การรู้จำตัวอักษรเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ล

นายจามร ติรยานนท์

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2543
ISBN 974-13-0279-7
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

THE RECOGNITION OF HANDWRITTEN THAI CHARACTERS USING SCANNING N-TUPLE METHOD

Mr. Jamorn Tirayanont

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

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

Department of Electrical Engineering
Faculty of Engineering
Chulalongkorn University

Academic Year 2000
ISBN 974-13-0279-7

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การรู้จำตัวอักษรเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ล
โดย	นายจามร ติรยานนท์
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ที่ปรึกษา	รองศาสตราจารย์ ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญามหาบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(ศาสตราจารย์ ดร.สมศักดิ์ ปัญญาแก้ว)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุดาพร ลักษณียนาวิน)

..... อาจารย์ที่ปรึกษา
(รองศาสตราจารย์ ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล)

..... กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ วิวัฒน์ วัฒนาวุฒิ)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

จามร ติรยานนท์ : การรู้จำตัวอักษรเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ล. (The Recognition of Handwritten Thai Characters Using Scanning n-tuple Method) อ. ที่ปรึกษา : รศ. ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล, 106 หน้า. ISBN 974-13-0279-7.

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีวัตถุประสงค์ในการนำเสนอวิธีสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ลสำหรับการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนภาษาไทยจากคำแบบเชื่อมตรง โดยจุดคู่ลำดับของตัวอักษรจะถูกเข้ารหัสลูกโซ่ และใช้สแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ลหาแบบจำลองทางสถิติของตัวอักษร ในการจำแนกใช้ความน่าจะเป็นสูงสุด และใช้การตรวจสอบเงื่อนไข ได้แก่ ความสูงของตัวอักษรและระดับของตัวอักษร ความกว้างของตัวอักษร อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง ความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุด และการตรวจคุณลักษณะในบริเวณที่กำหนด มาช่วยในการแก้ปัญหาตัวอักษรที่มีความคล้ายกัน ในส่วนของการรู้จำระดับคำนั้นได้ใช้วิธีการหาคะแนนสูงสุด

ผลการทดสอบกระทำบนไมโครคอมพิวเตอร์ที่ใช้หน่วยประมวลผลกลางเป็นเพนเทียมทูความเร็ว 400 เมกกะเฮิร์ท และมีหน่วยความจำหลัก 128 เมกกะไบต์ การทดสอบระบบกับตัวอักษรตัวเดี่ยว 10,365 ตัวอักษร ซึ่งเขียนโดยผู้ทดสอบ 20 คน ได้อัตราการรู้จำร้อยละ 86.39 การรู้จำระดับคำซึ่งมีคำศัพท์จำนวน 91 คำ จากการเขียนโดยผู้ทดสอบ 20 คน รวมทั้งสิ้น 1,820 คำ ได้อัตราการรู้จำร้อยละ 99.67 ในกรณีที่ใช้ตัวอักษรตัวเดี่ยวที่รู้จำออกมาลำดับแรก และร้อยละ 100 ในกรณีที่ใช้ตัวอักษรตัวเดี่ยวที่รู้จำออกมา 3 ลำดับแรก โดยมีความเร็วในการฝึกฝนระบบประมาณ 380 ตัวอักษรต่อวินาที และความเร็วในการรู้จำประมาณ 23 ตัวอักษรต่อวินาที

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้า ลายมือชื่อนิสิต .....
สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา .....
ปีการศึกษา 2543 ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาร่วม .....

4270245221 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEY WORD: SCANNING N-TUPLE / ON-LINE / HANDWRITTEN THAI CHARACTER RECOGNITION

JAMORN TIRAYANONT : THE RECOGNITION OF HANDWRITTEN THAI CHARACTERS USING SCANNING N-TUPLE METHOD. THESIS ADVISOR : ASSOC. PROF. SOMCHAI JITAPUNKUL, Dr.Ing., 106 pp. ISBN 974-13-0279-7.

The purpose of this thesis is to propose the scanning n-tuple (sn-tuple) for on-line handwritten Thai character recognition from word script. The coordinates of characters were chain-coded to convert them to strings. Sn-tuple was then applied to build a statistical model for strings of each character class. Maximum-likelihood was used to classify the characters. To solve the wrong recognition problem of similar characters, condition checking was used i.e. the height and the baseline of the characters, the width of the characters, the ratio of the characters width to their height, the distance between the pen down point and the maximum point, and the consideration of the region. In the postprocessing, maximum score matching was used to recognize each word.

The system was executed on microcomputer of Pentium II 400 MHz and 128 Mbytes of RAM. Total single characters used were 10,365 characters from 20 persons. The recognition rate achieved 86.39%. The result of the script of 1,820 words collected from 91 written words per person was 99.67% in the first rank and 100% in the top-3 rank character recognition. The average speed in training was about 380 characters per second and in testing was about 23 characters per second.

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Department Electrical Engineering . Student's signature .....

Field of study Electrical Engineering . Advisor's signature .....

Academic year 2000 . Co-advisor's signature .....

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยความช่วยเหลืออย่างดียิ่งของ รองศาสตราจารย์ ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ซึ่งท่านได้ให้คำแนะนำ และข้อคิดเห็นต่างๆ ในการทำวิจัยมาด้วยดีโดยตลอด และขอขอบคุณบุคลากรทุกๆท่านในห้องปฏิบัติการวิจัยกรรมวิธีสัญญาณดิจิทัล (Digital Signal Processing Research Laboratory) และบุคลากรท่านอื่นๆที่ไม่ได้กล่าวถึง ณ ที่นี้ที่ช่วยให้ข้อแนะนำ และให้กำลังใจเสมอมา

สุดท้ายนี้ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา ซึ่งได้ให้การสนับสนุน และให้กำลังใจข้าพเจ้าเสมอมาจนสำเร็จการศึกษา

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... จ
กิตติกรรมประกาศ ..... ฉ
สารบัญตาราง ..... ฌ
สารบัญภาพ ..... ฎ
บทที่ 1 บทนำ
ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1
วัตถุประสงค์ของการวิจัย 2
เป้าหมายและขอบเขตของงานวิจัย 2
ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน 3
ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 3
บทที่ 2 แนวคิด ทฤษฎีและผลงานที่ผ่านมา
ทฤษฎีในการรู้จำ 4
กระบวนการรู้จำลายมือเขียน 5
งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนในต่างประเทศ 5
งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำตัวอักษรในประเทศไทย 8
ทฤษฎีการตัดสินใจแบบเบย์ส 13
เอ็น-ทูเปิ้ล 15
สแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ล 17
บทที่ 3 กระบวนการที่ใช้ในระบบการรู้จำแบบรูปลายมือเขียนภาษาไทย
ระบบการรู้จำแบบรูปลายมือเขียน 20
กระบวนการที่ใช้ในการรู้จำแบบรูปลายมือเขียน 21
1. กระบวนการแยกองค์ประกอบเป็นส่วนย่อยและกระบวนการก่อนหน้า 21
1.1 กระบวนการแยกองค์ประกอบเป็นส่วนย่อย 21
1.2 กระบวนการก่อนหน้า 23
2. การหาแบบจำลองของตัวอักษร 24
2.1 กระบวนการเข้ารหัสลูกโซ่ 24

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.2 สแกนนิ่งเอ็น-ทูเบิ้ล 25
3. การจำแนก 28
3.1 ใช้ความน่าจะเป็นสูงสุด 28
3.2 การตรวจสอบเงื่อนไข 29
4. การประมวลผลภายหลัง 31
บทที่ 4 ขั้นตอนการทดลอง ผลการทดลองและวิเคราะห์ผลการทดลอง
เครื่องมือที่ใช้วิจัย 32
อุปกรณ์ที่ใช้ 32
แหล่งที่มาของข้อมูล 32
ผลการทดลองและวิเคราะห์ผลการทดลอง 34
1. ผลการทดลองเพื่อหาค่า n และค่า offset 34
2. ผลการทดลองเพื่อหาค่า ε ที่เหมาะสม 36
3. ผลการทดลองเพื่อหาจำนวนที่จะนำมาฝึกฝนระบบที่เหมาะสม 50
4. ผลการทดลองเพื่อหาค่า n และค่า offset ครั้งที่ 2 53
5. ผลการทดลองเพื่อหาค่า ε ที่เหมาะสมครั้งที่ 2 54
6. ผลการทดลองเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ในการตรวจสอบเงื่อนไขภายหลังจาก
การตัดสินใจโดยใช้ความน่าจะเป็นสูงสุดครั้งที่ 2 55
7. ผลการทดลองเพื่อหาจำนวนที่จะนำมาฝึกฝนระบบที่เหมาะสมครั้งที่ 2 ...58
ผลการทดสอบระบบการรู้จำแบบรูปในกลุ่มทดสอบระบบ (กลุ่มที่ 2) 61
ผลการทดสอบระบบการรู้จำแบบรูปในกลุ่มทดสอบระบบ (กลุ่มที่ 2) ในส่วนของคำ ...62
บทที่ 5 สรุปและข้อเสนอแนะ 71
รายการอ้างอิง 74
ภาคผนวก
ภาคผนวก ก ตัวอย่างคำที่ใช้ในระบบรู้จำ 79
ภาคผนวก ข ตัวอย่างตัวอักษรตัวเดี่ยวที่ใช้ในระบบรู้จำ 95
ภาคผนวก ค ตัวอย่างรหัสลูกโซ่ 97
ประวัติผู้เขียน 106

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 4.1 ค่าร้อยละที่รู้จำถูกในการทดสอบสำหรับค่า n และค่า offset ต่างๆ 35
ตารางที่ 4.2 อัตราการรู้จำของการเลือกค่า n และค่า offset ที่ให้อัตราการรู้จำสูงสุดหลายค่ารวมกัน 35
ตารางที่ 4.3 อัตราการรู้จำที่ค่า ε ต่างๆ 36
ตารางที่ 4.4 ผลการทดสอบภายหลังจากที่ได้ค่า n และค่า offset รวมทั้งค่า ε ที่ทำให้อัตราการรู้จำมากที่สุด 38
ตารางที่ 4.5 ตัวอักษรที่รู้จำผิด 39
ตารางที่ 4.5(ต่อ) ตัวอักษรที่รู้จำผิด 40
ตารางที่ 4.6 ตัวอักษรที่รู้จำผิดจากปัญหาในกรณีที่ 1 41
ตารางที่ 4.7 ตัวอักษรที่รู้จำผิดจากปัญหาในกรณีที่ 3 47
ตารางที่ 4.7(ต่อ) ตัวอักษรที่รู้จำผิดจากปัญหาในกรณีที่ 3 48
ตารางที่ 4.8 ผลการทดสอบภายหลังจากที่ได้ค่าพารามิเตอร์และตรวจสอบเงื่อนไขที่เหมาะสม.52
ตารางที่ 4.9 ค่าร้อยละที่รู้จำถูกในการทดสอบสำหรับค่า n และค่า offset ที่มีค่าต่างๆครั้งที่ 2..53
ตารางที่ 4.10 อัตราการรู้จำของการเลือกค่า n และค่า offset ที่ให้อัตราการรู้จำสูงสุดหลายค่ารวมกันครั้งที่ 2 53
ตารางที่ 4.11 อัตราการรู้จำที่ค่า ε ต่างๆครั้งที่ 2 54
ตารางที่ 4.12 ผลการทดสอบภายหลังจากที่ได้ค่าพารามิเตอร์และตรวจสอบเงื่อนไขที่เหมาะสมครั้งที่ 2 60
ตารางที่ 4.13 ค่าร้อยละในการทดสอบการรู้จำของตัวอย่างทดสอบที่จำนวนต่างๆกัน 61
ตารางที่ 4.14 กลุ่มคำที่แบ่งตามจำนวนความยาวของคำ.....62
ตารางที่ 4.14 (ต่อ) กลุ่มคำที่แบ่งตามจำนวนความยาวของคำ 63
ตารางที่ 4.15 คำที่รู้จำผิด 63
ตารางที่ 4.16 คำที่รู้จำผิดในกรณีที่ใช้ตัวอักษรตัวเดียว 2 คำตอบ.....65
ตารางที่ 4.17 ความเร็วในการฝึกฝนระบบและทดสอบการรู้จำทั้งตัวอักษรตัวเดี่ยวและเป็นคำ (เป็นความเร็วที่ไม่รวมเวลาที่ใช้ในการโหลดข้อมูลลงในหน่วยความจำ) 66
ตารางที่ 4.18 ผลการทดสอบระบบการรู้จำแบบรูปในกลุ่มทดสอบระบบลำดับที่ 1 68

สารบัญตาราง (ต่อ)

หน้า

ตารางที่ 4.19 ผลการทดสอบระบบการรู้จำแบบรูปในกลุ่มทดสอบระบบลำดับที่ 2 69
ตารางที่ 4.20 ผลการทดสอบระบบการรู้จำแบบรูปในกลุ่มทดสอบระบบลำดับที่ 3 70

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญภาพ

หน้า

รูปที่ 2.1 ตัวอักษร ก ถ และ ภ ซึ่งมีความคล้ายกัน 11
รูปที่ 2.2 ตัวอักษร ช ซึ่งมีหลายรูปแบบ ซึ่งบางตัวอาจตัดสินใจผิดหรือไม่ตัดสินใจขึ้นอยู่กับลักษณะบ่งความต่างที่นำมาใช้ 12
รูปที่ 2.3 ตัวอย่างของการคำนวณค่าทูเปิ้ลสำหรับภาพไบนารี 15
รูปที่ 2.4 ขั้นตอนการทำรหัสลูกโซ่ตามเทคนิคที่เสนอโดย Lucas และ Amiri (1996) 17
รูปที่ 2.5 ตัวอย่างของค่า offset 18
รูปที่ 3.1 ระบบการรู้จำแบบรูปลายมือเขียน 20
รูปที่ 3.2 ตัวอย่างตัวอักษรที่สามารถเขียนโดยจรดปากกาได้มากกว่า 1 ครั้ง.....22
รูปที่ 3.3 คำที่ถูกแยกองค์ประกอบเป็นส่วนย่อยออกมาแล้ว 23
รูปที่ 3.4 การเข้ารหัสทิศทางโดยใช้เวกเตอร์ฟรีแมน 24
รูปที่ 3.5 ก) ภาพตัวอักษร ก ข) แนวทางเดินของตัวอักษร ก ค) รหัสลูกโซ่ของตัวอักษร ก 25
รูปที่ 3.6 การหาอัตราส่วนความกว้างต่อความสูง 30
รูปที่ 3.7 การหาความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุด 30
รูปที่ 3.8 การกำหนดบริเวณในการตรวจสอบ 31
รูปที่ 4.1 โปรแกรมที่ใช้ในการทดสอบและจัดเก็บข้อมูล 33
รูปที่ 4.2 กราฟอัตราการรู้จำเมื่อเลือกใช้ค่า n และค่า offset ที่ให้อัตราการรู้จำสูงสุดหลายค่ารวมกัน 36
รูปที่ 4.3 กราฟอัตราการรู้จำที่แปรค่ากับค่า ε 37
รูปที่ 4.4 การหาความสูงที่เหมาะสมสำหรับการจำแนก ข บ ป 42
รูปที่ 4.5 การหาอัตราส่วนความกว้างต่อความสูงที่เหมาะสม (k) 43
รูปที่ 4.6 การหาความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุดที่เหมาะสม (d) 44
รูปที่ 4.7 การหาความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุดที่เหมาะสม (d) 45
รูปที่ 4.8 การหาความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุดที่เหมาะสม (d) 46
รูปที่ 4.9 ตัวอักษร ร ซึ่งสามารถพิจารณาได้เป็นตัวอักษร ว กับส่วนที่เพิ่มขึ้นมา 46
รูปที่ 4.10 ตัวอักษร ฮ ซึ่งสามารถพิจารณาได้เป็นตัวอักษร อ กับส่วนที่เพิ่มขึ้นมา 47
รูปที่ 4.11 การกำหนดบริเวณที่อยู่ของจุดยกปากกาของตัวอักษร จ ฐ 48

สารบัญภาพ (ต่อ)

หน้า

รูปที่ 4.12 การกำหนดบริเวณที่อยู่ของจุดยกปากกาของตัวอักษร ร ว โดยที่ ว มีทิศการเขียนได้ 2 แบบ ดังนั้นจุดยกปากกาจึงต่างกัน 48
รูปที่ 4.13 การกำหนดบริเวณที่อยู่ของจุดยกปากกาของตัวอักษร อ ฮ 49
รูปที่ 4.14 การหาความกว้างของตัวอักษร (w) โดยพิจารณาจากอัตรารู้จำโดยรวม 49
รูปที่ 4.15 อัตราการรู้จำเมื่อจำนวนข้อมูลที่นำมาฝึกฝนระบบเปลี่ยนแปลงไป 50
รูปที่ 4.16 กราฟอัตราการรู้จำเมื่อเลือกใช้ค่า n และค่า offset ที่ให้อัตรารู้จำสูงสุดหลายค่ารวมกัน ครั้งที่ 2 53
รูปที่ 4.17 กราฟอัตราการรู้จำที่แปรค่ากับค่า ε ครั้งที่ 2 54
รูปที่ 4.18 การหาความสูงที่เหมาะสมสำหรับการจำแนก ข บ ป ครั้งที่ 2 55
รูปที่ 4.19 การหาอัตราส่วนความกว้างต่อความสูงที่เหมาะสม (k) ครั้งที่ 2 55
รูปที่ 4.20 การหาความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุดที่เหมาะสม (d) ครั้งที่ 2 56
รูปที่ 4.21 การหาความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุดที่เหมาะสม (d) ครั้งที่ 2 56
รูปที่ 4.22 การหาความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุดที่เหมาะสม (d) ครั้งที่ 2 57
รูปที่ 4.23 การหาความกว้างของตัวอักษร (w) โดยพิจารณาจากอัตรารู้จำโดยรวมครั้งที่ 2 57
รูปที่ 4.24 อัตราการรู้จำเมื่อจำนวนข้อมูลที่นำมาฝึกฝนระบบเปลี่ยนแปลงไปครั้งที่ 2 58
รูปที่ 4.25 แผนผังการไหลของการทดลองเพื่อรู้จำตัวอักษรตัวเดี่ยว 59
รูปที่ 4.26 กราฟค่าร้อยละในการทดสอบตัวอย่างจำนวนต่างๆกัน 61
รูปที่ 4.27 คำที่รู้จำผิด 64
รูปที่ 4.28 ความเร็วที่ใช้ในการฝึกฝนระบบและรู้จำทั้งตัวอักษรเดี่ยวและเป็นคำ 67

บทที่ 1
บทนำ

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การสื่อสารมีความสำคัญต่อมนุษย์เป็นอันมาก การที่มนุษย์จะทำความเข้าใจกันได้นั้นต้องอาศัยการสื่อสาร เช่น การพูด และการเขียน เป็นต้น ในอดีตการสื่อสารเป็นการสื่อสารในระยะใกล้เท่านั้น เมื่อเวลาผ่านไปเทคโนโลยีของมนุษย์ได้เจริญก้าวหน้ามากขึ้นรวมถึงเทคโนโลยีที่ใช้ในการสื่อสารทำให้ระยะทางที่ใช้ในการสื่อสารไกลขึ้นจนสามารถที่จะทำการสื่อสารกันในระยะที่ไม่สามารถมองเห็นกันได้โดยมีอุปกรณ์ที่ช่วยในการสื่อสาร เช่น โทรเลข และโทรศัพท์ เป็นต้น จนถึงปัจจุบันซึ่งเป็นยุคแห่งข้อมูลข่าวสารไร้พรมแดน โดยมีคอมพิวเตอร์เป็นอุปกรณ์ชิ้นหนึ่งที่มีบทบาทในการเข้ามาจัดการกับข้อมูลข่าวสารเหล่านี้ และแนวโน้มของคอมพิวเตอร์นั้นก็จะมีขนาดเล็กลง เช่น ในปัจจุบันได้มีเครื่องปาล์มซึ่งเป็นเครื่องคอมพิวเตอร์ที่มีขนาดเล็กสามารถพกพาไปที่ต่างๆได้ เป็นต้น ซึ่งจะใช้ระบบรับข้อมูลผ่านทางหน้าจอ หรือใช้เสียงสั่งการแทนการใช้คีย์บอร์ด ดังนั้นจึงต้องมีการพัฒนาวิธีการเปลี่ยนรูปแบบข้อมูลเหล่านั้นให้เป็นข้อมูลที่คอมพิวเตอร์สามารถทำการจัดการได้ การรู้จำแบบรูป (Pattern Recognition) เช่น การรู้จำตัวอักษร การรู้จำเสียงพูด เป็นต้น จึงเข้ามามีบทบาทสำคัญ

ในส่วนการรู้จำตัวอักษรนั้นสามารถแบ่งได้เป็น 2 แนวทาง ได้แก่ การรู้จำตัวอักษรแบบตัวพิมพ์ และการรู้จำตัวอักษรแบบลายมือเขียนซึ่งมีความสลับซับซ้อนของโครงสร้างตัวอักษรมากกว่าแบบตัวพิมพ์มาก เช่น ตัวอักษรไทยที่มีหัวนั้นแบบลายมือเขียนจะมีหัวหรือไม่นั้นขึ้นอยู่กับรูปแบบการเขียนของแต่ละบุคคล ทำให้ตัวอักษรที่เขียนออกมานั้นแตกต่างกัน เป็นต้น ทำให้วิธีที่ใช้ในการรู้จำตัวอักษรแบบลายมือเขียนนั้นยุ่งยากกว่าแบบตัวพิมพ์ และเป็นสิ่งที่ท้าทายนักวิจัยในการหาวิธีที่จะรู้จำตัวอักษรเขียนให้ได้ถึงร้อยละร้อยโดยเฉพาะตัวอักษรที่เป็นลายมือเขียนภาษาไทยนั้นได้มีการวิจัยกันมาบ้างแล้ว เช่น การพิจารณาวง (loop) และจุดปลาย (Suraphun Airphaiboon, Manas Sangworasil, and Kondo, 1994), การใช้การเปลี่ยนสายลำดับการลากผ่าน (ประเสริฐ ฉอเรืองวิวัฒน์, 2541) แต่วิธีการรู้จำนั้นยังมีข้อจำกัดอยู่ที่ตัวอักษรต้องมีหัวที่ชัดเจนเท่านั้น นอกจากการจำแนกแนวทางการรู้จำตัวอักษรตามชนิดของตัวอักษรแล้ว อาจจะแบ่งได้ตามการป้อนข้อมูลได้เป็นแบบไม่เชื่อมตรง (Off-Line) และแบบเชื่อมตรง (On-Line) ซึ่งทั้งสองแบบนี้มีข้อแตกต่างตรงที่แบบเชื่อมตรงสามารถนำข้อมูลที่เกิดขึ้นในระหว่างการเขียน เช่น แนวทางเดินของปากกา ความเร็ว ความเร่งของการเขียน แรงกด และลำดับในการเขียน เป็นต้น มาทำ

การรู้จำได้ ในขณะที่แบบไม่เชื่อมตรงจะใช้แค่จุดภาพที่ได้จากเครื่องสแกนเนอร์ หรือกล้องดิจิตอลมาทำการรู้จำ

โดยทั่วไปแล้วการเขียนมักจะเขียนเป็นคำ หรือเป็นประโยค จึงมีการรู้จำคำ (Word Recognition) ขึ้นมาโดยวิธีการรู้จำนั้นจะมีทั้งแบบรู้จำครั้งละตัวอักษรแล้วนำมาประกอบเป็นคำ และแบบรู้จำเป็นคำเลย ซึ่งแบบหลังจะเหมาะสำหรับกลุ่มคำใดกลุ่มคำหนึ่งโดยเฉพาะ เช่น ชื่อสัตว์ หรือชื่อยา เป็นต้น แต่การรู้จำครั้งละตัวอักษรแล้วนำมาประกอบเป็นคำนั้นสามารถทำให้ระบบรู้จำคำเป็นจำนวนมากได้ โดยรู้จำตัวอักษรตัวเดี่ยวได้ก่อนแล้วนำมาประกอบเป็นคำใดๆก็ได้

การรู้จำคำแบบรู้จำครั้งละหนึ่งตัวอักษรจะมีปัญหาในส่วนของการแยกตัวอักษรแต่ละตัวออกมาจากคำในกรณีที่มีการเขียนติดกัน ดังนั้นถ้ามีการนำลักษณะข้อมูลแบบเชื่อมตรง เช่น การยกปากกา มาช่วยก็จะช่วยลดปัญหานี้ได้ ดังนั้นวิทยานิพนธ์นี้จึงได้นำลักษณะข้อมูลแบบเชื่อมตรงมาใช้ในการรู้จำตัวอักษรโดยประยุกต์วิธีการรู้จำแบบไม่เชื่อมตรงมาใช้กับข้อมูลแบบเชื่อมตรง จากนั้นจึงนำตัวอักษรตัวเดี่ยวที่ได้มาประกอบเป็นคำต่อไป

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อพัฒนาวิธีการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนภาษาไทยที่เป็นตัวอักษรตัวเดี่ยวที่ได้จากคำในภาษาไทยโดยใช้วิธีสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ล (Scanning n-tuple)
2. สร้างระบบการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนภาษาไทยที่เป็นตัวอักษรตัวเดี่ยวที่ได้จากคำในภาษาไทย

เป้าหมายและขอบเขตของงานวิจัย

1. สร้างระบบรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนภาษาไทยที่เป็นตัวเดี่ยวแบบเชื่อมตรงที่ได้จากคำในภาษาไทย โดยตัวอักษรตัวเดี่ยวนั้นประกอบไปด้วยอักษรพยัญชนะ 42 รูป (ไม่รวม ฃ และ ฅ เนื่องจากคำที่ใช้ในปัจจุบันจะไม่ปรากฏตัวอักษรทั้ง 2 ตัวนี้) อักษรสระ 17 รูป และอักษรวรรณยุกต์ 4 รูป รวมทั้งสิ้น 63 ตัวอักษรดังต่อไปนี้

ก ข ค ฆ ง จ ฉ ช ซ ฌ ญ ฎ ฏ ฐ ฑ ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ ฝ พ ฟ ภ ม ย ร ล ว ศ ษ ส
ห ฬ อ ฮ
ะ า ี ึ ื ุ ู เ แ ่ ้ ๊ ๋ ๆ ๐

โดยให้มีข้อบังคับในการเขียนของตัวอักษรแต่ละตัวน้อยที่สุด

2. สามารถรู้จำคำในภาษาไทยจากฐานข้อมูลที่เก็บมาได้
3. อัตราการรู้จำตัวอักษรแบ่งเป็น 2 กรณี
   3.1 กรณีรู้จำตัวอักษรตัวเดี่ยวอัตราการรู้จำไม่ต่ำกว่าร้อยละ 85
   3.2 กรณีรู้จำแบบเป็นคำอัตราการรู้จำไม่ต่ำกว่าร้อยละ 95

ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน

1. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำตัวอักษรทั้งแบบตัวเดี่ยว และเป็นคำ
2. พิจารณากลุ่มคำเพื่อนำมาใช้ทดสอบกับระบบรู้จำ
3. ศึกษาการเขียนโปรแกรมโดยใช้โปรแกรมวิชวล ซี++ ของไมโครซอฟท์
4. เขียนโปรแกรมทดสอบระบบทั้งที่เป็นแบบตัวเดี่ยว และเป็นคำ
5. จัดเก็บตัวอย่างอักษรเขียนคำภาษาไทย
6. วิเคราะห์ผลที่ได้จากการทดสอบ และแก้ไขข้อผิดพลาด
7. สรุป และรวบรวมข้อมูลทั้งหมดพร้อมทั้งจัดทำรูปเล่มวิทยานิพนธ์

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้ทราบถึงกระบวนการรู้จำอักษรลายมือเขียนภาษาไทยที่เป็นแบบตัวเดี่ยว และเป็นคำได้
2. เพื่อเพิ่มความสามารถในการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนภาษาไทย
3. สามารถวางแนวทางที่เหมาะสมต่อไปในการพัฒนาระบบรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนภาษาไทยที่เป็นคำต่อไป

บทที่ 2
แนวคิด ทฤษฎีและผลงานที่ผ่านมา

ทฤษฎีในการรู้จำ

การรู้จำแบบรูป (Pattern Recognition) เป็นกระบวนการที่มนุษย์สามารถจดจำสิ่งต่างๆ เช่น จดจำหน้า ภาษาพูด ตัวอักษรที่ใช้ติดต่อสื่อสารกัน รู้ว่ากุญแจรถยนต์อยู่ในกระเป๋ากางเกงข้างไหนโดยใช้ความรู้สึก รวมไปถึงตัดสินใจได้ว่าแอปเปิ้ลลูกไหนสุกโดยการดมกลิ่น แนวคิดเกี่ยวกับการจำลองสมรรถนะในการรู้จำของมนุษย์ให้แก่ระบบคอมพิวเตอร์จำแนกการรู้จำแบบรูปออกเป็น 3 แนวทาง (Schalkoff, 1992) ได้แก่ การรู้จำแบบรูปเชิงสถิติ (Statistical Pattern Recognition), การรู้จำแบบรูปเชิงวากยสัมพันธ์ (Syntactic Pattern Recognition) และการรู้จำแบบรูปเชิงโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Pattern Recognition)

1. การรู้จำแบบรูปเชิงสถิติ (Statistical Pattern Recognition) เป็นวิธีการรู้จำโดยใช้วิธีการทางสถิติเป็นหลัก (Statistical basis) โดยคุณลักษณะ (Feature) จะถูกดึงออกมาจากข้อมูลป้อนเข้า (Input data) และถูกใช้ในการกำหนดแต่ละเวกเตอร์คุณลักษณะ (Feature vector) ไปยังคลาสใดคลาสหนึ่งที่จัดไว้ ซึ่งขึ้นอยู่กับกฎการตัดสินใจ (Decision Rules) ต่างๆที่นำมาใช้ และยังต้องเลือกว่าเป็นการเรียนรู้แบบมีผู้ดูแลในการแบ่งกลุ่ม (Supervised) หรือไม่มีผู้ดูแลในการแบ่งกลุ่ม (Unsupervised)
2. การรู้จำแบบรูปเชิงวากยสัมพันธ์ (Syntactic Pattern Recognition) เป็นวิธีที่พิจารณาโครงสร้างของข้อมูลป้อนเข้าที่เป็นรูปแบบของชุดของรูปลักษณ์ (Extracted features) การจำแนกการรู้จำแบบรูปจะนำการวัดค่าความคล้ายทางโครงสร้าง (Pattern Structural Similarity) ของข้อมูลป้อนเข้าโดยใช้กฎเกณฑ์การเกิดร่วมกับการพรรณาความสัมพันธ์ (Relational Descriptions)
3. การรู้จำแบบรูปเชิงโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Pattern Recognition) เป็นวิธีที่ใช้หลักการที่คล้ายกับการทำงานของสมองมนุษย์ โดยระบบโครงข่ายจะประกอบไปด้วยหน่วยที่ใช้ในการประมวลผล (Processing elements) ซึ่งเรียกว่าเซลล์ประสาท (Neuron) จำนวนมากเชื่อมต่อถึงกัน โดยแต่ละเซลล์ประสาทสามารถตอบสนองต่อสิ่งกระตุ้นที่เข้าสู่ตัวมัน และการตอบสนองอย่างสมบูรณ์ขึ้นอยู่กับสารสนเทศภายในตัวมันซึ่งก็คือสัญญาณเข้าเข้ามาที่เซลล์ประสาทผ่านทางการเชื่อมต่อ และน้ำหนักของการเชื่อมต่อ (Connection weights) นอกจากนี้โครงข่ายประสาทเทียมยังมีความสามารถในการเรียนรู้

(Learn), การเรียกกลับ (Recall) และทำให้อยู่ในรูปทั่วๆไป (Generalize) จากข้อมูลที่ใช้ฝึกฝนระบบ (Training data) โดยการปรับน้ำหนักของการเชื่อมต่อ (Lin and Lee, 1996)

กระบวนการรู้จำลายมือเขียน

การรู้จำลายมือเขียนนั้น Tappert, Suen และ Wakahara (1990) ได้แบ่งออกเป็น 2 ประเภทได้แก่

1. การรู้จำลายมือเขียนแบบเชื่อมตรง (On-Line Handwriting Recognition) หมายถึง กระบวนการที่เครื่องจักรกล (Machine) สามารถรู้จำการเขียนได้ในขณะที่ผู้เขียนกำลังเขียนอยู่ หรือรู้จำได้ภายหลังจากที่ผู้เขียนได้เขียนไปแล้ว 2-3 ตัวอักษร แต่ในบางงานอาจจะรู้จำภายหลังการเขียนก็ได้ โดยอุปกรณ์ที่นิยมใช้ในงานรู้จำแบบเชื่อมตรง ได้แก่ กระดานอิเล็กทรอนิกส์ (Electronic tablet) ซึ่งจะรับจุดคู่ลำดับ x-y ของการเขียนเข้ามาตามลำดับเวลา
2. การรู้จำลายมือเขียนแบบไม่เชื่อมตรง (Off-Line Handwriting Recognition) เป็นกระบวนการรู้จำที่จะทำการรู้จำภายหลังจากที่ผู้เขียนได้เขียนเสร็จสิ้นไปแล้วอาจจะเป็นวัน เดือน หรือปี โดยใช้เครื่องสแกนเนอร์

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนในต่างประเทศ

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำตัวอักษรทั้งแบบเชื่อมตรง และไม่เชื่อมตรง ทั้งที่เป็นตัวอักษรตัวเดี่ยว และเป็นคำในต่างประเทศ ที่ผ่านมาได้มีการนำเสนอวิธีการต่างๆทั้ง เชิงสถิติ เชิงวากยสัมพันธ์ และเชิงโครงข่ายประสาทเทียม อาทิเช่น

Leveridge และ Leedham (1988) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรภาษาอังกฤษแบบไม่เชื่อมตรงที่ไม่มีข้อจำกัดในการเขียน (Unconstrained) โดยใช้วิธีเอ็น-ทูเปิ้ล (N-tuple) โดยมีอัตราการรู้จำร้อยละ 60 เมื่อทำการทดสอบกับตัวเลข และตัวอักษรแบบตัวพิมพ์เล็ก แต่มีอัตราการรู้จำร้อยละ 72 เมื่อทำการทดสอบกับข้อมูลแบบเชื่อมตรงทั้งที่เป็นตัวเลข ตัวอักษรทั้งแบบตัวพิมพ์เล็กและแบบตัวพิมพ์ใหญ่ และสัญลักษณ์ต่างๆ

Lin และ Jeng (1990) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรภาษาจีนแบบเชื่อมตรงโดยใช้คุณลักษณะลำดับของการเขียน (Stroke Sequence) และใช้การตัดสินใจแบบการจับคู่กับตัวอักษรข้างเคียงแบบพลวัต (Dynamic Neighboring Matching) โดยใช้ตัวอักษรทั้งหมด 3,500 ตัว ได้อัตราการรู้จำร้อยละ 93.5

Kawamura และคณะ (1992) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรภาษาญี่ปุ่นแบบคันจิแบบเชื่อมตรง โดยใช้ความหนาแน่นของคุณลักษณะทิศทาง (Directional Feature Densities) ซึ่งจะไม่ขึ้นกับจำนวนของการเขียน (Stroke Number) และลำดับของการเขียน (Stroke Order) จากนั้นใช้การตัดสินใจโดยวัดความคล้ายแบบหลากหลาย (Multiple Similarity)ได้อัตราการรู้จำร้อยละ 91

Knerr, Personnaz และ Dreyfus (1992) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวเลขอารบิกเพื่อใช้ในงานด้านไปรษณีย์ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการฝึกฝนระบบแบบชั้นเดียว (Single-Layer) ได้อัตราการรู้จำเฉลี่ยร้อยละ 89

Suen และคณะ (1992) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวเลขอารบิกแบบไม่เชื่อมตรงที่ไม่มีข้อจำกัดในการเขียน (Unconstrained) โดยใช้วิธีการ 4 วิธีการผสมกันซึ่งได้แก่ (1) การรู้จำโดยการแยกโครงร่างของตัวเลขออกเป็นกิ่ง (Branch) (2) การใช้แบบเปรียบหลัก (Primitive) และใช้อัลกอริทึมการผ่อนคลาย (Relaxation algorithm) ในการตัดสินใจ (3) การใช้วิธีอนุมาน (Inference method) รวมกับการวิเคราะห์โครงสร้างของตัวเลข (4) การใช้คอนทัวร์ในการรู้จำ โดยมีอัตราการรู้จำร้อยละ 93.05

Lucas และ Amiri (1996) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวเลขอารบิกแบบไม่เชื่อมตรง โดยใช้วิธีสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ล (Scanning n-tuple) ซึ่งดัดแปลงมาจากเอ็น-ทูเปิ้ล (ดูรายละเอียดหน้า15) โดยมีอัตราการรู้จำร้อยละ 97.6 มีความเร็วในการฝึกฝนระบบ 2,000 ตัวอักษรต่อวินาที และมีความเร็วในการรู้จำ 200 ตัวอักษรต่อวินาที

Yuen (1996) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรภาษาอังกฤษแบบเชื่อมตรง โดยใช้วิธีเข้ารหัสลูกโซ่แบบทั่วไป (Generalized Chain Code, GCC) จากนั้นใช้วิธีการจับคู่ (Matching) ในการตัดสินใจ ซึ่งได้อัตราการรู้จำมากกว่าร้อยละ 90

Okamoto และ Yamamoto (1997) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรภาษาญี่ปุ่นแบบเชื่อมตรง โดยใช้คุณลักษณะของทิศทาง (Directional Feature) และคุณลักษณะการเปลี่ยนทิศทาง (Direction Change Feature) จากนั้นจึงใช้การตัดสินใจด้วยการจับคู่แบบรูป (Pattern Matching) ได้อัตราการรู้จำร้อยละ 82.37

Shridhar, Houle และ Kimura (1997) ได้เปรียบเทียบการรู้จำคำโดยใช้อัลกอริทึมแบบไม่ใช้คำศัพท์ กับอัลกอริทึมแบบใช้คำศัพท์ ได้อัตราการรู้จำร้อยละ 85.9 และ 90.38 ตามลำดับ โดยใช้คำศัพท์ 1,000 คำ

Chan และ Yeung (1998) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรทั้งตัวเลข ตัวอักษรแบบตัวพิมพ์ใหญ่ และแบบตัวพิมพ์เล็ก แบบเชื่อมตรง โดยใช้วิธีการจับคู่โครงสร้างแบบยืดหยุ่น (Elastic Structural Matching) ได้อัตราการรู้จำร้อยละ 97.4

Senior และ Robinson (1998) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรภาษาอังกฤษแบบไม่เชื่อมตรงที่เขียนแบบติดกัน (Cursive) โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีการป้อนกลับ (Recurrent Neural Network) ในการรู้จำตัวอักษรตัวเดี่ยวจากนั้นใช้แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ (Hidden Markov Model, HMM) ในการรู้จำออกมาเป็นคำ ซึ่งได้อัตราการรู้จำตัวอักษรตัวเดี่ยวสูงสุดร้อยละ 90.2 และอัตราการรู้จำแบบคำร้อยละ 88.3 ในกรณีที่มีฐานข้อมูลคำศัพท์จำนวน 30,000 คำ

นอกจากวิธีการรู้จำตัวอักษรแล้วยังมีงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการก่อนหน้า (Preprocessing) ซึ่งมีส่วนสำคัญในการเพิ่มอัตราการรู้จำได้ เช่น งานวิจัยของ Nair และ Leedham (1990) ซึ่งเสนอการทำกระบวนการก่อนหน้าของข้อมูลแบบเชื่อมตรง ได้แก่ การลบการยกปากกาโดยบังเอิญ การลบจุดซ้ำซ้อน การทำให้เรียบ (Smoothing) และการลบเส้นที่เกินเวลาจรดปากกา และยกปากกาขึ้น (Serifs) เป็นต้น และในส่วนของการรู้จำเป็นคำก็ได้มีการนำวิธีฟัซซี่ (Fuzzy method) (Gader and Keller, 1996) และแบบจำลองภาษา (Language Modelling) (Pflug, 1993) มาใช้ร่วมกับวิธีการต่างๆเพื่อช่วยเพิ่มอัตราการรู้จำให้สูงยิ่งขึ้น

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำตัวอักษรในประเทศไทย

1. ตัวพิมพ์

อนันต์ เอกวงศ์วิริยะ (2537) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวเลขไทยโดยวิธีซินแทกติก โดยการหาแบบเปรียบหลักของข้อมูลป้อนเข้า ซึ่งแต่ละแบบเปรียบหลักจะเชื่อมต่อกันตามกฎเกณฑ์ที่กำหนดด้วยไวยากรณ์แบบต้นไม้ (Tree) จากนั้นทำการจำแนกโดยใช้ค่าระยะทาง (Distance) ของต้นไม้ของข้อมูลป้อนเข้ากับต้นไม้ต้นแบบ ได้อัตราการรู้จำร้อยละ 97.46 และใช้เวลาในการรู้จำ 0.756 วินาทีต่อตัวอักษร

เดชา รัตนาธาร (2538) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยโดยใช้วิธีฟัซซี่โลจิก และวิธีซินแทกติก ได้อัตราการรู้จำร้อยละ 99.64 และ กิตติพงษ์ เจนวิถีสุข (2538) ได้เสนอการรู้จำตัวอักษรไทยโดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก และวิธีซินแทกติก ซึ่งได้อัตราการรู้จำร้อยละ 99

วิชา พานิช (2539) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยโดยใช้ลักษณะบ่งความต่างของตัวอักษร (Distinctive features) โดยงานวิจัยนั้นจะประกอบไปด้วยส่วนการทำงาน 3 ส่วนหลัก ได้แก่ ส่วนรู้จำตัวอักษรเดี่ยว, ส่วนแยกอักษรที่ติดกัน และส่วนวิเคราะห์เอกสาร โดยในส่วนการรู้จำตัวอักษรตัวเดี่ยวนั้นใช้การแบ่งกลุ่มโดยใช้ลักษณะของโครงสร้างหลักร่วมกับระดับของอักษร โดยแบ่งเป็นอักษรระดับบน 1 กลุ่ม ระดับล่าง 1 กลุ่ม และระดับกลางอีก 7 กลุ่ม แล้วจึงแยกแยะในกลุ่มย่อยโดยใช้ลักษณะบ่งความต่างของอักษรไทย ในส่วนการตัดแยกอักษรที่ติดกันนั้นใช้ลักษณะบ่งความต่างของอักษรไทยแบ่งประเภทของการติดกันโดยใช้ระดับของอักษรได้เป็น 10 กลุ่มแล้วใช้วิธีเฉพาะของแต่ละกลุ่มในการตัดแยก ในส่วนการวิเคราะห์เอกสารมีการแก้ความเอียงของเอกสาร การแยกคอลัมน์ และแยกบรรทัดตัวอักษร โดยได้อัตราการรู้จำร้อยละ 97.6 และมีความเร็วในการรู้จำ 36.4 ตัวอักษรต่อวินาที

Pisit Phokharatkul และ Chom Kimpan (1998) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยโดยใช้คุณลักษณะโพรง (Cavity features) และโครงข่ายประสาทเทียม โดยขั้นตอนการรู้จำจะหาโพรงของตัวอักษรโดยใช้คณิตศาสตร์มอร์โฟโลยี (Mathematical Morphology) และการเรียนรู้เพื่อที่จะจำแนกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม โดยแบ่งเป็น 3 ขั้นตอน ได้แก่ การตัดตัวอักษรตัวเดี่ยวจากประโยคออกเป็น 3 กลุ่มที่มีระดับที่แตกต่างกัน จากนั้นจึงหาโพรงของตัวอักษร สุดท้ายจึงใช้พื้นที่ที่มีโพรงอยู่ในการคำนวณหารหัสคุณลักษณะของแต่ละตัวอักษร รหัสที่ได้ก็จะนำมาฝึก

ฝนระบบโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อที่จะเป็นตัวที่จะใช้ในการตัดสินใจต่อไป โดยมีอัตราการรู้จำร้อยละ 98.3

Boonserm Kijsirikul, Sukree Sinthupinyo และ Apinya Supanwansa (1998) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยโดยใช้อัลกอริทึมในการเรียนรู้ 2 วิธีรวมกัน ได้แก่ Inductive Logic Programming (ILP) และ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Backpropagation Neural Network, BNN) โดยใช้ BNN ช่วยในกรณีที่ตัวอักษรนั้นถูกรบกวนมาก (Noisy image) ซึ่งงานวิจัยนี้เป็นงานที่มุ่งเน้นที่จะเพิ่มอัตราการรู้จำจากงานวิจัยของเดชา รัตนาธาร (2538) โดยมีอัตราการรู้จำร้อยละ 92.55 ซึ่งจะเห็นได้ว่ามีอัตราการรู้จำต่ำกว่างานวิจัยของเดชา รัตนาธาร (2538) เพราะใช้ข้อมูลทดสอบคนละชุดกัน

Chularat Tanprasert และ Sutat Sae-Tang (1999) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยโดยสามารถที่จะรู้จำตัวอักษรที่มาจากต้นฉบับได้ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการเรียนรู้แบบมีผู้ดูแล ประโยคจะถูกแบ่งออกเป็น 4 ระดับแต่จะใช้ตัวอักษรระดับที่ 2 ซึ่งเป็นระดับที่มีพยัญชนะไทย 44 ตัว สระ 5 ตัว ได้แก่ า เ ใ ไ โ และสัญลักษณ์อีก 2 ตัวได้แก่ ๆ ฯ รวมทั้งหมด 51 ตัวในการรู้จำ โดยทดลองกับแบบอักษร 8 แบบ ได้แก่ AngsanaUPC, BrowalliaUPC, CordiaUPC, DilleniaUPC, EucrosiaUPC, FreesiaUPC, IrisUPC และ JasmineUPC ทั้งตัวอักษรแบบปกติ (Normal), แบบหนา (Bold), แบบเอียง (Italics) และแบบหนา และเอียงรวมกัน ซึ่งอัตรารู้จำที่ได้มากกว่าร้อยละ 90

Ukrit Marang, Pisit Phokharatkul และ Chom Kimpan (2000) ได้เสนอวิธีการปรับขนาดขอบเขตของภาพ (Boundary Normalization) และ โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่ (Fuzzy Neural Network) ในการรู้จำตัวอักษรภาษาไทย โดยมีอัตราการรู้จำร้อยละ 98.5

2. ลายมือเขียน

สุเจตน์ จันทรังษ์, ศุภชัย นำเกียรติสกุล และ สุริยา วิทยาประดิษฐ์ (2536) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยแบบเชื่อมตรง โดยทำการวิเคราะห์ตัวอักษรจากคุณลักษณะบ่งความต่างอันได้แก่ ค่ามุมที่เกิดจากตำแหน่งเริ่มต้นวางปากกาในการเขียนกระทำกับตำแหน่งสิ้นสุดเมื่อยกปากกา ระดับหัวของตัวอักษร ลักษณะของหัวอักษรมีการเขียนในลักษณะทวนเข็ม หรือตามเข็มนาฬิกา การแบ่งพื้นที่ย่อยเพื่อตรวจดูบริเวณที่ตกหรือไม่ตกของภาพตัวอักษร ได้อัตราการรู้จำร้อยละ 98 และใช้เวลาในการประมวลผล 1 ถึง 2 วินาที ต่อตัวอักษร

Suraphun Airphaiboon และคณะ (1994) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยแบบไม่เชื่อมตรงจากคำ โดยตัดตัวอักษรจากคำโดยใช้ระดับของตัวอักษร 4 ระดับ จากนั้นใช้โครงสร้างของวงปิด (Loop) ในการแบ่งตัวอักษรออกเป็น 4 กลุ่ม จากนั้นใช้โครงสร้างของตัวอักษร เช่น ตำแหน่งของวงปิด และจุดปลาย รหัสคุณลักษณะ (Feature code) ชนิดของวงปิด (Loop type) พื้นที่ย่อยของพื้นที่ย่อย (Sub-subregion) และอัตราส่วนความกว้างต่อความสูง (Width/Height ratio) ในการสร้างต้นไม้ตัดสินใจ (Decision tree) ซึ่งได้อัตราการรู้จำร้อยละ 99 และเวลาที่ใช้ในการรู้จำ 0.5 วินาทีต่อตัวอักษร

ประเสริฐ ฉอเรืองวิวัฒน์ (2541) ได้เสนอวิธีการรู้จำพยัญชนะไทยแบบไม่เชื่อมตรงโดยใช้คุณลักษณะบ่งความต่างร่วมกับค่าการเปลี่ยนสายลำดับการลากผ่าน (Stroke Changing Sequence, SCS) โดยเสนอคุณลักษณะบ่งความต่างที่ประกอบด้วยคุณลักษณะหลัก และคุณลักษณะรอง โดยคุณลักษณะหลักที่ใช้ได้แก่ จำนวนเกาะ จำนวนหัว ระดับของหัว และการเชื่อมต่อของหัว คุณลักษณะรองที่ใช้ได้แก่ อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง และรอยหยัก ค่าการเปลี่ยนสายลำดับการลากผ่านในแนวราบ และแนวดิ่งโดยเริ่มจากหัวของตัวอักษร ค่าการเปลี่ยนสายลำดับการลากผ่านถูกพิจารณาเรียงลำดับทิศทางเป็น ซ้าย บน ขวา และล่าง โดยมีอัตราการรู้จำร้อยละ 95 และมีความเร็วในการรู้จำ 350 ตัวอักษรต่อนาที

Ithipan Methasate และคณะ (2000) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยแบบไม่เชื่อมตรง โดยใช้วิธีฟัซซี่-ซินแทกติก โดยมีอัตราการรู้จำมากกว่าร้อยละ 90

Pisit Phokharatkul และ Chom Kimpan (2000) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยจากคำแบบไม่เชื่อมตรงที่ไม่ขึ้นกับการหมุน (Rotation) และขนาด (Scaling) โดยใช้นิยามของฟูเรียร์ และโครงข่ายประสาทเทียมแบบจีเนติก (Genetic Neural Network) โดยการหาคอนทัวร์ซึ่งมีทั้งคอนทัวร์รอบนอก และคอนทัวร์รอบในหรือคอนทัวร์วงปิด (Loop contour) หรือหัวของตัวอักษรนั่นเอง โดยคอนทัวร์วงปิดนี้จะใช้ในการจำแนกอย่างหยาบๆ ส่วนฟูเรียร์ และโครงข่ายประสาทเทียมแบบจีเนติกจะใช้ในการจำแนกอย่างละเอียด โดยฟูเรียร์จะใช้หาคอนทัวร์รอบนอกจากนั้นจึงนำเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งได้อัตราการรู้จำร้อยละ 99.12

Poonlap Veerathanabutr (2000) ได้เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยแบบไม่เชื่อมตรงโดยใช้ฟัซซี่ของรหัสลูกโซ่ จำนวนของวงปิด และอัตราส่วนของขนาดของตัวอักษรในรูปของเวกเตอร์คุณลักษณะ 39 มิติ จากนั้นจึงใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการตัดสินใจ โดยมีอัตราการรู้จำมากกว่าร้อยละ 90

จากงานวิจัยที่ได้กล่าวมาทั้งหมดจะเห็นได้ว่างานวิจัยของต่างประเทศนั้นจะใช้วิธีการทางสถิติ และโครงข่ายประสาทเทียมในการรู้จำตัวอักษรตัวเดี่ยวเป็นส่วนใหญ่ โดยจะมีการใช้การรู้จำแบบรูปเชิงวากยสัมพันธ์ในส่วนของการนำตัวอักษรตัวเดี่ยวที่รู้จำออกมาได้มาประกอบเป็นคำ ซึ่งจะได้ผลดีในกรณีที่มีจำนวนคำศัพท์เป็นจำนวนมาก โดยข้อจำกัดของการรู้จำแบบรูปเชิงสถิติคือถ้าหาคุณลักษณะ หรือเลือกใช้วิธีตัดสินใจไม่ดีแล้วผลการรู้จำที่ได้ก็จะออกมาไม่ดีด้วย แต่จะมีข้อดีคือมีความเร็วในการรู้จำสูง ส่วนการรู้จำแบบรูปเชิงวากยสัมพันธ์นั้นจะไม่ต้องใช้ตัวอย่างในการฝึกฝนระบบ แต่จะมีความซับซ้อนในการหารูปแบบโครงสร้างของแต่ละตัวอักษร การรู้จำแบบรูปโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะมีอัตราการรู้จำสูง แต่ต้องเสียเวลาในการฝึกฝนระบบนานมากโดยจะเห็นจากงานวิจัยส่วนใหญ่มักจะไม่ระบุเวลาในการฝึกฝน และทดสอบระบบ งานวิจัยตัวอักษรไทยส่วนใหญ่จะใช้การรู้จำแบบรูปเชิงวากยสัมพันธ์ และการรู้จำแบบรูปเชิงโครงข่ายประสาทเทียม

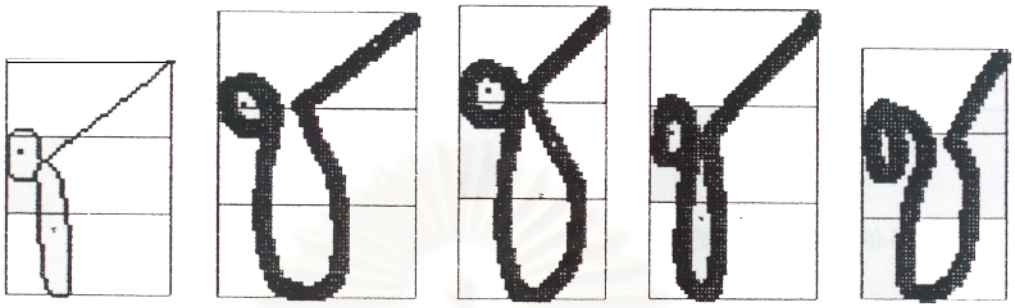
ตัวอักษรภาษาไทยนั้นจะมีคุณลักษณะพิเศษคือจะมีหัว และลักษณะของแบบตัวอักษรจำนวนมากที่มีความคล้ายคลึงกันดังรูปที่ 2.1

ก ถ ภ

รูปที่ 2.1 ตัวอักษร ก ถ และ ภ ซึ่งมีความคล้ายกัน

จากรูปจะเห็นได้ว่าถ้า ถ และ ภ ไม่มีหัวแล้วตัวอักษรนั้นจะเหมือน ก ดังนั้นงานวิจัยที่ใช้การรู้จำแบบรูปเชิงวากยสัมพันธ์นั้นจะเน้นไปที่หัวของตัวอักษรเป็นหลัก โดยจะมีข้อกำหนดในการเขียนว่าจะต้องเขียนมีหัวซึ่งจะมีลักษณะเป็นโพรง แต่ถ้าหัวที่เขียนมีลักษณะทึบ (เขียนแบบไม่มีหัว) แล้วการรู้จำก็จะผิดไป และถ้าตัวอักษรมีลักษณะที่ไม่ตรงกับกลุ่มที่ได้แบ่งไว้ เช่น จากงานวิจัยของ ประเสริฐ ฉอเรืองวิวัฒน์ (2541) ที่ใช้คุณลักษณะบ่งความต่าง ได้แก่ จำนวนเกาะ จำนวนหัว ระดับของหัว และการเชื่อมต่อของหัวตัวอักษรในการแบ่งกลุ่มพยัญชนะไทยออกเป็นกลุ่มย่อยๆ จากนั้นใช้คุณลักษณะรอง ซึ่งเกณฑ์ในการแบ่งกลุ่มนั้นขึ้นอยู่กับการตัดสินใจของบุคคลผ่านทาง

สายตา แต่สำหรับลายมือเขียนซึ่งมีการเปลี่ยนแปลงมากทำให้เกิดกรณีตัวอักษรไม่อยู่ในกลุ่มที่ได้แบ่งไว้ ดังรูปที่ 2.2 ตัว ช ซึ่งมีหัวอยู่หลายระดับ และจำนวนหัวของตัวอักษรไม่เท่ากัน ทำให้ต้องเพิ่มเงื่อนไขเข้าไปทำให้ระบบเพิ่มความซับซ้อนมากขึ้น และตัวอักษรค่อนข้างจะเป็นแบบตัวบรรจง



รูปที่ 2.2 ตัวอักษร ช ซึ่งมีหลายรูปแบบ ซึ่งบางตัวอาจตัดสินใจผิดหรือไม่ตัดสินใจขึ้นอยู่กับลักษณะบ่งความต่างที่นำมาใช้

ส่วนงานวิจัยของตัวอักษรตัวเดี่ยวที่มาจากคำจะมีข้อกำหนดเพิ่มขึ้นมาคือจะต้องเขียนในลักษณะที่ไม่ติดกันในกรณีที่การรู้จำนั้นเป็นแบบไม่เชื่อมตรง แต่ถ้าเป็นการรู้จำแบบเชื่อมตรงแล้วการติดกันของตัวอักษรก็จะไม่เป็นปัญหาอีกต่อไปเพราะสามารถใช้การจรดปากกา หรือการยกปากกาในการแยกตัวอักษรที่ติดกันได้

ดังนั้นแนวทางของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงมุ่งเน้นไปที่การลดความซับซ้อนของการใช้คุณลักษณะบ่งความต่างและให้อิสระในการเขียนมากที่สุดคือจะเขียนแบบมีหัว หรือไม่มีหัวก็ได้ โดยจะทำการรู้จำตัวอักษรเดี่ยวที่ได้จากคำ และเพื่อหลีกเลี่ยงปัญหาการติดกันของตัวอักษรจึงใช้ข้อมูลแบบเชื่อมตรง ซึ่งจะใช้การยกปากกาในการแยกตัวอักษรแต่ละตัวออกจากกัน โดยวิธีที่ใช้จะประยุกต์วิธีการรู้จำที่เสนอโดย Lucas และ Amiri (1996) ซึ่งเป็นวิธีที่มีความเร็ว และความทนทาน (Robust) สูงที่ใช้กับภาพตัวอักษรมาใช้กับข้อมูลที่เป็นจุดคู่ลำดับที่เป็นฟังก์ชันของเวลา โดยหัวข้อต่อไปจะกล่าวถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับวิทยานิพนธ์นี้

ทฤษฎีการตัดสินใจแบบเบย์ส (Bayesian Decision Theory) (Duda, Hart, and Stork, 2001)

ทฤษฎีนี้เป็นทฤษฎีพื้นฐานทางสถิติที่ใช้ในการแก้ไขปัญหาการจำแนกแบบรูป (Pattern Classification) ซึ่งตั้งอยู่บนสมมุติฐานว่าปัญหาที่ต้องการการตัดสินใจนั้นอยู่ในรูปของความน่าจะเป็น

โดยทฤษฎีจะสมมุติว่าถ้ารู้ความน่าจะเป็นก่อนหน้า (Priori probabilities, Prior) $P(\omega_j)$ โดย ω_j เป็นจำนวนของคลาสที่สนใจ (State of nature) และรู้ฟังก์ชันความหนาแน่นความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไขของคลาส (Class-conditional probability density function) $p(x|\omega_j)$ โดย P เป็นสัญลักษณ์ที่ใช้แทนค่าที่ไม่ต่อเนื่อง ส่วน p เป็นสัญลักษณ์ที่ใช้แทนค่าที่ต่อเนื่อง และจากความหนาแน่นความน่าจะเป็นร่วม (Joint probability density) ดังสมการที่ (2-1)

$$p(\omega_j, x) = P(\omega_j \mid x)p(x) = p(x \mid \omega_j)P(\omega_j) \tag{2-1}$$

จากสมการ (2-1) จัดรูปใหม่จะได้สูตรของเบย์ส (Bayes formula) ดังสมการที่ (2-2)

$$P(\omega_j \mid x) = \frac{p(x \mid \omega_j)P(\omega_j)}{p(x)} \tag{2-2}$$

โดยสามารถแปลความหมายของสมการที่ (2-2) ได้เป็นสมการที่ (2-3)

$$posterior = \frac{likelihood \times prior}{evidence} \tag{2-3}$$

จากสูตรของเบย์สแสดงให้เห็นว่าจากค่าที่สังเกต x สามารถเปลี่ยนความน่าจะเป็นก่อนหน้า $P(\omega_j)$ ให้เป็นความน่าจะเป็นตามหลัง (Posteriori probability, posterior) $P(\omega_j \mid x)$ ได้ ซึ่งเป็นความน่าจะเป็นที่ขึ้นอยู่กับค่าคุณลักษณะ x ที่วัดได้ และเรียก $p(x|\omega_j)$ ว่าความเป็นไปได้หรือความน่าจะเป็น (Likelihood) ของ ω_j เมื่อเทียบกับ x และมีตัวประกอบอ้างอิง (Evidence) $p(x)$ เป็นตัวประกอบปรับขนาด (Scale factor) ให้ผลรวมของความน่าจะเป็นมีค่าเท่ากับหนึ่ง

ถ้าของสิ่งหนึ่ง x ทำให้ $P(\omega_1 \mid x)$ มากกว่า $P(\omega_2 \mid x)$ เราจะตัดสินใจว่าของสิ่งนั้นเป็น ω_1 และในทางกลับกันเราจะเลือกเป็น ω_2 ซึ่งทำให้มีความน่าจะเป็นที่จะผิดพลาดขึ้น

$$P(error \mid x) = \begin{cases} P(\omega_1 \mid x) & if\ we\ decide\ \omega_2 \\ P(\omega_2 \mid x) & if\ we\ decide\ \omega_1 \end{cases} \quad (2\text{-}4)$$

สำหรับ x เราสามารถลดความน่าจะเป็นที่จะผิดพลาดให้ต่ำที่สุด โดย

$$P(error) = \int_{-\infty}^{\infty} P(error, x)dx = \int_{-\infty}^{\infty} P(error \mid x)\, p(x)dx \quad (2\text{-}5)$$

และถ้าสำหรับทุกๆค่าของ x เรามั่นใจว่า $P(error \mid x)$ นั้นมีค่าน้อยที่สุดเท่าที่จะน้อยได้ ดังนั้น อินทิกรัลก็จะต้องน้อยที่สุดเท่าที่จะน้อยได้เช่นกัน ดังนั้นเราจึงพิสูจน์ตามกฎการตัดสินใจของเบย์ส (Bayes Decision Rule) สำหรับการทำให้ความน่าจะเป็นผิดพลาดมีค่าต่ำที่สุด

$$Decide\ \omega_1\ if\ P(\omega_1 \mid x) > P(\omega_2 \mid x); otherwise\ decide\ \omega_2 \quad (2\text{-}6)$$

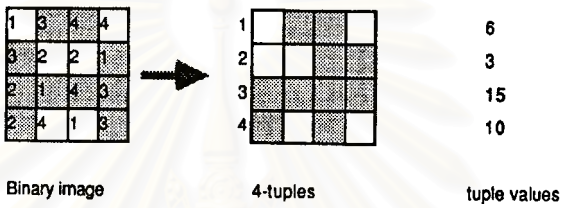
จากกฎนี้ทำให้สมการ (2-4) กลายเป็น

$$P(error \mid x) = \min[P(\omega_1 \mid x), P(\omega_2 \mid x)] \quad (2\text{-}7)$$

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

เอ็น-ทูเปิ้ล (N-tuple)

หลักการของเอ็น-ทูเปิ้ลนั้นถูกเสนอโดย Bledsoe และ Browning (1959 อ้างถึงใน Leveridge และ Leedham, 1988) และถูกอธิบายต่อมาใน Steck (1962 อ้างถึงใน Leveridge และ Leedham, 1988) เอ็น-ทูเปิ้ลนี้เป็นเทคนิคการรู้จำแบบรูปเชิงสถิติซึ่งแบบรูปที่จะนำมารู้จำจะถูกทำให้เหมือนอาร์เรย์ของสมาชิกซึ่งเป็นอิสระต่อกันในทางสถิติ เช่นตัวอย่างในกรณีของภาพไบนารี เอ็น-ทูเปิ้ลนั้นสามารถสร้างโดยการเลือกสมาชิก n ตัวอย่างสุ่ม และค่าทูเปิ้ลสามารถคำนวณได้โดยใช้แต่ละสมาชิกในฐานะที่เป็นส่วนหนึ่งของตัวเลขไบนารี n ตัวดังรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 ตัวอย่างของการคำนวณค่าทูเปิ้ลสำหรับภาพไบนารี

ขนาดของเอ็น-ทูเปิ้ลสามารถมีค่าได้ตั้งแต่ 1 ไปจนถึงขนาดอาร์เรย์ของภาพไบนารีนั้น สำหรับ 1-ทูเปิ้ล อัลกอริทึมจะเหมือนกับระยะแฮมมิ่ง (Hamming Distance) ถ้า n มีค่าเท่ากับขนาดอาร์เรย์ของภาพไบนารีแล้ววิธีการนี้ก็จะเหมือนกับการจับคู่กับต้นแบบนั่นเอง (Template Matching) และถ้า n มีค่าอยู่ระหว่างค่าสูงสุด และค่าต่ำสุดก็จะได้แบบของการรู้จำซึ่งแตกต่างออกไป

ในกรณีที่ข้อมูลเข้ามี d มิติ เราจะทำการสุ่มเป็น m n-tuple โดยที่ขอบเขต (Range) ของแต่ละมิติในกรณีทั่วไปนั้นจะเท่ากับ $alphabet\ \Sigma = \{0,\ldots,\sigma-1\}$ โดยที่ $\sigma = |\Sigma|$ เช่นในกรณีที่เป็นภาพไบนารีนั้น $\sigma = 2$ และ $\Sigma = \{0,1\}$

ให้เซตของตำแหน่งโดยนิยามเอ็น-ทูเปิ้ลลำดับที่ j เป็น $n_j = \{a_{j1}, a_{j2}, \ldots, a_{jn} \mid 1 \le a_{ji} \le d\}$ โดย a_{ji} เป็นจำนวนเต็มแบบสุ่มภายในขอบเขตที่กำหนด การสุ่มนั้นจะเหมือนกันในทุกๆคลาส สำหรับข้อมูลเข้า $\underline{x} = x(1)\ldots x(d)$ (ใช้ _ ในสัญลักษณ์ที่เป็นปริมาณเวกเตอร์) ที่อยู่ (Address) $b_j(\underline{x})$ สามารถคำนวณได้ดังสมการ (2-8)

$$b_j(\underline{x}) = \sum_{k=1}^{n} x(a_{jk}).\sigma^{k-1} \qquad (2\text{-}8)$$

ที่อยู่นี้จะนำไปใช้ในการในการเข้าถึงหน่วยความจำ ซึ่งหน่วยความจำ n_{cj} สำหรับแต่ละคลาส c จากคลาสทั้งหมด C และการจับคู่ n_j เราใช้สัญลักษณ์แทนค่าที่ตำแหน่ง b ในหน่วยความจำ n_{cj} เป็น $n_{cj}[b]$ เซตของค่าหน่วยความจำสำหรับทุกเอ็น-ทูเปิ้ลแม็ปปิ้งสำหรับคลาสที่ให้มาเราจะใช้สัญลักษณ์เป็น M_c (แบบจำลอง (Model) สำหรับคลาสที่ให้มา) (เซตในที่นี้หมายถึงกลุ่มของวัตถุซึ่งแต่ละวัตถุนั้นจะมีแค่องค์ประกอบเดียว ส่วนคลาสหมายถึงเซตซึ่งสมาชิกในเซตนั้นเป็นเซตด้วย) ขนาดของหน่วยความจำสำหรับแต่ละหน่วยความจำ n_{cj} เท่ากับ σ^n บิต ในกรณีที่ระบบเอ็น-ทูเปิ้ลซึ่งแต่ละตำแหน่งที่อยู่ใช้จำนวนบิตในการเข้าถึงจำนวน 1 บิต

ตัวจำแนกเอ็น-ทูเปิ้ลมี 3 ตัว ได้แก่ ตัวจำแนกแบบไบนารี (จะตั้งค่าเป็น 1 เมื่อที่อยู่นั้นเกิดขึ้นในระหว่างการฝึกฝน) ตัวจำแนกแบบความถี่ถ่วงน้ำหนัก (Frequency weighted) (การนับจำนวนครั้งที่ที่อยู่นั้นเกิดขึ้น) และแบบความน่าจะเป็น โดยที่นิยมใช้จะเป็นแบบความน่าจะเป็น (Lucas and Amiri, 1996)

เราสามารถคำนวณความน่าจะเป็นของที่อยู่ b_j ที่คำนวณจากการจับคู่ j ที่ถูกเข้าถึงโดยบางแบบรูป $\underline{x}$ ของคลาส c ได้ดังสมการที่ (2-9)

$$P(b_j(\underline{x}) \mid M_{cj}) = \frac{n_{cj}[b_j(\underline{x})]}{N_{cj}} \tag{2-9}$$

โดย N_{cj} คือจำนวนครั้งทั้งหมดที่แต่ละหน่วยความจำถูกเข้าถึง

M_{cj} คือแบบจำลองที่ j ของคลาสที่ c

ความน่าจะเป็นทั้งหมดของแบบรูป $\underline{x}$ ซึ่งขึ้นอยู่กับแบบจำลองของคลาส M_c สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2-10) โดยสมมุติให้เอ็น-ทูเปิ้ลมีความอิสระต่อกันในเชิงสถิติ

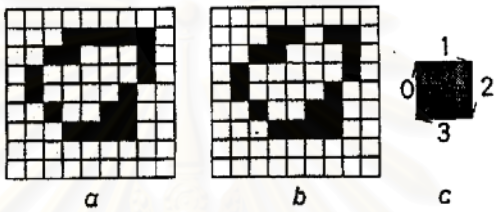
$$P(\underline{x} \mid M_c) = \prod_{j=1}^{m} p(b_j(\underline{x}) \mid M_{cj}) \tag{2-10}$$

ใช้กฎของเบย์สจะได้ดังสมการที่ (2-11)

$$P(M_c \mid \underline{x}) = P(M_c) \prod_{j=1}^{m} \frac{p(b_j(\underline{x}) \mid M_{cj})}{p(b_j)} \tag{2-11}$$

สแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ล (Scanning N-tuple)

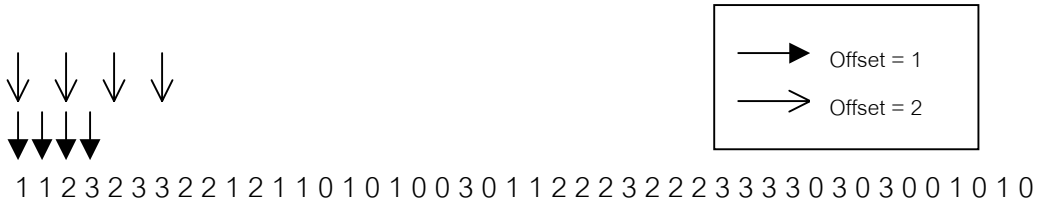
วิธีสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ลถูกเสนอโดย Lucas และ Amiri (1996) ซึ่งเป็นวิธีการที่ดัดแปลงมาจากเอ็น-ทูเปิ้ล โดยการใช้สายอักขระ (String) ซึ่งได้จากการเข้ารหัสลูกโซ่ (Chain Code) แทนการใช้อาร์เรย์ของรูปภาพ โดยอักขระนี้จะเป็นตัวเลขที่บอกทิศทางตามทิศทางที่เรากำหนดในขั้นตอนของการเข้ารหัสลูกโซ่ โดย Lucas และ Amiri (1996) ได้ใช้รหัสลูกโซ่ตามขอบของภาพซึ่งมีข้อดีคือในกรณีที่ภาพนั้นมีขนาดไม่ใหญ่จะให้รายละเอียดของตัวอักษรมากกว่า ทำให้ได้สารสนเทศ (Information) ของตัวอักษรตัวนั้นจริงๆ ดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 ขั้นตอนการทำรหัสลูกโซ่ตามเทคนิคที่เสนอโดย Lucas และ Amiri (1996)

จากรูปที่ 2.4 ภาพของข้อมูลเข้าจะโดนลบจุดออกเพื่อเชื่อมขอบนอกและขอบในเข้าด้วยกัน โดยใช้รหัส 4 ทิศทางดังรูปที่ 4.2(c) รหัสลูกโซ่ที่ได้คือ 11232332212110101003011222322233330303001010 โดยเริ่มกวาดตรวจภาพจากซ้ายไปขวา และบนลงล่าง จากนั้นไล่ไปตามขอบ โดยขอบนอกจะหมุนไปในทิศตามเข็มนาฬิกา ส่วนขอบในจะหมุนไปตามทิศทวนเข็มนาฬิกา โดยวิธีนี้นั้นไม่มีการสูญเสียของข้อมูลเพราะจากสายอักขระที่ได้สามารถสร้างกลับไปเป็นรูปต้นแบบ (รูป a) ได้เสมอ

สายอักขระที่ได้จะมีความยาวเป็น $\|y\|$ แทนที่จะเป็นจำนวนจุดภาพ หลักการของสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ล คือการเลือกตัวอักขระออกมาจากสายอักขระให้เป็นชุดของที่อยู่ (address) ซึ่งเป็นเลขฐาน σ โดย σ คือจำนวนทิศทางที่ใช้เข้ารหัสลูกโซ่ โดยที่อยู่แต่ละชุดจะมีขนาดเท่ากับ n โดยในขั้นตอนการเลือกจะใช้หน้าต่างการสแกน (Scanning Window, o) กวาดตรวจไปตามความยาวของสายอักขระ ซึ่ง o จะมีค่าตั้งแต่ 0 ไปจนถึง $\|y\| - \max(a_{jk}, \forall k \in 1,\ldots,n)$ เมื่อ a_{jk} เทียบกับจุดเริ่มต้นของสายอักขระ โดย a_{jk} เป็นตำแหน่งในสายอักขระที่จะถูกเลือกออกมา นอกจากหน้าต่างการสแกนแล้วยังมี offset ซึ่งบอกถึงระยะห่างในการเลือกตัวอักขระแต่ละตัวออกมา ดังรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.5 ตัวอย่างของค่า offset

จากรูปที่ 2.5 เป็นการบอกถึงการพิจารณารายละเอียดของตัวอักษร ถ้าค่า offset มีค่าน้อยหมายถึงการพิจารณารายละเอียดของตัวอักษรอย่างละเอียด ถ้าค่า offset มีค่ามากจะพิจารณาโครงร่างคร่าวๆของตัวอักษร จากที่อยู่ที่ถูกเลือกออกมาจะนำมาคำนวณหาที่อยู่ที่จะนำไปเข้าถึงหน่วยความจำตามสมการที่ (2-12)

$$b_{jo}(y) = \sum_{k=1}^{n} y(o + a_{jk}).\sigma^{k-1} \tag{2-12}$$

โดย $y(o + a_{jk})$ คือค่าที่ตำแหน่ง $o + a_{jk}$, j เป็นลำดับที่ของ offset ที่ใช้ และจากสมการที่ (2-12) จะเห็นได้ว่าเป็นสมการที่ใช้ในการเปลี่ยนเลขฐาน σ ให้เป็นเลขฐานสิบนั่นเอง

ความน่าจะเป็นที่จะเข้าถึงที่อยู่ของคลาส c แสดงดังสมการที่ (2-13)

$$P(b_{jo}(y) \mid M_{cj}) = \frac{n_{cj}[b_{jo}(y)]}{N_{cj}} \tag{2-13}$$

จากนั้นจะได้ความน่าจะเป็นของสายอักขระที่ขึ้นกับแบบจำลอง M_{cj} ดังสมการที่ (2-14)

$$P(y \mid M_{cj}) = \prod_{o=0}^{\|y\| - \max(a_{jk}, \forall k \in \{1,..,n\})} P(b_{jo}(y) \mid M_{cj}) \tag{2-14}$$

ดังนั้นสามารถหาความน่าจะเป็นของสายอักขระที่ขึ้นกับแบบจำลอง M_c ได้ดังสมการที่ (2-15)

$$P(y \mid M_c) = \prod_{j=1}^{m} P(y \mid M_{cj}) \tag{2-15}$$

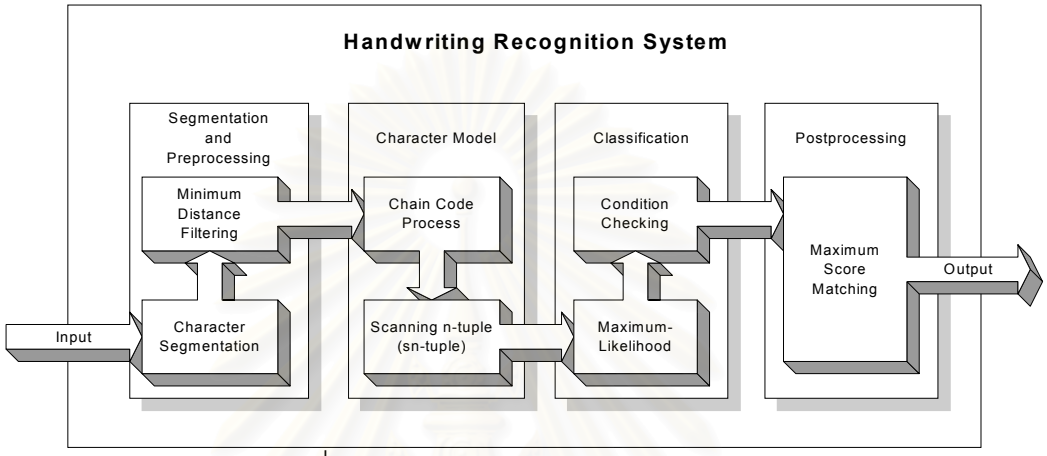
เมื่อได้แบบจำลองมาแล้วก็ทำการจำแนกคลาสตัวอักษรโดยใช้ความน่าจะเป็นสูงสุดตามทฤษฎีของเบย์ส และในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ลมาใช้รู้จำตัวอักษรตัวเดี่ยวที่เป็นลายมือเขียนภาษาไทย โดยจะนำมาใช้กับข้อมูลแบบเชื่อมตรง โดยรหัสลูกโซ่ที่ได้จะมาจากแนวทางเดินของปากกาซึ่งเป็นจุดคู่ลำดับ (x, y)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 3
กระบวนการที่ใช้ในระบบการรู้จำแบบรูปลายมือเขียนภาษาไทย

ระบบการรู้จำแบบรูปลายมือเขียน

ระบบการรู้จำแบบรูปลายมือเขียนที่ใช้ในวิทยานิพนธ์นี้แสดงดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 ระบบการรู้จำแบบรูปลายมือเขียน

ระบบการรู้จำแบบรูปประกอบด้วย 3 ส่วนหลัก

1. ส่วนเข้าสู่ระบบการรู้จำแบบรูป (Input)
2. ส่วนการรู้จำแบบรูปลายมือเขียน (Handwriting Recognition)
3. ส่วนที่ออกจากระบบการรู้จำแบบรูป (Output)

1. ส่วนเข้าสู่ระบบการรู้จำแบบรูป (input)

ข้อมูลถูกรับเข้ามาโดยผ่านอุปกรณ์ที่เรียกว่ากระดานอิเล็กทรอนิกส์ (Tablet) ที่ใช้ปากกาในการกรอกข้อมูลลงบนกระดาน โดยจะอยู่ในรูปของข้อมูลแบบเชื่อมตรงซึ่งเป็นจุดคู่ลำดับ (x, y) ที่เป็นฟังก์ชันของเวลาในรูปของคำไทยจำนวน 91 คำ

2. ส่วนการรู้จำแบบรูปลายมือเขียนสามารถแบ่งได้เป็น 4 ส่วนหลักๆ ได้แก่

2.1 การแยกองค์ประกอบเป็นส่วนย่อย และกระบวนการก่อนหน้า (Segmentation and Preprocessing)

2.2 การหาแบบจำลองของตัวอักษร (Character Model)

2.3 การจำแนก (Classification)

2.4 การประมวลผลภายหลัง (Postprocessing)

3. ส่วนที่ออกจากระบบการรู้จำแบบรูป (Output)

ข้อมูลที่เข้าสู่ระบบการรู้จำแบบรูปจะถูกแยกองค์ประกอบเป็นส่วนย่อย และหาแบบจำลองของตัวอักษรจากนั้นเมื่อทำการจำแนกเสร็จแล้วผลลัพธ์ที่ได้หลังการรู้จำจะเป็นตัวอักษรตัวเดี่ยว ซึ่งแต่ละตัวอักษรจะถูกนำไปประกอบเป็นคำที่กระบวนการประมวลผลภายหลังทำให้ผลลัพธ์ที่ออกมาจะเป็นคำที่ผ่านกระบวนการรู้จำคำออกมาแล้ว

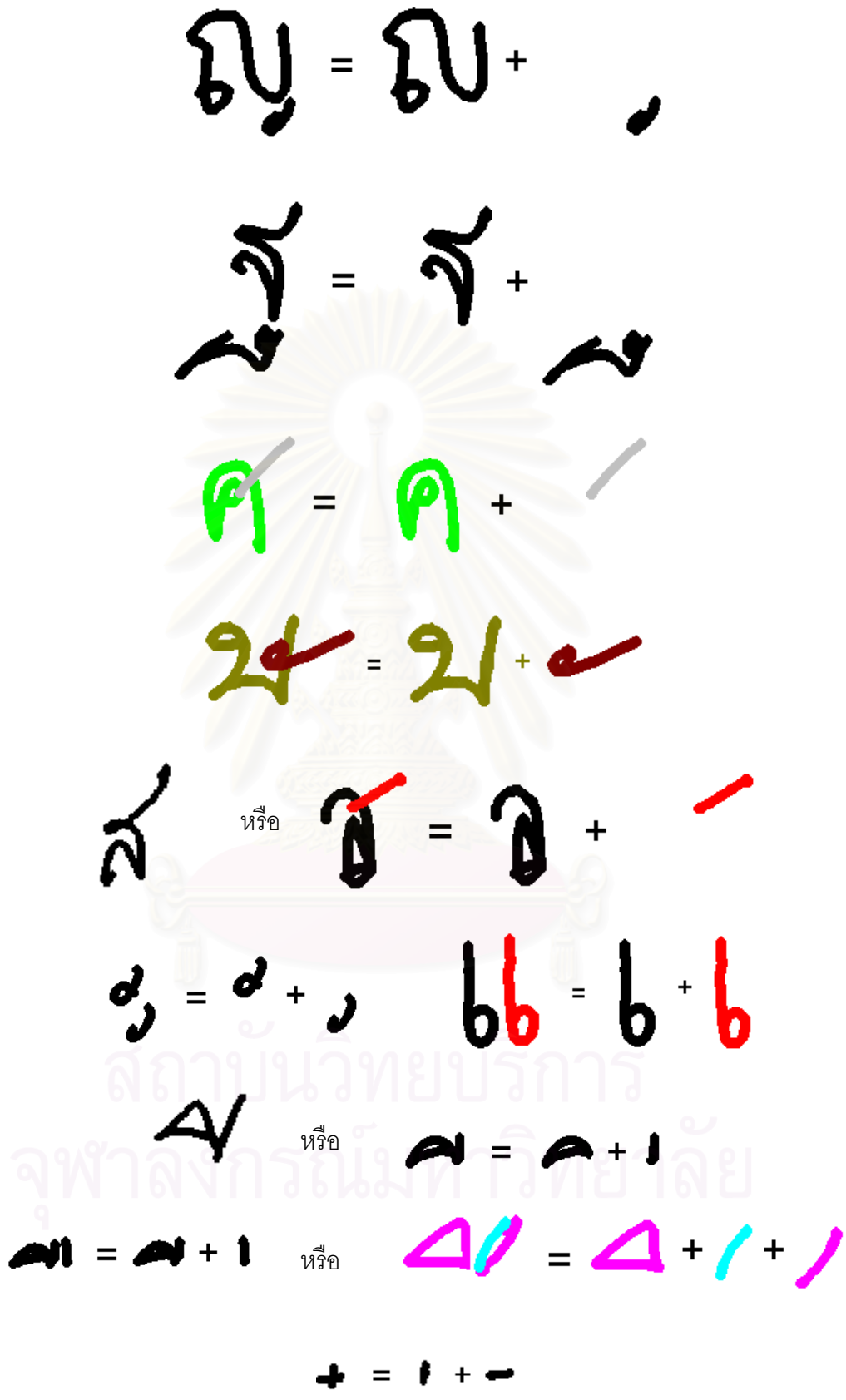
กระบวนการที่ใช้ในการรู้จำแบบรูปลายมือเขียน

1. กระบวนการแยกองค์ประกอบเป็นส่วนย่อย และกระบวนการก่อนหน้า (Segmentation and Preprocessing)

1.1 กระบวนการแยกองค์ประกอบเป็นส่วนย่อย (Segmentation)

ใช้การยกปากกาในการแยกองค์ประกอบเป็นส่วนย่อย โดยตัวอักษรแต่ละตัวจะถูกแยกออกมาโดยเริ่มจากตอนจรดปากกา และจะสิ้นสุดเมื่อยกปากกา โดยข้อกำหนดของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้คือเวลาที่เขียนตัวอักษรแต่ละตัวต้องเขียนให้เสร็จภายในครั้งเดียวห้ามยกปากกาในระหว่างการเขียนเพราะจะทำให้การแยกองค์ประกอบเป็นส่วนย่อยนั้นผิดได้ ยกเว้นตัวอักษรที่ส่วนใหญ่ต้องเขียน 2 ครั้ง ได้แก่ ญ ฐ ศ ษ ส ะ แ ◌ี ◌ื ◌ึ โดยที่ ส และ ◌ี สามารถเขียนครั้งเดียว หรือ 2 ครั้งก็ได้ ส่วน ◌ึ นั้นสามารถเขียน 2 ครั้ง หรือ 3 ครั้งก็ได้ ซึ่งจากข้อกำหนดในการยกปากกาทำให้เราต้องทำการรู้จำส่วนของตัวอักษรต่างๆแต่ละตัวนี้แยกออกจากกันดังรูปที่ 3.2

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 3.2 ตัวอย่างตัวอักษรที่สามารถเขียนโดยจรดปากกาได้มากกว่า 1 ครั้ง

รูปที่ 3.3 แสดงคำที่ทำการแยกองค์ประกอบเป็นส่วนย่อยแล้ว

รูปที่ 3.3 คำที่ถูกแยกองค์ประกอบย่อยเป็นส่วนย่อยออกมาแล้ว

ดังนั้นจากกรณีที่กล่าวมาทั้งหมดเมื่อทำการแยกองค์ประกอบเป็นส่วนย่อยออกมาเป็นตัวอักษรตัวเดี่ยวแล้ว จึงแบ่งคลาสตัวอักษรที่ต้องทำการรู้จำทั้งหมดเป็น 60 คลาส ได้แก่ ก ข ค ฆ ง จ ฉ ช ซ ฌ ญ ฎ ฏ ฐ ฑ ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ ฝ พ ฟ ภ ม ย ร ล ว ส ห ฬ อ ฮ า ิ ี ึ ุ ู เ ไ ใ โ ั ็ ่ ้ ๊ ๋ ์ ๆ ๏ ๚ ๛ / ฺ

โดย ั เป็นตัวอักษรซึ่งเป็นส่วนประกอบของ ญ(ณ +) ษ(บ+ ั) ะ(ั + ั), / เป็นสัญลักษณ์ซึ่งเป็นส่วนประกอบของ ศ(ค + /) ส(ล+ /), ไม้เอกใช้รวมกับ ั เป็น ่ และใช้รวมกับ ิ และ ี เป็น ี และ ึ ตามลำดับ, ฺ เป็นส่วนประกอบของ ฐ และ แ เท่ากับ เ สองตัวเขียนต่อกัน ซึ่งตัวอักษรเหล่านี้จะถูกนำไปประกอบกันเป็นคำภายหลังในส่วนของการประมวลผลภายหลัง

1.2 กระบวนการก่อนหน้า (Preprocessing)

กระบวนการก่อนหน้าที่ใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้แก่วิธีที่เสนอโดย Nair และ Leedham (1990) โดยวิธีที่นำมาใช้ได้แก่วิธีการกรองระยะทางที่สั้นที่สุด (Minimum Distance Filtering) โดยจะทำการกรองจุดคู่ลำดับที่ซ้ำซ้อนกัน (ระยะทางระหว่างจุดที่อยู่ติดกันเท่ากับศูนย์) เพราะว่าจุดที่ซ้ำซ้อนกันไม่ให้สารสนเทศเกี่ยวกับทิศทาง ซึ่งเป็นคุณลักษณะสำคัญที่จะนำมาเข้ารหัสลูกโซ่ โดยมีอัลกอริทึมดังต่อไปนี้

อัลกอริทึม การกรองระยะทางที่สั้นที่สุด
สำหรับแต่ละจุดคู่ลำดับ (x, y)
ถ้า ระยะทางระหว่างจุดคู่ลำดับถัดไปกับจุดคู่ลำดับที่กำลังพิจารณา
($\sqrt{(x_{this} - x_{next})^2 + (y_{this} - y_{next})^2}$) น้อยกว่า ระยะที่เรากำหนดไว้แล้วให้ลบจุดคู่ลำดับที่เราพิจารณา

2. การหาแบบจำลองของตัวอักษร (Character Model)

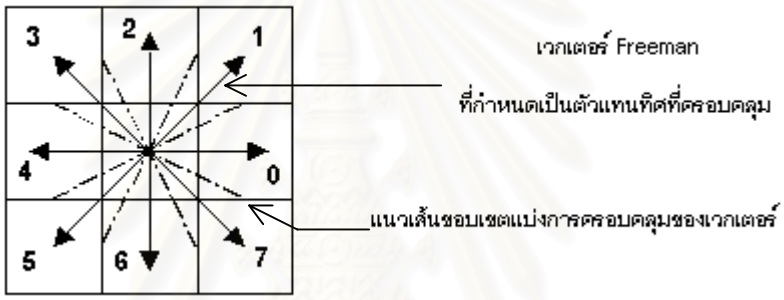
การหาแบบจำลองของตัวอักษรประกอบด้วย 2 ขั้นตอน ได้แก่

2.1 กระบวนการเข้ารหัสลูกโซ่ (Chain Code Process)

2.2 สแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ล (Scanning n-tuple, sn-tuple)

2.1 กระบวนการเข้ารหัสลูกโซ่ (Chain Code Process)

ตัวอักษรที่ได้จากกระบวนการก่อนหน้าจะถูกนำมาเข้ารหัสลูกโซ่เพื่อเปลี่ยนข้อมูลจากจุดคู่ลำดับ (x, y) เป็นสายอักขระ การหาทิศทางระหว่างจุดทำได้โดยใช้เวกเตอร์ฟรีแมน (Freeman Vector) ดังรูปที่ 3.4 โดยเริ่มจากจุดจรดปากกาไปสิ้นสุดที่จุดยกปากกา



รูปที่ 3.4 การเข้ารหัสทิศทางโดยใช้เวกเตอร์ฟรีแมน

รหัส 0 ครอบคลุมบริเวณ $-22.5 < \text{มุมองศา}(\theta) \leq 22.5$

รหัส 1 ครอบคลุมบริเวณ $22.5 < \text{มุมองศา}(\theta) \leq 67.5$

รหัส 2 ครอบคลุมบริเวณ $67.5 < \text{มุมองศา}(\theta) \leq 112.5$

รหัส 3 ครอบคลุมบริเวณ $112.5 < \text{มุมองศา}(\theta) \leq 157.5$

รหัส 4 ครอบคลุมบริเวณ $157.5 < \text{มุมองศา}(\theta) \leq 202.5$

รหัส 5 ครอบคลุมบริเวณ $202.5 < \text{มุมองศา}(\theta) \leq 247.5$

รหัส 6 ครอบคลุมบริเวณ $247.5 < \text{มุมองศา}(\theta) \leq 292.5$

รหัส 7 ครอบคลุมบริเวณ $292.5 < \text{มุมองศา}(\theta) \leq 337.5$

ซึ่งจะทำให้ตัวอักษรที่เขียนนั้นสามารถเขียนเอียงได้ ± 22.5 องศา ตัวอย่างการเข้ารหัสลูกโซ่จากตัวอักษรแสดงในรูป 3.5

ก)

ข)

05666022222222445411100007766666663

ค)

รูปที่ 3.5 ก) ภาพตัวอักษร ก ข) แนวทางเดินของตัวอักษร ก
ค) รหัสลูกโซ่ของตัวอักษร ก

2.2 สแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ล (Scanning n-tuple, sn-tuple)

จากสายอักขระที่ได้จากการเข้ารหัสลูกโซ่จะนำมาหาแบบจำลองของตัวอักษรแต่ละคลาสโดยใช้วิธีสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ลดังที่ได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 2 โดยแบบจำลองที่ได้จะนำไปใช้ฝึกฝนระบบเมื่อเราต้องการฝึกฝนระบบ หรือจะนำไปจำแนกกับแบบจำลองที่ทำการฝึกฝนไว้แล้วก็ได้เมื่อเราต้องการทดสอบตัวอักษรตัวนั้น โดยอัลกอริทึมในการฝึกฝนระบบนั้นได้แสดงในหัวข้อนี้ ส่วนอัลกอริทึมในการจำแนกนั้นจะแสดงในหัวข้อต่อไป

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

อัลกอริทึม การฝึกฝนระบบโดยใช้วิธีสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ล

ขั้นตอนที่ 1: กำหนดค่าเริ่มต้นของเอ็น-ทูเปิ้ลทั้งหมด

For each class c $\in$ C

For each n-tuple $n_{cj} \in N_c$

For each address $b := 0$ to $\sigma^n - 1$

Set $n_{cj}[b] = 0$

ขั้นตอนที่ 2: ฝึกฝนเอ็น-ทูเปิ้ลทั้งหมดด้วยแบบที่นำมาฝึกฝนทั้งหมด

For each class c $\in$ C

For each pattern $y \in Y_c$

For each n-tuple $n_{cj} \in N_c$

For scanning window $o := 0$ to $\|y\| - \max(a_{jk}, \forall k \in \{1, \ldots, n\})$

Increment N_{cj}

Set current address $b_{jo}(y) = \sum_{k=1}^{n} y(o + a_{jk}).\sigma^{k-1}$

Increment $n_{cj}[b_{jo}(y)]$

ขั้นตอนที่ 3: เปลี่ยนการนับความถี่ของการเกิดเป็นลอการิทึมของความน่าจะเป็น

For each c $\in$ C

For each n-tuple $n_{cj} \in N_c$

For each address $b := 0$ to $\sigma^n - 1$

Set $I_{cj}[b] = \log((n_{cj}[b] + \varepsilon) / N_{cj})$

เพื่อหลีกเลี่ยงปัญหาในกรณีที่ค่าทศนิยมที่คำนวณออกมาได้มีค่าน้อยเกินไปจนไม่สามารถเก็บลงไปในหน่วยความจำได้ (floating point underflow) จึงใช้ค่าลอการิทึมของความน่าจะเป็นแทนการใช้ความน่าจะเป็น โดยค่า ε ที่ใส่ไว้ในบรรทัดสุดท้ายของขั้นตอนที่ 3 นั้นเพื่อป้องกัน log(0) ซึ่งค่าที่ตั้งไว้ตอนแรกเท่ากับ 0.1 (Lucas and Amiri, 1996)

ตัวอย่างที่ 3.1 การทำสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ล โดยใช้รหัสลูกโซ่จากรูปที่ 3.5 ซึ่งได้แก่ 05666022222222445411100007766666663 โดยทำ 3 4-tuple โดยใช้ค่า offset เท่ากับ 1, 2 และ 3 ตามลำดับ

ค่า offset เท่ากับ 1

จากรหัสลูกโซ่ซึ่งมีความยาวเท่ากับ 35 ใช้หน้าต่างการเลื่อน o ซึ่งเริ่มจาก 0 ไปจนถึง $\|y\| - \max(a_{jk}, \forall k \in \{1,\ldots,n\})$ ซึ่งเท่ากับ 35-4 = 31 จากอัลกอริทึมการทำสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ล จะได้ลำดับของค่าที่อยู่ดังนี้

0566, 5666, 6660, 6602, 6022, 0222, 2222, 2222, 2222, 2222, 2222, 2224, 2244, 2445, 4454, 4541, 5411, 4111, 1110, 1100, 1000, 0000, 0007, 0077, 0776, 7766, 7666, 6666, 6666, 6666, 6666, 6663

จากนั้นใช้สมการที่ (2-12) แปลงเลขที่อยู่จากเลขฐานแปดเป็นฐานสิบจะได้

374, 2998, 3504, 3458, 3090, 146, 1170, 1170, 1170, 1170, 1170, 1172, 1188, 1317, 2348, 2401, 2825, 2121, 584, 576, 512, 0, 7, 63, 510, 4086, 4022, 3510, 3510, 3510, 3510, 3507

ค่า offset เท่ากับ 2

จากรหัสลูกโซ่ซึ่งมีความยาวเท่ากับ 35 ใช้หน้าต่างการเลื่อน o ซึ่งเริ่มจาก 0 ไปจนถึง $\|y\| - \max(a_{jk}, \forall k \in \{1,\ldots,n\})$ ซึ่งเท่ากับ 35-7 = 28 จากอัลกอริทึมการทำสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ล จะได้ลำดับของค่าที่อยู่ดังนี้

0662, 5602, 6622, 6022, 6222, 0222, 2222, 2222, 2224, 2224, 2245, 2244, 2451, 2441, 4511, 4410, 5110, 4100, 1100, 1007, 1007, 0076, 0076, 0766, 0766, 7666, 7666, 6666, 6663

จากนั้นใช้สมการที่ (2-12) แปลงเลขที่อยู่จากเลขฐานแปดเป็นฐานสิบจะได้

434, 2946, 3474, 3090, 3218, 146, 1170, 1170, 1172, 1172, 1189, 1188, 1321, 1313, 2377, 2312, 2632, 2112, 576, 519, 519, 62, 62, 502, 4022, 4022, 3510, 3507

ค่า offset เท่ากับ 3

จากรหัสลูกโซ่ซึ่งมีความยาวเท่ากับ 35 ใช้หน้าต่างการเลื่อน o ซึ่งเริ่มจาก 0 ไปจนถึง $\|y\| - \max(a_{jk}, \forall k \in \{1,\ldots,n\})$ ซึ่งเท่ากับ 35-10 = 25 จากอัลกอริทึมการทำสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ลจะได้ลำดับของค่าที่อยู่ดังนี้

0622, 5622, 6022, 6222, 6222, 0224, 2224, 2225, 2244, 2241, 2251, 2441, 2410, 2510, 4410, 4100, 5107, 4107, 1006, 1076, 1076, 0066, 0766, 0766, 0666, 7663
จากนั้นใช้สมการที่ (2-12) แปลงเลขที่อยู่จากเลขฐานแปดเป็นฐานสิบจะได้
402, 2962, 3090, 3218, 3218, 148, 1172, 1173, 1188, 1185, 1193, 1313, 1288, 1352, 2312, 2112, 2631, 2119, 518, 574, 574, 54, 502, 502, 438, 4019

จากค่าที่อยู่ที่คำนวณได้จากค่า offset ทั้ง 3 ค่าจะนำมาเข้าถึงหน่วยความจำ $n_{cj}[b]$ โดยที่ j เท่ากับ 1, 2 และ 3 ซึ่งเท่ากับจำนวนค่า offset ที่ใช้

3. การจำแนก (Classification)
   3.1 ใช้ความน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum-Likelihood)
   3.2 การตรวจสอบเงื่อนไข (Condition Checking)

3.1 ใช้ความน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum-Likelihood)

ตัวอักษรที่จะนำมารู้จำนั้นจะผ่านกระบวนการแยกองค์ประกอบเป็นส่วนย่อย และกระบวนการก่อนหน้า หลังจากนั้นก็จะทำการเข้ารหัสลูกโซ่ และทำสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ลจากนั้นนำแบบจำลองของตัวอักษรที่ได้มาเปรียบเทียบกับแบบจำลองที่ทำการฝึกฝนไว้แล้วโดยใช้วิธีความน่าจะเป็นสูงสุด ซึ่งตัวอักษรที่มีความน่าจะเป็นสูงสุดจะถูกตอบออกมาเป็นคำตอบ โดยมีอัลกอริทึมในการจำแนกดังต่อไปนี้

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

อัลกอริทึม การจำแนกโดยใช้สแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ล

ขั้นตอนที่ 1: กำหนดค่าเริ่มต้นของเวกเตอร์การรู้จำ r ซึ่งเป็นเวกเตอร์ของจำนวนจริงที่มี $|C|$ มิติ

For each class $c \in C$

Set $r_c = 0.0$

ขั้นตอนที่ 2: สแกนสายอักขระทุกๆเอ็น-ทูเปิ้ลของทุกคลาส

For each mapping $j := 1$ to m

For scanning window $o := 0$ to $\|y\| - \max(a_{jk}, \forall k \in \{1,\ldots,n\})$

Set current address $b_{jo}(y) = \sum_{k=1}^{n} y(o + a_{jk}).\sigma^{k-1}$

For each class $c \in C$

Set $r_c = r_c + I_{cj}[b_{jo}(y)]$

ขั้นตอนที่ 3: จำแนก

Assign y to class c, where $r_c \geq r_d, \forall d \neq c$

3.2 การตรวจสอบเงื่อนไข (Condition Checking)

เนื่องจากตัวอักษรภาษาไทยบางตัวนั้นมีความคล้ายกันมากจนเกิดการจำแนกผิดเป็นตัวที่มีความคล้ายกันแทน ดังนั้นจึงต้องมีการตรวจสอบเงื่อนไขบางประการโดยพิจารณาคุณลักษณะบ่งความต่างของตัวอักษรเพื่อให้แน่ใจว่าเป็นตัวอักษรตัวนั้นจริงๆ ถ้าไม่ใช่ก็ให้ตอบเป็นตัวที่มีความคล้ายกันแทนโดยเงื่อนไขที่ตรวจสอบนั้นจะใช้คุณลักษณะดังต่อไปนี้

3.3.1 ความสูงของตัวอักษรและระดับของตัวอักษร

3.3.2 ความกว้างของตัวอักษร

3.3.3 อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง

3.3.4 ความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุด

3.3.5 การตรวจคุณลักษณะในบริเวณที่กำหนด

3.3.1 ความสูงของตัวอักษรและระดับของตัวอักษร

เป็นลักษณะที่ใช้ในการตรวจสอบตัวอักษร ุ ข บ ป ซึ่ง ุ จะมีความสูง และระดับที่แตกต่างจาก ข บ ป

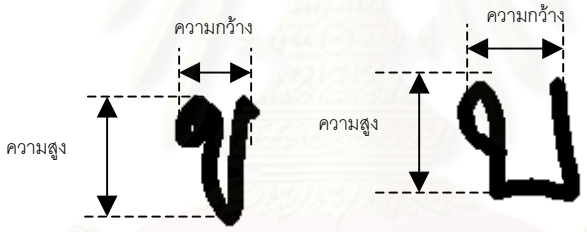
3.3.2 ความกว้างของตัวอักษร

เป็นลักษณะที่ใช้ในการตรวจสอบตัวอักษร ุ

3.3.3 อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง

เป็นลักษณะที่ใช้ในการตรวจสอบตัวอักษร ข บ ป ซึ่งมีความคล้ายกันมาก โดย ข และ ป จะมีอัตราส่วนความกว้างต่อความสูงแตกต่างจาก บ

$$\text{อัตราส่วน} = \frac{\text{ความกว้าง}}{\text{ความสูง}} \qquad (3.1)$$



รูปที่ 3.6 การหาอัตราส่วนความกว้างต่อความสูง

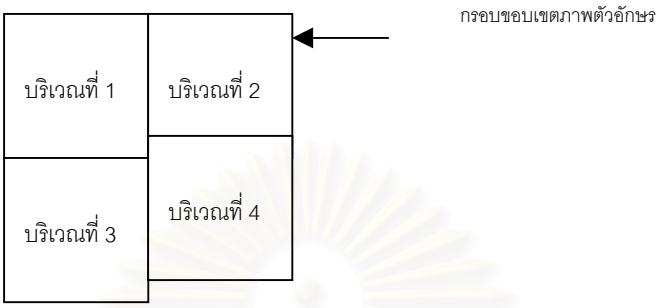
3.3.4 ความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุด

ในกรณีที่ตัวอักษรมีอัตราส่วนความกว้างต่อความสูงใกล้เคียงกัน เช่น ผ กับ ฝ, พ และ ฟ ซึ่งมีลักษณะการเขียนที่มีระดับของหางเกินระดับของหัวมาเล็กน้อยทำให้อัตราส่วนความกว้างต่อความสูงไม่สามารถตัดสินได้จึงต้องใช้ความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุดในการพิจารณา

รูปที่ 3.7 การหาความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุด

3.3.5 การตรวจคุณลักษณะในบริเวณที่กำหนด

เราจะแบ่งขอบเขตของตัวอักษรออกเป็น 4 ส่วนจากนั้น จึงพิจารณาคุณลักษณะที่เราสนใจว่าอยู่ในบริเวณใด โดยคุณลักษณะที่ใช้ ได้แก่จุดยกปากกา



รูปที่ 3.8 การกำหนดบริเวณในการตรวจสอบ

เงื่อนไขต่างๆที่เสนอมานี้จะใช้ภายหลังจากที่ได้ผลการรู้จำในขั้นต้นออกมาแล้ว แล้วจึงพิจารณาตัวอักษรที่มีความคล้ายกันจากผลที่ได้ โดยรายละเอียดของการนำไปใช้กับตัวอักษรตัวใดนั้นจะกล่าวถึงในบทถัดไป

4. การประมวลผลภายหลัง (Postprocessing)

ตัวอักษรตัวเดี่ยวที่ผ่านการจำแนกออกมาแล้วจะนำมาประกอบเป็นคำในฐานข้อมูลที่ได้กำหนดไว้ โดยใช้วิธีการตรวจสอบคำในฐานข้อมูลกับคำที่รู้จำออกมาได้โดยจะจับคู่ตัวอักษรตัวเดี่ยวแต่ละตัวตำแหน่งต่อตำแหน่งเพื่อหาคำที่มีคะแนนสูงที่สุดจากนั้นจึงตอบเป็นคำที่มีคะแนนสูงสุดนั้นโดยจะไม่พิจารณาถึงโครงสร้างของคำเลย โดยจะพิจารณาถึงความยาวของคำก่อน จากนั้นจะนำคำทุกคำที่มีความยาวเท่ากับคำที่เราจะรู้จำมาเข้าคู่แบบตัวต่อตัวแล้วจึงตอบเป็นคำที่มีคะแนนสูงที่สุด และจะตอบเป็นไม่มีคำตอบในกรณีที่มีคะแนนรวมเป็นศูนย์

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 4
ขั้นตอนการทดลอง ผลการทดลองและวิเคราะห์ผลการทดลอง

เครื่องมือที่ใช้วิจัย

กรรมวิธีรู้จำแบบรูปลายมือเขียนได้ถูกพัฒนาขึ้นในรูปของโปรแกรมการจำลองแนวคิดที่เสนอในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ โดยใช้โปรแกรม ซี++ ของไมโครซอฟท์ ทำงานภายใต้ระบบปฏิบัติการวินโดว์ 98

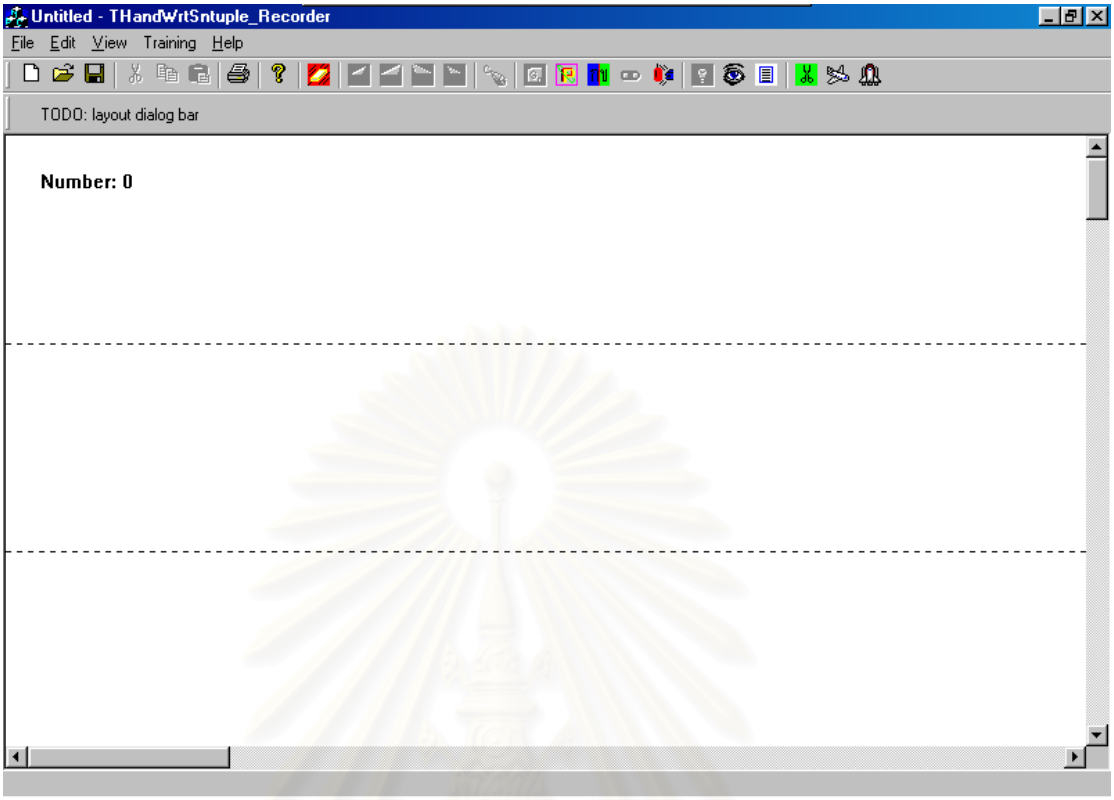
อุปกรณ์ที่ใช้

1. เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล ใช้หน่วยประมวลผลกลางรุ่น เพนเทียมทู (Pentium II) ความเร็ว 400 เมกกะเฮิร์ท หน่วยความจำหลัก 128 เมกกะไบต์
2. กระดานอิเล็กทรอนิกส์ของ MGLogic รุ่น e-pad & DuoPen USB Pen Tablet J-Series มีอัตราการสุ่ม (Sampling rate) 100 จุดต่อวินาที ซึ่งเป็นอุปกรณ์เชื่อมต่อในการรับข้อมูล โดยมีปากกาอิเล็กทรอนิกส์ให้ผู้ทดสอบเขียนคำที่เป็นลายมือเขียนลงในโปรแกรมการรู้จำแบบรูปลายมือเขียนภาษาไทย
3. โปรแกรมรู้จำแบบรูปลายมือเขียนภาษาไทยที่เขียนขึ้นจากโปรแกรมซี++ของไมโครซอฟท์ ทำงานภายใต้ระบบปฏิบัติการวินโดว์ 98

แหล่งที่มาของข้อมูล

1. เงื่อนไขในการจัดเก็บของแหล่งข้อมูล

กำหนดให้เขียนคำทีละคำลงในส่วนของโปรแกรม ดังรูปที่ 4.1 โดยจะมีเส้นบรรทัดอ้างอิงไว้ให้ในเวลาเขียนเพื่อความง่าย และสะดวกในเวลาเขียน แต่ไม่ได้แบ่งระดับในการเขียนนั่นคือ เวลาเขียนไม่จำเป็นที่ต้องเขียนสระด้านบน และด้านล่างให้อยู่เหนือเส้นบรรทัดบน และใต้เส้นบรรทัดล่างตามลำดับ แต่มีเงื่อนไขในการเขียนว่าต้องเขียนตัวอักษรแต่ละตัวให้เสร็จภายในครั้งเดียวห้ามยกปากกาขึ้นโดยเด็ดขาด ยกเว้นตัวอักษรที่สามารถยกปากกาได้มากกว่า 1 ครั้งในการเขียน เช่น ญ ฐ ศ ส ะ แ ี ื ึ



รูปที่ 4.1 โปรแกรมที่ใช้ในการทดสอบและจัดเก็บข้อมูล

2. การจัดเก็บข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ

การจัดเก็บจะเก็บจากผู้ทดสอบซึ่งจะเขียนคำลงไปโดยมีจำนวนคำศัพท์ทั้งหมด 91 คำ ซึ่งคำศัพท์ประกอบด้วยรายชื่อจังหวัดในประเทศไทย 76 จังหวัด ซึ่งเป็นฐานข้อมูลที่มีการใช้ในห้องปฏิบัติการวิจัยกรรมวิธีสัญญาณดิจิทัลแต่จำนวนพยัญชนะนั้นยังไม่ครบ 42 ตัว (ไม่รวม ฃ และ ฅ เนื่องจากคำที่ใช้ในปัจจุบันจะไม่ปรากฏตัวอักษรทั้ง 2 ตัวนี้) จึงต้องมีการเพิ่มคำศัพท์เข้าไปเพื่อให้มีพยัญชนะครบทั้ง 42 ตัว โดยจำนวนคำที่แต่ละคนเขียนนั้นจะไม่เท่ากัน และแต่ละคนอาจจะเขียนคำคำเดียวกันมากกว่า 1 ครั้ง แต่จะมี 20 คนที่เขียนกลุ่มคำศัพท์ครบทั้ง 91 คำ ซึ่งได้แก่ แม่ฮ่องสอน, เชียงใหม่, เชียงราย, น่าน, พะเยา, แพร่, ลำปาง, ลำพูน, อุตรดิตถ์, กาฬสินธุ์, ขอนแก่น, ชัยภูมิ, นครราชสีมา, นครพนม, บุรีรัมย์, มหาสารคาม, ยโสธร, ร้อยเอ็ด, เลย, ศรีสะเกษ, สกลนคร, สุรินทร์, หนองคาย, อุดรธานี, หนองบัวลำภู, อุบลราชธานี, อำนาจเจริญ, มุกดาหาร, ชลบุรี, ระยอง, จันทบุรี, ตราด, สระแก้ว, ปราจีนบุรี, ฉะเชิงเทรา, ตาก, กาญจนบุรี, ราชบุรี, เพชรบุรี, ประจวบคีรีขันธ์, สุโขทัย, พิษณุโลก, กำแพงเพชร, พิจิตร, เพชรบูรณ์, นครสวรรค์, อุทัยธานี, ชัยนาท, สิงห์บุรี, ลพบุรี, สระบุรี, อ่างทอง, สุพรรณบุรี, อยุธยา, ปทุมธานี, นครนายก, นนทบุรี, กรุงเทพมหานคร, นครปฐม, สมุทรสาคร, สมุทรปราการ, สมุทรสงคราม,

ชุมพร, ระนอง, สุราษฎร์ธานี, พังงา, ภูเก็ต, กระบี่, นครศรีธรรมราช, สตูล, ตรัง, พัทลุง, สงขลา, ปัตตานี, นราธิวาส, ยะลา, บางซื่อ, โฆษณา, บัณฑิต, พัฒนาการ, ฉาน, ฟลูออไรด์, ปฏิกิริยา, ผ่อนผัน, ฝน, กระป๋อง, หนังสือ, ทึบ, เทียนไข, เป๊ปซี่, โค้ก

รวมจำนวนผู้ทดสอบทั้งหมด 65 คน แบ่งเป็นชาย 38 คน เป็นหญิง 27 คน ข้อมูลที่เก็บมาได้จะถูกแบ่งเป็น 2 กลุ่มใหญ่ๆได้แก่

- กลุ่มที่ใช้ในการฝึกฝนระบบ (กำหนดให้เป็นกลุ่มที่ 1)
- กลุ่มที่ใช้ในการทดสอบระบบ (กำหนดให้เป็นกลุ่มที่ 2) เป็นกลุ่มที่นำข้อมูลมาจาก 20 คนที่เขียนครบทุกคำ

ในการทดสอบตัวอักษรตัวเดี่ยวนั้นข้อมูลที่เป็นคำจะถูกทำการแยกองค์ประกอบเป็นส่วนย่อยให้เป็นตัวอักษรตัวเดี่ยวรวมทั้งหมด 60 คลาส (ก ข ค ฆ ง จ ฉ ช ซ ฌ ญ ฎ ฏ ฐ ฑ ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ ฝ พ ฟ ภ ม ย ร ล ว ส ห ฬ อ ฮ า ิ ี ึ ุ ู เ ็ ่ ้ ๊ ๋ ์ / ๗) จากนั้นแบ่งข้อมูลในกลุ่มที่ใช้ในการฝึกฝนระบบ ซึ่งมีจำนวนทั้งหมด 21,635 ตัวอักษร ออกเป็น 2 กลุ่มย่อยโดยให้คอมพิวเตอร์เลือกให้แบบสุ่ม ได้แก่

- กลุ่มที่ใช้ในการฝึกฝนระบบเพื่อหารูปแบบของตัวอักษรแต่ละตัว (กำหนดให้เป็นกลุ่มที่ 1.1) จำนวนร้อยละ 80 ของตัวอักษรกลุ่มที่ 1 ทั้งหมด เพื่อรักษาจำนวนข้อมูลกลุ่มนี้กับกลุ่มที่ 2 ให้ใกล้เคียงกัน และให้มีจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการฝึกฝนระบบที่เพียงพอต่อการทดลองเพิ่มจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการฝึกฝนระบบ
- กลุ่มที่ใช้ในการทดสอบโปรแกรมเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ต่างๆของโปรแกรม (กำหนดให้เป็นกลุ่มที่ 1.2) จำนวนร้อยละ 20 ของตัวอักษรกลุ่มที่ 1 ทั้งหมด

ในส่วนของกลุ่มที่ 2 นั้นเมื่อผ่านการทำการแยกองค์ประกอบเป็นส่วนย่อยออกมาแล้วมีจำนวนตัวอักษร 10,365 ตัวอักษร รวมตัวอักษรทั้งหมด 32,000 ตัว

ผลการทดลองและวิเคราะห์ผลการทดลอง

1. ผลการทดลองเพื่อหาค่า n และค่า offset

จากอัลกอริทึมในการฝึกฝนระบบ และการจำแนกที่ได้กล่าวในบทที่ 3 โดยตั้งค่า ε =0.1 และยังไม่ได้ตรวจสอบเงื่อนไขภายหลัง นำมาทำการฝึกฝนระบบโดยใช้ข้อมูลกลุ่มที่ 1.1 และทดสอบผลกับข้อมูลกลุ่มที่ 1.2 จะได้ผลการรู้จำดังตารางที่ 4.1 เนื่องจากอัตราการรู้จำเมื่อใช้ n และค่า offset ค่าเดียวนั้นยังไม่สูงมากนักจึงต้องใช้ค่า n และค่า offset หลายค่าเพื่อให้อัตราการรู้จำสูงที่สุด เพราะที่ค่า n และค่า offset ที่ให้อัตราการรู้จำสูงกว่าอาจจะมีตัวอักษรบางตัวที่รู้จำผิด

แต่ที่ค่า n และค่า offset ค่าอื่นที่ให้อัตราการรู้จำต่ำกว่าตัวอักษรตัวนี้อาจจะรู้จำถูก ซึ่งเมื่อใช้รวมกันแล้วทำให้ตัวอักษรที่รู้จำถูกจะยังคงถูกอยู่ และเพิ่มตัวอักษรที่รู้จำถูกเพิ่มขึ้นมาทำให้มีการรู้จำถูกมากยิ่งขึ้น โดยตารางที่ 4.2 และรูปที่ 4.2 เป็นตาราง และกราฟแสดงอัตราการรู้จำเมื่อเลือกใช้ค่า n และค่า offset หลายค่าโดยเลือกค่าที่ให้อัตราการรู้จำสูงสุด 2 ค่า ไปจนถึง 7 ค่า

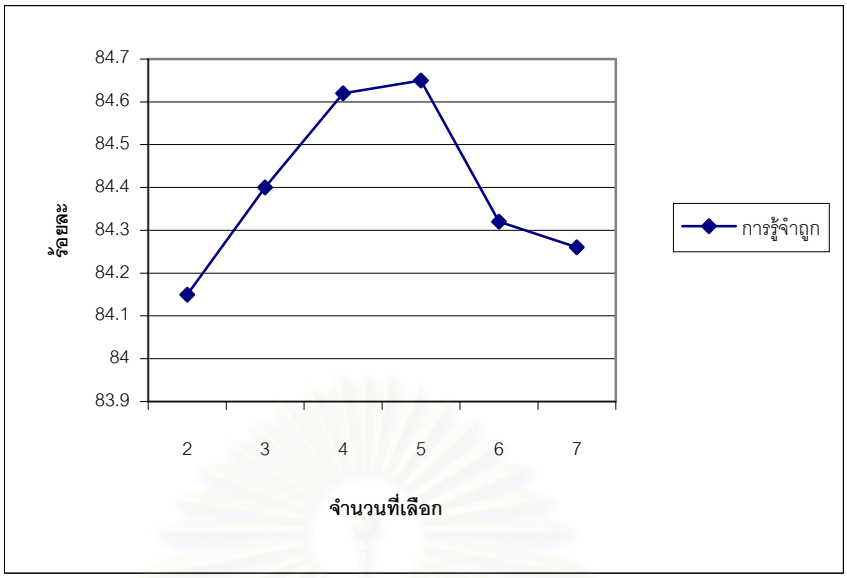
ตารางที่ 4.1 ค่าร้อยละที่รู้จำถูกในการทดสอบสำหรับค่า n และค่า offset ต่างๆ

Offset \ n	1	2	3	4	5
1	37.29	63.64	70.31	75.64	78.00
2	-	69.26	78.42	84.58	55.27
3	-	71.69	80.07	48.77	0.31
4	-	72.46	79.53	0.504	21.28
5	-	71.43	58.34	59.29	0.65

ตารางที่ 4.2 อัตราการรู้จำของการเลือกค่า n และค่า offset ที่ให้อัตราการรู้จำสูงสุดหลายค่ารวมกัน

จำนวนที่เลือก	ร้อยละที่รู้จำถูก
2	84.15
3	84.40
4	84.62
5	84.65
6	84.32
7	84.26

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 4.2 กราฟอัตราการรู้จำเมื่อเลือกใช้ค่า n และค่า offset ที่ให้อัตราการรู้จำสูงสุดหลายค่ารวมกัน

<u>วิเคราะห์</u>

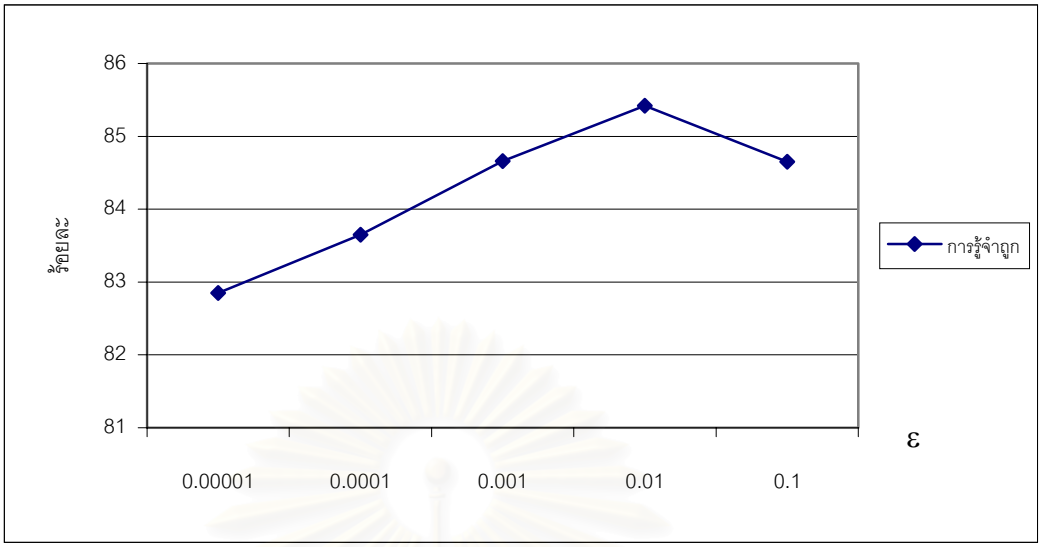
จากตารางที่ 4.2 และรูปที่ 4.2 จะเห็นได้ว่าที่จำนวนที่เลือกเท่ากับ 5 นั้น จะให้อัตราการรู้จำสูงที่สุดเป็นร้อยละ 84.65 ซึ่งสูงกว่าการใช้ค่า n และ offset ค่าเดียว ดังนั้นค่า n และค่า offset ที่เลือกใช้ได้แก่ที่ค่า n และค่า offset สูงสุด 5 ลำดับแรก ได้แก่ n3offset2, n3offset3, n3offset4, n4offset2 และ n5offset1

2. ผลการทดลองเพื่อหาค่า ε ที่เหมาะสม

เมื่อเลือกค่า n และค่า offset ได้แล้วต่อไปจะดูการแปรค่าของอัตราการรู้จำเมื่อ ε มีค่าต่างๆกันซึ่งได้ผลดังตาราง และรูปที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 อัตราการรู้จำที่ค่า ε ต่างๆ

ε	ร้อยละที่รู้จำถูก
0.00001	82.85
0.0001	83.65
0.001	84.66
0.01	85.42
0.1	84.65



รูปที่ 4.3 กราฟอัตราการรู้จำที่แปรค่ากับค่า ε

<u>วิเคราะห์</u>

จากตาราง และรูปที่ 4.3 จะเห็นได้ว่าที่ค่า ε น้อยๆ (0.00001) อัตราการรู้จำจะต่ำ และจะค่อยๆ เพิ่มขึ้นเมื่อค่าε เพิ่มขึ้นจนถึงที่ค่าเท่ากับ 0.01 นั้นจะให้อัตราการรู้จำสูงที่สุดเท่ากับร้อยละ 85.42 หลังจากนั้นอัตราการรู้จำก็จะตกลง ดังนั้นจึงเลือกใช้ ε เท่ากับ 0.01 ทั้งนี้เพราะว่าถ้าใช้ค่า ε ที่น้อยเกินไปจะทำให้ระบบเอ็น-ทูเปิ้ลที่เป็นแบบความน่าจะเป็นกลายเป็นระบบเอ็น-ทูเปิ้ลแบบไบนารีเพราะว่าขนาดของลอการิทึมของความน่าจะเป็นของที่อยู่ที่ไม่เคยถูกเข้าถึงจะมีค่ามากกว่าขนาดของลอการิทึมของความน่าจะเป็นของที่อยู่ที่ถูกเข้าถึงมาก ส่วนถ้าใช้ ε มากไปก็จะทำการจำแนกได้ลำบากเพราะค่าลอการิทึมของความน่าจะเป็นของที่อยู่ของตัวอักษรที่คล้ายกันจะใกล้เคียงกันมาก

ตารางที่ 4.4 แสดงผลการทดสอบของตัวอักษรแต่ละตัวภายหลังจากที่ได้ค่า n และค่า offset รวมทั้งค่า ε ที่ทำให้อัตราการรู้จำมากที่สุด โดยตัวอักษรในแนวทแยงคือตัวอักษรที่รู้จำถูก

จากตารางที่ 4.4 สามารถสรุปตัวที่รู้จำผิดได้ดังตารางที่ 4.5

	ก	ข	ค	ฆ	ง	จ	ฉ	ช	ซ	ฌ	ญ	ฎ	ฏ	ฐ	ฑ	ฒ	ณ	ด	ต	ถ	ท	ธ	น	บ	ป	ผ	ฝ	พ	ฟ	ภ	ม
ก	113	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	2	0	0	0	0	0	10	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0
ข	0	17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	5	0	0	0	1	0	0	0
ค	0	0	49	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ฆ	0	0	0	26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
ง	0	0	0	1	110	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
จ	0	0	0	0	0	36	0	2	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
ฉ	0	0	0	0	0	0	26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ช	0	1	0	0	0	0	0	37	6	0	1	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
ซ	0	0	0	0	0	0	0	1	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ฌ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ญ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ฎ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ฏ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ฐ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ฑ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ฒ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ณ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	33	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0
ด	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	46	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ต	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	2	1	0	1	62	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
ถ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ท	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	59	0	4	0	0	0	0	2	1	0	0
ธ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	46	0	0	0	0	0	0	0	0	0
น	0	0	0	0	0	0	5	1	0	0	1	0	0	0	0	0	3	0	2	0	0	0	227	0	0	0	0	0	0	0	0
บ	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	50	30	1	0	1	0	0	0
ป	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	63	0	1	0	0	0	0
ผ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20	3	0	0	0	0
ฝ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	26	0	0	0	0
พ	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	45	16	0	0
ฟ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	21	0	0
ภ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22	0
ม	0	0	0	11	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	1	6	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	77
ย	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ร	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	1	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	3	2	0	0	2	0
ล	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
ว	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3
ส	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ห	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
พ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
อ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0
ฮ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
า	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	4	0	1	9	3	1	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
๑	2	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
๒	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	2	0	1	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	2	0	5
๓	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
๔	0	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	12	2	0	10	0	4	0	0	0	0	0	0	0	1
๕	0	2	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0
๖	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	8	2	0	1	0	5	7	0	0	2	0	1	0	0	0
๗	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
๘	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
๙	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
็	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
่	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
้	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
๊	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
๋	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
์	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
์	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	0	0	2	1	1	0	0	0	0
์	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0
์	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
-	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
/	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ฐ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	ก	ข	ค	ฆ	ง	จ	ฉ	ช	ซ	ฌ	ญ	ฎ	ฏ	ฐ	ฑ	ฒ	ณ	ด	ต	ถ	ท	ธ	น	บ	ป	ผ	ฝ	พ	ฟ	ภ	ม

ย	ร	ล	ว	ส	ห	ฟ	อ	ฮ	า	◌ั	◌ิ	◌ี	◌ึ	◌ื	เ	แ	โ	ใ	ไ	◌็	◌่	◌้	◌๊	◌๋	-	/	ฐ	Right	Wrong	
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	86.26	13.74	ก
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	58.62	41.38	ข
0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	92.45	7.547	ค
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.3	3.704	ฆ
0	0	0	1	0	4	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	85.94	14.06	ง
0	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	75	25	จ
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.3	3.704	ฉ
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	72.55	27.45	ช
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.77	3.226	ซ
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.55	3.448	ฌ
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.15	3.846	ญ
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	ฎ
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	ฏ
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.3	3.704	ฐ
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	ฑ
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.55	3.448	ฒ
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	89.19	10.81	ณ
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	93.88	6.122	ด
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	88.57	11.43	ต
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.3	3.704	ถ
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	85.51	14.49	ท
0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	95.83	4.167	ธ
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	93.42	6.584	น
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	58.14	41.86	บ
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	71.59	28.41	ป
0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	80	20	ผ
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.3	3.704	ฝ
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	69.23	30.77	พ
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	77.78	22.22	ฟ
0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	78.57	21.43	ภ
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	72.64	27.36	ม
88	0	0	0	0	0	0	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.7	3.297	ย
0	291	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	93.87	6.129	ร
0	0	48	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	88.89	11.11	ล
1	7	0	15	0	0	0	2	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	40.54	59.46	ว
0	0	0	0	32	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96.97	3.03	ส
0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	ห
0	0	0	0	0	0	29	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	ฬ
2	3	0	2	0	0	0	159	20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12	0	0	0	0	0	0	0	79.5	20.5	อ
0	0	0	0	0	0	0	4	22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	84.62	15.38	ฮ
0	0	0	0	0	0	0	0	0	263	0	0	1	11	2	0	0	0	1	0	0	1	0	2	6	0	0	0	2	84.03	15.97	า
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	136	4	4	2	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	87.18	12.82	◌ั
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	146	3	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	87.43	12.57	◌ิ ◌ี
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	88.46	11.54	◌ึ
0	0	0	0	0	1	0	0	0	4	1	0	0	119	2	1	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	3	70	30	◌ื ◌ื
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	39	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	82.98	17.02	เ
7	0	0	1	0	0	0	6	4	2	0	0	0	3	0	184	0	3	8	5	1	0	0	5	2	0	0	0	1	70.5	29.5	แ
1	2	0	1	0	0	0	7	2	0	0	0	0	1	0	0	6	1	0	0	11	0	2	1	0	0	0	0	1	15	85	◌ ◌
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	24	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	92.31	7.692	โ
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	ใ
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	ไ
3	0	0	4	0	0	0	2	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	113	0	0	0	0	0	1	0	0	86.92	13.08	◌็
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	1	0	0	0	0	0	0	93.1	6.897	◌่
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	79	0	0	0	0	1	0	94.05	5.952	◌้
2	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	1	0	1	2	4	0	0	0	49	0	0	0	3	11	56.32	43.68	◌๊
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	37	1	0	0	0	82.22	17.78	◌๋
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	23	0	0	0	85.19	14.81	◌
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	24	0	0	88.89	11.11	-
0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	26	0	86.67	13.33	/
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	100	0	ฐ
ย	ร	ล	ว	ส	ห	ฟ	อ	ฮ	า	◌ั	◌ิ	◌ี	◌ึ	◌ื	เ	แ	โ	ใ	ไ	◌็	◌่	◌้	◌๊	◌๋	-	/	ฐ	85.42	14.58	

ตารางที่ 4.5 ตัวอักษรที่รู้จำผิด

ตัวอักษร	รู้จำผิดเป็น
ก	ช ญ จ **ถ** ท พ ฟ ภ
ข	ท ธ **บ** พ ุ
ค	ง ฦ ว ฬ
ฆ	ม
ง	เ ฉ ฦ ฦ ด ม ว ห ฐ
จ	**ช** **จ** ผ ร ล เ
ฉ	ฬ
ช	ข **ซ** ญ จ ท น ุ
ซ	ช
ฌ	ฒ
ญ	ฌ
ฐ	ี
ฒ	ต
ณ	ญ **น**
ด	ต ุ ็
ต	ฆ ช ฑ ฒ ด ม ห
ถ	ด
ท	ณ ต **น** พ ฟ ห
ธ	ร
น	ฉ ช ญ ณ ต ฬ ุ ์
บ	ข **ป** ผ พ เ ้
ป	**บ** ฝ ย
ผ	**ฝ** ฮ เ
ฝ	ผ
พ	ช ท **ฟ** ฬ ุ
ฟ	**พ**
ภ	**ฦ** **ว**
ม	**ฆ** ณ ฑ **ฒ** ด ป พ ็
ย	อ ฮ
ร	ข ฦ จ ธ ผ ฝ ภ ว ่
ล	**จ** ม ส
ว	**ง** **ด** **ต** **ม** **ย** **ร** **อ** ั
ศ	ี
อ	ผ ย ร ว **ฮ** ั
ฮ	**อ**
า	ค จ ฑ ณ ด ต ถ ท น ุ ู ไ ็ ่ ้ ฐ
ิ	ก ง จ จ ด ี ึ ุ โ ์ ฐ
ี	ฆ จ จ ฒ ธ ฟ ม ึ ู ็ ้
ึ	ณ **ณ**
ุ	ง ฑ **ด** ต ท น ม **ห** า ู เ ่ ฐ
ู	ข จ ซ **ผ** ุ
เ	ฆ ฒ ณ ด ถ ธ น ผ พ ย ว อ ฮ า ไ ใ โ ั ่ ้ ฐ
่	ณ ณ **ด** ย **ร** ว **อ** **ฮ** ใ ั ฐ
ใ	เ ั
ั	ฦ ย ว อ ฮ ¯
็	ซ ์

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 4.5(ต่อ) ตัวอักษรที่รู้จำผิด

ตัวอักษร	รู้จำผิดเป็น	ตัวอักษร	รู้จำผิดเป็น
์	ฒ ด ท /	๊	ฒ ท ้
่	ฉ ช ถ ท ธ ป ผ ฝ ย า เ ใ ไ โ / ฐ	็	ิ ์
้	ณ น ห ฺ ๊	/	ห ็

จากตารางที่ 4.5 จะเห็นได้ว่าตัวอักษรมีการรู้จำผิดหลายตัวโดยตัวหนาเป็นตัวที่แสดงการรู้จำผิดมากกว่าร้อยละ 5 ซึ่งจะเห็นได้ว่ามีบางตัวอักษรที่มีความคล้ายกัน เช่น ผ และ ฝ เป็นต้น โดยวิธีสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ลจะรู้จำตัวอักษรเหล่านี้ผิด แต่สามารถใช้คุณลักษณะบ่งความต่างเข้ามาช่วยในการรู้จำได้ และจากการพิจารณาทิศทางของรหัสลูกโซ่ของตัวอักษรสามารถสามารถวิเคราะห์ปัญหาในการรู้จำผิดที่เกิดขึ้นเป็น 3 กรณี ได้แก่

1. ปัญหารู้จำผิดเมื่อทิศทางของแนวทางเดินของตัวอักษรไม่เหมือนกันเลย
2. ปัญหารู้จำผิดเมื่อทิศทางของแนวทางเดินของตัวอักษรเหมือนกัน
3. ปัญหารู้จำผิดเมื่อทิศทางของแนวทางเดินของตัวอักษรคล้ายกัน หรือมีทิศทางที่เป็นส่วนประกอบของตัวอักษรตัวอื่น

1. ปัญหารู้จำผิดเมื่อทิศทางของแนวทางเดินของตัวอักษรไม่เหมือนกันเลย

ปัญหานี้เกิดขึ้นจากค่าลอการิทึมของความน่าจะเป็นของที่อยู่นั้นมีค่าใกล้เคียงกับตัวอักษรตัวอื่นมากกว่าจึงทำให้ตอบเป็นตัวอักษรตัวอื่นแทน เช่น ก ซึ่งตอบเป็น ช ฐ พ ฟ และ ข ซึ่งตอบเป็น ธ พ เป็นต้น โดยตารางที่ 4.6 แสดงตัวอักษรที่เกิดปัญหานี้ ซึ่งปัญหานี้ไม่สามารถแก้ไขได้โดยใช้การตรวจสอบเงื่อนไขโดยพิจารณาคุณลักษณะบ่งความต่างภายหลังจากการใช้ความน่าจะเป็นสูงสุด แต่อาจแก้ไขได้โดยการเพิ่มจำนวนจุดคู่ลำดับของข้อมูล หรือปรับการกระจายของจุดคู่ลำดับของข้อมูล ซึ่งทำได้ผ่านทางการเพิ่มอัตราการสุ่มของกระดานอิเล็กทรอนิกส์ หรือใช้การสุ่มซ้ำ (Resampling) ของข้อมูลเดิม หรือใช้การปรับจำนวนจุดให้เท่ากันในแต่ละตัวอักษร และทำให้แต่ละจุดอยู่ห่างเป็นระยะทางเท่าๆกันเพราะข้อมูลที่ใช้มีการกระจายของจุดคู่ลำดับไม่สม่ำเสมอขึ้นอยู่กับความเร็วในการเขียน ซึ่งจะมีผลต่อการตัดสินใจ

ตารางที่ 4.6 ตัวอักษรที่รู้จำผิดจากปัญหาในกรณีที่ 1

ตัวอักษร	รู้จำผิดเป็น	ตัวอักษร	รู้จำผิดเป็น
ก	ช จ พ ฟ	ล	จ ม
ข	ธ พ	ว	ง ด ต ม ย อ ั
ค	ง ฎ ว ฬ	ส	็
ง	ฆ ฉ ฎ ฏ ด ม ว ห	อ	ผ ย ร ว ั
จ	ช ผ ร ล เ	า	จ น ุ ไ ้ ฐ
ฉ	ฬ	ิ	ก ง จ ฉ ด ุ ์ ฐ
ช	ญ จ ท น	ี	ฆ จ ฉ ฒ ธ ฟ ม ู ้
ฌ	็	ึ	ญ ณ
ญ	้	ุ	ฑ า เ ่ ฐ
ด	ฆ ฒ ม ห	ู	จ ผ
ต	ฆ ช ฑ ฒ ม ห	เ	ฆ ฒ ญ ณ ด ธ น ผ พ ย ว อ ฮ า ั ้ ฐ
ถ	ด	่	‘
ท	ญ ณ ต น พ ฟ ห	้	ั
น	ช ญ ณ ต ฬ ุ ์	๊	ฎ ย ว อ ฮ ‾
บ	ผ พ เ ้	๋	ช ์
ป	ฝ ย	์	ฒ ด ท /
ผ	ฮ เ	๎	ญ ณ น ห ู ๋ ๗
พ	ช ท ู	๏	ฒ ท ้
ม	ญ ฑ ฒ ฒ ด ป พ ็	‾	็
ย	อ ฮ	/	ห ั
ร	ข ฎ จ ธ ผ ฝ ภ ่		

2. ปัญหารู้จำผิดเมื่อทิศทางของแนวทางเดินของตัวอักษรเหมือนกัน

ปัญหานี้จะเกิดกับชุดของตัวอักษร ข บ ป ู , ผ ฝ และ พ ฟ เพราะมีทิศทางของแนวทางเดินของตัวอักษรเหมือนกันทำให้เกิดการตัดสินใจผิดพลาดได้ การแก้ไขปัญหานี้โดยการเพิ่มอัตราการสุ่มหรือปรับการกระจายของจุดคู่ลำดับของข้อมูลจะแก้ไขปัญหาได้น้อยที่สุด ดังนั้นจะใช้การพิจารณาลักษณะบ่งความต่างของตัวอักษร โดยจะตรวจสอบเงื่อนไขภายหลังจากการจำแนกโดยใช้ความน่าจะเป็นสูงสุดแล้ว คุณลักษณะที่ใช้ได้แก่ ความสูงของตัวอักษร และระดับของตัวอักษร อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง และความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุด

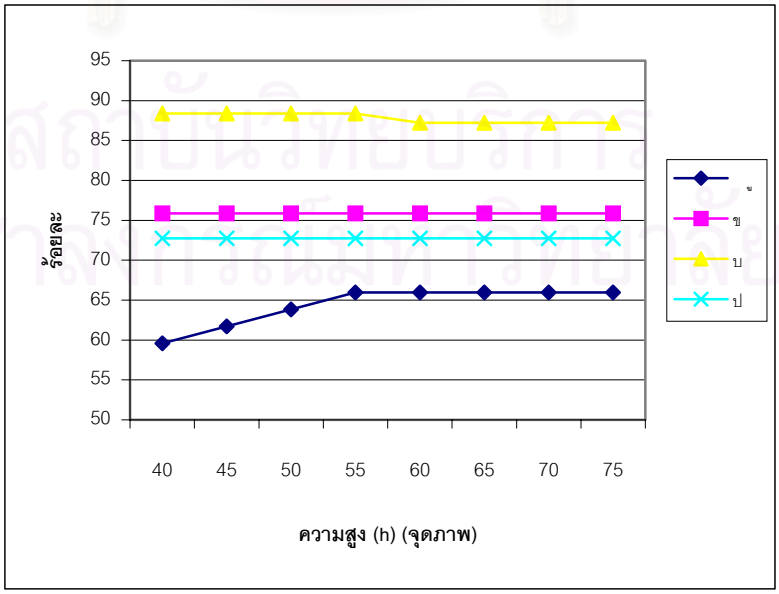
การจำแนก ข บ ป ู จะเริ่มจากการแยก ู ออกจาก ข บ ป โดยใช้ความสูงของตัวอักษรและระดับของตัวอักษร ตัวอักษรที่จะเป็น ู นั้นต้องมีจุดต่ำสุดของตัวอักษรต่ำกว่าเส้นบรรทัดล่างในรูปที่ 4.1 และความสูงต้องน้อยกว่าค่าที่เหมาะสม (h) ในการเลือกส่วนความสูงของตัวอักษรนั้นได้แสดงในรูปที่ 4.4 โดยมีเงื่อนไขดังนี้

ถ้า จุดต่ำสุดของตัวอักษรต่ำกว่าเส้นบรรทัดล่างและมีความสูงน้อยกว่า h

เป็นตัวอักษร ู

มิฉะนั้น

เป็นตัวอักษร ข บ หรือ ป



รูปที่ 4.4 การหาความสูงที่เหมาะสมสำหรับการจำแนก ข บ ป ู

จากกราฟจะเห็นว่าค่าความสูงที่เหมาะสมที่สุดได้แก่ที่ความสูงเท่ากับ 55 จุดภาพ

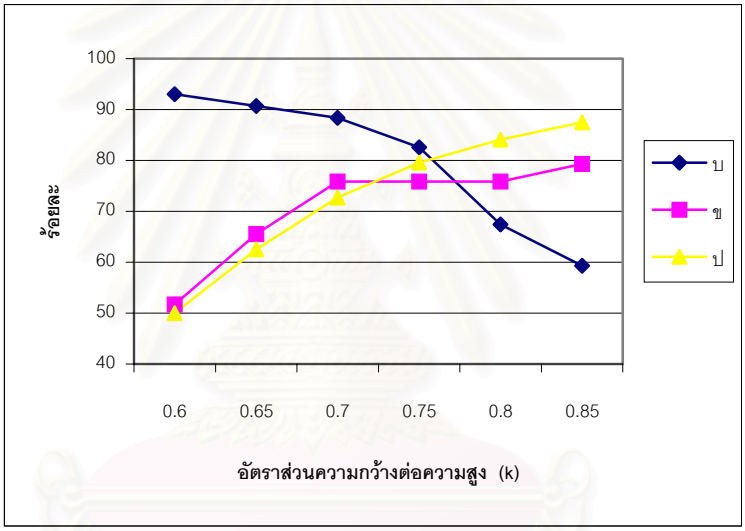
การจำแนก ข บ ป นั้นจะใช้อัตราส่วนความกว้างต่อความสูงในการแยก ข และ ป ออกจาก บ โดยอัตราส่วนความกว้างต่อความสูงที่เหมาะสม (k) แสดงดังรูปที่ 4.5 โดยมีเงื่อนไขดังนี้

ถ้า อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง < k

เป็นตัวอักษร ข หรือ ป

มิฉะนั้น

เป็นตัวอักษร บ



รูปที่ 4.5 การหาอัตราส่วนความกว้างต่อความสูงที่เหมาะสม (k)

จากกราฟจะเห็นได้ว่าค่าที่เหมาะสม (k) เท่ากับ 0.75

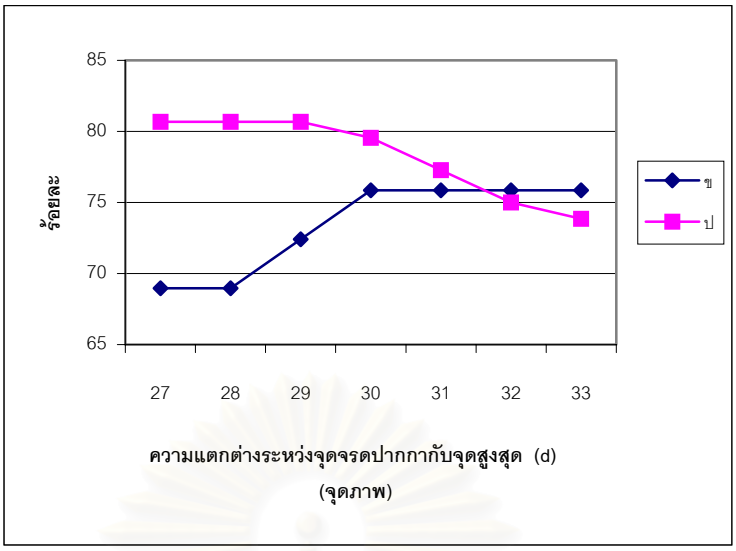
การจำแนก ข และ ป นั้นจะใช้ความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุด โดยระยะที่เหมาะสม (d) แสดงดังรูปที่ 4.6 โดยมีเงื่อนไขดังนี้

ถ้า ความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุด < d

เป็นตัวอักษร ข

มิฉะนั้น

เป็นตัวอักษร ป



รูปที่ 4.6 การหาความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุดที่เหมาะสม (d)

จากกราฟจะเห็นได้ว่าค่าที่เหมาะสม (d) เท่ากับ 30 จุดภาพ

การจำแนก ผ และ ฝ นั้นจะใช้ความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุดเช่นกัน โดยระยะที่เหมาะสม (d) แสดงดังรูปที่ 4.7 โดยมีเงื่อนไขดังนี้

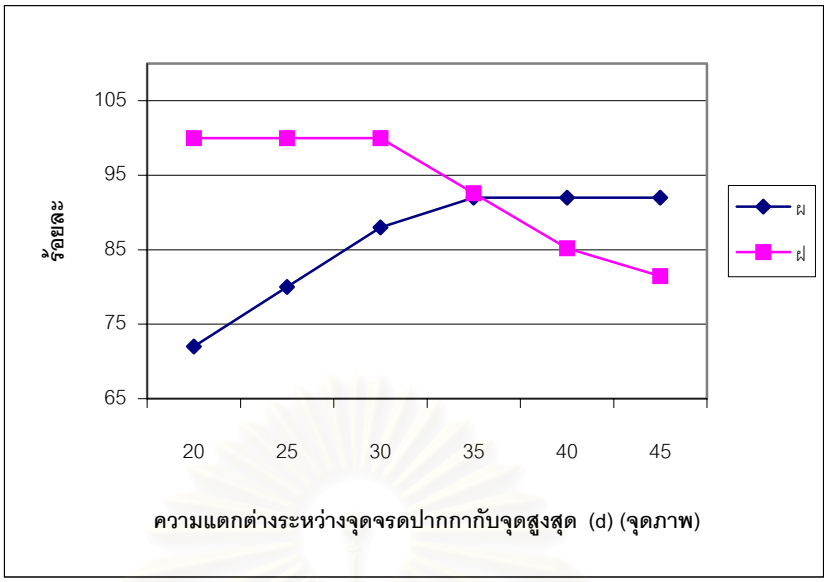
ถ้า ความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุด < d

เป็นตัวอักษร ผ

มิฉะนั้น

เป็นตัวอักษร ฝ

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 4.7 การหาความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุดที่เหมาะสม (d)

จากกราฟจะเห็นได้ว่าค่าที่เหมาะสม (d) เท่ากับ 30 จุดภาพ

การจำแนก พ และ ฟ นั้นจะใช้ความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุดเช่นกันโดยระยะที่เหมาะสม (d) แสดงดังรูปที่ 4.8 โดยมีเงื่อนไขดังนี้

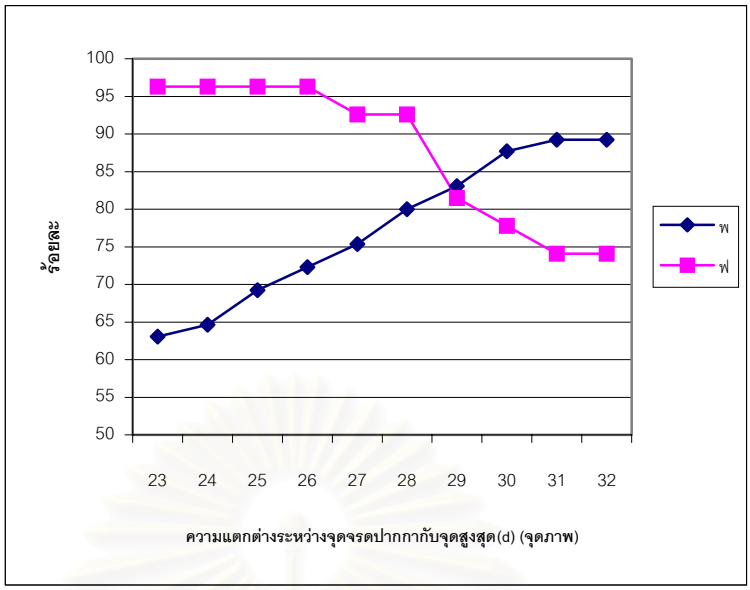
ถ้า ความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุด < d

เป็นตัวอักษร พ

มิฉะนั้น

เป็นตัวอักษร ฟ

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

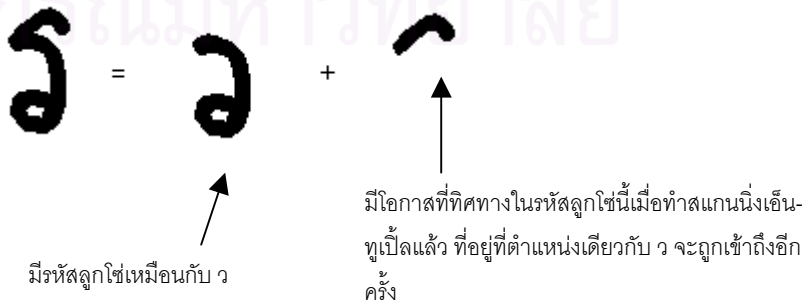


รูปที่ 4.8 การหาความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุดที่เหมาะสม (d)

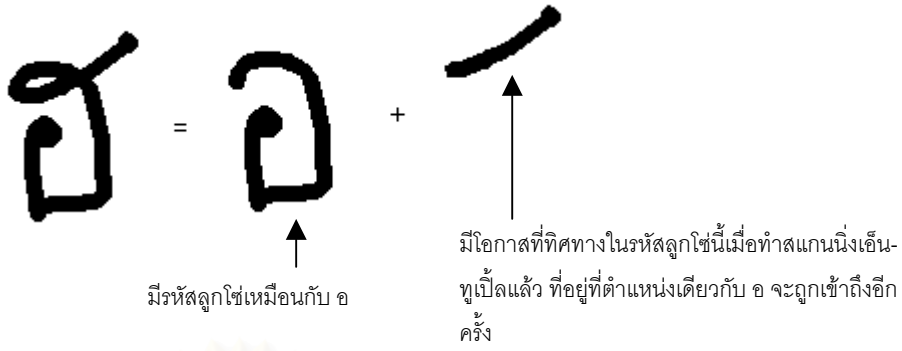
จากกราฟจะเห็นได้ว่าค่าที่เหมาะสม (d) เท่ากับ 28 จุดภาพ

3. ปัญหาของการรู้จำผิดเมื่อทิศทางของแนวทางเดินของตัวอักษรคล้ายกัน หรือมีทิศทางที่เป็นส่วนประกอบของตัวอักษรตัวอื่น

เมื่อตัวอักษรมีทิศทางของแนวทางเดินคล้ายกัน เช่น ช กับ ซ หรือมีทิศทางที่เป็นส่วนประกอบของตัวอักษรตัวอื่น เช่น ว มีทิศทางเป็นส่วนประกอบของ ร ดังนั้นจากค่า n และค่า offset ที่เลือกอาจจะทำให้ค่าลอการิทึมของความน่าจะเป็นของที่อยู่ของตัวอักษรที่กล่าวมานั้นจะมีค่าใกล้เคียงกัน และจะตอบเป็นตัวอักษรที่มีค่าลอการิทึมใกล้เคียงกับแบบที่ฝึกฝนมากที่สุดซึ่งมักจะตอบเป็นตัวอักษรที่มีทิศทางมากกว่า เช่น ว กับ ร นั้นมักจะตอบเป็น ร มากกว่าเพราะ ร นั้นมีทิศทางที่มากกว่า ว ดังนั้นโอกาสที่ทิศทางที่มากกว่านั้นจะถูกเข้าถึงในตำแหน่งเดียวกับที่อยู่ที่เหมือนกับ ว อีกครั้งจึงมีมากกว่า ดังตัวอย่างในรูปที่ 4.4 และรูปที่ 4.5



รูปที่ 4.9 ตัวอักษร ร ซึ่งสามารถพิจารณาได้เป็นตัวอักษร ว กับส่วนที่เพิ่มขึ้นมา



รูปที่ 4.10 ตัวอักษร ฮ ซึ่งสามารถพิจารณาได้เป็นตัวอักษร อ กับส่วนที่เพิ่มขึ้นมา

ตัวอักษรทั้งหมดที่เกิดปัญหาในกรณีที่ 3 แสดงในตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 ตัวอักษรที่รู้จำผิดจากปัญหาในกรณีที่ 3

ตัวอักษร	รู้จำผิดเป็น
ก	ณ ถ ท ภ
ข	ท
ฆ	ม
ง	ฐ
จ	ฉ
ช	ข ซ ฺ
ซ	ช
ฌ	ฒ
ญ	ณ
ฒ	ต
ณ	ญ น
ด	ต
ต	ฒ ด
ถ	ร
น	ฉ ณ
ภ	ฎ ว
ม	ฆ ุ
พ	ฟ
ภ	ฎ ว
ม	ฆ ุ
ร	ว
ล	ส
ว	ร
อ	ฮ
ฮ	อ
า	ค ฑ ณ ด ต ถ ท '
ิ	ึ
ี	ื
ุ	ง ด ต ท น ม ห ฺ
ู	ช ุ
เ	ถ ไ ไ โ '
่	ณ ณ ด ย ร ว อ ฮ ุ ใ ้ ์ ฐ

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 4.7(ต่อ) ตัวอักษรที่รู้จำผิดจากปัญหาในกรณีที่ 3

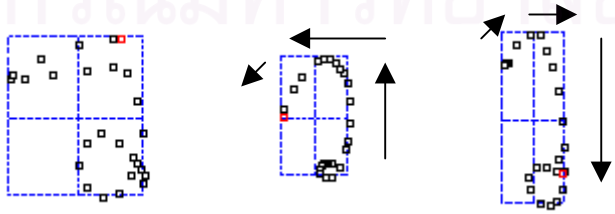
ตัวอักษร	รู้จำผิดเป็น	ตัวอักษร	รู้จำผิดเป็น
ใ	เ	ิ	ิ
่	ฉ ช ถ ท ธ ป ผ ฝ ย า เ ใ ไ โ / ฐ	/	ิ

การแก้ปัญหาในกรณีนี้อาจใช้การตรวจสอบเงื่อนไขภายหลังการใช้ความน่าจะเป็นสูงสุดได้โดยเลือกแก้ไขได้บางตัวอักษรที่มีจำนวนที่ตัดสินใจผิดค่อนข้างมาก คุณลักษณะที่ใช้ในการตรวจสอบได้แก่การตรวจคุณลักษณะในบริเวณที่กำหนด โดยใช้กับคู่ของตัวอักษร จ ฐ, ว ร และ อ ฮ โดยคุณลักษณะที่ใช้ ได้แก่จุดยกปากกา และตรวจสอบความกว้างของตัวอักษรในกรณีที่ตัวอักษรนั้นตอบเป็น ุ

การตรวจสอบเงื่อนไขระหว่าง จ และ ฐ โดย จ จะมีจุดยกปากกาอยู่ในบริเวณที่ 1 หรือ 3 ส่วน ฐ จะมีจุดที่ยกปากกาอยู่ในบริเวณที่ 2 ดังรูปที่ 4.11

รูปที่ 4.11 การกำหนดบริเวณที่อยู่ของจุดยกปากกาของตัวอักษร จ ฐ

การตรวจสอบเงื่อนไขระหว่าง ว และ ร โดย ว จะมีจุดยกปากกาอยู่ในบริเวณที่ 1 หรือ 3 หรือ 4 เพราะ ว นั้นมีการเขียน 2 แบบ ส่วน ร จะมีจุดยกปากกาอยู่ในบริเวณที่ 2 ดังรูปที่ 4.12



รูปที่ 4.12 การกำหนดบริเวณที่อยู่ของจุดยกปากกาของตัวอักษร ร ว โดยที่ ว มีทิศการเขียนได้ 2 แบบ ดังนั้นจุดยกปากกาจึงต่างกัน

การตรวจสอบเงื่อนไขระหว่าง อ และ ฮ โดย อ จะมีจุดยกปากกาอยู่ในบริเวณที่ 1 หรือ 3 ส่วน ฮ จะมีจุดยกปากกาอยู่ในบริเวณที่ 2 ดังรูปที่ 4.13

รูปที่ 4.13 การกำหนดบริเวณที่อยู่ของจุดยกปากกาของตัวอักษร อ ฮ

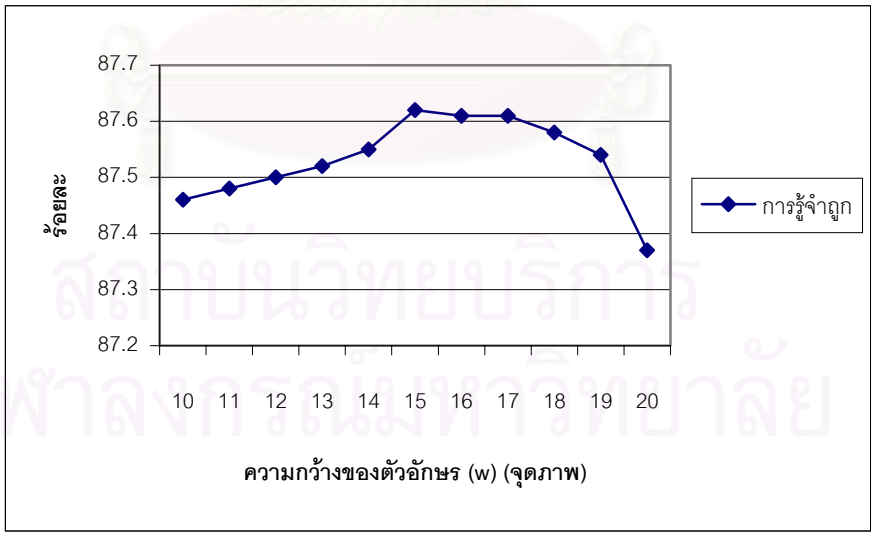
ในส่วน ุ นั้นจะเป็นส่วนประกอบของตัวอักษรหลายๆตัว ดังนั้นวิธีตรวจสอบจึงใช้วิธีหาความกว้างของตัวอักษรที่เหมาะสม (w) ดังรูปที่ 4.14 โดยมีเงื่อนไขดังนี้

ถ้า ความกว้างของตัวอักษร < w

เป็นตัวอักษรสระอุ

มิฉะนั้น

เป็นตัวอักษรตัวเดิม



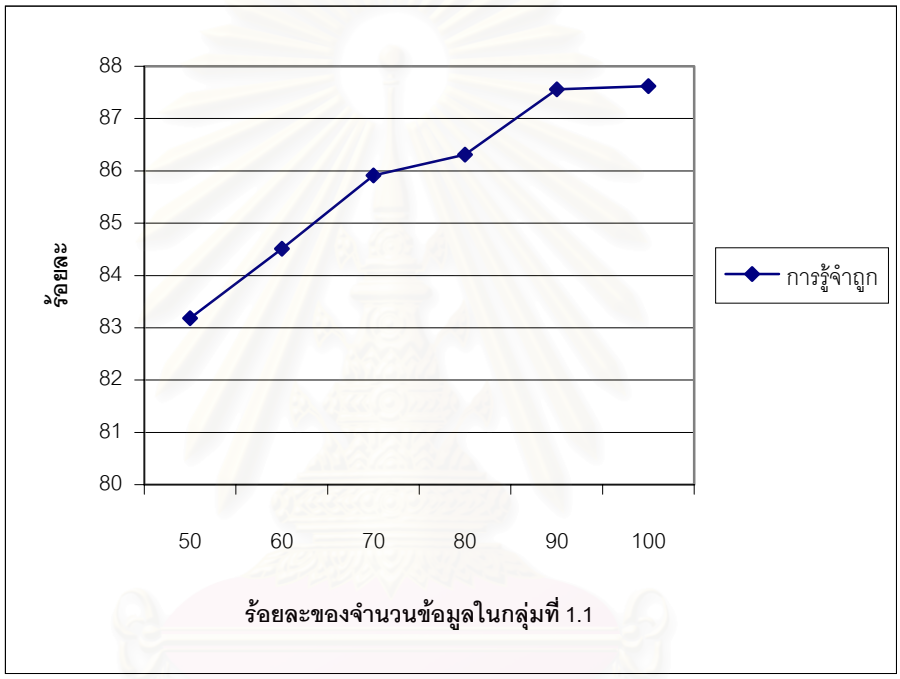
รูปที่ 4.14 การหาความกว้างของตัวอักษร (w) โดยพิจารณาจากอัตรารู้จำโดยรวม

จากกราฟจะเห็นได้ว่าค่าความกว้างที่เหมาะสมที่สุดได้แก่ 15 จุดภาพ

เมื่อทำการตรวจสอบเงื่อนไขภายหลังจากการจำแนกโดยใช้ความน่าจะเป็นสูงสุดแล้วทำให้ได้ผลดังตารางที่ 4.8

3. ผลการทดลองเพื่อหาจำนวนที่จะนำมาฝึกฝนระบบที่เหมาะสม

การทดลองนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อดูผลการรู้จำเมื่อจำนวนข้อมูลที่นำมาฝึกฝนระบบ (กลุ่มที่ 1.1) เปลี่ยนแปลงไป โดยจะใช้ข้อมูลตั้งแต่ร้อยละ 50 ถึง 100 ของจำนวนข้อมูลทั้งหมด ผลการทดลองแสดงดังรูปที่ 4.15



รูปที่ 4.15 อัตราการรู้จำเมื่อจำนวนข้อมูลที่นำมาฝึกฝนระบบเปลี่ยนแปลงไป

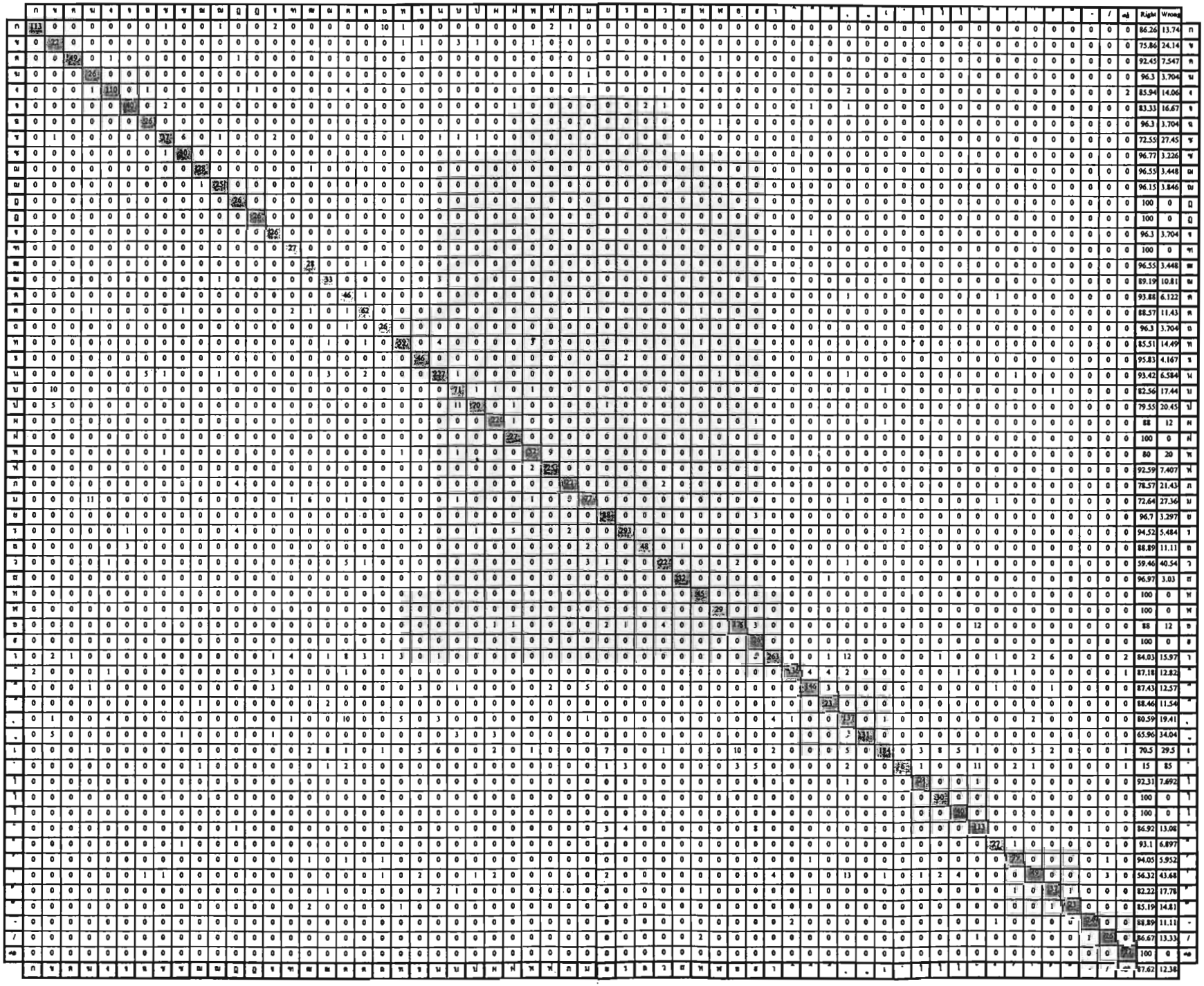
วิเคราะห์

จากรูปที่ 4.15 จะเห็นได้ว่าเมื่อจำนวนข้อมูลที่นำมาฝึกฝนระบบเพิ่มขึ้นอัตราการรู้จำก็จะเพิ่มขึ้นด้วย โดยจะยังมีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นอีกเมื่อเราเพิ่มข้อมูลเข้าไป ทั้งนี้เป็นเพราะว่ารูปแบบของข้อมูลที่นำมาฝึกฝนระบบนั้นยังไม่เพียงพอที่จะครอบคลุมรูปแบบทั้งหมดของข้อมูลที่นำมาทดสอบ ดังนั้นถ้าเราสามารถมีรูปแบบที่เพียงพอที่จะครอบคลุมตัวอักษรภาษาไทยทั้งหมดแล้วอัตราการรู้จำก็จำก็จะคงที่ แต่ถ้าจำนวนข้อมูลที่นำมาฝึกฝนระบบมากเกินไปก็อาจทำให้อัตราการรู้จำลดลงได้ แต่ในวิทยานิพนธ์นี้ไม่มีจำนวนข้อมูลที่เพียงพอที่จะทำการทดลองเพื่อหาจำนวนข้อมูลที่นำมาฝึกฝนระบบที่ทำให้อัตราการรู้จำที่ได้นั้นคงที่ได้

เมื่อเราหาพารามิเตอร์ต่างๆ และเงื่อนไขทั้งหมดแล้วก็จะเกิดปัญหาขึ้นมาอีกว่าเมื่อมีการเปลี่ยนพารามิเตอร์ตัวหลังแล้ว พารามิเตอร์ตัวก่อนหน้าจะเป็นตัวที่เป็นค่าที่เหมาะสมอยู่อีกหรือไม่ ดังนั้นจึงต้องกลับไปหาค่าพารามิเตอร์ใหม่เพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 4.8 ผลการทดสอบภายหลังจากที่ได้ค่าพารามิเตอร์และตรวจสอบเงื่อนไขที่เหมาะสม



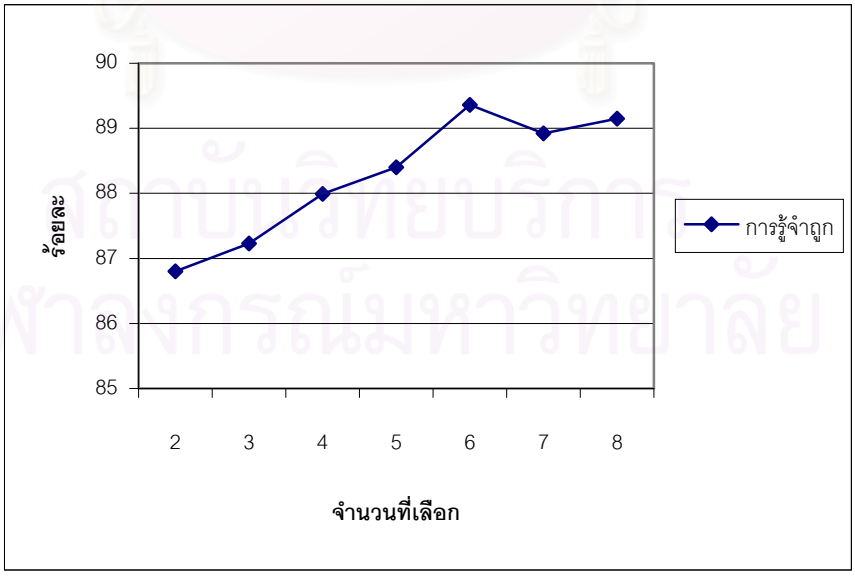
4. ผลการทดลองเพื่อหาค่า n และค่า offset ครั้งที่ 2

ตารางที่ 4.9 ค่าร้อยละที่รู้จำถูกในการทดสอบสำหรับค่า n และค่า offset ที่มีค่าต่างๆครั้งที่ 2

Offset \ n	1	2	3	4	5
1	40.08	66.44	73.71	77.95	79.64
2	-	72.83	81.40	86.35	82.09
3	-	74.75	83.24	82.53	16.40
4	-	75.67	82.74	45.31	71.33
5	-	74.46	79.05	78.59	39.40

ตารางที่ 4.10 อัตราการรู้จำของการเลือกค่า n และค่า offset ที่ให้อัตรารู้จำสูงสุดหลายค่ารวมกัน ครั้งที่ 2

จำนวนที่เลือก	ร้อยละที่รู้จำถูก
2	86.80
3	87.23
4	87.99
5	88.40
6	89.36
7	88.92
8	89.15



รูปที่ 4.16 กราฟอัตราการรู้จำเมื่อเลือกใช้ค่า n และค่า offset ที่ให้อัตรารู้จำสูงสุดหลายค่ารวมกัน ครั้งที่ 2

วิเคราะห์

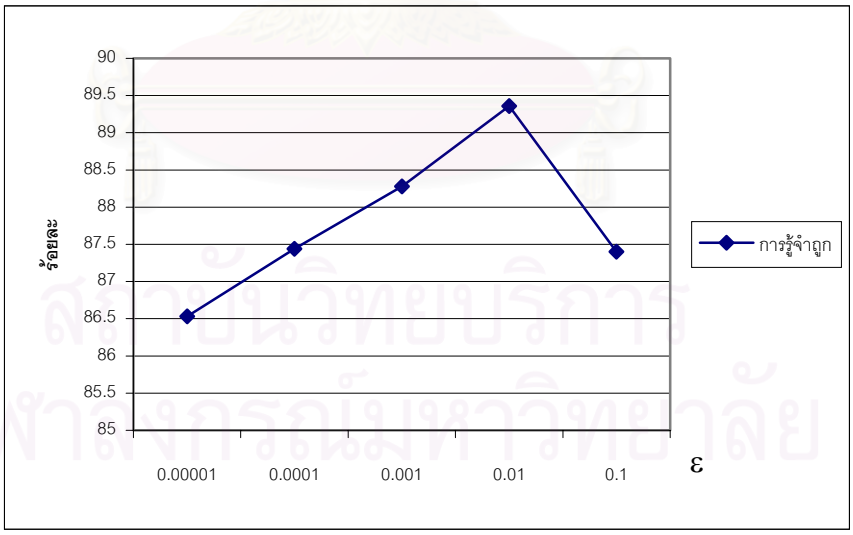
จากตารางที่ 4.10 และรูปที่ 4.16 จะเห็นได้ว่าที่จำนวนที่เลือกเท่ากับ 6 นั้น จะให้อัตราการรู้จำสูงที่สุดเท่ากับ 89.36 ซึ่งค่าที่ได้นั้นแตกต่างกับจำนวนที่เลือกครั้งแรก และให้อัตราการรู้จำที่สูงกว่า ดังนั้นจึงเลือกใช้ค่าที่สูงที่สุด 6 ลำดับแรกได้แก่ n3offset2, n3offset3, n3offset4, n4offset2, n4offset3 และ n5offset2

5. ผลการทดลองเพื่อหาค่า ε ที่เหมาะสมครั้งที่ 2

เมื่อเลือกค่า n และค่า offset ได้แล้วต่อไปจะดูการแปรค่าของอัตราการรู้จำเมื่อ ε มีค่าต่างๆกันดังตารางที่ 4.11 และรูปที่ 4.17

ตารางที่ 4.11 อัตราการรู้จำที่ค่า ε ต่างๆครั้งที่ 2

ε	ร้อยละที่รู้จำถูก
0.00001	86.53
0.0001	87.44
0.001	88.28
0.01	89.36
0.1	87.40



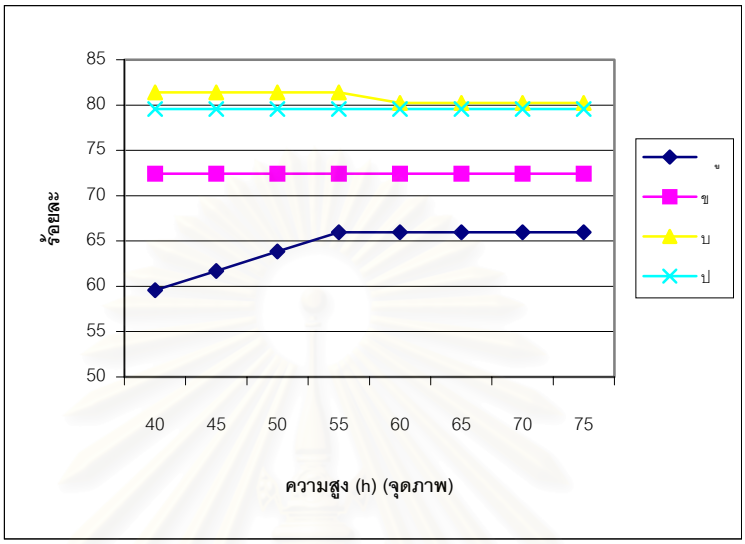
รูปที่ 4.17 กราฟอัตราการรู้จำที่แปรค่ากับค่า ε ครั้งที่ 2

วิเคราะห์

จากตารางที่ 4.11 และรูปที่ 4.17 จะเห็นได้ว่าที่ค่า ε เท่ากับ 0.01 นั้นจะให้อัตราการรู้จำสูงที่สุดเท่ากับร้อยละ 89.36 ดังนั้นจึงเลือกใช้ ε เท่ากับ 0.01

6. ผลการทดลองเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ในการตรวจสอบเงื่อนไขภายหลังจากการตัดสินใจโดยใช้ความน่าจะเป็นสูงสุดครั้งที่ 2

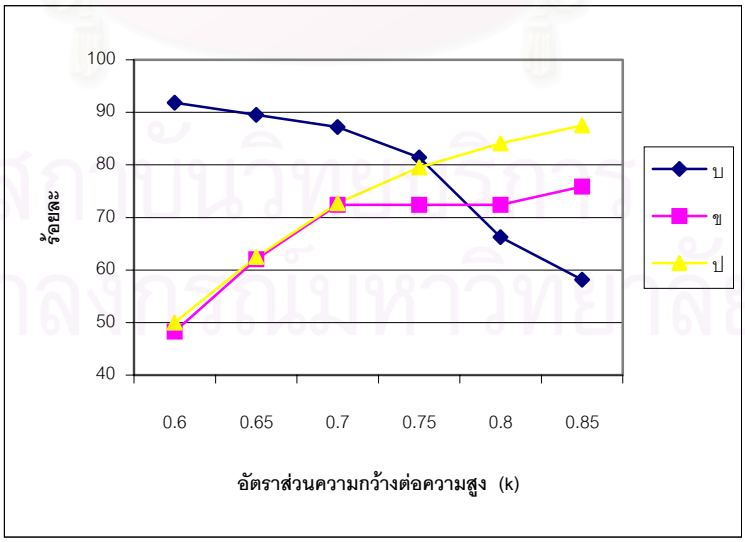
6.1 ค่าความสูง (h) ในการจำแนก ข บ ป ู



รูปที่ 4.18 การหาความสูงที่เหมาะสมสำหรับการจำแนก ข บ ป ู ครั้งที่ 2

จากรูปที่ 4.18 ค่าความสูง (h) ที่เหมาะสมเท่ากับ 55 จุดภาพ ซึ่งเท่ากับการทดลองครั้งแรก

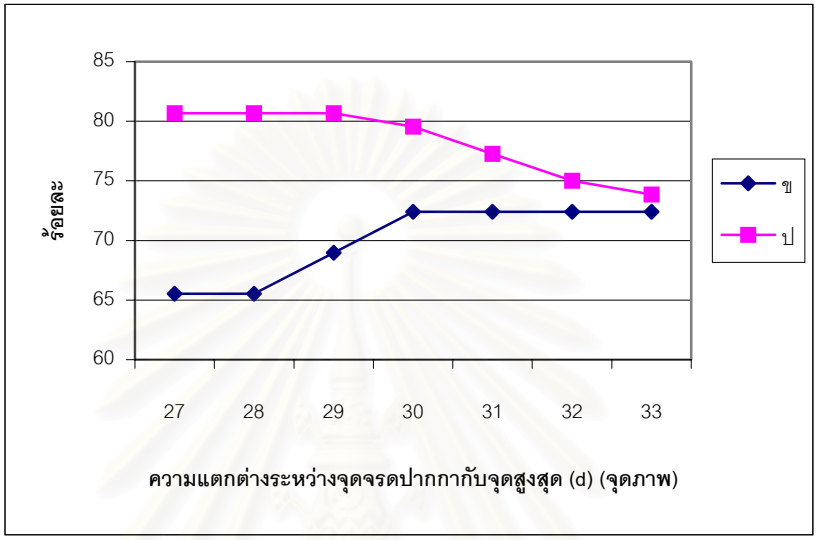
6.2 อัตราส่วนความกว้างต่อความสูงที่เหมาะสม (k) ในการจำแนก ข บ ป



รูปที่ 4.19 การหาอัตราส่วนความกว้างต่อความสูงที่เหมาะสม (k) ครั้งที่ 2

จากรูปที่ 4.19 อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง (k) ที่เหมาะสมเท่ากับ 0.75 ซึ่งเท่ากับการทดลองครั้งแรก

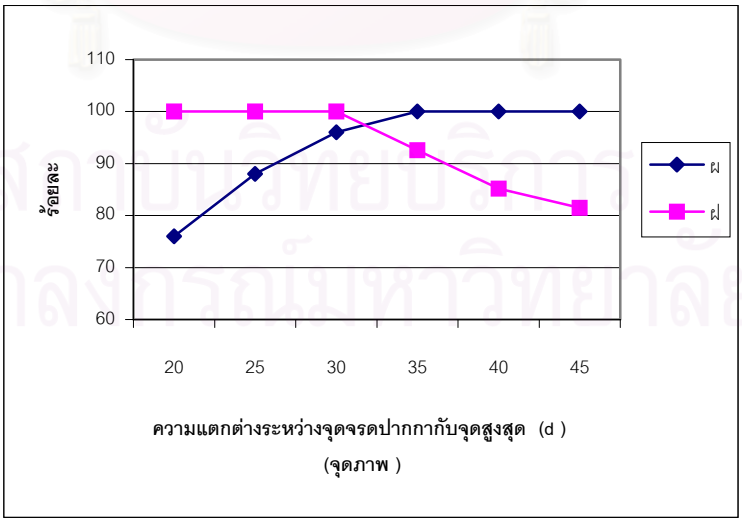
6.3 ความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุด (d) ในการจำแนก ข ป



รูปที่ 4.20 การหาความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุดที่เหมาะสม (d) ครั้งที่ 2

จากกราฟจะเห็นได้ว่าค่าที่เหมาะสม (d) เท่ากับ 30 จุดภาพ ซึ่งเท่ากับการทดลองครั้งแรก

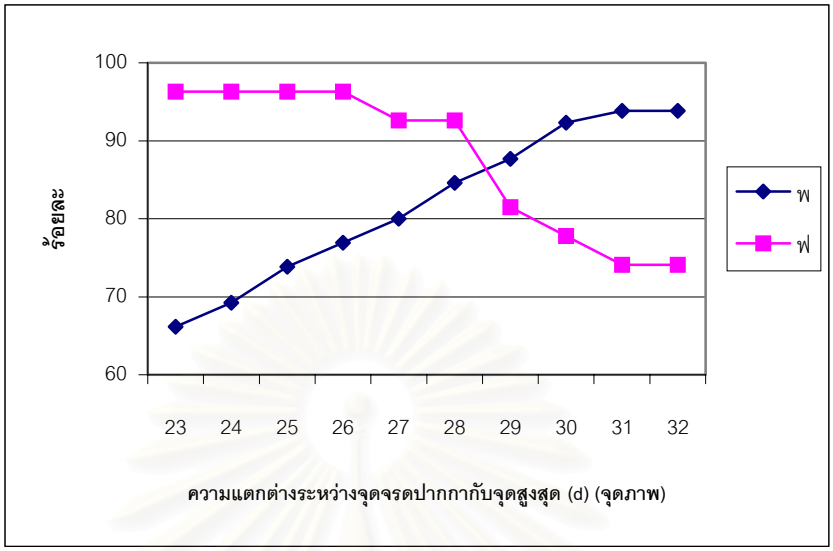
6.4 ความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุด (d) ในการจำแนก ผ ฝ



รูปที่ 4.21 การหาความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุดที่เหมาะสม (d) ครั้งที่ 2

จากกราฟจะเห็นได้ว่าค่าที่เหมาะสม (d) เท่ากับ 30 จุดภาพ ซึ่งเท่ากับการทดลองครั้งแรก

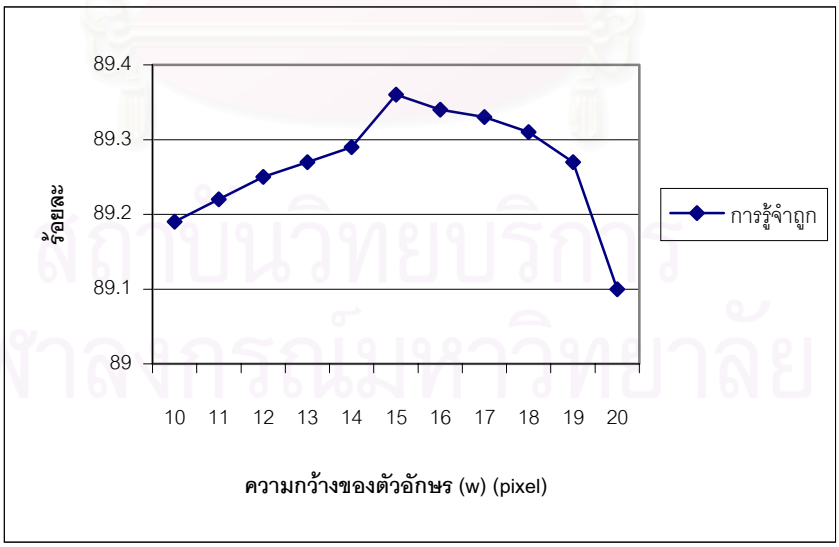
6.5 ความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุด (d) ในการจำแนก พ ฟ



รูปที่ 4.22 การหาความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุดที่เหมาะสม (d) ครั้งที่ 2

จากกราฟจะเห็นได้ว่าค่าที่เหมาะสม (d) เท่ากับ 28 จุดภาพ ซึ่งเท่ากับการทดลองครั้งแรก

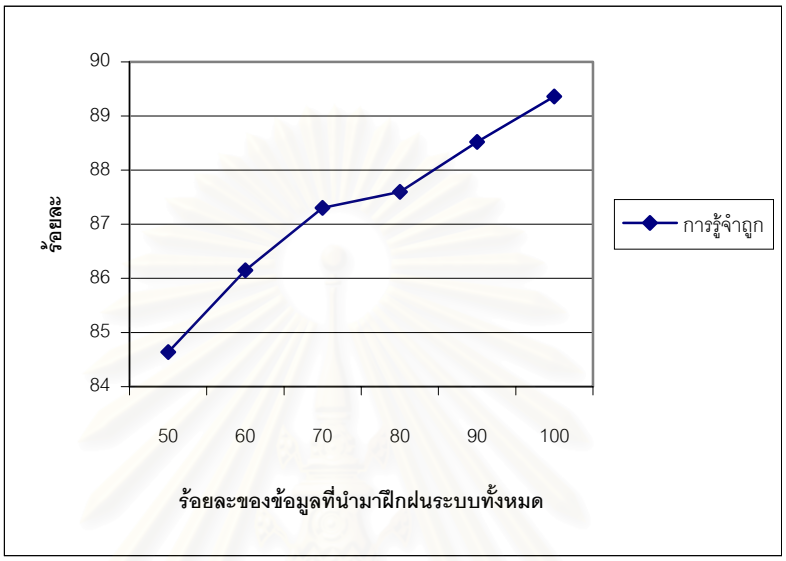
6.6 ความกว้างของตัวอักษร (w)



รูปที่ 4.23 การหาความกว้างของตัวอักษร (w) โดยพิจารณาจากอัตรารู้จำโดยรวมครั้งที่ 2

จากกราฟจะเห็นได้ว่าค่าความกว้างที่เหมาะสมที่สุดได้แก่ 15 จุดภาพ ซึ่งเท่ากับการทดลองครั้งแรก

7. ผลการทดลองเพื่อหาจำนวนที่จะนำมาฝึกฝนระบบที่เหมาะสมครั้งที่ 2

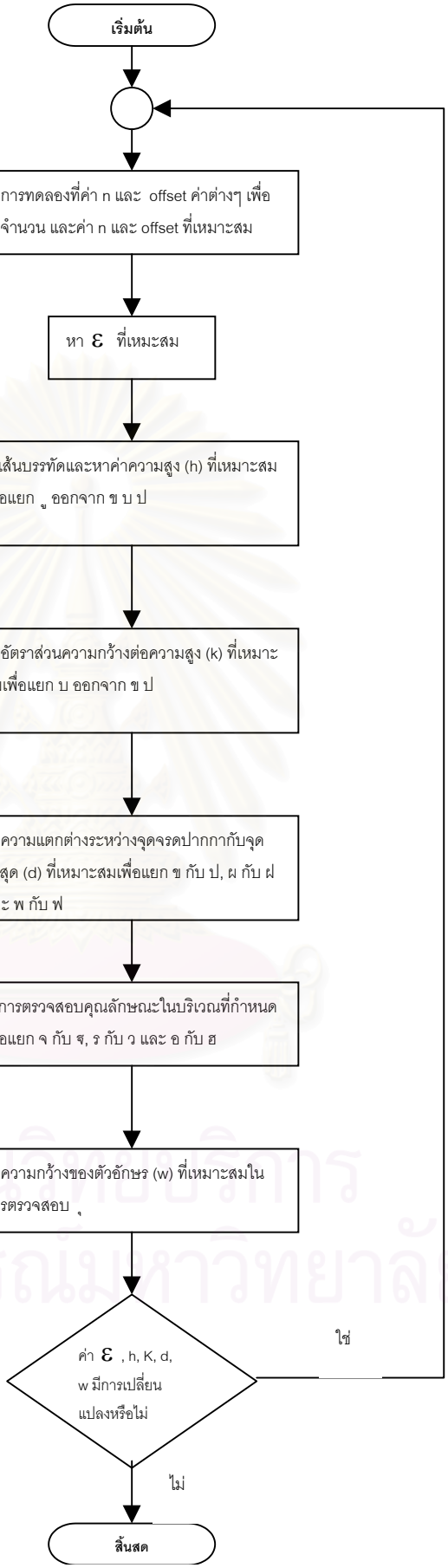


รูปที่ 4.24 อัตราการรู้จำเมื่อจำนวนข้อมูลที่นำมาฝึกฝนระบบเปลี่ยนแปลงไปครั้งที่ 2

จากรูปจะเห็นได้ว่าเมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลที่ใช้ฝึกฝนระบบ อัตราการรู้จำก็จะเพิ่มขึ้นเหมือนกับการทดลองครั้งแรก

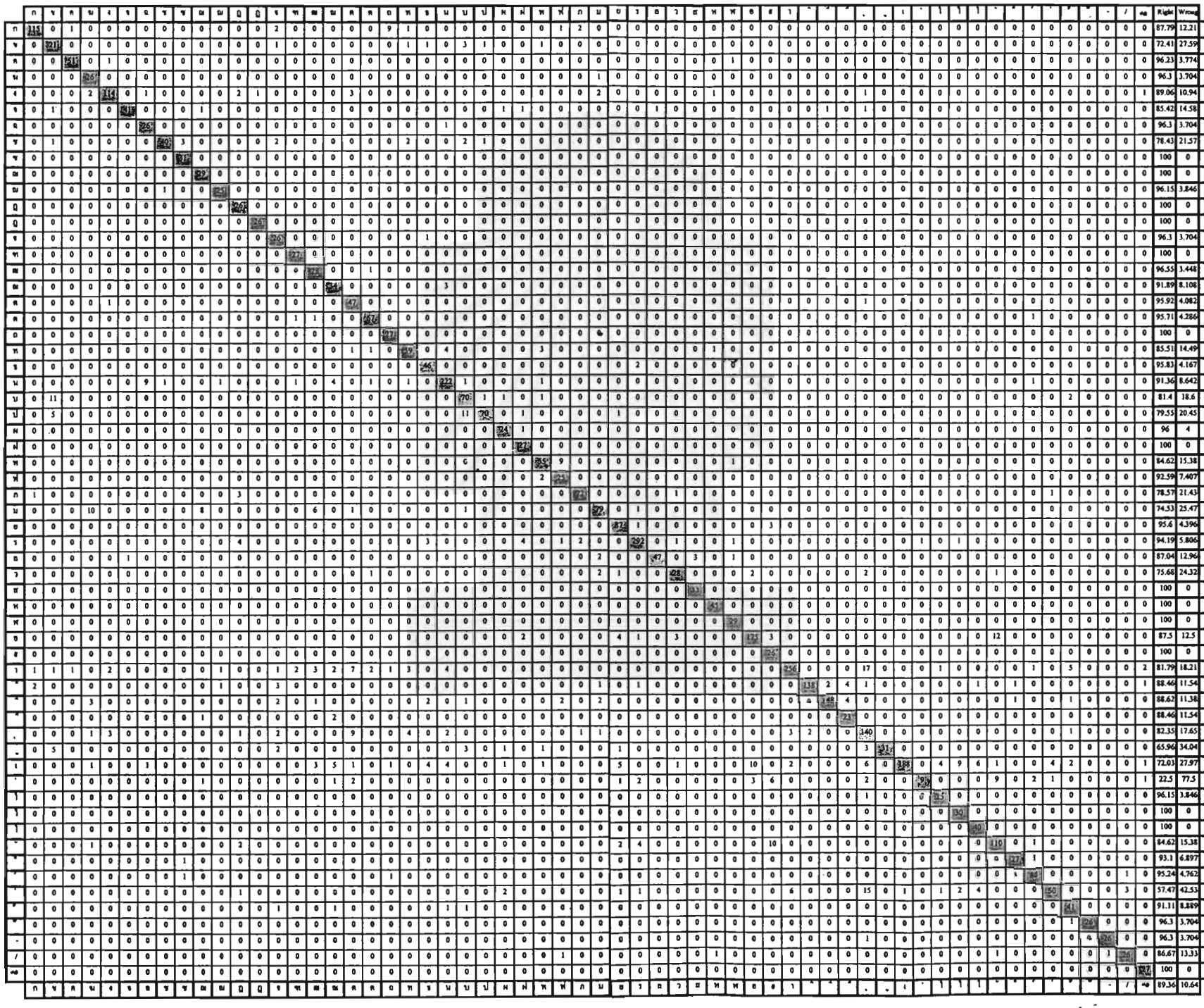
จากการทดลองครั้งที่ 2 จะเห็นได้ว่าไม่มีการเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ ดังนั้นค่าที่ได้จากการทดลองนี้จึงเป็นค่าที่เหมาะสมที่สุด โดยผลการทดสอบแสดงดังตารางที่ 4.12 และจำนวนหน่วยความจำที่ใช้เท่ากับ $(8^5 + 2 \times 8^4 + 3 \times 8^3) \times 32 / 8 = 166$ กิโลไบต์ต่อคลาสตัวอักษร และจากการทดลองทั้งหมดสามารถสรุปเป็นแผนผังการไหลได้ดังรูปที่ 4.25

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 4.25 แผนผังการไหลของการทดลองเพื่อรู้จำตัวอักษรตัวเดี่ยว

ตารางที่ 4.12 ผลการทดสอบภายหลังจากที่ได้ค่าพารามิเตอร์และตรวจสอบเงื่อนไขที่เหมาะสมครั้งที่ 2

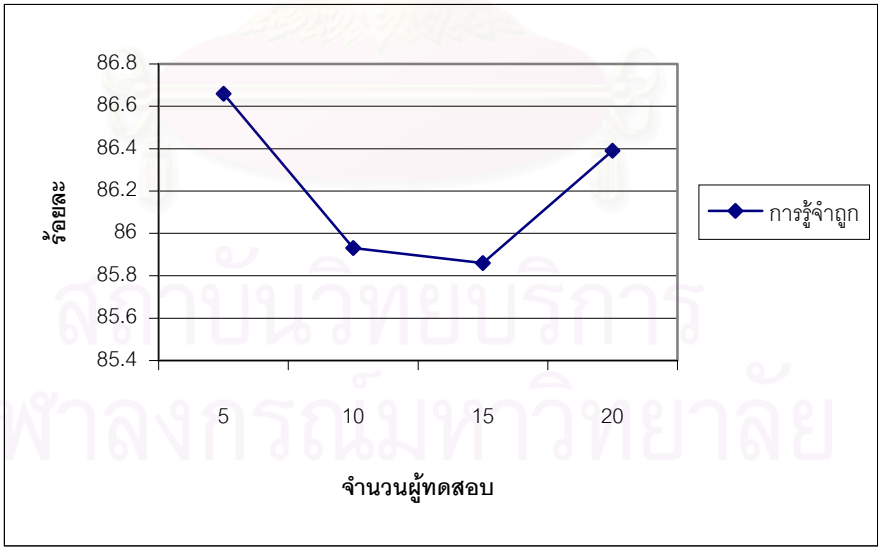


ผลการทดสอบระบบการรู้จำแบบรูปในกลุ่มทดสอบระบบ (กลุ่มที่ 2)

ในตารางที่ 4.13 แสดงการทดสอบกับข้อมูลในกลุ่มที่ 2 โดยการเพิ่มจำนวนตัวอย่าง และนำเสนอด้วยกราฟในรูปที่ 4.26 จะเห็นว่าเริ่มต้นใช้ตัวอย่างในการทดสอบตัวอักษรของจำนวนผู้ทดสอบ 5 คนได้อัตราการรู้จำร้อยละ 86.66 เมื่อเพิ่มเป็น 10 คนอัตราการรู้จำจะตกลงเหลือร้อยละ 85.93 เมื่อเพิ่มเป็น 15 คน อัตราการรู้จำจะตกลงอีกเหลือร้อยละ 85.86 แต่เมื่อเพิ่มเป็น 20 คน อัตราการรู้จำจะเพิ่มเป็นร้อยละ 86.39 ดังแสดงในกราฟรูปที่ 4.26 ซึ่งแสดงว่ากรรมวิธีที่เสนอเมื่อเพิ่มตัวอย่างในการทดสอบแล้วไม่ได้ทำให้ระบบรู้จำได้ต่ำลง แสดงได้ว่าผลของอัตราการรู้จำที่ได้ขึ้นอยู่กับแบบรูปตัวอย่างที่ทำการทดสอบไม่ขึ้นกับจำนวนตัวอย่างที่ทดสอบ

ตารางที่ 4.13 ค่าร้อยละในการทดสอบการรู้จำของตัวอย่างทดสอบที่จำนวนต่างๆกัน

จำนวนทดสอบ (คน)	อัตราการรู้จำถูก	อัตราการรู้จำผิด
5	86.66	13.34
10	85.93	14.07
15	85.86	14.14
20	86.39	13.61



รูปที่ 4.26 กราฟค่าร้อยละในการทดสอบตัวอย่างจำนวนต่างๆกัน

และเมื่อพิจารณาเฉพาะพยัญชนะไทย 42 ตัวเท่านั้นจะได้อัตราการรู้จำของข้อมูลกลุ่มที่ 1.2 ร้อยละ 92.35 ในขณะที่กลุ่มที่ 2 ได้อัตราการรู้จำร้อยละ 89.15

ผลการทดสอบระบบการรู้จำแบบรูปในกลุ่มทดสอบระบบ (กลุ่มที่ 2) ในส่วนของคำ

ผลการทดสอบการรู้จำเป็นคำของข้อมูลกลุ่มที่ 2 จำนวนข้อมูลชุดละ 91 คำ รวมทั้งสิ้น 20 ชุด รวมข้อมูลทั้งหมด 1,820 คำ ได้อัตราการรู้จำร้อยละ 99.67 โดยตารางที่ 4.14 แสดงการแบ่งกลุ่มของคำตามจำนวนความยาวของคำ คำที่รู้จำผิดแสดงดังตารางที่ 4.15 และรูปที่ 4.27 โดยมีขั้นตอนในการรู้จำดังนี้

ขั้นตอนการรู้จำในส่วนของคำ

1. หาความยาวของคำ
2. พิจารณากลุ่มคำที่มีความยาวเท่ากับความยาวที่ได้แล้วหาคะแนนรวมของตัวอักษรแต่ละตัวในแต่ละคำ โดยพิจารณาตัวอักษรตำแหน่งต่อตำแหน่ง
3. หาคำที่มีคะแนนมากที่สุด
4. ตอบเป็นคำที่มีคะแนนมากที่สุด

ตารางที่ 4.14 กลุ่มคำที่แบ่งตามจำนวนความยาวของคำ

ความยาวของคำ	คำ
2	ฝน
3	เลย, ตาก, ฌาน, ทึบ
4	น่าน, ตราด, สตูล, ตรัง, โค้ก
5	แพร่, ยโสธร, ชุมพร, พังงา, สตูล, สงขลา, ยะลา
6	พะเยา, ลำปาง, ลำพูน, นครพนม, ยโสธร, สกลนคร, ชลบุรี, ระยอง, พิจิตร, ชัยนาท, ลพบุรี, อยุธยา, ระนอง, ภูเก็ต, พัทลุง, สงขลา, โฆษณา, บัณฑิต
7	ชัยภูมิ, สกลนคร, หนองคาย, ชลบุรี, ราชบุรี, สุโขทัย, ลพบุรี, อ่างทอง, นครนายก, นนทบุรี, นครปฐม, กระบี่, ปัตตานี, ผ่อนผัน, เทียนไข, เป๊ปซี่
8	เชียงราย, ขอนแก่น, ร้อยเอ็ด, สุรินทร์, อุดรธานี, มุกดาหาร, จันทบุรี, ราชบุรี, เพชรบุรี, สุโขทัย, สระบุรี, ปทุมธานี, นนทบุรี, กระบี่, ปัตตานี, นราธิวาส, บางซื่อ, พัฒนาการ, หนังสือ, เทียนไข, เป๊ปซี่

ตารางที่ 4.14 (ต่อ) กลุ่มคำที่แบ่งตามจำนวนความยาวของคำ

ความยาวของคำ	คำ
9	เชียงใหม่, เชียงราย, อุตรดิตถ์, กาฬสินธุ์, บุรีรัมย์, มหาสารคาม, สุรินทร์, อุดรธานี, จันทบุรี, สระแก้ว, เพชรบุรี, พิษณุโลก, เพชรบูรณ์, นครสวรรค์, อุทัยธานี, สิงห์บุรี, สระบุรี, ปทุมธานี, สมุทรสาคร, นราธิวาส, บางซื่อ, ฟลูออไรด์, ปฏิกิริยา, กระป๋อง, หนังสือ
10	เชียงใหม่, กาฬสินธุ์, นครราชสีมา, บุรีรัมย์, มหาสารคาม, สระแก้ว, ปราจีนบุรี, กาญจนบุรี, นครสวรรค์, อุทัยธานี, สิงห์บุรี, สระบุรี, สุพรรณบุรี, สมุทรสาคร, หนังสือ
11	แม่ฮ่องสอน, นครราชสีมา, ศรีสะเกษ, อุบลราชธานี, ปราจีนบุรี, ฉะเชิงเทรา, กาญจนบุรี, กำแพงเพชร, สิงห์บุรี, สุพรรณบุรี, สมุทรสาคร, สมุทรปราการ, สมุทรสงคราม,
12	แม่ฮ่องสอน, นครราชสีมา, ศรีสะเกษ, หนองบัวลำภู, อุบลราชธานี, อำนาจเจริญ, สุพรรณบุรี, สมุทรปราการ, สมุทรสงคราม
13	ศรีสะเกษ, กรุงเทพมหานคร, สมุทรสงคราม, สุราษฎร์ธานี
14	สุราษฎร์ธานี, นครศรีธรรมราช
15	สุราษฎร์ธานี, นครศรีธรรมราช
16	ประจวบคีรีขันธ์
17	ประจวบคีรีขันธ์
18	ประจวบคีรีขันธ์

ตารางที่ 4.15 คำที่รู้จำผิด

คำที่รู้จำผิด	รู้จำเป็น	จำนวนที่ผิด
ลพบุรี	ชลบุรี	2
ปทุมธานี	อุดรธานี	1
ระนอง	ระยอง	2
ทึบ	เลย	1

จากตารางที่ 4.14 จะเห็นได้ว่ามีบางคำซึ่งมีความยาวหลายขนาดทั้งนี้เพราะตัวอักษร ส ี ึ นั้นสามารถเขียนได้หลายแบบนั่นเอง

รูปที่ 4.27 คำที่รู้จำผิด

โดยสามารถแสดงการรู้จำแยกเป็นแต่ละตัวอักษรได้ดังนี้

ลพบุรี = ณ ฟ บ จ ร ี

ลพบุรี = ฉ ผ บ ุ ร ี

ปทุมธานี = บ ฒ ด ฒ ร า น ี

ระนอง = โ ฮ ย ฉ อ ง

ระนอง = ภ ั ั ท อ ง

ทึบ = ภ ึ ย

ลพบุรี 2 คำแรกรู้จำผิดเพราะมีคำที่มีคะแนนสูงสุด 2 คำ ได้แก่ ชลบุรี และลพบุรี ส่วนคำว่าปทุมธานีนั้นมีคะแนนรวมน้อยกว่าคำว่าอุดรธานี ส่วนคำว่าระนองทั้ง 2 คำนั้นมีคำที่มีคะแนนสูงสุด 2 คำ ได้แก่ ระยอง และระนอง และคำว่าทึบนั้นมีคะแนนสูงสุดเท่ากับคำว่าเลย

เพื่อแก้ไขปัญหามีคำที่มีคะแนนเท่ากันจึงให้มีคำตอบมากกว่า 1 คำตอบเวลารู้จำตัวอักษรตัวเดี่ยว โดยตัวอักษรที่มีค่าลอการิทึมมากที่สุดจะเป็นคำตอบแรก และค่าที่น้อยลงมาจะเป็นคำตอบลำดับต่อไปตามลำดับ และเวลาหาคะแนนรวมนั้นจะให้น้ำหนักของคำตอบแรกมีค่ามากที่สุด และคำตอบต่อๆมาก็จะมีน้ำหนักลดลง

เมื่อใช้ตัวอักษรตัวเดี่ยว 2 คำตอบแล้วจะได้อัตราการรู้จำในส่วนของคำร้อยละ 99.89 โดยเหลือคำที่รู้จำผิดดังตารางที่ 4.16

ตารางที่ 4.16 คำที่รู้จำผิดในกรณีที่ใช้ตัวอักษรตัวเดี่ยว 2 คำตอบ

คำที่รู้จำผิด	รู้จำเป็น	จำนวนที่ผิด
ลพบุรี	ชลบุรี	1
ปทุมธานี	อุดรธานี	1

โดยสามารถแก้ปัญหาลพบุรีในรูปที่ 4.27 คำที่ 2 ได้ แก้ปัญหาคำว่าระนองทั้ง 2 คำได้ และแก้ปัญหาคำว่าทึบได้ โดยสามารถแสดงการรู้จำคำที่ผิดแยกเป็นแต่ละตัวอักษรได้ดังนี้

ลพบุรี = คำตอบที่ 1 ณ ฟ บ จ ร ี

คำตอบที่ 2 ก ฟ ป ุ ภ ิ

ปทุมธานี = คำตอบที่ 1 บ ฒ ด ฒ ร า น ี

คำตอบที่ 2 ป ต ต ม ภ ด ณ จ

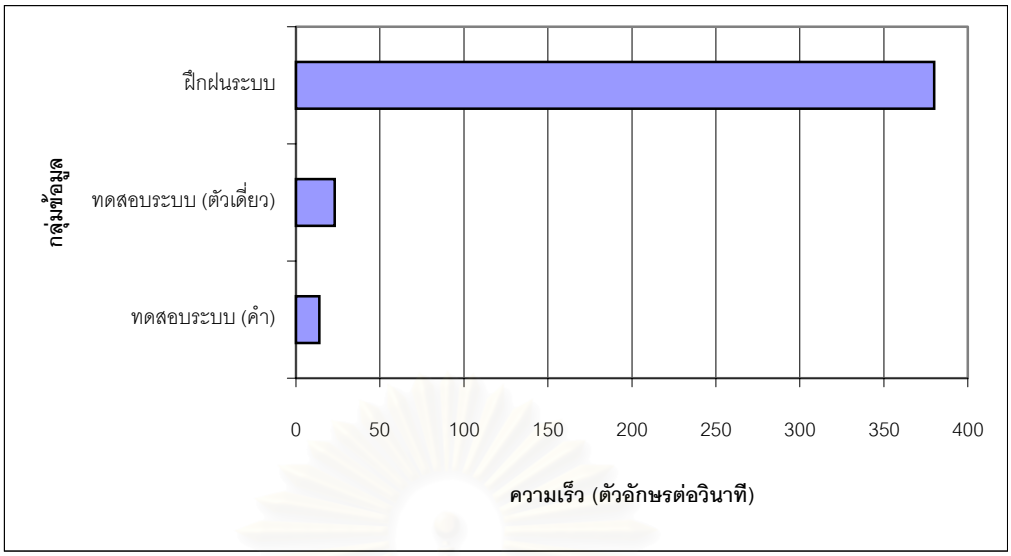
ปัญหาที่เกิดขึ้นจะเหลือเพียงปัญหาที่มีคำที่มีคะแนนสูงสุดเท่ากัน ดังนั้นจึงเพิ่มคำตอบของตัวอักษรตัวเดี่ยวเป็น 3 คำตอบ ซึ่งจะได้อัตราการรู้จำถึงร้อยละ 100

จากตารางที่ 4.15 จะเห็นได้ว่ามีบางคำซึ่งไม่น่าจะรู้จำผิดเป็นคำที่ไม่เหมือนกันเลย เช่น คำว่าทึบนั้นไม่น่าจะรู้จำผิดเป็นคำว่าเลยได้เลยแต่ก็รู้จำผิดออกมาเป็นเพราะวิธีการนี้จะไม่พิจารณาโครงสร้างของคำเลยนั่นคือจะไม่ดูความหมาย หรือความคล้ายของคำ แต่จะตอบเป็นคำที่มีคะแนนสูงสุดเท่านั้น ดังนั้นถ้ามีการนำโครงสร้างทางภาษา เช่น แบบจำลองภาษา (Language Modelling) หรือ แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ มาช่วยรู้จำคำก็จะทำให้ปัญหารู้จำผิดประเภทนี้ลดลงได้แต่อาจจะเสียเวลาในการรู้จำเพิ่มขึ้น

เนื่องจากจำนวนคำศัพท์ที่ใช้ในการรู้จำนั้นยังมีจำนวนน้อยอยู่ ลำดับในการเขียนจึงยังไม่มีความสำคัญ แต่ถ้าจำนวนคำศัพท์เพิ่มขึ้นลำดับในการเขียนจะมีความสำคัญขึ้นมา และความเร็วในการรู้จำก็จะตกลงด้วยดังจะเห็นได้จากตารางที่ 4.17 ซึ่งเมื่อรู้จำเป็นคำแล้วความเร็วจะตกลงจาก 23 เป็น 14 ตัวอักษรต่อวินาที และการใช้วิธีหาคะแนนรวมสูงสุดนั้นก็จะไม่เหมาะอีกต่อไปเพราะจะเสียเวลาในการเปรียบเทียบมาก โดยความเร็วที่ใช้ในการฝึกฝนระบบ รู้จำตัวอักษรตัวเดี่ยว และรู้จำเป็นคำ โดยไม่รวมเวลาที่ใช้ในการโหลดข้อมูลลงในหน่วยความจำแสดงดังตารางที่ 4.17 และรูปที่ 4.28 ส่วนอัตราการรู้จำของตัวอักษรตัวเดี่ยว 3 ลำดับแรกที่นำมาใช้ในการรู้จำระดับคำแสดงดังตารางที่ 4.18, 4.19 และ 4.20 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.17 ความเร็วที่ใช้ในการฝึกฝนระบบและทดสอบการรู้จำทั้งตัวอักษรตัวเดี่ยวและเป็นคำ (เป็นความเร็วที่ไม่รวมเวลาที่ใช้ในการโหลดข้อมูลลงในหน่วยความจำ)

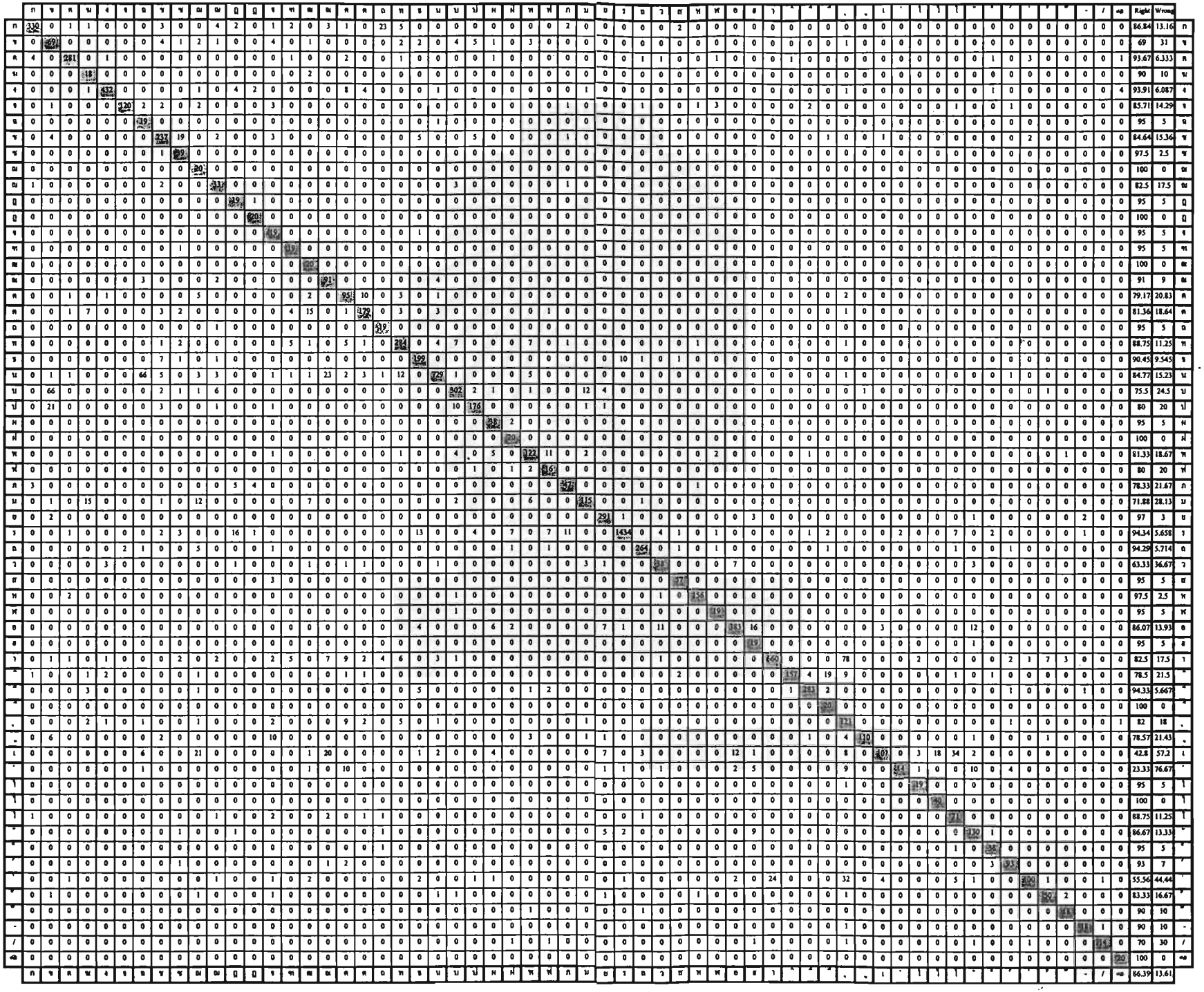
กลุ่มข้อมูล	ความเร็ว (ตัวอักษร/วินาที)
ฝึกฝนระบบ	380
ทดสอบระบบ (ตัวเดี่ยว)	23
ทดสอบระบบ (คำ)	14



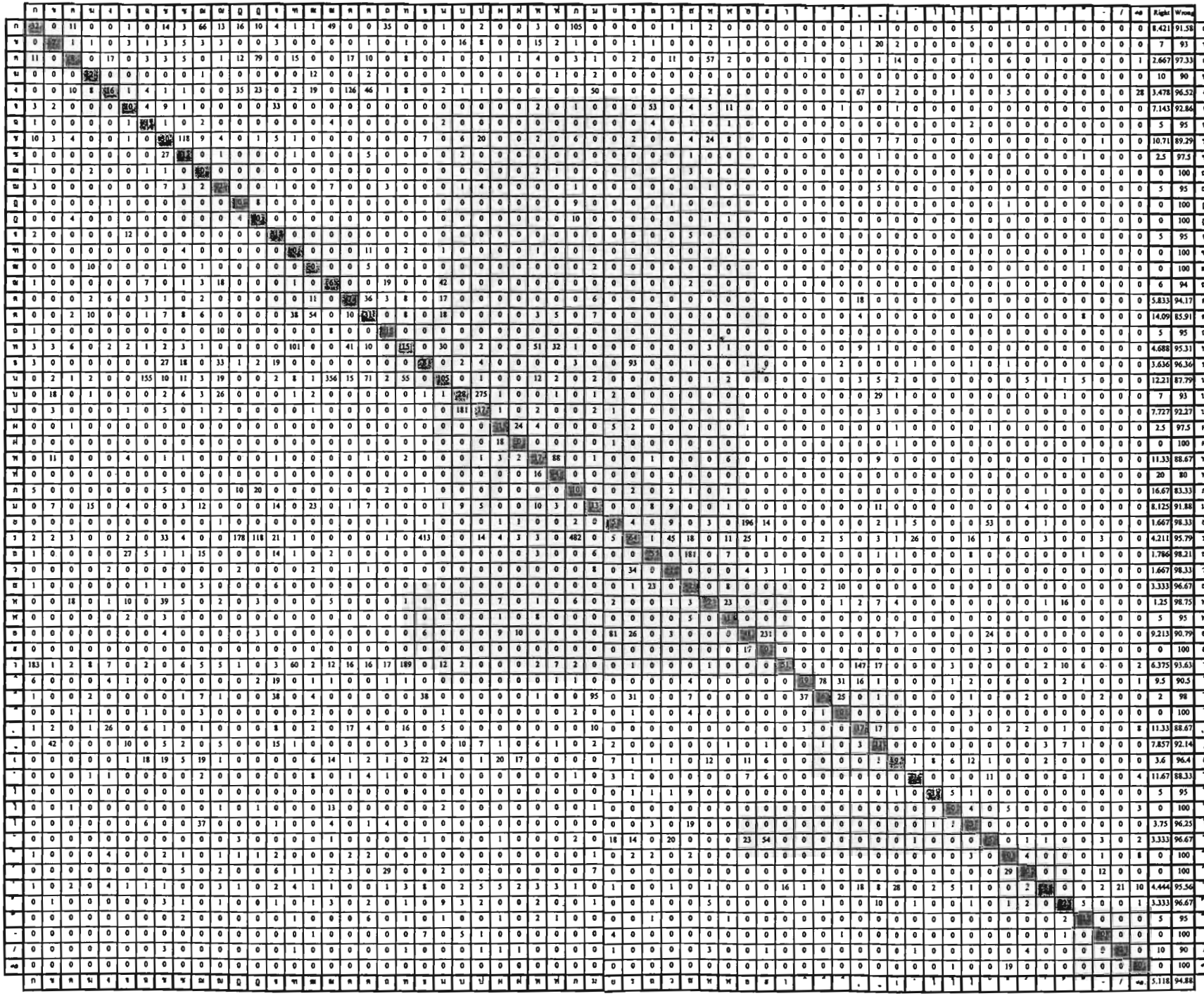
รูปที่ 4.28 ความเร็วที่ใช้ในการฝึกฝนระบบและทดสอบการรู้จำทั้งตัวอักษรเดี่ยวและเป็นคำ

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

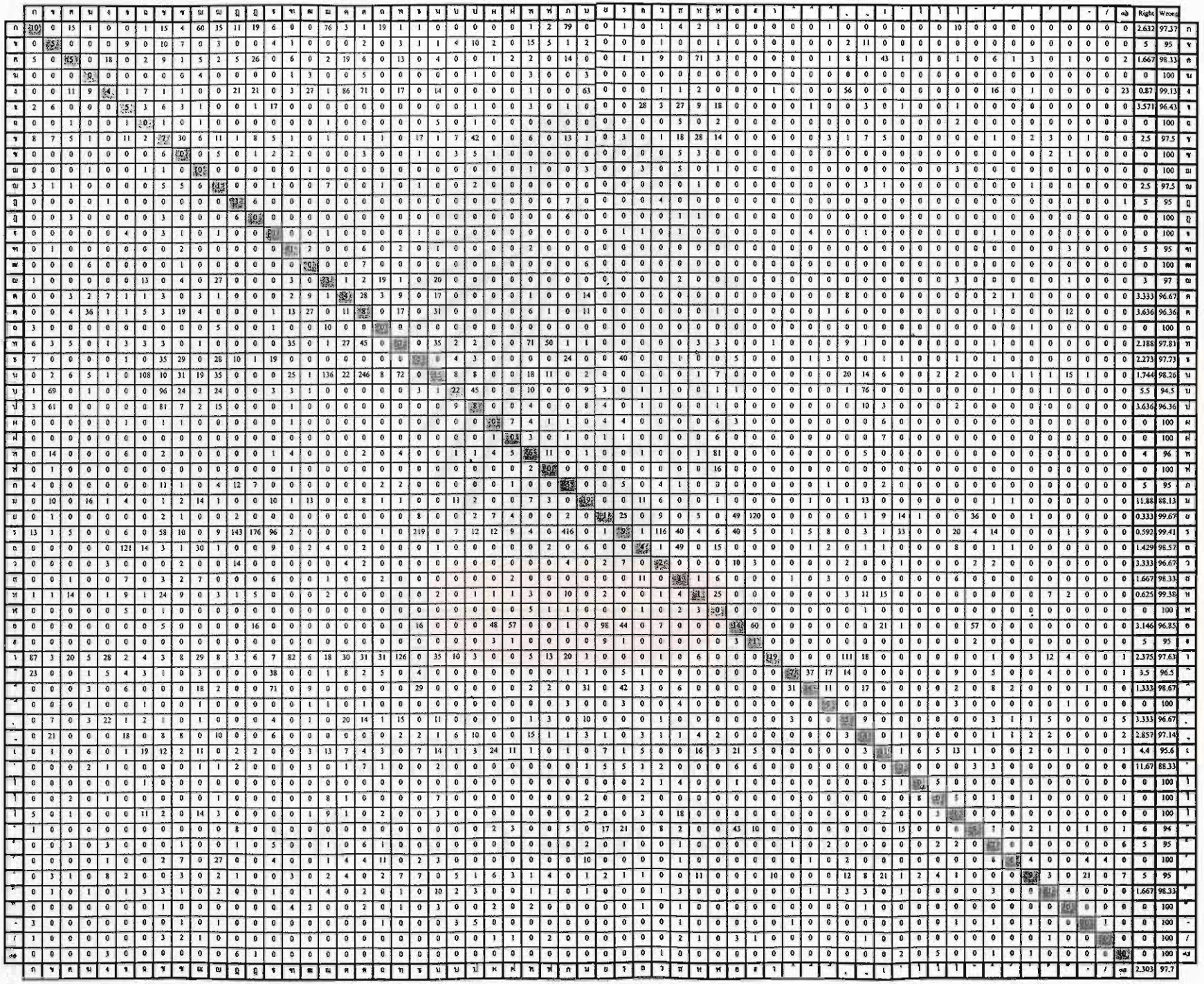
ตารางที่ 4.18 ผลการทดสอบระบบการรู้จำแบบรูปในกลุ่มทดสอบระบบลำดับที่ 1



ตารางที่ 4.19 ผลการทดสอบระบบการรู้จำแบบรูปในกลุ่มทดสอบระบบลำดับที่ 2



ตารางที่ 4.20 ผลการทดสอบระบบการรู้จำแบบรูปในกลุ่มทดสอบระบบลำดับที่ 3



บทที่ 5
สรุปและข้อเสนอแนะ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เกี่ยวข้องกับการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนภาษาไทยแบบเชื่อมตรงโดยใช้วิธีสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ล ซึ่งเป็นวิธีการทางสถิติที่ใช้ในการหาแบบจำลองของตัวอักษร

ข้อมูลเข้าที่เป็นคำจะถูกทำการแยกองค์ประกอบเป็นส่วนย่อย โดยใช้การยกปากกาทำให้ได้ออกมาเป็นตัวอักษรตัวเดี่ยว จากนั้นตัวอักษรตัวเดี่ยวจะถูกทำการกรองระยะทางที่สั้นที่สุดเพื่อลบจุดคู่ลำดับที่ซ้ำซ้อน ต่อจากนั้นจุดคู่ลำดับของตัวอักษรจะถูกเข้ารหัสลูกโซ่เพื่อแปลงให้เป็นสายอักขระ จากนั้นจึงใช้สแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ล หาแบบจำลองของตัวอักษรเพื่อนำไปใช้ในการฝึกฝนระบบ หรือทดสอบระบบโดยการทดสอบระบบนั้นใช้การจับคู่แบบจำลองของตัวอักษรที่จะทำการรู้จำกับแบบจำลองที่ทำการฝึกฝนไว้แล้วโดยใช้ความน่าจะเป็นสูงสุด และมีการตรวจสอบเงื่อนไข ได้แก่ ความสูงของตัวอักษรและระดับของตัวอักษร ความกว้างของตัวอักษร อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง ความแตกต่างระหว่างจุดจรดปากกากับจุดสูงสุด และการตรวจคุณลักษณะในบริเวณที่กำหนด มาช่วยในการแก้ปัญหาตัวอักษรที่มีความคล้ายคลึงกัน ตัวอักษรตัวเดี่ยวที่รู้จำออกมาได้ก็จะนำมาทำการรู้จำเป็นคำโดยใช้วิธีการหาคะแนนสูงสุด

การทดสอบระบบการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนภาษาไทยโดยใช้วิธีสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ลกับชุดฝึกฝนระบบ (กลุ่มที่ 1.2) ได้อัตราการรู้จำร้อยละ 85.42 จากนั้นได้ทำการตรวจสอบเงื่อนไขในกรณีที่ตัวอักษรมีความคล้ายคลึงกันได้อัตราการรู้จำร้อยละ 87.62 และทำการทดลองเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ต่างๆเพื่อให้ได้ค่าที่เหมาะสมที่สุดได้อัตราการรู้จำร้อยละ 89.36 สำหรับกลุ่มทดสอบระบบ (กลุ่มที่ 2) ได้อัตราการรู้จำถูกร้อยละ 86.39 อัตราการรู้จำผิดร้อยละ 13.61 และจากการทดสอบในตารางที่ 4.13 ชี้ให้เห็นว่าเมื่อเพิ่มตัวอย่างในการทดสอบ ระบบมีอัตราการรู้จำเปลี่ยนแปลงทั้งขึ้น และลง ซึ่งแสดงว่าระบบการรู้จำนี้ไม่ได้ขึ้นกับจำนวนตัวอย่างแต่จะขึ้นอยู่กับแบบของลายมือเขียน ซึ่งถ้าระบบได้รับการฝึกฝนลายมือเขียนหลายๆแบบอย่างเพียงพอแล้วก็จะสามารถรู้จำลายมือเขียนแบบนั้นได้

ในส่วนของการรู้จำในส่วนของคำนั้นได้อัตราการรู้จำร้อยละ 99.67 แต่ถ้าทำให้ระบบรู้จำตัวอักษรตัวเดี่ยวให้คำตอบออกมาหลายคำตอบในแต่ละตัวอักษรแล้วก็จะทำให้อัตราการรู้จำคำนั้นดีขึ้นได้ โดยถ้าใช้ตัวอักษรตัวเดี่ยว 2 และ 3 ลำดับแรกแล้วจะได้อัตราการรู้จำที่เป็นคำร้อยละ

99.89 และ ร้อยละ 100 ตามลำดับ โดยอัตราการรู้จำถูกรวมของตัวอักษรตัวเดี่ยว 3 ลำดับแรกเท่ากับร้อยละ 93.81

ข้อดี

1. วิธีสแกนนิ่งเอ็น-ทูเปิ้ลนี้เป็นวิธีการทางสถิติซึ่งมีข้อดีตรงที่เป็นวิธีการที่ไม่ซับซ้อน ทำให้ความเร็วทั้งในการฝึกฝนระบบ และรู้จำสูง โดยมีความเร็วในการฝึกฝนระบบเฉลี่ย 380 ตัวอักษรต่อวินาที ความเร็วในการรู้จำตัวอักษรตัวเดี่ยวเฉลี่ย 23 ตัวอักษรต่อวินาที และความเร็วในการรู้จำเป็นคำเฉลี่ย 14 ตัวอักษรต่อวินาที
2. สามารถรู้จำตัวอักษรได้ทุกรูปแบบถ้ามีการฝึกฝนระบบอย่างเพียงพอ ซึ่งจะดีกว่าการใช้วิธีวากยสัมพันธ์ซึ่งต้องหาลักษณะเฉพาะทางโครงสร้างของตัวอักษรแต่ละตัว ซึ่งถ้าตัวอักษรนั้นไม่มีลักษณะเฉพาะที่ต้องการหาก็จะทำให้การรู้จำนั้นผิดได้ และการแก้ไขของวิธีวากยสัมพันธ์นั้นต้องเพิ่มเงื่อนไขในการตัดสินใจเข้าไปทำให้ระบบมีความซับซ้อนเพิ่มมากขึ้น และเงื่อนไขที่เพิ่มเข้ามานั้นอาจจะทำให้เงื่อนไขก่อนหน้านั้นไม่เหมาะสมได้
3. สามารถตอบเป็นหลายคำตอบได้ ซึ่งจะเป็นประโยชน์ในการรู้จำในส่วนของคำ

ข้อจำกัด

1. ไม่สามารถรู้จำตัวอักษรที่เขียนติดกันแบบไม่ยกปากกาได้
2. การตรวจสอบเงื่อนไขนั้นไม่สามารถแก้ปัญหารู้จำผิดได้ทุกกรณี และถ้ามีการเพิ่มเงื่อนไขเข้ามาจะต้องเสียเวลาในการหาค่าต่างๆใหม่เพื่อให้เป็นค่าที่เหมาะสมที่สุด และถ้านำค่าที่ได้ไปใช้กับข้อมูลชุดอื่นค่าที่ได้นี้อาจจะเป็นค่าที่ไม่เหมาะสมที่สุดได้ แต่ถ้าไม่ทำการตรวจสอบเงื่อนไขภายหลังแล้วตัวอักษรที่มีทิศการเขียนเหมือนกันจะทำให้ระบบตัดสินใจผิดได้ ดังนั้นถ้าต้องการเพิ่มอัตราการรู้จำควรทำที่กระบวนการก่อนหน้า
3. ถ้าเพิ่มจำนวนคำศัพท์มากขึ้นจะเสียเวลาในการเปรียบเทียบเพื่อหาคะแนนสูงสุด และอัตราการรู้จำก็จะตกลง

ข้อเสนอแนะ

1. หาวิธีแยกองค์ประกอบเป็นส่วนย่อยในกรณีเขียนติดกันแบบไม่ยกปากกา
2. หาวิธีการทำกระบวนการก่อนหน้าที่เหมาะสม เช่น การปรับขนาด (Normalization) โดยการปรับจำนวนจุด และระยะระหว่างจุดคู่ลำดับให้เท่ากันในแต่ละตัวอักษร เพื่อเพิ่มอัตราการรู้จำ

3. ควรใช้การแบ่งระดับในการเขียน เพื่อเพิ่มอัตราการรู้จำเพราะจำนวนตัวอักษรที่ใช้ในการตัดสินใจในแต่ละระดับจะลดลง
4. ในกรณีที่มีการเพิ่มจำนวนคำศัพท์ให้มากขึ้น ควรแก้ไขวิธีที่ใช้ในการรู้จำเป็นคำให้มีความเร็วเพิ่มขึ้น และไม่ขึ้นอยู่กับลำดับในการเขียน

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รายการอ้างอิง

ภาษาไทย

กิตติพงษ์ เจนวิถีสุข. การรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กและวิธีซินแทกติก. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2538.

เดชา รัตนาธาร. การรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยใช้เทคนิคแบบฟัซซีโลจิกและวิธีซินแทกติก. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2538.

ประเสริฐ ฉอเรืองวิวัฒน์. การรู้จำตัวอักษรเขียนภาษาไทยโดยความแตกต่างของคุณลักษณะที่วิเคราะห์จากการเปลี่ยนแปลงสายลำดับการลากผ่าน. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2541.

วิชา พานิช. ระบบรู้จำอักษรภาษาไทยโดยใช้ลักษณะบ่งความต่างของตัวอักษรไทย. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2539.

สุเจตน์ จันทรังษ์, ศุภชัย นำเกียรติสกุล และสุริยา วิทยาประดิษฐ์. การรู้จำอักษรลายมือเขียนภาษาไทย. การประชุมวิชาการไฟฟ้า ครั้งที่ 16, 2536.

อนันต์ เอกวงศ์วิริยะ. การศึกษาการรู้จำตัวเลขไทยแบบตัวพิมพ์โดยวิธีซินแทกติก. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2537.

ภาษาอังกฤษ

Bledsoe, W. W., and Browning, I. Pattern Recognition and Reading by Machine. Proc. Eastern JCC, 1959. Cited in Leveridge, P. C. Experiments with an n-tuple recogniser for fast "first try" recognition of unconstrained handwritten symbols. The 9th International Conference on Pattern Recognition, vol. 2, (1988): 905-907.

Boonserm Kijsirikul, Sukree Sinthupinyo, and Apinya Supanwansa. Thai Printed Character Recognition by Combining Inductive Logic Programming with Backpropagation Neural Network. The 1998 IEEE Asia-Pacific Conference on Circuits and Systems, (1998): 539-542.

รายการอ้างอิง (ต่อ)

Chan, K. F., and Yeung, D. Y. Elastic Structural Matching for On-line Handwritten Alphanumeric Character Recognition. The 14th International Conference on Pattern Recognition, vol. 2, (1998): 1508-1511.

Chularat Tanprasert, and Sutat Sae-Tang. Thai Type Style Recognition. Proceedings of the 1999 IEEE International Symposium on Circuits and Systems, vol. 4, (1999): 336-339.

Duda, R. O., Hart, P. E., and Stork, D. G. Pattern Classification. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, 2001.

Gader, P. D., and Keller, J. M. Fuzzy Methods in Handwriting Recognition: An Overview. Fuzzy Information Processing Society, (1996): 137-141.

Ithipan Methasate, Somchai Jitapunkul, Kantip Kiratiratanaphrug, and Wasin Unsiam. Fuzzy Feature Extraction for Thai Handwritten Character Recognition. The Fourth Symposium on Natural Language Processing, Chiang Mai, 2000.

Kawamura, A., et al. On-line Recognition of Freely Handwritten Japanese Characters Using Directional Feature Densities. The 11th IAPR International Conference on Pattern Recognition, (1992): 183-186.

Knerr, S., Personnaz, L., and Dreyfus, G. Handwritten Digit Recognition by Neural Networks with Single-Layer Training. IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 3, no. 6, (November 1992): 962-968.

Leveridge, P. C. Experiments with an n-tuple recogniser for fast “first try” recognition of unconstrained handwritten symbols. The 9th International Conference on Pattern Recognition, vol. 2, (1988): 905-907.

Lin, C. K., and Jeng, B. S. On-line Recognition of Handwritten Chinese Characters and Alphabets. The 1990 International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 4, (1990): 2029-2032.

Lin, C. T., and Lee, C. S. G. Neural Fuzzy Systems. New Jersey: Prentice-Hall, 1996.

รายการอ้างอิง (ต่อ)

Lucas, S., and Amiri, A. Statistical Syntactic Methods for High-performance OCR. IEE Proc.-Vis. Image Signal Processing, vol. 143, no. 1, (February 1996): 23-30.

Nair, A., and Leedham, C. G. Preprocessing of Line Codes for Online Recognition Purposes. Electronics Letters, vol. 27, no. 1, (January 1991): 1-2.

Okamoto, M., and Yamamoto, K. On-line Handwriting Character Recognition Method with Directional Features and Direction-Change Features. Proceedings of the Fourth International Conference on Document Analysis and Recognition, vol. 2, (1997): 926-930.

Pisit Phokharatkul, and Chom Kimpan. Handwritten Thai Character Recognition Using Fourier Descriptors and Genetic Neural Networks. The Fourth Symposium on Natural Language Processing, Chiang Mai, 2000.

Pisit Phokharatkul, and Chom Kimpan. Recognition of Handprinted Thai Characters Using the Cavity Features of Character Based on Neural Network. The 1998 IEEE Asia-Pacific Conference on Curcuits and Systems, (1998): 149-152.

Pflug, V. Using n-Grams for the Definition of a Training Set for Cursive Handwriting Recognition. Proceedings of the Second International Conference on Document Analysis and Recognition, (1993): 295-298.

Poonlap Veerathanabutr. The Off-line Thai Handwritten Character Recognition. The Fourth Symposium on Natural Language Processing, Chiang Mai, 2000.

Schalkoff, R. J. Pattern Recognition and Statistical, Structural and Neural Network Approaches. New York: John Wiley & Sons, 1992.

Senior, A. W., and Robinson, A. J. An Off-Line Cursive Handwriting Recognition System. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 3, (March 1998): 309-321.

Shridhar, M., Houle, G., and Kimura, F. Handwritten Word Recognition Using Lexicon Free and Lexicon Directed Word Recognition Algorithms. Proceedings of the Fourth International Conference on Document Analysis and Recognition, vol. 2, (1997): 861-865.

รายการอ้างอิง (ต่อ)

Steck, G. P. Stochastic Model for Bledsoe and Browning. IRE Trans. Of Elect. Computer, pp. 274-282, April, 1962. Cited in Leveridge, P. C. Experiments with an n-tuple recogniser for fast "first try" recognition of unconstrained handwritten symbols. The 9th International Conference on Pattern Recognition, vol. 2, (1988): 905-907.

Suen, C. Y., Nadal, C., Legault, R., Mai, T. A., and Lam, L. Computer Recognition of Unconstrained Handwritten Numerals. Proceedings of the IEEE, vol. 80, no. 7, (July 1992): 1162-1180.

Suraphun Airphaiboon, Manas Sangworasil, and Kondo, S. Off-line Handwritten Thai Characters from Word Script. Proceedings of the IEEE, vol. 2, (1994): 445-449.

Tappert, C. C., Suen, C. Y., and Wakahara, T. The State of the Art in On-Line Handwriting Recognition. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, no. 8, (August 1990): 787-808.

Ukrit Marang, Pisit Phokharatkul, and Chom Kimpan. Recognition of Printed Thai Characters Using Boundary Normalization and Fuzzy Neural Networks. The Fourth Symposium on Natural Language Processing, Chiang Mai, 2000.

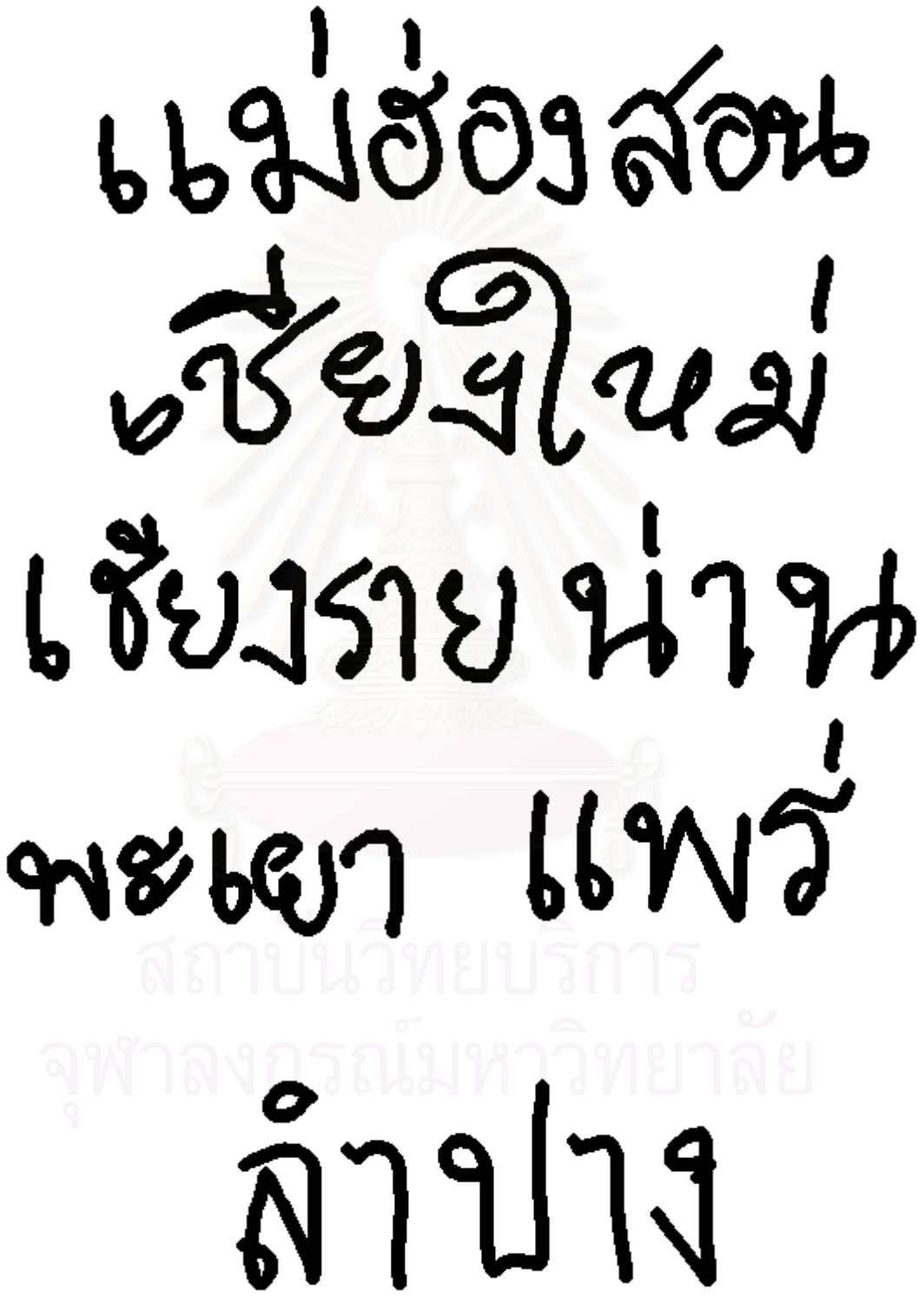
Yuen, H. A Chain Coding Approach for Real-Time Recognition of On-Line Handwritten Characters. The 1996 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 6, (1996): 3426-3429.

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ก
ตัวอย่างคำที่ใช้ในระบบรู้จำ



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สำนวน
อุตรดิตถ์
กาฬสินธุ์
ขอนแก่น
ชัยภูมิ

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

นครราชสีมา

นครพนม

บุรีรัมย์

มหาสารคาม

ยโสธร

ร้อยเอ็ด

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

เลย

ศรีสะเกษ

สกลนคร

สุรินทร์

หนองคาย

อุดรธานี

หนองบัวลำภู

อุบลราชธานี
อำนาจเจริญ
มุกดาหาร
ชลบุรี
ระยอง

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

จันทบุรี
ตราด
สระแก้ว
ปราจีนบุรี
ฉะเชิงเทรา
ตาก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

กาญจนบุรี

ราชบุรี

เพชรบุรี

ประจวบคีรีขันธ์

สุโขทัย

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

พิชฌุโลก
กำแพงเพชร
พิจิตร
เพชรบูรณ์
นครสวรรค์

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

อุทัยธานี
ชัยนาท
สิงห์บุรี ลพบุรี
สระบุรี
อ่างทอง

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สุพรรณบุรี

อยุธยา

ปทุมธานี

นครนายก

นนทบุรี

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

กรุงเทพมหานคร

นครปฐม

สมุทรสาคร

สมุทรปราการ

สมุทรสงคราม

ชุมพร
ระนอง
สุราษฎร์ธานี
พังงา

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ก

กระบี่

นครศรีธรรมราช

สตูล ตรัง

พัทลุง

สงขลา
ปัตตานี
นราธิวาส
ยะลา
บางชื่อ

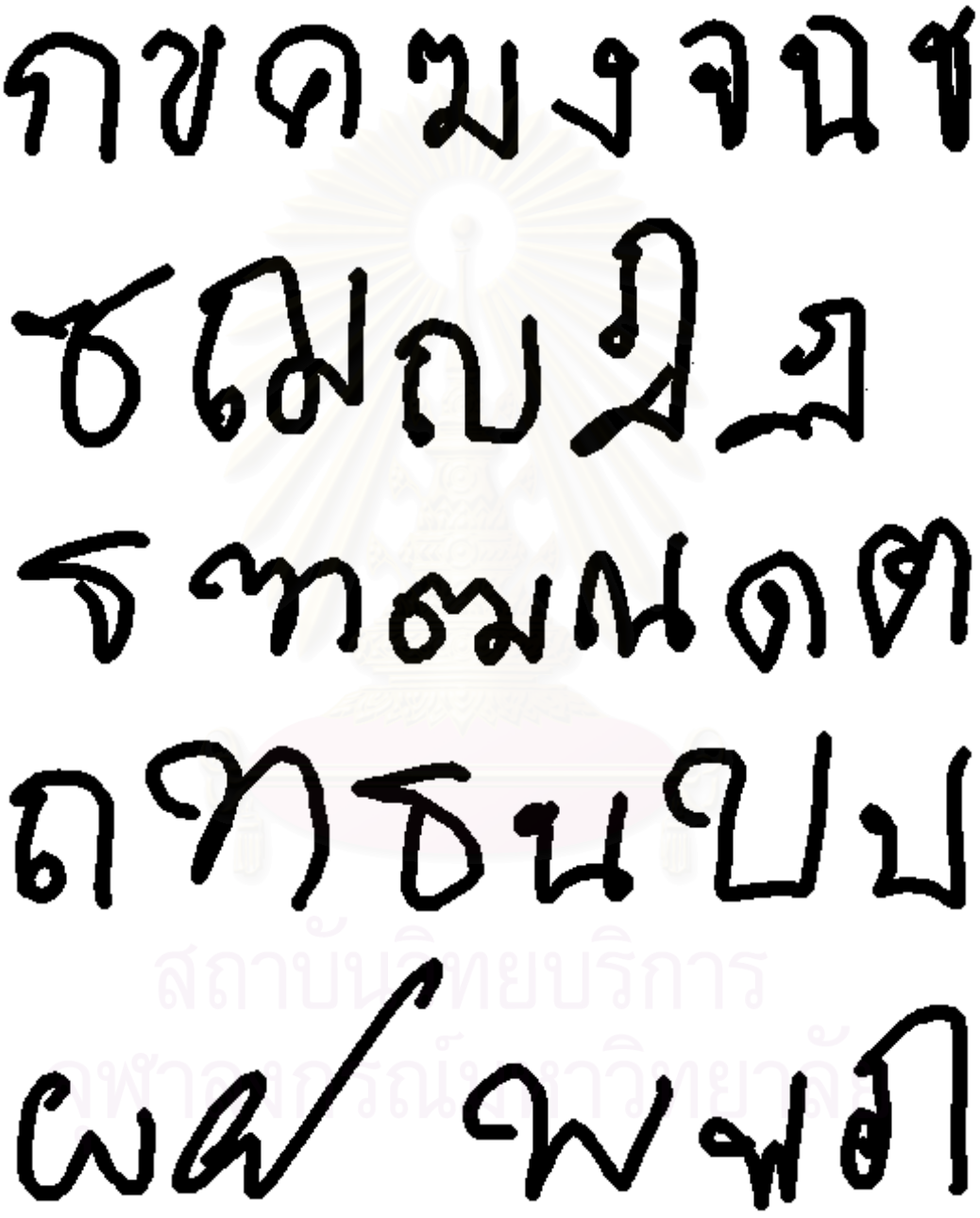
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

โมษณา
บัณฑิต
พัฒนาการ
ณมาน
พฤออทรง์
ปฏิการยา

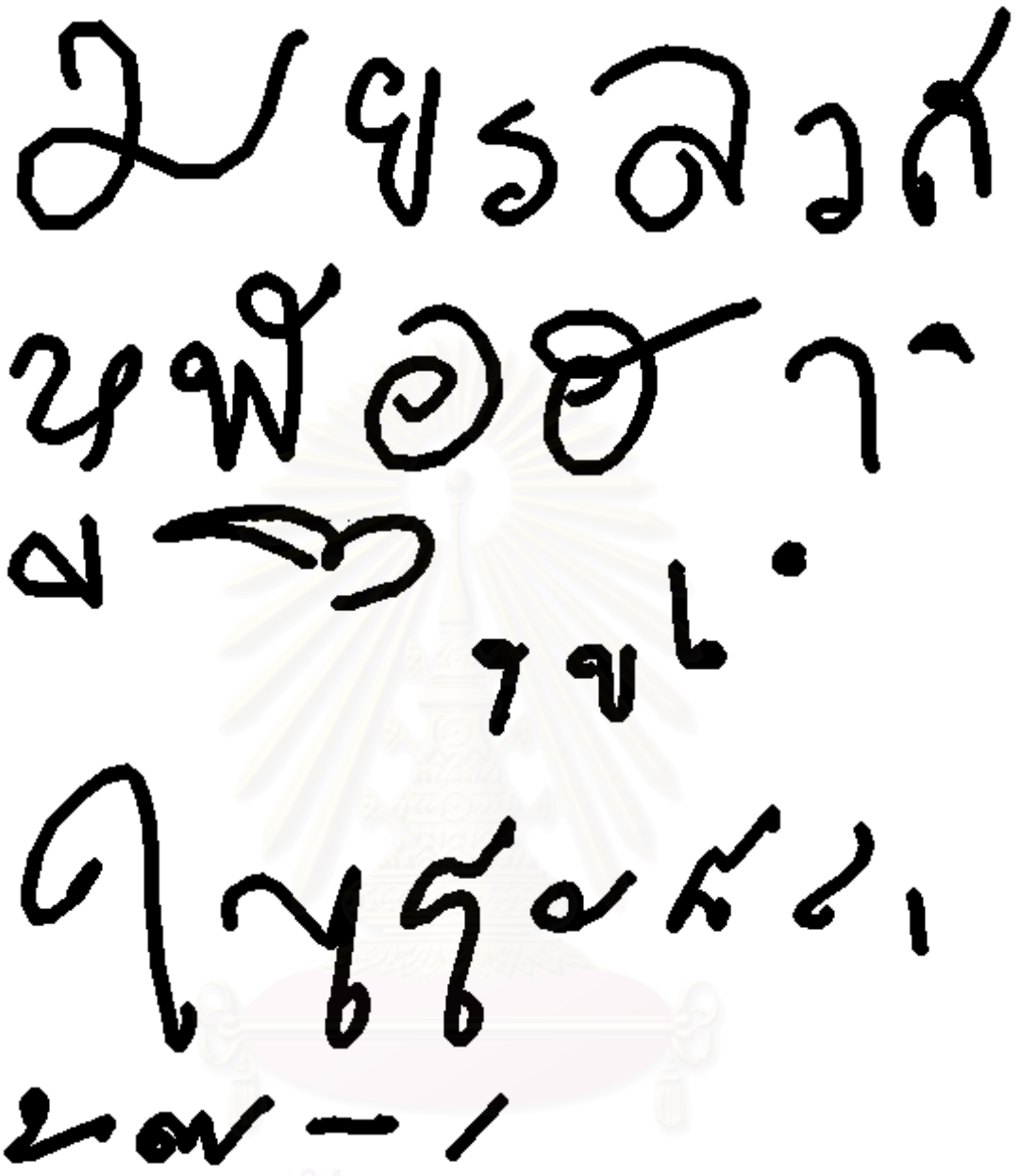
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ผ่อนผัน
ฝนกระป๋อง
หนังสือ ทึบ
เทียนไข
เป๊ปซี่
ไดัก

ภาคผนวก ข
ตัวอย่างตัวอักษรตัวเดี่ยวที่ใช้ในระบบรู้จำ



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ค
ตัวอย่างรหัสลูกโซ่

ก

-22222234452111100777776666667

-02222233445111000077666666660

-22222222222222322222334454422111110000000070770077777766666666666

ข

-10000707666645443322110070777767666666666555422222211121100

-00765432110076655566666001222222222

-44332222110766666666666676000000001122222222222225

ค

-54677000011123334455566666633222222221100000007067766666666666023

-01111122233333455555556665666666666663222322222222211211111110070777707777767666666666666662

-33444566666666323222222111000077777666666666760

ฆ

-00777706564443333322222211000777777712111111707766766666666665555434332211100077770070772222222222

-42211111776677700111111776666666655555333322111000077777722222222212122

-32222227070001101006566656666666666665656555433332222111101000700770777022222222222230

ง

-554333321100077666666666665666333344

-54433211107666666666666666666333333

-27655443221100766666666654333321

จ

-44442321077777777722222222344555567

-44333323200777767767122222222223234444455555

-444432107777766766666676672111121222222222222223334444444

ฉ

-5444433332221110007666666666667601111111000077767666665443223222222222
2333445555555550

-6444434322111107776666666666511111110000077677666656433322222222222323
33444455555567

-4444322110077666666665212111010007776665543333332222333444455555566

ช

-4454454333232222111100077766666666666666666666600000000101122222222222
22333334445551111111111

-7666665554544343232321221120121020000070777666666666666666666666666666
66666760607700121022222222222222222223222323233233344470111121121

-6566555444433333322211111111000707777776766665555554555566666767677770
010211212222222222222223333444111112111176 6

ช

-0100766543322221110077011010707777766655555666666666666676770600011112
22222222222222233450111112

-2077665544422221217777701111106666667700112222333332211110 06

-6563222277700111766666667011122333100111

ฌ

-4323222121010000077766555554544323222222221222222234445442221111110000
000070007077777666666666554333231221110000070777777777732222222222222 0

-5511111110077766555554543222222222334454501111100000000707767666666666
554544321111000077777122222222220001

-4222222222334455552110000000777766666666665453432322211000777777222222
22222

ฌ

-7666656555443232222222233444554311111101000777776766666666770001070001
0700012222222225

-5411076543222345000076667000022222 56

-3201077766545443322222212244444422111000000707076766666667600070700122
222224466

฿

-44556770122222210077666666666666633334455570111112

-123334456677711222234451111100077666666666333333445701 00

-443345567001122234010000766666666333444560111

฿

-6324334445556667700112222222233344455211110100700700000766666666666666666662333333345555555553433344555532110001

-44566770011222222223344451111100000000766666666666664334445566666643444455570111

-22223456556567001111222233333321110000707777766666666666666666666232323334455655666563333344445556700 01

จ

-66656544311107666666622122222234444100000 6

-43331777777777612222233445543221000001 12

-32200770766666666122222222434444532221007701 1210

ฑ

-21000666655443333222211077700111076666666222221111770776666666 3

-21110666543322221077771111065655545666666666701122222221100777767666663

-63221176770001110776666656601121111007766661

ฒ

-74465666021127666666665553333222221110077677701111007666666655443311000007072222222 12

-66554343322211110177666666555543333222211110077771212110100007676766666655443221110077770222222222

-34222100077765655666660212333343332221100007767211000000000667666665554331010070070012222222221

ณ

-00766644332222345411107666661111006665522222 3

-00766543222224551110077666660221100766665553222222 0

-21000077665564443323222222221221121102334445556521111111111111000000777

77766666666666661111111100000070676666543222222222222222222

ด

-444433332211010776666665665565333333333222211100007777766666666

-5432107665555665222222222222100000077766666666

-765432107666555432222111007766666653

ต

-533332322100776666666555544333332222211110777777677022111007777666666666

6666

-5443210766655565642222222211100077111000777776766666666654

-664544322211076665555333222211111076660111100777666666721

ถ

-41076654432222221113345111111101007777776666666663.

-442007644322113450007666666622

-07754322111144442100776666

ท

-533322100766666666622222111000776666666

-434332211117766666666622222221100070766666666

-54343333322211110007777766666666666662222222111211010007000766666666667

67

ธ

-566670000112223344553221000022

-666666000000000011222223344554222210000020

-56666667100001222233444321110 77

น

-433221766666221110766643222 26

-666655554443222111000766666666666676666111110000707666665555454322222222220

-077665544322111007766666666666666211110000777665555422222222222267

ป

-534433332110666666666110000770122222 32

-54443322110766666670100000000222222 6

-7554432210076666666666666000000001122222222222

ป

-433333322211007666666666020000000002122222222223 65

-367655544332221100776666666666666667700010000001012222222222222 27

-433333222221100077776666666665666766670000000000070001012122222222222222 2323232334

ผ

-11122234455666676777222210707777777012222222222

-111122344455666770111166666701222222224

-667701121233345566666777111222227667777022222232656

ฝ

-70001111222233344545556666666777700011111222222212226766666767777001222 222222222222222127

-70700001111122234555555556566666676777777000112121222212266667666666777 70000012111122222222222222266

-66770000011112123344555666666666666666622222211110077777767676722222222 222222322200

พ

-43332222107666666666671221222207676677777712222222 24

-444443333323212111077776666666666666676611222222222221676767777777777777 7222222222222232243

-654432100766666666666656222212207777766666606222222222222222

ฟ

-232212011077776666666122211110077777772222222222222 1256

-333222221100776666666622221211077777777772222222222222 176

-445556666777111111211266666666666601111222111110766666666666022222222 222211

ภ

-233455566700001122222222222221212344554011121111111000070777777666666666 676666

-224445566677001222222221212234441111100000076666666666 44

-2344567012222222234501000776666665

ม

-45433333222120007767666666665645434332111111007777777776722222222210

-643321076665432210077677022222227

-54332207666653211077777022222226

ย

-00111223455566770000555566600000000001122222220

-01121232445566770000055556667010000007122222236

-00122456670006556667000000122223366

ร

-34455567001112223344401111111

-44456567011222233444411111111

-43455667011222222445543222100012 2

ล

-77765532221776777622222233445555

-00766643222177777022222334555

-776766665333222222111007777777776722222222233333344555 6

ว

-4456670101222223335555

-44566701121222234444556

-34455667700122222223445550

ส

-77765533222211077777722222233345556111111111 0156

-654443211007766622223344401111111

-655544333222211000777777767222222223333444442111111110 07

ห

-34332117666667011112234566077667

-06665544322221007666666666766211111111122234555670766666662

-44332211176666666676111111112344556607776666663

ฟ

-07666555454443323221111110100776666666666666666662222222212176766666 66

771222222222222222222222223333344445667000111111 7

-54232222211211010076666666666666666666000120122222212107767777777777077

76222222222222222222422333455677001111 2

-555554443332211100777666666666660121211121121077776666676122222222233335566701111111155

ข

-11111222333344565666666666676002000007070000012222222222333334344555507

-701223456666071000000122222234445566

-11222456666700000000222223444447

ฮ

-011223435556666077001011122222333445556001111137

-556700122344555666777000011122222223344560011111247

-233445556666777001112222333434567700111223

า

-211111110777767766666666666666

-21100766666

-111100077666666676

ิ

-444432210766633

-433433322107667

-5444332210776664

ี

-534444332211077677700122223

-4443321077702223

-5443321777712225

ึ

-233333344454554521111111000776766761211111007776655443322107

-444433222100777776732212100077655555444407

-443445555555552112111110077777700111212234455555617

ุ

-444333332221100777766666666666667

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

-443210766666722

-5444420077666621

ฆ

-4332207666666670000122223

-32221000777666666666670000000011122222232

-333220076666667000010122222

เ

-00776666553322222227

-01077666555322222220

-6564322222226

ฯ

-33221076542

-333332222211100776666655544 33

-560134

ใ

-10076665554322222222345556700 1234556

-2211007766655432222222222222222233444556677 11120

-42110776555433222222222222223334556670011 33

ไ

-0100765554322222222222222222434555633334445

-655432222222233555553333333377

-10076654422222226666533327 00

โ

-777776655443332222222222222221255554433221111107001123

-532212211107777665554343322222222222233344555543211100000000011122234 5

-54232222222222324455554221111100777777012222 22

๊

-11111111212233445565666700111111 1

-70701112234455566677700111111 1

-70011234455666700011102 2

๏

-76654344443211112233

-776675665643232325565543322210001122 33

-22465711066763433442211100 1220

์

-00765432110

-1007766543211116

-0766432111

ั

-32222222

-2222222

-22222

้

-333321776702221

-66655555544343323222111100077777665565566001101110066 5

-65444322110766556 0011111225

๗

-32420776655433222111007776722111100676666621111121 66

-22000665543232212110077766612110170765511111 11

-10707676644333222110007776622221100777776612222221 1

–

-00000705

-010000000

-4111111000

/

-11112

-1121211

-0111122334

฿

-433456633345570111

-76666632222276655543322656544444460000

-64554310666643334555333567111

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ประวัติผู้เขียน

นายจามร ติรยานนท์ เกิดเมื่อวันที่ 18 พฤศจิกายน พ.ศ. 2521 ที่จังหวัดกรุงเทพมหานคร สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรีวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า (สื่อสาร และกำลัง) คณะวิศวกรรมไฟฟ้า จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เมื่อปี พ.ศ. 2541 และเข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เมื่อปี พ.ศ. 2542 โดยได้รับทุนการศึกษาจากมูลนิธิเพื่อการศึกษาคอมพิวเตอร์และการสื่อสาร

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย