โครงการ

การเรียนการสอนเพื่อเสริมประสบการณ์

ชื่อโครงการ การรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว

Thai Handwriting Recognition Using Adaptive Learning Method for Single User

ชื่อนิสิต นางสาวศศิธร ฉลองง 563 36608 23

ภาควิชา คณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์

สาขาวิชา คณิตศาสตร์ / วิทยาการคอมพิวเตอร์

ปีการศึกษา 2561

คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของโครงงานทางวิชาการที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)

เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของโครงงานทางวิชาการที่ส่งผ่านทางคณะที่สังกัด

The abstract and full text of senior projects in Chulalongkorn University Intellectual Repository(CUIR)

are the senior project authors' files submitted through the faculty.

การรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว

นางสาวศศิธร ฉลอง

โครงงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต
สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์
คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2561

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Thai Handwriting Recognition Using Adaptive Learning Method for Single User

Sasithorn Chalong

A Project Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of Bachelor of Science Program in Computer Science

Department of Mathematics and Computer Science

Faculty of Science

Chulalongkorn University

Academic Year 2018

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อโครงงาน	การรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยโดยวิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดียว
โดย	นางสาวศศิธร ฉลอง
สาขาวิชา	วิทยาการคอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาโครงงานหลัก	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ศุภกานต์ พิมลธเรศ
อาจารย์ที่ปรึกษาโครงงานร่วม	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุวดีธร

ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับโครงงานฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่ง ของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาบัณฑิต ในรายวิชา 2301499 โครงงานวิทยาศาสตร์ (Senior Project)

.....
(ศาสตราจารย์ ดร. กฤษณะ เนียมมณี) หัวหน้าภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์

คณะกรรมการสอบโครงงาน

.....
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ศุภกานต์ พิมลธเรศ) อาจารย์ที่ปรึกษาโครงงานหลัก

.....
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุวดีธร) อาจารย์ที่ปรึกษาโครงงานร่วม

.....
(รองศาสตราจารย์ ดร. รัชลิดา ลิปิกรณ์) กรรมการ

.....
(รองศาสตราจารย์ ดร. จริยา อุ่ยยะเสถียร) กรรมการ

นางสาวศศิธร ฉลอง: การรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว (Thai Handwriting Recognition Using Adaptive Learning Method for Single User) อ. ที่ปรึกษาโครงงานหลัก: ผศ. ดร. ศุภกานต์ พิมลธเรศ, อ. ที่ปรึกษาโครงงานร่วม: ผศ. ศศิภา พันธุวดีธร, 50 หน้า

การรู้จำลายมือเขียนนั้นเป็นองค์ประกอบสำคัญในหลายระบบ ทั้งยังเป็นงานที่มีความท้าทายงานหนึ่งในงานด้านการรู้จำแบบรูป เนื่องจากตัวอักษรภาษาไทยมีความหลากหลายของรูปร่างและตำแหน่งการเขียนของตัวอักษร ในขณะเดียวกันในบางตัวอักษรก็มีความคล้ายคลึงกันเป็นอย่างมาก ทำให้ยากต่อการจำแนกออกจากกันอย่างชัดเจน ในงานวิจัยนี้จึงนำเสนอวิธีการเรียนรู้เพื่อสร้างตัวแบบการจำแนกซึ่งสามารถปรับตัวให้เข้ากับลักษณะการเขียนของผู้ใช้เพียงคนเดียว จากตัวแบบการจำแนกจำนวน 3 ชนิด และคุณลักษณะของรูปร่าง พื้นผิว และทั้งสองอย่างนำมาประกอบกัน เพื่อออกแบบตัวแบบการจำแนกบนพื้นฐานของการเรียนรู้แบบปรับได้ที่เหมาะสมสำหรับแต่ละคน ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าวิธีการที่นำเสนอให้ผลดีมากกว่าวิธีการเรียนรู้แบบปรับไม่ได้ในแง่ของค่าความถูกต้อง

ภาควิชา คณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ ลายมือชื่อนิสิต ศศิธร ฉลอง

สาขาวิชา วิทยาการคอมพิวเตอร์ ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาโครงงานหลัก

ปีการศึกษา 2561 ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาโครงงานร่วม

5833660823: MAJOR COMPUTER SCIENCE

KEYWORDS: HANDWRITING RECOGNITION, FEATUTER EXTRACTION, MACHINE LEARNING

SASITHORN CHALONG: THAI HANDWRITING RECOGNITION USING ADAPTIVE LEARNING METHOD FOR SINGLE USER. ADVISOR: ASST. PROF. SUPHAKANT PHIMOLTARES, Ph.D., CO-ADVISOR: ASST. PROF. SASIPA PANTHUWADEETHORN, 50 pp.

Handwriting recognition is an important part of several systems. In addition, it is one of the very challenging tasks in pattern recognition because Thai characters have a variance of shapes and writing positions. At the same time, some characters are very similar, so it is difficult to obviously discriminate these characters. This study proposes the learning method to generate a classification model which can adapt to the writing style of a single user. Three classification methods, shape, texture, and both features are combined to design a proper adaptive classification model based on adaptive learning method for an individual user. Experimental results show that the proposed method outperforms the non-adaptive learning method in terms of accuracy.

Department: Mathematics and Computer Science Student's Signature ศศิธร ชลอง

Field of Study: Computer Science Advisor's Signature อ.ภาคนพ ฟิมลทาเรส

Academic Year: 2018 Co-advisor's Signature อ.ศศิพา พันธุวดีธร

กิตติกรรมประกาศ

ในงานวิจัย “การรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว” นี้ได้รับความช่วยเหลือจากผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ศุภกานต์ พิมลธเรศ อาจารย์ที่ปรึกษาโครงงานหลัก และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุวดีธร อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการร่วม ในการเอาใจใส่ให้คำปรึกษา ชี้แนะแนวทางอันเป็นประโยชน์ในงานวิจัย ตรวจทานแก้ไขข้อผิดพลาด และยังคอยให้กำลังใจตั้งแต่เริ่มต้นดำเนินงานจนกระทั่งดำเนินงานได้เสร็จสมบูรณ์

ขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร. รัชลิดา ลิปิกรณ์ และรองศาสตราจารย์ ดร. จริยา อุ่ยยะเสถียร กรรมการสอบโครงงาน ซึ่งได้ช่วยชี้แนะให้โครงงานมีความสมบูรณ์มากขึ้น

ขอขอบพระคุณอาจารย์ท่านอื่นที่แม้ไม่ได้กล่าวนามไว้ ณ ทีนี้ ที่ได้ถ่ายทอดความรู้และประสบการณ์ให้ผู้วิจัยได้มีความรู้ ความเข้าใจในทฤษฎีต่าง ๆ ซึ่งเป็นประโยชน์ต่องานวิจัย

ขอขอบพระคุณภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ที่ได้จัดเตรียมสถานที่และอุปกรณ์ให้นิสิตในการดำเนินการวิจัย รวมถึงงบประมานในการดำเนินงานวิจัย

ขอขอบพระคุณมูลนิธิทางสู่ฝัน ปั้นคนเก่งที่ได้ให้ความดูแลและสนับสนุนทุนการศึกษามาตลอดระยะเวลาที่ศึกษาในระดับปริญญาตรี

ขอขอบพระคุณญาติผู้ใหญ่และเพื่อนที่ให้ความเอื้อเฟื้อในการเก็บข้อมูลลายมือเขียนภาษาไทย เพื่อใช้ในงานวิจัย

ขอขอบพระคุณบิดา มารดา พี่สาว น้องชาย ญาติผู้ใหญ่ที่เคารพ และเพื่อนที่ให้การสนับสนุนคำปรึกษา และกำลังใจเสมอตลอดการดำเนินการวิจัย

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... จ
กิตติกรรมประกาศ ..... ฉ
สารบัญ ..... ช
สารบัญตาราง ..... ฌ
สารบัญภาพ ..... ญ
สารบัญกราฟ ..... ฎ
บทที่ 1 บทนำ 1
1.1 ความเป็นมาและเหตุผลการวิจัย 1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย 2
1.3 ขอบเขตการวิจัย 2
1.4 ขั้นตอนการวิจัย 2
1.5 ประโยชน์ที่ได้รับ 3
1.6 โครงสร้างของรายงาน 3
บทที่ 2 หลักการ ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 5
2.1 หลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง 5
2.1.1 ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทาง 5
2.1.2 แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่ 7
2.1.3 ฮาราลิค 8
2.1.4 ฮิสโทแกรมของรูปร่าง 9
2.1.5 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน 10
2.1.6 ต้นไม้ตัดสินใจ 12
2.1.7 ขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับ 13
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 14
บทที่ 3 วิธีการวิจัย 17
3.1 การเก็บข้อมูล 17
3.2 การเตรียมข้อมูล 19
3.3 การสกัดคุณลักษณะของข้อมูล 19
3.4 การสร้างตัวแบบการจำแนก 20

หน้า

3.5 การสร้างตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ 21
บทที่ 4 การทดลอง และผลการวิจัย 23
4.1 การตั้งค่าการทดลอง 23
4.2 การประเมินประสิทธิภาพ 23
4.3 ผลการทดลอง 24
4.3.1 การทดลองที่ 1 24
4.3.2 การทดลองที่ 2 24
4.3.3 การทดลองที่ 3 25
4.3.4 การทดลองที่ 4 27
4.4 การอภิปรายผลการทดลอง 29
บทที่ 5 ข้อสรุป และข้อเสนอแนะ 30
5.1 ข้อสรุป 30
5.2 ข้อเสนอแนะ 30
รายการอ้างอิง 31
ภาคผนวก ก Project Proposal of Course 2301399 Project Proposal Academic Year 2018 34
ประวัติผู้เขียน 39

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 2.1 การแบ่งช่วงสีเป็น 4 ระดับ 8
ตารางที่ 3.1 วิธีการสกัดคุณลักษณะ 20
ตารางที่ 4.1 ค่าความถูกต้อง (เปอร์เซ็นต์) ของแต่ละตัวแบบการจำแนกต่อวิธีการสกัดคุณลักษณะของตัวแบบการจำแนก 24
ตารางที่ 4.2 ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง (เปอร์เซ็นต์) ของแต่ละตัวแบบการจำแนกต่อวิธีการสกัดคุณลักษณะของตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ 25
ตารางที่ 4.3 ค่าความถูกต้อง (เปอร์เซ็นต์) ของตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้แบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจากทุกวิธีการสกัดคุณลักษณะของบุคคลที่ 1 จำนวน 15 รอบการเรียนรู้ 27

สารบัญภาพ

หน้า

ภาพที่ 2.1 เคอร์เนลสำหรับการหาขอบในแนวตั้งและแนวนอน 5
ภาพที่ 2.2 การใส่ค่าลงในฮิสโทแกรม 6
ภาพที่ 2.3 ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทาง 7
ภาพที่ 2.4 แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่ 7
ภาพที่ 2.5 แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่แบบพื้นที่วงกลม 8
ภาพที่ 2.6 ตัวอย่างภาพก่อน-หลังการแบ่งช่วงสี 9
ภาพที่ 2.7 รูปแบบของตารางและตำแหน่งการใส่ข้อมูล 9
ภาพที่ 2.8 ตัวอย่างเมทริกซ์การเกิดร่วมระดับสีเทา..... 9
ภาพที่ 2.9 เมทริกซ์ของฮิสโทแกรมรูปร่าง 10
ภาพที่ 2.10 ตัวอย่างไฮเปอร์เพลนที่สามารถใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล 10
ภาพที่ 2.11 ตัวอย่างการสร้างไฮเปอร์เพลนที่ใกล้กับกลุ่มข้อมูลมากเกินไป 11
ภาพที่ 2.12 ไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสมในการแบ่งกลุ่มข้อมูล 11
ภาพที่ 2.13 กรณีที่ไม่สามารถจำแนกข้อมูลแบบเชิงเส้นได้ 11
ภาพที่ 2.14 การสร้างไฮเปอร์เพลนโดยเคอร์เนล 12
ภาพที่ 2.15 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม 13
ภาพที่ 3.1 แบบฟอร์มการเก็บข้อมูล 18
ภาพที่ 3.2 ตัวอย่างการเขียนตัวอักษรตามตำแหน่งจริง 18
ภาพที่ 3.3 กระบวนการเตรียมข้อมูล 19
ภาพที่ 3.4 กระบวนการสกัดคุณลักษณะของข้อมูล 20
ภาพที่ 3.5 กระบวนการการสร้างตัวแบบการจำแนกข้อมูล 21
ภาพที่ 3.6 กระบวนการสร้างตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ 22
ภาพที่ 4.1 คอนฟิวชันเมทริกซ์ 24

สารบัญกราฟ

หน้า

กราฟที่ 4.1 ค่าความถูกต้องของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจากฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและแบบรูปทวิภาคเฉพาะที่แสดงผลรายบุคคล (เปอร์เซ็นต์) 25

กราฟที่ 4.2 ค่าความถูกต้องของต้นไม้ตัดสินใจจากฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและแบบรูปทวิภาคเฉพาะที่แสดงผลรายบุคคล (เปอร์เซ็นต์) 26

กราฟที่ 4.3 ค่าความถูกต้องของการแพร่กระจายย้อนกลับจากฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและแบบรูปทวิภาคเฉพาะที่แสดงผลรายบุคคล (เปอร์เซ็นต์) 26

กราฟที่ 4.4 ค่าความถูกต้อง (เปอร์เซ็นต์) ของแต่ละตัวแบบการจำแนกต่อวิธีการสกัดคุณลักษณะของตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ของบุคคลที่ 1 จำนวน 16 ครั้ง 28

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและเหตุผลการวิจัย

การรู้จำลายมือเขียน **(Handwriting Recognition)** นั้นเป็นงานที่จัดได้ว่ามีทั้งความสำคัญและความท้าทายงานหนึ่งในงานด้านการรู้จำแบบรูป **(Pattern Recognition)** เนื่องด้วยลักษณะรูปร่างและตำแหน่งการเขียนของตัวอักษรในภาษาไทยมีความหลากหลายเป็นอย่างมาก ขณะเดียวกันในบางตัวอักษรก็มีความคล้ายคลึงกันทั้งลักษณะรูปร่างและตำแหน่งการเขียน เช่น ก ถ ภ เป็นต้น นอกจากนี้ยังสามารถทำงานทั้งในแบบออนไลน์ **(Online)** และออฟไลน์ **(Offline)** จึงทำให้สามารถนำไปใช้ประยุกต์ใช้ได้จริงในหลายระบบ รวมถึงยังคงมีส่วนที่ยังไม่ได้รับการศึกษาและพัฒนาอยู่อีกมาก ซึ่งสิ่งที่ได้กล่าวมาแล้วนี้เองทำให้งานด้านการรู้จำลายมือนั้นได้รับความสนใจและมีการศึกษามาอย่างต่อเนื่อง

ความน่าสนใจอีกอย่างหนึ่งของการรู้จำลายมือเขียนนั้น คือ การเลือกวิธีการสกัดคุณลักษณะของตัวอักษร เนื่องจากตัวอักษรภาษาไทยมีคุณลักษณะที่สามารถนำมาใช้ในการจำแนกได้หลายจุด เช่น ตำแหน่งของหัวตัวอักษร การมีรอยหยักของตัวอักษร ตำแหน่งการเขียน ตำแหน่งของจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดของตัวอักษร เป็นต้น ซึ่งส่วนนี้จะถูกนำไปใช้เป็นข้อมูลหลักในการจำแนกข้อมูล และจากการศึกษาก่อนหน้ามีการเสนอวิธีการสกัดคุณลักษณะหลายวิธี เช่น ในงานวิจัยของ Methasate และคณะ [6] ที่ใช้วิธีการสกัดคุณลักษณะจากการสนใจเส้นโค้ง จุดสิ้นสุด ลูป **(Loop)** หรือในงานวิจัยของ Surinta และคณะ [3] ที่ใช้ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและตัวบ่งชี้การแปลงคุณลักษณะที่ไม่แปรเปลี่ยนตามสเกล **(Scale Invariant Feature Transform Descriptor (siftD))** เป็นวิธีการสกัดคุณลักษณะที่มีความซับซ้อนมากขึ้น

ในโครงงานนี้ จะเสนอวิธีการสร้างตัวแบบการจำแนกที่สามารถปรับตัวเข้ากับลักษณะการเขียนของผู้ใช้งานเพียงคนใดคนหนึ่งได้ ซึ่งจะให้ประสิทธิภาพที่ดีกว่าเมื่อนำไปประยุกต์ใช้กับงานที่ถูกสร้างมาเพื่อใช้งานโดยผู้ใช้งานเพียงคนเดียว โดยวิธีการนี้ประกอบด้วย 5 ขั้นตอน คือ การเก็บข้อมูลลายมือเขียนจากกลุ่มตัวอย่าง จากนั้นนำข้อมูลที่เก็บมาทำการเตรียมข้อมูล ซึ่งประกอบด้วยการตัดแบ่ง ปรับขนาด และกำจัดสิ่งที่ไม่ต้องการออกจากรูปภาพ ต่อมานำรูปภาพที่ผ่านการเตรียมข้อมูลแล้วไปสกัดคุณลักษณะเพื่อเป็นข้อมูลสำหรับขั้นตอนการสร้างตัวแบบการจำแนก และการสร้างตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ในท้ายที่สุด

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อพัฒนาวิธีการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว

1.3 ขอบเขตการวิจัย

1. ตัวอักษรภาษาไทยที่ใช้ในโครงงาน ประกอบด้วย
   1.1. พยัญชนะไทยจำนวน 42 ตัวโดยตัด ฃ และ ฅ
   1.2. สระและรูปสระบางส่วน ได้แก่ ะ า ิ ี ึ ื ุ ู เ ไ ใ โ ฤ ำ ั ่ ้ ๊ ๋ ์
2. ตัวเลขที่ใช้ในโครงงาน ประกอบด้วย เลขอารบิก 0 – 9
3. ภาพตัวอักษรและตัวเลขที่ใช้ในโครงงานมีขนาด 90 x 160 พิกเซล
4. กระบวนการรู้จำใช้กับภาพรับเข้าทีละภาพที่มีตัวอักษร/สระ/วรรณยุกต์เพียง 1 ตัวเท่านั้น ดังนั้นจึงไม่ใช้การแบ่งส่วน **(Segmentation)**
5. ตำแหน่งของตัวอักษร/สระ/วรรณยุกต์กำหนดด้วยขอบเขตสามส่วนที่ใช้ในการเก็บข้อมูลอันได้แก่ ส่วนบน ส่วนกลาง และส่วนล่าง
6. ผลลัพธ์ที่ได้คือการระบุตัวอักษร/สระ/วรรณยุกต์นั้น

1.4 ขั้นตอนการวิจัย

การวิจัยการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว มีขั้นตอนการดำเนินการดังต่อไปนี้

ก. แผนการศึกษา
   1. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
   2. เก็บข้อมูลลายมือจากกลุ่มตัวอย่าง
   3. เตรียมข้อมูล
   4. ออกแบบและพัฒนาวิธีการ
   5. ทดสอบประสิทธิภาพของวิธีการ
   6. ประเมินผลและอภิปรายผล
   7. จัดทำเอกสาร

ข. ระยะเวลาที่ศึกษา

ขั้นตอน	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.
1. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง									
2. เก็บข้อมูลลายมือจากกลุ่มตัวอย่าง									
3. เตรียมข้อมูล									
4. ออกแบบและพัฒนาวิธีการ									
5. ทดสอบประสิทธิภาพของวิธีการ									
6. ประเมินผลและอภิปรายผล									
7. จัดทำเอกสาร									

1.5 ประโยชน์ที่ได้รับ

ก. ประโยชน์ด้านความรู้และประสบการณ์ต่อนิสิต

1. มีความรู้และความเข้าใจงานวิจัยด้านการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทย
2. ได้ศึกษาวิธีการทางการเรียนรู้ของเครื่อง **(Machine Learning)**
3. ได้ศึกษา คุณลักษณะ **(Feature)** และการสกัดคุณลักษณะ **(Feature extraction)**

ข. ประโยชน์ที่ได้จากโครงงานที่พัฒนาขึ้น

1. ได้วิธีการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว
2. สามารถนำวิธีการนี้ไปพัฒนาต่อยอดได้

1.6 โครงสร้างของรายงาน

บทที่ 2 กล่าวถึงหลักการ และทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการสกัดคุณลักษณะ และการสร้างแบบจำแนกข้อมูลแบบปรับได้ และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว

บทที่ 3 กล่าวถึงวิธีการวิจัยในการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว ซึ่งในงานวิจัยนี้จะแบ่งการดำเนินการออกเป็น 5 ขั้นตอนย่อย ได้แก่ การเก็บข้อมูล การเตรียมข้อมูล การสกัดคุณลักษณะของข้อมูล การสร้างตัวแบบการจำแนกข้อมูล และการสร้างตัวแบบการจำแนกข้อมูลแบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว

บทที่ 4 กล่าวถึงกระบวนการทดลอง และผลของการดำเนินการวิจัยของขั้นตอนวิธีที่เสนอสำหรับการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว โดยจะพิจารณาประสิทธิภาพของตัวแบบการจำแนกข้อมูลแบบปรับได้ รวมถึงกล่าวอภิปรายผล

บทที่ 5 กล่าวถึงการสรุปผลการวิจัยการรู้จำลายมือภาษาโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว และข้อเสนอแนะ

บทที่ 2
หลักการ ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงหลักการ และทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการสกัดคุณลักษณะ และการสร้างแบบจำแนกข้อมูลแบบปรับได้ รวมถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว

2.1 หลักการ และทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

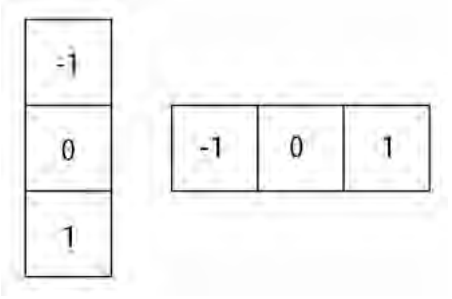
2.1.1 ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทาง

ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทาง **(Histograms of Oriented Gradients (HOG))** เป็นวิธีการสกัดคุณลักษณะจากรูปภาพด้วยรูปร่าง ประกอบด้วยทั้งหมด 3 ขั้นตอน ได้แก่

1. คำนวณค่าเกรเดียนต์ คือ การหาความชันในแนวนอน และแนวตั้ง หรือเรียกอีกชื่อว่า การหาขอบ **(Edge Detection)** โดยใช้เคอร์เนล ดังภาพที่ 2.1 จากนั้นคำนวณหาขนาดและมุมของเกรเดียนต์จากสมการที่ 2.1 และ 2.2 ตามลำดับ เมื่อ g แทนขนาดของเกรเดียนต์ g_x แทนขนาดของเกรเดียนต์ในแนวนอน g_y แทนขนาดของเกรเดียนต์ในแนวตั้งและ θ แทนทิศทางของเกรเดียนต์

$$g = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \qquad \textbf{สมการที่ 2.1}$$

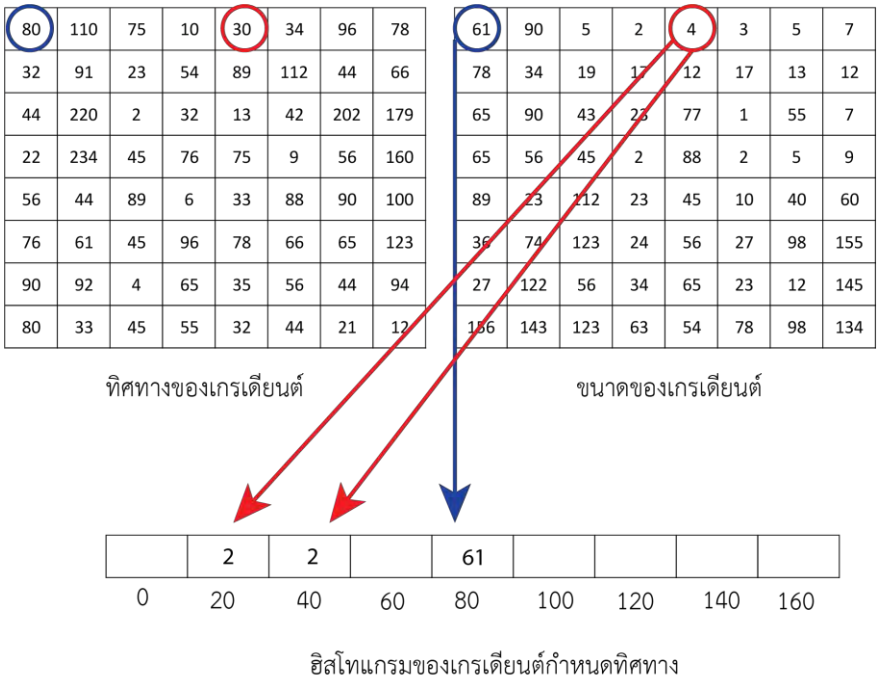
$$\theta = \arctan\left(\frac{g_y}{g_x}\right) \qquad \textbf{สมการที่ 2.2}$$



ภาพที่ 2.1 เคอร์เนลสำหรับการหาเกรเดียนต์ในแนวตั้งและแนวนอน

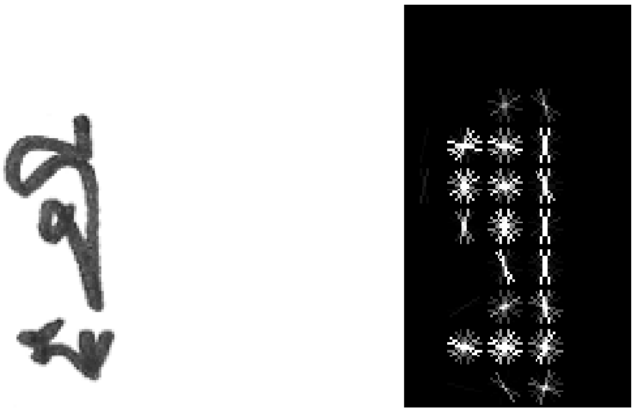
2. คำนวณค่าฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทาง จากขั้นตอนที่ 1 จะได้ค่าขนาดและทิศทางของเกรเดียนต์แทนรูปภาพ จากนั้นนำมาพิจารณาครั้งละ 8x8 พิกเซล โดยวิธีการคำนวณคือพิจารณาทิศทางของเกรเดียนต์ว่าอยู่ในช่วงใด

จากนั้นจึงใส่ค่าขนาดของเกรเดียนต์ลงในฮิสโทแกรมแต่ละช่องตามสัดส่วนของทิศทางของเกรเดียนต์ ซึ่งแบ่งช่วงฮิสโทแกรมออกเป็น 0, 20, 40, ..., 140, 160 เนื่องจากทิศทางของเกรเดียนต์นั้นอยู่ในรูปแบบเกรเดียนต์ไม่มีเครื่องหมาย **(Unsigned Gradients)** ค่าองศาของเกรเดียนต์จึงอยู่ในช่วง 0-180 และช่วงที่นอกเหนือกว่านั้นถูกแทนด้วยตัวเลขเดียวกัน ตัวอย่างดังภาพที่ 2.2 จากวงกลมสีฟ้าทิศทางของเกรเดียนต์คือ 80 จึงใส่ขนาดของเกรเดียนต์ลงในช่องที่มีช่วง 80 จากวงกลมสีแดงทิศทางของเกรเดียนต์ คือ 30 จึงใส่ขนาดของเกรเดียนต์ลงในช่องที่มีช่วง 20 และ 40 ตามอัตราส่วนของทิศทางของเกรเดียนต์คือ 1:1 จึงแบ่งใส่ค่าลงในแต่ละช่องอย่างเท่า ๆ กัน



ภาพที่ 2.2 การใส่ค่าลงในฮิสโทแกรม

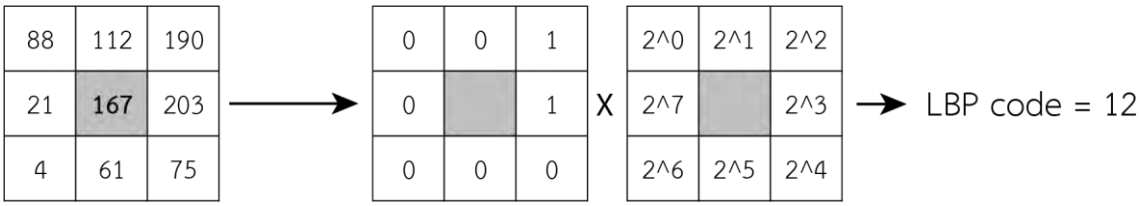
3. ปรับช่วงของค่าในฮิสโทแกรมด้วยการทำให้เป็นบรรทัดฐาน **(Normalization)** เนื่องจากความสว่างนั้นมีผลต่อการคำนวณหาค่าเกรเดียนต์ หากความสว่างเปลี่ยนไปก็จะทำให้ค่าที่คำนวณได้นั้นเปลี่ยนแปลงไปด้วย จึงมีการทำให้เป็นบรรทัดฐาน เพื่อลดผลของความสว่าง จากนั้นนำค่าที่ได้มาจัดเป็นเวกเตอร์ของฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทาง แสดงดังภาพที่ 2.3



ภาพที่ 2.3 ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทาง

2.1.2 แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่

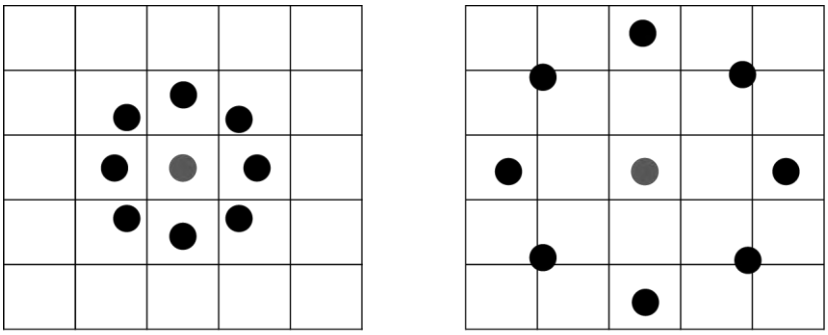
แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่ **(Local Binary Pattern (LBP))** เป็นหนึ่งในวิธีการสกัดคุณลักษณะจากรูปภาพด้วยพื้นผิว โดยมีหลักการเบื้องต้นคือ การแทนค่าจุดในรูปภาพด้วยค่าที่ได้จากการคำนวณโดยใช้ตัวกรองขนาด 3x3 พิกเซล ซึ่งหากค่าของพิกเซลแต่ละตัวในตัวกรองมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับค่าของพิกเซลที่ต้องการแทนค่า จะแทนค่าพิกเซลที่ทำการเปรียบเทียบด้วย 1 หรือหากมีค่าน้อยกว่าจะแทนค่าด้วย 0 เมื่อทำซ้ำในทุก ๆ พิกเซลจะได้แบบแผนเลขฐานสองแทนคุณลักษณะพื้นผิวแต่ละจุดในรูปภาพที่สามารถแปลงเป็นฮิสโทแกรมได้ ดังภาพที่ 2.4 ค่าที่เราให้ความสนใจ คือ 167 ซึ่งค่าที่มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับค่าที่สนใจ คือ 190 และ 203 ซึ่งจะแทนค่าเหล่านี้ด้วย 1 และค่าที่เหลือด้วย 0 จากนั้นนำไปสร้างเป็นแบบรูปของเลขฐานสอง จึงได้แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่ คือ 00110000 หรือเขียนในรูปแบบเลขฐานสิบ คือ 12



ภาพที่ 2.4 แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่

ต่อมาในภายหลังมีการปรับปรุงวิธีการสกัดคุณลักษณะนี้ให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยปรับรูปแบบตัวกรองจากสี่เหลี่ยมเป็นวงกลม โดยวิธีการนี้จะสามารถปรับขอบเขตของตัว

กรองได้โดยกำหนดค่ารัศมี และจำนวนจุดรอบเส้นวงกลมที่สนใจ ดังภาพที่ 2.5 ทำให้สามารถใช้งานได้หลากหลายมากขึ้น ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้วิธีแบบรูปทวิภาคเฉพาะที่แบบพื้นที่วงกลม โดย (8,1) แทนตัวกรองที่มีขนาดของรัศมี 1 และสนใจจุดรอบวงกลมทั้งหมด 8 จุด



ภาพที่ 2.5 แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่แบบพื้นที่วงกลม

2.1.3 ฮาราลิค

ฮาราลิค **(Haralick)** เป็นวิธีการสกัดคุณลักษณะจากรูปภาพด้วยพื้นผิว ที่ตั้งชื่อตรงตามชื่อของผู้คิดค้น ซึ่งคือ Robert M. Haralick ในปี พ.ศ. 2516 โดยมีหลักการพื้นฐานคือพิจารณาการเกิดซ้ำของค่าระดับสีเทาสองค่าที่ได้จากจุดภาพ 2 ตำแหน่งบนเวกเตอร์ทิศทางที่กำหนด ค่าดังกล่าวนำไปสร้างเมทริกซ์การเกิดร่วมระดับสีเทา **(Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM))** ซึ่งมีขั้นตอน ดังนี้

1. แบ่งช่วงสีของรูปภาพ ในที่นี้ยกตัวอย่างการแบ่งช่วงสี 0 – 255 เป็น 4 ระดับ ดังตารางที่ 2.1 และภาพที่ 2.6 โดยสามารถแบ่งระดับสีได้ละเอียดมากกว่า 4 ระดับ ซึ่งถ้าแบ่งระดับสีให้มีจำนวนน้อยก็อาจจะทำให้ความแตกต่างของพื้นผิวน้อยเกินไป หรือถ้าจำนวนระดับสีมีมากเกินไปก็อาจจะทำให้ได้ความแตกต่างของพื้นผิวมากจนไม่สามารถระบุความคล้ายคลึงของพื้นผิวได้

ช่วงสี	ระดับสี
0 – 63	0
64 – 127	1
127 – 191	2
192 - 255	3

ตารางที่ 2.1 การแบ่งช่วงสีเป็น 4 ระดับ

23	78	56	223
90	34	176	67
89	62	20	56
196	78	120	125

→

0	1	0	3
1	0	2	1
1	0	0	0
3	1	1	1

ภาพที่ 2.6 ตัวอย่างภาพก่อน-หลังการแบ่งช่วงสี

2. พิจารณาระดับสีโดยสนใจทิศทาง ซึ่งสามารถทำได้หลายทิศทาง เช่น แนวนอน (ซ้ายไปขวา) แนวตั้ง (บนลงล่าง) แนวทแยง (ล่างขวาไปบนซ้าย) เป็นต้น โดยในที่นี้ยกตัวอย่างโดยใช้ทิศทางแบบแนวนอนจากซ้ายไปขวา ดังภาพที่ 2.7 คือรูปแบบการใส่ข้อมูล ช่องที่ 0,0 คือ จำนวนครั้งที่มีความแตกต่างของช่วงสีจากระดับที่ 0 ไประดับที่ 0 ในทิศทางซ้ายไปขวา ดังภาพที่ 2.8

(0, 0)	(0, 1)	(0, 2)	(0, 3)
(1, 0)	(1, 1)	(1, 2)	(1, 3)
(2, 0)	(2, 1)	(2, 2)	(2, 3)
(3, 0)	(3, 1)	(3, 2)	(3, 3)

ภาพที่ 2.7 รูปแบบของตารางและตำแหน่งการใส่ข้อมูล

0 → 0	→ 1	→ 1	
1 → 2	→ 0	→ 2	
0 → 1	→ 2	→ 3	
1 → 1	→ 0	→ 2	

→

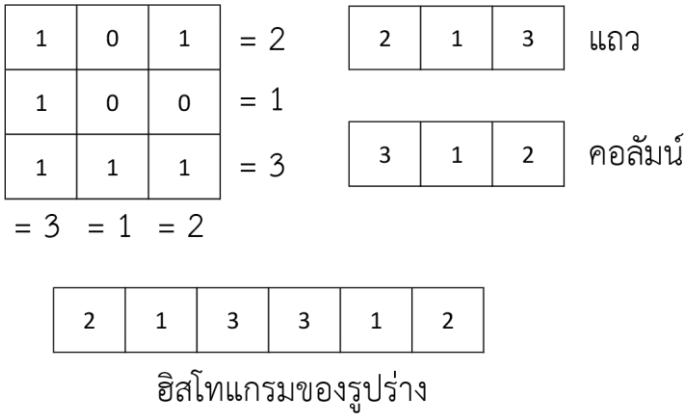
1	2	2	0
1	2	2	0
1	0	0	1
0	0	0	0

ภาพที่ 2.8 ตัวอย่างเมทริกซ์การเกิดร่วมระดับสีเทา

2.1.4 ฮิสโทแกรมของรูปร่าง

ฮิสโทแกรมของรูปร่าง **(Shape Histogram)** เป็นวิธีการสกัดคุณลักษณะของรูปภาพขาวดำ **(Binary Image)** ด้วยรูปร่าง โดยเป็นวิธีที่เหมาะกับวัตถุสีขาวบนพื้นหลังสีดำ

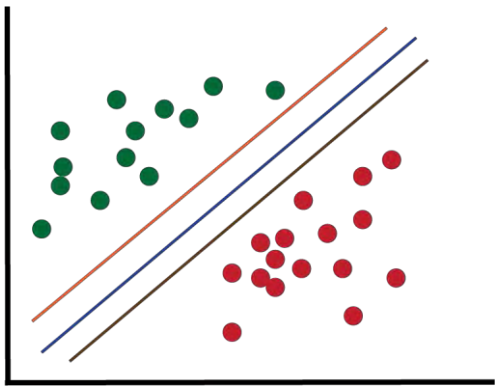
โดยมีหลักการพื้นฐานคือ นับจำนวนพิกเซลที่มีค่าเป็น 1 (สีขาว) ในแต่ละแถวและคอลัมน์ ดังตัวอย่างในภาพที่ 2.9 ซึ่งนับจำนวนพิกเซลแถวที่ 1 ได้ 2 แถวที่ 2 ได้ 2 และในคอลัมน์ที่ 1 ได้ 3 ในคอลัมน์ที่ 2 ได้ 1 เป็นต้น ดังนั้นจะได้เมทริกซ์ขนาด 1 x (n + m) เมื่อ n คือ จำนวนแถว และ m คือ จำนวนคอลัมน์



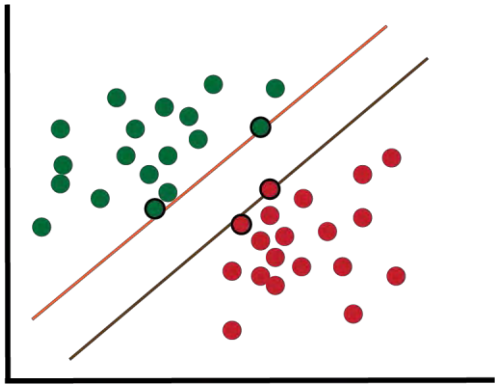
ภาพที่ 2.9 เมทริกซ์ของฮิสโทแกรมรูปร่าง

2.1.5 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

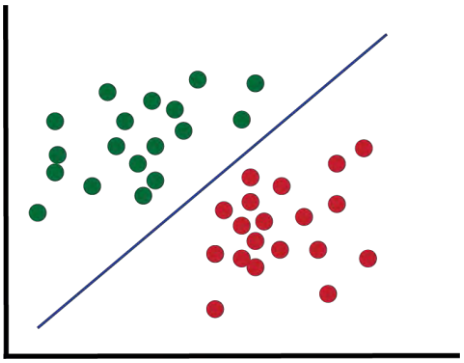
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine (SVMs)) เป็นขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการจำแนกโดยจะสร้างไฮเปอร์เพลน (Hyperplane) เพื่อจำแนกข้อมูลออกเป็นกลุ่ม ๆ ซึ่งจำนวนมิติ (Dimension) ของไฮเปอร์เพลนนั้นจะขึ้นอยู่กับจำนวนมิติของข้อมูล โดยจะมีจำนวนมิติน้อยกว่าจำนวนมิติของข้อมูลอยู่ 1 มิติ ดังภาพที่ 2.10 ที่มีการสร้าง ไฮเปอร์เพลน 1 มิติแบ่งกลุ่มจุดสีแดง และกลุ่มจุดสีเขียวซึ่งเป็นข้อมูล 2 มิติ ออกจากกัน โดยจะพบว่ามีหลายไฮเปอร์เพลนที่สามารถแยกทั้งสองกลุ่มข้อมูลออกจากกันได้ ตามหลักการแล้วการสร้างไฮเปอร์เพลนนั้นจะพยายามสร้างให้มีระยะห่างจากแต่ละกลุ่มข้อมูลให้มากที่สุด เพราะว่าการสร้างไฮเปอร์เพลนให้มีระยะห่างกับจุดข้อมูลที่ใกล้กันมากเกินไป เมื่อมีข้อมูลใหม่เข้ามาก็อาจจะทำให้การจำแนกให้ผลลัพธ์ไม่ถูกต้องได้ ดังภาพที่ 2.11 และ 2.12



ภาพที่ 2.10 ตัวอย่างไฮเปอร์เพลนที่สามารถใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล

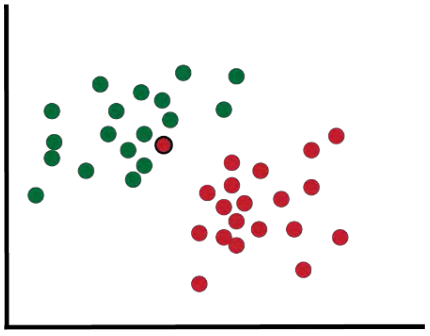


ภาพที่ 2.11 ตัวอย่างการสร้างไฮเปอร์เพลนที่ใกล้กับกลุ่มข้อมูลมากเกินไป

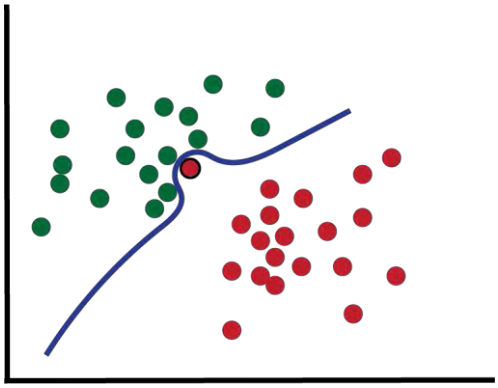


ภาพที่ 2.12 ไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสมในการแบ่งกลุ่มข้อมูล

การสร้างไฮเปอร์เพลนตามที่กล่าวไว้ข้างต้นนั้นเป็นกรณีที่สามารถจำแนกข้อมูลแบบเชิงเส้น **(Linear Separable Cases)** ซึ่งในความเป็นจริงแล้วจะมีกรณีที่ไม่สามารถจำแนกด้วยการสร้างไฮเปอร์เพลนแบบเชิงเส้นได้ ดังภาพที่ 2.13 ที่จะพบว่าไม่ว่าจะพยายามลากเส้นตรงอย่างไรก็ไม่สามารถจำแนกกลุ่มข้อมูลออกจากกันอย่างถูกต้องทั้งหมดได้ จึงมีการนำเคอร์เนลเข้ามาช่วยในการสร้างไฮเปอร์เพลนจำแนกข้อมูล เพื่อแก้ปัญหาในกรณีที่ไม่สามารถจำแนกข้อมูลแบบเชิงเส้นได้ **(Non-linear Separable Cases)** ดังภาพที่ 2.14



ภาพที่ 2.13 กรณีที่ไม่สามารถจำแนกข้อมูลแบบเชิงเส้นได้



ภาพที่ 2.14 การสร้างไฮเปอร์เพลนโดยเคอร์เนล

ในงานวิจัยนี้ใช้เคอร์เนลเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน (Radial Basis Function Kernel) เป็นเคอร์เนลที่ใช้ในการสร้างไฮเปอร์เพลนร่วมกับวิธีการสร้างตัวแบบการจำแนกแบบหนึ่งเทียบกับทั้งหมด (One-Vs-All) เพื่อการจำแนกกลุ่มข้อมูล

2.1.6 ต้นไม้ตัดสินใจ

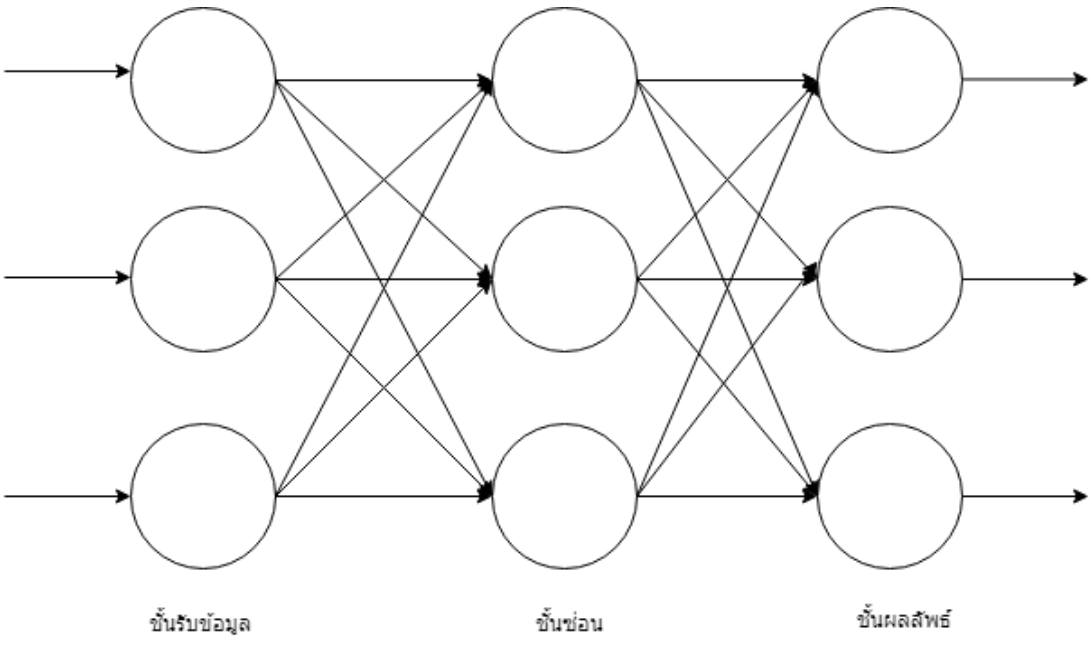
ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) เป็นขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลออกเป็นกลุ่ม ประกอบด้วย บัพราก (Root Node) คือ เงื่อนไขของตัวแปรที่ส่งผลต่อข้อมูลมากที่สุด บัพเงื่อนไข (Decision Node) คือ เงื่อนไขในการจำแนกข้อมูล และบัพใบ (Leaf Node) คือ บัพสุดท้ายของแต่ละกิ่ง (Branch) ดังภาพที่ 2.15 ซึ่งจำนวนกิ่งในแต่ละชั้นนั้นสามารถมีได้ตั้งแต่ 2 กิ่ง ขึ้นไป โดยใช้กฎการตัดสินใจอีฟเดนเอล (If-then-else Decision Rules) ในการจำแนกข้อมูล ซึ่งเป็นการกำหนดเงื่อนไขในการแบ่งแยกย่อยกลุ่มข้อมูลลงเรื่อย ๆ จากบัพรากจนได้กลุ่มข้อมูลที่ต้องการในบัพใบ และยิ่งต้นไม้ตัดสินใจมีจำนวนชั้นของบัพมากขึ้นเท่าใดความซับซ้อนในการตัดสินใจก็จะมากขึ้นตามไปด้วย ซึ่งมีหลายวิธีในการสร้างต้นไม้ตัดสินใจ เช่น ไอดีทรี (ID3) ซีเอชพอยต์โฟร์ (CH.4) และต้นไม้การจำแนกและการทำนาย (Classification and Regression Trees (CART)) โดยปัจจัยที่มีผลต่อการสร้างต้นไม้ตัดสินใจนั้น คือ จีนี (Gini) ซึ่งเป็นค่าในช่วง 0-1 ที่ใช้วัดว่าหลังการจำแนกข้อมูลด้วยบัพเงื่อนไขในแต่ละชั้นข้อมูลมีการแบ่งได้ถูกต้องมากเพียงใด ดังสมการที่ 2.4 โดยถ้าค่าจีนีมีค่าเท่ากับ 0 ก็แสดงว่าข้อมูลที่ถูกจำแนกนั้นถูกแยกออกจากกันอย่างสิ้นเชิง กล่าวคือยิ่งจีนีมีค่าน้อยเท่าไหร่การจำแนกข้อมูลยิ่งมีความถูกต้องมากเท่านั้น

$$Gini = 1 - \sum_{i=1}^{n} p_i^2 \quad \textbf{สมการที่ 2.4}$$

เมื่อ n คือจำนวนของกลุ่มข้อมูล p_i คือความน่าจะเป็นของกลุ่มข้อมูลนั้น

2.1.7 การแพร่กระจายย้อนกลับ

การแพร่กระจายย้อนกลับ **(Backpropagation)** เป็นวิธีการเรียนรู้แบบมีผู้สอน **(Supervised Learning)** แบบหนึ่งที่ใช้ในการปรับปรุงการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาท **(Neural Network)** ซึ่งโครงข่ายประสาทนั้นประกอบด้วยบัพรับข้อมูล **(Input Node)** ซึ่งประกอบกันเป็นชั้นรับข้อมูล **(Input Layer)** โหนดซ่อน **(Hidden Node)** ประกอบกันเป็นชั้นซ่อน **(Hidden Layer)** และโหนดผลลัพธ์ **(Output Node)** ประกอบกันเป็นชั้นผลลัพธ์ **(Output Layer)** ดังภาพที่ 2.15 นอกจากนี้ยังประกอบด้วยค่าน้ำหนัก **(Weight)** และค่าไบแอส **(Bias)** ซึ่งทั้งสองค่านี้เป็นค่าที่อยู่ในช่วง 0-1 โดยค่าน้ำหนักนั้นเป็นค่าน้ำหนักของค่าที่ส่งไปโหนด ซึ่งในครั้งแรกจะได้จากการสุ่ม จากนั้นจึงถูกปรับโดยการแพร่กระจายย้อนกลับเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับผลลัพธ์จริงมากที่สุด ส่วนค่าไบแอสนั้นเป็นค่าที่ถูกสุ่มขึ้นมาและถูกปรับค่าไปทุกครั้งที่ทำการเรียนรู้เช่นเดียวกับค่าน้ำหนัก ทำหน้าที่ปรับค่าที่รับเข้ามาให้มีค่าอยู่ในช่วง 0-1



ภาพที่ 2.15 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

การแพร่กระจายย้อนกลับ ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาท เริ่มจากการส่งข้อมูลเข้าสู่ชั้นรับข้อมูล ชั้นซ่อนตัว และชั้นผลลัพธ์ ซึ่งในแต่ละชั้นนั้นจะมีการคำนวณโดยใช้ค่าน้ำหนักและค่าไบแอสที่ได้จากการสุ่มเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ จากนั้นจึงนำค่าผลลัพธ์ที่เรียนรู้ได้ไปคิดค่าความผิดพลาดเทียบกับค่าผลลัพธ์จริง ซึ่งทำให้ได้ค่าความผิดพลาด **(Error)** ออกมา ซึ่งค่าตรงนี้จะถูกนำมาใช้ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าไบแอส และทำการเรียนรู้ใหม่อีกครั้งจากค่าน้ำหนัก และค่าไบแอสที่คำนวณใหม่ จากนั้นก็ทำเช่นเดิมซ้ำ ๆ จนได้ค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุด

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยที่เกี่ยวกับการรู้จำลายมือเขียนนั้นได้มีการศึกษามาอย่างต่อเนื่อง มีการใช้วิธีการศึกษาที่หลากหลายรวมถึงข้อมูลที่นำมาศึกษาก็มาจากแหล่งข้อมูลที่แตกต่างกันออกไป ซึ่งงานวิจัยที่มีการใช้ฐานข้อมูลที่ถูกเก็บไว้แล้ว เช่น ในงานวิจัยของ Zamora-Martínez และคณะ [4] ใช้ข้อมูลจากฐานข้อมูล IAM Off-line ซึ่งเป็นฐานข้อมูลที่เก็บข้อมูลตัวอักษรภาษาอังกฤษ โดยใช้วิธีการรวมตัวแบบภาษาโครงข่ายประสาท **(Neural Network Language Models)** กับระบบ 3 ระบบ ได้แก่ โครงข่ายประสาทปรากฏซ้ำสองทิศทาง **(Bidirectional Recurrent Neural Network)** ตัวแบบมาร์กอฟแฝงผสม **(Hybrid Hidden Markov Models)** และทั้งสองระบบรวมกัน โดยเปรียบเทียบกับวิธีตัวแบบภาษาเอ็นแกรม **(N-Gram Language Models)** บนระบบ 3 ระบบเช่นเดียวกัน รวมทั้งงานวิจัยของ Methasate และคณะ [6] ที่ใช้ข้อมูลภาษาไทยจาก NECTEC นำเสนอวิธีการสกัดคุณลักษณะ 2 แบบ คือ คุณลักษณะแบบภาพรวม **(Global Feature)** และคุณลักษณะเฉพาะที่ **(Local Feature)** และแบ่งภาพตัวอักษรออกเป็น 5 ส่วน มีการจัดกลุ่มตัวอักษรที่มีลักษณะคล้ายกันไว้ในกลุ่มเดียวกัน เช่น ก ถ และ ภ เป็นต้น และงานวิจัยของ Nopsuwanchai และคณะ [8] ใช้ข้อมูลจาก NECTEC และ ThaiCAM แบ่งข้อมูลตัวอักษรออกเป็น 2 แบบ คือ ตัวอักษรที่เขียนอยู่ในบรรทัด **(Baseline)** และตัวอักษรที่ไม่เขียนอยู่ในบรรทัด **(Non-Baseline)** สกัดคุณลักษณะโดยใช้การแปลงภาพเชิงขั้ว **(Polar Transformed Image)** การหมุนภาพตามเข็มนาฬิกา 90 องศา **(90-Degree Rotated Image)** และนำภาพทั้งหมดมารวมกันโดยใช้ร่วมกับการเลื่อนหน้าต่าง **(Sliding-Window)** จากนั้นนำข้อมูลไปทำการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก **(Principal Component Analysis (PCA))** ทั้งในแบบพื้นฐาน **(Standard PCA)** และแบบกล่อง **(Block-Based PCA)** เพื่อใช้ในการเรียนรู้ของตัวแบบมาร์คอฟแฝง **(Hidden Markov Models)**

หรืองานวิจัยที่ใช้ข้อมูลที่ได้จากการเก็บข้อมูลใหม่ เช่น ในงานวิจัยของ Pornpanomchai และคณะ [1] เป็นการรู้จำลายมือแบบออนไลน์ที่เก็บข้อมูลผ่านโมดูลการได้มาของภาพ **(Image Acquisition Module)** ซึ่งเป็นหนึ่งในขั้นตอนของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม **(Genetic Algorithm)** ที่ใช้สำหรับการรู้จำลายมือภาษาไทยประกอบด้วย 5 ขั้นตอน คือ 1. โมดูลการได้มาของภาพ 2. โมดูล

การประมวลผลก่อน **(Image Preprocessing Module)** 3. โมดูลการสกัดคุณลักษณะ **(Feature Extraction Module)** 4. โมดูลการรู้จำตัวอักษร **(Character Recognition Module)** 5. โมดูลการแสดงผลลัพธ์ **(Display Result Module)** ซึ่งใช้ความรู้ด้านการประมวลผลภาพ **(Image Processing)** และ คอมพิวเตอร์วิทัศน์ **(Computer Vision)** โดยพิจารณาคุณลักษณะ 3 อย่าง คือ เส้น ลูบและตำแหน่งของเส้นและลูบ โดยแบ่งระดับของตัวอักษรออกเป็น 4 ระดับคือ วรรณยุกต์ **(Tonal)** สระส่วนบน **(Upper Vowel)** พยัญชนะ **(Consonant)** และสระส่วนล่าง **(Lower Vowel)** หรืองานวิจัยของ Karnchanapusakij และคณะ [2] เป็นการรู้จำลายมือแบบออนไลน์ซึ่งเก็บข้อมูลจากแต่ละคนจำนวน 3 ครั้งผ่านระบบย่อยสำหรับรับข้อมูล จากนั้นนำข้อมูลที่ได้ไปแบ่งจุดบนตัวอักษรออกเป็น 10 จุดเพื่อทำเป็นเวกเตอร์ จากนั้นนำไปทำการประมาณค่าในช่วงแบบเชิงเส้นและนำไปเปรียบเทียบกับฐานข้อมูล XML ซึ่งในงานวิจัยนี้รองรับการเขียนอักษรแบบตัวเอียง ขนาดของตัวอักษรที่เปลี่ยนไปและการหมุนตัวอักษร รวมทั้งงานวิจัยของ Jarungthai และคณะ [5] เก็บข้อมูลตัวอักษรภาษาไทย ตัวเลขภาษาเบงกาลี และตัวเลขในอักษรเทวนาครี และนำมาสกัดคุณลักษณะโดยฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทาง จากนั้นนำไปใช้กับเครื่องการเรียนรู้สุดขีด **(Extreme Learning Machine)** ซึ่งใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบซิสแบบทั่วไป **(Generalized Radial Basis Function)** งานวิจัยของ Nopsuwanchai และ Povey [10] เก็บข้อมูลตัวอักษร 77 ตัว จากกลุ่มข้อมูล 20 คน มีการแบ่งข้อมูลตัวอักษรและวิธีการสกัดคุณลักษณะเหมือนในงานวิจัย [8] แต่นำไปสร้างการรู้จำตัวอักษรโดยเปรียบเทียบผลระหว่างการเรียนรู้ในภาวะน่าจะเป็นสูงสุด **(Maximum Likelihood Train)** กับตัวแบบมาร์กอฟแฝงโดยใช้เทคนิคข้อมูลร่วมกันสูงสุด **(Maximum Mutual Information)** และงานวิจัยของ Phokharatkul และคณะ [12] เก็บข้อมูลตัวอักษร 112 ตัว จากกลุ่มตัวอย่าง 100 คน แบ่งเป็นตัวอักษร สระและวรรณยุกต์ 76 ตัว และสัญลักษณ์อื่น ๆ 36 ตัว นำไปสกัดคุณลักษณะโดยการสร้างรหัสคุณลักษณะจากการแบ่งภาพออกเป็น 4x3 ช่อง และแทนผลของคุณลักษณะในแต่ละช่องด้วยรหัส ในงานวิจัยนี้เสนอขั้นตอนวิธีแอ๊นท์ไมเนอร์ **(Ant-Miner Algorithm)** คือ การเพิ่มประสิทธิภาพของเหมืองข้อมูล **(Data Mining)** ด้วยตัวเพิ่มประสิทธิภาพแอ๊นท์โคโลนี **(Ant Colony Optimization)** โดยจำแนกตัวอักษรออกเป็น 5 กลุ่ม คือ ตัวอักษรที่อยู่เหนือเส้นบรรทัด ตัวอักษรที่อยู่ใต้เส้นบรรทัด ตัวอักษรที่อยู่ใน และใต้เส้นบรรทัด เช่น ฎ ฏ เป็นต้น ตัวอักษรที่อยู่ใน และเหนือเส้นบรรทัด เช่น ป ฬ เป็นต้น และตัวอักษรในเส้นบรรทัด

นอกจากที่กล่าวมาข้างต้นแล้วยังมีบางงานวิจัยที่ใช้ข้อมูลจากทั้ง 2 แบบ คือ จากฐานข้อมูลที่ถูกเก็บไว้แล้วและเก็บข้อมูลใหม่เพิ่มเติม เช่น งานวิจัยของ Surinta และคณะ [3] นั้นเก็บข้อมูล 3 ภาษาคือ ภาษาไทย (ตัวอักษรและตัวเลข) ภาษาละติน (ตัวอักษรและตัวเลข) และภาษาเบงกาลี (ตัวเลข) ประกอบกับข้อมูลจาก ThaiCAM ซึ่งสกัดคุณลักษณะโดยใช้ตัวบ่งชี้คุณลักษณะเกรเดียนต์เฉพาะที่ **(Local Gradient Feature Descriptors)** ซึ่งแบ่งเป็นฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทาง และตัวบ่งชี้การแปลงคุณลักษณะที่ไม่แปรเปลี่ยนตามสเกล และนำไปประมวลผลด้วยขั้นตอน

วิธีการจำแนก **(Classification Algorithm)** ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ศึกษาการจำแนก 2 วิธีได้แก่ ขั้นตอนวิธีการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัว **(k-Nearest Neighbors (kNN))** และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยนำผลที่ได้ของวิธีทั้งสองมาเปรียบเทียบกัน หรืองานวิจัยของ Surinta และคณะ [9] ที่ใช้ข้อมูลตัวเลขอารบิกจากฐานข้อมูล MNIST และเก็บข้อมูลตัวเลขภาษาเบงกาลีและตัวอักษรภาษาไทยเพิ่มเติม ใช้เทคนิคฮอตสปอตในการสกัดคุณลักษณะ ซึ่งเป็นการเก็บค่าทิศทางและระยะทางระหว่างจุดฮอตสปอตที่กำหนดกับตัวอักษร โดยสามารถปรับเปลี่ยนจำนวนของจุดฮอตสปอตและจำนวนทิศทางจากจุดฮอตสปอตไปตัวอักษรได้ จากนั้นนำข้อมูลไปจำแนกตัวอักษรโดยใช้ขั้นตอนวิธีการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัวจากการคิดระยะห่างแบบยุคลิด เช่นเดียวกันในงานวิจัยของ Pornchaikajornsak และ Thammano [11] ที่ใช้ข้อมูลจาก NECTEC และการเก็บข้อมูลเพิ่มของผู้วิจัย โดยวิธีการที่ใช้ในการสกัดคุณลักษณะเริ่มจากการแบ่งภาพออกเป็น 3x3 ช่อง ในอัตราส่วน 30:40:30 ทั้งแนวตั้งและแนวนอน จากนั้นจึงสกัดคุณลักษณะโดยวิธีเดพธ์ **(DEPTH)** ซึ่งเป็นเทคนิคหนึ่งในฟังก์ชันสมาชิกแบบคลุมเครือ **(Fuzzy Membership Function)** คือ การหาระยะห่างจากขอบถึงตัวอักษรในแต่ละช่องและแบ่งค่าที่ได้ออกเป็นช่วงน้อย กลางและมาก เพื่อหาความลึกภายในของตัวอักษรแต่ละช่อง ต่อมานำข้อมูลที่ได้ไปสร้างการรู้จำลายมือเขียนโดยใช้โครงข่ายประสาทอาร์ตแมปแบบคลุมเครือ **(Fuzzy ARTMAP Neural Network)** ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทแบบมีผู้สอนที่เกิดจากการผสมกันของโครงข่ายประสาทอาร์ตแบบคลุมเครือ 2 โครงข่ายประสาท

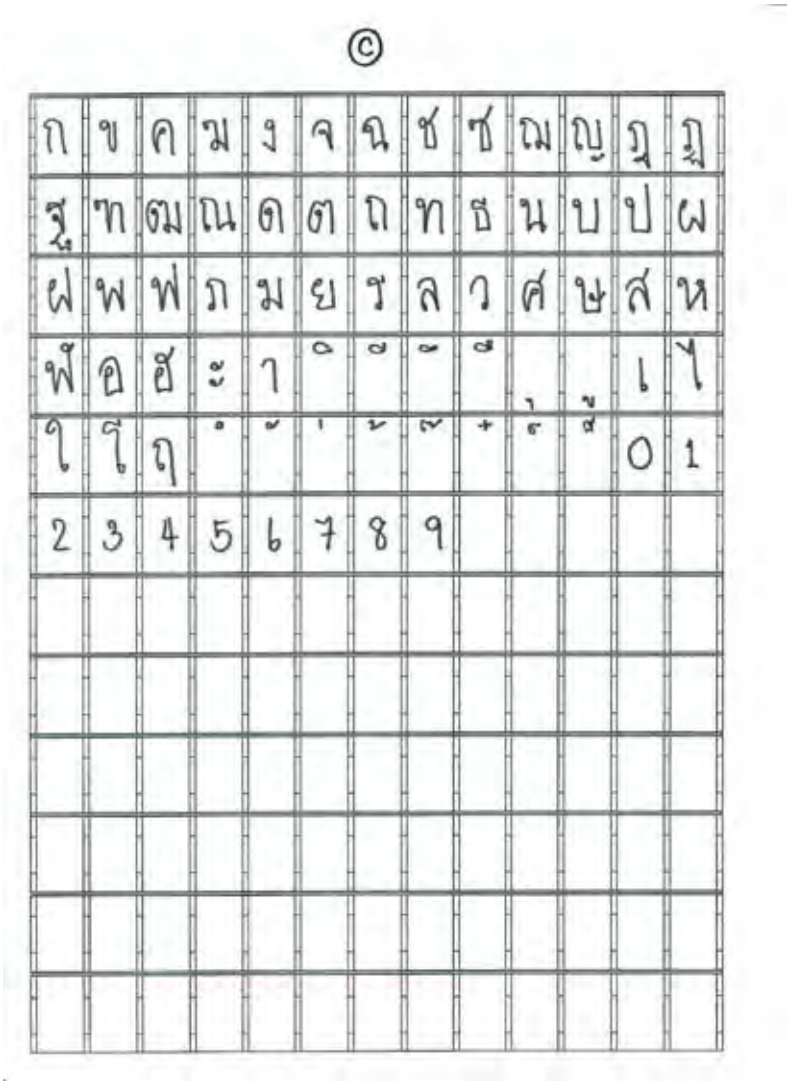
บทที่ 3
วิธีการวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงวิธีการวิจัยในการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว ซึ่งในงานวิจัยนี้จะแบ่งการดำเนินการออกเป็น 5 ขั้นตอนย่อย ได้แก่

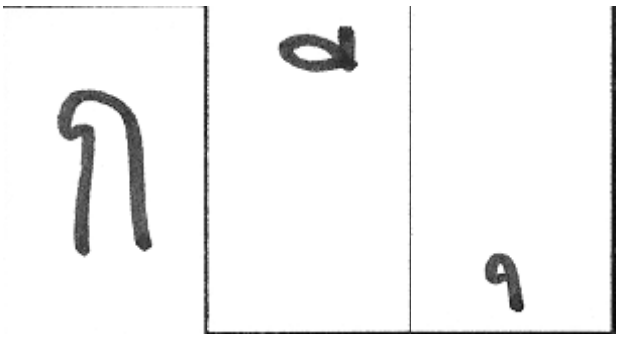
1. การเก็บข้อมูล
2. การเตรียมข้อมูล
3. การสกัดคุณลักษณะของข้อมูล
4. การสร้างตัวแบบการจำแนกข้อมูล
5. การสร้างตัวแบบการจำแนกข้อมูลแบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว

3.1 การเก็บข้อมูล

ในขั้นตอนนี้จะทำการเก็บข้อมูลลายมือเขียนตัวอักษรภาษาไทยจำนวน 73 ตัวจากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 20 คน โดยแบ่งการเก็บข้อมูลออกเป็น 2 ครั้ง ครั้งแรกคือการเก็บข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบการจำแนกข้อมูล ซึ่งเก็บข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 20 คน คนละ 10 ชุด โดยให้เขียนตัวอักษรด้วยปากกาสีน้ำสีดำลงบนแบบฟอร์มที่จัดเตรียมให้ ดังภาพที่ 3.1 ซึ่งใน 1 ช่องจะแบ่งพื้นที่ออกเป็น 3 ส่วน คือ ส่วนบนของบรรทัด ในบรรทัด และส่วนล่างของบรรทัด สำหรับการเขียนตัวอักษรลงบนตำแหน่งตามจริงของตัวอักษรนั้นแสดงได้ดังภาพที่ 3.2 ซึ่งข้อมูลลายมือเขียนจำนวน 200 ชุดนี้จะถูกแบ่งออกเป็นชุดข้อมูลสอน **(Training Data Set)** สำหรับการสร้างตัวแบบการจำแนกข้อมูลจำนวน 160 ชุด จากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 16 คน และชุดข้อมูลทดสอบ **(Testing Data Set)** สำหรับการทดสอบตัวแบบการจำแนกข้อมูลจำนวน 40 ชุด จากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 4 คน และครั้งที่สองคือการเก็บข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบการจำแนกข้อมูลแบบปรับได้ ซึ่งเก็บข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างที่ให้ชุดข้อมูลทดสอบเพิ่มคนละ 40 ชุด รวมเป็น 160 ชุด เพื่อใช้เป็นชุดข้อมูลสำหรับปรับตัวแบบการจำแนก **(Adaptive Data Set)**



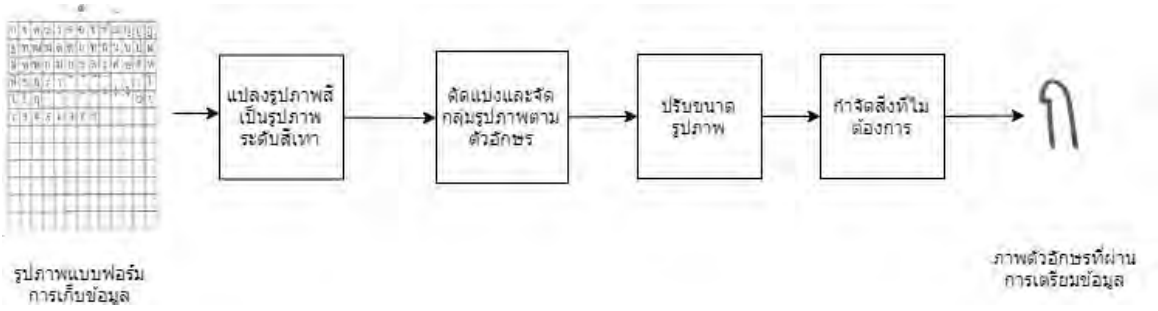
ภาพที่ 3.1 แบบฟอร์มการเก็บข้อมูล



ภาพที่ 3.2 ตัวอย่างการเขียนตัวอักษรตามตำแหน่งจริง

3.2 การเตรียมข้อมูล

ในขั้นตอนนี้จะตัดและจัดกลุ่มรูปภาพตามตัวอักษร โดยเริ่มจากแปลงรูปภาพจากรูปภาพสี **(RGB)** เป็นรูปภาพระดับสีเทา **(Grayscale Image)** จากนั้นนำภาพระดับสีเทาไปตัดแบ่งภาพตามตัวอักษร แล้วนำรูปภาพที่ตัดแบ่งแล้วไปปรับขนาดเป็น 90 x 160 พิกเซล จะพบว่ารูปภาพที่ผ่านการตัดแบ่งและปรับขนาดอาจมีสิ่งที่ไม่ต้องการปรากฏอยู่ จึงนำรูปภาพไปกำจัดสิ่งที่ไม่ต้องการ เช่น เส้นขอบที่เกิดจากการตัดภาพไม่ตรงตำแหน่ง เป็นต้น กระบวนการที่กล่าวมานี้ดำเนินการตามปรากฏในภาพที่ 3.3 เพื่อให้ได้รูปภาพที่มีเพียงตัวอักษรสำหรับการสกัดคุณลักษณะต่อไป



ภาพที่ 3.3 กระบวนการเตรียมข้อมูล

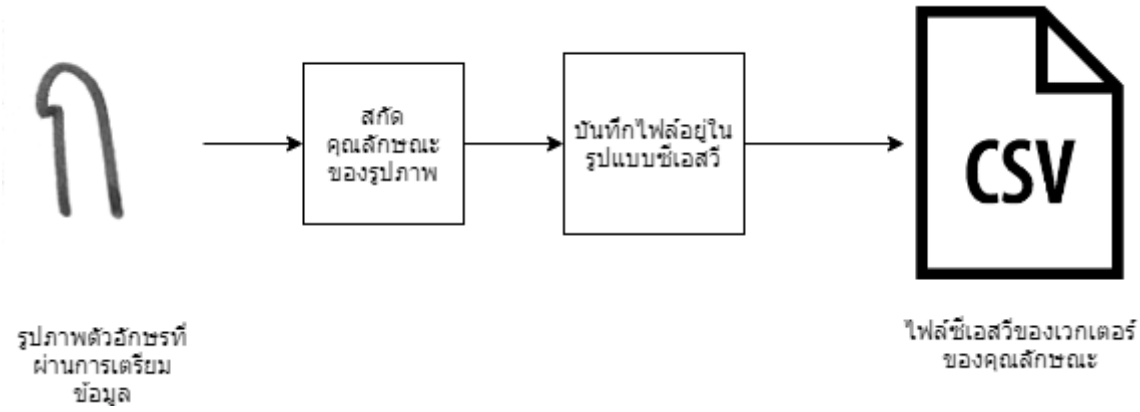
3.3 การสกัดคุณลักษณะของข้อมูล

ในขั้นตอนนี้จะนำรูปภาพที่ผ่านการเตรียมข้อมูลทั้งหมดมาทำการสกัดคุณลักษณะโดยใช้วิธีการสกัดคุณลักษณะด้วยรูปร่างจำนวน 2 คุณลักษณะ ได้แก่ ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและฮิสโทแกรมของรูปร่าง วิธีการสกัดคุณลักษณะด้วยพื้นผิวจำนวน 2 คุณลักษณะ ได้แก่ แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่และฮาราลิค และวิธีการสกัดคุณลักษณะด้วยรูปร่างและพื้นผิวประกอบกัน รวมคุณลักษณะทั้งหมด 10 คุณลักษณะ แสดงดังตารางที่ 3.1

ข้อมูลคุณลักษณะของรูปภาพถูกบันทึกอยู่ในไฟล์รูปแบบซีเอสวี **(.csv)** โดยแบ่งข้อมูลตามชุดการเก็บข้อมูล คือ ข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบการจำแนกข้อมูล และข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบการจำแนกข้อมูลแบบปรับได้ ซึ่งกระบวนการนี้ดำเนินการตามปรากฏในภาพที่ 3.4

ลำดับที่	วิธีการสกัดคุณลักษณะ
1	ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทาง
2	ฮิสโทแกรมของรูปร่าง
3	แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่
4	ฮาราลิค
5	ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและแบบรูปทวิภาคเฉพาะที่
6	ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและฮาราลิค
7	ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและฮิสโทแกรมของรูปร่าง
8	แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่และฮิสโทแกรมของรูปร่าง
9	แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่และฮาราลิค
10	ฮาราลิคและฮิสโทแกรมของรูปร่าง

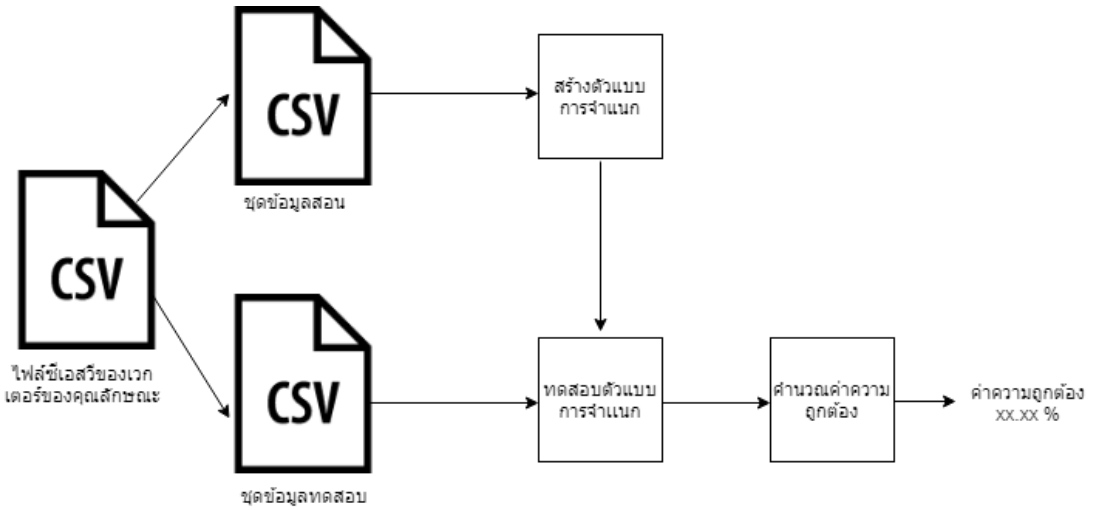
ตารางที่ 3.1 วิธีการสกัดคุณลักษณะ



ภาพที่ 3.4 กระบวนการสกัดคุณลักษณะของข้อมูล

3.4 การสร้างตัวแบบการจำแนกข้อมูล

ในขั้นตอนนี้จะใช้ข้อมูลคุณลักษณะสำหรับการสร้างตัวแบบจำแนกข้อมูลด้วยขั้นตอนวิธีการส่งค่าย้อนกลับ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนโดยใช้เคอร์เนลแบบอาร์บีเอฟ **(Radial Basis Function (RBF) Kernels)** และต้นไม้ตัดสินใจ ซึ่งจะสร้างตัวแบบการจำแนกข้อมูลทุกตัวแบบกับทุกคุณลักษณะ ซึ่งกระบวนการนี้ดำเนินการตามปรากฏในภาพที่ 3.5

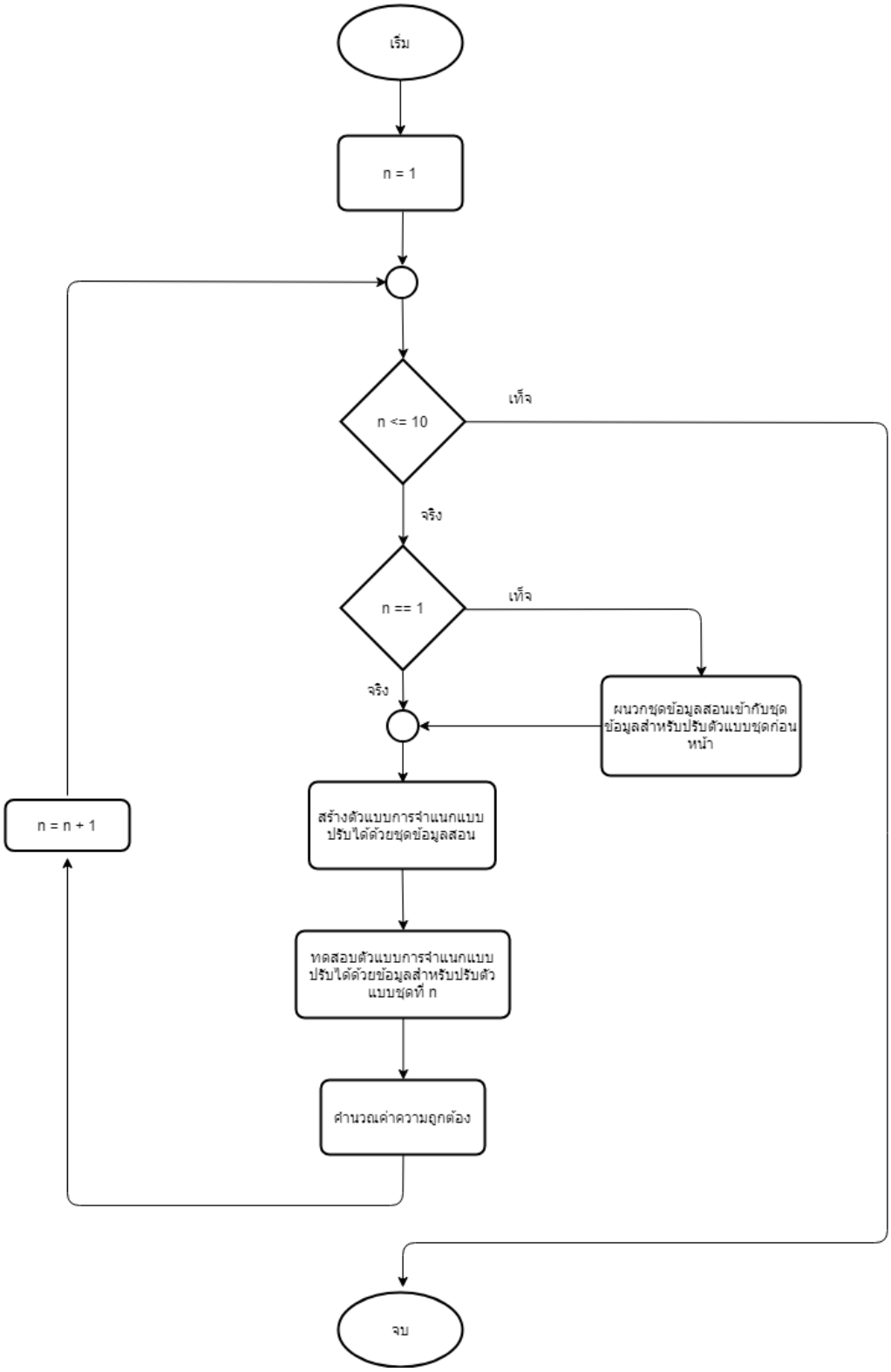


ภาพที่ 3.5 กระบวนการการสร้างตัวแบบการจำแนกข้อมูล

3.5 การสร้างตัวแบบการจำแนกข้อมูลแบบปรับได้

ในขั้นตอนนี้จะใช้ข้อมูลคุณลักษณะสำหรับการสร้างตัวแบบการจำแนกข้อมูลและข้อมูลคุณลักษณะสำหรับการสร้างตัวแบบการจำแนกข้อมูลแบบปรับได้ของกลุ่มตัวอย่าง 1 คนสำหรับสร้างตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว ในเบื้องต้นข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดข้อมูลสอนที่ได้จากข้อมูลคุณลักษณะสำหรับการสร้างตัวแบบการจำแนก และชุดข้อมูลปรับตัวแบบการจำแนก ซึ่งประกอบด้วย ชุดข้อมูลทดสอบจากข้อมูลคุณลักษณะสำหรับการสร้างตัวแบบการจำแนก และข้อมูลคุณลักษณะสำหรับการสร้างตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ โดยในชุดข้อมูลสำหรับปรับตัวแบบการจำแนกจะถูกแบ่งออกเป็น 10 ชุดย่อย

ในการสร้างตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้จะทำทั้งหมด 10 ครั้ง โดยในครั้งแรกชุดข้อมูลสอนเพื่อสร้างตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ คือ ชุดข้อมูลสอน และข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ คือ ชุดข้อมูลสำหรับปรับตัวแบบการจำแนกชุดที่ 1 เมื่อจบการสร้างตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ในครั้งแรก ข้อมูลปรับตัวแบบการจำแนกชุดที่ 1 จะถูกนำมาผนวกเข้ากับชุดข้อมูลสอนเดิมในครั้งแรก เพื่อเป็นชุดข้อมูลสอนในครั้งต่อมา และข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ คือ ชุดข้อมูลสำหรับปรับตัวแบบการจำแนกชุดที่ 2 กล่าวได้ว่าในทุก ๆ การสร้างตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ข้อมูลสำหรับปรับตัวแบบการจำแนกในแต่ละครั้งจะผนวกเข้ากับชุดข้อมูลสอนเดิม เพื่อใช้เป็นชุดข้อมูลสอนในครั้งต่อมา และข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ก็จะเป็นข้อมูลสำหรับปรับตัวแบบการจำแนกชุดถัดไป ทำซ้ำกระบวนการเช่นนี้กับข้อมูลกลุ่มตัวอย่างที่ให้ชุดข้อมูลสำหรับปรับตัวแบบ ซึ่งกระบวนการนี้ดำเนินการตามปรากฏในภาพที่ 3.6



ภาพที่ 3.6 กระบวนการสร้างตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้

บทที่ 4
การทดลอง และผลการวิจัย

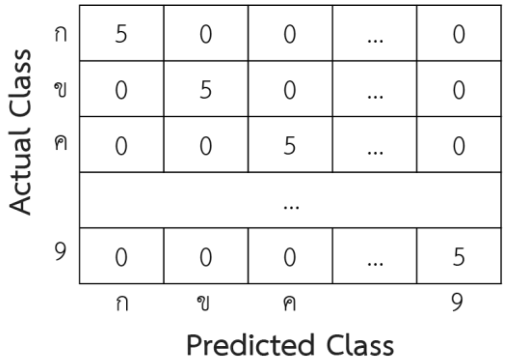
ในบทนี้จะกล่าวถึงกระบวกการทดลอง และผลของการดำเนินการวิจัยขั้นตอนวิธีที่เสนอสำหรับการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว โดยจะพิจารณาประสิทธิภาพของตัวแบบการจำแนกข้อมูลแบบปรับได้ รวมถึงกล่าวอภิปรายผล

4.1 การตั้งค่าการทดลอง

ชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบวิธีการที่นำเสนอประกอบไปด้วยรูปภาพลายมือเขียนภาษาไทย จำนวน 73 ตัว จำนวน 26,280 ภาพ ซึ่งได้มาจากการเก็บข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 20 คน และแบ่งกลุ่มตัวอย่างออกเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มที่เก็บข้อมูลสำหรับสร้างตัวแบบการจำแนกจำนวน 16 คน คนละ 10 ชุด ซึ่งจะเป็นข้อมูลที่เรียกว่า ชุดข้อมูลสอนจำนวน 11,680 ภาพ และกลุ่มที่เก็บข้อมูลสำหรับทดสอบตัวแบบการจำแนกจำนวน 4 คน คนละ 10 ชุด เป็นข้อมูลชุดทดสอบจำนวน 2,920 ภาพ และเก็บข้อมูลจากคนกลุ่มนี้ซ้ำคนละ 40 ชุด เพื่อเป็นข้อมูลที่ใช้สำหรับสร้างตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ เรียกว่า ชุดข้อมูลสำหรับปรับตัวแบบ จำนวน 11,680 ภาพ ซึ่งในแต่ละการทดลองจับคู่ตัวแบบการจำแนกจำนวน 3 ตัวแบบ เข้ากับวิธีการสกัดคุณลักษณะจำนวน 10 วิธี

4.2 การประเมินประสิทธิภาพ

ประสิทธิภาพของวิธีการที่นำเสนอในงานวิจัยนี้วัดผลด้วยค่าความถูกต้อง **(Accuracy)** โดยใช้คอนฟิวชันเมทริกซ์ **(Confusion Matrix)** ซึ่งจะแสดงจำนวนคำตอบของกลุ่มข้อมูลที่ได้จากการจำแนก **(Predicted Class)** เทียบกับผลของกลุ่มข้อมูลจริง **(Actual Class)** เมทริกซ์ที่มีขนาดในแต่ละแถวและคอลัมน์เท่ากับจำนวนประเภทของกลุ่มข้อมูล ดังภาพที่ 4.1 แสดงตัวอย่างของคอนฟิวชันเมทริกซ์ของบุคคลที่ 3 จากตัวแบบการจำแนกแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจากฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและแบบรูปทวิภาคเฉพาะที่ โดยการคิดค่าความถูกต้องนั้นคิดจากผลรวมของค่าในแนวทแยงซึ่งเป็นคำตอบการจำแนกที่จำแนกได้ถูกต้องทั้งหมดเทียบกับคำตอบการจำแนกทั้งหมดและเทียบเป็นเปอร์เซ็นต์



ภาพที่ 4.1 คอนฟิวชันเมทริกซ์

4.3 ผลการทดลอง

ผลการทดลองนั้นได้มาจากการคำนวณหาค่าความถูกต้องจากการสร้างตัวแบบการจำแนกและจำนวนเวลาที่ใช้ในการทดลองในหน่วยนาที โดยแบ่งการทดลองออกเป็น 4 การทดลอง ดังนี้

4.3.1 การทดลองที่ 1

การทดลองที่ 1 นั้นเป็นการทดลองสร้างตัวแบบการจำแนก โดยใช้ชุดข้อมูลสอนและชุดข้อมูลทดสอบจากคุณลักษณะทั้ง 10 คุณลักษณะตามตารางที่ 3.1 ซึ่งแสดงผลค่าความถูกต้องของแต่ละตัวแบบการจำแนกต่อวิธีการสกัดคุณลักษณะดังตารางที่ 4.1

ลำดับที่	วิธีสกัดคุณลักษณะ	ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	ต้นไม้ตัดสินใจ	ขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับ
1	ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทาง	56.10	36.71	49.83
2	แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่	38.53	17.95	1.68
3	ฮาราลิค	5.96	12.02	2.98
4	ฮิสโทแกรมของรูปร่าง	38.25	33.80	18.36
5	ฮิสโตแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและแบบรูปทวิภาคเฉพาะที่	**66.58**	34.45	55.55
6	ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและฮาราลิค	54.90	34.73	48.90
7	ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและฮิสโทแกรมของรูปร่าง	35.79	37.43	39.21
8	แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่และฮาราลิค	34.73	16.16	22.02
9	แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่และฮิสโทแกรมของรูปร่าง	10.14	33.66	2.64
10	ฮาราลิคและฮิสโทแกรมของรูปร่าง	4.86	33.70	5.79

ตารางที่ 4.1 ค่าความถูกต้อง (เปอร์เซ็นต์) ของแต่ละตัวแบบการจำแนกต่อวิธีการสกัดคุณลักษณะของตัวแบบการจำแนก

4.3.2 การทดลองที่ 2

การทดลองที่ 2 นั้นเป็นการทดลองสร้างตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ โดยใช้ชุดข้อมูลการสอน ชุดข้อมูลทดสอบ และข้อมูลสำหรับปรับตัวแบบจากคุณลักษณะทั้ง 10 คุณลักษณะตามตารางที่ 3.1 เช่นเดียวกับการทดลองที่ 1 ซึ่งแสดงผลค่าเฉลี่ยค่าความถูกต้อง

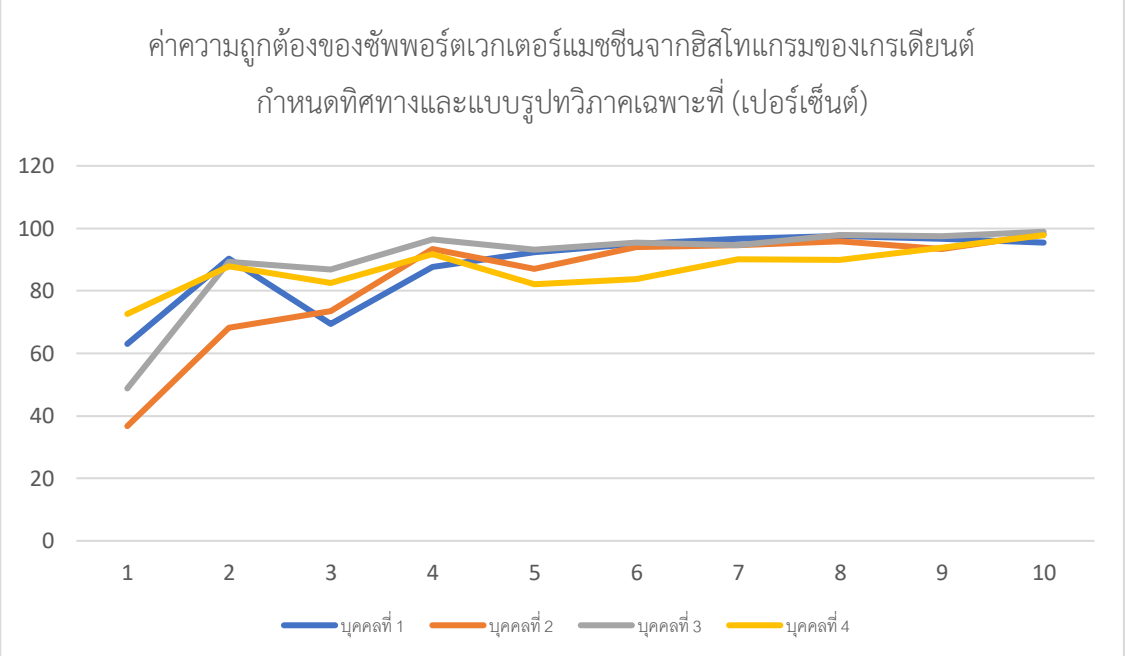
จากข้อมูลการปรับตัวแบบรอบสุดท้ายของกลุ่มตัวอย่างจำนวน 4 คนของค่าความถูกต้อง ดังตารางที่ 4.2

ลำดับที่	วิธีสกัดคุณลักษณะ	ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	ต้นไม้ตัดสินใจ	ขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับ
1	ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทาง	90.62	68.70	81.10
2	แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่	82.88	42.05	65.68
3	ฮาราลิค	54.25	44.32	33.63
4	ฮิสโทแกรมของรูปร่าง	71.16	65.27	49.11
5	ฮิสโตแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและแบบรูปทวิภาคเฉพาะที่	**97.53**	70.75	83.70
6	ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและฮาราลิค	93.56	72.12	79.86
7	ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและฮิสโทแกรมของรูปร่าง	68.42	74.18	61.44
8	แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่และฮิสโทแกรมของรูปร่าง	87.47	52.12	69.66
9	แบบรูปทวิภาคเฉพาะที่และฮาราลิค	21.37	93.42	65.07
10	ฮาราลิคและฮิสโทแกรมของรูปร่าง	9.37	67.12	50.00

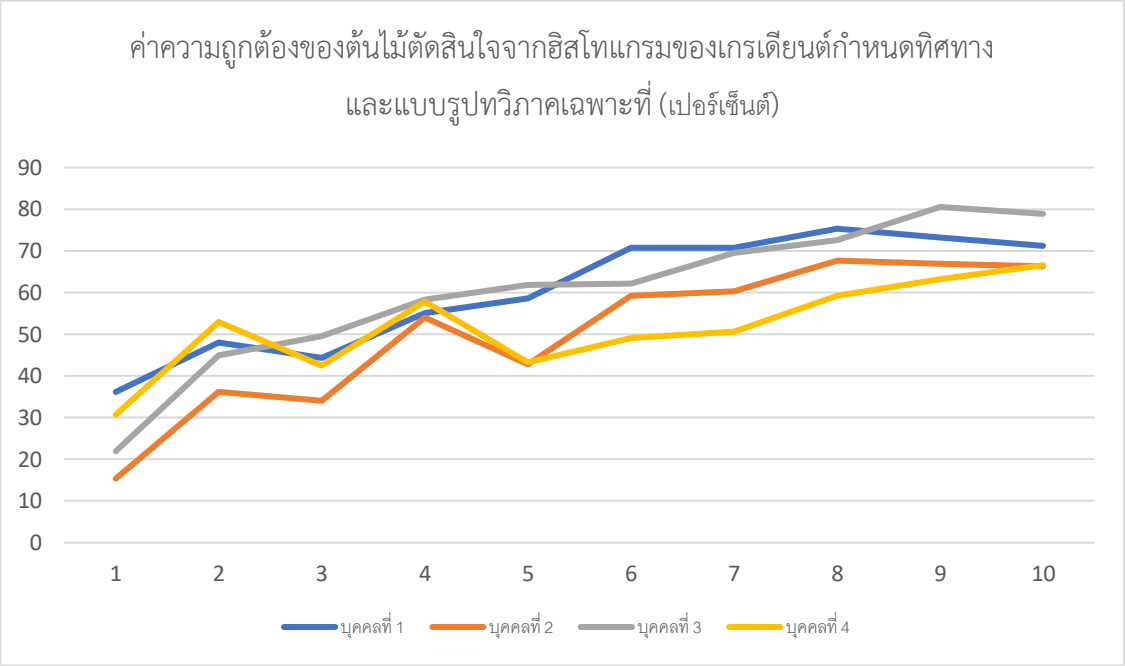
ตารางที่ 4.2 ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง (เปอร์เซ็นต์) ของแต่ละตัวแบบการจำแนกต่อวิธีการสกัดคุณลักษณะของตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้

4.3.3 การทดลองที่ 3

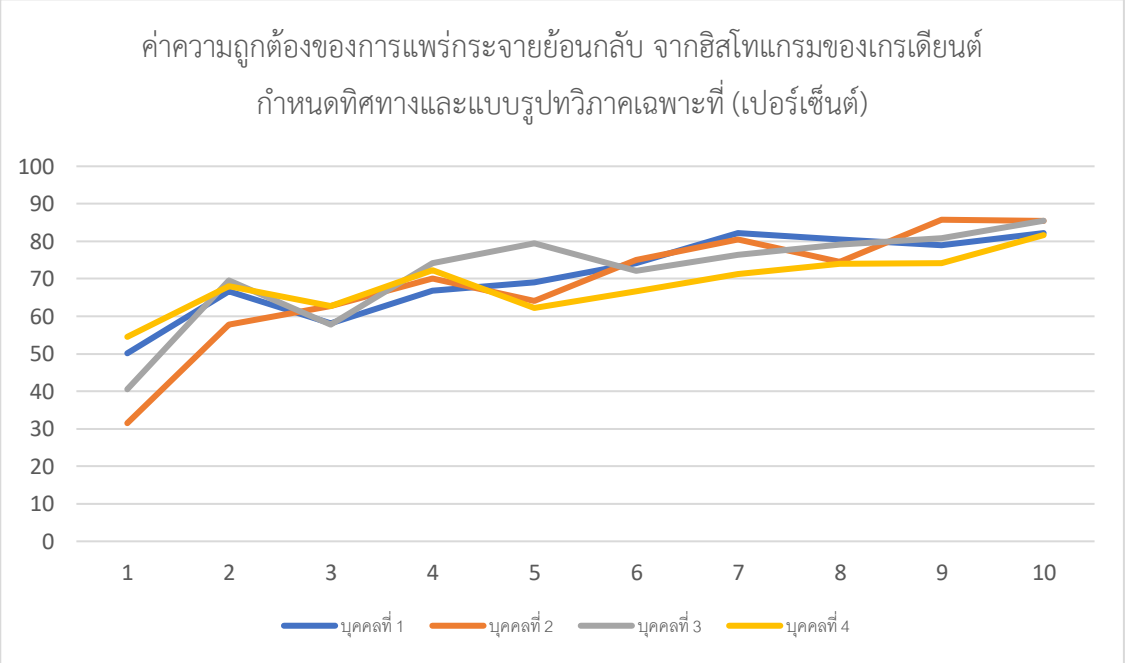
การทดลองที่ 3 นั้นเป็นการเปรียบเทียบผลการทดลองที่ได้จากการทดลองที่ 2 แบบรายบุคคล จำนวน 4 คน และตามจำนวนครั้งการสร้างตัวแบบการจำแนกโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้ จำนวน 10 ครั้ง โดยแสดงผลค่าความถูกต้องของแต่ละตัวแบบการจำแนกต่อวิธีการสกัดคุณลักษณะของแต่ละบุคคลในแต่ละครั้ง ดังกราฟที่ 4.1 4.2 และ 4.3



กราฟที่ 4.1 ค่าความถูกต้องของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจากฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและแบบรูปทวิภาคเฉพาะที่แสดงผลรายบุคคล (เปอร์เซ็นต์)



กราฟที่ 4.2 ค่าความถูกต้องของต้นไม้ตัดสินใจจากฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและแบบรูปทวิภาคเฉพาะที่แสดงผลรายบุคคล (เปอร์เซ็นต์)



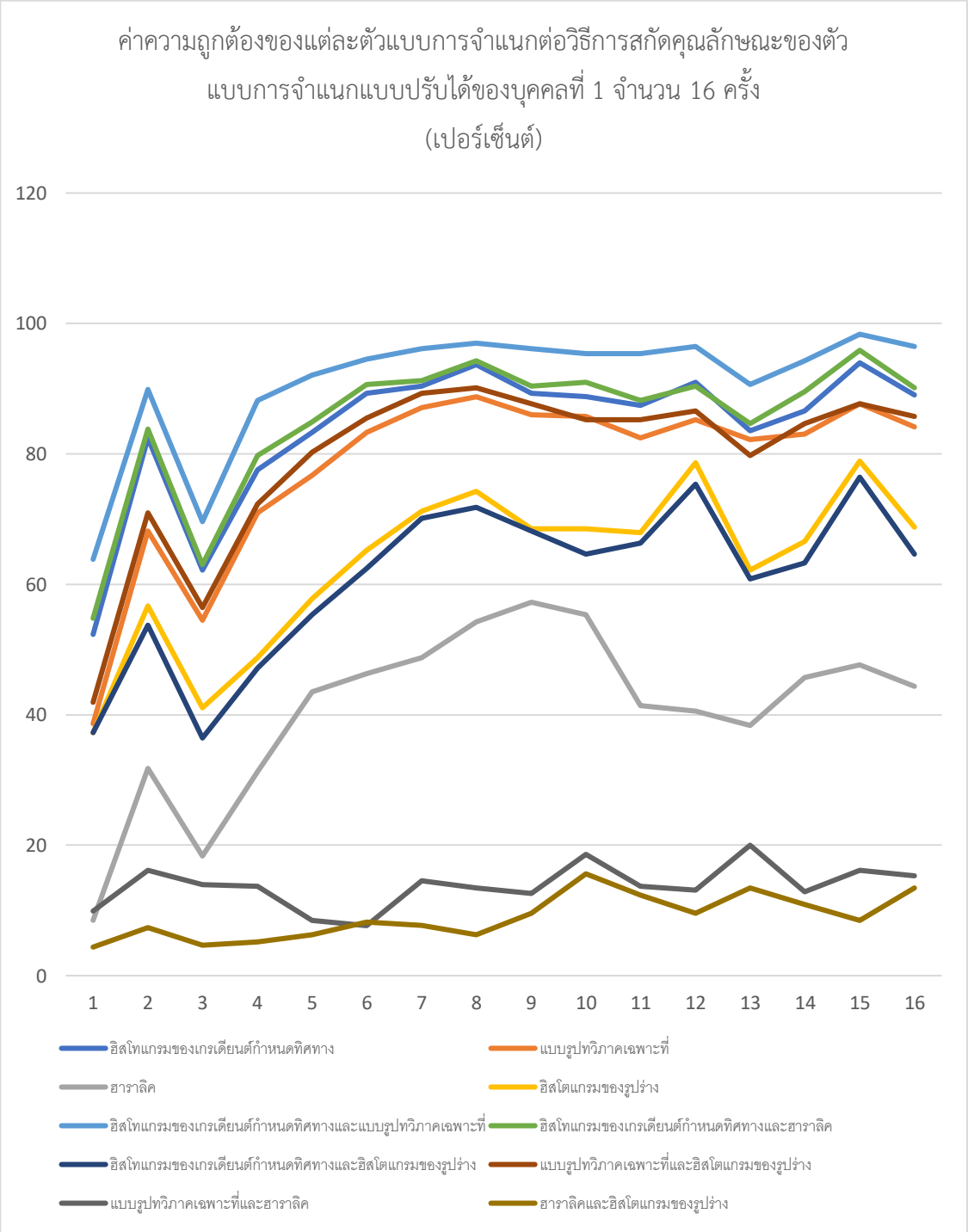
กราฟที่ 4.3 ค่าความถูกต้องของการแพร่กระจายย้อนกลับจากฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและแบบรูปทวิภาคเฉพาะที่แสดงผลรายบุคคล (เปอร์เซ็นต์)

4.3.4 การทดลองที่ 4

การทดลองที่ 4 นั้นเป็นการทดลองเพื่อสร้างตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้เหมือนขั้นตอนที่ 2 เต่จะพิจารณารอบการปรับตัวแบบจาก 10 ครั้งเป็น 16 ครั้ง เพื่อทดสอบว่าเมื่อตัวแบบการจำแนกได้เรียนรู้ข้อมูลจำนวนมากขึ้น ค่าความถูกต้องนั้นควรต้องเพิ่มมากขึ้นตามไปด้วย ซึ่งผลการทดลองกับตัวแบบการจำแนกแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนโดยใช้เคอร์เนลแบบอาร์บีเอฟกับชุดคุณลักษณะทั้ง 10 รูปแบบจากข้อมูลของบุคคลที่ 1 แสดงดังตารางที่ 4.3 และกราฟที่ 4.4

ครั้งที่	ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน									
	HOG	LBP	Haralick	ShapeHistogram	HOG+LBP	HOG+Haralick	HOG+Shape	LBP+Haralick	LBP+Shape	Haralick+ShapeHistogram
1	52.33	38.63	8.49	37.26	63.84	54.79	37.26	41.92	9.86	4.38
2	82.47	68.22	31.78	56.71	89.86	83.84	53.70	70.96	16.16	7.40
3	62.19	54.52	18.36	41.10	69.59	63.01	36.44	56.44	13.97	4.66
4	77.53	70.96	31.23	48.77	88.22	79.73	47.12	72.33	13.70	5.21
5	83.29	76.71	43.56	57.81	92.05	84.93	55.34	80.27	8.49	6.30
6	89.32	83.29	46.30	65.21	94.52	90.68	62.47	85.48	7.67	8.22
7	90.41	87.12	48.77	71.23	96.16	91.23	70.14	89.32	14.52	7.67
8	93.70	88.77	54.25	74.25	96.99	94.25	71.78	90.14	13.42	6.30
9	89.32	86.03	57.26	68.49	96.16	90.41	68.22	87.67	12.60	9.59
10	88.77	85.75	55.34	68.49	95.34	90.96	64.66	85.21	18.63	15.62
11	87.40	82.47	41.37	67.95	95.34	88.22	66.30	85.21	13.70	12.33
12	90.96	85.21	40.55	78.63	96.44	90.41	75.34	86.58	13.15	9.59
13	83.56	82.19	38.36	62.19	90.68	84.66	60.82	79.73	20.00	13.42
14	86.58	83.01	45.75	66.58	94.25	89.59	63.29	84.66	12.88	10.96
15	93.97	87.67	47.67	78.90	98.36	95.89	76.44	87.67	16.16	8.49
16	89.04	84.11	44.38	68.77	96.44	90.14	64.66	85.75	15.34	13.42

ตารางที่ 4.3 ค่าความถูกต้อง (เปอร์เซ็นต์) ของตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้แบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจากทุกวิธีการสกัดคุณลักษณะของบุคคลที่ 1 จำนวน 16 รอบการเรียนรู้



กราฟที่ 4.4 ค่าความถูกต้อง (เปอร์เซ็นต์) ของแต่ละตัวแบบการจำแนกต่อวิธีการสกัดคุณลักษณะของตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ของบุคคลที่ 1 จำนวน 16 ครั้ง

4.4 การอภิปรายผล

จากผลการศึกษาด้วยการทดลองต่าง ๆ พบว่าผลของการทดลองที่ 1 ซึ่งเป็นการสร้างตัวแบบการจำแนกพบกว่าตัวแบบการจำแนกและวิธีการสกัดคุณลักษณะที่ให้ค่าความถูกต้องสูงสุด คือ ตัวแบบการจำแนกแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่สร้างจากฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและแบบรูปทวิภาคเฉพาะที่ ซึ่งมีความสัมพันธ์กับผลของการทดลองที่ 2 ที่เป็นการสร้างตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ คือ ตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้และวิธีการสกัดคุณลักษณะที่ให้ค่าความถูกต้องที่สูงที่สุดนั้นเป็นตัวแบบและวิธีการสกัดคุณลักษณะเดียวกับผลของการทดลองที่ 1 คือ ตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้แบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่ใช้คุณลักษณะของฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและแบบรูปทวิภาคเฉพาะที่ และจากการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องที่สูงที่สุดของผลการทดลองทั้งสอง จะพบว่าผลของการทดลองที่ 2 นั้นให้ค่าความถูกต้องสูงกว่าเป็นอย่างมาก จึงแสดงให้ว่าวิธีการที่นำเสนอนั้นให้ประสิทธิภาพได้ดีมากกว่า ประกอบกับผลของการทดลองที่ 3 จากกราฟที่ 4.1 4.2 และ 4.3 ที่แสดงถึงค่าความถูกต้องของบุคคลทั้ง 4 ซึ่งเป็นเจ้าของข้อมูลที่ใช้ในการสร้างตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ พบว่าค่าความถูกต้องของทุกบุคคลมีแนวโน้มไปในทางเดียวกัน คือ ค่าความถูกต้องดีขึ้นเรื่อย ๆ เมื่อเพิ่มข้อมูลให้ตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้ ซึ่งอาจมีบางรอบของการปรับตัวแบบที่ให้ค่าความถูกต้องลดลงมาบ้าง เนื่องจากข้อมูลอาจมีการปรับตัวให้เข้ากับข้อมูลแบบใดแบบหนึ่งมากเกินไป จึงนำไปสู่การทดลองที่ 4 ที่มีการเพิ่มจำนวนรอบการปรับตัวแบบให้มากขึ้นเพื่อสังเกตแนวโน้มของค่าความถูกต้องได้ แสดงดังตารางที่ 4.3 และกราฟที่ 4.4 ซึ่งจะพบว่าแม้ในบางรอบค่าความถูกต้องยังคงมีการลดลงอยู่บ้างเล็กน้อย ทว่าโดยรวมค่าของความถูกต้องยังคงมีแนวโน้มที่เพิ่มขึ้นและอยู่ในระดับที่พึงพอใจ

บทที่ 5
ข้อสรุปและข้อเสนอแนะ

ในบทนี้จะกล่าวถึงการสรุปผลการวิจัยการรู้จำลายมือภาษาโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว และข้อเสนอแนะ

5.1 ข้อสรุป

ในงานวิจัยนี้ได้เสนอวิธีการรู้จำลายมือภาษาไทยโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว โดยพบว่าการนำวิธีการเรียนรู้แบบปรับได้มาใช้กับตัวแบบการจำแนกนั้นทำให้ค่าความถูกต้องสูงกว่าตัวแบบการจำแนกแบบปรับไม่ได้ และในการทดลองตัวสร้างแบบการจำแนกแบบปรับได้และปรับไม่ได้จากตัวแบบการจำแนกสามชนิดกับชุดคุณลักษณะจำนวนสิบชุด พบว่าตัวแบบการจำแนกที่ให้ค่าความถูกต้องที่สูงที่สุดของทั้งสองการทดลอง คือ ตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้แบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และชุดคุณลักษณะที่ใช้กับตัวแบบการจำแนกของทั้งสองการทดลองแล้วให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุด คือ ฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทางและแบบรูปทวิภาคเฉพาะที่ โดยเมื่อเพิ่มข้อมูลให้กับตัวแบบการจำแนกแบบปรับได้มากขึ้นเรื่อย ๆ ค่าความถูกต้องที่ได้ก็มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเช่นกัน แม้ในบางรอบการปรับตัวแบบค่าความถูกต้องมีการปรับตัวลดลง แต่หากมองในภาพรวมก็ยังคงถือว่ามีแนวโน้มที่เพิ่มมากขึ้น

5.2 ข้อเสนอแนะ

วิธีการรู้จำลายมือภาษาไทยในงานวิจัยนี้สามารถใช้ได้กับตัวอักษรทีละตัว หากมีการปรับปรุงให้การรู้จำนั้นสามารถรับข้อมูลเป็นกลุ่มคำหรือประโยค รวมถึงมีการใช้ถังคำศัพท์เข้ามาช่วยในการพัฒนาน่าจะเป็นสิ่งที่ทำให้การรู้จำลายมือนั้นมีประสิทธิภาพมากขึ้น

รายการอ้างอิง

[1] Chomtip Pornpanomchai, Verachad Wongsawangtham, Satheanpong Jeungudompron and Nannaphat Chatsumpun, “Thai handwritten Character Recognition by Genetic Algorithm (THCRGA)” in IACSIT International Journal of Engineering and Technology, Vol. 3, No. 2, April 2011, pp. 148-153.

[2] Credit Karnchanapusakij, Phattharasuda Suwannakat, Waroonorn Rakprasertsuk and Natasha Dejdumrong, “Online Handwriting Thai Character Recognition” in Sixth International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualization, Tianjin, China, Aug 10-14, 2009, pp. 323-328.

[3] Olarik Surinta, Mahir F. Karaaba, Lambert R.B. Schomaker and Marco A. Wiering, “Recognition of handwritten characters using local gradient” in Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol.45, 2015, pp. 405-414.

[4] F. Zamora-Martínez, V. Frinken, S. España-Boquera, M.J. Castro-Bleda, A. Fischer, and H. Bunke, “Neural network language models for off-line handwriting recognition” in Pattern Recognition, Vol.47, 2014, pp. 1642-1652.

[5] Peera Jarungthai, Siripat Chiewchanwattana and Khamron Sunat, “Handwritten Character Recognition Using Generalized Radial Basis Function Extreme Learning Machine with Centers Selection” in Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC), Chiang Mai, Thailand, Dec 9-12, 2014.

[6] Ithipan Methasate, Sanparith Murakatat, Sutat Sae-tang and Thanarak Theeramunkong, “The Feature Combination Technique for Off-line Thai Character Recognition” Proceedings of the 2005 Eight International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR’05), DC, USA, Aug 31-Sept 01, 2005.

[7] Jarernsri Mitrpanont and Urairat Limkongglap, “Using Contour Analysis to Improve Feature Extraction in Thai Handwritten Character Recognition Systems”, in Seventh International Conference on Computer and Information Technology, Zurich, Switzerland, Jan 2–3, 2017.

[8] Roongroj Nopsuwanchai, Alain Biem and William F. Clocksin, “Maximization of Mutual Information for Offline Thai Handwriting Recognition”, in IEEE Transactions

on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 28, No. 8, Aug 2006, pp. 1347-1351.

[9] Olarik Surinta, Lambert Schomaker and Marco Wiering, “Handwritten Character Classification Using The Hotspot Feature Extraction”, in Proceedings of the First International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods, Algarve, Portugal, Feb 6–10, 2012, pp. 261-264

[10] Roonhroj Nopsuwanchai and Dan Povey, “Discriminative Training for HMM-Based Offline Handwritten Character Recognition”, in Proceedings of the Seventh International Conference on Analysis and Recognition (ICDAR’03), DC, USA, Aug 3-6, 2003.

[11] Arrak Pornchaikajornsak and Arit Thammano, “Handwritten Thai Character Recognition Using Fuzzy Membership Function And Fuzzy ARTMAP”, in Proceedings 2003 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, Kobe, Japan, July 16-20, 2003.

[12] P. Phokharatkul, K. Sankhuangaw, S. Somkuarnpanit, S. Phaiboon and C. Kimpan, “Off-Line Hand Written Thai Character Recognition using Ant-Miner Algorithm”, in World Academy of Science, Engineering and Technology 8, 2015, pp. 276-281.

[13] V. K. Govindan and A. P. Shivaprasad, “Character Recognition – A Review”, in Pattern Recognition, Vol. 23, 1990, pp. 671-683.

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

Project Proposal of Course 2301399 Project Proposal

Academic Year 2018

ชื่อโครงงาน (ภาษาไทย)	การรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้
สำหรับ	ผู้ใช้เดี่ยว
ชื่อโครงงาน (ภาษาอังกฤษ)	Thai Handwriting Recognition Using Adaptive Learning Method for Single User
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ศุภกานต์ พิมลธเรศ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุวดีธร
ผู้ดำเนินการ	นางสาวศศิธร ฉลอง เลขประจำตัวนิสิต 5833660823 สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

หลักการและเหตุผล

ตัวอักษรภาษาไทยนั้นถูกประดิษฐ์ขึ้นครั้งแรกราว 700 ปีก่อนในสมัยพ่อขุนรามคำแหงมหาราชที่เรียกว่า “ลายสือไท” ซึ่งนอกจากจะเป็นการเริ่มยุคสมัยประวัติศาสตร์แล้ว ตัวอักษรยังเป็นสื่อกลางที่ใช้ในการสื่อสารผ่านการเขียนนับตั้งแต่นั้นมาจนถึงปัจจุบัน จนอาจกล่าวได้ว่าการเขียนเป็นหนึ่งในช่องทางการสื่อสารที่มนุษย์ทุกคนนิยมใช้ไม่ว่าจะในกิจวัตรประจำวันหรือในเหตุการณ์สำคัญ อย่างไรก็ตามถึงแม้ว่าการเขียนจะเป็นสิ่งที่ทุกคนเข้าใจกันเป็นสากลนิยม ทว่าก็ยังพบปัญหาการสื่อสารด้านการเขียนที่น่าสนใจคือปัญหาด้านความแตกต่างของลายมือในแต่ละบุคคล ประกอบกับความเจริญด้านเทคโนโลยีที่มากขึ้นทำให้คอมพิวเตอร์และแท็บเล็ตถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลาย ทำให้ความนิยมของการเขียนลงบนกระดาษนั้นลดลง เช่น ในกลุ่มนักศึกษา ที่เริ่มหันมาใช้แท็บเล็ตในการจดเนื้อหาในบทเรียนแทนการใช้กระดาษ แต่อย่างไรก็ตามปัญหาด้านความแตกต่างของลายมือก็ยังคงมีอยู่ ผู้จัดทำจึงมีความสนใจที่จะพัฒนาการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยนี้ขึ้นมา

งานวิจัยที่เกี่ยวกับการรู้จำลายมือเขียนนั้นได้มีการศึกษามาอย่างต่อเนื่องและใช้วิธีการที่แตกต่างกันออกไป เช่นในงานวิจัย [1] เป็นการรู้จำลายมือแบบออนไลน์ โดยสร้างขั้นตอนวิธีเชิง

พันธุกรรม (genetic algorithm) สำหรับการรู้จำลายมือภาษาไทยซึ่งประกอบด้วย 5 ขั้นตอน คือ 1. โมดูลการได้มาของภาพ (image acquisition module) 2. โมดูลการประมวลผลก่อน (image preprocessing module) 3. โมดูลการสกัดคุณลักษณะ (feature extraction module) 4. โมดูลการรู้จำตัวอักษร (character recognition module) 5. โมดูลการแสดงผลลัพธ์ (display result module) ซึ่งใช้ความรู้ด้านการประมวลผลภาพ (image processing) และ คอมพิวเตอร์วิทัศน์ (computer vision) โดยพิจารณาคุณลักษณะ 3 อย่าง คือ เส้น ลูบและตำแหน่งของเส้นและลูบ โดยแบ่งระดับของตัวอักษรออกเป็น 4 ระดับคือ วรรณยุกต์ (tonal) สระส่วนบน (upper vowel) พยัญชนะ (consonant) และสระส่วนล่าง (lower vowel) ในงานวิจัย [2] เป็นการรู้จำลายมือแบบออนไลน์ โดยใช้วิธีการแบ่งจุดบนตัวอักษรออกเป็น 10 จุดเพื่อทำเป็นเวกเตอร์ จากนั้นนำไปทำการประมาณค่าในช่วงแบบเชิงเส้นและนำไปเปรียบเทียบกับฐานข้อมูล XML ซึ่งในงานวิจัยนี้รองรับการเขียนอักษรแบบตัวเอียง ขนาดของตัวอักษรที่เปลี่ยนไปและการหมุนตัวอักษร ขณะที่ในงานวิจัย [3] นั้นได้มีการนำความรู้ทางด้านการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) มาใช้ โดยใช้ฐานข้อมูล 3 ภาษาคือ ภาษาไทย (ตัวอักษรและตัวเลข) ภาษาละติน (ตัวอักษรและตัวเลข) และภาษาเบงกาลี (ตัวเลข) มีการทำการประมวลผลก่อนโดยใช้ตัวบ่งชี้คุณลักษณะเกรเดียนต์เฉพาะที่ (local gradient feature descriptors) ซึ่งแบ่งเป็นฮิสโทแกรมของเกรเดียนต์กำหนดทิศทาง (histograms of oriented gradients (HOG)) และ ตัวบ่งชี้การแปลงคุณลักษณะที่ไม่แปรเปลี่ยนตามสเกล (scale invariant feature transform descriptor (siftD)) และนำไปประมวลผลด้วยขั้นตอนวิธีการจำแนก (classification algorithm) ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ศึกษาการจำแนกสองวิธีได้แก่ ขั้นตอนวิธีการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัว (k-nearest neighbors (kNN)) และ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (support vector machine (SVM)) โดยนำผลที่ได้ของวิธีทั้งสองมาเปรียบเทียบกัน ในงานวิจัย [4] เป็นการรู้จำลายมือแบบออฟไลน์ โดยใช้วิธีการรวมตัวแบบภาษาโครงข่ายประสาท (neural network language models) กับระบบ 3 ระบบ ได้แก่ โครงข่ายประสาทปรากฏซ้ำสองทิศทาง (bidirectional recurrent neural network), ตัวแบบมาร์กอฟแฝงผสม (hybrid hidden Markov models) และทั้งสองระบบรวมกัน โดยเปรียบเทียบกับวิธีตัวแบบภาษาเอ็นแกรม (n-gram language models) บนระบบ 3 ระบบเช่นเดียวกัน นอกจากนี้ยังมีการนำความรู้ด้านเครื่องการเรียนรู้สุดขีด (extreme learning machine) มาใช้ เช่น ในงานวิจัย [5] โดยฐานข้อมูลที่ใช้ประกอบด้วย ตัวอักษรภาษาไทย ตัวเลขภาษาเบงกาลี และตัวเลขในอักษรเทวนาครี จากการทบทวนวรรณกรรมสามารถสรุปได้ว่าจุดประสงค์ของงานวิจัยที่ผ่านมาคือการสร้างวิธีการหรือตัวแบบที่ใช้จำแนกลายมือที่เหมาะสมกับผู้ใช้ทั่วไป งานวิจัยนี้จึงเสนอวิธีการที่สามารถปรับการรู้จำลายมือให้เข้ากับผู้ใช้เพียงหนึ่งคน เพื่อนำไปประยุกต์กับการรู้จำลายมือของเจ้าของแท็บเล็ตที่มีเพียงผู้เดียว

วัตถุประสงค์

เพื่อพัฒนาวิธีการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว

ขอบเขตของโครงงาน

1. ตัวอักษรภาษาไทยที่ใช้ในโครงงาน ประกอบด้วย
    a. พยัญชนะไทยจำนวน 42 ตัวโดยตัด ฃ และ ฅ
    b. สระและรูปสระบางส่วน ได้แก่ ะ า ิ ี ึ ื ุ ู เ ไ ใ โ ฤ ำ ั ่ ้ ๊ ๋ ์
2. ตัวเลขที่ใช้ในโครงงาน ประกอบด้วย เลขอารบิก 0 – 9
3. ภาพตัวอักษรและตัวเลขที่ใช้ในโครงงานมีขนาด 90 x 160 พิกเซล
4. กระบวนการรู้จำใช้กับภาพรับเข้าทีละภาพที่มีตัวอักษร/สระ/วรรณยุกต์เพียง 1 ตัวเท่านั้น ดังนั้นจึงไม่ใช้การแบ่งส่วน (segmentation)
5. ตำแหน่งของตัวอักษร/สระ/วรรณยุกต์กำหนดด้วยขอบเขตสามส่วนที่ใช้ในการเก็บข้อมูลอัน ได้แก่ ส่วนบน ส่วนกลาง และส่วนล่าง
6. ผลลัพธ์ที่ได้คือการระบุตัวอักษร/สระ/วรรณยุกต์นั้น

วิธีการดำเนินงาน

ก. แผนการศึกษา
    1. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
    2. เก็บข้อมูลลายมือจากกลุ่มตัวอย่าง
    3. เตรียมข้อมูล
    4. ออกแบบและพัฒนาวิธีการ
    5. ทดสอบประสิทธิภาพวิธีการ
    6. ประเมินผลและอภิปรายผล
    7. จัดทำเอกสาร

ข. ระยะเวลาที่ศึกษา

ขั้นตอน	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.
1. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง									
2. เก็บข้อมูลลายมือจากกลุ่มตัวอย่าง									
3. เตรียมข้อมูล									
4. ออกแบบและพัฒนาวิธีการ									
5. ทดสอบประสิทธิภาพวิธีการ									
6. ประเมินผลและอภิปรายผล									
7. จัดทำเอกสาร									

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ก. ประโยชน์ด้านความรู้และประสบการณ์ต่อนิสิต

1. มีความรู้และความเข้าใจงานวิจัยด้านการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทย
2. ได้ศึกษาวิธีการทางการเรียนรู้ของเครื่อง
3. ได้ศึกษา คุณลักษณะ (feature) และการสกัดคุณลักษณะ (feature extraction)

ข. ประโยชน์ที่ได้จากโครงงานที่พัฒนาขึ้น

1. ได้วิธีการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบปรับได้สำหรับผู้ใช้เดี่ยว
2. สามารถนำวิธีการนี้ไปพัฒนาต่อยอดได้

อุปกรณ์และเครื่องมือที่ใช้

ก. ฮาร์ดแวร์

1. คอมพิวเตอร์ที่มี CPU ความเร็วอย่างน้อย 2.0 GHz และ RAM ความจุอย่างน้อย 8 GB

ข. ซอฟต์แวร์

1. ระบบปฏิบัติการ Windows หรือ macOS
2. โปรแกรมภาษา Python เวอร์ชัน 3.5 หรือสูงกว่า, MATLAB เวอร์ชัน R2018a หรือสูงกว่า
3. ซอฟต์แวร์ค้นคืนภาพ img(Rummager) เวอร์ชัน 1.0.4211.38468 หรือสูงกว่า

งบประมาณ

1. Wacom Intuos Pen Small with Bluetooth (CTL-4100WL) ราคา 5,000 บาท

เอกสารอ้างอิง

[1] Chomtip Pornpanomchai, Verachad Wongsawangtham, Satheanpong Jeungudompron and Nannaphat Chatsumpun, “Thai handwritten Character Recognition by Genetic Algorithm (THCRGA)” in IACSIT International Journal of Engineering and Technology, Vol. 3, No. 2, April 2011, pp. 148-153.

[2] Credit Karnchanapusakij, Phattharasuda Suwannakat, Waroonorn Rakprasertsuk and Natasha Dejdumrong, “Online Handwriting Thai Character Recognition” in Sixth International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualization, Tianjin, China, Aug 10-14, 2009, pp. 323-328.

[3] Olarik Surinta, Mahir F. Karaaba, Lambert R.B. Schomaker and Marco A. Wiering, “Recognition of handwritten characters using local gradient” in Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol.45, 2015, pp. 405-414.

[4] F. Zamora-Martínez, V. Frinken, S. España-Boquera, M.J. Castro-Bleda, A. Fischer, and H. Bunke, “Neural network language models for off-line handwriting recognition” in Pattern Recognition, Vol.47, 2014, pp. 1642-1652.

[5] Peera Jarungthai, Siripat Chiewchanwattana and Khamron Sunat, “Handwritten Character Recognition Using Generalized Radial Basis Function Extreme Learning Machine with Centers Selection” in Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC), Chiang Mai, Thailand, Dec 9-12, 2014.

ประวัติผู้เขียน

นางสาวศศิธร ฉลอง

รหัสนิสิต 5833660823

วันเดือนปีเกิด 4 พฤศจิกายน 2539

ภูมิลำเนา ชลบุรี

กำลังศึกษาในสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์

ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์

คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย