

การรู้จำตัวอักษรโดยใช้วิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

CHARACTER RECOGNITION USING CORRELATION  
COEFFICIENT AND SUPPORT VECTOR MACHINES

ปิยะณัฐ พิมลรัตน์

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี

ปีการศึกษา 2554

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี

# การรู้จำตัวอักษรโดยใช้วิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ปิยะณัฐ พิมลรัตน์

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี

ปีการศึกษา 2554

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี

หัวข้อวิทยานิพนธ์                      การรู้จำตัวอักษรโดยใช้วิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน  
Character Recognition using Correlation Coefficient and Support Vector  
Machines

ชื่อ-นามสกุล                              นายปิยะณัฐ พิมลรัตน์

สาขาวิชา                                  วิศวกรรมไฟฟ้า

อาจารย์ที่ปรึกษา                         ดร.จักรี ศรีนนท์ฉัตร

ปีการศึกษา                                2554

---

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ  
(ดร.อำนาจ เรืองวารี)

..... กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.คมกฤตย์ ชมสุวรรณ)

..... กรรมการ  
(ดร.สุรินทร์ แห่งมงาม)

..... กรรมการ  
(ดร.จักรี ศรีนนท์ฉัตร)

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี อนุมัติวิทยานิพนธ์ฉบับนี้  
เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

.....คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สมหมาย ผิวสะอาด)  
วันที่ 18 เดือน มีนาคม พ.ศ. 2555

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การรู้จำตัวอักษร โดยใช้วิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน
ชื่อ – นามสกุล	นายปิยะณัฐ พิมลรัตน์
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ที่ปรึกษา	ดร. จักรี ศรีนนท์นัฏ
ปีการศึกษา	2554

### บทคัดย่อ

การศึกษาทางด้านการรู้จำตัวอักษร โดยอาศัยหลักการของการประมวลผลสัญญาณภาพ กำลังเป็นที่น่าสนใจในปัจจุบัน วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machines) เป็นวิธีหนึ่งของเทคนิคการรู้จำและแบ่งกลุ่มภาพตัวอักษร ซึ่งสามารถแบ่งออกได้หลายเทคนิค เช่น เลสเอสวีเอ็ม (LSVM) เคอร์เนล ฟังก์ชัน (Kernel functions) และ ซี-เอสวีเอ็ม (C-SVM) เป็นต้น อย่างไรก็ตามวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนยังมีข้อจำกัดด้านประสิทธิภาพในการรู้จำและจำแนกภาพตัวอักษร

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอการรู้จำและจำแนกภาพตัวอักษร โดยใช้วิธีทางสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation coefficient) ร่วมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการจำแนกภาพตัวอักษร โดยวิธีทางสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ถูกนำมาใช้เพื่อการแยกกลุ่มของตัวอักษร วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนชนิดเรเดียลบัสเฟิสซิงก์ชัน (Radial Basis Function) ถูกนำมาใช้สำหรับการจำแนกรูปแบบตัวอักษร ทั้งนี้ตัวอักษรพิมพ์ที่เป็นภาษาไทยและภาษาอังกฤษจำนวน 6,300 รูปแบบ และตัวอักษรเขียนด้วยลายมือจำนวน 20 รูปแบบ จำนวน 2,800 ตัวอักษร ถูกนำมาใช้ในการทดสอบ

ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าการจำแนกตัวอักษร โดยใช้วิธีทางสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ร่วมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนให้ความถูกต้องเฉลี่ยร้อยละ 99.27 และประสิทธิภาพการรู้จำเฉลี่ยร้อยละ 97.94 ซึ่งเมื่อทำการเปรียบเทียบกับการใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพียงอย่างเดียว ในการทดสอบตัวอักษรที่เป็นตัวอักษรภาษาไทยที่เขียนด้วยลายมือ ผลลัพธ์ได้ปรากฏว่าสามารถจำแนกตัวอักษรได้ 2,116 ตัวอักษร คิดเป็นเฉลี่ยร้อยละ 75.57 และใช้เวลาเฉลี่ยเท่ากับ 0.51 วินาที ดังนั้นวิธีทางเทคนิคที่ใช้ในวิทยานิพนธ์นี้สามารถนำไปประยุกต์ในระบบการรู้จำตัวอักษรที่อาศัยหลักการของการประมวลผลสัญญาณภาพได้

คำสำคัญ: รู้จำตัวอักษร ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เคอร์เนล ฟังก์ชัน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์



<b>Thesis Title</b>	Character Recognition using Correlation Coefficient and Support Vector Machines
<b>Name-Surname</b>	Mr. Piyanat Pimonrat
<b>Program</b>	Electrical Engineering
<b>Thesis Advisor</b>	Dr. Jakkree Srinonchat
<b>Academic Year</b>	2011

## ABSTRACT

The study of characteristic format recognition using image processing is recently interesting. Support Vector Machines (SVM) method is one of the recognition and classification characteristic format technique which can operate in many techniques such as LSVM, Kernel Functions and C-SVM etc. However the SVM method still has a limit of recognition and classification characteristic format efficiency.

This thesis presents the recognition and classifies characteristic format using correlation coefficient and SVM method for increasing the efficiency of the characteristic format classification. The correlation coefficient method is used to classify the group of characteristic. The Radial Basis Function (RBF), which is one of the SVM, is used to classify characteristic format. The 6,300 of Thai and English typing format and 2,800 hand writing format from 20 patterns are used in this experiment.

The experiment results show that the classification characteristic using the correlation coefficient with the SVM provide the accuracy approximately 99.27% and recognition efficiency approximately 97.94% when compare with using the only SVM method. Moreover, this technique can classify 2,116 of Thai hand writing format. It is approximately 75.57% and uses 0.51second. Therefore the technique, which is used in this thesis, can apply for characteristic format recognition based on image processing.

**Keywords:** character recognition, support vector machines, kernel function, correlation coefficient

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยความเมตตากรุณาอย่างสูง ดร. จักรี ศรีนนท์ฉัตร ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ดร.อำนวยการ เรื่องวาริ ประธานกรรมการที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ดร.สุรินทร์ แห่งมงาม กรรมการวิชาเอก และ ผศ.ดร.คมกฤตย์ ชมสุวรรณ กรรมการวิชาเอก ที่กรุณาให้คำแนะนำและให้คำปรึกษาตลอดจนให้ความช่วยเหลือแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆ เพื่อให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีความสมบูรณ์ ซึ่งผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ โอกาสนี้

ขอขอบคุณผู้ทรงคุณวุฒิทั้ง 4 ท่าน ที่ให้ความอนุเคราะห์ประเมินรับรองต้นแบบชิ้นงานวิจัยและให้คำแนะนำอันเป็นประโยชน์ในการทำวิจัย ขอขอบคุณผู้เชี่ยวชาญทั้ง 3 ท่าน ที่สละเวลาอันมีค่าตอบข้อสัมภาษณ์อันเป็นผลให้งานวิจัยมีความชัดเจนครบถ้วนและสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในงานได้จริง ขอขอบคุณบุคลากรบัณฑิตวิทยาลัยทุกคนที่เป็นกำลังใจและให้ความช่วยเหลืออย่างดีตลอดช่วงเวลาของการศึกษาและทำการวิจัย

ขอขอบพระคุณคณาจารย์ทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชา บ่มเพาะจนผู้วิจัยสามารถนำเอาหลักการมาประยุกต์ใช้และอ้างอิงในงานวิจัยครั้งนี้ นอกเหนือจากนี้ขอขอบคุณผู้บริหารมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี ที่มอบทุนสนับสนุนพัฒนานุคลากรตลอดระยะเวลาในการศึกษาของผู้วิจัย คุณค่าอันพึงมีจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ขอมอบเพื่อบุชาพระคุณบิดา มารดา ครูอาจารย์ และผู้มีพระคุณทุกท่าน

ปิยะณัฐ พิมลรัตน์

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย .....	ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ .....	ง
กิตติกรรมประกาศ .....	จ
สารบัญ .....	ฉ
สารบัญตาราง .....	ช
สารบัญภาพ .....	ฌ
บทที่	
1 บทนำ .....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของงานวิจัย .....	2
1.3 ขอบเขตของการศึกษา.....	2
1.4 ขั้นตอนการศึกษา.....	2
1.5 ข้อยกเว้นของการศึกษา.....	2
1.6 ประโยชน์ของงานวิจัย .....	3
2 งานวิจัยและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง .....	4
2.1 คำนำ.....	4
2.2 ภาพ.....	4
2.3 การประมวลผลภาพเชิงตัวเลข.....	5
2.4 ภาพไบนารี .....	7
2.5 เทคนิคการย่อภาพ.....	8
2.6 การปรับปรุงคุณภาพของภาพ.....	9
2.7 ข้อมูลภาพตัวอักษร.....	17
2.8 สหสัมพันธ์.....	20
2.9 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	25
2.10 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	36
3 วิธีการดำเนินงานวิจัย .....	39
3.1 การเตรียมภาพตัวอักษร.....	41

## สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า
3.2 การเตรียมการปรับภาพเบื้องต้นก่อนเข้ากระบวนการจำแนกตัวอักษร.....	43
3.3 กระบวนการจัดกลุ่มตัวอักษร.....	47
3.4 กระบวนการจำแนกตัวอักษร.....	50
3.5 ตัวอักษรที่เขียนด้วยลายมือ.....	54
4 ผลการวิจัย .....	59
4.1 ผลการทดลองการตรวจหากลุ่มตัวอักษร.....	59
4.2 ผลการทดลองการจำแนกตัวอักษร.....	64
4.3 ผลการทดลองการตรวจหาตัวอักษรเขียนด้วยลายมือ.....	71
5 สรุปผลการทดลอง .....	74
5.1 การตรวจหากลุ่มตัวอักษร.....	74
5.2 การจำแนกตัวอักษร.....	74
5.3 การรู้จำตัวอักษรเขียนด้วยลายมือ.....	74
5.4 ข้อเสนอแนะและแนวคิดเพื่อการพัฒนาเพิ่มเติมในอนาคต.....	75
รายการอ้างอิง.....	76
ภาคผนวก.....	77
ภาคผนวก ก ภาพที่ใช้ในการทดลอง.....	78
ภาคผนวก ข ผลงานตีพิมพ์เผยแพร่.....	114
ประวัติผู้เขียน.....	127

## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 ระดับของความสัมพันธ์.....	21
2.2 ประสิทธิภาพ MPL เทียบกับ SVM.....	38
3.1 จำนวนภาษาที่ใช้ในแต่ละกลุ่ม.....	42
3.2 ตัวอย่างการเก็บค่าตัวอักษรของซอฟต์แวร์เมอร์แมชชีน.....	54
4.1 ผลการทดสอบการหากลุ่มของตัวอักษรต้นแบบ Angsana New ขนาด 16 พอยท์.....	63
4.2 ผลการทดสอบการหากลุ่มของตัวอักษรทั้งหมด.....	63
4.3 ผลการทดสอบการหากลุ่มของตัวอักษรที่ผิดพลาด.....	64
4.4 ผลการรู้จำตัวอักษรด้วยวิธีทางสหสัมพันธ์กับซอฟต์แวร์เมอร์แมชชีน.....	65
4.5 ผลการรู้จำตัวอักษรด้วยวิธีทางสหสัมพันธ์กับซอฟต์แวร์เมอร์แมชชีนจำนวน 6,300 ภาพ.....	66
4.6 เวลาจำตัวอักษรซอฟต์แวร์เมอร์แมชชีนเปรียบเทียบกับวิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับ ซอฟต์แวร์เมอร์แมชชีน.....	68
4.7 ผลการรู้จำตัวอักษรด้วยวิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซอฟต์แวร์เมอร์แมชชีนที่ใช้ ฟอนต์ขนาด 16 พอยท์ทั้งหมด.....	70
4.8 ผลการรู้จำตัวอักษรด้วยวิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซอฟต์แวร์เมอร์แมชชีนที่ใช้กับ ตัวอักษรที่ได้จากการเขียนด้วยมือ 9 ท่าน.....	71
4.9 ผลการรู้จำตัวอักษรด้วยวิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซอฟต์แวร์เมอร์แมชชีนที่ใช้กับ ตัวอักษรที่ได้จากการเขียนด้วยมือ 20 ท่าน.....	72
5.1 เปรี่เซ็นต์ความถูกต้องของตัวอักษรเขียนด้วยลายมือ.....	75

## สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
2.1 ตำแหน่งของพิกเซล.....	4
2.2 เมตริกซ์ของพิกเซลในภาพ.....	5
2.3 การทำ Sampling และ Quantization.....	6
2.4 ลักษณะภาพไบนารีที่แสดงกลุ่มของพิกเซลภาพที่ประกอบเป็นตัวอักษร.....	8
2.5 การทำงานของ Erosion.....	8
2.6 ผลของการทำ Erosion.....	9
2.7 ตัวอย่าง มาร์กขนาดต่างๆ ที่ใช้ในการทำตัวกรองแบบค่าเฉลี่ย.....	9
2.8 ตัวอย่างการคำนวณค่าเฉลี่ย โดยใช้มาร์ก ขนาด 3 x 3 พิกเซล.....	10
2.9 ตัวอย่างภาพเมื่อผ่านการคำนวณค่าเฉลี่ยโดยใช้มาร์ก ขนาด 3 x 3 พิกเซล.....	10
2.10 แสดงการทำงานของกรองสัญญาณแบบ kFill .....	12
2.11 ตัวอย่างภาพเมื่อผ่านการทำเกรย์สเกล .....	13
2.12 ภาพต้นแบบของภาพไม่เอียงและ Horizontal projection profile ของภาพ .....	14
2.13 ภาพต้นแบบที่เป็นภาพเอียงและ Horizontal projection profile ของภาพ.....	14
2.14 วิธีการแก้ความเอียงของตัวอักษรตามลำดับ.....	15
2.15 การวัดความกว้างและความสูงของตัวอักษร.....	17
2.16 แผนภาพแสดงการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลภาพตัวอักษร.....	18
2.17 ลักษณะการสแกนเพื่อแปลงจุดภาพเป็นค่าเวกเตอร์.....	18
2.18 แสดงตัวอย่างผลลัพธ์ (output) ของกระบวนการทำให้บาง.....	19
2.19 ตัวอย่างผลลัพธ์ (output) ที่ได้จากการใช้ Distance Transform.....	20
2.20 แสดงการกระจายระดับความสัมพันธ์ 0 ถึง 0.3 ที่มีค่ากลางและการกระจายเหมือนกัน	23
2.21 แสดงการกระจายระดับความสัมพันธ์ 0.6 ถึง 0.9 ที่มีค่ากลางและการกระจาย เหมือนกัน.....	23
2.22 แผนภาพการกระจายของข้อมูลที่มีค่าสัมพันธ์สหสัมพันธ์เป็นบวกและลบ.....	24
2.23 ระดับความสัมพันธ์สำหรับค่าสัมพันธ์สหสัมพันธ์ต่างๆ.....	25
2.24 ตำแหน่งการเลือกค่าฟังก์ชันการตัดสินใจที่ให้ค่าความเสี่ยงต่ำที่สุด.....	27
2.25 ระบายที่สอดคล้องตามสมการ.....	30
2.26 มิติ VC ของปริภูมิสมมุติฐานใน $R^N$ .....	31

## สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า	
2.27	ไฮเปอร์เพลนแบบเชิงเส้นสำหรับกรณีแยกกัน ได้.....	32
2.28	ไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสมที่สุด.....	33
2.29	ไฮเปอร์เพลนแบบเชิงเส้นสำหรับกรณีแยกกัน ไม่ได้.....	33
2.30	โครงสร้างข้อมูลแบบไม่เป็นเชิงเส้น.....	34
2.31	การส่งปริภูมิขาเข้า (ซ้าย) ไปสู่ปริภูมิลักษณะ (ขวา).....	34
2.32	ฟังก์ชันเคอร์เนล.....	35
3.1	ขั้นตอนการทำงานรู้จำตัวอักษร.....	39
3.2	การรู้จำกลไกสมองของมนุษย์ผ่านทางดวงตา.....	40
3.3	ขั้นตอนเตรียมภาพชุดเรียนรู้.....	41
3.4	แบบฟอนต์ที่ใช้ในงานวิจัย Angsana New, Browallia New, Cordia New, JasmineUPC และ LilyUPC ตามลำดับ.....	41
3.5	ตัวอย่างฟอนต์ที่ขนาดของตัวอักษรที่ 16, 36, 72 พอยท์ ตามลำดับ.....	42
3.6	ตัวอย่างฟอนต์ที่แบบตัวอักษรเอียง ชนิดตัวอักษรหนา และตัวอักษรธรรมดา.....	42
3.7	การเตรียมภาพหนึ่งภาพต่อตัวอักษร.....	43
3.8	วิธีการการแปลงภาพสีให้เป็นภาพระดับสีเทา.....	44
3.9	ตัวอย่างการ Erosion ภาพ โดยใช้ structure element ขนาด 3x3 พิกเซล.....	45
3.10	ตัวอย่างการ Dilation ภาพ โดยใช้ structure element ขนาด 3x3 พิกเซล.....	45
3.11	วิธีการกำจัดสิ่งรบกวนบนภาพ Windows Mask ขนาด 3x3 พิกเซล.....	46
3.12	การกำจัดสิ่งรบกวนของภาพ.....	46
3.13	ภาพฉายแนวตั้งและแนวนอนของตัวอักษร.....	47
3.14	แบบตัวอักษรที่มีลักษณะพิเศษ Merging of overlapping.....	47
3.15	ผลลัพธ์การปรับขนาดภาพขนาดต่างๆ.....	48
3.16	ตัวอย่างภาพต้นแบบที่สร้างขึ้นเพื่อใช้ในการหากลุ่มของตัวอักษร.....	49
3.17	ขั้นตอนการหากลุ่มตัวอักษร โดยการใช้การมองทิศทางของความสัมพันธ์.....	50
3.18	อัลกอริทึมของ Support Vector Machines .....	51
3.19	เส้นตรงที่เป็นไปได้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม.....	51
3.20	การแบ่งกลุ่มข้อมูลตัวอย่างด้วยไฮเปอร์เพลนโดยใช้เทคนิค SVM.....	53

## สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
3.21 ขั้นตอนการจำแนกตัวอักษรของซอฟต์แวร์โครงข่ายประสาทเทียม.....	54
3.22 ภาพตัวอักษรที่เขียนด้วยลายมือชุดภาษาไทยของท่านที่ 1.....	55
3.23 ภาพตัวอักษรที่เขียนด้วยลายมือชุดภาษาไทยของท่านที่ 2.....	56
3.24 ภาพตัวอักษรที่เขียนด้วยลายมือชุดภาษาไทยของท่านที่ 3.....	56
3.25 ภาพตัวอักษรที่เขียนด้วยลายมือชุดภาษาอังกฤษของท่านที่ 1.....	57
3.26 ภาพตัวอักษรที่เขียนด้วยลายมือชุดภาษาอังกฤษของท่านที่ 2.....	57
3.27 ภาพตัวอักษรที่เขียนด้วยลายมือชุดภาษาอังกฤษของท่านที่ 3.....	58
4.1 ภาพกลุ่มตัวอักษรตัวเลขไทยและอาร์บิกฟอนต์ Angsana New.....	59
4.2 ภาพกลุ่มตัวอักษรตัวเลขไทยและอาร์บิกฟอนต์ Cordia New.....	<b>30</b>
4.3 ภาพกลุ่มตัวอักษรตัวเลขไทยและอาร์บิกฟอนต์ JasmineUPC.....	60
4.4 ภาพกลุ่มตัวอักษรพยัญชนะภาษาไทยฟอนต์ Angsana New.....	60
4.5 ภาพกลุ่มตัวอักษรพยัญชนะภาษาไทยฟอนต์ Cordia New.....	60
4.6 ภาพกลุ่มตัวอักษรพยัญชนะภาษาไทยฟอนต์ JasmineUPC.....	60
4.7 ภาพกลุ่มตัวอักษรอังกฤษตัวใหญ่และตัวเล็กฟอนต์ Angsana New.....	61
4.8 ภาพกลุ่มตัวอักษรอังกฤษตัวใหญ่และตัวเล็กฟอนต์ Cordia New.....	61
4.9 ภาพกลุ่มตัวอักษรอังกฤษตัวใหญ่และตัวเล็กฟอนต์ JasmineUPC.....	61
4.10 ภาพกลุ่มตัวอักษรสระภาษาไทยฟอนต์ Angsana New.....	62
4.11 ภาพกลุ่มตัวอักษรสระภาษาไทยฟอนต์ Cordia New.....	62
4.12 ภาพกลุ่มตัวอักษรสระภาษาไทยฟอนต์ JasmineUPC.....	62
4.13 ตัวอย่างภาพตัวอักษรที่เกิดการจัดกลุ่มผิดพลาด.....	64
4.14 ตัวอย่างตัวอักษร ท ที่แตกต่างกันเพื่อนำไปทดสอบ.....	65
4.15 การเปรียบเทียบจำนวนภาพทั้งหมดกับภาพที่แบบคัดลอกแบบสุ่ม.....	67
4.16 ผลการรู้จำตัวอักษรแบบ SVM เทียบกับ Correlation+SVM.....	68
4.17 ผลการรู้จำตัวอักษรซอฟต์แวร์โครงข่ายประสาทเทียมเปรียบเทียบกับวิธีทางสหสัมพันธ์ ร่วมกับซอฟต์แวร์โครงข่ายประสาทเทียมใช้ Kernel แบบ polynomial.....	69
4.18 ภาพการรู้จำตัวอักษรเขียนด้วยลายมือในรูปแบบต่างๆ.....	73



# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ทุกวันนี้งานด้านเอกสารที่มีการนำคอมพิวเตอร์ไปใช้งานกันอย่างกว้างขวาง ปัญหาส่วนใหญ่อยู่ที่ตัวอักษรบนเอกสารที่อยู่ในลักษณะที่เป็นรูปภาพที่ผู้ใช้ไม่สามารถทำการแก้ไข ดัดแปลง หรือค้นหาได้แล้วจะเปลืองเนื้อที่ฮาร์ดดิสก์ในการเก็บข้อมูลมากกว่าเพิ่มข้อมูลแบบตัวอักษร สะดวกในการปรับแต่งและแก้ไขเอกสาร เนื่องจากไฟล์ข้อความสามารถปรับแต่งและแก้ไขได้ง่ายกว่าไฟล์ภาพ ซึ่งวิธีการนี้เรียกว่า การรู้จำตัวอักษร (Optical Character Recognition) ที่แปลงไฟล์ภาพเอกสารให้เป็นไฟล์ข้อความโดยอัตโนมัติ

ปัจจุบันมีผู้ที่ทำการวิจัยการจำแนกภาพจำนวนมาก แบ่งได้เป็นแบบรู้จำตัวอักษรออนไลน์ (Online Character Recognition) และแบบรู้จำตัวอักษรออฟไลน์ (Offline Character Recognition) แบบรู้จำตัวอักษรออนไลน์ ก็คือภาพได้มาจากปากกาอิเล็กทรอนิกส์ ที่ใช้กับเครื่องคอมพิวเตอร์มือถือ ส่วนแบบรู้จำตัวอักษรออฟไลน์ อินพุตของระบบเป็นภาพของตัวอักษร ที่ได้จากเครื่องสแกน อาจจะเป็นตัวอักษรแบบพิมพ์ หรือแบบเขียน และอาจเป็นตัวอักษรแบบเดี่ยวๆ หรือติดกันเป็นกลุ่มตัวอักษร ในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้รู้จำตัวอักษรออฟไลน์ ที่ใช้รูปภาพตัวอักษรแบบพิมพ์ มาทำการวิจัยเนื่องจากความซับซ้อนยังไม่มากนักและสะดวกต่อการทำงานทำวิจัย ทั้งนี้วิธีการจำแนกตัวอักษรพิมพ์ก็ยังมีแนวทางการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง จึงได้ยกตัวอย่างงานวิจัยที่ใช้เทคนิคและแนวคิดบางส่วนมาทำการพัฒนา ดังเช่น การรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยการใช้เทคนิคของนิเวรอลเน็ตเวิร์ก [1] ซึ่งใช้เทคนิคของนิเวรอลเน็ตเวิร์กมาทำการแยกแยะเป็นกลุ่ม (Ensemble of Classifiers) ด้วยวิธีการ HV (Hierarchy Voting) ที่แบ่งออกเป็น 12 กลุ่มนั้นมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องสูงที่สุด ที่ 93.60 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งมากกว่า HV (Hierarchy Voting) ที่แบ่งออกเป็น 9 กลุ่ม นั้นทำให้เห็นว่าถ้ามีการจำแนกกลุ่มที่ดีจะมีความแม่นยำในการจำแนกตัวอักษรได้ถูกต้องสูงตามไปด้วย ต่อมาในงานวิจัยเรื่องการรู้จำตัวอักษรไทยโดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและเคอร์เนล [2] ใช้เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบของข้อมูลแบบใหม่เรียกว่า การวิเคราะห์องค์ประกอบสำคัญของข้อมูลแบบเคอร์เนลในเชิงเส้น (Kernel principal component analysis) สามารถให้ผลลัพธ์ในการรู้จำที่ดีขึ้น แต่เนื่องด้วยปัจจุบันงานวิจัยที่มีการวิเคราะห์องค์ประกอบสำคัญของข้อมูลแบบเคอร์เนลมีรูปแบบใหม่เกิดขึ้น ก็จะช่วยในเรื่องการจำแนกกลุ่มข้อมูลได้ดียิ่งขึ้น

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการพัฒนาการรู้จำตัวอักษรที่เป็นอีกวิธีการหนึ่ง โดยอาศัยเทคนิคของหลักการวิธีทางสถิติแบบสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) ไว้ทำการแยกกลุ่มของตัวอักษรและใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนชนิด (RBF) ทำการจำแนกตัวอักษร ซึ่งในแต่ละส่วนของวิธี

ทางสถิติแบบสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์จะเป็นตัวช่วยแยกชนิดของตัวอักษรให้ได้ก่อน ที่จะเข้าสู่การจำแนกตัวอักษรทำให้ช่วยเป็นการเพิ่มความถูกต้องของอัตราการรู้จำตัวอักษรมากยิ่งขึ้น

## 1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1.2.1 เพื่อเปรียบเทียบกระบวนการรู้จำตัวอักษร

1.2.2 เพื่อพัฒนาเทคนิคการรู้จำตัวอักษร โดยใช้วิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซอฟต์แวร์แมชชีน

## 1.3 ขอบเขตของการศึกษา

1.3.1 ออกแบบระบบการรู้จำตัวอักษร โดยใช้วิธีซอฟต์แวร์แมชชีน

1.3.2 ใช้รูปภาพตัวอักษร อังกฤษ-ไทย มาใช้เป็นชุดเรียนรู้จำนวน 6300 รูปประกอบไปด้วยขนาดของตัวอักษร 72, 36, 16 และใช้ฟอนต์ 5 แบบ คือ Angsana New, Browallia New, CordiaNew, JasmineUPC และ LilyUPC ตัวอักษรในลักษณะที่แตกต่างกันแบ่งเป็นชนิดตัวเอียง ชนิดตัวหนา ตัวธรรมดา

1.3.3 เปรียบเทียบเทคนิคที่ใช้กับตัวอักษรที่ใช้กับตัวอักษรที่เขียนด้วยลายมือ

## 1.4 ขั้นตอนการศึกษา

1.4.1 ศึกษาทฤษฎีเกี่ยวกับการประมวลผลของภาพ

1.4.2 ศึกษาการแบ่งแยกสีด้วยโมเดลสีต่างๆ ได้แก่ RGB , HSV, Gray scale

1.4.3 ศึกษาเทคนิคในการจำแนกตัวอักษรในเทคนิคต่างๆ

1.4.4 ศึกษาเทคนิคการจำแนกด้วยวิธีทางสถิติสหสัมพันธ์

1.4.5 ศึกษาเทคนิคการจำแนกด้วยวิธีซอฟต์แวร์แมชชีน

1.4.6 ทำการทดสอบเทคนิคการจำแนกด้วยวิธีสถิติร่วมกับซอฟต์แวร์แมชชีน

## 1.5 ข้อกำหนดของการศึกษา

1.5.1 ความคมชัดความสมบูรณ์ของรูปภาพต้องมากกว่า 60 เปรอร์เซ็นต์

1.5.2 ขนาดตัวอักษรในภาพต้องมีมากกว่า 24x42 พิกเซล

1.5.3 ตัวอักษรที่มีลักษณะเขียนติดกันจะไม่สามารถแยกได้

1.5.4 สีของตัวอักษรจะต้องเป็นสีน้ำเงินหรือดำเท่านั้น

## 1.6 ประโยชน์ของงานวิจัย

- 1.6.1 ได้วิธีการจำแนกภาพด้วยซอฟต์แวร์เทรตเวกเตอร์แมชชีนและวิธีการประมวลผลของภาพ
- 1.6.2 ได้เรียนรู้หลักการแยกองค์ประกอบโดยพิจารณาจากค่านวนความเข้มของภาพ
- 1.6.3 เป็นแนวทางในการพัฒนาการเรียนรู้จดจำภาพเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการจำแนกตัวอักษร



## บทที่ 2

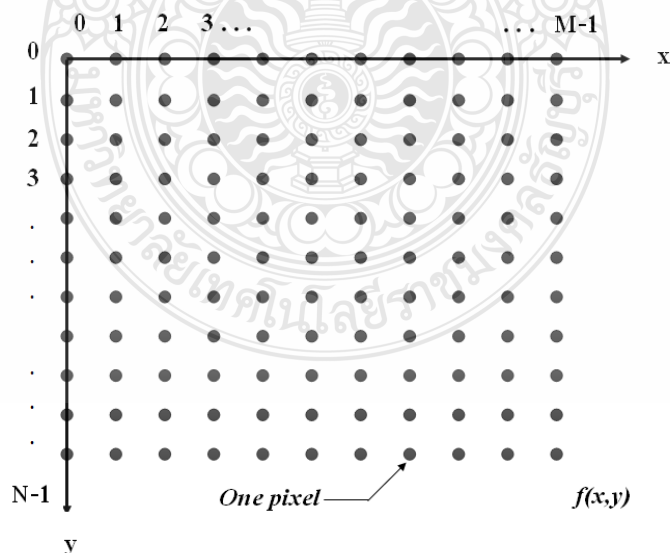
### ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1 คำนำ

ในบทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการสร้างเทคนิคการเรียนรู้จดจำตัวอักษรซึ่งในที่นี้คือเทคนิคที่ประกอบด้วยวิธีการแยกกลุ่มตัวอักษรด้วยทางสถิติร่วมกับการรู้จำตัวอักษรแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนซึ่งเป็นกระบวนการรู้จำที่ถูกฝึกฝนแบบดิสคริมิเนทีฟเพื่อให้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสามารถใช้งานกับการรู้จำแบบมัลติคลาสได้

#### 2.2 ภาพ

พิกเซล (Pixel) คือความเข้มแสงที่รวมกันทำให้เกิดเป็นภาพหนึ่งๆ จะประกอบด้วยพิกเซลมากมายซึ่งภาพแต่ละภาพที่สร้างขึ้นจะมีความหนาแน่นของพิกเซลเหล่านี้แตกต่างกันออกไปความหนาแน่นนี้เป็นตัวบอกถึงความละเอียด (Resolution) ของภาพซึ่งมีหน่วยเป็น ppi (Pixel Per Inch) คือจำนวนพิกเซลต่อนิ้วซึ่งโดยทั่วไปถือว่าภาพที่มีความละเอียดสูงหรือคุณภาพดีจะมีความละเอียด 300 x 300 ppi ขึ้นไปค่า ppi ยิ่งสูงขึ้นภาพก็จะมีรายละเอียดและคมชัดมากขึ้นภาพที่ 2.1 แสดงถึงความเข้มแสงของภาพแต่ละพิกเซล [1]



ภาพที่ 2.1 ตำแหน่งของพิกเซล

$N$  = จำนวนพิกเซลที่มากที่สุดในแกน  $Y$

$M$  = จำนวนพิกเซลที่มากที่สุดในแกน  $X$

ในภาพหนึ่งๆ เราสามารถอธิบายได้ในภาพแบบเมตริกซ์ของพิกเซลขนาด  $N \times M$  ดังภาพที่ 2.2 โดยใช้คู่ลำดับ  $f(i, j)$  แทนค่าของแต่ละพิกเซลและบ่งชี้ความเข้มแสงที่พิกเซลนั้นๆ ของภาพ

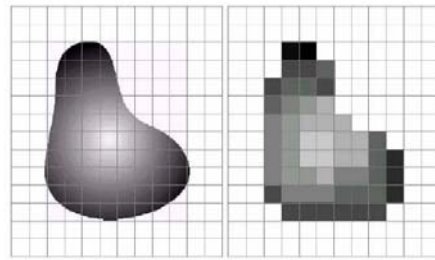
	0					$j \rightarrow M$
0	$f(0,0)$	$f(0,1)$	$f(0,2)$	$f(0,3)$	$f(0,4)$	
	$f(1,0)$	$f(1,1)$	$f(1,2)$	$f(1,3)$	$f(1,4)$	
	$f(2,0)$	$f(2,1)$	$f(2,2)$	$f(2,3)$		
$i$	$f(3,0)$	$f(3,1)$	$f(3,2)$			
$\downarrow$	$f(4,0)$	$f(4,1)$	$f(4,2)$			
$N$						

ภาพที่ 2.2 เมตริกซ์ของพิกเซลในภาพ

จากภาพที่ 2.2 จะเห็นได้ว่าค่าที่กำกับแต่ละพิกเซลนั้นจะแสดงถึงค่าเฉลี่ยของความเข้มแสงในภาพที่พิกเซลนั้น โดยค่าของพิกเซลดังกล่าวจะเขียนแทนด้วย  $f(i, j)$

### 2.3 การประมวลผลภาพเชิงตัวเลข (Digital Image Processing)

ภาพแบบดิจิทัล (Digital Image) เป็นภาพที่ถูกแปลงมาจากอนาล็อกให้อยู่ในภาพของตัวเลข โดยภาพอนาล็อกถูกแบ่งเป็นพื้นที่สี่เหลี่ยมเล็กๆที่เรียกว่าพิกเซลในแต่ละพิกเซลจะถูกระบุตำแหน่งด้วยคู่โคออดิเนต  $(x, y)$  และค่าระดับความเข้มแสงของพิกเซลนั้นๆ โดยเราสามารถแปลงภาพเป็นภาพแบบดิจิทัลได้โดยมีขั้นตอนและวิธีการดังนี้เมื่อเรานำสัญญาณอนาล็อกที่ต้องการประมวลผลผ่านส่วนที่เรียกว่าดิิจิไทเซอร์ (Digitizer) ซึ่งจะมีหน้าที่ในการเปลี่ยนสัญญาณอนาล็อกให้เป็นสัญญาณดิจิทัลจากนั้นทำการควอนไทซ์ (Quantizing) เพื่อแปลงค่าความเข้มแสงให้เป็นตัวเลขฟังก์ชันของภาพ  $f(x, y)$  จะถูกทำให้เป็นสัญญาณไม่ต่อเนื่องทั้งระนาบของภาพ ซึ่งเรียกว่าการสุ่มภาพ (Image Sampling) ของฟังก์ชันที่เรียกว่าการควอนไทซ์ระดับความเข้มแสง (Grey Level Quantization) ก็จะได้ข้อมูลที่เป็นดิจิทัล ดังภาพที่ 2.3



ภาพที่ 2.3 การทำ Sampling และ Quantization

สมมติว่าสัญญาณภาพต่อเนื่อง  $f(x, y)$  ถูกดิจิทัลไชน์ในระนาบ  $x$  และ  $y$  เป็นช่วงเท่าๆ กัน เราสามารถจัด  $f(x, y)$  ให้อยู่ในภาพของเมตริกซ์ขนาด  $N \times N$  ได้ดังสมการที่ 2.1

$$\begin{array}{cccc}
 f(0,0) & f(0,1) & f(0,2) & \dots f(0,N-1) \\
 f(1,0) & f(1,1) & f(1,2) & \dots f(1,N-1) \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\
 f(N-1,0) & f(N-1,1) & f(N-1,2) & \dots f(N-1, N-1)
 \end{array}
 \quad (2.1)$$

ซึ่งทางขวาของสมการจะเรียกว่าข้อมูลภาพดิจิทัลและทุกๆสมาชิกของเมตริกซ์จะเรียกว่าพิกเซล จากขบวนการสร้างภาพดิจิทัลดังข้างต้นจะเห็นได้ว่าเราสามารถทราบขนาดของความละเอียดของภาพ  $N \times N$  พิกเซลและจำนวนระดับของความเข้มแสงในทางปฏิบัติการทำควอนไทเซชันในระบบภาพดิจิทัลจะมีค่าดังสมการที่ 2.2

$$B = N \times N \times M \quad (2.2)$$

เมื่อ  $B$  = ขนาดของข้อมูลภาพที่เป็นดิจิทัล

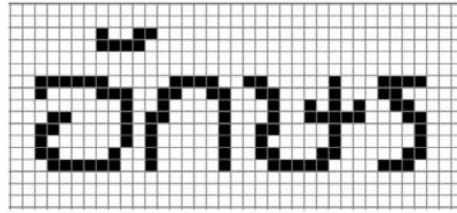
$$G = 2M \quad (2.3)$$

โดย  $M$  = จำนวนบิตที่ใช้ในการแทนข้อมูลภาพ 1 พิกเซล  
 $G$  = จำนวนความเข้มแสงที่ต้องการใช้ในการเก็บข้อมูลภาพ

โดยทั่วไปวิธีการประมวลผลภาพเชิงตัวเลขที่ทำให้คอมพิวเตอร์สามารถรู้จักวัตถุในภาพได้แบ่งออกได้เป็นสองระดับด้วยกันคือการประมวลผลภาพในระดับต่ำ (Low-Level Image Processing) และการประมวลผลภาพในระดับสูง (High-Level Image Processing) การประมวลผลภาพในระดับต่ำจะเป็นการประมวลผลเชิงตัวเลขเกือบทั้งหมดเพื่อหาตัวแปรต่างๆ มาอธิบายข้อมูลภาพโดยมีจุดประสงค์ที่จะนำตัวแปรเหล่านั้นไปใช้ในการประมวลผลภาพระดับสูงต่อไป โดยทั่วไปแล้วการประมวลผลภาพระดับต่ำจะประกอบด้วยการประมวลผลภาพก่อน (Pre-Processing) เช่น การกำจัดสัญญาณรบกวนหรือการทำให้ภาพคมชัดการหาขอบภาพเป็นต้นการประมวลผลระดับสูงเป็นการนำผลลัพธ์หรือสัญลักษณ์ที่ได้จากการประมวลผลภาพ ระดับต่ำมาตีความหรือประมวลผลเพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถรู้จักและเข้าใจภาพได้ สำหรับความแตกต่างของการประมวลผลภาพทั้ง 2 ประเภท นั้นคือการประมวลผลภาพระดับต่ำจะใช้ค่าความสว่างของจุดภาพ (พิกเซล) ส่วนการประมวลผลภาพระดับสูงนั้นข้อมูลภาพที่นำมาประมวลผลจะถูกแสดงในภาพสัญลักษณ์ซึ่งสัญลักษณ์เหล่านี้จะแสดงถึงสิ่งต่างๆ ที่อยู่ในภาพเช่นขนาดของวัตถุภาพร่างความสัมพันธ์กันระหว่างวัตถุภาพ

#### 2.4 ภาพไบนารี (Binary Image)

ภาพไบนารีก็คือภาพซึ่งในแต่ละพิกเซลจะมีความเข้มของแสงได้สองแบบเท่านั้นคือ สว่างกับมืด โดยอาจเขียนแทนได้ด้วยเลข 0 และ 1 ด้วยความเข้มของแสงเพียงสองระดับภาพไบนารีจึงมีข้อจำกัดที่จะนำมาใช้แสดงภาพต่างๆ ไป แต่อย่างไรก็ตามการมีความเข้มของแสงเพียงสองระดับก็ทำให้การประมวลผลทำได้ง่ายมีประสิทธิภาพ การประมวลผลภาพไบนารีนำไปใช้มากในการประมวลผลเอกสาร การประมวลผลภาพในอุตสาหกรรมที่ต้องการความเร็วสูง เช่น การนับจำนวนชิ้นส่วนที่อยู่บนสายพานที่กำลังเคลื่อนที่เป็นตอน การมีความเข้มเพียงสองระดับในภาพไบนารีทำให้สามารถที่จะเลือกพิจารณาให้ความเข้มระดับหนึ่งแทนภาพของสิ่งที่เราสนใจ โดยเราจะขอเรียกพิกเซลที่มีความเข้มระดับนี้ว่าพิกเซลภาพและความเข้มอีกระดับแทนพื้นหลัง โดยพิกเซลที่มีความเข้มระดับนี้จะถูกเรียกว่าพิกเซลพื้นหลังในทางปฏิบัติ ในการพิจารณาภาพไบนารีเราจะไม่สนใจแต่ละพิกเซลแยกกันไปแต่เราจะสนใจกลุ่มของพิกเซลที่อยู่ติดกันหรือที่เรียกว่าพิกเซลเพื่อนบ้าน เช่น กลุ่มของพิกเซลที่เรียงกันเป็นตัวอักษรดังภาพที่ 2.4



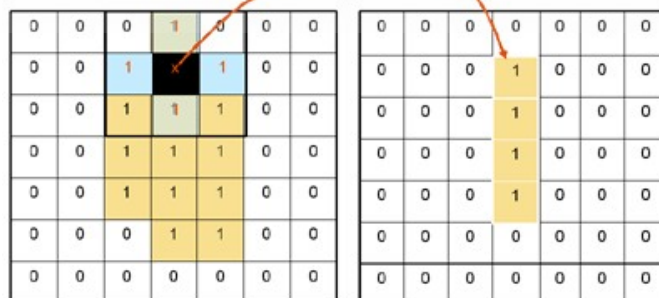
ภาพที่ 2.4 ลักษณะภาพไบนารีที่แสดงกลุ่มของพิกเซลภาพที่ประกอบเป็นตัวอักษร

## 2.5 เทคนิคการกร่อนภาพ (Erosion)

เทคนิคการกร่อนภาพ (Erosion) เป็นวิธีการที่ตรงข้ามกับ Dilation คือ จะลดขนาดของพิกเซลโดยการสแกนค่าของ SE บนแต่ละค่าของพิกเซลภาพโดยทำการสแกนจากตำแหน่งบนซ้ายไปยังตำแหน่งล่างขวาซึ่งจะเปลี่ยนค่าของพิกเซลที่มีค่าเป็น 1 ให้มีค่าเป็น 0 เมื่อพิกเซลใดพิกเซลหนึ่งบน SE มีค่าตรงกับค่าของพิกเซลภาพและจะมีค่าคงเดิม เมื่อทุกพิกเซลของ SE มีค่าตรงกับค่าของพิกเซลภาพดังภาพที่ 2.4 โดยมีสมการดังนี้

$$A \ominus B = \{w : B_x \subset A\} \quad (2.4)$$

เรียก B ว่าเป็น Structuring Element in Erosion ความหมายคือ  $B_w$  เป็นสับเซตของ A โดยที่ค่าของ B จะต้องประกอบด้วยทุกๆ พิกเซลของ w มีพิกัดเป็น  $(x, y)$  ซึ่งค่า  $B_w$  จะต้องอยู่ใน A จากภาพที่ 2.6 เมื่อค่าของพิกเซลใน SE ทุกๆ พิกเซลมีค่าตรงกับค่าของพิกเซลในภาพทุกตำแหน่งพิกเซลที่ตำแหน่ง Origin จะมีค่าคงเดิมและจะมีค่าเป็น 0 เมื่อค่าของ SE ตรงกับค่าของพิกเซลใดพิกเซลหนึ่งของภาพผลลัพธ์ของ Erosion ดังภาพที่ 2.6 (ข)

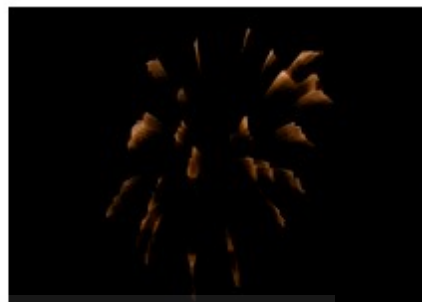


ภาพที่ 2.5 การทำงานของ Erosion





(ก) ภาพต้นฉบับ



(ข) ผลลัพธ์จากการทำ Erosion

ภาพที่ 2.6 ผลของการทำ Erosion

## 2.6 การปรับปรุงคุณภาพของภาพ (Enhancement)

### 2.6.1 การทำให้ราบเรียบ (Smoothing)

การทำให้ราบเรียบ คือหลักในการทำภาพให้ดูนุ่มนวลขึ้น โดยการใช้เทคนิคในการทำภาพให้มัวลง (blur) และเป็นเทคนิคในการทำให้สิ่งรบกวนภาพ (noise) หรือภาพหยابๆ ดูนุ่มนวลขึ้น การทำให้ราบเรียบเป็นเทคนิคในการลดรายละเอียดของภาพลง เพื่อกำจัดสิ่งรบกวนภาพออกจากภาพ ส่วนใหญ่ผลลัพธ์ที่ได้จะทำให้ภาพมัวลง ซึ่งบางกรณีจะทำให้ได้ภาพที่ดูนุ่มนวลขึ้น เทคนิคในการทำให้ราบเรียบ มีหลายวิธีดังจะกล่าวต่อไปนี้

$$\frac{1}{9} \times \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array}$$

$$\frac{1}{25} \times \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array}$$

ภาพที่ 2.7 ตัวอย่าง มาร์กขนาดต่างๆ ที่ใช้ในการทำตัวกรองแบบค่าเฉลี่ย [2]

ตัวกรองแบบค่าเฉลี่ย (Mean Filter) [2] เป็นการทำให้ราบเรียบ โดยหาค่าเฉลี่ยจากค่าระดับสีจากพิกเซลรอบข้าง (Neighborhood) พิกเซลที่กำลังพิจารณาอยู่ ดังเช่นในภาพที่ 2.7 แสดงมาร์ก (Mask) ขนาดต่างๆ ที่ใช้หาค่าเฉลี่ย (Mean) ตัวอย่างการหาค่าเฉลี่ย โดยใช้มาร์กขนาด  $3 \times 3$  ดังในภาพที่ 2.8 และตัวอย่างภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการใช้ตัวกรองแบบค่าเฉลี่ยดังในภาพ 2.9 การคำนวณ  $2 + 5 + 6 + 1 + 9 + 7 + 1 + 3 + 2 = 36/9 = 4$  ฉะนั้นค่า 4 จะเป็นค่าของพิกเซลกลาง ค่า 9 ค่ากลางจะถูกแทนด้วย 4

2	5	6
1	9	7
1	3	2

ภาพที่ 2.8 ตัวอย่างการคำนวณค่าเฉลี่ย โดยใช้มาร์ก ขนาด  $3 \times 3$  พิกเซล



(ก) ภาพต้นฉบับ

(ข) ภาพเมื่อผ่านการกรองแบบค่าเฉลี่ย

ภาพที่ 2.9 ตัวอย่างภาพเมื่อผ่านการคำนวณค่าเฉลี่ยโดยใช้มาร์ก ขนาด  $3 \times 3$  พิกเซล

### 2.6.2 การกำจัดสัญญาณรบกวน (noise)

การกำจัดสัญญาณรบกวน (noise) เป็นการกำจัดสัญญาณรบกวนที่ปรากฏในภาพอันเกิดจากกระบวนการในการอ่านข้อมูล เพื่อกำจัดข้อมูลส่วนเกินของภาพ การกำจัด noise มี 2 วิธี คือ

Morphological Image Processing เป็นการนำโครงสร้าง 0 หรือ 1 ขนาดหนึ่งไปวางบนภาพ ที่แต่ละตำแหน่งบนภาพจะใช้การอนุมานด้วยเหตุผลระหว่างโครงสร้างกับภาพที่อยู่ใต้โครงสร้าง ได้ผลลัพธ์มาปรับค่าที่ตำแหน่งนั้น Morphological มีการทำงานพื้นฐาน 2 แบบ คือ erosion การกำจัดจุดที่เป็นขอบทุกจุด ซึ่งจะทำให้วัตถุเล็กลงโดยรอบ 1 พิกเซล dilation ทำการเพิ่มจุดรอบขอบวัตถุ 1 พิกเซล erosion ต่อด้วย dilation เรียกว่า opening ทำให้วัตถุเล็ก ถูกกำจัดออกไป แยกวัตถุที่เชื่อมกันด้วย ส่วนต่างๆออกจากกัน และ ทำให้วัตถุชิ้นใหญ่มีขอบเรียบขึ้นและขนาดไม่เปลี่ยนแปลง dilation ต่อด้วย erosion เรียกว่า closing รูเล็กๆ บนวัตถุจะถูกเติมจนเต็มวัตถุที่อยู่ใกล้กันมากจะเชื่อมต่อไปเป็นวัตถุชิ้นเดียวกัน และวัตถุมีขอบเรียบขึ้นโดยขนาดไม่เปลี่ยนแปลง

การกรองสัญญาณรบกวนบนภาพเอกสาร (Text Noise Filters) เป็นการกรองสัญญาณรบกวนบนภาพโดยที่ตัวอักษรบนภาพมีความคมชัดไม่เปลี่ยนแปลงไม่มีการลบมุม ลบเส้นสั้นๆ พื้นที่ขนาด 1 พิกเซล ที่ปรากฏโดดๆ เป็นรู หรือ เป็นส่วนที่นูนออกมา จะตรวจสอบได้โดยใช้โครงสร้างขนาด 3 x 3 พิกเซลพื้นที่ที่มีขนาดใหญ่กว่า 1 พิกเซล ใช้การกรองแบบ (kFill) ตรวจสอบได้ ซึ่ง kFill เป็นการนำโครงสร้างขนาด k x k พิกเซล ซึ่งประกอบด้วยส่วนที่อยู่ตรงกลาง มีขนาด (k - 2)x(k - 2) พิกเซล และล้อมรอบตรงกลางอีก 4(k-1) เช่น 3 x 3 จะมีตรงกลาง (3-2)x(3-2)=1 พิกเซล และล้อมรอบด้วย 4(3-1) = 8 พิกเซลในส่วนตรงกลางจะถูกกำหนดค่าให้เหมือนกันหมด (fill) เป็น 1(ON) หรือ 0(OFF) การพิจารณาค่าเป็น ON (หรือ OFF) นั้นจะต้องดูว่าภาพที่ส่วนตรงกลางของโครงสร้างที่ขอยุ่กันต้องเป็น 0 (หรือ 1) ทั้งหมด และ เงื่อนไขซึ่งขึ้นอยู่กับค่าของตัวแปร 3 ตัวที่ได้จากค่าของพิกเซลในส่วนที่ล้อมรอบอยู่ ต่อไปนี้ต้องเป็นจริงดังสมการที่ 2.5

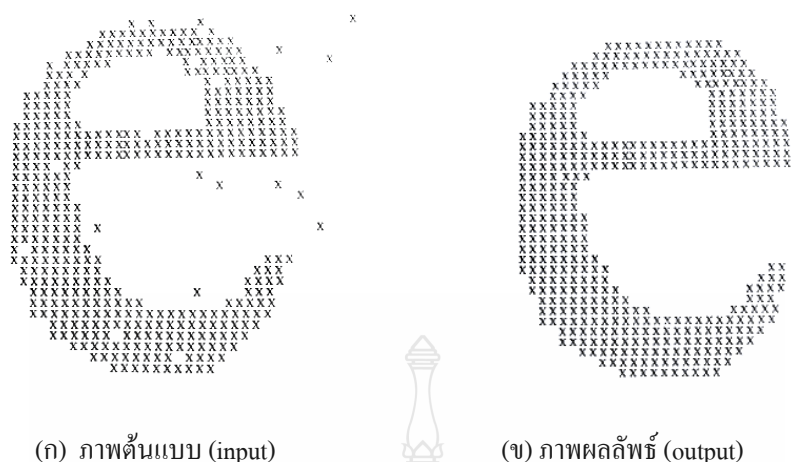
$$(c=1) \text{ AND } \{ (n>3k-4) \text{ OR } [ (n=3k-4) \text{ AND } (r=2) ] \} \quad (2.5)$$

เมื่อ n คือ จำนวนพิกเซลในส่วนที่ล้อมรอบที่มีค่าเป็น 1 (หรือ 0)

c คือ จำนวนกลุ่มของพิกเซลที่มีค่าเป็น 1 ที่อยู่ติดต่อกันในส่วนที่ล้อมรอบ

r คือ จำนวนพิกเซลที่อยู่มุมที่มีค่าเป็น 1 (หรือ 0)

เงื่อนไขของ n และ r ขึ้นกับ k เพื่อคงคุณลักษณะเดิมของตัวอักษรไว้ ส่วนการกำหนดเงื่อนไขว่า c=1 เป็นการประกันว่าการทำ ON-fills (หรือ OFF-fills) จะไม่เปลี่ยนลักษณะของการเชื่อมต่อ ซึ่งการทำงานจะสลับกันระหว่าง ON-fills กับ OFF-fills จนกว่าจะไม่เกิดทั้ง ON-fills และ OFF-fills ดังในภาพที่ 2.10



ภาพที่ 2.10 การทำงานของการกรองสัญญาณแบบ kFill [1]

การกรองสัญญาณแบบ kFill สามารถปรับมุมที่น้อยกว่า 90 องศาของตัวอักษรไว้ได้ ตัวอักษรจะมีคุณภาพดีเหมือนเดิม นอกจากนี้ยังสามารถปรับค่า k ให้เข้ากับภาพตัวอักษรที่มีขนาดและความละเอียดต่างๆ ได้จึงสามารถรักษาคุณสมบัติของส่วนเล็กๆ เช่น จุดและเส้นปลายของตัวอักษรไว้ได้ ข้อเสียคือวิธีการนี้ใช้เวลาค่อนข้างมาก

### 2.6.3 การแปลงภาพสีให้เป็นภาพแบบเกรย์สเกล (Grayscale)

เพื่อให้การประมวลผลมีความรวดเร็วและง่ายขึ้น จึงมีการเปลี่ยนภาพสีให้อยู่ในภาพของภาพที่มีระดับความเทา มีค่าอยู่ระหว่าง 0-255 โดยมาตรฐานของเปอร์เซ็นต์การดึงค่าสีตามความสว่างของแม่สี จะดึงค่าของสีแดง 29.9% สีเขียว 58.7% และสีน้ำเงิน 11.4% รวมเป็น 100% ( $29.9 + 58.7 + 11.4$ ) ตัวอย่างเช่น ถ้าสีของจุดสีเป็นสีม่วง  $0xc68bf3$  สามารถแยกเป็นแม่สี ได้เป็น  $0xc6$ ,  $0x8b$  และ  $0xf3$  หรือ 198, 139 และ 243 ตามลำดับ วิธีแปลงให้เป็นสีเทาจะนำสีแดงมา 29.9% ซึ่งสามารถเทียบบัญญัติไตรยางค์ได้ว่า ถ้าค่าสีแดงเป็น 100 ให้ดึงมา 29.9 แต่ถ้าค่าสีแดงเป็น 198 ดึงมาเท่าไรนั้น

- ค่าของสีแดง           จะเป็น  $(198 \times 29.9) / 100$  หรือ  $198 \times 0.299$  ซึ่งเท่ากับ 59.202
- ค่าของสีเขียว           จะเป็น  $(139 \times 58.7) / 100$  หรือ  $139 \times 0.587$  ซึ่งเท่ากับ 81.593
- ค่าของสีน้ำเงิน        จะเป็น  $(243 \times 11.4) / 100$  หรือ  $243 \times 0.114$  ซึ่งเท่ากับ 27.702

เมื่อนำค่าที่ได้มาบวกกัน  $59.202 + 81.593 + 27.702$  ก็จะได้ค่าของสีเทาเป็น 168.497 แต่ค่าของแม่สีจะต้องเป็นเลขจำนวนเต็ม ที่อยู่ในช่วง 0 ถึง 255 หรือ  $0x00$  ถึง  $0xff$  ดังนั้นเราต้องแปลงค่าที่ได้ให้เป็นเลขจำนวนเต็ม นั่นคือ 168 หรือ  $0xa8$  ดังนั้น จุดสีม่วง  $0xc68bf3$  เมื่อแปลงให้เป็นสีเทาจะได้

0xa8a8a8 ให้สังเกตว่า ค่าของสีเทาที่คำนวณได้นั้น จะไม่น้อยกว่า 0 และเกิน 255 เช่น จุดสีดำ 0x000000 จะมีค่าของแม่สีทั้งหมดต่ำที่สุดเป็น 0x00 เมื่อคำนวณตามสูตรจะได้ค่าสีเทาเป็น 0x00 อีกตัวอย่างหนึ่งก็คือสีขาว 0xffffffff ซึ่งมีค่าของแม่สีทั้งหมดสูงที่สุดเป็น 0xff หรือ 255 เมื่อคำนวณตามสูตรจะได้ค่าสีเทาเป็น  $(255 \times 0.299) + (255 \times 0.587) + (255 \times 0.114)$  หรือ  $76.245 + 149.685 + 29.07$  ซึ่งเท่ากับ 255 [3]



ก) ภาพต้นฉบับ

ข) ภาพเกรย์สเกล

**ภาพที่ 2.11** ตัวอย่างภาพเมื่อผ่านการทำเกรย์สเกล

#### 2.6.4 เทคนิคการแก้ความเอียงของตัวอักษร

การเอียงเอกสารเป็นการตรวจสอบหาความเอียงของภาพและปรับภาพให้อยู่ในระดับตั้งฉาก เพื่อให้ง่ายต่อการวิเคราะห์ภาพตัวอักษร การแก้ความเอียงของตัวอักษรคือการบิดภาพตัวอักษรที่เอียงไปในทิศทางเดียวกันทั้งคำให้ตั้งตรงซึ่งจะทำได้เมื่อตัวอักษรทุกตัวในคำเอียงเหมือนกัน มีวิธีในการตัดสินใจและหาค่าประมาณ 4 วิธี

2.6.4.1 วิธี Projection Profiles Methods เป็นวิธีที่นิยมมากที่สุด projection profile เป็นแผนภาพ histogram ของจำนวนพิกเซลที่มีสถานะเป็น ON (พิกเซลที่มีสีดำ) ในแต่ละแถวของภาพเอกสาร เรียกว่า Horizontal projection profile หรือ Vertical projection profile ซึ่งจะนำมาหาความเอียง

y-critical system  
 distinction can be  
 tes. The mission  
 haviour while the  
 y controller when  
 more, the aims of  
 mission controller  
 ed – this will also  
 er into an unsafe  
 ed with avoiding  
 unsafe states that



ภาพที่ 2.12 ภาพต้นแบบของภาพไม่เอียงและ Horizontal projection profile ของภาพ [4]

โดยทำการหมุนภาพภาพในช่วงต่างๆ แล้วคำนวณ projection profiles แล้วนำค่าทั้งหมดมาพิจารณาว่าการหมุนที่มุมใดที่เปลี่ยนแปลงความสูงใน profile มากที่สุด แล้วจะทำการเลือกเป็นมุมที่ใช้ในการแปลงเอกสาร ต่อมา Baird ได้ปรับปรุงวิธีนี้ โดยทำการรอบของส่วนที่อยู่ติดต่อกันแล้วแทนส่วนนั้นด้วยจุดกึ่งกลางด้านล่างของกรอบนั้น ใช้ได้กับเอกสารที่เอียงได้ถูกต้องที่  $\pm 0.5$  องศาและใช้ได้ดีกับภาพเอกสารที่มีความเอียงที่  $\pm 10$  องศา ดังภาพที่ 2.12 และ 2.13

y-critical system  
 distinction can be  
 tes. The mission  
 haviour while the  
 y controller when  
 more, the aims of  
 mission controller  
 ed – this will also  
 er into an unsafe  
 ed with avoiding  
 unsafe states that



ภาพที่ 2.13 ภาพต้นแบบที่เป็นภาพเอียง และ Horizontal projection profile ของภาพ [4]

2.6.4.2 วิธี Hough Transform Methods เป็นเทคนิคในการตรวจหาเส้นตรง ทำโดยการจับคู่จุด  $(x, y)$  บนระนาบไปยังจุด  $(r, \theta)$  บนระนาบ Hough ของเส้นตรงที่เป็นไปได้ที่ผ่านจุด  $(x, y)$  ด้วยความชัน  $\theta$  และมีระยะทางจากจุดศูนย์กลาง(จุด origin) เป็น  $r$  การประยุกต์ Hough Transform มาใช้ตรวจสอบภาพเอกสารที่เอียงนี้ ใช้ความจริงของตัวเลขที่สูงสุดของจุดเส้นที่ร่วมกัน (co-linear) อยู่บนเส้นจนกระทั่ง เป็นเหตุการณ์ที่ร่วมกันกับฐานเส้นของตัวหนังสือ การทำงานจะทำการสุ่มตัวอย่างทุกๆ หนึ่งในสี่สิบจุดในแกนอนและแกนตั้งในการเปลี่ยนภาพ ทำการคัดเลือกโดยรวม  $r$  ของแต่ละค่าของ  $\theta$  และคัดเลือกมุมที่มากที่สุด การหมุนจะทำได้ดีที่  $\pm 15$  องศา

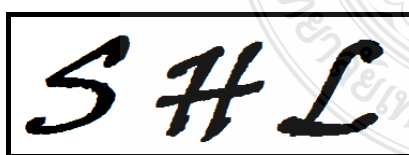


2.6.4.3 วิธี Nearest-Neighbor Methods เป็นวิธีที่จะไม่มีข้อจำกัดของการหาองศาสูงสุดซึ่งต่างจาก 2 วิธีที่กล่าวมาแล้วซึ่งจำกัดองศาสูงสุด โดยจะทำการหากลุ่มของพิกเซลที่อยู่ติดต่อกัน หาเส้นทางที่ใกล้ที่สุดระหว่างกลุ่ม และคำนวณหามุมระหว่างศูนย์กลางของกลุ่มทุกกลุ่ม ระยะข้างเคียงจะมาจากตัวอักษรที่อยู่ติดกันบนบรรทัดทุกเวกเตอร์ที่เชื่อมต่อกันใกล้กันที่สุดจะถูกรวมในแต่ละทิศทางนำมาสร้างเป็น histogram ซึ่งยอดของ histogram จะบอกถึงทิศทางที่มีอิทธิพล ซึ่งก็คือ มุมที่ต้องใช้ในการหมุน วิธีนี้ใช้การคำนวณมากและความถูกต้องขึ้นอยู่กับจำนวนของกลุ่ม สิ่งที่ทำให้ความถูกต้องลดลง คือ มีกลุ่มที่ใกล้กันที่สุดเพียงกลุ่มเดียว มีกลุ่มที่ใกล้กับกลุ่มของสัญญาณรบกวน มีกลุ่มที่ใกล้กันเป็นส่วนของตัวอักษรเดียวกัน

2.6.4.4 วิธีแก้ปัญหาค่าเอียงของตัวอักษร Bozinovic Methods (Bozinovic and Srihari, 1989) ซึ่งได้ทดลองใช้กับลายมือเขียนในภาษาอังกฤษที่มักมีการเขียนตัวหนังสือเอียงดังในภาพที่ 2.14 (ก) ก่อนที่จะแก้ความเอียงต้องมีการหาค่ามุมความเอียงของคำ แล้วจึงทำการหมุนตัวอักษรแต่ละตัวชดเชยการหามุมเอียงและแก้ความเอียงทำได้โดยลบข้อมูลในแถวแนวนอน ที่มีความหนาแน่นของจุดภาพมากกว่าค่าเริ่มเปลี่ยนแปลง (Threshold) ออกทำให้เหลือจุดภาพของเส้นในแนวตั้งเท่านั้น ลบบริเวณภาพที่มีขนาดเล็กออกทีละกรอบรอบโครงภาพแต่ละชิ้นภาพ แล้วหาค่าความชัน (Slope) ของเส้นทะแยงมุมของแต่ละกรอบรอบโครงภาพ นำเส้นทะแยงมุมที่ได้ มาหาค่าเฉลี่ยจะได้ มุมเอียงของตัวอักษร  $\theta$  หมุนภาพอักษรตามสมการ 2.6 โดย  $(x', y')$  เป็นจุดภาพใหม่หลังจากแก้ความเอียง และ  $(x, y)$  เป็นจุดภาพเดิม และ  $\theta$  เป็นมุมที่ตัวอักษรเอียง

$$x' = x - y \cdot \tan \theta \quad (2.6)$$

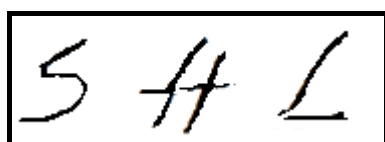
$$y' = y \quad (2.7)$$



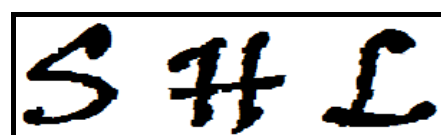
(ก) คำลายมือเขียนที่มีการเอียง



(ข) ลบข้อมูลในแถวแนวนอน



(ค) หาโครงร่างบางและลบส่วนที่มีขนาดเล็กออก



(ง) หมุนภาพด้วยมุมที่ประมาณได้

ภาพที่ 2.14 วิธีการแก้ความเอียงของตัวอักษรตามลำดับ

### 2.6.5 การย่อภาพ(Scaling)

การย่อภาพสามารถทำได้โดยการใช้ Scaling factor ได้แก่  $S_x$  และ  $S_y$  ซึ่งใช้สำหรับการย่อในทางแกน  $x$  และ  $y$  ตามลำดับ โดยถ้า

$$0 < S_x, S_y < 1 \quad \text{แสดงว่าเป็นการย่อภาพ}$$

$$S_x = S_r \quad \text{แสดงว่าย่อเป็นไปตามสัดส่วน}$$

$$S_x \neq S_r \quad \text{แสดงว่าย่อจะไม่เป็นอัตราส่วน}$$

สมการของการ Scaling จะมีลักษณะดังนี้

$$\begin{aligned} x' &= x \cdot S_x \\ y' &= y \cdot S_y \end{aligned} \quad (2.8)$$

$x$  คือ พิกัด  $x$  ของโพลีกอน

$y$  คือ พิกัด  $y$  ของโพลีกอน

$S_x$  คือ Scaling factor ในแนวแกน  $x$

$S_y$  คือ Scaling factor ในแนวแกน  $y$

ดังนั้นย่อและขยายภาพโดยใช้เมตริกจะมีลักษณะดังนี้คือ  $P' = S \cdot P$  เมื่อ

$$P' = \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} \quad P = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad \text{และ} \quad S = \begin{bmatrix} S_x & 0 \\ 0 & S_y \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

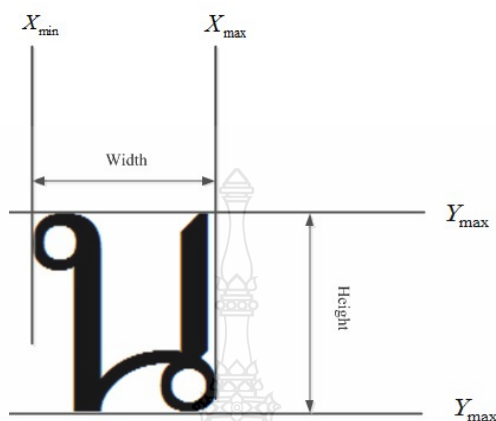
### 2.6.6 การหาอัตราส่วนกรอบภาพ (Aspect ratio) [5]

Malaviya และ Peters [5] การหาอัตราส่วนขอบภาพเพื่อบ่งบอกลักษณะภายนอกของกรอบตัวอักษรซึ่งสามารถนำมาใช้กับตัวอักษรไทย เนื่องจากตัวอักษรพยูชนะไทย บางตัวมีโครงสร้างที่ใกล้เคียงกัน ทำให้ลักษณะสำคัญที่วิเคราะห์ได้มีความเหมือนกัน แต่จะมีความแตกต่างกันในด้านความกว้างของตัวอักษร ดังนั้นการพิจารณาอัตราส่วนของกรอบภาพจึงเป็นสิ่งจำเป็นในการแยกตัวอักษร ตัวอย่างได้แก่ "จ" กับ "บ" เป็นต้น การพิจารณาหาอัตราส่วนกรอบภาพสามารถคำนวณได้ตามสมการ 2.10

$$\mu = \frac{y_{\max} - y_{\min}}{\sqrt{(x_{\max} - x_{\min})^2 + (y_{\max} - y_{\min})^2}} \quad (2.10)$$



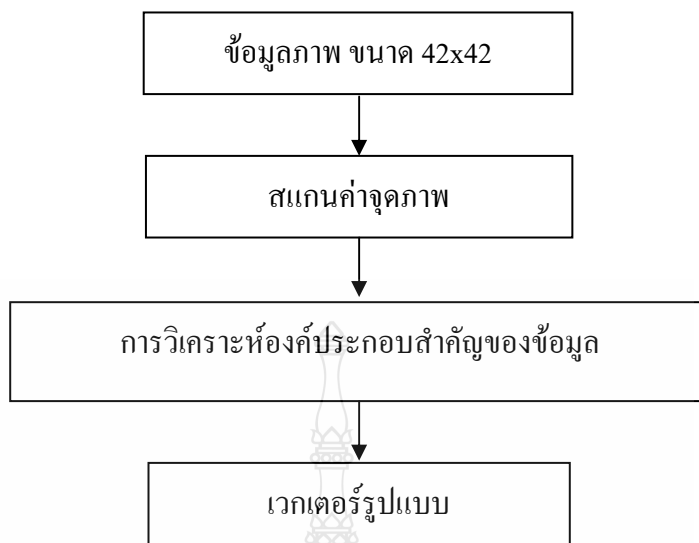
โดย  $y_{\max} - y_{\min}$  เป็นความสูงของตัวอักษรและ  $x_{\max} - x_{\min}$  เป็นความกว้างของตัวอักษร ดังในภาพที่ 2.15



ภาพที่ 2.15 การวัดความกว้างและความสูงของตัวอักษร

## 2.7 ข้อมูลภาพตัวอักษร

ข้อมูลภาพตัวอักษรใช้ภาพเอกสารที่มีจำนวนระดับความเข้มของภาพ 2 ระดับ (binary image) คือ สีขาวและสีดำ และจะทำการแทนค่าของจุดภาพแต่ละสีด้วยค่าตัวเลข คือแทนค่าของจุดสีดำด้วย 0 และแทนค่าของจุดสีขาวด้วย 1 ค่าของจุดภาพที่ได้จะถูกนำไปใช้ประมวลผลในขั้นตอนเตรียมการประมวลผล ไปจนถึงขั้นตอนการตัดแยกตัวอักษรเพื่อให้ได้ภาพตัวอักษรแต่ละตัวหลังจากนั้นภาพตัวอักษรที่ได้จากขั้นตอนการตัดแยกตัวอักษรจะถูกเปลี่ยนขนาดให้อยู่ในขนาด 42x42 เท่ากันทุกภาพตัวอักษร เพื่อนำไปใช้ในขั้นตอนการแยกลักษณะสำคัญของข้อมูลภาพตัวอักษร (feature extraction) ต่อไปโดยที่ในขั้นตอนการแยกลักษณะสำคัญของข้อมูลตัวอักษร ภาพตัวอักษรจะถูกนำมาสแกนตั้งแต่จุดภาพมุมซ้ายบนของภาพ ไปสแกนจากซ้ายไปขวา และบนลงล่างจนถึงจุดภาพมุมขวาล่าง ดังภาพที่ 1 โดยจะทำการแทนค่าของข้อมูลในแต่ละจุดภาพใหม่ คือให้ค่าเป็น 1 หากจุดภาพนั้นเป็นสีขาว และให้ค่าเป็น -1 หากจุดภาพนั้นเป็นสีดำ (เปลี่ยนจากค่า 0 ที่ใช้ในขั้นตอนการประมวลผลภาพในตอนแรก) ได้เป็นค่าเวกเตอร์ขนาด 1024x1 ออกมา (ซึ่งอาจมองได้เป็นเมตริกซ์ขนาด 1024x1) เพื่อนำไปใช้ในการประมวลผลด้านการวิเคราะห์องค์ประกอบสำคัญ (Principal component analysis)



ภาพที่ 2.16 แผนภาพแสดงการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลภาพตัวอักษร



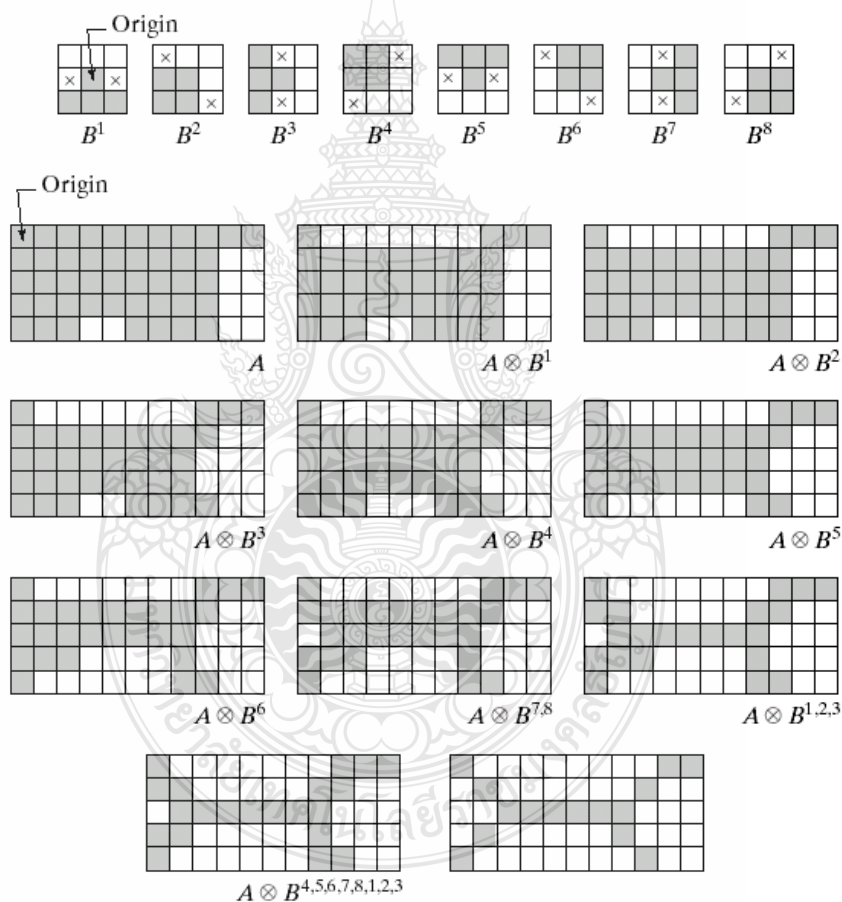
ภาพที่ 2.17 ลักษณะการสแกนเพื่อแปลงจุดภาพเป็นค่าเวกเตอร์

2.7.1 การทำให้บาง (thinning) เพื่อหาโครงร่างของวัตถุในภาพและเป็นการลดขนาดของข้อมูลเพื่อลดส่วนประกอบของภาพลงให้เหลือแต่ส่วนที่สำคัญทำให้การประมวลผลง่ายขึ้นสิ่งที่ต้องคำนึงถึงในการทำให้บาง

พื้นที่ที่เชื่อมกันในกันภาพ จะถูกทำให้บางจนเป็นเส้นที่เชื่อมต่อกัน เพื่อให้ภาพที่ถูกทำให้บางนั้นมีจำนวนของเส้นที่เชื่อมต่อกันเท่ากับจำนวนของพื้นที่ที่เชื่อมต่อกัน

จุดที่ได้จากการทำให้บาง ควรเป็นจุดที่มีจุดเชื่อมต่อใน 8 ทิศทางอย่างน้อย 1 ทิศทางต้องรักษาดำแหน่งของจุดปลายเส้นต่างๆ ไว้ได้เพราะการทำให้บางเป็นการแกะพิกเซลที่อยู่รอบนอก ออกทีละพิกเซล พิกเซลที่อยู่ปลายถ้าถูกแกะออก จะทำให้เส้นสั้นลงและไม่รักษาลักษณะเดิมของภาพได้เส้นที่ได้ควรจะเป็นเส้นที่อยู่ตำแหน่งกลางพื้นที่ ในกรณีที่พื้นที่ที่มีความกว้าง 2 พิกเซล การหาเส้นกลางพื้นที่จะทำไม่ได้จะต้องเลือกเส้นที่อยู่ด้านใดด้านหนึ่งของพื้นที่

การแปลงภาพโดยใช้การคำนวณระยะทาง (distance transformation) [6] ซึ่งจะใช้การเก็บระยะทางสั้นสุดที่จะไปถึงขอบของพื้นที่พิกเซลนั้น พิกเซลที่เรียงอยู่ในแนวที่มีค่าระยะทางมากที่สุดจะเป็นภาพโครงร่าง วิธีนี้นอกจากทำให้ภาพบางแล้ว ภาพยังมีข้อมูลที่ใช้อธิบายเกี่ยวกับภาพต้นแบบซึ่งสามารถใช้ในการปรับปรุงภาพต้นแบบใหม่ได้ การทำให้บางด้วยการทำ distance transform จะใช้ค่าประมาณเป็นเลขจำนวนเต็มของการคำนวณระยะทาง Euclidean โดยทำการคำนวณค่าระยะทางของแต่ละพิกเซลไปยังขอบที่ใกล้ที่สุด การคำนวณจะทำ 2 รอบ รอบแรกเริ่มจากมุมบนซ้ายสุดไปยังตำแหน่งมุมล่างขวา รอบที่สองคำนวณสวนทางกลับ เริ่มที่มุมล่างขวาไปยังมุมบนซ้ายเปรียบเทียบผลการคำนวณทั้งสองรอบเพื่อเก็บค่าระยะทางที่สั้นกว่าวิธี (algorithm) ใช้สองเทคนิคพร้อมกัน



ภาพที่ 2.18 ตัวอย่างผลลัพธ์ (output) ของกระบวนการทำให้บาง [1]



ภาพที่ 2.19 ตัวอย่างผลลัพธ์ (output) ที่ได้จากการใช้ Distance Transform [6]

วิธี Chanfer algorithm จะคำนวณ distance transform โดยใช้โครงสร้าง 3x3 หรือ 5x5 ทำ erosion กับภาพเป็นสองรอบ ที่แต่ละพิกเซลได้โครงสร้างจะคำนวณการบวกค่าที่พิกเซลกับค่าในโครงสร้างที่ตำแหน่งตรงกัน ตำแหน่งโครงสร้างที่วางอยู่ไม่ต้องคำนวณ พิกเซลที่ตำแหน่งตรงกลางโครงสร้างจะถูกแทนด้วยค่าผลบวกที่น้อยที่สุดดังภาพที่ 2.19

## 2.8 สหสัมพันธ์ (Correlation)

สหสัมพันธ์ (Correlation) [7] เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป (หรือข้อมูล 2 ชุดขึ้นไป) ตัวอย่างการศึกษาความสัมพันธ์ เช่น การหาความสัมพันธ์ระหว่างอายุและความดันโลหิต ความสัมพันธ์ระหว่างส่วนสูงกับน้ำหนัก ความสัมพันธ์ระหว่างระดับการศึกษากับพฤติกรรมการดูแลตนเอง ความสัมพันธ์ระหว่างพฤติกรรมของเด็กกับวิธีการอบรมเลี้ยงดูเด็ก เป็นต้น ในการพิจารณาความสัมพันธ์ ระหว่างตัวแปรว่ามีมากน้อยเพียงใดนั้น จะใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation coefficient) เป็นค่าที่วัดความสัมพันธ์ ซึ่งโดยวิธีการทางสถิติมีอยู่หลายวิธีการ ใช้สถิติตัวใดขึ้นอยู่กับลักษณะของตัวแปรหรือระดับของการวัดในตัวแปรนั้นๆ ในการวัดความสัมพันธ์แต่ละแบบจะต้องมีการทดสอบนัยสำคัญก่อน จึงจะสรุปได้ว่าตัวแปรคู่ใดมีความสัมพันธ์กันจริงหรือไม่ มากน้อยเพียงใด สำหรับการแปลผลจะมองในแง่ของความสัมพันธ์ ความสอดคล้อง การแปรผันร่วมกัน หรือไปด้วยกัน แต่ไม่ได้หมายความว่าตัวแปรหนึ่งเป็นเหตุและอีกตัวแปรเป็นผล (หรือไม่สามารถระบุได้ว่าตัวแปรไหนเป็นตัวแปรต้นหรือตัวแปรตาม) เช่น การศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างส่วนสูงกับน้ำหนัก เราไม่สามารถบอกได้ว่าส่วนสูงหรือน้ำหนักตัวใดเป็นเหตุและตัวใด เป็นผลบอกได้เพียงว่ามีความสัมพันธ์กันหรือไม่ และมีขนาดของความสัมพันธ์กันมากน้อยเพียงใดค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ จะใช้สัญลักษณ์  $r$  แทนสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มาทำการหากลุ่มของตัวอักษร ซึ่งสถิติสำหรับการคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีหลายชนิดซึ่งการ

เลือกใช้แบบใดนั้นขึ้นอยู่กับเงื่อนไขหลายประการในการวิเคราะห์หาค่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสองตัว (Bivariate Correlation) ซึ่งบางครั้งเรียกว่าตัวแปรอิสระว่าตัวแปรทำนาย (Predictor variable) และเรียกตัวแปรอีกตัวว่าตัวแปรเกณฑ์ (Criterion variable) ซึ่งโดยปกติจะเป็นตัวแปรตามและสูตรที่คำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์หาได้จากตามสมการที่ 2.11

$$r = \frac{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A}) \times (B_{mn} - \bar{B})}{\sqrt{\left[ \sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})^2 \right] \times \left[ \sum_m \sum_n (B_{mn} - \bar{B})^2 \right]}} \quad (2.11)$$

เมื่อ  $\bar{A}$  คือ ค่าเฉลี่ยบนเมตริกซ์ A

$\bar{B}$  คือ ค่าเฉลี่ยบนเมตริกซ์ B

r คือ สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์

การบอกระดับหรือขนาดของความสัมพันธ์จะใช้ตัวเลขของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ หากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีค่าเข้าใกล้ -1 หรือ 1 แสดงถึงการมีความสัมพันธ์กันในระดับสูง แต่หากมีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงถึงการมีความสัมพันธ์กันในระดับน้อย หรือไม่มีเลยสำหรับการพิจารณา ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ โดยทั่วไปอาจใช้เกณฑ์ดังตารางที่ 2.1 ดังนี้

ตารางที่ 2.1 ระดับของความสัมพันธ์

ค่า r	ระดับของความสัมพันธ์
0.90 - 1.00	มีความสัมพันธ์กันสูงมาก
0.70 - 0.90	มีความสัมพันธ์กันในระดับสูง
0.50 - 0.70	มีความสัมพันธ์กันในระดับปานกลาง
0.30 - 0.50	มีความสัมพันธ์กันในระดับต่ำ
0.00 - 0.30	มีความสัมพันธ์กันในระดับต่ำมาก

เครื่องหมาย +,- หน้าตัวเลขสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์จะบอกถึงทิศทางของความสัมพันธ์

r มีเครื่องหมาย + หมายถึง การมีความสัมพันธ์กันไปในทิศทางเดียวกัน

r มีเครื่องหมาย - หมายถึง การมีความสัมพันธ์กันไปในทิศทางตรงกันข้าม

ยกเว้นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์บางชนิดที่มีลักษณะ  $0 \leq r \leq 1$  ซึ่งจะบอกได้เพียงขนาดหรือระดับของความสัมพันธ์เท่านั้นไม่สามารถบอกทิศทางของความสัมพันธ์ได้

### 2.8.1 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วน (Partial correlation coefficient)

สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วนเป็นวิธีที่ใช้วัดความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร หรือข้อมูลมากกว่า 2 ชุด โดยจะทำการหาความสัมพันธ์ของตัวแปรทีละคู่ ในขณะที่ทำการขจัดอิทธิพลของตัวแปรที่เหลือออกไป (ให้ตัวแปรที่เหลือคงที่) เช่น ต้องการหาความสัมพันธ์ระหว่าง ส่วนสูงกับ น้ำหนักของผู้ป่วย โดยทำการขจัดอิทธิพลของตัวแปรอายุของผู้ป่วย เป็นต้น สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วน มีหลายลำดับ เช่น

2.8.1.1 สหสัมพันธ์แบบแยกส่วนลำดับที่หนึ่ง (first-order partial correlation) เป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัว โดยให้ตัวแปรอีกตัวคงที่

$$r_{a.d.c} = \frac{r_{ab} - r_{ac}r_{bc}}{\sqrt{(1-r_{ac}^2)(1-r_{bc}^2)}} \quad (2.12)$$

2.8.1.2 สหสัมพันธ์แบบแยกส่วนลำดับที่สอง (second-order partial correlation) เป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัว โดยให้ตัวแปรที่เหลืออีกสองตัวคงที่

$$r_{a.b.cd} = \frac{r_{ab.c} - r_{ad.c}r_{bd.c}}{\sqrt{(1-r_{ad.c}^2)(1-r_{bd.c}^2)}} \quad (2.13)$$

เมื่อ  $r_{a.b.c}$  เป็น ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วนลำดับที่หนึ่งของตัวแปร a กับ b

เมื่อควบคุมตัวแปร c

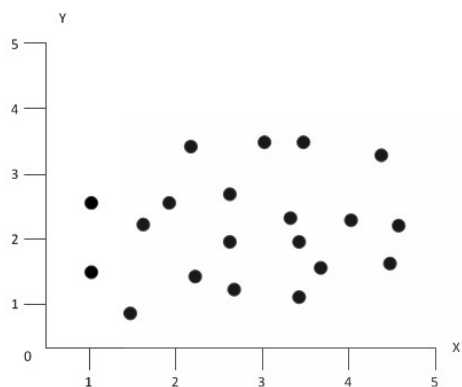
$r_{a.b.cd}$  เป็น ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วนลำดับที่สองของตัวแปร a กับ b

เมื่อควบคุมตัวแปร c

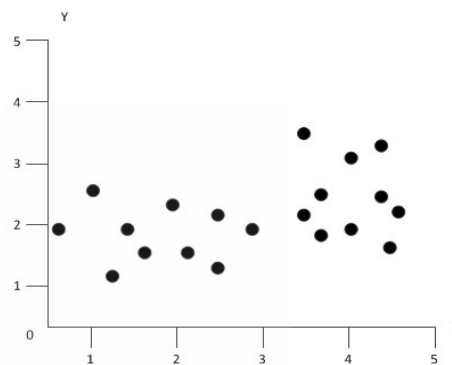
และ  $r_{ac}$  เป็น ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สันของตัวแปร a กับ c ใดๆ

2.8.2 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในเชิงเส้นตรง สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เป็นตัววัดความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในเชิงเส้นตรง ค่าของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์บอกถึงระดับความสัมพันธ์ว่ามากหรือน้อย ซึ่งคือการเกาะกลุ่มของจุดรอบๆ แนวเส้นตรงว่าใกล้ชิดหรือกระจายห่างจากเส้น ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เป็น 0 จุดกระจายกระจาย ไม่เกาะกลุ่มรอบเส้นตรง แม้ทราบค่า x ก็ไม่ช่วยให้ทราบเกี่ยวกับค่า y ดีขึ้น เพราะตัวแปรไม่เกี่ยวข้องกันในภาพแบบเส้นตรง ค่า

สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ประมาณ 0.3 จุดเกาะกลุ่ม เริ่มเห็นภาพแบบของเส้นตรงบ้างเล็กน้อย ตัวแปร มีความสัมพันธ์กันอย่างอ่อนๆ ดังภาพที่ 2.20



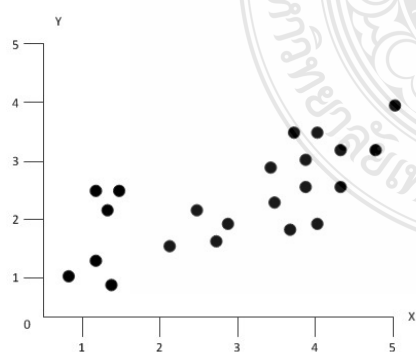
(ก) สหสัมพันธ์เท่ากับ 0



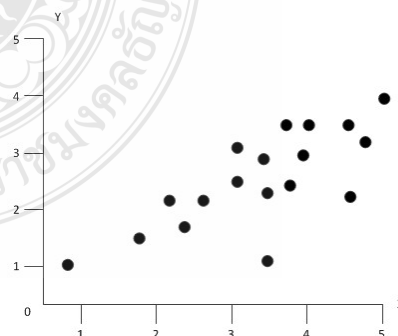
(ข) สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.3

ภาพที่ 2.20 การกระจายระดับความสัมพันธ์ 0 ถึง 0.3 ที่มีค่ากลางและการกระจายเหมือนกัน

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ประมาณ 0.6 มองเห็นภาพแบบเส้นตรงชัดเจน ตัวแปร  $x$  และ  $y$  มีความเกี่ยวข้องกันมากขึ้น ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ใกล้ 1 จุดเกาะกลุ่มกันแนบแน่นขึ้นมากในแนวเส้นตรง ยิ่งค่าใกล้ 1 มากขึ้นเท่าใดความสัมพันธ์ในเชิงเส้นตรงระหว่างตัวแปรก็จะ ยิ่งมากขึ้นดังภาพที่ 2.21



(ก) สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.6



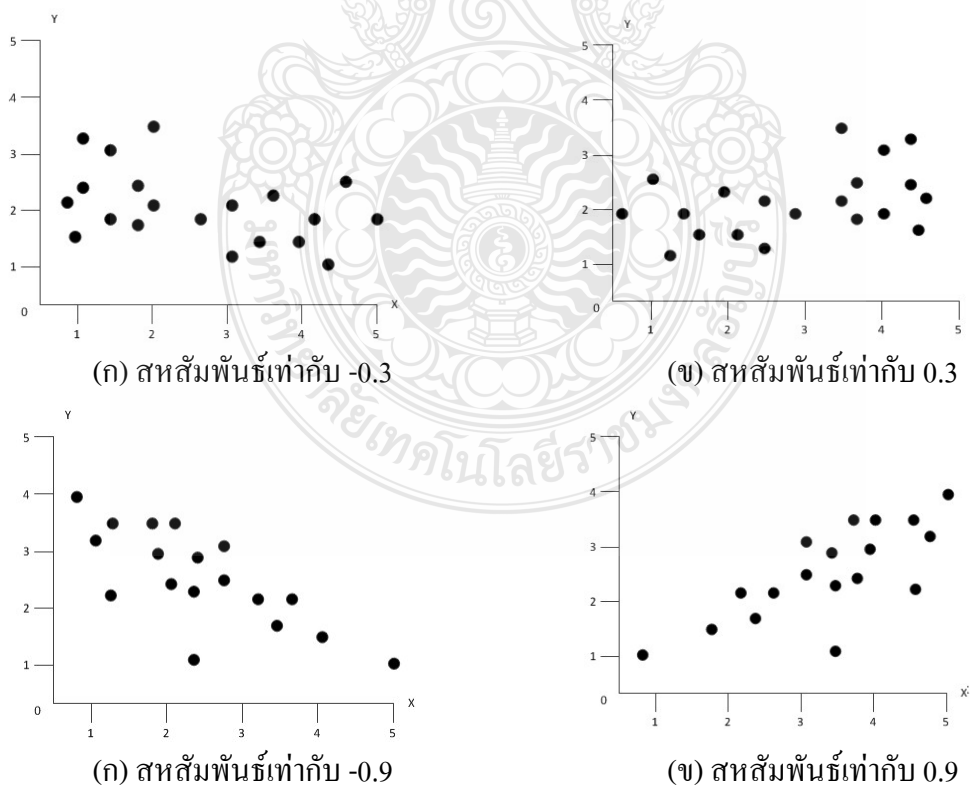
(ข) สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.9

ภาพที่ 2.21 การกระจายระดับความสัมพันธ์ 0.6 ถึง 0.9 ที่มีค่ากลางและการกระจายเหมือนกัน

สหสัมพันธ์มีค่าไม่เกิน 1 ค่าสหสัมพันธ์ที่เท่ากับ 1 เรียกว่า สหสัมพันธ์อย่างสมบูรณ์ โดยจุดทั้งหมดจะตกบนแนวเส้นตรงพอดี ตัวแปรจึงมีความสัมพันธ์ในเชิงเส้นตรงอย่างแท้จริง นั่นคือ ถ้าทราบค่าตัวแปรตัวใดตัวหนึ่ง ก็จะสามารถทำนายค่าตัวแปรอีกตัวได้อย่างถูกต้อง

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่กล่าวมาเป็นค่าที่บอกระดับความสัมพันธ์ในทางบวก เมื่อค่า  $x$  เพิ่มขึ้น  $y$  จะเพิ่มขึ้น และเมื่อค่า  $x$  ลดลง  $y$  จะลดลง แต่ในบางครั้งตัวแปรอาจเกี่ยวข้องกันในทางลบก็ได้ กล่าวคือ เมื่อค่า  $x$  เพิ่มขึ้น  $y$  จะลดลง และเมื่อค่า  $x$  ลดลง  $y$  จะเพิ่มขึ้น เช่น รถยนต์ที่มีขนาดเครื่องยนต์มากจะกินน้ำมันมาก ดังนั้นระยะทางที่รถวิ่งได้ต่อน้ำมัน 1 ลิตรมีความสัมพันธ์ทางลบกับขนาดเครื่องยนต์

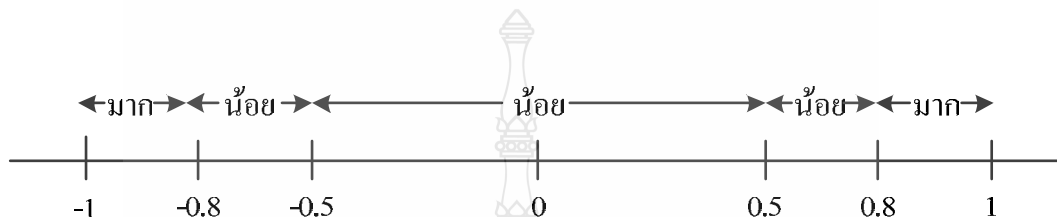
ความสัมพันธ์ในทางลบจะใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่เป็นลบ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่ใกล้  $-1$  จุดจะเกาะกลุ่มแน่นเป็นแนวเส้นตรงในแผนภาพการกระจาย โดยเส้นตรงนั้นเป็นเส้นที่ลาดลงจากมุมบนซ้ายไปยังมุมล่างขวา นั่นคือ ถ้าเส้นตรงชันสูงขึ้นมาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์จะเป็นบวก และถ้าเส้นตรงลาดลงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์จะเป็นลบ หากจุดทุกจุดตกบนเส้นตรงที่ลาดลง ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เป็น  $-1$  นั่นคือ ตัวแปรมีสหสัมพันธ์เป็นลบอย่างสมบูรณ์ สำหรับสหสัมพันธ์เล็กน้อยทางลบจะมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่ใกล้ศูนย์ทางลบ เช่น  $-0.3$



ภาพที่ 2.22 แผนภาพการกระจายของข้อมูลที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เป็นบวกและลบ



กล่าวโดยสรุป คือ สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีค่าอยู่ระหว่าง  $-1$  และ  $1$  เสมอ เป็นค่าที่ไม่มีหน่วย ขนาดของค่าบอกถึงระดับความสัมพันธ์ว่าสูงต่ำเพียงใด โดยที่ขนาดของค่าไม่ขึ้นกับหน่วยวัดของตัวแปรภาพที่ 2.23 แสดงการแบ่งช่วงของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่บอกความสัมพันธ์ระดับต่างๆ ในส่วนเครื่องหมายของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์บอกทิศทางความสัมพันธ์ว่า สองตัวแปรมีการแปรผันค่าตามกันอย่างไร ค่าจะเป็นบวกเมื่อตัวแปรหนึ่งมีค่าเพิ่มขึ้นอีกตัวแปรก็มีค่าเพิ่มขึ้นด้วย และค่าเป็นลบเมื่อตัวแปรหนึ่งค่าเพิ่มขึ้นอีกตัวแปรค่าลดลง



ภาพที่ 2.23 ระดับความสัมพันธ์สำหรับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ต่างๆ

## 2.9 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน หรือ เอสวีเอ็ม เป็นวิธีการเรียนรู้เชิงสถิติที่คิดค้นโดย Vapnik [8] สามารถใช้ในการเรียนรู้เพื่อแยกกลุ่มของข้อมูลสองกลุ่มออกจากกัน มีประโยชน์อย่างมากในการนำไปใช้แยกแยะข้อมูลที่เราสสนใจ หรือการรู้จำภาพแบบของข้อมูล เช่นการแยกแยะว่าใช่หรือไม่ใช่วัตถุที่เราสสนใจ เป็นต้น โดยเอสวีเอ็มประกอบด้วยแนวคิดพื้นฐานที่สำคัญ 3 เรื่องคือ

2.9.1 การลดความเสี่ยงเชิงโครงสร้างให้ต่ำสุด (Structural Risk Minimization) เป็นแนวคิดที่แสดงถึงขอบเขตของความเสี่ยง หรือความน่าจะเป็นที่จะเกิดความผิดพลาด ของการเรียนรู้มีประโยชน์ที่ช่วยในการหาฟังก์ชันตัดสินใจในกระบวนการเรียนรู้ที่มีความผิดพลาดน้อยที่สุดได้โดยการประมาณหาค่าความผิดพลาดที่ต่ำที่สุดด้วยการ พิจารณาจากข้อมูลในชุดทดลองโดยในการแบ่งข้อมูลสองกลุ่มใดๆ ออกจากกัน เรากำหนดให้เซตของฟังก์ชันตัดสินใจที่ใช้ในการเรียนรู้  $f_x$  คือ

$$\{f_x : x \in \Lambda\}, f_x : R^N \rightarrow \{\pm 1\} \quad (2.14)$$

ในกรณีนี้เราแทนผลลัพธ์ของข้อมูลในแต่ละกลุ่มด้วย  $1$  และ  $-1$  และกำหนดข้อมูลตัวอย่างที่จะใช้ทำการเรียนรู้ (training data) จำนวน  $l$  ตัว อยู่ในลักษณะคู่ลำดับประกอบด้วยเวกเตอร์  $x$  และชื่อกลุ่มที่ใช้เรียนรู้  $y$  กระจายตัวอย่างด้วยความน่าจะเป็น  $P(x, y)$  ดังนี้

$$(x_1, y_1) \dots (x_\ell, y_\ell) \in R^M \times \{\pm 1\} \quad (2.15)$$

เราต้องการที่จะหาฟังก์ชัน  $f_{\alpha}$  ที่ให้ผลต่างของค่าความผิดพลาดระหว่างค่าที่เรารู้ได้กับค่าผลลัพธ์จริง หรือที่เรียกว่าค่าความเสี่ยงนี้มีค่าน้อยที่สุดซึ่งค่าความเสี่ยงนี้สามารถหาได้ตามสมการที่ 2.16

$$R(\alpha) := \int \frac{1}{2} |f_{\alpha}(x) - y| dP(x, y) \quad (2.16)$$

แต่เนื่องมาจากค่าการกระจาย  $P(x, y)$  เป็นค่าที่เราไม่ทราบค่า ทำให้ไม่สามารถหาค่า  $R(\alpha)$  ได้ อย่างไรก็ตามเราสามารถประมาณค่าของ  $R(\alpha)$  ด้วยหลักการอุปนัยทางคณิตศาสตร์เข้าช่วย โดยการหาค่าความเสี่ยงเชิงทดลอง (empirical risk) ที่มีค่าน้อยที่สุดแทนดังสมการที่ 2.17

$$R_{emp}(\alpha) = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} \frac{1}{2} |f_{\alpha}(x_i) - y_i| \quad (2.17)$$

โดยค่าความเสี่ยงเชิงทดลอง  $R_{emp}(\alpha)$  นี้จะสัมพันธ์กับค่าความเสี่ยง  $R(\alpha)$  ตามสมการที่ 2.18 (สำหรับค่า  $\alpha \in \Lambda$  ใดๆ และค่า  $\ell > h$  ด้วยความน่าจะเป็น  $1 - \eta$ )

$$R(\alpha) \leq R_{emp}(\alpha) + \varphi\left(\frac{h}{\ell}, \frac{\log(\eta)}{\ell}\right) \quad (2.18)$$

โดยที่ค่าความเชื่อมั่น (confidence term)  $\varphi$  ในสมการที่ 2.19 สามารถหาได้จาก

$$\varphi\left(\frac{h}{\ell}, \frac{\log(\eta)}{\ell}\right) = \sqrt{\frac{h(\log \frac{2\ell}{h} + 1) - \log(\frac{\eta}{4})}{\ell}} \quad (2.19)$$

เราเรียกค่า  $h$  ในสมการที่ 2.19 นี้เรียกว่าค่ามิติ VC (Vapnik - Chervonenkis dimension) ของเซตของฟังก์ชันตัดสินใจ ซึ่งเป็นค่าที่แสดงถึงจำนวนข้อมูลสูงสุดที่เซตของฟังก์ชันตัดสินใจนั้นสามารถแบ่งแยกได้ถูกต้อง

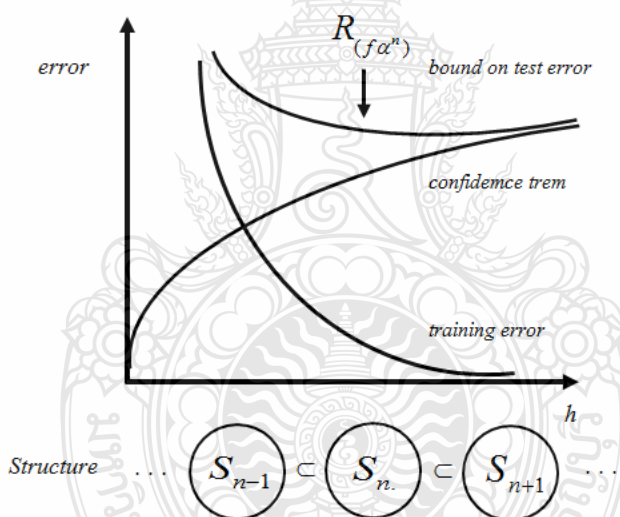
จากสมการที่ 2.18 เพื่อที่จะให้ค่าความผิดพลาดหรือค่าความเสี่ยง  $R(\alpha)$  มีค่าน้อยที่สุดเราจะทำการควบคุมค่า  $R_{emp}$  และค่า  $h(\{f_{\alpha} : \alpha \in \Lambda'\})$ ,  $\Lambda' \subset \Lambda$  เพื่อให้ค่าผลบวกทางฝั่งขวาของสมการที่ 2.19 ซึ่งเป็นขอบเขตบนของค่าความเสี่ยง  $R(\alpha)$  มีค่าน้อยที่สุด และได้ค่า  $\alpha$  ที่เป็นของฟังก์ชันที่ให้ค่าความเสี่ยงต่ำที่สุดออกมา และเพื่อที่จะทำการควบคุมค่า  $h$  นี้เราจึงทำการสร้างซับเซตของฟังก์ชันตัดสินใจ  $S_n := \{f_{\alpha} : \alpha \in \Lambda'\} \subset \{f_{\alpha} : \alpha \in \Lambda\}$  ซับเซตซ้อนกันเรื่อยไปดังนี้

$$s_1 \subset s_2 \subset \dots \subset s_n \subset \dots \quad (2.20)$$

ซึ่งโดยวิธีนี้จะทำให้ได้ค่า  $h$  ของแต่ละชั้นเซตมีค่าลดหลั่นกันไป ที่เราอาจมองได้ว่ายิ่งเซตใดที่มีจำนวนฟังก์ชันการตัดสินใจสูง (เครื่องมือการเรียนรู้ที่ซับซ้อน) ย่อมสามารถทำการแบ่งจำนวนกลุ่มข้อมูลได้สูง หรือมีค่า  $h$  ที่สูงนั่นเอง โดยค่า  $h$  ในแต่ละชั้นเซตจะได้ค่าไล่เรียงกันไปดังนี้

$$h_1 \leq h_2 \leq \dots \leq h_n \leq \dots \quad (2.21)$$

โดยท้ายที่สุดแล้วเอสอาร์เอ็มก็จะทำการเลือกฟังก์ชันการตัดสินใจ  $f_{\alpha}$  ในชั้นเซต  $\{f_{\alpha} : \alpha \in \Lambda\}$  ที่ทำให้ผลบวกระหว่างค่าความเสี่ยงเชิงทดสอบ  $R_{\text{emp}}(\alpha)$  และค่าความเชื่อมั่นมีค่าน้อยที่สุด ที่ทำให้มั่นใจได้ว่าค่าความเสี่ยง  $R(\alpha)$  จะมีค่าต่ำที่สุดตามต้องการดังภาพที่ 2.24



ภาพที่ 2.24 ตำแหน่งการเลือกค่าฟังก์ชันการตัดสินใจที่ให้ค่าความเสี่ยงต่ำที่สุด

2.9.2 ปริภูมิแสดงลักษณะสำคัญ (Feature Space) เป็นแนวคิดที่มีความสำคัญทั้งกับเอสวีเอ็มและการวิเคราะห์องค์ประกอบสำคัญแบบเคอร์เนลที่จะทำการแมปข้อมูลจากปริภูมินำเข้า (input space) ไปสู่ปริภูมิแสดงลักษณะสำคัญ (Feature Space) เพื่อประโยชน์ในการสร้างฟังก์ชันตัดสินใจที่มีลักษณะไม่เชิงเส้นกับข้อมูลในปริภูมินำเข้า ทำให้การแบ่งกลุ่มข้อมูลมีความยืดหยุ่นมากขึ้น ปริภูมิแสดงลักษณะสำคัญ (Feature Space) เป็นชื่อที่ใช้แทนปริภูมิที่มีมิติที่สูงกว่าปริภูมิของข้อมูลนำเข้า (input space) ที่เข้ามา ยกตัวอย่างเช่น ในกรณีของข้อมูลเวกเตอร์  $x \in \mathbb{R}^2$  ที่เป็นปริภูมินำเข้าเรา

สามารถทำการแมปไปสู่ปริภูมิแสดงลักษณะสำคัญที่เกิดจากผลคูณพหุนามของทุกสมาชิกในเวกเตอร์  $x$  ได้ดังนี้คือ (ให้  $\Phi$  แทนฟังก์ชันการแมป)

$$\Phi: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^4. \quad (2.22)$$

ในกรณีนี้ทำให้ได้ว่า  $\mathbb{R}^4$  เป็นปริภูมิแสดงลักษณะสำคัญ ส่วนเคอร์เนล (Kernel) นั้นเป็นเทอมที่ใช้แทนค่าผลคูณภายใน (dot product) ของข้อมูลบนปริภูมิแสดงลักษณะสำคัญดังสมการ

$$k(x, y) = (\Phi(x) \cdot \Phi(y)) \quad (2.23)$$

ซึ่งเราสามารถนำเคอร์เนลมาใช้ประโยชน์ในการคำนวณหาค่าผลคูณภายในของข้อมูลบนปริภูมิแสดงลักษณะสำคัญโดยที่ไม่จำเป็นต้องทำการคำนวณค่าแมปฟังก์ชัน  $\Phi$  ของข้อมูลนำเข้าแต่ละตัวก่อน ซึ่งจะค่อนข้างยุ่งยาก และเสียเวลาในการคำนวณสูง โดยการแทนค่าผลคูณภายในของข้อมูลบนปริภูมิแสดงลักษณะสำคัญจากการคำนวณค่าผลคูณภายในบนปริภูมินำเข้าได้โดยตรง ยกตัวอย่างเช่นในกรณีของฟังก์ชันแบบพหุนามในกรณีนี้ทำให้ได้ว่า  $\mathbb{R}^4$  เป็นปริภูมิแสดงลักษณะสำคัญ นั้นเป็นเทอมที่ใช้แทนค่าผลคูณภายใน (dot product) ของข้อมูลบนปริภูมิแสดงลักษณะสำคัญดังสมการ 2.24 ให้  $\Phi: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^4$  แทนฟังก์ชันการแมปแบบพหุนาม

$$\Phi: (x_1, x_2) \rightarrow (x_1^2, x_2^2, x_1x_2, x_2x_1) \quad (2.24)$$

$$\Phi: (y_1, y_2) \rightarrow (y_1^2, y_2^2, y_1y_2, y_2y_1) \quad (2.25)$$

เราสามารถหาค่าผลคูณภายในบนปริภูมิแสดงลักษณะสำคัญได้ดังนี้

$$\begin{aligned} k(x, y) &= (\Phi(x) \cdot \Phi(y)) = (\Phi(x_1, x_2) \cdot \Phi(y_1, y_2)) \\ &= (x_1^2, x_2^2, x_1x_2, x_2x_1) \cdot (y_1^2, y_2^2, y_1y_2, y_2y_1) \\ &= (x_1^2y_1^2 + x_2^2y_2^2 + x_1x_2y_1y_2 + x_2x_1y_2y_1) \\ &= (x_1^2y_1^2 + x_2^2y_2^2 + 2x_1x_2y_1y_2) \\ &= (x_1y_1 + x_2y_2)^2 \\ &= ((x_1x_2) \cdot (y_2y_2))^2 \\ &= (x \cdot y)^2 \end{aligned} \quad (2.26)$$

เราสามารถนำวิธีการในลักษณะคล้ายกันนี้ไปประยุกต์เข้ากับฟังก์ชันแบบอื่นๆ ที่ช่วยให้เราสามารถเขียนแทนผลคูณภายในในปริภูมิแสดงลักษณะสำคัญได้ด้วยเทอมของผลคูณภายในปริภูมิข้อมูลนำเข้าทำให้สะดวกต่อการคำนวณอย่างมาก

2.9.3 ระนาบหลายมิติที่ใช้แยกข้อมูลได้ดีที่สุด (Optimal Margin Hyper Plane) เป็นแนวคิดหลักของเอชอีเอ็ม ที่จะทำการหาระนาบที่มีระยะห่างจากข้อมูลที่ทำการแบ่งมากที่สุดในการแบ่งข้อมูลสองกลุ่มออกจากกัน หลักการทำงานของเอชอีเอ็มจะมีพื้นฐานจากการหาระนาบเชิงเส้นที่ใช้ในการแบ่งข้อมูลออกจากกัน โดยเราจะพยายามหาระนาบที่มีระยะห่างจากข้อมูลที่ทำการแบ่งให้มากที่สุด เรียกว่าเป็นระนาบหลายมิติที่ใช้แยกข้อมูลได้ดีที่สุด (Optimal Margin Hyper Plane) และทำการหาฟังก์ชันตัดสินใจเพื่อใช้ในการแบ่งกลุ่มที่สอดคล้องกับระนาบนั้น โดยการหาระนาบหลายมิติที่ใช้แยกข้อมูลได้ดีที่สุดนั้นจะเริ่มจากกำหนดค่าข้อมูลฝึกหัด (Training data)  $z$  เพื่อใช้ในการเรียนรู้เป็นข้อมูลในลักษณะเวกเตอร์จำนวน  $\ell$  ตัวโดยที่  $((z_1, y_1), \dots, (z_\ell, y_\ell)) \in \mathbb{R}^N \times \{\pm 1\}$  เราจะสามารถสร้างระนาบเชิงเส้นในปริภูมิเวกเตอร์ได้ดังสมการ 2.27

$$\{z \in \mathbb{R}^n : (w \cdot z) + b = 0\} \quad (2.27)$$

โดยที่ค่าฟังก์ชันตัดสินใจที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มจากระนาบที่สร้างขึ้นจะอยู่ในสมการ 2.28

$$f_{w,b} = \text{sgm}((w \cdot z) + b) \quad (2.28)$$

ให้ค่าผลลัพธ์ของฟังก์ชันตัดสินใจมีค่าตรงกับค่าฝึกหัดที่ให้ไปมากที่สุดนั้นคือพยายามทำให้

$$f_{w,b}(z_i) = y_i \quad i = 1, \dots, \ell \quad (2.29)$$

จากสมการที่ (6) เพื่อที่ทำการหะระยะระหว่างข้อมูลสองกลุ่มที่ถูกแบ่งด้วยระนาบมีค่ามากที่สุด เราจะทำการกำหนดสมการให้ค่า  $w$  และ  $b$  มีค่าสอดคล้องตามสมการ 2.27

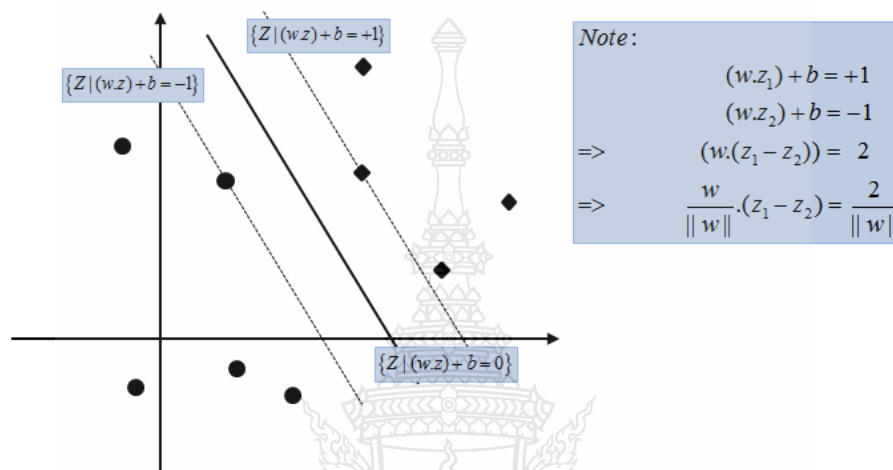
$$(w \cdot z_i) + b \geq 1 \quad (2.30)$$

และ  $(w \cdot z_i) + b \leq -1 \quad (2.31)$

หรือนั่นคือ

$$y_i \cdot ((w \cdot z_i) + b) - 1 \geq 0 \quad (2.32)$$

เมื่อ  $i$  มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง  $N$  ซึ่งสามารถแสดงระนาบที่เกิดขึ้นได้ดังภาพที่ 2.25



ภาพที่ 2.25 ระนาบที่สอดคล้องตามสมการ

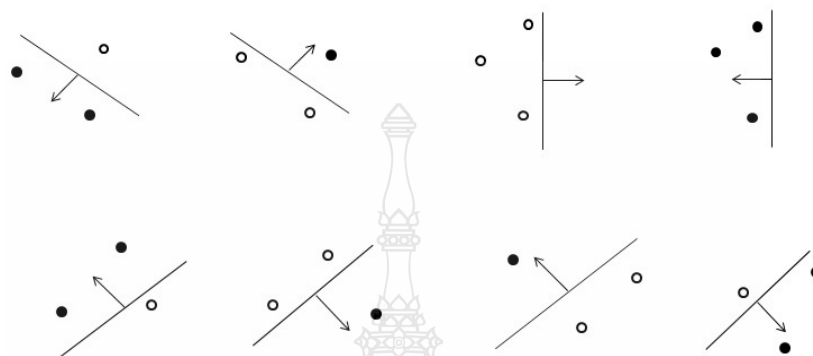
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับการรู้จำแบบภาพ (Pattern Recognition) [8] ซึ่งพยายามที่จะสร้างปริภูมิสมมุติฐาน (Hypothesis Space) ของฟังก์ชันของกฎการจำแนก  $h: x \rightarrow y$  ซึ่งในที่นี้เราจะกล่าวถึงกรณีที่มี 2 ชนิด (Class)  $h: \mathbb{R}^N \rightarrow \{\pm 1\}$  กำหนดให้มี  $N$  ค่าสังเกต (Observation) แต่ละค่าสังเกตประกอบด้วยคู่ของเวกเตอร์  $x_i \in \mathbb{R}^N$  และสัญลักษณ์แสดงชนิด (Class label)  $y_i \in \{\pm 1\}$  ดังนั้นจะได้ว่า

$$(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N) \in \mathbb{R}^N \times \{\pm 1\} \quad (2.33)$$

เราจะกล่าวว่า  $h$  จำแนกตัวอย่าง  $(x, y)$  ได้ถูกต้องเมื่อ  $h(x) = y$  โดย  $(x, y) \sim P(x, y)$  ซึ่งได้มาจากการฝึกฝน  $(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)$

ปริมาณที่ใช้วัดความสมบูรณ์ (Richness) หรือความเปลี่ยนแปลงได้ (Flexibility) ของชนิดฟังก์ชันซึ่งส่งผลถึงความจุของระบบรู้จำเรียกว่า มิติ VC การควบคุมความจุได้ย่อมทำให้ประสิทธิภาพของระบบดีขึ้น ตัวอย่างมิติ VC ของปริภูมิสมมุติฐานในกรณีมี 2 ชนิด จะเท่ากับจำนวนที่มากที่สุด  $d$  ของตัวอย่างที่สามารถแบ่งเป็น 2 กลุ่มด้วย  $2d$  วิธีใดๆ โดยใช้ปริภูมิสมมุติฐานนั้น

มิติ VC ของปริภูมิสมมุติฐานใน  $\mathbb{R}^N$  คือ  $N + 1$  เช่น ใน  $\mathbb{R}^3$  จะได้ มิติ VC = 3 ดังภาพที่ 2.26 จากภาพพบว่ามีเพียงกรณี 3 ตัวอย่างเท่านั้นที่เป็นจำนวนมากที่สุดที่สามารถแบ่งออกได้  $2^3 = 8$  วิธี ส่วนกรณี 4 ตัวอย่างนั้นทำไม่ได้



(ก) มิติ VC ใน  $\mathbb{R}^2$



(ข) กรณี 4 ตัวอย่างใน  $\mathbb{R}^2$

ภาพที่ 2.26 มิติ VC ของปริภูมิสมมุติฐานใน  $\mathbb{R}^N$

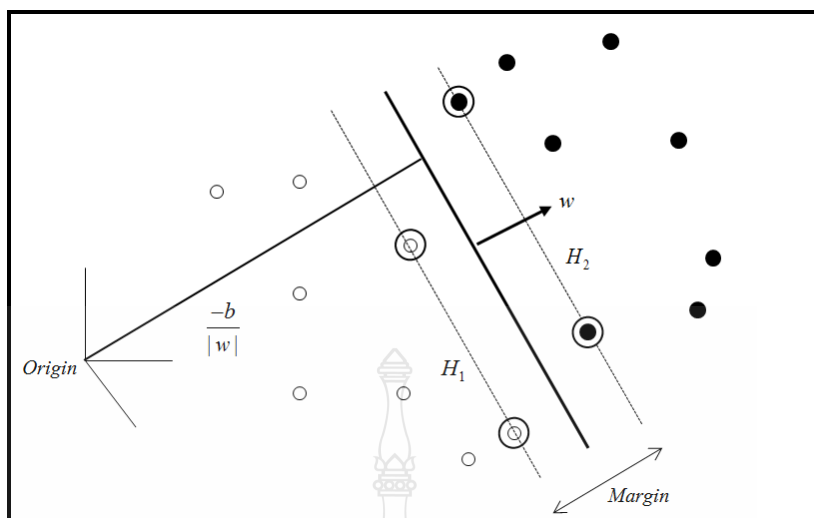
#### 2.9.4 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบเชิงเส้น

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบเชิงเส้น คือ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่มีไฮเปอร์เพลน (Hyper Plane) ในลักษณะเป็นเชิงเส้นแบ่งออกได้ 2 กรณี คือ กรณีแยกกันได้และกรณีแยกกันไม่ได้

##### 2.9.4.1 กรณีแยกกันได้

เป็นการพิจารณาในกรณีที่ง่ายที่สุดเนื่องจากข้อมูลมีลักษณะแยกกันอย่างสมบูรณ์ซึ่งสามารถจำแนกประเภทชนิดได้ด้วยภาพแบบทางเรขาคณิตไฮเปอร์เพลน ได้ดังภาพที่ 2.27





ภาพที่ 2.27 ไลเปอร์เพลนแบบเชิงเส้นสำหรับกรณีแยกกันได้

โดยตำแหน่งของจุดตัวอย่างมีความสัมพันธ์ดังนี้

$$\bar{w} \cdot \bar{x} + b \geq 0 \quad (2.34)$$

โดย  $\bar{w}$  เป็นเวกเตอร์นำหนักซึ่งเป็นเวกเตอร์ปกติของไลเปอร์เพลนและ  $b$  เป็นไบแอส ระยะห่างจากจุดกำเนิดไปตั้งฉาก ไลเปอร์เพลน คือ  $\frac{|b|}{\|\bar{w}\|}$  ระยะห่างจากที่สั้นที่สุดจาก ไลเปอร์เพลน ไปสู่จุดตัวอย่างทางบวก และทางลบ คือ  $d_+$ ,  $d_-$  ตามลำดับ ระยะขอบเขต (Margin) คือ ระยะห่างระหว่าง  $d_+$  และ  $d_-$  เราสามารถกำหนดความสัมพันธ์ได้ดังนี้

$$h(\bar{w}) = \text{sgn}[\sum_{i=1}^I \bar{w}_i \bar{x}_i + b] = \begin{cases} +1 & \text{if } \sum_{i=1}^I \bar{w}_i \bar{x}_i + b > 0 \\ -1 & \text{else} \end{cases} \quad (2.35)$$

จาก  $y_i \in \{\pm 1\}$  และสมการ (2.30) เราจะได้สมการ

$$y_i(\bar{w}_i \bar{x}_i + b) - 1 \geq 0 \quad (2.36)$$

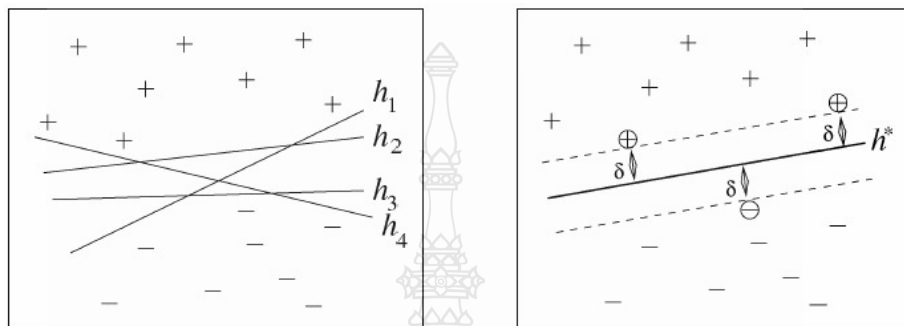
จากภาพที่ 2.27 ไลเปอร์เพลน  $H_1: \bar{x}_1 \cdot \bar{w} + b = 1$  มีระยะห่างจากจุดกำเนิดคือ  $\frac{|1-b|}{\|\bar{w}\|}$

ไลเปอร์เพลน  $H_2: \bar{x}_1 \cdot \bar{w} + b = -1$  มีระยะห่างจากจุดกำเนิดคือ  $\frac{|-1-b|}{\|\bar{w}\|}$



$$\text{ดังนั้น } d^+ = d^- = \frac{|1|}{\|w\|} \text{ และ Margin } (\delta) = \frac{|2|}{\|w\|}$$

ข้อสังเกต  $H_1$  ขนานกับ  $H_2$  เนื่องจากมีเวกเตอร์ปกติเดียวกันและไม่มีจุดตัวอย่างอยู่ระหว่าง  
 นั้นจุดตัวอย่างที่อยู่ในแนวของ  $H_1$  และ  $H_2$  เรียกว่า ซัพพอร์ตเวกเตอร์ (Support Vector) ลักษณะของ  
 ไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสมที่สุดเป็นดังภาพที่ 2.28



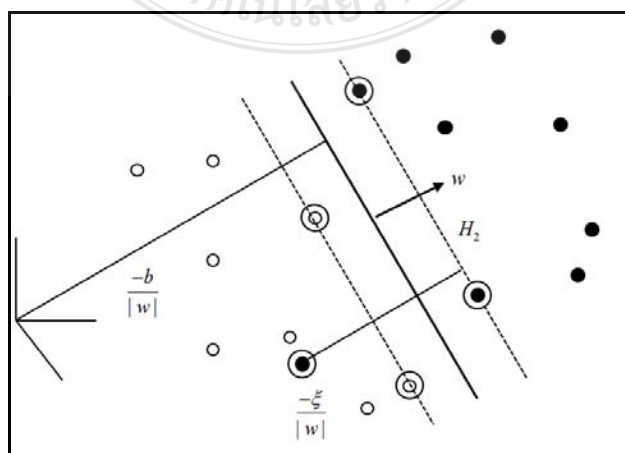
ภาพที่ 2.28 ไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสมที่สุด

#### 2.9.4.2 กรณีแยกกันไม่ได้

กรณีที่เรไม่สามารถแยกจุดตัวอย่างบางตัวอย่างได้ด้วยไฮเปอร์เพลน เราทำได้เพียงหา  
 ไฮเปอร์เพลนที่สามารถแยกจุดตัวอย่างออกจากกันให้ได้มากที่สุดและยอมให้มีจุดตัวอย่างส่วนน้อย  
 เพียงบางจุดที่ผิดพลาดดังในภาพที่ 2.29 เราจึงไม่สามารถใช้ขอบเขตแบบแข็ง (Hard margin)

$$\text{Minimize } J(w, b) = \frac{1}{2} w \cdot w \quad (2.37)$$

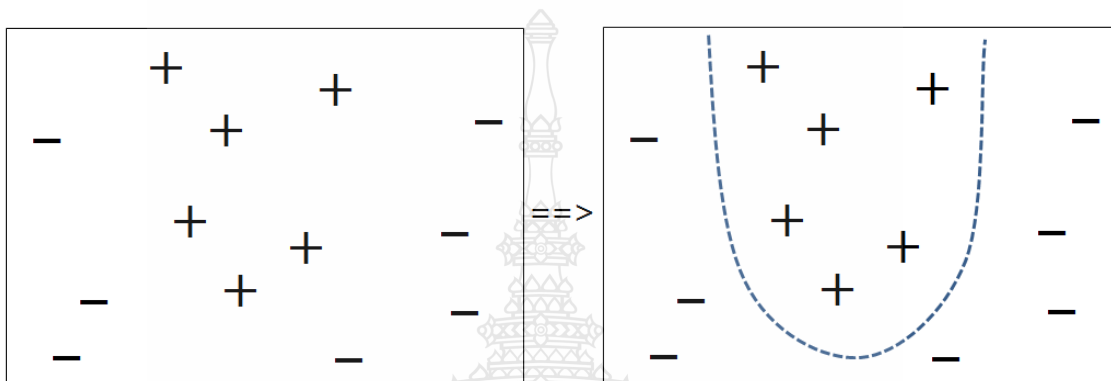
$$\text{Subject to } y_i [w \cdot x_i + b] \geq 1 \quad (2.38)$$



ภาพที่ 2.29 ไฮเปอร์เพลนแบบเชิงเส้นสำหรับกรณีแยกกันไม่ได้

2.9.5 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบไม่เชิงเส้น

ในงานบางประเภทมีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้นจึงไม่สามารถใช้ไฮเปอร์เพลนมาจำแนกประเภทได้ดังภาพที่ 2.30



ภาพที่ 2.30 โครงสร้างข้อมูลแบบไม่เป็นเชิงเส้น

จากภาพที่ 2.30 เป็นตัวอย่างของการส่งจาก

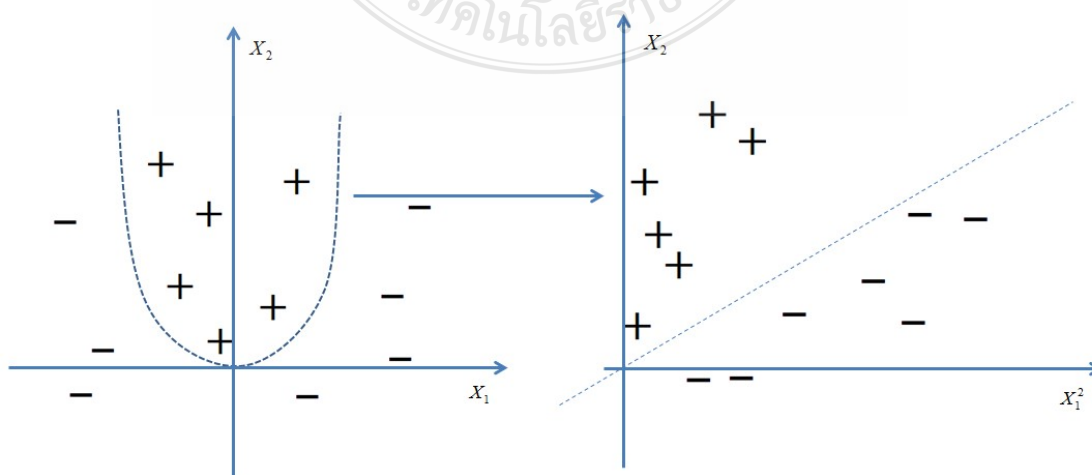
Input Space:  $\vec{x} = (x_1, x_2)$  (2 คุณลักษณะ)

Feature Space:  $\Phi(\vec{x}) = (x_1^2, x_2^2, \sqrt{2x_1}, \sqrt{2x_2}, \sqrt{2x_1x_2}, 1)$  (6 คุณลักษณะ)

หลังจากส่งไปสู่อุปกรณ์ลักษณะแล้วเราจะสามารถหาไฮเปอร์เพลนมาจำแนกประเภทได้

วิธีประยุกต์ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับกรณีไม่เชิงเส้นนี้ทำได้โดยการส่งแมป (Map)

จากปริภูมิขาเข้า (Input space) ไปสู่อุปกรณ์ลักษณะ (Feature space) โดยผ่านฟังก์ชัน  $\Phi(\vec{x})$  ดังภาพที่ 2.31



ภาพที่ 2.31 การส่งปริภูมิขาเข้า (ซ้าย) ไปสู่ปริภูมิลักษณะ (ขวา)

### 2.9.6 เคอร์เนล (Kernels)

เนื่องจากมีจำนวนของคุณลักษณะสำคัญ (Attribute) มากมายจากโพลิโนเมียลระดับชั้น  $p$  บน  $N$  คุณลักษณะสำคัญในปริภูมิขาเข้าไปเป็น  $O(N^p)$  คุณลักษณะสำคัญในปริภูมิคุณลักษณะสำคัญ

$$\text{Kernel functions: } K(\bar{x}_i, \bar{x}_j) = \Phi(\bar{x}_i) \cdot \Phi(\bar{x}_j) \quad (2.39)$$

จาก  $\Phi(\bar{x}) = (x_1^2, x_2^2, \sqrt{2x_1}, \sqrt{2x_2}, \sqrt{2x_1x_2}, 1)$  เราสามารถหาฟังก์ชันเคอร์เนลได้เป็น

$$K(\bar{x}_i, \bar{x}_j) = \Phi(\bar{x}_i) \cdot \Phi(\bar{x}_j) = [\bar{x}_i \cdot \bar{x}_j + 1] \quad (2.40)$$

ทำการปรับปรุงใหม่โดยใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลได้ดังนี้

$$\text{Hyperplane: } h(\bar{x}) = \text{sign}[\sum_{x_i \in SV} \alpha_i y_i K(\bar{x}_i, \bar{y}_j) + b] \quad (2.41)$$

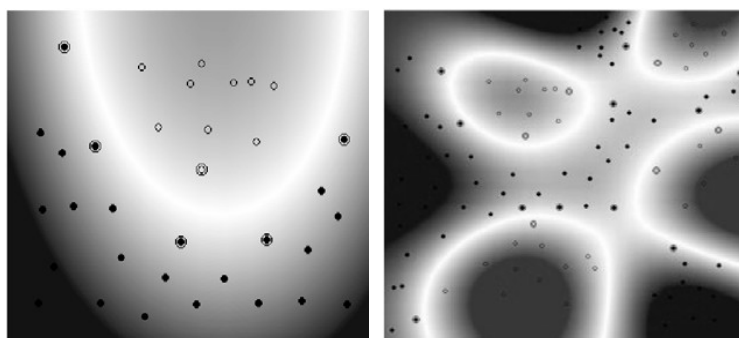
ฟังก์ชันเคอร์เนลมีหลากหลายขึ้นกับการใช้งาน เช่น

$$\text{Linear: } K(\bar{x}_i, \bar{x}_j) = \bar{x}_i \cdot \bar{x}_j \quad (2.42)$$

$$\text{Polynomial: } K(\bar{x}_i, \bar{x}_j) = [\bar{x}_i \cdot \bar{x}_j + 1]^d \quad (2.43)$$

$$\text{Radial Basis Function: } K(\bar{x}_i, \bar{x}_j) = e^{-\frac{\|\bar{x}_i - \bar{x}_j\|^2}{2\sigma^2}} \quad (2.44)$$

$$\text{Sigmoid: } K(\bar{x}_i, \bar{x}_j) = \tanh[\gamma(\bar{x}_i - \bar{x}_j) + C] \quad (2.45)$$



## ภาพที่ 2.32 ฟังก์ชันเคอร์เนล

### 2.10 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

เนื่องจากงานวิจัยทางการประมวลผลสัญญาณภาพได้มีการพัฒนาอย่างหลากหลายในหลายแนวทาง ความแม่นยำในการรู้จำ ความยุ่งยากของการประมวลผล ความรวดเร็วในการตัดสินใจ รวมไปถึงจำนวนของสัญญาณที่นำมาทดสอบ จึงแตกต่างกันออกไปตามวัตถุประสงค์ของการวิจัยนั้นๆ ตัวอย่างงานวิจัยที่ผ่านมาที่นำมาเสนอนี้ จึงได้คัดเลือกเฉพาะงานที่ใกล้เคียงกับงานวิจัยที่กำลังทำอยู่เท่านั้น อาทิเช่น

2.10.1 อธิพันธ์ เมธเศรษฐและสมชาย จิตะพันธ์กุล, “การรู้จำตัวอักษรเขียนภาษาไทยที่เป็นคำแบบออฟไลน์โดยใช้หลักเกณฑ์ทางฟัซซีร่วมกับคุณลักษณะบ่งความต่าง” [5] เป็นวิธีการรู้จำตัวอักษรเขียนภาษาไทยที่เป็นคำเรียกชื่อ จังหวัด โดยประยุกต์ใช้ฟัซซีโลจิก ร่วมกับคุณลักษณะบ่งบอกความต่างของอักษรภาษาไทย โดยระบบจะพิจารณาความคล้ายของตัวอักษรกับภาพแบบมาตรฐานที่อยู่ในภาพของกฎทางฟัซซี และเลือกภาพแบบที่มีความคล้ายมากที่สุด 5 ภาพ ไปตรวจสอบกับพจนานุกรมคำ เรียกชื่อจังหวัด ในการตรวจสอบผลการรู้จำกับพจนานุกรมสามารถลดเวลาการทำงานได้โดยแบ่งกลุ่มคำ ออกตามความยาวของตัวอักษร

2.10.2 สุวสา พิชิตเดชและบุญเสริม กิจศิริกุล, “การรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยใช้กลุ่มก้อนของนิวโรลเน็ตเวิร์ก” [4] นำเสนอเรื่องการรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยใช้กลุ่มก้อนนิวโรลเน็ตเวิร์ก ซึ่งใช้หลักการของกลุ่มก้อนของตัวแยกแยะ (Ensemble of Classifiers) ในการรู้จำตัวอักษรไทย โดยใช้ตัวแยกแยะหลายตัว ตัวแยกแยะที่ดีจะต้องมีความถูกต้องสูงและมีความหลากหลายในการตอบคำถามที่ผิด ถ้าความผิดพลาดจากตัวแยกแยะแต่ละตัวเป็นอิสระจากกันจะทำให้ความผิดพลาดของกลุ่มก้อนลดลง

2.10.3 พัฒนชัย เบศรภิญโญวงศ์และบุญเสริม กิจศิริกุล, “การรู้จำตัวอักษรไทยโดยใช้ซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนและเคอร์เนล” [9] นำเสนอเทคนิคของซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน (เอสบีเอ็ม) และเคอร์เนลเข้ามาประยุกต์ใช้ในส่วนของการวิเคราะห์องค์ประกอบสำคัญของข้อมูล ซึ่งเป็นกระบวนการที่สำคัญในการดึงเอาลักษณะสำคัญของข้อมูลภาพตัวอักษร ก่อนที่จะส่งข้อมูลที่ได้ไปยังส่วนรู้จำของโปรแกรมไอซีอาร์เพื่อทำการแยกแยะว่าเป็นตัวอักษรชนิดใดต่อไป โดยเรียกเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบสำคัญของข้อมูลแบบใหม่ เป็นการวิเคราะห์องค์ประกอบสำคัญของข้อมูลแบบเคอร์เนลอย่างไรก็ตาม วิธีใหม่นี้กลับใช้หน่วยความจำและเวลาที่เพิ่มขึ้นจากเดิม

2.10.4 ปริญญา สงวนศักดิ์ และ สมชาย จิตะพันธ์กุล, “การรู้จำตัวอักษรภาษาไทยแบบออนไลน์โดยใช้แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ” [10] ได้นำเทคนิคฮิดเดนมาร์คอฟมาทำการจำแนกสามารถทำการ

จำแนกตัวอักษรออกได้แต่จะมีปัญหาในส่วนการรู้จำกลุ่มตัวอักษรภาษาไทยที่คล้ายกันส่งผลให้อัตราการรู้จำต่ำ

2.10.5 Chomtip Pornpanomchai and Montri daveloh, “Printed thai character recognition by genetic algorithm” [11] นำเสนอเรื่องเทคนิคการแยกตัวอักษรในระดับต่างๆ ก่อนที่จะทำการไปจำแนกตัวอักษรโดยใช้พีชชีโลจิก ทำให้ผลของการแยกตัวอักษรได้รับความถูกต้องมากยิ่งขึ้นและงานวิจัยนี้ก็ได้้นำเทคนิคการแยกตัวอักษรนำมาประยุกต์เข้ามาใช้ในงานวิจัยด้วย

2.10.6 อุดม สถาพรชัยสิทธิ์และบุญเสริม กิจศิริกุล, “การรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยใช้เทคนิคด้านการวิเคราะห์องค์ประกอบสำคัญและนิวรอลเน็ตเวิร์ก” [12] นำเสนอการรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทย โดยใช้เทคนิคด้านการวิเคราะห์องค์ประกอบสำคัญและนิวรอลเน็ตเวิร์ก เป็นงานวิจัยเกี่ยวกับการรู้จำตัวอักษรภาษาไทย โดยการหาคุณลักษณะ (feature) ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบสำคัญ โดยมีจุดมุ่งหมายการลดจำนวนข้อมูลนำเข้าโดยคงคุณลักษณะที่สำคัญไว้มากที่สุด เพื่อให้ระบบการรู้จำด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์กทำได้อย่างมีประสิทธิภาพ ไม่ใช่ทรัพยากรทั้งด้านหน่วยความจำ และการประมวลผลมากเกินไป อีกทั้งยังคงความถูกต้องในการรู้จำที่ดีอีกด้วย

2.10.7 Faouzi Bouchareb and Rachid Hamdi, “Handwritten Arabic character recognition based on SVM Classifier” [13] งานวิจัยนี้ได้นำซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนไปประยุกต์ใช้กับงานที่เป็นลายมือ และใช้ Radial Basis Function (RBF) เพื่อจะให้ช่วยแยกลายมือที่มีลักษณะที่แตกต่างกันและนำมาจำแนกตัวอักษรซึ่งสามารถจำแนกได้ถูกต้องแม่นยำมากขึ้น

2.10.8 Hussein Al-Zoubi, Mahmood Al-Khassaweneh, “Offline Machine-Print Hindi Digit Recognition Using Translational Motion Estimation” [14] งานวิจัยนี้ได้นำเสนอหลักการจำแนกตัวอักษรโดยใช้เทียบกับอักษรต้นแบบและทำการเคลื่อนตัวอักษร การกลับด้าน และการหมุน นำมาเทียบกัน แต่เพียงใช้ตัวเลขมาทำการทดสอบและจำกันขนาดตัวอักษรไว้ที่ขนาด 32×32 พิกเซลเท่านั้น

2.10.9 Dewi Nasien, Habibollah Haron, “Support vector machine (svm) for english handwritten character recognition” [15] งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการจำแนกตัวอักษรโดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน แบบ Freeman chain code (FCC) มาใช้ในการจำแนกตัวอักษรภาษาอังกฤษที่เป็นลายมือสามารถทำการจำแนกได้ ถูกต้อง 73.45 เปอร์เซ็นต์ แต่ยังคงมีปัญหาตรงที่ภาพที่คุณภาพต่ำจะไม่สามารถจำแนกออกมาได้

2.10.10 ภรณ์ยา อามฤรัตน์, เดช ธรรมศิริ, “การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการคัดเลือกและจำแนกข้อมูลด้วยวิธีการทางเครือข่ายประสาทเทียม” [16] งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการวัดประสิทธิภาพของการจำแนกประเภทของข้อมูลโดยนับจากค่าความถูกต้องของการจำแนกประเภทข้อมูลที่วัดได้โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเทียม (Neural Network) แบบ Multi-Layer Perceptron (MLP) กับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machines - SVM) ที่ใช้ kernel ด้วย RBF

ตารางที่ 2.2 ประสิทธิภาพ MPL เทียบกับ SVM

	Type	Correctly	Incorrect
MLP	original	96.57	3.42
	cfs	93.83	6.16
	pca	92.46	7.53
SVM	original	100	0
	cfs	100	0
	pca	96.55	3.45

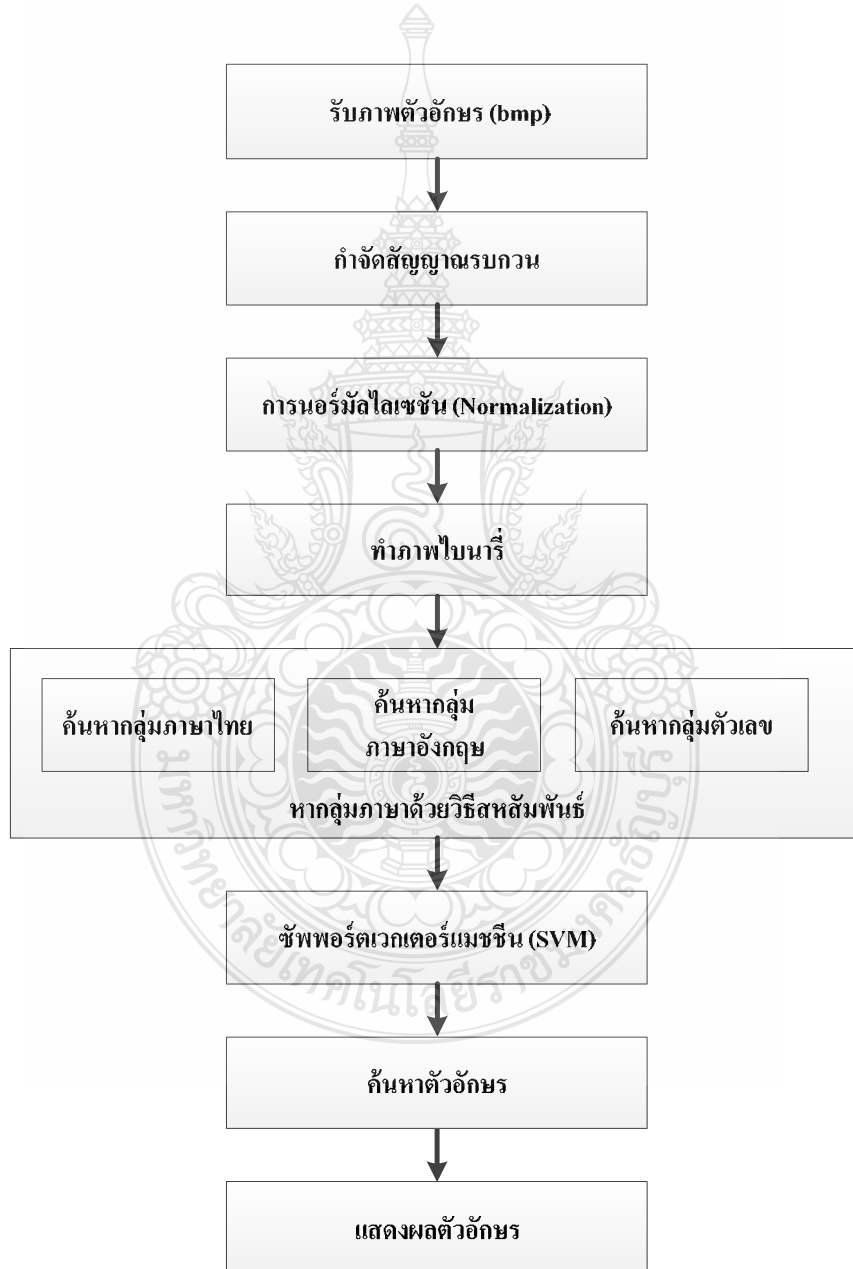
จากตารางที่ 2.2 ผลการทดลองที่ได้ จะเห็นว่าค่าประสิทธิภาพของแต่ละวิธีจากการใช้ข้อมูลชุดเดียวกันนี้ในการทดสอบนั้นพบว่า ค่าประสิทธิภาพการจัดกลุ่มของชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบแบบ SVM ที่ใช้ kernel แบบ RBF นั้นจะให้ผลการทดสอบที่สูงกว่า MLP คือ ได้ค่าความถูกต้อง 96.55-100 เปอร์เซ็นต์

จากงานวิจัยที่กล่าวมาข้างต้นว่า การจำแนกตัวอักษรด้วยวิธีการประมวลผลภาพ ยังติดปัญหาในด้านคุณภาพของการแยกแยะดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงขอเสนอการจำแนกตัวอักษรด้วยวิธีทางสหสัมพันธ์แบบสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ทำงานร่วมกับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนมาทำการจำแนกตัวอักษร

### บทที่ 3

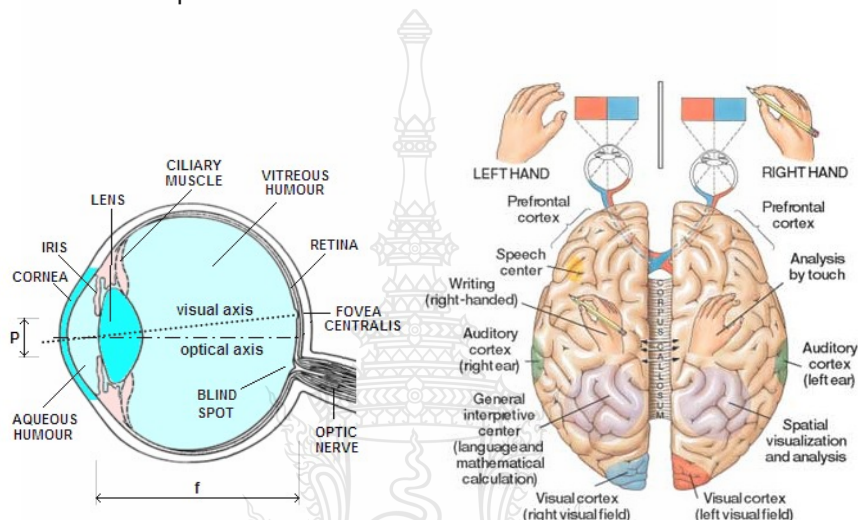
## วิธีการดำเนินการวิจัย

ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัยการรู้จำตัวอักษร โดยใช้วิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซอฟต์แวร์  
เวกเตอร์แมชชีน ซึ่งจะมีกระบวนการต่างๆ และขั้นตอนการดำเนินงานดังต่อไปนี้



ภาพที่ 3.1 ขั้นตอนการทำงานรู้จำตัวอักษร

ในงานวิจัยการรู้จำตัวอักษรโดยใช้วิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนนี้ จะทำการจำลองให้ใกล้เคียงเสมอเหมือนสมองของมนุษย์ เช่นเมื่อนุษย์มองเห็นตัวอักษร สิ่งแรกที่จะมีกระบวนการสังเกต ก่อนลำดับแรกๆคือ ตัวอักษรนั้นเป็นภาษาที่รู้จักหรือไม่ แล้วค่อยมาวิเคราะห์ว่าเป็นตัวอักษรใดแล้วค่อยรวบรวมเป็นคำของภาษานั้นๆ จากภาพที่ 3.2 ในงานวิจัยนี้เองก็ได้มีแนวคิดในการแบ่งกลุ่มภาษาก่อน แล้วจึงมาจำแนกตัวอักษร จากนั้นก็จะเข้าไปสู่การรวบรวมเป็นคำเป็นประโยคในขั้นตอนต่อไป ซึ่งขั้นตอนกระบวนการดังกล่าวจะเป็นดังภาพที่ 3.1

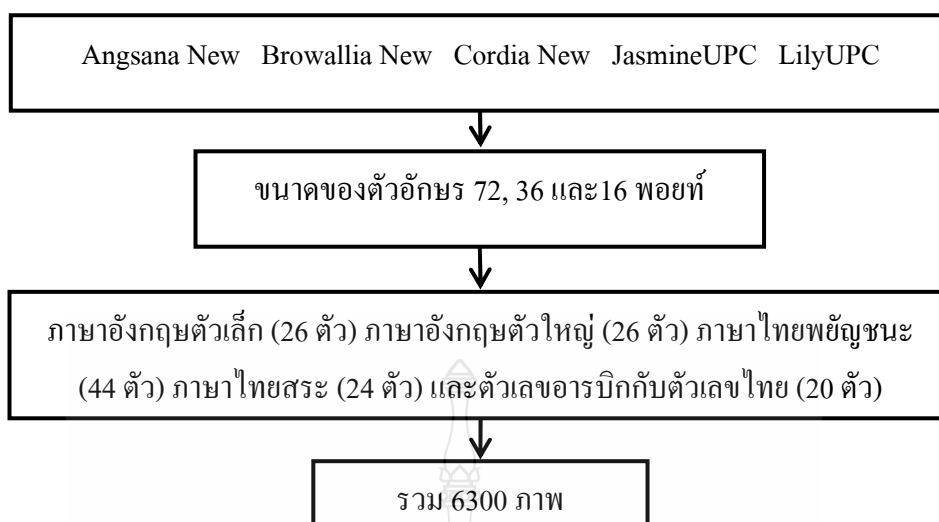


ภาพที่ 3.2 กลไกการรู้จำของสมองมนุษย์ผ่านทางดวงตา [1]

### 3.1 การเตรียมภาพตัวอักษร

ในการทดลองใช้ข้อมูลภาพตัวอักษรมาใช้เป็นชุดเรียนรู้จำนวน 6300 ภาพ ซึ่งทั้งหมดจะทำได้ด้วยโปรแกรม Paint ภาพตัวอักษรที่ใช้ประกอบไปด้วยขนาดของตัวอักษรที่ 72, 36 และ 16 พอยท์ แบ่งเป็นชนิดตัวอักษรเอียง ชนิดตัวอักษรหนา และตัวอักษรธรรมดา แล้วใช้ฟอนต์อีก 5 รูปแบบ คือ Angsana New, Browallia New, Cordia New, JasmineUPC และ LilyUPC [9] ซึ่งจะมีจำนวนของแต่ละชุดดังนี้ ภาษาอังกฤษตัวเล็ก (26 ตัว) ภาษาอังกฤษตัวใหญ่ (26 ตัว) พยัญชนะภาษาไทย (44 ตัว) สระภาษาไทย (24 ตัว) และตัวเลขอารบิกกับตัวเลขไทย (20 ตัว) จากนั้นทำการบันทึกข้อมูลเก็บไว้ในแฟ้มข้อมูล 1 แฟ้มต่อ 1 ตัวอักษร แล้วจะเก็บเป็นสกุลภาพบิตแมพ (BMP) ซึ่งจะให้คุณภาพได้ดีและใช้ขนาดพื้นที่ในการจัดเก็บไม่มากเกินไป ดังแสดงในภาพที่ 3.3





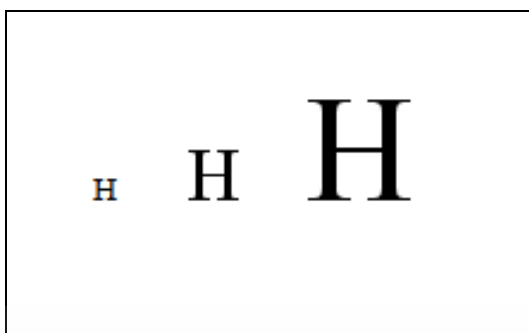
### ภาพที่ 3.3 ขั้นตอนการเตรียมภาพชุดเรียนรู้

#### 3.1.1 การเลือกชนิดของฟอนต์ที่นำมาวิจัย

ในการเลือกชนิดของฟอนต์ที่ได้นำมาใช้โดยอ้างอิงมาจากการงานวิจัย “การรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยการใส่กลุ่มก้อนของนิรอลเน็ตเวิร์ก” [2] ได้ใช้ฟอนต์ Angsana New, Browallia New และ Cordia New ในการวิจัย เพราะในงานเอกสารทั่วไปนั้นจะพบว่า มีรูปแบบฟอนต์พื้นฐานจะใช้ทั้ง 3 เป็นหลัก ส่วนอีก 2 ฟอนต์ JasmineUPC และ LilyUPC นั้นเป็นที่มีความแตกต่างจาก 3 ฟอนต์แรกดังภาพที่ 3.4



ภาพที่ 3.4 แบบฟอนต์ที่ใช้ในงานวิจัย Angsana New, Browallia New, Cordia New, JasmineUPC และ LilyUPC ตามลำดับ



ภาพที่ 3.5 ตัวอย่างฟอนต์ที่ขนาดของตัวอักษรที่ 16, 36 และ 72 พอยท์ตามลำดับ



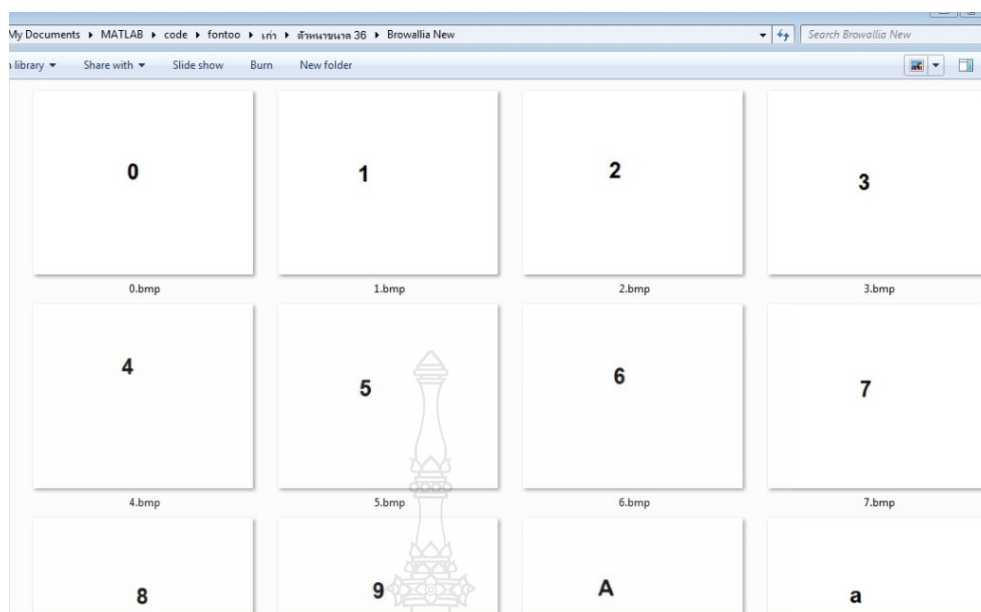
ภาพที่ 3.6 ตัวอย่างฟอนต์ที่แบบตัวอักษรเรียง ชนิดตัวอักษรหนา และตัวอักษรธรรมดา

ตารางที่ 3.1 จำนวนภาษาที่ใช้ในแต่ละกลุ่ม

ภาษาอังกฤษ ตัวเล็ก	ภาษาอังกฤษ ตัวใหญ่	พยูชนะ ภาษาไทย	สระ ภาษาไทย	ตัวเลขอารบิกกับ ตัวเลขไทย
1170	1170	1980	1080	900

### 3.1.2 การจัดเก็บภาพตัวอักษรที่เป็นชุดเรียนรู้

ในการจัดเก็บภาพตัวอักษรนั้นภาพในชุดการเรียนรู้เป็นภาพของตัวอักษรที่เก็บไว้ใน  
แฟ้มข้อมูล 1 แฟ้มต่อ 1 ตัวอักษรดังภาพที่ 3.7 เพื่อที่จะเก็บเข้าไปสู่ระบบในรูปแบบฐานข้อมูลต่อไป



ภาพที่ 3.7 การเตรียมภาพหนึ่งภาพต่อตัวอักษร

### 3.2 การเตรียมการปรับภาพเบื้องต้นก่อนเข้ากระบวนการการจำแนกตัวอักษร

ก่อนการนำภาพเข้าสู่กระบวนการการจำแนกตัวอักษร จะต้องทำการปรับคุณภาพของภาพให้เหมาะสม เนื่องจากภาพที่ได้จากการอาจมีสัญญาณอื่นๆ มาร่วมอยู่กับสัญญาณภาพ ซึ่งจะทำให้สัญญาณภาพมีความผิดเพี้ยนและไม่เหมาะที่จะทำไปประมวลผลสัญญาณต่อไป ดังนั้นจำเป็นอย่างยิ่งที่ต้องกำจัดสัญญาณเหล่านั้นออกไปเพื่อลดความผิดเพี้ยนของสัญญาณน้อยที่สุดซึ่งมีขั้นตอนการปรับสัญญาณ ดังต่อไปนี้

#### 3.2.1 การออกแบบระบบการแปลงภาพสีให้เป็นภาพระดับสีเทา

ในการประมวลผลภาพในซึ่งมีลักษณะเป็นภาพสีนั้น จำเป็นต้องใช้ทรัพยากรในการประมวลผลมาก เนื่องจากการจัดเก็บข้อมูลของภาพสีจะต้องจัดเก็บค่าความเข้มของแม่สีทั้งสาม ได้แก่ สีแดง สีเขียว และสีน้ำเงิน ดังนั้นการแปลงภาพสีให้เป็นภาพระดับสีเทา ซึ่งจะจัดเก็บเพียงระดับสีเทาของแต่ละพิกเซลบนภาพจึงเป็นขั้นตอนสำคัญที่จะทำให้การประมวลผลมีความรวดเร็ว อีกทั้งยังคงความถูกต้องเสมือนประมวลผลด้วยภาพสีด้วย

สำหรับวิธีการแปลงภาพสีเป็นภาพระดับสีเทานั้นสามารถกระทำได้โดยคำนวณระดับสีเทาของแต่ละพิกเซลบนภาพด้วยสมการ

$$G(i) = \alpha R + \beta G + \gamma B$$

หรือ 
$$G(i) = \frac{R + G + B}{3} \quad (3.1)$$

โดย  $G(i)$  คือ ระดับสีเทาของพิกเซล  $i$  บนภาพ

$\alpha, \beta$  และ  $\gamma$  คือ สัมประสิทธิ์ความเข้มของแต่ละแม่สี

$R, G$  และ  $B$  คือ ความเข้มของสีแดง สีเขียว และสีน้ำเงินของพิกเซล

โดยปกติแล้วสัมประสิทธิ์ความเข้มของแต่ละแม่สีจะมีค่าไม่เท่ากัน แต่วิธีที่ง่ายที่สุดคือการกำหนดให้แต่ละสัมประสิทธิ์มีค่าเท่ากัน นั่นคือ 0.33 หรือใช้วิธีที่นิยมคือ นำความเข้มของสีแดง สีเขียว และสีน้ำเงิน รวมกันแล้วหารสาม ก็ได้เช่นกัน

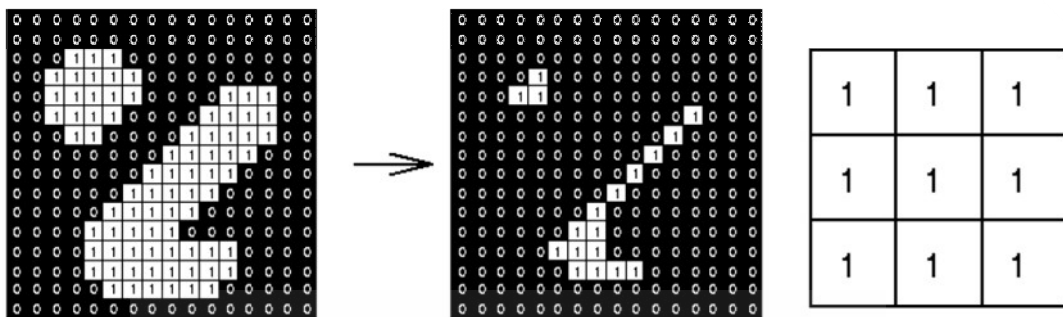


ภาพที่ 3.8 วิธีการแปลงภาพสีให้เป็นภาพระดับสีเทา

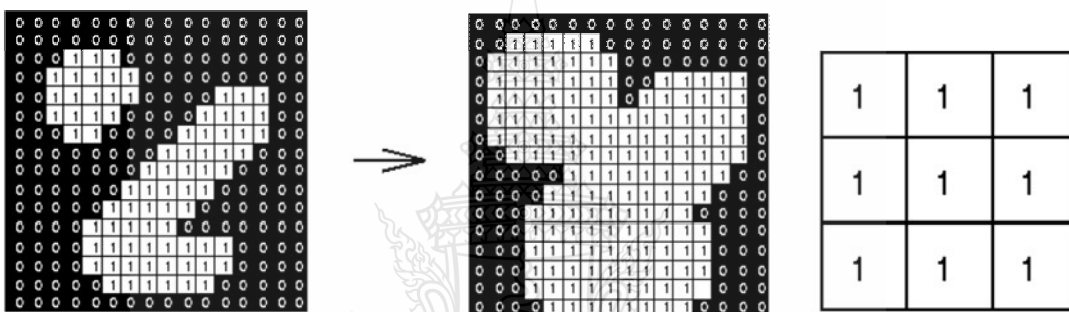
### 3.2.2 การกำจัดสิ่งรบกวนของภาพ Windows Mask [2]

ขั้นตอนถัดไป คือ การแปลงภาพระดับสีเทา ที่ได้จากการลบพื้นหลังให้กลายเป็นภาพขาวดำ ทั้งนี้ก็เพราะไม่มีความจำเป็นในการทำงานระดับสีที่แตกต่างกันถึง 256 ระดับจากภาพระดับสีเทา จึงจะทำการแปลงภาพให้เป็นภาพขาวดำซึ่งมีเพียง 2 ระดับสีเท่านั้น ซึ่งจะใช้แสดงว่า พิกเซล ใดเป็นพื้นหลัง และ พิกเซลใดเป็นส่วนที่จะพิจารณาโดยก่อนที่จะเริ่มต้นกระบวนการ จะมีการลด noise ในภาพ ด้วยวิธีการกร่อนภาพ (Erosion) ตามด้วยการพองภาพ (Dilation) การกร่อนภาพสามารถทำได้ โดยการเลื่อน structure element ซึ่งมีลักษณะเป็นเมตริกประกอบด้วยค่า binary 2 ค่า คือ 0 และ 1 พาดผ่านทุก พิกเซล ของภาพ หากการซ้อนกันของ structure element และ พิกเซลของภาพสามารถซ้อนกันได้อย่างพอดีจะพิจารณาพิกเซลซึ่งเป็นศูนย์กลางของการซ้อนให้มีค่าเป็น 1 หรือเป็น foreground

ในกรณีของการพองภาพก็เช่นเดียวกัน จะเลื่อน structure element ไปทุกพิกเซล ของภาพ และพิจารณาผลลัพธ์จากการซ้อนกัน โดยหากมีพิกเซล อย่างน้อย 1 พิกเซล ที่มีค่าเป็น 1 ก็ จะพิจารณา พิกเซล ซึ่งเป็นศูนย์กลางการซ้อนให้เป็น foreground



ภาพที่ 3.9 ตัวอย่างการ Erosion ภาพโดยใช้ structure element ขนาด 3x3 พิกเซล



ภาพที่ 3.10 ตัวอย่างการ Dilation ภาพโดยใช้ structure element ขนาด 3x3 พิกเซล

Windows Mask เป็นเทคนิคการกำจัดสิ่งรบกวนบนภาพ จะพิจารณาจากจุดใกล้เคียง 8 จุด เพื่อจะทำการกำจัดสิ่งรบกวนของภาพ ซึ่งจุดใกล้เคียงก็คือจุดที่สนใจที่ P5 ดังภาพที่ 3.11 (ก) Windows Mask มีประสิทธิภาพมากวิธีหนึ่งวิธีการนำมาใช้คือ Average Filter เป็นวิธีการหาค่าเฉลี่ย ใน Windows Mask ดังภาพที่ 3.11 (ข) วิธีการหาค่าเฉลี่ย Windows Mask สามารถหาค่าได้จากสมการที่ 3.2

$$g(i, j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1, j=1}^{m, n} f(i, j) \quad (3.2)$$

โดยที่  $g(i, j)$  คือค่าเฉลี่ยของตำแหน่ง  $(i, j)$  ที่นำ Windows Mask ไปครอบ  
 $f(i, j)$  คือตำแหน่งที่นำ Windows Mask ไปครอบ  
 $m, n$  คือขนาดของ Windows Mask มีขนาดเป็น Square Matrix

P1	P2	P3
P4	P5	P6
P7	P8	P9

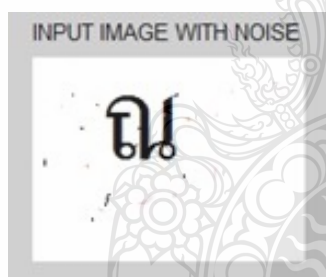
$f(i-1, j-1)$	$f(i, j-1)$	$f(i+1, j-1)$
$f(i-1, j)$	$f(i, j)$	$f(i+1, j)$
$f(i-1, j+1)$	$f(i, j+1)$	$f(i+1, j+1)$

(ก) จุดที่สนใจ P5

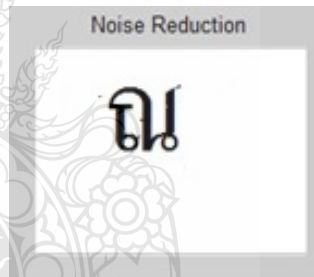
(ข) Windows Mask ขนาด 3×3 พิกเซล

ภาพที่ 3.11 วิธีการกำจัดสิ่งรบกวนบนภาพ Windows Mask ขนาด 3×3 พิกเซล

หลังจากทำการลดสิ่งรบกวน (noise) ในภาพแล้ว ต่อไปจะเป็นการแปลงภาพให้เป็นภาพขาวดำ โดยจะพิจารณาความเข้มของทุกพิกเซล โดยหากมีค่ามากกว่าค่าที่กำหนด (threshold) ก็จะปรับค่าในพิกเซล นั้นให้เป็น 1 ในทำนองเดียวกันหากความเข้มในพิกเซล นั้นมีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับค่าที่กำหนด ก็จะปรับค่าใน พิกเซล ให้เป็น 0 ดังภาพที่ 3.12



(ก) ภาพที่มีสิ่งรบกวน

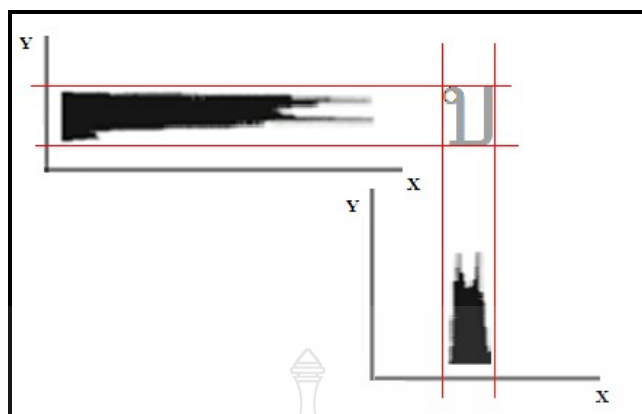


(ข) ภาพหลังจากได้ทำการกำจัดสิ่งรบกวน

ภาพที่ 3.12 การกำจัดสิ่งรบกวนของภาพ

### 3.2.3 การหาส่วนกรอบภาพ

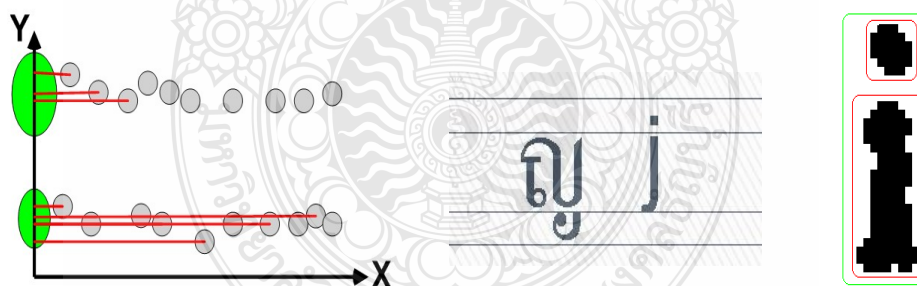
การหาส่วนกรอบภาพเป็นวัดความกว้างและความสูงของตัวอักษร จะใช้ภาพฉายทั้งแนวตั้งและแนวนอน (Horizontal and Vertical projection) แบบ 2 มิติ มาทำการหาส่วนกรอบภาพดังภาพที่ 3.13 แล้วไปทำการหาค่า  $\mu$  เพื่อทำการหากรอบของภาพได้ตามสมการในบทที่ 2 สมการที่ 2.10



ภาพที่ 3.13 ภาพฉายแนวตั้งและแนวนอนของตัวอักษร

### 3.2.3 การกำจัดการระดับตัวอักษร Merging of overlapping

เป็นเทคนิคการจัดการระดับในลักษณะตัวอักษรที่พิเศษ ต่างจากตัวอักษรทั่วไป โดยทั่วไปแล้วจะแบ่งการแยกระดับเป็น 3 ระดับ คือ บน ล่าง และช่วงกลาง เช่นตัวอักษร ญ จะมีลักษณะช่วงกลางและด้านล่างการ Merging of overlapping คือ เมื่อระดับแกน  $y$  มีค่ามากกว่า 2 ก็จะแยกเป็นตัวล่าง ( $x_1$ ) กับช่วงกลาง ( $x_2$ ) ซึ่งเมื่อระนาบแกน  $x$  ของทั้ง 2 ค่าอยู่แนวเดียวกันแล้วค่า  $x_1 > x_2$  แล้วจะทำการรวมเป็นตัวอักษรเดียวกันดังภาพที่ 3.14



ภาพที่ 3.14 แบบตัวอักษรที่มีลักษณะพิเศษ Merging of overlapping

### 3.3 กระบวนการหากลุ่มตัวอักษร

การหากลุ่มของตัวอักษรใช้ค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) [7] เป็นสถิติที่ใช้หาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร ซึ่งค่าสหสัมพันธ์ที่คำนวณได้เรียกว่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) มาทำการหากลุ่มของตัวอักษร ซึ่งสถิติสำหรับการคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีหลายชนิดซึ่งการเลือกใช้แบบใดนั้นขึ้นอยู่กับเงื่อนไขหลายประการในการวิเคราะห์หาค่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสองตัว (Bivariate Correlation) ซึ่งบางครั้งเรียกว่าตัวแปรอิสระว่าตัว

แปรทำนาย (Predictor variable) และเรียกตัวแปรอีกตัวว่าตัวแปรเกณฑ์ (Criterion variable) ซึ่งโดยปกติจะเป็นตัวแปรตามและสูตรที่คำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์หาได้จากสมการที่ 3.3 ซึ่งเป็นสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson product-moment correlation coefficient)

$$r = \frac{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})(B_{mn} - \bar{B})}{\sqrt{\left[ \sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})^2 \right] \left[ \sum_m \sum_n (B_{mn} - \bar{B})^2 \right]}} \quad (3.3)$$

เมื่อ  $\bar{A}$  คือค่าเฉลี่ยบนเมตริกซ์ A  
 $\bar{B}$  คือค่าเฉลี่ยบนเมตริกซ์ B  
 $r$  คือสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์

การมองทิศทางของความสัมพันธ์ (Direction of the Relationship) [7] การบอกระดับหรือขนาดของความสัมพันธ์จะใช้ตัวเลขของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ หากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงถึงการมีความสัมพันธ์กันในระดับสูง แต่หากมีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงถึงการมีความสัมพันธ์กันในระดับน้อย หรือไม่มีเลยสำหรับการพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในที่นี้จะสนใจค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่มากกว่า 0.7 ขึ้นไปตามระดับของความสัมพันธ์ของตารางที่ 2.1

เมื่อทำการปรับปรุงภาพอักษรแล้วก็จะเข้าสู่กระบวนการตรวจหากลุ่มของตัวอักษร ซึ่งการสร้างตัวอักษรต้นแบบนั้นในงานวิจัยนี้ได้ใช้ตัวอักษรต้นแบบขนาด 24x42 พิกเซล สาเหตุที่ให้เพราะขนาดฟอนต์ที่ 16 พอยท์ จะขนาดอยู่ที่ 24 พิกเซล [1] ซึ่งเป็นฟอนต์ขนาดเล็กที่สุดของงานวิจัยนี้เพื่อนำไปใช้ทำการเปรียบเทียบ การปรับขนาดภาพ โดยใช้วิธีการย่อภาพด้วยวิธี Scaling factor ตามสมการที่ 2.8 หากปรับขนาดภาพให้มีขนาดเล็กเกินไปจะทำให้ตัวอักษรที่นำไปเข้าสู่กระบวนการตรวจหากลุ่มของตัวอักษร มีความสมบูรณ์น้อยมีผลทำให้ในการตรวจหาตัวอักษรเกิดความผิดพลาดขึ้นโดยตัดสนใจอื่นได้ง่าย ซึ่งผลการปรับขนาดตัวอักษรด้วยขนาดต่างๆ ดังภาพที่ 3.15



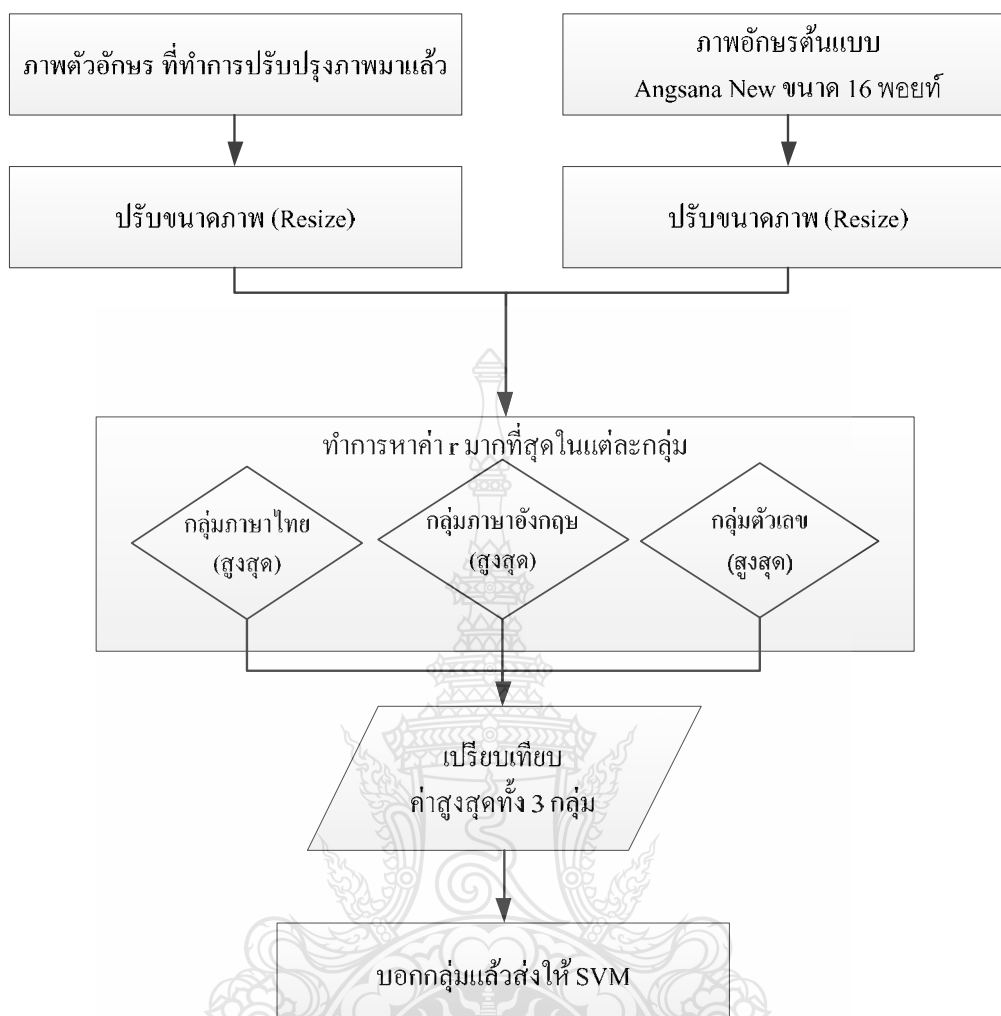
ภาพที่ 3.15 ผลลัพธ์การปรับขนาดภาพขนาดต่างๆ





ภาพที่ 3.16 ตัวอย่างภาพต้นแบบที่สร้างขึ้นเพื่อใช้ในการหากลุ่มของตัวอักษร

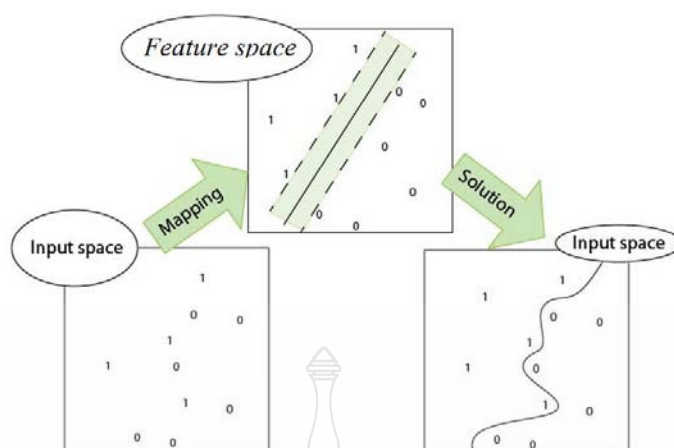
การหาค่ากลุ่มของตัวอักษรด้วยวิธีสถิติที่ค่าสหสัมพันธ์ โดยให้ปรับขนาดภาพให้เท่ากันที่  $24 \times 42$  พิกเซล เทียบค่าทุกตัวอักษรในทุกๆกลุ่ม และทำการหาค่า  $r$  ที่สูงสุดในกลุ่มนั้นๆ โดยมีเงื่อนไขที่ต้องมีค่า  $r$  อยู่ที่ 0.7 ถึง 1.0 แล้วเทียบกลุ่มที่มีค่าสูงที่สุด ทำให้จำแนกได้กลุ่มของตัวอักษรออกมาได้ จากนั้นก็จะเข้าไปสู่กระบวนการต่อไปขั้นตอนดังภาพที่ 3.17



ภาพที่ 3.17 ขั้นตอนการหากลุ่มตัวอักษร โดยใช้การมองทิศทางของความสัมพันธ์

### 3.4 กระบวนการจำแนกตัวอักษร

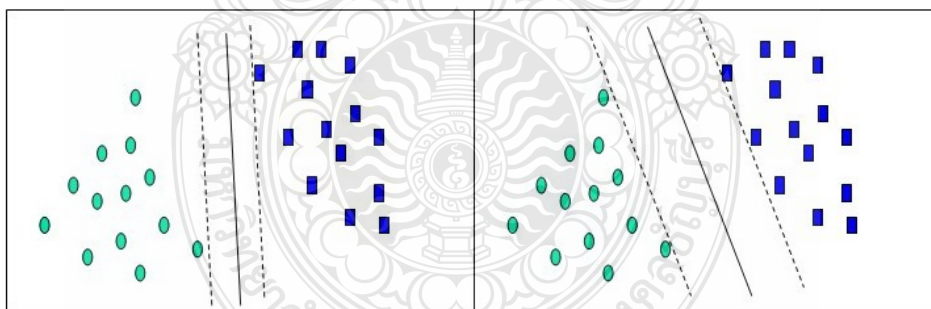
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) แนวคิดหลักของวิธีการนี้ใช้เพื่อหาขอบเขตการตัดสินใจในการแบ่งข้อมูลออกเป็นสองส่วน โดยใช้สมการเส้นตรงเพื่อแบ่งเขตข้อมูล 2 กลุ่มออกจากกัน โดยจะพยายามสร้างเส้นแบ่งตรงกึ่งกลางระหว่างกลุ่มให้มี ระยะห่างระหว่างขอบเขตของทั้งสองกลุ่มมากที่สุด SVM จะใช้ฟังก์ชันแมปสำหรับย้ายข้อมูลจาก Input Space ไปยัง Feature Space และสร้างฟังก์ชันวัดความคล้าย ที่เรียกว่าเคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel Function) บน Feature Space เหมาะใช้สำหรับข้อมูลที่มีมิติของข้อมูลสูงดังภาพที่ 3.18



ภาพที่ 3.18 อัลกอริทึมของ Support Vector Machines

### 3.4.1 ตัวอย่างการจำแนกข้อมูล 2 มิติ

ก่อนการพิจารณาจำแนกข้อมูลระนาบหลายมิติ ลองเริ่มพิจารณาที่ระนาบ 2 มิติ โดยต้องการจำแนกข้อมูลและข้อมูลนั้นมีการแบ่งแยกเป็น 2 ชุด อย่างชัดเจน โดยการสมมติว่ามีตัวแปรที่ใช้ทำนาย 2 ตัว ซึ่งมีค่าต่อเนื่อง ถ้าเราวาดกราฟแสดงจุดของข้อมูลโดยใช้ค่าของการทำนาย 1 ตัวบนแกน  $x$  และอีกค่าบนแกน  $y$  มักจะได้ภาพที่แสดงดังตัวอย่างข้างล่าง



ภาพที่ 3.19 เส้นตรงที่เป็นไปได้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม

กำหนดให้  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$  เป็นตัวอย่างที่ใช้สำหรับการสอน  $n$  คือ จำนวนข้อมูลตัวอย่าง  $m$  คือ จำนวนมิติข้อมูลเข้าและ  $y$  คือ ผลลัพธ์มีค่า  $+1$  หรือ  $-1$  [17] ดังสมการ 3.4

$$(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n) \text{ เมื่อ } x \in \mathbb{R}^m, y \in \{+1, -1\} \quad (3.4)$$

สำหรับปัญหาเชิงเส้น มิติข้อมูลขนาดสูงได้ถูกแบ่งเป็น 2 กลุ่ม โดยระนาบตัดสินใจ ซึ่งคำนวณได้ดังสมการ 3.4

$$(w \times x) + b = 0 \quad (3.5)$$

เมื่อ  $w$  คือ ค่าน้ำหนักและ  $b$  คือค่า bias สมการ ใช้สำหรับจำแนกประเภทของข้อมูล

$$(w \times x) + b > 0 \text{ ถ้า } y_i = +1 \quad (3.6)$$

และ  $(w \times x) + b < 0 \text{ ถ้า } y_i = -1 \quad (3.7)$

จากที่กล่าวมาข้างต้นจะเป็นการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยไฮเปอร์เพลนแบบเชิงเส้นเท่านั้น ดังนั้นเพื่อให้อัลกอริทึมดังกล่าวสามารถแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น (nonlinear dataset) จำเป็นจะต้องแปลงกลุ่มข้อมูลตัวอย่างไปสู่ปริภูมิมิติที่สูงขึ้น (higher dimensional space) [18] ซึ่งถูกเรียกว่าปริภูมิฟีเจอร์ (Feature Space) โดยการแปลงดังกล่าวจะกระทำผ่านฟังก์ชันที่ไม่เป็นเชิงเส้น โดยสามารถแสดงสมการที่ใช้คำนวณค่าไฮเปอร์เพลนเพื่อแบ่งกลุ่มข้อมูลที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้นได้ดังสมการที่ 3.8

$$W(a) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (3.8)$$

Subject to (1)  $\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0$

(2)  $0 \leq \alpha_i \leq C \quad (3.9)$

โดยตัวแปร  $\alpha_i \geq 0$  จะถูกเรียกว่า Positive Lagrange Multipliers,  $K(x_i, x_j)$  คือ ฟังก์ชันเคอร์เนล และ  $C$  จะเป็นค่าคงที่เพื่อใช้ในการปรับหรือขีดเซรระหว่างค่าผิดพลาดของการฝึกสอนและความซับซ้อนของแบบจำลอง (model complexity) จากสมการที่ 3.8 สามารถแสดงฟังก์ชันเคอร์เนลที่นิยมใช้กันโดยทั่วไปได้ดังสมการที่ 3.10 - 3.12

โพลิโนเมียลดีกรี  $d$  (polynomial of degree  $d$ )

$$K(x, y) = (\gamma(x \cdot y) + \beta)^d \quad (3.10)$$

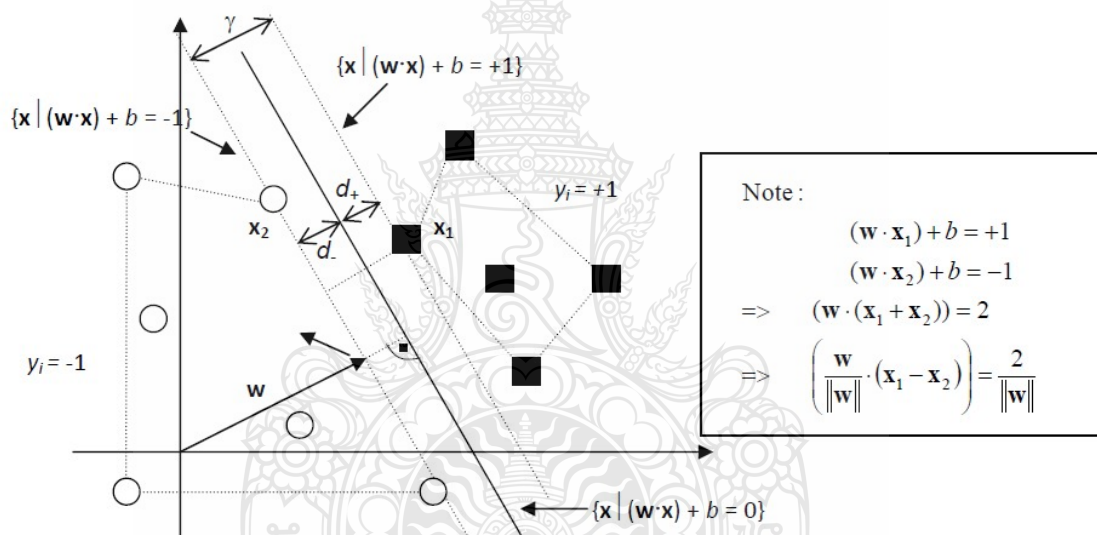
Radial Basis Function (RBF)

$$K(x, y) = e^{-\gamma \|x-y\|^2} \quad (3.11)$$

Sigmoid Function

$$K(\bar{x}_i, \bar{x}_j) = \tanh[\gamma(x, y) + \beta] \quad (3.12)$$

โดย  $\gamma, \beta$  และ  $d$  คือพารามิเตอร์ของเคอร์เนล (Kernel Parameters)



ภาพที่ 3.20 การแบ่งกลุ่มข้อมูลตัวอย่างด้วยไฮเปอร์เพลนโดยใช้เทคนิค SVM

ในงานวิจัยนี้ได้ให้ซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนนั้นทำการฝึกฝนเรียนรู้และจดจำตัวอักษรทั้งหมด 6300 ตัวอักษรเพื่อนำไปใช้ในการจำแนกตัวอักษร โดยให้ 1 ตัวอักษรทุกรูปแบบ จะมีจำนวนทั้งสิ้น 45 ตัวจะไปทำการจัดเก็บไว้ เช่น ตัวอักษร ก ในทุกรูปแบบก็จะมี 45 ตัวอักษร

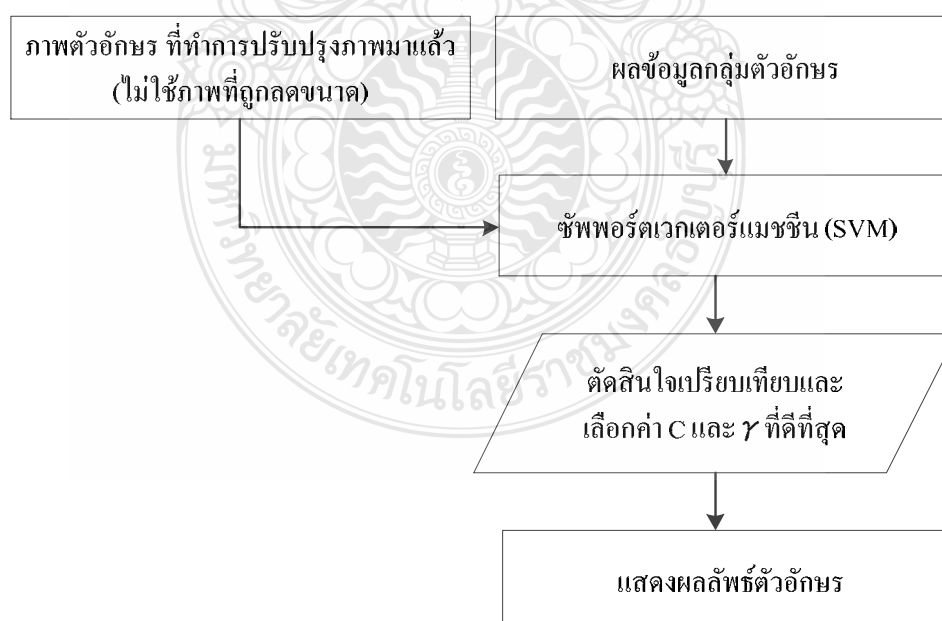
อย่างไรก็ตาม SVM มีเคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel Function) ที่ผู้สามารถประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาได้หลายวิธี สำหรับงานวิจัยนี้ได้เลือก RBF kernel เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการทดลอง การจำแนกภาพอักษรแบบพิมพ์ได้เลือกใช้ LIBSVM ซึ่งเป็นไลบรารีซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนที่พัฒนาโดย Chih-Jen Lin [15] เพื่อเป็นเครื่องมือในการศึกษาการทำงานของ SVMs โดย LIBSVM จะสร้างแบบจำลองของข้อมูลตัวอักษรที่ใช้ฝึกสอนขึ้นมาจากนั้น จะสามารถนำแบบจำลองดังกล่าวไปใช้ในขั้นตอนการจดจำตัวอักษรต่อไป สำหรับรายละเอียดในขั้นตอนต่างๆ จากนั้นให้ซอฟต์แวร์เวกเตอร์

แมชชีนจดจำเก็บค่าไว้ดังตารางที่ 3.2 เพื่อไว้ทำการแยกตัวอักษรในการทดลองจะใช้ฟังก์ชันเคอร์เนล RBF ดังนั้นจึงมีพารามิเตอร์ 2 ตัว นั่นคือพารามิเตอร์  $C$  และ  $\gamma$  สมการที่ 3.9 และสมการที่ 3.11

ตารางที่ 3.2 ตัวอย่างการเก็บค่าตัวอักษรของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ตัวอักษร	ค่า $c$	ค่า $\gamma$
ก	0.2643	0.006820
ข	0.1561	0.002890
ค	1.7930	0.007710
ง	0.7541	0.004890
จ	0.4566	0.001925
ฉ	0.6834	0.004353

ในการทำงานที่ขั้นตอนของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ซึ่งจะมีกระบวนการต่างๆ ดังภาพที่ 3.21 ต่อไปนี้ ซึ่งกระบวนการของการจำแนกออกมาเป็นตัวอักษรที่ถูกต้องนั้นจะใช้ภาพที่ถูกปรับปรุงภาพมาแล้ว จะไม่นำภาพที่ทำการปรับขนาดภาพแล้ว มาทำการจำแนกตัวอักษร



ภาพที่ 3.21 ขั้นตอนการจำแนกตัวอักษรของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ในการทดลองในงานวิจัยกระบวนการทดสอบ จะใช้การทดสอบซ้ำอีกจำนวน 3 ครั้งเพื่อตรวจสอบดูว่าผลจะแตกต่างจากเดิมหรือไม่ และจะทำการทดสอบจำนวนภาพเป็นชุดโดยเลือกภาพสุ่มออกมาตัวอักษรละ 9 ตัวอักษรในรูปแบบที่แตกต่างกัน จากนั้นทำการทดลองใช้ภาพทั้งหมดเพื่อเปรียบเทียบผลการทดลองก่อนหน้า

### 3.5 ตัวอักษรที่เขียนด้วยลายมือ

สำหรับในงานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองกับภาพที่ไม่ใช้อักษรพิมพ์ ก็คือ ตัวอักษรที่ถูกเขียนด้วยลายมือ ซึ่งจะมีลักษณะที่ต่างจากตัวอักษรพิมพ์อย่างชัดเจนโดยจะใช้กระบวนการทดสอบที่ใช้ตัวอักษรพิมพ์เป็นตัวต้นแบบเช่นเดิม เพื่อทดสอบเทคนิคการรู้จำว่าสามารถทำการจำแนกตัวอักษรแล้วจะทดสอบด้วยจำนวนลายมือถึง 20 รูปแบบลายมือด้วยบุคคลจำนวน 20 ท่านดังภาพที่ 3.22 ถึงภาพที่ 3.27



ภาพที่ 3.22 ภาพตัวอักษรที่เขียนด้วยลายมือชุดภาษาไทยของท่านที่ 1



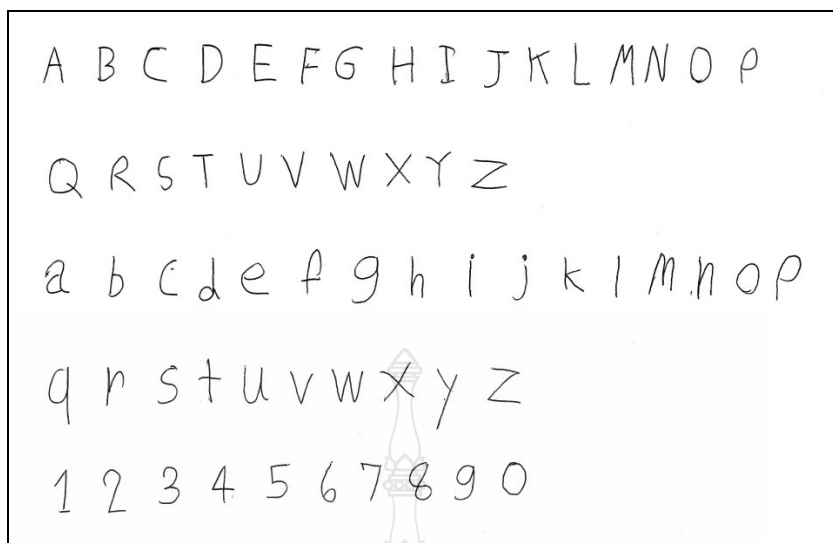




ภาพที่ 3.25 ภาพตัวอักษรที่เขียนด้วยลายมือชุดภาษาอังกฤษของท่านที่ 1



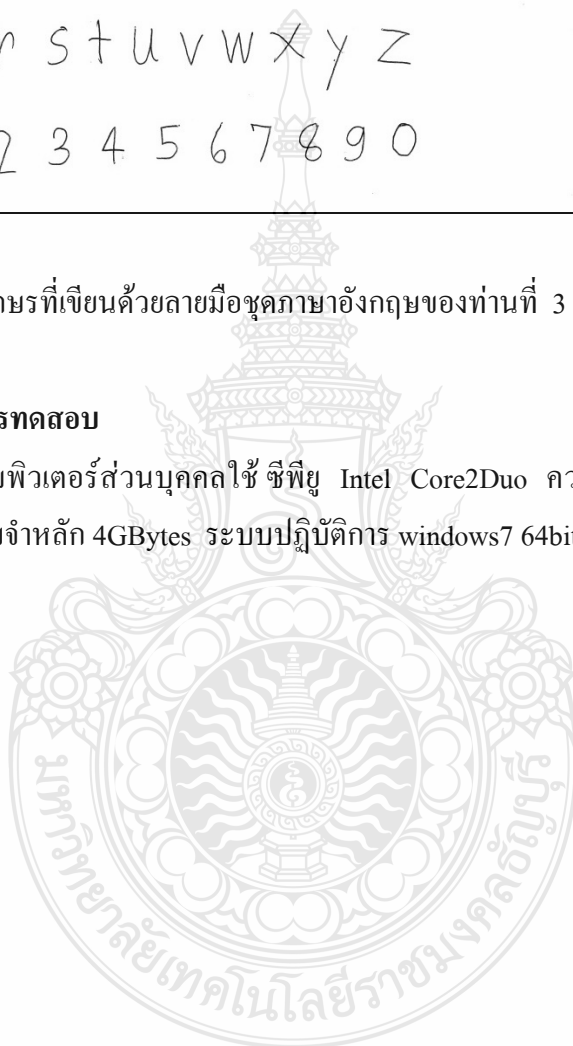
ภาพที่ 3.26 ภาพตัวอักษรที่เขียนด้วยลายมือชุดภาษาอังกฤษของท่านที่ 2



ภาพที่ 3.27 ภาพตัวอักษรที่เขียนด้วยลายมือชุดภาษาอังกฤษของท่านที่ 3

### 3.6 อุปกรณ์ที่ใช้ทำการทดสอบ

เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลใช้ ซีพียู Intel Core2Duo ความเร็วในการประมวลผลที่ 2.33 GHz หน่วยความจำหลัก 4GBytes ระบบปฏิบัติการ windows7 64bit ฮาร์ดดิสก์ขนาด 250 GB



## บทที่ 4 ผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองเพื่อทดสอบการรู้จำตัวอักษรโดยใช้วิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน โดยทดสอบในเงื่อนไขต่างๆ ที่ได้กำหนดไว้มาทำการทดสอบการทำงานในหลายเงื่อนไข รวมทั้งการประยุกต์การทดลองกับตัวอักษรที่ถูกเขียนด้วยมือ ซึ่งผลการทดสอบที่ได้จากงานวิจัยนี้จะถูกนำไปใช้เพื่อช่วยเพิ่มความสะดวกในงานเอกสารที่เป็นรูปภาพ

### 4.1 ผลการทดลองการตรวจหากลุ่มตัวอักษร

ในการตรวจหากลุ่มตัวอักษรจะใช้หลักการของใช้ค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เป็นวิธีทางเชิงสถิติที่ใช้หาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรของ 2 ตัวแปร ซึ่งจะทำการวัดเปรียบเทียบออกมาเป็นค่าสหสัมพันธ์ในเชิงความสัมพันธ์ที่ค่า  $r$  ต้องมากกว่า 0.7 ขึ้นไปมาเป็นค่าสูงสุดของแต่ละกลุ่มแล้วทำการเทียบกันระหว่างกลุ่ม เพื่อให้ได้กลุ่มที่ถูกต้องออกมา ผลจากการหากลุ่มจะโดยใช้การทดสอบแบบเดียวกันอีก 3 ครั้งใช้จำนวนภาพตัวอักษรทั้งหมด 6,300 ภาพซึ่งแบ่งเป็นกลุ่มจะได้ดังภาพที่ 4.1 - 4.12

๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐

1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ 4.1 ภาพกลุ่มตัวอักษรตัวเลขไทยและอารบิกฟอนต์ Angsana New

๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐

1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ 4.2 ภาพกลุ่มตัวอักษรตัวเลขไทยและอารบิกฟอนต์ Cordia New

๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐

1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ 4.3 ภาพกลุ่มตัวอักษรตัวเลขไทยและอารบิกฟอนต์ JasmineUPC

ก ข ฃ ค ฅ ฆ ง จ ฉ ช ซ ฌ ญ ฎ ฏ ฐ  
ฑ ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ ฝ พ ฟ  
ภ ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห ฬ อ ฮ

ภาพที่ 4.4 ภาพกลุ่มตัวอักษรพยัญชนะภาษาไทยฟอนต์ Angsana New

ก ข ฃ ค ฅ ฆ ง จ ฉ ช ซ ฌ ญ ฎ ฏ  
ฐ ฑ ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ ฝ พ  
ฬ ภ ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห ฬ อ ฮ

ภาพที่ 4.5 ภาพกลุ่มตัวอักษรพยัญชนะภาษาไทยฟอนต์ Cordia New

ก ข ฃ ค ฅ ฆ ง จ ฉ ช ซ ฌ ญ  
ฎ ฏ ฐ ฑ ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ  
ป ผ ฝ พ ฟ ภ ม ย ร ล ว ศ  
ษ ส ห ฬ อ ฮ

ภาพที่ 4.6 ภาพกลุ่มตัวอักษรพยัญชนะภาษาไทยฟอนต์ JasmineUPC

A B C D E F G H I J K L M N O P  
 Q R S T U V W X Y Z  
 a b c d e f g h i j k l m n o p q r s  
 t u v w x y z

ภาพที่ 4.7 ภาพกลุ่มตัวอักษรอังกฤษตัวใหญ่และตัวเล็กฟอนต์ Angsana New

A B C D E F G H I J K L M N O  
 P Q R S T U V W X Y Z  
 a b c d e f g h i j k l m n o p q  
 r s t u v w x y z

ภาพที่ 4.8 ภาพกลุ่มตัวอักษรอังกฤษตัวใหญ่และตัวเล็กฟอนต์ Cordia New

A B C D E F G H I J K L M N  
 O P Q R S T U V W X Y Z  
 a b c d e f g h i j k l m n o p  
 q r s t u v w x y z

ภาพที่ 4.9 ภาพกลุ่มตัวอักษรอังกฤษตัวใหญ่และตัวเล็กฟอนต์ JasmineUPC

ไ โ โ แ ะ ' ๗ ๗ + ๘ ๘ ๘ ๘  
 ๘ ๘ ำ อ์ ๆ อ อ์

ภาพที่ 4.10 ภาพกลุ่มตัวอักษรสระภาษาไทยฟอนต์ Angsana New

ไ โ โ แ ะ ' ๗ ๗ + ๘ ๘ ๘ ๘ ๘ ๘  
 ๘ ๘ ำ อ์ ๆ อ อ์

ภาพที่ 4.11 ภาพกลุ่มตัวอักษรสระภาษาไทยฟอนต์ Cordia New

ไ โ โ แ ะ ' ๗ ๗ + ๘ ๘ ๘ ๘ ๘ ๘  
 ๘ ๘ ำ อ์ ๆ อ อ์

ภาพที่ 4.12 ภาพกลุ่มตัวอักษรสระภาษาไทยฟอนต์ JasmineUPC

ในการทดลองเบื้องต้นจะนำฟอนต์ Angsana New ขนาด 16 พอยท์นำมาทดลองหากกลุ่มของตัวอักษร เพื่อดูผลของฟอนต์ที่นำมาเป็นต้นแบบว่าให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเป็นอย่างไรแล้วจึงทำการทดลองกับตัวอักษรทั้งหมดซึ่งผลที่ได้ดังตารางที่ 4.1 และตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.1 ผลการทดสอบการหากลุ่มของตัวอักษรต้นแบบ Angsana New ขนาด 16 พอยท์

กลุ่ม	จำนวน	จำนวนกลุ่มของตัวอักษร	ความถูกต้อง (%)
ภาษาอังกฤษตัวเล็ก	26	26	100.00%
ภาษาอังกฤษตัวใหญ่	26	26	100.00%
พยัญชนะภาษาไทย	44	44	100.00%
สระภาษาไทย	24	24	100.00%
ตัวเลขไทยและอารบิก	20	20	100.00%
รวมทั้งหมด	140	140	100.00%

ตารางที่ 4.2 ผลการทดสอบการหากลุ่มของตัวอักษรทั้งหมด

กลุ่ม	จำนวน	จำนวนกลุ่มของตัวอักษร	ความถูกต้อง (%)
ภาษาอังกฤษตัวเล็ก	1,170	1,164	99.49%
ภาษาอังกฤษตัวใหญ่	1,170	1,160	99.15%
พยัญชนะภาษาไทย	1,980	1,967	99.34%
สระภาษาไทย	1,080	1,063	98.43%
ตัวเลขไทยและอารบิก	900	900	100.00%
รวมทั้งหมด	6,300	6,254	99.27%

จากผลการทดสอบในตารางที่ 4.2 เป็นการตรวจหากลุ่มของตัวอักษรจากภาพตัวอย่างทั้งหมด 6,300 ภาพ สามารถหากลุ่มออกได้รวมทั้งสิ้น 6,254 ภาพคิดเป็นร้อยละ 99.27 ซึ่งจากการทดสอบทำการหาค่าของกลุ่มซึ่งไม่ได้จำแนกตัวอักษรออกมาบอกเพียงแต่กลุ่มเทียบได้กับการมองเห็นด้วยตามนุษย์ว่าภาพอักษรนั้นเป็นของภาษาใด แต่ก็ยังพบว่ายังผิดพลาดอยู่ ดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.3 ผลการทดสอบการหากลุ่มของตัวอักษรที่ผิดพลาด

กลุ่ม	ตัวอักษร(ถูกต้อง)	ตัวอักษร(ผิดพลาด)
ภาษาอังกฤษตัวเล็ก	1,164	6
ภาษาอังกฤษตัวใหญ่	1,160	10
พยัญชนะภาษาไทย	1,967	13
สระภาษาไทย	1,063	17

จากตารางที่ 4.3 ในการหากลุ่มของตัวอักษรพบว่า กลุ่มตัวอักษรตัวเลขไทยและอารบิกนั้นสามารถหากลุ่มได้ถูกต้องที่สุดเนื่องจากจำนวนในกลุ่มมีจำนวนน้อยและค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีค่าในทิศทางเดียวกับภาพต้นแบบ ส่วนภาพตัวอักษรในกลุ่มอื่นๆ ที่ผิดพลาดในขั้นตอนนี้เกิดจากความผิดพลาดที่เกิดจากระบวนการย่อภาพ จนทำให้ค่าสหสัมพันธ์ไม่เป็นไปในทางเดียวกัน ยกตัวอย่างเช่น ตัวอักษร บ ฟอนต์ Browallia New ตัวหนาและขนาด 72 เมื่อผ่านการย่อขนาด แล้วไปทำการเทียบความสัมพันธ์กับภาพต้นแบบแล้วมีค่า  $r$  ต่ำกว่า 0.7 ของกลุ่มพยัญชนะภาษาไทย แต่ในกลุ่มภาษาอังกฤษตัวเล็กกลับค่า  $r$  ที่สูงเพราะเทียบแล้วไปคล้ายกับตัวอักษรตัว u จึงเป็นเหตุให้จัดกลุ่มผิดพลาดได้



ภาพที่ 4.13 ตัวอย่างภาพตัวอักษรที่เกิดการจัดกลุ่มผิดพลาด

## 4.2 ผลการทดลองการจำแนกตัวอักษร

4.2.1 การทดสอบตรวจหาตัวอักษรวิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซอฟต์แวร์เคอร์เนลเมชชีน เมื่อได้กลุ่มของตัวอักษรแล้วจะเข้าสู่กระบวนการรู้จำตัวอักษร โดยใช้วิธีดังนี้

4.2.1.1 ใช้วิธีซอฟต์แวร์เคอร์เนลเมชชีน Kernel แบบ Radial Basis Function

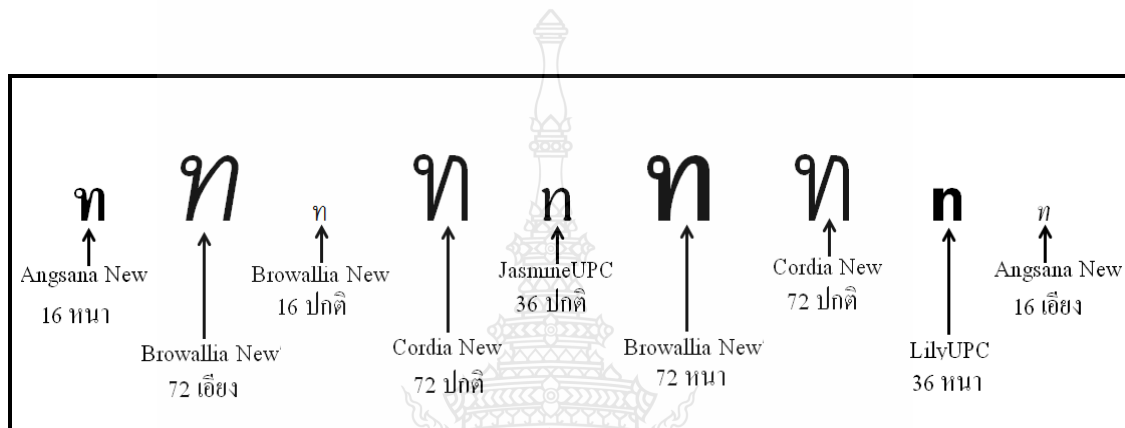
4.2.1.2 ใช้วิธีการสุ่มเลือกตัวอักษรโดยคัดเลือกมา 9 ตัวอักษร รวมเป็นจำนวน 1,260 ภาพ



4.2.1.3 ใช้ฟอนต์ Angsana New, Browallia New, Cordia New, JasmineUPC และLilyUPC

4.2.1.4 การทดสอบซ้ำอีก 3 ครั้ง และจับเวลาตั้งแต่เริ่มการกลุ่มตัวอักษร

รูปภาพในชุดทดสอบ มีลักษณะรูปแบบขนาดและชนิดตัวอักษรเช่นเดียวกับรูปภาพในชุดเรียนรู้ แต่จะมีการแบ่งเป็นรูปแบบตัวอักษรแตกต่างกันไปในแต่ละตัวอักษร โดยที่แต่ละภาพนั้นจะมีรูปแบบตัวอักษรที่จะแตกต่างกันไป ทั้งขนาดและฟอนต์ เป็นดังภาพที่ 4.14 และผลการทดสอบดังตารางที่ 4.3



ภาพที่ 4.14 ตัวอย่างตัวอักษร ท ที่แตกต่างกันเพื่อนำไปทดสอบ

ตารางที่ 4.4 ผลการรู้จำตัวอักษรด้วยวิธีทางสหสัมพันธ์กับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน

กลุ่ม	จำนวน	จำนวนตัวอักษร ที่ถูกต้อง	ความถูกต้อง (%)	เวลาเฉลี่ยต่อ ตัวอักษร(s)
ภาษาอังกฤษตัวเล็ก	234	229	97.86%	0.45
ภาษาอังกฤษตัวใหญ่	234	228	97.44%	0.48
พยัญชนะภาษาไทย	396	387	97.73%	0.50
สระภาษาไทย	216	211	97.69%	0.52
ตัวเลขไทยและอารบิก	180	179	99.44%	0.49
รวมทั้งหมด	1,260	1,234	97.94%	0.49

จากผลการทดสอบในตารางที่ 4.4 เป็นการรู้จำตัวอักษรด้วยวิธีทางสหสัมพันธ์กับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน โดยที่ภาพที่นำมาทดสอบที่ 1,260 ภาพไปตรวจหาตัวอักษรสามารถจำแนกได้ถึง 1,234 ภาพเมื่อนำไปคิดเป็นร้อยละ 99.27 และใช้เวลาเฉลี่ยรวมแล้วใช้เวลา 0.49 วินาที และ

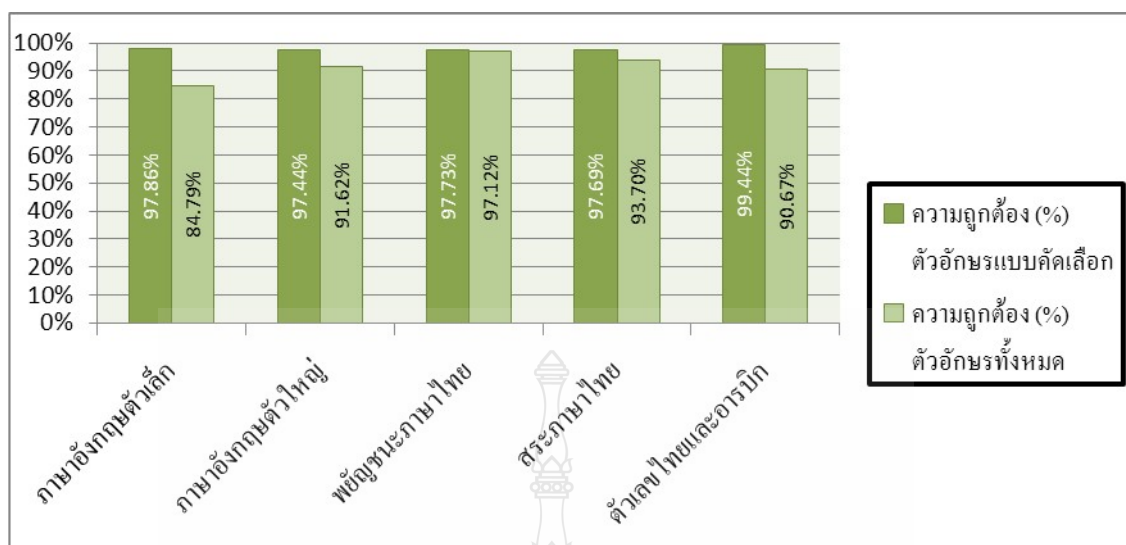
ผลทดสอบโดยรวมแล้วถือว่าสูง อันเกิดจากการเข้ากระบวนการจัดกลุ่มแบบสหสัมพันธ์แล้วจึงทำการจำแนกตัวอักษรด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่ใช้ Kernel แบบ Radial Basis Function (RBF) มาจำแนก

หลังจากนั้นทำการทดลองเพิ่มเติมโดยใช้ตัวอักษรทั้งหมดด้วยจำนวน 6,300 ภาพตัวอักษร เพื่อดูผลการทดสอบว่าได้ป้อนข้อมูลทั้งหมดผลการรู้จำจะเป็นอย่างไรซึ่งผลที่ได้ดังตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.5 ผลการรู้จำตัวอักษรด้วยวิธีทางสหสัมพันธ์กับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจำนวน 6300 ภาพ

กลุ่ม	จำนวน	จำนวนตัวอักษร ที่ถูกต้อง	ความถูกต้อง (%)	เวลาเฉลี่ยต่อ ตัวอักษร(s)
ภาษาอังกฤษตัวเล็ก	1,170	992	84.79%	0.46
ภาษาอังกฤษตัวใหญ่	1,170	1,072	91.62%	0.45
พยัญชนะภาษาไทย	1,980	1,923	97.12%	0.53
สระภาษาไทย	1,080	1,012	93.70%	0.50
ตัวเลขไทยและอารบิก	900	816	90.67%	0.45
รวมทั้งหมด	6,300	5,815	92.30%	0.48

จากผลการทดสอบในตารางที่ 4.5 เป็นการรู้จำตัวอักษรด้วยวิธีทางสหสัมพันธ์กับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยที่ภาพที่นำมาทดสอบที่ 6,300 ภาพไปตรวจหาตัวอักษรสามารถจำแนกได้ 5,815 ภาพเมื่อนำไปคิดเป็นร้อยละ 92.30 และใช้เวลาเฉลี่ยรวมแล้วใช้เวลา 0.46 วินาที แต่จะเห็นได้ว่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง นั้นลดลงจากคัดเลือกภาพ สาเหตุที่ลดลงเพราะพารามิเตอร์  $C$  และ  $\gamma$  มีค่าใกล้เคียงกันกับค่าของตัวอักษรตัวอื่นก่อนที่จะพบตัวอักษรที่ถูกต้องจึงเป็นสาเหตุหนึ่งที่ทำให้การจำแนกผิดพลาดซึ่งได้ทำการเปรียบเทียบทั้งสองรูปแบบดังภาพที่ 4.15



ภาพที่ 4.15 การเปรียบเทียบจำนวนภาพทั้งหมดกับภาพที่แบบคัดเลือกแบบสุ่ม

4.2.2 การเปรียบเทียบวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพียงอย่างเดียวไปเทียบกับวิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

เมื่อผลจากการรู้จำตัวอักษรด้วยวิธีทางสหสัมพันธ์กับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนดังตารางที่ 4.4 แล้วนั้น จึงได้ลองทำการทดลองเพิ่มเติมโดยที่มีวิธีการทดลองดังนี้

4.2.2.1 ใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนใช้ Kernel RBF

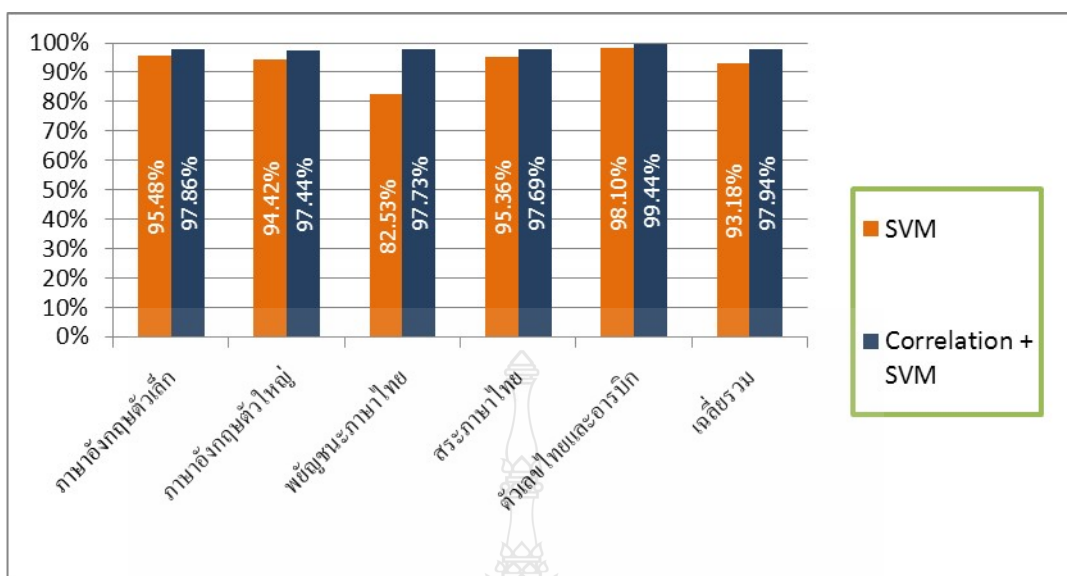
4.2.2.2 ใช้วิธีทางสหสัมพันธ์ที่ทำงานร่วมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนใช้ Kernel RBF

4.2.2.3 ใช้วิธีการสุ่มเลือกตัวอักษร โดยคัดเลือกมา 9 ตัวอักษร

4.2.2.4 ใช้ฟอนต์ Angsana New, Browallia New, Cordia New, JasmineUPC และ LilyUPC

4.2.2.5 การทดสอบซ้ำอีก 3 ครั้ง และจับเวลาตั้งแต่เริ่มการกลุ่มตัวอักษร

ทั้งสองทดลองเหมือนกันซึ่งได้ผลการทดสอบดังภาพที่ 4.16



ภาพที่ 4.16 ผลการรู้จำตัวอักษรแบบ SVM เทียบกับ Correlation+SVM

ตารางที่ 4.6 เวลาจำตัวอักษรซอฟต์แวร์โครงข่ายประสาทเทียมเปรียบเทียบกับวิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซอฟต์แวร์โครงข่ายประสาทเทียม

กลุ่ม	SVM	Correlation + SVM
เวลาเฉลี่ยต่อตัวอักษร(s)	0.47	0.49

ผลการทดสอบจากภาพที่ 4.16 จะเห็นได้ว่าวิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซอฟต์แวร์โครงข่ายประสาทเทียม นั้นมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของตัวอักษรได้มากกว่าซอฟต์แวร์โครงข่ายประสาทเทียมเพียงอย่างเดียว แต่อย่างไรก็ตามเวลาที่จะใช้เพิ่มขึ้นเล็กน้อยเนื่องจากมีกระบวนการขั้นตอนของทางสหสัมพันธ์เข้ามา รวมด้วยผลการทดสอบจากตารางที่ 4.6 และจากการทดสอบในกระบวนการนี้เปรียบเทียบในสภาวะแวดล้อมที่เหมือนกันจำนวนตัวอักษรและใช้ Kernel แบบ Radial Basis Function (RBF) เหมือนกัน สิ่งที่เห็นได้คือ ถ้ามีการแบ่งกลุ่มตัวอักษรจะลดความผิดพลาดในการจำแนกตัวอักษร จึงทำให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการแบ่งกลุ่มที่ใช้วิธีทางสหสัมพันธ์ที่ 97.94 เปอร์เซ็นต์ ส่วนเวลาที่เพิ่มขึ้นนั้นเพราะต้องค้นหากลุ่มก่อนเลยทำให้เวลานั้นเพิ่มขึ้นมา 0.49 วินาที จากเดิมที่ใช้เวลาเพียง 0.47 วินาที

4.2.3 การเปรียบเทียบวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพียงอย่างเดียวไปเทียบกับวิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและใช้ Kernel แบบ polynomial

การทดลองนี้ เพื่อจะต้องการทดสอบเทียบค่าผลจากงานวิจัย “การรู้จำตัวอักษรไทยโดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน” [9] ที่เมื่อเพิ่มกระบวนการค้นหาของกลุ่มของตัวอักษรก่อนจะเป็นอย่างไรซึ่งมีวิธีการทดลองดังนี้

4.2.3.1 ใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนใช้ Kernel แบบ polynomial

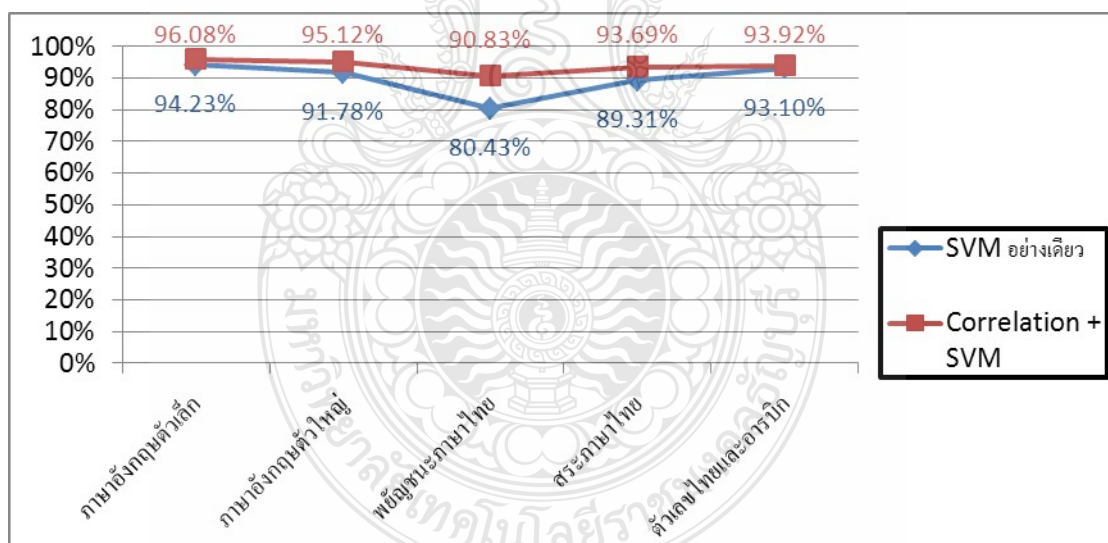
4.2.3.2 ใช้วิธีทางสหสัมพันธ์ที่ทำงานร่วมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนใช้ Kernel แบบ polynomial

4.2.3.3 ใช้ฟอนต์ Angsana New, Browallia New และ Cordia New

4.2.3.4 ใช้วิธีการสุ่มเลือกตัวอักษรโดยคัดเลือกมา 9 ตัวอักษร

4.2.3.5 การทดสอบซ้ำอีก 3 ครั้ง และจับเวลาตั้งแต่เริ่มการกลุ่มตัวอักษร

ซึ่งทั้งสองวิธีจะใช้ Kernel polynomial เหมือนกันทั้งสองเพื่อต้องการทดลองว่าผลที่ได้จะเป็นในแนวทางเดียวกับ Kernel RBF หรือไม่ ซึ่งผลการทดลองดังภาพที่ 4.17



ภาพที่ 4.17 ผลการรู้จำตัวอักษรซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเปรียบเทียบกับวิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนใช้ Kernel แบบ polynomial

ผลการทดสอบจากภาพที่ 4.17 จะเห็นได้ว่าวิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนนั้นมีความถูกต้องของตัวอักษรได้มากกว่าซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพียงอย่างเดียว ที่ทั้งสองใช้ Kernel แบบ polynomial เหมือนกัน ซึ่งผลการทดสอบก็เป็นลักษณะเช่นเดียวกับ Kernel แบบ

Radial Basis Function (RBF) แต่ Kernel แบบ polynomial จะให้อัตราการรู้จำที่ลดลงเล็กน้อยเมื่อเทียบกับ Radial Basis Function (RBF) ที่เป็นเช่นนี้ เพราะ Kernel แบบ polynomial ที่ใช้ดีกรี 1 ที่มีมิติการคิดแยกได้น้อยกว่า Radial Basis Function (RBF) ที่เป็นแบบ Multi-Scale

4.2.4 การทดสอบวิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนที่ใช้ฟอนต์ขนาด 16 พอยท์ทั้งหมด

การทดลองนี้เพื่อจะต้องการทดสอบเพิ่มเติมว่าฟอนต์ที่ขนาด 16 พอยท์ทั้งหมด ซึ่งเป็นขนาดเล็กที่สุดของงานวิจัยนี้จะให้ผลการทดสอบได้เป็นอย่างดีหรือไม่ซึ่งมีวิธีการทดลองดังนี้

- 4.2.4.1 ใช้วิธีทางสหสัมพันธ์ที่ทำงานร่วมกับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน
- 4.2.4.2 ใช้ที่ขนาด 16 พอยท์ทั้งหมด
- 4.2.4.3 ใช้วิธีทางสหสัมพันธ์ที่ทำงานร่วมกับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน
- 4.2.4.4 การทดสอบซ้ำอีก 3 ครั้ง และจับเวลาตั้งแต่เริ่มการกลุ่มตัวอักษร

**ตารางที่ 4.7** ผลการรู้จำตัวอักษรด้วยวิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนที่ใช้ฟอนต์ขนาด 16พอยท์ ทั้งหมด

กลุ่ม	จำนวน	จำนวนตัวอักษร ที่ถูกต้อง	ความถูกต้อง (%)	เวลาเฉลี่ยต่อ ตัวอักษร(s)
ภาษาอังกฤษตัวเล็ก	390	365	93.59%	0.47
ภาษาอังกฤษตัวใหญ่	390	371	95.13%	0.44
พยัญชนะภาษาไทย	660	626	94.85%	0.51
สระภาษาไทย	360	346	96.11%	0.51
ตัวเลขไทยและอารบิก	300	293	97.67%	0.44
รวมทั้งหมด	2,100	2,001	95.29%	0.47

ผลการทดสอบจากตารางที่ 4.7 จะเห็นได้ว่าวิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน ที่ใช้ฟอนต์ขนาด 16 พอยท์ นั้นมี 2,100 ภาพไปตรวจหาตัวอักษรสามารถจำแนกได้ถึง 2,001 ภาพ ซึ่งคิดเป็นร้อยละความถูกต้อง 95.29 เปอร์เซ็นต์ และใช้เวลาเฉลี่ยที่ 0.47 วินาที จะเห็นได้ว่าขนาดตัวอักษรที่เล็กที่สุดของงานวิจัยนี้ ยังคงมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่สูงและใกล้เคียงกับผลการทดสอบในเงื่อนไขต่างๆ ก่อนหน้านี้

#### 4.3 ผลการทดลองการตรวจหาตัวอักษรเขียนด้วยลายมือ

เมื่อนำไปทดลองตัวอักษรที่ได้จากการเขียนด้วยมือนั้น จะเห็นได้ว่าสามารถนำไปใช้งานร่วมกันได้แต่จะมีอัตราความถูกต้องของข้อมูลลดลงเนื่องจากลักษณะการเขียนของแต่ละบุคคลมีความแตกต่างจากตัวอักษรพิมพ์ซึ่งผลการทดสอบดังตารางที่ 4.8 ที่ใช้ลายมือของบุคคล 9 ท่านและเพิ่มจำนวนการทดสอบเป็น 20 ท่านในตารางที่ 4.9

ตารางที่ 4.8 ผลการรู้จำตัวอักษรด้วยวิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซอฟต์แวร์แมชชีนที่ใช้กับตัวอักษรที่ได้จากการเขียนด้วยมือ 9 ท่าน

กลุ่ม	จำนวน	จำนวนตัวอักษรลายมือที่ถูกต้อง	ความถูกต้อง (%)	เวลาเฉลี่ยต่อตัวอักษร(s)
ภาษาอังกฤษตัวเล็ก	234	157	67.09%	0.47
ภาษาอังกฤษตัวใหญ่	234	194	82.91%	0.47
ภาษาไทยพยัญชนะ	396	289	72.98%	0.54
ภาษาไทยสระ	216	130	60.19%	0.55
ตัวเลขไทยและอารบิก	180	165	91.67%	0.47
รวมทั้งหมด	1,260	935	74.21%	0.50

จากผลการทดสอบในตารางที่ 4.7 เป็นการประยุกต์การเรียนรู้จำตัวอักษรไปทดลองกับตัวอักษรที่ได้เขียนด้วยลายมือที่มีความแตกต่างจากตัวอักษรพิมพ์ โดยในการทดสอบครั้งนี้ใช้ลายมือของบุคคลจำนวน 9 ท่าน จะมีตัวอักษรทั้งหมด 1,260 ตัวอักษร ซึ่งผลปรากฏว่าสามารถจำแนกตัวอักษรได้ 935 คิดเป็นร้อยละ 74.21 และใช้เวลาเฉลี่ยที่ 0.50 วินาที

ตารางที่ 4.9 ผลการรู้จำตัวอักษรด้วยวิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนที่ใช้กับ  
ตัวอักษรที่ได้จากการเขียนด้วยมือ 20 ท่าน

กลุ่ม	จำนวน	จำนวนตัวอักษร ลายมือที่ถูกต้อง	ความถูกต้อง (%)	เวลาเฉลี่ยต่อ ตัวอักษร(ms)
ภาษาอังกฤษตัวเล็ก	520	320	61.54%	0.48
ภาษาอังกฤษตัวใหญ่	520	421	80.96%	0.47
ภาษาไทยพยัญชนะ	880	661	75.17%	0.56
ภาษาไทยสระ	480	351	73.33%	0.56
ตัวเลขไทยและอารบิก	400	363	90.75%	0.49
รวมทั้งหมด	2,800	2,116	75.57%	0.51

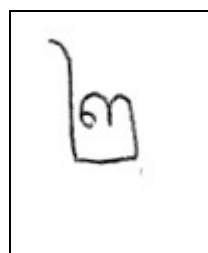
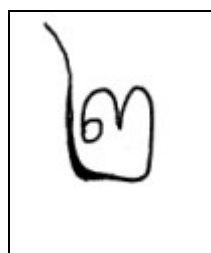
จากผลการทดสอบในตารางที่ 4.8 เป็นการทดสอบที่ใช้ลายมือของบุคคลจำนวน 20 ท่าน จะมีจำนวนตัวอักษรทั้งหมด 2,800 ตัวอักษร ซึ่งผลปรากฏว่าสามารถจำแนกตัวอักษรได้ 2,116 คิดเป็นร้อยละ 75.57 และใช้เวลาเฉลี่ยที่ 0.51 วินาที เมื่อไปทำการเปรียบเทียบกับผลลายมือของบุคคล 9 ท่านแล้วจะเห็นได้ว่าเมื่อเพิ่มจำนวนลายมือ ให้ผลเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการรู้จำตัวอักษรบางกลุ่มเพิ่มบางกลุ่มลดลง เป็นเพราะลายมือที่บางตัวอักษรมีรูปร่างที่ใกล้เคียงกับรูปแบบที่ได้จดจำไว้ แต่บางตัวอักษรก็มีลักษณะการเขียนที่แตกต่างออกไปดังภาพที่ 4.18



(ก) ภาพที่จำแนกได้ไม่ถูกต้อง

(ข) ภาพที่จำแนกถูกต้อง





(ค) ภาพที่จำแนกได้ไม่ถูกต้อง

(ง) ภาพที่จำแนกถูกต้อง

ภาพที่ 4.18 ภาพการรู้จำตัวอักษรเขียนด้วยลายมือในแบบต่างๆ

จากข้อมูลตัวอย่างที่ดังภาพที่ 4.18 ค้นพบอย่างหนึ่งว่าบางฐานข้อมูลรูปภาพนั้น ไม่มีอยู่เลยจนทำให้ไม่สามารถจำแนก หรือทำการรู้จำตัวอักษรได้เลยเช่นภาพที่ 4.18 (ก) ตัวอักษร a ซึ่งปกติแล้วตัวพิมพ์จะแตกต่างกับการเขียนเป็นผลทำให้ อัตราการรู้จำของภาษาอังกฤษตัวเล็กความถูกต้องลดลง ส่วนภาพที่ 4.18 (ค) ตรงที่ส่วนหนาเมื่อทำการปรับปรุงภาพแล้ว จะกลายเป็นแนวโค้งทำให้เกิดความผิดพลาดได้ ส่วนเวลาที่ใช้ในการประมวลผลซึ่งได้ผลใกล้เคียงกัน โดยข้อมูลจำเพาะของเครื่องคอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการประมวลผล คือ เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลซีพียู Intel Core2Duo ความเร็วในการประมวลผลที่ 2.33 GHz หน่วยความจำหลัก 4GBytes ระบบปฏิบัติการ windows7 64bit ฮาร์ดดิสก์ขนาด 250 GB

## บทที่ 5

### สรุปผลการทดลอง

#### 5.1 การตรวจหากลุ่มตัวอักษร

ในการตรวจหาคำแหน่งของกลุ่มตัวอักษรจะใช้เทคนิคสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เป็นตัวมาจัดการในการแบ่งกลุ่มของตัวอักษรสามารถค้นหากลุ่มได้รวมทั้งสิ้น 6,254 ภาพคิดเป็นร้อยละ 99.27 ซึ่งอัตราส่วนของการแบ่งกลุ่มนั้นอยู่ในระดับความถูกต้องที่สูง แต่จากการแยกกลุ่มยังพบว่ายังมีบางตัวอักษรยังไม่สามารถค้นหากลุ่มตัวอักษรออกมาได้ เกิดจากการที่ค่าในการเทียบค่าสัมประสิทธิ์นั้นมีค่าน้อยเกินกว่าค่า 0.7 ในหลายๆกลุ่ม จึงทำให้ไม่สามารถค้นหากลุ่มได้

#### 5.2 การจำแนกตัวอักษร

ในการจำแนกตัวอักษรใช้เทคนิคการรู้จำตัวอักษร ด้วยวิธีทางสหสัมพันธ์กับซัพพอร์ตเวกเตอร์ แมชชีน โดยที่ใช้ Kernel แบบ Radial Basis Function (RBF) และภาพนำมาทดสอบที่ 1,260 ภาพไปตรวจหาตัวอักษรสามารถจำแนกได้ถึง 1,234 ภาพเมื่อนำไปคิดเป็นร้อยละ 97.94 และใช้เวลาเฉลี่ยรวมแล้วใช้เวลา 0.49 วินาที ซึ่งเมื่อเทียบกับการทดสอบในรูปแบบต่างๆ แล้วจะพบว่าการจำแนกตัวอักษรวิธีทางสหสัมพันธ์กับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยที่ใช้ Kernel แบบ Radial Basis Function (RBF) นั้นให้อัตราการรู้จำที่สูงที่สุด เมื่อไปทำการทดลองในสภาวะแวดล้อมเหมือนกัน และอีกอย่างหนึ่ง Kernel แบบ Radial Basis Function (RBF) จะใช้เวลาในการจำแนกเพิ่มขึ้นเพียงเล็กน้อยเมื่อเทียบกับเทคนิคอื่นๆ

#### 5.3 การรู้จำตัวอักษรเขียนด้วยลายมือ

ในงานวิจัยก็ยังสามารถเพิ่มการทดสอบด้วยการการรู้จำตัวอักษรด้วยวิธีทางสหสัมพันธ์ร่วมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ที่ได้จากการเขียนด้วยลายมือที่จำนวน 9 ท่าน และเพิ่มเป็น 20 ท่าน ดังแสดงผลการทดลองดังตารางที่ 5.1 ซึ่งขึ้นอยู่กับตัวอักษรที่เขียนด้วยว่าตรงกับค่าต้นแบบที่เป็นอักษรพิมพ์มากน้อยเพียงใด

### ตารางที่ 5.1 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของตัวอักษรเขียนด้วยลายมือ

จำนวนคน	จำนวนตัวอักษรลายมือ ที่ถูกต้อง	ความถูกต้อง (%)	เวลาเฉลี่ยต่อตัวอักษร (s)
9 ท่าน	935	74.21%	0.50
20 ท่าน	2,116	75.57%	0.51

จากการทดลองทั้งหมดยังมีบางส่วนที่ยังไม่สามารถจำแนกตัวอักษรออกมาได้ เช่น ลายมือบางตัวอักษรมีลักษณะที่ไม่ตรงตามรูปแบบตัวอักษร คือลักษณะที่มีหัวตัวอักษรแต่เมื่อมีการเขียนแบบไม่มีหัวตัวอักษร จะเป็นสาเหตุหนึ่งที่ทำให้เกิดการจำแนกตัวอักษรไม่ได้

#### 5.4 ข้อเสนอแนะและแนวคิดเพื่อการพัฒนาเพิ่มเติมในอนาคต

จากการทดสอบที่ผ่านมาและการทดลองที่ได้จากงานวิจัยชิ้นนี้จะสังเกตได้ว่า ในการทำงานของการจำแนกตัวอักษรที่สมบูรณ์ ถ้าตัวอักษรมีสิ่งระบบกวนบนภาพและการมีรูปร่างที่ความผิดเพี้ยนไปจากเดิม จะมีส่วนสำคัญเป็นอย่างยิ่งหากต้องการเพิ่มค่าความถูกต้องจำเป็นต้องลดสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นและปรับแต่งให้ภาพนั้นเข้าตรงรูปแบบให้มากที่สุด หรือปรับปรุงกระบวนการจัดกลุ่ม โดยใช้วิธีเทคนิคอื่นๆ เข้ามา กล่าวคือเมื่อต้นทางที่เป็นกระบวนการหากลุ่มค้นหาได้ถูกต้อง เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกได้ด้วย สิ่งเหล่านี้เป็นสาเหตุของความถูกต้องในการจำแนกตัวอักษร

ในงานวิจัยนี้ได้ใช้ความรู้พื้นฐานต่างๆเข้ามาทำการปรับปรุงภาพที่ใช้อักษรที่ถูกเขียนด้วยลายมือ ที่มาจากการสแกนบางภาพที่ไม่ชัดเจน หรือขนาดตัวอักษรมีขนาดเล็กจนเกินไป จำเป็นต้องพัฒนาในตรงส่วนนี้ และยังคงต้องใช้ซอฟต์แวร์เคอร์แมชชีนที่มีมิติในการเปรียบเทียบค่าที่สูงขึ้น หรือ การคัดแยกแบบมัลติคลาส ซึ่งจะอาจทำให้อัตราการรู้จำที่เพิ่มมากขึ้น รวมทั้งต้องหาฐานข้อมูลตัวอักษรให้มากขึ้นเช่นรูปแบบตัวอักษรใหม่ๆ หรือตัวอักษรที่ใกล้เคียงกับลายมือ เป็นต้น ซึ่งให้ค่าความถูกต้องเพิ่มมากยิ่งขึ้น รายละเอียดดังที่ได้กล่าวนั้นสมควรที่จะทำการปรับปรุงหรือแก้ไขเพื่อพัฒนางานวิจัยชิ้นนี้ต่อไปในอนาคต

## รายการอ้างอิง

- [1] Rafael C.Gonzalez, “Image Sampling and Quantization” in Digital image processing. New Jersey:Prentice Hall, 2002.
- [2] สุกัญญา จังเจริญจิตต์กุล, สืบสกุล พิภพมงคล, “การรู้จำแผ่นป้ายทะเบียนรถยนต์จากภาพดิจิทัลแบบพื้นกาล”, 2004.
- [3] พรพล ธรรมรงค์รัตน์, ถัดดา ปรีชาวีรกุลและวิภาดา เวทย์ประสิทธิ์, “การจำแนกประเภทเว็บเพจโดยใช้ค่าความถี่เอกสารและซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน”, The 12th National Computer Science and Engineering Conference, 2008.
- [4] สุวสา พิษิตเดช, ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล, การรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยการใช้กลุ่มก้อนของนิวรอลเน็ตเวิร์ก, วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2544.
- [5] อธิพันธ์ เมฆเศรษฐ์และสมชาย จิตะพันธ์กุล, การรู้จำตัวอักษรเขียนภาษาไทยที่เป็นคำแบบออฟไลน์โดยใช้หลักเกณฑ์ทางฟัซซีร่วมกับคุณลักษณะบ่งความต่าง, วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2543.
- [6] Nadler, Morton Cie des Machines BULL, “An Analog-Digital Character Recognition System”, Electronic Computers, IEEE Transactions on, 1963.
- [7] นิเวศ จิระวิชุดชัย, ปริญญา สงวนศักดิ์, พยุง มีสัจ, “การพัฒนาประสิทธิภาพการจัดหมวดหมู่เอกสารภาษาไทยแบบอัตโนมัติ”, Nida conference 2010
- [8] Steve R. Gunn. “Support vector machines for classification and regression”. Technical report, Image Speech and Intelligent Systems Research Group, University of Southampton, 1997.
- [9] พัฒนชัย เบศรภิญโญวงศ์และบุญเสริม กิจศิริกุล, การรู้จำตัวอักษรไทยโดยใช้ซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนและเคอร์เนล, วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2545.
- [10] ปริญญา สงวนศักดิ์, ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล, การรู้จำตัวอักษรภาษาไทยแบบออนไลน์โดยใช้แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ, วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2547.

- [11] Chomtip Pornpanomchai and Montri daveloh, "Printed thai character recognition by genetic algorithm", Sixth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Hong Kong, 19-22 August, 2007.
- [12] อุดม สถาพรชัยสิทธิ์และบุญเสริม กิจศิริกุล, "การรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยใช้เทคนิคด้านการวิเคราะห์ห้องค้ประกอบสำคัญและนิวรอลเน็ตเวิร์ก", 2006.
- [13] Faouzi Bouchareb and Rachid Hamdi, "Handwritten Arabic character recognition based on SVM Classifier", 2008.
- [14] Hussein Al-Zoubi, Mahmood Al-Khassaweneh, "Offline Machine-Print Hindi Digit Recognition Using Translational Motion Estimation", CIMCA 2008, IAWTIC 2008.
- [15] Dewi Nasien, Habibollah Haron, "Support vector machine (svm) for english handwritten character recognition", ICCEA, 2010.
- [16] ภรณ์ยา อามฤรัตน์, เศษ ธรรมศิริ, "การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการคัดเลือกและจำแนกข้อมูลด้วยวิธีการทางเครือข่ายประสาทเทียม", NCCIT 2009
- [17] Haini Qu Oussar, Y.Dreyfus, G.Weisheng Xu, "Regularized Recurrent Least Squares Support Vector Machines", IJCBS, 2009.
- [18] Pan Hao, Duan Ying, Tan Longyuan, "Application for Web Text Categorization Based on Support Vector Machine", IFCSTA, 2009.

ภาคผนวก





ภาคผนวก ก

ภาพตัวอักษรที่ใช้ในการทดลอง





C D E F G H I J K L M N O P Q R  
 S T U V W X Y Z a b c d e f g h i  
 j k l m n o p q r s t u v w x y z 1  
 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.4 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ Angsana New ขนาด 36 ตัวธรรมดา

ก ข ฃ ค ต ฒ ง จ ฉ ซ ฅ ฌ ญ ฎ ฏ ฐ  
 ท ฒ ฌ ด ต ถ ท ฐ น บ ป ผ ฝ พ ฟ  
 ภ ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห พ อ ฮ ๑ ๒ ๓  
 ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐  
 ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐  
 ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐  
 C D E F G H I J K L M N O P Q R  
 S T U V W X Y Z a b c d e f g h i j



P Q R S T U V W X Y Z a b c d e f g h i j k l m n o p q r s t u v  
w x y z 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.7 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ Browallia New ขนาด 16 ตัวธรรมดา

ก ข ข ค ต ข ง จ ฉ ช ซ ฌ ญ ฎ ฏ ฐ ฑ ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ ฝ พ ฟ ภ ม  
ย ร ล ว ศ ษ ส ห พ อ ฮ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ใ ไ โ แ ะ ่อ ั ็ ็ ็ ็ ็ ็ ็ ็  
อ ็ ็ ุ ู อ่า ร์ ฤษ ร์ A B C D E F G H I J K L M N O P Q R S T U V W X  
Y Z a b c d e f g h i j k l m n o p q r s t u v w x y z 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.8 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ Browallia New ขนาด 16 ตัวเอียง

ก ข ข ค ต ข ง จ ฉ ช ซ ฌ ญ ฎ ฏ ฐ ฑ ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ ฝ พ ฟ  
ภ ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห พ อ ฮ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ใ ไ โ แ ะ ่อ ั ็ ็ ็ ็ ็ ็ ็ ็  
อ ็ ็ ุ ู อ่า ร์ ฤษ ร์ A B C D E F G H I J K L M N O P Q R S  
T U V W X Y Z  
a b c d e f g h i j k l m n o p q r s t u v w x y z 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.9 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ Browallia New ขนาด 16 ตัวหนา

ก ข ข ค ต ข ง จ ฉ ช ซ ฌ ญ ฎ  
ฎ ฐ ฑ ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป  
ผ ฝ พ ฟ ภ ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห  
พ อ ฮ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐  
ใ ไ โ แ ะ ่อ ั ็ ็ ็ ็ ็ ็ ็ ็  
อ ็ ็ ุ ู อ่า ร์ ฤษ ร์ A B C D E

F G H I J K L M N O P Q R  
 S T U V W X Y Z a b c d e f  
 g h i j k l m n o p q r s t u v  
 w x y z 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.10 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ Browallia New ขนาด 36 ตัวธรรมดา

ก ข ฃ ค ด ฉ ง จ ฉ ช ซ ฌ ญ ฎ ฏ  
 ฐ ท ฒ ณ ด ต ถ ท ฐ น บ ป ผ ฝ  
 พ ฟ ภ ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห พ อ ฮ  
 ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ | | | | | | | | | |  
 ะ ่ ้ ๊ ๋ ๊ ๋ ๊ ๋ ๊ ๋ ุ ู ำ ์ ์  
 ุ ำ A B C D E F G H I J K L M  
 N O P Q R S T U V W X Y Z a b  
 c d e f g h i j k l m n o p q r s t  
 u v w x y z 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.11 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ Browallia New ขนาด 36 ตัวเอียง

ก ข ข ค ต ฒ ง จ ฉ ช ซ ฌ ญ ฎ  
 ฏ ฐ ท ฒ ฌ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ  
 ฝ พ ฟ ภ ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห ฬ  
 อ ฮ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ไ ใ โ  
 แ แ ะ อ๋ อ๊ อ้ อ๋ อ๊ อี้ อี้ อี้ อี้ อู้  
 อู อ่า อ์ ๆ อุ อ๋ A B C D E F G H  
 I J K L M N O P Q R S T U V W  
 X Y Z a b c d e f g h i j k l m n  
 o p q r s t u v w x y z 1 2 3 4  
 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.12 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ Browallia New ขนาด 36 ตัวหนา

ก ข ข ค ต ฒ ง จ ฉ ช ซ ฌ ญ ฎ ฏ ฐ ท ฒ ฌ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ ฝ ฝ พ ฟ ภ ม  
 ย ร ล ว ศ ษ ส ห ฬ อ ฮ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ไ ใ โ แ แ ะ อ๋ อ๊ อ้ อ๋ อ๊ อี้ อี้ อี้ อี้ อู้  
 อู อ่า อ์ ๆ อุ อ๋ A B C D E F G H I J K L M N O P Q R S T U V W X  
 Y Z a b c d e f g h i j k l m n o p q r s t u v w x y z 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0



N O P Q R S T U V W X Y Z a b  
c d e f g h i j k l m n o p q r s  
t u v w x y z 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.16 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ Cordia New ขนาด 36 ตัวธรรมดา

ก ข ฃ ค ต ฒ ง จ ฉ ช ซ ฅ ญ ฎ  
ฏ ฐ ฑ ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป  
ผ ฝ พ ฟ ภ ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห  
ฬ อ ฮ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ใ  
ใ โ ๕ แ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ใ  
อื อู อู อ่า อ์ ๆ อุ อໍ A B C D E F  
G H I J K L M N O P Q R S T  
U V W X Y Z a b c d e f g h i

j k l m n o p q r s t u v w x  
y z 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.17 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ Cordia New ขนาด 36 ตัวเอียง

ก ข ฃ ค ต ฅ ง จ ฉ ช ซ ฌ ญ  
ฎ ฏ ฐ ท ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ  
ป ผ ฝ พ ฟ ภ ม ย ร ล ว ศ ษ  
ส ห พ อ ฮ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘  
๙ ๐ ใ ไ โ ใ แ ะ ๋ ั ็ ็ ็ ็ ็  
อิ อี อึ อื อุ อู อ่า ๋ ๆ อุ อໍ A B  
C D E F G H I J K L M N O  
P Q R S T U V W X Y Z a b c  
d e f g h i j k l m n o p q r s  
t u v w x y z 1 2 3 4 5 6 7 8  
9 0

ภาพที่ ก.18 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ Cordia New ขนาด 36 ตัวหนา



ก ข ช ด ต ข ง จ ฉ ช ช ฌ ญ ฎ ฏ ฐ ท ฒ ฌ ด ต ก ท ธ น บ ป ผ ฝ  
 พ ฟ ภ ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห ฬ อ ฮ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ใ ไ โ ใ  
 ะ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ใ ไ โ ใ ะ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐  
 อ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ A B C D E F G H I J K L M N  
 O P Q R S T U V W X Y Z a b c d e f g h i j k l m n o p q r s t u v  
 w x y z 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.19 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ JasmineUPC ขนาด 16 ตัวธรรมดา

ก ข ช ด ต ข ง จ ฉ ช ช ฌ ญ ฎ ฏ ฐ ท ฒ ฌ ด ต ก ท ธ น บ ป ผ ฝ  
 พ ฟ ภ ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห ฬ อ ฮ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ใ ไ โ ใ  
 ะ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ใ ไ โ ใ ะ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐  
 อ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ A B C D E F G H I J K L M N  
 O P Q R S T U V W X Y Z a b c d e f g h i j k l m n o p q r s t u v  
 w x y z 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.20 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ JasmineUPC ขนาด 16 ตัวเอียง

ก ข ช ด ต ข ง จ ฉ ช ช ฌ ญ ฎ ฏ ฐ ท ฒ ฌ ด ต ก ท ธ น บ ป ผ  
 ฝ พ ฟ ภ ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห ฬ อ ฮ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ใ ไ โ ใ  
 ะ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ใ ไ โ ใ ะ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐  
 อ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ A B C D E F G H I J  
 K L M N O P Q R S T U V W X Y Z a b c d e f g h i j k l m n o p  
 q r s t u v w x y z 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.21 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ JasmineUPC ขนาด 16 ตัวหนา

ก ข ช ด ต ข ง จ ฉ ช ช ฌ ญ  
 ฎ ฏ ฐ ท ฒ ฌ ด ต ก ท ธ น บ  
 ป ผ ฝ พ ฟ ภ ม ย ร ล ว ศ ษ  
 ส ห ฬ อ ฮ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘  
 ๙ ๐ ใ ไ โ ใ ะ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐  
 อ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ A B C  
 D E F G H I J K L M N O P Q

R S T U V W X Y Z a b c d e f  
 g h i j k l m n o p q r s t u v  
 w x y z 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.22 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ JasmineUPC ขนาด 36 ตัวธรรมดา

ก ข ช ด ต ข ง จ ฉ ช ฌ ญ  
 ฎ ฏ ฐ ท ฒ ณ ด ต ก ท ธ น บ  
 ป ผ ฝ พ ฟ ภ ม ย ร ล ว ศ ษ  
 ส ห ฬ อ ฮ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘  
 ๙ ๐ ใ ไ โ ใ แ ำ ะ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘  
 ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ A B C  
 D E F G H I J K L M N O P Q  
 R S T U V W X Y Z a b c d e f  
 g h i j k l m n o p q r s t u v  
 w x y z 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.23 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ JasmineUPC ขนาด 36 ตัวเอียง

ก ข ช ด ต ข ง จ ฉ ช ฌ  
 ญ ฎ ฏ ฐ ท ฒ ณ ด ต ถ ท ธ  
 น บ ป ผ ฝ พ ฟ ภ ม ย ร ล ว  
 ศ ษ ส ห ฬ อ ฮ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖  
 ๗ ๘ ๙ ๐ ใ ไ โ ใ แ ำ ะ ๋ ั ็ ๊ ๋  
 ็ ั ็ ็ ็ ็ ุ ู ำ ั ็ ็ ็  
 A B C D E F G H I J K L M N  
 O P Q R S T U V W X Y Z a  
 b c d e f g h i j k l m n o p  
 q r s t u v w x y z 1 2 3 4  
 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.24 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ JasmineUPC ขนาด 36 ตัวหนา

ก ข ข ด ต บ ง จ ฉ ช ฌ ณ ญ ฎ ฏ ฐ ท ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ บ พ พ พ พ  
 ภ ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห ฬ อ ฮ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ใ ไ ใ แ ำ ะ ๋ ั ็ ๊ ๋  
 ็ ั ็ ็ ็ ็ ุ ู ำ ั ็ ็ ็ A B C D E F G H I J K L M N O P Q R  
 S T U V W X Y Z a b c d e f g h i j k l m n o p q r s t u v w x y  
 z 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.25 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ LilyUPC ขนาด 16 ตัวธรรมดา

ก ข ข ด ต บ ง จ ฉ ช ฅ ฌ ญ ฎ ฏ ฐ ฑ ฒ ณ ด ต ก ทร น บ ป พ พ พ  
 ฃ ม ย ร ล ว ต ษ ส ห พ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ | | | | | | | | | | : ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐  
 ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ A B C D E F G H I J K L M N O P Q R  
 S T U V W X Y Z a b c d e f g h i j k l m n o p q r s t u v w x y  
 z 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.26 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ LilyUPC ขนาด 16 ตัวเอียง

ก ข ข ด ต บ ง จ ฉ ช ฅ ฌ ญ ฎ ฏ ฐ ฑ ฒ ณ ด ต ก ทร น บ ป พ พ  
 พ พ ฃ ม ย ร ล ว ต ษ ส ห พ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ | | | | | | | | | | :  
 ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ A B C D E F G H I J K L M N  
 O P Q R S T U V W X Y Z a b c d e f g h i j k l m n o p q r s t  
 u v w x y z 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.27 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ LilyUPC ขนาด 16 ตัวหนา

ก ข ข ด ต บ ง จ ฉ ช ฅ ฌ ญ  
 ฎ ฏ ฐ ฑ ฒ ณ ด ต ก ทร น บ ป พ  
 พ พ ฃ ม ย ร ล ว ต ษ ส ห พ  
 ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ | | | | | | | | | | :  
 ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐  
 ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ A B C D E F G H  
 I J K L M N O P Q R S T U V  
 W X Y Z a b c d e f g h i j k  
 l m n o p q r s t u v w x y z  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.28 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ LilyUPC ขนาด 36 ตัวธรรมดา

ก ข ช ฅ ต บ ง จ ฉ ช จ ฅ ฅ  
 ฎ ฏ ฐ ท ฒ ณ ด ต ก ก ฌ น บ ป พ  
 ฬ ฝ ฟ พ ฃ ม ย ส ล ว ต ษ ส ห ฬ  
 อ ฮ ด ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ | |  
 | | | : ั ็ ็ ็ ็ ็ ็ ็ ็ ็ ็ ุ  
 อุ อ่า ำ ำ ุ ุ ำ A B C D E F G H  
 I J K L M N O P Q R S T U V  
 W X Y Z a b c d e f g h i j k  
 l m n o p q r s t u v w x y z  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.29 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ LilyUPC ขนาด 36 ตัวเอียง

**ก ข ช ฅ ต บ ง จ ฉ ช จ ฅ ฅ**  
**ฎ ฏ ฐ ท ฒ ณ ด ต ก ก ฌ น บ**  
**ป พ ฬ ฝ ฟ พ ฃ ม ย ส ล ว ต ษ**  
**ส ห ฬ อ ฮ ด ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘**  
**๙ ๐ | | | : ั ็ ็ ็ ็ ็ ็ ็ ็ ็ ็ ุ**  
**อุ อ่า ำ ำ ุ ุ ำ A B C D**  
**E F G H I J K L M N O P Q**

**R S T U V W X Y Z a b c d e  
f g h i j k l m n o p q r s t  
u v w x y z 1 2 3 4 5 6 7  
8 9 0**

ภาพที่ ก.30 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ LilyUPC ขนาด 36 ตัวหนา



ก ข ข ค ค ด ง จ จ ช ช ฌ ญ ฎ ฏ ฐ  
ฑ ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ ฝ พ ฟ ภ  
ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห ฬ อ ฮ  
๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ใ ไ ใ แ ะ  
อ ำ อ ำ อ ำ อ ำ อ ำ อ ำ อ ำ อ ำ  
A B C D E F G H I J K L M N O P  
Q R S T U V W X Y Z  
a b c d e f g h i j k l m n o p  
q r s t u v w x y z  
1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.31 ตัวอักษรที่เขียนด้วยมือของท่านที่ 1

ก ข ค ค ฅ ฆ ง จ ฉ ช ซ ฌ ญ ฎ ฏ ฐ  
ฑ ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ ฝ พ ฟ ภ  
ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห ฬ อ ฮ  
๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ไ โ ใ ใ ๓ ๔  
อ อ อ อ อ อ อ อ อ อ อ อ อ อ อ  
A B C D E F G H I J K L M N O P  
Q R S T U V W X Y Z  
a b c d e f g h i j k l m n o p  
q r s t u v w x y z  
1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.32 ตัวอักษรที่เขียนด้วยมือของท่านที่ 2

ก ข ฃ ค ฅ ฉ ง จ ฉ ฐ ฏ ฎ ฏ  
 ฑ ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ ฝ พ ฟ ภ  
 ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห ฬ อ ฮ  
 ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ไ ใ โ แ ะ  
 ่ ็ ๊ ๋ ้ ๊ ็ อื อี้ อือ อื่อ อื อื่อ อื่อ อื่อ อื่อ อื่อ อื่อ อื่อ อื่อ อื่อ อื่อ อื่อ อื่อ อื่อ อื่อ อื่อ อื่อ

A B C D E F G H I J K L M N O P  
 Q R S T U V W X Y Z  
 a b c d e f g h i j k l m n o p  
 q r s t u v w x y z  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.33 ตัวอักษรที่เขียนด้วยมือของท่านที่ 3





ก ข ค ฅ ฆ ง จ ฉ ช ซ ฌ ญ ฎ ฏ ฐ  
ฑ ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ ฝ พ ฟ ภ ม ย ร  
ล ว ศ ษ ส ห ฬ อ ฮ

๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ใ ไ โ ไแ ะ

อ อ๊ อ็ อ้ อ้อ อี อี้ อื อู่ อ่า อ้า อู๋ อู๋

A B C D E F G H I J K L M N O P

Q R S T U V W X Y Z

a b c d e f g h i j k l m n o p

q r s t u v w x y z

1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.35 ตัวอักษรที่เขียนด้วยมือของท่านที่ 5

ก ข ข ค ค ม ม ง ง จ จ ฉ ฉ ซ ซ ฌ ฌ ฎ ฎ ฏ ฏ จุ  
 ท ท ม ม ณ ณ ต ต ถ ถ ทธ ธ น น บ บ ป ป ผ ผ ฝ ฝ ภ  
 ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห ฬ อ ฮ  
 ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๑๐ ๑๑ ๑๒ ๑๓ ๑๔ ๑๕ ๑๖ ๑๗ ๑๘ ๑๙ ๒๐  
 อ อ ำ อ ิ อ ึ อ ึ อ ื อ ื อ ุ อ ุ อ ู อ ู อ ึ อ ึ อ ุ อ ุ อ ู อ ู อ ึ อ ึ อ ุ อ ุ อ ู อ ู  
 A B C D E F G H I J K L M N O P  
 Q R S T U V W X Y Z  
 a b c d e f g h i j k l m n o p  
 q r s t u v w x y z  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.36 ตัวอักษรที่เขียนด้วยมือของท่านที่ 6

ก ข ฃ ค ฅ ฆ ง จ ฉ ช ฌ ฎ ฏ ฐ ฑ  
 ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ ฝ พ ฟ ภ  
 ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห ฬ อ ฮ  
 ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ไ ใ โ ๒ ๓ ๔ ๕  
 อ<sup>๑</sup> อ<sup>๒</sup> อ<sup>๓</sup> อ<sup>๔</sup> อ<sup>๕</sup> อ<sup>๖</sup> อ<sup>๗</sup> อ<sup>๘</sup> อ<sup>๙</sup> อ<sup>๑๐</sup> อ<sup>๑๑</sup> อ<sup>๑๒</sup> อ<sup>๑๓</sup> อ<sup>๑๔</sup> อ<sup>๑๕</sup> อ<sup>๑๖</sup> อ<sup>๑๗</sup> อ<sup>๑๘</sup> อ<sup>๑๙</sup> อ<sup>๒๐</sup>  
 A B C D E F G H I J K L M N O P  
 Q R S T U V W X Y Z  
 a b c d e f g h i j k l m n o p  
 q r s t u v w x y z  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.37 ตัวอักษรที่เขียนด้วยมือของท่านที่ 7



ก ข ฃ ค ฅ ฉ ง จ ฉ ซ ฌ ญ ฎ ฏ ฐ ฑ ฒ  
ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ ฝ พ ฟ ภ ม ย ร ล ว  
ศ ษ ส ห พ็ อ ฮ

๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ไท ไท ไท ไท

อ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ๑ ๒

A B C D E F G H I J K L M N O P

Q R S T U V W X Y Z

a b c d e f g h i j k l m n o p

q r s t u v w x y z

1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.39 ตัวอักษรที่เขียนด้วยมือของท่านที่ 9

ก ข ซ ค ค ม ง จ ฉ ช ฌ ญ ฎ ฏ ส  
 ท ฒ ณ ด ต ถ ท ร ษ ษ ฒ ฒ ฒ  
 ฌ ฎ ฏ ล ว ศ ษ ส ท พ ล อ ฮ

๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ๗ ๗ ๖ ๕ ๔ ๓ ๒ ๑

อ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐

A B C D E F G H I J K L M N O P

Q R S T U V W X Y Z

a b c d e f g h i j k l m n o p

q r s t u v w x y z

1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.40 ตัวอักษรที่เขียนด้วยมือของท่านที่ 10

ก ข ข ค ค ม ง ง จ ฉ ช ช ฌ ฉ ฎ ฏ ฐ  
 ท ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ ฝ พ ฟ ภ  
 ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห ฬ อ ฮ  
 ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ใ โ ไ ๖ ๖ ๖ ๖ ๖  
 ็

A B C D E F G H I J K L M N O P  
 Q R S T U V W X Y Z  
 a b c d e f g h i j k l m n o p  
 q r s t u v w x y z  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.41 ตัวอักษรที่เขียนด้วยมือของท่านที่ 11



ก ข ข ค ค ฉ ง จ ฉ ๗ ๗ ฌ ฌ ฐ  
ฑ ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ ฝ พ ฟ ภ  
ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห ฬ อ ฮ  
๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ใ ไ โ ๖ ๖ ๗ ๘  
อ ๑ อี อี อี อี อี อี อี อี อี อู อู อ่า อ์ ๆ อ๋ อ๋  
A B C D E F G H I J K L M N O P  
Q R S T U V W X Y Z  
a b c d e f g h i j k l m n o p  
q r s t u v w x y z  
1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.42 ตัวอักษรที่เขียนด้วยมือของท่านที่ 12

ก ข ฃ ค ฅ ฉ ง จ ฉ ซ ฌ ญ ฎ ฏ รุ  
 ท ฒ ณ ด ต ถ ท ธ นบ ป ผ ฝ พ ฟ ภ  
 ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห ฟ ฒ อ ฮ  
 ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕  
 อ ำ อั อี อื อ้อ อ๋ อึ อือ อี้ อู อู๋ อ๋า อ๋อ อ็ อ๋อ  
 A B C D E F G H I J K L M N O P  
 Q R S T U V W X Y Z  
 a b c d e f g h i j k l m n o p  
 q r s t u v w x y z  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.43 ตัวอักษรที่เขียนด้วยมือของท่านที่ 13

ก ข ข ค ค ฅ ฆ ง จ ฉ ช ซ ฌ ญ ฎ ฏ ฐ ฑ ฒ  
 ท ฒ ณ ศ ส ฮ ท ฑ ษ บ ปร ผ ฝ พ ฟ ภ  
 ม ย ร ล ว ศ ษ ส ห พ อ ฮ  
 ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ไ โ ๖ ๖ ๖ ๖  
 อ

A B C D E F G H I J K L M N O P Q

R S T U V W X Y Z

a b c d e f g h i j k l m n o p q r s t u

v w x y z

1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.44 ตัวอักษรที่เขียนด้วยมือของท่านที่ 14

ก ข ค ด ขง จ ฉ ช ซ ฌ ญ ฎ ฏ จุ ท ฒ ณ  
 ด ต ถ ทธ ฒ น บ ป ผ ฝ พ ฟ ภ ม ย ร ล ว ศ  
 ช ส ห ฟ อ ฮ

๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐

อ อํ อี อีํ อึ อึํ อือ อือํ อู่ อู่ํ ำ อ์ ๆ ุ ั ็

A B C D E F G H I J K L M N O P

Q R S T U V W X Y Z

a b c d e f g h i j k l m n o p

q r s t u v w x y z

1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.45 ตัวอักษรที่เขียนด้วยมือของท่านที่ 15

ก ก ๑ ค ค ๑ ง ง ๑ ฉ ฉ ๑ ณ ณ ๑ น น ๑  
๓ ๓ ๑ ณ ๓ ๓ ๓ ๓ ๓ ๓ ๓ ๓ ๓ ๓ ๓ ๓ ๓ ๓ ๓ ๓  
ณ ย ร ล ๑ ศ ๑ ช ๑ ส ๑ ฮ ๑ ฟ ๑ อ ๑  
๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐  
อ ๑  
A B C D E F G H I J K L M N O P  
Q R S T U V W X Y Z  
a b c d e f g h I j k l m n o p  
q r s t u v w x y z  
1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.46 ตัวอักษรที่เขียนด้วยมือของท่านที่ 16



ก ข ช ค ศ พ ง จ ฉ ช ฌ ญ ฎ ฏ ฐ  
 ท ฒ ณ ด ต ถ ท ฉ น บ ป ผ ฝ พ ฟ  
 ภ ม ย รั ล ว ศ ข ส ห ฬ อ ฮ  
 ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐  
 อ๋ อ๊ อ้ อี๋ อี๊ อี๋ อี๊ อี๋ อี๊ อู๋ อู๊ อู๋ อู๊ อ๋า อ๋อ ำ อ๋อ ำ อ๋อ ำ อ๋อ ำ อ๋อ ำ อ๋อ ำ  
 A B C D E F G H I J K L M N O P  
 Q R S T U V W X Y Z  
 a b c d e f g h i j k l m n o p  
 q r s t u v w x y z  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.48 ตัวอักษรที่เขียนด้วยมือของท่านที่ 18





ก ข ขคคตตงจจขชชฌญฎฐ จูฑฒ  
 ฌดตถททธฑบปผฝฟพภมยรลวศษ  
 สหฬอฮ  
 ๑๒๓๔๕๖๗๘๙๐ ใโเแาะะ  
 อ๋อ็อ๊อ้อ้อ้ออ้ออ้ออ้ออ้ออ้ออ้ออ้ออ้อ  
 A B C D E F G H I J K L M N O P  
 Q R S T U V W X Y Z  
 a b c d e f g h i j k l m n o p  
 q r s t u v w x y z  
 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0

ภาพที่ ก.50 ตัวอักษรที่เขียนด้วยมือของท่านที่ 20



ภาคผนวก ข

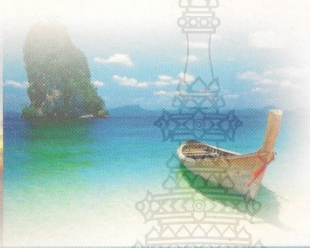
ผลงานตีพิมพ์เผยแพร่

บทความเรื่อง การรู้จำตัวอักษรอังกฤษ-ไทย โดยใช้วิธีทางสถิติร่วมกับซอฟต์แวร์แมชชีน การจัดประชุมวิชาการทางวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ ครั้งที่ 9 (The Ninth PSU Engineering Conference , PEC-9) ณ. โรงแรมเมอร์ลิน บีช รีสอร์ท(หาดไทรรั้งค์)จ.ภูเก็ต ระหว่างวันที่ 2-3 พฤษภาคม 2554








Faculty of Engineering  
 Prince of Songkla University

การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมศาสตร์ ครั้งที่ 9  
 The 9<sup>th</sup> PSU-Engineering Conference  
 2-3 พฤษภาคม 2554  
 ณ โรงแรมเมอร์ลิน บีช รีสอร์ท (หาดไตรตรังค์) จังหวัดภูเก็ต

<http://www.pec.eng.psu.ac.th>

ผู้ให้การสนับสนุน |  | 





**ประกาศเกียรติคุณผู้ทรงคุณวุฒิพิจารณาบทความ  
การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ ครั้งที่ 9  
ระหว่างวันที่ 2 - 3 พฤษภาคม 2554  
ณ โรงแรมเมอร์สัน บีช รีสอร์ท (หาดโคตรครังค์) จังหวัดภูเก็ต**

ด้วยการประชุมวิชาการทางวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ ครั้งที่ 9 (PEC-9) ได้รับความกรุณาจากผู้ทรงคุณวุฒิหลายท่าน จากหลายสถาบัน/หน่วยงานที่ได้ใช้ความรู้และประสบการณ์ทางวิชาการ ในการพิจารณาบทความที่ส่งเข้าร่วมการประชุมวิชาการ PEC-9 ด้วยความอุตสาหะยังผลให้การประชุมวิชาการ PEC-9 ดำเนินการไปด้วยความสมบูรณ์และมีคุณภาพ นอกจากนี้แล้วความร่วมมือจากผู้ทรงคุณวุฒิทุกท่านยังก่อให้เกิดคุณภาพการทางวิชาการ อีกทั้งได้ร่วมสร้างบรรยากาศทางวิชาการ และเป็นการเผยแพร่ชื่อเสียงของ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ อีกด้วย

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ จึงใคร่ขอขอบพระคุณและประกาศเกียรติคุณผู้ทรงคุณวุฒิ ดังรายนามต่อไปนี้ ไว้ ณ ที่นี้ด้วย

**ก. ผู้ทรงคุณวุฒิภายนอกมหาวิทยาลัย**

**1. มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี**

1. รศ.ดร.สมเกียรติ	ปรัชญาวารการ	คณะวิศวกรรมศาสตร์
2. ดร.เตือนใจ	สมบูรณ์วิวัฒน์	คณะวิศวกรรมศาสตร์
3. ดร.ศุภกิตต์	โชติโก	คณะวิศวกรรมศาสตร์

**2. มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ**

1. รศ.ดร.อรรถกร	เก่งพล	คณะวิศวกรรมศาสตร์
2. ผศ.ดร.สมพร	สิริสำราญกุล	คณะวิศวกรรมศาสตร์
3. ผศ.ดร.สมศักดิ์	อรรถทิมากุล	คณะวิศวกรรมศาสตร์

**3. มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์**

1. ผศ.ดร.วาทิต	ภักดี	คณะวิศวกรรมศาสตร์
2. ดร.จิรวรรณ	คล้ายภยันต์	คณะวิศวกรรมศาสตร์

**4. มหาวิทยาลัยมหิดล**

1. รศ.ดร.ดวงพรรณ	ศฤงคารินทร์	คณะวิศวกรรมศาสตร์
2. รศ.ดร.จิตต์ลัดดา	ศักดิ์ภาพินชัย	คณะวิทยาศาสตร์

**5. จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย**

1. ผศ.ดร.ประเสริฐ	เจียบร้อยเจริญ	คณะวิทยาศาสตร์
2. ดร.เกริก	ภิรมย์โสภา	คณะวิศวกรรมศาสตร์
3. ดร.ปวีณา	เชาวลิตวงศ์	คณะวิศวกรรมศาสตร์



6. มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

- |                        |                   |
|------------------------|-------------------|
| 1. รศ.ดร.โมไนย ไกรฤกษ์ | คณะวิศวกรรมศาสตร์ |
| 2. ผศ.ดร.พิเชฐ ม่วงนวล | คณะวิศวกรรมศาสตร์ |

7. มหาวิทยาลัยขอนแก่น

- |                              |                   |
|------------------------------|-------------------|
| 1. รศ.ดร.พรเทพ ขอบจายเกียรติ | คณะวิศวกรรมศาสตร์ |
| 2. ผศ.ดร.ชาญณรงค์ สายแก้ว    | คณะวิศวกรรมศาสตร์ |
| 3. ผศ.อนันต์ เจ้าสกุล        | คณะวิศวกรรมศาสตร์ |

8. มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี

- |                            |                   |
|----------------------------|-------------------|
| 1. ผศ.ดร.สมบัติ สินธุชาวน์ | คณะวิศวกรรมศาสตร์ |
|----------------------------|-------------------|

9. มหาวิทยาลัยเชียงใหม่

- |                        |                   |
|------------------------|-------------------|
| 1. ผศ.ดร.นิวิท เจริญใจ | คณะวิศวกรรมศาสตร์ |
|------------------------|-------------------|

10. มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

- |                            |                   |
|----------------------------|-------------------|
| 1. รศ.ดร.สุวิมล สัจจานิชย์ | คณะวิศวกรรมศาสตร์ |
|----------------------------|-------------------|

11. มหาวิทยาลัยเอเชียอาคเนย์

- |                      |                   |
|----------------------|-------------------|
| 1. ผศ.สิริวิช ทัดสวน | คณะวิศวกรรมศาสตร์ |
|----------------------|-------------------|

12. มหาวิทยาลัยวลัยลักษณ์

- |                        |                                    |
|------------------------|------------------------------------|
| 1. ผศ.วิจิตรา เพ็ชรกิจ | สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์และทรัพยากร |
|------------------------|------------------------------------|

13. มหาวิทยาลัยทักษิณ

- |                            |                |
|----------------------------|----------------|
| 1. ผศ.ดร.นุกูล อินทร์สังขา | คณะวิทยาศาสตร์ |
|----------------------------|----------------|

14. มหาวิทยาลัยรังสิต

- |                       |                   |
|-----------------------|-------------------|
| 1. ดร.พิษณุ มั่นสปีติ | คณะวิศวกรรมศาสตร์ |
|-----------------------|-------------------|

ข. ผู้ทรงคุณวุฒิภายในมหาวิทยาลัย

1. คณะวิศวกรรมศาสตร์

- |                               |                      |
|-------------------------------|----------------------|
| 1. รศ.บุญเจริญ วงศ์กิตติศึกษา | ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า |
| 2. รศ.ดร.เกริกชัย ทองหนู      | ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า |
| 3. ผศ.ดร.ณัฐรา จินดาเพ็ชร     | ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า |





4. ผศ.ดร.วิกลม	ธีรภาพจรเดช	ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
5. ผศ.ดร.พรชัย	พฤกษ์ภัทรานนท์	ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
6. ดร.ไพโรจน์	วุ่นชุม	ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
7. อ.กิตติคุณ	ทองพูล	ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
8. ผศ.ปริพนธ์	พัฒนสัตยวงศ์	ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
9. ผศ.สุนทร	ปิยรัตน์วงศ์	ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
10. รศ.ดร.จรัญ	บุญกาญจน์	ภาควิชาวิศวกรรมเคมี
11. รศ.ดร.ชาคริต	ทองอุไร	ภาควิชาวิศวกรรมเคมี
12. ผศ.ดร.กุลชนานัฐ	ประเสริฐสิทธิ์	ภาควิชาวิศวกรรมเคมี
13. ผศ.ดร.ผกามาศ	เจษฎ์พัฒนานนท์	ภาควิชาวิศวกรรมเคมี
14. รศ.ดร.นิกร	ศิริวงศ์ไพศาล	ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม
15. รศ.วนิดา	รัตนมณี	ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม
16. ผศ.ดร.นภิสพร	มีมงคล	ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม
17. ผศ.ดร.รัญชนา	สินธวาลัย	ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม
18. ผศ.ดร.ธเนศ	รัตนวิไล	ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม
19. ผศ.ดร.อรุณ	สังขพงศ์	ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม
20. ผศ.ดร.กลางเดือน	ไพชณา	ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม
21. ผศ.สงวน	ตั้งไพรัชธรรม	ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม
22. ผศ.เจริญ	เจตวิจิตร	ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม
23. ผศ.พีเชษฐ	ตระการชัยศิริ	ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม
24. รศ.กัลยาณี	คุปตานนท์	ภาควิชาวิศวกรรมเหมืองแร่และวัสดุ
25. รศ.ดร.ดนุพล	ต้นนโยภาส	ภาควิชาวิศวกรรมเหมืองแร่และวัสดุ
26. ผศ.ดร.ธวัชชัย	ปลูกผล	ภาควิชาวิศวกรรมเหมืองแร่และวัสดุ
27. ผศ.ดร.เจษฎา	วรรณสินธุ์	ภาควิชาวิศวกรรมเหมืองแร่และวัสดุ
28. ผศ.ดร.วีรวรรณ	สุทธิศรีปภ	ภาควิชาวิศวกรรมเหมืองแร่และวัสดุ
29. รศ.ดร.ธนิต	เฉลิมยานนท์	ภาควิชาวิศวกรรมโยธา
30. รศ.สราวุธ	จรีดงาม	ภาควิชาวิศวกรรมโยธา
31. ผศ.ดร.ธนิยา	เกาศล	ภาควิชาวิศวกรรมโยธา
32. ผศ.ดร.จรงค์พันธ์	มุสิกะวงศ์	ภาควิชาวิศวกรรมโยธา
33. ผศ.ดร.วรพจน์	ประชาเสรี	ภาควิชาวิศวกรรมโยธา
34. ผศ.ดร.ชัยศรี	สุขสาโรจน์	ภาควิชาวิศวกรรมโยธา
35. รศ.ดร.พรทิพย์	ศรีแดง	ภาควิชาวิศวกรรมโยธา
36. ผศ.จรีรัตน์	สกุลรัตน์	ภาควิชาวิศวกรรมโยธา
37. ดร.ชนันท์	ชูปอุปการ	ภาควิชาวิศวกรรมโยธา
38. อ.วิวัฒน์	สุทธิวิภากร	ภาควิชาวิศวกรรมโยธา
39. รศ.กำพล	ประทีปชัยกูร	ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล
40. รศ.ปัญญาธิ์	งามศรีตระกูล	ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล



41. รศ.ดร.วรุฑ	วิสุทธิเมฆางกุล	ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล
42. รศ.ดร.พฤทธิกร	สมิตไมตรี	ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล
43. ผศ.ดร.เจริญยุทธ	เดชวายุกุล	ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล
44. ผศ.ดร.ธีระยุทธ	หลิวจิตร	ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล
45. ดร.ฐานันดรศักดิ์	เทพญา	ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล
46. ดร.กิตตินันท์	มลิวรรณ	ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล
47. รศ.ดร.มิตรชัย	จงเขี้ยวชำนาญ	ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
48. ผศ.ดร.ชเนศ	เคารพพวงค์	ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
49. ผศ.ดร.สุนทร	วิฑูสุรพจน์	ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
50. ผศ.ดร.พิชญา	ตันชัยย์	ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
51. ดร.นิคม	สุวรรณวร	ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
52. ดร.แสงสุรีย์	วสุพงศ์อัยยะ	ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
53. ดร.อนันท์	ชกสุวิงค์	ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
54. ดร.สมชัย	หลิมศิโรรัตน์	ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
55. ดร.วชรินทร์	แก้วอภิชัย	ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
56. ดร.อารีย์	ธีรภาพเสวี	ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
57. อ.ฉัตรชัย	จันทร์พริ้ม	ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
58. ดร.วัชรวิไล	ตั้งคุปตานนท์	หลักสูตรวิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ (MIT)

## 2. คณะวิทยาศาสตร์

- |                 |                |                            |
|-----------------|----------------|----------------------------|
| 1. ผศ.ดร.ภัทร   | อัยรักษ์       | ภาควิชาฟิสิกส์             |
| 2. ผศ.ดร.วิภาดา | เวทย์ประสิทธิ์ | ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ |

ประกาศ ณ วันที่ 22 มีนาคม 2554

รองศาสตราจารย์ บุญเจริญ วงศ์กิตติศึกษา  
ประธานคณะอนุกรรมการวิชาการและการประชุม PEC-9





PEC9-071

## ENGLISH-THAI CHARACTER RECOGNITION USING STATISTICAL APPROACH AND SUPPORT VECTOR MACHINES

Piyanat Pimonrat<sup>1</sup> Jakkree Srinonchat<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Department Electrical Communication and Electronic Engineering, Faculty of Engineering,  
Rajamangala University of Technology Thanyaburi, Thanyaburi, Patumthani 12110

E-mail: piyanat2005@hotmail.com, jakkree.s@en.rmutt.ac.th

### Abstract

Now all document paper is based on the computer system which records the character of text. However, those texts might not be in the text format but they are in image format. This is a major problem to edit or searching the document. This research proposes the technique for solving that problem using statistical methods combined with support vector machines. Characters of English and Thai are tested in this research which they are firstly separated into individual group, and then the recognition process will recognize the special characteristic of that. The results show that this technique can classify the group of character with maximum accuracy 99.27% and also provides the accuracy of recognition approximately 97.40%. It provides more recognition accuracy than the original technique.

**Key Words:** Character Recognition, Support Vector Machines, Kernel Function, Correlation Coefficient

การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมศาสตร์มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ ครั้งที่ 9  
2-3 พฤษภาคม 2554

## การรู้จำตัวอักษรอังกฤษ-ไทยโดยใช้วิธีทางสถิติร่วมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน English-Thai Character Recognition using Statistical Approach and Support Vector Machines

ปิยะณัฐ พิมลรัตน์<sup>1</sup> จักรี ศรีนนท์ฉัตร<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>ภาควิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์และโทรคมนาคม คณะวิศวกรรมศาสตร์  
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี อ.ธัญบุรี จังหวัดปทุมธานี 12110  
E-mail: piyanat2005@hotmail.com jakkree.s@en.rmutt.ac.th

Piyanat Pimonrat<sup>1</sup> Jakkree Srinonchat<sup>2</sup>

1Department Electrical Communication and Electronic Engineering, Faculty of Engineering,  
Rajamangala University of Technology Thanyaburi, Thanyaburi, patumthani 12110  
E-mail: piyanat2005@hotmail.com jakkree.s@en.rmutt.ac.th

### บทคัดย่อ

ทุกวันนี้งานด้านเอกสารที่มีการนำคอมพิวเตอร์ ไปใช้งานกันอย่างกว้างขวาง ปัญหาส่วนใหญ่อยู่ที่ตัวอักษรบนเอกสารที่อยู่ในลักษณะที่เป็นรูปภาพที่ผู้ใช้ไม่สามารถทำการแก้ไข ดัดแปลงหรือค้นหาได้ ซึ่งงานวิจัยนี้ได้เสนอเทคนิควิธีการแก้ปัญหาด้วยวิธีทางสถิติร่วมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนตัวอักษรพิมพ์ ภาษาอังกฤษไทยถูกใช้ในการทดลอง โดยทำการแยกเป็นชนิดของแต่ละกลุ่ม จากนั้นจะทำการรู้จำคุณลักษณะของตัวอักษร ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า เทคนิคที่ใช้สามารถแยกเป็นชนิดของกลุ่มตัวอักษรได้ถูกต้อง 99.27 เปอร์เซ็นต์ และมีอัตราการรู้จำของตัวอักษรถูกต้องเฉลี่ย 97.40 เปอร์เซ็นต์เป็นเทคนิคที่ทำให้รู้จำของตัวอักษรถูกต้องมากขึ้นเมื่อเทียบกับวิธีเทคนิคเดิม

**คำสำคัญ:** รู้จำตัวอักษร, ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน, เคอร์เนลฟังก์ชัน, ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์

### Abstract

Now all document paper is based on the computer system which records the character of text. However, those texts might not be in the text format but they are in image format. This is a major problem to edit or searching the document. This research proposes the technique for solving that problem using statistical methods combined with support vector machines. Characters of English and Thai are tested in this research which they are firstly separated into individual group, and then the recognition process will recognize the

special characteristic of that. The results show that this technique can classify the group of character with maximum accuracy 99.27% and also provides the accuracy of recognition approximately 97.40%. It provides more recognition accuracy than the original technique.

**Keywords:** Character Recognition, Support Vector Machines, Kernel Function, Correlation Coefficient.

### 1. บทนำ

การแปลงตัวอักษรในเอกสารข้อมูลที่เป็นรูปภาพนั้น ปัจจุบันมีผู้ที่ทำการวิจัยจำนวนมาก เช่น การรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทย โดยการใช้เทคนิคของนิวรอลเน็ตเวิร์ก [1] ซึ่งใช้เทคนิคของนิวรอลเน็ตเวิร์กมาทำการแยกแยะ (Ensemble of Classifiers) ด้วยวิธีการ HV (Hierarchy Voting) ที่แบ่งออกเป็น 12 กลุ่มนั้นมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องสูงสุด ที่ 93.60 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งมากกว่ารวมผลลัพธ์อื่น หรือแม้กระทั่ง HV (Hierarchy Voting) ที่แบ่งออกเป็น 9 กลุ่ม นั้นทำให้เห็นว่าถ้ามีการจำแนกกลุ่มที่ดีจะมีความแม่นยำในการจำแนกตัวอักษรได้ถูกต้องสูงตามไปด้วย ต่อมาในงานวิจัยเรื่องการรู้จำตัวอักษรไทย โดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและเคอร์เนล [2] ใช้เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบของข้อมูลแบบใหม่เรียกว่า การวิเคราะห์องค์ประกอบสำคัญของข้อมูลแบบเคอร์เนล (Kernel principal component analysis) สามารถให้ผลลัพธ์ในการรู้จำที่ดีขึ้น แต่จะทำให้ใช้เวลาการรู้จำตัวอักษรมากขึ้นตามไปด้วย

ในงานวิจัยนี้ได้เสนอการรู้จำตัวอักษร ภาษาอังกฤษ-ไทย เป็นอีกวิธีการหนึ่ง โดยอาศัยเทคนิคของหลักการวิธีทางสถิติแบบ

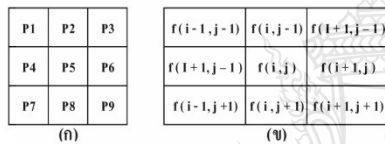
สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) เพื่อไว้ทำการแยกกลุ่มของตัวอักษร ส่วนซีพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะทำการจำแนกตัวอักษร ซึ่งในแต่ละส่วนของวิธีทางสถิติแบบสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ นั้นจะเป็นตัวช่วยแยกชนิดของตัวอักษรให้ได้อีกก่อน ที่จะเข้าสู่การจำแนกตัวอักษรทำให้เป็นการเพิ่มความถูกต้องมากยิ่งขึ้น

**2. วิธีการตรวจหาตัวอักษรในภาพ**

ในงานวิจัยนี้ มีกระบวนการจัดการภาพมีหลายขั้นตอนโดยสามารถแบ่งกระบวนการทำงานหลักๆออกได้สามกระบวนการ คือ การปรับภาพการหากลุ่มของตัวอักษร และการจำแนกตัวอักษร

**2.1 การปรับภาพเบื้องต้นและกำจัดสิ่งรบกวนของภาพ**

ในงานวิจัยนี้เมื่อรับภาพเข้ามาจะทำการกำจัดสิ่งรบกวนบนภาพจะใช้ Windows Mask เป็นเทคนิคการกำจัดสิ่งรบกวนบนภาพจะพิจารณาจากจุดใกล้เคียง 8 จุดเพื่อจะทำการกำจัดสิ่งรบกวนของภาพ ซึ่งจุดใกล้เคียงก็คือจุดที่สนใจที่ P5 ดังรูปที่ 1 (ก) Windows Mask มีประสิทธิภาพมากวิธีหนึ่งวิธีการนำมาใช้คือ Average Filter เป็นวิธีการหาค่าเฉลี่ยใน Windows Mask ดังรูปที่ 1 (ข)



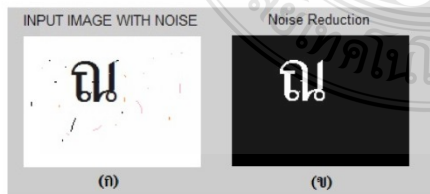
รูปที่ 1 (ก) จุดที่สนใจ P5 (ข) Windows Mask ขนาด 3x3

และวิธีการหาค่าเฉลี่ยใน Windows Mask สามารถหาค่าได้จากสมการที่ 1

$$g(i, j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1, j=1}^{m, n} f(i, j) \tag{1}$$

โดยที่  $g(i, j)$  คือค่าเฉลี่ยของตำแหน่ง(i,j) ที่นำ Windows Mask ไปครอบ  
 $f(i, j)$  คือตำแหน่งที่นำ Windows Mask ไปครอบ  
 $m, n$  คือขนาดของ Windows Mask มีขนาดเป็น

Square Matrix



รูปที่ 2 (ก) ภาพที่มีสิ่งรบกวน (ข) ภาพหลังจากได้ทำการกำจัดสิ่งรบกวน

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการกำจัดสิ่งรบกวนของภาพ(Noise Reduction) และได้ทำการปรับปรุงภาพ ภาพที่ได้หลังจากนั้นจะนำไปปรับปรุงภาพตัวอักษรโทนสีเทา เป็นการกรองข้อมูลแทรกซ้อนและแปลงให้อยู่ในโทนขาวดำกล่าวคือ ทำให้รูปภาพที่มีจำนวนระดับความเข้มของภาพ 2 ระดับ (Binary Image) โดยจะแทนค่าของจุดสีดำนับด้วย 0 และแทนค่าจุดสีขาวด้วย 1 การพิจารณาว่าภาพที่กำลังสนใจนั้นอยู่ติดกับภาพอื่นที่มีสีเดียวกันการปรับปรุงจึงมีความสมบูรณ์มากขึ้นดังรูปที่ 2 (ข)

**2.2 การหากลุ่มของตัวอักษร**

ในงานวิจัยนี้ได้นำค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เป็นสถิติที่ใช้หาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร ซึ่งค่าสหสัมพันธ์ที่คำนวณได้เรียกว่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) มาทำการหากลุ่มของตัวอักษรซึ่ง สถิติสำหรับการคำนวณหาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ มีหลายชนิดซึ่งการเลือกใช้แบบใดนั้นขึ้นอยู่กับเงื่อนไขหลายประการในการวิเคราะห์หาค่าความสัมพันธ์ ระหว่างตัวแปรสองตัว (Bivariate Correlation) ซึ่งบางครั้งเรียกว่าตัวแปรอิสระว่าตัวแปรทำนาย (Predictor variable) และเรียกตัวแปรอีกตัวว่าตัวแปรเกณฑ์ (Criterion variable) ซึ่งโดยปกติจะเป็นตัวแปรตามและสูตรที่คำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์หาได้จากสมการที่ 2

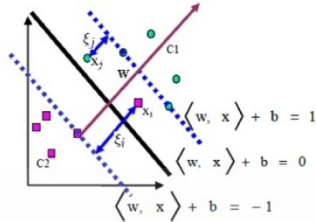
$$r = \frac{\sum_{m, n} (A_{mn} - \bar{A})(B_{mn} - \bar{B})}{\sqrt{\left[ \sum_{m, n} (A_{mn} - \bar{A})^2 \right] \left[ \sum_{m, n} (B_{mn} - \bar{B})^2 \right]}} \tag{2}$$

เมื่อ  $\bar{A}$  คือค่าเฉลี่ยบนเมตริกซ์ A  
 $\bar{B}$  คือค่าเฉลี่ยบนเมตริกซ์ B  
 $r$  คือสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์

การมองทิศทางของความสัมพันธ์ (Direction of the Relationship)  
 $r$  เป็นบวกแสดงว่า x เพิ่ม y จะเพิ่ม ถ้า x ลด y จะลดด้วย  
 $r$  เป็นลบแสดงว่า x เพิ่ม y จะลด ถ้า x ลด y จะเพิ่ม  
 $r$  เข้าใกล้ 1 แสดงว่า x และ y มีความสัมพันธ์ทิศทางเดียวกันและมีความสัมพันธ์กันมาก  
 $r = 0$  แสดงว่า x และ y ไม่มีความสัมพันธ์กันเลย

**2.3 การจำแนกตัวอักษร**

ในการจำแนกตัวอักษร ด้วยวิธีซีพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machines) [5] เป็นวิธีการที่สามารถนำมาใช้ในการจำแนกรูปแบบหรือกลุ่มของข้อมูลได้ โดยจะอาศัยระนาบมาใช้ในการแบ่งเขตของข้อมูลออกเป็นสองฝั่งและหาระยะห่างระหว่างสองกลุ่มที่มากที่สุดให้แก่ระนาบดังรูปที่ 3



รูปที่ 3 ตัวอย่างการทำงานของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ซึ่งสมการเส้นตรงเพื่อแบ่งเขตข้อมูล 2 กลุ่มออกจากกัน โดยจะพยายามสร้างเส้นแบ่งตรงที่กึ่งกลาง ระหว่างกลุ่มให้มีระยะห่างระหว่างขอบเขตของทั้งสองกลุ่มมากที่สุด SVM จะใช้ฟังก์ชันแมปสำหรับย้ายข้อมูลจาก Input Space ไปยัง Feature Space และสร้างฟังก์ชันวัดความคล้ายที่เรียกว่า เคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel Function) [6] บน Feature Space เหมาะใช้สำหรับข้อมูลที่มีมิติของข้อมูลสูง กำหนดให้ เป็นตัวอย่างที่ใช้สำหรับการสอน n คือ จำนวนข้อมูลตัวอย่าง m คือ จำนวนมิติข้อมูลเข้า และ y คือ ผลลัพธ์มีค่า +1 หรือ -1 ดังสมการที่ 3

$$(x_i, y_i), \dots, (x_n, y_n) \text{ When } x \in C^m, y \in \{+1, -1\} \quad (3)$$

สำหรับปัญหาเชิงเส้น มิติข้อมูลขนาดสูงได้ถูกแบ่งเป็น 2 กลุ่ม โดยระนาบตัดสินใจ ซึ่งคำนวณได้ดังสมการที่ 4

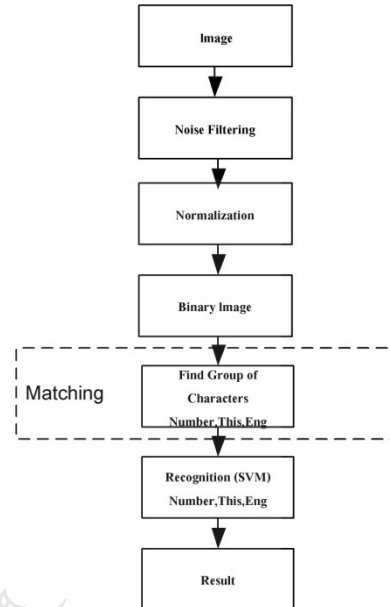
$$(w \cdot x) + b = 0 \quad (4)$$

เมื่อ w คือ ค่าน้ำหนักและ b คือค่า bias สมการ ใช้สำหรับจำแนกประเภทของข้อมูล  $(w \cdot x) + b > 0$  ถ้า  $y_i = +1$  และ  $(w \cdot x) + b < 0$  ถ้า  $y_i = -1$  อย่างไรก็ตาม SVM มีเคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel Function) ที่สามารถประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาได้หลายวิธี สำหรับงานวิจัยนี้ได้เลือก Library for Support Vector Machines (LIBSVM) และเลือก RBF kernel function เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการทดลอง

### 3. การทดสอบและผลการทดสอบ

งานวิจัยนี้ได้ทำการแบ่งข้อมูลรูปภาพตัวอักษร โดยทำรูปภาพในชุดเรียนรู้ เป็นรูปภาพของตัวอักษรที่เก็บไว้ในแฟ้มข้อมูล 1 แฟ้มต่อ 1 ตัวอักษร ซึ่งจะมีกระบวนการต่างๆ เป็นขั้นตอนการทดสอบดังรูปที่ 4

โดยจัดเก็บรูปภาพไว้ในลักษณะบิตแมป (Bitmap) สีขาว-ดำ ดังนี้ ในการทดลองใช้ข้อมูลรูปภาพตัวอักษร มาใช้เป็นชุดเรียนรู้ จำนวน 6300 รูป ภาพตัวอักษรที่ใช้ประกอบไปด้วย ขนาดของตัวอักษร 72, 36, 16 แบ่งเป็นชนิดตัวเอียง ชนิดตัวหนา ตัวธรรมดา ใช้ฟอนต์อีก 5 แบบ คือ Angsana New, Browallia New, Cordia New, JasmineUPC และ LilyUPC ซึ่งจะมีจำนวนของแต่ละชุดดังนี้ ภาษาอังกฤษตัวเล็ก (26ตัว) ภาษาอังกฤษตัวใหญ่ (26ตัว) ภาษาไทยพยัญชนะ (44ตัว) ภาษาไทยสระ (24ตัว) และตัวเลขอารบิกกับตัวเลขไทย (20ตัว)



รูปที่ 4 ขั้นตอนการทำงานรู้จำตัวอักษร

ซึ่งผลการจำแนกออกเป็นกลุ่มนั้นจะใช้หลักการของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์จะได้ผลการทดสอบการจัดกลุ่มดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ผลการทดสอบการหากลุ่มของตัวอักษร

กลุ่ม	จำนวน	กลุ่มของตัวอักษร	ความถูกต้อง (%)
ภาษาอังกฤษตัวเล็ก	1170	1144	97.78%
ภาษาอังกฤษตัวใหญ่	1170	1141	97.52%
ภาษาไทยพยัญชนะ	1980	1937	97.83%
ภาษาไทยสระ	1080	1055	97.69%
ตัวเลขไทยและอารบิก	900	893	99.22%
รวมทั้งหมด	6300	6170	97.94%

เมื่อได้กลุ่มของตัวอักษรแล้วก็เข้าสู่กระบวนการรู้จำตัวอักษร โดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machines) รูปภาพในชุดทดสอบ มีลักษณะรูปแบบ ขนาด และชนิดตัวอักษร เช่นเดียวกับรูปภาพในชุดเรียนรู้ แต่จะมีการแบ่งรูปแบบตัวอักษรกันไปในแต่ละชนิดตัวอักษรและ จะประกอบด้วย รูปภาพ 9 รูปแต่ละรูปคือ แต่ละขนาดตัวอักษร โดยที่ในแต่ละรูปนั้นจะมีรูปแบบตัวอักษรที่อาจจะเหมือนหรือแตกต่างกันไป รูปภาพในชุดทดสอบจะนำมาใช้ทดสอบเพื่อวัดผล ภายหลังจากมีการเรียนรู้ด้วยรูปภาพในชุดเรียนรู้แล้ว รวมจำนวนแฟ้มรูปภาพตัวอักษรในชุดทดสอบเป็นจำนวนทั้งสิ้น 1,260 รูปจะได้ผลการทดสอบดังตารางที่ 2



ตารางที่ 2 ผลการรู้จำตัวอักษรวิธีทางสถิติกับ  
ซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน

กลุ่ม	จำนวน	จำนวน ตัวอักษร ที่ถูกต้อง	ความ ถูกต้อง (%)	เวลา เฉลี่ยต่อ ตัวอักษร (ms)
ภาษาอังกฤษ ตัวเล็ก	234	229	97.86%	55
ภาษาอังกฤษ ตัวใหญ่	234	228	97.44%	58
ภาษาไทย พยัญชนะ	396	387	97.73%	64
ภาษาไทย สระ	216	211	97.69%	67
ตัวเลขไทย และอารบิก	180	179	99.44%	56
รวมทั้งหมด	1260	1234	97.94%	60

จากตารางที่ 2 จะใช้การนับเวลาตั้งแต่ต้นจนแยกรูปภาพสำเร็จจากนั้นได้ทำการทดสอบที่จะทำการเปรียบเทียบวิธีซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนเพียงอย่างเดียว กับวิธีทางสถิติร่วมกับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนจะได้ผลการทดสอบดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ผลการรู้จำตัวอักษรซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน  
เปรียบเทียบกับวิธีทางสถิติร่วมกับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน

กลุ่ม	SVM	Correlation + SVM
ภาษาอังกฤษตัวเล็ก	95.48%	97.78%
ภาษาอังกฤษตัวใหญ่	94.42%	97.52%
ภาษาไทยพยัญชนะ	82.53%	97.83%
ภาษาไทยสระ	95.36%	97.69%
ตัวเลขไทยและอารบิก	98.10%	99.22%
เฉลี่ยรวม	93.18%	98.01%
เวลาเฉลี่ยต่อตัวอักษร (ms)	47	60

ผลการทดสอบจากตารางที่ 3 จะเห็นได้ว่าวิธีทางสถิติร่วมกับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน นั้นมีความถูกต้องของตัวอักษรได้มากกว่าซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนเพียงอย่างเดียว แต่อย่างไรก็ตามเวลาก็จะใช้เพิ่มขึ้นเล็กน้อยเนื่องจากมีกระบวนการขั้นตอนของทางสถิติเข้ามารวมด้วย และเมื่อนำไปทดลองตัวอักษรที่ได้จากการเขียนด้วยมือ นั้นจะเห็นได้ว่าสามารถนำไปใช้งานร่วมกันได้แต่จะมีอัตราความถูกต้องของข้อมูล ลดลงเนื่องจากลักษณะการเขียนของแต่ละบุคคลมีความแตกต่างจากตัวอักษรพิมพ์

ตารางที่ 4 ผลการรู้จำตัวอักษรด้วยวิธีทางสถิติร่วมกับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน ที่ใช้กับตัวอักษรที่ได้จากการเขียนด้วยมือ

กลุ่ม	จำนวน	จำนวน ตัวอักษร ลายมือที่ ถูกต้อง	ความ ถูกต้อง (%)	เวลา เฉลี่ยต่อ ตัวอักษร (ms)
ภาษาอังกฤษ ตัวเล็ก	234	157	67.09%	70
ภาษาอังกฤษ ตัวใหญ่	234	194	82.91%	76
ภาษาไทย พยัญชนะ	396	289	72.98%	92
ภาษาไทย สระ	216	130	60.19%	97
ตัวเลขไทย และอารบิก	180	165	91.67%	73
รวมทั้งหมด	1260	935	74.21%	81.6

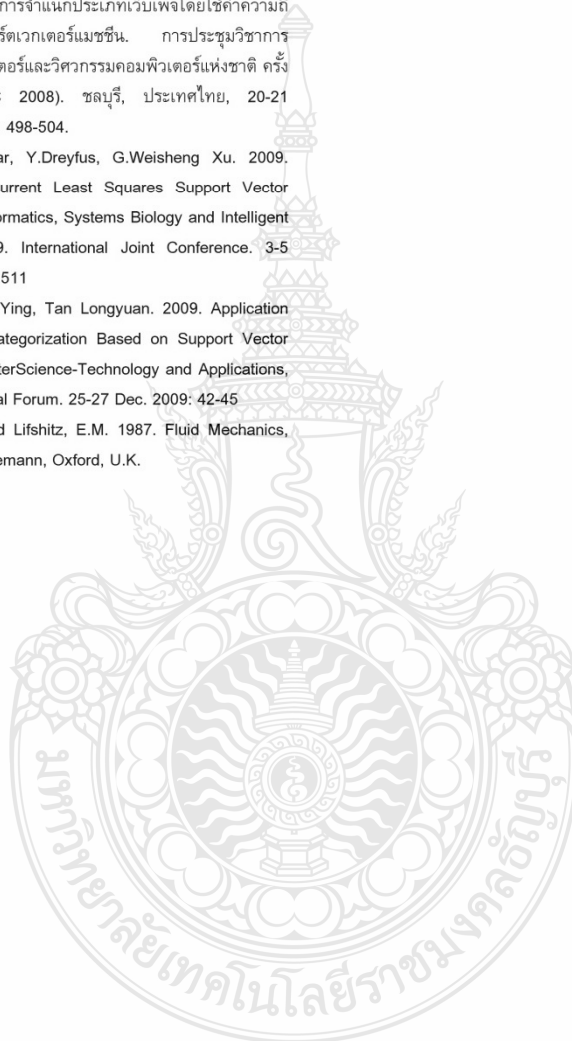
## 5. สรุป

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอเทคนิคการจำแนกตัวอักษร ใช้วิธีทางสถิติ(ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์) ร่วมกับซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน มาทำงานร่วมกันสามารถทำงานได้เป็นอย่างดี โดยสามารถยกเป็นชนิดของแต่ละกลุ่มตัวอักษรได้ถึง 99.27เปอร์เซ็นต์ และมีอัตราการเรียนรู้ของตัวอักษรได้ถูกต้องเฉลี่ย 97.40เปอร์เซ็นต์ จากรูปภาพในชุดทดสอบ ที่ใช้การทดสอบทั้งหมด 1260รูป และนอกจากนั้นยังสามารถเพิ่มความถูกต้องของการจำตัวอักษรได้มาก เมื่อเทียบกับการใช้ซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน เพียงอย่างเดียว แต่ก็ใช้เวลาเพิ่มขึ้น อย่างไรก็ตามในกรณีที่รูปภาพเข้ามามีลักษณะถูกบิดเบ่งหรือตัวอักษรมีทิศทางที่แตกต่างไป ประสิทธิภาพในการรู้จำของตัวอักษรจะลดลงไปด้วย การพัฒนางานวิจัยควรปรับปรุงในเรื่องการปรับแต่งรูปภาพให้ดีขึ้น ก่อนที่เข้ากระบวนการรู้จำตัวอักษร

## เอกสารอ้างอิง

- [1] สุขวสา พิชิตเดช, ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล. 2544. การรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยการใช้กลุ่มก้อนของนิวรอลเน็ตเวิร์ก. วิทยานิพนธ์คณะวิศวกรรมศาสตร์จุฬาลงกรณ์ ISBN 974-03-1351-5
- [2] ปริญญา สงวนสัตย์, ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล. 2547. การรู้จำตัวอักษรไทยโดยใช้ซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนและเคอร์เนล. วิทยานิพนธ์คณะวิศวกรรมศาสตร์จุฬาลงกรณ์ ISBN 974-171-621-4
- [3] Hussein Al-Zoubi, Mahmood Al-Khassaweneh. 2008. Offline Machine-Print Hindi Digit Recognition Using Translational Motion Estimation. Computational Intelligence for Modelling Control & Automation, 2008 International

- Conference . 10-12 Dec. 2008: 1118 - 1122
- [4] นิเวศ จิระวิฑิตชัย, ปริญญา สวงนสัจย์, พยุง มีลัจ. 2553. การพัฒนาประสิทธิภาพการจัดหมวดหมู่เอกสารภาษาไทยแบบอัตโนมัติ. การประชุมวิชาการระดับชาติในวันคล้ายวันสถาปนาสถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์ ประจำปี 2553, กรุงเทพฯ 1 เมษายน 2553: 201-204.
- [5] พรพล ชรรมรงค์รัตน์, ลัดดา ปรีชาวีรกุลและวิภาดา เวทย์ประสิทธิ์. 2551. การจำแนกประเภทเว็บเพจโดยใช้ค่าความถี่เอกสารและซอฟต์แวร์แมชชีน. การประชุมวิชาการวิทยาการคอมพิวเตอร์และวิศวกรรมคอมพิวเตอร์แห่งชาติ ครั้งที่ 12 (NCSEC 2008). ชลบุรี, ประเทศไทย, 20-21 พฤศจิกายน 2551: 498-504.
- [6] Haini Qu Oussar, Y.Dreyfus, G.Weisheng Xu. 2009. Regularized Recurrent Least Squares Support Vector Machines. Bioinformatics, Systems Biology and Intelligent Computing, 2009. International Joint Conference. 3-5 Aug. 2009: 508 - 511
- [7] Pan Hao, Duan Ying, Tan Longyuan. 2009. Application for Web Text Categorization Based on Support Vector Machine. ComputerScience-Technology and Applications, 2009. International Forum. 25-27 Dec. 2009: 42-45
- [8] Landau, L.D. and Lifshitz, E.M. 1987. Fluid Mechanics, Butterworth-Heinemann, Oxford, U.K.



## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ - นามสกุล	นายปิยะณัฐ พิมลรัตน์
วัน เดือน ปีเกิด	1 ตุลาคม 2527
ที่อยู่	36 หมู่ 5 ต.คอนขาง อ.เมือง จ.อุทัยธานี 61000
การศึกษา	สำเร็จการศึกษาระดับวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์และโทรคมนาคม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี ปี พ.ศ. 2549
ประสบการณ์การทำงาน	พ.ศ. 2549 – ปัจจุบัน Network Engineer - Advance info Service(AIS)

