCD and the HTC method to build predictive models that are both robust and generalizable. Well-distributed experimental designs not only improve the ability to model nonlinear behavior but also reduce variance and mitigate the limitations inherent in random sampling approaches. The steps for performing a bagging ensemble are as follows:

- Create multiple bootstrap samples by randomly selecting samples from the training set through bootstrap sampling. This generates multiple subsets of data, where each subset contains different combinations of rows, possibly with duplicates due to sampling with replacement.
- Train a separate regression model on each of the bootstrap subsets. These models are independently built based on the data in their respective samples. They can be used with any regression algorithm and are trained in parallel, each using a different data subset.
- Make predictions from each model once all models are trained and then predict the test set or new data.
- Aggregate the predictions from all models by calculating the weighted average of their predictions. Bagging helps reduce prediction variance by averaging the outputs of multiple models, thereby improving the stability and accuracy of the regression model compared to using a single model trained on the full dataset.
- Evaluate model performance using the test set by calculating metrics such as RMSE, R^2, or other relevant evaluation metrics.

As shown in Fig. 1, bagging is an ensemble method that improves model performance by training multiple models on different subsets of data to create a robust ensemble [28,29] that provides varied predictions reflecting a broader understanding of the underlying data. Bagging creates multiple training subsets by randomly sampling the original dataset with replacement [30]. Using different datasets yields diverse bootstrap samples, which enables models to capture varied aspects of the data. This diversity enhances the generalization ability and improves overall prediction accuracy. The key advantage of bagging is that it helps reduce overfitting and enhances the stability and accuracy of the model by leveraging multiple models trained on different subsets of the data.

This study aims to develop a robust and generalizable predictive framework for estimating the compressive strength of metakaolin-based geopolymer paste by integrating the Bagging ensemble method with structured experimental designs using Taguchi, CCD and HTC approaches. The primary objectives are to overcome the limitations of random sampling by leveraging structured design of experiments to ensure comprehensive and balanced data coverage, reduce model variance and overfitting through the application of Bagging on well-distributed data subsets, and compare the predictive performance of ensemble algorithms across different experimental designs. This framework is particularly valuable in scenarios where experimental resources are limited and the number of physical trials must be minimized due to constraints such as cost, time or material availability.

2. Methodology

Machine learning (ML) offers an efficient alternative, enabling rapid evaluation of complex relationships among variables. However, model accuracy depends on appropriate algorithm selection, sufficient data volume, and a manageable number of input features. Increasing input complexity requires more data and introduces additional modeling

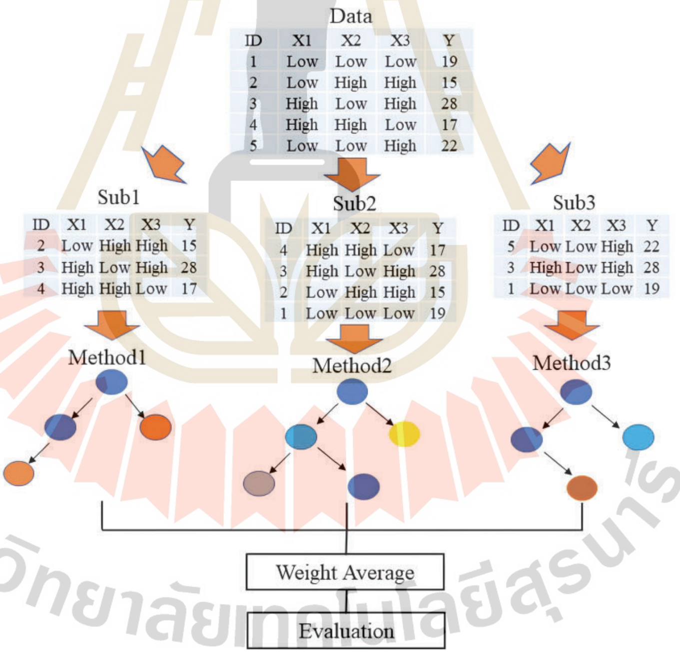


Fig. 1. Bagging ensemble process.

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

challenges. Consequently, numerous studies have proposed ML approaches that improve the precision of material property predictions as shown in Table 1.

This study focuses on three input variables to reduce experimental complexity while ensuring sufficient data for reliable prediction. The selected variables relate to mix ratio adjustments, allowing for practical control over the formulation process and reducing uncertainty. This study controlled key variables to minimize uncertainty. Three critical factors were selected for the mix proportion design, including NaOH molarity (M), the sodium silicate-to-sodium hydroxide ratio (SS/SH), and the solid-to-liquid ratio (S/L), each evaluated at three levels. These ranges were carefully defined to ensure sufficient workability of the geopolymer mixtures while avoiding excessive stiffness. Adequate workability is essential for proper casting and compaction without requiring intensive effort. Through balanced selection of these variables, the mix design promotes both practical handling and reliable strength development, as detailed in Table 2. A 3^3 full factorial design was employed with 27 different mixtures, each tested in four replicates, resulting in a total of 108 samples used for model development.

Preliminary experiments were conducted to define suitable factor ranges, ensuring that the geopolymer paste exhibited adequate workability and avoiding excessive stiffness to minimize equipment risk and facilitate handling during mixing and casting. It is crucial to have data that adequately represents the range of possible experimental conditions to build strong predictive bagging regression models. Three different methods were used in the experiments. The Orthogonal L9 of Taguchi Method, CCD, and HTC generate diverse data covering various factor levels and interactions. The main objectives are to address the shortcomings of random sampling by using structured experimental designs for balanced data coverage, reduce variance and overfitting via bagging on well-distributed subsets, and compare ensemble model performance across different designs. The best-performing model from each design is selected and averaged to form a final, robust predictive model, ensuring high accuracy and generalizability across the full experimental range.

Fig. 2 illustrates an ensemble learning framework where the bagging technique is part of the model training process that involves splitting experimental data into different subsets for model training and testing using a full factorial experiment design. The diagram shows that data generated from a full factorial design is split into different training sets based on the orthogonal array of the Taguchi experiment, CCD and HTC. A model is trained using these subsets, and its performance is tested using a separate set of 9 mixtures. Bagging was applied across three different models (Model 1, Model 2 and Model 3), each trained using different experimental designs.

Table 1
Summary of selected models from the literature used to predict various concrete characteristics.

Ref.	Dataset Size	Input Variables	ML Algorithm	Highest Performance Metrics
[31]	35 mixtures	4	Random Forest (RF)	R^2 = 0.93; MAE = 1.85 MPa
[32]	154	9	ANN, Boosting, AdaBoost	Boosting: R^2 = 0.96, MAE = 4.16, MSE = 6.84
[33]	105	12	ANN	R^2 = 0.982; MAE = 0.5303 MPa; RMSE = 0.6863 MPa; RAE = 17.55 %; RRSE = 18.75 %
[34]	61	11	Deep Learning, RF	RF: MAE = 3.45 %, RMSE = 5.94 %, RAE = 64.32 %, RRSE = 82.97 %, R^2 = 0.93
[35]	40	8	Random Kitchen Sink (RKS)	RMSE = 0.046; MAE = 0.036
[36]	63	5	Regression-based (unspecified)	Predicted/Actual Ratio = 0.77–1.33; Mean = 1.03; Median = 1.05
[37]	144	8	HLO + SVR	Train R^2 = 0.9694; Test R^2 = 0.9470
[38]	115	6	SVR–ERBF, SVR–RBF	SVR–ERBF: R^2 = 0.958, MAD = 0.488, MSE = 0.523, RMSE = 0.723, MAPE = 9.381 %;
[39]	131	8	BAS-RF	Train: R^2 = 0.9766, RMSE = 3.9769; Test: R^2 = 0.9735, RMSE = 3.9021
[40]	114	6	M5′, MARS	M5′: R^2 = 0.94, RMSE = 4.39; MARS: R^2 = 0.96, RMSE = 3.66

Table 2
Variables for the proportion of the composite.

factors	Levels		
	1	2	3
A: NaOH (M)	10	12	14
B: SS/SH	1.2	1.6	2
C: S/L	0.85	1	1.15

3. Data and preparation

Accurate and reliable prediction of the compressive strength for a metakaolin-based geopolymer paste depends remarkably on the experiment. Three factors that affect compressive strength are identified by assigning three levels. These have been identified as key contributors to the geopolymerization process, directly affecting the microstructure and compressive strength of the material [41–44]. These parameters are easily adjustable during the mixing and formulation stage, making them practical for optimization in laboratory and industrial settings. NaOH concentration is set at 10, 12, and 14 molarity. The levels are 1.2, 1.6 and 2.0, representing the proportion of SS/SH. The S/L levels are 0.85, 1.0, and 1.15. Metakaolin is a dehydroxylated form of the clay mineral kaolinite [45]. Its chemical composition is important for understanding its properties and applications, as metakaolin contains a high percentage of silica and alumina, which are essential for improving construction performance as shown in Table 3, determined through X-ray fluorescence (XRF) analysis.

Fig. 3 shows an X-ray Diffraction (XRD) pattern for metakaolin, which is a dehydroxylated form of kaolinite. XRD is used to identify and characterize crystalline materials by analyzing the diffraction of X-rays as they interact with the crystal structure of a sample. In Fig. 3, the horizontal axis 2θ value corresponds to the angles at which X-rays are scattered by the crystal lattice planes in the material. The range is approximately 5° to 90° and covers the typical angles for detecting various crystalline phases in materials. The vertical axis represents the intensity of the diffracted X-rays in counts. The higher the peak on the vertical axis graph is, the more it indicates a strong presence of a particular crystal structure. The sharp peaks in the graph represent specific crystalline phases of the material. Each peak corresponds to a characteristic of a certain mineral or compound. The intensity and position of these peaks at specific 2θ values help identify the crystalline phases present in the metakaolin sample. The different colors correspond to the different phases detected in the sample. Quartz (SiO_2) is represented by red peaks, which are one of the dominant crystalline phases present in the metakaolin sample, indicated by the strong and sharp peaks. Other minerals like kaolinite, microcline and hematite are also present, but appear as less intense peaks in smaller quantities.

3.1. *Mixing Procedure*

The procedure for making the geopolymer paste, which is formulated using metakaolin and an alkaline solution, is shown in Fig. 4. The process has the following steps.

- Step 1 procedure for the preparation of the alkaline activator: Sodium hydroxide pellets were dissolved in predetermined amounts of deionized water to prepare solutions with concentrations of 10 M, 12

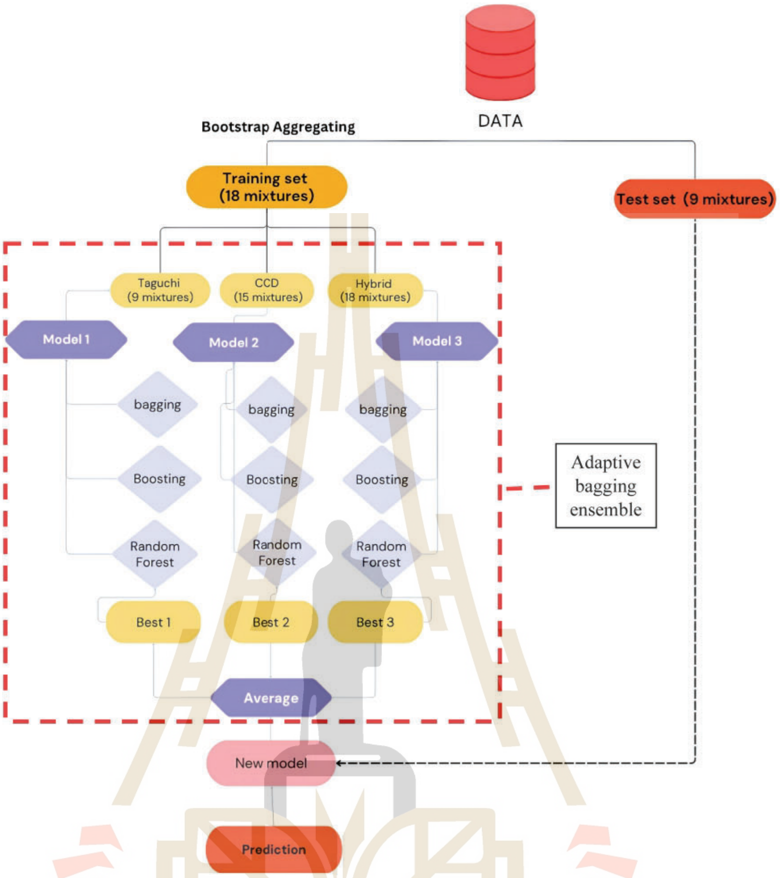


Fig. 2. Bagging ensemble process for development.

Table 3
The chemical composition of the metakaolin.

Component	Chemical Formula	Weight Percentage (%)
Silica	SiO_2	56.474
Alumina	Al_2O_3	38.494
Calcium Oxide	CaO	0.250
Sulfur Trioxide	SO_3	0.375
Zirconium Dioxide	ZrO_2	0.063
Chromium (III) Oxide	Cr_2O_3	0.038
Iron (III) Oxide	Fe_2O_3	2.020
Titanium Dioxide	TiO_2	2.097

M and 14 M. The alkaline activator solution was subsequently formulated by combining sodium silicate with the sodium hydroxide solution. All preparations were carried out at an ambient laboratory temperature of 28 ± 2 °C, and the resulting mixture was allowed to equilibrate for 24 h before use.

- Step 2 mixing metakaolin and alkaline solution: Metakaolin and an alkaline solution are the two main components used in the initial mix. These materials are mixed according to the proportions. The ingredients are categorized into low, medium and high factors based on NaOH molarity (Mol), the SS/SH, and the S/L ratio.
- Step 3 stirring the mixture: The mixture of metakaolin and the alkaline solution is thoroughly stirred using a mechanical stirrer machine. This step ensures a homogeneous blend of the materials and their integration.
- Step 4 molding the paste: It is poured into 50 mm cube molds after the mixture is homogeneous. The mixture was placed in two layers, each is compacted using a tamping rod to ensure proper packing and minimize air voids or inconsistencies in the sample.
- Step 5 demolding the specimens: After 24 h, the molded cubes are demolded and reveal solidified specimens of the geopolymer paste. This period allows the material to harden enough to be removed from the molds without losing its shape.

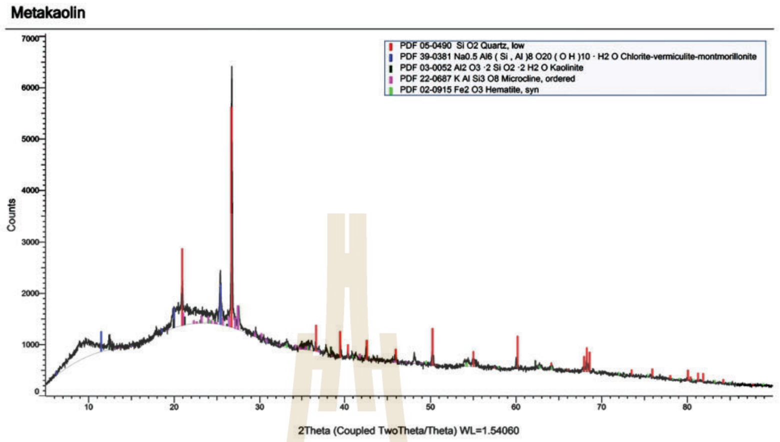


Fig. 3. X-ray Diffraction pattern for metakaolin.

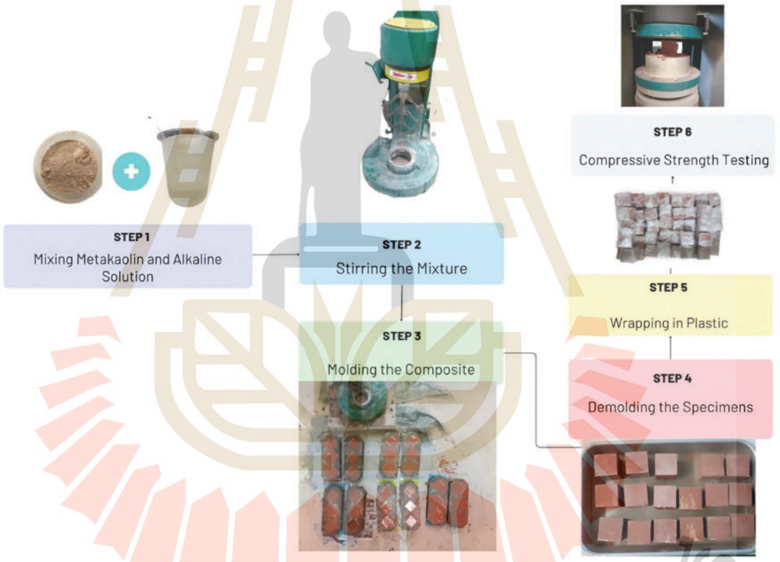


Fig. 4. Mixing procedure of geopolymer paste.

- Step 6 wrapping in plastic: The de-molded specimens are wrapped in plastic. This step is crucial for curing, as it prevents the evaporation of water and maintains a controlled environment for the specimens to further solidify and gain strength.
- Step 7 compressive strength testing: The compressive strength of the specimens is measured after 7 days of curing. It is valuable for early-age strength assessment, quality control, and rapid construction decisions. Four samples from each mixture are tested to determine the average compressive strength and indicate the durability of the material.

The process of making geopolymer paste involves careful control of ingredients, mixing, molding, and curing to ensure the material achieves the desired mechanical properties. Compressive strength is a key performance metric that is tested at the end of the process.

4. Design of experiment

4.1. Full factorial design

A full factorial design systematically estimates main effects and interactions by constructing comprehensive models [46]. This study employed a 3^3 full factorial design with three factors evaluated at three levels. This approach generated twenty-seven experimental composite mix combinations, as shown in Table 4. The specimens were prepared by thoroughly mixing according to three experimental design strategies.

Structured data design for distribution avoids the pitfalls of random sampling by systematically exploring the entire parameter space through structured experimental designs, such as the orthogonal arrays used in the Taguchi method and CCD. This approach ensures a more comprehensive and reliable analysis by effectively capturing factor interactions and nonlinear relationships. These methods achieve uniform representation across the input space by strategically selecting data points that span the full range of variables, thereby enhancing model robustness and predictive accuracy. The compressive strength was measured after 7 days as the average of four specimens. Higher SS/SH, S/L ratios, and molarity showed non-linear effects on compressive strength, where inappropriate values could significantly reduce strength, deviating from the overall trend. This reduction is attributed to imbalanced alkalinity that hinders the dissolution and polycondensation processes during geopolymerization. Mix M11 yielded a compressive strength of 40.41 MPa, which was lower than that of the other mixtures.

4.2. Taguchi experiment

Orthogonal arrays in the Taguchi experiment are statistical tools used to plan experiments systematically [47]. They help in testing multiple factors and their interactions efficiently, with fewer experimental runs compared to a full factorial design [48]. The orthogonal array allows for the organization of the factors and their levels, so that each combination is tested in a balanced way [49]. The provided orthogonal array table identified three key factors affecting compressive strength, which are NaOH molarity, SS/SH ratio, and S/L, each assigned low, medium, and high levels. The Taguchi method employed an L9 orthogonal array to represent a balanced sampling of 9 different mixtures, ensuring an even distribution of experimental runs across three factors at three levels each. This array is designed for three factors denoted as A, B, and C, with three levels to ensure balanced and unbiased experimentation. Each of the nine rows represents a unique combination of the three-factor levels to avoid overlap or bias across the factor combinations in this L9 orthogonal array. Each factor can be observed independently while also considering potential interactions. The three columns of the orthogonal array correspond to the factors, and the rows reflect the specific factor level combinations for each experiment. The design layout in Table 5 follows the L9 configuration.

4.3. Central Composite design

The structure of a CCD is a common approach in experimental design for fitting models. It efficiently explores the interactions between multiple factors and nonlinear relationships, by combining factorial, axial and center points [50]. CCD covers the experimental space effectively to identify main effects and interactions between factors [51].

In Fig. 5, factorial points are represented by the yellow points (C1-C8) at the corners of the cube. These points correspond to combinations

Table 5
L9 orthogonal array of the Taguchi experiment.

Mix Design	Taguchi, $P = 3, L = 3$			Mol	SS/SH	S/L	MK(g)	SS(g)	SH (g)
	A	B	C						
X1	1	1	1	10	1.2	0.85	140.25	90.00	75.00
X2	1	2	2	10	1.6	1	165.00	101.54	63.46
X3	1	3	3	10	2	1.15	189.75	110.00	55.00
X4	2	1	2	12	1.2	1	165.00	90.00	75.00
X5	2	2	3	12	1.6	1.15	189.75	101.54	63.46
X6	2	3	1	12	2	0.85	140.25	110.00	55.00
X7	3	1	3	14	1.2	1.15	189.75	90.00	75.00
X8	3	2	1	14	1.6	0.85	140.25	101.54	63.46
X9	3	3	2	14	2	1	165.00	110.00	55.00

Table 4
Full factorial design for Mix proportion.

Mix	Method	A: Mol	B: SS/SH	C: S/L	MK(g)	SS(g)	SH(g)	Avg. CS(MPa)
M1	C1, X1	10	1.2	0.85	140.25	90	75	73.04
M2	Test	10	1.2	1	165	90	75	62.37
M3	C2	10	1.2	1.15	189.75	90	75	74.46
M4	Test	10	1.6	0.85	140.25	101.54	63.46	65.54
M5	C9, X2	10	1.6	1	165	101.54	63.46	72.21
M6	Test	10	1.6	1.15	189.75	101.54	63.46	80.47
M7	C3	10	2	0.85	140.25	110	55	67.83
M8	Test	10	2	1	165	110	55	73.93
M9	C4, X3	10	2	1.15	189.75	110	55	82.66
M10	Test	12	1.2	0.85	140.25	90	75	56.17
M11	C11, X4	12	1.2	1	165	90	75	40.41
M12	Test	12	1.2	1.15	189.75	90	75	54.49
M13	C13	12	1.6	0.85	140.25	101.54	63.46	63.17
M14	C15	12	1.6	1	165	101.54	63.46	66.72
M15	C14, X5	12	1.6	1.15	189.75	101.54	63.46	83.53
M16	X6	12	2	0.85	140.25	110	55	70.84
M17	C12	12	2	1	165	110	55	77.21
M18	Test	12	2	1.15	189.75	110	55	79.57
M19	C5	14	1.2	0.85	140.25	90	75	65.58
M20	Test	14	1.2	1	165	90	75	56.56
M21	C6, X7	14	1.2	1.15	189.75	90	75	64.95
M22	X8	14	1.6	0.85	140.25	101.54	63.46	60.29
M23	C10	14	1.6	1	165	101.54	63.46	81.88
M24	Test	14	1.6	1.15	189.75	101.54	63.46	76.83
M25	C7	14	2	0.85	140.25	110	55	73.43
M26	X9	14	2	1	165	110	55	85.88
M27	C8	14	2	1.15	189.75	110	55	83.05

C = Experiment from CCD, X = Experiment from orthogonal array L9, Avg= Average.

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

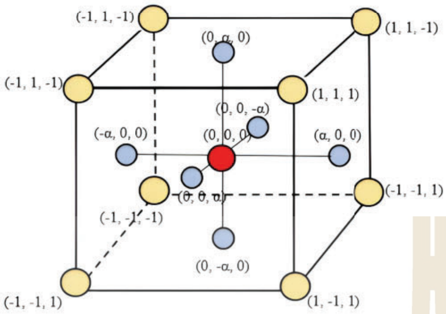


Fig. 5. Box design of the central composite design.

of factors at low, medium and high levels to allow for the examination of the main effects and interactions between variables. Axial points are represented by blue points (C9-C14) and these points are axial points located along the edges of the cube, which extends beyond the factorial design to capture nonlinear effects and provide more information about the response surface. The red point (C15) in the center of the cube represents the center point. A CCD was implemented with three factors denoted to systematically study their effects as Mol (A), SS/SH (B) and S/L (C) corresponding to different combinations of levels, including low (−1), medium (0), and high (1). Table 6. illustrates the mix designs for each of the 15 different mixtures in the CCD.

4.4. Hybrid taguchi-central composite design

The HTC approach integrates the strengths of the Taguchi method and CCD to achieve a more effective experimental design that avoids the gaps and biases often present in random sampling and comprehensive data coverage. It is useful for fitting a bagging model, which allows for a more detailed exploration of interactions between factors and the identification of an optimum response, making it ideal for identifying the main effects of each factor and their interactions and any nonlinear relationships in the studied processes. It also improves the understanding of factor interactions. In machine learning, the dataset consists of 27 different mixtures (M1 to M27) following a full factorial design with 3 factors at 3 levels. The HTC of Table 4 combines results from designs with 18 data points, as shown in Table 7.

Table 7
Hybrid Taguchi - CCD for Mix Proportions.

Mix	CCD	Taguchi	Mol	SS/SH	S/L	MK(g)	SS(g)	SH(g)
M1	C1	X1	10	1.2	0.85	140.25	90.00	75.00
M3	C2		10	1.2	1.15	189.75	90.00	75.00
M5	C9	X2	10	1.6	1	165.00	101.54	63.46
M7	C3		10	2	0.85	140.25	110.00	55.00
M9	C4	X3	10	2	1.15	189.75	110.00	55.00
M11	C11	X4	12	1.2	1	165.00	90.00	75.00
M13	C13		12	1.6	0.85	140.25	101.54	63.46
M14	C15		12	1.6	1	165.00	101.54	63.46
M15	C14	X5	12	1.6	1.15	189.75	101.54	63.46
M16		X6	12	2	0.85	140.25	110.00	55.00
M17	C12		12	2	1	165.00	110.00	55.00
M19	C5		14	1.2	0.85	140.25	90.00	75.00
M21	C6	X7	14	1.2	1.15	189.75	90.00	75.00
M22		X8	14	1.6	0.85	140.25	101.54	63.46
M23	C10		14	1.6	1	165.00	101.54	63.46
M25	C7		14	2	0.85	140.25	110.00	55.00
M26		X9	14	2	1	165.00	110.00	55.00
M27	C8		14	2	1.15	189.75	110.00	55.00

4.5. Test data

It is common to evaluate a portion of the data for testing purposes by excluding some data from the full factorial and using it for testing. It can assess the generalization ability of the model and how well the model predicts outcomes on data it has not been trained on, as shown in Fig. 6.

Fig. 6 illustrates the overall workflow of the experimental design and modeling framework adopted in this study for predicting the compressive strength of metakaolin-based geopolymer composites. The process begins with the generation of a full factorial experimental dataset, consisting of 27 different mixtures derived from three input parameters ($P = 3$) at three levels each ($L = 3$). These data points are subsequently divided into a training set and a test set. The training set is used to develop models based on three different experimental design strategies, including the Taguchi method with 9 mixtures, the CCD with 15 mixtures, and the HTC with 18 mixtures. Each subset is used to train a separate machine learning model, and the trained models are then applied to make predictions. The models are evaluated based on their ability to predict the compressive strength of 9 unseen test data points. The test set remains constant across all modeling strategies to ensure fair comparisons. This approach allows a systematic comparison of prediction accuracy and model generalizability across different design methodologies. Test data consists of 9 different mixtures from designs, as shown in Table 8.

Table 6
Central composite design for mix proportions.

Mix	Design	CCD, $P = 3, L = 3$			Mol	SS/SH	S/L	MK(g)	SS(g)	SH(g)
		A	B	C						
M1	C1	−1	−1	−1	10	1.2	0.85	140.25	90	75
M3	C2	−1	−1	1	10	1.2	1.15	189.75	90	75
M7	C3	−1	1	−1	10	2.0	0.85	140.25	110	55
M9	C4	−1	1	1	10	2.0	1.15	189.75	110	55
M19	C5	1	−1	−1	14	1.2	0.85	140.25	90	75
M21	C6	1	−1	1	14	1.2	1.15	189.75	90	75
M25	C7	1	1	−1	14	2.0	0.85	140.25	110	55
M27	C8	1	1	1	14	2.0	1.15	189.75	110	55
M5	C9	-α	0	0	10	1.6	1.00	165	101.54	63.46
M23	C10	α	0	0	14	1.6	1.00	165	101.54	63.46
M11	C11	0	-α	0	12	1.2	1.00	165	90	75
M17	C12	0	α	0	12	2.0	1.00	165	110	55
M13	C13	0	0	-α	12	1.6	0.85	140.25	101.54	63.46
M15	C14	0	0	α	12	1.6	1.15	189.75	101.54	63.46
M14	C15	0	0	0	12	1.6	1.00	165	101.54	63.46

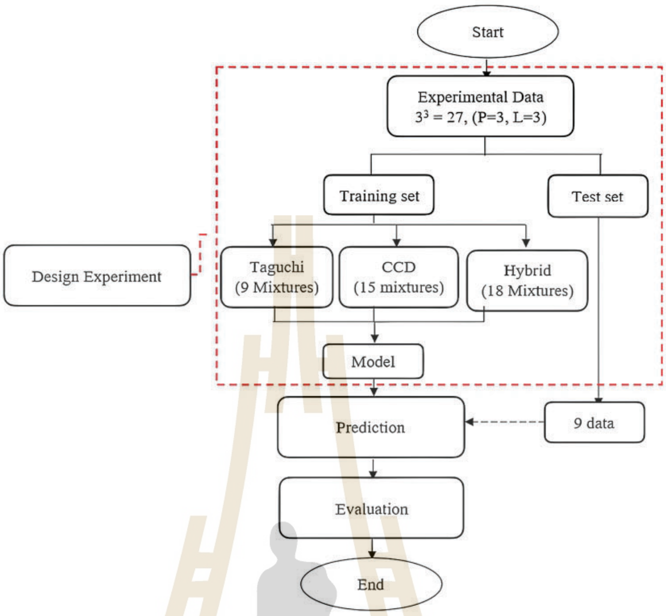


Fig. 6. Experimental data for the training and testing set.

Table 8
Experimental test.

Mix Design	Mol	SS/SH	S/L	MK(g)	SS(g)	SH(g)
M 2	10	1.2	1	165.00	90.00	75.00
M 4	10	1.6	0.85	140.25	101.54	63.46
M 6	10	1.6	1.15	189.75	101.54	63.46
M 8	10	2	1	165.00	110.00	55.00
M 10	12	1.2	0.85	140.25	90.00	75.00
M 12	12	1.2	1.15	189.75	90.00	75.00
M 18	12	2	1.15	189.75	110.00	55.00
M 20	14	1.2	1	165.00	90.00	75.00
M 24	14	1.6	1.15	189.75	101.54	63.46

5. Machine learning

Machine learning models were implemented to predict compressive strength using experimental data. Machine learning enables accurate and efficient prediction of nonlinear relationships between variables. It also enhances model generalization and reduces the need for extensive experimental testing [52,53].

5.1. *Bagging regression*

The data used for experimentation includes all combinations. Bagging is employed to reduce model variance and enhance prediction stability by leveraging the strengths of multiple models [54], making it particularly effective for predicting strength values across the entire experimental range. In this approach, multiple base regression models are independently trained on bootstrap samples generated from the dataset, and their predictions are aggregated by averaging, thereby improving the overall accuracy and robustness of the regression task [55].

- Given an original 3 dataset $D = ((x_1, y_1), (x_2, y_2), \ldots, (x_n, y_n))$ with n data points to create 3 new datasets D_1, D_2, D_3 by using 3 experiments including Taguchi, CCD and HTC with replacement from D. Each bootstrap sample D_1, D_2, D_3 has 9 (Taguchi), 15 (CCD) and 18 (HTC) size respectively.
- Train a base model h_i on each bootstrap sample D_i as in Eq. (1).

$$h_i = f(D_i) \quad (1)$$

where f represents the learning algorithm used to train the base models

Once all base models are trained the final prediction for a new data point x is obtained by aggregating the predictions from all the models. For regression, the final prediction $\hat{y}$ is the average of the predictions from all base models, as in Eq. (2).

$$\hat{y} = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M} h_i(x) \quad (2)$$

where M is the total number of models, and $h_i(x)$ is the prediction of the i th model for input x.

5.2. *Gradient boosting*

Gradient boosting focuses on reducing bias by training models sequentially, where each model corrects the mistakes of the previous one to make the ensemble better at handling difficult to predict data points [56]. It constructs a strong predictive model by iteratively adding base learners to minimize prediction errors [57]. The model

approximates a target function $F^{*}(x)$ by minimizing a differentiable loss function ϕ *(y, F(X))* as in Eq. (3).

$$F^{*}(x) = argminE_{x,y}\phi(y, F(x)) \quad (3)$$

Each new tree focuses on the residuals from previous predictions for incremental improvement. The contribution of each tree is controlled by a learning rate which prevents overfitting by adjusting the weight of each base learner [58].

5.3. Random forest

Random forest is another ensemble method that builds multiple decision trees during training and averages their outputs to improve predictive accuracy [59,60]. This helps account for linear and nonlinear relationships in the data [61]. It minimizes the Mean Squared Error (MSE) at each node to determine the optimal branching for regression tasks as in Eq. (4).

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - f_i)^2 \quad (4)$$

where y_i is the actual value and f_i is the predicted value predicted by the tree at each node. Random forest is an effective method that works well for regression and offers robust performance across various datasets [62].

5.4. K-nearest neighbors

K-nearest neighbors (K-NN) is a simple, non-parametric supervised learning algorithm used for both classification and regression. It predicts the output for a new instance by identifying the K most similar training samples based on a distance metric, typically Euclidean distance. In regression tasks, the K-nearest neighbors (K-NN) algorithm estimates the target value of a new data point by averaging the outputs of its K closest neighbors in the training set. The proximity between data points is commonly calculated using Euclidean distance[63], although other distance metrics can also be applied depending on the nature of the data. As a non-parametric method, K-NN does not assume any underlying distribution for the data, allowing it to model complex and nonlinear relationships. The performance of K-NN regression is highly influenced by the choice of K, the distance metric, and the presence of noise in the data. Due to its simplicity and effectiveness, K-NN is widely employed in various engineering and scientific applications for predictive modeling.

5.5. Support vector regression

Support Vector Regression (SVR) is a supervised learning algorithm that is an extension of Support Vector Machines (SVM) designed for regression tasks. Instead of finding a hyperplane to separate classes, SVR aims to fit a function within a predefined tolerance margin (ε-insensitive tube) around the actual data points. The goal is to minimize prediction errors while keeping the model as flat as possible. SVR introduces slack variables to allow deviations beyond the margin, penalized through a regularization parameter. The kernel trick enables SVR to handle nonlinear relationships by mapping inputs to a higher-dimensional space [64]. SVR balances complexity and error tolerance effectively [65]. It is widely applied in time-series forecasting, financial modelling, and engineering systems.

5.6. Linear regression

Linear Regression (LR) was applied to model the relationship between input and output variables. Linear Regression is a supervised learning algorithm used for predicting a continuous target variable based on one or more input features. The model assumes a linear relationship between the target and the predictors. The goal is to minimize the sum of squared differences between the predicted and actual values.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \ldots + \beta_i x_i + \varepsilon \quad (5)$$

Where s coefficients represent the effect of each independent variable, x is the independent variable, ε is the difference between the predicted and actual values

5.7. Hyperparameter tuning

The hyperparameters for various ML were tuned on the three experiments of Taguchi, CCD and HTC, and then applied to search for the optimum ML hyperparameters. The performance of the selected RF model is supposed to be confirmed by assessing its performance on the test set. The hyperparameters were checked on the 70 % dataset using 10-fold cross-validation. In each fold, the 70 % dataset was randomly split into 10 subsets, with 9 subsets (training sets) used for rechecking to validate the optimal hyperparameters of ML. The ML model with the smallest RMSE for the validation was selected in this parameter.

6. Data analysis

The experiment consisted of 27 mix designs, with four specimens prepared per mix to evaluate the 7-day compressive strength. Early-age strength is critical for quality control and enables decision-making about rapid construction [66]. However, 7-day compressive strength measurements often exhibit high variability due to the rapid hydration reactions characteristic of early geopolymerization processes [67], posing significant challenges for developing accurate and robust predictive models. In this study, three input variables and one output variable were considered. Bagging was applied to structured subsets derived from Taguchi (36 data points), CCD (60 data points), and HTC (72 data points) frameworks for the training data. The testing data comprised nine previously unseen data points, each representing the average strength value obtained from four specimens. The data was designed to test conditions evenly across a range of variables, thereby providing a balanced experimental setup for analysis, as shown in Table 9.

6.1. Heatmap

The correlation matrix heatmap presents the Pearson correlation coefficients among the three input variables and the compressive strength [68]. The correlation coefficient values range from −1 to 1, where values close to 1 indicate a strong positive linear relationship, values near −1 indicate a strong negative correlation and values around 0 suggest no linear correlation.

In Fig. 7, values around 0 suggest no linear correlation of variables A, B, and C suggests that there is no linear relationship. Variable B has a strong positive correlation with compressive strength (r = 0.37), suggesting it enhances strength. In contrast, A shows a slight negative correlation (r = −0.06), implying a weak or non-linear inverse effect.

6.2. Monte Carlo simulations

The statistical evaluation of predicted compressive strength using Monte Carlo simulations provided key insights into the distribution characteristics and reliability of three experimental design strategies,

Table 9
Statistical description of input and output features.

Feature	Type	Unit	minimum	maximum	Mean	STD
A: Mol (M)	Input	–	10	14	12	1.66
B: SS/SH ratio	Input	–	1.2	2	1.6	0.33
C: S/L ratio	Input	–	0.85	1.15	1	0.12
Compressive strength (CS)	Output	MPa	40.26	89.13	70.11	10.81

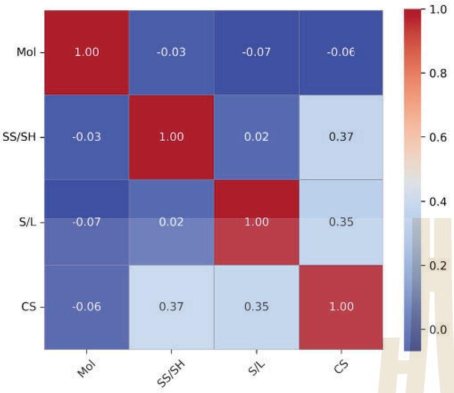


Fig. 7. Correlation matrix heatmap for the MK paste dataset.

including Orthogonal L9, CCD, and HTC. The statistical evaluation of predicted compressive strength incorporated four principal indicators. The mean of simulated values, standard deviation, and the 5th and 95th percentiles provide a robust assessment of model accuracy and distributional behavior.

In Fig. 8. the distribution characteristics of compressive strength values varied notably across the three experimental designs. Fig. 8(a) The Orthogonal L9 design, comprising 9 mixtures, showed the highest variability, with a wide distribution spread and a slightly right-skewed shape. In contrast, Fig. 8(b) the CCD with 15 mixtures yielded a histogram closely resembling a bell-shaped curve, suggesting an approximately normal distribution, and reflecting improved precision through broader coverage of the design space. The HTC design, Fig. 8(c) incorporating 18 mixtures, demonstrated a relatively symmetric distribution with a moderate spread, appearing slightly flatter than CCD but closer to normality than L9. Notably, the standard deviations of all three designs were relatively comparable, indicating a similar level of dispersion despite differences in distribution shape. These findings highlight that while L9 offers simplicity, CCD and HTC provide greater consistency and reliability, with HTC achieving a favorable balance between experimental diversity and predictive accuracy.

6.3. *Histogram and a quantile–quantile plot*

The compressive strength values were analyzed using a histogram and a quantile–quantile (Q–Q) plot to assess the normality of the data distribution. The histogram provides a visual representation of the frequency of values within specified intervals, with each bar indicating the density of data points falling within a particular range. The Q–Q plot compares residuals to a theoretical normal distribution, and alignment with the reference line indicates approximate normality.

The distribution and Q–Q plots in Fig. 9 illustrate the normality characteristics of compressive strength data under four experimental designs. Fig. 9 (a, b) shows the greatest deviation from normality, with uneven distribution and tail departures. Fig. 9 (c, d) improves symmetry and linearity but still shows minor tail deviations. Fig. 9 (e, f) closely approximates a normal distribution, exhibiting smooth curves and strong Q–Q alignment, most comparable to the reference Fig. 9 (g, h), which displays near-perfect normality. These findings suggest that HTC and CCD provide more statistically robust data for predictive modelling, with distribution properties. All designs follow trends similar to the full factorial design (FFD), indicating consistent response behavior. Among them, HTC most closely aligns with FFD in both distribution shape and Q–Q plot linearity, followed by CCD and then Taguchi, which shows slightly greater tail deviations. These consistent patterns across designs support the robustness and validity of the experimental approaches.

7. Results and discussion

7.1. *Evaluation of prediction*

Ensemble training enhanced the reliability and robustness of machine learning algorithms in predicting the compressive strength of geopolymer paste. The comparison of models for predicting compressive strength evaluates the performance of three different machine learning techniques using experimental designs with Taguchi, CCD, and HTC. These designs aim to predict compressive strength efficiently by generating training and test datasets to evaluate the models. The key metrics are used for comparing the MAE, MAPE, RMSE, and R^2, as shown in Eq. (5), 6,7 and 8, respectively.

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \tilde{y}_i| \tag{5a}$$

$$MAPE = \left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{|y_i - \tilde{y}_i|}{|y_i|}\right)x100 \tag{6}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \tilde{y}_i)^2} \tag{7}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \tilde{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y}_i)^2} \tag{8}$$

Where y_i is the observed value, $\tilde{y}_i$ is the predicted value from the model, $\tilde{y}\bar{y}_i$ is the mean of the observed values, and n is the total number of observations.

7.2. *K-fold cross-validation*

This section highlights the risks of random data sampling when constructing predictive models. A subset of 70 % of the data is used to train a machine learning model, and 30 % is used to test its performance. It was used to demonstrate how sampling variability can influence model accuracy. The key concern lies in the fact that some random samples may not adequately represent the overall data distribution, which in turn leads to the development of less effective models. This issue is particularly critical in smaller datasets, where unevenly distributed samples can compromise the generalization ability of the model.

Table 10 presents the R^2 obtained from 10-fold cross-validation for various models, including LR, RF, KNN, SVR, BR and GB, where each fold is tested and scored across various metrics of R^2. The results show a wide range of R^2 values across different folds for models like linear Regression and SVR, which are more sensitive to variations in the training data. This variability is due to the inherent limitations of LR and SVR. LR assumes linear relationships, making it unsuitable for capturing the complex, nonlinear behavior typical of geopolymer data. SVR is highly sensitive to hyperparameters and feature scaling, and it often struggles with small or imbalanced datasets, leading to overfitting or underfitting depending on fold composition. In contrast, ensemble models such as RF, BR and GB tend to maintain higher and more stable R^2 values, indicating better robustness against random sampling bias. These findings underscore the importance of using structured experimental designs or stratified sampling methods to ensure that the data used for training is representative, thereby enhancing model reliability and predictive performance.

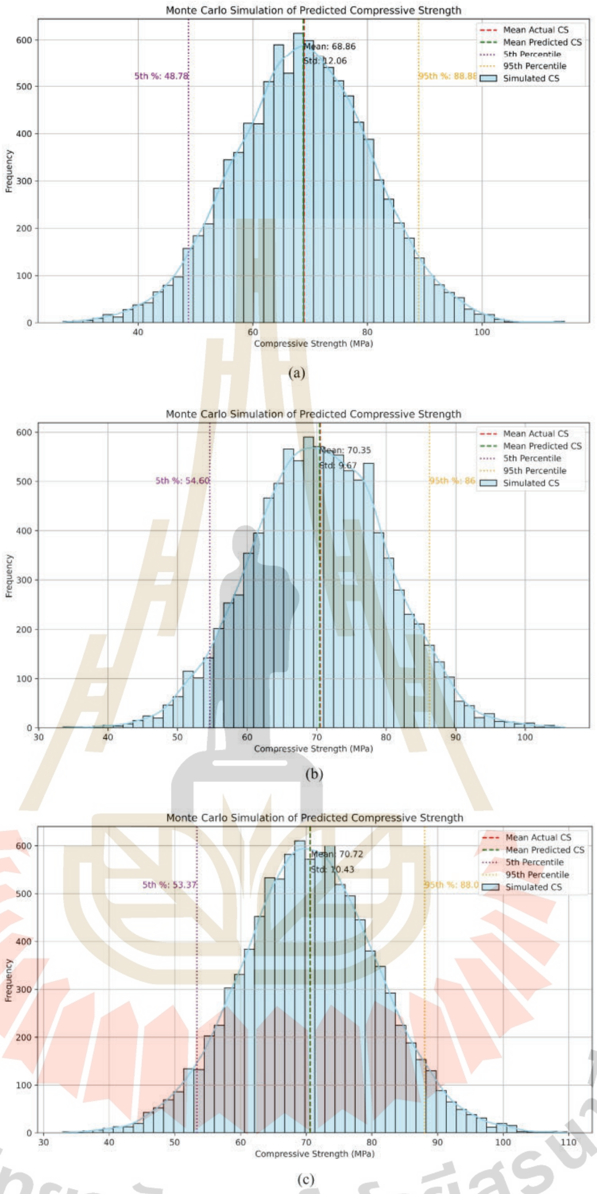


Fig. 8. Monte Carlo simulations of predicted CS (a) Orthogonal L9; (b) CCD; (c) HTC.

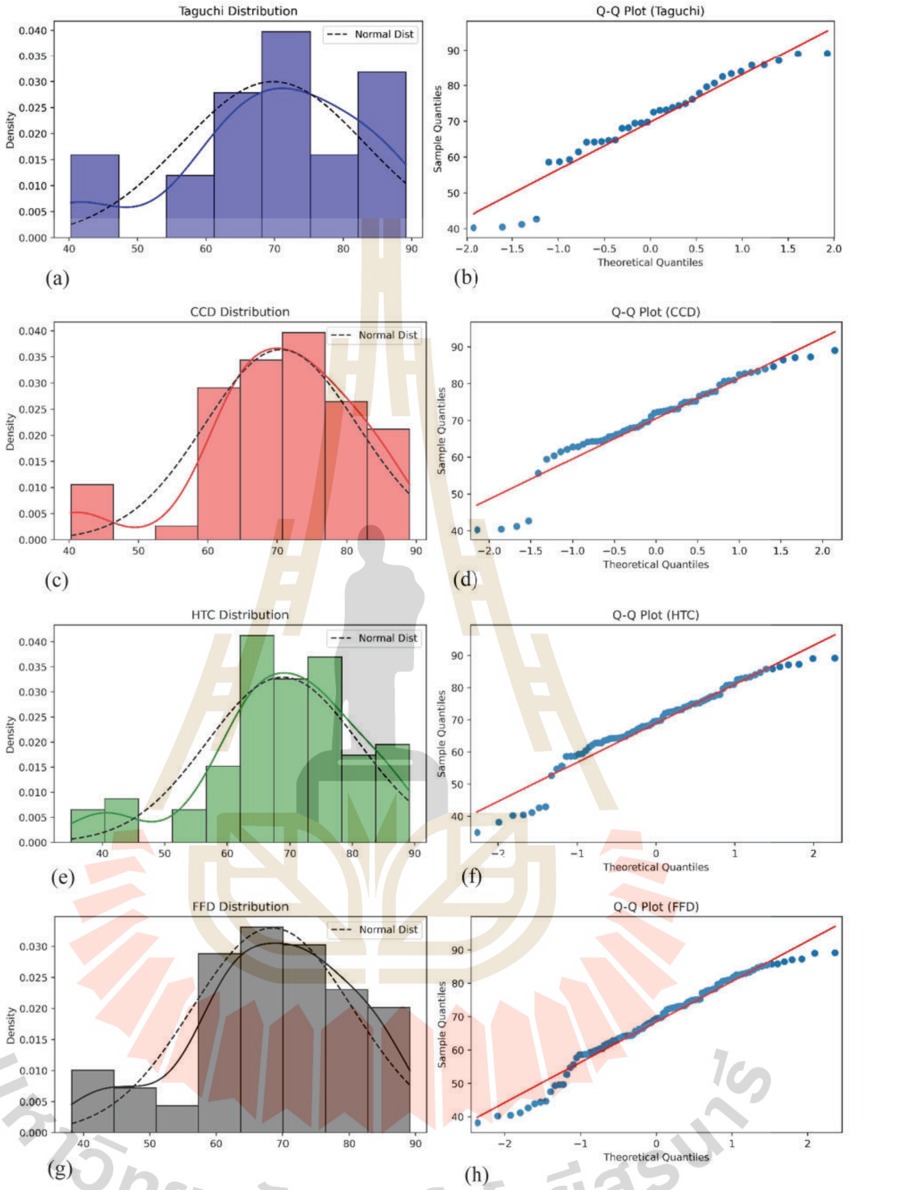


Fig. 9. Distribution histograms and probability plots of CS data; (a) Taguchi distribution; (b) Q-Q plot of Taguchi; (c) CCD distribution; (d) Q-Q plot of CCD; (e) HTC distribution; (f) Q-Q plot of HTC; (g) FFD distribution; (h) Q-Q plot of FFD.

Table 10
K-fold cross-validation with R^2.

K-Fold	LR	RF	KNN	SVR	BR	GB
1	0.2263	0.7644	0.7580	0.5389	0.7214	0.7057
2	0.1484	0.9400	0.9326	0.6587	0.8646	0.7818
3	0.6965	0.8366	0.8177	0.8539	0.9043	0.9478
4	0.3385	0.8069	0.8170	0.5093	0.7145	0.7746
5	0.1605	0.8857	0.8975	0.7556	0.9215	0.8663
6	0.2174	0.6917	0.7121	0.4830	0.6197	0.5781
7	0.5192	0.7021	0.8179	0.7534	0.7708	0.7457
8	0.3940	0.8902	0.8987	0.6815	0.8815	0.8234
9	0.2795	0.8831	0.8386	0.6990	0.8707	0.8612
10	0.3372	0.8986	0.8853	0.7103	0.8934	0.8954

7.3. Tree branch construction across bootstrap subsets in experimental designs

To evaluate model performance, k-fold cross-validation was conducted. Among all models, BR, GB, and RF demonstrated consistently strong performance. These three algorithms were therefore selected for further analysis. The optimal performance of each algorithm was assessed using datasets generated through Taguchi, CCD, and HTC methods, resulting in distinct experimental distributions.

The performance of each model was evaluated on the training and testing datasets. The model with the best predictive performance was determined based on the lowest RMSE and the highest R^2 values, indicating the smallest prediction errors relative to the other models. Fig. 10 and Fig. 11 show the RMSE and R^2 values, respectively. BR demonstrated the best performance, achieving a high R^2 of 91.59 % on the training set and 90.72 % on the testing set for the Taguchi design. Additionally, BR exhibited the lowest RMSE on the test set, which makes it the most reliable and efficient model for the Taguchi design. In the CCD, BR again outperformed Gradient Boosting and Random Forest, achieving a high R^2 of 91.73 % on the training set and 87.81 % on the testing set, along with relatively low RMSE values. Therefore, BR is the preferred model for the CCD design. For the HTC design, RF outperformed the other two models, achieving a high R^2 of 91.09 % on the training set and 90.50 % on the testing set, demonstrating excellent accuracy and generalization capability. The RMSE values were also low, with 3.30 for the training set and 3.06 for the testing set.

7.4. Performance of the models

The new bagging regression model constructs an ensemble model using the bagging technique, enhancing the robustness and accuracy of compressive strength predictions for metakaolin-based geopolymer paste. The relationship between actual and predicted values is assessed across different experimental design methods used for compressive strength prediction. These comparisons highlight how closely the predicted compressive strengths align with the actual values for each experimental design method. The diagonal dashed line in each plot represents the ideal case where the prediction values perfectly match the actual values. Data points closer to this line indicate higher prediction accuracy. Blue points represent the training set data, while green points represent the test set data. The R^2 values in each figure quantify how well the predicted results align with the actual values. The proximity of the points to the dashed diagonal line indicates higher accuracy of the model in estimating the experimental results.

Fig. 12 presents the predicted versus actual compressive strength values for the best-performing models developed under different experimental design strategies: Taguchi (a), CCD (b), HTC (c), and the integrated New BR model (d). In Fig. 12(a), the Taguchi-based model achieves a high level of prediction accuracy, with $R^2 = 0.92$ for training and $R^2 = 0.91$ for testing, indicating good generalization and consistent performance. In Fig. 12(b), the CCD model also yields a strong training result ($R^2 = 0.92$) but shows a slight drop in testing performance ($R^2 = 0.88$). In Fig. 12(c), the HTC model maintains balanced performance across both datasets, with $R^2 = 0.91$ for both training and testing, reflecting stable predictive behavior and minimal variance. In Fig. 12 (d), the New BR model developed by integrating the strengths of models from each experimental design achieves the highest test performance ($R^2 = 0.93$), despite a slightly lower training R^2 of 0.90. This suggests improved robustness and adaptability when predicting unseen data. While all models show reasonable accuracy, the New BR model outperforms others in terms of generalization, making it the most reliable approach for predictive modeling in this study. As the Taguchi, CCD and HTC models showed similar performance, the New BR model yields comparable results. Its key advantage lies in improved robustness for unseen data, as consistent data trends across varying distributions help maintain reliable predictions within the bounds of the original models.

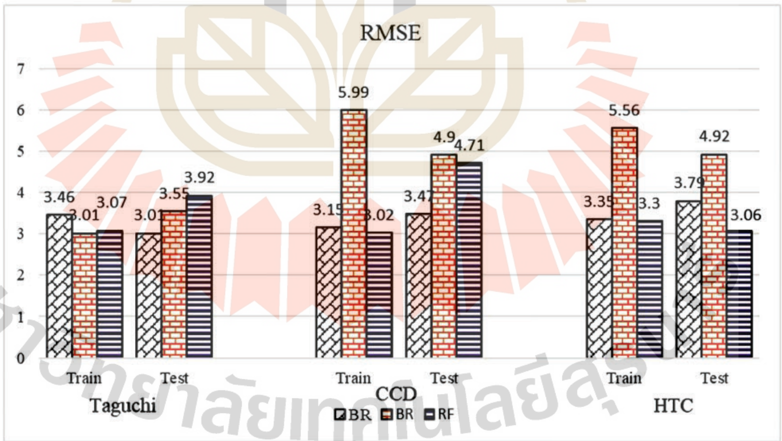


Fig. 10. Compressive strength prediction with RMSE experiment design.

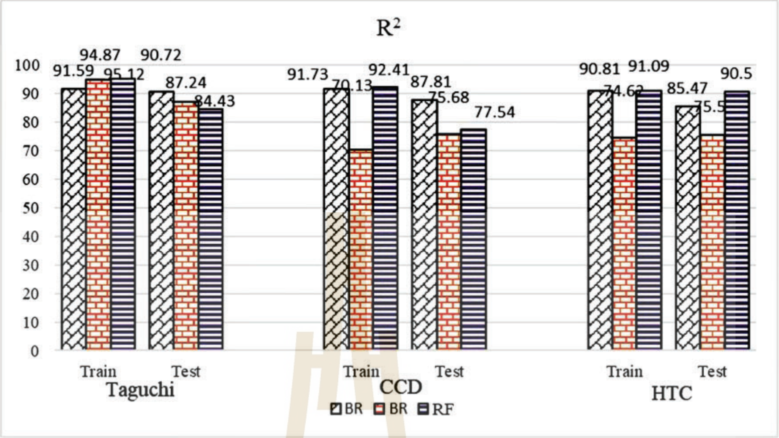


Fig. 11. Compressive strength prediction with R^2 experiment design.

7.5. Comparing the prediction and experiment

This section presents eight graphs that compare experimental predicted values and residual errors between predicted and actual values from the training and testing datasets for different models. The best performance of each machine learning algorithm, including BR, GB and RF, during the testing Phase, is achieved by splitting the data into subsets based on the Taguchi, CCD, and HTC methods. Additionally, the New BR model is compared to the best-performing models from each design approach to assess its predictive capability under the same experimental conditions. Multiple line plots are used to compare the experimental differences between the actual and predicted values for the different models and datasets in predicting compressive strength and residuals. This comparison enables a detailed evaluation of the New BR model against top models from each experimental design approach.

In Fig. 13(a), the Taguchi method shows a strong correlation between predicted and actual values with minimal deviation in the training set, indicating its excellent generalization capability. Fig. 13.(b), representing the CCD method, shows a slightly wider spread in the test set, suggesting some variability in its predictive accuracy. Fig. 13(c), illustrating HTC results, shows the predicted values well-clustered along the ideal line for training and test sets, indicating stable and consistent performance. The New BR model in Fig. 13(d) demonstrates the best generalization, with test data tightly clustered and minimal residuals. While all models generally follow experimental trends, residuals in Fig. 13(a) and Fig. 13(b) also align well with the experimental patterns, but exhibit slight variation in certain regions, indicating more fluctuation in prediction errors. In contrast, Fig. 13(c) and Fig. 13(d) show the smallest and most evenly distributed residuals, highlighting better fitting and stability for these models.

Each of the 9 mixtures was tested using 4 samples, and the average value was used to facilitate interpretation. Fig. 14(a) and Fig. 14(b) still follow the general trend of the data but show slightly higher and more scattered residuals. Fig. 14(c) demonstrates consistent predictions with low residuals that reflect accuracy and stability. Fig. 14(d) shows the smallest residuals and the closest match between predicted and experimental values, which indicates the highest generalization ability. These plots help assess how well each model can generalize to unseen data. A closer alignment between the experimental and predicted curves indicates higher predictive accuracy. Among the models, Fig. 14(d) shows the best fit with minimal deviations, which highlights its superior generalization performance on the test data. The New BR model provides the highest accuracy and strongest generalization on the test dataset. Table 11. provides a comprehensive comparison of the predictive performance of the developed machine learning models across different experimental designs and data splits of training and testing sets. This includes key evaluation metrics such as MAE, MAPE, RMSE, and R^2, which reflect the models' accuracy, consistency, and generalization capabilities. The results show a consistent trend across all models when combined with structured experimental designs. Notably, datasets with fewer samples tend to exhibit higher variability in prediction, whereas larger datasets contribute to improved model stability and accuracy. Nonetheless, the use of diverse experimental design methods facilitates a more comprehensive sampling strategy. This exposure to a wider range of input variations during training allows the models to generalize better when predicting unseen test data, thereby reducing the risk of overfitting.

7.6. Error distribution

The error distribution for different machine learning models was used to predict compressive strength in MPa by comparing four models, including BR (Taguchi), BR (CCD), RF (HTC), and the New BR model.

In Fig. 15, the error distribution of BR(Taguchi) is negatively skewed, indicating a tendency to underestimate the target values. BR (CCD) shows a slight negative skew, while RF (HTC) displays bimodality and mild overestimation. These distributions indicate that each model suffers from some level of systematic bias, which could impact predictive accuracy. In contrast, the New BR model, constructed using a bagging ensemble approach, effectively averages out individual model errors and their biases, canceling each other. As a result, the New BR model demonstrates superior generalization performance and more balanced predictions compared to the standalone models. The New BR Model exhibits a nearly symmetrical, narrow error distribution centered around zero, signifying reduced bias and variance, which contributes to improved accuracy.

7.7. SHAP feature importance

The application of SHAP analysis offered comprehensive insights

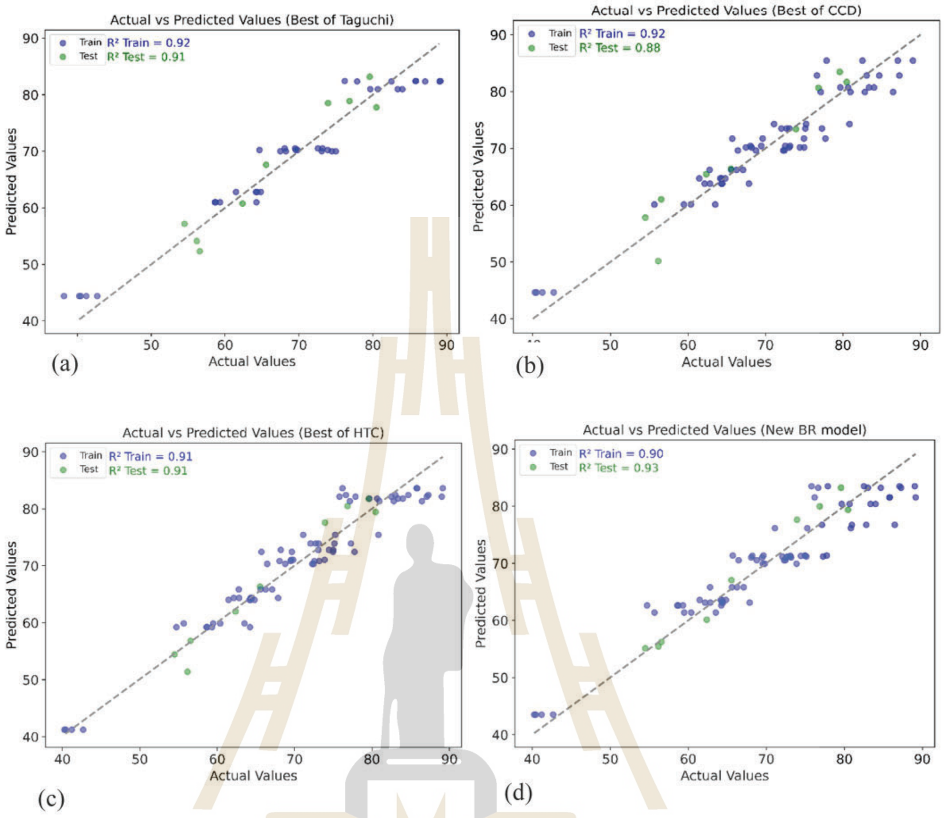


Fig. 12. The best model of experimental vs. predicted compressive strengths for various experimental design methods (a) Taguchi design; (b) CCD; (c) HTC; (d) New BR model.

into the model's internal decision-making process by quantifying the individual contributions of input variables to the prediction of compressive strength in metakaolin-based geopolymer paste. The SHAP feature importance plot evaluates how much each input variable contributes to the model's output. This is quantified by the average magnitude of SHAP values across all predictions.

According to the SHAP feature importance ranking shown in Fig. 16, variable B exhibits the highest mean absolute SHAP value, followed by C and A. This ranking indicates that B is the most influential predictor in determining the model's output for compressive strength. Consequently, changes in variable B are expected to cause greater variation in the predicted compressive strength than equivalent changes in variable C or variable A. While C and A also affect the prediction, their contributions are relatively smaller in magnitude.

7.8. SHAP summary plot

The SHAP summary plot illustrates how each input feature influences the predicted compressive strength across all samples. Each dot represents a SHAP value for a specific feature and data point. Dot color indicates the value of variables, while the position along the X-axis shows the direction and magnitude of its impact on the prediction.

As shown in Fig. 17, the SHAP summary plot indicates that the most influential factor is B, followed by C and A. The wide dispersion of SHAP values for B across both positive and negative directions demonstrates its strong and context-dependent impact on predicted strength. In contrast, C exhibits a narrower distribution around zero, suggesting a more moderate influence. For A, a clear pattern emerges that higher molarity values (red points) tend to produce negative SHAP values, implying that increased NaOH concentration generally reduces compressive strength.

7.9. Partial dependence plots

To gain a deeper understanding of how key features influence the model's prediction of compressive strength, both SHAP summary plots and Partial Dependence Plots (PDPs) were employed. These two methods provide complementary insights. SHAP reveals feature importance and the directionality of feature effects at the individual prediction level, while PDP illustrates the marginal effect of each feature

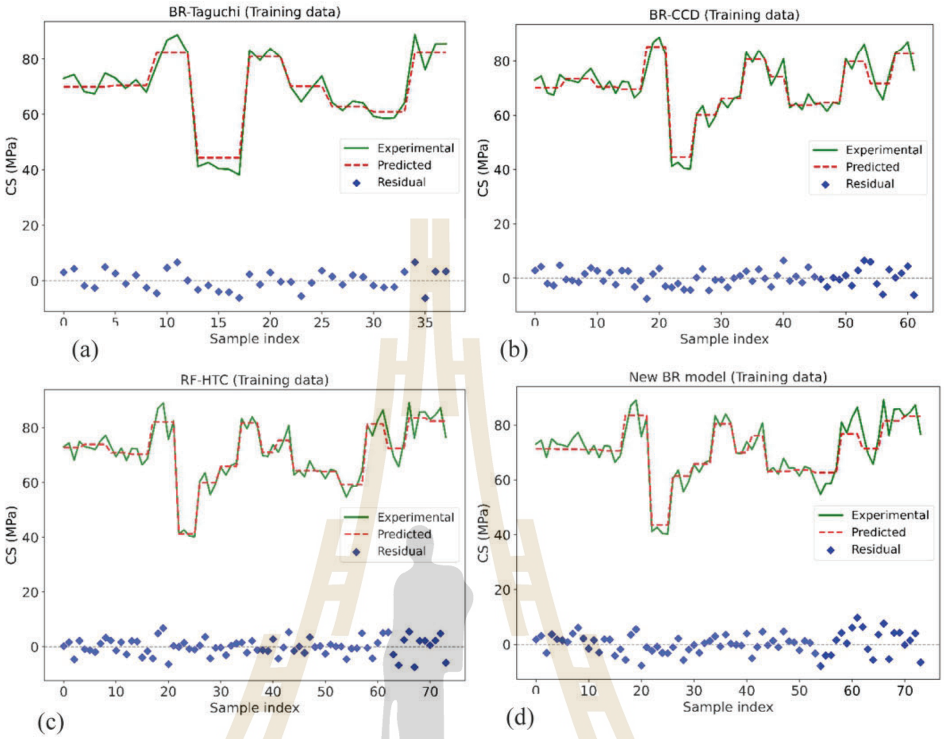


Fig. 13. Multiple line plots comparing experimental results for different models and datasets of train data (a) Taguchi design; (b) CCD; (c) HTC; (d) New BR model.

on the average model prediction across its value range.

Fig. 18 provides a complementary view by visualizing the average predicted compressive strength as each feature varies, while all other features are held constant. The PDP for variable B reveals a non-linear trend where the strength increases with variable B up to a certain point, after which it slightly declines or plateaus. This aligns well with the SHAP plot showing a wide range of influence for different variable B values. The variable C shows a mild upward slope, suggesting a gradual increase in strength with higher S/L ratios, consistent with the moderate SHAP contributions. Lastly, for the variable A, PDP confirms the SHAP insight that increasing molarity of NaOH results in a noticeable decrease in predicted strength, reinforcing the negative effect of higher concentrations. These insights are essential for guiding material formulation and optimizing mix design in future geopolymer research and applications.

8. Future directions

The New BR model using a bagging ensemble approach outperforms conventional models across all experimental designs. The study confirmed that compressive strength distributions across Taguchi, CCD and HTC designs effectively eliminate the need for arbitrary sampling while ensuring even coverage of the experimental space. Training ensemble models on well-structured subsets significantly improve prediction accuracy. This method provides a robust framework for predicting compressive strength in regression tasks. The integration of experimental design methods with ensemble learning offers a promising direction for predictive modeling in geopolymers and other composite materials. The use of new precursor materials may introduce production and process control limitations, making large-scale experimentation challenging. Incorporating advanced ensemble or deep learning techniques may further enhance model robustness and accuracy. Future work should explore the application of this methodology to larger datasets to support scalability.

9. Conclusion

This study presents a metakaolin-based geopolymer plate design using a balanced distribution and comprehensive analysis of random sampling techniques, employing Taguchi, CCD and HTC methods. These designs were coupled with bagging-based machine learning models, including BR, GB, and RF, which were trained on bootstrapped samples to mitigate the limitations of random sampling. The following key conclusions can be drawn:

- The correlation heatmap reveals that variable B exhibits a strong positive correlation with compressive strength, suggesting its influential role in strength enhancement, whereas variable A shows a slightly negative correlation, indicating a weak inverse effect.

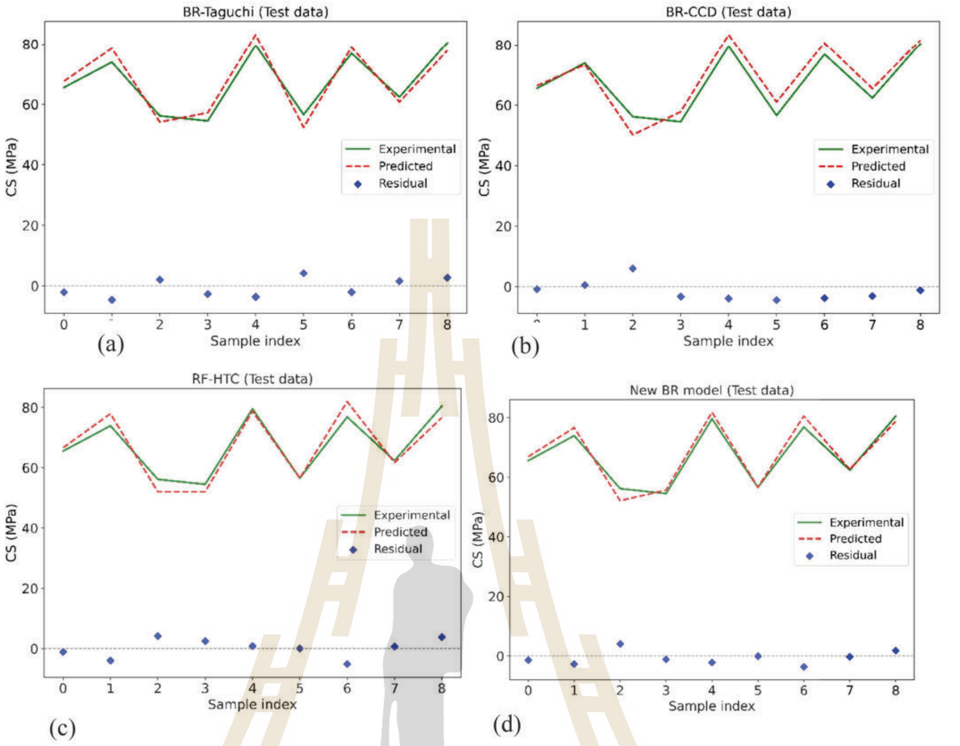


Fig. 14. Multiple line plots comparing experimental results for different models and datasets of test data (a) Taguchi design; (b) CCD; (c) HTC; (d) New BR model.

Table 11
Summary performance for developed models according to training and testing data sets.

Metric	BR-Taguchi Training	BR-Taguchi Test	BR-CCD Training	BR-CCD Test	RF-HTC Training	RF-HTC Test	New-BR Training	New-BR Test
MAE	2.1571	2.5115	2.6761	3.3436	2.5102	2.6385	2.5742	2.0303
MAPE	3.09 %	3.49 %	4.10 %	5.06 %	3.97 %	4.21 %	3.89 %	2.79 %
RMSE	3.07	3.92	5.99	4.9	3.3	3.06	5.56	4.92
R^2	95.12 %	84.43 %	70.13 %	75.68 %	91.09 %	90.50 %	74.62 %	75.50 %

- Monte Carlo simulations demonstrated that the Hybrid Taguchi-Centered (HTC) design yielded the highest mean CS with moderate variability, closely followed by the CCD design. These results highlight that while the L9 design provides experimental simplicity, CCD and HTC offer improved precision and reliability, with HTC achieving an optimal balance between diversity and predictive robustness.
- Distributional assessments confirmed approximate normality across all designs. Q–Q plots showed good linearity, particularly in the HTC design, which most closely resembled the full factorial design (FFD), affirming the consistency and reliability of the experimental response patterns.
- Concerning the best performance of each machine learning algorithm during the training phase when bagging splits the data from the design into subsets, the New BR model demonstrated the best performance in Taguchi and CCD designs, while RF proved to be the most suitable for the HTC design based on predictive accuracy.
- Compared to models based on Taguchi, CCD and HTC designs, the New BR model exhibited the most stable behavior and the lowest prediction error under identical conditions. Residual plots confirm that the New BR model achieves the smallest and most evenly distributed errors, indicating superior robustness and consistency.
- The error distributions of BR(Taguchi), BR(CCD), and RF(HTC) revealed systematic biases. In contrast, the New BR model showed nearly symmetrical and narrow error distribution centered around zero, reflecting reduced bias and variance, which resulted in improved accuracy and robustness.
- The SHAP feature importance plot revealed that variable B had the highest mean SHAP value, indicating its dominant role in influencing the model's output. Variables C and A followed, with comparatively lower contributions. This ranking suggests that changes in variable B

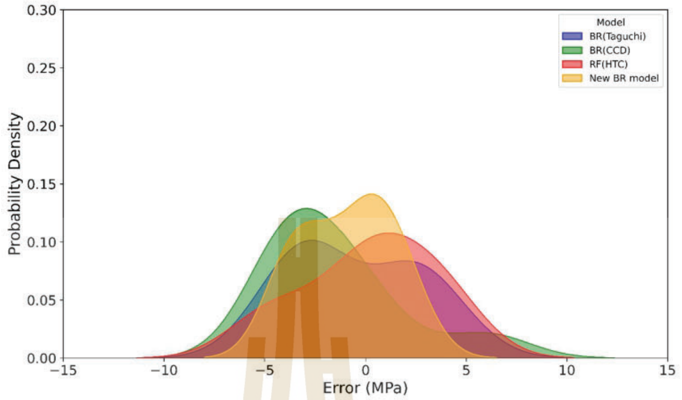


Fig. 15. Error Distribution obtained by different ML models.

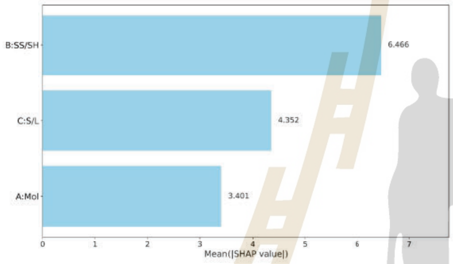


Fig. 16. SHAP feature importance of the metakaolin paste.

cause more significant variations in predicted strength than similar changes in C or A.

- The SHAP summary plot provides a global view of feature effects, showing that B had the broadest SHAP value distribution across both positive and negative ranges. This indicates that its effect on compressive strength is both strong and context dependent. Variable C displayed moderate influence with values clustering around zero, while A showed a distinct negative trend, where higher molarity values of NaOH (represented by red dots) were associated with lower predicted strengths.
- PDPs complemented the SHAP findings by illustrating average trends across the dataset. The PDP of B displayed a non-linear pattern; initial increases in B improved strength until a slight decline emerged. For C, a gradual increase in strength was observed with higher S/L ratios, while A confirmed a clear inverse relationship, as strength decreased with increasing NaOH molarity.

The model performance across all experimental designs demonstrated that the hybrid approach, integrated with bagging, significantly improved prediction accuracy, reduced residuals and enhanced generalization by ensuring a diverse and comprehensive data distribution through ensemble sampling. The model facilitates mixed design optimization, enhancing its robustness and predictive capabilities. The proposed method significantly reduces the need for arbitrary random point selections, simplifying the experimental process. It also increases modelling efficiency by minimizing the number of required experiments while maximizing the quality and informativeness of the data. Therefore, the proposed approach is a prototype for conducting experiments with a small dataset size, enabling model development for predictive purposes under limited experimental conditions. This study introduces a bagging-based modelling strategy that employs a minimal number of experimental runs, guided by structured experimental designs. Researchers can select appropriate base models and apply the bagging method to improve prediction accuracy. The proposed framework serves as a proof of concept, demonstrating the advantage of bagging in aggregating predictions from models trained on datasets with varying sizes and distributions. This diversity enhances the generalization capability of the model, particularly when applied to unseen test data, by capturing a wide range of data patterns. The study proposes a prototype approach for small dataset experiments, enabling predictive model development under constrained conditions. A bagging-based

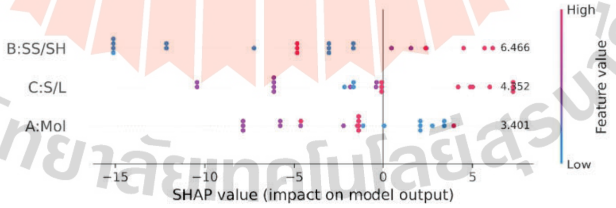


Fig. 17. SHAP summary plot with mean SHAP values.

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

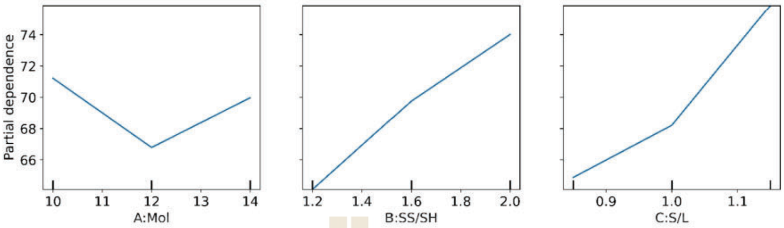


Fig. 18. Partial dependence plot of selected features.

strategy is introduced, employing a limited number of experimental runs through structured design methods. This framework allows researchers to select suitable base models and leverage bagging to enhance prediction accuracy. The approach improves generalization for unseen data by integrating models trained on datasets with varied sizes and distributions.

CRediT authorship contribution statement

Napassadol Singhata: Writing – original draft, Software, Methodology, Investigation, Formal analysis, Data curation. **Prasert Aengchuan:** Writing – review & editing, Validation, Supervision, Methodology, Investigation, Conceptualization.

Declaration of competing interest

The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.

Acknowledgments

The authors gratefully thank the Institute of Research and Development Rajamangala University of Technology Krungthep Thailand.

Data availability

Data will be made available on request.

References

[1] M. Rathnayaka, D. Karunasinghe, C. Gunasekara, K. Wijesundara, W. Lokuge, D. W. Law, Machine learning approaches to predict compressive strength of fly ash-based geopolymer concrete: a comprehensive review, Constr. Build. Mater. 419 (2024) 135519.
[2] P.K. Dash, S.K. Parhi, S.K. Patro, R. Panigrahi, Influence of chemical constituents of binder and activator in predicting compressive strength of fly ash-based geopolymer concrete using firefly-optimized hybrid ensemble machine learning model, Mater. Today Commun. 37 (2023) 107485.
[3] S.K. Parhi, S.K. Patro, Prediction of compressive strength of geopolymer concrete using a hybrid ensemble of grey wolf optimized machine learning estimators, J. Build. Eng. 71 (2023) 106521.
[4] H.A.T. Nguyen, D.H. Pham, Y. Ahn, Effect of data augmentation using deep learning on predictive models for geopolymer compressive strength, Appl. Sci. 14 (9) (2024) 3601.
[5] S. González, S. García, J. Del Ser, L. Rokach, F. Herrera, A practical tutorial on bagging and boosting based ensembles for machine learning: algorithms, software tools, performance study, practical perspectives and opportunities, Inf. Fusion. 64 (2020) 205–237.
[6] H.Y. Aydogmus, H.I. Erdal, O. Karakurt, E. Namli, Y.S. Turkan, H. Erdal, A comparative assessment of bagging ensemble models for modeling concrete slump flow, Comput. Concr. 16 (5) (2015) 741–757.
[7] E. Golafshani, N. Khodadadi, T. Ngo, A. Nanni, A. Behnood, Modelling the compressive strength of geopolymer recycled aggregate concrete using ensemble machine learning, Adv. Eng. Softw. 191 (2024) 103611.
[8] W.B. Inqiad, M.F. Javed, K. Onyelowe, M.S. Siddique, U. Asif, L. Alkhattabi, F. Aslam, Soft computing models for prediction of bentonite plastic concrete strength, Sci. Rep. 14 (1) (2024) 18145.
[9] Y. Song, J. Zhao, K.A. Ostrowski, M.F. Javed, A. Ahmad, M.I. Khan, F. Aslam, R. Kinasz, Prediction of compressive strength of fly-ash-based concrete using ensemble and non-ensemble supervised machine-learning approaches, Appl. Sci. 12 (1) (2021) 361.
[10] A. Ahmad, F. Farooq, P. Niewiadomski, K. Ostrowski, A. Akbar, F. Aslam, R. Alyousef, Prediction of compressive strength of fly ash based concrete using individual and ensemble algorithm, Materials 14 (4) (2021) 794.
[11] M. Khan, W. Anwar, M. Rasheed, T. Najeh, Y. Gamil, F. Farooq, Forecasting the strength of graphene nanoparticles-reinforced cementitious composites using ensemble learning algorithms, Results. Eng. 21 (2024) 101837.
[12] Z. Yao, L. Luo, Y. Qin, J. Cheng, C. Qu, Research on mix design and mechanical performances of MK-GGBFS based geopolymer pastes using central composite design method, Sci. Rep. 14 (1) (2024) 9101.
[13] Z. Wang, J. Wu, L. Su, Z. Gao, C. Yin, Z. Ye, Optimization of ultra-high performance concrete based on response surface methodology and NSGA-II, Materials 17 (19) (2024) 4885.
[14] I. Abdulkadir, B.S. Mohammed, M. Liew, M. Wahab, Modelling and multi-objective optimization of the fresh and mechanical properties of self-compacting high volume fly ash ECC (HVFA-ECC) using response surface methodology (RSM), Case Stud. Constr. Mater. 14 (2021) e00525.
[15] A. Jankovic, G. Chaudhary, F. Goia, Designing the design of experiments (DOE)–An investigation on the influence of different factorial designs on the characterization of complex systems, Energy Build. 250 (2021) 111298.
[16] X. Luo, G. Xing, L. Qiao, P. Miao, X. Yu, K. Ma, Multi-objective optimization of the mix proportion for dune sand concrete based on response surface methodology, Constr. Build. Mater. 366 (2023) 129928.
[17] S. Du, X. Ge, Q. Zhao, Central composite design-based development of eco-efficient high-volume fly ash mortar, Constr. Build. Mater. 358 (2022) 129411.
[18] H.X. Li, Y. Li, B. Jiang, L. Zhang, X. Wu, J. Lin, Energy performance optimisation of building envelope retrofit through integrated orthogonal arrays with data envelopment analysis, Renew. Energy 149 (2020) 1414–1423.
[19] S.H.B. Wijekoon, N. Sathiparan, D.N. Subramaniam, Optimisation of pervious concrete performance by varying aggregate shape, size, aggregate-to-cement ratio, and compaction effort by using the Taguchi method, Int. J. Pavement Eng. 25 (1) (2024) 2380523.
[20] W. Xu, M. Jalal, L. Wang, Analysis and optimisation of the rheology–strength relationship of basalt-fibre-reinforced self-compacting mortar, Mag. Concr. Res. 75 (2) (2023) 66–81.
[21] A. Raza, H. Ahrends, M. Habib-ur-Rahman, H. Hüging, T. Gaiser, Using the Taguchi experimental design for assessing within-field variability of surface run-off and soil erosion risk, Sci. Total. Environ. 828 (2022) 154567.
[22] J. Esmaeili, K. Andalibi, O. Gencel, Mechanical characteristics of experimental multi-scale steel fiber reinforced polymer concrete and optimization by Taguchi methods, Constr. Build. Mater. 313 (2021) 125500.
[23] C.C. Ikeagwuani, D.C. Nwonu, C.K. Ugwu, C.C. Agu, Process parameters optimization for eco-friendly high strength sandcrete block using Taguchi method, Heliyon. 6 (6) (2020).
[24] J.F. Jia, X.Z. Chen, Y.L. Bai, Y.L. Li, Z.H. Wang, An interpretable ensemble learning method to predict the compressive strength of concrete. Structures, Elsevier, 2022, pp. 201–213.
[25] H. Moussa, A.B. Elabeidy, T. Akçaoğlu, Predicting the compressive strength of rubberized concrete containing silica fume using stacking ensemble learning model, Constr. Build. Mater. 449 (2024) 138254.
[26] Y. Zhao, D. Goulias, S. Saremi, Enhancing prediction accuracy of concrete compressive strength using stacking ensemble machine learning, Comput. Concr. 32 (3) (2023) 233–246.
[27] C.N. Egwim, H. Alaka, Y. Pan, H. Balogun, S. Ajayi, A. Hye, O.O. Egunjobi, Ensemble of ensembles for fine particulate matter pollution prediction using big data analytics and IoT emission sensors, J. Eng. Des. Technol. (2023).
[28] F. Farooq, W. Ahmed, A. Akbar, F. Aslam, R. Alyousef, Predictive modeling for sustainable high-performance concrete from industrial wastes: a comparison and optimization of models using ensemble learners, J. Clean. Prod. 292 (2021) 126032.

[29] Q.F. Li, Z.M. Song, High-performance concrete strength prediction based on ensemble learning, Constr. Build. Mater. 324 (2022) 126694.
[30] C. Li, X. Mei, D. Dias, Z. Cui, J. Zhou, Compressive strength prediction of rice husk ash concrete using a hybrid artificial neural network model, Materials (Basel) (1996-1944) 16 (8) (2023) 3135.
[31] P. Gupta, N. Gupta, K.K. Saxena, S. Goyal, Random forest modeling for fly ash-calcined clay geopolymer composite strength detection, J. Compos. Sci. 5 (10) (2021) 271.
[32] A. Ahmad, W. Ahmad, K. Chaiyasarn, K.A. Ostrowski, F. Aslam, P. Zajdel, P. Joyklad, Prediction of geopolymer concrete compressive strength using novel machine learning algorithms, Polymers 13 (19) (2021) 3389.
[33] K. Upreti, M. Verma, Prediction of compressive strength of geopolymer concrete using artificial neural network, J. Eng. Res. Appl. 1 (2022) 24–32.
[34] M. Verma, Prediction of compressive strength of geopolymer concrete using random forest machine and deep learning, Asian J. Civ. Eng. 24 (7) (2023) 2659–2668.
[35] D. Sathyan, K.B. Anand, A.J. Prakash, B. Premjith, Modeling the fresh and hardened stage properties of self-compacting concrete using random kitchen sink algorithm, Int. J. Concr. Struct. Mater. 12 (2018) 1–10.
[36] R. Busić, M. Bensić, I. Milicević, K. Strukar, Prediction models for the mechanical properties of self-compacting concrete with recycled rubber and silica fume, Materials 13 (8) (2020) 1821.
[37] J. Huang, Y. Sun, J. Zhang, Reduction of computational error by optimizing SVR kernel coefficients to simulate concrete compressive strength through the use of a human learning optimization algorithm, Eng. Comput. (2022) 1–18.
[38] P. Saha, P. Debnath, P. Thomas, Prediction of fresh and hardened properties of self-compacting concrete using support vector regression approach, Neural Comput. Appl. 32 (12) (2020) 7995–8010.
[39] J. Zhang, G. Ma, Y. Huang, F. Aslani, B. Nener, Modelling uniaxial compressive strength of lightweight self-compacting concrete using random forest regression, Constr. Build. Mater. 210 (2019) 713–719.
[40] A. Kaveh, T. Bakhshpoori, S.M. Hamze-Ziabari, M5′and Mars based prediction models for properties of self-compacting concrete containing fly ash, Period. Polytech. Civ. Eng. 62 (2) (2018) 281–294.
[41] G. Blasiak, Investigating Liquid-to-Solid and Na2SiO3-to-Naoh Ratios in Geopolymer Concrete For Artificial Reef Construction, Murdoch University, 2022.
[42] T. Xie, P. Visintin, X. Zhao, R. Gravina, Mix design and mechanical properties of geopolymer and alkali activated concrete: review of the state-of-the-art and the development of a new unified approach, Constr. Build. Mater. 256 (2020) 119380.
[43] M.K.E. Enoh, D.O. Ushie, Effect of sodium silicate to hydroxide ratio and sodium hydroxide concentration on the physico-mechanical properties of geopolymer binders, East Afr. J. Eng. 6 (1) (2023) 113–121.
[44] G. Venkatesan, U.J. Alengaram, S. Ibrahim, M.S.I. Ibrahim, Effect of Fly Ash characteristics, sodium-based alkaline activators, and process variables on the compressive strength of siliceous Fly Ash geopolymers with microstructural properties: a comprehensive review, Constr. Build. Mater. 437 (2024) 136808.
[45] S.A.E. Afzali, M.A. Shayanfar, M. Ghanooni-Bagha, E. Golafshani, T. Ngo, The use of machine learning techniques to investigate the properties of metakaolin-based geopolymer concrete, J. Clean. Prod. 446 (2024) 141305.
[46] W.J. Long, K.H. Khayat, G. Lemieux, F. Xing, W.L. Wang, Factorial design approach in proportioning prestressed self-compacting concrete, Materials 8 (3) (2015) 1089–1107.
[47] B. Varghese, N. Philip, A. Review, Taguchi experiment design for investigation of properties of concrete, Int. J. Civ. Eng. 5 (6) (2016) 11–16.
[48] B.W. Chong, R. Othman, R. Putra Jaya, M.R. Mohd Hasan, A.V. Sandu, M. Nabiałek, B. Jeż, P. Pietrusiewicz, D. Kwiatkowski, P. Postawa, Design of experiment on concrete mechanical properties prediction: a critical review, Mater. (Basel) 14 (8) (2021) 1866.
[49] M. Nasir, M.A.M. Johari, A. Adesina, M. Maslehuddin, M.O. Yusuf, M. Mijarsh, M. Ibrahim, S.K. Najamuddin, Evolution of room-cured alkali-activated silicomanganese fume-based green mortar designed using Taguchi method, Constr. Build. Mater. 307 (2021) 124970.
[50] Z. Li, D. Lu, X. Gao, Optimization of mixture proportions by statistical experimental design using response surface method-A review, J. Build. Eng. 36 (2021) 102101.
[51] A. Khan, J. Do, D. Kim, Cost effective optimal mix proportioning of high strength self compacting concrete using response surface methodology, Comput. Concr. 17 (5) (2016) 629–638.
[52] A. Timtong, A. Ariyarit, W. Boongsood, P. Aengchuan, A. Wiangkham, AI-driven data fusion modeling for enhanced prediction of mixed-mode I/III fracture toughness, Results. Eng. 24 (2024) 103289.
[53] A. Ariyarit, P. Aengchuan, A. Wiangkham, A. Pumpuang, N. Klinkaew, K. Theinnoi, S. Chuepeng, E. Sukjit, Predictive modeling of engine performance and emissions for castor oil ethyl ester biodiesel blends: a gaussian process regression approach, Results. Eng. (2024) 102362.
[54] S. Lin, H. Zheng, B. Han, Y. Li, C. Han, W. Li, Comparative performance of eight ensemble learning approaches for the development of models of slope stability prediction, Acta Geotech. 17 (4) (2022) 1477–1502.
[55] K. Khan, W. Ahmad, M.N. Amin, F. Aslam, A. Ahmad, M.A. Al-Faiad, Comparison of prediction models based on machine learning for the compressive strength estimation of recycled aggregate concrete, Materials 15 (10) (2022) 3430.
[56] D. Fakhri, A. Khodayari, A. Mahmoodzadeh, M. Hosseini, H.H. Ibrahim, A. H. Mohammed, Prediction of mixed-mode I and II effective fracture toughness of several types of concrete using the extreme gradient boosting method and metaheuristic optimization algorithms, Eng. Fract. Mech. 276 (2022) 108916.
[57] A. Shatnawi, H.M. Alkassar, N.M. Al-Abdaly, E.A. Al-Hamdany, L.F.A. Bernardo, H. Imran, Shear strength prediction of slender steel fiber reinforced concrete beams using a gradient boosting regression tree method, Buildings 12 (5) (2022) 550.
[58] Z.M. Alhakeem, Y.M. Jebur, S.N. Henedy, H. Imran, L.F. Bernardo, H.M. Hussein, Prediction of ecofriendly concrete compressive strength using gradient boosting regression tree combined with GridSearchCV hyperparameter-optimization techniques, Materials 15 (21) (2022) 7432.
[59] M. Khodaparasti, A. Alijamaat, M. Pouraminian, Prediction of the concrete compressive strength using improved random forest algorithm, J. Build. Pathol. Rehabil. 8 (2) (2023) 92.
[60] L. Liu, D. Bingxuan, K. Yu, W. Wei, Prediction of compressive strength of high-performance concrete via coupled meta-heuristic random forest regression techniques, Multiscale Multidiscip. Model. Exp. Des. 7 (2) (2024) 931–945.
[61] J. Khalighi, A. Cheremisin, Robust asphaltene onset pressure prediction using ensemble learning, Results. Eng. 24 (2024) 103483.
[62] H.V.T. Mai, T.A. Nguyen, H.B. Ly, V.Q. Tran, Prediction compressive strength of concrete containing GGBFS using random forest model, Adv. Civ. Eng. 2021 (1) (2021) 6671448.
[63] T.D. Phan, Fast prediction of the compressive strength of high-performance concrete through a k-nearest neighbor approach, Asian J. Civ. Eng. 25 (1) (2024) 51–66.
[64] A. Shukla, R.K. Pachauri, A. Hussain, A. Ali, B. Khan, Comparative analysis dust accumulation impact on PV performance using artificial neural network and machine learning algorithms, Results. Eng. (2025) 105024.
[65] J.C.Y. Ngu, W.S. Yeo, T.F. Thien, J. Nandong, A comprehensive overview of the applications of kernel functions and data-driven models in regression and classification tasks in the context of software sensors, Appl. Soft. Comput. (2024) 111975.
[66] D. Miller, N.M. Ho, N. Talebian, Monitoring of in-place strength in concrete structures using maturity method–an overview. Structures, Elsevier, 2022, pp. 1081–1104.
[67] P. Nath, P.K. Sarker, Effect of GGBFS on setting, workability and early strength properties of fly ash geopolymer concrete cured in ambient condition, Constr. Build. Mater. 66 (2014) 163–171.
[68] M. Saleh, F. Kazemi, H. Abdelgader, H. Isleem, Optimization-based multitarget stacked machine-learning model for estimating mechanical properties of conventional and fiber-reinforced preplaced aggregate concrete, Arch. Civ. Mech. Eng. 25 (4) (2025) 1–35.

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

International Journal of GEOMATE, June, 2025 Vol.28, Issue 130, pp.87-95
ISSN: 2186-2982 (P), 2186-2990 (O), Japan, DOI: https://doi.org/10.21660/2025.130.4902
Geotechnique, Construction Materials and Environment

MIX PROPORTION OF FLY ASH AND SILICA FUME MORTAR USING THE ANN-GRADIENT DESCENT MODEL FOR PREDICTING COMPRESSIVE STRENGTH

Napassadol Singhata[1] and *Prasert Aengchuan[1]

[1]School of Manufacturing Engineering, Suranaree University of Technology, Thailand

*Corresponding Author, Received: 06 Feb. 2025, Revised: 27 March 2025, Accepted: 01 April 2025

ABSTRACT: This study develops an Artificial Neural Network with Gradient Descent (ANN-G) model to predict the compressive strength of geopolymer mortar based on fly ash and silica fume mix proportions. Accurate prediction of compressive strength is essential for optimizing geopolymer mixes and promoting sustainable construction practices. The research employs the Taguchi experimental design to optimize the geopolymer mix for target strengths of 30 MPa, 35 MPa, and 40 MPa. The ANN-G model predicts compressive strengths of 26.92 MPa, 35.15 MPa, and 40.35 MPa, demonstrating its accuracy and efficiency. Results show that the ANN-G model outperforms conventional ANN models by reducing prediction errors and improving reliability. This approach streamlines the mix design process, reduces the need for extensive experimental testing, and enhances prediction accuracy. The ANN-G model offers a practical tool for designing geopolymer mortars in construction. Future work should focus on integrating larger datasets and exploring hybrid models to improve prediction stability and extend the model's applicability in real-world construction scenarios.

Keywords: Artificial neural network, Gradient boosting, Taguchi experiment, Geopolymer mortar

1. INTRODUCTION

Geopolymer concrete serves as an alternative binding agent to reduce the use of ordinary Portland cement (OPC) in construction. It decreases energy consumption and CO_2 emissions as a binder [1]. Fly ash enhances concrete properties, particularly compressive strength [2]. Estimating compressive strength based on mix proportions provides significant benefits for construction and material design, accelerating the design and decision-making process for predicting the strength of concrete or geopolymer mixes [3]. Accurate prediction of compressive strength ensures efficient material usage, minimizes waste, and reduces overall project costs [4]. This approach helps achieve the desired strength while avoiding overdesign, which can lead to unnecessary expenses. Additionally, it supports sustainability by integrating alternative materials, maintaining performance, and reducing the environmental impact of construction [5].

A well-structured experimental design ensures reliable results by systematically covering all factor combinations, simplifying complex systems, and revealing variable interactions. It reduces experimental workload, lowers costs, and maintains statistical accuracy. Additionally, it optimizes processes by identifying key factors and supporting informed decision-making across various fields. The Taguchi method of experimental design efficiently analyzes complex variables using orthogonal arrays (OAs) to minimize experimental runs while ensuring statistical reliability [6, 7]. Each row in an OA represents a unique factor level combination, guiding experiments and measurements [8]. This method streamlines experimental design while providing robust results for systems with multiple variables and intricate interactions [9]. Developing predictive models based on experimental data offers numerous advantages, including enhanced accuracy and reduced reliance on trial-and-error experiments [10, 11]. These models enable the consistent achievement of desired properties such as compressive strength. They also provide insights into the influence of variables and activator concentrations, optimizing mix designs. Artificial Neural Networks (ANNs) are widely used for predicting geopolymer concrete strength [12, 13] due to their ability to model complex nonlinear relationships between inputs and outputs [14]. ANN reduces experimental workload and captures intricate variable interactions, making it essential for mix design optimization [15]. However, selecting the optimal number of nodes and hidden layers in an ANN is challenging, as it depends on problem complexity and input variables. Improper selection can lead to unfitting, reducing model performance [16].

Combining ANN with the gradient descent optimization algorithm provides an efficient solution by iteratively adjusting parameters to minimize errors between predicted and actual values [17]. This enables ANN to better learn complex patterns, making it a powerful tool for regression problems [18]. Gradient boosting further optimizes geopolymer mortar properties [19], allowing precise mix design optimization with minimal experimental effort. Its

International Journal of GEOMATE, June, 2025 Vol.28, Issue 130, pp.87-95

ability to capture complex relationships between input variables and target properties makes it valuable for advancing sustainable concrete technology [20]. When integrated with ANN, gradient boosting effectively handles noisy data, addresses feature interactions, refines predictions, and reduces errors, supporting sustainable construction by minimizing waste and promoting eco-friendly materials.

2. RESEARCH SIGNIFICANCE

The geopolymer mortar mix proportions derived from the developed contour plots were experimentally validated. The selected mixture requires balancing three input variables, and the proposed method effectively determines mix designs for fly ash and silica fume geopolymer mortar within the 30, 35, and 40 MPa range at 28 days. The experimental design was developed using the ANN-G regression model and the Taguchi method. This study demonstrates that ANN-G serves as an effective alternative to Taguchi, offering improved prediction accuracy and reliability. By reducing testing costs, this approach establishes robust regression models, paving the way for future studies to explore additional factors and advanced prediction techniques.

3. MATERIALS AND METHODS

Various mix design formulations were developed to synthesize fly ash and silica fume-based geopolymers, aiming to understand the effects of different component proportions on the properties of the resulting geopolymer mortars. Silica fume is commonly used in concrete to enhance its properties, particularly by increasing compressive strength [21]. Typically, silica fume (SF) replaces 20% of the total binder content [22, 23]. The composition of the binder material was analyzed using X-ray fluorescence (XRF) and is presented in Table 1.

Table 1. Chemical composition of Fly ash (FA) and Silica fume (SF) analyzed by XRF

Formula	Components	Fly ash (%)	Silica fume (%)
SiO_2	Silicon Dioxide	30.53	98.34
Al_2O_3	Aluminum Oxide	14.81	-
CaO	Calcium Oxide	21.08	0.25
SO_3	Sulfur Trioxide	7.22	0.14
Fe_2O_3	Iron (III) Oxide	14.4	0.04
Na_2O	Sodium Oxide	5.51	0.72

In this study, experimental binders were prepared with varying percentages of FA and SF. The binders contained 96%, 94%, and 92% FA, with the remaining portion replaced by 4%, 6%, and 8% SF, respectively. Alkaline activation solutions were used to assess their effects on the properties of geopolymer concrete. Sodium hydroxide (NaOH) solutions with molar concentrations of 6 M, 8 M, and 10 M were used, along with sodium silicate-to-sodium hydroxide (SS/SH) ratios of 1.0, 1.5, and 2.0. All mixes were activated with a constant liquid-to-solid (L/S) ratio of 1.0 and a fixed binder-to-sand ratio of 1:2.75 for all geopolymer mortar formulations.

3.1 Taguchi Experiment

The Taguchi experimental design is a systematic and efficient method for studying the effects of multiple variables on a process or product. It focuses on optimizing mix designs for concrete and geopolymer production. The Taguchi method employs an orthogonal array (OA) to minimize the number of experiments while ensuring an effective exploration of factor interactions. The key features are summarized in Table 2. In this study: A (%FA) represents the percentage of fly ash, while %SF denotes the percentage of silica fume in the binder mix. B (SS/SH) refers to the sodium silicate-to-sodium hydroxide ratio. C (Mol, M) indicates the molarity of sodium hydroxide (NaOH). The technical properties of various mix proportions were evaluated in the prediction process and verified through empirical correlations using mathematical equations derived from a limited experimental dataset.

The L9 Taguchi design method was used to predict compressive strength. NaOH powder was dissolved in water at concentrations of 6M, 8M, and 10M for 24 hours. NaOH and Na_2SiO_3 were then mixed, followed by the gradual addition of FA, SF, and river sand at low speed. The alkali-activated solution was blended and added to the dry ingredients, starting with 30 seconds of low-speed stirring, followed by 30 seconds at higher speed and scraping the pot sides. The mixture was then stirred at high speed for 60 seconds and poured into 50 mm cubic molds. The mortar specimens were cured in water for 28 days before testing. The mixing proportions of FA, SF, fine aggregates, and the alkaline activator are shown in Fig. 1.

Fig.1 Process of geopolymer mortar

International Journal of GEOMATE, June, 2025 Vol.28, Issue 130, pp.87-95

Table 2. Mix design using the L9 orthogonal array

No.	Mix Design	A (%FA)	(%SF)	B (SS/SH)	C (Mol)	FA (g)	SF (g)	Fine Aggregate (g)	L/S Ratio	Na_2SiO_3 (g)	NaOH (g)
1	M1	96	4	1	6	710.4	29.6	2035	1	370	370
2	M2	96	4	1.5	8	710.4	29.6	2035	1	431.67	308.33
3	M3	96	4	2	10	710.4	29.6	2035	1	493.33	246.67
4	M4	94	6	1.5	6	695.6	44.4	2035	1	431.67	308.33
5	M5	94	6	2	8	695.6	44.4	2035	1	493.33	246.67
6	M6	94	6	1	10	695.6	44.4	2035	1	370	370
7	M7	92	8	2	6	680.8	59.2	2035	1	493.33	246.67
8	M8	92	8	1	8	680.8	59.2	2035	1	370	370
9	M9	92	8	1.5	10	680.8	59.2	2035	1	431.67	308.33

The influence of the three input variables on compressive strength was assessed. Regression analysis was conducted to examine the relationship between the inputs and the outputs.

The compressive strengths of the specimens at 28 days were used as a measure of their mechanical properties. Hybrid ANN-gradient boosting models were developed to calculate mix proportions for model validation. Three geopolymer concrete mix designs were prepared with targeted compressive strengths of 30, 35, and 40 MPa at 28 days.

3.2 Machine Learning

The present study utilized an ANN and a gradient descent algorithm to predict the compressive strength of mortar samples.

3.2.1 Artificial neural network

Artificial neural networks (ANNs) are a key application of machine learning for solving regression problems due to their ability to learn complex relationships between variables from training data. In this study, regression models were applied to predict the compressive strength of an alkali-activated solution based on FA and SF at various mix proportions. An ANN consists of three main layers: input, hidden, and output. This study developed an ANN with three hidden layers to evaluate the compressive strength of FA- and SF-based geopolymer mortars using experimental data. Each layer consists of interconnected nodes. A multi-layer perceptron (MLP) architecture was employed to enhance prediction accuracy and data processing. The MLP consists of multiple layers of neurons and utilizes backpropagation to optimize the network by adjusting weights and biases. This architecture enables the model to learn patterns from the training data and make accurate predictions. In an ANN, signals propagate forward, with each neuron computing a weighted sum of inputs, adding a bias, and applying an activation function to produce an output. The learning process minimizes prediction errors by comparing predicted and observed values through a cost function. Equation 1 defines the weight and bias updates.

$$f = \left(\sum_{i=1}^{n} x_i w_i + b \right) \quad (1)$$

where w_i is the weight, x_i is the input, b is the bias term, n is the number of inputs, and i is an index ranging from 1 to n.

3.2.2 Gradient boosting

Gradient boosting is a powerful ensemble method that enhances predictive accuracy and can be integrated with an ANN. It optimizes predictions by sequentially training weak models to correct the errors of previous iterations. This approach improves model accuracy by addressing specific weaknesses in ANN outputs and capturing complex feature interactions that the ANN might overlook, thereby enhancing overall prediction performance. The general form of the gradient boosting model is mathematically represented in Equation 2.

$$r_{im} = -\left[\frac{\partial L(y_i, F(x_i))}{\partial F(x_i)} \right]_{F(x)=Fm-1(x)} \quad (2)$$

where $L(y, F(x))$ represents the loss function, typically based on the mean of the target variable. $F(X_i)$ is the prediction made by the previous model, with m to $m-1$ to indicate the prior iteration. m represents a weak learner, determined during training to minimize the loss function. x denotes the input features or data.

Fig. 3 illustrates a hybrid approach that combines ANN and gradient boosting techniques for predictive modeling in the context of compressive strength prediction. The process follows these steps:

- The three input variables—%FA (fly ash content), SS/SH (sodium silicate to sodium hydroxide ratio), and NaOH molarity—are

International Journal of GEOMATE, June, 2025 Vol.28, Issue 130, pp.87-95

recognized as critical factors affecting the compressive strength of mortar.

- The ANN processes the input data by computing a weighted sum of the inputs.
- The result of this sum is passed through a Rectified Linear Unit (ReLU) activation function, introducing non-linearity to model complex relationships in the data.
- The Stochastic Gradient Descent (SGD) backpropagation algorithm iteratively adjusts the weights and biases to minimize the error between predicted and actual outputs.
- The processed signals from the hidden layer produce the ANN output, representing an intermediate prediction.
- To refine this prediction, the gradient boosting technique is applied, which builds an ensemble of weak learners sequentially.
- The residual error from the ANN output is reduced step by step using these weak learners through gradient descent.
- This combined approach results in a highly accurate prediction of compressive strength.
- The hybrid model leverages ANN to capture non-linear patterns and gradient boosting to correct residual errors, enhancing overall predictive accuracy.

This hybrid methodology leverages the strengths of ANN and the residual error minimization of gradient descent to enhance predictive performance.

3.2.3 Parameter

The performance of an ANN model is influenced by its network architecture and parameter settings. The parameter values used in the neural network models are provided in Table 3. The gradient boosting model is constructed by correcting the errors made by the previous model. The parameters used in this experiment are listed in Table 4.

Table 3. ANN parameters

Model	ANN3
Hidden layer	2
Input	3
Neurons in the hidden layer	100,100
Learning rate	1
Output	1
Epochs	100
Loss	MSE

Table 4. Gradient boosting parameters

Parameter	Value
Max depth	8
Min samples split	5
Min samples leaf	5
Max features	3
Learning rate	1
Epoch	5

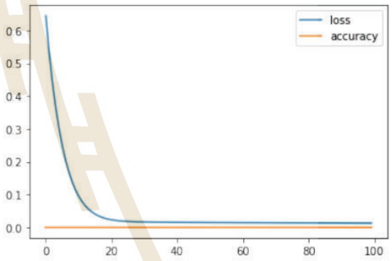


Fig 2. The loss versus the number of epochs for training data

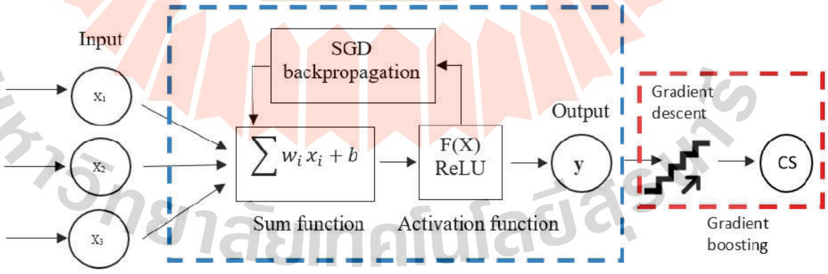


Fig.3 A fully connected artificial neural network and gradient boosting

International Journal of GEOMATE, June, 2025 Vol.28, Issue 130, pp.87-95

Fig. 2 illustrates the relationship between the loss and the number of epochs during the training phase. As the number of epochs increases, the loss gradually decreases, indicating that the model is learning and improving its predictions over time. A stable and lower loss value towards the later epochs suggests that the training process is converging effectively.

3.2.4 K-Fold Cross-Validation for Model Performance Comparison

K-fold cross-validation is a resampling technique used to evaluate the performance of different models by splitting the dataset into K subsets (or folds), providing a more reliable assessment. This section presents the results of K-fold cross-validation for two models: ANN and ANN-G. The dataset was divided into 5 folds to represent the different subsets used in the cross-validation process.

Table 5. K-fold cross-validation

K-Fold	Model	Error Value 1	Error Value 2	Error Value 3
1	ANN	0.6316	-3.5444	2.7561
	ANN-G	0.7329	-3.4431	0.9851
2	ANN	2.6603	5.5313	3.6994
	ANN-G	2.4423	1.9035	2.2725
3	ANN	-0.4589	-4.6349	2.3637
	ANN-G	0.8368	-3.3392	0.7502
4	ANN	0.3383	-3.8377	3.6726
	ANN-G	0.7618	-3.4142	0.8258
5	ANN	8.5089	6.9998	6.4609
	ANN-G	1.6913	2.2056	1.6668

Table 5 shows that ANN-G generally yields lower errors in some instances, suggesting it may outperform ANN in specific scenarios. Additionally, random sampling plays a crucial role in model development, as fluctuations in the training data can impact prediction accuracy. To ensure the creation of a reliable predictive model, the experimental design must be carefully balanced and well-distributed.

4. RESULT AND DISCUSSION

The compressive strengths of the specimens at 28 days were used to assess their mechanical properties. For model validation, three geopolymer concrete mixes were designed with targeted compressive strengths (CS) of 30, 35, and 40 MPa at 28 days.

4.1 Mix Design of Geopolymer Mortar

The contour plots demonstrate the intercorrelation among the three selected inputs: the percentage of FA and SF, the Na2SiO3/NaOH ratio, and NaOH molarity, with the target output of compressive strength. These contour maps can therefore be used to design mix proportions for the target 28-day compressive strength of geopolymer mortar. Contour plots visualize how variables interact and influence the target compressive strength, helping to identify optimal parameter ranges for desired outcomes and making the design process more efficient. The color-coded zones make it easier to identify suitable combinations of input parameters to achieve specific target strengths, thus reducing the need for extensive trial-and-error experiments.

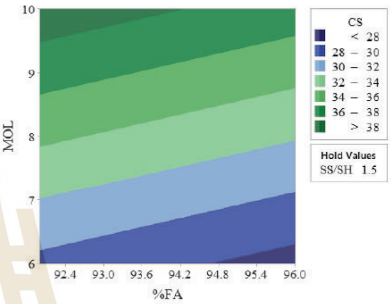


Fig 4. Contour plot showing the compressive strength

To determine the required values of %FA and MOL to achieve compressive strengths (CS) of 30, 35, and 40 MPa, the plot displays FA (Fly Ash) on the x-axis and MOL (Molarity) on the y-axis, with a constant SS/SH ratio of 1.5. The color gradients represent different ranges of compressive strength, as shown in Fig. 4. The regions corresponding to CS values of 30 MPa, 35 MPa, and 40 MPa are highlighted on the color-coded contour plot.

- For 30 MPa, the strength corresponds to the boundary between the blue and light green zones. The %FA range in this region is approximately 92 to 94, with MOL values between 6.0 and 6.5.
- For 35 MPa, the strength corresponds to the boundary between the light green and darker green zones. The %FA range is approximately 92 to 94, while the MOL values range from 8.0 to 8.5.
- For 40 MPa, the strength corresponds to the boundary near the transition from the darker green to the darkest green zone. The %FA range is approximately 92 to 94, with MOL values ranging from 9.5 to 10.0.

Table 6. Experiment from the contour plot

Target (MPa)	%FA	SS/SH	SH (M)	Exp	ANN	ANN-G
30	92	1.5	6	30.33	25.98	26.92
35	92	1.5	8	34.99	33.11	35.15
40	96	1.5	10	40.14	39.84	40.35

International Journal of GEOMATE, June, 2025 Vol.28, Issue 130, pp.87-95

Table 6 shows the experimental results and predictions based on values derived from the contour plot. The comparison includes the target compressive strength, experimental results, and predictions using the ANN and ANN-G models. The parameters considered are %FA, SS/SH ratio, and NaOH molarity. The explanation is as follows:

• For a target compressive strength of 30 MPa, the experimental result was 30.33 MPa, closely matching the target. The mix parameters were %FA of 92, an SS/SH ratio of 1.5, and NaOH concentration of 6 M. The ANN and ANN-G models predicted compressive strengths of 25.98 and 26.92 MPa, respectively, slightly lower than the experimental value.

• For a target compressive strength of 35 MPa, the experimental result was 34.99 MPa, nearly identical to the target. The mix parameters were %FA of 92, an SS/SH ratio of 1.5, and NaOH concentration of 8 M. The ANN and ANN-G models predicted compressive strengths of 33.11 and 35.15 MPa, respectively, which were very close to the experimental result.

• For a target compressive strength of 40 MPa, the experimental result was 40.14 MPa, showing excellent consistency with the target. The mix parameters were %FA of 96, an SS/SH ratio of 1.5, and NaOH concentration of 10 M. The ANN and ANN-G models predicted compressive strengths of 39.84 MPa and 40.35 MPa, respectively, which closely matched the experimental value.

The experimental results closely match the target strengths, while the ANN predictions show good agreement with the experimental data. The ANN-G model demonstrates better prediction accuracy compared to the standard ANN model. ANN-G tends to align more closely with the experimental results, especially for higher target values. This suggests that the contour plot values and ANN-G predictions effectively guide mix design.

4.2 Data Analysis

4.2.1 Performance of the Predictive Model

Test data is crucial for evaluating the performance of a predictive model. To ensure that the prediction model provides reliable results, out-of-sample validation was conducted using entirely new data not included in the training data. This ensures the reliability and effectiveness of the evaluation by validating the model's accuracy and generalization on unseen data.

Table 7 provides specific mix designs along with the associated predicted values and errors for both the ANN and ANN-G models. The comparison between the ANN and ANN-G models for predicting compressive strength shows that ANN-G consistently yields more accurate results with smaller prediction errors. In most cases, ANN-G exhibits smaller errors than ANN, demonstrating better prediction accuracy.

The ANN-G model shows superior prediction accuracy compared to the standard ANN model. However, both models exhibit small prediction errors relative to the experimental values.

Table 7. Comparison of compressive strength

Exp	% FA	M	SS/ SH	Prediction		Error	
(CS)	A	B	C	ANN	ANN-G	ANN	ANN-G
30.33	92	6	1.5	25.98	26.91	4.35	3.41
30.83	92	6	1.0	29.14	29.84	1.68	0.98
34.39	94	10	2.0	35.92	35.15	-1.53	-0.75
34.51	96	8	1.0	35.72	36.99	-1.22	-2.49
34.99	92	8	1.5	33.11	34.65	1.89	0.35
40.13	96	10	1.5	39.84	40.35	0.29	-0.22

4.2.3 Performance evaluation

The chart and data provided compare the performance of two models, ANN and ANN-G, in predicting the CS of mortar

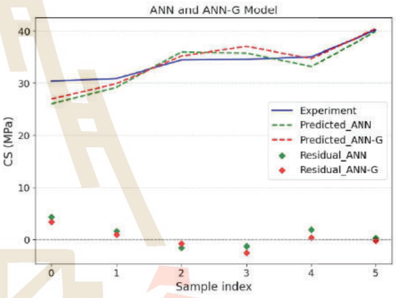


Fig 5. Multiple line and residual plots of predictions

Fig. 5 displays the actual measured values for each mix design. The blue line represents the experimental compressive strength, while the green dashed line shows the predictions made by the ANN model. Although the ANN predictions generally follow the experimental values, they exhibit larger deviations. In contrast, the red dashed line represents the predictions from the ANN-G model, which closely align with the blue line, indicating better accuracy and improved performance compared to the ANN model. ANN-G consistently shows smaller residual errors and aligns more closely with the experimental values, with its residuals tending to be closer to zero. This suggests a better fit to the experimental data. The gradient descent optimization in the ANN-G model improves its ability to find better weight values, leading to greater prediction accuracy. Overall, ANN-G proves to be a more reliable model for this application due to its higher precision and more favorable error distribution.

International Journal of GEOMATE, June, 2025 Vol.28, Issue 130, pp.87-95

4.2.3 Normal distribution

The observed outcomes of the experiment are plotted against the theoretical quantiles of a normal distribution. The L9 Taguchi experimental design was used, with three samples for each run.

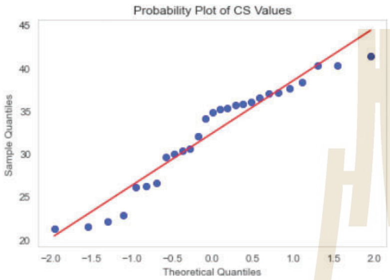


Fig 6. Probability plot for the L9 Taguchi experimental design

Fig. 6. The normal probability plot for the 9 data points from the Taguchi experiment shows that the blue points align closely with the red line, indicating that the data from the Taguchi experiment approximately follow a normal distribution.

4.2.4 Histogram

The histogram, with the aligned normal distribution curve, analyzes the distribution of data and represents the observed frequency of data values divided into intervals.

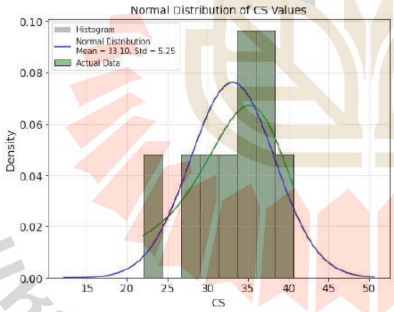


Fig 7. Normal distribution for the L9 Taguchi experimental design

A theoretical curve based on the mean (33.10) and standard deviation (5.25) of the data shows a well-distributed dataset, as seen in Fig. 7. The histogram aligns closely with the normal curve, suggesting the dataset is suitable for parametric analysis. However, the right-skewed distribution and the gap in CS values between 20 and 30 indicate low data density in this range, which may lead to prediction errors.

4.2.5 Relative importance of parameters

This highlights the significant contributions of three factors—%FA, SS/SH ratio, and molarity (Mol)—in influencing the compressive strength (CS).

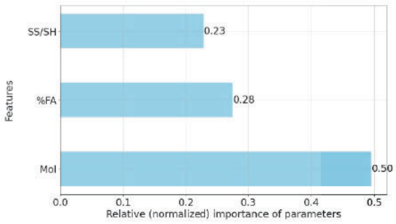


Fig 8. Relative importance of parameters influencing compressive strength

In the context of a Taguchi L9 design, Fig. 8 represents the calculated contribution of each parameter to the variation in CS. This analysis helps prioritize the parameters based on their influence. The molarity (Mol) parameter has the highest relative importance (50%), indicating its significant impact on CS. The percentage of fly ash (%FA) has moderate importance (28%), but its effect is less pronounced than that of Mol. The SS/SH ratio has the lowest relative importance (23%) and, consequently, the least impact on the response variable.

4.2.6 Main effect for compressive strength

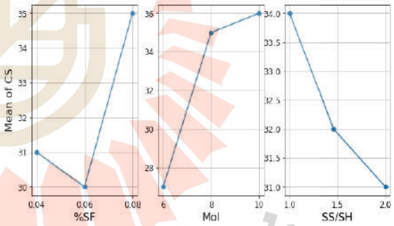


Fig 9. Main effect plot for compressive strength

Fig. 9. The main effect plot for compressive strength shows that increasing the percentage of silica fume (%SF) initially lowers the response but later enhances it. Molarity (Mol) strongly boosts CS, particularly between 6-8 M, with slower growth from 8-10 M. The SS/SH ratio negatively impacts CS, while higher NaOH concentration improves it. However, CS decreases as the Na_2SiO_3/NaOH ratio increases.

5. CONCLUSIONS

This study evaluates the use of ANN-G as an alternative to the Taguchi experimental design method. The results demonstrate that contour plots are a powerful tool for visualizing and estimating the compressive strength (CS) of geopolymer mortar before conducting experiments. These plots provide a solid foundation for mix design, enabling efficient parameter selection and reducing trial-and-error efforts, especially when combined with the predictive power of ANN-G.

• The experimental results closely align with the target compressive strengths, indicating an effective mix design. The ANN-G predictions show good accuracy at 35 MPa and 40 MPa, although there is a slight underestimation at 30 MPa.

• ANN-G outperforms ANN in terms of smaller errors and better residual distribution. The gradient descent optimization improves the model's predictive capacity, making ANN-G a more reliable choice for this application.

• The observed values are consistent with a normal distribution. Any small deviations from the line indicate slight randomness or experimental error, but they do not significantly affect the assumption of normality.

• The histogram curve reveals a well-distributed dataset, which is suitable for further statistical analysis and modeling that assumes data normality.

• The molarity (Mol) parameter has the highest impact on CS in this experiment, with a relative importance of 0.50.

This approach develops an ANN model with gradient descent to predict three target compressive strength levels: 30 MPa, 35 MPa, and 40 MPa. This combination enhances prediction accuracy while simplifying the development process, making it a practical choice for creating robust regression models for complex problems. ANN-G consistently outperforms ANN, demonstrating lower residual errors. Future work should consider incorporating other ensemble approaches, such as a hybrid ANN-SVM model, and testing the model on larger datasets to explore alternative optimization methods that could further minimize outliers and improve prediction stability.

6. ACKNOWLEDGMENTS

The authors would like to express their sincere gratitude to the Institute of Research and Development at Rajamangala University of Technology Krungthep, Thailand, for their invaluable support throughout this research.

7. REFERENCES

[1] Muthuramalingam P., Dharmar B., and Babu P. V. S., Investigation on the Study of Durability Characteristics and Endurance of Phosphate-Admixed Geopolymer Concrete Incorporated with Copper Slag, Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering, vol. 47, no. 2, 04/01/, 2023. pp. 819-828

[2] Çelik A. İ., Özkılıç Y. O., Bahrami A., and Hakeem I. Y., Mechanical performance of geopolymer concrete with micro silica fume and waste steel lathe scraps, Case Studies in Construction Materials, vol. 19, 2023. pp. e02548

[3] Zhang J., Wang R., Lu Y., and Huang J., Prediction of compressive strength of geopolymer concrete landscape design: Application of the novel hybrid RF–GWO–XGBoost algorithm, Buildings, vol. 14, no. 3, 2024. pp. 591-622

[4] Gogineni A., Panday I. K., Kumar P., and Paswan R. K., Predicting compressive strength of concrete with fly ash and admixture using XGBoost: a comparative study of machine learning algorithms, Asian Journal of Civil Engineering: Building and Housing, 07/14/, 2023. pp. 1-14

[5] Abellán García J., Fernández Gómez J., and Torres Castellanos N., Properties prediction of environmentally friendly ultra-high-performance concrete using artificial neural networks, European Journal of Environmental and Civil Engineering, vol. 26, no. 6, 2022. pp. 2319-2343

[6] Chong B. W., Othman R., Putra Jaya R., Mohd Hasan M. R., Sandu A. V., Nabiałek M., Jeż B., Pietrusiewicz P., Kwiatkowski D., and Postawa P. Design of experiment on concrete mechanical properties prediction: a critical review, Materials, vol. 14, no. 8, 2021. pp. 1866-1882

[7] Hamdouni S., Benaicha M., and Hafidi Alaoui A., Optimizing self-compacting concrete: formulation approach enhanced by entropy method, Discover Civil Engineering, vol. 1, no. 1, 2024. pp. 63-83

[8] Hoseinpour-Lonbar M., Alavi M. Z., and Palassi M, Selection of asphalt mix with optimal fracture properties at intermediate temperature using Taguchi method for design of experiment, Construction and Building Materials, vol. 262, 2020. pp. 120601-120610

[9] Varghese B., and Philip N., A Review: Taguchi experiment design for investigation of properties of concrete, Int. J. Civ. Eng, vol. 5, no. 6, 2016. pp. 11-16

[10] Li Z., Yoon J., Zhang R., Rajabipour F., Srubar III W. V., Dabo I., and Radlińska A., Machine learning in concrete science: applications, challenges, and best practices, npj computational materials, vol. 8, no. 1, 2022. pp. 127-143

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

[11] Onyelowe K. C., Moghal A. A. B., Ebid A., Rehman A. U., Hanandeh S., and Priyan V., Estimating the strength of soil stabilized with cement and lime at optimal compaction using ensemble-based multiple machine learning, Scientific reports, vol. 14, no. 1, 2024. pp. 15308

[12] Shahmansouri A. A., Yazdani M., Ghanbari S., Bengar H. A., A. Jafari, and H. F. Ghatte, Artificial neural network model to predict the compressive strength of eco-friendly geopolymer concrete incorporating silica fume and natural zeolite, Journal of Cleaner Production, vol. 279, 2021. pp. 123697

[13] Onyelowe K. C., Jagan J., Kontoni D.-P. N., Moghal A. A. B., Onuoha I. C., Viswanathan R., and Soni D. K., Utilization of GEP and ANN for predicting the net-zero compressive strength of fly ash concrete toward carbon neutrality infrastructure regime, International Journal of Low-Carbon Technologies, vol. 18, 2023. pp. 902-914

[14] Naveed M., Hameed A., Rasool A. M., Mukhtar D., and Ahmed T., AI-based non-linear models for mechanical and toughness properties of sustainable fiber-reinforced geopolymer concrete (FRGPC), Mechanics of Advanced Materials and Structures, 2024. pp. 1-25

[15] Das P., and Kashem A., Hybrid machine learning approach to prediction of the compressive and flexural strengths of UHPC and parametric analysis with shapley additive explanations, Case Studies in Construction Materials, vol. 20, 2024. pp. e02723-02743

[16] Zhang P., Mao Y., Yuan W., Zheng J., Hu S., and Wang K., A critical review on modeling and prediction on properties of fresh and hardened geopolymer composites, Journal of Building Engineering, 2024. pp. 109184-109216

[17] Rathakrishnan V., Beddu S. Bt., and Ahmed A. N., Predicting compressive strength of high-performance concrete with high volume ground granulated blast-furnace slag replacement using boosting machine learning algorithms, Scientific Reports, vol. 12, no. 1, 2022. pp. 9539-9554

[18] Stergiou K., Ntakolia C., Varytis P., Koumoulos E., Karlsson P., and Moustakidis S, Enhancing property prediction and process optimization in building materials through machine learning: A review, Computational Materials Science, vol. 220, 2023. pp. 112031-112046

[19] Golafshani E., Khodadadi N., Ngo T., Nanni A., and Behnood A., Modelling the compressive strength of geopolymer recycled aggregate concrete using ensemble machine learning, Advances in Engineering Software, vol. 191, 2024. pp. 103611-103626

[20] Kaloop M. R., Kumar D., Samui P., Hu J. W., and Kim D., Compressive strength prediction of high-performance concrete using gradient tree boosting machine, Construction and Building Materials, vol. 264, 2020. pp. 120198-120208

[21] Memon F. A., Nuruddin M. F., and Shafiq N., Effect of silica fume on the fresh and hardened properties of fly ash-based self-compacting geopolymer concrete, International Journal of Minerals, Metallurgy, and Materials, vol. 20, 2013. pp. 205-213

[22] Mustakim S. M., Das S. K., Mishra J., Aftab A., Alomayri T. S., Assaedi H. S., and Kaze C. R., Improvement in fresh, mechanical and microstructural properties of fly ash-blast furnace slag based geopolymer concrete by addition of nano and micro silica, Silicon, vol. 13, 2021. pp. 2415-2428

[23] Mazloom M., Ramezanianpour A., and Brooks J., Effect of silica fume on mechanical properties of high-strength concrete, Cement and concrete composites, vol. 26, no. 4, 2004. pp. 347-357

Copyright © Int. J. of GEOMATE All rights reserved, including making copies, unless permission is obtained from the copyright proprietors.

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

RMTC2025
The Rajamangala Manufacturing and Management Technology Conference, 10th
28 – 30 May 2025, Avani Khon Kaen Hotel & Convention Centre, Khon Kaen

Predictive Accuracy of Compressive Strength Using Central Composite Design with Regression Techniques

Napassadol Singhata[1] and Prasert Aengchuan[1*]
[1] School of Manufacturing Engineering, Institute of Engineering, Suranaree University of Technology, Muang, Nakhon Ratchasima, Thailand
E-mail: prasert.a@sut.ac.th*

Abstract

In this study, central composite design (CCD) experiments were applied to balance data sets for predicting compressive strength (CS). Three parameters were analyzed for the molarity of NaOH, the ratio of Na2SiO$_3$ to NaOH (SS/SH), and the solid-to-liquid (S/L) ratio. The performance of Taguchi, CCD, and hybrid Taguchi-CCD designs was compared using various regression techniques, including Linear Regression (LR), Bagging Regression (BR), Gradient Boosting (GB), and Random Forest (RF). It was indicated by the findings that the CCD design offers more accurate predictions of compressive strength. This method is proven to be the most effective and efficient approach for predicting compressive strength

Keywords: Prediction, Central composite design (CCD), Geopolymer concrete

1. Introduction

Geopolymer concrete uses industrial byproducts, reducing the need for energy-intensive limestone calcination, and significantly lowering CO_2 emissions, making it a better choice for eco-friendly construction [1-3]. Metakaolin, a highly reactive pozzolanic material, is used in concrete to enhance its strength, durability, and overall performance [4, 5]. It is obtained by calcining kaolin clay at 600-800°C [6, 7]. Metakaolin is selected as a partial replacement for cement in concrete due to its significant performance and environmental benefits. As a highly reactive pozzolan, it improves the mechanical properties of concrete by increasing compressive strength, reducing permeability, and enhancing resistance to chemical attacks [8]. Its fine particle size also improves workability and surface finish, making it an excellent choice for sustainable, high-performance concrete in demanding applications [9, 10]. The performance and strength of geopolymer concrete can be significantly enhanced by optimizing these variables. However, managing and predicting the interactions between different materials can be complex, increasing the risk of design flaws or inefficiencies. Diverse mixture designs present several challenges, complicating the optimization process. Quality control becomes more difficult with diverse mixtures, as slight variations can lead to significant changes in the outcome. This can result in difficulties in determining the ideal proportions of each component.

The experimental design should allow for interaction analysis, improving efficiency when dealing with multiple variables [11-13]. A full factorial design has significant effects on experiments. However, the comprehensive nature of a full factorial design can also lead to a high number of experimental runs,

which may require more resources and time, and can then be used to develop predictive models. CCD allows for examining primary effects and some interactions without testing every combination, unlike a random design [14-16]. This setup helps detect both main effects and interactions, including nonlinear relationships within the process. Adding points to a complex model enables a targeted investigation of intricate relationships, enhancing accuracy by capturing more variability [17-19]. ML algorithms analyze experimental data to create predictive models, allowing researchers to simulate various conditions without performing physical experiments, avoiding redundant tests [20]. Choosing the right regression model for predicting outcomes depends on several factors related to the data and the problem. It can select the most suitable regression model for accurate predictions by analyzing the data characteristics and applying these principles. Reducing the need for physical experiments by predicting outcomes based on data, thus saving time, resources, and costs. By identifying key factors influencing results. Design experiments with ML prediction aim to reduce the number of required experiments while still providing valuable insights into how various variables affect the output. Therefore, integrating experimental design with predictive modeling enables efficient identification of relationships between variables while minimizing the need for exhaustive testing. This combined approach reduces experimental runs, conserves resources, and enhances model accuracy. Training machine learning models on structured data allows untested scenarios to be reliably predicted. Consequently, this strategy improves both the efficiency and precision of material optimization. This study aims to reduce the number of required experiments by applying a machine learning (ML) approach to predict the compressive strength of geopolymer composites. The prediction is based on the Central Composite Design (CCD) method, considering three key parameters at three levels: the molarity of NaOH, the ratio of sodium silicate to sodium hydroxide (SS/SH), and the solid-to-liquid (S/L) ratio. The estimated compressive strength values are compared using four regression models: Linear Regression (LR), Bagging Regression (BR), Gradient Boosting (GB), and Random Forest (RF). This approach enables accurate prediction without extensive physical experimentation, significantly reducing testing time, cost, and resource consumption.

2. Methods

This study evaluated the predictive capabilities of various experimental design methods by using CCD for designing the experiment of geopolymer concrete to enhance model accuracy, stability, and reliability in predicting compressive strength. To design the experiment by varying these factors across three levels, the central composite design is shown in Table 1.

Table 1. Factors and levels

Factor	Low	Medium	High
NaOH (M)	10	12	14
SS/SH	1.2	1.6	2
S/L	0.85	1	1.15

2.1 Central composite design

Central composite design is a more complex experimental design that includes factorial, axial, and center points. In this context, CCD is applied with three factors denoted as A, B, and C, each at three levels: low, medium, and high. CCD is commonly used to build predictive models for responses. In this case, it is utilized to predict compressive strength

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

based on the experimental factors, as shown in Table 2.

Table 2. Central composite design

ID	CCD, P =3, L=3			Mol	SS/SH	S/L
	A	B	C			
C1	-1	-1	-1	10	1.2	0.85
C2	-1	-1	1	10	1.2	1.15
C3	-1	1	-1	10	2.0	0.85
C4	-1	1	1	10	2.0	1.15
C5	1	-1	-1	14	1.2	0.85
C6	1	-1	1	14	1.2	1.15
C7	1	1	-1	14	2.0	0.85
C8	1	1	1	14	2.0	1.15
C9	-α	0	0	10	1.6	1.00
C10	α	0	0	14	1.6	1.00
C11	0	-α	0	12	1.2	1.00
C12	0	α	0	12	2.0	1.00
C13	0	0	-α	12	1.6	0.85
C14	0	0	α	12	1.6	1.15
C15	0	0	0	12	1.6	1.00

The experiment involves 15 runs based on a central composite design for three factors. The factorial points consist of 8 experiments (rows 1 to 8) representing combinations of the low (-1), medium (0), and high (+1) levels of the three factors (A, B, C). The axial points are incorporated in 6 experiments, represented in rows 9 to 14. These axial points include $-\alpha$ and $+\alpha$ values, which extend the range of the design space and facilitate exploration beyond the initial levels. Finally, C15 has all factors set to their medium values. Overall, CCD consists of 15 points.

2.2 Test data

The 9 data points are utilized to evaluate the predictive performance of the models. Testing the accuracy of a model is crucial because it involves key parameters and data points that can be used as input variables and expected outcomes for model validation. This setup is used to evaluate how accurately the model predicts compressive strength based on different combinations of input parameters, as shown in Table 3.

Table 3. Experimental Test

ID	Mol	SS/SH	S/L
M 2	10	1.2	1.0
M 4	10	1.6	0.85
M 6	10	1.6	1.15
M 8	10	2	1.0
M 10	12	1.2	0.85
M 12	12	1.2	1.15
M 18	12	2	1.15
M 20	14	1.2	1.0
M 24	14	1.6	1.15

3. MODELING METHOD

Various machine learning models were then applied to predict outcomes based on the experimental factors. A regression model was fitted to the data, utilizing Linear Regression (LR), Bagging Regression (BR), Gradient Boosting (GB), and Random Forest (RF) in combination with the experimental design methods, Taguchi and CCD, to predict compressive strength.

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

RNMT Association
RMTC2025
The Rajamangala Manufacturing and Management Technology Conference, 10th
28 – 30 May 2025, Avani Khon Kaen Hotel & Convention Centre, Khon Kaen

3.1 Linear regression

Linear regression is a fundamental model used to predict a continuous response based on a linear relationship. This statistical method models the relationship between a dependent variable and one or more independent variables, particularly in geopolymer studies focused on material composition. For small datasets, linear regression aids in identifying trends by fitting a straight line through the data points, which represents the best approximation of the relationship. It can be employed to predict material properties based on experimental factors, thereby creating a predictive model from the experimental data.

4.2 Bagging regression

Bagging is an ensemble method that generates multiple models using different subsets of the data and aggregates their predictions. This process involves creating bootstrap samples by randomly selecting subsets of the experimental data with replacements. Multiple base regression models are then trained on these bootstrap samples, and their predictions are aggregated, usually by averaging, for regression tasks.

4.3 Gradient boosting

Gradient boosting is a sequential ensemble method that builds models iteratively, where each new model aims to correct the errors made by the previous ones. The process begins with training an initial model on the experimental data, after which the residuals from this initial prediction are calculated. A new model is then trained to predict these residuals, and its predictions are added to those of the previous models. This process is repeated iteratively until the accuracy of the prediction model improves.

4.4 Random Forest

Random Forest is an ensemble method that constructs multiple decision trees. At each split in the tree, a random subset of features is selected which helps reduce the correlation between the trees. By utilizing different subsets of data and features, the final prediction is obtained by averaging the predictions from all the trees.

4. Results

The performance of the CCD method with 15 data points will be evaluated. The analysis will focus on how each model predicts the compressive strength variable using training and test sets.

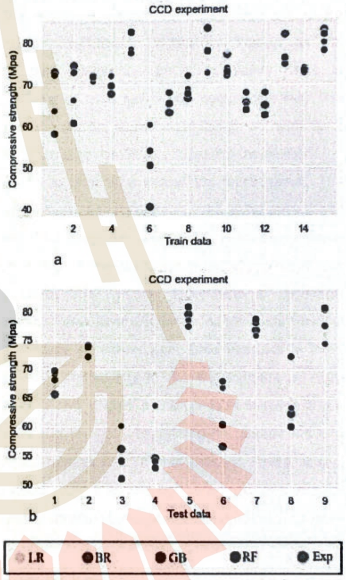


Figure 1. Compressive strength prediction with experiment design

In Figure. 1(a), the LR model shows moderate performance while stability is present, and variability persists. The BR model is more consistent with better generalization and accuracy than LR. The GB model performs similarly to BR, showing stable performance

RNMT Association

RMTC2025
The Rajamangala Manufacturing and Management Technology Conference, 10th
28 – 30 May 2025, Avani Khon Kaen Hotel & Convention Centre, Khon Kaen

across different data points. The RF model is more consistent as well. In Fig. 1(b), the LR model exhibits improved consistency on the test set. The BR model performs well, indicating effective generalization from training to test. The GB model performs similarly to BR, showing stable results but with slight variations in certain cases.

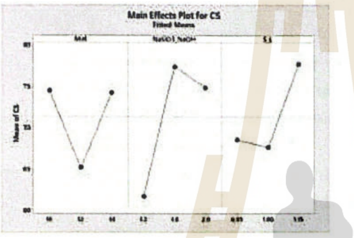


Figure 2. The effect of compressive strength parameters

In Figure 2. The trend observed in the molarity of NaOH (Mol) displays a slight performance drop at 12, resulting in a V-shaped curve. The significant increase occurs when the Na_2SiO_3/NaOH ratio rises from 1.2 to 1.6. In terms of the S/L ratio, a steady and significant increase in CS is observed as the S/L ratio increases.

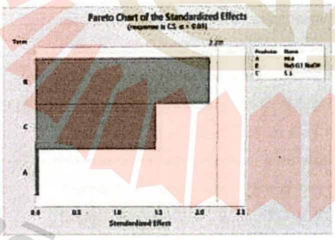


Figure 3 The effect of compressive strength parameters

In figure 3. The CCD, factor B (Na2SiO3/NaOH ratio) consistently exhibits the most substantial effect on compressive strength, Factor C (S/L ratio) shows a moderate influence, while factor A (Molarity of NaOH) has the least impact in all cases.

5. Conclusion

CCD captures more complex interactions between factors. the regression model used for prediction can capture more variability in the data. This leads to a more accurate and robust model, as the additional points help to better estimate the relationships between the factors and responses. The unbiased distribution of added points helps in covering the factor space more comprehensively. This ensures that the experimental design accounts for a wider range of conditions, improving the ability of the model to generalize across the factor space. The implications of this study suggest that the utilization of the CCD design can significantly enhance predictive modeling in material science, potentially guiding future research and practical applications in optimizing material formulations for improved structural integrity. The study considered only three variables at three levels. Contributions to the development of more reliable and efficient predictive tools in the field are aimed to be made by refining the parameters and methodologies used in this analysis. Future studies should explore expanding the number of variables, testing additional experimental designs such as Box–Behnken, and incorporating hybrid ML models for enhanced robustness.

6. Acknowledgments

This research was supported by the Institute of Research and Development Rajamangala University of Technology Krungthep Thailand.

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

7. References

[1] Nurjannah, S. A., Usman, A. P., Hu S., and Usman, F., (2023). Behavior of geopolymer concrete wall panels with square opening variations subjected to cyclic loads, Journal of Applied Engineering Science, vol. 21, no. 3, pp. 884-895.

[2] Hasanbeigi A., Price L., and Lin E., (2012). Emerging energy-efficiency and CO2 emission-reduction technologies for cement and concrete production: A technical review, Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 16, no. 8, pp. 6220-6238.

[3] Kueaket K. and Tonnayopas D., (2021).Compressive strength and durability performance of mortar containing palm oil boiler clinker aggregate, rice husk ash, and calcium bentonite, Journal of Applied Engineering Science, vol. 19, no. 1, pp. 193-203.

[4] John, N. , (2013). Strength properties of metakaolin admixed concrete, *International Journal of scientific and research publications*, vol. 3, no. 6, pp. 1-7.

[5] Awoyera P. O., Kirgiz M. S.,Viloria A., and Ovallos-Gazabon D., (2020). Estimating strength properties of geopolymer self-compacting concrete using machine learning techniques, Journal of materials research and technology, vol. 9, no. 4, pp. 9016-9028.

[6] Ayininuola G. M. and Adekitan O. A.,(2017). Characterization of Ajebo Kaolinite Clay for production of natural pozzolan, International Journal of Civil and Environmental Engineering, vol. 10, no. 9, pp. 1233-1240.

[7] Nmiri A.,Hamdi N., Yazoghli-Marzouk O., Duc M., and Srasra E., (2017). Synthesis and characterization of kaolinite-based geopolymer: Alkaline activation effect on calcined kaolinitic clay at different temperatures, J. Mater. Environ. Sci, vol. 8, no. 2, pp. 276-290.

[8] Ahmad J., Majdi A., Arbili M. M. , Deifalla A. F., and Naqash M. T., (2022). Mechanical, durability and microstructure analysis overview of concrete made with Metakaolin (MTK), Buildings, vol. 12, no. 9, p. 1401.

[9] Gopalakrishna B. and Pasla D., (2023). Development of metakaolin based high strength recycled aggregate geopolymer concrete, Construction and Building Materials, vol. 391, p. 131810.

[10] Nodehi M. and Aguayo F. , (2021). Ultra high performance and high strength geopolymer concrete, Journal of Building Pathology and Rehabilitation, vol. 6, no. 1, p. 34.

[11] Haq M. Z. U., Sood H., Kumar R., and Merta I., (2024). Taguchi-optimized triple-aluminosilicate geopolymer bricks with recycled sand: A sustainable construction solution, Case Studies in Construction Materials, vol. 20, p. e02780.

[12] Copetti Callai S., Tataranni P., and Sangiorgi C., (2021). Preliminary evaluation of geopolymer mix design applying the design of experiments method, Infrastructures, vol. 6, no. 3, p. 35.

[13] Rahman S. H. A., Zulkarnain N. N., and Shafiq N., (2021). Experimental study and design of experiment using statistical analysis for the development of geopolymer matrix for oil-well cementing for enhancing the integrity, Crystals, vol. 11, no. 2, p. 139.

[14] Ding E., Cao C., Hu H., Chen Y., and Lu X., (2020). Application of central composite design to the optimization of fly ash-based

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

geopolymers, Construction and Building Materials, vol. 230, p. 116960 .

[15] Pattanayak N., Behera H. K., and Das S. S., (2024). Mix design strategy and optimization considering characteristic evaluation of geopolymer concrete, *Journal of Building Engineering*, vol. 91, p. 109557, .

[16] Yıldırım Z. B.,Karacasu M., and Okur V., Optimisation of Marshall Design criteria with central composite design in asphalt concrete, International Journal of Pavement Engineering, vol. 21, no. 5, pp. 666-676, 2020.

[17] Zribi M., Samet B., and Baklouti S., (2022). Investigation of dealumination in phosphate-based geopolymer formation process: factor screening and optimization, Minerals, vol. 12, no. 9, p. 1104,

[18] Anuja N., Palanivel M., and Amutha Priya N., (2024). Enhancing Geopolymer Mix Optimization: Integration of the Plackett–Burman Method and Response Surface Methodology for Sustainable Construction Materials, Discrete Dynamics in Nature and Society, vol. 2024, no. 1, p. 6401595. .

[19] Driouich A., et al., (2020). Modeling and optimizing synthesis of irreversible gel by sol-gel using experimental design, Phosphorus, Sulfur, and Silicon and the Related Elements, vol. 195, no. 1, pp. 50-59.

[20] Kuppusamy Y., et al.,(2022). Artificial neural network with a cross-validation technique to predict the material design of eco-friendly engineered geopolymer composites, Materials, vol. 15, no. 10, p. 3443, .

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ประวัติผู้เขียน

นายนภัสดล สิงหะตา เกิดเมื่อวันที่ 5 มกราคม พ.ศ. 2528 สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรีวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์) จาก มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาโทวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์) จาก มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี และศึกษาต่อวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต (วิศวกรรมเครื่องกลและระบบกระบวนการ) โดยในระหว่างการศึกษาได้รับการอนุเคราะห์เป็นอย่างดีจากอาจารย์ที่ปรึกษาและอาจารย์ประจำรายวิชาต่าง ๆ ได้ทำงานในมหาวิทยาลัยราชมงคลกรุงเทพ ตำแหน่งอาจารย์พนักงานมหาวิทยาลัย จนถึงปัจจุบัน