

เทคนิคการลดจำนวนจุดของลายมือตัวอักษรภาษาไทยสำหรับการรู้จำโดยวิธี

ELASTIC MATCHING

DOWN SAMPLING TECHNIQUE FOR HANDWRITTEN THAI  
CHARACTER RECOGNITION USING ELASTIC MATCHING

ปรียาภรณ์ มัชฌิการ  
PREEYAPORN MUTCHIKA

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2550

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

เทคนิคการลดจำนวนจุดของลายมือตัวอักษรภาษาไทยสำหรับการรู้จำโดยวิธี

ELASTIC MATCHING

DOWN SAMPLING TECHNIQUE FOR HANDWRITTEN THAI  
CHARACTER RECOGNITION USING ELASTIC MATCHING



ปรียาภรณ์ มัชฌิกะ

PREEYAPORN MUTCHIKA

เลขหมู่.....  
เลขทะเบียน..... 74619  
วัน,เดือน,ปี..... 8 ต.ค. 2550

.b.....
.i.....

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2550

**DOWN SAMPLING TECHNIQUE FOR HANDWRITTEN THAI  
CHARACTER RECOGNITION USING ELASTIC MATCHING**

**PREEYAPORN MUTCHIKA**

**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT  
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF  
MASTER OF ENGINEERING IN COMPUTER ENGINEERING  
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES  
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

**2007**

**COPYRIGHT 2007**

**SCHOOL OF GRADUATE STUDIES**

**KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

**บัณฑิตวิทยาลัย**  
**สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง**  
**ใบรับรองวิทยานิพนธ์**

---

หัวข้อวิทยานิพนธ์      เทคนิคการลดจำนวนจุดของลายมือตัวอักษรภาษาไทยสำหรับการรู้จำโดยวิธี  
Elastic Matching  
Down Sampling Technique for Handwritten Thai Character Recognition  
Using Elastic Matching

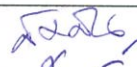


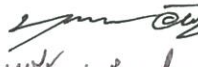
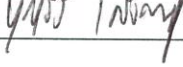
นักศึกษา                      นางสาวปรียาภรณ์ มัชฌิมกะ

รหัสประจำตัว              45061209

ปริญญา                      วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา                    วิศวกรรมคอมพิวเตอร์

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์      รศ.ดร.บุญธีร์ เกรือตราชู

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์		ลายมือชื่อ
ดร.สมศักดิ์	วัลย์รัชต์	
ผศ.ดร.ศักดิ์ชัย	ทิพย์จักษ์รัตน	
รศ.ดร.ชม	กิมปาน	
รศ.ดร.บุญวัฒน์	อัฐ	
รศ.ดร.บุญธีร์	เกรือตราชู	

วัน / เดือน / ปี ที่สอบ 28 พฤษภาคม 2550 เวลา 14.00-16.00 น.

สถานที่สอบ ณ อาคาร 12 ชั้น ชั้น 4 (ห้อง E12-404)



วันที่..... ๑/.....เดือน..... สิงหาคม..... พ.ศ..... ๒๕๕๐

หัวข้อวิทยานิพนธ์	เทคนิคการลดจำนวนจุดของลายมือตัวอักษรภาษาไทยสำหรับการรู้จำโดยวิธี Elastic Matching
นักศึกษา	นางสาวปรียาภรณ์ มัชฌิมะ
รหัสประจำตัว	45061209
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
พ.ศ.	2550
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร. บุญธีร์ เครือตราชู

## บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอเทคนิคการลดจำนวนจุดของข้อมูลลายมือเขียนสำหรับการรู้จำแบบวิธี Elastic Matching เพื่อเพิ่มความเร็วในการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนแบบออนไลน์ การรู้จำด้วยวิธี Elastic Matching เป็นวิธีที่ให้ผลในการรู้จำดี มีข้อเสียคือใช้เวลาในการรู้จำนาน การลดจำนวนจุดก่อนเข้าสู่กระบวนการรู้จำ เป็นวิธีหนึ่งในการเพิ่มความเร็วของการรู้จำ

ในงานวิจัยนี้ได้เปรียบเทียบวิธีการลดจำนวนจุดแบบต่างๆ เพื่อหาวิธีที่เหมาะสมกับลายมือตัวอักษรภาษาไทย โดยวิธีที่เหมาะสมจะต้องลดจำนวนจุดลงได้มาก แต่ยังคงให้อัตราการรู้จำสูง ผลการทดลองลายมือเขียนอักษรภาษาไทย ประกอบด้วยตัวต้นแบบจำนวน 687 ตัว ตัวทดสอบ 10,677 ตัว ผลการรู้จำด้วยการลดจำนวนจุดที่ได้นำเสนอ คือการเลือกเก็บเฉพาะจุดที่มีทิศการเขียนเปลี่ยนแปลงมาก ร่วมกับจุดที่มีระยะห่างเกินระยะที่ได้กำหนดไว้ ให้ค่าเปอร์เซ็นต์การรู้จำ 87.47 เปอร์เซ็นต์ และจำนวนจุดลดลงได้ 78.59 เปอร์เซ็นต์ เปรียบเทียบกับวิธีที่ง่ายคือการลดจุดแบบเก็บทุกๆ 5 จุด ให้ค่าเปอร์เซ็นต์การรู้จำ 87.15 เปอร์เซ็นต์ จำนวนจุดลดลง 78.44 เปอร์เซ็นต์ จะเห็นว่าทั้งสองวิธีมีความสามารถในการรู้จำใกล้เคียงกัน แต่วิธีที่นำเสนอ จะให้ผลการรู้จำที่ดีกว่าหลังจากได้ทดสอบกับข้อมูลที่แบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม ตามจำนวนความหนาแน่นของจุดจากชุดข้อมูลจำนวน 4 ชุด ผลการรู้จำในกลุ่มข้อมูลที่มีความหนาแน่นมาก และความหนาแน่นปานกลางให้ผลการรู้จำใกล้เคียงกัน ส่วนกลุ่มข้อมูลที่มีความหนาแน่นน้อย วิธีที่นำเสนอให้ผลการรู้จำดีกว่าวิธีที่ลดจำนวนจุดแบบเก็บทุกๆ 5 จุด ในทุกกลุ่มข้อมูล

<b>Thesis Title</b>	Down Sampling Technique for Handwritten Thai Character Recognition using Elastic Matching
<b>Student</b>	Miss Preeyaporn Mutchika
<b>Student ID.</b>	45061209
<b>Degree</b>	Master Degree
<b>Program</b>	Computer Engineering
<b>Year</b>	2007
<b>Thesis Advisor</b>	Assoc. Prof. Dr. Boontee Kruatrachue

## ABSTRACT

This research investigates the down sampling technique of Thai handwritten character for the Elastic Matching recognition. The purpose of down sampling is to speed up online Elastic Matching recognition. The Elastic Matching recognition has been used widely due to its simplicity and its high recognition rate. The main disadvantage of this method is its time-consuming. The reduction of sampling points is the direct way to reduce the timing.

This work compared among the several point reduction technique results to find out the appropriate way for Thai handwritten characters. The best condition is diminishable data points but high recognized rate. From our experiments on the reduction points of 687 prototypes with 10,677 test characters, The proposed method, Extreme technique with 5 unit Euclidean distance had recognized rate 87.47 percent with 78.59 sampling points reduction, meanwhile to decimate every 5 points had the 87.15 percent with 78.44 sampling points reduction. Both methods perform very well. Moreover in the test with variation in number of sampling points where test data divided into three groups on the sampling point density size from 4 data sources, the proposed method perform better in low number of sampling points and about the same for high number of sampling points.

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี ด้วยคำแนะนำและคำปรึกษาจาก รศ.ดร. บุญธีร์ เกรือตราฐ ซึ่งเป็นอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์, ดิฉันรู้สึกซาบซึ้งในความอนุเคราะห์จากท่าน และขอขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอกราบขอบพระคุณ คณาจารย์ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบังทุก ๆ ท่าน ที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาให้

ขอขอบคุณมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลกรุงเทพ หน่วยงานที่ได้ทำงานอยู่ ที่ให้ทุนสนับสนุนการศึกษาตลอดระยะเวลา 2 ปี รวมถึง ผ.ศ.ดร.ณิ ทองไทยนันท์ หัวหน้าสาขาวิชาเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์ที่ให้การสนับสนุนในทุกๆ เรื่อง

ขอขอบคุณเพื่อนๆ พี่ๆ น้องๆ ในห้องวิจัย 804 ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ทุกคนที่ให้คำแนะนำต่างๆ และคอยให้กำลังใจเสมอมา โดยเฉพาะ คำเฟ็ด บุญนะดี และ ณรงค์ชัย มุ่งแฝงกลาง

ขอขอบคุณบัณฑิตศึกษา และบัณฑิตวิทยาลัยคณะวิศวกรรมศาสตร์ที่ให้ความช่วยเหลือในเรื่องต่างๆ มาโดยตลอดหลักสูตร

สุดท้ายนี้ดิฉันขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา และพี่น้องทุกคนที่เป็นกำลังใจ และให้การสนับสนุนในทุกเรื่องๆ ทำให้ดิฉันสามารถทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงมาได้ด้วยดี คุณค่าและประโยชน์อันพึงมาจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

ปรียาภรณ์ มัชฌิกะ

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VI
สารบัญรูป.....	VII
<b>บทที่ 1 บทนำ</b> .....	<b>1</b>
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	4
1.3 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	4
1.4 ขอบเขตของการวิจัย.....	5
1.5 ขั้นตอนการศึกษา.....	5
1.6 ข้อจำกัดของการศึกษา.....	5
1.7 รายละเอียดเครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในการทำวิจัย.....	5
1.8 ส่วนประกอบเนื้อหา.....	6
<b>บทที่ 2 การบ่งชี้ลักษณะเฉพาะของตัวอักษร</b> .....	<b>7</b>
2.1 บทนำ.....	7
2.2 ขั้นตอนการรู้จำลายมือตัวอักษร.....	7
2.3 โครงสร้างตัวอักษรแบบต่างๆ.....	8
<b>บทที่ 3 การหาจุดสำคัญบนตัวอักษรและการรู้จำด้วย Elastic Matching</b> .....	<b>18</b>
3.1 บทนำ.....	18
3.2 ลักษณะของข้อมูลนำเข้าแบบมีลำดับ.....	18
3.3 การหาจุดที่มีลักษณะเด่นของตัวอักษร.....	18
3.4 เทคนิคการเลือกจุดที่มีลักษณะเด่น.....	19
3.4.1 การลดจำนวนจุดแบบลิเนียร์.....	19
3.4.2 การลดจำนวนจุดแบบนอนลิเนียร์.....	21

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.4.2.1 การลดจำนวนจุดแบบ Extreme.....	21
3.4.2.2 การลดจำนวนจุดด้วยการหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average).....	28
3.4.2.3 ข้อจำกัดของการหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ .....	37
3.5 Elastic Matching Technique (EM).....	38
3.5.1 การเตรียมข้อมูลก่อนการรู้จำโดยวิธี Elastic Matching.....	39
3.5.2 การหาค่าความแตกต่างของข้อมูลโดยวิธี Elastic Matching.....	40
3.5.3 การลดจำนวนจุดที่นำมาใช้กับการรู้จำแบบ Elastic Matching.....	42
3.5.4 ข้อจำกัดของการรู้จำแบบ Elastic Matching.....	42
3.5.5 ข้อจำกัดของการลดจำนวนจุด.....	43
<b>บทที่ 4 การทดลองและผลการทดลอง.....</b>	<b>44</b>
4.1 บทนำ.....	44
4.2 การทดลอง.....	45
4.3 การวัดความเร็วในการประมวลผล.....	45
4.3.1 การวัดเวลาในการประมวลผลด้วยวิธี Elastic Matching.....	46
4.4 ผลการทดลอง.....	46
<b>บทที่ 5 สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ.....</b>	<b>56</b>
5.1 บทนำ.....	56
5.2 สรุปผลการทดลอง.....	56
5.3 ข้อดีและข้อเสียของงานวิจัยเปรียบเทียบกับงานวิจัยเดิม.....	57
5.4 ข้อเสนอแนะ.....	58
เอกสารอ้างอิง.....	59
ภาคผนวก.....	62
ภาคผนวก ก ผลการรู้จำผิดและตัวอย่างตัวอักษรที่ผิดแบบต่างๆ.....	63
ภาคผนวก ข ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่.....	88
ประวัติผู้เขียน.....	95

# สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 แสดงจุดที่เขียนเปลี่ยนทิศ ด้วยการลดจำนวนจุดแบบ Extreme.....	24
3.2 แสดงจุดหลังจากเพิ่มจุดระหว่างจุดเปลี่ยนในทุกๆ 5 จุด.....	25
3.3 แสดงจุดหลังจากวัดระยะระหว่างจุด Extreme ด้วยระยะ d.....	27
3.4 แสดงการหาจุดมุมของรูปที่ 3.7 เมื่อให้ $m=1$ $M=2$ .....	30
3.5 แสดงการหาจุดมุมของรูปที่ 3.8 เมื่อให้ $m=1$ $M=2$ .....	31
3.6 แสดงการหาจุดมุมของเส้นตรงในแนวนอน.....	32
3.7 ตำแหน่งจุดมุมเมื่อให้ $m=1$ $M=2$ .....	33
3.8 ตำแหน่งจุดมุมเมื่อให้ $m=1$ $M=3$ .....	33
3.9 แสดงตำแหน่งจุดมุมที่หาด้วยค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ เมื่อ $m=1$ และ $M=2$ .....	35
3.10 แสดงตำแหน่งจุดมุมที่หาด้วยค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่เมื่อ $m=1$ และ $M=3$ .....	36
4.1 จำนวนจุดหลังการลดด้วยการหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่และเปอร์เซ็นต์การรู้จำ.....	47
4.2 จำนวนจุดหลังการลดด้วยวิธี Extreme และเปอร์เซ็นต์การรู้จำ.....	48
4.3 จำนวนจุดหลังการลดด้วยวิธี Decimate และเปอร์เซ็นต์การรู้จำ.....	49
4.4 ชุดต้นแบบทั้งหมดและจำนวนจุดที่เหลือหลังการลดด้วยวิธีต่างๆ.....	50
4.5 แสดงผลการรู้จำแยกตามตัวอักษรแต่ละตัว.....	52
4.6 ผลการรู้จำแยกตามกลุ่มตัวอักษรที่คล้ายกัน.....	53
4.7 ผลการรู้จำแยกตามจำนวนจุดของข้อมูลนำเข้า.....	54
4.8 ผลการรู้จำของข้อมูลจำนวน 4 ชุดที่แบ่งตามจำนวนจุด ชุดละ 3 กลุ่ม.....	55

# สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 สถาปัตยกรรมทั่วไปของการรู้จำสัญลักษณ์	8
2.2 โครงสร้างของคำในภาษาไทย	8
2.3 ผังตารางการแบ่งพื้นที่มาตรฐานสำหรับตัวอักษรภาษาไทย	9
2.4 การแบ่งตัวอักษร 3 ส่วนตามแนวตั้งและแนวนอน	10
2.5 การหาระยะห่างระหว่างจุด	10
2.6 กลุ่มตัวอย่างอักษรภาษาทมิฬ	11
2.7 การปรับระดับค่าความชัน	11
2.8 ลักษณะของตัวอักษรทมิฬ เมื่อ $CT = 0$ , $CT = 1$ และ $CT = 2$	12
2.9 การลากสายเส้นของตัวอักษรภาษาเกาหลี	12
2.10 การเลือกเส้นระยะทางและการแบ่งส่วน	13
2.11 แนวทศการลากเส้นบน Bitmap	14
2.12 แสดงทศการเคลื่อนที่และการเปลี่ยนแนวการลากเส้น	15
2.13 ช่องว่างระหว่างทศการเคลื่อนที่ตามเข็มนาฬิกาและทวนเข็มนาฬิกา	15
2.14 แสดงตัวอักษรภาษาไทยที่เขียนในลักษณะต่างๆ กัน	16
2.15 แสดงเชกแมนต์ของการเขียนตัวอักษรที่มีขนาดแตกต่างกัน	17
2.16 แสดงการเขียนข้อมูลที่มีตำแหน่งและทศไม่คงที่	17
3.1 ลักษณะของข้อมูลออนไลน์	18
3.2 แสดงจุดสำคัญของตัวอักษรในสโครก	19
3.3 แสดงการลดจำนวนจุดแบบลิเนียร์ที่ค่า $n$ ต่างๆ กัน	20
3.4 แสดงจุดที่มีการเขียนเปลี่ยนทศ	22
3.5 การลดจำนวนจุดด้วยวิธี Extreme	23
3.6 แสดงระยะ $m=1$ และ $M=2$ ที่พิกัด $(x_2, y_2)$ , $(x_3, y_3)$ และ $(x_{n-2}, y_{n-2})$	29
3.7 แสดงตำแหน่งที่เป็นจุดมุม	30
3.8 แสดงตำแหน่งที่เป็นแนวเส้นเฉียง	31
3.9 แสดงข้อมูลที่เป็นเส้นตรง	32
3.10 แสดงข้อมูลที่เป็นมุมหักสองมุม	33
3.11 การลดจำนวนจุดด้วยวิธีหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่	34
3.12 การหาค่าเฉลี่ยระหว่างจุด เมื่อ $m=1$ และ $M=2$ บนเส้นตรงและเส้นหักมุม	37

## สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.13 แสดงบริเวณที่สามารถหาค่าเฉลี่ยได้.....	37
3.14 การจับคู่แบบจุดต่อจุดของข้อมูล A และ B .....	38
3.15 ขั้นตอนการปรับขนาดและตำแหน่งของตัวอักษร .....	39
3.16 แสดงเส้นทางการจับคู่ของข้อมูล A และ B .....	41
3.17 การเปรียบเทียบระยะห่างของตัวอักษรด้วยวิธี Elastic Matching .....	42
4.1 Flow Chart การทำงานของระบบรู้จำ.....	44
4.2 แสดงตัวอักษรภาษาไทยที่เขียนด้วยสโตรกเดียวที่ใช้ในการรู้จำ.....	45
4.3 ผลการรู้จำหลังการลดจำนวนจุดทุกวิธี.....	51

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันคอมพิวเตอร์เข้ามามีบทบาทในชีวิตประจำวันมากขึ้น การแข่งขันการพัฒนาทั้งทางด้านเทคโนโลยีฮาร์ดแวร์ และซอฟต์แวร์เป็นไปอย่างรวดเร็ว ทำให้การพัฒนาทางด้านคอมพิวเตอร์มีแนวโน้มที่จะอำนวยความสะดวก ในการติดต่อระหว่างผู้ใช้กับคอมพิวเตอร์ให้ใกล้เคียงกับระบบประสาทของมนุษย์มากขึ้น การพัฒนาให้คอมพิวเตอร์สามารถรู้จำรูปแบบของ อักษรตัวพิมพ์ ตัวอักษรลายมือเขียน และข้อมูลอื่นๆ ด้วยการป้อนข้อมูลให้กับคอมพิวเตอร์ หลากหลายรูปแบบ แต่โดยส่วนใหญ่แล้วเป็นการป้อนข้อมูลผ่านทางแป้นพิมพ์ ซึ่งไม่สะดวกต่อ บุคคลที่ไม่มีความชำนาญ จะเสียเวลาส่วนมากในการค้นหาตัวอักษรบนแป้นพิมพ์ รวมถึงเครื่อง คอมพิวเตอร์พกพาขนาดเล็ก เช่น ปาล์ม (Palm) และ Pocket PC ที่ขนาดของแป้นพิมพ์ถูกจำกัดตาม ขนาดของอุปกรณ์ที่เล็กลง การป้อนข้อมูลผ่านทางแป้นพิมพ์แบบเดิม จึงไม่สามารถกระทำได้ จึง ได้มีการคิดวิธีป้อนข้อมูลเข้าสู่คอมพิวเตอร์แบบใหม่ แทนการป้อนผ่านทางแป้นพิมพ์อย่างเดียว เช่น การส่งข้อมูลผ่านเครื่องอ่านอักษรด้วยแสง ปากกาแสง กระดานอิเล็กทรอนิกส์ หรือเมาส์แทน แป้นพิมพ์ เพียงแต่ผู้ใช้เขียนหนังสือได้ก็สามารถป้อนข้อมูลได้ จึงได้มีการพัฒนาระบบรู้จำอักษร ลายมือเขียน เพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถรับรู้ข้อมูลได้ถูกต้อง และรวดเร็วมากขึ้น รวมถึงสามารถ นำไปใช้งานได้จริงในชีวิตประจำวัน

ระบบรู้จำตัวอักษร หมายถึง ระบบที่มีความสามารถในการแยกแยะตัวอักษรที่มีการป้อนเข้าสู่ ระบบว่าเป็นอักษรตัวใด แบ่งออกเป็นสองประเภทตามแหล่งที่มาของตัวอักษร ได้แก่การรู้จำ ตัวอักษรพิมพ์ (Printed Character Recognition) และการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียน (Handwriting Character Recognition) การรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนนั้น ยังแบ่งเป็นสองประเภทตามลักษณะของ ข้อมูลที่ใช้ในการรู้จำ ได้แก่การรู้จำแบบออฟไลน์ (Offline Recognition) และการรู้จำแบบออนไลน์ (Online Recognition) การรู้จำแบบออฟไลน์จะใช้ภาพของตัวอักษรที่ได้จากการสแกนเป็นข้อมูลใน การรู้จำ ส่วนการรู้จำแบบออนไลน์ จะใช้ลำดับของข้อมูลที่ได้จากการลากปากกาอิเล็กทรอนิกส์ (Tablet) เขียนตัวอักษรเป็นข้อมูลในการรู้จำ

งานวิจัยในการวิเคราะห์ระบบรู้จำรูปแบบอักษรลายมือเขียนภาษาไทย ภาษาอังกฤษ และ ตัวเลข ได้มีผู้วิจัยทำการศึกษาค้นคว้ามาหลายท่าน พอที่จะยกตัวอย่างและสรุปการทำงานพอสังเขป ได้ดังนี้

ผลงานวิจัยของ คณย์วัฒน์ กิตตินันท์ และ รศ.ดร. บุญวัฒน์ อัครู เรื่องการแยกแยะแบบออนไลน์ตัวเลขอารบิกลายมือเขียน [1] โดยการนำเสนอการเปลี่ยนแปลงของรหัสทิศทางหลายเส้นที่ประกอบกันเป็นตัวอักษร โดยอาศัยจำนวนเส้น และใช้คุณสมบัติของตำแหน่งพิกัด ที่ประกอบกันเป็นเส้นของตัวอักษร ที่ตำแหน่งในพื้นที่ต่างๆ ใช้พิกัดจุดต้นและพิกัดจุดปลาย ของแต่ละเส้นเป็นหลัก บางกรณีที่พิกัดยังไม่เพียงพอ ก็จะใช้พิกัดของจุดอื่นๆ เพื่อตรวจสอบว่าเส้นที่ลากนั้นเป็นตัวอักษรที่ผ่านในพื้นที่ใดบ้าง จากการทดลองพบว่า มีอัตราการแยกแยะที่ดีพอสมควร สูงกว่าร้อยละ 90

ผลงานวิจัยของ วิทยา ตรีนิติกุล และ รศ.ดร. บุญวัฒน์ อัครู เรื่องโมเดลของตัวอักษรลายมือเขียน [2] โดยการนำเสนอการแทนค่าตัวอักษรแต่ละตัว ด้วยเวกเตอร์ที่ประกอบขึ้นจากเส้นตรงสั้นๆ หลายเส้นที่เชื่อมต่อกัน จากนั้นได้วิเคราะห์ ถึงกระบวนการเขียนตัวอักษร และตั้งเป็นสมมติฐานขึ้นมา จากสมมติฐานได้พิจารณาสร้างเป็นโมเดล ของตัวอักษรลายมือเขียนแสดงได้ด้วยสมการทางคณิตศาสตร์ที่มีการกำหนดพารามิเตอร์ต่างๆ ได้ แล้วส่งผลลัพธ์ออกมาทางจอภาพ

ผลงานวิจัยของ วัลนพ ดันฤติ และ ผ.ศ.ดร.วีระ ธีวพิทักษ์ เรื่องระบบการรับรู้รูปแบบลายมือเขียนอักษรไทย [3] โดยนำเสนอการแยกย่อยกลุ่มรูปแบบลายมือเขียนคร่าวๆ โดยอาศัยการตรวจสอบตามตำแหน่งจุดปลายทั้งสองออกเป็น 3 กลุ่มย่อย ซึ่งมีการกำหนดขอบเขตระดับการเขียนไว้ล่วงหน้า จากนั้นก็หาลักษณะเด่นของรูปแบบตามทิศทางฟรีแมน เพื่อให้ได้กลุ่มรูปแบบที่เหมาะสม การแยกย่อยกลุ่มใน 32 กลุ่มอักษร ขั้นตอนการรับรู้แบบประยุกต์ทฤษฎีไคนามิกส์ โปรแกรมมิ่งเพื่อหาความแตกต่างระหว่างรูปแบบในกลุ่ม เมื่อได้รูปแบบที่แตกต่างน้อยที่สุด ผลลัพธ์ที่ได้จะผ่านการตรวจสอบการจัดการผลลัพธ์ระหว่างรูปแบบในกลุ่มใกล้เคียง เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการรับรู้รูปแบบ ผลการวิจัยตามข้อมูลโดยผู้เขียนเฉพาะบุคคลเดียว โดยเฉลี่ยสามารถรับรู้รูปแบบได้ในอัตราร้อยละ 98.50

ผลงานวิจัยของ สุขสถิต สุขใจ และ รศ.ดร.ครรชิต ไมตรี เรื่องการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อจดจำรูปแบบลายมือเขียนตัวเลขอารบิกแสดงข้อมูลในมุมสัมพันธ์ [4] โดยนำเสนอวิธีการโครงข่ายประสาทเทียม แบบแบคพรอพพาเกชัน ซึ่งต้องมีข้อมูลที่จะต้องให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ ทั้งในส่วนอินพุต และเอาต์พุตที่เป็นข้อมูลคู่กัน เพื่อให้จดจำรูปแบบของตัวเลขอารบิกลายมือเขียนที่แสดงข้อมูลเป็นมุมสัมพันธ์ของตัวอักษร ทำให้มีความยืดหยุ่นในการทำงานสูง และสามารถสอนให้รับรู้สภาพใหม่ๆ ได้ ผลการทดลองสามารถจดจำได้ แม้ว่าตัวเลขจะมีการบิดเบี้ยวไปบ้าง

ผลงานวิจัยของ ประเสริฐ ฆอเรืองวิวัฒน์ รศ.ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล และดร.ลัญฉกร วุฒิสัทติกุลกิจ เรื่องการรู้จำตัวอักษรเขียนภาษาไทย โดยการวิเคราะห์ลักษณะบ่งความต่าง [5] ในงานวิจัยนี้มีจุดมุ่งหมาย เพื่อสร้างวิธีการรู้จำตัวอักษรเขียนพยัญชนะภาษาไทย โดยใช้คุณลักษณะบ่งความต่างของอักษรภาษาไทย ประกอบด้วยคุณลักษณะร่วมและคุณลักษณะเฉพาะ โดยคุณลักษณะร่วมที่ใช้ได้แก่ จำนวนเกาะ จำนวนหัว ระดับหัว การต่อเชื่อมของหัว และการเปลี่ยนสาย

ลำดับการลากผ่าน ทำการหาการเปลี่ยนสายลำดับการลากผ่านแนวราบ ได้แก่ ด้านซ้าย และด้านขวา และแนวตั้ง ได้แก่ ด้านบนและ ด้านล่าง ได้รหัสการเปลี่ยนสายลำดับการลากผ่านเป็นซ้าย บน ขวา และ ล่าง ตามลำดับ คุณสมบัติเฉพาะที่ได้จากการพิจารณาคุณลักษณะจุดในบริเวณที่กำหนด และ อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง และรอยหยักสำหรับผลการทดสอบทำบนไมโครคอมพิวเตอร์ที่ใช้หน่วยประมวลผลกลางเป็นเพนเทียม ความเร็ว 133 เมกะเฮิร์ต และมีหน่วยความจำแรม 256 เมกะไบต์ ตัวอักษรที่ใช้รวม 6,160 ตัว จาก 28 คน โดยแต่ละคนเขียน พยัญชนะไทย 44 ตัว 5 ชุด อัตราการรู้จำประมาณร้อยละ 95 และมีความเร็วในการประมวลผล ประมาณ 350 ตัวอักษรต่ออนาที

ผลงานวิจัยของ Pipat Lekhachivorakul, Plern Kortugsap และ Suthep Madasmi เรื่อง “A Performance Comparison of Various Input Feature to a Feedforward Neural Network for On-line Handwriting Recognition” [6] โดยในงานวิจัยนี้จะกล่าวในเรื่อง ระบบการรู้จำลายมือเขียน แบบออนไลน์ ที่เรียกว่า Penkey โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feedforward 3 ชั้น เพื่อใช้ในการรู้จำตัวอักษรภาษาไทย ภาษาอังกฤษ ตัวเลข และสัญลักษณ์ต่างๆ ที่อยู่บนแป้นพิมพ์ไทย-อังกฤษ รวม 171 ตัว วัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้ เพื่อเปรียบเทียบ Feature ที่เป็นอินพุตหลายๆ แบบ ที่ป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feedforward โดยอินพุตที่ใช้แทนจะมี 3 Feature มาจากการเคลื่อนที่ของปากกา คือ Chain Code Number 0-7 จะใช้แทน 8 ทิศทาง Chain Code Vector ซึ่งแทนด้วย 8 ทิศทาง และ Vector Angle ที่อยู่ในช่วง 0 ถึง 360 องศา ในการเปรียบเทียบจะทำบนโครงข่ายประสาทเทียมของภาษาไทยโดยใช้ 2 Hidden Layer เพื่อทำการแทนตัวอักษร 90 ตัว คือตัวอักษรภาษาไทย 70 ตัว และตัวเลขไทยกับเลขอารบิก 20 ตัว อินพุตเป็น Chain Code Number จะให้ค่าความถูกต้อง 88.7% ส่วน Chain Code Feature จะให้ค่า 86.0% และ Vector Angle Feature จะให้ค่าความถูกต้อง 84.3%

ปัญหาของงานวิจัยทางด้านความรู้จำตัวอักษร นอกจากความถูกต้องในการรู้จำแล้ว ความเร็วก็เป็นปัจจัยสำคัญอีกข้อหนึ่ง เนื่องจากข้อมูลเข้าเป็นแบบออนไลน์ การรู้จำจะต้องทำได้เร็วมากที่สุด เพื่อผู้เขียนจะได้รู้ผลของการเขียนทันทีหลังจากที่เขียนเสร็จ วิธีที่นิยมใช้ในการรู้จำข้อมูลเข้าแบบออนไลน์คือวิธี Elastic Matching Elastic Matching เป็นการเทียบจุดข้อมูลนำเข้ากับจุดของข้อมูลในชุดต้นแบบ การที่มีจุดจำนวนมากทำให้กระบวนการในการรู้จำใช้เวลาประมวลผลนาน การลดเวลาในการรู้จำด้วยวิธี Elastic Matching คือการลดจำนวนจุดของข้อมูลที่ใช้เปรียบเทียบในการรู้จำนั่นเอง งานวิจัยที่กล่าวถึงเทคนิคการเพิ่มความเร็วในการรู้จำด้วยการลดจำนวนจุดข้อมูลมีอยู่เพียงงานเดียว คืองานวิจัยเรื่อง “Speeding up On-line Recognition of Handwritten Character by Pruning the Prototype Set” [7] รายละเอียดของการทำงานประกอบด้วย 2 ส่วน ส่วนแรกจะทำการลดจำนวนชุดต้นแบบ และจัดเรียงลำดับของชุดต้นแบบ (Prototype) หลังจากนั้นจะทำการลดจำนวนจุดของข้อมูล (Down Sampling) แบบลิเนียร์ และนอนลิเนียร์ เพื่อเพิ่มความเร็วของกระบวนการรู้จำ งานวิจัยที่ใช้การรู้จำแบบ Elastic Matching ได้แก่เรื่อง “On-line Adaptation in

Recognition of Handwritten Alphanumeric Character” [8] ของ Vuokko Vuori ,Faaksonen, และ Erkki Oja

วิทยานิพนธ์นี้เสนอเทคนิคการลดจำนวนจุดลายมือตัวอักษรภาษาไทย สำหรับการรู้จำที่ใช้วิธี Elastic Matching วิธีนี้มีข้อเสียคือใช้เวลาในกระบวนการรู้จำนาน ถ้าเราสามารถลดจำนวนจุดที่เข้ามาในกระบวนการรู้จำลงได้ ก็จะเป็นการเพิ่มความเร็วให้กับระบบทำงานได้เร็วขึ้น วิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอเทคนิคการลดจำนวนจุด 3 วิธี เพื่อเปรียบเทียบผล และวิเคราะห์ข้อดีข้อเสียของแต่ละวิธีสำหรับการนำไปประยุกต์ใช้งานให้เหมาะกับข้อมูลแต่ละชนิดต่อไป

## 1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

1. เพื่อศึกษาเทคนิควิธีการสำหรับการลดจำนวนจุดของข้อมูลลายมือเขียนสำหรับการรู้จำที่ใช้วิธี Elastic Matching
2. เพื่อวิเคราะห์ลักษณะของอินพุท หลังจากผ่านการลดจำนวนจุดด้วยวิธีต่างๆ กับผลการรู้จำ
3. เพื่อศึกษาหาวิธีการรู้จำลายมือเขียนตัวอักษรภาษาไทยแบบออนไลน์ให้ได้ผลการรู้จำที่ดีที่สุด โดยใช้เวลาน้อยที่สุด

## 1.3 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย

งานวิจัยนี้ ได้ใช้ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการลดจำนวนจุดของลายมือเขียนแบบลิเนียร์ คือวิธี Decimate และวิธีนอนลิเนียร์ คือ Extreme และ Moving Average วิธี Decimate จะลดจำนวนจุดลงโดยไม่สนใจลักษณะของตัวอักษร จำนวนจุดจะลดลงเป็นระยะห่างของจุดที่เท่ากันตลอดช่วงข้อมูล ส่วนแบบ Extreme จะดูการเปลี่ยนทิศการเขียนของลายมือเขียน จุดใดที่เขียนทิศเปลี่ยนไปจากทิศเดิม จุดนั้นจะถูกเก็บไว้เป็นจุดสำคัญของอักษร วิธีสุดท้ายคือ Moving Average เป็นการหาจุดมุม (Corner Point) โดยหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ จากค่าในพิกัด x, y กับข้อมูลรอบๆ ข้างด้วยระยะสั้น และระยะยาว เลือกจุดที่มีค่าเฉลี่ยของระยะสั้นกับระยะยาวเปลี่ยนแปลงสูงสุด เมื่อเทียบกับข้อมูลรอบๆ ข้างเป็นจุดมุม จากเทคนิคการลดจุดทั้ง 3 วิธี สามารถลดจำนวนจุดของข้อมูลลงได้ ส่วนการรู้จำก็จะได้ผลแตกต่างกัน ขึ้นอยู่กับแต่ละวิธี

## 1.4 ขอบเขตของการวิจัย

1. งานวิจัยนี้เป็นการนำเสนอเทคนิคการลดจำนวนจุดของข้อมูลลายมือเขียนสำหรับการรู้จำที่ใช้วิธี Elastic Matching
2. ตัวอักษรเป็นตัวอักษรลายมือเขียนแบบออนไลน์เฉพาะตัวอักษรที่มีการเขียนแบบสโตรกเดียว ซึ่งในภาษาไทยจะมีพยัญชนะ 37 ตัวเท่านั้น
3. ในกระบวนการรู้จำ จะทำการรู้จำตัวอักษรครั้งละตัวอักษร

## 1.5 ขั้นตอนการศึกษา

1. ศึกษาวิธีการต่างๆ ที่ใช้ในการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษร และวิธีการต่างๆ ที่ทำการรู้จำตัวอักษร เพื่อกำหนดเป้าหมาย กำหนดหัวข้อ วัตถุประสงค์และขอบเขตของวิทยานิพนธ์
2. ทำการทดลองลดจำนวนจุดด้วยวิธีการต่างๆ นำข้อมูลที่ลดไปผ่านกระบวนการรู้จำเปรียบเทียบผล วิเคราะห์ผลที่ได้จากการทดลอง
3. จัดทำเอกสารประกอบวิทยานิพนธ์

## 1.6 ข้อยกัคของการศึกษา

จากการทดลองทำการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนภาษาไทย ด้วยการลดจำนวนจุดตามวิธีการต่างๆ ที่กล่าวมายังมีข้อจำกัดอีกหลายอย่างเช่น ตัวอักษรภาษาไทยหลายตัวมีความใกล้เคียงกัน สไตล์การเขียนของแต่ละคนมีหลากหลาย ทำให้ตัวอักษรตัวเดียวกันเมื่อเขียนออกมามีรูปแบบ อาจจะมีส่วนคล้ายกับอักษรอีกตัวหนึ่ง ความเร็วในการเขียน ขนาดของตัวอักษร ก็ส่งผลทำให้การรู้จำผิดพลาดได้ สิ่งที่จะต้องแก้ไขปรับปรุงเพื่อให้กระบวนการรู้จำมีประสิทธิภาพขึ้น อาจจะต้องกำหนดบริเวณการเขียนของผู้ใช้ให้เขียนอยู่ในพื้นที่ที่กำหนด ควบคุมความเร็ว รูปแบบการเขียน และขนาดของตัวอักษรที่เขียน

## 1.7 รายละเอียดเครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ทำการวิจัย

1. เครื่องคอมพิวเตอร์ Notebook Mobile AMD Athlon™4 995 MHz, RAM 256 MB
2. อุปกรณ์รับลายมือเขียน Digital Tablet
3. โปรแกรม Microsoft Visual C ++ 6.0

## 1.8 ส่วนประกอบเนื้อหา

วิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้แบ่งเนื้อหาออกเป็น 5 บท ซึ่งประกอบด้วยบทต่างๆ ดังนี้

บทที่ 1 กล่าวถึงความสำคัญ และความเป็นมาของปัญหาความมุ่งหมาย และวัตถุประสงค์ของการศึกษา ขอบเขตของการวิจัย

บทที่ 2 กล่าวถึงการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรด้วยวิธีการต่างๆที่ผ่านมา

บทที่ 3 กล่าวถึงวิธีการหาคุณลักษณะสำคัญของตัวอักษรที่ใช้ในวิทยานิพนธ์เล่มนี้

บทที่ 4 กล่าวถึงการทำการทดลอง ผลการทดลอง และการวิเคราะห์ผลการทดลอง

บทที่ 5 สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

เอกสารอ้างอิง

ภาคผนวก ก ผลการรู้จำผิดและตัวอย่างตัวอักษรที่ผิดแบบต่างๆ

ภาคผนวก ข งานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

## บทที่ 2

# การบ่งชี้ลักษณะเฉพาะของตัวอักษร

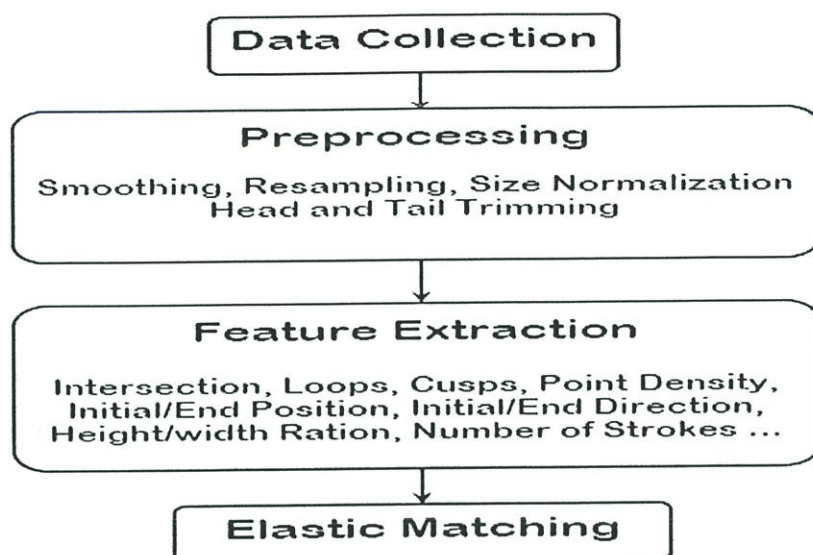
### 2.1 บทนำ

แนวความคิดในการนำปากกามาใช้กับคอมพิวเตอร์ ได้นำเสนอครั้งแรกโดย Alen Kay ในปี 1968 [16] นับจากนั้นเป็นต้นมา มีทีมนักวิจัยหลายทีมได้ทำการวิจัยค้นคว้า พัฒนาทำให้ได้อุปกรณ์ที่ใช้ในการรู้จำออกมาเรื่อยๆ จากอุปกรณ์ที่มีขนาดใหญ่กลายเป็นอุปกรณ์ขนาดเล็กที่สามารถพกพาได้ อันได้แก่ผลิตภัณฑ์ของบริษัท Palm One และในปัจจุบันก็ได้มีวิวัฒนาการเป็น Personal Digital Assistants มีปากกาพลาสติกเป็นอุปกรณ์ใช้เขียนลงบนหน้าจอที่เป็นแอลซีดี (Liquid Crystal Display) ที่มีตัวเซ็นเซอร์บนผิว Sensitive screen ของหน้าจอภาพแอลซีดี เพื่อรับการเขียนข้อมูล รวมถึงอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ ที่ต่อเป็นอินพุทให้แก่คอมพิวเตอร์คือ Tablet และมีปากกาที่ส่งคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าไปยังตัวพื้นเขียน Pad ที่จะรับข้อมูลว่าผู้เขียนจรดปากกาดตรงตำแหน่งใด และลากเส้นไปในแนวใด และเก็บเป็นข้อมูลลายมือตัวอักษรสู่เครื่องคอมพิวเตอร์ที่ประมวลผลทางคณิตศาสตร์ทันทีอย่างอัตโนมัติ เพื่อส่งตัวอักษรที่เขียนไปแสดงผลในโปรแกรมการจัดการข้อมูลบนจอภาพ เรียกว่าเป็นการรู้จำแบบออนไลน์ เช่นการรู้จำข้อความลายมือเขียนแบบออนไลน์ ส่วนอีกประเภทคือการรู้จำแบบออฟไลน์(Offline) ซึ่งจะไม่ขอกกล่าวถึงในรายละเอียด ส่วนวิธีการรู้จำแบบออนไลน์ (Online) จะประมวลผลในลักษณะเวลาจริง ดังนั้นความจำเป็นในการศึกษาหาวิธีการที่ประหยัดเวลา และมีการรู้จำที่แม่นยำเหมาะสมจึงเป็นสิ่งจำเป็น

### 2.2 ขั้นตอนการรู้จำลายมือตัวอักษร

สำหรับระบบการรู้จำในทุกๆ ระบบนั้น ลำดับแรกที่จะต้องทำคือ กระบวนการก่อนการประมวลผลข้อมูล โดยรองรับข้อมูลลายมือเขียน ทำการตัดสัญญาณรบกวนออก สัญญาณรบกวนไม่ว่าจะเกิดความผิดพลาดจากอุปกรณ์การอ่าน หรือความผิดพลาดของการเคลื่อนที่ของมือในขณะที่เขียน รวมถึง ความผิดพลาดของการยกปากกาขึ้น การวางปากกาลงเป็นต้น ถัดไปเป็นการหาจุดตัด ลूप จุดหัก ความหนาแน่นของจุด ลักษณะความสูงและความกว้างที่เป็นอัตราส่วนกัน ความเร็วในการเคลื่อนที่ของปากกา[27] ดังแสดงในรูปที่ 2.1 ซึ่งตัวอักษรแต่ละภาษาก็จะมีลักษณะที่คล้ายกันในการเคลื่อนที่ของปลายปากกาและแตกต่างกันในโครงสร้างของตัวอักษร และลักษณะของภาษานั้นๆ โดยอาจแบ่งการประมวลผลตัวอักษรด้วยการทำผังตารางเพื่อแยกส่วนต่างๆ ของตัวอักษร และสละออกจากกัน [9][28] และการทำการแมปปิง (Mapping) [24] ของจุดข้อมูลที่สุ่มรับเข้ามา

ทางอินพุท และหาทิศทางการเคลื่อนที่ของเส้นลายมือเพื่อเปรียบเทียบกับกลุ่มตัวอักษรต้นแบบ ด้วยการรู้จำแบบ Elastic Matching



รูปที่ 2.1 สถาปัตยกรรมทั่วไปของการรู้จำสัญลักษณ์ [27]

### 2.3 โครงสร้างของตัวอักษรแบบต่างๆ

โครงสร้างของภาษาและวิธีการเขียนแต่ละภาษามีความแตกต่างกัน เช่นภาษาไทยประกอบด้วยตัวพยัญชนะ 44 ตัว สระ 21 ตัว เสียงสูงต่ำ 4 ระดับเสียง ซึ่งมีการแบ่งองค์ประกอบของการเขียนคือส่วนพยัญชนะอยู่ที่กึ่งกลางบรรทัด (Consonant line level) [9] ด้านล่างเป็นสระออกเสียง (Lower vowel line level) ด้านบนประกอบด้วยสองระดับย่อยเพราะภาษาไทยมีสระด้านบนได้สองอันซ้อนกันได้ดังรูปที่ 2.2

Tonal line level	
Upper vowel line level	อ
Consonant line level (Middle vowel line level)	ส ต ท ย น
Lower vowel line level	า

รูปที่ 2.2 โครงสร้างของคำในภาษาไทย [9]

การแบ่งชนิดของตัวอักษรทำได้โดยสร้างผังตาราง ทำให้เป็นพื้นที่มาตรฐานสำหรับข้อมูลตัวอักษรลายมือ เป็นเมตริกซ์ขนาด 5x3 เพื่อกำหนดให้เป็นรูปแบบมาตรฐานในการแยกแยะ

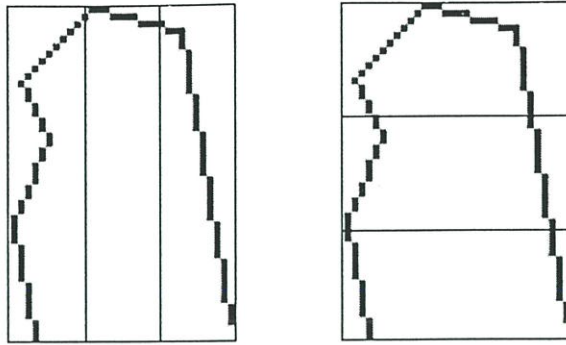
ตัวอักษรลายมือด้วยพื้นที่ของช่องตาราง ด้วยการกำหนดลักษณะของความสูง กว้าง ด้านใน ด้านนอก ขนาดความหนา จำนวนขาด้านบนและจำนวนขาด้านล่าง ลักษณะเป็นจุดเริ่ม จุดสิ้นสุดการเขียน หัก จุดหมุน ตำแหน่งรูป เส้นลากใกล้หรือติดกับด้านบน หรือเส้นลากลายมือใกล้หรือติดกับด้านล่าง [9] โดยมีผังตารางดังรูปที่ 2.3 มี  $R_i$  เป็นตัวแทนของพื้นที่ช่องตารางโดยที่  $i$  มีค่าจาก 1 – 15

	Left	Center	Right
Upper-Most	$R_1$	$R_2$	$R_3$
Upper	$R_4$	$R_5$	$R_6$
Middle	$R_7$	$R_8$	$R_9$
Lower	$R_{10}$	$R_{11}$	$R_{12}$
Lower-Most	$R_{13}$	$R_{14}$	$R_{15}$

รูปที่ 2.3 ผังตารางการแบ่งพื้นที่มาตรฐานสำหรับตัวอักษรภาษาไทย [9]

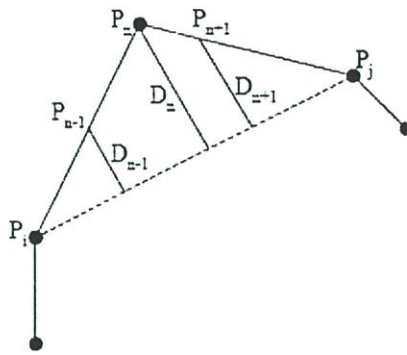
หาลักษณะเด่นของตัวอักษรโดยการใช้ต้นไม้ตัดสินใจ [9] ในการแบ่งตัวอักษรที่มีลักษณะคล้ายกันออกเป็น 5 ชนิด 12 วิธี ในงานวิจัยนี้ได้แบ่งคุณสมบัติหลักของตัวอักษรภาษาไทย ประกอบด้วย จุดสิ้นสุด(End-point) จุดเลี้ยว(Turning point) จุดวงปิด(Loop) จุดที่ประกอบกันเป็นรูปฟันปลา (Zigzag) ส่วนที่วงปิดด้านบน (Closed top) ส่วนที่เป็นวงปิดด้านล่าง (Closed bottom) และจำนวนขาของตัวอักษรแต่ละตัวจะนิยามไว้เป็นคุณสมบัติพื้นฐานของอักษรภาษาไทย หลังจากนั้นใช้เมตริกซ์ที่ได้กำหนดไว้ เป็นตัวกำหนดคุณลักษณะต่างๆ ของตัวอักษร ร่วมกับการรู้จำแบบพื้นฐาน ได้ทดลองกับตัวอักษรลายมือเขียนภาษาไทยกว่า 44,600 โดยผู้เขียนมากกว่า 22 คน จากเอกสาร 100 ชุด ระบบสามารถแยกคุณลักษณะของตัวอักษรได้ถูกต้องสูงถึง 98.66 เปอร์เซ็นต์ ด้วยค่าเฉลี่ย 93.08 เปอร์เซ็นต์ ในขณะที่ผลการรู้จำสูงถึง 99.19 เปอร์เซ็นต์ ด้วยค่าเฉลี่ย 91.42 เปอร์เซ็นต์ การแบ่งเซกเมนต์นั้นมีวิธีการที่แตกต่างกันหลายวิธี [9] โดยพื้นฐานแล้วอธิบายได้ดังนี้  
ขั้นแรกแยกข้อความคำศัพท์ หรือตัวอักษรเป็นตัวๆ ออกจากข้อความทั้งหมดที่มีอยู่

ส่วนการแยกองค์ประกอบเป็นแนวตั้งและแนวนอน เพื่อให้ตรวจสอบการลากเส้นและการแยกทิศทาง จุดเริ่มต้น จุดสิ้นสุดการเขียนรวมถึงมุมการลากเส้นและใช้เทคนิค Multilayer Perceptron (MLP) ด้วย Artificial Neuron Network (ANN) [28] อยู่ในวิธี Implicit เพื่อแยกองค์ประกอบของตัวอักษรลายมือที่สามารถบ่งชี้ว่าเป็นตัวอักษรอะไร ดังแสดงในรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 การแบ่งตัวอักษร 3 ส่วนตามแนวตั้งและแนวนอน [28]

การคำนวณระยะกระทำได้ด้วยการหาระยะห่างสูงสุดระหว่างสมการเชิงเส้น  $P_i$ ,  $P_j$  และจุดใด ๆ  $P_n$  ตามลำดับของข้อมูลดังแสดงในรูปที่ 2.5



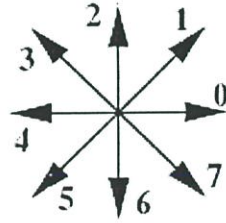
รูปที่ 2.5 การหาระยะห่างระหว่างจุด [28]

โครงสร้างของภาษาทมิฬ (Tamil) ก็เป็นอีกลักษณะหนึ่งที่วิธีการเขียนมีความคล้ายกันมากสำหรับตัวอักษรบางตัวทำให้ยากต่อการแยกแยะ แต่ภาษานี้ก็ยังเป็นที่นิยมใช้กันแพร่หลายในหลายประเทศเช่น สิงคโปร์ มาเลเซีย อินเดีย และศรีลังกา ซึ่งมีตัวอักษรที่ใช้บ่อยๆ อยู่ประมาณ 156 ตัว ประกอบด้วยสระ 12 ตัวและมีพยัญชนะ 23 ตัว ส่วนที่เหลือทำหน้าที่เป็นทั้งสระควบพยัญชนะ [24] ดังแสดงในรูปที่ 2.6 จะเห็นว่ามีกรลากเส้นลายมือที่ต่อเนื่องกันไป และมีทั้งขาด้านบนและด้านล่างเช่นกันซึ่งค่อนข้างซับซ้อนในการแยกแยะความต่างกันของตัวอักษร



รูปที่ 2.6 กลุ่มตัวอย่างอักษรภาษาทมิฬ [24]

การแยกลักษณะของตัวอักษรทำได้โดยการกำหนดตำแหน่งเป็น  $x, y$  เพื่อนำข้อมูลอักษรแต่ละตัวเข้าจำนวน 60 จุดและทำการปรับระดับความชัน (Quantized slopes) ระหว่างสองส่วนที่อยู่ติดกันตามตำแหน่งจุดตามลำดับ ความชันถูกแบ่งออกเป็น 8 ระดับดังรูปที่ 2.7

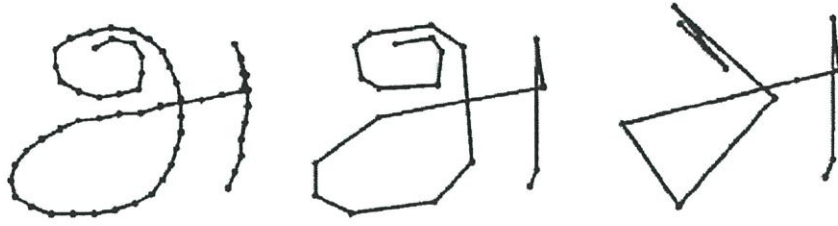


รูปที่ 2.7 การปรับระดับค่าความชัน [24]

$$\theta_i = \tan^{-1} \left( \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} \right) \quad (2.1)$$

จากนั้นหาความชันของจุด โดยค่าความชันจะต้องมีค่ามากกว่าค่าที่กำหนด CT (Threshold) หากค่า CT ได้ดังสมการที่ (2.1) และ (2.2) [24] ตามลำดับ โดยที่  $q_i$  แทนค่าความชันของพิกัด  $p_i$  แทนจุดโดมิแนนท์โดยที่  $i$  มีค่าระหว่าง 2 ถึง 59 ก็จะสามารถระบุได้ว่าชันของแต่ละแนวไปในทิศทางใดในการลากเส้น % เป็น โมดูลุสที่ทำการหารด้วย 8 เพราะมี 8 ทิศทาง

$$\begin{aligned} (q_{i+1} - q_i + 8) \% 8 &\geq CT \\ (q_i - q_{i+1} + 8) \% 8 &\geq CT \end{aligned} \quad (2.2)$$



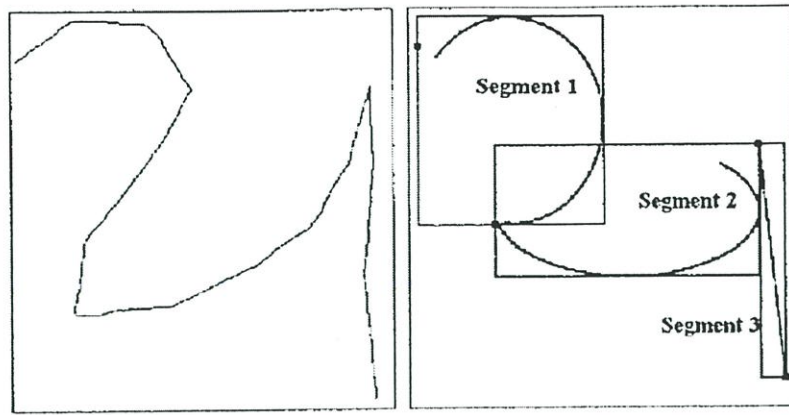
รูปที่ 2.8 ลักษณะของตัวอักษรทมิฬ เมื่อ  $CT = 0$ ,  $CT = 1$  และ  $CT = 2$  [24]

จากรูปที่ 2.8 เห็นได้ว่าการจดจำลายมือตัวอักษร เมื่อกำหนดค่า  $CT$  ต่างกัน ทำให้ได้ตัวอักษรที่มีลักษณะต่างกัน ยิ่ง  $CT$  มีค่ามาก ข้อมูลที่ได้ก็จะหยาบกว่าข้อมูลดั้งเดิม เพื่อให้ได้ผลการเรียนรู้ที่ดี จึงต้องมีตัวต้นแบบหรือชุดข้อมูลต้นแบบที่ดีเพื่อใช้ทดสอบ

ลักษณะการเขียนของภาษาเกาหลีก็เป็นอีกภาษาหนึ่งที่มีลักษณะคล้ายกับการเขียนภาษาจีนและภาษาญี่ปุ่น [13] คือประกอบด้วยเส้นลากที่มีการจรดปากกาและยกปากกา เน้นการเขียนจากบนลงล่าง ด้านซ้ายมือไปด้านขวามือ มีการเขียนเป็นแนวตั้ง แนวอน เส้นเฉียง รูปเหลี่ยม หรือวงรี ดังแสดงในรูปที่ 2.9 และใช้เทคนิคการหาระยะห่างด้วยวิธี Distance filtering แล้วทำเช็กเมนต์เพื่อแยกแต่ละส่วนออกจากกัน โดยรวมทั้งระบบออนไลน์และออฟไลน์เข้าด้วยกัน [13] ในที่นี้จะเป็นการทำการรู้จำตัวอักษรเกาหลี และได้นำเสนอการแยกเช็กเมนต์ตัวอักษรดังนี้ สำหรับแบบออฟไลน์ ข้อมูลรูปภาพที่ได้จากการสแกนจะนำมาทำการตัดสัญญาณรบกวน ทำตัวอักษรให้บางแล้วจะทำการแยกตัวอักษรนั้นออกเป็นเช็กเมนต์ โดยจุดแบ่งนั้นจะแบ่ง ณ จุดที่มีกลุ่มของจุดภาพ (Pixel) ที่เชื่อมต่อกัน เช็กเมนต์ต่างๆ ที่แบ่งออกมานั้นจะมีการจัดเรียงลำดับตามระยะห่าง จากจุดเริ่มต้นข้างบนซ้ายเป็นต้นไป หลังจากนั้นในการเชื่อมต่อเช็กเมนต์ก็จะทำการเชื่อมต่อเช็กเมนต์ที่แยกกันเข้าด้วยกัน ตามเงื่อนไขที่กำหนดไว้ แล้วนำมาทำการจัดลำดับของสโตรกใหม่ ดังแสดงในรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.9 การลากลายเส้นของตัวอักษรภาษาเกาหลี[13]



รูปที่ 2.10 การเลือกเส้นระยะทางและการแบ่งส่วน[13]

สำหรับข้อมูลอินพุตแบบออนไลน์ที่ได้ จะถูกนำมาตัดสัญญาณรบกวน ทำการกำหนด สโตรก แล้วทำการย้ายส่วนที่เหลื่อมกันของตัวอักษรออกจากกัน จุดของสโตรกนั้นจะถูกแบ่งเป็น เซกเมนต์ ในการแบ่งสโตรกเป็นเซกเมนต์นั้นจะทำตามกฎสามข้อดังนี้ ข้อแรกคือต้องเป็นสโตรก ที่สลับกัน ข้อสอง คือค่าสะสมของมุมจะต้องเป็น 360 องศา ข้อสุดท้ายทิศทางของสโตรกเปลี่ยน จากตามเข็มนาฬิกาไปเป็นทวนเข็มนาฬิกาและกลับกัน โดยจะใช้กฎทั้งหมดนี้ในการเปลี่ยนจุดของ สโตรกเป็นเซกเมนต์ ซึ่งจุดของสโตรกนั้นอาจจะเส้นตรงหรือเส้นโค้งก็ได้ ดังแสดงในรูปที่ 2.10 สมการที่ (2.3) และ สมการที่ (2.4) [13]

$C_{xmin}, C_{ymin}$  : Minimum coordinate in all strokes  
 $C_{xmax}, C_{ymax}$  : Maximum coordinate in all strokes  
 $R_{xmin}, R_{ymin}$  : Minimum coordinate in the segment  
 $R_{xmax}, R_{ymax}$  : Maximum coordinate in the segment

$$RTx = \frac{Rx\ min - Cx\ min}{Cx\ max - Cx\ min}, RTy = \frac{Ry\ min - Cy\ min}{Cy\ max - Cy\ min} \quad (2.3)$$

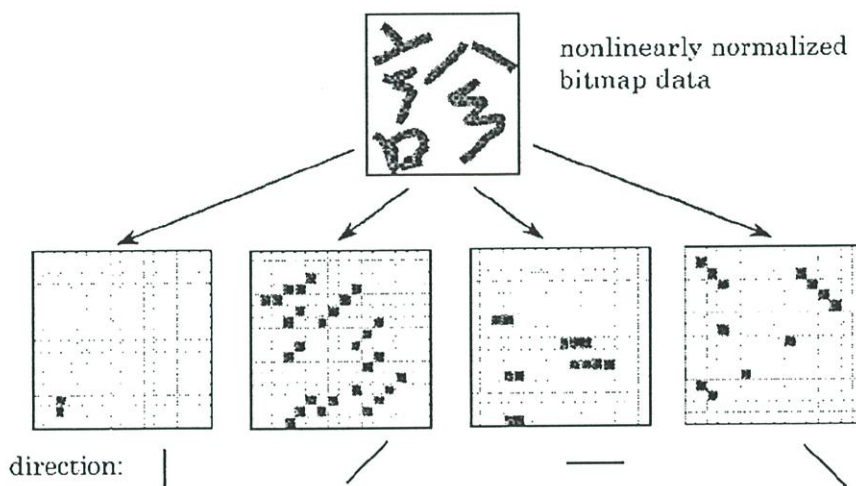
$$RBx = \frac{Rx\ max - Cx\ min}{Cx\ max - Cx\ min}, RBy = \frac{Ry\ max - Cy\ min}{Cy\ max - Cy\ min}$$

$R_{xs}, R_{ys}$  : The starting point of the segment  
 $R_{xe}, R_{ye}$  : The ending point of the segment

$$RSx = \frac{Rxs - Cx\ min}{Cx\ max - Cx\ min}, RSy = \frac{Rys - Cy\ min}{Cy\ max - Cy\ min} \quad (2.4)$$

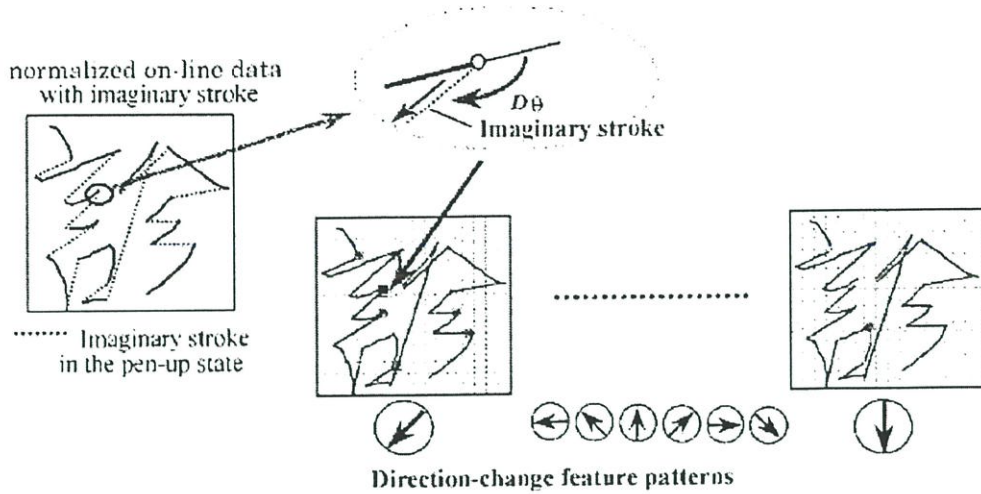
$$REx = \frac{Rxe - Cx\ min}{Cx\ max - Cx\ min}, REy = \frac{Rye - Cy\ min}{Cy\ max - Cy\ min}$$

ในการนำเสนอการรู้จำลายมือแบบออนไลน์ โดยใช้ทิศทางของเส้นที่เป็นลักษณะเด่นของตัวอักษร และการเปลี่ยนแปลงทิศทางของเส้นที่เป็นลักษณะเด่นของตัวอักษรตามเข็มนาฬิกา หรือทวนเข็มนาฬิกา [11] [12] นำเสนอการรู้จำตัวอักษรญี่ปุ่น โดยใช้คุณลักษณะเด่นหลักๆ สองวิธี คือ ทิศทางของเส้นที่เป็นลักษณะเด่น ซึ่งจะเป็นการหาว่าตัวอักษรตัวนั้นเขียนไปในทิศทางใดบ้าง ในการหา นั้นจะทำการแปลงข้อมูลของตัวอักษรที่เป็นแบบออนไลน์ให้เป็นอยู่ในรูปของ Bitmap หลังจากนั้นก็จะทำการหาเส้นขอบ เพื่อหาว่าตัวอักษรนั้นประกอบด้วยเส้นมีทิศทางใดบ้าง เช่น เส้นแนวตั้ง Vertical bar (|), เส้นเอียงขวา Right-Up Slant(/), เส้นแนวนอน Horizontal bar(-) และเส้นเอียงซ้าย Left-Up Slant(\) ดังรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 แนวทิศการลากเส้นบน Bitmap [11]

การลากเส้นลายมือจากภาษาญี่ปุ่นก็จะพิจารณาในแนวสี่ทิศทางอันได้แก่แนวตั้ง แนวเอียง และแนวนอน รวมจำนวนจุดที่ได้คือ 16x16 บนผังดังรูปที่ 2.11 การพิจารณาทิศทางการเคลื่อนที่ของลายเส้นก็มี 8 ทิศทางดังรูปที่ 2.12 และการพิจารณามุมทำให้ได้แนวในการเขียนตัวอักษรและแนวการเคลื่อนที่เป็นไปตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกาดังรูปที่ 2.13



รูปที่ 2.12 แสดงทิศการเคลื่อนที่และการเปลี่ยนแนวการลากเส้น[11]

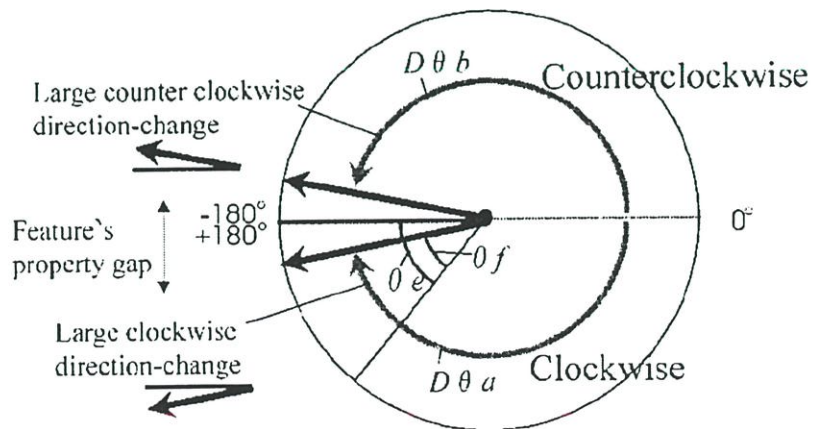
แนวทิศที่มีการเปลี่ยนของหลายเส้นที่เรียกว่า Direction change features (Fdc) สามารถหาได้ดังสมการที่ (2.4) [11] โดยหาจากการเคลื่อนที่ของปากกา และจากภาพตัวอักษรที่ได้และพิจารณาว่า

$$Fdc(D\theta) = \left( \frac{|D\theta|}{60} + C \right) \text{ when } |D\theta| \geq 16$$

$$Fdc(D\theta) = 0 \text{ when } |D\theta| < 16$$

where  $D\theta$  : difference in 60 degree increments,  $C = 4$

(2.4)



รูปที่ 2.13 ช่องว่างระหว่างทิศการเคลื่อนที่ตามเข็มนาฬิกาและทวนเข็มนาฬิกา[11]

เป็นการเคลื่อนที่ตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกา โดยช่องว่างที่เกิดจากการเขียน สามารถแสดงได้จากสมการที่ (2.5) [11]

$$E(D\theta) = \frac{|\theta_f|}{|\theta_c|} \quad (\text{when } |D\theta| \geq (180 - |\theta_c|)) \quad (2.5)$$

$$= 0 \quad (\text{when } |D\theta| < (180 - |\theta_c|))$$

where

$\theta_c$ : base degree from 180 degrees for the echo (constant)

$\theta_f = D\theta - |180 - |\theta_c||$

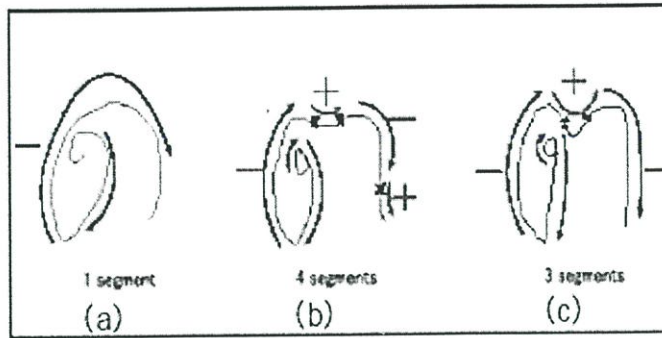
ลักษณะสำคัญของลายมือเขียนตัวอักษรภาษาไทย ประกอบด้วยส่วนโค้งในทิศตามเข็มนาฬิกา และทวนเข็มนาฬิกา ทิศในการเขียนของตัวอักษรแต่ละตัวจะมีทิศการเขียนที่แน่นอน การเขียนบางครั้งจะประกอบด้วยส่วนโค้งจริง และส่วนโค้งที่เป็นสัญญาณรบกวน สัญญาณรบกวนลักษณะนี้สามารถแยกออกจากส่วนโค้งจริงได้ โดยที่ข้อมูลจริงมีลักษณะของสัญญาณสูงกว่าสัญญาณรบกวน แต่ในกรณีที่ผู้เขียนเขียนด้วยความเร็ว ทำให้ข้อมูลจริงมีค่าใกล้เคียงกับสัญญาณรบกวน สัญญาณเหล่านี้ยากต่อการกำจัดออก เนื่องจากมีความถี่และแอมพลิจูดที่ใกล้เคียงกัน การนำข้อมูลเข้าสู่กระบวนการรู้จำจะต้องตัดสัญญาณรบกวนออกจากส่วนที่เป็นสัญญาณจริงก่อน รูปที่ 2.14 แสดงรูปแบบของตัวอักษรภาษาไทยที่เขียนในลักษณะต่างๆ กัน



รูปที่ 2.14 แสดงตัวอักษรภาษาไทยที่เขียนในลักษณะต่างๆ กัน [29]

ในรูปที่ 2.15 (b) ประกอบด้วยเชกเมนต์ต่อเนื่องกันเป็นส่วนโค้งจำนวน 3 ส่วน ส่วนโค้งตอนกลางของอักษรมีขนาดเล็ก ดูเหมือนจะไม่มีความสำคัญของข้อมูลในตำแหน่งนี้ แต่ก็ไม่สามารถตัดส่วนนี้ออกได้ เพราะจะทำให้การรู้จำผิดไปเป็นอักษรดังรูปที่ 2.15(a) ในทางกลับกันถ้าเราให้ความสนใจในส่วนโค้งนี้ว่าเป็นส่วนสำคัญของข้อมูล จะได้ข้อมูลประกอบด้วย 4 เชกเมนต์ที่แตกต่างไปจากข้อมูลเดิมที่มีเพียง 3 เชกเมนต์ ในงานวิจัย [29] ได้จัดกลุ่มของข้อมูลโค้งออกเป็น 3 กลุ่ม คือข้อมูลกลุ่มที่เป็นสัญญาณรบกวน กลุ่มข้อมูลที่เป็นสัญญาณจริง และกลุ่มข้อมูลที่

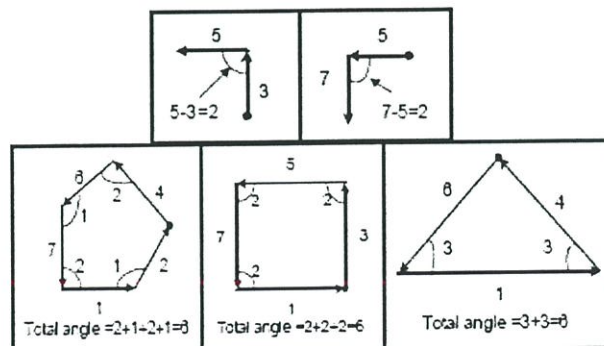
ประกอบด้วยข้อมูลจริงและสัญญาณรบกวนปนกันอยู่ โดยถ้าส่วนใดเป็นสัญญาณรบกวนก็จะถูกกำจัดออกได้ทันที



รูปที่ 2.15 แสดงเซกเมนต์ของการเขียนตัวอักษรที่มีขนาดแตกต่างกัน [29]

ส่วนกลุ่มของเซกเมนต์ที่ไม่สามารถแยกข้อมูลจริงออกจากสัญญาณรบกวนได้ งานวิจัย [29] ได้นำเสนอโครงสร้างต้นไม้แบบไบนารีขึ้นมา เพื่อจัดกลุ่มข้อมูลออกเป็นกิ่ง (branch) และกำจัดสัญญาณรบกวนออก ส่วนกิ่งที่เหลือจะแทนด้วยเซกเมนต์ที่ไม่สามารถระบุสัญญาณได้แน่นอน การจะตัดสินใจว่าเซกเมนต์ใดเป็นสัญญาณจริง หรือสัญญาณรบกวนจะนำโครงสร้างต้นไม้ไบนารีของเซกเมนต์ที่ยังคลุมเครือไปเปรียบเทียบกับโครงสร้างอักขระถัดไป เพื่อเลือกหารูปแบบของตัวอักษรที่มีความคล้ายกัน การดึงลักษณะความโค้งจากลายเส้นของลายมือเขียนอักษรภาษาไทย จากข้อมูลอินพุตลายมือเขียน มีลำดับดังนี้

- (1). แปลงพิกัดลำดับ  $x, y$  ไปเป็นทิศทาง และความยาวที่ต่อเนื่องกัน
- (2). แปลงลำดับทิศไปเป็นลำดับของมุม โดยลบทิศของตำแหน่งปัจจุบันกับทิศของจุดถัดไป
- (3). หาจุดแบ่งของจุดที่เป็นส่วนโค้ง โดยการบวกมุมระหว่างเซกเมนต์ที่อยู่ติดกัน



รูปที่ 2.16 แสดงการเขียนข้อมูลที่มีตำแหน่งและทิศไม่คงที่ [29]

## บทที่ 3

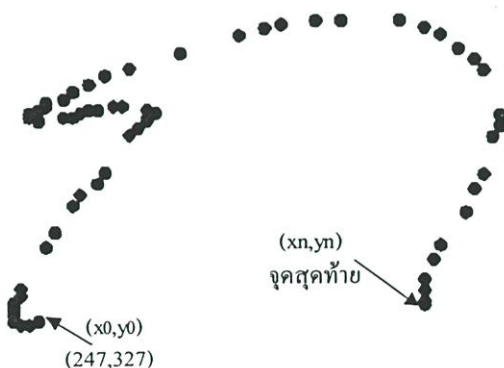
# การหาจุดสำคัญบนตัวอักษรและการรู้จำด้วย Elastic Matching

### 3.1 บทนำ

การดึงเอาลักษณะเด่นของตัวอักษร (Feature Extraction) เป็นกระบวนการที่สำคัญในการรู้จำตัวอักษรทั้งแบบออนไลน์ และออฟไลน์ ทั้งตัวพิมพ์และลายมือเขียน ระบบการรู้จำจะสามารถทำการรู้จำได้ดีหรือไม่ขึ้นอยู่กับคุณสมบัติหลักๆ สองอย่างคือ การเลือกคุณลักษณะเด่นของตัวอักษร และการเลือกตัวต้นแบบที่จะมาทำการรู้จำ (Prototypes) ดังนั้นการหาและเลือกคุณลักษณะเด่นของตัวอักษร จึงเป็นส่วนสำคัญเพราะลักษณะเด่นจะบ่งบอกถึงความเป็นตัวอักษรตัวนั้นๆ

### 3.2 ลักษณะของข้อมูลนำเข้าแบบมีลำดับ

ข้อมูลที่นำเข้ามาทางอุปกรณ์อินพุท จะนำเข้ามาเป็นลำดับพิกัด  $x, y$  ตั้งแต่จุดที่ 0 จนถึงจุดที่  $n$  จำนวนจุดข้อมูลของตัวอักษรแต่ละตัวที่ถูกเขียนเข้ามาจะมีจำนวนไม่เท่ากัน ขึ้นอยู่กับความเร็วในการเขียน และอัตราการสุ่มของอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ (Tablet) ลักษณะของข้อมูลจะอยู่ในรูปคู่ลำดับ  $(x_0, y_0) (x_1, y_1) \dots (x_{n-1}, y_{n-1})(x_n, y_n)$

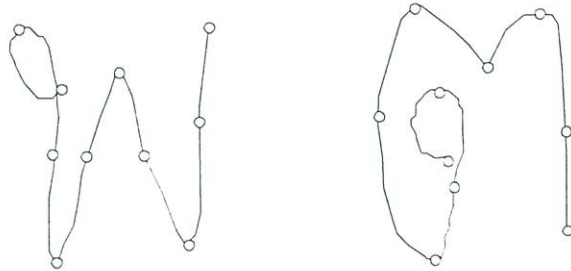


รูปที่ 3.1 ลักษณะของข้อมูลออนไลน์

### 3.3 การหาจุดที่มีลักษณะเด่นของตัวอักษร

การหาจุดที่มีลักษณะเด่นของตัวอักษรตามบทความของ Xiao lin Li และ Dit-Yan Yeung [21] ได้กล่าวไว้ว่า ขั้นตอนการแยกลักษณะเฉพาะของตัวอักษรเป็นขั้นตอนที่สำคัญที่สุด หรือถือได้ว่ากระบวนการรู้จำจะมีประสิทธิภาพหรือไม่ ขึ้นตอนนี้เป็นตัวกำหนด โดยถ้าสามารถดึงเอา

ลักษณะเด่นของตัวอักษรออกมาได้ กระบวนการรู้จำก็จะถูกต้องมากขึ้น การดึงคุณลักษณะที่สำคัญของตัวอักษร ทำได้โดยการตรวจสอบจุดภายในสโตรกเพื่อหาลักษณะเด่นของตัวอักษร เรียกจุดนี้ว่าจุดสำคัญของตัวอักษร (Dominant Point)



รูปที่ 3.2 แสดงจุดสำคัญของตัวอักษรในสโตรก

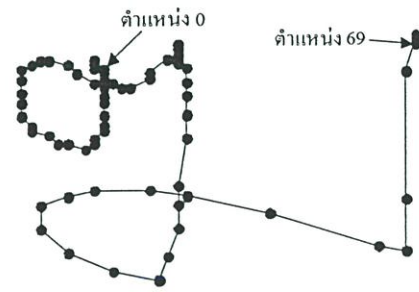
รูปที่ 3.2 แสดงให้เห็นจุดสำคัญของตัวอักษรที่เลือกเอาไว้เป็นจุดสำคัญ เช่น บริเวณที่เป็นจุดหยัก ส่วนโค้ง หรือแม้แต่ว่าส่วนที่เป็นเส้นตรงก็จำเป็นที่จะต้องเก็บไว้ สำหรับเป็นข้อมูลสำคัญต่อกระบวนการรู้จำ

### 3.4 เทคนิคการเลือกจุดที่มีลักษณะเด่น

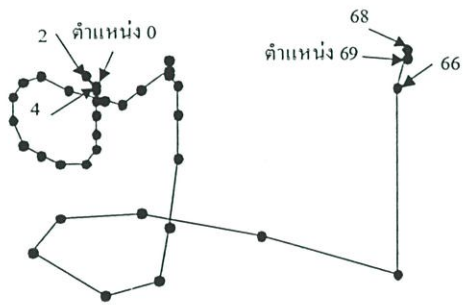
การลดจำนวนจุดของข้อมูลที่น่าเสนอในงานวิจัยนี้แบ่งออกเป็น 2 วิธีใหญ่ๆ คือ แบบลิเนียร์ และ นอนลิเนียร์มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

#### 3.4.1 การลดจำนวนจุดแบบลิเนียร์

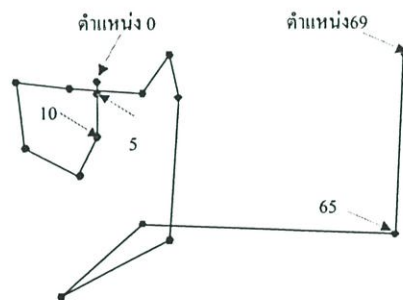
การลดจำนวนจุดด้วยวิธีนี้ เป็นวิธีที่ทำได้ง่ายที่สุดโดยไม่สนใจลักษณะเฉพาะใดๆ ของตัวอักษร เพียงกำหนดค่าให้เก็บจุดใดไว้จำนวนจุดที่หายไปจะลดลงเป็นสัดส่วนที่แน่นอน โดยจุดเริ่มต้นและจุดสุดท้ายจะถูกเก็บเสมอ วิธีการเก็บจุดในลำดับที่  $n$  ใดๆ ไว้เรียกว่าวิธี Decimate [7] โดยค่าของ  $n$  เป็นตัวกำหนดระยะจุดที่ต้องเก็บ เช่น  $Dec(n)$  หมายถึงให้เก็บทุกๆ ตำแหน่งที่  $n$  ดังแสดงในรูปที่ 3.3



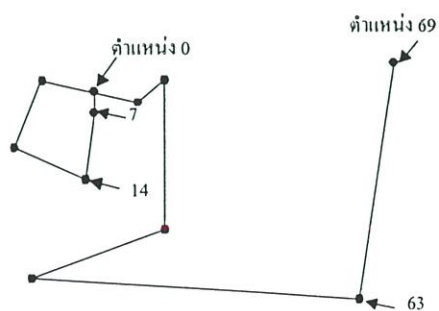
(ก) ข้อมูลอักษรเริ่มต้น



(ข) เก็บจุดเว้นจุด Dec(2)



(ค) เก็บจุดทุกลำดับตำแหน่งที่ 5 Dec(5)



(ง) เก็บจุดทุกลำดับตำแหน่งที่จุด 7 Dec(7)

รูปที่ 3.3 แสดงการลดจำนวนจุดแบบลิเนียร์ที่ค่า  $n$  ต่างๆ กัน

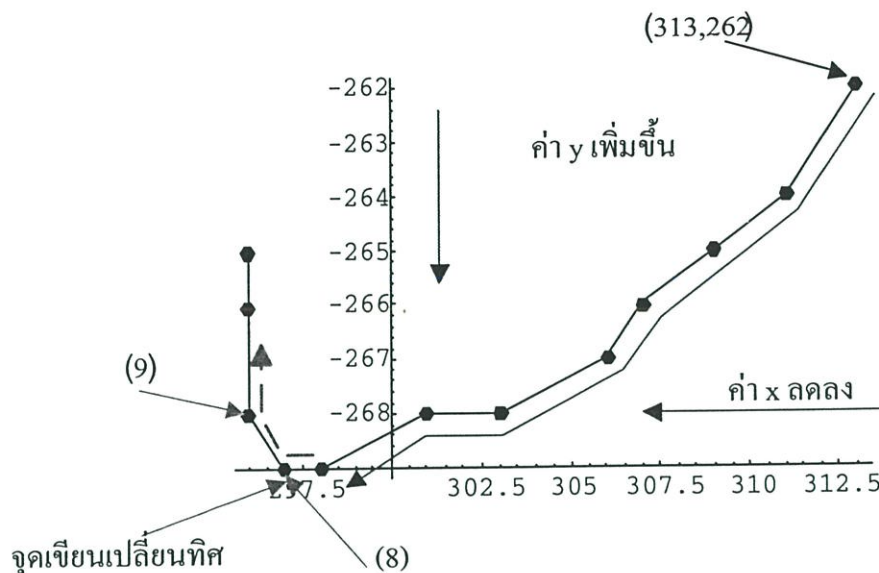
รูปที่ 3.3 (ก) เป็นอักษรที่รับเข้ามา ประกอบด้วยจุดตั้งแต่จุดหมายเลข 0 ถึงจุดหมายเลข 69 ส่วนรูปที่ 3.3 (ข) กำหนดให้เก็บจุดเว้นจุด Dec(2) โดยจุดที่เก็บเป็นตำแหน่งที่ 0,2,4,6 ...66,68,69 หลังจากผ่านการลดจำนวนจุดด้วยวิธี Dec(2) จำนวนจุดจะหายไปครึ่งหนึ่ง เหลือ 35 จุด พร้อมทั้งลักษณะของตัวอักษรบางส่วนหายไปตัวอักษรก็จะหายขึ้น รูปที่ 3.3 (ค) เก็บจุดทุกลำดับตำแหน่งที่ 5 Dec(5) และรูปที่ 3.3 (ง) เก็บจุดทุกลำดับตำแหน่งจุดที่ 7 Dec(7) ทำให้จำนวนจุดลดเหลือประมาณ 20 เปอร์เซนต์ และ 15 เปอร์เซนต์ตามลำดับ และรูปร่างของอักษรก็จะหายขึ้นเรื่อยๆ

### 3.4.2 การลดจำนวนจุดแบบนอนลิเนียร์

อีกวิธีหนึ่งที่น่าสนใจมาพิจารณาในการเลือกจุดเด่นของตัวอักษร คือเลือกเก็บเฉพาะจุดที่มีลักษณะเด่นๆ ของตัวอักษรนั้น หรือเลือกเก็บเฉพาะจุดที่มีความจำเป็นต่อการรู้จำ วิธีนี้จำนวนจุดลดลงเป็นอัตราส่วนที่ไม่แน่นอน เรียกว่า Non-Linear Down Sampling การลดจำนวนจุดแบบนอนลิเนียร์นี้ มี 2 แบบคือ แบบเก็บจุดที่มีทิศการเขียนเปลี่ยนมาก เรียกว่า Extreme [7] และแบบที่เลือกเก็บจุดที่เป็นจุดมุมเรียกว่า Moving Average[22]

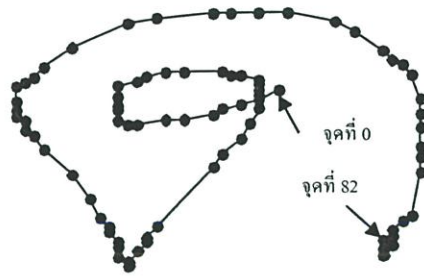
#### 3.4.2.1 การลดจำนวนจุดแบบ Extreme

เป็นการลดจำนวนจุดแบบนอนลิเนียร์ เก็บเฉพาะจุดที่มีทิศในการเขียนเปลี่ยนจากเดิม จากที่เขียนอยู่ในแนวใดแนวหนึ่ง ถ้าจุดถัดไปทิศการเขียนเปลี่ยน ไม่ว่าจะเปลี่ยนในแนวแกน x หรือแนวแกน y หรือเปลี่ยนทั้งแนวแกน x และแนวแกน y จะเก็บตำแหน่งนั้นไว้เป็นจุดสำคัญของตัวอักษร รูปที่ 3.4 แสดงจุดที่มีการเขียนเปลี่ยนทิศ การตรวจสอบข้อมูลอักษรในแต่ละจุดว่ามีทิศการเขียนเปลี่ยนหรือไม่ ตรวจสอบได้โดยการนำข้อมูลในแนวแกน x และแนวแกน y ของตำแหน่งอักษรที่ต้องการหา ลบออกจากข้อมูลในแกนเดียวกันกับจุดที่ผ่านมา ตรวจสอบเครื่องหมายถ้าเครื่องหมายเปลี่ยนไปจากเดิม แสดงว่าจุดนั้นเป็นจุดที่มีการเขียนเปลี่ยนทิศ จะเก็บจุดนั้นไว้ ตารางที่ 3.1 ตำแหน่งที่ 0 ถึงตำแหน่งที่ 9 ข้อมูลในแนวแกน x จะมีค่าลดลงเมื่อเทียบกับจุดก่อนหน้า ส่วนข้อมูลในแนวแกน y จะมีค่าเพิ่มขึ้น แสดงว่าทั้งแนวแกน x และแนวแกน y ยังมีทิศในการเขียนเหมือนเดิมตลอดตั้งแต่เริ่มต้นตรวจสอบ คือ x มีค่าลดลงแบบต่อเนื่อง ส่วน y มีค่าเพิ่มขึ้นลักษณะของข้อมูลแสดงดังรูปที่ 3.4

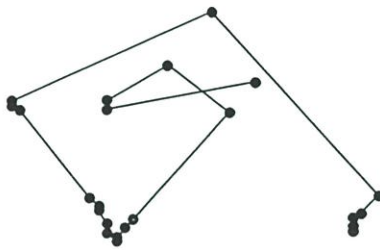


รูปที่ 3.4 แสดงจุดที่มีการเขียนเปลี่ยนทิศ

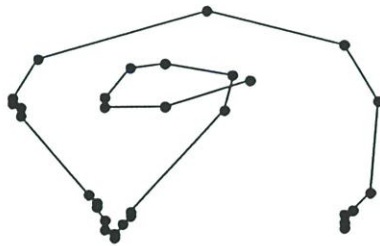
รูปที่ 3.4 เริ่มตรวจสอบข้อมูลที่ตำแหน่งพิกัด  $x, y$  โดยค่าของข้อมูลตั้งแต่จุดหมายเลข 0 ถึงจุดหมายเลข 9 ประกอบด้วยค่าต่างๆ ดังนี้ (313,262) (311,264) (309,265) (307,266) (306,267) (303,268) (301,268) (298,269) (297,269) (296,268) การเปลี่ยนของข้อมูลระหว่างจุดที่อยู่ติดกันในแนวแกน  $x$  มีการเปลี่ยนค่าลดลงจาก 313, 311, 309, 307, 306, 303, 301, 298, 297, 296 ส่วนการเปลี่ยนแปลงของจุดข้อมูลที่อยู่ติดกันในแนวแกน  $y$  มีการเปลี่ยนค่าเพิ่มขึ้นจาก 262, 264, 265, 266, 267, 268, 268, 269, 269, 268 สังเกตตำแหน่งที่ 9 ค่าของ  $y$  มีค่าลดลงจาก 269 เป็น 268 จุดตำแหน่งที่ 8 เป็นจุดสุดท้ายก่อนที่จะมีการเขียนเปลี่ยนทิศ จะเก็บจุดนี้ไว้เป็นจุดสำคัญ เรียกจุดนี้ว่าจุด Extreme



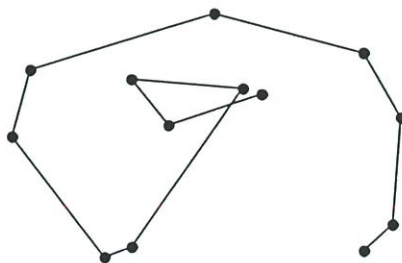
(ก) ข้อมูลอักษรเริ่มต้น



(ข) เก็บเฉพาะจุดที่มีการเขียนเปลี่ยนทิศ



(ค) จาก(ข) ระยะระหว่างจุดมีมากกว่า 5 จุดต้องเก็บจุดเพิ่ม



(ง) จาก (ค) ความยาวระหว่างจุดมีน้อยกว่า 10 หน่วยตัดทิ้ง

รูปที่ 3.5 การลดจำนวนจุดด้วยวิธี Extreme

ตารางที่ 3.1 แสดงจุดที่เขียนเปลี่ยนทิศ ด้วยการลดจำนวนจุดแบบ Extreme

ตำแหน่ง	x	y	dx	dy	extreme
[0]	313	262	0	0	0
[1]	311	264	-2	2	
[2]	309	265	-2	1	
[3]	307	266	-2	1	
[4]	306	267	-1	1	
[5]	303	268	-3	1	
[6]	301	268	-2	0	
[7]	298	269	-3	1	
[8]	297	269	-1	0	
[9]	296	268	-1	-1	9
[10]	296	266	0	-2	10
[11]	296	265	0	-1	
[12]	296	263	0	-2	
[13]	296	261	0	-2	
[14]	298	260	2	-1	
[15]	299	259	1	-1	
[16]	301	258	2	-1	
[17]	303	258	2	0	17
[18]	307	258	4	0	
[19]	308	259	1	1	
[20]	309	259	1	0	
[21]	311	260	2	1	
[22]	311	261	0	1	
[23]	311	262	0	1	
[24]	311	263	0	1	
[25]	311	266	0	3	
[26]	310	269	-1	3	26
[27]	309	272	-1	3	
[28]	307	275	-2	3	
[29]	306	278	-1	3	
[30]	300	290	-6	12	
[31]	299	292	-1	2	
[32]	299	293	0	1	32
[33]	298	295	-1	2	33
[34]	297	297	-1	2	
[35]	297	298	0	1	35
[36]	297	297	0	-1	36
[37]	296	296	-1	-1	37
[38]	296	294	0	-2	38
[39]	296	293	0	-1	
[40]	295	291	-1	-2	40
[41]	295	290	0	-1	41
[42]	294	288	-1	-2	42
[43]	293	284	-1	-4	
[44]	291	279	-2	-5	
[45]	288	274	-3	-5	
[46]	287	271	-1	-3	
[47]	286	270	-1	-1	
[48]	286	268	0	-2	48
[49]	285	267	-1	-1	49
[50]	285	266	0	-1	50
[51]	285	264	0	-2	
[52]	285	261	0	-3	
[53]	286	260	1	-1	
[54]	287	259	1	-1	
[55]	288	257	1	-2	
[56]	291	253	3	-4	
[57]	297	248	6	-5	
[58]	300	247	3	-1	
[59]	306	246	6	-1	
[60]	308	246	2	0	60
[61]	311	246	3	0	
[62]	314	246	3	0	
[63]	319	248	5	2	
[64]	321	250	2	2	
[65]	324	254	3	4	
[66]	325	256	1	2	
[67]	326	257	1	1	
[68]	327	259	1	2	
[69]	328	264	1	5	
[70]	328	267	0	3	
[71]	328	270	0	3	
[72]	328	274	0	4	
[73]	328	276	0	2	
[74]	328	279	0	3	
[75]	327	288	-1	9	75
[76]	326	289	-1	1	
[77]	325	291	-1	2	
[78]	325	292	0	1	78
[79]	325	294	0	2	
[80]	324	296	-1	2	80
[81]	324	295	0	-1	81
[82]	324	293	0	-2	82

- x, y เป็นพิกัดตำแหน่งอักษร เริ่มตั้งแต่ลำดับที่ [0] ถึงลำดับที่ [82]

- dx ระยะห่างระหว่างจุดที่อยู่ติดกันในแนวแกน x

- dy ระยะห่างระหว่างจุดที่อยู่ติดกันในแนวแกน y

- extreme ตำแหน่งที่มีทิศการเขียนเปลี่ยน

ตารางที่ 3.2 แสดงจุดหลังจากเพิ่มจุดระหว่างจุดเปลี่ยนในทุกๆ 5 จุด

ตำแหน่ง	x	y	dx	dy	extreme	5_Point
[0]	313	262	0	0	0	0
[1]	311	264	-2	2		
[2]	309	265	-2	1		
[3]	307	266	-2	1		
[4]	306	267	-1	1		
[5]	303	268	-3	1		5
[6]	301	268	-2	0		
[7]	298	269	-3	1		
[8]	297	269	-1	0		
[9]	296	268	-1	-1	9	9
[10]	296	266	0	-2	10	10
[11]	296	265	0	-1		
[12]	296	263	0	-2		
[13]	296	261	0	-2		
[14]	298	260	2	-1		
[15]	299	259	1	-1		15
[16]	301	258	2	-1		
[17]	303	258	2	0	17	17
[18]	307	258	4	0		
[19]	308	259	1	1		
[20]	309	259	1	0		
[21]	311	260	2	1		
[22]	311	261	0	1		22
[23]	311	262	0	1		
[24]	311	263	0	1		
[25]	311	266	0	3		
[26]	310	269	-1	3	26	26
[27]	309	272	-1	3		
[28]	307	275	-2	3		
[29]	306	278	-1	3		
[30]	300	290	-6	12		
[31]	299	292	-1	2		31
[32]	299	293	0	1	32	32
[33]	298	295	-1	2	33	33
[34]	297	297	-1	2		
[35]	297	298	0	1	35	35
[36]	297	297	0	-1	36	36
[37]	296	296	-1	-1	37	37
[38]	296	294	0	-2	38	38
[39]	296	293	0	-1		
[40]	295	291	-1	-2	40	40
[41]	295	290	0	-1	41	41
[42]	294	288	-1	-2	42	42
[43]	293	284	-1	-4		
[44]	291	279	-2	-5		
[45]	288	274	-3	-5		
[46]	287	271	-1	-3		
[47]	286	270	-1	-1		47
[48]	286	268	0	-2	48	48
[49]	285	267	-1	-1	49	49
[50]	285	266	0	-1	50	50
[51]	285	264	0	-2		
[52]	285	261	0	-3		
[53]	286	260	1	-1		
[54]	287	259	1	-1		
[55]	288	257	1	-2		55
[56]	291	253	3	-4		
[57]	297	248	6	-5		
[58]	300	247	3	-1		
[59]	306	246	6	-1		
[60]	308	246	2	0	60	60
[61]	311	246	3	0		
[62]	314	246	3	0		
[63]	319	248	5	2		
[64]	321	250	2	2		
[65]	324	254	3	4		65
[66]	325	256	1	2		
[67]	326	257	1	1		
[68]	327	259	1	2		
[69]	328	264	1	5		
[70]	328	267	0	3		70
[71]	328	270	0	3		
[72]	328	274	0	4		
[73]	328	276	0	2		
[74]	328	279	0	3		
[75]	327	288	-1	9	75	75
[76]	326	289	-1	1		
[77]	325	291	-1	2		
[78]	325	292	0	1	78	78
[79]	325	294	0	2		
[80]	324	296	-1	2	80	80
[81]	324	295	0	-1	81	81
[82]	324	293	0	-2	82	82

- x, y เป็นพิกัดตำแหน่งอักษร  
เริ่มตั้งแต่ลำดับที่ [0] ถึงลำดับที่

[82]

- dx ระยะห่างระหว่างจุดที่อยู่  
ติดกันในแนวแกน x

- dy ระยะห่างระหว่างจุดที่อยู่  
ติดกัน ในแนวแกน y

- extreme ตำแหน่งที่ทิศในการ  
เขียนเปลี่ยน

- 5\_Point ตำแหน่งของจุดเปลี่ยน  
ใหม่ ถ้าระยะระหว่างจุดเปลี่ยน  
เดิมมีจุดที่ถูกข้ามไปมากกว่า 5  
จุด

การหาจุดเปลี่ยนด้วยวิธีหาจุดเปลี่ยน ยังมีจุดอ่อนอยู่ในกรณีที่ตัวอักษรใด ประกอบด้วยส่วนที่เป็นส่วนโค้ง หรือมีองค์ประกอบที่เป็นเส้นตรงยาว ในกรณีนี้เราจะไม่สามารถตรวจหาจุดที่มีการเขียนเปลี่ยนทิศได้มากพอที่จะเก็บลักษณะเด่นของตัวอักษรได้ครบ หรือจะมีข้อมูลไม่เพียงพอที่จะใช้ในกระบวนการรู้จำด้วยวิธี Elastic Matching ตามรูปที่ 3.5(ข) ทำให้การรู้จำมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องต่ำ เพื่อให้ได้ข้อมูลสำคัญสำหรับการนำไปรู้จำเพิ่มมากขึ้น จึงต้องเก็บข้อมูลเพิ่มเติม ข้อมูลที่ต้องเก็บเพิ่มคือข้อมูลที่อยู่ระหว่างจุดที่มีการเขียนเปลี่ยนทิศ โดยการตรวจสอบจำนวนจุดระหว่างจุดเปลี่ยน ถ้ามีจำนวนจุดข้อมูลอยู่มากกว่า  $n$  จุด ให้เก็บจุดเพิ่มในทุกๆ ตำแหน่งที่  $n$  ดังแสดงในรูปที่ 3.5 (ค) กำหนดให้  $n$  มีค่าเท่ากับ 5 หมายความว่าถ้าระหว่างจุด Extreme มีจุดที่ไม่ได้เก็บมากกว่า 5 จุด จะเก็บจุดเพิ่มทุก 5 จุด ดังแสดงในตารางที่ 3.2 ตารางที่ 3.2 แสดงตำแหน่งของจุดเปลี่ยนใหม่ที่มีการเก็บเพิ่มในทุกๆ ลำดับที่ 5

อีกกรณีหนึ่งที่จะมีปัญหาในการเก็บจุดที่มีการเขียนเปลี่ยนทิศคือ ถ้าข้อมูลนำเข้ามีจุดจำนวนมาก หรือมีข้อมูลเปลี่ยนทิศสลับไปมามาก เช่นเกิดปัญหาในขณะป้อนข้อมูล หรือตำแหน่งหน้าสัมผัสของอุปกรณ์นำเข้ามีผิวสัมผัสไม่เรียบ ทำให้มีจำนวนจุดเปลี่ยนจำนวนมาก เราจะทำการลดจำนวนจุดลง โดยการตัดจุดที่ไม่ใช่จุดเด่นของตัวอักษรออก ด้วยการวัดระยะห่างระหว่างจุดเปลี่ยนทิศโดยใช้ระยะยูคลิด (Euclidean distance) เลือกเก็บเฉพาะจุดเปลี่ยนที่มีระยะยูคลิดค่าใดค่าหนึ่ง ( $d$ ) ดังแสดงในรูปที่ 3.5(ง) กำหนดให้  $d$  มีค่าระยะยูคลิดตั้งแต่ 10 หน่วยขึ้นไป

ตารางที่ 3.3 แสดงจุดหลังจากวัฏระระหว่างจุด Extreme ด้วยระยะ d

ตำแหน่ง	x	y	dx	dy	extreme	5_Point	Eucli_dis	New_pos
[0]	313	262	0	0	0	0		0
[1]	311	264	-2	2				
[2]	309	265	-2	1				
[3]	307	266	-2	1				
[4]	306	267	-1	1				
[5]	303	268	-3	1		5	11.66	5
[6]	301	268	-2	0				
[7]	298	269	-3	1				
[8]	297	269	-1	0				
[9]	296	268	-1	-1	9	9	7	
[10]	296	266	0	-2	10	10	2	
[11]	296	265	0	-1				
[12]	296	263	0	-2				
[13]	296	261	0	-2				
[14]	298	260	2	-1				
[15]	299	259	1	-1		15	7.61577	15
[16]	301	258	2	-1				
[17]	303	258	2	0	17	17	4.12311	
[18]	307	258	4	0				
[19]	308	259	1	1				
[20]	309	259	1	0				
[21]	311	260	2	1				
[22]	311	261	0	1		22	8.544	22
[23]	311	262	0	1				
[24]	311	263	0	1				
[25]	311	266	0	3				
[26]	310	269	-1	3	26	26	8.06226	
[27]	309	272	-1	3				
[28]	307	275	-2	3				
[29]	306	278	-1	3				
[30]	300	290	-6	12				
[31]	299	292	-1	2		31	25.4951	31
[32]	299	293	0	1	32	32	1	
[33]	298	295	-1	2	33	33	2.23607	
[34]	297	297	-1	2				
[35]	297	298	0	1	35	35	3.16228	
[36]	297	297	0	-1	36	36	1	
[37]	296	296	-1	-1	37	37	1.41421	
[38]	296	294	0	-2	38	38	2	38
[39]	296	293	0	-1				
[40]	295	291	-1	-2	40	40	3.16228	
[41]	295	290	0	-1	41	41	1	
[42]	294	288	-1	-2	42	42	2.23607	
[43]	293	284	-1	-4				
[44]	291	279	-2	-5				
[45]	288	274	-3	-5				
[46]	287	271	-1	-3				
[47]	286	270	-1	-1		47	19.6977	47
[48]	286	268	0	-2	48	48	2	
[49]	285	267	-1	-1	49	49	1.41421	
[50]	285	266	0	-1	50	50	1	
[51]	285	264	0	-2				
[52]	285	261	0	-3				
[53]	286	260	1	-1				
[54]	287	259	1	-1				
[55]	288	257	1	-2		55	9.48683	55
[56]	291	253	3	-4				
[57]	297	248	6	-5				
[58]	300	247	3	-1				
[59]	306	246	6	-1				
[60]	308	246	2	0	60	60	22.8254	60
[61]	311	246	3	0				
[62]	314	246	3	0				
[63]	319	248	5	2				
[64]	321	250	2	2				
[65]	324	254	3	4		65	17	65
[66]	325	256	1	2				
[67]	326	257	1	1				
[68]	327	259	1	2				
[69]	328	264	1	5				
[70]	328	267	0	3		70	13.6015	70
[71]	328	270	0	3				
[72]	328	274	0	4				
[73]	328	276	0	2				
[74]	328	279	0	3				
[75]	327	268	-1	9	75	75	21	75
[76]	326	269	-1	1				
[77]	325	291	-1	2				
[78]	325	292	0	1		78	4.47214	
[79]	325	294	0	2				
[80]	324	296	-1	2	80	80	4.12311	
[81]	324	295	0	-1	81	81	1	
[82]	324	293	0	-2	82	82		82

- x, y เป็นพิกัดตำแหน่งอักษร เริ่มตั้งแต่ลำดับที่ [0] ถึงลำดับที่ [82]

- dx ระยะห่างระหว่างจุดที่อยู่ติดกันในแนวแกน x

- dy ระยะห่างระหว่างจุดที่อยู่ติดกันในแนวแกน y

- extreme ตำแหน่งที่ทิศในการเขียนเปลี่ยน

- 5\_Point ตำแหน่งของจุดเปลี่ยนใหม่ที่ระยะระหว่างจุดเปลี่ยนมีมากกว่า 5 จุด

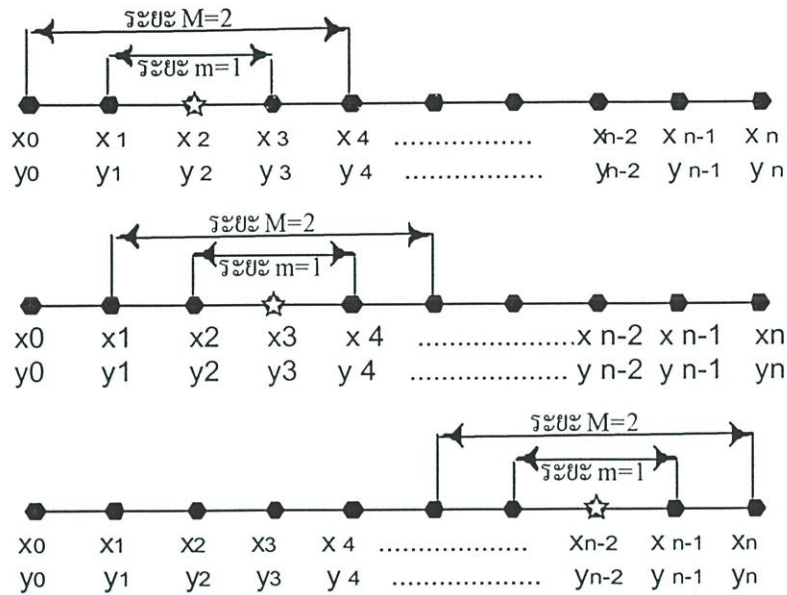
- Eucli\_dis ระยะยูคลิด ระหว่างจุดที่อยู่ติดกัน

- New\_pos ตำแหน่งจุดเปลี่ยนที่ระยะยูคลิดเท่ากับหรือมากกว่า 10

### 3.4.2.2 การลดจำนวนจุดด้วยการหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average)

วิธีนี้จะเก็บจุดมุมของการลากเส้นตัวอักษร ซึ่งได้มาจากการหาจุดมุมด้วยวิธีการหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ [22] การพิจารณาจุดใดเป็นจุดมุมหรือไม่ ดูว่าจุดใดที่มีการเปลี่ยนแปลงข้อมูลในตำแหน่งนั้นมากกว่าบริเวณรอบข้างจุดนั้นจะถูกเลือกเป็นจุดมุม ในกรณีที่ข้อมูลมีลักษณะเป็นเส้นตรงในแนวอนค่าในแนวแกน  $x$  จะเปลี่ยน ส่วนค่าในแนวแกน  $y$  ไม่เปลี่ยน ดังแสดงในรูปที่ 3.9 หรือในกรณีที่ข้อมูลอยู่ในแนวเส้นเฉียง ดังแสดงในรูปที่ 3.8 ค่าของ  $x$  และ  $y$  จะเปลี่ยนแปลงด้วยอัตราส่วนคงที่ ลักษณะการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลแบบนี้ไม่ถือเป็นจุดมุม การหาจุดมุม จะใช้วิธีหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ การหาค่าเฉลี่ยข้อมูลจะหาทั้งในแนวแกน  $x$  และแนวแกน  $y$  ด้วยช่วงสั้น ( $m$ ) และช่วงยาว ( $M$ ) ถ้าค่าเฉลี่ยของข้อมูลในช่วงสั้นมีค่าไม่เท่ากับค่าเฉลี่ยข้อมูลในช่วงยาว แสดงว่าจุดนั้นมีความน่าจะเป็นที่จะเป็นจุดมุม เราจะเลือกจุดที่มีการเปลี่ยนแปลงสูงสุดในช่วงข้อมูลหนึ่งๆ (Local Maximum) เป็นจุดมุม

การคำนวณหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ของข้อมูลคำนวณตั้งแต่ตำแหน่ง  $x(0)y(0), x(1)y(1), \dots, x(N-1)y(N-1), x(N)y(N)$  โดย  $N$  แทนจำนวนจุดของข้อมูลแต่ละตัว การคำนวณจะต้องหาระยะทางเฉลี่ยของข้อมูลที่อยู่รอบๆ พิกัด  $x, y$  ด้วยค่า  $m$  และ  $M$  ดังแสดงในรูปที่ 3.6 โดยจะหาค่าเฉลี่ยทั้งแกน  $x$  และแกน  $y$  ถ้าระยะข้อมูลที่อยู่ก่อนหน้าและหลังจุดที่ต้องการหาค่าเฉลี่ยเป็นค่า  $m$  จะแทนค่าเฉลี่ยของข้อมูลในแกน  $x$  ด้วย  $dis_x$  และแทนค่าเฉลี่ยของข้อมูลในแกน  $y$  ด้วย  $dis_y$  ดังสมการที่ (3.1) และสมการที่ (3.3) และค่าเฉลี่ยที่อยู่ก่อนหน้าและหลังจุดที่ต้องการหาด้วยระยะ  $M$  ในแกน  $x$  แทนด้วย  $(dis_X)$  และในแกน  $y$  แทนด้วย  $dis_Y$  ดังสมการที่ (3.2) และสมการที่ (3.4) หลังจากนั้นนำค่าระยะเฉลี่ยที่ระยะ  $m$  ลบออกจากระยะเฉลี่ยที่ระยะ  $M$  ได้เป็นค่าเฉลี่ยเปลี่ยนแปลงของข้อมูลในแกน  $x$  แทนด้วย  $dx$  และค่าเฉลี่ยเปลี่ยนแปลงของข้อมูลในแกน  $y$  แทนด้วย  $dy$  นำค่า  $dx$  และ  $dy$  มาหาค่าเฉลี่ยเปลี่ยนแปลงของข้อมูลในพิกัดใดๆ แทนด้วย  $dz$  ดังสมการที่ (3.5) จากนั้นเลือกตำแหน่งที่ค่า  $dz$  ที่มีค่าสูงสุดในแต่ละช่วงข้อมูลเป็นจุดมุม ค่า  $m$  และ  $M$  กำหนดได้โดยมีข้อกำหนดว่า  $m$  ต้องมีค่าไม่เท่ากับ  $M$  ( $m < M$ ) ส่วนระยะ  $m$  และ  $M$  แสดงดังรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 แสดงระยะ  $m=1$  และ  $M=2$  ที่พิกัด  $(x_2, y_2)$   $(x_3, y_3)$  และ  $(x_{n-2}, y_{n-2})$

สมการที่ (3.1) แสดงการหาค่าเฉลี่ยของข้อมูลในแกน x ตำแหน่งที่ n ระยะข้อมูลเท่ากับ m

$$disx[n] = \frac{1}{2m+1} \sum_{k=-m}^{k=m} x[n-k] \tag{3.1}$$

สมการที่ (3.2) แสดงการหาค่าเฉลี่ยของข้อมูลในแกน x ตำแหน่งที่ n ระยะข้อมูลเท่ากับ M

$$disX[n] = \frac{1}{2M+1} \sum_{k=-M}^{k=M} x[n-k] \tag{3.2}$$

สมการที่ (3.3) แสดงการหาค่าเฉลี่ยของข้อมูลในแกน y ตำแหน่งที่ n ระยะข้อมูลเท่ากับ m

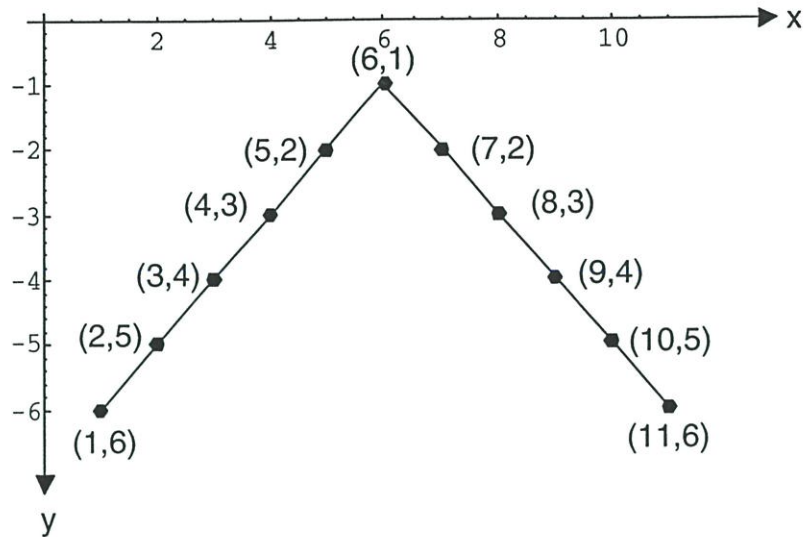
$$disy[n] = \frac{1}{2m+1} \sum_{k=-m}^{k=m} y[n-k] \tag{3.3}$$

สมการที่ (3.4) แสดงการหาค่าเฉลี่ยของข้อมูลในแกน y ตำแหน่งที่ n ระยะข้อมูลเท่ากับ M

$$disY[n] = \frac{1}{2M+1} \sum_{k=-M}^{k=M} y[n-k] \tag{3.4}$$

สมการที่ (3.5) หาค่าเฉลี่ยเปลี่ยนแปลงของข้อมูลในตำแหน่ง n

$$dz(n) = \sqrt{(disx[n] - disX[n])^2 - (disy[n] - disY[n])^2} \tag{3.5}$$



n	[0]	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]	[10]
x(n)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
y(n)	6	5	4	3	2	1	2	3	4	5	6

รูปที่ 3.7 แสดงตำแหน่งที่เป็นจุดมุม

จากรูปที่ 3.7 หาจุดมุมด้วยการคำนวณหาค่า  $disx$ ,  $disX$ ,  $disy$ ,  $disY$  และ  $disz$  จากสมการที่ (3.1) ถึงสมการที่ (3.5) ด้วยค่า  $m=1$  และ  $M=2$

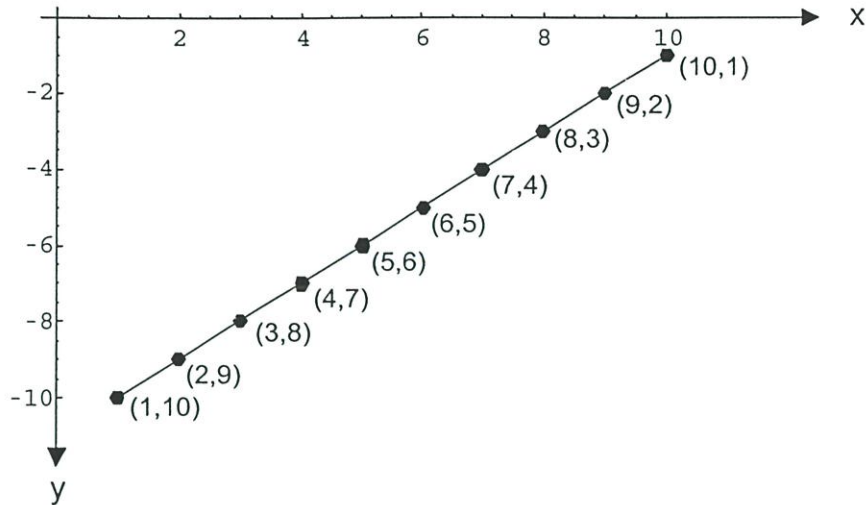
ตารางที่ 3.4 แสดงการหาจุดมุมของรูปที่ 3.7 เมื่อให้  $m=1$   $M=2$

n	[0]	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]	[10]
x(n)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
y(n)	6	5	4	3	2	1	2	3	4	5	6
disx(n)	*	2.00	3.00	4.00	5.00	6.00	7.00	8.00	9.00	10.00	*
disX(n)	*	*	3.00	4.00	5.00	6.00	7.00	8.00	9.00	*	*
disy(n)	*	5.00	4.00	3.00	2.00	1.67	2.00	3.00	4.00	5.00	*
disY(n)	*	*	4.00	3.00	2.40	2.20	2.40	3.00	4.00	*	*
dz(n)	*	*	0.00	0.00	0.40	0.53	0.40	0.00	0.00	*	*

\* ข้อมูลช่วงเริ่มต้นและช่วงสุดท้ายที่ไม่ได้หาค่าเฉลี่ย

จากตารางที่ 3.4 ตำแหน่งที่ 5 เป็นตำแหน่งจุดมุมเนื่องจากมีค่า  $dz[5]$  สูงสุดเมื่อเทียบกับจุดที่อยู่ข้างเคียง

รูปที่ 3.8 แสดงข้อมูลที่เป็นเส้นเฉียงในลักษณะที่เปลี่ยนเป็นอัตรากงที่



n	[0]	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]
x(n)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
y(n)	10	9	8	7	6	5	4	3	2	1

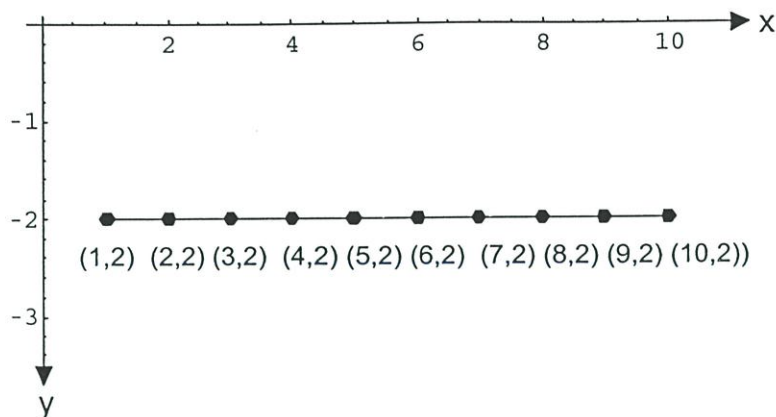
รูปที่ 3.8 แสดงข้อมูลที่เป็นแนวเส้นเอียง

ตารางที่ 3.5 แสดงการหาจุดมุมของรูปที่ 3.8 เมื่อให้  $m=1$   $M=2$

n	[0]	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]
x(n)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
y(n)	10	9	8	7	6	5	4	3	2	1
disx(n)	*	2.00	3.00	4.00	5.00	6.00	7.00	8.00	9.00	*
disX(n)	*	*	3.00	4.00	5.00	6.00	7.00	8.00	*	*
disy(n)	*	9.00	8.00	7.00	6.00	5.00	4.00	3.00	2.00	*
disY(n)	*	*	8.00	7.00	6.00	5.00	4.00	3.00	*	*
dz(n)	*	*	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	*	*

\* ข้อมูลช่วงเริ่มต้นและช่วงสุดท้ายที่ไม่ได้หาค่าเฉลี่ย

จากรูปที่ 3.8 เป็นเส้นเอียงที่ข้อมูลในทุกจุดมีการเพิ่มค่าในทุกๆ จุดเท่ากันทำให้การเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่ทุกๆ จุดมีค่าเท่ากันทำให้ไม่มีจุดมุม ในลักษณะเดียวกันกับรูปที่ 3.9 ที่ข้อมูลมีลักษณะเป็นเส้นตรงแนวนอนที่มีเฉพาะค่าในแนวแกน x เท่านั้นที่เปลี่ยน ส่วนค่าในแกน y ค่าคงที่จะได้การเปลี่ยนแปลงของข้อมูลในทุกๆ จุดมีค่าเท่ากัน ได้ลักษณะข้อมูลดังตารางที่ 3.6



n	[0]	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]
x(n)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
y(n)	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2

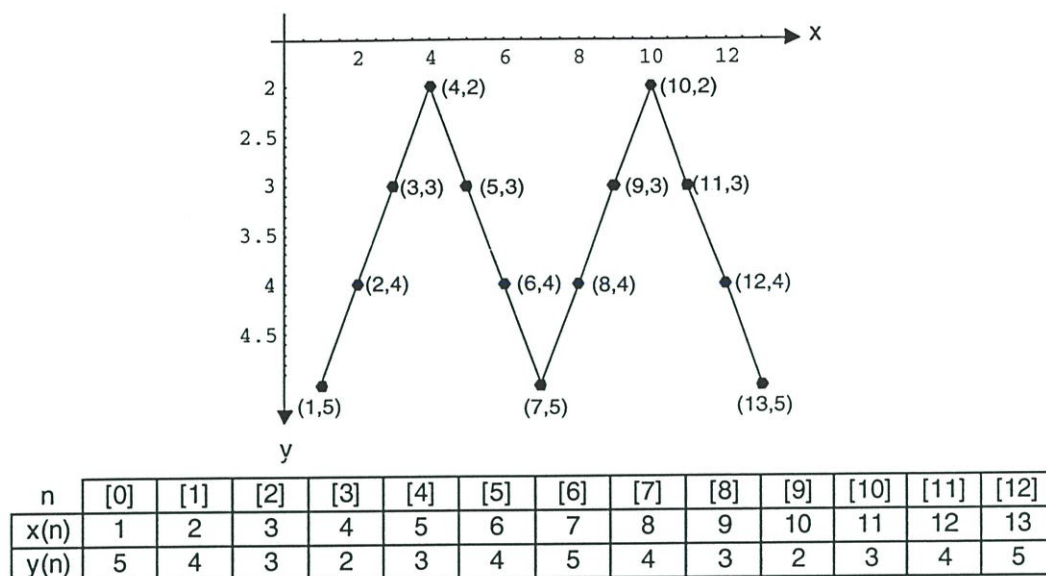
รูปที่ 3.9 แสดงข้อมูลที่เป็นเส้นตรง

ตารางที่ 3.6 แสดงการหาจุดมุมของเส้นตรงในแนวนอน

n	[0]	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]
x(n)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
y(n)	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
disx(n)	*	2	3	4	5	6	7	8	9	*
disX(n)	*	*	3	4	5	6	7	8	*	*
disy(n)	*	2	2	2	2	2	2	2	2	*
disY(n)	*	*	2	2	2	2	2	2	*	*
dz(n)	*	*	0	0	0	0	0	0	*	*

\* ข้อมูลช่วงเริ่มต้นและช่วงสุดท้ายที่ไม่ได้หาค่าเฉลี่ย

ตารางที่ 3.6 อธิบายการหาค่าเฉลี่ยของข้อมูลในข้อมูลลำดับที่ 0 ถึงลำดับที่ 9 ที่ข้อมูลมีลักษณะเป็นเส้นตรงดังแสดงในรูปที่ 3.9 จะเห็นว่าไม่มีจุดมุม เพราะการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลเท่ากันในทุกๆ จุด ( $dz=0$ )



รูปที่ 3.10 แสดงข้อมูลที่เป็นมุมหักสองมุม

ตารางที่ 3.7 ตำแหน่งจุดมุมเมื่อให้  $m=1$   $M=2$

n	[0]	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]	[10]	[11]	[12]
x(n)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
y(n)	5	4	3	2	3	4	5	4	3	2	3	4	5
disx(n)	*	2.00	3.00	4.00	5.00	6.00	7.00	8.00	9.00	10.00	11.00	12.00	*
disX(n)	*	*	3.00	4.00	5.00	6.00	7.00	8.00	9.00	10.00	11.00	*	*
disy(n)	*	4.00	3.00	2.67	3.00	4.00	4.33	4.00	3.00	2.67	3.00	4.00	*
disY(n)	*	*	3.40	3.20	3.40	3.60	3.80	3.60	3.40	3.20	3.40	*	*
dz(n)	*	*	0.40	0.53	0.40	0.40	0.53	0.40	0.40	0.53	0.40	*	*

\* ข้อมูลช่วงเริ่มต้นและช่วงสุดท้ายที่ไม่ได้หาค่าเฉลี่ย

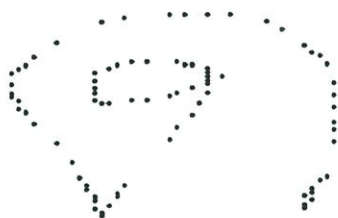
ตารางที่ 3.8 ตำแหน่งจุดมุมเมื่อให้  $m=1$   $M=3$

n	[0]	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]	[10]	[11]	[12]
x(n)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
y(n)	5	4	3	2	3	4	5	4	3	2	3	4	5
disx(n)	*	2.00	3.00	4.00	5.00	6.00	7.00	8.00	9.00	10.00	11.00	12.00	*
disX(n)	*	*	3.00	5.60	7.00	8.40	9.80	11.20	12.60	14.00	11.00	*	*
disy(n)	*	4.00	3.00	2.67	3.00	4.00	4.33	4.00	3.00	2.67	3.00	4.00	*
disY(n)	*	*	3.40	5.20	5.00	4.80	4.60	4.80	5.00	5.20	3.40	*	*
dz(n)	*	*	0.40	3.00	2.83	2.53	2.81	3.30	4.12	4.73	0.40	*	*

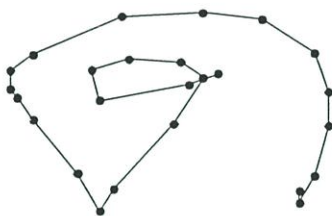
\* ข้อมูลช่วงเริ่มต้นและช่วงสุดท้ายที่ไม่ได้หาค่าเฉลี่ย

รูปที่ 3.10 แสดงข้อมูลจุดมุมมากกว่าหนึ่งมุม ในกรณีนี้ได้ผลการทดลอง 2 ตาราง โดยตารางที่ 3.7 แทนค่าด้วย  $m=1$  และ  $M=2$  และตารางที่ 3.8 แทนค่า  $m=1$  และ  $M=3$  จะเห็นว่าได้ผลออกมาไม่เหมือนกัน การเลือกให้  $m$  และ  $M$  มีค่าเป็นเท่าไรจะมีผลต่อโดยตรงต่อข้อมูลด้วย การหา

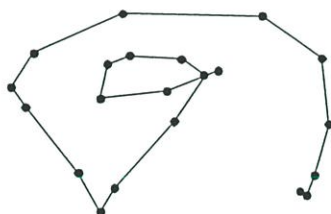
จุดมุมด้วยวิธีนี้เป็นการหาค่าเฉลี่ยของจุดที่มีการเปลี่ยนแปลง ถ้าข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงไปมาก ค่าที่ได้จากการหาจุดมุมด้วยวิธีนี้จึงเป็นเพียงค่าประมาณ ตัวอย่างการหาจุดมุมของตัวอักษรแสดง ได้ดังรูปที่ 3.11 ที่ค่า  $m$  และ  $M$  ต่างกัน



(ก) ข้อมูลอักษรเริ่มต้น



(ข) จุดมุมเมื่อ  $m=1, M=2$



(ค) จุดมุมเมื่อ  $m=1, M=3$

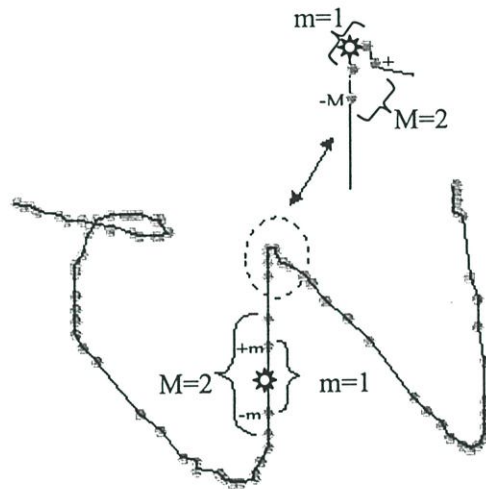
รูปที่ 3.11 การลดจำนวนจุดด้วยวิธีหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่





### 3.4.2.3 ข้อจำกัดของการหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

การหาค่าจุดมุดด้วยวิธีการหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ เป็นการหาค่าเฉลี่ยของจุดข้อมูลที่อยู่รอบๆ จุดที่สนใจด้วยระยะช่วงสั้นจากจุดกึ่งกลางไปยังตำแหน่งก่อนหน้าและหลัง ( $-m$  ถึง  $+m$ ) กับช่วงยาวกว่า ( $-M$  ถึง  $+M$ ) ดังแสดงในรูปที่ 3.12 โดยถ้าอัตราการเปลี่ยนแปลงข้อมูลของระยะช่วงสั้น ( $m$ ) มีอัตราส่วนเปลี่ยนแปลงมากกว่าช่วงยาว ( $M$ ) แสดงว่าจุดนั้นมีการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลเลือกจุดที่มีค่าสูงสุดในช่วงดังกล่าวเป็นจุดมุด โดยมีข้อแม้ว่า  $m \neq M$



☆ จุดกึ่งกลางที่ต้องการหาค่าเฉลี่ย

รูปที่ 3.12 การหาค่าเฉลี่ยระหว่างจุด เมื่อ  $m=1$  และ  $M=2$  บนเส้นตรงและเส้นหักมุม

ข้อจำกัดทางเทคนิคของการหาเฉลี่ยเคลื่อนที่ การหาค่าเฉลี่ยรอบจุดใดๆ หาได้โดยการรวมตำแหน่งของข้อมูลก่อนหน้าและหลังจุดนั้นๆ ด้วยค่า  $-M$  ถึง  $+M$  และ  $+m$  ถึง  $-m$  แล้วหารด้วยจำนวนข้อมูลที่น่ามาบวกกัน จะมีปัญหาในกรณีที่ตำแหน่งของจุดที่ต้องการหามีค่าน้อยกว่า  $M$  หรือมีค่ามากกว่าตำแหน่ง  $(n-M)$  ดังแสดงในรูปที่ 3.13 ที่จะไม่สามารถหาค่าเฉลี่ยของจุดเหล่านั้นได้ ในกรณีนี้ทางผู้วิจัยไม่ได้เก็บจุดที่น้อยกว่า  $M$  และมากกว่า  $(n-M)$  ไว้ ยกเว้นข้อมูลตัวแรก และตัวสุดท้าย เนื่องจาก  $n$  และ  $M$  มีค่าไม่มาก การขกเลิกจุดก่อนหน้า  $M$  และจุดหลัง  $n-M$  จึงไม่มีผลต่อการรู้จำของระบบ



รูปที่ 3.13 แสดงบริเวณที่สามารถหาค่าเฉลี่ยได้

### 3.5 Elastic Matching Technique (EM)

วิธีการรู้จำที่นำเสนอในงานวิจัยนี้ เป็นวิธีที่มีการใช้งานกันอย่างแพร่หลาย คือวิธี Elastic Matching เป็นการวัดระยะห่างของข้อมูลที่มีลำดับ 2 ชุด โดยที่ข้อมูลทั้งสองมีความยาวที่แตกต่างกันได้ ข้อมูลอักษรลายมือเขียนจะเป็นลำดับของข้อมูลบนพิกัด  $x, y$  ที่รับเข้ามาจากการลากปากกาบนตัว Tablet ซึ่งจะถูกแปลงด้วยเวลาคงที่ การเขียนด้วยความเร็ว และขนาดของอักษรที่แตกต่างกัน จะทำให้จำนวนของจุดข้อมูลมีขนาดแตกต่างกัน

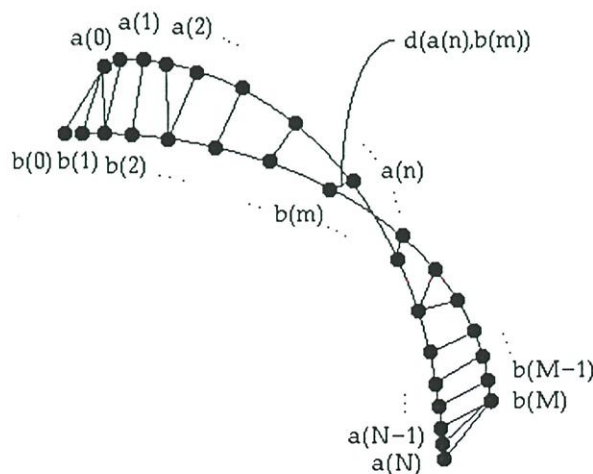
การเปรียบเทียบความเหมือนกันของตัวอักษร โดยการคำนวณค่าระยะห่างของข้อมูลสองลำดับ ด้วยการหาค่าสัมบูรณ์ของผลต่างของจุดในลำดับทั้งสองในลักษณะแบบจุดต่อจุด เนื่องจากข้อมูลตัวอักษรลายมือเขียนแต่ละตัวที่รับเข้ามาไม่เหมือนกัน การเปรียบเทียบลำดับค่าของข้อมูลตัวอักษรลายมือเขียนแบบจุดต่อจุดไม่สามารถทำได้ Elastic Matching แก้ปัญหาดังกล่าวด้วยการกำหนดเงื่อนไขในการเปรียบเทียบดังแสดงในรูปที่ 3.14

(ก) ตำแหน่งจุดเริ่มต้น และตำแหน่งสุดท้ายของข้อมูลอินพุท จะถูกจับคู่กับตำแหน่งจุดเริ่มต้นและจุดสุดท้ายของข้อมูลต้นแบบเสมอ

ข) จุดถัดไปที่อยู่ภายในข้อมูลอินพุทจะถูกจับคู่กับจุดถัดไปในข้อมูลต้นแบบ ขึ้นกับว่าจุดข้อมูลของอินพุทนั้นมีระยะห่างจากจุดใดในข้อมูลต้นแบบน้อยกว่ากัน

ค) จุดใดๆ ของข้อมูลทั้งสอง สามารถจับคู่กันได้มากกว่าหนึ่งจุด มีข้อแม้ว่าข้อมูลลำดับเหล่านั้นต้องไม่ไขว้กัน

ง) หากผลรวมระยะห่างระหว่างจุดทุกจุดที่ถูกจับคู่กันแล้วเข้าด้วยกัน ผลที่ได้จะเป็นตัวบอกความคล้ายกันของตัวอักษรทั้งสอง ถ้าค่าผลรวมของระยะห่างของตัวอักษรคู่ใดมีค่าน้อยที่สุด แสดงว่าตัวอักษรคู่นั้นมีค่าความเหมือนกัน

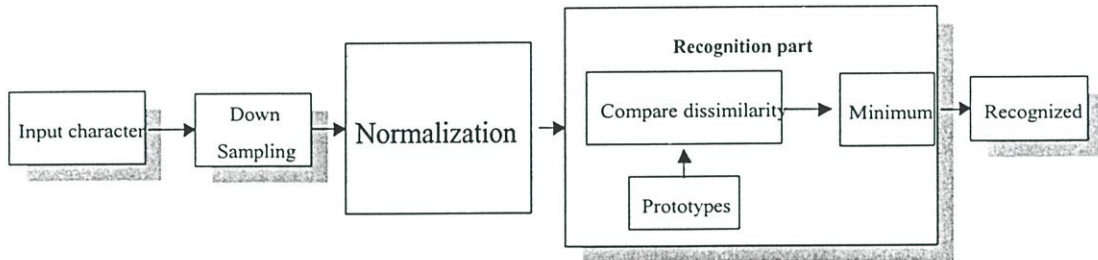


รูปที่ 3.14 การจับคู่แบบจุดต่อจุดของข้อมูล A และ B [26]

### 3.5.1 การเตรียมข้อมูลก่อนการรู้จำโดยวิธี Elastic Matching

#### ก) Data Normalization

ตัวอักษรลายมือเขียนมีหลากหลายแบบแต่ละคนเขียนมีแนวสายเส้นไม่เหมือนกัน ทั้งขนาดและตำแหน่งที่แตกต่างกัน ดังนั้นก่อนกระบวนการรู้จำจึงต้องทำการปรับขนาด และตำแหน่งของอักษรให้มีขนาดและตำแหน่งอยู่ในมาตรฐานเดียวกัน การปรับขนาดของตัวอักษรจะถูกทำหลังจากทำการลดจำนวนจุดข้อมูล ก่อนป้อนเข้าสู่กระบวนการรู้จำดังรูปที่ 3.15



รูปที่ 3.15 ขั้นตอนการปรับขนาดและตำแหน่งของตัวอักษร

การปรับขนาดของตัวอักษรให้เป็นมาตรฐาน (Normalized) หลังจากรับข้อมูลเข้า ทำได้ตั้งสมการที่ (3.6) และ (3.7) โดยการปรับขนาดของข้อมูลในแกน  $x$  ส่วนสมการที่ (3.8) และ (3.9) เป็นการปรับขนาดของข้อมูลในแกน  $y$

$$Sx = (Max(X_i) - Min(X_i)) \quad (3.6)$$

$$X_i = \frac{(X_i - Min(X_i))}{SX} \quad (3.7)$$

- เมื่อ  $Sx$  ค่าความแตกต่างของข้อมูลในแกน  $x$
- $Max(X_i)$  ค่าสูงสุดของข้อมูลในแกน  $x$
- $Min(X_i)$  ค่าต่ำสุดของข้อมูลในแกน  $x$

$$Sy = (Max(Y_i) - Min(Y_i)) \quad (3.8)$$

$$Y_i = \frac{(Y_i - Min(Y_i))}{SY} \quad (3.9)$$

- เมื่อ  $Sy$  เป็นค่าความแตกต่างของข้อมูลในแกน  $y$
- $Max(Y_i)$  ค่าสูงสุดของข้อมูลในแกน  $y$
- $Min(Y_i)$  ค่าต่ำสุดของข้อมูลในแกน  $y$

หลังจากทำการปรับขนาดของข้อมูลแล้ว จะต้องทำการปรับตำแหน่งของตัวอักษรโดยการ  
ทำ Normalized ค่าตำแหน่งทางด้านแกน x ดังสมการที่ (3.10) และ (3.11) และการทำ Normalized  
ค่าตำแหน่งทางด้านแกน y ดังสมการที่ (3.12) และ สมการที่ (3.13)

$$Ay = \frac{\sum_{i=0}^N X_i}{N} \quad (3.10)$$

$$X_i = X_i - AX \quad (3.11)$$

- โดยที่  $AX$  เป็นค่าเฉลี่ยของข้อมูลอักษรในแกน x
- $N$  คือจำนวนของจุดแซมปลิง

$$Ay = \frac{\sum_{i=0}^N Y_i}{N} \quad (3.12)$$

$$Y_i = Y_i - AY \quad (3.13)$$

- โดยที่  $AY$  เป็นค่าเฉลี่ยของข้อมูลตัวอักษรในแกน
- $N$  คือจำนวนจุดแซมปลิง

### 3.5.2 การหาค่าความแตกต่างของข้อมูลโดยวิธี Elastic Matching

หลังจากปรับขนาดและตำแหน่งของข้อมูลให้เป็นมาตรฐานแล้ว ข้อมูลจะถูกมาทำการรู้จำ  
ด้วยวิธี EM โดยวัดระยะห่างระหว่างข้อมูลอินพุตกับชุดต้นแบบ (Prototype) ด้วยระยะยุคลิด  
ตัวอย่าง การเปรียบเทียบตัวอักษร 2 ตัว คือ A และ B ลำดับของข้อมูลเป็น  $(A = a_1, a_2, \dots, a_N)$  และ  
 $(B = b_1, b_2, \dots, b_M)$  โดยที่  $N$  และ  $M$  เป็นความยาวของตัวอักษร A และ B ตามลำดับ การปรับความ  
ยาวของข้อมูลทั้งสองให้สามารถเปรียบเทียบกันได้ จะใช้วิธี EM สร้างเมทริก (Matrix) ขนาด  $M \times$   
 $N$  ดังแสดงในรูปที่ 3.16 โดยที่ลำดับ  $(i, j)$  เป็นระยะทางระหว่าง  $a_i, b_j$  สมาชิกแต่ละตัวของเมทริก  
เป็นค่าที่เก็บจากระยะทางที่  $a_i, b_j$  และจะเลือกเส้นทางที่สั้นที่สุด ( $W$ ) โดยตรวจดูกับข้อมูลที่อยู่  
ติดกันของตารางเมทริก สมาชิกตัวที่  $k$  กำหนดเป็น  $W = (i, j)_k$  โดยที่  $W(i, j)_k = w_1, w_2, \dots, w_k, \dots, w_K$   
และ  $K$  คือความยาวของเส้นทาง  $w$  การวัดระยะ EM ระหว่างข้อมูล แบบมีลำดับ A และ B หาได้  
จากสมการที่(3.14)

$$D(A, B) = \min_w \left[ \frac{\sum_{k=1}^K w_k}{K} \right] \quad (3.14)$$

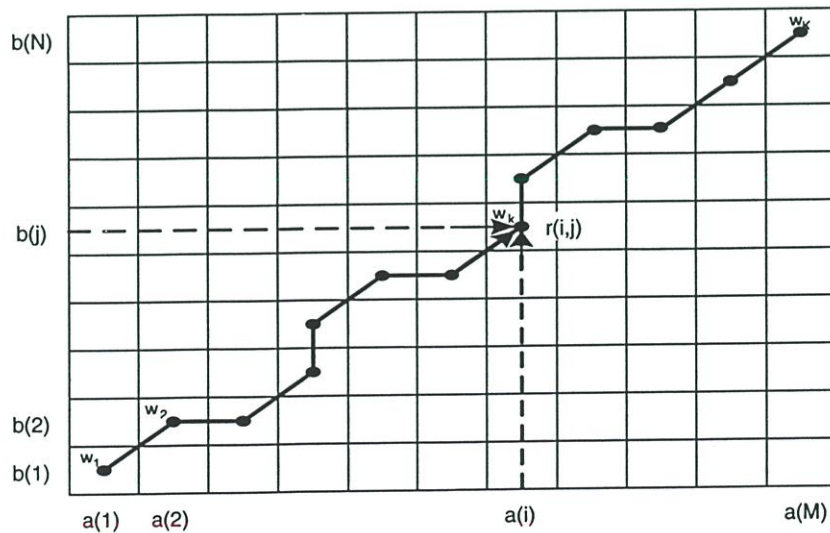
โดยที่  $w$  คือเซตของเส้นทางทั้งหมดที่เป็นไปได้ภายใต้เงื่อนไขที่กำหนด ระยะทางที่น้อยที่สุดในสมการที่ (3.14) หาได้ด้วยการใช้เทคนิคการเขียนโปรแกรมแบบไดนามิกส์ ความสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นจากการวัดระยะทาง EM ระหว่างข้อมูลอันดับสองตัวเป็นดังสมการที่(3.15)

$$r(i, j) = d(i, j) + \begin{cases} r(i-1, j) \\ r(i, j-1) \\ r(i-1, j-1) \end{cases} \quad (3.15)$$

โดย  $r(i, j)$  เป็นระยะทางสะสมจนถึงตำแหน่งปัจจุบัน

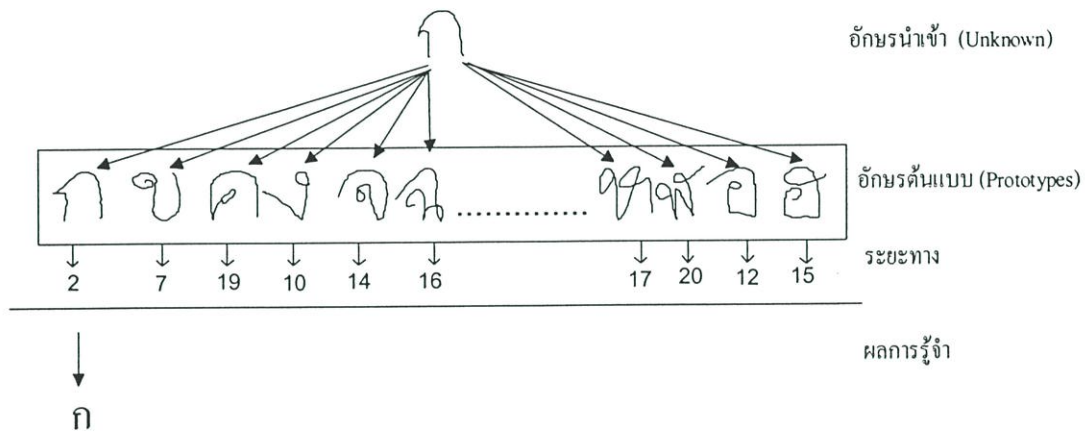
$d(i, j)$  เป็นระยะทางระหว่างตำแหน่งที่  $i$  และ  $j$  ของข้อมูลที่อยู่ติดกัน คำนวณได้ดังสมการที่( 3.16)

$$d(i, j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (3.16)$$



รูปที่ 3.16 แสดงเส้นทางการจับคู่ของข้อมูล A และ B [24]

หลังจากจับคู่จุดอักษรอินพุทกับจุดอักษรของตัวต้นแบบ และหาผลรวมของระยะห่างระหว่างตัวอักษรทั้งสองได้แล้ว จะต้องนำผลรวมมาคัดเลือกว่าคู่ใดมีค่าน้อยที่สุด ผลการรู้จำก็จะรู้จำเป็นตัวเดียวกับตัวต้นแบบนั้น แสดงดังรูปที่ 3.17 จากรูปอักษรนำเข้าเป็นตัวไม่ทราบค่า (Unknown) นำอักษรไปจับคู่กับตัวต้นแบบ หาระยะห่างของอักษรทั้งคู่ เลือกระยะทางที่น้อยที่สุดเป็นผลการรู้จำสำหรับอักษรตัวนั้น



รูปที่ 3.17 การเปรียบเทียบระยะห่างของตัวอักษรด้วยวิธี Elastic Matching

### 3.5.3 การลดจำนวนจุดที่นำมาใช้กับการรู้จำแบบ Elastic Matching

จุดประสงค์ของการลดจำนวนจุดนำเข้าคือ ต้องการลดเวลาการเปรียบเทียบในส่วนของรู้จำที่ใช้วิธี Elastic Matching เนื่องจากวิธีการรู้จำแบบนี้ใช้วิธีการเปรียบเทียบแบบจุดต่อจุดระหว่างข้อมูลอินพุทกับข้อมูลในชุดต้นแบบ ถ้าจำนวนจุดที่ต้องเปรียบเทียบมีจำนวนมาก ย่อมทำให้กระบวนการรู้จำช้าลงไปด้วย Elastic Matching นอกจากต้องเปรียบเทียบข้อมูลอินพุทกับตัวอักษรในชุดต้นแบบทุกจุดแล้ว ยังต้องเปรียบเทียบกับตัวอักษรทุกตัวที่อยู่ในชุดต้นแบบ เพื่อหาว่าข้อมูลที่อินพุทมีระยะใกล้กับตัวอักษรตัวไหน ในชุดต้นแบบมากที่สุด ผลการรู้จำก็จะรู้จำเป็นตัวอักษรตัวนั้น

### 3.5.4 ข้อจำกัดของการรู้จำแบบ Elastic Matching

ระบบไม่สามารถเรียนรู้ได้เองต้องมีชุดต้นแบบกำหนดให้กับกระบวนการรู้จำ ความเร็วของการรู้จำขึ้นอยู่กับจำนวนของชุดต้นแบบ ถ้าจำนวนของชุดต้นแบบมีมากทำให้กระบวนการรู้จำประมวลผลช้าแม้ว่าจะให้ผลการรู้จำสูงขึ้น การลดจำนวนตัวต้นแบบเพื่อเพิ่มความเร็วในกระบวนการรู้จำจะทำให้ผลการรู้จำลดลง ดังนั้นการเลือกตัวต้นแบบจึงสำคัญมาก ตัวต้นแบบหนึ่งตัวจะต้องครอบคลุมลักษณะอักษรนั้นๆ ให้มากที่สุด เช่นถ้าข้อมูลเข้ามีความหนาแน่นของจุดมาก ตัวต้นแบบก็ต้องมีข้อมูลที่จุดหนาแน่นมากรวมอยู่ด้วย เพื่อเมื่อมีการลดจำนวนจุดลงแล้วจำนวนจุดที่

เหลือจะมีค่าใกล้เคียงกับตัวอักษรนำเข้า ทำให้การรู้จำสูงขึ้น ดังนั้นการที่ต้องการให้ระบบรู้จำข้อมูลแบบไหน ประเภทไหน ตัวต้นแบบจะต้องมีลักษณะเดียวกันรวมอยู่ด้วย

### 3.5.5 ข้อจำกัดของการลดจำนวนจุด

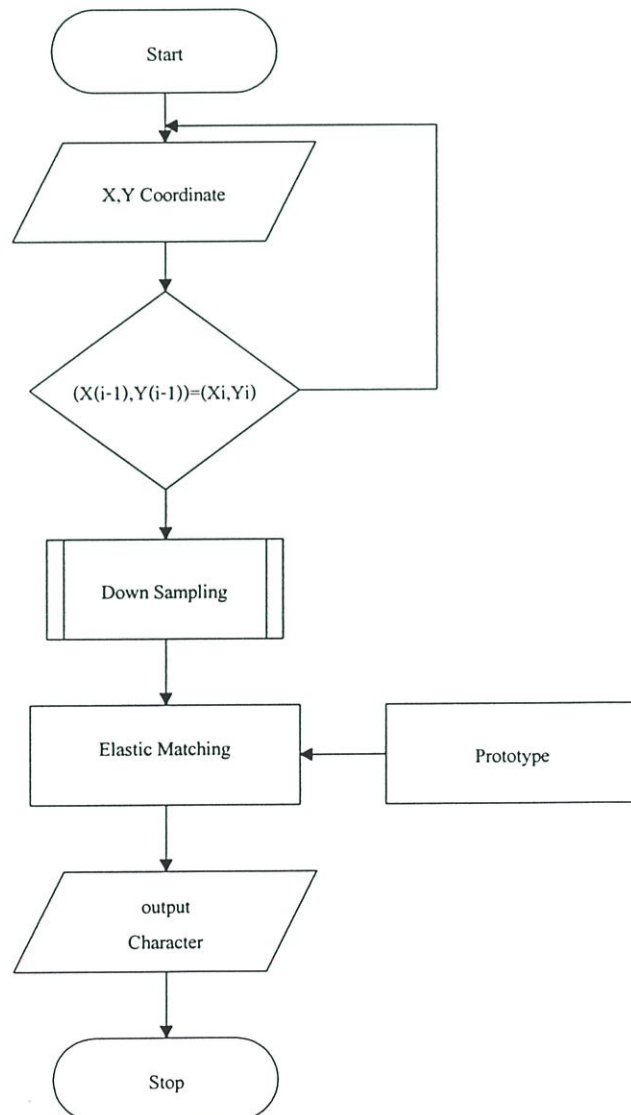
การลดจำนวนจุดในวิธีต่างๆ ที่ได้กล่าวมา ต้องสูญเสียเวลาในการเลือกจุดเพื่อลดจำนวนจุดลง เวลาที่เพิ่มขึ้นจะถูกชดเชยได้ด้วยความเร็วในการรู้จำที่ใช้วิธี Elastic Matching จำนวนจุดที่ลดลงจะแปรผกผันกับความถูกต้อง การลดจำนวนจุดจะลดจุดลงได้อย่างจำกัด จุดใดที่มีผลต่อลักษณะเด่นตัวอักษรน้อย หรือ ไม่มีผลต่อการรู้จำก็ให้เอาออก เพื่อให้จำนวนจุดลดลงเหลือน้อยที่สุด

## บทที่ 4

### การทดลองและการวิเคราะห์ผลการทดลอง

#### 4.1 บทนำ

กระบวนการรู้จำ เริ่มจากรับอินพุทบนพิกัด  $x, y$  จากอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ Tablet นำเข้ามาเก็บไว้ในหน่วยความจำ โดยตัดข้อมูลจุดติดกันที่ข้อมูลซ้ำกันออก เช่นกรณีจรดปากกาไว้นานโดยไม่ลากเส้น หรือในเงื่อนไขต่างๆ ดังที่กล่าวมาในบทที่ 3



รูปที่ 4.1 Flow Chart การทำงานของระบบรู้จำ

## 4.2 การทดลอง

ในการทดลอง ได้ทำการทดลองลดจำนวนจุดของตัวอักษรสามวิธีด้วยกัน คือวิธีเก็บจุดทุกๆ ลำดับที่  $n$  ไว้ (Dec( $n$ )) วิธีที่สองเก็บเฉพาะจำนวนจุดของตัวอักษรที่มีการเขียนเปลี่ยนทิศ (Extreme) วิธีที่สามทำเป็นการหาจุดมุม (Moving Average) ในการทดลองมีชุดข้อมูลที่ใช้ดังนี้ ตัวอักษรลายมือเขียนภาษาไทยที่เขียนด้วยสโตรกเดียวทั้งหมด 37 ตัวอักษร ดังแสดงในรูปที่ 4.2 ซึ่งมีจำนวนจุดมากพอที่จะวัดความแตกต่างได้ และมีตัวทดสอบที่เป็นลายมือเขียนจำนวนทั้งหมด 10,677 ตัว และตัวค้นแบบจำนวน 687 ตัว

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

รูปที่ 4.2 แสดงตัวอักษรภาษาไทยที่เขียนด้วยสโตรกเดียวที่ใช้ในการรู้จำ

จากการทดลองทำการรู้จำกับข้อมูลที่ผ่านการลดจำนวนจุดทั้งสามวิธี ได้ผลการทดลองประกอบด้วยจำนวนจุดที่เหลือและผลการรู้จำ ดังแสดงในตารางที่ 4.1 ถึง ตารางที่ 4.3

## 4.3 การวัดความเร็วในการประมวลผล

จากที่ได้กล่าวถึงหลักการรู้จำด้วยวิธี Elastic Matching ที่ยังมีจุดค้อยอยู่ที่กระบวนการรู้จำยังใช้เวลาในการประมวลผลนาน เนื่องจากจะต้องทำการเปรียบเทียบข้อมูลทุกตัวที่อยู่ในชุดค้นแบบเป็นแบบจุดต่อจุด ยิ่งจำนวนจุดและจำนวนตัวอักษรในชุดค้นแบบมีจำนวนมาก การเปรียบเทียบกระบวนการรู้จำก็จะใช้เวลานาน ดังนั้นการลดจำนวนจุดข้อมูลลงย่อมทำให้การประมวลผลเร็วขึ้น

### 4.3.1 การวัดเวลาในการประมวลผลด้วยวิธี Elastic Matching

ความเร็วในการประมวลผลของวิธี Elastic Matching (Computational Complexity of Elastic Matching) มีการทำงานเป็นฟังก์ชัน  $O(MN)$  [24] [25] โดย  $N$  แทน จำนวนจุดของอักษร อินพุท  $M$  แทนจำนวนจุดของตัวอักษรต้นแบบ โดยมีตัวอักษรต้นแบบทั้งหมด 687 ตัว ผลการ ทดลองจากตารางที่ 4.1, 4.2, และ 4.3 เห็นได้ชัดว่าเมื่อจำนวนเปอร์เซ็นต์ของจุดคงเหลือลดลง เวลา ในการรู้จำก็จะลดลงด้วย ตัวอย่างเช่นการลดจุดแบบ Dec(n) เมื่อให้  $n$  เท่ากับ 2 จำนวนจุดหลังทำ การลดจุดจะลดลงครึ่งหนึ่งทำให้ความเร็วในการประมวลผลเป็น  $O(0.5MN)$

อัลกอริทึมอย่างง่ายของกระบวนการรู้จำด้วยวิธี Elastic Matching

(ก) รับข้อมูลตัวอักษรนำเข้าเป็นลำดับของจุด ตั้งแต่จุดที่ 0 ถึง จุดที่  $N$  จาก  $a(0)$  ถึง  $a(N)$

(ข) จับคู่ของอักษรนำเข้ากับตัวอักษรต้นแบบ ดังแสดงในรูปที่ 3.14

- จุดแรกของอักษรนำเข้าจับคู่กับจุดแรกของตัวอักษรต้นแบบ ( $a(0), b(0)$ )

- จับคู่ต่อไปของจุดตัวอักษรนำเข้ากับจุดของตัวอักษรต้นแบบ ตามวิธีของ Elastic Matching

- จุดสุดท้ายของอักษรนำเข้ากับจุดสุดท้ายของตัวอักษรต้นแบบ ( $a(N), b(M)$ )

- หาผลรวมของระยะทาง  $d$  ที่จับคู่กันระหว่างตัวอักษรนำเข้ากับตัวอักษรต้นแบบ

(ค) เลื่อนตัวชี้ไปยังตัวอักษรต้นแบบตัวต่อไป

(ง) ตัวอักษรต้นแบบครบทุกตัวหรือยัง ถ้ายังไปยังข้อ (ข)

(จ) ค่าผลรวมระยะจาก (ข) ของตัวอักษรนำเข้ากับตัวอักษรต้นแบบคู่ใดมีค่าน้อยที่สุด การ รู้จำจะรู้จำเป็นตัวอักษรต้นแบบตัวนั้น

## 4.4 ผลการทดลอง

ผลการทดลองประกอบด้วยจำนวนจุดทั้งหมดของตัวอักษรชุดทดสอบจำนวน 10,667 ตัว แยกตามวิธีที่ใช้ลดจำนวนจุดลง แสดงในตารางที่ 4.1 เป็นผลการรู้จำด้วยการลดจำนวนจุดแบบหา ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ตารางที่ 4.2 เป็นผลการรู้จำแบบลดจำนวนจุดด้วยการหาจุดเปลี่ยน ตารางที่ 4.3 เป็นผลการรู้จำด้วยการลดจำนวนจุดแบบ Decimate และตารางที่ 4.4 แสดงตัวอักษรที่เป็นตัว ต้นแบบจำนวน 687 ตัวพร้อมจำนวนจุดของอักษรที่เหลือแต่ละกลุ่ม แยกตามวิธีในการลดจำนวน จุดลงแบบต่างๆ

ตารางที่ 4.1 จำนวนจุดหลังการลดด้วยการหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่และเปอร์เซ็นต์การรู้จำ

อักษร	T Point	m1_M2	m1_M3	m1_M5	m2_M3	m2_M4	m2_M5	T_char
ก	23,455	7,288	6,997	6,231	7,089	6,702	6,321	321
ข	13,084	4,157	3,969	3,575	4,012	3,822	3,627	178
ค	33,426	10,773	10,278	9,161	10,361	9,868	9,327	386
ฃ	32,474	10,207	9,764	8,547	9,793	9,254	8,695	293
ง	22,293	7,293	6,865	5,992	6,903	6,480	6,072	359
จ	23,529	7,632	7,228	6,334	7,285	6,877	6,440	310
ฉ	34,150	10,846	10,356	9,109	10,439	9,865	9,277	337
ช	23,330	7,596	7,176	6,300	7,213	6,841	6,418	287
ฅ	28,866	9,227	8,765	7,469	8,782	8,202	7,612	299
ฉ	33,883	10,697	10,224	9,035	10,272	9,717	9,222	280
ฎ	43,059	13,608	13,009	11,451	13,092	12,420	11,678	361
ฏ	35,836	11,237	10,638	9,223	10,730	10,094	9,398	276
ท	30,018	9,417	8,924	7,754	8,984	8,476	7,893	268
ฒ	41,182	12,909	12,357	10,926	12,447	11,782	11,118	318
ณ	35,325	11,126	10,599	9,195	10,638	10,002	9,343	306
ด	26,586	8,640	8,260	7,350	8,321	7,903	7,448	336
ต	33,367	10,673	10,119	8,843	10,200	9,621	9,009	348
ถ	25,506	8,256	7,798	6,767	7,854	7,376	6,884	308
ท	22,022	7,122	6,707	5,820	6,729	6,310	5,920	300
ธ	23,209	7,431	7,058	6,152	7,108	6,703	6,264	291
น	25,727	8,302	7,886	6,838	7,919	7,455	6,935	318
บ	10,080	3,309	3,152	2,703	3,161	2,968	2,743	149
ป	14,251	4,662	4,392	3,789	4,406	4,133	3,860	193
ผ	18,326	5,899	5,627	4,970	5,677	5,357	5,021	216
ฝ	17,306	5,584	5,261	4,505	5,298	4,944	4,576	216
พ	10,945	3,549	3,339	2,872	3,351	3,126	2,914	134
ฟ	13,171	4,276	4,002	3,344	4,011	3,703	3,433	162
ภ	28,653	9,237	8,832	7,734	8,861	8,366	7,862	336
ม	24,280	7,868	7,509	6,581	7,521	7,092	6,685	305
ย	26,507	8,600	8,173	7,121	8,229	7,746	7,216	296
ร	22,130	7,236	6,913	6,004	6,944	6,553	6,129	283
ล	22,909	7,508	7,117	6,282	7,156	6,753	6,366	274
ว	20,009	6,669	6,414	5,695	6,424	6,098	5,743	323
ห	27,591	8,868	8,427	7,249	8,451	7,933	7,395	312
ฬ	32,891	10,532	9,763	8,330	9,811	9,178	8,514	329
อ	25,184	8,228	7,921	6,973	7,980	7,513	7,055	315
ฮ	31,036	9,848	9,498	8,515	9,550	9,110	8,604	354
รวม	955,596	306,310	291,317	254,739	293,002	276,343	259,017	10,677
%จุดคงเหลือ	100.00	32.05	30.49	26.66	30.66	28.92	27.11	
%รู้จำ	91.09	87.89	86.62	84.28	84.63	86.14	84.77	
time(s)	7,865.76	667.26	619.74	532.53	588.97	604.82	546.23	

T\_Point: แทนจำนวนจุดของทุกตัวที่ทดสอบรวมกัน

mx\_My: แทนจำนวนจุดที่เหลือหลังจากผ่านการลดจำนวนจุดด้วยวิธีหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ โดยที่ x,y เป็นจำนวนเต็มแทนจำนวนข้อมูลที่อยู่รอบๆ จุดที่เราสนใจ โดยที่  $x < y$  เสมอ

T\_char: แทนจำนวนตัวอักษรทั้งหมดในแต่ละตัวที่ใช้ในการทดลอง

ตารางที่ 4.2 จำนวนจุดหลังการลดด้วยวิธี Extreme และเปอร์เซ็นต์การรู้จำ

อักษร	T Point	Extre	Extre(5P)	Extre(3d)	Extre(5d)	Extre(7d)	Extre(10d)	T_char
ก	23,455	4,937	7,778	7,888	4,989	4,249	3,507	321
ข	13,084	2,672	4,221	4,441	2,771	2,343	1,941	178
ค	33,426	8,559	11,982	11,686	7,400	6,379	5,332	386
ฅ	32,474	7,269	10,704	10,861	6,752	5,789	4,738	293
ง	22,293	6,142	8,242	7,792	4,928	4,216	3,478	359
จ	23,529	5,265	7,882	8,104	5,124	4,443	3,708	310
ฉ	34,150	8,423	11,894	11,893	7,496	6,431	5,321	337
ช	23,330	5,774	8,112	8,028	5,055	4,339	3,618	287
ซ	28,866	7,062	9,952	9,678	6,048	5,154	4,216	299
ฌ	33,883	8,210	11,800	11,382	7,084	5,981	4,853	280
ญ	43,059	10,389	14,907	14,805	9,342	8,049	6,758	361
ฎ	35,836	9,760	13,166	12,403	7,888	6,780	5,618	276
ฏ	30,018	5,759	9,391	9,640	5,904	5,032	4,058	268
ฒ	41,182	10,409	14,418	13,991	8,807	7,449	6,083	318
ณ	35,325	8,669	12,360	11,900	7,394	6,278	5,139	306
ด	26,586	6,994	9,626	9,376	5,911	5,062	4,198	336
ต	33,367	8,118	11,527	11,391	7,104	6,082	4,967	348
ถ	25,506	6,230	8,918	8,526	5,280	4,486	3,641	308
ท	22,022	4,558	7,100	7,507	4,731	4,131	3,500	300
ธ	23,209	6,309	8,568	7,942	4,981	4,280	3,457	291
น	25,727	6,328	8,947	8,849	5,576	4,793	3,986	318
บ	10,080	2,498	3,561	3,469	2,197	1,891	1,536	149
ป	14,251	3,688	5,116	4,993	3,194	2,729	2,261	193
ผ	18,326	4,183	6,162	6,180	3,820	3,270	2,670	216
ฝ	17,306	3,909	5,775	5,911	3,731	3,229	2,671	216
พ	10,945	2,046	3,373	3,590	2,207	1,944	1,604	134
ฟ	13,171	2,520	4,108	4,365	2,701	2,375	2,018	162
ภ	28,653	7,118	10,103	9,670	5,982	5,067	4,109	336
ม	24,280	5,850	8,320	8,460	5,324	4,634	3,850	305
ย	26,507	6,699	9,396	8,917	5,516	4,649	3,722	296
ร	22,130	6,111	8,178	7,505	4,667	3,936	3,144	283
ล	22,909	5,710	8,081	7,855	4,930	4,224	3,461	274
ว	20,009	5,519	7,469	6,930	4,342	3,665	2,973	323
ห	27,591	5,811	9,035	9,358	5,805	5,029	4,169	312
ฬ	32,891	7,085	10,706	11,294	7,122	6,266	5,313	329
อ	25,184	6,573	9,059	8,779	5,501	4,710	3,876	315
ฮ	31,036	7,849	10,874	10,888	6,950	6,021	5,038	354
รวม	955,596	231,005	330,811	326,247	204,554	175,385	144,532	10,677
%จุดคงเหลือ	100	24.17	34.62	34.14	21.41	18.35	15.12	
%รู้จำ	91.09	73.51	84.77	89.84	87.47	85.60	83.27	
time(s)	7,865.76	435.65	657.56	787.68	368.61	297.56	226.40	

T\_Point: จำนวนจุดทั้งหมดของอักษรนำเข้าไปในแต่ละตัว

Extre: จำนวนจุดที่เหลือทั้งหมดของตัวอักษรแต่ละตัว หลังจากลดจำนวนจุดด้วยวิธี Extreme

Extre(5P): จำนวนจุดหลังจากเก็บจุดเพิ่มทุก 5 จุด หลังการทำ Extreme

Extre(nd): จำนวนจุดหลังจากเก็บจุดที่ระยะระหว่างจุด n หน่วย (Euclidean Distance)

T\_char: จำนวนอักษรทั้งหมด

ตารางที่ 4.3 จำนวนจุดหลังการลดด้วยวิธี Decimate และเปอร์เซ็นต์การรู้จำ

อักษร	TotalPoint	Dec(2)	Dec(5)	Dec(6)	Dec(7)	Dec(8)	Dec(9)	TotalChar
ก	23,455	12,129	5,142	4,369	3,815	3,397	3,074	321
ข	13,084	6,767	2,863	2,434	2,125	1,894	1,710	178
ค	33,426	17,199	7,225	6,117	5,314	4,736	4,264	386
ฃ	32,474	16,602	6,903	5,830	5,056	4,476	4,020	293
ง	22,293	11,592	4,958	4,223	3,709	3,308	2,996	359
จ	23,529	12,160	5,131	4,364	3,803	3,381	3,062	310
ฉ	34,150	17,495	7,300	6,169	5,358	4,756	4,279	337
ช	23,330	12,023	5,063	4,292	3,745	3,328	3,001	287
ฅ	28,866	14,800	6,189	5,235	4,553	4,040	3,643	299
ฉ	33,883	17,282	7,166	6,038	5,249	4,636	4,165	280
ฎ	43,059	21,977	9,120	7,688	6,673	5,900	5,312	361
ฏ	35,836	18,265	7,559	6,365	5,509	4,866	4,375	276
ท	30,018	15,337	6,380	5,384	4,671	4,143	3,716	268
ฒ	41,182	20,987	8,684	7,315	6,343	5,604	5,038	318
ณ	35,325	18,052	7,501	6,332	5,488	4,853	4,374	306
ด	26,586	13,711	5,781	4,903	4,270	3,802	3,438	336
ต	33,367	17,126	7,159	6,062	5,260	4,667	4,214	348
ถ	25,506	13,143	5,539	4,685	4,082	3,632	3,288	308
ท	22,022	11,382	4,826	4,104	3,572	3,179	2,879	300
ธ	23,209	11,970	5,053	4,279	3,733	3,322	2,991	291
น	25,727	13,256	5,590	4,731	4,125	3,662	3,315	318
บ	10,080	5,226	2,224	1,890	1,654	1,473	1,335	149
ป	14,251	7,365	3,118	2,649	2,306	2,057	1,862	193
ผ	18,326	9,438	3,967	3,367	2,928	2,597	2,348	216
ฝ	17,306	8,921	3,762	3,193	2,773	2,481	2,232	216
พ	10,945	5,644	2,375	2,019	1,757	1,566	1,414	134
ฟ	13,171	6,789	2,861	2,424	2,111	1,877	1,694	162
ภ	28,653	14,742	6,209	5,251	4,573	4,056	3,669	336
ม	24,280	12,524	5,273	4,477	3,909	3,478	3,140	305
ย	26,507	13,630	5,711	4,843	4,203	3,738	3,373	296
ร	22,130	11,417	4,822	4,084	3,559	3,175	2,864	283
ล	22,909	11,801	4,963	4,212	3,662	3,256	2,953	274
ว	20,009	10,403	4,463	3,789	3,327	2,963	2,693	323
ห	27,591	14,187	5,960	5,036	4,392	3,894	3,517	312
ฬ	32,891	16,858	7,034	5,941	5,175	4,591	4,125	329
อ	25,184	12,983	5,473	4,639	4,048	3,596	3,262	315
ฮ	31,036	15,959	6,707	5,673	4,934	4,392	3,963	354
รวม	955,596	491,142	206,054	174,406	151,764	134,772	121,598	10,677
% จุดคงเหลือ	100	51.40	21.56	18.25	15.88	14.10	12.72	
% รู้จำ	91.09	90.79	87.15	83.96	82.47	80.18	77.41	
time(s)	7,865.76	1,672.15	379.51	298.36	242.07	203.48	166.36	

TotalPoint : จำนวนจุดทั้งหมดของอักษรนำเข้าไปในแต่ละตัว

Pn : จำนวนจุดหลังการลดด้วยวิธี Decimate n แทนทุกๆ จุดลำดับที่ n ถูกเก็บไว้

TotalChar: จำนวนตัวอักษรทั้งหมด

ตารางที่ 4.4 ชุดต้นแบบทั้งหมดและจำนวนจุดที่เหลือหลังการลดด้วยวิธีต่างๆ

อักษร	TotalPoint	m1 M2	m1 M3	m2 M4	Extre	Extre(5d)	Extre(10d)	Dec(2)	Dec(5)	Dec(6)	Total char
ก	1,187	409	349	285	415	281	203	610	259	217	14
ข	1,492	506	412	352	513	366	266	771	324	277	20
ค	821	282	232	190	282	206	157	421	177	148	9
ฆ	2,794	880	700	575	896	699	467	1,427	591	501	24
ง	799	278	225	180	297	205	157	415	177	151	12
จ	1,817	613	507	410	611	455	322	936	391	333	21
ฉ	2,095	694	564	459	719	532	382	1,071	446	378	20
ช	1,198	396	328	276	412	302	208	616	260	219	14
ซ	2,722	876	696	582	949	674	426	1,392	581	490	26
ฌ	2,473	784	640	532	872	612	385	1,260	522	436	18
ฎ	2,418	784	641	524	845	599	421	1,230	506	428	18
ฏ	3,787	1,216	975	802	1,376	986	669	1,925	797	669	27
ท	2,984	940	754	650	929	693	452	1,525	630	538	26
ฒ	2,381	743	611	496	823	583	390	1,211	502	421	18
ณ	1,801	577	471	376	605	452	299	918	380	321	14
ด	1,050	351	295	244	399	285	209	542	229	193	13
ต	2,323	747	608	513	792	568	387	1,190	495	420	23
ถ	1,911	620	515	432	674	481	343	988	415	354	24
ท	2,021	687	548	449	667	511	378	1,042	439	374	25
ธ	1,609	548	444	357	563	405	297	830	350	297	20
น	1,520	517	416	336	532	388	279	781	326	278	17
บ	1,166	401	318	274	418	305	217	601	255	218	16
ป	1,621	537	432	357	570	415	291	836	352	299	20
ผ	1,529	501	406	344	485	371	271	785	329	279	17
ฝ	2,144	719	587	469	728	547	403	1,104	463	392	26
พ	1,256	419	327	266	375	283	211	649	272	230	15
ฟ	1,716	565	451	353	522	419	317	885	376	315	21
ภ	1,914	630	519	432	668	476	331	981	413	347	21
ม	1,483	497	412	327	520	376	271	764	322	275	18
ย	1,583	519	422	354	553	376	262	812	343	290	18
ร	1,514	496	408	325	535	378	235	779	329	277	18
ล	1,600	524	447	360	549	392	266	824	346	294	18
ว	658	227	185	161	239	169	112	341	146	124	10
ห	1,667	545	439	363	558	414	309	855	359	301	17
ฬ	2,047	661	522	434	674	513	394	1,046	435	366	19
อ	1,403	465	375	317	523	360	245	723	305	256	17
ฮ	1,323	435	359	284	495	346	236	679	282	240	13
รวมจุดทั้งหมด	65,827	21,589	17,540	14,440	22,583	16,423	11,468	33,765	14,124	11,946	687
% จุดคงเหลือ	100.00	32.80	26.65	21.94	34.31	24.95	17.42	51.29	21.46	18.15	

ตารางที่ 4.4 ชุดข้อมูลต้นแบบทั้งหมดที่ใช้ในกระบวนการรู้จำ ประกอบด้วยตัวอักษรจำนวน 687 ตัว และผลจากการลดจำนวนจุดด้วยวิธีต่างๆ

		TotalPoint	Dec(2)	Dec(5)	Dec(6)	Dec(7)	Dec(8)	Dec(9)	TotalChar
Decimate	รวมจุดทั้งหมด	955,596	491,142	206,054	174,406	151,764	134,772	121,598	10,677
	% จุดคงเหลือ	100.00	51.40	21.56	18.25	15.88	14.10	12.72	
	% รู้จำ	91.09	90.79	87.15	83.96	82.47	80.18	77.41	
	time(s)	7,865.76	1,672.15	379.51	298.36	242.07	203.48	166.36	

		T Point	Extre	Extre(5P)	Extre(3d)	Extre(5d)	Extre(7d)	Extre(10d)	T char
Extreme	รวมจุดทั้งหมด	955,596	231,005	330,811	326,247	204,554	175,385	144,532	10,677
	% จุดคงเหลือ	100.00	24.17	34.62	34.14	21.41	18.35	15.12	
	% รู้จำ	91.09	73.51	84.77	89.84	87.47	85.60	83.27	
	time(s)	7,865.76	435.65	657.56	787.68	368.61	297.56	226.40	

		T Point	m1_M2	m1_M3	m1_M5	m2_M3	m2_M4	m2_M5	T char
Moving	รวมจุดทั้งหมด	955,596	306,310	291,317	254,739	293,002	276,343	259,017	10,677
	% จุดคงเหลือ	100.00	32.05	30.49	26.66	30.66	28.92	27.11	
	% รู้จำ	91.09	87.89	86.62	84.28	84.63	86.14	84.77	
	time(s)	7,865.76	667.26	619.74	532.53	588.97	604.82	546.23	

รูปที่ 4.3 ผลการรู้จำหลังการลดจำนวนจุดทุกวิธี

จากรูปที่ 4.3 แสดงผลการทดลองที่ได้ โดยวิธีลดจำนวนจุดแบบหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่มีจำนวนจุดคงเหลืออยู่ในช่วง 27 ถึง 32 เปอร์เซ็นต์ในขณะที่เปอร์เซ็นต์การรู้จำอยู่ที่ 84 ถึง 87 เปอร์เซ็นต์ เมื่อเทียบกับอีก 2 วิธีที่จำนวนจุดจะสามารถลดลงได้มากกว่าคือ แบบ Decimate จำนวนจุดคงเหลืออยู่ในช่วง 12 ถึง 51 เปอร์เซ็นต์ และผลการรู้จำอยู่ในช่วง 77 ถึง 90 เปอร์เซ็นต์ ส่วนวิธี Extreme จำนวนจุดคงเหลืออยู่ในช่วง 15 ถึง 34 เปอร์เซ็นต์ ผลการรู้จำอยู่ในช่วง 73 ถึง 89 เปอร์เซ็นต์ เมื่อดูจากผลการทดลองจะเห็นว่า วิธีหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ไม่ว่าจะเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ไปเป็นลักษณะใด จำนวนจุดคงเหลือและเปอร์เซ็นต์การรู้จำจะมีค่าใกล้เคียงกัน ในขณะที่อีก 2 วิธี เปอร์เซ็นต์ความแตกต่างของจำนวนจุดคงเหลือ และเปอร์เซ็นต์การรู้จำในช่วงสูงและต่ำ มีค่าใกล้เคียงกัน ถ้าพิจารณาในข่วงบนของวิธี Decimate ให้เปอร์เซ็นต์การรู้จำมากที่สุดอยู่ที่ 90 เปอร์เซ็นต์ ในขณะที่จำนวนจุดคงเหลือยังอยู่ที่ 51 เปอร์เซ็นต์ ส่วนวิธี Extreme เปอร์เซ็นต์รู้จำสูงสุดอยู่ที่ 89 เปอร์เซ็นต์ จุดคงเหลืออยู่ที่ 34 เปอร์เซ็นต์ จะเห็นว่าเปอร์เซ็นต์การรู้จำใกล้เคียงกัน แต่จำนวนจุดคงเหลือของวิธี Extreme มีจำนวนน้อยกว่า ในกรณีนี้การรู้จำโดยการลดจำนวนจุดลงด้วยวิธี Extreme ให้ผลดีกว่าเล็กน้อย ในขณะที่ดูในช่วงเปอร์เซ็นต์ต่ำสุด วิธี Extreme มีเปอร์เซ็นต์การรู้จำ 73 เปอร์เซ็นต์ และจุดคงเหลือ 24 เปอร์เซ็นต์ ส่วนวิธี Decimate มีเปอร์เซ็นต์การรู้จำ 77 เปอร์เซ็นต์ ในขณะที่จุดคงเหลือ 12 เปอร์เซ็นต์ ในกรณีนี้การลดจำนวนจุดลงด้วยวิธี Extreme ที่เก็บเฉพาะจุดเขียนที่เปลี่ยนทิศให้ผลการรู้จำต่ำกว่า ผู้วิจัยได้ทำการทดลองเพิ่มเติมเพื่อหาข้อแตกต่างของการลดจำนวนจุดระหว่างวิธี Decimate Dec(5) และวิธี Extreme(5d) เปรียบเทียบผลดังในตารางที่ 4.5 ถึงตารางที่ 4.8

ตารางที่ 4.5 แสดงผลการรู้จำแยกตามตัวอักษรแต่ละตัว

ตัวอักษร	Total Point	Total Char	%จุดคงเหลือ	%Recog	%จุดคงเหลือ	%Recog
ก	23,455	321	21.27	95.33	21.92	93.15
ข	13,084	178	21.18	91.01	21.88	89.89
ค	33,426	386	22.14	71.24	21.61	77.98
ช	32,474	293	20.79	92.15	21.26	96.25
ง	22,293	359	22.11	92.48	22.24	89.69
จ	23,529	310	21.78	94.19	21.81	89.68
ฉ	34,150	337	21.95	93.18	21.38	94.36
ซ	23,330	287	21.67	63.41	21.70	62.71
ฌ	28,866	299	20.95	92.98	21.44	93.98
ฌ	33,883	280	20.91	92.86	21.15	93.93
ฎ	43,059	361	21.70	80.89	21.18	74.24
ฏ	35,836	276	22.01	76.81	21.09	75.72
ท	30,018	268	19.67	94.78	21.25	97.39
ฒ	41,182	318	21.39	96.23	21.09	93.71
ณ	35,325	306	20.93	83.33	21.23	65.36
ด	26,586	336	22.23	70.83	21.74	71.73
ต	33,367	348	21.29	91.38	21.46	94.25
ถ	25,506	308	20.70	78.25	21.72	83.44
ท	22,022	300	21.48	85.00	21.91	85.00
ธ	23,209	291	21.46	91.75	21.77	90.72
น	25,727	318	21.67	94.03	21.73	90.25
บ	10,080	149	21.80	86.58	22.06	86.58
ป	14,251	193	22.41	90.67	21.88	91.71
ผ	18,326	216	20.84	86.11	21.65	85.19
ฝ	17,306	216	21.56	83.33	21.74	91.20
พ	10,945	134	20.16	78.36	21.70	81.34
ฟ	13,171	162	20.51	83.33	21.72	88.27
ภ	28,653	336	20.88	92.56	21.67	91.96
ม	24,280	305	21.93	73.77	21.72	75.08
ย	26,507	296	20.81	94.59	21.55	97.30
ร	22,130	283	21.09	97.53	21.79	97.88
ล	22,909	274	21.52	98.18	21.66	97.81
ว	20,009	323	21.70	85.45	22.30	87.93
ห	27,591	312	21.04	85.58	21.60	77.24
ฬ	32,891	329	21.65	94.83	21.39	91.49
อ	25,184	315	21.84	91.11	21.73	94.29
ธ	31,036	354	22.39	89.83	22.39	90.68

ตารางที่ 4.5 แสดงการรู้จำของตัวอักษรแยกทีละตัวอักษรเปรียบเทียบกับวิธี Extreme กับวิธี Decimate จากตารางจะเห็นค่าของการรู้จำทั้งสองวิธีมีค่าใกล้เคียงกัน ยกเว้นบางตัวที่มีค่าที่แตกต่างกันเช่น ค จ ฎ ณ ถ ผ ฝ พ ฟ ฐ จากผลการทดลอง สังเกตได้ว่ากลุ่มตัวอักษรที่มีลักษณะใกล้เคียงกันเช่น กลุ่ม ฝ พ ฟ ให้อำนาจการรู้จำที่ชัดเจนมากกว่ากลุ่มอื่นๆ ทำการทดลองในตารางที่ 4.6 คือการแบ่งกลุ่มการรู้จำของตัวอักษรที่มีลักษณะคล้ายกัน

ตารางที่ 4.6 ผลการรู้จำแยกตามกลุ่มตัวอักษรที่คล้ายกัน

	Total Poing	T char	5d		P 5	
			%จุดคงเหลือ	%Recog	%จุดคงเหลือ	%Recog
ก ค ก	77,614.00	321	20.94	88.91	20.90	89.00
		308				
		336				
ข ช ช น บ ป ย	141,845.00	178	21.40	87.5	21.68	87.32
		287				
		299				
		318				
		149				
		193				
296						
ค ด ด	93,379.00	386	21.86	77.66	21.59	81.30
		336				
		348				
พ ม	56,754.00	293	21.28	82.77	21.45	85.45
		305				
ง อ อ	101,188.00	359	21.90	83.93	21.38	80.22
		361				
		276				
จ จ ว อ	125,781.00	310	21.78	92.23	21.73	92.68
		337				
		274				
		323				
		315				
ณ ณ ณ	110,390.00	280	21.09	90.81	21.15	84.18
		318				
		306				
ท ท ท	79,631.00	268	20.65	88.18	21.56	86.02
		300				
		312				
ธ ธ ธ	76,375.00	291	21.73	92.78	21.71	92.86
		354				
		283				
ผ ผ พ พ พ	92,639.00	216	21.14	86.84	21.59	88.36
		216				
		134				
		162				
		329				

ผลการทดลองการรู้จำที่แยกตามลักษณะอักษรที่คล้ายกัน ก็ยังแยกผลลัพธ์ไม่ชัดเจนว่าวิธีไหนดีกว่ากัน ได้ทำการทดลองเพิ่มเติม โดยพิจารณาจากข้อมูลนำเข้าว่ามีจำนวนจุดเข้ามาน้อยต่างกัน โดยทำการแบ่งข้อมูลทั้งหมดออกเป็น 3 กลุ่ม ตามจำนวนจุดที่เข้ามา ได้ผลการรู้จำ ดังตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 ผลการรู้จำแยกตามจำนวนจุดของข้อมูลนำเข้า

	large				Meduim				Small			
	Total Point	Extre(5)	Dec(5)	Total char	Total Point	Extre(5)	Dec(5)	Total char	Total Point	Extre(5)	Dec(5)	Total char
ก	6,369	1,276	1,344	51	9,939	2,056	2,154	118	7,147	1,657	1,644	152
ข	2,417	487	509	19	6,862	1,379	1,483	80	3,805	905	871	79
ค	13,508	2,867	2,862	111	13,186	2,865	2,850	156	6,732	1,668	1,513	119
ด	22,493	4,499	4,739	171	8,768	1,934	1,895	103	1,213	319	269	19
ง	2,051	401	436	18	9,014	1,919	1,960	114	11,228	2,608	2,562	227
จ	6,658	1,347	1,408	55	9,501	2,058	2,054	112	7,455	1,738	1,687	144
ฉ	20,247	4,313	4,270	160	11,058	2,450	2,390	128	2,845	733	640	49
ช	7,938	1,624	1,677	66	9,279	2,013	2,012	112	6,113	1,418	1,374	109
ซ	14,943	3,034	3,158	120	10,294	2,132	2,224	122	3,629	882	807	57
ฌ	26,317	5,287	5,524	185	6,997	1,637	1,510	82	569	160	132	13
ฎ	33,452	6,983	7,023	236	6,939	1,639	1,506	83	2,668	720	591	42
ฏ	30,173	6,350	6,319	202	4,626	1,248	1,010	58	1,037	290	230	16
ท	22,736	4,372	4,795	174	5,505	1,132	1,190	66	1,777	400	395	28
ฒ	34,099	6,914	7,140	226	6,097	1,589	1,321	73	986	304	223	19
ณ	26,517	5,402	5,581	194	7,377	1,617	1,601	89	1,431	375	319	23
ด	10,022	2,106	2,122	83	9,135	1,943	1,971	106	7,429	1,862	1,688	147
ต	19,794	4,039	4,185	161	9,005	1,923	1,947	108	4,568	1,142	1,027	79
ถ	7,692	1,546	1,629	62	11,029	2,284	2,387	129	6,785	1,450	1,523	117
ท	5,575	1,126	1,178	45	8,689	1,775	1,884	105	7,758	1,830	1,764	150
ธ	8,613	1,755	1,825	72	8,944	1,845	1,939	106	5,652	1,381	1,289	113
น	8,854	1,798	1,874	73	11,746	2,491	2,547	143	5,127	1,287	1,169	102
บ	1,146	230	242	10	4,968	1,017	1,081	62	3,966	950	901	77
ป	2,959	612	627	25	6,757	1,439	1,464	82	4,535	1,143	1,027	86
ผ	6,766	1,363	1,427	55	7,691	1,558	1,667	91	3,869	899	873	70
ฝ	4,234	882	895	36	8,483	1,774	1,838	102	4,589	1,075	1,029	78
พ	4,190	816	887	35	3,927	766	846	45	2,828	625	642	54
ฟ	3,072	616	651	26	6,755	1,337	1,461	78	3,344	748	749	58
ภ	11,198	2,285	2,368	92	11,079	2,294	2,408	133	6,376	1,403	1,433	111
ม	8,442	1,777	1,785	73	10,259	2,165	2,226	126	5,579	1,382	1,262	106
ย	9,882	1,973	2,090	83	12,609	2,625	2,727	147	4,016	918	894	66
ร	5,678	1,165	1,201	48	10,744	2,203	2,327	129	5,708	1,299	1,294	106
ล	8,006	1,671	1,694	65	10,492	2,209	2,273	127	4,411	1,050	996	82
ว	1,181	251	250	11	8,114	1,687	1,768	102	10,714	2,404	2,445	210
ห	12,432	2,470	2,632	102	11,237	2,375	2,433	128	4,554	1,107	1,032	89
ฬ	21,109	4,436	4,461	173	7,716	1,631	1,660	86	4,066	1,055	913	70
อ	7,420	1,540	1,572	64	10,892	2,353	2,353	127	6,872	1,608	1,548	124
ส	14,309	3,016	3,033	120	10,604	2,314	2,298	127	6,123	1,620	1,376	107
	452,492	92,629	95,413	3,502	326,317	69,676	70,665	3,885	177,504	42,415	40,131	3,298
%recog		87.90	89.64			87.49	89.01			85.72	81.41	
%จุดคงเหลือ		20.47	21.09			21.35	21.66			23.90	22.61	

การแยกข้อมูลนำเข้าออกเป็นกลุ่ม 3 กลุ่ม คือขนาดความหนาแน่นมาก (Large) ความหนาแน่นปานกลาง(Medium) และความหนาแน่นน้อย (Small) แบ่งเป็นจำนวนจุดได้ดังนี้

- ก) หนาแน่นมาก      มีจำนวนจุดของข้อมูลตั้งแต่ 101-290 จุด
- ข) หนาแน่นปานกลาง      มีจำนวนจุดของข้อมูลต่อตัวอักษรตั้งแต่ 70-100 จุด
- ค) หนาแน่นน้อย      มีจำนวนจุดต่อตัวอักษร 15-69 จุด

เพื่อหาข้อสรุปของผลการรู้จำจากตารางที่ 4.7 ได้ทำการทดลองเพิ่มกับข้อมูลอีก 3 ชุด ได้ผลสรุปออกมาดังตารางที่ 4.8

ตารางที่ 4.8 ผลการรู้จำของข้อมูลจำนวน 4 ชุดที่แบ่งตามจำนวนจุด ชุดละ 3 กลุ่ม

		Large			Medium			Small		
		Extre(5)	Dec(5)	m1_M5	Extre(5)	Dec(5)	m1_M5	Extre(5)	Dec(5)	m1_M5
ชุดข้อมูลที่ 1	%recog	88.781	89.954	86.949	88.428	89.253	87.113	88.428	81.956	80.745
	%จุดคงเหลือ	20.468	21.085	26.966	21.35	21.656	26.596	23.894	22.577	25.987
ชุดข้อมูลที่ 2	%recog	89.633	89.807	85.735	88.852	88.649	87.066	88.737	85.064	83.06
	%จุดคงเหลือ	20.462	21.082	27.01	21.306	21.656	26.552	23.851	22.597	25.934
ชุดข้อมูลที่ 3	%recog	89.394	90.247	87.518	89.177	89.255	87.198	88.322	85.631	82.941
	%จุดคงเหลือ	20.471	21.085	26.98	21.352	21.652	26.575	23.933	22.609	25.967
ชุดข้อมูลที่ 4	%recog	89.082	89.878	87.802	87.303	88.946	86.273	86.919	84.26	82.58
	%จุดคงเหลือ	21.114	21.463	26.581	21.352	21.652	26.575	23.932	22.609	25.965

การเปรียบเทียบผลการรู้จำของข้อมูลที่มีชุดทดสอบ และชุดต้นแบบแตกต่างกันจำนวน 4 ชุด โดยข้อมูลตั้งต้นมาจากกลุ่มเดียวกัน เพียงแต่เลือกกลุ่มชุดต้นแบบ และชุดทดสอบใหม่ เปรียบเทียบผลเฉพาะวิธีที่ให้ผลใกล้เคียงกันจากตารางที่ 4.8 จะเห็นได้ชัดว่าจำนวนจุดลดลงมากเท่าไร ผลการรู้จำด้วยวิธี Decimate ก็จะลดลง ในขณะที่ข้อมูลที่มีความหนาแน่นของจำนวนจุดปานกลาง และความหนาแน่นของจุดมาก จะให้ผลการรู้จำที่ใกล้เคียงกัน

## บทที่ 5

# สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

### 5.1 บทนำ

การเพิ่มความเร็วในการรู้จำของตัวอักษรลายมือเขียนออนไลน์ด้วยวิธี Elastic Matching ที่ยังคงรักษาความถูกต้องในการรู้จำ วิธีการหนึ่งที่จะช่วยในการเพิ่มความเร็วในกระบวนการรู้จำโดยจะต้องรักษาความถูกต้องของข้อมูลเอาไว้ด้วย คือการลดจำนวนจุดของชุดข้อมูลตัวอักษร วิธีการลดจะลดแบบใด เป็นจำนวนเท่าไร เพื่อให้ประสิทธิภาพของการรู้จำยังคงอยู่ ในวิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอวิธีการลดจำนวนจุดของข้อมูลลายมือเขียนอักษรภาษาไทย 3 วิธี คือ วิธีแรกเป็นการลดจำนวนจุดลงเป็นอัตราส่วนที่แน่นอนในทุกๆ ตัวอักษร Decimate(n) โดยเก็บข้อมูลในตำแหน่งจุดทุกๆ จุดที่ n ไว้ วิธีที่สอง เป็นการลดจำนวนจุดแบบไม่คงที่ โดยดูจากข้อมูลอินพุท ถ้ามีการเขียนทิศเปลี่ยนไปจากเดิมจะเก็บจุดนั้นไว้เป็นจุด Extreme และใช้การวัดระยะทางระหว่างจุด Extreme สองจุดที่อยู่ติดกันเพิ่มเติมเพื่อให้มีข้อมูลเพียงพอสำหรับการรู้จำ โดยถ้าระยะห่างมีค่าต่ำ หน่วยขึ้นไป จะเก็บจุดนั้นไว้ วิธีที่สามเลือกเก็บเฉพาะจุดมุม จุดมุมคือจุดที่มีการเปลี่ยนแปลงสูงสุดเมื่อเทียบกับจุดรอบข้าง วิธีการหาจุดมุมหาได้จากการหาค่าเฉลี่ยของข้อมูลในจุดนั้นด้วยระยะสั้นเทียบกับระยะยาว เลือกจุดที่มีการเปลี่ยนแปลงสูงสุด (Local Maximum) เป็นจุดมุม จากนั้นนำข้อมูลที่ถูกลดด้วยวิธีต่างๆ ดังกล่าวเข้าสู่กระบวนการรู้จำแบบ Elastic Matching

### 5.2 สรุปผลการทดลอง

จากการทดลองเห็นว่าการลดจำนวนจุดของข้อมูลในแต่ละวิธีมีความซับซ้อนต่างกัน รวมถึงข้อดีข้อเสียของแต่ละวิธีก็แตกต่างกัน วิธีแรกแบบ Decimate เป็นวิธีที่ง่ายที่สุด เพียงแต่กำหนดจำนวนจุดที่ต้องการจะเก็บว่าจะเก็บที่ข้อมูล ณ จุดใด มีข้อเสียตรงที่ว่าจุดที่เราเก็บเอาไว้อาจจะเป็นบริเวณที่ไม่สำคัญของตัวอักษรก็ได้ ซึ่งไม่มีผลต่อการรู้จำ การเก็บจุดเหล่านี้ไว้จะกลายเป็นเวลาที่ระบบรู้จำต้องทำงานเพิ่ม วิธีที่สอง วิธี Extreme เป็นการลดจำนวนจุดโดยเก็บเฉพาะจุดที่มีการเปลี่ยนทิศของข้อมูล วิธีนี้จะเก็บลักษณะสำคัญของลายมือเขียนไว้ แต่แต่ละครั้งที่ทำการลดจุดจะมีจำนวนจุดที่ลดลงไม่แน่นอน นอกจากจะเก็บจุดที่เรียกว่าจุด Extreme แล้ว ในบางกรณีข้อมูลบางตัวมีจุด Extreme น้อย เนื่องจากมีส่วนประกอบที่เป็นส่วนโค้ง หรือเป็นเส้นตรงอยู่มากทำให้ขาดข้อมูลสำหรับการรู้จำ อีกกรณีหนึ่งที่ข้อมูลนำเข้ามีการเปลี่ยนทิศของการเขียนมาก ถึงแม้ว่าจำนวนจุดจะลดลงแล้วแต่จุดที่เหลือก็ยังมีมากอยู่ จุดเหล่านี้เป็นข้อมูลส่วนเกิน ไม่ใช่ข้อมูลสำคัญของตัวอักษรนั้นๆ จึงต้องเพิ่มวิธีในการกำจัดข้อมูลส่วนนี้ออก โดยการตรวจสอบระยะห่างระหว่างจุด

Extreme ที่อยู่ติดกัน ถ้าระยะห่างมีค่าตั้งแต่  $d$  ขึ้นไปให้เก็บจุดนั้นไว้ ผู้ใช้สามารถกำหนดระยะนี้ได้ว่าจะให้มียุทธศาสตร์ห่างเท่าใด วิธีนี้จะยังคงเก็บข้อมูลที่เป็นลักษณะเฉพาะของตัวอักษรนั้นๆ ไว้ วิธีที่สาม Moving Average เป็นการหาจุดมูมวิธีนี้ให้ผลการรู้จำอยู่ในช่วงหนึ่ง รวมทั้งจำนวนจุดก็ลดลงไปไม่ได้มากเหมือนกับอีกสองวิธีแรก จึงไม่ได้เปรียบเทียบผลการทดลองในวิธีนี้กับอีก 2 วิธีเหลือเปรียบเทียบผลการรู้จำเฉพาะวิธีลดจุดแบบ Extreme กับวิธีลดจุดแบบ Decimate ผลการเปรียบเทียบจะเห็นว่า ในช่วงที่จำนวนจุดลดลงไม่มาก ผลการรู้จำด้วยการลดจำนวนจุดลงด้วยวิธี Decimate Dec(5) ได้ค่าเปอร์เซ็นต์การรู้จำใกล้เคียงกับการลดจำนวนจุดข้อมูลด้วยวิธี Extreme Extre(5d) แต่หลังจากได้ทดลองแยกข้อมูลตามความหนาแน่นของตัวอักษรอินพุตออกเป็น 3 กลุ่มด้วยข้อมูลทดสอบจำนวน 4 ชุดแล้ว ผลการรู้จำด้วยวิธี Decimate ให้ผลการรู้จำต่ำกว่าวิธี Extreme สาเหตุเนื่องมาจากจำนวนจุดเหลือน้อย ถูกนำมาลดจำนวนลงอีกโดยไม่มีเงื่อนไขในการลด ยิ่งทำให้ข้อมูลที่มีลักษณะสำคัญของตัวอักษรนั้นสูญหายเพิ่มขึ้น ในขณะที่ การลดจุดแบบจุดจุดการเขียนที่มีมุมเปลี่ยนมาก ยังคงเก็บลักษณะสำคัญของตัวอักษรไว้ หรือจำนวนจุดอาจจะไม่ลดลงเลยก็ได้ ถ้าจุดที่เหลือเป็นจุดสำคัญของตัวอักษร ที่มีความจำเป็นในขั้นตอนการรู้จำ จึงสรุปได้ว่า วิธี Decimate จะเหมาะกับตัวอักษรที่มีจำนวนจุดหนาแน่น หรือปานกลาง เนื่องจากข้อมูลที่ได้หลังการลดจำนวนจุด ยังคงเหลือลักษณะเฉพาะของตัวอักษรนั้นๆ อยู่

### 5.3 ข้อดีและข้อเสียของงานวิจัยเปรียบเทียบกับงานวิจัยเดิม

งานวิจัยเดิม [7] วิธี Decimate เก็บเอาเฉพาะจุดลำดับที่  $n$  ไว้ เช่นเดียวกับงานวิจัยนี้ ส่วนวิธีลดจำนวนจุดแบบ Extreme งานวิจัยเดิมไม่ได้สุ่มเอาค่าของระยะระหว่างจุด Extreme ไว้ ทำให้ผลการรู้จำไม่ดีเท่าที่ควร งานวิจัยนี้ได้ใช้วิธีการหาจุดที่เป็น Extreme และได้ทำการคำนวณหาระยะระหว่างจุด Extreme นำมาเพิ่มเป็นเงื่อนไขของจุดสำคัญที่ต้องการเก็บ ทำให้สามารถลดจำนวนจุดลงได้เพิ่มขึ้น และแก้ปัญหาในกรณีที่จุด Extreme มีน้อย ข้อมูลไม่เพียงพอต่อการรู้จำ ผลหลังจากการเพิ่มระยะระหว่างจุด Extreme ทำให้เปอร์เซ็นต์การรู้จำสูงขึ้น ดังแสดงในผลการทดลองบทที่ 4 เป็นส่วนที่ได้ผลดีขึ้นกว่างานเดิม ผู้วิจัยได้ทำการหาวิธีการลดจำนวนจุดเพื่อเปรียบเทียบเพิ่มเติมคือ ใช้วิธี การหาค่าจุดมูมด้วยการหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) [22] ผลการทดลองได้ผลการรู้จำต่ำกว่า 2 วิธีแรกและจำนวนจุดเหลือยังมีมากอยู่ ทำให้ประสิทธิภาพเมื่อ เทียบกับวิธี Decimate และ Extreme แล้วคือดีกว่า

## 5.4 ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ ได้นำเสนอเทคนิคการลดจำนวนจุดข้อมูลลายมือเขียนสำหรับการรู้จำที่ใช้วิธี Elastic Matching จุดประสงค์หลักคือ ทำอย่างไรให้การรู้จำคงความถูกต้องเอาไว้สูงสุด และทำงานได้เร็วขึ้น ผู้วิจัยขอเสนอแนะวิธีที่จะเพิ่มความถูกต้องของการรู้จำและสามารถทำงานร่วมกันกับการลดจำนวนจุดที่นำเสนอได้ดี คือการเลือกตัวต้นแบบที่ดี ตัวอักษรต้นแบบที่ดีจะต้องเป็นตัวแทนของตัวอักษรตัวนั้นได้หลายรูปแบบ ยิ่งเป็นตัวแทนตัวอักษรได้ได้มากเท่าไร ตัวต้นแบบที่จะต้องใช้ในการรู้จำก็จะมีจำนวนน้อยลง การรู้จำด้วยวิธี Elastic Matching ก็จะทำงานได้ถูกต้องและรวดเร็วยิ่งขึ้น

## เอกสารอ้างอิง

- [1] ดนัยวัฒน์ กิตตินันท์ และบุญวัฒน์ อัฐชู, การแยกแยะแบบออนไลน์ตัวเลขอารบิกลายมือเขียน, การประชุมทางวิชาการสถิติประยุกต์ครั้งที่ 7 ณ โรงแรมบางกอกพาเลส, 2531.
- [2] วิทยา ตรีนิติกุล และ รศ.ดร. บุญวัฒน์ อัฐชู, โมเดลของตัวอักษรลายมือเขียน, การประชุมทางวิชาการสถิติประยุกต์ครั้งที่ 7 ณ โรงแรมบางกอกพาเลส, 2531.
- [3] วัลลพ ต้นฤดี และ ผศ.ดร. วีระ ธีวพิทักษ์, ระบบการรับรู้รูปแบบ ลายมือเขียนอักษรไทย, วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต กรุงเทพมหานคร บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2533
- [4] สุขสถิต สุขใจ และ รศ.ดร. ครรชิต ไมตรี, การใช้โครงข่ายประสาทเทียม เพื่อจดจำรูปแบบลายมือเขียนตัวเลขอารบิกแสดงข้อมูลในมุมมองสามมิติ, วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2540.
- [5] ประเสริฐ นอเรืองวิวัฒน์ รศ.ดร. สมชาย จิตะพันธ์กุล และ ดร. ลัญฉกร วุฒิสัทติกุลกิจ, การรู้จำตัวอักษรเขียนภาษาไทยโดยการวิเคราะห์ลักษณะบ่งความต่าง, วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต. กรุงเทพมหานคร. บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2541.
- [6] Pipat Lekhachaiworakul, A Performance Comparison of Various Input Feature to a Feedforward Neural Network for On-line Handwriting Recognition, การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 22, 2542.
- [7] V. Vuori, J. Laaksonen, E. Oja, and J. Kangas, "Speeding up On-line Recognition of Handwritten Characters by Pruning the Prototype Set", **Proceedings of the Sixth International Conference on Document Analysis and Recognition**, Seattle, USA, 2001, pp. 501-505.
- [8] V. Vuori, J. Laaksonen, E. Oja, and J. Kangas, "On-line adaptation in recognition of Handwritten alphanumeric characters", **Proceedings of International Conference on Document Analysis and Recognition**, 1999.
- [9] J.L. Mitranont and Surasit Kiwprasopsak, "The Development of the Feature Extraction Algorithms for Thai Handwritten Character Recognition System" **Proceedings of the 15<sup>th</sup> international Conference on Industrial and engineering applications of artificial intelligence and expert system**, 2002, pp. 536-546.

- [10] S. H. Lee, H. K. Lee, and J. H. Kim, "Numeral Characters and Capital Letters Segmentation Recognition in Max Handwriting Context" **Proc. Third Int'l Conf. Document Analysis and Recognition (ICDAR'95)**, Montreal, August 1995, pp. 878-881.
- [11] M. Okamoto, K. Yamamoto, "On-line Handwritten Character Recognition Method using Directional Features and Clockwise/Counterclockwise Direction Change Feature", **Fifth International Conference on Document Analysis and Recognition**, Bangalore, India, Sep 20 - 22, 1999, pp. 491- 494.
- [12] X. Gao, L.W. Jin, J.X. Jin, J.C. H, "A New Stroke-Base Directional Feature Extraction Approach for Handwritten Chinese Character Recognition" **Proceedings of the Sixth International Conference on Document Analysis and Recognition**, Washington, DC, USA, Sep 10-13, 2001, pp. 635- 639.
- [13] Jeo, M. J. Lee, H. Joo, "A Combined Method on the Handwritten Character Recognition", Document Analysis and Recognition, 1995, **Proceedings of the Third International Conference on Document Analysis and Recognition**, vol.1, 14-16 Aug, 1995, pp. 112 -115.
- [14] A. Malaviya, L. Peters, "Fuzzy Feature Description of Handwriting Patterns", **Pattern Recognition Journal**, vol. 30, Nov 10, 1997, pp. 1591-1604.
- [15] K. F. Chan and D.Y. Yeung "Elastic Structural Matching for On-line Handwritten Alphanumeric Character Recognition" **Proc. 14<sup>th</sup> Int'l Conf. Pattern Recognition**, Brisbane Australia, vol. 2, Aug 1998, pp. 1121-1123.
- [16] C. Davidsion, "**The Man (Alan kay) Who Made Computers Personal**", NewScientist ,June 1993, pp 32-35.
- [17] M. W. Chen, M. H. Ng, "Recognition of Unconstrained Handwritten Numerals Using Crossing Feature" **Fifth International Symposium on Signal Processing and its Application**, ISSPA '99, Brisbane Australia, August 1999, pp. 283-288.
- [18] K. F. Chan and D.Y. Yeung "Elastic Structural Matching for On-line Handwritten Alphanumeric Character Recognition" **Proc. 14<sup>th</sup> Int'l Conf. Pattern Recognition**, Brisbane Australia, vol. 2, Aug 1998, pp 1121-1123.
- [19] K. F. Chan and D.Y. Yeung "Recognition On-line handwritten alphanumeric characters though Flexible structural matching", **Pattern Recognition**, vol. 32, 1999, pp. 1099-1114.

- [20] H. Yuen, "A chain coding approach for real-time recognition of on-line handwritten Characters", **Proceeding of the Acoustics, Speed, and Signal Processing**, Atlanta, USA, 1996, pp. 3426 – 3429
- [21] X. Li and D.-Y. Yeung, "On-line handwritten alphanumeric character recognition using Dominant points in strokes", Master Thesis of Hong Kong University of Science and Technology, 1996.
- [22] P. Soo-Chang and H. Ji-Hwei, "Corner Point Detection using Nest Moving Average", **Pattern Recognition**, Vol. 27, Nov 1994, pp. 1533-1537.
- [23] N. Matsumoto, S. Uchida, and H. Sakoe, "Prototype Setting for Elastic Matching-Based Image" **Pattern Recognition**, Vol.1, Aug 2004, pp. 224- 227.
- [24] J. Niranjana, G. Sita and A. G. Ramakrishnan, "Comparison of Elastic Matching Algorithm for Online Tamil Handwritten Character Recognition", **Proceeding of the 9<sup>th</sup> int'l Workshop on Frontiers of Handwriting Recognition**, Tokyo, Japan, Oct,26-29,2004, pp. 444-449.
- [25] E. Keogh and M. Pazzani, "Derivative Dynamic Time Warping", **First SIAM International Conference on Data Mining**, April,5-7, ML,Chicago, 2001.
- [26] V. Vuori, "Adaptation in On-line Recognition of Handwriting", Master Thesis of Helsinki University of Technology, January, 1999.
- [27] W. M. Stephen and X. Xiazofang, "RECOGNITION FOR LARGE SETS OF HANDWRITTEN MATHEMATICAL SYMBOLS", **Proceeding of The Eighth International Conference on Document Analysis and Recognition**, Washington, USA, 2005, pp.740-744.
- [28] S-Tang Sutat, M. Ithipan, "Thai Online Handwritten Character Recognition Using Windowing Backpropagation Neural Networks", **Modeling, Identification, and Control- 2002**, , Innsbruck, Austria, Feb 2002, pp. 337-340.
- [29] K. Bounnady, B. Kruatrachue, and T. Matsuura "Online Unconstrained Handwritten Thai Character Recognition using Alternative Curvature Tree", **Joint 3<sup>rd</sup> International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 7<sup>th</sup> International Symposium on advanced Intelligent Systems**, 2006

**ภาคผนวก**

## ภาคผนวก ก

ผลการรู้จำผิดและตัวอย่างตัวอักษรที่ผิดแบบต่างๆ


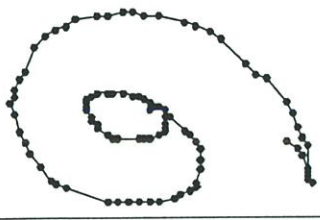
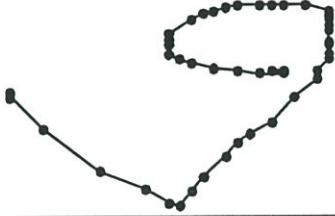
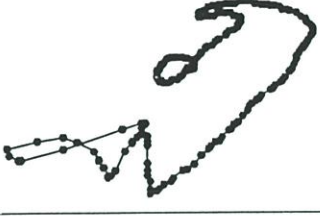
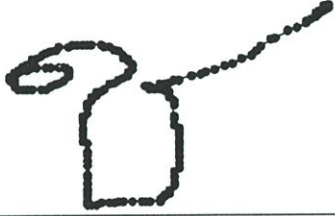
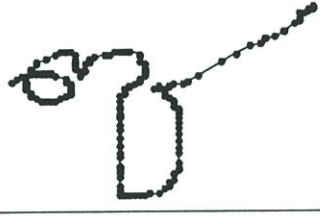
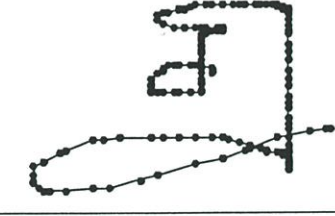

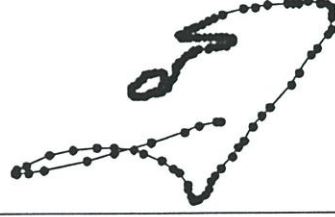
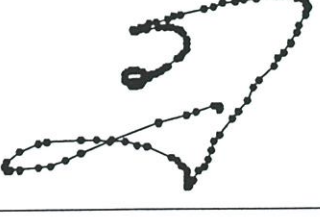
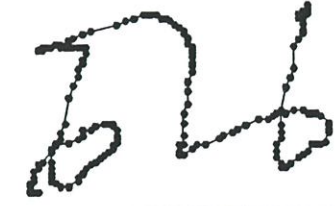



ตารางที่ ก.2 ตัวอักษรที่รู้จำผิดตั้งแต่ 7 เปอร์เซนต์ ของข้อมูลที่ไม่มีการลดจำนวนจุด

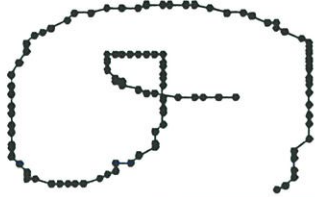
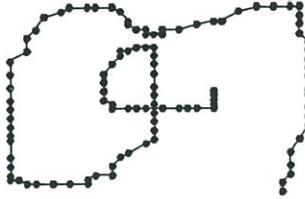



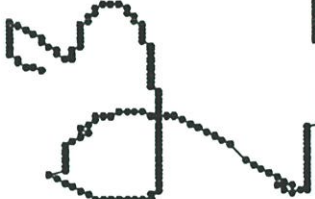


อักษร	Extre(5d)(%ผิด)
ค	ค (10%)
ง	ฎ (7%)
ช	ช(21%)
ฎ	ฎ(21%)
ฎ	ฎ(21%)
ณ	ณ(30%)
ค	ค(15%)
ฟ	ป(7%)
ม	ณ(16%)
ห	ท(8%)

สรุปผลของการรู้จำผิดที่มีเปอร์เซ็นต์สูงของการรู้จำที่ไม่มีการลดจำนวนจุดลงก่อนการรู้จำ ได้ผลตัวอักษรที่มีเปอร์เซ็นต์การรู้จำผิด เช่น (ค, ค) (ง, ฎ) (ช, ช) (ฎ, ฎ) (ณ, ณ) (ค, ค) (ฟ, ป) (ม, ณ) (ห, ท) จะแบ่งลักษณะของตัวอักษรที่รู้จำผิดอยู่ในกลุ่มอักษรที่มีรูปร่างใกล้เคียงกัน จะมีบางตัวที่ผลการรู้จำผิดแบบไม่น่าจะผิด เช่น ง , ฎ รายละเอียดตัวอย่างลักษณะอักษรที่รู้จำผิดแสดงได้ ตามตารางที่ ก.3

ตารางที่ ก.3 ตัวอย่างอักษรที่รู้จำผิดกรณีที่ไม่มีการลดจุดก่อนการรู้จำ

ตัวทดสอบ	ตัวต้นแบบ
<p>ค-890</p> 	<p>ค-6086</p> 
<p>ง-15235</p> 	<p>ญ-4575</p> 
<p>ช-2963</p> 	<p>ช-3360</p> 
<p>ฎ-4553</p> 	<p>ฎ-20713</p> 
<p>ฏ-4553</p> 	<p>ฏ-4152</p> 
<p>ณ-5816</p> 	<p>ณ-6683</p> 

ตารางที่ ก.4 ตัวอย่างอักษรที่รู้จำผิดกรณีที่ไม่มีการลดจุด(ต่อ)

<p>ด-20911</p> 	<p>ด-20961</p> 
<p>พ-10696</p> 	<p>ป-9023</p> 
<p>ม-11558</p> 	<p>ม-15122</p> 
<p>ท-13436</p> 	<p>ท-7436</p> 







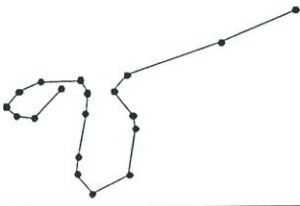
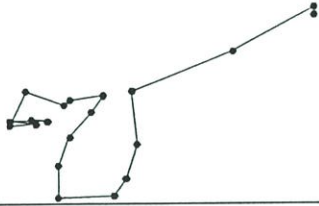
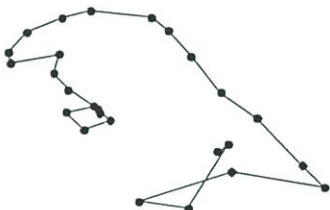
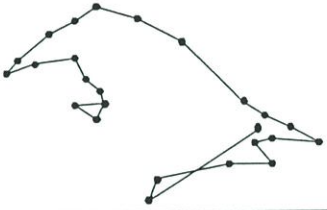
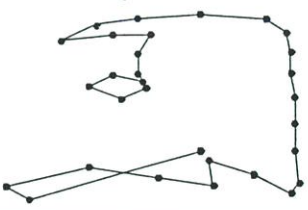
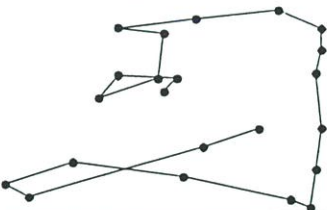

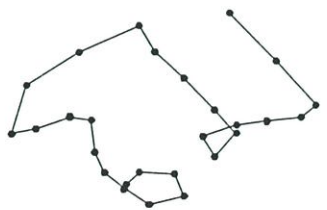
จากข้อมูลที่ใช้ในการทดลองประกอบด้วยตัวต้นแบบจำนวน 687 ตัว ตัวอักษรทดสอบจำนวน 10,677 แยกผลการรู้จำผิดออกมาตามการลดจำนวนจุดด้วยวิธี Extreme(5d) และ Extreme(10d) ได้ผลการเปรียบเทียบตัวอักษรที่มีการรู้จำผิดเกิน 7 เปอร์เซ็นต์ดังตารางที่ ก.7

ตารางที่ ก.7 ตัวอักษรที่รู้จำผิดตั้งแต่ 7 เปอร์เซ็นต์ ด้วยการลดจำนวนจุดแบบ Extreme

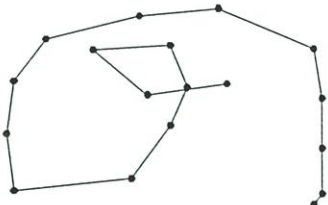
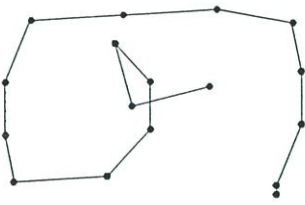
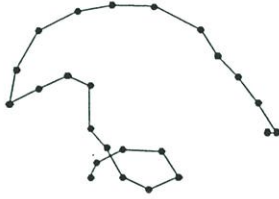

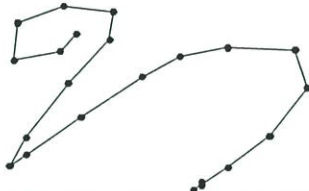


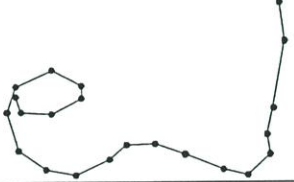

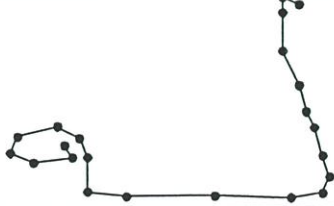
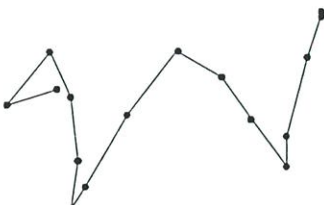

อักษร	Extre(5d)(%ผิด)		Extre (10d)(%ผิด)		อักษร	Extre(5d)(%ผิด)		Extre(10d)(%ผิด)	
ก			ถ(7%)	ภ(8%)	ผ	ฝ(8%)		ฝ(13%)	
ค	ค(19%)	ต(7%)	ค(16%)	ต(13%)	ฝ	ป(9%)	ป(7%)	ฟ(7%)	
ง			ฎ(7%)		พ	ฟ(7%)	ผ(7%)	ฟ(9%)	
ช	ช(27%)		ช(29%)		ฟ	ป(10%)		ป(9%)	
ซ			ซ(7%)		ภ			ถ(10%)	
ฎ	ฎ(18%)		ฎ(24%)		ม	ม(13%)		ม(15%)	
ฏ	ฏ(22%)		ฏ(23%)		ว			จ(8%)	อ(7%)
ฑ			ฑ(7%)		ห	ท(11%)		ท(17%)	
ณ	ณ(16%)		ณ(15%)		อ			จ(7%)	
ด	ด(18%)		ก(8%)	ต(24%)					
ถ	ถ(15%)		ก(13%)	ภ(17%)					
ค			ค(7%)						
ท	ท(11%)		ท(12%)						

สรุปผลของการรู้จำผิดที่มีเปอร์เซ็นต์สูง เช่น (ค, ด, ต) (ช, ซ) (ฎ, ฏ) (ณ, ณ) (ด, ต) (ถ, ก, ภ) (ท, ท) (ผ, ฝ) (ม, ม) (ห, ท) เกิดจากลักษณะของตัวอักษรที่ใกล้เคียงกัน โดยเฉพาะเมื่อวัดระยะห่างระหว่างจุดที่มีระยะ 10 หน่วย (Euclidean distance) จะมีผลการรู้จำผิดมากกว่าระยะ 5 หน่วย เนื่องจากระยะยิ่งห่างมากขึ้นทำให้ตัวอักษรสูญเสียลักษณะเฉพาะไป เช่น ค กับ ต ,ภ กับ ถ ,พ กับ ฝ เป็นต้น ดูรายละเอียดเพิ่มเติมของลักษณะอักษรที่รู้จำผิดได้ ตามตารางที่ ก.8

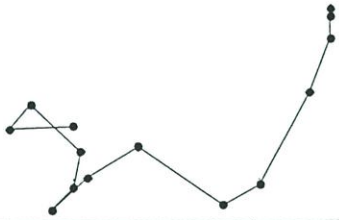
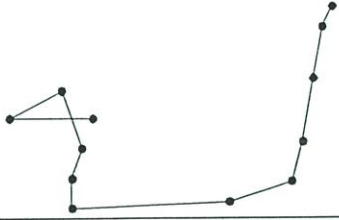
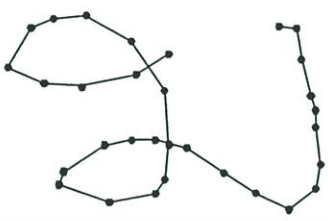
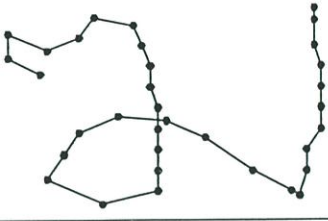

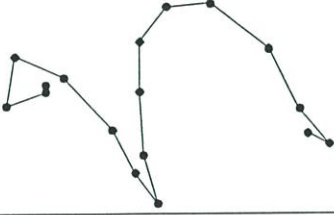
ตารางที่ ก.8 ตัวอย่างอักษรที่รู้จำผิดด้วยการลดจำนวนจุดแบบ Extreme(5d)

ตัวทดสอบ	ตัวต้นแบบ
<p data-bbox="435 311 535 345">ค-18625</p> 	<p data-bbox="964 311 1049 345">ค-6056</p> 
<p data-bbox="444 599 526 632">ช-2866</p> 	<p data-bbox="964 599 1049 632">ช-3525</p> 
<p data-bbox="444 862 526 895">ฎ-4167</p> 	<p data-bbox="964 862 1049 895">ฎ-4551</p> 
<p data-bbox="444 1130 526 1163">ฎ-4557</p> 	<p data-bbox="964 1130 1049 1163">ฎ-4220</p> 
<p data-bbox="444 1402 526 1435">ณ-5767</p> 	<p data-bbox="964 1402 1049 1435">ณ-3771</p> 

ตารางที่ ก.8 ตัวอย่างอักษรที่รู้จักผิดด้วยการลดจำนวนจุดแบบ Extreme(5d)(ต่อ)

ตัวทดสอบ	ตัวต้นแบบ
<p data-bbox="435 311 530 340">ค-6559</p> 	<p data-bbox="964 311 1059 340">ค-20961</p> 
<p data-bbox="439 592 526 621">ค-6968</p> 	<p data-bbox="964 592 1059 621">ค-10947</p> 
<p data-bbox="439 873 526 902">ค-7370</p> 	<p data-bbox="969 873 1059 902">ค-4975</p> 
<p data-bbox="439 1132 526 1161">ค-9283</p> 	<p data-bbox="969 1132 1059 1161">ค-9659</p> 
<p data-bbox="439 1380 526 1409">ค-9856</p>	<p data-bbox="969 1380 1059 1409">ค-8819</p>
	
<p data-bbox="435 1661 530 1689">ค-21522</p> 	<p data-bbox="964 1661 1059 1689">ค-21585</p> 

ตารางที่ ก.8 ตัวอย่างอักษรที่รู้จำผิดด้วยการลดจำนวนจุดแบบ Extreme(5d)(ต่อ)

ตัวทดสอบ	ตัวต้นแบบ
<p data-bbox="430 305 532 338">ฟ-10412</p> 	<p data-bbox="960 305 1061 338">ป-21312</p> 
<p data-bbox="430 586 532 619">ม-11298</p> 	<p data-bbox="960 586 1061 619">ม-15122</p> 
<p data-bbox="430 867 532 900">ท-13365</p> 	<p data-bbox="960 867 1061 900">ท-7365</p> 





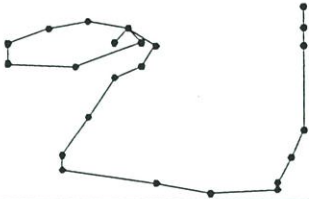
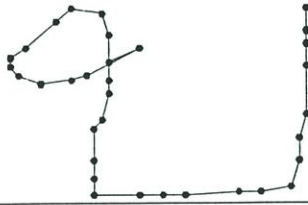

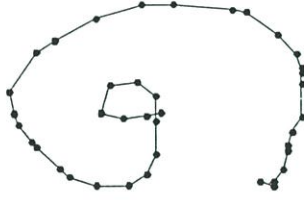
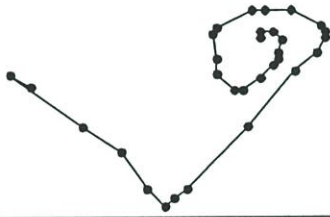

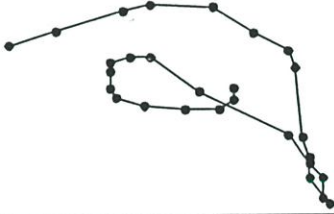
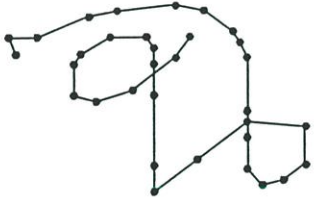
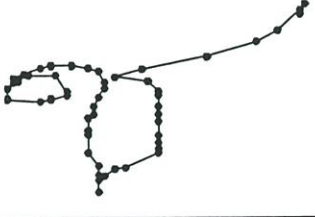
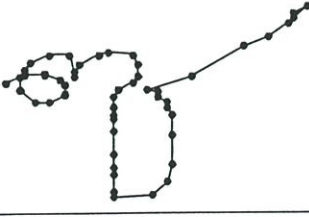

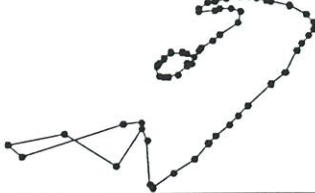
ผลการรู้จำผิดจากการลดจำนวนจุดด้วยวิธีหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ m1\_M2 และ m1\_M3 ได้ผลการเปรียบเทียบการรู้จำผิดเกิน 7 เปอร์เซ็นต์ดังตารางที่ ก.11

ตารางที่ ก.11 ตัวอักษรที่รู้จำผิดตั้งแต่ 7 เปอร์เซ็นต์ด้วยการลดจำนวนจุดแบบหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

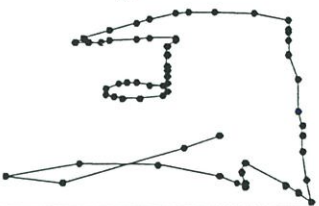
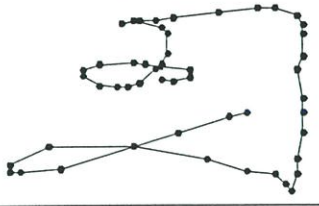
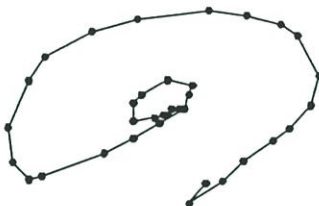

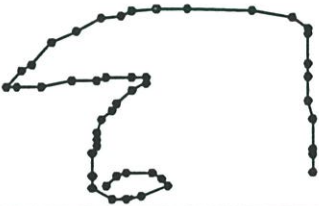
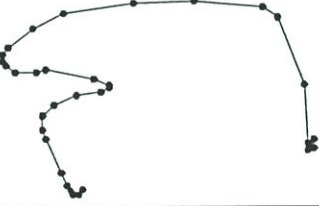
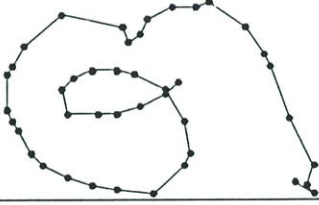
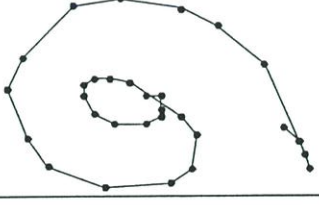


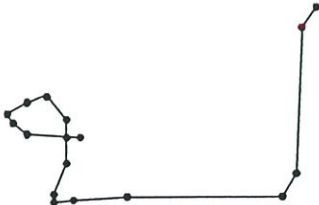

อักษร	m1_M2(%ผิด)		m1_M3(%ผิด)		อักษร	m1_M2(%ผิด)		m1_M3(%ผิด)	
ข	ข(8%)				ป	ป(7%)		ป(7%)	
ค	ค(13%)	ค(7%)	ค(11%)	ค(7%)	ผ			ผ(10%)	
ง	ง(9%)		ง(8%)		พ	พ(7%)		พ(7%)	
จ	จ(7%)				ฟ	ฟ(10%)		ฟ(10%)	
ช	ช(28%)		ช(30%)		ม	ม(9%)	ม(12%)	ม(8%)	ม(12%)
ฎ	ฎ(27%)		ฎ(25%)		ว	ว(9%)		ว(9%)	
ฏ	ฏ(20%)		ฏ(23%)		ห	ห(18%)		ห(19%)	
ค	ค(14%)		ค(9%)	ค(16%)					
ถ	ถ(7%)	ถ(15%)	ถ(11%)						
ด			ด(14%)						
ต	ต(10%)		ต(10%)						
ท	ท(13%)		ท(7%)						
บ			บ(7%)						

สรุปผลของการรู้จำผิดที่มีเปอร์เซ็นต์สูง เช่น (ค, ค, ค) (ช, ช) (ฎ, ฎ) (ฎ, ฎ) (ถ, ถ) (ท, ท) (ม, บ) (ห, ท) เกิดจากลักษณะของตัวอักษรที่มีลักษณะใกล้เคียงกัน รายละเอียดเพิ่มเติมของลักษณะอักษรที่รู้จำผิดได้ ตามตารางที่ ก.12

ตารางที่ ก.12 ตัวอย่างอักษรที่รู้จำผิดด้วยการลดจำนวนจุดแบบหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่  $m1\_M2$

ตัวทดสอบ	ตัวต้นแบบ
<p>ข-620</p> 	<p>บ-8615</p> 
<p>ค-1041</p> 	<p>ด-6001</p> 
<p>ง-1638</p> 	<p>ฉ-4575</p> 
<p>จ-20355</p> 	<p>ฉ-2604</p> 
<p>ช-2959</p> 	<p>ช-3360</p> 
<p>ฎ-4176</p> 	<p>ฎ-4575</p> 

ตารางที่ ก.12 ตัวอย่างอักษรที่รู้จำผิดด้วยการลดจำนวนจุดแบบหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่  $m1\_M2$  (ต่อ)

ตัวทดสอบ	ตัวต้นแบบ
<p>ฎ-4566</p> 	<p>ฎ-4220</p> 
<p>ด-6171</p> 	<p>ด-6574</p> 
<p>ถ-6959</p> 	<p>ถ-25</p> 
<p>ต-6497</p> 	<p>ต-6086</p> 
<p>ท-7428</p> 	<p>ท-4970</p> 
<p>ป-16969</p> 	<p>ป-17440</p> 

ตารางที่ ก.12 ตัวอย่างอักษรที่รู้จำผิดด้วยการลดจำนวนจุดแบบหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่  $m1\_M2$ (ต่อ)

ตัวทดสอบ	ตัวต้นแบบ
ฟ-10118	ฟ-10459
ฟ-10475	ป-8819
ม-17620	บ-16900
จ-13144	จ-2306
ท-13247	ท-7365







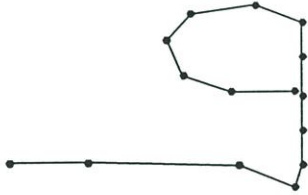
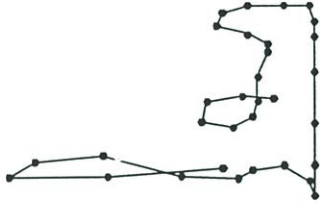
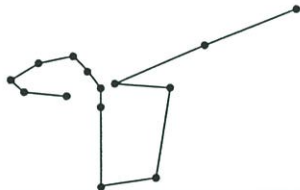
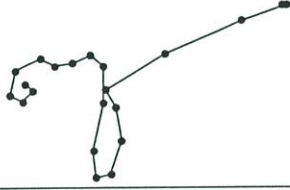
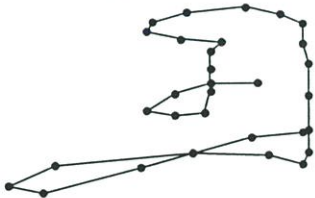
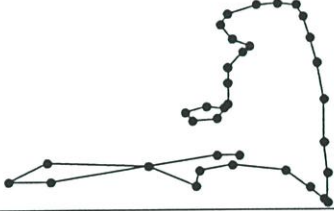

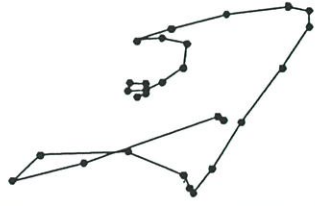
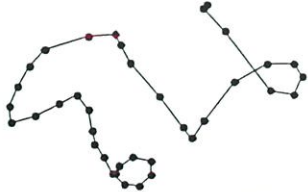

ผลการรู้จำผิดจากการลดจำนวนจุดด้วย Decimate Dec(2) และ Dec(5) ได้ผลการเปรียบเทียบตัวอักษรที่มีการรู้จำผิดเกิน 7 เปอร์เซ็นต์ดังตารางที่ ก.15

ตารางที่ ก.15 ตัวอักษรที่รู้จำผิดตั้งแต่ 7 เปอร์เซ็นต์ ด้วยการลดจำนวนจุดแบบ Decimate

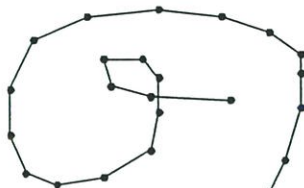




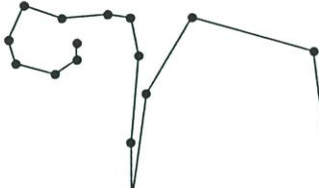



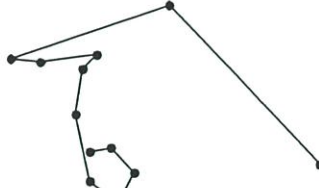


อักษร	Dec(2) (%ผิด)	Dec(5) (%ผิด)	อักษร	Dec(2) (%ผิด)	Dec(5) (%ผิด)
ค	ค(10%)	ค(16%)	ผ		ผ(10%)
ง	ง(7%)	ง(9%)	ภ		ภ(7%)
ช	ช(25%)	ช(30%)	ม	ม(15%)	ม(7%)
ฎ	ฎ(22%)	ฎ(20%)	ห	ห(9%)	ห(17%)
ฎ	ฎ(20%)	ฎ(23%)			
ณ	ณ(32%)				
ค	ค(16%)	ค (17%)			
ถ		ถ(11%)			
ท		ท(9%)			

สรุปผลการรู้จำผิดที่มีเปอร์เซ็นต์สูง เช่น (ค, ค) (ช, ช) (ฎ, ฎ) (ฎ, ฎ) (ณ, ณ) (ม, ม) (ห, ท) เกิดจากลักษณะของตัวอักษรที่มีลักษณะใกล้เคียงกัน รายละเอียดเพิ่มเติมของลักษณะอักษรที่รู้จำผิดได้ ตามตารางที่ ก.16

ตารางที่ ก.16 ตัวอย่างอักษรที่รู้จำผิดด้วยการลดจำนวนจุดแบบ Decimate Dec(5)

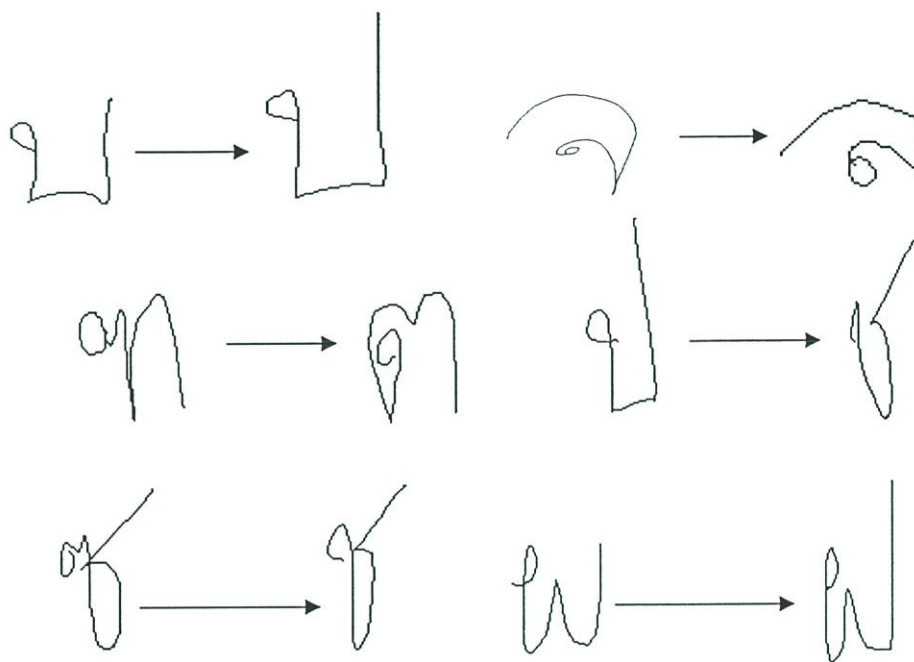
ตัวทดสอบ	ตัวต้นแบบ
<p>ก-1054</p> 	<p>ก-6149</p> 
<p>ง-20260</p> 	<p>ง-20703</p> 
<p>ช-15548</p> 	<p>ช-3268</p> 
<p>ฎ-20625</p> 	<p>ฎ-20696</p> 
<p>ฎ-4553</p> 	<p>ฎ-4152</p> 
<p>ณ-5767</p> 	<p>ณ-3771</p> 

ตารางที่ ก.16 ตัวอย่างอักษรที่รู้จำผิดด้วยการลดจำนวนจุดแบบ Decimate Dec(5)(ต่อ)

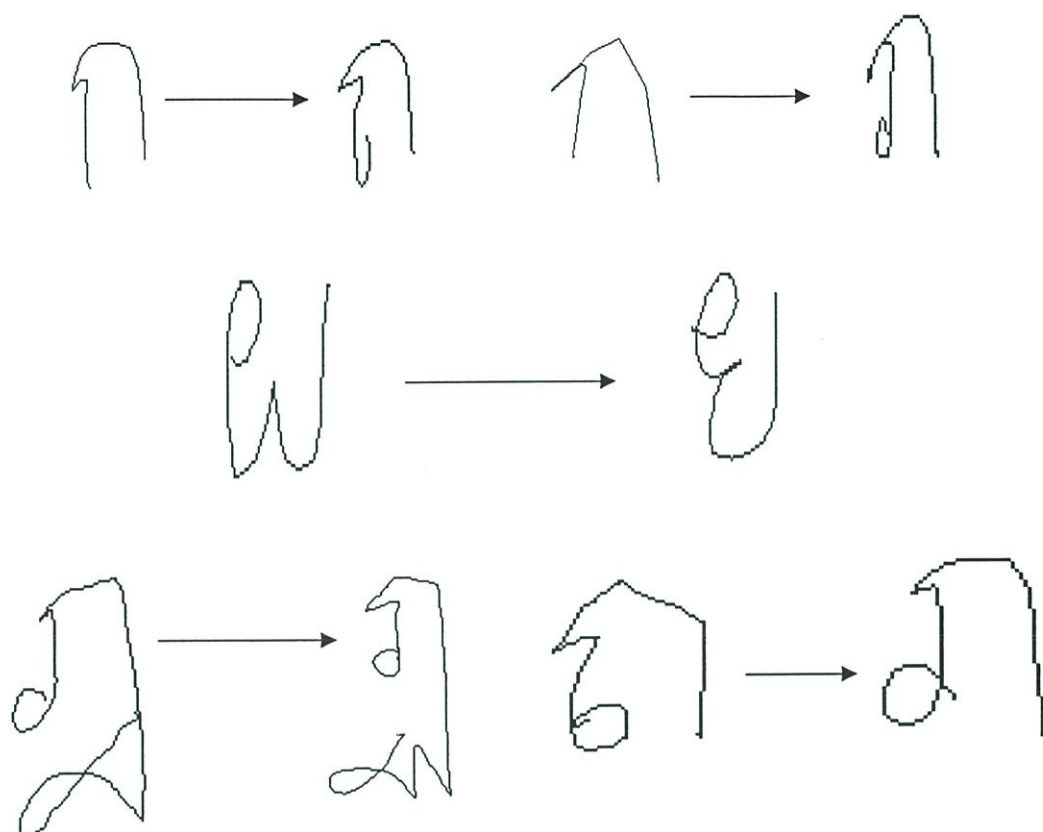
ตัวทดสอบ	ตัวต้นแบบ
<p>ค-20911</p> 	<p>ค-20961</p> 
<p>ฉ-6967</p> 	<p>ฉ-10947</p> 
<p>ท-16621</p> 	<p>ท-15994</p> 
<p>ผ-9577</p> 	<p>ผ-9722</p> 
<p>ภ-17507</p> 	<p>ภ-16470</p> 
<p>ม-11363</p> 	<p>ม-15122</p> 

### ลักษณะอักษรที่มีผลการรู้จำผิดสูง

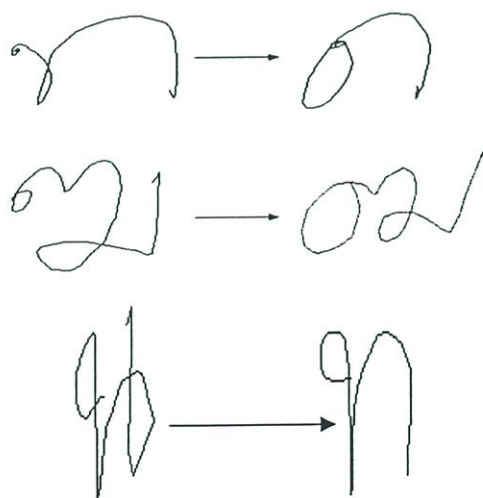
จากผลการทดลองทั้งสามวิธี ตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดนี้สามารถที่จะแยกได้สามกรณีคือ ตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดที่น่าจะผิด ตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดเพราะค่าที่ได้ใกล้เคียงกัน และตัวอักษรที่ผิดแบบคาดไม่ถึง และการรู้จำผิดเนื่องจากลักษณะของอักษรนำเข้ามีลักษณะเปลี่ยนไปจากรูปแบบเดิมมาก ดังแสดงใน รูปที่ ก.1, ก.2, และ ก.3



รูปที่ ก.1 แสดงตัวอักษรที่ผิดเพราะน่าจะผิด



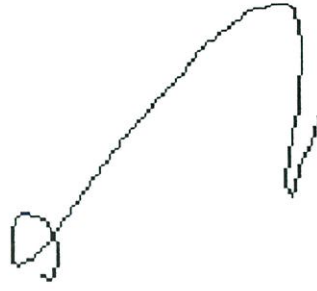
รูปที่ ก.2 แสดงตัวอักษรที่ผิดเพราะมีค่าใกล้เคียงกัน



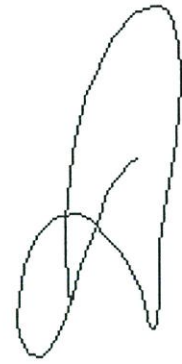
รูปที่ ก.3 แสดงตัวอักษรที่ผิดแบบนี้ไม่ถึง



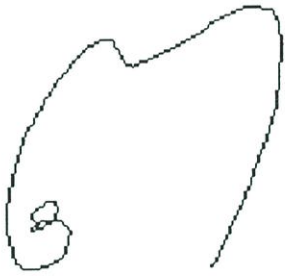
อักษร ฎ



อักษร ภ



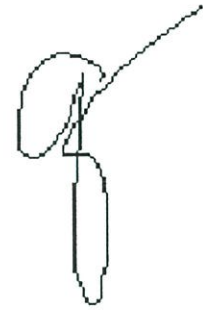
อักษร ฎ



อักษร ต



อักษร ข



อักษร ช

รูปที่ ก.4 แสดงตัวอักษรที่รู้จำผิดเพราะลักษณะผิดไปจากรูปเดิม

**ภาคผนวก ข**  
**ผลงานที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่**

# เทคนิคการลดจำนวนจุดของลายมือเขียนสำหรับการรู้จำที่ใช้วิธี Elastic Matching

## Down Sampling Technique for Handwriting Recognition Using Elastic Matching

ปริยาภรณ์ มีขนิทะ และบุญธีร์ เกรือตราชู

ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

E-mail: aoy88@yahoo.com, boontee@yahoo.com

### บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้ นำเสนอเทคนิคการลดจำนวนจุดข้อมูลของลายมือเขียนที่ใช้การรู้จำแบบ Elastic Matching เพื่อเพิ่มความเร็วในการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนแบบออนไลน์ การรู้จำด้วยวิธี Elastic Matching เป็นวิธีที่ให้ผลในการรู้จำดี มีข้อเสียคือใช้เวลาในการทำงานนาน การลดจำนวนจุดก่อนเข้าสู่กระบวนการรู้จำ เป็นวิธีหนึ่งในการเพิ่มความเร็วของการรู้จำ

เริ่มจากการรับข้อมูลจุดตามแนวการเขียนพิกัด  $x, y$  ผ่านมาทางอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ จากนั้นนำข้อมูลมาลดจำนวนจุด (Down Sampling) ในงานวิจัยนี้ได้เปรียบเทียบวิธีการลดจำนวนจุดแบบต่างๆ เพื่อหาวิธีที่เหมาะสมกับลายมือเขียนอักษรภาษาไทย โดยวิธีที่เหมาะสมจะต้องลดจำนวนจุดได้มากแต่ยังคงให้อัตราการรู้จำสูง

ผลการทดลองของลายมือเขียนอักษรภาษาไทยเป็นตัวแทนแบบ 687 ตัว สุ่มทดสอบ 10,677 ตัว วิธีที่ได้ผลการรู้จำสูงสุด และใช้เวลาน้อยที่สุด กับชุดทดสอบลายมือเขียนอักษรภาษาไทย คือการลดจำนวนจุดลงแบบทีเนียร์ (decimate) โดยเก็บทุกๆ จุดที่ 5 สามารถลดจำนวนจุดได้ถึง 78.54 % และยังคงให้ความถูกต้อง 87.15 % ในขณะที่ถ้าไม่ลดจำนวนจุดเราจะได้ความถูกต้องเป็น 90.99 %

### Abstract

This research describes the technique of down sampling of Thai handwritten character for the elastic matching recognition. The purpose of down sampling is to speed up online Elastic Matching recognition system. The elastic matching recognition has been used widely due to its simplicity and its high recognition rate. The main disadvantage of this method is its time-consuming. The reduction of sampling points is the direct way to reduce the timing

The system takes data from electronics devices in the  $x, y$  coordinate format and down sampling them to reduce the number of data points. The main constraint of this reduction is the trade off between recognition time and recognition accuracy. We try to find the method that yield lower number of points while maintain good recognition results. From our experiments of 687 prototypes with 10,677 test characters, the linear decimate technique, which sampling every 5 points, perform the best with 87.15% accuracy and down sampling points to 78.54 % of its original handwritten. This accuracy just has 2 % less than original handwritten recognition without down sampling (90.99%).

Keywords: Down Sampling Technique, Elastic Matching

### 1. บทนำ

งานวิจัยด้านการรู้จำลายมือเขียน มีงานวิจัยออกมาหลายงาน [1] [2] รวมถึงการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยแบบออนไลน์ [3] และได้กลายมาเป็นทางเลือกที่สำคัญ

สำหรับการป้อนข้อมูลเข้าสู่อุปกรณ์พกพาต่างๆ ไม่ว่าจะเป็นคอมพิวเตอร์พกพา (Personal Digital Assistance) รวมถึงอุปกรณ์สื่อสารต่าง ๆ ที่มีขนาดเล็กลง สิ่งสำคัญสำหรับงานวิจัยทางด้านนี้คือ ความรวดเร็วในการรู้จำโดยยังคงความถูกต้องของข้อมูลไว้

การรู้จำมีหลายวิธี การจะเลือกใช้วิธีใดจึงขึ้นอยู่กับลักษณะเฉพาะของข้อมูลนำเข้า ถ้าข้อมูลนำเข้าเป็นแบบลำดับต่อเนื่อง การรู้จำนิยมใช้วิธี HMM (Hidden Markov Model) ส่วนข้อมูลที่นำเข้าแบบไม่มีลำดับต่อเนื่องสามารถใช้วิธี Neural Network ปัญหาของการรู้จำคือต้องการให้เปอร์เซ็นต์การรู้จำดี วิธีการรู้จำจึงควรใช้กับข้อมูล (feature) ที่มีความแตกต่างกันมากระหว่างตัวอักษรคนละตัว แต่มีความเหมือนกันสำหรับตัวอักษรแบบเดียวกัน ถึงแม้จะเขียนไม่เหมือนกันบ้าง ดังนั้น การเลือกใช้ข้อมูล (feature selection) จึงมีความสำคัญมากในการทำการรู้จำ งานวิจัยลายมือเขียนเป็นจำนวนมากนิยมใช้วิธี Elastic matching [5] อย่างแพร่หลาย เพราะไม่จำเป็นต้องกำหนดชนิดข้อมูล สำหรับการรู้จำ (feature selection) สามารถใช้เทียบจุดที่ได้จากการ sampling ของตัวอักษรระหว่างการเขียนได้

Elastic Matching เป็นการจับคู่กันระหว่างข้อมูลที่นำเข้านำเข้ากับตัวค้นแบบ ครอบคลุมที่ข้อมูลนำเข้าไม่ห่างจากตัวค้นแบบมากนัก วิธีการนี้ก็ยังทำงานได้ดี นอกจากนั้นตัวที่คล้ายยังสามารถเอากลับมาเป็นตัวค้นแบบได้ และในกรณีตัวค้นแบบที่มีอยู่บางตัวไม่ถูกเลือกใช้งาน หรือถูกเลือกใช้งานน้อย ก็สามารถลบออกจากชุดค้นแบบได้ [4] เพื่อให้ตัวค้นแบบที่มีอยู่ลดลง ทำให้การรู้จำทำงานได้เร็วขึ้น เปอร์เซนต์การรู้จำสูงขึ้น ในขณะที่การรู้จำบางวิธีถ้าข้อมูลที่นำเข้ามีลักษณะไม่ดีพอ ผลการรู้จำอาจผิดได้

Elastic Matching ปรับตัวได้ดีกับข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน จึงทำให้เป็นวิธีที่นิยมใช้ในการรู้จำ

ข้อเสียของวิธีนี้คือ ใช้เวลาในการรู้จำนาน เนื่องจากจะต้องเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างจุดต่อจุด ทุกจุด ระหว่างข้อมูลนำเข้ากับข้อมูลทุกตัวในชุดค้นแบบ ถ้าต้องการให้เปอร์เซนต์การรู้จำถูกต้อง ก็ต้องมีชุดค้นแบบจำนวนมากขึ้น การที่ชุดค้นแบบมีจำนวนมาก การรู้จำก็ใช้เวลานานขึ้น ดังนั้นการจะลดเวลาในการรู้จำ แต่ยังคงให้ความถูกต้องได้ดี และมีตัวค้นแบบที่หลากหลายเหมือนเดิมเป็นจุดประสงค์หลักของการทำงานวิจัยนี้ โดยจะใช้วิธีลดจำนวนจุดของข้อมูลนำเข้าและตัวค้นแบบลง

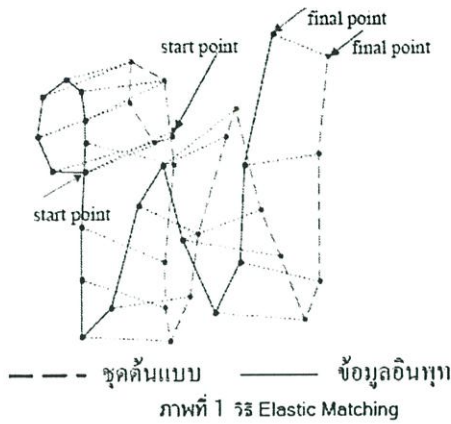
เนื้อหาของบทความเริ่มด้วย หัวข้อที่ 2 กล่าวถึงลักษณะของตัวอักษรในภาษาไทย หัวข้อที่ 3 วิธี Elastic Matching หัวข้อที่ 4 วิธีการลดจำนวนจุดแบบต่าง ๆ หัวข้อที่ 5 เป็นการทดลองและผล หัวข้อที่ 6 เป็นบทสรุป

## 2. คุณสมบัติของตัวอักษรภาษาไทย

ตัวอักษรภาษาไทย มีลักษณะค่อนข้างซับซ้อนและความใกล้เคียงกันมาก ระหว่างตัวอักษรบางกลุ่มมากกว่าภาษาอื่นๆ เช่นอักษรภาษาไทยส่วนมากจะมีหัว เช่น ข ก ง จ มีหยักเช่น ช ฌ ค ฅ และ มีกลุ่มอักษรที่ใกล้เคียงกัน เช่น พ ฟ , ค ต , ซ ช, ก ฉ, ผ ฝ เป็นต้น ทำให้เกิดปัญหาหลังจากลดจำนวนจุดลง จะทำให้คุณสมบัติเฉพาะของอักษรหายไป ทำให้การรู้จำผิดพลาดได้ ลักษณะเฉพาะของตัวอักษรในแต่ละภาษาไม่เหมือนกัน การลดจำนวนจุดในแต่ละภาษาจึงแตกต่างกัน งานวิจัยนี้จึงศึกษาว่าวิธีไหนเป็นวิธีที่เหมาะสม กับการลดจำนวนจุดของตัวอักษรภาษาไทย โดยที่ยังให้เปอร์เซนต์การรู้จำสูง

3. วิธีการรู้จำโดยใช้ Elastic Matching (EM)[5]

ข้อมูลนำเข้าที่ผ่านการลดจุดมาแล้ว ถูกนำไปเปรียบเทียบกับข้อมูลในชุดค้นแบบ โดยใช้การวัดค่าความแตกต่างด้วย Square Euclidean ตามวิธี EM

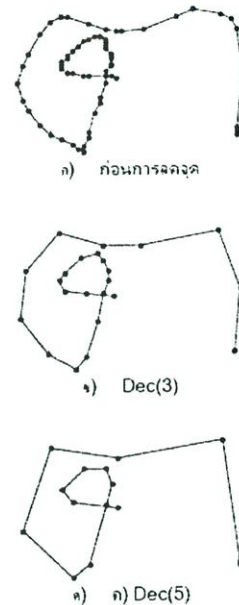


EM เริ่มการจับคู่ระหว่างตัวค้นแบบกับข้อมูลนำเข้า จุดแรกกับจุดแรก จุดสุดท้ายกับจุดสุดท้าย หลังจากนั้นจุดภายในระหว่างตัวค้นแบบกับข้อมูลนำเข้า จะถูกจับคู่กัน โดยมีเงื่อนไขว่า ข้อมูลทุกจุดของทั้งสองตัวจะต้องถูกจับคู่ตามลำดับการเข้ามาของข้อมูล จะไม่มีการไขว้กันของจุด โดยแต่ละจุดสามารถจับคู่กันได้มากกว่า 1 จุด ขึ้นอยู่กับว่าจุดนั้นอยู่ใกล้กับจุดใดมากที่สุด หลังจากนั้น หากค่าผลรวมของระยะทางระหว่างจุดข้อมูลที่จับคู่กัน ของตัวอักษรผลรวมระยะทางของตัวอักษรคู่ใดมีค่าน้อยที่สุด การรู้จำจะรู้จำเป็นตัวอักษรตัวค้นแบบที่นำไปเทียบ จุดเด่นของวิธีนี้ คือจำนวนจุดของข้อมูลที่นำเข้ากับจุดของชุดค้นแบบไม่จำเป็นต้องมีจำนวนจุดเท่ากัน

4. เทคนิคการลดจุด (Down Sampling Method)

ในงานวิจัยนี้ ทำการเปรียบเทียบ วิธีการลดจำนวนจุด 3 วิธี

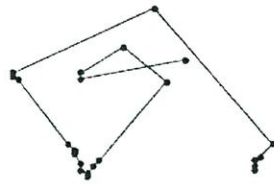
วิธีที่ 1 Decimate (Dec (n)) [6] จำนวนจุดข้อมูลจะถูกลดด้วยการ sampling แบบลิเนียร์ โดยจะเก็บทุกๆ ลำดับ (n+1) จุดข้อมูลที่ระหว่างตำแหน่ง n+1 จะไม่นำมาเก็บ ถ้าจำนวนข้อมูลน้อยกว่า n+1 จุด จะเก็บเพียงจุดเริ่มต้น และจุดสุดท้ายเท่านั้น



ภาพที่ 2 ก่อนและหลังการลดจุดแบบ Decimate

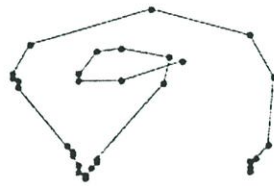
วิธีที่ 2 Extreme Points ( Extreme(d) ) [6] เป็นวิธีการลดจุดด้วยการ sampling แบบ นอนลิเนียร์ เก็บทุกจุดที่มีการเปลี่ยนทิศของการเขียนไปจากทิศเดิม เช่น x , y เปลี่ยน หรือทั้ง x และ y เปลี่ยน จากแนวการเขียนเดิม ภาพที่ 3 (ข)





ข) จุดที่เหลือหลังวิธี Extreme

ในกรณีที่มีข้อมูลนำเข้ามีความโค้งมาก จุดที่ก็มีน้อยสามารถเพิ่มรายละเอียดของจุดประกอบให้มากขึ้น เช่น หลังจากเจอจุดเปลี่ยนแล้ว ให้เก็บจุดทุกๆ  $n$  จุดไว้



ค) เก็บทุกๆ 5 จุดหลังจาก Extreme

ในกรณีที่เขียนช้า หรือการเขียนมีหยักมาก จุดที่เหลืออยู่ยังมีระยะใกล้กันอยู่ ให้เลือกเก็บเฉพาะจุดที่มีระยะห่างระหว่างจุดที่มีระยะมากกว่าหรือเท่ากับ  $d$  หน่วย

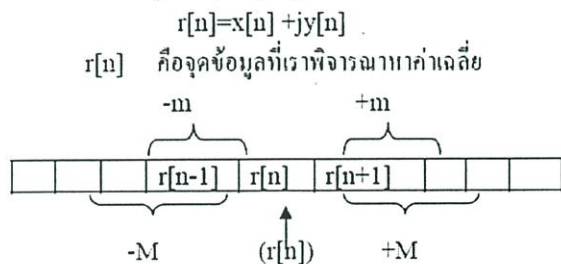


จ).Extreme\_10d

ภาพที่ 3 ก่อนหลังการลดจุดแบบ Extreme

วิธีสุดท้ายคือ การหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving average) [7] เป็นการหาจุดมุม(Corner Point) โดยจุดมุมคือจุดหักที่เราจะเก็บเป็นจุดเปลี่ยนหลัก ในการหาจุดมุม

นั่นถ้าสนใจเพียงแต่การนำค่าในแกน  $x$  และ แกน  $y$  มาลบกันเพียงอย่างเดียว จะเกิดปัญหาในกรณีที่จุดอยู่ห่างกันมาก ทำให้ขาดจุดที่เป็นโครงร่างของข้อมูลสำหรับทำ matching เช่น วิธี Extreme การหาจุดมุมด้วยวิธีการหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ของข้อมูลในทิส  $x$  และ ทิส  $y$  โดยถ้าข้อมูลอยู่ในแนวอนค่า  $x$  เปลี่ยน แต่ค่า  $y$  ไม่เปลี่ยน เส้นที่อยู่บนเส้นดังกล่าว  $y$  เปลี่ยนค่า  $x$  ไม่เปลี่ยน หรือถ้าอยู่ในแนวเส้นเฉียงค่า  $x$  และ  $y$  เปลี่ยนทั้งคู่ แต่เปลี่ยนด้วยอัตราคงที่ การเปลี่ยนแปลงของข้อมูลเหล่านี้ยังถือว่าไม่ใช่จุดมุม การดูว่าจุดใดเป็นจุดมุมจะดูที่อัตราการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่อยู่รอบๆ จุดที่เราพิจารณาในในช่วงสั้น( $m$ ) และ ช่วงยาว ( $M$ ) ถ้าค่าเฉลี่ยของจุดใดๆ ที่อยู่ระหว่างจุดนั้นด้วยระยะ  $-m$  ถึง  $+m$  มีค่าเท่ากับค่าเฉลี่ยของข้อมูลจุดนั้นในระยะ  $-M$  ถึง  $+M$  แสดงว่าจุดนั้นไม่ใช่จุดเปลี่ยนในทางกลับกัน ถ้าค่าเฉลี่ยของข้อมูลจากระยะห่าง  $-m$  ถึง  $+m$  เทียบกับ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลทีระยะห่าง  $-M$  ถึง  $+M$  มีค่าต่างกัน เราจะได้ จุดนั้นมีการเปลี่ยนทิศการเขียนไปจากแนวเดิม เราจะเลือกจุดที่มีการเปลี่ยนแปลงสูงสุด (local maximum) เมื่อเทียบกับจุดข้าง ๆ เป็นจุดมุม โดยกำหนดให้ข้อมูลอื่นทุกอย่างในรูป



ภาพที่ 4 แสดงตำแหน่งและจุดที่ต้องการหาค่าเฉลี่ย

จากภาพที่ 4 หาค่าเฉลี่ยของข้อมูลจุดที่จุด  $n$  ได้จากสมการ (1) และ (2)



$$r_{01}[n] = \frac{1}{2m+1} \sum_{k=-m}^m r[n-k] \quad n=1, 2, \dots, N \quad (1)$$

$$r_{02}[n] = \frac{1}{2M+1} \sum_{k=-M}^M r[n-k] \quad n=1, 2, \dots, N \quad (2)$$

หลังจากนั้นหาค่าความแตกต่างในแต่ละจุดด้วยสมการ (3)

$$d[n] = |r_{02}[n] - r_{01}[n]| \quad n=1, 2, \dots, N \quad (3)$$

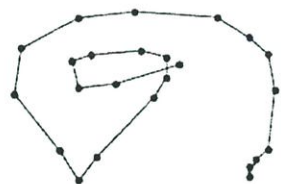
จากค่า  $d[n]$  เลือกจุดที่เป็น local maximum ของข้อมูล ลำดับ  $d[n]$  เป็นจุดหลัก



ก) ก่อนลดจำนวน



ข) m=1 และ M=2



ค) m=1 และ M=5

ภาพที่ 5 แสดงการลดจำนวนจุดแบบ Moving Average

### 5. การทดลอง

ในการทดลองใช้ฐานข้อมูลตัวอักษรเดียวกันในการสร้างตัวต้นแบบและสร้างตัวอย่างในการทดสอบ ตัว

ต้นแบบนั้นไม่มีต้นแบบที่เหมือนกับตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบ ข้อมูลที่เหลือจากการลด และผลการรู้จำแสดงในตารางที่ 1

#### 5.1 ผลการทดลอง

ข้อมูลทดลองประกอบด้วย ตัวอักษรภาษาไทยที่เขียนด้วยสไตโรกเป็นต้นแบบจำนวน 687 ตัว ตัวทดสอบ จำนวน 10,677 ตัว การทดลองทำบนเครื่อง Notebook mobile AMD Athlon(tm) 4 995 MHz, 96 MB

ตารางที่ 1 เปรียบเทียบผลหลังการลดจุด

Preprocess	Point(จุด)	%จุดเหลือ	%Recog
None	955,596	100	90.99
Dec(1)	491,142	51	90.76
Dec(4)	206,054	22	87.15
Dec(5)	174,406	18	83.96
Dec(6)	151,764	16	82.47
Dec(7)	134,772	14	80.18
Extre	231,005	24	73.51
Extre_5P	330,811	35	84.77
Extre(5)	241,141	25	87.18
Extre(7)	208,175	22	85.82
Extre(15)	128,193	13	78.81
m1_M2	306,310	32	87.89
m1_M3	291,317	30	86.62
m1_M5	254,739	27	84.28
m2_M4	276,343	29	86.14
m2_M5	259,017	27	84.77

- None หมายถึง ข้อมูลไม่ได้ผ่านการลดจุด

- Point คือจุดทั้งหมดของตัวอักษรทดสอบ

- Dec(n) คือเก็บทุก ๆ n+1 จุดไว้
- Extre คือดึงเฉพาะจุดที่เป็น extreme point
- Extre\_5p เก็บจุดเพิ่มทุก ๆ 5 จุดหลังทำ Extre
- Extreme(d) หลังจาก Extre\_5p ตรวจสอบระยะห่างระหว่างจุดต้องมากกว่าหรือเท่ากับ d หน่วย
- m\_M หาจุดมุมด้วยวิธีหาค่าเฉลี่ย (i < j เสมอ)

## 6. สรุป

จากผลจากการทดลอง สรุปได้ว่าปัจจัยที่ส่งผลต่อการรู้จำมีอยู่หลายอย่าง เช่นความเร็วในการ Sampling ข้อมูลของอุปกรณ์นำเข้า การเขียนเร็วหรือช้า สไตล์การเขียนของแต่ละบุคคล ส่งผลให้การรู้จำผิดพลาด ในงานวิจัยนี้ได้ทดลองกับข้อมูลชุดเดียวกันทั้ง 3 วิธี ผลการรู้จำที่ผิดพลาดมากจะเกิดกับตัวอักษรที่มีลักษณะคล้ายๆกัน

ผลการทดลอง เปรียบเทียบจำนวนเปอร์เซ็นต์ของจุดที่เหลือที่จำนวนเท่าๆ กัน เปอร์เซ็นต์การรู้จำด้วยการลดจำนวนจุดแบบ Decimate ที่เก็บจำนวนจุดทุก ๆ 5 จุด มีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีอื่น สาเหตุเนื่องมาจากตัวอักษรที่เขียนมีขนาดเล็ก เขียนช้า การเลือกเอาจุดเป็นระยะห่างเท่าๆกัน ไม่ส่งผลต่อการรู้จำมาก โดยข้อดีของวิธีนี้คือจำนวนจุดจะถูกลดลงเป็นอัตราส่วนแบบลิเนียร์

ในกรณีที่ข้อมูลนำเข้า มีการเขียนเร็ว การลดจุดแบบลิเนียร์ โดยที่ไม่สนใจลักษณะเฉพาะของข้อมูล อาจทำให้ข้อมูลที่เป็จุดสำคัญนั้นหายไป ส่งผลให้การรู้จำผิดพลาด และในกรณีที่จำนวนจุดนำเข้ามีจำนวนน้อย ถ้าเราใช้วิธีลดจำนวนจุดแบบลิเนียร์ จะทำให้จำนวนจุดที่เหลือไม่เพียงพอสำหรับการ matching ทำให้การรู้จำมีความผิดพลาดสูงได้

## 7. เอกสารอ้างอิง

- [1] P.Phokharatkul,K "Off-Line Hand written Thai Character Recognition using Anr\_Miner Algorithm",Transaction on Engineering computing and Technology,Vol.8, Oct 2005
- [2] Roongroj Nopsuwanchai and Dan Povey. Discriminative "Training for HMM-Based Offline Handwritten Character Recognition." In the Proceedings of the 7th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR '03), Edinburgh, Scotland ,volume 1,August 2003. pp. 114-118
- [3] Sutat Sae-Tang, Ithipan Methaste, " Thai Online Handwritten Character Recognition Using Windowing Backpropagation Neural Networks" MIC2002, Innsbruck, Austria , 2002.
- [4] Vuokko Vuori. "Adaptive Methods for On-Line Recognition of Isolated Handwritten Characters". Doctoral Thesis, Helsinki University of Technology, 2002.
- [5] N. Matsumoto., S.Uchida, and H. Sakoe, "Prototype setting for elastic matching-based image pattern recognition". Vol.1,Aug. 2004 .pp. 224- 227
- [6] Vuokko Vuori. "Speed up On-line Recognition of Handwritten Characters by Pruning the Prototype Set". Proceedings of the Sixth International Conference on Document Analysis and Recognition, Seattle, 2001.
- [7] PEI Soo-Chang. "Corner Point Detection using Nest Moving Average". Pattern Recognition, Vol. 27, No.11 1994.

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นางสาวปรียาภรณ์ มัชฌิกะ
เดือน ปีเกิด	กรกฎาคม 2509 ที่ จังหวัดนครศรีธรรมราช
ที่อยู่	เลขที่ 2 บ้านพักข้าราชการมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลกรุงเทพ ถ.นราธิวาสราชนครินทร์ พุ้มหามาเมฆ สาทร กทม. 10120 โทร 02-6762528 email : aoy88@yahoo.com
ประวัติการศึกษา	- 2531 ครุศาสตร์อุตสาหกรรมบัณฑิต (ไฟฟ้า-สื่อสาร) วิทยาลัยเทคโนโลยีและอาชีวศึกษา วิทยาเขตเทเวศร์ - 2540 วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า-อิเล็กทรอนิกส์ สถาบันเทคโนโลยีราชมงคล รัตนบุรี
ประวัติการทำงาน	
พ.ศ. 2531-2533	ตำแหน่ง Senior Operator บริษัท PCTT ประเทศไทยจำกัด
พ.ศ. 2533 – ปัจจุบัน	ตำแหน่ง อาจารย์ระดับ 7 มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลกรุงเทพ