การรู้จำตัวอักษรไทย ลาว และ เลขอารบิคบนป้ายทะเบียนรถ

THAI AND LAO CHARACTER AND NUMBER RECOGNITION ON LICENSE PLATE

ศศกร พิเชฐจำเริญ
SASAKORN PICHETJAMROEN

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าคุณทหารลาดกระบัง
พ.ศ. 2559
KMITL-2016-EN-M-070-196

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การรู้จำตัวอักษรไทย ลาว และ เลขอารบิคบนป้ายทะเบียนรถ

THAI AND LAO CHARACTER AND NUMBER RECOGNITION ON LICENSE PLATE

ศศกร พิเชฐจำเริญ

SASAKORN PICHETJAMROEN

สจทม.
เลขทะเบียน 148719
วัน,เดือน,ปี 23 มิ.ย. 2560

b 00267063
i

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2559

KMITL-2016-EN-M-070-196

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

THAI AND LAO CHARACTER AND NUMBER RECOGNITION ON LICENSE PLATE

SASAKORN PICHETJAMROEN

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN COMPUTER ENGINEERING
FACULTY OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
2016

KMITL-2016-EN-M-070-196

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COPYRIGHT 2016

FACULTY OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การรู้จำตัวอักษรไทย ลาว และ เลขอารบิคบนป้ายทะเบียนรถ
Thesis Title Thai and Lao Character and Number Recognition on License Plate
นักศึกษา นางสาวศศกร พิเชฐจำเริญ
รหัสประจำตัว 56601132
ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ดร.ปกรณ์ วัฒนจตุรพร
หมายเลขวิทยานิพนธ์ KMITL-2016-EN-M-070-196

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์	ลายมือชื่อ
ศ.ดร.โกสินทร์ จำนงไทย	
ดร.วัชระ ฉัตรวิริยะ	
รศ.ดร.เกียรติกูล เจียรนัยธนะกิจ	
ดร.ปกรณ์ วัฒนจตุรพร	

วัน / เดือน/ ปี ที่สอบ วันพุธที่ 7 ธันวาคม พ.ศ. 2559 เวลา 09.00-11.00 น.
สถานที่สอบ ณ อาคาร A ชั้น 5 ห้องประชุม 1

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

คณะวิศวกรรมศาสตร์ รับรองแล้ว

(รองศาสตราจารย์ ดร. คมสัน มาลีสี)
คณบดี คณะวิศวกรรมศาสตร์
วันที่ 7 ธันวาคม พ.ศ. 2559

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การรู้จำตัวอักษรไทย ลาว และ เลขอารบิคบนป้ายทะเบียนรถ
นักศึกษา	นางสาวศศกร พิเชฐจำเริญ
รหัสประจำตัว	56601132
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
พ.ศ.	2559
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	ดร.ปกรณ์ วัฒนจตุรพร

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถอัตโนมัติซึ่งเป็นระบบที่นำมาใช้ในด้านการรักษาความปลอดภัย โดยความมุ่งหมายของระบบที่พึงประสงค์คือระบบที่สามารถทำการรู้จำตัวอักษรได้ แม้จะมีสัญญาณรบกวนและมีสภาวะแสงที่มีความแตกต่างกันรวมไปถึงสามารถแยกตัวอักษรที่มีลักษณะคล้ายคลึงกันได้ ซึ่งระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถอัตโนมัติมักได้รับการวิจัยโดยเฉพาะไปที่ภาษาใดภาษาหนึ่งและใช้เฉพาะประเทศที่มีการใช้อักษรภาษานั้น ทั้งนี้จากการรวมตัวของกลุ่มประเทศในประชาคมอาเซียน ทำให้เกิดความต้องการที่เปลี่ยนไป ระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถอัตโนมัติที่มีความสามารถรู้จำอักษรของภาษาที่มีความคล้ายคลึงกัน เช่น อักษรไทยและอักษรลาว จึงเป็นความต้องการและเป็นปัญหาใหม่ที่มีความท้าทายมากขึ้น โดยจุดประสงค์ของงานวิจัยนี้เพื่อสร้างคุณลักษณะสำคัญที่สามารถแยกความแตกต่างของตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคที่คล้ายคลึงกันที่มาจากตัวอักษรสังเคราะห์ และตัวอักษรที่มาจากป้ายทะเบียนรถยนต์ให้สามารถรู้จำตัวอักษรได้อย่างถูกต้อง ในการรู้จำตัวอักษรสังเคราะห์ จะทำการสร้างตัวอักษรสังเคราะห์ขึ้นเนื่องจากข้อจำกัดเรื่องตัวอักษรไทย ลาว และตัวเลขอารบิคที่ใช้บนป้ายทะเบียนรถมีอยู่อย่างจำกัด ประกอบกับความต้องการตัวอักษรและตัวเลขครบทุกตัว ในการทดสอบการรู้จำจึงได้สร้างตัวอักษรสังเคราะห์ที่มีสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนระดับต่าง ๆ และมีความสว่างที่หลากหลายระดับ มาทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีที่นำเสนอ เปรียบเทียบค่าความถูกต้องกับการสกัดคุณลักษณะสำคัญวิธีอื่น ได้แก่ ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ เซอร์ไนท์โมเมนต์ และ โซนนิ่ง โดยการสกัดคุณลักษณะสำคัญของทุกวิธีจะถูกรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุด พบว่าวิธีที่นำเสนอสามารถทนทานต่อสัญญาณรบกวนและความสว่างในระดับต่างได้ดีที่สุด ส่วนในการรู้จำตัวอักษรไทย ลาว และตัวเลขอารบิคที่มาจากป้ายทะเบียนรถ จะพิจารณา 2 กรณีได้แก่ จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถไทยลาว และ ไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถไทยลาว ซึ่งในการรู้จำตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถทั้ง 2 กรณี จะทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธี ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ เซอร์ไนท์โมเมนต์ และ โซนนิ่ง พบว่าการไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถไทยลาวให้ผลการรู้จำที่ดีกว่า จึงได้ทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีที่นำเสนอแบบไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนไทยลาว พบว่าสามารถ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รู้จำตัวอักษรได้ถูกต้องมากที่สุด โดยให้ค่าความถูกต้องร้อยละ 99.09 สำหรับค่าการรู้จำอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิค และร้อยละ 97.80 สำหรับค่าการรู้จำเฉพาะตัวอักษรไทยลาว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Thesis	Thai and Lao Character and Number Recognition on License Plate
Student	Miss Sasakorn Pichetjamroen
Student ID.	56601132
Degree	Master of Engineering
Program	Computer Engineering
Year	2016
Thesis Advisor	Dr. Pakorn Watanachaturaporn

ABSTRACT

This thesis proposes an automatic license plate recognition (ALPR), which is a system that has been used for security purposes. An aim of the system was to perform recognition while noise was presented in various light conditions. The system was expected to recognize alike characters. Current ALPR was developed for specifically a character set of a language and only applied in a country that used the same character. However, the union of countries such as ASEAN community presented a new demand of an ALPR that could recognize characters from multiple languages, especially ones that looked alike such as Thai and Laos characters. This matter became an essential and a new challenge. This research aims to create a new feature that can separate alike Thai-Laos characters and also Arabic numbers for both synthesis character and real license plate recognition. The synthesis characters are required due to limited number of Thai-Laos characters and Arabic numbers from real license plate. To evaluate the recognition validation the synthesis character with various levels of noise and light conditions are generated and applied with the proposed method for feature extraction. The percent classification accuracy is used to assess the classification performance and compared with other feature extractions such as Histogram of Oriented Gradient, Zernike Moment and Zoning. K-nearest neighbor is used for recognition. The results confirmed classification performance of the proposed method and its tolerance with noises and various light conditions. Two cases of license plate character recognition is considered; *i.e.*, grouping and ungrouping of Thai and Laos license plates. The two cases are applied with

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Histogram of Oriented Gradient, Zernike moment and Zoning for feature extraction. The results found that ungrouping Thai-Laos license plate recognition obtains higher percent accuracy for character and number recognition. After the ungrouped Thai and Laos license plates are applied with the proposed method for feature extraction, the results shows high percent accuracy up to 99.09 for Thai and Laos characters and Arabic numbers and up to 97.80% for Thai and Laos characters only.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้คงไม่อาจสำเร็จลุล่วงไปได้ หากปราศจากแนวทางในการทำวิทยานิพนธ์ รวมทั้งข้อแนะนำ และคำปรึกษาอย่างดียิ่งของ ดร.ปกรณ์ วัฒนจตุรพร ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จึงขอขอบพระคุณท่านอาจารย์เป็นอย่างสูงที่มีความเมตตาช่วยทำสิ่งที่มุ่งหมายไว้ให้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

อีกทั้งขอขอบพระคุณ คุณอัชยะ ฉันทจิตกุล ที่ช่วยจัดหาข้อมูลภาพรถยนต์ไทยลาวเป็นจำนวนมากเพื่อนำมาใช้ในงานวิจัยนี้

รวมทั้งต้องขอกราบขอบพระคุณท่านคณาจารย์ทุกท่านในภาควิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ที่ได้ประสิทธิ์ประศาสน์วิชาความรู้ทางด้านวิชาการแขนงต่างๆ จนสามารถนำความรู้เหล่านั้นมาบูรณาการ และประยุกต์ใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ได้อย่างถูกต้องสมบูรณ์

นอกจากนี้ยังมีเพื่อนๆ พี่ๆ น้องๆ ทุกคน ในสาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ที่ได้ให้ความคิดเห็นและคำปรึกษารวมทั้งให้กำลังใจในหลายๆ โอกาส จึงต้องขอขอบคุณและขอบใจมา ณ ที่นี้

สุดท้ายนี้ขอกราบขอบพระคุณ บิดามารดา และครอบครัว ที่คอยให้กำลังใจ คอยช่วยเหลือสนับสนุนในสิ่งที่ต้องการอยากจะทำ และมองดูความสำเร็จอย่างใกล้ชิด จึงทำให้สามารถเดินทางมาจนถึงจุดหมายที่คาดหวังไว้

สำหรับคุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้กับบิดามารดา ซึ่งเป็นที่รักและเคารพยิ่ง ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประศาสน์วิชาความรู้และถ่ายทอดประสบการณ์ที่ดีให้แก่ข้าพเจ้า

ศศกร พิเชฐจำเริญ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย I

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ III

กิตติกรรมประกาศ V

สารบัญ VI

สารบัญตาราง XI

สารบัญรูป XIII

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา 2

1.3 สมมติฐานของการศึกษา 3

1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในงานวิจัย 3

1.5 ขอบเขตงานวิจัย 4

1.6 ขั้นตอนการศึกษา 5

1.7 เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย 6

1.8 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์ 6

บทที่ 2 ความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย 8

2.1 ระบบสีอาร์จีบี (RGB Color) 8

2.2 ภาพระดับสีเทา (Grayscale Image) 9

2.3 การหาขอบภาพ (Edge Detection) 10

2.3.1 การกำจัดสัญญาณรบกวน (Smoothing with Gaussian Filter) 12

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.3.2 การคำนวณหาค่าเกรเดียนท์ (Gradient Compution) 13

2.3.3 การกำจัดค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงที่ไม่ใช่ค่าสูงสุดเฉพาะที่ (Nonmaxima Suppression) 14

2.3.4 ฮีซเทียรีสีซเทรสโฮลด์ (Hysteresis Thresholding) 14

2.4 โปรเจคชันฮีสโตแกรม (Projection Histogram) 15

2.5 การกำหนดค่าเทรสโฮลด์ด้วยวิธีของโอสึ (Otsu's Thresholding Method) 16

2.6 การกำหนดหมายเลขให้ส่วนที่เชื่อมต่อกัน (Connected Component Labeling) 20

2.7 ฮัฟทรานสฟอร์ม (Hough Transform) 23

2.8 การแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่ง (Geomatric Spatial Transform) 26

2.8.1 หลักการแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่ง 26

2.8.2 เทคนิคการแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่ง 28

บทที่ 3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 34

3.1 การตรวจจับป้ายทะเบียนรถ (License Plate Detection) 34

3.1.1 การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮาร์โดยใช้ตัวจำแนกแบบต่อเรียง (Haar-like Feature based Cascade Classifier) 34

3.2 การบิดป้ายทะเบียนรถให้ตั้งตรง (Shearing License Plate) 41

3.2.1 ฮัฟทรานสฟอร์มและการเปลี่ยนแปลงด้วยการบิด (Hough Transform and Shearing Transformation) 41

3.3 การแยกตัวอักษร (Character Segmentation) 43

3.3.1 โปรเจคชันฮีสโตแกรม (Projection Histogram) 43

3.3.2 การวิเคราะห์หาส่วนที่เชื่อมต่อกัน (Connected Component Analysis) 44

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.4 การสกัดคุณลักษณะสำคัญ (Feature Extraction) 45

3.4.1 ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ (Histogram of Oriented Gradient) 45

3.4.2 เซอร์ไนท์โมเมนต์ (Zernike Moment) 50

3.4.3 โซนนิ่ง (Zoning) 52

3.5 การรู้จำตัวอักษร (Character Recognition) 54

3.5.1 การหาเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด (K-Nearest Neighbor) 54

บทที่ 4 การรู้จำป้ายทะเบียนรถ 56

4.1 การเตรียมข้อมูลตัวอักษร 58

4.1.1 การเตรียมข้อมูลตัวอักษรสังเคราะห์ 58

4.1.2 การเตรียมข้อมูลตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถ 63

4.2 ส่วนการสกัดคุณลักษณะสำคัญ 86

4.2.1 การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ 86

4.2.2 การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยเซอร์ไนท์โมเมนต์ 93

4.2.3 การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยโซนนิ่ง 97

4.3 การรู้จำตัวอักษร 98

4.3.1 สร้างโมเดลสำหรับการรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด 99

4.3.2 ทดสอบการรู้จำตัวอักษร 100

บทที่ 5 งานวิจัยที่นำเสนอ 103

5.1 การรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิครอบแรก 104

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

5.2 ตรวจสอบและจัดกลุ่มคลาสตัวอักษรที่ให้ผลการรู้จำรอบแรกผิด 104
5.3 เลือกส่วนสำคัญของตัวอักษรมาสร้างเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญ 108
5.4 การรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคด้วยการจำแนกแบบลำดับชั้น 113
5.4.1 สร้างโมเดลตัวจำแนกแบบลำดับชั้นด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุด ... 113
5.4.2 ทดสอบการรู้จำกับตัวจำแนกแบบลำดับชั้นด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียง ที่สร้างขึ้น 125

บทที่ 6 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผล 127
6.1 ผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ 127
6.1.1 ผลการรู้จำตัวอักษรสังเคราะห์ด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ 127
6.1.2 ผลการรู้จำตัวอักษรสังเคราะห์ด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีเซอร์ไนท์โมเมนต์ 128
6.1.3 ผลการรู้จำตัวอักษรสังเคราะห์ด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่ง ... 130
6.1.4 ผลการรู้จำตัวอักษรสังเคราะห์ด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการที่นำเสนอ 131
6.2 ผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถไทยลาว .. 133
6.2.1 ผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถไทยลาว(กรณีจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว) 133
6.2.2 ผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถไทยลาว (กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว) 134

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

บทที่ 7 สรุปผลและแนวทางในการพัฒนาต่อ 137
7.1 สรุปผล 144
7.2 แนวทางในการพัฒนาต่อ 147

เอกสารอ้างอิง 148
ภาคผนวก ก. ผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคสำหรับป้ายทะเบียนรถอย่างละเอียด 151
ภาคผนวก ข. ตัวอย่างข้อมูลภาพตัวอักษรสังเคราะห์ที่ใช้ในงานวิจัย 163
ภาคผนวก ค. ตัวอย่างข้อมูลภาพรถยนต์ไทยลาว ป้ายทะเบียนรถยนต์ และตัวอักษรที่ใช้ในงานวิจัย 168
ภาคผนวก ง. ผลงานที่ได้รับตีพิมพ์ 189
ประวัติผู้เขียน 197

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

2.1 แสดงค่าผลลัพธ์ค่าความแปรปรวนภายในกลุ่มเดียวกันและ ค่าความแปรปรวน ระหว่างกลุ่มของภาพความเข้มแสงระดับสีเทาที่มีความเข้มแสง 6 ระดับ 18

2.2 แสดงค่าการจัด Equivalent Labels 21

2.3 แสดงรูปแบบการแปลงวัตถุแบบต่างๆ 27

4.1 แสดงประเภทป้ายทะเบียนรถยนต์ลาวที่ใช้ในการทดลอง 64

4.2 แสดงประเภทป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยที่ใช้ในการทดลอง 65

4.3 แสดงการสร้างตารางอาร์เรย์ฮัฟสะสม 74

4.4 แสดงผลลัพธ์การเก็บค่าสะสมลงตารางอาร์เรย์ฮัฟสะสม 75

4.5 แสดงการเอียงของตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคสำหรับตัวอักษรชุดฝึกฝนและตัวอักษรชุดทดสอบ 85

4.6 แสดงค่าทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ในหน่วยองศาของเซลล์ที่ 1 89

4.7 ค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ของเซลล์ที่ 1 90

4.8 แสดงการจัดค่าลงฮีสโตแกรมในแต่ละบินตามทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงและค่าถ่วงน้ำหนักของขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสง 91

5.1 แสดงผลการรู้จำของตัวอักษรสังเคราะห์ในกลุ่มที่ 1 105

6.1 แสดงผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ ด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ 128

6.2 แสดงผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ ด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีเซอร์ไนท์โมเมนต์ที่มีค่าระดับเท่ากับ 16 128

6.3 แสดงผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ ด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีเซอร์ไนท์โมเมนต์ที่มีค่าระดับเท่ากับ 17 129

6.4 แสดงผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ ด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีเซอร์ไนท์โมเมนต์ที่มีค่าระดับเท่ากับ 18 129

6.5 แสดงผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่ง 130

6.6 แสดงผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ ด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการที่นำเสนอ 131

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่ หน้า

6.7 แสดงตัวอย่างคลาสตัวอักษรที่ทำนายผิดของตัวอักษรสังเคราะห์ที่มีสัญญาณรบกวนเกาเซียนส์ -30 dB และค่าความสว่าง 0 ระดับ 132
6.8 แสดงผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถ (กรณีจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว) 134
6.9 แสดงผลการรู้จำตัวอักษรเฉพาะตัวอักษรไทยลาวจากป้ายทะเบียนรถ (กรณีจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว) 134
6.10 แสดงผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถ (กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว) 135
6.11 แสดงผลการรู้จำตัวอักษรเฉพาะตัวอักษรไทยลาวจากป้ายทะเบียนรถ (กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว) 135
6.12 ผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคโดยใช้การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่ง (กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว) 136
6.13 ผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคโดยใช้การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีที่นำเสนอ (กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว) 138
6.14 แสดงผลคลาสตัวอักษรลาวจากป้ายทะเบียนรถที่ทำนายผิด 140
6.15 แสดงผลคลาสตัวอักษรไทยจากป้ายทะเบียนรถที่ทำนายผิด 141
6.16 แสดงผลคลาสตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถที่ทำนายผิด 142

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

2.1 แสดงแบบจำลองระบบสีอาร์จีบี 8
2.2 แสดงค่าความเข้มแสงระดับต่างๆ ในภาพระดับสีเทา 9
2.3 ตัวอย่างภาพอาร์จีบี 9
2.4 แสดงองค์ประกอบของภาพสีอาร์จีบี 10
2.5 แสดงผลลัพธ์การแปลงภาพสีอาร์จีบีเป็นภาพระดับสีเทา 10
2.6 กราฟแสดงรูปแบบการหาขอบภาพประเภทต่างๆ 11
2.7 แผนภาพแสดงขั้นตอนการทำงานการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ 12
2.8 (ก) และ (ข) แสดงภาพหน้ากากตัวกรองขนาด 3x3 ที่มีทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงแนวนอน (D_x) และ มีทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงในแนวตั้ง (D_y) ตามลำดับ 13
2.9 ภาพผลลัพธ์การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ 15
2.10 แสดงการทำฮีสโตแกรมโปรเจคชันในแนวนอนและแนวตั้ง 15
2.11 แสดงฮีสโตแกรมแบบมีสองยอด (Bimodal Histogram) เพื่อแยกวัตถุส่วนหน้าและพื้นหลังออกจากกัน ด้วยค่าเทรสโฮลด์ T 16
2.12 ภาพความเข้มแสงระดับสีเทาที่มีความเข้มแสง 6 ระดับ 19
2.13 ผลลัพธ์การแปลงภาพระดับสีเทาให้กลายเป็นภาพขาวดำที่ค่าเทรสโฮลด์ระดับต่างๆ 19
2.14 ผลลัพธ์การแปลงภาพระดับสีเทา 8 บิต ให้กลายเป็นภาพขาวดำด้วยวิธีการกำหนดค่าเทรสโฮลด์ด้วยวิธีของโอสึ 19
2.15 ภาพแสดงการพิจารณาการเชื่อมต่อกันของพิกเซลเพื่อนบ้านกับพิกเซลที่สนใจ แบบ 4 จุดเชื่อมกัน และแบบจุด 8 จุดเชื่อมกัน 20
2.16 ตัวอย่างจุดภาพขาวดำ 21
2.17 หมายเลขของแต่ละจุดภาพตามขั้นตอนที่ 2 22
2.18 หมายเลขของแต่ละจุดภาพตามขั้นที่ 3 22
2.19 ภาพผลลัพธ์แสดงการแยกวัตถุในภาพขาวดำ 23
2.20 แสดงการแปลงรูปแบบระหว่างอิมเมจสเปซกับพารามิเตอร์สเปซในพิกัดคาร์ทีเซียน 23
2.21 แสดงตารางอาร์เรย์ฮัฟสะสม 24
2.22 แสดงการแปลงรูปแบบระหว่างอิมเมจสเปซ กับ พารามิเตอร์สเปซในพิกัดเชิงขั้ว 25
2.23 แสดงตารางอาร์เรย์ฮัฟสะสม 26

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ หน้า

2.24 แสดงผลการแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่งด้วยการประมาณค่าไปข้างหน้า 28
2.25 แสดงการเปลี่ยนแปลงของภาพทำให้บางส่วนของภาพเกินขอบเขตของภาพและแสดงการเกิดช่องว่าง 29
2.26 แสดงการแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่งด้วยการประมาณค่าย้อนกลับ 29
2.27 แสดงการประมาณค่าย้อนหลังจากค่าในตำแหน่งใกล้เคียงด้วยพหุนามกำลังศูนย์ 30
2.28 แสดงการประมาณค่าย้อนหลังด้วยเทคนิคการประมาณค่าแบบไบลิเนียร์ 31
2.29 แสดงการประมาณค่าย้อนหลังด้วยเทคนิคการประมาณค่าแบบคิวบิค 32
3.1 ภาพตัวอย่างแสดงการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์ 35
3.2 แสดงรูปแบบตัวตรวจจับแบบต่างๆ 36
3.3 ภาพแสดงตัวอย่างการหาค่าในภาพอินทิกรัล 37
3.4 แสดงตัวอย่างการคำนวณผลรวมความเข้มแสงในพื้นที่สี่เหลี่ยม D ด้วยวิธีภาพอินทิกรัล 37
3.5 แสดงการเรียนรู้ข้อมูลด้วยวิธีการของเอดาบูช 39
3.6 แสดงการสร้างตัวจำแนกแบบแข็งแรงที่เกิดจากการรวมตัวกันของตัวจำแนกแบบอ่อน 40
3.7 แสดงการทำงานของตัวจำแนกแบบต่อเรียง 41
3.8 แสดงการตรวจจับเส้นตรงด้วยเทคนิคฮัฟทรานสฟอร์ม 42
3.9 แสดงผลลัพธ์การบิดป้ายทะเบียนก่อนและหลังการบิดป้ายทะเบียนรถยนต์กลับให้ตั้งตรงด้วยเทคนิคการเปลี่ยนแปลงด้วยการบิด (ก) ภาพป้ายทะเบียนรถก่อนการบิดให้ตั้งตรง (ข)ภาพผลลัพธ์ป้ายทะเบียนรถที่บิดให้ตั้งตรง 43
3.10 แสดงการหาโปรเจคชันในแนวนอนและแนวตั้งเพื่อแยกตัวอักษรออกจากป้ายทะเบียนรถ 44
3.11 แสดงผลลัพธ์การเลือกส่วนของวัตถุที่สนใจจากการพิจาณาการเชื่อมต่อกันของพิกเซลเพื่อนบ้านแบบ 4 ทิศทาง 44
3.12 แสดงผลลัพธ์การแยกตัวอักษร 45
3.13 (ก) ภาพอินพุต, (ข) ภาพที่มีขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_x, (ค) ภาพที่มีขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_y 47
3.14 แสดงขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ 48
3.15 แสดงการแบ่งเซลของภาพขนาดที่มีการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ 49

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ หน้า

3.16 แสดงการจัดฮิสโตแกรมในแต่ละเซลตามทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ 49
3.17 แสดงการแบ่ง block ของภาพภาพขนาดที่มีการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของแกรเดียรน์ (Magnitude Gradient) 50
3.18 ลำดับชั้นของรัศมีโพลิโนเมียล 51
3.19 แสดงการแบ่งโซนของภาพตัวอักษรและแสดงภาพผลลัพธ์การหาค่าเฉลี่ยความเข้มแสงด้วยวิธีโซนนิ่ง 53
4.1 แผนผังแสดงภาพรวมระบบรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคสำหรับตัวอักษรสังเคราะห์ 56
4.2 แผนผังแสดงภาพรวมระบบรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคสำหรับตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถยนต์ 57
4.3 ภาพตัวอย่างตัวอักษรอักษรลาว ไทยและ ตัวเลขอารบิค 58
4.4 แสดงทิศทางการหาผลรวมความเข้มแสง 59
4.5 แสดงการกำหนดขอบเขตรอบตัวอักษร 60
4.6 ผลลัพธ์ที่ได้จากการกำหนดขอบเขตรอบตัวอักษร 60
4.7 ตัวอย่างตัวอักษรสำหรับการเรียนรู้ 60
4.8 ภาพก่อนการใส่สัญญาณรบกวนชนิดเกาส์เซียน 61
4.9 ผลลัพธ์ที่ได้จากการสร้างสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนทั้ง 9 SNR 62
4.10 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จากการปรับความสว่างตัวอักษรที่มีสัญญาณรบกวนเกาส์เซียน SNR ที่ -5 dB 63
4.11 ตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ในประเทศลาว 63
4.12 ตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ในประเทศไทยที่นำด้วยตัวอักษรประจำหมวดสองตัวแล้วตามด้วยตัวเลขทะเบียน 64
4.13 ตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ในประเทศไทยที่นำด้วยตัวเลขหนึ่งตัวตามด้วยตัวอักษรประจำหมวดสองตัวและตามด้วยตัวเลขทะเบียน 65
4.14 แผนผังแสดงการออกแบบระบบส่วนการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์ 66
4.15 ภาพตัวอย่างชุดฝึกฝนสำหรับการตรวจจับป้ายทะเบียนลาว 67

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ หน้า

4.16 ภาพตัวอย่างชุดฝึกฝนสำหรับการตรวจจับป้ายทะเบียนไทย 67
4.17 ภาพตัวอย่างแสดงป้ายทะเบียนรถลาวและวัตถุคู่แข่ง 69
4.18 ภาพตัวอย่างป้ายทะเบียนรถไทยและวัตถุคู่แข่ง 69
4.19 ภาพตัวอย่างการตรวจจับป้ายทะเบียนรถลาว 70
4.20 ภาพตัวอย่างการตรวจจับป้ายทะเบียนรถไทย 70
4.21 ภาพตัวอย่างการตรวจจับป้ายทะเบียนรถลาว 71
4.22 ภาพตัวอย่างการตรวจจับป้ายทะเบียนรถไทย 71
4.23 แผนผังแสดงการออกแบบระบบส่วนการบิดป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวให้ตั้งตรง 72
4.24 แสดงภาพผลลัพธ์ในการแปลงภาพต้นฉบับให้เป็นภาพขอบภาพ 73
4.25 แสดงผลลัพธ์ในการตรวจจับเส้นขอบแนวนอนของป้ายทะเบียนรถยนต์ 76
4.26 แสดงผลลัพธ์การบิดป้ายทะเบียนรถยนต์ให้ตั้งตรง 77
4.27 แสดงตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว 77
4.28 แผนผังแสดงการออกแบบระบบส่วนการจัดกลุ่มแยกป้ายและไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว 78
4.29 แสดงการแปลงภาพต้นฉบับให้กลายเป็นภาพขอบภาพตามเทมเพลตที่กำหนด 79
4.30 แสดงผลลัพธ์การทำโปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวนอน 79
4.31 แผนผังแสดงการออกแบบระบบส่วนการแยกตัวอักษร 80
4.32 แสดงภาพผลลัพธ์การแปลงภาพต้นฉบับเป็นภาพระดับสีเทา 81
4.33 แสดงภาพผลลัพธ์การหาขอบภาพในแนวตั้งตามเทมเพลตที่กำหนด 81
4.34 แสดงภาพผลลัพธ์การทำโปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวนอน 82
4.35 แสดงภาพผลลัพธ์การทำโปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวนอนส่วนที่เป็นเลขทะเบียนและจังหวัด 82
4.36 แสดงภาพผลลัพธ์การกำจัดส่วนของจังหวัด 82
4.37 แสดงภาพผลลัพธ์การหาขอบภาพในแนวนอนตามเทมเพลตที่กำหนด 83
4.38 แสดงผลลัพธ์การตัดส่วนของเส้นตรงแนวนอนที่มีความยาวเกิน 1 ใน 4 ของความยาวภาพทั้งหมดออกไป 83
4.39 แสดงภาพผลลัพธ์ระดับสีเทาของการตัดส่วนของเส้นตรงในแนวนอนที่มีความยาวเกิน 1 ใน 4 ของความยาวภาพทั้งหมดออกไป 83

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ หน้า

4.40 แสดงผลลัพธ์การแปลงภาพเป็นภาพขาวดำ 84
4.41 แสดงผลลัพธ์การกำจัดวัตถุที่มีความสูงน้อยกว่าความกว้างและวัตถุที่มีขนาดเล็กมาก 84
4.42 แสดงผลลัพธ์การแยกตัวอักษร 84
4.43 แสดงตัวอย่างการเอียงของตัวอักษรที่เอียง 74.59 องศา และ -80.69 องศา ตามลำดับ 85
4.44 แผนผังแสดงการออกแบบระบบส่วนการสกัดคุณลักษณะสำคัญ 86
4.45 (ก) ภาพอินพุต, (ข) ภาพที่มีขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_x , (ค) ภาพที่มีขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_y 87
4.46 ค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของแกรเดียรน์ 88
4.47 แสดงการแบ่งเซลล์จำนวน 128 เซลล์ 89
4.48 แสดงฮีสโตแกรมความสัมพันธ์ระหว่างทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงกับขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเซลล์ ที่ 1 90
4.49 แสดงการแบ่งบล็อกจำนวน 105 บล็อก 92
4.50 แสดงภาพตัวอักษรที่อยู่ภายในรัศมีโพลิโนเมียล 94
4.51 ตัวอย่างผลลัพธ์ลำดับขั้น 7 ขั้นแรกของรัศมีโพลิโนเมียลที่กำหนดค่าระดับเท่ากับ 17 95
4.52 แสดงผลลัพธ์ลำดับขั้น 7 ขั้นแรกของรัศมีโพลิโนเมียลกระทำกับภาพตัวอักษร ที่ มีค่าระดับเท่ากับ 17 96
4.53 (ก) แสดงการหาค่าเฉลี่ยน้ำหนักของพิกเซลสีขาวในตาราง 32x32 และ (ข) ผลลัพธ์การหาค่าเฉลี่ยน้ำหนักของพิกเซลสีขาวที่ตาราง 8x8 97
4.54 แผนผังแสดงการออกแบบระบบส่วนการรู้จำ 99
4.55 แสดงการหาเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด 100
5.1 แผนผังแสดงการออกแบบระบบส่วนวิธีการที่นำเสนอ 103
5.2 (ก) แสดงการหาค่าเฉลี่ยน้ำหนักของพิกเซลสีขาวในตาราง 32x32 (ข) ผลลัพธ์การหาค่าเฉลี่ยน้ำหนักของพิกเซลสีขาวที่ตาราง 8x8 104
5.3 แผนภาพขั้นตอนการจัดกลุ่มตัวอักษร 106
5.4 จัดกลุ่มคลาสตัวอักษรที่ให้ผลการรู้จำรอบแรกผิดสำหรับตัวอักษรสังเคราะห์ 107
5.5 จัดกลุ่มคลาสตัวอักษรที่ให้ผลการรู้จำรอบแรกผิดสำหรับตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถยนต์ . 108

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ หน้า

5.6 (ก),(จ) ตัวอย่างตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกัน (ข),(ฉ) แสดงการแบ่งส่วนตัวอักษร 3 ส่วน (ค),(ช) แสดงการเลือกส่วนสำคัญของตัวอักษร (ฆ),(ซ) แสดงภาพส่วนสำคัญที่ถูกเลือกแล้วปรับขนาดภาพให้มีขนาด 32x32 พิกเซล (ง),(ฌ) แสดงภาพส่วนสำคัญที่ถูกเลือกที่ผ่านการสกัดคุณลักษณะสำคัญแล้ว 109

5.7 (ก),(ฆ) ตัวอย่างตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกัน (ข),(ง) แสดงภาพตัวอักษรที่ปรับขนาดภาพให้มีขนาด 32x32 พิกเซล (ค),(จ) แสดงภาพตัวอักษรผ่านการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่ง 110

5.8 (ก),(จ) ตัวอย่างตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกัน (ข),(ฉ) แสดงการแบ่งส่วนตัวอักษร 4 ส่วน (ค),(ช) แสดงการเลือกส่วนสำคัญของตัวอักษร (ฆ),(ซ) แสดงภาพส่วนสำคัญที่ถูกเลือกแล้วปรับขนาดภาพให้มีขนาด 32x32 พิกเซล (ง),(ฌ) แสดงภาพส่วนสำคัญที่ถูกเลือกที่ผ่านการสกัดคุณลักษณะสำคัญแล้ว 111

5.9 แสดงการเลือกส่วนสำคัญในรูปแบบต่างๆ 111

5.10 (ก),(จ) ตัวอย่างตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกัน (ข),(ฉ) แสดงการแบ่งส่วนตัวอักษรสี่ส่วนแนวนอนและสี่ส่วนแนวตั้ง (ค),(ช) แสดงการเลือกส่วนสำคัญของตัวอักษร (ฆ),(ซ) แสดงส่วนสำคัญที่ถูกเลือกแล้วปรับขนาดภาพแต่ละส่วนสำคัญให้มีขนาด 32x32 พิกเซล(ง),(ฌ) แสดงภาพส่วนสำคัญที่ถูกเลือกที่ผ่านการสกัดคุณลักษณะสำคัญแล้ว 112

5.11 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรสังเคราะห์กลุ่มที่ 1 113

5.12 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรสังเคราะห์กลุ่มที่ 2 114

5.13 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรสังเคราะห์กลุ่มที่ 3 114

5.14 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรสังเคราะห์กลุ่มที่ 4 115

5.15 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรสังเคราะห์กลุ่มที่ 5 116

5.16 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 1 118

5.17 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 2 118

5.18 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 3 119

5.19 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 4 119

5.20 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 5 119

5.21 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 6 120

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ หน้า

5.22 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 7 120
5.23 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 8 121
5.24 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 9 122
5.25 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 10 122
5.26 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 11 124
5.27 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 12 124
7.1 (ก) ตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ลาว (ข) ฮิสโตแกรมโปรเจคชั่นในแนวนอนที่แสดงผลการคัดแยกป้ายทะเบียนรถผิดเป็นป้ายทะเบียนรถยนต์ไทย (ค) ตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ไทย (ฆ) ฮิสโตแกรมโปรเจคชั่นในแนวนอนที่แสดงผลการคัดแยกป้ายทะเบียนรถผิดเป็นป้ายทะเบียนรถยนต์ลาว 145
7.2 ตัวอย่างตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกัน 145
7.3 แสดงตัวอักษรในกลุ่มที่ 11 146
7.4 ตัวอย่างตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกัน 146
7.5 ตัวอย่างตัวอักษรที่มีจำนวนข้อมูลตัวอักษรน้อย 146

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

ในบทนี้จะกล่าวถึงที่มาและความสำคัญของปัญหา เพื่ออธิบายถึงความเป็นมาของงานวิจัย รวมไปถึงวัตถุประสงค์ของงานวิจัย เพื่อชี้ให้เห็นว่างานวิจัยนี้ทำไปเพื่ออะไร และตั้งสมมติฐานของการศึกษาเพื่อเป็นการคาดเดาคำตอบสำหรับแก้ไขปัญหาต่างๆ โดยการใช้ทฤษฎีและแนวคิดจากหลากหลายงานวิจัย รวมไปถึงกำหนดขอบเขตในการทำงานวิจัย ขั้นตอนการทำงานวิจัย เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ และ เค้าโครงวิทยานิพนธ์ โดยมีรายละเอียดต่างๆ ดังนี้

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

เทคโนโลยีด้านการประมวลผลภาพ (Image Processing) ที่นำมาใช้งานร่วมกันกับงานทางด้านการรู้จำรูปแบบ (Pattern Recognition) ในปัจจุบันมีอยู่มากมายและ ได้มีการพัฒนาไปอย่างรวดเร็ว อีกทั้งยังมีประสิทธิภาพสูงและมีความแม่นยำเป็นอย่างมาก เช่น ระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์โดยอัตโนมัติ หรือ ALPR (Automatic License Plate Recognition) เป็นระบบที่นำมาใช้ในด้านการรักษาความปลอดภัย เพื่อใช้ในการรู้จำตัวอักษรบนแผ่นป้ายทะเบียนรถ ในปัจจุบัน นักวิจัยก็ยังคงมีการพัฒนาระบบการรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์โดยอัตโนมัติออกมาอย่างต่อเนื่อง เพื่อให้ระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถโดยอัตโนมัตินั้นสามารถทำการรู้จำตัวอักษรได้ในทุกสถานการณ์ แม้ในสภาพสภาวะแสงที่หลากหลาย อีกทั้งยังมีความทนทานต่อสิ่งรบกวน และยังสามารถแยกตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันบนป้ายทะเบียนรถได้ จนทำให้มีค่าความถูกต้องในการรู้จำตัวอักษรที่สูงมาก หากแต่งานวิจัยส่วนมาก การรู้จำนั้นมักจะทำได้ดีภายใต้สภาวะใดสภาวะหนึ่ง หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งคือ ระบบยังไม่สามารถทำการรู้จำได้ครอบคลุมทุกเงื่อนไขและมักจะมีความผิดพลาดจากการรู้จำเมื่อเจอสิ่งรบกวนมาก ๆ [1] หรือแม้แต่ที่สภาวะแสงน้อยไปหรือสว่างไป [2] และในบางครั้งก็ไม่สามารถรู้จำตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันได้ [3]

สำหรับการรู้จำตัวอักษรของภาษาที่มีความคล้ายกัน เช่น ภาษาไทยและภาษาลาว ระบบรู้จำตัวอักษรจะต้องมีความสามารถในการแยกแยะความแตกต่างของตัวอักษรได้เป็นอย่างดี จึงเป็นปัญหาที่มีความท้าทาย ทั้งนี้จากการทบทวนงานวิจัยที่ผ่านมาพบว่า มีการนำเสนอระบบรู้จำตัวอักษรภาษาไทยทั้งสำหรับการรู้จำตัวอักษรจากงานเอกสารและจากป้ายทะเบียนรถยนต์ แต่ในงานวิจัยที่เกี่ยวกับระบบรู้จำตัวอักษรภาษาลาวนั้น มีเพียงแค่งานวิจัยที่เกี่ยวกับระบบรู้จำตัวอักษรจากงานเอกสารเท่านั้น โดยระบบรู้จำตัวอักษรภาษาลาวดังกล่าวได้ใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Neural Network) ในการรู้จำตัวอักษร [4] แต่ยังไม่มีงานวิจัยใดที่พัฒนาสำหรับการรู้จำตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถยนต์ภาษาลาว นอกจากนี้แล้วยังไม่มีงานวิจัยใดเลยที่พัฒนาระบบรู้จำตัวอักษรจากทั้งภาษาไทยและภาษาลาวในเวลาเดียวกัน ซึ่งระบบการรู้จำตัวอักษรไทยลาวนี้จะมีประโยชน์มากในอนาคตอันใกล้ เช่น ระบบติดตามยานพาหนะ (Vehicle Tracking System) ที่มีการเดินทางเคลื่อนย้ายระหว่างประเทศในประชาคมอาเซียน (ASEAN Community) เป็นต้น

จากปัญหาทั้งหมดที่ได้กล่าวมาข้างต้น ในงานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอส่วนของการสกัดคุณลักษณะสำคัญ (Feature Extraction) ที่มีประสิทธิภาพมากกว่าการสกัดคุณลักษณะสำคัญตัวอักษรด้วยวิธี ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ (Histogram of Oriented Gradients), เซอรไนท์โมเมนต (Zernike Moments) และ โซนนิ่ง (Zoning) ที่เป็นคุณลักษณะสำคัญที่นิยมนำมาใช้ในการรู้จำตัวอักษรในภาษาอื่นๆ ทั้งที่เป็น ตัวอักษรลายมือเขียน (Handwritten Character), ป้ายทะเบียนรถ (License Plate) และตัวอักษรจากงานเอกสาร (Text Documents) เป็นต้น ซึ่งพบว่าการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วย 3 วิธีดังกล่าวให้ผลการรู้จำตัวอักษรที่สูงและมีประสิทธิภาพดี แต่เมื่อนำมาเปรียบเทียบกับวิธีที่ได้นำเสนอ (Proposed Method) แล้ว พบว่าวิธีที่ได้นำเสนอมีความสามารถในการแยกความแตกต่างของตัวอักษรทั้งสองภาษาออกจากกันได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยมีค่าความถูกต้องที่สูงมากกว่า อีกทั้งยังมีความทนทานต่อสัญญาณรบกวนและทนทานต่อสภาวะแสงในระดับต่างๆ ได้ดีมากกว่า ซึ่งการสกัดคุณลักษณะสำคัญ (Feature Extraction) ทั้งหมดที่ได้กล่าวมาข้างต้นจะถูกนำไปทดสอบกับตัวอักษรที่ได้สังเคราะห์ (Synthesis Character) ขึ้นมา เพื่อจำลองสภาพแวดล้อมต่างๆ และทดสอบกับตัวอักษรที่มาจากป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวที่มาจากสภาพแวดล้อมจริง

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

1.2.1 เพื่อให้สามารถศึกษาค้นคว้าและทำความเข้าใจงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์ได้เป็นอย่างดี

1.2.2 เพื่อให้มีความรู้ความเข้าใจในทฤษฎีพื้นฐานด้านการประมวลผลภาพ (Image Processing) และการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย

1.2.3 เพื่อให้สามารถออกแบบและพัฒนาระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์ (License Plate Recognition System) ให้สามารถรู้จำตัวอักษรไทย (Thai Character) ลาว (Lao Character) และตัวเลขอารบิค (Arabic Number) ทั้งที่เป็นตัวอักษรสังเคราะห์ (Synthesis Character) ที่ถูกจำลองด้วยสัญญาณรบกวน (Noise) ใน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปแบบต่างๆ และที่เป็นตัวอักษรที่มาจากป้ายทะเบียนรถยนต์ในสภาพแวดล้อมจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

1.2.4 เพื่อเป็นต้นแบบของระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว (Thai-Lao License Plate Recognition System) ที่สามารถนำไปพัฒนาต่อยอดเพื่อนำไปใช้งานในชีวิตจริงได้

1.2.5 เพื่อนำไปใช้เป็นฐานข้อมูลในการเปรียบเทียบงานวิจัย สำหรับนักวิจัยที่สนใจงานด้านระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวในอนาคตได้

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

สำหรับสมมติฐานของการศึกษาในงานวิจัยนี้จะมีอยู่ 2 สมมติฐาน ดังนี้

สมมติฐานที่ 1 หากทำการจัดกลุ่มคัดแยกประเภทป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวออกจากกันก่อนที่จะนำเข้าสู่กระบวนการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีต่างๆ แล้วทำการรู้จำ จะสามารถรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคได้อย่างถูกต้อง โดยสามารถแก้ปัญหาเรื่องความคล้ายคลึงกันของตัวอักษรภาษาไทยและตัวอักษรภาษาลาวได้

สมมติฐานที่ 2 หากไม่มีการจัดกลุ่มคัดแยกประเภทป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวออกจากกัน แล้วจัดกลุ่มตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันไว้ด้วยกัน โดยภายในกลุ่มเดียวกันจะเลือกเฉพาะบางส่วนของตัวอักษรที่แตกต่างกันมาใช้ในการสกัดคุณลักษณะสำคัญ จะสามารถรู้จำตัวอักษรตัวไทยลาวและตัวเลขอารบิคได้อย่างถูกต้องได้

1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในงานวิจัย

1.4.1 ภาพระดับสีเทา (Grayscale Image) นำมาใช้ในการแปลงภาพสี (Color Image) ให้กลายเป็นภาพระดับสีเทา

1.4.2 Haarlike Cascade Detector นำมาใช้ในการตรวจจับการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์

1.4.3 ฮัฟทรานสฟอร์ม (Hough Transform) นำมาใช้ในการตรวจจับเส้นตรงแนวนอนของป้ายทะเบียนรถยนต์

1.4.4 การแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่ง (Geometric Spatial Transformation) ด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น (Affine Transform) โดยการเปลี่ยนแปลงด้วยการบิด (Shear

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Transformation) นำมาใช้ในการบิดป้ายทะเบียนรถยนต์ให้ตั้งตรง (Shearing License Plate)

1.4.5 การหาขอบภาพ (Edge Detection) นำมาใช้ในการแปลงภาพระดับสีเทาให้กลายเป็นภาพขอบภาพ

1.4.6 โปรเจคชั่นฮีสโตแกรม (Projection Histogram) ถูกนำมาใช้ในการกำหนดขอบเขตของวัตถุที่สนใจ ด้วยการโปรเจคข้อมูลภาพลงบนแกน x และ แกน y

1.4.7 การกำหนดค่าเทรสโฮลด์ด้วยวิธีของโอสึ (Otsu's Thresholding Method) ถูกนำมาใช้ในการแปลงภาพระดับสีเทาให้กลายเป็นภาพขาวดำ (Binary Image)

1.4.8 การกำหนดหมายเลขให้ส่วนที่เชื่อมกัน (Connected Component Labeling) ใช้ในการแยกวัตถุที่พิกเซลไม่ได้เชื่อมต่อกันออกจากกัน ด้วยการกำหนดหมายเลขประจำวัตถุให้กับพิกเซลที่เชื่อมต่อกัน

1.4.9 การสกัดคุณลักษณะสำคัญ (Feature Extraction) ถูกนำมาใช้เพื่อสกัดข้อมูลที่เป็นคุณลักษณะสำคัญเฉพาะตัวของวัตถุออกมา แล้วจึงถูกเก็บให้อยู่ในรูปของชุดตัวเลขที่ถูกจัดเรียงไว้ในลักษณะของเวคเตอร์ (Feature Vector) ซึ่งในส่วนการสกัดคุณลักษณะสำคัญจะประกอบไปด้วย 3 ทฤษฎีย่อย ได้แก่ ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ (Histogram of Oriented Gradient), เซอรไนท์โมเมนต (Zernike Moment) และ โซนนิ่ง (Zoning)

1.4.10 การหาเพื่อนบ้านใกล้เคียง (k-Nearest Neighbor) นำมาใช้ในขั้นตอนการรู้จำตัวอักษร (Character Recognition)

1.5 ขอบเขตงานวิจัย

1.5.1 ป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวที่นำมาใช้ในการทดลองจะต้องเป็นป้ายทะเบียนที่มาจากรถยนต์ที่มีสี่ล้อขนาดภาพ กว้าง 720 พิกเซล สูง 480 พิกเซล ที่อยู่ในช่วงเวลาที่ท้องฟ้าสว่าง ไม่มีฝนตกเท่านั้น

1.5.2 ประเภทของป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยที่นำมาใช้ในการทดลองจะต้องมีลักษณะป้ายขาวอักษรดำ, ป้ายขาวอักษรฟ้า, ป้ายขาวอักษรเขียว และป้ายเหลืองอักษรดำเท่านั้น ส่วนประเภทของป้ายทะเบียนรถยนต์ลาวที่นำมาใช้ทดลองจะต้องมีลักษณะ ป้ายเหลืองอักษรดำ, ป้ายขาวอักษรดำ, ป้ายน้ำเงินอักษรขาว และป้ายขาวอักษรฟ้าเท่านั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.5.3 ป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวที่นำมาใช้ในการทดลอง จะต้องเป็นป้ายทะเบียนรถยนต์ที่เมื่อผ่านกระบวนการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์ (License Plate Detection) ออกมาแล้ว มีตัวอักษรอยู่บนป้ายทะเบียนครบถ้วน ป้ายทะเบียนรถไม่ขาด ตัวป้ายทะเบียนไม่ติดกับส่วนของกระจังหน้ารถ และเมื่อนำป้ายทะเบียนรถยนต์ผ่านกระบวนการบิดป้ายทะเบียนรถกลับให้ตั้งตรงแล้ว (Shearing License Plate) ก็จะทำการแยกตัวอักษร (Character Segmentation) ออกมาจากป้ายทะเบียนรถยนต์เพื่อใช้เป็นตัวอักษรสำหรับการทดลอง จะมีความเอียงซึ่งมีมุมระหว่างแกน x และแกนเอกของวงรีส่วนใหญ่อยู่ในช่วง -90 ถึง -71 องศา และ ช่วง 70 ถึง 89 องศาเท่านั้น

1.5.4 ตัวอักษรไทย ลาวและตัวเลขอารบิคที่ได้จากขั้นการแยกตัวอักษร จะต้องมีขนาดอยู่ในช่วง กว้าง 4 พิกเซล สูง 11 พิกเซล ถึง กว้าง 123 พิกเซล สูง 156 พิกเซล โดยสนใจเฉพาะตัวอักษรที่สามารถแยกออกมาจากป้ายทะเบียนรถได้เท่านั้น และทดลองกับตัวอักษรเท่าที่หาได้เท่านั้น

1.5.5 ตัวอักษรที่เป็นชุดข้อมูลสังเคราะห์ จะเป็นตัวอักษรที่มีสัญญาณรบกวนตั้งแต่ 0 ถึง -40 dB โดยลดลงที่ละ -5 dB และมีช่วงของระดับความสว่างในระดับต่างๆ อยู่ในช่วง -125 ถึง +125 ระดับ โดยเพิ่มขึ้นทีละ +5 ระดับ โดยรูปแบบตัวอักษรที่ใช้จะเป็น Phetsarath OT สำหรับตัวอักษรภาษาลาว และ Sarun's ThangLuang สำหรับตัวอักษรภาษาไทย

1.5.6 การสกัดคุณลักษณะสำคัญที่นำเสนอจะต้องมีความสามารถในการแยกความแตกต่างและสามารทำให้รู้จำของตัวอักษรไทย ลาว และตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถยนต์ตามเงื่อนไขขอบเขตที่ได้กำหนดไว้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ และให้ค่าความถูกต้องที่มากกว่าการการสกัดคุณลักษณะสำคัญเทคนิคอื่นๆ ที่ได้นำมาเปรียบเทียบได้

1.6 ขั้นตอนการศึกษา

1.6.1 ทำการสำรวจภาพรวมงานวิจัยหลายๆ งานวิจัย ที่เกี่ยวข้องกับระบบรู้จำตัวอักษรสำหรับป้ายทะเบียนรถ รวมไปถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับระบบรู้จำตัวอักษร ในรูปแบบของลายมือเขียน และตัวอักษรจากงานเอกสาร เพื่อมองหาแนวทางและในการพัฒนางานวิจัยต่อไป

1.6.2 กำหนดขอบเขต และวัตถุประสงค์ของงานวิจัยที่ต้องการจะพัฒนา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.6.3 วางแผนและออกแบบระบบรู้จำตัวอักษรไทย ลาว และ เลขอารบิค สำหรับการตัวอักษรสังเคราะห์และตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถจริง

1.6.4 ศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับระบบที่ได้ออกแบบไว้ในแต่ละส่วนอย่างละเอียด

1.6.5 เตรียมชุดข้อมูลตัวอักษร ไทย ลาว และตัวเลขอารบิค ในรูปแบบตัวอักษรแบบสังเคราะห์ และตัวอักษรที่ได้มาจากป้ายทะเบียนรถในสภาพแวดล้อมจริง

1.6.6 นำชุดข้อมูลตัวอักษรไทย ลาว และตัวเลขอารบิค ที่ได้จัดเตรียมเรียบร้อยแล้ว มาทดลองกับระบบที่ได้ออกแบบไว้ ทำการบันทึกและวิเคราะห์ผลการทดลอง สรุปผลลัพธ์ที่ได้ และหาแนวทางสำหรับการพัฒนาต่อไปในอนาคต

1.7 เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

1.7.1 เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลที่มีหน่วยประมวลผล intel CORE i7 หน่วยความจำ 8 GB จำนวน 1 เครื่อง

1.7.2 ระบบปฏิบัติการ Windows 8.1

1.7.3 โปรแกรม Matlab 2015a

1.7.4 โปรแกรม opencv_haartraining

1.7.5 ชุดข้อมูลภาพรถยนต์ในประเทศไทยและประเทศลาว

1.8 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้แบ่งเนื้อหาทั้งหมดออกเป็นบทต่างๆ จำนวน 7 บท ดังนี้

บทที่ 1 บทนำ กล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา, ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา, สมมติฐานของการศึกษา, ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในงานวิจัย, ขอบเขตงานวิจัย, ขั้นตอนการศึกษา, เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย และโครงสร้างของวิทยานิพนธ์

บทที่ 2 ความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย กล่าวถึงความรู้และทฤษฎีพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถไทยลาว ซึ่งมีส่วนของความรู้และทฤษฎีต่างๆ ดังนี้ ระบบสีอาร์จีบี, ภาพระดับสีเทา, การหาขอบภาพ, โปรเจคชันฮีสโตแกรม, การกำหนดค่าเทรสโฮลด์ด้วยวิธีของโอสึ, การกำหนดหมายเลขให้ส่วนที่เชื่อมกัน, ฮัฟทรานสฟอร์ม และการแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง กล่าวถึงงานวิจัยที่ได้ศึกษาเพื่อนำมาใช้ในพัฒนาระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว ซึ่งประกอบไปด้วยงานวิจัยส่วนต่างๆ ได้แก่ งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์, งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการบิดป้ายทะเบียนให้ตั้งตรง, งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการแยกตัวอักษร, งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการสกัดคุณลักษณะสำคัญ และ งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับส่วนการรู้จำตัวอักษร

บทที่ 4 การรู้จำป้ายทะเบียนรถ กล่าวถึงการออกแบบภาพการทำงานรวมและภาพการทำงานในส่วนย่อยแต่ละส่วนของระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์ตามงานวิจัยของผู้วิจัยท่านอื่นที่ได้ศึกษามาก่อนหน้านี้ โดยทำการทดลองกับชุดข้อมูลตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคที่ได้เตรียมไว้ ทั้งแบบตัวอักษรสังเคราะห์ และตัวอักษรที่มาจากป้ายทะเบียนรถ โดยจะทำการทดลองตามระบบที่ได้ออกแบบไว้

บทที่ 5 งานวิจัยที่นำเสนอ กล่าวถึงการออกแบบภาพการทำงานของวิธีที่นำเสนอ และทำการทดลองตามระบบที่ได้ออกแบบไว้ รวมไปถึงคำอธิบายการทำงานในส่วนต่างๆ

บทที่ 6 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผล กล่าวถึงผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลอง โดยจัดทำผลการทดลองให้อยู่ในรูปแบบของตารางร้อยละความถูกต้อง และทำการวิเคราะห์เปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้ในแต่ละส่วนอย่างละเอียด

บทที่ 7 สรุปผลการทดลองและแนวทางในการพัฒนาต่อ กล่าวถึงข้อสรุปต่างๆ ที่ได้ทั้งหมดจากการทำการทดลองระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว รวมทั้งมองหาแนวทางในการพัฒนาระบบต่อไปในอนาคต

โดยหลังจากที่ได้ทราบรายละเอียดและข้อมูลโดยรวมของการทำงานวิจัยทั้งหมดในบทนี้แล้ว ในส่วนของบทถัดไป จะกล่าวถึงความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย ซึ่งเป็นความรู้พื้นฐานทั้งหมดที่ควรทราบและนำไปใช้ในการทำวิจัยต่อไป

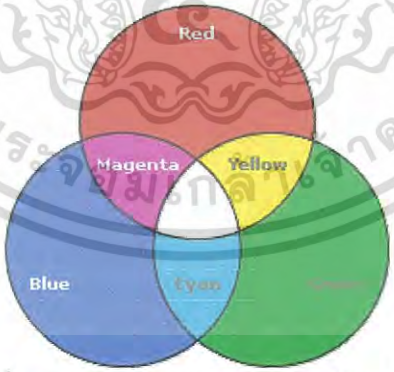
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงความรู้พื้นฐานทั้งหมดที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย ซึ่งเป็นความรู้พื้นฐานที่จะนำไปใช้ในการพัฒนาระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์ต่อไป ซึ่งความรู้พื้นฐานที่จะกล่าวในบทนี้ประกอบไปด้วย ระบบสีอาร์จีบี, ภาพระดับสีเทา, การหาขอบภาพ, โปรเจคชันฮีสโตแกรม, การกำหนดค่าเทรสโฮลด์ด้วยวิธีของโอสึ, การกำหนดหมายเลขให้ส่วนที่เชื่อมต่อกัน, ฮัฟทรานสฟอร์ม และ การแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่ง โดยรายละเอียดทั้งหมดได้ถูกอธิบายไว้ ดังนี้

2.1 ระบบสีอาร์จีบี (RGB Color)

ระบบสีอาร์จีบี (RGB Color) เป็นระบบสีที่เกิดจากการรวมตัวกันของแม่สีทั้ง 3 สี ได้แก่ สีแดง(Red), สีเขียว (Green) และสีน้ำเงิน (Blue) ซึ่งจากการรวมตัวกันของแม่สีทั้ง 3 สีนี้ ส่งผลให้เกิดสีต่างๆ ขึ้นได้อีกมากมาย โดยภาพสีในระบบอาร์จีบี นั้นจะประกอบไปด้วย อาร์ (R) 8 บิต, จี (G) 8 บิต และ บี (B) 8 บิต ซึ่งรวมแล้วเท่ากับ 24 บิต จึงทำให้ระบบสีอาร์จีบี สามารถแสดงสีได้มีถึง 2^{24} หรือ 16,777,216 สีนั้นเอง ซึ่งระบบสีอาร์จีบี ดังรูปที่ 2.1 นั้น มักถูกนำไปใช้กับสื่อที่ใช้ในระบบแสงแสดงภาพ เช่น ทีวี คอมพิวเตอร์ กล้องถ่ายภาพ โปรเจคเตอร์ เป็นต้น



รูปที่ 2.1 แสดงแบบจำลองระบบสีอาร์จีบี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2 ภาพระดับสีเทา (Grayscale Image)

ภาพระดับสีเทา (Grayscale Image) เป็นภาพที่มีค่าความเข้มแสงอยู่ในช่วง 0-255 ค่า หรือเท่ากับ 256 ระดับ ดังรูปที่ 2.2 โดยหากภาพต้นฉบับเป็นภาพสีก็มักจะนิยมนำภาพสีนั้นมาทำการแปลงให้เป็นภาพในระดับสีเทาก่อนที่จะนำภาพไปเข้าสู่ขั้นตอนการประมวลผลภาพต่อไป

รูปที่ 2.2 แสดงค่าความเข้มแสงระดับต่างๆ ในภาพระดับสีเทา

โดยหากต้องการแปลงภาพสีอาร์จีบี ให้กลายเป็นภาพระดับสีเทา สามารถทำได้โดยใช้สมการทางคณิตศาสตร์ ดังสมการที่ (2.1)

$$Y = 0.2989\,R + 0.5870\,G + 0.1140\,B \tag{2.1}$$

Y คือ ค่าความเข้มแสงระดับสีเทาโดยจะมีค่าในช่วง 0-255 , R คือ ค่าองค์ประกอบความเข้มแสงสีแดง (Red Channel), G คือ ค่าองค์ประกอบความเข้มแสงสีเขียว (Green Channel) และ B คือ ค่าองค์ประกอบความเข้มแสงสีน้ำเงิน (Blue Channel)

รูปที่ 2.3 ตัวอย่างภาพอาร์จีบี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

(ก) องค์ประกอบส่วนสีแดง (ข) องค์ประกอบส่วนสีเขียว (ค) องค์ประกอบส่วนสีน้ำเงิน

รูปที่ 2.4 แสดงองค์ประกอบของภาพสีอาร์จีบี

ซึ่งเมื่อนำภาพสีอาร์จีบี ดังรูปที่ 2.3 มาแบ่งออกเป็นแต่ละองค์ประกอบภาพสีแดง เขียว และน้ำเงิน ดังรูปที่ 2.4(ก), 4(ข) และ 4(ค) ตามลำดับ และนำองค์ประกอบภาพสีทั้งหมดไปผ่านสมการแปลงภาพสีอาร์จีบีให้กลายเป็นภาพระดับสีเทา ดังสมการที่ (2.1) ก็จะได้ภาพระดับสีเทาออกมาดังรูปที่ 2.5

รูปที่ 2.5 แสดงผลลัพธ์การแปลงภาพสีอาร์จีบีเป็นภาพระดับสีเทา

2.3 การหาขอบภาพ (Edge Detection)

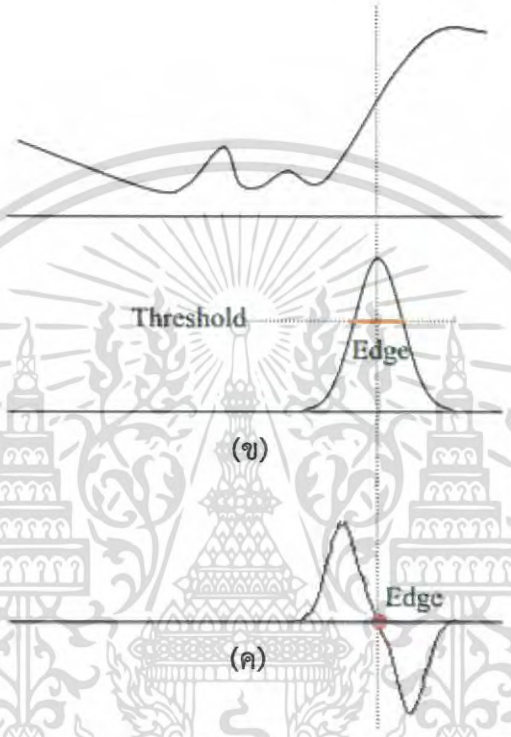
การหาขอบภาพ (Edge Detection) เป็นการหาเส้นขอบให้กับวัตถุต่างๆที่อยู่ในภาพ ซึ่งเกิดจากการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของพิกเซลในตำแหน่งที่อยู่ใกล้เคียงกันจึงทำให้เกิดเป็นลักษณะของเส้นขอบที่เกิดบนภาพ โดยที่เส้นขอบจะชัดมากน้อยเพียงใดก็ขึ้นอยู่กับภาพที่นำมาพิจารณา หากภาพที่นำมาพิจารณามีปริมาณของสัญญาณรบกวนที่มาก เช่น ความสว่างที่มากหรือน้อยเกินไป ภาพมีความเบลอ ภาพไม่คมชัด หรือ ส่วนของวัตถุที่สนใจกับส่วนของพื้นหลังไม่ได้มีความแตกต่างกันมาก สิ่งรบกวนเหล่านี้ก็ล้วนแต่ทำให้การหาเส้นขอบได้อย่างชัดเจนเป็นไปได้ยาก ซึ่งเทคนิควิธีในการหาขอบภาพนั้นมีอยู่หลายวิธี แต่อย่างไรก็ตามวิธีการหาขอบภาพนั้นได้ถูกแบ่งออกเป็น 2 กลุ่มหลักๆ ได้แก่

วิธีการแบบเกรเดียนท์ (Gradient Method) วิธีนี้จะหาขอบภาพโดยการหาจุดต่ำสุดและจุดสูงสุดในรูปของอนุพันธ์อันดับหนึ่งของภาพ โดยจุดที่เป็นขอบภาพจะเป็นจุดที่อยู่เหนือค่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

threshold ดังรูปที่ 2.6 (ข) ซึ่งตัวอย่างวิธีการหาขอบภาพในกลุ่มนี้ เช่น โรเบิร์ต (Robert), พรีวิท (Prewitt), โซเบล (Sobel) และ Canny (แคนนี่) เป็นต้น

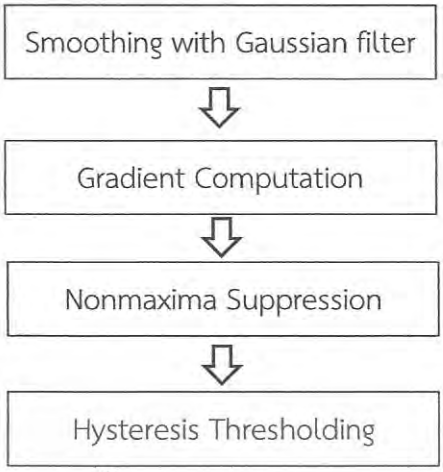
วิธีการแบบลาปาเซียน (Laplacian Method) วิธีนี้จะหาขอบภาพโดยใช้อนุพันธ์อันดับสอง โดยใช้จุดที่ค่า y เป็นศูนย์ (Zero Crossing) เป็นขอบภาพ ดังรูปที่ 2.6 (ค) โดยตัวอย่างวิธีการหาขอบภาพในกลุ่มนี้ เช่น ลาปาเซียนของเกาส์เซียน (Laplacian of Gaussian) เป็นต้น



รูปที่ 2.6 กราฟแสดงรูปแบบการหาขอบภาพประเภทต่างๆ

สำหรับการหาขอบภาพด้วยวิธีที่จะกล่าวต่อไปนี้คือ การหาขอบภาพแบบแคนนี่ เนื่องจากวิธีนี้มีการใช้หน้ากากตัวกรองเกาส์เซียน (Gaussian Filter) ก่อนการหาขอบภาพจึงช่วยกำจัดสัญญาณรบกวนและให้เส้นขอบที่ละเอียดและคมชัดได้ โดยการหาขอบภาพแบบแคนนี่ เป็นเทคนิคการหาขอบภาพที่ถูกคิดค้นขึ้นโดย John F. Canny ซึ่งหลักการการหาขอบภาพด้วยแคนนี่ ดัง [5] มีหลายขั้นตอนดังรูปที่ 2.7 ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.7 แผนภาพแสดงขั้นตอนการทำงานการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่

2.3.1 การกำจัดสัญญาณรบกวน (Smoothing with Gaussian Filter)

การหาขอบภาพนั้นหาภาพต้นฉบับที่นำมาใช้มีสัญญาณรบกวนอยู่มากก็จะทำให้ผลลัพธ์ของขอบภาพที่ได้นั้นมีขอบภาพของสัญญาณรบกวนออกมาด้วย จึงจำเป็นต้องทำการกำจัดสัญญาณรบกวนดังกล่าวออกไปด้วยการนำหน้ากากตัวกรองเกาส์เซียนมาทำคอนโวลูชั่นกับภาพ ดังสมการที่ (2.2)

$$g(m,n) = G_\sigma(m,n) * f(m,n) \tag{2.2}$$

$f(m,n)$ ภาพต้นฉบับ $G_\sigma(m,n)$ หน้ากากตัวกรองเกาส์เซียน $g(m,n)$ ภาพผลลัพธ์ที่ได้หลังจากผ่านหน้ากากตัวกรองเกาส์เซียน

โดยที่

$$G_\sigma = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{m^2+n^2}{2\sigma^2}\right) \tag{2.3}$$

m คือ ระยะห่างของพิกเซลจากจุดศูนย์กลางถึงพิกเซลใดๆ ในแนวนอน

n คือ ระยะห่างของพิกเซลจากจุดศูนย์กลางถึงพิกเซลใดๆ ในแนวตั้ง

σ คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

โดยขนาดของหน้ากากตัวกรองที่ใช้ถ้ามีขนาดที่ใหญ่ไป แม้จะสามารถลดสัญญาณรบกวนได้มาก แต่ก็จะทำให้ภาพที่ได้สูญเสียรายละเอียดของภาพบางส่วนไป แต่หากกำหนดขนาดหน้ากากตัวกรองที่เล็กเกินไปก็จะทำให้ภาพผลลัพธ์ที่ได้ยังคงมีปริมาณสัญญาณรบกวนที่มากนั้นเอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3.2 การคำนวณหาค่าเกรเดียนท์ (Gradient Compution)

การคำนวณหาค่าของเกรเดียนท์ในที่นี้จะประกอบไปด้วย 2 ค่าได้แก่ ค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ (Magnitude of Gradient) และ ทิศการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ (Orientation of Gradient) โดยจะเริ่มจากการหาค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_x และค่าขนาดเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_y ซึ่งสามารถหาได้จากการใช้เทคนิคการหาขอบภาพด้วยหน้ากากตัวกรองโซเบล ดังรูปที่ 2.8 และ สมการที่ (2.4) หลังจากนั้นก็จะนำค่า I_x และ I_y ที่ได้ มาหาค่าขนาดและทิศทางของเกรเดียนท์ ดังสมการที่ (2.5) และ (2.6)

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

(ก)

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

(ข)

รูปที่ 2.8 (ก) และ (ข) แสดงภาพหน้ากากตัวกรองขนาด 3x3 ที่มีทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงในแนวนอน (D_x) และ มีทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงในแนวตั้ง (D_y) ตามลำดับ

$$I_x = I * D_x \qquad I_y = I * D_y \tag{2.4}$$

I ภาพอินพุต, I_x ภาพผลลัพธ์ที่มีค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_x, I_y ภาพผลลัพธ์ที่มีค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_y

$$G = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \tag{2.5}$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{I_y}{I_x}\right) \tag{2.6}$$

I_x ขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_x, I_y ภาพที่มีขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_y, G ค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์และ θ ทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3.3 การกำจัดค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงที่ไม่ใช่ค่าสูงสุดเฉพาะที่ (Nonmaxima Suppression)

สำหรับการหาของภาพด้วยวิธีแคนนี่ จุดที่ถือว่าเป็นจุดของขอบภาพได้นั้น จะต้องเป็นจุดที่มีค่าสูงสุดเฉพาะที่ (Local Maxima) และจะกำจัด (Suppression) ค่าอื่นๆที่ไม่ใช่ค่าสูงสุดเฉพาะที่ทิ้งไป เพื่อให้เส้นขอบที่ได้มีความคมชัด โดยการกำจัดพิกเซลที่ไม่ใช่ค่าสูงสุดทิ้งไปนั้นจะเริ่มจากการพิจารณาทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของพิกเซลที่สนใจ เพื่อพิจาณาหาตำแหน่งพิกเซลเพื่อนบ้านที่มีความสัมพันธ์กับทิศการการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของพิกเซลที่สนใจนี้ เมื่อได้ตำแหน่งพิกเซลเพื่อนบ้านแล้วจะทำการเปรียบเทียบค่าการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสง โดยหากพิกเซลเพื่อนบ้านมีค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงที่สูงกว่าพิกเซลที่ที่สนใจ พิกเซลที่สนใจจะถูกเปลี่ยนให้มีค่าเป็นศูนย์ แต่หากพิเซลที่สนใจมีค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงที่สูงกว่าเพื่อนบ้านก็เก็บค่าขนาดของพิกเซลที่สนใจไว้

2.3.4 ฮีซเทียรีสีซเทรสโฮลด์ (Hysteresis Thresholding)

หลังจากผ่านกระบวนการกำจัดค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงที่ไม่ใช่ค่าสูงสุดเฉพาะที่แล้ว ขอบภาพที่ได้ทั้งหมดค่อนข้างที่จะถูกต้อง แต่ก็อาจจะยังคงมีบางพิกเซลที่ไม่ใช่ขอบภาพที่ยังคงมีอยู่อันเนื่องมาจากสัญญาณรบกวนนั้นเอง ซึ่งในขั้นนี้จะทำการกำจัดพิกเซลที่ไม่ใช่ขอบภาพดังกล่าวทิ้งไปด้วยการใช้เทคนิคของค่าขีดแบ่งแบบคู่ (Double Threshold) ซึ่งจะเป็นการกำหนดค่าเทรสโฮลด์ 2 ค่า ได้แก่ ค่าเทรสโฮลด์แบ่งสูง (High threshold) และ ค่าเทรสโฮลด์แบ่งต่ำ (Low Threshold) โดยถ้าพิกเซลขอบภาพที่พิจารณาอยู่มีค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงที่มากกว่าค่าเทรสโฮลด์แบ่งสูง พิกเซลที่พิจารณานี้ก็จะถูกจัดให้เป็นพิกเซลขอบภาพแบบแข็งแรง (Strong Edge Pixels) แต่ถ้าพิกเซลขอบภาพที่พิจารณาอยู่มีค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงน้อยกว่าค่าเทรสโฮลด์แบ่งสูง แต่มากกว่าค่าเทรสโฮลด์แบ่งต่ำ พิกเซลที่พิจารณาอยู่นี้ก็จะถูกจัดให้เป็นพิกเซลขอบภาพแบบอ่อน (Weak Edge Pixels) และ ถ้าพิกเซลขอบภาพที่พิจารณาอยู่มีค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงน้อยกว่าค่าเทรสโฮลด์แบ่งต่ำ พิกเซลขอบภาพที่พิจารณาดังกล่าวจะถูกกำจัดทิ้ง

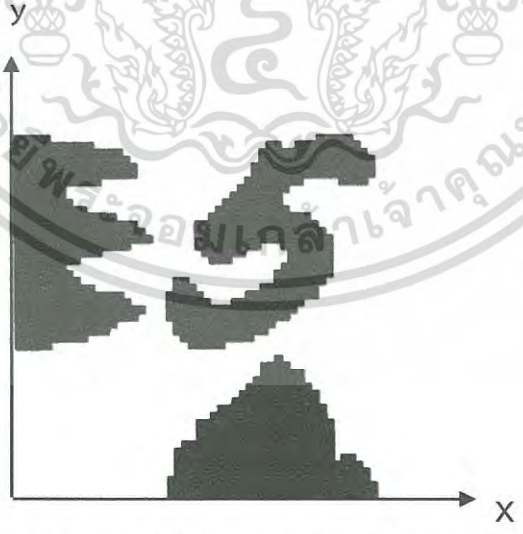
สำหรับพิกเซลที่ถูกจัดให้เป็นพิกเซลขอบภาพแบบอ่อน จะถูกนำมาพิจารณาต่อว่าควรเป็นพิกเซลขอบภาพที่ควรเก็บไว้ หรือเป็นสัญญาณรบกวนที่ควรกำจัดทิ้งไป ซึ่งโดยทั่วไปพิกเซลขอบภาพแบบอ่อนที่ถูกพิจารณาให้เป็นพิกเซลขอบภาพได้นั้น จะต้องเป็นพิกเซลที่เชื่อมต่อกับพิกเซลขอบภาพแบบแข็งแรง ส่วนพิกเซลขอบภาพแบบอ่อนที่ไม่ได้เชื่อมต่อกับพิกเซลขอบภาพแบบแข็งแรง ก็ถูกพิจารณาให้เป็น พิกเซลสัญญาณรบกวนที่ควรกำจัดทิ้ง โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่จะได้ลักษณะเส้นขอบภาพดังรูปที่ 2.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 2.9 ภาพผลลัพธ์การหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่

2.4 โปรเจคชันฮีสโตแกรม (Projection Histogram)

โปรเจคชันฮีสโตแกรม (Projection Histogram) โดยทั่วไปที่นิยมใช้จะมีอยู่ 2 รูปแบบ คือ โปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวนอน (Horizontal Projection Histogram) และ โปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวตั้ง (Vertical Projection Histogram) โดยที่โปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวนอน จะเป็นจำนวนพิกเซลสีดำทั้งหมดในแต่ละแถว โปรเจคลงบนแกน y ส่วนโปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวตั้ง จะเป็นจำนวนพิกเซลสีดำทั้งหมดในแต่ละคอลัมภ์ โปรเจคลงบนแกน x ดังรูปที่ 2.10 ซึ่งโดยทั่วไปแล้วเทคนิคของโปรเจคชันฮีสโตแกรม มักจะถูกนำไปใช้ในการกำหนดขอบเขตของวัตถุที่สนใจ หรืออาจจะถูกนำไปใช้เป็นคุณลักษณะสำคัญเพื่อใช้ในการสร้างเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญ เป็นต้น

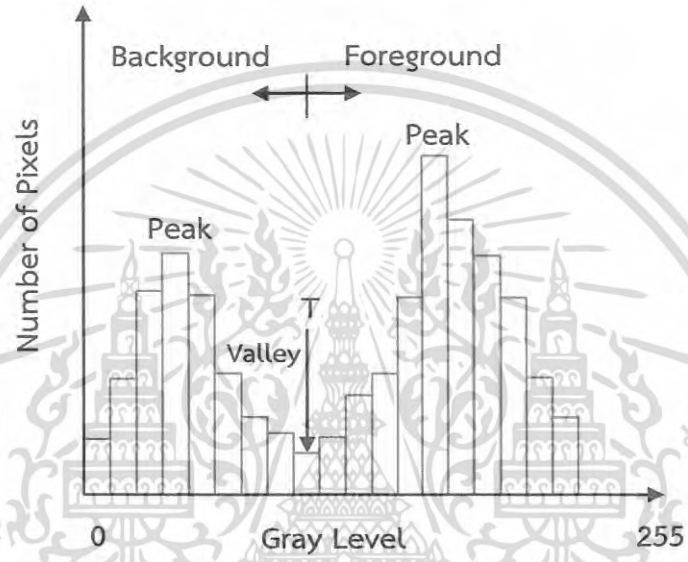


รูปที่ 2.10 แสดงการทำฮีสโตแกรมโปรเจคชันในแนวนอนและแนวตั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5 การกำหนดค่าเทรสโฮลด์ด้วยวิธีของโอสึ (Otsu's Thresholding Method)

การกำหนดค่าเทรสโฮลด์ด้วยวิธีของโอสึ ดัง [6] จะเป็นวิธีการหาค่าเทรสโฮลด์ ที่ถูกจัดอยู่ใน ประเภทโกลบอล (Global Threshold) ที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลาย เป็นเทคนิคที่ถูกนำมาใช้ในการแปลงภาพระดับสีเทาให้กลายเป็นภาพขาวดำ โดยจะทำการเลือกค่าเทรสโฮลด์ที่เหมาะสม เพื่อแยกส่วนของวัตถุที่สนใจกับส่วนของพื้นหลังออกจากกันโดยอัตโนมัติ



รูปที่ 2.11 แสดงฮีสโตแกรมแบบมีสองยอด (Bimodal Histogram) เพื่อแยกวัตถุส่วนหน้าและพื้นหลังออกจากกัน ด้วยค่าเทรสโฮลด์ T

การเลือกค่าเทรสโฮลด์ที่เหมาะสมแบบอัตโนมัตินั้นโดยทั่วไป จะตั้งอยู่บนสมมติฐานที่ว่าการกระจายตัวของพิกเซลส่วนหน้า (Foreground Pixel) และพิกเซลส่วนพื้นหลัง (Background Pixel) มีการประมาณการกระจายตัวเป็นลักษณะระฆังคว่ำ โดยจะมีลักษณะการกระจายตัวความเข้มแสงของฮีตโตแกรม 2 จุดยอด (Bimodal Histogram) ดังรูปที่ 2.11 เพราะประกอบไปด้วยการกระจายตัวของพิกเซลส่วนหน้า และการกระจายตัวของพิกเซลส่วนพื้นหลัง ซึ่งการที่จะแยกพิกเซลส่วนหน้ากับพิกเซลส่วนพื้นหลังออกจากกันได้นั้น วิธีที่ง่ายที่สุดคือ จะต้องทำการเลือกค่าเทรสโฮลด์ที่เหมาะสม ซึ่งการเลือกค่าเทรสโฮลด์ ที่มีสมมติฐานว่าฮีสโตแกรมมี 2 จุดยอดมีอยู่หลายวิธี แต่วิธีที่ได้รับความนิยมมากที่สุดวิธีหนึ่งคือ วิธีการกำหนดค่าเทรสโฮลด์ด้วยวิธีของโอสึนั้นเอง

โดยหลักการของการกำหนดค่าเทรสโฮลด์ด้วยวิธีของโอสึดัง [6] จะทำการเลือกค่า เทรสโฮลด์ที่เหมาะสม ด้วยการเลือกค่าเทรสโฮลด์ ที่ทำให้มีค่าการกระจายตัวรวมของทั้งสองจุดยอดที่มีค่าต่ำที่สุด ซึ่งการกระจายตัวของทั้ง 2 จุดยอดนั้น สามารถวัดได้โดยค่าความแปรปรวนภายในกลุ่ม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เดียวกัน (Within Class Variance) ซึ่งค่านี้สามารถหาได้จากผลรวมของค่าความแปรปรวนของพื้นหลัง (Background Variance) และค่าความแปรปรวนของวัตถุที่สนใจ (Foreground Variance) คูณกับค่าถ่วงน้ำหนักที่สัมพันธ์กันกับค่าความแปรปรวนนั้นๆ ซึ่งสามารถหาได้ ดังสมการที่ (2.7)

$$\sigma_w^2 = W_b\sigma_b^2 + W_f\sigma_f^2 \tag{2.7}$$

โดยที่ $W_b = \frac{\sum_{i=0}^{T-1} N_i}{N}$ และ $W_f = \frac{\sum_{i=T}^{2^B-1} N_i}{N}$ (2.8)

$\mu_b = \frac{\sum_{i=0}^{T-1} iN_i}{N_b}$ และ $\mu_f = \frac{\sum_{i=T}^{2^B-1} iN_i}{N_f}$ (2.9)

$\sigma_b^2 = \frac{\sum_{i=0}^{T-1} (i-\mu_b)^2 N_i}{N_b}$ และ $\sigma_f^2 = \frac{\sum_{i=T}^{2^B-1} (i-\mu_f)^2 N_i}{N_f}$ (2.10)

T คือ ค่า Threshold ที่ใช้แบ่งส่วนของวัตถุที่สนใจออกจากส่วนของพื้นหลัง B คือจำนวนบิตของภาพ i คือ ค่าความเข้มแสง σ_w^2 คือ ค่าความแปรปรวนภายในกลุ่มเดียวกัน σ_f^2 คือ ค่าความแปรปรวนของวัตถุที่สนใจ σ_b^2 คือ ค่าความแปรปรวนของพื้นหลัง N คือจำนวนพิกเซลทั้งหมด N_i คือจำนวนพิกเซลทั้งหมดที่ความเข้มแสง i N_b คือ จำนวนพิกเซลพื้นหลังทั้งหมด N_f คือ จำนวนพิกเซลวัตถุที่สนใจทั้งหมด

นอกจากนี้ใน [6] ยังได้นำเสนอวิธีการที่ทำให้สามารถทำการประมวลผลให้เร็วมากยิ่งขึ้นด้วยการคำนวณหาค่าความแปรปรวนระหว่างกลุ่ม (Between Class Variance) แทนการคำนวณหาค่าความแปรปรวนภายในกลุ่มเดียวกัน (Within Class Variance) เนื่องจากความแปรปรวนระหว่างกลุ่มไม่จำเป็นต้องคำนวณหาค่าความแปรปรวนของวัตถุที่สนใจ และค่าความแปรปรวนของพื้นหลังนั้นเอง โดยสามารถคำนวณหาค่าความแปรปรวนระหว่างกลุ่ม ได้ดังสมการที่ (2.13)

จาก $\sigma_B^2 = W_b(\mu_b - \mu)^2 + W_f(\mu_f - \mu)^2$ (2.11)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

148719

โดยที่ $$\mu = W_b \mu_b + W_f \mu_f \quad (2.12)$$

ดังนั้น $$\sigma_B^2 = W_b W_f (\mu_b - \mu_f)^2 \quad (2.13)$$

โดย [6] ได้กล่าวไว้ว่าการคำนวณหาค่าเทรสโฮลด์ที่เหมาะสมจากการหาค่าความแปรปรวนภายในกลุ่มเดียวกัน และค่าความแปรปรวนระหว่างกลุ่มนั้น จะเลือกค่าเทรสโฮลด์ที่เหมาะสมโดยให้ผลลัพธ์ที่เหมือนกัน โดยค่าความแปรปรวนภายในกลุ่มเดียวกัน จะเลือกค่าเทรสโฮลด์ ที่ทำให้ค่าความแปรปรวนภายในกลุ่มเดียวกันมีค่าน้อยที่สุด และ ค่าความแปรปรวนระหว่างกลุ่ม จะเลือกค่าเทรสโฮลด์ที่ทำให้ค่าความแปรปรวนระหว่างกลุ่มมีค่ามากที่สุด ดังตารางที่ 2.1

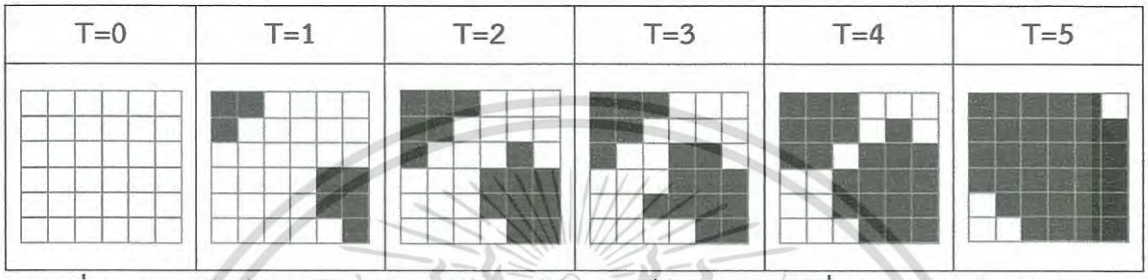
ตารางที่ 2.1 แสดงค่าผลลัพธ์ค่าความแปรปรวนภายในกลุ่มเดียวกันและ ค่าความแปรปรวนระหว่างกลุ่มของภาพความเข้มแสงระดับสีเทาที่มีความเข้มแสง 6 ระดับ

Threshold / Variance	T=0	T=1	T=2	T=3	T=4	T=5
Within Class Variance (σ_w^2)	3.1196	1.5268	0.5561	**0.4909**	0.9779	2.2491
Between Class Variance (σ_B^2)	0	1.5928	2.5635	**2.6287**	2.1417	0.8705

จากตารางที่ 2.1 เป็นตัวอย่างผลลัพธ์ที่ได้ จากการคำนวณหาค่าความแปรปรวนภายในกลุ่มเดียวกันและค่าความแปรปรวนระหว่างกลุ่ม ของรูปที่ 2.12 เพื่อเลือกค่าเทรสโฮลด์ ที่เหมาะสมสำหรับการแปลงภาพระดับสีเทาให้กลายเป็นภาพขาวดำ โดยจากตารางด้านบนจะเห็นว่าที่ค่าเทรสโฮลด์ T เท่ากับ 3 จะมีค่าค่าความแปรปรวนภายในกลุ่มเดียวกันที่น้อยที่สุด และค่าความแปรปรวนระหว่างกลุ่มที่มากที่สุด จึงสรุปได้ว่า เมื่อทำการแปลงภาพระดับสีเทาดังรูปที่ 2.12 ให้กลายเป็นภาพขาวดำด้วยวิธีการกำหนดค่าเทรสโฮลด์ด้วยวิธีของโอสึแล้ว ค่าเทรสโฮลด์ที่เหมาะสมจึงมีค่าเท่ากับ 3 ดังรูปที่ 2.13 โดยภาพขาวดำที่ได้จากการใช้ค่าเทรสโฮลด์เท่ากับ 3 นั้น สามารถแยกส่วนของวัตถุออกมาได้ชัดเจนครบถ้วนมากกว่าค่าเทรสโฮลด์อื่นๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 2.12 ภาพความเข้มแสงระดับสีเทาที่มีความเข้มแสง 6 ระดับ



รูปที่ 2.13 ผลลัพธ์การแปลงภาพระดับสีเทาให้กลายเป็นภาพขาวดำที่ค่าเทรสโฮลด์ระดับต่างๆ

รูปที่ 2.14 ผลลัพธ์การแปลงภาพระดับสีเทา 8 บิต ให้กลายเป็นภาพขาวดำด้วยวิธีการกำหนดค่าเทรสโฮลด์ด้วยวิธีของโอสึ

จากตัวอย่างการแปลงภาพระดับสีเทาให้กลายเป็นภาพขาวดำด้วยวิธีการกำหนดค่าเทรสโฮลด์ด้วยวิธีของโอสึ ดังรูปที่ 2.14 จะเห็นได้ว่าการแปลงภาพระดับสีเทาให้กลายเป็นภาพขาวดำด้วยวิธีการกำหนดค่าเทรสโฮลด์ด้วยวิธีของโอสึนั้น สามารถแยกส่วนของต้นไม้ออกจากส่วนของพื้นหิมะและท้องฟ้าได้อย่างชัดเจน ด้วยค่าเทรสโฮลด์ที่เหมาะสมตามรูปการกระจายตัวของฮีสโตแกรม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.6 การกำหนดหมายเลขให้ส่วนที่เชื่อมต่อกัน (Connected Component Labeling)

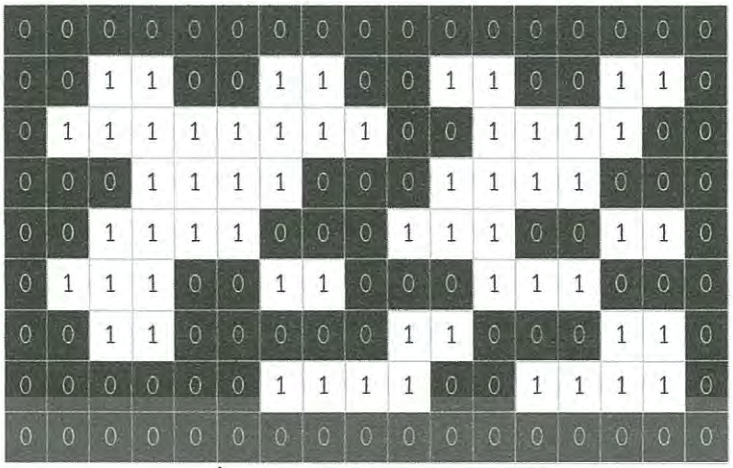
การกำหนดหมายเลขให้ส่วนที่เชื่อมต่อกัน (Connected Component Labeling) นั้น จะเป็นการพิจารณาการเชื่อมต่อกันระหว่างพิกเซลที่อยู่ข้างเคียงกับพิกเซลที่กำลังพิจาณาอยู่ โดยทำกับภาพขาว ดำ ซึ่งจะมีการกำหนดหมายเลขให้กับวัตถุ โดยภายในวัตถุเดียวกันจะต้องมีการกำหนดเลขประจำวัตถุในแต่ละพิกเซลเป็นเลขเดียวกัน โดยที่แต่ละวัตถุจะมีการกำหนดเลขประจำวัตถุที่ไม่เหมือนกัน เพื่อใช้แยกส่วนของวัตถุที่แตกต่างกัน โดยที่ใน [7] ได้กำหนดรูปแบบการพิจาณาการเชื่อมต่อกันของพิกเซลข้างเคียงกับพิเซลที่กำลังพิจารณาอยู่ 2 รูปแบบ ได้แก่ แบบจุด 4 จุดเชื่อมกัน และแบบจุด 8 จุดเชื่อมกัน ดังรูปที่ 2.15

รูปที่ 2.15 ภาพแสดงการพิจารณาการเชื่อมต่อกันของพิกเซลเพื่อนบ้านกับพิกเซลที่สนใจ แบบ 4 จุดเชื่อมกัน และแบบจุด 8 จุดเชื่อมกัน

โดยในการพิจาณา แบบ 4 จุดเชื่อมกันจะมีเพื่อนบ้านอยู่แค่ 2 จุดที่ใช้ในการพิจาณาคือ จุด J และ จุด K แต่หากพิจาณาแบบ 8 จุดเชื่อมกันจะมีเพื่อนบ้านทั้งหมด 4 จุดที่ใช้ในการพิจารณา คือ จุด A จุด B จุด C และ จุด D โดยขั้นตอนในการกำหนดหมายเลขให้ส่วนที่เชื่อมต่อกัน แบบ 8 จุดเชื่อมกันดัง [7] นั้น มีดังนี้

1) เตรียมภาพขาวดำที่จะใช้ในการแบ่งแยกวัตถุออกจากกัน โดยที่พื้นหลังเป็นมีค่าเป็นศูนย์ และส่วนของวัตถุที่สนใจจะมีค่าเป็นหนึ่ง ดังรูปที่ 2.16

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.16 ตัวอย่างจุดภาพขาวดำ

2) ไล่พิจารณาที่ละพิกเซลโดยเริ่มพิจารณาจากซ้ายไปขวาบนลงล่าง สำหรับเงื่อนไขในการกำหนดตัวเลขประจำวัตถุนั้นมีดังนี้

หากพิกเซลที่กำลังพิจารณาอยู่เป็นพื้นหลังให้เลื่อนไปพิจารณาจุดถัดไป โดยหากพิกเซลที่กำลังพิจารณาอยู่ไม่ใช่พื้นหลัง ให้พิจาณาต่อว่า มีเลขประจำวัตถุอยู่ในตำแหน่ง A B C D หรือไม่ ถ้ามีให้นำเลขประจำวัตถุในตำแหน่ง A B C D มากำหนดให้กับพิกเซลที่กำลังพิจารณาอยู่ แต่หากยังไม่มีเลขประจำวัตถุกำหนดอยู่เลยในตำแหน่ง A B C D ให้กำหนดเลขประจำวัตถุใหม่ และหากมีเลขประจำวัตถุกำหนดอยู่ในตำแหน่ง A B C D มากกว่า 1 จุด ให้หยิบเลขประจำวัตถุตัวใดก็ได้มาเป็นค่าประจำวัตถุให้กับพิกเซลที่กำลังพิจารณาอยู่ โดยให้ถือว่ามีค่าเท่ากัน และเก็บค่าที่เท่ากันทั้งหมดลงตาราง Equivalent Labels ดังตารางที่ 2.2

ตารางที่ 2.2 แสดงค่าการจัด Equivalent Labels

Set ID	Equivalent Labels
1	1,2
2	1,2
3	3,4,5,6,7
4	3,4,5,6,7
5	3,4,5,6,7
6	3,4,5,6,7
7	3,4,5,6,7

ซึ่งภาพผลลัพธ์ที่ได้หลังจากการจัดเลขประจำวัตถุลงในภาพขาวดำแล้วได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 2.17

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	1	0	0	2	2	0	0	3	3	0	0	4	4	0
0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	3	3	3	3	0	0
0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	3	3	3	3	0	0	0
0	0	1	1	1	1	0	0	0	3	3	3	0	0	3	3	0
0	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0	3	3	3	0	0	0
0	0	1	1	0	0	0	0	0	5	3	0	0	0	3	3	0
0	0	0	0	0	0	6	6	5	3	0	0	7	3	3	3	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

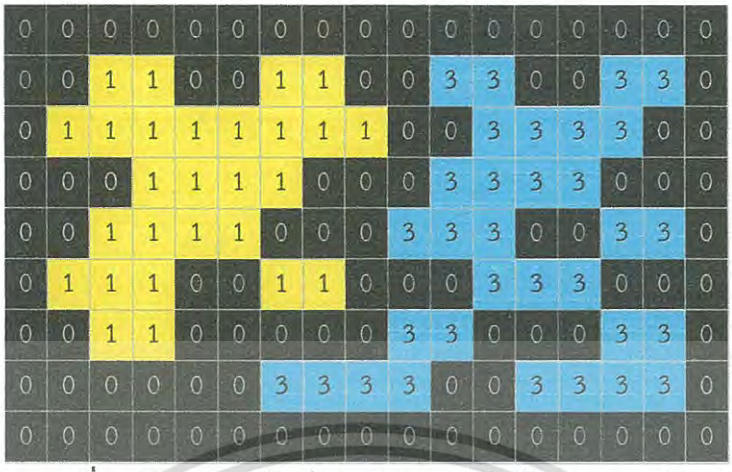
รูปที่ 2.17 หมายเลขของแต่ละจุดภาพตามขั้นตอนที่ 2

3) นำตาราง Equivalent Labels มาทำการปรับค่าประจำวัตถุในแต่ละพิกเซล โดยดูจากความสัมพันธ์ที่เท่ากันตามตาราง Equivalent Labels แล้วเลือกค่าที่น้อยที่สุดในแต่ละความสัมพันธ์มาเป็นคำตอบ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการปรับค่าตามตาราง Equivalent Labels ได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 2.18

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	3	3	0	0	3	3	0
0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	3	3	3	3	0	0
0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	3	3	3	3	0	0	0
0	0	1	1	1	1	0	0	0	3	3	3	0	0	3	3	0
0	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0	3	3	3	0	0	0
0	0	1	1	0	0	0	0	0	3	3	0	0	0	3	3	0
0	0	0	0	0	0	3	3	3	3	0	0	3	3	3	3	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

รูปที่ 2.18 หมายเลขของแต่ละจุดภาพตามขั้นที่ 3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

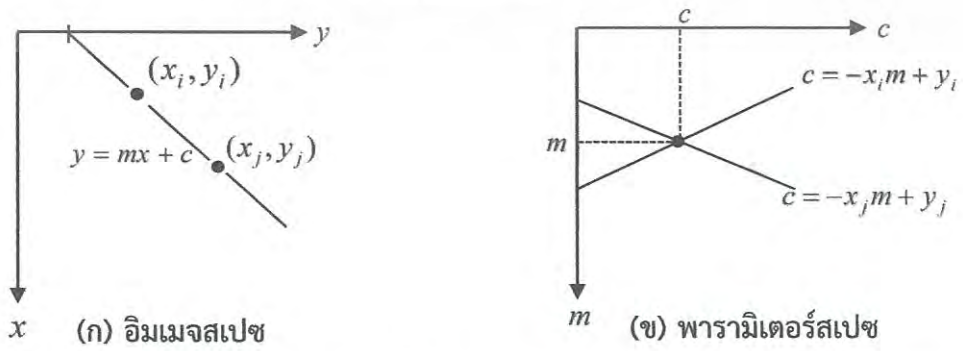


รูปที่ 2.19 ภาพผลลัพธ์แสดงการแยกวัตถุในภาพขาวดำ

ซึ่งจากรูปที่ 2.19 จะเห็นได้ชัดว่าวัตถุสีเหลืองและวัตถุสีฟ้าแยกออกจากกันอย่างชัดเจน โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการทำตามหลักการของการกำหนดหมายเลขให้ส่วนที่เชื่อมต่อกัน สามารถแยกวัตถุบนภาพขาวดำออกจากกันได้อย่างถูกต้องครบถ้วนนั้นเอง

2.7 ฮัฟทรานสฟอร์ม (Hough Transform)

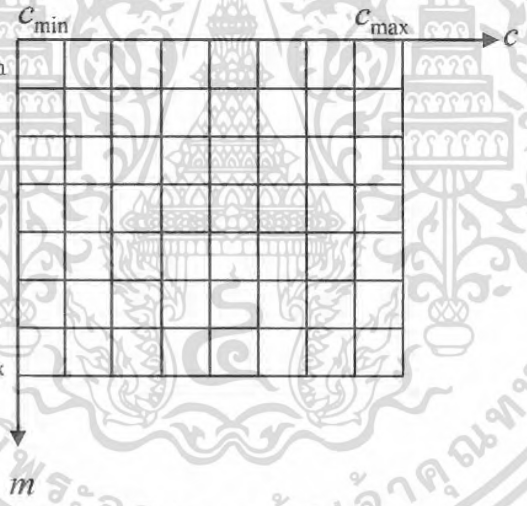
เป็นเทคนิคที่ใช้กันมากในงานด้านการประมวลผลภาพ ถูกนำมาใช้ในการหาขอบเขตรูปร่างของวัตถุจากภาพที่เป็นขอบภาพ เช่น เส้นตรง วงกลม วงรี เป็นต้น ซึ่งกระบวนการทั้งหมดจะดำเนินการในพิกัดเชิงขั้ว (Polar Coordinate) โดยพิจารณาจากค่ามุมและรัศมี และเก็บจำนวนพิกเซลเส้นขอบลงอาร์เรย์ฮัฟสะสม (Hough Accumulator Arrays) ตามพิกัดที่กำหนด โดยที่การใช้ฮัฟทรานสฟอร์มหาวัตถุในรูปแบบของเส้นตรงนั้น ได้ถูกนำไปใช้ในหลายๆ งานวิจัย เพราะเข้าใจได้ง่าย ไม่ซับซ้อน และสามารถใช้อธิบายหลักการของฮัฟทรานสฟอร์มได้ง่ายที่สุด ซึ่งหลักการหาเส้นตรงด้วยเทคนิคของฮัฟทรานสฟอร์ม ดัง [8] นั้นมีดังนี้



รูปที่ 2.20 แสดงการแปลงรูปแบบระหว่างอิมเมจสเปซกับพารามิเตอร์สเปซในพิกัดคาร์ทีเซียน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

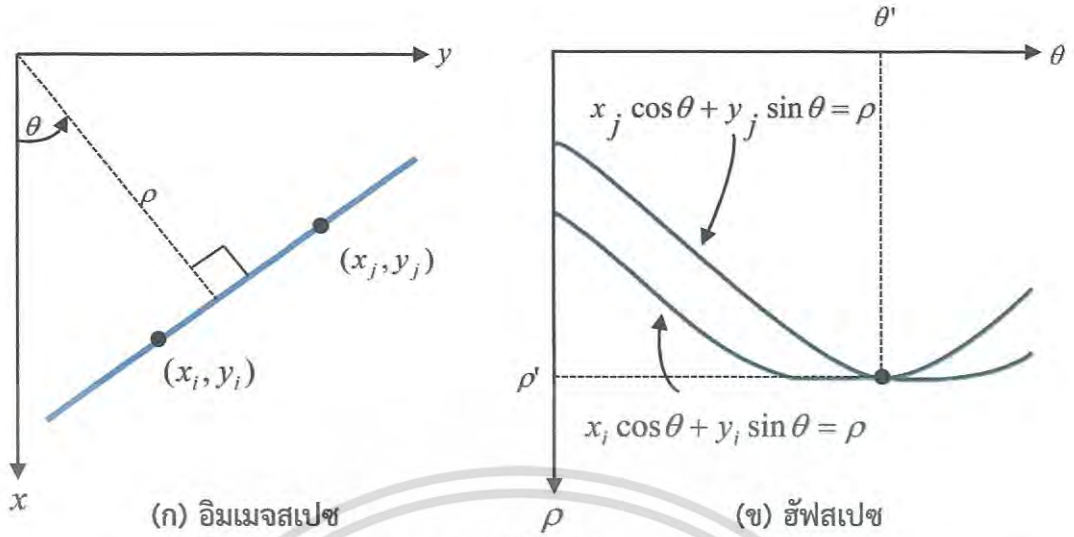
โดยปกติจุดหนึ่งจุดจะสามารถมีเส้นตรงลากผ่านได้หลายเส้นนับไม่ถ้วน แต่หากมีจุดสองจุดขึ้นไป เส้นตรงที่ลากผ่านจุดเหล่านี้จะมีได้เพียงเส้นเดียว โดยสมการเส้นตรงในพิกัดคาร์ทีเซียน ดังรูปที่ 2.20 (ก) คือ $y = mx + c$ กำหนดให้ m และ c คือค่าความชัน และค่าจุดตัดแกน y ตามลำดับ ใน อิมเมจสเปซ (Image Space) ดังรูปที่ 2.20 (ก) โดยสามารถกำหนดพิกัดได้ใหม่เป็น (m, c) ใน พารามิเตอร์สเปซ (Parameter Space) ดังรูปที่ 2.20 (ข) ดังนั้นสมการเส้นตรงในพารามิเตอร์สเปซจึงจัดรูปใหม่เป็น $c = -x_i m + y_i$ ดังรูปที่ 2.20 (ข) ซึ่งจากรูปที่ 2.20 (ก) จะพบว่า จุด (x_i, y_i) และ (x_j, y_j) เป็นจุดที่อยู่บนเส้นตรงเดียวกัน ซึ่งการที่จุด 2 จุดนี้มาอยู่บนเส้นตรงเดียวกันได้นั้นก็เพราะมีค่า m และ c ที่เท่ากัน จึงเห็นได้ว่า ในพารามิเตอร์สเปซ ดังรูปที่ 2.20 (ข) จุดทั้ง 2 จุดนี้จะอยู่ในพิกัด (m, c) เดียวกัน โดยที่ฮัฟทรานสฟอร์ม จะทำการรวบรวมพิกเซลที่อยู่บนเส้นตรงโดยพิจารณาจากค่า m และ c ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการทำฮัฟทรานสฟอร์มจะได้ตารางอาร์เรย์ 2 มิติ ที่แสดงจำนวนของพิกเซลที่อยู่บนเส้นตรง ซึ่งเรียกตารางอาร์เรย์ 2 มิตินี้ว่า อาร์เรย์ฮัฟสะสม ดังรูปที่ 2.21 โดยที่พิกเซลที่อยู่บนเส้นตรงเดียวกันจะถูกรวบรวมไว้ในในตารางช่องเดียวกัน



รูปที่ 2.21 แสดงตารางอาร์เรย์ฮัฟสะสม

แต่เนื่องจากในการตรวจจับเส้นตรงที่เป็นเส้นแนวตั้ง จะมีปัญหาที่ค่าความชันจะมีค่าเป็น อนันต์ (Infinity) จากปัญหานี้ จึงได้มีการเปลี่ยนจากพิกัดคาร์ทีเซียน ดังรูปที่ 2.20 ให้มาอยู่ในพิกัดเชิงขั้วแทน ดังรูปที่ 2.22

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.22 แสดงการแปลงรูปแบบระหว่างอิมเมจสเปซ กับ พารามิเตอร์สเปซในพิกัดเชิงขั้ว

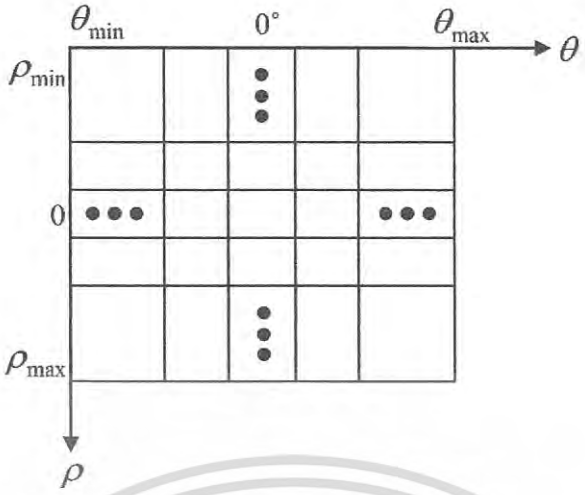
จากรูปที่ 2.22(ก) จะเห็นได้ว่าการที่จุด (x_i, y_i) และ (x_j, y_j) อยู่บนเส้นตรงเดียวกันได้นั้นก็เพราะมีค่า (ρ, θ) เป็นค่าเดียวกัน หรือหากพิจารณาที่พารามิเตอร์สเปซ หรือ ฮัฟสเปซจะพบว่าจุด (x_i, y_i) และ (x_j, y_j) ในอิมเมจสเปซจะถูกแปลงให้อยู่ในรูปของเส้นโค้งรูปซายด์ (Sinusoidal Curve) ดังรูปที่ 2.22(ข) ซึ่งจะเห็นได้ว่าจุดที่มีคลื่นซายด์เกิดการซ้อนทับกันจะเป็นจุดที่อยู่บนเส้นตรงเดียวกัน เนื่องจากเป็นจุดที่มีพิกัด (ρ, θ) ในตำแหน่งเดียวกัน โดยที่สมการเส้นตรงในพิกัดเชิงขั้วนั้นสามารถหาได้ดังสมการที่ (2.14)

$$\rho = x\cos\theta + y\sin\theta \tag{2.14}$$

ρ จะเป็นค่าระยะห่างระหว่างจุดกำเนิดลากมาตั้งฉากกับจุดบนเส้นตรงใดๆ ส่วน θ จะเป็นมุมระหว่างเส้น ρ ที่ลากมาตั้งฉากเส้นตรงใดๆ กับแกน x

หลังจากที่ย้ายพิกัดมาพิจารณาในพิกัดเชิงขั้วแล้ว ฮัฟทรานสฟอร์มจะทำการรวบรวมพิกเซลที่อยู่บนเส้นตรงโดยพิจารณาจากค่า ρ และ θ ซึ่งจะได้ตารางอาร์เรย์ 2 มิติ หรือ ตารางอาร์เรย์ฮัฟสะสม ที่แสดง จำนวนของพิกเซลที่อยู่บนเส้นตรง ดังรูปที่ 2.23 โดยที่พิกเซลที่อยู่บนเส้นตรงเดียวกันจะถูกรวบรวมไว้ในตารางช่องเดียวกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.23 แสดงตารางอาร์เรย์ฮัฟสะสม

เมื่อได้ตารางอาร์เรย์ฮัฟสะสมแล้ว ก็จะทำการพิจารณาค่าสะสมในตารางอาร์เรย์ฮัฟสะสมที่มีค่าสูงที่สุด หรือมีค่าตรงตามค่าเทรสโฮลด์ที่ต้องการ เพื่อแสดงผลลัพธ์ของเส้นตรงที่ฮัฟทรานสฟอร์มตรวจจับได้จากภาพต้นฉบับนั้นเอง

2.8 การแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่ง (Geomatric Spatial Transform)

การแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่งเป็นเทคนิคในการเปลี่ยนตำแหน่ง ลักษณะ รูปร่าง และขนาดของวัตถุใดๆ ในขอบเขตที่กำหนด โดยการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นกับวัตถุภายในภาพนั้นมีได้มากมายหลายรูปแบบ ได้แก่ การหมุน การย่อ การบิด และการเลื่อนตำแหน่ง เป็นต้น ซึ่งการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นอาจจะเกิดการเปลี่ยนแปลงเพียงชนิดเดียว หรือการเปลี่ยนแปลงหลายชนิดรวมกัน

2.8.1 หลักการแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่ง

การแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่งดัง [9] จะอยู่ในรูปของสมการที่ใช้สำหรับแปลงวัตถุจากรูปแบบหนึ่งไปเป็นอีกรูปแบบหนึ่งตามที่ต้องการดังสมการที่ (2.15)

$$g(x',y') = T\{f(x,y)\} \tag{2.15}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

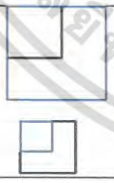
โดยที่ $f(x,y)$ จะเป็นภาพที่อยู่ในระบบพิกัด (x,y) ที่ต้องการแปลงพิกัดเพื่อสร้างภาพ g ในระบบพิกัด (x',y') ตามรูปแบบการแปลงภาพ T

สำหรับการแปลงภาพเรขาคณิตเชิงตำแหน่งนั้นสามารถกำหนดให้อยู่ในรูปแบบทั่วไป ที่เรียกว่า การแปลงด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น (Affine Transform) ได้ ดังสมการที่ (2.16)

$$[x' \quad y' \quad 1] = [x \quad y \quad 1].T = [x \quad y \quad 1].\begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & 0 \\ t_{21} & t_{22} & 0 \\ t_{31} & t_{32} & 1 \end{bmatrix} \qquad (2.16)$$

โดยเมตริกซ์ T นั้นจะเป็นค่าของการแปลงรูปแบบของวัตถุแบบต่างๆ ซึ่งมีได้หลายรูปแบบดังตารางที่ 2.3 ค่า x, y ในเมตริกซ์ $[x \quad y \quad 1]$ แทนตำแหน่งของจุดภาพอินพุต ส่วนค่า x', y' ในเมตริกซ์ $[x' \quad y' \quad 1]$ แทนตำแหน่งจุดภาพที่ได้จากการแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่งตามรูปแบบการแปลงของเมตริกซ์ T

ตารางที่ 2.3 แสดงรูปแบบการแปลงวัตถุแบบต่างๆ

รูปแบบการแปลง	ตัวอย่าง	เมตริกซ์การเปลี่ยนแปลง	คำอธิบาย
การเลื่อนตำแหน่ง		$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ t_x & t_y & 1 \end{bmatrix}$	t_x ค่าการเลื่อนตำแน่งในแนวนอน t_y ค่าการเลื่อนตำแน่งในแนวตั้ง
การปรับขนาด		$\begin{bmatrix} s_x & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	s_x ค่าการขยายหรือลดขนาดในแนวนอน s_y ค่าการขยายหรือลดขนาดในแนวตั้ง
การบิด		$\begin{bmatrix} 1 & Sh_y & 0 \\ Sh_x & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	Sh_x ค่าสัมประสิทธิ์การบิดในแนวนอน Sh_y ค่าสัมประสิทธิ์การบิดในแนวตั้ง
การหมุน		$\begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	θ ค่าของมุมการหมุน

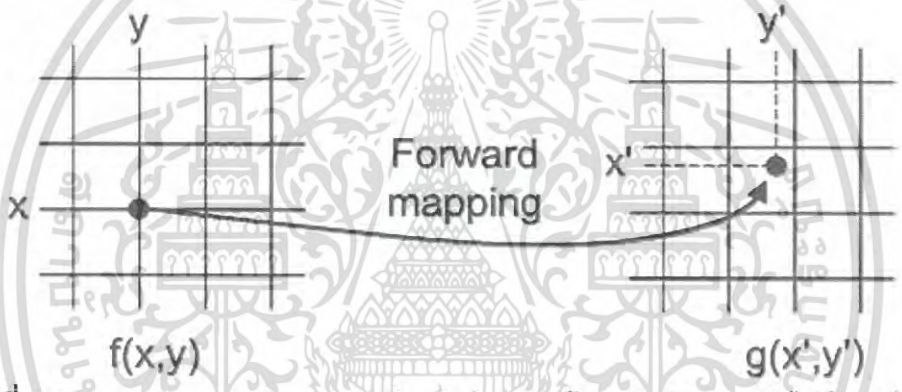
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.8.2 เทคนิคการแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่ง

สำหรับเทคนิคการแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่ง ดัง [9] สามารถแบ่งได้ 2 รูปแบบ ได้แก่ การประมาณค่าไปข้างหน้า (Forward Mapping) และ การประมาณค่าย้อนกลับ (Backward Mapping)

2.8.2.1 การประมาณค่าไปข้างหน้า (Forward Mapping)

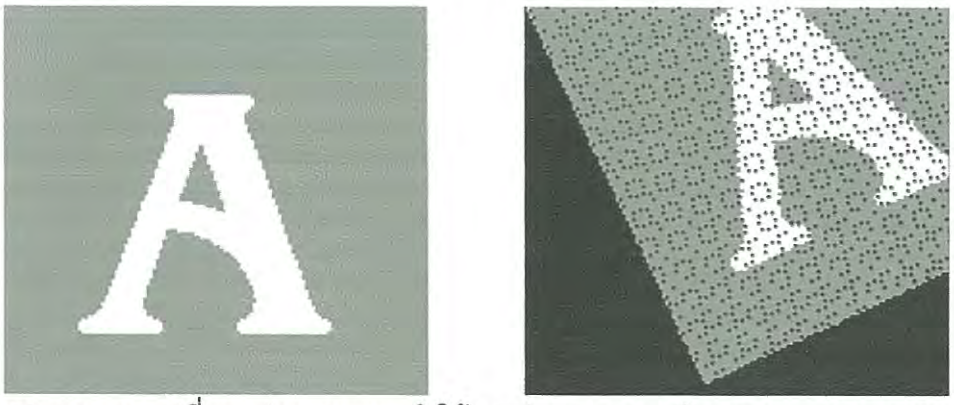
การประมาณค่าไปข้างหน้าจะทำการพิจารณาพิกเซลในภาพอินพุตว่าหลังจากแปลงแล้วจะย้ายตำแหน่งไปอยู่ตำแหน่งใดในภาพผลลัพธ์โดยคำนวณแต่ละจุดในภาพอินพุตไปเป็นแต่ละจุดในภาพผลลัพธ์ ดังรูปที่ 2.24



รูปที่ 2.24 แสดงผลการแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่งด้วยการประมาณค่าไปข้างหน้า

จากรูปที่ 2.24 จะเห็นได้ว่าตำแหน่งใดๆ ในภาพอินพุตที่อยู่ในตำแหน่งที่มีค่าเป็นจำนวนเต็ม มีโอกาสที่จะกลายไปเป็นจุดที่มีค่าเป็นทศนิยมในภาพใหม่ ซึ่งจำเป็นจะต้องปัดเศษทศนิยมเพื่อให้ตำแหน่งผลลัพธ์เป็นจำนวนเต็มตามพิกัดตำแหน่งของพิกเซลในภาพใหม่ ซึ่งการประมาณค่าไปข้างหน้าแบบนี้ ก่อให้เกิดปัญหากับภาพผลลัพธ์มากมาย ดังรูปที่ 2.25 เช่น ภาพที่ได้จากการแปลงภาพมีบางส่วนที่ขาดหายไป หรือ เกิดปัญหามีค่าพิกเซลหลายค่าในภาพอินพุต ไปตกอยู่ในตำแหน่งเดียวกันในภาพผลลัพธ์ หรือ ไม่มีพิกเซลใดเลยในภาพอินพุตที่เมื่อแปลงภาพแล้วไปตกอยู่ในภาพผลลัพธ์ ทำให้เกิดช่องว่างเป็นจำนวนมากในภาพผลลัพธ์นั้นเอง ซึ่งจากปัญหาที่เกิดขึ้นนี้จึงทำให้การประมาณค่าไปข้างหน้าไม่เป็นที่นิยมนำมาใช้นั้นเอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.25 แสดงการเปลี่ยนแปลงของภาพทำให้บางส่วนของภาพเกินขอบเขตของภาพและแสดงการเกิดช่องว่าง

2.8.2.2 การประมาณค่าไปข้างหลัง (Backward Mapping)

เทคนิคนี้จะพิจารณาแบบย้อนหลัง คือจะพิจารณาตำแหน่งพิกเซลของภาพผลลัพธ์ เพื่อนำค่าตำแหน่งพิกเซลใดๆ ในภาพอินพุตมาแทนในตำแหน่งพิกเซลของภาพผลลัพธ์ที่พิจารณา ดังรูปที่ 2.26

รูปที่ 2.26 แสดงการแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่งด้วยการประมาณค่าย้อนกลับ

การประมาณค่าไปข้างหลังจะพิจารณาตำแหน่งของภาพผลลัพธ์ที่กระทำกับเมตริกซ์การเปลี่ยนแปลง (Transformation Matrix) ที่เป็นส่วนกลับกับเมตริกซ์การเปลี่ยนแปลงของการประมาณค่าไปข้างหน้า ดังสมการที่ (2.17)

$$f(x,y) = T^{-1}\{g(x',y')\} \tag{2.17}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

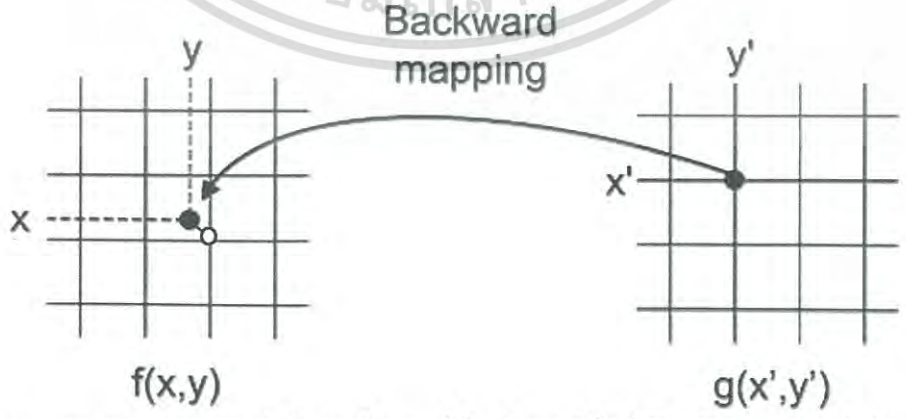
โดยที่ $g(x',y')$ จะเป็นภาพที่อยู่ในระบบพิกัด (x',y'), $f(x,y)$ เป็นภาพในระบบพิกัด (x,y) ในระบบพิกัด (x,y), T^{-1} รูปแบบการแปลงภาพที่เป็นส่วนกลับกับเมตริกซ์การเปลี่ยนแปลงของการประมาณค่าไปข้างหน้า

ด้วยเทคนิคของการประมาณค่าไปข้างหลังนี้ จะช่วยให้ปัญหาต่างๆ ที่เกิดขึ้นกับการประมาณค่าไปข้างหน้านั้นหมดไป แต่การประมาณค่าไปข้างหลัง เมื่อคำนวณตำแหน่งพิกเซลของภาพอินพุตที่จะนำค่ามาแทนในตำแหน่งพิกเซลของภาพผลลัพธ์อาจให้ผลเป็นค่าทศนิยม ซึ่งไม่มีค่าที่ตำแหน่งนั้นจริงจึงต้องอาศัยการประมาณค่าจากพิกเซลใกล้เคียงกับตำแหน่งพิกเซลผลลัพธ์ที่คำนวณได้ ซึ่งเทคนิคการประมาณค่าจากพิกเซลที่ใกล้เคียงนี้เรียกว่า เทคนิคอินเทอร์โพเลชั่น (Interpolation) มีรายละเอียดดังนี้

การประมาณค่าแสงสีเทาจากตำแหน่งที่ใกล้เคียงเนื่องจากตำแหน่งของภาพที่ต้องการนำไปใช้นั้นเป็นเลขทศนิยมซึ่งเป็นตำแหน่งที่ไม่มีอยู่จริง จึงต้องใช้เทคนิคการประมาณค่าแสงสีเทาจากตำแหน่งที่ใกล้เคียงมาช่วยในการตำแหน่งที่มีอยู่จริงซึ่งเป็นตำแหน่งที่เหมาะสม ซึ่งเทคนิคอินเทอร์โพเลชั่น สามารถแบ่งได้ 3 เทคนิคใหญ่ๆ ดังนี้

1) การประมาณค่าจากตำแหน่งใกล้เคียงด้วยพหุนามกำลังศูนย์ หรืออินเทอร์โพเลชั่นแบบเพื่อนบ้านใกล้เคียง (Zero Order Interpolation or Nearest-Neighbor Interpolation)

เทคนิคนี้เป็นเทคนิคที่ง่ายที่สุด โดยการคำนวณ ดังสมการ (2.18) เพื่อหาว่าตำแหน่งที่คำนวณได้นั้นใกล้เคียงกับตำแหน่งใดในภาพอินพุตมากที่สุด แล้วนำค่าความเข้มแสงของตำแหน่งภาพที่ใกล้เคียงที่สุดนั้นมาเป็นค่าในตำแหน่งภาพของภาพใหม่ ดังรูปที่ 2.27



รูปที่ 2.27 แสดงการประมาณค่าย้อนหลังจากค่าในตำแหน่งใกล้เคียงด้วยพหุนามกำลังศูนย์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ซึ่งการประมาณค่าแบบย้อนหลังด้วยเทคนิคเพื่อนบ้านใกล้เคียง สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.18)

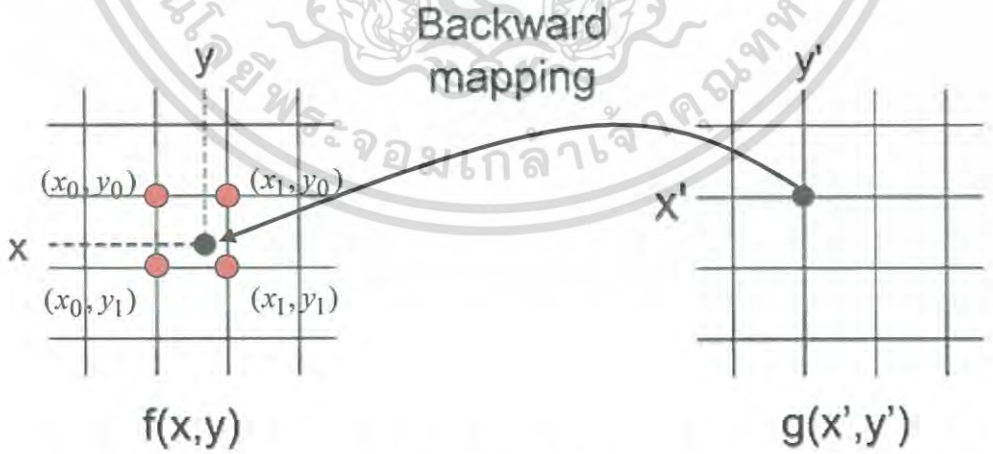
$$g(x',y') = f[round(x), round(y)] \tag{2.18}$$

โดยที่ $f(x,y)$และ $g(x',y')$ คือ ค่าความเข้มแสงที่ตำแหน่ง (x,y)และ (x',y') ของภาพอินพุตและภาพผลลัพธ์ตามลำดับ

การคำนวณหาค่าความเข้มแสงด้วยการประมาณค่าจากตำแหน่งใกล้เคียงด้วยพหุนามกำลังศูนย์จะเป็นเทคนิคที่ทำได้ง่ายและรวดเร็วที่สุด แต่เนื่องจากเทคนิคนี้ใช้การปัดเศษเพื่อหาตำแหน่งที่ใกล้เคียงที่สุดจึงทำให้ภาพผลลัพธ์ที่ได้นั้น มีลักษณะเป็นขอบไม่เรียบหรือมีลักษณะเป็นบล็อกเกิดขึ้น

2) การประมาณค่าจากตำแหน่งใกล้เคียงด้วยพหุนามกำลังหนึ่งหรือเทคนิคการประมาณค่าแบบไบลิเนียร์ (First Order Interpolation or Bilinear Interpolation)

การประมาณค่าจากตำแหน่งใกล้เคียงด้วยพหุนามกำลังหนึ่งเป็นการประมาณค่าจากตำแหน่งพิกเซล 4 จุดรอบตัว ด้วยสมการ (2.19) โดยค่าของพิกเซลผลลัพธ์ (x',y') จะถูกกำหนดจากการถ่วงน้ำหนักของค่าความเข้มแสงจากตำแหน่งพิกเซลรอบๆ ตำแหน่งที่พิจารณา (x,y) จำนวน 4 พิกเซล ได้แก่ตำแหน่ง (x_0,y_0), (x_1,y_0), (x_0,y_1) และ (x_1,y_1) ดังรูปที่ 2.28



รูปที่ 2.28 แสดงการประมาณค่าย้อนหลังด้วยเทคนิคการประมาณค่าแบบไบลิเนียร์

ซึ่งการประมาณค่าแบบย้อนหลังด้วยเทคนิคไบลิเนียร์สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.19) ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$g(x',y') = f(x_0,y_0) + [f(x_1,y_0) - f(x_0,y_0)]\Delta x + [f(x_0,y_1) - f(x_0,y_0)]\Delta y + [f(x_1,y_1) + f(x_0,y_0) - f(x_0,y_1) - f(x_1,y_0)]\Delta x\Delta y \quad (2.19)$$

โดยกำหนดให้ $$\Delta x = x - x_0 \quad (2.20)$$

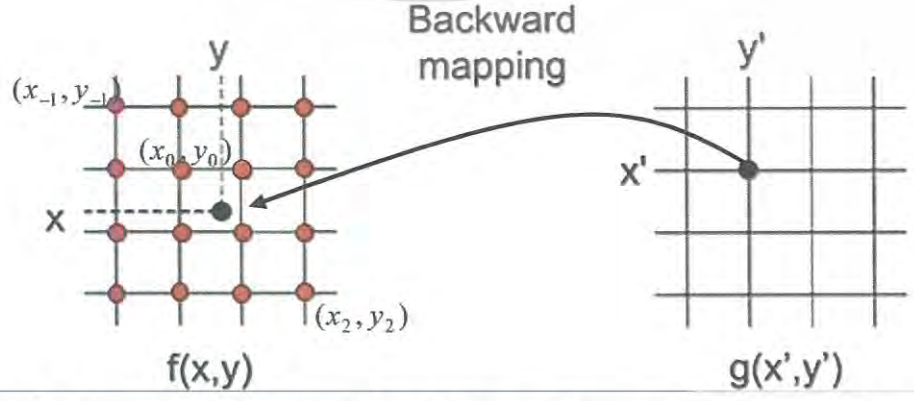
$$\Delta y = y - y_0 \quad (2.21)$$

โดยที่ $f(x,y)$และ $g(x',y')$ ค่าความเข้มแสงที่ตำแหน่ง (x,y) และ (x',y') ของภาพอินพุตกับภาพผลลัพธ์ตามลำดับ ส่วน Δx และ Δy ค่าตัวถ่วงน้ำหนักที่ขึ้นกับระยะในทิศ x และ y ตามลำดับ

ภาพผลลัพธ์ที่ได้หลังจากทำการประมาณค่าแบบไบลิเนียร์แล้วจะได้ภาพที่มีเนื้อเรียบและต่อเนื่องมากกว่าเทคนิคการประมาณค่าจากตำแหน่งใกล้เคียงด้วยพหุนามกำลังศูนย์ แต่ก็ต้องใช้เวลาในการประมวลที่มากกว่าด้วยเช่นกัน

3) การประมาณค่าจากตำแหน่งใกล้เคียงด้วยพหุนามกำลังสูง (High Order Interpolation)

การประมาณค่าจากตำแหน่งใกล้เคียงด้วยพหุนามกำลังสูงเป็นการประมาณค่าของพิกเซลในภาพผลลัพธ์จะถูกกำหนดจากการหาค่าเฉลี่ยแบบถ่วงน้ำหนักโดยจุดภาพข้างเคียงที่ใกล้ที่สุดมากกว่า 4 ตำแหน่ง ยกตัวอย่างเช่น การประมาณค่าย้อนหลังจากค่าตำแหน่งใกล้เคียงด้วยพหุนามกำลังสาม หรือ เทคนิคแบบคิวบิคอินเทอร์โพเลชั่น (Cubic Interpolation) ซึ่งจะพิจารณาจำนวนพิกเซล 16 พิกเซล รอบจุดที่พิจารณาในภาพอินพุต ดังรูปที่ 2.29



รูปที่ 2.29 แสดงการประมาณค่าย้อนหลังด้วยเทคนิคการประมาณค่าแบบคิวบิค

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ซึ่งการประมาณค่าแบบย้อนหลังด้วยเทคนิคการประมาณค่าแบบคิวบิคสามารถคำนวณได้ ดังสมการที่ (2.22)

$$g(x',y') = \sum_{m=-1}^{2}\sum_{n=-1}^{2} f(x_0+m, y_0+n)R(m-\Delta x)R(\Delta y-n) \tag{2.22}$$

โดยกำหนดให้ $$R(k) = \frac{1}{6}\left[P(k+2)^3 - 4P(k+1)^3 - 4P(k-1)^3 + 6P(k)^3\right] \tag{2.23}$$

$$P(z) = \begin{cases} z & z > 0 \\ 0 & z \le 0 \end{cases} \quad \text{และ} \quad \begin{matrix} \Delta x = x - x_0 \\ \Delta y = y - y_0 \end{matrix} \tag{2.24}$$

วิธีนี้ให้ผลดีทั้งด้านความคมชัดและมีความต่อเนื่อง แต่ต้องใช้เวลาในการคำนวณมากกว่าเทคนิคอื่นๆ ที่ได้กล่าวมาทั้งหมด

หลังจากที่ได้ทราบรายละเอียดของความรู้พื้นฐานทั้งหมดที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยแล้ว ในส่วนของบทถัดไป จะเป็นการศึกษางานวิจัยของผู้วิจัยท่านอื่น ซึ่งเป็นงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์ สำหรับรายละเอียดต่างๆ นั้น จะได้กล่าวในบทถัดไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3
งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์ โดยได้แบ่งการศึกษางานวิจัยออกเป็นส่วนย่อยทั้งหมดสี่ส่วน ได้แก่ งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์, งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการบิดป้ายทะเบียนรถยนต์ให้ตั้งตรง, งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการแยกตัวอักษร, งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการสกัดคุณลักษณะสำคัญ และ งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำตัวอักษร โดยรายละเอียดต่างๆ ได้ถูกอธิบายไว้ ดังนี้

3.1 การตรวจจับป้ายทะเบียนรถ (License Plate Detection)

การตรวจจับป้ายทะเบียนรถนั้นถือเป็นส่วนที่สำคัญมาก เพื่อให้การรู้จำตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถได้ผลลัพธ์ออกมาดี จึงมีความจำเป็นอย่างมากที่จะต้องตัดส่วนที่ไม่ใช้ป้ายทะเบียนรถยนต์ออกไป โดยมีงานวิจัยจำนวนมากที่ได้ทำการพัฒนาส่วนการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์ให้สามารถตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์ได้อย่างถูกต้อง แม้ว่าภาพรถยนต์ที่นำมาใช้ในการตรวจจับป้ายทะเบียนรถนั้นจะอยู่ในสภาพแวดล้อมตามธรรมชาติ (Natural Scene) หรือสภาพแวดล้อมที่ความซับซ้อน (Complex Scene) ก็ตาม ซึ่งหนึ่งในวิธีการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์ให้สามารถตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์ที่อยู่ในสภาพแวดล้อมที่ซับซ้อนได้นั้น คือ วิธีการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์ด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮาร์โดยใช้ตัวจำแนกแบบต่อเรียง (Haar-like Feature based Cascade Classifier) นั้นเอง

3.1.1 การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮาร์โดยใช้ตัวจำแนกแบบต่อเรียง (Haar-like Feature based Cascade Classifier)

มีหลายงานวิจัยที่ได้นำเอาวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮาร์โดยใช้ตัวจำแนกแบบต่อเรียงมาใช้ในการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์ ดังเช่นตัวอย่างงานวิจัยใน [10] ได้มีการทำการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์เพื่อใช้ในการหาระยะหางของรถคันหน้าด้วยระบบตรวจจับปายทะเบียน เพื่อใช้เป็นระบบป้องกันอุบัติเหตุที่จะเกิดขึ้นบนท้องถนน โดยสร้างระบบตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์ขึ้นจากการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์ด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮาร์โดยใช้ตัวจำแนกแบบต่อเรียง โดยสามารถตรวจจับป้ายทะเบียนรถในสภาพแวดล้อมตามธรรมชาติและซับซ้อนให้มีค่าความถูกต้องที่สูงมากได้ ดังตัวอย่างรูปที่ 3.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 3.1 ภาพตัวอย่างแสดงการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์

ซึ่งจากการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์ที่ได้ ดังรูปที่ 3.1 นั้น เป็นผลลัพธ์ที่มาจากพัฒนาขึ้นมาจากการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮาร์ (Haar-like Feature) แล้วใช้ตัวจำแนกแบบต่อเรียง (Cascade Classifier) ซึ่งเทคนิคนี้เป็นวิธีการที่ Paul Viola และ Michael Jones เป็นผู้คิดค้นขึ้น ซึ่งมีรายละเอียด ดังนี้

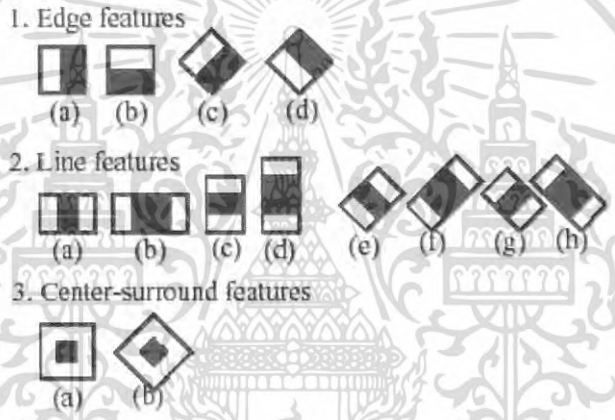
การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮาร์ (Haar-like Feature) โดยใช้ตัวจำแนกแบบต่อเรียง (Cascade Classifier) ถูกนำเสนอขึ้นครั้งแรกโดย Paul Viola และ Michael Jones ดัง [11] เพื่อใช้ในการตรวจจับใบหน้า ซึ่งกระบวนการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮาร์โดยใช้ตัวจำแนกแบบต่อเรียงที่ Paul Viola และ Michael Jones ได้นำเสนอนั้น จะใช้หน้าต่างย่อย (Sub Window) สแกนเพื่อตรวจหาใบหน้า (Face Detection) จากภาพอินพุต (Input Image) โดยได้นำเสนอเทคนิคการตรวจจับใบหน้าที่แตกต่างไปจากวิธีทั่วไป เนื่องจากวิธีการทั่วไปจะกำหนดให้ตัวตรวจจับ (Detector) มีขนาดคงที่ แล้วทำการปรับขนาดของภาพอินพุตให้มีความแตกต่างกันหลาย ๆ ขนาด ซึ่งการกระทำเช่นนี้จะใช้เวลาในการประมวลผลที่มาก แต่วิธีการที่ [11] ได้นำเสนอนั้น จะทำการกำหนดให้ภาพอินพุตมีขนาดคงที่ แล้วทำการปรับขนาดตัวตรวจจับให้มีความแตกต่างกันหลาย ๆ ขนาด โดยที่ตัวตรวจจับจะทำการค้นหาวัตถุหลายๆ รอบ แต่ละรอบใช้ขนาดของตัวตรวจจับที่แตกต่างกัน รวมทั้ง [11] ยังได้มีการนำเสนอให้ใช้ภาพอินพุตด้วยภาพแบบภาพอินทิกรัล (Integral Image) ด้วย จึงทำให้สามารถสกัดคุณลักษณะสำคัญได้อย่างรวดเร็วเนื่องจากเวลาที่ใช้ในการประมวลผลมีขนาดคงที่ไม่ว่าตัวตรวจจับจะมีขนาดใหญ่แค่ไหนก็ตาม โดยตัวตรวจจับดังกล่าวนี้ สร้างขึ้นโดยใช้การสกัดคุณลักษณะสำคัญของฮาร์เวฟเล็ต (Haar wavelets) ดังรูปที่ 3.2 และ ภาพอินทิกรัล ดังรูปที่ 3.3 โดยหลังจากที่ได้ทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮาร์ที่เป็นไปได้ทั้งหมดแล้ว จะมีคุณลักษณะสำคัญจำนวนมากที่ถูกสกัดออกมา จึงต้องทำการลดจำนวนคุณลักษณะสำคัญลงให้เหลือเฉพาะคุณลักษณะสำคัญที่เกี่ยวข้อง ซึ่งสามารถทำได้โดยใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้เอดาบูซ (Adaboost) รวมทั้งยังได้มีการอธิบายการรวมตัวจำแนกแบบต่อเรียง ซึ่งช่วยให้ส่วนพื้นหลังของภาพถูกปฏิเสธได้เร็วขึ้น และเน้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การคำนวณไปที่บริเวณที่มีลักษณะคล้ายคลึงกับวัตถุที่สนใจมากขึ้น สำหรับรายละเอียดของการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮาร์โดยใช้ตัวจำแนกแบบต่อเรียง ดัง [11] ได้นำเสนอนั้น จะประกอบไปด้วยส่วนสำคัญ 3 ส่วน ได้แก่ ภาพอินทิกรัล, เอดาบูซ และตัวจำแนกแบบต่อเรียง ซึ่งแต่ละส่วนมีรายละเอียดดังนี้

3.1.1.1 ภาพอินทิกรัล (Integral Image)

ใน [11] ได้มีการนำเสนอให้ใช้ภาพอินพุตด้วยภาพแบบภาพอินทิกรัล ซึ่งจะทำให้การสกัดคุณลักษณะสำคัญทำได้อย่างรวดเร็วสำหรับทุกขนาด ทุกตำแหน่ง ของตัวตรวจจับ ซึ่งในตัวตรวจจับนั้นจะประกอบไปด้วย 2 ส่วนคือ ส่วนที่เป็นพื้นที่สีขาว และส่วนที่เป็นพื้นที่สีดำ ดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 แสดงรูปแบบตัวตรวจจับแบบต่างๆ

โดย [11] ได้นำเสนอให้มีการใช้ภาพอินพุตด้วยภาพอินทิกรัล ซึ่งการหาภาพอินทิกรัลนั้นสามารถหาได้ดังสมการที่ (3.1)

$$ii(x,y) = \sum_{x' \le x, y' \le y} i(x',y') \tag{3.1}$$

เมื่อ $ii(x,y)$ คือ คาของภาพอินทิกรัลที่ตำแหนงจุด (x,y) และ $i(x',y')$ คือ คาความเขมแสงในแตละพิกเซลของภาพตนฉบับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1	1	1
1	1	1
1	1	1

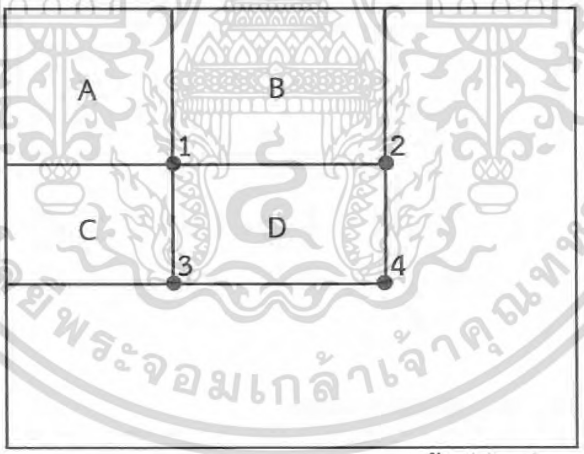
(ก) ภาพอินพุต (Input image)

1	2	3
2	4	6
3	6	9

(ข) ภาพอินทิกรัล(Integral Image)

รูปที่ 3.3 ภาพแสดงตัวอย่างการหาค่าในภาพอินทิกรัล

โดยมีตัวอย่างการหาค่าภาพอินทิกรัล ดังรูปที่ 3.3 ซึ่งจากรูปที่ 3.3 จะทำการแปลงทุกพิกเซลในภาพอินพุตไปเป็นค่าภาพอินทิกรัล โดยที่ค่าภาพอินทิกรัลที่ตำแหน่งพิกเซล (x, y) สามารถหาได้จากผลรวมพิกเซลที่มีทิศทางไปด้านบนและไปทางซ้ายของตำแหน่งพิกเซล (x, y) ในภาพอินพุตเช่น จากภาพอินทิกรัลดังรูปที่ 3.3 ที่พิกเซลตำแหน่ง (2,3) มีค่าเท่ากับ 6 นั้นสามารถหาได้จากผลรวมของพิกเซลที่มีทิศทางไปด้านบนและไปทางซ้ายของพิกเซลตำแหน่ง (2,3) หรือภายในเส้นสีฟ้านั้นเอง โดยหลังจากที่ได้แปลงภาพอินพุตให้กลายเป็นภาพอินทิกรัลแล้ว ภาพนี้ก็จะถูกนำไปใช้กับตัวตรวจจับ แบบต่างๆ เพื่อใช้ในการสกัดคุณลักษณะสำคัญต่อไป ซึ่งได้มีการแสดงตัวอยางการคำนวณหาค่าผลรวมความเขมแสงในพื้นที่สี่เหลี่ยม D ในภาพอินทิกรัล ดังรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 แสดงตัวอย่างการคำนวณผลรวมความเข้มแสงในพื้นที่สี่เหลี่ยม D ด้วยวิธีภาพอินทิกรัล

จากรูปที่ 3.4 ค่าผลรวมความเข้มแสงภายในพื้นที่ D นั้นสามารถคำนวณได้จากจุดเพียง 4 ตำแหน่งได้แก่ จุดตำแหน่ง 1, 2, 3 และ 4 โดยค่าภาพอินทิกรัลที่ตำแหน่ง 1 สามารถหาได้จากผลรวมความเข้มแสงของพิกเซลในพื้นที่ A ส่วนค่าภาพอินทิกรัลที่ตำแหน่ง 2 สามารถหาได้จากผลรวมความเข้มแสงของพิกเซลในพื้นที่ A+B ส่วนค่า ภาพอินทิกรัล ที่ตำแหน่ง 3 สามารถหาได้จากผลรวมความเข้มแสงของพิกเซลในพื้นที่ A+C และ ค่า ภาพอินทิกรัล ที่ตำแหน่ง 4 สามารถหาได้จากผลรวมความเข้มแสงของพิกเซลในพื้นที่ A+B+C+D เมื่อได้ค่าภาพอินทิกรัลทั้ง 4 ตำแหน่งแล้ว จะทำ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การคำนวณหาค่าผลรวมภายในพื้นที่ D โดยนำ 4+1-(2+3) นั้นเอง ซึ่งลักษณะการหาค่าผลรวมความเข้มแสงของพื้นที่ย่อย D ในภาพอินทิกรัลลักษณะนี้จะถูกนำไปใช้กับการหาค่าผลรวมความเข้มแสงในพื้นที่ส่วนมืดและส่วนสว่างของตัวตรวจจับแบบต่างๆ นั้นเอง

ในการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮาร์จากภาพอินทิกรัลนั้น จะทำการหาค่าผลตางระหวางผลรวมความเข้มแสงในสวนพื้นที่สีขาวของตัวตรวจจับกับผลรวมความเข้มแสงสวนพื้นที่สีดำของตัวตรวจจับ ดังสมการที่ (3.2)

$$f(x) = Sum_{(Black)} - Sum_{(White)} \tag{3.2}$$

$f(x)$ คือ ค่าความแตกต่างของผลรวมพิกเซลในพื้นที่ขาวและพื้นที่ดำ หรือค่าการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮาร์, $Sum_{(Black)}$ คือ ผลรวมของภาพอินทิกรัลในบริเวณที่ตัวตรวจจับมีพื้นที่สีดำ, $Sum_{(White)}$ คือ ผลรวมของภาพอินทิกรัลในบริเวณที่ตัวตรวจจับมีพื้นที่สีขาว

3.1.1.2 เอดาบูซ (AdaBoost)

เอดาบูซ เป็นเทคนิคการเรียนรู้ที่สร้างตัวจำแนก 2 รูปแบบ ได้แก่ตัวจำแนกแบบอ่อน (Weak Classifier) และตัวจำแนกแบบแข็งแรง (Strong Classifier) โดยที่ตัวจำแนกแบบแข็งแรงนั้นจะถูกสร้างขึ้นมาจากตัวจำแนกแบบอ่อนหลายๆ ตัวรวมกัน สาเหตุที่ต้องสร้างตัวจำแนกแบบแข็งแรงขึ้นมานั้น เพราะตัวจำแนกแบบอ่อนเพียงลำพังไม่มีความสามารถมากพอที่จะแยกคลาสบวก (Positive Class) หรือวัตถุที่สนใจ และ คลาสลบ (Negative Class) หรือวัตถุที่ไม่สนใจ ออกจากกันได้อย่างถูกต้อง แต่เมื่อรวมตัวจำแนกแบบอ่อนที่ได้ผ่านการเรียนรู้หลายๆ รอบเข้าด้วยกันแล้ว ตัวจำแนกนี้จะกลายเป็นตัวจำแนกแบบแข็งแรง ที่มีความสามารถในการแยกคลาสบวก และคลาสลบออกจากกันได้อย่างถูกต้อง นอกจากนี้เอดาบูซ ยังถูกนำมาใช้ในการลดจำนวนคุณลักษณะสำคัญให้ลดน้อยลงอีกด้วย เนื่องจากในงานวิจัยของ [11] ได้มีการกำหนด ขนาดหน้าต่างย่อยขนาด 24x24 พิกเซล ซึ่งเป็นขนาดภาพสำหรับนำมาใช้ในการเรียนรู้ แล้วนำตัวตรวจจับหลายๆ ขนาดที่เป็นไปได้ทั้งหมดไปสกัดคุณลักษณะสำคัญภายในหน้าต่างย่อยนั้น จึงทำให้จำนวนคุณลักษณะสำคัญที่เป็นไปได้ทั้งหมด ภายในหนึ่งหน้าต่างย่อย มีได้มากถึง 180,000+ คุณลักษณะสำคัญ ซึ่งเป็นจำนวนที่มีปริมาณที่เยอะมาก หากต้องเรียนรู้คุณลักษณะสำคัญทั้งหมดนี้ จะทำให้ต้องใช้เวลาในการประมวลผลที่นานมาก [11] จึงได้นำเสนอให้ใช้เอดาบูซ เพื่อเลือกตัวตรวจจับที่ดีที่สุด ซึ่งตัวตรวจจับที่ดีที่สุดจะทำให้ค่าขีดแบ่งสามารถแยกคลาสบวก และคลาสลบออกจากกันในแต่ละรอบการเรียนรู้ โดยให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดได้ ซึ่งเมื่อทราบตัวตรวจจับที่ดีที่สุดแล้ว ก็จะได้ตัวจำแนกแบบอ่อนที่ดีที่สุดสำหรับ

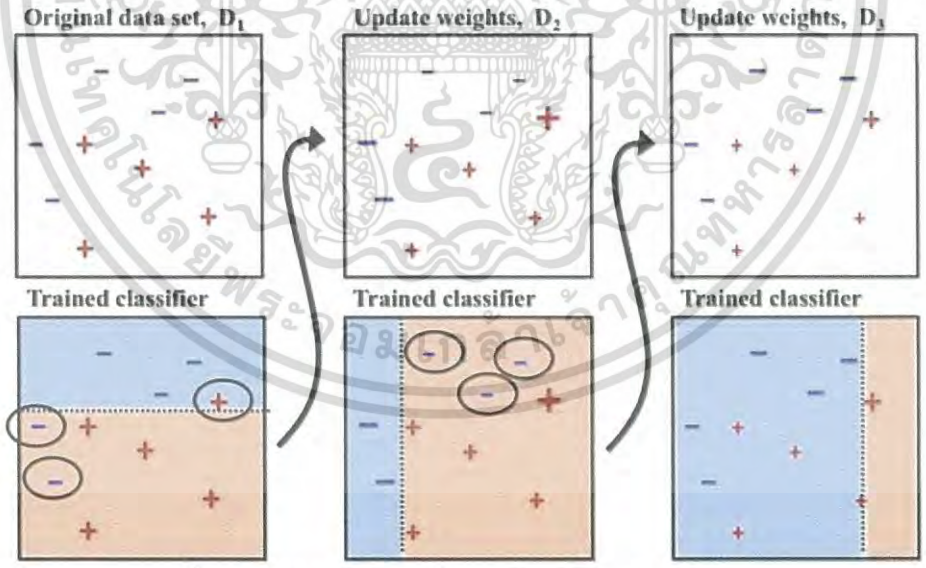
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หนึ่งรอบการเรียนรู้ โดยรูปแบบตัวจำแนกแบบอ่อนตามงานวิจัยของ [11] จะมีลักษณะดังสมการที่ (3.3)

$$h(x_i, f, p, \theta) = \begin{cases} 1 & if\ pf(x_i) < p\theta \\ 0 & otherwise \end{cases} \tag{3.3}$$

เมื่อ x_i คือ ภาพยอย โดยในงานวิจัยนี้ [11] ได้กำหนดให้มีขนาดเทากับ 24 x 24 พิกเซล, $h(x_i, f, p, \theta)$ คือ ตัวจำแนกแบบออนแอที่พิจารณาจากการจำลองรูปแบบของฮาร์ f เทียบ p , θ เทรสโฮลด์ และ โพลาริตี้ (Polarity) ตามลำดับ

ซึ่งตัวจำแนกแบบอ่อนดังสมการที่ (3.3) จะทำหน้าที่ในการแยกคลาสบวกที่มีค่าเป็น 1 และ คลาสลบที่มีค่าเป็น 0 ออกจากกันตามค่าเทรสโฮลด์ (p) และโพลาริตี้ (θ) โดยที่ค่าเทรสโฮลด์ และ โพลาริตี้นั้น จะได้มาในระหว่างขั้นตอนการเรียนรู้ซึ่งจะใช้ค่าเทรสโฮลด์ และ โพลาริตี้ของตัวตรวจจับที่ดีที่สุดนั้นเอง สำหรับหลักการทำงานของเอดาบูซ มีหน้าที่ในการเรงหาตัวจำแนกแบบออนแอ และกำหนดคาถวงน้ำหนักที่ทำให้มีคาผิดพลาดนอยที่สุดในแตละรอบการเรียนรู้ เพื่อสรางตัวจำแนกแบบแข็งแรง (Strong Classifier) ดังรูปที่ 3.5

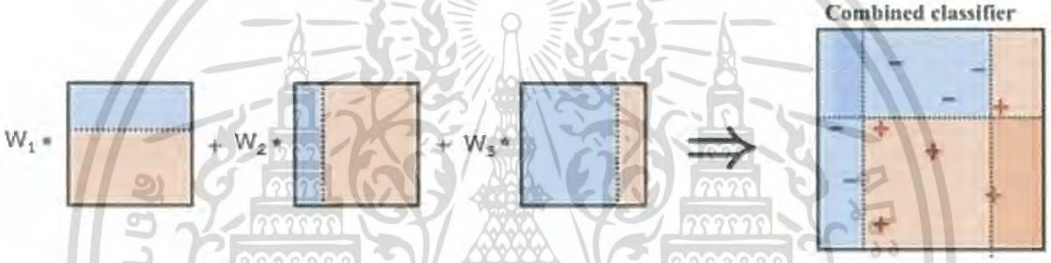


รูปที่ 3.5 แสดงการเรียนรู้ข้อมูลด้วยวิธีการของเอดาบูซ

จากรูปที่ 3.5 สัญลักษณ์ + และ - จะเป็นข้อมูลภาพที่เป็นภาพของวัตถุที่สนใจ และ ภาพของวัตถุที่ไม่สนใจที่อยู่ในชุดฝึกฝนทั้งหมด โดยมีรอบการเรียนรู้เท่ากับ T รอบ จากนั้นทำการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักแบบยูนิฟอร์ม (Uniform Weight) สำหรับการเรียนรู้รอบแรก แล้วพิจารณาค่าความผิดพลาด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ของแต่ละตัวตรวจจับที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด แล้วเลือกเฉพาะตัวตรวจจับ ที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดนั้นออกมา ก็จะได้ตัวจำแนกแบบอ่อน D1 จากนั้นนำข้อมูลภาพ + และ - มาพิจารณาตามเกณฑ์ค่าขีดแบ่ง (เส้นประ) ของตัวจำแนกแบบอ่อน D1 แล้วทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักให้กับข้อมูลที่ทำนายผิดและลดค่าถ่วงน้ำหนักของข้อมูลที่ทำนายได้ถูกต้อง ดังรูปที่ 3.5 ปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Update Weight) D2 แล้วพิจารณาค่าความผิดพลาดของแต่ละ ตัวตรวจจับที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด แล้วเลือกเฉพาะตัวตรวจจับที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดนั้นออกมา ก็จะได้ตัวจำแนกแบบอ่อน D2 จากนั้นนำข้อมูลภาพ + และ - มาพิจารณาตามเกณฑ์ค่าขีดแบ่งของตัวจำแนกแบบอ่อน D2 แล้วทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักให้กับข้อมูลที่ทำนายผิดและลดค่าถ่วงน้ำหนักของข้อมูลที่ทำนายได้ถูกต้อง โดยจะทำกระบวนการเรียนรู้ซ้ำๆ เช่นนี้ไปเรื่อยๆ จนกว่าจะครบรอบการเรียนรู้ T รอบ



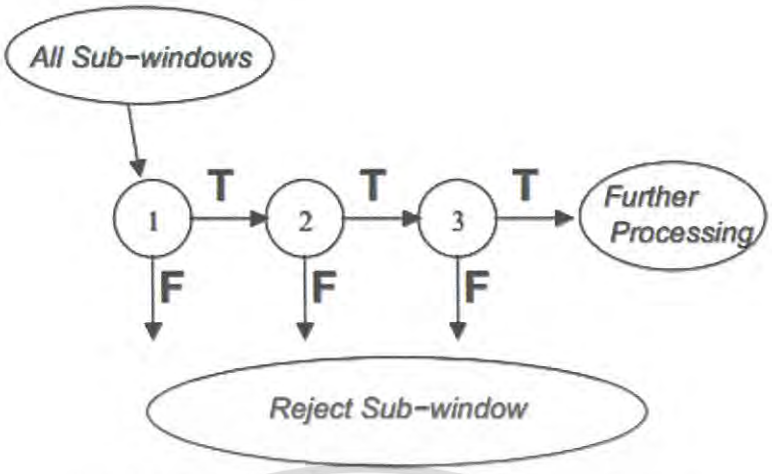
รูปที่ 3.6 แสดงการสร้างตัวจำแนกแบบแข็งแรงที่เกิดจากการรวมตัวกันของตัวจำแนกแบบอ่อน

หลังจากที่ได้ตัวจำแนกแบบอ่อนทั้งหมด T ตัวแล้ว จะทำการรวมตัวจำแนกแบบอ่อนทั้งหมดเข้าด้วยกัน เพื่อสร้างตัวจำแนกแบบแข็งแรง (Strong classifier) ดังรูปที่ 3.6 โดยจะเห็นได้ว่าหลังจากนำข้อมูลภาพ + และ - ผ่านเข้าไปยังตัวจำแนกแบบเข็งแรงแล้ว สามารถแยกวัตถุที่สนใจและ และวัตถุที่ไม่สนใจออกจากกันได้อย่างถูกต้อง

3.1.1.3 ตัวจำแนกแบบต่อเรียง (Cascade Classifier)

ตัวจำแนกแบบต่อเรียง เปนเทคนิคที่ [11] นำเสนอเพื่อใช้ในการเพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจจับวัตถุให้มีความถูกต้อง แม่นยำ และยังใช้เวลาในการประมวลผลที่น้อยลง เนื่องจากเทคนิคการตรวจจับวัตถุที่สนใจได้กล่าวมาข้างต้นนั้น จะทำการเลื่อนหน้าต่างย่อยไปบนภาพ ซึ่งพื้นที่ส่วนใหญ่ภายในภาพนั้นจะไม่ใช่พื้นที่ของวัตถุที่สนใจ หากต้องพิจารณาทุกหน้าต่างย่อยในภาพด้วยวิธีข้างต้นทั้งหมด ก็จะใช้เวลาในการประมวลผลที่มาก ดังนั้น [11] จึงได้สร้างตัวจำแนกแบบตอเรียงขึ้น โดยเทคนิคนี้จะนำตัวจำแนกแบบแข็งแรงหลาย ๆ ตัวเรียงตอกันอย่างเปนลำดับ ดังรูปที่ 3.7

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.7 แสดงการทำงานของตัวจำแนกแบบต่อเรียง

จากรูปที่ 3.7 ตัวจำแนกในลำดับต้น ๆ มักจะมีความซับซ้อนที่น้อยกว่าตัวจำแนกในลำดับถัดไป โดยอาจเป็นตัวจำแนกแบบแข็งแรงที่สร้างมาจากตัวจำแนกแบบออนแอจำนวนน้อยๆ เพื่อลดปริมาณการคำนวณ ซึ่งภาพในหน้าต่างยอยที่ถูกจัดประเภทเปนไมใชวัตถุที่สนใจ หรือ F จะถูกทิ้งไปเปนจำนวนมากในลำดับต้น ๆ ในทางตรงข้าม ถ้าภาพในหน้าต่างยอยนั้นถูกจำแนกว่ามีโอกาสเปนภาพของวัตถุที่สนใจ หรือ T ก็จะถูกสงตอไปยังตัวจำแนกตัวถัดไป ซึ่งมีความซับซ้อนสูงขึ้นตามลำดับ และกลาวไดวายิ่งมีจำนวนชั้นของตัวจำแนกมากเทาใด โอกาสที่ภาพในหน้าต่างยอยจะเปนภาพของวัตถุที่สนใจก็จะยิ่งมีมากขึ้นตามไปด้วย

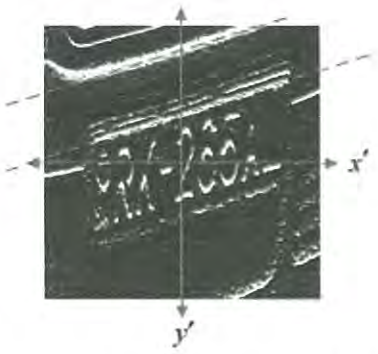
3.2 การบิดป้ายทะเบียนรถให้ตั้งตรง (Shearing License Plate)

ในระบบตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์หลังจากที่ตรวจจับส่วนของป้ายทะเบียนรถได้แล้ว จะทำการประมวลผลภาพต่อ ด้วยการทำให้ป้ายทะเบียนรถนั้นตั้งตรง ส่วนนี้ถือเป็นส่วนที่สำคัญ เพราะเนื่องจากป้ายทะเบียนที่ตั้งตรง จะส่งผลให้ตัวอักษรที่จะถูกตัดแยกออกมาจากป้ายทะเบียนรถนั้นตั้งตรงด้วยเช่นกัน ซึ่งจะส่งผลให้ในขั้นการรู้จำสามารถรู้จำตัวอักษรได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งเทคนิคที่นิยมอย่างมากในการทำให้ป้ายทะเบียนรถตั้งตรงนั้นมีดังนี้

3.2.1 ฮัฟทรานสฟอร์มและการเปลี่ยนแปลงด้วยการบิด (Hough Transform and Shearing Transformation)

ในงานวิจัย [12] ได้มีการนำเทคนิคของฮัฟทรานสฟอร์ม มาใช้ในการตรวจจับเส้นตรงในแนวนอนบนภาพที่เป็นขอบภาพ ดังรูปที่ 3.8

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.8 แสดงการตรวจจับเส้นตรงด้วยเทคนิคฮัฟทรานสฟอร์ม

เมื่อตรวจจับเส้นตรงแนวนอนได้แล้ว ก็จะนำค่าความชัน หรือค่า -tan(θ) ของเส้นตรงที่ตรวจจับได้มาใช้เป็นค่าสัมประสิทธิ์การบิดในแนวนอนหรือแนวตั้ง ซึ่งในงานวิจัย [12] ใช้ค่า -tan(θ) แทนค่าสัมประสิทธิ์การบิดในแนวตั้ง ส่วนค่าสัมประสิทธิ์การบิดในแนวนอนจะกำหนดให้มีค่าเป็นศูนย์ จึงทำให้ป้ายทะเบียนรถยนต์มีการบิดตัวในแนวตั้ง ซึ่งการบิดภาพให้ตั้งตรงด้วยการเปลี่ยนแปลงด้วยการบิด (Shear transformation) เพื่อทำการบิดภาพป้ายทะเบียนรถกลับให้ตั้งตรงสามารถทำได้ด้วยเมตริกซ์การเปลี่ยนแปลง ดังสมการที่ (3.4)

$$[x' \quad y' \quad 1] = [x \quad y \quad 1] \cdot \begin{bmatrix} 1 & S_y & 0 \\ S_x & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{3.4}$$

S_x ค่าสัมประสิทธิ์การบิดในแนวนอน, S_y ค่าสัมประสิทธิ์การบิดในแนวตั้ง, x และ y ตำแหน่งจุดภาพเดิม, x'และ y' ตำแหน่งจุดภาพใหม่หลังจากทำการเปลี่ยนแปลงด้วยการบิด

สำหรับการบิดภาพป้ายทะเบียนรถให้ตั้งตรงนั้นจะประกอบด้วยเทคนิคสำคัญ 2 เทคนิคคือ ฮัฟทรานสฟอร์ม [8] เพื่อใช้ในการตรวจจับเส้นตรงบนขอบภาพ และ การแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่งด้วยการบิด [9] เพื่อบิดป้ายทะเบียนให้ตั้งตรงจากค่าความชันของเส้นตรงที่ฮัฟทรานสฟอร์มตรวจจับมาได้ ซึ่งจะได้ผลลัพธ์การบิดป้ายทะเบียนให้ตั้งตรงดังรูปที่ 3.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

(ก) (ข)

รูปที่ 3.9 แสดงผลลัพธ์การบิดป้ายทะเบียนก่อนและหลังการบิดป้ายทะเบียนรถยนต์กลับให้ตั้งตรงด้วยเทคนิคการเปลี่ยนแปลงด้วยการบิด (ก) ภาพป้ายทะเบียนรถก่อนการบิดให้ตั้งตรง (ข) ภาพผลลัพธ์ป้ายทะเบียนรถที่บิดให้ตั้งตรง

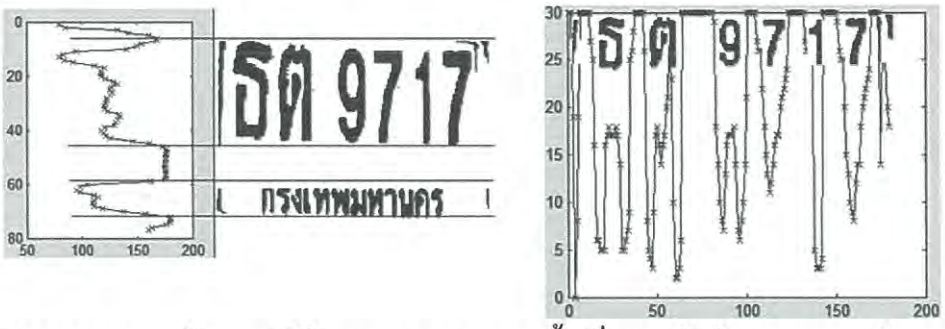
3.3 การแยกตัวอักษร (Character Segmentation)

ในขั้นนี้จะเป็นการแยกตัวอักษรและเลขทะเบียนออกจากป้ายทะเบียนรถ โดยในขั้นนี้จากงานวิจัยที่ผ่านมา มักจะทำกับภาพที่เป็นภาพในระดับสีเทา หรือ ภาพป้ายทะเบียนรถยนต์ที่เป็นภาพขาวดำ ซึ่งเทคนิคที่นิยมนำมาใช้ในการแยกตัวอักษรสำหรับป้ายทะเบียนรถนั้น มีดังนี้

3.3.1 โปรเจคชันฮีสโตแกรม (Projection Histogram)

โปรเจคชันฮีสโตแกรม (Projection Histogram) ที่นิยมใช้ในการแยกตัวอักษรออกจากป้ายทะเบียนรถนั้น มีอยู่ 2 รูปแบบ ได้แก่ โปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวนอน (Horizontal Projection Histogram) และ โปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวตั้ง (Vertical Projection Histogram) สาเหตุที่การแยกตัวอักษรด้วยวิธีโปรเจคชันฮีสโตแกรมเป็นที่นิยม ก็เพราะเป็นกระบวนการที่ง่าย ไม่ซับซ้อน โดยเทคนิคนี้สามารถทำได้กับทั้งป้ายทะเบียนรถยนต์ที่เป็นภาพระดับสีเทา และ ภาพขาวดำ นอกจากนี้ยังได้มีหลายๆ งานวิจัยที่ทำด้านระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถ ในหลายๆ ประเทศที่ได้นำเอาเทคนิคการหาโปรเจคชันในแนวนอนและแนวตั้ง ไปใช้ในขั้นตอนการแยกตัวอักษร ดังตัวอย่างงานวิจัย ใน [13], [14] และ [15] เป็นต้น โดยยกตัวอย่างในงานวิจัย [14] ได้นำภาพป้ายทะเบียนรถที่ผ่านการทำการประมวลผลก่อน จนได้ภาพทะเบียนรถเป็นภาพขาวดำแล้ว มาทำโปรเจคชันในแนวนอน เพื่อแยกส่วนของทะเบียนรถส่วนบน และจังหวัดส่วนล่าง ออกจากกัน หลังจากนั้นจึงนำเฉพาะส่วนบนไปทำโปรเจคชันในแนวตั้ง เพื่อแยกตัวอักษรและตัวเลขทะเบียนในส่วนบนออกจากกัน ดังรูปที่ 3.10

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.10 แสดงการหาโปรเจคชันในแนวนอนและแนวตั้งเพื่อแยกตัวอักษรออกจากป้ายทะเบียนรถ

3.3.2 การวิเคราะห์หาส่วนที่เชื่อมต่อกัน (Connected Component Analysis)

เป็นอีกเทคนิคหนึ่งที่ได้รับความนิยมอย่างมาก ดังเช่นในงานวิจัย [16], [17] และ [18] โดยจะทำการวิเคราะห์หาส่วนที่เชื่อมต่อกัน เพื่อแยกตัวอักษรออกมาจากแผ่นป้ายทะเบียนรถนั้น จะทำกับภาพขาวดำ โดยพิจาณาการเชื่อมต่อกันของพิกเซลเพื่อนบ้านกับพิกเซลที่สนใจ ซึ่งจะมีรูปแบบการพิจารณาพิกเซลเพื่อนบ้านอยู่ 2 รูปแบบ คือ แบบ 4 ทิศทาง และ แบบ 8 ทิศทาง โดยมีเป้าหมายเพื่อหาส่วนเชื่อมต่อกันของพิกเซลที่มีค่าเป็น 1 หรือพิกเซลส่วนหน้า แยกออกจากพิกเซลที่มีค่าเป็น 0 หรือพิกเซลพื้นหลัง เพื่อแยกวัตถุแต่ละวัตถุออกจากกัน ดังเช่นในงานวิจัย [16] ได้นำภาพขาวดำที่ผ่านการทำการประมวลผลก่อนมาแล้ว มาทำการวิเคราะห์หาส่วนที่เชื่อมต่อกันของพิกเซลสีขาวซึ่งเป็นส่วนของตัวอักษร โดยใช้รูปแบบการพิจารณาเพื่อนบ้านแบบ 4 ทิศทาง พบว่าสามารถแยกวัตถุที่เป็นสีขาวออกจากกันได้ ดังรูปที่ 3.11

รูปที่ 3.11 แสดงผลลัพธ์การเลือกส่วนของวัตถุที่สนใจจากการพิจาณาการเชื่อมต่อกันของพิกเซลเพื่อนบ้านแบบ 4 ทิศทาง

แต่จากรูปด้านบนก็ยังคงติดส่วนของกรอบทะเบียนรถอยู่จึงต้องกำจัดส่วนของกรอบทะเบียนรถดังกล่าวออกไปด้วยการกำหนดอัตราส่วนความกว้างและความสูง รวมถึงหาพื้นที่ของวัตถุที่ตีกรอบเพื่อกำจัดส่วนของวัตถุที่ไม่ตรงตามเงื่อนไขออกไป จึงสามารถกำจัดส่วนของกรอบทะเบียนออกไปได้และแยกตัววัตถุแต่ละตัวออกจากกันแล้วก็จะได้ผลลัพธ์ ดังรูปที่ 3.12

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 3.12 แสดงผลลัพธ์การแยกตัวอักษร

3.4 การสกัดคุณลักษณะสำคัญ (Feature Extraction)

การสกัดคุณลักษณะสำคัญ เป็นการดึงเฉพาะข้อมูลที่เป็นคุณลักษณะสำคัญเฉพาะตัวของวัตถุนั้นออกมาจากข้อมูลดิบ แล้วถูกเก็บให้อยู่ในรูปแบบของชุดตัวเลขที่ถูกจัดเรียงไว้ในลักษณะของเวคเตอร์ เพื่อนำไปใช้ในการสร้างโมเดลการเรียนรู้ในขั้นตอนการรู้จำถัดไป ซึ่งในงานวิจัยนี้จะกล่าวถึงคุณลักษณะสำคัญที่นิยมนำมาใช้กับการรู้จำตัวอักษร โดยคุณลักษณะสำคัญที่ได้เลือกมานี้ จะเป็นคุณลักษณะสำคัญที่มีความทนทานต่อสัญญาณรบกวนได้ดี ซึ่งเป็นคุณลักษณะสำคัญที่เหมาะสมกับการนำมาใช้ในการการรู้จำตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถ ซึ่งการสกัดคุณลักษณะสำคัญดังกล่าว ได้แก่ ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์, เซอรไนท์โมเมนต์ และ โซนนิ่ง

3.4.1 ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ (Histogram of Oriented Gradient)

การสกัดคุณลักษณะด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ ถูกคิดค้นขึ้นโดย Navneed Dalal และ Bill Triggs ดัง [19] ซึ่งคิดค้นขึ้นเพื่อใช้สำหรับการตรวจจับบุคคล (Human Detection) โดยการสกัดคุณลักษณะด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ จะพิจารณารูปร่างของวัตถุในภาพโดยแบ่งการพิจารณาออกเป็นส่วนย่อยๆ หรือเรียกว่า เซลล์ (Cell) แล้วอธิบายคุณลักษณะของภาพในแต่ละส่วนย่อยด้วยค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ และทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ ที่ถูกจัดให้อยู่ในรูปแบบของฮีสโตแกรม แล้วทำการรวมฮีสโตแกรมทั้งหมดเข้าด้วยกันเพื่อใช้เป็นคุณลักษณะสำคัญ สำหรับนำไปใช้ในการรู้จำถัดไป โดย [19] ได้มีการพัฒนาประสิทธิภาพของคุณลักษณะสำคัญให้ทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงความคมชัด โดยการนำแต่ละเซลล์มารวมกันให้กลายเป็นพื้นที่ที่ใหญ่ขึ้นซึ่งเรียกว่า บล็อก (Block) และทำการนอร์มัลไลซ์ (Normalize) ค่าในแต่ละบล็อก ก็จะทำให้คุณลักษณะสำคัญที่ได้ในขั้นสุดท้ายมีความทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงของแสงและเงาได้มากยิ่งขึ้น โดยงานวิจัยที่นำเทคนิคของการสกัดคุณลักษณะด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ ไปใช้กับงานด้านการรู้จำตัวอักษร มีอยู่มากมายหลายงานวิจัย เช่น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

งานวิจัย [20] ได้นำการสกัดคุณลักษณะด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ มาทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยกำหนดจำนวนเซลล์ เท่ากับ 9 เซลล์ โดยในแต่ละเซลล์จะกำหนดจำนวนบินในฮีสโตแกรมเท่ากับ 9 บิน จากนั้นนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไป ปรับสเกลให้อยู่ในช่วง [0,1] แล้วนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปเรียนรู้ด้วยแมชชีนเรียนรู้เอ็กซ์ตรีม (Extreme Learning Machine) เพื่อใช้กับการรู้จำตัวอักษรบนป้ายทะเบียนรถไทยทั้งเลขทะเบียนและจังหวัด โดยการสกัดคุณลักษณะสำคัญจะทำเหมือนกันทั้งเลขทะเบียนและตัวจังหวัด แต่ต่างกันที่ตัวจังหวัดไม่ต้องทำการแยกตัวอักษรเป็นตัวๆ นั้นเอง

ส่วนในงานวิจัย [22] ได้สกัดคุณลักษณะด้วยเทคนิคการสกัดคุณลักษณะด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ โดยกำหนดจำนวนเซลล์ เท่ากับ 9 เซลล์ โดยในแต่ละเซลล์จะกำหนดจำนวนบินในฮีสโตแกรมเท่ากับ 9 บิน ซึ่งกำหนดค่าเช่นเดียวกับงานวิจัย [20] แล้วนำไปเรียนรู้ด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) เพื่อใช้ในการรู้จำตัวอักษรฮินดี (Hindi Character)

สำหรับในงานวิจัย [21] ได้ใช้เทคนิคฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์มาทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญ โดยกำหนดให้ 1 เซลล์มี จำนวนบินในฮีสโตแกรมทั้งหมด 9 บิน แต่ในวิจัยนี้จะแตกต่างจากงานวิจัย [20],[22] เพราะได้มีการทำบล็อกนอร์มัลไลเซชัน (Block Normalization) แบบ L2-norm โดยกำหนดจำนวนเซลล์ ต่อ 1 บล็อก เท่ากับ 9 เซลล์ และนำคุณลักษณะที่สกัดได้ไปเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อใช้ในการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนที่เป็นตัวอักษรไทย, ตัวเลขเบงกาลีแบบลายมือเขียน (Handwritten Bangla Numerals) และ ตัวเลขเทวนาครีแบบลายมือเขียน (Handwritten Devanagari Numerals) เป็นต้น

ซึ่งจากผลการรู้จำของตัวอย่างงานวิจัยข้างต้นพบว่า ได้ผลการรู้จำที่มีความถูกต้องสูง เนื่องจากการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ ได้มีการพิจารณาภาพเป็นเซลล์ย่อย จึงทำให้มีความทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงรูปร่าง (Geometric Invariants) และได้มีการทำบล็อกนอร์มัลไลเซชัน จึงทำให้คุณลักษณะสำคัญที่ได้มีความทนต่อการเปลี่ยนแปลงของแสงและเงาอีกด้วย สำหรับเทคนิคของฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ตามงานวิจัยของ Navneed Dalal and Bill Triggs ดัง [19] จะประกอบ 3 ด้วยส่วน ดังนี้

3.4.1.1 การคำนวณหาค่าเกรเดียนท์ (Gradient Computation)

การคำนวณหาค่าของเกรเดียนท์ในที่นี้จะประกอบไปด้วย 2 ค่าได้แก่ ค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ (Magnitude of Gradient) และ ทิศการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ (Orientation of Gradient) โดยจะเริ่มจากการคำนวณหาค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสง ซึ่งโดยทั่วไปแล้วจะใช้หน้ากากตัวกรองดังสมการที่ (3.5) เพื่อหาค่าขนาด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

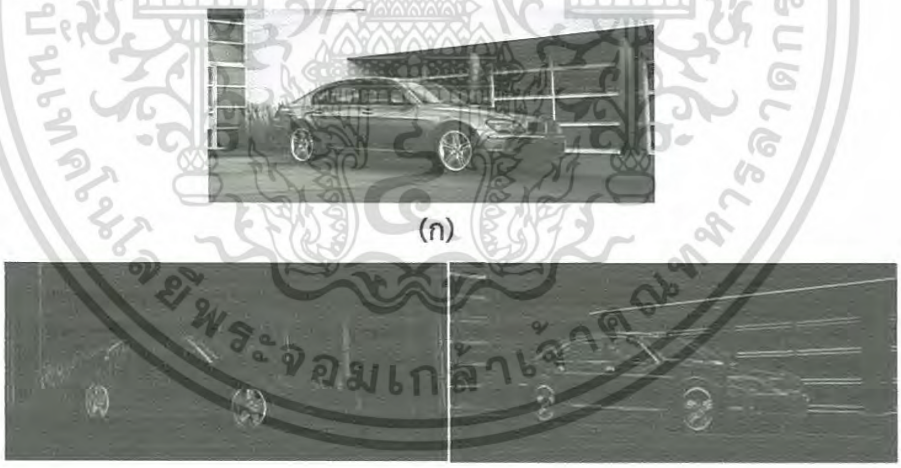
การเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงในทิศ x และทิศ y ด้วยการนำหน้ากากตัวกรองมาทำคอนโวลูชัน (*) กับภาพอินพุตรูปที่ 3.13(ก) และทำการคำนวณดังสมการที่ (3.6)

$$D_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad D_y = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \tag{3.5}$$

$$I_x = I * D_x \qquad I_y = I * D_y \tag{3.6}$$

I ภาพอินพุต, I_x ภาพผลลัพธ์ที่มีค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_x, I_y ภาพผลลัพธ์ที่มีค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_y

ซึ่งภาพผลลัพธ์ที่มีค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_x นั้น ถูกแสดงไว้ดังรูปที่ 3.13(ข) และภาพผลลัพธ์ที่มีค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_y ถูกแสดงไว้ดังรูปที่ 3.13(ค)



(ก)

(ข) (ค)

รูปที่ 3.13 (ก) ภาพอินพุต, (ข) ภาพที่มีขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_x, (ค) ภาพที่มีขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_y

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากนั้นทำการคำนวณหาค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ ดังสมการที่ (3.7) และ ค่าทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ ดังสมการที่ (3.8) ก็จะทำให้ได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 3.14

$$|G| = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \tag{3.7}$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{I_y}{I_x}\right) \tag{3.8}$$

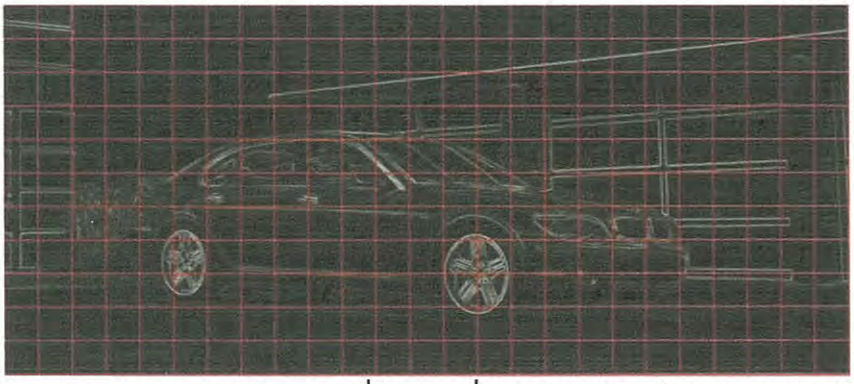
I_x ภาพที่มีขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_x, I_y ภาพที่มีขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_y, G ค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ และ θ ทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์

รูปที่ 3.14 แสดงขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์

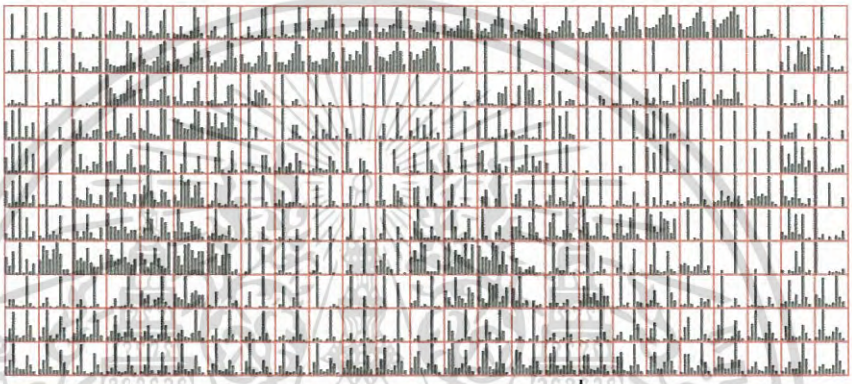
3.4.1.2 การแบ่งบินตามทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสง (Orientation Binning)

ในขั้นนี้จะทำการแบ่งภาพออกเป็นส่วนย่อยๆ หรือแบ่งภาพออกเป็นเซลล์ย่อยๆ ดังรูปที่ 3.15 เพื่อทำการจัดค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ลงบิน เพื่อสร้าง ฮีสโตแกรมของแต่ละเซลล์ ดังรูปที่ 3.16 โดยที่แต่ละบินจะกำหนดทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ ที่ถูกแบ่งไว้เป็นช่วงองศาที่เท่าๆกัน นอกจากนี้จะต้องทำการหาค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงในแต่ละพิกเซลก่อนเก็บลงบินด้วย เพื่อที่ว่าค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงในพิกเซลใดที่มีค่าถ่วงน้ำหนักมากกว่า ก็จะมีผลกับฮีสโตแกรมในบินนั้นมากกว่าด้วย โดยจาก [19] ได้กำหนดทิศทางการหมุนแบบไม่คิดเครื่องหมาย (Unsigned) คือช่วง 0-180 องศา โดยได้แบ่งแต่ละบินออกเป็นบินละ 20 องศา ทั้งหมด 9 บิน พบว่าให้ผลการตรวจจับมนุษย์ที่ดีที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.15 แสดงการแบ่งเซลของภาพขนาดที่มีการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์



รูปที่ 3.16 แสดงการจัดฮิสโตแกรมในแต่ละเซลตามทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์

3.4.1.3 บล็อกนอร์มัลไลเซชัน (Block Normalization)

ในขั้นนี้จะทำการรวมเซลล์ให้กลายเป็นบล็อกโดยจาก [19] ได้มีการกำหนดให้ใน 1 บล็อก พิจารณาทีละ 4 เซลล์ ดังรูปที่ 3.17 แล้วทำการนอร์มัลไลซ์ค่าในแต่ละบล็อก ดังสมการที่ (3.9) ซึ่งผลที่ได้จากการทำนอร์มัลไลซ์ จะทำให้คุณลักษณะที่สกัดได้นั้น มีความทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงของความสว่างและแสงเงา

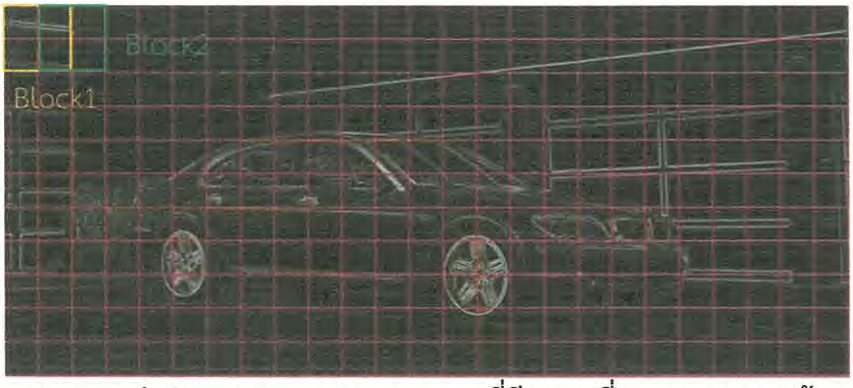
$$L2-norm:\ f=\frac{v}{\sqrt{\|v\|_2^2+c^2}} \tag{3.9}$$

จากสมการ v คือ เวคเตอร์คุณลักษณะในหนึ่งบล็อกที่ยังไม่ได้ทำการนอร์มัลไลซ์

$\|v\|_2$ คือ ค่าของ v ที่ผ่านการทำ L2-norm แล้ว

c คือ ค่าคงที่ที่มีค่าน้อยมากๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.17 แสดงการแบ่ง block ของภาพภาพขนาดที่มีการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของแกรเดียรน์ (Magnitude Gradient)

3.4.2 เซอร์ไนท์โมเมนต์ (Zernike Moment)

เซอร์ไนท์โมเมนต์ถูกคิดค้นขึ้นครั้งแรกโดย Fritz Zernike โดยเซอร์ไนท์โมเมนต์ได้ถูกนำมาใช้ในกับการประมวลผลภาพในการรู้จำรูปร่างของวัตถุในภาพ และด้วยคุณสมบัติของของ Orthogonal basis Function หรือที่ถูกเรียกว่า โพลิโนเมียลเซอร์ไนท์ (Zernike Polynomials) มีความสามารถในการลดความซ้ำซ้อนของข้อมูลระหว่างโมเมนต์ได้ และ นอกจากนี้ค่าแมกนิจูด (Magnitude) ที่ได้จากเซอร์ไนท์โมเมนต์ยังมีความทนทานต่อการหมุนได้อีกด้วย โดยงานวิจัยที่นำเทคนิคของเซอร์ไนท์โมเมนต์ไปใช้กับงานด้านการรู้จำตัวอักษร มีอยู่มากมายหลายงานวิจัย เช่น

ในงานวิจัย [23] ได้มีการนำเทคนิคของเซอร์ไนท์โมเมนต์มาทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญแล้วเทียบกับคุณลักษณะสำคัญเทคนิคอื่น ได้แก่ Moment Invariants และ การแปลงวอลช์ (Walsh Transformation) แล้วนำไปเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นเพื่อรู้จำตัวอักษรอาหรับ (Arabic Character) พบว่าการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยเทคนิคของเซอร์ไนท์โมเมนต์ให้ผลการรู้จำที่ดีที่สุด และให้มีผลการรู้จำอยู่ในเกณฑ์ที่สูงมาก

ส่วนในงานวิจัย [16] ได้นำเทคนิคการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยเซอร์ไนท์โมเมนต์มาสกัดคุณลักษณะสำคัญ แล้วนำไปเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back Propagation Neural Network) เพื่อใช้ในการรู้จำตัวอักษรบนป้ายทะเบียนรถไทย โดยได้กล่าวไว้ว่าเซอร์ไนท์โมเมนต์นี้เป็นคุณลักษณะที่มีความในการสามารถแยกตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันได้

ส่วนในงานวิจัย [24] ได้มีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยเทคนิคเซอร์ไนท์โมเมนต์แล้วนำไปเรียนรู้กับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และ การหาเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุด เพื่อใช้ในการรู้จำตัวอักษรเทวนาครีที่เป็นลายมือเขียน พบว่าตัวเรียนรู้ทั้งซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และการหาเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุด ให้ผลการรู้จำที่ดีมากทั้งคู่

สำหรับเทคนิคของเซอร์ไนท์โมเมนต์จะทำในพิกัดเชิงขั้ว โดยการสกัดคุณลักษณะด้วยเซอร์ไนท์โมเมนต์นั้น มีอัลกอลิธึมดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

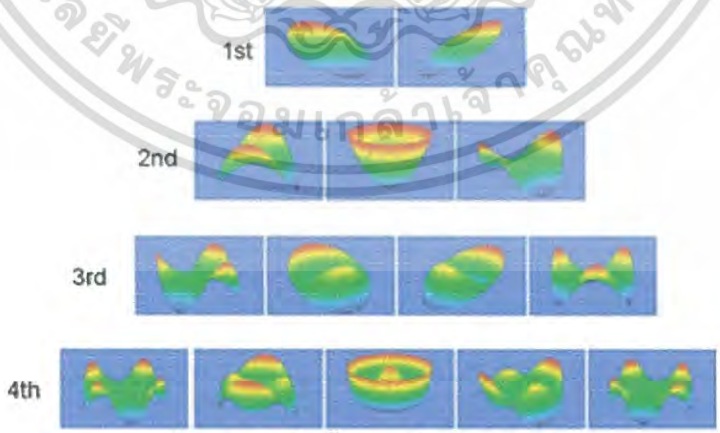
3.4.2.1 การหารัศมีโพลิโนเมียล (Radial Polynomial)

คำนวณหาค่ารัศมีโพลิโนเมียล ดังสมการที่ (3.10)

$$R_{n,m}(\rho)=\sum_{s=0}^{(n-|m|)/2}(-1)^s\cdot\frac{[(n-s)!]\rho^{n-2s}}{\left(s!(\frac{n+|m|}{2}-s\right)!\left(\frac{n-|m|}{2}-s\right)!} \tag{3.10}$$

โดยที่ n ค่าระดับ (Order) มีค่าเป็นศูนย์หรือจำนวนเต็มบวก, m ค่าซ้ำ (Repetition) มีค่าเป็นศูนย์หรือจำนวนเต็มบวก, S จำนวนเต็มตั้งแต่ 0 ถึง $n-|m|/2$, ρ ค่าความยาวรัศมีจากจุดกึ่งกลางวงกลมถึงพิกเซลในตำแหน่ง (x,y) ใดๆ, $R_{n,m}(\rho)$ ค่าผลลัพธ์ของรัศมีโพลิโนเมียลตามตำแหน่งของค่าระดับและ ค่าซ้ำ

สำหรับรูปที่ 3.18 เป็นระดับชั้นของรัศมีโพลิโนเมียลโดยมีค่าระดับ เท่ากับ 1 ถึง 4 โดยที่เมื่อค่าระดับยิ่งมากขึ้น ก็ยิ่งมีความถี่ที่มากขึ้นตามไปด้วย นั้นหมายความว่ายิ่งค่าระดับเพิ่มมากขึ้นเท่าไหร่ ก็จะยิ่งดึงเอารายละเอียดจากรูปภาพออกมาได้มากขึ้นเท่านั้น ซึ่งแน่นอนว่าในกรณีที่ภาพมีสัญญาณรบกวนที่มาก ค่าของสัญญาณรบกวนก็จะถูกดึงออกมามากขึ้นด้วย แต่หากกำหนดค่าระดับที่ต่ำเกินไปรายละเอียดของข้อมูลที่ต้องการก็อาจจะไม่เพียงพอต่อการนำไปใช้รู้จำ เพื่อแยกความแตกต่างของวัตถุได้ เพราะฉะนั้นในแต่ละแอพลิเคชัน จึงมีการกำหนดค่าของระดับ และ ค่าซ้ำที่ไม่เหมือนกัน จะต้องทำการปรับใช้ตามความเหมาะสม



รูปที่ 3.18 ลำดับชั้นของรัศมีโพลิโนเมียล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.4.2.2 การคำนวณหาค่าเซอร์ไนท์โมเมนต์ (Zernike Moment Computation)

คำนวณหาค่าเซอร์ไนท์โมเมนต์ตามค่าระดับ(n) และค่าซ้ำ สามารถหาได้ ดังสมการที่ (3.12)

จาก
$$Z_{n,m} = \frac{n+1}{\lambda_N} \sum_{c=0}^{N-1} \sum_{r=0}^{N-1} f(x,y) V^*_{n,m}(x,y) \tag{3.11}$$

ดังนั้น
$$= \frac{n+1}{\lambda_N} \sum_{c=0}^{N-1} \sum_{r=0}^{N-1} f(x,y) R_{n,m}(\rho) e^{-jm\theta_{cr}} \tag{3.12}$$

$Z_{n,m}$ ค่าเซอร์ไนท์โมเมนต์ตามค่าระดับและค่าซ้ำ, n ค่าระดับมีค่าเป็นศูนย์หรือจำนวนเต็มบวก, m ค่าซ้ำ มีค่าเป็นศูนย์หรือจำนวนเต็มบวก, λ_N จำนวนพิกเซลทั้งหมดที่อยู่ภายในวงกลม, $f(x,y)$ ภาพอินพุต, $R_{n,m}(\rho)$ รัศมีโพลิโนเมียลตามค่าระดับ และค่าซ้ำ, θ มุมที่อยู่ระหว่างเวคเตอร์รัศมีกับแกน x , c และ r คือจำนวนเต็มเริ่มตั้งแต่ 0 ถึง N โดยที่ N คือ จำนวนพิกเซลทั้งหมดของภาพ

โดยค่าเซอร์ไนท์โมเมนต์ที่ได้จากการคำนวณนั้น จะเป็นเลขจำนวนเชิงซ้อน (Complex Number) ซึ่งในการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยเทคนิคเซอร์ไนท์โมเมนต์นั้น จะใช้ค่าแมกนิจูดในการสร้างเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญ โดยที่ค่าแมกนิจูดนั้น สามารถหาได้จากเลขจำนวนเชิงซ้อนของเซอร์ไนท์โมเมนต์ ซึ่งสามารถหาได้ดังสมการที่ (3.13) โดยที่ A ค่าแมกนิจูด, $Z_{n,m}$ ค่าเซอร์ไนท์โมเมนต์ตามค่าระดับและค่าซ้ำ

$$A = |Z_{n,m}| \tag{3.13}$$

3.4.3 โซนนิ่ง (Zoning)

โซนนิ่ง (Zoning) นั้นเป็นวิธีที่ได้รับความนิยมอย่างมาก สำหรับงานในด้านการรู้จำตัวอักษร เพราะมีวิธีการที่ไม่ซับซ้อน ใช้เวลาในการประมวลผลที่รวดเร็ว และมีความทนทานต่อสัญญาณรบกวน โดยจะทำการแบ่งภาพออกเป็นพื้นที่เล็กๆ แล้วหาค่าเฉลี่ยความเข้มแสงในแต่ละพื้นที่นั้น โดยที่จำนวนคุณลักษณะสำคัญที่ได้ จะขึ้นอยู่กับจำนวนของพื้นที่เล็กๆที่ได้ทำการแบ่งไว้นั้นเอง โดยงานวิจัยที่นำเทคนิคของโซนนิ่งไปใช้กับงานด้านการรู้จำตัวอักษร มีอยู่มากมายหลายงานวิจัย เช่น

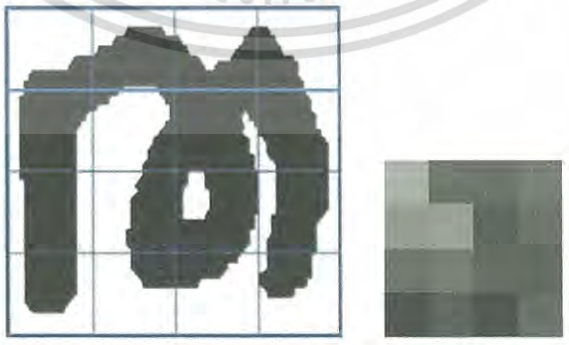
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในงานวิจัย [25] ได้มีการสกัดคุณลักษณะสำคัญแบบโซนนิ่ง โดยได้มีการทดลองแบ่งโซนหลายๆ แบบ ได้แก่ 4x4, 5x5 และ 6x6 โซน โดยแต่ละโซนจะมีขนาด 8x8 พิกเซล ไปสกัดคุณลักษณะสำคัญรวมกับการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการกระจายตัวของทิศทางพื้นหลัง (Background Directional Distribution) ตามขั้นตอนใน [7] โดยที่ในแต่ละโซนจะหาค่ากระจายตัวของทิศทางพื้นหลังของทั้ง 8 ทิศทาง 8 ค่า และ ค่าโซนนิ่งอีก 1 ค่า รวม 9 คุณลักษณะ ต่อ 1 โซน โดยคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ทั้งหมดจะมีจำนวนเท่ากับ 144, 225 และ 324 คุณลักษณะ ตามรูปแบบการแบ่งโซนที่กล่าวไปข้างต้น แล้วจึงนำคุณลักษณะสำคัญที่ได้ ไปเรียนรู้ด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เพื่อใช้ในการรู้จำตัวเลขเทวนาครีแบบลายมือเขียน พบว่าให้ผลการรู้จำที่ถูกต้องสูง

ส่วนในงานวิจัย [26] ได้มีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยเทคนิคโซนนิ่ง, โปรเจคชันฮีสโตแกรม (Projection Histogram) + เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principle Component Analysis), รหัสลูกโซ่ (Chain Code) และ ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์มาเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าเทคนิคโซนนิ่งใช้จำนวนคุณลักษณะสำคัญเพียงแค่ 16 คุณลักษณะ ก็สามารถรู้จำตัวอักษรมาลายาลัม (Malayalam Character) แบบลายมือเขียนได้ถูกต้องสูง แม้ผลการรู้จำที่ได้จะต่ำกว่าการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยเทคนิคฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ และ โปรเจคชันฮีสโตแกรม + เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก อยู่เล็กน้อยก็ตาม แต่ 2 เทคนิคนี้ก็ใช้จำนวนคุณลักษณะสำคัญที่เยอะกว่าการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยโซนนิ่งมาก ซึ่งจะส่งผลให้ต้องใช้เวลาในการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมนานมากขึ้นด้วย

สำหรับในงานวิจัย [4] ได้มีการใช้เทคนิคโซนนิ่ง มาทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยแบ่งออกเป็น 8x8 หรือ 64 โซน แล้วทำการหาค่าเฉลี่ยความเข้มแสงในแต่ละโซนแล้วนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาเทียม เพื่อทำการรู้จำตัวอักษรภาษาลาวแบบการรู้จำตัวอักษรด้วยแสง (Optical Character Recognition) พบว่าให้ผลการรู้จำที่ถูกต้องสูงมาก เป็นต้น

สำหรับอัลกอริธึมในการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการโซนนิ่งนั้น มีดังนี้



(ก) (ข)

รูปที่ 3.19 แสดงการแบ่งโซนของภาพตัวอักษรและแสดงภาพผลลัพธ์การหาค่าเฉลี่ยความเข้มแสงด้วยวิธีโซนนิ่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$d(i) = \frac{Number\ of\ foreground\ pixels\ in\ zone\ i}{Total\ number\ of\ pixels\ in\ zone\ i} \quad (3.14)$$

จากสมการที่ (3.14) จะทำการนับจำนวนพิกเซลในแต่ละโซน เช่น ในรูปที่ 3.19(ก) มีการแบ่งโซนทั้งหมด 16 โซน ซึ่งมีพิกเซลส่วนหน้าเป็นส่วนของตัวอักษรสีดำ ส่วนพื้นหลังจะเป็นส่วนของสีขาวทั้งหมด โดยหลักการหาค่าเฉลี่ยความเข้มแสงนั้น จะทำการพิจารณาที่ละโซน โดยจะทำการนับจำนวนพิกเซลส่วนหน้าหารด้วยจำนวนพิกเซลทั้งหมดต่อโซน และทำเช่นนี้ไปเรื่อยๆ จนครบทุกโซน ผลลัพธ์ที่ได้นั้นจะได้ดังรูปที่ 3.19(ข) ซึ่งเป็นผลลัพธ์จากการทำโซนนิ่ง โดยค่าที่ได้จากการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่งนี้ จะถูกนำไปสร้างเป็นเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญเพื่อนำไปใช้ในขั้นตอนการรู้จำต่อไป

3.5 การรู้จำตัวอักษร (Character Recognition)

การรู้จำตัวอักษรนั้นจะทำการสร้างแบบจำลองการจำแนก (Classifier Model) ขึ้นมาเพื่อนำข้อมูลฝึกฝนมาฝึกฝนกับแบบจำลองเพื่อใช้ในการสร้างตัวจำแนกตัวอักษร ซึ่งแบบจำลองการรู้จำที่จะกล่าวถึงนี้ คือ แบบจำลองการจำแนกการหาเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด (K-Nearest Neighbor Classifier Model)

3.5.1 การหาเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด (K-Nearest Neighbor)

การหาเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด (K-Nearest Neighbor) เป็นแบบจำลองการจำแนกที่ง่ายที่สุดของวิธีนอนพาราเมตริก ข้อดีของอัลกอลิธึมการหาเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด คือ เข้าใจง่าย เนื่องจากขึ้นกับสองสิ่ง คือ หาระยะทางที่ใกล้ที่สุด และจำนวนของเพื่อนบ้าน (k) การหาเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดมีความทนทานต่อข้อมูลที่มีสัญญาณรบกวนได้ดี ใช้เวลาในการประมวลผลน้อย และผลลัพธ์ของประสิทธิภาพที่ได้สามารถแสดงออกมาได้ดี การหาเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดนั้นได้ถูกนำมาใช้ในหลายแอพลิเคชัน เช่น การรู้จำตัวอักษรใน [27] และ [28] โดยใน [27] ได้นำการหาเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดมาใช้ในการจำแนกตัวเลขอารบิคจากลายมือ และ ใน [28] นำมาใช้ในการจำแนกตัวอักษรคุรมุขี (Gurmukhi Character) จากลายมือเขียนแบบออฟไลน์ โดยการหาค่าเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด สามารถหาได้ดังสมการที่ (3.15)

$$d(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x-y)^2} \quad (3.15)$$

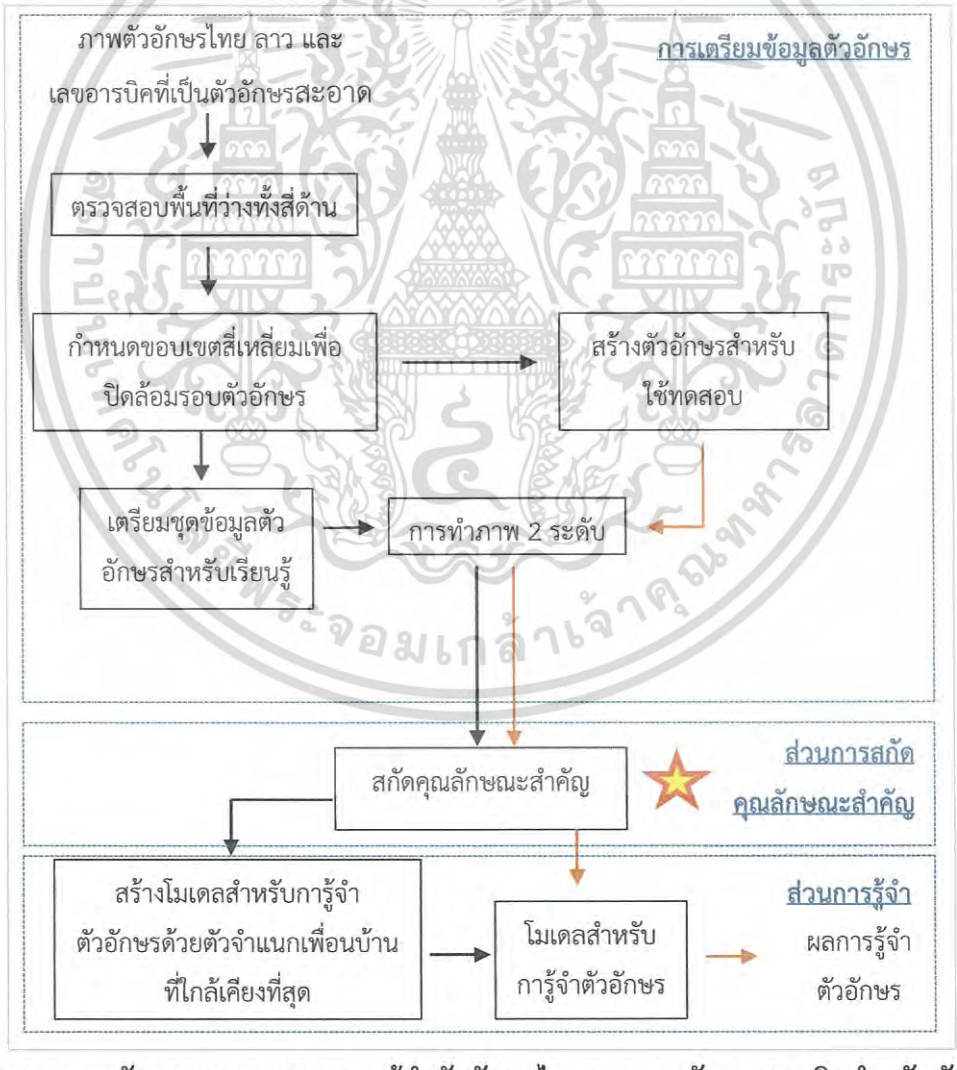
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หลังจากที่ได้ศึกษาในส่วนของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์ ที่ผู้วิจัยท่านอื่น ได้ทำการศึกษาวิจัยไว้เรียบร้อยแล้ว ในบทถัดไปจะเป็นการทดลองระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์ ซึ่งจะทำการทดลองตามงานวิจัยของผู้วิจัยท่านอื่นที่ได้ทำการศึกษาไว้ในบทนี้ โดยจะทำการทดลองกับชุดข้อมูลป้ายทะเบียนรถไทยลาวที่ได้เตรียมไว้สำหรับทำการทดลองในงานวิจัยนี้ สำหรับรายละเอียดต่างๆ นั้น จะได้กล่าวในบทถัดไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4
การรู้จำป้ายทะเบียนรถ

ในบทนี้จะกล่าวถึงการทดลองระบบรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคสำหรับตัวอักษรสังเคราะห์ และตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถยนต์ โดยทำการทดลองตามงานวิจัยที่ได้ศึกษามาในบทที่แล้วกับชุดข้อมูลตัวอักษรไทยลาวที่ได้เตรียมไว้ โดยที่ระบบรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคสำหรับตัวอักษรสังเคราะห์ และระบบรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคสำหรับตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถยนต์ ทั้งสองระบบ ที่จะนำมาใช้สำหรับทำการทดลองในบทนี้ ได้ถูกออกแบบมาให้มีลักษณะการทำงานรวมตามแผนภาพดังรูปที่ 4.1 และ รูปที่ 4.2



รูปที่ 4.1 แผนผังแสดงภาพรวมระบบรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคสำหรับตัวอักษรสังเคราะห์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.2 แผนผังแสดงภาพรวมระบบรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคสำหรับตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถยนต์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยในการทดลองจะทำการทดลองตามแผนภาพที่ออกแบบไว้ ซึ่งจากรูปที่ 4.1 และ รูปที่ 4.2 จะเห็นได้ว่าระบบได้ถูกแบ่งออกเป็น 3 ส่วนหลักๆ ได้แก่ ส่วนการเตรียมข้อมูลตัวอักษร, ส่วนการสกัดคุณลักษณะสำคัญ และ ส่วนการรู้จำตัวอักษร ซึ่งการทำงานในแต่ละส่วนได้ถูกอธิบายไว้ ดังนี้

4.1 การเตรียมข้อมูลตัวอักษร

ในส่วนนี้จะเป็นการเตรียมข้อมูลตัวอักษรของตัวอักษรในชุดฝึกฝนและชุดทดสอบ สำหรับการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคสำหรับตัวอักษรสังเคราะห์ และสำหรับตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถ ซึ่งมีขั้นตอนและรายละเอียดการเตรียมข้อมูลตัวอักษรดังนี้

4.1.1 การเตรียมข้อมูลตัวอักษรสังเคราะห์

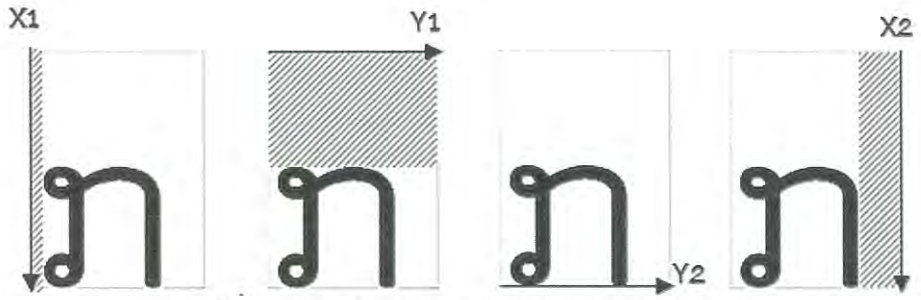
ในส่วนของตัวอักษรสังเคราะห์ จะถูกสร้างขึ้นมาใช้ในการทดลองเนื่องจากข้อจำกัดเรื่องตัวอักษรไทย ลาว และตัวเลขอารบิคที่ใช้บนป้ายทะเบียนรถของราชอาณาจักรไทยและสาธารณรัฐประชาธิปไตยประชาชนลาวที่มีอยู่อย่างจำกัด ประกอบกับความต้องการตัวอักษรและตัวเลขครบทุกตัวอักษรและตัวเลข ในการทดสอบจึงต้องสังเคราะห์ตัวอักษรขึ้นมา โดยใช้ฟอนท์ของภาษาไทยและภาษาลาวที่มีความคล้ายคลึงกับตัวอักษรในป้ายทะเบียนรถของทั้งสองประเทศ โดยในงานวิจัยนี้ได้ใช้แบบอักษรเป็น Phetsarath OT สำหรับตัวอักษรภาษาลาว, Sarun's ThangLuang สำหรับตัวอักษรภาษาไทยและตัวเลขอารบิค ขนาดตัวอักษรสำหรับภาษาลาวใช้ 770 pt, ภาษาไทยและตัวเลขอารบิคใช้ 539 pt ดังรูปที่ 4.3

รูปที่ 4.3 ภาพตัวอย่างตัวอักษรอักษรลาว ไทยและ ตัวเลขอารบิค

4.1.1.1 ตรวจสอบพื้นที่ว่างทั้งสี่ด้าน

ทำการตรวจสอบพื้นที่ว่างทั้งสี่ด้านจากข้อมูลตัวอักษรสังเคราะห์ที่สร้างขึ้น โดยทำการตรวจสอบพื้นที่ว่างทั้งสี่ด้าน ดังรูปที่ 4.4 ซึ่งมีรายละเอียดในการหาพื้นที่ว่างทั้งสี่ด้าน ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.4 แสดงทิศทางการหาผลรวมความเข้มแสง

1) ตรวจสอบและตัดพื้นที่ว่างด้านซ้าย โดยทำการรวมค่าความเข้มแสงในแต่ละคอลัมน์ โดยเริ่มจากคอลัมน์ซ้ายสุดของภาพ และเช็คค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการรวมค่าความเข้มแสง ถ้าผลลัพธ์ที่ได้เท่ากับความสูงของภาพจะเก็บค่าตำแหน่งคอลัมน์นั้นไว้ในตัวแปร x1 จากนั้นจะทำการเช็คค่าผลรวมความเข้มแสงของคอลัมน์ตำแหน่งถัดไปโดยตำแหน่งคอลัมน์จะเพิ่มขึ้นที่ละ 1 ทำเช่นนี้ไปเรื่อยๆ จนกว่าจะพบคอลัมน์ที่มีผลรวมความเข้มแสงไม่เท่ากับความสูงของภาพจึงหยุด

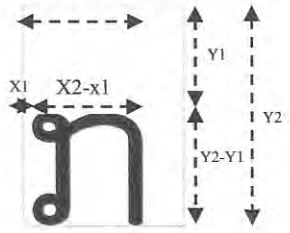
2) ตรวจสอบและตัดพื้นที่ว่างด้านบน โดยทำการรวมค่าความเข้มแสงในแต่ละแถว โดยเริ่มจากแถวบนสุดของภาพ และเช็คค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการรวมค่าความเข้มแสง ถ้าผลลัพธ์ที่ได้เท่ากับความกว้างของภาพจะเก็บค่าตำแหน่งแถวนั้นไว้ในตัวแปร y1 จากนั้นจะทำการเช็คค่าผลรวมความเข้มแสงของแถวตำแหน่งถัดไปโดยตำแหน่งแถวจะเพิ่มขึ้นที่ละ 1 ทำเช่นนี้ไปเรื่อยๆ จนกว่าจะพบแถวที่มีผลรวมความเข้มแสงไม่เท่ากับความกว้างของภาพจึงหยุด

3) ตรวจสอบและตัดพื้นที่ว่างด้านล่าง โดยทำการรวมค่าความเข้มแสงในแต่ละแถว โดยเริ่มจากแถวล่างสุดของภาพ และเช็คค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการรวมค่าความเข้มแสง ถ้าผลลัพธ์ที่ได้เท่ากับความกว้างของภาพจะเก็บค่าตำแหน่งแถวนั้นไว้ในตัวแปร y2 จากนั้นจะทำการเช็คค่าผลรวมความเข้มแสงของแถวตำแหน่งถัดไปโดยตำแหน่งแถวจะลดลงที่ละ 1 ทำเช่นนี้ไปเรื่อยๆ จนกว่าจะพบแถวที่มีผลรวมความเข้มแสงไม่เท่ากับความกว้างของภาพจึงหยุด

4) ตรวจสอบและตัดพื้นที่ว่างด้านขวา โดยทำการรวมค่าความเข้มแสงในแต่ละคอลัมน์ โดยเริ่มจากคอลัมน์ขวาสุดของภาพ และเช็คค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการรวมค่าความเข้มแสง ถ้าผลลัพธ์ที่ได้เท่ากับความสูงของภาพจะเก็บค่าตำแหน่งคอลัมน์นั้นไว้ในตัวแปร x2 จากนั้นจะทำการเช็คค่าผลรวมความเข้มแสงของคอลัมน์ตำแหน่งถัดไปโดยตำแหน่งคอลัมน์จะลดลงที่ละ 1 ทำเช่นนี้ไปเรื่อยๆ จนกว่าจะพบคอลัมน์ที่มีผลรวมความเข้มแสงไม่เท่ากับความสูงของภาพจึงหยุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.1.2 กำหนดขอบเขตสี่เหลี่ยมเพื่อปิดล้อมรอบตัวอักษร



รูปที่ 4.5 แสดงการกำหนดขอบเขตรอบตัวอักษร

จากรูปที่ 4.5 เป็นการกำหนดขอบเขตรอบตัวอักษร โดยกำหนดให้ (x1,y1) เป็นจุดเริ่มต้นในการกำหนดขอบเขตรอบตัวอักษร, x2-x1 เป็นความกว้าง และ y2-y1 เป็นความสูงของตัวอักษร เมื่อกำหนดขอบเขตของตัวอักษรที่ต้องการได้แล้วจะได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 4.6

รูปที่ 4.6 ผลลัพธ์ที่ได้จากการกำหนดขอบเขตรอบตัวอักษร

4.1.1.3 เตรียมข้อมูลตัวอักษรสำหรับการฝึกฝน (Prepare Character for Training)

สำหรับตัวอักษรที่จะนำไปใช้ฝึกฝนนั้นจะมีแค่ชุดเดียว คือ เป็นตัวอักษรที่มีความสะอาดทั้งตัวอักษรไม่มีสัญญาณใดๆ มารบกวน ซึ่งจำนวนของตัวอักษรที่ใช้ฝึกฝนมีทั้งหมด 81 ตัวอักษร โดยเป็นตัวอักษร ภาษาลาว 27 ตัวอักษร เป็นตัวอักษรภาษาไทย 44 ตัวอักษร และเป็นตัวเลขอารบิค 10 ตัว โดยที่ตัวอักษรทั้งหมดจะมีพื้นหลังเป็นสีขาวและมีตัวอักษรเป็นสีดำดังรูปที่ 4.7

รูปที่ 4.7 ตัวอย่างตัวอักษรสำหรับการเรียนรู้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.1.4 สร้างตัวอักษรสำหรับใช้ทดสอบ (Create Character for Testing)

ในขั้นนี้จะทำการสร้างตัวอักษรที่ใช้สำหรับทดสอบการรู้จำ โดยสังเคราะห์สัญญาณรบกวนเกาส์เซียนที่มีค่า SNR ที่ปริมาณต่างๆ และทำการปรับค่าความสว่างให้มากขึ้น น้อยลง และความสว่างปกติ ซึ่งมีรายละเอียดในการสังเคราะห์ตัวอักษรสำหรับทดสอบ ดังนี้

1) สร้างตัวอักษรสำหรับใช้ทดสอบการรู้จำที่ความสว่างปกติ

ในการสร้างตัวอักษรสำหรับใช้ทดสอบการรู้จำนั้น จะทำการสร้างสัญญาณรบกวนชนิดเกาส์เซียนลงไปในภาพตัวอักษรสะอาดที่ได้ผ่านการกำหนดขอบเขตรอบตัวอักษรเรียบร้อยแล้ว ดังรูปที่ 4.8 โดยปริมาณของสัญญาณรบกวนชนิดเกาส์เซียนนั้น โดยทั่วไปแล้วจะกำหนดให้อยู่ในรูปของ Signal-to-Noise Ratio (SNR) ในหน่วย dB ตาม [29] สามารถกำหนดได้ดังสมการที่ (4.1)

$$\mathrm{SNR} = 10\log_{10}\frac{\mathrm{var}\,(image)}{\mathrm{var}\,(noise)} \tag{4.1}$$

โดยที่ SNR นั้นจะทำการสร้างข้อผิดพลาดให้กับภาพต้นฉบับซึ่งข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้นกับภาพนั้น ก็คือสัญญาณรบกวนในตัวมันเอง ดังนั้นการสร้างสัญญาณรบกวนจริงๆแล้ว สามารถกำหนดให้อยู่ในรูปของสมการได้ดังสมการ (4.2)

$$\mathrm{var}(noise) = \frac{\mathrm{var}(image)}{10^{\frac{SNR}{10}}} \tag{4.2}$$

รูปที่ 4.8 ภาพก่อนการใส่สัญญาณรบกวนชนิดเกาส์เซียน

โดยในงานวิจัยนี้จะทำการสร้างสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนที่ปริมาณ 0,-5,-10, -15, -20, -25, -30,-35 และ -40 dB ลงไปในภาพตัวอักษรสะอาดที่ได้ผ่านการกำหนดขอบเขตรอบตัวอักษรเรียบร้อยแล้ว ดังรูปที่ 4.8 ซึ่งในขั้นตอนนี้จะสร้างสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนสำหรับหนึ่ง SNR ลงไปในตัวอักษรทั้งหมด 810 ตัวอักษร (81 ตัว x10 ชุด) แต่ในงานวิจัยนี้จะสร้างสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนทั้งหมด 9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

SNR ดังนั้นจะมีตัวอักษรที่โดนสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนทั้งหมด 7,290 ตัว ในสภาวะแสงปกติ ซึ่งตัวอย่างภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการสร้างสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนทั้ง 9 SNR สามารถแสดงให้เห็นได้ดังรูปที่ 4.9

รูปที่ 4.9 ผลลัพธ์ที่ได้จากการสร้างสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนทั้ง 9 SNR

2) สร้างตัวอักษรสำหรับใช้ทดสอบการรู้จำที่มีการปรับค่าความสว่าง

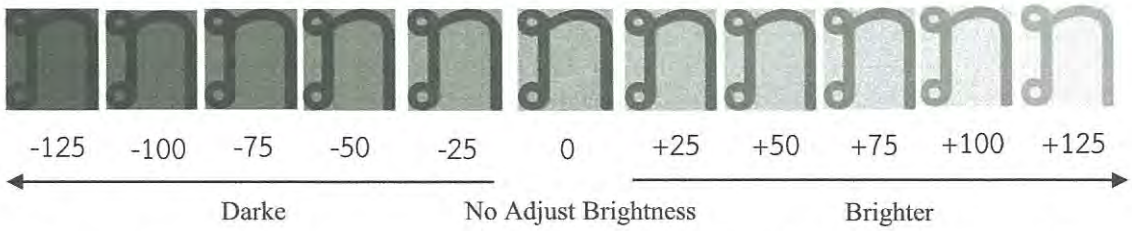
ในขั้นตอนนี้จะทำการปรับค่าความสว่างในหนึ่ง SNR จะได้ตัวอักษรทั้งหมด 8,100 ตัว (81 ตัว x 10 ครั้ง x ความสว่าง 10 ระดับ) แต่ในงานวิจัยนี้จะทำการปรับค่าความสว่างทั้งหมด 9 SNR ดังนั้นจะได้ตัวอักษรสำหรับนำไปใช้ทดสอบการรู้จำที่ปรับค่าความสว่างแล้วทั้งหมด 72,900 ตัว ซึ่งเป็นตัวอักษรที่ปรับให้สว่างขึ้นทั้งหมด 36,450 ตัว และ เป็นตัวอักษรที่ปรับให้มีความสว่างลดลงทั้งหมด 36,450 ตัว

สำหรับการปรับค่าความสว่างตัวอักษร สามารถปรับได้ดังนี้ ยกตัวอย่างเช่น การปรับค่าความสว่างให้กับตัวอักษรที่มีสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนที่มีค่า SNR เท่ากับ -5 dB สามารถปรับได้ ดังสมการที่ (4.3) ใน [14] ดังนี้

$$g(x, y) = f(x, y) + b \tag{4.3}$$

สำหรับการปรับค่าความสว่างให้ลดลง หรือ มืดขึ้นนั้น จะกำหนดที่ค่า b ซึ่งจะทำการปรับทั้งหมด 5 ระดับ คือ -25,-50,-75,-100,-125 และ สำหรับการปรับค่าความสว่างให้สว่างมากยิ่งขึ้นนั้น จะทำการกำหนดที่ค่า b เช่นกัน โดยจะทำการปรับทั้งหมด 5 ระดับคือ +25, +50, +75, +100, +125 ซึ่งตัวอย่างภาพผลลัพธ์จากการปรับความสว่างตัวอักษรที่มีสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนที่ SNR เท่ากับ -5 dB สามารถดูได้ดังรูปที่ 4.10

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



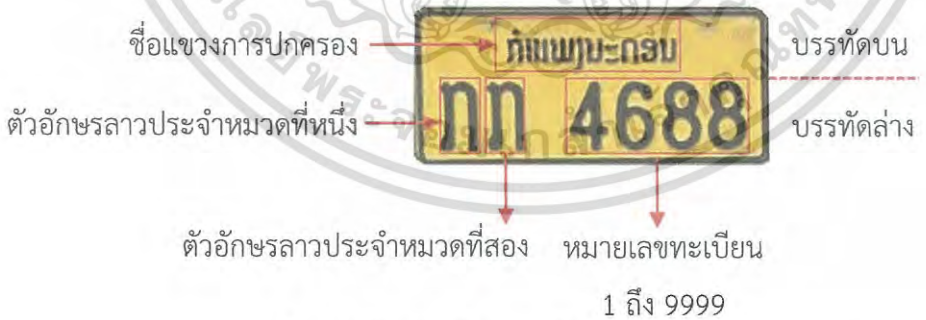
รูปที่ 4.10 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จากการปรับความสว่างตัวอักษรที่มีสัญญาณรบกวนเกาส์เซียน SNR ที่ -5 dB

4.1.1.5 การทำภาพ 2 ระดับ (Binarization)

อ่านภาพอินพุตทชนิด JPEG เข้ามา และทำการแปลงจากภาพระดับสีเทาให้กลายเป็นภาพขาวดำ โดยค่าในภาพขาวดำจะประกอบไปด้วยค่า 0 และ 1 เท่านั้น ในการแปลงเป็นภาพขาวดำจะทำการกำหนดค่า threshold ที่ภาพระดับสีเทา โดยมีเงื่อนไขว่า ถ้าพิกเซลที่พิจารณามีค่าความเข้มแสงมากกว่าหรือเท่ากับ 128 ให้พิกเซลที่พิจารณานั้น มีค่าเท่ากับ 0 แต่ถ้าพิกเซลที่พิจารณามีค่าความเข้มแสงน้อยกว่า 128 ให้พิกเซลที่พิจารณามีค่าเท่ากับ 1 ดังนั้นภาพขาวดำที่ได้พื้นหลังจะกลายเป็นสีดำ ส่วนตัวอักษรจะกลายเป็นสีขาวทั้งหมด

4.1.2 การเตรียมข้อมูลตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถ

สำหรับองค์ประกอบและประเภทของป้ายทะเบียนรถยนต์ลาวที่นำมาใช้ในการทดลองจะมีลักษณะดังรูปที่ 4.11 และ ตารางที่ 4.1 ตามลำดับ



รูปที่ 4.11 ตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ในประเทศลาว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.1 แสดงประเภทป้ายทะเบียนรถยนต์ลาวที่ใช้ในการทดลอง

ภาพตัวอย่าง ป้ายทะเบียนรถ	ประเภทป้าย ทะเบียนรถ	ความหมายป้ายทะเบียนรถ
	ป้ายเหลืองอักษรดำ	ป้ายทะเบียนรถยนต์นั่งส่วนบุคคล ที่จดทะเบียนในนามบุคคล
	ป้ายขาวอักษรดำ	เป็นรถชาวต่างชาติที่ไม่มีใบพำนักถาวร
	ป้ายน้ำเงินอักษรขาว	ป้ายรถเจ้าหน้าที่พลเรือน
	ป้ายขาวอักษรฟ้า	ป้ายรถที่จดทะเบียนในนามบริษัท หรือ ไฟแนนซ์ ที่ยังผ่อนชำระไม่หมด

สำหรับป้ายทะเบียนรถยนต์ที่ใช้ในประเทศไทยในปัจจุบันที่พบเห็นได้โดยทั่วไปจะมีรูปแบบป้ายทะเบียนรถที่นำด้วยตัวอักษรไทยประจำหมวด 2 ตัวแล้วตามด้วยตัวเลขทะเบียน ดังรูปที่ 4.12 กับรูปแบบป้ายทะเบียนรถที่นำด้วยตัวเลขหนึ่งตัวแล้วตามด้วยอักษรไทยประจำหมวด 2 ตัว แล้วจึงตามด้วยเลขทะเบียน ดังรูปที่ 4.13

รูปที่ 4.12 ตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ในประเทศไทยที่นำด้วยตัวอักษรประจำหมวดสองตัวแล้วตามด้วยตัวเลขทะเบียน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.13 ตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ในประเทศไทยที่นำด้วยตัวเลขหนึ่งตัวตามด้วยตัวอักษรประจำหมวดสองตัวและตามด้วยตัวเลขทะเบียน

ตารางที่ 4.2 แสดงประเภทป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยที่ใช้ในการทดลอง

ภาพตัวอย่าง ป้ายทะเบียนรถ	ประเภทป้าย ทะเบียนรถ	ความหมายป้ายทะเบียนรถ
	ป้ายขาวอักษรดำ	ป้ายทะเบียนรถยนต์นั่งส่วนบุคคล ไม่เกิน 7 ที่นั่ง
	ป้ายขาวอักษรฟ้า	ป้ายทะเบียนรถยนต์นั่งส่วนบุคคล เกิน 7 ที่นั่ง
	ป้ายขาวอักษรเขียว	ป้ายทะเบียนกระบะ
	ป้ายเหลืองอักษรดำ	ป้ายรถรับจ้าง

ในส่วนนี้จะทำการสกัดตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคออกมาจากป้ายทะเบียนรถยนต์ ซึ่งการจะสกัดตัวอักษรออกมาจากป้ายทะเบียนรถยนต์ได้นั้น จะต้องผ่านกระบวนการต่างๆ มากมายหลายขั้นตอน ได้แก่ การตรวจจับป้ายทะเบียนรถไทยลาว, การบิดป้ายทะเบียนรถไทยลาวให้ตั้งตรง, การจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถไทยลาว และการแยกตัวอักษร ซึ่งในแต่ละขั้นตอนมีรายละเอียดต่างๆ ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.2.1 การตรวจจับป้ายทะเบียนรถไทยลาว (Thai-Lao License Plate Detection)

ในขั้นนี้จะทำการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์จากภาพรถยนต์ที่มีขนาด กว้าง 720 พิกเซล สูง 480 พิกเซล ซึ่งขั้นตอนในการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์นั้น มีขั้นตอนการทำงานดังแผนภาพดังรูปที่ 4.14 และอธิบายรายละเอียดของการทำงานในแต่ละส่วน ดังนี้

รูปที่ 4.14 แผนผังแสดงการออกแบบระบบส่วนการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1) ข้อมูลภาพสำหรับการฝึกฝน

นำภาพที่จะใช้สำหรับการฝึกฝนแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม โดยแบ่งออกเป็นกลุ่มภาพที่มีเฉพาะส่วนของป้ายทะเบียนรถ (ภาพวัตถุที่สนใจ) และกลุ่มภาพไม่ใช่ป้ายทะเบียนรถยนต์ (ภาพวัตถุที่ไม่สนใจ) โดยในการตรวจจับป้ายทะเบียนรถในแต่ละประเทศ จะใช้ภาพป้ายทะเบียนรถ 500 ภาพ และภาพที่ไม่ใช่ป้ายทะเบียนรถยนต์ 1000 ภาพ ดังรูปที่ 4.15 และ รูปที่ 4.16

(ก) ภาพป้ายทะเบียนลาว (วัตถุที่สนใจ) (ข) ภาพที่ไม่ใช่ป้ายทะเบียนลาว (วัตถุที่ไม่สนใจ)

รูปที่ 4.15 ภาพตัวอย่างชุดฝึกฝนสำหรับการตรวจจับป้ายทะเบียนลาว

(ก) ภาพป้ายทะเบียนไทย (วัตถุที่สนใจ) (ข) ภาพที่ไม่ใช่ป้ายทะเบียนไทย (วัตถุที่ไม่สนใจ)

รูปที่ 4.16 ภาพตัวอย่างชุดฝึกฝนสำหรับการตรวจจับป้ายทะเบียนไทย

2) สร้างโมเดลสำหรับการเรียนรู้ด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮาร์โดยใช้ตัวจำแนกแบบต่อเรียง

ในขั้นนี้จะทำการเรียนรู้เพื่อสร้างตัวจำแนก 2 ตัว ได้แก่ ตัวแนกเพื่อการตรวจจับป้ายทะเบียนรถไทย และตัวจำแนกเพื่อการตรวจจับป้ายทะเบียนรถลาว โดยในการเรียนรู้จะใช้โปรแกรมที่ชื่อ opencv_haartraining ซึ่งเป็นโปรแกรมสำเร็จรูปถูกพัฒนาขึ้นโดยโอเพ่นซีวี (OpenCV) นำมาใช้ในการสร้างตัวจำแนก โดยกำหนดภาพในชุดฝึกฝนที่มีขนาด 50x25 พิกเซล กำหนดการสกัดคุณลักษณะสำคัญแบบฮาร์ กำหนดให้มีการสร้างสเตจ (Stage) การเรียนรู้ของตัวจำแนกแบบต่อเรียงเท่ากับ 13 สเตจ โดยในแต่ละสเตจจะสร้างตัวจำแนกแบบแข็งแรงด้วยตัวเรียนรู้อาดาบูซ ดัง [11] ซึ่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในส่วนนี้จะใช้เวลาในการประมวลที่นานมาก เนื่องจากยิ่งกำหนดจำนวนสเตจมากเท่าไหร่ ก็ยิ่งมีจำนวนตัวจำแนกแบบแข็งแรงที่ตัวเรียนรู้เอดาบูซต้องสร้างขึ้นมากขึ้นเท่านั้น

3) สร้างโมเดลสำหรับการกำจัดวัตถุคู่แข่งด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์โดยใช้ตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด

ในการสร้างตัวจำแนกแบบต่อเรียงด้วยเอดาบูซ ในงานวิจัยนี้ได้กำหนดสเตจของตัวจำแนกแบบต่อเรียงเพียง 13 สเตจ เท่านั้น เพื่อเป็นการลดเวลาในการเรียนรู้ เนื่องจากการเรียนรู้ด้วยเอดาบูซนั้นจะใช้เวลาในการฝึกฝนที่ยาวนาน การสร้างตัวจำแนกแบบต่อเรียงเพียง 13 สเตจ จึงเพียงพอที่จะสามารถตรวจจับได้ส่วนของป้ายทะเบียนรถและส่วนของวัตถุคู่แข่ง (Candidate Object) ออกมา หลังจากนั้นจะทำการคัดเลือกเฉพาะป้ายทะเบียนรถออกจากวัตถุคู่แข่ง ด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ แล้วใช้ตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุด ในการคัดเลือกว่าวัตถุคู่แข่งที่พิจารณาอยู่นั้นเป็นป้ายทะเบียนรถหรือไม่ (สำหรับการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ และการสร้างตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุดนั้น สามารถดูวิธีการอย่างละเอียดได้ในหัวข้อของการสกัดคุณลักษณะสำคัญและหัวข้อการรู้จำตัวอักษร) โดยกำหนดให้มีข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ ทั้งหมด 1100 ภาพ สำหรับการสร้างตัวจำแนกในแต่ละตัว ซึ่งในที่นี้จะสร้าง 2 ตัวจำแนก คือตัวจำแนกสำหรับการคัดเลือกป้ายทะเบียนรถลาวออกจากวัตถุคู่แข่ง และ ตัวจำแนกสำหรับการคัดเลือกป้ายทะเบียนรถไทยออกจากวัตถุคู่แข่ง ซึ่งภาพที่ใช้สร้างตัวจำแนกนั้นเป็นภาพเดียวกันกับข้อมูลภาพสำหรับการฝึกฝนในข้อที่ 1 โดยใช้ภาพป้ายทะเบียนรถ 100 ภาพ และภาพที่ไม่ใช่ป้ายทะเบียนรถอีก 1000 ภาพ สำหรับสร้างตัวจำแนก

4) ทดสอบการตรวจจับป้ายทะเบียนรถ

ทำการตรวจจับป้ายทะเบียนรถกับข้อมูลภาพชุดทดสอบ โดยจะมีตัวจำแนก 2 ตัว ได้แก่ ตัวจำแนกแบบต่อเรียงสำหรับป้ายทะเบียนรถไทย และ ตัวจำแนกแบบต่อเรียงสำหรับป้ายทะเบียนรถลาว โดยมีการกำหนดขนาดหน้าต่างย่อย เพื่อนำภาพอินพุตเข้าสู่ตัวจำแนก มีขนาดเท่ากับ 50x25 พิกเซล โดยผลลัพธ์ที่ได้จากตัวจำแนกจะได้ภาพวัตถุคู่แข่ง ดังรูปที่ 4.17 และ รูปที่ 4.18 จากนั้นส่งภาพวัตถุคู่แข่งที่ได้มาทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ แล้วส่งเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญที่ได้เข้าสู่ตัวจำแนกอีก 2 ตัว ได้แก่ ตัวจำแนกกำจัดวัตถุคู่แข่งสำหรับป้ายทะเบียนรถไทย และ ตัวจำแนกกำจัดวัตถุคู่แข่งสำหรับป้ายทะเบียนรถลาว เพื่อทำการแยกป้ายทะเบียนรถที่ต้องการออกมาจากวัตถุคู่แข่ง ซึ่งได้ผลการทดลองดังรูปที่ 4.19 และ รูปที่ 4.20

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.17 ภาพตัวอย่างแสดงป้ายทะเบียนรถลาวและวัตถุคู่แข่ง

รูปที่ 4.18 ภาพตัวอย่างป้ายทะเบียนรถไทยและวัตถุคู่แข่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.19 ภาพตัวอย่างการตรวจจับป้ายทะเบียนรถลาว

รูปที่ 4.20 ภาพตัวอย่างการตรวจจับป้ายทะเบียนรถไทย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5) ตัดส่วนของป้ายทะเบียนรถที่ตรวจจับได้

หลังจากที่ตรวจจับภาพป้ายทะเบียนรถได้เรียบร้อยแล้ว ก็จะทำการตัดเฉพาะส่วนที่ตีกรอบล้อมรอบป้ายทะเบียนรถออกมา เพื่อเก็บภาพป้ายทะเบียนรถที่ตรวจจับได้นี้ไว้ใช้สำหรับการประมวลผลในขั้นตอนต่อไป ดังรูปที่ 4.21 และ รูปที่ 4.22

รูปที่ 4.21 ภาพตัวอย่างการตรวจจับป้ายทะเบียนรถลาว

รูปที่ 4.22 ภาพตัวอย่างการตรวจจับป้ายทะเบียนรถไทย

4.1.2.2 การบิดป้ายทะเบียนรถไทยลาวให้ตั้งตรง

หลังจากที่ตรวจจับป้ายเบียนรถยนต์ไทยลาวมาได้แล้ว ป้ายทะเบียนรถยนต์บางป้ายอาจเกิดการบิดเอียงไม่ตั้งตรง ซึ่งหากป้ายทะเบียนรถยนต์บิดเอียงไม่ตั้งตรง ก็จะส่งผลให้ตัวอักษรที่อยู่บนป้ายทะเบียนนั้นเกิดการบิดเอียงไม่ตั้งตรงด้วย ในขั้นตอนนี้จึงทำการบิดป้ายทะเบียนให้ตั้งตรง เพื่อป้องกันไม่ให้ตัวอักษรบนป้ายทะเบียนรถยนต์เกิดการบิดเอียง ซึ่งกระบวนการบิดป้ายทะเบียนรถไทยลาวให้ตั้งตรงนั้นประกอบไปด้วยขั้นตอนการทำงานตามแผนผังดังรูปที่ 4.23

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.23 แผนผังแสดงการออกแบบระบบส่วนการบิดป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวให้ตั้งตรง

โดยแต่ละขั้นตอนในแผนภาพมีรายละเอียดต่างๆ ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1) การเตรียมข้อมูลภาพ

รูปที่ 4.24 แสดงภาพผลลัพธ์ในการแปลงภาพต้นฉบับให้เป็นภาพขอบภาพ

นำภาพต้นฉบับที่เป็นภาพสีมาทำการแปลงภาพให้กลายเป็นภาพระดับสีเทา แล้วจึงนำภาพระดับสีเทาที่ได้ไปหาขอบภาพด้วยวิธีแคนนี่ ดัง [5] เพื่อให้ได้ภาพขาวดำที่เหลือเฉพาะขอบของภาพ ดังรูปที่ 4.24 แสดงภาพผลลัพธ์ในการแปลงภาพต้นฉบับให้เป็นภาพขอบภาพ

2) ตรวจจับเส้นตรงด้วยอัลกอริธึมฮัฟทรานสฟอร์ม

เริ่มจากสร้างตารางอาร์เรย์ฮัฟสะสม ดังตารางที่ 4.3 เพื่อตรวจจับเส้นตรงที่เด่นชัดที่สุดบนภาพป้ายทะเบียนรถ โดยการใช้เทคนิคของฮัฟทรานสฟอร์มจะกระทำในพิกัดเชิงขั้ว โดยทำการสร้างตารางอาร์เรย์ฮัฟสะสม ซึ่งขนาดของตารางจะขึ้นอยู่กับค่า θ ทั้งหมดที่พิจารณาซึ่งจะมีค่าอยู่ในช่วง -1.5708 ถึง 1.5533 เรเดียน หรือ (–90 ถึง 89 องศา) และค่า ρ ทั้งหมดที่เป็นไปได้ตามขนาดภาพสามารถหาได้จาก $\rho_{\max} = \sqrt{H^2 + W^2}$ โดยที่ H ความสูงของภาพ, W ความกว้างภาพ เมื่อได้ค่า $\rho_{\max}$ แล้วจะทำการกำหนดขนาดตารางที่ขึ้นกับค่า ρ ทั้งหมดที่พิจารณาอยู่ในช่วง $-\rho_{\max}$ ถึง $\rho_{\max}$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.3 แสดงการสร้างตารางอาร์เรย์ฮัฟสะสม

ρ \ θ	-1.5708	...	1.4137	1.4312	1.4486	1.4661	1.4835	1.501	1.5184	1.5359	1.5533
$-\rho_{max}$											
...											
...											
...											
...											
...											
...											
...											
...											
...											
...											
...											
...											
...											
...											
ρ_{max}											

หลังจากสร้างตารางอาร์เรย์ฮัฟสะสมแล้ว ก็จะทำการหาค่าสะสมโดยการหาค่า ρ ของทุกพิกเซลที่เป็นขอบภาพ โดยที่พิกเซลขอบภาพ 1 พิกเซลจะทำการแทนค่า θ ตั้งแต่ -1.5708 ถึง 1.5533 เรเดียน์ เพื่อคำนวณหาค่า ρ ตามค่า θ นั้นๆ ดังสมการที่ (4.4)

$$\rho = x_i \cos\theta + y_i \sin\theta \tag{4.4}$$

เมื่อคำนวณได้ค่า ρ แล้วก็จะนับค่าสะสมเพิ่มทีละ 1 ลงตารางอาร์เรย์ฮัฟสะสมตามค่าของ ρ และ θ นั้นๆ ดังตารางที่ 4.4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.4 แสดงผลลัพธ์การเก็บค่าสะสมลงตารางอาร์เรย์ฮัฟสะสม

ρ \ θ	-1.5708	...	1.4137	1.4312	1.4486	1.4661	1.4835	1.501	1.5184	1.5359	1.5533
-194	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
78	0	...	26	24	29	21	35	27	42	34	25
79	0	...	22	24	32	22	38	17	34	41	29
80	0	...	29	37	25	35	9	53	38	42	43
81	0	...	27	29	23	28	9	67	55	39	24
82	0	...	36	19	25	19	125	26	36	25	14
83	0	...	25	31	50	61	20	23	33	21	16
84	0	...	36	48	35	61	5	56	30	22	26
85	0	...	27	33	33	20	25	60	31	16	2
86	0	...	42	30	43	26	122	12	1	0	0
87	0	...	36	41	52	60	0	0	0	0	0
88	0	...	34	39	29	53	0	0	0	0	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
194	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0

จากตารางที่ 4.4 จะทำการเลือกค่าสะสมที่มีค่าสูงสุดเพราะเนื่องจากค่าสะสมที่มีค่าสูงสุดให้เส้นตรงที่เด่นชัดที่สุดจากในภาพออกมา ซึ่งเมื่อพิจารณาตารางอาร์เรย์ฮัฟสะสมทั้งหมดพบว่าที่พิกัด ρ เท่ากับ 82 , θ เท่ากับ 1.4835 จะมีค่าสะสมที่สูงที่สุด ก็จะนำค่าพิกัดของ ρ เท่ากับ 82 และ θ เท่ากับ 1.4835 นี้ ไปหาค่าจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดเพื่อสร้างเส้นตรงตาม ρ และ θ นี้ ซึ่งเส้นตรงที่สร้างขึ้นจะได้มาจากจุดเริ่มต้น (x1,y1) และจุดสิ้นสุด (x2,y2) ที่ลากเชื่อมต่อกัน โดยที่ค่า x1 คือ พิกเซลตำแหน่งแรกของความยาวภาพ และ x2 คือ พิกเซลตำแหน่งสุดท้ายของความยาวภาพ ส่วน y1 และ y2 สามารถหาได้จากสมการที่ (4.5) และ (4.6)

$$y1 = (\rho - (x1\cos\theta)) / \sin\theta \tag{4.5}$$

$$y2 = (\rho - (x2\cos\theta)) / \sin\theta \tag{4.6}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อลากเส้นเชื่อมจากจุดเริ่มต้น (x1,y1) ถึงจุดสิ้นสุด (x2,y2) ลงบนภาพป้ายทะเบียนรถได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 4.25

รูปที่ 4.25 แสดงผลลัพธ์ในการตรวจจับเส้นขอบแนวนอนของป้ายทะเบียนรถยนต์

3) บิดป้ายทะเบียนรถยนต์กลับให้ตั้งตรงด้วยการเปลี่ยนแปลงเรขาคณิตเชิงตำแหน่งด้วยการเปลี่ยนแปลงแบบบิด

เมื่อตรวจจับเส้นตรงที่เด่นชัดที่สุดได้แล้วก็จะทำการบิดป้ายทะเบียนรถให้ตั้งตรงด้วยการเปลี่ยนแปลงแบบบิด ดัง [9] โดยค่าสัมประสิทธิ์การบิดในแนวตั้ง (S_y) จะมีค่าเท่ากับความชันของสมการเส้นตรงที่ฮัฟทรานสฟอร์มตรวจจับได้ ดังสมการที่ (4.7)

$$S_y = \frac{(y_2 - y_1)}{(x_2 - x_1)} \tag{4.7}$$

หลังจากนั้นทำการบิดป้ายทะเบียนรถกลับให้ตั้งตรงด้วยการแปลงภาพเรขาคณิตเชิงตำแหน่งโดยกำหนดให้อยู่ในรูปแบบการแปลงด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น (Affine Transform) ดังสมการที่ (4.8)

$$[x \quad y \quad 1] = [x' \quad y' \quad 1].T^{-1} \tag{4.8}$$

โดยที่เมตริกซ์ $[x' \quad y' \quad 1]$คือ ตำแหน่งพิกเซลของภาพผลลัพธ์ และเมตริกซ์ $[x \quad y \quad 1]$ คือตำแหน่งพิกเซลของภาพอิทพุต

โดยกำหนดให้ T เป็นเมตริกซ์ที่มีรูปแบบการแปลงที่มีค่าเท่ากับ $\begin{bmatrix} 1 & -S_y & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

เมื่อคำนวณจนได้ตำแหน่งพิกเซลของภาพอินพุตแล้ว จะทำการประมาณค่าความเข้มแสงจากตำแหน่งพิกเซลใกล้เคียงด้วยวิธีการประมาณค่าแบบไบลิเนียร์ (Bilinear Interpolation) แล้วนำ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค่าที่ได้มาแทนในตำแหน่งพิกเซลของภาพผลลัพธ์ ซึ่งได้ผลลัพธ์การบิดป้ายทะเบียนให้ตั้งตรงดังรูปที่ 4.26

รูปที่ 4.26 แสดงผลลัพธ์การบิดป้ายทะเบียนรถยนต์ให้ตั้งตรง

4.1.2.3 การจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถไทยลาว

ในขั้นนี้จะทำการจัดกลุ่มเพื่อแยกประเภทป้ายทะเบียนไทยและลาวออกจากกัน ซึ่งการจัดกลุ่มแยกประเภทป้ายทะเบียนไทยลาวก่อนนำไปรู้จำ จะช่วยกำจัดตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันระหว่าง 2 ภาษาได้ เนื่องจากตัวอักษรไทยและลาวในหลายๆ ตัว มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันมาก

รูปที่ 4.27 แสดงตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว

จากรูปที่ 4.27 จะสังเกตเห็นได้ว่าสามารถแยกป้ายทะเบียนไทยและลาวออกจากกันได้โดยใช้คุณลักษณะสำคัญจากตำแหน่งของจังหวัดและเลขทะเบียน ซึ่งจังหวัดถูกออกแบบมาให้มีความสูงที่น้อยกว่าเลขทะเบียน โดยที่ป้ายทะเบียนลาวจะมีจังหวัดอยู่ด้านบน เลขทะเบียนอยู่ด้านล่าง ส่วนป้ายทะเบียนไทยจะมีจังหวัดอยู่ด้านล่าง เลขทะเบียนอยู่ด้านบน เมื่อพิจาณาข้อมูลดังกล่าว พบว่าป้ายทะเบียนของทั้ง 2 ประเทศ มีความแตกต่างกันอยู่ 2 ส่วน ได้แก่ ส่วนบนและส่วนล่าง โดยหากวัตถุส่วนบน (จังหวัด) มีความสูงน้อยกว่าวัตถุส่วนล่าง (เลขทะเบียน) ก็จะถือว่าเป็นป้ายทะเบียนลาว แต่หากวัตถุส่วนบน (เลขทะเบียน) มีความสูงมากกว่าวัตถุส่วนล่าง (จังหวัด) ก็จะถือว่าเป็นป้ายทะเบียนไทย สำหรับขั้นตอนการจัดกลุ่มเพื่อแยกป้ายทะเบียนไทยลาวออกจากกัน สามารถทำได้ดังขั้นตอนการทำงานตามแผนผังดังรูปที่ 4.28

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.28 แผนผังแสดงการออกแบบระบบส่วนการจัดกลุ่มแยกป้ายและไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากแผนภาพรูปที่ 4.28 จะเห็นว่าในการทดลองจะพิจารณา 2 กรณี ดังนี้ หากเป็นกรณีที่ 2 หลังจากทำกระบวนการบิดป้ายทะเบียนรถยนต์ให้ตั้งตรงแล้ว จะทำกระบวนการแนกตัวอักษรต่อทันที โดยที่ไม่ต้องมีการแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวออกจากกัน แต่หากเป็นกรณีที่ 1 หลังจากทำกระบวนการบิดป้ายทะเบียนรถยนต์ให้ตั้งตรงแล้ว จะต้องทำกระบวนการแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวออกจากกัน ก่อนจะนำป้ายทะเบียนรถยนต์ที่แยกประเทศออกจากกันแล้วไปเข้าสู่กระบวนการแยกตัวอักษรนั้นเอง ซึ่งในการทดลองขั้นตอนนี้จะกล่าวถึงการทดลองในส่วนของการจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวของกรณีที่ 1 โดยแต่ละขั้นตอนในแผนภาพรูปที่ 4.28 มีรายละเอียดต่างๆ ดังนี้

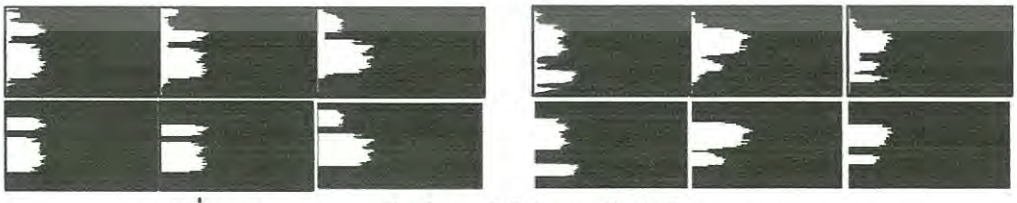
1) หาเส้นขอบแนวตั้ง

นำภาพสีต้นฉบับมาทำการแปลงภาพให้กลายเป็นภาพระดับสีเทา จากนั้นจึงทำการหาเส้นขอบในแนวตั้งด้วยเทมเพลต [-1 0 1] ได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 4.29

รูปที่ 4.29 แสดงการแปลงภาพต้นฉบับให้กลายเป็นภาพขอบภาพตามเทมเพลตที่กำหนด

2) หาโปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวนอน

นำภาพที่ได้จากการหาขอบภาพในแนวนอนมาทำโปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวนอน ได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 4.30 แถวบน หลังจากนั้นทำการกำหนดค่าเทรสโฮลด์ที่เหมาะสมให้กับภาพโปรเจคชันฮีสโตแกรมในแนวนอน เพื่อแบ่งวัตถุให้เหลือเพียง 2 วัตถุ ซึ่งจะได้ ผลลัพธ์ดังรูปที่ 4.30 แถวล่าง



รูปที่ 4.30 แสดงผลลัพธ์การทำโปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวนอน

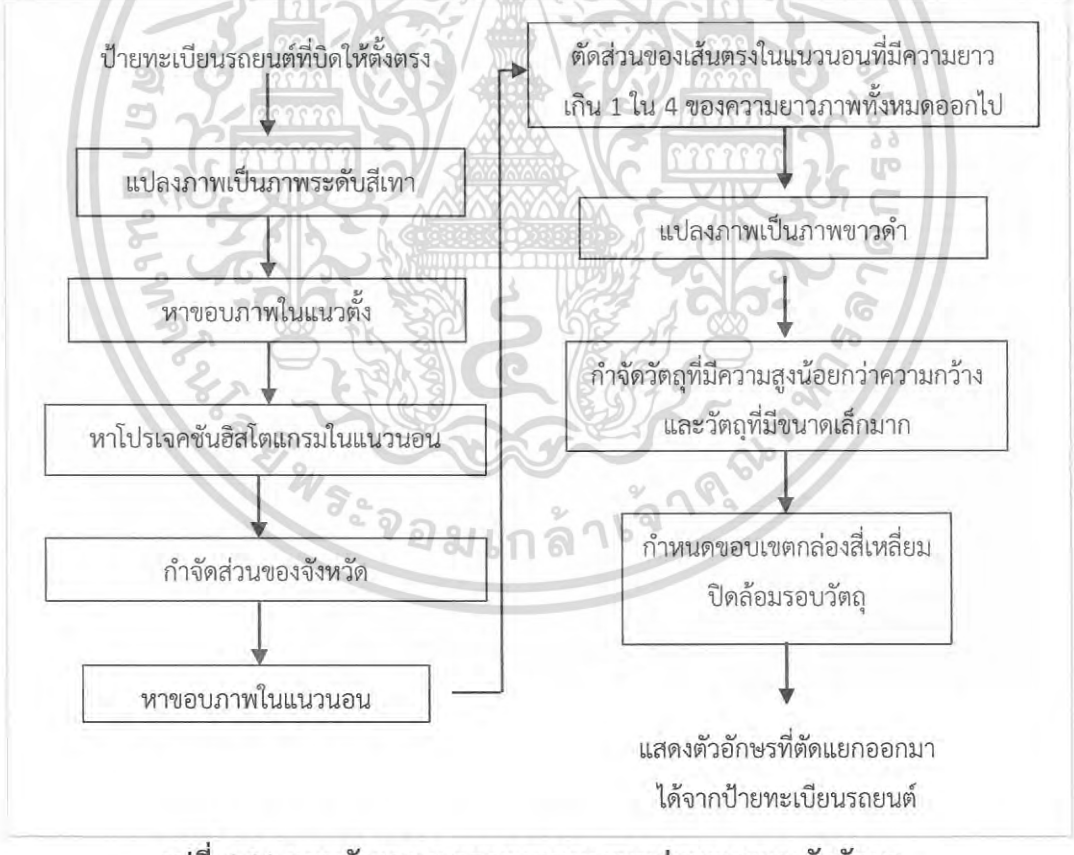
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3) พิจารณาโปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวนอนที่เหลือแต่ละส่วน

จากภาพผลลัพธ์แถวล่างจะเห็นว่าโปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวนอนจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ ส่วนบนและส่วนล่าง โดยแต่ละส่วนจะถูกมองเป็นวัตถุ และหาความสูงให้กับแต่ละวัตถุนั้น ซึ่งหากวัตถุด้านบนมีความสูงที่น้อยกว่าวัตถุด้านล่างจะถูกจัดว่าเป็นป้ายทะเบียนรถยนต์ลาว แต่หากถ้าวัตถุด้านบนมีความสูงที่มากกว่าวัตถุด้านล่างจะถูกจัดว่าเป็นป้ายทะเบียนรถยนต์ไทย

4.1.2.4 การแยกตัวอักษร (Character Segmentation)

ในขั้นตอนนี้จะทำการประมวลผลภาพป้ายทะเบียนรถยนต์ที่ได้ผ่านการบิดให้ตั้งตรงแล้ว โดยทำการสกัดป้ายทะเบียนรถยนต์ให้เหลือแต่ส่วนของตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิค ด้วยการกำจัดวัตถุส่วนอื่นๆที่ไม่ใช่ตัวอักษรและตัวเลขออกไป ซึ่งกระบวนการตัดแยกตัวอักษรนั้นสามารถทำได้ตามขั้นตอนการทำงานของแผนผังดังรูปที่ 4.31



รูปที่ 4.31 แผนผังแสดงการออกแบบระบบส่วนการแยกตัวอักษร

โดยแต่ละขั้นตอนในแผนภาพมีรายละเอียดต่างๆ ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1) แปลงภาพเป็นภาพระดับสีเทา

นำภาพป้ายทะเบียนรถยนต์ที่บิดให้ตั้งตรงแล้วมาเข้าสู่กระบวนการตัดแยกตัวอักษร จากนั้นแปลงภาพสีให้กลายเป็นภาพระดับสีเทา โดยหลังจากแปลงภาพเรียบร้อยแล้วภาพระดับสีเทาจะมีช่วงค่าความเข้มแสงอยู่ในช่วง 0 ถึง 255 ระดับ ซึ่งทำให้มีภาพลักษณะเป็นภาพสีเทาดังรูปที่ 4.32

รูปที่ 4.32 แสดงภาพผลลัพธ์การแปลงภาพต้นฉบับเป็นภาพระดับสีเทา

2) หาเส้นขอบภาพในแนวตั้ง

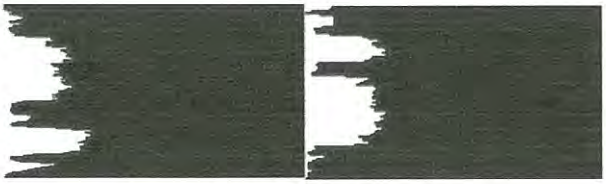
ทำการหาเส้นขอบในแนวตั้งด้วยหน้ากากตัวกรองที่มีทิศการเปลี่ยนแปลงในแนวนอนด้วยหน้ากากตัวกรอง [-1 0 1] โดยนำไปใช้กรองกับภาพระดับสีเทาทั้งภาพ ก็จะเหลือแต่ส่วนของขอบภาพในแนวตั้ง ซึ่งได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 4.33

รูปที่ 4.33 แสดงภาพผลลัพธ์การหาขอบภาพในแนวตั้งตามเทมเพลตที่กำหนด

3) หาโปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวนอน

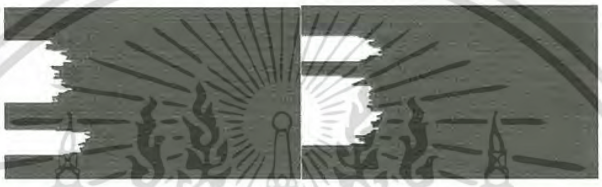
จากนั้นนำภาพเส้นขอบในแนวตั้งที่หาได้จากรูปที่ 4.33 มาทำโปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวนอน ดังรูปที่ 4.34 แล้วกำหนดค่าเทรสโฮลด์ที่เหมาะสม เพื่อให้เหลือเฉพาะส่วนของฮีสโตแกรมที่ต้องการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.34 แสดงภาพผลลัพธ์การทำโปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวนอน

โดยค่าโปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวนอนที่มีค่าน้อยกว่าค่าเทรสโฮลด์ ที่กำหนดจะถูกกำจัดทิ้ง เหลือไว้แต่โปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวนอนที่มีค่ามากว่าค่าเทรสโฮลด์ที่กำหนด ซึ่งก็จะเหลือส่วนของวัตถุที่อยู่ในตำแหน่งของเลขทะเบียนรถยนต์และจังหวัดไว้ ดังรูปที่ 4.35



รูปที่ 4.35 แสดงภาพผลลัพธ์การทำโปรเจคชันฮีสโตแกรมแนวนอนส่วนที่เป็นเลขทะเบียนและจังหวัด

4) กำจัดส่วนของจังหวัด

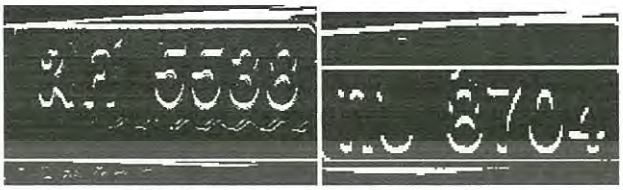
จากรูปที่ 4.35 เป็นค่าโปรเจคชันฮีสโตแกรมที่เลยค่าเทรสโฮลด์ที่กำหนด โดยจะเหลืออยู่เพียงแค่ 2 ส่วน ซึ่งฮิสโตแกรม 2 ส่วนที่เหลือนี้ จะถูกมองว่าเป็นวัตถุ ได้แก่วัตถุส่วนบน และวัตถุส่วนล่าง โดยในขั้นนี้จะทำการตัดส่วนของจังหวัดทิ้งไป โดยดูจากความสูงของวัตถุ ถ้าวัตถุใดมีความสูงที่น้อยกว่าแสดงว่าเป็นส่วนของจังหวัด จะให้ทุกพิกเซลที่อยู่ในวัตถุนั้นมีค่าเป็นศูนย์ จากรูปด้านล่างเป็นผลลัพธ์ที่ได้จากการตัดจังหวัดทิ้งไปของป้ายทะเบียนไทยและป้ายทะเบียนลาวโดยจังหวัดของป้ายทะเบียนไทยจะอยู่บริเวณด้านล่าง ส่วนจังหวัดของป้ายทะเบียนลาวจะอยู่ด้านบน ดังรูปที่ 4.36

รูปที่ 4.36 แสดงภาพผลลัพธ์การกำจัดส่วนของจังหวัด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5) หาขอบภาพในแนวนอน

นำภาพระดับสีเทาที่ตัดส่วนของจังหวัดแล้วมาทำการหาเส้นขอบในแนวนอนด้วยหน้ากากตัวกรอง [-1 0 1]' ได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 4.37



รูปที่ 4.37 แสดงภาพผลลัพธ์การหาขอบภาพในแนวนอนตามเทมเพลตที่กำหนด

6) ตัดส่วนของเส้นตรงในแนวนอนที่มีความยาวเกิน 1 ใน 4 ของความยาวภาพทั้งหมดออกไป

ทำการตัดส่วนของเส้นตรงในแนวนอนในแต่ละแถวที่มีความยาวเกิน 1 ใน 4 ของความยาวภาพทั้งหมดออกไป เพื่อป้องกันไม่ให้กรอบป้ายทะเบียนติดกับตัวป้ายทะเบียนรถ ดังรูปที่ 4.38

รูปที่ 4.38 แสดงผลลัพธ์การตัดส่วนของเส้นตรงแนวนอนที่มีความยาวเกิน 1 ใน 4 ของความยาวภาพทั้งหมดออกไป

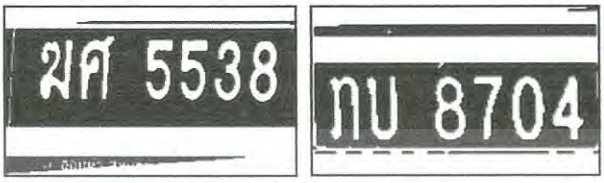
จากนั้นไล่ตรวจสอบภาพด้านบนในแต่ละแถว หากแถวใดมีพิกเซลสีขาวมากกว่าหรือเท่ากับหนึ่งพิกเซล ให้ภาพระดับสีเทาแสดงข้อมูลภาพในแถวดังกล่าว ซึ่งจะได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 4.39

รูปที่ 4.39 แสดงภาพผลลัพธ์ระดับสีเทาของการตัดส่วนของเส้นตรงในแนวนอนที่มีความยาวเกิน 1 ใน 4 ของความยาวภาพทั้งหมดออกไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

7) แปลงเป็นภาพขาวดำ

ทำการแปลงภาพระดับสีเทาจากรูปที่ 4.39 ให้กลายเป็นภาพขาวด้วยการกำหนดค่าเทรสโฮลด์ด้วยวิธีของโอสึ ดัง [6] ได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 4.40



รูปที่ 4.40 แสดงผลลัพธ์การแปลงภาพเป็นภาพขาวดำ

8) กำจัดวัตถุที่มีความสูงน้อยกว่าความกว้างและวัตถุที่มีขนาดเล็กมาก

ทำการหาวัตถุทั้งหมดที่มีในภาพ โดยพิจารณาจากการเชื่อมต่อกันของพิกเซลสีขาว ด้วยการกำหนดหมายเลขให้ส่วนที่เชื่อมต่อกัน จากนั้นนำวัตถุที่หาได้ทั้งหมดมาพิจารณาที่ละวัตถุ โดยวัตถุใดมีความสูงน้อยกว่าความกว้าง หรือเป็นวัตถุที่มีขนาดเล็กมากไม่ผ่านเกณฑ์ที่กำหนด วัตถุนั้นจะถูกทำให้เป็นศูนย์ เพื่อลบวัตถุที่ไม่ต้องการออกไป ได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 4.41

รูปที่ 4.41 แสดงผลลัพธ์การกำจัดวัตถุที่มีความสูงน้อยกว่าความกว้างและวัตถุที่มีขนาดเล็กมาก

9) กำหนดขอบเขตกล่องสี่เหลี่ยมปิดล้อมรอบวัตถุ

หลังจากที่ลบวัตถุที่ไม่ต้องการออกไปเรียบร้อยแล้วจะเหลือแต่เลขทะเบียนดังภาพ หลังจากนั้นจะทำการกำหนดขอบเขตกล่องสี่เหลี่ยมในการปิดล้อมรอบตัวอักษร (Bounding Box) ลงบนภาพผลลัพธ์ที่ได้ เพื่อตัดภาพผลลัพธ์ที่ได้ในข้อ 8 ให้เหลือแต่ตัวอักษรและตัวเลขแยกออกจากกันเป็นตัวๆ ดังรูปที่ 4.42

รูปที่ 4.42 แสดงผลลัพธ์การแยกตัวอักษร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยจากการเตรียมข้อมูลตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถยนต์ไทย 1,055 ป้าย และ ป้ายทะเบียนรถลาว 2,757 ป้าย ได้ชุดข้อมูลตัวอักษรทั้งจำนวนทั้งหมด 14,980 ตัว โดยแบ่งออกเป็น 2 ชุด ได้แก่ ตัวอักษรสำหรับฝึกฝนร้อยละ 60 จำนวน 8,770 ตัว ประกอบด้วยตัวอักษรลาว 1,754 ตัว, ตัวอักษรไทย 671 ตัว และตัวเลขอารบิค 6,345 ตัว และตัวอักษรสำหรับทดสอบร้อยละ 40 จำนวน 6,210 ตัว ประกอบด้วยตัวอักษรลาว 1,207 ตัว, ตัวอักษรไทย 522 ตัว และตัวเลขอารบิค 4,481 ตัว โดยตัวอักษรมีความเอียงอยู่ในช่วงมุมต่างๆ ดังรูปที่ 4.43 และตารางที่ 4.5

รูปที่ 4.43 แสดงตัวอย่างการเอียงของตัวอักษรที่เอียง 74.59 องศา และ -80.69 องศา ตามลำดับ

ตารางที่ 4.5 แสดงการเอียงของตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคสำหรับตัวอักษรชุดฝึกฝนและตัวอักษรชุดทดสอบ

θ	จำนวนตัวอักษรฝึกฝน	จำนวนตัวอักษรทดสอบ	θ	จำนวนตัวอักษรฝึกฝน	จำนวนตัวอักษรทดสอบ
-90 ถึง -81	3534	2661	10 ถึง 19	0	0
-80 ถึง -71	623	364	20 ถึง 29	1	0
-70 ถึง -61	87	51	30 ถึง 39	0	2
-60 ถึง -51	4	4	40 ถึง 49	0	1
-50 ถึง -41	1	1	50 ถึง 59	15	3
-40 ถึง -31	0	0	60 ถึง 69	115	32
-30 ถึง -21	0	0	70 ถึง 79	648	298
-20 ถึง -11	0	2	80 ถึง 89	3739	2790
-10 ถึง -1	0	0	90	2	1
0 ถึง 9	1	0	**รวม**	8770	6210

หลังจากนี้ก็สามารถนำตัวอักษรที่ผ่านกระบวนการทำการแยกตัวอักษรแล้วไปสกัดคุณลักษณะสำคัญในขั้นตอนต่อไปนั้นเอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2 ส่วนการสกัดคุณลักษณะสำคัญ (Feature Extraction)

ในส่วนการสกัดคุณลักษณะสำคัญเป็นส่วนที่สนใจจะพัฒนาในงานวิจัยนี้ โดยในส่วนนี้จะนำข้อมูลตัวอักษรที่ได้จากขั้นการเตรียมข้อมูลตัวอักษรในขั้นตอนก่อนหน้า ทั้งตัวอักษรในชุดฝึกฝนและชุดทดสอบ ของทั้งตัวอักษรสังเคราะห์และตัวอักษรที่มาจากป้ายทะเบียนรถยนต์ มาทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการของ ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์, เซอรไนท์โมเมนต์ และโซนนิ่ง ซึ่งมีขั้นตอนดังรูปที่ 4.44 และมีรายละเอียดของการทดลองในแต่ละวิธีดังนี้

รูปที่ 4.44 แผนผังแสดงการออกแบบระบบส่วนการสกัดคุณลักษณะสำคัญ

4.2.1 การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์

ในขั้นนี้จะนำตัวอักษรที่ได้จากขั้นการเตรียมข้อมูลตัวอักษรมาทำการปรับขนาดภาพให้มีขนาด 128x64 พิกเซล แล้วจึงเริ่มทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ ซึ่งวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีดังกล่าวมีขั้นตอนการทดลองอย่างละเอียด ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2.1.1 การคำนวณค่าเกรเดียนท์ (Gradient computation)

การคำนวณหาค่าของเกรเดียนท์ในที่นี้จะประกอบไปด้วย 2 ค่าได้แก่ ค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ และ ทิศการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ ทำการคำนวณหาค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสง ซึ่งโดยทั่วไปแล้วจะใช้หน้ากากตัวกรองดังสมการที่ (4.10) เพื่อหาค่าการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงในทิศ x และทิศ y ด้วยการทำคอนโวลูชัน (*) กับภาพอินพุต ดังสมการที่ (4.9)

$$I_x = I * D_x \qquad I_y = I * D_y \tag{4.9}$$

$$D_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad D_y = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \tag{4.10}$$

I ภาพอินพุต, I_x ภาพผลลัพธ์ที่มีค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_x, I_y ภาพผลลัพธ์ที่มีค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_y

(ก) (ข) (ค)

รูปที่ 4.45 (ก) ภาพอินพุต, (ข) ภาพที่มีขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_x , (ค) ภาพที่มีขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_y

จากนั้นทำการคำนวณหาค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ ดังสมการที่ (4.11) และ ค่าทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ ดังสมการที่ (4.12)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$|G| = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \tag{4.11}$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{I_y}{I_x}\right) \tag{4.12}$$

I_x ขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_x, I_y ภาพที่มีขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงตามทิศการเปลี่ยนแปลงของ D_y, G ค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์และ θ ทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์

รูปที่ 4.46 ค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของแกรเดียรน์

โดยค่าของ θ จะอยู่ในช่วง $-\pi$ ถึง π จาก [19] พบว่า การใช้ θ แบบ ไม่คิดเครื่องหมาย (Unsigned) จะให้ผลลัพธ์ที่ดี ในงานวิจัยนี้จึงใช้ค่า θ แบบไม่คิดเครื่องหมาย ด้วยการนำค่า θ เฉพาะที่ติดลบมาบวกกับ π เพื่อทำให้ค่า θ เป็นบวก จึงทำให้ค่า θ เปลี่ยนจากช่วง $-\pi$ ถึง π มาอยู่ในช่วง 0 ถึง π แทน แล้วจึงแปลงค่าในหน่วย เรเดียน (Radian) ให้กลายเป็น องศา ด้วยสมการที่ (4.13)

$$\alpha = (\theta * 180)/\pi \tag{4.13}$$

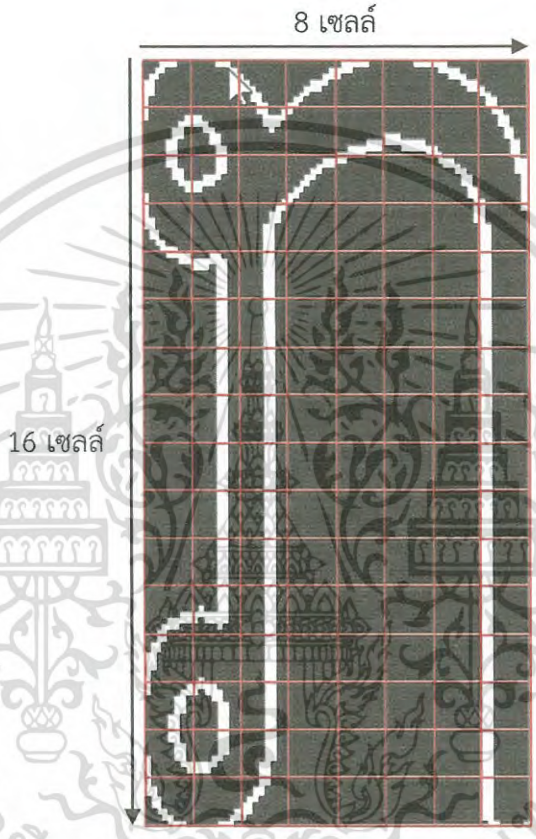
4.2.1.2 การแบ่งบินตามทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสง (Orientation Binning)

จากงานวิจัยของ [19] ได้กล่าวว่าการเก็บค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสง โดยใช้จำนวนบินในฮีสโตแกรม เท่ากับ 9 บิน ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ในงานวิจัยนี้จึงได้นำค่าขนาดการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เปลี่ยนแปลงความเข้มแสงในแต่ละพิกเซลของแต่ละเซลล์ ที่คำนวณได้ จัดลงบินในฮีสโตแกรม ทั้ง 9 บิน คือมุม 0 ถึง 180 องศา ซึ่งแต่ละบิน จะมีความกว้างบิน 20 องศา โดยค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของแต่ละพิกเซล จะไปอยู่ในบินใด สามารถทำได้ ดังนี้

เริ่มจากการแบ่งภาพออกเป็นเซลล์ทั้งหมด 128 เซลล์ โดยแต่ละเซลล์ จะมีจำนวนพิกเซลอยู่ทั้งหมด 64 พิกเซล ดังรูปที่ 4.47



รูปที่ 4.47 แสดงการแบ่งเซลล์จำนวน 128 เซลล์

ตารางที่ 4.6 แสดงค่าทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ในหน่วยองศาของเซลล์ที่ 1

0	0	0	45	45	90	0	0
0	0	45	45	0	0	0	0
0	45	45	0	0	0	0	0
0	45	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
45	0	0	0	0	0	0	0
45	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

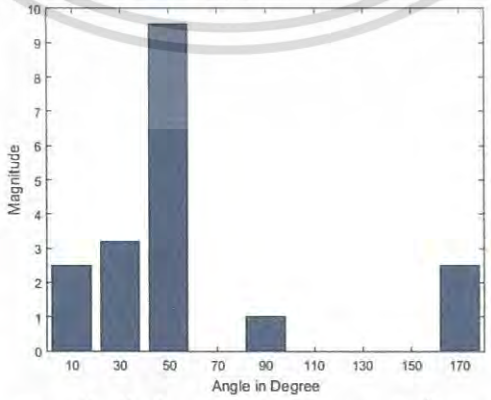
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.7 ค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเกรเดียนท์ของเซลล์ที่ 1

0	0	0	1.4142	1.4142	1	0	0
0	0	1.4142	1.4142	0	0	0	0
0	1.4142	1.4142	0	0	0	0	0
1	1.4142	0	0	0	0	0	0
1	1	0	0	0	0	0	0
1.4142	1	0	0	0	0	0	0
1.4142	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0

ในการจะเลือกว่าค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของแต่ละพิกเซล จะไปอยู่ที่บินใดในฮีสโตแกรม จะต้องคำนึงถึงบินที่อยู่ใกล้เคียงกับค่าของทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงที่กำลังพิจารณาอยู่ ซึ่งประกอบไปด้วย 2 บินที่อยู่ใกล้เคียง หากค่าของทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงที่กำลังพิจารณาอยู่ อยู่ใกล้บินใดมากกว่า บินนั้นจะต้องได้ค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงที่มากกว่า ดังนั้นจึงต้องทำการคำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนักให้กับขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของแต่ละพิกเซล ก่อนที่จะนำค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงเก็บลงบิน สาเหตุที่ต้องแบ่งค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงเก็บลงทั้ง 2 บิน ก็เพื่อต้องการให้ค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงที่มีค่าถ่วงน้ำหนักมากกว่ามีผลกับฮีสโตแกรมมากกว่า และ ค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงที่มีค่าถ่วงน้ำหนักน้อยกว่าก็จะมีผลกับฮีสโตแกรมน้อยกว่าตามไปด้วย

จากตารางที่ 4.8 เป็นการจัดค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงลงฮีสโตแกรมในแต่ละบิน พบว่า ได้มีการจัดช่วงของ α คร่อมระหว่าง 2 บิน เพื่อให้สะดวกต่อการหาหมายเลขบินที่อยู่ข้างเคียงทั้ง 2 บิน จากตารางที่ 4.6 แถวที่ 6 คอลัมน์ที่ 1 มีค่า α เท่ากับ 45 องศา พบว่า ที่ 45 องศา เป็นค่า α ที่ตกอยู่ในช่วง 31-50 องศา ก็จะทำการคำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนักตามตารางที่ 4.8 ด้วยค่า G ในแถวที่ 6 คอลัมน์ที่ 1 ดังตารางที่ 4.6 แล้วนำค่า G ที่ได้ปรับค่าถ่วงน้ำหนักแล้วเก็บลงบินที่ 2 และ 3 ตามลำดับ



รูปที่ 4.48 แสดงฮีสโตแกรมความสัมพันธ์ระหว่างทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงกับขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงของเซลล์ ที่ 1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.8 แสดงการจัดค่าลงฮีสโตแกรมในแต่ละบินตามทิศทางการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสง และค่าถ่วงน้ำหนักของขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสง

α (องศา)	ค่าถ่วงน้ำหนักของขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสง	หมายเลขบิน
0-10	$G*(\alpha+10)/20$	บิน 1
	$G*(10-\alpha)/20$	บิน 9
11-30	$G*(30-\alpha)/20$	บิน 1
	$G*(\alpha-10)/20$	บิน 2
31-50	$G*(50-\alpha)/20$	บิน 2
	$G*(\alpha-30)/20$	บิน 3
51-70	$G*(70-\alpha)/20$	บิน 3
	$G*(\alpha-50)/20$	บิน 4
71-90	$G*(90-\alpha)/20$	บิน 4
	$G*(\alpha-70)/20$	บิน 5
91-110	$G*(110-\alpha)/20$	บิน 5
	$G*(\alpha-90)/20$	บิน 6
111-130	$G*(130-\alpha)/20$	บิน 6
	$G*(\alpha-110)/20$	บิน 7
131-150	$G*(150-\alpha)/20$	บิน 7
	$G*(\alpha-130)/20$	บิน 8
151-170	$G*(170-\alpha)/20$	บิน 8
	$G*(\alpha-150)/20$	บิน 9
171-180	$G*(190-\alpha)/20$	บิน 9
	$G*(\alpha-170)/20$	บิน 1

จากกราฟดังรูปที่ 4.48 เป็นผลลัพธ์ที่ได้จากการจัดค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงลงในฮีสโตแกรม ด้วยจำนวนบิน 9 บิน ของเซลล์ ที่ 1 ทั้ง 64 พิกเซล จะเห็นได้ว่าสามารถลดค่าขนาดการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสง จาก 64 ค่า ให้เหลือเพียงแค่ 9 ค่าได้ ตามดังรูปที่ 4.48

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2.1.3 บล็อกนอร์มัลไลเซชัน (Block Normalization)

บล็อกนอร์มัลไลเซชันจะเริ่มจากการกำหนดขนาดบล็อก (block size) ในการทดลองนี้ใช้ขนาดบล็อกเท่ากับ 4 เซลล์ หมายความว่า ใน 1 บล็อก จะทำการพิจารณาข้อมูลทีละ 4 เซลล์ แล้วทำการเลื่อนหน้าต่างบล็อกขยับไปทีละ 1 เซลล์ จากซ้ายไปขวาบนลงล่าง เพื่อไล่พิจารณาข้อมูลจนหมดภาพ ดังรูปที่ 4.49

รูปที่ 4.49 แสดงการแบ่งบล็อกจำนวน 105 บล็อก

โดยใน 1 บล็อกจะประกอบไปด้วยจำนวนเซลล์ 4 เซลล์ ซึ่งในแต่ละเซลล์จะทำการสร้างฮีสโตแกรมจำนวน 9 บิน ดังนั้นจึงกล่าวได้ว่า ใน 1 บล็อก จะทำการสร้างข้อมูลฮีสโตแกรมของแต่ละเซลล์ ทั้ง 4 เซลล์ รวมกันได้จำนวนบินในฮีสโตแกรมทั้งหมด 36 บิน จึงทำให้ใน 1 บล็อกสามารถสกัดคุณลักษณะออกมาเพื่อสร้างเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญได้จำนวนทั้งหมด 36 ค่า จากนั้นจึงทำการนอร์มัลไลเซชค่าของเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญ ดังสมการที่ (4.14)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$L2-norm: f = \frac{v}{\sqrt{\|v\|_2^2 + c^2}} \quad (4.14)$$

จากสมการ v คือ เวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญในหนึ่งบล็อกที่ยังไม่ได้ทำการนอร์มัลไลซ์

$\|v\|_2$ คือ ค่าของ v ที่ผ่านการทำ L2-norm แล้ว

c คือ ค่าคงที่ ที่มีค่าน้อยมากๆ

จากสมการ (4.14) จะเป็นการนำค่าของฮีสโตแกรม ใน 1 บล็อก มาเรียงเป็นเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญแล้วหารด้วยค่าของ $\|v\|_2$ ที่เป็นค่า v ที่ผ่านการนอร์มัลไลซ์มาแล้ว บวกด้วยค่า c เป็นค่าคงที่ที่มีจำนวนน้อยมากๆ เพื่อป้องกันไม่ให้พจน์ล่างเป็นศูนย์ ทำลักษณะนี้เรื่อยไปจนครบทุกบล็อกก็จะได้เวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญทั้งหมด 3,780 ค่า (105 บล็อก x 36) เมื่อผ่านการทำบล็อกนอร์มัลไลเซชันแล้วเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญที่ได้ จะมีความทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงของแสงและความคมชัด

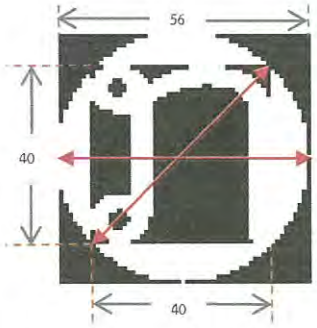
4.2.2 การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยเซอร์ไนท์โมเมนต์

ในการหาค่าเซอร์ไนท์โมเมนต์ของรูปภาพนั้น สามารถทำได้โดยการนำรูปภาพโปรเจคตั้งฉากกับรัศมีโพลิโนเมียล โดยจะทำในพิกัดเชิงขั้ว สำหรับวิธีการหาค่าเซอร์ไนท์โมเมนต์ของรูปภาพสามารถทำได้ดังนี้

4.2.2.1 เตรียมภาพก่อนการสกัดคุณลักษณะสำคัญ

ทำการปรับขนาดภาพตัวอักษรให้มีขนาด 40x40 พิกเซล โดยใช้เส้นทแยงมุมของภาพตัวอักษรเป็นเส้นผ่านศูนย์กลางและนำเส้นผ่านศูนย์กลางนี้หาค่ารัศมีเพื่อใช้ในการสร้างวงกลม จากนั้นนำภาพตัวอักษรมาวางทับบนภาพวงกลม ดังรูปที่ 4.50 เหตุที่ต้องเตรียมภาพในลักษณะนี้ก่อนทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญนั้น เพื่อให้แน่ใจว่าทุกพิกเซลของภาพตัวอักษรจะถูกคำนวณอยู่ภายในรัศมีโพลิโนเมียล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.50 แสดงภาพตัวอักษรที่อยู่ภายในรัศมีโพลิโนเมียล

4.2.2.2 คำนวณหาค่ารัศมี

ทำการคำนวณหาค่าความยาวของเวคเตอร์หรือความยาวรัศมี (ρ) จากจุดศูนย์กลางถึงพิกเซล (x, y) ใดๆ ทุกพิกเซล ดังสมการที่ (4.15)

$$\rho = \sqrt{x^2 + y^2} \tag{4.15}$$

4.2.2.3 คำนวณหาค่ามุม

คำนวณหาค่ามุม θ ที่อยู่ระหว่างเวคเตอร์รัศมีกับแกน x ให้กับทุกพิกเซลในภาพ ซึ่งสามารถหาได้ ดังสมการที่ (4.16)

$$\theta = \arctan\left(\frac{y}{x}\right) \tag{4.16}$$

4.2.2.4 คำนวณหารัศมีโพลิโนเมียล (Radial Polynomial)

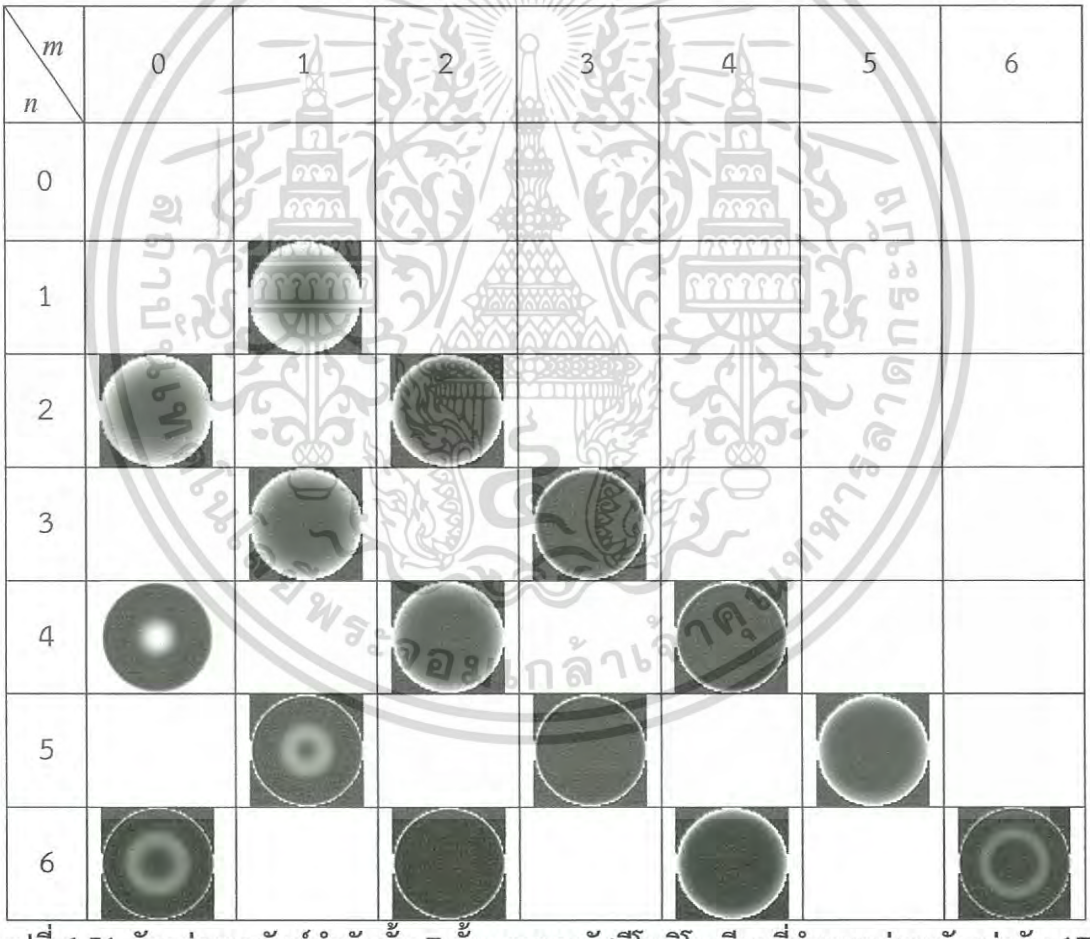
หาค่า $R_{n,m}(\rho)$ในแต่ละค่าระดับ (n) และ ค่าซ้ำ (m) ดังสมการที่ (4.17)

$$R_{n,m}(\rho) = \sum_{s=0}^{(n-|m|)/2} (-1)^s \cdot \frac{[(n-s)!]\rho^{n-2s}}{\left(s!\left(\frac{n+|m|}{2}-s\right)!\left(\frac{n-|m|}{2}-s\right)!\right.} \tag{4.17}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่ n ค่าระดับ (Order) มีค่าเป็นศูนย์หรือจำนวนเต็มบวก, m ค่าซ้ำ (Repetition) มีค่าเป็นศูนย์หรือจำนวนเต็มบวก, S จำนวนเต็มตั้งแต่ 0 ถึง $n-|m|/2$, ρ ค่าความยาวรัศมีจากจุดกึ่งกลางวงกลมถึงพิกเซลในตำแหน่ง (x, y) ใดๆ, $R_{n,m}(\rho)$ ค่าผลลัพธ์ของรัศมีโพลิโนเมียลตามตำแหน่งของค่าระดับและ ค่าซ้ำ

ซึ่งในการทดลองจะกำหนดค่าระดับจำนวน 3 ครั้ง เพื่อหาค่าระดับที่เหมาะสมกับการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคมากที่สุด ซึ่งได้มีการกำหนดค่าระดับในแต่ละครั้งเท่ากับ 16, 17 และ 18 ตามลำดับ ส่วนค่าซ้ำจะถูกกำหนดโดยขึ้นกับค่าระดับ โดยหากกำหนดค่าระดับเป็นเลขคู่ ค่าซ้ำจะเริ่มตั้งแต่ 0 ถึง ค่าระดับ โดยบวกเพิ่มทีละ 2 แต่หากค่าระดับที่กำหนดเป็นเลขคี่ ค่าซ้ำจะเริ่มตั้งแต่ 1 ถึง ค่าระดับ โดยบวกเพิ่มทีละ 2 ซึ่งตัวอย่างผลลัพธ์ที่ได้จากการหาค่ารัศมีโพลิโนเมียลที่ ค่าระดับเท่ากับ 17 โดยมีผลลัพธ์ของ 7 ชั้นแรก ดังรูปที่ 4.51



รูปที่ 4.51 ตัวอย่างผลลัพธ์ลำดับชั้น 7 ชั้นแรกของรัศมีโพลิโนเมียลที่กำหนดค่าระดับเท่ากับ 17

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

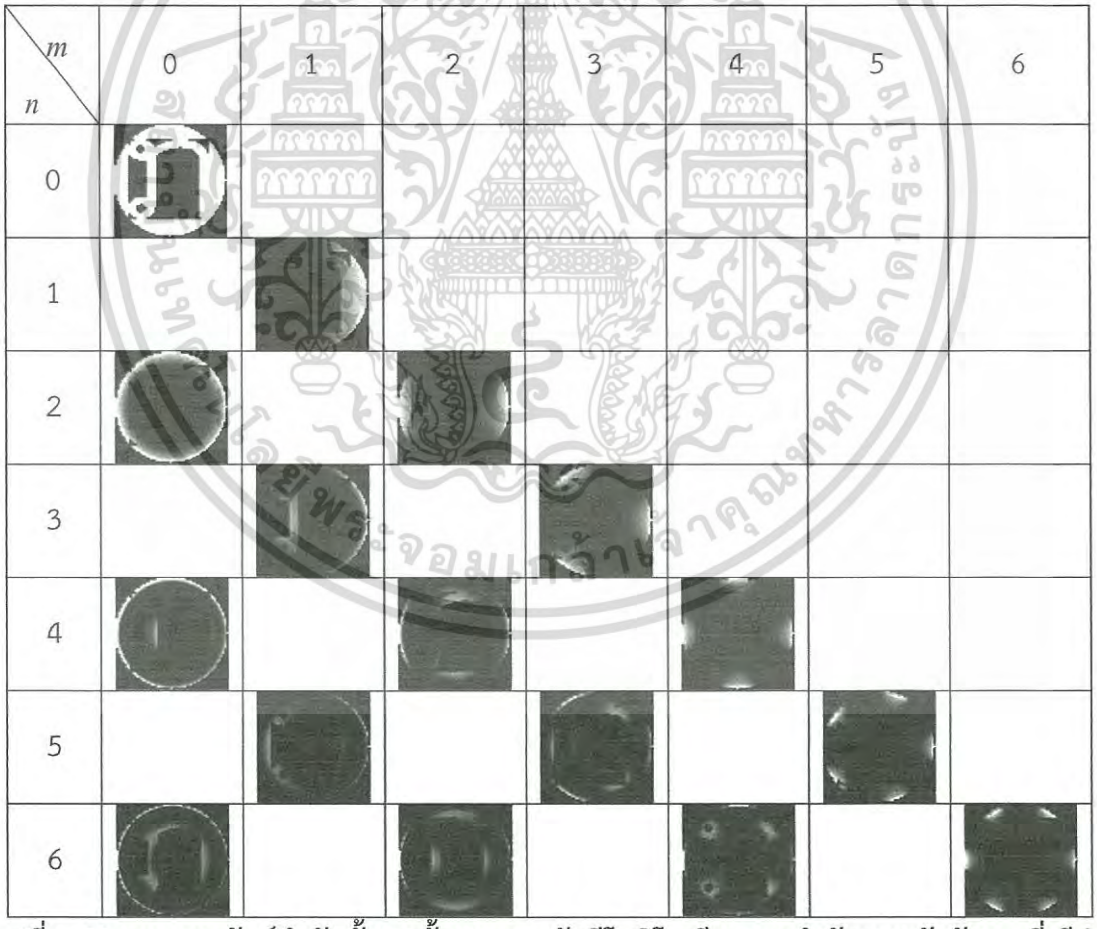
4.2.2.5 คำนวณหาค่าเซอร์ไนท์โมเมนต์

ในขั้นนี้จะเป็นการคำนวณหาค่าเซอร์ไนท์โมเมนต์ให้กับรูปภาพตามค่าระดับ และค่าซ้ำ ซึ่งสามารถหาได้จากสมการที่ (4.19)

จาก
$$Z_{n,m} = \frac{n+1}{\lambda_N} \sum_{c=0}^{N-1} \sum_{r=0}^{N-1} f(x,y) V^*_{n,m}(x,y) \tag{4.18}$$

ดังนั้น
$$= \frac{n+1}{\lambda_N} \sum_{c=0}^{N-1} \sum_{r=0}^{N-1} f(x,y) R_{n,m}(\rho) e^{-jm\theta_{cr}} \tag{4.19}$$

เริ่มจากการแทนค่าลงในพจน์ $f(x,y)R_{n,m}(\rho)e^{-jm\theta_{cr}}$ เพื่อทำให้รูปภาพโปรเจคตั้งฉากกับรัศมีโพลิโนเมียล จะได้ผลลัพธ์ออกมาดังรูปที่ 4.52



รูปที่ 4.52 แสดงผลลัพธ์ลำดับชั้น 7 ชั้นแรกของรัศมีโพลิโนเมียลกระทำกับภาพตัวอักษร ที่ มีค่าระดับเท่ากับ 17

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

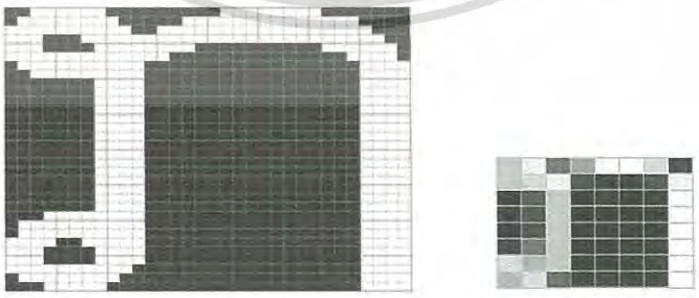
จากนั้นคำนวณหาค่าผลรวม $\sum_{c=0}^{N-1}\sum_{r=0}^{N-1} f(x,y)R_{n,m}(\rho)e^{-jm\theta_{cr}}$ ในทุกพิกเซล แล้วนำค่าผลรวมที่ได้ไปคูณกับ $\frac{n+1}{\lambda_N}$ โดยที่ n คือ ค่าระดับ, λ_N คือ จำนวนพิกเซลที่อยู่ภายในวงกลมทั้งหมดของภาพอินพุต เมื่อแทนค่าของสมการที่ (4.19) ทั้งสมการแล้วจะได้ค่า $Z_{n,m}$ ที่เป็นค่าจำนวนเชิงซ้อน แต่ค่าที่จะนำไปใช้เป็นเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญนั้นจะเป็นค่าแมกนิจูด ซึ่งสามารถหาค่าแมกนิจูดได้ ดังสมการที่ (4.20)

$$A = |Z_{n,m}| \tag{4.20}$$

หลังจากที่ได้ค่า A ซึ่งเป็นค่าแมกนิจูดแล้ว ก็จะนำค่าแมกนิจูดที่ได้ไปเรียงต่อกันเป็นเวคเตอร์เพื่อนำไปใช้ในขั้นการรู้จำต่อไป โดยในงานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองโดยใช้ ค่าระดับเท่ากับ 16, 17 และ 18 ระดับ ตามลำดับ จึงทำให้มีจำนวนของค่าซ้ำเท่ากับ 81, 90 และ 100 ค่าตามลำดับ นั้นจึงทำให้เวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญมีจำนวนคุณลักษณะสำคัญทั้งหมด 81, 90 และ 100 คุณลักษณะสำคัญต่อ 1 ตัวอักษร ตามลำดับนั้นเอง

4.2.3 การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยโซนนิ่ง

ในขั้นนี้จะเริ่มจากการนำตัวอักษรที่ได้จากในขั้นการเตรียมข้อมูลตัวอักษรมาทำการปรับขนาดให้เหลือ 32x32 พิกเซล แล้วทำการอ่านค่าพิกเซลเข้ามาทีละ 4x4 พิกเซลดังที่เห็นในกรอบสีแดงดังรูปที่ 4.53(ก) เพื่อทำการหาค่าเฉลี่ยความเข้มแสงในแต่ละพื้นที่ของกรอบสีแดง จากนั้นนำค่าเฉลี่ยที่คำนวณได้ไปเก็บไว้ในตารางขนาด 8x8 ดังรูปที่ 4.53(ข) ดังนั้นภาพตัวอักษรแต่ละตัวที่ผ่านการสกัดคุณลักษณะสำคัญออกมาแล้ว จะมีขนาด 8x8 พิกเซล และมีจำนวนของคุณลักษณะสำคัญเท่ากับ 64 คุณลักษณะนั้นเอง



(ก) ตาราง 32x32 (ข) ตาราง 8x8

รูปที่ 4.53 (ก) แสดงการหาค่าเฉลี่ยน้ำหนักของพิกเซลสีขาวในตาราง 32x32 และ (ข) ผลลัพธ์การหาค่าเฉลี่ยน้ำหนักของพิกเซลสีขาวที่ตาราง 8x8

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยได้มีการยกตัวอย่างการสกัดคุณลักษณะสำคัญในแต่ละโซนด้วยวิธีโซนนิ่งไว้ ดังนี้

ในการสกัดคุณลักษณะสำคัญที่ 1 ที่กรอบสีแดงตำแหน่ง (1,1) ดังรูปที่ 4.53(ก) ประกอบไปด้วยพิกเซลสีขาวจำนวน 12 พิกเซล ดังนั้นที่ตาราง 8x8 ดังรูปที่ 4.53(ข) ตำแหน่ง (1,1) จะมีค่าเฉลี่ยน้ำหนักของพิกเซลสีขาวเท่ากับ 12/16 เท่ากับ 0.750

ในการสกัดคุณลักษณะสำคัญที่ 2 ที่กรอบสีแดงตำแหน่ง (1,2) ดังรูปที่ 4.53(ก) ประกอบไปด้วยพิกเซลสีขาวจำนวน 14 พิกเซล ดังนั้นที่ตาราง 8x8 ดังรูปที่ 4.53(ข) ตำแหน่ง (1,2) จะมีค่าเฉลี่ยน้ำหนักของพิกเซลสีขาวเท่ากับ 14/16 เท่ากับ 0.875

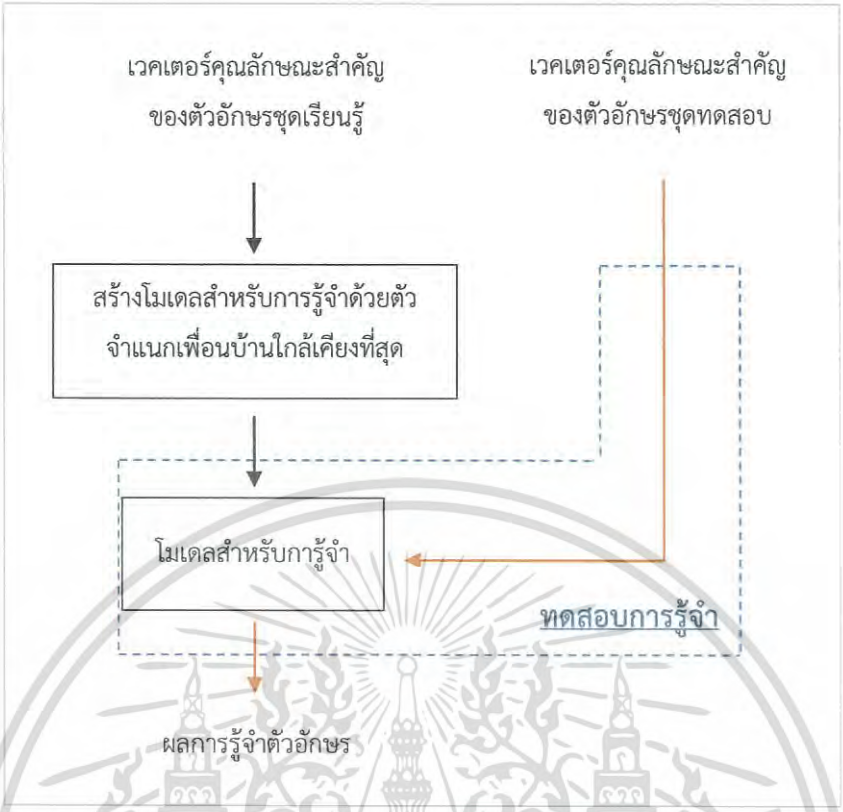
ในการสกัดคุณลักษณะสำคัญที่ 64 ที่กรอบสีแดงตำแหน่ง (8,8) ดังรูปที่ 4.53(ก) ประกอบไปด้วยพิกเซลสีขาวจำนวน 16 พิกเซล ดังนั้นที่ตาราง 8x8 ดังรูปที่ 4.53(ข) ตำแหน่ง (8,8) จะมีค่าเฉลี่ยน้ำหนักของพิกเซลสีขาวเท่ากับ 16/16 เท่ากับ 1.000

ข้อมูลจากตาราง 8x8 พิกเซลที่ได้หลังจากทำขั้นตอนสกัดคุณลักษณะสำคัญแล้ว ดังรูปที่ 4.53(ข) จะถูกจัดเรียงให้อยู่ในรูปของเวกเตอร์เพื่อนำไปใช้ในการสร้างโมเดลตัวจำแนก แล้วทำการรู้จำต่อไป

4.3 การรู้จำตัวอักษร (Character Recognition)

ในส่วนนี้จะทำการสร้างโมเดลการรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด (k-Nearest Neighbor Classifier) และทำการทดสอบการรู้จำจากโมเดลที่ได้สร้างขึ้น เพื่อทำการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคจากตัวอักษรสังเคราะห์และจากตัวอักษรที่มาจากป้ายทะเบียนรถยนต์ ซึ่งมีขั้นตอนการทำงานดังรูปที่ 4.54 และได้มีการอธิบายรายละเอียดการทำงานในแต่ละขั้นตอน ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.54 แผนผังแสดงการออกแบบระบบส่วนการรู้จำ

4.3.1 สร้างโมเดลสำหรับการรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด

การหาเพื่อนบ้านใกล้ที่สุดในงานวิจัยนี้จะนำเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญที่มีจำนวนคุณลักษณะสำคัญ 3,780 คุณลักษณะ สำหรับการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์, จำนวนคุณลักษณะสำคัญ 81, 90 และ 100 คุณลักษณะ สำหรับการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีเซอร์ไนท์โมเมนต์ และ จำนวนคุณลักษณะสำคัญ 64 คุณลักษณะ สำหรับการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่ง ในการสร้างโมเดลตัวจำแนกจะนำคุณลักษณะสำคัญที่อยู่ในชุดฝึกฝนมากำหนดคลาสเป้าหมาย (Class Target)

ตัวอักษรสังเคราะห์จะสร้างโมเดลตัวจำแนก 1 โมเดลที่ประกอบไปด้วยตัวอักษร ไทย ลาว และตัวเลขอารบิค โดยมีจำนวนคลาสเป้าหมายเท่ากับ 81 คลาส

ตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถ (กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถไทยลาว) จะสร้างโมเดลตัวจำแนก 1 โมเดลที่ประกอบไปด้วยตัวอักษร ไทย ลาวและตัวเลขอารบิค โดยมีจำนวนคลาสเป้าหมายเท่ากับ 68 คลาส

ตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถ (กรณีจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถไทยลาว) จะสร้างโมเดลตัวจำแนก 2 ตัว ได้แก่ โมเดลที่ 1 ประกอบด้วย ตัวอักษรลาวและตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถลาว โดยมีจำนวนคลาสเป้าหมายของตัวอักษรลาว 20 คลาส และตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถลาว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

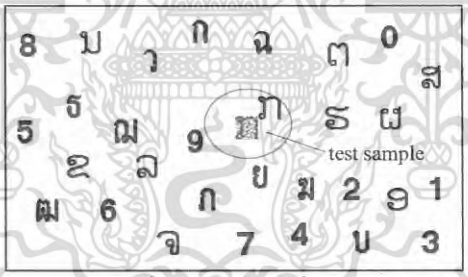
10 คลาส และ โมเดลที่ 2 ประกอบด้วย ตัวอักษรไทยและตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถไทย โดยมีจำนวนคลาสเป้าหมายของตัวอักษรไทย 38 คลาส และตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถไทย 10 คลาส

4.3.2 ทดสอบการรู้จำตัวอักษร

ในการทดสอบการรู้จำตัวอักษรจะนำตัวอักษรที่อยู่ในชุดฝึกฝนและชุดทดสอบของตัวอักษรสังเคราะห์และตัวอักษรที่มาจากป้ายทะเบียนรถ มาทำการคำนวณหาระยะทางด้วยระยะทางแบบยุคลิด (Euclidean Distances) ระหว่างเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญของตัวอักษรที่นำมาทดสอบ (x) กับเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญของตัวอักษรทั้งหมดที่มีอยู่ชุดฝึกฝน (y) ดังสมการที่ (4.21)

$$d(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x\text{-}y)^2} \tag{4.21}$$

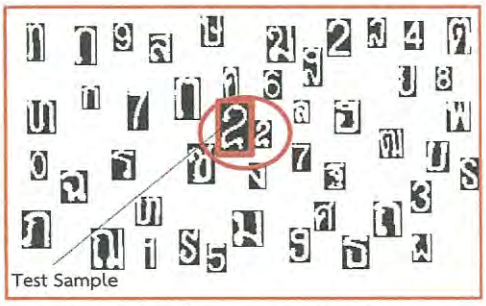
หลังจากนั้นจะทำการเลือกตัวอักษรในชุดฝึกฝนที่มีระยะห่างกับตัวอักษรที่นำมาทดสอบน้อยที่สุด มาเป็นผลลัพธ์ของการทำนาย ดังรูปที่ 4.55



รูปที่ 4.55 แสดงการหาเพื่อนบ้านใกล้ที่สุดของตัวอักษรสังเคราะห์

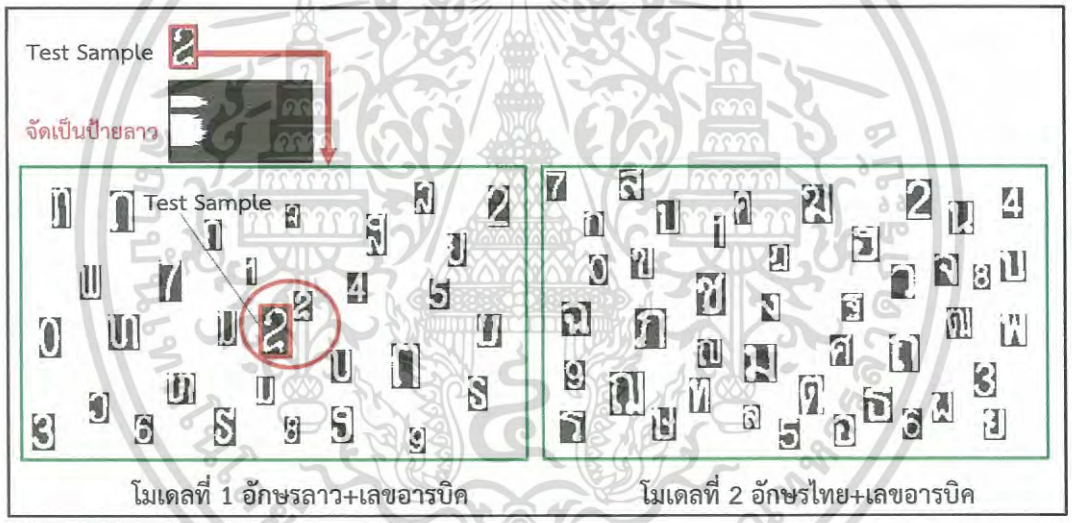
จากรูปที่ 4.55 เป็นการแสดงการทดสอบการรู้จำของตัวอักษรสังเคราะห์ด้วยวิธีเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด โดยเลือกตัวที่มีระยะห่างน้อยที่สุดในชุดฝึกฝนมาเป็นผลของการทำนาย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.56 แสดงการหาเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุดของตัวอักษรไทย ลาว และตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถ (กรณีไม่มีการจัดกลุ่มแยกป้ายไทยลาว)

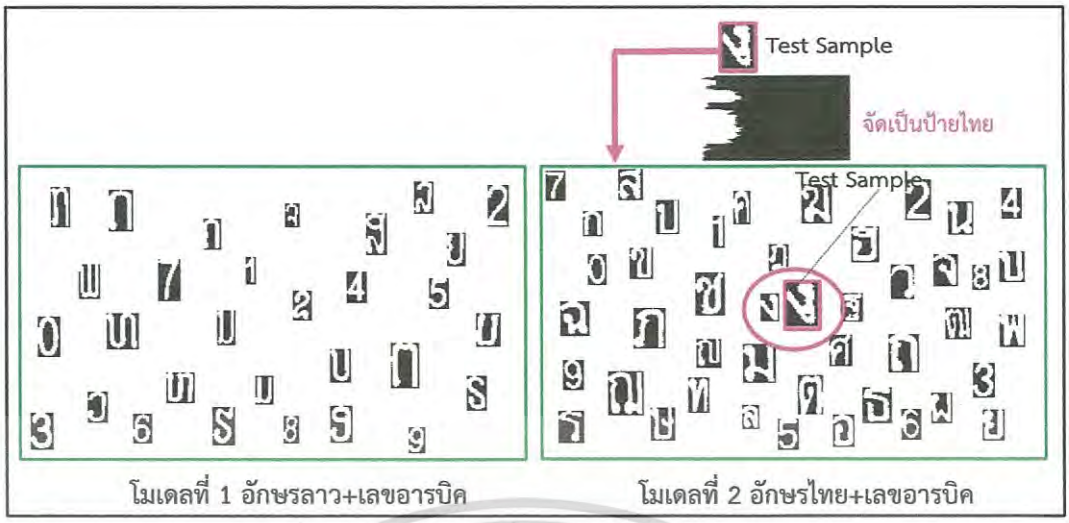
จากรูปที่ 4.56 เป็นการแสดงการทดสอบการรู้จำของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถ (กรณีไม่มีการจัดกลุ่มแยกป้ายไทยลาว) ด้วยวิธีเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด โดยเลือกตัวอักษรที่มีระยะห่างน้อยที่สุดในชุดฝึกฝนมาเป็นผลของการทำนาย



รูปที่ 4.57 แสดงการหาเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุดของตัวอักษรลาวจากป้ายทะเบียนรถ (กรณีจัดกลุ่มแยกป้ายไทยลาว)

จากรูปที่ 4.57 เป็นการแสดงการทดสอบการรู้จำของตัวอักษรลาวจากป้ายทะเบียนรถ (กรณีจัดกลุ่มแยกป้ายไทยลาว) ด้วยวิธีเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด หากตัวอักษรที่นำมาทดสอบเป็นตัวอักษรที่มาจากป้ายทะเบียนรถลาวตัวอักษรดังกล่าวจะถูกส่งเข้าสู่โมเดลตัวจำแนกที่ 1 แล้วจึงเลือกตัวที่มีระยะห่างน้อยที่สุดในชุดฝึกฝนมาเป็นผลของการทำนาย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.58 แสดงการหาเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุดของตัวอักษรไทยจากป้ายทะเบียนรถ (กรณีจัดกลุ่มแยกป้ายไทยลาว)

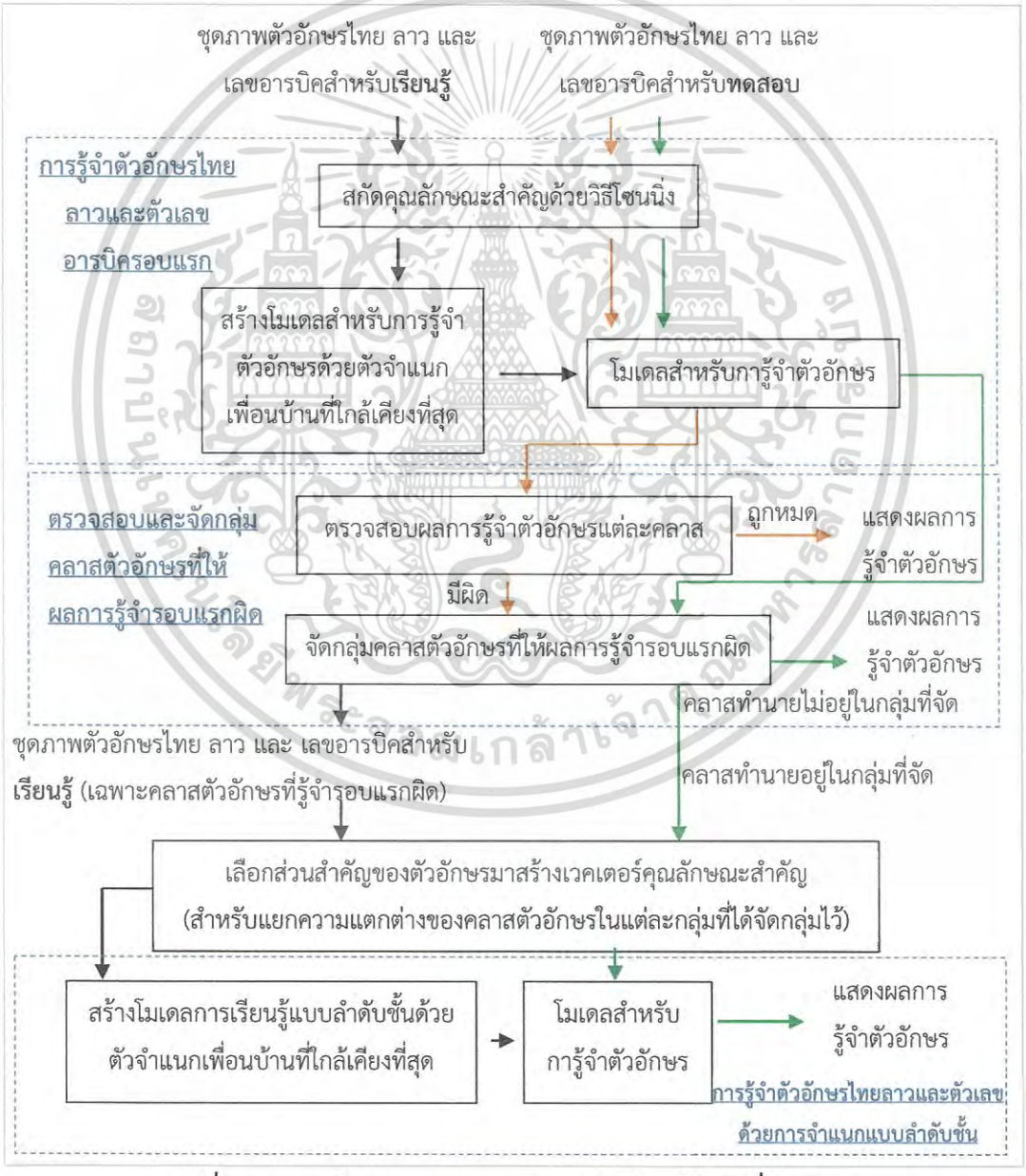
จากรูปที่ 4.58 เป็นการแสดงการทดสอบการรู้จำของตัวอักษรไทยจากป้ายทะเบียนรถ (กรณีจัดกลุ่มแยกป้ายไทยลาว) ด้วยวิธีเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด หากตัวอักษรที่นำมาทดสอบเป็นตัวอักษรที่มาจากป้ายทะเบียนรถไทยตัวอักษรดังกล่าวจะถูกส่งเข้าสู่โมเดลตัวจำแนกที่ 2 แล้วจึงเลือกตัวที่มีระยะห่างน้อยที่สุดในชุดฝึกฝนมาเป็นผลของการทำนาย

หลังจากที่ได้ทำการทดลองระบบรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคสำหรับตัวอักษรสังเคราะห์ และตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถ โดยทำการทดลองตามงานวิจัยที่ได้ศึกษามาจากผู้วิจัยท่านอื่นเป็นที่เรียบร้อยแล้ว ในหัวข้อถัดไปจะเป็นการกล่าวถึงงานวิจัยที่ได้นำเสนอซึ่งเป็นส่วนที่ผู้วิจัยได้ทำการพัฒนาขึ้นเพื่อเป็นการเพิ่มประสิทธิในการรู้จำให้กับตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคสำหรับตัวอักษรสังเคราะห์ และตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถนั้นเอง โดยรายละเอียดในส่วนต่างๆ จะถูกอธิบายไว้ในบทถัดไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
งานวิจัยที่นำเสนอ

ในบทนี้จะกล่าวถึงงานวิจัยที่นำเสนอ โดยในส่วนของงานวิจัยที่ได้นำเสนอนั้นจะเป็นในส่วนของการสกัดคุณลักษณะสำคัญและนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปทำการรู้จำในรูปแบบของลำดับชั้น โดยภาพการทำงานรวมของงานวิจัยที่นำเสนอที่ได้ออกแบบ จะมีลักษณะตามแผนภาพดังรูปที่ 5.1



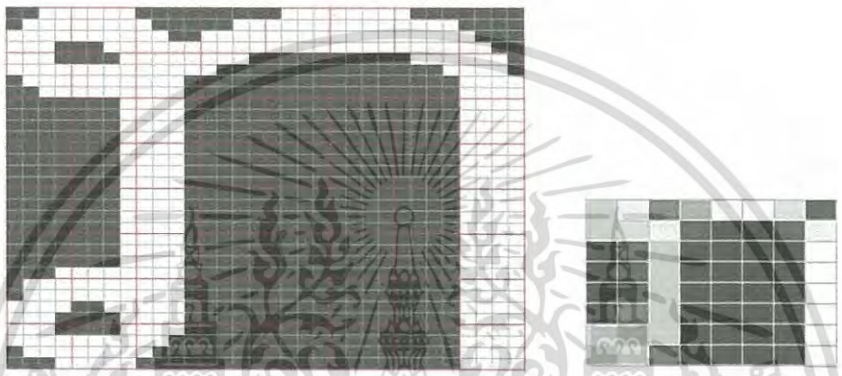
รูปที่ 5.1 แผนผังแสดงการออกแบบระบบส่วนวิธีการที่นำเสนอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยแต่ละขั้นตอนในแผนภาพดังรูปที่ 5.1 มีรายละเอียดต่างๆ ดังนี้

5.1 การรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิครอบแรก

เริ่มจากนำภาพตัวอักษรในชุดเรียนรู้และชุดทดสอบที่เป็นผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนการเตรียมข้อมูลตัวอักษร นำมาสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่ง โดยใช้วิธีการเดียวกันกับการทดลองในข้อ 4.2.3 ได้ผลลัพธ์ ดังรูปที่ 5.2



(ก) ตาราง 32x32 (ข) ตาราง 8x8

รูปที่ 5.2 (ก) แสดงการหาค่าเฉลี่ยน้ำหนักของพิกเซลสีขาวในตาราง 32x32 (ข) ผลลัพธ์การหาค่าเฉลี่ยน้ำหนักของพิกเซลสีขาวที่ตาราง 8x8

หลังจากนั้นนำเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญของตัวอักษรชุดเรียนรู้ไปสร้างโมเดลสำหรับการรู้จำตัวอักษรด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุด แล้วจึงใช้เวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญของตัวอักษรชุดทดสอบมาทดสอบการรู้จำกับตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุดที่ได้สร้างไว้

5.2 ตรวจสอบและจัดกลุ่มคลาสตัวอักษรที่ให้ผลการรู้จำรอบแรกผิด

ในขั้นนี้จะทำการตรวจสอบผลการรู้จำตัวอักษรในรอบแรก โดยที่คลาสตัวอักษรใดมีผลการรู้จำในรอบแรกที่ถูกต้องหมดทุกตัวอักษรแล้ว จะไม่ถูกนำมาจัดกลุ่มต่อและแสดงเป็นผลการรู้จำได้ทันที แต่หากคลาสตัวอักษรใดมีตัวอักษรที่รู้จำผิดก็จะถูกนำมาจัดกลุ่มต่อ โดยในการจัดกลุ่มจะทำการตรวจสอบทีละคลาสคาดหวัง (Class Target) โดยที่เมื่อพบว่าที่คลาสคาดหวังใดๆ มีการทำนายผิด ก็จะเก็บคลาสคาดหวัง และ คลาสที่ทำนายผิดรวมไว้เป็นกลุ่ม (Group) เดียวกัน เช่น การจัดกลุ่มตัวอักษรกลุ่ม 1 ของตัวอักษรสังเคราะห์ที่มีสัญญาณรบกวนในระดับ -30 dB ซึ่งถูกนำมาใช้เป็นชุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

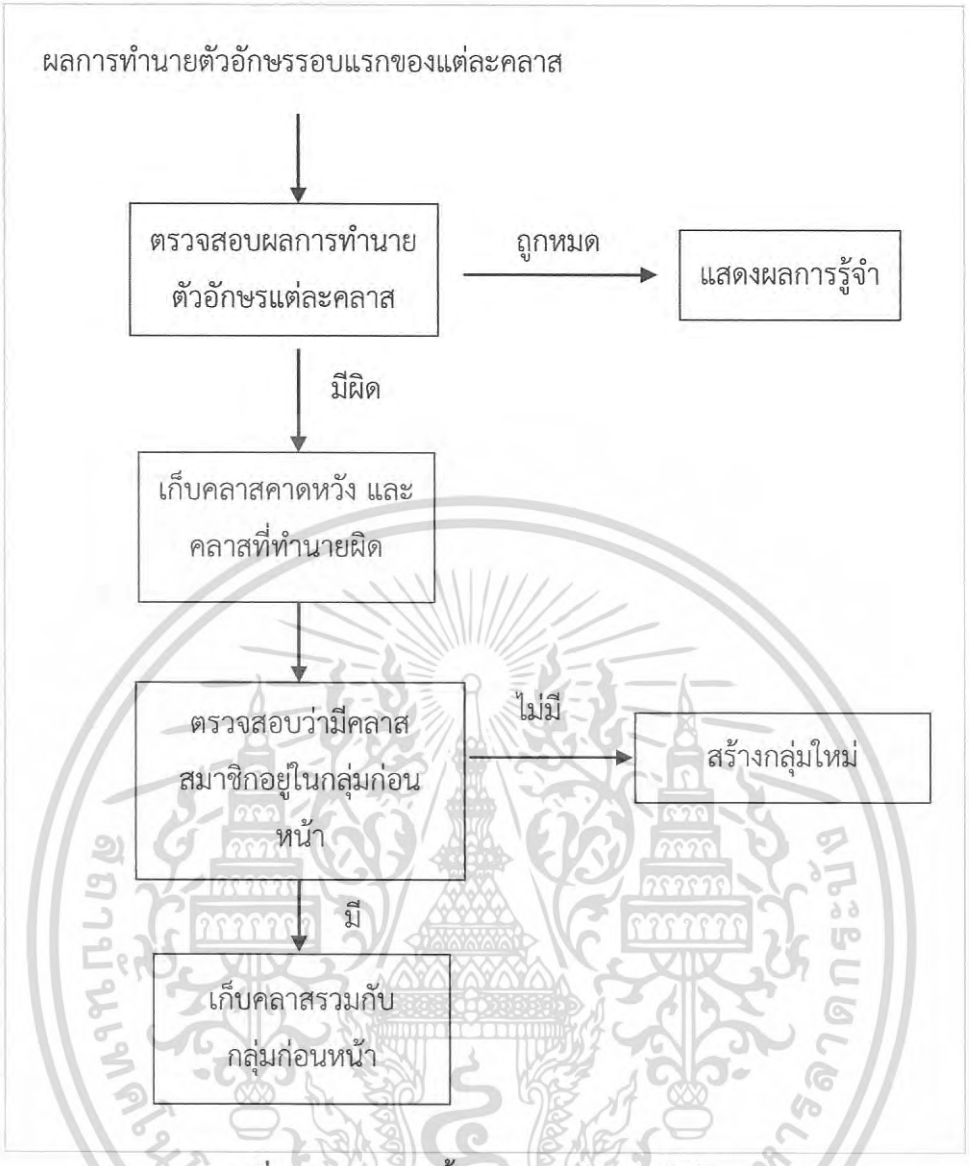
ทดสอบกับโมเดลตัวจำแนกที่ถูกสร้างขึ้นมาจากตัวอักษรสะอาด จะมีผลการรู้จำในรอบแรกดังตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 แสดงผลการรู้จำของตัวอักษรสังเคราะห์ในกลุ่มที่ 1

คลาสทำนาย / คลาสคาดหวัง	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10
ร = 22	22	22	22	22	22	27	22	22	22	22
๑ =26	26	26	26	26	26	26	26	26	26	26
ร =27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
๐ =70	70	70	70	70	70	70	70	26	27	70

จากตารางที่ 5.1 พบว่า ที่คลาสคาดหวัง 22 มีผลการทำนายที่ P6 ทำนายผิดเป็น คลาส 27 จึงจัด คลาสที่ 22 และ 27 เก็บไว้ในกลุ่มที่ 1 เมื่อ ตรวจสอบคลาสคาดหวัง 26 และ 27 พบว่า ผลการทำนายถูกต้องทั้งหมด จึงข้ามไปตรวจสอบคลาสที่ 70 พบว่าคลาสคาดหวัง ที่ 70 มีผลการทำนายผิด ไป 2 ตัวคือ ที่ P8 ทำนายเป็นคลาส 26 และ ที่ P9 ทำนายเป็นคลาส 27 จึงจัดคลาส 26 27 และ 70 เป็นกลุ่มเดียวกัน โดยจะต้องพิจารณาต่อว่า จะสร้างเป็นกลุ่มใหม่ หรือนำไปใส่เพิ่มในกลุ่มที่มีอยู่ก่อนหน้า ถ้าตรวจสอบแล้วพบว่า กลุ่มของคลาสที่กำลังพิจารณาอยู่ (26 27 และ 70) นั้นเป็นสมาชิกในกลุ่มก่อนหน้าก็จะจัดให้อยู่ในกลุ่มของคลาสก่อนหน้า แต่ถ้ากลุ่มของคลาสที่กำลังพิจารณาอยู่ไม่ได้เป็นสมาชิกในคลาสก่อนหน้า ก็จะทำการสร้างกลุ่มใหม่ จากการตรวจสอบพบว่าคลาส 26 27 และ 70 มี คลาส 27 เป็นสมาชิกในกลุ่มที่ 1 จึงจัดให้ คลาส 26 27 และ 70 อยู่ในกลุ่มที่ 1 ด้วย จึงทำให้ผลการจัดกลุ่มของกลุ่มที่ 1 ประกอบไปด้วยคลาส 22 26 27 และ 70 โดยการทำงานของการจัดกลุ่มนั้น มีกระบวนการโดยสรุปตามแผนผังดังรูปที่ 5.3 ดังนี้

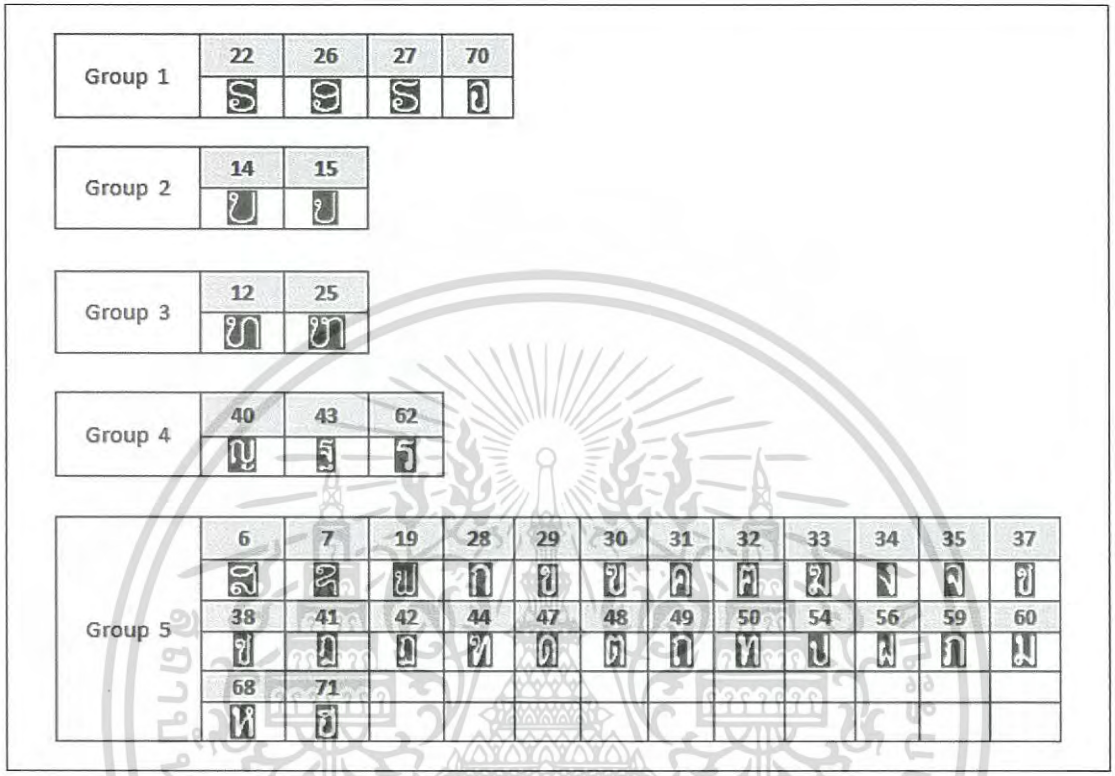
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.3 แผนภาพขั้นตอนการจัดกลุ่มตัวอักษร

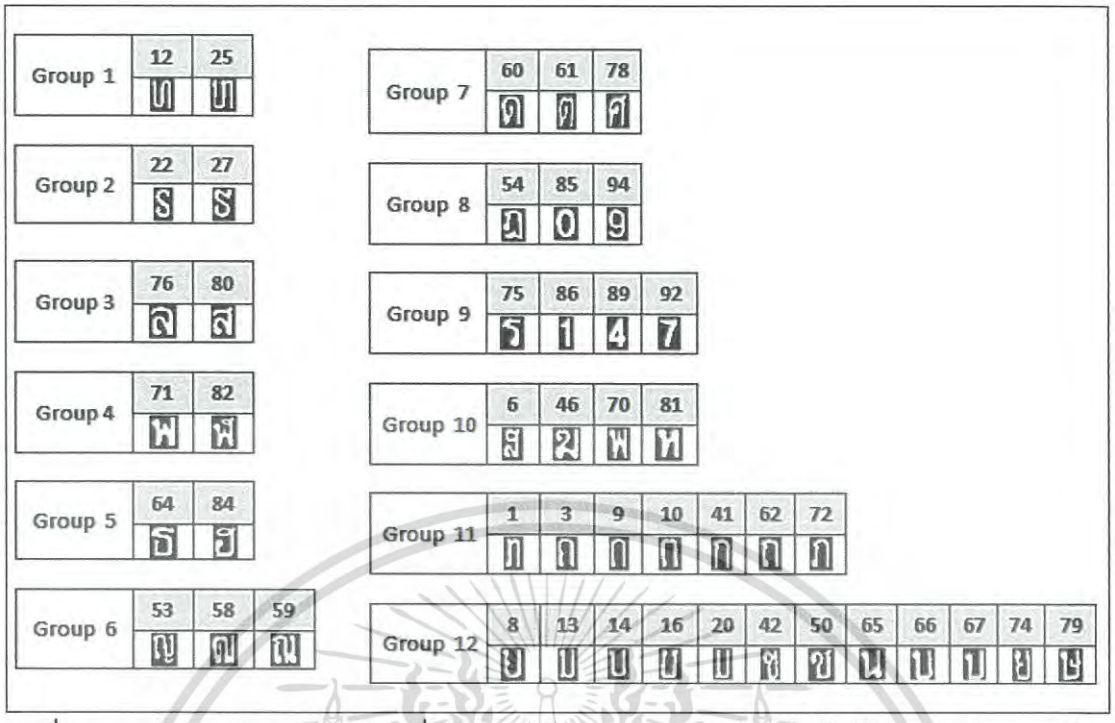
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อจัดกลุ่มคลาสตัวอักษรตามขั้นตอนการทำงานของแผนภาพดังรูปที่ 5.3 ในลักษณะเดียวกันนี้กับทุกๆ คลาสคาดหวัง ก็จะได้ผลการจัดกลุ่มต่างๆ ดังรูปที่ 5.4 สำหรับตัวอักษรสังเคราะห์ และ ดังรูปที่ 5.5 สำหรับตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถ



รูปที่ 5.4 จัดกลุ่มคลาสตัวอักษรที่ให้ผลการรู้จำรอบแรกผิดสำหรับตัวอักษรสังเคราะห์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.5 จัดกลุ่มคลาสตัวอักษรที่ให้ผลการรู้จำรอบแรกผิดสำหรับตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถยนต์

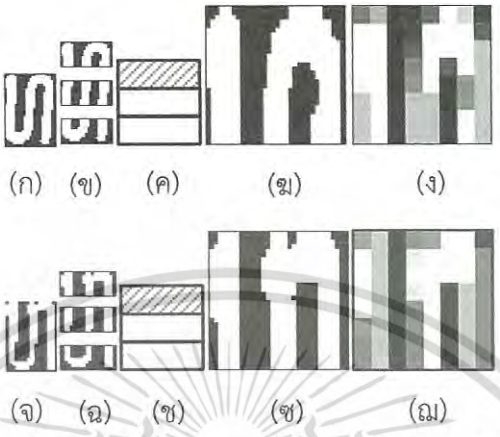
จากรูปที่ 5.4 และ รูปที่ 5.5 จะเห็นได้ว่าตัวอักษรที่ถูกจัดแยกไว้ในแต่ละกลุ่ม จะมีลักษณะรูปร่างของตัวอักษรที่มักจะคล้ายคลึงกันมาก ที่เป็นเช่นนี้เนื่องมาจากการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่งมีความสามารถในการจัดกลุ่มตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันให้มาอยู่ในกลุ่มเดียวกันได้ แต่สำหรับตัวอักษรภายในกลุ่มเดียวกัน การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่งยังไม่สามารถแยกความแตกต่างให้สามารถรู้จำตัวอักษรภายในกลุ่มเดียวกันให้ถูกต้องได้ ซึ่งในหัวข้อถัดไปจะเป็นการนำเสนอการสกัดคุณลักษณะสำคัญ ที่สามารถแยกความแตกต่างและรู้จำตัวอักษรภายในกลุ่มเดียวกันได้อย่างถูกต้องได้

5.3 เลือกส่วนสำคัญของตัวอักษรมาสร้างเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญ

จากการจัดกลุ่มตัวอักษรในหัวข้อที่ 5.2 พบว่า ตัวอักษรที่อยู่ในกลุ่มเดียวกันนั้น มักเป็นตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกัน การที่จะแยกความแตกต่างของตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันได้นั้น จะต้องนำส่วนที่แตกต่างกันของตัวอักษรออกมาเพื่อสกัดคุณลักษณะสำคัญ โดยถ้าเป็นวิธีเดิมอย่างวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่ง จะปรับตัวอักษรทั้งตัวให้มีขนาด 32x32 พิกเซล แล้วส่งภาพที่ปรับขนาดแล้วทั้งตัวอักษรไปหาค่าเฉลี่ยความเข้มแสง แต่ในวิธีที่นำเสนอจะเลือกเพียงส่วนสำคัญบางส่วนของตัวอักษร มาปรับขนาดให้มีขนาด 32x32 พิกเซล และจึงนำแต่ละส่วนที่ปรับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขนาดแล้วไปสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยการหาค่าเฉลี่ยความเข้มแสง ด้วยวิธีการที่นำเสนอนี้จึงสามารถดึงเอารายละเอียดเฉพาะส่วนที่มีความต่างของตัวอักษรภายในกลุ่มเดียวกันออกมา เพื่อใช้ในการแยกตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันให้สามารถรู้จำได้อย่างถูกต้อง ดังรูปที่ 5.6



รูปที่ 5.6 (ก),(จ) ตัวอย่างตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกัน (ข),(ฉ) แสดงการแบ่งส่วนตัวอักษร 3 ส่วน (ค),(ช) แสดงการเลือกส่วนสำคัญของตัวอักษร (ฆ),(ซ) แสดงภาพส่วนสำคัญที่ถูกเลือกแล้วปรับขนาดภาพให้มีขนาด 32x32 พิกเซล (ง),(ฌ) แสดงภาพส่วนสำคัญที่ถูกเลือกที่ผ่านการสกัดคุณลักษณะสำคัญแล้ว

จากรูปที่ 5.6 จะเป็นการแสดงการหาส่วนต่างระหว่างตัวอักษร 12 และ 25 โดยตัวอักษรทั้งสองตัวนี้จะมีลักษณะที่คล้ายคลึงกันมาก ดังรูปที่ 5.6(ก) และ(จ) จึงได้นำตัวอักษรมาแบ่งออกเป็น 3 ส่วน ดังรูปที่ 5.6(ข) และ (ฉ) แล้วพิจารณาอย่างละเอียดพบว่า ตัวอักษร 2 ตัวนี้จะมีส่วนต่างกันอยู่ที่ส่วนบนของตัวอักษรหรือส่วนที่แรเงาดังรูปที่ 5.6(ค) และ (ช) จึงได้นำเฉพาะส่วนหนึ่งของตัวอักษรในตำแหน่งที่แรเงา มาทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญ โดยนำส่วนของตัวอักษรที่แรเงามาปรับขนาดให้มีขนาด 32x32 พิกเซล ดังรูปที่ 5.6(ฆ) และ (ซ) แล้วนำไปหาค่าเฉลี่ยความเข้มแสงด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่ง โดยพิจารณาโซนละ 4x4 พิกเซล จะได้ผลลัพธ์ของการหาค่าเฉลี่ยความเข้มแสง ดังรูปที่ 5.6 (ง) และ (ฌ) โดยจะถูกนำไปสร้างเป็นเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญเพื่อนำไปใช้ในการรู้จำต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

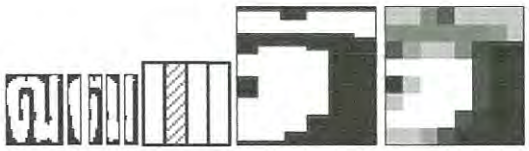
(ก) (ข) (ค)

(ฆ) (ง) (จ)

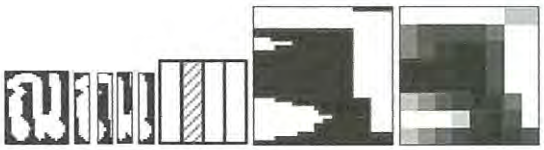
รูปที่ 5.7 (ก),(ฆ) ตัวอย่างตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกัน (ข),(ง) แสดงภาพตัวอักษรที่ปรับขนาดภาพให้มีขนาด 32x32 พิกเซล (ค),(จ) แสดงภาพตัวอักษรผ่านการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่ง

หากเปรียบเทียบการสกัดคุณลักษณะสำคัญระหว่างวิธีโซนนิ่งกับวิธีที่นำเสนอ จะเห็นได้ว่าผลลัพธ์ของการสกัดคุณลักษณะสำคัญของวิธีเดิมนั้นคุณลักษณะสำคัญที่ได้ เหลือส่วนต่างอยู่น้อยมาก จึงเป็นสาเหตุที่ทำให้ผลการรู้จำผิดพลาด เพราะผลลัพธ์ที่ได้จากการหาค่าเฉลี่ยความเข้มแสงจะมีอยู่เพียง 64 คุณลักษณะ การนำเฉพาะส่วนต่างของตัวอักษรมาหาค่าเฉลี่ย ผลลัพธ์ที่ได้ก็จะมีส่วนต่างเป็นคุณลักษณะสำคัญมากกว่าการนำตัวอักษรทั้งตัวมาหาค่าเฉลี่ย เพราะจะทำให้ใน 64 คุณลักษณะเหลือส่วนต่างอยู่เพียงเล็กน้อยเท่านั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ก) (ข) (ค) (ฆ) (ง)



(จ) (ฉ) (ช) (ซ) (ฌ)

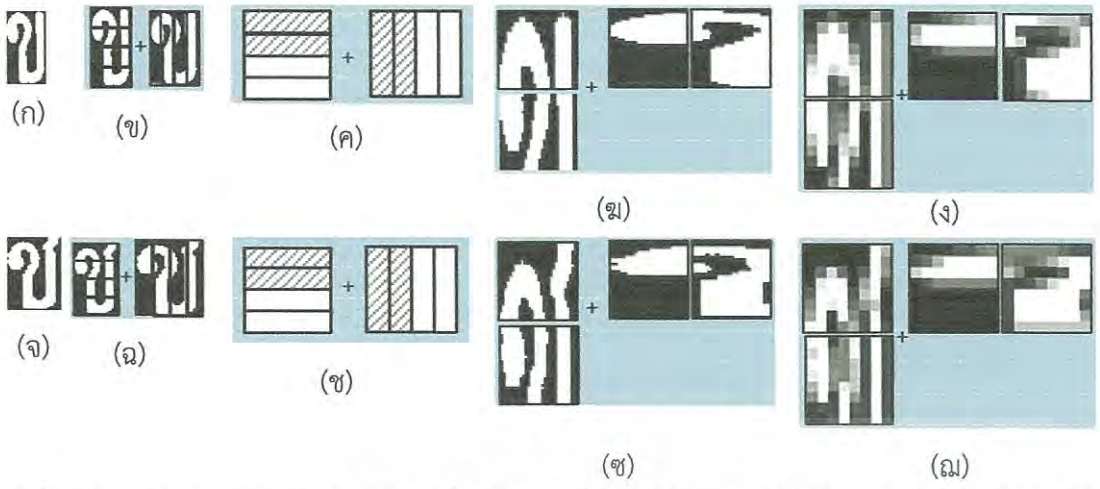
รูปที่ 5.8 (ก),(จ) ตัวอย่างตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกัน (ข),(ฉ) แสดงการแบ่งส่วนตัวอักษร 4 ส่วน (ค),(ช) แสดงการเลือกส่วนสำคัญของตัวอักษร (ฆ),(ซ) แสดงภาพส่วนสำคัญที่ถูกเลือกแล้วปรับขนาดภาพให้มีขนาด 32x32 พิกเซล (ง),(ฌ) แสดงภาพส่วนสำคัญที่ถูกเลือกที่ผ่านการสกัดคุณลักษณะสำคัญแล้ว

โดยตัวอักษรแต่ละตัวจะใช้ส่วนต่างในการแยกความแตกต่างของตัวอักษรที่ไม่เหมือนกัน ในตัวอักษรบางตัวที่มีความแตกต่างกันของตัวอักษรที่น้อยมาก อาจจะต้องแบ่งภาพตัวอักษรออกเป็น 4 ส่วน แล้วเลือกเฉพาะส่วนที่ต่างกันออกมาสกัดคุณลักษณะสำคัญ ดังรูปที่ 5.8

รูปที่ 5.9 แสดงการเลือกส่วนสำคัญในรูปแบบต่างๆ

จากรูปที่ 5.9 เป็นการแสดงการเลือกส่วนต่างในแบบต่างๆ โดยตัวอักษรแต่ละตัวจะมีส่วนต่างที่ไม่เหมือนกัน โดยที่ตัวอักษรแต่ละตัวจะใช้ส่วนต่างแบบใดนั้นจะต้องทำการลองผิดลองถูกโดยเน้นดูส่วนที่มีความแตกต่างกันของตัวอักษร เพื่อเลือกส่วนต่างที่เหมาะสมให้กับการแยกตัวอักษรในแต่ละกลุ่ม และในบางครั้งการที่จะแยกความแตกต่างของตัวอักษรแต่ละกลุ่มได้นั้น อาจต้องใช้ส่วนต่างที่มากกว่า 1 ส่วนขึ้นไป และอาจจะต้องใช้ทั้งส่วนต่างในแนวนอนและแนวตั้ง จึงจะสามารถแยกความแตกต่างของตัวอักษรในแต่ละกลุ่มออกจากกันได้ ดังรูปที่ 5.10

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.10 (ก),(จ) ตัวอย่างตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกัน (ข),(ฉ) แสดงการแบ่งส่วนตัวอักษรสี่ส่วนแนวนอนและสี่ส่วนแนวตั้ง (ค),(ช) แสดงการเลือกส่วนสำคัญของตัวอักษร (ฆ),(ซ) แสดงส่วนสำคัญที่ถูกเลือกแล้วปรับขนาดภาพแต่ละส่วนสำคัญให้มีขนาด 32x32 พิกเซล(ง),(ฌ) แสดงภาพส่วนสำคัญที่ถูกเลือกที่ผ่านการสกัดคุณลักษณะสำคัญแล้ว

จากรูปที่ 5.10 จะเป็นการแสดงการหาส่วนต่างระหว่างตัวอักษร ข และ ช โดยตัวอักษรทั้งสองตัวนี้จะมีลักษณะที่คล้ายคลึงกันมาก ดังรูปที่ 5.10 (ก) และ(จ) จึงได้นำตัวอักษรมาแบ่งออกเป็น 4 ส่วนแนวนอนและ 4 ส่วนแนวตั้งดังรูปที่ 5.10 (ข) และ (ฉ) แล้วพิจารณาอย่างละเอียดพบว่าตัวอักษร 2 ตัวนี้จะมีส่วนต่างกันอยู่ที่สองส่วนบนในแนวนอนและสองส่วนซ้ายสุดในแนวตั้งหรือส่วนที่แรเงาดังรูปที่ 5.10 (ค) และ (ช) จากนั้นได้นำส่วนของตัวอักษรในตำแหน่งที่แรเงา มาทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญ โดยนำส่วนของตัวอักษรที่แรเงาแต่ละส่วนมาปรับขนาดให้มีขนาด 32x32 พิกเซล ดังรูปที่ 5.10 (ฆ) และ (ซ) แล้วนำส่วนของตัวอักษรแต่ละส่วนไปหาเฉลี่ยความเข้มแสงด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่ง โซนละ 4x4 พิกเซล จะได้ผลลัพธ์ของการหาค่าเฉลี่ยความเข้มแสงดังรูปที่ 5.10 (ง) และ (ฌ) โดยนำผลลัพธ์ที่ได้จากรูปที่ 5.10 (ง) และ (ฌ) ไปสร้างเป็นเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญ เพื่อนำไปใช้ในการรู้จำต่อไป โดยจำนวนคุณลักษณะสำคัญที่ได้ทั้งหมดจากการสกัดคุณลักษณะของตัวอักษร ข และ ช มีจำนวนทั้งหมด 256 คุณลักษณะ มาจากการสกัดคุณลักษณะส่วนที่แรเงาในแนวนอน 2 ส่วน 128 คุณลักษณะ และ การสกัดคุณลักษณะส่วนที่แรเงาในแนวตั้ง 2 ส่วนอีก 128 คุณลักษณะนั้นเอง

สำหรับการเลือกส่วนสำคัญของตัวอักษรมาสร้างเวคเตอร์คุณลักษณะสำคัญของตัวอักษรอื่นทั้งหมด จะถูกแสดงไว้ในแผงผังในหัวข้อ 5.4.1 และหัวข้อ 5.4.2 ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

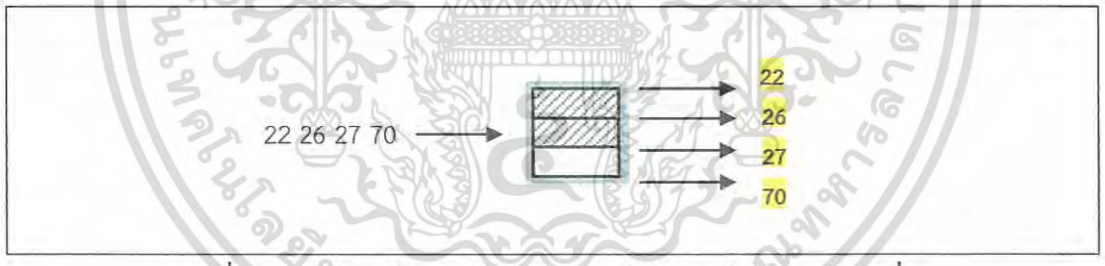
5.4 การรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคด้วยการจำแนกแบบลำดับชั้น

ในส่วนนี้จะกล่าวถึงการสร้างโมเดลสำหรับการรู้จำให้กับคุณลักษณะสำคัญที่ได้นำเสนอและทำการทดสอบการรู้จำซึ่งมีรายละเอียดต่างๆ ดังนี้

5.4.1 สร้างโมเดลตัวจำแนกแบบลำดับชั้นด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุด

โดยงานวิจัยนี้ได้ออกแบบโมเดลตัวจำแนกสำหรับใช้ในการรู้จำตัวอักษรไทย ลาว และตัวเลขอารบิกสำหรับตัวอักษรสังเคราะห์และตัวอักษรจากป้ายทะเบียนจริง โดยนำเฉพาะตัวอักษรในชุดฝึกฝนของคลาสที่มีผลการรู้จำรอบแรกผิด มาสร้างโมเดลตัวจำแนกตามกลุ่มตัวอักษรที่ได้จับกลุ่มเอาไว้ตามรูปที่ 5.4 และ รูปที่ 5.5 ตามลำดับ โดยลักษณะของโมเดลตัวจำแนกนั้น จะมีลักษณะการต่อเรียงกันแบบเป็นลำดับชั้น โดยตัวอักษรในแต่ละกลุ่มจะมีลักษณะการจัดเรียงโมเดลตัวจำแนกแบบลำดับชั้นที่ไม่เหมือนกัน ซึ่งโมเดลตัวจำแนกตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคสำหรับตัวอักษรสังเคราะห์ และสำหรับตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในแต่ละกลุ่ม มีลักษณะดังนี้

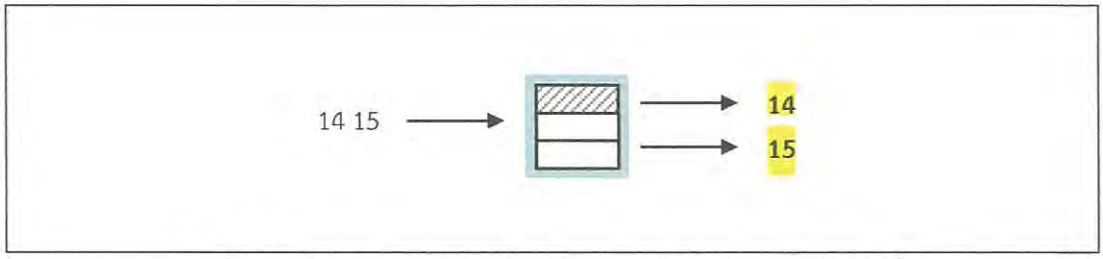
5.4.1.1 ตัวจำแนกตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคด้วยการจำแนกแบบลำดับชั้นสำหรับตัวอักษรสังเคราะห์



รูปที่ 5.11 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรสังเคราะห์กลุ่มที่ 1

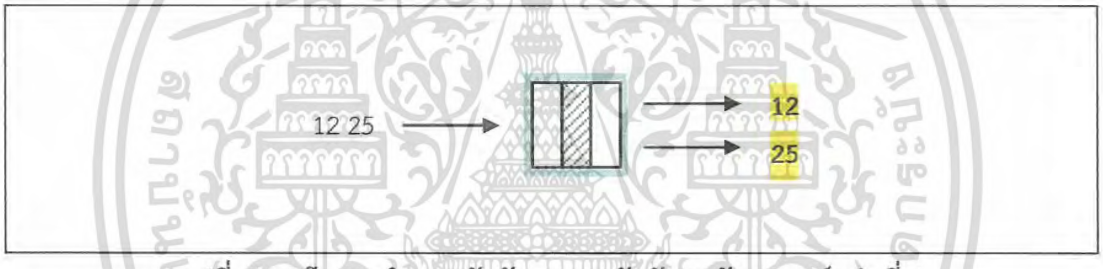
จากรูปที่ 5.11 เป็นการนำตัวอักษรสังเคราะห์ในชุดฝึกฝน เฉพาะตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 22 26 27 และ 70 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ธ ฮ ธ และ อ ตามลำดับ มาสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะส่วนที่แรเงามาสกัดคุณลักษณะสำคัญตามวิธีการที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 5.3 และนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปสร้างโมเดลตัวจำแนกด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุดที่ถูกแทนด้วยกรอบสีฟ้า โดยในการจำแนกตัวอักษรสังเคราะห์ในกลุ่มที่ 1 จะสร้างโมเดลตัวจำแนกเพียง 1 ตัว เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 22 26 27 และ 70

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.12 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรสังเคราะห์กลุ่มที่ 2

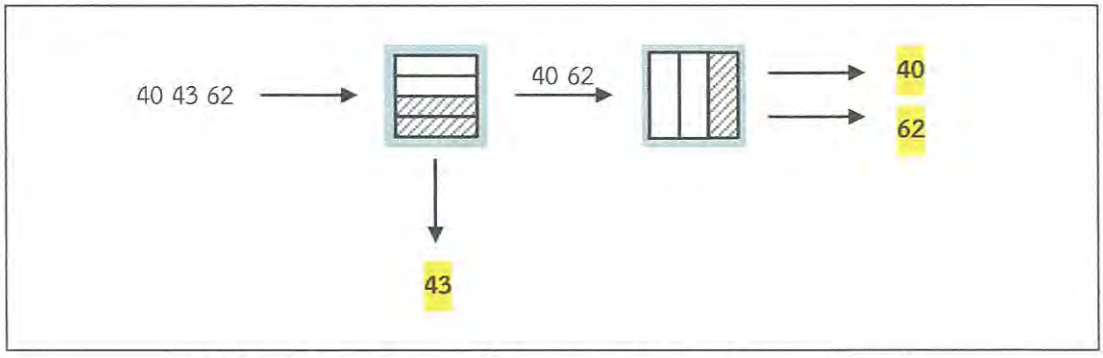
จากรูปที่ 5.12 เป็นการนำตัวอักษรสังเคราะห์ในชุดฝึกฝน เฉพาะตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 14 และ 15 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ◌บ และ ◌ป ตามลำดับ มาสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะส่วนที่แรเงามาสกัดคุณลักษณะสำคัญตามวิธีการที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 5.3 และนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปสร้างโมเดลตัวจำแนกด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่ถูกแทนด้วยกรอบสีฟ้า โดยในการจำแนกตัวอักษรสังเคราะห์ในกลุ่มที่ 2 จะสร้างโมเดลตัวจำแนกเพียง 1 ตัว เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 14 และ 15



รูปที่ 5.13 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรสังเคราะห์กลุ่มที่ 3

จากรูปที่ 5.13 เป็นการนำตัวอักษรสังเคราะห์ในชุดฝึกฝน เฉพาะตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 12 และ 25 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ◌ท และ ◌ฬ ตามลำดับ มาสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะส่วนที่แรเงามาสกัดคุณลักษณะสำคัญตามวิธีการที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 5.3 และนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปสร้างโมเดลตัวจำแนกด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่ถูกแทนด้วยกรอบสีฟ้า โดยในการจำแนกตัวอักษรสังเคราะห์ในกลุ่มที่ 3 จะสร้างโมเดลตัวจำแนกเพียง 1 ตัว เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 12 และ 25

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

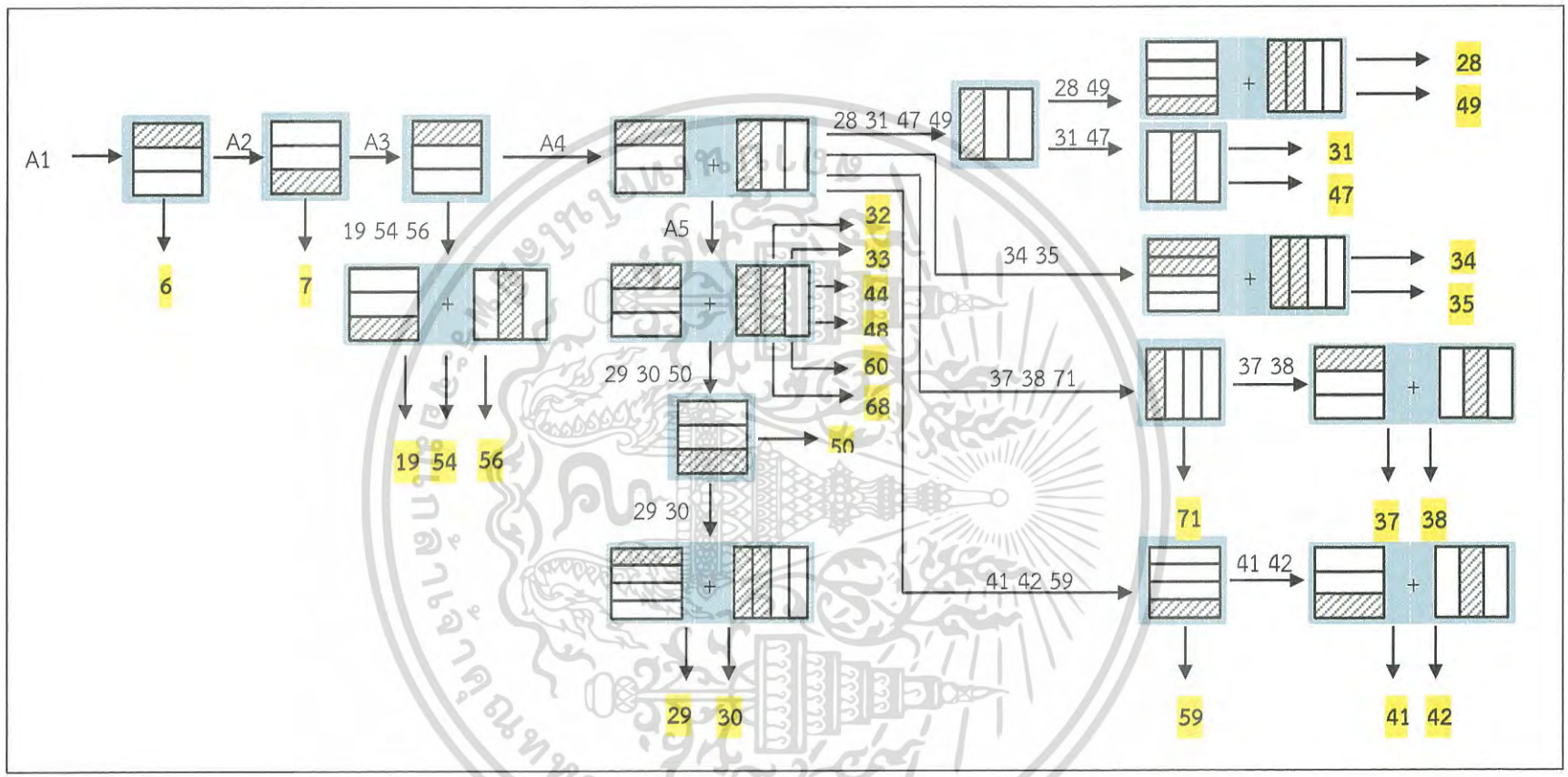


รูปที่ 5.14 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรสังเคราะห์กลุ่มที่ 4

จากรูปที่ 5.14 เป็นการนำตัวอักษรสังเคราะห์ในชุดฝึกฝน เฉพาะตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 40 43 และ 62 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ญ ฐ และ ร ตามลำดับ มาสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะส่วนที่แรเงามาสกัดคุณลักษณะสำคัญตามวิธีการที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 5.3 และนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปสร้างโมเดลตัวจำแนกด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่ถูกแทนด้วยกรอบสีฟ้า โดยในการจำแนกตัวอักษรสังเคราะห์ในกลุ่มที่ 4 จะสร้างโมเดลตัวจำแนก 2 ตัว โดยโมเดลตัวจำแนกที่ 1 จะใช้ตัวอักษรที่มีคลาสหมายเลข 40 43 และ 62 ในการสร้างโมเดล เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 43 ออกไป ส่วนโมเดลตัวจำแนกที่ 2 จะใช้ตัวอักษรที่มีคลาสหมายเลข 40 และ 62 ในการสร้างโมเดล เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 40 และ 62

จากรูปที่ 5.15 เป็นการนำตัวอักษรสังเคราะห์ในชุดฝึกฝน เฉพาะตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 6, 7, 19, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 37, 38, 41, 42, 44, 47, 48, 49, 50, 54, 56, 59, 60, 68 และ 71 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ส, ช, ฟ, ก, ข, ฃ, ค, ฅ, ฆ, ง, จ, ช, ซ, ฎ, ฏ, ฑ, ด, ต, ถ, ท, ป, ฝ, ภ, ม, ห และ ฮ ตามลำดับ มาสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะส่วนที่แรเงามาสกัดคุณลักษณะสำคัญตามวิธีการที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 5.3 และนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปสร้างโมเดลตัวจำแนกด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่ถูกแทนด้วยกรอบสีฟ้า โดยในการจำแนกตัวอักษรสังเคราะห์ในกลุ่มที่ 5 จะสร้างโมเดลตัวจำแนก 16 ตัว โดยโมเดลตัวจำแนกที่ 1 จะใช้ตัวอักษรทั้ง 26 คลาส หรือ A1 ในการสร้างตัวจำแนก เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 6 ออกไป ทำให้เหลือตัวอักษรอีก 25 คลาส หรือ A2 นำไปใช้ในการสร้างโมเดลตัวจำแนกที่ 2 เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 7 ออกไป ซึ่งการสร้างโมเดลตัวจำแนกอีก 14 ตัวที่เหลือจะทำการสร้างตัวจำแนกโดยใช้หลักการสร้างเดียวกันกับตัวจำแนกที่ 1 และ 2 ซึ่งสามารถดูได้ตามแผนภาพดังรูปที่ 5.15

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.15 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรสังเคราะห์กลุ่มที่ 5

จากรูปที่ 5.15 กำหนดให้

A1 แทนตัวอักษรสังเคราะห์กลุ่มที่ 5 ที่มีหมายเลขประจำคลาส 6, 7, 19, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 37, 38, 41, 42, 44, 47, 48, 49, 50, 54, 56, 59, 60, 68 และ 71 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ส, ช, ฟ, ก, ข, ฃ, ค, ฅ, ฆ, ง, จ, ช, ซ, ฎ, ฏ, ฑ, ด, ต, ถ, ท, ป, ฝ, ภ, ม, ห และ ฮ ตามลำดับ

A2 แทนตัวอักษรสังเคราะห์กลุ่มที่ 5 ที่มีหมายเลขประจำคลาส 7, 19, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 37, 38, 41, 42, 44, 47, 48, 49, 50, 54, 56, 59, 60, 68 และ 71 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ช, ฟ, ก, ข, ฃ, ค, ฅ, ฆ, ง, จ, ช, ซ, ฎ, ฏ, ฑ, ด, ต, ถ, ท, ป, ฝ, ภ, ม, ห และ ฮ ตามลำดับ

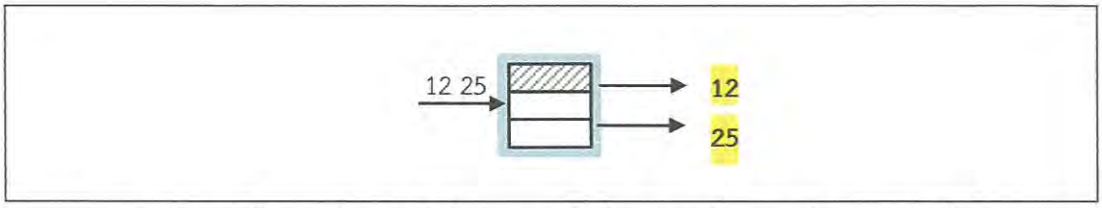
A3 แทนตัวอักษรสังเคราะห์กลุ่มที่ 5 ที่มีหมายเลขประจำคลาส 19, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 37, 38, 41, 42, 44, 47, 48, 49, 50, 54, 56, 59, 60, 68 และ 71 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ฟ, ก, ข, ฃ, ค, ฅ, ฆ, ง, จ, ช, ซ, ฎ, ฏ, ฑ, ด, ต, ถ, ท, ป, ฝ, ภ, ม, ห และ ฮ ตามลำดับ

A4 แทนตัวอักษรสังเคราะห์กลุ่มที่ 5 ที่มีหมายเลขประจำคลาส 6,7,19,54,56 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ส, ช, ฟ, ป, ฝ ตามลำดับ

A5 แทนตัวอักษรสังเคราะห์กลุ่มที่ 5 ที่มีหมายเลขประจำคลาส 6,7,19,54,56,28,31,47,49,34,35,37,38,71,41,42,59 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ส, ช, ฟ, ป, ฝ, ก ค ด ถ ง จ ช ซ ฮ ฎ ฏ ภ ตามลำดับ

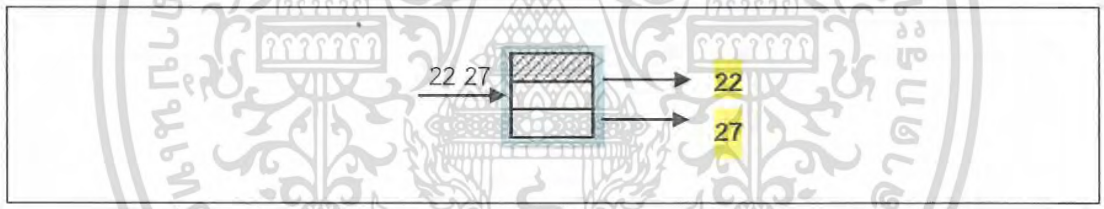
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.4.1.2 ตัวจำแนกตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคด้วยการจำแนกแบบลำดับชั้นสำหรับตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถ



รูปที่ 5.16 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 1

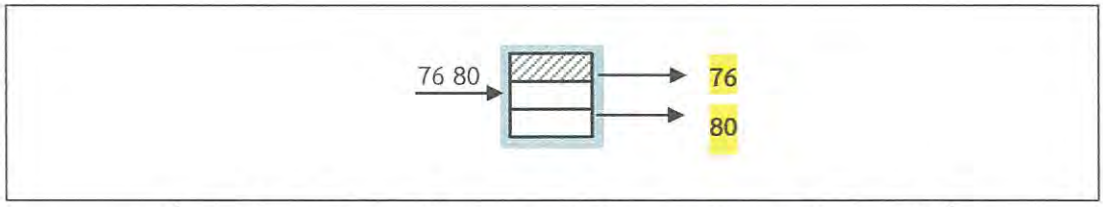
จากรูปที่ 5.16 เป็นการนำตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในชุดฝึกฝน เฉพาะตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 12 และ 25 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ฬ และ ฬ ตามลำดับ มาสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะส่วนที่แรเงามาสกัดคุณลักษณะสำคัญตามวิธีการที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 5.3 และนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปสร้างโมเดลตัวจำแนกด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่ถูกแทนด้วยกรอบสีฟ้า โดยในการจำแนกตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในกลุ่มที่ 1 จะสร้างโมเดลตัวจำแนก 1 ตัว เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 12 และ 25



รูปที่ 5.17 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 2

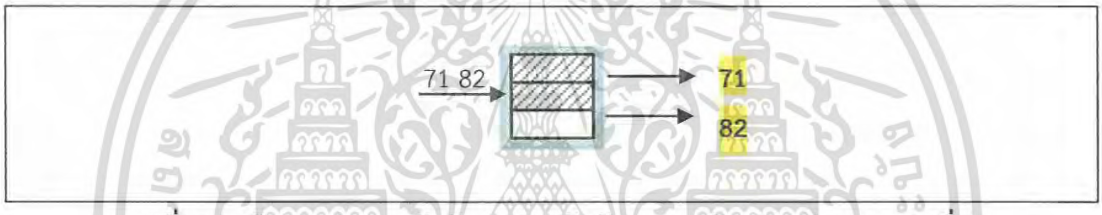
จากรูปที่ 5.17 เป็นการนำตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในชุดฝึกฝน เฉพาะตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 22 และ 27 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ธ และ ธ ตามลำดับ มาสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะส่วนที่แรเงามาสกัดคุณลักษณะสำคัญตามวิธีการที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 5.3 และนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปสร้างโมเดลตัวจำแนกด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่ถูกแทนด้วยกรอบสีฟ้า โดยในการจำแนกตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในกลุ่มที่ 2 จะสร้างโมเดลตัวจำแนก 1 ตัว เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 22 และ 27

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



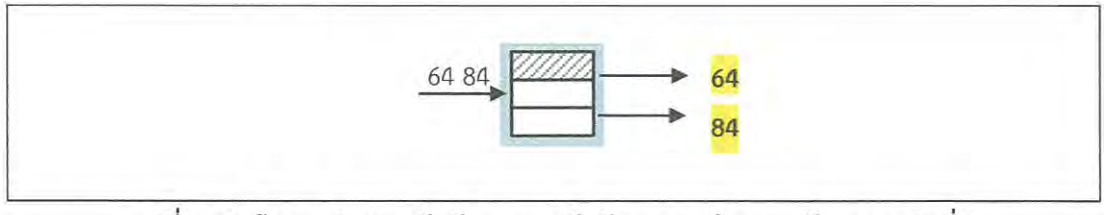
รูปที่ 5.18 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 3

จากรูปที่ 5.18 เป็นการนำตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในชุดฝึกฝน เฉพาะตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 76 และ 80 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ล และ ส ตามลำดับ มาสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะส่วนที่แรเงามาสกัดคุณลักษณะสำคัญตามวิธีการที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 5.3 และนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปสร้างโมเดลตัวจำแนกด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่ถูกแทนด้วยกรอบสีฟ้า โดยในการจำแนกตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในกลุ่มที่ 3 จะสร้างโมเดลตัวจำแนก 1 ตัว เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 76 และ 80



รูปที่ 5.19 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 4

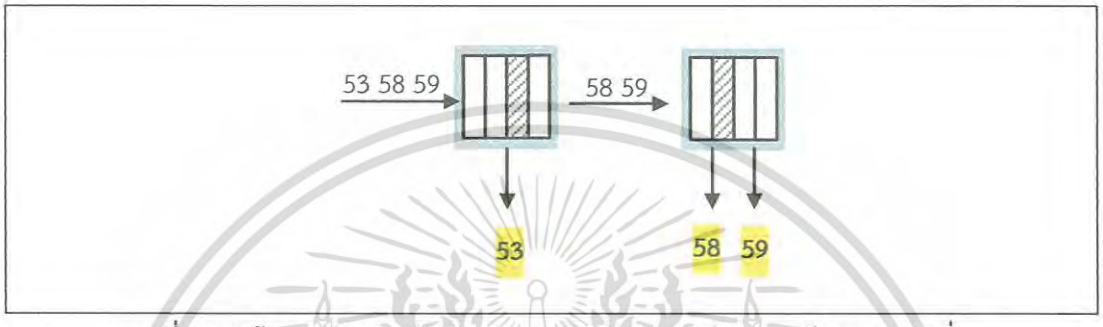
จากรูปที่ 5.19 เป็นการนำตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในชุดฝึกฝน เฉพาะตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 71 และ 82 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ฟ และ ฬ ตามลำดับ มาสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะส่วนที่แรเงามาสกัดคุณลักษณะสำคัญตามวิธีการที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 5.3 และนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปสร้างโมเดลตัวจำแนกด้วยตัวจำแนก เพื่อนบ้านที่ใกล้เคียง ที่ถูกแทนด้วยกรอบสีฟ้า โดยในการจำแนกตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในกลุ่มที่ 4 จะสร้างโมเดลตัวจำแนก 1 ตัว เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 71 และ 82



รูปที่ 5.20 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 5

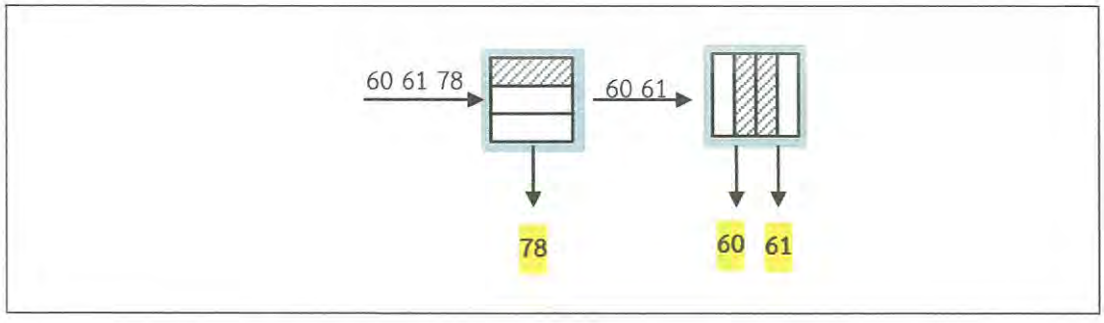
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 5.20 เป็นการนำตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในชุดฝึกฝน เฉพาะตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 64 และ 84 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ธ และ ฮ ตามลำดับ มาสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะส่วนที่แรเงามาสกัดคุณลักษณะสำคัญตามวิธีการที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 5.3 และนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปสร้างโมเดลตัวจำแนกด้วยตัวจำแนก เพื่อนบ้านที่ใกล้เคียง ที่ถูกแทนด้วยกรอบสีฟ้า โดยในการจำแนกตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในกลุ่มที่ 5 จะสร้างโมเดลตัวจำแนก 1 ตัว เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 64 และ 84



รูปที่ 5.21 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 6

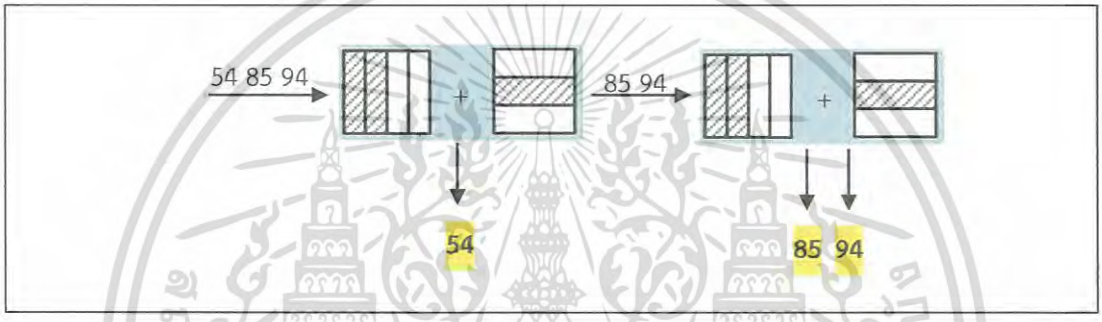
จากรูปที่ 5.21 เป็นการนำตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในชุดฝึกฝน เฉพาะตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 53 58 และ 59 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ญ ฒ และ ณ ตามลำดับ มาสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะส่วนที่แรเงามาสกัดคุณลักษณะสำคัญตามวิธีการที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 5.3 และนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปสร้างโมเดลตัวจำแนกด้วยตัวจำแนก เพื่อนบ้านที่ใกล้เคียง ที่ถูกแทนด้วยกรอบสีฟ้า โดยในการจำแนกตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในกลุ่มที่ 6 จะสร้างโมเดลตัวจำแนก 2 ตัว โดยโมเดลตัวจำแนกที่ 1 จะใช้ตัวอักษรที่มีคลาสหมายเลข 53 58 และ 59 ในการสร้างโมเดล เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 53 ออกไป ส่วนโมเดลตัวจำแนกที่ 2 จะใช้ตัวอักษรที่มีคลาสหมายเลข 58 และ 59 ในการสร้างโมเดล เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 58 และ 59



รูปที่ 5.22 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 7

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

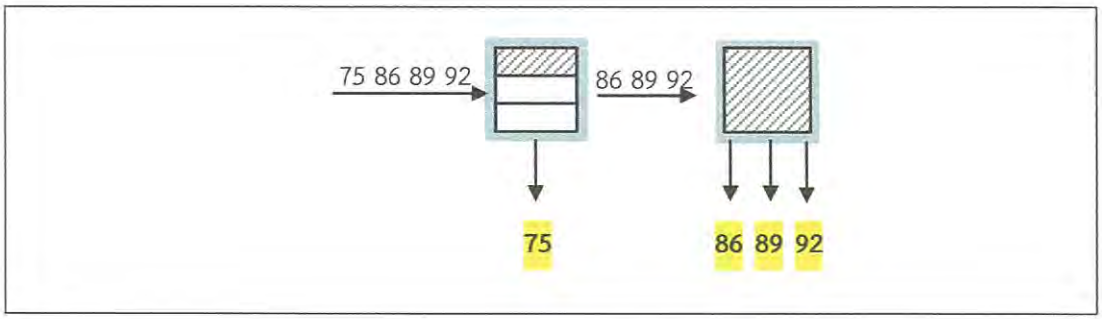
จากรูปที่ 5.22 เป็นการนำตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในชุดฝึกฝน เฉพาะตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 60 61 และ 78 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ด ต และ ศ ตามลำดับ มาสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะส่วนที่แรเงามาสกัดคุณลักษณะสำคัญตามวิธีการที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 5.3 และนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปสร้างโมเดลตัวจำแนกด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียง ที่ถูกแทนด้วยกรอบสีฟ้า โดยในการจำแนกตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในกลุ่มที่ 7 จะสร้างโมเดลตัวจำแนก 2 ตัว โดยโมเดลตัวจำแนกที่ 1 จะใช้ตัวอักษรที่มีคลาสหมายเลข 60 61 และ 78 ในการสร้างโมเดล เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 78 ออกไป ส่วนโมเดลตัวจำแนกที่ 2 จะใช้ตัวอักษรที่มีคลาสหมายเลข 60 และ 61 ในการสร้างโมเดล เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 60 และ 61



รูปที่ 5.23 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 8

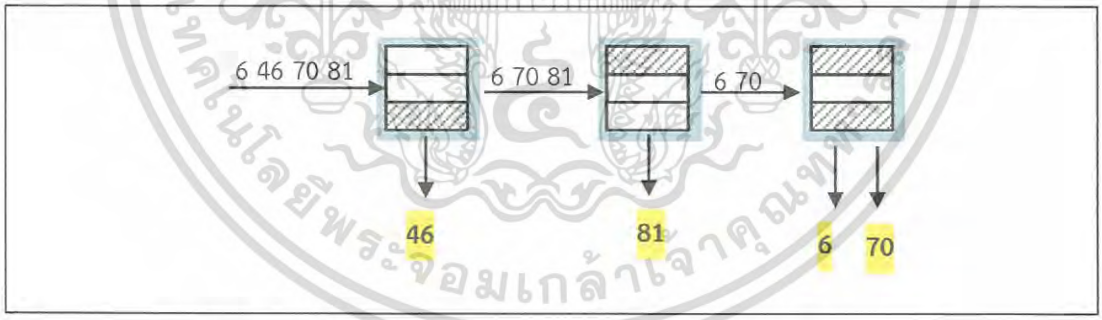
จากรูปที่ 5.23 เป็นการนำตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในชุดฝึกฝน เฉพาะตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 54 85 และ 94 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ฎ 0 และ 9 ตามลำดับ มาสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะส่วนที่แรเงามาสกัดคุณลักษณะสำคัญตามวิธีการที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 5.3 และนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปสร้างโมเดลตัวจำแนกด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียง ที่ถูกแทนด้วยกรอบสีฟ้า โดยในการจำแนกตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในกลุ่มที่ 8 จะสร้างโมเดลตัวจำแนก 2 ตัว โดยโมเดลตัวจำแนกที่ 1 จะใช้ตัวอักษรที่มีคลาสหมายเลข 54 85 และ 94 ในการสร้างโมเดล เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 54 ออกไป ส่วนโมเดลตัวจำแนกที่ 2 จะใช้ตัวอักษรที่มีคลาสหมายเลข 85 และ 94 ในการสร้างโมเดล เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 85 และ 94

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.24 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 9

จากรูปที่ 5.24 เป็นการนำตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในชุดฝึกฝน เฉพาะตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 75, 86, 89 และ 92 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ร 1 4 และ 7 ตามลำดับ มาสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะส่วนที่แรเงามาสกัดคุณลักษณะสำคัญตามวิธีการที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 5.3 และนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปสร้างโมเดลตัวจำแนกด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียง ที่ถูกแทนด้วยกรอบสีฟ้า โดยในการจำแนกตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในกลุ่มที่ 9 จะสร้างโมเดลตัวจำแนก 2 ตัว โดยโมเดลตัวจำแนกที่ 1 จะใช้ตัวอักษรที่มีคลาสหมายเลข 75, 86, 89 และ 92 ในการสร้างโมเดล เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 75 ออกไป ส่วนโมเดลตัวจำแนกที่ 2 จะใช้ตัวอักษรที่มีคลาสหมายเลข 86, 89 และ 92 ในการสร้างโมเดล เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 86, 89 และ 92



รูปที่ 5.25 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 10

จากรูปที่ 5.25 เป็นการนำตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในชุดฝึกฝน เฉพาะตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 6, 46, 70 และ 81 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ส ฆ พ และ ห ตามลำดับ มาสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะส่วนที่แรเงามาสกัดคุณลักษณะสำคัญตามวิธีการที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 5.3 และนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปสร้างโมเดลตัวจำแนกด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียง ที่ถูกแทนด้วยกรอบสีฟ้า โดยในการจำแนกตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในกลุ่ม

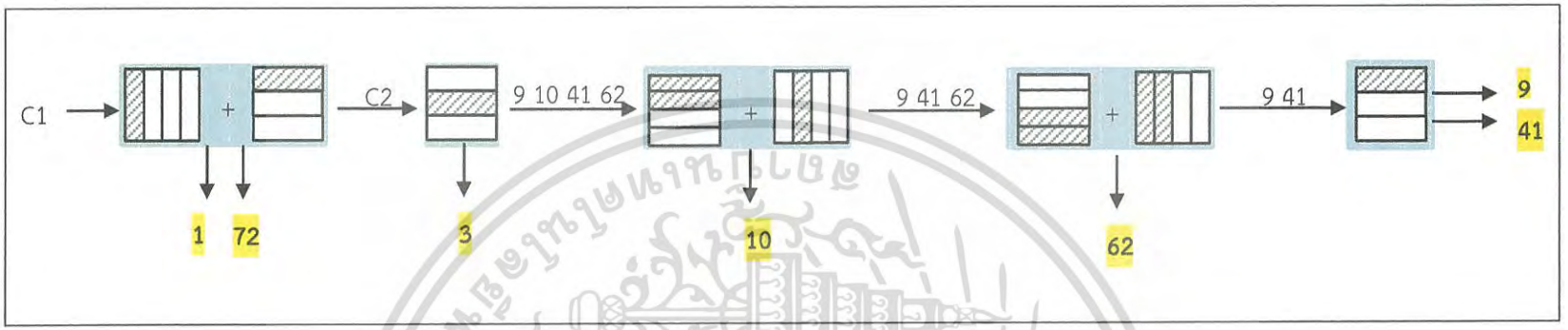
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ที่ 10 จะสร้างโมเดลตัวจำแนก 3 ตัว โดยโมเดลตัวจำแนกที่ 1 จะใช้ตัวอักษรที่มีคลาสหมายเลข 6, 46, 70 และ 81 ในการสร้างโมเดล เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 46 ออกไป ส่วนโมเดลตัวจำแนกที่ 2 จะใช้ตัวอักษรที่มีคลาสหมายเลข 6, 70 และ 81 ในการสร้างโมเดล เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 81 ออกไป และโมเดลตัวจำแนกที่ 3 จะใช้ตัวอักษรที่มีคลาสหมายเลข 6 และ 70 ในการสร้างโมเดล เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 6 และ 70

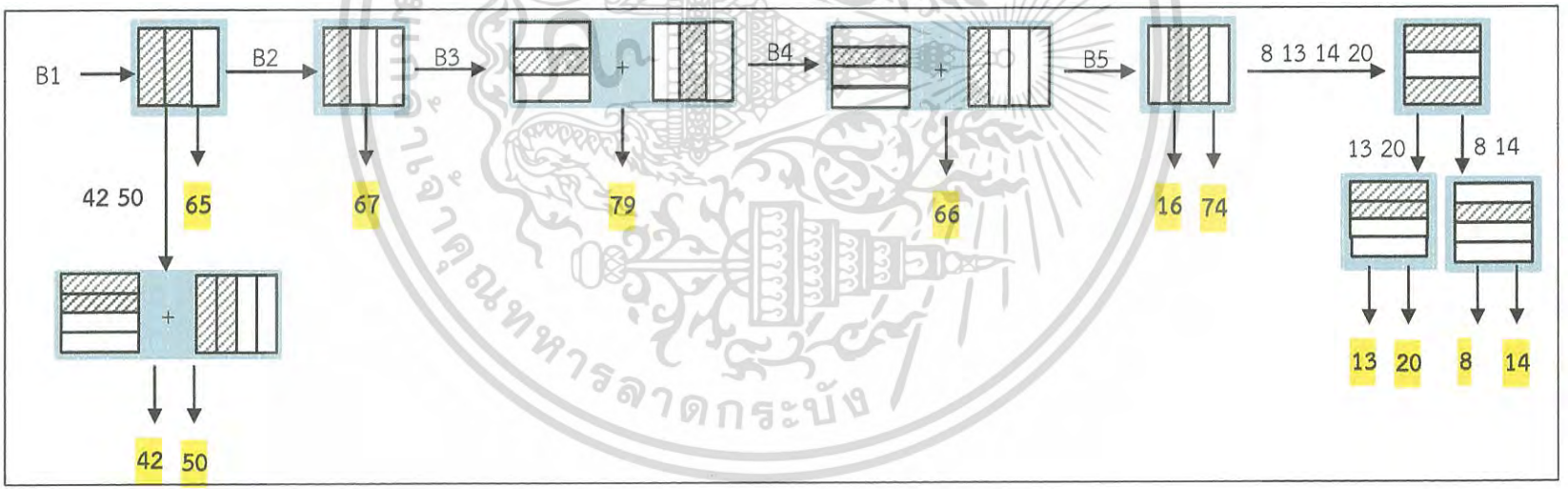
จากรูปที่ 5.26 เป็นการนำตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในชุดฝึกฝน เฉพาะตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 1, 3, 9, 10, 41, 62 และ 72 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ก, ถ, ด, ต, ก, ถ และ ภ ตามลำดับ มาสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะส่วนที่แรเงามาสกัดคุณลักษณะสำคัญตามวิธีการที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 5.3 และนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปสร้างโมเดลตัวจำแนกด้วยตัวจำแนก เพื่อนบ้านที่ใกล้เคียง ที่ถูกแทนด้วยกรอบสีฟ้า โดยในการจำแนกตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในกลุ่มที่ 11 จะสร้างโมเดลตัวจำแนก 5 ตัว โดยโมเดลตัวจำแนกที่ 1 จะใช้ตัวอักษรที่มีคลาสหมายเลข 1, 3, 9, 10, 41, 62 และ 72 หรือ C1 ในการสร้างโมเดล เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 1 และ 72 ออกไป ส่วนโมเดลตัวจำแนกที่ 2 จะใช้ตัวอักษรที่มีคลาสหมายเลข 3, 9, 10, 41 และ 62 หรือ C2 ในการสร้างโมเดล เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 3 ออกไป ซึ่งการสร้างโมเดลตัวจำแนกอีก 3 ตัวที่เหลือจะทำการสร้างตัวจำแนกโดยใช้หลักการสร้างเดียวกันกับตัวจำแนกที่ 1 และ 2 ซึ่งสามารถดูได้ตามแผนภาพดังรูปที่ 5.26

จากรูปที่ 5.27 เป็นการนำตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในชุดฝึกฝน เฉพาะตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 8, 13, 14, 16, 20, 42, 50, 65, 66, 67, 74 และ 79 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ย, ม, บ, ฝ, ม, ข, ช, น, บ, ป, ย และ ษ ตามลำดับ มาสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะส่วนที่แรเงามาสกัดคุณลักษณะสำคัญตามวิธีการที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 5.3 และนำคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้ไปสร้างโมเดลตัวจำแนกด้วยตัวจำแนก เพื่อนบ้านที่ใกล้เคียง ที่ถูกแทนด้วยกรอบสีฟ้า โดยในการจำแนกตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในกลุ่มที่ 12 จะสร้างโมเดลตัวจำแนก 9 ตัว โดยโมเดลตัวจำแนกที่ 1 จะใช้ตัวอักษรที่มีคลาสหมายเลข 8, 13, 14, 16, 20, 42, 50, 65, 66, 67, 74 และ 79 หรือ B1 ในการสร้างโมเดล เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 65 ออกไป ส่วนโมเดลตัวจำแนกที่ 2 จะใช้ตัวอักษรที่มีคลาสหมายเลข 42 และ 50 ในการสร้างโมเดล เพื่อจำแนกคลาสตัวอักษรที่มีหมายเลขประจำคลาส 42 และ 50 ซึ่งการสร้างโมเดลตัวจำแนกอีก 7 ตัวที่เหลือจะทำการสร้างตัวจำแนกโดยใช้หลักการสร้างเดียวกันกับตัวจำแนกที่ 1 และ 2 ซึ่งสามารถดูได้ตามแผนภาพดังรูปที่ 5.27

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.26 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 11



รูปที่ 5.27 โมเดลจำแนกตัวอักษรของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 12

จากรูปที่ 5.27 กำหนดให้

C1 แทนตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 11 ที่มีหมายเลขประจำคลาส 1, 3, 9, 10, 41, 62 และ 72 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ภ, ถ, ด, ต, ก, ถ และ ภ ตามลำดับ

C2 แทนตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 11 ที่มีหมายเลขประจำคลาส 3, 9, 10, 41 และ 62 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ถ, ด, ต, ก และ ถ ตามลำดับ

B1 แทนตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 12 ที่มีหมายเลขประจำคลาส 8, 13, 14, 16, 20, 42, 50, 65, 66, 67, 74 และ 79 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ย, ม, บ, ผ, ฝ, ข, ช, น, บ, ป, ย และ ษ ตามลำดับ

B2 แทนตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 12 ที่มีหมายเลขประจำคลาส 8, 13, 14, 16, 20, 66, 67, 74 และ 79 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ย, ม, บ, ผ, ฝ, บ, ป, ย และ ษ ตามลำดับ

B3 แทนตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 12 ที่มีหมายเลขประจำคลาส 8, 13, 14, 16, 20, 66, 74 และ 79 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ย, ม, บ, ผ, ฝ, บ, ย และ ษ ตามลำดับ

B4 แทนตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 12 ที่มีหมายเลขประจำคลาส 8, 13, 14, 16, 20, 66 และ 74 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ย, ม, บ, ผ, ฝ, บ และ ย ตามลำดับ

B5 แทนตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถกลุ่มที่ 12 ที่มีหมายเลขประจำคลาส 8, 13, 14, 16, 20 และ 74 ซึ่งเป็นหมายเลขประจำคลาสของตัวอักษร ย, ม, บ, ผ, ฝ และ ย ตามลำดับ

โดยจากภาพโมเดลการเรียนรู้ สี่เหลี่ยมสีฟ้าจะแทนด้วยโมเดลตัวจำแนกแบบเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด

5.4.2 ทดสอบการรู้จำกับตัวจำแนกแบบลำดับชั้นด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สร้างขึ้น

ในการทดสอบการรู้จำของตัวอักษรด้วยวิธีการที่นำเสนอนั้น จากแผนภาพการทำงานดังรูปที่ 5.1 ตามทิศทางของลูกศรสีเขียว จะเริ่มจากการนำตัวอักษรสังเคราะห์และตัวอักษรที่ได้จากป้ายทะเบียนรถในชุดทดสอบ มาทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญในรอบแรกด้วยวิธีโซนนิ่ง และทำการทดสอบการรู้จำกับตัวจำแนกที่ได้สร้างไว้ หากผลการรู้จำไม่อยู่ในกลุ่มตัวอักษรทั้ง 5 กลุ่ม ดังรูปที่ 5.4 สำหรับตัวอักษรสังเคราะห์ และ 12 กลุ่มสำหรับตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถ ก็จะแสดงผลการรู้จำทันที แต่หากผลการรู้จำรอบแรกทำนายออกมาว่าเป็นคลาสตัวอักษรที่มีอยู่ในกลุ่มที่จัดไว้ ก็จะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พิจารณาต่อว่าตัวอักษรที่ทำนายได้นั้นอยู่กลุ่มใด แล้วทำการส่งตัวอักษรดังกล่าวไปยังโมเดลตัวจำแนกของกลุ่มย่อยนั้น เพื่อทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญโดยเลือกเฉพาะบางส่วนของตัวอักษรที่เป็นส่วนสำคัญและทำการรู้จำกับโมเดลที่ได้สร้างไว้ในหัวข้อที่ 5.4.1.1 และ 5.4.1.2 โดยตัวอักษรทดสอบจะไหลไปตามโมเดลตัวจำแนกแบบลำดับชั้นจนถึงปลายทางก็ได้ผลการทำนายตัวอักษรออกมา

หลังจากที่ได้ทำการทดลองระบบรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคสำหรับตัวอักษรสังเคราะห์ และสำหรับตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถ โดยทำการทดลองตามวิธีที่ได้นำเสนอไว้เป็นที่เรียบร้อยแล้ว ในหัวข้อถัดไปจะเป็นการกล่าวถึงผลการทดลองและการวิเคราะห์ผล โดยจะมีการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคสำหรับตัวอักษรสังเคราะห์ และสำหรับตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถในกรณีต่างๆ ซึ่งรายละเอียดทั้งหมดได้ถูกอธิบายไว้ในบทถัดไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 6
ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผล

ในบทนี้จะกล่าวถึงผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลที่ได้จากการทดลอง ซึ่งประกอบไปด้วยส่วนหลักๆ 2 ส่วน ได้แก่ ผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคจากตัวอักษรสังเคราะห์ และ ผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถยนต์ ซึ่งผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลนั้นมีดังนี้

6.1 ผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์

ในขั้นนี้จะกล่าวถึงผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์, เซอร์ไนท์โมเมนต์, โซนนิ่ง และวิธีที่นำเสนอ โดยการสกัดคุณลักษณะสำคัญของทุกวิธีที่กล่าวมา จะถูกรู้จำด้วยโมเดลตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุด ซึ่งมีผลการรู้จำต่างๆ ดังนี้

6.1.1 ผลการรู้จำตัวอักษรสังเคราะห์ด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์

ผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ ที่มีขนาดเซลล์ (Cell Size) เท่ากับ 8x8 พิกเซล จำนวน 128 เซลล์, มีขนาดบล็อก (Block Size) เท่ากับ 2x2 เซลล์ จำนวน 105 บล็อก โดยในหนึ่งเซลล์มีการจัดเรียงฮิสโตแกรมจำนวน 9 บิน โดยในแต่ละบินจะพิจารณาทีละ 20 องศาหรือมีความกว้างในแต่ละบินเท่ากับ 20 องศา ซึ่งมีผลการรู้จำตัวอักษรอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ ดังตารางที่ 6.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.1 แสดงผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาว และ ตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ ด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์

HOG		Brightness										
		-125	-100	-75	-50	-25	0	25	50	75	100	125
SNR (dB)	0	87.78	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	98.77	51.98
	-5	83.09	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	86.30	48.77
	-10	79.38	97.04	99.75	100.00	100.00	100.00	100.00	99.38	88.15	70.25	48.64
	-15	58.52	71.36	78.27	78.52	76.91	70.37	63.21	54.20	47.04	43.33	40.62
	-20	12.96	14.44	19.88	25.56	30.86	32.96	34.44	34.44	34.57	32.84	33.09
	-25	2.47	3.33	3.46	3.83	6.30	7.65	8.64	10.99	13.58	15.31	17.04
	-30	2.10	2.47	3.09	2.59	2.59	2.47	2.35	2.72	2.96	3.58	3.70
	-35	2.10	1.73	2.22	2.10	1.73	2.10	1.98	2.47	1.85	2.10	1.98
	-40	1.60	1.48	1.36	1.73	1.73	1.73	1.48	1.73	1.60	1.48	1.73

จากตารางที่ 6.1 ที่ความสว่างปกติสามารถทนต่อสัญญาณรบกวนได้อยู่ที่ -10 dB แต่เมื่อมีการปรับความเข้มแสงให้สว่างขึ้น สามารถทนต่อความสว่างได้มากสุดที่ 100 ระดับ โดยทนต่อสัญญาณรบกวนได้อยู่ที่ 0 dB และเมื่อปรับความสว่างให้มืดลง สามารถทนต่อความสภาวะแสงน้อยได้มากสุดที่ -100 ระดับ โดยทนต่อสัญญาณรบกวนได้อยู่ที่ 0 dB

6.1.2 ผลการรู้จำตัวอักษรสังเคราะห์ด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีเซอร์ไนท์โมเมนต์

ผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีเซอร์ไนท์โมเมนต์ โดยกำหนดให้มีค่าระดับ เท่ากับ 16, 17 และ 18 ตามลำดับ ซึ่งมีผลการรู้จำตัวอักษรอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ ดังตารางที่ 6.2 ตารางที่ 6.3 ตารางที่ 6.4 ตามลำดับ

ตารางที่ 6.2 แสดงผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ ด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีเซอร์ไนท์โมเมนต์ที่มีค่าระดับเท่ากับ 16

Zernike MM n = 16		Brightness										
		-125	-100	-75	-50	-25	0	25	50	75	100	125
SNR (dB)	0	91.98	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	75.31
	-5	88.02	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	39.01
	-10	83.33	99.75	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	99.14	18.15
	-15	78.89	98.77	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	99.14	96.42	13.46
	-20	76.79	95.43	98.89	99.26	99.75	99.75	99.38	98.89	97.16	70.49	11.36
	-25	67.53	81.36	89.14	91.11	92.72	93.09	90.86	83.46	63.95	27.16	9.75
	-30	37.90	44.44	47.53	48.02	47.16	44.07	37.41	28.77	18.02	11.73	8.27
	-35	15.56	18.02	18.64	17.28	15.06	13.33	10.00	7.41	5.93	4.57	3.21
	-40	7.04	6.05	5.93	5.19	4.69	4.57	4.32	3.21	3.09	2.96	2.96

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.3 แสดงผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ ด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีเซอร์ไนท์โมเมนต์ที่มีค่าระดับเท่ากับ 17

Zernike MM n= 17		Brightness										
		-125	-100	-75	-50	-25	0	25	50	75	100	125
SNR (dB)	0	92.22	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	81.36
	-5	89.01	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	44.69
	-10	85.31	99.88	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	99.51	22.10
	-15	82.10	99.01	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	99.63	97.28	15.31
	-20	80.49	96.17	99.01	99.38	99.63	99.75	99.63	99.14	97.78	75.56	13.09
	-25	71.48	83.70	89.63	91.85	93.83	94.20	92.35	87.41	68.89	31.11	11.23
	-30	39.01	46.91	50.86	51.85	50.99	46.91	39.14	29.75	19.26	12.96	8.27
	-35	19.01	19.75	18.40	17.04	13.95	12.35	9.38	7.65	6.17	4.44	3.21
	-40	7.04	6.79	6.30	5.93	5.43	5.06	4.20	3.33	2.96	2.72	2.59

ตารางที่ 6.4 แสดงผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ ด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีเซอร์ไนท์โมเมนต์ที่มีค่าระดับเท่ากับ 18

Zernike MM n= 18		Brightness										
		-125	-100	-75	-50	-25	0	25	50	75	100	125
SNR (dB)	0	31.73	77.53	80.00	81.48	82.47	82.72	83.83	82.72	81.60	78.27	20.37
	-5	22.22	76.30	79.26	81.11	82.35	82.84	83.83	82.59	80.37	75.06	8.89
	-10	17.28	72.10	77.90	80.49	82.35	83.09	83.58	81.98	77.41	65.68	5.43
	-15	16.42	55.43	74.57	78.40	80.86	81.60	81.85	77.04	73.09	38.40	3.95
	-20	15.93	38.15	61.23	71.85	75.06	76.30	73.70	67.65	44.57	17.04	4.07
	-25	12.10	21.85	33.46	40.62	44.69	47.28	44.20	32.96	18.89	7.78	3.09
	-30	7.90	11.60	17.16	22.22	22.35	19.38	14.07	8.64	5.19	3.58	1.98
	-35	3.70	3.70	4.20	5.06	4.07	3.70	2.96	2.35	1.48	1.23	0.99
	-40	2.47	2.72	2.59	2.72	2.22	2.35	1.85	1.36	1.36	1.48	1.23

จากตารางที่ 6.2, ตารางที่ 6.3 และ ตารางที่ 6.4 ที่มีผลการรู้จำของเซอร์ไนท์โมเมนต์ ที่ค่าระดับ เท่ากับ 16 17 และ 18 ตามลำดับ พบว่า เมื่อเซอร์ไนท์โมเมนต์ มีค่าระดับ เท่ากับ 17 จะให้ผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวได้ถูกต้องมากที่สุดและยังทนต่อสัญญาณรบกวนต่างๆ ได้มากที่สุดด้วย เมื่อเทียบกับ เซอร์ไนท์โมเมนต์ ที่มีค่าระดับ เท่ากับ 16 และ 18 โดยที่การรู้จำตัวอักษรด้วยเซอร์ไนท์โมเมนต์ ที่มีค่าระดับเท่ากับ 17 นั้น ที่สภาวะแสงปกติหรือความสว่างเท่ากับ 0 จะสามารถทนต่อสัญญาณรบกวนได้มากที่สุดอยู่ที่ -25 dB แต่เมื่อทำการปรับค่าความสว่างให้สูงมาขึ้น พบว่าสามารถทนต่อความสว่างได้อยู่ที่ 100 ระดับ โดยทนต่อสัญญาณรบกวนได้มากที่สุดที่ -15 dB และเมื่อปรับความสว่างให้มืดลง พบว่าสามารถทนต่อความมืดได้อยู่ที่ -100 ระดับ โดยทนต่อสัญญาณรบกวนได้มากที่สุดที่ -20 dB

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

6.1.3 ผลการรู้จำตัวอักษรสังเคราะห์ด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่ง

ผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธี โซนนิ่ง โดยกำหนดให้มีการแบ่งโซนทั้งหมด 64 โซน โดยทำการหาค่าเฉลี่ยความเข้มแสงในแต่ละโซนที่มีขนาด 4x4 พิกเซล ซึ่งมีผลการรู้จำตัวอักษรอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ ดังตารางที่ 6.5

ตารางที่ 6.5 แสดงผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่ง

Zoning		Brightness										
		-125	-100	-75	-50	-25	0	25	50	75	100	125
SNR (dB)	0	97.41	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	69.75
	-5	91.23	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	48.02
	-10	84.44	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	30.62
	-15	78.52	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	96.91	20.74
	-20	77.90	99.14	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	99.14	72.10	17.16
	-25	80.25	96.67	99.26	99.75	99.75	99.75	99.63	97.90	81.11	46.67	18.52
	-30	73.83	86.91	93.21	94.20	93.70	89.88	81.36	65.93	47.16	31.23	16.54
	-35	46.05	50.37	52.72	52.84	48.52	43.09	36.54	29.26	21.98	14.94	7.90
	-40	15.19	14.57	13.33	12.59	12.10	10.99	10.49	8.77	8.27	7.16	6.91

ที่สภาวะแสงปกติหรือความสว่างเท่ากับ 0 จะสามารถทนต่อสัญญาณรบกวนได้มากที่สุดอยู่ที่ -30 dB แต่เมื่อทำการปรับค่าความสว่างให้สูงมาขึ้น พบว่าสามารถทนต่อความสว่างได้อยู่ที่ 100 ระดับ โดยทนต่อสัญญาณรบกวนได้มากที่สุดที่ -15 dB และเมื่อปรับความสว่างให้มืดลง พบว่าสามารถทนต่อความมืดได้อยู่ที่ -125 ระดับ โดยทนต่อสัญญาณรบกวนได้มากที่สุดที่ -5 dB

ซึ่งจากผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคกับตัวอักษรสังเคราะห์แล้วพบว่าคุณลักษณะสำคัญที่สามารถทนต่อการเปลี่ยนแปลงของแสง และสัญญาณรบกวนได้มากที่สุด ก็คือการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่ง แต่การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่ง ก็ยังไม่สามารถแยกตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันบางตัวออกมาได้ในกรณีที่มี แสงและสัญญาณรบกวนที่มีปริมาณมากเกินขีดจำกัดของคุณลักษณะสำคัญที่จะทนได้ ด้วยเหตุนี้จึงได้พัฒนาการสกัดคุณลักษณะสำคัญขึ้นเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าว ซึ่งได้ผลการทดลองออกมาดังตารางที่ 6.6 ซึ่งจะได้อธิบายต่อในหัวข้อถัดไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

6.1.4 ผลการรู้จำตัวอักษรสังเคราะห์ด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการที่นำเสนอ

ผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ด้วยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการที่นำเสนอ มีผลการรู้จำดังตารางที่ 6.6

ตารางที่ 6.6 แสดงผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรสังเคราะห์ ด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการที่นำเสนอ

Proposed Method		Brightness										
		-125	-100	-75	-50	-25	0	25	50	75	100	125
SNR (dB)	0	96.79	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	69.88
	-5	89.75	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	47.53
	-10	81.36	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	30.25
	-15	75.56	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	96.17	20.74
	-20	75.06	99.01	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	99.51	73.95	17.28
	-25	74.07	94.32	99.14	99.88	100.00	100.00	100.00	98.52	83.70	48.27	18.52
	-30	69.14	83.58	92.96	95.80	98.02	98.27	89.38	74.81	52.84	32.84	16.67
	-35	47.28	53.83	59.26	61.36	59.01	54.57	45.31	35.19	25.56	16.79	9.38
	-40	17.53	17.53	16.79	16.17	15.31	13.83	13.70	11.23	10.25	9.01	8.15

ในงานวิจัยนี้ได้เลือกชุดตัวอักษรที่ ความสว่างเท่ากับ 0 และ มีค่าสัญญาณรบกวนอยู่ที่ -30 dB มาใช้เป็นชุดทดสอบสำหรับการสร้างโมเดลการเรียนรู้ด้วยตัวอักษรสะอาด เพราะบริเวณสีฟ้ามีผลการรู้จำจากเดิมของวิธี โซนนิ่ง ที่ดีมากอยู่แล้ว และบริเวณสีแดงมีปริมาณของสัญญาณรบกวนที่มากเกินกว่าที่จะนำมาใช้เป็นตัวทดสอบในการสร้างโมเดลสำหรับการเรียนรู้ด้วยตัวอักษรสะอาดได้ จึงทำให้ที่ -30 dB เป็นบริเวณที่เหมาะสมที่สุด และเหตุที่เลือกค่าความสว่าง (Brightness) เท่ากับ 0 มาใช้เป็นตัวทดสอบในการสร้างโมเดลการเรียนรู้ เพราะต้องการเก็บค่าความสว่าง ตั้งแต่ -125 ถึง -25 และ ค่าความสว่างตั้งแต่ 25 ถึง 125 ที่สัญญาณรวบกวนเท่ากับ -30 dB เอาไว้เป็นตัวทดสอบกับโมเดลใหม่ที่สร้างขึ้น เพื่อจะได้ทราบว่าโมเดลการรู้จำใหม่ที่สามารถทนต่อสัญญาณรบกวน ที่ –30 dB ความสว่างเท่ากับ 0 ได้นั้น จะสามารถทนกับ ค่าความสว่างอื่นๆ ที่ตำแหน่งสัญญาณรบกวนระดับเดียวกันได้ด้วยหรือไม่ แล้วทนได้มาน้อยแค่ไหน จากผลการทดลองพบว่าบริเวณผลการรู้จำสีเหลืองให้ผลการรู้จำที่ดีขึ้นกว่าผลการรู้จำของ โซนนิ่ง มาก ส่วนบริเวณสีฟ้าให้ผลการรู้จำที่ดีเท่าๆกับวิธี โซนนิ่งเดิม ส่วนบริเวณสีแดงที่สัญญาณรบกวนอยู่ในปริมาณที่มากแม้จะไม่สามารถรู้จำตัวอักษรได้ดีแต่เมื่อเทียบกับวิธีเดิมแล้วให้ผลการรู้จำที่ดีขึ้นมากกว่าเดิมนั้นเอง สำหรับค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากตารางที่ 6.6 เช่น ที่ตำแหน่งสัญญาณรบกวน -30 dB ค่าความสว่าง 0 ระดับ ได้ถูกแสดงไว้ดังตารางที่ 6.7 ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.7 แสดงตัวอย่างคลาสตัวอักษรที่ทำนายผิดของตัวอักษรสังเคราะห์ที่มีสัญญาณรบกวนเกาเซียนส์ -30 dB และค่าความสว่าง 0 ระดับ

คลาสที่คาดหวัง	ตัวอักษรที่ทำนายผิด	ทำนายผิดเป็นคลาสตัวอักษรอื่น	ตัวอย่างคลาสทำนายผิดเป็นคลาสตัวอักษรอื่น
32		48, 6	48 6
34		19, 19, 6	19 6
37		38, 38	38
41		42	42
47		49	49
48		39	39
49		28, 6	28 6
50		11	11
68		38	38

จากตารางที่ 6.7 เป็นการแสดงตัวอย่างคลาสตัวอักษรที่ทำนายผิดของตัวอักษรสังเคราะห์ที่มีสัญญาณรบกวนเกาเซียนส์ -30 dB และมีค่าความสว่าง 0 ระดับ โดยจากตารางจะเห็นได้ว่าสาเหตุที่คลาสตัวอักษรนั้นทำนายผิดเนื่องมาจากตัวอักษรมีลักษณะที่คล้ายคลึงกันมาก เช่น ตัวอักษรคลาสคาดหวังที่ 32(ค), 37(ช), 41(ก) และ 49(ถ) ที่ทำนายผิดเป็นคลาสที่ 48(ต), 38(ซ), 42(ฏ) และ 28(ก) นอกจากนี้อีกหนึ่งสาเหตุที่ทำให้ตัวอักษรที่นำมาทดสอบทำนายผิดเนื่องมาจากปริมาณสัญญาณรบกวนและการเปลี่ยนแปลงความสว่างที่มีมากเกินไป จนทำให้รูปร่างของตัวอักษรที่นำมาทดสอบผิดเพี้ยนไปจากเดิมมาก จึงทำให้มีโอกาสทำนายผิดเป็นตัวอักษรอื่นได้ เช่น ตัวอักษร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คลาสคาดหวังที่ 34(ง) ทำนายผิดเป็นคลาสที่ 19(ฟ) และ 6(ส) ตัวอักษรคลาสคาดหวังที่ 32(ค) ทำนายผิดเป็นคลาสที่ 6(ส) และ ตัวอักษรคลาสคาดหวังที่ 48(ต) ทำนายผิดเป็นคลาสที่ 39(ฌ) เป็นต้น

6.2 ผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถไทยลาว

ในขั้นนี้จะกล่าวถึงผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคของตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถโดยแบ่งออกเป็น 2 กรณี ได้แก่ จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว และ ไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถไทยลาว ซึ่งในแต่ละกรณีจะทำการทดสอบการรู้จำด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญวิธีต่างๆ ได้แก่ ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์, เซอร์ไนท์โมเมนต์, โซนนิ่ง และวิธีที่นำเสนอ โดยการสกัดคุณลักษณะสำคัญของทุกวิธีที่กล่าวมา จะถูกรู้จำด้วยโมเดลตัวจำแนกเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียง ซึ่งมีผลการรู้จำต่างๆ ดังนี้

6.2.1 ผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถไทยลาว(กรณีจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว)

ผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถ โดยการจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว และทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีต่างๆ ได้แก่

ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ ที่มีขนาดเซลล์ (Cell Size) เท่ากับ 8x8 พิกเซล จำนวน 128 เซลล์, มีขนาดบล็อก (Block Size) เท่ากับ 2x2 เซลล์ จำนวน 105 บล็อก โดยในหนึ่งเซลล์มีการจัดเรียงฮิสโตแกรมจำนวน 9 บิน โดยในแต่ละบินจะพิจารณาทีละ 20 องศาหรือมีความกว้างในแต่ละบินเท่ากับ 20 องศา

เซอร์ไนท์โมเมนต์ มีค่าระดับ เท่ากับ 17 (เนื่องจากที่ค่าระดับเท่ากับ 17 ให้ผลการรู้จำที่ถูกต้องมากกว่าค่าระดับเท่ากับ 16 และ 18 ตามลำดับ)

โซนนิ่ง ที่มีการแบ่งโซนทั้งหมด 64 โซน โดยทำการหาค่าเฉลี่ยความเข้มแสงในแต่ละโซนที่มีขนาด 4x4 พิกเซล

ซึ่งจากการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการต่างๆ ที่กล่าวมาทั้งหมดนั้น ให้ผลการรู้จำตัวอักษรดังตารางที่ 6.8 และ ตารางที่ 6.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.8 แสดงผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถ (กรณีจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว)

จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนไทยลาว	ร้อยละความถูกต้อง
ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์	96.8760
เซอร์ไนท์โมเมนต์	97.1176
โซนนิ่ง	97.3108

ตารางที่ 6.9 แสดงผลการรู้จำตัวอักษรเฉพาะตัวอักษรไทยลาวจากป้ายทะเบียนรถ (กรณีจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว)

จัดกลุ่มป้ายทะเบียนไทยลาว	ร้อยละความถูกต้อง
ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์	91.3823
เซอร์ไนท์โมเมนต์	91.6136
โซนนิ่ง	91.6136

6.2.2 ผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถไทยลาว (กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว)

ผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถ โดยไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว และทำการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีต่างๆ ได้แก่

ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ ที่มีขนาดเซลล์ (Cell Size) เท่ากับ 8x8 พิกเซล จำนวน 128 เซลล์, มีขนาดบล็อก (Block Size) เท่ากับ 2x2 เซลล์ จำนวน 105 บล็อก โดยในหนึ่งเซลล์มีการจัดเรียงฮิสโตแกรมจำนวน 9 บิน โดยในแต่ละบินจะพิจารณาทีละ 20 องศาหรือมีความกว้างในแต่ละบินเท่ากับ 20 องศา

เซอร์ไนท์โมเมนต์ มีค่าระดับ เท่ากับ 17 (เนื่องจากที่ค่าระดับเท่ากับ 17 ให้ผลการรู้จำที่ถูกต้องมากกว่าค่าระดับ เท่ากับ 16 และ 18 ตามลำดับ)

โซนนิ่ง ที่มีการแบ่งโซนทั้งหมด 64 โซน โดยทำการหาค่าเฉลี่ยความเข้มแสงในแต่ละโซนที่มีขนาด 4x4 พิกเซล

วิธีการที่นำเสนอ เป็นวิธีที่ได้นำเสนอ

ซึ่งจากการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการต่างๆ ที่กล่าวมาทั้งหมดนั้น ให้ผลการรู้จำตัวอักษรดังตารางที่ 6.10 และ ตารางที่ 6.11

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.10 แสดงผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถ (กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว)

ไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนไทยลาว	ร้อยละความถูกต้อง
ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์	97.4718
เซอร์ไนท์โมเมนต์	97.6329
โซนนิ่ง	97.9066
วิธีที่นำเสนอ	**99.0982**

ตารางที่ 6.11 แสดงผลการรู้จำตัวอักษรเฉพาะตัวอักษรไทยลาวจากป้ายทะเบียนรถ (กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว)

ไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนไทยลาว	ร้อยละความถูกต้อง
ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์	93.1752
เซอร์ไนท์โมเมนต์	92.8861
โซนนิ่ง	93.6379
วิธีที่นำเสนอ	**97.8022**

จากหัวข้อที่ 6.2.1 และ 6.2.2 เมื่อพิจารณาเฉพาะการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธี ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์, เซอร์ไนท์โมเมนต์ และ โซนนิ่ง เมื่อทำการเปรียบเทียบกันแล้ว พบว่า วิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วย**วิธีโซนนิ่งแบบไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถไทยลาว** ให้ผลการรู้จำที่ถูกต้องมากที่สุด โดยตารางที่ 6.12 จะเป็นตารางผลการรู้จำตัวอักษรแต่ละตัวโดยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธี โซนนิ่ง แบบไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนไทยลาว ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.12 ผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคโดยใช้การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่ง (กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว)

Char	All	✓	✗	%
ກ	550	550	0	100
ຂ	98	98	0	100
ຄ	27	21	6	77.8
ຈ	101	101	0	100
ສ	116	116	0	100
ຍ	24	18	6	75
ດ	17	12	5	70.6
ຕ	14	7	7	50
ທ	35	34	1	97.1
ນ	42	38	4	90.5
ບ	30	22	8	73.3
ຜ	13	9	4	69.2
ພ	15	15	0	100
ມ	12	5	7	41.7
ຣ	24	24	0	100

Char	All	✓	✗	%
ລ	19	19	0	100
ວ	16	16	0	100
ຫ	11	6	5	54.5
ອ	16	16	0	100
ຣ	27	26	1	96.3
ก	68	26	19	72.1
ข	22	19	3	86.4
ค	34	34	0	100
ฆ	12	11	1	91.7
ง	54	54	0	100
จ	43	43	0	100
ฉ	32	32	0	100
ช	9	8	1	88.9
ฌ	8	8	0	100
ญ	10	10	0	100

Char	All	✓	✗	%
ฎ	11	10	1	90.9
ฐ	4	4	0	100
ฒ	6	6	0	100
ณ	3	1	2	33.3
ด	2	0	2	0
ต	5	4	1	80
ถ	3	0	3	0
ท	6	6	0	100
ธ	8	8	0	100
น	6	5	1	83.3
บ	72	64	8	88.9
ป	2	1	1	50
ผ	4	4	0	100
พ	4	3	1	75
ฟ	2	1	1	50

Char	All	✓	✗	%
ภ	9	6	3	66.7
ม	8	8	0	100
ย	4	2	2	50
ร	9	8	1	88.9
ล	9	8	1	88.9
ว	7	7	0	100
ศ	8	8	0	100
ษ	12	10	2	83.3
ส	5	5	0	100
ห	3	2	1	66.7
ฬ	4	4	0	100
อ	9	9	0	100
ฮ	5	4	1	80

Digit	All	✓	✗	%
0	356	354	2	99.4
1	487	485	2	99.6
2	503	503	0	100
3	353	350	3	99.2
4	486	485	1	99.8
5	513	510	3	99.4
6	292	291	1	99.7
7	422	422	0	100
8	487	482	5	99
9	582	579	3	99.5

สรุป	ไทยลาวเลข	ไทยลาว
All	6210	1729
✓	6080	1619
%	**97.9066**	**93.6379**

จาก ตารางที่ 6.12 การรู้จำในแต่ละตัวอักษรพบว่า ยังมีตัวอักษรอีกหลายๆ ตัว โดยเฉพาะตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันที่ยังมีผลการรู้จำที่ผิดอยู่เป็นจำนวนมาก เช่น ถ ถ ต ผ ท บ ก ณ บ เป็นต้น

โดยจากหัวข้อที่ 6.2.1 และ 6.2.2 พบว่าการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถแบบไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวจะให้ผลการรู้จำที่ดีกว่าการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถแบบจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ ดังนั้นในวิธีการที่นำเสนอจึงทำการทดสอบการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถเฉพาะกรณีที่ไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวเท่านั้น ซึ่งจากผลการทดสอบการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถด้วยวิธีการที่นำเสนอพบว่า ให้ผลการรู้จำที่สูงที่สุด ดังตารางที่ 6.10 และเมื่อพิจารณาผลการทดสอบเฉพาะตัวอักษรไทยลาวโดยไม่สนใจตัวเลขอารบิค พบว่าก็สามารถทำให้ผลการรู้จำสูงที่สุดด้วยเช่นกัน ดังตารางที่ 6.11 โดยผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถในแต่ละตัวอักษรของวิธีการที่นำเสนอได้ถูกแสดงไว้ ดังตารางที่ 6.13

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.13 ผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคโดยใช้การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีที่นำเสนอ (กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว)

Char	All	✓	✗	%
ກ	550	550	0	100
ຂ	98	98	0	100
ຄ	27	27	0	100
ຈ	101	101	0	100
ສ	116	116	0	100
ຍ	24	21	3	87.5
ດ	17	16	1	94.1
ຕ	14	13	1	92.9
ຫ	35	34	1	97.1
ນ	42	39	3	92.9
ບ	30	27	3	90
ຜ	13	13	0	100
ພ	15	15	0	100
ມ	12	7	5	58.3
ຣ	24	24	0	100

Char	All	✓	✗	%
ລ	19	19	0	100
ວ	16	16	0	100
ຫ	11	10	1	90.9
ອ	16	16	0	100
ธ	27	27	0	100
ก	68	59	9	86.8
ข	22	21	1	95.5
ค	34	34	0	100
ฆ	12	12	0	100
ง	54	54	0	100
จ	43	43	0	100
ฉ	32	32	0	100
ช	9	8	1	88.9
ณ	8	8	0	100
ญ	10	10	0	100

Char	All	✓	✗	%
ฎ	11	11	0	100
ฐ	4	4	0	100
ฒ	6	6	0	100
ณ	3	3	0	100
ด	2	2	0	100
ต	5	5	0	100
ถ	3	2	1	66.7
ท	6	6	0	100
ธ	8	8	0	100
น	6	6	0	100
บ	72	69	3	95.8
ป	2	2	0	100
ผ	4	4	0	100
พ	4	3	1	75
ฟ	2	2	0	100

Char	All	✓	✗	%
ภ	9	8	1	88.9
ม	8	8	0	100
ย	4	2	2	50
ร	9	9	0	100
ล	9	9	0	100
ว	7	7	0	100
ศ	8	8	0	100
ษ	12	11	1	91.7
ส	5	5	0	100
ห	3	3	0	100
ฬ	4	4	0	100
อ	9	9	0	100
ฮ	5	5	0	100

Digit	All	✓	✗	%
0	356	354	2	99.4
1	487	484	3	99.4
2	503	503	0	100
3	353	350	3	99.2
4	486	485	1	99.8
5	513	510	3	99.4
6	292	291	1	99.7
7	422	422	0	100
8	487	482	5	99
9	582	582	0	100

สรุป	ไทยลาวเลข	ไทยลาว
All	6210	1729
✓	6154	1691
%	**99.0982**	**97.8022**

ซึ่งจากตารางที่ 6.13 พบว่าวิธีการรู้จำตัวอักษรด้วยวิธีการที่นำเสนอนั้น สามารถแยกความแตกต่างของตัวอักษรไทย ลาว และตัวเลขอารบิคที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันให้รู้จำได้ถูกต้องมากยิ่งขึ้นได้ เช่น ตัวอักษร ฆ กับ ฅ แม้ว่าตัวอักษรจะมีความคล้ายคลึงกันมากแต่เมื่อผ่านการสกัดคุณลักษณะด้วยวิธีที่นำเสนอแล้ว จะเห็นได้ว่ามีค่าเปอร์เซ็นความถูกต้องที่เพิ่มสูงขึ้นกว่าเดิมมาก นอกจากนี้ หากพิจารณาผลการรู้จำเฉพาะตัวอักษรไทยลาวโดยตัดเลขอารบิคออกไปเพราะส่วนใหญ่แล้วเลขอารบิคจะให้ค่าความถูกต้องที่สูงมากอยู่แล้ว เนื่องจากตัวเลขอารบิคมีความแตกต่างของตัวอักษรที่ชัดเจน ไม่ว่าจะสกัดคุณลักษณะด้วยเทคนิคใดก็มักจะให้ค่าการรู้จำที่ถูกต้องสูง แต่หากพิจารณาแค่ ตัวอักษรไทย ลาว เท่านั้นจะทำให้เห็นค่าความถูกต้องที่ชัดเจนมากขึ้นว่าคุณลักษณะใดสามารถแยกความแตกต่างของตัวอักษรที่คล้ายคลึงกันและทนต่อสัญญาณรบกวนได้มากที่สุด ซึ่งการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการที่นำเสนอจะสามารถแยกความแตกต่างของตัวอักษรที่คล้ายคลึงกันและทนต่อสัญญาณรบกวนได้มากที่สุดนั้นเอง ซึ่งจากตารางที่ 6.13 พบว่ามีค่าความถูกต้อง 99.09 สำหรับการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิค และ ค่าความถูกต้อง 97.80 สำหรับการรู้จำตัวอักษรไทยลาว โดยค่าความผิดพลาดของตัวอักษรที่ทำนายผิดนั้นได้ถูกแสดงไว้ดังตารางที่ 6.14, 6.15 และ 6.16 ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.14 แสดงผลคลาสตัวอักษรลาวจากป้ายทะเบียนรถที่ทำนายผิด

คลาสที่คาดหวัง	ตัวอักษรที่ทำนายผิด	ทำนายผิดเป็นคลาสตัวอักษรอื่น	ตัวอย่างคลาสทำนายผิดเป็นคลาสตัวอักษรอื่น
8		14, 14, 16	14 16
9		3	3
10		9	9
12		25	25
13		66, 20, 66	66 20
14		13, 13, 8	13 8
20		13, 13, 13, 13, 13	13
25		12	12

จากตารางที่ 6.14 เป็นการแสดงผลคลาสตัวอักษรจากป้ายทะเบียนรถลาวที่ทำนายผิด โดยจากตารางจะเห็นได้ว่าสาเหตุที่คลาสตัวอักษรนั้นทำนายผิดเนื่องจากตัวอักษรมีลักษณะที่คล้ายคลึงกันมาก เช่น ตัวอักษรคลาสคาดหวังที่ 13(ม) ทำนายผิดเป็นคลาสที่ 66(บ) และ 20(ฝ) นอกจากนี้ตัวอักษรที่มีความเอียงมากอย่างคลาสตัวอักษรที่ 14(ป) ตัวที่ 2 ที่ทำนายผิดเป็นคลาสที่ 13(ม) เนื่องจากไม่มีตัวอักษรในชุดฝึกฝนที่มีความเอียงมากในระดับใกล้เคียงกันกับตัวอักษรที่นำมาทดสอบจึงทำให้มีโอกาสทำนายผิดได้ รวมไปถึงภาพระดับสีเทาที่มีสัญญาณรบกวนแสงเงาแปรปรวน จึงส่งผลให้ตัวอักษรขาวดำที่แปลงมาจากภาพระดับสีเทาดังกล่าวนั้น มีลักษณะของตัวอักษรที่เปลี่ยนแปลงไปจากตัวอักษรจริง เช่น ตัวอักษรในคลาสที่ 20(ฝ) ตัวที่ 5 และ ตัวอักษรในคลาสที่ 14 (ป) ตัวที่ 1 เป็นต้น เมื่อลักษณะรูปร่างของตัวอักษรเปลี่ยนไปจึงทำให้มีโอกาสทำนายผิดได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.15 แสดงผลคลาสตัวอักษรไทยจากป้ายทะเบียนรถที่ทำนายผิด

คลาสที่คาดหวัง	ตัวอักษรที่ทำนายผิด	ทำนายผิดเป็นคลาสตัวอักษรอื่น	ตัวอย่างคลาสทำนายผิดเป็นคลาสตัวอักษรอื่น
41		3, 3, 1, 1, 9, 3, 9, 9, 9	3 1 9
42		13	13
50		14	14
62		41	41
66		8, 14, 13	8 14 13
70		6	6
72		1	1
74		66, 13	66 13
79		14	14

จากตารางที่ 6.15 เป็นการแสดงผลคลาสตัวอักษรไทยจากป้ายทะเบียนรถที่ทำนายผิด โดยจากตารางจะเห็นได้ว่าสาเหตุที่คลาสตัวอักษรนั้นทำนายผิดเนื่องจากตัวอักษรมีลักษณะที่คล้ายคลึงกันมาก เช่น ตัวอักษรคลาสคาดหวังที่ 41(ก) ทำนายผิดเป็นคลาสที่ 1(ท), 3(ถ) และ 9(ด) นอกจากนี้ตัวอักษรที่มีความเอียงมากอย่างคลาสตัวอักษร 70(พ), 79(ษ) และ 50(ช) ที่ทำนายผิดเป็นคลาสที่ 6(ส), 14(บ) และ 14(บ) ตามลำดับ เนื่องจากไม่มีตัวอักษรในชุดฝึกฝนที่มีความเอียงมากในระดับใกล้เคียงกันกับตัวอักษรที่นำมาทดสอบจึงทำให้มีโอกาสทำนายผิดได้ รวมไปถึงภาพระดับสีเทาที่มีสัญญาณรบกวนแสงเงาแปรปรวน จึงส่งผลให้ตัวอักษรขาวดำที่แปลงมาจากภาพระดับสีเทาดังกล่าวนั้น มีลักษณะของตัวอักษรที่เปลี่ยนแปลงไปจากตัวอักษรจริง เช่น ตัวอักษรในคลาสที่ 66(บ)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตัวที่ 1 และ ตัวอักษรในคลาสที่ 42(ข) เป็นต้น เมื่อลักษณะรูปร่างของตัวอักษรเปลี่ยนไปจึงทำให้มีโอกาสทำนายผิดได้ นอกจากนี้จำนวนตัวอักษรที่มีปริมาณที่น้อยเกินไป เช่น คลาสตัวอักษร 62(ถ), 70(พ) และ 74(ย) ก็เป็นอีกหนึ่งสาเหตุที่ทำให้รู้จำผิดเนื่องจากข้อมูลในชุดฝึกฝนก็จะมีปริมาณที่น้อยลงด้วยเช่นกัน เมื่อข้อมูลในชุดฝึกฝนน้อยโอกาสที่ตัวอักษรที่นำมาทดสอบจะเหมือนกับตัวอักษรในชุดฝึกฝนก็จะน้อยลงไปด้วย

ตารางที่ 6.16 แสดงผลคลาสตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถที่ทำนายผิด

คลาสที่คาดหวัง	ตัวอักษรที่ทำนายผิด	ทำนายผิดเป็นคลาสตัวอักษรอื่น	ตัวอย่างคลาสทำนายผิดเป็นคลาสตัวอักษรอื่น
0 85		94, 94	9 94
1 86		92, 92, 92	7 92
3 88		93, 93, 93	8 93
4 89		86	1 86
5 90		91, 91, 91	6 91
6 91		90	5 90
8 93		88, 88, 88, 88, 88	3 88

จากตารางที่ 6.16 เป็นการแสดงผลคลาสตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถที่ทำนายผิด โดยจากตารางจะเห็นได้ว่าสาเหตุที่คลาสตัวอักษรนั้นทำนายผิดเนื่องจากตัวอักษรมีลักษณะที่คล้ายคลึงกันมาก เช่น ตัวอักษรคลาสคาดหวังที่ 88(3), 86(1), 90(5) และ 93(8) ทำนายผิดเป็นคลาสที่ 93(8), 92(7), 91(6) และ 88(3) ตามลำดับนอกจากนี้ตัวอักษรที่มีความเอียงมากอย่างคลาสตัวอักษร 86(1) ตัวที่ 1 และ 2 ที่ทำนายผิดเป็นคลาสที่ 92(7) เนื่องจากไม่มีตัวอักษรในชุดฝึกฝนที่มีความเอียงมากในระดับใกล้เคียงกันกับตัวอักษรที่นำมาทดสอบจึงทำให้มีโอกาสทำนายผิดได้ รวมไปถึงภาพระดับสีเทาที่มีสัญญาณรบกวนแสงเงาแปรปรวน จึงส่งผลให้ตัวอักษรขาวดำที่แปลงมาจาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาพระดับสีเทาดังกล่าวนั้น มีลักษณะของตัวอักษรที่เปลี่ยนแปลงไปจากตัวอักษรจริง เช่น ตัวอักษรในคลาสที่ 85(0) ตัวที่ 2 และ ตัวอักษรในคลาสที่ 93(8) ตัวที่ 2 และ 4 เป็นต้น เมื่อลักษณะรูปร่างของตัวอักษรเปลี่ยนไปจึงทำให้มีโอกาสทำนายผิดได้

หลังจากที่ได้ทำการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องในการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคจากตัวอักษรสังเคราะห์แล้ว พบว่า**วิธีการสกัดคุณลักษณะด้วยวิธีที่นำเสนอสามารถทนต่อสัญญาณรบกวนและการเปลี่ยนแปลงความสว่างได้มากที่สุด** ส่วนการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องในตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคที่ได้มาจากป้ายทะเบียนรถยนต์ พบว่า**วิธีการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคโดยใช้การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีที่นำเสนอ (กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว)** ให้ผลการรู้จำที่สูงที่สุด เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการของผู้วิจัยท่านอื่น โดยมีค่าความถูกต้องที่สูงถึงร้อยละ 99.0982 สำหรับการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิค และมีค่าความถูกต้องร้อยละ 97.8022 เมื่อพิจารณาเฉพาะตัวอักษรไทยลาวเท่านั้น โดยในบทถัดไปจะเป็นการกล่าวถึงการสรุปผลและแนวทางในการพัฒนาต่อยอดงานวิจัยนี้ต่อไปในอนาคต โดยรายละเอียดต่างๆ ได้ถูกอธิบายไว้ในบทถัดไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 7
สรุปผลและแนวทางในการพัฒนาต่อ

ในบทนี้จะกล่าวถึงข้อสรุปต่างๆ ที่ได้ทั้งหมดที่ได้ทำการศึกษาวิจัยในระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวและตัวเลขอารบิค รวมทั้งมองหาแนวทางในการพัฒนาระบบต่อไปในอนาคต ซึ่งมีรายละเอียด ดังนี้

7.1 สรุปผล

จากสมมติฐานที่ 1 ที่ได้กล่าวไว้ว่าหากทำการจัดกลุ่มคัดแยกประเภทป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวออกจากกัน ก่อนที่จะนำเข้าสู่กระบวนการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีต่างๆ แล้วทำการรู้จำ จะสามารถรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคได้อย่างถูกต้อง โดยสามารถแก้ปัญหาเรื่องความคล้ายคลึงกันของตัวอักษรภาษาไทยและตัวอักษรภาษาลาวได้ ซึ่งจากการทำการทดลองและการวิเคราะห์ผลการทดลองแล้วสามารถสรุปได้ว่า

จากผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคกับชุดข้อมูลตัวอักษรที่อยู่ในสภาพแวดล้อมตามขอบเขตที่งานวิจัยกำหนดไว้พบว่า สามารถช่วยแก้ปัญหาตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันระหว่างตัวอักษรไทยกับตัวอักษรลาวได้ แต่ไม่สามารถช่วยแก้ปัญหาตัวอักษรในประเทศเดียวกันที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันได้ โดยเมื่อทำการจัดประเภทแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวออกจากกัน แล้วนำไปสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการของ ฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์, เซอร์ไนท์โมเมนต์ และ โซนนิ่ง แล้วจึงนำไปทดสอบการรู้จำพบว่า ทั้ง 3 วิธี สามารถให้ผลการรู้จำที่มีค่าความถูกต้องที่สูง ได้แก่ 96.87, 97.11 และ 97.31 ตามลำดับ แต่วิธีการนี้ก็ยังมีข้อเสียอยู่เช่นเดียวกันคือ หากในขั้นตอนการจัดแยกประเภทป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวออกจากกันเกิดความผิดพลาด โดยการจัดแยกประเภทป้ายทะเบียนรถยนต์ผิด จะทำให้ผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวนั้นผิดทันที เนื่องจากป้ายทะเบียนรถยนต์ที่แท้จริงเป็นทะเบียนไทยดังรูปที่ 7.1(ค) แต่ระบบจัดแยกเป็นป้ายทะเบียนลาว ดังรูปที่ 7.1(ฆ) เมื่อระบบมองเห็นว่าเป็นป้ายทะเบียนลาวก็จะส่งเข้าไปยังโมเดลการรู้จำตัวอักษรภาษาลาวทำให้ไม่สามารถมีโอกาสที่จะทำนายออกมาเป็นตัวอักษรภาษาไทยได้เลย หรือป้ายทะเบียนรถยนต์ที่แท้จริงเป็นป้ายทะเบียนลาว ดังรูปที่ 7.1(ก) แต่ระบบจัดแยกเป็นป้ายทะเบียนไทย ดังรูปที่ 7.1(ข) เมื่อระบบมองเห็นว่าเป็นป้ายทะเบียนไทยก็จะส่งเข้าไปยังโมเดลการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยทำให้ไม่สามารถมีโอกาสที่จะทำนายออกมาเป็นตัวอักษรภาษาลาวได้เลย ซึ่งถ้ายิ่งมีกลุ่มข้อมูลตัวอักษรที่นำมาใช้ทดสอบในปริมาณที่มากขึ้น แนวโน้มการรู้จำตัวอักษรผิดก็จะยิ่งมีเพิ่มมากขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เรื่อยๆ เนื่องจากมีโอกาสที่จะเจอป้ายทะเบียนรถยนต์ที่มีลักษณะเดียวกันกับภาพตัวอย่างดังรูปที่ 7.1 เช่น ตรวจจับป้ายทะเบียนรถแล้วติดส่วนของกระจังหน้ารถมา หรือ มีส่วนของสติ๊กเกอร์และลวดลายต่างๆในป้ายทะเบียนรถยนต์ ป้ายทะเบียนรถยนต์ก็จะมีโอกาสคัดแยกประเภทผิดเพิ่มมากขึ้นด้วยนั้นเอง

(ก) (ข) (ค) (ฆ)

รูปที่ 7.1 (ก) ตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ลาว (ข) ฮิสโตแกรมโปรเจคชั่นในแนวนอนที่แสดงผลการคัดแยกป้ายทะเบียนรถผิดเป็นป้ายทะเบียนรถยนต์ไทย (ค) ตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ไทย (ฆ) ฮิสโตแกรมโปรเจคชั่นในแนวนอนที่แสดงผลการคัดแยกป้ายทะเบียนรถผิดเป็นป้ายทะเบียนรถยนต์ลาว

แต่ถึงแม้ว่าระบบจะสามารถคัดแยกประเภทของป้ายทะเบียนรถยนต์ได้อย่างถูกต้องเพื่อลดปัญหาตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันระหว่างประเทศได้ แต่ปัญหาของตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันภายในประเทศเดียวกันก็ยังคงมีอยู่ โดยจากตารางที่ 6.8 เป็นผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคแบบแยกป้ายทะเบียนรถ พบว่า โซนนิ่ง ให้ผลการรู้จำมากสุดเท่ากับ 97.31 แต่เมื่อมองลึกลงไปที่ค่าความถูกต้องในแต่ละตัวอักษรดังตารางที่ พบว่ายังมีตัวอักษรอีกหลายตัวที่ยังไม่สามารถรู้จำให้ถูกต้องได้ เช่นตัวอักษรดังรูปที่ 7.2

รูปที่ 7.2 ตัวอย่างตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกัน

ดังนั้นวิธีการตามสมมติฐานที่ 1 จึงเป็นวิธีที่ไม่เหมาะจะนำไปใช้งานในชีวิตจริงในการพัฒนาระบบรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถยนต์

สมมติฐานที่ 2 หากไม่มีการจัดกลุ่มคัดแยกประเภทป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวออกจากกัน แล้วจัดกลุ่มตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันไว้ด้วยกัน โดยภายในกลุ่มเดียวกันจะเลือกเฉพาะบางส่วนของตัวอักษรที่แตกต่างกันมาใช้ในการสกัดคุณลักษณะสำคัญ จะสามารถรู้จำตัวอักษรตัวไทยลาวและตัวเลขอารบิคได้อย่างถูกต้องได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคกับชุดข้อมูลที่สังเคราะห์ขึ้นด้วยวิธีการรู้จำที่นำเสนอพบว่าสามารถแก้ปัญหาเรื่องการรู้จำตัวอักษรที่ลักษณะที่คล้ายคลึงกัน และยังมีความทนทานต่อสัญญาณรบกวนได้มากถึง -30 dB โดยทนต่อการเปลี่ยนแปลงความสว่างได้ตั้งแต่ -75 ถึง +25 ระดับ ซึ่งจากการทดสอบกับตัวอักษรสังเคราะห์ที่ทดสอบกับตัวอักษรจำนวนมากสามารถให้ผลการรู้จำตัวอักษรออกมาได้อย่างมีประสิทธิภาพ จึงได้นำวิธีการที่นำเสนอไปทดสอบการรู้จำกับตัวอักษรที่มาจากป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาวที่มาจากป้ายทะเบียนรถยนต์ในสภาพแวดล้อมจริงตามขอบเขตที่ได้ระบุไว้ ซึ่งจากผลการทดลองพบว่าวิธีที่นำเสนอสามารถรู้จำตัวอักษรไทยลาวที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันได้ โดยให้ค่าความถูกต้องอยู่ที่ 97.80 โดยสามารถรู้จำตัวอักษรได้ดีกว่าวิธีเดิมอย่าง โซนนิ่ง ที่มีค่าความถูกต้อง 93.63 โดยเมื่อพิจารณาเฉพาะตัวอักษรที่คล้ายคลึงกัน เช่น ตัวอย่างตัวอักษร ในกลุ่มที่ 11 ที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกัน ดังรูปที่ 7.3

รูปที่ 7.3 แสดงตัวอักษรในกลุ่มที่ 11

ซึ่งวิธีการสกัดคุณลักษณะตัวอักษรด้วย โซนนิ่ง และทำการรู้จำด้วยโมเดลการรู้จำเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด จะให้ค่าความถูกต้องอยู่ที่ 100, 77.77, 70.58, 50, 72.05, 0 และ 66.66 ตามลำดับ ซึ่งวิธีที่นำเสนอให้ค่าความถูกต้องอยู่ที่ 100, 100, 94.11, 92.85, 86.76, 66.66 และ 88.88 ตามลำดับ เป็นต้น แต่ถึงแม้ว่าวิธีที่นำเสนอจะให้ค่าความถูกต้องรวมสูงถึง 97.80 แต่ก็ยังมีบางตัวอักษรที่ยังไม่สามารถรู้จำได้ ได้แก่ตัวอักษรดังรูปที่ 7.4 เนื่องจากยังไม่สามารถหาส่วนที่แตกต่างที่จะสามารถแยกความแตกต่างของตัวอักษรทั้งสองตัวไปสกัดคุณลักษณะสำคัญแล้วทำให้มีค่าความถูกต้องที่สูงได้ เนื่องจากตัวอักษรทั้งสองตัวนี้มีความเหมือนที่คล้ายคลึงกันมากๆ นั้นเอง

รูปที่ 7.4 ตัวอย่างตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกัน

นอกจากนี้ยังมีตัวอักษรบางตัวดังรูปที่ 7.5 ที่ยังไม่สามารถรู้จำได้อย่างถูกต้องได้เนื่องมาจากมีจำนวนข้อมูลตัวอักษรที่นำมาใช้สร้างโมเดลเรียนรู้จำนวนน้อยมากทำให้เมื่อทำการทดสอบการรู้จำแล้วมีโอกาสที่ผลการรู้จำจะทำนายตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงออกมาได้มากกว่านั้นเอง

รูปที่ 7.5 ตัวอย่างตัวอักษรที่มีจำนวนข้อมูลตัวอักษรน้อย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แต่ตัวอักษรที่ยังไม่สามารถรู้จำให้ถูกต้องได้นั้นก็มีเพียงส่วนน้อยเท่านั้น ซึ่งตัวอักษรเกือบทั้งหมดสามารถรู้จำได้อย่างถูกต้องด้วยวิธีการตามที่ได้นำเสนอ

7.2 แนวทางในการพัฒนาต่อ

พัฒนาส่วนการจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนไทยลาวร่วมกับการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีที่นำเสนอ เพื่อให้สามารถรู้จำตัวอักษรได้ถูกต้องมากยิ่งขึ้น นอกจากนี้ในการสกัดคุณลักษณะสำคัญของวิธีการที่นำเสนอการเลือกส่วนสำคัญมาสกัดคุณลักษณะสำคัญนั้นในงานวิจัยยังใช้วิธีการสังเกต ส่วนนี้จึงเป็นส่วนที่ควรจะพัฒนาต่อให้สามารถทำการเลือกส่วนสำคัญของตัวอักษรได้โดยอัตโนมัติ จะช่วยลดเวลาในการสร้างโมเดลตัวจำแนกให้ลดน้อยลงได้ นอกจากนี้ควรมีการพัฒนาการรู้จำตัวอักษรในส่วนของตัวอักษรที่ยังขาดหายไปและทดสอบกับข้อมูลตัวอักษรจำนวนมาก รวมไปถึงพัฒนาในส่วนของการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์ และส่วนการแยกตัวอักษรในหลากหลายสภาพแวดล้อมเช่น ในตอนกลางคืน สภาพแวดล้อมที่มีหมอกควันหรือมีสัญญาณรบกวนต่างๆ เพิ่มเติมมากกว่าขอบเขตที่งานวิจัยนี้กำหนด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสารอ้างอิง

[1] M.H. ter Brugge, K.A. Helmholt, J.P.W. Pluim, L. Spaanenburg, R.S. Venema, M.A. Westenberg J.A.G. Nijhuis, "Car License Plate Recognition with Neural Networks and Fuzzy Logic,".

[2] Wei Yeang Kow, Wei Leong Khong, Mei Yeen Choong, Kenneth Tze Kin Teo Lorita Angeline, "License Plate Character Recognition via Signature Analysis and Features Extraction," in Fourth International Conference on Computational Intelligence, Modelling and Simulation, 2012, pp. 1-6.

[3] Li-Shien Chen, Yun-Chung Chung, and Sei-Wan Chen Shyang-Lih Chang, "Automatic License Plate Recognition" IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2004, pp. 42-53.

[4] Chittaphone Chansylilath, Wasin Sinthupinyo, "Lao Optical Character Recognition (Lao OCR)," in National Electronic and Computer Technology Center, Image Technology Lab National Authority for Sciences and Technology, Information Technology Research Institute, pp. 1-13.

[5] John Canny. "A Computational Approach to Edge Detection". IEEE Transactions on Pattern Annalysis and Machine Intelligence, pp. 679-698, 1986.

[6] N. Otsu, "A threshold selection method from grey level histograms," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 9, pp. 62–66, Jan. 1979.

[7] Linda G. Shapiro, George C. Stockman. Computer Vision. 1st ed. New Jersey: Prentice Hall.2002.

[8] Hongyao Deng, Qingxin Zhu, Jingsong Tao and Hao Feng. "Rectification of License Plate Images Based on Hough Transformation and Projection" TELKOMNIKA Indonesian Journal of Electrical Engineering, Vol.12, No.1, Jan 2014, pp. 584-591.

[9] รศ.ดร. อรฉัตร จิตต์โสภักตร์, ทฤษฎีการประมวลผลภาพดิจิตอล, พิมพ์ครั้งที่ 1, กรุงเทพมหานคร: บริษัทสงวนกิจ พริ้นท์ แอนด์ มิเดีย, 2552.

[10] ตะวัน ขุนอาสา. "การหาระยะหางของรถคันหน้าด้วยระบบตรวจจับป้ายทะเบียน" การประชุมวิชาการ งานวิจัย และพัฒนาเชิงประยุกต, พฤษภาคม 2557.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

[11] P. Viola, M. Jones, "Rapid object detection using a Boosted cascade of simple features," Proc. Int'l Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-9, 2001.

[12] OnDrej M. "Algorithmic and Mathematical Principles of Automatic Number Plate Recognition Systems." B.Sc. Thesis of Brno University of Technology. 2007.

[13] ราตรี จันทนะทรัพย, นิดาพรรณ สุรีรัตนันท. "การรูจำปายทะเบียนรถยนตไทยโดยใช เทคนิคเฮาดอรฟดิสแทนซ"การประชุมวิชาการระดับชาติด้านคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ, ปีที่1,ฉบับที่ 1 , พฤษภาคม 2548. หน้า 281-286

[14] P. Sa-ngamuang., C. Thamnittasana., T. Kondo. "Thai Car License Plate Recognition Using Essential-Elements-Based Method" Proceedings of Asia-Pacific Conference on Communications, November, 2007. pp. 41-44.

[15] Hsien-Chu WU, Chwei-Shyong TSAI, and Ching-Hao LAI. "A License Plate Recognition System in E-Government" International Journal of Information and Security, Vol.15, no, 2, 2004. pp. 199-210.

[16] Tao Hong, Anilkumar Kothalil Gopalakrishnam. "License Plate Extraction and Recognition of a Thai Vehicle based on MSER and BPNN" International Conference on Knowledge and Smart Technology, Jan, 2015. pp. 48-53.

[17] Zouaoui Abderaouf, Benblidia Nadjia, Oukid-Khouas Saliha. "License plate character segmentation based on horizontal projection and connected component analysis" World Symposium on Computer Applications and Research (WSCAR), Jan, 2014.

[18] B.Leelarani, B.Rameshnaidu. "Recognition of License Plate Numbers using Connected Component Analysis" International Journal of Engineering Development and Research, Vol.3, no, 3, 2015. pp. 1-5.

[19] Navneet Dalal, Bill Triggs."Histograms of Oriented Gradients for Human Detection" IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June, 2005.

[20] Sumanta Subhadhira, Usarat Juithonglang, Paweena Sakulkoo, Punyaphol Horata. "License Plate Recognition Application using Extreme Learning Machines." ICT International Student Project Conference, March 2014.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

[21] Suthasinee Iamsa-at, Punyaphol Horata. "Handwritten Character Recognition Using Histograms of Oriented Gradient Features in Deep Learning of Artificial Neural Network."International Conference on IT Convergence and Security, Dec 2013.

[22] Aditi Goyal, Kartikay Khandelwal, Piyush Keshri. "Optical Character Recognition for Handwritten Hindi" CS229 Machine Learning.

[23] Mustapha Oujaoura , Rachid El Ayachi, Mohamed Fakir, Belaid Bouikhalene, and Brahim Minaoui. "Zernike moments and neural networks for recognition of isolated Arabic characters." International Journal of Computer Engineering Science, Vol. 2, no. 3, March. 2012, pp. 17-25.

[24] Prapti D., Shrinivas V., Majharoddin M., and Yogesh S. "Zernike Moment Feature Extraction for Handwritten Devanagari Compound Character Recognition." Science and Information Conference, Oct. 2013, pp. 459-466.

[25] Mahesh Jangid, Renu Dhir, Rajneesh Rani, and Kartar Singh. "SVM Classifier for Recognition of Handwritten Devanagari Numeral." International Conference on Image Information Processing, Nov. 2011.

[26] A.M.M.O. Chacko and P.M. Dhanya. "A Comparative Study of Different Feature Extraction Techniques for Offline Malayalam Character Recognition." Proceedings of the International Conference on CIDM, Dec. 2014, pp. 9-18.

[27] Dr. Y. Venkateswarlu,A. K. Chintha U. R. Babu, "Handwritten Digit Recognition Using K-Nearest Neighbour Classifier,"World Congress on Computing and Communication Technologies, 2014, pp. 60-65.

[28] M. K. Jindal,R. K. Sharma Munish Kumar, "k-Nearest Neighbor Based Offline Handwritten Gurmukhi Character Recognition, "International Conference on Image Information Processing (ICIIP 2011), 2011.

[29] Nathan S. Netanyahu, Roger D. Eastman and Jacqueline Le Moigne, Image Registration for Remote Sensing , 1st ed. New York, United States of America: Cambridge University Press , 2011.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก.

ผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคสำหรับป้ายทะเบียนรถอย่างละเอียด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ก.1 ตารางผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคโดยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่ง
(กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถไทยลาว)

Char	All	✓	✗	%
ກ	550	550	0	100
ຂ	98	98	0	100
ຄ	27	21	6	77.8
ຈ	101	101	0	100
ສ	116	116	0	100
ຍ	24	18	6	75
ດ	17	12	5	70.6
ຕ	14	7	7	50
ຫ	35	34	1	97.1
ນ	42	38	4	90.5
ບ	30	22	8	73.3
ຜ	13	9	4	69.2
ພ	15	15	0	100
ມ	12	5	7	41.7
ຣ	24	24	0	100

Char	All	✓	✗	%
ລ	19	19	0	100
ວ	16	16	0	100
ຫ	11	6	5	54.5
ອ	16	16	0	100
ຣ	27	26	1	96.3
ก	68	26	19	72.1
ข	22	19	3	86.4
ค	34	34	0	100
ฆ	12	11	1	91.7
ง	54	54	0	100
จ	43	43	0	100
ฉ	32	32	0	100
ช	9	8	1	88.9
ฌ	8	8	0	100
ญ	10	10	0	100

Char	All	✓	✗	%
ฎ	11	10	1	90.9
ฐ	4	4	0	100
ฒ	6	6	0	100
ณ	3	1	2	33.3
ด	2	0	2	0
ต	5	4	1	80
ถ	3	0	3	0
ท	6	6	0	100
ธ	8	8	0	100
น	6	5	1	83.3
บ	72	64	8	88.9
ป	2	1	1	50
ผ	4	4	0	100
พ	4	3	1	75
ฟ	2	1	1	50

Char	All	✓	✗	%
ภ	9	6	3	66.7
ม	8	8	0	100
ย	4	2	2	50
ร	9	8	1	88.9
ล	9	8	1	88.9
ว	7	7	0	100
ศ	8	8	0	100
ษ	12	10	2	83.3
ส	5	5	0	100
ห	3	2	1	66.7
ฬ	4	4	0	100
อ	9	9	0	100
ฮ	5	4	1	80

Digit	All	✓	✗	%
0	356	354	2	99.4
1	487	485	2	99.6
2	503	503	0	100
3	353	350	3	99.2
4	486	485	1	99.8
5	513	510	3	99.4
6	292	291	1	99.7
7	422	422	0	100
8	487	482	5	99
9	582	579	3	99.5

สรุป	ไทยลาวเลข	ไทยลาว
All	6210	1729
✓	6080	1619
%	**97.9066**	**93.6379**

ตารางที่ ก.2 ตารางผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคโดยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์
(กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถไทยลาว)

Char	All	✓	✗	%
ກ	550	549	1	99.8
ຂ	98	98	0	100
ຄ	27	22	5	81.5
ຈ	101	101	0	100
ສ	116	116	0	100
ຍ	24	17	7	70.8
ດ	17	17	0	100
ຕ	14	9	5	64.3
ຫ	35	32	3	91.4
ນ	42	33	9	78.6
ບ	30	26	4	86.7
ຜ	13	9	4	69.2
ພ	15	15	0	100
ມ	12	10	2	83.3
ຣ	24	24	0	100

Char	All	✓	✗	%
ລ	19	18	1	94.7
ວ	16	15	1	93.8
ຫ	11	3	8	27.3
ອ	16	16	0	100
ธ	27	27	0	100
ก	68	55	13	80.9
ข	22	16	6	72.7
ค	34	30	4	88.2
ฆ	12	12	0	100
ง	54	54	0	100
จ	43	43	0	100
ฉ	32	32	0	100
ช	9	8	1	88.9
ฌ	8	8	0	100
ญ	10	9	1	90

Char	All	✓	✗	%
ฎ	11	10	1	90.9
ฐ	4	2	2	50
ฒ	6	6	0	100
ณ	3	1	2	33.3
ด	2	0	2	0
ต	5	3	2	60
ถ	3	1	2	33.3
ท	6	6	0	100
ธ	8	8	0	100
น	6	5	1	83.3
บ	72	68	4	94.4
ป	2	1	1	50
ผ	4	4	0	100
พ	4	3	1	75
ฟ	2	1	1	50

Char	All	✓	✗	%
ภ	9	5	4	55.6
ม	8	7	1	87.5
ย	4	1	3	25
ร	9	8	1	88.9
ล	9	6	3	66.7
ว	7	6	1	85.7
ศ	8	6	2	75
ษ	12	7	5	58.3
ส	5	4	1	80
ห	3	2	1	66.7
ฬ	4	4	0	100
อ	9	9	0	100
ฮ	5	3	2	60

Digit	All	✓	✗	%
0	356	351	5	98.6
1	487	484	3	99.4
2	503	503	0	100
3	353	347	6	98.3
4	486	483	3	99.4
5	513	510	3	99.4
6	292	287	5	98.3
7	422	422	0	100
8	487	478	9	98.2
9	582	577	5	99.1

สรุป	ไทยลาวเลข	ไทยลาว
All	6210	1729
✓	6053	1611
%	**97.4718**	**93.1752**

ตารางที่ ก.3 ตารางผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคโดยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีเซอร์ไนท์โมเมนต์มีค่าระดับ เท่ากับ 16

(กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถไทยลาว)

Char	All	✓	✗	%
ກ	550	550	0	100
ຂ	98	98	0	100
ຄ	27	24	3	88.9
ຈ	101	101	0	100
ສ	116	116	0	100
ຍ	24	15	9	62.5
ດ	17	9	8	52.9
ຕ	14	11	3	78.6
ທ	35	33	2	94.3
ນ	42	34	8	81
ບ	30	24	6	80
ຜ	13	7	6	53.8
ພ	15	14	1	93.3
ມ	12	3	9	25
ຣ	24	24	0	100

Char	All	✓	✗	%
ລ	19	19	0	100
ວ	16	16	0	100
ຫ	11	6	5	54.5
ອ	16	14	2	87.5
ธ	27	27	0	100
ก	68	50	18	73.5
ข	22	20	2	90.9
ค	34	31	3	91.2
ฆ	12	11	1	91.7
ง	54	54	0	100
จ	43	42	1	97.7
ฉ	32	30	2	93.8
ช	9	8	1	88.9
ฌ	8	8	0	100
ญ	10	9	1	90

Char	All	✓	✗	%
ฏ	11	10	1	90.9
ฐ	4	2	2	50
ฒ	6	5	1	83.3
ณ	3	3	0	100
ด	2	0	2	0
ต	5	4	1	80
ถ	3	1	2	33.3
ท	6	6	0	100
ธ	8	8	0	100
น	6	5	1	83.3
บ	72	62	10	86.1
ป	2	1	1	50
ผ	4	4	0	100
พ	4	3	1	75
ฟ	2	2	0	100

Char	All	✓	✗	%
ภ	9	5	4	55.6
ม	8	8	0	100
ย	4	1	3	25
ร	9	8	1	88.9
ล	9	9	0	100
ว	7	6	1	85.7
ศ	8	8	0	100
ษ	12	7	5	58.3
ส	5	4	1	80
ห	3	3	0	100
ฬ	4	4	0	100
อ	9	9	0	100
ฮ	5	3	2	60

Digit	All	✓	✗	%
0	356	353	3	99.2
1	487	486	1	99.8
2	503	503	0	100
3	353	349	4	98.9
4	486	484	2	99.6
5	513	509	4	99.2
6	292	289	3	99
7	422	422	0	100
8	487	483	4	99.2
9	582	580	2	99.7

สรุป	ไทยลาวเลข	ไทยลาว
All	6210	1729
✓	6057	1599
%	**97.5362**	**92.4812**

ตารางที่ ก.4 ตารางผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคโดยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีเซอร์ไนท์โมเมนต์มีค่าระดับ เท่ากับ 17 (กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถไทยลาว)

Char	All	✓	✗	%
ກ	550	550	0	100
ຂ	98	98	0	100
ຄ	27	23	4	85.2
ຈ	101	101	0	100
ສ	116	116	0	100
ຍ	24	16	8	66.7
ດ	17	11	6	64.7
ຕ	14	11	3	78.6
ທ	35	33	2	94.3
ນ	42	34	8	81
ບ	30	25	5	83.3
ຜ	13	7	6	53.8
ພ	15	14	1	93.3
ມ	12	3	9	25
ຣ	24	24	0	100

Char	All	✓	✗	%
ລ	19	19	0	100
ວ	16	16	0	100
ຫ	11	6	5	54.5
ອ	16	14	2	87.5
ธ	27	27	0	100
ก	68	50	18	73.5
ข	22	20	2	90.9
ค	34	32	2	94.1
ฆ	12	11	1	91.7
ง	54	54	0	100
จ	43	42	1	97.7
ฉ	32	31	1	96.9
ช	9	8	1	88.9
ณ	8	8	0	100
ญ	10	9	1	90

Char	All	✓	✗	%
ฏ	11	10	1	90.9
ฐ	4	2	2	50
ฒ	6	5	1	83.3
ณ	3	3	0	100
ด	2	0	2	0
ต	5	4	1	80
ถ	3	1	2	33.3
ท	6	6	0	100
ธ	8	8	0	100
น	6	5	1	83.3
บ	72	60	12	83.3
ป	2	1	1	50
ผ	4	4	0	100
พ	4	3	1	75
ฟ	2	2	0	100

Char	All	✓	✗	%
ภ	9	5	4	55.6
ม	8	8	0	100
ย	4	1	3	25
ร	9	8	1	88.9
ล	9	9	0	100
ว	7	6	1	85.7
ศ	8	8	0	100
ษ	12	8	4	66.7
ส	5	5	0	100
ห	3	3	0	100
ฬ	4	4	0	100
อ	9	9	0	100
ฮ	5	5	0	100

Digit	All	✓	✗	%
0	356	353	3	99.2
1	487	486	1	99.8
2	503	503	0	100
3	353	349	4	98.9
4	486	484	2	99.6
5	513	508	5	99
6	292	289	3	99
7	422	422	0	100
8	487	483	4	99.2
9	582	580	2	99.7

สรุป	ไทยลาวเลข	ไทยลาว
All	6210	1729
✓	6063	1606
%	**97.6329**	**92.8861**

ตารางที่ ก.5 ตารางผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคโดยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีเซอร์ไนท์โมเมนต์มีค่าระดับ เท่ากับ 18 (กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถไทยลาว)

Char	All	✓	✗	%
ภ	550	550	0	100
ฃ	98	98	0	100
ถ	27	23	4	85.2
จ	101	101	0	100
ส	116	116	0	100
ย	24	15	9	62.5
ด	17	10	7	58.8
ต	14	11	3	78.6
ห	35	32	3	91.4
บ	42	34	8	81
ป	30	25	5	83.3
ผ	13	7	6	53.8
พ	15	15	0	100
ม	12	2	10	16.7
ธ	24	24	0	100

Char	All	✓	✗	%
ล	19	19	0	100
อ	16	16	0	100
ฮ	11	6	5	54.5
อ	16	14	2	87.5
ธ	27	27	0	100
ก	68	51	17	75
ข	22	20	2	90.9
ค	34	31	3	91.2
ฆ	12	11	1	91.7
ง	54	54	0	100
จ	43	42	1	97.7
ฉ	32	31	1	96.9
ช	9	8	1	88.9
ฌ	8	8	0	100
ญ	10	9	1	90

Char	All	✓	✗	%
ฏ	11	10	1	90.9
ฐ	4	2	2	50
ฒ	6	5	1	83.3
ณ	3	3	0	100
ด	2	0	2	0
ต	5	3	2	60
ถ	3	0	3	0
ท	6	6	0	100
ธ	8	8	0	100
น	6	5	1	83.3
บ	72	62	10	86.1
ป	2	1	1	50
ผ	4	4	0	100
พ	4	2	2	50
ฟ	2	2	0	100

Char	All	✓	✗	%
ภ	9	4	5	44.4
ม	8	8	0	100
ย	4	1	3	25
ร	9	8	1	88.9
ล	9	9	0	100
ว	7	6	1	85.7
ศ	8	8	0	100
ษ	12	8	4	66.7
ส	5	5	0	100
ห	3	2	1	66.7
ฬ	4	4	0	100
อ	9	9	0	100
ฮ	5	4	1	80

Digit	All	✓	✗	%
0	356	353	3	99.2
1	487	486	1	99.8
2	503	503	0	100
3	353	349	4	98.9
4	486	484	2	99.6
5	513	509	4	99.2
6	292	288	4	98.6
7	422	422	0	100
8	487	481	6	98.8
9	582	580	2	99.7

สรุป	ไทยลาวเลข	ไทยลาว
All	6210	1729
✓	6054	1599
%	**97.4879**	**92.4812**

ตารางที่ ก.6 ตารางผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคโดยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีโซนนิ่ง (กรณีจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว)

Char	All	✓	✗	%
ภ	545	545	0	100
ข	93	93	0	100
ถ	27	21	6	77.8
จ	97	97	0	100
ส	114	114	0	100
ย	22	16	6	72.7
ด	16	11	5	68.8
ต	13	7	6	53.8
ท	34	33	1	97.1
น	42	38	4	90.5
บ	30	22	8	73.3
ผ	13	9	4	69.2
พ	15	15	0	100
ม	12	5	7	41.7
ธ	24	24	0	100

Char	All	✓	✗	%
ล	18	18	0	100
อ	16	16	0	100
ฮ	11	6	5	54.5
อ	16	16	0	100
ธ	27	26	1	96.3
อักษรไทย	47	0	47	0
ก	64	64	0	100
ข	20	17	3	85
ค	31	31	0	100
ฆ	11	11	0	100
ง	46	46	0	100
จ	39	39	0	100
ฉ	30	30	0	100
ช	9	9	0	100
ฌ	8	8	0	100

Char	All	✓	✗	%
ญ	9	9	0	100
ฎ	10	10	0	100
ฐ	3	3	0	100
ฒ	6	6	0	100
ณ	2	1	1	50
ด	2	0	2	0
ต	5	4	1	80
ถ	3	0	3	0
ท	6	6	0	100
ธ	7	7	0	100
น	6	5	1	83.3
บ	64	62	2	96.9
ป	2	1	1	50
ผ	4	4	0	100
พ	4	3	1	75

Char	All	✓	✗	%
ฟ	2	1	1	50
ภ	7	7	0	100
ม	8	8	0	100
ย	4	3	1	75
ร	7	6	1	85.7
ล	8	7	1	87.5
ว	7	7	0	100
ศ	7	7	0	100
ษ	9	7	2	77.8
ส	5	5	0	100
ห	3	2	1	66.7
ฬ	4	4	0	100
อ	9	9	0	100
ฮ	4	3	1	75
อักษรลาว	22	0	22	0

Digit	All	✓	✗	%
0	356	353	3	99.2
1	487	483	4	99.2
2	503	503	0	100
3	353	350	3	99.2
4	486	485	1	99.8
5	513	511	2	99.6
6	292	291	1	99.7
7	422	422	0	100
8	487	482	5	99
9	582	579	3	99.5

สรุป	ไทยลาวเลข	ไทยลาว
All	6210	1729
✓	6043	1584
%	**97.3108**	**91.6136**

ตารางที่ ก.7 ตารางผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคโดยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีฮีสโตแกรมของทิศทางตามค่าเกรเดียนท์ (กรณีจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว)

Char	All	✓	✗	%
ภ	545	544	1	99.8
ฃ	93	93	0	100
ถ	27	22	5	81.5
จ	97	97	0	100
ส	114	114	0	100
ย	22	15	7	68.2
ด	16	16	0	100
ต	13	9	4	69.2
ท	34	31	3	91.2
บ	42	33	9	78.6
ป	30	27	3	90
ผ	13	9	4	69.2
พ	15	15	0	100
ม	12	10	2	83.3
ธ	24	24	0	100

Char	All	✓	✗	%
ล	18	17	1	94.4
อ	16	15	1	93.8
ฮ	11	3	8	27.3
ฮ	16	16	0	100
ธ	27	27	0	100
อักษรไทย	47	0	47	0
ก	64	64	0	100
ข	20	15	5	75
ค	31	28	3	90.3
ฆ	11	11	0	100
ง	46	46	0	100
จ	39	39	0	100
ฉ	30	30	0	100
ช	9	8	1	88.9
ฌ	8	8	0	100

Char	All	✓	✗	%
ญ	9	9	0	100
ฎ	10	10	0	100
ฐ	3	3	0	100
ฒ	6	6	0	100
ณ	2	2	0	100
ด	2	0	2	0
ต	5	4	1	80
ถ	3	1	2	33.3
ท	6	6	0	100
ธ	7	7	0	100
น	6	6	0	100
บ	64	64	0	100
ป	2	1	1	50
ผ	4	4	0	100
พ	4	3	1	75

Char	All	✓	✗	%
ฟ	2	1	1	50
ภ	7	7	0	100
ม	8	7	1	87.5
ย	4	2	2	50
ร	7	6	1	85.7
ล	8	5	3	62.5
ว	7	7	0	100
ศ	7	5	2	71.4
ษ	9	7	2	77.8
ส	5	4	1	80
ห	3	2	1	66.7
ฬ	4	4	0	100
อ	9	9	0	100
ฮ	4	2	2	50
อักษรลาว	22	0	22	0

Digit	All	✓	✗	%
0	356	349	7	98
1	487	484	3	99.4
2	503	503	0	100
3	353	344	9	97.5
4	486	483	3	99.4
5	513	510	3	99.4
6	292	284	8	97.3
7	422	422	0	100
8	487	479	8	98.4
9	582	578	4	99.3

สรุป	ไทยลาวเลข	ไทยลาว
All	6210	1729
✓	6016	1580
%	**96.876**	**91.3823**

ตารางที่ ก.8 ตารางผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคโดยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีเซอร์ไนท์โมเมนต์มีค่าระดับ เท่ากับ 16 (กรณีจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว)

Char	All	✓	✗	%
ภ	545	545	0	100
ฃ	93	93	0	100
ถ	27	24	3	88.9
จ	97	97	0	100
ส	114	114	0	100
ย	22	13	9	59.1
ด	16	9	7	56.3
ต	13	10	3	76.9
ท	34	32	2	94.1
บ	42	37	5	88.1
ป	30	24	6	80
ผ	13	7	6	53.8
พ	15	14	1	93.3
ม	12	3	9	25
ธ	24	24	0	100

Char	All	✓	✗	%
ล	18	18	0	100
อ	16	16	0	100
ฮา	11	6	5	54.5
อ	16	15	1	93.8
ธ	27	27	0	100
อักษรไทย	47	0	47	0
ก	64	64	0	100
ข	20	18	2	90
ค	31	30	1	96.8
ฆ	11	11	0	100
ง	46	46	0	100
จ	39	38	1	97.4
ฉ	30	29	1	96.7
ช	9	8	1	88.9
ฌ	8	8	0	100

Char	All	✓	✗	%
ญ	9	9	0	100
ฏ	10	10	0	100
ฐ	3	2	1	66.7
ฒ	6	5	1	83.3
ณ	2	2	0	100
ด	2	0	2	0
ต	5	4	1	80
ถ	3	1	2	33.3
ท	6	6	0	100
ธ	7	7	0	100
น	6	5	1	83.3
บ	64	61	3	95.3
ป	2	1	1	50
ผ	4	4	0	100
พ	4	3	1	75

Char	All	✓	✗	%
ฟ	2	2	0	100
ภ	7	7	0	100
ม	8	8	0	100
ย	4	2	2	50
ร	7	6	1	85.7
ล	8	8	0	100
ว	7	7	0	100
ศ	7	7	0	100
ษ	9	5	4	55.6
ส	5	4	1	80
ห	3	3	0	100
ฬ	4	4	0	100
อ	9	9	0	100
ฮ	4	3	1	75
อักษรลาว	22	0	22	0

Digit	All	✓	✗	%
0	356	353	3	99.2
1	487	485	2	99.6
2	503	500	3	99.4
3	353	346	7	98
4	486	484	2	99.6
5	513	509	4	99.2
6	292	290	2	99.3
7	422	422	0	100
8	487	480	7	98.6
9	582	579	3	99.5

สรุป	ไทยลาวเลข	ไทยลาว
All	6210	1729
✓	6023	1575
%	**96.9887**	**91.0931**

ตารางที่ ก.9 ตารางผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคโดยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีเซอร์ไนท์โมเมนต์มีค่าระดับ เท่ากับ 17

(กรณีจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว)

Char	All	✓	✗	%
ภ	545	545	0	100
ฃ	93	93	0	100
ถ	27	23	4	85.2
จ	97	97	0	100
ส	114	114	0	100
ย	22	14	8	63.6
ด	16	10	6	62.5
ต	13	10	3	76.9
ท	34	32	2	94.1
บ	42	37	5	88.1
ป	30	26	4	86.7
ผ	13	7	6	53.8
พ	15	14	1	93.3
ม	12	3	9	25
ธ	24	24	0	100

Char	All	✓	✗	%
ล	18	18	0	100
อ	16	16	0	100
ฮ	11	6	5	54.5
อ	16	15	1	93.8
ธ	27	27	0	100
อักษรไทย	47	0	47	0
ก	64	64	0	100
ข	20	18	2	90
ค	31	31	0	100
ฆ	11	11	0	100
ง	46	46	0	100
จ	39	39	0	100
ฉ	30	30	0	100
ช	9	8	1	88.9
ฌ	8	8	0	100

Char	All	✓	✗	%
ญ	9	9	0	100
ฎ	10	10	0	100
ฐ	3	2	1	66.7
ฒ	6	5	1	83.3
ณ	2	2	0	100
ด	2	0	2	0
ต	5	4	1	80
ถ	3	1	2	33.3
ท	6	6	0	100
ธ	7	7	0	100
น	6	5	1	83.3
บ	64	61	3	95.3
ป	2	1	1	50
ผ	4	4	0	100
พ	4	3	1	75

Char	All	✓	✗	%
ฟ	2	2	0	100
ภ	7	7	0	100
ม	8	8	0	100
ย	4	2	2	50
ร	7	6	1	85.7
ล	8	8	0	100
ว	7	7	0	100
ศ	7	7	0	100
ษ	9	6	3	66.7
ส	5	5	0	100
ห	3	3	0	100
ฬ	4	4	0	100
อ	9	9	0	100
ฮ	4	4	0	100
อักษรลาว	22	0	22	0

Digit	All	✓	✗	%
0	356	353	3	99.2
1	487	485	2	99.6
2	503	500	3	99.4
3	353	346	7	98
4	486	484	2	99.6
5	513	509	4	99.2
6	292	289	3	99
7	422	422	0	100
8	487	480	7	98.6
9	582	579	3	99.5

สรุป	ไทยลาวเลข	ไทยลาว
All	6210	1729
✓	6031	1584
%	**97.1176**	**91.6136**

ตารางที่ ก.10 ตารางผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคโดยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีเซอร์ไนท์โมเมนต์มีค่าระดับ เท่ากับ 18 (กรณีจัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยลาว)

Char	All	✓	✗	%
ภ	545	545	0	100
ฃ	93	93	0	100
ถ	27	23	4	85.2
จ	97	97	0	100
ส	114	114	0	100
ย	22	13	9	59.1
ด	16	10	6	62.5
ต	13	10	3	76.9
ท	34	31	3	91.2
บ	42	37	5	88.1
ป	30	25	5	83.3
ผ	13	7	6	53.8
พ	15	15	0	100
ม	12	3	9	25
ธ	24	24	0	100

Char	All	✓	✗	%
ล	18	18	0	100
อ	16	16	0	100
ฮ	11	6	5	54.5
ฮ	16	15	1	93.8
ธ	27	27	0	100
อักษรไทย	47	0	47	0
ก	64	64	0	100
ข	20	18	2	90
ค	31	30	1	96.8
ฆ	11	11	0	100
ง	46	46	0	100
จ	39	39	0	100
ฉ	30	30	0	100
ช	9	8	1	88.9
ฌ	8	8	0	100

Char	All	✓	✗	%
ญ	9	9	0	100
ฏ	10	10	0	100
ฐ	3	2	1	66.7
ฒ	6	5	1	83.3
ณ	2	2	0	100
ด	2	0	2	0
ต	5	3	2	60
ถ	3	0	3	0
ท	6	6	0	100
ธ	7	7	0	100
น	6	5	1	83.3
บ	64	61	3	95.3
ป	2	1	1	50
ผ	4	4	0	100
พ	4	3	1	75

Char	All	✓	✗	%
ฟ	2	2	0	100
ภ	7	7	0	100
ม	8	8	0	100
ย	4	2	2	50
ร	7	6	1	85.7
ล	8	8	0	100
ว	7	7	0	100
ศ	7	7	0	100
ษ	9	5	4	55.6
ส	5	5	0	100
ห	3	2	1	66.7
ฬ	4	4	0	100
อ	9	9	0	100
ฮ	4	3	1	75
อักษรลาว	22	0	22	0

Digit	All	✓	✗	%
0	356	353	3	99.2
1	487	485	2	99.6
2	503	500	3	99.4
3	353	347	6	98.3
4	486	484	2	99.6
5	513	510	3	99.4
6	292	290	2	99.3
7	422	422	0	100
8	487	480	7	98.6
9	582	579	3	99.5

สรุป	ไทยลาวเลข	ไทยลาว
All	6210	1729
✓	6026	1576
%	**97.037**	**91.151**

ตารางที่ ก.11 ตารางผลการรู้จำตัวอักษรไทยลาวและตัวเลขอารบิคโดยการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีที่นำเสนอ (กรณีไม่จัดกลุ่มแยกป้ายทะเบียนรถไทยลาว)

Char	All	✓	✗	%
ภ	550	550	0	100
ຂ	98	98	0	100
ถ	27	27	0	100
จ	101	101	0	100
ส	116	116	0	100
ย	24	21	3	87.5
ด	17	16	1	94.1
ต	14	13	1	92.9
ท	35	34	1	97.1
บ	42	39	3	92.9
ป	30	27	3	90
ผ	13	13	0	100
พ	15	15	0	100
ม	12	7	5	58.3
ธ	24	24	0	100

Char	All	✓	✗	%
ล	19	19	0	100
อ	16	16	0	100
ฮ	11	10	1	90.9
ອ	16	16	0	100
ธ	27	27	0	100
ก	68	59	9	86.8
ข	22	21	1	95.5
ค	34	34	0	100
ฆ	12	12	0	100
ง	54	54	0	100
จ	43	43	0	100
ฉ	32	32	0	100
ช	9	8	1	88.9
ฌ	8	8	0	100
ญ	10	10	0	100

Char	All	✓	✗	%
ฎ	11	11	0	100
ฐ	4	4	0	100
ฒ	6	6	0	100
ณ	3	3	0	100
ด	2	2	0	100
ต	5	5	0	100
ถ	3	2	1	66.7
ท	6	6	0	100
ธ	8	8	0	100
น	6	6	0	100
บ	72	69	3	95.8
ป	2	2	0	100
ผ	4	4	0	100
พ	4	3	1	75
ฟ	2	2	0	100

Char	All	✓	✗	%
ภ	9	8	1	88.9
ม	8	8	0	100
ย	4	2	2	50
ร	9	9	0	100
ล	9	9	0	100
ว	7	7	0	100
ศ	8	8	0	100
ษ	12	11	1	91.7
ส	5	5	0	100
ห	3	3	0	100
ฬ	4	4	0	100
อ	9	9	0	100
ฮ	5	5	0	100

Digit	All	✓	✗	%
0	356	354	2	99.4
1	487	484	3	99.4
2	503	503	0	100
3	353	350	3	99.2
4	486	485	1	99.8
5	513	510	3	99.4
6	292	291	1	99.7
7	422	422	0	100
8	487	482	5	99
9	582	582	0	100

สรุป	ไทยลาวเลข	ไทยลาว
All	6210	1729
✓	6154	1691
%	**99.0982**	**97.8022**

ภาคผนวก ข.

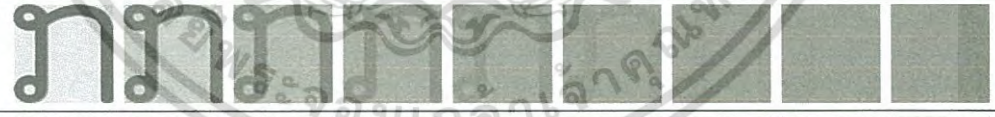
ตัวอย่างข้อมูลภาพตัวอักษรสังเคราะห์ที่ใช้ในงานวิจัย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก

รูปที่ ข.1 ตัวอย่างภาพระดับสีเทาของตัวอักษรสะอาด

ตารางที่ ข.1 แสดงตัวอย่างภาพตัวอักษรระดับสีเทาที่มีสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนที่มีระดับสัญญาณรบกวน และค่าความสว่างระดับต่างๆ

Noise / Brightness	0	-5	-10	-15	-20	-25	-30	-35	-40
-125									
-100									
-75									
-50									
-25									
0									
+25									
+50									
+75									
+100									
+125									

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ ข.1 เป็นภาพตัวอย่างของตัวอักษรสะอาดที่เป็นตัวอักษรระดับสีเทา ซึ่งตัวอักษรนี้จะไม่มีสัญญาณรบกวนใดๆ โดยตัวอักษรสะอาดถูกสร้างขึ้นเพื่อนำไปใช้เป็นข้อมูลในชุดฝึกฝนของการรู้จำตัวอักษรระบบสังเคราะห์

จากตารางที่ ข.1 เป็นการแสดงตัวอย่างภาพตัวอักษรระดับสีเทาที่มีสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนที่มีระดับสัญญาณรบกวน และค่าความสว่างระดับต่างๆ โดยหากพิจารณาค่าสัญญาณรบกวนจากซ้ายไปขวาของตาราง พบว่าจะมีปริมาณของสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนที่เพิ่มมากขึ้นเรื่อยๆ จนไม่สามารถมองเห็นตัวอักษรทั้งตัวได้ และเมื่อพิจารณาค่าความสว่างที่มีค่าน้อยกว่า 0 มองไล่ขึ้นไปทางด้านบนของตารางจะเห็นว่า ความสว่างของตัวอักษรจะลดลงเรื่อยๆ เพื่อเป็นการจำลองภาพตัวอักษรในที่มืด แต่หากพิจารณาค่าความสว่างที่มีค่ามากกว่า 0 มองไล่ลงมาทางด้านล่างของตารางจะเห็นว่า ความสว่างของตัวอักษรจะเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ เพื่อเป็นการจำลองตัวอักษรในที่มีแสงสว่าง โดยตัวอักษรที่มีค่าความสว่างเท่ากับ 0 จะมีความหมายว่า ไม่มีการปรับค่าความสว่างใดๆ ซึ่งตัวอักษรสังเคราะห์ที่อยู่ในตารางที่ xx ทั้งหมด ถูกสร้างขึ้นเพื่อนำไปใช้เป็นข้อมูลในชุดทดสอบของการรู้จำตัวอักษรในระบบสังเคราะห์

รูปที่ ข.2 ตัวอย่างภาพขาวดำที่แปลงมาจากภาพระดับสีเทาของตัวอักษรสะอาด

จากรูปที่ ข.2 เป็นภาพตัวอย่างตัวอักษรขาวดำที่แปลงมาจากตัวอักษรสะอาดระดับสีเทา ซึ่งจะเห็นได้ว่าตัวอักษรถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วนอย่างชัดเจนด้วยการกำหนดค่าเทรสโฮลด์ที่ภาพระดับสีเทา โดยมีเงื่อนไขว่า ถ้าพิกเซลที่พิจารณามีค่าความเข้มแสงมากกว่าหรือเท่ากับ 128 ให้พิกเซลที่พิจารณานั้น มีค่าเท่ากับ 0 แต่ถ้าพิกเซลที่พิจารณามีค่าความเข้มแสงน้อยกว่า 128 ให้พิกเซลที่พิจารณามีค่าเท่ากับ 1 ดังนั้นภาพขาวดำที่ได้พื้นหลังจะกลายเป็นสีดำ ส่วนตัวอักษรจะกลายเป็นสีขาวทั้งหมด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข.2 แสดงตัวอย่างภาพตัวอักษรขาวดำที่แปลงมาจากภาพระดับสีเทาที่มีสัญญาณรบกวนเกาส์เซียน และค่าความสว่างระดับต่างๆ

Noise / Brightness	0	-5	-10	-15	-20	-25	-30	-35	-40
-125									
-100									
-75									
-50									
-25									
0									
+25									
+50									
+75									
+100									
+125									

จากตารางที่ ข.2 เป็นตัวอย่างภาพตัวอักษรขาวดำที่แปลงมาจากภาพระดับสีเทาที่มีสัญญาณรบกวนเกาส์เซียน และค่าความสว่างระดับต่างๆ โดยในการแปลงเป็นภาพขาวดำจะทำการกำหนดค่าเทรสโฮลด์ที่ภาพระดับสีเทา โดยมีเงื่อนไขว่า ถ้าพิกเซลที่พิจารณามีค่าความเข้มแสงมากกว่าหรือเท่ากับ 128 ให้พิกเซลที่พิจารณานั้น มีค่าเท่ากับ 0 แต่ถ้าพิกเซลที่พิจารณามีค่าความเข้มแสงน้อยกว่า 128 ให้พิกเซลที่พิจารณามีค่าเท่ากับ 1 ดังนั้นภาพขาวดำที่ได้พื้นหลังจะกลายเป็นสี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ดำ ส่วนตัวอักษรจะกลายเป็นสีขาวทั้งหมด แต่เนื่องจากภาพระดับสีเทาดังตารางที่ ข.1 ที่นำมาใช้แปลงเป็นภาพขาวดำนั้นมีสัญญาณรบกวนเกาส์เซียน และค่าความสว่างระดับต่างๆ จึงทำให้ภาพขาวดำที่แปลงมาจากภาพระดับสีเทาผิดเพี้ยนไปตามปริมาณของสัญญาณรบกวนและการปรับค่าความสว่างดังตารางที่ ข.2 โดยหากตัวอักษรระดับสีเทายิ่งมีปริมาณของสัญญาณรบกวนเกาส์เซียน และการปรับค่าความสว่างที่ผิดเพี้ยนไปจากตัวอักษรสะอาดมากเท่าไหร่ ภาพขาวดำที่ได้ก็จะยิ่งแปลงออกมาได้ผิดเพี้ยนไปจากภาพขาวดำของตัวอักษรสะอาดมากเท่านั้น

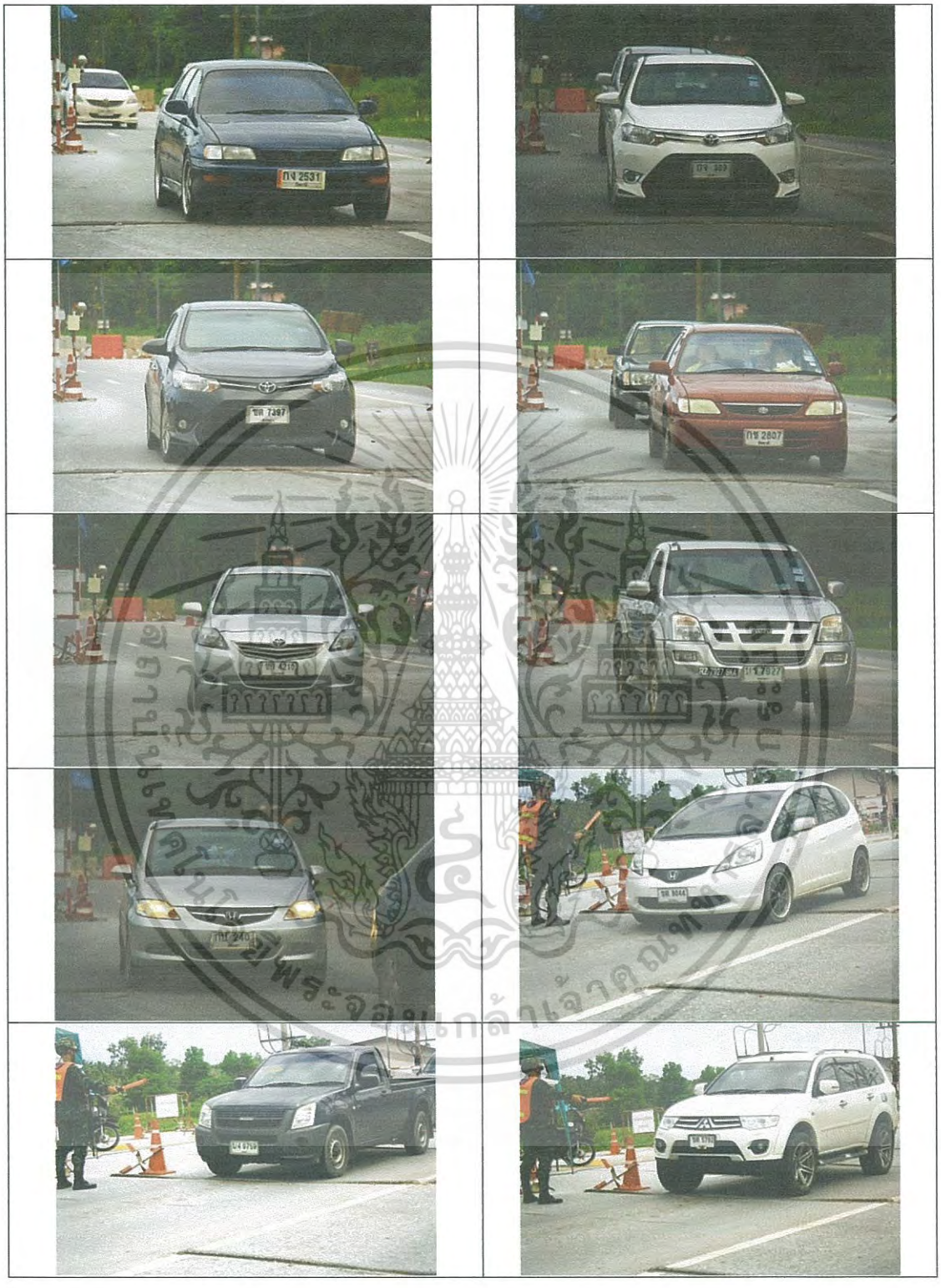
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ค.

ตัวอย่างข้อมูลภาพรถยนต์ไทยลาว ป้ายทะเบียนรถยนต์ และตัวอักษรที่ใช้ในงานวิจัย

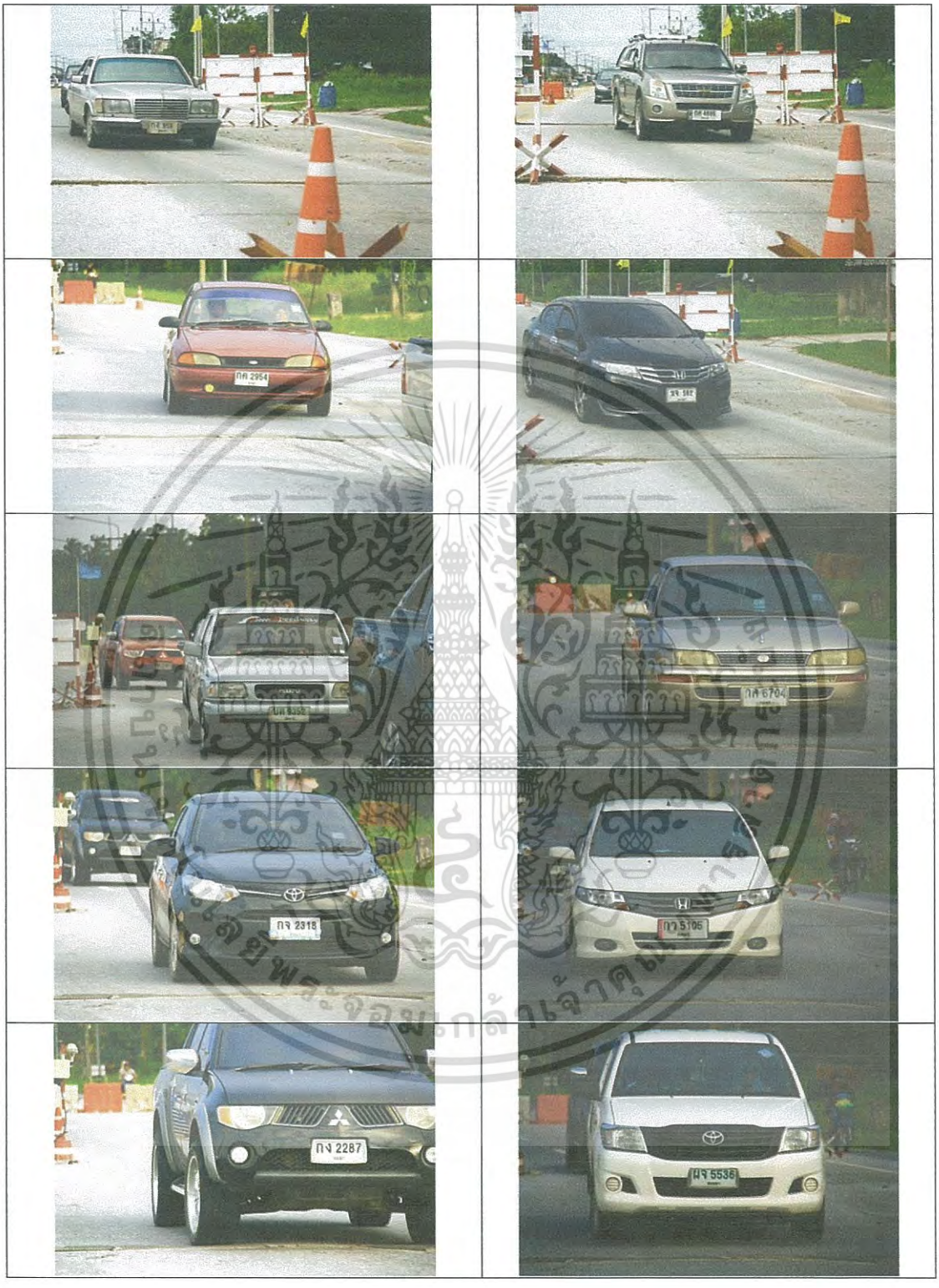
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ค.1 ภาพตัวอย่างรถยนต์ในประเทศไทยที่ใช้ในการทดลอง



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ค.1 (ต่อ) ภาพตัวอย่างรถยนต์ในประเทศไทยที่ใช้ในการทดลอง

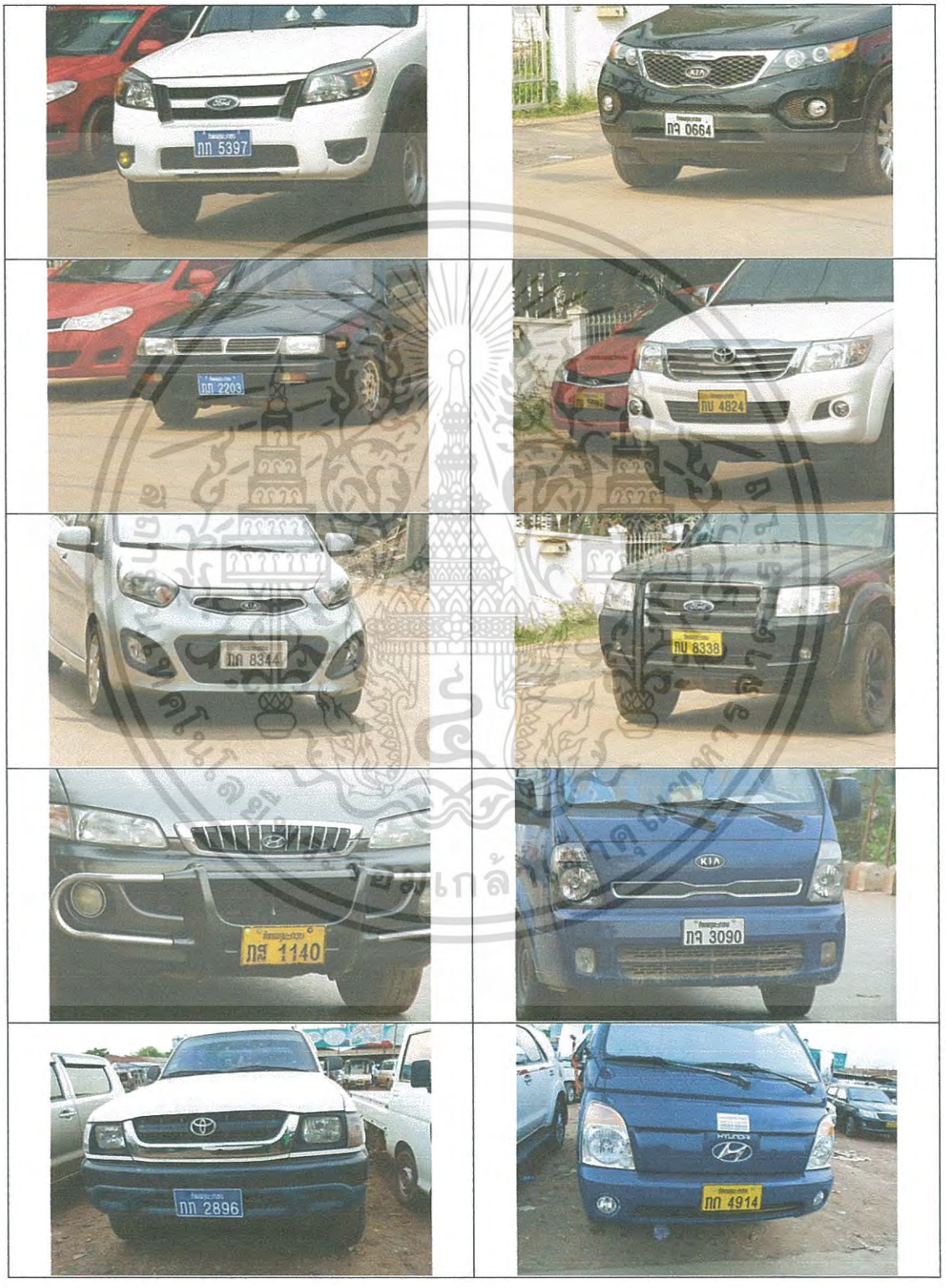


จากตารางที่ ค.1 แสดงภาพตัวอย่างรถยนต์ที่มีป้ายทะเบียนรถตัวอักษรไทยที่ใช้ในการทดลอง ซึ่งเป็นภาพที่ได้มาจากการถ่ายภาพของมนุษย์ โดยมุมกล้องและระยะห่างกล้องนั้นจะเป็นลักษณะแบบสุ่ม โดยเป็นภาพที่ถ่ายในช่วงเวลากลางวันมีแสงสว่างที่สามารถเห็นเลขทะเบียนบนป้าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

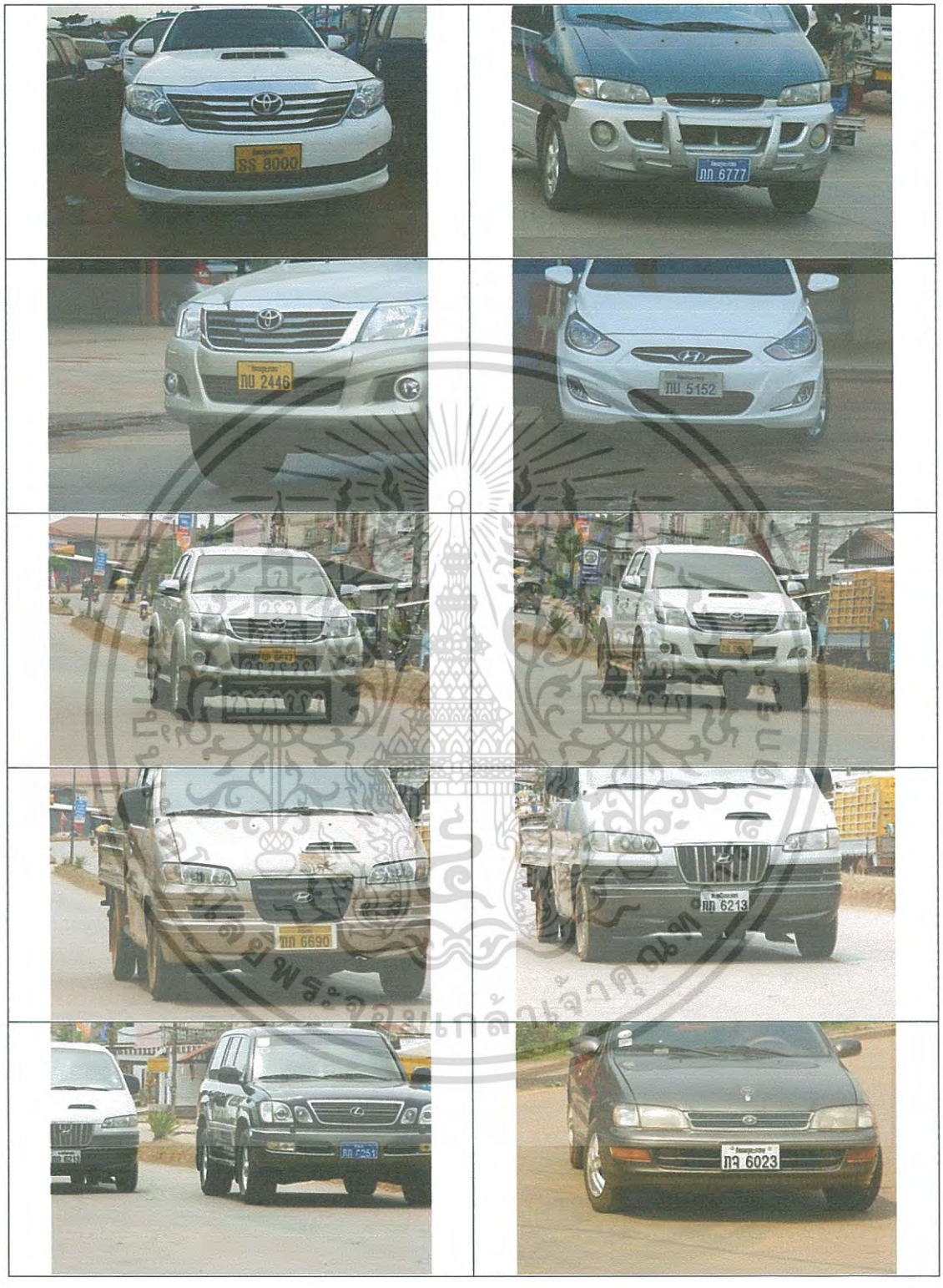
ทะเบียนรถยนต์ได้อย่างชัดเจน โดยลักษณะของภาพพื้นหลังจะเป็นลักษณะพื้นหลังที่ซับซ้อน โดยภาพมีขนาด กว้าง 720 พิกเซล สูง 480 พิกเซล

ตารางที่ ค.2 ภาพตัวอย่างรถยนต์ในประเทศลาวที่ใช้ในการทดลอง



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ค.2 (ต่อ) ภาพตัวอย่างรถยนต์ในประเทศลาวที่ใช้ในการทดลอง



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตารางที่ ค.2 แสดงภาพตัวอย่างรถยนต์ที่มีป้ายทะเบียนรถตัวอักษรลาวที่ใช้ในการทดลอง ซึ่งเป็นภาพที่ได้มาจากการถ่ายภาพของมนุษย์ โดยมุมกล้องและระยะห่างกล้องนั้นจะเป็นลักษณะแบบสุ่ม โดยเป็นภาพที่ถ่ายในช่วงเวลากลางวันมีแสงสว่างที่สามารถเห็นเลขทะเบียนบนป้ายทะเบียนรถยนต์ได้อย่างชัดเจน โดยลักษณะของภาพพื้นหลังจะเป็นลักษณะพื้นหลังที่ซับซ้อน โดยภาพมีขนาด กว้าง 720 พิกเซล สูง 480 พิกเซล

รูปที่ ค.1 ภาพตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยที่ใช้ทดลอง

จากรูปที่ ค.1 เป็นภาพตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ประเทศไทยที่ตรวจจับได้จากภาพรถยนต์ โดยลักษณะป้ายทะเบียนรถที่ได้ต้องไม่ติดส่วนของกระจังหน้ารถ ป้ายไม่ขาดและมีตัวอักษรของเลขทะเบียนที่ครบถ้วน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ ค.2 ภาพตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ประเทศลาวที่ใช้ทดลอง

จากรูปที่ ค.2 เป็นภาพตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ประเทศลาวที่ตรวจจับได้จากภาพรถยนต์ โดยลักษณะป้ายทะเบียนรถที่ได้ต้องไม่ติดส่วนของกระจังหน้ารถ ป้ายไม่ขาดและมีตัวอักษรของเลขทะเบียนที่ครบถ้วน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ค.3 ภาพตัวอย่างตัวอักษรลาวจากป้ายทะเบียนรถยนต์

ตัวอักษรลาว	ภาพตัวอย่าง	ชุดฝึกฝน	ชุดทดสอบ
		HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)	HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)
		$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)	$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)
		จำนวน (ตัว)	จำนวน (ตัว)
ก		15x9 ถึง 52x29	15x8 ถึง 50x26
		-89.97 ถึง -71.01	-89.98 ถึง -75.13
		64.50 ถึง 89.99	65.98 ถึง 90.00
		817	550
ข		14x8 ถึง 52x29	16x9 ถึง 43x24
		-89.93 ถึง -70.51	-89.71 ถึง -77.89
		72.77 ถึง 89.82	76.20 ถึง 89.57
		139	98
ค		15x8 ถึง 44x24	17x9 ถึง 45x21
		-89.91 ถึง -82.17	-89.95 ถึง -79.56
		68.59 ถึง 89.82	72.93 ถึง 89.99
		40	27
ง		16x8 ถึง 40x21	15x9 ถึง 51x26
		-89.39 ถึง -61.84	-85.84 ถึง -65.10
		79.10 ถึง 89.38	87.96 ถึง 89.32
		145	101
จ		16x8 ถึง 45x29	15x9 ถึง 48x23
		-89.72 ถึง -64.53	-89.97 ถึง -79.89
		60.64 ถึง 89.84	72.57 ถึง 89.87
		169	116

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ค.3 (ต่อ) ภาพตัวอย่างตัวอักษรลาวจากป้ายทะเบียนรถยนต์

ตัวอักษรลาว	ภาพตัวอย่าง	ชุดฝึกฝน	ชุดทดสอบ
		HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)	HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)
		$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)	$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)
		จำนวน (ตัว)	จำนวน (ตัว)
ป		17x9 ถึง 42x22	20x11ถึง 33x26
		-89.52 ถึง -80.65	-89.67 ถึง -65.56
		79.58 ถึง 89.88	88.23 ถึง 89.26
		31	24
ไ		16x9 ถึง 41x23	19x10 ถึง 31x17
		-89.55 ถึง -82.78	-88.18 ถึง -84.34
		66.35 ถึง 89.85	75.86 ถึง 89.39
		24	17
ไ		20x10 ถึง 53x28	22x11 ถึง 31x16
		-89.46 ถึง -82.03	-88.77 ถึง -83.10
		74.70 ถึง 89.48	72.70 ถึง 89.97
		18	14
ฟ		19x14 ถึง 37x34	17x12 ถึง 34x29
		-89.22 ถึง -65.39	-89.97 ถึง -72.22
		52.13 ถึง 89.70	63.65 ถึง 89.36
		51	35
ม		19x10 ถึง 47x25	20x11 ถึง 48x25
		-89.93 ถึง -73.38	-89.91 ถึง -79.11
		81.28 ถึง 89.95	82.18 ถึง 89.80
		63	42
ย		20x11 ถึง 42x20	19x10 ถึง 43x22
		-89.63 ถึง -78.02	-89.81 ถึง -79.54
		66.10 ถึง 89.97	84.50 ถึง 88.57
		43	30

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ค.3 (ต่อ) ภาพตัวอย่างตัวอักษรลาวจากป้ายทะเบียนรถยนต์

ตัวอักษรลาว	ภาพตัวอย่าง	ชุดฝึกฝน	ชุดทดสอบ
		HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)	HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)
		$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)	$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)
		จำนวน (ตัว)	จำนวน (ตัว)
ป		18x10 ถึง 29x21	23x13 ถึง 43x23
		-85.50 ถึง -77.21	-88.72 ถึง -80.94
		71.27 ถึง 89.58	71.04 ถึง 89.67
		19	13
ผ		11x8 ถึง 41x29	18x15 ถึง 36x26
		-88.83 ถึง -70.35	-86.05 ถึง -60.81
		76.89 ถึง 89.83	79.70 ถึง 89.21
		21	15
ฝ		16x9 ถึง 32x22	17x10 ถึง 43x23
		-88.66 ถึง -78.66	-89.91 ถึง -78.73
		70.18 ถึง 88.36	79.59 ถึง 87.33
		16	12
ส		18x10 ถึง 43x25	19x10 ถึง 35x21
		-89.55 ถึง -71.91	-89.85 ถึง -79.48
		76.17 ถึง 89.42	82.91 ถึง 89.30
		34	24
ฮ		18x10 ถึง 52x29	17x10 ถึง 35x19
		-87.59 ถึง -79.33	-89.57 ถึง -83.20
		63.93 ถึง 89.84	68.15 ถึง 88.24
		25	19
อ		18x9 ถึง 32x18	16x9 ถึง 46x24
		-89.78 ถึง -84.85	-89.06 ถึง -84.32
		75.57 ถึง 89.62	79.89 ถึง 88.11
		22	16

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ค.3 (ต่อ) ภาพตัวอย่างตัวอักษรลาวจากป้ายทะเบียนรถยนต์

ตัวอักษรลาว	ภาพตัวอย่าง	ชุดฝึกฝน	ชุดทดสอบ
		HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)	HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)
		$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)	$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)
		จำนวน (ตัว)	จำนวน (ตัว)
ก		18x14 ถึง 30x24	21x14 ถึง 39x28
		-87.17 ถึง -87.17	-89.14 ถึง -79.89
		58.33 ถึง 89.94	84.17 ถึง 89.75
		16	11
จ		18x10 ถึง 30x21	16x9 ถึง 35x19
		-89.72 ถึง -79.91	-89.81 ถึง -82.68
		68.80 ถึง 89.26	81.89 ถึง 89.60
		22	16
ร		21x12 ถึง 33x23	15x9 ถึง 30x22
		-88.08 ถึง -68.71	-89.22 ถึง -79.57
		69.54 ถึง 89.93	78.65 ถึง 89.98
		39	27

จากตารางที่ ค.3 แสดงภาพตัวอย่างตัวอักษรลาวที่ตัดแยกออกมาจากป้ายทะเบียนรถ นอกจากนี้ในแต่ละคลาสตัวอักษรได้แบ่งข้อมูลตัวอักษรออกเป็น 2 ชุด ได้แก่ ข้อมูลชุดฝึกฝน และข้อมูลชุดทดสอบ โดยข้อมูลตัวอักษรในแต่ละชุดจะแสดงค่าต่างๆ ได้แก่ ค่าช่วงขนาดตัวอักษร, ค่าช่วงความเอียงของตัวอักษร และ จำนวนของตัวอักษรที่ใช้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ค.4 ภาพตัวอย่างตัวอักษรไทยจากป้ายทะเบียนรถยนต์

ตัวอักษรไทย	ภาพตัวอย่าง	ชุดฝึกฝน	ชุดทดสอบ
		HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)	HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)
		$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)	$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)
		จำนวน (ตัว)	จำนวน (ตัว)
ก		17x10 ถึง 140x 94	14x9 ถึง 111x74
		-89.27 ถึง -44.49	-89.85 ถึง -66.95
		64.91 ถึง 89.51	69.32 ถึง 89.69
		95	68
ข		11x7 ถึง 75x45	10x7 ถึง 88x48
		-85.99 ถึง -71.45	-89.88 ถึง -68.94
			86.94 ถึง 86.97
		30	22
ค		15x10 ถึง102x64	11x8 ถึง 118x85
		-89.81 ถึง -72.08	-88.65 ถึง -73.75
		85.87 ถึง 89.92	62.82 ถึง 89.92
		46	34
ง		27x15 ถึง 66x41	21x18 ถึง 73x60
		-88.78 ถึง -82.85	-89.87 ถึง -77.97
		67.72 ถึง 89.93	83.27 ถึง 89.52
		15	12
จ		11x7 ถึง 65x45	11x6 ถึง 33x22
		-89.63 ถึง -75.80	-89.77 ถึง -77.05
		86.15 ถึง 89.19	83.44 ถึง 89.87
		67	54
ฉ		11x7 ถึง 71x49	10x6 ถึง 60x42
		-81.22 ถึง -58.24	-83.56 ถึง -56.22
		57	43

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ค.4 (ต่อ) ภาพตัวอย่างตัวอักษรไทยจากป้ายทะเบียนรถยนต์

ตัวอักษรไทย	ภาพตัวอย่าง	ชุดฝึกฝน	ชุดทดสอบ
		HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)	HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)
		$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)	$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)
		จำนวน (ตัว)	จำนวน (ตัว)
ฉ		12x9 ถึง 30x25	12x8 ถึง 86x72
		-85.53 ถึง -67.36 85.53 ถึง 89.79	-89.48 ถึง -60.07 89.79 ถึง 89.79
		43	32
ช		25x19 ถึง 87x57	25x16 ถึง 83x114
		-88.62 ถึง -60.65 85.75 ถึง 86.53	-86.95 ถึง -18.59 68.16 ถึง 68.16
		12	9
ฌ		23x17 ถึง 65x45	24x20 ถึง 141x114
		-88.88 ถึง -64.60 84.52 ถึง 84.52	-86.84 ถึง -63.69 84.52 ถึง 84.52
		11	8
ญ		24x20 ถึง 79x60	24x21 ถึง 68x46
		-75.93 ถึง -75.93 9.51 ถึง 88.96	-76.38 ถึง -76.38 35.13 ถึง 84.68
		12	10
ฐ		16x10 ถึง 64x37	16x11 ถึง 72x50
		-89.98 ถึง -85.48 85.61 ถึง 89.12	-89.87 ถึง -82.67 77.91 ถึง 88.00
		14	11

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ค.4 (ต่อ) ภาพตัวอย่างตัวอักษรไทยจากป้ายทะเบียนรถยนต์

ตัวอักษรไทย	ภาพตัวอย่าง	ชุดฝึกฝน	ชุดทดสอบ
		HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)	HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)
		$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)	$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)
		จำนวน (ตัว)	จำนวน (ตัว)
ง		21x19 ถึง 50x45	15x12 ถึง 27x20
		-87.99 ถึง -65.55	-78.27 ถึง -57.90 88.10 ถึง 88.10
		4	4
จ		22x19 ถึง 34x27	29x22 ถึง 145x117
		-83.21 ถึง -68.73	-86.72 ถึง -76.34
		8	6
ช		61x53 ถึง 74x63	36x28 ถึง 97x73
		76.05 ถึง 77.09	-89.10 ถึง -77.26
		2	3
ด		66x41 ถึง 66x41	27x19 ถึง 30x21
		89.11 ถึง 89.11	-86.99 ถึง -86.99 88.48 ถึง 88.48
		1	2
ต		10x6 ถึง 77x48	14x9 ถึง 63x29
		83.46 ถึง 89.38	81.69 ถึง 84.42
		7	5
ถ		24x13 ถึง 32x25	39x25 ถึง 68x38
		-86.99 ถึง -86.35 89.56 ถึง 89.56	-88.48 ถึง -88.48 64.63 ถึง 88.68
		3	3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ค.4 (ต่อ) ภาพตัวอย่างตัวอักษรไทยจากป้ายทะเบียนรถยนต์

ตัวอักษรไทย	ภาพตัวอย่าง	ชุดฝึกฝน	ชุดทดสอบ
		HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)	HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)
		$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)	$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)
		จำนวน (ตัว)	จำนวน (ตัว)
ก		13x9 ถึง 156x123	16x11 ถึง 32x22
		-89.24 ถึง -71.53	-86.88 ถึง -74.21
		89.66 ถึง 89.78	86.89 ถึง 86.89
		7	6
อ		12x10 ถึง 35x26	12x7 ถึง 44x35
		-89.97 ถึง -82.05	-89.37 ถึง -85.08
		78.78 ถึง 89.23	89.74 ถึง 89.74
		9	8
น		16x9 ถึง 109x79	12x9 ถึง 70x43
		-88.94 ถึง -63.91	-80.50 ถึง -70.39
		9	6
บ		16x10 ถึง 38x27	16x12 ถึง 120x97
		-89.99 ถึง -64.31	-86.50 ถึง -11.65
			83.75 ถึง 83.75
		96	72
ป		57x38 ถึง 76x48	25x20 ถึง 72x46
		-86.14 ถึง -86.14	75.74 ถึง 89.55
		89.12 ถึง 89.12	
		2	2
ผ		17x11 ถึง 37x25	16x10 ถึง 29x23
		-84.40 ถึง -72.89	-86.97 ถึง -75.78
		88.66 ถึง 88.66	87.67 ถึง 87.67
		6	4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ค.4 (ต่อ) ภาพตัวอย่างตัวอักษรไทยจากป้ายทะเบียนรถยนต์

ตัวอักษรไทย	ภาพตัวอย่าง	ชุดฝึกฝน	ชุดทดสอบ
		HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)	HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)
		$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)	$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)
		จำนวน (ตัว)	จำนวน (ตัว)
พ		29x22 ถึง 73x50	26x20 ถึง 53x40
		-79.84 ถึง -72.44 75.19 ถึง 75.19	-80.42 -75.74 71.26 ถึง 71.26
		5	4
ฟ		87x58 ถึง 87x58	33x24 ถึง 31x26
		-89.02 ถึง -89.02	-86.27 ถึง -70.06
		1	2
ภ		29x19 ถึง 73x60	23x13 ถึง 113x80
		-82.39 ถึง -82.39 69.78 ถึง 83.36	70.57 ถึง 87.33
		9	9
ม		17x12 ถึง 66x53	14x10 ถึง 58x45
		-86.68 ถึง -75.12 73.23 ถึง 88.63	-88.82 ถึง -75.60 73.75 ถึง 88.21
		11	8
ย		23x16 ถึง 74x53	13x10 ถึง 109x61
		-89.41 ถึง -75.34 88.25 ถึง 89.75	-89.76 ถึง -70.68
		6	4
ว		12x9 ถึง 75x48	14x9 ถึง 51x31
		-83.37 ถึง -70.11	-77.93 ถึง -70.44 77.61 ถึง 77.61
		9	9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ค.4 (ต่อ) ภาพตัวอย่างตัวอักษรไทยจากป้ายทะเบียนรถยนต์

ตัวอักษรไทย	ภาพตัวอย่าง	ชุดฝึกฝน	ชุดทดสอบ
		HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)	HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)
		$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)	$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)
		จำนวน (ตัว)	จำนวน (ตัว)
ส		11x7 ถึง 77x49	14x9 ถึง 107x83
		-87.21 ถึง -71.78	-88.89 ถึง -76.00
		10	9
ว		20x10 ถึง 111x68	13x8 ถึง 35x24
		-77.66 ถึง -70.34	-77.49 ถึง -69.17
		10	7
ศ		30x19 ถึง 110x71	16x10 ถึง 76x60
		-83.79 ถึง -83.40	-87.29 ถึง -87.29
		26.92 ถึง 80.79	69.08 ถึง 82.42
		10	8
ษ		11x7 ถึง 69x55	11x7 ถึง 100x71
		-87.01 ถึง -58.96	-87.10 ถึง -49.09
		85.72 ถึง 89.64	64.67 ถึง 88.14
		13	12
ส		26x20 ถึง 111x71	27x20 ถึง 47x47
		-86.80 ถึง -86.80	-84.88 ถึง -84.88
		75.05 ถึง 86.67	34.32 ถึง 81.82
		6	5
ห		20x16 ถึง 51x32	24x19 ถึง 65x38
		-83.03 ถึง -72.87	-87.31 ถึง -75.48
		84.20 ถึง 84.20	
		3	3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

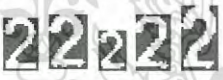
ตารางที่ ค.4 (ต่อ) ภาพตัวอย่างตัวอักษรไทยจากป้ายทะเบียนรถยนต์

ตัวอักษรไทย	ภาพตัวอย่าง	ชุดฝึกฝน	ชุดทดสอบ
		HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)	HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)
		$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)	$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ อักษรเอียง (องศา)
		จำนวน (ตัว)	จำนวน (ตัว)
ผ		15x11 ถึง 66x53	26x21 ถึง 46x34
		-87.40 ถึง -87.40 71.23 ถึง 85.69	-87.71 ถึง -85.64 84.95 ถึง 85.19
		5	4
ว		28x18 ถึง 85x65	22x17 ถึง 124x79
		-89.96 ถึง -71.71 86.32 ถึง 89.96	-89.69 ถึง -87.95 87.34 ถึง 88.87
		13	9
ว		23x15 ถึง 63x39	17x13 ถึง 99x66
		77.49 ถึง 83.74	72.95 ถึง 86.80
		4	5

จากตารางที่ ค.4 แสดงภาพตัวอย่างตัวอักษรไทยที่ตัดแยกออกมาจากป้ายทะเบียนรถ นอกจากนี้ในแต่ละคลาสตัวอักษรได้แบ่งข้อมูลตัวอักษรออกเป็น 2 ชุด ได้แก่ ข้อมูลชุดฝึกฝน และข้อมูลชุดทดสอบ โดยข้อมูลตัวอักษรในแต่ละชุดจะแสดงค่าต่างๆ ได้แก่ ค่าช่วงขนาดตัวอักษร, ค่าช่วงความเอียงของตัวอักษร และ จำนวนของตัวอักษรที่ใช้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ค.5 ภาพตัวอย่างตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถยนต์

ตัวเลขอารบิค	ภาพตัวอย่าง	ชุดฝึกฝน	ชุดทดสอบ
		HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)	HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)
		$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ ตัวเลขเอียง (องศา)	$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ ตัวเลขเอียง (องศา)
		จำนวน (ตัว)	จำนวน (ตัว)
0		12x8 ถึง 143x77	12x8 ถึง 81x36
		-89.98 ถึง -62.11	-90 ถึง -74.22
		68.14 ถึง 90	65.40 ถึง 89.98
		501	356
1		11x4 ถึง84x32	11x5 ถึง142x42
		-89.99 ถึง -63.59	-89.94 ถึง -74.22
		78.81 ถึง 90.00	81.03 ถึง 89.99
		694	487
2		15x6 ถึง 141x80	11x7 ถึง 101x63
		-89.99 ถึง -75.57	-89.96 ถึง -80.46
		56.97 ถึง 89.98	68.29 ถึง 89.96
		703	503
3		18x7 ถึง 144x79	14x7 ถึง 113x51
		-90.00 ถึง -78.69	-89.96 ถึง -78.32
		60.56 ถึง 89.96	76.23 ถึง 90.00
		505	353
4		11x7 ถึง107x59	10x6 ถึง145x79
		-89.99 ถึง -66.59	-89.97 ถึง -73.66
		66.31 ถึง 90.00	64.19 ถึง 89.98
		676	486

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ค.5 (ต่อ) ภาพตัวอย่างตัวเลขอารบิคจากป้ายทะเบียนรถยนต์

ตัวเลขอารบิค	ภาพตัวอย่าง	ชุดฝึกฝน	ชุดทดสอบ
		HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)	HxW ถึง HxW ขนาด (พิกเซล)
		$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ ตัวเลขเอียง (องศา)	$-มุม_{min}$ ถึง $-มุม_{max}$ $+มุม_{min}$ ถึง $+มุม_{max}$ ตัวเลขเอียง (องศา)
		จำนวน (ตัว)	จำนวน (ตัว)
5		11x7 ถึง 102x58	12x7 ถึง 149x83
		-89.92 ถึง -60.91	-89.89 ถึง -69.36
		64.02 ถึง 89.99	65.74 ถึง 89.95
		735	513
6		12x7 ถึง 84x52	11x6 ถึง 124x64
		-89.91 ถึง -68.83	-89.99 ถึง -77.03
		70.68 ถึง 89.87	74.96 ถึง 89.94
		409	292
7		13x8 ถึง 88x56	12x7 ถึง88x43
		-89.93 ถึง -83.04	-89.95 ถึง -85.65
		58.17 ถึง 89.77	69.58 ถึง 89.94
		605	422
8		12x8 ถึง 105x57	13x7 ถึง96x42
		-90.00 ถึง -69.66	-90 ถึง -74.27
		70.22 ถึง 89.99	75.10 ถึง 90.00
		689	487
9		12x7 ถึง 112x71	12x7 ถึง123x64
		-89.96 ถึง -62.58	-89.99 ถึง -68.94
		58.38 ถึง 90.00	71.01 ถึง 90.00
		828	582

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

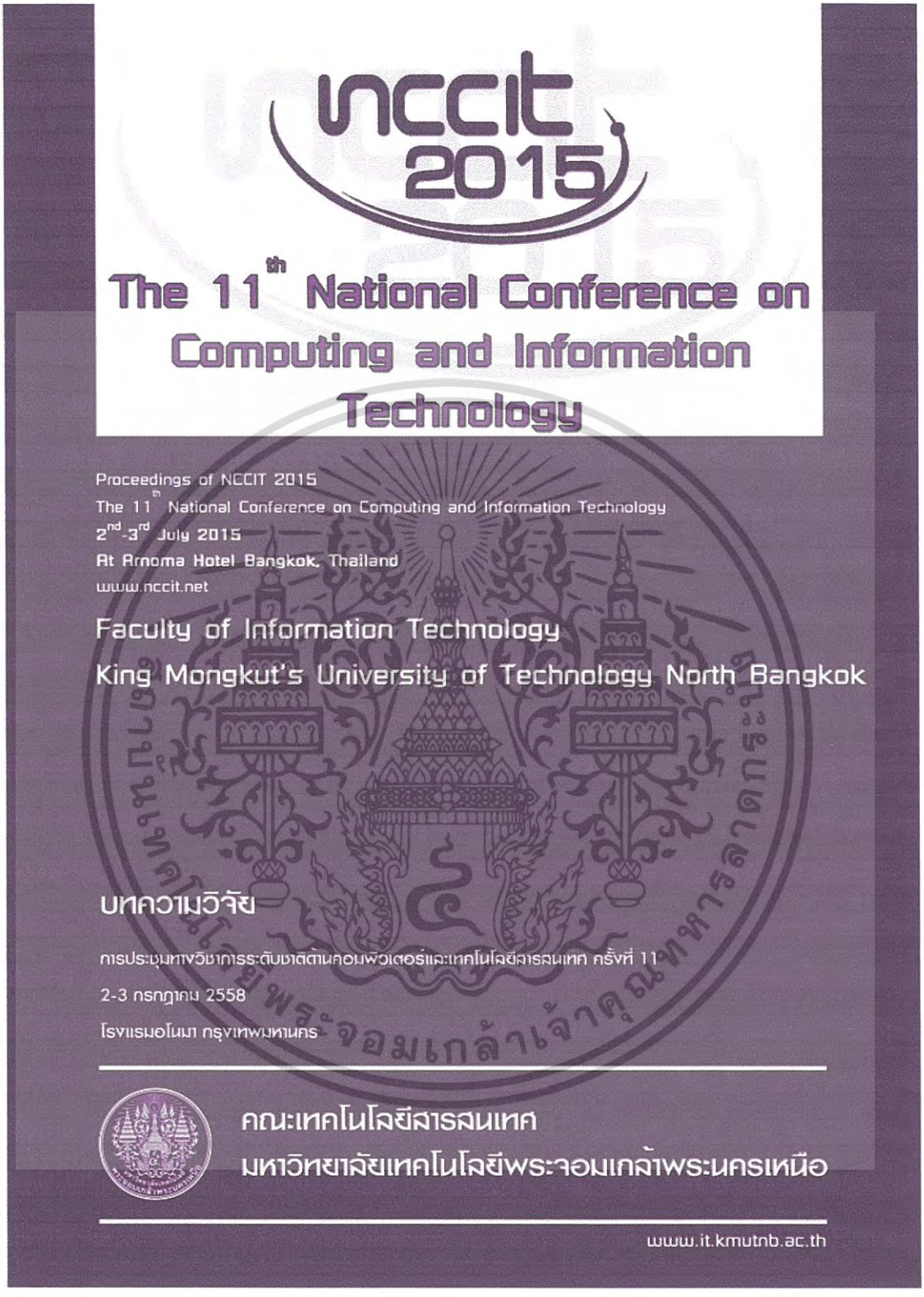
จากตารางที่ ค.5 แสดงภาพตัวอย่างตัวเลขอารบิคที่ตัดแยกออกมาจากป้ายทะเบียนรถ นอกจากนี้ในแต่ละคลาสตัวอักษรได้แบ่งข้อมูลตัวอักษรออกเป็น 2 ชุด ได้แก่ ข้อมูลชุดฝึกฝน และข้อมูลชุดทดสอบ โดยข้อมูลตัวอักษรในแต่ละชุดจะแสดงค่าต่างๆ ได้แก่ ค่าช่วงขนาดตัวอักษร, ค่าช่วงความเอียงของตัวอักษร และ จำนวนของตัวอักษรที่ใช้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ง.

ผลงานที่ได้รับตีพิมพ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

The Eleventh National Conference on Computing and Information Technology NCCIT2015

การศึกษาเปรียบเทียบความทนทานของขั้นตอนวิธีการรู้จำอักษรไทย ลาว และเลขอารบิค

A Comparative Study on Tolerance of Thai / Laos Characters and Arabic Number Recognition Algorithms

ศศกร พิชฐจำเริญ(Sasakorn Pichetjamroen)[1] และปกรณ์ วัสนจตุรพร(Pakorn Watanachaturaporn)[2]
ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
[1]Sasakorn.Pichetjamroen@gmail.com, [2]Pakorn@live.kmitl.ac.th

บทคัดย่อ

ความมุ่งหมายหนึ่งของการรู้จำอักษรและตัวเลขคือระบบที่สามารถทำการรู้จำตัวอักษรได้แม้ว่าจะมีสัญญาณรบกวนหรือมีสภาวะแสงที่มืดมากหรือน้อยเกินปกติ ระบบรู้จำอักษรและตัวเลขมักได้รับการพัฒนาเฉพาะที่ภาษาใดภาษาหนึ่ง ทั้งนี้การรวมตัวของกลุ่มประเทศเช่น กลุ่มประเทศในประชาคมอาเซียนทำให้เกิดความต้องการระบบรู้จำที่สามารถรู้จำอักษรของภาษาที่มีความคล้ายคลึงกัน เช่น อักษรไทยและอักษรลาว ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีจุดประสงค์เพื่อทดสอบและเปรียบเทียบความทนทานของขั้นตอนวิธีการรู้จำตัวอักษรภาษาไทย ตัวอักษรภาษาลาว และตัวเลขอารบิค ต่อสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนระดับต่าง ๆ กันและเนื้อมีความสว่างเปลี่ยนแปลง โดยงานวิจัยนี้ทำการตรวจสอบและเปรียบเทียบค่าร้อยละความถูกต้องของการรู้จำของขั้นตอนวิธีสี่แบบ คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายไปข้างหน้าย้อนกลับหลายชั้น การหาเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด การแยกประเภทโดยใช้กฎของเบย์ และ ต้นไม้ตัดสินใจ ผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นว่าการรู้จำด้วยวิธีการเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุดและวิธีการใช้กฎของเบย์มีความถูกต้องและความทนทานดีกว่าวิธีอื่นและวิธีการใช้ต้นไม้ตัดสินใจมีประสิทธิภาพน้อยที่สุด ผลลัพธ์ของงานวิจัยนี้ใช้เป็นฐานสำหรับการวัดเปรียบเทียบสมรรถนะของการวิจัยและพัฒนาการรู้จำของอักษรไทย อักษรลาว และตัวเลขอารบิคต่อไปในอนาคต

คำสำคัญ: การรู้จำอักษรและตัวเลขเลข การรู้จำอักษรไทย การรู้จำอักษรลาว การรู้จำเลขอารบิค

Abstract

An aim of character and number recognition is to perform recognition while noise is presented and in various light conditions. A character and number recognition is, generally, developed for a character set of a specific language. However, the union of countries such as ASEAN community demands a system that can recognize characters from multiple languages, especially ones that are alike such as Thai and Laos characters. This research paper aims to evaluate tolerance of current algorithms for recognition Thai characters, Laos characters, and Arabic numbers under various levels of noise and various light conditions. The percent accuracy is used to assess and compares performances among the four algorithms; namely, a multi-layer feed-forward back propagation neural network, a k-nearest neighbor, a naïve Bayes, and a decision tree algorithm. Overall results show, in term of accuracy and tolerance, that k-nearest neighbor and naïve Bayes perform better than the others while decision tree shows the least accuracy and tolerance. Results of this research are useful for benchmarking with future researches and developments of Thai and Laos characters and Arabic numbers recognition.

Keywords: Character and Number Recognition, Thai Character Recognition, Laos Character Recognition, Arabic Number Recognition.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. บทนำ

ระบบรู้จำอักษรและตัวเลขเป็นระบบที่นำมาใช้ในการรู้จำตัวอักษรทั้งจากเอกสาร ภาพถ่าย หรือสัญญาณวิดิทัศน์ ทั้งนี้งานวิจัยส่วนมากนั้นมักจะรู้จำได้ดีภายใต้สภาวะใดสภาวะหนึ่ง แต่มักจะมีความผิดพลาดเมื่อมีสัญญาณรบกวนมาก [1] หรือมีสภาวะแสงน้อยหรือมากไป [2] หรือไม่สามารถรู้จำตัวอักษรที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันได้ [3] การรู้จำตัวอักษรของภาษาที่มีความคล้ายกัน เช่น ภาษาไทยและภาษาลาว ระบบรู้จำตัวอักษรจะต้องมีความสามารถในการรู้จำได้เป็นอย่างดี โดยความสามารถในการรู้จำได้หลายภาษานี้มีประโยชน์มากในอนาคตอันใกล้ เช่น ระบบติดตามหาหนะที่มีการเดินทางเคลื่อนย้ายระหว่างประเทศในประชาคมอาเซียน (ASEAN Community หรือ AC)

จากการทบทวนงานวิจัยพบว่ามีการนำเสนอระบบรู้จำตัวอักษรภาษาไทยทั้งสำหรับการรู้จำตัวอักษรจากงานเอกสาร ภาพถ่าย ป้ายทะเบียนรถยนต์ หรือสื่ออื่น ในขณะที่มีงานวิจัยระบบรู้จำตัวอักษรภาษาลาวสำหรับการรู้จำตัวอักษรจากงานเอกสาร โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการรู้จำตัวอักษร [5] เท่านั้น ไม่มีจากสื่ออื่น นอกจากนั้นแล้วยังไม่มีงานวิจัยใดที่พัฒนาเพื่อการรู้จำตัวอักษรจากทั้งภาษาไทยและภาษาลาวในเวลาเดียวกัน

งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อทดสอบความทนทานของขั้นตอนวิธีการสำหรับการรู้จำตัวอักษรภาษาไทย ตัวอักษรภาษาลาว และตัวเลขอารบิก ที่มีสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียนและมีความสว่างหลากหลายระดับ โดยตรวจสอบและเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของการรู้จำของขั้นตอนวิธีการสี่วิธี คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายไปข้างหน้าย้อนกลับหลายชั้น (Multi-layer feed-forward back propagation Neural Network) การหาเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด (K-Nearest Neighbor) การแยกประเภทโดยใช้กฎของเบย์ (Naïve Bayes) และต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree)

รายละเอียดของบทความมีดังต่อไปนี้ ส่วนที่ 2 นำเสนอทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง ส่วนที่ 3 การรู้จำตัวอักษรและตัวเลข ส่วนที่ 4 การเตรียมข้อมูลสำหรับการเรียนรู้และการทดสอบ ส่วนที่ 5 ผลการทดลอง และสรุปในส่วนที่ 6

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ขั้นตอนวิธีการที่ใช้ในการรู้จำตัวอักษรที่ได้รับความนิยมนั้นมีอยู่สี่ประเภท ดังต่อไปนี้ คือ โครงข่ายประสาทเทียม การหาเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด การแยกประเภทโดยใช้กฎของเบย์ และต้นไม้ตัดสินใจ

โครงข่ายประสาทเทียมถูกนำมาใช้ใน การรู้จำตัวอักษร [1, 2, 4, 5] โดยขั้นตอนวิธีการที่นำมาใช้เรียนรู้ที่นิยมมากคือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายไปข้างหน้าย้อนกลับหลายชั้น วิธีดังกล่าวให้ผลลัพธ์ของความถูกต้องสูง สามารถเรียนรู้ได้ดีกับข้อมูลที่มีสัญญาณรบกวน

การหาเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด หรือ K-Nearest Neighbor (KNN) เป็นแบบจำลองการจำแนกที่ง่ายที่สุดในกลุ่มวิธีแบบไม่ใช้พารามเตริก มีรูปแบบไม่ซับซ้อน โดยมีพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องสองตัว คือ หาระยะทางที่ใกล้ที่สุดและจำนวนของเพื่อนบ้าน (*k*) การหาเพื่อนบ้านใกล้ที่สุดมีความทนทานต่อข้อมูลที่มีสัญญาณรบกวน และมีประสิทธิภาพดี

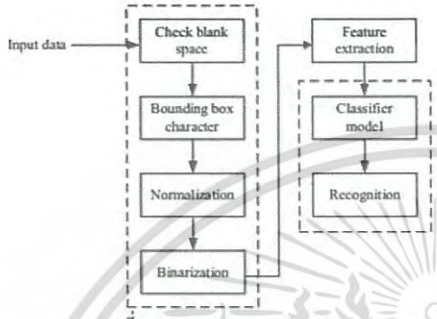
การรู้จำโดยใช้กฎของเบย์ (Naïve Bayes) ถูกพัฒนามาจากทฤษฎีของเบย์ ขั้นตอนวิธีนี้ขึ้นกับเงื่อนไขการประเมินความน่าจะเป็นของคลาสและค่าความน่าจะเป็นที่ทราบก่อนของคลาส [7] และการเลือกค่าความน่าจะเป็นเมื่อเกิดเหตุการณ์หลังที่สูงสุดเป็นผลลัพธ์ของคลาสการรู้จำ โดยขั้นตอนวิธีนี้มีสมมติฐานให้ทุกคุณลักษณะในคลาสเดียวกันเป็นอิสระไม่ขึ้นต่อกัน การแยกประเภทโดยใช้กฎของเบย์ได้ถูกนำมาใช้สำหรับการรู้จำตัวอักษร เช่น ใน [8] มีการจำแนกตัวเลขอารบิคจากลายมือ

ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) จะสร้างเงื่อนไขการเลือกเส้นทางที่แต่ละโหนด และวนสร้างต้นไม้ย่อยเรื่อยไป การสร้างต้นไม้ย่อยจะหยุดเมื่อไม่มีคุณลักษณะเหลือให้แตกต้นไม้ย่อยต่อไปได้อีก ต้นไม้ตัดสินใจสามารถลดการตัดสินใจที่ซับซ้อนให้เป็นการตัดสินใจที่ง่ายขึ้น โดยทำการตัดสินใจจากบนลงล่างของต้นไม้ตัดสินใจ ตัวอย่างขั้นตอนวิธีนี้สำหรับการรู้จำตัวอักษร เช่น การรู้จำป้ายทะเบียนรถใน [9] และใน [10] การรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนแบบออฟไลน์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. การรู้จำตัวอักษรและตัวเลข

กระบวนการรู้จำตัวอักษรและตัวเลขสามารถแบ่งได้เป็นสี่องค์ประกอบ คือ ส่วนการประมวลผลก่อน ส่วนการสกัดคุณลักษณะสำคัญ การสร้างโมเดลการแยกประเภท และขั้นตอนการรู้จำ ดังแสดงในภาพที่ 1



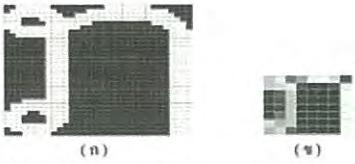
ภาพที่ 1: แสดงการทำงานรวมของระบบ

3.1 การประมวลผลก่อน (Pre-Processing)

ข้อมูลตัวอักษรที่ระบบได้รับนั้นจะได้รับการประมวลผลก่อนเริ่มดำเนินการ ประกอบด้วยสี่ขั้นตอนย่อย โดยเริ่มจากการตัดพื้นหลังของภาพทั้งสี่ด้าน กระทำโดยการพิจารณาพื้นที่พื้นหลังของตัวอักษรหรือตัวเลข โดยพื้นหลังนี้จะเป็นพื้นที่ที่ไม่ใช่สีดำ โดยสีดำเป็นสีที่ใช้สำหรับตัวอักษรหรือตัวเลขเท่านั้น ส่วนตัวอักษรจะเลือกออกมาดำเนินการทำนอร์มัลไลเซชัน ขั้นตอนนี้จะปรับภาพที่ได้ให้มีขนาดตามที่กำหนด ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้ภาพขนาด 32 × 32 พิกเซล จากนั้นจะส่งไปยังส่วนดำเนินการภาพสองระดับต่อไป โดยการทำภาพสองระดับจะพิจารณาระดับในการแบ่ง (Threshold) หากค่าความเข้มแสงมีระดับเกินจะกำหนดให้เป็นศูนย์ หากมีค่าต่ำกว่าจะกำหนดให้เป็นหนึ่ง

3.2 การสกัดคุณลักษณะสำคัญ (Feature Extraction)

ภาพขนาด 32 × 32 พิกเซลที่ได้จะถูกส่งไปยังกระบวนการสกัดคุณลักษณะสำคัญ โดยกระบวนการนี้จะใช้การเฉลี่ยค่าความเข้มแสงโดยจะเฉลี่ยจากกลุ่มของพิกเซลขนาด 4 × 4 ค่าเฉลี่ยของกลุ่มพิกเซลนี้จะเป็นค่าใหม่ของพิกเซล ผลลัพธ์ของกระบวนการนี้จะทำให้เหลือภาพขนาด 8 × 8 พิกเซล ซึ่งเท่ากับว่ามีจำนวนของคุณลักษณะสำคัญเท่ากับ 64 คุณลักษณะ ดังแสดงในภาพที่ 2



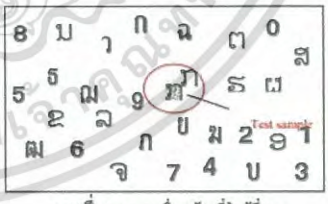
ภาพที่ 2: (ก) แสดงการหาค่าเฉลี่ยน้ำหนักของพิกเซลสองระดับขนาด 32 × 32 พิกเซล และ (ข) ผลลัพธ์การหาค่าเฉลี่ยน้ำหนักของพิกเซลเป็นภาพระดับสีเทาขนาด 8 × 8 พิกเซล

3.3 แบบจำลองการจำแนก (Classifier Model)

การสร้างแบบจำลองการจำแนกโดยใช้คุณลักษณะสำคัญมาสร้างแบบจำลอง ซึ่งมีรายละเอียด ดังนี้

ภาพที่ 3: โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม แบบแพร่กระจายไปข้างหน้าย้อนกลับหลายชั้น โดยตัวโครงข่ายประสาทเทียมนี้จะประกอบไปด้วย อินพุท 64 อินพุท ชั้นซ่อนที่หนึ่งมี 64 นิวรอน ชั้นซ่อนที่สองมี 81 นิวรอน และเอาท์พุท 81 เอาท์พุท เพื่อใช้ในการระบุตัวอักษร ในการเคลื่อนเวกเตอร์คุณลักษณะสำคัญไปข้างหน้าของโครงข่ายประสาทเทียมใช้ฟังก์ชันการส่งผ่านแบบล็อกซิกมอยด์ (Log-Sigmoid Transfer Function) ระบบจะหยุดฝึกฝนก็ต่อเมื่อได้ค่าความผิดพลาดกำลังสองรวม (Sum-Squared Error หรือ SSE) น้อยกว่าหรือเท่ากับ 0.001 หรือครบ 100,000 รอบการเรียนรู้



ภาพที่ 4: การหาเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การหาเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด วิธีการนี้ขึ้นกับค่าของจำนวนเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุด (k) โดยกำหนดค่า k เท่ากับหนึ่ง การหาเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดเริ่มจากการคำนวณหาระยะด้วยการหาระยะทางด้วยระยะทางแบบยุคลิด (Euclidean Distances) ระหว่างคุณลักษณะสำคัญ ข้อมูลของงานวิจัยนี้ประกอบด้วย คลาส 81 คลาส แต่ละคลาสจะมีคุณลักษณะสำคัญทั้งหมด 64 คุณลักษณะ คุณลักษณะสำคัญของตัวอักษรที่นำมาทดสอบจะนำไปคำนวณหาระยะทางแบบยุคลิดกับคุณลักษณะสำคัญของตัวอักษรจากชุดฝึกฝน ระบบจะเลือกตัวอักษรที่เป็นเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุดเป็นผลลัพธ์ของการทำนาย

การรู้จำโดยใช้กฎของเบย์พัฒนามาจากทฤษฎีของเบย์ โดยตั้งสมมติฐานให้ทุกคุณลักษณะสำคัญเป็นอิสระจากกัน โดยการแยกประเภทโดยใช้กฎของเบย์ นั้นจะขึ้นกับการประเมินความน่าจะเป็นของคลาสและค่าความน่าจะเป็นที่ทราบก่อน โดยในการจำแนกตัวอักษรนั้นผลของการทำนายจะได้มาจากคลาสที่มีค่าความน่าจะเป็นเมื่อเกิดเหตุการณ์หลังที่สูงที่สุด

ภาพที่ 5: ตัวอย่างภาพรวมโครงสร้างของต้นไม้ตัดสินใจ

ต้นไม้ตัดสินใจ ในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้วิธีการเลือกแอทริบิวแบบดัชนีจีนี (Gini Index) โดยเลือกแอทริบิวที่มีค่าดัชนีจีนีสูงสุดไปเป็นโหนดรากและนำค่าดัชนีจีนีที่สูงสุดเป็นค่าเกณฑ์ในการแบ่งที่เหมาะสมของโหนดราก โดยที่โหนดใบไม้จะเก็บค่าคลาสไว้ ซึ่งมีทั้งหมด 81 คลาส โดยต้นไม้ตัดสินใจเริ่มสร้างขึ้นมาจากโหนดรากและแตกกิ่งออกไปยังโหนดลูกในชั้นถัดไป ทำการแตกซ้ำเป็นลำดับชั้นไป โดยกระบวนการสิ้นสุดเมื่อคุณลักษณะสำคัญของโหนดลูกเป็นกลุ่มของข้อมูลที่อยู่ในคลาสเดียวกันทั้งหมด หรือไม่มีคุณลักษณะสำคัญเหลือให้แตกต้นไม้ย่อยต่อไปได้อีก

3.4 การรู้จำ (Recognition)

ในขั้นนี้จะใช้เวกเตอร์คุณลักษณะสำคัญของตัวอักษรที่ใช้ทดสอบ 64 คุณลักษณะสำคัญต่อ 1 ตัวอักษร เข้าไปทดสอบกับขั้นตอนวิธีรู้จำทั้งสี่วิธี ผลลัพธ์ที่ได้จากการรู้จำนั้นจะถูกนำไปประเมินหาค่าร้อยละความถูกต้องต่อไป

4. การเตรียมข้อมูลสำหรับการเรียนรู้และการทดสอบ

ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้และการทดสอบในงานวิจัยนี้ใช้ฟอนต์ของภาษาไทยและภาษาลาวที่คล้ายกันโดยมีขั้นตอนดังนี้

1) การสร้างตัวอักษรสำหรับใช้ฝึกฝน

ตัวอักษรที่จะนำไปใช้ฝึกฝนนั้น เป็นตัวอักษรที่มีความสะอาดไม่มีสัญญาณรบกวน โดยในงานวิจัยนี้ได้ใช้แบบอักษร Phetsarath OT สำหรับตัวอักษรภาษาลาวและแบบอักษร Saysin's ThangLuang สำหรับตัวอักษรภาษาไทยและตัวเลขอารบิค รวมจำนวนของตัวอักษรที่ใช้ฝึกฝนมีทั้งหมด 81 ตัวอักษร โดยเป็นตัวอักษรภาษาไทย 44 ตัวอักษร ภาษาลาว 27 ตัวอักษรและตัวเลขอารบิค 10 ตัว โดยที่ตัวอักษรทั้งหมดจะมีพื้นหลังเป็นสีขาวและมีตัวอักษรเป็นสีดำ

2) สร้างตัวอักษรสำหรับใช้ทดสอบ

ขั้นตอนนี้ทำการสังเคราะห์ตัวอักษรที่ใช้สำหรับทดสอบให้มีสัญญาณรบกวนเกาเซียนส์ที่มีค่า SNR ที่ระดับต่าง ๆ และทำการปรับค่าความสว่างให้มากขึ้น น้อยลง และความสว่างปกติ

ภาพที่ 6: ผลลัพธ์ที่ได้จากการสร้างสัญญาณรบกวนเกาเซียนส์

ภาพที่ 7: ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จากการปรับความสว่างตัวอักษรที่มีสัญญาณรบกวนเกาเซียนส์ SNR ที่ -5 dB

งานวิจัยนี้สร้างสัญญาณรบกวนเกาเซียนส์ที่ปริมาณ 0, -5, -10, -15, -20, -25, -30, -35 และ -40 dB ผสมในภาพตัวอักษรสะอาด สำหรับการทดสอบระดับความสว่างที่ต่างกันนั้น มีการปรับค่าความสว่าง 10 ระดับ จากจำนวนตัวอักษรและตัวเลขทั้งหมด 81 ตัว แต่ละตัวทำการเพิ่มสัญญาณรบกวนและการปรับสว่าง และสังเคราะห์ขึ้น 10 ชุดต่อกรณีรวมเป็นข้อมูลทั้งหมด 72,900 ตัว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5. ผลการทดลองและวิเคราะห์ผลการทดลอง

ผลลัพธ์จากการทดสอบแสดงเป็นค่าร้อยละความถูกต้องของการรู้จำชุดตัวอักษรและตัวเลขที่มีสัญญาณรบกวนและความสว่างระดับต่าง ๆ กันในตารางที่ 1 ถึงตารางที่ 4

ตารางที่ 1: ร้อยละความถูกต้องของการรู้จำของขั้นตอนวิธีการแยกแยะด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (โดยย่อ)

Noise (dB)	Brightness (Level)						
	-125	-75	-25	0	+25	+75	+125
0	1.23	99.26	100.00	100.00	100.00	99.14	1.23
-5	1.23	1.23	100.00	100.00	100.00	1.23	1.23
-10	1.23	1.23	100.00	100.00	100.00	1.23	1.23
-15	1.23	1.23	82.72	100.00	97.16	1.23	1.23
-20	1.23	1.23	6.17	100.00	12.72	1.23	1.23
-25	1.23	1.23	1.73	96.91	1.98	1.23	1.23
-30	1.23	1.23	1.36	61.98	1.36	1.23	1.23
-35	1.23	1.23	1.23	22.59	1.60	1.23	1.23

ตารางที่ 2: ร้อยละความถูกต้องของการรู้จำของขั้นตอนวิธีการแยกแยะด้วยเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด (โดยย่อ)

Noise (dB)	Brightness (Level)						
	-125	-75	-25	0	+25	+75	+125
0	1.23	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	1.23
-5	1.23	1.23	100.00	100.00	100.00	1.23	1.23
-10	1.23	1.23	100.00	100.00	100.00	1.23	1.23
-15	1.23	1.23	93.83	100.00	98.15	1.23	1.23
-20	1.23	1.23	6.42	100.00	2.47	1.23	1.23
-25	1.23	1.23	1.98	99.75	1.23	1.23	1.23
-30	1.23	1.23	1.23	94.44	1.23	1.23	1.23
-35	1.23	1.23	1.23	49.88	1.23	1.23	1.23

ตารางที่ 3: ร้อยละความถูกต้องของการรู้จำของขั้นตอนวิธีการแยกแยะด้วยการแยกประเภทโดยใช้กฎของเบย์ (โดยย่อ)

Noise (dB)	Brightness (Level)						
	-125	-75	-25	0	+25	+75	+125
0	1.23	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	1.23
-5	1.23	1.23	100.00	100.00	100.00	1.23	1.23
-10	1.23	1.23	100.00	100.00	100.00	1.23	1.23
-15	1.23	1.23	93.83	100.00	98.27	1.23	1.23
-20	1.23	1.23	6.42	100.00	2.84	1.23	1.23
-25	1.23	1.23	1.98	99.75	1.23	1.23	1.23
-30	1.23	1.23	1.23	94.44	1.23	1.23	1.23
-35	1.23	1.23	1.23	50.37	1.23	1.23	1.23

ตารางที่ 4: ร้อยละความถูกต้องของการรู้จำของขั้นตอนวิธีการแยกแยะด้วยต้นไม้ตัดสินใจ (โดยย่อ)

Noise (dB)	Brightness (Level)						
	-125	-75	-25	0	+25	+75	+125
0	1.23	11.85	45.80	89.63	59.14	14.69	1.23
-5	1.23	1.23	37.16	79.51	48.27	1.23	1.23
-10	1.23	1.23	23.33	69.38	35.06	1.23	1.23
-15	1.23	1.23	2.22	57.53	12.84	1.23	1.23
-20	1.23	1.23	1.23	31.73	3.70	1.23	1.23
-25	1.23	1.23	1.23	11.98	2.47	1.23	1.23
-30	1.23	1.23	1.23	4.69	1.98	1.23	1.23
-35	1.23	1.23	1.23	1.85	1.60	1.23	1.23

ผลการทดสอบที่ได้จากตารางที่ 1 พบว่า โครงข่ายประสาทเทียมที่ความสว่างปกตินั้นสามารถทนต่อสัญญาณรบกวนและยังสามารถรู้จำตัวอักษรและตัวเลขที่ระดับสัญญาณรบกวน -25 dB โดยมีร้อยละความถูกต้องอยู่ที่ 96.91 สำหรับภาพตัวอักษรที่มีค่าความสว่างลดลงหรือเพิ่มขึ้นจากปกติ โครงข่ายประสาทเทียมสามารถรู้จำตัวอักษรและตัวเลขที่ -/+ 25 ระดับ โดยมีสัญญาณรบกวนได้ถึง -15 dB ที่ร้อยละความถูกต้องที่ 82.72 และ 97.16 แต่เมื่อมีค่าความสว่างมีค่า -/+ 75 ระดับจากระดับปกติและมีสัญญาณรบกวนต่ำ (0 dB) ค่าร้อยละความถูกต้องจะอยู่ที่ 99.26 และ 99.14 โดยระบบไม่สามารถทนทานต่อสัญญาณรบกวนสูงกว่านี้ได้

ผลการทดลองจากตารางที่ 2 แสดงให้เห็นว่าเมื่อใช้วิธีเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุดในการรู้จำ ระบบสามารถรู้จำที่ความสว่างปกติได้จนถึงเมื่อระดับสัญญาณรบกวนถึง -30 dB โดยมีค่าร้อยละความถูกต้องที่ 94.44 เมื่อค่าความสว่างอยู่ที่ -/+ 25 ระดับ ระบบยังสามารถรู้จำได้ถึงระดับสัญญาณรบกวน -15 dB โดยมีร้อยละความถูกต้องอยู่ที่ 93.83 และ 98.15 ตามลำดับ แต่เมื่อค่าความสว่างอยู่ที่ -/+ 75 ระดับแล้ว ระบบสามารถรู้จำได้เมื่อมีสัญญาณรบกวนต่ำมาก (0 dB) เท่านั้น

ผลการทดลองที่ได้จากการแยกประเภทโดยใช้กฎของเบย์จากตารางที่ 3 พบว่า ระบบสามารถทนต่อสัญญาณรบกวนได้มากที่สุดที่ความสว่างปกติ โดยระบบสามารถรู้จำได้อยู่ถึงระดับสัญญาณรบกวน -30 dB โดยมีร้อยละความถูกต้องอยู่ที่ 94.44 เมื่อค่าความสว่างเปลี่ยนแปลงไป -/+ 25 ระดับแล้วระบบทนทานต่อสัญญาณรบกวนได้น้อยลงเหลือที่ระดับ -15dB โดยมีร้อยละความถูกต้องอยู่ที่ 93.83 และ 98.27 ตามลำดับ เมื่อค่าความสว่างเปลี่ยนแปลงไป -/+ 75 ระดับแล้ว ระบบสามารถรู้จำได้เมื่อมีสัญญาณรบกวนต่ำมาก (0 dB) เท่านั้น

ผลการทดลองที่ได้จากต้นไม้ตัดสินใจจากตารางที่ 4 พบว่า ระบบสามารถรู้จำตัวอักษรได้ที่ความสว่างปกติและไม่มีสัญญาณรบกวนโดยมีร้อยละความถูกต้องอยู่ที่ 89.63 แต่เมื่อระดับความสว่างเปลี่ยนแปลงไปจากสภาพปกติแล้ว ระบบไม่สามารถรู้จำได้ในค่าร้อยละความถูกต้องที่ยอมรับได้เลยทั้งในกรณีที่มีหรือไม่มีสัญญาณรบกวน แสดงว่าระบบที่ใช้วิธีการต้นไม้ตัดสินใจนี้ไม่ทนทานต่อสภาวการณ์เปลี่ยนแปลงของแสงและไม่ทนทานต่อสัญญาณรบกวน

โดยสรุปจากผลการทดลองแสดงว่าที่สภาวะแสงปกติ การรู้จำโดยใช้วิธีการเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุดและวิธีการใช้กฎของเบย์ จะให้ประสิทธิภาพในการรู้จำตัวอักษรและตัวเลขที่ดีกว่าอีกสองวิธี และยังสามารถทนทานต่อสัญญาณรบกวนได้ถึง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ระดับ -30 dB ซึ่งเป็นระดับที่ทนทานกว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมอยู่เล็กน้อยแต่ทนทานกว่าการใช้ต้นไม้ตัดสินใจเป็นอย่างมาก เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงของสภาพแสงไปจากระดับปกติเล็กน้อยแล้วระบบการรู้จำด้วยเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด การใช้กฎของเบย์ และการใช้โครงข่ายประสาทเทียม ยังสามารถทำงานได้ดีอยู่แม้เมื่อมีสัญญาณรบกวนในระบบร่วมอยู่ด้วยเล็กน้อยที่ระดับ -15 dB แต่เมื่อมีสัญญาณรบกวนมากขึ้นระบบมีความทนทานลดลงอย่างมีนัยสำคัญ ทั้งนี้การรู้จำที่ใช้ต้นไม้ตัดสินใจไม่ทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงของแสง และเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงสภาพแสงอย่างมากแล้วระบบทุกวิธีไม่ทนทานต่อสัญญาณรบกวน

เมื่อพิจารณาโดยภาพรวมในมิติด้านประสิทธิภาพในการรู้จำ ความทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงสภาพแสง และสัญญาณรบกวน เห็นได้ว่าการรู้จำโดยใช้วิธีการเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุดและวิธีการใช้กฎของเบย์มีประสิทธิภาพใกล้เคียงกัน โดยมีการรู้จำด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพน้อยกว่าเพียงเล็กน้อย ในขณะที่การรู้จำโดยใช้ต้นไม้ตัดสินใจมีประสิทธิภาพน้อยที่สุดในสี่วิธีการนี้

6. สรุป

งานวิจัยนี้เป็นงานเริ่มต้นของการศึกษาประสิทธิภาพ สภาพแสงที่เปลี่ยนแปลง และความทนทานต่อสัญญาณรบกวน เพื่อการรู้จำภาษาไทย ลาว และตัวเลขอารบิค โดยทดสอบกับข้อมูลที่สังเคราะห์ขึ้น ผลลัพธ์ที่ได้จากงานวิจัยนี้สามารถใช้เป็นข้อมูลอ้างอิงสำหรับการเปรียบเทียบกับวิธีการอื่นที่จะได้รับการวิจัยพัฒนาขึ้นในอนาคต

เอกสารอ้างอิง

[1] M.H. ter Brugge, K.A. Helmholt, J.P.W. Pluim, L. Spaanenburg, R.S. Venema, M.A. Westenberg J.A.G. Nijhuis, "Car License Plate Recognition with Neural Networks and Fuzzy Logic," *Proceeding of the IEEE International Conference on Neural Network*, 1995.

[2] Wei Yeang Kow, Wei Leong Khong, Mei Yeen Choong, Kenneth Tze Kin Teo Lorita Angeline, "License Plate Character Recognition via Signature Analysis and Features Extraction," in *The Fourth International Conference on Computational Intelligence, Modeling and Simulation*, 2012, pp. 1-6.

[3] Li-Shien Chen, Yun-Chung Chung, and Sei-Wan Chen Shyang-Lih Chang, "Automatic License Plate Recognition," in *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2004, pp. 42-53.

[4] Adnan Amin and Watbiq Mansoor, "Recognition of Printed Arabic Text using Neural Networks," in *The 12th International Conference on Document Analysis and Recognition*, 1997, pp. 612-615.

[5] Chittaphone Chansylilath Wasin Sinthupinyo, "Lao Optical Character Recognition (Lao OCR)," in *Technical Report* from National Electronic and Computer Technology Center, 2008

[6] Z. Cai, D. Wang, S. Jiang L. Jiang, "Survey of Improving K-Nearest-Neighbor for Classification," in *The Fourth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, 2007

[7] S. D. Lee, X. Chen, B. Kao, R. Cheng and D. Cheung J. Ren, "Naive Bayes Classification of Uncertain Data," in *The Ninth IEEE International Conference on Data Mining*, 2009, pp. 944-949.

[8] F. Fontanella, A. Scotto di Freca C. De Stefano, "A Novel Naive Bayes Voting Strategy for Combining Classifiers," in *International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition*, Cassino, 2012, pp. 467-472.

[9] W. Zhu, M. Xie, and Jian-Feng Xie, "A Decision Tree Algorithm for License Plate Recognition Based on Bagging," in *Internationa Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing*, 2012, pp. 136-139.

[10] Iman Yousif and Adnan Shaout "Off-Line Handwriting Arabic Text Recognition: A Survey," in *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, vol. 4, no. 9, pp. 68-82, 2014.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล นางสาวศศกร พิเชฐจำเริญ

ที่อยู่ 59/70 ซ.13 หมู่บ้าน โฮมเพลส ถ.รามคำแหง แขวง-เขต สะพานสูง กทม. 10240

ประวัติการศึกษา

พ.ศ. 2554 ผ่านการฝึกงานที่ CS Loxinfo ฝ่าย ABN แผนก Technical&Operation

พ.ศ. 2555 จบการศึกษาวิศวกรรมบัณฑิต คณะวิศวกรรมศาสตร์ สาขาคอมพิวเตอร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้