

การจำแนกบุคคลด้วยเทคนิคการรวมข้อมูลลายนิ้วมือและภาพใบหน้า



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2558

**HUMAN IDENTIFICATION WITH DATA FUSION
TECHNIQUE USING FINGERPRINT AND FACE IMAGE**



Sak Phoemhansa

**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Master of Engineering in Computer Engineering**

Suranaree University of Technology

Academic Year 2015

การจำแนกบุคคลด้วยเทคนิคการรวมข้อมูลลายนิ้วมือและภาพใบหน้า

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นักวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(รศ. ดร. นิตยา เกิดประสพ)

ประธานกรรมการ

(รศ. ดร. กิตติศักดิ์ เกิดประสพ)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

(ผศ. สมพันธ์ ชาญศิลป์)

กรรมการ

(ศ. ดร. ชูกิจ ลิ้มปีจันทร์)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการและนวัตกรรม

(รศ. ร.อ. ดร. กนต์ธร ชำนิประศาสน์)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

ศักย์ เพิ่มพรธมา : การจำแนกบุคคลด้วยเทคนิคการรวมข้อมูลลายนิ้วมือและภาพใบหน้า
(HUMAN IDENTIFICATION WITH DATA FUSION TECHNIQUE USING
FINGERPRINT AND FACE IMAGE) อาจารย์ที่ปรึกษา : รองศาสตราจารย์
ดร.กิตติศักดิ์ เกิดประสพ, 114 หน้า.

ในปัจจุบันเทคโนโลยีทางด้านคอมพิวเตอร์เติบโตอย่างรวดเร็วและมีการใช้งานคอมพิวเตอร์กันอย่างกว้างขวาง ระบบรักษาความปลอดภัยจึงมีความสำคัญอย่างมาก ไบโอมेटริกซ์คือหนึ่งในเทคโนโลยีที่สามารถนำมาใช้ในด้านระบบรักษาความปลอดภัย ไบโอมेटริกซ์เป็นการวัดคุณลักษณะทางชีวภาพของมนุษย์ เช่น ลักษณะทางกายภาพ นำไปเปรียบเทียบ ตรวจสอบหรือจำแนกบุคคล อย่างไรก็ตาม การใช้ข้อมูลไบโอมेटริกซ์ยังพบปัญหาหลายอย่าง เช่น ข้อมูลแม่แบบมีจำนวนน้อยจะส่งผลให้ประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลลดลง ในงานวิจัยนี้นำเสนอวิธีที่มีชื่อว่า Bio-Classification ซึ่งเป็นวิธีการใช้ข้อมูลภาพไบโอมेटริกซ์ด้วยการใช้ข้อมูลภาพใบหน้า 1 ภาพ ต่อ 1 บุคคล เพื่อใช้ในการสร้างแม่แบบด้วยการใช้อัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์เพื่อจำแนกบุคคลให้มีประสิทธิภาพและลดเวลาในการจำแนกบุคคล ในการทดสอบประสิทธิภาพของวิธี Bio-Classification จะใช้ชุดข้อมูลภาพลายนิ้วมือ ชุดข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้า และการปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบทั้งหมด 5 แบบ พร้อมทั้งเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยใช้ค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกเป็นตัวเปรียบเทียบประสิทธิภาพ ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าเมื่อใช้วิธี Bio-Classification สามารถให้ประสิทธิภาพในการจำแนกบุคคลสูงและใช้เวลาน้อยที่สุด

สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์

ปีการศึกษา 2558

ลายมือชื่อนักศึกษา _____

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา _____

SAK PHOEMHANSA : HUMAN IDENTIFICATION WITH DATA
FUSION TECHNIQUE USING FINGERPRINT AND FACE IMAGE.
THESIS ADVISOR : ASSOC. PROF. KITTISAK KERDPRASOP, Ph.D.,
114 PP.

K-NEAREST NEIGHBOR/ BIOMETRIC IDENTIFICATION/ FACE IMAGES

At present computer technology is fast growing and widely used. The security system is consequently very importance. Biometric technology is one that can be used in a security system. Biometric is a measurement of the human biological characteristics such as physical characteristics of human that can be used for comparison, verification or identification. However, there is a problem in using biometric such as few number of templates affect to performance of human identification. In this research, we propose a method called Bio-Classification. The method is the use of face images data by using one image per a person to create the template with k-Nearest Neighbors algorithm for high performance and reduce the time of human identification. In experiment, section of testing Bio-Classification method, we used fingerprint images dataset, fingerprint images combined with face images dataset and face images dataset, five methods of adjust training dataset and testing dataset, Support Vector Machine algorithm for comparison results. We used the accuracy values and the times of human identification to compare the performance of human identification. From the experimented results show that Bio-Classification method is high performance and low time of human identification.

School of Computer Engineering

Academic Year 2015

Student's Signature _____

Advisor's Signature _____

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ บุคคล และกลุ่มบุคคลต่างๆ ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา แนะนำ ช่วยเหลืออย่างดียิ่ง ทั้งในด้านวิชาการ และด้านการดำเนินงานวิจัย ดังต่อไปนี้

รองศาสตราจารย์ ดร.กิตติศักดิ์ เกิดประสพ อาจารย์หัวหน้าสาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์และอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ และรองศาสตราจารย์ ดร.นิตยา เกิดประสพ ที่คอยให้คำปรึกษา คำแนะนำ ตรวจสอบความถูกต้องและรูปแบบของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

นักศึกษาปริญญาตรีสาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ในรายวิชา 423209 Database System สำหรับรวบรวมข้อมูลภาพใบหน้าและภาพลายนิ้วมือเพื่อใช้ในการทดลองของงานวิจัยนี้

คุณรัตติพร จันทร์กลั่น คุณกีระชาติ สุขสุทธิ คุณพงศกร ชีร์รัมย์ และนักศึกษาบัณฑิตสาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ทุกท่านที่ให้คำปรึกษาและช่วยเหลือมาโดยตลอด

นอกจากนี้ขอขอบคุณครู อาจารย์ทั้งในอดีตและปัจจุบันที่ให้ความรู้แก่ผู้วิจัยจนประสบความสำเร็จในชีวิต

ท้ายที่สุดที่จะลืมไม่ได้ ขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา ที่ให้กำเนิด อบรม เลี้ยงดูด้วยความรัก และส่งเสริมการศึกษาเป็นอย่างดีโดยตลอด ทำให้ผู้วิจัยมีความรู้ ความสามารถ มีจิตใจที่เข้มแข็ง รวมทั้งเป็นกำลังใจที่ยิ่งใหญ่แก่ผู้วิจัย จนทำให้ผู้วิจัยประสบความสำเร็จในชีวิตเรื่อยมา

ศักดิ์ เพิ่มहरथा

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ).....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ.....	ง
สารบัญตาราง.....	ช
สารบัญรูป.....	ฉ
บทที่	
1 บทนำ	1
1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหาการวิจัย.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	3
1.3 ข้อยกเว้นเบื้องต้น.....	3
1.4 ขอบเขตของการวิจัย.....	3
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	4
2 ปรัชญาบรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	5
2.1 การจำแนกประเภท (Classification).....	5
2.1.1 ขั้นตอนการดำเนินงานของการจำแนกประเภท.....	5
2.1.2 มาตรวัดประสิทธิภาพ (Measurement).....	6
2.2 เค-เนียร์เรสเนเบอร์ (k-Nearest Neighbor).....	10
2.2.1 ขั้นตอนวิธีของเค-เนียร์เรสเนเบอร์.....	10
2.2.2 การวัดระยะห่าง (Distance Computation).....	11
2.3 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine).....	14
2.4 ยูนิโมดัล ไบโอมेटริกซ์ (Unimodal Biometrics).....	18
2.5 มัลติโมดัล ไบโอมेटริกซ์ (Multimodal Biometrics).....	19

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.5.1	ระดับของการฟิวชัน (Levels of Fusion).....	22
2.5.2	การรวมกันของรูปแบบข้อมูล (Fusion of Scenarios).....	24
2.6	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	26
3	วิธีดำเนินการวิจัย.....	31
3.1	กรอบแนวคิดของการวิจัย.....	31
3.1.1	ขั้นตอนการลงทะเบียน.....	31
3.1.2	ขั้นตอนการจำแนกบุคคล.....	33
3.2	การออกแบบอัลกอริทึม Bio-Classification.....	34
3.2.1	ขั้นตอนวิธีของอัลกอริทึม.....	34
3.2.2	การทดสอบประสิทธิภาพ.....	34
3.3	เครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย.....	38
4	การทดสอบและอภิปรายผล.....	39
4.1	ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ.....	39
4.2	การทดสอบประสิทธิภาพ.....	41
4.2.1	การปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบ.....	42
4.2.2	ผลการทดลองการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือ.....	43
4.2.2.1	ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึม เค-เนียร์เรสเนเบอร์.....	44
4.2.2.2	ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึม ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	48
4.2.2.3	อภิปรายและสรุปผลการทดลองการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพ ลายนิ้วมือ.....	54
4.2.3	ผลการทดลองการจำแนกด้วยข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้า.....	59
4.2.3.1	ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้า ด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์.....	59

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.2.3.2 ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพถ่ายนี้มีร่วมกับภาพใบหน้า ด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์แมชชีน.....	63
4.2.3.3 อภิปรายและสรุปผลการทดลองการจำแนกบุคคลด้วย ข้อมูลภาพถ่ายนี้มีร่วมกับภาพใบหน้า.....	69
4.2.4 ผลการทดลองการจำแนกด้วยข้อมูลภาพใบหน้า.....	74
4.2.4.1 ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึม เค-เนียร์เรสเนเบอร์.....	74
4.2.4.2 ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึม ซอฟต์แวร์แมชชีน.....	78
4.2.4.3 อภิปรายและสรุปผลการทดลองการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูล ภาพใบหน้า.....	84
4.3 อภิปรายผล.....	89
5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	92
5.1 สรุปขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย.....	92
5.2 สรุปผลการวิจัย.....	93
5.3 ปัญหาและข้อเสนอแนะ.....	94
รายการอ้างอิง.....	95
ภาคผนวก	
ภาคผนวก ก. รหัสต้นฉบับของโปรแกรม.....	97
ภาคผนวก ข. บทความวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา.....	102
ประวัติผู้เขียน.....	114

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1	Confusion Matrix ของผลการจำแนกบุคคลในตัวอย่างการวัดประสิทธิภาพ.....9
2.2	เรียงลำดับค่าระยะห่างข้อมูลจากน้อยไปมาก.....14
2.3	สรุปเปรียบเทียบงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกบุคคลด้วยเทคนิคมิติโมดัลไปโอ-เมตริกซ์.....29
4.1	รายละเอียดชุดข้อมูลไปโอเมตริกซ์.....40
4.2	ตัวอย่างชุดข้อมูลภาพไปโอเมตริกซ์.....41
4.3	รายละเอียดจำนวนชุดข้อมูลทั้ง 5 แบบ.....43
4.4	ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1.....44
4.5	ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2.....45
4.6	ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3.....46
4.7	ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4.....47
4.8	ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5.....48
4.9	ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1.....49
4.10	ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1.....49
4.11	ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2.....50
4.12	ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2.....50
4.13	ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3.....51

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.14 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3.....	51
4.15 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4.....	52
4.16 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4.....	52
4.17 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5.....	53
4.18 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5.....	53
4.19 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1.....	60
4.20 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2.....	61
4.21 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3.....	62
4.22 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4.....	63
4.23 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5.....	64
4.24 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1.....	64

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.39 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1.....	79
4.40 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1.....	80
4.41 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2.....	80
4.42 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2.....	81
4.43 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3.....	81
4.44 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3.....	82
4.45 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4.....	82
4.46 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4.....	83
4.47 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5.....	83
4.48 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5.....	84

สารบัญรูป

รูปที่		หน้า
1.1	ตัวอย่างข้อมูลไบโอเมตริกซ์.....	2
2.1	แผนภาพการจำแนกประเภทในขั้นตอนของการฝึกสอน.....	6
2.2	แผนภาพขั้นตอนของการทดสอบโมเดล.....	7
2.3	แสดง Confusion Matrix.....	7
2.4	ตัวอย่างเค-เนียร์เรสเนเบอร์.....	11
2.5	ตัวอย่างการวัดระยะห่างข้อมูลแบบยูคลิเดียน.....	12
2.6	ตัวอย่างเส้นแบ่งข้อมูล.....	15
2.7	ตัวอย่างเส้นแบ่งที่เหมาะสมที่สุด.....	15
2.8	ตัวอย่างเส้นแบ่งและระยะห่างระหว่างขอบ.....	16
2.9	ตัวอย่างเส้นแบ่งไม่เป็นเชิงเส้น.....	17
2.10	แผนภาพขั้นตอนของยูนิโมดัลไบโอเมตริกซ์.....	18
2.11	แผนภาพขั้นตอนการบันทึกข้อมูล.....	21
2.12	แผนภาพขั้นตอนการแยกแยะ.....	21
2.13	แผนภาพขั้นตอนการตรวจสอบ.....	22
2.14	ตัวอย่างคุณลักษณะของภาพลายนิ้วมือ.....	23
2.15	แผนภาพระดับการพิวชันของมัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์.....	24
2.16	แผนภาพการรวมไบโอเมตริกซ์จากหลายแหล่ง.....	25
2.17	แสดงกราฟ ROC เปรียบเทียบประสิทธิภาพของข้อมูลลายนิ้วมือ เสียง ใบหน้า และข้อมูล ที่ถูกนำมารวมกัน.....	26
3.1	กรอบแนวคิดของ Bio-Classification.....	32
3.2	ตัวอย่างการแปลงภาพเป็นข้อมูลอาร์เรย์ของตัวเลข.....	33

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.3	ขั้นตอน Bio-Classification.....35
3.4	ตัวอย่างขั้นตอนการทดสอบประสิทธิภาพ.....37
4.1	ตัวอย่างข้อมูลภาพใบหน้า.....40
4.2	ตัวอย่างข้อมูลภาพลายนิ้วมือ.....40
4.3	กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึม เค-เนียร์เรสเนเบอร์.....55
4.4	กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึม เค-เนียร์เรสเนเบอร์.....55
4.5	กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึม ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง.....56
4.6	กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึม ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง.....57
4.7	กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึม ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียล.....58
4.8	กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์- แมชชีนเคอร์เนล โพลิโนเมียล.....58
4.9	กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้า ด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์.....70
4.10	กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึม เค-เนียร์เรสเนเบอร์.....70
4.11	กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้า ด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง.....72

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.12	กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง.....72
4.13	กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียล.....73
4.14	กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียล.....73
4.15	กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์.....85
4.16	กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์..85
4.17	กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง.....87
4.18	กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง.....87
4.19	กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียล.....88
4.20	กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียล.....88

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหาการวิจัย

การจำแนกบุคคล (Human Identification) เป็นขั้นตอนการเปรียบเทียบและยืนยันความถูกต้องว่าข้อมูลไบโอเมตริกซ์นั้นตรงกับข้อมูลไบโอเมตริกซ์ของบุคคลใด โดยข้อมูลไบโอเมตริกซ์ที่ใช้ระบุลักษณะของแต่ละบุคคลนั้นจะต้องลงทะเบียนเก็บไว้ในฐานข้อมูลสำหรับใช้เป็นแม่แบบ เมื่อต้องการจำแนกบุคคลจะต้องนำข้อมูลไบโอเมตริกซ์ของบุคคลที่จะถูกจำแนกไปเปรียบเทียบความแตกต่างกับข้อมูลไบโอเมตริกซ์แม่แบบ ถ้าข้อมูลไบโอเมตริกซ์ทั้งสองมีความสอดคล้องกัน จะถูกจำแนกให้ข้อมูลทั้งสองเป็นของบุคคลเดียวกัน โดยการจำแนกบุคคลจะเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ เป็นแม่แบบทั้งหมดในฐานข้อมูล

ไบโอเมตริกซ์ (Biometric) เป็นเทคโนโลยีชีวภาพที่ผสมผสานระหว่างเทคโนโลยีทางด้านชีวภาพและการแพทย์กับเทคโนโลยีทางคอมพิวเตอร์เข้าด้วยกัน โดยการวัดลักษณะทางกายภาพ (Physical Characteristics) และลักษณะทางพฤติกรรม (Behaviors) ซึ่งเป็นลักษณะเฉพาะของแต่ละบุคคล ซึ่งนิยมนำมาประยุกต์ใช้ในการตรวจสอบหรือระบุตัวบุคคลโดยจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ถูกรวบรวมไว้ในฐานข้อมูลของแต่ละบุคคลเพื่อใช้สำหรับการจำแนกบุคคล ลักษณะทางกายภาพมีอยู่หลากหลาย เช่น ลายนิ้วมือ (Fingerprint) ภาพใบหน้า (Face) ลักษณะทางพฤติกรรม เช่น เสียง (Voice) ลักษณะท่าทางการเดิน (Gait) ในปัจจุบันการประยุกต์ใช้การทำเหมืองข้อมูลกับเทคโนโลยีไบโอเมตริกซ์ได้รับความสนใจและมีบทบาทมากขึ้น โดยเฉพาะนำมาใช้ในเทคโนโลยีด้านความปลอดภัยจากการพิสูจน์ลักษณะเฉพาะของแต่ละบุคคล ตัวอย่างเช่น การใช้ลักษณะทางกายภาพของมนุษย์ เพราะลักษณะทางกายภาพนั้นจะไม่เปลี่ยนแปลงตามกาลเวลาและมีความน่าเชื่อถือ

ยูนิโมดัลไบโอเมตริกซ์ (Unimodal Biometric) คือ วิธีการนำเอาข้อมูลไบโอเมตริกซ์เพียง 1 ชนิดเท่านั้นจากข้อมูลไบโอเมตริกซ์ของแต่ละบุคคลโดยจะผ่านกระบวนการต่าง ๆ ตั้งแต่การบันทึกข้อมูล การสกัดคุณลักษณะ การเปรียบเทียบ และขั้นตอนการตัดสินใจ เพื่อให้ข้อมูลไบโอเมตริกซ์สามารถใช้เป็นข้อมูลสำหรับการจำแนกบุคคลหรือเปรียบเทียบลักษณะของบุคคลในระบบการจำแนกบุคคล



(ก) ภาพลายนิ้วมือ



(ข) ภาพใบหน้า

รูปที่ 1.1 ตัวอย่างข้อมูลไบโอเมตริกซ์

มัลติโมดัล ไบโอเมตริกซ์ (Multimodal Biometric) เป็นวิธีการนำเอาข้อมูลไบโอเมตริกซ์มากกว่า 1 ชนิดจากหนึ่งบุคคล มาใช้ร่วมกันเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของระบบตรวจสอบหรือระบบจำแนกบุคคล เนื่องจากการใช้ข้อมูลไบโอเมตริกซ์เพียง 1 ชนิด อาจจะไม่เพียงพอเพราะมีความเสี่ยงที่จะถูกปลอมแปลงหรือมีข้อจำกัดบางอย่างที่จะส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของระบบ ตัวอย่างการใช้มัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์ เช่น การใช้ข้อมูลลายนิ้วมือร่วมกับข้อมูลภาพใบหน้าสำหรับการจำแนกบุคคล

โดยทั่วไปการใช้ข้อมูลไบโอเมตริกซ์เพียงชนิดเดียวนั้นข้อมูลไบโอเมตริกซ์ที่ลงทะเบียนไว้สำหรับใช้ในการจำแนกบุคคลของแต่ละบุคคลจะมีจำนวนน้อยจนอาจจะต้องนำข้อมูลไบโอเมตริกซ์ชนิดอื่นมาช่วยในการจำแนกด้วยและการที่ข้อมูลมีจำนวนน้อยนั้นชุดข้อมูลที่จะนำไปใช้สำหรับฝึกสอนหรือทดสอบในระบบการจำแนกบุคคลก็จะมีจำนวนน้อยลงตามไปด้วยและด้วยปัญหาของการสร้างโมเดล คือ ถ้าข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนน้อยมากจะส่งผลให้ประสิทธิภาพของโมเดลนั้นน้อยลงไปด้วยหรือในกรณีที่ข้อมูลทดสอบมีจำนวนน้อยก็อาจส่งผลกระทบต่อความถูกต้องของโมเดลนั้น จากปัญหาดังกล่าวงานวิจัยนี้ต้องการนำเสนอการทดสอบประสิทธิภาพการจำแนกบุคคลด้วยวิธีที่มีชื่อว่า Bio-Classification คือ การจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพใบหน้าโดยใช้ภาพใบหน้าเพียง 1 ภาพ ต่อ 1 บุคคล สำหรับนำมาใช้เป็นข้อมูลแม่แบบและจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และทดสอบประสิทธิภาพด้วยการปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบในจำนวนและรูปแบบที่แตกต่างกัน เช่น แบ่งชุดข้อมูลฝึกสอนให้มีจำนวนน้อย แบ่งชุดข้อมูลทดสอบให้มีจำนวนมาก โดยการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลจะใช้ค่าความแม่นยำและเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการจำแนก

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

จากแนวคิดในการทำงานวิจัย ผู้วิจัยได้ตั้งวัตถุประสงค์ในการวิจัยดังนี้

- 1) เพื่อทดสอบค่าความแม่นยำ (Accuracy) และเวลาที่ใช้ในการประมวลผล (Processing Time) ของการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพใบหน้าและข้อมูลภาพลายนิ้วมือ
- 2) เพื่อทดสอบเทคนิคการปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบในจำนวนและหลากหลายรูปแบบเพื่อใช้สำหรับจำแนกบุคคลได้อย่างมีประสิทธิภาพ
- 3) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน
- 4) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกบุคคลจากการใช้ชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบที่แตกต่างกันหลากหลายแบบ
- 5) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการใช้ข้อมูลไบโอเมตริกซ์หนึ่งชนิดสำหรับการจำแนกบุคคล

1.3 ข้อตกลงเบื้องต้น

- 1) ในงานวิจัยจะใช้ข้อมูลไบโอเมตริกซ์เพียง 2 ชนิด เท่านั้น คือ ภาพใบหน้าและภาพลายนิ้วมือ โดยรวบรวมข้อมูลจริงจากนักศึกษาปริญญาตรีจำนวน 98 คน เหตุผลของการเลือกใช้ข้อมูลไบโอเมตริกซ์ชนิดนี้เนื่องจากสามารถรวบรวมข้อมูลได้ง่ายและเพียงพอที่จะใช้ในการทดลองงานวิจัย
- 2) ในงานวิจัยนี้ใช้โปรแกรมภาษาไพธอน (Python) ในการพัฒนาประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคล

1.4 ขอบเขตของการวิจัย

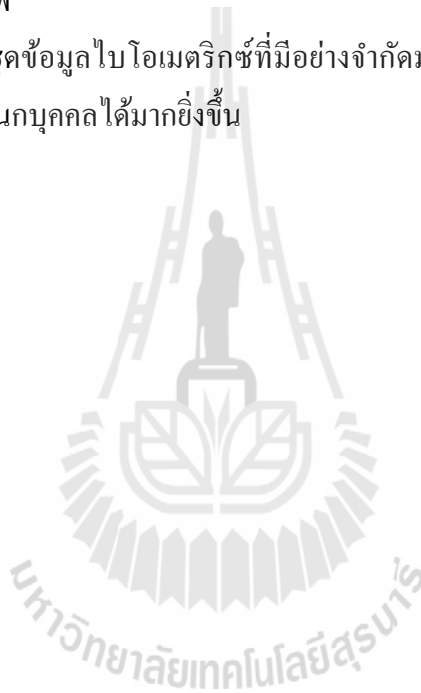
จากการศึกษาค้นคว้าข้อมูล ผู้วิจัยได้กำหนดขอบเขตของการวิจัยไว้ดังนี้

- 1) ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้ คือ ข้อมูลไบโอเมตริกซ์ที่เป็นภาพใบหน้าและภาพลายนิ้วมือ
- 2) ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้จะต้องแปลงรูปภาพให้เป็นข้อมูลตัวเลข (Numeric) ทั้งหมด
- 3) อัลกอริทึมที่ใช้สำหรับการจำแนกบุคคลคือ อัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน
- 4) การวัดประสิทธิภาพจะใช้มาตรวัดค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคล

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ประโยชน์ที่เกิดขึ้นจากการศึกษาและพัฒนางานวิจัยนี้ ได้แก่

- 1) สามารถใช้ข้อมูลไบโอเมตริกซ์ที่เป็นข้อมูลภาพใบหน้าและข้อมูลภาพลายนิ้วมือสำหรับนำไปจำแนกบุคคลได้อย่างมีประสิทธิภาพ
- 2) สามารถนำอัลกอริทึมหรือเทคนิคอื่น ๆ มาใช้ประกอบเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลได้ถูกต้องมากยิ่งขึ้น
- 3) สามารถประยุกต์ใช้การทำเหมืองข้อมูลร่วมกับเทคโนโลยีไบโอเมตริกซ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ
- 4) สามารถนำชุดข้อมูลไบโอเมตริกซ์ที่มีอย่างจำกัดมาปรับปรุงเพื่อใช้เพิ่มประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลได้มากยิ่งขึ้น



บทที่ 2

ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยมีรายละเอียดของการจำแนกประเภท (Classification) อัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ (k-Nearest Neighbor) อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) ยูนิโมดัล ไบโอมेटริกซ์ (Unimodal Biometrics) มัลติโมดัล ไบโอมेटริกซ์ (Multimodal Biometrics) และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การจำแนกประเภท (Classification)

การจำแนกประเภทเป็นเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลที่สำคัญ เทคนิคการจำแนกประเภทข้อมูลจะเป็นการจัดสร้างโมเดลจากกลุ่มข้อมูลตัวอย่างที่เรียกว่าข้อมูลฝึกสอน (Train Data) ซึ่งจะเป็นการหารูปแบบหรือความสัมพันธ์ในข้อมูล โมเดลที่ได้จะสามารถนำไปใช้ในการทำนายคลาสของข้อมูลใหม่และจะมีข้อมูลทดสอบ (Test Data) เป็นข้อมูลที่ใช้สำหรับประเมินความถูกต้องของโมเดล (Neelamegam and Ramaraj, 2013)

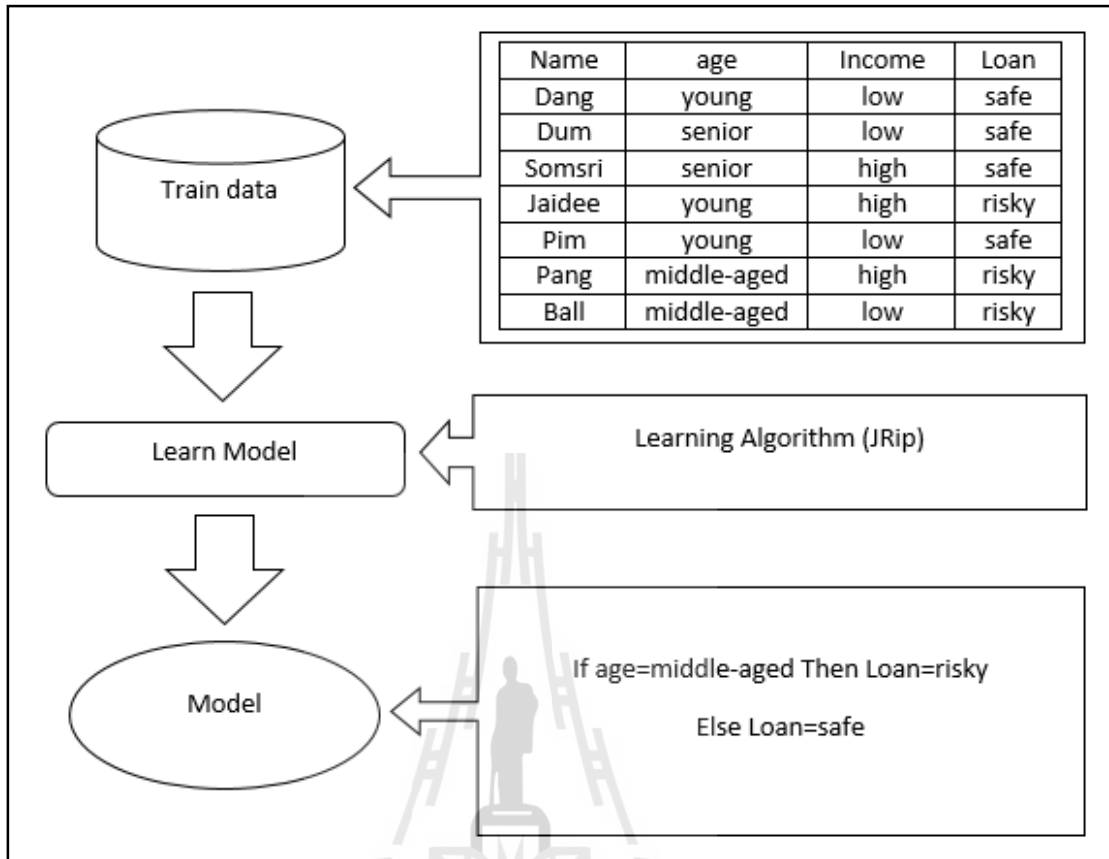
2.1.1 ขั้นตอนการดำเนินงานของการจำแนกประเภท

สามารถแบ่งขั้นตอนการดำเนินงานของการจำแนกประเภทได้ 2 ขั้นตอน ดังนี้

1) การฝึกสอน (Training) ขั้นตอนแรกของการจำแนกประเภทจะเป็นการสร้างโมเดลการเรียนรู้จากชุดข้อมูลฝึกสอน โดยจะแสดงโมเดลออกมาในลักษณะของรูปแบบ (Pattern) หรือในรูปของกฎ (Rule) โมเดลที่ได้จะสามารถนำไปจำแนกหรือทำนายข้อมูลในอนาคต สำหรับการสร้างโมเดลนั้นมีอัลกอริทึมที่ใช้สำหรับสร้างโมเดลการเรียนรู้ที่แตกต่างกันหลายชนิดขึ้นอยู่กับข้อมูลและการนำไปใช้งาน ดังรูปที่ 2.1 ในการเรียนรู้ของโมเดลสามารถแบ่งการเรียนรู้ได้ 2 ประเภทคือ

1.1) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอน (Unsupervised Learning) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอนจะเป็นการเรียนรู้จากชุดข้อมูลที่ไม่สามารถระบุคลาสเป้าหมายของข้อมูลได้

1.2) การเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised Learning) การเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอนจะเป็นการเรียนรู้จากข้อมูลที่สามารถระบุคลาสเป้าหมายของข้อมูลได้

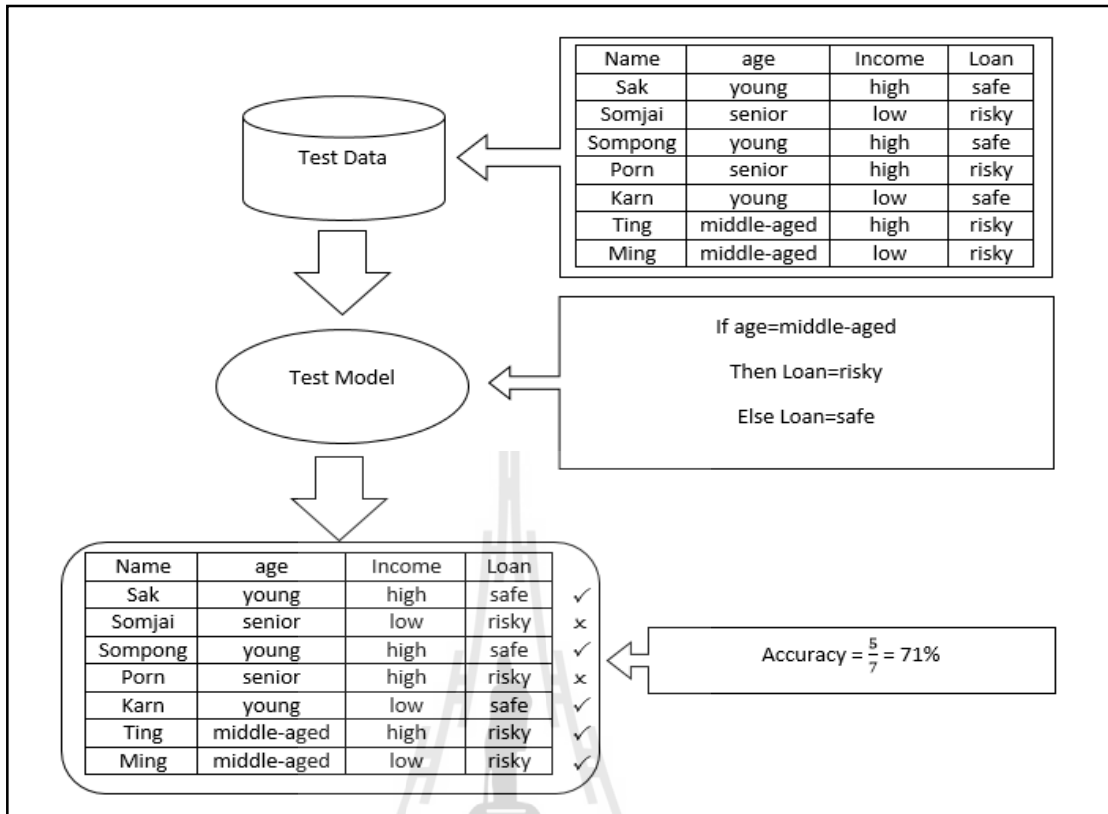


รูปที่ 2.1 แผนภาพการจำแนกประเภทในขั้นตอนของการฝึกสอน

2) การทดสอบ (Testing) ในขั้นตอนของการทดสอบนั้นจะเป็นการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่สร้างจากข้อมูลฝึกสอน ในการประเมินประสิทธิภาพโมเดลจะใช้ชุดข้อมูลอีกหนึ่งชุดที่เรียกว่า ข้อมูลทดสอบ โดยจะเป็นการเปรียบเทียบจากค่าที่ทำนายได้กับคลาสที่ถูกต้องของข้อมูลทดสอบ เมื่อมีข้อมูลทดสอบเข้าโมเดลจะสามารถทำนายคลาสออกมานั้นตรงกับคลาสที่ถูกต้องของข้อมูลหรือไม่และทำการนับค่าที่ทำนายถูกทั้งหมดและที่ทำนายผิดทั้งหมดแล้วนำมาคำนวณให้ออกมาเป็นเกณฑ์ต่าง ๆ ที่ใช้แสดงประสิทธิภาพของโมเดลในรูปแบบต่าง ๆ (Danso, 2006) ดังรูปที่ 2.2

2.1.2 มาตรวัดประสิทธิภาพ (Measurement)

การวัดประสิทธิภาพของโมเดลการจำแนกประเภท จะสามารถใช้มาตรวัดต่าง ๆ เพื่อแสดงประสิทธิภาพของการจำแนกออกมาให้เห็นในลักษณะของตัวเลขจากตาราง Confusion Matrix ที่มีขนาด $m \times m$ โดยที่ m คือ จำนวนคลาสของข้อมูล



รูปที่ 2.2 แผนภาพขั้นตอนของการทดสอบโมเดล

Predicted Class	True Class	
	Positive	Negative
Positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)
Negative	False Negative (FN)	True Negative (TN)

รูปที่ 2.3 แสดง Confusion Matrix

True Positive (TP) คือ ค่าที่ถูกทำนายเป็นคลาส Positive ได้ถูกต้อง

True Negative (TN) คือ ค่าที่ถูกทำนายเป็นคลาส Negative ได้ถูกต้อง

False Negative (FN) คือ ค่าที่ถูกทำนายเป็นคลาส Negative แต่คลาสที่แท้จริงคือ Positive

False Positive (FP) คือ ค่าที่ถูกทำนายเป็นคลาส Positive แต่คลาสที่แท้จริงคือ Negative

Accuracy คือ ค่าความแม่นยำที่จะแสดงให้เห็นว่าประสิทธิภาพของโมเดลนั้นสามารถทำนายได้ถูกต้องมากน้อยเพียงใด วัดจากอัตราส่วนของการทำนายที่ถูกต้องทั้งหมดกับขนาดของการทำนายทั้งหมด แสดงดังสมการ (2-1)

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{n} \quad (2-1)$$

Error Rate คือ ค่าความผิดพลาดที่จะแสดงให้เห็นว่าโมเดลทำนายผิดพลาดมากน้อยเท่าไร วัดจากอัตราส่วนของการทำนายที่ผิดทั้งหมดกับขนาดของการทำนายทั้งหมด แสดงดังสมการ (2-2)

$$Error\ Rate = \frac{FP+FN}{n} \quad (2-2)$$

True Positive Rate หรือ Sensitivity คือ อัตราส่วนของการทำนายคลาส Positive ถูกต้องทั้งหมด แสดงดังสมการ (2-3)

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2-3)$$

True Negative Rate หรือ Specificity คือ อัตราส่วนของการทำนายคลาส Negative ที่ถูกต้องทั้งหมด แสดงดังสมการ (2-4)

$$TNR = \frac{TN}{FP+TN} \quad (2-4)$$

False Negative Rate คือ อัตราส่วนของการทำนายคลาส Negative ที่ผิดทั้งหมด แสดงดังสมการ (2-5)

$$FNR = \frac{FN}{TP+FN} \quad (2-5)$$

False Positive Rate คือ อัตราส่วนของการทำนายคลาส Positive ที่ผิดทั้งหมด แสดงดังสมการ (2-6)

$$FPR = \frac{FP}{FP+TN} \quad (2-6)$$

ตัวอย่างของการวัดประสิทธิภาพของการจำแนกประเภท สมมติมีข้อมูลเสียงของบุคคลจำนวน 1000 ตัวอย่าง จำแนกออกเป็น 2 กลุ่ม คือ ผู้หญิง (F) จำนวน 550 ตัวอย่าง และ ผู้ชาย (M) จำนวน 450 ตัวอย่าง สามารถนำไปจำแนกบุคคลได้ผลของการจำแนกดังตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 Confusion Matrix ของผลการจำแนกบุคคลในตัวอย่างการวัดประสิทธิภาพ

Predicted Class	True Class	
	F	M
F	498	21
M	52	429

จากตารางที่ 2.1 ตาราง Confusion Matrix สามารถอธิบายผลของการจำแนกได้ ดังนี้ ระบบของการจำแนกข้อมูลเสียงว่าเป็นผู้ชายหรือผู้หญิง สามารถจำแนกได้ว่า จำแนกคลาสผู้หญิงได้ถูกต้องจำนวน 498 และจำแนกคลาสผู้หญิงผิดเป็นคลาสผู้ชายจำนวน 52 จำแนกคลาสผู้ชายได้ถูกต้องจำนวนจำนวน 429 และจำแนกคลาสผู้ชายผิดเป็นคลาสผู้หญิงจำนวน 21 จะได้

- True Positive (TP) = 498

- False Positive (FP) = 21

- True Negative (TN) = 429

- False Negative (FN) = 52

สามารถหาค่าความแม่นยำจากการจำแนกบุคคลทั้งหมดได้จากสมการ (2-1) จะได้

$$Accuracy = \frac{498+429}{1000} = 0.927$$

หาค่าความผิดพลาดจากการจำแนกบุคคลทั้งหมดได้จากสมการ (2-2) จะได้

$$Error Rate = \frac{21+52}{1000} = 0.073$$

หาอัตราส่วนของการทำนายคลาส Positive ถูกต้องทั้งหมดได้จากสมการ (2-3) จะได้

$$TPR = \frac{498}{498+52} = 0.9054$$

หาอัตราส่วนของการทำนายคลาส Negative ที่ถูกต้องทั้งหมดได้จากสมการ (2-4) จะได้

$$TNR = \frac{429}{21+429} = 0.9533$$

หาอัตราส่วนของการทำนายคลาส Negative ที่ผิดทั้งหมดได้จากสมการ (2-5) จะได้

$$FNR = \frac{52}{498+52} = 0.0945$$

หาอัตราส่วนของการทำนายคลาส Positive ที่ผิดทั้งหมดได้จากสมการ (2-6) จะได้

$$FPR = \frac{21}{21+429} = 0.0466$$

2.2 เค-เนียร์เรสเนเบอร์ (k-Nearest Neighbor)

วิธีการเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด (Aci, Inan, and Avci, 2010) หรือ k-NN เป็นอัลกอริทึมที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายและวิธีการทำงานไม่ยุ่งยากซับซ้อน เป็นหนึ่งในอัลกอริทึมที่ใช้สำหรับการจำแนกประเภท เค-เนียร์เรสเนเบอร์เป็นอัลกอริทึมแบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised Learning) การทำงานของเค-เนียร์เรสเนเบอร์จะเป็นการระบุคลาสให้กับข้อมูลใหม่ด้วยการดูจากคลาสของข้อมูลที่อยู่ใกล้กันมากที่สุดจำนวน k ตัว โดยเมื่อข้อมูลมีลักษณะสอดคล้องกันหรืออยู่ใกล้กันจะถูกจำแนกให้อยู่ในกลุ่มหรือคลาสเดียวกัน โดยจำนวนของข้อมูลที่อยู่ใกล้ที่ต้องการจะขึ้นอยู่กับการกำหนดค่า k

เค-เนียร์เรสเนเบอร์เป็นอัลกอริทึมที่ง่ายที่สุดในการเรียนรู้ด้วยเครื่อง (Machine Learning) และจัดอยู่ในชนิดของ Lazy Learning คือ จะไม่มีการสร้างโมเดลเพื่อเรียนรู้ข้อมูลฝึกสอน แต่จะทำการจำแนกประเภทหรือมีการคำนวณเมื่อมีข้อมูลเข้ามาเท่านั้น

2.2.1 ขั้นตอนวิธีของเค-เนียร์เรสเนเบอร์

1) กำหนดค่า k เพื่อจะกำหนดจำนวนของข้อมูลที่ใกล้กันกับข้อมูลที่ถูกพิจารณา (โดยทั่วไปควรจะกำหนดเป็นจำนวนคี่)

2) คำนวณหาระยะห่าง (Distance) ของข้อมูล โดยทั่วไปนิยมใช้การวัดระยะห่างแบบยูคลิดีเนียน (Euclidean Distance)

3) จัดลำดับข้อมูลจากข้อมูลที่มีระยะห่างน้อยที่สุด เพื่อพิจารณาข้อมูลที่ใกล้ที่สุดตามจำนวน k

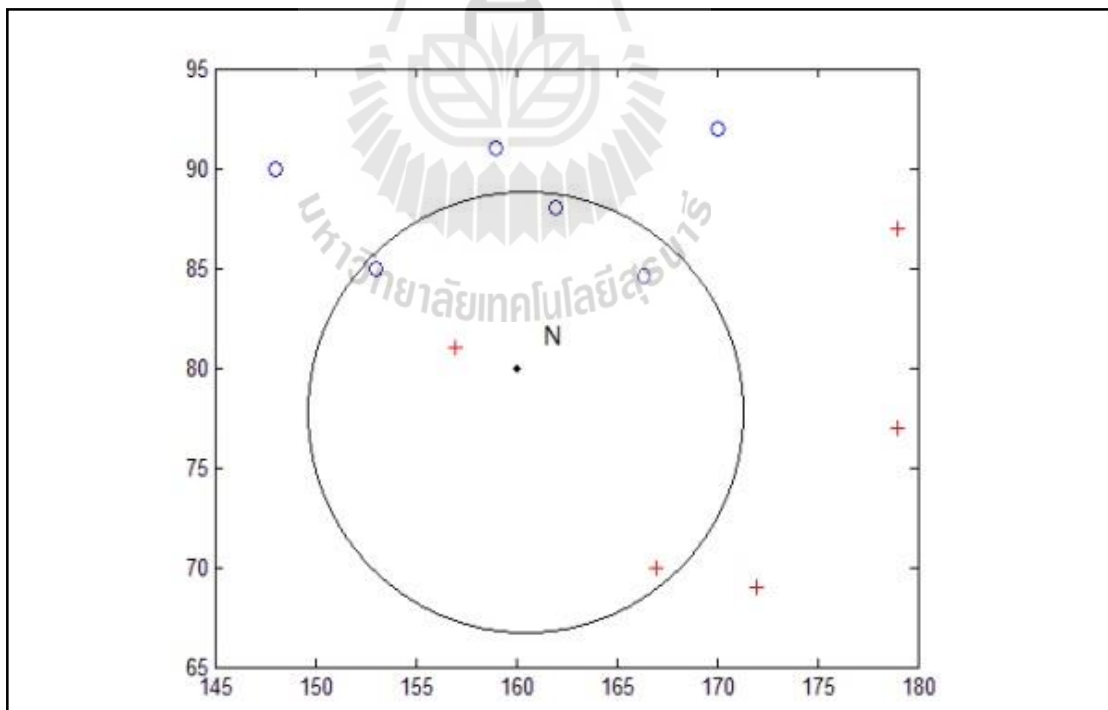
4) กำหนดคลาสให้กับข้อมูลที่ถูกพิจารณา โดยพิจารณาจากคลาสของข้อมูลส่วนใหญ่ตามจำนวนข้อมูล k ที่ใกล้ที่สุด

2.2.2 การวัดระยะห่าง (Distance Computation)

การวัดระยะห่างสามารถทำได้หลายวิธี แต่โดยทั่วไปจะใช้มาตรวัดระยะห่างข้อมูลแบบยูคลิดีเนียน คือ การวัดระยะทางแบบปกติระหว่างจุดสองจุดในแนวเส้นตรง จากสมการ (2-7) (Dhriti and Manvjeet Kaur, 2012)

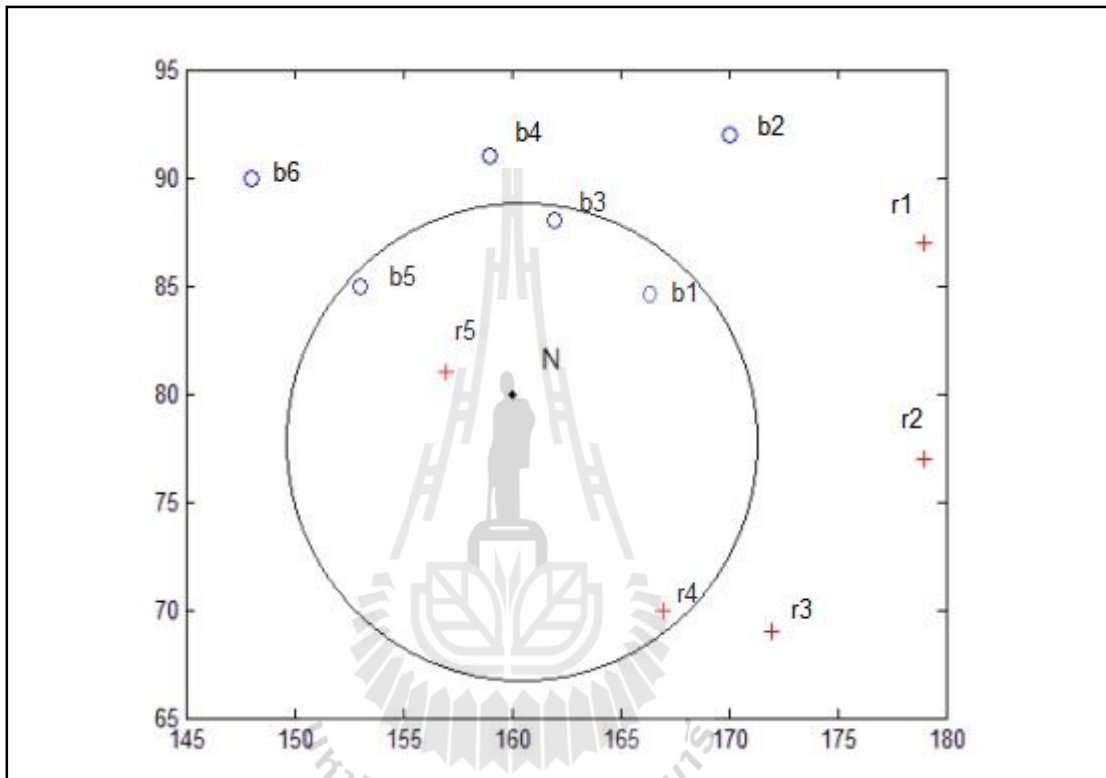
$$d(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (2-7)$$

โดยที่ $d(X, Y)$ แทนระยะห่างระหว่างข้อมูล X และ Y
 X แทนข้อมูลชุดที่ 1, $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$
 Y แทนข้อมูลชุดที่ 2, $Y = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_n)$
 n แทนจำนวนข้อมูลทั้งหมด



รูปที่ 2.4 ตัวอย่างเค-เนียร์เรสเนเบอร์

จากรูปที่ 2.4 แสดงตัวอย่างของ k-NN เมื่อต้องการทำนายคลาสของข้อมูลใหม่ (จุด N) อัลกอริทึมจะทำการคำนวณระยะหาข้อมูลที่ใกล้กันมากที่สุดตามจำนวน k ในตัวอย่างนี้ กำหนดให้ k=5 ในจำนวนข้อมูลใกล้ที่สุด 5 ข้อมูลนี้เป็นคลาสวงกลม 3 ข้อมูล และเป็นคลาสบวก 2 ข้อมูล ดังนั้น ข้อมูลใหม่จะถูกทำนายเป็นคลาสวงกลม



รูปที่ 2.5 ตัวอย่างการวัดระยะห่างข้อมูลแบบยูคลิดีียน

จากรูปที่ 2.5 แสดงพิกัดของข้อมูลทั้งหมดและจะสามารถนำมาคำนวณเพื่อหา ระยะห่างข้อมูลจากจุด N กับข้อมูลทั้งหมด สำหรับการหาข้อมูลที่อยู่ใกล้ตามขั้นตอนวิธีของ เค-เนียร์เรสเนเบอร์ โดยสามารถคำนวณระยะห่างแบบยูคลิดีียนได้ดังนี้

คำนวณระยะห่างจุด N กับข้อมูลทั้งหมด จากสมการที่ (2-7) จะได้

$$\begin{aligned} d(N, r1) &= \sqrt{(160 - 179)^2 + (80 - 87)^2} \\ &= \sqrt{361 + 49} \\ &= 20.24 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}d(N, r2) &= \sqrt{(160 - 179)^2 + (80 - 77)^2} \\ &= 19.23\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}d(N, r3) &= \sqrt{(160 - 172)^2 + (80 - 69)^2} \\ &= 16.27\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}d(N, r4) &= \sqrt{(160 - 167)^2 + (80 - 70)^2} \\ &= 11.04\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}d(N, r5) &= \sqrt{(160 - 157)^2 + (80 - 81)^2} \\ &= 3.16\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}d(N, b1) &= \sqrt{(160 - 166)^2 + (80 - 84)^2} \\ &= 7.21\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}d(N, b2) &= \sqrt{(160 - 170)^2 + (80 - 92)^2} \\ &= 15.62\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}d(N, b3) &= \sqrt{(160 - 162)^2 + (80 - 88)^2} \\ &= 8.24\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}d(N, b4) &= \sqrt{(160 - 159)^2 + (80 - 91)^2} \\ &= 12.20\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}d(N, b5) &= \sqrt{(160 - 153)^2 + (80 - 85)^2} \\ &= 8.60\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}d(N, b6) &= \sqrt{(160 - 148)^2 + (80 - 90)^2} \\ &= 15.62\end{aligned}$$

จากการคำนวณหาระยะของข้อมูลแต่ละจุดข้างต้นสามารถนำมาเรียงลำดับค่าจากน้อยไปมากได้จากตารางที่ 2.2

ตารางที่ 2.2 เรียงลำดับค่าระยะห่างข้อมูลจากน้อยไปมาก

r5	b1	b3	b5	r4	b4	b2	b6	r3	r2	r1
3.16	7.21	8.24	8.60	11.04	12.20	15.62	15.62	16.27	19.23	20.24

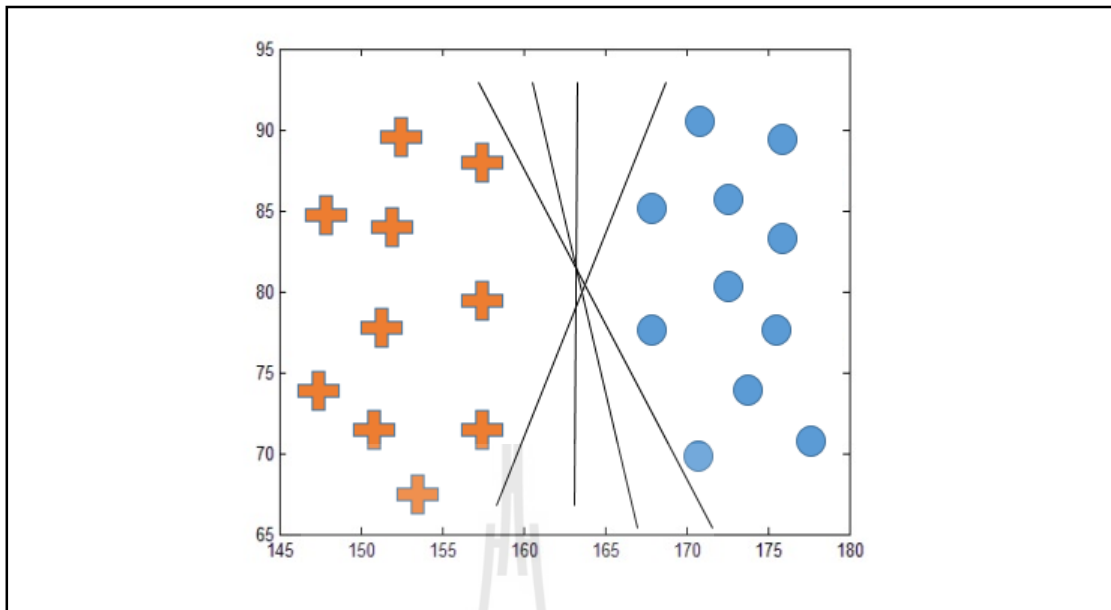
จากตารางที่ 2.2 แสดงข้อมูลที่มีระยะห่างยูคลิดีเนียนจากจุด N ที่มีค่าน้อยไปมาก โดยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากรูปที่ 2.4 ต้องการข้อมูลจำนวน 5 ข้อมูลที่อยู่ใกล้ที่สุด ดังนั้นจะได้ข้อมูล r5 b1 b3 b5 และ r4 คือ ข้อมูลที่ถูกพิจารณาเพื่อระบุคลาสของจุด N โดยที่คลาสของข้อมูล b1 b3 และ b5 คือ คลาสวงกลม และ คลาสของข้อมูล r4 และ r5 คือ คลาสบวก ดังนั้น ข้อมูล N จะถูกทำนายให้อยู่ในคลาสวงกลม เพราะว่าคลาสของข้อมูลส่วนใหญ่ที่อยู่ใกล้ที่สุดจำนวน 5 ข้อมูล คือ คลาสวงกลม ดังขั้นตอนวิธีของเค-เนียร์เรสเนเบอร์

2.3 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine)

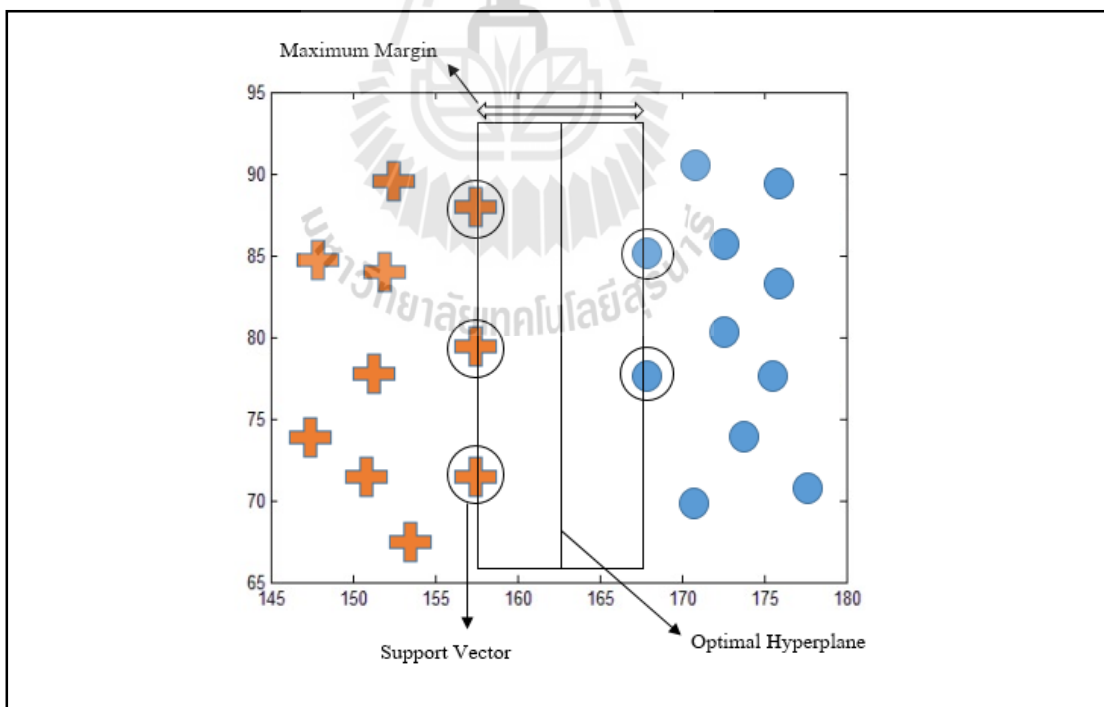
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Durgesh and Lekha, 2009) เป็นหนึ่งในอัลกอริทึมที่ใช้สำหรับการจำแนกประเภทและเป็นการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายในงานที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำและการใช้แก้ปัญหาการจำแนกประเภท มีความคล้ายคลึงกับอัลกอริทึมเพอร์เซพตรอน (Perceptron) แบ่งเป็น 2 แบบ คือ เชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้น

หลักการของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน คือ สร้างเส้นแบ่ง (Hyperplane) ที่ใช้สำหรับแบ่งข้อมูลออกจากกัน ดังรูปที่ 2.6 จะเห็นว่าเส้นแบ่งทั้งหมดสามารถแบ่งข้อมูลเป็น 2 กลุ่มได้ชัดเจนทั้งหมด จึงต้องมีการหาเส้นแบ่งที่เหมาะสมที่สุด (Optimal Hyperplane)

การหาเส้นแบ่งที่เหมาะสมที่สุดจะวัดจากระยะห่างจากจุดของข้อมูลที่อยู่ใกล้กับเส้นแบ่งมากที่สุดทั้งสองด้าน (Margin) เส้นแบ่งที่เหมาะสมที่สุด คือ เส้นแบ่งที่มีระยะห่างจากขอบข้อมูลมากที่สุด (Maximum Margin) และข้อมูลที่อยู่ตรงระยะขอบ เรียกว่า Support Vector ดังรูปที่ 2.7 โดยเมื่อเราพิจารณาข้อมูลที่ประกอบด้วยข้อมูล 2 กลุ่ม ดังสมการที่ (2-8)



รูปที่ 2.6 ตัวอย่างเส้นแบ่งข้อมูล



รูปที่ 2.7 ตัวอย่างเส้นแบ่งที่เหมาะสมที่สุด

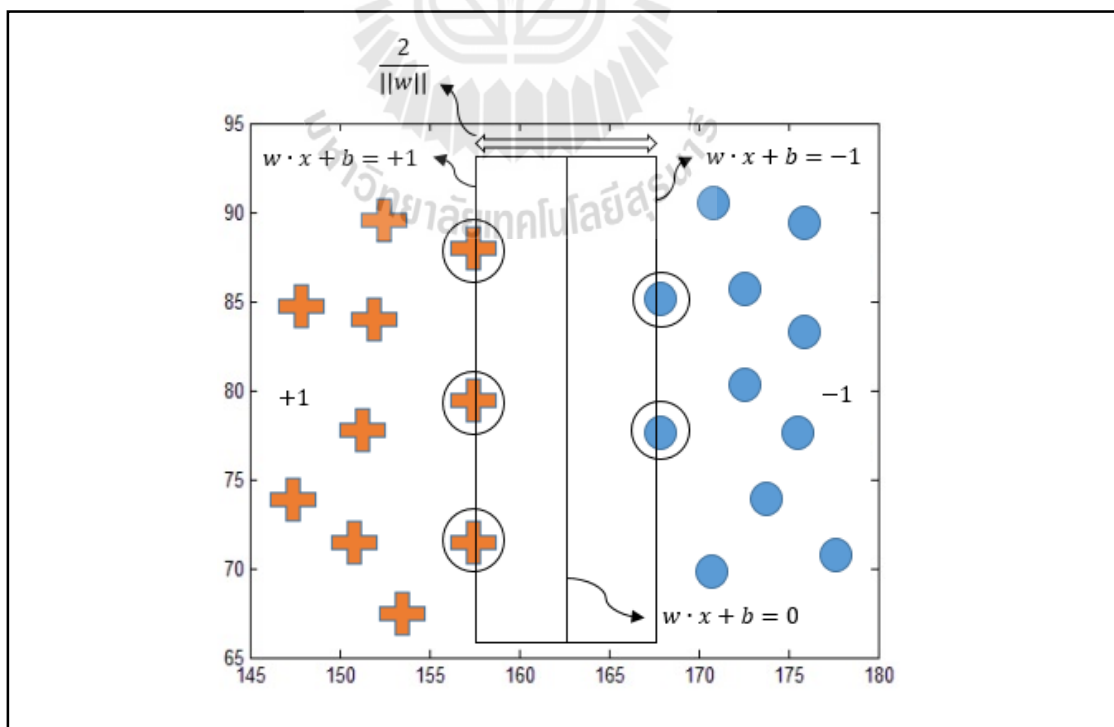
$$D = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}, y_i \in \{-1, +1\} \quad (2-8)$$

เมื่อ D แทนชุดข้อมูล
 x_i แทนตัวอย่างข้อมูล
 y_i แทนคลาสข้อมูล -1 และ +1
 i แทนข้อมูลลำดับที่ 1,2,3,..., m

จากรูปที่ 2.8 เส้นแบ่งจะหาได้จากสมการที่ (2-9) และระยะห่างระหว่างเส้นแบ่งขอบของข้อมูล จะหาได้จากสมการที่ (2-10)

$$(w \cdot x) + b = 0 \quad (2-9)$$

เมื่อ w แทนเวกเตอร์น้ำหนัก
 x แทนเวกเตอร์ข้อมูล
 b แทนค่าไบอัส

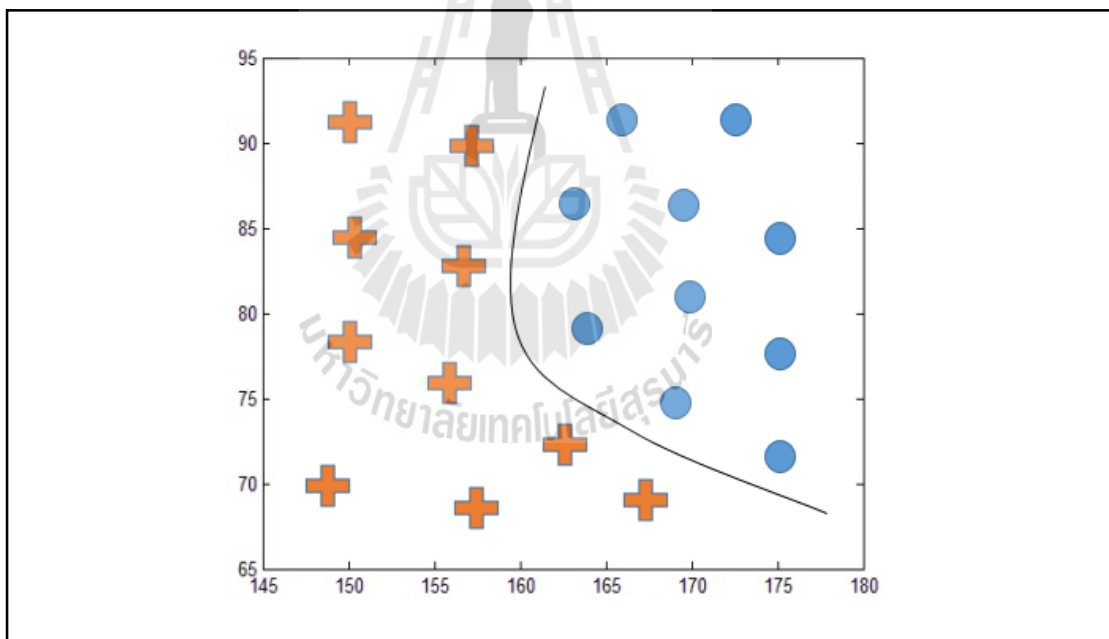


รูปที่ 2.8 ตัวอย่างเส้นแบ่งและระยะห่างระหว่างขอบ

$$m = \frac{2}{\|w\|} \quad (2-10)$$

เมื่อ m แทนระยะห่างระหว่างขอบของข้อมูลมากที่สุด

จากตัวอย่างที่กล่าวมาเป็นเพียงตัวอย่างการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยเส้นแบ่งแบบเชิงเส้นเท่านั้น แต่ข้อมูลบางอย่างมีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น (Non Linear) ดังรูปที่ 2.9 ทำให้การใช้อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับข้อมูลที่ไม่สามารถแบ่งแบบเชิงเส้นได้ จึงจำเป็นต้องแปลงกลุ่มข้อมูลไปสู่มิติที่สูงขึ้นซึ่งจะถูกระบุว่า ปริภูมิฟีเจอร์ (Feature Space) โดยการแปลงดังกล่าวจะใช้ฟังก์ชันหรือที่เรียกว่าเคอร์เนล (Kernel) ชนิดต่าง ๆ ได้แก่ Polynomial Kernel, Radial Basis Function Kernel และ Sigmoid Kernel



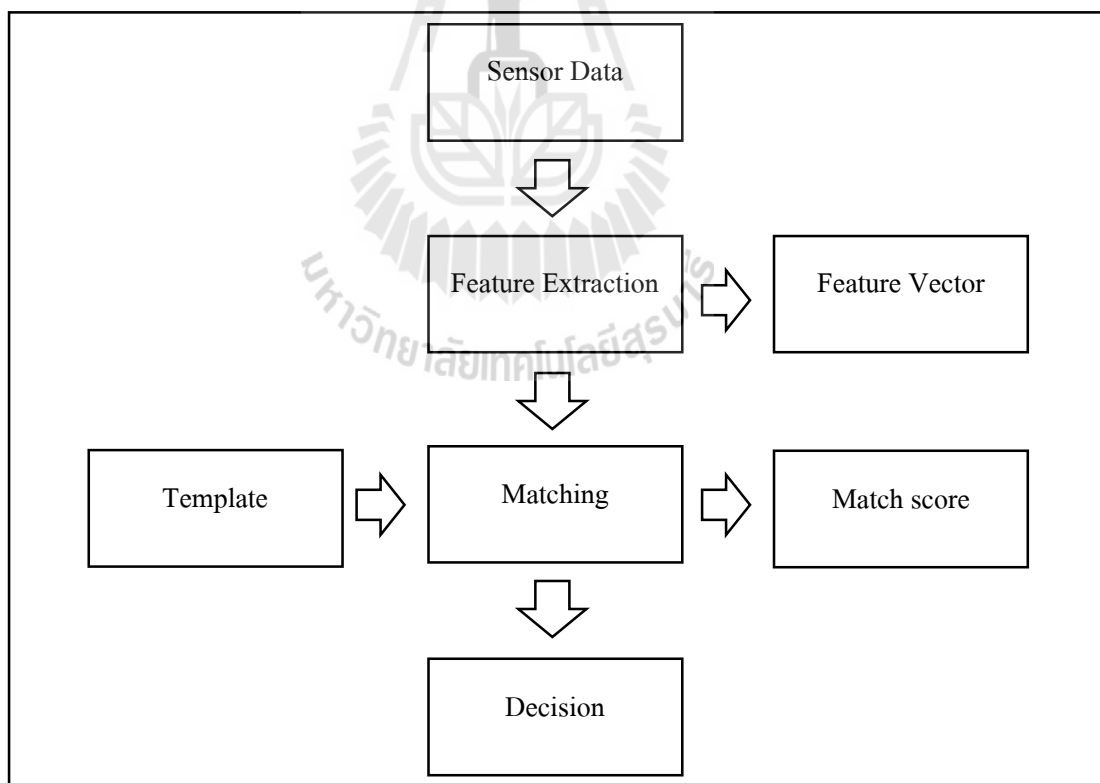
รูปที่ 2.9 ตัวอย่างเส้นแบ่งไม่เป็นเชิงเส้น

2.4 ยูนิโมดัล ไบโอมेटริกซ์ (Unimodal Biometrics)

ไบโอมेटริกซ์ (Sheena and Sheena, 2014) คือ เทคโนโลยีการรักษาความปลอดภัยที่มีความน่าเชื่อถือและลดความเสี่ยงจากผู้บุกรุก เป็นเทคโนโลยีที่วัดและวิเคราะห์ทางสรีรวิทยาและลักษณะพฤติกรรมของมนุษย์ที่เป็นลักษณะเฉพาะของแต่ละบุคคลสำหรับนำมาเปรียบเทียบกันเพื่อใช้แยกแยะบุคคลนั้นจากบุคคลอื่น

ยูนิโมดัล ไบโอมेटริกซ์ คือ การใช้ข้อมูลไบโอมेटริกซ์ 1 ชนิดสำหรับนำไปใช้ในการตรวจสอบหรือระบุตัวบุคคลในงานด้านต่าง ๆ ระบบยูนิโมดัล ไบโอมेटริกซ์จะประกอบด้วยขั้นตอนต่าง ๆ ดังต่อไปนี้ จากรูปที่ 2.10

1) Sensor Unit เป็นขั้นตอนบันทึกหรือเก็บข้อมูลไบโอมेटริกซ์ด้วยเซ็นเซอร์หรืออุปกรณ์อื่น ซึ่งขั้นตอนนี้เป็นส่วนสำคัญมากขั้นตอนหนึ่งเพราะว่าคุณภาพของข้อมูลไบโอมेटริกซ์มีส่วนสำคัญที่จะทำให้ระบบมีความถูกต้องสูง เช่น การรวบรวมข้อมูลม่านตา (iris) อาจได้รับผลกระทบจากแสงสว่างหรือผลกระทบจากระยะห่างระหว่างกล้องกับตา



รูปที่ 2.10 แผนภาพขั้นตอนของยูนิโมดัล ไบโอมेटริกซ์

2) Feature Extraction Unit เป็นการสกัดคุณลักษณะ (Feature) จากข้อมูลไบโอเมตริกซ์ที่ถูกรวบรวมไว้สำหรับนำมาใช้ระบุตัวตนให้อยู่ในรูปแบบของเวกเตอร์คุณลักษณะ (Feature Vector) โดยในแต่ละลักษณะทางไบโอเมตริกซ์จะมีคุณลักษณะบางอย่างที่ไม่ซ้ำกับบุคคลอื่นที่จะสามารถนำมาใช้ระบุตัวตนได้ดี เช่น ภาพลายนิ้วมือที่มีคุณลักษณะเป็นก้นหอย ลายเส้นโค้ง สัน ลูป ร่อง ที่แตกต่างกัน

3) Matching Unit คือ การเปรียบเทียบความแตกต่างข้อมูลไบโอเมตริกซ์จากบุคคลที่ลงทะเบียนกับข้อมูลในฐานข้อมูลเพื่อระบุว่าข้อมูลไบโอเมตริกซ์ทั้งสองคือบุคคลเดียวกัน โดยข้อมูลในฐานข้อมูลจะถูกเก็บไว้เป็นแม่แบบสำหรับเปรียบเทียบ จะมีการทำงานอยู่ 2 โหมด คือ การตรวจสอบ (Verification) และการแยกแยะ (Identification)

3.1) การตรวจสอบ คือ การจับคู่เปรียบเทียบบุคคลว่าเป็นบุคคลเดียวกันหรือไม่ โดยจะใช้ข้อมูลลักษณะทางไบโอเมตริกซ์ของบุคคลนั้นที่ถูกสกัดคุณสมบัติมาเปรียบเทียบแบบหนึ่งต่อหนึ่ง (1:1) กับข้อมูลที่เก็บในฐานข้อมูล

3.2) การแยกแยะ คือ การจับคู่เปรียบเทียบว่าบุคคลว่าเป็นบุคคลเดียวกันหรือไม่ โดยจะใช้ข้อมูลลักษณะทางไบโอเมตริกซ์ของบุคคลนั้นที่ถูกสกัดคุณสมบัติมาเปรียบเทียบกับข้อมูลที่เก็บในฐานข้อมูลทั้งหมด (1:N)

4) Decision Unit คือ การคำนวณการเปรียบเทียบของข้อมูลไบโอเมตริกซ์กับแม่แบบ เมื่อมีการเปรียบเทียบแล้วจะให้คะแนนการจับคู่และหากสูงกว่าเกณฑ์ที่กำหนดจะระบุว่าจะปฏิเสธหรือยอมรับบุคคลนั้น ๆ

แต่การใช้ยูนิโมดัลไบโอเมตริกซ์อาจจะยังไม่เพียงพอที่จะใช้ตรวจสอบหรือแยกแยะบุคคลให้ได้ความถูกต้องมากพอที่จะทำให้เกิดความน่าเชื่อถือในระบบได้ เพราะเสี่ยงต่อการปลอมแปลงจากผู้ไม่หวังดีหรือการเข้าใช้โดยบุคคลที่ไม่ได้รับอนุญาตและการใช้ยูนิโมดัลไบโอเมตริกซ์ยังมีข้อจำกัดบางอย่างที่ส่งผลต่อความถูกต้องและความน่าเชื่อถือของระบบ

2.5 มัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์ (Multimodal Biometrics)

มัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์ (Sanjekar and Patil, 2013) คือ การใช้ข้อมูลไบโอเมตริกซ์มากกว่า 1 ชนิดขึ้นไป นำมาใช้ร่วมกันเพื่อประยุกต์ใช้ในเทคโนโลยีด้านความปลอดภัย ได้แก่ การตรวจสอบ (Verification) การแยกแยะบุคคล (Identification) การรับรอง (Authentication) การอนุญาต (Authorization) ซึ่งการใช้ข้อมูลไบโอเมตริกซ์หลายชนิดร่วมกันจะสามารถเพิ่มความถูกต้องของระบบและยากต่อการปลอมแปลง

มัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์ สามารถแก้ปัญหาของการใช้ไบโอเมตริกซ์เพียงอย่างเดียว (Unimodal Biometrics) ซึ่งมีข้อจำกัดบางอย่าง ได้ดังนี้

1) การมีข้อมูลรบกวน (Noisy Data) เกิดขึ้นในกระบวนการรวบรวมข้อมูลที่อาจเกิดความผิดพลาด เกิดได้หลายกรณี เช่น มีแปดตรงลายนิ้วมือ ความเข็น หรืออาจจะเกิดจากเครื่องมือที่ใช้เก็บข้อมูล เช่น ตัวเซ็นเซอร์ไม่สมบูรณ์ ความสกปรกที่สะสมบนเครื่องสแกนลายนิ้วมือ และสภาพแวดล้อมต่าง ๆ ที่ไม่เอื้ออำนวย เช่น เรื่องของความสว่างของแสงที่กระทบหน้าขณะบันทึกรูปภาพในกรณีที่ใช้ภาพใบหน้าเป็นไบโอเมตริกซ์

2) ความแปรปรวนของข้อมูลบุคคล (Intra Class Variation) ข้อมูลไบโอเมตริกซ์ที่ใช้ในระหว่างกระบวนการตรวจสอบไม่ตรงกับรูปแบบข้อมูลที่ถูกสร้างเป็นข้อมูลแม่แบบของแต่ละบุคคลที่ถูกบันทึกไว้ ซึ่งมักจะเกิดจากความไม่ถูกต้องของผู้ใช้ (User) ที่มีปฏิสัมพันธ์กับเซ็นเซอร์ที่ใช้สำหรับบันทึกข้อมูล หรือมีการเปลี่ยนแปลงลักษณะของเซ็นเซอร์ระหว่างดำเนินการตรวจสอบ ถ้าความแปรปรวนของข้อมูลบุคคลเกิดขึ้นมากจะส่งผลต่อค่า FRR (False Rejection Rate) มีค่าเพิ่มมากขึ้น

3) ความเหมือนกันระหว่างกลุ่ม (Inter Class Similarities) คือ การที่ลักษณะของแต่ละบุคคลมีความคล้ายคลึงและสอดคล้องกันมาก ซึ่งอาจจะมีโอกาสเกิดขึ้นได้ หากจำนวนของผู้ใช้มีปริมาณมาก และจะส่งผลต่อค่า FAR (False Acceptance Rate)

4) ความไม่แพร่หลาย (Non Universality) ผู้ใช้บางคนไม่สามารถให้ข้อมูลไบโอเมตริกซ์ได้ เนื่องจากป่วยหรือพิการ หรือเกิดจากการสัปดาห์คุณสมบัติบดบังของข้อมูลที่สำคัญแต่ละบุคคลไม่ถูกต้อง

5) การปลอมแปลง (Spoofing) การใช้ข้อมูลไบโอเมตริกซ์เพียงชนิดเดียวจะเสี่ยงต่อการปลอมแปลงข้อมูลที่สามารถเลียนแบบหรือปลอมแปลงได้ เช่น ลักษณะทางพฤติกรรม ลายมือชื่อ (Signature) เสียง (Voice) หรือแม้แต่ม้วนนิ้วมือก็อาจจะมีความเสี่ยงที่จะถูกปลอมแปลงได้ง่าย

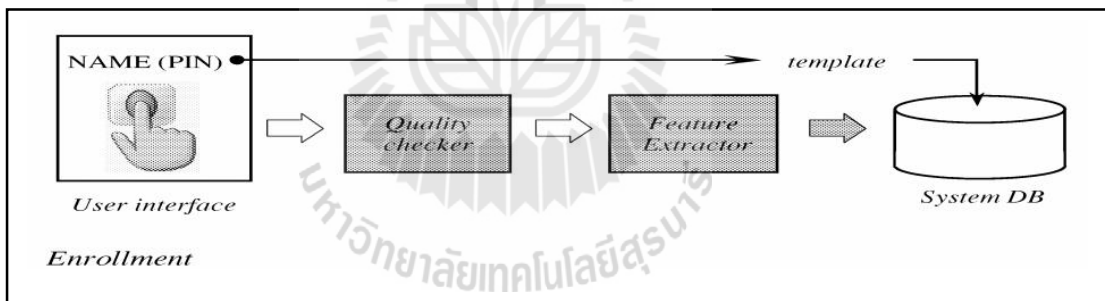
โดยทั่วไปมัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์จะมีการทำงานอยู่ 2 ช่วง คือ

1) การลงทะเบียน (Enrollment Phase) ระบบจะทำการบันทึกข้อมูลไบโอเมตริกซ์ของผู้ใช้ ในระหว่างการลงทะเบียนและจะทำการจัดเก็บไว้ในฐานข้อมูลหรือเก็บในอุปกรณ์แบบพกพา เช่น สมาร์ทการ์ด ข้อมูลดังกล่าวจะถูกเก็บเป็นแม่แบบ (Template) ไว้ใช้สำหรับเปรียบเทียบในขั้นตอนของการรับรอง การลงทะเบียนเป็นสิ่งสำคัญเพราะการบันทึกข้อมูลที่มีคุณภาพสูงจะช่วยให้ระบบมีคุณภาพและความถูกต้องมากขึ้น จากรูปที่ 2.11 แสดงขั้นตอนการลงทะเบียนสำหรับบันทึกข้อมูลไบโอเมตริกซ์ โดยจะมีอินเตอร์เฟซจากอุปกรณ์เซ็นเซอร์เพื่อจับข้อมูล จากนั้นจะตรวจสอบคุณภาพและสกัดคุณลักษณะของข้อมูลเพื่อเก็บไว้เป็นแม่แบบในฐานข้อมูล

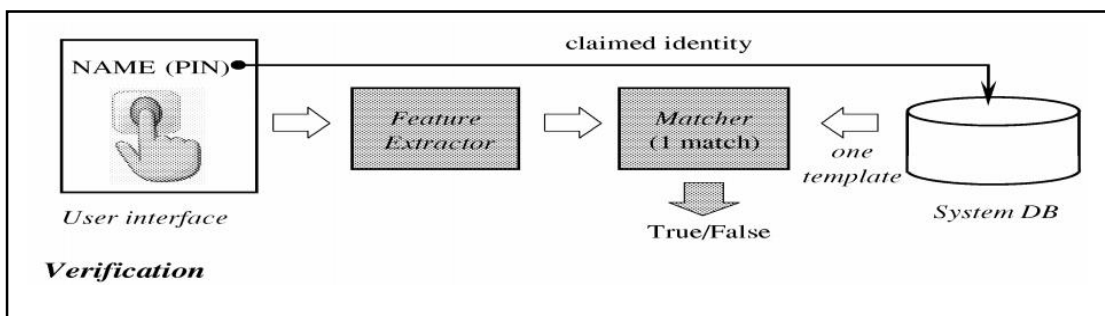
2) การรับรอง (Authentication Phase) ข้อมูลไบโอเมตริกซ์ที่ถูกรวบรวมไว้เป็นแม่แบบจะถูกใช้ในขั้นตอนนี้ โดยจะทำการเปรียบเทียบข้อมูลที่ถูกรับเข้ามากับข้อมูลที่เป็นแม่แบบที่สอดคล้องกับผู้ใช้ในฐานข้อมูล และข้อมูลที่มีความสอดคล้องกันจะถูกระบุให้เป็นบุคคลเดียวกัน มี 2 แบบ คือ

2.1) การตรวจสอบ คือ การเปรียบเทียบข้อมูลไบโอเมตริกซ์แบบหนึ่งต่อหนึ่ง (1:1) กับข้อมูลที่เก็บในฐานข้อมูล เพื่อระบุตัวตนที่แท้จริงของบุคคล จากรูปที่ 2.12 แสดงขั้นตอนของการตรวจสอบ เมื่อมีผู้ใช้ต้องการเข้าระบบอุปกรณ์เช่น เซอร์จะจับข้อมูลจากนั้นเข้าสู่กระบวนการสกัดคุณลักษณะแล้วนำไปเปรียบเทียบจับคู่กับข้อมูลแม่ที่เป็นแบบทั้งหมดในฐานข้อมูลเพื่อระบุตัวตนของผู้ใช้

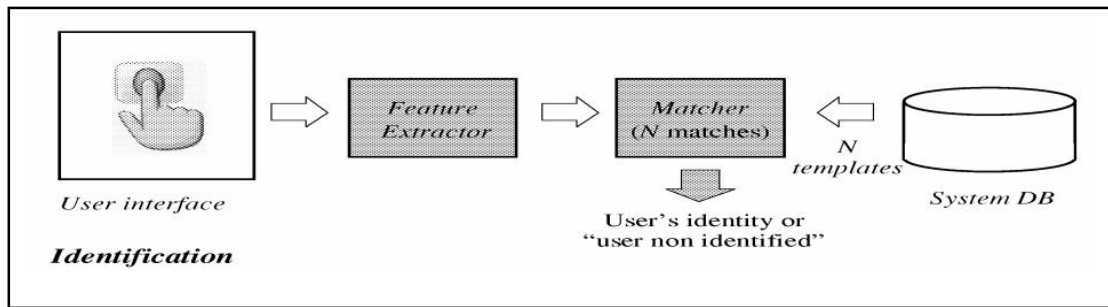
2.2) การแยกแยะ คือ การเปรียบเทียบข้อมูลไบโอเมตริกซ์กับข้อมูลที่เก็บในฐานข้อมูลทั้งหมด (1:N) เพื่อระบุตัวตนที่แท้จริงของบุคคล จากรูปที่ 2.13 แสดงขั้นตอนของการแยกแยะ เมื่อมีผู้ใช้ต้องการเข้าระบบอุปกรณ์เช่น เซอร์จะจับข้อมูลจากนั้นเข้าสู่กระบวนการสกัดคุณลักษณะแล้วนำไปเปรียบเทียบจับคู่กับข้อมูลแม่แบบในฐานข้อมูล 1 ตัวอย่างเพื่อระบุตัวตนของผู้ใช้



รูปที่ 2.11 แผนภาพขั้นตอนการบันทึกข้อมูล (Morshedul and Ekramul, 2014)



รูปที่ 2.12 แผนภาพขั้นตอนการตรวจสอบ (Morshedul and Ekramul, 2014)



รูปที่ 2.13 แผนภาพขั้นตอนการแยกแยะ (Morshedul and Ekramul, 2014)

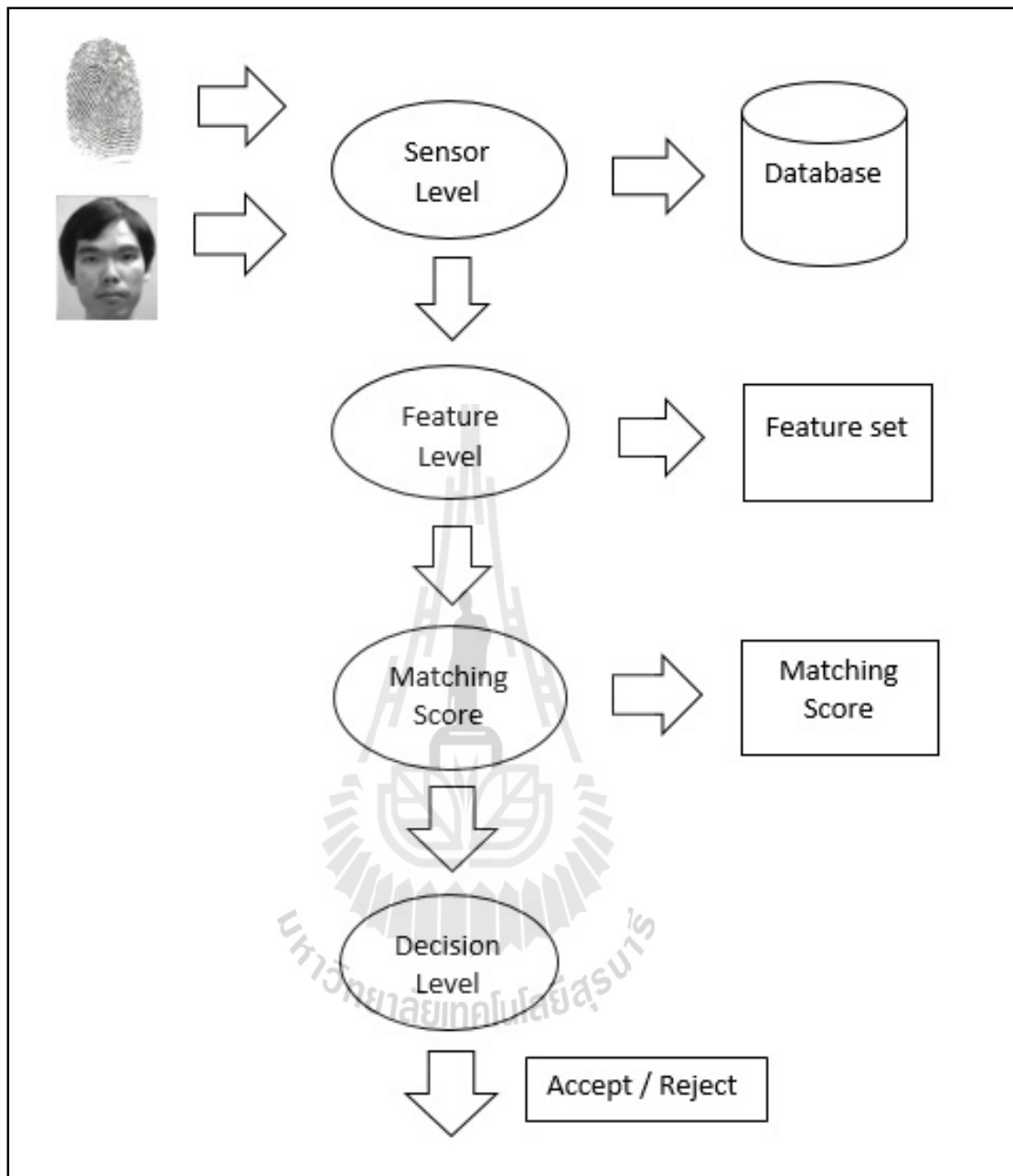
2.5.1 ระดับของการฟิวชัน (Levels of Fusion)

ในระบบมัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์ จะมีระดับของการฟิวชันหรือการรวม จากรูปที่ 2.14 สามารถแบ่งได้เป็น 4 ระดับ (Mishra, 2010) ดังนี้

1) Sensor Level Fusion จะเป็นการจับและบันทึกลักษณะไบโอเมตริกซ์บุคคลของเซ็นเซอร์ของอุปกรณ์ที่ใช้สำหรับสแกนในรูปแบบของชุดข้อมูล (Dataset) การฟิวชันในระดับนี้เป็นการฟิวชันของข้อมูลที่ได้จากการรวบรวมข้อมูลจากเซ็นเซอร์ที่แตกต่างกันทำให้ข้อมูลมีจำนวนมาก เช่น ข้อมูลไบโอเมตริกซ์ชนิดเดียวกันที่ได้รับการบันทึกจากหลายเซ็นเซอร์

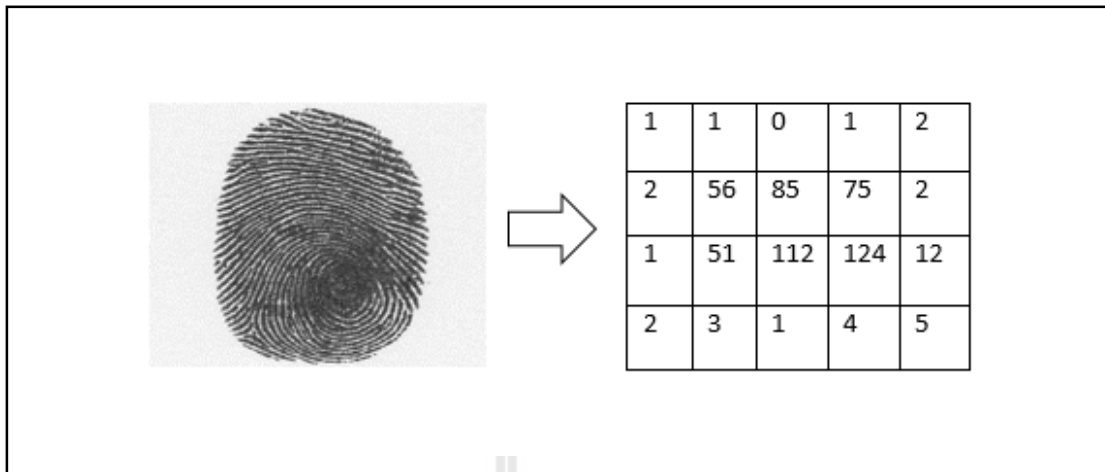
2) Feature Level Fusion จะเป็นการประมวลผลข้อมูลดิบแต่ละชุดข้อมูลเพื่อสกัด (Extract) ข้อมูลให้ออกมาเป็นชุดของลักษณะ (Feature Set) ที่ใช้สำหรับแทนคุณลักษณะของแต่ละบุคคล การฟิวชันในระดับนี้ชุดคุณลักษณะเหล่านี้จะถูกนำมาเชื่อมต่อกันในรูปแบบของชุดคุณลักษณะเดี่ยวชุดใหม่ที่มีมิติสูงขึ้น สามารถใช้อัลกอริทึมสำหรับสกัดชุดคุณลักษณะที่เหมือนกันหรือแตกต่างกันสำหรับนำมารวมกัน การฟิวชันในระดับนี้มีความน่าสนใจตรงที่เราไม่มีความสัมพันธ์และความไม่สอดคล้องกันระหว่างคุณลักษณะซึ่งจะก่อให้เกิดเป็นปัญหาคุณลักษณะของข้อมูล (The Curse of Dimensionality) (Ahuja and Chhabra, 2013)

คุณลักษณะ (Feature) คือ ส่วนประกอบส่วนหนึ่งของโครงสร้างข้อมูลใช้แทนหรืออธิบายลักษณะส่วนหนึ่งของข้อมูล โดยข้อมูลหนึ่งจะประกอบด้วยหลายคุณลักษณะรวมกันเป็นชุดคุณลักษณะซึ่งแต่ละคุณลักษณะอาจจะสอดคล้องกันหรือไม่สอดคล้องกันก็ได้ โดยทั่วไปสามารถแสดงเป็นค่าได้หลายชนิด เช่น ค่าตัวเลข (Numeric) ค่าเชิงคุณลักษณะ (Categorical) ตัวอย่างเช่น ภาพลายนิ้วมือ 1 ภาพ จะมีคุณลักษณะอยู่หลายคุณลักษณะ ในหนึ่งคุณลักษณะจะใช้สำหรับแทนค่าเฉลี่ยของสีใน 1 พิกเซลของภาพ โดยเมื่อนำคุณลักษณะทั้งหมดมารวมกันก็คือข้อมูลภาพลายนิ้วมือ 1 ภาพนั่นเอง จากรูปที่ 2.15



รูปที่ 2.14 แผนภาพระดับการพิสูจน์ของมัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์

3) Matching Score Level ชุดคุณลักษณะจะถูกนำไปประมวลผลเพื่อเปรียบเทียบและให้คะแนนการจับคู่ (Matching Score) ของข้อมูลที่ลงทะเบียนกับข้อมูลที่เป็นแม่แบบในฐานข้อมูลที่มีความสอดคล้องกันเพื่อแยกแยะความแตกต่างของแต่ละบุคคลเพื่อยืนยันตัวตนที่แท้จริง การพิสูจน์ในระดับนี้เป็นการรวมคะแนนจากการจับคู่ของข้อมูลไบโอเมตริกซ์อื่น



รูปที่ 2.15 ตัวอย่างคุณลักษณะของภาพลายนิ้วมือ

4) Decision Level Fusion ในระดับนี้จะเป็นการพิจารณาขั้นสุดท้ายโดยจะรวมการจำแนกต่าง ๆ ซึ่งคะแนนการจับคู่ข้างมากจะนำมาใช้ในการตัดสินใจว่าจะยอมรับ (Accepted) หรือปฏิเสธ (Rejected)

2.5.2 การรวมกันของรูปแบบข้อมูล (Fusion of Scenarios)

มัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์สามารถนำไบโอเมตริกซ์จากหลายแหล่งมาใช้งานร่วมกัน (Ross and Jain, 2004) โดยสามารถแบ่งได้หลายแบบ (รูปที่ 2.16) ดังนี้

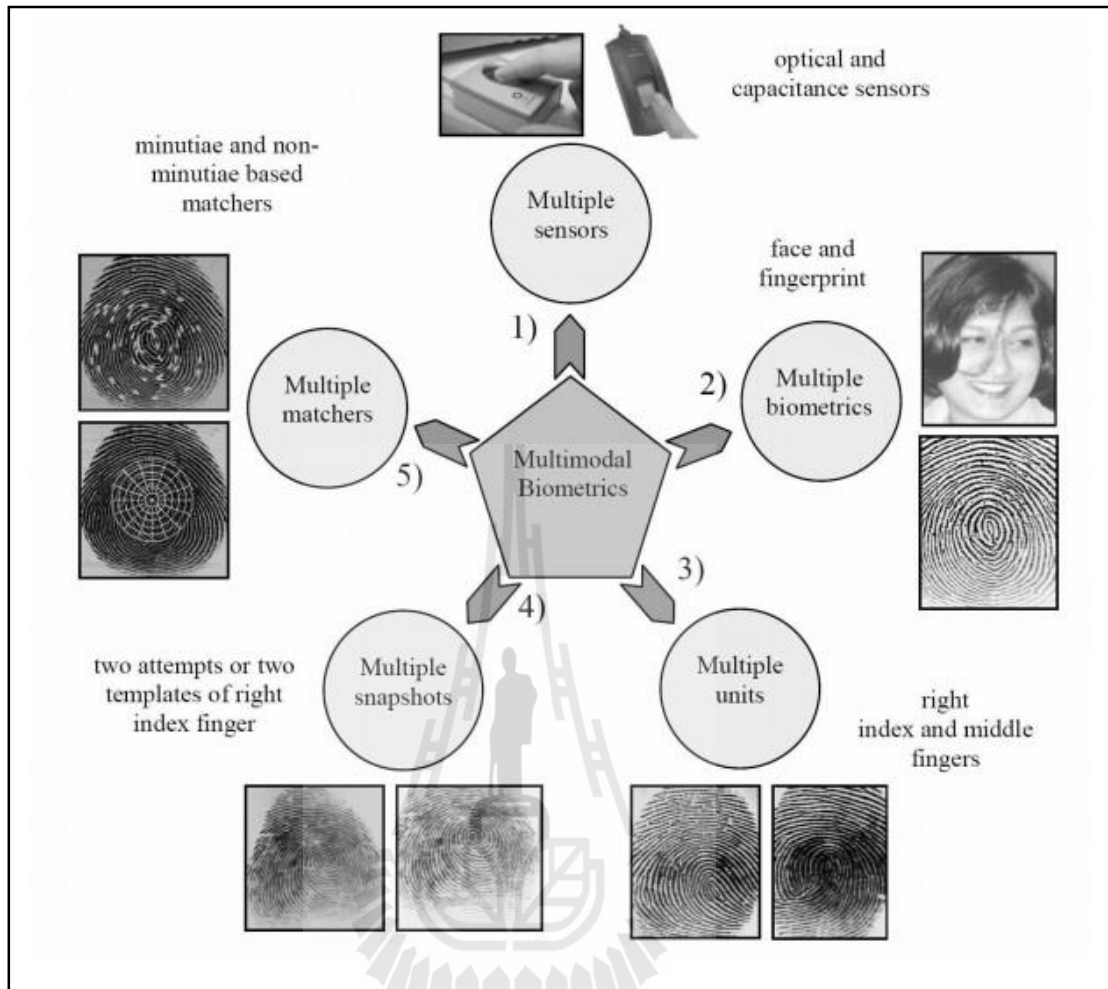
1) Multiple Sensors เป็นการเก็บข้อมูลไบโอเมตริกซ์โดยใช้อุปกรณ์ที่แตกต่างกัน เช่น สแกนลายนิ้วมือด้วยอุปกรณ์ 2 แบบ

2) Multiple Biometrics เป็นการนำข้อมูลไบโอเมตริกซ์มากกว่า 1 แบบ ร่วมกัน เพื่อนำไปจำแนกบุคคล เช่น ใช้ภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าของผู้ใช้

3) Multiple Units เป็นการนำข้อมูลไบโอเมตริกซ์หลายส่วนร่วมกัน เช่น การสแกนลายนิ้วมือหลายนิ้วเพื่อนำไปใช้ร่วมกันเพื่อจำแนกบุคคล

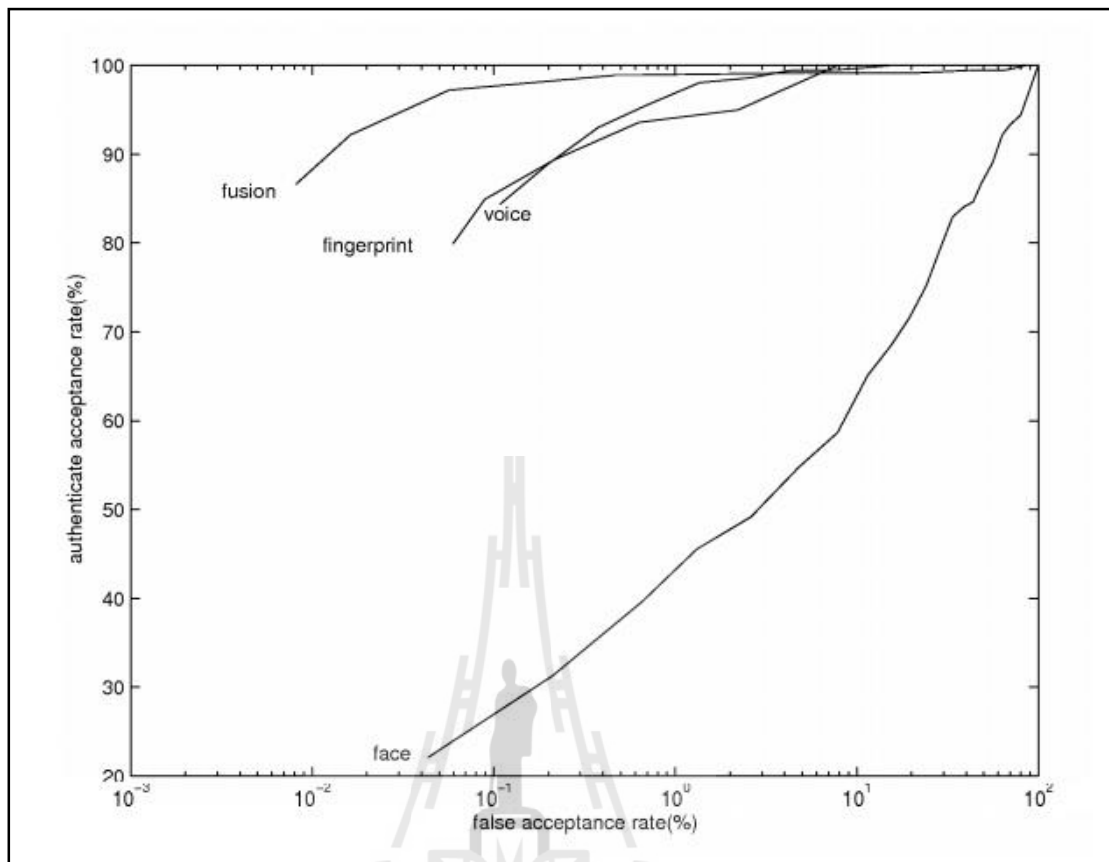
4) Multiple Snapshots เป็นการนำการแสดงผลหลายแบบของข้อมูลไบโอเมตริกซ์เดียวกัน เช่น การสแกนลายนิ้วมือเดิมหลายครั้งแต่จะได้ภาพที่แสดงผลแตกต่างกัน

5) Multiple Matchers เป็นการนำวิธีต่าง ๆ เพื่อสกัดคุณสมบัติย่อยที่สำคัญของข้อมูลไบโอเมตริกซ์ที่ตำแหน่งแตกต่างกันแล้วนำมาใช้ร่วมกันเพื่อจำแนกบุคคล เช่น ใช้อัลกอริทึม 2 แบบ เพื่อสกัดเอาลักษณะออกมาโดยใช้ข้อมูลเดียวกัน



รูปที่ 2.16 แผนภาพการรวมไบโอเมตริกซ์จากหลายแหล่ง (Ross and Jain, 2004)

มัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์เป็นนำเอาข้อมูลจากหลายแหล่งมาใช้งานร่วมกันสำหรับการจำแนกบุคคล โดยมัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์จะสามารถเพิ่มประสิทธิภาพและความน่าเชื่อถือของระบบ ซึ่งยากที่จะปลอมแปลง จากรูปที่ 2.17 แสดงให้เห็นว่าเมื่อนำข้อมูลไบโอเมตริกซ์หลายชนิดมาใช้ร่วมกันจะทำให้อัตราการยอมรับของการจำแนกบุคคลสูงที่สุด เมื่อเทียบกับการใช้ข้อมูลไบโอเมตริกซ์เพียงชนิดเดียว



รูปที่ 2.17 แสดงกราฟ ROC เปรียบเทียบประสิทธิภาพของข้อมูลลายนิ้วมือ เสียง ใบหน้า และข้อมูลที่ถูกนำมารวมกัน (Jain, Hong and Kulkarni, 1998)

2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการศึกษาแนวคิดจากมัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์และเทคนิคอื่นที่เกี่ยวข้อง สำหรับเพิ่มประสิทธิภาพการจำแนกบุคคล ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาค้นคว้างานวิจัยที่มีความเกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้โดยมีรายละเอียดโดยสรุปดังนี้

Arun Ross และ Anil K. Jain (2004) ศึกษาในงานทางด้านมัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์ โดยจะเป็นการศึกษาภาพรวมทั้งหมด มัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์สามารถเอาชนะข้อจำกัดของการใช้ข้อมูลไบโอเมตริกซ์เพียงหนึ่งชนิด ซึ่งมัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์จะเป็นการรวมข้อมูลในระดับต่าง ๆ แบ่งได้ 4 ระดับของการรวมข้อมูล ได้แก่ Sensor level, Feature level, Matching score, Decision level การรวมข้อมูลในระดับ Matching score ได้รับความนิยมนอย่างมากและสามารถแบ่งรูปแบบของการรวมข้อมูลได้หลากหลายแบบ การใช้มัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์สามารถเพิ่มประสิทธิภาพของระบบและมีความน่าเชื่อถือ

Ashish Mishra (2010) ศึกษาแง่มุมที่แตกต่างกันของระบบการระบุตัวตนด้วยไบโอเมตริกซ์ ได้แก่ สถาปัตยกรรมในปัจจุบันและอนาคต พัฒนาระบบการระบุตัวตนด้วยไบโอเมตริกซ์ ศึกษาเปรียบเทียบความเป็นไปได้และข้อได้เปรียบของมัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์ที่เหนือกว่ายูนิโมดัลไบโอเมตริกซ์และทิศทางในอนาคตของระบบไบโอเมตริกซ์ ไบโอเมตริกซ์มีประสิทธิภาพในการแยกแยะบุคคล เพิ่มความยากในการปลอมแปลงและความปลอดภัย โดยการรวมลักษณะทางชีวภาพมากกว่าหนึ่งชนิดหรือเรียกว่ามัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์ และเสนอการใช้สถาปัตยกรรม BioAPI ที่มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนากรอบการทำงานของระบบไบโอเมตริกซ์

Anil Jain, Lin Hong และ Yatin Kulkarni (1998) เสนอการจำแนกบุคคลโดยการใช้ข้อมูลไบโอเมตริกซ์หลายชนิด นั่นคือระบบมัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์ ด้วยการรวมการรู้จำภาพใบหน้า การตรวจสอบด้วยลายนิ้วมือ และการตรวจสอบด้วยเสียง สำหรับการจำแนกบุคคล จากการทดลองผลของการรวมลายนิ้วมือ ภาพใบหน้า และเสียง สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคล การประเมินประสิทธิภาพใช้การวาดกราฟอาร์โอซี เทียบอัตราการยอมรับของผู้ใช้จริง (1-FRR) กับ FAR จะเห็นว่าการรวมข้อมูลให้ผลการทดลองที่ดีที่สุด

Heng Fui Liao และ Dino Isa (2011) เสนอระบบมัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์ของภาพใบหน้าและภาพม่านตาในระดับของการฟิวชันที่ระดับ Matching score โดยใช้อัลกอริทึมซัพพอร์ต-เวกเตอร์แมชชีน (SVM) และเสนอเทคนิคการเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection) สำหรับการเลือกคุณลักษณะที่ดีที่สุดของข้อมูลเพื่อให้ได้การจำแนกประเภทที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น จากการทดลองการเลือกคุณลักษณะจะใช้อัลกอริทึมพาร์ทิเคิลสวอมมออปติไมเซชัน (Particle Swarm Optimization, PSO) สำหรับการเลือกคุณลักษณะที่ดีที่สุด โดยที่ฟิตเนสฟังก์ชันของฟิตเนสโอจะใช้การหาพื้นที่ใต้เส้นโค้งคอสต์ (Detection Error Tradeoff Curve, DET Curve) ที่มีค่าน้อยที่สุด ภาพใบหน้าจะใช้ดิสครีตโคไซน์ทรานส์ฟอร์ม (Discrete Cosine Transform, DCT) เป็นฟิตเนสฟังก์ชันสำหรับฟิตเนสโอ ภาพม่านตาจะใช้แคนนีเอดจ์ดีเทคชัน (Canny Edge Detection) สำหรับการตัดขมูตาและเปลือกตา ผลการทดลองจากวิธีที่นำเสนอ ภาพม่านตาจะได้ 14 แทรค ภาพใบหน้าจะได้ 87 คุณลักษณะ โดยให้ค่าอัตราความผิดพลาดที่น้อยกว่า

Dhriti และ Manvjeet Kaur (2012) เสนอมัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์ด้วยข้อมูลใบหน้าและข้อมูลลายนิ้วมือโดยใช้เค-เนียร์เรสเนเบอร์ในการจำแนก ซึ่งระดับของการฟิวชันอยู่ที่ระดับ Feature level การดำเนินงานจะเป็นการสกัดคุณลักษณะของทั้งสองข้อมูลด้วยเกเบอร์ฟิลเตอร์ (Gabor Filter) และพีซีเอ (PCA) ก่อนที่จะนำคุณลักษณะทั้งสองไปรวมด้วยการเชื่อมต่อกัน ผลการทดลองจะเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของข้อมูลที่ยังไม่ถูกรวมกับข้อมูลที่ถูกรวมแล้วและยังเปรียบเทียบข้อมูลที่ถูกรวมแล้วกับข้อมูลที่สกัดด้วยเกเบอร์ฟิลเตอร์และสกัดด้วยพีซีเอ แล้วนำไปจำแนกด้วยอัลกอริทึม

เค-เนียร์เรสเนเบอร์ด้วยการใช้การวัดระยะทางที่แตกต่างกัน เช่น Cityblock, Cosine และ Correlation จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการใช้เกเบอร์ฟิลเตอร์ในการสกัดคุณลักษณะให้ผลดีกว่าการใช้พีซีเอและการใช้มาตรวัดระยะห่าง Cityblock ให้ค่าความถูกต้องดีที่สุด

Ann Jacob, Nikhila Bhuvan และ Sabu Thampi (2011) เสนอเทคนิคการเพิ่มประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลที่ระดับ Feature level ให้มีประสิทธิภาพมากกว่าระดับ Matching score level ในแง่ของเวลาในการประมวลผล ในแง่ของความพร้อมของข้อมูลดิบและประสิทธิภาพจากการใช้ลักษณะหลายอย่างในข้อมูลไบโอเมตริกซ์เดียวกัน โดยมีข้อมูลลายนิ้วมือแค่ 9 ข้อมูล ซึ่งมีจำนวนน้อยมาก

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องพบว่าระบบมัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์คือการรวมข้อมูลไบโอเมตริกซ์หลายชนิดนิยมนำมาใช้แก้ปัญหาของยูนิโมดัลไบโอเมตริกซ์ที่จะมีการใช้ไบโอเมตริกซ์เพียงชนิดเดียวเพราะการใช้ข้อมูลไบโอเมตริกซ์เพียงชนิดเดียวอาจจะยังไม่เพียงพอสำหรับการจำแนกบุคคลและข้อมูลมีจำนวนน้อยมากทำให้ความน่าเชื่อถือลดน้อยลงและประสิทธิภาพการจำแนกยังไม่อยู่ในระดับที่น่าพอใจ ในงานวิจัยนี้ได้เสนอการทดสอบประสิทธิภาพการจำแนกบุคคลด้วยวิธีที่มีชื่อว่า Bio-Classification คือ การจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพใบหน้าโดยใช้ภาพใบหน้าเพียง 1 ภาพ ต่อ 1 บุคคล โดยการจำแนกบุคคลจะใช้อัลกอริทึมการจำแนกประเภทของเทคนิคการทำเหมืองข้อมูล คือ อัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ ซึ่งการดำเนินงานจะเปรียบเทียบว่าค่าความถูกต้องจากการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลไบโอเมตริกซ์ภาพลายนิ้วมือ จำแนกบุคคลด้วยข้อมูลลายนิ้วมือเพียงร่วมกับภาพใบหน้า และจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพใบหน้า โดยสาระสำคัญในงานวิจัยนี้เมื่อเปรียบเทียบกับงานวิจัยอื่นสรุปได้ดังตารางที่ 2.3

ตารางที่ 2.3 สรุปเปรียบเทียบงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกบุคคลด้วยเทคนิคการรวมข้อมูล

กระบวนการทำงาน	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง						
	ก	ข	ค	ง	จ	ฉ	ช*
ระบบไบโอเมตริกซ์							
ใช้แนวคิดจากเทคนิคมัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
ใช้เทคนิคการเลือกคุณลักษณะ				✓			
ใช้เทคนิคการสกัดคุณลักษณะ					✓		
ศึกษาภาพรวมของมัลติโมดัลไบโอเมตริกซ์	✓	✓				✓	
ระดับการรวมข้อมูล							
Feature Level Fusion					✓	✓	
Matching Score Fusion				✓			
Decision Level Fusion			✓				✓
ข้อมูลที่ใช้							
ข้อมูลลายนิ้วมือ (Fingerprint)			✓		✓	✓	✓
ข้อมูลภาพใบหน้า (Face)			✓	✓	✓		✓
ข้อมูลเสียง (Speech)			✓				
ข้อมูลภาพม่านตา (Iris)				✓			
อัลกอริทึมสำหรับการจำแนกบุคคล							
k-Nearest Neighbor					✓		✓
Support Vector Machine				✓			✓
เกณฑ์การประเมินประสิทธิภาพ							
Accuracy					✓		✓
Total Error Rate				✓			
ขอบเขตของการวิจัย							
วิจัยเพื่อทดสอบประสิทธิภาพ			✓	✓	✓	✓	✓
วิจัยเพื่อเสนอแนวคิดใหม่				✓	✓		✓
วิจัยเพื่อนำเสนอภาพรวมของเทคนิค	✓	✓	✓				
มีการประยุกต์ใช้กับข้อมูลจริง			✓	✓	✓	✓	✓

หมายเหตุ	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ประกอบด้วย
	ก แทนงานวิจัยของ Arun Ross และ Anil K.Jain (2004)
	ข แทนงานวิจัยของ Ashish Mishra (2010)
	ค แทนงานวิจัยของ Anil Jain, Lin Hong และ Yatin Kulkarni (1998)
	ง แทนงานวิจัยของ Heng Fui Liao และ Dino Isa (2011)
	จ แทนงานวิจัยของ Dhriti และ Manvjeet Kaur (2012)
	ฉ แทนงานวิจัยของ Ann Jacob, Nikhila Bhuvan และ Sabu Thampi (2011)
	ซ* แทนงานวิจัยของ การจำแนกบุคคลด้วยเทคนิคการรวมข้อมูลลายนิ้วมือ และภาพใบหน้า (งานวิจัยของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้)



บทที่ 3

วิธีดำเนินงานวิจัย

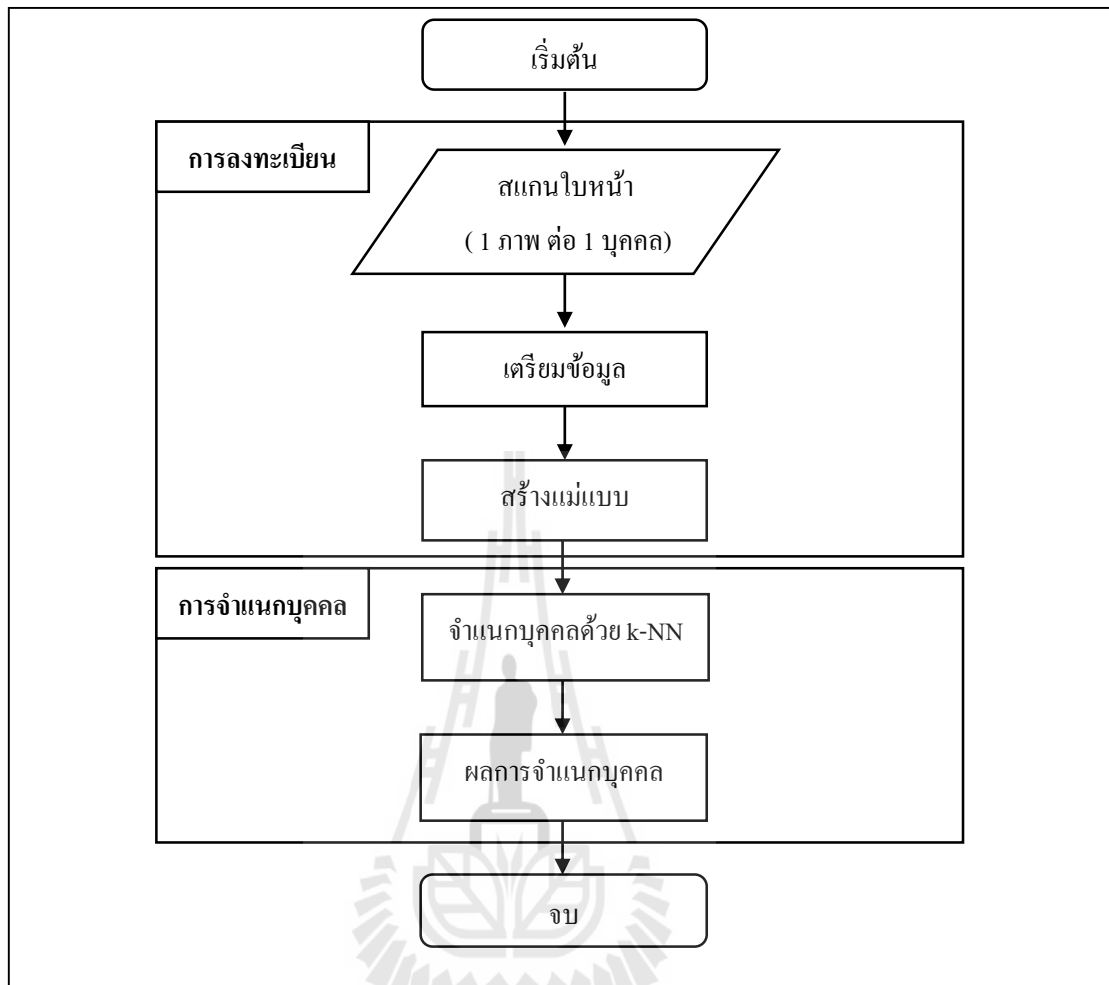
งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเสนอการทดสอบประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลด้วยวิธีการปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบแล้วนำมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพจากการจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยใช้ข้อมูลภาพใบหน้าและข้อมูลภาพลายนิ้วมือ ในบทนี้จะนำเสนอ วิธีการวิจัย เครื่องมือที่ใช้ และกระบวนการต่าง ๆ ของการวิจัย โดยมีรายละเอียดดังนี้

3.1 กรอบแนวคิดของการวิจัย

แนวคิดหลักของงานวิจัยนี้ คือ ออกแบบขั้นตอนวิธีการจำแนกบุคคลที่มีชื่อว่า Bio-Classification คือ การจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพใบหน้าโดยใช้ภาพใบหน้าเพียง 1 ภาพ ต่อ 1 บุคคล สำหรับนำมาใช้เป็นข้อมูลแม่แบบและจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ กรอบแนวคิดของงานวิจัยสามารถแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน ได้แก่ ขั้นตอนการลงทะเบียนและขั้นตอนการจำแนกบุคคล ดังรูปที่ 3.1 แสดงกรอบแนวคิดของ Bio-Classification และรายละเอียดของกรอบแนวคิดของงานวิจัยแสดงได้ดังต่อไปนี้

3.1.1 ขั้นตอนการลงทะเบียน

ในระบบการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลไบโอเมตริกซ์จำเป็นจะต้องลงทะเบียนข้อมูลเพื่อใช้สร้างแม่แบบสำหรับใช้เปรียบเทียบบุคคลในขั้นตอนของการจำแนกบุคคลซึ่งการสร้างแม่แบบในงานวิจัยนี้จะใช้ข้อมูลภาพใบหน้าเพียง 1 ภาพ ต่อ 1 บุคคล เท่านั้น เมื่อสแกนข้อมูลภาพใบหน้าเข้ามาแล้วจะต้องผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลเพื่อให้ข้อมูลสามารถทำงานได้อย่างถูกต้องและเหมาะสมกับการใช้งานเพราะอัลกอริทึมบางอย่างสามารถทำงานกับข้อมูลได้เฉพาะอย่าง เช่น ข้อมูลที่เป็นข้อมูลตัวเลขเท่านั้นหรือข้อมูลในรูปแบบต่าง ๆ เช่น รูปภาพ เป็นต้น ซึ่งข้อมูลที่เป็นรูปภาพจะไม่สามารถนำรูปภาพมาทำงานได้โดยตรงจะต้องผ่านกระบวนการแปลงข้อมูลเป็นข้อมูลตัวเลขก่อน โดยขั้นตอนการเตรียมข้อมูลประกอบด้วย 3 ขั้นตอน ดังต่อไปนี้

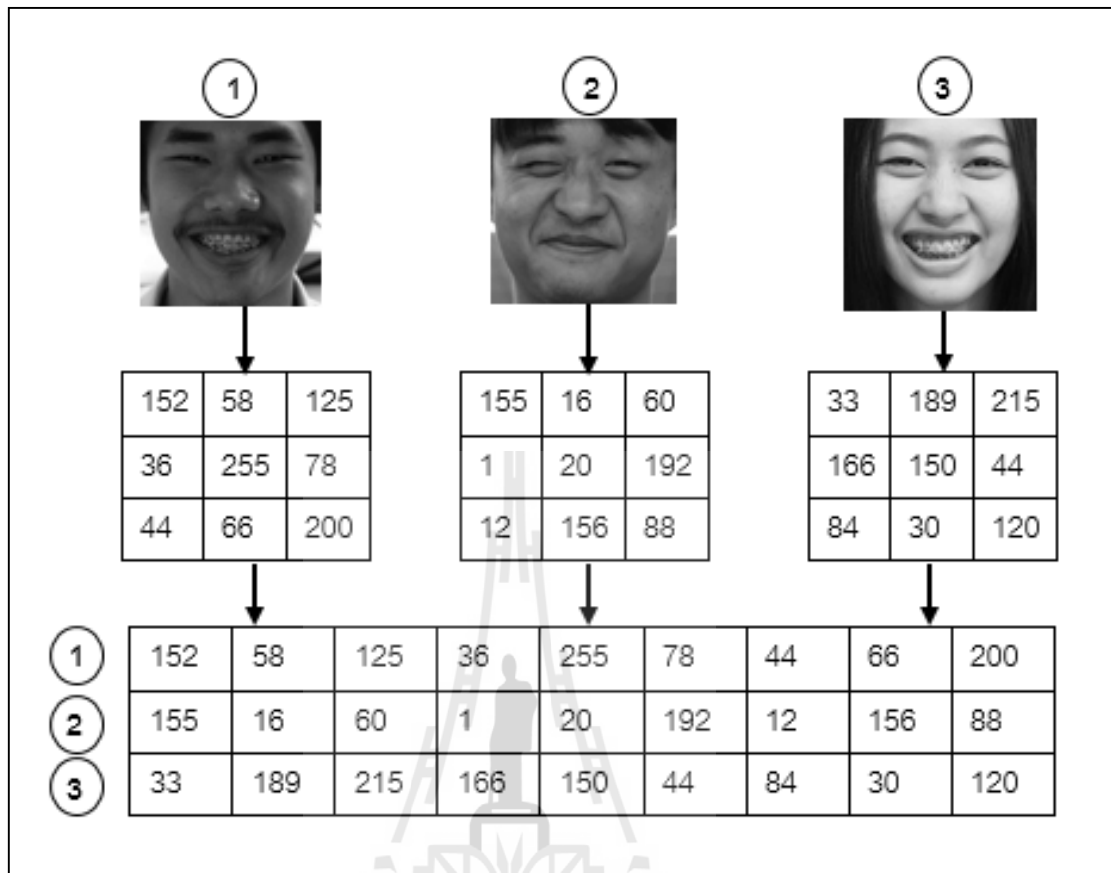


รูปที่ 3.1 กรอบแนวคิดของ Bio-Classification

1) ข้อมูลภาพใบหน้าซึ่งจะเป็นภาพสี (RGB) จะต้องแปลงภาพที่เป็นภาพสีให้เป็นภาพขาว-ดำ (Gray Scale) ก่อน โดยใช้เครื่องมือช่วยแปลงข้อมูลรูปภาพ ในงานวิจัยนี้ใช้โปรแกรม Adobe Photoshop CC 2014 ในการจัดการแปลงรูปภาพสีเป็นภาพขาว-ดำ

2) เมื่อแปลงภาพสีให้เป็นภาพขาว-ดำแล้วจะต้องปรับภาพแต่ละภาพให้มีขนาดเท่ากันทั้งหมด ในงานวิจัยนี้จะปรับภาพทั้งหมดให้มีขนาด 256x256 คือ กว้าง 256 พิกเซล และสูง 256 พิกเซล

3) เมื่อได้ภาพใบหน้าที่แปลงจากภาพสีเป็นภาพขาว-ดำและปรับขนาดแล้วจะต้องนำรูปภาพทั้งหมดมาแปลงให้เป็นข้อมูลอาร์เรย์ของตัวเลขที่แทนด้วยค่าความเข้มของสีขาว-ดำ คือ มีค่าตั้งแต่ 0-255 แล้วนำมาค่าอาร์เรย์ของภาพที่ได้มาเรียงต่อกันให้เป็น 1 แถว จะได้ข้อมูลอาร์เรย์สำหรับรูปภาพ 1 รูป ตัวอย่างแสดงดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 ตัวอย่างการแปลงภาพเป็นข้อมูลอาร์เรย์ของตัวเลข

จากภาพใบหน้าที่ถูกนำเข้ามาเมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลทั้งหมดแล้วข้อมูลที่ได้จะถูกนำมาใช้เป็นข้อมูลแม่แบบสำหรับใช้จำแนกบุคคลในขั้นตอนถัดไป

3.1.2 ขั้นตอนการจำแนกบุคคล

เมื่อผ่านขั้นตอนการลงทะเบียนข้อมูลเพื่อสร้างแม่แบบเรียบร้อยแล้วขั้นตอนต่อไปคือขั้นตอนการจำแนกบุคคลเพื่อแยกแยะว่าข้อมูลนั้นเป็นบุคคลใด โดยจะเปรียบเทียบจากแม่แบบที่ลงทะเบียนไว้แล้วจากนั้นแสดงผลของการจำแนกบุคคล การจำแนกบุคคลจะใช้อัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ จากอัลกอริทึมดังกล่าวเมื่อมีข้อมูลใบหน้าเข้ามาเพื่อเข้าสู่การจำแนกบุคคล อัลกอริทึมจะเปรียบเทียบข้อมูลที่เข้ามากับแม่แบบด้วยการวัดระยะทางระหว่างข้อมูลและเมื่อจำแนกได้ว่าเป็นบุคคลใดจะแสดงผลออกมาว่าข้อมูลภาพใบหน้านั้นเป็นบุคคลใด

3.2 การออกแบบอัลกอริทึม Bio-Classification

3.2.1 ขั้นตอนวิธีของอัลกอริทึม

กรอบแนวคิดของงานวิจัยนี้จะเป็นการเสนอการใช้ข้อมูลภาพใบหน้าด้วยการใช้ข้อมูลจำนวนน้อยในการสร้างแม่แบบสำหรับการจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ ซึ่งขั้นตอนการทำงานแสดงดังรูปที่ 3.3

1) ขั้นตอนรับชุดข้อมูลภาพใบหน้า

เป็นขั้นตอนการอ่านข้อมูลภาพใบหน้าของผู้ใช้จากอุปกรณ์สำหรับสแกนข้อมูลภาพใบหน้า เมื่อนำข้อมูลเข้ามาแล้วข้อมูลภาพจะถูกเก็บไว้ใช้สำหรับจำแนกบุคคล โดยใช้ข้อมูลภาพใบหน้า 1 ภาพ ต่อ 1 บุคคล

2) ขั้นตอนแปลงข้อมูลเป็นอาร์เรย์

ข้อมูลภาพใบหน้าที่อ่านเข้ามายังไม่สามารถนำไปใช้งานได้โดยตรง จะต้องผ่านการเตรียมชุดข้อมูลเพื่อให้ข้อมูลภาพสามารถนำไปใช้งานได้ถูกต้อง ข้อมูลภาพจะถูกแปลงจากภาพสีเป็นภาพขาว-ดำและจะถูกปรับขนาดของภาพ จากนั้นจะแปลงข้อมูลรูปภาพให้เป็นข้อมูลตัวเลขที่มีคอลัมน์ทั้งหมด 65536 คอลัมน์ ค่าในแต่ละคอลัมน์จะเป็นค่าระดับสีในแต่ละพิกเซลของภาพและมีคอลัมน์สุดท้ายเป็นคอลัมน์คลาสเป้าหมายเพื่อแสดงว่าข้อมูลนั้นคือบุคคลใด

3) ขั้นตอนจำแนกบุคคลด้วย k-NN

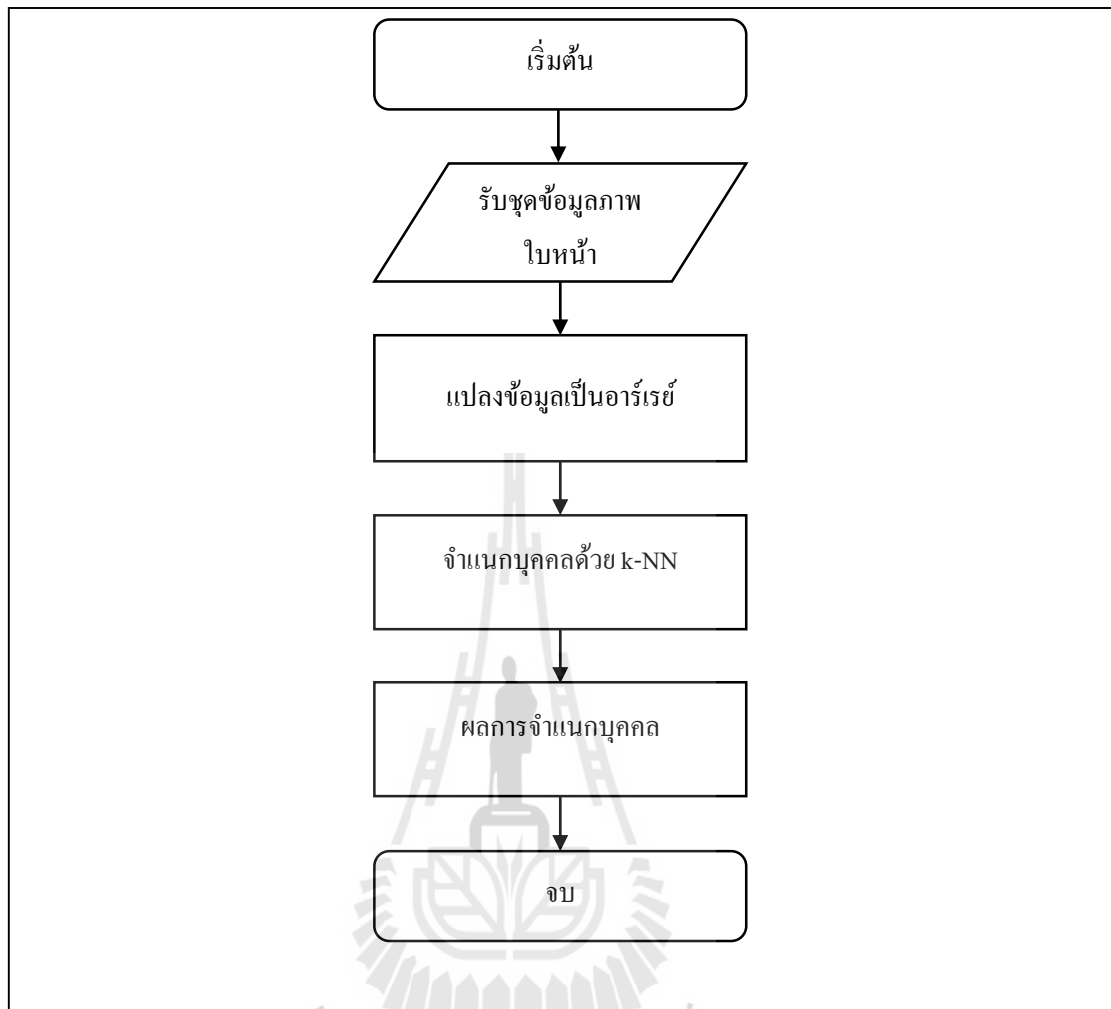
เมื่อเตรียมชุดข้อมูลที่สามารนำไปจำแนกบุคคลแล้วจะใช้อัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ในการสร้างแม่แบบและจำแนกบุคคล

4) ขั้นตอนแสดงผลการจำแนกบุคคล

เมื่อจำแนกบุคคลอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์แล้วขั้นตอนสุดท้ายคือการแสดงผลของการจำแนกบุคคลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลว่าสามารถจำแนกบุคคลได้ถูกต้อง

3.2.2 การทดสอบประสิทธิภาพ

ในการทดสอบประสิทธิภาพการจำแนกบุคคลจะใช้มาตรวัดค่าความแม่นยำ โดยจะพิจารณาค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคล ค่าความแม่นยำจะได้จากการนำข้อมูลทดสอบมาใช้ประเมินประสิทธิภาพการจำแนกบุคคลเมื่อเปรียบเทียบจากแม่แบบที่สร้างขึ้นด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ซึ่งจะแสดงค่าความแม่นยำในการจำแนกบุคคลออกมา ส่วนเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคลจะเริ่มนับเวลาจากจากนำเข้าข้อมูลภาพเพื่อจำแนกบุคคลซึ่งตัวอย่างการทดสอบประสิทธิภาพสามารถแสดงดังรูปที่ 3.4 โดยจะใช้ลูกศรเส้นประ (- - ►) แสดงการ



รูปที่ 3.3 ขั้นตอนการจำแนกบุคคลของ Bio-Classification

ทดสอบประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลด้วยชุดข้อมูลฝึกสอนจำนวน 3 ภาพ ต่อ 1 บุคคล และใช้ลูกศรเส้นทึบ (\longrightarrow) แสดงการทดสอบประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลด้วยชุดข้อมูลฝึกสอนจำนวน 1 ภาพ ต่อ 1 บุคคล จากรูปที่ 3.4 จะเห็นว่าเมื่อใช้ชุดข้อมูลฝึกสอนด้วยการใช้ภาพใบหน้า 3 ภาพ ต่อ 1 บุคคล หลังจากทดสอบประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลด้วยภาพใบหน้าแล้วจะได้ค่าความแม่นยำเท่ากับ 83.33 เปอร์เซ็นต์ และเวลาที่ใช้ในการจำแนกเท่ากับ 45 วินาที ในขณะที่เมื่อใช้ชุดข้อมูลฝึกสอนด้วยการใช้ภาพใบหน้า 1 ภาพ ต่อ 1 บุคคล หลังจากทดสอบประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลด้วยภาพใบหน้าแล้วจะได้ค่าความแม่นยำเท่ากับ 83.33 เปอร์เซ็นต์ แต่เวลาที่ใช้ในการจำแนกเท่ากับ 15 วินาที งานวิจัยนี้จึงเลือกใช้ภาพใบหน้าด้วยการใช้ชุดข้อมูลฝึกสอนจำนวน 1 ภาพ ต่อ 1 บุคคล ซึ่งเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนที่มีจำนวนน้อยและใช้อัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์สำหรับจำแนกบุคคลเนื่องจากใช้เวลาในการจำแนกน้อย

เพื่อทดสอบให้เห็นถึงประสิทธิภาพของอัลกอริทึม Bio-Classification ในงานวิจัยนี้จะใช้การเปรียบเทียบวิธีการแบ่งชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบ และเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมอื่น ๆ เช่น อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เป็นต้น รายละเอียดการทดสอบประสิทธิภาพด้วยวิธีการแบ่งชุดข้อมูลสามารถแสดงได้ดังต่อไปนี้

วิธีการแบ่งชุดข้อมูลจะต้องแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบ ชุดข้อมูลฝึกสอนใช้สำหรับสร้างโมเดลและชุดข้อมูลทดสอบใช้สำหรับทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล วิธีการแบ่งชุดข้อมูลสามารถแบ่งได้เป็น 5 แบบ ได้แก่

1) การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 แบ่งข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนโดยใช้ข้อมูลทั้งหมดจำนวน 98 บุคคล จำนวน 70% และแบ่งเป็นชุดข้อมูลทดสอบจำนวน 30% จากจำนวนข้อมูลทั้งหมด โดยที่ข้อมูลทั้งสองชุดไม่ซ้ำกัน

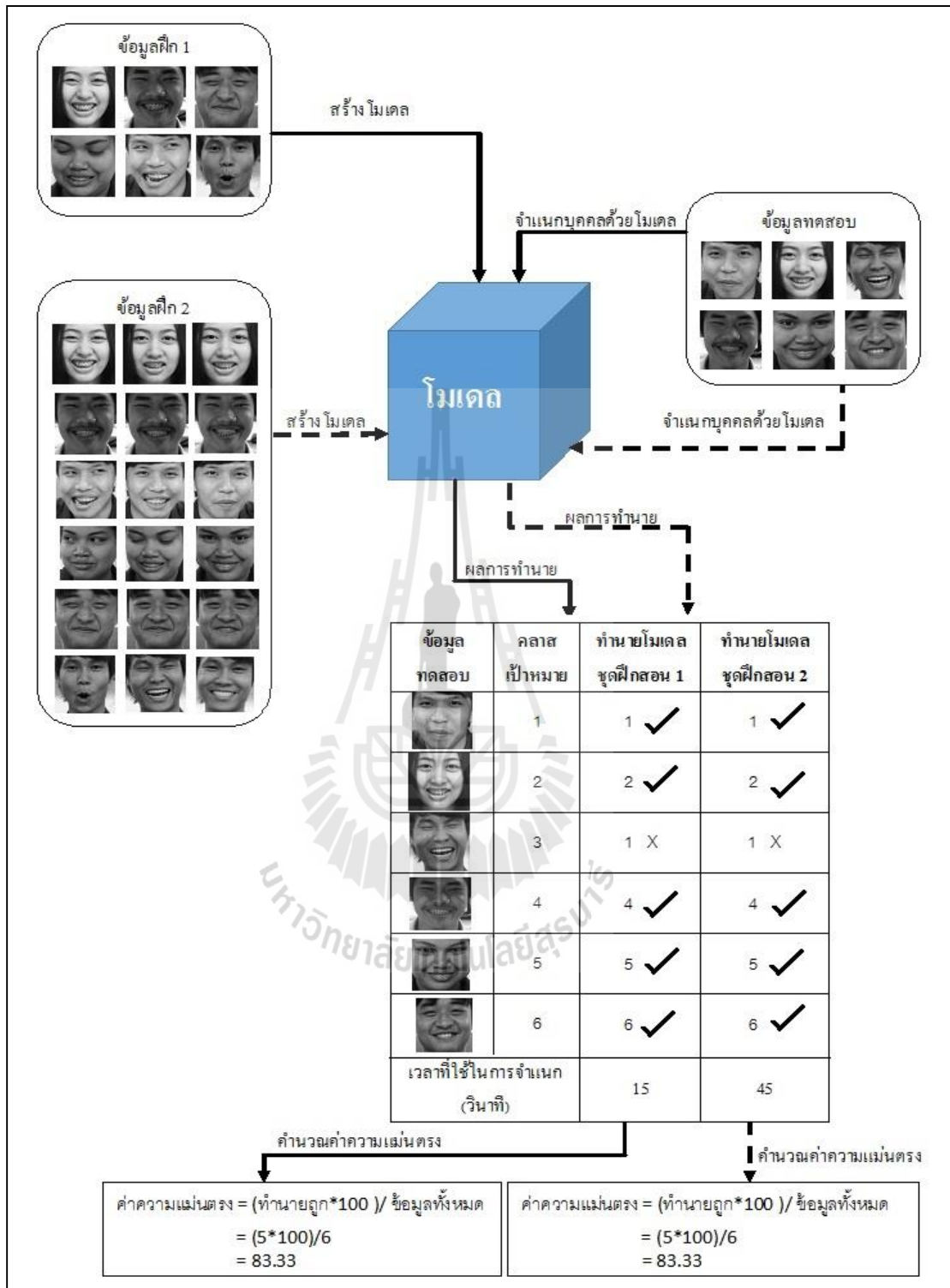
2) การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2 แบ่งข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนโดยใช้ข้อมูลทั้งหมดจำนวน 98 จำนวน 30% และแบ่งเป็นชุดข้อมูลทดสอบจำนวน 70% จากจำนวนข้อมูลทั้งหมด โดยที่ข้อมูลทั้งสองชุดไม่ซ้ำกัน

3) การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 แบ่งข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนโดยใช้ข้อมูลทั้งหมดจำนวน 98 บุคคล บุคคลละ 9 ภาพ และแบ่งออกเป็นชุดข้อมูลทดสอบโดยใช้ข้อมูลจำนวน 30 บุคคล บุคคลละ 1 ภาพ

4) การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 แบ่งข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนโดยใช้ข้อมูลทั้งหมดจำนวน 30 บุคคล บุคคลละ 9 ภาพ และแบ่งออกเป็นชุดข้อมูลทดสอบโดยใช้ข้อมูลจำนวน 98 บุคคล บุคคลละ 1 ภาพ

5) การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5 แบ่งข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนโดยใช้ข้อมูลทั้งหมดจำนวน 98 บุคคล บุคคลละ 1 ภาพ และแบ่งออกเป็นชุดข้อมูลทดสอบโดยใช้ข้อมูลจำนวน 98 บุคคล บุคคลละ 9 ภาพ

การปรับชุดข้อมูลแบบต่าง ๆ ในขั้นตอนนี้เป็น การปรับเพื่อใช้สำหรับเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลด้วยชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบแบบต่าง ๆ โดยพิจารณาที่การใช้ข้อมูลฝึกสอนจำนวนน้อย ๆ



รูปที่ 3.4 ตัวอย่างขั้นตอนการทดสอบประสิทธิภาพ

3.3 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

เครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัยนี้ ประกอบด้วยฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ ดังนี้

- 1) เครื่องคอมพิวเตอร์ มีรายละเอียดดังนี้
 - หน่วยประมวลผลกลาง : Intel Core i5-2410M CPU @ 2.30GHz
 - หน่วยความจำสำรอง : 640 GB
 - หน่วยความจำหลัก : 4.00 GB
 - อุปกรณ์เสริมอื่น ๆ เช่น เม้าส์ แป้นพิมพ์ เป็นต้น
- 2) ระบบปฏิบัติการและโปรแกรมประยุกต์สำหรับการพัฒนา มีรายละเอียดดังนี้
 - ระบบปฏิบัติการ : Windows 7 Ultimate 64-bit Operating System
 - เครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนา : spyder 2.2.5 (python 2.7)



บทที่ 4

การทดสอบและอภิปรายผล

การทดสอบประสิทธิภาพของระบบการจำแนกบุคคลนั้นจะทดสอบประสิทธิภาพของการปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบในจำนวนและรูปแบบที่แตกต่างกันด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ ในการทดลองจะใช้โปรแกรม spyder 2.2.5 (python 2.7) ในการทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของอัลกอริทึมในงานวิจัยนี้

4.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ

การทดสอบประสิทธิภาพของวิธีการปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ในการทดลองจะใช้ชุดข้อมูลไบโอเมตริกซ์ทั้งหมด 2 ชนิด ซึ่งเป็นข้อมูลภาพ ได้แก่ ข้อมูลภาพใบหน้าและข้อมูลภาพลายนิ้วมือ ซึ่งเป็นภาพข้อมูลจริงที่ผู้วิจัยรวบรวมจากนักศึกษาปริญญาตรีสาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จำนวน 98 คน มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

ชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับทดลองในงานวิจัยนี้จะใช้เป็นข้อมูลภาพทั้งหมด ได้แก่

- ชุดข้อมูลภาพใบหน้า จำนวน 980 ภาพ ภาพใบหน้าจำนวน 10 ภาพ ต่อ 1 คน ภาพใบหน้าแต่ละภาพมีขนาด 256x256 พิกเซล ดังรูปที่ 4.1 ตัวอย่างข้อมูลภาพใบหน้า
- ชุดข้อมูลภาพลายนิ้วมือ จำนวน 980 ภาพ ภาพลายนิ้วมือโป้งขวาจำนวน 10 ภาพ ต่อ 1 คน ภาพลายนิ้วมือแต่ละภาพมีขนาด 256x256 พิกเซล ดังรูปที่ 4.2 ตัวอย่างข้อมูลภาพลายนิ้วมือ



รูปที่ 4.1 ตัวอย่างข้อมูลภาพใบหน้า



รูปที่ 4.2 ตัวอย่างข้อมูลภาพลายนิ้วมือ

ข้อมูลไบโอเมตริกซ์ทั้งหมดจะผ่านขั้นตอนของการเตรียมข้อมูลเพื่อให้ข้อมูลสามารถนำไปใช้งานได้อย่างถูกต้องและเหมาะสม ดังตารางที่ 4.1 แสดงรายละเอียดชุดข้อมูลไบโอเมตริกซ์ภาพใบหน้าและภาพลายนิ้วมือและตัวอย่างข้อมูลจะแสดงดังตารางที่ 4.2 โดยที่ข้อมูลหนึ่งแถวจะแทนข้อมูลไบโอเมตริกซ์หนึ่งภาพ ในแต่ละพิกเซลของแต่ละภาพจะถูกแปลงเป็นค่าตัวเลขแทนความเข้มของสีขาว-ดำแสดงในแต่ละคอลัมน์ ข้อมูลภาพใบหน้าและภาพลายนิ้วมือทั้งหมดจะระบุคลาสเป้าหมายไว้ด้วย

ตารางที่ 4.1 รายละเอียดชุดข้อมูลไบโอเมตริกซ์

ข้อมูล	จำนวนแถว	จำนวนคอลัมน์	จำนวนคลาสเป้าหมาย
ภาพใบหน้า	980	65536	98
ภาพลายนิ้วมือ	980	65536	98

ตารางที่ 4.2 ตัวอย่างชุดข้อมูลภาพใบโอเมตริกซ์

แถว/ คอลัมน์	1	2	3	4	5	6	...	65536	คลาส
1	96	110	113	125	137	144	...	38	1
2	107	130	123	91	145	166	...	50	2
3	127	143	145	90	93	98	...	27	3
4	70	68	64	155	159	156	...	35	4
5	68	85	82	90	93	98	...	29	5
6	58	64	71	84	72	80	...	33	6
7	53	64	66	71	65	67	...	38	7

4.2 การทดสอบประสิทธิภาพ

การทดสอบประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลจะทดสอบโดยใช้อัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเน-เบอร์และอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ในงานวิจัยนี้เสนอวิธีการปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบในจำนวนและรูปแบบที่แตกต่างกันสำหรับนำไปใช้สำหรับจำแนกบุคคลได้อย่างมีประสิทธิภาพมากที่สุด วัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพใบหน้าและข้อมูลภาพลายนิ้วมือ การใช้ข้อมูลใบโอเมตริกซ์ที่มีจำนวนน้อยให้มประสิทธิภาพมากที่สุด ซึ่งชุดข้อมูลดังกล่าวจะผ่านขั้นตอนการเตรียมชุดข้อมูลเรียบร้อยแล้ว ก่อนที่จะนำมาทดสอบประสิทธิภาพ โดยการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบแบบต่าง ๆ มีทั้งหมด 5 แบบ ค่าความแม่นยำจะเป็นตัวชี้วัดหลักที่บ่งบอกว่าวิธีไหนมีประสิทธิภาพมากที่สุดและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคล การทดสอบประสิทธิภาพสามารถแบ่งผลการทดลองได้เป็น 3 ผลการทดลองหลัก ได้แก่

- 1) ผลการทดลองการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือ
- 2) ผลการทดลองการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับข้อมูลภาพใบหน้า
- 3) ผลการทดลองการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพใบหน้า

รายละเอียดของวิธีการปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบและผลการทดลองการทดสอบประสิทธิภาพสามารถแสดงรายละเอียดได้ดังต่อไปนี้

4.2.1 การปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบ

วิธีการปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบที่นำเสนอในงานวิจัยนี้มีทั้งหมด 5 แบบ สามารถแสดงรายละเอียดการปรับแต่ละแบบได้ดังต่อไปนี้

1) การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1

การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 จะแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนจำนวน 70% และแบ่งเป็นชุดข้อมูลทดสอบจำนวน 30% จากจำนวนข้อมูลทั้งหมด โดยที่ข้อมูลทั้งสองชุดจะไม่ซ้ำกัน จะได้ชุดข้อมูลฝึกสอนจำนวน 686 ข้อมูล และชุดข้อมูลทดสอบจำนวน 294 ข้อมูล ในชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบจะมีข้อมูลของแต่ละบุคคลครบทั้งหมด 98 บุคคล จะเห็นว่าชุดข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนมากและชุดข้อมูลทดสอบมีจำนวนน้อย

2) การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2

การปรับข้อมูลในแบบที่ 2 จะแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนจำนวน 30% และแบ่งเป็นชุดข้อมูลทดสอบจำนวน 70% จากจำนวนข้อมูลทั้งหมด จะได้ชุดข้อมูลฝึกสอนจำนวน 294 ข้อมูล ส่วนชุดข้อมูลทดสอบจำนวน 686 ข้อมูล ในชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบจะมีข้อมูลของแต่ละบุคคลครบทั้งหมด 98 บุคคล การปรับชุดข้อมูลแบบนี้จะเห็นว่าชุดข้อมูลฝึกสอนจะมีจำนวนน้อยกว่าชุดข้อมูลทดสอบ

3) การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3

การปรับข้อมูลในแบบที่ 3 ชุดข้อมูลฝึกสอนจะใช้ข้อมูลจาก 98 บุคคล บุคคลละ 9 ข้อมูล จะได้ข้อมูลฝึกสอนจำนวนทั้งหมด 882 ข้อมูล ส่วนชุดข้อมูลทดสอบจะใช้ข้อมูลแค่ 30 บุคคล บุคคลละ 1 ข้อมูล จะได้ข้อมูลทดสอบจำนวนทั้งหมด 30 ข้อมูล การปรับชุดข้อมูลแบบนี้ชุดข้อมูลฝึกสอนจะมีจำนวนมาก ชุดข้อมูลทดสอบจะมีจำนวนน้อยมากเพราะจะใช้ข้อมูลแค่ 30 บุคคล จากทั้งหมด 98 บุคคล ใช้บุคคลละ 1 ข้อมูล จะเห็นว่าชุดข้อมูลมีความแตกต่างกันมาก ชุดข้อมูลทดสอบมีจำนวนน้อยมากขณะที่ชุดข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนมากและมากกว่าการปรับชุดข้อมูลในแบบที่ 1

4) การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4

การปรับข้อมูลในแบบที่ 4 ชุดข้อมูลฝึกสอนจะใช้ข้อมูลจาก 30 บุคคล บุคคลละ 9 ข้อมูล จะได้ข้อมูลฝึกสอนจำนวนทั้งหมด 270 ข้อมูล และชุดข้อมูลทดสอบจะใช้ข้อมูลจาก 98 บุคคล บุคคลละ 1 ข้อมูล จะได้ข้อมูลทดสอบจำนวนทั้งหมด 98 ข้อมูล การปรับชุดข้อมูลแบบนี้จำนวนของชุดข้อมูลฝึกสอนจะมีน้อยกว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 ซึ่งจะใช้ข้อมูลเพียงแค่ 30

บุคคล แต่จำนวนข้อมูลของแต่ละบุคคลที่นำมาใช้ยังเหมือนเดิม โดยจะใช้ข้อมูลบุคคลละ 9 ข้อมูล ชุดข้อมูลทดสอบมีจำนวนเพิ่มขึ้นมาเล็กน้อยเนื่องจากใช้ข้อมูลจากทั้งหมด 98 บุคคล แต่ใช้แค่ 1 บุคคล เหมือนเดิมเช่นเดียวกับการปรับชุดข้อมูลในแบบที่ 3

5) การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5

การปรับข้อมูลในแบบที่ 5 ชุดข้อมูลฝึกสอนจะใช้ข้อมูลจาก 98 บุคคล บุคคลละ 1 ข้อมูล จะได้ข้อมูลฝึกสอนจำนวนทั้งหมด 98 ข้อมูล และชุดข้อมูลทดสอบจะใช้ข้อมูลจาก 98 บุคคล บุคคลละ 9 ข้อมูล จะได้ข้อมูลทดสอบจำนวนทั้งหมด 882 ข้อมูล การปรับชุดข้อมูลแบบนี้ ชุดข้อมูลฝึกสอนจะมีจำนวนน้อยมากเพราะจะมีข้อมูลแค่ 1 ข้อมูล จากข้อมูลทั้งหมดของแต่ละบุคคล ชุดข้อมูลทดสอบจะมีจำนวนมากเพราะใช้ข้อมูล 9 ข้อมูล จากข้อมูลทั้งหมดของแต่ละบุคคล ซึ่งชุดข้อมูลทั้งสองจะมีข้อมูลจากทั้ง 98 บุคคล จะเห็นว่าการปรับชุดข้อมูลแบบนี้จำนวนข้อมูลฝึกสอนจะมีจำนวนน้อยที่สุดและจำนวนข้อมูลทดสอบมากที่สุดจากการปรับชุดข้อมูลทั้ง 5 แบบ

จากตารางที่ 4.3 แสดงจำนวนของชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบที่ถูกปรับทั้ง 5 แบบ ซึ่งจะแสดงให้เห็นว่าการปรับชุดข้อมูลแต่ละแบบมีความแตกต่างกันเพื่อทำให้การทดสอบมีประสิทธิภาพมากที่สุด

ตารางที่ 4.3 รายละเอียดจำนวนชุดข้อมูลทั้ง 5 แบบ

การปรับชุดข้อมูล	จำนวนข้อมูลฝึกสอน	จำนวนข้อมูลทดสอบ
1	686	294
2	294	686
3	882	30
4	270	98
5	98	882

4.2.2 ผลการทดลองการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือ

การจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือจะใช้ข้อมูลภาพลายนิ้วมือในการจำแนกเพื่อหาค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกซึ่งจะใช้อัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับสร้างและทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลของการจำแนกบุคคล ผลการทดลองการจำแนกบุคคลด้วยภาพลายนิ้วมือสามารถแสดงได้ดังต่อไปนี้

4.2.2.1 ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์

การจำแนกบุคคลจากข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์จะแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบในจำนวนและรูปแบบที่แตกต่างกันทั้งหมด 5 แบบ และปรับค่าพารามิเตอร์ k ของอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์เพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ได้แก่ 1 3 5 7 9 11 13 15 18 และ 21 ตามลำดับ ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์สามารถแสดงได้ดังต่อไปนี้

1) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1

จากตารางที่ 4.4 แสดงผลการทดลองของการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 โดยแสดงค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคลจากการปรับพารามิเตอร์ k ของอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ จากผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลในแบบที่ 1 เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 1 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด คือ 0.418 และเวลาที่ใช้ 100.53 วินาที เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 21 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุด คือ 0.289 และเวลาที่ใช้ 105.06 วินาที จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้จากการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 ค่อนข้างน้อย และใช้เวลาในการจำแนกบุคคลน้อย ค่าความแม่นยำจะค่อย ๆ ลดลงเมื่อ k มีค่าเพิ่มมากขึ้น

ตารางที่ 4.4 ผลการจำแนกภาพถ่ายนิ้วมือด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1

ค่า k	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
k=1	0.418	100.53
k=3	0.388	105.21
k=5	0.35	103.8
k=7	0.333	103.72
k=9	0.34	104.6
k=11	0.32	124.21
k=13	0.32	130.71
k=15	0.31	107.75
k=18	0.296	105.22
k=21	0.289	105.06

2) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2

จากตารางที่ 4.5 แสดงผลการทดลองของการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2 โดยแสดงค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคล จากผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลในแบบที่ 2 เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 1 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด คือ 0.224 และเวลาที่ใช้ 113.45 วินาที เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 21 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุด คือ 0.12 และเวลาที่ใช้ 106.8 วินาที จากผลการทดลองจะเห็นว่าเมื่อชุดข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนน้อยลงและเพิ่มชุดข้อมูลทดสอบมากขึ้นจะส่งผลให้ค่าความแม่นยำจากการจำแนกบุคคลลดลงเมื่อเทียบกับการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 และเวลาที่ใช้ในการจำแนกลดลงจากเดิมเล็กน้อย ค่าความแม่นยำจะค่อย ๆ ลดลงเมื่อ k มีค่าเพิ่มมากขึ้น

ตารางที่ 4.5 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2

ค่า k	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
k=1	0.224	113.45
k=3	0.217	118.19
k=5	0.191	114.92
k=7	0.175	98.88
k=9	0.15	102.6
k=11	0.146	98.27
k=13	0.144	100.9
k=15	0.134	96.85
k=18	0.122	92.51
k=21	0.12	106.8

3) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3

จากตารางที่ 4.6 แสดงผลการทดลองของการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 โดยแสดงค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคล จากผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลในแบบที่ 3 เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 1 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด คือ 0.533 และเวลาที่ใช้ 72.42 วินาที เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 7 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุดคือ 0.333 เวลาที่ใช้ 71.47 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 13 และ 15 จากผลการทดลองจะเห็นว่าเมื่อชุดข้อมูลทดสอบมี

จำนวนน้อยมากซึ่งมีข้อมูลเพียงแค่ 30 บุคคล ขณะที่ชุดข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนมากและมีข้อมูลครบ ทั้ง 98 บุคคลส่งผลให้ค่าความแม่นยำจากการจำแนกบุคคลเพิ่มขึ้นและเวลาที่ใช้ในการจำแนก ลดลงเมื่อเทียบกับการปรับข้อมูลแบบที่ 1 และแบบที่ 2 ค่าความแม่นยำจะค่อย ๆ ลดลงเมื่อ k มีค่า เพิ่มขึ้นและจะค่อย ๆ คงที่เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 7 เป็นต้นไป

ตารางที่ 4.6 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3

ค่า k	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
$k=1$	0.533	72.42
$k=3$	0.4	70.32
$k=5$	0.367	75.55
$k=7$	0.333	71.84
$k=9$	0.367	71.99
$k=11$	0.367	70.63
$k=13$	0.333	70.85
$k=15$	0.333	72.88
$k=18$	0.367	72.67
$k=21$	0.367	71.47

4) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4

จากตารางที่ 4.7 แสดงผลการทดลองของการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 โดยแสดงค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคล จากผลการทดลองการปรับชุดข้อมูล ในแบบที่ 4 เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 1 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด คือ 0.173 และเวลาที่ใช้ 16.2 วินาที เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 7 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุด คือ 0.133 เวลาที่ใช้ 13.9 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 11 13 15 และ 21 จากผลการทดลองจะเห็นว่าชุดข้อมูลทดสอบมีจำนวนมากขึ้นเล็กน้อยเนื่องจากเพิ่มข้อมูลจากที่มีเพียงแค่ 30 บุคคล เพิ่มขึ้นเป็นทั้งหมด 98 บุคคล ขณะที่ชุดข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนลดลงเพราะใช้แค่ 30 บุคคลเท่านั้น โดยจำนวนของชุดข้อมูล ฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบไม่แตกต่างกันมาก ส่งผลให้ค่าความแม่นยำจากการจำแนกบุคคล น้อยมากและเวลาที่ใช้ในการจำแนกน้อยมากเนื่องจากข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบมีจำนวน

ลดลงมาก ค่าความแม่นยำจะค่อย ๆ ลดลงเมื่อ k มีค่าเพิ่มมากขึ้นและจะค่อย ๆ คงที่เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 7 เป็นต้นไป

ตารางที่ 4.7 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4

ค่า k	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
$k=1$	0.173	16.2
$k=3$	0.153	15
$k=5$	0.153	14.66
$k=7$	0.133	13.9
$k=9$	0.143	15.29
$k=11$	0.133	15.15
$k=13$	0.133	15.16
$k=15$	0.133	15.03
$k=18$	0.143	15.07
$k=21$	0.133	15.35

5) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5

จากตารางที่ 4.8 แสดงผลการทดลองของการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5 โดยแสดงค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคล จากผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลในแบบที่ 5 เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 1 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด คือ 0.167 และเวลาที่ใช้ 81.71 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อ k มีค่าเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ จากผลการทดลองจะเห็นว่าเมื่อชุดข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนน้อยมากส่งผลให้ค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกบุคคลน้อยมากและน้อยกว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 แต่เวลาที่ใช้ในการจำแนกน้อย

ตารางที่ 4.8 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5

ค่า k	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
k=1	0.167	81.71
k=3	0.167	75.93
k=5	0.167	77.14
k=7	0.167	77
k=9	0.167	77.25
k=11	0.167	77.46
k=13	0.167	78.55
k=15	0.167	79.12
k=18	0.167	78.95
k=21	0.167	77.84

4.2.2.2 ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ต-เวกเตอร์แมชชีน

การจำแนกบุคคลจากข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบในจำนวนและรูปแบบที่แตกต่างกันทั้งหมด 5 แบบ สำหรับอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะใช้เคอร์เนล 2 เคอร์เนล คือ เคอร์เนลเส้นตรงและเคอร์เนลโพลีโนเมียล การปรับค่าพารามิเตอร์ของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะปรับค่า γ เพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ได้แก่ 0.001 0.1 และ 1 ตามลำดับ ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแสดงได้ดังต่อไปนี้

1) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1

1.1) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง จากตารางที่ 4.9 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 โดยให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น เมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.361 เวลาที่ใช้ 171.13 วินาที จะเห็นว่าชุดข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนมากและชุดข้อมูลทดสอบมีจำนวนน้อยกว่า จากผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 ให้ค่าความแม่นยำค่อนข้างน้อย เวลาที่ใช้ค่อนข้างน้อย

ตารางที่ 4.9 ผลการจำแนกภาพหลายนิ้วมือด้วยซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1

ค่า gamma	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.361	171.13
0.1	0.361	176.23
1	0.361	170.37

1.2) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลโพลีโนเมียล จากตารางที่ 4.10 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 โดยให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า gamma เพิ่มมากขึ้น เมื่อ gamma มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.354 เวลาที่ใช้ 178.24 วินาที จากผลการทดลองจะเห็นว่าให้ค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ไม่แตกต่างจากเคอร์เนลเส้นตรงมาก

ตารางที่ 4.10 ผลการจำแนกภาพหลายนิ้วมือด้วยซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลโพลีโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1

ค่า gamma	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.354	178.24
0.1	0.354	174.04
1	0.354	170.04

2) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2

2.1) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง จากตารางที่ 4.11 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2 โดยให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า gamma เพิ่มมากขึ้น เมื่อ gamma มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.133 เวลาที่ใช้ 98.47 วินาที จากผลการทดลองจะเห็นว่าชุดข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนน้อยและชุดข้อมูลทดสอบมีจำนวนมากกว่า ทำให้ค่าความแม่นยำที่ได้ลดลงเมื่อเทียบกับการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 แต่เวลาที่ใช้ลดลงมาก

ตารางที่ 4.11 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2

ค่า gamma	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.133	98.47
0.1	0.133	94.41
1	0.133	98.65

2.2) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลีโนเมียล จากตารางที่ 4.12 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2 โดยให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า gamma เพิ่มมากขึ้น เมื่อ gamma มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.134 เวลาที่ใช้ 98.47 วินาที จากผลการทดลองจะเห็นว่าให้ค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ไม่แตกต่างจากเคอร์เนลเส้นตรงมาก

ตารางที่ 4.12 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลีโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2

ค่า gamma	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.134	106.88
0.1	0.134	102.97
1	0.134	97.18

3) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3

3.1) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง จากตารางที่ 4.13 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 โดยให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า gamma เพิ่มมากขึ้น เมื่อ gamma มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.7 เวลาที่ใช้ 185.55 วินาที จากผลการทดลองจะเห็นว่าชุดข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนมากและชุดข้อมูลทดสอบมีจำนวนน้อยมาก ส่งผลให้ค่าความแม่นยำที่ได้เพิ่มขึ้นมามากเนื่องจากข้อมูลทดสอบมีจำนวนน้อย เวลาที่ใช้เพิ่มขึ้นมากเมื่อเทียบกับวิธีการปรับชุดข้อมูลแบบที่

ตารางที่ 4.13 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3

ค่า gamma	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.7	185.55
0.1	0.7	185.79
1	0.7	191.28

3.2) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลีโนเมียล จากตารางที่ 4.14 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 โดยให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า gamma เพิ่มมากขึ้น เมื่อ gamma มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.633 เวลาที่ใช้ 186.42 วินาที จากผลการทดลองจะเห็นว่าให้ค่าความแม่นยำลดลงมาเล็กน้อยและเวลาที่ใช้ไม่แตกต่างจากเคอร์เนลเส้นตรงมาก

ตารางที่ 4.14 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลีโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3

ค่า gamma	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.633	186.42
0.1	0.633	187.38
1	0.633	184.43

4) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4

4.1) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง จากตารางที่ 4.15 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 โดยให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า gamma เพิ่มมากขึ้น เมื่อ gamma มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.255 เวลาที่ใช้ 26.52 วินาที จากผลการทดลองจะเห็นว่าชุดข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนลดลงเมื่อเทียบกับการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 และชุดข้อมูลทดสอบมีจำนวนเพิ่มขึ้นเล็กน้อย แต่ชุดข้อมูลฝึกสอนยังมากกว่าชุดข้อมูลทดสอบ ค่าความแม่นยำที่ได้ลดลงค่อนข้างมาก เนื่องจาก

ข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนน้อยลง เวลาที่ใช้ลดลงมากเมื่อเทียบกับการปรับชุดข้อมูลในแบบที่ 1 2 และ 3 เนื่องจากชุดข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนน้อยลง

ตารางที่ 4.15 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4

ค่า gamma	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.255	26.52
0.1	0.255	28.08
1	0.255	27.9

4.2) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียล จากตารางที่ 4.16 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 โดยให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า gamma เพิ่มมากขึ้น เมื่อ gamma มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.245 เวลาที่ใช้ 26.5 วินาที จากผลการทดลองจะเห็นว่าให้ค่าความแม่นยำลดลงมาเล็กน้อยและเวลาที่ใช้ไม่แตกต่างจากเคอร์เนลเส้นตรงมาก

ตารางที่ 4.16 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4

ค่า gamma	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.245	26.5
0.1	0.245	27.95
1	0.245	26.88

5) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5

5.1) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง จากตารางที่ 4.17 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5 โดยให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า gamma เพิ่มมากขึ้น เมื่อ gamma มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.167 เวลาที่ใช้ 79.77 วินาที จากผลการทดลองจะเห็นว่าชุดข้อมูลฝึกสอนมี

จำนวนน้อยมากและชุดข้อมูลทดสอบมีจำนวนมาก ค่าความแม่นยำที่ได้ลดลงเล็กน้อยเมื่อเทียบกับการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 เนื่องจากข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนน้อยลง เวลาที่ใช้เพิ่มมากขึ้นเนื่องจากชุดข้อมูลทดสอบมีจำนวนเพิ่มขึ้นมาก

ตารางที่ 4.17 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5

ค่า gamma	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.167	79.77
0.1	0.167	75.29
1	0.167	77.79

5.2) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียล จากตารางที่ 4.18 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5 โดยให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า gamma เพิ่มขึ้น เมื่อ gamma มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.134 เวลาที่ใช้ 72.25 วินาที จากผลการทดลองจะเห็นว่าให้ค่าความแม่นยำลดลงมาเล็กน้อยและเวลาที่ใช้ไม่แตกต่างจากเคอร์เนลเส้นตรงมาก

ตารางที่ 4.18 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือด้วยซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5

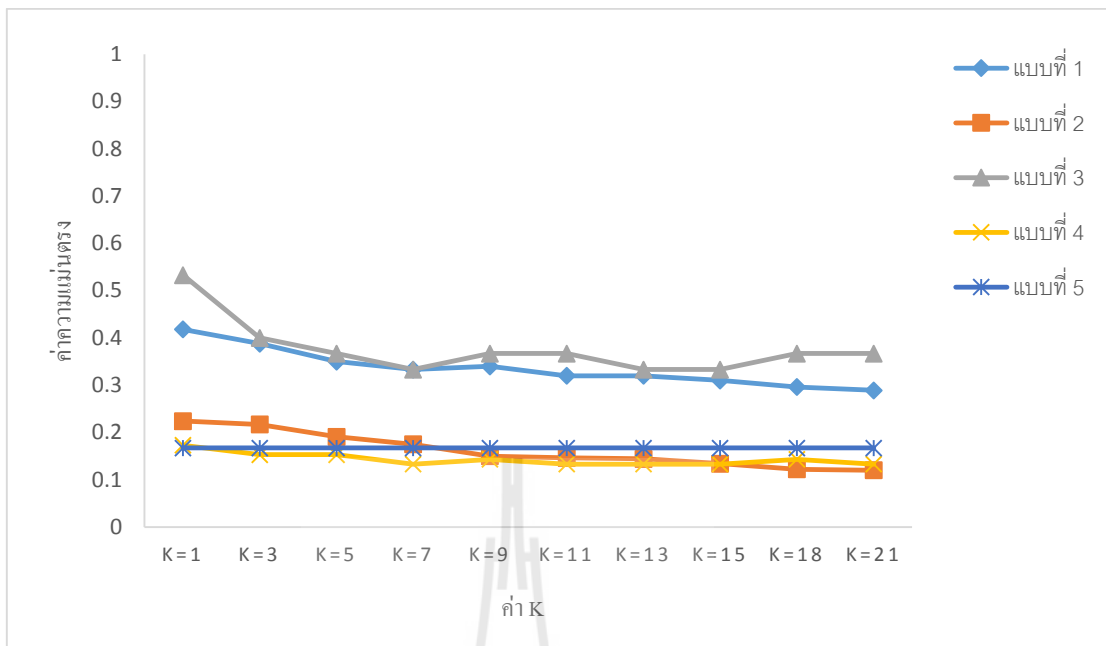
ค่า gamma	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.134	72.25
0.1	0.134	76.63
1	0.134	75.06

4.2.2.3 อภิปรายและสรุปผลการทดลองการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือ

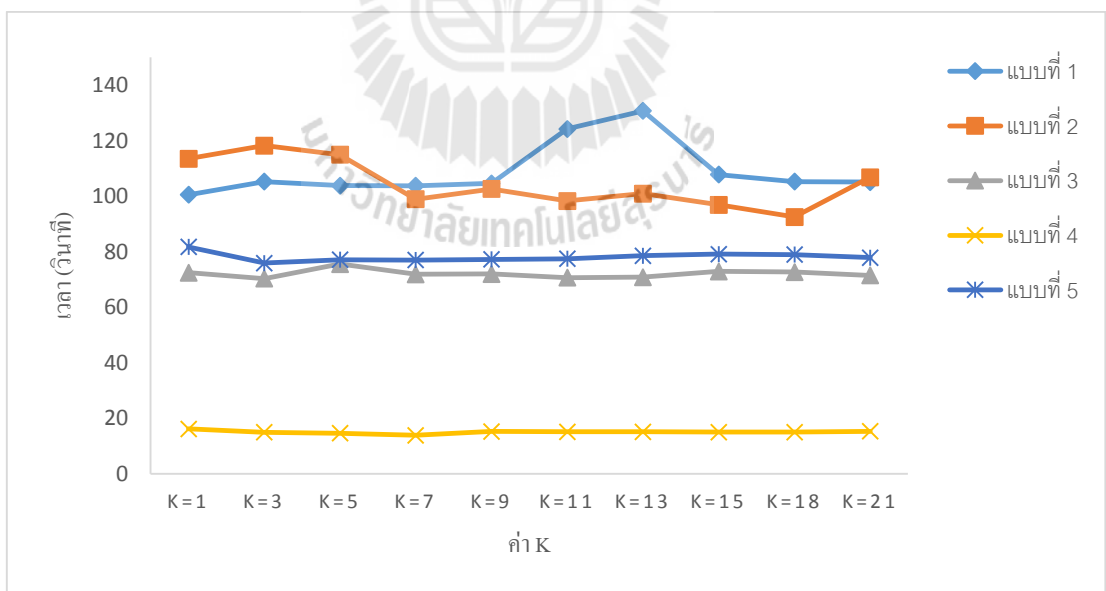
การทดลองการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือจะสามารถแบ่งผลการทดลองได้เป็น 2 ผลการทดลอง คือ ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สามารถสรุปผลการทดลองได้ดังต่อไปนี้

1) สรุปผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์

จากการทดลองปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบทั้งหมด 5 แบบ แล้วนำไปจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์เพื่อหาค่าความแม่นยำที่สามารถบอกประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลได้ ผลการทดลองสามารถสรุปได้ตามรูปที่ 4.3 แสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการปรับชุดข้อมูลทั้ง 5 แบบ จากกราฟ แบบที่ 1 ถึง แบบที่ 5 จะแทนด้วยการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 จนถึงแบบที่ 5 ตามลำดับ จะเห็นว่าโดยรวมแล้วการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 มีประสิทธิภาพดีที่สุดโดยให้ค่าความแม่นยำมากที่สุดและที่ได้ประสิทธิภาพรองลงมาคือการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 ให้ค่าความแม่นยำใกล้เคียงกัน การปรับชุดข้อมูลในรูปแบบที่ 2 4 และ 5 ให้ค่าความแม่นยำโดยรวมแล้วใกล้เคียงกันและอยู่ในระดับต่ำกว่าแบบที่ 1 และแบบที่ 3 จากรูปที่ 4.4 แสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ จากกราฟจะเห็นว่า การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ใช้เวลาน้อยที่สุด การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 และแบบที่ 2 ใช้เวลาใกล้เคียงกัน และมากกว่าแบบอื่น ๆ



รูปที่ 4.3 กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์

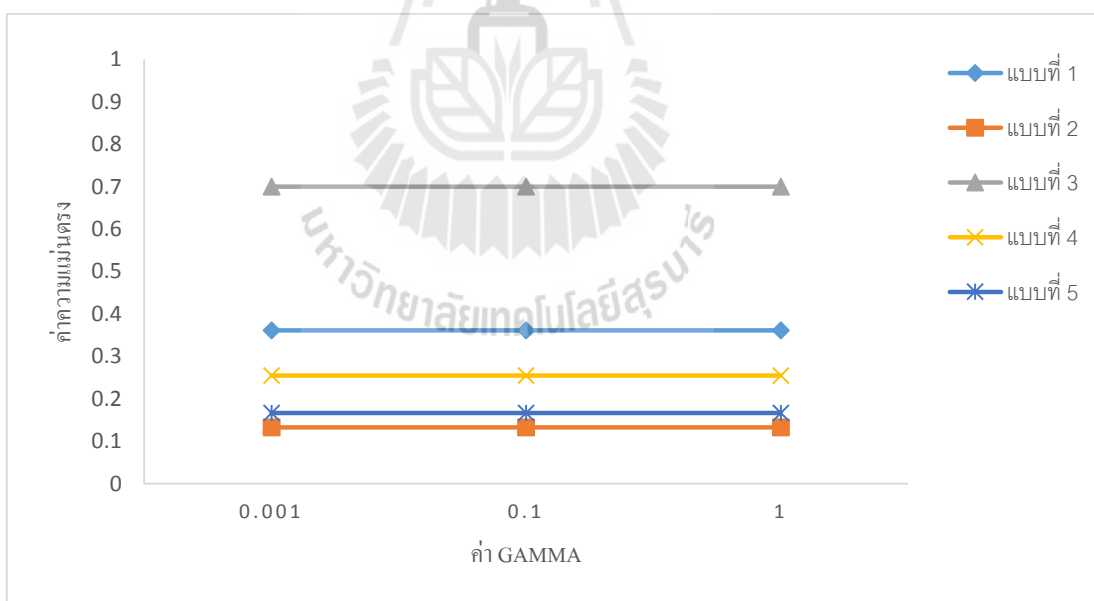


รูปที่ 4.4 กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์

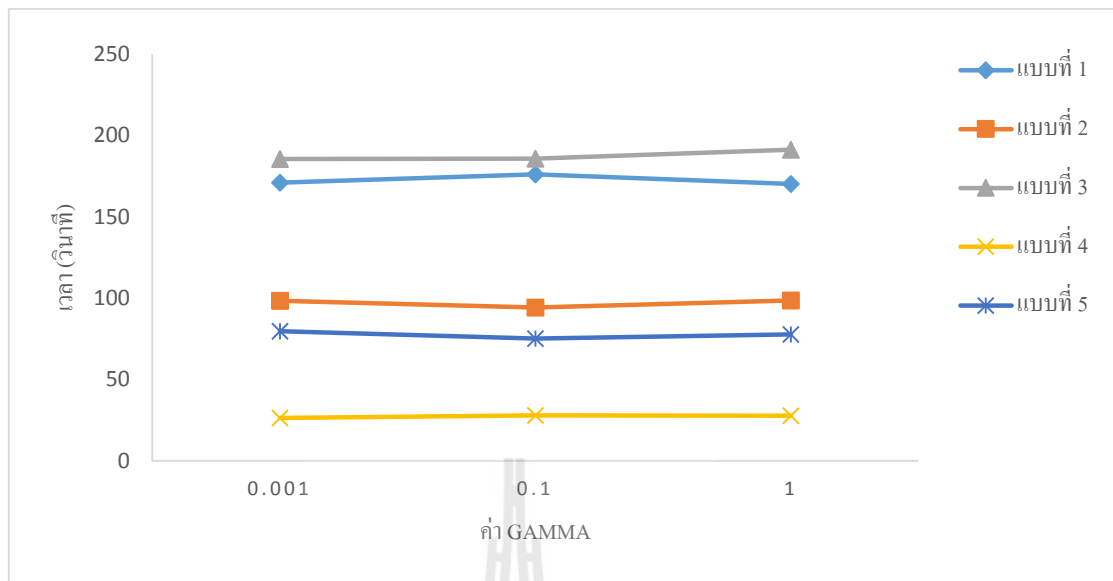
2) สรุปผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึม ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

จากการทดลองปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบทั้งหมด 5 แบบ แล้วนำไปจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพื่อหาค่าความแม่นยำที่สามารถบอกประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลได้ สามารถแบ่งผลการทดลองออกเป็น 2 ผลการทดลอง ได้แก่

2.1) ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง จากรูปที่ 4.5 แสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการปรับชุดข้อมูลทั้ง 5 แบบ จากกราฟแสดงให้เห็นว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุดและการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุดจากรูปที่ 4.6 แสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนก จากกราฟจะเห็นว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ใช้เวลาน้อยที่สุดและการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 ใช้เวลามากที่สุด ใกล้เคียงกันกับการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 ที่ใช้เวลาในการจำแนกมากรองลงมา



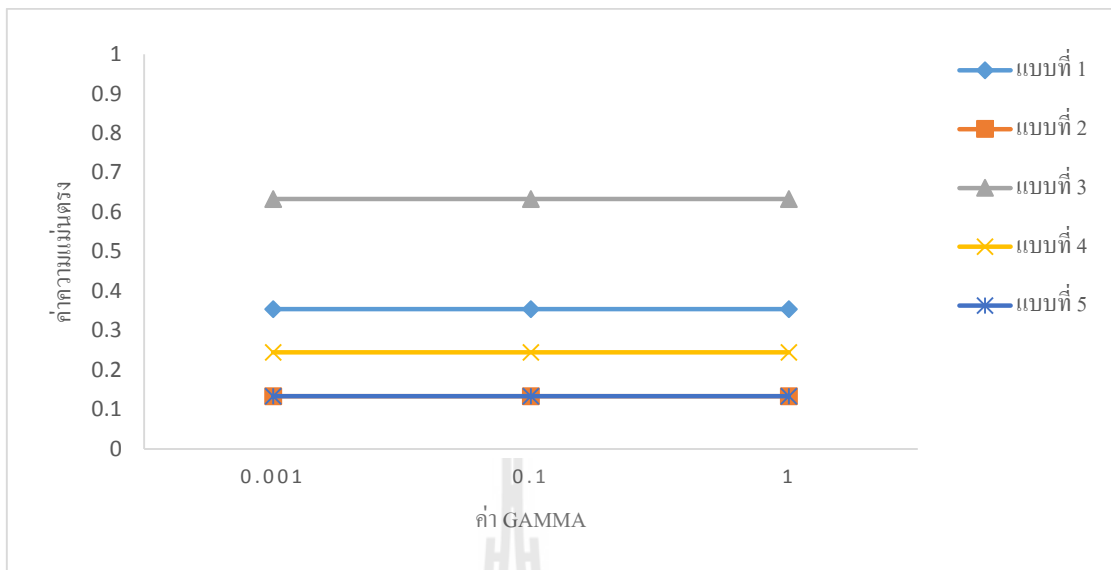
รูปที่ 4.5 กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง



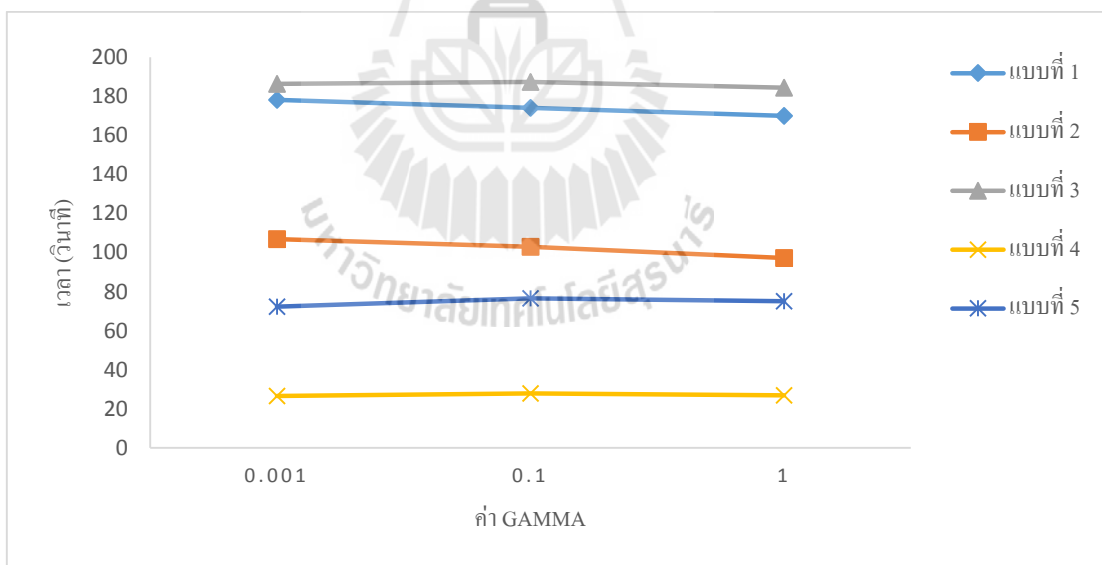
รูปที่ 4.6 กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์-แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง

2.2) ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์แมชชีนเคอร์เนลโพลีโนเมียล จากรูปที่ 4.7 แสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการปรับชุดข้อมูลทั้ง 5 แบบ จากกราฟแสดงให้เห็นว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุดเช่นเดียวกันกับการใช้เคอร์เนลเส้นตรงและการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2 และแบบที่ 5 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุด จากรูปที่ 4.8 แสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนก จากกราฟจะเห็นว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ใช้เวลาน้อยที่สุดและการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 ใช้เวลามากที่สุด ใกล้เคียงกันกับการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 ที่ใช้เวลาในการจำแนกรองลงมา

สรุปจากผลการทดลองที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และอัลกอริทึมซอฟต์แวร์แมชชีน จะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือค่อนข้างน้อย การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุดเพราะว่าการปรับชุดข้อมูลแบบนี้ชุดข้อมูลฝึกสอนจะมีจำนวนมากและมีข้อมูลครบทั้ง 98 บุคคลส่วนชุดข้อมูลทดสอบมีน้อยและมีแค่ 30 บุคคล การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 ให้ค่าความแม่นยำมารองลงมาเนื่องจากการปรับชุดข้อมูลมีลักษณะคล้ายกันและการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2 4 และ 5 ให้ค่าความแม่นยำน้อยเพราะว่าการปรับแบบนี้ชุดข้อมูลฝึกสอนจะมีจำนวนน้อย จากผลการทดลองทั้งหมดแสดงให้เห็นว่าถ้าชุดข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนน้อยและมีข้อมูลไม่ครบทั้งหมด



รูปที่ 4.7 กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียล



รูปที่ 4.8 กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียล

จะส่งผลต่อประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคล แต่ถ้าชุดข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนมากและมีข้อมูลครบทั้งหมดประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลที่ได้จะมีมากขึ้นแต่ใช้เวลาในการจำแนกมากขึ้นด้วย ส่วนเวลาที่ใช้ในการจำแนกจะเห็นว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ใช้เวลาน้อยที่สุดเพราะว่าจำนวนของชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบมีน้อย

4.2.3 ผลการทดลองการจำแนกด้วยข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้า

การจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าจะนำข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือและข้อมูลภาพถ่ายใบหน้ามารวมกันก่อนที่จะนำไปจำแนกบุคคลเพื่อหาค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกซึ่งจะใช้อัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับสร้างและทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลของการจำแนกบุคคล ผลการทดลองการจำแนกบุคคลด้วยภาพถ่ายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าสามารถแสดงได้ดังต่อไปนี้

4.2.3.1 ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์

การจำแนกบุคคลจากข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์จะแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบในจำนวนและรูปแบบที่ต่างกันอย่างหมด 5 แบบ และการปรับค่าพารามิเตอร์ k ของอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์จะปรับเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ได้แก่ 1 3 5 7 9 11 13 15 18 และ 21 ตามลำดับ ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพถ่ายนิ้วมือและภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์สามารถแสดงได้ดังต่อไปนี้

1) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1

จากตารางที่ 4.19 แสดงผลการทดลองของการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 โดยแสดงค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคลจากการปรับพารามิเตอร์ k ของอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ จากผลการทดลองเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 1 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุดคือ 0.959 และเวลาที่ใช้ 324.57 วินาที เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 21 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุดคือ 0.643 และเวลาที่ใช้ 299.23 วินาที จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้จากการทดลองมีค่าสูงมากและใช้เวลาในการจำแนกบุคคลนั้นใช้เวลามาก ค่าความแม่นยำจะค่อย ๆ ลดลงเมื่อ k มีค่าเพิ่มมากขึ้น

ตารางที่ 4.19 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับ
ชุดข้อมูลแบบที่ 1

ค่า k	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
k=1	0.959	324.57
k=3	0.956	332.43
k=5	0.956	324.48
k=7	0.946	310.27
k=9	0.935	305.04
k=11	0.922	304.65
k=13	0.884	306.52
k=15	0.776	318.01
k=18	0.789	329.71
k=21	0.643	299.23

2) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2

จากตารางที่ 4.20 แสดงผลการทดลองของการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2 โดยแสดงค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคล จากผลการทดลองเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 1 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด คือ 0.892 และเวลาที่ใช้ 301.2 วินาที เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 21 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุด คือ 0.401 และเวลาที่ใช้ 333.54 วินาที จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำจากการจำแนกบุคคลลดลงมาเมื่อเทียบกับการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 และเวลาที่ใช้ในการจำแนกลดลงจากเดิมเล็กน้อย ค่าความแม่นยำจะค่อย ๆ ลดลงเมื่อ k มีค่าเพิ่มมากขึ้น

ตารางที่ 4.20 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับ
ชุดข้อมูลแบบที่ 2

ค่า k	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
k=1	0.892	301.2
k=3	0.701	322.75
k=5	0.749	289.88
k=7	0.539	292.78
k=9	0.611	300.35
k=11	0.561	328.1
k=13	0.526	300.68
k=15	0.488	316.07
k=18	0.446	293.18
k=21	0.401	333.54

3) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3

จากตารางที่ 4.21 แสดงผลการทดลองของการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 โดยแสดงค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคล จากผลการทดลองเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 1 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด คือ 1 เวลาที่ใช้ 251.54 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 3 จากผลการทดลองเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 13 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุด คือ 0.9 เวลาที่ใช้ 197.68 และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 15 18 และ 21 จะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกบุคคลสูงมากและเวลาที่ใช้ในการจำแนกลดลงเมื่อเทียบกับการปรับข้อมูลแบบที่ 1 และแบบที่ 2 ค่าความแม่นยำจะค่อย ๆ ลดลงเมื่อ k มีค่าเพิ่มมากขึ้นและจะค่อย ๆ คงที่เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 13 เป็นต้นไป

ตารางที่ 4.21 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับ
ชุดข้อมูลแบบที่ 3

ค่า k	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
k=1	1	251.54
k=3	1	235.74
k=5	0.967	232.44
k=7	0.967	247.13
k=9	0.933	207.61
k=11	0.933	197.44
k=13	0.9	197.68
k=15	0.9	199.08
k=18	0.9	198.86
k=21	0.9	199.79

3) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4

จากตารางที่ 4.22 แสดงผลการทดลองของการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 โดยแสดงค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคล จากผลการทดลองเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 1 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด คือ 0.306 เวลาที่ใช้ 41.97 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 3 5 7 9 และ 11 และเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 18 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุด คือ 0.276 เวลาที่ใช้ 34.69 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 21 จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำจากการจำแนกบุคคลน้อยลงมากแต่เวลาที่ใช้ในการจำแนกน้อยมากเนื่องจากข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบมีจำนวนลดลงมาก ค่าความแม่นยำจะค่อย ๆ ลดลงเมื่อ k มีค่าเพิ่มมากขึ้น การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุดเมื่อเทียบกับการปรับชุดข้อมูลแบบอื่น

ตารางที่ 4.22 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับ
ชุดข้อมูลแบบที่ 4

ค่า k	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
k=1	0.306	41.97
k=3	0.306	36.52
k=5	0.306	37.74
k=7	0.306	36.95
k=9	0.306	36.45
k=11	0.306	35.32
k=13	0.286	37.54
k=15	0.296	36.29
k=18	0.276	34.69
k=21	0.276	35.18

4) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5

จากตารางที่ 4.23 แสดงผลการทดลองของการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5 โดยแสดงค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคล จากผลการทดลองเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 1 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด คือ 0.855 และเวลาที่ใช้ 215.21 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อ k มีค่าเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกบุคคลน้อยลงและเวลาที่ใช้ในการจำแนกมากเหมือนกับการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 และแบบที่ 2

4.2.3.2 ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วย อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

การจำแนกบุคคลจากข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าจะนำข้อมูลภาพลายนิ้วมือและข้อมูลภาพใบหน้ามารวมกันก่อนที่จะนำไปจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะใช้เคอร์เนล 2 เคอร์เนล คือ เคอร์เนลเส้นตรงและเคอร์เนลโพลิโนเมียล การปรับค่าพารามิเตอร์ของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะปรับค่า γ เพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ได้แก่ 0.001 0.1 และ 1 ตามลำดับ ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแสดงได้ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 4.23 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับ
ชุดข้อมูลแบบที่ 5

ค่า k	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
k=1	0.855	215.11
k=3	0.855	214.59
k=5	0.855	211.76
k=7	0.855	213.19
k=9	0.855	212.76
k=11	0.855	213.58
k=13	0.855	210.97
k=15	0.855	219.13
k=18	0.855	215.04
k=21	0.855	213.56

1) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1

1.1) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน
เคอร์เนลเส้นตรง จากตารางที่ 4.24 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 จากผลการ
ทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.98 เวลาที่ใช้ 472.48 วินาที และให้
ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความ
แม่นยำที่ได้สูงมาก แต่เวลาที่ใช้ค่อนข้างมาก

ตารางที่ 4.24 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน
เคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.98	472.48
0.1	0.98	460.25
1	0.98	467.51

1.2) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เคอร์เนลโพลิโนเมียล จากตารางที่ 4.25 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.952 เวลาที่ใช้ 468.95 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าให้ค่าความแม่นยำสูงมากแต่น้อยกว่าเคอร์เนลเส้นตรงและเวลาที่ใช้ไม่แตกต่างกัน

ตารางที่ 4.25 ผลการจำแนกภาพหลายนิ้วมีพร้อมกับภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.952	468.95
0.1	0.952	461.88
1	0.952	476.46

2) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2

2.1) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เคอร์เนลเส้นตรง จากตารางที่ 4.26 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.608 เวลาที่ใช้ 330.91 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้ลดลงมามากเมื่อเทียบกับการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 แต่เวลาที่ใช้สั้นกว่าเล็กน้อย

ตารางที่ 4.26 ผลการจำแนกภาพหลายนิ้วมีพร้อมกับภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.608	330.91
0.1	0.608	333.82
1	0.608	332.52

2.2) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียล จากตารางที่ 4.27 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.552 เวลาที่ใช้ 325.25 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าให้ค่าความแม่นยำลดลงน้อยกว่าเคอร์เนลเส้นตรงแต่เวลาที่ใช้ไม่แตกต่างกัน

ตารางที่ 4.27 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.552	325.25
0.1	0.552	321.01
1	0.552	322.69

3) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3

3.1) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง จากตารางที่ 4.28 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 1 เวลาที่ใช้ 485.01 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้สูงมากและสูงที่สุดในการปรับชุดข้อมูลทั้งหมด แต่เวลาที่ใช้ค่อนข้างมาก

ตารางที่ 4.28 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	1	485.01
0.1	1	470.89
1	1	469.99

3.2) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เฮอร์เนลโพลิโนเมียล จากตารางที่ 4.29 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 1 เวลาที่ใช้ 471.52 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าให้ค่าความแม่นยำเท่ากันกับเฮอร์เนลเส้นตรงและเวลาที่ใช้ไม่แตกต่างกัน

ตารางที่ 4.29 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เฮอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	1	471.52
0.1	1	468.95
1	1	475.51

4) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4

4.1) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เฮอร์เนลเส้นตรง จากตารางที่ 4.30 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.306 เวลาที่ใช้ 58.71 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้ค่อนข้างน้อยเมื่อเทียบกับการปรับชุดข้อมูลแบบอื่น แต่เวลาที่ใช้ลดลงค่อนข้างมาก

ตารางที่ 4.30 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เฮอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.306	58.71
0.1	0.306	56.95
1	0.306	58.36

4.2) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เคอร์เนลโพลิโนเมียล จากตารางที่ 4.31 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.306 เวลาที่ใช้ 56.23 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าให้ค่าความแม่นยำเท่ากันกับเคอร์เนลเส้นตรงและเวลาที่ใช้ไม่แตกต่างกัน

ตารางที่ 4.31 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.306	56.23
0.1	0.306	57.01
1	0.306	56.92

5) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5

5.1) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เคอร์เนลเส้นตรง จากตารางที่ 4.32 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.855 เวลาที่ใช้ 209.37 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้ลดลงเมื่อเทียบกับการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 แต่เวลาที่ใช้ลดลงค่อนข้างมาก

ตารางที่ 4.32 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.855	209.37
0.1	0.855	219.55
1	0.855	212.87

5.2) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เฮอร์เนลโพลีโนเมียล จากตารางที่ 4.33 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.651 เวลาที่ใช้ 220.07 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าให้ค่าความแม่นยำลดลงมาและเวลาที่ใช้ไม่แตกต่างจากเฮอร์เนลเส้นตรงมาก

ตารางที่ 4.33 ผลการจำแนกภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เฮอร์เนลโพลีโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.651	220.07
0.1	0.651	218.48
1	0.651	219.7

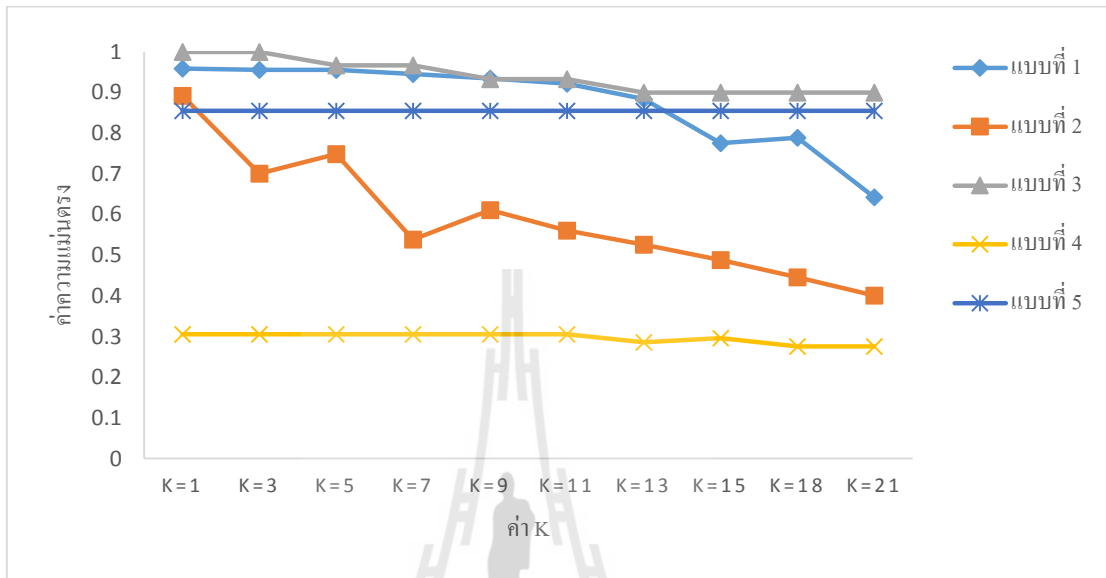
4.2.3.3 อภิปรายและสรุปผลการทดลองการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้า

การทดลองการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้า จะสามารถแบ่งผลการทดลองได้เป็น 2 ผลการทดลอง คือ ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สามารถสรุปผลการทดลองได้ดังต่อไปนี้

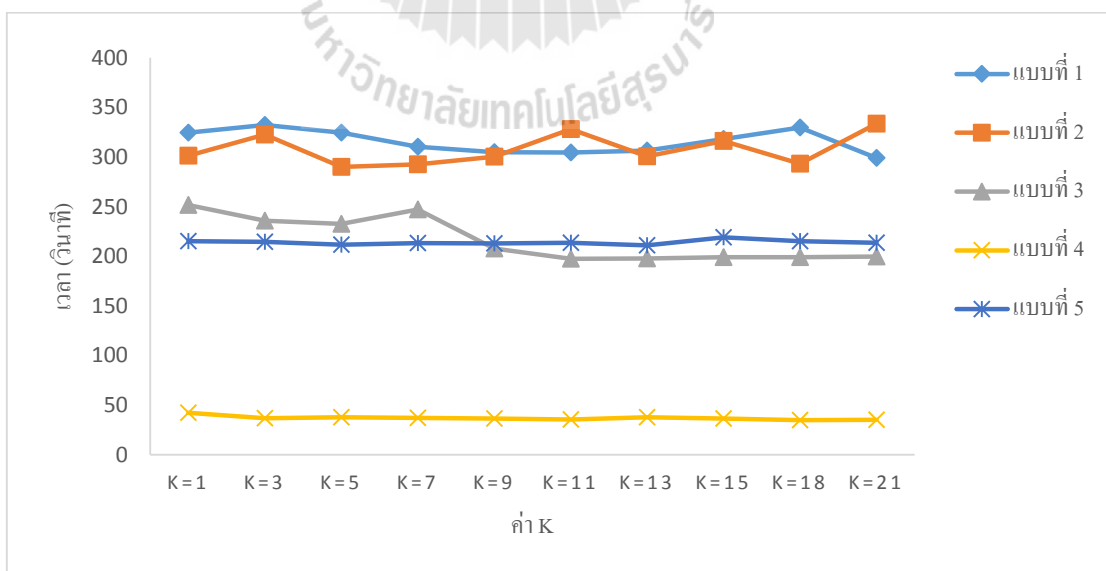
1) สรุปผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์

จากการทดลองจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์เพื่อหาค่าความแม่นยำ ผลการทดลองสามารถสรุปได้ตามรูปที่ 4.9 แสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการปรับชุดข้อมูลทั้ง 5 แบบ จากกราฟ แบบที่ 1 ถึง แบบที่ 5 จะแทนด้วยการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 จนถึงแบบที่ 5 ตามลำดับ จากรูปจะเห็นว่า การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 ให้ประสิทธิภาพดีที่สุด โดยให้ค่าความแม่นยำมากที่สุดและมีประสิทธิภาพรองลงมาคือการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 และแบบที่

5 โดยให้ค่าความแม่นยำใกล้เคียงกัน การปรับชุดข้อมูลในรูปแบบที่ 4 ให้ค่าความแม่นยำต่ำที่สุด ค่าความแม่นยำจะลดลงเมื่อ k มีค่าเพิ่มมากขึ้น



รูปที่ 4.9 กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพหลายนิ้วมีร่วมกับภาพใบหน้า ด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์



รูปที่ 4.10 กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพหลายนิ้วมีร่วมกับภาพใบหน้าด้วย อัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์

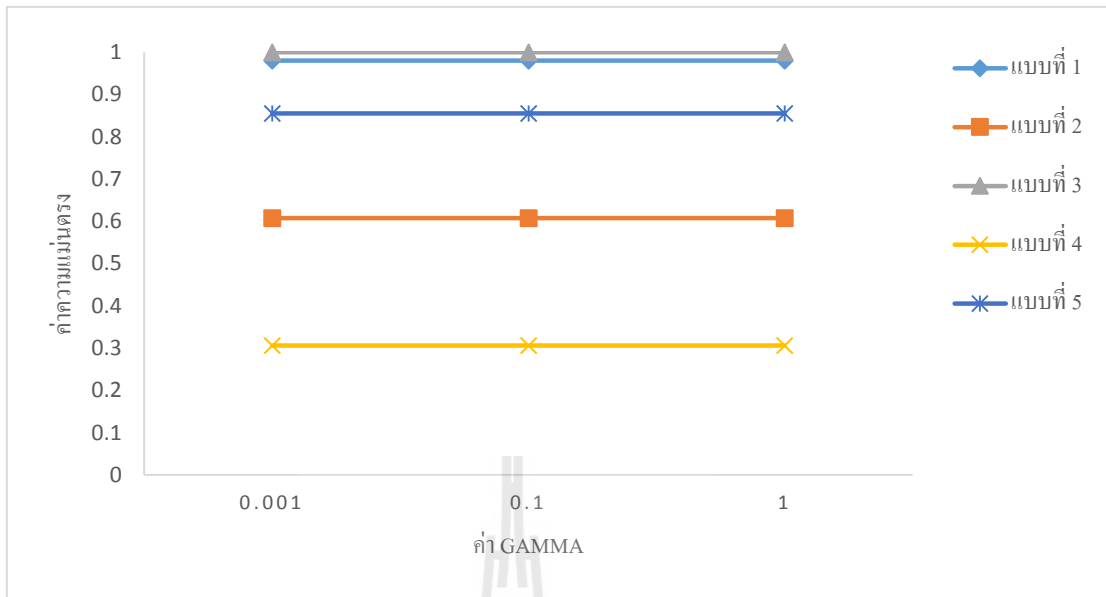
จากรูปที่ 4.10 แสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคล โดยที่การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ใช้เวลาในการจำแนกบุคคลน้อยที่สุด การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 และแบบที่ 2 ใช้เวลาใกล้เคียงกันและใช้เวลาในการจำแนกมากกว่าแบบอื่น

2) สรุปผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์เมอร์แมชชีน

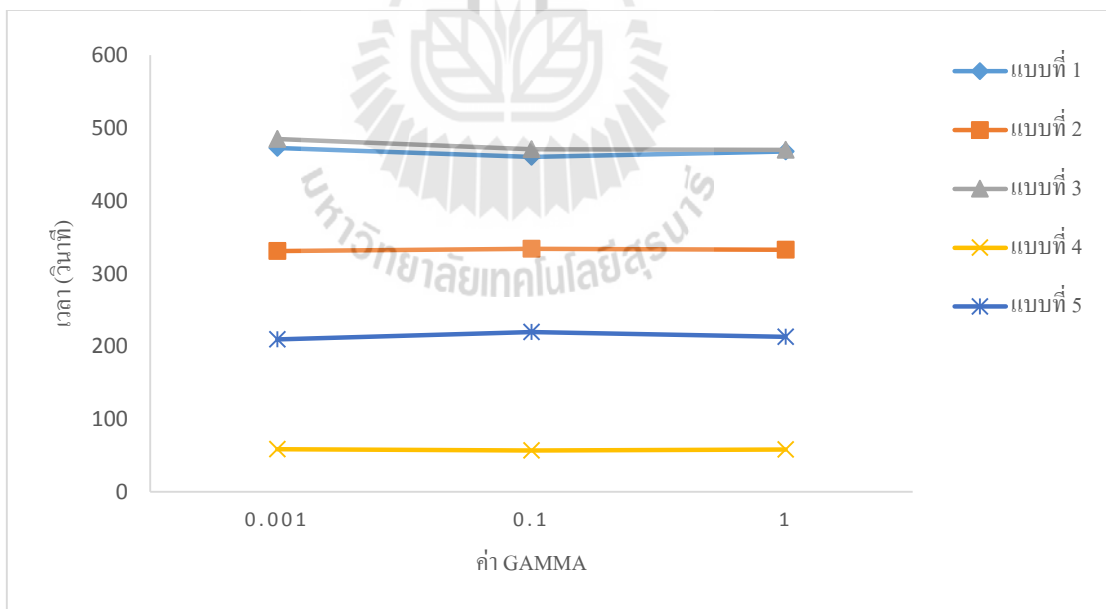
จากการทดลองจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์เมอร์แมชชีนเพื่อหาค่าความแม่นยำของการจำแนกบุคคลได้ สามารถแบ่งผลการทดลองออกเป็น 2 ผลการทดลอง ได้แก่

2.1) ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์เมอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง จากรูปที่ 4.11 แสดงให้เห็นว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 ให้ค่าความแม่นยำตรงมากที่สุดและการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 ให้ค่าความแม่นยำใกล้เคียงกันมาก การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ให้ความแม่นยำตรงน้อยที่สุด จากรูปที่ 4.12 แสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคล การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ใช้เวลาน้อยที่สุดและการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 ใช้เวลามากที่สุด

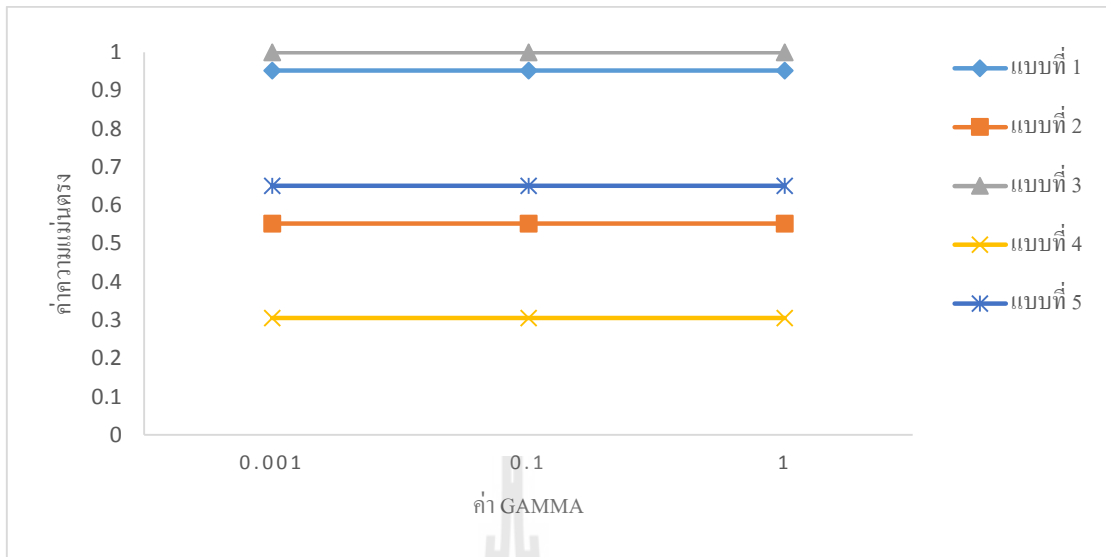
2.2) ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซอฟต์แวร์เมอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลีโนเมียล จากรูปที่ 4.13 แสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกบุคคล จากกราฟแสดงให้เห็นว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 ให้ค่าความแม่นยำตรงมากที่สุดและใกล้เคียงกับการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 โดยที่การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ให้ความแม่นยำตรงน้อยที่สุด จากรูปที่ 4.14 แสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนก จากกราฟจะเห็นว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ใช้เวลาน้อยที่สุดและการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 ใช้เวลามากที่สุดใกล้เคียงกันกับการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1



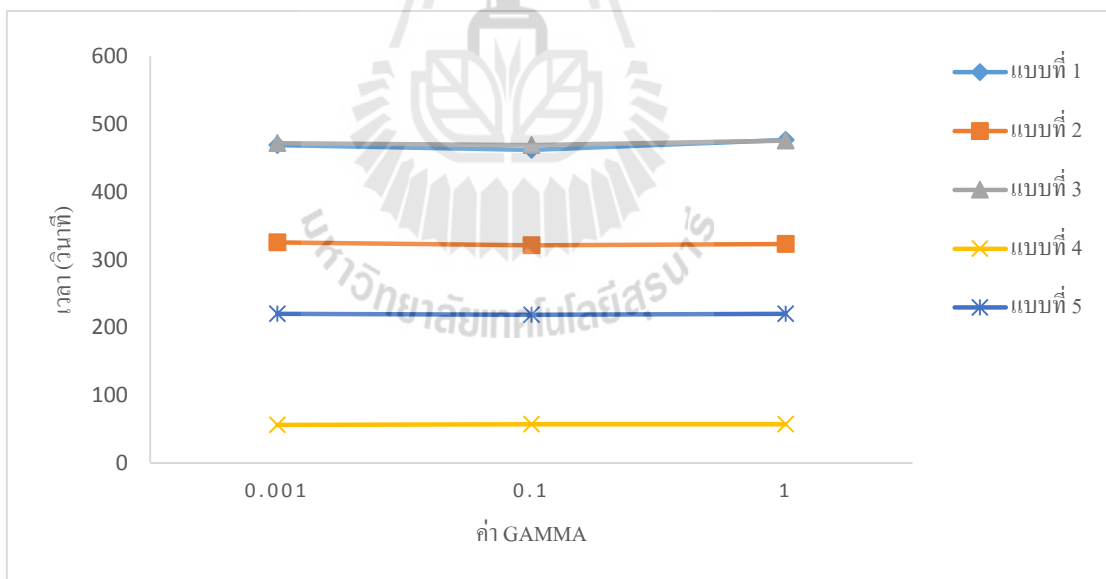
รูปที่ 4.11 กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง



รูปที่ 4.12 กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง



รูปที่ 4.13 กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียล



รูปที่ 4.14 กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียล

สรุปจากผลการทดลองที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน จะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าสูงมาก โดยส่วนมากแล้วการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุดเพราะว่าการปรับชุดข้อมูลแบบนี้ชุดข้อมูลฝึกสอนจะมีจำนวนมากและมีข้อมูลครบทั้ง 98 บุคคล ส่วนชุดข้อมูลทดสอบมีน้อยและมีแค่ 30 บุคคล การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุดเพราะว่าการปรับแบบนี้ชุดข้อมูลฝึกสอนจะมีน้อยและชุดข้อมูลทดสอบจะมีมาก จากผลการทดลองทั้งหมดแสดงให้เห็นว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 ยังให้ค่าความแม่นยำสูงเหมือนเดิม ส่วนเวลาที่ใช้ในการจำแนก จะเห็นว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ยังใช้เวลาน้อยที่สุด

4.2.4 ผลการทดลองการจำแนกด้วยข้อมูลภาพใบหน้า

การจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพใบหน้าจะนำข้อมูลภาพใบหน้าไปจำแนกบุคคลเพื่อหาค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกซึ่งจะใช้อัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับสร้างและทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลของการจำแนกบุคคล ผลการทดลองการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพใบหน้าสามารถแสดงได้ดังต่อไปนี้

4.2.4.1 ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์

การจำแนกบุคคลจากข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์จะแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบในจำนวนและรูปแบบที่แตกต่างกันทั้งหมด 5 แบบ และการปรับค่าพารามิเตอร์ k ของอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์จะปรับเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ได้แก่ 1 3 5 7 9 11 13 15 18 และ 21 ตามลำดับ ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์สามารถแสดงได้ดังต่อไปนี้

1) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1

จากตารางที่ 4.34 แสดงผลการทดลองของการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 โดยแสดงค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคลจากการปรับพารามิเตอร์ k ของอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ จากผลการทดลองเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 1 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุดคือ 1 และเวลาที่ใช้ 95.11 วินาที เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 21 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุดคือ 0.888 และเวลาที่ใช้ 97.56 วินาที จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้จากการทดลองมีค่าสูงมาก และใช้เวลาในการจำแนกบุคคลนั้นน้อย ค่าความแม่นยำจะค่อย ๆ ลดลงเมื่อ k มีค่าเพิ่มมากขึ้น

ตารางที่ 4.34 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1

ค่า k	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
k=1	1	95.11
k=3	0.99	96.51
k=5	0.986	97.54
k=7	0.976	98.17
k=9	0.963	97.59
k=11	0.946	98.12
k=13	0.929	96.58
k=15	0.912	97.62
k=18	0.901	97.48
k=21	0.888	97.56

2) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2

จากตารางที่ 4.35 แสดงผลการทดลองของการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2 โดยแสดงค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคลจากการปรับพารามิเตอร์ k ของอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ จากผลการทดลองเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 1 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด คือ 0.945 และเวลาที่ใช้ 92.85 วินาที เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 21 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุด คือ 0.586 และเวลาที่ใช้ 95.7 วินาที จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้จากการทดลองมีค่าสูงแต่น้อยกว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 และใช้เวลาในการจำแนกบุคคลน้อย ค่าความแม่นยำจะลดลงเมื่อ k มีค่าเพิ่มมากขึ้น

ตารางที่ 4.35 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2

ค่า k	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
k=1	0.945	92.85
k=3	0.853	96.45
k=5	0.792	96.41
k=7	0.749	95.87
k=9	0.694	93.84
k=11	0.668	97.01
k=13	0.653	95.44
k=15	0.636	94.39
k=18	0.609	98.38
k=21	0.586	95.7

3) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3

จากตารางที่ 4.36 แสดงผลการทดลองของการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 โดยแสดงค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคลจากการปรับพารามิเตอร์ k ของอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ จากผลการทดลองเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 1 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด คือ 1 และเวลาที่ใช้ 61.77 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 3 5 7 9 11 และ 13 เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 18 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุด คือ 0.933 และเวลาที่ใช้ 64.49 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 21 จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้จากการทดลองมีค่าสูงมาก และใช้เวลาในการจำแนกบุคคลน้อยลง ค่าความแม่นยำจะลดลงอย่างช้า ๆ เมื่อ k มีค่าเพิ่มมากขึ้น

ตารางที่ 4.36 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3

ค่า k	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
k=1	1	61.77
k=3	1	62.51
k=5	1	63.12
k=7	1	61.85
k=9	1	62.32
k=11	1	61.5
k=13	1	65.12
k=15	0.967	63.56
k=18	0.933	64.49
k=21	0.933	64.8

4) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4

จากตารางที่ 4.37 แสดงผลการทดลองของการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 โดยแสดงค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคลจากการปรับพารามิเตอร์ k ของอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ จากผลการทดลองเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 1 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด คือ 0.306 และเวลาที่ใช้ 14.84 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 3 5 7 และ 9 เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 11 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุด คือ 0.296 และเวลาที่ใช้ 14.6 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 13 15 18 และ 21 จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้จากการทดลองมีค่าสูงมาก และใช้เวลาในการจำแนกบุคคลน้อยมาก ค่าความแม่นยำจะลดลงอย่างช้า ๆ ก่อนข้างคงที่เมื่อ k มีค่าเพิ่มมากขึ้น

ตารางที่ 4.37 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4

ค่า k	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
k=1	0.306	14.84
k=3	0.306	13.98
k=5	0.306	14.21
k=7	0.306	14.27
k=9	0.306	15.1
k=11	0.296	14.6
k=13	0.296	14.62
k=15	0.296	14.81
k=18	0.296	14.52
k=21	0.296	14.77

5) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5

จากตารางที่ 4.38 แสดงผลการทดลองของการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5 โดยแสดงค่าความแม่นยำและเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคลจากการปรับพารามิเตอร์ k ของอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ จากผลการทดลองเมื่อ k มีค่าเท่ากับ 1 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด คือ 0.964 และเวลาที่ใช้ 65.31 วินาที เมื่อ k มีค่าเท่ากับ 21 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุด คือ 0.831 และเวลาที่ใช้ 66.2 วินาที จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้จากการทดลองมีค่าสูงมาก และใช้เวลาในการจำแนกบุคคลน้อยมาก ค่าความแม่นยำจะลดลงเมื่อ k มีค่าเพิ่มมากขึ้น

4.2.4.2 ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ต-เวกเตอร์แมชชีน

การจำแนกบุคคลจากข้อมูลภาพใบหน้าจะนำข้อมูลภาพใบหน้าไปจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะใช้เคอร์เนล 2 เคอร์เนล คือ เคอร์เนลเส้นตรงและเคอร์เนลโพลิโนเมียล การปรับค่าพารามิเตอร์ของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะปรับค่า γ เพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ได้แก่ 0.001 0.1 และ 1 ตามลำดับ ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแสดงได้ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 4.38 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยเค-เนียร์เรสเนเบอร์จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5

ค่า k	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
k=1	0.964	65.31
k=3	0.934	64.21
k=5	0.912	63.84
k=7	0.907	63.75
k=9	0.885	65.41
k=11	0.862	64.32
k=13	0.853	65.94
k=15	0.841	63.54
k=18	0.835	64.95
k=21	0.831	66.2

1) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1

1.1) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง จากตารางที่ 4.39 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 1 เวลาที่ใช้ 140.19 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้สูงมาก แต่เวลาที่ใช้ค่อนข้างน้อย

ตารางที่ 4.39 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	1	140.19
0.1	1	143.19
1	1	142.65

1.2) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียล จากตารางที่ 4.40 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.993 เวลาที่ใช้ 131.3 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าให้ค่าความแม่นยำน้อยกว่าเคอร์เนลเส้นตรงและเวลาที่ใช้้น้อยกว่าเล็กน้อย

ตารางที่ 4.40 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.993	131.3
0.1	0.993	135.44
1	0.993	133.39

2) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2

2.1) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง จากตารางที่ 4.41 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.945 เวลาที่ใช้ 99.36 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้สูงมากแต่น้อยกว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 แต่เวลาที่ใช้้น้อยกว่า

ตารางที่ 4.41 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.945	99.36
0.1	0.945	98.54
1	0.945	95.91

2.2) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียล จากตารางที่ 4.42 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.926 เวลาที่ใช้ 99.22 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าให้ค่าความแม่นยำน้อยกว่าเคอร์เนลเส้นตรงและเวลาที่ใช้ใกล้เคียงกัน

ตารางที่ 4.42 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 2

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.926	99.22
0.1	0.926	97.51
1	0.926	95.45

3) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3

3.1) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง จากตารางที่ 4.43 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 1 เวลาที่ใช้ 134.69 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้สูงมากเท่ากันกับการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 และเวลาที่ใช้ใกล้เคียงกัน

ตารางที่ 4.43 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	1	137.69
0.1	1	136.21
1	1	134.06

3.2) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียล จากตารางที่ 4.44 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 1 เวลาที่ใช้ 125.81 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าให้ค่าความแม่นยำเท่ากันกับเคอร์เนลเส้นตรงและเวลาที่ใช้้น้อยกว่าเล็กน้อย

ตารางที่ 4.44 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	1	125.81
0.1	1	126.45
1	1	126.1

4) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4

4.1) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง จากตารางที่ 4.45 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.306 เวลาที่ใช้ 17.84 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้้น้อยมากเมื่อเทียบกับการปรับชุดข้อมูลแบบอื่น แต่เวลาที่ใช้้น้อยมาก

ตารางที่ 4.45 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.306	17.84
0.1	0.306	19.21
1	0.306	19.75

4.2) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลีโนเมียล จากตารางที่ 4.46 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.306 เวลาที่ใช้ 17.06 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าให้ค่าความแม่นยำเท่ากันกับเคอร์เนลเส้นตรงและเวลาที่ใช้สั้นกว่าเล็กน้อย

ตารางที่ 4.46 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลีโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.306	17.06
0.1	0.306	18.52
1	0.306	17.37

5) ผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5

5.1) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง จากตารางที่ 4.47 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.964 เวลาที่ใช้ 65.08 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้สูงมากแต่น้อยกว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 และแบบที่ 3 แต่เวลาที่ใช้สั้นกว่ามาก

ตารางที่ 4.47 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรงจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.964	65.08
0.1	0.964	66.21
1	0.964	66.54

5.2) การจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียล จากตารางที่ 4.48 แสดงผลการทดลองการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5 จากผลการทดลองเมื่อ γ มีค่าเท่ากับ 0.001 ให้ค่าความแม่นยำ คือ 0.891 เวลาที่ใช้ 65.65 วินาที และให้ค่าความแม่นยำเท่ากันทั้งหมดเมื่อปรับค่า γ เพิ่มมากขึ้น จากผลการทดลองจะเห็นว่าให้ค่าความแม่นยำน้อยกว่าเคอร์เนลเส้นตรงและเวลาที่ใช้ใกล้เคียงกัน

ตารางที่ 4.48 ผลการจำแนกภาพใบหน้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5

ค่า γ	ค่าความแม่นยำ	เวลา (วินาที)
0.001	0.891	65.65
0.1	0.891	68.11
1	0.891	66.36

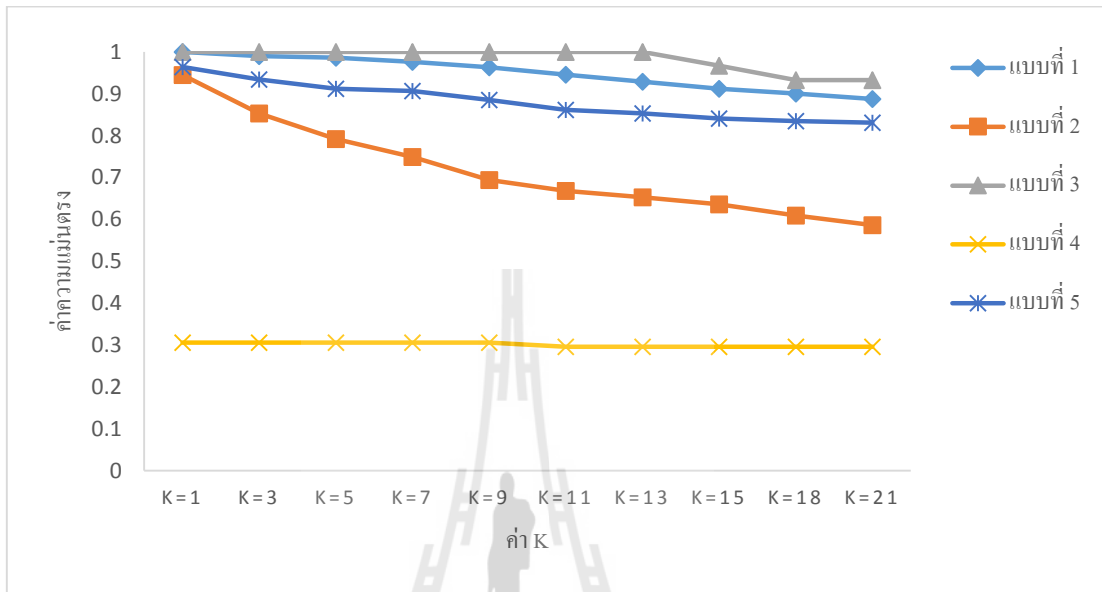
4.2.4.3 อภิปรายและสรุปผลการทดลองการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพใบหน้า

การทดลองการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพใบหน้าสามารถแบ่งผลการทดลองได้เป็น 2 ผลการทดลอง คือ ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สามารถสรุปผลการทดลองได้ดังต่อไปนี้

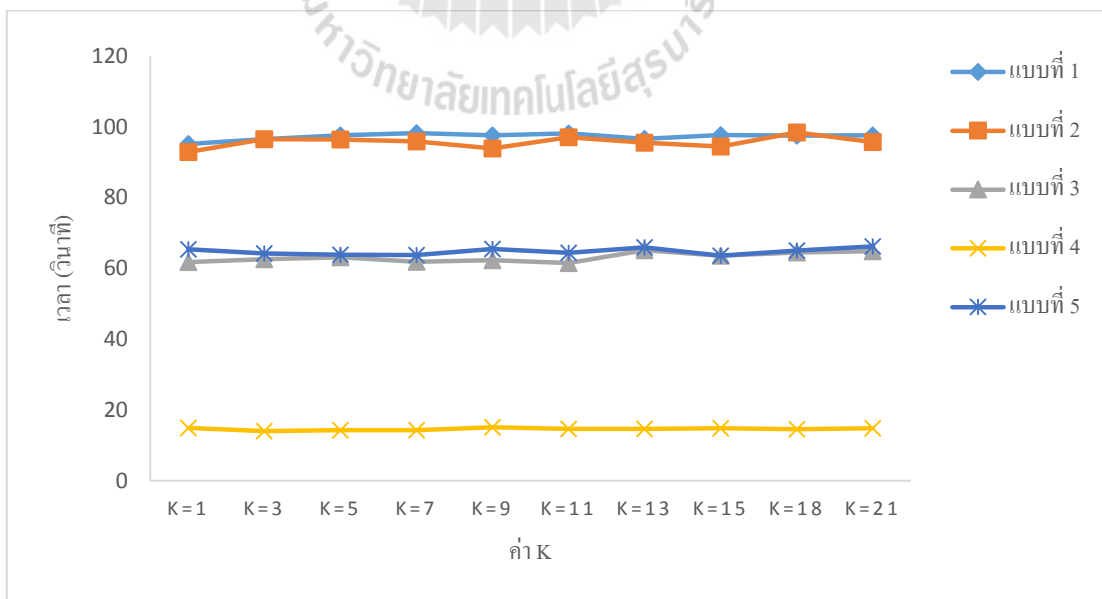
- 1) สรุปผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์

จากการทดลองจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์เพื่อหาค่าความแม่นยำ ผลการทดลองสามารถสรุปได้ตามรูปที่ 4.15 แสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการปรับชุดข้อมูลทั้ง 5 แบบ จากกราฟ แบบที่ 1 ถึง แบบที่ 5 จะแทนด้วยการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 จนถึงแบบที่ 5 ตามลำดับ จากรูปจะเห็นว่า การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 มีประสิทธิภาพดีที่สุด โดยให้ค่าความแม่นยำมากที่สุดและที่มีประสิทธิภาพรองลงมาคือการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 และแบบที่ 5 โดยให้ค่าความแม่นยำใกล้เคียงกัน การปรับชุดข้อมูลในรูปแบบที่ 4 ให้ค่าความแม่นยำต่ำที่สุด จากรูปที่ 4.16 แสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคล โดยที่การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ใช้เวลาในการ

จำแนกบุคคลน้อยที่สุด การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 และแบบที่ 2 ใช้เวลาใกล้เคียงกันและใช้เวลาในการจำแนกมาก



รูปที่ 4.15 กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์



รูปที่ 4.16 กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์

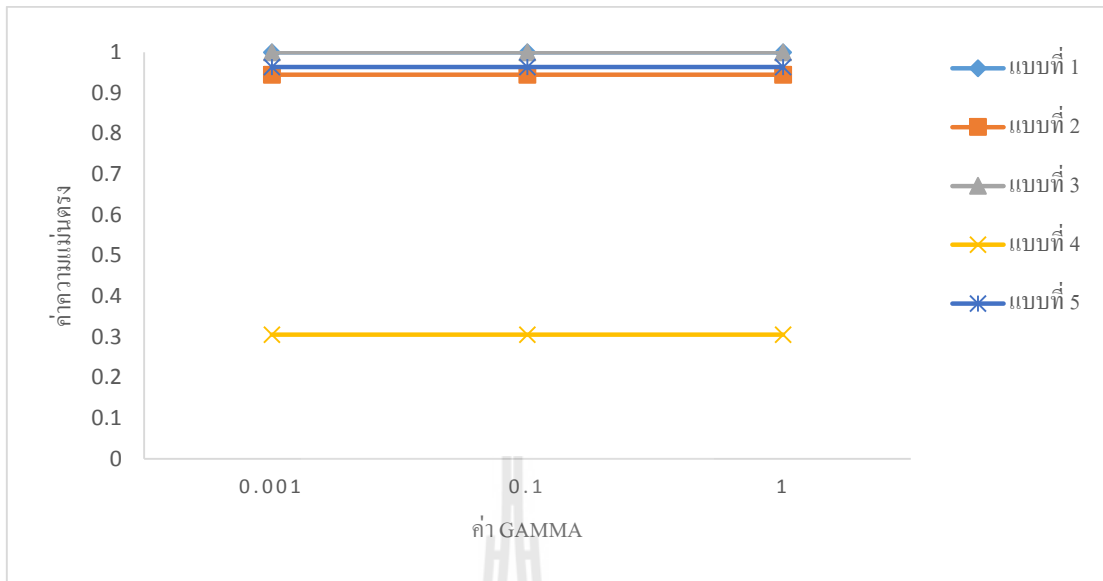
2) สรุปผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

จากการทดลองจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพื่อหาค่าความแม่นยำของการจำแนกบุคคล สามารถแบ่งผลการทดลองออกเป็น 2 ผลการทดลอง ได้แก่

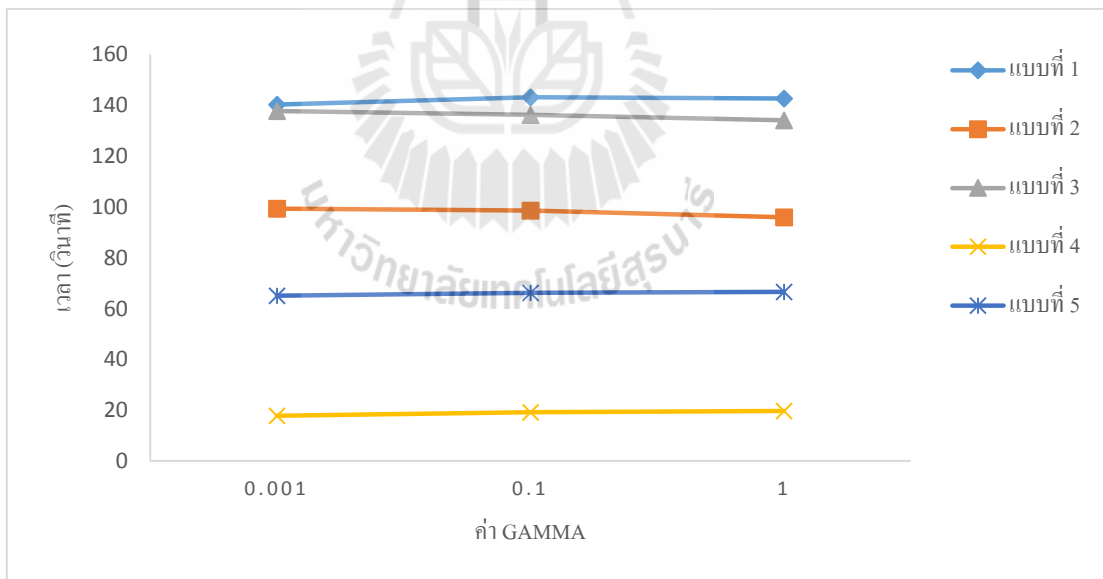
2.1) ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง จากรูปที่ 4.17 แสดงให้เห็นว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุดและการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 2 และ 5 ให้ค่าความแม่นยำใกล้เคียงกันมาก การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุด จากรูปที่ 4.18 แสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคล การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ใช้เวลาน้อยที่สุดและการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 ใช้เวลามากที่สุด

2.2) ผลการทดลองจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลิโนเมียล จากรูปที่ 4.19 แสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกบุคคล จากกราฟแสดงให้เห็นว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุดและใกล้เคียงกับการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 โดยที่การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุด จากรูปที่ 4.20 แสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนก จากกราฟจะเห็นว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ใช้เวลาน้อยที่สุดและการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 ใช้เวลามากที่สุด

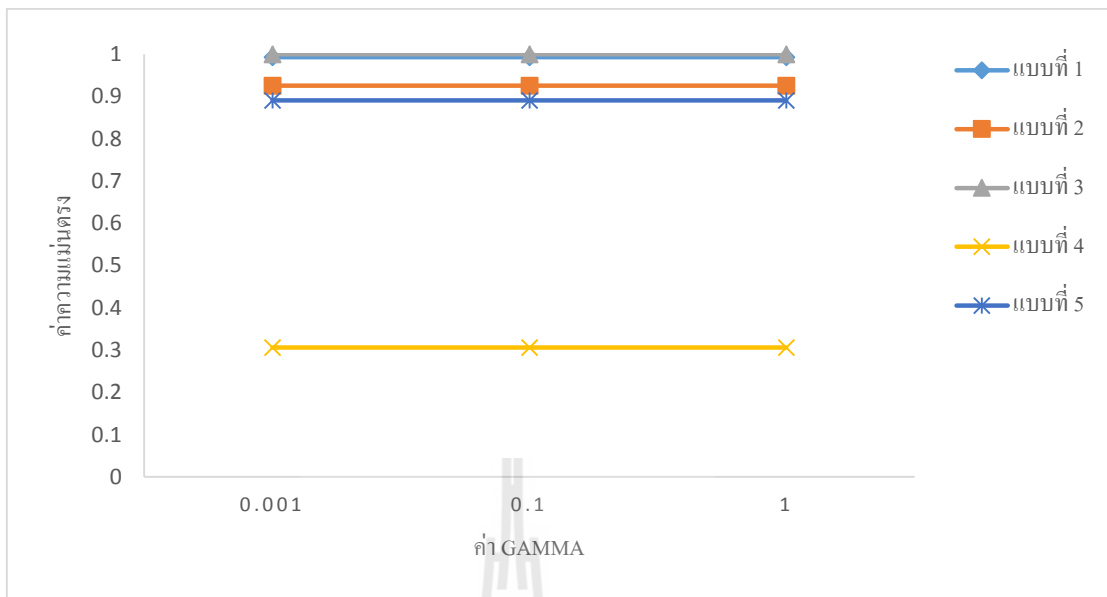
สรุปจากผลการทดลองที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน จะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพใบหน้าสูงมาก โดยส่วนมากแล้วการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 3 และ 5 ให้ค่าความแม่นยำมากใกล้เคียงกันและการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ให้ค่าความแม่นยำน้อยที่สุด ส่วนเวลาที่ใช้ในการจำแนกก็จะเห็นว่าการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ใช้เวลาน้อยที่สุดและการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 ใช้เวลามากที่สุด



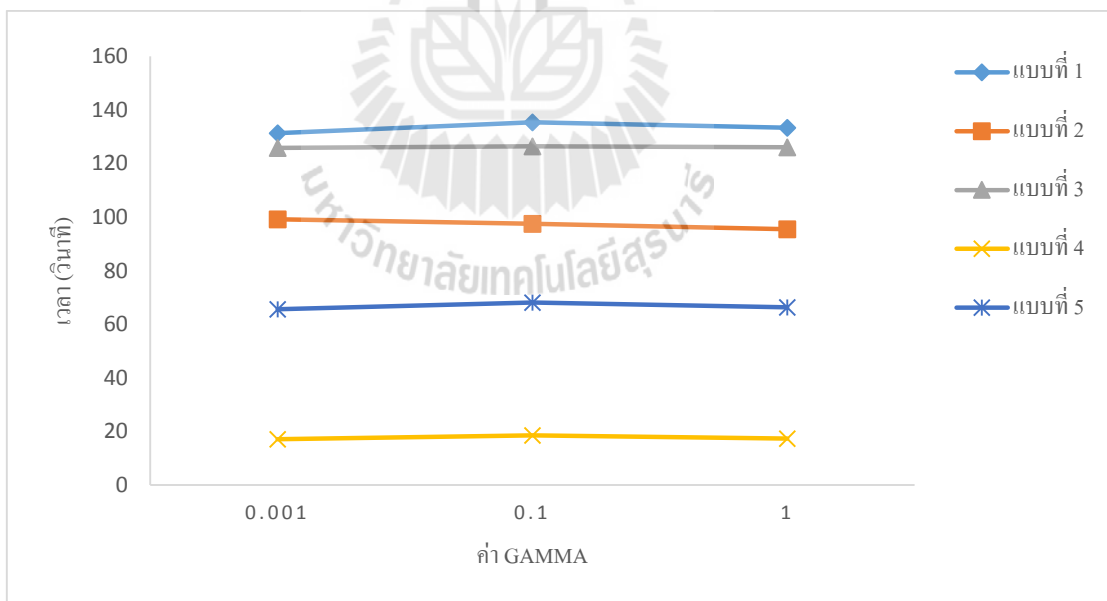
รูปที่ 4.17 กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึม ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง



รูปที่ 4.18 กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลเส้นตรง



รูปที่ 4.19 กราฟแสดงค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลีโนเมียล



รูปที่ 4.20 กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพใบหน้าด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเคอร์เนลโพลีโนเมียล

4.3 อภิปรายผล

จากผลการทดสอบประสิทธิภาพทั้งหมดของการนำเสนอวิธีการปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบสำหรับนำไปจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ซึ่งวิธีการปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบสามารถแบ่งการปรับชุดข้อมูลออกเป็น 5 แบบ โดยใช้ข้อมูลภาพลายนิ้วมือและข้อมูลภาพใบหน้าจำนวน 98 บุคคล บุคคลละ 10 ข้อมูล ใช้ค่าความแม่นยำและเวลาเป็นตัวชี้วัดประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลสามารถสรุปได้ดังต่อไปนี้

การจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือ เมื่อจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ จากรูปที่ 4.3 กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำที่ได้จากการปรับชุดข้อมูลทั้ง 5 แบบ จากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแสดงให้เห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้มีน้อยมากซึ่งได้ค่าความแม่นยำมากที่สุดเพียงแค่ 0.533 จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 ที่ใช้ชุดข้อมูลฝึกสอนที่มีจำนวนมากและมีข้อมูลของแต่ละบุคคลครบทั้งหมด ชุดข้อมูลทดสอบมีจำนวนน้อยกว่าและมีข้อมูลของแต่ละบุคคลเพียงบางส่วน เมื่อจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน จากรูปที่ 4.5 และรูปที่ 4.7 กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำ จากกราฟทั้งสองจะเห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้มีค่าน้อยซึ่งได้ค่าความแม่นยำมากที่สุดเพียงแค่ 0.7 และ 0.633 จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 เช่นเดียวกัน จากผลการทดลองการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือแสดงให้เห็นว่าการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือมีประสิทธิภาพไม่ดี

การจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้า เมื่อเพิ่มชุดข้อมูลไบโอเมตริกซ์ข้อมูลภาพใบหน้าที่ร่วมกับข้อมูลภาพลายนิ้วมือเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกบุคคล เมื่อจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ จากรูปที่ 4.9 กราฟเปรียบเทียบค่าความแม่นยำแสดงให้เห็นว่าค่าความแม่นยำที่ได้สูงมากซึ่งได้ค่าความแม่นยำเท่ากับ 1 จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 เมื่อจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน จากรูปที่ 4.11 และรูปที่ 4.13 กราฟเปรียบเทียบค่าความแม่นยำ จากกราฟทั้งสองค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกบุคคลมีค่าสูงมากซึ่งได้ค่าความแม่นยำมากที่สุดเท่ากับ 1 ทั้งสองเคอร์เนลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 จากผลการทดลองการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าแสดงให้เห็นว่าการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าที่มีประสิทธิภาพสูง

การจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพใบหน้า ใช้ชุดข้อมูลภาพใบหน้าเพียงชุดเดียวสำหรับจำแนกบุคคล เมื่อจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ จากรูปที่ 4.15 กราฟเปรียบเทียบ

ค่าความแม่นยำ จากกราฟแสดงให้เห็นว่าค่าความแม่นยำตรงที่ได้สูงมากซึ่งได้ค่าความแม่นยำตรงเท่ากับ 1 จากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 เมื่อจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน จากรูปที่ 4.17 และรูปที่ 4.19 กราฟแสดงค่าความแม่นยำ จากกราฟทั้งสองค่าความแม่นยำตรงที่ได้จากการทดสอบมีค่าเท่ากับ 1 ทั้งสองคอร์เนลจากการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 จากผลการทดลองการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพใบหน้าแสดงให้เห็นว่าการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลภาพใบหน้าที่มีประสิทธิภาพสูง

การเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคล จากผลการทดลองการจำแนกด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือ การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ใช้เวลาในการจำแนกน้อยที่สุด และการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 ใช้เวลามากที่สุด จากผลการทดลองการจำแนกด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้า การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ใช้เวลาในการจำแนกน้อยที่สุดและการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 และแบบที่ 2 ใช้เวลามากที่สุด เมื่อจำแนกด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ และการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 และแบบที่ 3 ใช้เวลามากที่สุด เมื่อจำแนกด้วยอัลกอริทึมอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน จากผลการทดลองการจำแนกด้วยข้อมูลภาพใบหน้าให้ผลเช่นเดียวกับการจำแนกด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้า โดยจากการผลการทดลองทั้งหมดเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์น้อยกว่าจำแนกด้วยอัลกอริทึมอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และการจำแนกบุคคลด้วยชุดข้อมูลภาพใบหน้าใช้นาน้อยที่สุด ส่วนการจำแนกด้วยข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าใช้เวลามากที่สุด

จากผลการทดลองทั้งหมดจะเห็นว่า การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 3 สามารถนำไปใช้จำแนกบุคคลได้มีประสิทธิภาพมากที่สุดและที่มีประสิทธิภาพรองลงมาคือการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 และแบบที่ 5 ซึ่งการปรับชุดข้อมูลทั้ง 3 แบบนี้มีการปรับชุดข้อมูลที่เหมือนกันคือ ชุดข้อมูลฝึกสอนจะมีการใช้ข้อมูลครบทั้ง 98 บุคคล แต่การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5 จะมีจำนวนของชุดข้อมูลฝึกสอนน้อยที่สุด ซึ่งจะมีจำนวนแค่ 98 ข้อมูล เป็นชุดข้อมูลฝึกสอนที่มีจำนวนน้อยมาก โดยเมื่อจำแนกบุคคลด้วยชุดข้อมูลภาพลายนิ้วมือมีประสิทธิภาพน้อยมาก จะเห็นว่าการทดลองทั้งหมดใช้ข้อมูลเป็นรูปภาพและภาพลายนิ้วมือมีรายละเอียดค่อนข้างมากและไม่สมบูรณ์ การจำแนกบุคคลด้วยภาพลายนิ้วมือจึงมีประสิทธิภาพน้อย แต่เมื่อนำข้อมูลภาพลายนิ้วมือมาใช้ร่วมกับภาพใบหน้า ประสิทธิภาพจากการจำแนกบุคคลด้วยชุดข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าเพิ่มขึ้นมาก แต่เวลาที่ใช้เพิ่มขึ้นเนื่องจากชุดข้อมูลมีจำนวนมิติสูงและเมื่อใช้เพียงแค่ชุดข้อมูลภาพใบหน้า จะเห็นว่าประสิทธิภาพการจำแนกบุคคลเพิ่มขึ้น แต่ไม่แตกต่างจากการจำแนกบุคคลด้วยชุดข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้านัก

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

ในปัจจุบันเทคโนโลยีทางด้านคอมพิวเตอร์เติบโตอย่างรวดเร็วและมีการใช้งานคอมพิวเตอร์กันอย่างกว้างขวาง ระบบรักษาความปลอดภัยจึงมีความสำคัญอย่างมาก ไปโอเมตริกซ์ คือ หนึ่งในเทคโนโลยีที่สามารถนำมาใช้ในด้านระบบรักษาความปลอดภัย ไปโอเมตริกซ์เป็นการวัดคุณลักษณะทางชีวภาพของมนุษย์ เช่น ลักษณะทางกายภาพ สำหรับนำไปเปรียบเทียบ ตรวจสอบ หรือจำแนกบุคคล

งานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นการพัฒนาการออกแบบอัลกอริทึมและพัฒนาโปรแกรมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยวิธีการปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบเพื่อทดสอบการใช้ข้อมูลไปโอเมตริกซ์ที่มีข้อมูลจำนวนน้อยมาใช้สำหรับจำแนกบุคคลให้ได้ประสิทธิภาพมากที่สุด ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง คือ ข้อมูลภาพลายนิ้วมือและข้อมูลภาพใบหน้า

5.1 สรุปขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

งานวิจัยนี้นำเสนออัลกอริทึมที่มีชื่อว่า Bio-Classification ซึ่งจะนำเสนอการใช้ภาพใบหน้า 1 ภาพ ต่อ 1 บุคคล สำหรับใช้เป็นข้อมูลแม่แบบและจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์

1) ศึกษาการทำงานของอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์และอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและศึกษาการทำงานและการเขียนโปรแกรมภาษาไพธอน ซึ่งเป็นภาษาระดับสูงที่มีโครงสร้างและรูปแบบของภาษาค่อนข้างง่าย เข้าใจง่าย และมีลักษณะคล้ายกับภาษาซีมาก

2) ศึกษาข้อมูลไปโอเมตริกซ์ ยูนิโมดัล ไปโอเมตริกซ์และมัลติโมดัล ไปโอเมตริกซ์ โดยศึกษาในส่วนของปัญหาต่าง ๆ ของการใช้งานข้อมูลไปโอเมตริกซ์ และศึกษาการประยุกต์ใช้รูปแบบของมัลติโมดัล ไปโอเมตริกซ์ ข้อมูลไปโอเมตริกซ์ที่ใช้ในงานวิจัยนี้ คือ ข้อมูลภาพใบหน้า และข้อมูลภาพลายนิ้วมือ

3) การออกแบบอัลกอริทึม Bio-Classification จะแบ่งการทำงานเป็น 2 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนวิธีของอัลกอริทึมและการทดสอบประสิทธิภาพ ขั้นตอนแรกจะต้องรับข้อมูลภาพใบหน้า 1 ภาพ ต่อ 1 บุคคล และผ่านขั้นตอนการเตรียมชุดข้อมูลเพื่อให้ข้อมูลสามารถนำมาใช้ได้มีประสิทธิภาพและถูกต้องด้วยการแปลงข้อมูลเป็นอาร์เรย์ จากนั้นจะจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์แล้วแสดงผลของการจำแนกบุคคล ในส่วนของการทดสอบประสิทธิภาพ ข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 3 ชุด ได้แก่ ชุดข้อมูลภาพลายนิ้วมือ ชุดข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้า และชุดข้อมูลภาพใบหน้า และทดสอบโดยใช้วิธีการปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบ มีทั้งหมด 5 แบบ และเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

4) การเปรียบเทียบผลการทดลองจะใช้ค่าความแม่นยำตรงและเวลาที่ใช้ในการจำแนกเป็นตัวชี้วัด เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลจากการใช้ชุดข้อมูลที่มีจำนวนน้อย

5.2 สรุปผลการวิจัย

การทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึม Bio-Classification ด้วยวิธีปรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบทั้งหมด 5 แบบ และเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยใช้ค่าความแม่นยำตรงและเวลาที่ใช้ในการจำแนกเป็นตัวชี้วัด การใช้ปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 แบบที่ 3 และแบบที่ 5 ให้ประสิทธิภาพสูง ซึ่งการปรับชุดข้อมูลทั้ง 3 แบบนั้นชุดข้อมูลฝึกสอนจะใช้ข้อมูลครบทั้ง 98 บุคคล บุคคลละ 9 ข้อมูล แต่การปรับแบบที่ 5 จะมีจำนวนข้อมูลฝึกสอนน้อยที่สุด โดยจะใช้ข้อมูลทั้งหมด 98 บุคคล บุคคลละ 1 ข้อมูล ส่งผลให้ชุดข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนน้อยมาก ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าเมื่อจำแนกบุคคลด้วยชุดข้อมูลภาพลายนิ้วมือร่วมกับภาพใบหน้าให้ประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลได้ดีมาก เมื่อมีการลดชุดข้อมูลเหลือจำแนกบุคคลด้วยชุดข้อมูลภาพใบหน้าที่ยังสามารถให้ประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคลได้ดี เมื่อเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการจำแนกบุคคล การปรับชุดข้อมูลแบบที่ 4 ใช้เวลาน้อยที่สุด และการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 1 และแบบที่ 3 ใช้เวลามากที่สุด จากผลการทดลองพบว่า การใช้ภาพใบหน้าเพียงอย่างเดียวสามารถจำแนกบุคคลได้มีประสิทธิภาพสูงและใช้เวลาในการจำแนกน้อยลงและการปรับชุดข้อมูลแบบที่ 5 ซึ่งเป็นการใช้ข้อมูลเพียง 1 ข้อมูล ต่อ 1 บุคคล ในการสร้างแม่แบบ ซึ่งเป็นการข้อมูลฝึกสอนจำนวนน้อย สามารถให้ประสิทธิภาพสูงและการจำแนกบุคคลด้วยอัลกอริทึมเค-เนียร์เรสเนเบอร์ใช้เวลา น้อยกว่าอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

5.3 ปัญหาและข้อเสนอแนะ

ในขั้นตอนของการจำแนกบุคคลใช้เวลาในการประมวลผลค่อนข้างนาน โดยทั่วไปการระบุตัวตนควรจะต้องใช้เวลาน้อย และปัญหาจากการรวบรวมข้อมูล ที่มีข้อจำกัดทางด้านอุปกรณ์ ส่งผลให้ข้อมูลมีความผิดพลาดเกิดขึ้นส่งผลต่อการทำงานและประสิทธิภาพของการจำแนกบุคคล

และในอนาคตหากสามารถทำเป็นเซิร์ฟเวอร์จะสามารถทำให้ระบบระบุตัวตนทำงานได้รวดเร็วขึ้นหรือทำงาน โดยแยกกระบวนการของงาน การทำเป็นเว็บแอปพลิเคชัน สามารถทำให้การจำแนกบุคคลมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น



รายการอ้างอิง

- Anil Jain, Lin Hong, and Yatin Kulkarni. A multimodal biometric system using fingerprint, face, and speech. (n. p.)
- Ann Jacob, Nikhila Bhuvan and Sabu Thampi (2011). Feature level fusion using multiple fingerprints. **Computational Science - New Dimensions & Perspectives (NCCSE)**. 13-18.
- Arun Ross, Anil K. Jain (2004). Multimodal biometrics: An overview. **Appeared in proc. Of 12th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)**. 1221-1224.
- Ashish Mishra (2010). Multimodal biometrics it is : Need for future systems. **International Journal of Computer Applications**. 3 (4).
- Dhriti, Manvjeet Kaur (2012). k-Nearest neighbor classification approach for face and fingerprint at feature level fusion. **International Journal of Computer Applications**. 60 (14): 13-17.
- Durgesh Srivastava k., Lekha Bhambhu (2009). Data classification using support vector machine. **Journal of Theoretical and Applied Information Technology**. 12(1): 1-7.
- Heng Fui Liau, Dino Isa (2011). Feature selection for support vector machine-based face-iris multimodal biometric system. **Expert Systems with Applications**. 38: 11105-11111.
- Lakshmi Deepika, C., Kandaswamy, A. (2009). An Algorithm for Improved Accuracy in Unimodal Biometric Systems through Fusion of Multiple Feature Sets. **ICGST-GVIP Journal**. 9: 33-40.
- Mehmet Aci, Cigdam Inan, and Mutlu Avci (2010). A hybrid classification method of k-nearest neighbor bayesian method and genetic algorithm. **Expert Systems with Applications**. 37 (7): 5061-5067.
- Mini Singh Ahuja, Sumit Chabbra (2013). A Survey of Multimodal Biometrics. **International journal of Computer Science and its Applications**. 157-160.

- Morshedul Arefin, Ekramul Hamid (2014). A Comparative Study on Unimodal and Multimodal Biometric Recognition. **International Journal of Innovative Science and Modern Engineering (IJISME)**. 3(1): 37-45
- Neelamegam, S., Ramaraj, Dr. E. (2013). Classification algorithm in data mining: An overview. **International Journal of P2P Network Trends and Technology (IJPTT)**. 4 (8): 369-374.
- Samuel Odei Danso (2006). An exploration of classification prediction techniques in data mining: The insurance domain [On-line]. Available:
<http://www.comp.leeds.ac.uk/scsod/MSc%20Dissertation.pdf>
- Sanjekar, P. S., Patil, J. B. (2013). An overview of multimodal biometrics. **Signal & Image Processing : An International Journal (SIPIJ)**. 4 (1): 57-64
- Sheena, S., Sheena Mathew (2014). A study of multimodal biometric system. **International Journal of Research in Engineering and Technology (IJRET)**. 3(15): 93-98.
- Yoshijo (2006). Data mining [On-line]. Available:
<http://www.msit.mut.ac.th/newweb/phpfile/show.php?Qid=235>



ภาคผนวก ก

รหัสต้นฉบับของโปรแกรม

โปรแกรมการจำแนกบุคคลด้วยข้อมูลไบโอเมตริกซ์

```
# -*- coding: utf-8 -*-

from PIL import Image
import numpy as np
from sklearn import metrics
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
import time
from sklearn import svm

start_time = time.time();

print("#=====")
print("#==== HUMAN IDENTIFICATION SYSTEM =====")
print("#=====")
print("\nk-Nearest Neighbor")

#k value of k-Nearest Neighbor
nn=21

target = []
roun = 0

#import training picture file
for x in range(1,31):
    for i in range(1,10):
        imgstr_fa='E:/M5641956/Biometrics_Datasets/fa/tr930/'+str(x)+'_'+str(i)+'.bmp'
        imgstr_fi='E:/M5641956/Biometrics_Datasets/fi/tr930/'+str(x)+'_'+str(i)+'.bmp'
        original_fa=Image.open(imgstr_fa)
        original_fi=Image.open(imgstr_fi)
```

```
converted_img_fa=original_fa.convert('L')
converted_img_fi=original_fi.convert('L')
ndarr_fa=np.array(converted_img_fa.getdata())
ndarr_fi=np.array(converted_img_fi.getdata())

y=np.array(ndarr_fa)
z=np.array(ndarr_fi)

fu=np.concatenate((z,y))

if x==1 and i==1:
    imgarr_fa = np.array([ndarr_fa])
    imgarr_fi = np.array([ndarr_fi])
    imgarr_fu = np.array([fu])
else:
    X1 = np.array([ndarr_fa])
    imgarr_fa = np.concatenate((imgarr_fa,X1))
    X2 = np.array([ndarr_fi])
    imgarr_fi = np.concatenate((imgarr_fi,X2))
    X3 = np.array([fu])
    imgarr_fu = np.concatenate((imgarr_fu,X3))

target.append(x)

x_train_fa = imgarr_fa
y_train_fa = target

target_fa = []

#import testing picture file
```

```
for x in range(1,99):
    for i in range(1,2):
        imgstr_fa='E:/M5641956/Biometrics_Datasets/fa/te198/'+str(x)+'_'+str(i)+'.bmp'
        imgstr_fi='E:/M5641956/Biometrics_Datasets/fi/te130/'+str(x)+'_'+str(i)+'.bmp'
        original_fa=Image.open(imgstr_fa)
        original_fi=Image.open(imgstr_fi)
        converted_img_fa=original_fa.convert('L')
        converted_img_fi=original_fi.convert('L')
        ndarr_fa=np.array(converted_img_fa.getdata())
        ndarr_fi=np.array(converted_img_fi.getdata())

        y=np.array(ndarr_fa)
        z=np.array(ndarr_fi)

        fu=np.concatenate((z,y))

        if x==1 and i==1:
            imgarr_fa = np.array([ndarr_fa])
            imgarr_fi = np.array([ndarr_fi])
            imgarr_fu = np.array([fu])
        else:
            X1 = np.array([ndarr_fa])
            imgarr_fa = np.concatenate((imgarr_fa,X1))
            X2 = np.array([ndarr_fi])
            imgarr_fi = np.concatenate((imgarr_fi,X2))
            X3 = np.array([fu])
            imgarr_fu = np.concatenate((imgarr_fu,X3))

        target_fa.append(x)
```

```
x_test_fa = imgarr_fa
y_test_fa = target_fa

#step 1
#predict with kNN
neigh_fa = KNeighborsClassifier(n_neighbors=nn,weights='distance')
neigh_fa.fit(x_train_fa, y_train_fa)
y_pred_fa = neigh_fa.predict(x_test_fa)
acc_fa = metrics.accuracy_score(y_test_fa, y_pred_fa)

svm_mode = 'linear'
gamma = 1
C = 100

svm_fa = svm.SVC(gamma=gamma,kernel=svm_mode)
svm_fa.fit(x_train_fa, y_train_fa)
y_pred_fa = svm_fa.predict(x_test_fa)
acc_fa = metrics.accuracy_score(y_test_fa, y_pred_fa)

print("\nface Accuracy : %.3f" % acc_fa)

finish_time = time.time() - start_time
print finish_time
```

ภาคผนวก ข

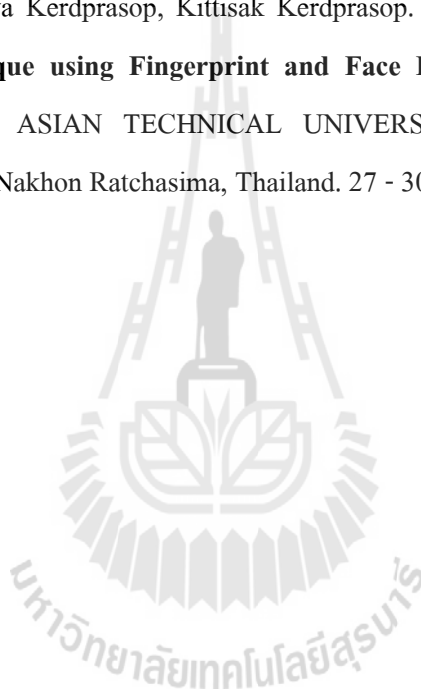
บทความวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา



รายชื่อบทความวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

Sak Phoemhansa, Keerachart Suksut, Phaichayon Kongchai, Rattaphong Sutamma, Nittaya Kerdprasop, Kittisak Kerdprasop. **On Comparing Feature Reduction Techniques for Accuracy Improvement of the k-NN Classification.** Proceedings of the 3rd International Conference on Industrial Application Engineering 2015. Kitakyushu, Japan. 28 - 31 March 2015

Sak Phoemhansa, Nittaya Kerdprasop, Kittisak Kerdprasop. **Human Identification with Data Fusion Technique using Fingerprint and Face Image.** In Proceedings of the 9th SOUTH EAST ASIAN TECHNICAL UNIVERSITY CONSORTIUM (SEATUC) SYMPOSIUM. Nakhon Ratchasima, Thailand. 27 - 30 July 2015



On Comparing Feature Reduction Techniques for Accuracy Improvement of the k-NN Classification

Sak Phoemhansa*, Keerachart Suksut, Phaichayon Kongchai,
Rattaphong Sutamma, Nittaya Kerdrasop, Kittisak Kerdrasop

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

*Corresponding Author: sak_jeek@hotmail.com

Abstract

The aim of this paper is to perform a comparative study of feature reduction techniques that are most appropriate for the classification with k-nearest neighbor and tested with medical data. Medical data are normally high-dimensional in their nature. Their high dimensionality property can affect performance of the classification process. In this work, we perform various feature reduction techniques implemented with Matlab to decrease dimensions of data before the k-nearest neighbor classification step. From the experimented results, we found that best performance is obtained from using the PCA algorithm to reduce features of data. The comparison in terms of accuracy turns out that PCA and ROC feature reduction techniques can improve the classification prediction, whereas the t-test feature reduction has very limited effect over the classification accuracy.

Keywords: data mining, dimension reduction, k-NN.

1. Introduction

Techniques to reduce the feature of data is one step in the data preprocessing it have important with pattern recognition and high-dimension data. This techniques can be remove attributes without affect the performance of algorithm. Because some attributes may affect the performance of algorithm. That is attributes may not be related to class label of data. We use feature reduction techniques for remove irrelevant attributes.

k-Nearest Neighbor is most popular in the fields of pattern recognition and machine learning. The algorithm is based supervised learning. It is finding nearest of k data.

In this paper, we are used feature reduction techniques as PCA, t-test and ROC in first step for improve effect classification with k-nearest neighbor algorithm. The experimental result to compare the accuracy from experiments with each techniques, error and number of attributes to classify. As medical data is a very high number of attributes to suitable test data in evaluation.

2. Related works

Feature reduction is important in data preprocessing and widely used because it can extract important part. Related work use of this techniques as Mauricio Villegas and Roberto Paredes⁽¹⁾ used dimension reduction techniques with LDPP for test data from UCI and estimation error of k-NN, the result concluded that use LDPP can optimize k-NN. Phattrawut Sangsiri et al⁽²⁾. compare the performance of dimension reduction with PCA and BFSF then the artificial neural network to predict the cancer data, the result BSFS techniques appropriate to input neural network. Deqing Wang et al. ⁽³⁾ use t-test algorithm to feature selection, then use k-NN and SVM test performance with text data. D.A. Adeniyi et al⁽⁴⁾. they present automatic web usage data mining with k-nearest neighbor. The classification method has been trained to be used on-line and in real-time to identify clients/visitors click stream data. Yi-Hung Kung et al⁽⁵⁾. they find that the asymptotically optimal linear combination of nearest neighbors for density estimation is just the last term of the linear combination. Thananan Prasartvit et al⁽⁶⁾. proposed improved method for data dimensionality reduction called ABC-kNN. The method uses the wrapper technique for classification.

3. Feature Reduction and Classification

3.1 Feature Reduction Techniques

(a) Principal Component Analysis (PCA)

The Principal Component Analysis is used reduce features for high-dimension data and the most popular multivariate statistical technique. It a significant linear component analysis⁽⁷⁾. If any component is more important to selected and number of components is less than or equal the number of original components. The algorithm consist eigenvectors and eigenvalues.

Fig. 1 shown plotting the eigenvectors of covariance matrix (blue line) and point of all data before reduce features. And when used PCA to reduce features of data in Fig. 2.

(b) T-test

The T-test⁽⁸⁾ algorithm is statistical test to compare the difference of the mean values in two group. By compute t_0 value of two features from equation (1). Compute degree of freedom (df) value and define rho (α). Correlate df value and rho with t-table is t value. Then consider that reduce features from checking t_0 and t value that difference or equal. T-test is based on a normal data distribution.

There are three types.

- One sample t-test
- Independent sample t-test
- Paired sample t-test

$$t_0 = \frac{\bar{X}_B - \bar{X}_A}{\sqrt{S_p^2 \left(\frac{1}{n_B} + \frac{1}{n_A} \right)}} \quad (1)$$

Where X_A is mean value of A sample, X_B is mean value of B sample, S_p^2 is variance of p sample and n_B is number sample of B sample.

(c) The Receiver Operating Characteristic Curve (ROC)

The ROC is measure of the class-discrimination by look at plotting the relationship between the true positive rate and false positive rate. The method is measuring overlap of the data distribution two group.

Fig. 3 shown plotting graph of ROC curve by plot the corresponding AUC values of data before reduce features. AUC value of data is less than 0 which diagonal line is equal 0. And when reduced features with ROC algorithm the AUC value increase is more than 0 in Fig. 4.

For example, Table 1 shown sample the data consist 4 instance, 3 features and class label which each instance is numeric data. Then bring the data to preprocessing data step with using ROC algorithm for reduce features of data. When

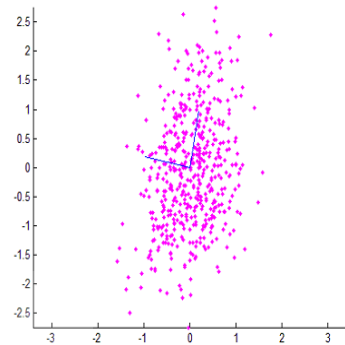


Fig. 1. The sample of data in experiment with PCA.

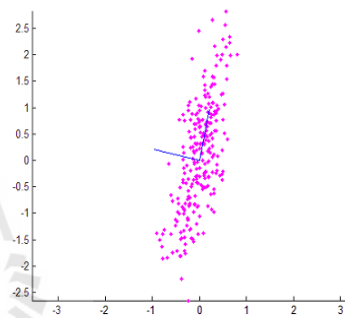


Fig. 2. The sample of data reduced with PCA.

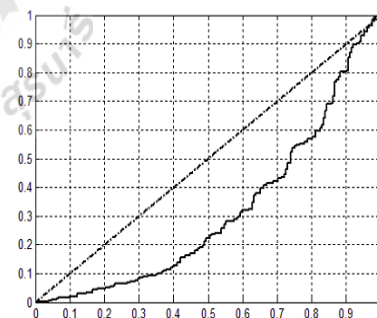


Fig. 3. The sample of plot data with ROC Curve.

reduced features the number of features remain is 2 features in Table 2. The features in Table 2 is important features to class label of data.

3.2 k-Nearest Neighbor Classification Algorithm

The algorithm is based on supervised learning⁽⁹⁾. It find nearest k sample from training data and identified class of

Table 1. The sample of data in experiment.

X	Y	Z	Class
52	63	15	1
48	79	24	1
94	88	12	2
36	52	19	2

Table 2. The sample of data reduced feature.

X	Y	Class
52	63	1
48	79	1
94	88	2
36	52	2

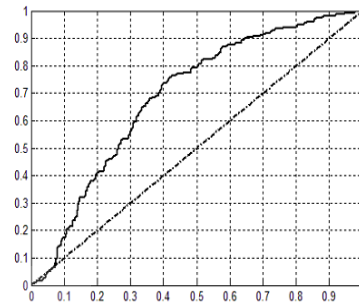


Fig. 4. The sample of plot ROC with reduced features.

new data when new data appears.

Fig. 5 shown the sample of k-nearest neighbor classification. N denotes new data. It find class of new data N. In solid line circle is k sample nearest N (when k=5). It is assigned class with similar square data because there are 3 square data is mostly data.

The following step:

- Choose a value for k.
- Compute the distance between consider data and training data.
- Consider nearest data number of k.
- Assign classes the data.

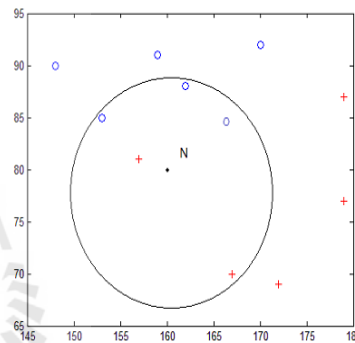


Fig. 5. The sample of k-NN classification.

4. Experimentation and Results

4.1 Dataset

The dataset in experiment is dataset from UCI⁽¹⁰⁾. Which used 5 dataset as Breast Cancer Wisconsin, Parkinsons, Spect, Pima, Lungcancer. The Dataset is high-dimension and numeric data. The numbers features of each dataset shows in Table 3.

4.2 A Comparative Study

Table 3. The numbers of feature.

data	#Features
breast_cancer_wisconsin	30
parkinsons	22
spect	44
pima	8
lungcancer	56

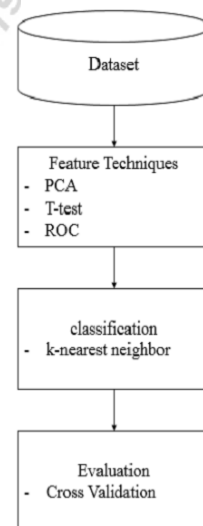


Fig. 6. The framework of technique.

Fig. 6 shown all step of the working. Firstly prepare dataset. Second use dimension reduction techniques with existing dataset. Next classify with k-nearest neighbor. And then evaluate with cross validation.

4.3 Experimental Results

The method implement with Matlab in experiment. Firstly, we are bring dataset to classify with k-nearest neighbor for the performance of classification on each dataset. The results shown in Table 4.

4.3.1 Classification Results over full-feature data

Table 4. The result of k-NN classifier without any application of feature reduction.

data	#features	err	acc
breast_cancer_wisconsin	30	0.095	0.905
parkinsons	22	0.1681	0.8319
spect	44	0.3357	0.6643
pima	8	0.2917	0.7083
lungcancer	56	0.4667	0.5333

Table 4 shown the error values and accuracy values of classified and #features is the number of features used in classified. From the results is obtained the best accuracy is Breast Cancer Wisconsin as 0.905 and number of features to used is 30.

Next, we are used dimension reduction techniques to reduce features of each dataset for improve performance of classifying. The method use in prepare data before classify with k-nearest neighbor.

4.3.2 Classification Results with PCA Feature Reduction Technique

Table 5. The classification results with PCA feature reduction.

data	#features	err	acc
breast_cancer_wisconsin	18	0.0915	0.9085
parkinsons	15	0.1648	0.8352
spect	24	0.201	0.799
pima	2	0.2435	0.7565
lungcancer	30	0.3333	0.6667

Table 5 shown the error values and accuracy values of classified and #features is the number of features reduced with PCA algorithm. From using PCA the number features of data less than the number of features in Table 4 and increases accuracy values.

4.3.3 Classification Results with T-test Feature Reduction Technique

- Define rho = 0.0001

Table 6. The classification results with T-test feature reduction (rho parameter = 0.0001).

data	#features	err	acc
breast_cancer_wisconsin	30	0.095	0.905
parkinsons	20	0.1737	0.8263
spect	44	0.3357	0.6643
pima	8	0.2917	0.7083
lungcancer	12	0.4333	0.5667

Table 6 shown the error values and accuracy values of classified and #features is the number of features reduced with t-test algorithm and defined parameter rho is 0.0001.

- Define rho = 0.05

Table 7. The classification results with T-test feature reduction (rho parameter = 0.05).

data	#features	err	acc
breast_cancer_wisconsin	30	0.095	0.905
parkinsons	20	0.1737	0.8263
spect	44	0.3357	0.6643
pima	8	0.2917	0.7083
lungcancer	20	0.2833	0.5982

Table 7 shown the error values and accuracy values of classified and #features is the number of features reduced with t-test algorithm and defined parameter rho is 0.05.

From Table 6 and 7, the results is similar but it difference at number of features of lungcancer dataset and accuracy values from defined difference rho value. Which rho value is significance level (1- α) for hypothesis test. Generally used rho value is 0.05.

4.3.4 Classification Results with ROC Feature Reduction Techniques

Table 8. The classification results with ROC feature reduction.

data	#features	err	acc
breast_cancer_wisconsin	15	0.0485	0.9515
parkinsons	18	0.1735	0.8265
spect	24	0.4088	0.5992
pima	5	0.2787	0.7213
lungcancer			

Table 8 shown the error values and accuracy values of classified and #features is the number of features reduced

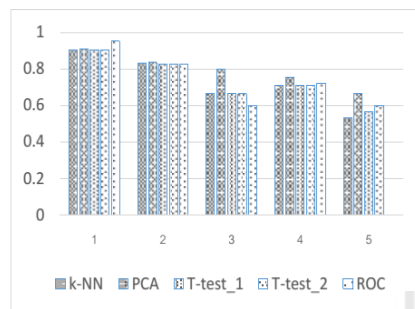


Fig. 7. Chart shown the accuracy of algorithm.

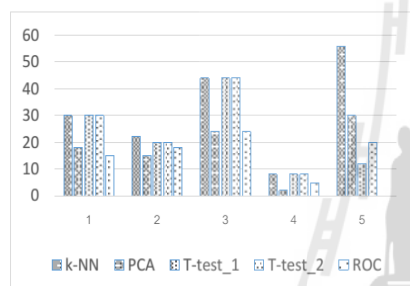


Fig. 8. Chart shown reduced number of features.

with ROC algorithm. It has a blank in Table 8 is not value.

From the experimental results, we use k-nearest neighbor to classify and the result is obtained in Table 4. Then reduce features with various techniques for optimize classification. In experiment, we are compare results from using the dimension reduction techniques as ROC algorithm reduced features. As Spect dataset has existing features is 44 reduced features with ROC algorithm to features remaining is 24 and better performance of classification.

Fig. 7 and 8 shown chart conclude from all experimental results table by number 1 is Breast Cancer Wisconsin dataset, 2 is Parkinsons, 3 is Spect, 4 is Pima, 5 is Lungcancer. Fig. 7 is chart shown comparison accuracy values of each method. Firstly Classification with k-NN the number of features equal original dataset then used feature reduction techniques as PCA, T-test (T-test_1 is used rho 0.0001 and T-test_2 is used rho 0.05), Roc to reduced features. From Fig. 7 shown that using PCA can improve accuracy values of classification greater than or equal to other techniques. Fig. 8 is chart shown comparison the number of features. The k-NN used all features in classification and reduced features with feature reduction techniques. From Fig. 8 shown that using PCA can reduced

features about half of features original dataset but not affect to performance of classification and also improve the performance of classification.

From compared results of using feature reduction techniques the best of techniques is PCA algorithm in reduce features of data. The PCA algorithm can reduced irrelevant features and optimize accuracy values. The experiment show that PCA can improve performance of mostly dataset. Which it can improve to the best of classifying on four dataset is about 80% from all dataset and rest dataset is Breast Cancer Wisconsin improved with ROC algorithm is about 20%.

5. Conclusions

This paper presents a performance comparison of feature reduction techniques to be applies prior to the classification with k-nearest neighbor. We used PCA, t-test and ROC algorithms to reduce features in data preparation step. The performance comparative result is that using PCA algorithm to reduce features can increase accuracy values and reduce the most significant number of features. PCA algorithm can improve accuracy in most dataset: Breast Cancer Wisconsin from 0.925 to 0.9085, Parkinsons from 0.8319 to 0.8352, Spect from 0.6643 to 0.7990, Pima from 0.7083 to 0.7565, Lungcancer from 0.5333 to 0.6667. We are planning to improve PCA-based feature reduction to be more appropriate for medical diagnosis in terms of model's understandability.

References

- (1) Mauricio Villegas, and Roberto Paredes : "Dimensionality reduction by minimizing nearest-neighbor classification error", Pattern Recognition Letters, Vol. 32, issue 4, pp. 633-639, 2011
- (2) Phattrawut Sangsiri, Sreemaj Nawichian, and pyung Meesuj : "A Comparing Efficiency of Dimension Reduction for Artificial Neural Network Between Backward Stepwise Feature Selection and Principal Component Analysis for Predicting Cancer Data Set", NCCIT, pp. 851-858, 2009
- (3) Deqing Wang, Hui Zhang, Rui Liu, Weifeng Lv, and Datao Wang : "t-Test feature selection approach based on term frequency for text categorization", Pattern Recognition Letters, Vol. 45, pp. 1-10, 2014
- (4) D.A. Adeniyi, Z. Wai, and Y. Yongquan, "Automated web usage data mining and recommendation system using K-Nearest Neighbor (KNN) classification

- method”, Applied Computing and Informatics, 2014
- (5) Yi-Hung Kung, Pei-Sheng Lina, and Cheng-Hsiung Kao, “An optimal k-nearest neighbor for density estimation”, Statistics & Probability Letters, Vol. 82, pp.1786-1791, 2012
- (6) Thananan Prasartvit, Anan Banharsakun, Boonserm Kaewkamnerdpong, and Tiranee Achalakul, “Reducing bioinformatics data dimension with ABC-kNN”, Neurocomputing, Vol. 116, pp.367-381, 2013
- (7) Mohamed Morchid, Richard Dufour, Pierre-Michel Bousquet, Georges Linare, and Juan-Michel Torres-Moreno : “Feature selection using Principal Component Analysis for massive retweet detection”, Pattern Recognition Letters, Vol. 49, pp. 33-39, 2014
- (8) Prachong Satam : “T-test”, Available on : <https://www.gotoknow.org/posts/399528>
- (9) Mehmet Aci, Cigdam Inan, and Mutlu Avci : “A hybrid classification method of k-nearest neighbor, Bayesian method and genetic algorithm”, Expert Systems with Applications, Vol. 37, issue 7, pp. 5061-5067, 2010
- (10) UCI Machine Learning Repository : Data set, Available on : <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html>



HUMAN IDENTIFICATION WITH DATA FUSION TECHNIQUE USING FINGERPRINT AND FACE IMAGE

Sak Phoemhansa, Nittaya Kerdprasop, Kittisak Kerdprasop
School of Computer Engineering, Suranaree University of Technology, Thailand

ABSTRACT

Currently technology is fast growing and widely used. The security system is consequently very importance. Biometric can be used in security system. Biometric is captured human characteristic such as fingerprint, face, which is physical characteristics of human that can be used for verification or identification. However, there is a problem in using biometric for security system in that it has low performance for identification. In this paper, we propose to use data fusion technique based on multimodal biometric technique for improving performance of human identification with k-nearest neighbor algorithm. In experiment, we compare the performance of identification between single biometric trait and fusion of multi-biometric traits.

1. INTRODUCTION

At present data is very importance because the fast growing of technology to produce tremendous amount of data exceeded human ability to analyze without proper tools. Data mining is proper tools to manage and analyze large database. It can applied in many field such as education, medical.

Biometric is biotechnology to metrics human characteristic. Biometric are categorized as physiological characteristics such as fingerprint, face and behavioral characteristics such as voice, gait of an individual. Biometric are most applied in security field to use verification or identification by compare biometric trait from an individual against pattern in database. The security system can protect important data by verification or identification form biometric trait data (Ephin, et al., 2013).

Multimodal biometric refers to the use of biometric more than one source to fusion for improving the performance of processing verification or identification. Because using single biometric may not enough in human identification system. It has cause limitations of biometric and vulnerable to spoofing (Sorin, et al., 2011).

In this paper, we propose the use of data fusion technique based on multimodal biometric with fusion two biometric traits to improve performance of human identification with k-Nearest Neighbor. In experiment we

compare accuracy of human identification by using fingerprint data, face data and the dataset fused with data fusion technique.

2. RELATED WORKS

Multimodal biometric are popular technique to use for solving various problems and improve performance of biometric. Ross & Jain (2004) study an overview of multimodal biometric that it can overcome limitations of using biometric. Multimodal biometric with various levels of fusion: sensor level, feature level, matching score level and decision level. Using multimodal biometric can improve performance of identification system and reliable. Mishra (2010) study different aspects of multimodal biometric and compare feasibility and advantage over biometric. Using multimodal biometric can improve performance of identification system and reliable. Liao & Isa (2011) propose face-iris multimodal biometric based on fusion at matching score level using support vector machine and propose feature selection technique to choose optimal features of data for improve performance of identification with face data and iris data. Dhriti & Kaur (2012) propose face-fingerprint multimodal biometric based on fusion at feature level and propose feature extraction techniques with Gabor filter and PCA before identification using k-Nearest Neighbor.

3. MULTIMODAL BIOMETRIC AND CLASSIFICATION

3.1 Multimodal Biometric

Multimodal Biometric refers to fusion biometric two or more biometric modalities for applied to security system such as verification, identification, authentication and authorization because using more biometric traits can increase accuracy of system and vulnerable to spoofing.

Multimodal biometric can solve problem limitations of biometric (Mishra, 2010).

1) Noisy data: It is occur in collect data process such as a fingerprint image with a scar. Noisy data can also result from defective or improperly maintained sensors

2) Intra class variation: Biometric data used in process identification not be identical data used generating template for an individual. It is often caused by a user.

3) Inter class similarities: The multiple individual characteristic very similarities (or refer to the overlap of feature) because a large number of users.

4) Non universality: Some persons cannot provide the required standalone biometric or the poor quality of individual biometric traits.

5) Spoofing: Using single biometric is vulnerable to spoofing or forged e.g. fingerprint are also used to spoof attack.

3.1.1 Levels of fusion

The levels of fusion follows (Mishra, 2010):

1) Sensor level fusion: In sensor fusion the sensor are captured biometric traits of a user from scanner devices in form of raw data.

2) Feature level fusion: At feature level is extract data process to extracted raw biometric data to a feature set representation of an individual trait.

3) Matching score level: The extracted features are processing to compare against the corresponding template stored in database to generate matching score.

4) Decision level fusion: In decision level is final classification to uses matching score determine that accepted or rejected in identification.

3.1.2 Phases of multimodal biometric

Multimodal biometric operates in two phases follows (Sanjekar & Patil, 2013):

1) Enrollment phase: The biometric system is captured and stored individual biometric trait of a user into database. The biometric data stored in database is template for authentication phase.

2) Authentication phase: The template of biometric trait used in authentication phase for identify or verify a person. The system comparing input data by a user with corresponding template in database while verification if both biometric traits similarity are accepted.

3.2 k-Nearest Neighbor Classification Algorithm

k-Nearest Neighbor (k-NN) is simply and the most popular technique based on supervised learning. The method assign class of new data from nearest majority class in k sample of training data (Aci, et al., 2010).

3.2.1 The steps of k-nearest neighbor

- 1) Choose k sample for number of nearest neighbor
- 2) Compute the distance of all points with new point.
- 3) Sort order of all distance values and consider along k samples.
- 4) Assign class of new data.

3.2.2 Distance computation

The distance computation can compute different multiple method. Generally use Euclidean distance is normal compute between two points in linear line from equation (1) (Shyu, et al., 2003).

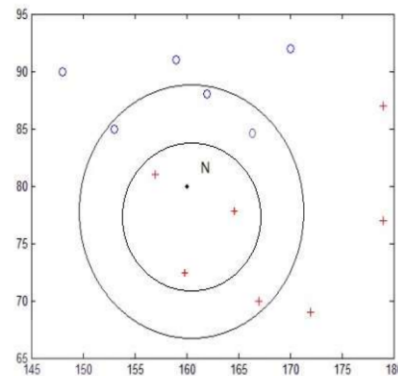


Fig. 1 The sample of k-NN classification.

$$d(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} \quad (1)$$

Where $d(X, Y)$ is distance between X and Y . X denote $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_i)$. Y denote $Y = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_i)$. n is number of all points.

Fig. 1 show a simply example of k-NN. It has two classes (blue circle and red plus). When we need classify class of new data appear (N point). The k-NN compute distance to find nearest neighbor point. In Fig. 1 if define k nearest neighbor is 3 (small circle) and k nearest neighbor is 7 (large circle). At small circle N point classified is red plus class and at large circle N point classified is red plus class because the most classes of points are red plus.

4. EXPERIMENTATION AND RESULTS

4.1 Dataset

Our experiment used face and fingerprint datasets from website: Face (URL: <http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/www/>) and Fingerprint (URL: <http://fvs.sourceforge.net/download.html>) in Table 1.

Table 1 The Detail of datasets.

Datasets	#Instances	#Features	#Classes
Face	400	10304	40
Fingerprint	168	6400	21

4.2 A Comparative Study

In this paper we can split our works as two phases follows:

- 1) First phases: We have two datasets consist fingerprint dataset and face dataset. Both datasets are image data. Therefore, we should transform both datasets to grayscale and transform to numeric data. Numeric data represent levels of color each pixels of image (0 represent black color and 255 represent white color). When obtained datasets are transformed numeric data then identify with k-

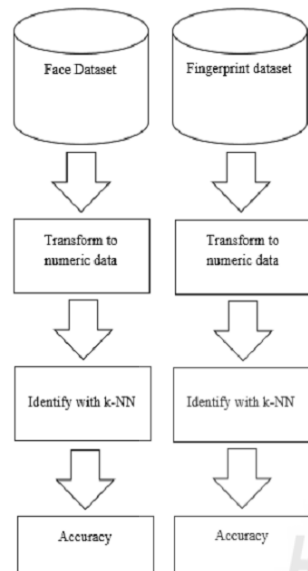


Fig. 2 The first framework of our technique.

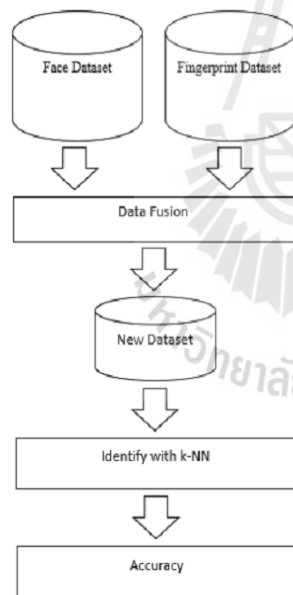


Fig. 3 The second framework of our technique.

NN algorithm. We will obtain accuracy values from identification of both datasets in Fig. 2.

2) Second phases: Both datasets transformed in first phases will be fused with data fusion technique before identifying with k-NN algorithm. We will obtain accuracy values of identification from second phases in Fig. 3.

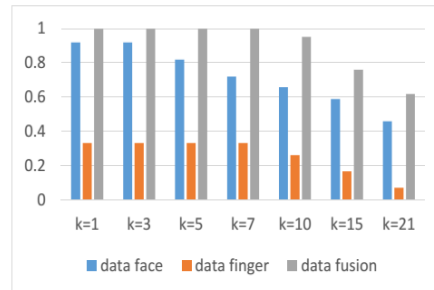


Fig. 4 Chart shows the performance in experiment.

When we obtained accuracy values from both work in first and second phases. We compare the performance of human identification and results in next section.

4.3 Experimental Results

Table 2 The results in our experiment.

k	Accuracy		
	Face	Fingerprint	Fused dataset
k = 1	0.92	0.333	1
k = 3	0.92	0.333	1
k = 5	0.82	0.333	1
k = 7	0.72	0.333	1
k = 10	0.66	0.262	0.952
k = 15	0.59	0.167	0.762
k = 21	0.46	0.071	0.619

The experimental implemented with Python. We performed with k-NN algorithm to human identification and used different k parameter in each datasets then compare the performance of each identification. We used single biometric trait and fusion data to human identification. For single biometric trait in our experiment is face and fingerprint.

The performance of human identification in experiments are summarized in Table 2 follows.

1) The human identification with face dataset: The accuracy obtained for identification with face dataset are between 0.92 and 0.46. The accuracy are decrease when increase k parameter.

2) The human identification with fingerprint dataset: The accuracy obtained from identification with fingerprint dataset are between 0.333 and 0.071. The accuracy are also decrease when increase k parameter. If compare accuracy of face and fingerprint indicate that fingerprint is low performance in Fig. 4.

3) The human identification with fused dataset: The accuracy obtained from identification with fused dataset are between 1 and 0.619. When we have fusion data shows that the accuracy obtained more than single biometric dataset in Fig. 4.

5. CONCLUSIONS

In this paper propose using fusion data technique based on multimodal biometric to human identification with k-Nearest Neighbor algorithm. Using single biometric trait may not enough for human identification because the limitations and various problem of biometric. These problem affect performance of identification. We fuse our both biometric dataset for improve the performance of human identification. In experimental results the performance of identification with single biometric compared against the performance of identification with dataset fused with data fusion data technique. The accuracy of fused dataset better than the accuracy of face and fingerprint dataset. Form experimental results show that fusion data can improve performance of human identification and using multiple biometric better than single biometric.

REFERENCES

- Arun Ross, Anil K. Jain, Multimodal Biometrics: An overview, Appeared in proc. Of 12th European Signal Processing Conference (EUSIPCO), pp. 1221-1224, 2004.
- Ashish Mishra, Multimodal Biometrics it is: Need for future systems, International Journal of Computer Applications, vol. 3, no.4, 2010.
- Ephin M, Shreya Mohan Vasanthi N. A., Survey on Multimodal Biometric using Palm print and Fingerprint, International Journal of Computer Applications, pp. 36-41, 2013.
- Dhriti, Manvjeet Kaur, k-Nearest neighbor classification approach for face and fingerprint at feature level fusion, International Journal of Computer Applications, vol. 60, no. 14, pp. 13-17, 2012.
- Heng Fui Liao, Dino Isa, Feature Selection for Support Vector Machine-based face-iris Multimodal Biometric System, Expert Systems with Applications. Vol. 38, pp. 11105-11111, 2011.
- Mehmet Aci, Cigdam Inan, and Mutlu Avci, A hybrid classification method of k-nearest neighbor bayesian method and genetic algorithm, Expert Systems with Applications, vol. 37, no. 7, pp.5061-5067, 2010.
- Sanjekar, P. S., Patil, J. B., An overview of multimodal biometrics, Signal & Image Processing: An International Journal (SIPIJ), vol. 4, no. 1, pp. 57-64, 2013.
- Shyu Mei-Ling, Chen Shu-Ching, Kanoksri Sarinnapakorn, Chang LiWu, A novel anomaly detection scheme based on principal component classifier, IEEE Foundations and New Directions of Data Mining Workshop, pp. 171-179, 2003.
- Sorin Soviany, Cristina Soviany, Mariana Jurian, A Multimodal Approach for Biometric Authentication with Multiple Classifiers, World Academy of Science, Engineering and Technology, vol. 5, pp. 1427-1432, 2011.



Sak Phoemhansa is currently a master student with the School of Computer Engineering, Suranaree University of Technology, Thailand. He received his bachelor degree in Computer Engineering from Suranaree University of Technology in 2011. His current research includes classification.



Nittaya Kerdprasop is an associate professor at the School of Computer Engineering, Suranaree University of Technology, Thailand. She received her bachelor degree in Radiation Techniques from Mahidol University, Thailand, in 1985, master degree in Computer Science from the Prince of Songkla University, Thailand, in 1991 and doctoral degree in Computer Science from Nova Southeastern University, U.S.A, in 1999. She is a member of ACM and IEEE Computer Society. Her research of interest includes Knowledge Discovery in Databases, Artificial Intelligence, Logic Programming, and Intelligent Databases.



Kittisak Kerdprasop is an associate professor and chair of the School of Computer Engineering, Suranaree University of Technology, Thailand. He received his bachelor degree in Mathematics from Srinakarinwirot University, Thailand, in 1986, master degree in Computer Science from the Prince of Songkla University, Thailand, in 1991 and doctoral degree in Computer Science from Nova Southeastern University, U.S.A., in 1999. His current research includes Data mining, Artificial Intelligence, Functional and Logic Programming Languages, Computational Statistics.

ประวัติผู้เขียน

นายศักดิ์ เพิ่มहरษา เกิดเมื่อวันที่ 6 กันยายน พ.ศ. 2533 ที่ อำเภอเบตง จังหวัดยะลา เริ่มเข้าศึกษาระดับชั้นอนุบาล 1 ถึงชั้นประถมศึกษาปีที่ 6 ที่โรงเรียนนวมวิทย์ศึกษา อำเภอเบตง จังหวัดยะลา หลังจากนั้นได้ย้ายไปศึกษาต่อในระดับมัธยมศึกษาตอนต้นและตอนปลาย ที่โรงเรียนเบตง “วีระราษฎร์-ประสาน” อำเภอเบตง จังหวัดยะลา จากนั้นได้เข้าศึกษาต่อระดับปริญญาตรีในสาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี และสำเร็จการศึกษาเมื่อปี พ.ศ. 2555 ภายหลังสำเร็จการศึกษาในระดับปริญญาตรี ได้เข้าศึกษาในระดับปริญญาโท สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ในปี 2557

ในระหว่างการศึกษาได้รับความอนุเคราะห์อย่างดียิ่งจากอาจารย์ประจำวิชา Database System ได้รับความไว้วางใจให้เป็นผู้ช่วยสอนปฏิบัติการ ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่บทความวิชาการ ซึ่งรายละเอียดสามารถดูได้ที่ภาคผนวก ข

