

การรู้จำอักขระภาษาไทยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
Thai Optical Character Recognition Using Neural Network

โดย

นายสุรชัย สงวนวงษ์ทอง

รหัส 42067123



H001876

อาจารย์ที่ปรึกษา

ผศ.ดร. อาริต ธรรมโน

วัน เดือน ปี.....	15	พ.ค.	2550
เลขทะเบียน.....	01876		
เลขเรียกหนังสือ.....	วพ.	845ก	2544
"ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สอถ."			

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2544
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ชื่อหัวข้อ	การรู้จำอักขระภาษาไทยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
นักศึกษา	นายสุรชัย สวงวนวงษ์ทอง
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผศ.ดร. อาริต ชรรรมโน
ระดับการศึกษา	วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
แขนงวิชา	วิทยาการสารสนเทศ
ปีการศึกษา	2544

บทคัดย่อ

การรู้จำตัวอักษรภาษาไทย หรือ Thai Optical Character Recognition (Thai OCR) เป็นระบบที่ถูกพัฒนาขึ้นมาเพื่อที่จะแปลงรูปภาพเอกสารให้ได้เอาต์พุตของระบบที่เป็นแฟ้มข้อความของเอกสาร (Text File) โดยตัวโครงสร้างของระบบ Thai OCR นั้นจะมีอยู่ 3 ส่วนด้วยกันคือ การ Segmentation, การรู้จำ และการจัดเรียงตัวอักษรให้กลับมาเป็นประโยค ซึ่งส่วนของระบบที่ใช้ในการรู้จำนั้นได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) แบบ Backpropagation โดยก่อนที่จะนำไปใช้งานได้นั้นจะต้องมีการฝึกโครงข่ายก่อนโดยอาศัยชุดข้อมูลฝึกอินพุตและเอาต์พุต (Input-Output Example Pairs) และเมื่อการฝึกเสร็จสิ้นลงก็จะเป็นความรู้ของระบบโครงข่ายประสาทเทียมนั่นเอง

Title Thai Optical Character Recognition Using Neural Network
Student Mr. Surachai Sanguanwongthong
Advisor Asst.Prof.Dr. Arit Thammano
Level of Study Master of Science in Information Technology
Major Information Science
Academic Year 2001

ABSTRACT

Thai Optical Character Recognition (Thai OCR) application is developed for transfer from graphic file to text file. Its has 3 main process Segmentation, Recognition and Sorting the characters to become the sentences. For Recognition process, using Backpropagation Neural Network and must have the operation training by input-output example pairs. When training process is over, it becomes knowledge of neural network.

กิตติกรรมประกาศ

โครงการพัฒนาการรู้จำอักขระภาษาไทยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมนี้ สำเร็จลุล่วงด้วยดี เนื่องจากได้รับคำแนะนำจาก ผศ.ดร. อาริต ธรรมโน อาจารย์ที่ปรึกษา ซึ่งกรุณาให้ข้อคิดเห็นต่างๆ เพื่อเป็นแนวทางในการศึกษาและดำเนินการให้เป็นไปอย่างต่อเนื่อง เพื่อให้โครงการนี้สำเร็จตามวัตถุประสงค์ที่ได้ตั้งไว้

นอกจากนี้ต้องขอขอบคุณแรงบันดาลใจจากพ่อ และกำลังใจที่มีให้เสมอจากแม่ อีกทั้งเพื่อนๆที่คอยให้กำลังใจ และคอยให้คำปรึกษาในการเขียนโปรแกรม ซึ่งเป็นประโยชน์ต่อการพัฒนาโครงการและทำให้โครงการนี้ประสบความสำเร็จเป็นอย่างดี

ศุภชัย สงวนวงษ์ทอง



สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	II
กิตติกรรมประกาศ	III
สารบัญ	IV
สารบัญตาราง	VI
สารบัญภาพ	VII
บทที่	
1. บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์ของระบบ	2
1.3 ขอบเขตของระบบ	2
1.4 ขั้นตอนการพัฒนาระบบ	2
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	2
1.6 ผลงานวิจัยที่ผ่านมา	3
1.7 รายละเอียดของแต่ละบท	4
2. ทฤษฎีและแนวคิดที่สำคัญ	5
2.1 ประเภทของระบบการรู้จำตัวอักษร	5
2.2 โครงสร้างของระบบการรู้จำตัวอักษร	5
2.3 ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม	8
3. องค์ประกอบของระบบการรู้จำอักขระภาษาไทย	15
3.1 การค้นหาและการตัดอักขระออกมาทีละตัว (Segmentation)	15
3.2 การรู้จำ (Recognition)	23
3.3 การจัดเรียงตัวอักษร (Post-Processing)	31

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4. การทดสอบระบบการรู้จำอักขระภาษาไทย	34
4.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการทดสอบ	34
4.2 ระบบที่ถูกพัฒนาขึ้นมาสำหรับกระบวนการรู้จำอักขระภาษาไทย	34
4.3 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ	35
4.4 ผลที่ได้จากการรู้จำ	43
4.5 สรุปผลที่ได้จากการทดสอบระบบการรู้จำ	52
5. บทสรุปและข้อเสนอแนะ	52
5.1 บทสรุปโครงการโดยรวม	58
5.2 ปัญหาและข้อจำกัดในการทำงานของระบบ	58
5.3 ข้อเสนอแนะสำหรับแนวทางในการพัฒนาระบบการรู้จำอักขระภาษาไทยต่อไป	59
บรรณานุกรม	61
ประวัติผู้เขียน	63

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 แสดงการจัดหมวดหมู่ของตัวอักษรภาษาไทย	16
3.2 แสดงการจำแนกชนิดของตัวอักษร	25
3.3 แสดงการจำแนกชนิดของตัวอักษรที่จะทำการจัดเรียงเป็นประโยค	32
4.1 แสดงผลการทดสอบระบบการรู้จำอักขระภาษาไทย	43
4.2 แสดงเวลาที่ใช้และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยแยกตามฟอนต์	53
4.3 แสดงเวลาที่ใช้และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยแยกตามขนาดฟอนต์	53
4.4 แสดงเวลาที่ใช้และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยแยกประเภทเอกสาร	54
4.5 แสดงการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องตามประเภทของเอกสาร	55
4.6 แสดงเวลาที่ใช้และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยของเอกสารที่มีความเอียง	56
4.7 แสดงเวลาที่ใช้และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยของเอกสารที่มีความเอียง	57

สารบัญภาพ

รูปที่	หน้า
2.1 แสดงโครงสร้างของระบบการรู้จำตัวอักษร	6
2.2 แสดง Three-layer Backpropagation Network (BPN)	9
2.3 แสดง Sigmoid Function	12
3.1 แสดงระดับของตัวอักษรภาษาไทย	16
3.2 แสดงกราฟ Vertical Pixel Projection	17
3.3 แสดงการจากนับจำนวนจุด จากขอบด้านขวาไปทางซ้ายของกรอบตัวอักษร	18
3.4 แสดงกราฟ Horizontal Pixel Projection ที่ได้รับการปรับปรุงแล้ว	19
3.5 แสดงนัยสำคัญของการสัมพันธ์กัน	19
3.6 แสดงภาพระดับของตัวอักษรและเส้นแบ่งระดับ	20
3.7 แสดงตัวอักษรที่ได้จากการ Segmentation	21
3.8 แสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการปรับขนาดของตัวอักษร	21
3.9 แสดงการนำข้อมูลเข้าสู่ระบบโครงข่ายประสาทเทียม	22
3.10 แสดงการแทนข้อมูลส่วนที่เกินด้วย 0	22
3.11 แสดงการรู้จำตัวอักษร โดยวิธี โครงข่ายประสาทเทียม	24
3.12 แสดงตัวอย่างของโครงข่ายประสาทเทียม ที่ใช้ในการรู้จำตัวอักษร 2 ตัว	26
3.13 แสดงผังของการทำงานของ Backpropagation learning	27
3.14 แสดงตัวอย่างของการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Backpropagation	28
3.15 แสดงระดับของตัวอักษรที่ได้จากการ Segmentation	31
3.16 แสดงกลุ่มของตัวอักษรที่ได้ปรับขนาดแล้วก่อนเข้าสู่กระบวนการรู้จำ	31
4.1 แสดงฟอนต์ AnasanaUPC ขนาด 16 พอยท์	36
4.2 แสดงฟอนต์ BrowalliaUPC ขนาด 16 พอยท์	36
4.3 แสดงฟอนต์ CordiaUPC ขนาด 16 พอยท์	37
4.4 แสดงฟอนต์ DilleniaUPC ขนาด 16 พอยท์	37

สารบัญภาพ (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.5 แสดงฟอนต์ EucrosiaUPC ขนาด 16 พอยท์	38
4.6 แสดงฟอนต์ FreesiaUPC ขนาด 16 พอยท์	38
4.7 แสดงภาพตัวอักษรที่ได้จากสิ่งพิมพ์ที่มีคุณภาพและไม่มีตัวอักษรที่ติดกัน	39
4.8 แสดงภาพตัวอักษรที่ได้จากสิ่งพิมพ์ที่มีคุณภาพและมีตัวอักษรที่ติดกัน	39
4.9 แสดงฟอนต์ EucrosiaUPC ขนาด 16 พอยท์ที่เป็นชุดข้อมูลทดสอบ	40
4.10 แสดงฟอนต์ FreesiaUPC ขนาด 16 พอยท์ที่เป็นชุดข้อมูลทดสอบ	40
4.11 แสดงภาพตัวอักษรที่ฟอนต์ที่ใช้ไม่ได้รับการฝึกมาก่อน	41
4.12 แสดงภาพตัวอักษรที่มี Noise ที่เกิดจากภาพพื้นหลัง (Background)	41
4.13 แสดงภาพตัวอักษรที่มีการเอียงซ้าย	42
4.14 แสดงภาพตัวอักษรที่มีการเอียงขวา	42
4.15 แสดงภาพตัวอักษรที่ได้จากการสแกนเอกสารที่มีคุณภาพ	55
4.16 แสดงภาพตัวอักษรที่ได้จากการสแกนเอกสารที่พิมพ์จากเครื่องพิมพ์แบบพ่นหมึก	55

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาของปัญหา

เนื่องจากในปัจจุบันนี้ระบบคอมพิวเตอร์ถูกนำมาใช้กับชีวิตประจำวันของมนุษย์มากขึ้น ทั้งทางด้านการศึกษา ทางด้านธุรกิจ ทางด้านวิทยาศาสตร์ ทางด้านการแพทย์ ทางด้านวิศวกรรมศาสตร์ เป็นต้น ซึ่งถ้าระบบนำข้อมูลเข้าและแสดงผลของระบบคอมพิวเตอร์ทำงานได้รวดเร็วขึ้นเท่าใดและผู้ใช้ได้รับความสะดวกมากเท่าใด ก็จะทำให้งานนั้น ๆ มีประสิทธิภาพมากขึ้นด้วย โดยเฉพาะอย่างยิ่งขั้นตอนในการนำข้อมูลเข้าสู่ระบบคอมพิวเตอร์นั้นยังสามารถนำข้อมูลเข้าได้รวดเร็ว และมีความถูกต้องมากเท่าใด ก็จะมีผลต่อประสิทธิภาพของระบบคอมพิวเตอร์มากเท่านั้น ระบบคอมพิวเตอร์ในปัจจุบันนี้จะพบว่า อุปกรณ์หรือขั้นตอนในการนำข้อมูลเข้าสู่ระบบคอมพิวเตอร์ โดยเฉพาะข้อมูลที่เป็นตัวอักษรนั้นสามารถนำข้อมูลเข้าได้โดยใช้แป้นพิมพ์เท่านั้น ทำให้ข้อมูลที่นำเข้ามีโอกาสผิดพลาดได้ ซึ่งความรวดเร็วและความถูกต้องของการนำข้อมูลเข้านั้น จะขึ้นอยู่กับความสามารถของผู้นำข้อมูลเข้านั่นเอง

ดังนั้นเป้าหมายจึงเป็นการพัฒนาระบบการรู้จำอักขระภาษาไทยหรือ Thai Optical Character Recognition (Thai OCR) ขึ้นมาเพื่อเป็นระบบที่จะช่วยแก้ปัญหาข้างต้น ซึ่งการทำงานของระบบการรู้จำอักขระภาษาไทยนั้นจะทำการแปลงภาพเอกสารที่ได้จากเครื่องสแกนเนอร์ (Scanner) ให้เป็นแฟ้มข้อความของเอกสาร (Text File) โดยที่ประโยชน์หลัก ๆ ของระบบการรู้จำอักขระภาษาไทยนั้นสามารถจำแนกได้ดังนี้ (ศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ. 2543)

- แฟ้มข้อความที่ได้จากระบบการรู้จำอักขระภาษาไทยนั้นสามารถที่จะนำไปเปลี่ยนแปลงแก้ไขหรือตัดเอาบางส่วนไปใช้ในงานด้านต่าง ๆ เช่น ใช้ในเว็บเพจหรือรายงานต่าง ๆ ได้
- ลดขนาดเนื้อที่ในการจัดเก็บ ทั้งนี้เพราะว่าการจัดเก็บข้อมูลเป็นแฟ้มรูปภาพจะสิ้นเปลืองเนื้อที่สำหรับจัดเก็บมากกว่าการจัดเก็บข้อมูลเป็นแฟ้มข้อความมาก
- สามารถค้นหาข้อมูลได้โดยสะดวกด้วยเทคนิคการค้นหาแบบ Full Text Search นอกจากนี้แล้วระบบการรู้จำอักขระภาษาไทยยังสามารถนำไปใช้ในงานด้านอื่น ๆ อีกเช่น การใช้ร่วมกับระบบสังเคราะห์เสียงพูดในการอ่านหนังสือให้คนตาบอดฟัง, การอ่านบาร์โคด, การอ่านแบบฟอร์มและการตรวจสอบ เป็นต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.2 วัตถุประสงค์ของระบบ

พัฒนาระบบที่จะทำการรับข้อมูลตัวพิมพ์อักษรไทยโดยใช้เครื่องสแกนเนอร์แล้วทำการเปลี่ยนข้อมูลรูปภาพที่ได้นั้นไปเป็นเพิ่มข้อความซึ่งสามารถนำเพิ่มข้อความที่ได้นี้ไปใช้งาน หรือทำการแก้ไขข้อมูลต่อไปได้ ซึ่งจะทำให้ลดขั้นตอนและความผิดพลาดในการนำข้อมูลเข้าสู่เครื่องคอมพิวเตอร์ได้

1.3 ขอบเขตของระบบ

1.3.1 พัฒนาสำหรับเครื่องไมโครคอมพิวเตอร์

1.3.2 เรียนรู้จำตัวพิมพ์อักษรไทยเท่านั้น (ไม่รวมตัวอักษรที่เป็นตัวเลข)

1.3.3 ข้อมูลนำเข้าต้องเป็นตัวอักษรตัวพิมพ์อักษรไทย ซึ่งอักษรไทยในที่นี้หมายถึง ตัวพยัญชนะ สระ และ วรรณยุกต์ ภาษาไทย เท่านั้น

1.4 ขั้นตอนการพัฒนาระบบ

1.4.1 ศึกษาทฤษฎีและแนวทางในการทำระบบการรู้จำอักขระภาษาไทย

1.4.2 ออกแบบการรู้จำอักขระภาษาไทย

1.4.3 พัฒนาโปรแกรมระบบการรู้จำอักขระภาษาไทย

1.4.4 ทดสอบและแก้ไขโปรแกรมระบบการรู้จำอักขระภาษาไทย

1.4.5 สรุปผลและข้อเสนอแนะเพิ่มเติม

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.5.1 ประหยัดเวลาในการนำข้อมูลเข้าสู่ระบบคอมพิวเตอร์

1.5.2 ข้อมูลที่นำเข้าสู่ระบบคอมพิวเตอร์มีความถูกต้องเที่ยงตรง

1.5.3 คอมพิวเตอร์สามารถอ่านตัวพิมพ์อักษรไทย เข้าสู่ระบบคอมพิวเตอร์ได้รวดเร็ว

1.6 ผลงานวิจัยที่ผ่านมา

ที่ผ่านมาได้มีการวิจัยทางการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยไว้หลายวิธี ในที่นี้ขอยกตัวอย่างมาแสดงไว้ดังนี้

1.6.1 ชม กิมปาน ได้นำเสนอเทคนิคการกระจายกระจายแบบคาร์สุเนนโlob และ การสร้างฟังก์ชันการตัดสินใจแบบเชิงเส้นบนระนาบไฮเพนเวกเตอร์ โดยใช้ลักษณะสำคัญได้แก่ การกระจายของจุดในเมตริกซ์ของตัวอักษร เพื่อใช้ในการรู้จำตัวอักษรไทยในระบบออฟไลน์ ซึ่งผลของการรู้จำมีความถูกต้อง 98 เปอร์เซ็นต์ (ชม กิมปาน. 2529)

1.6.2 วัฒนพ ดันฤดี ได้เสนอเทคนิคของการรับรู้ลายมือเขียนอักษรไทย โดยมีขั้นตอนต่าง ๆ ดังนี้ ขั้นตอนที่ 1 คือการแบ่งกลุ่มของรูปแบบอย่างคร่าว ๆ โดยการกำหนดขอบเขตของระดับการเขียนไว้ล่วงหน้า ขั้นตอนที่ 2 คือการหาลักษณะสำคัญ ของรูปแบบโดยใช้รหัสแบบลูกโซ่ของฟรีแมน ขั้นตอนที่ 3 คือการใช้ไดนามิกโปรแกรมมิ่งมาหาความแตกต่างกันที่น้อยที่สุดระหว่างรูปแบบ หลังจากนั้นจะได้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงที่สุด ซึ่งผลของการรับรู้ลายมือเขียนมีความถูกต้อง 98.5 เปอร์เซ็นต์ (วัฒนพ ดันฤดี. 2533)

1.6.3 มนลดา บุญสุวรรณ ได้เสนอเทคนิคการวิเคราะห์เส้นแสดงขอบของอักษรและวิธีการเปรียบเทียบแบบไดนามิกโปรแกรมมิ่ง โดยใช้ลักษณะสำคัญ ได้แก่ จำนวนหัว จำนวนส่วนโค้ง อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง และความยาวระหว่างจุดเปลี่ยนทิศทางแต่ละจุด เพื่อใช้ในการรู้จำตัวพิมพ์อักษรไทยในระบบออฟไลน์ กับตัวอักษรรูปแบบเดียวที่มีขนาด 40x40 จุด ซึ่งผลของการรู้จำตัวอักษรมีความถูกต้อง 94.70 เปอร์เซ็นต์ (มนลดา บุญสุวรรณ. 2535)

1.6.4 เฉชา รัตนารุณ ได้นำเสนอผลงานวิจัยเรื่องการรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยใช้เทคนิคฟัซซีโลจิกและวิธีซินแทกติก โดยส่วนของการรู้จำนั้น จะมีการแปลงตัวอักษรให้ออกมาในลักษณะของเวกเตอร์ หลังจากนั้นจึงทำการแปลงเวกเตอร์ให้เป็นต้นไม้ Primitive ซึ่งในขั้นตอนของการรู้จำนั้นก็ทำการวิเคราะห์โครงสร้างของต้นไม้, การวิเคราะห์ทาง Feature และ ในกรณีที่ไม่สามารถรู้จำตัวอักษรได้ก็จะใช้เทคนิคฟัซซีโลจิกมาทำการวัดความเหมือนของเอกลักษณ์เพื่อใช้ในการจำแนก ซึ่งผลของการรู้จำมีความถูกต้อง 99.64 เปอร์เซ็นต์ (เฉชา รัตนารุณ. 2538)

1.6.5 ทวี เปรมรัตน์ ได้เสนอเทคนิคการรู้จำอักษรตัวพิมพ์ภาษาไทยโดยวิธีโครงข่ายนิเวรอนแบบแบคพรอบพาเกชัน โดยมีการจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการใช้อัลกอริทึมแบบแบคพรอบพาเกชันที่มีทั้งสิ้น 4 เลเยอร์ คือ 1 อินพุตเลเยอร์ขนาด 1,600 โหนด, 2 ฮิดเดนเลเยอร์ขนาด 230 โหนด 1 เอาท์พุตเลเยอร์ขนาด 87 โหนด ซึ่งมีความถูกต้อง 98 เปอร์เซ็นต์ (ทวี เปรมรัตน์. 2539)

1.6.6 อัญชลี วาณิชทวีวัฒน์ ได้นำเสนอการจดจำอักขระภาษาไทยด้วยวิธีโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบเซลล์พอร์แกนในเชิงแม่ข่าย โดยชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกใช้พอนต์อังกฤษพีซี ขนาด 12 จุดต่อนิ้ว 75 แบบ จำนวน 1,500 ตัว และทำการทดสอบด้วยตัวอักษร 15,000 ตัวที่เป็นตัวอักษรที่คมชัดและตัวอักษรที่มีสัญญาณรบกวนมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 99.77 และ 96.87 เปอร์เซนต์ตามลำดับ (อัญชลี วาณิชทวีวัฒน์. 2540)

1.7 รายละเอียดของแต่ละบท

- บทที่ 1 เป็นบทนำกล่าวถึง ความเป็นมาของปัญหาของการนำข้อมูลเข้าสู่ระบบคอมพิวเตอร์ วัตถุประสงค์ของระบบ ขอบเขตของระบบ ขั้นตอนการพัฒนาระบบ ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ ผลงานวิจัยที่ผ่านมา และรายละเอียดของแต่ละบทที่นำเสนอในรายงานฉบับนี้
- บทที่ 2 อธิบายทฤษฎีที่เกี่ยวข้องและแนวคิดที่สำคัญที่นำมาใช้ในการพัฒนาระบบการรู้จำอักขระภาษาไทย โดยกล่าวถึงประเภทต่าง ๆ ของระบบการรู้จำตัวอักษร โครงสร้างของระบบระบบการรู้จำอักขระภาษาไทย และทฤษฎีเกี่ยวกับโครงข่ายประสาทเทียม
- บทที่ 3 กล่าวถึงองค์ประกอบของระบบการรู้จำอักขระภาษาไทย ที่มีอยู่ 3 ส่วนด้วยกันคือ การค้นหาและการตัดอักขระออกมาทีละตัว (Segmentation), การรู้จำ (Recognition) และ การจัดเรียงตัวอักษร (Post-Processing)
- บทที่ 4 ทำการทดสอบระบบการรู้จำอักขระภาษาไทยกับแฟ้มข้อมูลภาพเพื่อวัดประสิทธิภาพของระบบ
- บทที่ 5 สรุปโครงการพัฒนาระบบ ปัญหาและอุปสรรคในการดำเนินงาน และข้อเสนอแนะต่างๆ

บทที่ 2

ทฤษฎีและแนวคิดที่สำคัญ

2.1 ประเภทของระบบการรู้จำตัวอักษร

2.1.1 การรู้จำตัวอักษรแบบออนไลน์ (On-line Character Recognition) เป็นระบบที่จะรับ อินพุตข้อมูลมาจากดิจิทัลไทเชอร์หรือปากกาอิเล็กทรอนิกส์ โดยในการวิเคราะห์ตัวอักษรจะทำได้ในขณะที่มีการลากเส้นเพื่อเขียนตัวอักษร (On-line) ซึ่งถ้าเทียบความยากง่ายกับแบบออฟไลน์แล้ว การรู้จำประเภทนี้จะง่ายกว่าเพราะสามารถนำเอาทิศทางและลำดับการลากเส้นมาเป็นองค์ประกอบในการทำงานได้ ระบบการรู้จำประเภทนี้มักจะมาพร้อมกับอุปกรณ์การเขียนที่จะกำหนดพื้นที่ให้อินพุตข้อมูล โดยส่วนใหญ่มักต้องเขียนทีละตัวอักษร ความก้าวหน้าของเทคโนโลยีด้านนี้จะมีผลเป็นอย่างมากต่อการเจริญเติบโตของธุรกิจในวงการเครื่องคอมพิวเตอร์มือถือ

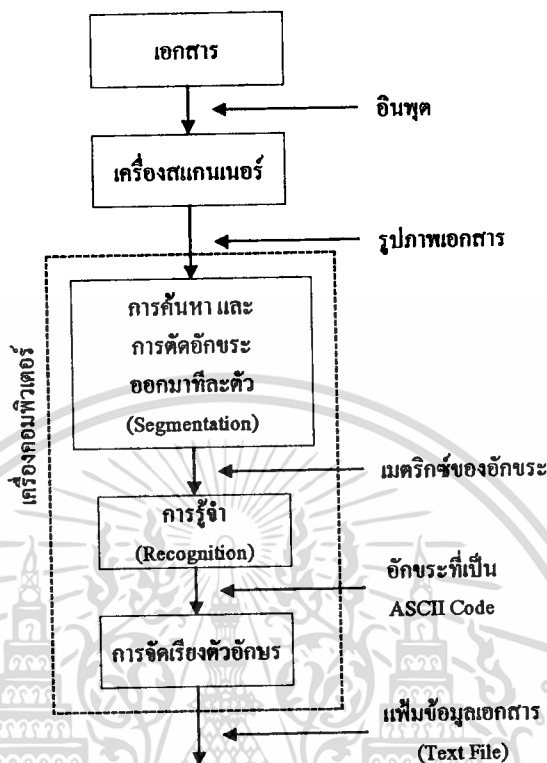
2.1.2 การรู้จำตัวอักษรแบบออฟไลน์ (Off-line Character Recognition) อินพุตของระบบจะเป็นภาพของตัวอักษรที่ได้จากเครื่องสแกนเนอร์ ซึ่งอาจจะเป็นตัวอักษรแบบพิมพ์หรือแบบเขียน และอาจเป็นตัวอักษรแบบเดี่ยว ๆ หรือติดกันเป็นกลุ่มตัวอักษรก็ได้

2.2 โครงสร้างของระบบการรู้จำตัวอักษร

โครงสร้างของระบบการรู้จำตัวอักษรจะประกอบไปด้วยส่วนหลัก ๆ สามส่วนด้วยกันคือ

- การค้นหาและการตัดอักษระออกมาทีละตัว (Segmentation)
- การรู้จำ (Recognition)
- การจัดเรียงตัวอักษร (Post-Processing)

ซึ่งทั้งสามส่วนนี้มีความสัมพันธ์ดังแสดงในรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 แสดงโครงสร้างของระบบการรู้จำตัวอักษร

2.2.1 การค้นหาและการตัดอักขระออกมาทีละตัว (Segmentation)

เป็นขั้นตอนในการปรับแต่งและจัดเตรียมและจัดเตรียมข้อมูลให้เหมาะสมกับขั้นตอนการรู้จำต่อไป ซึ่งเป็นขั้นตอนที่มีความสำคัญต่อประสิทธิภาพโดยรวมของระบบมาก ทั้งนี้เพราะว่าหากมีความผิดพลาดเกิดขึ้นในส่วนนี้ ก็จะส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพโดยรวมของระบบด้วย โดยส่วนของ Segmentation นี้จะมีความทำงานอยู่สองส่วนคือ

- การตัดแบ่งตัวอักษร เป็นขั้นตอนของการตัดแยกเอาเฉพาะรูปตัวอักษรออกมาจากภาพ เพื่อส่งให้ขั้นตอนการรู้จำในการระบุว่ารูปร่างตัวอักษรนั้นเป็นตัวอักษรอะไรใน ASCII Code ซึ่งในขั้นตอนนี้มักจะประสบปัญหาที่ส่งผลกระทบต่ออัตราความถูกต้องของระบบโดยรวมอยู่สองปัญหา ปัญหาแรกก็คือ การติดกันของตัวอักษรซึ่งเกิดจากรูปร่างของตัวอักษรตั้งแต่สองตัวขึ้นไปมีส่วนที่เชื่อมติดกัน ทำให้ไม่สามารถแยกตัวอักษรออกจากกันได้ และปัญหาที่สองคือ ปัญหาตัวขาด นั่นก็คือว่า ในหนึ่งตัวอักษรนั้นหากมีส่วนที่ขาดจากกันก็อาจทำให้เวลาตัดตัวอักษรออกมาอาจได้เป็นตัวอักษรสองตัวได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งยังมีให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้.

- การปรับแต่งข้อมูล (Pre-Processing) เป็นขั้นตอนการปรับแต่งข้อมูลเพื่อให้อยู่ในรูปแบบที่ระบบต้องการ ซึ่งโดยทั่วไปแล้วมักจะมีการปรับแต่งดังนี้เช่น การปรับขนาดรูปตัวอักษร, การปรับตัวอักษรที่เอียงให้ตรง, การแปลงรูปสี่หรือเกรย์สเกลให้เป็นขาวดำ เป็นต้น

2.2.2 การรู้จำ (Recognition)

เป็นขั้นตอนหลักของระบบเพราะเป็นส่วนที่จะระบุว่ารูปตัวอักษรที่ส่งเข้ามานั้นเป็นตัวอักษรอะไรใน ASCII Code ซึ่งจะมีวิธีการต่าง ๆ มากมายที่จะนำมาใช้งาน โดยสามารถจำแนกได้ดังนี้ (Schalkoff, Robert. 1992)

- วิธีการเข้าคู่รูปแบบ (Template Matching) เป็นวิธีการแบบเก่าที่นำมาใช้ในการรู้จำตัวอักษร ซึ่งจะมีการสร้าง Template ขึ้นมาสำหรับอ่านตัวอักษร โดยมีการกำหนดตำแหน่งสำคัญที่สามารถใช้แยกแยะความแตกต่างระหว่างตัวอักษรแต่ละตัว เวลาทำงานก็จะนำรูปภาพไปทาบบน Template เพื่อวัดความคล้ายคลึงกันของภาพกับ Template เพื่อที่จะระบุว่าภาพตัวอักษรนั้นเป็นรหัส ASCII Code อะไร ซึ่งวิธีการนี้ค่อนข้างมีความอ่อนไหวต่อข้อมูลแทรกซ้อน (Noise), ขนาดและการเอียงของตัวอักษรมาก จึงจำเป็นต้องอาศัยขั้นตอน Segmentation ที่ดี

- วิธีการทางสถิติ (Statistical Approach หรือ Decision Theoretic) เป็นวิธีการที่ใช้หลักการทางสถิติ (Statistical basis) เป็นหลัก โดยที่ข้อมูลอินพุตจะถูกแปลงให้เป็นรูปลักษณะ (Feature) เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบ และใช้กฎการตัดสินใจ (Decision Rules) ต่างๆ ในการจำแนก (Classification) การรู้จำ

- วิธีการวิเคราะห์ทางโครงสร้าง (Structural Analysis) เป็นวิธีการวิเคราะห์ทางโครงสร้างคือการวิเคราะห์โครงสร้างตัวอักษร โดยถือว่าตัวอักษรทุกตัวประกอบด้วยองค์ประกอบพื้นฐาน ซึ่งได้มาจากการสกัดลักษณะสำคัญ เช่นเดียวกันกับวิธีการทางสถิติ ต่างกันตรงที่ลักษณะสำคัญที่ส่งมาให้กับขั้นตอนการรู้จำแบบการวิเคราะห์ทางโครงสร้างนี้ มักจะใช้เป็นชื่อหรือค่าที่บอกว่าคุณลักษณะโครงสร้างสำคัญนั้นเป็นอะไร เช่น เส้นตรง วงกลม เป็นต้น แทนที่จะเป็นค่าจำนวนจริง ในขั้นตอนการรู้จำลักษณะสำคัญทั้งหลายที่ประกอบเป็นตัวอักษรนั้น จะถูกส่งเข้าไปให้กับส่วนที่ตรวจวิเคราะห์กฎการเขียนตัวอักษร เช่น ฟอรัมอลแกรมมาแมชชีน (Formal Grammar Machine) โครงสร้างกราฟ หรือโครงสร้างต้นไม้ เป็นต้น เพื่อระบุว่าเป็นตัวอักษรอะไรซึ่งจะตัดสินใจโดยการดูที่รูปแบบการเชื่อมต่อขององค์ประกอบต่าง ๆ เข้าเป็นตัวอักษรนั้น วิธีการนี้มีข้อดีตรงที่มีความยืดหยุ่นต่อความหลากหลายของตัวอักษรค่อนข้างมาก อย่างไรก็ตามอัตราความถูกต้องของวิธีนี้ขึ้นอยู่กับการสร้างกฎและการวิเคราะห์กฎที่มีประสิทธิภาพ ซึ่งเป็นส่วนที่สำคัญที่สุดของวิธีการนี้

● วิธีทางโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เป็นแนวทางใหม่ที่ได้รับการนิยมน้อยมาก ทั้งนี้เพราะประสิทธิภาพที่ได้นั้นถือว่าค่อนข้างดีพอสมควร ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมนั้นเป็นการพยายามที่จะเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ ที่มีโครงข่ายเชื่อมต่อกันของหน่วยความจำย่อย ๆ จำนวนมากที่สะสมความรู้เอาไว้ ความรู้เหล่านี้จะได้ออกมาจากการฝึกสอนไว้ก่อน เช่น การสอนให้รู้จักตัวอักษร “ก” ถึง “ฮ” โดยการส่งภาพตัวอักษรเหล่านี้เข้าไป พร้อมกับบอกว่ามีค่าเป็นรหัสตัวอักษรอะไร โครงข่ายประสาทเทียมจะเรียนรู้ถึงรูปแบบตัวอักษรที่หลายหลายของตัวอักษรตัวนั้น เพื่อว่าเวลาทำงานจริงจะได้มีความสามารถพอที่จะรับมือกับภาพตัวอักษรในหลาย ๆ รูปแบบ ด้วยวิธีการนี้เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีที่กล่าวมาข้างต้นมีข้อดีกว่ากล่าวคือ สามารถทนต่อ Noise ที่เกิดขึ้นกับภาพตัวอักษร และจดจำอินพุตที่มีลักษณะคล้าย ๆ กัน ได้ดี

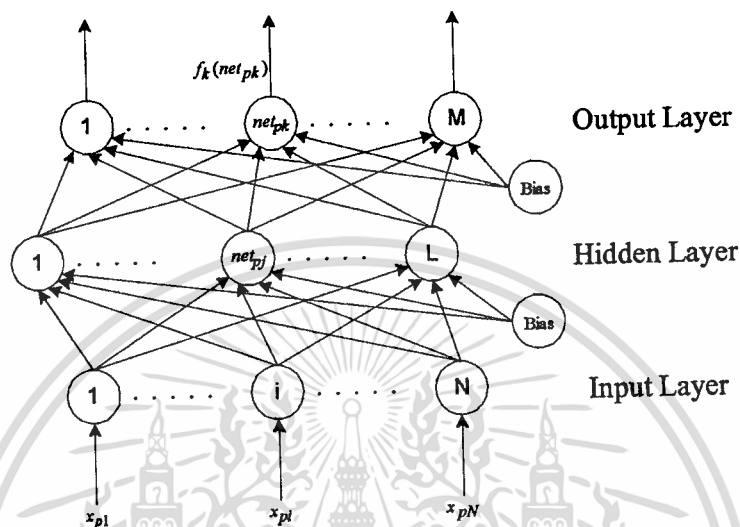
2.2.3 การจัดเรียงตัวอักษร (Post-Processing)

หลังจากที่ผ่านขั้นตอนการรู้จำแล้ว รูปตัวอักษรที่ถูกส่งเข้าไปจะได้ผลลัพธ์ออกมาเป็นรหัส ASCII Code ของตัวอักษรหลังจากนั้นก็ทำการจัดเรียงตัวอักษรเหล่านั้นกลับเป็นประโยคเพื่อจัดเก็บข้อมูลลงเพิ่มข้อความต่อไป

2.3 ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม (Freeman, James A. and Skapura, David M. 1992 ; Fröhlich, Jochen. 1996)

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) นั้นเป็นแนวความคิดหนึ่งทางด้าน AI (Artificial Intelligence) ในการพยายามที่จะสร้างคอมพิวเตอร์ที่มีความสามารถในการเรียนรู้จดจำและสามารถแก้ปัญหาที่ยาก ๆ มีความซับซ้อนและคลุมเครือ ซึ่งมีกระบวนการคล้ายกับกระบวนการทางสมองของมนุษย์ ศาสตร์ทางด้านโครงข่ายประสาทเทียมได้เริ่มมีการคิดค้นและวิจัยกันมาตั้งแต่ปี ค.ศ. 1940 ซึ่งรูปแบบของระบบโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีอยู่ด้วยกันหลายชนิดเช่น ADALINE, MADALINE, Preceptron, Hopfield Network, Backpropagation, Counterpropagation, Self-Organizing Map, Adaptive Resonance Theory, Neocognitron ฯลฯ ซึ่งสามารถแบ่งแยกได้เป็นสองชนิด ตามลักษณะการเรียนรู้ของระบบ คือ Supervised Learning และ Unsupervised Learning ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในระบบการรู้จำอักขระภาษาไทยนี้จะใช้วิธีการของ Backpropagation เป็นหลักซึ่งได้รับการพัฒนาโดย เดวิด ปาร์คเกอร์ (David Parker) และ เดวิด รูเมลฮาร์ท (David Rumelhart) ในช่วงเวลาปี 1974-1985 และนำเสนอในปี 1986 ทั้งนี้เนื่องจาก Backpropagation นั้นเป็นรูปแบบของระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความเหมาะสมกับปัญหาด้านการรู้จำตัวอักษร

หรือ Complex Pattern-matching ดังรูปที่ 2.2 ซึ่งแสดงโครงสร้างของระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Backpropagation



รูปที่ 2.2 แสดง Three-layer Backpropagation Network (BPN)

การทำงานของระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Backpropagation จะเริ่มจากการฝึก ระบบ (Network Training) โดยใช้คู่ตัวอย่างของข้อมูลฝึกอินพุตและเอาต์พุต (Input-Output Example Pairs) ในการฝึกระบบ ในขั้นตอนแรกจะป้อนตัวอย่างข้อมูลฝึกอินพุตให้กับระดับข้อมูล เข้า (Input Layer) จากนั้นข้อมูลฝึกอินพุตจะแพร่กระจายไปยังระดับซ่อนตัว (Hidden Layer) จนถึงระดับแสดงผล (Output Layer) ผลที่ได้ (Actual Output) จะถูกเปรียบเทียบกับตัวอย่างของผลที่ต้องการ (Desired Output) เพื่อคำนวณหาค่าความผิดพลาด (Error Signal) ของแต่ละหน่วยแสดงผล (Output Unit) ค่าความผิดพลาดจะถูกแพร่กระจายย้อนจากระดับแสดงผล (Output Layer) ลงไปเรื่อย ๆ จนถึงระดับรับข้อมูลเข้า (Input Layer) เพื่อทำการปรับน้ำหนักการเชื่อมต่อ (Connection Weight) ระหว่างโหนดของแต่ละระดับ (Layer) จากนั้นก็จะเริ่มทำซ้ำโดยป้อนตัวอย่างข้อมูลฝึกอินพุตให้กับระดับข้อมูลเข้า (Input Layer) เปรียบเทียบผลที่ได้ (Actual Output) กับตัวอย่างข้อมูลผลที่ต้องการ (Desired Output) และปรับปรุงน้ำหนักการเชื่อมต่อ (Connection Weight) ของโหนดแต่ละระดับ (Layer) กระบวนการฝึกดังกล่าวนี้จะถูกทำซ้ำไปเรื่อย ๆ จนกว่าการฝึกจะสิ้นสุด (ค่าความผิดพลาดอยู่ในระดับที่ยอมรับได้) เมื่อการฝึกสิ้นสุดลงน้ำหนักการเชื่อมต่อ (Connection Weight) จะเปรียบเสมือนกับความรู้ของระบบที่ได้รับการฝึกจากคู่ตัวอย่างของข้อมูลฝึกอินพุตและเอาต์พุต (Input-Output Example Pairs) ในกรณีที่ข้อมูลอินพุตที่ระบบไม่เคยฝึกมาก่อน (Arbitrary Input Pattern) ถูกป้อนให้กับระดับข้อมูลเข้า (Input Layer) ข้อมูลอินพุตดังกล่าวจะแพร่ไปในแต่ละระดับ

(Layer) เพื่อคำนวณผลในระดัปลงแสดงผล (Output Layer) โดยผลที่ได้จะขึ้นอยู่กับคู่ตัวอย่างของข้อมูลฝึกอินพุตและเอาต์พุต (Input-Output Example Pairs) ที่ระบบได้รับการฝึก กล่าวคือผลที่ได้จากข้อมูลอินพุตที่ระบบไม่ได้รับการฝึกมาก่อน (Arbitrary Input Pattern) จะได้ข้อมูลเอาต์พุตที่คล้ายคลึงกับข้อมูลฝึกเอาต์พุตของคู่ฝึกตัวอย่างที่มีข้อมูลอินพุตที่ระบบไม่เคยฝึกมาก่อน (Arbitrary Input Pattern) เหมือนกับข้อมูลฝึก

อินพุตของคู่ฝึกตัวอย่างการทำงานของระบบโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้จะมีลักษณะเหมือนการสร้างความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุตกับข้อมูลเอาต์พุต (Mapping Network)

จากรูปที่ 2.2 ที่ได้แสดงให้เห็นถึง Three-Layer Backpropagation Network (BPN) 3 Layer หลักคือ

- ระดับข้อมูลเข้า (Input Layer)
- ระดับซ่อนตัว (Hidden Layer)
- ระดับแสดงผล (Output Layer)

กำหนด $X_p = (X_{p1}, X_{p2}, \dots, X_{pN})^t$ เป็นข้อมูล (Input Vector) ที่ถูกป้อนให้กับระดับข้อมูลเข้า (Input Layer) ดังนั้นจะได้สมการ Net Input ลำดับที่ j ของระดับซ่อนตัว (Hidden Layer) เป็น

$$net_{pj}^h = \sum_{i=1}^N w_{ji}^h x_{pi}$$

โดยที่ w_{ji}^h เป็นน้ำหนัก (Weight) ของการเชื่อมต่อ (Connection) จากลำดับที่ i (Input Unit), h เป็นจำนวนของระดับซ่อนตัว (Hidden Layer) ดังนั้นจะได้ผล (Output) ของระดับซ่อนตัว (Hidden Layer) เป็น

$$i_{pj} = f_j^h (net_{pj}^h)$$

และจะได้สมการของระดับแสดงผล (Output layer) ดังนี้

$$net_{pk}^o = \sum_{j=1}^L w_{kj}^o i_{pj}$$

$$o_{pk} = f_k^o (net_{pk}^o)$$

โดยที่ o หมายถึงจำนวนของระดับแสดงผล (Output Layer)

เอกสารนี้เป็นเอกสารทบทวนใจสำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3.1 การปรับน้ำหนักการเชื่อมต่อของระดับแสดงผล (Update of Output-layer Weight)

กำหนดให้ y_{pk} เป็นผลที่ต้องการ (Desired Output) และ o_{pk} เป็นผลที่แท้จริง (Actual Output) ดังนั้นจะได้ค่าผิดพลาด (ϵ_{pk}) ที่หน่วยแสดงผลที่จุดใดจุดหนึ่ง (Single Output Unit) เป็น

$$\epsilon_{pk} = (y_{pk} - o_{pk})$$

โดยที่ p หมายถึง ลำดับที่ p ขององค์ประกอบของแบบฝึก (Training Vector) และ k หมายถึง ลำดับที่ k ของหน่วยแสดงผล (Output Unit)

เนื่องจากค่าความผิดพลาด (Error) จะถูกทำให้มีค่าน้อยที่สุดโดยวิธีของ Generalized Data Rule (GDR) ซึ่งค่าเฉลี่ยยกกำลังสองของค่าผิดพลาด (Mean Square Error) หรือค่าคาดหวังผิดพลาดในหน่วยแสดงผล (Output Unit) ทั้งหมดจะเป็น

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \epsilon_{pk}^2$$

การกำหนดทิศทางในการปรับเปลี่ยนน้ำหนักการเชื่อมต่อนั้น สามารถคำนวณได้จาก

Negative of Gradient ของ E_p (∇E_p) เทียบกับน้ำหนัก (Weight) w_{kj}

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}^o} = -(y_{pk} - o_{pk}) \frac{\partial f_k^o}{\partial (net_{pk}^o)} \frac{\partial (net_{pk}^o)}{\partial w_{kj}^o}$$

$$\frac{\partial (net_{pk}^o)}{\partial w_{kj}^o} = \left(\frac{\partial}{\partial w_{kj}^o} \sum_{j=1}^L w_{kj}^o i_{pj} \right) = i_{pj}$$

จากสมการข้างบนจะได้ Negative Gradient เป็น

$$-\frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}^o} = (y_{pk} - o_{pk}) f_k^{\prime o}(net_{pk}^o) i_{pj}$$

การปรับปรุงน้ำหนักการเชื่อมต่อที่ระดับแสดงผล (Output Layer) จะเป็นสัดส่วนกับ Negative Gradient ดังนั้นจะได้ค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อใหม่ดังนี้

$$w_{kj}^o(t+1) = w_{kj}^o(t) + \Delta_p w_{kj}^o(t)$$

โดยที่

$$\Delta_p w_{kj}^o = \eta (y_{pk} - o_{pk}) f_k^o (net_{pk}^o) i_{pj}$$

η คือ Learning-Rate Parameter ซึ่งจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

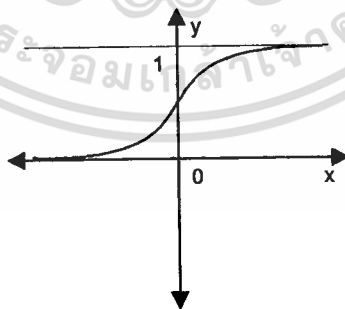
ฟังก์ชัน f_k^o จะต้องเป็นฟังก์ชันที่สามารถหาค่าอนุพันธ์ได้ (Differentiable) โดยที่เอาต์พุตฟังก์ชันนั้น จะมีใช้งานกันอย่างแพร่หลายอยู่สองชนิดคือ

$$f_k^o (net_{jk}^o) = net_{jk}^o$$

และ

$$f_k^o (net_{jk}^o) = (1 + e^{-net_{jk}^o})^{-1}$$

ฟังก์ชันแรกจะเป็นลักษณะการกำหนดเอาต์พุตแบบเชิงเส้น (Linear Output Unit) ฟังก์ชันที่สองเรียกว่า Sigmoid หรือ Logistic Function ดังแสดงในรูปที่ 2.3 การเลือกใช้เอาต์พุตฟังก์ชันนั้นจะขึ้นอยู่กับผล (Output Data) ที่ต้องการ เช่น ถ้าต้องการผล (Output Unit) เป็นแบบ Binary ก็จะใช้ Sigmoid Output Function เนื่องจากเป็นฟังก์ชันที่มีลักษณะ Output-Limiting หรือ Quasi-Bistable แต่สามารถหาค่าอนุพันธ์ได้



รูปที่ 2.3 แสดง Sigmoid Function

กำหนดให้

$$\begin{aligned}\delta_{pk}^o &= (y_{pk} - o_{pk}) f_k^{\circ'}(net_{pk}^o) \\ &= \varepsilon_{pk} f_k^{\circ'}(net_{pk}^o)\end{aligned}$$

ดังนั้นจะได้สมการของการปรับปรุงน้ำหนักการเชื่อมต่อ (Weight-Update Equation) เป็น

$$w_{kj}^o(t+1) = w_{kj}^o(t) + \eta \delta_{pk}^o i_{pj}$$

2.3.2 การปรับน้ำหนักการเชื่อมต่อของระดับซ่อนตัว (Update of Hidden-layer Weight)

การปรับน้ำหนักการเชื่อมต่อในระดับซ่อนตัว (Hidden Layer) นี้จะมีลักษณะคล้ายคลึงกับการปรับน้ำหนักการเชื่อมต่อในระดับแสดงผล (Output Layer) โดยจะเริ่มคำนวณจากค่าความผิดพลาดทั้งหมด (Total Square Error) E_p

$$\begin{aligned}E_p &= \frac{1}{2} \sum_k (y_{pk} - o_{pk})^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_k (y_{pk} - f_k^o(net_{pk}^o))^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_k (y_{pk} - f_k^o(\sum_j w_{kj}^o i_{pj}))^2\end{aligned}$$

คำนวณ Gradient ของ E_p เทียบกับน้ำหนัก (Weight) ของระดับซ่อนตัว (Hidden Layer) จะได้

$$\begin{aligned}\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}^h} &= \frac{1}{2} \sum_k \frac{\partial}{\partial w_{ji}^h} (y_{pk} - o_{pk})^2 \\ &= - \sum_k (y_{pk} - o_{pk}) \frac{\partial o_{pk}}{\partial (net_{pk}^o)} \frac{\partial (net_{pk}^o)}{\partial i_{pj}} \frac{\partial i_{pj}}{\partial (net_{pj}^h)} \frac{\partial (net_{pj}^h)}{\partial w_{ji}^h} \\ \frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}^h} &= - \sum_k (y_{pk} - o_{pk}) f_k^{\circ'}(net_{pk}^o) w_{kj}^o f_j^{h'}(net_{pj}^h) x_{pi}\end{aligned}$$

การปรับปรุณน้ำหนัก (Weight) ในระดับซ่อนตัว (Hidden Layer) จะเป็นไปตามสัดส่วนของ Negative Gradient ดังนั้นจะได้

$$\Delta_p w_{ji}^h = \eta f_j^h (net_{pj}^h) x_{pi} \sum_k \delta_{pk}^o w_{kj}^o$$

$$\delta_{pj}^h = f_j^h (net_{pj}^h) \sum_k \delta_{pk}^o w_{kj}^o$$

โดยที่ η เป็น Learning Rate และ δ_{pj}^h เป็นค่าความผิดพลาดของระดับซ่อนตัว (Hidden Layer Error) ดังนั้นจะได้สมการในการปรับปรุณน้ำหนัก (Weight) ในระดับซ่อนตัว (Hidden Layer) เป็น

$$w_{ji}^h(t+1) = w_{ji}^h(t) + \eta \delta_{pj}^h x_i$$

ค่าเอนเอียง (Bias) ที่ป้อนให้แก่ระบบจะมีค่าเท่ากับ 1 ถ้าไม่มีค่าเอนเอียงป้อนให้แก่ระบบแล้วจะไม่สามารถให้ผลที่เป็น 1 ได้ถ้าข้อมูลเข้าเป็น 0 และในการกำหนดน้ำหนักการเชื่อมต่อ (Connection Weight) ครั้งแรกของระบบจะได้จากการสุ่ม (Random) โดยจะมีค่าระหว่าง -0.5 ถึง 0.5 ในกรณีที่น้ำหนักการเชื่อมทั้งหมดมีค่าเริ่มต้นเท่ากัน จะทำให้เกิดการสมมาตรของน้ำหนัก (Symmetry of Weights) ในระบบ ซึ่งอาจจะทำให้ไม่สามารถหาน้ำหนักการเชื่อมต่อของระบบที่สามารถให้ผลที่ถูกต้องทั้งหมดได้ การกำหนดจำนวนโหนด (Node) ในระดับข้อมูลเข้า (Input layer), ระดับซ่อนตัว (Hidden layer), ระดับแสดงผล (Output layer) หรือจำนวนชั้นของระดับซ่อนตัว (Hidden layer) นั้นขึ้นอยู่กับปัญหาที่ต้องการประยุกต์ใช้งาน ซึ่งจะกล่าวถึงรายละเอียดในบทต่อไป

บทที่ 3

องค์ประกอบของระบบการรู้จำอักขระภาษาไทย

จากที่ได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 2 ถึงโครงสร้างของระบบการรู้จำอักขระภาษาไทยว่ามีอยู่สามส่วนหลัก ๆ ด้วยกันคือ การค้นหาและการตัดอักขระออกมาทีละตัว (Segmentation), การรู้จำ (Recognition) และ การจัดเรียงตัวอักษร (Post-Processing) ซึ่งในบทนี้จะกล่าวถึงโดยละเอียดเพิ่มเติมในแต่ละส่วน

3.1 การค้นหาและการตัดอักขระออกมาทีละตัว (Segmentation)

3.1.1 ตัวอักษรภาษาไทย

ก่อนที่จะกล่าวถึงกระบวนการ Segmentation จะต้องกล่าวถึงรูปแบบของตัวอักษรภาษาไทยก่อน นั่นก็คือว่าตัวอักษรภาษาไทยจะประกอบด้วยตัวอักษรพยัญชนะ, ตัวอักษรสระ, ตัววรรณยุกต์ และเครื่องหมายต่าง ๆ ซึ่งสามารถแยกออกได้เป็นดังนี้

- อักษรพยัญชนะ มีทั้งหมด 44 ตัวอักษร
- อักษรสระ สามารถแบ่งแยกเป็น สระระดับบน, สระระดับล่าง และสระระดับพยัญชนะ
- อักษรวรรณยุกต์
- เครื่องหมายต่าง ๆ

ส่วนหัวของอักขรภาษาไทยนั้น ส่วนมากขึ้นต้นด้วยส่วนหัวที่เป็นวงกลมที่มีลักษณะแตกต่างกันซึ่งมี วงกลมหัวเข้า, วงกลมหัวออก หรือวงกลมหัวหัก เช่น ผ, ป, ๗ อีกทั้งตำแหน่งของหัวก็มีทั้งด้านบนซ้าย ล่างซ้าย ขวาบน และกึ่งกลางตัวอักษร เช่น บ, ๓, ง, ๓ และในบางครั้งตัวอักษรที่มีหัวเหล่านี้ก็สามารถเขียนแบบไม่มีหัว โดยที่ความหมายไม่เปลี่ยนแปลง เช่น ท, ๓, ง กับ ๓, ๓, ๓ ซึ่งระดับของตัวอักษรภาษาไทยสามารถแบ่งระดับการเขียนออกเป็น 4 ระดับคือ

ระดับที่ 1 ระดับเหนือบน (ABOVE UPPER) ประกอบด้วย วรรณยุกต์ และตัวการ์นต์

ระดับที่ 2 ระดับบน (UPPER) ประกอบด้วย สระระดับบน และวรรณยุกต์

ระดับที่ 3 ระดับกลาง (MIDDLE) ประกอบด้วย พยัญชนะ และสระระดับกลาง

ระดับที่ 4 ระดับล่าง (LOWER) ประกอบด้วย สระล่าง และบางส่วนของพยัญชนะ เช่น ๓,

๓ เป็นต้น ดังแสดงในรูปที่ 3.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- การ Segmentation ข้อความในแต่ละบรรทัด ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้ก็จะได้เป็นข้อความในแต่ละบรรทัด

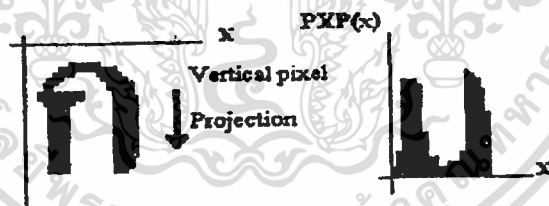
- การ Segmentation ให้ได้เป็นตัวอักษรแต่ละตัวโดยอินพุตของขั้นตอนนี่ก็คือผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 นั่นเอง

ซึ่งทั้งสองขั้นตอนนี้จะใช้วิธีการหาค่าฮิสโตแกรมของภาพตัวอักษร โดยใช้ Pixel Projection ซึ่งเป็นวิธีการที่จะแสดงค่าจำนวนจุดที่เป็นเนื้อของตัวอักษรในแนวตั้ง (Vertical Pixel Projection) และแนวนอน (Horizontal Pixel Projection) โดยทำการคำนวณจากสมการ

$$\text{Vertical} \quad PXP(x) = \sum_y P(x, y)$$

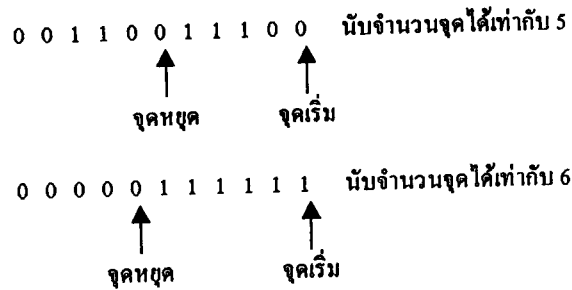
$$\text{Horizontal} \quad PXP(y) = \sum_x P(x, y)$$

เมื่อ $P(x, y)$ เป็นค่าของจุด ณ ตำแหน่ง x และ y ผลที่ได้จะแสดงอยู่ในรูปกราฟดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 แสดงกราฟ Vertical Pixel Projection

และ (ศุภกร รัตนปราการ. 2542) ได้นำเสนอวิธีการปรับปรุง Pixel Projection เพื่อแสดงลักษณะของตัวอักษรด้านข้างในรูปกราฟของฮิสโตแกรมตามแนวนอน ให้เด่นชัดมากขึ้น โดยวิธีการเริ่มจากนับจำนวนจุด จากขอบด้านขวาของกรอบตัวอักษร และนับจำนวนจุดไปทางซ้าย เมื่อพบจุดที่เป็นเนื้อของตัวอักษร ให้นับต่อไปจนถึงพื้นของตัวอักษรจึงหยุดดังตัวอย่างรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3 แสดงการจกนับจำนวนจุด จากขอบด้านขวาไปทางซ้ายของกรอบตัวอักษร

ซึ่งสามารถที่จะแสดงเป็นอัลกอริทึมได้ดังนี้

I, J INTEGER

NUM_ZERO INTEGER

CHAR_FLAG BOOLEAN

PICT คือ Array 2 มิติขนาด ROW x COL เก็บข้อมูลภาพตัว
อักษร

ROW_CNT คือ Array 2 มิติขนาด ROW x COL เก็บข้อมูล
ระยะทางจากขอบ

FOR I = 1 TO ROW DO

 CHAR_FLAG = FALSE

 NUM_ZERO = 0

 FOR J = 1 TO COL DO

 IF PICT[I][J] = '1' THEN

 ROW_CNT[I] = ROW_CNT[I] + 1

 CHAR_FLAG = TRUE

 ELSE

 IF CHAR_FLAG = TRUE THEN

 BREAK

 ELSE

 NUM_ZERO = NUM_ZERO + 1

 END IF

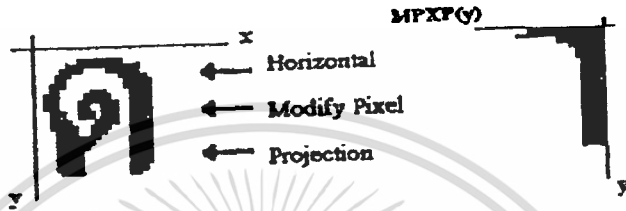
 END IF

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

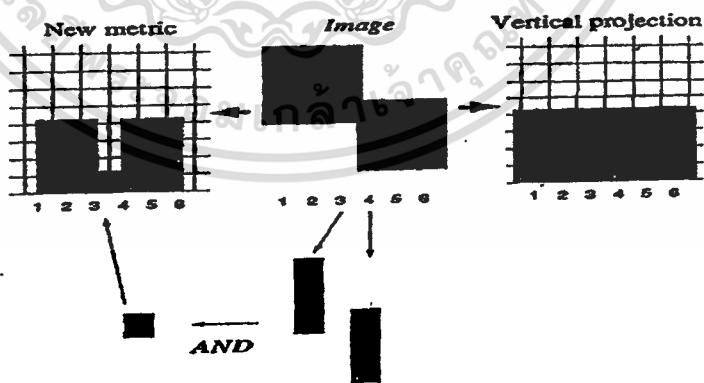
END LOOP
ROW_CNT[I] = ROW_CNT[I] + NUM_ZERO
END LOOP
    
```

ผลลัพธ์ที่ได้ดังแสดงในกราฟรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 แสดงกราฟ Horizontal Pixel Projection ที่ได้รับการปรับปรุงแล้ว

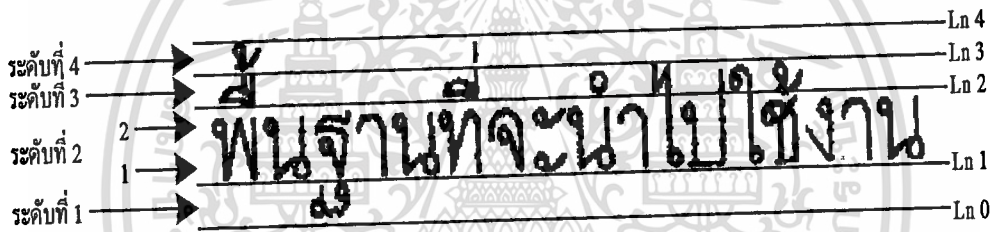
นอกจากนี้แล้ว (Lu, Y. 1995) ยังได้นำเสนอวิธีการหาค่า Break Cost เพื่อกำหนดจุดตัด ซึ่งโดยทั่วไปแล้วการหาจุดตัดของตัวอักษรที่ติดกันด้วยวิธีการหา Pixel Projection นั้นจะไม่สามารถหาได้ดังแสดงในรูปที่ 3.5 ด้านขวาโดยการใช้ Vertical Projection ซึ่งแนวทางที่ใช้แก้ไขนั้นจะต้องใช้วิธีการ Break Cost เข้ามาร่วมด้วยเพื่อที่จะคำนวณค่านัยสำคัญของการสัมผัสกัน (Degree of Contact) ของแต่ละคอลัมน์ที่ติดกัน ซึ่งกระทำโดยการนับจำนวนจุดในแนวตั้งที่ได้ จากการทำการ AND กันของเนื้อหาของภาพในคอลัมน์ที่ติดกัน



รูปที่ 3.5 แสดงนัยสำคัญของการสัมผัสกัน

จากรูปที่ 3.5 จะเห็นว่าวิธีการ Break Cost เมื่อแสดงค่าที่ได้จากการ AND กันจะแสดงจุดสัมผัสได้อย่างชัดเจน ในขณะที่วิธีการ Vertical Projection อย่างเดียวไม่สามารถแสดงได้ ดังนั้นวิธีการนี้เราสามารถทราบถึงบริเวณที่มีการสัมผัสกันน้อยที่สุด เพื่อกำหนดเป็นตำแหน่งของจุดตัดของตัวอักษรที่ติดกันได้

อย่างไรก็ตามตัวอักษรภาษาไทยจะมีระดับอยู่ด้วยกัน 4 ระดับดังที่กล่าวมาแล้วข้างต้น ดังนั้นในการทำงานจะต้องค้นหาภาพตัวอักษรในแต่ละระดับแล้วทำการบันทึกพิกัดของตำแหน่งไว้ โดยจะใช้การพิจารณาขอบของตัวอักษรเป็นหลัก เพื่อที่ว่าในตอนผ่านกระบวนการรู้จำแล้วจะได้นำตัวอักษรมาเรียงลำดับอย่างถูกต้องอีกครั้งหนึ่ง นอกจากนี้แล้วตัวอักษรภาษาไทยในระดับกลางนั้น บางครั้งอาจจำเป็นที่จะต้องค้นหาภาพมากกว่าหนึ่งครั้ง เช่น “ะ” ซึ่งเป็นตัวอักษรที่แยกกันอยู่ดังนั้น จึงต้องมีการอ่านกวาดเป็นจำนวนสองระดับซึ่งสามารถแสดงเส้นแบ่งได้ดังรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 แสดงภาพระดับของตัวอักษรและเส้นแบ่งระดับ

จากรูปที่ 3.6 เป็นการแสดงเส้นแบ่งระดับของตัวอักษร เพื่อที่จะทำการแยกตัวอักษรทีละระดับ โดยวิธีการตรวจกวาดจากซ้ายไปขวาตามแนวทางที่กำหนด ดังนี้

$$\text{ระดับที่ 1} = L_{n0} - 1/2(L_{n0} - L_{n1})$$

$$\text{ระดับที่ 2 ถ้าดับที่ 1} = L_{n1} - 1/4(L_{n1} - L_{n2})$$

$$\text{ระดับที่ 2 ถ้าดับที่ 2} = 1/4(L_{n1} + 3L_{n2})$$

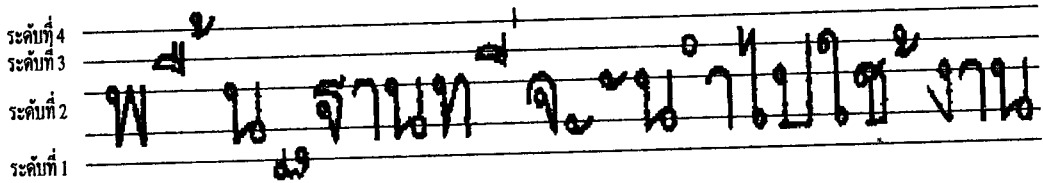
$$\text{ระดับที่ 3} = L_{n2} - 1/2(L_{n2} - L_{n3})$$

$$\text{ระดับที่ 4} = L_{n3} - 1/2(L_{n3} - L_{n4})$$

เมื่อ L_{n0} , L_{n1} , L_{n2} , L_{n3} และ L_{n4} คือเส้นแบ่งของแต่ละระดับ

เมื่อตรวจกวาดมาจนพบจุดภาพที่เป็นจุดใดจุดหนึ่งของลายเส้นตัวอักษร หรือจุดภาพที่มีค่าเป็น 1 ก็จะใช้วิธีการแยกภาพออกมาเรียงต่อกัน และค้นหาตัวอักษรตัวถัดไปจนถึงสิ้นสุดประโยค

สำหรับลำดับการแยกตัวอักษรทั้ง 4 ระดับนั้น จะเริ่มจากระดับที่ 1 ต่อด้วยระดับที่ 2, 3 และ 4 ตามลำดับ ซึ่งจะได้ผลลัพธ์ดังแสดงในรูปที่ 3.7



รูปที่ 3.7 แสดงตัวอักษรที่ได้จากการ Segmentation

จากรูปที่ 3.7 จะเห็นได้ว่าระบบจะทำการตรวจหาในระดับที่ 1 ก่อน เช่นตัวอักษร “ฐ” นั้นก็จะได้ส่วนล่าง ก่อนที่จะได้ส่วนบน ส่วนตัวอักษร “ะ” นั้นจะเห็นได้ว่าระบบจะต้องทำการตรวจหาถึง 2 ครั้ง โดยจะได้ “ะ” ส่วนล่างก่อนที่จะได้ส่วนบนเช่นกัน

เนื่องจากในขั้นตอนของการนำรูปภาพที่เป็นเอกสารเข้าสู่ระบบโดยอาศัยเครื่องสแกนเนอร์ นั้นความละเอียดที่ถูกปรับจะมีผลต่อขนาดของรูปภาพ เช่น ถ้าเอกสารใช้ Font AngsanaUPC ขนาด 14 เท่ากันแต่ ณ. ขณะสแกนใช้ความละเอียดที่ 300 และ 600 dpi เป็นต้น หรืออีกกรณีที่จะทำให้รูปภาพของตัวอักษรมีขนาดที่ต่างกันคือเอกสารนั้น ๆ ใช้ขนาดของ Font ที่ต่างกันนั่นเอง

นอกจากนี้แล้วก่อนที่จะนำข้อมูลเข้าสู่ระบบโครงข่ายประสาทเทียมนั้นเพื่อความสะดวกแล้วตัวอักษรที่ผ่านกระบวนการ Segmentation ควรที่จะมีขนาดที่ใกล้เคียงกันเพื่อที่จะกำหนดจำนวนของ Node ใน Input Layer ให้คงที่ได้ดังแสดงในรูปที่ 3.8 ซึ่งเป็นการปรับขนาดของตัวอักษรให้มีขนาดเท่ากันที่ 20x20 Pixel

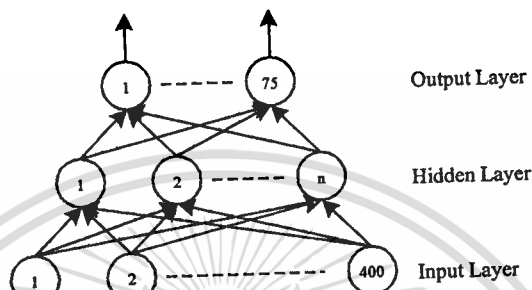
รูปที่ 3.8 แสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการปรับขนาดของตัวอักษร

จากรูปที่ 3.8 จะเห็นได้ว่าระบบจะต้องทำกระบวนการทั้งในการย่อขนาดเช่น ป ๑ และขยายขนาด เช่น “ ” เป็นต้น ทั้งนี้ก็เพื่อที่จะทำให้ได้ขนาดเท่ากับตัวอักษรตัวอื่น ๆ

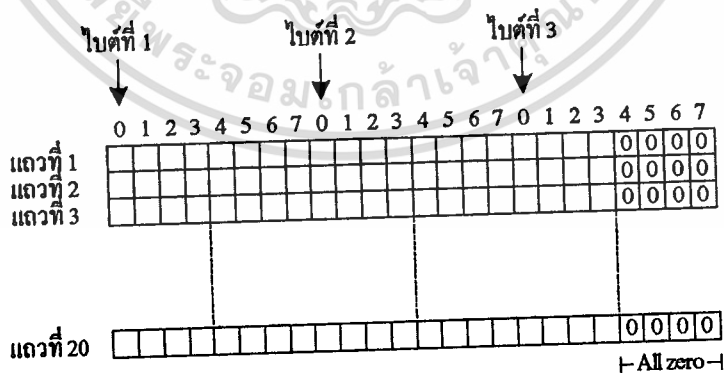
และเมื่อทำกระบวนการปรับขนาดของตัวอักษรเสร็จแล้วก็จะมาถึงกระบวนการที่จะนำเอาอักษรแต่ละตัวเข้าสู่ระบบโครงข่ายประสาทเทียมในชั้น Input Layer ซึ่ง ณ. ที่นี้ได้กำหนดให้มีจำนวน Node เท่ากับ 400 Node โดยกำหนดให้ขนาดของรูปภาพที่จะนำเข้ามาเป็น 20x20 Pixel เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เพื่อทำกระบวนการรู้จำต่อไป ซึ่งมีขั้นตอนการทำงานคือ ข้อมูลรูปภาพตัวอักษรจะถูกแทนด้วยเลขฐาน 2 คือตำแหน่งที่มีรูปภาพจะแทนด้วย 1 และส่วนที่เป็นพื้นหลัง (Background) จะถูกแทนด้วย 0 ดังนั้นข้อมูลในแต่ละแถวก็จะมีข้อมูลอยู่ 3 ไบต์ สำหรับไบต์ที่ 3 บิตที่ 4 ถึงบิตที่ 7 ซึ่งเป็นส่วนที่เกินจากเนื้อข้อมูลก็ให้มีค่าเป็น 0 และจำนวนของแถวก็มีทั้งสิ้น 20 แถวดังแสดงในรูปแบบที่ 3.9 และ

3.10



รูปที่ 3.9 แสดงการนำข้อมูลเข้าสู่ระบบโครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 3.10 แสดงการแทนข้อมูลส่วนที่เกินด้วย 0

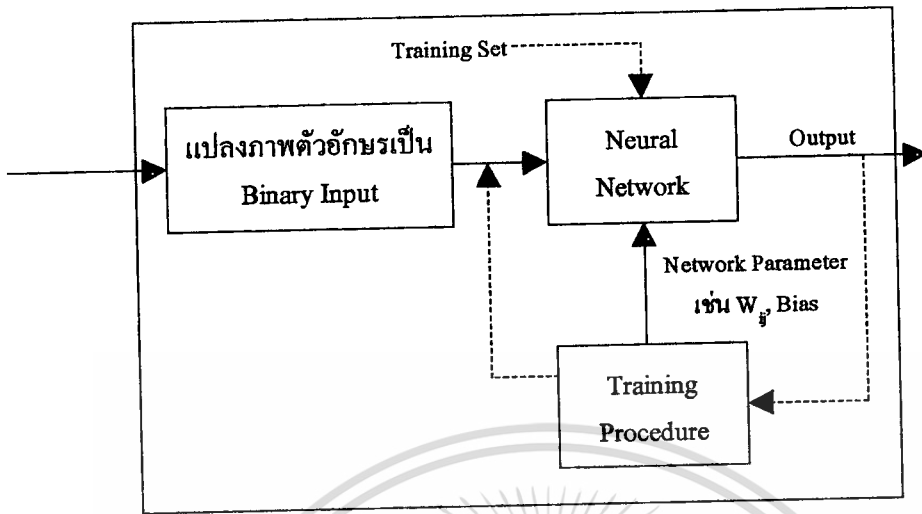
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2 การรู้จำ (Recognition)

ก่อนที่ระบบโครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถรู้จำอักขระภาษาไทยได้นั้นจะต้องผ่านกระบวนการฝึกโครงข่าย โดยการฝึกนั้นจะใช้ชุดข้อมูลฝึกอินพุตและเอาต์พุต (Input-Output Example Pairs) ป้อนให้กับระดับข้อมูลเข้า (Input Layer) จากนั้นข้อมูลฝึกอินพุตจะแพร่กระจายไปยังระดับซ่อนตัว (Hidden Layer) จนถึงระดับแสดงผล (Output Layer) ผลที่ได้ (Actual Output) จะถูกเปรียบเทียบกับตัวอย่างของผลที่ต้องการ (Desired Output) เพื่อคำนวณหาค่าความผิดพลาด (Error Signal) ของแต่ละหน่วยแสดงผล (Output Unit) ค่าความผิดพลาดจะถูกแพร่กระจายย้อนจากระดับแสดงผล (Output Layer) ลงไปเรื่อย ๆ จนถึงระดับรับข้อมูลเข้า (Input Layer) เพื่อทำการปรับน้ำหนักการเชื่อมต่อ (Connection Weight) ระหว่างโหนดของแต่ละระดับ (Layer) จากนั้นก็จะเริ่มทำซ้ำโดยป้อนตัวอย่างข้อมูลฝึกอินพุตให้กับระดับข้อมูลเข้า (Input Layer) เปรียบเทียบผลที่ได้ (Actual Output) กับตัวอย่างข้อมูลผลที่ต้องการ (Desired Output) และปรับปรุงน้ำหนักการเชื่อมต่อ (Connection Weight) ของโหนด แต่ละระดับ (Layer) กระบวนการฝึกดังกล่าวนี้จะถูกทำซ้ำไปเรื่อย ๆ จนกว่าการฝึกจะสิ้นสุด (ค่าความผิดพลาดอยู่ในระดับที่ยอมรับได้) และเมื่อการฝึกเสร็จสิ้นลงก็จะเป็นความรู้ของระบบโครงข่ายประสาทเทียมนั่นเอง

3.2.1 การรู้จำโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Backpropagation (Fröhlich, Jochen.1996)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Backpropagation จะต้องมีการเรียนรู้ของระบบ (Supervised learning) ก่อนที่ระบบจะสามารถจำแนกและรู้จำตัวอักษรได้ ดังนั้นจึงจะต้องมีการฝึก (Training) ระบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ภาพตัวอักษรที่เราต้องการรู้จำเป็นข้อมูลในการฝึก (Training) เมื่อกระบวนการสอนของระบบสิ้นสุดลงแล้ว ระบบการรู้จำก็จะสามารถบ่งบอกการรู้จำภาพตัวอักษร ตามข้อมูลตัวอักษรที่ป้อนเข้ามา กับข้อมูลที่ระบบเรียนรู้จากการฝึก (Training) ได้ ดังแสดงในรูปที่ 3.11



รูปที่ 3.11 แสดงการรู้จำตัวอักษรโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

จากทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Backpropagation นั้นสามารถจำแนกการทำงานของระบบโครงข่ายประสาทเทียมได้เป็นสองส่วน คือ การแพร่ขยายแบบไปข้างหน้า (Forward signal propagation) และการแพร่ขยายแบบย้อนหลัง (Backward signal propagation) โดยในส่วนแรกจะเป็นการป้อนข้อมูลอินพุต (Input pattern) ให้กับโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการคำนวณจากระดับข้อมูลเข้า (Input layer) ไปยังระดับแสดงผล (Output layer) เพื่อให้ได้ผลที่แท้จริง (Actual output) ซึ่งเป็นการคำนวณจากอินพุตไปยังเอาต์พุต และในส่วนที่เหลือจะเป็นการคำนวณจากเอาต์พุตมายังอินพุต โดยจะเป็นการคำนวณหาค่าความผิดพลาด (Error signal) ระหว่างผลที่ได้จากการคำนวณของโครงข่ายประสาทเทียม (Actual output) กับผลที่ต้องการ (Desired output) จากนั้นก็จะทำการปรับปรุงระบบ (ปรับน้ำหนักในการเชื่อมต่อ) เพื่อให้ได้ค่าผลที่ต้องการทั้งระบบ ซึ่งข้อมูลที่ใช้ในการฝึก (Training) ระบบโครงข่ายประสาทเทียม นั้นจะประกอบด้วยคู่ของข้อมูลอินพุต (Input pattern) และเอาต์พุตที่ต้องการ (Desired output)

สำหรับการคำนวณหาจำนวนโหนดในแต่ละระดับของโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาใช้งานนั้นสามารถคำนวณได้ดังนี้

- ระดับข้อมูลเข้า (Input layer) จะมีจำนวนโหนดเท่ากับ 400 โหนด (เนื่องจากตัวอักษรมีขนาด 20x20 pixel)
- ระดับแสดงผล (Output layer) มีจำนวนโหนดทั้งสิ้น 75 โหนด ซึ่งสามารถคำนวณได้ดังนี้

จากตารางที่ 3.1 จะเห็นได้ว่ามีจำนวนของตัวอักษรทั้งสิ้น 73 ตัวอักษร แต่เนื่องจากตัวอักษรบางตัวมีลักษณะที่ไม่ติดกันเช่น ะ แ ญ ฐ เป็นต้น ซึ่งเมื่อผ่านกระบวนการ Segmentation แล้ว จะทำให้ตัวอักษรแยกกันได้นอกจากนี้แล้วอาจทำให้สับสนได้ว่าตัวอักษรนั้นเป็นตัวอะไร อย่างเช่น ะ ญ เมื่อ Segmentation แล้วก็จะได้เป็นตัวอักษร ~ เหมือนกัน ดังนั้นเพื่อเป็นการแก้ไขตรงจุดนี้จึงจำเป็นที่จะต้องมีการจำแนกชนิดของตัวอักษรเป็นแบบปรกติและแบบพิเศษดังแสดงได้ในตารางที่ 3.2

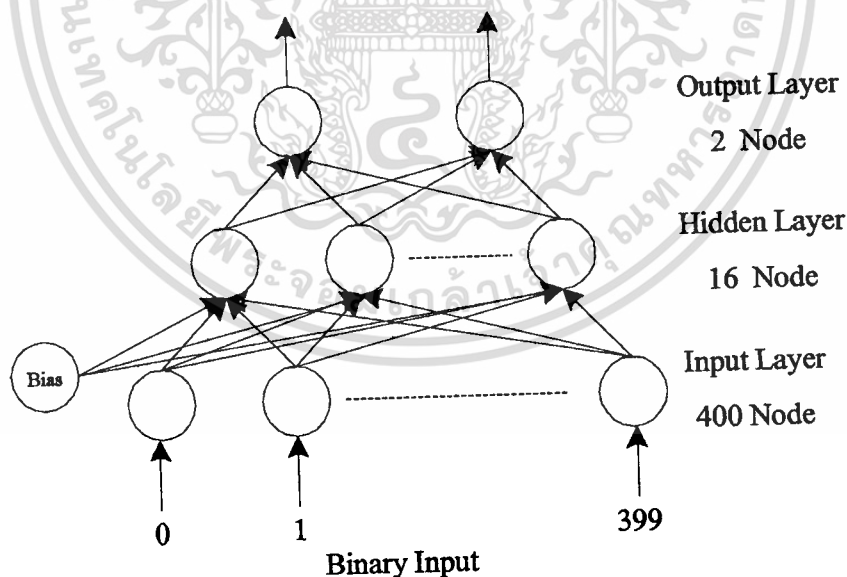
ตัวอักษรแบบปรกติ	ตัวอักษรแบบพิเศษ
ก ข ฃ ค ฅ ฉ ง จ ฉ ฐ	ญ ฐ ะ แ
ช ฌ ญ ฎ ฏ ฐ ฑ ฒ	
ด ด ฒ ฌ ฃ ฅ ฌ ฝ	
ฟ ฟ ฝ ฆ ษ ฤ ฌ ฎ	
ศ ษ ส ห พ อ ฮ ๑, ๒	
๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐	
๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐	

ตารางที่ 3.2 แสดงการจำแนกชนิดของตัวอักษร

จากตารางที่ 3.2 จะเห็นได้ว่ามีตัวอักษร ญ ฐ เป็นได้ทั้งแบบปรกติและแบบพิเศษ ทั้งนี้เนื่องจากว่าในบางครั้งของการทำ Segmentation นั้นตรงช่วงของส่วนล่างของตัวอักษรทั้งสองอาจจะมี Noise เกิดขึ้นมาได้จนไม่สามารถที่จะแยกส่วนออกเป็นสองตัวอักษรได้จึงจำเป็นที่จะต้องมีการแยกออกเป็นสองกลุ่ม ดังนั้นจำนวนโหนดของ Output layer จึงเท่ากับจำนวนตัวอักษรของกลุ่มตัวอักษรปรกติ (70 ตัวอักษร) รวมกับอีก 5 โหนดของตัวอักษรแบบพิเศษ ได้เป็นจำนวนทั้งสิ้น 75 โหนด โดยที่จำนวนของตัวอักษรแบบพิเศษนั้นสามารถคำนวณได้จาก การที่ตัวอักษร ะ แ อาจถูกแยกเป็น ~ และ ๑ ตามลำดับ หรือในบางครั้งอาจเกิด Noise เกิดขึ้นจนทำให้ไม่สามารถแยกออกมาได้จึงจำเป็นที่จะต้องมีเพิ่มขึ้นมาอีก 2 โหนด ส่วนตัวอักษร ญ นั้นจำเป็นที่จะต้องแยกออกเป็น ฌ และ ~ โดยส่วนล่างนั้นก็สามารถถูกแทนได้ด้วยตัวอักษร ~ ได้เช่นกัน ดังนั้นจึงเหลือเพียงส่วนบนเท่านั้นที่ถือเป็นอีก 1 โหนดและสำหรับตัวอักษร ฐ สามารถที่จะแยกได้เป็น ๓ และ ~ ซึ่งก็จะได้เป็น 2 โหนดนั่นเอง ดังนั้นจึงได้เท่ากับ 75 โหนดสำหรับ Output layer

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

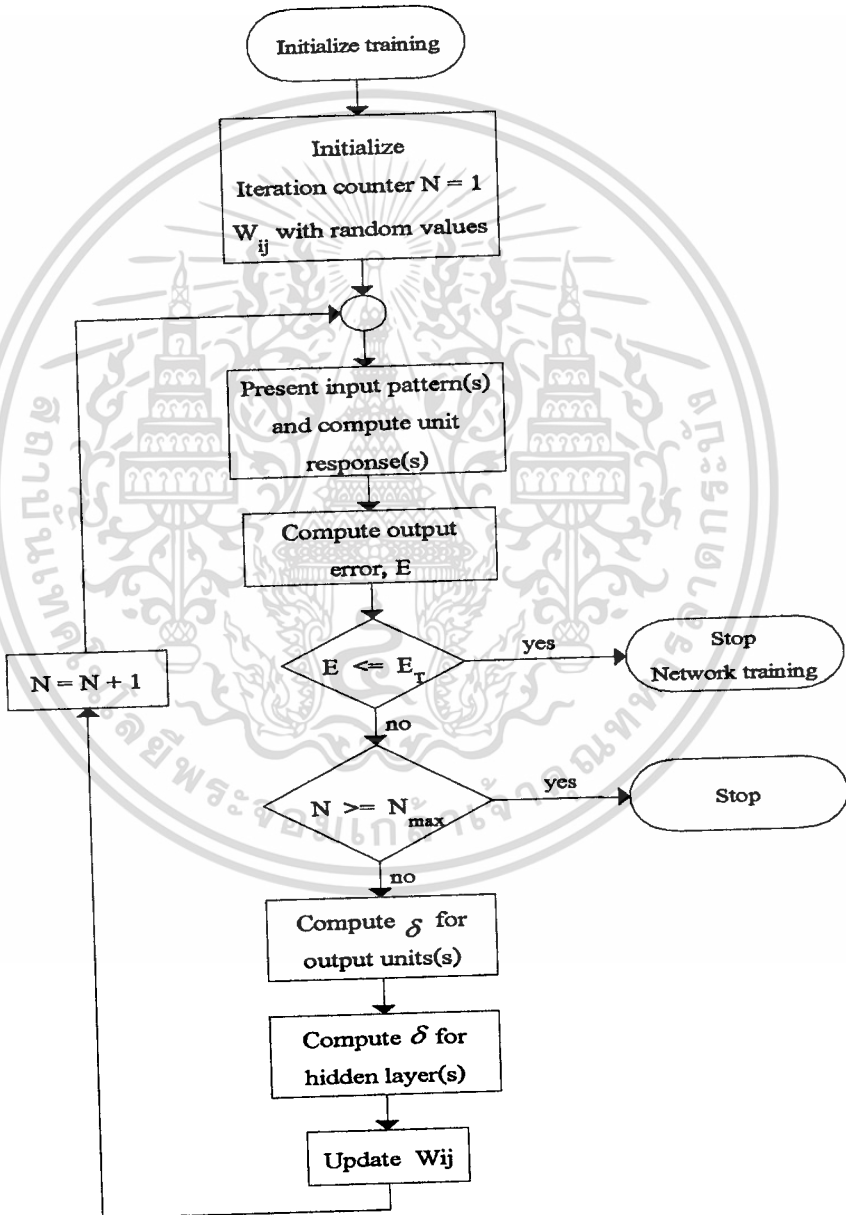
● ระดับซ่อนตัว (Hidden layer) นั้น ไม่สามารถที่จะกำหนดจำนวนที่แน่นอนได้ เพราะถ้าให้จำนวนโหนดในระดับซ่อนตัว (Hidden layer) มากก็จะเสียเวลาในการประมวลผลมากเนื่องจากจำนวนการเชื่อมต่อของน้ำหนักระหว่างโหนด (Connection weight) จะมากตามไปด้วยแค่การเรียนรู้ของระบบอาจจะเร็วขึ้น ในทางกลับกันถ้ากำหนดจำนวนโหนดในระดับซ่อนตัว (Hidden layer) น้อยเกินไประบบอาจจะไม่สามารถให้ผลที่ถูกต้องได้ (ไม่สามารถเบนเข้าสู่ข้อผิดพลาดที่น้อยที่สุดได้) ในการทดลองหาจำนวนโหนดที่เหมาะสมในระดับซ่อนตัว (Hidden layer) นั้นจะเริ่มค้นจากจำนวนโหนดค่าใดค่าหนึ่งก่อน จากนั้นจะทำการฝึกระบบถ้าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถให้ผลที่ถูกต้องได้ก็จะลดจำนวนโหนดในระดับซ่อนตัว (Hidden layer) ลงไปเรื่อย ๆ แต่ถ้าโครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถให้ผลที่ถูกต้องได้ หรือใช้เวลาในการฝึกนานจนเกินไปก็จะค่อย ๆ เพิ่มจำนวนโหนดในระดับซ่อนตัว (Hidden layer) ขึ้นตามลำดับ ในทางปฏิบัติแล้วจะใช้จำนวนโหนดในระดับซ่อนตัว (Hidden layer) น้อยที่สุดเท่าจะเป็นไปได้ อย่างเช่นถ้าต้องการฝึกโดยมีข้อมูลโหนด Output layer 2 โหนด (ตัวอักษร 2 ตัว) สมมติว่าจำนวนโหนดในระดับซ่อนตัว (Hidden layer) จำนวน 16 โหนด เพียงพอในการให้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมในการรู้จำตัวอักษรแล้ว ดังนั้นจะได้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับรู้จำตัวอักษรดังแสดงในรูปที่ 3.12



รูปที่ 3.12 แสดงตัวอย่างของโครงข่ายประสาทเทียม ที่ใช้ในการรู้จำตัวอักษร 2 ตัว

ในขั้นตอนของการฝึก (Training) นั้นข้อมูลเลขฐานสองของภาพตัวอักษรแต่ละตัวจะถูกป้อนให้กับระดับข้อมูลเข้า (Input layer) ของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อคำนวณหาผล (Output) เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

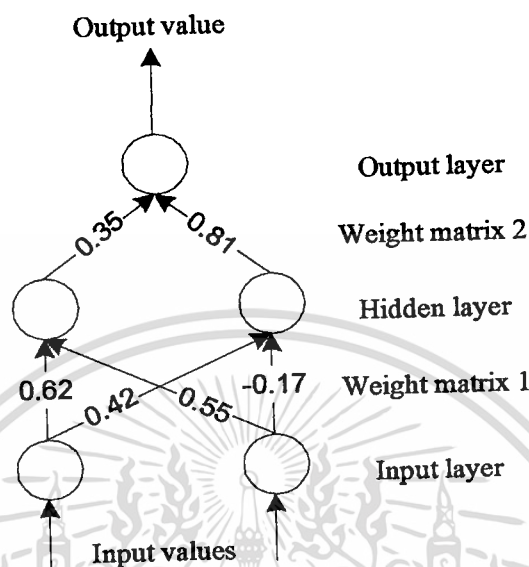
จากนั้นจะทำการเปรียบเทียบผลที่ได้ (Actual output) กับผลที่ต้องการ (Desired output) เพื่อคำนวณหาความผิดพลาดระหว่างผลที่ได้กับผลที่ต้องการ และทำการปรับปรุงน้ำหนักการเชื่อมต่อ (Connection weight) ของระบบเพื่อให้ผลที่ถูกต้อง และมีค่าความผิดพลาดของระบบที่อยู่ภายในขอบเขตของความผิดพลาดที่กำหนด (Error threshold) โดยที่ระบบโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการซ้ำ (Iteration) จนกว่าจะได้ผลที่ต้องการ ดังแสดงในรูปที่ 3.13 ซึ่งแสดงผังการทำงานของ Backpropagation learning



รูปที่ 3.13 แสดงผังของการทำงานของ Backpropagation learning

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ต่อไปนี้เป็นตัวอย่างของการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Backpropagation ดังแสดงในรูปที่ 3.14



รูปที่ 3.14 แสดงตัวอย่างของการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Backpropagation

จากรูปที่ 3.14 ถ้ากำหนดให้ชุดข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตเป็นดังนี้คือ

Input	Target
0 1	0
1 1	1

ในตอนแรกของการทำงานนั้นก็จะกำหนดให้ค่า Weight โดยการสุ่มสำหรับ Weight matrix 1 เป็น 0.62, 0.42, 0.55, -0.17 และของ Weight matrix 2 เป็น 0.35, 0.81 หลังจากนั้นก็นำเอาข้อมูลอินพุต (0 1) เข้าสู่ Input layer ซึ่งก็จะสามารถคำนวณค่าของอินพุตของ Hidden layer และเอาต์พุตของ Hidden layer ได้ดังนี้

$$\text{อินพุตของ Hidden neural 1 : } 0 * 0.62 + 1 * 0.55 = 0.55$$

$$\text{อินพุตของ Hidden neural 2 : } 0 * 0.42 + 1 * (-0.17) = -0.17$$

$$\text{เอาต์พุตของ Hidden neural 1 : } 1 / (1 + \exp(-0.55)) = 0.634135591$$

$$\text{เอาต์พุตของ Hidden neural 2 : } 1 / (1 + \exp(+0.17)) = 0.457602059$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ซึ่งก็จะได้อินพุตและเอาต์พุตของ Output layer คือ

$$\text{อินพุตของ Output neuron} : 0.634135591 * 0.35 + 0.457602059 * 0.81 = 0.592605124$$

$$\text{เอาต์พุตของ Output neuron} : 1 / (1 + \exp(-0.592605124)) = 0.643962658$$

หลังจากนั้นก็ทำการคำนวณค่าผิดพลาด (Error value) โดยการเอาค่าผลลัพธ์ที่ต้องการลบด้วยผลลัพธ์ที่ได้จริง

$$0 - 0.643962658 = -0.643962658$$

ซึ่งสามารถที่จะทำการปรับค่า Weight matrix 2 โดยอาศัยค่าผิดพลาดที่ได้ดังนี้คือ

$$\begin{aligned} \text{ค่าที่ใช้เปลี่ยนที่ Weight 1} &: 0.25 * (-0.643962658) * 0.634135591 * 0.643962658 * \\ &(1 - 0.643962658) = -0.023406638 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{ค่าที่ใช้เปลี่ยนที่ Weight 2} &: 0.25 * (-0.643962658) * 0.457602059 * 0.643962658 * \\ &(1 - 0.643962658) = -0.016890593 \end{aligned}$$

$$\text{ค่าของ Weight 1} : 0.35 + (-0.023406638) = 0.326593362$$

$$\text{ค่าของ Weight 2} : 0.81 + (-0.016890593) = 0.793109407$$

และในทำนองเดียวกันก็สามารถคำนวณค่าของ Weight matrix 1 ได้ดังนี้คือ

$$\begin{aligned} \text{ค่าที่ใช้เปลี่ยนที่ Weight 1} &: 0.25 * (-0.643962658) * 0 * 0.634135591 * \\ &(1 - 0.634135591) = 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{ค่าที่ใช้เปลี่ยนที่ Weight 2} &: 0.25 * (-0.643962658) * 0 * 0.457602059 * \\ &(1 - 0.457602059) = 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{ค่าที่ใช้เปลี่ยนที่ Weight 3} &: 0.25 * (-0.643962658) * 1 * 0.634135591 * \\ &(1 - 0.634135591) = -0.037351064 \end{aligned}$$

$$\text{ค่าที่ใช้เปลี่ยนที่ Weight 4 : } 0.25 * (-0.643962658) * 1 * 0.457602059 * \\ (1-0.457602059) = -0.039958271$$

$$\text{ค่าของ Weight 1 : } 0.62 + 0 = 0.62 \text{ (ไม่เปลี่ยนแปลง)}$$

$$\text{ค่าของ Weight 2 : } 0.42 + 0 = 0.42 \text{ (ไม่เปลี่ยนแปลง)}$$

$$\text{ค่าของ Weight 3 : } 0.55 + (-0.037351064) = 0.512648936$$

$$\text{ค่าของ Weight 4 : } -0.17 + (-0.039958271) = -0.209958271$$

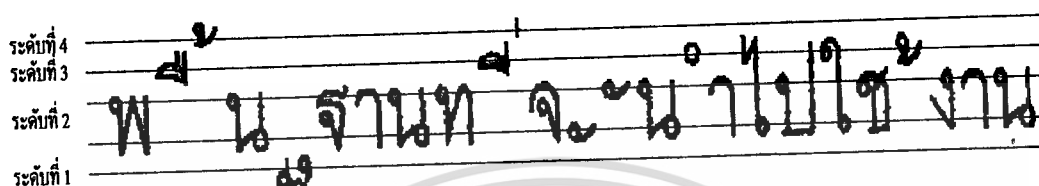
กระบวนการคำนวณเหล่านี้จะกระทำซ้ำจนกระทั่งค่าผิดพลาดอยู่ต่ำกว่าค่า Threshold ที่กำหนดไว้ (ค่าที่น้อยมาก) ก็จะเป็นการเสร็จสิ้นกระบวนการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับข้อมูลชุดฝึก 1 ชุด ซึ่งจากตัวอย่างที่มีข้อมูล 2 ชุดก็ต้องกระทำกระบวนการคำนวณข้อมูลชุดที่ 2 อีกครั้งหนึ่งด้วย

จากตัวอย่างของการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมถ้าเทียบกับกระบวนการรู้จำตัวอักษรแล้ว ถ้าต้องการให้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมนี้เรียนรู้ภาพตัวอักษรในหลาย ๆ Font หรือต้องการเพิ่มภาพตัวอักษรให้ระบบการรู้จำ ก็เพียงแค่เพิ่มข้อมูลในชุดฝึก และให้ระบบเรียนรู้ข้อมูลจากชุดฝึกใหม่เท่านั้น

ตัวแปรที่สำคัญในการฝึกหัดระบบโครงข่ายประสาทเทียม คือ Learning rate และ Momentum โดยที่ถ้า Learning rate มีค่าน้อย ๆ จะทำให้จำนวนรอบของการทำซ้ำ (Iteration) มากขึ้นตามไปด้วย แต่จะสามารถให้ผลที่ถูกต้องมากขึ้น เนื่องจาก Learning rate เปรียบเสมือน Step ในการทำซ้ำ ในทางกลับกันถ้าค่า Learning rate มากจะทำให้ระบบบรรลุผล (Convergence) เร็วขึ้นแต่ระบบอาจจะไม่สามารถให้คำตอบที่ถูกต้องได้ (เกิดการ Oscillate) ส่วน Momentum จะเป็นส่วนช่วยให้ระบบบรรลุผล (Convergence) เร็วขึ้นโดยการนำอัตราการเปลี่ยนแปลงของน้ำหนักการเชื่อมต่อ (Weight) ในครั้งก่อนมาคิดคำนวณด้วย เพื่อช่วยให้การเปลี่ยนแปลงของน้ำหนักการเชื่อมต่อไปในทิศทางเดียวกัน โดยปกติแล้วการกำหนดจำนวนของ Learning rate และ Momentum ที่ดีที่สุดจะขึ้นอยู่กับลักษณะของ Surface error (E vs. W_p) เช่น ถ้ามีการเปลี่ยนแปลงของ Surface error อย่างรวดเร็ว Learning rate ควรจะมีค่าน้อย ๆ ในทางกลับกันถ้า Surface error มีลักษณะราบเรียบ จำนวนของ Learning rate ควรจะมีค่ามากขึ้นเพื่อให้ระบบบรรลุผลเร็วขึ้น

3.3 การจัดเรียงตัวอักษร (Post-Processing)

เป็นกระบวนการที่จะรับเอาผลลัพธ์ที่ได้จากกระบวนการรู้จำ (Recognition) ซึ่งก็คือรหัสของตัวอักษรว่าเป็นตัวอักษรอะไร แล้วมาทำการจัดเรียงตัวอักษรเหล่านั้นให้กลับเป็นประโยคเพื่อจัดเก็บเป็นแฟ้มข้อความ (Text File) ต่อไป



รูปที่ 3.15 แสดงระดับของตัวอักษรที่ได้จากการ Segmentation

รูปที่ 3.16 แสดงกลุ่มของตัวอักษรที่ได้ปรับขนาดแล้วก่อนเข้าสู่กระบวนการรู้จำ

จากรูปที่ 3.15 เป็นกระบวนการทำ Segmentation โดยจะทำการตรวจกวาดรูปภาพตัวอักษรทั้งสิ้น 5 ครั้ง (ในระดับที่ 2 ทำการตรวจกวาดสองครั้ง) หลังจากนั้นก็จะทำการปรับขนาดของตัวอักษรให้มีขนาดที่เท่ากัน (20x20 Pixel) ดังแสดงในรูปที่ 3.16 ก่อนที่จะนำเข้าสู่กระบวนการรู้จำต่อไป ดังที่ได้กล่าวมาแล้วในหัวข้อที่ 3.1 ซึ่งถ้ากระบวนการรู้จำส่งผลลัพธ์ออกมาถูกต้อง ก็สามารถที่จะจัดเรียงประโยคได้ดังนี้

กลุ่มที่ 1	กลุ่มที่ 2	กลุ่มที่ 3
.	ก ข ช ด ค พ ง จ ฉ ช ช ฌ ฉ ฎ ฏ ฐ ฑ ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป ฝ ฟ พ ฟ ภ ม ย ร ฤ ก ภ ว ศ ช ส ห พ อ ฮ แ และ ๆ , โ ไ ใ ๆ . ๐ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ๐ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙	' ~ ° ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙

ตารางที่ 3.3 แสดงการจำแนกชนิดของตัวอักษรที่จะทำการจัดเรียงเป็นประโยค

จากตารางที่ 3.3 สามารถเขียนเงื่อนไขของการจัดเรียงตัวอักษรให้เป็นประโยคได้ดังนี้

- ถ้าตัวอักษรที่ได้อยู่ในกลุ่มที่ 1 ให้บวกตัวอักษรกลุ่มนี้ต่อท้ายตัวอักษรถัดไป
- ถ้าตัวอักษรที่ได้อยู่ในกลุ่มที่ 2 บวกเพิ่มตัวอักษรกลุ่มนี้ได้เลยใน Output
- ถ้าตัวอักษรที่ได้อยู่ในกลุ่มที่ 3 ต้องตรวจสอบเพิ่มเติมกล่าวคือ
 - กรณีที่เป็น ' และตัวอักษรถัดไปเป็น ' แสดงว่าตัวอักษรที่จะออก Output เป็น " ถ้าเป็นตัวอักษรอื่น ๆ จะออก Output เป็น '
 - กรณีที่เป็น ~ ต้องตรวจสอบว่าตัวอักษรถัดไปเป็นตัวอะไร ถ้าเป็น
 1. ตัวอักษร ~ แสดงว่าตัวอักษรที่จะออก Output เป็น ะ
 2. ตัวอักษร ฌ แสดงว่าตัวอักษรที่จะออก Output เป็น ฉ
 3. ตัวอักษรอื่น ๆ แสดงว่าตัวอักษรที่จะออก Output เป็น ~ (ไม่หันอากาศ)
 - กรณีที่เป็น ° และตัวอักษรถัดไปเป็น ๑ แสดงว่าตัวอักษรที่จะออก Output เป็น ° ถ้าเป็นตัวอักษรอื่น ๆ จะออก Output เป็น ?
 - กรณีที่เป็น ๑ บวกเพิ่มต่อท้ายใน Output ได้เลย (ต้องพิจารณาตัวอักษร ° ก่อน)
 - กรณีที่เป็น ๑ และตัวอักษรถัดไปเป็น ๑ แสดงว่าตัวอักษรที่จะออก Output เป็น ๑ ถ้าเป็นตัวอักษรอื่น ๆ จะออก Output เป็น ๑

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- กรณีที่เป็น จ และตัวอักษรก่อนหน้าเป็น * แสดงว่าตัวอักษรที่จะออก Output เป็น ฐ ถ้าเป็นตัวอักษรอื่น ๆ จะออก Output เป็น ?
- กรณีที่เป็น ฅ และตัวอักษรก่อนหน้าเป็น ~ แสดงว่าตัวอักษรที่จะออก Output เป็น ญ ถ้าเป็นตัวอักษรอื่น ๆ จะออก Output เป็น ?

จากเงื่อนไขของการจัดเรียงตัวอักษรให้เป็นประโยคดังที่กล่าวมาข้างต้นนี้จะกระทำใน
 ทุกๆ บรรทัดของข้อความจนกระทั่งหมดหน้ากระดาษ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้ก็คือแฟ้มของข้อความ (Text
 File) นั่นเอง



บทที่ 4

การทดสอบระบบการรู้จำอักขระภาษาไทย

4.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการทดสอบ

4.1.1 เครื่องพิมพ์ชนิดพ่นหมึก (Inkjet Printer) รุ่น HP Deskjet 970Cxi ทำการพิมพ์ตัวอักษรต่าง ๆ ที่ได้จากโปรแกรม Microsoft Word 97 โดยพิมพ์ออกกระดาษโดยใช้คุณภาพการพิมพ์ระดับปกติ

4.1.2 เครื่องแสกนเนอร์ รุ่น EPSON Profection610 ทำหน้าที่ในการรับข้อมูลตัวอักษรที่ถูกพิมพ์อยู่บนหน้าเอกสารให้เข้ามาเป็นรูปภาพในเครื่องคอมพิวเตอร์ โดยที่การแสกนนั้นกำหนดค่าต่าง ๆ ดังนี้คือ

- ชนิดของรูปภาพนำเข้า (Image Type) คือ Text/Line Art
- ชนิดของข้อมูลรูปภาพที่แสกนแล้ว (Destination) คือ OCR
- ความละเอียดที่ใช้ (Resolution) คือ 300 dpi
- ระดับความสว่าง/มืดของรูปภาพ (Gray Shade) คือ 100 (ระดับระหว่าง 0 – 255)

4.1.3 เครื่องไมโครคอมพิวเตอร์ รุ่น Pentium III 733 MHz มีหน่วยความจำหลักขนาด 384 MB ใช้ในการประมวลผลข้อมูลที่ได้รับเข้ามาจากเครื่องแสกนเนอร์เพื่อทำการวิเคราะห์และรู้จำตัวอักษร และนำกลุ่มของตัวอักษรที่ได้จากระบบไปเก็บไว้ในแฟ้มข้อความเพื่อนำไปใช้ประโยชน์ต่อไป

4.2 ระบบที่ถูกพัฒนาขึ้นมาสำหรับกระบวนการรู้จำอักขระภาษาไทย

จากที่ได้กล่าวไปแล้วข้างต้นเกี่ยวกับโครงสร้างของระบบการรู้จำอักขระภาษาไทยนั้น ประกอบด้วยองค์ประกอบหลัก ๆ 3 ส่วนด้วยกันคือ การตัดแบ่งตัวอักษรแต่ละตัวออกมา (Segmentation), การรู้จำ (Recognition) และ การจัดเรียงตัวอักษรให้กลับเป็นประโยค ดังแสดงในรูปที่ 2.1 นั้น ทั้งหมดถูกพัฒนาขึ้นมาโดยเครื่องมือคือ Borland Delphi Enterprise Version 5.0 ซึ่งรายละเอียดของทฤษฎีที่ใช้นั้นก็ได้กล่าวไว้แล้วในบทที่ 3 ซึ่งในส่วนของการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมนั้น ได้กำหนด Parameter ต่าง ๆ ดังนี้คือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- จำนวนของโหนดต่าง ๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นได้กำหนดดังนี้
 - Input layer มีจำนวนทั้งสิ้น 400 โหนด
 - Hidden layer มีจำนวนทั้งสิ้น 300 โหนด
 - Output layer มีจำนวนทั้งสิ้น 75 โหนด
- ค่า Learning rate ที่ใช้เท่ากับ 0.25

- ค่าขอบเขตของความผิดพลาด (Error threshold) ที่ใช้เท่ากับ 0.005

สำหรับส่วนของกระบวนการปรับภาพเอกสารที่มีความเอียง (Skew) นั้นได้มีการใช้ ActiveX Control ที่ชื่อว่า SmartScan Xpress ICR 3.0 ของบริษัท Pegasus Software (<http://www.pegasustools.com>) โดยใช้ฟังก์ชันการทำงานที่ชื่อว่า DeSkew

4.3 ตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ

ข้อมูลที่น่ามาใช้ในการทดสอบการรู้จำอักขระภาษาไทยนั้น ได้มาจากข้อมูลภาพของตัวอักษร ซึ่งมีอยู่ด้วยกันสองรูปแบบกล่าวคือ

4.3.1 ข้อมูลภาพตัวอักษรที่เป็นชุดข้อมูลฝึกโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจะประกอบไปด้วยข้อมูลภาพตัวอักษรดังนี้

- ข้อมูลภาพตัวอักษรที่กำหนดฟอนต์ที่แน่นอน ซึ่งจะประกอบไปด้วยฟอนต์ต่างๆ ดังนี้คือ AngsanaUPC, BrowalliaUPC, CordiaUPC, DilleniaUPC, EucrosiaUPC และ FreesiaUPC โดยที่แต่ละฟอนต์นั้นจะกำหนดให้มีขนาดของตัวอักษรเป็น 14, 16 และ 18 พอยท์ และมีจำนวนตัวอักษรทั้งสิ้น 205 ตัวอักษร ดังนั้นจำนวนตัวอักษรทั้งหมดของข้อมูลภาพชุดนี้

$$= 6 \text{ ฟอนต์} \times (3 \text{ ขนาด} \times 205 \text{ ตัวอักษร})$$

$$= 3690 \text{ ตัวอักษร}$$

ซึ่งสามารถแสดงได้ดังตัวอย่างของฟอนต์ต่าง ๆ ที่ขนาด 16 พอยท์ดังนี้

“เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่า
 กว่าบรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉาน
 จงฝ่าฟันพัฒนาวิชาการ
 อย่าล้างผลาญฤาเช่นฆ่าบีฑาใคร
 ไม่ถือโทษโกรธแข่งชัฒยิตยัตตา
 หัดอภัยเหมือนกีฬาอัชฌาสัย
 ปฏิบัติพฤติกฎกำหนดใจ
 พุดจาให้ จ๊ะๆ จำๆนำฟังเอฮย”

รูปที่ 4.1 แสดงฟอนต์ AnasanaUPC ขนาด 16 พอยท์

“เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่า
 กว่าบรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉาน
 จงฝ่าฟันพัฒนาวิชาการ
 อย่าล้างผลาญฤาเช่นฆ่าบีฑาใคร
 ไม่ถือโทษโกรธแข่งชัฒยิตยัตตา
 หัดอภัยเหมือนกีฬาอัชฌาสัย
 ปฏิบัติพฤติกฎกำหนดใจ
 พุดจาให้ จ๊ะๆ จำๆนำฟังเอฮย”

รูปที่ 4.2 แสดงฟอนต์ BrowalliaUPC ขนาด 16 พอยท์

“เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่า
 กว่าบรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉาน
 จงฝ่าฟันพัฒนาวิชาการ
 อย่าล้างผลาญฤาเช่นหม่าบีทาใคร
 ไม่ถือโทษโกรธแข่งชดฮิตฮัดด่า
 หัดอภัยเหมือนกีฬาอัชฌาสัย
 ปฏิบัติพุดติกฎกำหนดใจ
 พุดจาให้ จ๊ะๆ จ๋าๆน่าฟังเอ๋ย”

รูปที่ 4.3 แสดงฟอนต์ CordiaUPC ขนาด 16 พอยท์

“เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่า
 กว่าบรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉาน
 จงฝ่าฟันพัฒนาวิชาการ
 อย่าล้างผลาญฤาเช่นหม่าบีทาใคร
 ไม่ถือโทษโกรธแข่งชดฮิตฮัดด่า
 หัดอภัยเหมือนกีฬาอัชฌาสัย
 ปฏิบัติพุดติกฎกำหนดใจ
 พุดจาให้ จ๊ะๆ จ๋าๆน่าฟังเอ๋ย”

รูปที่ 4.4 แสดงฟอนต์ DilleniaUPC ขนาด 16 พอยท์

“เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่า
กว่าบรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉาน
จงฝ่าฟันพัฒนาวิชาการ
อย่าล้างผลาญตาเช่นฆ่าบีทาใคร
ไม่ถึงโทษโกรธแข่งชดฮืดฮัดตา
หัดอภัยเหมือนกีฬาอัชฌาสัย
ปฏิบัติพฤติกฎกำหนดใจ
พูดจาให้ จ๊ะ ๆ จ๋า ๆ น่าฟังเอย”

รูปที่ 4.5 แสดงฟอนต์ EucrosiaUPC ขนาด 16 พอยท์

“เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่า
กว่าบรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉาน
จงฝ่าฟันพัฒนาวิชาการ
อย่าล้างผลาญตาเช่นฆ่าบีทาใคร
ไม่ถึงโทษโกรธแข่งชดฮืดฮัดตา
หัดอภัยเหมือนกีฬาอัชฌาสัย
ปฏิบัติพฤติกฎกำหนดใจ
พูดจาให้ จ๊ะ ๆ จ๋า ๆ น่าฟังเอย”

รูปที่ 4.6 แสดงฟอนต์ FreesiaUPC ขนาด 16 พอยท์

- ข้อมูลภาพตัวอักษรที่ได้จากสิ่งพิมพ์ที่มีคุณภาพ เช่น จากวารสารต่าง ๆ ดังแสดง
ในรูปที่ 4.7 มีจำนวนทั้งสิ้น 263 ตัวอักษร (ไม่มีตัวอักษรที่ติดกัน) และในรูปที่ 4.8 เป็นจำนวน 541
ตัวอักษร (มีตัวอักษรที่ติดกัน)

**วิธีการแยกบริษัทยังสามารถเพิ่มโอกาส
ที่ธุรกิจด้านอีคอมเมิร์ซจะประสบความสำเร็จ ด้วยเหตุที่ว่า หน่วยธุรกิจที่แยกออก
มาต่างหากอาจจะดึงดูดพนักงานที่มีฝีมือ
พันธมิตรด้านอีคอมเมิร์ซ และตลอดจน
เงินลงทุนได้ดีกว่า นอกจากนี้ ในทางทฤษฎี
แล้ว บริษัทอีคอมเมิร์ซเล็ก ๆ จะเข้าตลาด
ได้เร็วกว่า**

รูปที่ 4.7 แสดงภาพตัวอักษรที่ได้จากสิ่งพิมพ์ที่มีคุณภาพและไม่มีตัวอักษรที่ติดกัน

คุณคือเจ้าป่าราชสีห์ซึ่งที่คุณชอบมากคือความหรูหราและชอบวางตัวโอ้อ่าภูมิฐาน
จนบางครั้งทำให้ผู้อื่นเข้าใจว่าคุณเป็นคนหลงตัวเองอย่างไรก็ดีคุณเป็นคนที่เชื่อมั่น
ตัวเอง และภาคภูมิใจกับผลงานของคุณเสมอการได้ปรากฏตัวตามสถานที่ต่าง ๆ
เป็นสิ่งที่你喜欢 เพราะคุณเป็นคนตามใจเพื่อน ใครจะชวนไปไหนไม่เคยขัด แต่ถ้า
คุณต้องวุ่นอยู่กับการทำผม และแต่งหน้ามากไปจะทำให้คุณเป็นบ้า เพราะบางครั้ง
คุณอยากปล่อยเนื้อปล่อยตัวตามสบายบ้าง ดังนั้นน้ำหอมกลิ่นที่เหมาะสมกับคุณควร
เป็นกลิ่นที่ติดทนนานเหมือนกลิ่นดอกไม้วามเมื่อต้องกับแสงตะวัน เป็นกลิ่นต้นไม้
ใบหญ้าสด ผสมด้วยกลิ่นของผลไม้เปรี้ยว

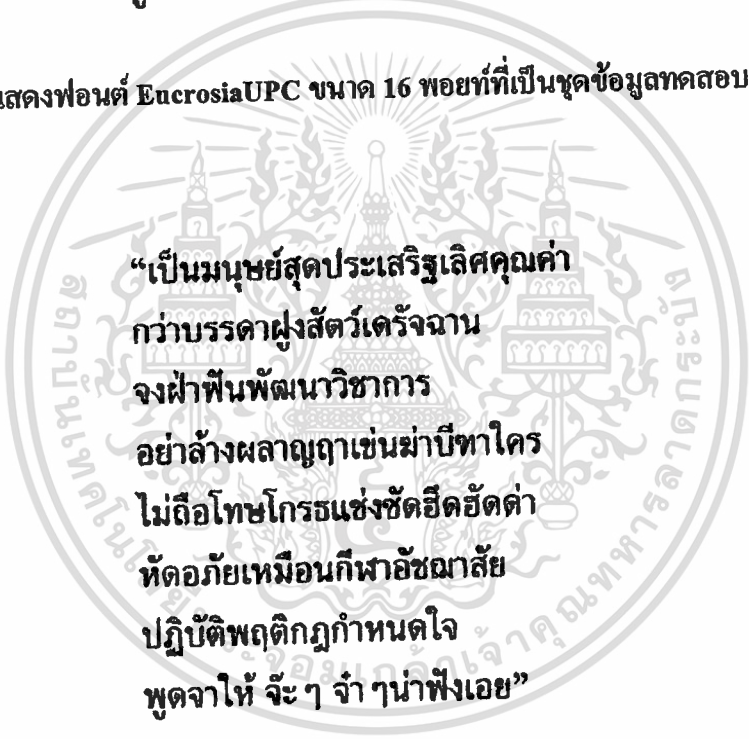
รูปที่ 4.8 แสดงภาพตัวอักษรที่ได้จากสิ่งพิมพ์ที่มีคุณภาพและมีตัวอักษรที่ติดกัน

4.3.2 ข้อมูลภาพตัวอักษรที่เป็นข้อมูลที่ใช้ทดสอบระบบการรู้จำตัวอักษร ซึ่งจะประกอบ
ไปด้วยข้อมูลภาพตัวอักษรดังนี้

- ข้อมูลภาพตัวอักษรที่มีรูปแบบของฟอนต์ที่ผ่านการฝึกแล้ว กล่าวคือข้อมูลที่ใช้
ทดสอบนี้เป็นข้อมูลเอกสารที่ใช้ฟอนต์ EurosiaUPC และ FreesiaUPC ขนาด 16 พอยท์ ดังแสดง
ในรูปที่ 4.9 และ 4.10

“เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่า
 กว่าบรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉาน
 จงฝ่าฟันพัฒนาวิชาการ
 อย่าล้างผลาญฤาเช่นฆ่าบีทาใคร
 ไม่ถือโทษโกรธแข่งชัฒฮิตฮัฒด่า
 หัดอภัยเหมือนกีฬาฮัฒฉนฮัฒสย
 ปฏิบัติพฤตติกฎกำหนดใจ
 พุดจาให้ จ๊ะ ๆ จ๋า ๆ นำฟิงเอย”

รูปที่ 4.9 แสดงฟอนต์ EucrosiaUPC ขนาด 16 พอยท์ที่เป็นชุดข้อมูลทดสอบ



“เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่า
 กว่าบรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉาน
 จงฝ่าฟันพัฒนาวิชาการ
 อย่าล้างผลาญฤาเช่นฆ่าบีทาใคร
 ไม่ถือโทษโกรธแข่งชัฒฮิตฮัฒด่า
 หัดอภัยเหมือนกีฬาฮัฒฉนฮัฒสย
 ปฏิบัติพฤตติกฎกำหนดใจ
 พุดจาให้ จ๊ะ ๆ จ๋า ๆ นำฟิงเอย”

รูปที่ 4.10 แสดงฟอนต์ FresiaUPC ขนาด 16 พอยท์ที่เป็นชุดข้อมูลทดสอบ

- ข้อมูลภาพตัวอักษรที่มีรูปแบบของฟอนต์ไม่ได้ผ่านการฝึกมาก่อน ดังแสดงใน

รูปที่ 4.11

“เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่า
กว่าบรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉาน
จงฝ่าฟันพัฒนาวิชาการ
อย่าล้างผลาญตาเช่นฆ่าบิดาใคร
ไม่ถือโทษโกรธแข่งชดชืดชืดต่ำ
หัดอภัยเหมือนกีฬาอัชฌาสัย
ปฏิบัติพฤติกฎกำหนดใจ
พูดจาให้จ๊ะจ๋า จำ ๆ นำ ฟังเอ๋ย”

รูปที่ 4.11 แสดงภาพตัวอักษรที่ฟอนต์ที่ใช้ไม่ได้รับการฝึกมาก่อน

- ข้อมูลภาพตัวอักษรที่มี Noise ดังแสดงในรูปที่ 4.12 และ ภาพตัวอักษรที่มีความเอียงทั้งซ้ายและขวา ดังแสดงในรูปที่ 4.13 และรูปที่ 4.14

“เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่า
กว่าบรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉาน
จงฝ่าฟันพัฒนาวิชาการ
อย่าล้างผลาญตาเช่นฆ่าบิดาใคร
ไม่ถือโทษโกรธแข่งชดชืดชืดต่ำ
หัดอภัยเหมือนกีฬาอัชฌาสัย
ปฏิบัติพฤติกฎกำหนดใจ
พูดจาให้จ๊ะจ๋า จำ ๆ นำ ฟังเอ๋ย”

รูปที่ 4.12 แสดงภาพตัวอักษรที่มี Noise ที่เกิดจากภาพพื้นหลัง (Background)

“เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่า
กว่าบรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉาน
จงฝ่าฟันพัฒนาวิชาการ
อย่าล้างผลาญญาเช่นฆ่าบีทาใคร
ไม่ถือโทษโกรธแข่งชัตฮีดฮัตตา
หัตถ์อภัยเหมือนกีฬาอชฌาสัย
ปฏิบัติพฤติกฎกำหนดใจ
พูดจาให้ จ๊ะ ๆ จ๋า ๆ น่าฟังเอย”

รูปที่ 4.13 แสดงภาพตัวอักษรที่มีการเอียงซ้าย

“เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่า
กว่าบรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉาน
จงฝ่าฟันพัฒนาวิชาการ
อย่าล้างผลาญญาเช่นฆ่าบีทาใคร
ไม่ถือโทษโกรธแข่งชัตฮีดฮัตตา
หัตถ์อภัยเหมือนกีฬาอชฌาสัย
ปฏิบัติพฤติกฎกำหนดใจ
พูดจาให้ จ๊ะ ๆ จ๋า ๆ น่าฟังเอย”

รูปที่ 4.14 แสดงภาพตัวอักษรที่มีการเอียงขวา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่าจำนวนตัวอักษรทั้งสิ้นที่ใช้ในการทดสอบนี้คือ

$$= 3690 + (263 + 541) + 1230$$

$$= 5724 \text{ ตัวอักษร}$$

4.4 ผลที่ได้จากการรู้จำ

จากชุดข้อมูลภาพตัวอักษรคงที่ได้กล่าวมาแล้วในหัวข้อ 4.3 นั้นเมื่อผ่านระบบการรู้จำแล้วสามารถแสดงผลลัพธ์ได้ดังตารางที่ 4.1

ชนิดของข้อมูลภาพตัวอักษร	ผลลัพธ์ที่ได้จากการรู้จำ	ตัวอักษรที่ถูกต้อง	เวลาที่ใช้ทั้งหมด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
AnasanaUPC 14 พอยท์	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่ากว่าบรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉานจงฝ่าฟันพัฒนาวิชาการอย่าล้างผลาญญาเข่นฆ่าบีฑาใครไม่ถือโทษโกรธแข่งชัศฮึดฮัดคำห้อยกยเหมือนกีฬาสยามสัขปฏิบัติพฤติกฎกำหนดใจพูดจาให้จ๊ะๆ จ๋าๆน่า? งเอย??	195	4.95	95.12
AnasanaUPC 16 พอยท์	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่ากว่าบรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉานจงฝ่าฟันพัฒนาวิชาการอย่าล้างผลาญญาเข่นฆ่าบีฑาใครไม่ถือโทษโกรธแข่งชัศฮึดฮัดคำห้อยกยเหมือนกีฬาสยามสัขปฏิบัติพฤติกฎกำหนดใจพูดจาให้จ๊ะๆ จ๋าๆน่า? งเอย??	198	6.13	96.59

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชนิดของข้อมูล ภาพตัวอักษร	ผลลัพธ์ที่ได้จากการรู้จำ	ตัวอักษรที่ ถูกต้อง	เวลาที่ใช้ ทั้งหมด	เปอร์เซ็นต์ ความถูกต้อง
AnasanaUPC 18 พอยท์	"เป็นมนุษย์? สดประเสริฐ? เกิดคุณค่า กว่าบรรดาฝูงสัตว์เครื่องนงนง? นพัฒนาวิชาการอย่างล้ำผลาญญา เช่นม? าบิทาใครไม่ถือโทษโกรธแ งชัคฮัดฮัดค่า หัดอภัยเหมือนกัพาอชฌาสัยปฏิบัติ พฤติฎกกำหนดใจ พุดจาให้ จ๊ะๆ จ่าๆน่า? งเอย??	194	7.57	94.63
BrowalliaUPC 14 พอยท์	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเกิดคุณค่า กว่าบรรดา? ฝูงสัตว์เครื่องนงนง? นพัฒนาวิชาการอย่างล้ำผลาญญาเช่น มาบิทาใครไม่ถือโทษโกรธแ่งชัค ฮัดฮัดค่าหัดอภัยเหมือนกัพาอช ฝ ปฏิบัติพฤติฎกกำหนดใจพุดจาให้ จ๊ะๆ จ่าๆน่า? งเฮย"	192	4.73	93.66
BrowalliaUPC 16 พอยท์	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเกิดคุณค่ากว่า บรรดาฝูงสัตว์เครื่องนงนง? นพัฒนาวิชาการอย่างล้ำผลาญญาเช่น มาบิ? าบิทาใครไม่ถือโทษโกรธแ่งชัค ฮัดฮัดค่าหัดอภัยเหมือนกัพา อชฌาสัยปฏิบัติพฤติฎกกำหนดใจพุด จาให้ จ๊ะๆ จ่าๆน่า? งเอยร	196	5.80	95.61

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชนิดของข้อมูล ภาพตัวอักษร	ผลลัพธ์ที่ได้จากการรู้จำ	ตัวอักษรที่ ถูกต้อง	เวลาที่ใช้ ทั้งหมด	เปอร์เซ็นต์ ความถูกต้อง
BrowalliaUPC 18 พอยท์	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่ากว่า บรรดาฝูงสัตว์? รัจฉานจงฝ่า? นพัฒนาวิชาการอย่างล้ำผลาญญาเช่น หม่าบีทาใครไม่ถือโทษโกรธแข่งชัค ฮัดฮัด? คำหัดคอกัยเหมือนกีฬาค้อชฉฉฉ ปฏิบัติพุดติกฏกำหนดใจ พุดจาให้ จ๊ะๆ จ๋าๆน่า? งอเย?	196	7.26	95.61
CordiaUPC 14 พอยท์	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่ากว่า บรรดาฝูงสัตว์เครีจฉฉฉฉฉ? นพัฒนาวิชาการอย่างล้ำผลาญญาเช่น หม่าบีทาใครไม่ถือโทษโกรธแข่งชัค ฮัดฮัดคำหัดคอกัยเหมือนกีฬาค้อชฉฉฉ ปฏิบัติพุดติกฏกำหนด? จพุดจาให้ จ๊ะๆ จ๋าๆน่าสงอเย?	196	6.42	95.61
CordiaUPC 16 พอยท์	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่ากว่า บรรดาฝูงสัตว์เครีจฉฉฉฉฉ? นพัฒนาวิชาการอย่างล้ำผลาญญาเช่น หม่าบีทาใครไม่ถือโทษโกรธแข่งชัค ฮัดฮัดคำหัดคอกัยเหมือนกีฬาค้อชฉฉฉ ปฏิบัติพุดติกฏกำหนด? จพุดจาให้ จ๊ะๆจ๋าๆน่าสงอเย"	197	6.65	96.10

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชนิดของข้อมูล ภาพตัวอักษร	ผลลัพธ์ที่ได้จากการรู้จำ	ตัวอักษรที่ ถูกต้อง	เวลาที่ใช้ ทั้งหมด	เปอร์เซ็นต์ ความถูกต้อง
CordiaUPC 18 พอยท์	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่ากว่า บรรดาฝูงสัตว์เคี้ยวเอื้องนางฟ้า? นพัฒนาวิชาการอย่างล้ำผลาญญาเช่น ฆ่าบีทาใครไม่ถือโทษโกรธแข่งชัค ฮัดฮัด? าคดอกก็เหมือนก็พ้อชฌมาสัย ปฏิบัติพฤติกฎกำหนดใจพุดจาให้ จ๊ะๆ จ๋าๆน่า? งเอย"	197	7.75	96.10
DilleniaUPC 14 พอยท์	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่ากว่า? บรรดาฝูงสัตว์เคี้ยวเอื้องนางฟ้า? นพัฒนาวิชาการอย่างล้ำผลาญญาเช่น ฆ่าบีทาใครไม่ถือโทษโกรธแข่งชัคย? คฮัดคาคัดดอกก็เหมือนก็พ้อชฌมาสัย ปฏิบัติพฤติกฎกำหนดใจพุดจาให้ จ๊ะๆ จ๋าๆน่า? งเอยจ้	196	4.32	95.61
DilleniaUPC 16 พอยท์	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่ากว่า บรรดาฝูงสัตว์เคี้ยวเอื้องนางฟ้า? นพัฒนาวิชาการอย่างล้ำผลาญญาเช่น ฆ่าบีทาใครไม่ถือโทษโกรธแข่งชัค? ฮัดฮัดคาคัดดอก? ยเหมือนก็พ้อ ชฌมาสัยปฏิบัติพฤติกฎกำหนดใจพุด จาให้ จ๊ะๆ จ๋าๆน่า? งเอยร	195	5.29	95.12

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชนิดของข้อมูล ภาพตัวอักษร	ผลลัพธ์ที่ได้จากการรู้จำ	ตัวอักษรที่ ถูกต้อง	เวลาที่ใช้ ทั้งหมด	เปอร์เซ็นต์ ความถูกต้อง
DilleniaUPC 18 พอยท์	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่ากว่า บรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉานจงฝ่า? นพัฒนาวิชาการอย่าอ้างผลาญญาเข่น ฆ่าบีฑาใครไม่ถือโทษโกรธแข่งชัค ฮิดฮิดค่าหัดคอกัยเหมือนกืฬอชฉฉฉ สัษปฏิบัติพฤติคณกำหนด? จพุดจาให้ จ๊ะๆ จ๋าๆน่าฟงเอย?	196	6.56	95.61
EucrosiaUPC 14 พอยท์	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่ากว่า บรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉานจงฝ่า? นพัฒนาวิชาการอย่าอ้างผลาญญาเข่น ฆ่าบีฑาใครไม่ถือโทษโกรธแข่งชัค ฮิดฮิดค่าหัดคอกัยเหมือนกืฬอชฉฉฉ อชฉฉสัษปฏิบัติพฤติคณกำหนดใจพุด จา? ห้ จ๊ะๆ จ๋าๆน่า? งเอย? ะ	197	4.50	96.10
EucrosiaUPC 16 พอยท์	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่า กว่าบรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉานจงฝ่า? นพัฒนาวิชาการอย่าอ้างผลาญญาเข่น ฆ่าบีฑาใครไม่ถือโทษโกรธแข่งชัค ฮิดฮิดค่าหัดคอกัยเหมือนกืฬอชฉฉฉ อชฉฉสัษปฏิบัติพฤติคณกำหนดใจพุด จา? ห้ จ๊ะๆ จ๋าๆน่า? งเอย??	193	5.80	94.15

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชนิดของข้อมูล ภาพตัวอักษร	ผลลัพธ์ที่ได้จากการรู้จำ	ตัวอักษรที่ ถูกต้อง	เวลาที่ใช้ ทั้งหมด	เปอร์เซ็นต์ ความถูกต้อง
EucrosiaUPC 18 พอยท์	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่ากว่า บรรดาฝูงสัตว์เคี้ยวเอื้องงานง่า นพัฒนาวิชาการอย่างล้ำผลาญญาเช่น ง่าบีฑาใครไม่ถือโทษโกรธแข่งชด ฮึดฮัดคำห่อภัยเหมือนกีฬาอักษณาลัย ปฏิบัติพฤติกฎกำหนด? จพูดจาให้ จ๊ะจ๋า จ๋าจ๋า? งเอย ร?	196	7.14	95.61
FreesiaUPC 14 พอยท์	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่ากว่า บรรดาฝูงสัตว์เคี้ยวเอื้องงานง่า นพัฒนาวิชาการอย่างล้ำผลาญญาเช่น ง่าบีฑา? ครไม่ถือโทษโกรธแข่งชด ฮึดฮัดคำห่อภัยเหมือนกีฬาอักษณาลัย ปฏิบัติพฤติกฎกำหนดใจพูดจา? ห จ๊ะจ๋า จ๋าจ๋า? งเอย??	196	4.43	95.61
FreesiaUPC 16 พอยท์	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่ากว่า บรรดาฝูงสัตว์เคี้ยวเอื้องงานง่า นพัฒนาวิชาการอย่างล้ำผลาญญาเช่น ง่าบีฑาใครไม่ถือโทษโกรธแข่งชด ฮึดฮัดคำห่อภัยเหมือนกีฬาอักษณาลัย ปฏิบัติพฤติกฎกำหนด? จพูดจาให้ จ๊ะจ๋า จ๋าจ๋า? งเอย"	199	5.75	97.07

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชนิดของข้อมูล ภาพตัวอักษร	ผลลัพธ์ที่ได้จากการรู้จำ	ตัวอักษรที่ ถูกต้อง	เวลาที่ใช้ ทั้งหมด	เปอร์เซ็นต์ ความถูกต้อง
FreesiaUPC 18 พอยท์	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่ากว่า บรรดาฝูงสัตว์เคี้ยวเอื้องงานจงฝ่า? นพัฒนาวิชาการอย่าล้างผลาญญาเข่น ฆ่าบีฑา? ครไม่ถือโทษโกรธแข่งชัค ฮึดฮัดคำหัดอกภัยเหมือนกีฬาฮัฒาลัย ปฏิบัติพฤติกฎกำหนดใจดูจงาให้ จ๊ะๆ จ๋าๆน่า? งเอยชร	196	7.19	95.61
ภาพตัวอักษร จากสิ่งพิมพ์ที่มี คุณภาพและไม่ มีตัวอักษรที่ติด กัน	วิธีการแยกบริษัทยังสามารถเพิ่ม โอกาสที่ธุรกิจด้านอีคอมเมิร์ซจะ ประสบความสำเร็จด้วยเหตุที่ว่า หน่วยธุรกิจที่แยกออกมาต่างหากอาจ จะดึงดูดพนักงานที่มีฝีมือพร้อมต ค้าอีคอมเมิร์ซ และตลอดจนเงินลง ทุนได้ดีกว่านอกจากนี้ในทางทฤษฎี แล้ว บริษัทอีคอมเมิร์ซเล็กๆ จะเข้า? ลาดได้เร็วกว่า	259	5.45	98.48

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชนิดของข้อมูล ภาพตัวอักษร	ผลลัพธ์ที่ได้จากการรู้จำ	ตัวอักษรที่ ถูกต้อง	เวลาที่ใช้ ทั้งหมด	เปอร์เซ็นต์ ความถูกต้อง
ภาพตัวอักษร จากสิ่งพิมพ์ที่มี คุณ ภาพ ตัว อักษรและมีตัว อักษรที่ติดกัน	คุณคือเข้าป่าราชสีห์?ส่งที่คุณชอบมาก คือความทรมานและชอบวางตัวโอ้อ่า ภูมิจานอนบางครั้งทำให้ผู้อื่นเข้าใจว่า คุณเป็นคนหลงตัวเองอย่างไรก็ดีคุณ เป็นคนที่เชื่อมั่นตัวเอง และภาคภูมิใจ กับผลงานของคุณเสมอการได้ปรากฏ ตัวตามสถานที่ต่าง ๆ เป็นสิ่งที่ชอบ เพราะคุณเป็นคนตามใจเพื่อนใครจะ ชวนไปไหนไม่เคยขัด แต่ถ้าคุณต้อง อยู่กับการทำผม และแต่งหน้ามากไปจะ ทำให้คุณเป็นบ้า เพราะบางครั้งคุณ อยากปล่อยเน?ปล่อยตัวตามสบายบ้าง ดังนั้นน้ำหอมกลิ่นที่เหมาะสมกับคุณควร เป็นกลิ่นที่ติดทนนานเหมือนกลิ่น ดอกไม้ ยามเมื่อต้องกับแสงตะวัน เป็น กลิ่นคันไม้ใบหญ้าสด ผสมด้วยกลิ่น ของผลไม้? รสข	531	15.54	98.15
EucrosiaUPC ขนาด 16 พอยท์ ที่เป็นชุดข้อมูล ทดสอบ	? เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่ากว่า บรรดาฝูงสัตว์เครื่องจางง่า? นพัฒนา วิชาการอย่างล้ำผลาญญาเช่นฆ่าบีชา? ครไม่ถือโทษโกรธแข่งชัคฮัดค้ำหัด อกษ์เหมือนกีฬาอชฌาสัยปฏิบัติพฤติกฎ กถาหนด? จพุดจาให้ จ๊ะๆ จ้าๆน่า? งเอช??	189	6.17	92.20

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชนิดของข้อมูล ภาพตัวอักษร	ผลลัพธ์ที่ได้จากการรู้จำ	ตัวอักษรที่ ถูกต้อง	เวลาที่ใช้ ทั้งหมด	เปอร์เซ็นต์ ความถูกต้อง
FreesiaUPC ขนาด 16 พอยท์ ที่เป็นชุดข้อมูล ทดสอบ	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่ากว่า บรรดาฝูงสัตว์เคี้ยวจางของฝ้า? พัฒนาวิชาการอย่าอ้างผลาญญาเขน ฆ่าบีฑาใครไม่ถือโทษโกร? แข่งขันตอ? คยัคค่าหคอกัยเหมือนกัฬอัชฌาต้อป ปฏิบัติพฤติกฎกำหนด? จพูดจาให้ จ๊ะๆ จ่าๆน้า? งอเยย??	188	6.20	91.71
ภาพตัวอักษรที่ ฟอนต์ที่ใช้ไม่ได้ รับการฝึกมาก่อน	"เป็นมนุษย์สุดประเสริ? เลิศ?? ณ? 'า ค?บรรดาฝ.งสัตว์เคี้ยวจางของฝ้าสน พัฒนาวิชาการอย่าอ้างผลาญญาเขน ฆ่าบ?หา? ครไม่เถลโทษโกรรแปง ขันคยัคค่าหคอกัยเหมือนกัฬอัชฌา กัยปฏิบัติพฤติกฎกำหนด? จพูดจาให้ ว๊ะๆ จ่าๆน้าสงเยย??	165	10.61	80.49
ภาพตัวอักษรที่มี Noise	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่าก?? าบรรดาฝูง??? สัตว์เคี้ยว?? จานางฝ้า? พัฒนาวิชาการอ?? เถล้า?? ผลา?? ญาเขนฆ่าบีฑาใครไม่ถือ? โทษโกรร แปงขันคยัคคคคค??หคอกัยเหมือน กัฬ?? "อ.ชฌาต้อปฏิบัติพธา ตี??? กำหนด? จู คจาให้จ??ๆ? จ่าๆนเา? งอเยย"	176	4.98	85.85

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชนิดของข้อมูล ภาพตัวอักษร	ผลลัพธ์ที่ได้จากการรู้จำ	ตัวอักษรที่ ถูกต้อง	เวลาที่ใช้ ทั้งหมด	เปอร์เซ็นต์ ความถูกต้อง
ภาพตัวอักษร เอียงซ้าย	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่ากว่า บรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉานขงฝ้า? นพัฒนาวิชาการอย่าล้าหลังผลาญธาเช่น ฆ่าปีหาใดๆไม่ถึงโทษโกร? แขงซัด ฮัดฮัดค่าหัดอภัย? มีนกีฬายัชณา ลัษป? บัดพิฤติคฤก้า? นคใจพุดจ่า? ห้ จ๊ะๆ จ้าจน่า? งเออร?	184	11.86	89.76
ภาพตัวอักษร เอียงขวา	"เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเล?สุดคุณค่า กว่าบรรดาฝูงสัตว์เดรัจฉานจงฝ้าสน พัฒนาวิ? ากการอย่าล้าหลังผลาญธาเช่น ฆ่าปีหาใครไม่ถึงโทษ โกรรแขงซัดฮัด ฮัดค่าหัดอภัยเหมือนกีฬายัชณาลัษ ปฤ?บัดพิฤติคฤก้า?นคใจพุดจ่าให้ จ๊ะๆ จ้าจน่า? งเอย??	185	9.14	90.24

ตารางที่ 4.1 แสดงผลการทดสอบระบบการรู้จำอักขระภาษาไทย

4.5 สรุปผลที่ได้จากการทดสอบระบบการรู้จำ

จากผลลัพธ์ที่ได้จากตารางที่ 4.1 นั้นสามารถสรุปได้ดังนี้

4.5.1 เวลาที่ใช้และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยของระบบการรู้จำ เมื่อพิจารณาแต่ละ
พอนต์โดยคำนวณจากผลรวมของจำนวนตัวอักษรที่ถูกต้องในแต่ละขนาด (14, 16 และ 18 พอยต์)
เทียบกับจำนวนตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบ ($3 \times 205 = 615$ ตัวอักษร) ซึ่งข้อมูลที่ใช้ทดสอบเป็น
ชุดข้อมูลฝึก

พจนต์	ผลรวมของจำนวนตัวอักษร ที่ถูกต้องในแต่ละขนาด	เวลาที่ใช้โดย เฉลี่ยต่อตัวอักษร (millisecond)	เปอร์เซ็นต์ ความถูกต้อง
AngsanaUPC	$195 + 198 + 194 = 587$ ตัวอักษร	30.34	95.45
BrowalliaUPC	$192 + 196 + 196 = 584$ ตัวอักษร	28.93	94.96
CordiaUPC	$196 + 197 + 197 = 590$ ตัวอักษร	33.85	95.93
DilleniaUPC	$196 + 195 + 196 = 587$ ตัวอักษร	26.29	95.45
EucrosiaUPC	$197 + 193 + 196 = 586$ ตัวอักษร	28.34	95.28
FreesiaUPC	$196 + 199 + 196 = 591$ ตัวอักษร	28.24	96.10
	ค่าเฉลี่ย	29.33	95.53

ตารางที่ 4.2 แสดงเวลาที่ใช้และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยแยกตามพจนต์

จากตารางที่ 4.2 พบว่าเวลาที่ใช้โดยเฉลี่ยต่อตัวอักษรและเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของข้อมูลภาพในแต่ละพจนต์นั้นมีความใกล้เคียงกัน แต่อย่างไรก็ตามพจนต์ที่ใช้เวลาในการรู้จำน้อยสุดคือ DilleniaUPC แต่ก็มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในระดับต่ำกว่าค่าเฉลี่ย ส่วนเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่สูงสุดคือ FreesiaUPC

4.5.2 เวลาที่ใช้และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยของระบบการรู้จำ เมื่อพิจารณาตามขนาดของตัวอักษรใน 6 พจนต์ ดังแสดงในตารางที่ 4.3

ขนาดตัวอักษร	ผลรวมของจำนวนตัวอักษร ที่ถูกต้องในแต่ละพจนต์	เวลาที่ใช้โดย เฉลี่ยต่อตัวอักษร (millisecond)	เปอร์เซ็นต์ ความ ถูกต้อง
14 พอยท์	$195+192+196+196+197+196 = 1172$ ตัวอักษร	23.85	95.28
16 พอยท์	$198+196+197+195+193+199 = 1178$ ตัวอักษร	28.78	95.77
18 พอยท์	$194+196+197+196+196+196 = 1175$ ตัวอักษร	35.37	95.53
	ค่าเฉลี่ย	29.33	95.53

ตารางที่ 4.3 แสดงเวลาที่ใช้และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยแยกตามขนาดพจนต์

จากตารางที่ 4.3 พบว่าเวลาที่ใช้โดยเฉลี่ยของการรู้จำที่ตัวอักษรซึ่งมีขนาดใหญ่ขึ้นก็จะใช้เวลามากขึ้น แต่สำหรับเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องนั้นที่ขนาด 16 พอยต์มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมากที่สุด

4.5.3 เวลาที่ใช้และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยของระบบการรู้จำ เมื่อพิจารณาตามเอกสารที่มีคุณภาพ (ชุดข้อมูลฝึก) ดังแสดงในตารางที่ 4.4

ประเภทของเอกสาร (ชุดข้อมูลฝึก)	เวลาที่ใช้โดยเฉลี่ยต่อตัว อักษร (millisecond)	เปอร์เซ็นต์ ความถูกต้อง
ไม่มีตัวอักษรติดกัน	20.72	98.48
มีตัวอักษรติดกัน	28.78	98.15
ค่าเฉลี่ย	24.75	98.32

ตารางที่ 4.4 แสดงเวลาที่ใช้และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยแยกประเภทเอกสาร

จากตารางที่ 4.4 พอจะสรุปได้ว่ากรณีที่ภาพตัวอักษรมีตัวที่ติดกัน เช่น ราชบัณฑิตยสถาน และเปรี้ยว นั้นตัวระบบไม่สามารถที่จะทำการ Segmentation ให้ออกมาเป็นแต่ละตัวอักษรได้จึงทำให้ระบบการรู้จำไม่สามารถทำกระบวนการรู้จำจากตัวอักษรที่ติดกันนี้ได้ จึงทำให้ผลลัพธ์ของการรู้จำต่ำลง ซึ่งปัญหาที่เกิดขึ้นนี้ก็ถือเป็นปัญหาสำคัญปัญหาหนึ่งของระบบการรู้จำตัวอักษระภาษาไทย

4.5.4 เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยของระบบการรู้จำ เมื่อพิจารณาตามเอกสารที่มีคุณภาพเทียบกับเอกสารที่ผ่านการพิมพ์จากเครื่องพิมพ์แบบพ่นหมึก (Inkjet Printer) โดยทั้งสองเอกสารนั้นเป็นชุดข้อมูลฝึก ดังแสดงในตารางที่ 4.5

ประเภทของเอกสาร (ชุดข้อมูลฝึก)	เวลาที่ใช้โดยเฉลี่ยต่อตัว อักษร (millisecond)	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
เอกสารคุณภาพ	24.75	98.32
เอกสารที่พิมพ์จากเครื่อง พิมพ์แบบพ่นหมึก	29.32	95.53
ค่าเฉลี่ย	27.04	96.93

ตารางที่ 4.5 แสดงการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องตามประเภทของเอกสาร

จากตารางที่ 4.5 พอจะสรุปได้ว่าประสิทธิภาพโดยรวมของเอกสารที่ผ่านการพิมพ์จากเครื่องพิมพ์แบบพ่นหมึกนั้นให้ประสิทธิภาพที่ต่ำกว่าทั้งนี้เนื่องจากว่า ในการพิมพ์ของเครื่องพิมพ์แบบพ่นหมึกนั้นมักจะมีหยดหมึกที่จะกระจายออกไปยังตำแหน่งข้าง ๆ ของตัวอักษรจึงมีผลทำให้เมื่อทำการสแกนภาพตัวอักษรนี้เข้ามาก็จะทำให้คุณภาพของภาพตัวอักษรที่ได้ต่ำลงไป ซึ่งก็จะมีผลทำให้ประสิทธิภาพของระบบการรู้จำต่ำลงไปด้วยนั่นเอง ดังแสดงดังรูปที่ 4.15 และ รูปที่ 4.16

วิธีการแยกบริษัทยังสามารถเพิ่มโอกาส

รูปที่ 4.15 แสดงภาพตัวอักษรที่ได้จากการสแกนเอกสารที่มีคุณภาพ

“เป็นมนุษย์สุดประเสริฐเลิศคุณค่า

รูปที่ 4.16 แสดงภาพตัวอักษรที่ได้จากการสแกนเอกสารที่พิมพ์จากเครื่องพิมพ์แบบพ่นหมึก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.5.5 เวลาที่ใช้และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยของระบบการรู้จำ เมื่อพิจารณาตามเอกสารที่มีความเอียง โดยที่ข้อมูลที่ใช้ทดสอบนี้เป็นข้อมูลที่เป็นชุดข้อมูลทดสอบ ดังแสดงในตารางที่ 4.6

ประเภทของเอกสาร (ชุดข้อมูลทดสอบ)	เวลาที่ใช้โดยเฉลี่ยต่อตัวอักษร (millisecond)	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
เอกสารเอียงซ้าย	57.85	89.76
เอกสารเอียงขวา	44.59	90.24
ค่าเฉลี่ย	51.22	90.00

ตารางที่ 4.6 แสดงเวลาที่ใช้และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยของเอกสารที่มีความเอียง

จากตารางที่ 4.6 พอจะสรุปได้ว่าการที่เอกสารมีความเอียง เมื่อผ่านกระบวนการปรับความเอียงแล้วอาจทำให้ภาพตัวอักษรที่ได้มี Noise เกิดขึ้น หรือตัวอักษรยังคงมีความเอียงเล็กน้อย ซึ่งส่งผลให้ เวลาที่ใช้ในการรู้จำและ เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องลดลง แต่อย่างไรก็ตาม ค่าเหล่านี้ก็ยังคงสูงกว่าการที่ไม่ได้มีการปรับความเอียงของเอกสารก่อนที่จะมีการรู้จำ

4.5.6 สรุปประสิทธิภาพโดยรวมของระบบที่ได้จากการทดสอบกับตัวอักษรทั้งสิ้น 5724 ตัวอักษร ซึ่งจะใช้เวลาโดยเฉลี่ยต่อตัวอักษรคือ 34.53 Millisecond และ เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง คือ 90.59 เปอร์เซ็นต์ ดังแสดงในตารางที่ 4.7

ประเภทของเอกสาร	เวลาที่ใช้โดยเฉลี่ยต่อตัวอักษร (millisecond)	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
เอกสารคุณภาพ (ชุดข้อมูลฝึก)	24.75	98.32
เอกสารที่พิมพ์จากเครื่องพิมพ์แบบพ่นหมึก (ชุดข้อมูลฝึก)	29.32	95.53
EucrosiaUPC ขนาด 16 พอยท์ (ชุดข้อมูลทดสอบ)	30.10	92.20
FreesiaUPC ขนาด 16 พอยท์ (ชุดข้อมูลทดสอบ)	30.24	91.71
ภาพตัวอักษรที่ฟอนต์ที่ใช้ไม่ได้รับการฝึกมาก่อน (ชุดข้อมูลทดสอบ)	51.76	80.49
เอกสารที่มี Noise (ชุดข้อมูลทดสอบ)	24.29	85.85
เอกสารที่มีความเอียง (ชุดข้อมูลทดสอบ)	51.22	90.00
ค่าเฉลี่ย	34.53	90.59

ตารางที่ 4.7 แสดงเวลาที่ใช้และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยของเอกสารที่มีความเอียง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

5.1 บทสรุปโครงการโดยรวม

ระบบการรู้จำอักขระภาษาไทยที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกพัฒนาขึ้นมานี้มีขั้นตอนการพัฒนาอยู่ 3 ส่วนด้วยกันคือ การตัดแบ่งตัวอักษรออกมทีละตัว (Segmentation), การรู้จำ (Recognition) และ การจัดเรียงตัวอักษร ซึ่งส่วนของการรู้จำนั้นได้ใช้วิธีการของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการเรียนรู้แบบ Backpropagation โดยมีจำนวนของ Layer ทั้งหมด 3 Layer และในแต่ละ Layer นั้นก็จะประกอบด้วยจำนวนของโหนดดังนี้คือ Input layer มีจำนวน 400 โหนด, Hidden layer จำนวน 300 โหนด และ Output layer จำนวน 75 โหนด โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบระบบการรู้จำดังที่ได้แสดงในตารางที่ 4.7 นั้นมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยเฉลี่ยประมาณ 90.59 เปอร์เซ็นต์ พบว่าถ้าหากภาพตัวอักษรที่มี Noise หรือ เป็นตัวอักษรที่ไม่ได้ผ่านการฝึกมาก่อนนั้นก็จะทำให้ได้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องต่ำลงได้ ในทางกลับกันถ้าเป็นภาพตัวอักษรที่ได้รับการฝึกแล้วและเป็นภาพตัวอักษรที่ได้จากสิ่งพิมพ์ที่มีคุณภาพ (มี Noise ต่ำ) ก็จะทำให้ได้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องสูงขึ้นนั่นเอง นอกจากนี้แล้วในการที่จะเพิ่มเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องให้สูงขึ้นนั้นก็จำเป็นที่จะต้องอาศัยวิธีการ Pre-Processing และ Post-Processing เข้ามาช่วยด้วยดังที่จะกล่าวถึงในหัวข้อที่ 5.3 ต่อไป

5.2 ปัญหาและข้อจำกัดในการทำงานของระบบ

5.2.1 ภาพตัวอักษรที่มีคุณภาพต่ำ เช่น เอกสารที่พิมพ์จากเครื่องพิมพ์แบบพ่นหมึก หรือ กรณีที่เอกสารมี Noise เกิดขึ้นมาก จะทำให้ประสิทธิภาพของระบบการรู้จำต่ำลงได้

5.2.2 ระบบไม่สามารถปรับความเอียงของเอกสารได้ ในกรณีที่เอกสารมีความเอียงมาก ๆ

5.2.3 ระบบไม่มีส่วนของการทำ Post-Processing อย่างเช่น ระบบตรวจสอบและแก้ไขคำผิด ที่จะช่วยทำให้เอาต์พุตของระบบมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น

5.2.4 ระบบไม่สามารถที่จะทำการรู้จำภาพของตัวอักษรที่มีการติดกันซึ่งเกิดจาก Noise ระหว่างตัวอักษรมีมากจนส่งผลให้ภาพตัวอักษรแต่ละตัวนั้นสับสนกัน ดังที่ได้แสดงไว้ในหัวข้อ

4.5.3 แล้วนั้น ทั้งนี้เนื่องจากส่วนของการ Segmentation ที่ใช้อยู่ในระบบนั้นไม่สามารถที่จะตัดแยกตัวอักษรที่ติดกันได้จึงส่งผลให้ส่วนของการรู้จำไม่สามารถทำการรู้จำได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.2.5 ระบบยังไม่ได้รับตัวอักษรที่นอกเหนือจากที่ได้แสดงไว้ในตารางที่ 3.1 ซึ่งยังคงขาดตัวอักษรที่เป็นตัวเลขไทยและอารบิก, ตัวอักษรในภาษาต่างประเทศ เช่นภาษาอังกฤษ เป็นต้น

5.2.6 ในกรณีที่ภาพเอกสารที่นำเข้าสู่ระบบการรู้จำแล้วได้ผลลัพธ์ออกมามีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องต่ำ ถึงแม้ภาพเอกสารนั้น ๆ จะมี Noise ที่ต่ำมาก ก็อาจเกิดจากสาเหตุที่ว่า ส่วนของระบบโครงข่ายประสาทเทียมไม่มีรูปแบบของตัวอักษร (Pattern) แบบนั้นอยู่ในฐานข้อมูลก็ได้ ซึ่งทางแก้แนวทางหนึ่งก็คือ จะต้องทำการสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพิ่มเติมเพื่อให้ระบบจะมีความรู้ในรูปแบบของตัวอักษรนั้น ๆ เพิ่มขึ้น แต่อย่างไรก็ตามการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมให้รู้จักรูปแบบของตัวอักษรมากเกินไปมากเกินไป หรือ ตัวอักษรที่ได้รับการฝึกแล้วนั้นมีความคล้ายกันมากเกินไป เช่น “ค”, “ด”, “ต” หรือ “ก”, “ภ”, “จ” หรือ “ฎ”, “ฏ” เป็นต้น ก็จะส่งผลทำให้ประสิทธิภาพของการรู้จำต่ำลงได้เช่นเดียวกัน

5.2.7 ระบบยังไม่สามารถรู้จำเอกสารที่มีเนื้อข้อความขีดเส้นใต้, รูปภาพได้ อย่างไรก็ตามในการใช้งานนั้นผู้ใช้สามารถที่จะเลือกเฉพาะส่วนของข้อความที่จะใช้ในการรู้จำได้

5.2.8 ระบบยังไม่สามารถทำการรู้จำในลักษณะของ Batch ได้ กล่าวคือไม่สามารถที่จะกำหนดกลุ่มของข้อมูลรูปภาพ แล้วสั่งให้ระบบทำการรู้จำในที่เดียว

5.2.9 ระบบยังไม่สามารถทำการบันทึกเอกสารที่ได้จากการรู้จำแล้ว (Text File) ให้อยู่ในรูปแบบของเอกสารประเภทอื่น ๆ ได้ เช่น Microsoft Word (*.doc), Microsoft Excel (*.xls) เป็นต้น

5.3 ข้อเสนอแนะสำหรับแนวทางในการพัฒนาระบบการรู้จำอักษรภาษาไทยต่อไป

5.3.1 ควรที่จะเพิ่มส่วนของการทำ Pre-Processing ให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น อย่างเช่นระบบการขจัด Noise ที่เกิดขึ้นในหน้าเอกสาร, ระบบ Segmentation ที่สามารถแบ่งแยกตัวอักษรที่ติดกันได้, ระบบที่สามารถทำการเชื่อมตัวอักษรที่ขาดจากกันได้ และ ระบบที่สามารถแยกส่วนของรูปภาพและข้อความออกจากกันได้โดยอัตโนมัติ

5.3.2 เพิ่มเติมส่วนของการทำ Post-Processing อย่างเช่น ระบบตรวจสอบและแก้ไขคำผิด เป็นต้น

5.3.3 ในกรณีที่ภาพเอกสารที่นำเข้าสู่ระบบการรู้จำแล้วได้ผลลัพธ์ออกมามีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องต่ำ ถึงแม้ภาพเอกสารนั้น ๆ จะมี Noise ที่ต่ำมาก ก็อาจเกิดจากสาเหตุที่ว่า ส่วนของระบบโครงข่ายประสาทเทียมไม่มีรูปแบบของตัวอักษรแบบนั้นอยู่ในฐานข้อมูลก็ได้ ความรู้ที่ได้รับมาแล้วระบบ

5.3.4 เพิ่มเติมให้ระบบสามารถทำการรู้จำแบบ Batch เพื่ออำนวยความสะดวกให้ผู้ใช้สามารถสั่งให้ระบบทำการรู้จำเพียงครั้งเดียวกับกลุ่มของรูปภาพเอกสาร

5.3.5 เพิ่มเติมให้ระบบสามารถเชื่อมโยง (Port) ไปยังระบบอื่น ๆ เพื่อให้เกิดประโยชน์มากขึ้น อย่างเช่นเชื่อมโยงไปยังระบบสังเคราะห์เสียงพูด เพื่อช่วยทำให้คนตาบอดสามารถเข้าใจเนื้อหาในเอกสารที่เป็นกระดาษได้โดยไม่ต้องอาศัยบุคคลอื่นอ่านให้ฟัง เป็นต้น



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

- ชม กัมปาน. 2529. “การรู้จำรูปแบบอักษรพิมพ์ภาษาไทยของคอมพิวเตอร์.” วิทยานิพนธ์
วิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
เดชา รัตนธาร. 2538. “การรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยใช้เทคนิคแบบพีชชีโลจิก และ วิธีชิน
แทกติก.” วิทยานิพนธ์มหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
ทวี เปรมรัตนชัย. 2539. “การรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยวิธีโครงข่ายนิเวรอนแบบแบคพรอบพา
เกชั่น.” วิทยานิพนธ์มหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสาร
สนเทศ, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
มนลดา บุญสุวรรณ. 2535. “ระบบออฟไลน์สำหรับการรู้จำตัวพิมพ์อักษรไทยหลายรูปแบบ.”
วิทยานิพนธ์มหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
วัฒนพ ดันฤดี. 2533. “ระบบการรับรู้ลายมือเขียนอักษรไทย.” วิทยานิพนธ์มหาบัณฑิต ภาควิชา
วิศวกรรมไฟฟ้า, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
ศุภกร รัตนปราการ. 2542. “การแยกสระและวรรณยุกต์ระดับบนต่างออกจากสายอักขระตัวพิมพ์
ไทย.” วิทยานิพนธ์มหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสาร
สนเทศ, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
ศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ. 2543. โอซีอาร์: จากภาพสู่ข้อความ.
กรุงเทพฯ : ไพรลาชน มีเดีย.
อัญชลี วานิชทวีวัฒน์. 2540. “การจดจำอักขระภาษาไทยตัวพิมพ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ
เซลล์ฟออร์แกนไนซิงแมปซ.” วิทยานิพนธ์มหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์
และเทคโนโลยีสารสนเทศ, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
Freeman, A. James and Skapura, M. David 1992. **Neural Network Algorithms, Applications
and Programming Techniques.** : Addison-Wesley.
Fröhlich Jochen. 1996. **Neural Networks with Java.** [Online]. Available :
[Http://rffs8012.fh-regensburg.de/~saj39122/jfroehl/diplom/e-index.html](http://rffs8012.fh-regensburg.de/~saj39122/jfroehl/diplom/e-index.html).
Lu, Y. 1995. “Machine Printed Character Segmentation An Overview.” **Pattern Recognition.**
28(1) : 67-80

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม (ต่อ)

Pegasus Software. 2000. **SmartScan Xpress ICR 3.0**. [Online]. Available :

[Http://www.pegasustools.com](http://www.pegasustools.com).

Schalkoff Robert. 1992. **Pattern Recognition Statistical Structural And Neural**

Approaches. : John Wiley & Sons.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อผู้เขียน

นายสุรชัย สงวนวงศ์ทอง

วัน เดือน ปีเกิด

วันที่ 30 กรกฎาคม 2519

สถานที่เกิด

จังหวัดฉะเชิงเทรา

วุฒิการศึกษาระดับปริญญาตรี

วิทยาศาสตรบัณฑิต

สถานที่สำเร็จการศึกษา

สาขาวิชาคณิตศาสตร์ประยุกต์

ปีที่สำเร็จการศึกษา

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
2541