

การจดจำอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยโครงข่ายประสาทเทียม  
แบบจำลองอะแดปทีฟรีโซแนนซ์เทียม

PRINTED THAI CHARACTER RECOGNITION USING  
ART NEURAL NETWORK MODEL



เพ็ญพรรณ ใช้อวดเจริญ

PENPUN CHAIHAUDJAROEN

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

๑  
๗๖  
๒๕๕๑

เลขหม.....

เลขทะเบียน..... 31029

วัน, เดือน, ปี..... ๒๕๕๑

พ.ศ. 2541

ISBN 974-622-167-1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**PRINTED THAI CHARACTER RECOGNITION BY  
ADAPTIVE RESONANCE THEORY NEURAL NETWORK**



**THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT  
OF THE REQUIREMENTS FOR THE DEGREE  
MASTER OF SCIENCE IN COMPUTER SCIENCE  
AND INFORMATION TECHNOLOGY  
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES  
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

**1998**

**ISBN 974-622-167-1**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



**COPYRIGHT 1998**

**SCHOOL OF GRADUATE STUDIES**

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

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การจดจำอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบจำลองอะแคปทีฟรีโซแนนซ์เทียบ
นักศึกษา	นางสาวเพ็ญพรรณ ไข้วคเจริญ
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	ผศ.ดร.บุญธีร์ เครือตราฐ
หลักสูตร	วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต
สาขาวิชา	สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ
พ.ศ.	2541

### บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้เป็นการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมอะแคปทีฟรีโซแนนซ์เทียบ (ART) โดยนำมาประยุกต์ในงานจดจำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทย และได้ทำการปรับปรุงแบบจำลองในส่วนของการเรียนรู้ และการเปลี่ยน Threshold เพื่อลดเวลาในขั้นตอนของการเรียนรู้ และลดความผิดพลาดในการจดจำตัวอักษร งานวิจัยนี้ได้แสดงให้เห็นถึงปัญหาและวิธีการแก้ไขโครงสร้างของ ART เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการรู้จำ งานวิจัยนี้ได้ทำการฝึกสอนโครงข่ายด้วยตัวอักษรภาษาไทย 75 แบบ แบบละ 20 ตัว และทำการทดสอบด้วยตัวอักษรภาษาไทย 75 แบบ แบบละ 200 ตัว รวมทั้งหมด 15,000 ตัว ซึ่งพิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ โดยใช้ฟอนต์อักษรขนาด 12 จุดต่อนิ้ว จะได้ผลความถูกต้องประมาณ 99.13% ใช้เวลาในการฝึก 20 นาที และจำนวนรอบในการฝึก 6 รอบ

**Thesis Title** Printed Thai Character Recognition using ART  
Neural Network Model

**Student** Miss Penpun Chaihuadjaroen

**Thesis Advisor** Assist.Prof.Dr. Boontee Kruatrachue

**Degree** Master of Science Program in Computer Science and  
Information Technology

**Year** 1998

### ABSTRACT

This research presents an application of ART neural network model on Thai printed character recognition. To reduce the training time and the percentage error of recognition, the original ART model is modified. Additionally, the comparison between ART , Self-Organizing Maps, Back Propagation and CPN in terms of training time, number of node used and reconition efficiency is reported. This improveing ART model is obtained by training 6 times with 1,500 characters of 75 Thai Character patterns. With 15,000 samples of 75 different Thai character pattern of 12 point Angsana UPC font, the percent recognition of this model is 99.13%. The overall training time is 20 minutes.

## กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณ ดร.บุญธีร์ เครือตราฐ อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์เป็นอย่างสูง ที่ได้ให้คำปรึกษาตลอดจนให้คำแนะนำต่างๆ รวมทั้งให้กำลังใจในการทำวิทยานิพนธ์จนสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอขอบคุณ เพื่อนๆ รุ่นพี่ และรุ่นน้องทุกๆคนที่ได้ให้ความช่วยเหลือและเป็นกำลังใจตลอดมา และขอขอบคุณภาควิชาอิเล็กทรอนิกส์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานครที่ได้เอื้อเฟื้ออุปกรณ์ และเครื่องคอมพิวเตอร์ในช่วงเวลาที่ทำการวิจัย

ขอขอบคุณคุณจักรภพ วิศวกุล ที่ได้ช่วยเหลือทางด้านอุปกรณ์ และให้กำลังใจแก่ผู้วิจัยมาตลอด รวมทั้งช่วยแนะนำวิธีการแก้ไขปัญหาในบางจุดที่ผู้วิจัยติดปัญหานั้น

สุดท้ายขอขอบพระคุณ บิดา-มารดา พี่สาวและน้องสาวของข้าพเจ้าที่ได้คอยเป็นกำลังใจให้ข้าพเจ้าตลอดมา

เพ็ญพรรณ ไร่ชาวดเจริญ

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย .....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ .....	II
กิตติกรรมประกาศ .....	III
สารบัญ .....	IV
สารบัญตาราง .....	VI
สารบัญภาพ .....	VII
อภิธานศัพท์.....	IX
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาของงานวิจัย.....	1
1.2 ผลงานวิจัยที่ผ่านมา.....	3
1.3 แนวทางของวิทยานิพนธ์.....	4
1.4 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....	4
1.5 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์.....	4
บทที่ 2 ทฤษฎีเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทเทียม.....	6
2.1 ทฤษฎีเซตประสาทเบื้องต้น.....	7
2.2 ตัวแบบของเซตประสาทเทียม.....	8
2.3 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม.....	12
2.4 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม.....	13
2.5 การแบ่งแบบเชิงเส้น.....	14
บทที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ ART.....	18
3.1 ทฤษฎีของ ART.....	18

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.2 โครงสร้างของโครงข่าย ART.....	19
3.2 การปรับค่าน้ำหนักของ ART.....	20
3.3 อัลกอริทึมที่ 1 ใช้ฝึกสอน ART.....	22
3.4 Supplemental Units.....	24
3.5 การทดลองใช้ ART เรียนรู้ตัวอักษรภาษาไทย.....	26
3.6 ผลการทดลอง.....	27
3.7 ปัญหาและการปรับปรุงเพื่อนำ ART มาใช้แยกตัวอักษรภาษาไทย.....	28
บทที่ 4 ARTS และปัญหาของ ARTS ที่ใช้ในการจดจำอักษรพิมพ์ภาษาไทย.....	29
4.1 อัลกอริทึมที่ใช้สอน ARTS.....	29
4.2 การทดลองแยกภาษาไทยโดยใช้ ARTS.....	31
4.3 ปัญหาการใช้ ARTS แยกตัวอักษรภาษาไทย.....	35
4.4 การใช้ค่าเทรสโฮลด์แก้ปัญหา ARTS.....	36
4.5 อัลกอริทึมที่ใช้สอน ARTS แบบมีการปรับเปลี่ยนค่า $\rho$ .....	36
บทที่ 5 ผลการทดลองใช้ค่าเทรสโฮลด์แก้ปัญหา ARTS.....	39
บทที่ 6 บทสรุปและแนวทางการพัฒนาในอนาคต.....	54
6.1 สรุปผลการทดลอง.....	54
6.2 แนวทางการพัฒนาในอนาคต.....	55
6.2.1 การเปลี่ยนวิธีหาค่า ratio.....	55
6.2.2 การเรียงลำดับ ratio.....	57
6.3 บรรณานุกรม.....	58
6.4 ภาคผนวก.....	59
6.5 ภาคผนวก ก บทความทางวิชาการ.....	60

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
6.6 ภาคผนวก ข ตัวโปรแกรมของระบบการรู้จำ.....	70
6.7 ประวัติผู้เขียน.....	94



## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 แสดงการเรียนผิด โหนด ซึ่งเป็นผลของการฝึกตัวอักษรไทยโดยใช้ ART.....	26
4.1 ประสิทธิภาพจำกัดสอบโดยใช้ ARTS .....	31
4.2 แสดงตัวอักษรที่แยกแยะผิด โดยใช้ ARTS .....	33
4.3 แสดงการเรียงลำดับของโหนดชนะของตัวอักษรเลข 1.....	34
5.1 แสดงประสิทธิภาพจำกัดสอบโดยใช้ ARTS ทดสอบกับตัวอักษรที่สแกนจาก เครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง 100 % .....	40
5.2 แสดงจำนวนอักษรที่แยกแยะผิด โดยใช้ ARTS .....	41
15,000 ตัว ทดสอบกับตัวอักษรที่สแกนจากกระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่อง	
5.3 แสดงค่า $p$ ของ โหนดทั้งหมด ซึ่งเป็นผลที่ได้จากการฝึก.....	43
5.4 แสดงการเรียงลำดับของโหนดชนะของตัวอักษร 11.....	44
5.5 แสดงการเรียงลำดับของโหนดชนะของตัวอักษร 14.....	47
5.6 ประสิทธิภาพการจำกัดสอบกับตัวอักษรที่ถ่ายเอกสารจากการคานที่พิมพ์ ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง 50 % โดยใช้การปรับเปลี่ยนค่า $p$ .....	49
5.7 ประสิทธิภาพการจำกัดสอบกับตัวอักษรที่ถ่ายเอกสารจากกระดาษที่พิมพ์ ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง 100 % โดยใช้การปรับเปลี่ยนค่า $p$ .....	50
5.8 ประสิทธิภาพการจำกัดสอบกับตัวอักษรที่ถ่ายเอกสาร จากกระดาษถ่าย เอกสารความสว่าง 50 % โดยใช้การปรับเปลี่ยนค่า $p$ .....	51
5.9 เปรียบเทียบแบบจำลองชนิดต่างๆ ที่นำมาใช้ในการรู้จำตัวอักษรไทย ใน ด้านจำนวนโหนดที่ใช้, เวลาที่ใช้ในการฝึกโครงข่าย, เวลาที่ใช้ในการ แยกแยะตัวอักษรต่อ 1 ตัว และประสิทธิภาพในการรู้จำ.....	52
5.10 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองชนิดต่างๆ ในการแยกแยะตัว อักษรไทย โดยข้อมูลที่มีความชัดเจนแตกต่างกัน.....	53

## สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
1.1 แสดงการทำงานของเครื่องอ่านตัวอักษรด้วยแสง.....	2
2.1 แสดงลักษณะของเซลล์ประสาททางชีววิทยา.....	8
2.2 แสดงตัวแบบของเซลล์ประสาทเทียม.....	9
2.3 แสดงลักษณะของ Binary Step โดยใช้ค่า Threshold.....	10
2.4 แสดงลักษณะของ Binary Sigmoid.....	11
2.5 แสดงลักษณะของ Bipolar Sigmoid.....	11
2.6 แสดงตัวอย่างของโครงข่ายแบบชั้นเดียว.....	12
2.7 แสดงตัวอย่างของโครงข่ายแบบหลายชั้น.....	13
2.8 แสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลเชิงเรขาคณิตของตัวอย่างเพอร์เซพตรอน.....	15
2.9 แสดงกราฟเส้นแบ่งของเขตที่ได้จากสอนเพอร์เซพตรอน.....	16
2.10 (a) แสดงปัญหาของ XOR.....	16
2.10 (b) แสดงการเพิ่มชั้นของเพอร์เซพตรอน.....	17
2.10 (c) แสดงเส้นแบ่งที่ได้จากสอนรูปที่ 2.10(a).....	17
3.1 สถาปัตยกรรมของ ART.....	18
3.2 (a) แสดงการเรียนรู้อักษร ค ของชุดน้ำหนักร t.....	21
3.2 (b) แสดงชุดน้ำหนักร b ของ ART Node ซึ่งเก็บ pattern ของตัวอักษร ค.....	21
3.3 (c) แสดงชุดน้ำหนักรใหม่เมื่อผ่านการเรียนรู้.....	22
3.4 แสดงการทำงานของ Supplemental Unit (G1,G2).....	24
3.5 แสดงตัวอักษรที่มีความคล้ายคลึงกันมากคือ คดคค.....	28
3.6 แสดงการเรียนรู้ตัวอักษร ค โดยใช้ ART.....	29
4.1 ผลจากการฝึกโหนดของตัวอักษร ค โดยใช้ ARTS.....	32
4.2 แสดงอินพุตตัวอักษร 1 และ โหนดชนะของตัวอักษรเลข ๖ และจุดที่ intersect.....	35
5.1 แสดงโหนดของตัวอักษร ก.....	40

## สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
5.2 แสดงโหนด $\Gamma$ และ $\Gamma'$ ซึ่งเป็นโหนดลำดับที่ 84, 240 และ 85, 179 .....	42
5.3 แสดงอินพุท $\Gamma_1$ และ โหนดชนะของตัวอักษร $\Gamma$ ลำดับที่ 85 และจุดที่ intersect .....	45
5.4 แสดงอินพุท $\Gamma_1$ และ โหนดชนะของตัวอักษร $\Gamma'$ ลำดับที่ 179 และจุดที่ intersect .....	46
5.5 อินพุท $\Gamma_{14}$ และ โหนดชนะของตัวอักษร $\Gamma$ ลำดับที่ 84 และจุดที่ intersect .....	48
6.1 แสดงโหนดชนะคือตัวอักษร $\Gamma$ และอินพุทคือตัวอักษร $\Gamma$ .....	49



## อภิธานศัพท์

Adaline	เซลล์ประสาทเทียมชนิดหนึ่งซึ่งถูกพัฒนาโดย Bernard Winrow ในปี 1960
ART network	โครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาโดยใช้ทฤษฎี adaptive resonance โดย Carpenter และ Grossberg
Self-Organizing Map (SOM) network	โครงข่ายประสาทเทียมชนิดหนึ่งซึ่งพัฒนาโดย Teuvo Kohonen ซึ่งในการสอนโครงข่ายจะไม่มีเป้าหมายให้กับโครงข่าย
Perceptron	โครงข่ายชนิดมีเพียงชั้นเดียว และสามารถแก้ปัญหาได้เพียงปัญหาที่เป็นแบบเชิงเส้นเท่านั้น (linear separability)



# บทที่ 1

## บทนำ

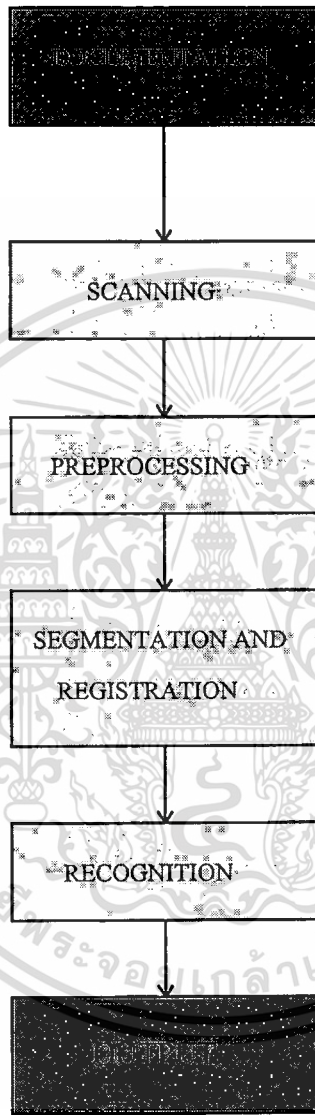
### 1.1 ความเป็นมาของงานวิจัย

ปัจจุบันคอมพิวเตอร์ได้เข้ามามีบทบาทที่สำคัญในชีวิตประจำวันมากขึ้นเรื่อยๆ เทคโนโลยีทางด้านนี้ได้มีการแข่งขันและพัฒนาไปอย่างรวดเร็วทั้งทางฮาร์ดแวร์ และซอฟต์แวร์ ซึ่งงานส่วนใหญ่ที่ใช้คอมพิวเตอร์คืองานจัดเก็บข้อมูล เพื่อนำข้อมูลไปประมวลผล หรือการจัดเก็บข้อมูลเพื่อนำไปใช้ต่อไป

ได้มีการศึกษาและทำการวิจัยเกี่ยวกับความพยายามในการสอนหรือฝึกสอนให้คอมพิวเตอร์มีความสามารถหรือมีความรู้ในการพิจารณาแยกแยะอักขรต่างๆ ให้ถูกต้องกันอย่างมากมายทั้งในและต่างประเทศ โดยได้มีการเรียนรู้และสร้างทฤษฎีของการรู้จำตัวอักษร ซึ่งในแต่ละวิธีก็จะมีเหมาะสมกับปัญหาที่เกิดขึ้นเฉพาะด้าน โดยสามารถแบ่งวิธีการรู้จำได้โดยการพิจารณาลักษณะอักขรในรูปแบบที่แตกต่างกัน เช่นการรู้จำอักขรตัวพิมพ์และการรู้จำอักขรลายมือเขียน หรืออาจแบ่งโดยการพิจารณาจากวิธีในการรู้จำตัวอักษรโดยวิธีการซ้อนทับกัน (Matching) การรู้จำตัวอักษรโดยวิธีการพิจารณาโครงสร้างทางกายภาพของตัวอักษร ซึ่งแต่ละวิธีก็มีขีดความสามารถของการเรียนรู้จำที่แตกต่างกันไป

เครื่องอ่านตัวอักษรด้วยแสง (Optical Character Reader) เป็นอุปกรณ์หนึ่ง ซึ่งช่วยให้การจัดเก็บข้อมูลตัวอักษรลงในคอมพิวเตอร์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ และรวดเร็วมากขึ้น โดยมีหลักการทำงานดังรูปที่ 1.1 คือ การฉายแสงลงบนแผ่นกระดาษแล้วนำปริมาณแสงที่สะท้อนกลับมาเปลี่ยนเป็นสัญญาณไฟฟ้าและสัญญาณไฟฟ้าจะถูกนำไปเปลี่ยนเป็นรหัสข้อมูลทาง digital แล้วนำไปเก็บไว้ในหน่วยความจำของคอมพิวเตอร์ เพื่อส่งผลให้คอมพิวเตอร์ทำการวิเคราะห์ต่อไปว่าเป็นตัวอักษรอะไร

รูปที่ 1.1 แสดงการทำงานของเครื่องอ่านตัวอักษรด้วยแสง



ในต่างประเทศมีการวิจัยระบบรู้จำตัวอักษรภาษาต่างๆมากมาย แต่วิธีต่างๆที่มีการประยุกต์ใช้ในภาษาต่างประเทศ ก็จะเหมาะสมกับคุณลักษณะของภาษานั้นๆ โดยเฉพาะ ยังไม่สามารถนำวิธีการเดียวกันนั้นมาใช้ในการจดจำอักษรภาษาไทยได้โดยตรงทันที จึงมีการศึกษาวิจัยให้คอมพิวเตอร์สามารถที่จะรับรู้และเข้าใจตัวอักษรภาษาไทยกันอย่างกว้างขวาง ซึ่งงานวิจัยเหล่านี้ล้วนเป็นแนวทางในการพัฒนาระบบให้ดียิ่งๆขึ้นไป งานวิจัยที่เสนอในวิทยานิพนธ์นี้จึงเน้นการปรับปรุงและพัฒนาประสิทธิภาพให้คอมพิวเตอร์สามารถแยกแยะและจดจำตัวอักษรให้ถูกต้อง ลด

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่บนสื่อออนไลน์  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ความผิดพลาดในการจดจำตัวอักษรและลดเวลาในขั้นตอนของการเรียนรู้โดยการนำโครงข่ายประสาทเทียมแบบจำลองอะแดปทีฟรีโซแนนซ์เทียรี (Adaptive Resonance Theory Neural Network) มาประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหา

## 1.2 ผลงานวิจัยที่ผ่านมา

1. ผลงานวิจัยของนายทวี เปรมรัตน์ชัย , รศ. ดร. ชม กิมปาน และศศ.ดร.บุญธีร์ เครือตราฐ <sup>[5]</sup> เรื่องการรู้จำอักขระตัวพิมพ์ภาษาไทยด้วยวิธีโครงข่ายนิเวรอนแบบแบคพรอบพาเกชั่น เสนอการฝึกสอนโครงข่ายนิเวรอนด้วยอัลกอริทึมแบบแบคพรอบพาเกชั่น โดย รับข้อมูลจากตัวอักษรที่สแกนจากเครื่องสแกนภาพและนำข้อมูลนั้นมาผ่าน โปรแกรมแปลงภาพไฟล์กราฟฟิกไปเป็นไบนารีไฟล์ จากนั้นจะผ่านโปรแกรมแยกอักขระเพื่อนำมาใช้เป็นข้อมูลอินพุทของโปรแกรมนิเวรอนที่ใช้ฝึก และทำการทดสอบประสิทธิภาพการรู้จำ

2. ผลงานวิจัยของนายอภิรักษ์ จิรายุสกุล และ ศศ.ดร.บุญธีร์ เครือตราฐ <sup>[7]</sup> เรื่องการวิเคราะห์ตัวพิมพ์อักษรภาษาไทยโดยใช้ CPN โดยนำเสนอการนำโครงข่ายประสาทเทียม Counterpropagation Network(CPN) มาประยุกต์ใช้ในการจดจำตัวอักษรภาษาไทย และได้มีการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างหลักของ CPN 2 ส่วน คือส่วนวิธีการเรียนรู้โดยใช้วิธีการแยกสอนด้วยข้อมูลทีละกลุ่ม ส่วนที่ 2 คือให้โครงสร้างชั้นในของคอมเพทิทิฟมีความสามารถในการเพิ่มจำนวนโหนด และทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมและทดสอบประสิทธิภาพการรู้จำ

3. ผลงานวิจัยของนางสาวอัญชลี วานิชทวีวัฒน์ และศศ.ดร. บุญธีร์ เครือตราฐ <sup>[6]</sup> เรื่องการจดจำอักขระภาษาไทยตัวพิมพ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบเซลฟี่ออร์แกนไนซิงแมปส์ โดยนำเสนอการนำโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Self-Organizing Maps (SOM) และ Adaptive Self-Organizing Map มาประยุกต์ใช้ในการจดจำตัวอักษรภาษาไทย และได้มีการปรับเปลี่ยนโครงสร้างบางส่วน เพื่อให้เหมาะสมในการจดจำตัวอักษรภาษาไทย และทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมและทดสอบประสิทธิภาพการรู้จำ

### 1.3 แนวทางของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทย โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม อะแดปทีฟรีโซแนนซ์เทียรี(ART) ซึ่งเป็นวิธีที่ง่ายและการฝึกโครงข่ายใช้เวลา น้อยมาก หลักการของโครงข่ายจะทำการเรียนรู้ในลักษณะที่ไม่มีผู้ฝึกสอน (Unsupervised Learning) โดยขณะทำการฝึกตัวโครงข่ายจะทำการปรับตัวเอง สร้างค่าน้ำหนักเพื่อประเมินว่าค่า อินพุทที่เข้ามานั้นควรจะแยกแยะให้อยู่ในกลุ่มใด และนำความรู้จากค่าน้ำหนักที่เกิดจากการฝึกมา ใช้ในการแยกแยะอินพุทในการใช้งานต่อไป งานวิจัยนี้ ได้ทำการปรับปรุงโครงสร้างของอัลกอริทึม ในส่วนของการเรียนรู้ คือเปลี่ยนวิธีการเรียนรู้ให้อยู่ในรูปแบบของการเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอน (Supervised Learning) และทำการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างในส่วนการปรับค่า Threshold เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจดจำ ลดจำนวนโหนด และลดระยะเวลาในการฝึกโครงข่าย

### 1.4 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. เพื่อศึกษาแนวทางการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการวิเคราะห์ตัวอักษรภาษาไทย
2. เพื่อศึกษาคุณสมบัติและขั้นตอนการนำ ART มาประยุกต์ใช้งาน
3. เพื่อศึกษาปัญหาที่เกิดขึ้นจากการนำตัวแบบ ART มาใช้ในการวิเคราะห์ภาษาไทย และหาแนวทางการแก้ปัญหาที่เกิดขึ้น
4. เพื่อศึกษาประสิทธิภาพในการแยกแยะตัวอักษรภาษาไทยของ ART

### 1.5 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์

งานวิจัยในวิทยานิพนธ์นี้ได้เน้นวิจัยเฉพาะ ส่วนของการวิเคราะห์ตัวอักษรภาษาไทย โดยนำเอาโครงข่ายประสาทเทียมแบบจำลอง Adaptive Resonance Theory มาประยุกต์ใช้ในการงานจดจำภาษาไทย แบ่งโครงสร้างวิทยานิพนธ์ออกเป็น 6 ส่วน คือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2 กล่าวถึงทฤษฎีเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทเทียม โดยอธิบายลักษณะการทำงานของสมองมนุษย์ และอธิบายถึงลักษณะการเรียนรู้และความสามารถในการจดจำของโครงข่ายประสาทเทียม

บทที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ ART อธิบายถึงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมของ ART วิธีการปรับค่าน้ำหนัก และอัลกอริทึมที่ใช้ในการฝึกสอน และทดลองนำ ART มาใช้ในการเรียนรู้ตัวอักษรภาษาไทย แสดงผลการทดลอง ตลอดจนปัญหา และแนวทางในการแก้ไขปัญหา ซึ่งแนวทางในการแก้ไขปัญหาคือการปรับเปลี่ยนวิธีการเรียนรู้จากวิธีการเรียนรู้ในลักษณะที่ไม่มีผู้ฝึกสอน (Unsupervised learning) เป็นการเรียนรู้ในลักษณะที่มีผู้ฝึกสอน(Supervised learning)

บทที่ 4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ ARTS อธิบายถึงวิธีการเปลี่ยนโครงสร้างของอัลกอริทึมของ ART ให้การเรียนรู้ในลักษณะที่มีผู้ฝึกสอน(Supervised learning) เรียกวิธีนี้ว่า ARTS และทดลองนำ ARTS มาใช้ในการเรียนรู้ตัวอักษรภาษาไทย และแสดงผลการทดลอง ตลอดจนแสดงให้เห็นถึงปัญหา และแนวทางในการแก้ไขปัญหา ซึ่งแนวทางในการแก้ไขปัญหาคือการนำ ARTS มาปรับเปลี่ยนวิธีการปรับค่า  $\rho$

บทที่ 5 กล่าวถึงผลการทดลองใช้ค่าเทรสโฮลด์แก้ปัญหา ARTS ในการแยกแยะตัวอักษรภาษาไทย และแสดงให้เห็นผลการเปรียบเทียบระหว่างการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบจำลองชนิดต่างๆ ในด้านประสิทธิภาพการรู้จำและ จำนวนโหนดที่ใช้

บทที่ 6 สรุปผลและแนวทางในการพัฒนาในอนาคต

## บทที่ 2

### ทฤษฎีเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทเทียม

ปัจจุบันคอมพิวเตอร์ได้เข้ามามีบทบาทในการทำงานเป็นอย่างมาก ซึ่งงานบางอย่างคอมพิวเตอร์จะสามารถทำได้รวดเร็วกว่ามนุษย์หลายเท่า ตัวอย่างงานเช่น การจัดการด้านฐานข้อมูล, การควบคุมเครื่องจักรกล, งานประมวลผลการคำนวณเป็นต้น แม้ว่าคอมพิวเตอร์มีความสามารถในการประมวลผลได้สูงและถูกนำไปใช้ในงานหลายๆด้านได้เป็นอย่างดี แต่งานบางอย่างที่ทำด้วยคอมพิวเตอร์เมื่อนำผลมาเปรียบเทียบกับมนุษย์แล้ว มนุษย์สามารถทำงานได้ดีกว่าและเร็วกว่ามาก เช่นการจดจำหน้าภาพหน้าคน การจดจำเสียง ซึ่งถ้าเป็นคอมพิวเตอร์แล้วอาจจะไม่สามารถจดจำได้ อีกทั้งเวลาที่ใช้ในการประมวลผลก็ใช้เวลานานมากด้วย

ความแตกต่างระหว่างมนุษย์และคอมพิวเตอร์ในการทำงานจากตัวอย่างที่กล่าวข้างต้น เนื่องจากสมองมนุษย์มีความแตกต่างจากคอมพิวเตอร์ กล่าวคือสมองมนุษย์ประกอบด้วยเซลล์ประสาทจำนวนมากมาเชื่อมต่อกัน ซึ่งเซลล์เหล่านี้ทำหน้าที่เป็นหน่วยประมวลผลให้กับสมองมนุษย์ การส่งสัญญาณของเซลล์ประสาทระหว่างเซลล์หนึ่งสู่อีกเซลล์หนึ่งใช้เวลาเร็วมากคือประมาณสิบล้านล้านวินาที ซึ่งรูปแบบการส่งสัญญาณทำในลักษณะขนานกัน และวิธีการแก้ปัญหาของสมองมนุษย์ใช้ประสบการณ์ที่เกิดจากการเรียนรู้ในครั้งอดีตนำมาวิเคราะห์เพื่อแก้ปัญหาต่างๆ ขณะที่สถาปัตยกรรมของคอมพิวเตอร์ประกอบด้วยหน่วยประมวลผลเพียงหน่วยเดียว และการทำงานใช้ชุดคำสั่งสั่งงานเป็นแบบลำดับขั้น อีกทั้งวิธีการแก้ปัญหานั้นจะต้องทราบลำดับขั้นตอนการทำงานที่แน่นอนของปัญหานั้น

ดังนั้น เมื่อเราต้องการให้คอมพิวเตอร์สามารถจัดการกับปัญหาในลักษณะที่กล่าวข้างต้น จึงได้มีการนำสถาปัตยกรรมของสมองมนุษย์มาเป็นตัวแบบในการประมวลผลด้วยคอมพิวเตอร์ ซึ่งเรียกว่า Artificial Neural Systems หรือ โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยหน่วยประมวลผลแบบง่าย ๆ จำนวนมหาศาลที่เชื่อมต่อกันซึ่งเรียกหน่วยนี้ว่า นิวรอน (Neurons) เซล (Cell) หรือ โหนด (Nodes) และเรียกส่วนที่เชื่อมต่อกันระหว่างโหนดนี้ว่า ส่วนเชื่อมต่อ (Interconnection) ส่วนเชื่อมต่อจะเก็บความรู้ ซึ่งใช้ในการแก้ปัญหาต่างๆ ของโครงข่าย ซึ่งความรู้ที่ใช้ในการปัญหานั้นจะได้อาจมาจากการเรียนรู้ตัวอย่างของปัญหา เราสามารถเปรียบเทียบโครงข่ายประสาทเทียมกับสมองมนุษย์ได้ในแง่ของการเก็บข้อมูลต่างๆ ในรูปของแพตเทิร์นของส่วนเชื่อมต่อ (Pattern of Interconnections) และลักษณะการแก้ปัญหาด้วยวิธีการเรียนรู้ตัวอย่างซึ่งเทียบได้กับการสะสมประสบการณ์ของมนุษย์

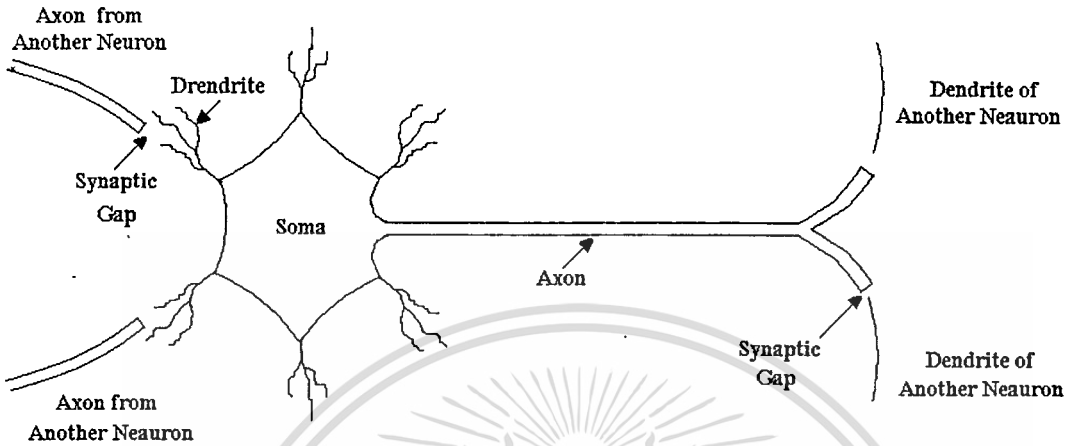
โครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกนำมาประยุกต์ในงานด้านต่างๆ หลายด้าน เช่น การเก็บข้อมูล (Storing), การเรียกข้อมูลมาใช้งาน (Recall data) และ การแบ่งกลุ่มแพตเทิร์นที่มีลักษณะเหมือนกัน (pattern Classification) เป็นต้น โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณสมบัติซึ่งเรียกว่า Generalization กล่าวคือ โครงข่ายสามารถวิเคราะห์หรือสร้างคำตอบสำหรับปัญหาซึ่งมีลักษณะที่เหมือนหรือคล้ายกับตัวอย่างที่นำมาสอนได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยที่ปัญหานั้นไม่เคยถูกนำมาสอนให้กับโครงข่ายเลย

## 2.1 ทฤษฎีเซลล์ประสาทเบื้องต้น

ระบบประสาทมนุษย์ประกอบด้วยเซลล์ประสาทประมาณ  $10^{11}$  เซล และมีการเชื่อมต่อกันระหว่างเซลล์ประมาณ  $10^{15}$  จุด ลักษณะเซลล์ประสาททางชีวภาพประกอบด้วย 3 ส่วนหลักคือ เดนไดร์ (Dendrites), โซมา (Soma) หรือตัวเซลล์ (Cell body) และแอกซอน (Axon) ส่วนที่เชื่อมระหว่างตัวเซลล์กับแอกซอนของเซลล์อื่นๆ ที่อยู่รอบๆ ข้างเรียกว่า ไชแนปส์ (Synapse) โดยตัวเดนไดร์จะรับสัญญาณจากเซลล์ประสาทที่อยู่รอบๆ ข้างผ่านทางไชแนปส์ ด้วยปฏิกิริยาทางเคมี ซึ่งสัญญาณที่เข้ามาคือ ประจุอิเล็กตรอนโดยปฏิกิริยาเคมีที่เกิดขึ้นจะทำการปรับเปลี่ยนความถี่ของสัญญาณที่เข้ามา ตัวเซลล์ทำหน้าที่รวมสัญญาณที่เข้ามาแล้วทำการส่งสัญญาณออกให้กับแอกซอนเพื่อผ่านต่อไปให้กับเซลล์อื่นๆ ซึ่งสัญญาณที่ออกจากตัวเซลล์มีลักษณะเป็นแบบสัญญาณกระตุ้นให้กับเซลล์อื่น กล่าวคือ ถ้าค่าสัญญาณที่ส่งออกจากตัวเซลล์มีจำนวน 100 ครั้งต่อวินาทีถือว่าค่าสัญญาณที่ส่งออกเป็นสถานะการกระตุ้น (Fire) โดยทั่วไปเราสนใจสัญญาณที่ออกจากเซลล์ประสาทในรูปของสถานะการกระตุ้นและไม่กระตุ้น (Not Fire) ให้กับเซลล์ที่อยู่รอบข้างมากกว่าสนใจเงื่อนไขที่เกี่ยวข้องที่ทำให้เซลล์ประสาทเกิดสถานะนี้ขึ้นมา รูปที่ 2.1 แสดงลักษณะของเซลล์ประสาททางชีววิทยา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## รูปที่ 2.1 แสดงลักษณะของเซลล์ทางประสาทชีววิทยา

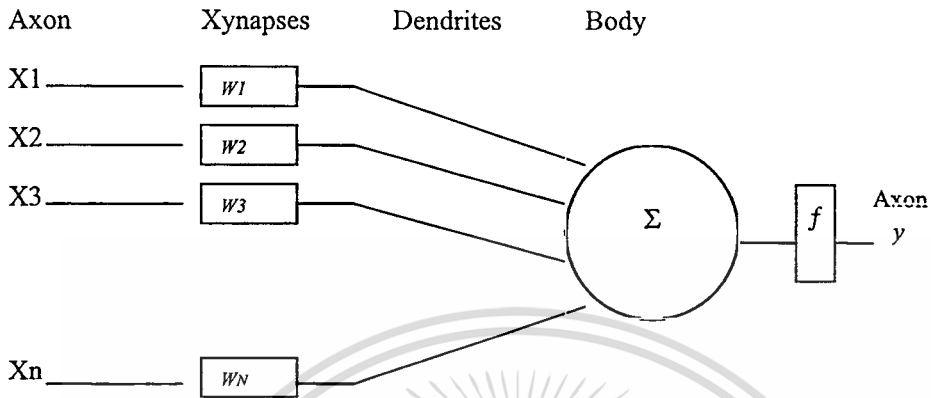


แสดงลักษณะของนิวรอนเซลล์ (Neural Cell) ของเซลล์ประสาท

## 2.2 ตัวแบบของเซลล์ประสาทเทียม (Artificial Neural Model)

ตัวเซลล์ประสาทเทียมที่ใช้ใน Artificial Neural Network มีคุณลักษณะพื้นฐานเหมือนกับเซลล์ประสาททางชีววิทยา รูปที่ 2.1 แสดงลักษณะของตัวแบบเซลล์ประสาทเทียมที่ใช้กันโดยทั่วไป ซึ่งใช้พื้นฐานจากตัวแบบที่เสนอโดย MCCulloch และ Pitt ในปี 1943 จากรูปที่ 2.2 เซลล์ประสาทเทียมรับสัญญาณ  $X_1-X_n$  จากเซลล์รอบข้าง โดยไซแนปส์หรือส่วนเชื่อมต่อการทำการปรับเปลี่ยนหรือถ่วงน้ำหนักค่าสัญญาณที่เข้ามาด้วย  $w_1-w_n$  สมการที่ 2.1 แสดงการหาค่าผลรวมสัญญาณที่เข้าสู่เซลล์ประสาทเทียม โหนดที่ 1 ซึ่งเรียกว่าค่า Net Input และ  $Y$  คือค่าสัญญาณที่ออกจากเซลล์ประสาทเทียม ซึ่งจะปรากฏที่แอกซอน โดยค่าสัญญาณนี้จะส่งผ่านทางฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function)  $f()$  ซึ่งฟังก์ชันนี้ทำหน้าที่เลือกผ่านค่าสัญญาณให้กับแอกซอน โดยจะทำการย่อขนาดของผลรวมสัญญาณที่ออกจากตัวเซลล์ให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 แต่ในบางครั้งอาจไม่มีการใช้ฟังก์ชันการกระตุ้นก็ได้ สมการที่ 2.2 แสดงการหาค่าฟังก์ชันกระตุ้นของสมการที่ 2.1

## รูปที่ 2.2 แสดงตัวแบบของเซลล์ประสาทเทียม



$$\text{net}_i = \sum x_j w_{ij} \quad \dots\dots\dots (2.1)$$

$$y_i = f_i(\text{net}_i) \quad , i = 1, 2, \dots, m \quad \dots\dots\dots (2.2)$$

- โดยที่  $x_j$  : ค่าสัญญาณลำดับที่  $j$  ที่เข้าสู่เซลล์ประสาทเทียมโหนดที่  $i$   
 $w_{ij}$  : ค่าน้ำหนักสัญญาณลำดับที่  $j$  ที่เข้าสู่เซลล์ประสาทเทียมโหนดที่  $i$   
 $\text{net}_i$  : ค่า Net Input ของเซลล์ประสาทเทียมโหนดที่  $i$   
 $f_i()$  : ฟังก์ชันกระตุ้นของเซลล์ประสาทเทียมโหนดที่  $i$   
 $y_i$  : ค่าสัญญาณที่ออกจากเซลล์ประสาทเทียมโหนดที่  $i$   
 $m$  : จำนวนเซลล์ประสาทเทียมของโครงข่าย

ค่าของส่วนเชื่อมต่อของเซลล์ประสาทเทียมอาจมีค่าเป็นบวก ลบ หรือศูนย์ก็ได้ ดังนั้นในการปรับแต่งค่าสัญญาณที่เข้าสู่เซลล์ประสาทด้วยค่าน้ำหนักของส่วนเชื่อมต่อ ถ้าข้อมูลที่เข้าสู่เซลล์ประสาทเทียมมีค่าเป็นบวก และค่าของส่วนเชื่อมต่อเป็นบวกด้วยก็จะก่อให้เกิดสภาพเสริมกัน (Excitatory) และถ้าค่าของส่วนเชื่อมต่อมีค่าเป็นลบ ก็จะลดค่าความเข้มของข้อมูลที่เข้ามานั้น ส่วนในกรณีที่ค่าของส่วนเชื่อมต่อเท่ากับศูนย์หมายถึง ส่วนเชื่อมต่อตรงส่วนนั้น ไม่มีการทำงาน

ค่าผลลัพธ์ที่ได้จากฟังก์ชันกระตุ้นนี้ทำให้เซลล์ประสาทเทียมมีลักษณะเหมือนกับเซลล์ประสาททางชีววิทยา กล่าวคือค่าผลลัพธ์ที่ได้จากฟังก์ชันกระตุ้นเป็นค่าที่อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ถ้าค่าเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สัญญาณที่ออกจากเซลล์ประสาททางชีววิทยามีลักษณะเป็นสถานะของการกระตุ้นเราจะสามารถแทนความหมายสถานะการกระตุ้นของเซลล์ประสาทด้วยค่า 1 และการไม่กระตุ้น 0 รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้นที่นิยมใช้มีดังต่อไปนี้

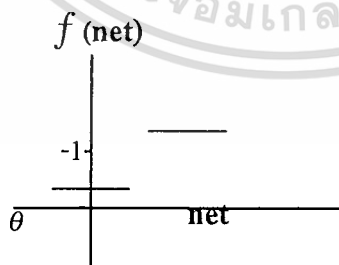
**1. Step Function** ฟังก์ชันนี้นิยมใช้ในโครงข่ายแบบชั้นเดียว (Single Layer) ซึ่งใช้ในการแปลงค่า Net Input ที่อยู่ในรูปของค่าต่อเนื่องให้อยู่ในรูปของไบนารี (Binary) คือ 1 และ 0 หรือไบโพลาร์ (Bipolar) คือ 1 และ -1 ฟังก์ชันนี้จะใช้ค่าเทรชโฮลด์ (Threshold)  $\theta$  ในการกำหนดการแปลงค่า ซึ่งเรียกฟังก์ชันนี้ว่า Threshold Function หรือ Heavisde Function ตัวอย่างโครงข่ายที่ใช้ฟังก์ชันนี้ได้แก่ Adaline สมการที่ 2.3 แสดงสมการของ Threshold Function

$$f(\text{net}) = \begin{cases} 1 & \text{if } \text{net} \geq \theta \\ 0 & \text{if } \text{net} < \theta \end{cases} \quad (2.3)$$

โดยที่ net : ค่า Net Input ที่ของเซลล์ประสาทเทียม

$\theta$  : ค่าเทรชโฮลด์ที่ใช้ในการแปลงค่าของเซลล์ประสาทเทียม

รูปที่ 2.3 แสดงลักษณะของ Binary Step โดยใช้ค่า Threshold



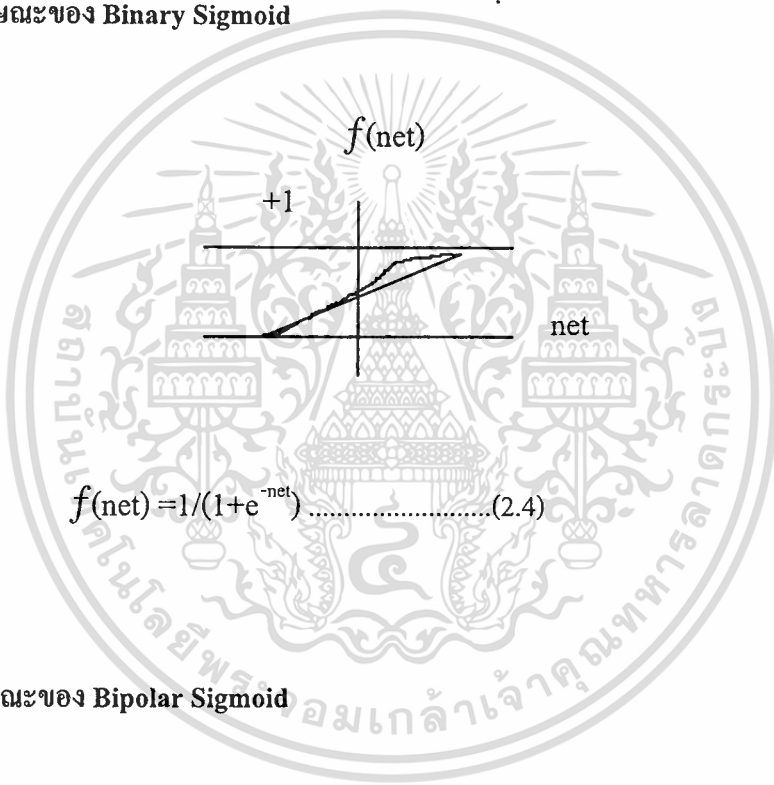
**2. Sigmoid Function** (S-shaped curves) ฟังก์ชันนี้ปกติแล้วนิยมนำมาใช้ในการแปลงค่า

Net Input ให้อยู่ในรูปของช่วง 0 ถึง 1 ซึ่งเรียกว่า Binary Sigmoid ฟังก์ชัน หรืออยู่ในช่วง -1 ถึง 1 เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

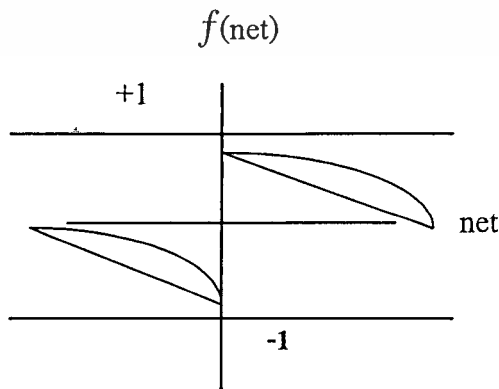
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ซึ่งเรียกว่า Bipolar Sigmoid ฟังก์ชันที่นำมาใช้ในการแปลงค่าเป็น Sigmoid Function โดยทั่วไปแล้ว Logistic Function และ Hyperbolic Tangent Function แสดงในสมการที่ 2.4 และ 2.5 ตามลำดับ ซึ่งฟังก์ชันเหล่านี้มีประโยชน์อย่างมากในการสอนโครงข่ายแบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Network) รูปที่ 5 และ 6 แสดงตัวอย่างของ Binary Sigmoid และ Bipolar Sigmoid ด้วย Logistic Function และ Hyperbolic Tangent Function ตามลำดับ

รูปที่ 2.4 แสดงลักษณะของ Binary Sigmoid



รูปที่ 2.5 แสดงลักษณะของ Bipolar Sigmoid



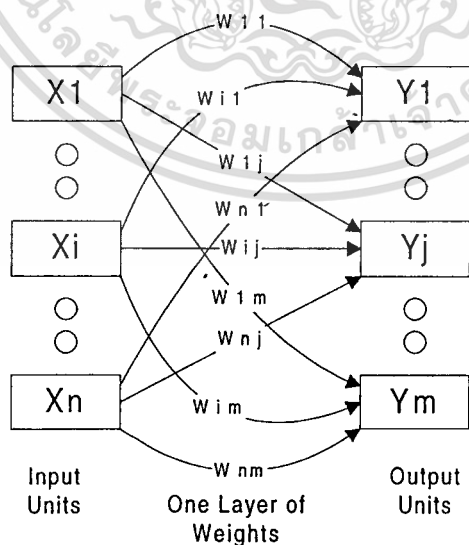
$$f(\text{net}) = (e^{\text{net}} - e^{-\text{net}}) / (e^{\text{net}} + e^{-\text{net}}) \dots\dots\dots(2.5)$$

โดยที่  $\text{net}$  ออกส ค่า Net Input ที่ของเซลล์ประสาทที่เทียม ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.3 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network Architecture)

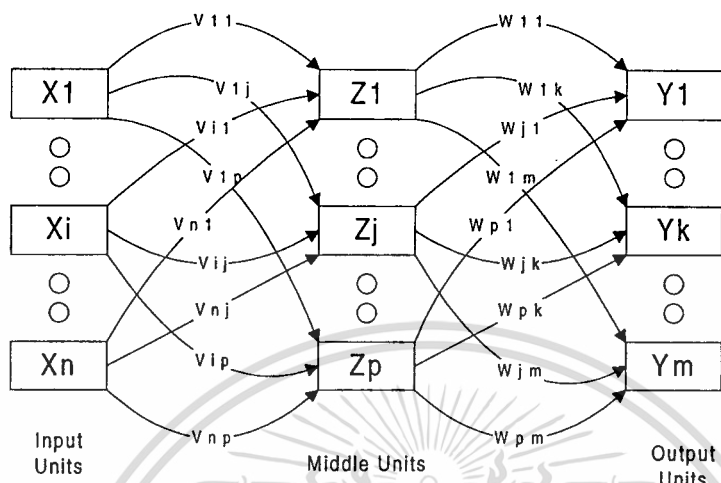
โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยเซลล์ประสาทเทียมหรือโหนดจำนวนมาก ที่เชื่อมต่อกัน ซึ่งการเชื่อมต่อจะแบ่งออกเป็นกลุ่มย่อยเรียกว่า ชั้น (Layer) โดยทั่วไปแล้ว แบ่งออกเป็น 2 แบบคือ โครงข่ายแบบชั้นเดียว (Single Layer) และโครงข่ายแบบหลายชั้น (Multilayer) การกำหนดจำนวนชั้นของโครงข่ายนี้ส่วนที่เป็นหน่วยรับข้อมูลเข้า (Input Unit) จะไม่ถูกนับด้วยเนื่องจากเป็นส่วนที่ไม่มีการคำนวณ (หนังสือบางเล่มถือว่าหน่วยข้อมูลเข้านี้เป็นชั้นของโครงข่ายด้วย) ดังนั้นเราอาจกล่าวได้ว่าจำนวนชั้นของโครงข่ายคือ จำนวนชั้นของส่วนเชื่อมต่อที่ถูกถ่วงน้ำหนัก โดยปกติแล้ว โครงข่ายแบบหลายชั้นสามารถแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนได้ดีกว่าโครงข่ายแบบชั้นเดียว และในบางปัญหานั้นไม่สามารถแก้ปัญหาด้วยโครงข่ายแบบชั้นเดียวได้ รูปที่ 2.6 แสดงลักษณะการต่อของโครงข่ายชั้นเดียว ซึ่งตัวแบบที่สถาปัตยกรรมแบบนี้ได้แก่ BAM, Hopfield ส่วนรูปที่ 2.7 แสดงสถาปัตยกรรมแบบหลายชั้นซึ่งตัวแบบได้แก่ Backpropagation, Self Organizing Maps, Counterpropagation

รูปที่ 2.6 แสดงตัวอย่างของโครงข่ายแบบชั้นเดียว



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 2.7 แสดงตัวอย่างของโครงข่ายแบบหลายชั้น



## 2.4 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยเซลล์ประสาทหลายๆเซลล์ ทำงานร่วมกันเพื่อแก้ปัญหาต่างๆ โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกฝึกให้เรียนรู้จากตัวอย่างเพื่อจะได้มีความรู้ที่จะนำไปแก้ปัญหาคือต่อไป แบบจำลองต่างๆ จะมีขั้นตอนในการฝึกที่แตกต่างกัน การฝึกโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งตามลักษณะของการเรียนรู้ได้ 2 ประเภทคือ

1. การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) ข้อมูลจะต้องประกอบด้วยตัวอย่างข้อมูลที่เราต้องการสอน และผลลัพธ์ที่เราต้องการให้โครงข่ายสร้างเมื่อมีการนำข้อมูลเข้าในลักษณะเดียวกันมาเป็นข้อมูลเข้า (Input) ขณะสอน โครงข่ายชนิดนี้จะกำหนดค่าผลลัพธ์เป้าหมายให้กับข้อมูลเข้าแต่ละตัว โครงข่ายจะนำค่าที่ผิดพลาดที่ได้จากการคำนวณโครงข่ายกับผลลัพธ์ที่ต้องการให้โครงข่ายสร้างนั้นมาเป็นค่าน้ำหนัก เพื่อปรับให้ได้ค่าข้อมูลออกตรงตามผลลัพธ์เป้าหมายที่ต้องการ ตัวอย่างแบบจำลองนี้เช่น Backpropagation, Adaline, Perceptron

2. การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) จะสอนโครงข่ายด้วยการป้อนแบบข้อมูลเข้าอย่างต่อเนื่องเพียงอย่างเดียว โดยไม่มีการส่งค่าผลลัพธ์เป้าหมายให้กับข้อมูลเข้าแต่ละตัว การปรับค่าน้ำหนักใช้ข้อมูลที่นำมาสอนเป็นตัวปรับค่า โดยค่าน้ำหนักจะปรับตามกลุ่มที่ข้อมูลเข้า

มีรูปแบบคล้ายๆ กัน ตัวอย่างแบบจำลองนี้เช่น Counterpropagation (CPN) และ Adaptive Resonance Theory Neural Network (ART)

การวิจัยในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเป็นแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ART ซึ่งมีโครงสร้างแบบ มัลติเลเยอร์ (Multilayer) ซึ่งมีรูปแบบในการเรียนรู้แบบ Unsupervised Learning และใช้อัลกอริทึมแบบคลัสเตอร์ นำมาทดสอบการรู้จำตัวอักษรภาษาไทย และได้ทำการเปลี่ยนแปลงโครงสร้าง โดยเปลี่ยนรูปแบบการเรียนรู้ให้เป็นแบบ Supervised และเปลี่ยนขั้นตอนของการเพิ่มและลดขนาดของ Threshold ในช่วงของการฝึก

## 2.5 การแบ่งแบบเชิงเส้น (Linear Separability)

ปกติทั่วไปแล้ว ผลลัพธ์ที่ออกจากเซลล์ประสาทเทียมเราต้องการคำตอบในรูปแบบของตรรกศาสตร์ คือใช่หรือไม่ใช่ กล่าวคือคำตอบใช่เมื่อข้อมูลที่เข้าสู่เซลล์ประสาทเทียมเป็นสมาชิกของกลุ่มนั้น และไม่ใช่เมื่อข้อมูลนั้นไม่ได้เป็นสมาชิก ซึ่งเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้จากเซลล์ประสาทเทียมคือ 1 และ -1 (0) การที่เราต้องการให้โครงข่ายสร้างคำตอบในลักษณะนี้ต้องใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบ Step Function เนื่องจากผลลัพธ์ที่ออกจากฟังก์ชันนี้มีสองสถานะเช่นกัน

จากตัวอย่างการสอนเพอร์เซปตรอนข้างต้น เราสามารถแสดงความสัมพันธ์ของกลุ่มข้อมูลที่นำมาฝึกสอนด้วยกราฟรูปที่ 2.8 โดยจุดค่าแสดงเวกเตอร์ (1,1) ซึ่งให้ผลลัพธ์คือ 1 และจุดขาว แสดงเวกเตอร์ (1,-1), (-1,1) และ (-1,-1) ซึ่งให้ผลลัพธ์ -1 ซึ่งจากตัวอย่างนี้สามารถเขียนสมการหาค่า Net Input ได้ดังสมการที่ 2.6

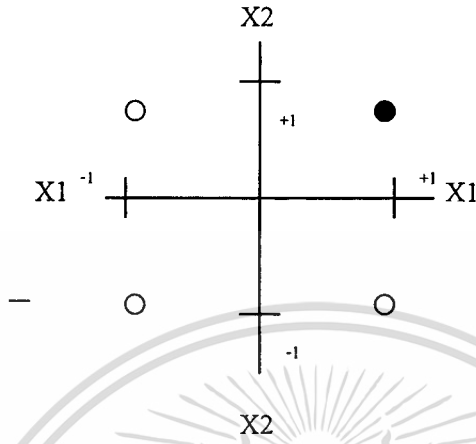
$$\text{net} = \sum x_i w_i - w_0 \quad \text{เมื่อ } x_0 \text{ เท่ากับ } -1 \dots\dots\dots(2.6)$$

โดยที่

$$f(\text{net}) = +1 \text{ ถ้า } \text{net} \geq 0 \\ = -1 \text{ ถ้า } \text{net} < 0$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 2.8 แสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลเชิงเรขาคณิตของตัวอย่างเพอร์เซปตรอน



และเรียกขอบเขตระหว่างพื้นที่  $f(\text{net}) > 0$  และ  $f(\text{net}) < 0$  ว่าขอบเขตการตัดสินใจ (Decision Boundary) ซึ่งเราสามารถหาเส้นแบ่งได้จากสมการที่ 2.7

$$\sum_{i=1}^n x_i w_i - w_0 \dots\dots\dots(2.7)$$

ซึ่งสมการที่ 2.7 เป็นสมการเส้นตรง (line) เพลน (plane) หรือ ไฮเปอร์เพลน (Hyperplane)

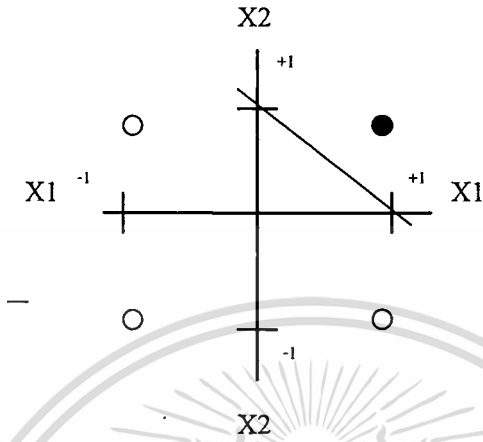
เนื่องจากข้อมูลที่เข้าสู่เพอร์เซปตรอนมีลักษณะเป็นคู่คือ  $(x_1, x_2)$  และค่าน้ำหนักที่ได้จากการสอนครั้งสุดท้ายคือ  $w_0 = 1$ ,  $w_1 = 1$  และ  $w_2 = 1$  เมื่อนำมาแทนค่าในสมการของเส้นขอบเขตการตัดสินใจแสดงได้ดังสมการ 2.8 นี้

$$x_1 + x_2 = 1 \dots\dots\dots(2.8)$$

จากการแทนค่าสมการของเส้นแบ่งขอบเขตการตัดสินใจข้างบนเมื่อนำมาวาดเส้นตรงแสดงดังรูปที่ 2.9 จากรูปที่ 2.9 จะเห็นว่าเส้นตรงนั้นสามารถแบ่งขอบเขตระหว่างข้อมูลทั้งสองกลุ่มได้ ซึ่งเราเรียกลักษณะแบ่งแบบนี้ว่า การแบ่งแบบเชิงเส้น (Linear Separability)

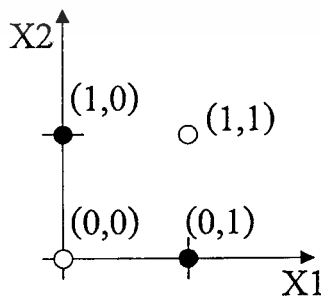
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 2.9 กราฟเส้นแบ่งขอบเขตที่ได้จากสอนเพอร์เซปตรอน



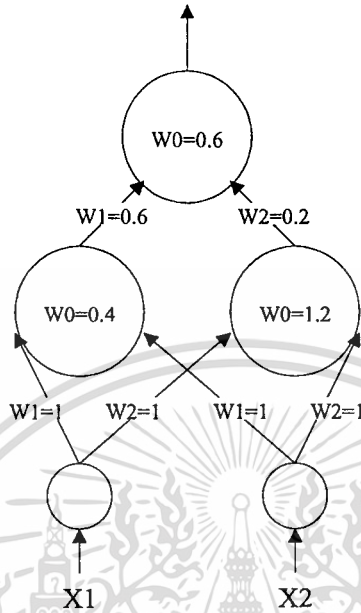
จากตัวอย่างปัญหาของเพอร์เซปตรอนข้างต้นเป็นการทำโอเปอร์เรชัน (Operation) AND ซึ่งมีลักษณะเป็นแบบเชิงเส้น แต่กรณีที่ลักษณะของปัญหาเป็นแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear) เช่น XOR แสดงดังกราฟรูปที่ 2.10(a) ซึ่งเพอร์เซปตรอนไม่สามารถแก้ปัญหานี้ได้ ดังนั้นเพื่อให้สามารถแก้ปัญหานี้ได้จึงมีการเพิ่มชั้นของโครงข่ายแสดงดังรูปที่ 2.10(b) รูปที่ 2.10(c) แสดงเส้นแบ่งที่ได้จากการสอนเพอร์เซปตรอนที่เพิ่มชั้นเพื่อใช้แยกข้อมูลปัญหา XOR

รูปที่ 2.10(a) แสดงกราฟของปัญหา XOR

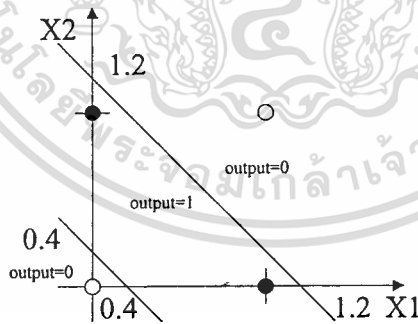


รูปที่ 2.10(b) แสดงการเพิ่มขึ้นของเพอร์เซปตรอน

1



รูปที่ 2.10(c) แสดงเส้นแบ่งที่ได้จากสอนรูปที่ 2.10(a)



แสดงการแก้ปัญหาของ XOR ด้วยเพอร์เซปตรอนที่เพิ่มขึ้น

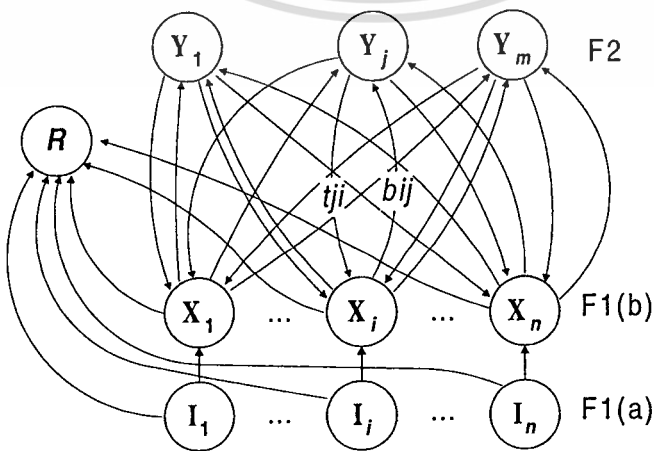
# บทที่ 3

## โครงข่ายประสาทเทียมแบบ ART

### 3.1 ทฤษฎีของ ART

โครงข่ายประสาทเทียมอะแดปทีฟโรเซนซ์เทียร์ หรือ ART ถูกพัฒนาขึ้นโดย Carpenter และ Grossberg ART เป็นแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างแบบมัลติเลเยอร์ (multilayer) ประกอบด้วย อินพุทเลเยอร์ F1(a), อินเตอร์เฟสเลเยอร์ F1(b) และคลัสเตอร์เลเยอร์ F2 รูปแบบในการเรียนรู้เป็นแบบการเรียนรู้โดยไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning) และใช้อัลกอริทึมแบบคลัสเตอร์ โครงข่าย ART มีข้อดีคือใช้เวลาในการฝึกโครงข่ายน้อย และไม่มีปัญหาในเรื่อง local minima และ memory washout [1]

รูปที่ 3.1 สถาปัตยกรรมของ ART



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.2 โครงสร้างของโครงข่าย ART

แบบจำลอง ART ได้พัฒนาเป็น 2 ประเภทคือ แบบจำลอง ART ซึ่งรับค่าอินพุทเป็นค่าไบนารี(ARTI) และแบบจำลองที่รับค่าอินพุทในลักษณะ continuous value (ARTII) งานวิจัยนี้ได้ใช้ ART ตัวแบบแรกซึ่งเป็นแบบจำลองที่รับค่าอินพุทไบนารี ART มีโครงสร้างที่สำคัญ 3 ส่วนแสดงดังรูปที่ 1 คือ เลเยอร์ F1, เลเยอร์ F2 และหน่วย R ซึ่งเป็น Threshold ทำหน้าที่ตัดสินใจค่าอินพุทที่เข้ามาควรจะถูกยู่ไหนใด ซึ่งเป็นค่าที่ user สามารถกำหนดได้ตามความเหมาะสม

เลเยอร์ F1 ประกอบด้วย 2 เลเยอร์ย่อยคืออินพุทเลเยอร์ F1(a) และอินเตอร์เฟสเลเยอร์ F1(b) F1(a) รับข้อมูลเป็นไบนารี มีค่า 0,1 และส่งข้อมูลไปให้ F1(b) ระหว่างเลเยอร์ F1 และ F2 จะมีค่าน้ำหนักที่ใช้เชื่อมต่ออยู่ 2 ชุด คือชุดน้ำหนัก b (bottom-up weight) และ t (top-down weight) ชุดน้ำหนัก b จะเชื่อมอย่างทั่วถึงระหว่าง เลเยอร์F1(b) และ F2 ส่วนชุดน้ำหนัก t จะเชื่อมอย่างทั่วถึงระหว่างชั้น F2 และ F1(b) การตัดสินใจไหนใดควรเป็นไหนที่จะเรียนรู้ ทำได้โดยการหาโหนดขณะดังสมการที่ 3.1

$$Y_j = \sum_{i=1}^n b_{ij}I_i \dots\dots\dots (3.1)$$

$$Y_j = \text{Max } Y_j \dots\dots\dots (3.2)$$

เมื่อได้โหนดชนะ J ที่มีค่า  $Y_j$  มากที่สุดแล้ว การหาโหนดที่จะใช้ฝึก(โหนดเรียน) ต้องพิจารณาความคล้ายของอินพุท I ที่เข้ามาฝึกกับค่าน้ำหนักของโหนดชนะที่ได้ฝึกไว้แล้ว การวัดความคล้ายทำโดยใช้น้ำหนัก  $t_{ji}$  ค่าน้ำหนัก  $t_{ji}$  จะใช้เก็บค่าจุดที่ซ้ำกันระหว่างอินพุทใหม่ที่เข้ามาฝึก กับอินพุทเดิมที่ได้ฝึกไว้แล้ว ดังนั้น ความคล้ายของโหนดกับอินพุท สามารถวัดได้โดยการหาส่วนจุดซ้ำระหว่าง  $t_{ji}$  กับอินพุท  $I_i$  และนับจำนวนว่ามีจุดซ้ำกี่จุด แล้วจึงนำมา normalize กับขนาดของอินพุทที่มีค่าเป็น 1 เรียกว่า ratio

$$\text{ratio} = \sum_{i=1}^n t_{ji}I_i / \sum_{i=1}^n I_i \text{ ที่ } I_i \text{ เป็น } 1 \dots\dots\dots (3.3)$$

โหนดที่จะเรียนรู้ต้องมีความคล้ายมากกว่าหรือเท่ากับ  $\rho$  ในกรณีที่โหนดชนะมีค่าความคล้ายน้อยกว่าค่า  $\rho$  จะทำการหาค่าโหนดชนะใหม่โดยนำค่า  $Y_j$  ที่มีค่าสูงสุดรองลงไปมาเป็นโหนดชนะ และ

ทดสอบความคล้ายจนกว่าจะพบโหนดที่มีความคล้ายเกินค่า  $\rho$  และทำการปรับน้ำหนักดังสมการที่ 3.4-3.7

$$X_i = t_{ji} * I_i \quad \dots\dots\dots (3.4)$$

$$\|X\| = \sum_{i=1}^n t_{ji} * I_i \quad \dots\dots\dots (3.5)$$

$$t_{ji} = X_i \quad \dots\dots\dots (3.6)$$

$$b_{ij} = L * X_i / (L-1+\|X\|) \quad \dots\dots\dots (3.7)$$

กรณีที่ไม่มีโหนดดังกล่าวก็จะทำการสร้างโหนดใหม่เก็บ Pattern I และให้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นของ  $t_{ji}$  เป็นค่าอินพุต  $I_i$  และ initial weight  $b_{ij}$  ดังสมการที่ 3.8 และ 3.9

$$t_{ji} \text{ (NEW)} = I_i \quad \dots\dots\dots (3.8)$$

$$b_{ij} \text{ (NEW)} = L * I_i / (L-1 + \sum_{i=1}^n I_i) \quad \dots\dots\dots (3.9)$$

### 3.3 การปรับค่าน้ำหนักของ ART

ART มีชุดน้ำหนัก 2 ชุดคือ  $b$  และ  $t$  การปรับชุดน้ำหนักของ  $t$  และ  $b$  จะปรับน้ำหนักเฉพาะจุดที่ซ้ำกัน (Intersection) ระหว่าง  $t_{ji}$  กับค่าของอินพุต  $X_i$  โดยจุดที่จุดซ้ำของชุดน้ำหนัก  $t$  จะให้ค่าเป็น 1 และจุดที่ไม่ซ้ำจะให้ค่าเป็น 0 ดังรูปที่ 3.2 ส่วนชุดน้ำหนัก  $b$  จุดซ้ำจะให้ค่าน้ำหนักดังสมการที่ (3.7) และค่า 0 สำหรับจุดที่ไม่ซ้ำ จากตัวอย่างดังรูปที่ 3.2 ค่าน้ำหนักใหม่ของ  $b_{ij}$  กำหนดได้ดังนี้

$L$  คือค่าพารามิเตอร์ = 2

$X_i$  คือจุดที่ intersect กันระหว่างจุดของอินพุต  $I$  กับจุดของโหนดเรียน  $J = 0$  หรือ 1

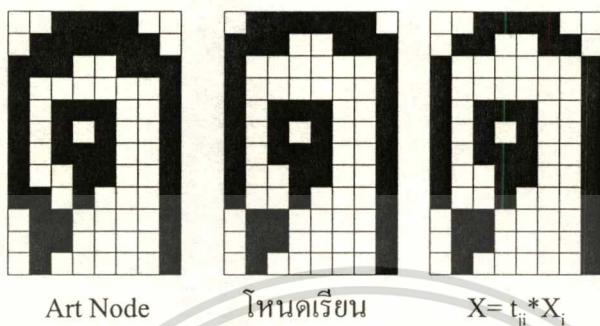
$\|X\|$  คือจำนวนจุดที่ intersect กันระหว่างจุดของอินพุต  $I$  กับจุดของโหนดเรียน  $J = 41$

$$b_{ij} = L * X_i / (L-1+\|X\|)$$

$$b_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{ขึ้นกับว่าเป็นจุดซ้ำหรือไม่} \\ 0.047 & \end{cases}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 3.2(a) แสดงการเรียนรู้ตัวอักษร ด ของชุดน้ำหนัก t



- \*\* สีขาวคือค่า 0
- \*\* สีดำคือค่า 1

จะเห็นว่าการปรับค่าน้ำหนักใหม่ของ b จะไม่สนใจค่าน้ำหนักเดิม แต่ค่าจะเปลี่ยนแปลงขึ้นกับจำนวนจุดซ้ำ ระหว่างอินพุตกับ โหนดเรียน ค่าน้ำหนักของ b จะน้อยเมื่อจำนวนจุดซ้ำมาก แต่จะมีค่ามากถ้าจำนวนจุดซ้ำน้อย ดังรูปที่ 3.2(b) ผลจากการการปรับค่าน้ำหนักในลักษณะนี้จะทำให้ pattern ที่เรียนรู้ในรอบแรกซึ่งตกที่โหนดหนึ่ง อาจจะไปตกที่โหนดอื่นได้ในรอบถัดไป

รูปที่ 3.2(b) แสดงชุดน้ำหนัก b ของART Node ซึ่งเก็บ pattern ของตัวอักษร ด

0	0	0.0400	0.0400	0.0400	0.0400	0	0
0	0.0400	0.0400	0.0400	0.0400	0.0400	0.0400	0
0.0400	0.0400	0.0400	0	0	0.0400	0.0400	0.0400
0.0400	0	0	0	0	0	0	0.0400
0.0400	0	0.0400	0.0400	0.0400	0	0	0.0400
0.0400	0	0.0400	0	0.0400	0	0	0.0400
0.0400	0	0.0400	0.0400	0.0400	0	0	0.0400
0.0400	0	0	0.0400	0.0400	0	0	0.0400
0.0400	0.0400	0	0.0400	0.0400	0	0	0.0400
0	0.0400	0.0400	0.0400	0	0	0	0.0400
0	0.0400	0.0400	0	0	0	0	0.0400
0	0.0400	0	0	0	0	0	0.0400

### รูปที่ 3.2(c) แสดงชุดน้ำหนักใหม่เมื่อผ่านการเรียนรู้

0	0	0.0476	0.0476	0.0476	0.0476	0	0
0	0.0476	0.0476	0	0	0.0476	0.0476	0
0.0476	0	0	0	0	0	0	0.0476
0.0476	0	0	0	0	0	0	0.0476
0.0476	0	0.0476	0.0476	0.0476	0	0	0.0476
0.0476	0	0.0476	0	0.0476	0	0	0.0476
0.0476	0	0.0476	0.0476	0.0476	0	0	0.0476
0.0476	0	0	0.0476	0.0476	0	0	0.0476
0.0476	0	0	0.0476	0	0	0	0.0476
0	0.0476	0.0476	0	0	0	0	0.0476
0	0.0476	0.0476	0	0	0	0	0.0476
0	0.0476	0	0	0	0	0	0.0476

### 3.4 อัลกอริทึมที่ 1 ที่ใช้ฝึกสอน ART

The notation

- n number of components in the input vector.
- m number of cluster that can be formed.
- $b_{ij}$  bottom-up weights (From F1(b) unit  $X_i$  to F2 unit  $Y_j$ ).
- $t_{ji}$  top-down weights (From F1(b) unit  $Y_j$  to F1 unit  $X_i$ ).
- $\rho$  Threshold value
- I binary input vector (an n-tuple).
- X activation vector for F1(b) layer.

$\|X\|$  norm of vector X, defined as the sum of the components  $X_i$ .

**Step 0** Initialize parameter L and Threshold ( $\rho$ )

$$L > 1, \rho = 0.75$$

Initialize weight b and t

$$0 < b_{ij}(0) < L/(L-1+n), t_{ji}(0) = 1$$

**Step 1** While stop condition is false

**Step 2** For each training input

**Step 3** Sending input signal I from F1(a) to

F1(b) and compute the norm of I  $\|I\|$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$X_i = I_i, \quad \|I\| = \sum_{i=1}^n I_i$$

Step 4 Find winning Node  $Y_j$

$$Y_j = \sum_{i=1}^n b_{ij} X_i$$

$Y_j \geq Y_j$  For all nodes  $j$

Step 5 Recompute activation  $X$  of F1(b)

$$X_i = t_{ji} * I_i, \quad \|X\| = \sum_{i=1}^n t_{ji} * I_i$$

Step 6 Test the resemble of Input and Winning Node

$$\text{ratio} = \|X\| / \|I\|$$

IF ratio  $> \rho$

THEN

goto step8

ENDIF

Step 7 Find another winning node  $Y_j$  with

max  $Y_j$  and ratio  $> \rho$

IF possible

THEN

goto Step 8

ELSE

create new node to learn this pattern with

$$t_{ji} = I_i$$

$$b_{ij}(\text{NEW}) = L * I_i / (L - 1 + \|I\|)$$

ENDIF

Step 8 Update the weight for Node  $J$

$$b_{ij}(\text{NEW}) = L * X_i / (L - 1 + \|X\|)$$

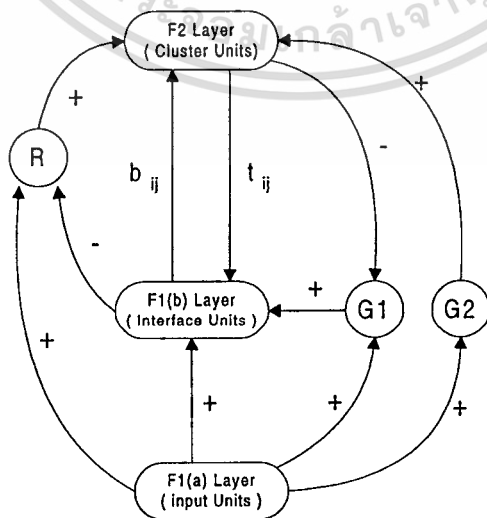
$$t_{ji}(\text{NEW}) = X_i$$

Step 9 Test for stopping condition

### 3.5 Supplemental Units

อัลกอริทึมที่ใช้สอน ART ที่ได้กล่าวมา อธิบายถึงการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียม (neural network process) ในเทอมของเลเยอร์ F1, F2 และ หน่วย R ซึ่งในสภาวะการทำงานจริง บางเลเยอร์จะมีสถานะในการทำงานหลายสถานะ และเซลล์ประสาทจะมีการตอบรับแตกต่างกันในสถานะที่แตกต่างกัน ตัวอย่างที่แสดงให้เห็นการตอบรับที่แตกต่างกัน เช่น เมื่อเลเยอร์ F1(b) ได้รับสัญญาณอินพุตจากเลเยอร์ F1(a) ซึ่งในขณะนั้นเลเยอร์ F2 ยังไม่แอกทีฟ ผลจากการกระตุ้นก็คือเซลล์ประสาทในเลเยอร์ F1(b) ซึ่งรับค่าอินพุตมาจากเลเยอร์ F1(a) จะ on ในหน่วยที่ได้รับสัญญาณจากเลเยอร์ F1(a) แต่ขณะที่เลเยอร์ F2 แอกทีฟ เมื่อเลเยอร์ F1(b) ได้รับสัญญาณกระตุ้น เซลล์ประสาทในเลเยอร์ F2 จะ on เฉพาะหน่วยที่ได้รับสัญญาณจากทั้งเลเยอร์ F2 และ Input Unit เท่านั้น อย่างไรก็ตามในการทำงานจริง เซลล์ประสาททางชีววิทยา (bioneural) โดยตัวมันเองไม่สามารถตัดสินใจได้ว่าสถานะที่เกิดเป็นสถานะแบบใดและควรทำอย่างไร หน่วยที่ใช้ควบคุมการตัดสินใจส่วนนี้คือ Supplemental Units (Gain Control Units) ซึ่งประกอบด้วยหน่วย G1 และ G2 ดังรูปที่ 3.3

รูปที่ 3.3 แสดงการทำงานของ Supplemental Unit (G1, G2)



กำหนดให้สัญญาณกระตุ้นคือ + สัญญาณยับยั้งคือ - จากภาพจะเห็นว่าเซลล์ประสาทในเลเยอร์ F1(b) สามารถรับสัญญาณได้ 3 ทางคือ จาก F1(a) , G1 และ จากเลเยอร์ F2 โดยผ่านจุดน้ำหนัก  $t_{ji}$  ส่วนเซลล์ประสาทในเลเยอร์ F2 สามารถรับสัญญาณได้ 3 ทางคือ จาก F1(b) โดยผ่านจุดน้ำหนัก  $t_{ji}$  , G2 และ หน่วย R การ on ในเลเยอร์ใดๆ จะเกิดขึ้นก็ต่อเมื่อได้รับสัญญาณ 2 ใน 3 ทาง ตามกฎ 2 ใน 3 (two-third rules)

เมื่อมีอินพุตเข้ามา ในขณะที่ F2 ยังไม่แอกทีฟ สัญญาณจะถูกส่งไปที่เซลล์ประสาทในเลเยอร์ F1(b) หน่วย G1 และหน่วย G2 ซึ่งในกรณีนี้พบว่าเซลล์ประสาทในเลเยอร์ F1(b) ได้รับสัญญาณ 2 ทิศทางคือจาก F1(a) และ G1 จึงอยู่ในสถานะ on แต่ขณะที่ F2 แอกทีฟ F2 จะส่งสัญญาณกระตุ้นให้ F1(b) และส่งสัญญาณ ยับยั้งให้กับ G1 F1(b) จึงได้รับสัญญาณจาก F2 โดยผ่านจุดน้ำหนัก  $t_{ji}$  และได้รับสัญญาณจากเลเยอร์ F1(a) F1(b) จึง on เฉพาะหน่วยที่ได้รับสัญญาณทั้งจาก F2 และ F1(a)

### 3.6 การทดลองใช้ ART เรียนรู้ตัวอักษรภาษาไทย

งานวิจัยนี้ ได้นำ ART มาประยุกต์ใช้ในงานแยกแยะตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทย โดยข้อมูลที่นำเข้าสู่โครงข่ายเป็นข้อมูลภาพของตัวอักษรที่ประกอบด้วยจุดภาพ อินพุตเมตริก (input metrix) โดยอินพุตจะเป็นตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทย 75 แบบประกอบด้วยตัวพยัญชนะไทย 44 ตัว และเลขไทย เลขอารบิก สระ ๐-๙ ๐ ๑ ๒ ๓ ๔ ๕ ๖ ๗ ๘ ๙ ไม้หันอากาศ โดยใช้แบบตัวอักษรอังกษนาญพิซี ขนาด 12 จุด พิมพ์จากเครื่องพิมพ์เลเซอร์ จากนั้นจะทำการแทนตัวอักษร โดยใช้ความละเอียดในการสแกนเท่ากับ 300 จุดต่อนิ้ว (dpi) และ scale100 และทำการสแกนตัวอักษร โดยทำการแปลงภาพตัวอักษร (\*.tiff) ให้เป็นไบนารี โดยกำหนดให้ค่า 0 แทนพื้นตัวอักษรและค่า 1 แทนเนื้อตัวอักษร จากนั้นตัดตัวอักษรออกมาทีละตัวจากไฟล์ไบนารี และวางตัวอักษรลงในเมตริก 2 มิติ ซึ่งในงานวิจัยนี้ให้เมตริกของตัวอักษรมีขนาด 27\*37 โดยวางตัวอักษรที่เป็นข้อมูลเข้าที่ตำแหน่งชิดบนด้านซ้ายของเมตริก

ในการฝึกสอนโครงข่ายจะใช้ชุดฝึกประกอบด้วยตัวอักษรไทยตัวละ 20 แบบรวมทั้งหมด 1500 ส่วนตัวอักษรชุดทดสอบโครงข่ายจะใช้ตัวอักษรไทยตัวละ 200 แบบรวมทั้งหมด 15000 ตัว

กำหนดค่า parameter ของโครงข่ายประสาทเทียมชุดนี้ดังนี้

$$n = 999$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\begin{aligned}
 m &= 550 \\
 L &= 2 \\
 \rho &= 0.75 \\
 b_{ij} &= 2/(2-1+55) \\
 t_{ji} &= 1
 \end{aligned}$$

ตารางที่ 3.1 แสดงการเรียนรู้ชนิดโทหนดซึ่งเป็นผลของการฝึกตัวอักษรไทยโดยใช้ ART

โทหนดที่	ตัวอักษรที่ เรียนรู้ โทหนด	โทหนดที่	ตัวอักษรที่ เรียนรู้ โทหนด	โทหนดที่	ตัวอักษรที่ เรียนรู้ โทหนด	โทหนดที่	ตัวอักษรที่ เรียนรู้ โทหนด
3	ก ก	148	ช 6	260	ค ๑	402	อ 9
14	ค ค ค	158	ฉ 9	268	ฐ 8	416	อ 6
57	ฒ 9	160	ฐ 9	269	ฐ 8	418	ช 6
71	ก 0	164	ฉ 9	271	ท ท	420	ระ
72	ณ 9	166	ง 1	288	ช 7	431	ช 8
74	ท ท	167	ฐ 8	289	ช 9	433	ช 7
80	ท ท	176	ฒ 9	291	ช 8	448	ฐ 8
83	ท พ	177	ค ศ	321	โ 1	451	ช 7
85	บ ช	178	ค ค	331	ช 8	454	โ 1
107	ช 6	182	ช 7	332	ฐ 8	459	เ 1
109	ช 6	185	ณ 9	360	ค ค	459	เ 1
120	ค ค	212	ค ค	369	ฐ 8	466	โ 1
129	บ ช	214	ค ศ	374	ช 8	469	โ 1
130	ภ ภ	221	ค ๑	375	ค ค	472	ช 9
146	ช 7	239	น ห	386	ช 8	485	ว 1
						490	ฉ 9

แสดงการเรียนรู้ชนิดโทหนด ผลการฝึกที่รอบที่ 80 จำนวนโทหนดทั้งหมด 499 โทหนด  $\rho = 0.75$

พบว่ายังไม่สามารถแยกตัวอักษรได้

### 3.7 ผลการทดลอง

ผลจากการทดลองตามอัลกอริทึมที่ 1 ที่ใช้สอน ART โครงข่ายจะเริ่มเสถียรในรอบที่ 80 คือไม่มีการสร้างโหนดใหม่เพิ่มขึ้นอีก การฝึกจึงสิ้นสุดลง ผลการทดลองพบว่าโครงข่ายยังไม่สามารถแยกตัวอักษรได้ บางโหนดจะพบว่ามีตัวอักษรมากกว่า 1 ตัวตกอยู่โหนด เดียวกัน ตัวอย่างเช่น ก ถ จะตกโหนดเดียวกันเสมอ โครงข่ายนี้จึงไม่สามารถนำมาใช้ได้ เพราะในการทดสอบการแยกแยะตัวอักษร หากมีอินพุตตกในโหนดลักษณะนี้ จะไม่สามารถแยกแยะได้ว่าอินพุตที่เข้ามานั้นเป็นตัวอักษรแบบใด ผลการทดสอบโดยใช้ค่า  $\rho = 0.75$  จะสิ้นสุดการฝึกในรอบที่ 80 โดยได้จำนวนโหนดทั้งสิ้น 499 โหนด มีจำนวนโหนดที่จำผิดพลาด 61 โหนด แสดงโหนดที่ผิดพลาดในตารางที่ 3.1

### 3.8 ปัญหาและการปรับปรุงเพื่อนำ ART มาใช้แยกตัวอักษรภาษาไทย

ปัญหาขณะฝึกโครงข่ายไม่สามารถแยกตัวอักษรไทยได้ การเรียนของ ART เป็นแบบ Unsupervised โดยจะเลือกทำการปรับน้ำหนักของโหนดขณะเพียงโหนดเดียว และทำการปรับชุดน้ำหนักทั้ง  $b$  และ  $t$  เนื่องจากลักษณะของอักษรไทยบางตัวจะมีความคล้ายกันมาก เช่น คดคก เมื่อผ่านการสแกนจะทำให้ภาพของตัวอักษรมีความคล้ายกันมากยิ่งขึ้นดังตัวอย่างรูปที่ 3.4 จะเห็นได้ว่าความแตกต่างระหว่างตัวอักษรแต่ละตัวในชุดนี้น้อยมาก กรณีเช่นนี้จึงทำให้มีการเรียนผิดโหนดได้ ดังรูปที่ 3.5 การแก้ไขปัญหานี้โดยให้ค่า  $\rho$  มีค่าสูงๆ จะแก้ปัญหาคาเรียนผิดโหนดได้ แต่ว่าจะเกิดโหนดจำนวนมาก ตัวอย่างเช่นอักษร ค แต่ละแบบก็จะกลายเป็นแต่ละโหนดไป จึงไม่สามารถแก้ไขโดยวิธีนี้ได้ แต่สามารถการแก้ไขได้โดยการเปลี่ยนวิธีการเรียนรู้จาก Unsupervised ART ให้เป็น Supervise ART

รูปที่ 3.4 แสดงตัวอักษรชุดที่มีความคล้ายคลึงกันมากคือ ค ค ค ค

00000111111100000	00000000001110000	00001110111100000	00000011111100000
00111111111110000	00001111111111000	00011111111111000	00011111111110000
01111110011111000	00111111111111110	00111111111111000	00111111111110000
01111000011111100	01111111111111111	01111111111111000	01110000011111000
111100000001111100	01110001110011111	011100111111111100	111000000001111000
11000111100111100	11100001100001111	111001111100111100	111001100001111100
11000111111111100	11100011110001111	111111111100111100	111111111001111100
11001111111111100	11100011111001111	011111111100111100	111111111001111100
11100111111111100	11100111111111111	011111111100111100	111111111101111100
01111111111111110	11110111111111111	011111111100111100	011111111101111100
01111111100111100	01111111111111111	001111111000111100	011111111000111100
00111111100111100	01111111110111111	001111110000111100	001111100000111000
00111111100011100	00111111110001111	000111000000111100	001111000000111100
00111110000011100	00111111000011111	000111000000111100	001111000000111100
00111100000111100	00111110000011111	000111000000111100	001111000000111100
00111000000111100	00111100000011111	001111000000111100	001111000000111100
00111000000111100	00111000000011111	001111000000111100	001111000000111100
00111000000111100	00111000000011111	001111000000111100	001111000000111100
00111000000111100	00111000000011111	001111000000111100	001111000000111100
000110000000011000	00111000000001111	000110000000011100	000110000000011100
00000000000000000	00000000000000110	00000000000000000	000000000000011000

รูปที่ 3.5 แสดงการเรียนรู้ตัวอักษร ค โดยใช้ ART

0000011000100000000000	00000000000000000000	00000000000000000000
000011111111000000000	000011001111000000000	000011100111100000000
000011111111100000000	000011100111100000000	000011100111100000000
001111111111100000000	001100000001110000000	001100000001100000000
0110001111011110000000	001100000001110000000	001100000001110000000
0110011110001110000000	011000000001110000000	010000000001110000000
1110011110011110000000	010000000001110000000	010000000001110000000
0111111110011110000000	010000000001110000000	010000000001110000000
0111111110011110000000	010000110001110000000	010000110001110000000
0111111110011110000000	0100011010001110000000	0100011010001110000000
0011111100011110000000	0010011100001110000000	0010011100001110000000
0011111000011110000000	001111000001110000000	001111000001110000000
0001110000001110000000	0001110000001110000000	0001100000001110000000
0011110000001110000000	0011100000001110000000	0011100000001110000000
0011110000001110000000	0001100000001110000000	0001100000001110000000
0011110000001110000000	0011100000001110000000	0011100000001110000000
0011110000001110000000	0011100000001110000000	0011100000001110000000
0011110000001110000000	0011100000001110000000	0011100000001110000000
0011110000001110000000	0011100000001110000000	0011100000001110000000
0011110000001110000000	0011100000001110000000	0011100000001110000000
0011110000001110000000	0011100000001110000000	0011100000001110000000
0011110000001110000000	0011100000001110000000	0011100000001110000000
0001110000001110000000	0001100000001110000000	0001100000001110000000

รูปที่ 3.5(a)

รูปที่ 3.5(b)

รูปที่ 3.5(c)

รูปที่ 3.5(a) โหนดของตัวอักษร ค รูปที่ 3.5(b) โหนดของตัวอักษร ค หลังการเรียนรู้ 1 รอบด้วยตัวอักษร 1500 ตัว ค่า  $\rho$  เท่ากับ 0.75 โดยตัวอักษรที่ฝึกโหนดในรอบนี้คือ ค15 ค16 ค17 ค18 ค20 ค1 ค2 ค4 ค6 ค13 ค19 รูปที่ 3.5(c) โหนดของตัวอักษร ค หลังการเรียนรู้รอบที่ 2 ค่า  $\rho$  เท่ากับ 0.75 โดยตัวอักษรที่ทำการฝึกโหนดในรอบนี้คือ ค2 ล7 ล10 ล12 ล13 ล15 ล19

ค1 ค3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 4

### ARTS และปัญหาของ ARTS ที่ใช้ในการจดจำอักษรพิมพ์ภาษาไทย

Supervised ART (ARTS) เป็นการฝึกให้แบบจำลองมีการปรับน้ำหนักในลักษณะเดียวกับ ART แต่มีข้อแตกต่างคือในช่วงการฝึก จะเพิ่มการทดสอบว่าอินพุตกับโหนดชนะที่มีค่าความคล้ายเกิน  $\rho$  นั้นเป็นตัวอักษรเดียวกันหรือไม่ ARTS จะทำการปรับน้ำหนักเฉพาะโหนดชนะที่มีค่าความคล้ายเกินค่า  $\rho$  และ pattern ของอินพุตจะต้องเป็นตัวเดียวกับ pattern ในโหนดเรียน ดังนั้นการเรียนของโหนดชนะจะเป็นการปรับน้ำหนักเฉพาะตัวอักษรแบบเดียวกันเท่านั้น โหนดจะไม่ถูกปรับค่าอย่างผิดๆ เหมือนลักษณะการเรียนรู้แบบ unsupervised ART

#### 4.1 อัลกอริทึมที่ใช้สอน ARTS

Step 0 Initialize parameter  $L$  and Threshold ( $\rho$ )

$$L > 1, \rho = 0.75$$

Initialize weight  $b$  and  $t$

$$0 < b_{ij}(0) < L/(L-1+n), t_{ji}(0) = 1$$

Step 1 While stop condition is false

Step 2 For each training input

Step 3 Sending input signal  $I$  from  $F1(a)$  to  $F1(b)$  and compute the norm of  $I$   $\|I\|$

$$X_i = I_i, \|I\| = \sum_{i=1}^n I_i$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Step 4 Find winning Node  $Y_j$

$$Y_j = \sum_{i=1}^n b_{ij} X_i$$

$$Y_j \geq Y_j \text{ For all nodes } j$$

Step 5 Recompute activation  $X$  of  $F1(b)$

$$X_i = t_{ji} * I_i, \quad \|X\| = \sum_{i=1}^n t_{ji} * I_i$$

Step 6 Test the resemble of Input and Winning Node

$$\text{ratio} = \|X\| / \|I\|$$

IF ratio  $> \rho$

THEN

IF Input-Pattern = Node-Pattern

goto step8

ELSE

goto step7

ENDIF

ELSE

go to step7

ENDIF

Step 7 Find another winning node  $Y_j$  with  $\max Y_j$  and ratio  $> \rho$

IF possible

THEN

goto Step 8

ELSE

create new node to learn this pattern with

$$t_{ji} = I_i$$

$$b_{ij}(\text{NEW}) = L * I_i / (L - 1 + \|I\|)$$

ENDIF

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Step 8 Update the weight for Node J

$$b_{ij}(\text{NEW}) = L * X_i / (L - 1 + |X_i|)$$

$$t_{ij}(\text{NEW}) = X_i$$

Step 9 Test for stopping condition

## 4.2 การทดลองแยกตัวอักษรภาษาไทยโดยใช้ ARTS

การทดลองแยกตัวอักษรภาษาไทยโดยใช้ ARTS ซึ่งอัลกอริทึมปรับเปลี่ยนเป็น ARTS สามารถแก้ปัญหาการตกผิดของอินพุทโหนด ขณะฝึก การเรียนของโหนดขณะจะเป็นการปรับน้ำหนักเฉพาะตัวอักษรแบบเดียวกันเท่านั้น โหนดจะไม่ถูกปรับค่าอย่างผิดๆ เหมือนลักษณะการเรียนรู้แบบ Unsupervised ART เมื่อนำโครงข่ายมาทดสอบประสิทธิภาพของการรู้จำโดยกำหนดขนาด  $\rho$  ขณะทดสอบให้มีค่าเดียวกับขณะฝึก และได้สรุปผลการทดลองดังตารางที่ 4.1 ผลการทดลองแสดงให้เห็นจากรูป 4.1 แสดงให้เห็นถึงการเรียนตัวอักษร ค จะเห็นว่าผลจากการเรียนรู้จะได้โหนดที่ไม่ผิดเพี้ยนเหมือนลักษณะโหนดที่เรียนโดยใช้ ART

ตารางที่ 4.1 แสดงประสิทธิภาพการจำทดสอบโดยใช้ ARTS

$\rho$ ในช่วงการฝึก	จำนวนรอบ	จำนวนโหนดทั้งหมด	จำนวนโหนดที่ใช้	ประสิทธิภาพการจำ
0.55	4	158	158	97.0666
0.60	5	193	193	97.9466
0.65	5	258	258	97.6666
0.70	6	352	351	97.5066
0.75	6	468	465	96.5400
0.80	6	598	599	95.4733
0.85	6	797	796	94.4800
0.90	4	1000	1000	92.4272

ประสิทธิภาพการจำทดสอบ โดยใช้ตัวอักษรไทยจำนวน 15000 ตัว โดยใช้ค่า  $\rho$

เริ่มต้นขณะทำการฝึกแตกต่างกันรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## รูปที่ 4.1 ผลจากการฝึกโหนด ค โดยใช้ ARTS

```

0000110001100000000000 0000110001100000000000 0000110001100000000000
0001111111110000000000 0001111111110000000000 0001111111110000000000
0111111111110000000000 0011111111110000000000 0011111111110000000000
1100011111110000000000 000000011011110000000000 000000011011110000000000
1100011101111000000000 1100000000001100000000 110000000000110000000000
1100011000111000000000 110000010000011000000000 110000010000011000000000
1111111100111000000000 1100111100011000000000 1100111100011000000000
1111111100111000000000 0111110110001100000000 0111110110001100000000
1111111100111000000000 0111111100011000000000 0111111100011000000000
0111111100111000000000 0111111100011000000000 0111111100011000000000
0011111000111000000000 0001111100001100000000 0001111000011000000000
0011100000011000000000 0001100000001100000000 0001100000001100000000
0011100000011000000000 0001100000001100000000 0001100000001100000000
0011100000011000000000 0001100000001100000000 0001100000001100000000
0011100000011000000000 0001100000001100000000 0001100000001100000000
0011100000011000000000 0001100000001100000000 0001100000001100000000
0011100000011000000000 0001100000001100000000 0001100000001100000000
0011100000011000000000 0001100000001100000000 0001100000001100000000
0011100000011000000000 0001100000001100000000 0001100000001100000000
0011100000011000000000 0000000000000000000000 0000000000000000000000

```

รูปที่ 4.1(a) รูปที่ 4.1(b) รูปที่ 4.1(c)

รูปที่ 4.1(a) โหนดของตัวอักษร ค รูปที่ 4.1(b) โหนดเดิม หลังการเรียน 1 รอบด้วยตัวอักษร 1500 ตัว ค่า  $\rho$  เท่ากับ 0.75 โดยตัวอักษรที่เข้าฝึกโหนดในรอบนี้คือ ค1 ค2 ค3 ค4 รูปที่ 4.1(c) โหนดเดิม หลังการเรียนรอบที่ 2 ค่า  $\rho$  เท่ากับ 0.75 โดยตัวอักษรที่ทำการฝึกโหนดในรอบนี้คือ ค4

จากตารางที่ 4.2 แสดงตัวอักษรที่แยกแยะผิดซึ่งเป็นผลผลการแยกแยะตัวอักษรที่แสดงเฉพาะตัวอักษรที่ตกผิดโหนดที่ค่า  $\rho$  เท่ากับ 0.60 ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการแยกแยะตัวอักษรที่ดีที่สุดคือ 97.94 % จะเห็นได้ว่าตัวอักษรบางตัวเช่น เลข 1 ไปตกที่โหนดของตัวอักษร ๖ เมื่อพิจารณาแล้วจะเห็นว่ารูปร่างของตัวอักษรไม่มีความคล้ายคลึงกันเลย แต่เมื่อพิจารณาจากตารางที่ 4.3 จะเห็นได้ว่าค่า  $Y$  ซึ่งเป็นค่านำหนัก  $b$  ของ ART โหนดคูณกับค่าของอินพุตที่เข้ามานั้น โหนดขณะที่ให้ค่า  $Y$  สูงสุดคือโหนดที่ 131 ซึ่งเป็นโหนดของตัวอักษรเลข 1 นั่นเอง แต่เมื่อพิจารณาค่า ratio แล้วพบว่าค่าที่ได้้น้อยกว่าค่า  $\rho$  โหนดที่ 131 จึงไม่สามารถเรียนตัวอักษรตัวนี้ได้ จนกระทั่งค่า  $Y$  ลำดับที่ 20 ซึ่งเป็นโหนดของตัวอักษรเลข ๖ ค่า ratio จึงมีค่ามากกว่าค่า  $\rho$  จึงทำการเรียนรู้โหนดนี้ เหตุที่ค่า ratio ของโหนดนี้มีค่ามากเป็นเพราะ ART โหนดซึ่งเป็นโหนดของเลข ๖ มีขนาดใหญ่ขณะที่อินพุตโหนดมีขนาดเล็กกว่ามาก เนื่องจากว่าค่า ratio เกิดจากการนำค่าของจำนวนจุดที่ซ้ำกันระหว่างอินพุตกับ ART โหนดที่เป็นโหนดขณะส่วนด้วยจำนวนทั้งหมดของอินพุต ดังนั้นถ้า ART โหนดมีขนาดใหญ่ โอกาสที่โหนดขณะจะเป็นโหนดเรียนจึงมีค่าสูง

ตารางที่ 4.2 แสดงตัวอักษรที่แยกแยะผิดโดยใช้ ARTS

ตัวอักษร	จำนวนการแยกแยะผิด	ตัวอักษร	จำนวนการแยกแยะผิด	ตัวอักษร	จำนวนการแยกแยะผิด	ตัวอักษร	จำนวนการแยกแยะผิด
ก	-	ข	ข(2)	ฅ	-	ค	ก (3)
ค	ค(24) ด(1)	ฅ	-	ง	-	จ	จ(3)
ด	-	ช	ช(5)	ช	-	ฉ	ฉ(1)
ญ	-	ฎ	ฎ(1)	ฎ	ฎ(5)	ฐ	ท(10)
ท	-	ฒ	-	ณ	ณ(3)	ด	ด(11)
ด	-	ถ	-	ท	ท(8)	ธ	-
น	ห(18) ย(1)	บ	-	ป	-	ผ	-
ฝ	-	พ	พ(4)	ฟ	ฎ(9)	ภ	-
ม	-	ย	-	ร	-	ฤ	ถ (9) 0(4)
ล	ถ(7)	ภ	ภ(70)	ว	-	ห	ด(2) ค(8) ส(1)
ษ	บ(3)	ส	-	ห	ท(2)	พ	ท(1)
อ	ก(1) ถ(4) ค(1)	ฮ	-	า	-	ะ	-
า	-	อ	ก(1) อ(1)	ิ	ม(2) ะ(1) แ(1)	๒	-
๓	-	๔	-	๕	-	๖	๕ (1)
๗	-	๘	๘(5)	๙	-	๑	-
โ	า(1)	ใ	ใ(2)	ไ	ไ(39)	๓	-
๓	-	๔	-	๕	-	๖	-
๗	-	๘	๕(3)	๙	-	๑	-
๙	-	๐	-	๑	-	๒	-
๑	-	๑	๕(1) พ(1)	๒	ก(1) อ(1)	๓	-

แสดงจำนวนอินพุตที่ตกผิดโหนด ทดสอบโดยใช้ตัวอักษรไทยจำนวน 15,000 ตัว ทดสอบกับตัวอักษรที่สแกนจากกระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง 100% โดยใช้ค่า  $p = 0.60$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.3 แสดงการเรียงลำดับของโหนดชนะของตัวอักษรเลข 1

โหนดที่	ตัวอักษร	Y	ratio
131	1	1.7704	0.58
129	1	1.7692	0.49
180	1	1.4864	0.59
130	1	1.2692	0.35
95	เ	1.1463	0.50
90	ะ	1.0000	0.26
91	ะ	0.9393	0.33
116	บ	0.9176	0.34
94	เ	0.9122	0.27
118	บ	0.8852	0.58
47	ฐ	0.8643	0.54
117	บ	0.8631	0.44
49	บ	0.8440	0.49
61	ม	0.8208	0.59
133	2	0.8169	0.31
59	ภ	0.8113	0.46
135	2	0.8048	0.35
134	2	0.7792	0.32
65	ร	0.7608	0.37
176	บ	0.7604	0.78

แสดงการเรียงลำดับของโหนดชนะ และค่า ration ซึ่งอินพุทเป็นตัวอักษรเลข 1 อารบิค

โดยใช้ค่า  $p = 0.60$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## รูปที่ 4.2 แสดงอินพุตตัวอักษร 1 และโหนดชนะของตัวอักษรเลข ๖ และจุดที่ intersect ระหว่างอินพุตกับโหนดชนะ

000001000	11000000000000000000000000000000	## +
000111100	11110000000000000000000000000000	###1+++
011111100	11111000000000000000000000000000	#1111++
011111100	01111000000000000000000000000000	1111++
000111100	00111000000000000000000000000000	#11++
000111100	00111100000000000000000000000000	#111+
000111100	00011100000000000000000000000000	111+
000111100	00011111000000000000000000000000	1111#
000111100	00011111111100000000000000000000	1111##
000111000	00011111111111000000000000000000	111###
000111000	00011111111111100000000000000000	111###
000111000	00011111111111110000000000000000	111###
000111000	00011110000111110000000000000000	111#
000111000	00011110000011111100000000000000	111#
000111100	00011110000001111100000000000000	1111
000111100	00011111000001111100000000000000	1111#
000111100	00011111000001111100000000000000	1111#
000111100	00011111000001111100000000000000	1111#
000111100	00011111000001111100000000000000	1111#
001111100	00011111000001111100000000000000	1111#
011111110	00001111111111110000000000000000	+++1111#
111111111	00001111111111110000000000000000	+++11111

อินพุตคือ 1 ART NODE คือโหนดของตัวอักษร ๖ ค่า  $Y = 0.7604$ , Threshold = 0.78

และ ratio = 0.75 จะเห็นได้ว่าค่า ratio น้อยกว่าค่า Threshold โหนดนี้จึงไม่สามารถใช้เรียนรู้ได้

- \*\* 1 หมายถึงจุดที่ซ้ำกันระหว่างอินพุตกับ โหนดชนะ
- \*\* # หมายถึงจุดที่มีใน ART โหนดแต่ไม่มีในอินพุตโหนด
- \*\* + หมายถึงจุดที่มีในอินพุตโหนดแต่ไม่มีใน ART โหนด
- \*\* 0 หมายถึงจุดที่ไม่มีทั้งในอินพุตโหนดและ ART โหนด

### 4.3 ปัญหาการใช้ ARTS แยกตัวอักษรภาษาไทย

ปัญหาการแยกแยะโหนดผิดขณะทดสอบการจำ ปัญหาที่ผ่านมาในการไม่สามารถแยกแยะโหนดได้นั้น เป็นปัญหาที่เกิดขึ้นขณะเรียน แต่ปัญหาที่เกิดขึ้นในข้อนี้เป็นปัญหาที่เกิดขึ้นขณะทดสอบการจำ เนื่องจากตัวอักษรไทยบางกลุ่มมีความคล้ายคลึงกันมากเช่น คดตค ดังนั้นในขณะทดสอบการจำตัวอักษรหากกำหนดค่า  $\rho$  ให้มีค่าน้อย ตัวอักษรอื่นที่คล้ายคลึงกันก็อาจจะตก

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผิดกลุ่มได้ดังผลการทดลองที่ผ่านมา จากตารางที่ 3 จะเห็นได้ว่าค่า ratio ของตัวอักษรเลข 1 ของ โหนดลำดับที่ 131 ที่มีค่าน้ำหนักสูงที่สุด มีค่าน้อยกว่าค่า  $\rho$  จึงถือว่าการทดสอบความคล้ายระหว่าง โหนดขณะกับจำนวนจุดของอินพุตพบว่าค่าความคล้ายไม่ผ่าน ดังนั้นหากกำหนดค่า  $\rho$  ที่ไม่เหมาะสมเช่นมากเกินไปก็จะเกิดปัญหาจำผิดพลาดได้ดังตารางที่ 4.3 แต่ในกรณีตรงกันข้าม ถ้าเรา กำหนดค่า  $\rho$  ให้น้อยก็จะทำให้อินพุตบางตัวที่มีความคล้ายคลึงกับ โหนดตกผิดโหนดได้

การให้ค่าความคล้าย  $\rho$  คงที่เพียงค่าเดียวในการทดสอบกับตัวอักษรทั้งหมดซึ่งมีทั้งกลุ่มที่มีความคล้ายกันมากและกลุ่มที่ไม่มีความคล้ายกับตัวอักษรอื่นเลย ไม่สามารถแก้ปัญหานี้ได้ การปรับให้แบบจำลองสามารถปรับค่าความคล้ายได้ตามกลุ่มของตัวอักษรจะสามารถแก้ปัญหานี้ได้ จากปัญหาการใช้ ARTS แยกตัวอักษรภาษาไทย

#### 4.4 การใช้ค่าเทรฮ็อลด์แก้ปัญหา ARTS

งานวิจัยนี้จึงใช้วิธีการปรับค่า  $\rho$  ของความคล้ายระหว่างอินพุตกับโหนดที่จะเรียนในช่วง การฝึกโครงข่ายแสดงโดยอัลกอริทึมที่ใช้สอน ARTS แบบที่มีการปรับเปลี่ยนค่า  $\rho$  ให้มีการเพิ่ม และลดไม่เท่ากัน ขณะทำการฝึกจะตรวจสอบว่าอินพุตกับโหนดที่จะเรียนเป็น pattern ตัวอักษร เดียวกันหรือไม่ หากมีการผิดโหนดจะไม่ยอมให้ปรับค่าน้ำหนัก แต่จะเพิ่มค่า  $\rho$  ของโหนดนั้นให้ มากขึ้นเพราะถือว่าเป็นตัวอักษรที่มีความคล้ายกับอักษรอื่นทำให้มีการตกผิดโหนด และหาค่าโหนดขณะตัวถัดไป ทดสอบจนกว่าจะพบโหนดขณะที่มีค่าความคล้ายเกินค่า  $\rho$  และเป็นตัวอักษร pattern เดียวกันกับอินพุต หรือถ้าไม่พบโหนดเช่นนี้ก็จะทำการสร้างโหนดใหม่ กรณีครบรอบ ของการเรียนรู้ด้วยการฝึกตัวอักษรครบ 1500 ตัวแล้ว' ถ้าหากว่าโหนดใดไม่มีอินพุตแบบอื่นมาตก ผิดที่โหนดนั้นเลยแสดงว่าโหนดนั้นไม่คล้ายกับโหนดอื่นก็จะลดค่า  $\rho$  ให้แก่โหนดนั้น ดังนั้น  $\rho$  ของ ART โหนด จะมีค่าไม่เท่ากัน ขึ้นอยู่กับว่าโหนด นั้นเป็นโหนดของตัวอักษรในกลุ่มที่มีความ คล้ายคลึงกับตัวอักษรอื่นมากหรือไม่ การทำเช่นนี้จะลดจำนวนโหนดลงด้วย

#### 4.5 อัลกอริทึมที่ใช้สอน ARTS แบบมีการปรับเปลี่ยนค่า $\rho$

##### Step 0 Initialize parameter L and Threshold ( $\rho$ )

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$L > 1, \rho = 0.75$$

Initialize weight  $b$  and  $t$

$$0 < b_{ij}(0) < L/(L-1+n), t_{ji}(0) = 1$$

Step 1 While stop condition is false

Step 2 For each training input

Step 3 Sending input signal  $I$  from F1(a) to F1(b)

and compute the norm of  $I$   $\|I\|$

$$X_i = I_i, \|I\| = \sum_{i=1}^n I_i$$

Step 4 Find winning Node  $Y_j$

$$Y_j = \sum_{i=1}^n b_{ij} X_i$$

$$Y_j \geq Y_j \text{ For all nodes } j$$

Step 5 Recompute activation  $X$  of F1(b)

$$X_i = t_{ji} * I_i, \|X\| = \sum_{i=1}^n t_{ji} * I_i$$

Step 6 Test the resemble of Input and Winning

Node

$$\text{ratio} = \|X\| / \|I\|$$

IF ratio  $> \rho$

THEN

IF Input-Pattern = Node-Pattern

goto step8

ELSE

$$\rho = \rho - \alpha$$

goto step7

ENDIF

ELSE

$$\rho = \rho - \alpha$$

go to step7

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Step 7 Find another winning node  $Y_j$  with max

$Y_j$  and ratio  $> \rho$

IF possible

THEN

goto Step 8

ELSE

create new node to learn

this pattern with

$$t_{ji} = I_i$$

$$b_{ij}(\text{NEW}) = L * I_i / (L - 1 + \|I\|)$$

ENDIF

Step 8 Update the weight for Node J

$$b_{ij}(\text{NEW}) = L * X_i / (L - 1 + \|X\|)$$

$$t_{ji}(\text{NEW}) = X_i$$

Step 9 Test for stopping condition

Step 10 If stop condition is False increase  $\rho$  of

unerringly training nodes

FOR (I = 1 TO N)

IF NODE  $I_i$  IS UNERRINGLY TRAINING NODE

$$\rho_i = \rho + \beta$$

ENDIF

ENDFOR

## บทที่ 5

### ผลการทดลองใช้ค่าเทรสโอสแก้ปัญหาค่า ARTS

จากการทดลองด้วยอัลกอริทึมที่ใช้สอน ARTS แบบปรับเปลี่ยนค่า  $\rho$  โดยฝึกกับตัวอักษรไทย จำนวน 1500 ตัว โดยใช้ค่า  $\rho$  ต่างๆ กัน และทดสอบประสิทธิภาพการจำโดยใช้ตัวอักษรไทย 15,000 ตัว ทดสอบกับตัวอักษรที่สแกนจากกระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง 100% ค่า  $\rho$  จะเป็นค่าที่ไม่เท่ากันซึ่งเป็นผลจากการปรับค่าขณะฝึก ผลการทดสอบแสดงดังตารางที่ 5.1 เมื่อเปรียบเทียบผลการทดลองระหว่าง ARTS แบบมีการปรับเปลี่ยนค่า  $\rho$  กับแบบไม่มีการปรับค่า  $\rho$  แต่ในการทดสอบการแยกแยะตัวอักษรโดยใช้ตัวอักษร 15,000 ตัว โคจรข่ายที่ใช้การแก้ปัญหาค่าด้วยการใช้ค่าเทรสโอสที่ไม่เท่ากันสามารถแยกแยะตัวอักษรได้ดีกว่า ผลจากการแยกแยะที่ผิดพลาดซึ่งเป็นอินพุตที่ตกผิดโหนดแสดงในตาราง 5.2 จากตารางแสดงให้ เห็นว่าอักษรตัวใดตกผิดไปที่โหนดใดบ้าง ตัวอักษรที่สามารถแยกแยะได้ 100% มีจำนวน 54 ตัว จากตัวอักษรทั้งหมด 75 ตัว เมื่อพิจารณาโหนดของตัวอักษรที่สามารถแยกแยะได้ถูกต้อง 100 % ซึ่งในตัวอย่างแสดงดังภาพ 5.1 เป็นภาพของโหนดตัวอักษร ก ซึ่งเป็นโหนดที่ได้จากการฝึกมี 4 โหนด จะเห็นว่าโหนดของตัวอักษรที่ได้มีความชัดเจนมากกว่าการฝึกทั้งแบบ ART และแบบ ARTS แต่เมื่อพิจารณาตัวอักษรที่มีการแยกแยะผิดมากที่สุด จะพบว่าตัวอักษร ใ จะไปตกที่ โหนดของตัวอักษร ใ โดยตกผิดทั้งหมด 24 ตัวจากอินพุต ใ แบบต่างๆ 200 ตัว รูปที่ 5.2 แสดง ภาพโหนดของตัวอักษร ใ และ ใ พบว่าโหนดของ ใ มี 2 โหนด และโหนดของ ใ มี 2 โหนด ซึ่ง โหนดทั้ง 2 แบบมีความคล้ายคลึงกันมากซึ่งเป็นผลมาจากตัวอักษรทั้ง 2 แบบนี้มีความคล้ายคลึง กันอยู่แล้ว

ตารางที่ 5.1 แสดงประสิทธิภาพการจำทดสอบโดยใช้ ARTS ทดสอบกับตัวอักษรที่สแกนจากกระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง 100%

ค่าเริ่มต้นในการสอน	จำนวนรอบ	จำนวนโหนดทั้งหมด	จำนวนโหนดที่ใช้	ประสิทธิภาพการจำ
0.50	7	180	178	98.6466
0.55	6	218	212	99.1333
0.60	7	241	239	99.0133
0.65	6	310	304	98.7600
0.70	6	380	369	98.5133
0.75	6	495	481	98.6533
0.80	6	559	544	98.3866
0.85	6	770	759	98.1666
0.90	6	1000	983	96.7933

ประสิทธิภาพการจำทดสอบ โดยใช้ตัวอักษรไทยจำนวน 15,000 ตัว ทดสอบกับตัวอักษรที่สแกนจากกระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง 100% โดยใช้การปรับเปลี่ยนค่า  $\rho$  โดยกำหนด  $\beta = 0.01$  และ  $\alpha = 0.03$

รูปที่ 5.1 แสดงโหนดของตัวอักษร ก

```

0000000111100000000000 00000111100000000000 00000011110000000000 00000111110000000000
0000111111100000000000 0000111111110000000000 0000111111111000000000 0000111111111100000000
0011100011111000000000 00011111111100000000 00011111111100000000 0001111111111100000000
0111000000111000000000 0011100000011100000000 0011000000011100000000 0011111000111100000000
0110000000011000000000 0111100000011100000000 0110000000111000000000 0111100000111100000000
1111100000001110000000 1111110000001100000000 1111110000001100000000 1111111000011100000000
0111110000001100000000 0111100000011100000000 1111110000011100000000 1111110000111000000000
0111000000001100000000 0011100000001110000000 0111100000011100000000 0111111000011100000000
0011000000001100000000 0011000000001100000000 0011000000011100000000 0011100000011100000000
0011000000001100000000 0011000000001100000000 0011000000011100000000 0011100000011100000000
0011000000001100000000 0011000000001100000000 0011000000011100000000 0011100000011100000000
0011000000001100000000 0011000000001100000000 0011000000011100000000 0011100000011100000000
0011000000001100000000 0011000000001100000000 0011000000011100000000 0011100000011100000000
0011000000001100000000 0011000000001100000000 0011000000011100000000 0011100000011100000000
0011000000001100000000 0011000000001100000000 0011000000011100000000 0011100000011100000000
0011000000001100000000 0011000000001100000000 0011000000011100000000 0011100000011100000000
0111110000011100000000 0011000000000000000000 0011000000000000000000 0011100000001100000000

```

แสดงโหนดของตัวอักษร ก ซึ่งเป็นโหนดลำดับที่ 0, 1, 133 และ 188

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.2 แสดงตัวอักษรที่แยกแยะผิดโดยใช้ ARTS

ตัวอักษร	จำนวนการแยกแยะผิด	ตัวอักษร	จำนวนการแยกแยะผิด	ตัวอักษร	จำนวนการแยกแยะผิด	ตัวอักษร	จำนวนการแยกแยะผิด
ก	-	ข	ข(1)	ช	-	ค	ค(5),ค(2),ก(7),ค(5)
ค	ค(4),ค(1)	ฃ	ฃ(9)	ง	-	ง	ง(1)
ฃ	-	ช	-	ฃ	-	ฃ	ฃ(1)
ฅ	-	ฅ	-	ฅ	ฅ(4)	ฅ	-
ง	-	ง	-	ง	ง(10)	ง	ง(5)
ค	ค(1)	ค	-	ค	-	ค	-
น	-	น	-	น	-	น	-
ฝ	-	ฝ	ฝ(5)	ฝ	-	ฝ	-
ม	-	ม	-	ม	-	ม	ม(19)
ล	ล(1)	ล	ล(13)	ล	-	ล	-
ษ	ษ(2)	ษ	-	ษ	-	ษ	-
อ	ก(1),ค(1)	อ	-	อ	-	อ	-
า	-	า	-	า	-	า	-
๓	-	๓	-	๓	-	๓	-
๗	๗(1)	๗	๗(1)	๗	๗(24), ๗(5)	๗	-
๑	-	๑	-	๑	-	๑	-
๓	-	๓	-	๓	-	๓	-
๗	-	๗	-	๗	-	๗	-

แสดงจำนวนโหนดที่ตกผิด ทดสอบโดยใช้ตัวอักษรไทยจำนวน 15,000 ตัว ทดสอบกับตัวอักษรที่สแกนจากกระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง 100% โดยใช้การปรับเปลี่ยนค่า  $p$  กำหนด  $\beta = 0.01$  และ  $\alpha = 0.03$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ตารางที่ 5.3 แสดงค่า  $\rho$  ของโหนดทั้งหมดซึ่งเป็นผลที่ได้จากการฝึก

โหนดที่	ตัวอักษร	ค่า $\rho$ ที่ปรับแล้ว	โหนดที่	ตัวอักษร	ค่า $\rho$ ที่ปรับแล้ว	โหนดที่	ตัวอักษร	ค่า $\rho$ ที่ปรับแล้ว	โหนดที่	ตัวอักษร	ค่า $\rho$ ที่ปรับแล้ว
0	ก	0.53	43	ธ	0.60	86	จ	0.49	129	ฮ	0.49
1	ก	0.68	44	น	0.56	87	จ	0.49	130	ฮ	0.60
2	ข	0.59	45	บ	0.49	88	จ	0.56	131	อ	0.49
3	ข	0.86	46	บ	0.60	89	อ	0.49	132	อ	0.56
4	ข	0.53	47	ป	0.49	90	อ	0.69	133	ก	0.60
5	ข	0.74	48	ป	0.53	91	ด	0.49	134	ข	0.67
6	ค	0.70	49	ผ	0.53	92	ด	0.69	135	ข	0.54
7	ค	0.77	50	ฝ	0.49	93	ด	0.49	136	ค	0.72
8	ค	0.53	51	พ	0.76	94	ด	0.78	137	ค	0.67
9	ค	0.72	52	ฟ	0.49	95	ด	0.49	138	ฆ	0.60
10	ฆ	0.56	53	ภ	0.53	96	ด	0.49	139	ง	0.50
11	ฆ	0.65	54	ภ	0.69	97	ด	0.59	140	ช	0.60
12	ง	0.53	55	ม	0.53	98	ด	0.49	141	ฉ	0.66
13	ง	0.53	56	ย	0.56	99	ด	0.69	142	ช	0.54
14	ง	0.71	57	ร	0.49	100	ด	0.49	143	ช	0.69
15	ด	0.56	58	ร	0.65	101	ด	0.53	144	ฉ	0.60
16	ด	0.86	59	ฤ	0.53	102	ด	0.49	145	ญ	0.60
17	ช	0.56	60	ฤ	0.53	103	ด	0.60	146	ฎ	0.57
18	ช	0.81	61	ก	0.72	104	ด	0.49	147	ฎ	0.73
19	ช	0.49	62	ก	0.56	105	ด	0.49	148	ฎ	0.60
20	ช	0.66	63	ก	0.72	106	ด	0.49	149	ฐ	0.67
21	ฉ	0.59	64	ว	0.49	107	ด	0.49	150	ฑ	0.54
22	ฉ	0.87	65	ว	0.68	108	ด	0.49	151	ฒ	0.70
23	ญ	0.49	66	ศ	0.64	109	ด	0.53	152	ณ	0.60
24	ญ	0.62	67	ษ	0.53	110	ด	0.49	153	ด	0.61
25	ฎ	0.53	68	ษ	0.81	111	ด	0.49	154	ด	0.54
26	ฎ	0.80	69	ศ	0.49	112	ด	0.53	155	ด	0.79
27	ฎ	0.53	70	ศ	0.69	113	ด	0.49	156	ด	0.66
28	ฎ	0.88	71	ห	0.49	114	ด	0.49	157	ท	0.57
29	ฐ	0.71	72	ห	0.62	115	ด	0.49	158	ธ	0.57
30	ฑ	0.53	73	อ	0.49	116	ด	0.49	159	น	0.69
31	ฑ	0.77	74	อ	0.56	117	ด	0.49	160	บ	0.61
32	ฒ	0.49	75	อ	0.59	118	ด	0.53	161	ผ	0.67
33	ฒ	0.69	76	า	0.49	119	ด	0.49	162	ฝ	0.61
34	ณ	0.49	77	ะ	0.49	120	ด	0.53	163	พ	0.70
35	ณ	0.63	78	ะ	0.49	121	ด	0.49	164	ภ	0.70
36	ด	0.53	79	า	0.49	122	ด	0.49	165	ช	0.57
37	ด	0.78	80	า	0.60	123	ด	0.49	166	ร	0.57
38	ด	0.61	81	เ	0.56	124	ด	0.49	167	ฤ	0.64
39	ด	0.78	82	ไ	0.57	125	ด	0.49	168	ก	0.54
40	ด	0.56	83	ไ	0.59	126	ด	0.49	169	ก	0.67
41	ด	0.78	84	ไ	0.74	127	ด	0.49	170	ศ	0.79
42	ท	0.67	85	ไ	0.61	128	ด	0.49	171	ษ	0.58

โหนดที่	ตัวอักษร	ที่ปรับแล้ว	โหนดที่	ตัวอักษร	ที่ปรับแล้ว	โหนดที่	ตัวอักษร	ที่ปรับแล้ว	โหนดที่	ตัวอักษร	ที่ปรับแล้ว
172	ห	0.70	183	ฮ	0.61	194	ญ	0.61	205	ก	0.65
173	ท	0.67	184	อ	0.50	195	ฐ	0.65	206	ข	0.71
174	ถ	0.67	185	ด	0.50	196	ฒ	0.65	207	ช	0.61
175	ช	0.65	186	ต	0.50	197	ณ	0.59	208	ค	0.62
176	เ	0.54	187	ถ	0.60	198	ด	0.71	209	ช	0.55
177	โ	0.61	188	ก	0.80	199	ค	0.62	210	ไ	0.62
178	โ	0.64	189	ค	0.70	200	ด	0.64	211	จ	0.58
179	ไ	0.65	190	ค	0.77	201	ท	0.58	212	ช	0.55
180	จ	0.50	191	ฒ	0.67	202	ป	0.51	213	ด	0.51
181	อ	0.70	192	ญ	0.64	203	ท	0.71	214	ค	0.60
182	ด	0.60	193	ญ	0.64	204	ฤ	0.62	215	ฒ	0.56
									216	ค	0.52
									217	โ	0.52

แสดงค่า  $\rho$  ที่ได้ทำการปรับเปลี่ยนค่าหลังจากฝึกสอนโครงข่ายโดยชุดฝึกเป็นตัวอักษรไทยจำนวน 1500 ตัว และใช้อัลกอริทึมแบบ ARTS ที่มีการปรับเปลี่ยนค่า  $\rho$  กำหนดค่า  $\rho$  เริ่มต้น = 0.55 และ  $\beta = 0.01$  และ  $\alpha = 0.03$

ตารางที่ 5.4 แสดงการเรียงลำดับของโหนดชนะของตัวอักษร ไ

โหนดที่	$Y$	$\rho$	ratio
85 (ไ)	1.9694	0.61	0.59
179(ไ)	1.9378	0.65	0.71
84 (ไ)	1.8823	0.74	0.66
210(ไ)	1.8555	0.62	0.76
82 (โ)	1.8043	0.57	0.38

แสดงการเรียงลำดับของโหนดชนะ และค่า ratio ซึ่งอินพุทคือตัวอักษร ไ โดยใช้ค่า  $\rho$  แบบปรับเปลี่ยนค่าได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้





ตารางที่ 5.5 แสดงให้เห็นถึงการเรียน โหนดผิวดระหว่างอินพุทคือ 14 กับ โหนดชนะซึ่งเป็น โหนดลำดับที่ 84 เป็น โหนดของตัวอักษร ใ รูปที่ 5.5 แสดงให้เห็นถึงความคล้ายคลึงกันระหว่าง อินพุทกับ ART โหนด เนื่องจากตัวอักษรทั้ง 2 ตัวนี้มีความคล้ายคลึงกันมากค่า ratio จึงมีค่าสูง เกินกว่าค่า  $\rho$  ซึ่งเป็นตัววัดความคล้ายคลึงระหว่างตัวอักษรและอินพุท

ตารางที่ 5.6 เป็นผลการทดสอบประสิทธิภาพการจำโดยใช้ตัวอักษรไทย 15,000 ตัว ที่มี สัญญาณรบกวนซึ่งเป็นตัวอักษรที่สแกนจากกระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ความสว่าง 50% พบว่าประสิทธิภาพการจำจะดีในช่วงการกำหนดความคล้ายระหว่างอินพุทกับ โหนดชนะประมาณ 35 % ได้ประสิทธิภาพในการจำประมาณ 90% จะเห็นว่าจำนวน โหนดมากไม่มีผลต่อ ประสิทธิภาพการจำ และกรณีที่อินพุทเป็นตัวอักษรที่ไม่ชัดเจน การใช้ค่าความคล้าย  $\rho$  เริ่มต้นใน การฝึกค่าจะให้ประสิทธิภาพในการจำสูงกว่า

ตารางที่ 5.5 แสดงการเรียงลำดับของโหนดชนะของตัวอักษร 14

โหนดที่	Y	$\rho$	ratio
84(ใ)	1.8823	0.74	0.8121
86(ง)	1.8806	0.49	0.3575
85(ไ)	1.8625	0.61	0.6906
82(โ)	1.8478	0.57	0.4861
217(โ)	1.8103	0.52	0.5966

แสดงการเรียงลำดับของโหนดชนะ และค่า ration ซึ่งอินพุทเป็นตัวอักษร 14 โดยใช้ค่า  $\rho$  แบบปรับเปลี่ยนค่าได้



ตารางที่ 5.6 ประสิทธิภาพการจำ ทดสอบกับตัวอักษรที่ถ่ายเอกสารจากกระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง 50% โดยใช้การปรับเปลี่ยนค่า  $\rho$

ค่า $\rho$ เริ่มต้นในการสอน	จำนวนรอบ	จำนวนโทนดทั้งหมด	จำนวนโทนดที่ใช้	ประสิทธิภาพการจำ
0.35	7	134	134	90.5533
0.40	6	142	141	87.5733
0.45	7	159	158	85.9866
0.50	7	180	178	88.1866
0.55	6	218	212	83.4133
0.60	7	241	239	85.3266
0.65	6	310	304	86.9466
0.70	6	380	369	76.5666
0.75	6	495	481	74.1133
0.80	6	559	544	69.1400
0.85	6	770	759	64.6866
0.90	6	1000	983	48.2400

ประสิทธิภาพการจำทดสอบ โดยใช้ตัวอักษรไทยจำนวน 15,000 ตัว ทดสอบกับตัวอักษรที่สแกนจากกระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง 50% โดยใช้การปรับเปลี่ยนค่า  $\rho$  โดยกำหนด  $\beta = 0.01$  และ  $\alpha = 0.03$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.7 ประสิทธิภาพการจำ ทดสอบกับตัวอักษรที่ถ่ายเอกสารจากกระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ซึ่งสแกนด้วยความสว่าง 100% โดยใช้การปรับเปลี่ยนค่า  $\rho$

ค่า $\rho$ เริ่มต้นในการสอน	จำนวนรอบ	จำนวนโทนดทั้งหมด	จำนวนโทนดที่ใช้	ประสิทธิภาพการจำ
0.35	7	134	134	97.6000
0.40	6	142	141	97.6800
0.45	7	159	158	96.8733
0.50	7	180	178	97.9133
0.55	6	218	212	97.9266
0.60	7	241	239	97.2466
0.65	6	310	304	97.1133
0.70	6	380	369	97.4200

ประสิทธิภาพการจำทดสอบ โดยใช้ตัวอักษรไทยจำนวน 15,000 ตัว ทดสอบกับตัวอักษรที่สแกนจากกระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง 50% โดยใช้การปรับเปลี่ยนค่า  $\rho$  โดยกำหนด  $\beta = 0.01$  และ  $\alpha = 0.03$

ตารางที่ 5.7 และตารางที่ 5.8 แสดงให้เห็นถึงผลการทดสอบประสิทธิภาพการจำโดยใช้ ARTS แบบมีการปรับเปลี่ยนค่า  $\rho$  โดยทดสอบกับตัวอักษรที่ไม่ชัดเจนซึ่งเป็นตัวอักษรชุดทดสอบ 15,000 ตัวชุดเดิม นำมาถ่ายเอกสารความสว่าง 100 % และ 50 % พบว่ากรณีที่มีข้อมูลไม่ชัดเจน ประสิทธิภาพในการแยกแยะตัวอักษรจะแยกแยะได้ดีเมื่อใช้ ค่า  $\rho$  ต่ำ ในที่นี้พบว่ากรณีที่ใช้กระดาษถ่ายเอกสารความสว่าง 100 % จะแยกแยะตัวอักษรได้ดีที่สุดที่ค่า  $\rho = 55$  % ส่วนกรณีที่มีข้อมูลเป็นตัวอักษรจากกระดาษถ่ายเอกสารความสว่าง 50 % ประสิทธิภาพในการแยกแยะตัวอักษรจะแยกแยะได้ดีที่สุดที่ค่า  $\rho = 35$  % จะพบกว่ากรณีที่มีข้อมูลไม่ชัดเจนประสิทธิภาพในการแยกแยะตัวอักษรของ ARTS แบบปรับเปลี่ยนค่า  $\rho$  นี้จะค่อนข้างต่ำ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.8 ประสิทธิภาพการจำ ทดสอบกับตัวอักษรที่ถ่ายเอกสารจากกระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ โดยสแกนที่ความสว่าง 50% โดยการใช้การปรับเปลี่ยนค่า  $p$

ค่า $p$ เริ่มต้นในการสอน	จำนวนรอบ	จำนวนโทนดทั้งหมด	จำนวนโทนดที่ใช้	ประสิทธิภาพการจำ
0.35	7	134	134	85.6733
0.40	6	142	141	81.6800
0.45	7	159	158	79.4133
0.50	7	180	178	81.6066
0.55	6	218	212	77.5600
0.60	7	241	239	78.1533
0.65	6	310	304	77.8466
0.70	6	380	369	71.6400

ประสิทธิภาพการจำทดสอบ โดยใช้ตัวอักษรไทยจำนวน 15,000 ตัว ทดสอบกับตัวอักษรที่สแกนจากกระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง 50% โดยการใช้การปรับเปลี่ยนค่า  $p$  โดยกำหนด  $\beta = 0.01$  และ  $\alpha = 0.03$

การเปรียบเทียบผลการทดลอง ART กับโครงข่ายประสาทเทียมตัวแบบ SOM, Back Propagation และ CPN แสดงดังตารางที่ 5.9 โดยในแต่ละโครงข่ายใช้ตัวอักษรฝึกชุดเดียวกัน (1,500 ตัว) และทดสอบการวิเคราะห์ตัวอักษรด้วยชุดทดสอบเดียวกัน (15,000 ตัว) จากการเปรียบเทียบโครงข่ายทั้ง 4 แบบพบว่าประสิทธิภาพในการแยกแยะตัวอักษรโครงข่ายแบบ Back Propagation จะให้ประสิทธิภาพในการรู้จำดีที่สุดแต่เวลาที่ใช้ในการฝึกค่อนข้างนาน และการแยกแยะตัวอักษรที่ใช้เวลามากกว่าโครงข่ายแบบอื่น ซึ่งในการใช้งานจริงนั้น ความเร็วในการแยกแยะตัวอักษรเป็นสิ่งที่สำคัญ เมื่อเปรียบเทียบโครงข่าย CPN, SOM และ ART ที่ให้ประสิทธิภาพในการแยกแยะต่ำกว่าแบบ Back Propagation จะเห็นได้ว่า ART ใช้เวลาในการฝึกและการแยกแยะตัวอักษรค่อนข้างเร็วเมื่อเปรียบเทียบกับโครงข่ายแบบอื่น แต่ประสิทธิภาพในการแยกแยะตัวอักษรยังน้อยกว่าโครงข่ายแบบอื่นเล็กน้อย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.9 เปรียบเทียบแบบจำลองชนิดต่างๆ ที่นำมาใช้ในการรู้จำอักษรไทย ในด้านจำนวนโหนดที่ใช้, เวลาที่ใช้ในการฝึกโครงข่าย, เวลาที่ใช้ในการแยกแยะตัวอักษรต่อ 1 ตัว และประสิทธิภาพการรู้จำ

แบบจำลอง	จำนวนโหนดที่ใช้	เวลาที่ใช้ในการฝึกโครงข่าย	เวลาที่ใช้ในการแยกแยะตัวอักษร 1 ตัว (วินาที)	ประสิทธิภาพในการรู้จำ
ART	212	20 นาที (pentium 166)	0.12	99.13
SOM	218	6 ชั่วโมง(HP 9000/827)	0.216	99.86
Back Propagation	87	13 วัน (HP 9000/827)	1.50	99.96
CPN	174	30 นาที(HP 9000/827)	0.166	99.86

เปรียบเทียบแบบจำลองชนิดต่างๆ ที่นำมาใช้ในการรู้จำอักษรไทย โดยใช้ข้อมูลชุดฝึกและชุดทดสอบเดียวกัน ชุดฝึกเป็นอักษรไทยจำนวน 15,000 ตัว และข้อมูลชุดทดสอบใช้ตัวอักษรไทยจำนวน 15,000 ตัว ซึ่งเป็นตัวอักษรที่สแกนจากกระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง 100%

\*\* ART ทำการฝึกโดยใช้ไมโครคอมพิวเตอร์ซีพียู pentium ความเร็ว 166 เมกกะเฮิร์ตซ์

\*\* SOM, Back propagation และ CPN ทำการฝึกโดยใช้เครื่องมินิคอมพิวเตอร์ HP 9000/827

ตารางที่ 5.10 แสดงผลการเปรียบเทียบแบบจำลองชนิดต่างๆ โดยใช้ข้อมูลชุดฝึกที่มีสัญญาณรบกวนแตกต่างกัน จะเห็นได้ว่ากรณีที่มีข้อมูลมีสัญญาณรบกวนมาก ประสิทธิภาพในการแยกแยะของ ART จะค่อนข้างต่ำ เมื่อเปรียบเทียบกับโครงข่ายแบบอื่นถึงแม้ว่าเวลาที่ใช้ในการแยกแยะตัวอักษรแต่ละตัวจะน้อยมากก็ตาม โครงข่ายแบบ Back propagaion จะสามารถแยกแยะตัวอักษรที่มีสัญญาณรบกวนได้ดี แต่อย่างไรก็ตามเวลาที่ใช้ในการแยกแยะตัวอักษรยังค่อนข้างมากเมื่อเทียบกับโครงข่ายแบบอื่น โครงข่ายแบบ Counter propagation หรือ Self-Organizing Maps หรือ Counter-propagaion จะเหมาะสมสำหรับข้อมูลที่มีสัญญาณรบกวนมากกว่า

ตารางที่ 5.10 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองชนิดต่างๆ ในการแยกแยะตัวอักษรไทย โดยข้อมูลที่มีความชัดเจนแตกต่างกัน

ชนิดกระดาษที่ทดสอบ (% ความสว่าง)	Back propagation	Counter propagation	Self-Organizing Maps	Adaptive Resonance Theory
พิมพ์เลเซอร์ (100%)	99.96	99.86	99.86	99.13
พิมพ์เลเซอร์(50%)	98.90	97.34	97.32	90.55
ถ่ายเอกสาร(100%)	99.74	99.69	99.68	97.91
ถ่ายเอกสาร(50%)	96.23	95.69	96.50	85.67
เวลาในการแยกแยะตัว อักษรต่อ 1 ตัว (วินาที)	1.5	0.166	0.216	0.12

เปรียบเทียบแบบจำลองชนิดต่างๆ ที่นำมาใช้ในการรู้จำอักษรไทย โดยใช้ข้อมูลชุดฝึกและชุดทดสอบเดียวกัน ชุดฝึกเป็นอักษรไทยจำนวน 15,000 ตัว

## บทที่ 6

### บทสรุปและแนวทางการพัฒนาในอนาคต

#### 6.1 สรุปผลการทดลอง

การนำ ART ในแบบจำลองเดิมมาใช้ในการจดจำตัวอักษรไทย ลักษณะการเรียนรู้จะใช้ชุดนำหน้า 2 ชุดคือ b และ t โดยจะเรียนรู้เฉพาะจุดที่ซ้ำกันเท่านั้นซึ่งจะเกิดปัญหามากถ้ามีการจดจำโหนดที่เรียนผิดเพราะจะทำให้โหนดที่เรียนผิดเพิ่มขึ้นไปจนไม่มีอินพุตใดสามารถคกที่โหนด นี้ได้ เมื่อทำการฝึกเสร็จแล้วพบว่า โครงข่ายไม่สามารถแยกแยะตัวอักษรได้ จึงไม่สามารถนำไปทดสอบประสิทธิภาพการจำได้ ดังนั้นงานวิจัยนี้ได้นำเอาวิธีการเรียนรู้แบบการเรียนรู้แบบมีผู้สอนมาใช้กับ ART ซึ่งพบว่าโครงข่ายสามารถแยกแยะตัวอักษรได้ ประสิทธิภาพในการแยกแยะตัวอักษรไทยได้ 99.13 % จำนวนโหนด 212 โหนด และได้นำวิธีการปรับค่าความคล้าย  $\rho$  ที่ไม่เท่ากันในแต่ละโหนดมาใช้ เพื่อให้โครงข่ายมีประสิทธิภาพในการแยกแยะตัวอักษรสูงขึ้น โดยเพิ่มขึ้นตอนการลดและเพิ่มค่า  $\rho$  ในขณะที่เรียนรู้ ขณะที่ทำการเรียนรู้หากว่าโหนดใดก็ตามมีตัวอักษรอื่นที่ไม่ใช่ตัวอักษรของโหนดนั้นมาก ก็จะทำการเพิ่มค่า  $\rho$  ในขนาดที่เท่ากับค่า  $\alpha$  และไม่ให้โครงข่ายทำการเรียนรู้ตัวอักษรนั้น แต่ให้หาโหนดชนะใหม่ และเมื่อครบรอบของการเรียนรู้ หากโหนดใดไม่มีตัวอักษรอื่นมากคิดเลขก็จะลดค่า  $\rho$  ในขนาดที่เท่ากับค่า  $\beta$  ผลการทดลองพบว่าประสิทธิภาพในการแยกแยะตัวอักษรไทยได้ค่าสูงขึ้น แต่จำนวนโหนดก็เพิ่มขึ้นด้วย

เมื่อนำแบบจำลองมาทดสอบกับตัวอักษรชุดที่มีสัญญาณรบกวน จะพบว่าแบบจำลองจะแยกแยะตัวอักษรได้ดีเมื่อใช้ค่า  $\rho$  ต่ำ ตัวอักษรชุดทดสอบที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง 50 % และชุดทดสอบจากกระดาษถ่ายเอกสารความสว่าง 50 % จะให้ผลการทดสอบที่ดีที่สุดเมื่อใช้ค่า  $\rho$  ประมาณ 35 % แต่อย่างไรก็ตาม จะเห็นได้ว่าเมื่อใช้ชุดทดสอบที่มีสัญญาณรบกวนมาก โครงข่ายแยกแยะตัวอักษรผิดพลาดค่อนข้างมาก ชุดตัวอักษรที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ความสว่าง 50% จะแยกแยะตัวอักษรได้ประมาณ 90 % ชุดตัวอักษรถ่ายเอกสารความสว่าง 100 % จะสามารถแยกแยะตัวอักษรได้ประมาณ 97 % และชุดตัวอักษรถ่ายเอกสารความสว่าง 50 % จะแยกแยะตัวอักษรได้ประมาณ 80%

เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ของ ART ใช้เวลาน้อยมาก จากการทดลองข้างต้นใช้เวลาในการฝึกประมาณ 20 นาที เวลาที่ใช้ในการแยกแยะตัวอักษรใช้เวลาประมาณ 0.002 วินาทีต่อตัวอักษร โดยใช้เครื่องไมโครคอมพิวเตอร์ที่ใช้ซีพียู pentium ความเร็ว 166 เมกกะเฮิรตซ์ จากตัวอย่างข้อมูลที่ใช้ฝึก 1500 ตัว และจำนวนข้อมูลที่ให้ทดสอบประสิทธิภาพการแยกแยะตัวอักษร 15000 ตัวได้ประสิทธิภาพในการจำประมาณ 99% แต่อย่างไรก็ตามการกำหนดค่า  $\rho$  เริ่มต้นของตัวอักษรไม่ควรให้ค่าสูงเกินไป เพราะจะทำให้จำนวนโหนดมาก และอัลกอริทึมจะทำการปรับค่า  $\rho$  ให้เองเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลอง ART กับแบบจำลองอื่น ที่นำมาใช้ในการจดจำอักษรไทย พบว่า ART ใช้เวลาในการฝึกและการแยกแยะตัวอักษรค่อนข้างน้อยเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองอื่น แต่จำนวนโหนดและประสิทธิภาพในการรู้จำยังไม่ดีนักเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองอื่น

## 6.2 แนวทางการพัฒนาในอนาคต

การปรับปรุงโครงสร้างของแบบจำลอง ทำให้ประสิทธิภาพในการแยกแยะตัวอักษรสูงขึ้น แต่อย่างไรก็ตาม การปรับปรุงโครงสร้างอาจจะทำเพิ่มเพื่อให้ผลของการแยกแยะตัวอักษรได้ประสิทธิภาพดีขึ้นกว่าเดิมอีกนั้น อาจจะทำเพิ่มได้อีก 2 วิธีดังนี้

6.2.1 การเปลี่ยนวิธีหาค่า ratio การปรับโครงสร้างของแบบจำลองโดยเปลี่ยนแปลงวิธีการเรียนรู้จากการเรียนรู้แบบมีผู้สอนเป็นการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน และนำวิธีการปรับค่าความคล้าย  $\rho$  ที่ไม่เท่ากันในแต่ละโหนดมาใช้กับโครงข่าย เป็นวิธีที่ช่วยให้โครงข่ายมีประสิทธิภาพในการแยกแยะตัวอักษรสูงขึ้น การที่โครงข่ายจะยอมรับว่าอินพุตที่เข้ามากับโหนดขณะมีความคล้ายคลึงกันในระดับที่สามารถยอมรับให้โหนดขณะเป็นโหนดเรียนได้หรือไม่ นั้น จะขึ้นกับค่า ratio ซึ่งเป็นค่าที่ได้จากอัตราส่วนของ ขนาดของจุดที่ซ้ำส่วนด้วยขนาดของอินพุต ดังสมการที่ 6.1 ว่าค่านี้มีขนาดมากกว่า  $\rho$  หรือไม่

$$\text{ratio} = \sum_{i=1}^n t_{ji} / \sum_{i=1}^n I_i \quad \text{ที่ } I_i \text{ เป็น } 1 \dots \dots \dots (6.1)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



อัตราส่วนที่น้อยที่สุดเป็นโนนดเรียนแทน โหนดที่จะเป็นโนนดเรียน จะเป็นโนนดที่มีความแตกต่างระหว่างอินพุทกับ ART โหนดน้อยที่สุด กรณีนี้จะแก้ปัญหาในลักษณะนี้ได้

6.2.2 การเรียงลำดับ ratio การเปลี่ยนแปลงโครงสร้างในลักษณะนี้จะใช้ชุดน้ำหนักเพียงค่าเดียวคือค่า  $t$  โดยทำการหาค่า ratio ของอินพุทกับโนนดทุกโนนด จากนั้นทำการเรียงลำดับและเลือกเอาโนนดที่มีค่า ratio สูงสุดเป็นโนนดเรียนแทน

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นในเรื่องการแยกแยะตัวอักษรภาษาไทยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ART ซึ่งตัวแบบที่ใช้สามารถใช้ได้เฉพาะแบบฟอนต์เดียว (single font) แต่ในปัจจุบัน รูปแบบตัวอักษรที่ใช้กันทั่วไปมีหลายแบบ หากนำโครงข่ายนี้ไปใช้วิเคราะห์ตัวอักษรในงานจริง โครงข่ายนี้ควรจะสามารถแยกแยะตัวอักษรแบบหลายฟอนต์ได้ หรือขนาดไม่ควรจะกำหนดให้มีขนาดเดิมน่าจะสามารถยืดหยุ่นในเรื่องขนาดของฟอนต์ด้วย



## บรรณานุกรม

1. Carpenter, G. A. and Grossberg S. "A Massively Parallel Architecture for a Self-Organizing Neuron Pattern Recognition Machine." Computer Vision, Graphics, and Image Processing. vol.37(1987) pp. 54-115.
2. Fausett, Laurene. Fundamentals of Neuron Networks Architectures, Algorithms and Applications. New Jersey: Prentice-Hall International Inc, 1994.
3. Healy, Micheal J. "A logical Architecture of Supervised Learning." IEEE Conference paper. (1993) pp. 190-195.
4. Khan, Emdadur R. "Distortion invariant hand-written digit recognition using adaptive resonance theory(ART)neuron network." IECON'90 Annual conference of IEEE Industrial Electronics Society. (1990) pp.1266-1270.
5. ชม กิมปาน. การรู้จำรูปแบบอักษรพิมพ์ภาษาไทยของคอมพิวเตอร์. วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรคดีบัณฑิต. กรุงเทพฯ : บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2529.
6. ประสาร ตั้งตสานนท์. การจดจำรูปแบบคัตลายมือภาษาไทย โดยวิธีแยกแยะลักษณะเด่น. วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต. กรุงเทพฯ : บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2529.
7. สุรพันธ์ เอื้อไพฑูลย์. การจดจำอักษรลายมือเขียนภาษาไทยโดยการพิจารณาหัวตัวอักษร. วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต. กรุงเทพฯ : บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2531.
8. สุรสิทธิ์ ราตรี. การรู้จำอักษรตัวพิมพ์ภาษาไทยโดยวิธีค้นหาลักษณะโครงสร้างลายเส้น. วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต. กรุงเทพฯ : บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2532.
9. ทวี เปรมรัตน์ชัย. การรู้จำอักษรตัวพิมพ์ภาษาไทยด้วยวิธีโครงข่ายนิเวรอนแบบแบคพรอบพาเกชั่น. วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต. กรุงเทพฯ : บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2529.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

10. อัญชลี วานิชทวีวัฒน์. การจดจำอักขระภาษาไทยตัวพิมพ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ เซลฟี่ออร์แกนไนซิงแมป วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต. กรุงเทพฯ : บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2540.
11. อภिरักษ์ จิรายุสกุล. การวิเคราะห์ตัวพิมพ์อักษรภาษาไทยโดยใช้ CPN วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต. กรุงเทพฯ : บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2537.





เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ภาคผนวก ก.

### บทความทางวิชาการ

#### การจดจำอักขรพิมพ์ภาษาไทยโดยโครงข่ายประสาทเทียม

#### แบบจำลอง ART

#### Printed Thai Character Recognition using ART

#### Neural Network Model

เพ็ญพรรณ ไร่ข้าวเจริญ\* บุญธีร์ เครือตราชู\*\*

\* ภาควิชาคณิตศาสตร์ สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และสารสนเทศ  
สถาบันเทคโนโลยี พระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

\*\* ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

#### บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้เป็นการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมทฤษฎีอะแดปทีฟรีโซแนนซ์ (ART) โดยนำมาประยุกต์ในงานจดจำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทย และได้ทำการปรับปรุงแบบจำลองในส่วนของการเรียนรู้ และการเปลี่ยน Threshold เพื่อลดเวลาในขั้นตอนของการเรียนรู้ และลดความผิดพลาดในการจดจำตัวอักษร โดยแสดงให้เห็นถึงปัญหาและวิธีการแก้ไขโครงสร้างของ ART เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการรู้จำ งานวิจัยนี้ได้ทำการฝึกสอนโครงข่ายด้วยตัวอักษรภาษาไทย 75 แบบ แบบละ 20 ตัว และทำการทดสอบด้วยตัวอักษรภาษาไทย 75 แบบ แบบละ 200 ตัว รวมทั้งหมด 15,000 ตัว ซึ่งพิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ โดยใช้ฟอนต์อังกษานุทีซึ่งขนาด 12 จุด ตอนนี้ จะได้ผลความถูกต้องประมาณ 99.13% ใช้เวลาในการฝึก 20 นาที และจำนวนรอบในการฝึก 6 รอบ

#### Abstract

This research presents an application of ART neuron network model on Thai printed character recognition. To reduce the training time and the percentage error of recognition, the original ART model is modified.. This improving ART model is obtained by training 6 times with 1,500 characters of 75 Thai Character patterns. With 15,000 samples of 75 different Thai character patterns of 12 point Angsana UPC font, the percent recognition of this model is 99.13%. The overall training time is 20 minutes.

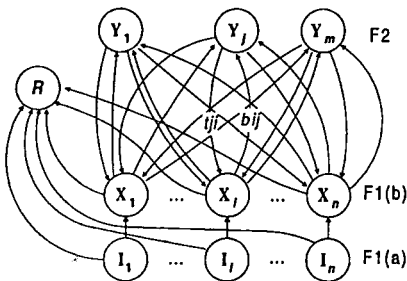
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 1. บทนำ

ปัจจุบันมีการศึกษาโครงข่ายประสาทเทียม และได้นำไปประยุกต์ใช้งานอย่างกว้างขวาง แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแต่ละโมเดลจะมีความสามารถที่แตกต่างกันทั้งในด้านความเร็ว, การเรียนรู้, ขนาดของหน่วยความจำที่ใช้ และความสามารถในการจดจำรูปแบบ

อะแคปทีฟริโซแนนซ์เทียร์(ART) เป็นแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีโครงสร้างแบบมัลติเลเยอร์(multilayer) ประกอบด้วย เลเยอร์ F1(a), เลเยอร์ F1(b) และเลเยอร์ F2 รูปแบบในการเรียนรู้ เป็นการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning) และใช้อัลกอริทึมแบบคัสเตอร์ ข้อดีของ ART คือความเร็วในการฝึก และไม่มีปัญหาในเรื่อง local minima และ memory washout [1] ส่วนข้อจำกัดของแบบจำลองนี้พบว่า เนื่องจากวิธีการเรียนรู้เป็นแบบไม่มีผู้สอน ดังนั้น ถ้าอินพุตที่เข้ามาไม่สมบูรณ์ จะทำให้เกิดความผิดพลาดในการแยกแยะตัวอักษรได้ง่าย

การทดลองนี้ได้ศึกษาแบบจำลอง ART และนำมาทดสอบการรู้จำตัวอักษรภาษาไทย โดยได้ทำการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างของรูปแบบการเรียนรู้ให้เป็นการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) และเปลี่ยนขั้นตอนการเพิ่มและลดขนาด



ภาพที่ 1: สถาปัตยกรรมของ ART

ของ Threshold ในช่วงของการฝึก นอกจากนี้จะรายงานการเปรียบเทียบระหว่างแบบจำลอง ART, Self-Organizing Maps(SOM), Back Propagation และ CPN ในแง่ของเวลาที่ใช้ฝึก, จำนวน โหนดที่ใช้ และประสิทธิภาพการรู้จำ

## 2. สถาปัตยกรรมของ ART

สถาปัตยกรรมของ ART แสดงในภาพที่ 1 และอัลกอริทึมในข้อ 3 โดยมีโครงสร้างที่สำคัญ 3 ส่วน คือ เลเยอร์ F1, เลเยอร์ F2 และ หน่วย R ซึ่งเป็นตัวตัดสินว่าค่าอินพุตที่เข้ามาควรจะมีอยู่ที่ไหนใด เลเยอร์ F1 ประกอบด้วย 2 เลเยอร์ย่อยคือ อินพุตเลเยอร์ F1(a) และ อินเตอร์เฟสเลเยอร์ F1(b) F1(a) รับข้อมูลเป็นไบนารี มีค่า 0,1 และส่งข้อมูลไปให้ F1(b) ระหว่าง เลเยอร์ F1 และ F2 จะมีค่าน้ำหนักที่ใช้เชื่อมต่ออยู่ 2 ชุด คือ ชุดน้ำหนัก b (bottom-up weight) และ t (top-down weight) ชุดน้ำหนัก b จะเชื่อมอย่างทั่วถึงระหว่าง เลเยอร์ F1(b) และ F2 ส่วนชุดน้ำหนัก t จะเชื่อมอย่างทั่วถึงระหว่างเลเยอร์ F2 และ F1(b) การตัดสินใจว่า โหนดใดควรเป็น โหนดที่จะเรียนรู้ ทำได้โดยการหาโหนดชนะดังสมการที่ 1

$$Y_j = \sum_{i=1}^n b_{ij} I_i \quad (1)$$

$$Y_j = \text{Max } Y_j \quad (2)$$

เมื่อได้โหนดชนะ  $j$  ที่มีค่า  $Y_j$  มากที่สุดแล้ว การหาโหนดที่จะใช้ฝึก(โหนดเรียน) ต้องพิจารณาความคล้ายของอินพุต  $I$  ที่เข้ามาฝึก กับค่าน้ำหนักของโหนดชนะที่ได้ฝึกไว้แล้ว การวัดความคล้ายทำโดยใช้น้ำหนัก  $t_{ji}$  ค่าน้ำหนัก  $t_{ji}$  จะใช้เก็บจุดที่ซ้ำกัน ระหว่างอินพุตใหม่ที่เข้ามาฝึกกับโหนดเดิมที่ได้ฝึกไว้แล้ว ดังนั้น ความคล้ายของโหนดกับอินพุต สามารถวัดได้โดยการหาส่วนที่ซ้ำกัน ระหว่าง  $t_{ji}$  กับอินพุต  $I_i$  และนับจำนวน

ว่ามีจุดขั้วที่จุด แล้วจึงนำมา normalize กับขนาดของอินพุตที่มีค่าเป็น 1 เรียกว่า ratio

$$\text{ratio} = \sum_{i=1}^n t_{ji} / \sum_{i=1}^n I_i \quad \text{ที่ } I_i \text{ เป็น } 1$$

(3)

โหนดที่จะเรียนรู้ต้องมีความคล้ายมากกว่าหรือเท่ากับ  $\rho$  ในกรณีที่โหนดขณะมีค่าความคล้ายน้อยกว่าค่า  $\rho$  จะทำการหาค่าโหนดขณะใหม่โดยนำค่า  $Y_j$  ที่มีค่าสูงสุดรองลงไปมาเป็นโหนดขณะ และทดสอบความคล้ายจนกว่าจะพบโหนดที่มีความคล้ายเกินค่า  $\rho$  และทำการปรับน้ำหนักดังสมการที่ 4-7

$$X_i = t_{ji} * I_i \quad (4)$$

$$\|X\| = \sum_{i=1}^n t_{ji} * I_i \quad (5)$$

$$t_{ji} = X_i \quad (6)$$

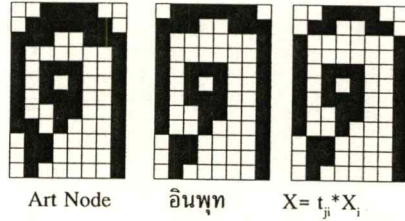
$$b_{ji} = L * X_i / (L-1 + \|X\|) \quad (7)$$

กรณีที่ไม่มีโหนดดังกล่าวก็จะทำการสร้างโหนดใหม่เก็บ Pattern I และให้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นของ  $t_{ji}$  เป็นค่าอินพุต  $I_i$  และ initial weight  $b_{ji}$  ดังสมการที่ 8 และ 9

$$t_{ji} (\text{NEW}) = I_i \quad (8)$$

$$b_{ji} (\text{NEW}) = L * I_i / (L-1 + \sum_{i=1}^n I_i) \quad (9)$$

จากสมการที่ 6, 7 การปรับชุดน้ำหนักของ  $t$  และ  $b$  จะปรับน้ำหนักเฉพาะจุดที่ซ้ำกัน (Intersection) ระหว่าง  $t_{ji}$  กับค่าของอินพุต  $X_n$  โดยจุดที่ซ้ำของชุดน้ำหนัก  $t$  จะให้ค่าเป็น 1 และจุดที่ไม่ซ้ำจะให้ค่าเป็น 0 ดังภาพที่ 2(a) ส่วนชุดน้ำหนัก  $b$  จุดที่ซ้ำจะให้ค่าน้ำหนักดังสมการที่ (7) และค่า 0 สำหรับจุดที่ไม่ซ้ำ ส่วนค่าน้ำหนักของ  $b$  จะน้อยเมื่อจำนวนจุดซ้ำมาก แต่จะมีค่ามากถ้าจำนวนจุดซ้ำน้อย ดังภาพที่ 2(b)



ภาพที่ 2(a): แสดงการเรียนรู้ตัวอักษร ด ของชุดน้ำหนัก  $t$

\*\* สีขาวคือค่า 0

\*\* สีดำคือค่า 1

0	0	0.0400	0.0400	0.0400	0.0400	0	0
0	0.0400	0.0400	0.0400	0.0400	0.0400	0.0400	0
0.0400	0.0400	0.0400	0	0	0.0400	0.0400	0.0400
0.0400	0	0	0	0	0	0	0.0400
0.0400	0	0.0400	0.0400	0.0400	0	0	0.0400
0.0400	0	0.0400	0	0.0400	0	0	0.0400
0.0400	0	0.0400	0.0400	0.0400	0	0	0.0400
0.0400	0.0400	0	0.0400	0.0400	0	0	0.0400
0	0.0400	0.0400	0.0400	0	0	0	0.0400
0	0.0400	0.0400	0	0	0	0	0.0400
0	0.0400	0	0	0	0	0	0.0400

ภาพที่ 2(b) : แสดงชุดน้ำหนัก  $b$  ของ ART Node ซึ่งเก็บ pattern ของตัวอักษร ด

0	0	0.0476	0.0476	0.0476	0.0476	0	0
0	0.0476	0.0476	0	0	0.0476	0.0476	0
0.0476	0	0	0	0	0	0	0.0476
0.0476	0	0	0	0	0	0	0.0476
0.0476	0	0.0476	0.0476	0.0476	0	0	0.0476
0.0476	0	0.0476	0	0.0476	0	0	0.0476
0.0476	0	0.0476	0.0476	0.0476	0	0	0.0476
0.0476	0	0	0.0476	0.0476	0	0	0.0476
0.0476	0	0	0.0476	0	0	0	0.0476
0	0.0476	0.0476	0	0	0	0	0.0476
0	0.0476	0.0476	0	0	0	0	0.0476
0	0.0476	0	0	0	0	0	0.0476

ภาพที่ 2(c): คือชุดน้ำหนัก  $b$  ของโหนดเดิมเมื่อผ่านการเรียนรู้

### 3. อัลกอริทึมที่ใช้สอน ART

Step 0 Initialize parameter L and Threshold ( $\rho$ )

$$L > 1, \quad \rho = 0.75$$

Initialize weight  $b$  and  $t$

$$0 < b_{ji}(0) < L / (L-1+n), \quad t_{ji}(0) = 1$$

Step 1 While stop condition is false

Step 2 For each training input

Step 3 Sending input signal I from F1(a) to

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

F1(b) and compute the norm of I  $||III||$  จุด ความละเอียดในการสแกนเท่ากับ 300dpi และ

$$X_i = I_i, ||III|| = \sum_{i=1}^n I_i$$

Step 4 Find winning Node  $Y_j$ ,

$$Y_j = \sum_{i=1}^n b_{ij} X_i$$

$$Y_j \geq Y_j \text{ For all nodes } j$$

Step 5 Recompute activation X of F1(b)

$$X_i = t_{ji} * I_i, ||X|| = \sum_{i=1}^n t_{ji} * I_i$$

Step 6 Test the resemble of Input and

Winning Node

$$\text{ratio} = ||X|| / ||III||$$

IF  $\text{ratio} > \rho$

THEN

goto step8

ENDIF

Step 7 Find another winning node  $Y_j$  with

$$\max Y_j \text{ and ratio} > \rho$$

IF possible

THEN

goto Step 8

ELSE

create new node to learn this

pattern with

$$t_{ji} = I_i$$

$$b_{ij} \text{ (NEW)} = L * I_i / (L - 1 + ||III||)$$

ENDIF

Step 8 Update the weight for Node J

$$b_{ij} \text{ (NEW)} = L * X_i / (L - 1 + ||X||)$$

$$t_{ji} \text{ (NEW)} = X_i$$

Step 9 Test for stopping condition

ในการสอนและทดสอบการจำ จำนวนชุด  
ในฝึกประกอบด้วยตัวอักษรไทยตัวละ 20 แบบรวมทั้ง  
หมด 1500 ตัว เมตริกซ์ของอินพุตที่ใช้ในการทดลอง  
มีขนาด 27x37 และวางตัวอักษรในตำแหน่งมุมซ้าย  
บนของอินพุตเมตริกซ์

จากการทดลอง โครงข่ายจะเริ่มเสถียรในรอบ

ที่ 80 คือ ไม่มีการสร้างโหนดใหม่เพิ่มขึ้นอีก การฝึกจึง  
สิ้นสุดลง ผลการทดลองพบว่าโครงข่ายยังไม่สามารถ  
แยกตัวอักษรได้ ในรอบสุดท้ายยังพบว่าบางโหนดมีตัว  
อักษรมากกว่า 1 ตัวตกอยู่โหนดเดียวกัน ตัวอย่างเช่น ก  
ถ จะตกโหนดเดียวกันเสมอ โครงข่ายนี้จึงไม่สามารถ  
นำมาใช้ได้ เพราะในการทดสอบการแยกแยะตัวอักษร  
หากมีอินพุตตกในโหนดลักษณะนี้ จะไม่สามารถแยก  
แยะได้ว่าอินพุตที่เข้ามานั้นเป็นตัวอักษรแบบใด ผล  
การทดสอบโดยใช้ค่า  $\rho = 0.75$  จะสิ้นสุดการฝึกใน  
รอบที่ 80 โดยได้จำนวนโหนดทั้งสิ้น 499 โหนด มี  
จำนวนโหนดที่จำผิดพลาด 61 โหนด แสดงโหนดที่ผิด  
พลาดในตารางที่ 1

0000011000100000000000	00000000000000000000	00000000000000000000
0000111111111000000000	0000111001110000000000	0000110011110000000000
0000111111111000000000	0000111001111000000000	0000111001111000000000
0011111111111000000000	0011000000001100000000	0011000000001100000000
0101001111011110000000	0011000000001100000000	0011000000001100000000
0110011100011110000000	0110000000001100000000	0100000000011100000000
1110011110011110000000	0100000000001100000000	0100000000011100000000
0111111110011110000000	0100000000001100000000	0100000000001100000000
0111111110011110000000	0100011010001100000000	0100011010001100000000
0011111100011110000000	0010011010001100000000	0010011100001100000000
0011111000011110000000	0011100000001100000000	0011100000001100000000
0001110000001110000000	0001110000001100000000	0001100000001100000000
0011110000001110000000	0011100000001100000000	0011100000001100000000
0011110000001110000000	0011100000001100000000	0011100000001100000000
0011110000001110000000	0011100000001100000000	0011100000001100000000
0011110000001110000000	0011100000001100000000	0011100000001100000000
0011110000001110000000	0011100000001100000000	0011100000001100000000
0011110000001110000000	0011100000001100000000	0011100000001100000000
0011110000001110000000	0011100000001100000000	0011100000001100000000
0011110000001110000000	0011100000001100000000	0011100000001100000000
0011110000001110000000	0011100000001100000000	0011100000001100000000
0011110000001110000000	0011100000001100000000	0011100000001100000000

4. การทดลองแยกตัวอักษรภาษาไทยโดยใช้ ART

การทดลองนี้ใช้ตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทย 75 แบบ ประกอบด้วยตัวพยัญชนะไทย 44 ตัว และเลขไทย เลขอารบิก สระ า เ อ โ ๆ ฎ ฏ ไม้หันอากาศ โดยใช้แบบตัวอักษรอังกษานุพิธิ์ ขนาด 12

ภาพที่ 3(a) ภาพที่ 3(b) ภาพที่ 3(c)  
ภาพที่ 3: ภาพที่ 3(a) โหนดของตัวอักษร ค ภาพที่ 3(b) โหนด เดิม หลังการเรียน 1 รอบด้วยตัวอักษร 1500 ตัว ค่า  $\rho$  เท่ากับ 0.60 โดยตัวอักษรที่เข้าฝึกโหนดในรอบนี้คือ ค15 ค16 ค17 ค20 ค1 ค4 ค6 ค13 ค19 ภาพที่ 3 (c) โหนด เดิม หลังการเรียนรอบที่ 2 ค่า  $\rho$  เท่ากับ 0.75 โดยตัวอักษรที่ทำการฝึกโหนดในรอบนี้คือ ค9 ค1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยญาติให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โหนดที่	ตัวอักษร ที่เรียนผิด โหนด	โหนดที่	ตัวอักษร ที่เรียนผิด โหนด	โหนดที่	ตัวอักษร ที่เรียนผิด โหนด	โหนดที่	ตัวอักษร ที่เรียนผิด โหนด
3	ก ก	148	ช 6	260	ด ๑	402	อ 9
14	ค ค ต	158	ฉ 9	268	ฐ 8	416	อ 6
57	ฉ 9	160	ฐ 9	269	ฐ 8	418	ช 6
71	ก 0	164	ฉ 9	271	ท ท	420	ระ
72	จ 9	166	ง ๗	288	ช 7	431	ช 8
74	ท ท	167	ฐ 8	289	ช 9	433	ช 7
80	ท ท	176	ฉ 9	291	ช 8	448	ฐ 8
83	ท พ	177	ค ศ	321	ไ ๗	451	ช 7
85	บ ช	178	ค ค	331	ช 8	454	ไ ๖
107	ย 6	182	ช 7	332	ฐ 8	459	เ 1
109	ย 6	185	จ 9	360	ด ต	459	เ 1
120	ค ค	212	ค ค	369	ฐ 8	466	ไ ๗
129	บ ช	214	ค ศ	374	ช 8	469	ไ ๗
130	ภ ภ	221	ด ๑	375	ค ค	472	ช 9
146	ช 7	239	น ห	386	ช 8	485	ว ๗
						490	ฉ 9

ตารางที่ 1: แสดงการเรียนผิดโหนด ผลการฝึกรอบที่ 80 จำนวนโหนดทั้งหมด 499 โหนด  $\rho = 0.75$  พบว่า  
ยังไม่สามารถแยกตัวอักษรได้

## 5. ปัญหาและการปรับปรุงเพื่อนำ ART มาใช้แยก ตัวอักษรภาษาไทย

ปัญหาที่เกิดขึ้นคือ ขณะฝึกโครงข่ายไม่  
สามารถแยกตัวอักษรไทยได้ เนื่องจากการเรียนของ  
ART เป็นแบบการเรียนรู้โดยไม่มีผู้ฝึกสอน ART  
จะเลือกทำการปรับน้ำหนักโหนดขณะเพียงโหนด  
เดียว และทำการปรับชุดน้ำหนักทั้ง  $b$  และ  $t$  เนื่อง  
จากลักษณะของอักษรไทยบางตัวจะมีความคล้ายกัน  
มาก เช่น คคคค เมื่อผ่านการสแกนจะทำให้ภาพ  
ของตัวอักษรมีความคล้ายกันมากยิ่งขึ้น กรณีเช่นนี้จึง  
ทำให้มีการเรียนผิดโหนดได้ ดังภาพที่ 3 การแก้ไข  
โดยการใช้ค่า  $\rho$  ให้มีค่าสูงๆ จะแก้ปัญหการเรียนรู้  
โหนดได้แต่จะเกิดโหนดจำนวนมาก ตัวอย่างเช่น  
อักษร ก แต่ละแบบก็จะกลายเป็นแต่ละโหนดไปจึง  
ไม่สามารถแก้ไขโดยวิธีนี้ได้ การแก้ไขทำได้โดย  
การเปลี่ยนวิธีการเรียนรู้ของ ART จากวิธีการเรียนรู้

แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised ART) ให้เป็น ART ที่  
มีวิธีการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised ART)

## 6. Supervised ART

Supervised ART (ARTS) เป็นการฝึกให้  
แบบจำลองมีการปรับน้ำหนักในลักษณะเดียวกับ  
ART แต่มีข้อแตกต่างคือในช่วงการฝึก จะเพิ่มการ  
ทดสอบว่าอินพุทกับโหนดขณะที่มีค่าความคล้ายกัน  
 $\rho$  นั้นเป็นตัวอักษรเดียวกันหรือไม่ แสดงการเปลี่ยนแปลง  
อัลกอริทึมจากอัลกอริทึมที่ 1 ดังนี้

Step6 Test the resemblance of Input and Winning Node

$$\text{ratio} = \|X\| / \|M\|$$

IF ratio  $>$   $\rho$

THEN

IF Input-Pattern = Node-Pattern

goto step8

ELSE

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

goto step7
ENDIF
ELSE
go to step7
ENDIF

```

โดย ARTS จะทำการปรับน้ำหนักเฉพาะ โหนดชนะที่มีค่าความคล้ายเกินค่า  $\rho$  และ pattern ของอินพุตจะต้องเป็นตัวเดียวกับ pattern ใน โหนด เรียน ดังนั้นการเรียนของ โหนดชนะจะเป็นการปรับน้ำหนักเฉพาะตัวอักษรแบบเดียวกันเท่านั้น โหนดจะไม่ถูกปรับค่าอย่างผิดๆ เหมือนลักษณะการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน

## 7. การทดลองแยกตัวอักษรภาษาไทยโดยใช้ ARTS

การทดลอง ARTS โดยใช้อัลกอริทึมที่ปรับเปลี่ยนเป็นแบบมีผู้สอน สามารถแก้ปัญหาการคิดของอินพุต โหนด ชนะฝึก การเรียนของ โหนดชนะจะเป็นการปรับน้ำหนักเฉพาะตัวอักษรแบบเดียวกันเท่านั้น โหนดจะไม่ถูกปรับค่าอย่างผิดๆ เหมือนลักษณะการเรียนรู้ของ ART แบบไม่มีผู้สอน

0000110001100000000000 0000110001100000000000 0000110001100000000000  
 0001111111110000000000 0001111111110000000000 0001111111110000000000  
 0111111111110000000000 0111111111110000000000 0011111111110000000000  
 11100011111100000000 0000000101111000000000 0000000101111000000000  
 11000111011110000000 1100000000001100000000 1100000000001100000000  
 11000111001110000000 1100000100000110000000 1100000100000110000000  
 11111111001110000000 11001111000110000000 11001111000110000000  
 11111111001110000000 0111101100011100000000 0111101100011100000000  
 11111111001110000000 0111111110001110000000 0111111110001110000000  
 01111111001110000000 0111111110001110000000 0111111110001110000000  
 0011111100011110000000 0001111000011100000000 0001111000011100000000  
 0011110000001110000000 0001110000000110000000 0001110000000110000000  
 0011100000011100000000 0001100000000110000000 0001100000000110000000  
 0011100000001110000000 0001100000000110000000 0001100000000110000000  
 0011100000001110000000 0001100000000110000000 0001100000000110000000  
 0011100000001110000000 0001100000000110000000 0001100000000110000000  
 0011100000001110000000 0001100000000110000000 0001100000000110000000  
 0011100000001110000000 0001100000000110000000 0001100000000110000000  
 0011100000001110000000 0001100000000110000000 0001100000000110000000  
 0011100000001110000000 0000000000000000000000 00000000000000000000

ภาพที่ 4(a) ภาพที่ 4(b) ภาพที่ 4(c)

ภาพที่ 4: ภาพที่ 4(a): โหนดของตัวอักษร ค ภาพที่ 4(b): โหนดเต็ม หลังการเรียน 1 รอบด้วยตัวอักษร 1500 ตัว ค่า  $\rho$  เท่ากับ 0.75 โดยตัวอักษรที่เข้าฝึกโหนดในรอบนี้คือ ค1 ค2 ค3 ค4 ภาพที่ 4(c): โหนดเต็ม หลังการเรียนรอบที่ 2 ค่า  $\rho$  เท่ากับ 0.75 โดยตัวอักษรที่ทำการฝึกโหนดในรอบนี้คือ ค4

$\rho$ ในช่วงการฝึก	จำนวนรอบ	จำนวนโหนดทั้งหมด	จำนวนโหนดที่ใช้	ประสิทธิภาพการจำ
0.55	4	158	158	97.0666
0.60	5	193	193	97.9466
0.65	5	258	258	97.6666
0.70	6	352	351	97.5066
0.75	6	468	465	96.5400
0.80	6	598	599	95.4733
0.85	6	797	796	94.4800
0.90	4	1000	1000	92.4272

ตารางที่ 2: ประสิทธิภาพการจำทดสอบ โดยใช้ตัวอักษรไทยจำนวน 15,000 ตัวโดยใช้ค่า  $\rho$  ขณะทำการทดสอบ = 0.75

ผลการทดลองแสดงให้เห็นดังภาพที่ 4 เมื่อนำโครงข่ายมาทดสอบประสิทธิภาพของการจำที่กำหนดขนาด  $\rho$  ขณะทดสอบให้มีค่าเดียวกับขณะฝึก และได้สรุปผลการทดลองดังตารางที่ 2

## 8. ปัญหาและการปรับปรุงเพื่อนำ ARTS มาใช้แยกตัวอักษรภาษาไทย

ปัญหาที่พบในข้อ 4 เป็นปัญหาที่เกิดขึ้นขณะเรียน แต่ปัญหาที่เกิดขึ้นในข้อนี้เป็นปัญหาการแยกแยะ โหนดผิดที่เกิดขึ้นขณะทดสอบการจำ เนื่องจากตัวอักษรไทยบางกลุ่มมีความคล้ายคลึงกันมาก เช่น คคคค ดังนั้นในขณะทดสอบการจำตัวอักษรหากกำหนดค่า  $\rho$  ให้มีค่าน้อย ตัวอักษรอื่นที่คล้ายคลึงกันก็อาจจะตกผิดกลุ่มได้ เช่น คค หรือ คค กำหนดให้อินพุตขณะทำการทดสอบคือ ค พบว่าค่า  $Y_i$  ของโหนดชนะจะเป็นโหนดที่ 8 ซึ่งเป็นโหนดของ ค ที่มีน้ำหนักสูงที่สุด แต่เมื่อนำมาทดสอบความคล้ายระหว่างโหนดชนะกับจำนวนจุดของอินพุตพบว่าค่าความคล้ายไม่ผ่าน โดยกำหนด  $\rho = 0.75$  ดังนั้นหากกำหนดค่า  $\rho$  น้อยเกินไปก็จะเกิดปัญหาจำผิดพลาดได้ดังตารางที่ 3 แต่ในกรณีตรงกันข้าม ถ้าเรา กำหนดค่า  $\rho$  ให้มากเพื่อไม่ให้ตัวอักษรที่มีความคล้ายกันตกผิดโหนด ก็จะปัญหาไม่สามารถจำได้ ตัว

อย่างเช่นอักษร ก จะต้องมีความเหมือนกันจนเกือบจะเป็นตัวอักษรเดียวกันจึงจะยอมรับว่าอินพุทที่เข้ามาตกในโหนดนี้ ไม่เช่นนั้นก็จะไม่ยอมรับ การให้ค่าความคล้าย  $\rho$  คงที่เพียงค่าเดียวในการทดสอบ

โหนดลำดับที่	โหนดชนะเรียงลำดับจากมากไปน้อย	$Y_j$	ratio
8.	ค	0.891432	0.7410
47	ด	0.843279	0.7520
9	ค	0.811133	0.8354
144	ค	0.731223	0.8966
408	ด	0.689567	0.7856

ตารางที่ 3: แสดงโหนดชนะเรียงลำดับตามค่า  $Y_j$  ของอินพุท ค ขณะทำการทดสอบการจำ โดยใช้ค่า  $\rho = 0.75$

โหนดชนะที่มีค่า  $Y_j$  สูงสุดคือ ค ลำดับโหนดที่ 8

กับตัวอักษรทั้งคู่ซึ่งมีทั้งกลุ่มที่มีความคล้ายกันมากและกลุ่มที่ไม่มีมีความคล้ายกับตัวอักษรอื่นเลย ไม่สามารถแก้ปัญหานี้ได้ การปรับให้แบบจำลองสามารถปรับค่าความคล้ายได้ตามกลุ่มของตัวอักษรจะสามารถแก้ปัญหานี้ได้จากปัญหาการใช้ ARTS แยกตัวอักษรภาษาไทย

## 9. การใช้ค่าเทรสโฮลแก้ปัญหา ARTS

งานวิจัยนี้จึงใช้วิธีการปรับค่า  $\rho$  ของความคล้ายระหว่างอินพุทกับโหนดที่จะเรียนในช่วงการฝึกโครงข่าย แสดงโดยอัลกอริทึมในตารางที่ 3 โดยปรับค่า  $\rho$  ให้มีการเพิ่มและลดไม่เท่ากัน ขณะที่ทำการฝึกจะตรวจสอบว่าอินพุทกับโหนดที่จะเรียนเป็น pattern ตัวอักษรเดียวกันหรือไม่ หากมีการผิดโหนดจะไม่ยอมให้ปรับค่าน้ำหนัก แต่จะเพิ่มค่า  $\rho$  ของโหนดนั้นให้มากขึ้นเพราะถือว่าเป็นตัวอักษรที่มีความคล้ายกับอักษรอื่นทำให้มีการตกผิดโหนด และ

หาค่าโหนดชนะตัวถัดไป ทดสอบจนกว่าจะพบโหนดชนะที่มีค่าความคล้ายเกินค่า  $\rho$  และเป็นตัวอักษร pattern เดียวกันกับอินพุท หรือถ้าไม่พบโหนดเช่นนี้ก็จะทำการสร้างโหนดใหม่ กรณีครบรอบของการเรียนรู้ด้วยการฝึกตัวอักษรครบ 1500 ตัวแล้ว ถ้าหากว่าโหนดใดไม่มีอินพุทแบบอื่นมาตกผิดที่โหนดนั้นเลยแสดงว่าโหนดนั้นไม่คล้ายกับโหนดอื่นก็จะลดค่า  $\rho$  ให้แก่โหนดนั้น ดังนั้น  $\rho$  ของ ART โหนดจะมีค่าไม่เท่ากัน ขึ้นอยู่กับว่าโหนดนั้นเป็นโหนดของตัวอักษรในกลุ่มที่มีความคล้ายคลึงกับตัวอักษรอื่นมากหรือไม่ การทำเช่นนี้จะลดจำนวนโหนดลงด้วย

## 10. อัลกอริทึมที่ใช้สอน ARTS

Step 0 Initialize parameter L and Threshold ( $\rho$ )

$$L > 1, \rho = 0.75$$

Initialize weight b and t

$$0 < b_{ij}(0) < L / (L - 1 + n), t_j(0) = 1$$

Step 1 While stop condition is false

Step 2 For each training input

Step 3 Sending input signal I from F1(a) to F1(b) and compute the norm of I  $\|III$

$$X_i = I_i, \|III = \sum_{i=1}^n I_i$$

Step 4 Find winning Node  $Y_j$ ,

$$Y_j = \sum_{i=1}^n b_{ij} X_i$$

$$Y_j \geq Y_j \text{ For all nodes } j$$

Step 5 Recompute activation X of F1(b)

$$X_i = t_j * I_i, \|XII = \sum_{i=1}^n t_j * I_i$$

Step 6 Test the resemble of Input and Winning

Node

$$\text{ratio} = \|XII / \|III$$

$$\text{IF ratio} > \rho$$

```

THEN
  IF Input-Pattern = Node-Pattern
  THEN
    goto step8
  ELSE
     $\rho = \rho + \alpha$ 
    goto step7
  ENDIF
1. ELSE
   $\rho = \rho + \alpha$ 
  goto to step7
ENDIF

```

Step 7 Find another winning node  $Y_j$  with max

$Y_j$  and ratio  $> \rho$

IF possible

THEN

goto Step 8

ELSE

create new node to learn  
this pattern with

$$t_{ji} = I_i$$

$$b_{yj}(\text{NEW}) = L * I_i / (L - 1 + \|X\|)$$

ENDIF

Step 8 Update the weight for Node J

$$b_{yj}(\text{NEW}) = L * X_j / (L - 1 + \|X\|)$$

$$t_{ji}(\text{NEW}) = X_j$$

Step 9 Test for stopping condition

Step 10 If stop condition is False increase  $\rho$  of  
unerringly training nodes

FOR (I = 1 TO N)

IF NODE I<sub>1</sub> IS UNERRINGLY TRAINING NODE

$$\rho_i = \rho - \beta$$

ENDIF

ENDFOR

## 11. การทดลองใช้ค่าเทรสโลแลกปัญหา ARTS

จากการทดลองด้วยอัลกอริทึมในข้อที่ 10

โดยฝึกกับตัวอักษรไทยจำนวน 1500 ตัว ใช้ค่า  $\rho$

ต่างๆ กัน และทดสอบประสิทธิภาพการจำโดยใช้ตัว  
อักษรไทย 15,000 ตัว ทดสอบกับตัวอักษรที่สแกน  
จากกระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง  
100% โดยค่า  $\rho$  เป็นค่าที่ไม่เท่ากันซึ่งเป็นผลจาก  
การปรับค่าขณะฝึก ผลการทดสอบแสดงดังตารางที่ 4  
จะพบว่า มีจำนวน โหนดที่ใช้จริงมากกว่าการฝึกแบบ  
ARTS ในการทดสอบกับตัวอักษร 15,000 ตัวพบ

ค่า $\rho$ เริ่มต้น ในการ สอน	จำนวน รอบ	จำนวน โหนดทั้งหมด	จำนวน โหนดที่ใช้	ประสิทธิ ภาพการจำ
0.50	7	180	178	98.6466
0.55	6	218	212	99.1333
0.60	7	241	239	99.0133
0.65	6	310	304	98.7600
0.70	6	380	369	98.5133
0.75	6	495	481	98.6533
0.80	6	559	544	98.3866
0.85	6	770	759	98.1666
0.90	6	1000	983	96.7933

ตารางที่ 4: ประสิทธิภาพการจำทดสอบ โดยใช้ตัวอักษรไทย  
จำนวน 15,000 ตัว ทดสอบกับตัวอักษรที่สแกนจาก  
กระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง 100%  
โดยใช้การปรับเปลี่ยนค่า  $\rho$  โดยกำหนด  $\beta = 0.01$  และ  
 $\alpha = 0.03$

ค่า $\rho$ เริ่มต้น ในการ สอน	จำนวน รอบ	จำนวน โหนดทั้งหมด	จำนวน โหนดที่ใช้	ประสิทธิ ภาพการจำ
0.50	7	180	178	88.1866
0.55	6	218	212	83.4133
0.60	7	241	239	85.3266
0.65	6	310	304	86.9466
0.70	6	380	369	76.5666
0.75	6	495	481	74.1133
0.80	6	559	544	69.1400
0.85	6	770	759	64.6866
0.90	6	1000	983	48.2400

ตารางที่ 5: ประสิทธิภาพการจำทดสอบ โดยใช้ตัวอักษรไทย  
จำนวน 15,000 ตัว ทดสอบกับตัวอักษรที่สแกนจาก  
กระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง 50%

โดยใช้การปรับเปลี่ยนค่า  $\rho$  โดยกำหนด  $\beta = 0.01$  และ  $\alpha = 0.03$

ว่าโครงข่ายที่ใช้การแก้ปัญหาด้วยการใช้ค่าเทรซโสดไม่เท่ากันสามารถแยกแยะตัวอักษรไทยได้ดีกว่า แต่จำนวนรอบที่ใช้ในการฝึกมากกว่า ส่วนในตารางที่ 5 เป็นการทดสอบประสิทธิภาพการจำโดยใช้ตัวอักษรไทย 15,000 ตัว ที่มีสัญญาณรบกวนซึ่งเป็นตัวอักษรที่สแกนจากกระดาษที่พิมพ์ด้วยเครื่องพิมพ์เลเซอร์ ความสว่าง 50% พบว่าประสิทธิภาพการจำจะดีในช่วงการกำหนดความคล้ายระหว่างอินพุตกับโหนด ระหว่าง 50-65% จะเห็นว่าจำนวนโหนดมากไม่มีผลต่อประสิทธิภาพการจำ

## 12. สรุปผลการทดลอง

การนำ ART ในแบบจำลองเดิมมาใช้ในการจดจำตัวอักษรไทย ลักษณะการเรียนรู้จะใช้ชุดน้ำหนักรวม 2 ชุดคือ  $b$  และ  $c$  โดยจะเรียนรู้เฉพาะจุดที่ซ้ำกันเท่านั้นซึ่งจะเกิดปัญหามากถ้ามีการจดจำโหนดที่เรียนผิดเพราะจะทำให้โหนดผิดเพี้ยนไปจนไม่มีอินพุตใดสามารถจดที่โหนดนี้ได้ ดังนั้นงานวิจัยนี้ได้นำเอาวิธีการเรียนรู้แบบการเรียนรู้แบบมีผู้สอนมาใช้กับ ART และได้้นำวิธีการปรับค่าความคล้าย  $\rho$  ที่ไม่เท่ากันในแต่ละโหนดมาใช้ เพื่อให้โครงข่ายมีประสิทธิภาพในการแยกแยะตัวอักษรสูงขึ้น เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ของ ART ใช้เวลาน้อยมาก จากการทดลองข้างต้นใช้เวลาในการฝึกประมาณ 20 นาที โดยใช้เครื่องไมโครคอมพิวเตอร์ที่ใช้ซีพียู pentium ความเร็ว 166 เมกกะเฮิร์ตซ์ จากตัวอย่างข้อมูลที่ใช้ฝึก 1500 ตัว ได้ประสิทธิภาพในการจำประมาณ 99% แต่อย่างไรก็ตามการกำหนดค่า  $\rho$  เริ่มต้นของตัวอักษรไม่ควรให้ค่าสูงเกินไป เพราะจะทำให้จำนวนโหนดมากและอัลกอริทึมจะทำการปรับค่า  $\rho$  ให้เอง

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลอง ART กับแบบจำลองอื่น ที่นำมาใช้ในการจดจำอักษรไทย พบว่า ART ใช้เวลาค่อนข้างน้อยเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองอื่น แต่จำนวนโหนดประสิทธิภาพในการรู้จำยังไม่ดีนักเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองอื่น

## 13. เอกสารอ้างอิง

1. Khan R. Emdadur, "Distortion invariant hand-written digit recognition using adaptive resonance theory(ART)neuron network", IECON'90 Annual conference of IEEE Industrial Electronics Society, pp.1266-1270, 1990.
2. Micheal J.Healy, "A logical Architecture of Supervised Learning", IEEE Conference paper, pp. 190-195, 1993.
3. G. A. Carpenter S. Grossberg, "A Massively Parallel Architecture for a Self-Organizing Neural Pattern Recognition Machine", Computer Vision, Graphics, and Image Processing, vol.37, 54-115, 1987.
4. Laurene Fausett, "Adaptive Resonance Theory", Fundamentals of Neural Networks Architectures, Algorithms and Applications, Prentice-Hall, pp.218-246, 1993.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ภาคผนวก ข.

## ตัวโปรแกรมของระบบการรู้จำ

## 1. โปรแกรม PJ7.C

## โปรแกรมที่ใช้ในการรู้จำตัวอักษร

```

/*****

```

```

Program trining ART model

```

```

Programmer Penpun C.

```

```

*****/

```

```

#include <stdio.h>

```

```

#include <stdlib.h>

```

```

#ifdef __TURBOC__

```

```

#include <alloc.h>

```

```

#else

```

```

#include <malloc.h>

```

```

#endif

```

```

#include "art.h"

```

```

struct putstruct{

```

```

    int putcluster;

```

```

    int wrongcluster;

```

```

    char putpattern;

```

```

    float putthres;

```

```

};

```

```

long TotalAllocate = 0;

```

```

void *mymalloc(size_t size, char *s);

```

```

FILE *myfopen(char *s, char *mode);

```

```

float (*b)[MAXNUMBER][MAXCLUSTER];

```

```

int (*t)[MAXNUMBER][MAXCLUSTER];

```

```

struct putstruct (*put1)[MAXCLUSTER];

```

```

main()

```

```

{

```

FILE \*infile, \*outfile; ที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

FILE *boutfile, *toutfile, *dinfile;
FILE *putinfile, *putoutfile;
char buf[BUFSIZE];
char pattern[5];
int (*s)[MAXNUMBER],(*posarr)[MAXCLUSTER];
float (*y)[MAXCLUSTER],(*max)[MAXCLUSTER];
int count,count1,i,j,norms,normx,maxindex,posindex,flag=0;
int loop = 1;
float temp, value = 0;
float *rj;
int number,k,valuex,valuey,valueindex=0;
float threshold;
int dflag=0;
float newratio;
float ratio;
int inwalk = 0,flagb=0;
float myvalue=0;
float myratio=0,rb=0;
int mynormx=0;

int tempput1;
char tempput2;
float tempput3;
int Pflag = 0;

int walk=0;
float sumb=0,sums = 0;
int sumt=0, suminter=0;

```

```

b = mymalloc(sizeof(*b), "b");
t = mymalloc(sizeof(*t), "t");
y = mymalloc(sizeof(*y), "y");
max = mymalloc(sizeof(*max), "max");
s = mymalloc(sizeof(*s), "s");
put1 = mymalloc(sizeof(*put1), "put1");
posarr = mymalloc(sizeof(*posarr), "posarr");

```

```

printf("\nTotal allocate = %8u\n", TotalAllocate);
printf("Max cluster = %8d\n", MAXCLUSTER);
printf("Max number = %8d\n", MAXNUMBER);

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

/* exit(1); */
binit();
tinit();

infile=fopen(INPUT_FILE,"r");
if(infile == NULL){
    printf("Can't read input file!\n");
    exit(1);
}
else
    printf("Open INPUTFILE for read\n");

outfile=fopen(OUTPUT_FILE,"w");
if(    outfile== NULL){
    printf("Can't write output file\n");
    exit(1);
}
else
    printf("Open pj.out for write\n");

boutfile=fopen("binit.out","w");
if(    boutfile== NULL){
    printf("Can't write boutput file\n");
    exit(1);
}
else
    printf("Open binit.out for write\n");

toutfile=fopen("tinit.out","w");
if(    toutfile== NULL){
    printf("Can't write toutput file\n");
    exit(1);
}
else
    printf("Open tinit.out for write\n");

putinfile=fopen("putin.dat","r");
if( putinfile==NULL){
    printf("Can't read putin.dat \n");

```

```

        exit(1);
    }
    else
        printf("Open putin.dat for read\n");

    putoutfile=fopen("putout.out","w");
    if( putoutfile==NULL){
        printf("Can't write putout.out \n");
        exit(1);
    }
    else
        printf("Open putout.out \n");

    /*.....
    read from putin.dat in to put1 array
    if it has no data (999) in the first, set default to it.
    .....*/

    fscanf(putinfile,"%d %c %f",&tempput1,&tempput2,&tempput3);
    i=0;

    if(tempput1!=999){
        printf("r1 -> %d\n", i);
        rewind(putinfile);
        while( tempput1 != 999){
            fscanf(putinfile,"%d %c %f",&tempput1,&tempput2,&tempput3);
            printf("%d %c %f\n",tempput1,tempput2,tempput3);
            (*put1)[i].putcluster = tempput1;
            (*put1)[i].wrongcluster = 0;
            (*put1)[i].putpattern = tempput2;
            (*put1)[i].putthres = tempput3;
            i++;
        }
        printf("r2 -> %d\n", i);
        i--;
    }
    else
    {
        for(i=0; i<(MAXCLUSTER -1); i++){

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

        (*put1)[i].putcluster=i;
        (*put1)[i].wrongcluster=0;
        (*put1)[i].putpattern='0';
        (*put1)[i].putthres=THRESHOLD;
    }

}

printf("r3 -> %d\n", i);
(*put1)[i].putcluster = 999;

fgets(buf,BUFSIZE-1,infile);
while( !feof(infile)){

while( !feof(infile) && flag==0){
    switch(buf[0]){
        case 'p':
            count=0;
            valueindex=0;
            loop=1;
            pattern[0]=buf[44];
            pattern[1]=buf[45];
            if((buf[46] == ' ')|| buf[46]=='\n') {
                pattern[2]='\0';
            }
            else{
                pattern[2]=buf[46];
            }

            pattern[3]='\0';
            break;
        case '0':
        case '1':
            i=0;

            while(buf[i]!='\n'){
                (*s)[count]=buf[i]-'0';
                i++;
                count++;
            }
    }
}

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

        number=loop*COL-count;
        for(k=0;k<number;k++){
            (*s)[count]=0;
            count++;
        }

        loop++;
        break;

    case 'C':
        flag=1;
        break;
    }
    fgets(buf,BUFSIZE-1,infile);
} /*end second while */
/* append 0 from count until MAXNUMBER */
count1=count;
for(i=count;i<MAXNUMBER;i++){
    (*s)[count]=0;
    count++;
}

/* calculate norms */
norms=0;
for(i=0;i<count;i++){
    norms=norms+(*s)[i];
}
/* calculate y=s*b and find max of (*y)[i] */
for(j=0;j<MAXCLUSTER;j++){
    (*y)[j] = 0;
    for(i=0; i< MAXNUMBER; i++){
        temp=(*s)[i]*(*b)[i][j];
        (*y)[j]=(*y)[j]+temp;
    }
}

mysort(y,MAXCLUSTER,posarr);

maxindex=0;

```

```

posindex=0;

do{
    /* Calculate normx=t*s */

    normx=0;
    maxindex=(*posarr)[posindex];
    for(i=0;i<count;i++){
        normx = normx+(*s)[i]*(*t)[i][maxindex];
    }

    ratio=(float)normx/norms;
    value = (L*1)/((L-1)+normx);
    /******
    /*      new threshold      */
    /* read from diff.out in to newthreshold array. */
    /******
    Pflag = 0;
    threshold = (*put1)[maxindex].putthres;

    /*** first cluster ***/
    if ( (ratio == 1.0) && ((*put1)[maxindex].putpattern == '0') ) {
        (*put1)[maxindex].putpattern = pattern[0];
        (*put1)[maxindex].putcluster = maxindex;
        (*put1)[maxindex].wrongcluster = 2;

        /* change weight for bottomup and topdown */
        for(i=0;i<MAXNUMBER;i++)
            (*t)[i][maxindex]=(*s)[i]*(*t)[i][maxindex];

        for(i=0;i<MAXNUMBER;i++){
            value = (L*(*)t)[i][maxindex]/((L-1)+normx);
            (*b)[i][maxindex]=value;
        }
        break;
    }

    if ( ratio > threshold ){

        /*** same pattern ***/

        if( (*put1)[maxindex].putpattern == pattern[0] ){

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

/* change weight for bottomup and topdown */
if( (*put1)[maxindex].wrongcluster ==0 || (*put1)[maxindex].wrongcluster==2){
    (*put1)[maxindex].wrongcluster =2;
}

for(i=0;i<MAXNUMBER;i++)
    (*t)[i][maxindex]=(*s)[i]*(*)[i][maxindex];
for(i=0;i<MAXNUMBER;i++){
    value = (L*(*)[i][maxindex])/((L-1)+normx);
    (*b)[i][maxindex]=value;
}
break;
}

else{ /***** difference pattern *****/
    (*put1)[maxindex].wrongcluster = 1;
    (*put1)[maxindex].putthres = threshold + INCREASE;
    Pflag = 1;
}
else{
    posindex++;
}

if (Pflag == 1)
    posindex++;

Pflag = 0;
/* can't accenpt in every weight */
if(maxindex == MAXCLUSTER -1){
    maxindex=-1;
    break;
}
}while(maxindex < MAXCLUSTER);
if(pattern[2]!='\0'){
    printf("%c%c%c %d\n",pattern[0],pattern[1],pattern[2],maxindex);
    fprintf(outfile,"%c%c%c %d\n",pattern[0],pattern[1],pattern[2], maxindex);
}else{
    printf("%c%c %d\n",pattern[0],pattern[1],maxindex);
}

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

        fprintf(outfile,"%c%c %d\n",pattern[0],pattern[1], maxindex);
    }
    flag=0;
} /* end first while */

for(i=0;i<MAXCLUSTER;i++){
    for(j=0;j<MAXNUMBER;j++){
        fprintf(boutfile,"%f ",(*b)[j][i]);
        fprintf(toutfile,"%d ",(*t)[j][i]);
        if (j%10==9)
            fprintf(boutfile, "\n");
    }
    fprintf(boutfile,"\n");
    fprintf(toutfile,"\n");
}

/*-----
save array put1 in to putout.out file
-----*/

for( i=0;i < (MAXCLUSTER-1) ;i++){
    if ((*put1)[i].wrongcluster == 2){
        (*put1)[i].putthres = (*put1)[i].putthres - DECREASE;
    }
    fprintf(putoutfile,"%d %c %f\n",(*put1)[i].putcluster,(*put1)[i].putpattern,(*put1)[i].putthres);
    printf("%d %c %f\n",(*put1)[i].putcluster,(*put1)[i].putpattern,(*put1)[i].putthres);
}

printf("i --> %d\n",i);

fprintf(putoutfile,"999");
printf("after savearray \n");
printf("Before falut\n");

fclose(infile);
printf("Close INPUTFILE\n");
fclose(outfile);
printf("Close pj.out\n");
fclose(boutfile);
printf("Close tinit.out\n");
fclose(toutfile);

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

printf("Close binit.out\n");
fclose(dinfile);
printf("Close diff.out\n");

close(putoutfile);
printf("Close putout.out\n");
free(b);
free(t);
free(y);
free(max);
free(s);
free(posarr);
}

```

```
int ShellSort(f, Element, pos)
```

```

float *f;
int *pos;
int Element;
{
float Max, tmp;
int i, j, MaxIdx, SwpCount;

for (i=0;i<Element;i++)
pos[i] = i;

SwpCount = 0;
for (i=0;i<Element;i++) {
Max = -9999.0;
MaxIdx = 0;

/* Search for the maximum */
for (j=i;j<Element;j++) {
if (f[j] > Max) {
Max = f[j];
MaxIdx = j;
}
} /* for j */

/* Exchange value */
if (MaxIdx != i) {
tmp = f[MaxIdx];

```



```

f[MaxIdx] = f[i];
f[i] = tmp;

tmp = pos[i];
pos[i] = pos[MaxIdx];
pos[MaxIdx] = tmp;

SwpCount++;
}
}

return SwpCount;
}

binit()
{
FILE *binfile,*tinfile;
int i,j,tvalue;
float bvalue;
    binfile=fopen("binit.dat","r");
    tinfile=fopen("tinit.dat","r");

    if(binfile==NULL){
        printf("tinfile\n");
        exit(1);
    }

    if(tinfile==NULL){
        printf("binfile\n");
        exit(1);
    }

    for(i=0;i<MAXCLUSTER;i++){
        for(j=0;j<MAXNUMBER;j++){
            fscanf(binfile,"%f",&bvalue);

            (*b)[j][i]=bvalue;
            fscanf(tinfile,"%d",&tvalue);
            (*t)[j][i]=tvalue;
        }
    }
}

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

fclose(binfile);
fclose(tinfile);
} *

void *mymalloc(size_t size, char *s) {
void *p;

printf("Allocate %15s: %8u\t", s, size);

p = malloc(size);
if (p == NULL) {
    printf("(fail)\n", s);
    exit(1);
} else {
    printf("(ok)\n", s);
    TotalAllocate += size;
}

return p;
}

FILE *myfopen(char *s, char *mode) {
FILE *fp;

fp = fopen(s, mode);
if (fp == NULL){
    fprintf(stderr, "Can't open file %s! (%s)\n", s, mode);
    exit(1);
}

return fp;
}

```

## 2. โปรแกรม ART.H

โปรแกรมที่ใช้เก็บค่าตัวแปรต่างๆ

```

#define INPUT_FILE    "t1.x1"
#define THRESHOLD    0.55
#define MAXNUMBER    999 /*900*/

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
#define MAXCLUSTER 550 /*500*/
```

```
#define PATTERNNUMBER 200
```

```
#define OUTPUT_FILE "pj.out"
```

```
#define BUFSIZE 80
```

```
#define NEWRATIO 0.99
```

```
#define REDUCE 0.01
```

```
#define INCREASE 0.03
```

```
#define DECREASE 0.01
```

```
#define L 2.0
```

```
#define COL 27
```

```
#define ROW 37
```

```
#define FIRSTLOOP 1
```

```
#ifdef __TURBOC__
```

```
#define MAXNUMBER 999
```

```
#define MAXCLUSTER 5 /*50*/
```

```
#endif
```

### 3. โปรแกรม LAST75.C

โปรแกรมที่ใช้แยกแยะตัวอักษร

```
/******
```

For recognition data

Programmer Penpun C.

```
*****/
```

```
#include <stdio.h>
```

```
#include <stdlib.h>
```

```
#ifdef __TURBOC__
```

```
#include <alloc.h>
```

```
#else
```

```
#include <malloc.h>
```

```
#endif
```

```
#include "last75.h"
```

```
struct tstruct
```

```
{
```

```
int putcluster;
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

char putpattern;
float putthres;
};
struct tstruct (*put1)[900];

long TotalAllocate = 0;
void *mymalloc(size_t size, char *s);
FILE *myfopen(char *s, char *mode);
float (*b)[MAXNUMBER][MAXCLUSTER];
int (*t)[MAXNUMBER][MAXCLUSTER];

main()
{
FILE *infile, *outfile;
FILE *boutfile, *toutfile, *dinfile;
FILE *putinfile, *putoutfile, *errfile;
FILE *finalfile;
char buf[BUFSIZE];
char pattern[5];
int (*s)[MAXNUMBER],(*posarr)[MAXCLUSTER];
float (*y)[MAXCLUSTER],(*max)[MAXCLUSTER];
int count,count1,i,j,norms,normx,maxindex,posindex,flag=0;
int loop = 1;
float temp, value = 0;
float *rj;
int number,k,valuex,valuey,valueindex=0;
float threshold;
int dflag=0;
float newratio;
float ratio;
int ccount=0;
float cpercent=0,tpercent=0;
int tempput1;
char tempput2;
float tempput3;
int Pflag = 0;
int lpercent=1;

```

```

b = mymalloc(sizeof(*b), "b");

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

t = mymalloc(sizeof(*t), "t");
y = mymalloc(sizeof(*y), "y");
max = mymalloc(sizeof(*max), "max");
s = mymalloc(sizeof(*s), "s");
put1 = mymalloc(sizeof(*put1), "put1");
posarr = mymalloc(sizeof(*posarr), "posarr");
printf("\nTotal allocate = %8u\n", TotalAllocate);
printf("Max cluster = %8d\n", MAXCLUSTER);
printf("Max number = %8d\n", MAXNUMBER);

```

```

binit();
infile=fopen(INPUT_FILE,"r");
if(infile == NULL){
    printf("Can't read input file!\n");
    exit(1);
}
else
    printf("Open INPUTFILE for read\n");
outfile=fopen(OUTPUT_FILE,"w");
if(    outfile== NULL){
    printf("Can't write output file\n");
    exit(1);
}
else
    printf("Open pj.out for write\n");

```

```

boutfile=fopen("binit.out","w");
if(    boutfile== NULL){
    printf("Can't write boutput file\n");
    exit(1);
}
else
    printf("Open binit.out for write\n");

```

```

toutfile=fopen("tinit.out","w");
if(    toutfile== NULL){
    printf("Can't write toutput file\n");
    exit(1);
}

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
else
    printf("Open tinit.out for write\n");
```

```
putinfile=fopen("putin.dat","r");
```

```
if( putinfile==NULL){
    printf("Can't read putin.dat \n");
    exit(1);
}
```

```
else
```

```
    printf("Open putin.dat for read\n");
```

```
putoutfile=fopen("putout.out","w");
```

```
if( putoutfile==NULL){
    printf("Can't write putout.out \n");
    exit(1);
}
```

```
else
```

```
    printf("Open putout.out \n");
```

```
errfile=fopen("errfile.out","w");
```

```
if( errfile==NULL){
    printf("Can't write errfile.out \n");
    exit(1);
}
```

```
else
```

```
    printf("Open errfile.out \n");
```

```
finalfile=fopen("final.out","w");
```

```
if( finalfile==NULL){
    printf("Can't write final.out \n");
    exit(1);
}
```

```
else
```

```
    printf("Open finalfile.out \n");
```

```
1
```

```
/*.....
```

```
read from putin.dat in to put1 array
```

```
if it has no data (999) in the first, set default to it.
```

```
.....*/
```

```

fscanf(putinfile,"%d %c %f",&tempput1,&tempput2,&tempput3);
i=0;

if(tempput1!=999){
    printf("r1 -> %d\n", i);
    rewind(putinfile);
    while( tempput1 != 999){
        fscanf(putinfile,"%d %c %f",&tempput1,&tempput2,&tempput3);
        (*put1)[i].putcluster = tempput1;
        (*put1)[i].putpattern = tempput2;
        (*put1)[i].putthres = tempput3;
        i++;
    }
    printf("r2 -> %d\n", i);
    i--;
}
else
{
    for (i=0; i<549; i++){
        (*put1)[i].putcluster=i;
        (*put1)[i].putpattern='0';
        (*put1)[i].putthres=THRESHOLD;
    }
}

printf("r3 -> %d\n", i);
(*put1)[i].putcluster = 999;

fgets(buf,BUFSIZE-1,infile);
while( !feof(infile)){

    while( !feof(infile) && flag==0){
        switch(buf[0]){

            case 'p':
                count=0;
                valueindex=0;

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

        loop=1;
        pattern[0]=buf[44];
        pattern[1]=buf[45];
        if((buf[46] == ' ')|| buf[46]=='\n') {
            pattern[2]='\0';
        }
        else{
            pattern[2]=buf[46];
        }
        pattern[3]='\0';
        break;
        case '0':
        case '1':
            i=0;
            while(buf[i]!='\n'){
                (*s)[count]=buf[i]-'0';
                i++;
                count++;
            }
            number=loop*COL-count;
            for(k=0;k<number;k++){
                (*s)[count]=0;
                count++;
            }
            loop++;
            break;

        case 'C':
            flag=1;
            break;
    }
    fgets(buf,BUFSIZE-1,infile);

```

```

} /*end second while */

```

```

* append 0 from count until MAXNUMBER */

```

```

countl=count;

```

```

for(i=count;i<MAXNUMBER;i++){

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

        (*s)[count]=0;
        count++;
    }

    /* calculate norms */
    norms=0;
    for(i=0;i<count;i++)
        norms=norms+(*s)[i];

    /* calculate y=s*b and find max of (*y)[i] */
    for (j=0;j<MAXCLUSTER;j++){
        (*y)[j] = 0;
        for( i=0; i< MAXNUMBER; i++){
            temp=(*s)[i]*(*b)[i][j];
            (*y)[j]=(*y)[j]+temp;
        }
    }
    mysort(y,MAXCLUSTER,posarr);

    maxindex=0;
    posindex=0;

do{
    /* Calculate normx=t*s */
    normx=0;
    maxindex=(*posarr)[posindex];

    for(i=0;i<count;i++){
        normx = normx+(*s)[i]*(*t)[i][maxindex];
    }
    ratio= (float)normx/norms;
    /*          new threshold          */
    /* read from diff.out in to newthreshold array. */
    /******
    Pflag = 0;
    threshold = (*put1)[maxindex].putthres;

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

if ( ratio > threshold ){
    break;
}
else{
    posindex++;
}

/* can't accenpt in every weight */
if(maxindex == MAXCLUSTER -1){
    maxindex=-1;
    break;
}
}while(maxindex < MAXCLUSTER);

if (pattern[0] == (*put1)[maxindex].putpattern){
    cpercent=cpercent+1.0;
}
ccount++;

if(pattern[2]!='\0'){
    if(pattern[0] != (*put1)[maxindex].putpattern)
        fprintf(errfile,"%c%c%c %d %c\n",pattern[0],pattern[1],pattern[2],
            maxindex,(*put1)[maxindex].putpattern);
}
else{
    if(pattern[0] != (*put1)[maxindex].putpattern)
        fprintf(errfile,"%c%c %d %c\n",pattern[0],pattern[1],
            maxindex,(*put1)[maxindex].putpattern);
}
flag=0;
/*****

                Check percent

*****/

if(ccount == 200){
    fprintf(errfile,"Pattern %c percent %f\n",pattern[0],cpersent/2.0);

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

        printf("Pattern %c percent %f\n",pattern[0],cpercent/2.0);
        tpercent=tpercent+cpentent;
        lpercent++;
        printf("cpercent %f tpercent %f lpercent %d\n",cpercent,tpercent,lpercent);
        ccount = 0;
        cpercent = 0.0;
    }
} /* end first while */

for(i=0;i<MAXCLUSTER;i++){
    for(j=0;j<MAXNUMBER;j++){
        fprintf(boutfile,"%f ",(*b)[j][i]);
        fprintf(toutfile,"%d ",(*t)[j][i]);
        if (j%10==9)
            fprintf(boutfile, "\n");
    }
    fprintf(boutfile, "\n");
    fprintf(toutfile, "\n");
}

/* .....
save array put1 in to putout.out file
..... */

for( i=0;i < 549;i++){
    fprintf(putoutfile,"%d %c %f\n",(*put1)[i].putcluster,(*put1)[i].putpattern,(*put1)[i].putthres);
}

fprintf(putoutfile,"999");

printf(errfile,"total percent = %f\n",tpercent/150.0);
fprintf(errfile,"total percent = %f\n",tpercent/150.0);

free(b);
free(t);
free(y);
free(max);
free(s);
free(posarr);
fclose(infile);
printf("Close INPUTFILE\n");
fclose(outfile);
printf("Close pj.out\n");

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

fclose(boutfile);
printf("Close tinit.out\n");
fclose(toutfile);
printf("Close binit.out\n");
fclose(dinfile);
printf("Close diff.out\n");
}

```

```

int ShellSort(f, Element, pos)

```

```

float *f;

```

```

int *pos;

```

```

int Element;

```

```

{

```

```

    float Max, tmp;

```

```

    int i, j, MaxIdx, SwpCount;

```

```

    for (i=0;i<Element;i++)

```

```

        pos[i] = i;

```

```

    SwpCount = 0;

```

```

    for (i=0;i<Element;i++) {

```

```

        Max = -9999.0;

```

```

        MaxIdx = 0;

```

```

        /* Search for the maximum */

```

```

        for (j=i;j<Element;j++) {

```

```

            if (f[j] > Max) {

```

```

                Max = f[j];

```

```

                MaxIdx = j;

```

```

            }

```

```

        } /* for j */

```

```

        /* Exchange value */

```

```

        if (MaxIdx != i) {

```

```

            tmp = f[MaxIdx];

```

```

            f[MaxIdx] = f[i];

```

```

            f[i] = tmp;

```

```

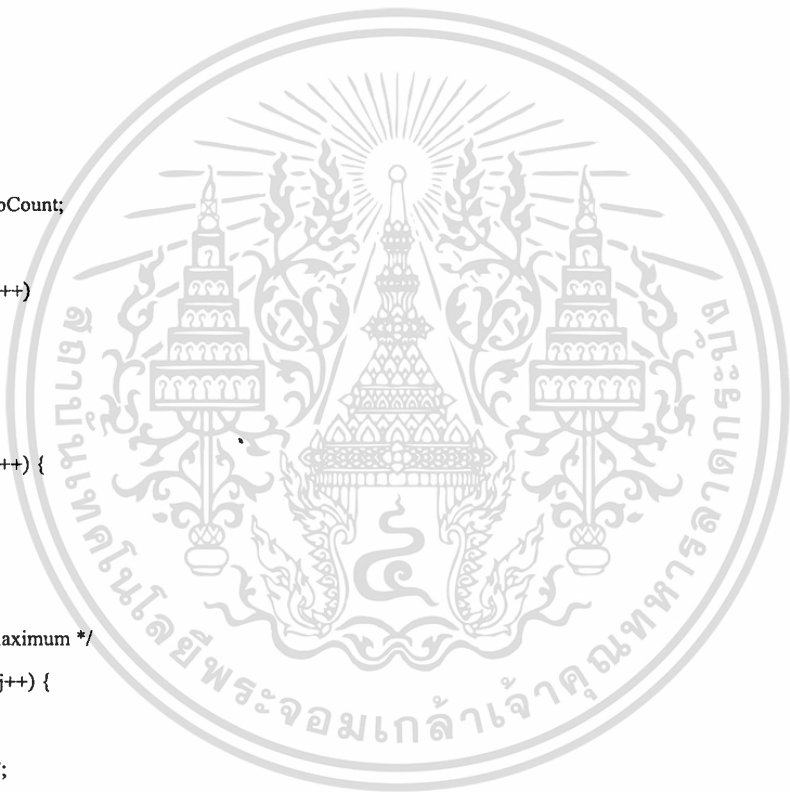
        tmp = pos[i];

```

```

        pos[i] = pos[MaxIdx];

```



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

pos[MaxIdx] = tmp;

    SwpCount++;
}
}

return SwpCount;
}

```

```

binit()
{
FILE *binfile,*tinfile;
int i,j,tvalue;
float bvalue;

    binfile=fopen("binit.dat","r");
    tinfile=fopen("tinit.dat","r");

    if(binfile==NULL){
        printf("tinfile\n");
        exit(1);
    }
    if(tinfile==NULL){
        printf("binfile\n");
        exit(1);
    }

    for(i=0;i<MAXCLUSTER;i++){
        for(j=0;j<MAXNUMBER;j++){
            fscanf(binfile,"%f",&bvalue);

            (*b)[j][i]=bvalue;
            fscanf(tinfile,"%d",&tvalue);
            (*t)[j][i]=tvalue;
        }
    }
    fclose(binfile);
    fclose(tinfile);
}

```

```

tinit()
{
}

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

void *mymalloc(size_t size, char *s) {
    void *p;

    printf("Allocate %15s: %8u\t", s, size);

    p = malloc(size);
    if (p == NULL) {
        printf("(fail)\n", s);
        exit(1);
    } else {
        printf("(ok)\n", s);
        TotalAllocate += size;
    }

    return p;
}

FILE *myfopen(char *s, char *mode) {
    FILE *fp;

    fp = fopen(s, mode);
    if (fp == NULL) {
        fprintf(stderr, "Can't open file %s! (%s)\n", s, mode);
        exit(1);
    }

    return fp;
}

```



## ประวัติผู้เขียน

ชื่อผู้เขียน	นางสาวเพ็ญพรรณ ไร่ฮวดเจริญ
วัน เดือน ปีเกิด	วันที่ 16 มกราคม 2511
สถานที่เกิด	จังหวัดชลบุรี
วุฒิการศึกษาระดับปริญญาตรี	วท.บ. สาขาวิชาสถิติประยุกต์
สถานที่สำเร็จการศึกษา	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ปีที่สำเร็จการศึกษา	2532

