

การประยุกต์ใช้แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์จากข้อมูลหลายระดับความ
เที่ยงตรงในการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1
และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่



นางสาวอนันตญา ทิมทอง

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกลและระบบกระบวนการ
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2567

APPLICATION OF MULTI-FIDELITY ARTIFICIAL INTELLIGENCE
MODELING FOR PREDICTING MIXED-MODE I/III FRACTURE
TOUGHNESS OF MUSSEL SHELL REINFORCED EPOXY RESIN



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 2024

การประยุกต์ใช้แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์จากข้อมูลหลายระดับความเที่ยงตรงใน
การทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของ
อีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นักวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาดุษฎีบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(ผศ. ร้อยโท ดร.รัฐวุฒิ วงษ์วิทย์)

ประธานกรรมการ

(รศ. ดร.ประเสริฐ เอ่งฉ้วน)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

(รศ. ดร.อัฐพล อริยฤทธิ์)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม)

(ผศ. ดร.สมศักดิ์ ศิวดำรงพงศ์)

กรรมการ

(ผศ. ดร.กัญชลา สุตตาชาติ)

กรรมการ

(อ. ดร.จิตติมา วระกุล)

กรรมการ

(รศ. ดร.ยุพาพร รักสกุลพิวัฒน์)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการและประกันคุณภาพ

(รศ. ดร.พรศิริ จงกล)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

อนันตญา ทิมทอง: การประยุกต์ใช้แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์จากข้อมูลหลายระดับความ
เที่ยงตรงในการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของ
อีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ (APPLICATION OF MULTI-FIDELITY
ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODELING FOR PREDICTING MIXED-MODE I/III
FRACTURE TOUGHNESS OF MUSSEL SHELL REINFORCED EPOXY RESIN)
อาจารย์ที่ปรึกษา: รองศาสตราจารย์ ดร. ประเสริฐ เอ่งฉ้วน, 110 หน้า.

คำสำคัญ : เปลือกหอยแมลงภู่/อีพอกซีเรซิน/ความต้านทานการแตกหัก/แบบจำลองหลายระดับ
ความเที่ยงตรง

ปัจจุบันของเสียจากอุตสาหกรรมอาหารทะเลมีปริมาณที่สูงขึ้น หนึ่งในนั้นคือของเหลือจากเปลือกหอย เนื่องจากเปลือกหอยมีแคลเซียมคาร์บอเนตเป็นองค์ประกอบหลักจึงมีสมบัติที่เป็นประโยชน์ เช่น มีความแข็งแรงสูง ทนต่อสารเคมี นักวิจัยหลายท่านได้มีความพยายามในการนำเปลือกหอยมาใช้เป็นวัสดุผสม ซึ่งอีพอกซีเรซินเป็นหนึ่งในวัสดุที่นิยมในการนำมาทำวัสดุผสม ดังนั้นการนำวัสดุผสมจากเปลือกหอยและอีพอกซีเรซินไปใช้ในงานเชิงวิศวกรรมจึงจำเป็นต้องคำนึงถึงความต้านทานการแตกหักของวัสดุด้วย ความต้านทานการแตกหักสามารถแบ่งออกเป็น 3 รูปแบบ ตามทิศทางของภาระที่กระทำกับพื้นผิวรอยร้าว ซึ่งโดยส่วนใหญ่ทิศทางของภาระที่กระทำกับรอยร้าวจะเกิดในลักษณะผสม ในงานวิจัยนี้จึงเลือกศึกษาความต้านทานการแตกหักที่เกิดจากการรับภาระแบบผสม 1 และ 3 การหาค่าความต้านทานการแตกหักของวัสดุสามารถหาจากการทดสอบวัสดุจริงและนำค่าภาระที่ได้มาคำนวณค่าความต้านทานการแตกหัก ซึ่งเป็นการทดสอบแบบทำลาย จึงใช้ต้นทุนในการทดสอบสูง และใช้เวลานาน อีกหนึ่งวิธีคือการคำนวณด้วยเกณฑ์การแตกหักที่สามารถคาดการณ์ความต้านทานการแตกหักเบื้องต้นของวัสดุ ซึ่งวิธีการนี้มีต้นทุนและค่าใช้จ่ายที่ต่ำกว่าการทดสอบวัสดุจริง แต่ผลการที่ได้อาจมีความคลาดเคลื่อน เพื่อลดการใช้ทรัพยากรหรือความคลาดเคลื่อนในการคำนวณความต้านทานการแตกหัก นักวิจัยหลายท่านได้นำวิธีการปัญญาประดิษฐ์มาช่วยในการทำนายพฤติกรรมและตัวแปรที่ส่งผลกระทบต่อการแตกหัก และได้พัฒนาการใช้ปัญญาประดิษฐ์เพื่อปรับปรุงการทำนายความต้านทานการแตกหักด้วยข้อมูลการทดลองที่มีอยู่อย่างจำกัด โดยการการสร้างแบบจำลองจากข้อมูลหลายแหล่งที่มีความแม่นยำแตกต่างกัน ข้อมูลที่มีความแม่นยำสูงจะเรียกว่า "ความเที่ยงตรงสูง" ในขณะที่ข้อมูลที่มีความแม่นยำต่ำจะเรียกว่า "ความเที่ยงตรงต่ำ" การผสมผสานข้อมูลที่มีระดับความเที่ยงตรงต่างกันมักเรียกกันว่าการสร้างแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองการทำนายค่าความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของวัสดุอีพอกซีเรซินที่เสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกร่วมกับข้อมูลหลายระดับความเที่ยงตรง ได้แก่ ข้อมูลจากการทดสอบ

และข้อมูลจากการคาดการณ์ด้วยเกณฑ์การแตกหัก การสร้างแบบจำลองใช้ปัจจัยรับเข้า ได้แก่ อุณหภูมิในการเผาเปลือกหอย (องศาเซลเซียส), สัดส่วนการผสมเปลือกหอย (ร้อยละโดยน้ำหนัก) และค่าพารามิเตอร์การรับภาระแบบผสม ในส่วนผลลัพธ์ของแบบจำลองได้แก่ ความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระรูปแบบที่ 1 (K_I) และความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระรูปแบบที่ 3 (K_{III}) ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่าผลการทำนายด้วยแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงให้ประสิทธิภาพการทำนายที่สูงกว่าแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวเมื่อข้อมูลในการฝึกสอนแบบจำลองมีอย่างจำกัด



สาขาวิชา วิศวกรรมการผลิต
ปีการศึกษา 2567

ลายมือชื่อนักศึกษา อัมมตยา ภูมิทอง
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา [ลายมือ]
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา(ร่วม) อัมมตยา ภูมิทอง

ANANTAYA TIMTONG: APPLICATION OF MULTI-FIDELITY ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODELING FOR PREDICTING MIXED-MODE I/III FRACTURE TOUGHNESS OF MUSSEL SHELL REINFORCED EPOXY RESIN. THESIS ADVISOR : ASSOC. PROF. PRASERT AENGCHUAN, Ph.D., 110 PP.

Keyword : Mussel shell/Epoxy resin/Fracture toughness/Multi-fidelity model

Currently, the amount of waste generated from the seafood industry is increasing, with mollusk shells being one of the primary residues. Due to the high calcium carbonate content in shells, they possess beneficial properties such as high hardness and chemical resistance. Many researchers have explored the use of mollusk shells as filler materials in composite systems. Epoxy resin is one of the most commonly used matrices for composite fabrication. However, when epoxy-shell composites are to be applied in engineering applications, it is essential to consider their fracture toughness properties. Fracture toughness can be categorized into three modes based on the direction of the load applied relative to the crack surface. In most practical situations, the load tends to act in a mixed-mode fashion. Therefore, this research focuses on evaluating the fracture toughness under mixed-mode I and III loading conditions. Traditionally, fracture toughness is determined through destructive mechanical testing, where the load applied to the specimen is used to calculate the fracture toughness parameters. However, such experimental testing is resource-intensive, time-consuming, and costly. As an alternative, various fracture criteria have been developed to predict fracture toughness based on theoretical calculations, offering a more economical and faster approach. Despite their efficiency, these predictive methods may still introduce discrepancies when compared to actual experimental results. To address such limitations and reduce resource consumption, many researchers have applied artificial intelligence (AI) techniques to predict fracture behavior and identify influencing parameters. Recent advances have demonstrated that AI can be used to improve fracture toughness predictions even when available data is limited. One such approach is the use of multi-fidelity modeling, which integrates data from sources of varying accuracy levels. High-fidelity data typically refers to experimentally obtained data, whereas low-fidelity data often derives from

theoretical. This integration is known as multi-fidelity modeling. The objective of this research is to develop a predictive model for the fracture toughness of epoxy resin reinforced with mussel shell particles under mixed-mode I and III loading conditions. The model is constructed using deep neural networks (DNN) and incorporates multi-fidelity data comprising experimental results and theoretical predictions based on fracture criteria. The model employs three input variables: calcination temperature of the shell ($^{\circ}\text{C}$), shell mixing ratio (%wt.), and the mode mixity parameter. The output consists of fracture toughness under mode I (K_{I}) and mode III (K_{III}). The results of this study reveal that the multi-fidelity model outperforms the single-fidelity model in prediction accuracy, especially in scenarios where the training data is limited.



School of Manufacturing Engineering
Academic Year 2024

Student's Signature... อ. นพพร ทิพนทอง

Advisor's Signature... ✓

Co-Advisor's Signature... อ. อรุณ อธิพานิช

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยฉบับนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี เนื่องจากได้รับความอนุเคราะห์และสนับสนุนเป็นอย่างดีจากบุคคลหลายท่าน ผู้วิจัยต้องขอขอบคุณอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์และคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ที่คอยให้คำแนะนำ ตรวจสอบ แก้ไข ชี้แนะแนวทาง และติดตามความก้าวหน้าของงานวิจัย

ขอขอบคุณนักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษาร่วมสาขาวิชาทุกคนที่คอยช่วยเหลือ ให้คำชี้แนะ ผู้วิจัยมาโดยตลอด

ขอขอบคุณเจ้าหน้าที่ศูนย์เครื่องมือวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่คอยแนะนำและให้ความช่วยเหลือในการใช้อุปกรณ์และเครื่องมือต่าง ๆ ในการทำวิจัยครั้งนี้

สุดท้ายนี้ผู้วิจัยขอขอบคุณครอบครัวที่คอยให้กำลังใจ สนับสนุน และคอยให้ความช่วยเหลือ ผู้วิจัยมาเสมอจนสำเร็จการศึกษา ผู้วิจัยหวังเป็นอย่างยิ่งว่าวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเป็นประโยชน์ต่อผู้สนใจ หากมีข้อผิดพลาดประการใด ผู้วิจัยขอรับไว้และขออภัยมา ณ โอกาสนี้ด้วย

อนันตญา ทิมทอง



สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ).....	ค
กิตติกรรมประกาศ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ณ
สารบัญรูปภาพ	ญ
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ	ฐ

บทที่

1	บทนำ.....	1
1.1	ที่มาและความสำคัญ.....	1
1.2	วัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....	3
1.3	ขอบเขตของงานวิจัย	3
1.4	วิธีดำเนินงานวิจัย	4
1.5	สถานที่ทำวิจัย.....	4
1.6	เครื่องมือที่ใช้ในการทำวิจัย.....	4
1.7	ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	5
2	ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	6
2.1	หอยแมลงภู่ (Mussel shell).....	6
2.2	อีพอกซีเรซิน (Epoxy resin).....	7
2.3	กลศาสตร์การแตกหัก (Fracture mechanics).....	9
2.4	วิธีการปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence method).....	12
2.5	แบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง (Multi-fidelity model).....	13
2.6	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	14
3	วิธีการดำเนินการวิจัย	21
3.1	วัสดุและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย.....	22

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.1.1	วัสดุที่ใช้ในงานวิจัย (Materials).....	22
3.1.2	อุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย.....	22
3.2	การเตรียมวัสดุ.....	23
3.2.1	การเตรียมเปลือกหอยแมลงภู่.....	23
3.2.2	การเตรียมอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่.....	25
3.3	การทดสอบความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3.....	27
3.3.1	การเตรียมชิ้นทดสอบทดสอบความต้านทานการแตกหัก.....	27
3.3.2	การทดสอบความต้านทานการแตกหักและการคำนวณ.....	29
3.4	การทำนายความต้านทานการแตกหัก.....	31
3.4.1	การทำนายด้วยเกณฑ์การแตกหัก.....	31
3.4.2	การทำนายด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์.....	36
4	ผลการวิจัยและอภิปรายผล.....	46
4.1	สมบัติทางกลของวัสดุ.....	46
4.1.1	ผลการทดสอบแรงดึง.....	46
4.1.2	ผลการทดสอบความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3.....	55
4.2	ผลกระทบของอุณหภูมิต่อการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกเปลือกหอยแมลงภู่.....	65
4.3	ผลการทำนายความต้านทานการแตกหัก.....	65
4.3.1	ผลการทำนายด้วยเกณฑ์การแตกหัก.....	69
4.3.2	ผลการทำนายด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์.....	71
5	สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	84
5.1	สรุปผลการวิจัย.....	84
5.1.1	สมบัติทางกลของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่.....	84
5.1.2	ผลการทำนายด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์.....	85
5.2	ข้อเสนอแนะ.....	85
	รายการอ้างอิง.....	86
	ภาคผนวก	
	ภาคผนวก ก ผลการทดสอบสมบัติทางกลของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่.....	92

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

ภาคผนวก ข ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3	96
ภาคผนวก ค บทความทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา	103
ประวัติผู้เขียน	110



สารบัญตาราง

ตารางที่

หน้า

2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับวัสดุผสมเปลือกหอย (วัสดุหลักกลุ่มพอลิเมอร์).....	14
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องอุณหภูมิการเผากับขนาดของเปลือกหอยต่อสมบัติทางกลของวัสดุผสม.....	15
3.1 ตารางแสดงขนาดชิ้นงานทดสอบความต้านทานการแตกหัก	27
3.2 ตารางแสดงปัจจัยการออกแบบการทดสอบความต้านทานการแตกหัก	29
3.3 ตารางแสดงมุมของรอยร้าวเริ่มต้นที่ค่า M^e ต่าง ๆ	31
3.4 ตารางแสดงขนาดของชิ้นงานทดสอบแรงดึง	35
3.5 ตารางแสดงปัจจัยการออกแบบการทดสอบแรงดึง	35
3.6 ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ทำการทดลอง	40
3.7 การตีความค่าสัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจ	43
3.8 การตีความค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง	44
3.9 การตีความค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสมบูรณ์.....	45
4.1 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนความเค้นครากของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยPEเปลือก หอยแมลงภู่.....	48
4.2 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนความเค้นแรงดึงของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือก หอยแมลงภู่.....	49
4.3 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนโมดูลัสความยืดหยุ่นของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือก หอยแมลงภู่.....	49
4.4 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนของความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 ของอีพอกซีเรซิน เสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่.....	61
4.5 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนของความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 ของอีพอกซีเรซิน เสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่.....	61
4.6 องค์ประกอบทางเคมีของเปลือกหอยแมลงภู่ที่ผ่านการเผาในอุณหภูมิต่าง ๆ	66
4.7 ผลปริมาณเฟสอราโกไนต์และแคลไซต์ในเปลือกหอยแมลงภู่หลังการเผาที่อุณหภูมิต่าง ๆ	68
4.8 ผลการปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ให้ประสิทธิภาพการทำนายดีที่สุด	72

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 โครงสร้างทั้ง 3 ชั้นของเปลือกหอยแมลงภู่มะนาว.....	7
2.2 โครงสร้างทางเคมีของบิสฟีนอล-เอ (Bisphenol A)	7
2.3 โครงสร้างทางเคมีของอีพิกโลโรไฮดริน (Epichlorohydrin).....	8
2.4 โครงสร้างทางเคมีของ ไตรเอทิลีนเตตระอามีน (Triethylene tetramine).....	8
2.5 ไดเอทิลีนไตรเอมีน (Diethylene triamine).....	8
2.6 ปฏิกิริยาการสังเคราะห์อีพอกซีเรซิน (Epoxy resin).....	9
2.7 รูปแบบการเสียน้ำที่ปลายรอยร้าว.....	12
2.8 แสดงการทดสอบความต้านทานการแตกหักจากงานวิจัยของคุณ F Ren et al.....	16
2.9 แสดงการทดสอบความต้านทานการแตกหักจากงานวิจัยของคุณ PJ Haghighatpour et al.....	17
2.10 แสดงการทดสอบความต้านทานการแตกหักจากงานวิจัยของคุณ M.R.Ayatollahi et al.....	18
3.1 แผนผังขั้นตอนการดำเนินงานงานวิจัย	21
3.2 การเผาเปลือกหอยแมลงภู่มะนาวที่อุณหภูมิต่าง ๆ ในเตาเผา	23
3.3 การนำเปลือกหอยแมลงภู่มะนาวแยกขนาดด้วยเครื่องร่อนและตะแกรงร่อน.....	24
3.4 ขนาดของเปลือกหอยแมลงภู่มะนาวหลังการบดด้วยเครื่องวัดขนาดอนุภาคโดยใช้เลเซอร์.....	24
3.5 ขั้นตอนการผสมอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่มะนาว.....	25
3.6 การเตรียมชิ้นงานศึกษาการกระจายตัวของเปลือกหอยด้วยกล้องจุลทรรศน์แบบสเตอริโอ.....	26
3.7 รูปร่างของชิ้นทดสอบความต้านทานการแตกหัก.....	27
3.8 การวัดมุมรอยร้าวเริ่มต้นด้วยกล้องจุลทรรศน์ถ่ายภาพและจำลองพื้นผิวแบบ 3 มิติ.....	28
3.9 การวัดความลึกรอยร้าวเริ่มต้นด้วยกล้องจุลทรรศน์ถ่ายภาพและจำลองพื้นผิวแบบ 3 มิติ	28
3.10 ลักษณะการทดสอบความต้านทานการแตกหักบนเครื่องทดสอบแรงดึง.....	29
3.11 ลักษณะมุมการวางแนวรอยร้าวเมื่อต้องการให้ค่าความเค้นสัมผัสมีค่าสูงสุด (α_f)	32
3.12 รูปร่างและขนาดชิ้นงานทดสอบแรงดึง.....	34
3.13 การเตรียมชิ้นงานทดสอบแรงดึงเพื่อศึกษาผลกระทบของการเตรียมวัสดุ	36
3.14 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก	38
3.15 แผนผังการสร้างแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว	41
3.16 แผนผังการสร้างแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง	42
4.1 ผลความเค้นครากของอีพอกซีเรซินเสริมแรงเปลือกหอยแมลงภู่มะนาวที่สัดส่วนต่าง ๆ	46

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.2	ผลความเค้นแรงดึงของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ที่สัดส่วนต่าง ๆ 47
4.3	ผลโมดูลัสความยืดหยุ่นของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ที่สัดส่วนต่าง ๆ..... 48
4.4	ภาพถ่ายการกระจายตัวของเปลือกหอยในอีพอกซีเรซินด้วยกล้องจุลทรรศน์สแตอริโอ 50
4.5	ผลความเค้นครากต่อน้ำหนักของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่..... 51
4.6	ผลความเค้นแรงดึงต่อน้ำหนักของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ 52
4.7	ผลโมดูลัสความยืดหยุ่นต่อน้ำหนักของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่..... 52
4.8	กราฟความสัมพันธ์ระหว่างความเค้นและความเครียดของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือก หอยแมลงภู่ที่อุณหภูมิการเผา 500 °C.....53
4.9	ขั้นตอนทดสอบความต้านทานการแตกหักของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ที่อุณหภูมิ การเผา 700 °C ที่สัดส่วนการผสม 20 %wt 56
4.10	ความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วย เปลือกหอยแมลงภู่ที่อุณหภูมิการเผา 500 องศาเซลเซียส 56
4.11	ความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วย เปลือกหอยแมลงภู่ที่อุณหภูมิการเผา 700 องศาเซลเซียส 57
4.12	ความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วย เปลือกหอยแมลงภู่ที่อุณหภูมิการเผา 900 องศาเซลเซียส 58
4.13	กราฟความสัมพันธ์ระหว่างภาระและระยะยืดของขั้นตอนทดสอบความต้านทานการแตกหักที่ อุณหภูมิการเผาเปลือกหอยแมลงภู่ 700 องศาเซลเซียสและค่า M^e เท่ากับ 0.50..... 58
4.14	พื้นผิวการแตกหักของอีพอกซีเรซินบริสุทธิ์ที่ $M^e = 0.50$ 59
4.15	พื้นผิวการแตกหักของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ที่ M^e ต่าง ๆ 60
4.16	กราฟพาเรโตของผลกระทบมาตรฐานต่อความต้านทานการแตกหัก 63
4.17	กราฟผลกระทบของปัจจัยหลักต่อความต้านทานการแตกหัก..... 65
4.18	ผลการวิเคราะห์โครงสร้างผลึกของเปลือกหอยแมลงภู่หลังผ่านการเผาที่อุณหภูมิต่าง ๆ 67
4.19	ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักด้วยเกณฑ์การแตกหักที่อุณหภูมิการเผาเปลือก หอยแมลงภู่ 700 องศาเซลเซียส..... 71
4.20	ผลค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ของการปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์..... 72
4.21	ผลระดับความสำคัญของพารามิเตอร์ในการปรับปรุงประสิทธิภาพของแบบจำลอง..... 73
4.23	ผลการทำนายค่าความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 เปรียบเทียบกับค่าจากการทดสอบจริง75

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.24 ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 1 ด้วยแบบจำลองความเค้นเพียงตรงเดียว	76
4.25 ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 3 ด้วยแบบจำลองความเค้นเพียงตรงเดียว	77
4.26 ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 1 ด้วยแบบจำลองหลายระดับความเค้นเพียงตรง.....	78
4.27 ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 3 ด้วยแบบจำลองหลายระดับความเค้นเพียงตรง.....	79
4.28 ผลการทำนายของแบบจำลองความเค้นเพียงตรงเดียวและแบบจำลองหลายระดับความเค้นเพียงตรงด้วยชุดตรวจสอบแบบจำลอง	80
4.29 ผลการทำนายของแบบจำลองความเค้นเพียงตรงเดียวและแบบจำลองหลายระดับความเค้นเพียงตรงด้วยชุดทดสอบแบบจำลอง.....	81
4.30 ค่า SHAP ของความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระรูปแบบที่ 1	82
4.31 ค่า SHAP ของความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระรูปแบบที่ 3	82

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

θ	=	มุมของรอยร้าวเริ่มต้น
$\sigma_{\alpha\alpha}$	=	ความเค้นสัมผัส
α_f	=	มุมการวางแนวรอยร้าวเมื่อต้องการให้ค่าความเค้นสัมผัสมีค่าสูงสุด
DNN	=	โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep neural network)
K_A	=	องค์ประกอบความเข้มของความเค้น (Stress intensity factor)
K_I	=	ตัวประกอบความเข้มของความเค้นภายใต้ภาระแบบที่ 1
K_{III}	=	ตัวประกอบความเข้มของความเค้นภายใต้ภาระแบบที่ 3
LEFM	=	กลศาสตร์การแตกหักยืดหยุ่นเชิงเส้น (Linear elastic fracture mechanics)
Local SED	=	เกณฑ์การแตกหักแบบ Local strain energy density
M^e	=	พารามิเตอร์ของการรับภาระแบบผสม (Mode mixing parameters)
MTS	=	เกณฑ์การแตกหักแบบ Maximum tangential stress
SENB	=	ชิ้นทดสอบแบบมีรอยร้าวข้างเดียวรับแรงกดตัด (Single edge notched bend)
SHAP	=	SHapley Additive exPlanations
UTM	=	เครื่องทดสอบแบบอเนกประสงค์ (Universal testing machine)

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

ปัจจุบันการเติบโตของภาคอุตสาหกรรม ความต้องการด้านอุปโภคบริโภคและการผลิตยังคงเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง ส่งผลให้มีของเสียเพิ่มขึ้นเป็นจำนวนมาก โดยเฉพาะอุตสาหกรรมอาหารทะเลทั่วโลกที่สร้างของเหลือเปลือกหอยหลายล้านตันต่อปี จากปัญหามลพิษทางสิ่งแวดล้อมดังกล่าว นักวิจัยหลายท่านได้มีความพยายามในการนำเปลือกหอยใช้เป็นวัสดุทางเลือกชนิดใหม่ เนื่องจากเปลือกหอยมีแคลเซียมคาร์บอเนต (CaCO_3) เป็นองค์ประกอบหลัก จึงมีสมบัติทางกลที่เป็นประโยชน์หลายประการ เช่น มีความแข็งแรงสูง ทนต่อสารเคมี มีเสถียรภาพทางความร้อน และเข้ากันได้ทางชีวภาพ เมื่อบดละเอียดแล้ว เปลือกหอยสามารถใช้เป็นสารตัวเติมในไบโอพลาสติก ซีเมนต์ กระเบื้อง และวัสดุคอมโพสิตอื่น ๆ ได้ ดังนั้นจึงมีการนำเปลือกหอยผสมในวัสดุคอมโพสิตเพื่อเพิ่มความแข็งแรงของวัสดุและลดต้นทุนการผลิต ข้อมูลจากการสำรวจสถิติการเลี้ยงหอยทะเลในประเทศไทยของกรมประมง กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ในปีพ.ศ. 2566 [1] พบว่าปริมาณผลผลิตของหอยแมลงภู่ (Mussel shell) มีจำนวนมากที่สุด คิดเป็นร้อยละ 54.79 ของผลผลิตหอยทะเลทั้งหมด ดังนั้นผู้วิจัยจึงเลือกใช้ของเหลือจากเปลือกหอยแมลงภู่มาทำการผสมเพื่อพัฒนาวัสดุใหม่ เมื่อมีการนำวัสดุเหลือใช้มาผสมเป็นวัสดุชนิดใหม่ก็จะเป็นการผสมกับวัสดุกลุ่มพอลิเมอร์ด้วยสมบัติในการขึ้นรูปและสมบัติทางกลที่ค่อนข้างดี ซึ่งอีพอกซีเรซินเป็นหนึ่งในวัสดุที่ได้รับความนิยมในการนำมาทำวัสดุคอมโพสิต อีพอกซีเรซินเป็นพอลิเมอร์ชนิดเทอร์โมเซตติง (Thermosetting) มีลักษณะเป็นของเหลวความหนืดต่ำ เมื่อผสมกับสารช่วยแข็งจะทำให้ปฏิกิริยาทางเคมีจนเกิดการแข็งตัว ซึ่งเมื่อแข็งตัวแล้วจะทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิและทนต่อการกัดกร่อนของสารเคมี มีสมบัติทางกลที่สูงและมีความสามารถในการต้านทานไฟฟ้า เนื่องจากประสิทธิภาพที่โดดเด่น จึงใช้ในงานเคลือบ วัสดุฉนวนไฟฟ้า วัสดุโครงสร้าง และอุตสาหกรรมคอมโพสิต อย่างไรก็ตาม ด้วยโครงสร้างที่มีความหนาแน่นของการเชื่อมขวาง (Crosslink) สูง [2] ส่งผลให้อีพอกซีเรซินมีความสามารถในการต้านทานการแตกหัก หรือการแพร่กระจายของรอยร้าวได้ต่ำ จึงไม่สามารถใช้ในงานวัสดุเคลือบและงานคอมโพสิตด้านวิศวกรรมได้ ดังนั้นการนำวัสดุผสมจากเปลือกหอยและอีพอกซีเรซินไปใช้ในงานเชิงวิศวกรรมจึงจำเป็นต้องคำนึงถึงความต้านทานการแตกหักของวัสดุด้วยความต้านทานการแตกหักนั้นเป็นพารามิเตอร์ที่อธิบายความสามารถในการต้านทานการเติบโตของรอยร้าวจากขนาดรอยร้าวเริ่มต้นของวัสดุ ซึ่งเกี่ยวข้องกับกลศาสตร์การแตกหักที่ศึกษาพฤติกรรมการแตกหักและการตอบสนองต่อทิศทางภาระของวัสดุ [3] สามารถแบ่งออกเป็น 3 รูปแบบ คือ รูปแบบเปิด (รูปแบบ 1) รูปแบบแรงเฉือนในระนาบ (รูปแบบ 2) และรูปแบบแรงเฉือนนอกระนาบ (รูปแบบ 3) แต่ในการใช้งานทางด้านวิศวกรรมโดยส่วน

ใหญ่ทิศทางการรับภาระจะอยู่ในรูปแบบผสม ซึ่งเป็นตัวแปรสำคัญในการออกแบบและประเมินความสมบูรณ์ของโครงสร้างวัสดุและชิ้นส่วนทางวิศวกรรม วิธีการดั้งเดิมในการหาค่าความต้านทานการแตกหักของวัสดุสามารถหาจากการทดสอบวัสดุจริงและนำค่าภาระที่ได้จากการทดสอบมาคำนวณค่าความต้านทานการแตกหัก ซึ่งเป็นการทดสอบแบบทำลาย จึงใช้ต้นทุนในการทดสอบสูง และใช้เวลานาน อีกหนึ่งวิธีคือการคำนวณด้วยเกณฑ์การแตกหัก (Fracture criteria) ที่สามารถคาดการณ์ความต้านทานการแตกหักเบื้องต้นของวัสดุว่าวัสดุจะแตกหักหรือไม่เมื่อรับภาระภายใต้สภาวะต่าง ๆ ด้วยสมการความสัมพันธ์ของความเค้น ความเครียด หรือพลังงานที่เกิดขึ้นบริเวณการแตกหัก ซึ่งวิธีการนี้มีต้นทุนและค่าใช้จ่ายที่ต่ำ แต่ผลการทำนายที่ได้อาจมีความคลาดเคลื่อนจากค่าความต้านทานการแตกหักจริงที่ได้จากการทดสอบ เพื่อลดการใช้ทรัพยากรหรือความคลาดเคลื่อนในการคำนวณความต้านทานการแตกหัก นักวิจัยหลายท่านได้นำวิธีการปัญญาประดิษฐ์มาช่วยในการทำนายพฤติกรรมและตัวแปรที่ส่งผลกระทบต่อ การแตกหัก เช่น ความต้านทานการแตกหัก [4-6] ทิศทางการแพร่กระจายของรอยร้าว [7, 8]

วิธีปัญญาประดิษฐ์มีลักษณะเลียนแบบการเรียนรู้ของมนุษย์ แบบจำลองจำเป็นต้องใช้ข้อมูลหรือพารามิเตอร์จำนวนมากที่เกี่ยวข้องกับการแตกหักของวัสดุในการฝึกสอนเพื่อให้สามารถตอบสนองพฤติกรรมของปัญหาได้ ซึ่งข้อมูลดังกล่าวได้จากการทดสอบด้วยวิธีทดสอบแบบทำลาย และในการทดสอบแต่ละครั้งมักจะเก็บข้อมูลได้เพียงจุดเดียว ด้วยปริมาณข้อมูลที่มีอย่างจำกัด ส่งผลให้ในการสร้างแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ให้ได้ประสิทธิภาพและมีความแม่นยำเพื่อทำนายความต้านทานการแตกหักมีต้นทุนและค่าใช้จ่ายที่สูง นักวิจัยได้พัฒนาการใช้ปัญญาประดิษฐ์เพื่อปรับปรุงการทำนายความต้านทานการแตกหักด้วยข้อมูลการทดลองที่มีอยู่อย่างจำกัด แนวทางที่มีแนวโน้มที่ดีแนวทางหนึ่งคือการสร้างแบบจำลองซึ่งบูรณาการจากข้อมูลหลายแหล่ง เมื่อแหล่งข้อมูลมีความแม่นยำแตกต่างกัน ข้อมูลที่มีความแม่นยำสูงจะเรียกว่า "ความเที่ยงตรงสูง" ในขณะที่ข้อมูลที่มีความแม่นยำต่ำจะเรียกว่า "ความเที่ยงตรงต่ำ" การผสมผสานข้อมูลที่มีระดับความเที่ยงตรงต่างกันมักเรียกกันว่าการสร้างแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง (Multi-fidelity model) [9, 10] วิธีการสร้างแบบจำลองนี้ช่วยเพิ่มความแม่นยำและความน่าเชื่อถือในการทำนายได้โดยการใช้ประโยชน์จากข้อมูลจากทั้งการทดสอบในเชิงทดลองและการทำนายทางทฤษฎีหรือการคำนวณ ด้วยการบูรณาการแหล่งข้อมูลที่หลากหลาย แบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงจะชดเชยข้อมูลการทดลองที่มีไม่เพียงพอในขณะที่ยังคงประสิทธิภาพการทำนายที่แม่นยำ

สำหรับงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของวัสดุอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่นำด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์จากข้อมูลหลายระดับความเที่ยงตรง ซึ่งข้อมูลที่มีความเที่ยงตรงสูงได้มาจากการทดสอบบนชิ้นงานทดสอบแบบมีรอยร้าวข้างเดียวรับแรงกดดัด 3 จุด (Single edge notch bend – three point bending test) และข้อมูลที่มีความเที่ยงตรงต่ำได้จากการคำนวณด้วยเกณฑ์การแตกหักแบบ Maximum tangential stress (MTS) [21] และเกณฑ์การแตกหักแบบ Local strain energy density (Local SED) [22]

โดยเปรียบเทียบกับการทำนายด้วยแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ทั่วไปที่ใช้ข้อมูลจากแหล่งข้อมูลที่มีความเที่ยงตรงสูงเพียงอย่างเดียว และเพื่อศึกษาผลกระทบของอุณหภูมิที่ใช้ในการเผาเปลือกหอยและสัดส่วนการผสมต่อความต้านทานการแตกหัก ปัจจัยรับเข้า (Input factors) ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ทั้งสามประเภท ได้แก่ อุณหภูมิการเผาเปลือกหอย สัดส่วนการผสมพารามิเตอร์การรับภาระแบบผสม ส่วนผลลัพธ์ของการทำนายได้แก่ ความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระรูปแบบที่ 1 (K_I) และความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระรูปแบบที่ 3 (K_{III}) อัลกอริทึมปัญญาประดิษฐ์ที่เลือกใช้คือโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep neural network, DNN) ประสิทธิภาพการทำนายของแบบจำลองจะได้รับการประเมินโดยใช้ตัวชี้วัดประสิทธิภาพที่หลากหลาย

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1.2.1 เพื่อศึกษาผลกระทบของอุณหภูมิที่ใช้ในการเผาเปลือกหอยแมลงภู่ต่อความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่

1.2.2 เพื่อศึกษาผลกระทบของสัดส่วนการผสมเปลือกหอยแมลงภู่ต่อความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่

1.2.3 เพื่อศึกษาผลกระทบร่วมระหว่างอุณหภูมิที่ใช้ในการเผาเปลือกหอยแมลงภู่และสัดส่วนการผสมเปลือกหอยแมลงภู่ต่อความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่

1.2.4 เพื่อสร้างแบบจำลองทำนายผลความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ภายใต้อิทธิพลของอุณหภูมิที่ใช้ในการเผาเปลือกหอยแมลงภู่และสัดส่วนการผสมเปลือกหอยแมลงภู่ด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1.3.1 ศึกษาบนอีพอกซีเรซินชนิด Bisphenol-A Diglycidyl Ether (BADGE) และสารช่วยให้แข็งตัว (Hardener) ชนิด Aliphatic amine

1.3.2 ศึกษาผลกระทบของอุณหภูมิที่ใช้ในการเผาเปลือกหอยแมลงภู่ที่ 500, 700 และ 900 องศาเซลเซียส

1.3.3 ศึกษาผลกระทบของสัดส่วนการผสมเปลือกหอยแมลงภู่ในวัสดุผสมคิดเป็นร้อยละ 10, 20 และ 30 โดยน้ำหนัก

1.3.4 ศึกษาผลกระทบร่วมระหว่างอุณหภูมิที่ใช้ในการเผาเปลือกหอยแมลงภู่และสัดส่วนการผสมเปลือกหอยแมลงภู่ต่อความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่

1.3.5 สร้างแบบจำลองทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ด้วยวิธีการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised learning)

1.3.6 วัดประสิทธิภาพการทำนายผลของแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ภายใต้ขอบเขตของปัจจัยที่ใช้สร้างแบบจำลองเท่านั้น

1.4 วิธีดำเนินงานวิจัย

1.4.1 ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1.4.2 ออกแบบการทดลองและเตรียมชิ้นทดสอบ

1.4.3 ทดสอบตามการออกแบบการทดลอง

1.4.4 วิเคราะห์ผลการทดลองและสร้างแบบจำลองทำนายผลการทดลอง

1.4.5 สรุปผลการทดลอง

1.4.6 เผยแพร่งานวิจัย

1.5 สถานที่ทำวิจัย

1.3.1 อาคารเครื่องมือ 1, 3, 5, 6 และ 10 มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ตำบลสุรนารี อำเภอเมืองนครราชสีมา จังหวัดนครราชสีมา รหัสไปรษณีย์ 30000

1.6 เครื่องมือที่ใช้ในการทำวิจัย

1.6.1 เครื่องบด (Crushing machine) ยี่ห้อ Fritsch รุ่น Fritsch D-55734 สำหรับบดเปลือกหอยแมลงภู่

1.6.2 เครื่องร่อนและตะแกรกร่อน (Sieve shaker machine) ยี่ห้อ Fritsch รุ่น A-3 Pro สำหรับร่อนเปลือกหอยแมลงภู่ที่ผ่านการบดแล้วเพื่อคัดแยกขนาด

1.6.3 ตู้อบลมร้อน (Hot air oven) สำหรับขั้นตอนการเตรียมอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่

1.6.4 เตาเผาวัสดุ (High temperature furnaces) ยี่ห้อ Carbolite สำหรับเผาเปลือกหอยแมลงภู่

1.6.5 เครื่องกัด (Milling machine) สำหรับการเตรียมชิ้นทดสอบให้ได้ขนาดและรูปร่างที่ต้องการ

1.6.6 เครื่องทดสอบเนกประสงค์ (Universal testing machines, UTM) ยี่ห้อ Lloyd รุ่น LD series กำลังการทดสอบ 100 กิโลนิวตัน ใช้สำหรับการทดสอบความต้านทานการแตกหักและการทดสอบแรงดึงของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่

1.6.7 กล้องจุลทรรศน์ถ่ายภาพและจำลองพื้นผิวแบบ 3 มิติ (3D Measuring laser microscope) ยี่ห้อ OLYMPUS รุ่น OLS5100 สำหรับการวัดความยาวรอยร้าวเริ่มต้นของชั้นทดสอบ ความต้านทานการแตกหักและการศึกษาพื้นผิวการแตกหักของชั้นทดสอบ

1.6.8 เครื่องวัดขนาดอนุภาคโดยใช้เลเซอร์ (Laser diffraction particle size analyzer) ยี่ห้อ Horiba รุ่น LA-950V2 เพื่อวัดขนาดอนุภาคของเปลือกหอยหลังจากขั้นตอนการร่อน

1.6.9 กล้องจุลทรรศน์แบบสเตอริโอ (Stereo microscope with integrated camera) ยี่ห้อ Leica รุ่น EZ4W สำหรับถ่ายภาพพื้นผิวการแตกหักของชั้นทดสอบ

1.6.10 เครื่องเลี้ยวเบนรังสีเอ็กซ์เพื่อศึกษาวัสดุทางการแพทย์แบบผง (Powder x-ray diffractometer: XRD) ยี่ห้อ Bruker รุ่น D8 Advance เพื่อวิเคราะห์หาองค์ประกอบของเปลือกหอยแมลงภู่

1.6.11 เครื่องวิเคราะห์ธาตุด้วยการเรืองแสงรังสีเอ็กซ์แบบกระจายพลังงาน (Energy dispersive spectrometer x-ray fluorescence: ED-XRF) ยี่ห้อ Horiba รุ่น XGT-5200 วิเคราะห์ธาตุของเปลือกหอยแมลงภู่

1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.7.1 ทราบถึงผลกระทบของอุณหภูมิที่ใช้ในการเผาเปลือกหอยแมลงภู่ต่อความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่

1.7.2 ทราบถึงผลกระทบของอุณหภูมิที่ใช้ในการเผาเปลือกหอยแมลงภู่ต่อความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่

1.7.3 ทราบถึงผลกระทบร่วมระหว่างอุณหภูมิที่ใช้ในการเผาเปลือกหอยแมลงภู่และสัดส่วนการผสมเปลือกหอยแมลงภู่ต่อความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่

1.7.4 สามารถสร้างแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ในการทำนายผลความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ภายใต้อิทธิพลของอุณหภูมิที่ใช้ในการเผาเปลือกหอยแมลงภู่และสัดส่วนการผสมเปลือกหอยแมลงภู่

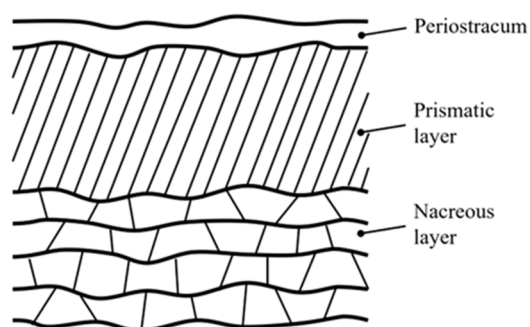
บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 หอยแมลงภู่ (Mussel shell)

หอยแมลงภู่ (Mussel shell) มีชื่อวิทยาศาสตร์ว่า *Perna viridis* เป็นสัตว์น้ำชนิดหนึ่งที่อยู่ในกลุ่มสัตว์ไม่มีกระดูกสันหลัง เป็นหอยสองฝา (Bivalve mollusk) ซึ่งจัดอยู่ในไฟลัมมอลลัสคา (Mollusca) อาศัยอยู่ในพื้นที่น้ำตื้นชายฝั่งทะเล น้ำกร่อย หรือแหล่งน้ำที่มีการไหลเวียนดี มีบทบาทสำคัญในระบบนิเวศ ช่วยปรับปรุงคุณภาพน้ำ ลดสารแขวนลอยในแหล่งน้ำ ปรับสมดุลสิ่งแวดล้อม และเป็นแหล่งอาหารสำคัญของสิ่งมีชีวิตหลากหลายชนิด หอยแมลงภู่มิเป็นที่ยอมรับกันเป็นอย่างมาก จึงเป็นหนึ่งในสัตว์น้ำเศรษฐกิจที่สำคัญ ที่มีการเพาะเลี้ยงกันมาเป็นเวลานาน การเพาะเลี้ยงส่วนใหญ่ทำในลักษณะการแขวนหอยจากทุ่นในทะเล (Longline farming) หอยแมลงภู่มิเปลือกแข็งเป็นรูปทรงยาวรี ลักษณะโค้งมนเล็กน้อย มีสีเขียวไปจนถึงน้ำตาลเข้ม เปลือกหอยแมลงภู่มิประกอบด้วยโครงสร้าง 3 ชั้น [11, 12] ได้แก่

- 1) ชั้นเปลือกนอกสุด (Periostracum) เป็นสารอินทรีย์ประเภทโปรตีนที่เรียกว่า Conchiolin มีลักษณะเป็นแผ่นบางและยืดหยุ่น มักมีสีคล้ำหรือดำ มีบทบาทในการปกป้องชั้นแร่ด้านในจากสารเคมีในสิ่งแวดล้อมและให้ความแข็งแรงแก่เปลือก โดยทำงานร่วมกับแร่ธาตุอื่น ๆ เช่น แคลเซียมคาร์บอเนตที่อยู่ในเปลือก
- 2) ชั้นผลึกแนวตั้ง (Prismatic layer) องค์ประกอบเป็นผลึกแคลเซียมคาร์บอเนต (CaCO_3) แคลไซต์ (Calcite) และอาราโกไนต์ (Aragonite) ผลึกจัดเรียงแน่น มีลักษณะคล้ายแท่งหรือเสาเล็ก ๆ (Prism) ซึ่งเป็นโครงสร้างหลักที่ให้ความแข็งแรงและความทนทานต่อแรงอัด
- 3) ชั้นเปลือกในสุด หรือชั้นนacreous (Nacreous layer) เป็นชั้นบาง ๆ ของแผ่นแคลเซียมคาร์บอเนตเรียงซ้อนกันแบบอิฐเรียง และมีโปรตีนเป็นตัวประสาน ลักษณะมีความมันวาวเป็นนacre ช่วยทำให้เปลือกมีความเหนียวสูง และยังชะลอการขยายตัวของรอยร้าวด้วย

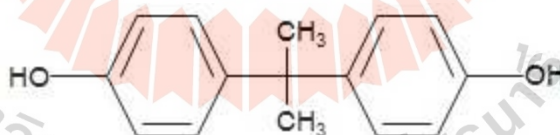


รูปที่ 2.1 โครงสร้างทั้ง 3 ชั้นของเปลือกหอยแมลงภู
(ที่มา : (Derkach et al., 2023))

2.2 อีพอกซีเรซิน (Epoxy resin)

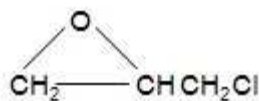
อีพอกซีเรซิน (Epoxy resin) เป็นโคพอลิเมอร์ (Copolymer) ที่ประกอบด้วยมอนอเมอร์ (Monomer) 2 ชนิดขึ้นไป จัดอยู่ในกลุ่มเทอร์โมเซตติงพอลิเมอร์ (Thermosetting polymer) ที่เมื่อผ่านกระบวนการผลิตแล้วจะไม่สามารถคืนรูปหรือนำกลับมาใช้ใหม่ได้ มีความแข็งแรง ทนต่อสารเคมี มีการหดตัวต่ำ และง่ายต่อการขึ้นรูป โดยทั่วไปในปฏิกิริยาการสังเคราะห์อีพอกซีเรซินประกอบด้วยสารเคมี 3 ชนิด [13, 14] ได้แก่

- 1) บิสฟีนอล-เอ (Bisphenol A) เป็นสารเคมีประเภทโพลีคาร์บอเนต (Polycarbonate Plastic) มีสมบัติแข็งแรง ไม่มีสี สามารถละลายตัวได้เมื่อได้รับความร้อน ลักษณะโครงสร้างทางเคมีแสดงดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 โครงสร้างทางเคมีของบิสฟีนอล-เอ (Bisphenol A)
(ที่มา : (Ratna & Debdatta, 2009))

- 2) อีพิคลอโรไฮดริน (Epichlorohydrin) เป็นสารประกอบออร์กาโนคลอรีน (Organochlorine) และอีพอกไซด์ (Epoxide) มีกลิ่นฉุน ติดไฟง่าย เหลวใส ไม่มีสี ลักษณะโครงสร้างทางเคมีแสดงดังรูปที่ 2.3

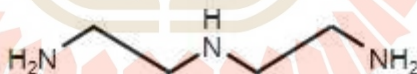


รูปที่ 2.3 โครงสร้างทางเคมีของอีพิกลอร์ไฮดริน (Epichlorohydrin)
(ที่มา : (Ratna & Debdatta, 2009))

- 3) สารเพิ่มความแข็ง (Hardener) เป็นสารประกอบโพลีเอมีน (Polyamine) โดยจะทำปฏิกิริยาเชื่อมโยงระหว่างโมเลกุลแบบร่างแห (Cross link) ของหมู่ เอมีน (Amine) กับ หมู่อีพอกไซด์ (Epoxide) ของสารประกอบ ซึ่งเป็นตัวช่วยเร่งปฏิกิริยา ตัวอย่างสารเพิ่มความแข็ง (Hardener) เช่น ไตรเอทิลีนเตตรามีน (Triethylene tetramine, TETA) และไดเอทิลีนไตรเอมีน (Diethylene triamine, DETA) ลักษณะโครงสร้างทางเคมีแสดงดังรูปที่ 2.4 และรูปที่ 2.5 ตามลำดับ

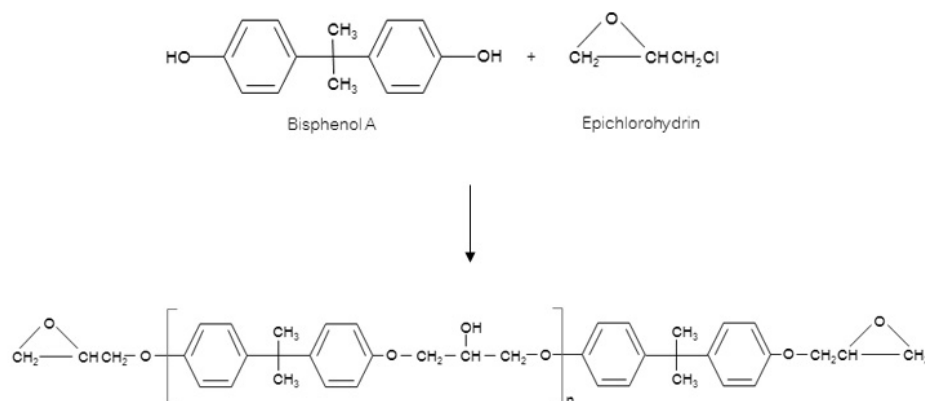


รูปที่ 2.4 โครงสร้างทางเคมีของ ไตรเอทิลีนเตตรามีน (Triethylene tetramine)
(ที่มา : (Ratna & Debdatta, 2009))



รูปที่ 2.5 ไดเอทิลีนไตรเอมีน (Diethylene triamine)
(ที่มา : (Ratna & Debdatta, 2009))

โดยปฏิกิริยาการสังเคราะห์อีพอกไซด์เรซินสามารถสรุปได้ดังรูปที่ 2.6



รูปที่ 2.6 ปฏิกริยาการสังเคราะห์อีพอกซีเรซิน (Epoxy resin)
(ที่มา : (Ratna & Debdatta, 2009))

2.3 กลศาสตร์การแตกหัก (Fracture mechanics)

กลศาสตร์การแตกหัก (Fracture mechanics) เป็นสาขาของกลศาสตร์ที่เกี่ยวข้องกับการศึกษาการแพร่กระจายของรอยร้าวในวัสดุ เมื่อวัตถุที่เกิดรอยร้าวได้รับภาระ บริเวณที่ส่วนปลายของรอยร้าวจะเกิดการเสียรูปมากกว่าและอาจเสียหายก่อนบริเวณอื่น การศึกษาผลของรอยร้าวต่อความสามารถในการรับภาระของชิ้นส่วนจึงเน้นที่ความเค้น-ความเครียดบริเวณปลายรอยร้าว ซึ่งวิชากลศาสตร์การแตกหักประกอบด้วย 4 ส่วนคือ [15]

- 1) พารามิเตอร์ปลายรอยร้าว (Crack tip parameter) แสดงถึงระดับความรุนแรงบริเวณปลายรอยร้าวของวัสดุ
- 2) ความต้านทานการแตกหัก (Fracture toughness) หรือค่าวิกฤติของพารามิเตอร์ปลายรอยร้าว แสดงความสามารถในการต้านทานการขยายตัวของรอยร้าวจากขนาดเริ่มต้นของวัสดุ
- 3) เกณฑ์การแตกหัก (Fracture criteria) สำหรับตรวจสอบว่าวัสดุเกิดการแตกหักหรือยัง หรือคำนวณขนาดของรอยร้าวและภาระที่จะส่งผลให้เกิดการแตกหัก
- 4) สหสัมพันธ์ (Correlation) ของอัตราการขยายตัวของรอยร้าว สำหรับคำนวณเวลาที่ส่งผลให้รอยร้าวขยายตัวจากความยาวค่าหนึ่งถึงอีกค่าหนึ่ง

2.3.1 กลศาสตร์การแตกหักยืดหยุ่นเชิงเส้น (Linear elastic fracture mechanics, LEFM)

กลศาสตร์การแตกหักสามารถแบ่งประเภทได้ตามพฤติกรรมการเสียรูปของวัสดุ บริเวณใกล้กับปลายรอยร้าว ซึ่งกลศาสตร์การแตกหักยืดหยุ่นเชิงเส้น ใช้กับกรณีการแตกหักของวัตถุที่มีรอยร้าว โดยวัสดุบริเวณปลายรอยร้าวเสียรูปแบบยืดหยุ่นเชิงเส้น (ไม่เกิดการคราก)

2.3.1.1 เกณฑ์การแตกหัก

A.A. Griffith ได้เสนอวิธีแนวทางพลังงาน (Energy approach) สำหรับทำนายความเค้นแตกหัก ซึ่งเป็นการวิเคราะห์ห้วงกว้าง (Global analysis) เพราะพิจารณาการเปลี่ยนแปลงพลังงานศักย์วัสดุจากการขยายตัวของรอยร้าว โดยเกณฑ์การแตกหักมีหลักการที่ว่าวัตถุที่ไม่มีรอยร้าว งานที่เกิดจากภาระภายนอก (External work, W) ที่กระทำต่อวัตถุจะไม่เกิดการสูญเสียแต่จะสะสมในรูปพลังงานความเครียด (Strain energy, U) ภายในวัตถุ ตามกฎทรงพลังงาน (Conservation of energy theorem) ดังนั้น

$$W = U \quad (1)$$

กรณีวัตถุที่มีรอยร้าว งานของแรงภายนอก (W) จะสะสมในรูปพลังงานความเครียด (U) และเกิดการสร้างผิวรอยร้าวใหม่ (W_s) เนื่องจากพิจารณาขณะที่รอยร้าวขยายตัวจากขนาดเริ่มต้น จึงเขียนกฎทรงพลังงานในรูปของอัตราการเปลี่ยนแปลงเทียบกับพื้นที่รอยร้าว (dA) ดังนี้

$$\frac{dW}{dA} = \frac{dU}{dA} + \frac{dW_s}{dA} \quad (2)$$

สมการที่ (3) ใช้ในการคำนวณหาสถานะที่รอยร้าวเริ่มต้นเกิดการขยายตัวจากความยาวเดิม ซึ่งในกรณีของการแตกหักเปราะ สถานะนี้คือสถานะที่ชิ้นส่วนแตกหักอย่างสมบูรณ์ ดังนั้นสมการนี้ก็คือเกณฑ์การแตกหัก (Fracture criteria) จากนิยามของพลังงานศักย์รวม (Total potential energy, Π)

$$\Pi = W - U \quad (3)$$

สมการที่ (3) จะเขียนได้เป็น

$$-\frac{d\Pi}{dA} = \frac{dW_s}{dA} \quad (4)$$

ซึ่งพลังงานศักย์จะลดลงเมื่อรอยร้าวเกิดการขยายตัว

ต่อมา Irwin เรียกเทอมด้านซ้ายของสมการที่ (4) ว่าอัตราปลดปล่อยพลังงาน (Energy release rate, G^2) ปัจจุบันนิยมเรียกว่า แรงขับเคลื่อนรอยร้าว (Crack driving

force) และเรียกทอมด้านขวาว่า ความต้านทานการขยายตัวของรอยร้าว (Crack growth resistance, R) ดังนั้น

$$G = -\frac{d\Pi}{dA} \quad (5)$$

และ

$$R = \frac{dW_s}{dA} \quad (6)$$

เกณฑ์การแตกหักจึงเขียนได้เป็น

$$G = R \quad (7)$$

เมื่อรอยร้าวเริ่มเกิดการขยายตัวจากความยาวเดิมตามเงื่อนไขในสมการที่ (7) การขยายตัวจะมีเสถียรภาพหรือไม่ ขึ้นอยู่กับอัตราการเปลี่ยนแปลงค่า G และ R เทียบกับ พื้นที่รอยร้าวหรือ dG/dA และ dR/dA โดยเมื่อ

$$\frac{dG}{dA} > \frac{dR}{dA} \quad \text{การเติบโตจะมีเสถียรภาพ} \quad (8)$$

$$\frac{dG}{dA} < \frac{dR}{dA} \quad \text{การเติบโตจะมีเสถียรภาพ} \quad (9)$$

$$\frac{dG}{dA} = \frac{dR}{dA} \quad \text{บอกไม่ได้ว่าเติบโตแบบใด} \quad (10)$$

2.3.1.2 ตัวประกอบความเข้มของความเค้น (Stress intensity factor, K)

ในกลศาสตร์การแตกหัก ตัวประกอบความเข้มของความเค้น (Stress intensity factor, K) เป็นพารามิเตอร์ที่มักใช้กับวัสดุยืดหยุ่นเชิงเส้นที่เป็นเนื้อเดียวกัน เพื่อทำนายสถานะความเค้น หรือความเข้มของความเค้น บริเวณใกล้กับปลายรอยร้าว ซึ่งเกิดจากความเค้นตกค้าง [3] และมีประโยชน์ในการกำหนดเกณฑ์ความเสียหายของวัสดุที่เปราะได้ ซึ่งขนาดของ K ขึ้นอยู่กับรูปทรงของชิ้นงาน ขนาดและตำแหน่งของรอยร้าว และขนาดและการกระจายของของภาระที่กระทำ สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$K = Y\sigma\sqrt{\pi a} \quad (11)$$

เมื่อ Y ปัจจัยรูปร่าง (Geometry factor) ซึ่งจะขึ้นกับรูปร่างของชิ้นทดสอบและรูปร่างของรอยแตกร้าว

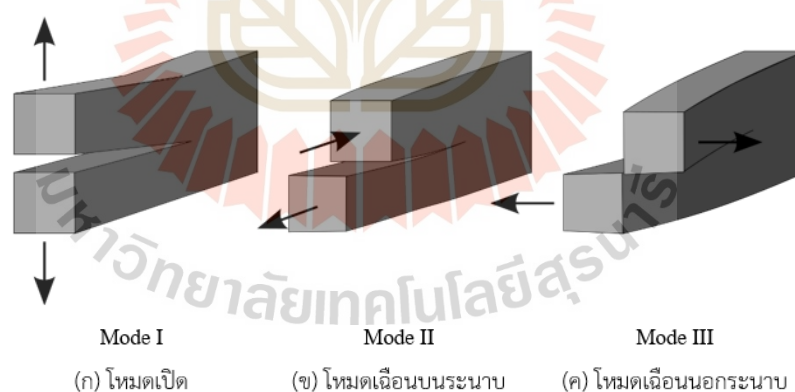
σ แทนขนาดความเค้นที่กระทำต่อรอยร้าว

a แทนความยาวรอยร้าวของชิ้นทดสอบ

2.3.2 รูปแบบการเสียรูปที่ปลายรอยร้าว

เมื่อพิจารณาจากทิศทางการเคลื่อนตัวของระนาบรอยร้าวเทียบกับขอบระนาบรอยร้าว การเสียรูปที่ปลายรอยร้าวสามารถแบ่งได้ 3 รูปแบบ คือ

- 1) ภาวะรูปแบบที่ 1 (Mode I) หรือภาวะแบบเปิด (Opening mode) ฝักรอยร้าวจะมีลักษณะการเคลื่อนตัวตั้งฉากกับระนาบของรอยร้าว เป็นรูปแบบภาวะที่การเสียรูปที่สร้างความเสียหายมากที่สุด
- 2) ภาวะรูปแบบที่ 2 (Mode II) หรือภาวะแบบเฉือนบนระนาบ (In-plane shear mode) ฝักรอยร้าวจะมีลักษณะการเคลื่อนที่สัมผัสกันในทิศทางตั้งฉากกับขอบหน้าของรอยร้าว
- 3) ภาวะรูปแบบที่ 3 (Mode III) หรือภาวะแบบเฉือนนอกระนาบ (Out-of-plane shear mode) ฝักรอยร้าวจะมีลักษณะการเคลื่อนที่สัมผัสกันในทิศทางขนานกับขอบหน้าของรอยร้าว



รูปที่ 2.7 รูปแบบการเสียรูปที่ปลายรอยร้าว
(ที่มา : (Anderson, T.L et al., 2017))

2.4 วิธีการปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence method)

ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence, AI) เป็นวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีของการฝึกฝนที่ทำให้เครื่องจักรและคอมพิวเตอร์มีการเรียนรู้ได้เสมือนกับสมองมนุษย์ สามารถคิดวิเคราะห์ และตัดสินใจเพื่อแก้ไขปัญหาต่าง ๆ ได้ โดยมีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning, ML) และการ

เรียนรู้เชิงลึก (Deep learning, DL) เป็นส่วนหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งขั้นตอนการเรียนรู้ของปัญญาประดิษฐ์สามารถจำแนกได้ 3 กลุ่มได้แก่ [16, 17]

- 1) การเรียนรู้โดยมีผู้สอน (Supervised learning) เปรียบเสมือนกับการเรียนการสอน เป็นการเรียนรู้ที่อาศัยข้อมูลในการฝึกฝนโดยอาศัยชุดข้อมูลต่าง ๆ ซึ่งประกอบไปด้วยชุดของข้อมูลและชุดผลลัพธ์ของข้อมูลที่ต้องการ โดยผลที่ได้จากการเรียนรู้สามารถคาดคะเนผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นจากการได้รับข้อมูล
- 2) การเรียนรู้โดยไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning) เป็นการเรียนรู้ที่ให้เครื่องจักรนั้นสามารถเรียนรู้ได้ด้วยตนเอง โดยให้เครื่องจักรวิเคราะห์จากการจำแนกและสร้างแบบแผนจากข้อมูลที่ได้รับ
- 3) การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement learning) เป็นการเรียนรู้สิ่งต่าง ๆ จากการลองผิดลองถูก โดยทำการเรียนรู้จากการลองผิดลองถูกในสถานการณ์อดีตหรือระบบจำลอง ด้วยแนวคิดที่ว่าจะเลือกทางเลือกที่ทำให้ได้ผลลัพธ์มากที่สุด และพัฒนาระบบการตัดสินใจของตัวเองให้ดีขึ้น

2.4.1 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning, ML) เป็นอัลกอริทึมในการเรียนรู้ด้วยวิธีการสร้างแบบจำลองปัญหาก่อน สำหรับใช้ในการแบ่งหมวดหมู่ลักษณะเด่นของข้อมูล เพื่อใช้จำแนกและตัดสินใจ ซึ่งการเรียนรู้ต้องใช้ขั้นตอนการกระตุ้น เนื่องจากการเรียนรู้ของเครื่องโดยทั่วไป เมื่อมีข้อมูลใหม่เข้ามาจะไม่มีกระบวนการในทันที แต่จะต้องอาศัยความรู้เฉพาะทางสำหรับคุณลักษณะในการจัดหมวดหมู่ของข้อมูลบางกลุ่ม (Hand-craft features)

2.4.2 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning, DL) เป็นอัลกอริทึมที่เลียนแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทของมนุษย์ (Neurons) โดยนำระบบโครงข่ายประสาท (Neural network, NN) มาซ้อนกันหลาย ๆ ชั้น (Layer) ยิ่งซ้อนกันหลายชั้น โครงข่ายก็ยิ่งมีความซับซ้อนและลึกขึ้น จึงเป็นที่มาของคำว่า Deep learning โดยมีการทำงานซับซ้อนกว่าการเรียนรู้ของเครื่องที่จะนำข้อมูลไปใช้ในการตรวจสอบรูปแบบ (Pattern) หรือจัดประเภทข้อมูล (Classify the data) แบบทันทีโดยไม่ต้องมีการสร้างการกระตุ้น และทำการประมวลผลอัตโนมัติเพื่อหาข้อมูลตัวอย่าง ทำให้เป็นเรียนรู้ที่ไม่ต้องมีแบบแผนหรือหมวดหมู่

2.5 แบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง (Multi-fidelity model)

แบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง (Multi-fidelity model) เป็นแบบจำลองที่ใช้ประโยชน์จากค่าเฉลี่ยของข้อมูลที่มีความเที่ยงตรงสูง (High-fidelity data) และข้อมูลที่มีความเที่ยงตรงต่ำ (Low-fidelity data) เพื่อปรับปรุงและเพิ่มความแม่นยำในการทำนายผลของแบบจำลอง ในขณะที่เดียวกันสามารถลดความยากหรือค่าใช้จ่ายที่จำเป็นต่อการกำหนดพารามิเตอร์เพื่อให้ได้ข้อมูลที่เพียงพอสำหรับการสร้างแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพ [18, 19]

2.5.1 ข้อมูลที่มีความเที่ยงตรงสูง (High-fidelity data, HiFi) คือ ข้อมูลที่เป็นผลลัพธ์โดยตรงจากการทดลอง หรือข้อมูลจริงที่สามารถตอบสนองพฤติกรรมหรือสถานการณ์ที่แท้จริงของปัญหาได้อย่างแม่นยำ แต่จำเป็นต้องใช้ต้นทุนและเวลาที่สูงในการจัดเตรียมและรวบรวมข้อมูล ทำให้มีข้อมูลอย่างจำกัด ซึ่งส่งผลต่อความสามารถตอบสนองพฤติกรรมหรือสถานการณ์ที่แท้จริงของปัญหาให้ลดลงได้

2.5.2 ข้อมูลที่มีความเที่ยงตรงต่ำ (Low-fidelity data, LoFi) คือ ข้อมูลที่เป็นผลลัพธ์จากสมการที่จำลองพฤติกรรมหรือสถานการณ์ของปัญหา มักจะมีความคลาดเคลื่อนระหว่างผลลัพธ์จริงและผลลัพธ์ที่ได้จากการสมการทำนายหรือแบบจำลอง ซึ่งค่าคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นขึ้นอยู่กับประสิทธิภาพการทำนายของแบบจำลองนั้น แต่เนื่องจากการได้มาซึ่งข้อมูลประเภทนี้มีต้นทุนที่ต่ำทั้งทางด้านค่าใช้จ่าย เวลา เครื่องมือ เมื่อเทียบกับข้อมูลที่มีความเที่ยงตรงสูง จึงยังเป็นทางเลือกในการนำไปใช้เพื่อตอบสนองพฤติกรรมหรือสถานการณ์ที่แท้จริงของปัญหาได้

2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

หัวข้องานวิจัยเกี่ยวข้องจะทำการการรวบรวมงานวิจัยที่มีส่วนเกี่ยวข้องกับการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ ตั้งแต่การเตรียมวัสดุผสม การทดสอบความต้านทานการแตกหักของวัสดุผสม การทำนายความต้านทานการแตกหัก และการทำนายด้วยแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง ซึ่งงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในหัวข้อต่างๆ ข้างต้นจะสรุปไว้ดังนี้

2.6.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการเตรียมวัสดุผสม

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการเตรียมวัสดุผสมจะกล่าวถึง งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับสัดส่วนการผสมเปลือกหอยต่อวัสดุหลัก และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับอุณหภูมิการเผาและขนาดของเปลือกหอยที่ใช้ในการผสม ตารางที่ 2.1 แสดงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับวัสดุผสมจากเปลือกหอย โดยเปลือกหอยที่นำมาผสมจะแบ่งออกเป็นสองกลุ่มหลัก ได้แก่ เปลือกหอยหาคหรือหอยน้ำจืด (Snail shell) และ เปลือกหอยทะเล (Sea shell) โดยส่วนใหญ่จะผสมวัสดุหลักและวัสดุเสริมแรงในสัดส่วนการผสมประมาณร้อยละ 2 ถึง 40 โดยน้ำหนัก

ตารางที่ 2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับวัสดุผสมเปลือกหอย (วัสดุหลักกลุ่มพอลิเมอร์)

ผู้วิจัย	วัสดุหลัก	วัสดุเสริมแรง	สัดส่วน	หน่วย
Gbadeyan et al. [20]	Epoxy resin	Snail shells	5, 10, 15, 20	%wt.
Syamimi et al. [2]	Epoxy resin	Sea shells	5, 10, 15	%wt.
Oladele et al. [21]	Epoxy resin	Snail shells	3, 6, 9, 12, 15	%wt.
Odusanya et al. [22]	Polyester	Snail shell, sea shells	5, 10, 15, 20, 25, 30	%wt.

ตารางที่ 2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับวัสดุผสมเปลือกหอย (วัสดุหลักกลุ่มพอลิเมอร์) (ต่อ)

ผู้วิจัย	วัสดุหลัก	วัสดุเสริมแรง	สัดส่วน	หน่วย
Karthick et al. [23]	Polymethyl methacrylate	Sea shells	2, 4, 6, 8, 12, 16, 20	%wt.
Oladele et al. [24]	Polypropylene	Snail shells	3, 6, 9, 12, 15	%wt.
Fombuena et al. [25]	Epoxy resin	Sea shells	5, 10, 20, 30, 40	%wt.

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องพบว่า โดยทั่วไปหอยทะเลมีปริมาณแคลเซียมคาร์บอเนต (ประมาณร้อยละ 90-95 โดยน้ำหนัก) สูงกว่าเมื่อเทียบกับหอยน้ำจืด (ประมาณร้อยละ 80-90 โดยน้ำหนัก) [26-28] ซึ่งแคลเซียมคาร์บอเนตเป็นองค์ประกอบหลักในเปลือกหอยที่ช่วยในการเสริมความแข็งแรงให้วัสดุผสม ผู้วิจัยจึงได้เลือกใช้หอยทะเลในการศึกษา

การเตรียมเปลือกหอยเพื่อเสริมแรงในวัสดุผสมนั้น เพื่อขจัดสารอินทรีย์ที่ตกค้างและเพื่อศึกษาผลกระทบของอุณหภูมิที่ใช้ในการเผาเปลือกหอยต่อความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ผู้วิจัยจึงได้ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับอุณหภูมิที่ใช้ในการเผาเพื่อเตรียมเปลือกหอยสำหรับกระบวนการผสม นอกจากนี้ยังทำการศึกษาน้ำหนักของเปลือกหอยที่ใช้ในการผสมและสมบัติทางกลต่าง ๆ ที่ผู้วิจัยท่านอื่นเลือกศึกษาแสดงดังตารางที่ 2.2

ตารางที่ 2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องอุณหภูมิการเผากับขนาดของเปลือกหอยต่อสมบัติทางกลของวัสดุผสม

ผู้วิจัย	วัสดุเสริมแรง/ หลัก	อุณหภูมิการเผา (องศาเซลเซียส)	ขนาดเปลือกหอย (ไมโครเมตร)	สมบัติที่ ศึกษา
Syamimi et al. [2]	Sea shells/ Epoxy resin	100, 800	<500	Tensile, Flexural, Impact
Oladele et al. [29]	Snail shells/ Epoxy resin	1000	<75	Tensile, Flexural
Kolawole et al. [30]	Snail shells/ Epoxy resin	100	<150	Tensile, Flexural, Impact
Oladele et al. [31]	Snail shells/ Epoxy resin	550, 700, 1000	50	Tensile, Flexural, Hardness, Impact

ตารางที่ 2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องอุณหภูมิการเผากับขนาดของเปลือกหอยต่อสมบัติทางกลของวัสดุผสม (ต่อ)

ผู้วิจัย	วัสดุเสริมแรง/ หลัก	อุณหภูมิการเผา (องศาเซลเซียส)	ขนาดเปลือกหอย (ไมโครเมตร)	สมบัติที่ ศึกษา
Atuanya et al. [32]	Snail shells/ LDPE	150	75, 125, 250, 500	Tensile, Flexural, Impact

จากการศึกษาในงานวิจัยที่เกี่ยวข้องพบว่าช่วงอุณหภูมิที่ใช้ในการเผาเปลือกหอยจะแบ่งออกได้ 2 ช่วงหลัก ได้แก่ การเผาที่ช่วงอุณหภูมิต่ำ (ประมาณ 100-300 องศาเซลเซียส) และการเผาที่ช่วงอุณหภูมิสูง (ประมาณ 500-1000 องศาเซลเซียส) โดยในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้เลือกศึกษาผลของอุณหภูมิการเผาในช่วงอุณหภูมิสูงต่อความต้านทานการแตกหักของวัสดุ เนื่องจากการเผาในช่วงอุณหภูมิสูงสามารถกำจัดสารอินทรีย์ตกค้างได้อย่างมีประสิทธิภาพ อีกทั้งยังช่วยให้วัสดุเปลือกหอยที่ผ่านการเผามีลักษณะที่เหมาะสมต่อการบดละเอียดในกระบวนการเตรียมวัสดุผสมอีกด้วย

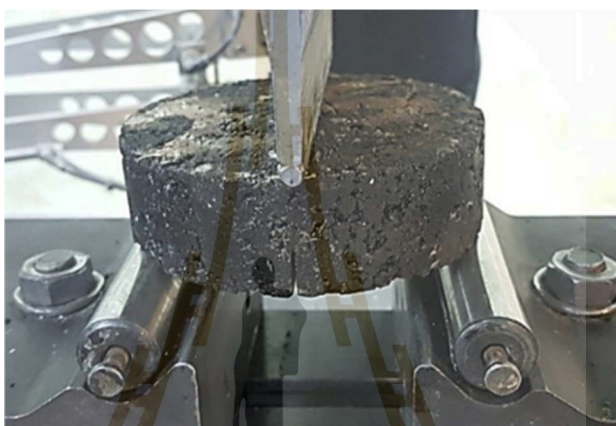
2.6.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทดสอบความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3

งานวิจัยของ F Ren et al. [33] ได้ทำการศึกษาพฤติกรรมการแตกหักของวัสดุอีพอกซีเรซินภายใต้การรับภาระรูปแบบ 1 และการรับภาระแบบผสม 1 และ 3 ด้วยการรับภาระแบบต่อเนื่อง (Monotonic loading) และการรับภาระแบบรอบความล้า (Cyclic fatigue loading) โดยใช้ชิ้นงานทดสอบทรงกระบอกมีรอยร้าวรับแรงบิด (Spiral notch torsion test, SNTT) แสดงดังรูปที่ 2.8 ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าลักษณะทิศทางการขยายตัวของรอยร้าวจะขึ้นกับทิศทางการรับภาระรูปแบบ 1 เป็นหลัก โดยค่าความต้านทานการแตกหักขึ้นอยู่กับรูปแบบการรับภาระ ซึ่งเมื่อค่าความต้านทานการแตกหักจะเพิ่มขึ้นเมื่อรูปแบบการเปลี่ยนจากรูปแบบ 1 ไปเป็นรูปแบบ 3 และลักษณะการแตกหักยังเปลี่ยนจากลักษณะการแตกหักแบบตั้งฉากเป็นลักษณะการแตกหักแบบเฉียง



รูปที่ 2.8 แสดงการทดสอบความต้านทานการแตกหักจากงานวิจัยของคุณ F Ren et al. [33]

คุณ PJ Haghighatpour et al. [34] ทำการศึกษาความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของวัสดุยางมะตอยคอนกรีตชนิดผสมร้อน (Hot Mix Asphalt, HMA) ด้วยชิ้นงานทดสอบแบบแผ่นกลมมีรอยร้าวรับแรงกดตัด 3 จุด (Edge notch disc bend – three point bending test) ที่มีทิศทางรอยร้าวตั้งฉากกับขอบของชิ้นงานทดสอบ แสดงดังรูปที่ 2.9 สำหรับการเปลี่ยนรูปแบบภาระที่กระทำกับชิ้นงานทดสอบจากรูปแบบที่ 1 เป็นรูปแบบที่ 3 จะทำได้โดยการหมุนเปลี่ยนทิศทางการวางชิ้นงานบนเครื่องทดสอบเพื่อให้ผลของมุมของรูปแบบผสม (Mode mixity angle, β) เปลี่ยนแปลงด้วย



รูปที่ 2.9 แสดงการทดสอบความต้านทานการแตกหักวิจัยของคุณ PJ Haghighatpour et al. [34]

งานวิจัยของ Alsaadi M et al. [35] ได้ทำการศึกษาพฤติกรรมการแตกหักของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยกากตะกอนน้ำเสีย ซีเมนต์ และซิลิคอนคาร์ไบด์ภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ด้วยชิ้นทดสอบแบบมีรอยร้าวข้างเดียวรับแรงกดตัด 3 จุด (Single edge notch bend – three point bending test) การเปลี่ยนรูปแบบภาระที่กระทำกับชิ้นทดสอบทำได้โดยการเปลี่ยนทิศทางการทำมุมของรอยร้าวกับขอบชิ้นทดสอบ เมื่อต้องการให้ชิ้นทดสอบรับภาระรูปแบบที่ 1 ทิศทางรอยร้าวตั้งฉากกับขอบของชิ้นงานทดสอบ และเมื่อมุมของรอยร้าวเปลี่ยนแปลงไป ผลของมุมของรูปแบบผสม (Mode mixity angle, β) เปลี่ยนแปลงตามไปด้วย

งานวิจัยของ M.R.Ayatollahi et al. [36] ได้ทำการศึกษาชุดทดสอบความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 แบบใหม่ โดยทำการทดสอบบนวัสดุอะคริลิก (Poly methyl methacrylate, PMMA) ด้วยชิ้นงานทดสอบแบบมีรอยร้าวข้างเดียวรับแรงดึง (Single edge notch tension, SENT) ทิศทางของรอยร้าวจะมีลักษณะตั้งฉากกับขอบของชิ้นงานทดสอบ ลักษณะการทดสอบแสดงดังรูปที่ 2.10 รูปแบบการรับภาระจะสามารถเปลี่ยนแปลงตำแหน่งตัวยึดอุปกรณ์ทดสอบเข้ากับเครื่องทดสอบซึ่งมีผลให้มุมของรูปแบบผสม (Mode mixity angle, β) เปลี่ยนแปลงไปด้วย และจากผลการศึกษาและเปรียบเทียบแสดงให้เห็นว่า ชุดทดสอบแบบใหม่ให้ผล

การทดสอบอยู่ในขอบเขตตามทฤษฎีกลศาสตร์การแตกหัก จึงสามารถประยุกต์ใช้ชุดทดสอบใหม่นี้กับการทดสอบความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 บนวัสดุอื่น ๆ ได้



รูปที่ 2.10 แสดงการทดสอบความต้านทานการแตกหักงานวิจัยของคุณ M.R.Ayatollahi et al. [36]

2.6.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทำนายความต้านทานการแตกหัก

คุณ A. Seibi et al. [5] พัฒนาแบบจำลองทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้การให้ภาระแบบแกนเดียว (Uniaxial loading) และแบบสองแกน (Biaxial loading) บนวัสดุอลูมิเนียมอัลลอยด์ 7075-T651 ด้วยอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network, ANN) ผลลัพธ์บ่งชี้ว่า ANN ทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้สภาวะต่าง ๆ มีความแม่นยำสูงถึง 91% และสามารถระบุความสัมพันธ์ของพารามิเตอร์แต่ละตัวที่มีอิทธิพลต่อค่าความต้านทานการแตกหักโดยเฉลี่ย นอกจากนี้ยังแสดงให้เห็นว่าปัญญาประดิษฐ์เป็นเครื่องมือวิเคราะห์ที่มีประสิทธิภาพในการลดต้นทุน เวลา และเพิ่มความแม่นยำของผลการทำนายได้

งานวิจัยของ Jamal Bidadi et al. [37] กล่าวว่าเกณฑ์การแตกหักส่วนใหญ่มีผลการทำนายค่าคลาดเคลื่อนจากการทดลองจริงอยู่มาก จึงนำเสนอเกณฑ์การแตกหักรูปแบบใหม่ที่เรียกว่า 3D-MSTN ซึ่งพัฒนามาจากเกณฑ์แบบ Maximum tangential strain criterion หรือ MTS เพื่อทำนายพฤติกรรมการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ผลการศึกษาเมื่อเปรียบเทียบผลการทำนายบนวัสดุหลายชนิด พบว่าเกณฑ์การแตกหัก 3D-MSTN มีประสิทธิภาพการทำนายที่ดีกว่าเกณฑ์การแตกหักอื่น ๆ โดยมีความคลาดเคลื่อนของการทำนายอยู่ที่ 1.46-11.55%

คุณ Khader M.Hamdia et al. [38] พัฒนาแบบจำลองทำนายความต้านทานการแตกหักบนวัสดุโพลิเมอร์นาโนคอมโพสิตด้วยอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network, ANN) และวิธีระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ (Adaptive neuro-fuzzy inference

system, ANFIS) ด้วยจำนวนข้อมูลทั้งหมด 115 ข้อมูล ป้อนรับเข้า (Input) 5 ป้อนประสิทธิภาพ การทำนายผลเปรียบเทียบกับสมการการทำนายผลของเทียบกับสมการทำนายผลของคุณ Huang และ Kinloch พบว่าแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ ANN และ ANFIS มีประสิทธิภาพการทำนายที่ดีกว่า โดยมีค่าสัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจ (Coefficients of determination, R^2) เท่ากับ 0.93 และ 0.94 ตามลำดับ ในขณะที่การทำนายด้วยสมการทำนายผลของคุณ Huang และ Kinloch ที่มีค่าสัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจเพียง 0.77 และ 0.86 ตามลำดับ

คุณ Ling Qiao et al. [39] พัฒนาแบบจำลองทำนายความต้านการแตกหักบนวัสดุ เหล็กเพิร์ลไลท์ (Pearlitic steel) ด้วยอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทแบบถดถอยทั่วไป (Generalized regression neural network, GRNN) และเพิ่มประสิทธิภาพแบบจำลองด้วยวิธีการหาไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เหมาะสมโดยใช้อัลกอริทึมแบบแมลงหวี่ (Fruit fly optimization algorithm, FOA) โดยใช้ชุดข้อมูลขนาดเล็กที่มีจำนวนข้อมูลทั้งหมด 14 ข้อมูล ผลการวิจัยพบว่าประสิทธิภาพของแบบจำลองใกล้เคียงกับผลลัพธ์จริง และวิธีการหาไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เหมาะสมด้วยอัลกอริทึมแบบแมลงหวี่นั้นส่งผลให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าเมื่อเทียบกับวิธีการหาไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เหมาะสมด้วยการค้นหาแบบกริด (Grid search)

2.6.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการประยุกต์ใช้แบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง (Multi-fidelity model)

งานวิจัย David J.J. Toal et al. [40] นำเสนอการพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพของเทคนิคการสร้างแบบจำลองตัวแทน (Surrogate modeling) ด้วยวิธี Kriging ที่รวมข้อมูลจากหลายระดับความเที่ยงตรง (Multi-fidelity) และหลายผลลัพธ์ (Multi-output) เพื่อใช้ในการเพิ่มประสิทธิภาพการออกแบบทางวิศวกรรม การประเมินประสิทธิภาพดำเนินการผ่านสามกรณีศึกษาทางวิศวกรรมที่มีความหลากหลาย ได้แก่ การเพิ่มประสิทธิภาพการออกแบบแผ่นปีก (Airfoil) หลายแบบพร้อมกันโดยใช้ข้อมูลจากหลายระดับความเที่ยงตรง, การวิเคราะห์ผลกระทบของการเลือกวัสดุต่อการสั่นสะเทือนของโครงสร้างคาน (Truss) และการวิเคราะห์และปรับปรุงตำแหน่งของช่องเจาะของระบบเผาไหม้ในกังหันแก๊ส (Gas Turbine Combustor) โดยพิจารณารูปแบบโครงสร้างที่แตกต่างกัน การวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่า การรวมข้อมูลจากหลายระดับความเที่ยงตรงและหลายผลลัพธ์ภายในโมเดล Kriging สามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการทำนายและการเพิ่มประสิทธิภาพการออกแบบทางวิศวกรรมได้อย่างมีนัยสำคัญ

งานวิจัยของ Wiangkham et al. [41] นำเสนอการปรับปรุงความแม่นยำของการทำนายค่าความต้านทานการแตกหักภายใต้การรับภาระแบบผสม 1 และ 2 ของวัสดุอะคริลิก (Polymethyl methacrylate, PMMA) โดยใช้แบบจำลองตัวแทนหลายความเที่ยงตรง (Multi-fidelity surrogate model) โดยใช้ข้อมูลจากการทดลองจริง (High-fidelity data) กับข้อมูลจากเกณฑ์การแตกหัก (Low-fidelity data) ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่สร้างจากข้อมูลทั้ง

สองแหล่งมีความแม่นยำในการทำนายสูงกว่าแบบจำลองที่ใช้ข้อมูลจากการทดลองเพียงอย่างเดียว และยังช่วยลดการใช้ข้อมูลจากการทดลองได้อีกด้วย

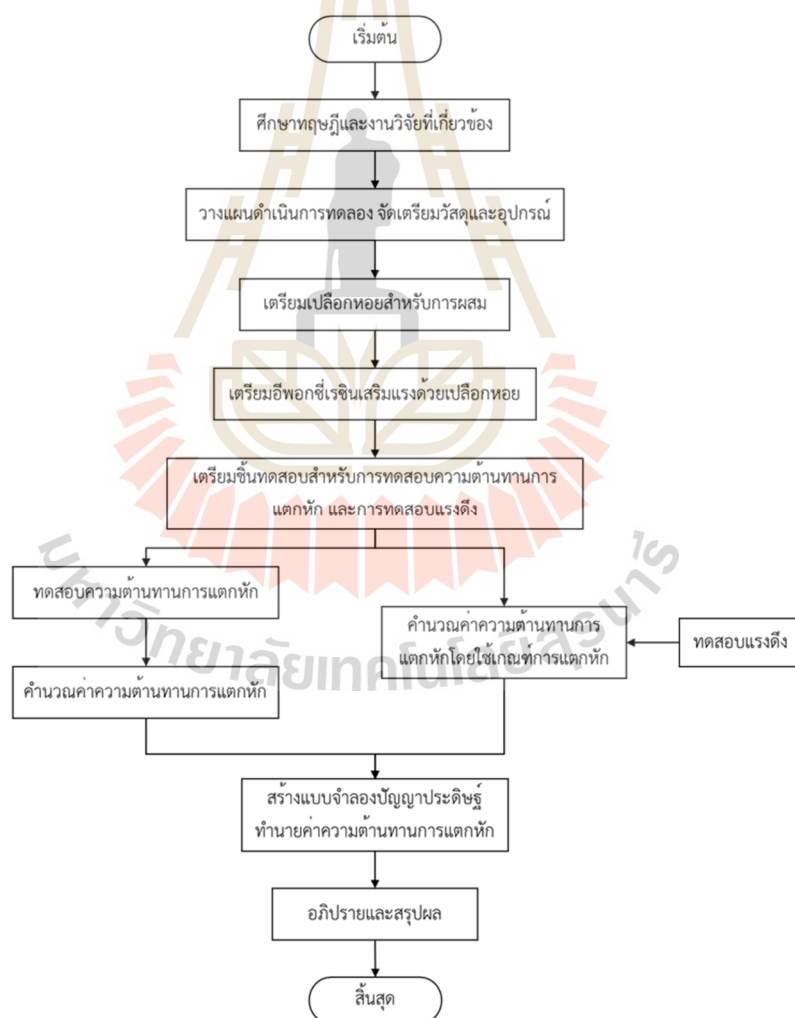
งานวิจัยของ Lyu et al. [42] ได้เสนอวิธีการใช้ข้อมูลจากหลายระดับความเที่ยงตรง (Multi-fidelity) เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพในการทำนายเชิงวิศวกรรม โดยเฉพาะในปัญหาที่เกี่ยวข้องกับการแก้สมการเชิงอนุพันธ์ย่อย (Partial differential equations, PDEs) เช่น การถ่ายเทความร้อน การแพร่ หรือการไหลของของไหลในสนามสามมิติ ซึ่งมักต้องใช้การจำลองที่แม่นยำและมีต้นทุนคำนวณสูงเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าว นักวิจัยได้ใช้ Fourier neural operator (FNO) ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบมาเพื่อเรียนรู้การทำงานในเชิงฟังก์ชัน ซึ่งสามารถประมาณความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลรับเข้าและผลลัพธ์ของระบบสมการเชิงอนุพันธ์ย่อยได้โดยตรง นอกจากนี้ งานวิจัยยังใช้วิธีการถ่ายโอนความรู้ (Transfer learning) โดยเริ่มต้นฝึกแบบจำลองจากข้อมูลความเที่ยงตรงต่ำ (Low-fidelity) ที่มีจำนวนมาก แล้วถ่ายโอนความรู้ในรูปแบบของน้ำหนัก (Weights) ไปยังแบบจำลองที่ใช้ข้อมูลความเที่ยงตรงสูง (High-fidelity) ซึ่งมีจำนวนน้อยกว่า ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่า วิธีการนี้สามารถลดความซับซ้อนของโครงสร้างแบบจำลองได้อย่างมีประสิทธิภาพ มีความแม่นยำใกล้เคียงกับการใช้ข้อมูลความเที่ยงตรงสูงเพียงอย่างเดียว และยังช่วยลดการเก็บข้อมูลความเที่ยงตรงสูงจำนวนมาก

งานวิจัยของ Liu et al. [43] ได้นำเสนอแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง โดยใช้ Adaptive transfer learning เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำนายของแบบจำลองในสถานการณ์ที่มีข้อมูลจำกัด โดยเฉพาะข้อมูลความเที่ยงตรงสูง ซึ่งมีความแม่นยำสูงแต่มีต้นทุนในการได้มาสูงและปริมาณจำกัด ผู้วิจัยได้พัฒนาแบบจำลองที่เรียกว่า Adaptive transfer learning net (AtNet) ซึ่งออกแบบมาเพื่อเรียนรู้จากข้อมูลหลายความเที่ยงตรง ผ่านการถ่ายโอนความรู้ที่มีความยืดหยุ่นและปรับตัวได้ แบบจำลอง AtNet ใช้ข้อมูลความเที่ยงตรงต่ำ ซึ่งมีปริมาณมากและต้นทุนต่ำ และจากนั้นจะทำการถ่ายโอนความรู้ไปยังงานที่ใช้ข้อมูลความเที่ยงตรงสูงเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการทำนาย โดยผลการทดลองทั้งจากชุดข้อมูลจำลอง (Synthetic datasets) และกรณีศึกษาเชิงวิศวกรรมจริง แสดงให้เห็นว่า AtNet มีประสิทธิภาพกว่าวิธีการเรียนรู้หลายความเที่ยงตรงอื่น ๆ ทั้งในด้านความแม่นยำและความสามารถในการนำความรู้ที่เรียนรู้จากข้อมูลฝึกสอนไปใช้กับข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้อย่างถูกต้อง (Generalization)

บทที่ 3

วิธีการดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ดำเนินการศึกษาเพื่อสร้างสมการทำนายผลความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ภายใต้อิทธิพลของอุณหภูมิที่ใช้ในการเผาเปลือกหอยแมลงภู่และสัดส่วนการผสมเปลือกหอยแมลงภู่ด้วยวิธีปัญหาประดิษฐ์ ซึ่งลำดับขั้นตอนทั้งหมดในการดำเนินงานวิจัยสามารถสรุปได้ดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 แผนผังขั้นตอนการดำเนินงานงานวิจัย

3.1 วัสดุและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

3.1.1 วัสดุที่ใช้ในงานวิจัย (Materials)

3.1.1.1 เปลือกหอยแมลงภู่

3.1.1.2 อีพอกซีชนิด Bisphenol-A Diglycidyl Ether (BADGE) และสารช่วยให้แข็งตัว (Hardener) ชนิด Aliphatic amine

3.1.1.3 ซิลิโคน (Silicone)

3.1.2 อุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

3.1.2.1 เครื่องบด (Crushing machine) ยี่ห้อ Fritsch รุ่น Fritsch D-55734

3.1.2.2 เครื่องร่อนและตะแกรกร่อน (Sieve shaker machine) ยี่ห้อ Fritsch รุ่น A-3 Pro

3.1.2.3 ตู้อบลมร้อน (Hot air oven) สำหรับการเตรียมอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่

3.1.2.4 เตาเผาวัสดุ (High temperature furnaces) ยี่ห้อ Carbolite สำหรับเผาเปลือกหอยแมลงภู่

3.1.2.5 เครื่องกัด (Milling machine) สำหรับการเตรียมชิ้นทดสอบให้ได้ขนาดและรูปร่างที่ต้องการ

3.1.2.6 เครื่องทดสอบแรงกด (Universal Testing Machines, UTM) ยี่ห้อ Lloyd รุ่น LD series

3.1.2.7 กล้องจุลทรรศน์ถ่ายภาพและจำลองพื้นผิวแบบ 3 มิติ (3D Measuring Leser Microscope) ยี่ห้อ OLYMPUS รุ่น OLS5100

3.1.2.8 เครื่องวัดขนาดอนุภาคโดยใช้เลเซอร์ (Laser Diffraction Particle Size Analyzer) ยี่ห้อ Horiba รุ่น LA-950V2

3.1.2.9 กล้องจุลทรรศน์แบบสเตอริโอ (Stereo-Microscope with integrated camera) ยี่ห้อ Leica รุ่น EZ4W สำหรับถ่ายภาพพื้นผิวการแตกหักของชิ้นทดสอบ

3.1.2.10 เครื่องเลี้ยวเบนรังสีเอ็กซ์เพื่อศึกษาวัสดุทางการแพทย์แบบผง (Powder x-ray diffractometer: XRD) ยี่ห้อ Bruker รุ่น D8 Advance เพื่อวิเคราะห์หาองค์ประกอบของเปลือกหอยแมลงภู่

3.1.2.11 เครื่องวิเคราะห์ธาตุด้วยการเรืองแสงรังสีเอ็กซ์แบบกระจายพลังงาน (Energy dispersive spectrometer x-ray fluorescence: ED-XRF) ยี่ห้อ Horiba รุ่น XGT-5200 เพื่อวิเคราะห์ธาตุของเปลือกหอยแมลงภู่

3.2 การเตรียมวัสดุ

การเตรียมวัสดุในการศึกษานี้สามารถแบ่งขั้นตอนออกเป็น 2 ขั้นตอนหลัก ได้แก่ การเตรียมเปลือกหอยแมลงภู่ การเตรียมอิพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ โดยการเตรียมเปลือกหอยแมลงภู่เพื่อใช้ในการเสริมแรงอิพอกซีเรซินนั้นจะอ้างอิงขั้นตอนการเตรียมจากงานวิจัยของคุณ Oladele et al. [21] โดยรายละเอียดขั้นตอนการเตรียมมีดังนี้

3.2.1 การเตรียมเปลือกหอยแมลงภู่

3.2.1.1 นำเปลือกหอยแมลงภู่ล้างด้วยน้ำสะอาดเพื่อขจัดสิ่งสกปรก หลังจากนั้นนำเปลือกหอยแมลงภู่ไปตากแดดให้แห้งเป็นเวลา 24 ชั่วโมง

3.2.1.2 เพื่อศึกษาผลกระทบของอุณหภูมิในการเผาเปลือกหอยแมลงภู่ นำเปลือกหอยแมลงภู่ไปเผาที่อุณหภูมิที่ต่างกัน ได้แก่ 500, 700 และ 900 องศาเซลเซียสเป็นเวลา 1 ชั่วโมง แสดงดังรูปที่ 3.2

3.2.1.3 หลังการเผาเรียบร้อยแล้วนำเปลือกหอยแมลงภู่ที่ได้ไปบดด้วยเครื่องบด (Crushing machine) ยี่ห้อ Fritsch รุ่น Fritsch D-55734

3.2.1.4 นำเปลือกหอยแมลงภู่ที่ผ่านการบดเรียบร้อยแล้วจากกระบวนการก่อนหน้านี้ไปแยกขนาดด้วยเครื่องร่อนและตะแกรงร่อน (Sieve shaker machine) ยี่ห้อ Fritsch รุ่น A-3 Pro ให้ได้ขนาดเล็กกว่า 150 ไมโครเมตร แสดงดังรูปที่ 3.3

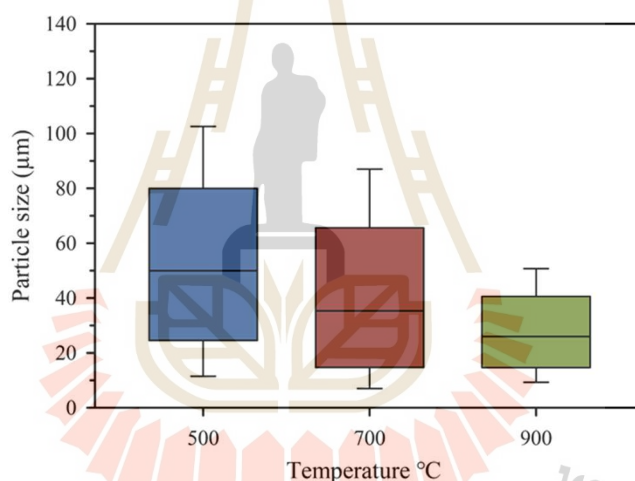
3.2.1.5 หลังจากนั้นบรรจุเปลือกหอยแมลงภู่ที่ผ่านการร่อนใส่ถุงซิปล็อคและเก็บไว้ในตู้ควบคุมความชื้น ทำการสุ่มตัวอย่างเปลือกหอยแมลงภู่ที่ผ่านการบดไปทำการวัดขนาดอนุภาคด้วยเครื่องวัดขนาดอนุภาคโดยใช้เลเซอร์ โดยรูปที่ 3.4 แสดงขนาดของเปลือกหอยแมลงภู่ที่อุณหภูมิเผาต่าง ๆ หลังผ่านการบด



รูปที่ 3.2 การเผาเปลือกหอยแมลงภู่ที่อุณหภูมิต่าง ๆ ในเตาเผา



รูปที่ 3.3 การนำเปลือกหอยแมลงภู่มะนาวมาเผาด้วยเครื่องร้อนและตะแกรงร้อน



รูปที่ 3.4 ขนาดของเปลือกหอยแมลงภู่มะนาวหลังจากการบดด้วยเครื่องวัดขนาดอนุภาคโดยใช้เลเซอร์

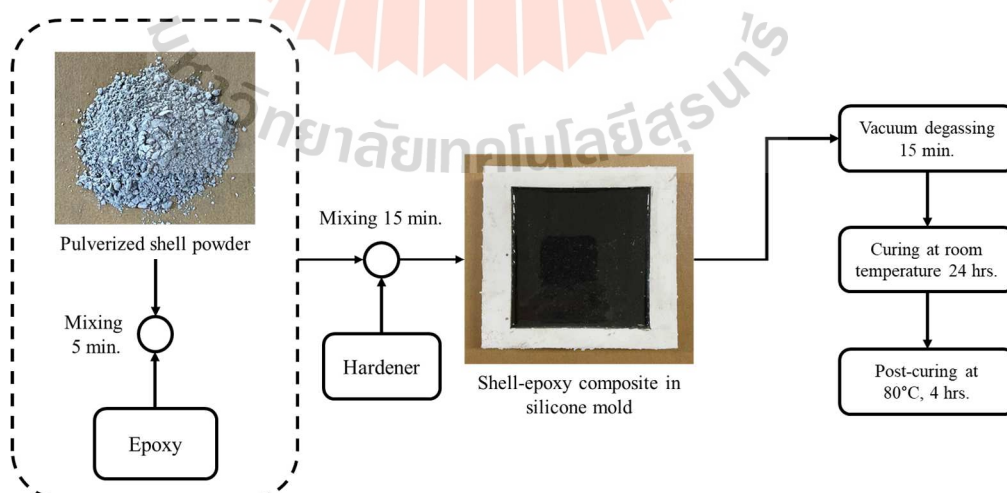
เพื่อศึกษาผลกระทบของช่วงอุณหภูมิต่าง ๆ ที่ใช้ในการเผาต่อองค์ประกอบทางเคมี และโครงสร้างของเปลือกหอยแมลงภู่มะนาว เปลือกหอยแมลงภู่มะนาวที่ผ่านการเผาและบดให้ได้ขนาดแล้ว จะถูกสับตัวอย่างเพื่อนำไปวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงองค์ประกอบทางเคมี ธาตุ สารประกอบ และโครงสร้างผลึก โดยจะทำการวิเคราะห์องค์ประกอบธาตุและการเปลี่ยนแปลงของปริมาณธาตุต่าง ๆ ในเปลือกหอยด้วยเครื่องวิเคราะห์ธาตุด้วยการเรืองแสงรังสีเอกซ์แบบกระจายพลังงาน (ED-XRF) ยี่ห้อ Horiba รุ่น XGT-5200 แหล่งกำเนิดรังสีเอกซ์ชนิดโรเดียม (Rhodium, Rh) โดยใช้ตัวตรวจจับชนิดซิลิคอนฟอสฟอไรต์ (Si-PIN) ซึ่งมีหลักการทำงานคือ เมื่อวัสดุได้รับการยิงด้วยรังสีเอกซ์ พลังงานจากรังสีจะกระตุ้นอิเล็กตรอนในอะตอมของธาตุให้หลุดออกจากวงโคจรชั้นใน ทำให้อะตอมอยู่ในสถานะไม่เสถียร จึงเกิดการจัดเรียงตัวของอิเล็กตรอนใหม่และมีการปล่อยรังสีฟลูออเรสเซนซ์

(Fluorescence) ออกมา ซึ่งแต่ละธาตุจะมีความยาวคลื่นและพลังงานเฉพาะตัวของแต่ละธาตุ เครื่องจะทำการตรวจจับสัญญาณเหล่านี้เพื่อวิเคราะห์ชนิดและปริมาณของธาตุได้อย่างแม่นยำ [44] การวิเคราะห์เปลือกหอยจะดำเนินการในรูปแบบการวิเคราะห์เฉพาะจุด (Point analysis) โดยกำหนดขนาดลำแสงที่ 1.2 มิลลิเมตร กำหนดเวลาในการวัดที่ 30 วินาทีต่อจุด ทำการวัดเป็นเวลา 10 นาที

สำหรับการวิเคราะห์โครงสร้างผลึกของเปลือกหอยเพื่อตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของเฟสและโครงสร้างของผลึกจะทำการวิเคราะห์ด้วยเครื่องวิเคราะห์การเลี้ยวเบนรังสีเอกซ์ (XRD) โดยอาศัยหลักการที่เมื่อรังสีเอกซ์ (X-ray) ตกกระทบกับระนาบผลึกของวัสดุภายใต้มุมที่เหมาะสมแสงบางส่วนจะเกิดการเลี้ยวเบนและสะท้อนกลับในทิศทางต่าง ๆ หลังจากวิเคราะห์ผลที่ได้จากการเลี้ยวเบนของรังสีเอกซ์ จะสามารถระบุชนิดของผลึก สารประกอบ หรือการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกที่เกิดขึ้นได้ [45] การวิเคราะห์โครงสร้างผลึกของเปลือกหอยจะดำเนินการด้วยเครื่อง XRD ยี่ห้อ Bruker รุ่น D8 Advance โดยใช้แหล่งกำเนิดรังสี $\text{Cu-K}\alpha$ (Copper K-alpha) ที่แรงดัน 40 keV และกระแส 40 mA ช่วงมุม 2θ ที่ใช้ในการตรวจสอบอยู่ที่ 20 ถึง 70 องศา ความละเอียดของการขยับมุมในแต่ละขั้นตอน (Increment) ที่ 0.02 องศา และระยะเวลาเก็บข้อมูลต่อจุด (Time per step) เท่ากับ 0.5 วินาที

3.2.2 การเตรียมอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่

การเตรียมอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ที่ใช้ในงานวิจัยนี้จะเป็นชนิด Bisphenol-A Diglycidyl Ether (BADGE) และสารช่วยให้แข็งตัว (Hardener) ชนิด Aliphatic amine รุ่น 021 จากบริษัท เอสเจ สีนธูปันท์เทรดดิ้ง จำกัด ขั้นตอนการผสมอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่สามารถสรุปเป็นได้ดังรูปที่ 3.5



รูปที่ 3.5 ขั้นตอนการผสมอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่

3.2.2.1 ทำการซังน้ำหนักของเปลือกหอยแมลงภู่นำตามสัดส่วนการผสมที่ออกแบบไว้

3.2.2.2 เตรียมอีพอกซีเรซินและสารช่วยให้แข็งตัวในสัดส่วนการผสม 2 ต่อ 1 (อีพอกซีเรซินต่อสารช่วยให้แข็งตัว)

3.2.2.3 ทำการผสมเปลือกหอยแมลงภู่นำที่เตรียมไว้เข้ากับอีพอกซีเรซิน และกวนส่วนผสมด้วยมือเป็นเวลา 5 นาทีเพื่อให้สารทั้งสองชนิดผสมเป็นเนื้อเดียวกัน

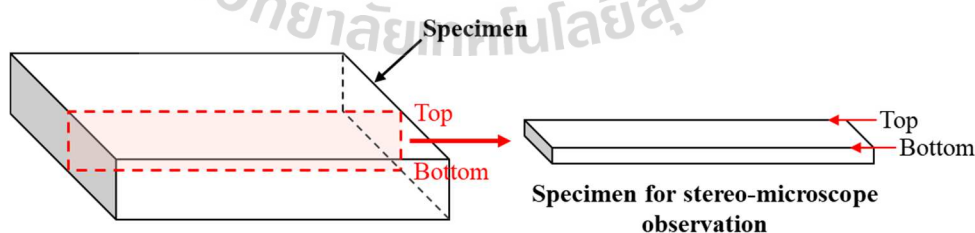
3.2.2.4 เมื่อกวนส่วนผสมในขั้นตอนก่อนหน้าครบตามเวลาที่กำหนด จึงทำการผสมสารช่วยให้แข็ง และทำการกวนผสมต่อเป็นเวลาอีก 15 นาที จากนั้นทำการเทอีพอกซีเรซินที่ผสมกับเปลือกหอยแมลงภู่นำเรียบร้อยแล้วลงในแม่พิมพ์ซิลิโคนที่เตรียมไว้

3.2.2.5 นำแม่พิมพ์ซิลิโคนที่เทอีพอกซีเรซินใส่เรียบร้อยแล้วตามขั้นตอนที่ 3.2.2.4 เข้าเครื่องสุญญากาศเป็นเวลา 15 นาที เพื่อกำจัดฟองอากาศที่เกิดขึ้นจากขั้นตอนการกวนผสม

3.2.2.6 เมื่อครบเวลาที่กำหนดตามขั้นตอนที่ 3.2.2.5 นำแม่พิมพ์ออกจากเครื่องสุญญากาศและพักให้อีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยอนุภาคเปลือกหอยแมลงภู่นำแข็งตัวที่อุณหภูมิห้องเป็นเวลา 24 ชั่วโมง จากนั้นจึงนำเข้าสู่ตู้อบที่อุณหภูมิ 80 องศาเซลเซียส เป็นเวลา 4 ชั่วโมง

3.2.2.7 เมื่อครบเวลาตามขั้นตอนที่ 3.2.2.6 นำอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยอนุภาคเปลือกหอยแมลงภู่นำออกจากตู้อบลมร้อน ทำการพักไว้ให้เย็นตัวจึงแกะออกจากแม่พิมพ์ซิลิโคนเพื่อเตรียมตัดเป็นชิ้นงานทดสอบต่อไป

ขั้นตอนการเตรียมอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่นำนั้น อาจมีฟองอากาศเกิดขึ้นในระหว่างการผสม จึงทำการแก้ไขปัญหาดังกล่าวด้วยการนำวัสดุผสมเข้าเครื่องสุญญากาศ และเพื่อยืนยันว่าในขั้นตอนการผสม เปลือกหอยที่ทำส่วนผสมในอีพอกซีเรซินมีการกระจายตัวที่สม่ำเสมอทั่วทั้งชิ้นทดสอบ จึงทำการเตรียมอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่นำเพื่อศึกษาการกระจายตัวของวัสดุเสริมแรงด้วยกล้องจุลทรรศน์แบบสเตอริโอ ลักษณะการเตรียมชิ้นงานแสดงดังรูปที่ 3.6

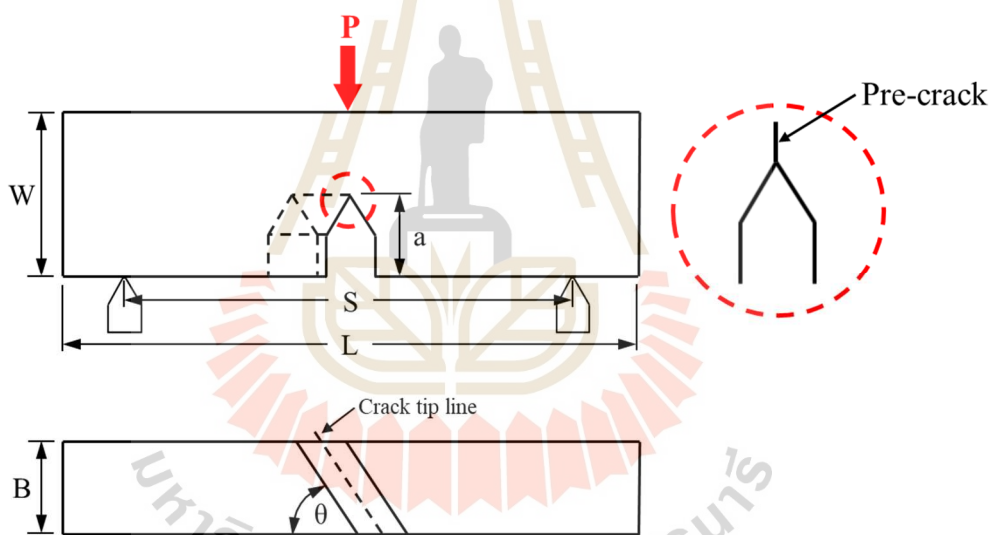


รูปที่ 3.6 การเตรียมชิ้นงานศึกษาการกระจายตัวของเปลือกหอยด้วยกล้องจุลทรรศน์แบบสเตอริโอ

3.3 การทดสอบความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3

3.3.1 การเตรียมชิ้นทดสอบทดสอบความต้านทานการแตกหัก

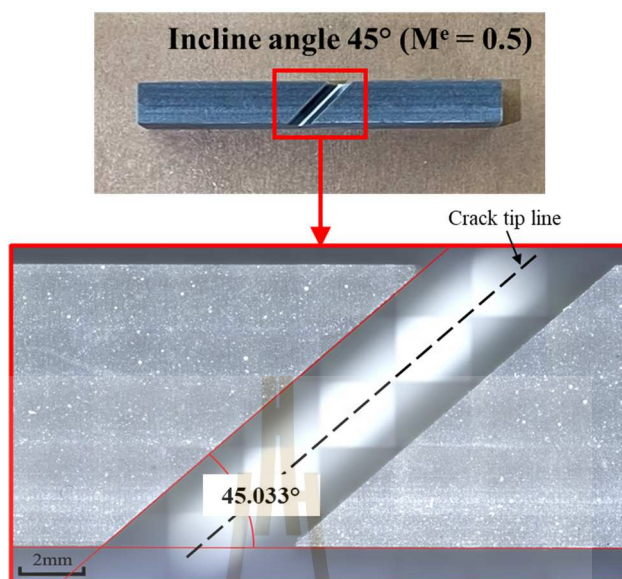
การเตรียมชิ้นทดสอบความต้านทานการภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ทำการอ้างอิงขนาดและรูปร่างชิ้นทดสอบจากงานวิจัยของคุณ Mohamad Alsaadi et al. [35] โดยใช้ชิ้นทดสอบแบบมีรอยร้าวข้างเดียวรับแรงกดตัด (Single edge notched bend, SENB) ซึ่งการเตรียมชิ้นทดสอบนำอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่จากหัวข้อ 3.2.3.7 กัดให้ได้รูปร่างและขนาดดังรูปที่ 3.7 ด้วยเครื่องกัดแบบควบคุมด้วยคอมพิวเตอร์ (Milling CNC) จากนั้นทำการเตรียมรอยบาก (Notch) และเตรียมรอยร้าวเริ่มต้น (Pre-crack) โดยใช้ใบมีดตัดเตอร์ตามมาตรฐาน ASTM D5045 [46] เมื่อเตรียมส่วนของรอยบากและรอยร้าวเริ่มต้นเสร็จสิ้น จึงนำชิ้นงานทดสอบไปวัดความลึกรอยร้าวเริ่มต้น และมุมรอยร้าวเริ่มต้นด้วยกล้องจุลทรรศน์ถ่ายภาพและจำลองพื้นผิวแบบ 3 มิติ โดยลักษณะการวัดแสดงดังรูปที่ 3.8 และรูปที่ 3.9



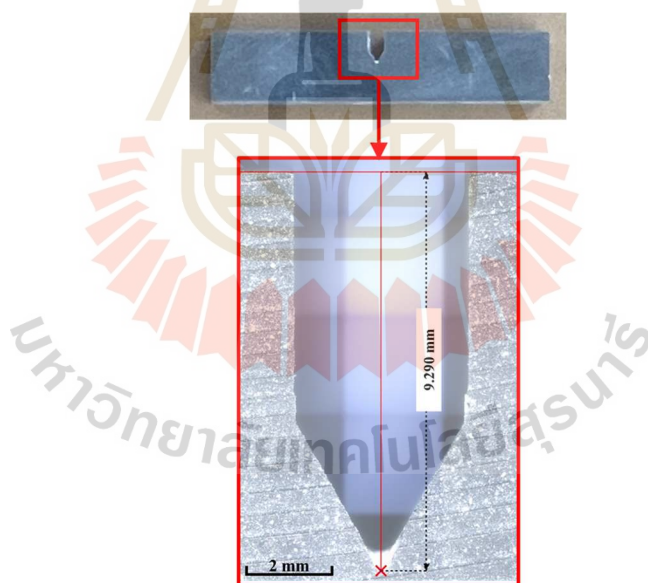
รูปที่ 3.7 รูปร่างของชิ้นทดสอบความต้านทานการแตกหัก

ตารางที่ 3.1 ตารางแสดงขนาดชิ้นงานทดสอบความต้านทานการแตกหัก

ตัวแปร	ความหมาย	ขนาด	หน่วย
L	ความยาวชิ้นทดสอบ (Length)	88±1	มิลลิเมตร
W	ความกว้างชิ้นทดสอบ (Width)	20±0.50	มิลลิเมตร
B	ความหนาชิ้นทดสอบ (Thickness)	10±0.50	มิลลิเมตร
S	ระยะห่างระหว่างพินรองรับชิ้นทดสอบ (Length of span)	80	มิลลิเมตร
a	ความลึกรอยร้าวเริ่มต้น (Crack length)	9±0.50	มิลลิเมตร
θ	มุมรอยร้าวเริ่มต้น (Crack inclination angle)	30, 45, 75, 90±1	องศา



รูปที่ 3.8 การวัดมุมรอยร้าวเริ่มต้นด้วยกล้องจุลทรรศน์ถ่ายภาพและจำลองพื้นผิวแบบ 3 มิติ



รูปที่ 3.9 การวัดความลึกรอยร้าวเริ่มต้นด้วยกล้องจุลทรรศน์ถ่ายภาพและจำลองพื้นผิวแบบ 3 มิติ

เพื่อศึกษาผลกระทบของปัจจัยหลัก 3 ปัจจัยต่อความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ จึงทำการออกแบบการทดลอง โดยปัจจัยที่ทำการศึกษา ได้แก่ อุณหภูมิที่ใช้ในการเผาเปลือกหอยแมลงภู่ สัดส่วนการผสมเปลือกหอยแมลงภู่ในวัสดุผสม และมุมของรอยร้าวเริ่มต้น (Crack inclination angle, θ) ซึ่งส่งผล

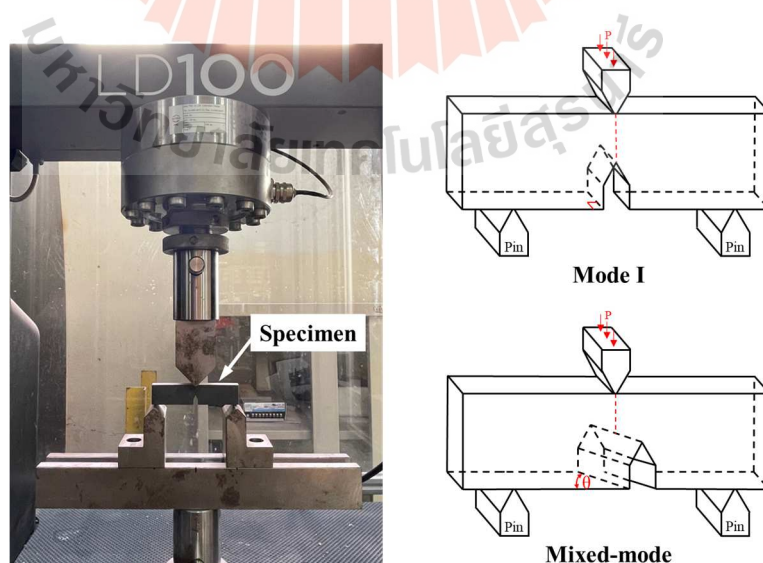
ต่อสัดส่วนการรับภาระแบบผสม 1 และ 3 หรือที่เรียกว่า พารามิเตอร์การรับภาระแบบผสม (Mode mixity parameter, M^e) โดยใช้การออกแบบการทดลองแบบแฟกทอเรียลเต็มรูปแบบ (General full factorial design) ด้วยโปรแกรม Minitab ที่จำนวนการทดลองซ้ำ 3 ครั้ง ระดับของแต่ละปัจจัย ที่ทำการศึกษาคือจะแสดงไว้ดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 ตารางแสดงปัจจัยการออกแบบการทดสอบความต้านทานการแตกหัก

ปัจจัย	ระดับปัจจัย			
	1	2	3	4
อุณหภูมิการเผาเปลือกหอยแมลงภู (องศาเซลเซียส)	500	700	900	-
สัดส่วนการผสม (ร้อยละโดยน้ำหนัก)	10	20	30	-
มุมของรอยร้าวเริ่มต้น (องศา)	30	45	75	90

3.3.2 การทดสอบความต้านทานการแตกหักและการคำนวณ

การทดสอบความต้านทานการแตกหักของวัสดุพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยจะทำการทดสอบโดยการรับภาระเป็นลักษณะกดตัด 3 จุด (Three point bending test) ด้วยเครื่องทดสอบอเนกประสงค์ (Universal testing machines, UTM) ที่อัตราภาระเท่ากับ 2 มิลลิเมตร ต่อนาที การติดตั้งชิ้นทดสอบและลักษณะการทดสอบความต้านทานการแตกหักแสดงดังรูปที่ 3.10 จนกระทั่งชิ้นงานทดสอบเกิดการแตกหักหรือขาดออกจากกัน โดยในแต่ละเงื่อนไขการทดสอบจะทำการทดสอบซ้ำ 3 ครั้ง และทำการเก็บข้อมูลความสัมพันธ์ระหว่างระยะยืดและภาระตลอดการทดสอบ เพื่อไปคำนวณหาความต้านทานการแตกหักต่อไป



รูปที่ 3.10 ลักษณะการทดสอบความต้านทานการแตกหักบนเครื่องทดสอบอเนกประสงค์

ความต้านทานการแตกหักภายใต้การรับภาระแบบผสม 1 และ 3 เป็นการรับภาระในรูปแบบที่ผสมระหว่างภาระรูปแบบ 1 ที่กระทำในทิศทางเปิดรอยร้าว (Opening mode) และภาระรูปแบบ 3 ที่กระทำในลักษณะการฉีก (Tearing mode) หรือรูปแบบการเฉือนนอกระนาบรอยร้าว (Out-of-plane shear mode) โดยมีค่าพารามิเตอร์การรับภาระแบบผสม (Mode mixity parameter, M^e) ที่แสดงถึงสัดส่วนการรับภาระระหว่างรูปแบบ 1 และรูปแบบ 3 สามารถคำนวณได้ตามสมการที่ (12) โดยเมื่อค่า M^e เท่ากับ 0 หมายความว่าชิ้นงานทดสอบรับภาระรูปแบบที่ 3 เพียงรูปแบบเดียว ค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 หมายความว่าชิ้นงานทดสอบรับภาระแบบผสมรูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 3 และเมื่อค่าเท่ากับ 1 หมายความว่าชิ้นงานทดสอบรับภาระรูปแบบที่ 1 เพียงรูปแบบเดียว และในงานวิจัยนี้จะใช้ค่าองค์ประกอบความเข้มของความเค้น (Stress intensity factor, K_A) เป็นตัวแทนของค่าความต้านทานการแตกหักที่เกิดขึ้นกับวัสดุอีพอกซีเรซิน ซึ่งจะแยกพิจารณาตามรูปแบบภาระรูปแบบที่ 1 (K_I) และภาระรูปแบบที่ 3 (K_{III}) สามารถคำนวณได้ตามสมการที่ (15) และ (16) ตามลำดับ

$$M_{I/III}^e = \frac{2}{\pi} \tan^{-1} \frac{K_I}{K_{III}} \quad (12)$$

$$K_A = \left(\frac{P}{BW^{1/2}} \right) f \left(\frac{a}{W} \right) \quad (13)$$

$$f \left(\frac{a}{W} \right) = 6 \left(\frac{a}{W} \right)^{\frac{1}{2}} \frac{\left[1.99 - \left(\frac{a}{W} \right) \left(1 - \frac{a}{W} \right) \left(2.15 - 3.93 \frac{a}{W} + 2.7 \left(\frac{a}{W} \right)^2 \right) \right]}{\left(1 - 2 \frac{a}{W} \right) \left(1 - \frac{a}{W} \right)^{\frac{1}{2}}} \quad (14)$$

$$K_I = K_A \sin^2 \theta \quad (15)$$

$$K_{III} = K_A \sin \theta \cos \theta \quad (16)$$

เมื่อ	$f \left(\frac{a}{W} \right)$	แทนพารามิเตอร์ความสัมพันธ์ที่ขึ้นกับสัดส่วนความยาวรอยร้าวเริ่มต้นต่อความกว้างชิ้นทดสอบ
	P	แทนภาระสูงสุดที่เกิดขึ้นกับชิ้นทดสอบ
	a	แทนความยาวรอยร้าวเริ่มต้นของชิ้นทดสอบ

W	แทนความกว้างชั้นทดสอบ
B	แทนความหนาชั้นทดสอบ
θ	แทนมุมรอยร้าวเริ่มต้น

จากสมการที่ (13)-(16) ความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 จะขึ้นอยู่กับความหนา และความกว้างของชิ้นงานทดสอบสามารถทำการวัดขนาดได้ก่อนการทดสอบ ภาระสูงสุดที่เกิดกับชิ้นงานทดสอบเป็นค่าที่ได้จากการทดสอบ และมุมรอยร้าวเริ่มต้น ซึ่งเป็นตัวแปรที่ส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงค่าพารามิเตอร์การรับภาระแบบผสม มุมของรอยร้าวเริ่มต้นและค่า M^e ต่าง ๆ ที่เลือกใช้ในงานวิจัยนี้จะแสดงไว้ดังตารางที่ 3.3

ตารางที่ 3.3 ตารางแสดงมุมของรอยร้าวเริ่มต้นที่ค่า M^e ต่าง ๆ

Mode	M^e	มุมรอยร้าวเริ่มต้น ($^{\circ}$)
I/III	0.33	30
I/III	0.50	45
I/III	0.83	75
I	1.00	90

3.4 การทำนายความต้านทานการแตกหัก

3.4.1 การทำนายด้วยเกณฑ์การแตกหัก (Fracture criterion)

การศึกษาและอธิบายพฤติกรรมเมื่อวัสดุที่มีรอยร้าวเกิดภาระกระทำจากภายนอกได้ มีการประยุกต์ใช้ความสัมพันธ์ของความเครียด ความเค้น และอัตราการปลดปล่อยพลังงาน เพื่อคำนวณค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับกลศาสตร์การแตกหัก และสามารถใช้ในการทำนายความต้านทานการแตกหักของวัสดุได้ โดยจะเรียกสมการสำหรับทำนายความต้านทานการแตกหักนี้ว่า เกณฑ์การแตกหัก (Fracture criterion) ซึ่งเกณฑ์การแตกหักที่นิยมใช้อย่างแพร่หลายสำหรับการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของวัสดุ ทฤษฎีเบื้องต้นของเกณฑ์การแตกหักที่ใช้ในงานวิจัยนี้อธิบายไว้ดังต่อไปนี้

3.4.1.1 Maximum tangential stress criterion (MTS)

เกณฑ์การแตกหักแบบ Maximum tangential stress criterion หรือ MTS [47] ซึ่งมีหลักการ คือ การเติบโตของรอยร้าวจะเริ่มต้นขึ้นเมื่อค่าความเค้นสัมผัสถึงค่าระยะวิกฤตจากปลายรอยร้าว และค่าระยะวิกฤตในทิศทางของความเค้นสัมผัส (Tangential stress, $\sigma_{\theta\theta}$) สูงสุดรอบปลายรอยร้าว ที่ทำให้วัสดุเกิดการเสียหาย สามารถอธิบายได้ดังสมการที่ (17)

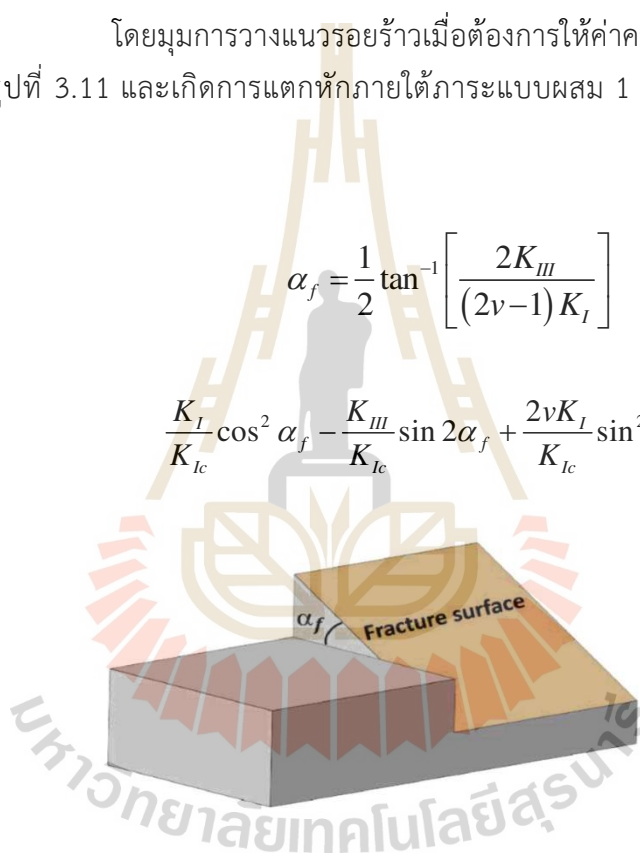
$$\sigma_{\alpha\alpha} = \frac{K_I}{\sqrt{2\pi r}} \cos^3 \frac{\theta}{2} \cos^2 \alpha - \frac{K_{III}}{\sqrt{2\pi r}} \cos \frac{\theta}{2} \sin 2\alpha + \frac{2\nu K_I}{\sqrt{2\pi r}} \cos \frac{\theta}{2} \sin^2 \alpha \quad (17)$$

- เมื่อ r แทนระยะถึงปลายรอยร้าวในพิกัดเชิงขั้ว (Polar coordinate)
 θ แทนมุมที่รอยร้าวเริ่มขยายตัวโดยวัดจากทิศทางของรอยร้าวเริ่มต้น
 α มุมรอยร้าวเริ่มต้น (Incline crack angle)
 ν อัตราส่วนของปัวซอง (Poisson's ratio)

โดยมุมการวางแนวรอยร้าวเมื่อต้องการให้ค่าความเค้นสัมผัสมีค่าสูงสุด (α_f) แสดงดังรูปที่ 3.11 และเกิดการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 สามารถหาได้จากสมการที่ (18)

$$\alpha_f = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left[\frac{2K_{III}}{(2\nu-1)K_I} \right] \quad (18)$$

$$\frac{K_I}{K_{Ic}} \cos^2 \alpha_f - \frac{K_{III}}{K_{Ic}} \sin 2\alpha_f + \frac{2\nu K_I}{K_{Ic}} \sin^2 \alpha_f = 1 \quad (19)$$



รูปที่ 3.11 ลักษณะมุมการวางแนวรอยร้าวเมื่อต้องการให้ค่าความเค้นสัมผัสมีค่าสูงสุด (α_f)
 (ที่มา : (Aliha, M et al., 2016))

3.4.1.2 Local strain energy density criterion (Local SED)

เกณฑ์การแตกหักแบบ Local strain energy density หรือ Local SED พัฒนามาจากเกณฑ์การแตกหัก SED ที่ทำการศึกษาความหนาแน่นของพลังงานความเครียด (Strain energy density) รอบปลายรอยร้าวของวัสดุ [48] โดยหลักการ คือ เมื่อความหนาแน่นของพลังงานความเครียดเฉลี่ยเหนือปริมาตรควบคุมถึงค่าพลังงานความเครียดวิกฤติ (Critical strain energy,

W_c) วัสดุจะเกิดการแตกหัก โดยปริมาตรควบคุมจะขึ้นอยู่กับลักษณะรอยร้าวเริ่มต้นและสมบัติของวัสดุ เกณฑ์การแตกหักแบบ Local SED สามารถอธิบายได้ดังสมการที่ (20)

$$\frac{\overline{W}_I}{W_{Ic}} + \frac{\overline{W}_{III}}{W_{IIIc}} = 1 \quad (20)$$

เมื่อ W_{Ic} แทนความหนาแน่นของพลังงานความเครียดวิกฤตการรับภาระรูปแบบที่ 1 จากสมการที่ (21)

W_{IIIc} แทนความหนาแน่นของพลังงานความเครียดวิกฤตการรับภาระรูปแบบที่ 3 จากสมการที่ (22)

$\overline{W}_I$ แทนความหนาแน่นของพลังงานความเครียดของการรับภาระรูปแบบที่ 1 จากสมการที่ (23)

$\overline{W}_{III}$ แทนความหนาแน่นของพลังงานความเครียดของการรับภาระรูปแบบที่ 3 จากสมการที่ (24)

$$W_{Ic} = \frac{\sigma_t^2}{2E} \quad (21)$$

$$W_{IIIc} = \frac{\tau_t^2}{2G} \quad (22)$$

เมื่อ σ_t แทนความเค้นแรงดึงสูงสุดของวัสดุ
 E แทนโมดูลัสของสภาพยืดหยุ่น (Modulus of elasticity)
 τ_t แทนความเค้นแรงเฉือนของวัสดุ
 G แทนค่าโมดูลัสแรงเฉือนของวัสดุ

$$\overline{W}_I = \frac{e_1}{R_{Ic}} \frac{K_I^2}{E} \quad (23)$$

$$\overline{W}_{III} = \frac{e_3}{R_{IIIc}} \frac{K_{III}^2}{E} \quad (24)$$

เมื่อ e_1 และ e_3 มีค่าเท่ากับ 0.119 และ 0.414 ตามลำดับ ซึ่งได้จากงานวิจัยของคุณ Filippo Berto et al. [48]

R_{1c} และ R_{3c} แทนรัศมีของปริมาตรควบคุมตามการรับภาระรูปแบบที่ 1 และ 3 ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (32) และ (33) ตามลำดับ

$$R_{1c} = 2e_1 \left(\frac{K_{Ic}}{\sigma_t} \right)^2 = \frac{(1+\nu)(5-8\nu)}{4\pi} \left(\frac{K_{Ic}}{\sigma_t} \right)^2 \quad (25)$$

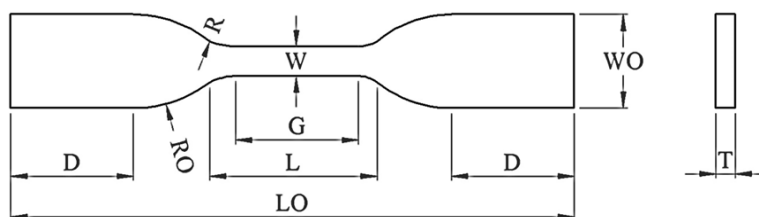
$$R_{3c} = \frac{e_3}{1+\nu} \left(\frac{K_{IIIc}}{\tau_t} \right)^2 \quad (26)$$

เมื่อ ν อัตราส่วนของปัวซอง (Poisson's ratio) เท่ากับ 0.33

เพื่อทำนายค่าความต้านทานการแตกหักโดยใช้เกณฑ์การแตกหัก จำเป็นต้องทราบค่าความความเค้นแรงดึงสูงสุดของ โมดูลัสของสภาพยืดหยุ่น ความเค้นแรงเฉือนของ และโมดูลัสแรงเฉือนของวัสดุ ซึ่งหาได้จากการทดสอบแรงดึง ดังนั้นงานวิจัยนี้จะทำการทดสอบแรงดึง โดยการเตรียมชิ้นทดสอบและขั้นตอนการทดสอบแรงดึงจะแสดงในหัวข้อถัดไป

3.4.1.3 การทดสอบแรงดึง (Tensile testing)

การเตรียมชิ้นทดสอบแรงดึงและการทดสอบแรงดึง (Tensile testing) อ้างอิงรูปร่างและขนาดชิ้นงานทดสอบ เงื่อนไขการทดสอบ และการติดตั้งอุปกรณ์ทดสอบตาม มาตรฐานการทดสอบแรงดึง ASTM D638 [49] ซึ่งเป็นมาตรฐานที่ใช้สำหรับการทดสอบแรงดึงของ วัสดุประเภทพอลิเมอร์ โดยชิ้นงานทดสอบแรงดึงจะทำเตรียมจากอิพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยอนุภาค เปลือกหอยแมลงภู่มะนาวจากหัวข้อ 3.2.3.7 ให้ได้รูปร่างและขนาดของชิ้นงานทดสอบแรงดึงตามที่แสดงดัง รูปที่ 3.12 และตารางที่ 3.4



รูปที่ 3.12 รูปร่างและขนาดชิ้นงานทดสอบแรงดึง

ตารางที่ 3.4 ตารางแสดงขนาดของชิ้นงานทดสอบแรงดึง

ตัวแปร	ความหมาย	ขนาด	หน่วย
W	ความกว้างส่วนคอคอด (Width of narrow section)	6 ± 0.50	มิลลิเมตร
L	ความยาวส่วนคอคอด (Length of narrow section)	33 ± 0.50	มิลลิเมตร
WO	ความกว้างทั้งหมด (Width overall)	19 ± 6.40	มิลลิเมตร
LO	ความยาวทั้งหมด (Length overall)	115*	มิลลิเมตร
G	ความยาวเกจ (Gage length)	25 ± 0.13	มิลลิเมตร
D	ความยาวส่วนจับยึด (Length of grips section)	25 ± 5.00	มิลลิเมตร
R	รัศมีส่วนโค้ง (Radius of fillet)	14 ± 1.00	มิลลิเมตร
RO	รัศมีส่วนนอก (Outer radius)	25 ± 1.00	มิลลิเมตร
T	ความหนา (Thickness)	4**	มิลลิเมตร

*มาตรฐานกำหนดความยาวทั้งหมด (Length overall, LO) ไว้ที่ 115 มิลลิเมตรขึ้นไป (ไม่กำหนดความยาวสูงสุด)

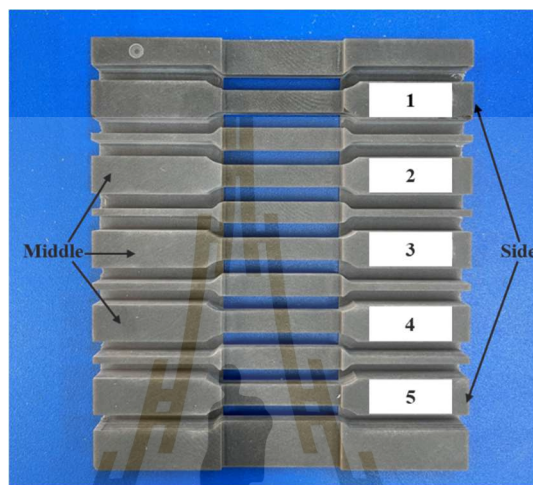
**สำหรับชิ้นงานทดสอบแรงดึง Type IV กำหนดความหนา (Thickness) ไว้ไม่เกิน 4 มิลลิเมตร

ทำการทดสอบแรงดึงโดยให้อัตราการรับภาระ (Loading rate) ที่ 2 มิลลิเมตรต่อนาที ทำการทดสอบซ้ำ 5 ครั้งในแต่ละเงื่อนไขการทดสอบด้วยเครื่องทดสอบอเนกประสงค์ (Universal testing machines, UTM) ยี่ห้อ Lloyd รุ่น LD series กำลังการทดสอบ 100 กิโลนิวตัน การให้ภาระจะดำเนินไปจนกระทั่งชิ้นงานทดสอบเกิดการแตกหักหรือขาดออกจากกัน ระหว่างการทดสอบจะทำการเก็บบันทึกข้อมูลความสัมพันธ์ระหว่างระยะยืดและภาระเพื่อไปคำนวณหาความเค้นแรงดึงและค่าต่าง ๆ ที่ใช้ในการทำนายความต้านทานการแตกหักด้วยเกณฑ์การแตกหักต่อไป เงื่อนไขการทดสอบจะใช้ออกแบบการทดลองแบบแฟกทอเรียลเต็มรูปแบบไป เช่นเดียวกับการออกแบบการทดลองเพื่อทดสอบความต้านทานการแตกหักแสดงดังตารางที่ 3.5

ตารางที่ 3.5 ตารางแสดงปัจจัยการออกแบบการทดสอบแรงดึง

ปัจจัย	ระดับปัจจัย		
	1	2	3
อุณหภูมิการเผาเปลือกหอยแมลงภู (องศาเซลเซียส)	500	700	900
สัดส่วนการผสม (ร้อยละโดยน้ำหนัก)	10	20	30

นอกจากการทดสอบแรงดึงเพื่อใช้ในการทำนายความต้านทานการแตกหัก ด้วยเกณฑ์การแตกหัก ผลการทดสอบแรงดึงจะถูกนำมาวิเคราะห์ทางสถิติเพื่อยืนยันสมบัติทางกลว่าในการเตรียมวัสดุผสมแต่ละครั้งหรือภายในแม่พิมพ์เดียวกันในแต่ละตำแหน่ง (Position) ของแม่พิมพ์ ให้สมบัติทางกลที่ใกล้เคียงกัน ซึ่งชิ้นทดสอบ 1 แผ่นจะถูกตัดขึ้นรูปเป็นชิ้นทดสอบแรงดึง 5 ชิ้นและกำหนดหมายเลขเพื่อระบุตำแหน่งของชิ้นทดสอบแสดงดังรูปที่ 3.13



รูปที่ 3.13 การเตรียมชิ้นงานทดสอบแรงดึงเพื่อศึกษาผลกระทบของการเตรียมวัสดุ

3.4.2 การทำนายด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence method)

3.4.2.1 การเตรียมข้อมูล (Data preparation)

การสร้างแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์เพื่อทำนายความต้านทานการแตกหัก ภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของวัสดุอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู์ลักษณะการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised Learning) ข้อมูลที่ใช้ถูกแบ่งออกเป็นสองกลุ่ม ได้แก่ ข้อมูลความเที่ยงตรงสูง (High-fidelity data) ที่ได้จากการทดสอบจริง (Experiment) 44 จุด และข้อมูลความเที่ยงตรงต่ำ (Low-fidelity data) 198 จุด ที่ได้จากการทำนายเบื้องต้นด้วยเกณฑ์การแตกหัก (Criteria) โดยข้อมูลทั้งสองกลุ่มถูกจัดเก็บในรูปแบบตาราง และนำเข้าโดยใช้ไลบรารี Pandas ผ่านการอ่านจากไฟล์ Excel หลังจากนั้นจะทำการจัดเรียงลำดับข้อมูลใหม่แบบสุ่ม (shuffle) เพื่อป้องกันความลำเอียง (Bias) ที่อาจเกิดจากลำดับข้อมูลเดิม โดยใช้ค่าการสุ่มแบบคงที่ (random_state=42) เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ทำซ้ำได้ สำหรับชุดข้อมูลแต่ละกลุ่ม ได้ทำการแยกปัจจัยรับเข้า (Input factor) ได้แก่ อุณหภูมิในการเผาเปลือกหอย (องศาเซลเซียส), สัดส่วนการผสมเปลือกหอย (ร้อยละโดยน้ำหนัก) และค่าพารามิเตอร์การรับภาระแบบผสม ในส่วนผลลัพธ์ (Output) ของแบบจำลองได้แก่ ความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระรูปแบบที่ 1 (K_I) และความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระรูปแบบที่ 3 (K_{III}) เนื่องจากแบบจำลองที่ใช้ในงานวิจัยนี้คือโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep

neural network, DNN) ซึ่งมีความไวต่อระดับค่าของข้อมูล (Scale) จึงมีการดำเนินการปรับมาตรฐานข้อมูล (Standardization) โดยใช้วิธี Z-score normalization ผ่านไลบรารี StandardScaler จาก scikit-learn ซึ่งเป็นกระบวนการทางสถิติที่ใช้เพื่อปรับขนาดของข้อมูลให้มีลักษณะที่เหมาะสมต่อการประมวลผลด้วยอัลกอริธึมการเรียนรู้ของเครื่องทั้งในส่วนของการป้อนข้อมูลเข้าและผลลัพธ์ วิธีการนี้ช่วยลดผลกระทบจากความต่างของระดับค่าระหว่างปัจจัย และส่งผลให้กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพและประสิทธิผลที่สูงขึ้น [50] ค่ามาตรฐานหรือที่เรียกอีกชื่อว่า Z-score คำนวณได้จากสมการ (27)

$$z_i = \frac{x_i - \mu}{\sigma} \quad (27)$$

เมื่อ	x_i	แทน	ข้อมูลก่อนการปรับมาตรฐาน
	μ	แทน	ค่าเฉลี่ยของปัจจัย
	σ	แทน	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของปัจจัย

สำหรับชุดข้อมูลความเที่ยงตรงสูงมีการแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ส่วน ได้แก่

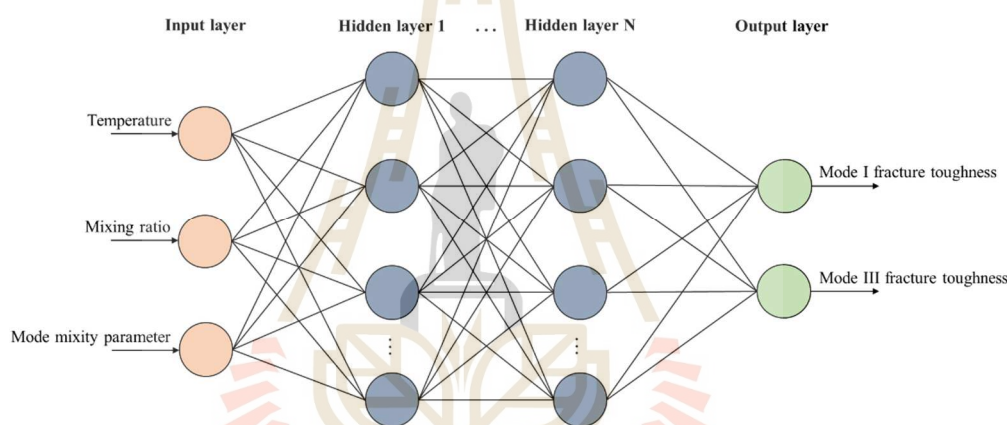
- ชุดฝึกสอน (Training set) สำหรับใช้ฝึกสอนแบบจำลองหลักโดยตรง
- ชุดตรวจสอบ (Validation set) สำหรับประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองขณะฝึกสอนเพื่อใช้ในการปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ (Hyperparameters)
- ชุดทดสอบ (Test set) สำหรับประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองหลังจากสิ้นสุดการฝึกสอนเพื่อวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง

งานวิจัยนี้ได้กำหนดอัตราส่วนของการแบ่งข้อมูลเป็นชุดทดสอบ 20% ของข้อมูลทั้งหมด ข้อมูลส่วนที่เหลืออีก 80% จะถูกแบ่งอีก 10% สำหรับชุดตรวจสอบ ทำให้ชุดข้อมูลสุดท้ายได้เป็นชุดฝึกสอน 72% ชุดตรวจสอบ 8% และชุดทดสอบ 20% การแบ่งชุดข้อมูลในอัตราส่วนดังกล่าวสอดคล้องกับแนวปฏิบัติมาตรฐานในงานวิจัยด้านการเรียนรู้ของเครื่อง โดยเฉพาะในกรณีที่ขนาดของชุดข้อมูลไม่ใหญ่มาก ซึ่งจำเป็นต้องรักษาสมดุลระหว่างขนาดของชุดฝึกและความเพียงพอของข้อมูลในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง [50, 51] ขณะที่ชุดข้อมูลความเที่ยงตรงต่ำซึ่งมีขนาดชุดข้อมูลมากกว่าและมีความแม่นยำต่ำกว่า จะถูกใช้ทั้งหมดเป็นชุดฝึกสอนแบบจำลอง (Training set) โดยไม่มีการแบ่งออกเป็นชุดทดสอบหรือตรวจสอบ เนื่องจากวัตถุประสงค์ของข้อมูลกลุ่มนี้คือเพื่อสร้างแบบจำลองเบื้องต้นที่ใช้เสริมการเรียนรู้ของข้อมูลความเที่ยงตรงสูงในกระบวนการเรียนรู้แบบหลายระดับความเที่ยงตรง การเตรียมข้อมูลในลักษณะดังกล่าวจะช่วยให้สามารถฝึกสอนแบบจำลองเชิงลึกได้ทั้งในลักษณะความเที่ยงตรงเดียว (Single-fidelity) และหลายระดับความเที่ยงตรง (Multi-fidelity)

3.4.2.2 การสร้างแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence Modeling)

3.4.2.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep neural network: DNN)

งานวิจัยนี้ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก ซึ่งเป็นหนึ่งในอัลกอริทึมที่ได้รับความนิยม เหมาะสำหรับงานที่มีความซับซ้อน ลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย ชั้นรับเข้า (Input layer) ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นผลลัพธ์ (Output layer) ในแต่ละชั้นจะมีหน่วยประมวลผลย่อย (Node) ที่ถูกเชื่อมต่อกันด้วยเส้นเชื่อมที่มีการถ่วงน้ำหนัก (Weight) แสดงดังรูปที่ 3.14 ซึ่งกระบวนการเรียนรู้เป็นแบบมีผู้สอน (Supervise) และใช้วิธีการส่งค่าย้อนกลับ (Backpropagation) ซึ่งจะทำให้การส่งสัญญาณผิดพลาด (Error signal) ย้อนกลับเข้าสู่โครงข่ายประสาท และทำการปรับค่าน้ำหนักจนเข้าใกล้ผลลัพธ์ที่กำหนดไว้ [52, 53]



รูปที่ 3.14 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก

หลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม การคำนวณหาผลลัพธ์ ทำได้โดยการใส่ข้อมูลป้อนเข้าไปในโครงข่ายประสาท และคำนวณค่าผลรวมของโหนดในชั้นซ่อน โดยจะมีฟังก์ชันสำหรับคำนวณเมื่อได้รับข้อมูลจากโหนดในชั้นก่อนหน้า เรียกว่า ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) ชั้นซ่อนจะมีหน้าที่ในการปรับค่าข้อมูลที่เข้ามาในชั้นต่าง ๆ ให้สามารถแยกแยะความแตกต่างโดยใช้เส้นตรงเส้นเดียวได้ (Linearly separable) ฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ในงานวิจัยนี้ ได้แก่

ฟังก์ชันกระตุ้นแบบ ReLU (Rectified linear unit) ซึ่งจะได้ค่าของโหนดในชั้นซ่อนที่อยู่ในช่วง 0 ถึง ∞ ดังสมการที่ (28)

$$f(x) = \max(0, x) \quad (28)$$

ฟังก์ชันกระตุ้นแบบ Tanh (Hyperbolic tangent) ค่าของปัจจัยรับเข้าจะถูกแปลงให้อยู่ในช่วง -1 ถึง 1 ดังสมการที่ (29)

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (29)$$

ฟังก์ชันกระตุ้นแบบ Sigmoid ค่าของปัจจัยรับเข้าจะถูกแปลงให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ดังสมการที่ (30)

$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (30)$$

ฟังก์ชันกระตุ้นแบบ Linear ค่าของปัจจัยรับเข้าจะเท่ากับค่าที่ป้อนเข้า โดยตรงไม่มีการแปลงรูปดังสมการที่ (31)

$$f(x) = x \quad (31)$$

เมื่อ x แทนข้อมูลของปัจจัยรับเข้า

หลังจากการปรับค่าผลรวมด้วยฟังก์ชันกระตุ้นจะทำการหาค่าความผิดพลาดของโหนดในชั้นผลลัพธ์ โดยการนำผลลัพธ์ที่คำนวณได้จริงเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่กำหนดไว้ หากค่าอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้จะทำการรับข้อมูลชุดถัดไป แต่หากค่าไม่อยู่ในช่วงที่ยอมรับได้จะทำการปรับค่าน้ำหนัก เมื่อทำการปรับค่าน้ำหนักแล้วจึงทำการรับข้อมูลชุดถัดไปและทำซ้ำอีกรอบจนกระทั่งถึงข้อมูลชุดสุดท้ายนับเป็น 1 รอบของการคำนวณ (1 Epoch) จากนั้นจะทำการหาค่าผิดพลาดรวมเฉลี่ย (Mean squared error, MSE) เพื่อตรวจสอบว่าค่าโดยเฉลี่ยในการทำนายผลนั้นมีค่าน้อยกว่าค่าคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้หรือไม่ ถ้าโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกที่สร้างขึ้นนั้นให้ผลลัพธ์ที่ถูกต้องจึงทำการเสร็จสิ้นการเรียนรู้

3.4.2.2.2 การปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ (Hyperparameter tuning)

การปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์เป็นขั้นตอนที่มีความสำคัญต่อประสิทธิภาพการทำนายผลของแบบจำลอง เพื่อให้ได้ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด (Hyperparameter optimization) ในการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก งานวิจัยนี้ใช้วิธีการค้นหาแบบตัวประมาณค่าความน่าจะเป็นแบบพาร์เซนที่มีโครงสร้างต้นไม้ (Tree-structured parzen estimator, TPE) ซึ่งเป็นหนึ่งในวิธีการหาค่าที่เหมาะสมด้วยวิธีแบบเบย์เซียน (Bayesian optimization) ที่มีประสิทธิภาพ โดยใช้

ไลบรารี Optuna ในการดำเนินการ วิธี TPE จะทำการเรียนรู้จากผลการทดลองที่ผ่านมา และเสนอค่าที่คาดว่าจะได้ผลดีกว่าในรอบถัดไป แทนที่จะสุ่มค่าทั้งหมด (Random search) เพื่อค้นหาชุดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์สำหรับแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ที่ให้ประสิทธิภาพการทำนายสูงสุด ซึ่ง Optuna เป็นไลบรารีที่ใช้กระบวนการสร้างและฝึกสอนแบบจำลองที่สามารถเปลี่ยนแปลงได้ตามค่าพารามิเตอร์ที่สุ่มเลือกในแต่ละรอบของการฝึกสอน หรือเรียกว่า “Define-by-Run” [54] โดยค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ทำการทดลองแสดงดังตารางที่ 3.6

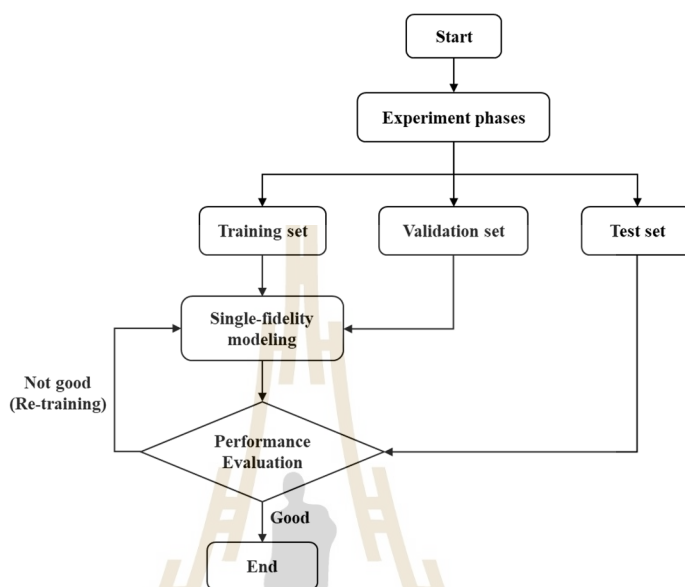
ตารางที่ 3.6 ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ทำการทดลอง

ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ค่าทดลอง
จำนวนชั้นซ่อน (Number of hidden layer)	1, 2, 3
จำนวนหน่วยในชั้นซ่อน (Units in hidden layer)	32, 64, 128
ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function)	ReLU, Tanh, Sigmoid, Linear
การปรับมาตรฐาน (Regularization)	L1, L2, None
อัตราการเรียนรู้ (Learning rate)	0.0001-0.01

การฝึกสอนแบบจำลองแต่ละชุดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ดำเนินการโดยใช้ข้อมูลจากชุดฝึกสอนความเที่ยงตรงสูงเพียง 30% และประเมินประสิทธิภาพการทำนายโดยใช้ชุดข้อมูลตรวจสอบแบบจำลองด้วยค่า R^2 , MSE และ MARE เพื่อเลือกชุดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ให้ประสิทธิภาพในการทำนายดีที่สุด ค่าที่ได้จากการปรับนี้จะถูกนำไปใช้ในการสร้างแบบจำลองทั้งในกรณีแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวและแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง เพื่อให้สามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างแบบจำลองทั้งสองได้

3.4.2.3 การพัฒนาแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์

3.4.2.3.1 การสร้างแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว (Single-fidelity modeling)



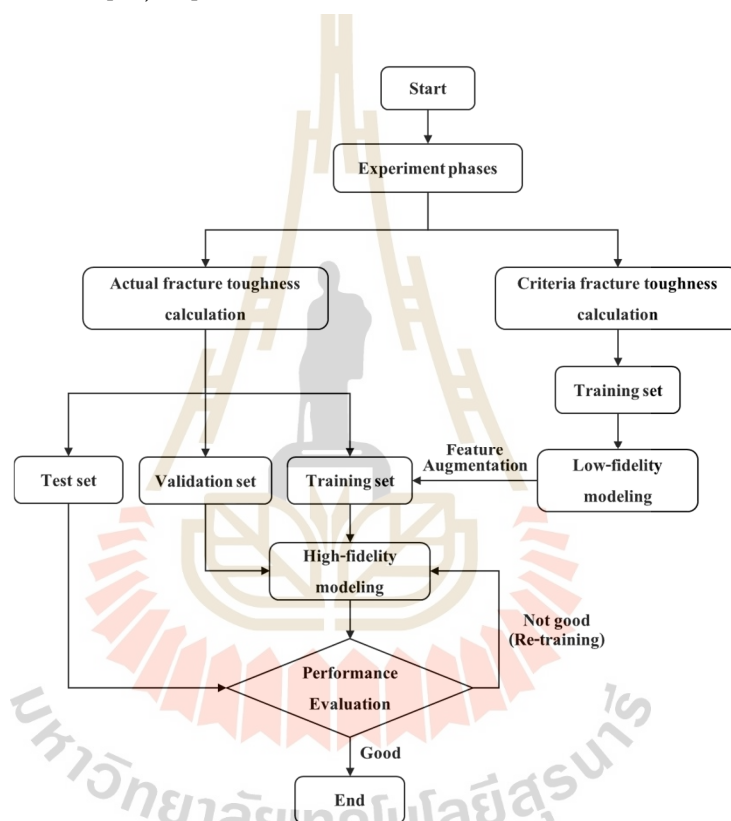
รูปที่ 3.15 แผนผังการสร้างแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว

กระบวนการสร้างแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว (Single-fidelity model) ในงานวิจัยนี้แสดงดังรูปที่ 3.15 โดยขั้นตอนการสร้างแบบจำลองเริ่มตั้งแต่การดำเนินงานตามแผนการทดลอง (Experiment phases) และการรวบรวมข้อมูลความเที่ยงตรงสูง (High-fidelity data) ซึ่งได้จากการทดสอบจริง จากนั้นทำการแบ่งชุดข้อมูลตามขั้นตอนการเตรียมข้อมูลในหัวข้อ 3.4.2.1 และทำการสร้างแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว โดยใช้เฉพาะข้อมูลความเที่ยงตรงสูงเพียงอย่างเดียว ซึ่งในกระบวนการฝึกสอนแบบจำลองจะทำการปรับเพื่อหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เหมาะสมตามวิธีการในหัวข้อ 3.4.2.2 เพื่อให้ได้ประสิทธิภาพการทำนายที่ดีที่สุด เมื่อการฝึกสอนแบบจำลองเสร็จสิ้นจะทำการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้ชุดทดสอบ เพื่อวัดประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองจะใช้ตัวชี้วัดประสิทธิภาพที่หลากหลาย (กล่าวในหัวข้อ 3.4.2.5) โดยค่าดังกล่าวจะถูกนำไปวิเคราะห์และเปรียบเทียบกับแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง (Multi-fidelity model) ในลำดับถัดไป

3.4.2.3.2 การสร้างแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง (Multi-fidelity modeling)

การใช้แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ในการทำนายความต้านทานการแตกหัก แม้จะให้ประสิทธิภาพในการทำนายที่สูง แต่จำเป็นต้องใช้ข้อมูลจำนวนมากเพื่อให้

แบบจำลองสามารถแสดงพฤติกรรมการแตกหักที่แท้จริงของวัสดุได้อย่างถูกต้อง ซึ่งข้อมูลที่น่ามาใช้ฝึกสอนแบบจำลองนั้น มาจากการทดสอบวัสดุด้วยวิธีการทดสอบแบบทำลาย (Destructive test) จึงต้องสิ้นเปลืองวัสดุจำนวนมาก และใช้เวลาในการทดสอบวัสดุค่อนข้างมาก เพื่อแก้ปัญหาความต้องการข้อมูลความเที่ยงตรงสูงจากการทดสอบความต้านทานการแตกหักของวัสดุ ในการสร้างแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ ส่วนหนึ่งของข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองจะถูกแทนที่ด้วยข้อมูลที่มีความเที่ยงตรงต่ำได้จากการคำนวณโดยใช้เกณฑ์การแตกหัก การรวมข้อมูลหลายกลุ่มที่มีระดับความเที่ยงตรงแตกต่างกันเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลอง เรียกว่า แบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง (Multi-fidelity model) [55, 56]



รูปที่ 3.16 แผนผังการสร้างแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง

ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงแสดงดังรูปที่ 3.16 โดยเริ่มจากการฝึกสอนแบบจำลองความเที่ยงตรงต่ำ (Low-fidelity model) ด้วยข้อมูลความเที่ยงตรงต่ำ (Low-fidelity data) ที่ได้จากการคำนวณด้วยเกณฑ์การแตกหัก หลังจากการฝึกสอนแบบจำลองความเที่ยงตรงต่ำเสร็จสิ้น แบบจำลองนี้จะสามารถใช้ในการทำนายค่าความต้านทานการแตกหัก เบื้องต้นได้ โดยจะนำปัจจัยรับเข้าจากชุดข้อมูลความเที่ยงตรงสูงซึ่งเป็นข้อมูลจากการทดสอบจริงไปทำนายด้วยแบบจำลองความเที่ยงตรงต่ำที่ได้รับการฝึกฝนไว้แล้ว ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายนี้จะเรียกว่า ค่าการทำนายเบื้องต้น ค่าทำนายเบื้องต้นดังกล่าวจะถูกนำมาใช้ร่วมกับ

ปัจจัยรับเข้าของข้อมูลความเที่ยงตรงสูงผ่านกระบวนการที่เรียกว่า การเสริมคุณลักษณะของข้อมูล (Feature augmentation) ส่งผลให้ข้อมูลของแบบจำลองประกอบด้วยทั้งข้อมูลปัจจัยรับเข้าจากการทดลองจริงและค่าการทำนายจากแบบจำลองความเที่ยงตรงต่ำ การเสริมข้อมูลลักษณะนี้ช่วยให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์เชิงลึกระหว่างปัจจัยรับเข้ากับผลลัพธ์ได้แม่นยำยิ่งขึ้น โดยอาศัยประโยชน์จากข้อมูลความแม่นยำต่ำในลักษณะของข้อมูลสนับสนุน (Auxiliary features) ส่งผลให้แบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงมีประสิทธิภาพและความแม่นยำในการทำนายสูงกว่าแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว จากนั้นนำข้อมูลที่ผ่านกระบวนการเสริมคุณลักษณะไปใช้ในการฝึกสอนแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง ซึ่งในกระบวนการฝึกสอนแบบจำลองจะทำการปรับเพื่อหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เหมาะสม ประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้ชุดทดสอบและวัดประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองด้วยตัวชี้วัดประสิทธิภาพที่หลากหลายเช่นเดียวกับแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว

3.4.2.5 การวัดประสิทธิภาพแบบจำลอง (Performance evaluation)

การสร้างแบบจำลองเพื่อทำนายผลนั้น จำเป็นต้องมีการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองว่าสามารถทำนายผลได้ใกล้เคียงค่าจากข้อมูลจริงมากน้อยเพียงใด เนื่องจากการทำนายในงานวิจัยนี้ ผลลัพธ์ที่ได้จะมีลักษณะข้อมูลเป็นเชิงตัวเลขแบบต่อเนื่อง จึงเลือกใช้ตัวชี้วัดประสิทธิภาพ (Performance metrics) สำหรับแบบจำลองการถดถอย (Regression model) [57] ที่เหมาะสมกับลักษณะข้อมูลดังกล่าว ซึ่งตัวชี้วัดประสิทธิภาพที่ใช้กันโดยทั่วไปสามารถอธิบายได้ดังนี้

3.4.2.5.1 ค่าสัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจ หรือฟังก์ชันคะแนนการถดถอย (Coefficient of determination, R^2) เป็นตัวชี้วัดที่แสดงถึงแนวโน้มความสัมพันธ์ระหว่างค่าจากข้อมูลจริงกับค่าที่เกิดจากผลการทำนายของแบบจำลอง โดยแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้มากน้อยเพียงใด ซึ่งจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 สามารถคำนวณได้ตามสมการที่ (32) โดยการตีความค่าสัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจแสดงดังตารางที่ 3.7

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (32)$$

ตารางที่ 3.7 การตีความค่าสัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจ [58]

R^2	การตีความผลลัพธ์ของแบบจำลอง
0.9-1.0	แบบจำลองสามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ดีมาก
0.7-0.9	แบบจำลองมีประสิทธิภาพค่อนข้างดี
0.5-0.7	แบบจำลองมีความแม่นยำปานกลาง
<0.5	แบบจำลองอธิบายข้อมูลได้ต่ำ
<0	แบบจำลองไม่สามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้เลย

3.4.2.5.2 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean square error, MSE) เป็นตัวชี้วัดที่แสดงถึงค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยระหว่างค่าจากข้อมูลจริงกับค่าที่เกิดจากการทำนายของแบบจำลอง สามารถคำนวณได้ตามสมการที่ (33) โดยการตีความค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองแสดงดังตารางที่ 3.8

$$MSE = \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (33)$$

ตารางที่ 3.8 การตีความค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง [59]

MSE	การตีความผลลัพธ์ของแบบจำลอง
เข้าใกล้ 0	แบบจำลองมีความแม่นยำสูงมาก ค่าทำนายคลาดเคลื่อนจากค่าจริงน้อย
ค่าปานกลาง	แบบจำลองสามารถทำนายได้ในระดับที่ยอมรับได้ แต่ยังมี ความคลาดเคลื่อนในระดับหนึ่ง
ค่าสูง	แบบจำลองมีประสิทธิภาพต่ำ มีความคลาดเคลื่อนจากค่าจริงมาก และอาจไม่เหมาะสมสำหรับใช้งานจริง

ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเป็นตัวชี้วัดที่นิยมใช้ในปัญหาการถดถอย (Regression) เนื่องจากให้ค่าน้ำหนักสูงกับความผิดพลาดขนาดใหญ่ ส่งผลให้แบบจำลองเรียนรู้ได้รวดเร็วขึ้นเมื่อค่าทำนายมีความคลาดเคลื่อนมาก นอกจากนี้ MSE ยังเป็นฟังก์ชันค่าความเสียหายที่เหมาะสมกับการนำไปใช้งานในการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) อีกด้วย

3.4.2.5.3 ค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean absolute percentage error, MAPE) แสดงค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยระหว่างค่าจากข้อมูลจริงและค่าจากการทำนายในมาตราส่วนร้อยละ สามารถคำนวณได้ตามสมการที่ (34) โดยการตีความค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์แสดงดังตารางที่ 3.9

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100 \quad (34)$$

เมื่อ y_i แทนผลลัพธ์จากเหตุการณ์จริงตำแหน่งที่ i
 $\hat{y}_i$ แทนผลลัพธ์จากการทำนายตำแหน่งที่ i

$\bar{y}$ แทนค่าเฉลี่ยผลลัพธ์จากเหตุการณ์จริง
 n แทนจำนวนข้อมูลทั้งหมด

ตารางที่ 3.9 การตีความค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ [60]

MAPE (%)	การตีความผลลัพธ์ของแบบจำลอง
<10%	แบบจำลองมีความแม่นยำสูง
10-20%	แบบจำลองมีความคลาดเคลื่อนน้อย
20-50%	แบบจำลองมีความคลาดเคลื่อนระดับหนึ่ง อาจใช้ได้ในบริบทเชิงประมาณการ
>50%	แบบจำลองคลาดเคลื่อนสูง ไม่ควรใช้สำหรับการตัดสินใจ

ในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ใช้ในการทำนายในงานวิจัยนี้ ได้ใช้ตัวชี้วัดประสิทธิภาพ 3 ชนิด ได้แก่ ค่าสัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจ (R^2), ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (MSE) และค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE) โดยพิจารณาเรียงลำดับตามลักษณะการวัดผลและความเหมาะสมในการตีความผลดังนี้ ประการแรก การพิจารณา R^2 ซึ่งเป็นตัวชี้วัดเชิงสัมพัทธ์ที่ใช้วัดว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลเป้าหมาย (Target variable) ได้มากเพียงใด โดยมีค่าตั้ง 0 ถึง 1 ค่า R^2 ที่สูงใกล้ 1 บ่งชี้ว่าแบบจำลองสามารถจับแนวโน้มของข้อมูลได้อย่างแม่นยำ ซึ่งถือเป็นการประเมินเบื้องต้นในเชิงสัมพัทธ์ (Relative evaluation) ที่ช่วยชี้ให้เห็นระดับของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตามโดยรวมก่อนการพิจารณารายละเอียดเชิงคลาดเคลื่อนจึงเหมาะสมในการใช้ประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองเป็นลำดับแรก ประการที่สอง การพิจารณาค่า MSE มีจุดมุ่งหมายเพื่อประเมินค่าความคลาดเคลื่อนเชิงปริมาณระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าจริง โดยค่า MSE มีคุณสมบัติในการให้น้ำหนักกับค่าคลาดเคลื่อนที่มีขนาดใหญ่กว่าปกติ (Outliers) เนื่องจากการยกกำลังสอง ส่งผลให้สามารถสะท้อนระดับความแม่นยำของแบบจำลองในเชิงลึกได้ชัดเจนยิ่งขึ้น โดยเฉพาะในกรณีที่การทำนายผิดพลาดมากอาจนำไปสู่ผลกระทบที่สำคัญต่อการใช้งานจริง ประการสุดท้าย ค่า MAPE ถูกนำมาใช้เพื่อประเมินความแม่นยำของแบบจำลองในเชิงสัดส่วน โดยแสดงค่าความผิดพลาดในหน่วยร้อยละเมื่อเทียบกับค่าจริง ทำให้เหมาะสมสำหรับการตีความผลการทำนายในลักษณะที่เข้าใจง่าย โดยเฉพาะในกรณีที่ต้องการเปรียบเทียบผลการทำนายข้ามกลุ่มข้อมูลที่มีหน่วยหรือขนาดที่ต่างกัน การพิจารณาตัวชี้วัดทั้งสามตามลำดับดังกล่าวทำให้สามารถประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองได้อย่างครอบคลุม โดยเริ่มจากการประเมินแนวโน้มโดยรวมด้วยค่า R^2 วิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนจริงเชิงปริมาณด้วยค่า MSE และสรุปผลในเชิงสัดส่วนที่เข้าใจง่ายผ่านค่า MAPE ซึ่งจะช่วยเสริมความน่าเชื่อถือในความถูกต้องของแบบจำลอง สามารถประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองได้อย่างรอบด้าน ทั้งในเชิงภาพรวม ความแม่นยำ และความเหมาะสมต่อการนำไปใช้งานจริง

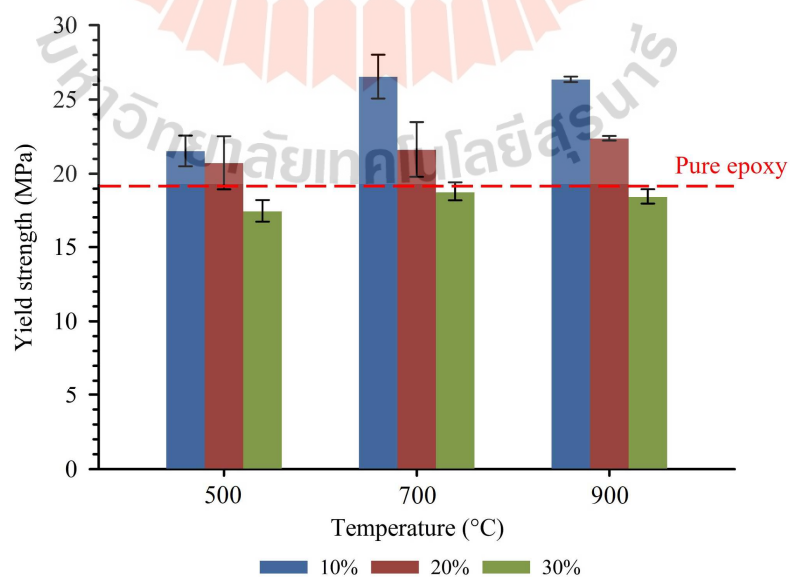
บทที่ 4

ผลการวิจัยและอภิปรายผล

4.1 สมบัติทางกลของวัสดุ

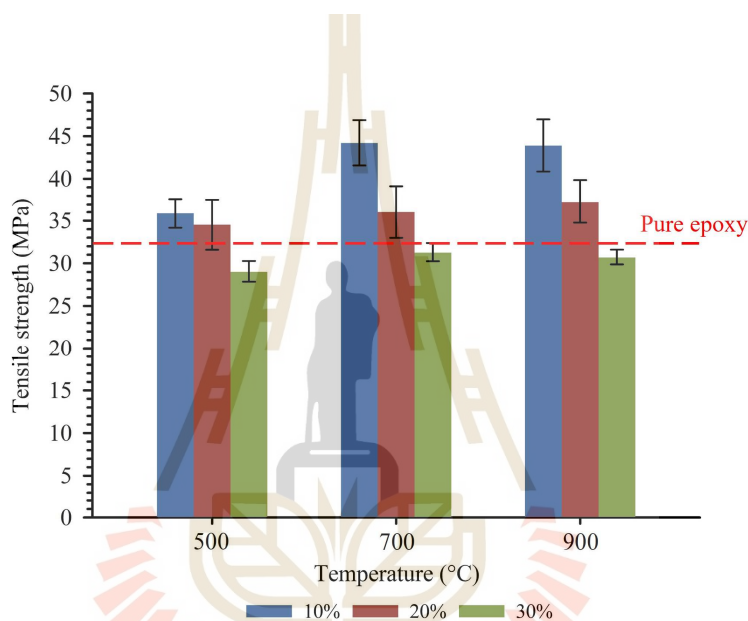
4.1.1 ผลการทดสอบแรงดึง

ผลการทดสอบแรงดึงของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ที่อุณหภูมิการเผา (องศาเซลเซียส) และสัดส่วนการผสม (ร้อยละโดยน้ำหนัก) ที่ต่างกันจะแสดงในรูปแบบของความเค้นคราก (Yield strength), ความเค้นแรงดึง (Tensile strength) และค่าโมดูลัสความยืดหยุ่น (Modulus of elasticity) โดยความเค้นครากแสดงถึงค่าความเค้นสูงสุดที่วัสดุสามารถรับได้ก่อนเกิดการเสียรูปอย่างถาวร ซึ่งความสัมพันธ์ระหว่างความเค้นครากและอุณหภูมิการเผาที่สัดส่วนการผสมต่าง ๆ แสดงดังรูปที่ 4.1 ที่สัดส่วนการผสมร้อยละ 10 โดยน้ำหนัก ความเค้นครากมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเมื่ออุณหภูมิในการเผาเปลือกหอยที่ใช้เป็นวัสดุเสริมแรงเพิ่มขึ้น และเริ่มคงที่เมื่ออุณหภูมิการเผาอยู่ที่ 700 และ 900 องศาเซลเซียส เมื่อพิจารณาความสัมพันธ์พบว่าความเค้นครากของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยที่สัดส่วนการผสมร้อยละ 10 และ 20 โดยน้ำหนัก มีค่าสูงขึ้นเมื่อเทียบกับอีพอกซีเรซินบริสุทธิ์ (Pure epoxy) และความเค้นครากจะลดลงอย่างชัดเจนเมื่อสัดส่วนการผสมเพิ่มขึ้น โดยความเค้นครากจะมีค่าสูงสุดที่สัดส่วนการผสมเท่ากับร้อยละ 10 โดยน้ำหนักซึ่งพฤติกรรมดังกล่าวแสดงให้เห็นที่ทุกอุณหภูมิการเผา



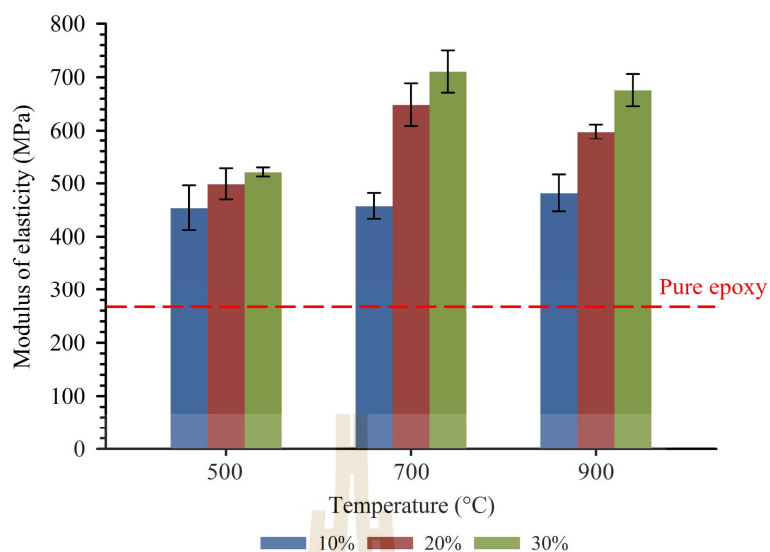
รูปที่ 4.1 ผลความเค้นครากของอีพอกซีเรซินเสริมแรงเปลือกหอยแมลงภู่ที่สัดส่วนต่าง ๆ

สำหรับความเค้นแรงดึงที่แสดงถึงความสามารถของวัสดุในการรับแรงดึงก่อนเกิดการแตกหัก ความสัมพันธ์ระหว่างความเค้นแรงดึงและอุณหภูมิการเผาที่สัดส่วนการผสมต่าง ๆ แสดงดังรูปที่ 4.2 พบว่าจะแสดงพฤติกรรมไปในทิศทางเดียวกับความเค้นคราก คือที่สัดส่วนการผสมร้อยละ 10 โดยน้ำหนัก ความเค้นแรงดึงมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเมื่ออุณหภูมิในการเผาเปลือกหอยที่ใช้เป็นวัสดุเสริมแรงเพิ่มขึ้น และเริ่มคงที่เมื่ออุณหภูมิการเผาอยู่ที่ 700 และ 900 องศาเซลเซียส เมื่อพิจารณาความเค้นแรงดึงของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยที่สัดส่วนการผสมร้อยละ 10 และ 20 โดยน้ำหนัก มีค่าสูงค่าสูงขึ้นเมื่อเทียบกับอีพอกซีเรซินบริสุทธิ์และจะลดลงอย่างชัดเจนเมื่อสัดส่วนการผสมเพิ่มขึ้นเช่นเดียวกับความเค้นคราก



รูปที่ 4.2 ผลความเค้นแรงดึงของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภูที่สัดส่วนต่าง ๆ

สำหรับค่าโมดูลัสความยืดหยุ่น ที่แสดงให้เห็นถึงระดับความแข็งแกร่ง (Stiffness) ของวัสดุในช่วงที่ยังมีพฤติกรรมการเสียรูปแบบยืดหยุ่นที่คำนวณได้ด้วยความชันของกราฟความสัมพันธ์ระหว่างความเค้นและความเครียดของวัสดุในช่วงที่มีพฤติกรรมแบบยืดหยุ่น ซึ่งค่าโมดูลัสความยืดหยุ่นนั้น สามารถบอกได้ว่าวัสดุนั้นมีพฤติกรรมการแตกหักแบบเหนียวหรือแบบเปราะ กรณีที่วัสดุมีพฤติกรรมการแตกหักแบบเหนียวค่าโมดูลัสความยืดหยุ่นจะต่ำกว่าวัสดุที่มีพฤติกรรมการแตกหักแบบเปราะ จากความสัมพันธ์ระหว่างค่าโมดูลัสความยืดหยุ่นและอุณหภูมิการเผาที่สัดส่วนการผสมต่าง ๆ แสดงดังรูปที่ 4.3 พบว่าค่าโมดูลัสความยืดหยุ่นของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภูมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเมื่อสัดส่วนการผสมเปลือกหอยมีค่าเพิ่มขึ้น เมื่อเปรียบเทียบระหว่างวัสดุผสมและอีพอกซีเรซินบริสุทธิ์จะเห็นได้ว่า วัสดุผสมมีค่าโมดูลัสความยืดหยุ่นที่เพิ่มสูงขึ้นกว่าอีพอกซีเรซินบริสุทธิ์แสดงถึงการเปลี่ยนไปของพฤติกรรมการแตกหักแบบเหนียวไปเป็นพฤติกรรมการแตกหักแบบเปราะเมื่อนำวัสดุอีพอกซีเรซินไปเสริมแรงด้วยเปลือกหอย



รูปที่ 4.3 ผลโมดูลัสความยืดหยุ่นของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภูที่สัดส่วนต่าง ๆ

ในการเตรียมขั้นตอนทดสอบแรงดึง เพื่อยืนยันว่าไม่ว่าจะตัดขึ้นทดสอบจากตำแหน่ง (Position) ไตของแม่พิมพ์จะไม่ส่งผลต่อสมบัติการรับแรงดึงของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู จึงทำการวิเคราะห์ความแปรปรวน (Analysis of variance, ANOVA) ผลของการทดสอบแรงดึง ได้แก่ ความเค้นคราก ความเค้นแรงดึงและค่าโมดูลัสความยืดหยุ่น โดยใช้ระดับนัยสำคัญ (Significance level) เท่ากับ 0.05 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนของความเค้นคราก (ตารางที่ 4.1) เมื่อพิจารณาค่า P-value แสดงให้เห็นว่าปัจจัยที่ส่งผลต่อความเค้นคราก ได้แก่ อุณหภูมิการเผาและสัดส่วนการผสมเปลือกหอย และตำแหน่งที่ตัดขึ้นทดสอบไม่ส่งผลต่อความเค้นครากอย่างมีนัยสำคัญ ส่วนของผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนของความเค้นแรงดึง (ตารางที่ 4.2) และค่าโมดูลัสความยืดหยุ่น (ตารางที่ 4.3) พบว่าให้ผลลัพธ์ที่สอดคล้องกับผลความแปรปรวนของความเค้นครากคือตำแหน่งที่ตัดขึ้นทดสอบไม่ส่งผลต่อค่าทั้งสองอย่างมีนัยสำคัญ

ตารางที่ 4.1 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนความเค้นครากของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Temperature (°C)	2	60.125	30.062	11.88	0.000
Mixing ratio (%wt.)	2	325.590	162.795	64.32	0.000
Position	4	7.721	1.930	0.76	0.556
Error	36	91.111	2.531		
Total	44	484.547			

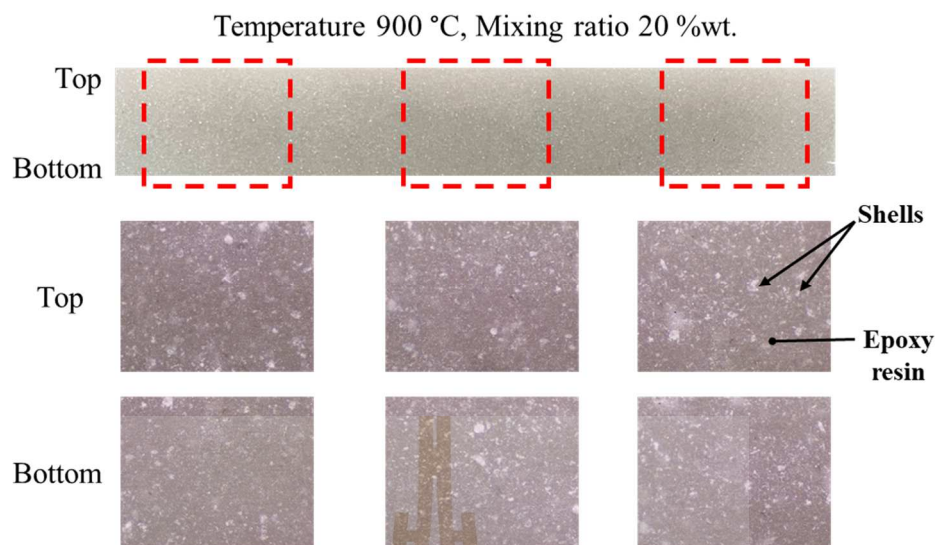
ตารางที่ 4.2 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนความเค้นแรงดึงของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Temperature (°C)	2	167.01	83.506	11.88	0.000
Mixing ratio (%wt.)	2	904.42	452.208	64.32	0.000
Position	4	21.45	5.362	0.76	0.556
Error	36	253.09	7.030		
Total	44	1345.95			

ตารางที่ 4.3 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนโมดูลัสความยืดหยุ่นของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Temperature (°C)	2	111304	55652	24.42	0.000
Mixing ratio (%wt.)	2	229683	114841	50.40	0.000
Position	4	3489	872	0.38	0.819
Error	36	82027	2279		
Total	44	426503			

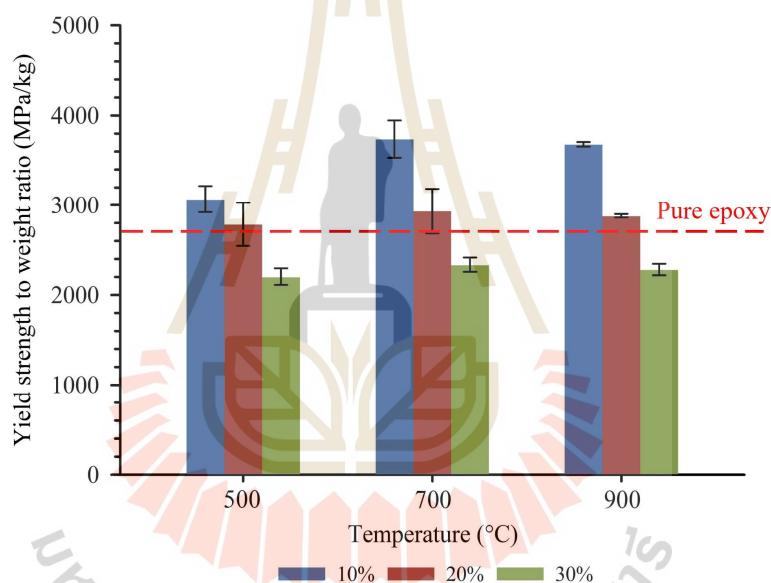
ขั้นตอนการเตรียมชิ้นทดสอบอีกหนึ่งปัจจัยที่ต้องคำนึงถึงคือการกระจายตัวของเปลือกหอยแมลงภูในการผสมกับอีพอกซีเรซินเพื่อเสริมแรง ซึ่งหากวัสดุเสริมแรงกระจายตัวไม่สม่ำเสมออาจส่งผลให้สมบัติของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภูไม่เท่ากันในแต่ละตำแหน่งในแม่พิมพ์ ดังนั้นเพื่อตรวจสอบการกระจายตัวของผงเปลือกหอยว่ามีการกระจายตัวสม่ำเสมอและทั่วทั้งแม่พิมพ์ ชิ้นทดสอบจะถูกนำไปถ่ายภาพตัดขวางในแนวความหนาของแม่พิมพ์ ด้วยกล้องจุลทรรศน์แบบสเตอริโอแสดงดังรูปที่ 4.4



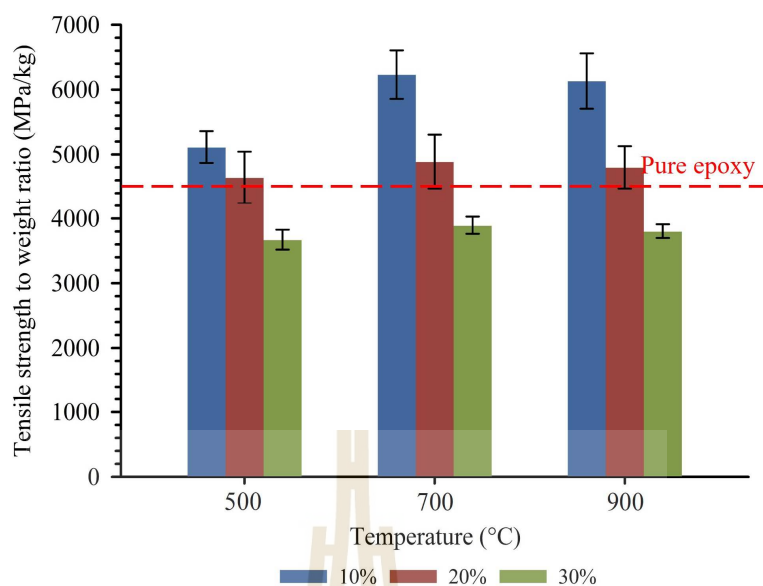
รูปที่ 4.4 ภาพถ่ายการกระจายตัวของเปลือกหอยในอีพอกซีเรซินด้วยกล้องจุลทรรศน์สเตอริโอ

ภาพถ่ายการกระจายตัวของเปลือกหอยแสดงให้เห็นการกระจายตัวที่ค่อนข้างสม่ำเสมอ เมื่อพิจารณาในแต่ละส่วนของแม่พิมพ์พบว่าปริมาณของเปลือกหอยที่ใกล้เคียงกัน ซึ่งจากการที่บริเวณส่วนบนและส่วนล่างของแม่พิมพ์มีปริมาณของเปลือกหอยที่ใกล้เคียงกันแสดงให้เห็นว่าในขั้นตอนการเตรียมขึ้นทดสอบไม่ได้เกิดการตกตะกอนของเปลือกหอยในวัสดุผสม จึงสามารถสรุปได้ว่าการเตรียมอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ที่มีสมบัติของวัสดุที่ใกล้เคียงกันทั่วทั้งชิ้น ผลการทดสอบแรงดึงของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ที่สัดส่วนการผสมต่าง ๆ แสดงให้เห็นถึงผลกระทบเมื่อเสริมแรงด้วยเปลือกหอย ความเค้นครากและความเค้นแรงดึงมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นที่สัดส่วนผสมร้อยละ 10 โดยน้ำหนักเมื่อเทียบกับอีพอกซีเรซินบริสุทธิ์ เมื่อสัดส่วนการผสมสูงขึ้นความเค้นครากและความเค้นแรงดึงมีแนวโน้มลดลง และที่สัดส่วนการผสมร้อยละ 30 โดยน้ำหนักมีค่าลดลงอย่างชัดเจนเทียบกับอีพอกซีเรซินบริสุทธิ์ ในส่วนผลโมดูลัสความยืดหยุ่นของวัสดุผสมที่เงื่อนไขการผสมต่าง ๆ นั้นมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างชัดเจนเมื่อเทียบกับอีพอกซีเรซินบริสุทธิ์ อย่างไรก็ตาม การเสริมแรงด้วยเปลือกหอยในอีพอกซีเรซินส่งผลให้ความหนาแน่นของวัสดุเปลี่ยนไป โดยอีพอกซีเรซินหลังการเสริมแรงด้วยเปลือกหอยที่สัดส่วนการผสมร้อยละ 10, 20, และ 30 โดยน้ำหนักจะมีความหนาแน่นเท่ากับ 1.165, 1.237 และ 1.316 กรัมต่อลูกบาศก์เซนติเมตรตามลำดับ ซึ่งความหนาแน่นทั้งหมดนั้นมากกว่าความหนาแน่นอีพอกซีเรซินบริสุทธิ์ที่มีความหนาแน่นเท่ากับ 1.152 กรัมต่อลูกบาศก์เซนติเมตร เนื่องจากความหนาแน่นของวัสดุที่แตกต่างกันอาจไม่สามารถอธิบายพฤติกรรมของวัสดุได้อย่างชัดเจน ดังนั้นเพื่ออธิบายพฤติกรรมของวัสดุได้อย่างชัดเจนยิ่งขึ้น สมบัติของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ภายใต้การรับแรงดึงจะถูกพิจารณาในรูปแบบมาตราส่วนความเค้นต่อน้ำหนัก (Strength to weight ratio) แสดงดังรูปที่ 4.5 ถึงรูปที่ 4.7 ความ

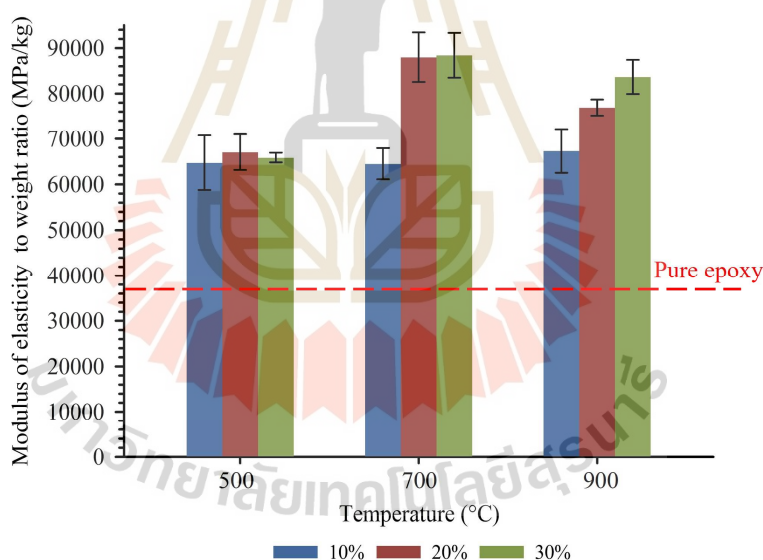
เค้นครากต่อน้ำหนักของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่แสดงดังรูปที่ 4.5 โดยความเค้นครากต่อน้ำหนักมีแนวโน้มลดลงเมื่อสัดส่วนการผสมเพิ่มขึ้น ที่สัดส่วนการผสมร้อยละ 10 โดยน้ำหนัก ความเค้นครากต่อน้ำหนักมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเมื่ออุณหภูมิในการเผาเปลือกหอยที่ใช้เป็นวัสดุเสริมแรงเพิ่มขึ้น และเริ่มคงที่เมื่ออุณหภูมิการเผาอยู่ที่ 700 และ 900 องศาเซลเซียส และความเค้นครากต่อน้ำหนักที่สัดส่วนการผสมร้อยละ 20 และ 30 โดยน้ำหนักในทุกช่วงอุณหภูมิการเผามีค่าใกล้เคียงกัน จะเห็นได้ว่าผลกระทบของสัดส่วนการผสมและอุณหภูมิการเผาต่อความเค้นครากต่อน้ำหนักยังคงพบพฤติกรรมเช่นเดียวกับสมบัติการรับแรงดึงที่คำนึงถึงความสามารถในการรับภาระเพียงอย่างเดียว (รูปที่ 4.1) สำหรับความเค้นแรงดึงต่อน้ำหนักและโมดูลัสความยืดหยุ่นต่อน้ำหนักของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ดังรูปที่ 4.6 และรูปที่ 4.7 ตามลำดับ ยังคงพบพฤติกรรมเช่นเดียวกับสมบัติการรับแรงดึงที่คำนึงถึงความสามารถในการรับภาระเช่นเดียวกับความเค้นคราก



รูปที่ 4.5 ผลความเค้นครากต่อน้ำหนักของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่



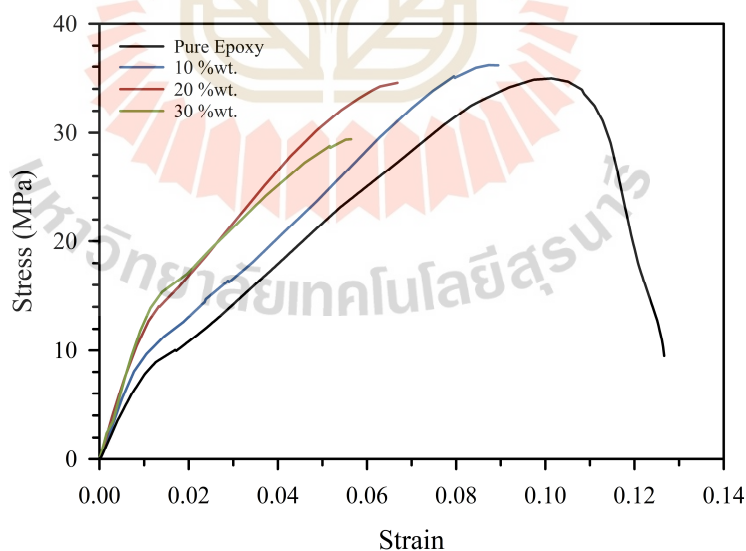
รูปที่ 4.6 ผลความเค้นแรงดึงต่อน้ำหนักของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู



รูปที่ 4.7 ผลโมดูลัสความยืดหยุ่นต่อน้ำหนักของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู

การวิเคราะห์พฤติกรรมทางกลของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู จากกราฟความสัมพันธ์ระหว่างความเค้นและความเครียด (Stress-strain curve) ของวัสดุอีพอกซีเรซินทั้งในรูปแบบบริสุทธิ์ และในรูปแบบที่เสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภูในสัดส่วนร้อยละ 10, 20 และ 30 โดยน้ำหนัก โดยนำเสนอที่อุณหภูมิการเผาที่ 500 องศาเซลเซียส แสดงดังรูปที่ 4.8 พบว่าการเสริมแรงมีผลโดยตรงต่อสมบัติทางกลของวัสดุ โดยเฉพาะในด้านความแข็งแรงดึงสูงสุด (Ultimate tensile strength) และค่าการยืดตัวก่อนการแตกหัก (Elongation at break) วัสดุอีพอก

ซีเรซินบริสุทธิ์แสดงพฤติกรรมแบบเหนียว (Ductile) ซึ่งเป็นลักษณะทั่วไปของเทอร์โมเซตติงพอลิเมอร์ที่สามารถดูดซับพลังงานได้สูงก่อนเกิดการแตกหัก [61] โดยมีค่าความเค้นสูงสุดอยู่ในช่วงประมาณ 33-34 MPa และสามารถยืดตัวได้มากก่อนการแตกหัก (Strain ประมาณ 0.13) อย่างไรก็ตาม เมื่อนำเปลือกหอยแมลงภู่มารเสริมแรงในสัดส่วนร้อยละ 10 โดยน้ำหนัก พบว่าความเค้นเพิ่มขึ้นอย่างชัดเจน (ประมาณ 36-37 MPa) เมื่อเพิ่มสัดส่วนการผสมเปลือกหอยแมลงภู่มารเสริมแรงเป็นร้อยละ 20 โดยน้ำหนัก พบว่าการทดสอบให้ค่าความเค้นสูงสุดสูงที่สุดในทุกสัดส่วนการผสม (ประมาณ 38 MPa) และยังรักษาค่าการยืดตัวของวัสดุไว้ได้ ซึ่งอาจตีความได้ว่าการกระจายตัวของอนุภาคที่ใช้ในการเสริมแรงอยู่ในระดับที่เหมาะสมต่อการถ่ายเทความเค้นระหว่างเฟส โดยไม่ทำให้โครงสร้างเกิดจุดอ่อนภายใน (Interfacial defects) ซึ่งสนับสนุนทฤษฎีของการเสริมแรงด้วยอนุภาคนาขนาดเล็กที่กล่าวว่า การเสริมแรงแบบอนุภาคในวัสดุผสมจะได้ผลดีหากมีการกระจายตัวกับพอลิเมอร์อย่างเหมาะสม โดยกระบวนการที่ตัวเสริมแรงทำหน้าที่เป็นสะพาน (Bridging) ยึดหรือเชื่อมระหว่างกัน ช่วยสร้างโครงสร้างที่แข็งแรงภายในวัสดุ ซึ่งมีบทบาทสำคัญในการเสริมแรงของวัสดุผสม [62] อย่างไรก็ตาม เมื่อเพิ่มสัดส่วนของเปลือกหอยแมลงภู่มารเป็นร้อยละ 30 โดยน้ำหนัก แม้ว่าค่าความเค้นจะอยู่ในระดับที่สูง (ประมาณ 33-34 MPa) แต่ค่าการยืดตัวลดลงอย่างชัดเจน (Strain ประมาณ 0.08-0.09) ซึ่งแสดงถึงพฤติกรรมของวัสดุที่เปราะมากขึ้น สะท้อนถึงข้อจำกัดของการเสริมแรงในปริมาณที่สูงเกินไป ซึ่งอาจส่งผลให้เกิดการรวมตัวของอนุภาค (Agglomeration) และเกิดจุดอ่อนในระดับจุลภาค ส่งผลให้วัสดุสูญเสียสมบัติในการดูดซับพลังงานก่อนเกิดการแตกหัก [63]



รูปที่ 4.8 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างความเค้นและความเครียดของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่มารที่อุณหภูมิการเผา 500 °C

เมื่อพิจารณาจากลักษณะกราฟความเค้นและความเครียดพบว่า อีพอกซีเรซินบริสุทธิ์ (Pure epoxy) แสดงลักษณะโค้งต่อเนื่องและมีค่าความเครียดที่จุดแตกหัก (Strain at break) ค่อนข้างสูง ซึ่งสะท้อนว่าวัสดุดังกล่าวสามารถยืดตัวได้มากก่อนเกิดการแตกหัก แสดงถึงความสามารถในการดูดซับพลังงานสูงเกิดการแตกหัก ซึ่งเป็นลักษณะเฉพาะของวัสดุที่มีพฤติกรรมแบบเหนียว (Ductile behavior) [15] ในทางตรงกันข้าม วัสดุที่เสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่แสดงพฤติกรรมที่ชัดเจนของวัสดุแบบเปราะ (Brittle behavior) ซึ่งสามารถสังเกตได้จากกราฟที่มีความชันสูงในช่วงต้น (บ่งชี้ถึงค่าโมดูลัสที่สูงขึ้น) และมีจุดแตกหักที่เกิดขึ้นอย่างเฉียบพลันโดยไม่มีช่วงการยืดตัว กล่าวคือ วัสดุรับภาระได้สูงขึ้นแต่เกิดการแตกหักทันทีเมื่อถึงจุดวิกฤตของความเค้น โดยไม่แสดงการยืดตัวหรือเปลี่ยนรูปถาวร ซึ่งเป็นคุณสมบัติโดยทั่วไปของวัสดุเปราะ พฤติกรรมเปราะที่เพิ่มขึ้นนี้สามารถอธิบายได้จากการที่เปลือกหอยทำให้โครงสร้างภายในวัสดุแข็งและต้านทานการเสียรูปได้ดีขึ้น แต่ในขณะเดียวกันก็ลดความสามารถของวัสดุในการดูดซับพลังงานก่อนการแตกหักลง โดยเฉพาะเมื่ออัตราส่วนผสมสูงเกินระดับที่เหมาะสมอาจส่งผลให้เกิดจุดรวมความเค้น (Stress concentration) ซึ่งนำไปสู่การแตกหักก่อนเวลาอันควร [64]

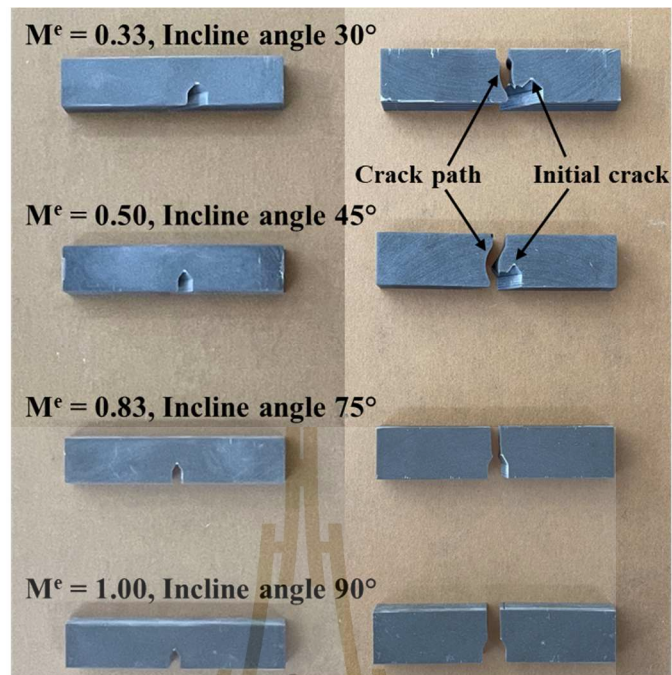
ผลการทดสอบอีพอกซีเรซินที่เสริมแรงด้วยเปลือกหอยในสัดส่วนร้อยละ 10 โดยน้ำหนักแสดงค่าความเค้นสูงสุดและค่าความเครียดก่อนการแตกหักสูงที่สุดในกลุ่มวัสดุผสมที่ทำการศึกษา ซึ่งแสดงถึงความแข็งแรงเชิงกล (Strength) ที่ดี อย่างไรก็ตาม แม้ว่าการเสริมแรงที่สัดส่วนร้อยละ 10 โดยน้ำหนักจะแสดงค่าแรงดึงสูง แต่กลับมีค่าความต้านทานการแตกหัก (Fracture toughness) ต่ำที่สุดในกลุ่มวัสดุเสริมแรงที่สัดส่วนการผสมอื่น ๆ (ซึ่งผลความต้านทานการแตกหักจะกล่าวถึงในหัวข้อ 4.1.2) ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่ารอยร้าวที่เกิดขึ้นภายในวัสดุสามารถขยายตัวได้อย่างรวดเร็ว พฤติกรรมดังกล่าวสามารถอธิบายได้โดยอาศัยทฤษฎีของ Griffith (1997) ซึ่งเสนอว่ารอยร้าวจะสามารถขยายตัวได้ก็ต่อเมื่อพลังงานที่ปลดปล่อยจากระบบในขณะเกิดรอยร้าว (G) มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับพลังงานที่ใช้ในการสร้างพื้นผิวรอยร้าวใหม่ (2γ) วัสดุที่มีความสามารถในการดูดซับพลังงานได้น้อยจะมีแนวโน้มที่รอยร้าวจะขยายตัวได้ง่ายขึ้น [65] อันเป็นลักษณะของวัสดุที่มีค่าความต้านทานการแตกหักต่ำ ในทางกลับกัน วัสดุที่เสริมแรงด้วยเปลือกหอยในสัดส่วนร้อยละ 30 โดยน้ำหนัก แม้จะแสดงค่าแรงดึงต่ำลง แต่กลับให้ค่าความต้านทานการแตกหักที่สูงขึ้นอย่างชัดเจน ซึ่งสามารถอธิบายได้จากกลไกการต้านรอยร้าวที่เกิดจากการเพิ่มขึ้นของปริมาณอนุภาคเสริมแรง โดยเฉพาะกลไกในระดับจุลภาค เช่น การเบี่ยงเบนรอยร้าว (Crack deflection), การเชื่อมรอยร้าวโดยอนุภาค (Particle bridging) และการหน่วงรอยร้าว (Crack pinning) ซึ่งล้วนช่วยในการกระจายและหน่วงการเคลื่อนที่ของรอยร้าว [66] ส่งผลให้วัสดุสามารถดูดซับพลังงานได้มากขึ้นก่อนเกิดการแตกหัก ซึ่งกลไกเหล่านี้ล้วนช่วยชะลอการขยายตัวของรอยร้าวและเพิ่มพลังงานที่วัสดุต้องใช้ในเปิดรอยร้าว โดยเฉพาะอย่างยิ่งในกลุ่มที่เสริมแรงด้วยเปลือกหอยร้อยละ 30 โดยน้ำหนัก ที่มีปริมาณอนุภาคเพียงพอในการกระจายตัวอย่างมีประสิทธิภาพและสร้างแรงยึดเหนี่ยวที่เหมาะสมระหว่างอนุภาคเปลือกหอยกับอีพอกซีเรซิน ดังนั้น ความแตกต่างระหว่างค่าความแข็งแรงเชิงกลและความ

ด้านทานการแตกหักของวัสดุในแต่ละกลุ่มจึงสามารถอธิบายได้จากการความสามารถในการรับแรงของวัสดุบริสุทธิ์ กับประสิทธิภาพของกลไกการหน่วงรอยร้าวที่เกิดจากอนุภาคเสริมแรงในระดับจุลภาค ซึ่งเป็นลักษณะทั่วไปที่พบในวัสดุเสริมแรงตามแนวคิดของ Hull และ Clyne (1996) โดยแสดงให้เห็นว่า วัสดุที่มีอนุภาคเสริมแรงในปริมาณที่เหมาะสมอาจไม่ได้ให้ค่าความแข็งแรงสูงสุด แต่สามารถเพิ่มความสามารถในการต้านทานการแตกร้าวได้ดีกว่า [67]

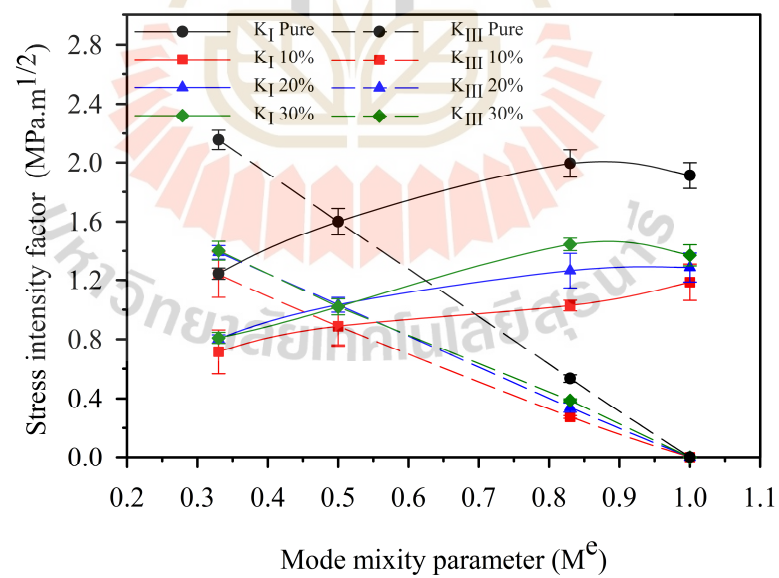
4.1.2 ผลการทดสอบความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3

ความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่จะแยกพิจารณาตามรูปแบบของภาระที่กระทำกับแนวรอยร้าวเป็นความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระรูปแบบที่ 1 หรือ K_I และความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระรูปแบบที่ 3 หรือ K_{III} ซึ่งภาระที่กระทำกับรอยร้าวในรูปแบบผสมระหว่างภาระรูปแบบ 1 ที่กระทำในทิศทางการเปิดรอยร้าว (Opening mode) และภาระรูปแบบ 3 ที่กระทำในลักษณะการฉีก (Tearing mode) หรือรูปแบบการเฉือนนอกระนาบรอยร้าว (Out-of-plane shear mode) สำหรับขึ้นทดสอบความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสมของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ที่ก่อนการทดสอบแล้วและหลังการทดสอบจะแสดงไว้ดังรูปที่ 4.9 ขึ้นทดสอบหลังจากผ่านการทดสอบมีลักษณะการแตกหักขึ้นกับสัดส่วนการรับรูปแบบของภาระแสดงได้ด้วยค่าพารามิเตอร์การรับภาระแบบผสม หรือ M^e ซึ่งค่า M^e เท่ากับ 1 ลักษณะการรับภาระแบบเปิด (รูปแบบที่ 1) คือรอยร้าวจะมีการขยายตัวในแนวเดียวกับรอยร้าวเริ่มต้น เมื่อค่า M^e ลดลงขึ้นทดสอบจะได้รับภาระรูปแบบการเฉือนนอกระนาบรอยร้าว (รูปแบบที่ 3) มากขึ้น ซึ่งส่งผลให้ลักษณะการแตกหักเปลี่ยนจากการขยายตัวในแนวเดียวกับรอยร้าวไปเป็นการขยายตัวแบบทำมุมกับรอยร้าว เริ่มต้นจากผลกระทบของแรงเฉือนซึ่งมุมของการขยายตัวของรอยร้าวเริ่มต้นจะขึ้นอยู่กัสัดส่วนของการรับภาระรูปแบบที่ 3

ความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ที่อุณหภูมิการเผา 500 องศาเซลเซียสในสัดส่วนการผสมต่าง ๆ แสดงดังรูปที่ 4.10 ถึงรูปที่ 4.12 เมื่อพิจารณาความต้านทานการแตกหักในทุกสัดส่วนการผสมเปลือกหอยพบว่าความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 1 จะเพิ่มขึ้นเมื่อค่า M^e เพิ่มขึ้นตรงกันข้ามกับความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 3 จะลดลงเมื่อค่า M^e เพิ่มขึ้น และเมื่อพิจารณาถึงผลกระทบของสัดส่วนการผสมจะเห็นว่าความต้านทานการแตกหักทั้งภาระแบบที่ 1 และภาระแบบที่ 3 มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเมื่อสัดส่วนการผสมเปลือกหอยแมลงภู่เพิ่มขึ้น ซึ่งสัดส่วนการผสมเปลือกหอยที่ร้อยละ 30 โดยน้ำหนักมีค่าความต้านทานการแตกหักทั้งรูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 3 สูงสุด แต่อย่างไรก็ตามวัสดุผสมก็ยังคงมีความต้านทานการแตกหักน้อยกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับวัสดุอีพอกซีเรซินบริสุทธิ์

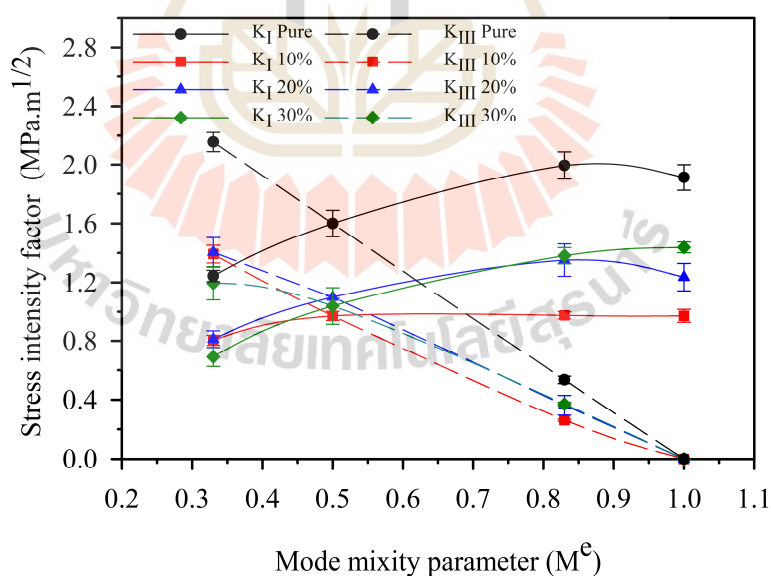


รูปที่ 4.9 ขั้นตอนทดสอบความต้านทานการแตกหักของอีพอกซีเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ที่อุณหภูมิการเผา 700 °C ที่สัดส่วนการผสม 20 %wt.

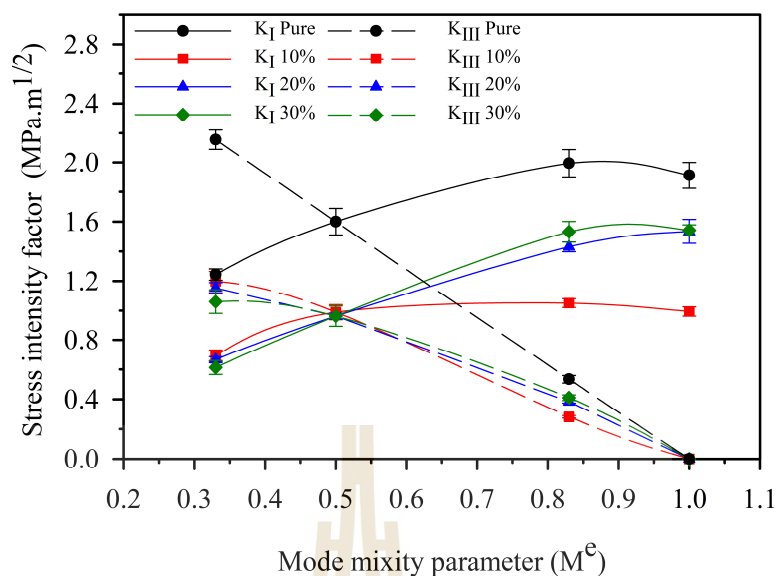


รูปที่ 4.10 ความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ที่อุณหภูมิการเผา 500 องศาเซลเซียส

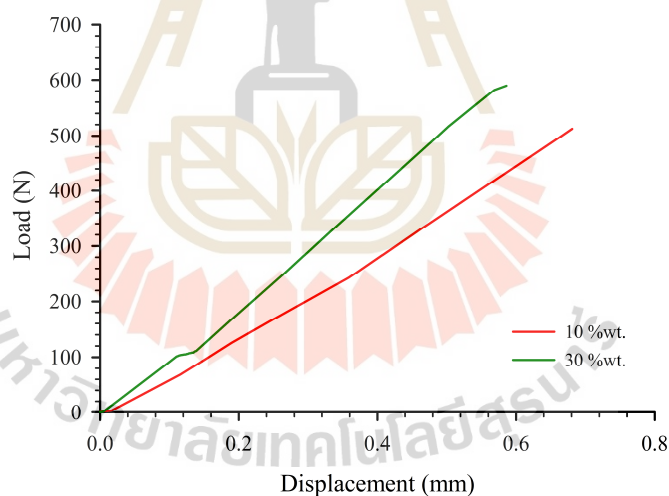
นอกจากนี้อีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภูที่อุณหภูมิการเผาอื่น ๆ แสดงดังรูปที่ 4.11 และรูปที่ 4.12 ความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ที่เกิดขึ้นพบว่าที่สัดส่วนการผสมร้อยละ 30 โดยน้ำหนักความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 ยังคงมีความต้านทานการแตกหักสูงที่สุด แต่ในส่วนของความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 พบว่ามีค่าต่ำกว่าสัดส่วนการผสมอื่นเล็กน้อย และวัสดุผสมก็ยังคงมีความต้านทานการแตกหักน้อยกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับวัสดุอีพอกซีเรซินบริสุทธิ์ในทุกอุณหภูมิการเผา ซึ่งการที่วัสดุเสริมแรงสามารถรับภาระที่เกิดจากแรงกระทำภายนอกได้เมื่อพิจารณาจากสมการคำนวณความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ดังสมการที่ (15) และ (16) บอกได้ว่าความต้านทานการแตกหักของวัสดุขึ้นกับภาระสูงสุดที่วัสดุรับได้ก่อนเกิดการแตกหัก ดังนั้นเมื่อพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างภาระและระยะยึดตัวของชิ้นทดสอบความต้านทานการแตกหัก (รูปที่ 4.13) ที่ค่า M^e เท่ากับ 0.5 ระหว่างสัดส่วนการผสมเปลือกหอยร้อยละ 10 โดยน้ำหนักเทียบกับร้อยละ 30 โดยน้ำหนัก (พบว่าภาระที่เกิดกับชิ้นทดสอบที่มีสัดส่วนการผสมร้อยละ 30 โดยน้ำหนัก มีค่ามากกว่าภาระที่เกิดกับชิ้นทดสอบที่มีสัดส่วนการผสมร้อยละ 10 โดยน้ำหนัก ซึ่งตรงกันข้ามกับระยะยึดที่สัดส่วนการผสมร้อยละ 10 โดยน้ำหนักจะมีค่ามากกว่าสัดส่วนการผสมร้อยละ 30 โดยน้ำหนัก ดังนั้นเมื่อนำภาระจากการทดสอบไปคำนวณความต้านทานการแตกหักจึงทำให้ค่าความต้านทานการแตกหักของชิ้นทดสอบที่มีสัดส่วนการผสมร้อยละ 30 โดยน้ำหนัก มีค่ามากกว่าชิ้นทดสอบที่มีสัดส่วนการผสมร้อยละ 10 โดยน้ำหนัก



รูปที่ 4.11 ความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภูที่อุณหภูมิการเผา 700 องศาเซลเซียส



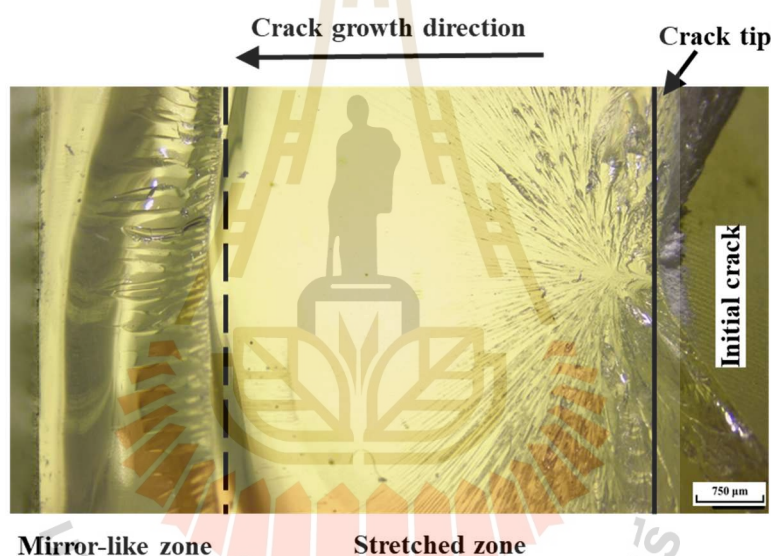
รูปที่ 4.12 ความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาวะแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภูที่อุณหภูมิการเผา 900 องศาเซลเซียส



รูปที่ 4.13 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างภาระและระยะยืดของชิ้นทดสอบความต้านทานการแตกหักที่อุณหภูมิการเผาเปลือกหอยแมลงภู 700 องศาเซลเซียสและค่า M^e เท่ากับ 0.50

พื้นผิวการแตกหักของชิ้นทดสอบความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาวะแบบผสม 1 และ 3 ($M^e = 0.50$) ของอีพอกซีบริสุทธิ์ที่พื้นผิวแบ่งออกเป็นบริเวณต่าง ๆ ดังรูปที่ 4.14 ได้แก่ บริเวณรอยร้าวเริ่มและบริเวณปลายรอยร้าวจากขั้นตอนการเตรียมชิ้นทดสอบ และบริเวณพื้นผิวการแตกหัก ซึ่งเป็นผลจากการขยายตัวของรอยร้าวเมื่อชิ้นทดสอบได้รับแรงกระทำ พื้นผิวการแตกหักของอีพอกซีบริสุทธิ์เมื่อได้รับภาระกระทำกับรอยร้าวจนเกิดการขยายตัว พฤติกรรมการขยายตัวของรอย

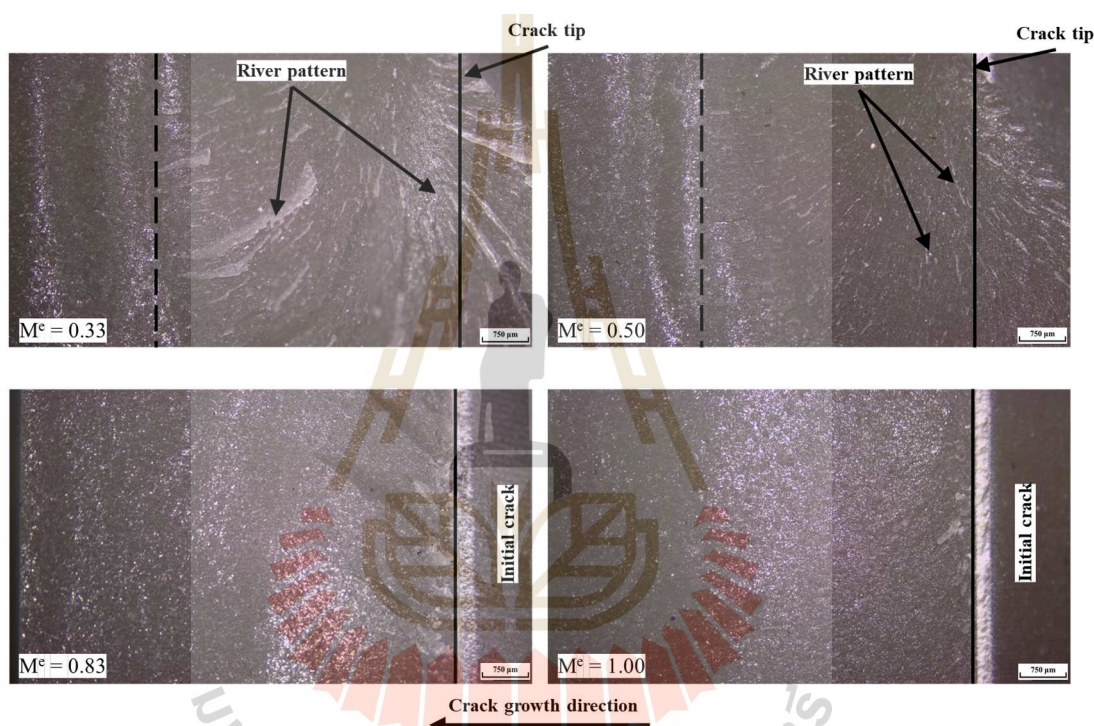
ร้าวจะเริ่มแผ่ขยายไปซ้าย ในช่วงเริ่มต้นการขยายตัวของรอยร้าวจะเป็นไปอย่างคงที่ เมื่อขึ้นทดสอบได้ รับภาระต่อเนื่องเป็นระยะเวลาหนึ่ง บริเวณใกล้แนวรอยร้าวจะเริ่มแสดงพฤติกรรมการเสียรูปใน ลักษณะยืดตัว (Stretched zone) โดยบริเวณนี้แสดงลักษณะการแตกหักที่มีความเหนียว ภายหลัง จากนั้น เมื่อความสามารถในการรับภาระของวัสดุลดลงจะเกิดการแตกหักแบบฉับพลัน ซึ่งจะเห็นได้ จากพื้นผิวรอยแตกบริเวณถัดไปที่มีลักษณะเรียบและมันวาวคล้ายกระจก (Mirror-like zone) ขณะที่ การแตกหักของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่นั้นลักษณะพื้นผิวรอยร้าวจะไม่สามารถ แบ่งออกเป็นบริเวณได้อย่างชัดเจนเหมือนอีพอกซีเรซินบริสุทธิ์ ซึ่งเกิดจากบริเวณที่เป็นอีพอกซีเรซิน และบริเวณที่เป็นเปลือกหอยมีความสามารถในการรับภาระได้แตกต่างกันและยังมีการเสียรูปก่อน เกิดการแตกหักที่ต่างกันทำให้พื้นผิวการแตกหัก จึงไม่สามารถแยกเป็นบริเวณต่าง ๆ ได้แบบอีพอกซี บริสุทธิ์



รูปที่ 4.14 พื้นผิวการแตกหักของอีพอกซีเรซินบริสุทธิ์ที่ $M^e = 0.50$

การศึกษาลักษณะพื้นผิวการแตกหักของขึ้นทดสอบความต้านทานการแตกหัก ภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่นำด้วยอุณหภูมิการ เฝာเปลือกหอยแมลงภู่นำ 700 องศาเซลเซียส ที่ระดับการรับภาระแบบผสมต่างกัน ได้แก่ $M^e = 0.33$, 0.50 , 0.83 และ 1.00 (รูปที่ 4.15) แสดงให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงเชิงคุณลักษณะของพื้นผิวรอย แตกอย่างมีนัยสำคัญ สามารถสังเกตทิศทางการขยายตัวของรอยร้าว (Crack propagation direction) ลักษณะเป็นเส้นโค้งเว้าไหลไปรวมกันคล้ายลวดลายแม่น้ำ (River Pattern) ซึ่งสามารถ พบได้เด่นชัดในบริเวณที่มืองค์ประกอบของการรับภาระแบบเฉือน (Shear) ร่วมกับการรับภาระแบบ เปิดรอยร้าว (Opening mode) ในกรณีที่ M^e มีค่าเท่ากับ 0.33 และ 0.50 ซึ่งเป็นช่วงที่ขึ้นทดสอบอยู่

ภายใต้อิทธิพลของแรงเฉือนที่สูง พบว่ามีลวดลายแม่น้ำปรากฏอย่างชัดเจน โดยลวดลายมีลักษณะไหลไปบรรจบกันที่ปลายรอยร้าว (Crack tip) เมื่อระดับ M^c เพิ่มขึ้นเป็น 0.83 ลวดลายดังกล่าวเริ่มจางลง และมีทิศทางที่ไม่ชัดเจน สะท้อนให้เห็นถึงการลดลงของอิทธิพลของภาระแบบเฉือน และการรับภาระเปิดรอยร้าว (รูปแบบที่ 1) เริ่มมากขึ้นจนกระทั่ง M^c มีค่าเท่ากับ 1.00 ซึ่งขึ้นทดสอบได้รับภาระรูปแบบที่ 1 ล้วน ไม่มีลักษณะลวดลายแม่น้ำปรากฏและพื้นผิวจะมีลักษณะเรียบและมันวาวคล้ายกระจกซึ่งเป็นลักษณะเฉพาะของการแตกหักภายใต้แรงเปิดรอยร้าวแต่มีลักษณะไม่ชัดเจนเมื่อเทียบกับอีพอกซีเรซินบริสุทธิ์



รูปที่ 4.15 พื้นผิวการแตกหักของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ที่ M^c ต่าง ๆ

งานวิจัยนี้ได้ทำการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) เพื่อประเมินผลกระทบของปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับพฤติกรรมกรรมการแตกหักของวัสดุ ได้แก่ อุณหภูมิการเผาเปลือกหอย (Temperature), สัดส่วนการผสม (Mixing ratio), มุมรอยร้าว (Crack angle) รวมถึงปฏิสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยต่าง ๆ ต่อความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 (K_I) และความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 (K_{III}) โดยใช้ระดับนัยสำคัญเท่ากับ 0.05 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนของความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่แสดงดังตารางที่ 4.4 เมื่อพิจารณาในระดับของปัจจัยหลัก (Main Effects) พบว่าสัดส่วนการผสมและมุมรอยร้าวมีผลกระทบต่อค่าความต้านทานการแตกหักอย่างชัดเจน โดยมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 ทั้งสอง

ปัจจัย ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการเปลี่ยนแปลงสัดส่วนเปลือกหอยที่ใช้การเสริมแรง และมุมของรอยร้าวในชั้นทดสอบมีผลโดยตรงต่อค่าความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 ส่วนปัจจัยอุณหภูมิไม่มีผลกระทบที่มีนัยสำคัญทางสถิติโดยมีค่า P-value เท่ากับ 0.685 แสดงให้เห็นว่าช่วงอุณหภูมิที่ใช้ในการเผาเปลือกหอยไม่ได้ส่งผลกระทบโดยตรงต่อการเปลี่ยนแปลงค่าความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 ในส่วนของปฏิสัมพันธ์ระหว่างสองปัจจัย (2-Way Interactions) พบว่าปฏิสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิกับมุมรอยร้าว และระหว่างสัดส่วนการผสมกับมุมรอยร้าวมีผลกระทบต่อความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 อย่างมีนัยสำคัญ โดยมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 สะท้อนให้เห็นว่าแม้ปัจจัยอุณหภูมิจะไม่มีผลโดยตรงในเชิงเดียว แต่เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงร่วมกับมุมรอยร้าวจะส่งผลกระทบต่อความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 ได้อย่างมีนัยสำคัญ นอกจากนี้ปฏิสัมพันธ์ระดับสามปัจจัย (3-Way Interaction) ระหว่างอุณหภูมิ สัดส่วนการผสม และมุมรอยร้าว ยังมีผลกระทบอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ โดยมีค่า P-value เท่ากับ 0.001 จึงจำเป็นต้องพิจารณาผลกระทบทุกปัจจัยร่วมกัน

ตารางที่ 4.4 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนของความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 ของอิพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	35	7.857	0.225	33.820	0.000
Linear	7	6.537	0.934	140.684	0.000
Temperature	2	0.005	0.003	0.381	0.685
Mixing ratio	2	0.972	0.486	73.194	0.000
Crack angle	3	5.560	1.853	279.212	0.000
2-Way Interactions	16	1.049	0.066	9.872	0.000
Temperature*Mixing ratio	4	0.020	0.005	0.765	0.552
Temperature*Crack angle	6	0.245	0.041	6.168	0.000
Mixing ratio*Crack angle	6	0.783	0.130	19.668	0.000
3-Way Interactions	12	0.279	0.023	3.413	0.001
Temperature*Mixing ratio*Crack angle	12	0.279	0.023	3.413	0.001
Error	72	0.478	0.007		
Total	107	8.335			

สำหรับผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนของความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 ของอิพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู เมื่อพิจารณาในระดับของปัจจัยหลักพบว่า มุมรอยร้าว อุณหภูมิที่ใช้ในการเผาเปลือกหอย และสัดส่วนการผสมวัสดุเสริมแรงมีผลกระทบต่อค่าความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 อย่างมีนัยสำคัญโดยมีค่า P-Value เท่ากับ 0.000, 0.002 และ

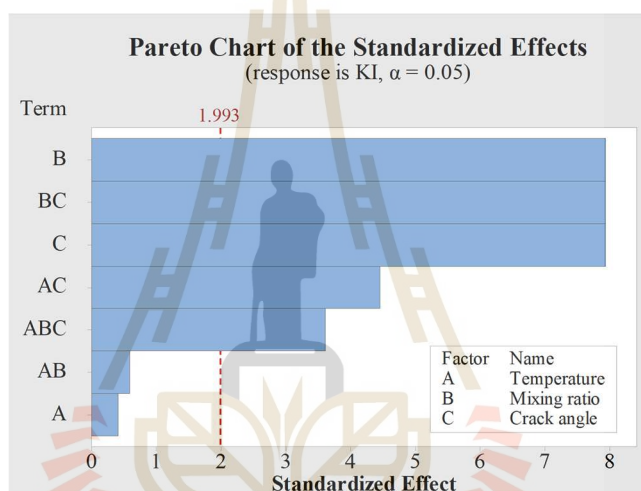
0.008 ตามลำดับ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าทั้งสามปัจจัยหลักล้วนมีความสำคัญต่อการเปลี่ยนแปลงค่าความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 ในส่วนของการวิเคราะห์การปฏิสัมพันธ์ระหว่างสองปัจจัยพบว่า การปฏิสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิและมมรยร้าวมีผลกระทบอย่างมีนัยสำคัญ โดยมีค่า P-Value เท่ากับ 0.000 เช่นเดียวกับการปฏิสัมพันธ์ระหว่างสัดส่วนการผสมและมมรยร้าว โดยมีค่า P-Value เท่ากับ 0.010 และระหว่างอุณหภูมิกับสัดส่วนการผสม โดยมีค่า P-Value เท่ากับ 0.027 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าเมื่อนำปัจจัยเหล่านี้มาวิเคราะห์ร่วมกันยังส่งผลกระทบต่อค่าความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 อีกด้วย อย่างไรก็ตามการปฏิสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยทั้งสามพร้อมกันระหว่างอุณหภูมิ สัดส่วนการผสม และมมรยร้าว ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ โดยมีค่า P-Value เท่ากับ 0.100

ตารางที่ 4.5 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนของความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 ของ อีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู

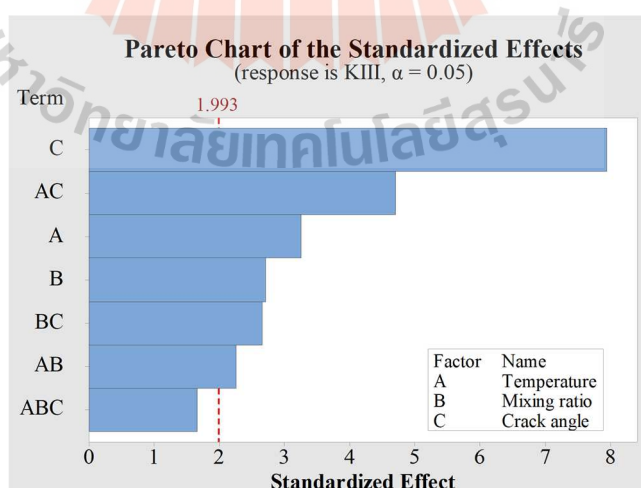
Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	35	28.172	0.805	163.302	0.000
Linear	7	27.729	3.961	803.672	0.000
Temperature	2	0.068	0.034	6.935	0.002
Mixing ratio	2	0.050	0.025	5.102	0.008
Crack angle	3	27.610	9.203	1867.210	0.000
2-Way Interactions	16	0.346	0.022	4.388	0.000
Temperature*Mixing ratio	4	0.058	0.014	2.918	0.027
Temperature*Crack angle	6	0.197	0.033	6.677	0.000
Mixing ratio*Crack angle	6	0.091	0.015	3.079	0.010
3-Way Interactions	12	0.097	0.008	1.638	0.100
Temperature*Mixing ratio *Crack angle	12	0.097	0.008	1.638	0.100
Error	72	0.355	0.005		
Total	107	28.526			

จากผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนจากตารางที่ 4.4 และตารางที่ 4.5 พบว่า ปัจจัยหลัก ได้แก่ อุณหภูมิที่ใช้ในการเผา, สัดส่วนการผสม และมมรยร้าวมีผลกระทบต่อค่าความต้านทานการแตกหักอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ผลการวิเคราะห์ดังกล่าวสามารถสนับสนุนด้วยการใช้กราฟพาเรโต (Pareto chart) ซึ่งแสดงลำดับความสำคัญของปัจจัยต่อผลการตอบสนอง โดยเรียงจากผลกระทบมากไปน้อยตามค่าผลกระทบมาตรฐาน (Standardized effect) เส้นประแนวตั้งสีแดงมีค่าเท่ากับ 1.993 (รูปที่ 4.16) เป็นค่าขอบเขตนัยสำคัญทางสถิติ (Critical value) ที่ระดับนัยสำคัญเท่ากับ 0.05 ซึ่งใช้เป็นเกณฑ์พิจารณาว่าผลของปัจจัยใดมีนัยสำคัญทางสถิติ เมื่อพิจารณาผลการตอบสนองของความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 (รูปที่ 4.16(ก)) พบว่าสัดส่วนการผสม (B) และ

มุมรอยร้าว (C) เป็นปัจจัยที่มีค่าผลกระทบมาตรฐานสูงกว่าค่าขอบเขตนัยสำคัญอย่างชัดเจน สอดคล้องกับผล ANOVA ที่แสดงให้เห็นว่าสัดส่วนการผสมและมุมรอยร้าวมีผลอย่างมีนัยสำคัญ (ค่า P-value น้อยกว่า 0.05) นอกจากนี้ปฏิสัมพันธ์ระหว่างสัดส่วนการผสมและมุมรอยร้าว (BC) ยังแสดงผลกระทบสูงในกราฟ พาเรโตเช่นเดียวกับที่แสดงในผล ANOVA สำหรับผลการตอบสนองของความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 (รูปที่ 4.16 (ข)) พบว่ามุมรอยร้าวยังคงเป็นปัจจัยที่มีผลกระทบสูงสุด โดยมีค่าผลกระทบมาตรฐานสูงสุดในปัจจัยทั้งหมด และมีความสอดคล้องกับค่า P-value ที่ต่ำมากจากผล ANOVA แสดงให้เห็นว่ามุมรอยร้าวเป็นตัวแปรสำคัญที่ส่งผลต่อความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 อย่างมีนัยสำคัญ นอกจากนี้การมีปฏิสัมพันธ์ร่วมระหว่างอุณหภูมิ และมุมรอยร้าว (AC) แสดงถึงผลกระทบรองลงมาเช่นกัน



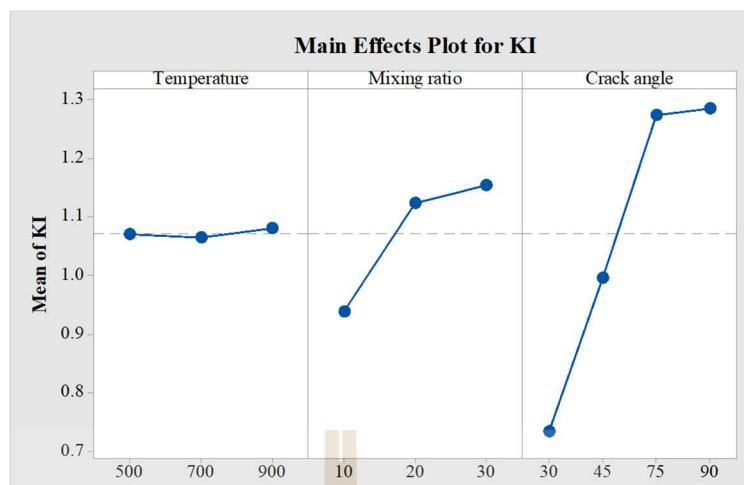
(ก) ความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1



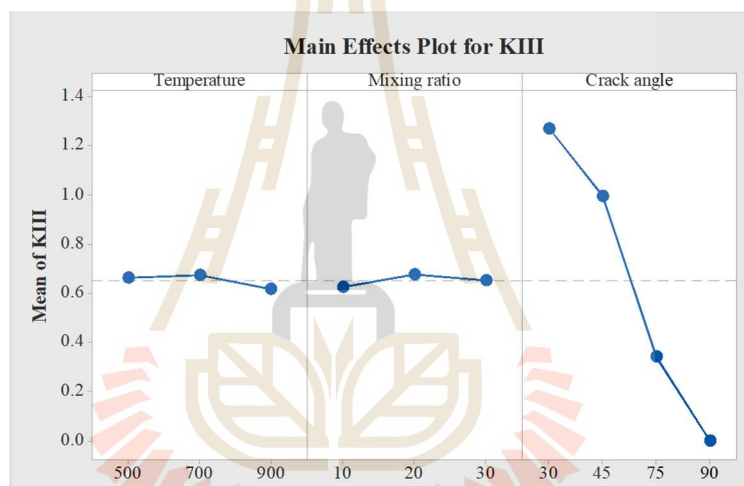
(ข) ความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3

รูปที่ 4.16 กราฟพาเรโตของผลกระทบมาตรฐานต่อความต้านทานการแตกหัก

ในการวิเคราะห์ผลกระทบของปัจจัยต่าง ๆ ที่มีต่อความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 3 กราฟพาเรโตของผลกระทบมาตรฐานที่นำเสนอในส่วนก่อนหน้านั้นเป็นเครื่องมือทางสถิติที่ช่วยระบุได้ว่าปัจจัยใดมีผลกระทบต่อค่าความต้านทานการแตกหักอย่างมีนัยสำคัญ โดยวัดจากค่าผลกระทบที่มีนัยสำคัญเชิงสถิติ อย่างไรก็ตาม แม้จะสามารถจัดอันดับความสำคัญของแต่ละปัจจัยหรือปฏิสัมพันธ์ได้ แต่ไม่สามารถแสดงทิศทางของผลกระทบนั้นได้ว่าปัจจัยดังกล่าวส่งผลต่อค่าความต้านทานการแตกหักในลักษณะเชิงบวกหรือเชิงลบ งานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอกราฟผลกระทบของปัจจัยหลัก (Main effects plot) ต่อความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 3 (รูปที่ 4.17) เพื่อแสดงความสัมพันธ์ระหว่างระดับของแต่ละปัจจัยกับค่าเฉลี่ยของผลการตอบสนอง (Fitted mean) ซึ่งทำให้สามารถวิเคราะห์ได้ว่าแนวโน้มของการเปลี่ยนแปลงในแต่ละปัจจัยส่งผลต่อค่าความต้านทานการแตกหักในทิศทางใด ซึ่งจากกราฟผลกระทบของปัจจัยหลักต่อความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 (รูปที่ 4.17 (ก)) พบว่าผลกระทบของปัจจัยมุมรอยร้าวมีแนวโน้มเชิงบวก กล่าวคือ เมื่อมุมรอยร้าวเพิ่มขึ้น ค่าความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 เพิ่มขึ้นตามไปด้วย แสดงให้เห็นว่าการเพิ่มมุมรอยร้าวส่งผลให้ความสามารถในการต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 เพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ ขณะที่ในกรณีของความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 แม้มุมรอยร้าวจะยังเป็นปัจจัยหลักตามกราฟพาเรโตเช่นกัน แต่กราฟผลกระทบของปัจจัยต่อความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 (รูปที่ 4.17(ข)) แสดงให้เห็นผลกระทบของปัจจัยมุมรอยร้าวมีแนวโน้มในเชิงลบอย่างเด่นชัด กล่าวคือ เมื่อมุมรอยร้าวเพิ่มขึ้น ค่าความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 มีแนวโน้มลดลง แสดงให้เห็นว่ามุมรอยร้าวที่เพิ่มขึ้นส่งผลให้ความสามารถในการต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 ลดลง ปัจจัยอื่น ๆ อย่างสัดส่วนการผสมซึ่งแสดงผลกระทบในระดับที่ค่อนข้างสูงต่อความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 ในกราฟพาเรโต และจากการกราฟผลกระทบของปัจจัยหลักต่อความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 ยังแสดงถึงแนวโน้มของผลกระทบในเชิงบวก ในขณะที่อุณหภูมิการเผาเปลือกหอย ซึ่งกราฟพาเรโตแสดงให้เห็นถึงผลกระทบของปัจจัยต่อความต้านทานการแตกหักที่ต่ำ กราฟผลกระทบของปัจจัยหลักจึงมีลักษณะเส้นกราฟที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลงทั้งในเชิงบวกและเชิงลบ แสดงให้เห็นว่าอุณหภูมิการเผาเปลือกหอยไม่ส่งผลกระทบต่อความต้านทานการแตกหักทั้งรูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 3



(ก) ความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1



(ข) ความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3

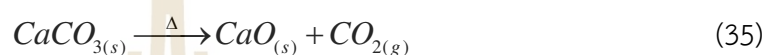
รูปที่ 4.17 กราฟผลกระทบของปัจจัยหลักต่อความต้านทานการแตกหัก

4.2 ผลกระทบของอุณหภูมิต่อการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกเปลือกหอยแมลงภู

งานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาผลกระทบของอุณหภูมิการเผาเปลือกหอยแมลงภูต่อความต้านทานการแตกหักภายใต้การระบแบบผสม 1 และ 3 อย่างไรก็ตาม เนื่องจากเปลือกหอยเป็นวัสดุธรรมชาติที่ประกอบด้วยแคลเซียมคาร์บอเนต (CaCO_3) เป็นองค์ประกอบหลัก ซึ่งอยู่ในรูปของโครงสร้างผลึกต่างๆ เช่น แคลไซต์ (Calcite), อราโกไนต์ (Aragonite) และไวเทอไรต์ (Vaterite) โดยโครงสร้างผลึกเหล่านี้มีเสถียรภาพและสมบัติเชิงกลที่แตกต่างกัน และสามารถเกิดการเปลี่ยนแปลงได้เมื่อได้รับพลังงานความร้อน [68] จึงส่งผลโดยตรงต่อพฤติกรรมทางกลของวัสดุ ดังนั้นการศึกษากการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบทางเคมี ธาตุ สารประกอบ และโครงสร้างผลึกของเปลือกหอยภายหลังการเผาที่อุณหภูมิต่าง ๆ จึงมีความสำคัญต่อการประเมินความสอดคล้องระหว่างโครงสร้างระดับ

จุลภาคที่เปลี่ยนแปลงกับสมบัติทางกลที่แสดงออกในระดับมหภาค เพื่อให้ได้วัสดุเสริมแรงที่มีสมบัติเชิงกลเหมาะสมต่อการใช้งานทางวิศวกรรม [69]

การนำเปลือกหอยแมลงภูไปเผาที่ช่วงอุณหภูมิต่าง ๆ เพื่อใช้ในการเสริมแรงอีพอกซีเรซินนั้น กระบวนการนี้จะดำเนินการในเตาเผาที่ควบคุมอุณหภูมิได้ เมื่อแคลเซียมคาร์บอเนตในเปลือกหอยได้รับพลังงานความร้อนสูงมากพอ (ประมาณ 700–900 องศาเซลเซียสขึ้นไป) อาจเกิดกระบวนการสลายตัวทางความร้อน (Thermal decomposition) ส่งผลให้แคลเซียมคาร์บอเนต (CaCO_3) สลายตัวเป็นแคลเซียมออกไซด์ (CaO) และปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ (CO_2) ออกมา [70] โดยปฏิกิริยาทางเคมีแสดงในสมการที่ (35)



เมื่อ Δ แทนการให้ความร้อน
(s) แทนสถานะของแข็ง
(g) แทนสถานะแก๊ส

โดยผลการวิเคราะห์องค์ประกอบธาตุของเปลือกหอยหลังผ่านการเผาที่อุณหภูมิต่าง ๆ ด้วยเครื่องวิเคราะห์ธาตุด้วยการเรืองแสงรังสีเอกซ์แบบกระจายพลังงาน (XRF) แสดงดังตารางที่ 4.6

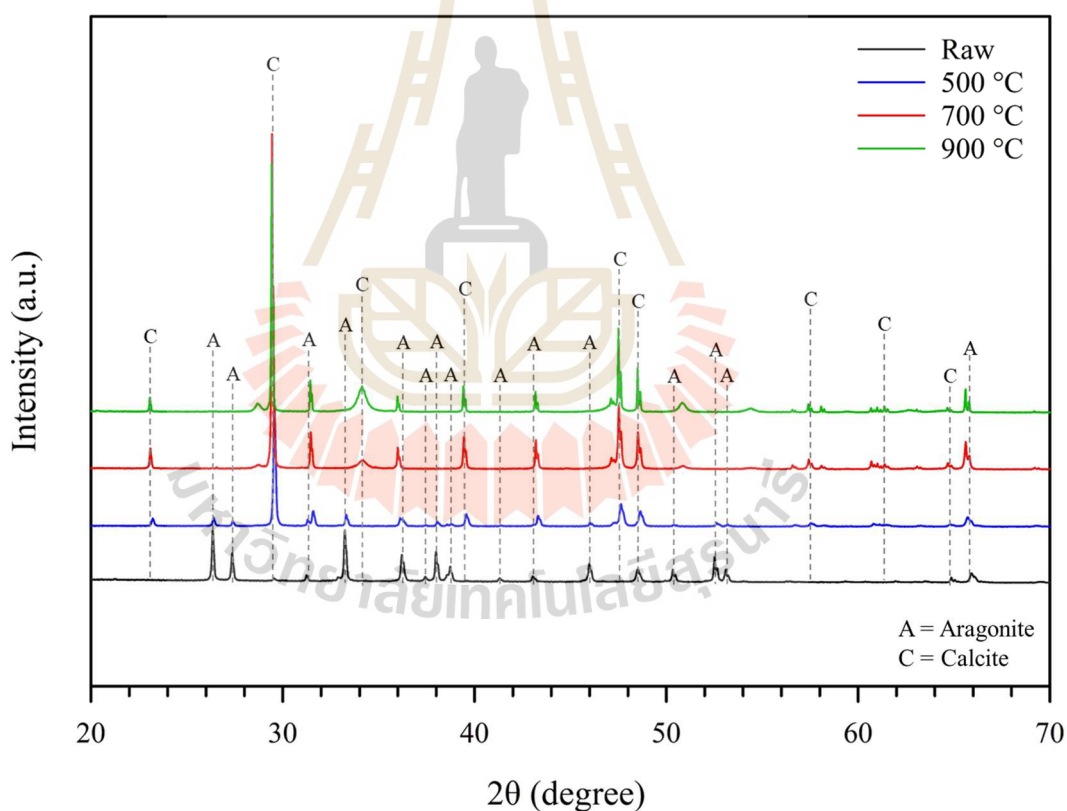
ตารางที่ 4.6 องค์ประกอบทางเคมีของเปลือกหอยแมลงภูที่ผ่านการเผาในอุณหภูมิต่าง ๆ

อุณหภูมิการเผา (°C)	องค์ประกอบ (%)						
	Ca	Fe	Sr	Si	S	Zr	Br
ก่อนการเผา (Raw)	94.05	3.75	1.03	0.70	0.34	0.06	0.07
500	97.53	0.17	1.06	0.76	0.31	0.07	0.10
700	97.70	0.09	0.97	0.77	0.35	0.07	0.06
900	97.96	0.08	0.85	0.55	0.47	0.06	0.04

จากผลการวิเคราะห์องค์ประกอบธาตุของตัวอย่างเปลือกหอยแมลงภูพบว่า การเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิในการเผาส่งผลต่อองค์ประกอบทางเคมีของเปลือกหอย โดยเฉพาะธาตุหลักอย่างแคลเซียม (Ca) ปริมาณของแคลเซียม ซึ่งเป็นองค์ประกอบหลักของแคลเซียมคาร์บอเนตมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นตามอุณหภูมิการเผา โดยในตัวอย่างก่อนการเผา (Raw) พบแคลเซียมอยู่ที่ 94.05% และมีการเพิ่มขึ้นเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องเมื่ออุณหภูมิสูงขึ้นเป็น 97.53%, 97.70%, 97.96% ที่อุณหภูมิ 500°C, 700°C และ 900°C ตามลำดับ ขณะที่ธาตุเจือปนอื่น ๆ เช่น เหล็ก (Fe), โบรมีน (Br) และซิลิกอน (Si)

มีแนวโน้มลดลง การเพิ่มขึ้นของปริมาณแคลเซียมสะท้อนถึงการขจัดสิ่งเจือปนหรือสารอินทรีย์ออกจากเปลือกหอยระหว่างการเผา ส่งผลให้สมบัติของแคลเซียมคาร์บอเนตสูงขึ้น

แม้ว่าการวิเคราะห์ธาตุด้วยการเรืองแสงรังสีเอกซ์แบบกระจายพลังงานจะสามารถให้ผลเชิงปริมาณเกี่ยวกับชนิดและปริมาณของธาตุที่ปรากฏในตัวอย่างเปลือกหอยได้ แต่ข้อมูลที่ได้นั้นอยู่ในระดับขององค์ประกอบธาตุเท่านั้น ไม่สามารถให้ข้อมูลเชิงโครงสร้างหรือรูปแบบของสารประกอบของธาตุเหล่านั้น อีกทั้งยังไม่สามารถให้ข้อมูลเกี่ยวกับลักษณะโครงสร้างผลึก (Crystalline structure) ของสารประกอบดังกล่าวได้ ดังนั้น เพื่อให้ได้ข้อมูลที่ครอบคลุมทั้งในระดับองค์ประกอบของธาตุและโครงสร้างผลึก จึงใช้การวิเคราะห์การเลี้ยวเบนรังสีเอกซ์ (XRD) ในการจำแนกชนิดของผลึกในตัวอย่าง และตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงลักษณะการจัดเรียงตัวของอะตอมภายในโครงสร้างผลึกที่เกิดขึ้นภายหลังกระบวนการเผา ซึ่งผลการวิเคราะห์โครงสร้างผลึกของตัวอย่างเปลือกหอยแสดงดังรูปที่ 4.18



รูปที่ 4.18 ผลการวิเคราะห์โครงสร้างผลึกของเปลือกหอยแมลงภู่มะพร้าวผ่านการเผาที่อุณหภูมิต่าง ๆ

จากการวิเคราะห์ลักษณะของพีคที่เกิดขึ้น พบว่าโครงสร้างผลึกของตัวอย่างเปลือกหอยมีการเปลี่ยนแปลงอย่างชัดเจนภายหลังการเผาที่อุณหภูมิต่าง ๆ โดยในตัวอย่างก่อนการเผา (Raw) มีพีคสำคัญที่ตำแหน่งประมาณ 2θ เท่ากับ 26° , 27° , 33° , 38° และ 46° ซึ่งสามารถระบุได้ว่าเป็นพีคของ

เฟสอราโกไนต์ (A) ทั้งหมด แสดงให้เห็นว่าในสภาวะเริ่มต้นก่อนการเผา โครงสร้างผลึกของเปลือกหอยส่วนใหญ่เป็นแคลเซียมคาร์บอเนตในรูปแบบของอราโกไนต์ เมื่อผ่านการเผาที่อุณหภูมิ 500 °C ยังคงพบฟีกของเฟสอราโกไนต์ปรากฏอย่างชัดเจนในช่วงมุมเดียวกัน แต่เริ่มมีฟีกของเฟสแคลไซต์ (C) ปรากฏขึ้นที่ 20 เท่ากับ 29°, 39°, 47°, 48° และ 56° ซึ่งแสดงให้เห็นถึงการเริ่มต้นกระบวนการเปลี่ยนเฟสจากอราโกไนต์ไปเป็นแคลไซต์ เมื่ออุณหภูมิการเผาเพิ่มขึ้นเป็น 700°C พบว่าฟีกของแคลไซต์มีความเข้มเพิ่มขึ้น โดยเฉพาะฟีกที่ 20 เท่ากับ 29° ซึ่งเป็นฟีกหลักของแคลไซต์ที่มีความเข้มสูงสุดในขณะที่ฟีกของอราโกไนต์ที่ตำแหน่ง 26° และ 27° มีความเข้มลดลงอย่างชัดเจน แสดงให้เห็นว่าการเปลี่ยนเฟสเพิ่มขึ้น ส่วนตัวอย่างที่เผาที่อุณหภูมิ 900°C ฟีกของแคลไซต์มีความเข้มสูงในทุกตำแหน่ง โดยเฉพาะฟีกที่ 20 เท่ากับ 29°, 39° และ 47° ในขณะที่ฟีกของอราโกไนต์แทบไม่ปรากฏในช่วงอุณหภูมินี้แล้ว

จากผลการวิเคราะห์ลักษณะโครงสร้างผลึกของตัวอย่างเปลือกหอยแมลงภู่ พบว่าการเผาที่อุณหภูมิต่าง ๆ ส่งผลให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของชนิดและสัดส่วนของเฟสผลึกในตัวอย่างอย่างชัดเจน โดยเฉพาะการเปลี่ยนการเปลี่ยนเฟสจากอราโกไนต์ไปเป็นแคลไซต์ ซึ่งสามารถสังเกตได้จากการเปลี่ยนแปลงของตำแหน่งและความเข้มของฟีกที่ปรากฏในแต่ละช่วงมุม อย่างไรก็ตาม การประเมินจากลักษณะฟีกอย่างเดียวอาจยังไม่เพียงพอในการระบุปริมาณของเฟสแต่ละชนิดอย่างแม่นยำ เนื่องจากฟีกของเฟสบางตำแหน่งอาจมีการซ้อนทับกันหรือมีความเข้มใกล้เคียงกันจนยากต่อการแยกแยะด้วยวิธีการดูจากกราฟเพียงอย่างเดียว [71] ดังนั้น เพื่อให้ได้ข้อมูลเชิงปริมาณของเฟสผลึกในตัวอย่างอย่างถูกต้องและเชื่อถือได้ จึงได้ดำเนินการวิเคราะห์เพิ่มเติมโดยใช้โปรแกรม TOPAS ซึ่งเป็นซอฟต์แวร์สำหรับการวิเคราะห์เชิงปริมาณของเฟสผลึกโดยวิธี Rietveld refinement โปรแกรมดังกล่าวสามารถประมวลผลข้อมูลและทำการปรับเทียบค่าสมการผลึกกับรูปแบบฟีกที่เกิดขึ้นในกราฟได้อย่างละเอียด [72, 73] ทำให้สามารถระบุและคำนวณสัดส่วนของเฟสอราโกไนต์และแคลไซต์ได้อย่างแม่นยำ ซึ่งผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณของเฟสอราโกไนต์และแคลไซต์ในตัวอย่างเปลือกหอยแมลงภู่หลังการเผาแสดงตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 ผลปริมาณเฟสอราโกไนต์และแคลไซต์ในเปลือกหอยแมลงภู่หลังการเผาที่อุณหภูมิต่าง ๆ

อุณหภูมิการเผา (°C)	ปริมาณเฟสผลึก (%)	
	อราโกไนต์ (Aragonite)	แคลไซต์ (Calcite)
ก่อนการเผา (Raw)	98.24	1.76
500	19.23	80.77
700	0.21	99.79
900	0.48	99.52

ผลจากการวิเคราะห์ปริมาณของเฟสอราโกไนต์และแคลไซต์ในเปลือกหอยแมลงภู่วางหลังการเผาที่อุณหภูมิต่าง ๆ พบว่าในตัวอย่างก่อนการเผาอราโกไนต์สูงถึง 98.24% และแคลไซต์เพียง 1.76% จึงสามารถยืนยันได้ว่าในตัวอย่างก่อนการเผามีโครงสร้างผลึกแบบอราโกไนต์เป็นเฟสหลักเพียงอย่างเดียว อย่างไรก็ตาม เมื่อทำการเผาที่ 500°C ปริมาณอราโกไนต์ลดลงเหลือ 19.23% ในขณะที่แคลไซต์เพิ่มขึ้นเป็น 80.77% สะท้อนถึงการเปลี่ยนเฟสที่ชัดเจน ซึ่งสอดคล้องกับการปรากฏของฟิสิกส์แคลไซต์ที่ตำแหน่ง 2θ เท่ากับ 29° ซึ่งมีความเข้มเพิ่มขึ้นอย่างเด่นชัด และในตัวอย่างที่เผาที่ 700°C ปริมาณแคลไซต์ยังคงอยู่ในระดับที่สูง (99.52%) ซึ่งแสดงให้เห็นว่าโครงสร้างผลึกของเปลือกหอยเกิดการเปลี่ยนเฟสจากอราโกไนต์ไปเป็นแคลไซต์อย่างสมบูรณ์แล้ว การเปลี่ยนเฟสดังกล่าวมีนัยสำคัญต่อสมบัติของวัสดุ เนื่องจากอราโกไนต์และแคลไซต์ แม้จะมีองค์ประกอบทางเคมีที่เหมือนกัน แต่มีโครงสร้างผลึกที่แตกต่างกัน ซึ่งส่งผลโดยตรงต่อสมบัติทางกลและพฤติกรรมเมื่อวัสดุอยู่ภายใต้แรงกระทำ [74] โดยอราโกไนต์เป็นผลึกในระบบผลึกออร์โธโรมบิก (Orthorhombic) ซึ่งมีลักษณะการจัดเรียงอะตอมที่แน่นในบางทิศทาง ส่งผลให้มีความแข็งแรงเฉพาะจุดสูง และมักมีรูปผลึกทรงแท่งหรือเข็ม อย่างไรก็ตาม โครงสร้างนี้มีความเปราะสูง (Brittle) และมีเสถียรภาพต่ำจึงสามารถเปลี่ยนเฟสได้ง่ายเมื่อได้รับพลังงานความร้อนจากการเผา [75] ในทางกลับกัน แคลไซต์มีโครงสร้างผลึกแบบไตรโกนอล (Trigonal) ซึ่งมีระนาบผลึกที่สมมาตรและสามารถกระจายแรงในทิศทางต่าง ๆ ได้ดี จึงมีความเหนียวมากกว่าและมีความเสถียรสูง ทำให้สามารถกระจายแรงดึงและแรงบิดได้ดี [68]

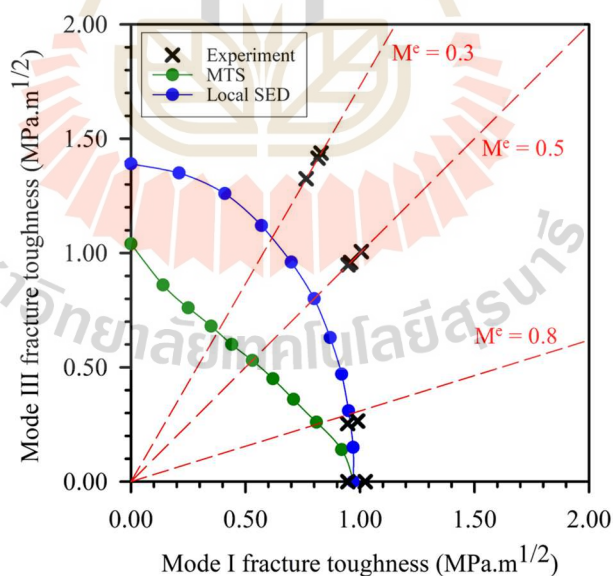
จากลักษณะโครงสร้างผลึกที่แตกต่างกันของอราโกไนต์และแคลไซต์ ซึ่งส่งผลโดยตรงต่อสมบัติทางกลและพฤติกรรมของวัสดุ สอดคล้องกับผลการทดสอบสมบัติแรงดึงในหัวข้อ 4.1.1 จากผลการทดลองดังรูป 4.1 ถึง 4.3 อีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยเผาที่อุณหภูมิ 700 °C และ 900°C ซึ่งมีเฟสแคลไซต์เกือบสมบูรณ์ (~99%) ให้ค่าความเค้นครากและความเค้นแรงดึงสูงที่สุดเมื่อเทียบกับอุณหภูมิอื่น ๆ สะท้อนให้เห็นว่าโครงสร้างผลึกแบบแคลไซต์มีความสามารถในการรับแรงดึงได้ดีกว่า ในขณะที่เปลือกหอยที่เผาที่ 500 °C ซึ่งยังมีอราโกไนต์อยู่มาก (19.23%) พบว่าค่าความเค้นครากและความเค้นแรงดึงต่ำกว่า ดังนั้นการเปลี่ยนแปลงของโครงสร้างผลึกจากอราโกไนต์ไปเป็นแคลไซต์ที่อุณหภูมิการเผาที่สูงขึ้น จึงไม่ได้เป็นเพียงการเปลี่ยนเฟสในเชิงโครงสร้างเท่านั้น แต่ยังส่งผลกระทบต่อสมบัติเชิงกลของวัสดุโดยตรง ซึ่งมีบทบาทสำคัญในการอธิบายผลการทดสอบแรงดึงอีกด้วย

4.3 ผลการทำนายความต้านทานการแตกหัก

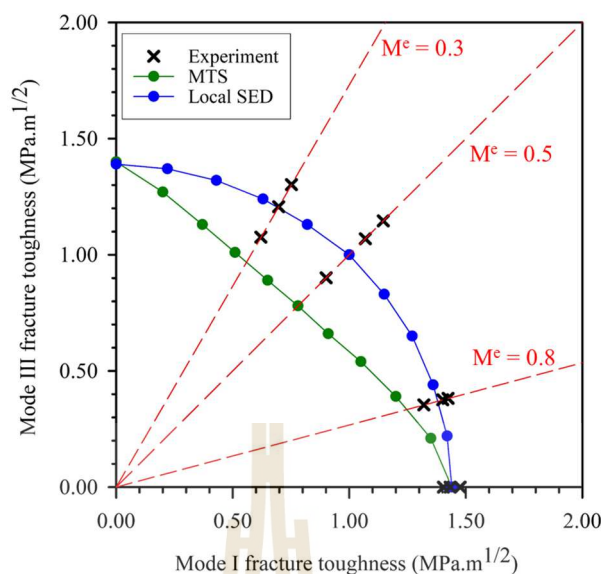
4.3.1 ผลการทำนายด้วยเกณฑ์การแตกหัก

การทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้การรับภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่วางด้วยเกณฑ์การแตกหักนั้นจะกล่าวถึงเฉพาะผลการทำนายด้วยอุณหภูมิการเผาเปลือกหอยที่ 700 องศาเซลเซียสที่สัดส่วนการผสมร้อยละ 10 และ 30 โดยน้ำหนัก ส่วนผลการทำนายด้วยเกณฑ์การแตกหักที่เงื่อนไขการผสมอื่น ๆ จะแสดงไว้ในภาคผนวก ข (ตารางที่ ข.1 ถึง ข.3) ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้การรับภาระแบบผสม 1 และ 3 แสดงดัง

รูปที่ 4.19 เภณฑ์การแตกหักที่ใช้ในงานวิจัยนี้ ได้แก่ เภณฑ์การแตกหักแบบ MTS และเภณฑ์การแตกหักแบบ Local SED ซึ่งเภณฑ์การแตกหักดังกล่าวจะพิจารณาปัจจัยที่ส่งผลต่อการแตกหักของวัสดุที่ต่างกัน โดยเภณฑ์การแตกหักแบบ MTS การขยายตัวของรอยร้าวจะเริ่มต้นเมื่อความเค้นที่ปลายรอยร้าวมีค่าสูงสุดจนวัสดุเกิดการแตกหัก ส่วนเภณฑ์การแตกหักแบบ Local SED รอยร้าวของวัสดุจะขยายตัวเมื่อความหนาแน่นของพลังงานความเครียดมีค่ามากกว่าปริมาตรควบคุม เมื่อพิจารณาผลความต้านทานการแตกหักจากการทำนายด้วยเภณฑ์การแตกหักทั้งสองพบว่ามีค่าค่อนข้างคลาดเคลื่อนเมื่อเทียบกับผลการทดสอบที่สัดส่วนการผสมเปลือกหอยร้อยละ 10 โดยน้ำหนัก (รูปที่ 4.19(ก)) ในทางกลับกันผลความต้านทานการแตกหักจากการทำนายด้วยเภณฑ์การแตกหักมีค่าใกล้เคียงกับผลการทดสอบที่สัดส่วนการผสมเปลือกหอยร้อยละ 30 โดยน้ำหนัก (รูปที่ 4.19(ข)) ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการทำนายด้วยเภณฑ์การแตกหักดังกล่าวอาจให้ผลการทำนายที่มีความคลาดเคลื่อนสูงแม้จะเป็นการทำนายบนวัสดุชนิดเดียว เนื่องจากเภณฑ์การแตกหักนั้นถูกออกแบบมาเพื่อนำไปประยุกต์ใช้กับวัสดุที่หลากหลายโดยใช้ทฤษฎีกลศาสตร์การแตกหักแบบยืดหยุ่นเชิงเส้น (Linear elastic fracture mechanics) ที่มีหลักการว่าวัสดุเกิดการเสียรูปน้อยมากก่อนเกิดการแตกหัก [76] ส่งผลให้ผลการทำนายด้วยเภณฑ์การแตกหักของอิพอกซีเรซินเสริมแรงที่สัดส่วนการผสมเปลือกหอยแมลงภู่อ้อยละ 10 โดยน้ำหนักซึ่งแสดงพฤติกรรมการแตกหักแบบเหนียวที่มีการเสียรูปมากก่อนเกิดการแตกหักมีค่าน้อยกว่าความต้านทานการแตกหักที่ได้จากการทดสอบจริง



(ก) สัดส่วนการผสมร้อยละ 10 โดยน้ำหนัก



(ข) สัดส่วนการผสมร้อยละ 30 โดยน้ำหนัก

รูปที่ 4.19 ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักด้วยเกณฑ์การแตกหักที่อุณหภูมิการเผาเปลือก
หอยแมลงภู่ 700 องศาเซลเซียส

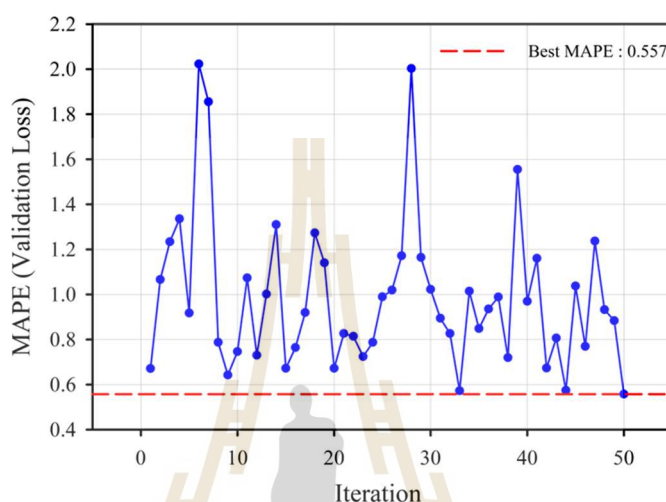
แม้ว่าค่าความต้านทานการแตกหักของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือก
หอยแมลงภู่ที่ได้จากการทำนายด้วยเกณฑ์การแตกหักจะแสดงความคลาดเคลื่อนเมื่อเปรียบเทียบกับ
ผลการทดลองจริง แต่ค่าที่ได้จากการทำนายยังสามารถนำไปใช้ประโยชน์ในการออกแบบเบื้องต้นของ
ชิ้นส่วนหรืออุปกรณ์ทางวิศวกรรมที่ต้องพิจารณาพารามิเตอร์ด้านความต้านทานการแตกหัก อย่างไร
ก็ตาม เนื่องจากค่าที่ทำนายได้มีแนวโน้มต่ำกว่าค่าจริง จึงอาจทำให้มีการออกแบบที่เกินความจำเป็น
(Overdesign) ซึ่งแม้จะมีความปลอดภัยสูง แต่ก็ส่งผลให้การใช้วัสดุไม่เต็มศักยภาพ โดยชิ้นส่วนที่
ออกแบบจะถูกจำกัดให้รับภาระได้น้อยกว่าขีดความสามารถที่แท้จริงของวัสดุ ส่งผลต่อประสิทธิภาพ
ในการประยุกต์ใช้ทางวิศวกรรม

4.3.2 ผลการทำนายด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์

4.3.2.1 ผลการปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์

การปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเชิง
ลึกเพื่อทำนายค่าความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระรูปแบบที่ 1 และค่าความต้านทานการ
แตกหักภายใต้ภาระรูปแบบที่ 3 ได้มีการใช้วิธีการ Optuna เพื่อกำหนดและปรับค่าไฮเปอร์
พารามิเตอร์ (Hyperparameter tuning) เพื่อให้ได้โครงสร้างแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด โดย
พิจารณาประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยตัวชี้วัดประสิทธิภาพ 3 ชนิด ได้แก่ R^2 , MSE, และ MAPE
ผลการปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์โดยใช้ค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE) จะแสดง
โดยละเอียดไว้ในภาคผนวก ข (ตารางที่ ข.4) ผล MAPE ที่ได้จากการปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ใน

ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) แสดงดังรูปที่ 4.20 พบว่าค่า MAPE มีความแปรปรวนในแต่ละรอบการทดลอง (Iteration) แสดงให้เห็นถึงอิทธิพลของการเลือกค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นต่อประสิทธิภาพของแบบจำลอง ซึ่งพบว่ารอบการทดลองที่ให้ค่า MAPE ที่ดีที่สุดซึ่งอยู่ที่ประมาณ 0.557% นั้นสามารถลดความคลาดเคลื่อนในการทำนายผลได้ดีที่สุด ซึ่งเงื่อนไขการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของแบบจำลองที่ให้ประสิทธิภาพโดยรวมดีที่สุดแสดงดังตารางที่ 4.4



รูปที่ 4.20 ผลค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ของการปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์

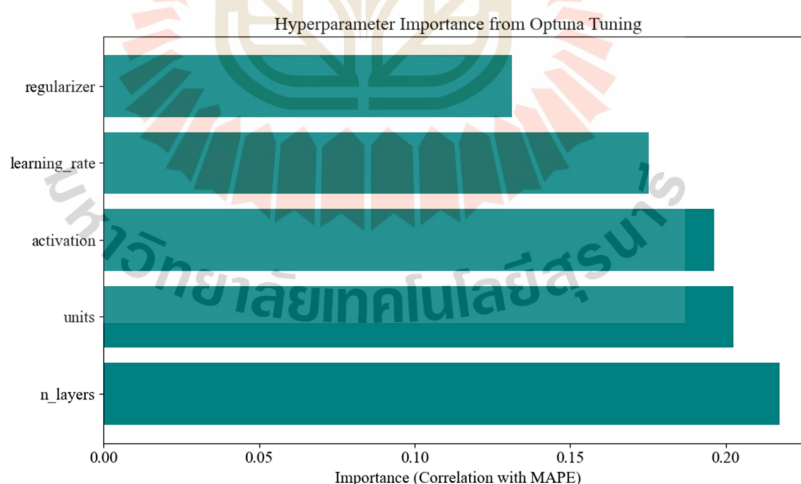
ตารางที่ 4.8 ผลการปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ให้ประสิทธิภาพการทำนายดีที่สุด

Layer	Units	Activation	Regularization	Learning rate	R ²	MSE	MAPE
2	64	ReLU	L2	0.0057	0.792	0.128	0.557

เมื่อพิจารณาจากตัวชี้วัดประสิทธิภาพสามชนิด ได้แก่ ค่า R², MSE และ MAPE ค่าความแม่นยำโดยรวมของแบบจำลอง พบว่าแบบจำลองสามารถลดค่า MAPE ได้ต่ำที่สุดในบรรดาทุกการทดลอง โดยมีค่าเท่ากับ 0.557% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการทำนายที่ดีที่สุด และให้ค่า MSE ต่ำเพียง 0.128 และค่า R² เท่ากับ 0.792 ซึ่งถือว่าอยู่ในระดับที่ค่อนข้างดี ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้มากกว่า 79% ในชุดข้อมูลตรวจสอบแบบจำลอง

ในการพัฒนาแบบจำลอง การปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เหมาะสมถือเป็นขั้นตอนสำคัญที่ส่งผลโดยตรงต่อประสิทธิภาพของแบบจำลอง การใช้ Optuna ช่วยให้สามารถค้นหาค่าที่เหมาะสมได้อย่างมีประสิทธิภาพ อย่างไรก็ตาม นอกเหนือจากการหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุดแล้ว จึงทำการวิเคราะห์ว่าพารามิเตอร์ใดส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองมากที่สุด โดยรูปที่ 4.21 แสดงผลวิเคราะห์ระดับความสำคัญของพารามิเตอร์แต่ละตัวที่ใช้

ในกระบวนการปรับปรุงประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยวัดจากค่าความสัมพันธ์ (Correlation) ระหว่างค่าของไฮเปอร์พารามิเตอร์นั้นกับค่า MAPE พบว่าจำนวนชั้นซ่อน (n_layers) เป็นพารามิเตอร์ที่มีอิทธิพลสูงสุดต่อประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยค่าความสัมพันธ์ที่สูงนี้สะท้อนให้เห็นว่าโครงสร้างความลึกของโครงข่ายประสาทเทียมมีผลอย่างมากต่อประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของแบบจำลอง พารามิเตอร์ที่มีอิทธิพลรองลงมาคือจำนวนหน่วยย่อยในแต่ละชั้น (units) และฟังก์ชันกระตุ้น (activation) ซึ่งมีผลต่อการเปลี่ยนแปลงและการประมวลผลข้อมูลภายในโครงข่ายประสาทเทียม โดยทั้งสองพารามิเตอร์นี้มีความสำคัญในระดับที่ใกล้เคียงกันและมีบทบาทอย่างชัดเจนในการกำหนดความสามารถของแบบจำลองในการเรียนรู้ความสัมพันธ์ในลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear patterns) สำหรับอัตราการเรียนรู้ (learning_rate) พบว่ามีระดับความสัมพันธ์ในระดับกลางแสดงให้เห็นถึงบทบาทในการควบคุมความเร็วของการปรับพารามิเตอร์ระหว่างการฝึกสอนแบบจำลอง ซึ่งหากค่าอัตราการเรียนรู้ไม่เหมาะสมอาจทำให้การเรียนรู้ไม่เสถียรหรือไม่สามารถหาค่าที่ดีที่สุดได้ แม้ว่าจะไม่ใช่พารามิเตอร์หลักที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพสูงสุด แต่ยังคงมีความสำคัญในกระบวนการฝึกสอนแบบจำลอง ในขณะที่พารามิเตอร์ด้านการปรับมาตรฐาน (regularizer) ซึ่งทำหน้าที่ในการควบคุมไม่ให้แบบจำลองเกิดการเรียนรู้มากเกินไป (Overfitting) พบว่าระดับความสำคัญต่ำที่สุด แสดงให้เห็นว่าข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนแบบจำลองในงานวิจัยนี้อาจไม่มีปัญหาการเรียนรู้มากเกินไป หรืออาจเกิดจากความซับซ้อนของข้อมูลไม่มากพอที่จะจำเป็นต้องใช้การปรับมาตรฐานในระดับสูง

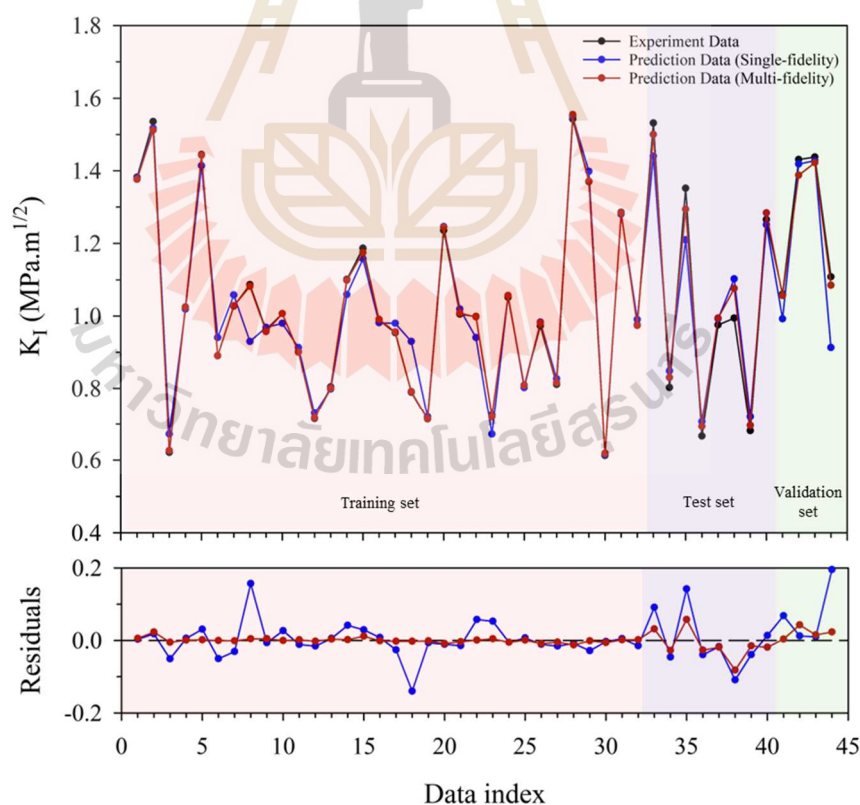


รูปที่ 4.21 ผลระดับความสำคัญของพารามิเตอร์ในการปรับปรุงประสิทธิภาพของแบบจำลอง

4.3.2.2 ผลการทำนายด้วยแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์

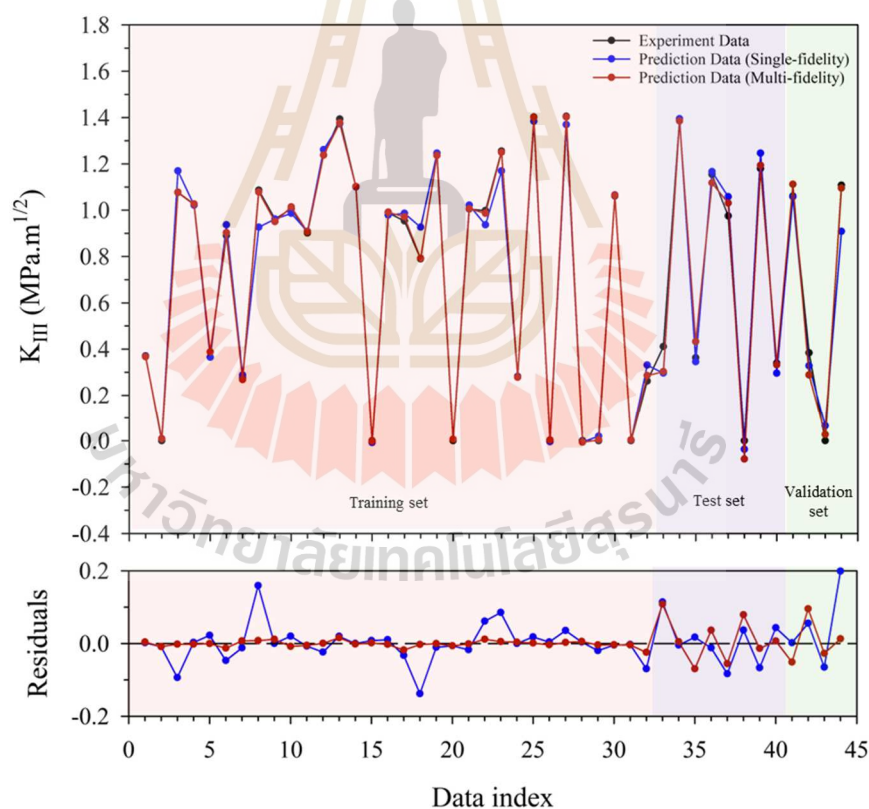
ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ด้วยแบบจำลองความเค้นตรงเดียวและแบบจำลอง

หลายระดับความเที่ยงตรงที่ฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลฝึกสอนแบบจำลอง 100% จากการเปรียบเทียบผลการทำนายค่าความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 ระหว่างแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวและแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง กับค่าจากการทดสอบจริง (รูปที่ 4.22) พบว่าแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงแสดงผลการทำนายที่แม่นยำและเสถียรกว่าในทุกช่วงของชุดข้อมูล ได้แก่ ชุดฝึกสอน (Training set), ชุดทดสอบ (Test set) และชุดตรวจสอบ (Validation set) ในช่วงของชุดข้อมูลฝึกสอน ทั้งสองแบบจำลองสามารถเรียนรู้แนวโน้มของข้อมูลได้ใกล้เคียงกับค่าจริง อย่างไรก็ตาม แบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงแสดงผลการทำนายที่สอดคล้องกับค่าจริงมากกว่าแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว โดยมีค่าคลาดเคลื่อน (Residuals) ที่กระจายตัวอย่างสม่ำเสมอและเข้าใกล้ 0 ซึ่งสะท้อนถึงความสามารถในการเรียนรู้ข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในส่วนของชุดทดสอบ แบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวแสดงค่าคลาดเคลื่อนที่สูงขึ้นในช่วงของข้อมูล (Data index) ที่ 33-38 ขณะที่แบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงในช่วงของข้อมูลเดียวกันยังคงมีคลาดเคลื่อนที่ต่ำกว่าแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว ในช่วงของชุดตรวจสอบ แบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงยังคงแสดงผลการทำนายที่สอดคล้องกับค่าจากการทดลอง ขณะที่แบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวมีความคลาดเคลื่อนมากขึ้นในหลายจุด



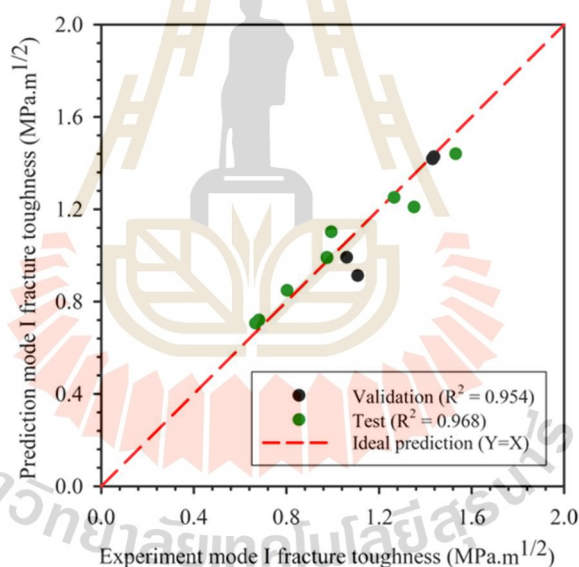
รูปที่ 4.22 ผลการทำนายค่าความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 เปรียบเทียบกับค่าจากการทดสอบจริง

สำหรับการเปรียบเทียบผลการทำนายค่าความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 ระหว่างแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว และแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง กับค่าจากการทดสอบจริง (รูปที่ 4.23) พบว่าแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงแสดงประสิทธิภาพได้ดีกว่าแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวอย่างชัดเจน โดยพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อน ในช่วงของชุดฝึกสอน แบบจำลองทั้งสองสามารถเรียนรู้แนวโน้มของข้อมูลได้ใกล้เคียงกับค่าจากการทดสอบจริง อย่างไรก็ตาม แบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงให้ผลการทำนายที่มีแนวโน้มใกล้เคียงกับข้อมูลการทดสอบจริงได้อย่างสม่ำเสมอ โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนเข้าใกล้ศูนย์ ในขณะที่แบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวยังคงมีความคลาดเคลื่อนที่สูงในบางจุดของข้อมูล ในส่วนของชุดทดสอบ แบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวและแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงแสดงผลการทำนายที่คลาดเคลื่อนกับค่าจากการทดสอบจริงในบางช่วง สำหรับชุดข้อมูลตรวจสอบ แบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงยังคงสามารถทำนายค่าความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 ได้ใกล้เคียงกับค่าจริงในทุกกรณี ขณะที่แบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวแสดงความคลาดเคลื่อนเพิ่มขึ้นสูงในบางจุด



รูปที่ 4.23 ผลการทำนายค่าความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 เปรียบเทียบกับค่าจากการทดสอบจริง

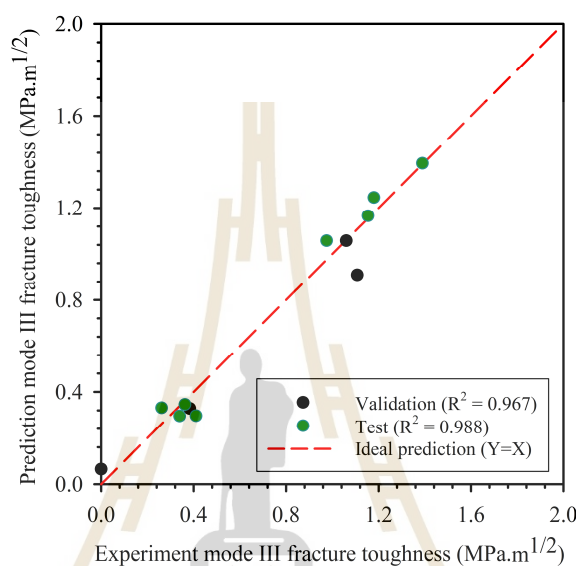
สำหรับผลการทำนายโดยประเมินด้วยตัวชี้วัดประสิทธิภาพแบบจำลองจะแสดงผลการทำนายทั้งช่วงการตรวจสอบแบบจำลอง และช่วงทดสอบแบบจำลอง โดยรูปที่ 4.24 แสดงผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 1 ด้วยแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว ซึ่งใช้เฉพาะข้อมูลความเที่ยงตรงสูงในการสร้างแบบจำลอง ผลการทำนายในช่วงการตรวจสอบแบบจำลองมีค่า R^2 เท่ากับ 0.954, MSE เท่ากับ 0.011 และ MAPE เท่ากับ 6.41% แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพการทำนายที่สูง เมื่อพิจารณาผลการทำนายของแบบจำลองในช่วงการทดสอบซึ่งเป็นข้อมูลที่แบบจำลองไม่เคยพบเห็นในระหว่างการฝึกสอนมาก่อน มีค่า R^2 เท่ากับ 0.968, MSE เท่ากับ 0.005 และ MAPE เท่ากับ 5.45% แสดงให้เห็นว่าค่าตัวชี้วัดประสิทธิภาพ ได้แก่ ค่า R^2 และ MSE มีแนวโน้มใกล้เคียงกับผลลัพธ์ที่ได้จากชุดข้อมูลตรวจสอบแบบจำลองอย่างมีนัยสำคัญ และค่า MAPE แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองดังกล่าวมีความแม่นยำในการทำนายที่สูง ลักษณะดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองมีความสามารถในการเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยของข้อมูลกับผลลัพธ์ที่ต้องการทำนายและนำไปใช้กับข้อมูลใหม่ได้อย่างแม่นยำ



รูปที่ 4.24 ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 1 ด้วยแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว

ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 3 ด้วยแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวซึ่งแสดงดังรูปที่ 4.25 ประสิทธิภาพของการทำนายในช่วงการตรวจสอบแบบจำลองมีค่า R^2 เท่ากับ 0.967, MSE เท่ากับ 0.012 และ MAPE เท่ากับ 10.93% และในช่วงการทดสอบแบบจำลองมีค่า R^2 เท่ากับ 0.988, MSE เท่ากับ 0.004 และ MAPE เท่ากับ 10.92% แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถทำนายข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเห็น ซึ่งเป็นข้อมูลช่วงการทดสอบแบบจำลองได้ด้วยระดับประสิทธิภาพที่ใกล้เคียงกับข้อมูลที่ใช้ตรวจสอบแบบจำลอง เมื่อ

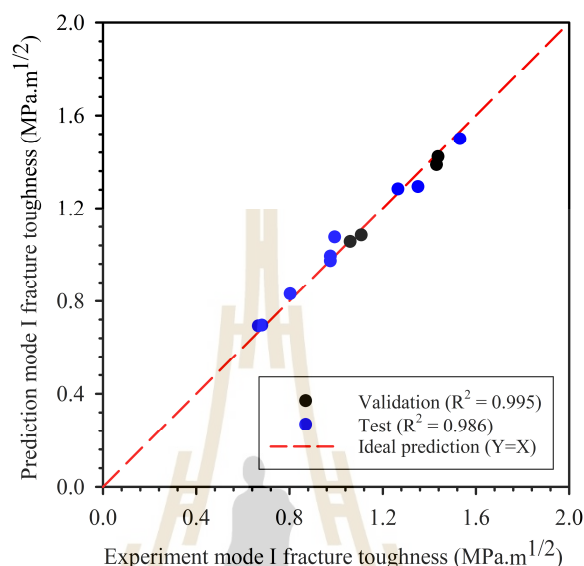
พิจารณาผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 3 พบว่ามีค่า MAPE สูงกว่าผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 1 เล็กน้อย ซึ่งแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวมีประสิทธิภาพในการทำนายผลความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 1 ได้ค่อนข้างดี และอาจเกิดการคลาดเคลื่อนเล็กน้อยในการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 3



รูปที่ 4.25 ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 3 ด้วยแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว

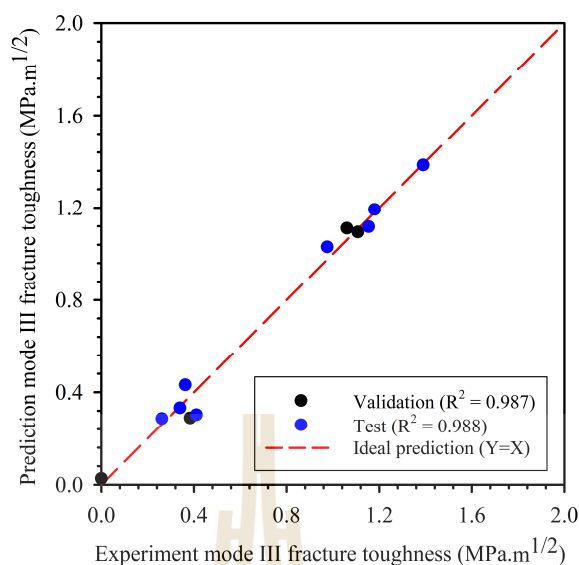
เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการทำนายค่าความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 งานวิจัยนี้ได้นำเสนอแนวทางการประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก โดยใช้แนวคิดการเรียนรู้ด้วยข้อมูลหลายระดับความเที่ยงตรง (Multi-fidelity learning) โดยอาศัยข้อมูลจากสองระดับความเที่ยงตรง ได้แก่ ข้อมูลความเที่ยงตรงต่ำ (Low-fidelity data) จากการทำนายเบื้องต้นด้วยเกณฑ์การแตกหัก และข้อมูลความเที่ยงตรงสูง (High-fidelity data) จากการทดลองจริง การรวมข้อมูลทั้งสองระดับเข้าด้วยกันผ่านกระบวนการเสริมคุณลักษณะของข้อมูล (Feature augmentation) ช่วยให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้โครงสร้างของข้อมูลที่ซับซ้อนมากขึ้น และลดข้อจำกัดที่เกิดจากขนาดของข้อมูลความเที่ยงตรงสูงที่มีอยู่อย่างจำกัดได้ ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 1 ด้วยแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงแสดงดังรูปที่ 4.26 แสดงให้เห็นว่าผลการทำนายในช่วงการตรวจสอบแบบจำลองมีค่า R^2 เท่ากับ 0.995, MSE เท่ากับ 0.001 และ MAPE เท่ากับ 1.64% และผลการทำนายในช่วงการทดสอบแบบจำลองมีค่า R^2 เท่ากับ 0.986, MSE เท่ากับ 0.003 และ MAPE เท่ากับ 3.08% แสดงให้เห็นว่าการทำนายด้วยแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงในช่วงการทดสอบแบบจำลองมีประสิทธิภาพ

ลดลงเล็กน้อยเมื่อเทียบกับการทำนายในช่วงการตรวจสอบแบบจำลอง และเมื่อพิจารณาประสิทธิภาพการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 1 พบว่าแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงมีประสิทธิภาพการทำนายที่สูงขึ้นเทียบกับแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว



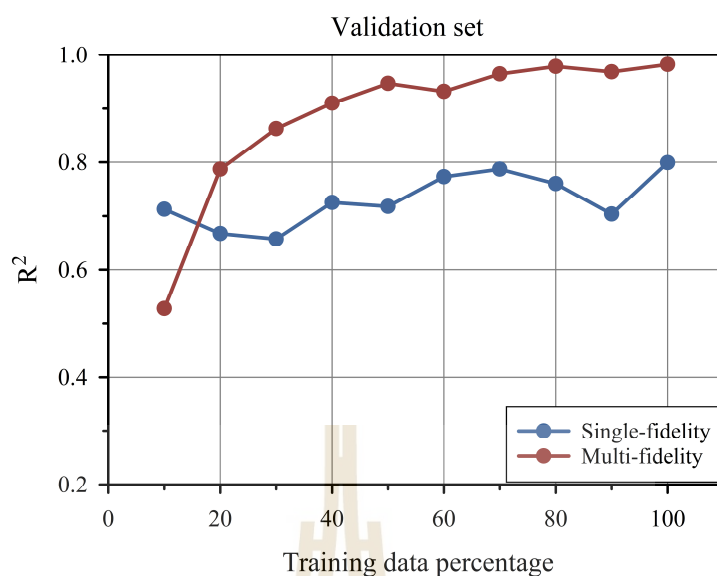
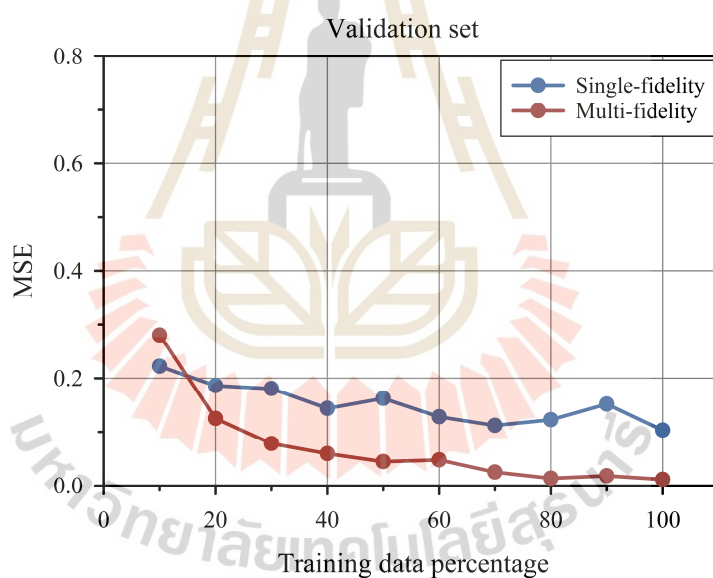
รูปที่ 4.26 ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 1 ด้วยแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง

ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 3 ด้วยแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงแสดงดังรูปที่ 4.27 แสดงให้เห็นผลการทำนายในช่วงการตรวจสอบแบบจำลองมีค่า R² เท่ากับ 0.987, MSE เท่ากับ 0.003 และ MAPE เท่ากับ 10.27% และผลการทำนายในช่วงการทดสอบแบบจำลองมีค่า R² เท่ากับ 0.988, MSE เท่ากับ 0.004 และ MAPE เท่ากับ 8.40% แสดงให้เห็นว่าการทำนายความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 ด้วยแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงในช่วงการทดสอบมีประสิทธิภาพใกล้เคียงกับการทำนายในช่วงการตรวจสอบแบบจำลอง และเมื่อพิจารณาประสิทธิภาพการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 3 เทียบกับแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว พบว่าในช่วงการตรวจสอบแบบจำลองมีประสิทธิภาพการทำนายสูงขึ้นเล็กน้อย ขณะที่ในช่วงการทดสอบแบบจำลองให้ประสิทธิภาพการทำนายใกล้เคียงกับแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว



รูปที่ 4.27 ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบที่ 3 ด้วยแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง

แม้ว่าผลการทำนายความต้านทานการแตกหักของแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวที่ฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลความเที่ยงตรงสูงทั้งหมด (100%) จะให้ประสิทธิภาพสูง โดยเฉพาะในด้านค่าความแม่นยำ (R^2) ที่อยู่ในระดับดีมาก และค่าความคลาดเคลื่อนอย่าง MSE และ MAPE อยู่ในเกณฑ์ยอมรับได้ แสดงถึงความสามารถของแบบจำลองในการเรียนรู้ความสัมพันธ์จากข้อมูลที่มีความเที่ยงตรงสูงได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่การใช้ข้อมูลทั้งหมดเช่นนี้มีข้อจำกัดด้านการได้มาซึ่งข้อมูลความเที่ยงตรงสูงที่ได้จากการทดสอบจริงมักมีต้นทุนสูงและใช้เวลานาน และในสถานการณ์ที่ไม่สามารถจัดหาข้อมูลได้มากนัก เช่น มีข้อมูลให้ใช้การฝึกสอนแบบจำลองเพียงแค่ 30-50% อาจส่งผลต่อประสิทธิภาพการทำนายของแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวได้ จึงนำไปสู่การพัฒนาแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงนำเสนอผลการทำนายความต้านทานการแตกหักของแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวและแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงด้วยระดับข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนแบบจำลองต่าง ๆ ซึ่งผลการทำนายแสดงดังรูปที่ 4.28 ถึงรูปที่ 4.29 ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักด้วยแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวและแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงด้วยชุดข้อมูลตรวจสอบแบบจำลองแสดงดังรูปที่ 4.28 ค่า R^2 ของทั้งสองแบบจำลองเพิ่มขึ้นตามสัดส่วนของข้อมูลฝึกสอนแบบจำลองที่เพิ่มขึ้น ซึ่งแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงมีค่า R^2 สูงกว่าแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวอย่างสม่ำเสมอในทุกๆ ระดับของข้อมูลฝึกสอนแบบจำลอง (รูปที่ 4.28(ก)) และค่า MSE จะลดลงเมื่อเพิ่มข้อมูลฝึกสอนแบบจำลองแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถลดข้อผิดพลาดในการทำนายได้มากขึ้นเมื่อมีข้อมูลมากขึ้น แบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงมีค่า MSE ต่ำกว่าอย่างสม่ำเสมอในทุกช่วงการฝึกสอนแบบจำลอง (รูปที่ 4.28(ข))

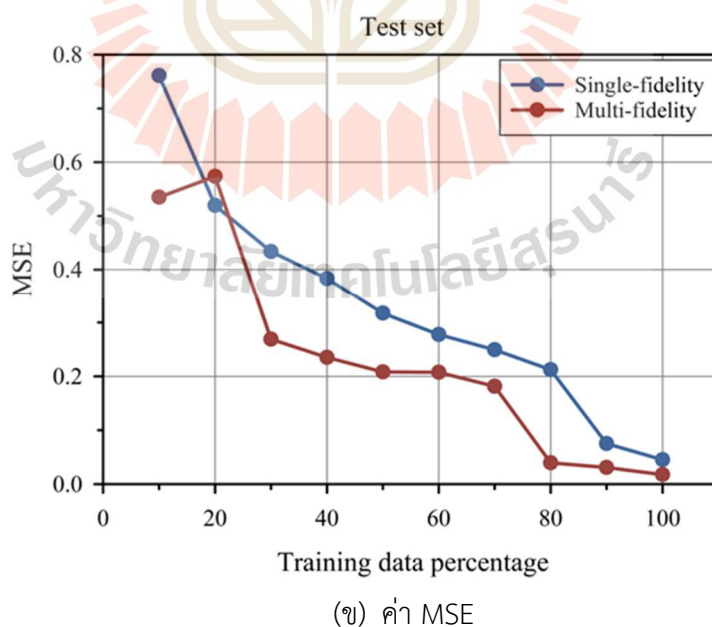
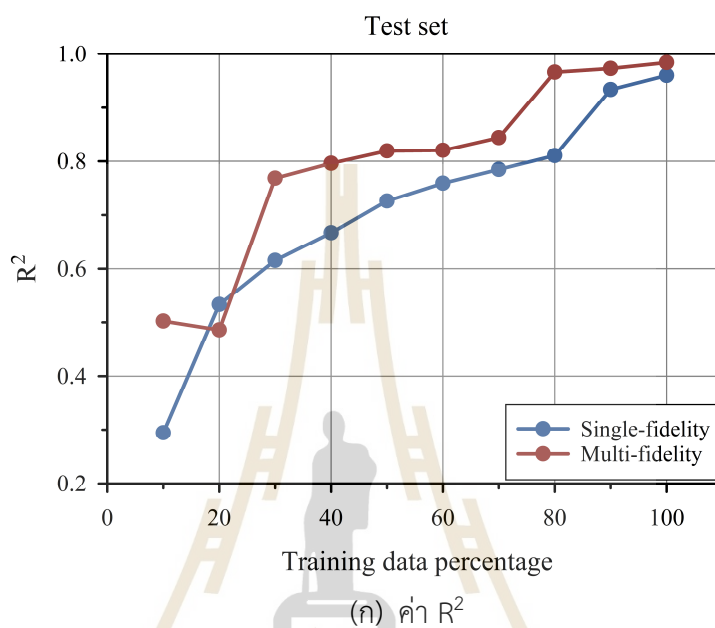
(ก) ค่า R^2 

(ข) ค่า MSE

รูปที่ 4.28 ผลการทำนายของแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวและแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงด้วยชุดตรวจสอบแบบจำลอง

ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักด้วยแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวและแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงด้วยชุดข้อมูลทดสอบแบบจำลองแสดงดังรูปที่ 4.29 ค่า R^2 ของแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงมีแนวโน้มเช่นเดียวกับผลการทำนายด้วยชุดข้อมูลตรวจสอบแบบจำลอง คือ มีการเพิ่มขึ้นตามข้อมูลฝึกสอนแบบจำลองที่เพิ่มขึ้น และมีค่าสูงกว่า

แบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว (รูปที่ 4.29(ก)) และค่า MSE ของแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงมีค่าต่ำกว่าแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว แต่ในช่วงข้อมูลการฝึกสอนแบบจำลอง 20% ค่า MSE ของแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงมีค่าลดลงต่ำกว่าแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวเล็กน้อย (รูปที่ 4.29 (ข))

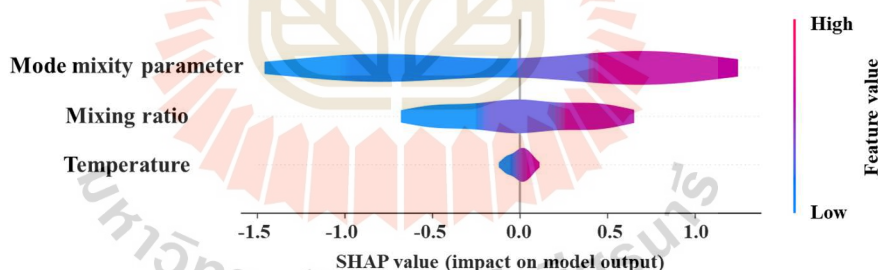


รูปที่ 4.29 ผลการทำนายของแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวและแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงด้วยชุดทดสอบแบบจำลอง

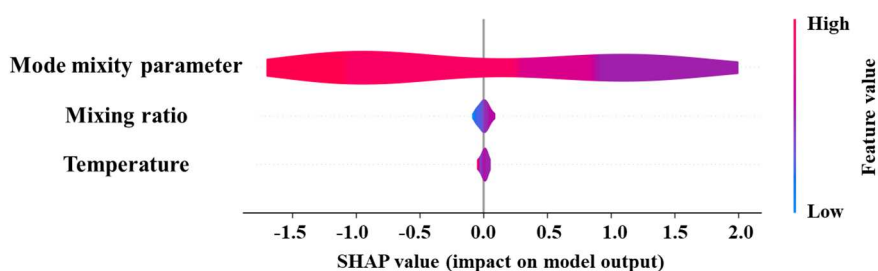
การประยุกต์ใช้แนวทางแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงซึ่งนำข้อมูลจากการทำนายเบื้องต้นด้วยเกณฑ์การแตกหักที่มีความแม่นยำต่ำกว่ามาใช้เสริมคุณลักษณะของข้อมูลเที่ยงตรงสูง พบว่าสามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลองอย่างมีนัยสำคัญ โดยเฉพาะในช่วงที่มีข้อมูลฝึกสอนแบบจำลองจำนวนน้อย ซึ่งสะท้อนจากค่า R^2 ที่เพิ่มสูงขึ้น และค่า MSE ที่ลดลงอย่างสม่ำเสมอเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวที่ใช้ข้อมูลในปริมาณเท่ากัน ผลการทำนายดังกล่าวแสดงให้เห็นว่า การใช้ข้อมูลหลายระดับความเที่ยงตรงไม่เพียงแต่ช่วยให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้นในสถานการณ์ที่ข้อมูลมีอย่างจำกัด แต่ยังเสนอแนวคิดด้านพัฒนาแบบจำลองที่มีความยืดหยุ่นและช่วยลดต้นทุนการได้มาซึ่งข้อมูล เหมาะแก่การประยุกต์ใช้ทางด้านวิศวกรรมที่ต้องอาศัยข้อมูลจากทั้งทางทฤษฎีและการทดลองจริงควบคู่กันด้วย

4.3.2.3 การวิเคราะห์ความไวของแบบจำลอง (Model sensitivity analysis)

การวิเคราะห์ความไวของแบบจำลอง (Model sensitivity analysis) เพื่อตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงค่าปัจจัยรับเข้าส่งผลกระทบต่อผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองมากนักเพียงใด งานวิจัยนี้จะใช้วิธีการ SHapley Additive exPlanations (SHAP) เป็นวิธีในการอธิบายผลการทำนายของแบบจำลองเชิงลึก ซึ่งถูกเสนอโดยคุณ Shapley [77] เพื่อวิเคราะห์อิทธิพลของแต่ละปัจจัยที่มีต่อผลการทำนายของแบบจำลอง โดยผล SHAP ของค่าความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระรูปแบบที่ 1 และค่าความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระรูปแบบที่ 3 แสดงดังรูปที่ 4.30 และรูปที่ 4.31 ตามลำดับ



รูปที่ 4.30 ค่า SHAP ของความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระรูปแบบที่ 1



รูปที่ 4.31 ค่า SHAP ของความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระรูปแบบที่ 3

จากการวิเคราะห์ค่าความสำคัญของปัจจัยรับเข้าด้วยค่า SHAP ซึ่งเป็นวิธีการอธิบายผลกระทบของปัจจัยรับเข้าต่อผลการทำนายของแบบจำลอง เมื่อค่า SHAP มีค่าห่างจาก 0 มาก (ทั้งทางบวกและทางลบ) บ่งชี้ว่าปัจจัยนั้นมีอิทธิพลสูงต่อการทำนายผลของแบบจำลอง ขณะที่ค่าเข้าใกล้ 0 (ทั้งทางบวกและทางลบ) บ่งชี้ว่าปัจจัยนั้นมีอิทธิพลต่ำต่อการทำนายผลของแบบจำลอง เมื่อพิจารณาค่า SHAP ของความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระรูปแบบที่ 1 และ 3 พบว่า พารามิเตอร์การรับภาระแบบผสมมีอิทธิพลต่อผลลัพธ์มากที่สุดในทั้งสองกรณี โดยแสดงช่วงค่า SHAP ที่กว้างที่สุด ในกรณีของค่า K_I มีช่วง SHAP ที่ประมาณ -1.5 ถึง +1.2 ขณะที่ในกรณีของค่า K_{III} ช่วงค่า SHAP อยู่ระหว่าง -1.5 ถึง +2.0 ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่าแบบจำลองมีความไวต่อการเปลี่ยนแปลงของปัจจัยพารามิเตอร์การรับภาระแบบผสมสูงทั้งในทางบวกและทางลบ เมื่อพิจารณาจากสีในกราฟ SHAP ซึ่งสามารถบอกถึงทิศทางของผลกระทบของแต่ปัจจัย โดยพบว่าค่าปัจจัย (Feature value) ที่สูง (แสดงด้วยสีม่วงแดง) สัมพันธ์กับค่า SHAP ที่เชิงบวกในกรณีของ K_I ซึ่งหมายความว่า เมื่อค่าของพารามิเตอร์การรับภาระแบบผสมเพิ่มขึ้นจะส่งผลให้ค่าความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 ที่ทำนายได้มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น ในกรณีของ K_{III} ค่าปัจจัยที่สูง (แสดงด้วยสีแดง) ปรากฏในบริเวณของค่า SHAP เชิงลบ สะท้อนให้เห็นว่า เมื่อพารามิเตอร์การรับภาระแบบผสมมีค่าสูงขึ้นจะส่งผลให้ค่าความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 3 ที่ทำนายได้มีแนวโน้มลดลง สำหรับปัจจัยสัดส่วนการผสม ในกรณีของค่า K_I แสดงค่า SHAP อยู่ในช่วงประมาณ -0.5 ถึง +0.8 ซึ่งอยู่ในระดับปานกลางเมื่อเทียบกับพารามิเตอร์การรับภาระแบบผสม แสดงให้เห็นว่า แม้ว่าปัจจัยสัดส่วนการผสมจะไม่ใช่อปัจจัยหลักที่ส่งผลกระทบต่อแบบจำลอง แต่ยังคงมีความสำคัญต่อผลการทำนายค่าความต้านทานรูปแบบที่ 1 ของแบบจำลอง และเมื่อพิจารณาพบว่า ค่าปัจจัยที่สูง (แสดงด้วยสีม่วงแดง) ปรากฏในบริเวณของค่า SHAP เชิงบวก สะท้อนให้เห็นว่าเมื่อสัดส่วนการผสมมีค่าสูงขึ้นจะส่งผลให้ค่าความต้านทานการแตกหักรูปแบบที่ 1 ที่ทำนายได้มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น ขณะที่ในกรณีของ K_{III} ค่า SHAP ของปัจจัยสัดส่วนการผสมอยู่ในช่วงใกล้ศูนย์ ประมาณ -0.1 ถึง +0.1 บ่งชี้ว่าสัดส่วนการผสมมีผลกระทบต่อผลการทำนายค่าความต้านทานรูปแบบที่ 3 ที่ค่อนข้างต่ำ

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยเรื่องการประยุกต์ใช้แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์จากข้อมูลหลายระดับความเที่ยงตรงในการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ สามารถสรุปผลการศึกษาได้ดังนี้

5.1.1 สมบัติทางกลของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่

งานวิจัยนี้ได้ทำการวิเคราะห์สมบัติทางกลของวัสดุอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ ได้แก่ สมบัติการรับแรงดึงและความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าการเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ส่งผลให้สมบัติการรับแรงดึงในทุกอุณหภูมิการเผาเปลือกหอยมีแนวโน้มสูงขึ้นที่สัดส่วนการผสมร้อยละ 10 และ 20 โดยน้ำหนัก และที่สัดส่วนการผสมร้อยละ 30 โดยน้ำหนัก พบว่าสมบัติการรับแรงดึงมีแนวโน้มลดลงอย่างชัดเจน เมื่อพิจารณาสมบัติการรับแรงดึงต่อน้ำหนักของวัสดุ ความหนาแน่นอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ไม่ได้มีความแตกต่างกับอีพอกซีเรซินบริสุทธิ์อย่างมีนัยสำคัญ สมบัติการรับแรงดึงต่อน้ำหนักของวัสดุจึงมีแนวโน้มใกล้เคียงกับสมบัติการรับแรงดึงที่พิจารณาสมบัติจากการรับภาระเป็นหลัก

สมบัติความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่จะแสดงพฤติกรรมในทางตรงกันข้ามกับสมบัติการรับแรงดึง โดยผลการศึกษาพบว่า การเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่ในทุกอุณหภูมิการเผาที่สัดส่วนการผสมร้อยละ 30 โดยน้ำหนัก วัสดุผสมมีค่าความต้านทานการแตกหักสูงสุดและมีแนวโน้มลดลงเมื่อสัดส่วนการผสมเปลือกหอยเสริมแรงลดลง แต่เมื่อพิจารณาสมบัติความต้านทานการแตกหักของอีพอกซีเรซินบริสุทธิ์พบว่า อีพอกซีเรซินบริสุทธิ์ยังคงมีความต้านทานการแตกหักที่สูงกว่าเมื่อเทียบกับอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่

5.1.2 การทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู

ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักที่ได้จากการทำนายด้วยเกณฑ์การแตกหักก่อนข้างคลาดเคลื่อนเมื่อเปรียบเทียบกับผลการทดสอบความต้านทานการแตกหักจริง ค่าที่ได้จากการทำนายยังสามารถนำไปใช้ประโยชน์ในการออกแบบเบื้องต้น แต่เนื่องจากค่าที่ทำนายได้มีแนวโน้มต่ำกว่าค่าจริง จึงอาจทำให้มีการออกแบบที่เกินความจำเป็นได้ ซึ่งส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพในการประยุกต์ใช้ทางวิศวกรรม ขณะที่ผลการทำนายด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (DNN) ให้ประสิทธิภาพการทำนายที่ค่อนข้างแม่นยำทั้งแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวและแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงเมื่อใช้ข้อมูลการฝึกสอนแบบจำลองทั้งหมด (100%) แม้ว่าแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวจะให้ประสิทธิภาพการทำนายที่ดี แต่ในสถานการณ์ที่ข้อมูลในการฝึกสอนแบบจำลองมีอย่างจำกัดและต้นทุนในการได้มาซึ่งข้อมูลสูง พบว่าแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรงที่ใช้แนวคิดการนำข้อมูลจากแบบจำลองที่มีความเที่ยงตรงต่ำกว่ามาใช้เสริมคุณลักษณะของข้อมูลเที่ยงตรงสูงให้ประสิทธิภาพของการทำนายที่สูงกว่าแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียวเมื่อข้อมูลในการฝึกสอนแบบจำลองมีแนวโน้มลดลง

5.2 ข้อเสนอแนะ

การศึกษาความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3 ของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู งานวิจัยทำการขึ้นรูปอีพอกซีเรซินกับเปลือกหอยแมลงภูด้วยการกวนผสมด้วยมือ ซึ่งอาจส่งผลกระทบต่อสมบัติการรับแรงดึงและความต้านทานการแตกหักได้จึงจำเป็นต้องควบคุมกระบวนการผสมให้คงที่ และอีพอกซีเรซินที่ใช้เป็นชนิด Bisphenol-A Diglycidyl Ether (BADGE) และสารช่วยให้แข็งตัวชนิด Aliphatic amine พฏิกิริยาและสมบัติต่าง ๆ ที่เกิดขึ้นอาจคลาดเคลื่อนจากวัสดุอีพอกซีเรซินชนิดอื่น และขนาดของเปลือกหอยแมลงภูที่ใช้ในการเสริมแรง แม้จะควบคุมให้มีขนาดสูงสุดไม่เกิน 150 ไมโครเมตร แต่ในขั้นตอนการผสมด้วยขนาดที่มีความแตกต่างกันมากเนื่องจากไม่ได้กำหนดขอบเขตล่าง (ขนาดต่ำสุด) อาจส่งผลกระทบต่อความแปรปรวนของสมบัติทางกลได้ สำหรับการทำนายด้วยแบบจำลองวิธีปัญญาประดิษฐ์ ปริมาณข้อมูลที่ใช้ในการสร้างและทดสอบแบบจำลองอาจส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองได้

รายการอ้างอิง

- [1] Fishery Statistics Group, F.D.P.a.P.D., STATISTICS OF MARINE SHELLFISH CULTURE SURVEY 2023. 2024. p. 36.
- [2] Syamimi, N., et al., Mechanical and thermal properties of snail shell particles-reinforced bisphenol-A bio-composites. Polymer Bulletin, 2020. **77**(5): p. 2573-2589.
- [3] Gdoutos, E.E., Fracture mechanics: an introduction. Vol. 263. 2020: Springer Nature.
- [4] Afrasiabian, B. and M. Eftekhari, Prediction of mode I fracture toughness of rock using linear multiple regression and gene expression programming. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2022.
- [5] Seibi, A. and S. Al-Alawi, Prediction of fracture toughness using artificial neural networks (ANNs). Engineering Fracture Mechanics, 1997. **56**(3): p. 311-319.
- [6] Wiangkham, A., A. Ariyarit, and P. Aengchuan, Prediction of the mixed mode I/II fracture toughness of PMMA by an artificial intelligence approach. Theoretical and Applied Fracture Mechanics, 2021. **112**: p. 102910.
- [7] Bayar, G. and T. Bilir, A novel study for the estimation of crack propagation in concrete using machine learning algorithms. Construction and Building Materials, 2019. **215**: p. 670-685.
- [8] Nguyen-Le, D.H., et al., A data-driven approach based on long short-term memory and hidden Markov model for crack propagation prediction. Engineering Fracture Mechanics, 2020. **235**: p. 107085.
- [9] Ariyarit, A., et al., Hybrid surrogate-model-based multi-fidelity efficient global optimization applied to helicopter blade design. Engineering Optimization, 2018. **50**(6): p. 1016-1040.
- [10] Le Gratiet, L. and J. Garnier, Recursive co-kriging model for design of computer experiments with multiple levels of fidelity. International Journal for Uncertainty Quantification, 2014. **4**(5).

- [11] Derkach, S., et al. The SEM and TEM study on the structure of organic scaffold (conchix) isolated from *Mytilus edulis* L. mussel shells. in E3S Web of Conferences. 2023. EDP Sciences.
- [12] Chandra Rajan, K., et al., Directional fabrication and dissolution of larval and juvenile oyster shells under ocean acidification. Proceedings of the Royal Society B, 2023. **290**(1991): p. 20221216.
- [13] Ratna, D., Handbook of thermoset resins. 2009: ISmithers Shawbury, UK.
- [14] Hodgkin, J., Thermosets: epoxies and polyesters. Encyclopedia of materials: Science and Technology, 2001: p. 9215-9221.
- [15] Anderson, T.L., Fracture mechanics: fundamentals and applications. 2017: CRC press.
- [16] Sanguansat, P., Artificial Intelligence with Machine Learning. Nonthaburi: IDC Premier, 2019.
- [17] Winston, P.H., Artificial intelligence. 1984: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.
- [18] Fernández-Godino, M.G., et al., Review of multi-fidelity models. arXiv preprint arXiv:1609.07196, 2016.
- [19] Forrester, A.I., A. Sóbester, and A.J. Keane, Multi-fidelity optimization via surrogate modelling. Proceedings of the royal society a: mathematical, physical and engineering sciences, 2007. **463**(2088): p. 3251-3269.
- [20] Gbadeyan, O.J., et al., Studies on the mechanical and absorption properties of achatina fulica snail and eggshells reinforced composite materials. Composite Structures, 2020. **239**: p. 112043.
- [21] Oladele, I.O., et al., Mechanical, wear and thermal conductivity characteristics of snail shell-derived hydroxyapatite reinforced epoxy bio-composites for adhesive biomaterials applications. International Journal of Sustainable Engineering, 2022. **15**(1): p. 122-135.
- [22] Odusanya, A.A., B. Bolasodun, and C.I. Madueke, Property evaluation of hybrid seashell/snail shell filler reinforced unsaturated polyester composite in comparison with sea shell and snail shell filler reinforced unsaturated polyester composite. Int J Eng Sci, 2014. **3**(12): p. 80-90.
- [23] Karthick, R., P. Sirisha, and M.R. Sankar, Mechanical and tribological properties of PMMA-sea shell based biocomposite for dental application. Procedia materials science, 2014. **6**: p. 1989-2000.

- [24] Oladele, I., et al., Development of Ecofriendly Snail Shell Particulate-Reinforced Recycled Waste Plastic Composites for Automobile Application. *The Scientific World Journal*, 2020. **2020**(1): p. 7462758.
- [25] Fombuena, V., et al., Characterization of green composites from biobased epoxy matrices and bio-fillers derived from seashell wastes. *Materials & Design*, 2014. **57**: p. 168-174.
- [26] Basile, M.L., et al., Stearate-Coated Biogenic Calcium Carbonate from Waste Seashells: A Sustainable Plastic Filler. *ACS omega*, 2024. **9**(10): p. 11232-11242.
- [27] Laonapakul, T., et al., Optimum conditions for preparation of bio-calcium from blood cockle and golden apple snail shells and characterization. *ScienceAsia*, 2019. **45**(1): p. 10-20.
- [28] Olutoge, F., Investigations on sawdust and palm kernel shells as aggregate replacement. *ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences*, 2010. **5**(4): p. 7-13.
- [29] Oladele, I., J. Olajide, and M. Amujede, Wear resistance and mechanical behaviour of epoxy/mollusk shell biocomposites developed for structural applications. *Tribology in Industry*, 2016. **38**(3): p. 347.
- [30] Kolawole, S., A. Zakariyaw, and A. Omoniyi, Preparation and characterization of epoxy filled snail shell thermoset composite. *Direct Res J Chem Mater Sci*, 2019. **6**(2): p. 8-13.
- [31] Oladele, I.O., et al., Characterization of animal shells-derived hydroxyapatite reinforced epoxy bio-composites. *Composites and Advanced Materials*, 2023. **32**: p. 26349833231223984.
- [32] Atuanya, C., et al., Empirical models for estimating the mechanical and morphological properties of recycled low density polyethylene/snail shell bio-composites. *Journal of the Association of Arab Universities for Basic and Applied Sciences*, 2016. **21**: p. 45-52.
- [33] Ren, F., J.J.-A. Wang, and W.D. Bertelsen, Fractographic study of epoxy under mode I and mixed mode I/III loading. *Materials Science and Engineering: A*, 2012. **532**: p. 449-455.
- [34] Haghighatpour, P.J. and M. Aliha, Assessment of freezing and thawing cycle (FTC) effects on mixed mode I/III fracture toughness and work of fracture of HMA asphalt mixtures. *Theoretical and Applied Fracture Mechanics*, 2022. **118**: p. 103261.

- [35] Alsaadi, M., A. Erkliğ, and M. Bulut, Mixed-mode I/III fracture toughness of polymer matrix composites toughened with waste particles. *Science and Engineering of Composite Materials*, 2018. **25**(4): p. 679-687.
- [36] Ayatollahi, M. and B. Saboori, A new fixture for fracture tests under mixed mode I/III loading. *European Journal of Mechanics-A/Solids*, 2015. **51**: p. 67-76.
- [37] Bidadi, J., M. Aliha, and J. Akbardoost, Development of maximum tangential strain (MTSN) criterion for prediction of mixed-mode I/III brittle fracture. *International Journal of Solids and Structures*, 2022. **256**: p. 111979.
- [38] Hamdia, K.M., et al., Predicting the fracture toughness of PNCs: A stochastic approach based on ANN and ANFIS. *Computational Materials Science*, 2015. **102**: p. 304-313.
- [39] Qiao, L., Y. Liu, and J. Zhu, Application of generalized regression neural network optimized by fruit fly optimization algorithm for fracture toughness in a pearlitic steel. *Engineering Fracture Mechanics*, 2020. **235**: p. 107105.
- [40] Toal, D.J., Applications of multi-fidelity multi-output Kriging to engineering design optimization. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2023. **66**(6): p. 125.
- [41] Wiangkham, A., et al., Improvement of Mixed-Mode I/II Fracture Toughness Modeling Prediction Performance by Using a Multi-Fidelity Surrogate Model Based on Fracture Criteria. *Materials*, 2022. **15**(23): p. 8580.
- [42] Lyu, Y., et al., Multi-fidelity prediction of fluid flow based on transfer learning using Fourier neural operator. *Physics of Fluids*, 2023. **35**(7).
- [43] Tang, F., et al., Multi-fidelity modeling method based on adaptive transfer learning. *Information Fusion*, 2025. **120**: p. 103045.
- [44] Jenkins, R., *Quantitative X-ray spectrometry*. 1995: CRC Press.
- [45] Cullity, B.D. and R. Smoluchowski, *Elements of X-ray Diffraction*. *Physics Today*, 1957. **10**(3): p. 50-50.
- [46] ASTM, I., *Standard test methods for plane-strain fracture toughness and strain energy release rate of plastic materials*. ASTM D5045-99, 2007.
- [47] Aliha, M., A. Bahmani, and S. Akhondi, A novel test specimen for investigating the mixed mode I+ III fracture toughness of hot mix asphalt composites– Experimental and theoretical study. *International Journal of Solids and Structures*, 2016. **90**: p. 167-177.
- [48] Berto, F., M. Ayatollahi, and A. Campagnolo, Fracture tests under mixed mode I+ III loading: an assessment based on the local energy. *International Journal of Damage Mechanics*, 2017. **26**(6): p. 881-894.

- [49] International, A., ASTM D638-14, Standard Test Method for Tensile Properties of Plastics. 2015: ASTM International.
- [50] Géron, A., Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems. 2022: " O'Reilly Media, Inc."
- [51] Raschka, S. and V. Mirjalili, Python machine learning: Machine learning and deep learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2. 2019: Packt publishing ltd.
- [52] Gatys, L.A., A.S. Ecker, and M. Bethge, A neural algorithm of artistic style. arXiv preprint arXiv:1508.06576, 2015.
- [53] Wang, S.-C. and S.-C. Wang, Artificial neural network. Interdisciplinary computing in java programming, 2003: p. 81-100.
- [54] Akiba, T., et al. Optuna: A next-generation hyperparameter optimization framework. in Proceedings of the 25th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining. 2019.
- [55] Peherstorfer, B., K. Willcox, and M. Gunzburger, Survey of multifidelity methods in uncertainty propagation, inference, and optimization. Siam Review, 2018. **60**(3): p. 550-591.
- [56] Perdikaris, P., et al., Nonlinear information fusion algorithms for data-efficient multi-fidelity modelling. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2017. **473**(2198): p. 20160751.
- [57] Montgomery, D.C., E.A. Peck, and G.G. Vining, Introduction to linear regression analysis. 2021: John Wiley & Sons.
- [58] Kvålseth, T.O., Cautionary Note about R^2 . The American Statistician, 1985. **39**(4): p. 279-285.
- [59] Hyndman, R.J. and A.B. Koehler, Another look at measures of forecast accuracy. International journal of forecasting, 2006. **22**(4): p. 679-688.
- [60] Armstrong, J.S. and L.-R. Forecasting, From crystal ball to computer. New York ua, 1985. **348**: p. 553.
- [61] Callister Jr, W.D. and D.G. Rethwisch, Materials science and engineering: an introduction. 2020: John wiley & sons.
- [62] Osswald, T.A. and G. Menges, Materials science of polymers for engineers. 2012: Carl Hanser Verlag GmbH Co KG.
- [63] Mostovoy, A., et al., The effect of dispersed filler on mechanical and physicochemical properties of polymer composites. Polymers and Polymer Composites, 2021. **29**(6): p. 583-590.

- [64] Fu, S.-Y., et al., Effects of particle size, particle/matrix interface adhesion and particle loading on mechanical properties of particulate–polymer composites. *Composites Part B: Engineering*, 2008. **39**(6): p. 933-961.
- [65] Griffith, A., *The phenomena of rupture and flow in solids*. 1997.
- [66] Arencón, D. and J.I. Velasco, Fracture toughness of polypropylene-based particulate composites. *Materials*, 2009. **2**(4): p. 2046-2094.
- [67] Hull, D., *An Introduction to Composite Materials*. 1998.
- [68] Morse, J.W., R.S. Arvidson, and A. Lüttge, Calcium carbonate formation and dissolution. *Chemical reviews*, 2007. **107**(2): p. 342-381.
- [69] Rodriguez-Blanco, J.D., S. Shaw, and L.G. Benning, A route for the direct crystallization of dolomite. *American Mineralogist*, 2015. **100**(5-6): p. 1172-1181.
- [70] Boynton, R.S., *Chemistry and technology of lime and limestone*. (No Title), 1966.
- [71] Kaduk, J.A., *Modern powder diffraction*. *Reviews in mineralogy*, Vol. 20 edited by DL Bish and JE Post. *Foundations of Crystallography*, 1994. **50**(2): p. 259-259.
- [72] Coelho, A.A., TOPAS and TOPAS-Academic: an optimization program integrating computer algebra and crystallographic objects written in C++. *Applied Crystallography*, 2018. **51**(1): p. 210-218.
- [73] Dinnebier, R.E. and S.J. Billinge, *Powder diffraction: theory and practice*. 2015: Royal society of chemistry.
- [74] Addadi, L., S. Raz, and S. Weiner, Taking advantage of disorder: amorphous calcium carbonate and its roles in biomineralization. *Advanced Materials*, 2003. **15**(12): p. 959-970.
- [75] Nassif, N., et al., Amorphous layer around aragonite platelets in nacre. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2005. **102**(36): p. 12653-12655.
- [76] Anderson, T.L. and T.L. Anderson, *Fracture mechanics: fundamentals and applications*. 2005: CRC press.
- [77] Shapley, L., oA value for n'person games, p *Contributions to the Theory of Games*. Vol. II, Princeton: p. 307.

ภาคผนวก ก

ผลการทดสอบสมรรถนะทางกลของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู่



ตารางที่ ก.1 ผลการทดสอบแรงดึงของอีพอกซีเรซินเสริมแรงด้วยเปลือกหอยแมลงภู

Temperature (°C)	Mixing ratio (%wt.)	Yield strength (MPa)		Tensile strength (MPa)		Modulus of elasticity (MPa)	
		Mean	SD.	Mean	SD.	Mean	SD.
Pure		19.293	1.910	32.156	3.183	263.463	20.210
500	10	21.543	1.032	35.904	1.720	454.393	41.907
500	20	20.744	1.789	34.572	2.982	499.071	29.068
500	30	17.441	0.730	29.069	1.216	521.262	8.434
700	10	26.542	1.473	44.237	2.454	457.908	24.172
700	20	21.637	1.842	36.062	3.070	648.753	40.062
700	30	18.788	0.641	31.314	1.068	710.793	39.487
900	10	26.355	1.836	43.924	3.060	482.163	34.422
900	20	22.394	1.523	37.324	2.539	597.878	13.769
900	30	18.445	0.518	30.742	0.863	675.945	30.228

ตารางที่ ก.2 ผลการทดสอบความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสมที่อุณหภูมิการเผาเปลือกหอยแมลงภู 500 องศาเซลเซียส

Mixing ratio (%wt.)	M^e	K_I (MPa.m ^{1/2})		K_{II} (MPa.m ^{1/2})	
		Mean	SD.	Mean	SD.
10	0.33	0.715	0.148	1.238	0.256
	0.50	0.888	0.175	0.888	0.175
	0.83	1.027	0.035	0.275	0.009
	1.00	1.186	0.124	0.000	0.000
20	0.33	0.803	0.027	1.390	0.047
	0.50	1.032	0.049	1.032	0.049
	0.83	1.265	0.119	0.339	0.032
	1.00	1.286	0.100	0.000	0.000

ตารางที่ ก.2 ผลการทดสอบความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสมที่อุณหภูมิการเผาเปลือก
หอยแมลงภู 500 องศาเซลเซียส (ต่อ)

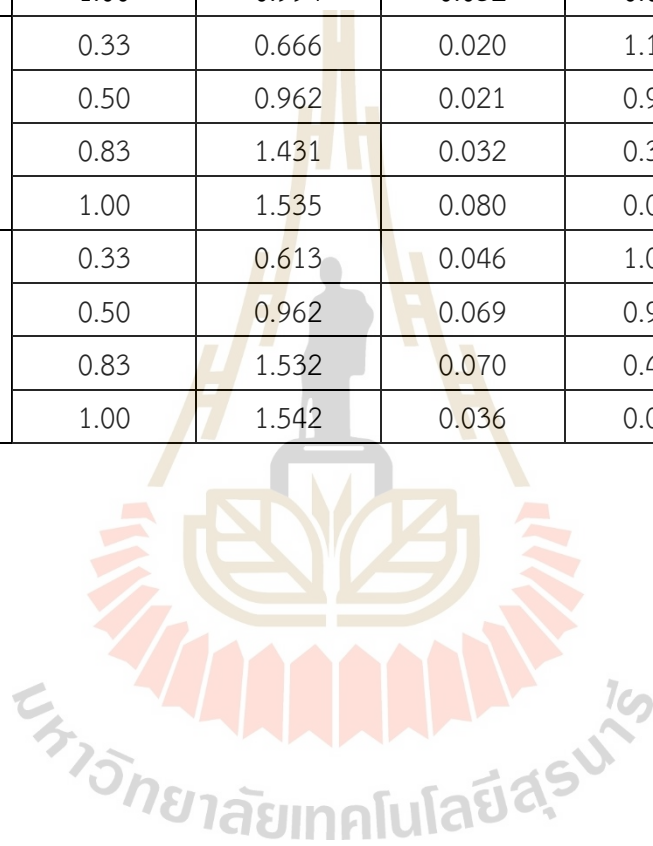
Mixing ratio (%wt.)	M^e	K_I (MPa.m ^{1/2})		K_{II} (MPa.m ^{1/2})	
		Mean	SD.	Mean	SD.
30	0.33	0.809	0.037	1.402	0.065
	0.50	1.018	0.054	1.018	0.054
	0.83	1.445	0.043	0.387	0.011
	1.00	1.370	0.072	0.000	0.000

ตารางที่ ก.3 ผลการทดสอบความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสมที่อุณหภูมิการเผาเปลือก
หอยแมลงภู 700 องศาเซลเซียส

Mixing ratio (%wt.)	M^e	K_I (MPa.m ^{1/2})		K_{II} (MPa.m ^{1/2})	
		Mean	SD.	Mean	SD.
10	0.33	0.804	0.034	1.393	0.059
	0.50	0.971	0.031	0.971	0.031
	0.83	0.975	0.025	0.261	0.007
	1.00	0.972	0.044	0.000	0.000
20	0.33	0.811	0.058	1.405	0.100
	0.50	1.100	0.008	1.100	0.008
	0.83	1.352	0.250	0.362	0.067
	1.00	1.236	0.093	0.000	0.000
30	0.33	0.690	0.066	1.195	0.114
	0.50	1.039	0.125	1.039	0.125
	0.83	1.382	0.055	0.370	0.015
	1.00	1.438	0.037	0.000	0.000

ตารางที่ ก.4 ผลการทดสอบความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสมที่อุณหภูมิการเผาเปลือก
หอยแมลงภู 900 องศาเซลเซียส

Mixing ratio (%wt.)	M^e	K_I (MPa.m ^{1/2})		K_{III} (MPa.m ^{1/2})	
		Mean	SD.	Mean	SD.
10	0.33	0.692	0.039	1.198	0.067
	0.50	0.989	0.052	0.989	0.052
	0.83	1.051	0.030	0.282	0.008
	1.00	0.994	0.032	0.000	0.000
20	0.33	0.666	0.020	1.154	0.035
	0.50	0.962	0.021	0.962	0.021
	0.83	1.431	0.032	0.383	0.009
	1.00	1.535	0.080	0.000	0.000
30	0.33	0.613	0.046	1.061	0.080
	0.50	0.962	0.069	0.962	0.069
	0.83	1.532	0.070	0.410	0.019
	1.00	1.542	0.036	0.000	0.000



ภาคผนวก ข

ผลการทำนายความต้านทานการแตกหักภายใต้ภาระแบบผสม 1 และ 3



ตารางที่ ข.1 ผลการทำนายด้วยเกณฑ์การแตกหักของอุณหภูมิการเผาเปลือกหอยแมลงภู่
500 องศาเซลเซียส

Mixing Ratio 10 %wt.												
	M ^e	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.0
MTS	K _I	1.19	1.12	0.99	0.87	0.75	0.64	0.54	0.42	0.30	0.17	0.00
	K _{III}	0.00	0.18	0.32	0.44	0.55	0.64	0.74	0.83	0.93	1.05	1.24
SED	K _I	1.19	1.17	1.13	1.07	0.97	0.85	0.71	0.56	0.38	0.19	0.00
	K _{III}	0.00	0.19	0.37	0.54	0.71	0.85	0.98	1.09	1.17	1.22	1.23
Mixing Ratio 20 %wt.												
	M ^e	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.0
MTS	K _I	1.29	1.21	1.07	0.94	0.82	0.70	0.58	0.46	0.33	0.18	0.00
	K _{III}	0.00	0.19	0.35	0.48	0.59	0.70	0.80	0.90	1.01	1.14	1.39
SED	K _I	1.29	1.27	1.23	1.16	1.07	0.94	0.79	0.62	0.42	0.22	0.00
	K _{III}	0.00	0.20	0.40	0.59	0.77	0.94	1.09	1.21	1.31	1.37	1.39
Mixing Ratio 30 %wt.												
	M ^e	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.0
MTS	K _I	1.37	1.29	1.14	1.00	0.87	0.74	0.62	0.49	0.35	0.19	0.00
	K _{III}	0.00	0.20	0.37	0.51	0.63	0.74	0.85	0.96	1.08	1.21	1.40
SED	K _I	1.37	1.35	1.31	1.23	1.12	0.98	0.82	0.63	0.43	0.22	0.00
	K _{III}	0.00	0.21	0.42	0.62	0.81	0.98	1.12	1.24	1.33	1.38	1.40

ตารางที่ ข.2 ผลการทำนายด้วยเกณฑ์การแตกหักของอุณหภูมิการเผาเปลือกหอยแมลงภู่
700 องศาเซลเซียส

Mixing Ratio 10 %wt.												
	M ^e	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.0
MTS	K _I	0.97	0.92	0.81	0.71	0.62	0.53	0.44	0.35	0.25	0.14	0.00
	K _{III}	0.00	0.14	0.26	0.36	0.45	0.53	0.60	0.68	0.76	0.86	1.39
SED	K _I	0.97	0.97	0.95	0.92	0.87	0.80	0.70	0.57	0.41	0.21	0.00
	K _{III}	0.00	0.15	0.31	0.47	0.63	0.80	0.96	1.12	1.26	1.35	1.39

ตารางที่ ข.2 ผลการทำนายด้วยเกณฑ์การแตกหักของอุณหภูมิการเผาเปลือกหอยแมลงภู่
700 องศาเซลเซียส (ต่อ)

Mixing Ratio 20 %wt.												
	M ^e	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.0
MTS	K _I	1.24	1.16	1.03	0.90	0.78	0.67	0.56	0.44	0.32	0.17	0.00
	K _{III}	0.00	0.18	0.34	0.46	0.57	0.67	0.77	0.87	0.97	1.09	1.40
SED	K _I	1.24	1.22	1.19	1.13	1.04	0.93	0.79	0.62	0.43	0.22	0.00
	K _{III}	0.00	0.19	0.39	0.57	0.76	0.93	1.08	1.21	1.31	1.38	1.40
Mixing Ratio 30 %wt.												
	M ^e	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.0
MTS	K _I	1.44	1.35	1.20	1.05	0.91	0.78	0.65	0.51	0.37	0.20	0.00
	K _{III}	0.00	0.21	0.39	0.54	0.66	0.78	0.89	1.01	1.13	1.27	1.40
SED	K _I	1.44	1.42	1.36	1.27	1.15	1.00	0.82	0.63	0.43	0.22	0.00
	K _{III}	0.00	0.22	0.44	0.65	0.83	1.00	1.13	1.24	1.32	1.37	1.39

ตารางที่ ข.3 ผลการทำนายด้วยเกณฑ์การแตกหักของอุณหภูมิการเผาเปลือกหอยแมลงภู่
900 องศาเซลเซียส

Mixing Ratio 10 %wt.												
	M ^e	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.0
MTS	K _I	0.99	0.94	0.83	0.73	0.63	0.54	0.45	0.35	0.25	0.14	0.00
	K _{III}	0.00	0.15	0.27	0.37	0.46	0.54	0.62	0.70	0.78	0.88	1.20
SED	K _I	0.99	0.99	0.97	0.93	0.88	0.81	0.71	0.58	0.41	0.21	0.00
	K _{III}	0.00	0.16	0.31	0.48	0.64	0.81	0.97	1.13	1.26	1.35	1.39
Mixing Ratio 20 %wt.												
	M ^e	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.0
MTS	K _I	1.54	1.45	1.28	1.12	0.97	0.83	0.69	0.55	0.39	0.21	0.00
	K _{III}	0.00	0.23	0.42	0.57	0.71	0.83	0.95	1.08	1.21	1.36	1.15
SED	K _I	1.54	1.51	1.44	1.34	1.20	1.03	0.84	0.64	0.43	0.22	0.00
	K _{III}	0.00	0.24	0.47	0.68	0.87	1.03	1.16	1.26	1.33	1.37	1.39

ตารางที่ ข.3 ผลการทำนายด้วยเกณฑ์การแตกหักของอุณหภูมิการเผาเปลือกหอยแมลงภู่
900 องศาเซลเซียส (ต่อ)

Mixing Ratio 30 %wt.												
	M ^e	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.0
MTS	K _I	1.54	1.45	1.29	1.13	0.98	0.84	0.70	0.55	0.39	0.22	0.00
	K _{III}	0.00	0.23	0.42	0.57	0.71	0.84	0.96	1.08	1.21	1.36	1.45
SED	K _I	1.54	1.52	1.45	1.34	1.20	1.03	0.84	0.64	0.43	0.22	0.00
	K _{III}	0.00	0.24	0.47	0.68	0.87	1.03	1.16	1.26	1.33	1.37	1.39

ตารางที่ ข.4 ผลการปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์

Layer	Units	Activation	Regularization	Learning rate	R ²	MSE	MAPE
3	32	relu	l2	0.003	0.724	0.155	0.671
3	32	linear	l1	0.010	0.686	0.150	1.066
1	64	tanh	l1	0.003	0.744	0.133	1.234
1	128	sigmoid	none	0.003	0.693	0.153	1.336
2	128	relu	l1	0.000	0.633	0.227	0.917
1	128	sigmoid	l1	0.001	0.063	0.640	2.023
1	64	sigmoid	l2	0.000	0.145	0.607	1.855
1	128	relu	none	0.001	0.636	0.217	0.787
3	64	relu	l1	0.000	0.732	0.176	0.642
1	32	relu	none	0.007	0.663	0.178	0.746
2	64	linear	l1	0.000	0.730	0.144	1.073
3	32	relu	l2	0.000	0.166	0.489	0.730
3	32	relu	l2	0.002	0.720	0.137	1.001
3	64	tanh	l2	0.003	0.736	0.140	1.310
2	64	relu	l2	0.000	0.554	0.271	0.672
3	32	relu	l1	0.001	0.628	0.186	0.764
3	64	relu	l2	0.005	0.753	0.132	0.919
2	32	linear	l1	0.001	0.704	0.147	1.273
2	32	tanh	l2	0.000	0.640	0.219	1.140
3	64	relu	none	0.002	0.735	0.151	0.672
3	64	relu	l2	0.000	0.217	0.548	0.826
2	64	relu	l2	0.000	0.724	0.166	0.814

ตารางที่ ข.4 ผลการปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ (ต่อ)

Layer	Units	Activation	Regularization	Learning rate	R ²	MSE	MAPE
2	64	relu	l2	0.000	0.286	0.442	0.724
2	64	relu	l2	0.001	0.712	0.148	0.787
3	64	relu	l2	0.000	0.659	0.174	0.989
2	32	relu	l1	0.001	0.638	0.198	1.019
3	64	linear	l2	0.000	0.729	0.142	1.171
2	64	sigmoid	l2	0.005	0.026	0.660	2.003
3	128	tanh	none	0.000	0.739	0.135	1.164
3	32	linear	l1	0.001	0.761	0.129	1.022
2	32	relu	l1	0.000	0.078	0.629	0.894
3	64	relu	none	0.002	0.744	0.141	0.826
3	64	relu	none	0.002	0.799	0.108	0.572
3	64	relu	none	0.005	0.664	0.165	1.014
3	64	relu	none	0.002	0.581	0.221	0.848
2	64	tanh	none	0.008	0.784	0.120	0.935
3	128	sigmoid	l1	0.001	0.294	0.807	0.988
3	64	relu	none	0.003	0.727	0.152	0.719
1	128	sigmoid	l1	0.000	0.009	0.690	1.555
3	64	relu	l2	0.004	0.629	0.202	0.969
2	32	relu	none	0.001	0.408	0.343	1.160
3	64	relu	none	0.002	0.745	0.167	0.673
3	64	relu	none	0.002	0.624	0.193	0.806
3	64	relu	none	0.004	0.749	0.137	0.574
3	64	relu	none	0.004	0.743	0.140	1.037
3	64	relu	l1	0.006	0.691	0.147	0.769
3	128	linear	none	0.003	0.721	0.142	1.237
1	32	relu	l2	0.001	0.684	0.169	0.932
3	64	tanh	l1	0.003	0.678	0.165	0.883
2	64	relu	l2	0.006	0.792	0.128	0.557

ตารางที่ ข.5 ชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอนแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์

Temp (°C)	Ratio (%wt)	M ^e	K _I (MPa.m ^{1/2})	K _{III} (MPa.m ^{1/2})	Temp (°C)	Ratio (%wt)	M ^e	K _I (MPa.m ^{1/2})	K _{III} (MPa.m ^{1/2})
500	10	0.33	0.715	1.238	700	20	1.00	1.236	0.000
500	10	0.50	1.086	1.086	700	30	0.33	0.621	1.076
500	10	0.50	0.789	0.789	700	30	0.33	0.724	1.255
500	10	0.83	1.027	0.275	700	30	0.50	0.901	0.901
500	10	1.00	1.186	0.000	700	30	0.83	1.382	0.370
500	20	1.00	1.286	0.000	900	10	0.33	0.713	1.236
500	30	0.33	0.809	1.402	900	10	0.50	0.989	0.989
500	30	0.50	1.025	1.025	900	10	0.83	1.051	0.282
500	30	0.50	1.005	1.005	900	20	0.50	0.962	0.962
500	30	1.00	1.370	0.000	900	20	0.83	1.431	0.383
700	10	0.33	0.804	1.393	900	20	1.00	1.535	0.000
700	10	0.50	1.006	1.006	900	30	0.33	0.613	1.061
700	10	0.50	0.953	0.953	900	30	0.50	0.890	0.890
700	10	1.00	0.972	0.000	900	30	0.50	0.998	0.998
700	20	0.33	0.811	1.405	900	30	1.00	1.542	0.000
700	20	0.50	1.100	1.100					

ตารางที่ ข.6 ชุดข้อมูลสำหรับการตรวจสอบแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์

Temp (°C)	Ratio (%wt)	M ^e	K _I (MPa.m ^{1/2})	K _{III} (MPa.m ^{1/2})	Temp (°C)	Ratio (%wt)	M ^e	K _I (MPa.m ^{1/2})	K _{III} (MPa.m ^{1/2})
500	20	0.50	1.060	1.060	700	30	0.50	1.108	1.108
500	30	0.83	1.445	0.387	700	30	1.00	1.438	0.000

ตารางที่ ข.7 ชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์

Temp (°C)	Ratio (%wt)	M ^e	K _I (MPa.m ^{1/2})	K _{III} (MPa.m ^{1/2})	Temp (°C)	Ratio (%wt)	M ^e	K _I (MPa.m ^{1/2})	K _{III} (MPa.m ^{1/2})
500	20	0.33	0.803	1.390	900	10	0.33	0.681	1.180
500	20	0.50	0.975	0.975	900	10	1.00	0.994	0.000
500	20	0.83	1.265	0.339	900	20	0.33	0.666	1.154
700	10	0.83	0.975	0.261	900	30	0.83	1.532	0.410
700	20	0.83	1.352	0.362					

ตารางที่ ข.8 ผลการทำนายด้วยแบบจำลองความเที่ยงตรงเดียว (Single-fidelity model)

Temp (°C)	Ratio (%wt)	M^e	K_I (MPa.m ^{1/2})	K_{III} (MPa.m ^{1/2})	Temp (°C)	Ratio (%wt)	M^e	K_I (MPa.m ^{1/2})	K_{III} (MPa.m ^{1/2})
500	20	0.33	0.848	1.394	900	10	0.33	0.720	1.246
500	20	0.50	0.992	1.058	900	10	1.00	1.102	0.037
500	20	0.83	1.251	0.295	900	20	0.33	0.706	1.166
700	10	0.83	0.990	0.331	900	30	0.83	1.440	0.296
700	20	0.83	1.210	0.345					

ตารางที่ ข.9 ผลการทำนายด้วยแบบจำลองหลายระดับความเที่ยงตรง (Multi-fidelity model)

Temp (°C)	Ratio (%wt)	M^e	K_I (MPa.m ^{1/2})	K_{III} (MPa.m ^{1/2})	Temp (°C)	Ratio (%wt)	M^e	K_I (MPa.m ^{1/2})	K_{III} (MPa.m ^{1/2})
500	20	0.33	0.830	1.385	900	10	0.33	0.696	1.193
500	20	0.50	0.994	1.030	900	10	1.00	1.076	0.079
500	20	0.83	1.284	0.332	900	20	0.33	0.693	1.118
700	10	0.83	0.973	0.286	900	30	0.83	1.500	0.302
700	20	0.83	1.294	0.432					

ภาคผนวก ค

บทความทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา



รายชื่อบทความที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในขณะศึกษา

Worawat Lawanont, Anantaya Timtong. (2022). **Smart Education Using Machine Learning for Outcome Prediction in Engineering Course**. The 14th International Conference on Knowledge and Smart Technology. Burapha University, Chonburi, Thailand during January 26-29, 2022

Attasit Wiangkham, Atthaphon Ariyart, Anantaya Timtong, Prasert Aengchuan. (2023). **Multi-fidelity model using GRNN and ANFIS algorithms-based fracture criterion for predicting mixed-mode I-II of sugarcane leaves/epoxy composite**. Theoretical and Applied Fracture Mechanics. Volume 125. June 2023. Article number 103892. 18 Pages.

Anantaya Timtong, Attasit Wiangkham, Prasert Aengchuan, Atthaphon Ariyart. (2024). **Mixed-mode I/III fracture toughness of epoxy resin under loading and thickness effects: An artificial intelligence prediction approach**. Proceedings of the 13th TSME International Conference on Mechanical Engineering. Chiang Mai University, Chiang Mai, Thailand during December 12–15, 2023

Anantaya Timtong, Atthaphon Ariyart, Wanwanut Boongsood, Prasert Aengchuan, Attasit Wiangkham. (2024). **AI-driven data fusion modeling for enhanced prediction of mixed-mode I/III fracture toughness**. Results in Engineering. Volume 24. December 2024. Article number 103289. 17 Pages.

Amarin Chanpariyavatevong, Chamroeun Se, Anantaya Timtong, Wanwanut Boongsood, Attasit Wiangkham. (2024). **Investigating Cryogenic and Heat Treatment Effects on Hardness and Wear of Uncoated Carbide Inserts: A Microstructure and AI Approach**. Journal of Materials Engineering and Performance. December 2024. 13 Pages.

Smart Education Using Machine Learning for Outcome Prediction in Engineering Course

Worawat Lawanont*, Anantaya Timtong†,

School of Manufacturing Engineering, Suranaree University of Technology, Thailand

Email: *worawat.law@sut.ac.th, †anantaya.natt@gmail.com,

Abstract—Emerging technologies in the past decades have enabled many possibilities and higher education is no exception. Digital transformation in higher education has started many discussion from how to run a university to how to conduct a course. When looking at teach aspect specifically, it is mind blowing on the potential benefit the education system could have acquired if all data were put to the right application or system. With the support of various study on students traits and behaviors and how they affect their success, this study proposed an approach to harvest logged data from an online learning system of Suranaree University of Technology, then derived the learners' behaviors and used them as the dataset. The study developed total of five machine learning models to predict learners' score using the behavior data. The dataset used for the model training was related to the course progress. Thus, it was possible to predict the learners score as soon as the first week of the course. The results of this study shows promising accuracy, which can be used as a guideline approach to develop a decision support system to give immediate feedback to learners and resulting in transforming the way the learners learn.

Index Terms—Machine Learning, Education Technology, Engineering Education, Data Analysis

I. INTRODUCTION

Digital transformation in higher education has been a significant topic around the university and higher education institution for many years, especially in the past decade. Dated back to 1998, M. Rafiq and K. Ameen [1] have published study on using the digital media in higher education. The study predicted the rise of digitized content for higher education around the world, suggesting in the conclusion that more information resources should be provided in a digital format. A study in more recent years also suggest that digitizing the materials and contents directly benefit learners. In Germany [2], a study suggested that despite the benefit of digitizing media and contents, more challenges are still need to be overcome to achieve the goal of digital transformation in the higher education. In general, digital transformation of the higher education also concern the sustainability of the university itself, as revealed by E. Abad-Segura, et al. [3]. The study showed that one of the majority of the key words cluster was related to higher education, and that also related to technology education.

Automating the processes in university is as much important as digital transformation in the private sector. It provides technological perspective to the transformation of higher education. One of the challenges in this topic is to automate the feedback to the learners. M. Gallagher, et al [4], suggested

that by implementing technologies to automate the process would reconfigure teachers and university functions, which will provide more opportunities as well as personalizing learning experiences.

This study proposed a preliminary study toward transforming the higher education with machine learning and artificial intelligence. We developed a machine learning model based on the idea of recognizing learners' behavior. The used of e-learning system allowed us to collect the important data related to learners' behaviors, while the machine learning model serves as a foundation toward automating the formative feedback process. This emphasize how feedback can promote better and more efficient learning to the learners and eventually, transform the higher education.

II. RELATED STUDIES

Predicting learners success has always been a challenging problem in education. This section discusses key contribution from related studies that have proposed solutions to this problem in both technological and sociological perspective.

In various assignments of higher education courses, formative assessment is implemented to enhance learners' performance. M. Bader, et al. shows that implementing formative feedback affected learners' mindset greatly [5], especially the relationship between teacher's positive feedback and learners' performance. Furthermore, N. Winston, et al [6], proposed in their study that personalizing feedback based on each individual learner's traits and performance is crucial for achieving the education goals. The study also suggested that by focusing the feedback solely on the grade would mislead the learners toward the wrong path of the education.

Aside from giving feedback based on assignment. With the help of the emerging technologies, more data can be collected through an online learning environment. Thus, providing more possibilities on the formative feedback approach. Using the self-regulated learning (SRL) pedagogy, D. C. D. van Alten, et al. [7] found that based on the learners' online behavior data, it was possible to distinguish the learners into a total of five groups, where each group achieved differently on the learning outcomes. Another two studies proposed implementing a machine learning approach to predict student success and enhance feedback process. One is the study by N. Bosch [8]. The author proposed a development of two machine learning models and focused on identifying the relationship between learners' characteristic to the grade point average (GPA) by



Multi-fidelity model using GRNN and ANFIS algorithms-based fracture criterion for predicting mixed-mode I-II of sugarcane leaves/epoxy composite

Attasit Wiangkham^a, Atthaphon Ariyarat^b, Anantaya Timtong^c, Prasert Aengchuan^{c,*}

^a Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Srinakharinwirot University, Ongkharak, Nakhon Nayok 26120, Thailand

^b School of Mechanical Engineering, Institute of Engineering, Suranaree University of Technology, Muang, Nakhon Ratchasima 30000, Thailand

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

ARTICLE INFO

Keywords:

Mixed-mode I-II
Composite
Fracture criteria
Artificial intelligence
Multi-fidelity model

ABSTRACT

Artificial intelligence plays a huge role in solving engineering problems. In the fracture mechanics field, artificial intelligence is used to predict fracture behavior or parameters, based on testing data, which is a destructive type of testing, so it is difficult to get a large amount of data for the learning modeling process. Therefore, this study presents artificial intelligence modeling to predict the fracture toughness by reducing the use of the actual testing fracture toughness data, while replacing the data with a sufficient quantity of data by fracture toughness prediction from the fracture criterion, for which artificial intelligence was modeled by the concept called the "multi-fidelity model". The concept of the modeling begins with calculating and predicting the difference between the actual data set and the criterion data set, then combining the data sets, which is the data from the criterion performed mathematically with the data from the above difference prediction to the actual data set to create a model based on the increased data volume of combining the two data sets. In this study, the mixed-mode I-II fracture toughness of sugarcane leaves/epoxy composite with different mixing conditions was performed on an inclined crack specimen via the three-point bending test configuration used as the actual data set, while the generalized maximum tangential stress criterion (GMTS), which is preliminary fracture toughness, was used as criterion data. The multi-fidelity model is proposed via different artificial intelligence algorithms, namely the general regression neural network (GRNN) and the adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). Once the modeling process was complete, the performance metrics showed a clear increase in the efficiency of multi-fidelity models compared to the original artificial intelligence models.

1. Introduction

Nowadays, the artificial intelligence method is one of the methods widely used as a solving technique for engineering problems, instead of the traditional techniques [1,2]. The modeling process of artificial intelligence models differs from the traditional modeling processes in that the model learns any problem's behavior in accordance with the behaviors of human learning that when the human body receives an external stimulus, the body sends signals from that stimulus to the brain to cause different types of decisions. When a brain neuron receives an incoming signal, it processes and sends the analysis to the following neuron in the network of the nervous system, eventually deciding how to react to that external stimulus and storing it for future decision-making.

As a result, the artificial intelligence method has been used to solve a variety of engineering problems such as structure design [3,4], renewable energy [5,6], and material behaviors [7,8], etc. Although artificial intelligence models have good performance, there are drawbacks due to the model's learning nature, which necessitates a large amount of data for training before the model can respond to the problem's proper behavior.

Regarding the use of artificial intelligence in engineering, one application is fracture engineering materials. The study of the fracture behavior of engineering parts or materials belongs to the field of fracture mechanics, which is concerned with the behavior of cracks in a material, and how it responds to external load. According to the loading direction acting on a crack surface, the fracture of materials can be mainly divided

* Corresponding author.

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

<https://doi.org/10.1016/j.tafmec.2023.103892>

Received 8 November 2022; Received in revised form 3 April 2023; Accepted 4 April 2023

Available online 15 April 2023

0167-8442/© 2023 Elsevier Ltd. All rights reserved.

Mixed-Mode I/III Fracture Toughness of Epoxy Resin Under Loading and Thickness Effects: An Artificial Intelligence Prediction Approach

A Timtong^{1, b)}, A Wiangkham^{2, c)}, P Aengchuan^{1, a)} and A Ariyarit^{3, d)}

¹*School of Manufacturing Engineering, Institute of Engineering, Suranaree University of Technology, Muang, Nakhon Ratchasima 30000, Thailand*

²*Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Srinakharinwirot University, Ongkharak, Nakhon Nayok 26120, Thailand*

³*School of Mechanical Engineering, Institute of Engineering, Suranaree University of Technology, Muang, Nakhon Ratchasima 30000, Thailand*

^{a)}Corresponding author: prasert.a@sut.ac.th

^{b)}anantaya.timtong@gmail.com, ^{c)}attasitw@g.swu.ac.th, ^{d)}ariyarit@sut.ac.th

Abstract. The parameters that relate to the fracture and behavior of materials are crucial factors to consider when using them in engineering applications. Fracture toughness is one of the factors used to indicate the capability of a material to carry external loads when cracking can occur. Various methods are available for calculating fracture toughness, including direct material tests, the finite element method (FEM), and prediction using fracture criteria and artificial intelligence (AI). Artificial intelligence (AI) plays an increasingly significant role in predicting fracture toughness. Thus, this research focuses on fracture toughness prediction using an AI approach. The fracture toughness of epoxy resin under mixed opening and tearing loading characteristics (I/III) was investigated, considering the effects of the applied loading rate and thickness. A predictive model was generated using the multi-layer perceptron (MLP), which is a widely used AI algorithm. The predictions were compared with traditional fracture toughness models based on a comparison with experimental data. Several performance metrics, including R^2 and MSE, were employed to evaluate the efficacy of the AI models. The results indicated that the MLP prediction model exhibited superior predictive accuracy compared to the conventional fracture toughness prediction model.

Keywords: Fracture toughness, Mixed-mode I/III, Artificial intelligence, Epoxy resin

INTRODUCTION

The parameters that relate to the fracture and behavior of materials are crucial factors to consider when using them in engineering applications. Fracture toughness is one of the factors used to indicate the capability of a material to carry external loads when cracking occurs. Various methods are available for calculating fracture toughness, including direct material tests, the finite element method (FEM), and prediction using fracture criteria and artificial intelligence (AI). However, artificial intelligence (AI) plays an increasingly significant role in predicting fracture toughness. Most earlier studies concentrated on assessing pure-mode and mixed-mode I/II fracture toughness [1], [2], [3]. In contrast, our investigation focuses on mixed-mode I/III fracture toughness. Additionally, it is well-established that fracture toughness is influenced by factors such as the loading rate and thickness [4]. Consequently, this study investigated the effects of the applied loading rate and thickness. Expensive methods must be used to test materials. Thus, the current research proposes to construct an artificial intelligence model to predict factors that influence fracture toughness using a multi-layer perceptron (MLP) algorithm, which is widely used in the materials



AI-driven data fusion modeling for enhanced prediction of mixed-mode I/III fracture toughness

Anantaya Timtong^a, Atthaphon Ariyarat^b, Wanwanut Boongsood^a, Prasert Aengchuan^{a,*}, Attasit Wiangkham^{c,*}

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

^b School of Mechanical Engineering, Institute of Engineering, Suranaree University of Technology, Muang, Nakhon Ratchasima 30000, Thailand

^c Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Srinakharinwirot University, Ongkharak, Nakhon Nayok 26120, Thailand

ARTICLE INFO

Keywords:

Fracture toughness
Mixed-mode I/III
Artificial intelligence
Data fusion source model

ABSTRACT

This research evaluates the use of artificial intelligence to enhance the accuracy of predictions for mixed-mode I/III fracture toughness in polymethyl methacrylate. Traditionally, assessing fracture toughness relies heavily on destructive testing methods, specifically using edge-notch disc bend specimens subjected to three-point bending tests. These established methods are not only expensive and time-consuming but also frequently limited by the availability of data. To address these challenges, this study introduces a data fusion source modeling approach. This approach integrates primary fracture toughness test data with secondary predictive data derived from the maximum tangential stress criterion and the local strain energy density criterion. By employing adaptive boosting and general regression neural network algorithms, the models developed in this research demonstrate a marked improvement in predictive performance compared to traditional primary source models. Additionally, a feature importance analysis using Shapley Additive exPlanations values reveals that the mode mixity parameter, specimen thickness, and radius are critical factors influencing fracture toughness. The study highlights that while mode mixity emerges as the most significant factor, a reduction in specimen thickness generally leads to decreased fracture toughness, whereas an increase in radius has a more complex, often negative, effect. The results of this study indicate that AI-powered models using data fusion can overcome limitations related to data scarcity, enabling more accurate predictions in fracture mechanics. Furthermore, this approach provides a pathway for utilizing AI in other engineering domains where data sets are limited.

1. Introduction

Artificial intelligence (AI) has become an indispensable tool in various fields of engineering, including structural design [1–3], material design [4–6] and the analysis of material behaviors [7–9], providing innovative solutions to complex challenges. Its impact is particularly significant in fracture mechanics, where AI plays a crucial role in predicting fracture behavior and parameters. Among these parameters, fracture toughness is a key indicator of a material's ability to withstand external loads in the presence of cracks. Fracture behavior is generally categorized into three modes based on the loading direction acting on the crack surface: the opening mode (mode I), in-plane shear mode (mode II), and out-of-plane shear mode (mode III) [10–12]. However, in practical applications, most fracture behaviors occur under mixed-mode loading conditions, making the investigation of mixed-mode fractures

essential.

The study of fracture mechanics requires the implementation of suitable methods and techniques, including the preparation of specimens. Typically, there is no standardized approach for specimen preparation, so researchers often design specimens to be compatible with the testing apparatus [13,14]. The shape and dimensions of these specimens are crucial factors that can significantly influence fracture results [15]. Notably, the effect of specimen size and geometry on mode III loading has not been thoroughly discussed or evaluated. This research aims to address this gap by studying the impact of specimen size and geometry on mixed-mode I/III fracture toughness.

Traditional methods for obtaining fracture toughness data typically involve destructive testing [16,17], which is time-consuming, costly and limits the volume of data available for developing robust predictive models. This scarcity of data presents a significant challenge in creating

* Corresponding authors.

E-mail addresses: prasert.a@sut.ac.th (P. Aengchuan), attasitw@g.swu.ac.th (A. Wiangkham).

<https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.103289>

Received 6 September 2024; Received in revised form 27 October 2024; Accepted 30 October 2024

Available online 7 November 2024

2590-1230/© 2024 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/>).



ORIGINAL RESEARCH ARTICLE

Investigating Cryogenic and Heat Treatment Effects on Hardness and Wear of Uncoated Carbide Inserts: A Microstructure and AI Approach

Amarin Chanpariyavatevong, Chamroeun Se, Anantaya Timtong, Wanwanut Boongsod, and Attasit Wiangkham

Submitted: 19 June 2024 / Revised: 28 October 2024 / Accepted: 5 November 2024

Carbide cutting tools are widely employed in industrial applications involving the machining of challenging materials. Enhancing tool life and mechanical properties is a critical concern within this domain. Cryogenic treatment represents a promising approach to achieving these objectives. This study investigated the impact of cryogenic treatment on carbide cutting tools, employing various treatment parameters including soaking period, tempering temperature, and tempering time. The objective was to evaluate changes in microhardness and wear resistance before and after the treatment. To investigate the microstructural and phase changes induced by cryogenic treatment, scanning electron microscopy (SEM) and x-ray diffraction (XRD) were employed. To identify the optimal cryogenic treatment parameters for carbide cutting tools, this study employed machine learning techniques such as linear regression model (LRM), support vector machine (SVM), and extreme gradient boost (XGBoost) to estimate hardness, and SHAP value analysis to assess the significance of various treatment factors. The results show that the cryogenic treatment of carbide cutting tools results in enhanced hardness, wear resistance and microstructural changes within the tungsten carbide. Additionally, a phase transformation within the cobalt binder was observed. The machine learning analysis demonstrated that XGBoost outperformed LRM and SVM in terms of predicting microhardness, as evidenced by the R^2 , RMSE and MAE metrics. Additionally, SHAP value analysis identified the soaking period as the primary factor influencing microhardness, followed by tempering temperature and tempering time.

Keywords cryogenic treatment, hardness, machine learning

1. Introduction

Conventional machining entails the removal of excess material from a workpiece to attain the desired geometric configuration. This process invariably necessitates the employment of a cutting tool (Ref 1). Tool wear and tool life are crucial factors in the machining process, impacting both workpiece quality and economics (Ref 2). Furthermore, tool wear can result in various manufacturing defects, including diminished dimensional accuracy, altered part properties due to elevated

temperatures, and increased machine power consumption, ultimately leading to higher production costs (Ref 3). Consequently, extending the tool life of cutting tools is paramount in the machining process (Ref 4). Conventionally, in industry, tool life enhancement has been achieved through coating applications. Coatings enhance the mechanical properties of the cutting tool surface, thereby improving wear resistance. Primarily these coatings are designed to increase the cutting tool's hardness (Ref 5). However, coatings serve to enhance the mechanical properties exclusively at the cutting tool's surface (Ref 6). Once this protective layer is compromised, accelerated tool wear ensues. Furthermore, coated cutting tools generally cost more.

Cryogenic treatment presents an accessible, eco-friendly and cost-effective method for extending tool life (Ref 7). Cryogenics treatment represents a treatment method for tool materials involving exposure to extremely low temperatures. Cryogenic treatment can be classified according to temperature. Shallow cryogenic treatment (SCT) is conducted within the temperature range of -80°C to -140°C , while deep cryogenic treatment (DCT) occurs at temperatures below -140°C , typically reaching -196°C or lower. Materials subjected to cryogenic treatment exhibit enhanced hardness and wear resistance properties (Ref 8). Cryogenic treatment not only enhances material hardness but also promotes microstructural alignment, without compromising dimensional stability. In other words, cryogenic treatment not only increases the hardness at the surface of materials but also induces changes in the microstructure (Ref 7). In applications of cryogenic treatment to cutting tools over the past few years, various researchers in the machining field have

Chamroeun Se, Anantaya Timtong and Wanwanut Boongsod have contributed equally to this work.

Amarin Chanpariyavatevong, **Anantaya Timtong**, and **Wanwanut Boongsod**, School of Manufacturing Engineering, Suranaree University of Technology, Nakhon Ratchasima 30000, Thailand; **Chamroeun Se**, Institute of Research and Development, Suranaree University of Technology, Nakhon Ratchasima 30000, Thailand; and **Attasit Wiangkham**, Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Srinakharinwirot University, Nakhon Nayok 26120, Thailand. Contact e-mails: amarin_chan@outlook.com, chamroeun.s@g.sut.ac.th, anantaya.timtong@gmail.com, wanwanut@sut.ac.th, and attasitw@g.swu.ac.th.

ประวัติผู้เขียน

นางสาวอนันตญา ทิมทอง (แน็ต) เกิดเมื่อวันที่ 20 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2541 ณ อำเภอเมือง นครราชสีมา จังหวัดนครราชสีมา และได้ศึกษาในระดับมัธยมศึกษาปีที่ 1 ถึง 6 ในสายวิทยาศาสตร์ และคณิตศาสตร์ ณ โรงเรียนสุรนารีวิทยา จังหวัดนครราชสีมา จากนั้นได้สำเร็จการศึกษาในระดับปริญญาตรี ณ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา ในหลักสูตรวิศวกรรมการผลิต อัตโนมัติและหุ่นยนต์ สาขาวิชาวิศวกรรมการผลิต (เกียรตินิยมอันดับ 1) เมื่อปี พ.ศ. 2563 จากนั้นได้ เข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาเอกสาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกลและระบบกระบวนการ ณ สถาบันเดิม

ประสบการณ์การทำงาน

- สหกิจศึกษา (ระดับปริญญาตรี) ณ บริษัท ไทยโตเคน เทอร์โม จำกัด จังหวัดชลบุรี
- สหกิจศึกษา (ระดับปริญญาเอก) ณ บริษัท ซีเกท เทคโนโลยี (ประเทศไทย) จำกัด จังหวัดนครราชสีมา
- ประสบการณ์ด้านการสอนในระหว่างการศึกษา ในตำแหน่งผู้ช่วยสอนและวิจัย หลักสูตรวิศวกรรมการผลิตอัตโนมัติและหุ่นยนต์ สาขาวิชาวิศวกรรมการผลิต มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา

สำหรับด้านการวิจัยนั้นผู้เขียนได้นำความรู้ด้านกลศาสตร์การแตกหักและปัญญาประดิษฐ์มาประยุกต์ใช้ในการศึกษาพฤติกรรมการแตกหักของวัสดุและเขียนเป็นบทความทางวิชาการเพื่อเผยแพร่ดังแสดงในภาคผนวก ค

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี