

การรู้จำลายมือเขียนตัวเลขไทยด้วยนีโอคอกนิตรอน

THAI NUMERIC HANDWRITTEN CHARACTER RECOGNITION BY THE
NEOCOGNITRON



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

๑
๒
๓

สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ

บัณฑิตวิทยาลัย

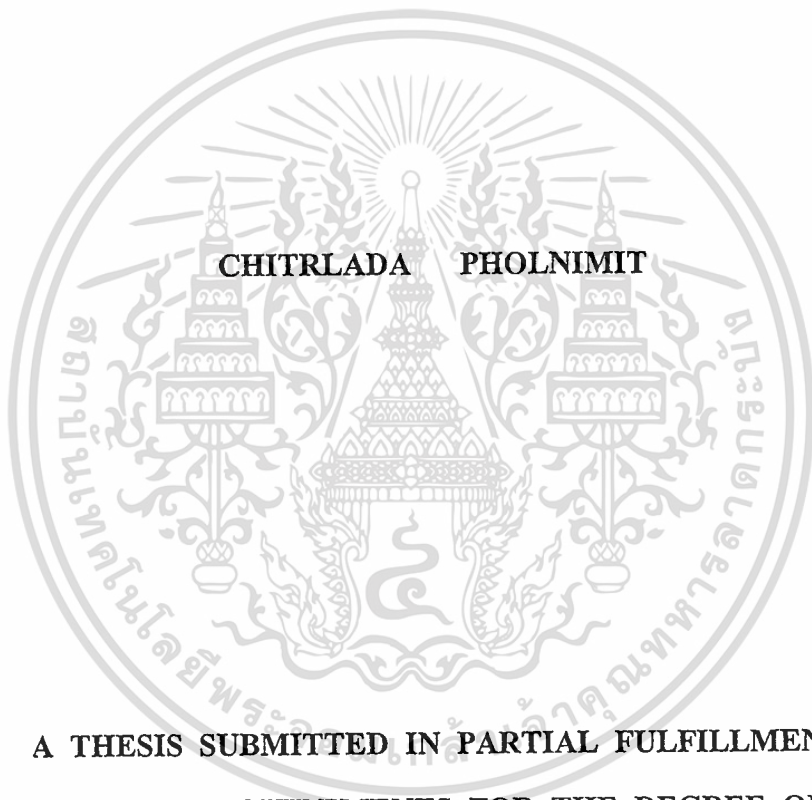
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2541

ISBN 974-622-206-6

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน..... 31011
วัน, เดือน, ปี: 8 ก.ย. 2541

**THAI NUMERIC HANDWRITTEN CHARACTER RECOGNITION BY THE
NEOCOGNITRON**



**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENTS FOR THE DEGREE OF
MASTER OF SCIENCE IN COMPUTER SCIENCE
AND INFORMATION TECHNOLOGY
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES**

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

1998

ISBN 974-622-206-6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 1998

SCHOOL OF GRADUATE STUDIES

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การรู้จำลายมือเขียนตัวเลขไทยด้วยนีโอคอคนิตรอน
นักศึกษา	นางสาวจิตรลดา ผลนิมิตร
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	ผศ.ดร.บุญธีร์ เครือตราชู
หลักสูตร	วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ
พ.ศ.	2541

บทคัดย่อ

นิรอลเน็ตเวิร์คโมเดล “นีโอคอคนิตรอน” เป็นโมเดลที่ออกแบบมาเพื่อให้มีความสามารถในการรู้จำรูปแบบโดยขึ้นกับการผันแปรรูปร่างของรูปแบบเพียงเล็กน้อย ความสามารถที่จะรู้จำรูปแบบได้ถูกต้องมากขึ้นนั้น ขึ้นอยู่กับการคัดเลือกชุดข้อมูลในการเรียนรู้ จากที่ได้มีการทดลองรู้จำลายมือเขียนในภาษาอื่น เช่น ตัวเลขอารบิก ตัวอักษรภาษาอังกฤษ และเกาหลี ได้ผลดี การรู้จำตัวอักษรจะขึ้นอยู่กับความเหมือนของรูปแบบ แต่การขึ้นอยู่กับการผิรูปร่าง ขนาด หรือตำแหน่งของรูปแบบมีเพียงเล็กน้อย โดยไม่ต้องทำการนอร์มัลไลซ์ตำแหน่ง ขนาด การเขียนผิรูปร่าง และขจัดสัญญาณรบกวนออกก่อน ดังนั้น ในการวิจัยนี้จึงต้องการทดสอบกับลายมือเขียนตัวอักษรไทยซึ่งมีฟีเจอร์ของตัวอักษรแตกต่างกันไปจากภาษาที่ได้ทดลองมาแล้ว ว่านีโอคอคนิตรอนสามารถเรียนรู้ฟีเจอร์ของตัวอักษรไทย และแยกแยะลายมือเขียนตัวอักษรไทยได้หรือไม่

ในงานวิจัยนี้ได้สอนให้นีโอคอคนิตรอนทำการเรียนรู้เพื่อรู้จำลายมือเขียนตัวเลขไทย 10 ตัว เพื่อทดสอบความเป็นไปได้ที่จะใช้นีโอคอคนิตรอนในการรู้จำลายมือเขียนตัวอักษรไทย จากผลการทดลองพบว่าเป็นโมเดลที่เหมาะสมสำหรับการรู้จำลายมือเขียน แต่เวลาที่ใช้ในการประมวลผลค่อนข้างมาก จากการทดสอบกับข้อมูลลายมือเขียนตัวเลขไทยแบบต่างๆ จำนวน 1023 ตัว ได้ผลการจดจำถูกต้องประมาณ 86.6 %

Thesis Title Thai Numeric Handwritten Character Recognition by The Neocognitron
Student Miss Chitrlada Pholnimit
Thesis Advisor Asst.Prof.Dr.Boontee Kruatrachue
Degree Master of Science in Computer Science and Information Technology
Year 1998

ABSTRACT

A neural network model, called the "neocognitron" is designed for deformation visual pattern recognition. The ability to correctly recognize deformed pattern depends on the choice of training pattern set. In previous researchs, handwritten character recognition such as Arabic numeral, English alphabetic and Hangul (Korean) syllabic have shown good results. Character recognition is performed on the basis of similarity in shape between patterns, but with a little effect from deformation, changes in size or shifts in position. It does not require any preprocessing such as normalizing the position, size, deformation or reduction noise of the input patterns. This study will test the neocognitron with Thai handwritten character, which have different features. To find its ability of learning and classifying Thai handwritten character.

In this research, the neocognitron is trained to recognize 10 Thai numeric character in order to test the feasibility of using neocognitron as a model for Thai handwritten characters recognition. The result of this study show the possibility of neocognitron as a powerful model to recognize deformed handwritten character. However, the processing time appears to be very long. According to the experiment using various inputs of Thai numeric handwritten 1023 characters, network can correctly recognize about 86.6 percentage.

กิตติกรรมประกาศ

การจัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี เพราะได้รับความเมตตากรุณาจากท่านอาจารย์ที่ปรึกษา ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. บุญธีร์ เกรือตราชู ซึ่งได้ให้คำปรึกษา ในการแก้ไข ปัญหาต่างๆ เรื่อง และให้คำแนะนำชี้แนะแนวทางในการทำวิจัยตลอดมา ผู้วิจัยรู้สึกเคารพและซาบซึ้งในความกรุณาจากท่าน ขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณอาจารย์ประจำภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ทุกท่านที่ได้สั่งสอนวิชาพื้นฐาน และอบรมผู้วิจัย ให้กำลังใจในการทำงานวิจัยนี้ รวมทั้งอาจารย์ผู้สอนในสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศทุกท่าน ที่ได้สอนความรู้ในทุกๆ วิชา อันเป็นประโยชน์ต่อการนำมาใช้ในงานวิจัยนี้

ขอขอบพระคุณท่านต่างๆ เหล่านี้ ที่มีส่วนร่วมให้งานวิจัยนี้สำเร็จ

คุณเฉลิมเกียรติ อินทนากรวิวัฒน์ ผู้ได้ค้นคว้าข้อมูลจากห้องสมุดในต่างประเทศและอนุเคราะห์ส่งมาให้ผู้วิจัย เพื่อใช้ประกอบการค้นคว้า

คุณวรรณิ์ ลาภวัฒน์กิจ คุณวิชัย ศุภสุธิกุล คุณเพ็ญพรรณ ใช้ฮวดเจริญ และคุณอุทัยวรรณศรีจิตรวัฒนากุล (ผู้ล่วงลับไปแล้ว) เพื่อนรุ่นพี่ที่ให้คำแนะนำ ให้คำปรึกษา และให้กำลังใจอย่างมากในการทำวิทยานิพนธ์

คุณศักดิ์พงษ์ จันทร์ใบ ผู้ให้คำปรึกษาในการทำโปรแกรม การแก้ปัญหาต่างๆ ด้านเทคนิค รวมทั้งคุณแม่และน้องสาว ผู้เป็นกำลังใจอย่างสูงสุดต่อผู้วิจัย

นอกจากนี้ขอขอบคุณเพื่อนร่วมรุ่น และรุ่นน้อง ที่ได้ให้กำลังใจกันและกันตลอดเวลาที่ศึกษาอยู่ และขอขอบพระคุณพี่บุญช่วย พร้อมทั้งเจ้าหน้าที่อีกหลายท่านที่ช่วยดำเนินการในด้านต่างๆ ในระหว่างการศึกษาให้เป็นอย่างดี

สุดท้ายนี้ขอขอบพระคุณมูลนิธิเพื่อการศึกษาคอมพิวเตอร์และการสื่อสาร (C&C) เป็นอย่างสูงที่ได้มอบทุนในการศึกษาเป็นระยะเวลา 2 ปี

คุณค่าและประโยชน์อันพึงมีจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอบแต่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

จิตรลดา ผลนิมิตร

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VIII
สารบัญภาพ.....	IX
บทที่ 1. บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	2
1.3 สมมติฐานของการศึกษา.....	3
1.4 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	4
1.5 ขอบเขตของการดำเนินงานวิจัย.....	4
1.6 วิธีที่ใช้ในการดำเนินการวิจัย.....	5
1.7 ผลงานวิจัยที่ผ่านมา.....	5
1.8 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์.....	6
บทที่ 2. หลักการทำงานของนีโอคอคโคไนตรอน.....	8
2.1 หลักการเบื้องต้นของนีโอคอคโคไนตรอน.....	8
2.2 โครงสร้างของนีโอคอคโคไนตรอน.....	9
2.3 หลักการในการจดจำรูปแบบของนีโอคอคโคไนตรอน.....	11
2.3.1 หลักการทำงานของ S-cells.....	11
2.3.2 สมการการจดจำของ S-cells.....	15
2.3.3 หลักการทำงานของ C-cells.....	18
2.3.4 สมการการจดจำของ C-cells.....	19

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.4 การเรียนรู้ของนีโอคอคโคนิตรอน.....	24
2.5 วิเคราะห์การแยกแยะพีเจอร์โดย S-cell.....	29
2.5.1 วิเคราะห์การเชื่อมต่อเข้าสู่ S-cell.....	30
2.5.2 วิเคราะห์การปรับค่าถ่วง.....	32
2.5.3 วิเคราะห์ในเวกเตอร์สเปซแบบหลายมิติ.....	33
2.5.4 วิเคราะห์การเชื่อมต่อในการเรียนรู้.....	36
2.6 วิเคราะห์หน้าที่ของ C-cell.....	36
บทที่ 3. อัลกอริทึม และค่าของเซลล์ในแต่ละขั้นตอนของการประมวลผล.....	40
3.1 อัลกอริทึมในขั้นตอนการสร้างเน็ตเวิร์ค.....	40
3.2 อัลกอริทึมที่ 2 ในขั้นตอนของการเรียนรู้ (Training Stage).....	41
3.2.1 อัลกอริทึมที่ 2.1 : Layer 1 Training Stage.....	41
3.2.2 อัลกอริทึมที่ 2.2 : Layer 2,3,4 Training Stage.....	42
3.3 อัลกอริทึมในขั้นตอนการจดจำตัวอักษร.....	43
3.3.1 อัลกอริทึมที่ 3 : U_s Recognition - Feature extracting.....	43
3.3.2 อัลกอริทึมที่ 4 : U_c Recognition - Feature integrating.....	43
3.4 การประมวลผลและค่าของเซลล์ในขั้นตอนการเรียนรู้.....	44
3.5 การประมวลผลและค่าของเซลล์ในขั้นตอนการจดจำของ S-cell.....	66
3.5.1 ค่ากระตุ้นของ S-cell.....	69
3.5.2 ค่ายับยั้งของ S-cell.....	74
3.5.3 ผลของการแยกแยะพีเจอร์ใน S-cell.....	81
3.6 การประมวลผลและค่าของเซลล์ในขั้นตอนการจดจำของ C-cell.....	86
3.7 การประมวลผลโดยรวมทั้งเน็ตเวิร์คในการจดจำตัวอักษร.....	92
บทที่ 4. การคัดเลือกชุดข้อมูลในการเรียนรู้ลายมือเขียนตัวเลขไทย.....	98
4.1 ปัจจัยในการคัดเลือกชุดข้อมูลตามพีเจอร์ของตัวอักษร.....	98

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.1.1	ขนาดของตัวแปรเชื่อมต่อนีตเวิร์ค (A_i และ D_i).....	98
4.1.2	การกำหนดพีเจอร์ใดๆ ไม่ควรให้เด่นมากเกินไปกว่าพีเจอร์อื่น.....	99
4.1.3	การกำหนดพีเจอร์ที่มีการผิดรูป (deformed) ในชุดเดียวกัน.....	100
4.1.4	การเลือกตำแหน่งในพีเจอร์สำหรับการเรียนรู้ของซีคเซล.....	101
4.1.5	การออกแบบพีเจอร์ที่มีรูปแบบในการเขียนแตกต่างกันมาก.....	101
4.2	การปรับพีเจอร์สำหรับชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของระบบการจดจำตัวเลขไทย.....	104
4.2.1	ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของเลขเยอร์ U_{S1}	104
4.2.2	ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของเลขเยอร์ U_{S2}	105
4.2.3	ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของเลขเยอร์ U_{S3}	107
4.2.4	ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของเลขเยอร์ U_{S4}	108
บทที่ 5	ผลการทดลองและปัญหาที่พบ.....	110
5.1	การรับข้อมูลลายมือเขียน.....	110
5.2	การปรับค่าพารามิเตอร์ของโมเดล.....	112
5.3	ปัญหาในการปรับชุดข้อมูลการเรียนรู้.....	114
5.3.1	ปัญหาการจดจำตัวอักษรขนาดเล็กมาก.....	114
5.3.2	ปัญหาการปรับขนาดค่าถ่วงที่ใช้ในการเชื่อมต่อ.....	116
5.3.3	ปัญหาการเพิ่มความสามารถในการจดจำตัวอักษรที่ผิดรูป.....	117
5.4	ผลการจดจำลายมือเขียนด้วยนีโอคอคนิตรอน.....	118
5.4.1	ลักษณะเด่นของการจดจำลายมือเขียนด้วยนีโอคอคนิตรอน.....	118
5.4.2	ผลการจดจำลายมือเขียนตัวเลขไทย.....	120
5.4.3	จำนวนเซลล์ที่ใช้ทั้งนีตเวิร์ค.....	124
5.4.4	เวลาที่ใช้ในการจดจำและการเรียนรู้.....	125
บทที่ 6	สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	127
6.1	บทสรุป.....	127

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

6.2 แนวทางการพัฒนาในอนาคต.....	130
บรรณานุกรม.....	131
ภาคผนวก ก บทควมวิชาการ.....	133
ประวัติผู้เขียน.....	141



สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
5.1 แสดงผลการทดสอบกับค่าพารามิเตอร์ r ชุดต่างๆ.....	112
5.2 แสดงพารามิเตอร์และขนาดของเพลนและค่าถ่วงต่างๆ ที่เลือกใช้ในการจดจำตัวเลขไทย.....	113
5.3 แสดงเปรียบเทียบจำนวนเซตทั้งเน็ตเวิร์คของการจดจำเลขอารบิก และเลขไทย.....	125
5.4 แสดงเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้และการจดจำ ด้วยเครื่องเพนเทียมความเร็ว 133 เมกกะเฮิรซ์ หน่วยความจำ 32 เมกกะไบต์.....	126
5.5 แสดงเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้และการจดจำ ด้วยเครื่องเพนเทียม II ความเร็ว 233 เมกกะเฮิรซ์ หน่วยความจำ 64 เมกกะไบต์.....	126



สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
2.1 แสดงเปรียบเทียบระหว่างโมเดลแบบตามลำดับชั้นของสมอง และ โครงสร้าง นิวรอลเน็ตเวิร์คของนีโอคอคโคนิตรอน.....	9
2.2 แสดง โครงสร้างเน็ตเวิร์คแบบลำดับชั้นของนีโอคอคโคนิตรอน.....	10
2.3 แสดงการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ของหนึ่งเซลล์พลาในแต่ละเลเยอร์.....	11
2.4 แสดงการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์พลาของ S-cell ในเลเยอร์ที่ 1 ไปยัง C-cell ในเลเยอร์ที่ 1.....	12
2.5 แสดงการประมวลผลเพื่อให้ได้ค่าของ S-cell.....	13
2.6 แสดงการรับสัญญาณข้อมูลเพื่อมาประมวลผลของ S-cell.....	14
2.7 แสดงการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ต่างๆ ในกระบวนการแยกแยะพีเจอร์ของ S-cells.....	14
2.8 แสดงการจดจำรูปแบบที่มีการผิดรูป.....	19
2.9 แสดงกระบวนการในการจดจำรูปแบบของนีโอคอคโคนิตรอน.....	22
2.10 แสดง โครงสร้างของนีโอคอคโคนิตรอนและการเชื่อมต่อทุกเลเยอร์.....	23
2.11 แสดงชุดข้อมูลในการเรียนรู้ทั้ง 4 เลเยอร์.....	26
2.12 แสดงเทรนนิ่งแพทเทิร์นเพื่อสอนให้พลาแรกของเลเยอร์ที่ 2 เรียนรู้.....	27
2.13 แสดงพลาของค่าถ่วงชุดที่มีการเรียนรู้เทรนนิ่งแพทเทิร์นแรกของเลเยอร์ที่ 2 ในภาพที่ 2.12	28
2.14 แสดงเทรนนิ่งแพทเทิร์นเพื่อสอนให้พลาที่สองของเลเยอร์ที่ 2 เรียนรู้.....	28
2.15 แสดงค่าถ่วงชุดที่มีการเรียนรู้เทรนนิ่งแพทเทิร์นแรกของเลเยอร์ที่ 2 ตามภาพที่ 2.14.....	29
2.16 แสดงการเชื่อมต่อและค่าถ่วงต่างๆ ในกระบวนการแยกแยะพีเจอร์.....	30
2.17 แสดงกระบวนการปรับค่าถ่วงของการเชื่อมต่อเพื่อนำไปใช้ในการแยกแยะพีเจอร์.....	32
2.18 แสดงการเปรียบเทียบความเหมือนของรูปแบบในเวกเตอร์สเปซแบบหลายมิติ.....	35
2.19 แสดงการเปรียบเทียบความเหมือนของรูปแบบในแบบสองมิติ.....	37
2.20 แสดงการเชื่อมต่อจาก S-cells มายัง C-cell.....	38
2.21 แสดงการทำเบลอร์เกิดขึ้นในแต่ละเซลล์พลาของเลเยอร์ของ C-cell.....	39

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
3.1 แสดงผลและค่าของเซลล์ในการเรียนรู้ในเลขอร์ที่ 1.....	44
3.2 แสดงค่าถ่วง a_1 และ b_1 ในเลขอร์ที่ 1 เมื่อใช้ค่า $q_1 = 900000$ ในการเรียนรู้.....	46
3.3 แสดงผลและค่าในเซลล์ของการเรียนรู้เทรนนิ่งแพทเทิร์นของเพลนที่ 1 ในเลขอร์ U_{S2}	48
3.4 แสดงเทรนนิ่งแพทเทิร์นสำหรับการเรียนรู้ของ U_{S2} เพลนแรกอีก 3 แพทเทิร์น.....	60
3.5 แสดงเทรนนิ่งแพทเทิร์นทั้ง 4 สำหรับการเรียนรู้ของ U_{S2} เพลนที่สอง.....	63
3.6 แสดงตัวอย่างผลการแยกแยะพีเจอร์ของตัวเลข ๒ เมื่อผ่านกระบวนการจดจำของ U_{S1}	67
3.7 แสดงการตรวจสอบหาพีเจอร์บนเพลนของ C-cell โดยการเลื่อนอาร์ยค่าถ่วง ไปบนเพลนตามการเชื่อมต่อ ในการแยกแยะพีเจอร์ของ S-cell.....	68
3.8 แสดงอินพุตแพทเทิร์น ๔ ตัวอย่างในการแยกแยะพีเจอร์ของ S-cell.....	69
3.9 แสดงตัวอย่างการจดจำตัวอักษร และผลของเซลล์ในแต่ละเพลน เมื่อผ่านการประมวลผลของเลขอร์ที่ 1 แล้ว.....	92
3.10 แสดงผลการจดจำของนีโอคอคโคนิตรอนสามารถได้ผลลัพธ์เดียวกันได้ แม้ว่าเซลล์ที่ถูกกระตุ้นจะต่างกัน.....	94
3.11 แสดงเทรนนิ่งแพทเทิร์นของเลขอร์ที่ 4.....	95
4.1 แสดงการแยกแยะพีเจอร์ที่เกี่ยวข้องกับเส้นตรงในเลข ๒.....	100
4.2 แสดงการกำหนดพีเจอร์ให้มีการซ้อนทับตรงกลาง และคลาดเคลื่อนในเซลล์รอบๆ.....	101
4.3 แสดงการเลือกตำแหน่งในพีเจอร์ให้ตรงกับขีดเซลล์.....	101
4.4 แสดงการกำหนดพีเจอร์ที่มีรูปร่างเดียวกันในตัวอักษรหลายๆ ตัว.....	102
4.5 แสดงการกำหนดพีเจอร์ให้เห็นความแตกต่างของตัวอักษรที่คล้ายกัน.....	103
4.6 แสดงการกำหนดพีเจอร์ที่ไม่สามารถแยกออกมาได้ในเลขอร์เดียว.....	103
4.7 แสดงเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่ทำการสอนให้กับ U_{S1}	104
4.8 แสดงเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่ทำการสอนให้กับ U_{S2}	106
4.9 แสดงเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่ทำการสอนให้กับ U_{S3}	107
4.10 แสดงเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่ทำการสอนให้กับ U_{S4}	109

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
5.1 แสดงตัวอย่างการรับลายมือเขียนเลข ๕.....	111
5.2 แสดงตัวอย่างอินพุตแพทเทิร์นที่ผ่านการแปลงให้อยู่ในรูป 0,1.....	111
5.3 แสดงตัวเลข ๑ ที่มีขนาดเล็ก และผลการจดจำผิด	115
5.4 แสดงค่าในเพลนของ U_{C1} บางเพลนของเลข ๑ ขนาดเล็ก เมื่อถูกทำเบลอแล้ว.....	115
5.5 แสดงตัวอย่างผลการจดจำของเลข ๕ ที่มีสัญญาณรบกวน.....	118
5.6 แสดงตัวอย่างผลการจดจำเลข ๖ ที่ตัวอักษรมีขนาดเปลี่ยนแปลง.....	119
5.7 แสดงตัวอย่างผลการจดจำตัวเลข ๒ ที่ตำแหน่งเปลี่ยนแปลง.....	119
5.8 แสดงตัวอย่างผลการจดจำเลข ๓ ที่ตัวอักษรมีลักษณะเอียง.....	119
5.9 แสดงตัวอย่างผลการจดจำเลข ๔ ที่มีการเปลี่ยนแปลงเรื่องความหนาของตัวอักษร.....	120
5.10 แสดงตัวอย่างอินพุตแพทเทิร์นที่นี้โอคอคนิตรอนสามารถจดจำถูกต้อง.....	121
5.11 แสดงตัวอย่างอินพุตแพทเทิร์นที่นี้โอคอคนิตรอนจดจำไม่ถูกต้อง.....	122
5.12 แสดงตัวอย่างตัวพิมพ์เลข ๒ ที่นำมาทดสอบ.....	123
5.13 แสดงตัวอย่างอินพุตแพทเทิร์นตัวพิมพ์เลขไทยแบบตัวอักษรอังกษนายูพีซี 12 จุดตอนนี้ ที่สามารถจดจำได้ถูกต้อง.....	124

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันได้มีการพัฒนางานวิจัยในด้านการรู้จำตัวอักษรไว้หลายวิธี แต่ที่ผ่านมาในการวิจัยเรื่องการรู้จำรูปแบบตัวอักษรที่เป็นลายมือเขียน ยังพบปัญหาว่าในวิธีหรือโมเดลที่ใช้ในงานวิจัยนั้นมีข้อจำกัดในเรื่องของขนาดตัวอักษร ตำแหน่งของตัวอักษรในกรอบอ้างอิง และการเปลี่ยนแปลงรูปร่างหรือการเขียนผิดรูปของตัวอักษร โดยตัวอักษรที่นำเข้ามาทดสอบนั้น จำเป็นต้องกำหนดขนาดของตัวอักษรในการเขียนให้มีขนาดเท่ากัน และกำหนดตำแหน่งเฉพาะลงไปกรอบอ้างอิงก่อน จึงจะสามารถนำตัวอักษรนั้นเข้ามาเป็นอินพุตของการวิเคราะห์ได้ อีกทั้งยังไม่สามารถให้ผลที่ถูกต้องในการทดสอบกับตัวอักษรที่มีการเขียนผิดรูปแบบไปจากตัวอย่างได้ ซึ่งเป็นวัตถุประสงค์หลักในงานวิจัยสำหรับการรู้จำตัวอักษรที่เป็นลายมือเขียน เพราะมักจะพบการเขียนตัวอักษรตัวเดียวกัน แต่เขียนออกมาได้หลากหลายแบบ อีกทั้งการเขียนตัวอักษรในงานจริงก็ยังคงยากที่จะให้มีความยาวของตัวอักษรเท่ากันไปตลอด หรือให้อยู่ในตำแหน่งที่ถาวรในกรอบอ้างอิงใดๆ ของตัวอักษรหนึ่งๆ ได้

เนื่องจากได้มีการพัฒนางานวิจัยในด้านการรู้จำหรือการจดจำตัวอักษรที่เป็นตัวพิมพ์จนได้ผลดี สามารถนำมาสร้างเป็นโปรแกรมสำหรับการจดจำตัวอักษรเพื่อการจัดเก็บเอกสารที่ได้มาจากการถ่ายเอกสารจากหน้ากระดาษแล้วจัดเก็บเข้าเป็นข้อมูลในเครื่องคอมพิวเตอร์ได้โดยตรง และพัฒนางานเกิดเป็นวิธีหรือโมเดลต่างๆ ที่สามารถใช้งานได้ดี แต่ละวิธีมีจุดเด่นหรือจุดด้อยต่างๆ กัน เพื่อให้เลือกใช้งานได้ แต่ในงานวิจัยทางการจดจำลายมือเขียน ยังไม่ค่อยพบวิธีหรือโมเดลที่เหมาะสมกับการจดจำลายมือเขียน เพราะตัวอักษรที่มาจากลายมือเขียนนั้น มีรูปแบบตัวอักษรแม้ในการเขียนตัวเดียวกันได้หลากหลายมากกว่าตัวอักษรที่มาจากตัวพิมพ์ เพราะตัวอักษรที่มาจากตัวพิมพ์เราสามารถกำหนดฟอนต์ และขนาดของตัวอักษรในการทดสอบการจดจำได้ง่าย แต่ตามธรรมชาติของลักษณะตัวอักษรที่มาจากลายมือเขียน ขึ้นอยู่กับการเขียนของแต่ละคน ไม่สามารถบอกได้ว่าฟอนต์ที่ผู้เขียนแต่ละคนจะเขียนออกมาเป็นรูปแบบใด และขนาดเท่าใด นอกจากนี้การไม่วางกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ระบุตำแหน่งที่ผู้เขียนจะเขียนตัวอักษรออกมาทำได้ยาก ทำให้งานวิจัยในการจดจำตัวอักษรที่เป็นลายมือเขียนพบปัญหามากกว่า จึงยังไม่สามารถพัฒนาโมเดลที่เฉพาะขึ้นมาได้

ถ้าหากสามารถทำการวิจัยจนพบวิธีหรือโมเดลที่เหมาะสมกับการจดจำลายมือเขียน ก็จะสามารถนำไปพัฒนาในการวิเคราะห์เอกสารที่มาจากลายมือเขียน ซึ่งจะเกิดประโยชน์อีกมาก โดยเฉพาะกับภาษาไทยซึ่งมีรูปแบบตัวอักษรต่างจากภาษาอื่น

ในปัจจุบันได้มีโมเดลหนึ่งของวิธีทางนิเวศวิทยาที่น่ายินดี คือโมเดลนีโอคอกนิตรอน (Neocognitron) ที่ได้วิจัยและพัฒนาเพื่อให้มีความสามารถในการจดจำรูปแบบเสมือนจริง (visual pattern recognition) โดยเฉพาะ โดยได้มีการทดสอบกับการจดจำลายมือเขียนตัวเลขอารบิกในขั้นต้น^[4] ต่อมาได้มีการทดสอบกับการจดจำลายมือเขียนตัวอักษรภาษาอังกฤษตัวพิมพ์ใหญ่^[7] ซึ่งได้ผลดี นอกจากนี้ยังมีรายงานการพัฒนาและทดสอบการจดจำลายมือเขียนตัวอักษรเกาหลี^[8] ไม่เฉพาะแต่การจดจำตัวอักษรเท่านั้น ยังมีการทดสอบกับการแยกแยะรูปภาพอิมเมจ^[5] เฉพาะในเรื่องของการเลื่อนตำแหน่งวัตถุบนกรอบอ้างอิงอีกด้วย

1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา

1. เพื่อศึกษาให้เกิดเป็นโมเดลที่แตกต่างออกไป และเหมาะสมกับงานที่ต้องการวิเคราะห์และจดจำรูปแบบตัวอักษรที่เป็นลายมือเขียน
2. โมเดลที่ได้นี้จะต้องเหมาะสมกับการจดจำรูปแบบที่มีความผันแปรของตัวอักษรมากๆ ไม่ขึ้นกับขนาด ตำแหน่ง และการเขียนผิดรูปของตัวอักษร
3. เนื่องจากตัวอักษรไทยมีความซับซ้อนและโครงสร้างในการเขียนตัวอักษรที่ต่างไปจากภาษาอังกฤษมาก ถ้าพิจารณาเฉพาะตัวเลขจะพบว่าการจดจำรูปแบบของตัวเลขไทยจะทำได้ยากกว่าตัวเลขอารบิก เนื่องจากมีฟีเจอร์หรือลักษณะเด่นในตัวเลขแต่ละตัวมากกว่า จึงต้องการทดสอบโมเดลที่สนใจนี้ว่าจะเหมาะสมกับการรู้จำลายมือเขียนของตัวอักษรไทยที่มีความซับซ้อนมากกว่าที่ได้มีการทดลองมาแล้วหรือไม่
4. เพื่อศึกษาข้อจำกัดต่างๆของโมเดล เช่นความเร็วในการเรียนรู้และการจดจำ ความเป็นเจนเนอรัลไลเซชัน (generalization) และการคัดเลือกฟีเจอร์สำหรับการเรียนรู้
5. การวิจัยนี้เน้นในเรื่องของการคัดเลือกฟีเจอร์ที่เหมาะสมในการเรียนรู้ของโมเดล เพื่อให้ได้โมเดลที่มีความเร็วพอสมควรที่จะเป็นไปได้ในการจดจำรูปแบบที่เป็นลายมือเขียน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

6. เพื่อเป็นแนวทางในการศึกษาเพื่อพัฒนาโมเดลไปสู่งานวิจัยในด้านการจดจำรูปแบบเหมือนจริง ที่ต้องการจดจำรูปแบบที่มีความซับซ้อนมากขึ้น

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

เนื่องจากการจดจำลายมือเขียนตัวอักษรที่มีความซับซ้อนของรูปแบบมาก ทำให้โมเดลที่เลือกใช้ควรจะมีความโดดเด่นในเรื่องของการคิดรูปได้มากพอสมควร และควรจะใช้วิธีในการแยกแยะรูปแบบโดยไม่วิเคราะห์ตัวอักษรโดยรวมทั้งตัว หรือวิเคราะห์จากตำแหน่งหรือจุดเริ่มต้นในการลากเส้นก่อนหลังของการเขียนตัวอักษรแต่ละตัว เพราะอาจจะทำให้การวิเคราะห์ผิดพลาดได้ง่าย เนื่องมาจากการสับสนในการเขียนตัวอักษรนั้นที่สามารถเขียนได้ตามความเคยชินของผู้เขียน และอาจจะผิดรูปไปจากตัวอย่างที่โมเดลได้ทำการเรียนรู้ไว้ ก่อนที่จะได้นำผลจากการเรียนรู้นั้นไปวิเคราะห์ ดังนั้นจึงควรจะทำการศึกษาวิเคราะห์ตัวอักษรแต่ละตัวจากฟิเจอร์หรือคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรนั้น และตามความซับซ้อนของฟิเจอร์มากกว่า

ตามปกติแล้วตัวอักษรแต่ละตัวจะมีฟิเจอร์เฉพาะของตัวอักษรนั้น หรือบางครั้งอาจจะมีฟิเจอร์เดียวกันแต่ประกอบเข้ากับฟิเจอร์อื่นทำให้เกิดเป็นตัวอักษรอีกตัวหนึ่งได้ ดังนั้นการจดจำจึงควรพิจารณาจากการแยกแยะว่ามีฟิเจอร์ใดบ้างที่ควรเกิดขึ้นในตัวอักษรตัวใด เมื่อได้ผลจากการแยกแยะแล้วต้องพิจารณาต่ออีกว่าฟิเจอร์ที่แยกแยะหรือพบว่ามีในตัวอักษรที่ทดสอบนั้น มีฟิเจอร์ใดอื่นอีกบ้างร่วมกับ การให้ค่าของความชัดเจนในการตรวจพบแต่ละฟิเจอร์ในตัวอักษรนั้น ออกมาด้วย เพราะอาจจะมีฟิเจอร์ที่แยกแยะแล้วพบฟิเจอร์อื่นที่ไม่ควรมี ได้จากการผิดรูปของตัวอักษร จึงต้องมาพิจารณาต่อว่าผลในการแยกแยะฟิเจอร์ใดๆ นั้นมีค่ามากพอที่จะสรุปว่าเป็นตัวอักษรตัวใด

นอกจากการแยกแยะตามฟิเจอร์แล้ว ควรจะต้องคำนึงถึงความซับซ้อนของฟิเจอร์ที่ประกอบกันขึ้นมาเป็นลักษณะเด่นของตัวอักษรแต่ละตัวด้วย เพราะบางฟิเจอร์อาจจะมีค่าซับซ้อนไม่มาก ยกตัวอย่างเช่น ในตัวอักษรภาษาไทย จะต้องมีส่วนของหัว ส่วนที่เป็นเส้นตรง และส่วนที่เป็นฟิเจอร์อื่นประกอบกันขึ้นมาเป็นตัวอักษร เราจะเห็นว่าเมื่อพิจารณาส่วนที่เป็นเส้นตรงจะไม่ค่อยมีความซับซ้อนเท่าใด เมื่อเทียบกับส่วนที่เป็นหัว หรือเป็นหยักต่างๆ แล้วเมื่อเอาฟิเจอร์เหล่านี้มาประกอบกันเข้าเป็นส่วนของตัวอักษรบางตัวก็จะซับซ้อนขึ้นตามลำดับ ดังนั้นโมเดลที่ต้องการศึกษาควรจะต้องพิจารณาตามความซับซ้อนของฟิเจอร์ในการแยกแยะตัวอักษรแต่ละตัวด้วย

1.4 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย

จากที่พบปัญหาในการจดจำลายมือเขียนในเรื่องของขนาดตัวอักษร ตำแหน่งตัวอักษรในกรอบอ้างอิง และการผิดรูปตัวอักษรนั้น การใช้นิรอลเน็ตเวิร์คโมเดลนี้โอคอคนิตรอนจะสามารถแก้ปัญหาในเรื่องดังกล่าวได้ เพราะจุดเด่นของโมเดลจากการวิจัยและที่ได้มีการรายงานมาแล้ว พบว่ามีความสามารถในเรื่องดังกล่าวโดยเฉพาะ ดังนั้นตัวอักษรที่นำเข้ามาทดสอบการจดจำสามารถมีขนาดเท่าใดก็ได้ภายในกรอบอ้างอิง และตำแหน่งของตัวอักษรจะอยู่ในกรอบอ้างอิงที่ใดก็ได้ รวมทั้งการเปลี่ยนแปลงรูปร่างตัวอักษรมีได้มากขึ้น เหมาะสมกับการแยกตัวอักษรที่เป็นลายมือเขียน นอกจากนี้ยังไม่ต้องทำการเปลี่ยนให้เป็นตัวปกติ (thining) ก่อนสำหรับตัวอักษรที่เป็นตัวหนา หรือแม้กระทั่งการแยกตัวอักษรที่มีสัญญาณรบกวน (noise) อยู่ในรูปแบบด้วยก็ไม่ต้องทำการขจัดสัญญาณรบกวนออกก่อน

การเพิ่มประสิทธิภาพในการจดจำรูปแบบของนิรอลเน็ตเวิร์คโมเดลนี้ ไม่จำเป็นต้องปรับโครงสร้างของโมเดลมากนัก เพียงแต่ใช้วิธีเพิ่มข้อมูลในการเรียนรู้ (training pattern) ในงานวิจัยนี้ เลือกการเรียนรู้ (learning) ของโมเดลเป็นแบบซูปเปอร์ไวส์เลิร์นนิ่ง (supervised learning) ทำให้เน็ตเวิร์คสามารถจดจำรูปแบบได้รวดเร็ว และเนื่องจากโมเดลนี้ที่มีความเป็นเจนเนอรัลไลเซชัน (generalization) จึงไม่จำเป็นต้องทำการสอนเน็ตเวิร์คให้เรียนรู้ฟีเจอร์ที่เปลี่ยนแปลงไปทั้งหมดของตัวอักษร สามารถเลือกฟีเจอร์ที่เด่นๆ ของตัวอักษรให้ครอบคลุมในการเรียนรู้ก็พอ การคัดเลือกฟีเจอร์เพื่อให้เกิดเป็นชุดข้อมูลในการเรียนรู้ที่ดีนั้น มีความสำคัญกับเน็ตเวิร์คมาก ถ้าฟีเจอร์มีจำนวนมาก จะทำให้เวลาในการประมวลผลมากตามไปด้วย ดังนั้นจึงต้องพิจารณาในการเลือกฟีเจอร์ให้เหมาะสมกับชุดของตัวอักษร ที่เราต้องการให้เรียนรู้

1.5 ขอบเขตของการดำเนินงานวิจัย

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาโมเดลนี้โอคอคนิตรอนแล้วทำการสร้างอัลกอริทึมจากทฤษฎีที่มีการนำเสนอไว้ในบทความต่างๆ ของผู้พัฒนาโมเดลนี้ และอิมพลีเมนต์โปรแกรมของโมเดลเพื่อทำการสอนให้เน็ตเวิร์คเรียนรู้ลายมือเขียนตัวเลขไทย 10 ตัว แล้วทำการทดสอบการจดจำตัวเลขไทยทั้ง 10 ตัวนี้ เพื่อศึกษาถึงความเหมาะสมที่จะเลือกเป็นโมเดลสำหรับการแยกแยะลายมือเขียนภาษาไทย รวมทั้งข้อจำกัดต่างๆของโมเดล คือความเร็วในขั้นตอนของการเรียนรู้ ความเร็วในขั้นตอนของการแยกแยะตัวอักษรของเน็ตเวิร์ค ความเป็นเจนเนอรัลไลเซชันเพราะมีความสำคัญในการคัดเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เลือกชุดข้อมูลในการเรียนรู้ และศึกษาถึงวิธีการคัดเลือกชุดข้อมูลในการเรียนรู้จากฟีเจอร์ของตัวอักษรเพื่อให้ได้เป็นชุดข้อมูลในการเรียนรู้ที่ดีเพราะมีผลกับความเร็วของเน็ตเวิร์ค และประสิทธิภาพในการแยกแยะตัวอักษรแต่ละตัว

1.6 วิธีที่ใช้ในการดำเนินการวิจัย

ในการวิจัยนี้ได้ทำการทดสอบด้วยโปรแกรมที่เขียนด้วยภาษาซี ทำงานบนไมโครคอมพิวเตอร์ ระบบปฏิบัติการของวินโดวส์ ทำการเก็บข้อมูลตัวอักษรด้วยการใช้โปรแกรมรับข้อมูลโดยการใช้เมาส์ลากตัวอักษรแต่ละตัวที่จะทำการทดสอบแล้วเก็บเป็นไฟล์ข้อมูลบิตแมพ แล้วจึงนำมาแปลงเป็นข้อมูล 0,1 เพื่อเป็นอินพุตของโปรแกรมสำหรับการจดจำตัวอักษรนั้น โปรแกรมที่ทำการทดสอบนี้ทำงานบนเครื่องคอมพิวเตอร์ที่ใช้ซีพียูเพนเทียม ความเร็ว 133 เมกกะเฮิรตซ์ หน่วยความจำ 32 เมกกะไบต์

1.7 ผลงานวิจัยที่ผ่านมา

ที่ผ่านมาได้มีงานวิจัยทางการรู้จำหรือการจดจำตัวอักษรภาษาไทยหลายวิธี ในที่นี้ขอยกมาแสดงไว้เฉพาะงานวิจัยที่เกี่ยวกับการจดจำตัวอักษรลายมือเขียนภาษาไทย ดังนี้

งานวิจัยของ Pipat Hiranvanichakorn เรื่อง A Recognition Method of Handprinted Thai Characters by Local Features^[10] ใช้หลักการในการวิเคราะห์ฟีเจอร์พื้นฐาน (local feature) ของตัวอักษรไทย โดยพิจารณาจากทิศทางที่เปลี่ยนแปลงไปของการลากเส้นขึ้นมาเป็นตัวอักษร เพื่อวิเคราะห์หาส่วนเว้า (concavity) และส่วนโค้งนูน (convexity) โดยส่วนของเส้นโค้งบนตัวอักษรจะถูกเก็บไว้ในดิคชันนารีส่วนของเส้นโค้งของตัวอักษร

งานวิจัยของ Pipat Hiranvanichakorn เรื่อง An On-line Recognition Method of Thai Characters^[11] เป็นวิธีการพิจารณาแบบออนไลน์ โดยใช้หลักการแบ่งการลากเส้นบนตัวอักษรออกเป็นแปดส่วนย่อยตามทิศทาง และวิเคราะห์ตัวอักษรว่าประกอบมาจากฟีเจอร์ ซึ่งได้แก่ ลำดับของการลากส่วนโค้งของเส้น ชนิดของส่วนโค้ง และตำแหน่งที่สัมพันธ์กันของส่วนโค้ง นอกจากนี้ยังใช้วิธีการแยกแยะแบบหลายชั้นเพื่อเพิ่มความอัตรการรู้จำให้มากขึ้นด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

งานวิจัยของ ประสาร ดังศิษานนท์ เรื่อง การจดจำรูปแบบตัวอักษรคัดลายมือภาษาไทย โดยใช้วิธีแยกลักษณะเด่น^[13] ใช้วิธีการพิจารณาโครงสร้างในส่วนของลายเส้น และพื้นเบื้องหลังตัวอักษร ในการวิเคราะห์ตัวอักษรมี 3 ขั้นตอนใหญ่ คือ ขั้นตอนการเปลี่ยนลายเส้นและพื้นเบื้องหลังให้เป็นรหัสเบื้องต้น (initial feature extraction) , ขั้นตอนการลดทอนรหัสเบื้องต้นที่ซ้ำซ้อน และขั้นตอนการนำลายเส้นและพื้นเบื้องหลังตัวอักษรมาเป็นคุณสมบัติของรูปแบบตัวอักษร

งานวิจัยของ สุรพันธ์ เอื้อไพบุลย์ เรื่อง การจดจำอักษรลายมือเขียนภาษาไทยโดยการพิจารณาหัวตัวอักษร^[14] ใช้วิธีวิเคราะห์จากส่วนวงกลมเล็กคือส่วนหัวของตัวอักษรภาษาไทย วิธีการวิเคราะห์แบ่งเป็น 4 ขั้นตอน เริ่มจากขั้นแรก เตรียมภาพตัวอักษรที่ได้จากการใช้กล้องเก็บภavnนำข้อมูลเข้ามาเตรียมไว้ 2 ชุด เรียกว่าเป็นชุดปกติ และชุดภาพตัวอักษรที่ผ่านการทำให้บาง ขั้นที่สองทำการค้นหาส่วนหัวจากตัวอักษรปกติ และหาคุณสมบัติทางโทโพโลยีจากตัวอักษรชุดที่ถูกทำให้บาง ขั้นที่สามแบ่งตัวอักษรออกเป็นกลุ่มตามจำนวนหัว ขั้นสุดท้ายทำการวิเคราะห์อักษรด้วย 4 เทคนิค ได้แก่ Subhead Region, Feature Code, Head Style และ Width per Height ratio

งานวิจัยของ สุรสิทธิ์ ราษฎร์ เรื่อง การรู้จำอักษรตัวพิมพ์ภาษาไทยโดยวิธีค้นหาลักษณะโครงสร้างลายเส้น^[15] ใช้วิธีการพิจารณาโครงสร้างของตัวอักษรเป็นส่วนใหญ่ แยกกัน แล้วนำคุณสมบัติต่างๆ ของตัวอักษรนั้นๆมารวบรวมเป็นคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรแต่ละตัว

1.8 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้แบ่งเนื้อหาออกเป็น 6 บท ประกอบด้วย

บทที่ 1 บทนำ ได้กล่าวถึง ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ และสมมติฐานของการศึกษา รวมทั้ง ทฤษฎีหรือแนวคิด ขอบเขต และวิธีที่ใช้ในการทำวิจัยนี้

บทที่ 2 อธิบายหลักการทั้งหมดของโมเดลนีโอคอคนิตรอน ประกอบไปด้วย หลักการเบื้องต้น โครงสร้างของเน็ตเวิร์ค หลักการในการจดจำ และการเรียนรู้ของนีโอคอคนิตรอน และการวิเคราะห์เพื่อให้เข้าใจหลักการที่กล่าวมา

บทที่ 3 แสดงอัลกอริทึมในขั้นตอนต่างๆของการประมวลผล ทั้งในขั้นตอนการจดจำและการเรียนรู้ เพื่อให้เห็นภาพการทำงานของนีโอคอคนิตรอนชัดเจนขึ้น จึงได้แสดงค่าของเซลล์ในขั้นตอนต่างๆ ตามอัลกอริทึมไว้ด้วย

บทที่ 4 กล่าวถึงการคัดเลือกชุดข้อมูลในการเรียนรู้ภาษาไทย ซึ่งมีปัจจัยในการคัดเลือกชุดข้อมูลที่ควรคำนึงถึงซึ่งผู้วิจัยได้รวบรวมมาจากการทดลองแล้วพบปัจจัยเหล่านี้ และได้แสดงชุดข้อมูลในการเรียนรู้ทั้ง 4 เลเยอร์ที่ได้ทดลองแล้วได้ผลดีที่สุด

บทที่ 5 กล่าวถึงการทดลอง ผลการทดลอง และปัญหาในการปรับชุดข้อมูลในการเรียนรู้ โดยได้แสดงสรุปพารามิเตอร์ต่างๆที่เลือกใช้ในการทดลองไว้ด้วย

บทที่ 6 เป็นการสรุปผลการวิจัย ข้อเสนอแนะ และแนวทางการพัฒนาในอนาคต



บทที่ 2

หลักการทํางานของนีโอคอคณิตรอน

2.1 หลักการเบื้องต้นของนีโอคอคณิตรอน

กลไกที่ซับซ้อนที่สุดที่อยากจะเข้าใจและออกแบบเครื่องจักรกลหรือคอมพิวเตอร์ให้ทํางานได้ดีเท่ากับที่สมองมนุษย์ทําได้ คือความสามารถในเรื่องของการเรียนรู้ คิด และจดจำ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในเรื่องของการจดจำรูปแบบเสมือนจริง (visual pattern recognition) จึงมีการพยายามเรียนรู้การทํางานของสมองในเรื่องของการประมวลผลข้อมูลแบบเสมือนจริง (visual information-processing) แล้วนำความรู้ที่ได้นี้มาสังเคราะห์โมเดลของนิวรอลเน็ตเวิร์คขึ้นมาเพื่อเลียนแบบการทํางานของเซลล์สมองในเรื่องของการมองเห็นและการจดจำรูปแบบ จึงเกิดหลักการของระบบสำหรับการจดจำรูปแบบขึ้นมาเป็น โมเดลนีโอคอคณิตรอน พัฒนาโดยศาสตราจารย์คุนิฮิโก ฟูกูชิมะ (Prof. Kunihiko Fukushima) ในปี ค.ศ. 1980

นีโอคอคณิตรอนเลียนแบบการทํางานของสมอง^[1] ในส่วนที่เกี่ยวกับการมองเห็นของซีรีบรัม พบว่าเซลล์สมองส่วนต้นจะมีหน้าที่รับผิดชอบการเลือกโลกอลฟีเจอร์หรือฟีเจอร์พื้นฐานของรูปแบบที่มองเห็น ตัวอย่างของโลกอลฟีเจอร์ (local features) เช่น เส้นตรง หรือมุมที่วางตัวต่างๆ กัน ส่วนเซลล์สมองในส่วนที่สูงขึ้นจะทำหน้าที่แยกคัดเลือกรูปที่เฉพาะขึ้นไปเช่น วงกลม สามเหลี่ยม สี่เหลี่ยม หรือหน้าคน เรียกว่าเป็น โกลบอลฟีเจอร์ (global features) จึงกล่าวได้ว่าในระบบการมองเห็นจะมีลักษณะเป็น โครงสร้างแบบลำดับชั้น (hierarchical structure) ซึ่งจะแยกแยะฟีเจอร์พื้นฐานหรือ โลกอลฟีเจอร์ออกมาก่อนเป็นอันดับแรก แล้วรวมไปเป็นฟีเจอร์ที่ซับซ้อนขึ้นหรือ โกลบอลฟีเจอร์ เซลล์สมองในระดับที่สูงกว่าจะรับสัญญาณจากเส้นประสาทสมองในพื้นที่ของเรตินาที่กว้างกว่าเดิมมาแยกแยะต่อโดยไม่ขึ้นกับตำแหน่งของรูปแบบนั้น

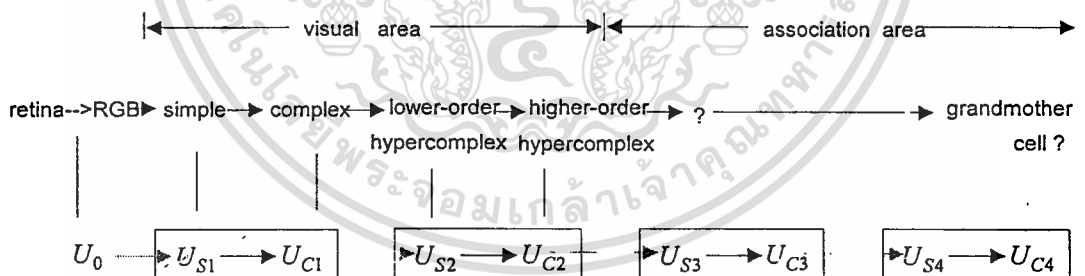
จากกลไกดังกล่าวของเซลล์สมองจึงเกิดเป็น โครงสร้างของนีโอคอคณิตรอนที่มีโครงสร้างเน็ตเวิร์คลำดับชั้นแบบหลายเลเยอร์ (hierarchical multilayered network) ประกอบด้วยเซลล์คล้ายเซลล์สมอง และตัวแปรเชื่อมต่อกันระหว่างเซลล์ โดยตัวแปรนี้สามารถเพิ่มความสามารถในการจดจำได้จากการเรียนรู้รูปแบบที่เราสอนให้ เมื่อผ่านการเรียนรู้ไปจนจบแล้ว เซลล์ในเลเยอร์สูงที่สุดของนีโอคอค-

นิตรอน ซึ่งมีเพียงเซลล์เดียวจะเป็นตัวแสดงผลการจดจำอินพุตแพทเทิร์น (input pattern) ที่เข้ามา โดยนี้ โอคอคนิตรอนจะแยกแยะตามความเหมือนของรูปร่างระหว่างรูปแบบโดยไม่ขึ้นกับขนาด การเลื่อนตำแหน่ง หรือการผิดรูปของอินพุตแพทเทิร์น

2.2 โครงสร้างของนีโอคอคนิตรอน

นีโอคอคนิตรอนเป็นนิวโรลเน็ตเวิร์คหลายเลเยอร์แบบฟีดฟอร์เวิร์ด (feed-forward multilayer) ในแต่ละเลเยอร์จะประกอบด้วยเซลล์ที่ค่าในเซลล์เป็นค่าบวก และการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ที่ประกอบกันขึ้นมาเป็นเลเยอร์จะเป็นการเชื่อมต่อแบบไปข้างหน้า (forward connection) ดังแสดงเปรียบเทียบระหว่างโมเดลแบบตามลำดับชั้นของสมองและโครงสร้างนิวโรลเน็ตเวิร์คของนีโอคอคนิตรอน ในรูปที่ 2.1^[3]

รูปที่ 2.1 แสดงเปรียบเทียบระหว่างโมเดลแบบตามลำดับชั้นของสมอง และโครงสร้างนิวโรลเน็ตเวิร์คของนีโอคอคนิตรอน

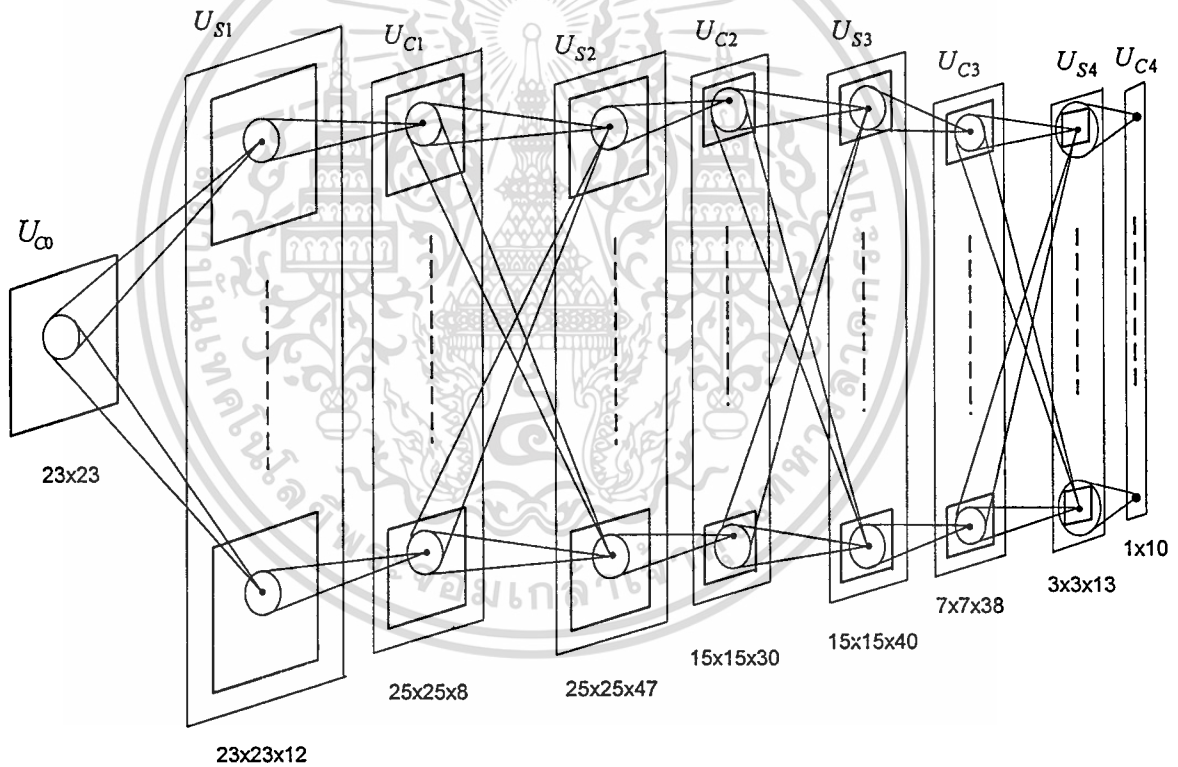


ในสแตจ (stage) แรกสุดของเน็ตเวิร์คคือ อินพุตเลเยอร์จะเรียกว่า U_0 เป็นอาร์เรย์ 2 มิติของรีเซพทีฟเซลล์ (receptive cell) u_0 ในโมเดลนี้เราจะเรียกอาร์เรย์ของเซลล์ว่าเป็นเซลล์เพลน (cell-plane) หรือเพลน (plane) ส่วนสแตจต่อๆ ไปจะประกอบด้วย 2 เลเยอร์ คือ เลเยอร์ของ S-cells ซึ่งเรียกว่า U_{S1} ตามด้วยเลเยอร์ของ C-cells ซึ่งเรียกว่า U_{C1} (ในสแตจที่ 1) และเรียงสลับกันระหว่าง U_{S1} และ U_{C1} เช่นนี้ไปทุกๆ สแตจ โดยที่ S-cells หรือ C-cells ในแต่ละเลเยอร์จะถูกแบ่งไปเป็นกลุ่มย่อยในรูปของเซลล์เพลนตามจำนวนพีเจอร์ที่ต้องรับผิดชอบ นอกจากนี้ในแต่ละเลเยอร์ U_S จะมีส่วนประกอบย่อยนอกเหนือจากเพลนของ S-cells แล้วยังมีอีกหนึ่งเพลนของเซลล์ยับยั้ง (inhibitory cells)

เอกส หรือ V-cells เรียกว่า U_V ำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในรูปที่ 2.2 เป็นโครงสร้างแบบลำดับชั้นของนีโอคอคณิตรอน และการเชื่อมต่อสัญญาณ (synaptic connection) ระหว่างเลเยอร์ รูปสี่เหลี่ยมที่วาดด้วยเส้นทึบแสดงถึง S-plane หรือ C-plane ส่วนสี่เหลี่ยมแนวตั้งที่วาดด้วยเส้นบางแสดงถึง S-layer ที่มี S-plane อยู่ในเลเยอร์นี้ หรือ C-layer ที่มี C-plane อยู่ ตัวเลขด้านต่างแสดงถึงขนาดของเพลน (2 มิติ กว้าง x ยาว) และ จำนวนเพลนในเลเยอร์นั้นๆ ตัวเลขที่แสดงอยู่นี้เป็นขนาดของเพลนจริงๆ ในเน็ตเวิร์คที่ออกแบบมาให้ทำการจดจำตัวเลขไทย

รูปที่ 2.2 แสดงโครงสร้างเน็ตเวิร์คแบบลำดับชั้นของนีโอคอคณิตรอน

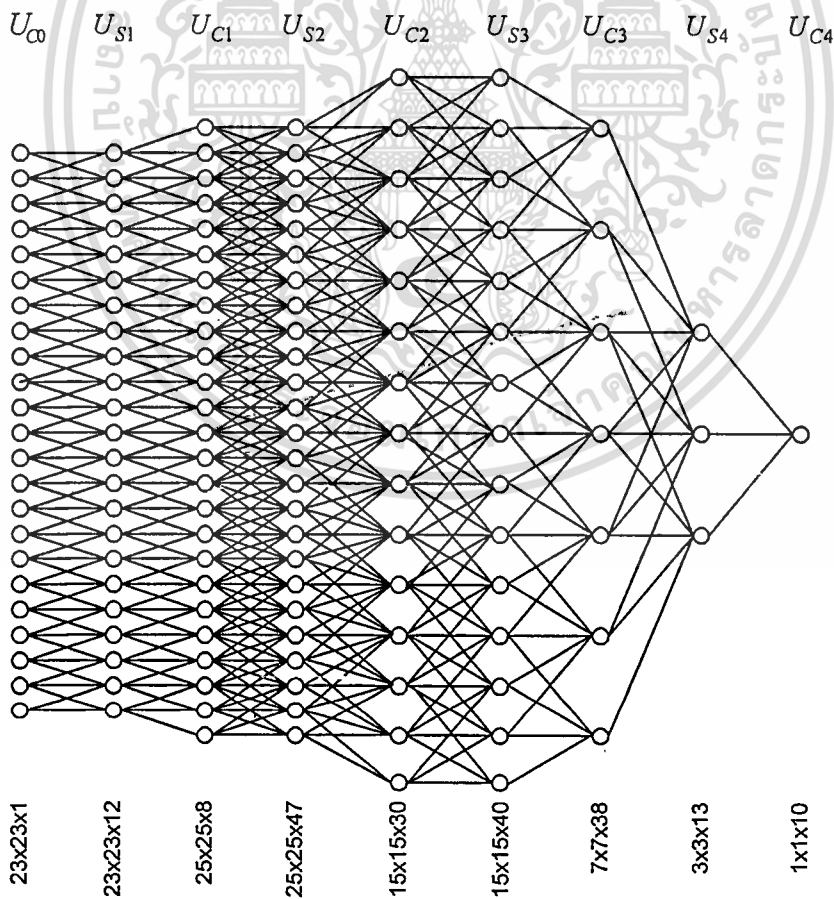


การออกแบบโครงสร้างของนีโอคอคณิตรอนต้องคำนึงถึงรูปแบบหรือตัวอักษรที่ต้องการให้ทำการแยกแยะดังนี้ การกำหนดจำนวนสเตจจะมากหรือน้อยขึ้นอยู่กับความซับซ้อนของรูปแบบที่เราต้องการให้เน็ตเวิร์คนี้ทำการจดจำ และการจำนวนเพลนในแต่ละเลเยอร์ขึ้นอยู่กับจำนวนพีเจอร์ที่ต้องการให้แยกแยะในเลเยอร์นั้น โดยทุกเซลล์ในหนึ่งเพลนจะรับผิดชอบพีเจอร์เดียวกัน (1 เพลน รับผิดชอบต่อการแยกแยะ 1 พีเจอร์)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

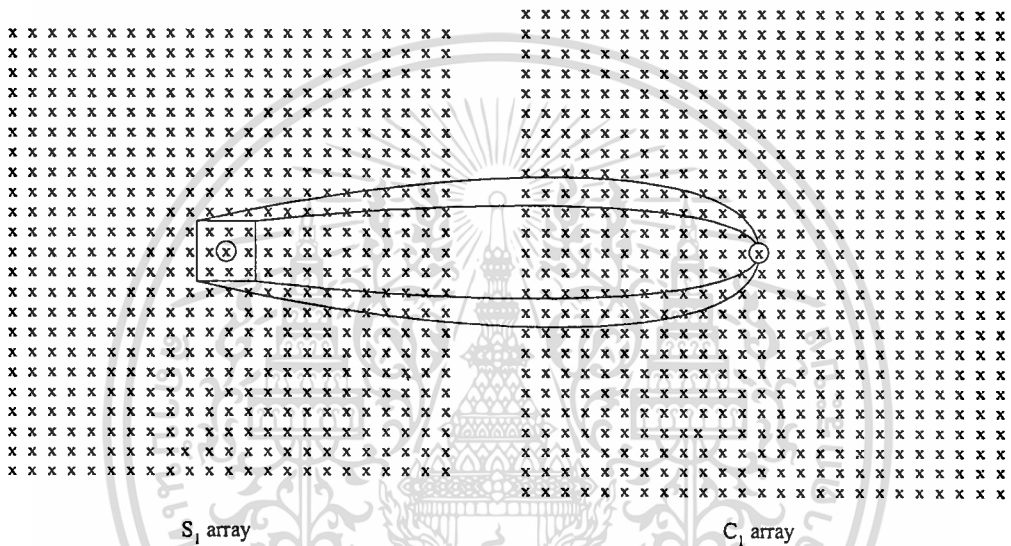
นอกจากนี้ ความหนาแน่นของเซลล์ในเพลนของแต่ละเลเยอร์ จะออกแบบให้มีจำนวนเซลล์น้อยลง เมื่ออยู่ในเลเยอร์ที่สูงขึ้น อันเป็นผลมาจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ เซลล์ในเลเยอร์ที่สูงกว่าจะรับเอาข้อมูลจากกลุ่มของรีเซพทีฟเซลล์ (receptive cells) ในเลเยอร์ก่อนหน้านั้น กลุ่มของรีเซพทีฟเซลล์นี้เปรียบได้กับมุมมองของการมองเห็นของตามนุษย์ โดยเซลล์ที่กำลังสนใจจะรับเอาข้อมูลจากเซลล์ที่อยู่ในตำแหน่งที่สัมพันธ์กันร่วมกับข้อมูลจากเซลล์ในตำแหน่งที่อยู่ใกล้เคียงมาด้วย ขนาดของกลุ่มเซลล์ใช้ในการเชื่อมต่อนี้จะเป็นตัวกำหนดขนาดคอรียอลของค่าถ่วง (weight) ของพีเจอร์ในแต่ละเลเยอร์ ซึ่งจะมีขนาดใหญ่ขึ้นในเลเยอร์ที่สูงขึ้น จนกระทั่งในเลเยอร์ที่สูงที่สุด แต่ละ C-plane จะมีเพียงเซลล์เดียวสำหรับแสดงผลลัพธ์สุดท้าย แต่ละ C-cell ในเลเยอร์นี้จะหมายถึงแต่ละรูปแบบที่ต้องการแยกแยะ

รูปที่ 2.3 แสดงการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ของหนึ่งเซลล์เพลนในแต่ละเลเยอร์



พิจารณาในรูปที่ 2.3 เป็นการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ในแต่ละเพลนของนีโอคอคนิตรอนที่ออกแบบมาเพื่อการจดจำตัวเลขไทย และในรูปที่ 2.4 แสดงถึงการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ในเพลนที่จะได้รับข้อมูลมาจากกลุ่มของรีเซพทีฟเซลล์ ตัวอย่างในที่นี้ได้แก่ การเชื่อมต่อจากเพลนของ U_{S1} ไปยัง C-cell ในเพลนของ U_{C1} จะใช้รีเซพทีฟเซลล์ขนาด 3×3

รูปที่ 2.4 แสดงการเชื่อมต่อจากเซลล์เพลนของ S-cell ในเลเยอร์ที่ 1 ไปยัง C-cell ในเลเยอร์ที่ 1

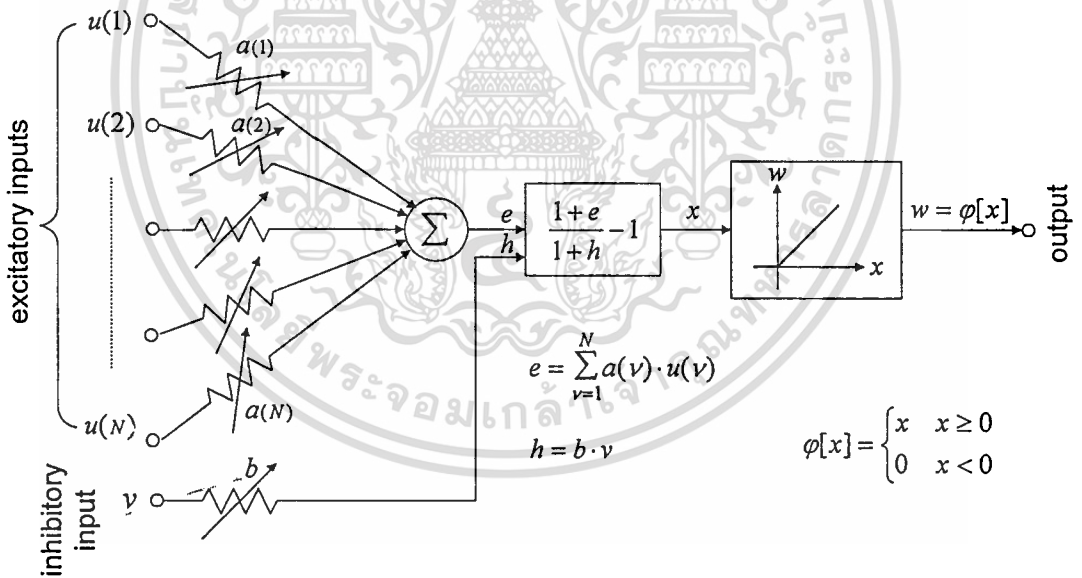


2.3 หลักการในการจดจำรูปแบบของนีโอคอคนิตรอน

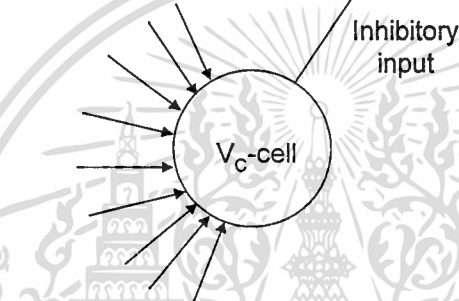
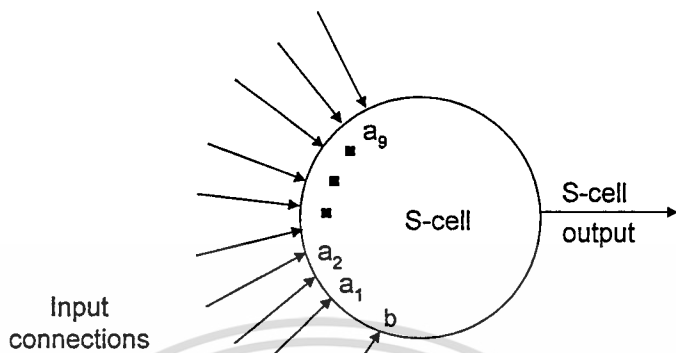
2.3.1 หลักการทำงานของ S-cells S-cells ใน S-plane เป็นเซลล์ที่ทำหน้าที่แยกแยะฟีเจอร์ (feature-extracting) ในเน็ตเวิร์ค โดยการเชื่อมต่อที่เข้าสู่ S-cells จะเป็นตัวแปรที่สามารถปรับค่าได้ในระหว่างกระบวนการของการเรียนรู้ หลังจากผ่านการเรียนรู้แล้วค่าของตัวแปรหรือค่าถ่วงของ S-cells จะถูกนำไปใช้ในการแยกแยะฟีเจอร์ของอินพุตแพทเทิร์นร่วมกับค่ายับยั้ง V-cell โดย S-cells จะแอกทีฟก็ต่อเมื่อเกิดมีฟีเจอร์เป้าหมายที่รับผิดชอบอยู่ในตำแหน่งเฉพาะบนเพลนในเลเยอร์ก่อนหน้านั้น โดยฟีเจอร์ที่แต่ละ S-plane จะต้องรับผิดชอบนั้นกำหนดมาในกระบวนการของการเรียนรู้แล้ว ในขณะที่เน็ตเวิร์คอยู่ในขั้นตอนของการเรียนรู้จะได้รับการสอนให้แต่ละเพลนในแต่ละเลเยอร์รับผิดชอบฟีเจอร์ตามหลักการที่กล่าวมาแล้วว่า โกลบอลฟีเจอร์จะถูกแยกแยะตั้งแต่เลเยอร์แรกๆ ส่วนในเลเยอร์สูงๆ จะทำการแยกแยะโกลบอลฟีเจอร์ซึ่งเป็นฟีเจอร์ที่ซับซ้อนขึ้น

การรับสัญญาณข้อมูลมาประมวลผลเพื่อให้ได้ค่าของ S-cell แสดงในรูปที่ 2.5^[3] และในรูปที่ 2.6^[1] โดย a เป็นตัวแปรค่าถ่วง (variable-weight) จาก C-cell มายัง S-cell ส่วน b เป็นตัวแปรค่าถ่วงจากเซลล์ยับยั้ง V-cell มายัง S-cell ค่าของ a และ b จะได้มาจากการเรียนรู้ การที่ได้ค่าผลลัพธ์จากสัญญาณอินพุตนั้น จะนำผลรวมค่ากระตุ้น (e) ของอินพุตตัวกระตุ้น (excitatory inputs) จากกลุ่มของ C-cell มาเปรียบเทียบกับค่ายับยั้ง (h) ของอินพุตยับยั้ง (inhibitory input) ผลลัพธ์ที่ได้จะได้เป็นค่าของ S-cell โดยถ้าค่ากระตุ้นมีค่ามากกว่าค่ายับยั้งในระดับหนึ่ง ค่าของ S-cell ก็จะแอกทีฟ พิจารณาในรูปที่ 2.7^[6] เป็นการเชื่อมต่อกับกระบวนการแยกแยะพีเจอร์ (feature-extracting) ของ S-cell กับ C-cell ในเลเยอร์ก่อนหน้านี้

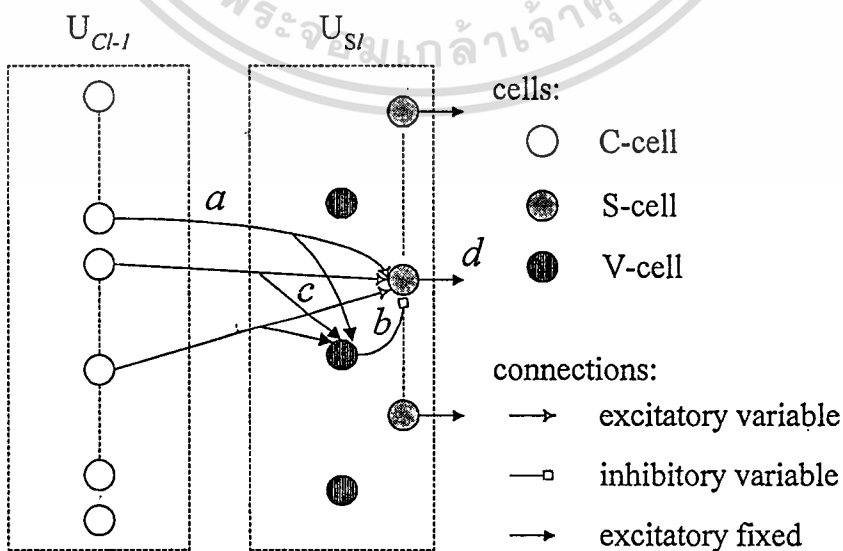
รูปที่ 2.5 แสดงการประมวลผลเพื่อให้ได้ค่าของ S-cell



รูปที่ 2.6 แสดงการรับสัญญาณข้อมูลเพื่อมาประมวลผลของ S-cell



รูปที่ 2.7 แสดงการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ต่างๆในกระบวนการแยกแยะพีเจอร์ของ S-cells



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3.2 สมการการจดจำของ S-cells ในที่นี้จะใช้สัญลักษณ์ $u_{SI}(n, k)$ แสดงถึง ผลลัพธ์ของ S-cell ในเลขอร์ที่ l , เพลนที่ k และ n เป็นโคออดิเนตแสดงตำแหน่งของเซลล์ใน เพลนของ U_{SI} สำหรับ S-cells นั้น k จะอยู่ในช่วง $1 \leq k \leq K_{SI}$ ส่วน C-cells นั้น k อยู่ในช่วง $1 \leq k \leq K_{CI}$ ค่าของ K_{SI} และ K_{CI} เป็นจำนวนของเพลนในเลขอร์ที่ออกแบบไว้แล้วจากโครงสร้างของนีโอคอคนิตรอนในรูปแบบที่ 2.2

ค่าผลลัพธ์ของ S-cell ได้จาก

$$u_{SI}(n, k) = r_l \cdot \varphi \left[\frac{1 + \sum_{k=1}^{K_{CI}-1} \sum_{v \in A_l} a_l(v, \kappa, k) \cdot u_{CI-1}(n+v, \kappa)}{1 + \frac{r_l}{1+r_l} \cdot b_l(k) \cdot u_n(n)} - 1 \right], \quad k = 1, 2, \dots, K_{SI} \quad (2.1)$$

$$\text{โดยที่ } \varphi[x] = \begin{cases} x & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

ในกรณีที่ $l=1$ ในสมการที่ 2.1 จะได้ว่า $u_{CI-1}(n, k)$ แทนด้วย $u_0(n)$ โดยที่

$$K_{CI-1} = 1$$

ค่าของ $a_l(v, \kappa, k)$ เป็นตัวแปรค่าถ่วงที่รับมาจาก C-cell ในเลขอร์ก่อนหน้านั้น ซึ่งอาจเรียกได้ว่าเป็นค่าถ่วงตัวกระตุ้น (excitatory modifiable synapses) ของ S-cell ส่วน $b_l(k)$ เป็นตัวแปรค่าถ่วงที่รับมาจากเซลล์ยับยั้ง (inhibitory cell) ถือว่าเป็นค่าถ่วงตัวยับยั้ง (inhibitory modifiable synapses) ของ S-cell โดยค่าถ่วง a เป็นอาร์เรย์ค่าถ่วงประจำแต่ละเพลนที่ k ของ C-cell มาถึงเพลนที่ k ของ S-cell ส่วนค่าถ่วง b_l นั้น เป็นค่าถ่วงเดี่ยวของแต่ละเพลนไม่ได้เป็นอาร์เรย์

ค่าถ่วงทั้งสองนี้ได้มาจากการเรียนรู้ เพื่อจะนำมาใช้ในคำนวณหาค่ากระตุ้นจากการคูณค่าถ่วงตัวกระตุ้นกับค่าของเซลล์ในเพลนของ C-cell ที่สัมพันธ์กันในตำแหน่งที่ต้องการแล้วรวมเข้าด้วยกันทุกเพลนในเลขอร์ก่อนหน้านั้น และใช้ในการคำนวณหาค่ายับยั้งจากการคูณค่าถ่วงตัวยับยั้งกับเซลล์ยับยั้งในตำแหน่งบนเพลนของ V-cell ที่สัมพันธ์กับ S-cell ที่เราต้องการ แล้วเอามาเปรียบเทียบกับกันด้วยการหาร ถ้าค่ากระตุ้นมีค่ามากกว่าค่ายับยั้ง จะได้ผลการเปรียบเทียบเป็นค่ามากกว่าศูนย์ ค่าของ S-cell นั้นจะแอกทีฟขึ้นแสดงว่ามีพีเจอร์ที่ S-cell นั้นต้องรับผิดชอบอยู่บนตำแหน่งที่กำลังสนใจในเพลนของ C-cell แต่ถ้าค่ากระตุ้นมีค่าน้อยกว่าค่ายับยั้ง จะได้ผลการเปรียบเทียบน้อยกว่าศูนย์หรือติดลบ ดังนั้นค่าของ S-cell นั้นจะไม่แอกทีฟขึ้นคือเป็นค่าศูนย์แสดงว่าไม่มีพีเจอร์ที่รับผิดชอบ แต่ถ้าเป็นกรณีที่ค่ากระตุ้นกับค่ายับยั้งมีค่าเท่ากัน ผลของ S-cell จะได้เป็นศูนย์ เพราะผลการเปรียบเทียบออกมาเป็นศูนย์ จะเห็นว่าไม่มี S-cell ใดที่จะมีค่าติดลบได้เลย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาติให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขนาดของอาร์เรย์ของค่าถ่วง a จะแทนด้วย A , เป็นขนาดของอาร์เรย์ของกลุ่มเซลล์ของ C-cell ในเลเยอร์ก่อนหน้านั้นที่ใช้เชื่อมต่อไปยัง S-cell ในเลเยอร์ที่กำลังสนใจ พิจารณาประกอบในรูปที่ 2.3 จะได้ว่าขนาดของ $A_1 = 3 \times 3$, $A_2 = 5 \times 5$, $A_3 = 5 \times 5$ และ $A_4 = 5 \times 5$ โดยที่ v เป็นตำแหน่งของเซลล์ในอาร์เรย์ของค่าถ่วงที่อยู่ในอาร์เรย์ของ A , สังเกตว่าเราจะไม่เห็นพารามิเตอร์ n ใน $a_i(v, k, k)$ และ $b_i(k)$ เนื่องจากทุกๆ S-cell ในเพลนหนึ่งๆจะรับเอาค่าถ่วงที่ได้มาจากการสอนพีเจอร์เดียวกันดังที่ได้กล่าวถึงไปแล้วนั่นเองจึงไม่จำเป็นต้องมีโคออดิเนตของเซลล์ในเพลนด้วย

ค่าของพารามิเตอร์ r_i เป็นค่าบวกที่กำหนดระดับการเลือกพีเจอร์ในกระบวนการแยกแยะพีเจอร์ โดยค่า r_i ที่สูงขึ้นแสดงว่าจะมีการยอมให้มีการผิดรูปหรือเพี้ยนไปจากพีเจอร์ที่รับฝึกชอบอยู่ได้น้อยลง ในการวิจัยนี้เลือกใช้ $r_1 = 1.5$, $r_2 = 3.6$, $r_3 = 0.6$ และ $r_4 = 0.6$

สำหรับค่าของ V-cell ซึ่งเป็นเซลล์ที่ส่งค่ายับยั้งให้กับ S-cell หาได้จาก

$$u_n(n) = \sqrt{\sum_{k=1}^{K_{Cl-1}} \sum_{v \in A_i} c_i(v) \cdot \{u_{Cl-1}(n+v, k)\}^2} \quad (2.3)$$

เมื่อ $c_i(v)$ เป็นค่าถ่วงคงที่ตัวกระตุ้น (fixed excitatory weight) ที่ไม่สามารถปรับค่าได้จากเซลล์ที่ตำแหน่ง v ในอาร์เรย์ของกลุ่มเซลล์ที่ใช้เชื่อมต่อระหว่าง C-cells ในเลเยอร์ก่อนหน้านั้นมายัง V-cell โดยหามาจาก

$$c_i(v) = \gamma_i^{|v|} \quad (2.4)$$

เมื่อ $|v|$ เป็นค่าของฟังก์ชันระยะทาง (distance function) ระหว่างเซลล์ในตำแหน่ง v กับจุดศูนย์กลางของกลุ่มรีเซพทีฟฟิลด์ (center of receptive field) ซึ่งหาได้จาก

$$v = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (2.5)$$

เมื่อ (x_1, y_1) เป็นโคออดิเนตของจุดศูนย์กลางของ c_i และ (x_2, y_2) เป็นโคออดิเนตของจุดรอบๆในอาร์เรย์ของ c_i และขนาดของ c_i จะมีขนาดเท่ากับอาร์เรย์ของค่าถ่วง a หรือ A , ดังนั้นเราจะได้ว่า

สำหรับเลเยอร์ที่ 1 ซึ่งขนาดอาร์เรย์ของ c_i มีขนาดเท่ากับ 3×3

$$\text{ถ้าให้ } \begin{bmatrix} 0,0 & 0,1 & 0,2 \\ 1,0 & 1,1 & 1,2 \\ 2,0 & 2,1 & 2,2 \end{bmatrix} \text{ แสดงตำแหน่งบนอาร์เรย์ของ } c_i$$

เมื่อผ่านฟังก์ชันระยะทางแล้วเราจะได้อาเรย์ของ $|v|$ สำหรับเลขอร์ที่ 1 เป็นดังนี้

$$|v| = \begin{bmatrix} \sqrt{2} & \sqrt{1} & \sqrt{2} \\ \sqrt{1} & 0 & \sqrt{1} \\ \sqrt{2} & \sqrt{1} & \sqrt{2} \end{bmatrix} \cong \begin{bmatrix} 1.412 & 1 & 1.412 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1.412 & 1 & 1.412 \end{bmatrix}$$

ส่วนในเลขอร์ที่ 2 ถึงเลขอร์ที่ 4 ขนาดของอาเรย์ c_l มีขนาดเท่ากับ 5×5

$$\text{ถ้าให้ } \begin{bmatrix} 0,0 & 0,1 & 0,2 & 0,3 & 0,4 \\ 1,0 & 1,1 & 1,2 & 1,3 & 1,4 \\ 2,0 & 2,1 & 2,2 & 2,3 & 2,4 \\ 3,0 & 3,1 & 3,2 & 3,3 & 3,4 \\ 4,0 & 4,1 & 4,2 & 4,3 & 4,4 \end{bmatrix} \text{ เป็นตำแหน่งบนอาเรย์ } 5 \times 5 \text{ ของ } c_2, c_3 \text{ และ } c_4$$

เมื่อผ่านฟังก์ชันระยะทางแล้วเราจะได้อาเรย์ของ $|v|$ สำหรับเลขอร์ที่ 2 ถึงเลขอร์ที่ 4 เป็นดังนี้

$$|v| = \begin{bmatrix} \sqrt{8} & \sqrt{5} & 2 & \sqrt{5} & \sqrt{8} \\ \sqrt{5} & \sqrt{2} & 1 & \sqrt{2} & \sqrt{5} \\ 2 & 1 & 0 & 1 & 2 \\ \sqrt{5} & \sqrt{2} & 1 & \sqrt{2} & \sqrt{5} \\ \sqrt{8} & \sqrt{5} & 2 & \sqrt{5} & \sqrt{8} \end{bmatrix}$$

ส่วนพารามิเตอร์ γ_l ในการวิจัยนี้เลือกใช้ $\gamma_1 = \gamma_2 = \gamma_3 = 0.7$ และ $\gamma_4 = 0.4$ โดยที่ $c_l(v)$ ต้องนอร์มัลไลซ์ด้วย ดังสมการ

$$\sum_{k=1}^{K_{Cl-1}} \sum_{v \in A_l} c_l(v) = 1 \quad (2.6)$$

ดังนั้นเราจะได้ c_l ก่อนการนอร์มัลไลซ์ด้วยจำนวนเพลนของ C-cell ในเลขอร์ก่อนหน้านั้น ของแต่ละเลขอร์ที่มีค่ามากในเซลล์ตรงกลางเพลน ดังต่อไปนี้

$$c_1 = \begin{bmatrix} 0.6039 & 0.7000 & 0.6039 \\ 0.7000 & 1.0000 & 0.7000 \\ 0.6039 & 0.7000 & 0.6039 \end{bmatrix}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$c_2 \text{ และ } c_3 = \begin{bmatrix} 0.3647 & 0.4504 & 0.4900 & 0.4504 & 0.3647 \\ 0.4504 & 0.6000 & 0.7000 & 0.6000 & 0.4504 \\ 0.4900 & 0.7000 & 1.0000 & 0.7000 & 0.4900 \\ 0.4504 & 0.6000 & 0.7000 & 0.6000 & 0.4504 \\ 0.3647 & 0.4504 & 0.4900 & 0.4504 & 0.3647 \end{bmatrix}$$

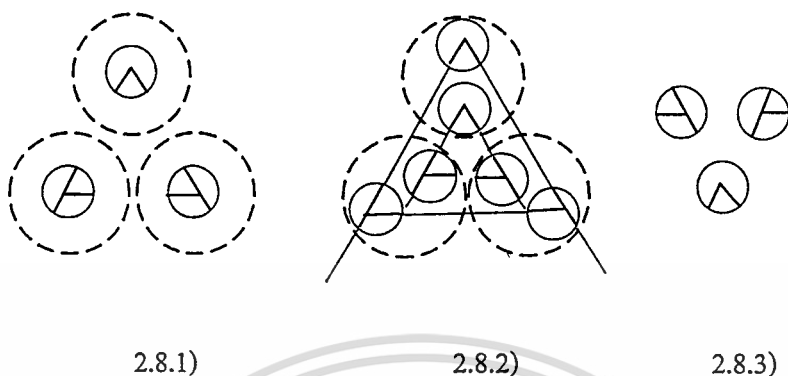
$$c_4 = \begin{bmatrix} 0.0749 & 0.1289 & 0.1600 & 0.1289 & 0.0749 \\ 0.1289 & 0.2737 & 0.4000 & 0.2737 & 0.1289 \\ 0.1600 & 0.4000 & 1.0000 & 0.4000 & 0.1600 \\ 0.1289 & 0.2737 & 0.4000 & 0.2737 & 0.1289 \\ 0.0749 & 0.1289 & 0.1600 & 0.1289 & 0.0749 \end{bmatrix}$$

2.3.3 หลักการทำงานของ C-cells เมื่อผ่านขั้นตอนของการแยกแยะพีเจอรโดยแต่ละเพ ลนของ S-cell แล้ว บางพีเจอรที่มีการวางตัวหลากหลายกัน สามารถที่จะรวมกันเข้า (joining) ไป เป็นพีเจอรเดียวใน C-cell ได้ ดังนั้นจึงเหมือนกับว่า S-cell ทำการแยกแยะพีเจอร แล้วรวมข้อมูล ของพีเจอรนั้นๆเข้าไปที่ C-cell เป็นเช่นนี้สลับกันไปจนถึงเลเยอร์สุดท้าย

ในโครงข่ายของนีโอคอคณิตรอนนั้น C-cells ทำหน้าที่ยอมให้มีการเลื่อนตำแหน่งของ พีเจอร (tolerating positional error) กับรูปแบบตัวอักษรได้ การเชื่อมต่อกจาก S-cells มายัง C-cell นั้นจะเป็นค่าถ่วงคงที่ (fix weight) ไม่สามารถปรับค่าได้ แต่ละ C-cell จะรับสัญญาณข้อมูลจากกลุ่ม ของ S-cells ที่ทำการแยกแยะพีเจอรเดียวกัน แต่ตำแหน่งของพีเจอรต่างกันมา C-cell จะแอกทีฟ เมื่อเริ่มมี S-cell เพียงเซลล์เดียวที่แอกทีฟขึ้น แม้ว่าถ้าพีเจอรเกิดการเลื่อนตำแหน่งไป แล้ว S-cell อื่น ในกลุ่มของรีเซพทีฟเซลล์จะแอกทีฟขึ้นมาแทน S-cell เดิมแล้วก็ตาม แต่ C-cell เดิมก็จะยังถูกกระตุ้น อยู่เช่นเดิม

หน้าที่ในการแยกแยะพีเจอรของ C-cell ไม่ขึ้นกับการเลื่อนตำแหน่งของอินพุตแพทเทิร์น กระบวนการยอมให้มีการเลื่อนตำแหน่งของพีเจอรนี้จะเกิดขึ้นทีละน้อยๆในแต่ละสแตจไม่ได้เกิดขึ้น ทั้งหมดในขั้นตอนเดียว ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญที่ทำให้เน็ตเวิร์คมีความสามารถในการจดจำรูปแบบที่มีการ ผิดรูปได้ แต่การยอมให้มีการเลื่อนตำแหน่งนี้ไม่ควรจะมีขนาดใหญ่เกินไปในสแตจใดสแตจหนึ่ง เพราะจะทำให้มีการยอมให้ตำแหน่งเพี้ยนมากเกินไป จนทำให้เน็ตเวิร์คแยกแยะผิดรูปแบบ หรือ ไม่สามารถแยกแยะต่อไปได้ ดังในรูปที่ 2.8

รูปที่ 2.8 แสดงการจดจำรูปแบบที่มีการบิดรูป



2.8.1) เป็นการแยกแยะโลคอลพีเจอร์สามพีเจอร์ 2.8.2) แสดงถึงผลลัพธ์ในการแยกแยะพีเจอร์ทั้งสามนั้นที่มีการบิดรูป ซึ่งถ้าหากมีการยอมให้มีการเลื่อนตำแหน่งได้ มากเกินไปอาจจะทำให้การแยกแยะพีเจอร์ให้ผลลัพธ์ออกมาผิดพลาดได้ดังในรูป 2.8.3)

เนื่องจากตำแหน่งที่เปลี่ยนไปจากการเลื่อนตำแหน่งของโลคอลพีเจอร์ จะยอมให้เกิดขึ้นได้ในกระบวนการแยกแยะพีเจอร์ และกระบวนการรวมข้อมูลของพีเจอร์ (feature integrating) เดียวกันของแต่ละ S-layer มาถึง C-layer ผลสุดท้ายในเลเยอร์ที่สูงที่สุดซึ่งรวมเอาข้อมูลของอินพุตแพทเทิร์นไว้ทั้งหมด ก็จะแสดงผลออกมาที่ C-cell เดียวกัน ด้วยเหตุผลนี้เองที่ทำให้การจดจำรูปแบบตามรูปร่างของอินพุตแพทเทิร์นของนีโอคอคโคนิตรอน จึงเป็นอิสระไม่ขึ้นกับขนาดหรือตำแหน่งของรูปแบบนั้น

2.3.4 สมการการจดจำของ C-cells ผลลัพธ์ของ C-cell ในตำแหน่งที่ n ของเพลนที่ k ของเลเยอร์ U_C ที่ l หาได้จาก

$$u_{Cl}(n, k) = \psi \left[\sum_{\kappa=1}^{K_{Sl}} j_l(\kappa, k) \sum_{v \in D_l} d_l(v) \cdot u_{Sl}(n + v, \kappa) \right] \quad (2.7)$$

เมื่อ $\psi[\cdot]$ เป็นฟังก์ชันกำหนดความเข้มของ C-cell หาได้จาก

$$\psi[x] = \frac{\varphi[x]}{1 + \varphi[x]} \quad (2.8)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค่าของ S-cell ในหลายๆ เพลน บางครั้งอาจรวมไปที่ C-cell เพียงเซลล์เดียวได้ ในการรวมกันของพีเจอร์ โดยที่ $j_i(k,k)$ แสดงถึงการรวมกัน (joining) ระหว่าง S-cell ในเพลนที่ k กับ C-cell ในเพลนที่ k ถ้าหากว่า C-cell ในเพลนที่ k มีการรับเอาสัญญาณอินพุตจาก S-cell ในเพลนที่ k แล้วค่าของ $j_i(k,k)$ จะเป็น 1 แต่ถ้าในทางตรงกันข้ามจะเป็น 0

$d_i(v)$ (≥ 0) เป็นค่าถ่วงคงที่ตัวกระตุ้น (fixed excitatory weight) จาก S-cells มายัง C-cells ไม่สามารถปรับค่าได้ หาได้จาก

$$d_i(v) = \delta_i^{|v|} \quad (2.9)$$

โดย $|v|$ เป็นฟังก์ชันระยะทางเหมือนในสมการที่ 2.5 ส่วนพารามิเตอร์ δ_i ใช้เป็น $\delta_1 = \delta_2 = \delta_3 = 0.7$ และ $\delta_4 = 1.0$ D_i เป็นขนาดของอาร์เรย์กลุ่มเซลล์ของ S-cell ที่เชื่อมต่อไปยัง C-cell ดังในรูปที่ 2.3 จะได้ว่าขนาดของ $D_1 = 3 \times 3$, $D_2 = 7 \times 7$, $D_3 = 5 \times 5$ และ $D_4 = 3 \times 3$

ดังนั้นเราจะได้ d_i ของแต่ละเลเยอร์ดังต่อไปนี้

$$d_1 = \begin{bmatrix} 0.6039 & 0.7000 & 0.6039 \\ 0.7000 & 1.0000 & 0.7000 \\ 0.6039 & 0.7000 & 0.6039 \end{bmatrix}$$

ส่วนเลเยอร์ที่สองขนาดของ $D_2 = 7 \times 7$ จะมีฟังก์ชันระยะทาง $|v|$ สำหรับเลเยอร์นี้ดังนี้

$$|v| = \begin{bmatrix} \sqrt{18} & \sqrt{13} & \sqrt{10} & 3 & \sqrt{10} & \sqrt{13} & \sqrt{18} \\ \sqrt{13} & \sqrt{8} & \sqrt{5} & 2 & \sqrt{5} & \sqrt{8} & \sqrt{13} \\ \sqrt{10} & \sqrt{5} & \sqrt{2} & 1 & \sqrt{2} & \sqrt{5} & \sqrt{10} \\ 3 & 2 & 1 & 0 & 1 & 2 & 3 \\ \sqrt{10} & \sqrt{5} & \sqrt{2} & 1 & \sqrt{2} & \sqrt{5} & \sqrt{10} \\ \sqrt{13} & \sqrt{8} & \sqrt{5} & 2 & \sqrt{5} & \sqrt{8} & \sqrt{13} \\ \sqrt{18} & \sqrt{13} & \sqrt{10} & 3 & \sqrt{10} & \sqrt{13} & \sqrt{18} \end{bmatrix}$$

ดังนั้นจะได้

$$d_2 = \begin{bmatrix} 0.2202 & 0.2764 & 0.3237 & 0.3430 & 0.3237 & 0.2764 & 0.2202 \\ 0.2764 & 0.3647 & 0.4504 & 0.4900 & 0.4504 & 0.3647 & 0.2764 \\ 0.3237 & 0.4504 & 0.6039 & 0.7000 & 0.6039 & 0.4504 & 0.3237 \\ 0.3430 & 0.4900 & 0.7000 & 1.0000 & 0.7000 & 0.4900 & 0.3430 \\ 0.3237 & 0.4504 & 0.6039 & 0.7000 & 0.6039 & 0.4504 & 0.3237 \\ 0.2764 & 0.3647 & 0.4504 & 0.4900 & 0.4504 & 0.3647 & 0.2764 \\ 0.2202 & 0.2764 & 0.3237 & 0.3430 & 0.3237 & 0.2764 & 0.2202 \end{bmatrix}$$

ส่วนในเลขอร์ที่ 3 และ 4 จะได้

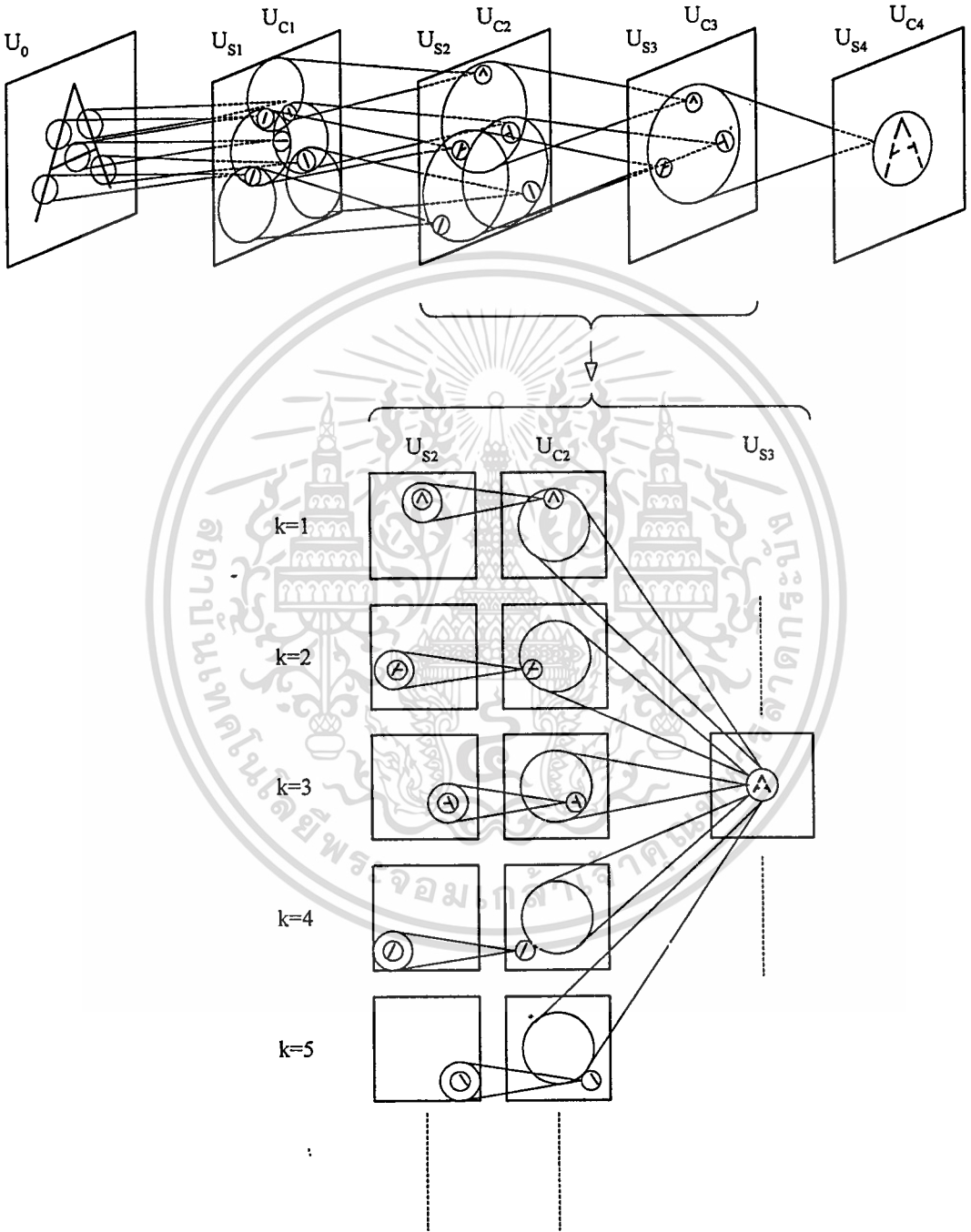
$$d_3 = \begin{bmatrix} 0.3647 & 0.4504 & 0.4900 & 0.4504 & 0.3647 \\ 0.4504 & 0.6000 & 0.7000 & 0.6000 & 0.4504 \\ 0.4900 & 0.7000 & 1.0000 & 0.7000 & 0.4900 \\ 0.4504 & 0.6000 & 0.7000 & 0.6000 & 0.4504 \\ 0.3647 & 0.4504 & 0.4900 & 0.4504 & 0.3647 \end{bmatrix}$$

$$d_4 = \begin{bmatrix} 1.0 & 1.0 & 1.0 \\ 1.0 & 1.0 & 1.0 \\ 1.0 & 1.0 & 1.0 \end{bmatrix}$$

โดยไม่จำเป็นต้องนอร์มัลไลซ์ค่าของ $d_i(v)$ ด้วยจำนวนเพลนในเลขอร์ก่อนหน้านั้น เหมือนกับการนอร์มัลไลซ์ $c_i(v)$ ในสมการที่ 2.6 แต่ต้องนอร์มัลไลซ์ด้วยค่าผลรวมของทุกเซลล์ในอาร์เรย์ของ $d_i(v)$ ทั้งหมด เพราะถ้าพิจารณาจากสมการที่ 2.7 จะพบว่าค่าของ U_{Cl} ไม่ได้มาจากผลรวมของเซลล์ในตำแหน่งเดียวกันทุกเพลนในเลขอร์ของ U_{Sl} ก่อนหน้านั้น แต่ขึ้นกับค่าของ $j(k, k)$ ว่ามีการรวมเข้าด้วยกันของพีเจอร์ในเพลนใดมายังเพลนของ U_{Cl} ที่กำลังหาค่าอยู่บ้าง จึงไม่ต้องนอร์มัลไลซ์ด้วยจำนวนเพลนของ U_{Sl} ก่อนหน้านั้น

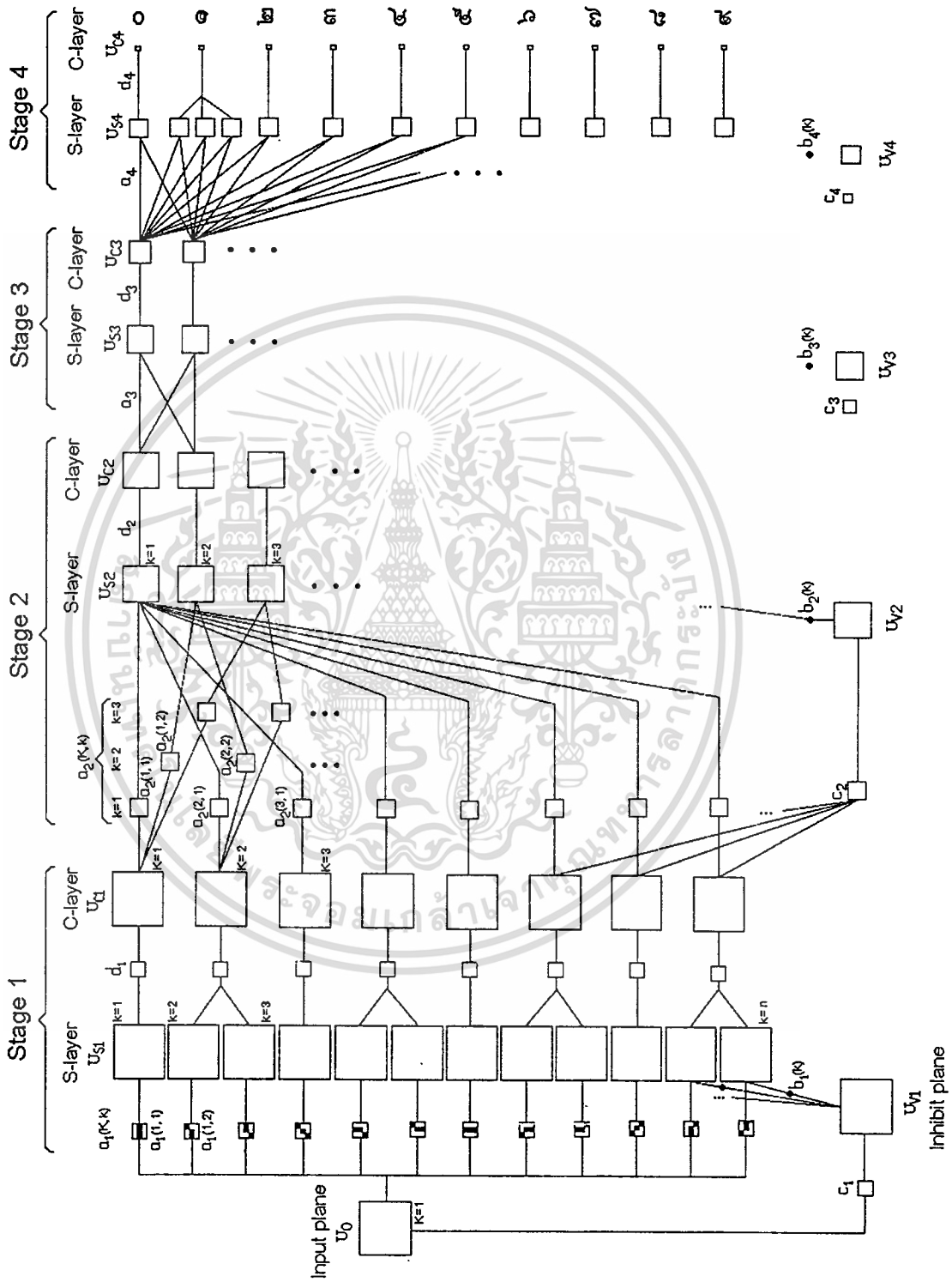
ในเน็ตเวิร์คของนีโอคอคนิตรอน ทั้งโครงข่ายประกอบด้วยเลขอร์ของ S-cells กับ C-cells สลับกันไป ทำให้กระบวนการแยกแยะพีเจอร์ของ S-cells และการยอมให้มีการเลื่อนตำแหน่งของพีเจอร์ของ C-cells เกิดขึ้นสลับซ้ำกันไปเรื่อยๆ จนกระทั่งถึงเลขอร์ที่สูงที่สุด ดังแสดงในรูปที่ 2.9 เพื่ออธิบายกระบวนการในการจัดจํารูปแบบของนีโอคอคนิตรอน

รูปที่ 2.9 แสดงกระบวนการในการจดจำรูปแบบของนีโอคอคณิตรอน



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 2.10 แสดงโครงสร้างของนิโคคอคนิตรอนและการเชื่อมต่อกทุกเลเยอร์



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พิจารณาจากรูปที่ 2.10 การเชื่อมต่อในแต่ละเลเยอร์จะประกอบด้วย ค่าถ่วงที่ได้จากการเรียนรู้ มีค่าถ่วงตัวกระตุ้น a_i ของแต่ละการเชื่อมต่อจากทุก C-plane ไปยัง S-plane และค่าถ่วงยับยั้ง b_i จะเป็นค่าเดียวประจำทุกๆ เฟลนของ S-plane ดังในเลเยอร์ที่ 1 เนื่องจากมี C-plane ซึ่งเป็นอินพุตเฟลนเพียงเฟลนเดียวในเลเยอร์นี้ จึงมี a_i ในการเชื่อมต่อจากอินพุตเฟลน ($k=1$) ไปยังทุกๆ S-plane ในเลเยอร์ที่ 1 ที่มีจำนวน 12 เฟลน ดังนั้นจะได้ค่าถ่วง a_1 จำนวน 12 อาร์เรย์ และค่าถ่วง b_1 อีก 12 ค่า เพื่อใช้ในการแยกแยะพีเจอร์ของแต่ละเฟลน

ในเลเยอร์ที่ 2 จะมีค่าถ่วง a_2 ประจำทุกๆ การเชื่อมต่อจากแต่ละเฟลนของ C-plane (U_{C1}) มายัง S-plane ของเลเยอร์ที่ 2 (U_{S2}) และมีค่าถ่วง b_2 หนึ่งค่าต่อหนึ่งเฟลนของ U_{S2} ดังนั้นแต่ละเฟลนของ U_{S1} จะมีค่าถ่วง a_i หนึ่งชุด จำนวนเท่ากับจำนวนเฟลนของ C-plane ในเลเยอร์ก่อนหน้านั้น (U_{C1-1}) และมีค่าถ่วง b_i อีกหนึ่งค่า ดังนั้นถ้ารวมทั้งเลเยอร์จะได้จำนวนค่าถ่วง a_2 เป็นจำนวนเท่ากับจำนวนของ C-plane คูณกับจำนวนของ S-plane ส่วนค่าถ่วง b_i จะมีเท่ากับจำนวนของ S-plane

ในแต่ละเลเยอร์จะมีเฟลนยับยั้งขนาดเท่ากับ S-plane อีกหนึ่งเฟลน เพื่อทำหน้าที่ในการส่งค่ายับยั้งผ่านค่าถ่วง b_i ไปยัง S-plane โดยค่ายับยั้งนี้จะได้มาจากผลรวมจากค่าของเซลล์ในทุกๆ เฟลนของ C-plane ในเลเยอร์ก่อนหน้ากระทำกับค่าถ่วงคงที่ c_i ซึ่งมีหนึ่งอาร์เรย์ขนาดเท่ากับขนาดของ a_i ต่อหนึ่งเลเยอร์

ส่วนการเชื่อมต่อจาก S-plane ไปยัง C-plane จะมีค่าถ่วงคงที่ d_i ซึ่งมีหนึ่งอาร์เรย์ต่อหนึ่งเลเยอร์ และจะใช้ค่าในอาร์เรย์เดียวกันนี้ทั้งเลเยอร์ในการเชื่อมต่อจาก S-plane เฉพาะเฟลนที่มีการเชื่อมต่อมายัง C-plane ตามการรวมพีเจอร์ (joining) โดย d_i จะมีขนาดเท่ากับขนาดของการเชื่อมต่อตามที่ได้ออกแบบไว้ ดูในรูปที่ 2.3

2.4 การเรียนรู้ของนีโอคอคคินตรอน

ขั้นตอนในการปรับค่าตัวแปรค่าถ่วง $a_i(v,k,k)$ และ $b_i(k)$ ของ S-cells อยู่ในขั้นตอนของการเรียนรู้ ซึ่งจะทำการเรียนรู้พีเจอร์ของรูปแบบที่เราต้องการให้เน็ตเวิร์คทำการจดจำ การเรียนรู้ของนีโอคอคคินตรอน สามารถเป็นได้ทั้งอันซูปเปอร์ไวส์เลิร์นนิ่ง (unsupervised learning หรือ learning-without-a-teacher หรือ) และ ซูปเปอร์ไวส์เลิร์นนิ่ง (supervised learning หรือ learning-with-a-teacher)^[3] ในการดำเนินงานวิจัยนี้ได้เลือกการเรียนรู้เป็นแบบซูปเปอร์ไวส์เลิร์นนิ่ง

การเรียนรู้จะเกิดขึ้นเริ่มจากเลเยอร์แรกไปจนถึงเลเยอร์สูงสุดเรียงตามลำดับ เลเยอร์ที่สูงกว่าเรียนรู้ได้หลังจากเมื่อเลเยอร์ก่อนหน้านั้นผ่านการเรียนรู้ไปแล้ว เนื่องจากทุกๆ เซลในเพลนของนีโอคอคโคนิตรอนจะรับผิดชอบพีเจอร์เดียวกัน ดังนั้นต้องทำการเลือกกว่าจะให้เซลล์ใดในเพลนทำหน้าที่เป็นเรพริเซนเททีฟเซลล์ (representative cell) เพื่อรับการสอนหลังจากนั้นทุกๆ เซลในเพลนก็จะได้ค่าถ่วงเดียวกันกับเซลล์ที่เลือกขึ้นมาี้ โดยปกติแล้วถ้าไม่ต้องการเน้นจุดสำคัญของพีเจอร์ มักจะเลือกเซลล์ที่อยู่ตำแหน่งกลางเพลนเป็นเรพริเซนเททีฟเซลล์ ในกรณีของซูปเปอร์ไวซ์เลิร์นนิ่งจึงต้องทำการเลือกกว่าเซลล์ใดในเพลนใดจะทำหน้าที่เป็นเรพริเซนเททีฟเซลล์ให้กับเทรนนิ่งแพทเทิร์นใด

สมการในการเรียนรู้ จะเป็นดังนี้

$$\Delta a_i(v, k, \hat{k}) = q_i \cdot c_i(v) \cdot u_{CI-1}(\hat{n} + v, k) \quad (2.10)$$

$$\Delta b_i(\hat{k}) = q_i \cdot u_{n_i}(\hat{n}) \quad (2.11)$$

โดยเลือก S-cell $U_{S_i}(\hat{n}, \hat{k})$ ตำแหน่งของเซลล์ที่ \hat{n} ในเพลนที่ \hat{k} เป็นเรพริเซนเททีฟเซลล์ทำหน้าที่เหมือนเป็นซิดเซลล์ (seed cell) ของเพลน ในการเรียนรู้เพื่อให้ได้ค่าของ $a_i(v, k, \hat{k})$ และ $b_i(\hat{k})$ เป็นค่าถ่วงสำหรับพีเจอร์ที่ทำการสอนให้กับเพลนนี้ แล้วทุกๆ S-cell ในเพลนเดียวกันนี้ ก็จะใช้ค่าถ่วงนี้เหมือนกันในการแยกแยะพีเจอร์ที่เพลนรับผิดชอบในขั้นตอนของการจดจำ

เมื่อเลือกเรพริเซนเททีฟเซลล์ได้แล้ว เราจะได้ตำแหน่งของ $u_{CI-1}(\hat{n} + v, k)$ และ $u_{n_i}(\hat{n})$ ที่สัมพันธ์กันกับการวางตำแหน่งของเทรนนิ่งแพทเทิร์นในอินพุตเลเยอร์ เช่นถ้าต้องการให้ตำแหน่งกลางเพลนเป็นซิดเซลล์ก็ต้องวางเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่กลางเพลนของอินพุตเลเยอร์ด้วย

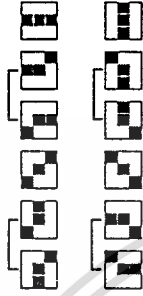
q_i เป็นค่าอัตราการเรียนรู้ (training rate) กำหนดความเร็วในการปรับค่าถ่วงในซูปเปอร์ไวซ์เลิร์นนิ่ง จะเลือกใช้ค่ามากเพื่อให้การปรับค่าถ่วงของแต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์นเสร็จสมบูรณ์ภายในขั้นตอนเดียว

การเรียนรู้ของนีโอคอคโคนิตรอนต้องมีการคัดเลือกชุดข้อมูลในการเรียนรู้สำหรับแต่ละเลเยอร์มาก่อน โดยต้องกำหนดว่าแต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์นจะทำการสอนให้กับเพลนใดในเลเยอร์นั้น โดยปกติแล้วจะใช้การสอนให้แต่ละเพลนเรียนรู้ไปที่แต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์นเรียงกันไปทีละเพลน โดยเทรนนิ่งแพทเทิร์นแรกจะเป็นพีเจอร์ที่จะสอนให้กับเพลนแรกของเลเยอร์เสมอ

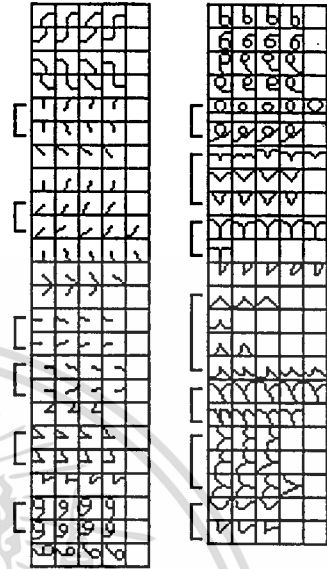
จากชุดในการเรียนรู้ของนีโอคอคโคนิตรอนเพื่อจดจำลายมือเขียนตัวเลขไทยทั้ง 4 เลเยอร์ ขอยกมาแสดงไว้ในรูปที่ 2.11 เพื่อประกอบการอธิบายในเรื่องการเรียนรู้เทรนนิ่งแพทเทิร์นของนีโอคอคโคนิตรอนให้ได้ค่าถ่วงประจำพีเจอร์ในแต่ละเพลน เส้นที่ลากด้านข้างเทรนนิ่งแพทเทิร์นแสดงการรวมเข้าด้วยกันของพีเจอร์นั้น ส่วนรายละเอียดการคัดเลือกชุดข้อมูลนี้อธิบายไว้ในบทที่ 4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

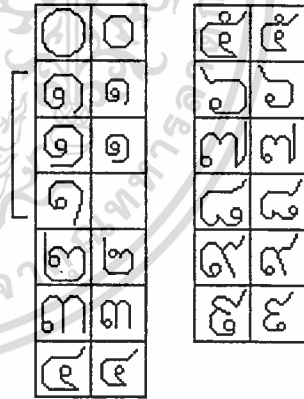
รูปที่ 2.11 แสดงชุดข้อมูลในการเรียนรู้ทั้ง 4 เลเยอร์



12 เทรนนิ่งแพทเทิร์นสำหรับเลเยอร์ U_{s1}



47 เทรนนิ่งแพทเทิร์นสำหรับเลเยอร์ U_{s2}



13 เทรนนิ่งแพทเทิร์นสำหรับเลเยอร์ U_{s4}

40 เทรนนิ่งแพทเทิร์นสำหรับเลเยอร์ U_{s3}

ในเลเยอร์แรกการเรียนรู้เทรนนิ่งแพทเทิร์นเพื่อหาค่าถ่วง a_1 จะเป็นการคูณแต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์น (มีค่าประจำเซลล์เป็น 0 หรือ 1) ด้วยค่าถ่วงคงที่ c_1 ตามสมการที่ 2.10 และได้ค่าถ่วง b_1 จากการหาค่าเฉลี่ยของเทรนนิ่งแพทเทิร์นนั้นบนอินพุตเฟลนตามสมการที่ 2.11

ส่วนในเลเยอร์ที่สอง ก่อนการเรียนรู้ในแต่ละเฟลนของเลเยอร์ที่สอง เพื่อหาค่าถ่วง a_2 เอกสทั้งชุดประจำเฟลนนั้น ต้องเลือกเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่เป็นพีเจอร์สำหรับเฟลนนั้นก่อน แล้ววางเทรนนิ่งค่าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นึ่งแพทเทิร์นบนอินพุตเพลน ผ่านกระบวนการแยกแยะพีเจอร์และการรวมพีเจอร์เข้าด้วยกันของ U_{S1} และ U_{C1} ให้ได้ค่าในเซลล์ของ C-plane ในเลเยอร์ที่ 1 ซึ่งเป็นค่าแสดงว่ามีการตรวจพบพีเจอร์ใดในเทรนนึ่งแพทเทิร์นนั้นบ้างในเลเยอร์ที่ 1 แล้วค่าในเซลล์ของ U_{C1} นี้จะเป็นอินพุตสำหรับกระบวนการเรียนรู้ของ a_2 และ b_2 ประจำเพลนนั่นต่อไป

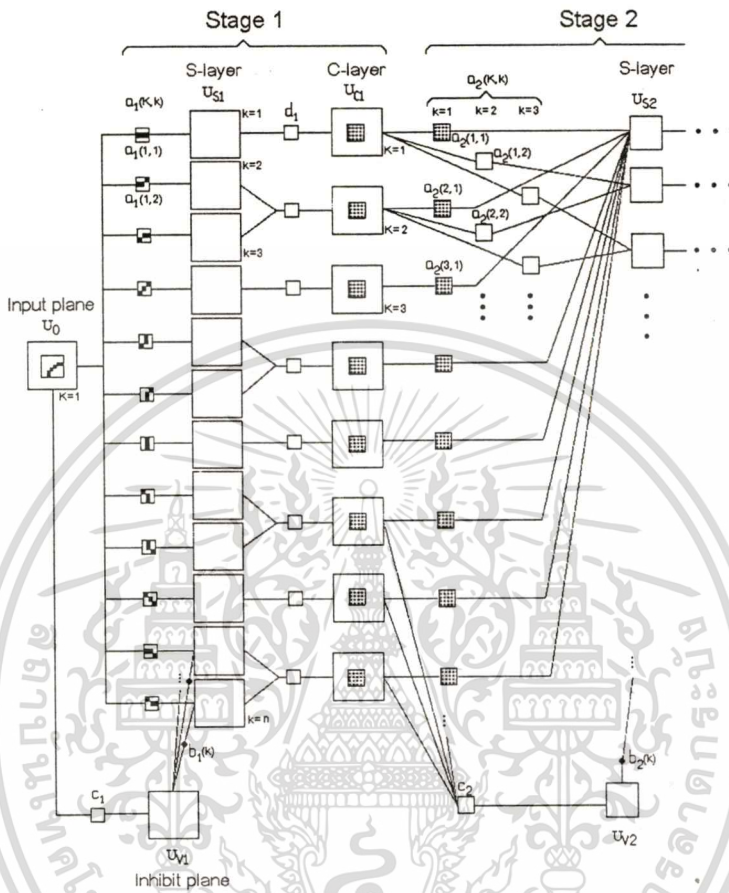
ตัวอย่างเช่น การเรียนรู้เทรนนึ่งแพทเทิร์นแรกของเลเยอร์ที่ 2 จากรูปที่ 2.11 ดังแสดงไว้ในรูปที่ 2.12 เมื่อผ่านการแยกแยะพีเจอร์ในเลเยอร์ที่ 1 แล้ว ในเลเยอร์นี้จะเลือกเซลล์ตรงจุดกลางเพลนเป็นเรพรีเซนเททีฟในการเรียนรู้ เพื่อให้ได้ค่าของ a_2 โดยค่าในตำแหน่งจุดกลางเพลนและเซลล์รอบๆ ขนาดเท่ากับ a_2 ในแต่ละเพลนของ U_{C1} จะนำมาคำนวณตามสมการที่ 2.11 เพื่อให้ได้ค่าของ a_2 ที่ประจำการเชื่อมต่อกับเพลนที่ k ของ U_{C1} ไปยังเพลนที่ $k=1$ ของ U_{S2} เพลนแรกนี้ ดังนั้นทุกๆ เพลนของ C-cell ในเลเยอร์ก่อนหน้านั้นที่ได้แยกแยะพีเจอร์ในเลเยอร์ที่ 1 ของเทรนนึ่งแพทเทิร์นนี้มาแล้วจะมีค่าถ่วงที่แสดงการเชื่อมต่อกับเพลนแรกของเลเยอร์ที่ 2 ที่ทำการแยกแยะพีเจอร์ดังในรูปที่ 2.12 ต่อไปว่าพีเจอร์นี้มีโลกอลพีเจอร์ที่ควรจะตรวจพบในเลเยอร์ที่ 1 ในเพลนใดบ้าง ถ้าในเลเยอร์ที่ 1 ไม่มีการตรวจพบพีเจอร์ใด ค่าในเพลนจะเป็นศูนย์ทั้งหมด แล้วค่าถ่วง a_2 ที่คำนวณมาจากเพลนนั่นจะเป็นศูนย์ด้วย แสดงว่าในพีเจอร์นี้ของเลเยอร์สองไม่มีโลกอลพีเจอร์นั้น

รูปที่ 2.12 แสดงเทรนนึ่งแพทเทิร์นเพื่อสอนให้เพลนแรกของเลเยอร์ที่ 2 เรียนรู้



รูปที่ 2.13 แสดงเพลนของค่าถ่วง a_2 ชุดที่ได้รับค่าเมื่อผ่านการเรียนรู้ไปแล้ว โดยการเรียงในอาเรย์นั้นไว้ ส่วนค่าในเซลล์ในกรอบเล็กบนเพลนของ U_{C1} แสดงกลุ่มของเซลล์ในขนาดเดียวกับ a_2 ที่นำมาคำนวณ จากการเลือกจุดกลางเพลนเป็นเรพรีเซนเททีฟ

รูปที่ 2.13 แสดงเพลนของค่าถ่วงชุดที่มีการเรียนรู้เทรนนิ่งแพทเทิร์นแรกของเลเยอร์ที่ 2 ในรูป 2.12

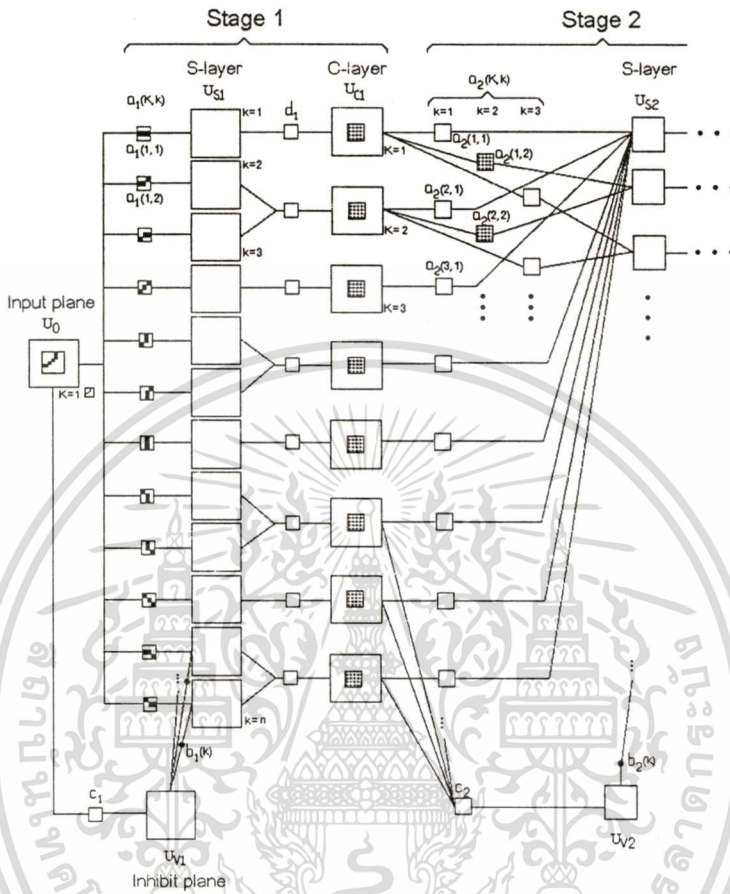


เมื่อทำการสอนให้เรียนรู้เทรนนิ่งแพทเทิร์นของเลเยอร์ที่ 2 ในเพลนที่ 2 ต่อ ดังในรูปที่ 2.14 จะได้ชุดของค่าถ่วง a_2 ของเลเยอร์ที่ 2 ($k=2$) ดังที่ได้แสดงไว้ในรูปที่ 2.15 ซึ่งเป็นชุดค่าถ่วง a_2 ประจำการแยกแยะพีเจอรส์ของเพลนที่ 2 ในเลเยอร์ของ U_{s2} และจะเป็นเช่นนี้เรื่อยๆ เมื่อมีการเรียนรู้เทรนนิ่งแพทเทิร์นประจำเพลนใด ก็จะได้ค่าถ่วงชุดที่ใช้เชื่อมต่อกับเพลนนั้นจากทุกๆ เพลนในเลเยอร์ก่อนหน้านั้น เปรียบเสมือนกับการหาน้ำหนักของทุกเส้นทางที่ใช้เชื่อมต่อกับแต่ละเพลนที่ทำการรับผิดชอบแต่ละพีเจอรส์

รูปที่ 2.14 แสดงเทรนนิ่งแพทเทิร์นเพื่อสอนให้เพลนที่สองของเลเยอร์ที่ 2 เรียนรู้



รูปที่ 2.15 แสดงค่าถ่วงชุดที่มีการเรียนรู้ทรนนิ่งแพทเทิร์นของเพลนที่สองในเลเยอร์ 2 ตามรูป 2.14



ในรูปที่ 2.11 ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของแต่ละเลเยอร์ ในแต่ละเพลนนั้นยังมีการเรียนรู้พีเจอร์เดียวกันแต่มีการผิดรูปกันได้โดยแสดงไว้ในแถวแนวนอนเดียวกันของทรนนิ่งแพทเทิร์นของแต่ละเพลน การเรียนรู้ในการประมวลผลจะทำการเรียนรู้ในแถวแนวตั้งแรกให้หมดทุกเพลนก่อนแล้วเริ่มแถวใหม่ก็จะตรงกับเพลนแรกในเลเยอร์นั้น โดยค่าถ่วงที่ได้จากการเรียนรู้ชุดของทรนนิ่งแพทเทิร์นของแต่ละเพลนจะรวมกันตามสมการที่ 2.11 ได้เป็นค่าของ a_1

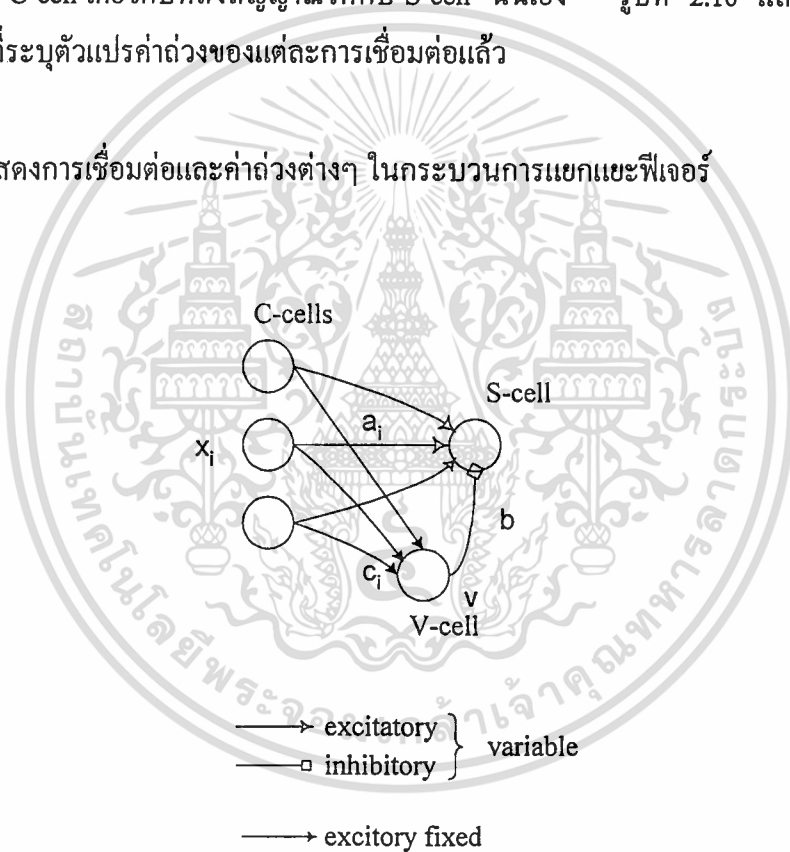
2.5 วิเคราะห์การแยกแยะพีเจอร์โดย S-cell

ในหัวข้อนี้ขอก้าวถึงการวิเคราะห์การทำงานตามสมการทางคณิตศาสตร์ที่ได้กล่าวมาแล้ว ในหัวข้อก่อนหน้านี้ ซึ่งเป็นขั้นตอนในกระบวนการแยกแยะพีเจอร์ของ S-cell และ C-cell รวมทั้งเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การเรียนรู้ของเน็ตเวิร์ค เพื่อให้เข้าใจถึงกลไกในการแยกแยะพีเจอร์หลังจากผ่านการเรียนรู้ไปแล้วของนีโอคอคโคตรอนมากยิ่งขึ้น

2.5.1 วิเคราะห์การเชื่อมต่อเข้าสู่ S-cell จากความเข้าใจในเรื่องของการเชื่อมต่อเข้าสู่ S-cell ที่ได้กล่าวถึงไปแล้ว เราได้ทราบแล้วว่า S-cell จะรับสัญญาณข้อมูลมาจากตัวแปรค่าถ่วงกระตุ้นจากกลุ่มของ C-cell ในเลเยอร์ก่อนหน้านั้น พร้อมกับรับข้อมูลจากตัวแปรค่าถ่วงยับยั้งที่เชื่อมต่อระหว่างเซลล์ยับยั้ง V-cell มายัง S-cell โดยที่ V-cell นี้จะรับสัญญาณค่าถ่วงคงที่ตัวกระตุ้นจากกลุ่มของ C-cell เดียวกับที่ส่งสัญญาณให้กับ S-cell นั่นเอง รูปที่ 2.16 แสดงการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ ที่ระบุตัวแปรค่าถ่วงของแต่ละการเชื่อมต่อแล้ว

รูปที่ 2.16 แสดงการเชื่อมต่อและค่าถ่วงต่างๆ ในกระบวนการแยกแยะพีเจอร์



ต่อไปจะขอวิเคราะห์การทำงานในกระบวนการแยกแยะพีเจอร์ของ S-cell

ถ้าให้ u เป็นค่าผลลัพธ์ที่ได้มาของ S-cell โดยที่ a_i เป็นค่าถ่วงตัวกระตุ้นในการเชื่อมต่อจาก C-cell (เซลล์ที่ i) ซึ่งมีค่าของเซลล์เป็น x_i และ S-cell ยังรับค่าจากตัวแปรยับยั้ง b ในการเชื่อมต่อจาก V-cell ซึ่งมีค่าของเซลล์เป็น v ดังนั้นเราจะได้สมการแสดงผลลัพธ์ของ S-cell ที่มีการทำงานเช่นเดียวกับสมการที่ 2.1 เมื่อเขียนใหม่เป็น

$$u = r\varphi \left[\frac{1 + \sum_i a_i x_i}{1 + \frac{r}{1+r}bv} - 1 \right] \quad (2.12)$$

โดยที่ r เป็นค่าคงที่เพื่อบอกประสิทธิภาพในการยับยั้งของ V-cell และ $\varphi[\]$ เป็นฟังก์ชันดังนี้

$$\varphi[x] = \begin{cases} x & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad (2.13)$$

V-cell จะรับค่าคงที่ตัวกระตุ้น c_i จากการเชื่อมต่อกับกลุ่มของ C-cell เดียวกับ S-cell โดยค่าของ V-cell จะเป็นค่าเฉลี่ยความเข้ม (weighted root mean square) ของผลลัพธ์ในกลุ่มของ C-cell ที่รับมานั้น หรืออาจกล่าวได้ว่าเป็นค่าเฉลี่ยของผลลัพธ์ในเซลล์ทุกๆเซลล์ ที่ผ่านการแยกแยะพีเจอร์ในเลเยอร์ก่อนหน้านี้แล้วมาเก็บไว้ในกลุ่มของ C-cell ที่กำลังเชื่อมต่อกับ V-cell หรือ S-cell ที่เรากำลังสนใจอยู่นี้ ดังนั้นได้สมการของ V-cell เป็น

$$v = \sqrt{\sum_i c_i \{x_i\}^2} \quad (2.14)$$

ถ้า $bv \neq 0$ แล้วจะเขียนสมการที่ 2.12 ได้ใหม่เป็น

$$u = \gamma\varphi \left[\frac{\sum a_i x_i}{bv} - \frac{r}{1+r} \right] \quad (2.15)$$

โดยที่ γ เป็นฟังก์ชันดังนี้

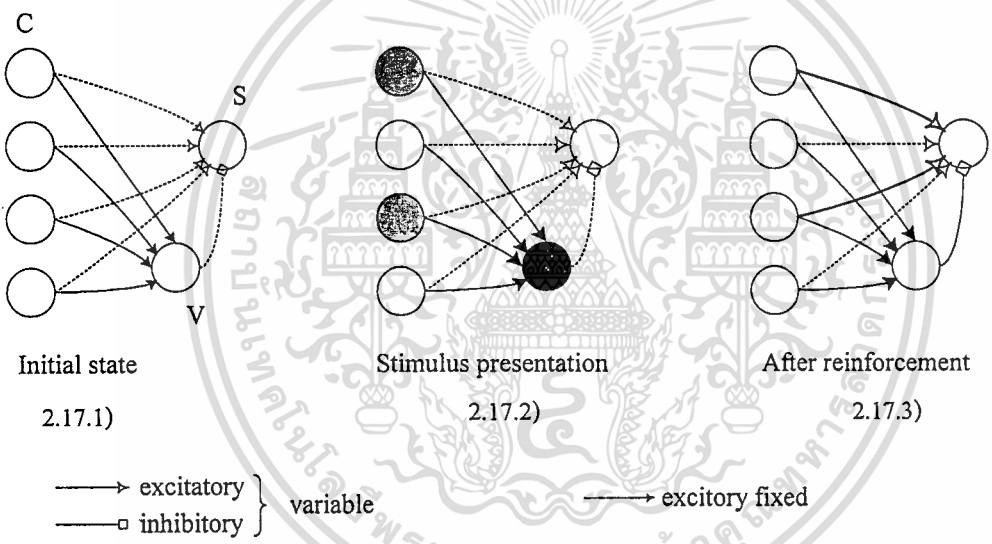
$$\gamma = (1+r) \frac{\frac{r}{1+r}bv}{1 + \frac{r}{1+r}bv} \quad (2.16)$$

โดยทั่วไปแล้ว ค่าถ่วงตัวยับยั้ง b จะถูกปรับให้เป็นค่ามาก ดังนั้นค่าของ γ จะมีค่าเข้าใกล้ค่าคงที่ $(1+r)$ สรุปได้เป็น

$$\gamma \approx (1+r) \quad \text{เมื่อ} \quad \frac{r}{1+r}bv > 1 \quad (2.17)$$

2.5.2 วิเคราะห์การปรับค่าถ่วง การปรับค่าถ่วงของนีโอคอคินตรอน อยู่ในขั้นตอนการเรียนรู้ของเน็ตเวิร์ค ดังในรูปที่ 2.17 แสดงการปรับค่าถ่วงให้กับเซลล์ที่ทำหน้าที่รับผิดชอบต่อพีเจอร์ โดยค่าเริ่มต้นของตัวแปรค่าถ่วงที่ใช้ในการเชื่อมต่อจะมีค่าเป็นศูนย์ อาจกล่าวได้ว่า S-cell จะมีค่าในการเชื่อมต่อที่ไม่สามารถแยกแยะอะไรได้เฉพาะในช่วงแรกของการเริ่มต้นของการสร้างโครงข่ายเท่านั้น พอผ่านขั้นตอนในการเรียนรู้ไปแล้วการเชื่อมต่อที่เป็นค่าเริ่มต้นที่มีค่าไม่มากพอในการแยกแยะพีเจอร์ก็จะถูกปรับให้มีค่ามากจนสามารถแยกแยะพีเจอร์ได้

รูปที่ 2.17 แสดงกระบวนการปรับค่าถ่วงของการเชื่อมต่อเพื่อนำไปใช้ในการแยกแยะพีเจอร์



พิจารณารูปที่ 2.17 2.17.1) เป็นช่วงเริ่มต้นที่ยังไม่มีการเรียนรู้ การเชื่อมต่อจะยังไม่ถูกปรับค่าให้ พอ S-cell เริ่มถูกปรับค่าให้เมื่อผ่านการเรียนรู้จากตัวกระตุ้นที่สอนให้กับเซลล์แล้ว ดังแสดงในรูปที่ 2.17.2) จากที่ได้อธิบายไปแล้ว เมื่อมีการกระตุ้นให้กับเซลล์ ตัวแปรในการเชื่อมต่อจาก C-cell และ V-cell ที่กำลังสนใจก็จะถูกปรับค่า ดังในรูปที่ 2.17.3) จะเห็นว่าการเชื่อมต่อจากเซลล์ที่โดนกระตุ้นจะถูกปรับค่า โดยพบว่าตัวแปรค่ากระตุ้นที่เชื่อมตอมายัง S-cell มีค่ามากขึ้น (ได้เส้นสัญญาณเป็นเส้นทึบ) และตัวแปรค่ายับยั้งที่มาจาก V-cell ก็จะถูกปรับค่าในขณะเดียวกันนี้ด้วย

หลังการเรียนรู้ S-cell จะได้รับความสามารถในการแยกแยะพีเจอร์ที่มีการสอนเข้ามาในระหว่างการเรียนรู้ โดยที่ตัวแปรค่ากระตุ้นที่ S-cell ได้รับนั้นจะแสดงว่ามีพีเจอร์ที่สัมพันธ์กันคือต้องรับผิดชอบกำลังถูกแยกแยะอยู่หรือไม่ หรือถ้าพีเจอร์ที่ไม่สัมพันธ์กับค่าถ่วงนั้นเกิดมีขึ้นมาในการแยกแยะ ค่ายับยั้งจาก V-cell จะมีค่ามากกว่าค่ากระตุ้นจาก C-cell ผลลัพธ์ของ S-cell ก็จะไม่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะโดยใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แสดงออกมา เพราะ S-cell จะแอกทีฟก็เมื่อมีพีเจอร์ที่ S-cell ต้องรับผิดชอบเท่านั้น หรือกล่าวได้ว่าหน้าที่ของ V-cell คือคอยดูพีเจอร์ที่ไม่สัมพันธ์กับ S-cell ว่าเกิดมีขึ้นหรือไม่ ถ้าเกิดมีขึ้นก็จะทำหน้าที่ของตัวช่วยขังในการแยกแยะพีเจอร์ ด้วยการหาผลต่างของพีเจอร์ที่ไม่สัมพันธ์กับ S-cell ซึ่งจะไปลดค่าในการคัดเลือกพีเจอรื้นลง ทำให้พีเจอร์ไม่โดนแยกแยะออกมาใน S-cell นั้น

สมการการเรียนรู้ที่กำลังจะวิเคราะห์ต่อไป เขียนได้ดังนี้

$$\Delta a_i = qc_i x_i \quad (2.18)$$

$$\Delta b = qv$$

$$= q \sqrt{\sum_i c_i \{x_i\}^2} \quad (2.19)$$

เมื่อ q เป็นค่าคงที่แสดงถึงความเร็วในการปรับค่าถ่วงของการเรียนรู้ หรือเรียกได้ว่าเป็นอัตราการเรียนรู้

2.5.3 วิเคราะห์ในเวกเตอร์สเปซแบบหลายมิติ (Multidimensional vector space) ต่อไปเพื่อให้เข้าใจชัดเจนขึ้น จึงขอวิเคราะห์กระบวนการแยกแยะพีเจอร์ของ S-cell ในระบบเวกเตอร์ โดยขอใช้สัญลักษณ์เวกเตอร์ต่อไปนี้คือ

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, \dots)$$

$$\mathbf{a} = (a_1, a_2, a_3, \dots)$$

$$\mathbf{c} = (c_1, c_2, c_3, \dots)$$

แทนการแสดงความรับผิดชอบของแต่ละเซลล์ หรือค่าในการเชื่อมต่อของเซลล์ โดยในที่นี้ถ้ากำหนดให้ค่าถ่วงซึ่งเป็นค่าผลลัพธ์จาก inner product ของสองเวกเตอร์ \mathbf{x} และ \mathbf{y} เป็น

$$(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_i c_i x_i y_i \quad (2.20)$$

โดย \mathbf{c} เป็นเวกเตอร์ค่าถ่วง ซึ่งอิลิเมนต์ทั้งหมดมีค่าเป็นบวก ($c_i > 0$)

จากการใช้ inner product ที่กล่าวมานี้ จะได้ว่า ฟังก์ชันระยะทางของเวกเตอร์หรือ นอร์ม (norm) จะกำหนดได้เป็น

$$\|\mathbf{x}\| = \sqrt{(\mathbf{x}, \mathbf{x})} \quad (2.21)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่จัดทำขึ้นจากนั้นทำการกระตุ้น S-cell ด้วยตัวกระตุ้นในระหว่างการเรียนรู้ คือ ใช้ประโยชน์ด้านการคำนวณว่ากรณีใดทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \mathbf{x}^{(3)}, \dots \quad (2.22)$$

แล้วจะได้

$$\mathbf{X} = \sum_i \mathbf{x}^{(n)} \quad \text{หรือ} \quad X_i = \sum_i x_i^{(n)} \quad (2.23)$$

ถ้าให้ระยะทางเริ่มต้นของตัวแปรที่ในการเชื่อมต่อนั้น a และ b คือศูนย์แล้ว จากสมการที่ 2.18 และ 2.19 เราจะได้เป็น

$$\begin{aligned} a_i &= q c_i \sum_n x_i^{(n)} \\ &= q c_i X_i \end{aligned} \quad (2.24)$$

$$\begin{aligned} b &= q \sqrt{\sum_n \sum_i c_i \{x_i^{(n)}\}^2} \\ &= q \sum_n \|\mathbf{x}^{(n)}\| \end{aligned} \quad (2.25)$$

แทนสมการที่ 2.15 ด้วย a_i ในสมการที่ 2.24 และ b ในสมการที่ 2.25 แล้วจะได้

$$u = \gamma \varphi \left[\lambda s - \frac{r}{1+r} \right] \quad (2.26)$$

เมื่อตัวแปร s และ λ กำหนดได้เป็น

$$s = \frac{(\mathbf{X}, \mathbf{x})}{\|\mathbf{X}\| \cdot \|\mathbf{x}\|} \quad (2.27)$$

$$\lambda = \frac{\|\mathbf{X}\|}{\sum_n \|\mathbf{x}^{(n)}\|} \quad (2.28)$$

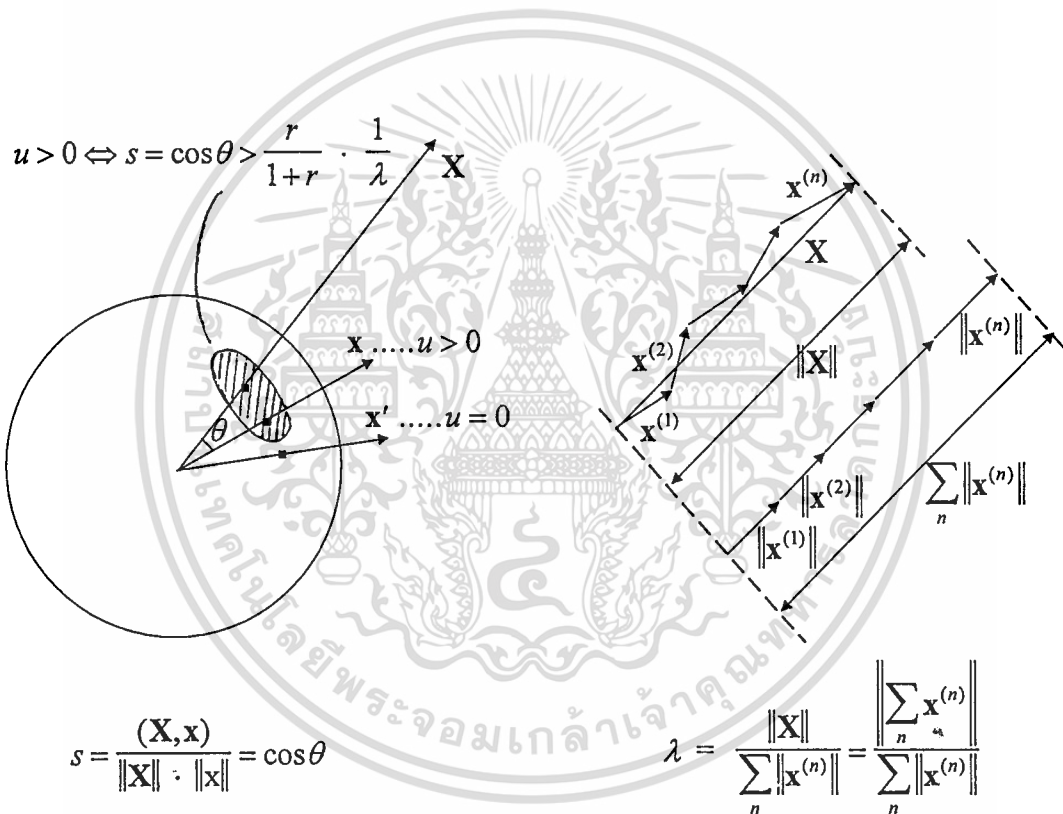
ตัวแปร s แทนการเปรียบเทียบความเหมือนกันหรือเท่ากันของเวกเตอร์ \mathbf{x} และ \mathbf{X} ในเวกเตอร์สเปซแบบหลายมิติ ส่วนค่าของ λ หลังจากเรียนรู้ไปแล้วจะได้เป็นค่าคงที่ค่าบวกมีค่าเข้าใกล้ 1.0 ที่จะได้อธิบายต่อไป

เนื่องจาก s ในสมการที่ 2.27 มาจาก inner product ของสองเวกเตอร์แล้วนอร์มัลไลซ์ด้วยฟังก์ชันระยะทางของสองเวกเตอร์นั้น ดังนั้น s จะมีค่าเท่ากับ 1 ($s=1$) ก็ต่อเมื่ออินพุตเวกเตอร์ \mathbf{x} มีทิศทางเดียวกับ \mathbf{X} ซึ่งเป็นผลรวมของเทรนนิ่งเวกเตอร์ที่ใช้ในการสอนหรือกระตุ้นให้เน็ตเวิร์คเรียนรู้ทั้งหมด แต่ถ้าอินพุตเวกเตอร์ \mathbf{x} ไม่ได้มีทิศทางเดียวกับ \mathbf{X} แล้ว เราจะได้ว่า s จะมีค่าน้อยกว่า 1 ($s < 1$)

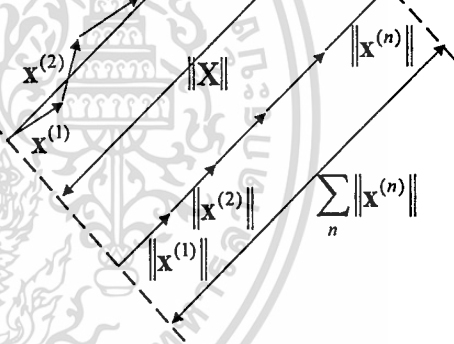
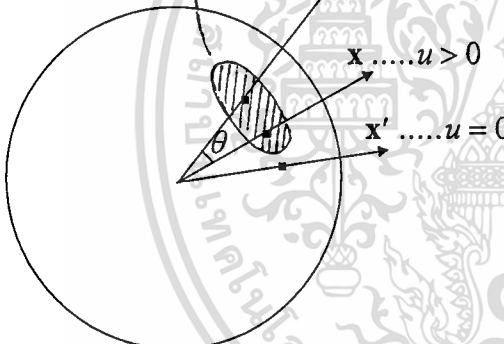
จากสมการที่ 2.26 จะได้ค่า u มากกว่าศูนย์ ($u > 0$) ถ้าอินพุตเวกเตอร์ x มีความคล้ายคลึงกับ X มากพอที่จะทำได้

$$s > \frac{r}{1+r} \cdot \frac{1}{\lambda} \tag{2.29}$$

รูปที่ 2.18 แสดงการเปรียบเทียบความเหมือนของรูปแบบในเวกเตอร์สเปซแบบหลายมิติ



$$u > 0 \Leftrightarrow s = \cos \theta > \frac{r}{1+r} \cdot \frac{1}{\lambda}$$



$$s = \frac{(X, x)}{\|X\| \cdot \|x\|} = \cos \theta$$

2.18.1)

$$\lambda = \frac{\|X\|}{\sum_n \|x^{(n)}\|} = \frac{\left\| \sum_n x^{(n)} \right\|}{\sum_n \|x^{(n)}\|}$$

2.18.2)

พิจารณารูปที่ 2.18 ประกอบ อาจกล่าวได้อีกอย่างหนึ่งว่า S-cell จะได้ค่าผลลัพธ์เป็นค่าบวกถ้าทิศทางของอินพุตเวกเตอร์ x ตกอยู่ในส่วนที่เป็นพื้นที่แรเงาของเวกเตอร์สเปซแบบหลายมิติที่แสดงในรูปที่ 2.18.1) แต่ถ้าอินพุตเวกเตอร์ x มีทิศทางออกไปนอกพื้นที่แรเงาส่วนนี้ S-cell ก็จะไม่แอคทีฟสำหรับอินพุตเวกเตอร์นี้

ขนาดของพื้นที่แรเงาซึ่งเป็นพื้นที่ที่ใช้ในการเปรียบเทียบความเหมือนของรูปแบบนี้จะมีขนาดเล็กลงเมื่อค่าของพารามิเตอร์ r มีค่ามากขึ้น ดังนั้นเราจึงสามารถปรับการคัดเลือกพีเจอร์ของไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

S-cell ได้ด้วยการปรับค่าพารามิเตอร์ r นี้ ทำให้สามารถควบคุมการคัดเลือกพีเจอร์ที่มีการผิดปกติ หรือมีสัญญาณรบกวนได้ โดยค่าพารามิเตอร์ r ที่มีค่ามากขึ้นจะทำให้พื้นที่ในการเปรียบเทียบมีขนาดเล็กลง นั่นคือ จะยอมให้พีเจอร์มีการบิดเบี้ยวหรือผิดปกติได้น้อยลง หมายถึงจะรับผิดชอบเฉพาะพีเจอร์ที่ตรงกับข้อมูลที่สอนให้เท่านั้นหรือไม่เช่นนั้นก็ต้องใกล้เคียงมากๆ ดังนั้น อินพุตเวกเตอร์ x ที่มาเปรียบเทียบกับ X ต้องมีทิศทางใกล้เคียงกับผลรวมของเทรนนึงเวกเตอร์มากๆ จึงจะสามารถตกลงในพื้นที่ได้

ส่วนค่าของ λ ในสมการที่ 2.28 มีค่าอยู่ในช่วง $\lambda \leq 1$ เนื่องจากทุกๆ เทรนนึงเวกเตอร์ x^n ที่ทำการสอนให้เซลล์นั้น โดยส่วนใหญ่แล้วจะมีทิศทางของเทรนนึงเวกเตอร์เหล่านี้จะเป็นทิศทางเดียวกัน ดังนั้นค่านอร์มของผลรวมของ x^n (norm of sum) จะมีค่าใกล้เคียงหรือเกือบจะเท่ากับค่าของผลรวมของนอร์มของ x^n (sum of norm) ดังในรูปที่ 2.18.2) ทำให้อัตราส่วนเมื่อเปรียบเทียบออกมาแล้วจะได้ค่าของ λ มีค่าเข้าใกล้ 1 เมื่อค่าของ λ น้อยกว่าหนึ่งเสมอ ดังนั้นค่าของ $r / \{(1+r)\lambda\}$ ทางด้านขวาของสมการที่ 2.29 จะไม่สามารถมีค่ามากกว่า 1 ได้เลย แต่ทั้งนี้ค่าพารามิเตอร์ r จะต้องเป็นค่าคงที่ค่าเดียวกันนี้ไปตลอดการเรียนรู้

2.5.4 วิเคราะห์การเชื่อมต่อในการเรียนรู้ หลักการหนึ่งของนีโอคอคนิตรอนที่สำคัญในการเรียนรู้คือเมื่อมีการเลือกเซลล์ในการเรียนรู้มาจากเซลล์พลงของ S-cell ขึ้นมาเป็นซิดเซลล์แล้ว ไม่เพียงแต่ซิดเซลล์เท่านั้นที่จะได้รับการสอนแล้วมีการปรับค่าให้ แต่ยังรวมถึงเซลล์รอบๆข้างของ S-cell นั้นที่จะได้รับอินพุตในการเชื่อมต่อแล้วปรับค่าให้ในทิศทางเดียวกับซิดเซลล์ แล้วจึงนำกลุ่มของซิดเซลล์กับเซลล์รอบๆ ที่ได้รับการสอนให้แล้วปรับค่าในการเรียนรู้ไปใช้ในการเชื่อมต่อ

หลังจากนั้นในขั้นตอนของการแยกแยะพีเจอร์ ทุกๆ เซลล์อื่นๆในเซลล์พลงของ S-cell ก็จะได้รับ การเชื่อมต่อเดียวกันนี้เหมือนกัน กับที่ซิดเซลล์ได้รับเช่นกัน โดยทุกๆ เซลล์ในเซลล์พลงจะได้รับอินพุตในการเชื่อมต่อจากเซลล์ในตำแหน่งที่สัมพันธ์กันของ C-cell ในเลขอร์ก่อนหน้านั้น โดย C-cell จะมีการเลื่อนตำแหน่งของเซลล์ขนานไปกับการเลื่อนตำแหน่งของ S-cell ผ่านค่าถ่วงในการเชื่อมต่อของกลุ่มเซลล์ที่สนใจนั้น แล้วเลื่อนกลุ่มเซลล์ที่สนใจไปตาม S-cell ที่กำลังประมวลผลในการแยกแยะพีเจอร์ซ้ำกันไปเรื่อยๆ ดังนั้นทุกๆ S-cell ในพลงนั้นก็จะมีรับผิดชอบต่อพีเจอร์เดียวกัน แต่แตกต่างกันที่ตำแหน่งของพีเจอร์บนตัวอักษรที่กำลังทำการแยกแยะ

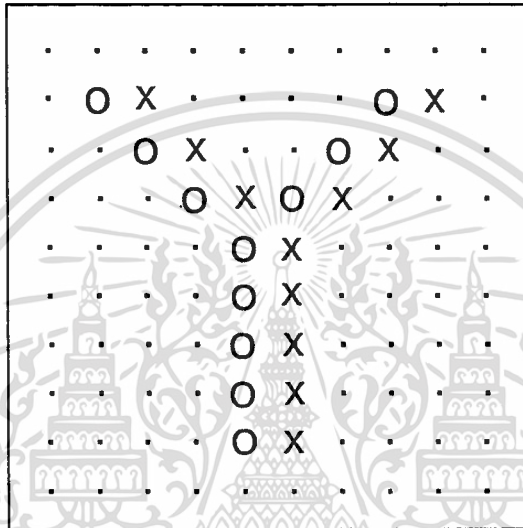
2.6 วิเคราะห์หน้าที่ของ C-cell

ในหัวข้อนี้จะยกเลิกการเปรียบเทียบความเหมือน s ของสมการที่ 2.27 ในการวิเคราะห์บนเวกเตอร์สเปซแบบหลายมิติ และจะพิจารณาในการการเปรียบเทียบความเหมือนของรูปแบบบนสอง

ไม่ว่าการณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

มิติแทน ดังในรูปที่ 2.19 การเปรียบเทียบรูปแบบสองรูปแบบ โดยที่รูปแบบแรกเขียนด้วยวงกลมอีกรูปแบบหนึ่งเขียนด้วยกากบาท ทั้งสองรูปแบบนี้ถือว่าคล้ายกันมากสำหรับการพิจารณาในสองมิติ แต่ถ้าเป็นในเวกเตอร์สเปซแบบหลายมิติ เวกเตอร์ของทั้งสองรูปแบบนี้จะ orthogonal กัน

รูปที่ 2.19 แสดงการเปรียบเทียบความเหมือนของสองรูปแบบในแบบสองมิติ

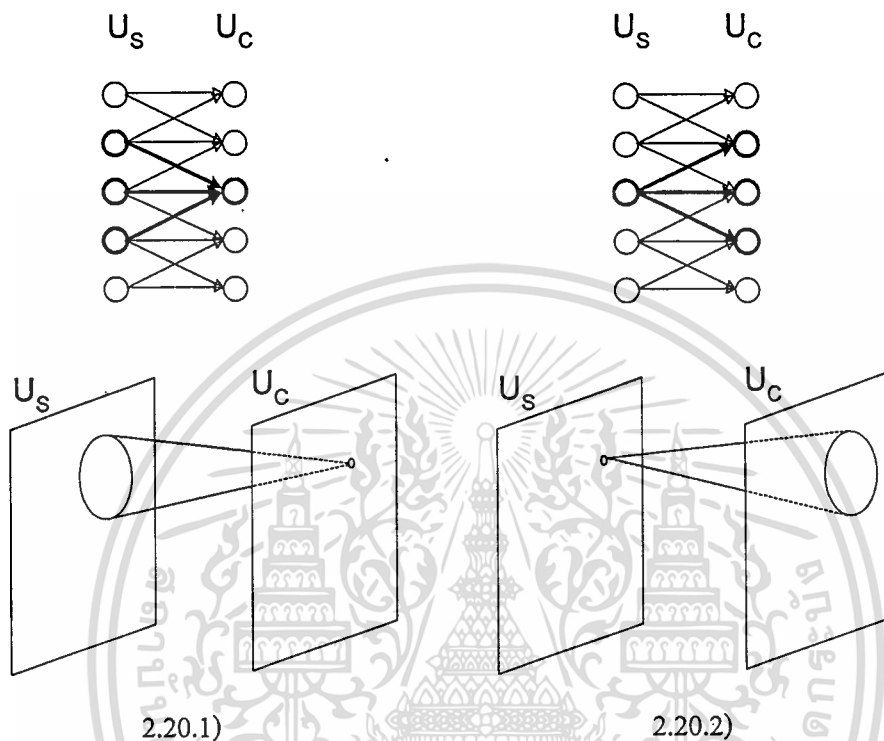


หน้าที่สำคัญของ C-cell ในการพิจารณาแบบสองมิติ คือเป็นเลขอร์ที่แทรกเข้ามาในเน็ตเวิร์คแล้วยอมให้พีเจอร์ที่ผ่านการแยกแยะมาจาก S-cell แล้ว สามารถจะมีการเลื่อนตำแหน่งได้ โดยที่การเชื่อมต่อเข้าสู่ C-cell จะเป็นค่าคงที่ไม่สามารถปรับค่าได้ และแต่ละ C-cell จะรับสัญญาณกระตุ้นจากกลุ่มของ S-cell ที่ได้แยกแยะพีเจอร์เดียวกันมา

ถ้าหากว่าอินพุตแพทเทิร์นมีการผิดรูปหรือเลื่อนตำแหน่งไปเล็กน้อยจากเทรนนิ่งแพทเทิร์นแล้ว ผลลัพธ์ในการรับผิดชอบต่ออินพุตแพทเทิร์น และผลลัพธ์ในการรับผิดชอบต่อเทรนนิ่งแพทเทิร์นจะไม่มี การซ้อนทับกันในเลขอร์ของ S-cell เพราะเวกเตอร์ผลลัพธ์ในการรับผิดชอบต่อแพทเทิร์นทั้งสองจะ orthogonal ต่อกันในเวกเตอร์สเปซแบบหลายมิติ

ในเลขอร์ของ C-cell การรับผิดชอบของเลขอร์นี้ต่อ S-cell คือการทำเบลอร์กับค่าของ S-cell ทำให้ผลลัพธ์ในการรับผิดชอบต่ออินพุต และเทรนนิ่งแพทเทิร์นมีการซ้อนทับกันในเลขอร์ของ C-cell ทำให้การเปรียบเทียบความเหมือนหรือค่า s ของ S-cell มีค่ามากพอที่จะทำให้ผลลัพธ์ในการรับผิดชอบต่อรูปแบบของ S-cell ในเลขอร์ต่อไปออกมาเป็นบวกได้

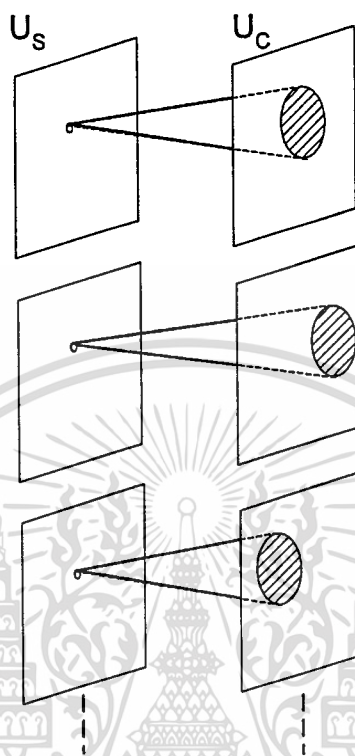
รูปที่ 2.20 แสดงการเชื่อมต่อจาก S-cells มายัง C-cell



พิจารณาในรูปที่ 2.20 2.20.1) โดย C-cell จะแอกทีฟก็ต่อเมื่อมีอย่างน้อยหนึ่ง S-cell ที่แอกทีฟอยู่แต่ถ้ามองในอีกด้านหนึ่งจะพบว่าหนึ่งเซลล์ของ S-cell จะให้สัญญาณกระตุ้นไปยังกลุ่มของ C-cell หลายๆ เซลล์ได้เช่นกันดังในรูปที่ 2.20.2) หมายความว่าผลลัพธ์ของ C-cell จึงเป็นการทำเบลอร์ (blurred) ของผลลัพธ์ของ S-cell ในทางกลับกันด้วย

แต่ต้องคำนึงถึงว่า การเปรียบเทียบความเหมือนกันระหว่างสองรูปแบบในรูปที่ 2.19 จะมีค่ามากขึ้นด้วยการทำเบลอร์ให้กับรูปแบบ ถ้ามีการทำเบลอร์ให้กับอินพุตแพทเทิร์นโดยตรง จะทำให้รายละเอียดโครงสร้างในรูปแบบของอินพุตแพทเทิร์นจะถูกเบลอร์ไปด้วย แล้วความแตกต่างในรายละเอียดโครงสร้างจะไม่สามารถแยกแยะได้ ดังนั้นในนี้โอคอคนิตรอนการทำเบลอร์นั้นเกิดขึ้นในเลเยอร์ของ C-cell หลังจากที่ได้มีการแยกแยะโลคอลพีเจอร์ออกมาก่อนแล้วในเลเยอร์ของ S-cell และการทำเบลอร์จะเกิดขึ้นอย่างเป็นอิสระกันในแต่ละเซลล์ดังแสดงในรูปที่ 2.21

รูปที่ 2.21 แสดงการทำเบลอร์เกิดขึ้นในแต่ละเซลล์เพลนของเลเซอร์ของ C-cell



ถ้าพิจารณาการโอนข้อมูลผลลัพธ์จาก S-cell ในเลเซอร์ก่อนหน้านั้นไปยัง C-cell ในเลเซอร์ระดับกลางๆแล้ว เราอาจกล่าวได้ว่า S-cell จะทำการแยกแยะความเหมือนระหว่างอินพุตที่เป็นตัวกระตุ้นกับเทรนนิ่งแพทเทิร์นด้วยการพิจารณาถึงระดับการซ้อนทับกันระหว่างรูปแบบที่ถูกทำการเบลอร์มาแล้วนั่นเอง

บทที่ 3

อัลกอริทึม และค่าของเซลล์ในแต่ละขั้นตอนของการประมวลผล

จากทฤษฎีการทำงานในเน็ตเวิร์คของนีโอคอคโคตรอนในบทที่ 2 ที่ได้กล่าวไปแล้วนั้น ในบทนี้ขอกล่าวถึงการทำงานของนีโอคอคโคตรอนในการโปรแกรมด้วยอัลกอริทึม ซึ่งแบ่งออกเป็นอัลกอริทึมในขั้นตอนของการสร้างและการกำหนดค่าเริ่มต้นให้เน็ตเวิร์ค อัลกอริทึมในขั้นตอนของการเรียนรู้ และอัลกอริทึมในขั้นตอนของการแยกแยะตัวอักษร เนื่องจากเน็ตเวิร์คของนีโอคอคโคตรอนนั้นประกอบด้วย 2 เลเยอร์คือ S-layer และ C-layer ประกอบกันขึ้นมาเป็นเน็ตเวิร์ค ในที่นี้ระบบของการแยกแยะลายมือเขียนตัวเลขไทยได้ออกแบบมาทั้งหมด 4 เลเยอร์

โดยที่ในขั้นตอนของการแยกแยะตัวอักษรนั้น ประกอบด้วยการทำงานของ S-layer และ C-layer การทำงานของทุกๆ S-layer จะเป็นกระบวนการของการแยกแยะพีเจอร์ ส่วนของทุกๆ C-layer นั้นจะเป็นกระบวนการรวมพีเจอร์ ดังนั้นอัลกอริทึมในขั้นตอนของการแยกแยะตัวอักษร จึงสรุปออกมาได้เป็น 2 อัลกอริทึม คืออัลกอริทึมของ S-layer (U_S Recognition - Feature extracting) และอัลกอริทึมของ C-layer (U_C Recognition - Feature integrating)

3.1 อัลกอริทึมในขั้นตอนการสร้างเน็ตเวิร์ค

3.1.1 อัลกอริทึมที่ 1 (Initial Stage) อัลกอริทึมนี้เป็นการสร้างเพลนในแต่ละเลเยอร์ของเน็ตเวิร์ค และค่าต่างๆ ในเน็ตเวิร์ค

Step 0. Create layers U_S, U_C, U_V and initial cells in planes to zero

Step 1. Create variable excitatory weights a and initial cells in weight to zero

Step 2. Create variable inhibitory weights b and initial value to zero

Step 3. Create fixed excitatory weights c

Step 4. for each layer do step 5-6

Step 5. Generate value in cells of c (eq. 4)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้งานเฉพาะภายในเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

where $\gamma_1 = \gamma_2 = \gamma_3 = 0.7$ and $\gamma_4 = 0.4$

Step 6. Normalize fixed weight c (eq. 6)

Step 7. Create fixed excitatory weights d

Step 8. for each layer do step 9

Step 9. Generate value in cells of d (eq. 9)

where $\delta_1 = \delta_2 = \delta_3 = 0.7$ and $\delta_4 = 1.0$

Step 10. Create joining j and initial all unit to zero

Step 11. Load joining data from file to set joining value to 1

3.2 อัลกอริทึมที่ 2 ในขั้นตอนของการเรียนรู้ (Training Stage)

นีโอคอคณิตรอนจะทำการเรียนรู้ด้วยชุดข้อมูลในการเรียนรู้สำหรับแต่ละเลเยอร์ โดยที่เลเยอร์แรกจะต้องทำการเรียนรู้ก่อน แล้วจึงจะทำการเรียนรู้ในเลเยอร์ต่อไป จนถึงเลเยอร์สุดท้ายได้ โดยที่เลเยอร์ใดจะทำการเรียนรู้ได้นั้น เลเยอร์ในก่อนหน้านั้นจะต้องทำการเรียนรู้ก่อน และจะเริ่มต้นการเรียนรู้ด้วยการวางเทรนนิ่งแพทเทิร์นของแต่ละเลเยอร์ที่อินพุตเพลน U_{C0} ทีละเทรนนิ่งแพทเทิร์น แล้วผ่านกระบวนการแยกแยะพีเจอร์มาจนถึง C-layer ก่อนหน้า S-layer ที่จะทำการเรียนรู้ ดังนั้น ในอัลกอริทึมนี้ แบ่งออกเป็นอัลกอริทึม 2.1 ของขั้นตอนการเรียนรู้ของเลเยอร์ที่ 1 ซึ่งไม่ต้องมีการแยกแยะพีเจอร์ของเทรนนิ่งแพทเทิร์นมาในเลเยอร์ก่อนหน้า และอัลกอริทึมที่ 2.2 ของขั้นตอนการเรียนรู้ของเลเยอร์ที่ 2, 3 และ 4 ซึ่งจำเป็นต้องผ่านการแยกแยะพีเจอร์ของเทรนนิ่งแพทเทิร์นมาในเลเยอร์ก่อนหน้านั้น

3.2.1 อัลกอริทึมที่ 2.1 : Layer 1 Training Stage ($l = 1$)

Step 0. for each U_{S1} planes ($k = 0$ to $k < \text{no. of } U_{S1} \text{ planes}$) do step 1-4

Step 1. Load training pattern for this plane from file to $a_1(\kappa, v, k)$

where $\kappa = 0$

Step 2. initial sum-of-product to zero

Step 3. train a_1 : (eq. 10)

Step 3.1 for each cell (v) of c_1 do step 3.2-3.3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการศึกษาเท่านั้น ไม่ควรนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$temp_a = a_1(0, v, k)$$

$$a_1(0, v, k) = q_1 \cdot c_1(v) \cdot a_1(0, v, k)$$

Step 3.3 calculate sum-of-product = sum-of-product +

$$(c_1(v) \cdot (temp_a^2))$$

Step 4. train b_1 : (eq. 11)

Step 4.1 update weight b_1 by calculate

$$b_1(k) = q_1 \cdot \sqrt{\text{sum-of-product}}$$

3.2.2 อัลกอริทึมที่ 2.2 : Layer 2,3,4 Training Stage

Step 0. for each layer (l) do step 1-11

Step 1. for each set of training pattern do step 2-11

Step 2. for each U_{Sl} planes ($\hat{k} = 0$ to $\hat{k} < \text{no. of } U_{Sl} \text{ planes}$) do step 3-11

Step 3. Load training pattern for this plane (\hat{k}) of this layer (l)

from file to center of input plane (U_{C0})

Step 4. for each preceding layer ($R = 1$ to $R < l$) do step 5-6

Step 5. U_S Recognition (layer = R)

Step 6. U_C Recognition (layer = R)

Step 7. now, we have U_{Cl-1} , initial sum-of-product to zero

Step 8. for each U_{Cl-1} planes ($\kappa = 0$ to $\kappa < \text{no. of } U_{Cl-1} \text{ planes}$) do step 9-10

Step 9. choose representative cell (\hat{n}) to be a seed cell of plane

Step 10. train a_l : (eq. 10)

Step 10.1 for each cell (v) of c_l do step 10.2-10.3

Step 10.2 update weight a_l by calculate

$$a_l(\kappa, v, \hat{k}) = a_l(\kappa, v, \hat{k}) + (q_l \cdot c_l(v) \cdot U_{Cl-1}(\kappa, \hat{n} + v))$$

Step 10.3 calculate sum-of-product = sum-of-product

$$+ (c_l(v) \cdot U_{Cl-1}^2(\kappa, \hat{n} + v))$$

Step 11. train b_l : (eq. 11)

Step 11.1 update weight b_l by calculate

$$b_l(\hat{k}) = b_l(\hat{k}) + q_l \cdot \sqrt{\text{sum-of-product}}$$

3.3 อัลกอริทึมในขั้นตอนการจดจำตัวอักษร

3.3.1 อัลกอริทึมที่ 3 : U_S Recognition - Feature extracting อัลกอริทึมนี้เป็นกระบวนการแยกแยะพีเจอร์ในการจดจำตัวอักษรของ S-layer ใดๆ (เมื่อให้ layer = l)

Step 0. for each U_{Sl} planes ($k = 0$ to $k < \text{no. of } U_{Sl} \text{ planes}$) do step 1-12

Step 1. for each cell (n) of U_{Sl} planes (all unit in plane) do 2-12

Step 2. initial inhibit = 0 and value = 0

Step 3. for each U_{Cl-1} planes ($\kappa = 0$ to $\kappa < \text{no. of } U_{Cl-1} \text{ planes}$) do step 4-7

Step 4. initial excite = 0 and sum-of-product = 0

Step 5. for each cell (v) of $a_l(\kappa, v, k)$ do step 6-7

Step 6. calculate excite = excite +

$$(a_l(\kappa, v, k) \cdot U_{Cl-1}(n + v, \kappa))$$

Step 7. calculate sum-of-product = sum-of-product +

$$(c_l(v) \cdot U_{Cl-1}^2(n + v, \kappa))$$

Step 8. calculate inhibit = $\sqrt{\text{sum-of-product}}$

Step 9. update $U_{nl}(n) = \text{inhibit}$

Step 10. calculate $e = \text{excite}$, $h = \frac{r}{1+r_1} \cdot b_l(k) \cdot U_{nl}(n)$

where $r_1 = 1.5$, $r_2 = 4.0$, $r_3 = 1.0$ and $r_4 = 0.8$

Step 11. calculate value = $\frac{1+e}{1+h} - 1$

Step 12. update $U_{Sl}(k, n) = r_1 \cdot \max(\text{value}, 0)$

3.3.2 อัลกอริทึมที่ 4 : U_C Recognition - Feature integrating อัลกอริทึมนี้เป็นกระบวนการรวมพีเจอร์ในการจดจำตัวอักษรของ C-layer ใดๆ (เมื่อให้ layer = l)

Step 0. for each U_{Cl} planes ($k = 0$ to $k < \text{no. of } U_{Cl} \text{ planes}$) do step 1-9

Step 1. for each cell (n) of U_{Cl} planes (all unit in plane) do 2-9

Step 2. initial value = 0

Step 3. for each U_{Sl} planes ($\kappa = 0$ to $\kappa < \text{no. of } U_{Sl} \text{ planes}$) do step 4-7

Step 4. initial sum-of-product = 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Step 5. for each cell (v) of $d_i(v)$ do step 6

Step 6. calculate sum-of-product = sum-of-product +
 $(d_i(v) \cdot U_{SI}(n+v, k))$

Step 7. calculate value = value + $(j(k, k) \cdot \text{sum-of-product})$

Step 8. calculate $\psi(\text{value})$ (eq. 8)

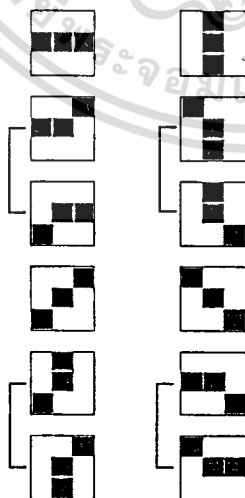
Step 9. update $U_{CI}(k, n) = \psi(\text{value})$

3.4 การประมวลผลและค่าของเซลล์ในขั้นตอนการเรียนรู้

ในหัวข้อนี้จะแสดงถึงการประมวลผลในการเรียนรู้ของเซลล์ในเพลน ซึ่งค่าของเซลล์ในเพลนที่ปรากฏขึ้นมา (มีค่ามากกว่า 0) แทนการแอกทีฟของเซลล์อันเนื่องมาจากการกระตุ้นของพีเจอร์ใดๆ ที่ตำแหน่งของเซลล์บนเพลนนั้น ส่วนค่าของเซลล์ในเพลนที่แทนเทรนนิ่งแพทเทิร์นจะเป็นค่า 1 เพื่อแสดงเซลล์ที่มีการแอกทีฟ และ 0 แสดงเซลล์ที่ไม่แอกทีฟ ตามพีเจอร์ในเทรนนิ่งแพทเทิร์น

รูปที่ 3.1 แสดงค่าในเซลล์เมื่อผ่านแต่ละขั้นตอนในการเรียนรู้ของ U_{SI} ในเลเยอร์ที่ 1 ตามอัลกอริทึมที่ 2-1

รูปที่ 3.1 แสดงผลและค่าในเซลล์ของการเรียนรู้ในเลเยอร์ที่ 1



3.1.1)

รูปที่ 3.1 (ต่อ)

 $a_1(k)$ เมื่อ $k=0$ $k=0$

0	0	0
1	1	1
0	0	0

 $k=1$

0	0	1
1	1	0
0	0	0

...

 $k=3$

0	0	1
0	1	0
1	0	0

...

 $k=6$

0	1	0
0	1	0
0	1	0

...

 $k=9$

1	0	0
0	1	0
0	0	1

...

3.1.2)

 c_1

0.0972	0.1126	0.0972
0.1126	0.1608	0.1126
0.0972	0.1126	0.0972

3.1.3)

 $a_1(0,v,k)$

0	0	0
0.1126	0.1608	0.1126
0	0	0

0	0	0.0972
0.1126	0.1608	0
0	0	0

0	0	0.0972
0	0.1608	0
0.0972	0	0

0	0.1126	0
0	0.1608	0
0	0.1126	0

0.0972	0	0
0	0.1608	0
0	0	0.0972

3.1.4)

 $b_1(k)$

0.62

0.60

0.59

0.62

0.59

3.1.1) เทรนนิ่งแพทเทิร์นสำหรับการเรียนรู้ของ U_{s1} ทั้ง 12 เพลน3.1.2) ค่าในเซต $a_1(0,v,k)$ ของแต่ละเพลน (แสดงไว้เป็นตัวอย่างเฉพาะบางเพลนเท่านั้น) เมื่อผ่านขั้นตอนการโหลดเทรนนิ่งแพทเทิร์นในรูป 2.17.1) ของ Step 1.3.1.3) เป็นอาร์เรย์ของค่าถ่วงคองที่ c_1 3.1.4) แสดงตัวอย่างค่าของ $a_1(0,v,k)$ เมื่อผ่านการเทรนแล้วด้วยเทรนนิ่งแพทเทิร์นของแต่ละเพลนตามสมการที่ 2.10 ของ Step 3. และค่าของ $b_1(k)$ ตามสมการที่ 2.11 เมื่อผ่าน Step 4.โดยให้อัตราการเรียนรู้ $q_1 = 1$

ในรูปที่ 3.1 แสดงขั้นตอนของการหาค่าถ่วงในการเรียนรู้ โดยยังไม่ได้ตั้งค่าอัตราการเรียนรู้สำหรับนำไปใช้ แต่ในการทดลองพบว่าการให้ค่าอัตราการเรียนรู้ควรจะใช้ค่าที่สูงเพื่อที่จะทำให้การปรับค่าถ่วงเสร็จสมบูรณ์ภายในขั้นตอนการเทรนรอบเดียว และได้ค่าถ่วงที่มากพอจะนำไปใช้ในการแยกแยะพีเจอร์ต่อไป เพราะถ้าเลือกใช้อัตราการเรียนรู้ค่าน้อยเกินไป จะทำให้ค่าที่แสดงว่ามีกรพบพีเจอร์ในเซลล์ใดๆ หรือค่าที่บอกกว่าพีเจอร์ใดแอกทีฟขึ้นมาจะมีค่าน้อยตามไปด้วย จนในเลเยอร์ต่อไปอาจจะไม่สามารถแยกแยะต่อได้ หรือให้ค่าในเลเยอร์สุดท้ายที่แสดงว่าเป็นตัวอักษรใดออกมาเป็นค่าที่น้อยมากจนไม่อาจกล่าวได้ว่าการแยกแยะนั้นแสดงผลลัพธ์ที่น่าเชื่อถือสำหรับตัวอักษรนั้น

ดังนั้นในรูปที่ 3.2 ขอแสดงค่าถ่วง a_1 และ b_1 ในเลเยอร์ที่ 1 เมื่อเลือกใช้ค่า q_1 เท่ากับ 900,000 ซึ่งเป็นค่าที่ใช้ในการทดลองจริง จะพบว่าได้ค่าถ่วงสูงพอสมควร แต่ในเลเยอร์ต่อๆ ไปค่าถ่วงจะน้อยลงไปเรื่อยๆ เมื่อผ่านการแยกแยะพีเจอร์ในเทรนนิ่งแพทเทิร์นบนเลเยอร์ก่อนหน้านั้นมาก่อนที่จะทำการเทรนในเลเยอร์ที่ทำการเรียนรู้ เพราะค่าในเซลล์ของ U_{SI} และ U_{CI} ที่ได้จากการแยกแยะพีเจอร์ในเลเยอร์ก่อนหน้านั้น โดยส่วนใหญ่เซลล์ที่แอกทีฟขึ้นมาจะมีค่าน้อยกว่า 1 เมื่อเอาค่าในเซลล์ของ U_{CI} นั้นมาทำการเรียนรู้ จึงจะได้ค่าถ่วงที่น้อยกว่าในเลเยอร์ที่ 1 นี้

รูปที่ 3.2 แสดงค่าถ่วง a_1 และ b_1 ในเลเยอร์ที่ 1 เมื่อใช้ค่า $q_1 = 900000$ ในการเรียนรู้

$a_1(0, v, k)$	$b_1(k)$	
$k=0$		
0	0	0
101360.55	144800.78	101360.55
0	0	0
		559258.16
$k=1$		
0	0	87439.26
101360.55	144800.78	0
0	0	0
		547942.08
...		
$k=3$		
0	0	87439.26
0	144800.78	0
87439.26	0	0
		536387.33
...		
$k=6$		
0	101360.55	0
0	144800.78	0
0	101360.55	0
		559258.16

รูปที่ 3.2 (ต่อ)

...

 $k=9$

87439.26	0	0
0	144800.78	0
0	0	87439.26

536387.33

...

พิจารณารูป 3.2 เป็นค่าถ่วงที่นำไปใช้ในการแยกแยะพีเจอร်ในรูป 3.1.1 ในเลเซอร์ที่ 1 ต่อไปในขั้นตอนของการจดจำตัวอักษร โดยจะพบว่าค่าถ่วงในอาร์เรย์ของ a_1 จะมีค่ามากที่สุดตรงกลางเพลทแล้วค่อยๆ ลดค่าลงไปในเซลรอบๆจุดกลางเพลทนั้น ตามค่าของค่าถ่วงคงที่ c_1 ที่หามาจากฟังก์ชันระยะทางในสมการที่ 4,5 และ 6 โดยจุดตรงกลางเพลทจะมีฟังก์ชันระยะทางซึ่งแสดงถึงระยะห่างจากจุดศูนย์กลางของรีเซฟทีฟฟิลต์น้อยที่สุด เพราะอยู่ในตำแหน่งเดียวกัน แต่ในเซลรอบๆ ยิ่งห่างออกไปจะได้ค่าฟังก์ชันระยะทางมากขึ้น แต่ค่าถ่วงในเซลนั้นจะน้อยลงไป ทำให้ค่าถ่วง a_1 ที่ได้จากการเรียนรู้จึงมีลักษณะตาม c_1 ที่ได้ค่ามากที่สุดตรงกลางเพลท ที่เป็นเช่นนี้ก็เพื่อเน้นพีเจอร်ที่ตรงจุดกลางในการแยกแยะ โดยถ้าพบว่ามีจุดที่เซลแอกทีฟตรงกับจุดกลางของเพลทค่าถ่วง เซลนั้นก็จะเป็นโคนกระดุนด้วยค่าถ่วงที่จุดกลางมากกว่าเซลที่แอกทีฟขึ้นรอบๆจุดกลาง ส่วนเซลที่ตรงกับจุดที่ไม่มีเซลแอกทีฟขึ้นมาในพีเจอร်ก็จะเป็นค่าศูนย์ เมื่อไปแยกแยะแล้วพบเซลที่แอกทีฟตรงกับจุดที่ค่าถ่วงเป็นศูนย์นี้ ก็จะไม่โคนกระดุน และไม่สนใจ (ได้ค่าเป็นศูนย์) ทำให้เซลที่ไม่เกี่ยวข้องกับพีเจอร်ที่กำลังแยกแยะในเพลทนั้นไม่แอกทีฟขึ้นมาให้การวิเคราะห์สับสน

ส่วนค่าของ b_1 หาได้จากสมการที่ 2.11 ในการเรียนรู้จะได้เป็นค่าถ่วงด้วยบั้ง b_1 ในกระบวนการแยกแยะพีเจอร် ซึ่งเป็นค่าที่ได้มาจากการหาค่าเฉลี่ยของค่าถ่วง a_1 ด้วยวิธีการรูทมีนสแควร์ (root-mean-square) ของทุกๆเซล ในทุกเพลทของอาร์เรย์ a_1

ต่อไปจะแสดงผลของการเรียนรู้ในเลเซอร์ที่ 2 โดยใช้ค่าถ่วงของเลเซอร์ที่ 1 มาทำการแยกแยะพีเจอร်ในเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่ทำการเทรนให้เฉพาะเพลทที่ 1 ของ U_{s2} เพื่อเป็นตัวอย่าง ดังรูปที่ 3.3 ทดสอบเมื่อให้ q_1 และ q_2 มีค่าเป็น 900000 จะได้ผลค่าในเซลดังที่จะแสดงต่อไป

ค่าในเซลล์บนเพลนของ U_{C1} ทั้ง 8 เซลล์จะเป็นอินพุตสำหรับการเรียนรู้ของ U_{S2} ตามสมการที่ 2.10 และ 2.11 โดยใช้ค่าของ c_2 ซึ่งเป็นค่าถ่วงคงที่สำหรับเลเยอร์ที่ 2 นี้ขนาด 5×5 ดังมีค่าต่อไปนี้ (วิธีการหาค่าได้แสดงกล่าวถึงไปแล้ว)

0.3647	0.4504	0.4900	0.4504	0.3647
0.4504	0.6000	0.7000	0.6000	0.4504
0.4900	0.7000	1.0000	0.7000	0.4900
0.4504	0.6000	0.7000	0.6000	0.4504
0.3647	0.4504	0.4900	0.4504	0.3647

ขนาดของ a_2 ของเลเยอร์ U_{S2} จะมีขนาด 5×5 และจะมีเพลนค่าถ่วงสำหรับทุกๆ เพลนของ U_{C1} ที่เชื่อมต่อกับ U_{S2} เพลนใดๆ พิจารณาประกอบจากรูปที่ 2.10 ดังนั้นจึงพบว่าการหาค่าถ่วงในการเรียนรู้ของอัลกอริทึมที่ 2.2 จากสมการที่ 2.10 ใน Step10.2 ต่อไปนี้

$$a_1(k, v, \hat{k}) = a_1(k, v, \hat{k}) + (q_1 \cdot c_1(v) \cdot U_{C1-1}(k, \hat{n} + v))$$

จะเป็นการหาค่าถ่วงของ $a_2(k, v, \hat{k})$ ที่สัมพันธ์กับการเชื่อมต่อกับ U_{C1} ในเพลนที่ k มายัง U_{S2} ในเพลนที่ \hat{k} เดียวกัน ซึ่ง \hat{k} เป็นเพลนของ U_{S2} ที่ต้องเลือกขึ้นมาทำการเรียนรู้พีเจอร์ที่ต้องการ ในที่นี้จะใช้การเรียนรู้เรียงจากเพลนที่ 1 ไปจนถึงเพลนสุดท้าย เพื่อให้ง่ายต่อการเขียนโปรแกรม แล้วจึงระบุว่าพีเจอร์ที่ต้องการให้ทำการเรียนรู้ในแต่ละเพลนนั้นเป็นพีเจอร์ใด จึงทำการโหลดเข้าสู่อินพุตเพลน ดังนั้นในการที่จะโหลดเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่เป็นพีเจอร์ของเพลนใดนั้น จะทราบอยู่แล้วว่าต้องการเทรนให้กับเพลนที่ \hat{k} เป็นเท่าใดของ U_{S2} แล้วการคำนวณค่าถ่วงก็จะทราบที่กำลังจะคำนวณให้กับ $a_2(k, v, \hat{k})$ เมื่อ \hat{k} เป็นเพลนที่เท่าใด ส่วนการระบุค่าพารามิเตอร์ k มาจากการนำค่าของ U_{C1} มาคำนวณว่านำมาจากเพลนใด แล้วถ้าหากมีเทรนนิ่งแพทเทิร์นสำหรับเพลนเดียวกันนี้หลายๆ เทรนนิ่งแพทเทิร์นที่ใกล้เคียงกัน แต่มีบางส่วนไม่เหมือนกัน เพื่อเพิ่มความสามารถในการเรียนรู้พีเจอร์ที่มีการผิกรูป ก็สามารถทำการเทรนให้กับเพลนเดิมนี้ได้ โดยค่าถ่วงที่ได้จะนำมาหาผลรวมแล้วเก็บไว้ในเซลล์ค่าถ่วงของเพลน

เนื่องจากทุกเซลล์ในเพลนใดๆ ของนีโอคอคณิตรอนจะทำหน้าที่รับผิชอบพีเจอร์เดียวกันสำหรับเพลนนั้น ดังนั้นในการเรียนรู้แบบซูปเปอร์ไวส์เลิร์นนิ่งจึงจำเป็นต้องระบุตำแหน่งของเซลล์ในเพลนที่กำลังทำการเรียนรู้ว่าต้องการให้เซลล์ใดเป็นตัวแทนของทุกเซลล์ในเพลน เรียกว่าเป็นเรพรีเซนเททีฟเซลล์ หรือเป็นซิดเซลล์ในการเรียนรู้ ซึ่งตำแหน่งนี้คือพารามิเตอร์ k ในสมการที่ 2.10 เป็นตำแหน่งของเซลล์ในเพลนที่ \hat{k} ของ U_{S2} สำหรับในเลเยอร์ที่ 2 นี้จะใช้ตำแหน่งของเซลล์ที่กลางเพลนเป็นซิดเซลล์ในการเรียนรู้ เมื่อพิจารณาจากผลที่แสดงค่าในเซลล์ของ U_{C1} จะได้ว่าเซลล์ที่

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนุญาดเห็นไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สัมพันธ์กับตำแหน่งซิดเซลนั้นก็คือเซลในกลางเพลนของ U_{C1} เช่นกันเนื่องจากขนาดของเพลนมีขนาดเท่ากัน ดังนั้นค่าของเซลในเพลนของ U_{C1} ที่นำมาใช้คำนวณค่าถ่วง a_2 และ b_2 จะอยู่บริเวณรอบๆจุดกลางเพลน เป็นขนาด 5×5 ตามตำแหน่ง v ในอาร์เรย์ของค่าถ่วงครั้งที่ c_2

ส่วนค่าถ่วงยับยั้ง b_2 จะเป็นค่าเดียวสำหรับเพลนที่ \hat{k} ใดๆ ของ U_{S2} ดังนั้นชุดของค่าถ่วงสำหรับเพลนใดๆที่ \hat{k} ของ U_{S2} จะประกอบด้วยอาร์เรย์ของค่าถ่วงกระตุ้น a_2 เป็นจำนวนเท่ากับจำนวนเพลนของ U_{C1} ที่ระบุการเชื่อมต่อระหว่างเพลนใดๆ ของ U_{C1} มายังเพลนที่ \hat{k} ของ U_{S2} ร่วมกับค่าถ่วงยับยั้ง b_2 อีกหนึ่งค่า อาจกล่าวได้ว่าทุกการเชื่อมต่อที่ประกอบเข้าด้วยกัน (combination) ระหว่างเพลนของ U_{C1} กับเพลนของ U_{S1} จะมีอาร์เรย์ค่าถ่วงกระตุ้น a_1 ในการเชื่อมต่อนั้น แต่ทุกๆ การเชื่อมต่อที่เข้ามาที่เพลนใดๆของ U_{S1} จะใช้ค่าถ่วงยับยั้ง b_1 ตัวเดียวกัน

จากที่ได้แสดงค่าในเซลของการเรียนรู้เทรนนิ่งแพทเทิร์นในเพลนแรกของ U_{S2} จนได้ค่าในเซลของ U_{C1} ทั้ง 8 เพลนจากการแยกแยะพีเจอร์ของเทรนนิ่งแพทเทิร์นนี้แล้ว เมื่อผ่านสมการการเรียนรู้ใน Step. 10 และ 11 แล้วจะได้ค่าถ่วงของ a_1 และ b_1 สำหรับเทรนนิ่งแพทเทิร์นนี้ เพื่อเป็นค่าถ่วงของการเชื่อมต่อเข้ามายังเพลนแรกของ U_{S2} เพื่อใช้ในการคัดเลือกพีเจอร์ของตัวอักษรตามเทรนนิ่งแพทเทิร์น ดังต่อไปนี้

$a_2(k, v, 0)$ เมื่อ $k = 0$ จากเพลนที่ 1 ของ U_{C1}				
0.000000	0.000000	0.000000	408.506204	1069.655322
0.000000	0.000000	0.000000	624.239565	1505.651869
0.000000	0.000000	0.000000	634.845447	1437.370878
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

$a_2(k, v, 0)$ เมื่อ $k = 1$ จากเพลนที่ 2 ของ U_{C1}				
0.000000	0.000000	0.000000	1071.310868	1264.627866
0.000000	0.000000	1056.695854	2126.429441	2042.744260
0.000000	1056.695854	2835.725739	2929.193008	2029.629655
327.078605	1354.788677	2380.535570	1727.438029	699.752953
302.823069	1035.285654	1099.340154	679.955751	0.000000

$a_2(k, v, 0)$ เมื่อ $k = 2$ จากเพลนที่ 3 ของ U_{C1}				
0.000000	0.000000	0.000000	373.115195	344.794356
0.000000	0.000000	1664.887126	1874.974440	1385.844072
0.000000	1664.887126	4027.954982	3169.323079	1521.443694
373.115195	1874.974440	3169.323079	2432.316889	1071.310700
344.794356	1385.844072	1521.443694	1071.310700	0.000000

$$a_2(k, v, 0) \text{ เมื่อ } k = 3 \text{ จากเพลนที่ 4 ของ } U_{C1}$$

0.000000	0.000000	0.000000	327.078605	302.823069
0.000000	0.000000	1056.695854	1354.788677	1035.285654
0.000000	1056.695854	2835.725739	2380.535570	1099.340154
1071.310868	2126.429441	2929.193008	1727.438029	679.955751
1264.627866	2042.744260	2029.629655	699.752953	0.000000

$$a_2(k, v, 0) \text{ เมื่อ } k = 4 \text{ จากเพลนที่ 5 ของ } U_{C1}$$

0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
408.506204	624.239565	634.845447	0.000000	0.000000
1069.655322	1505.651869	1437.370878	0.000000	0.000000

$$a_2(k, v, 0) \text{ เมื่อ } k = 5 \text{ จากเพลนที่ 6 ของ } U_{C1}$$

0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
452.248711	689.848558	702.824173	0.000000	0.000000
876.250243	1274.000643	1177.478909	0.000000	0.000000

$$a_2(k, v, 0) \text{ เมื่อ } k = 6 \text{ จากเพลนที่ 7 ของ } U_{C1}$$

0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

$$a_2(k, v, 0) \text{ เมื่อ } k = 7 \text{ จากเพลนที่ 8 ของ } U_{C1}$$

0.000000	0.000000	0.000000	452.248711	876.250243
0.000000	0.000000	0.000000	689.848558	1274.000643
0.000000	0.000000	0.000000	702.824173	1177.478909
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

$$b_2(0) = 179947.089294$$

แต่การเรียนรู้ของ U_{S2} เพลนแรกนี้ ในการแยกแยะพีเจอร်ของตัวอักษรที่ทำการทดลองนั้น เราไม่ได้ใช้ค่าถ่วงมาจากการเรียนรู้เทรนนิ่งแพทเทิร์นในรูปที่ 3.3 เพียงแพทเทิร์นเดียวเท่านั้น แต่จะใช้ค่าถ่วงมาจากการเรียนรู้เทรนนิ่งแพทเทิร์นที่มีลักษณะใกล้เคียงกันในชุดข้อมูลการเรียนรู้อื่นอีก เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการแยกแยะพีเจอร်นี้ที่อาจมีการผิดรูปให้มากขึ้น โดยต้องทำการเทรนพีเจอร်ที่ผิดรูปเข้าไปทีละครั้งเพื่อให้ได้ค่าถ่วงสำหรับชุดของพีเจอร်ที่ผิดรูปนี้ขึ้นมา เน็ตเวิร์คจึงจะสามารถแยกแยะพีเจอร်นี้ในตัวอักษรที่มีการผิดรูปได้มากขึ้น ดังนั้นในที่นี้ สำหรับการเรียนรู้ของ U_{S2} เพลนแรก จะทำการเรียนรู้อีก 3 เทรนนิ่งแพทเทิร์น ดังรูปต่อไป

รูปที่ 3.4 แสดงเทรนนิ่งแพทเทิร์นสำหรับการเรียนรู้ของ U_{S2} เฟลนแรกอีก 3 แพทเทิร์น

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

เมื่อผ่านการเรียนรู้ไปจนครบทุกเทรนนิ่งแพทเทิร์นสำหรับเฟลนนี้แล้ว โดยส่งแต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์นเข้าทำการเรียนรู้ทีละครั้ง แล้วหาผลรวมค่าถ่วงที่ได้จากการเรียนรู้ จะได้ค่าถ่วง a_2 และ b_2 สำหรับเทรนนิ่งแพทเทิร์นทั้ง 4 ตามสมการที่ 2.10 และ 2.11 ดังต่อไปนี้

$$a_2(k, v, 0) \text{ เมื่อ } k = 0 \text{ จากเฟลนที่ 1 ของ } U_{C1}$$

0.000000	0.000000	0.000000	1225.518613	3208.965965
0.000000	0.000000	634.845447	3644.084713	6390.485726
0.000000	0.000000	1033.750527	4244.418145	6611.136105
0.000000	0.000000	634.845447	1771.366018	1873.530118
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

$$a_2(k, v, 0) \text{ เมื่อ } k = 1 \text{ จากเฟลนที่ 2 ของ } U_{C1}$$

0.000000	0.000000	0.000000	3213.932605	3793.883599
0.000000	0.000000	4834.974949	8473.531939	7946.281718
0.000000	3129.994937	10961.550419	11582.340530	8291.789174
1007.034355	4070.126723	8708.718635	7105.274828	3917.307797
1120.924413	3221.254353	3302.694961	2014.068711	0.000000

$$a_2(k, v, 0) \text{ เมื่อ } k = 2 \text{ จากเฟลนที่ 3 ของ } U_{C1}$$

0.000000	0.000000	0.000000	1119.345585	1034.383068
0.000000	0.000000	5574.506875	6195.908191	4530.647412
0.000000	4489.465245	12862.675934	10414.530525	5027.655440
1444.425895	5449.261071	10140.607710	7767.242696	3587.047296
1477.014557	4171.449790	4421.790353	2888.851791	0.000000

$$a_2(k, v, 0) \text{ เมื่อ } k = 3 \text{ จากเฟลนที่ 4 ของ } U_{C1}$$

0.000000	0.000000	0.000000	981.235814	908.469208
0.000000	0.000000	3678.389177	4565.845792	3432.935566
0.000000	5443.166482	12239.399648	9584.275183	3719.847546
1751.266619	8027.295195	11723.783327	8218.306531	2386.743060
2548.691434	7563.700130	7843.269394	5023.895442	20.436680

$a_2(k, v, 0)$ เมื่อ $k = 4$ จากเพลนที่ 5 ของ U_{C1}

0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	1269.690894	2067.501054	1269.690894	0.000000
408.506204	4166.971600	5314.609054	3542.732035	0.000000
1446.608004	5661.218310	6035.417820	3747.060236	0.000000

$a_2(k, v, 0)$ เมื่อ $k = 5$ จากเพลนที่ 6 ของ U_{C1}

0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	1405.648346	2284.800100	1405.648346	0.000000
452.248711	3592.016897	4662.585368	2902.168339	0.000000
1292.821507	4741.880617	4949.782037	3015.631262	0.000000

$a_2(k, v, 0)$ เมื่อ $k = 6$ จากเพลนที่ 7 ของ U_{C1}

0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

$a_2(k, v, 0)$ เมื่อ $k = 7$ จากเพลนที่ 8 ของ U_{C1}

0.000000	0.000000	0.000000	1356.746133	2628.750730
0.000000	0.000000	702.824173	3520.629843	5329.817561
0.000000	0.000000	1142.400050	4088.353117	5418.588291
0.000000	0.000000	702.824173	1451.084169	1507.815631
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

$$b_2(0) = 725656.328598$$

ค่าของเซลในอาร์เรย์ของค่าถ่วง a_2 และ b_2 ของเพลนแรก และตำแหน่งที่เซลของค่าถ่วง แอคทีฟ (มีค่ามากกว่าศูนย์) ขึ้นมา ตามที่ได้แสดงมาเป็นตัวอย่างนี้ สามารถทำความเข้าใจได้ด้วยการพิจารณาจากพีเจอร์ของเลเยอร์แรกในรูปที่ 3.1.1) ประกอบ จะพบว่าเมื่อเทรนนิ่งแพทเทิร์นชุด ที่ทำการเลือกมาเทรนให้กับเพลนแรกของ U_{S2} ทำการเรียนรู้ ผ่านการแยกแยะพีเจอร์โดย U_{S1} ในเลเยอร์ที่ 1 มาก่อน โดยจะทำการคัดเลือกพีเจอร์บนเทรนนิ่งแพทเทิร์นตามความรับผิดชอบของแต่ละเพลนในเลเยอร์ที่ 1 จนกระทั่งได้ผลเป็นค่าในเซลบนแต่ละเพลนหลังจากผ่านการแยกแยะพีเจอร์โดย S-plane และการรวมพีเจอร์โดย C-plane ในเลเยอร์ที่ 1 ที่ได้แสดงค่าไว้ในเพลนของ U_{S1} และ U_{C1} ตามลำดับมาแล้วนั้น หากพิจารณาว่าค่าในเซลของ U_{C1} เป็นค่าที่แสดงว่ามีพีเจอร์ใดในเลเยอร์แรกที่เพลนนั้นๆ รับผิดชอบอยู่ในตำแหน่งใดบนเพลน โดยความเป็นจริงแล้วค่าของเซลจะปรากฏอยู่ในบริเวณใกล้เคียงกับเซลในตำแหน่งกลางเพลน (แต่อาจจะห่างมากจากเซลในตำแหน่งกลางเพลนได้จากตำแหน่งของพีเจอร์ที่ปรากฏอยู่บนเทรนนิ่งแพทเทิร์นนั้นร่วมกับกระแสการนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยามให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บวนการเบลอร์ของพีเจอร์ใน C-layer ด้วย) เนื่องจากเราได้ทำการวางเทรนนิ่งแพทเทิร์นในตำแหน่งกลางอินพุตเพลน ดังนั้นตำแหน่งของเซลล์ที่แอกทีฟขึ้นมาตามพีเจอร์ที่เพลนที่รับผิดชอบก็จะปรากฏ ขึ้นในเซลล์บริเวณใกล้เคียงกับจุดกลางเพลน

เมื่อจะทำการเรียนรู้ในเลเยอร์ที่สอง การเลือกเรพรีเซนเททีฟเซลล์ขึ้นมาเป็นซัดเซลล์ในการเรียนรู้ สำหรับในเลเยอร์ที่สองนี้จะทำการเลือกจุดกลางเพลนของ U_{S2} เป็นเรพรีเซนเททีฟเซลล์ในการเรียนรู้แต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์นเช่นกัน ดังนั้นเราจะได้เซลล์ที่อยู่รอบๆ จุดกลาง ในบริเวณของกลุ่มรีเซพทีฟเซลล์ขนาดเดียวกับขนาดของอาร์เรย์ค่าถ่วงในเลเยอร์ที่กำลังเรียนรู้ เช่นในขณะนี้กำลังพิจารณาอาร์เรย์ค่าถ่วงในเลเยอร์ที่ 2 หรือของ U_{S2} มีขนาด 5×5 ดังนั้นจากค่าของเซลล์ที่อยู่ตรงกลางเพลน ซึ่งถือว่าเป็นเรพรีเซนเททีฟเซลล์ในการเรียนรู้และเซลล์รอบๆ ในขนาด 5×5 ของ U_{C1} เพลนนั่นจะถูกส่งเข้าไปเรียนรู้เพื่อให้ได้ค่าถ่วง a_2 ตามสมการที่ 2.10 โดยจะแทนที่ตำแหน่งของเซลล์ในอาร์เรย์ของรีเซพทีฟเซลล์ด้วยพารามิเตอร์ v

ดังนั้นถ้าเราพิจารณาจากค่าถ่วงในอาร์เรย์ของ a_2 ในแต่ละเพลน ที่ได้แสดงไว้นี้ จะพบว่าตำแหน่งที่มีค่ามากกว่าศูนย์จะมาจากเซลล์ในกลุ่มรีเซพทีฟของ U_{C1} บนเพลนที่สัมพันธ์กัน โดยที่ค่าของเซลล์นั้นมีค่ามากกว่าศูนย์ ซึ่งหมายความว่าพีเจอร์ในเลเยอร์ที่ 1 ที่เพลนนั่นทำการแยกแยะออกมาจากเทรนนิ่งแพทเทิร์นของ U_{S2} เพลนที่กำลังเรียนรู้อยู่นี้ ปรากฏอยู่ในตำแหน่งนั้นด้วย ในตัวอย่างสำหรับเทรนนิ่งแพทเทิร์นนี้ของ U_{S2} เพลนแรกนั้นจะพบว่าเมื่อผ่านการแยกแยะพีเจอร์ที่เป็นเส้นแนวนอนตามพีเจอร์ในเพลนที่ 1 ของเลเยอร์ที่ 1 มา แล้วนำผลมาทำการเรียนรู้ได้เป็น $a_2(k, v, k)$ โดยที่ $k = 0$ แทนเพลนที่ 1 ของ U_{C1} และ $k = 0$ แทนเพลนที่ 1 ของ U_{S2} หรือเขียนใหม่ได้เป็น $a_2(0, v, 0)$ นั้น จะพบว่าเซลล์บนอาร์เรย์ของค่าถ่วงนี้ตำแหน่งที่มีค่าในเซลล์ซึ่งหมายความว่ามีการรับผิดชอบต่อพีเจอร์นี้จะอยู่ในส่วนมุมบนด้านขวาของอาร์เรย์ค่าถ่วง เพราะส่วนที่เป็นเส้นแนวนอนของเทรนนิ่งแพทเทิร์นนี้ อยู่บริเวณค่อนข้างไปทางส่วนบนด้านขวาในเพลนของเทรนนิ่งแพทเทิร์นนี้ และตำแหน่งที่ค่าในเซลล์มีค่ามากแสดงว่าตำแหน่งนั้นตรงกับที่พีเจอร์อยู่ในตำแหน่งนั้นพอดี ค่าที่ได้มาจากการแยกแยะพีเจอร์ใน U_{C1} จะมีค่ามากกว่าก่อน เมื่อทำการเรียนรู้ตามสมการที่ 2.10 จึงได้ค่ามากด้วย ส่วนเซลล์ในบริเวณรอบๆ เซลล์ที่มีพีเจอร์นั้น ค่าของเซลล์จากการแยกแยะพีเจอร์ก็จะน้อยลงไปตามลำดับ ดังนั้นค่าถ่วงในเลเยอร์นี้ในเซลล์รอบๆ ที่ได้ก็จะน้อยตามไปด้วย

พิจารณาเพิ่มในเพลนที่ 5 ของ $a_2(k, v, 0)$ ซึ่งเป็นเพลนที่สัมพันธ์กับพีเจอร์เส้นแนวตั้งนั้นจะได้ว่าตำแหน่งของเซลล์ในอาร์เรย์ค่าถ่วงที่มีค่าของเซลล์มากกว่าศูนย์จะอยู่ส่วนล่างค่อนข้างซ้าย ซึ่งก็ตรงกับตำแหน่งเส้นแนวตั้งในเพลนของเทรนนิ่งแพทเทิร์นนี้เช่นกัน ถ้าเพลนใดตรงกับพีเจอร์ที่มีการแยกแยะมาในเลเยอร์ก่อนหน้านั้นอย่างใดก็จะได้ค่าถ่วงของเซลล์ในอาร์เรย์ค่าถ่วงบน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตำแหน่งบริเวณที่มีพีเจอรันปรากฏอยู่ แต่ถ้าแยกแยะแล้วไม่พบพีเจอรันใด เช่นในตัวอย่างเทรนนิ่งแพทเทิร์นนี้ไม่มีส่วนของเส้นทะแยงจากมุมบนด้านซ้ายมายังมุมล่างด้านขวา ค่าของเซลล์ในอาร์เรย์ค่าถ่วง $a_2(k, v, 0)$ บนเพลนที่สัมพันธ์กับพีเจอรันซึ่งเป็นเพลนที่รับค่ามาจากเพลนที่ 7 ของ U_{C1} ก็จะได้เป็นค่าศูนย์ทั้งหมด หมายถึงว่าไม่มีการรับผิดชอบต่อพีเจอรันในเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่กำลังเรียนรู้อยู่ เพราะค่าที่ได้จากการแยกแยะพีเจอรันในเพลนนี้ของ U_{C1} จะได้ค่าเป็นศูนย์ทั้งเพลนมาก่อนเช่นกันดังที่ได้แสดงไปแล้ว

สรุปได้ว่าอาร์เรย์ค่าถ่วงของเทรนนิ่งแพทเทิร์นในเพลน (k) ของ U_{S1} ที่รับผิดชอบ นั้นจะมีค่าในตำแหน่งตามที่ได้แยกแยะพีเจอรันมาในเพลน (k) ของ U_{C1-1} บนเลเยอร์ก่อนหน้านั้น ตามความสัมพันธ์ของพารามิเตอร์ k และ k ที่แสดงถึงเพลนที่สัมพันธ์กันในค่าถ่วง $a_2(k, v, k)$ ส่วนค่าถ่วง $b_2(k)$ เป็นค่าถ่วงยับยั้งของเพลน (k) ของ U_{S2} ซึ่งเป็นค่าที่หามาจากสมการที่ 2.11 โดยเป็นการหาค่าเฉลี่ยของค่าถ่วง a_2 ของทุกๆ เซลล์ ในทุกเพลนของอาร์เรย์ค่าถ่วง a_2 สำหรับเทรนนิ่งแพทเทิร์นนี้ ดังนั้นเมื่อผ่านการเรียนรู้ในเลเยอร์ที่ 2 ตามเทรนนิ่งแพทเทิร์นของเพลนใด ก็จะได้ชุดของอาร์เรย์ค่าถ่วง $a_2(k, v, k)$ จำนวน 8 เพลน กับอีกหนึ่งค่าของ $b_2(k)$ ตามตัวอย่าง

เพื่อเป็นการเปรียบเทียบในการพิจารณาค่าถ่วงจากการเรียนรู้ในเพลนของค่าถ่วง a_2 และ b_2 สำหรับเทรนนิ่งแพทเทิร์นชุดอื่นของ S-plane อื่นใน U_{S2} จึงขอแสดงชุดของเทรนนิ่งแพทเทิร์นสำหรับการเรียนรู้ของ U_{S2} ในเพลนที่ 2 ดังในรูปที่ 3.5

รูปที่ 3.5 แสดงเทรนนิ่งแพทเทิร์นทั้ง 4 สำหรับการเรียนรู้ของ U_{S2} เพลนที่สอง

0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อผ่านการเรียนรู้ครบทุกเทรนนิ่งแพทเทิร์นแล้วจะได้ค่าถ่วง a_2 และ b_2 จากสมการที่ 2.10 และ 2.11 เพื่อใช้เป็นค่าถ่วงในการแยกแยะพีเจอร์ดังในรูป 35 ของ U_{S2} เฟลนที่สอง ดังต่อไปนี้

$a_2(k, v, 1)$ เมื่อ $k = 0$ จากเฟลนที่ 1 ของ U_{C1}

0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1873.530118	1771.366018	634.845447	0.000000	0.000000
6611.136105	4244.418145	1033.750527	0.000000	0.000000
6390.485726	3644.084713	634.845447	0.000000	0.000000
3208.965965	1225.518613	0.000000	0.000000	0.000000

$a_2(k, v, 1)$ เมื่อ $k = 1$ จากเฟลนที่ 2 ของ U_{C1}

0.000000	2014.068711	3302.694961	3221.254353	1120.924413
3917.307797	7105.274828	8708.718635	4070.126723	1007.034355
8291.789174	11582.340530	10961.550419	3129.994937	0.000000
7946.281718	8473.531939	4834.974949	0.000000	0.000000
3793.883599	3213.932605	0.000000	0.000000	0.000000

$a_2(k, v, 1)$ เมื่อ $k = 2$ จากเฟลนที่ 3 ของ U_{C1}

0.000000	2888.851791	4421.790353	4171.449790	1477.014557
3587.047296	7767.242696	10140.607710	5449.261071	1444.425895
5027.655440	10414.530525	12862.675934	4489.465245	0.000000
4530.647412	6195.908191	5574.506875	0.000000	0.000000
1034.383068	1119.345585	0.000000	0.000000	0.000000

$a_2(k, v, 1)$ เมื่อ $k = 3$ จากเฟลนที่ 4 ของ U_{C1}

20.436680	5023.895442	7843.269394	7563.700130	2548.691434
2386.743060	8218.306531	11723.783327	8027.295195	1751.266619
3719.847546	9584.275183	12239.399648	5443.166482	0.000000
3432.935566	4565.845792	3678.389177	0.000000	0.000000
908.469208	981.235814	0.000000	0.000000	0.000000

$a_2(k, v, 1)$ เมื่อ $k = 4$ จากเฟลนที่ 5 ของ U_{C1}

0.000000	3747.060236	6035.417820	5661.218310	1446.608004
0.000000	3542.732035	5314.609054	4166.971600	408.506204
0.000000	1269.690894	2067.501054	1269.690894	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

$a_2(k, v, 1)$ เมื่อ $k = 5$ จากเฟลนที่ 6 ของ U_{C1}

0.000000	3015.631262	4949.782037	4741.880617	1292.821507
0.000000	2902.168339	4662.585368	3592.016897	452.248711
0.000000	1405.648346	2284.800100	1405.648346	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$a_2(k, v, 1)$ เมื่อ $k = 6$ จากเพลนที่ 7 ของ U_{C1}

0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

$a_2(k, v, 1)$ เมื่อ $k = 7$ จากเพลนที่ 8 ของ U_{C1}

0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1507.815631	1451.084169	702.824173	0.000000	0.000000
5418.588291	4088.353117	1142.400050	0.000000	0.000000
5329.817561	3520.629843	702.824173	0.000000	0.000000
2628.750730	1356.746133	0.000000	0.000000	0.000000

$b_2(1) = 725656.328598$

จะพบว่าค่าที่ได้ในอาร์เรย์ค่าถ่วง $a_2(k, v, 1)$ สำหรับเทรนนิ่งแพทเทิร์นชุดนี้ของเพลนที่ 2 ใน U_{S2} จะได้ค่าของเซลล์ค่าถ่วงที่มากกว่าศูนย์ในตำแหน่งที่มีพีเจอร็บนเพลนที่สัมพันธ์กันนั้นในเลขอร์ U_{C1} รับผิดชอบและทำการแยกแยะเทรนนิ่งแพทเทิร์นนี้มาก่อนเช่นเดิม เช่นถ้าพิจารณาในเพลนที่ 1 ของค่าถ่วงชุดนี้ จะได้ว่าตำแหน่งที่มีค่าถ่วงปรากฏขึ้นมาคือในด้านซ้ายล่างของอาร์เรย์เนื่องจากในเทรนนิ่งแพทเทิร์นชุดนี้มีพีเจอร็ที่เป็นเส้นแนวนอนอยู่ในตำแหน่งด้านซ้ายก่อนมาข้างล่างของเพลนดังในรูปที่ 3.5 เช่นกัน

สำหรับการเรียนรู้เทรนนิ่งแพทเทิร์นของเพลนอื่นๆ ใน U_{S2} ก็จะทำการเรียนรู้และได้ผลเป็นอาร์เรย์ค่าถ่วงเช่นเดียวกับที่ได้ยกตัวอย่างมาใน 2 เพลนข้างต้น แต่ค่าถ่วงที่ได้มาก็จะแตกต่างกันไปในตำแหน่งของเซลล์ในอาร์เรย์ค่าถ่วงและขนาดของค่าในเซลล์นั้น ตามความชัดเจนของพีเจอร็บนเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่สามารถแยกแยะออกมาได้ในเลขอร์ก่อนหน้านั้น คือเลขอร์ U_{C1}

ในการเรียนรู้ของเลขอร์อื่นๆ ต่อไป เช่นในเลขอร์ที่ 3 และ 4 การประมวลผลในการเรียนรู้เพื่อให้ได้ค่าถ่วง a_i และ b_i สำหรับเลขอร์นั้นๆ จะกระทำเหมือนกับในเลขอร์ที่ 2 คือทำการโหลดเทรนนิ่งแพทเทิร์นแล้ววางลงกลางเพลนของอินพุตเพลน ทำการแยกแยะพีเจอร็ในเทรนนิ่งแพทเทิร์นนั้นด้วยการใช้ค่าถ่วงในเลขอร์ก่อนหน้าที่ได้ทำการเรียนรู้มาก่อนแล้ว จนมาถึงเลขอร์ของ U_{C1-1} แล้วจึงเลือกว่าเทรนนิ่งแพทเทิร์นนั้นต้องการให้เพลนของ U_{S1} เพลนที่ \hat{k} ไคเรียนรู้ หลังจากนั้นเลือกเรพรีเซนเททีฟเซลล์ k ที่ต้องการให้เป็นซิดเซลล์ของเพลนในการเรียนรู้เทรนนิ่งแพทเทิร์นนี้ โดยที่อาจจะไม่ได้เป็นจุดกลางเพลนเสมอไค แล้วแต่ว่าลักษณะของเทรนนิ่งแพทเทิร์นของเลขอร์นั้นเหมาะสมกับการเลือกเรพรีเซนเททีฟว่าควรจะเป็นเซลล์ที่กลางเพลนหรือไม่ ถ้าไม่เหมาะสมอาจใช้เซลล์ในตำแหน่งที่แน่ชัดในเทรนนิ่งแพทเทิร์นส่วนสำคัญของพีเจอร็นั้นได้ เช่นในการวิจัย

นี้ สำหรับเลขอร์ที่ 3 แล้วได้เลือกจุดที่จะเป็นซีเซลล์ขึ้นมาเอง ไม่ได้ใช้เซลล์กลางเพลนเหมือนในเลขอร์อื่น ก็สามารถทำได้ด้วยการเก็บตำแหน่งของเซลล์ที่จุดนั้นไว้เพื่ออ้างอิงสำหรับเทรนนิ่งแพทเทิร์นแต่ละตัว แล้วโหลดขึ้นมาพร้อมกับการโหลดเทรนนิ่งแพทเทิร์นก่อนการเรียนรู้ได้เลย

เมื่อทำความเข้าใจการเรียนรู้ของนีโอคอคนิตรอนแล้ว ต่อไปจะได้ทำความเข้าใจการจจัดจำรูปแบบของนีโอคอคนิตรอนตามขั้นตอนในการประมวลผลของแต่ละเลขอร์คือในการประมวลผลในขั้นตอนการจจัดจำรูปแบบตามกระบวนการแยกแยะพีเจอร์ของ U_S และในกระบวนการรวมพีเจอร์หรือการทำเบลอร์ของ U_C ต่อไปนี้

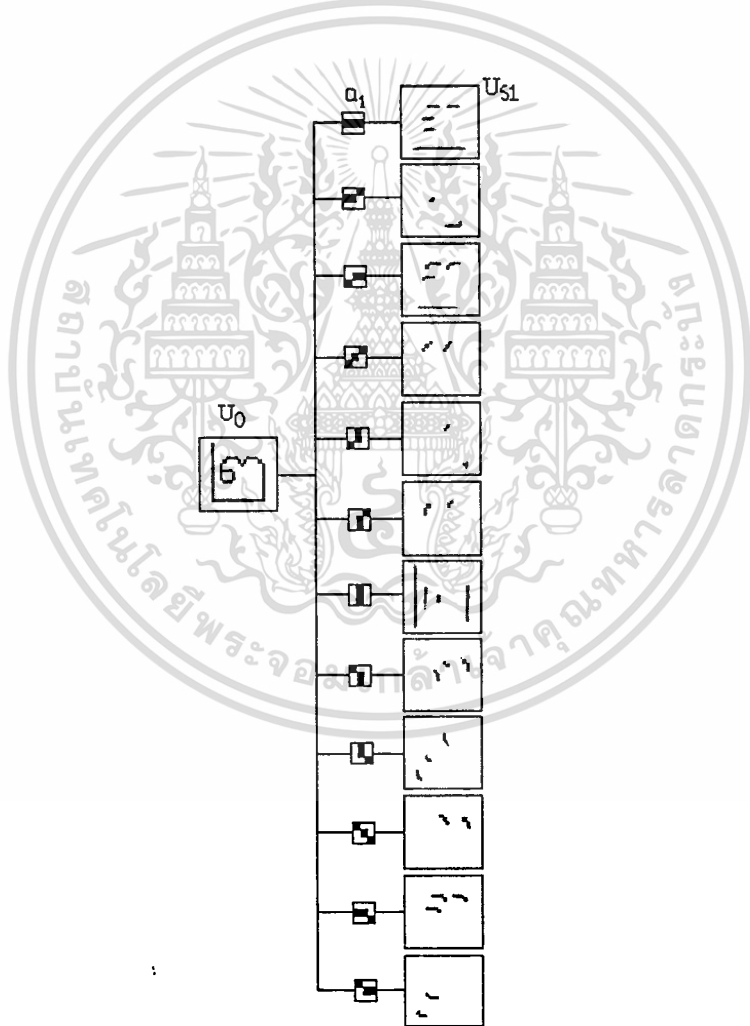
3.5 การประมวลผลและค่าของเซลล์ในขั้นตอนการจจัดจำของ S-cell (U_S Recognition)

การประมวลผลในขั้นตอนการจจัดจำของ S-cell จะเป็นกระบวนการแยกแยะพีเจอร์ของ U_S ตามอัลกอริทึมที่ 3 ด้วยค่าถ่วงที่ได้จากขั้นตอนการเรียนรู้ ในเน็ตเวิร์คของนีโอคอคนิตรอนจะใช้หลักการในการแยกแยะพีเจอร์ประกอบอยู่ในขั้นตอนของการเรียนรู้ด้วย ดังที่ได้กล่าวมาแล้วว่า ก่อนที่จะทำการเรียนรู้ในเลขอร์ใด ต้องทำการแยกแยะพีเจอร์ของเทรนนิ่งแพทเทิร์นมาจนถึงเลขอร์ก่อนหน้านั้น แล้วนำค่าที่ได้จากการแยกแยะพีเจอร์มาทำการเรียนรู้เพื่อให้ได้ค่าถ่วง ดังนั้นหลักการของการแยกแยะพีเจอร์ จึงมีความสำคัญต่อการประมวลผลในการจจัดจำตัวอักษรของนีโอคอคนิตรอนมาก

หลักการแยกแยะพีเจอร์ของตัวอักษรจะทำการตรวจสอบว่ามีพีเจอร์ใดที่แต่ละเพลนของ U_S ในแต่ละเลขอร์รับผิดชอบปรากฏอยู่ในตำแหน่งใดของเพลนบ้าง โดยการพิจารณาเปรียบเทียบระหว่างค่ากระตุ้นที่ได้จากการกระทำระหว่างค่าในเซลล์กับค่าถ่วงประจำเพลนนั้น และค่ายับยั้งที่มาจากเซลล์ยับยั้ง ซึ่งจะได้กล่าวโดยละเอียดต่อไป โดยต้องทำความเข้าใจขั้นตอนการตรวจสอบหาตำแหน่งว่ามีพีเจอร์อยู่ในตำแหน่งใดบนเพลนก่อน การตรวจสอบพีเจอร์ของ S-cells จะทำได้ด้วยการใช้ตัวแปรเชื่อมต่อระหว่างเลขอร์ซึ่งก็คือค่าถ่วง $a_i(k, v, k)$ มาทำการทดสอบทีละกลุ่มรีเซพทีฟเซลล์ในเพลนของ C-cells บนเลขอร์ก่อนหน้านั้น แล้วประมวลผลตามสมการที่ 2.1 เพื่อให้ได้ผลเป็นค่าของ $U_{S1}(k, n)$ ของ S-cell เพลนที่ k ตำแหน่งที่ n บนเพลนนั้น ถ้าการเปรียบเทียบค่ากระตุ้นและค่ายับยั้งแล้วตรวจสอบพบว่าพีเจอร์อยู่ในตำแหน่งนั้น ค่าของเซลล์ $U_{S1}(k, n)$ ก็จะมีค่ามากกว่าศูนย์ หรือเซลล์นั้นแอกทีฟขึ้นมา ดังในรูปที่ 3.6 เป็นการตรวจสอบหาพีเจอร์ของเลขอร์ที่ 1 จากค่าถ่วงที่ได้มาจากการเรียนรู้เทรนนิ่งแพทเทิร์นของเลขอร์นี้ เซลล์ที่แอกทีฟขึ้นมาในเพลนของ U_{S1} จะบอกตำแหน่งที่ตรวจสอบพบว่าพีเจอร์ที่เพลนนั้นรับผิดชอบอยู่

พิจารณาการตรวจสอบหาพีเจอร์บนตำแหน่งต่างๆ ในเฟลนของการแยกแยะพีเจอร์บน S-plane จะทำโดยการเลื่อนกลุ่มเซลล์ที่ทดสอบไปตามการเชื่อมต่อในเลขอร์นั้น (พิจารณาโดยรวม จากรูปที่ 2.3 และรูปที่ 2.4 ที่ได้แสดงไว้แล้ว) โดยค่าในเซลล์ของ S-cell ในเลขอร์ U_{S1} จะได้มาจากการประมวลผลจากค่าในเซลล์ของ C-cell ในเลขอร์ U_{C1-1} ก่อนหน้านั้นที่ตำแหน่งของเซลล์ สัมพันธ์กันโดยตรง กับกลุ่มเซลล์รอบๆ เซลล์นั้น นอกจากนี้ค่าในเซลล์จะมาจากการประมวลผลที่ซ้อนทับกันในการเชื่อมต่อด้วย ดังในรูปที่ 3.7

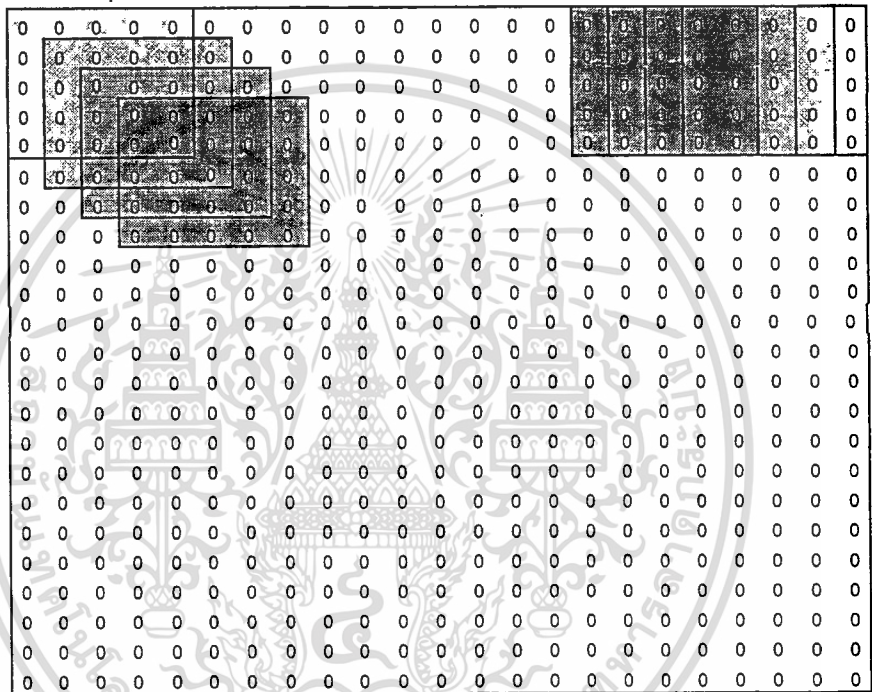
รูปที่ 3.6 แสดงตัวอย่างผลการแยกแยะพีเจอร์ของตัวเลข ๒ เมื่อผ่านกระบวนการจดจำของ U_{S1}



ผลลัพธ์ของการแยกแยะพีเจอร์ของ S-cell หาได้จากสมการที่ 2.1 โดยทำการเปรียบเทียบ ผลรวมค่ากระตุ้นในรีเซพทีฟฟิลด์กับค่ายับยั้ง ซึ่งสามารถเขียนแยกออกมาเป็นสมการใหม่เพื่อ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แสดงการหาค่ากระตุ้น (e) และค่าขยับยั้ง (h) สำหรับเป็นแนวทางในการพิจารณาการเปรียบเทียบได้ดังนี้

รูปที่ 3.7 แสดงการตรวจสอบหาพีเจอร์บนเพลนของ C-cell โดยการเลื่อนอาร์เรย์ค่าว่างไปบนเพลนตามการเชื่อมต่อ ในการแยกแยะพีเจอร์ของ S-cell



$$e = \sum_{k=1}^{K_{Cl-1}} \sum_{v \in A_l} a_l(v, k, k) \cdot u_{Cl-1}(n+v, k) \tag{3.1}$$

$$h = \frac{r_l}{1+r_l} \cdot b_l(k) \cdot u_{nl}(n) \tag{3.2}$$

เมื่อ $u_{nl}(n)$ หาได้จากสมการที่ 2.3

ดังนั้น จึงเขียนสมการ 3.1 ใหม่ได้เป็น

$$h = \frac{r_l}{1+r_l} \cdot b_l(k) \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^{K_{Cl-1}} \sum_{v \in A_l} c_l(v) \cdot \{u_{Cl-1}(n+v, k)\}^2} \tag{3.3}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การทำหน้าที่ของค่ายับยั้ง จะช่วยในการคัดเลือกพีเจอร์ของ S-cell โดยค่าพารามิเตอร์ที่มีอิทธิพลต่อการยับยั้ง ในสมการที่ 3.3 คือพารามิเตอร์ r ซึ่งได้กล่าวถึงความสำคัญไปในบทที่สองแล้ว ในการทดลองจึงได้ทำการเลือกพารามิเตอร์ r ขึ้นมาหลายชุด แล้วทดลองจนกว่าจะได้ผลลัพธ์โดยรวมที่น่าพอใจ ดังจะได้กล่าวถึงผลการทดลองในบทที่ 5

ในเลขอร์ที่สูงขึ้นไปของ S-cell การประมวลผลจะเป็นไปในลักษณะเดียวกัน แต่เนื่องจากอินพุตเพลนของ C-cell ในเลขอร์ก่อนหน้านั้นมีมากกว่าหนึ่งเพลน ดังนั้นจึงต้องทำการหาผลรวมในทุกๆ เพลน เพื่อเป็นการหาค่าของ S-cell ในการแยกแยะพีเจอร์เดียวกันบนตำแหน่งเดียวกันสำหรับ C-cell ในทุกๆ เพลนที่เชื่อมต่อมาซึ่ง S-cell นั้นๆ ด้วยการแยกแยะโดยค่าถ่วงประจําระหว่าง C-cell เพลนนั้นๆ กับ S-cell ในเพลนที่ต้องการ ทั้งนี้เพราะในเน็ตเวิร์คจะมีค่าถ่วง $a_i(k, v, k)$ สำหรับทุกการเชื่อมต่อ ในทุกๆ เพลนจากเลขอร์ของ C-cell ไปยังทุกๆ เพลนของ S-cell ดังนั้นเมื่อต้องการหาผลลัพธ์ของ S-cell ในเพลนใดๆ จึงต้องพิจารณาจากค่ากระตุ้นจากทุกๆ เพลนที่เป็นอินพุตจากเลขอร์ก่อนหน้านั้น แต่ไม่ได้หมายความว่าทุกๆ เพลนจะมีค่ากระตุ้นจากเซลล์ที่แอกทีฟหมดทุกเพลน โดยส่วนใหญ่แล้วค่าในเซลล์มักจะเป็นศูนย์ ยกเว้นในเพลนที่มีพีเจอร์ที่เป็นโกลบอลพีเจอร์ต่อเนื่องมาจนถึงโกลบอลพีเจอร์ของโกลบอลพีเจอร์นั้นๆ จึงจะมีเซลล์แอกทีฟขึ้นมาเป็นค่ากระตุ้นสำหรับ S-cell

ดังนั้นการหาค่าผลลัพธ์ของการแยกแยะพีเจอร์ใน U_S เลขอร์ที่สูงขึ้น จึงต้องทำการหาผลรวมของทุกๆ เพลนของ C-cell ในเลขอร์ก่อนหน้านั้น เพราะไม่ทราบว่าการเชื่อมต่อระหว่างเพลนในแต่ละเลขอร์นั้น มีเพลนใดที่จะได้ผลลัพธ์มาจากการแยกแยะพีเจอร์ใดบ้าง เนื่องมาจากการที่ไม่ได้ระบุว่าต้องวางเทรนนิ่งแพทเทิร์นสำหรับพีเจอร์ใดไว้ในเพลนไหน เพื่อรองรับโกลบอลพีเจอร์ของเทรนนิ่งแพทเทิร์นนั้น แต่สามารถวางเทรนนิ่งแพทเทิร์นของพีเจอร์ใดๆ ให้กับเพลนไหนในเลขอร์นั้นก็ได้อีก

3.6 การประมวลผลและค่าของเซลล์ในขั้นตอนการจดจำของ C-cell (Uc Recognition)

การประมวลผลในขั้นตอนการจดจำของ C-cell จะเป็นกระบวนการรวมพีเจอร์ หรือการทำเบลอร์ของ U_C ตามอัลกอริทึมที่ 4 ด้วยค่าถ่วงคงที่ d ของแต่ละเลขอร์ ในเน็ตเวิร์คของนีโอคอดนิตรอนเมื่อผ่านกระบวนการแยกแยะพีเจอร์ใน S-layer แล้วจะนำผลลัพธ์ของการแยกแยะพีเจอร์นั้นเข้าสู่กระบวนการรวมพีเจอร์ของ C-cell ในเลขอร์เดียวกัน เพื่อให้พีเจอร์ที่แยกแยะมาแล้วสามารถมีการเลื่อนตำแหน่งได้ และกระบวนการรวมพีเจอร์ของ U_C ยังประกอบอยู่ในขั้นตอนของการเรียนรู้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

มาก่อนด้วยเช่นเดียวกับการแยกแยะพีเจอร์ของ U_S ดังที่ได้กล่าวมาแล้วว่า ก่อนที่จะทำการเรียนรู้ในเลเยอร์ใด ต้องทำการแยกแยะพีเจอร์ของทรนนิ่งแพทเทิร์นใน S-layer และรวมข้อมูลพีเจอร์ใน C-layer มาจนถึงเลเยอร์ก่อนหน้านั้น ดังนั้นค่าถ่วงที่ได้มาจากการเรียนรู้ทรนนิ่งแพทเทิร์นที่ผ่านกระบวนการทำให้พีเจอร์นั้นเบลอร์ จึงได้รับข้อมูลของการเลื่อนตำแหน่งพีเจอร์นั้นๆ มาด้วยหน้าที่ของ C-cell จึงเป็นกลไกสำคัญที่ทำให้มีไอคอนนิตรอนสามารถจดจำตัวอักษรที่พีเจอร์มีการเลื่อนตำแหน่งได้

หน้าที่ของ C-cell ในการรวมข้อมูลของการแยกแยะพีเจอร์ที่มีการวางตัวหลากหลายกันของ U_S แต่เป็นพีเจอร์ในลักษณะใกล้เคียงกันรวมกันเข้าสู่เพลนเดียวของ U_C นั้น ขึ้นอยู่กับค่าของพารามิเตอร์ j ในสมการที่ 2.7 ที่กำหนดการรวมข้อมูลจากเพลนใดของ U_S มายังเพลนของ U_C ดังจะได้ทราบถึงการกำหนดทรนนิ่งแพทเทิร์นในบทต่อไป

จากอัลกอริทึมที่ 4 หลักการรวมพีเจอร์ของตัวอักษรใน U_C นั้น การหาค่าผลลัพธ์ของ C-cell ใดๆ จะหาได้จากการหาค่าผลรวมทุกเพลนของผลคูณเชิงสเกลาร์ระหว่างเมทริกซ์ของอารีย์ค่าถ่วงคงที่ d_j และค่าของกลุ่มรีเซพทีฟฟิลด์ $u_{sj}(n+v, k)$ ของ S-cell ที่เชื่อมต่อมายัง C-cell นั้น โดยค่าของ C-cell จะแอกทีฟขึ้นมาเมื่อมี S-cell เพียงเซลล์เดียวที่แอกทีฟในกลุ่มเซลล์ที่เชื่อมต่อ เพราะการหาผลรวมทุกเพลนในตำแหน่งเดียวกันของ S-cell ที่เชื่อมต่อกันมา จะต้องมาคูณด้วยค่าพารามิเตอร์ $j(k, k)$ ที่จะเป็นค่า 1 ถ้าต้องมีการรวมข้อมูลพีเจอร์จากเพลนที่ k ของ U_S มายังเพลนที่ k ของ U_C แต่ถ้าไม่ต้องรวมข้อมูลมาในการเชื่อมต่อระหว่างเพลนที่สนใจอยู่นี้ ค่าของ j ก็จะเป็นค่าศูนย์ ดังนั้น j จึงเป็นตัวกำหนดว่าผลลัพธ์ของ C-cell ในเพลนใด จะรับข้อมูลมาจาก S-cell ในเพลนใดบ้าง แต่เนื่องจากการรวมข้อมูลในการเชื่อมต่อระหว่าง S-cell มายัง C-cell จะขึ้นอยู่กับกำหนัดพีเจอร์ในเลเยอร์ ทำให้ต้องทำการหาผลคูณเชิงสเกลาร์ในกลุ่มเซลล์ที่อยู่ในตำแหน่งเชื่อมต่อเดียวกันทุกๆ เพลนของ S-cell ในเลเยอร์นั้น แล้วใช้พารามิเตอร์ j เป็นตัวแปรในการกำหนดร่วมด้วยว่าจะหาผลรวมจากเพลนใดบ้าง

ตัวอย่างที่จะขอแสดงค่าของเซลล์ในเพลนของ U_C ต่อเนื่องมาจากตัวอย่างของการแยกแยะพีเจอร์เลข ๔ ในหัวข้อก่อนหน้านี้ของ U_S เลเยอร์ที่ 1 โดยพิจารณาร่วมกับค่าถ่วง d_1 ก่อนการนอร์มัลไลซ์ที่ได้แสดงการหามาแล้วในบทที่ 2 จึงขอยกมาแสดงประกอบอีกครั้ง

$$d_1 = \begin{bmatrix} 0.6039 & 0.7000 & 0.6039 \\ 0.7000 & 1.0000 & 0.7000 \\ 0.6039 & 0.7000 & 0.6039 \end{bmatrix}$$

เมื่อผ่านการนอร์มัลไลซ์ด้วยผลรวมของค่าในทุกอิเลิเมนต์ในอาเรย์แล้ว (ไม่ต้องนอร์มัลไลซ์ค่าถ่วงด้วยจำนวนเพลนในเลเยอร์ก่อนหน้านั้นเหมือน c) จะได้ค่าถ่วง d_1 เป็น

$$d_1 = \begin{bmatrix} 0.0972 & 0.1126 & 0.0972 \\ 0.1126 & 0.1608 & 0.1126 \\ 0.0972 & 0.1126 & 0.0972 \end{bmatrix}$$

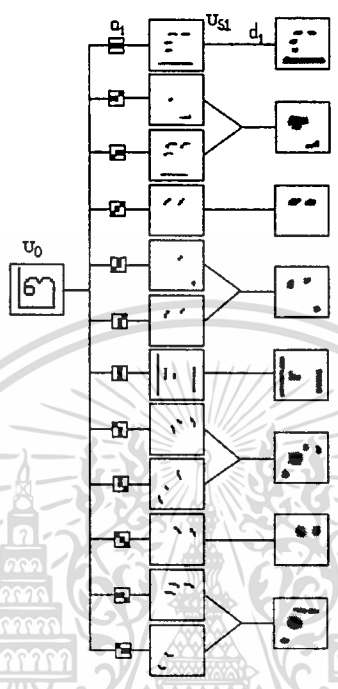
จะพบว่าค่าของ d_1 จะเหมือนกับค่าของ c_1 ในหัวข้อก่อนหน้านี้ ถึงแม้ว่าจะนอร์มัลไลซ์ไม่เหมือนกัน แต่จำนวนเพลนที่นำมานอร์มัลไลซ์ c_1 มีเพียงเพลนเดียวของ U_{C0} ดังนั้นจึงมีค่าเท่ากับ d_1 ที่ไม่ต้องนอร์มัลไลซ์ด้วยจำนวนเพลนของ U_{S1}

การรวมเข้าด้วยกัน (joining) ของพารามิเตอร์ $j_1(k,k)$ ตามพีเจอร์ในเลเยอร์ที่ 1 ที่ได้แสดงในรูปที่ 2.17 ตามเส้นที่ลากด้านข้างของพีเจอร์ จะเขียนแสดงการเชื่อมต่อระหว่างเพลนที่ k ของ U_{S1} และเพลนที่ k ของ U_{C1} เฉพาะที่ต้องมีการรวมเข้าด้วยกัน คือ มีค่าเป็น 1 ได้ดังนี้

$$\begin{aligned} j_1(1,1) &\rightarrow 1 \\ j_1(2,2) &\rightarrow 1 \\ j_1(3,2) &\rightarrow 1 \\ j_1(4,3) &\rightarrow 1 \\ j_1(5,4) &\rightarrow 1 \\ j_1(6,4) &\rightarrow 1 \\ j_1(7,5) &\rightarrow 1 \\ j_1(8,6) &\rightarrow 1 \\ j_1(9,6) &\rightarrow 1 \\ j_1(10,7) &\rightarrow 1 \\ j_1(11,8) &\rightarrow 1 \\ j_1(12,8) &\rightarrow 1 \end{aligned}$$

สำหรับตัวอย่างของอินพุตแพทเทิร์นในรูปที่ 3.3 เมื่อผ่านการแยกแยะพีเจอร์ของ U_{S1} แล้วเข้าสู่กระบวนการรวมพีเจอร์ของ C-cell แล้ว โดยประมวลผลตามอัลกอริทึมที่ 4 จะได้ค่าของ $u_{C1}(k,n)$ ในแต่ละเพลนของ U_{C1} ดังนี้

รูปที่ 3.9 แสดงตัวอย่างการจดจำตัวอักษร และผลของเซลล์ในแต่ละเฟลน เมื่อผ่านการประมวลผลของเลเยอร์ที่ 1 แล้ว



พบว่าพีเจอรที่ไต้ผ่านการแยกแยะมาแล้วใน S-layer บางเฟลนที่พีเจอรที่ไต้เคียงกันเช่นในเฟลนที่ 2 และ 3 จะถูกรวมไปสู่เฟลนเดี่ยวของ C-layer ในเฟลนที่ 2 เพราะต้องการให้ข้อมูลของการแยกแยะพีเจอรที่ไต้เคียงกันนี้ถูกรวมเข้าเป็นผลของการแยกแยะพีเจอรเดี่ยว เพื่อให้สามารถแยกแยะพีเจอรเดี่ยวกัน แต่เขียนต่างกันมากเกินกว่าจะสอนให้เรียนรู้ได้ในเฟลนเดี่ยว นอกจากนี้ค่าในเฟลนของ C-layer จะเป็นผลมาจากการทำเบลอร์ของค่าในเซลของ S-layer เพื่อยอมให้พีเจอรที่มีตำแหน่งที่คลาดเคลื่อนกันได้ในระดับหนึ่งตามขนาดของค่าถ่วง d_i ที่ใช้ในการเชื่อมต่อกันแต่ละเลเยอร์

3.7 การประมวลผลโดยรวมทั้งเน็ตเวิร์คในการจดจำตัวอักษร

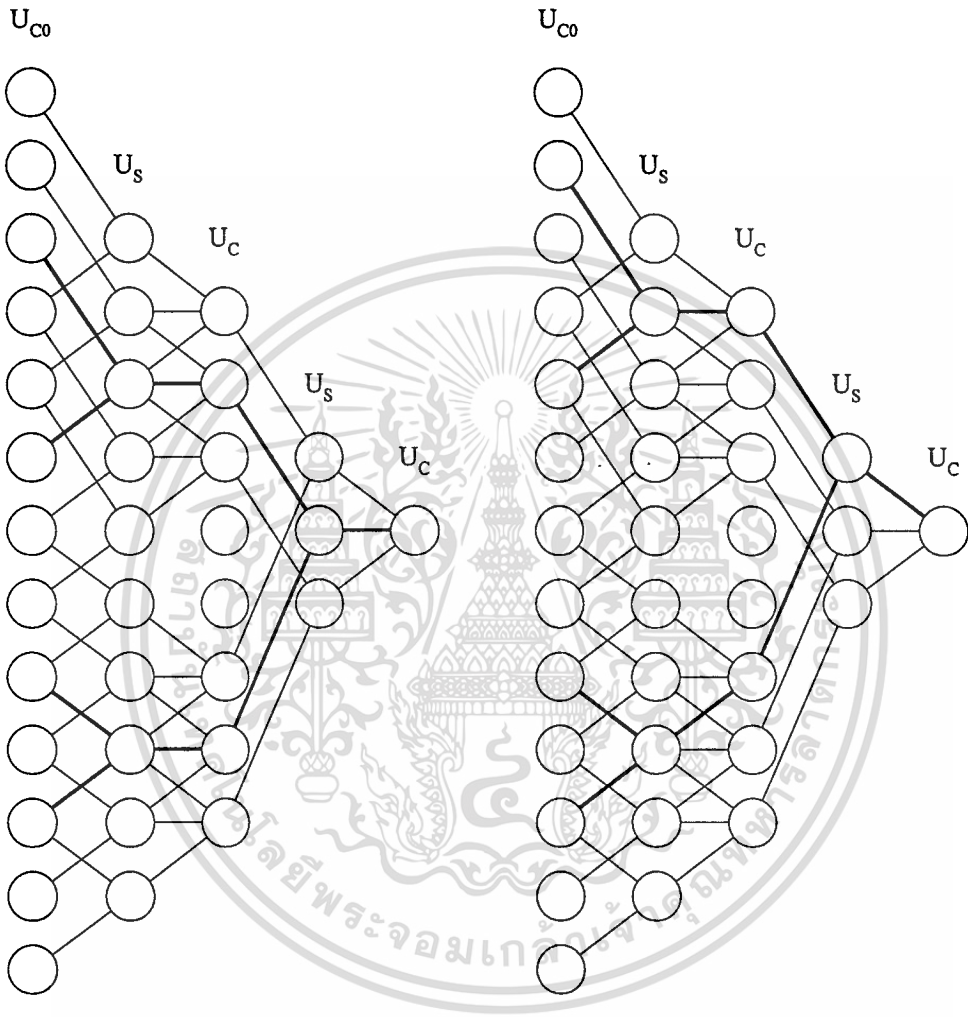
ในการจดจำตัวอักษรของนีโอคอคนิตรอน เนื่องจากเน็ตเวิร์คจะประกอบด้วยหลายเลเยอร์ของ S-layer และ C-layer สลับกันไป จนถึงเลเยอร์สุดท้าย ดังนั้นจึงเกิดกระบวนการแยกแยะพีเจอรใน S-cell สลับกับกระบวนการรวมพีเจอรใน C-cell ไปเรื่อยๆ ตามลำดับความซับซ้อนของพีเจอรที่แต่ละเฟลนในแต่ละเลเยอร์ทำการรับผิดชอบงานเท่านั้น ไม่นิยามให้ไปใช้ประโยชน์ด้านการคำนวณที่ซ้ำกันอีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การประมวลผลในเน็ตเวิร์คของนีโอคอคณิตรอน ค่าของเซลที่ไม่ถูกกระตุ้น จะเป็นค่าศูนย์ ส่วนเซลที่ถูกกระตุ้นในเพลนของพีเจอร์โค จะได้ค่ามากกว่าศูนย์ สำหรับการจดจำตัวอักษรตัวเดียวกัน ที่มีการเขียนผิดรูปกันนั้น ในเพลนแรกของเน็ตเวิร์ค คืออินพุตเพลน เซลในเพลนจะถูกกระตุ้นในตำแหน่งที่ไม่ตรงกันได้ตามตำแหน่งของการเขียนตัวอักษรนั้น แต่เมื่อผ่านกระบวนการแยกแยะพีเจอร์ และกระบวนการรวมพีเจอร์แล้ว เซลที่ถูกกระตุ้นนี้จะทำหน้าที่ไปกระตุ้นให้เกิดการแยกแยะพีเจอร์ในเลเยอร์อื่นๆ ต่อไป โดยมีความเป็นไปได้ที่ในเลเยอร์อื่นๆ เซลที่ถูกกระตุ้นหรือแอกทีฟขึ้นมาในพีเจอร์ของเพลนใดๆ นั้นอาจจะต่างกัน เนื่องมาจากโลกอลพีเจอร์ที่ทำการแยกแยะในตัวอักษรสองตัวนั้น แตกต่างกันมาก แต่เมื่อผ่านการประมวลผลในเลเยอร์สูงขึ้นไป ข้อมูลของการแยกแยะพีเจอร์ในเลเยอร์อื่นๆ จะถูกรวมเข้ามา จนในที่สุดจะได้ผลลัพธ์ของการแยกแยะพีเจอร์เป็นตัวอักษรตัวเดียวกันได้

ที่กล่าวมานี้ เพื่อยกตัวอย่างให้เห็นถึงการประมวลผลโดยรวมของเน็ตเวิร์ค ที่แต่ละเซลในแต่ละเพลนจะทำหน้าที่ตามความรับผิดชอบต่อพีเจอร์ที่ถูกสอนให้ แล้วทำงานอย่างเป็นอิสระกันในการจดจำตัวอักษร แต่เมื่อผ่านการประมวลผลทั้งเน็ตเวิร์คแล้ว ข้อมูลของการแยกแยะตัวอักษรแต่ละตัว จะถูกสอนให้เน็ตเวิร์คเรียนรู้ว่าในการแยกแยะตัวอักษรใดนั้น เซลในเพลนใดควรจะแอกทีฟขึ้นมาด้วยระดับความสำคัญเท่าใด จากค่าถ่วงประจำเพลนนั้นๆ หรือพีเจอร์นั้นๆ ไปสู่เพลนในเลเยอร์ถัดไป ข้อมูลของค่าถ่วงที่ประจำอยู่แต่ละเพลนนี้ เปรียบเสมือนเป็นน้ำหนักในการแยกแยะข้อมูลของแต่ละเส้นทางจากเพลนในเลเยอร์อื่นๆ ไปยังเพลนในเลเยอร์ที่สูงขึ้นไป ที่จะนำไปสู่การแยกแยะออกมาเป็นตัวอักษรในเลเยอร์สุดท้าย ดังแสดงให้เห็นในรูปที่ 3.2 ที่เซลในเลเยอร์สุดท้ายเซลเดียวกันอาจจะแสดงผลขึ้นมาได้แม้ว่าจะรับข้อมูลมาจากเซลในเลเยอร์อื่นๆ ที่ต่างกัน เนื่องมาจากมีการกระตุ้นเซลในตำแหน่งต่างกันได้

ดังนั้นจากกล่าวได้ว่า การสอนให้นีโอคอคณิตรอนเรียนรู้พีเจอร์ของตัวอักษรแต่ละตัวนั้น เป็นการกำหนดน้ำหนักของเส้นทางที่ข้อมูลของอินพุตแพทเทิร์นที่เข้ามาจะถูกประมวลผล จนได้ผลลัพธ์ในเลเยอร์สุดท้ายแสดงออกมาว่าเป็นตัวอักษรตัวใด โดยที่การกำหนดเทรนนิ่งแพทเทิร์นให้กับแต่ละเพลนสามารถกำหนดได้อย่างอิสระ ไม่จำเป็นต้องระบุว่าจะต้องนำเทรนนิ่งแพทเทิร์นวางเรียงกันตามลำดับของตัวอักษรในเลเยอร์สุดท้ายที่จะมีพีเจอร์นั้น เพียงแต่วางเทรนนิ่งแพทเทิร์นแต่ละตัวของแต่ละเลเยอร์ลงในเพลนใดในเลเยอร์นั้นก็พอ เมื่อผ่านการเรียนรู้แล้วเน็ตเวิร์คจะจดจำได้เองว่าพีเจอร์ใดควรจะปรากฏอยู่ในตัวอักษรตัวใด และตัวอักษรต่างกันอาจจะใช้พีเจอร์เดียวกันได้ เช่นหัวของตัวเลขเป็นต้น

รูปที่ 3.10 แสดงผลการจดจำของนีโอคอคโคนิตรอนสามารถได้ผลลัพธ์เดียวกันได้ แม้ว่าเซตที่ถูกกระตุ้นจะต่างกัน



การทำงานของนีโอคอคโคนิตรอนที่ได้แสดงโดยละเอียดมาในหัวข้อก่อนหน้านี้แล้ว ทั้งการแยกแยะพีเจอร์ของ S-cell และการรวมพีเจอร์ของ C-cell นั้น การทำงานโดยรวมทั้งเน็ตเวิร์คในเลเยอร์อื่นๆ จะทำงานเช่นเดียวกับการประมวลผลตามอัลกอริทึมเดียวกับที่ได้แสดงแล้วในเลเยอร์ที่ 1 แต่การประมวลผลในเลเยอร์ที่สูงขึ้นไปต้องคำนึงถึงการหาผลรวมทุกเพลนของผลคูณเชิงสเกลาร์ในเลเยอร์ก่อนหน้านั้นด้วย จำนวนเพลนจะไม่ใช่เพลนเดียวจากอินพุตเพลนเหมือนในเลเยอร์ที่ 1 แต่จะเท่ากับจำนวนของเพลนในเลเยอร์ก่อนหน้านั้น

โดยการแยกแยะพีเจอร์ของ S-cell จะขึ้นอยู่กับตัวแปรค่าถ่วง α , ประจําการเชื่อมต่อกันแต่เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ละเพลนของ C-cell ในเลเยอร์ก่อนหน้านั้น ($U_{C_{i-1}}$) มาตั้งแต่ละเพลนของ S-cell ในเลเยอร์ที่ กำลังประมวลผลอยู่ ($U_{S_{i-1}}$) ร่วมกับตัวแปรค่าถ่วง b_i ในส่วนของการรวมพีเจอร်ของ C-cell จะขึ้นอยู่กับค่าของ $j_i(k,k)$ ว่ามีการเชื่อมต่อจากเพลนของ S-cell มายังเพลนของ C-cell ไต่บ้างใน เลเยอร์นั้น ร่วมกับค่าถ่วงคงที่ c_i ที่ประจำแต่ละเลเยอร์

จากตัวอย่างที่แสดงถึงค่าในเซลล์ของการแยกแยะตัวเลข ๔ ในหัวข้อที่ผ่านมาของการแยก แยะพีเจอร်ใน S-cell และการรวมพีเจอร်ใน C-cell มาแล้วในเลเยอร์ที่ 1 ในเลเยอร์ต่อไป คือเล เยอร์ที่ 2 จะใช้อินพุตของเลเยอร์นี้จากค่าของ C-cell ที่ได้ในเลเยอร์ที่ 1 แล้วประมวลผลทั้งการ แยกแยะพีเจอร်ใน U_{S_2} และการรวมพีเจอร်ใน U_{C_2} ตามค่าถ่วงที่ได้จากการเรียนรู้พีเจอร်ของเล เยอร์ที่ 2 ซึ่งจะได้กล่าวถึงการออกแบบพีเจอร်ในบทต่อไป จนกระทั่งได้ผลลัพธ์ของ C-cell ใน เลเยอร์ที่ 2 ออกมาเป็นอินพุตของเลเยอร์ที่ 3 ในเลเยอร์ต่อไป จะทำเช่นนี้ไปตลอด แต่ในที่นี้ไม่ ขอแสดงผลลัพธ์ค่าของเซลล์ในเลเยอร์ที่ 2 และ 3 เนื่องจากมีจำนวนเพลนเป็นจำนวนมาก

เมื่อทำการประมวลผลสลับกันระหว่าง S-layer และ C-layer จนในเลเยอร์สุดท้ายคือเล เยอร์ที่ 4 จะได้ผลลัพธ์ของการรวมเอาข้อมูลการแยกแยะพีเจอร်ในเลเยอร์ก่อนหน้านี้ทั้งหมด มา ประมวลผลกับค่าถ่วงของเลเยอร์สุดท้ายนี้ตามพีเจอร်ที่ได้เรียนรู้ในรูปที่ 3.11 ดังได้แสดงไว้ในบท ต่อไป แต่ในหัวข้อนี้ขอยกมาแสดงเพื่อประกอบความเข้าใจถึงค่าของแต่ละเพลนก่อน เส้นที่ลาก ด้านข้างแสดงถึงการรวมเข้าด้วยกันของพีเจอร်ในเพลนนั้นไปยังเพลนของ U_{C_4}

รูปที่ 3.11 แสดงเทรนนิ่งแพทเทิร์นของเลเยอร์ที่ 4

	0	0	๕	๕
	๑	๑	๖	๖
	๑	๑	๗	๗
	๑		๘	๘
	๒	๒	๙	๙
	๓	๓	๙	
	๔	๔		

แล้วจะได้ผลลัพธ์ในเซลล์ของ U_{S_4} จากตัวอย่างของการจดจำตัวเลข ๔ ดังต่อไปนี้

$$U_{S_4}(k=0) \text{ ในเพลนที่ } 1$$

0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$U_{S_4}(k = 1)$ ในเพลนที่ 2

0.00000 0.00892 0.00000
0.13716 0.17334 0.03709
0.01523 0.00000 0.00000

$U_{S_4}(k = 2)$ ในเพลนที่ 3

0.00000 0.00000 0.00000
0.00000 0.02388 0.00000
0.00000 0.00000 0.00000

$U_{S_4}(k = 3)$ ในเพลนที่ 4

0.00000 0.00000 0.00000
0.00000 0.00000 0.00000
0.00000 0.00000 0.00000

$U_{S_4}(k = 4)$ ในเพลนที่ 5

0.00000 0.00000 0.00000
0.00000 0.00000 0.00000
0.00000 0.00000 0.00000

$U_{S_4}(k = 5)$ ในเพลนที่ 6

0.00000 0.00000 0.00000
0.00000 0.00000 0.00000
0.00000 0.00000 0.00000

$U_{S_4}(k = 6)$ ในเพลนที่ 7

0.00000 0.15730 0.11436
0.35719 0.67511 0.64146
0.39929 0.75528 0.69907

$U_{S_4}(k = 7)$ ในเพลนที่ 8

0.00000 0.00000 0.00000
0.00830 0.27649 0.32370
0.00846 0.30523 0.32394

$U_{S_4}(k = 8)$ ในเพลนที่ 9

0.00000 0.00000 0.00000
0.00000 0.00000 0.00000
0.00000 0.00000 0.00000

$U_{S_4}(k = 9)$ ในเพลนที่ 10

0.00000 0.00000 0.00000
0.00000 0.00000 0.00000
0.00000 0.00000 0.00000

$U_{s_4}(k = 10)$ ในเพลนที่ 11
 0.00000 0.00000 0.00000
 0.00000 0.00000 0.00000
 0.00000 0.00000 0.00000

$U_{s_4}(k = 11)$ ในเพลนที่ 12
 0.00000 0.00000 0.00000
 0.00000 0.00000 0.00000
 0.00000 0.00000 0.00000

$U_{s_4}(k = 12)$ ในเพลนที่ 13
 0.00000 0.00000 0.00000
 0.00000 0.00000 0.00000
 0.00000 0.00000 0.00000

โดยมีค่าเพลนบัพยั้งของ U_{v_4} ดังนี้

0.0668 0.0646 0.0537
 0.0900 0.0901 0.0776
 0.0961 0.1030 0.0975

และค่าในเซตของ U_{c_4} ซึ่งมีเพียงเซตเดียวในแต่ละเพลน สำหรับแสดงผลลัพธ์ว่าเป็นตัวอักษรตัวใดที่เขียนไว้ด้านหลังค่านั้น ดังนี้

$U_{c_4}[0] \rightarrow 0.0000000000000000$
 $U_{c_4}[1] \rightarrow 0.042106404077274$
 $U_{c_4}[2] \rightarrow 0.0000000000000000$
 $U_{c_4}[3] \rightarrow 0.0000000000000000$
 $U_{c_4}[4] \rightarrow 0.296823254333306$
 $U_{c_4}[5] \rightarrow 0.121618760181728$
 $U_{c_4}[6] \rightarrow 0.0000000000000000$
 $U_{c_4}[7] \rightarrow 0.0000000000000000$
 $U_{c_4}[8] \rightarrow 0.0000000000000000$
 $U_{c_4}[9] \rightarrow 0.0000000000000000$

๐
๑
๒
๓
๔
๕
๖
๗
๘
๙

จะพบว่าค่าในเซตของเพลนที่ 5 ซึ่งเป็นเซตแสดงผลของเลข ๔ มีค่ามากที่สุด ดังนั้นจึงแสดงว่าการจดจำตัวเลข ๔ ในรูปที่ 3.8 ของนีโอคอนิตรอน ให้ผลการจดจำถูกต้องออกมาเป็นเลข ๔ โดยที่ค่าในเซตของเพลนที่ 6 ของเลข ๕ จะมีค่ามากกว่าศูนย์ด้วย แสดงว่าอินพุตแพทเทิร์นนี้มีความใกล้เคียงเลข ๕ ด้วย แต่น้อยกว่าเลข ๔ ทำให้ผลลัพธ์ออกมาถูกต้อง แต่ถ้าค่าในเซตของเพลนอื่นที่แสดงผลของเลขอื่นมีค่ามากกว่า แสดงว่าการจดจำนี้ให้ผลที่ไม่ถูกต้อง

บทที่ 4

การคัดเลือกชุดข้อมูลในการเรียนรู้ลายมือเขียนตัวเลขไทย

4.1 ปัจจัยในการคัดเลือกชุดข้อมูลตามพีเจอร์ของตัวอักษร

การคัดเลือกชุดข้อมูลในการเรียนรู้ นับว่ามีความสำคัญต่อประสิทธิภาพของนีโอคอคนิตรอนมาก เพราะนีโอคอคนิตรอนจะทำการแยกแยะตัวอักษรลายมือเขียน ได้จากการแยกแยะพีเจอร์ในตัวอักษรนั้นๆ ตามความซับซ้อนของพีเจอร์ที่เพิ่มขึ้นในแต่ละเลเยอร์ แล้วจึงนำมาพิจารณาว่าในตัวอักษรใดที่ควรจะมีพีเจอร์ตามที่ได้แยกแยะพบมานั้นบ้าง เพราะฉะนั้นหากมีการเลือกพีเจอร์ของตัวอักษรแต่ละตัวแล้วนำมาเป็นชุดข้อมูลให้เน็ตเวิร์คทำการเรียนรู้ถึงลักษณะเด่นของตัวอักษรแต่ละตัวได้อย่างดีจนสามารถแยกออกจากตัวอักษรตัวอื่นที่คล้ายคลึงกันได้ จะทำให้ประสิทธิภาพในการแยกแยะอินพุตแพทเทิร์นที่เข้ามาได้ผลดีด้วย

การกำหนดเทรนนิ่งแพทเทิร์นให้เน็ตเวิร์คเรียนรู้ตามพีเจอร์ของตัวอักษร ในนีโอคอคนิตรอนเลเยอร์แรกๆ นั้น จะเรียนรู้จากเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่เป็นโลคอลพีเจอร์ เช่น การเรียงตัวของเส้นตรงในแบบต่างๆ ส่วนเทรนนิ่งแพทเทิร์นของเลเยอร์ที่สูงขึ้นไปจะเป็นพีเจอร์ที่ซับซ้อนขึ้นตามลำดับ ส่วนในเลเยอร์สูงสุด เทรนนิ่งแพทเทิร์นที่จะใช้ ในกรณีของการจดจำตัวอักษรจะใช้เป็นตัวอักษรแต่ละตัวมาสอนให้เน็ตเวิร์ค โดยถือว่าเป็นโกลบอลพีเจอร์ที่ใหญ่ที่สุด สำหรับในกรณีที่เป็นลายมือเขียนก็ไม่จำเป็นต้องใช้ตัวอักษรในทุกๆสไตล์ที่แตกต่างกัน หรือใช้พีเจอร์ของตัวอักษรทุกๆพีเจอร์มาทำการสอนให้เน็ตเวิร์คเรียนรู้ เพียงแต่เลือกเอาพีเจอร์ที่เด่นๆ ของตัวอักษรเท่านั้นจากการดำเนินงานวิจัยได้พบถึงปัจจัยต่างๆ ที่ต้องคำนึงถึงในการคัดเลือกพีเจอร์ของตัวอักษรมาเป็นเทรนนิ่งแพทเทิร์นดังต่อไปนี้

4.1.1 ขนาดของตัวแปรเชื่อมต่อนิวตริค (A_i และ D_i) การเรียนรู้ของเน็ตเวิร์คเพื่อให้จดจำรูปแบบได้นั้น ขึ้นอยู่กับโครงสร้างของนีโอคอคนิตรอน นอกจากต้องออกแบบจำนวนเลเยอร์ให้มากขึ้นตามความซับซ้อนของตัวอักษรแล้ว ต้องคำนึงถึงขนาดอาเรย์ของตัวแปรเชื่อมต่อนิวตริค A_i และ D_i (จากสมการที่ 2.1 และ 2.7) ในเน็ตเวิร์คด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยเฉพาะอย่างยิ่งขนาดของตัวแปรค่าถ่วง A , ที่ได้รับค่ามาจากการเรียนรู้จากพีเจอร์โดยตรง การออกแบบขนาดของ A , ในเลเยอร์ระดับกลางๆนั้น ยิ่งถ้าโลคอลพีเจอร์ของตัวอักษรอยู่ชิดกันมากขนาดของ A , ในเลเยอร์นั้นควรจะมีความเล็กลงเพื่อไม่ให้พีเจอร์ 2 อันมาปนกันในการแยกแยะพีเจอร์ของ S-layer ถ้าพีเจอร์กระจายตัวกันอยู่ ก็จะสามารถทำให้ A , มีขนาดใหญ่ขึ้นได้ หรืออาจจะกล่าวได้ว่า ถ้าตัวอักษรหรือรูปแบบมีความซับซ้อนมากขึ้น โลคอลพีเจอร์ในเลเยอร์ระดับกลางจะหนาแน่น ดังนั้นขนาดของ A , จะต้องเล็กลง

เช่นเดียวกับขนาดของค่าถ่วงคงที่ D , จะต้องสัมพันธ์กับความหนาแน่นของพีเจอร์เช่นเดียวกับ A , คือถ้ามีความหนาแน่นของพีเจอร์มาก ขนาดของ D , จะต้องเล็กลงเช่นกัน ไม่เช่นนั้น การแยกแยะพีเจอร์ออกจากกันจะสับสน เพราะ d , จะเป็นค่าถ่วงในการทำให้พีเจอร์เบลอร์เข้ามาปนกันในกระบวนการรวมพีเจอร์ของ C-layer แต่ในทางตรงกันข้ามถ้าความหนาแน่นของพีเจอร์น้อย ขนาดของ D , สามารถจะใหญ่ขึ้นได้ เพื่อให้ตำแหน่งของพีเจอร์ในตัวอักษรสามารถเลื่อนได้บ้าง แต่ก็ยังถือว่าเป็นตัวอักษรตัวเดียวกัน

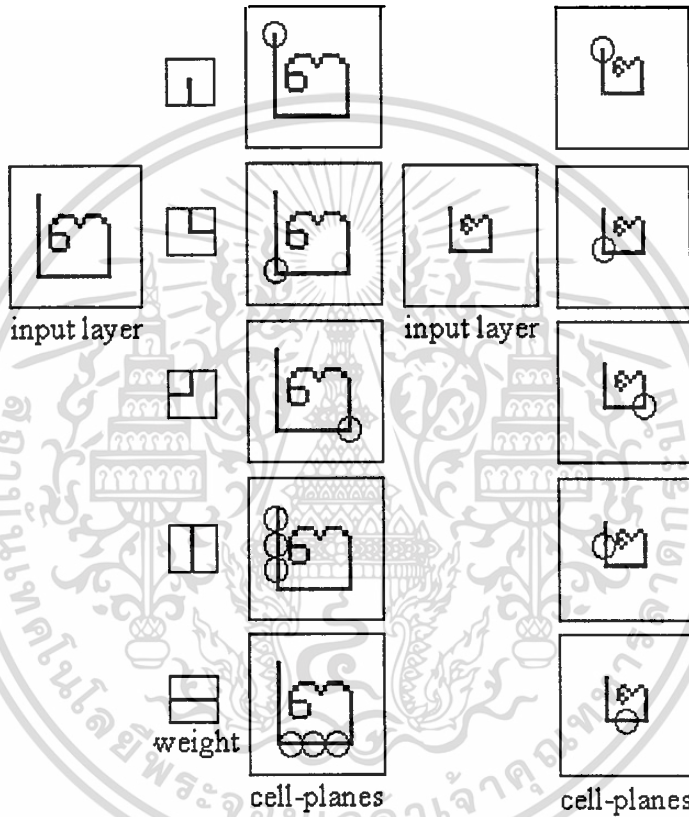
ดังนั้นยิ่งชุดของตัวอักษรที่เราต้องการให้นี้ โอคอคณิตรอนทำการจดจำมีความซับซ้อนมาก ก็จำเป็นจะต้องให้มีขนาดของ A , และ D , เล็กลง เปรียบเสมือนกับให้มุมมองของรีเซพทีฟฟิลด์ที่กระทำกับพีเจอร์แบบลง เพื่อให้แยกแยะพีเจอร์ต่างๆที่มีความซับซ้อนตามตัวอักษรออกจากกันได้ดียิ่งขึ้น แต่ขนาดของ A , และ D , นี้ไม่ได้ขึ้นอยู่กับขนาดของเซลล์เพลน หรือตามขนาดใหญ่หรือเล็กของตัวอักษร จะพิจารณาเฉพาะความซับซ้อนของพีเจอร์ในตัวอักษรเท่านั้น

4.1.2 การกำหนดพีเจอร์ใดๆ ไม่ควรให้เด่นมากเกินไปกว่าพีเจอร์อื่น พีเจอร์ของตัวอักษรในเลเยอร์ระดับต้นที่เป็นโลคอลพีเจอร์ จะยังไม่มีมีความซับซ้อนมากนักเป็นส่วนประกอบของเส้น ดังเช่น จุดตัดระหว่างเส้น มุมของเส้น ความโค้ง และจุดปลาย ควรจะต้องระวังในการกำหนดพีเจอร์บางพีเจอร์ที่อาจจะทำให้เกิดเซลล์เอกทิฟขึ้นมามากเกินไป จะทำให้พีเจอร์นั้นเด่นมากกว่าพีเจอร์อื่นและทำให้พีเจอร์อื่นลดความสำคัญลง

ตัวอย่างเช่น การเลือกพีเจอร์ที่เกี่ยวข้องกับเส้นตรง ให้คำนึงว่าจุดที่เลือกมาเป็นพีเจอร์ไม่ควรเป็นจุดที่อยู่ตรงกลางเส้นตรง ดังในรูปที่ 4.1 เปรียบเทียบระหว่างเซลล์เพลนที่แยกแยะพีเจอร์ที่เป็นมุม จุดปลายเส้น และส่วนของเส้นตรง ในส่วนหางของเลข ๒ พบว่าเซลล์ที่เอกทิฟขึ้นมาในการแยกแยะส่วนของเส้นตรงจะมีจำนวนมากกว่าเซลล์ที่เอกทิฟในการแยกแยะมุม หรือจุดปลายเส้น ที่อาจจะมีเพียงเซลล์เดียวหรือเซลล์รอบๆเท่านั้นที่เอกทิฟขึ้นมา นอกจากนี้ถ้าตัวอักษรมีขนาดใหญ่จะมีส่วนทำให้เส้นตรงที่ประกอบเป็นตัวอักษรนั้นมีความยาวมากขึ้น ทำให้จำนวนเซลล์ที่เอกทิฟมีมากขึ้นด้วย การที่มีเซลล์เอกทิฟ ขึ้นมามากในขั้นตอนของการแยกแยะพีเจอร์ของ S-cell ในเพลนเดียว

กันที่เกิดขึ้นจากเกณฑ์ของพีเจอรเดิม เช่นในกรณีของเส้นตรงนี้ จะทำให้พีเจอร์ที่เป็นเส้นตรงมีอิทธิพลมากเนื่องจากค่าผลลัพธ์ที่ได้จากเซลล์ในเพลนมีค่ามาก ผลของพีเจอร์นี้จะเด่นกว่า และทำให้พีเจอร์อื่นลดความสำคัญลงไป แล้วการจดจำรูปแบบที่มีการเขียนผิดรูป จะยุ่งยากและผิดพลาดได้

รูปที่ 4.1 แสดงการแยกแยะพีเจอร์ที่เกี่ยวข้องกับเส้นตรงในเลข ๒



ดังนั้น โคลดพีเจอร์ในเลขเอิร์กกลางๆ ของการแยกแยะพีเจอร์ที่เกี่ยวข้องกับเส้นตรง ไม่ควรจะมีพีเจอร์ที่เป็นส่วนกลางบนเส้นตรง แม้ว่าตัวอักษรที่เป็นอินพุตแพทเทิร์นจะประกอบด้วยส่วนของเส้นตรงเท่านั้นก็ตาม ตัวอักษรนั้นจะถูกแยกแยะด้วยพีเจอร์ที่เป็นจุดปลายสองด้านของเส้นตรงอยู่แล้ว หรือถ้าด้านใดเป็นพีเจอร์อื่นก็จะถูกแยกแยะไปตามพีเจอร์นั้น

4.1.3 การกำหนดพีเจอร์ที่มีการผิดรูป (deformed) ในชุดเดียวกัน ในการเรียนรู้พีเจอร์เดียวกันจากชุดของเทรนนิ่งแพทเทิร์น อาจมีบางเพลนที่ต้องเรียนรู้จากหลายๆ เทรนนิ่งแพทเทิร์น เพื่อเพิ่มความสามารถให้ S-cells ทำการจดจำพีเจอร์ที่มีการผิดรูปกันได้ ดังเช่นตัวอย่างในเทรนนิ่งแพทเทิร์นของเลขเอิร์ U_{S2} ในรูปที่ 4.2 ซึ่งเป็นพีเจอร์เดียวกัน แต่เขียนต่างกัน การกำหนดพีเจอร์

ในแนวนอนของบางเพลนในลักษณะนี้ ตำแหน่งของเซลล์ที่ประกบกันขึ้นมาเป็นพีเจอร์ในชุดเดียวกัน ต้องมีความสัมพันธ์กันถ้าตำแหน่งสัมพันธ์กันไม่ดี ผลของการเรียนรู้พีเจอร์นี้จะไม่ดีด้วย พิจารณาจากค่าของค่าถ่วงคงที่ตัวกระตุ้น $c_i(v)$ ที่หาได้จากสมการที่ 2.4 จะมีค่ามากตรงกลางแล้ว ลดลงเรื่อยๆ ในเซลล์ด้านนอก ทั้งนี้เพื่อให้ S-cells ถูกกระตุ้นจากค่าถ่วงที่เซลล์ตรงจุดกลางของรีเซพทีฟ เซลล์ในการเชื่อมต่อมากกว่าเซลล์รอบนอก ดังนั้นจึงควรปรับพีเจอร์ที่มีการผิดปกติในชุดของเทรนนิ่งแพทเทิร์นสำหรับซัดเซลล์เดียวกันของเพลนใดๆ ให้มีการซ้อนทับกันที่ตรงกลางของพีเจอร์ และมีการคลาดเคลื่อนกันได้ในเซลล์รอบๆ

รูปที่ 4.2 แสดงการกำหนดพีเจอร์ให้มีการซ้อนทับตรงกลาง และคลาดเคลื่อนในเซลล์รอบๆ



4.1.4 การเลือกตำแหน่งในพีเจอร์สำหรับการเรียนรู้ของซัดเซลล์ ปัจจัยสำคัญที่ทำให้สามารถในการเรียนรู้เพื่อทำการแยกแยะพีเจอร์ของเน็ตเวิร์คตินั้น ขึ้นอยู่กับตำแหน่งของเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่จะเลือกขึ้นมาเป็นจุดกลางของกลุ่มรีเซพทีฟฟิลด์ เพื่อทำการสอนให้ซัดเซลล์ ตัวอย่างเช่นถ้าต้องการให้เรียนรู้จุดที่เป็นมุมขวาล่างของเลข ๔ ในเลขเอร์ U_{52} พีเจอร์จะวางอยู่ในส่วนซ้ายบนของเทรนนิ่งแพทเทิร์น แทนที่จะวางอยู่ตรงกลาง ดังรูปที่ 4.3 ทั้งนี้เพื่อให้จุดมุมของพีเจอร์อยู่ตรงกลางแทน แล้วให้ส่วนที่เป็นพื้นที่ว่างถัดจากมุมของพีเจอร์อยู่ในส่วนขวาล่าง เพื่อเพิ่มความสามารถในการเรียนรู้พีเจอร์ที่เป็นมุมของเลข ๔ จากการทำซัดเซลล์ได้รับการสอนให้เรียนรู้อย่างตรงจุดในพีเจอร์ที่เราต้องการ

รูปที่ 4.3 แสดงการเลือกตำแหน่งในพีเจอร์ให้ตรงกับซัดเซลล์



4.1.5 การออกแบบพีเจอร์ที่มีรูปแบบในการเขียนแตกต่างกันมาก ในการจดจำลายมือเขียนจะมีรูปแบบในการเขียนที่หลากหลาย ทำให้เกิดเป็นพีเจอร์เดียวกันที่แตกต่างกันค่อนข้างมาก ถ้า

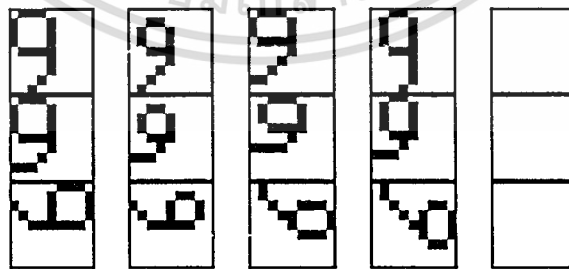
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ใช้ได้เห็น ใบนี้ขอประณามการนำคำ
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พีเจอรไคมีสไตล์ในการเขียนแตกต่างกันมากเกินที่จะแยกแยะได้ในเพลนเดียวกันก็ควรที่กำหนดให้ถูกแยกแยะด้วย S-cell ในเพลนอื่นแยกกันในเลขอร์นั้นก่อน แล้วนำมารวมกันไปสู่ C-cell เพลนถัดไป

การที่พีเจอรเดียวกันแต่มีความแตกต่างกันมากจากสไตล์ของการเขียน ไม่ควรเทรนในเพลนเดียวกันนั้น เนื่องจากความแตกต่างของพีเจอรจะทำให้เกิดเซลล์ที่คลาดเคลื่อนจากกันมาก การเรียนรู้ของซีตเซลจากรูปแบบที่มีความแตกต่างจากรูปแบบอื่นมากเกินไปเช่นนี้ ผลของการเรียนรู้พีเจอรจะไม่ดี เนื่องจากค่าของค่าถ่วงจะถูกหักล้างกันไปในพีเจอรนั้น แล้วเซลล์จะไม่สามารถแยกแยะรูปแบบอื่นได้อีกเลย สามารถทำความเข้าใจได้จากการวิเคราะห์สมการในบทที่ 2

4.1.6 พีเจอรที่มีรูปร่างเดียวกันในตัวอักษรหลายๆตัว พีเจอรบางพีเจอรอาจจะปรากฏอยู่ในหลายๆตัวอักษร แต่ลักษณะของพีเจอรแตกต่างกันไปตามตัวอักษร ทำให้พีเจอรมีความแตกต่างกันมากเกินกว่าจะแยกแยะได้ในเพลนเดียวกันเพราะจะทำให้ผลของการเรียนรู้พีเจอรนั้นจะไม่ดี ดังนั้นจึงควรจะให้พีเจอรถูกแยกคนละเพลนกัน ตัวอย่างเช่นพีเจอรส่วนหัวของเลขไทย พิจารณาจากเลข ๑ ๘ ๙ รูปแบบของพีเจอรเป็นส่วนหัวของตัวเลขที่ม้วนไปทางเดียวกัน แต่ไม่เหมือนกัน จึงถูกแยกเทรน ดังในเทรนนิ่งแพทเทิร์นของเลขอร์ U_{s2} ซึ่งจะใช้ S-cell plane จำนวน 3 เพลนในการแยกพีเจอรนี้ ดังในรูปที่ 4.4

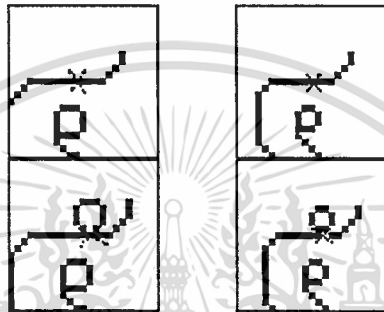
รูปที่ 4.4 แสดงการกำหนดพีเจอรที่มีรูปร่างเดียวกันในตัวอักษรหลายๆตัว



4.1.7 ตัวอักษรที่คล้ายกันควรเลือกพีเจอรที่ทำให้เห็นความแตกต่างของตัวอักษร ตัวอักษรบางตัวมีความคล้ายคลึงกันมาก การเลือกพีเจอรเพื่อไม่ให้เกิดความสับสนในการแยกแยะระหว่างตัวอักษรนั้น ควรจะเลือกส่วนที่เน้นให้เห็นความแตกต่างของตัวอักษรนั้น ตัวอย่างที่เห็นได้ชัดระหว่างเลข ๔ และ ๕ ควรเลือกพีเจอรที่มีอยู่ในตัวอักษรตัวใดตัวหนึ่งเท่านั้น คือส่วนที่ขมวดบนเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

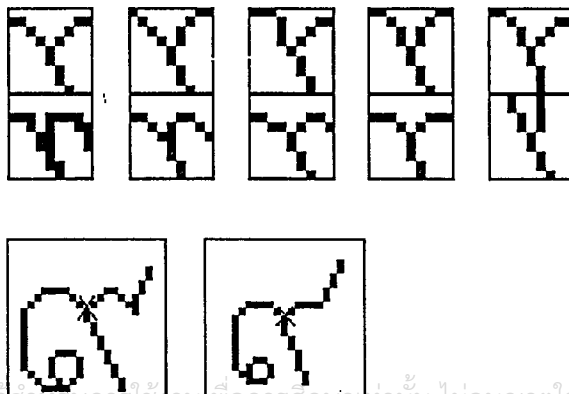
เลข ๕ จึงควรเลือกพีเจอร์นี้มาเป็นเทรนนิ่งแพทเทิร์น ส่วนของเลข ๔ ก็เลือกในจุดเดียวกันแต่ไม่ปรากฏพีเจอร์ที่ขมวดเหมือนเลข ๕ เพื่อเน้นให้เห็นความแตกต่างด้วย ดังเช่นในเลเยอร์ U_{S3} ดังรูปที่ 4.5 ในรูปส่วนที่กากบาทไว้คือจุดที่เลือกเป็นเรพรีเซนเททีฟสำหรับให้ซิดเซลเรียนรู้สำหรับสองเลขนี้

รูปที่ 4.5 แสดงการกำหนดพีเจอร์ให้เห็นความแตกต่างของตัวอักษรที่คล้ายกัน



4.1.8 พีเจอร์ที่ไม่สามารถแยกออกมาในเลเยอร์เดียว อาจจะมีบางพีเจอร์ที่ยากต่อการแยกแยะได้โดยตรงภายในขั้นตอนเดียวของเลเยอร์ U_{S2} ตัวอย่างเช่นพีเจอร์ส่วนหยักตรงกลางของเลข ๙ ที่มีความซับซ้อนมากจากการประกอบกันขึ้นมาจากหลายเส้น จึงอาจเกิดความสับสนในการแยกแยะ แล้วทำให้เกิดการแอกทีฟของเซลล์ขึ้นได้ถึงแม้ว่าจะมีเส้นใดเส้นหนึ่งหายไปในรูปแบบที่เข้ามา ดังนั้นจึงควรออกแบบหลายๆพีเจอร์ให้ครอบคลุมความแตกต่างที่น่าจะเกิดขึ้นได้รอบจุดตัดในพีเจอร์ ซึ่งผลลัพธ์จากการแยกแยะตามพีเจอร์นี้จะรวมไปสู่เลเยอร์ถัดไปเพื่อทำการแยกแยะต่อในเลเยอร์ U_{S3} ดังในรูปที่ 4.6 ใช้ 2 เฟลนในเลเยอร์ U_{S2} ร่วมกับอีก 1 เฟลนในเลเยอร์ U_{S3}

รูปที่ 4.6 แสดงการกำหนดพีเจอร์ที่ไม่สามารถแยกออกมาได้ในเลเยอร์เดียว

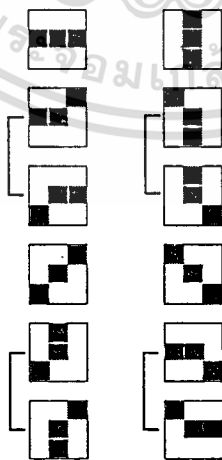


4.2 การปรับพีเจอร์สำหรับชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของระบบการจดจำตัวเลขไทย

จากการออกแบบพีเจอร์ตามปัจจัยที่กล่าวมา ในระบบการจดจำตัวเลขไทย ได้ทำการปรับพีเจอร์เพื่อทำเป็นชุดข้อมูลในการเรียนรู้ โดยเฉพาะในเลเยอร์ที่ถือว่ามีความสำคัญมากที่สุดนั่นคือเลเยอร์ U_{S2} การปรับพีเจอร์ในการทดลองได้ทำการคัดเลือกพีเจอร์กำหนดขึ้นมาเป็นเทรนนิ่งแพทเทิร์นของแต่ละเลเยอร์ ทำการเทรนให้กับเน็ตเวิร์ค แล้วจึงทดสอบการจดจำตัวอักษร เมื่อพิจารณาจากผลลัพธ์ในการจดจำตัวอักษรแต่ละเฟลนตามพีเจอร์ จะสามารถตรวจพบได้ว่าพีเจอร์ใดที่ไม่สามารถแยกแยะได้ในตัวอักษรที่มีพีเจอร์ตันอยู่ แล้วจึงมาทำการปรับพีเจอร์ตันอีกครั้ง โดยพิจารณาตามปัจจัยที่ได้กล่าวมา เมื่อได้เทรนนิ่งแพทเทิร์นใหม่ ก็ทำการสอนให้เน็ตเวิร์คเรียนรู้ แล้วทดสอบการจดจำเพื่อให้ได้ผลมาพิจารณาต่อ ทำเช่นนี้หลายๆ ครั้งจนสามารถปรับชุดข้อมูลในการเรียนรู้ ที่ให้ผลในการจดจำเป็นที่น่าพอใจ ดังต่อไปนี้

4.2.1 ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของเลเยอร์ U_{S1} เลเยอร์ U_{S1} จะเรียนรู้ชุดข้อมูลสำหรับแยกแยะพีเจอร์ที่เป็นส่วนประกอบของเส้นตรงที่วางตัวต่างๆ กัน ในตัวอักษร ดังในรูปที่ 4.7 มี 12 เทรนนิ่งแพทเทิร์นขนาด 3×3 ตามโครงสร้างของ U_{S1} ที่ได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 2 และแสดงไว้ในรูปที่ 3 โดยแต่ละเฟลนจะมีรีเซพทิฟฟิลด์ขนาด 3×3

รูปที่ 4.7 แสดงเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่ทำการสอนให้กับ U_{S1}



โดยแต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์นจะถูกส่งเข้าไปให้เน็ตเวิร์คเรียนรู้เพียงครั้งเดียว ด้วยการวางเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่กลางเฟลนของอินพุตเฟลน U_{C0} แล้วให้เซลล์ที่อยู่กลางเซลล์เฟลนของ U_{S1} เป็นเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เรพรีเซนเททีฟในการเรียนรู้แต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์น แต่เนื่องจากแต่ละเพลนต้องทำการเรียนรู้แต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์นอยู่แล้ว และเป็นการเรียนรู้เพียงชุดเดียว ค่าในเซลล์ของเทรนนิ่งแพทเทิร์นเป็น 0,1 ตามการแอคทีฟของพีเจอร ดังนั้นจึงสามารถทำการอิมพลีเมนต์ในขั้นตอนการเรียนรู้ของ U_{S1} ได้ด้วยการวางแต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์นขนาด 3×3 ที่แต่ละเพลนของค่าถ่วง a_1 ขนาด 3×3 แล้วคำนวณค่าในเซลล์ของค่าถ่วงได้ด้วยการคูณด้วยค่าถ่วงคงที่ c_1 ทั้ง 9 เซลในตำแหน่งที่สัมพันธ์กัน และอัตราการเรียนรู้ q_1 ได้เป็นค่าถ่วงในแต่ละเซลล์ของ a_1 รวมทั้งได้ค่าเฉลี่ย (root mean square) ของค่าใน 9 เซลนี้มาเป็นค่าถ่วงตัวบัพยั้ง b_1 ตามที่ได้แสดงไว้ในอัลกอริทึมที่ 2.1

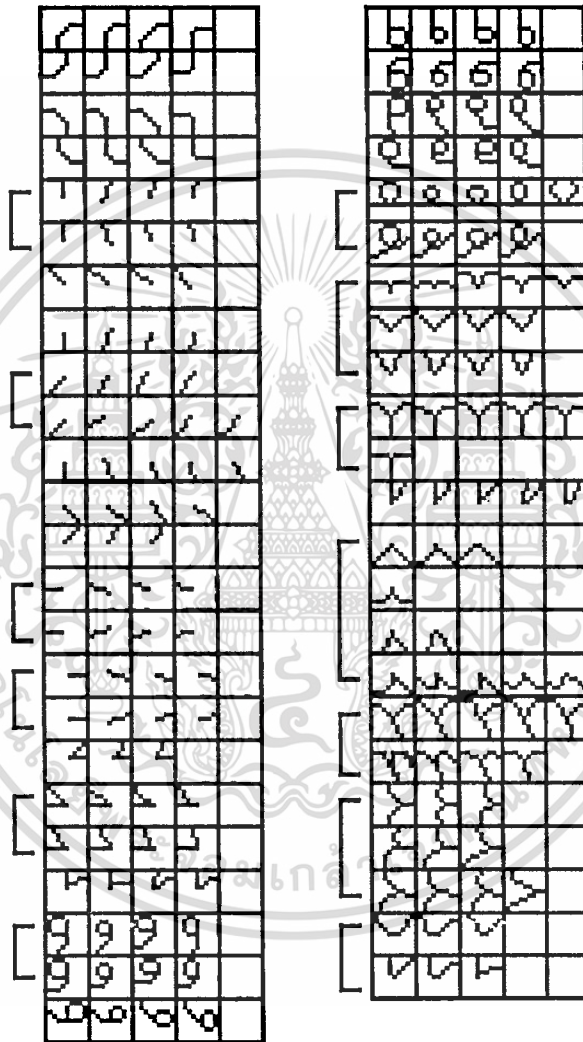
เส้นที่ลากเชื่อมด้านข้างเทรนนิ่งแพทเทิร์นในรูปที่ 4.7 แสดงการรวมเข้าด้วยกัน (joining) ของ S-cell เพลนที่รวมเป็น C-cell ของเลเยอร์ U_{C1} เนื่องจากขนาดของรีเซพทีฟฟิลด์มีขนาดเล็กมากจึงยากที่จะแยกแยะเส้นตรงที่วางตัวในแนวเดียวกันแต่ต่างแบบกันได้โดยเพลนเดียว จึงอาจมีบางกรณีที่เกิดการรวมเข้าด้วยกันขึ้นดังในรูป โดยเฉพาะเส้นเอียงที่การเอียงไปในทิศทางเดียวกัน แต่การประกอบกันขึ้นมาเป็นเส้นเอียงของค่าในเซลล์ไม่เหมือนกัน ก็จำเป็นต้องใช้การรวมเข้าด้วยกันมาช่วยในการรวมพีเจอรของเส้นเอียงนั้น เข้าไปสู่ C-cell เพลนเดียวกัน เพื่อแสดงว่าเป็นพีเจอรที่ควรจะรวมกันเข้ามาเป็นพีเจอรเดียวกันได้

4.2.2 ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของเลเยอร์ U_{S2} เทรนนิ่งแพทเทิร์นที่ทำการสอนให้กับเซลล์เพลนของ U_{S2} ตามที่ได้คัดเลือกพีเจอรของตัวเลขไทยมาแล้วนั้น มีทั้งหมด 47 เพลนดังในรูปที่ 4.8 เทรนนิ่งแพทเทิร์นจะมีขนาด 9×9 โดยเลือกเอาเซลล์ที่อยู่ตรงกลางเพลนเป็นเรพรีเซนเททีฟเช่นเดียวกับ U_{S1} และทำการวางเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่กลางอินพุตเพลน (ขนาดของอินพุตเพลนมีขนาด 23×23) แล้วผ่านกระบวนการจัดจํารูปแบบในเลเยอร์ U_{S1} โดยการแยกแยะพีเจอรในเทรนนิ่งแพทเทิร์นนี้ ด้วยการใส่ค่าถ่วงที่ได้มาจากการเรียนรู้เทรนนิ่งแพทเทิร์นของ U_{S1} มาก่อนแล้ว จึงจะเข้าสู่ขั้นตอนการเรียนรู้ของ U_{S2}

เทรนนิ่งแพทเทิร์นของเลเยอร์ที่ 2 นี้ 5 ชุดด้วยกัน ดังนั้นแต่ละเพลนของ S-cell จะถูกสอนให้เรียนรู้พีเจอรเท่ากับจำนวนของเทรนนิ่งแพทเทิร์นเพื่อเพิ่มความสามารถให้แยกแยะพีเจอรที่มีการผิดรูปได้ แล้วแต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์นจะถูกส่งเข้าไปเทรนให้เน็ตเวิร์คเพียงครั้งเดียว ส่วนพีเจอรในบางเพลนที่สามารถการรวมเข้าด้วยกันไปยัง C-cell ของ U_{C2} ได้แสดงตามเส้นด้านข้างในรูป เซลที่เลือกขึ้นมาเป็นเรพรีเซนเททีฟเซลล์ในการเรียนรู้ของ U_{S2} คือจุดที่อยู่ตรงกลางเพลน ดังนั้นเมื่อผ่านการแยกแยะพีเจอรในเลเยอร์ที่ 1 มาก่อนแล้ว ค่าของการตรวจสอบพบพีเจอรทั้ง 12 พีเจอรในรูป 4.7 ของเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่กำลังเทรนนี้จะปรากฏอยู่บน U_{C1} แต่ละเพลน แล้วจึงนำค่าใน

เซตของกลุ่มรีเซพทีฟฟิลด์ที่อยู่ตรงกลางแต่ละเพลนของ U_{C1} มาทำการคำนวณตามสมการที่ 2.10 เพื่อให้ได้เป็นค่าถ่วงตัวกระตุ้น a_2 และคำนวณตามสมการ 2.11 เพื่อให้ได้เป็นค่าถ่วงตัวยับยั้ง b_2

รูปที่ 4.8 แสดงเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่ทำการสอนให้กับ U_{S2}

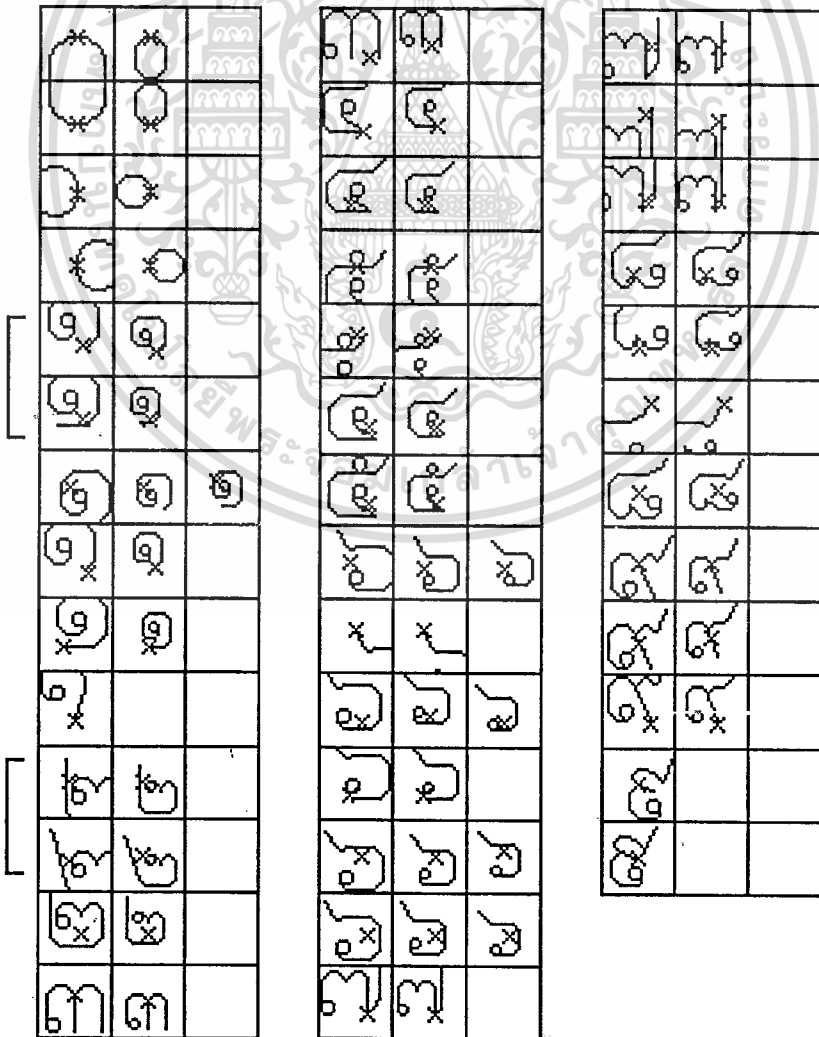


แต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์นในเลเซอร์นี้จะเป็นส่วนประกอบของตัวเลขไทยที่ทำการเลือกขึ้นมาเพื่อให้เน็ตเวิร์คเรียนรู้ที่จะนำไปแยกแยะในระหว่างกระบวนการของการจดจำรูปแบบ ซึ่งจากการดำเนินงานวิจัยจะพบว่าผลที่ได้ในการแยกแยะพีเจอร์ตามการเรียนรู้ของเลเซอร์ที่ 2 นี้มีความสำคัญต่อการจดจำตัวอักษรเป็นอย่างมาก เพราะฉะนั้นจึงอาจกล่าวได้ว่าการคัดเลือกพีเจอร์ในเลเซอร์ที่ 2 นี้มีความสำคัญมากที่สุดในการคัดเลือกพีเจอร์ของแต่ละเลเซอร์ในนีโอคอนิตรอน เพราะเป็นการแยกแยะพีเจอร์ที่ควรจะมีในแต่ละตัวเลขออกมาก่อน เพื่อนำไปสรุปต่อในเลเซอร์ที่ 3 เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยมนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และ 4 ว่าพีเจอรันั้นปรากฏอยู่โกลบอลพีเจอร်ของตัวเลขใด ถ้าหากว่าการแยกแยะพีเจอร်ในเลขอร์นี้ให้ผลออกมาไม่ดี หรือมีค่าไม่มากพอก็จะไม่สามารถแยกแยะต่อได้ในเลขอร์ถัดไป ทำให้การจดจำตัวอักษรนั้นผิดพลาดได้

4.2.3 ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของเลขอร์ U_{S3} เทรนนิ่งแพทเทิร์นของ U_{S3} มีทั้งหมด 40 เฟลน ดังรูปที่ 4.9 มี 3 ชุดของเทรนนิ่งแพทเทิร์นซึ่งมีขนาดเป็น 23×23 ในพีเจอร်ของเลขอร์ U_{S3} นี้จะทำการแยกแยะโกลบอลพีเจอร်โดยการรวมเอาโกลบอลพีเจอร်ที่ได้แยกแยะไว้แล้วในเลขอร์ U_{S2} หลังจากเรียนรู้แล้ว แต่ละเฟลนใน U_{S3} จะรับข้อมูลมาจากหลายๆ เฟลนที่แยกแยะพีเจอร်ต่างๆกันนในเลขอร์ U_{S2}

รูปที่ 4.9 แสดงเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่ทำการสอนให้กับ U_{S3}



ในเลเซอร์นี้ไม่ได้เลือกเอาจุดกลางเฟลนเป็นซีดเซลของรีเซพทีฟฟิลด์อีกแล้ว แต่จะเลือกเอาจุดที่อยู่ในตำแหน่งที่เป็นจุดสำคัญในเฟลนของพีเจอร์ ดังที่ได้กากบาทไว้ในแต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์น แต่ละเฟลนของ U_{S3} จะถูกสอนให้เรียนรู้แต่ละพีเจอร์เท่ากับจำนวนชุดของเทรนนิ่งแพทเทิร์นในแวนอน โดยแต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์นจะถูกส่งเข้าไปเทรนให้เน็ตเวิร์คเรียนรู้เพียงครั้งเดียว

ขั้นตอนการเรียนรู้ของเลเซอร์นี้จะเริ่มด้วยการวางแต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่อินพุตเฟลนในเลเซอร์นี้โดยไม่ต้องสนใจว่าจะต้องวางที่กลางเฟลน เพราะขนาดของเทรนนิ่งแพทเทิร์นกับอินพุตเฟลนมีขนาดเท่ากัน จึงวางเทรนนิ่งแพทเทิร์นได้โดยตรง แล้วผ่านกระบวนการแยกแยะพีเจอร์ที่ปรากฏอยู่บนเทรนนิ่งแพทเทิร์นแต่ละตัวในเลเซอร์ที่ 1 และเลเซอร์ที่ 2 ก่อนตามลำดับ ตามค่าถ่วงของทั้งสองเลเซอร์ที่ได้มาจากการเรียนรู้ก่อนหน้านี้แล้ว จนได้ค่าในเซลบนเฟลนของ U_{S2} ซึ่งแต่ละเฟลนก็จะแสดงว่ามีพีเจอร์ใดในเลเซอร์ที่ 2 อยู่ที่ตำแหน่งใดในเฟลนบ้าง แล้วนำค่าในกลุ่มรีเซพทีฟฟิลด์ที่สัมพันธ์กับตำแหน่งของเซลใน U_{S3} ที่เลือกขึ้นมาเป็นซีดเซลในการเทรน แล้วจึงทำการคำนวณตามสมการที่ 2.10 และ 2.11 เพื่อให้ได้ค่าถ่วงตัวกระตุ้น a_3 และค่าถ่วงตัวยับยั้ง b_3 ตามลำดับ

4.2.4 ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของเลเซอร์ U_{S4} เทรนนิ่งแพทเทิร์นของ U_{S4} มีทั้งหมด 13 เฟลน ดังรูปที่ 4.10 มี 2 ชุดของเทรนนิ่งแพทเทิร์นซึ่งเป็นโกลบอลพีเจอร์ของเน็ตเวิร์คที่เลือกเอาตัวเลขไทยแต่ละตัวมาทำการสอนให้ ในเลเซอร์นี้จะเลือกเอาตำแหน่งกลางเฟลน เป็นเรพรีเซนเททีฟ ในการเรียนรู้ เช่นเดียวกับในเลเซอร์ U_{S1} และ U_{S2} เลเซอร์นี้จะทำการเรียนรู้ในการแยกแยะโกลบอลพีเจอร์ที่ทำการรวมทุกๆ พีเจอร์ใน 3 เลเซอร์ก่อนหน้านั้นมา บางตัวอักษรที่มีการเขียนต่างรูปแบบกันและยากต่อการแยกแยะได้ในเฟลนเดียว จะสามารถใช้ S-cells 2 เฟลน แล้วรวมเข้าด้วยกันเป็น C-cell เดียวได้

ขั้นตอนในการเรียนรู้ของเลเซอร์ที่ 4 นี้จะสืบเนื่องมาจากการเรียนรู้ใน 3 เลเซอร์ก่อนหน้านี้ โดยการวางแต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่อินพุตเฟลนเพื่อทำการสอนให้เน็ตเวิร์คเรียนรู้เพียงครั้งเดียว แล้วผ่านกระบวนการแยกแยะพีเจอร์บนเทรนนิ่งแพทเทิร์นในเลเซอร์ที่ 1, 2 และ 3 ตามลำดับด้วยค่าถ่วงของแต่ละเลเซอร์ จนได้ค่าในเซลบนเฟลนของ U_{S3} จึงนำค่าในกลุ่มของรีเซพทีฟฟิลด์ตรงจุดกลางเฟลนของ U_{S3} มาทำการคำนวณตามสมการที่ 2.10 และ 2.11 ได้เป็นค่าถ่วงตัวกระตุ้น a_4 และ ค่าถ่วงตัวยับยั้ง b_4 ซึ่งเป็นค่าถ่วงในเลเซอร์ที่สูงที่สุดจากการรวมข้อมูลของพีเจอร์ต่างๆ ที่ประกอบกันในทุกเลเซอร์เข้ามาเป็นตัวอักษรในเลเซอร์ที่ 4 นี้ ดังที่ได้แสดงไว้ในบทก่อนหน้านี้เพื่อ

รูปที่ 4.10 แสดงเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่ทำการสอนให้กับ U_{S4}

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

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5

ผลการทดลองและปัญหาที่พบ

จากการทดลองเพื่อแยกแยะตัวเลขไทยที่เป็นลายมือเขียนของนิโอกอนนิตรอนหลังจากได้ อิมพลิเมนต์พร้อมทั้งทดสอบกับตัวเลขอารบิกจนได้ผลที่น่าพอใจ แล้วออกแบบโครงสร้าง โมเดล สำหรับตัวเลขไทยแล้ว ได้ทำการสร้างชุดข้อมูลในการเรียนรู้เริ่มต้นสำหรับทุกเลเยอร์ของเลข ๐ - ๙ สำหรับสอนให้เน็ตเวิร์คจดจำตัวอักษรที่เป็นตัวเทรน หมายถึงตัวอักษรลักษณะเดียวกับตัวที่ทำการสอนให้กับเลเยอร์ที่ 4 (พิจารณาจากเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่ทำการสอนให้กับ U_{S4} ในรูปที่ 4.10) เฉพาะตัวปกติก่อน คือในแถวแรกของชุดข้อมูลในการเรียนรู้ เมื่อทำการสอนเพียงครั้งเดียว แล้วทดสอบการจดจำของตัวเลขทั้ง 10 ตัวนี้ พบว่านิโอกอนนิตรอนสามารถแยกแยะตัวเลขทั้ง 10 ตัวได้ถูกต้องหมด โดยค่าของเซตที่แสดงผลในขั้นตอนสุดท้ายของ U_{C4} ได้ค่าเป็นที่น่าพอใจ

หลังจากนั้นจึงได้ทำการปรับชุดข้อมูลในการเรียนรู้ ให้สามารถจดจำตัวอักษรที่หลากหลายมากขึ้น แล้วทดลองการจดจำจนได้ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ ดังที่ได้แสดงไว้ในบทที่ 4 ในบทนี้จึงขอกล่าวถึงผลการทดลองและปัญหาต่างๆที่พบในระหว่างการทดลอง ดังต่อไปนี้

5.1 การรับข้อมูลลายมือเขียน

ตัวอักษรลายมือเขียนที่นำเข้ามาทดสอบการจดจำด้วยนิโอกอนนิตรอน จะมีขนาดเท่าใดก็ได้ มีตำแหน่งอยู่ที่ใดก็ได้ ภายในกรอบอ้างอิง และเนื่องจากเป็นลายมือเขียนจึงสามารถรับตัวอักษรที่ผิดรูปร่างจากตัวที่สอนให้เน็ตเวิร์คเรียนรู้ โดยที่ไม่ต้องเปลี่ยนให้เป็นตัวปกติ (thing) ก่อน สำหรับตัวอักษรแบบตัวหนา และไม่ต้องทำการแยกตัวอักษรที่มีสัญญาณรบกวนอยู่ด้วยการขจัดสัญญาณรบกวนออกก่อน สามารถรับตัวอักษรที่ต้องการทดสอบเข้าสู่อินพุตเพลนของนิโอกอนนิตรอนได้เลย

5.2 การปรับค่าพารามิเตอร์ของโมเดล

การทดลองการจดจำของนีโอคอคณิตรอน ต้องมีการลองทดสอบใช้ค่าพารามิเตอร์บางตัว เช่นค่าของ γ (จากสมการที่ 2.4), δ (จากสมการที่ 2.9) และ r (จากสมการที่ 2.1) โดยเฉพาะค่า r ซึ่งถือว่าเป็นพารามิเตอร์สำคัญในขั้นตอนการแยกแยะพีเจอร์ โดยทดสอบว่าค่านี้ในช่วงใดที่จะเหมาะสมกับการแยกแยะพีเจอร์ของตัวเลขไทย ซึ่งไม่สามารถระบุได้ว่าค่าใดที่ดีที่สุด ในการทดลองนี้จึงจำเป็นต้องทดสอบกับค่าในช่วงต่างๆ จากข้อมูลอินพุตแพทเทิร์นสำหรับทดสอบจำนวนหนึ่ง เพื่อให้ได้ค่าที่น่าพอใจที่สุดก่อน โดยค่านั้นจะให้ผลลัพธ์ในการทดสอบจดจำอินพุตแพทเทิร์นชุดนี้ที่ดีที่สุด คือแยกแยะตัวเลขที่เป็นอินพุตแพทเทิร์นได้ถูกต้องจำนวนมากที่สุด แล้วจึงจะนำค่านั้นเป็นไปใช้ในการทดสอบการจดจำในขั้นตอนของการปรับชุดเทรนนิ่งแพทเทิร์นต่อ โดยได้ทดสอบในเบื้องต้นด้วยอินพุตแพทเทิร์นที่เป็นลายมือเขียนตัวเลขไทยในหลายๆแบบ จำนวน 159 ตัวอักษร ผลการทดสอบบางส่วนกับค่า r ชุดต่างๆ มีแสดงไว้ในตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 แสดงผลการทดสอบกับค่าพารามิเตอร์ r ชุดต่างๆ

การทดลอง	r_1	r_2	r_3	r_4	ข้อมูลทดสอบ	จดจำถูก	%
1.	1.7	4.0	1.5	1.0	159	111	69.8
2.	1.6	3.7	0.7	0.7	159	140	88.1
3.	1.5	3.8	1.0	0.8	159	139	87.4
4.	1.5	3.8	0.8	0.8	159	141	88.7
5.	1.5	3.8	0.7	0.7	159	143	89.9
6.	1.5	3.7	0.7	0.7	159	145	91.2
7.	1.5	3.6	0.6	0.6	159	144	90.6

พารามิเตอร์ r เป็นพารามิเตอร์ที่กำหนดความสามารถของการตรวจสอบพีเจอร์ในกระบวนการแยกแยะพีเจอร์ของ S-cell ในแต่ละเลเยอร์ของนีโอคอคณิตรอน ค่า r ที่มีค่ามากจะยอมให้พีเจอร์ในเลเยอร์นั้นมีการผิดรูปได้น้อย ตรงกันข้ามกับค่า r ที่มีค่าน้อย จะยอมให้พีเจอร์ในเลเยอร์นั้นมีการผิดรูปได้มาก ในการทดลองพบว่าต้องเลือกค่า r ให้เหมาะสม ถ้าใช้ค่ามากเกินไปโดยเฉพาะในเลเยอร์ต้นๆ เช่นเลเยอร์ที่ 2 จะทำให้ค่าในเซลล์บนเพลนของ U_{S2} ไม่ค่อยเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แอกทีฟ เนื่องจากการตรวจสอบพีเจอรันั้นค่ากระตุ้นจะมีค่าน้อยกว่าค่าขั้วซึ่งได้อธิพลมาจากค่า r โดยตรง เมื่อไม่ค้อยพบเซลล์แอกทีฟขึ้นมา ทำให้การแยกแยะพีเจอรันในเลเยอร์ต่อไป จะไม่พบโกลบอลพีเจอรันต่อ จะทำให้ผลของการจดจำตัวอักษรนั้นผิด แต่ถ้าใช้ค่าน้อยเกินไป การตรวจสอบพีเจอรันในเลเยอร์ต้นๆ จะปรากฏมาก เมื่อผ่านเข้าไปในการแยกแยะพีเจอรันในเลเยอร์ต่อไปจะทำให้เกิดการสับสน เนื่องจากบางพีเจอรันที่ตรวจพบไม่ควรจะแอกทีฟขึ้นมาสำหรับตัวอักษรนั้น ทำให้อาจจะแยกแยะออกมาเป็นตัวอักษรตัวอื่นได้

ดังนั้นการกำหนดค่า r สำหรับเลเยอร์ในระดับต้นๆ โดยเฉพาะเลเยอร์ที่ 2 จึงมีความสำคัญต่อประสิทธิภาพในการแยกแยะพีเจอรันของนีโอคอนิตรอนเป็นอย่างมาก จึงต้องทำการทดลองหลายๆครั้ง เพื่อให้ได้ชุดของพารามิเตอร์ r ที่เหมาะสมออกมา ก่อน ในการทดลองนี้จึงเลือกใช้ชุดที่ 6 และ 7 ในการทดสอบ แต่ผลการจดจำโดยรวมชุดที่ 6 ได้ผลดีกว่า ดังนั้นจึงเลือกใช้ $r_1 = 1.5, r_2 = 3.6, r_3 = 0.6$ และ $r_4 = 0.6$

ส่วนพารามิเตอร์อื่นๆ เช่น γ และ δ ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ในการหาค่าถ่วงคงที่ c และ d ตามลำดับ ได้ทำการทดลองเพียงไม่กี่ครั้ง เพื่อดูแนวโน้มของค่าในอาร์เรย์ของค่าถ่วงคงที่ ให้ค่าในเซลล์กลางอาร์เรย์มีค่ามาก แล้วในเซลล์รอบๆ มีค่าน้อยลงไปเรื่อยๆ เพื่อเน้นให้เซลล์ตรงกลางรีเซพทีฟฟิลด์เด่นขึ้น โดยถ้าพารามิเตอร์ γ และ δ มีค่ามากจะทำให้ความแตกต่างของค่าในเซลล์รอบๆ และเซลล์กลางเพลงน้อยลง แต่ถ้าให้ค่าน้อยลง จะยิ่งเน้นให้เซลล์กลางเพลงเด่นขึ้น เนื่องจากค่าในเซลล์รอบๆ จะน้อยกว่ามาก (พิจารณาตามสมการที่ 2.4 และ 2.9) สรุปว่าในการทดลองนี้ได้เลือกใช้พารามิเตอร์ต่างๆ และขนาดของเพลง และค่าถ่วงแต่ละเลเยอร์ ดังแสดงสรุปในตารางที่ 5.2

ตารางที่ 5.2 แสดงพารามิเตอร์และขนาดของเพลงและค่าถ่วงต่างๆ ที่เลือกใช้ในการจดจำตัวเลขไทย

เลเยอร์ที่	ขนาดของเพลง		ขนาดของค่าถ่วง			ค่าพารามิเตอร์อื่นๆ			
	U_{SI}	U_{CI}	a_l	c_l	d_l	γ_l	δ_l	α_l	r_l
$l=0$		23 x 23				0	0	0	0
$l=1$	23 x 23	25 x 25	3 x 3	3x3	3 x 3	0.7	0.7	0.25	1.5
$l=2$	25 x 25	15 x 15	5 x 5	5x5	7 x 7	0.7	0.7	0.25	3.6
$l=3$	15 x 15	7 x 7	5 x 5	5x5	5 x 5	0.7	0.7	0.25	0.6
$l=4$	3 x 3	1 x 1	5 x 5	5x5	3 x 3	0.4	1.0	1.0	0.6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.3 ปัญหาในการปรับชุดข้อมูลการเรียนรู้

ความสามารถในการจดจำตัวอักษรของนีโอคอคณิตรอน นอกจากจะขึ้นอยู่กับทางเลือกใช้พารามิเตอร์ต่างๆ โดยเฉพาะค่า r แล้ว สิ่งที่สำคัญอีกอย่างคือ การคัดเลือกชุดข้อมูลในการเรียนรู้ ซึ่งการทดลองเพื่อให้ได้ผลการจดจำชุดของตัวอักษรที่ต้องการทดสอบที่ดีที่สุดนั้น ต้องทำการปรับชุดข้อมูลในการเรียนรู้ดังที่ได้กล่าวไปแล้วถึงปัจจัยต่างๆที่ต้องคำนึงถึงในบทที่ 4 แต่ในหัวข้อนี้ขอขยายความจากตัวอย่างที่พบในการทดลอง เพื่อให้เห็นความสำคัญของเทรนนิ่งแพทเทิร์นต่อเน็ตเวิร์ค การจะเลือกชุดของเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่เหมาะสมที่สุดนั้น ต้องทำการทดลองแล้วเปรียบเทียบผลการจดจำตัวอักษรในแต่ละตัวหลังจากมีการปรับชุดข้อมูลในการเรียนรู้ไปแล้ว ถ้าพบว่าได้ผลการจดจำผิดมากกว่าเดิม แสดงว่าชุดข้อมูลในการเรียนรู้นั้น ไม่ได้แก้ปัญหาถูกวิธี จะปรับเป็นชุดข้อมูลในการเรียนรู้อื่น แล้วทดลองใหม่ต่อไป

5.3.1 ปัญหาการจดจำตัวอักษรขนาดเล็กมาก ในการทดลองจดจำลายมือเขียนที่ขนาดตัวอักษรต่างกัมนั้น พบว่าในตัวอักษรตัวใหญ่ไม่ค่อยพบปัญหา แต่จะพบปัญหาในตัวอักษรขนาดเล็กมาก เพราะในการจดจำตัวอักษรนั้น ต้องผ่านกระบวนการแยกแยะพีเจอร์ของ S-cell และกระบวนการรวมพีเจอร์ของ C-cell เมื่อตัวอักษรมีขนาดเล็กมาก พีเจอร์ของตัวอักษรนั้นจะอยู่ใกล้เคียงกันมาก ทำให้การแยกแยะพีเจอร์แต่ละตัวเกิดการสับสน เนื่องจากจะพบส่วนของพีเจอร์อื่นปรากฏร่วมอยู่ด้วยในอารีย์ของรีเซพทีฟฟิลด์ที่สนใจอยู่นั้น โดยเฉพาะเมื่อผ่านการทำเบลอร์ในกระบวนการรวมพีเจอร์ของ C-cell ด้วยแล้ว ทำให้พีเจอร์ต่างๆ ของตัวอักษรตัวเล็กนั้นที่ปกติก็อยู่ใกล้กันมากอยู่แล้ว เกิดการเบลอร์ไปซ้อนทับกันอีก ทำให้การแยกแยะพีเจอร์ในเลเยอร์ต่อไปทำได้ลำบากมากขึ้นไปอีก จนในเลเยอร์สุดท้ายผลของการจดจำตัวอักษรนั้นจะผิดไป

ดังตัวอย่างที่ยกมาแสดงในรูปที่ 5.3 ซึ่งเป็นตัวเลข ๑ ที่มีขนาดเล็ก และพีเจอร์อยู่ใกล้กันมาก ไม่สามารถจดจำได้ถูกต้อง ส่วนในรูปที่ 5.4 แสดงให้เห็นค่าเฉพาะในบางเพลนของ U_{C1} ของตัวอย่างนี้ โดยค่าในเพลนถูกเบลอร์มาซ้อนทับกันมาก จนในเลเยอร์ต่อไปจะทำการแยกแยะพีเจอร์ของเลเยอร์นั้นลำบากขึ้น

แต่ขนาด a_2 เมื่อลดลงเหลือ 3×3 สามารถแยกออกมาได้ แต่ผลของเลข 0 ที่เคยทดสอบด้วยขนาดของ a_2 และ d_2 ขนาดเดิมที่ การจดจำให้ผลที่ถูกต้อง กลับได้ผลการจดจำผิด

จากการพิจารณาพีเจอร์ของตัวเลขไทยแล้วจะพบว่า ในตัวเลขไทย ๑ - ๙ พีเจอร์จะซับซ้อนในเรื่องของหัวตัวเลข และส่วนหยักต่างๆ แต่ในเลขศูนย์นั้น ไม่มีพีเจอร์เหล่านี้ไม่ว่าจะเป็นพีเจอร์ใด มีเฉพาะเส้นตรงและเส้นโค้งเท่านั้น ดังนั้น การใช้ขนาดของ a_2 และ d_2 ที่เล็กลงจึงทำให้ผลการจดจำของเลขศูนย์ผิดไป เนื่องจากมุมมองในการมองพีเจอร์แถบเกินไปสำหรับพีเจอร์ที่ไม่ซับซ้อนของเลขศูนย์นั่นเอง ในการทดลองนี้จึงเลือกใช้ขนาดของ a_2 และ d_2 เท่ากับ 5×5 และ 7×7 ตามลำดับ เพราะให้ผลกับตัวเลขส่วนใหญ่ถูกต้องมากกว่า แต่ในส่วนของตัวอักษรตัวเล็กนั้น ถ้าขนาดเล็กมากเกินไป จะยอมรับว่าไม่สามารถจดจำด้วยนิโคคอคนิตรอนที่โครงสร้างนี้ได้

5.3.3 ปัญหาการเพิ่มความสามารถในการจดจำตัวอักษรที่ผิดรูป การปรับชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของนิโคคอคนิตรอนเพื่อเพิ่มความสามารถในการจดจำตัวอักษรที่มีการเขียนต่างสไตล์กันนั้น ไม่จำเป็นที่จะต้องทำการเพิ่มเทรนนิ่งแพทเทิร์นสำหรับแต่ละสไตล์ของการเขียนตัวอักษรแต่ละตัว เพราะการเพิ่มเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่สไตล์ต่างกันมากๆ อาจจะไปทำให้การจดจำพีเจอร์นั้นผิดไปได้ ได้ และยังทำให้จำนวนเพลนเพิ่มมากขึ้น ทำให้เวลาที่ใช้ในการจดจำตัวอักษรมากตามขึ้นไปด้วย

ถ้าหากว่ามีการเขียนตัวอักษรที่สไตล์ต่างกันมากๆ ก็จำเป็นจะต้องเพิ่มเทรนนิ่งแพทเทิร์นให้กับตัวอักษรตัวนั้นให้คำนึงถึงตามปัจจัยที่กล่าวไปแล้วในบทที่ 4 และต้องทำการทดสอบก่อนว่าโนชุดข้อมูลการเรียนรู้ชุดเดิมนั้นไม่สามารถจดจำตัวอักษรที่เขียนในสไตล์ใหม่ได้ถูกต้อง แล้วเมื่อทำการเพิ่มเทรนนิ่งแพทเทิร์นสำหรับตัวอักษรตัวใหม่นี้ ต้องทำการทดสอบผลอีกครั้งว่า ในตัวอักษรแบบเก่าที่เคยทดสอบแล้วว่าจดจำได้ถูกต้องนั้น ยังให้ผลการทดสอบเหมือนเดิมหรือไม่ เพราะในการทดลองพบว่า บางครั้งการเพิ่มสไตล์ของตัวอักษรแบบใหม่เข้าไปนั้น อาจจะไปคล้ายคลึงกับพีเจอร์ของตัวเลขอื่น ทำให้ผลการจดจำตัวเลขนั้นทั้งที่เขียนแบบเดิม และแบบสไตล์ใหม่ให้ผลการจดจำผิดไปเกือบทั้งหมด เช่นการเพิ่มสไตล์ของเลข ๓ ที่เขียนเอียงไปด้านเดียวกับหยักของเลข ๕ ดังในรูปที่ 5.8 ซึ่งเดิมจะทำให้ผลการทดสอบออกมาเป็นเลข ๕ แต่เมื่อเพิ่มสไตล์ใหม่เข้าไป จะทำให้ผลการทดสอบเลข ๓ โดยรวมทุกตัวไม่ดี

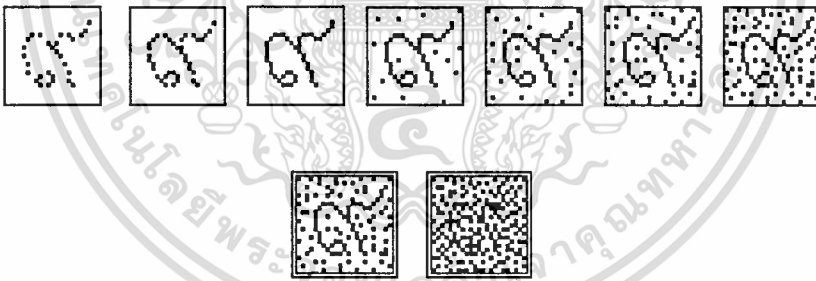
ถ้าเกิดกรณีเช่นนี้ จะต้องเลือกว่าการเพิ่มตัวอักษรที่เขียนในสไตล์ใหม่นั้น ให้ผลโดยรวมของตัวเลขเดียวกันออกมาเป็นเช่นใด ถ้าไม่ดี ก็จำเป็นจะต้องเอาเทรนนิ่งแพทเทิร์นนั้นออกไปจากชุดข้อมูลการเรียนรู้ แล้วหาวิธีการเพิ่มเทรนนิ่งแพทเทิร์นอื่นแทน

5.4 ผลการจดจำลายมือเขียนด้วยนีโอคอคนิตรอน

ผลการทำงานของนีโอคอคนิตรอนหลังจากผ่านการเรียนรู้แล้ว จะทำการจดจำตัวเลขไทย ที่เป็นลายมือเขียน โดยรับอินพุตแพทเทิร์นมาจากการเขียนด้วยเม้าส์ แล้วแปลงข้อมูลที่ได้รับให้อยู่ ในรูปของ 0,1 ส่งเข้าไปทดสอบในเน็ตเวิร์ค ตัวอักษรหนึ่งตัวจะผ่านการแยกแยะเพียงรอบเดียว แล้วแสดงผลออกมาใน U_{C4} ว่าเป็นตัวเลขอะไร โดยไม่ขึ้นกับตำแหน่ง, ขนาด สัญญาณรบกวน ของตัวเลขในระดับหนึ่ง

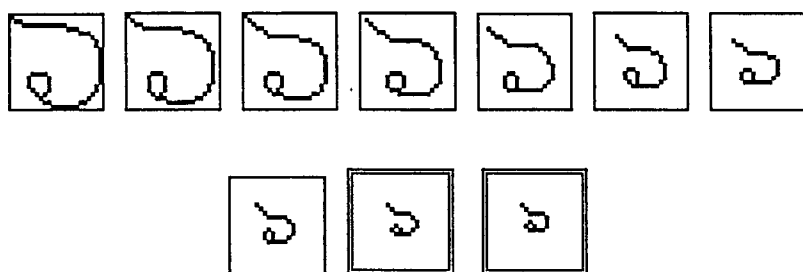
5.4.1 ลักษณะเด่นของการจดจำลายมือเขียนด้วยนีโอคอคนิตรอน รูปที่ 5.5-5.8 แสดง ตัวอย่างผลลัพธ์ในการทดสอบการจดจำตัวอักษรลายมือเขียนแบบต่างๆ โดยในรูปจะแสดงตัว อักษรที่สามารถจดจำได้ถูกต้องด้วยกรอบเส้นเดี่ยว แต่ตัวอักษรในกรอบเส้นคู่เป็นตัวอักษรที่ให้ผล การจดจำไม่ถูกต้อง

รูปที่ 5.5 แสดงตัวอย่างผลการจดจำของเลข ๕ ที่มีสัญญาณรบกวน



พิจารณารูปที่ 5.5 การมีสัญญาณรบกวนในตัวอักษรที่นำเข้ามาทดสอบ จะไม่มีผลกับ การแยกแยะพีเจอร์์ของตัวอักษรนั้น ถ้าไม่ทำให้รูปร่างของพีเจอร์์เปลี่ยนแปลงเกินไป และในตัว อักษรที่เขียนด้วยเส้นประเช่นกัน ถ้ายังคงรูปร่างของพีเจอร์์อยู่ก็จะสามารถแยกแยะพีเจอร์์นั้นได้ ทำ ให้ผลการจดจำตัวอักษรออกมาถูกต้อง ส่วนสัญญาณรบกวนที่เข้ามาจะถูกกระบวนการเปรียบเทียบค่ากระดุนและค่ายับยั้งขจัดออกไปเองในการแยกแยะพีเจอร์์ ในรูปจะพบว่าเลข ๕ ที่ทดสอบ นี้มีพีเจอร์์ของเลข ๕ ชัดเจนมาก จึงทำให้สัญญาณรบกวนไม่มีผลต่อการจดจำ

รูปที่ 5.6 แสดงตัวอย่างผลการจดจำเลข ๖ ที่ตัวอักษรมีขนาดเปลี่ยนแปลง



พิจารณารูปที่ 5.6 พบว่าตัวอักษรขนาดใหญ่จะให้ผลการจดจำถูกต้อง แต่จะมีปัญหาในตัวอักษรขนาดเล็กที่จะให้ผลการจดจำไม่ค่อยถูกต้อง จากที่ได้อธิบายไปแล้ว

รูปที่ 5.7 แสดงตัวอย่างผลการจดจำตัวเลข ๒ ที่ตำแหน่งเปลี่ยนแปลง



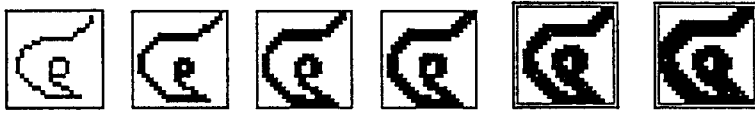
พิจารณารูปที่ 5.7 เรื่องตำแหน่งของตัวอักษรที่นำเข้ามาทดสอบการจดจำ จะไม่ค่อยพบปัญหาในการจดจำ ถ้าตัวอักษรนั้นยังมีพีเจอร้อยู่ครบทั้งตัวอักษร

รูปที่ 5.8 แสดงตัวอย่างผลการจดจำเลข ๓ ที่ตัวอักษรมีลักษณะเอียง



พิจารณาตัวอย่างในรูปที่ 5.8 เมื่อตัวเลข ๓ เอียงไปทางด้านที่ทำให้มีมุมของหยักไปเหมือนกับ พีเจอรที่เป็นส่วนหยักของเลข ๕ ทำให้ผลการจดจำผิดออกมาเป็นเลข ๕ แทนที่จะเป็น ๓ แต่ในการเอียงอีกด้านหนึ่งนั้นไม่มีผล เพราะไม่เหมือนกับพีเจอรของเลขใดเลย จึงสามารถจดจำได้ถูกต้อง

รูปที่ 5.9 แสดงตัวอย่างผลการจดจำเลข ๔ ที่มีการเปลี่ยนแปลงเรื่องความหนาของตัวอักษร

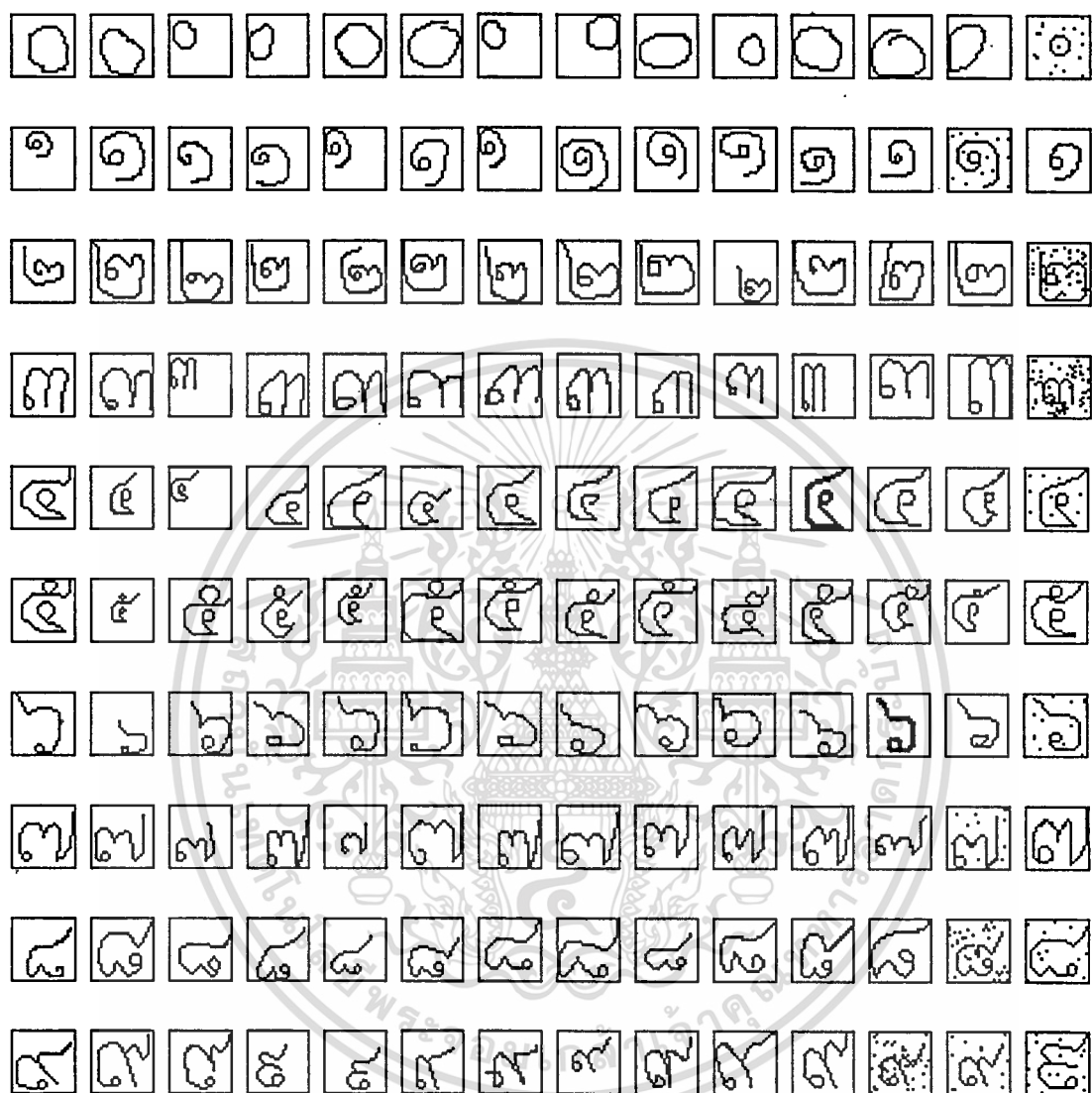


พิจารณารูปที่ 5.9 สำหรับตัวอักษรที่มีความหนามากเกินไปนั้นจะพบว่ามีปัญหาในการแยกแยะพีเจอร์หลังจากผ่านการทำเบลอร์แล้วค่าในเซลล์ซ้อนทับกันมากเกินไป ทำให้ผลการจดจำผิด

จากผลการทดลองพบว่าความสามารถของนีโอคอคนิตรอนในเรื่องการจดจำลายมือเขียนนั้นสามารถจัดการในเรื่องของสัญญาณรบกวน ตำแหน่ง และขนาดของตัวอักษรได้ดีพอสมควร แต่ในเรื่องที่เกี่ยวข้องกับพีเจอร์เช่นการเอียงตัวอักษร หรือการเขียนผิดรูปนั้น ขึ้นอยู่กับพีเจอร์ที่ทำการสอนให้เน็ตเวิร์คอยู่มาก และการปรับชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของเน็ตเวิร์คยังไม่มีทฤษฎีหรือแนวทางที่ชัดเจนนัก ขึ้นอยู่กับการทดลองและพิจารณาเปรียบเทียบผลของการจดจำจากชุดข้อมูลการเรียนรู้ที่ได้ทำการคัดเลือกในแต่ละครั้งของแต่ละตัวอักษร

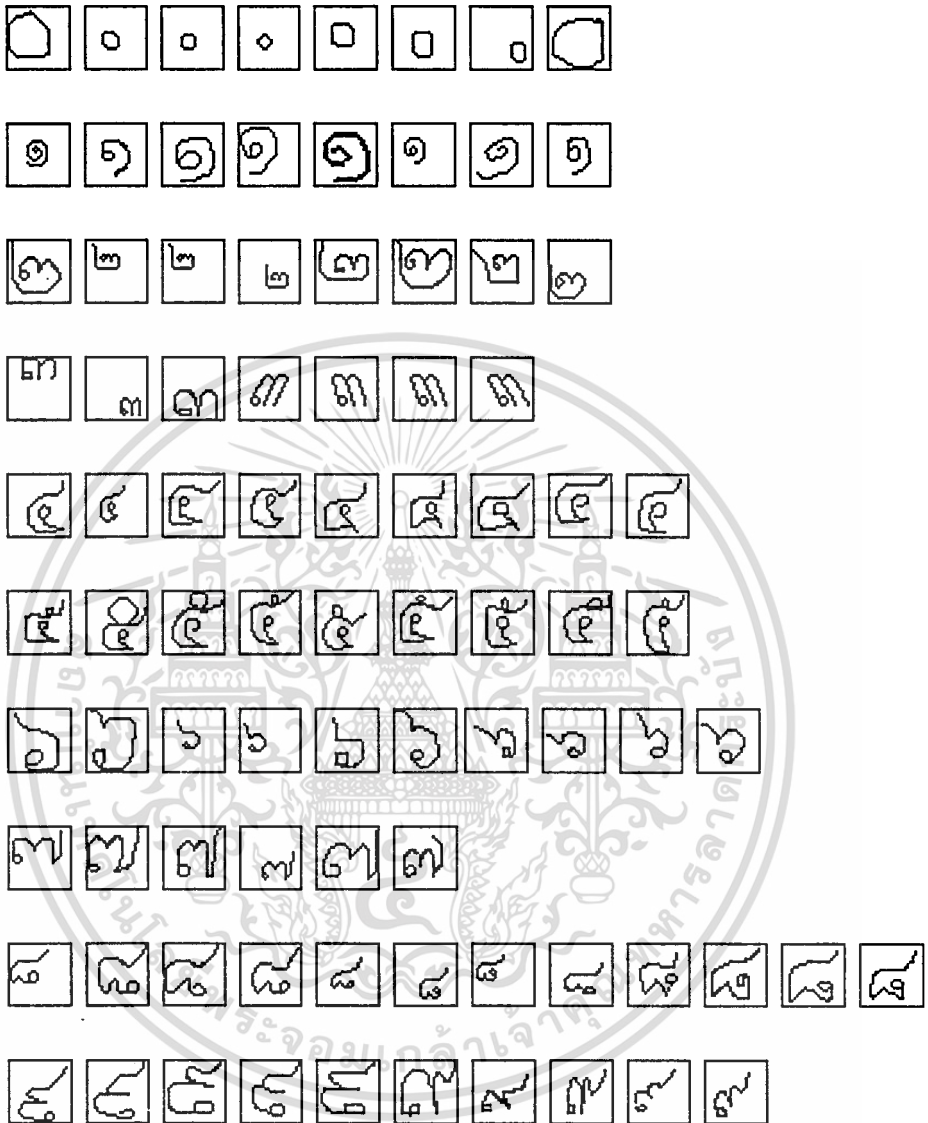
5.4.2 ผลการจดจำลายมือเขียนตัวเลขไทย ในการทดลองการจดจำลายมือเขียนตัวเลขไทย ๐-๙ จำนวนทั้งหมด 1023 ตัว สามารถจดจำได้ถูกต้อง 886 ตัว คิดเป็นเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเท่ากับ 86.6 % และพบว่าการจดจำของนีโอคอคนิตรอนขึ้นอยู่กับการปรับชุดข้อมูลในการเรียนรู้หรือพีเจอร์ที่ทำการสอนให้ ถ้าต้องการให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องดีขึ้น ต้องทดลองและปรับพีเจอร์ที่ใช้ให้ได้ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ที่ดีกว่า ในรูปที่ 5.10 เป็นตัวอย่างอินพุตแพทเทิร์นของตัวเลขไทยบางส่วน ที่สามารถจดจำด้วยนีโอคอคนิตรอนได้ถูกต้อง ส่วนรูปที่ 5.11 เป็นตัวอย่างอินพุตแพทเทิร์นของตัวเลขไทยบางส่วน ที่ให้ผลการจดจำด้วยนีโอคอคนิตรอนไม่ถูกต้อง

รูปที่ 5.10 แสดงตัวอย่างอินพุตแพทเทิร์นที่นี้โอคอคนิตรอนสามารถจดจำถูกต้อง



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

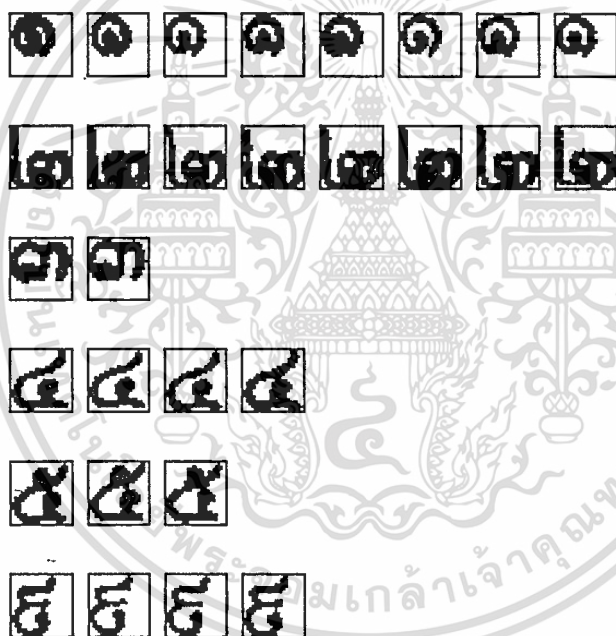
รูปที่ 5.11 แสดงตัวอย่างอินพุตแพทเทิร์นที่นิโอกอนนิตรอนจดจำไม่ถูกต้อง



เมื่อได้ทำการทดลองจดจำตัวเลขไทยตัวพิมพ์ โดยนำข้อมูลตัวเลขไทยตัวพิมพ์ ซึ่งเป็นข้อมูลชุดที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ของงานวิจัยเรื่องการจดจำภาษาไทยตัวพิมพ์ด้วยนิเวรอลเน็ตเวิร์คโมเดลอื่น ^{[6] [17]} ที่ได้มีการรายงานออกมาแล้ว โดยชุดข้อมูลชุดนี้ได้มาจากการสแกนตัวอักษรตัวพิมพ์เลขไทยในแบบตัวอักษร (font) อังศนาบุญพิชี ขนาด 12 จุดค่อนิ้ว ความละเอียดของการสแกนเท่ากับ 300 จะได้ตัวพิมพ์ของตัวเลขไทยตัวเลขละ 20 รูปแบบ รวม 200 ตัวอักษรเป็นอินพุตแพทเทิร์นที่นำเข้ามาทดสอบการจดจำด้วยนิโอกอนนิตรอนโดยใช้ค่าถ่วงจากชุดข้อมูลการเรียนรู้ชุดเดิมพบว่าได้ผลโดยรวมแล้วจดจำถูกต้อง 52 ตัวอักษร คิดเป็นเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเท่ากับ 26 % เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยมนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองจะพบว่า มีเพียงเลข ๑ และเลข ๒ ที่สามารถจดจำได้ถูกต้องเกิน 90 % ในอักษรตัวพิมพ์ชุดนี้ที่เข้ามาทดสอบ ส่วนตัวเลขอื่นนอกนั้นจดจำได้ถูกต้องน้อยมาก ปัญหาของการนำตัวพิมพ์มาทดสอบจะเหมือนกับปัญหาของลายมือเขียนตัวหนาที่ได้กล่าวไปแล้ว ดังจะได้แสดงยกตัวอย่างตัวพิมพ์ที่นำมาทดสอบ และเมื่อผ่านการแปลงให้อยู่ในรูปที่จะใช้ในการจดจำด้วย นีโอคอกนิตรอน แล้วจะเป็นเหมือนลักษณะของตัวหนา ดังในรูปที่ 5.12 และได้แสดงตัวอย่างตัวพิมพ์เลขไทยที่ทดสอบได้ถูกต้องไว้ในรูปที่ 5.13

รูปที่ 5.13 แสดงตัวอย่างอินพุตแพทเทิร์นตัวพิมพ์เลขไทยแบบตัวอักษรอังกฤษพีซีซี 12 จุดต่อนิ้ว ที่สามารถจดจำได้ถูกต้อง



ส่วนตัวพิมพ์เลข ๐, ๖, ๗ และ ๘ ไม่มีตัวใดที่สามารถจดจำได้ถูกต้องเลย

5.4.3 จำนวนเซลล์ที่ใช้ทั้งเน็ตเวิร์ค การจดจำตัวอักษรด้วยนีโอคอกนิตรอน ใช้เน็ตเวิร์คขนาดใหญ่พอสมควร โดยจะได้แสดงเปรียบเทียบขนาดของการใช้เซลล์ทั้งเน็ตเวิร์คในการจดจำตัวเลขอารบิก และตัวเลขไทย ในตารางที่ 5.3 พบว่าในการจดจำลายมือเขียนตัวเลขไทยนั้นใช้ขนาดของ เพลน และจำนวนเพลนมากกว่าเพราะพีเจอร์ของเลขไทยนั้นซับซ้อนกว่าพีเจอร์ของเลขอารบิก ทำให้จำนวนเซลล์ทั้งเน็ตเวิร์คมากตามไปด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.3 แสดงเปรียบเทียบจำนวนเซลล์ทั้งเน็ตเวิร์คของการจดจำเลขอารบิก และเลขไทย

โดยจำนวนของเซลล์ในเลขเออร์ U_{SI} จะรวมเซลล์ของ U_{VI} เข้าไปด้วย

เลขเออร์ที่	การจดจำเลขอารบิก 0 - 9			การจดจำเลขไทย ๐ - ๙		
	จำนวน เซลล์เพลน	ขนาด เซลล์เพลน	จำนวนของ เซลล์	จำนวน เซลล์เพลน	ขนาด เซลล์เพลน	จำนวนของ เซลล์
U_{C0}	1	19 x 19	361	1	23 x 23	529
U_{S1}	12	19 x 19	4693	12	23 x 23	6877
U_{C1}	8	21 x 21	3528	8	25 x 25	5000
U_{S2}	38	21 x 21	17199	47	25 x 25	29375
U_{C2}	19	13 x 13	3211	30	15 x 15	6750
U_{S3}	35	13 x 13	6084	40	15 x 15	9000
U_{C3}	23	7 x 7	1127	38	7 x 7	1862
U_{S4}	11	3 x 3	108	13	3 x 3	126
U_{C4}	10	1 x 1	10	10	1 x 1	10
รวม	-		36321	-		59529

5.4.4 เวลาที่ใช้ในการจดจำและการเรียนรู้ เวลาในการเรียนรู้และการจดจำตัวอักษรของ นีโอคอค นิตรอน ขึ้นอยู่กับจำนวนเทรนนิ่งแพทเทิร์นในชุดข้อมูลการเรียนรู้ ที่จะทำการสอนให้ เน็ตเวิร์คเพราะจำนวนเซลล์จะเพิ่มขึ้นตามจำนวนเพลนที่รับผิดชอบแต่ละพีเจอร์ ดังนั้นการคัดเลือก ชุดข้อมูลในการเรียนรู้จึงมีความสำคัญต่อผลของการจดจำตัวอักษร และเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้และ การจดจำตัวอักษรของนีโอคอคนิตรอนเป็นอย่างมาก

ส่วนเวลาที่ใช้ในการทดลองนี้ สำหรับชุดข้อมูลการเรียนรู้ และขนาดของเน็ตเวิร์คสำหรับการ จดจำลายมือเขียนตัวเลขไทย ดังที่ได้แสดงไปแล้วนั้น แสดงไว้ในตารางที่ 5.4 ซึ่งเป็นค่าโดย ประมาณสำหรับการทดลองด้วยเครื่องพีซี ใช้ซีพียูเพนเทียมความเร็ว 133 เมกกะเฮิรซ หน่วยความ จำขนาด 32 เมกกะไบต์ เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้จนครบทั้งเน็ตเวิร์คสำหรับชุดข้อมูลการเรียนรู้ใน บทที่ 4 ทั้งหมดทุกเลขเออร์ โดยประมาณใช้เวลา 40 นาที แต่เวลาที่ใช้ในการแยกแยะแต่ละตัวเลข ไทยจะใช้เวลาประมาณตัวอักษรละ 20 วินาที ส่วนในตารางที่ 5.5 แสดงเวลาที่ใช้ทดลองด้วย เครื่องพีซีใช้ซีพียู เพนเทียม II ความเร็ว 233 เมกกะเฮิรซ หน่วยความจำ 64 เมกกะไบต์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.4 แสดงเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้และการจดจำด้วยเครื่องเพนเทียมความเร็ว 133 เมกกะ-
เฮิรซ์ หน่วยความจำ 32 เมกกะไบต์ (Windows 95)

รายละเอียด	เวลาที่ใช้ (วินาที)
เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ของเลขอร์ที่ 1	0.04
เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ของเลขอร์ที่ 2	38
เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ของเลขอร์ที่ 3	620
เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ของเลขอร์ที่ 4	220
รวมเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้	878
เวลาที่ใช้ในการจดจำ 1 ตัวอักษร	9

ตารางที่ 5.5 แสดงเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้และการจดจำด้วยเครื่องเพนเทียม II ความเร็ว 233
เมกกะเฮิรซ์ หน่วยความจำ 64 เมกกะไบต์ (Windows NT)

รายละเอียด	เวลาที่ใช้ (วินาที)
เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ของเลขอร์ที่ 1	0.012
เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ของเลขอร์ที่ 2	7
เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ของเลขอร์ที่ 3	156
เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ของเลขอร์ที่ 4	46
รวมเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้	209
เวลาที่ใช้ในการจดจำ 1 ตัวอักษร	1.8

บทที่ 6

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

6.1 บทสรุป

ในการทดลองใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ค โมเดล “นีโอคอคโคนิตรอน” ในการจดจำลายมือเขียนภาษาไทย โดยการเรียนรู้ของนิวรอลเน็ตเวิร์คจะใช้การเรียนรู้จากพีเจอร์ของแต่ละตัวอักษร และแบ่งลำดับความซับซ้อนของพีเจอร์ที่เรียนรู้ตามเลเยอร์ที่สูงขึ้นของเน็ตเวิร์ค ส่วนการจดจำตัวอักษรนั้นจะใช้วิธีการแยกแยะพีเจอร์ในเลเยอร์ของ S-cell ที่จะทำหน้าที่ในการแยกแยะพีเจอร์เดียวกันในเพลนแต่อยู่ในตำแหน่งต่างกัน และการรวมพีเจอร์ในเลเยอร์ของ C-cell หรือการทำเบลอร์ เพื่อเป็นการยอมให้พีเจอร์มีการเลื่อนตำแหน่งได้บ้าง สลับกันไปจนถึงเลเยอร์สุดท้าย

- วิธีการเรียนรู้ที่ใช้ในการทดลองนี้เป็นแบบซูปเปอร์ไวส์เลิร์นนิง โดยกำหนดว่าเพลนใดจะรับการสอนจากเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่เป็นพีเจอร์ใด และกำหนดให้มีซิดเซล เป็นเรพพรีเซนเททีฟเซลของเพลนนั้นเพื่อทำการเรียนรู้ให้ได้ค่าถ่วงประจำเพลน ทุกๆเซล ในเพลนจะใช้ค่าถ่วงเดียวกันนี้ในการแยกแยะพีเจอร์เดียวกันต่อไป การได้รับค่าถ่วงในการเรียนรู้ของนีโอคอคโคนิตรอนเหมือนเป็นการกำหนดน้ำหนักให้กับพีเจอร์ในแต่ละเลเยอร์ที่จะเชื่อมต่อไปสู่พีเจอร์อื่นที่ซับซ้อนกว่า เป็นการกำหนดว่าตัวอักษรตัวใดควรจะมีพีเจอร์ใดปรากฏอยู่บ้าง

การจดจำตัวอักษรของนีโอคอคโคนิตรอนจะสามารถจดจำตัวอักษรที่มีการเขียนผิดรูปไปจากตัวอักษรต้นแบบที่ใช้สอนในการเรียนรู้ได้ค่อนข้างมาก ประสิทธิภาพในการจดจำลายมือเขียนที่ผิดรูปได้มากน้อยหรือไม่ ขึ้นอยู่กับชุดข้อมูลในการเรียนรู้ที่ได้คัดเลือกขึ้นมาจากพีเจอร์ของตัวอักษรแต่ละกลุ่มที่ทดลอง ในการทดลองกับเลขไทย เมื่อเปรียบเทียบกับการทดลองจดจำเลขอารบิก^[4] พบว่าการกำหนดโครงสร้างของทั้งเน็ตเวิร์คในการจดจำเลขไทย จะต้องลองรับรูปแบบของตัวอักษรที่พีเจอร์ซับซ้อนกว่าในการจดจำเลขอารบิก ทั้งในเรื่องของขนาดของเพลน ขนาดของตัวแปรเชื่อมต่อ หรือขนาดอาเรย์ของค่าถ่วง จำนวนเพลนในแต่ละเลเยอร์ ที่ขึ้นอยู่กับจำนวนพีเจอร์ที่ต้องการแยกแยะในเลเยอร์นั้น ดังนั้นในการจดจำลายมือเขียนตัวเลขไทยจึงใช้โครงสร้างนีโอคอคโคนิตรอนที่ใหญ่กว่ามาก ความเร็วในการประมวลผลจึงมากตามจำนวนเซลในเน็ตเวิร์คด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วนเรื่องของการคัดเลือกชุดข้อมูลในการเรียนรู้ตัวเลขไทย จะยากมากกว่าจากที่พีเจอร์ ชับช้อนมากกว่า การคัดเลือกชุดข้อมูลในการเรียนรู้ไม่มีหลักการแน่ชัด เพียงแต่เป็นแนวทางที่ควรจะใช้เพื่อให้การทำงานของโมเดลได้ผลตามต้องการเท่านั้น และเกิดจากที่พบในการทดลองแล้วเปรียบเทียบผลเป็นส่วนใหญ่ การที่จะให้ได้ชุดข้อมูลการเรียนรู้ที่เหมาะสมที่สุด ต้องทดลองเรียนรู้และจดจำตัวอักษรจากชุดข้อมูลที่คัดเลือกขึ้นมา เพื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ว่าได้ผลดีกว่าหรือไม่ แต่ในการทดลองจะพบว่าการเพิ่มพีเจอร์ใหม่ๆ หรือการปรับปรุงเทรนนิ่งแพทเทิร์นแต่ละพีเจอร์นั้น จะมีผลกระทบกับตัวอักษรที่ทดสอบไปแล้ว โดยอาจจะทำให้ตัวอักษรที่เคยจดจำถูกอาจจะจดจำผิดได้ เพราะการทำงานของนีโอคอนิตรอนจะใช้วิธีการเปรียบเทียบความเหมือนของพีเจอร์ ซึ่งอาจจะมีตัวอักษรบางตัวใช้พีเจอร์ที่คล้ายกับของตัวอักษรตัวอื่น เมื่อทำการปรับเทรนนิ่งแพทเทิร์นใหม่ อาจจะทำให้การจดจำตัวอักษรตัวเดิม ถูกกำหนดเส้นทางของพีเจอร์ใหม่ให้ผลการจดจำออกมาเป็นตัวอักษรตัวอื่นซึ่งผิดไปได้

จากการทดลองพบว่านีโอคอนิตรอนมีจุดเด่นที่น่าสนใจดังนี้

1. การจดจำรูปแบบจะไม่ขึ้นกับขนาด และตำแหน่งของรูปแบบทำให้นีโอคอนิตรอนมีความเหมาะสมที่จะเป็นโมเดลในการจดจำลายมือเขียน หรือการจดจำรูปแบบเสมือนจริงอย่างอื่น
2. การจดจำรูปแบบที่มีสัญญาณรบกวน หรือตัวอักษรตัวหนา ไม่จำเป็นต้องมีการขจัดสัญญาณรบกวน หรือทำให้เป็นตัวปกติ ก่อนส่งเข้าไปทดสอบกับโมเดล โดยกลไกในกระบวนการแยกแยะพีเจอร์ของโมเดลจะไม่สนใจค่าของเซลล์ที่อยู่ในตำแหน่งที่ไม่มีความเกี่ยวข้องกับพีเจอร์ใดๆ ทำให้สัญญาณรบกวนนั้นไม่มีผลต่อการจดจำตัวอักษร ส่วนในกรณีของตัวหนา เป็นการเพิ่มขนาดของพีเจอร์เดิม ทำให้การตรวจพบพีเจอร์นั้นๆ มีในหลายๆ ตำแหน่งขนานกัน แต่ต้องไม่มีความหนาจนทำให้พีเจอร์ถูกเบลอร์มาซ้อนทับกัน แล้วจะไม่มีผลต่อการจดจำรูปแบบนั้น
3. เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้จะใช้เวลาไม่นาน เนื่องจากเป็นซูเปอร์ไวส์เลิร์นนิง ด้วยการกำหนดพีเจอร์ให้แต่ละเพลน และเลือกว่าจะให้เซลล์ใดเป็นเรพรีเซนเททีฟ โดยการเรียนรู้ของเซลล์ที่เป็นเรพรีเซนเททีฟจะทำการเรียนรู้เพียงครั้งเดียว แล้วจดจำค่าที่ได้เพื่อใช้เป็นค่าถ่วงประจำเพลนนั้นๆ เพื่อใช้ในการแยกแยะพีเจอร์ของเพลนต่อไป

และเนื่องจากแต่ละเพลนของ S-cell จะรับผิดชอบการแยกแยะพีเจอร์เดียวกัน ด้วยการเลือกขีดเซลล์มาเป็นเรพรีเซนเททีฟเพื่อรับการเทรนเพียงเซลล์เดียว หลังจากนั้นเซลล์อื่นๆ ในเพลนจะใช้ค่าถ่วงเดียวกันที่ได้นี้ในการเชื่อมต่อ ทำให้ลดเวลาการคำนวณในการหาค่าน้ำหนักให้ทุกเซลล์ในเพลน

4. โมเดลมีคุณสมบัติของความเป็นเจนเนอเรตไลเซชัน ทำให้ไม่ต้องเทรนพีเจอร์ททั้งหมดที่สามารถจะมีได้ในการเขียนตัวเลขไทยทุกๆ พีเจอร์ เพียงแต่ต้องเลือกพีเจอร์ที่เหมาะสมขึ้นมาให้ครอบคลุมเท่านั้น

ส่วนปัญหาที่เป็นข้อเสียของนีโอคอคโคนิตรอนพบว่า

1. การคัดเลือกชุดข้อมูลในการเรียนรู้ ไม่มีหลักการที่แน่ชัดว่าควรจะคัดเลือกขึ้นมาอย่างไร การกำหนดว่าพีเจอร์ใดเป็น โลกคอลพีเจอร์ หรือ โกลบอลพีเจอร์ ใช้การตัดสินใจของผู้ทดลองเท่านั้น

2. การคัดเลือกพีเจอร์มาเป็นชุดข้อมูลในการเรียนรู้ ทำได้ยาก ต้องใช้วิธีการสังเกตความแตกต่างจากตัวอักษรในชุดที่ทดสอบ หาส่วนของตัวอักษรที่ทำให้ตัวอักษรนั้นแตกต่างไปจากตัวอักษรอื่น หรือแบบของการเขียนตัวอักษรแต่ละตัวจะเขียนออกมาได้เป็นแบบใดบ้าง แล้วพีเจอร์แต่ละตัวจะเปลี่ยนไปตามแบบหรือไม่

3. การสรุปว่าชุดข้อมูลในการเรียนรู้เหมาะสมหรือไม่ ต้องใช้ผลจากการทดลองเปรียบเทียบทำให้การคัดเลือกให้ได้ชุดข้อมูลที่เหมาะสมกว่าเดิมนั้น ทำได้ยาก ถ้าคัดเลือกมาอย่างไม่ถูกต้อง จะให้ผลการจดจำของนีโอคอคโคนิตรอนไม่ดี เนื่องจากประสิทธิภาพในการจดจำของนีโอคอคโคนิตรอนขึ้นอยู่กับพีเจอร์ที่ทำการสอนให้เรียนรู้เป็นอย่างมาก

4. การปรับให้ได้ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ที่ดีกว่าเดิม ทำได้ยากมาก เพราะพีเจอร์ในแต่ละเลเยอร์มีความสัมพันธ์กันกับพีเจอร์อื่นด้วย หรือกับพีเจอร์ในเลเยอร์ที่สูงกว่า ด้วยเหตุนี้ เมื่อทำการปรับพีเจอร์ใด ของตัวอักษรบางตัว ต้องคำนึงถึงผลกระทบต่อพีเจอร์อื่น แล้วอาจทำให้ผลการทดสอบตัวอักษรที่มีพีเจอร์นั้นเกี่ยวข้องกันอยู่เปลี่ยนไปจากเดิมได้

5. การออกแบบโครงสร้างข้อมูลของนีโอคอคโคนิตรอน ยังมีผลกับประสิทธิภาพในการแยกแยะตัวอักษรเป็นอย่างมาก เพราะแต่ละเซลล์ในแต่ละเพลนจะทำหน้าที่เก็บข้อมูลของตัวอักษรที่เข้ามาทดสอบ เพื่อเป็นข้อมูลอินพุตสำหรับเลเยอร์ต่อไป แต่ถ้าการออกแบบโครงสร้างข้อมูลในการเชื่อมต่อ ซึ่งจะมีการรับข้อมูลจากเซลล์รอบๆ ในกลุ่มรีเซพทีฟเซลล์ด้วยนั้น ไม่ดี เช่น ให้การเลื่อนอารีย์ของค่าถ่วงที่ใช้ตรวจสอบพีเจอร์ไปบนทุกๆ เซลล์ในเพลนนั้น มีการวางข้ามเซลล์ไปที่ละ 2 เซลล์ ไม่ใช่เลื่อนทีละเซลล์ ตั้งแต่ในเลเยอร์ระดับต้นๆ แล้ว จะทำให้ข้อมูลในเซลล์ที่ถูกข้ามไปนั้น ไม่ถูกนำมาประมวลผลต่อ ทำให้ข้อมูลของตัวอักษรบางส่วนที่ใช้ในการแยกแยะพีเจอร์ของตัวอักษรนั้นไม่ครบ แล้วผลการจดจำอาจจะผิดได้

6. เวลาในการจดจำช้า ขึ้นอยู่กับจำนวนเซลล์ในเพลน และจำนวนเพลนในเลเยอร์ ที่มาจากการออกแบบตามความซับซ้อนของพีเจอร์ในตัวอักษร และพีเจอร์ที่ใช้ในการเรียนรู้ของตัวอักษรนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อักษร โดยแต่ละเพลนทำหน้าที่ในการแยกแยะพีเจอร์แต่ละพีเจอร์เลย ดังนั้น การประมวลผลในแต่ละกระบวนการจึงมากตามความซับซ้อนของพีเจอร์ด้วย ทำให้เวลาในการประมวลผลของโมเดลนี้ค่อนข้างช้า

6.2 แนวทางการพัฒนาในอนาคต

จุดประสงค์ของงานวิจัยนี้เพื่อเรียนรู้การทำงานของโมเดลนี้ ไอคอคนิตรอนว่ามีความเหมาะสมกับงานในด้านการจดจำรูปแบบเสมือนจริง (Visual pattern recognition) โดยเฉพาะกับลายมือเขียนภาษาไทย ที่ได้ทดลองเฉพาะตัวเลขไทยไปแล้ว พบว่าโมเดลนี้มีความเหมาะสมกับการพัฒนาให้เป็น โมเดลในการจดจำลายมือเขียน ซึ่งรูปแบบที่เข้ามาทดสอบมีได้หลากหลายแตกต่างกันไป จากชุดข้อมูลในการเรียนรู้มาก ดังนั้นในการพัฒนาสำหรับตัวอักษรไทยอื่นๆ สามารถทำได้เพียงแต่ต้องเพิ่มจำนวนเพลนเพื่อรองรับพีเจอร์ที่ต้องมีการแยกแยะเพิ่มขึ้นอีกมาก แต่ยังคงติดปัญหาที่เรื่องการใช้ทรัพยากรในเครื่องคอมพิวเตอร์และระยะเวลาที่ใช้ในการประมวลผลเฉพาะในขั้นตอนการจดจำ ส่วนในขั้นตอนการเรียนรู้ ถือว่ายอมรับได้ หากว่าต้องการทดลองกับตัวอักษรพยัญชนะไทยซึ่งพีเจอร์มีความซับซ้อนและมีความใกล้เคียงกันในบางตัวอักษร ต้องใช้ฮาร์ดแวร์ที่มีประสิทธิภาพในการคำนวณผลที่ดี เข้ามาช่วย จะสามารถทดลองในการปรับชุดข้อมูลการเรียนรู้ซึ่งต้องทำเป็นจำนวนหลายครั้งด้วยกัน เพื่อเปรียบเทียบผล ให้ได้เร็วขึ้น และให้ผลในระยะเวลาที่ใช้ในการจดจำแต่ละตัวอักษรเร็วกว่านี้

นี่ ไอคอคนิตรอนไม่ได้เหมาะสมเฉพาะแต่การจดจำลายมือเขียนเท่านั้น ยังสามารถออกแบบให้จดจำรูปแบบอื่นๆ เช่นหน้าคน หรือรูปแบบวัตถุ จากที่ได้มีรายงานการทดลองมาแล้ว^[5] แต่ถ้ารูปแบบที่ทดสอบมีความซับซ้อนมาก ขนาดของเน็ตเวิร์คจะใหญ่มากตามไปด้วย

บรรณานุกรม

1. Freeman, James A. Freeman and David M Skapura. Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques. Massachusetts : Addison-Wesley, 1991.
2. Robert Hecht-Nielsen. Neurocomputing. Massachusetts : Addison-Wesley, 1990.
3. Fukushima, Kunihiko , Sei Miyake, and Takayuki Ito. "Neocognitron : A Neural Network Model for a Mechanism of Visual Pattern Recognition." IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics, vol. SMC-13 no. 5 (1983) pp. 826-834.
4. Fukushima, Kunihiko. "Neocognitron: A Hierarchical Neural Network Capable of Visual Pattern Recognition." Neural Networks, vol. 1 no. 2 (1988) pp. 119-130.
5. Menon, Murali M and Karl G. Heinemann. "Classification of Patterns Using a Self-Organizing Neural Network." Neural networks, vol. 1 (1988) pp. 201-215.
6. Fukushima, Kunihiko. "Analysis of the Process of Visual Pattern Recognition by the Neocognitron." Neural Networks, vol. 2 no. 6 (1989) pp. 413-420.
7. Fukushima, Kunihiko and Nobuaki Wake. "Handwritten Alphanumeric Character Recognition by the Neocognitron." IEEE Transaction on Neural Networks, vol. 2 no. 3 (1991) pp. 355-365.
8. Kim, Eun Jin and Yillbyung Lee. "Handwritten Hangul Recognition Using a Modified Neocognitron." Neural Networks, Vol. 4 (1991) pp. 743-750.
9. Fausett, Laurene. Fundamentals of Neural Networks Architectures, Algorithm, and Applications. New Jersey : Prentice Hall International Inc, 1994.
10. Hiranvanichakorn, Pipat, Takeshi Agui and Masayuki Nakajima. "A Recognition Method of Handprinted Thai Characters by Local Features." The Transactions of the IECE of Japan, vol. E 68 no. 2 (1985) pp. 83-90.
11. Hiranvanichakorn, Pipat, Takeshi Agui and Masayuki Nakajima. "An On-line Recognition Method of Thai Characters." The Transactions of the IECE of Japan, vol. E 68 no. 9 (1985) pp. 594-601.

บรรณานุกรม (ต่อ)

12. ชม กิมปาน, “การรู้จำรูปแบบอักษรพิมพ์ภาษาไทยของคอมพิวเตอร์.” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตร์ดุสิตบัณฑิต บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2529.
13. ประสาร ตั้งติสานนท์, “การจดจำรูปแบบตัวอักษรคัดลายมือภาษาไทย โดยใช้วิธีแยกลักษณะเด่น.” วิทยานิพนธ์ วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2529.
14. สุรพันธ์ เอื้อไพบูลย์, “การจดจำอักษรลายมือเขียนภาษาไทยโดยการพิจารณาหัวตัวอักษร.” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2531.
15. สุรสิทธิ์ ราตรี, “การรู้จำอักษรตัวพิมพ์ภาษาไทยโดยวิธีค้นหาลักษณะโครงสร้างลายเส้น.” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2532.
16. อภิรักษ์ จิรายุสกุล, “การวิเคราะห์ตัวพิมพ์อักษรภาษาไทยโดยใช้ CPN.” วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2539.
17. อัญชลี วานิชทวีวัฒน์, “การจดจำอักษรภาษาไทยตัวพิมพ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบเซลล์พอร์แกนไนซิงแมปซึ่.” วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2540.

ภาคผนวก ก.

บทความวิชาการ



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การจดจำลายมือเขียนตัวเลขไทยด้วยนีโอคอกนิตรอน

Thai numeric hand-written character recognition by the Neocognitron

จิตรลดา ผลนิมิตร และ บุญวีร์ เกรือคราฐ*

สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์

*ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ถนนฉลองกรุง ลาดกระบัง กรุงเทพฯ 10520

โทร (02) 326-9988, 326-9986 E-mail : chitrlad@asiaaccess.net.th

บทคัดย่อ

นิเวรอลเน็ตเวิร์คโมเดล "นีโอคอกนิตรอน" เป็นโมเดลที่ออกแบบมาเพื่อให้มีความสามารถในการจดจำรูปแบบได้โดยไม่ขึ้นกับการแปรรูปร่างของรูปแบบ. นีโอคอกนิตรอนมีโครงสร้างเน็ตเวิร์คแบบเป็นลำดับชั้นและประกอบด้วยหลายเลเยอร์ เมื่อผ่านการเรียนรู้แล้ว การจดจำรูปแบบจะขึ้นอยู่กับความเหมือนของรูปร่าง แต่ไม่ขึ้นอยู่กับการบิดรูปขนาด หรือตำแหน่งของรูปแบบ ความสามารถที่จะจดจำรูปแบบได้ถูกมองมากขึ้นนั้นขึ้นอยู่กับการเลือกชุดข้อมูลในการเรียนรู้ ในการวิจัยจะให้นีโอคอกนิตรอนเรียนรู้ลายมือเขียนตัวเลขไทย 10 ตัว ชุดข้อมูลในการเรียนรู้นี้เลเยอร์ระดับล่างจะเป็นโกลบอลพีเจอร์ แล้วรวมไปสู่โกลบอลพีเจอร์ที่ซับซ้อนขึ้นในชุดข้อมูลการเรียนรู้ของเลเยอร์ระดับที่สูงกว่า การวิจัยนี้จะเน้นในการศึกษาการคัดเลือกชุดข้อมูลในการเรียนรู้เพื่อการจดจำตัวอักษรที่การบิดรูป และศึกษาความเป็นไปได้ที่ใช้นีโอคอกนิตรอนในโปรแกรมจดจำลายมือเขียนภาษาไทย จากการทดลองเบื้องต้นเน็ตเวิร์คสามารถจดจำลายมือเขียนตัวเลขไทยจำนวน 1016 ตัว ได้ถูกต้องประมาณ 84.2 %

Abstract

A neural network model, called the "neocognitron" is designed for a capable of deformation-invariant visual pattern recognition. The neocognitron is a hierarchical multi-layered network. After learning, pattern recognition is performed on the basis of similarity in shape between patterns, but without being affected by deformation, changes in size or shifts in position of the input pattern. The ability to correctly recognize deformed pattern depends on the choice of training pattern set. This research will train the neocognitron to recognize 10 Thai numeric handwritten character. A supervised learning is used to train the system. Local features are the training pattern of the lower layer and there are integrated into more complicated global features that are the training pattern of the higher layer. This research emphasizes the study of selecting training patterns to recognize

deform character and the feasibility of using neocognitron as a model for Thai-handwritten character recognition. According to the experiment using initial input of Thai numeric hand-written 1016 characters, network can correctly recognize about 84.2 percentage.

1. บทนำ

นีโอคอกนิตรอนเป็นนิเวรอลเน็ตเวิร์คโมเดลที่วิจัยมาให้ความสามารถในการในเรื่องของ visual pattern recognition ตัวอักษรที่นำเข้ามาทดสอบการจดจำจะมีขนาดเท่าใดก็ได้ภายในกรอบอ้างอิง และตำแหน่งอยู่ในกรอบอ้างอิงที่ใดก็ได้ รวมทั้งการเปลี่ยนแปรรูปร่างตัวอักษรมิได้มากขึ้น และยังไม่ต้องเปลี่ยนให้เป็นตัวปกติ (thining) ก่อนสำหรับตัวอักษรแบบตัวหนา หรือการแยกตัวอักษรที่มีสัญลักษณ์รบกวนอยู่ด้วยก็ไม่ต้องขจัดสัญลักษณ์รบกวนออกก่อน

โดยเริ่มแรกจากที่มีการพัฒนาโมเดลนีโอคอกนิตรอน ได้ทดสอบการจดจำกับลายมือเขียนเลขอารบิก [3-4] และต่อมาได้มีการทดสอบกับลายมือเขียนตัวอักษรภาษาอังกฤษตัวใหญ่ร่วมกับตัวเลขอารบิก [7] จนกระทั่งมีการนำไปทดสอบกับตัวอักษรภาษาจีน และทดสอบกับลายมือเขียนภาษาเกาหลี [8]. ซึ่งผลการทดสอบเบื้องต้นในภาษาเกาหลีนั้นได้ผลการทดสอบที่ถูกต้อง 79 % ในงานวิจัยนี้จึงได้ทำการทดสอบการเรียนรู้และการจดจำกับลายมือเขียนตัวเลขไทย

เนื่องจากโมเดลนี้มีความเป็น generalization ไม่จำเป็นต้องให้เน็ตเวิร์คเรียนรู้พีเจอร์ที่เปลี่ยนแปลงไปทั้งหมดของตัวอักษร สามารถเลือกพีเจอร์ที่เด่นๆ ให้ครอบคลุมในการเรียนรู้ก็พอ การคัดเลือกพีเจอร์เพื่อให้ได้เป็นชุดข้อมูลในการเรียนรู้ที่ดีนั้น มีความสำคัญกับเน็ตเวิร์คมาก ถ้าพีเจอร์มีจำนวนมากเวลาในการประมวลผลจะมากตามไปด้วย

2. ทฤษฎี

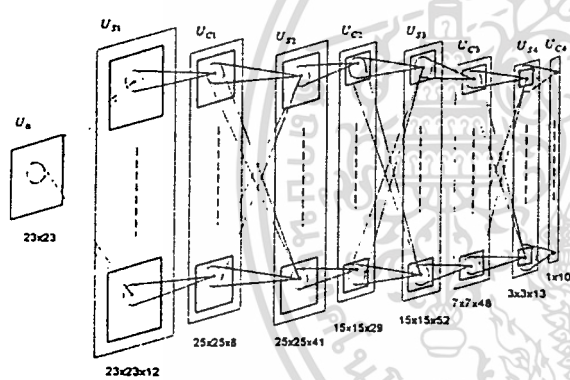
2.1 หลักการเบื้องต้นของนีโอคอกนิตรอน

นีโอคอกนิตรอนเป็นโมเดลที่สังเคราะห์ขึ้นมาตามการทำงานของเซลล์สมองในเรื่องของ visual information-processing โดย Prof. Kunihiko Fukushima เมื่อปี ค.ศ. 1980 เลียนแบบการมองเห็นของชิบริม

ซึ่งเซลล์มองส่วนต้นรับคิดชอบการแยกโลกคอลลีเจอร์ซึ่งเป็นพีเจอร์พื้นฐานของรูปแบบ ตัวอย่างโลกคอลลีเจอร์เช่น เส้นตรงที่วางตัวต่างๆกัน เซลล์มองส่วนที่สูงกว่าจะแยกคัดเลือกรูปเฉพาะขึ้นไปเรียกว่า โกลบอลพีเจอร์ เช่น วงกลม รูปเหลี่ยม หรือหน้าคน กล่าวได้ว่าในระบบการมองเห็นเป็น hierarchical structure ซึ่งจะแยกพีเจอร์พื้นฐานออกมาก่อน แล้วรวมเป็นพีเจอร์ที่ซับซ้อนขึ้น จากกลไกดังกล่าวจึงเกิดเป็นโครงสร้างของนีโอคอคณิตรอนแบบ hierarchical multilayered network [1]

2.2 โครงสร้างของนีโอคอคณิตรอน

ในแต่ละเลเยอร์จะประกอบด้วยเซลล์ที่มีค่าบวก การเชื่อมต่อระหว่างเซลล์เป็นแบบฟอร์เวิร์ดคอนเนกชัน (forward connection) ในเลเยอร์แรกสุดของเน็ตเวิร์คคือ อินพุตเลเยอร์ U_0 ต่อไปประกอบด้วย 2 เลเยอร์ คือ เลเยอร์ของ S-cells ซึ่งเรียกว่า U_{S1} ตามด้วยเลเยอร์ของ C-cells ซึ่งเรียกว่า U_{C1} (เลเยอร์ ที่ 1) และเรียงสลับกันระหว่าง U_{S1} และ U_{C1} เช่นนี้ โดยที่ในแต่ละเลเยอร์จะแบ่งเป็นอาร์เรย์ของเซลล์เรียกว่า เซลล์เพลน (cell-plane) หรือเพลน (plane) และในแต่ละเลเยอร์ U_S จะมีอีกหนึ่งเพลนของ inhibitory cells (หรือ V-cells) เรียกว่า U_V

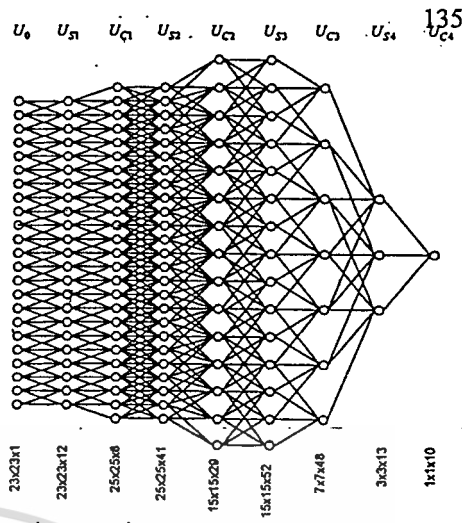


รูปที่ 1 โครงสร้างแบบ Hierarchical network ของนีโอคอคณิตรอน

ในรูปที่ 1 นั้นรูปสี่เหลี่ยมเส้นทึบแสดงถึง S-plane หรือ C-plane ส่วนสี่เหลี่ยมแนวตั้งที่วาดด้วยเส้นบางแสดงถึง S-layer ของ S-plane หรือ C-layer ของ C-plane ตัวเลขด้านล่างแสดงขนาดของเพลน (กว้าง x ยาว) และ จำนวนเพลนในเลเยอร์นั้นๆ

การออกแบบขนาดของเพลนต้องให้เหมาะสมกับของตัวอักษรที่จะทำการจดจำ ในงานวิจัยนี้เลือกขนาดของเพลนเป็น 23x23 สำหรับตัวเลขไทย และการออกแบบจำนวนเลเยอร์จะมากขึ้นถ้ารูปแบบมีความซับซ้อนมาก ส่วนจำนวนเพลนขึ้นอยู่กับจำนวนพีเจอร์ที่ต้องการให้แยกแยะในแต่ละเลเยอร์ โดยทุกเซลล์ในเพลนจะรับคิดชอบพีเจอร์เดียวกัน

จำนวนเซลล์ในเพลนจะให้มีจำนวนน้อยลงของเลเยอร์ที่สูงขึ้น เพราะเซลล์ในเลเยอร์ที่สูงกว่าจะรับข้อมูลจากกลุ่มของรีเซปทีฟเซลล์ (receptive cells) ในเลเยอร์ก่อนหน้านั้น ซึ่งเปรียบได้กับมุมมองเห็นของคามนุษย์ แล้วขนาดของกลุ่มเซลล์นี้จะใหญ่ขึ้นเมื่อเลเยอร์สูงขึ้นจนในเลเยอร์สูงที่สุด จะมีเพียง C-cell เซลล์เดียวสำหรับแสดงผลลัพธ์สุดท้ายแทนแต่ละรูปแบบที่ต้องการแยกแยะ ดังในรูปที่ 2

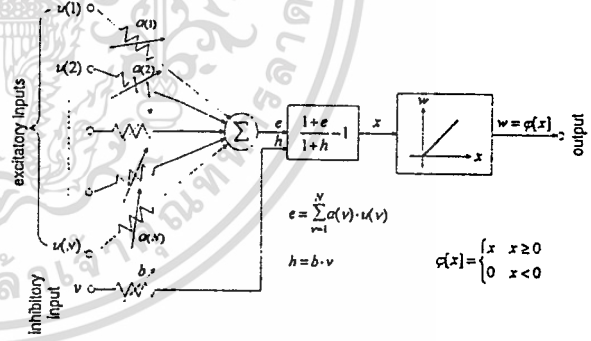


รูปที่ 2 การเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ของหนึ่งเพลนในแต่ละเลเยอร์ที่ออกแบบมาสำหรับการจดจำตัวเลขไทย

2.3 หลักการในการจดจำรูปแบบของนีโอคอคณิตรอน

2.3.1 หลักการทำงานของ S-cells

S-cells ทำหน้าที่ในการแยกแยะพีเจอร์ (feature-extracting) หลังจากผ่านการเรียนรู้แล้ว ค่าของตัวแปรหรือค่าน้ำหนัก (weight) ของ S-cells จะถูกนำไปใช้แยกแยะพีเจอร์ในอินพุตร่วมกับค่าของ V-cell โดย S-cells จะแยกพีเจอร์ที่มีพีเจอร์ที่รับคิดชอบบนเพลนในเลเยอร์ก่อนหน้านั้น การประมวลผลเพื่อให้ได้ค่าของ S-cell แสดงในรูปที่ 3 [3]



รูปที่ 3 การประมวลผลของ S-cell ใดๆ

$u_{S1}(n, k)$ แทนผลลัพธ์ของ S-cell ในเลเยอร์ที่ 1 ,เพลนที่ k และ n เป็นโคออดิเคตของเซลล์ในเพลนของ U_{S1} หาได้จาก

$$u_{S1}(n, k) = r_1 \cdot \phi \left[\frac{1 + \sum_{v \in A_1} \sum_{\kappa=1}^{K_{C1-1}} a_1(v, \kappa, k) \cdot u_{C1-1}(n+v, \kappa)}{1 + \frac{r_1}{1+r_1} \cdot b_1(k) \cdot u_n(n)} - 1 \right]$$

เมื่อ $k = 1, 2, \dots, K_{S1}$ (1)

โดยที่ $\phi[x] = \begin{cases} x & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{if } x < 0 \end{cases}$ (2)

A_1 คือขนาดอาร์เรย์ของ a ซึ่งเป็นค่าน้ำหนักจาก C-cell มายัง S-cell, v เป็นตำแหน่งในอาร์เรย์ของ A_1 ส่วน r_1 กำหนดระดับการ

อกพีเจอร ในที่นี้ใช้ $r_1 = 1.5, r_2 = 3.8, r_3 = 0.7$ และ $r_4 = 0.7$

V-cell เป็นเซลล์ที่ส่งค่าขั้วไปยังให้กับ S-cell หาได้จาก

$$u_{VI}(n) = \sqrt{\sum_{k=1}^{K_{C_{I-1}}} \sum_{v \in A_I} c_I(v) \cdot \{u_{C_{I-1}}(n+v, k)\}^2} \quad (3)$$

$c_I(v)$ เป็นค่าน้ำหนักคงที่ (fixed excitatory weight) จาก C-

II ในเลเยอร์ก่อนหน้ามายัง V-cell หาได้จาก

$$c_I(v) = \gamma_I^{|v|} \quad (4)$$

เมื่อ $|v|$ เป็น distance function และ $c_I(v)$ ต้องนอร์มัลไลซ์

ด้วย ดังสมการ

$$\sum_{k=1}^{K_{C_{I-1}}} \sum_{v \in A_I} c_I(v) = 1 \quad (5)$$

3.2 หลักการทำงานของ C-cells

หน้าที่ของ C-cells คือยอมให้พีเจอรมีการเลื่อนตำแหน่ง (positional error) ได้ แต่ละ C-cell จะรับข้อมูลจากกลุ่มของ S-cells ที่แตกต่างกัน แต่ตำแหน่งของพีเจอรต่างกันมา C-cell จะแยกพีเจอรเมื่อเริ่มมี S-cell เพียงเซลล์เดียวที่แยกที่ขึ้น แม้ว่าพีเจอรมีการเลื่อนตำแหน่งไป S-cell อื่นในกลุ่มของรีเซพทีฟ (receptive field) ที่สนใจ จะแยกที่ขึ้นมาแทน S-cell เดิม แต่ C-cell เดิมก็ยังคงถูกกระตุ้นอยู่

ในเน็ตเวิร์คของนีโอคอคนิตรอน ทั้งโครงข่ายประกอบด้วยเลเยอร์ของ S-cells กับ C-cells สลับกันไป ทำให้กระบวนการแยกแยะพีเจอรของ S-cells และการยอมให้มีการเลื่อนตำแหน่งของ C-cells เกิดสลับซ้ำกันไปเรื่อยๆ จนกระทั่งถึงเลเยอร์ที่สูงที่สุดซึ่งรวมเอาข้อมูลเชิงอนุพัทธ์ไว้ทั้งหมด ก็จะแสดงผลพัทธ์ออกมาที่ C-cell เดียวกัน การจดรูปแบบจึงเป็นอิสระไม่ขึ้นกับขนาดหรือตำแหน่งของรูปแบบนั้น

ผลลัพธ์ของ C-cell ในตำแหน่งที่ n ของเพลนที่ k ของเลเยอร์ U_C ที่ l หาได้จาก

$$u_{Cl}(n, k) = \psi \left[\sum_{k=1}^{K_S} j_l(k, k) \sum_{v \in D_l} d_l(v) \cdot u_{Sl}(n+v, k) \right] \quad (6)$$

$$\text{เมื่อ } \psi[x] = \frac{\varphi[x]}{1 + c[x]} \quad (7)$$

D_l เป็นขนาดของฮาร์กกลุ่มเซลล์ของ S-cell ที่เชื่อมต่อไปยัง cell ค่าของ $j_l(k, k)$ แะลงถึงการไรพีเจอรร่วมกัน (joining) ของพีเจอรจาก S-cell หลายๆ เพน มายัง C-cell เดียวกัน ส่วน $d_l(v)$ (เป็นค่าของค่าน้ำหนักส่งที่จาก S-cells มายัง C-cells หาได้จาก

$$d_l(v) = \delta_l^{|v|} \quad (8)$$

4 การเรียนรู้ของนีโอคอคนิตรอน

- การเรียนรู้ของนีโอคอคนิตรอนเป็นได้ทั้ง learning-without-a-teacher และ learning-with-a-teacher ในงานวิจัยนี้ได้เลือกการเรียนรู้แบบ learning-with-a-teacher (supervised learning) โดยการเรียนรู้เกิดขึ้นเริ่มจากเลเยอร์แรก ไปจนถึงเลเยอร์สูงที่สุดเลเยอร์ที่สูงกว่าเรียนได้หลังจากเมื่อเลเยอร์ก่อนหน้านั้นผ่านการเรียนรู้ไปแล้ว และต้องเลือก

ว่าจะให้เซลล์ใดในเพลนเป็นเรพรีเซนเททีฟเซลล์ (representative cell) เพื่อทำการเรียนรู้ หลังจากนั้นทุกๆ เซลล์ในเพลน ก็จะได้ค่าน้ำหนักเดียวกันกับเซลล์ที่เลือกขึ้นมา

สมการในการเรียนรู้ จะเป็นดังนี้

$$\Delta a_l(v, k, \hat{k}) = q_l \cdot c_l(v) \cdot u_{C_{l-1}}(\hat{n}+v, k) \quad (9)$$

$$\Delta b_l(\hat{k}) = q_l \cdot u_{VI}(\hat{n}) \quad (10)$$

โดยเลือก S-cell ค่าแห่งที่ \hat{n} ในเพลนที่ \hat{k} เป็นเรพรีเซนเททีฟเซลล์ในการเรียนรู้เพื่อให้ได้ค่าของ $a_l(v, k, \hat{k})$ และ $b_l(\hat{k})$ เป็นค่าน้ำหนักสำหรับพีเจอรที่ทำการเรียนรู้ของเพลนนี้ การวางตำแหน่งของเทรนนิ่งแพทเทิร์น (training pattern) ต้องสัมพันธ์กับตำแหน่งของเรพรีเซนเททีฟด้วย ส่วน q_l เป็นค่าอัตราการเรียนรู้ (training rate) กำหนดความเร็วในการปรับค่าน้ำหนักใน learning-with-a-teacher จะเลือกใช้ค่ามากเพื่อให้การปรับค่าน้ำหนักของแต่ละพีเจอร เสร็จสมบูรณ์ภายในขั้นตอนเดียว

3. การออกแบบพีเจอร

การกำหนดชุดข้อมูลในการเรียนรู้ให้เน็ตเวิร์ค ตามพีเจอรของตัวอักษร มีปัจจัยที่ต้องคำนึงถึงในการคัดเลือกพีเจอร ดังต่อไปนี้

3.1 ขนาดของตัวแปรเชื่อมต่อนีโอคอคนิตรอน (A_l และ D_l)

การเรียนรู้ของเน็ตเวิร์คเพื่อให้คงจรูปแบบได้นั้น ขึ้นอยู่กับโครงสร้างของนีโอคอคนิตรอน นอกจากต้องออกแบบจำนวนเลเยอร์ให้มากขึ้นตามความซับซ้อนของตัวอักษรแล้ว ต้องคำนึงถึงขนาดอาร์เรย์ของตัวแปรเชื่อมต่อ A_l และ D_l ในเน็ตเวิร์ค

โดยเฉพาะอย่างยิ่งขนาดของ A_l ซึ่งเป็นค่าน้ำหนักที่ได้รับค่ามาจากการเรียนรู้จากพีเจอรโดยตรง การออกแบบขนาดของ A_l ในเลเยอร์ระดับกลางๆ นั้น ยิ่งถ้าโลกอลพีเจอรของตัวอักษรอยู่ชิดกันมากขนาดของ A_l ในเลเยอร์นั้นควรจะมีความถี่สูงเพื่อไม่ให้พีเจอร 2 อันมาปนกัน ใน S-layer ถ้าพีเจอรกระจายตัวกันอยู่ ให้ A_l มีขนาดใหญ่ขึ้นได้ หรืออาจ กล่าวได้ว่า ถ้าตัวอักษรหรือรูปแบบมีความซับซ้อนมากขึ้น โลกอลพีเจอรในเลเยอร์ระดับกลางจะหนาแน่น ดังนั้นขนาดของ A_l จะต้องเล็กลง

เช่นเดียวกับขนาดของค่าน้ำหนักคงที่ D_l ต้องสัมพันธ์กับความหนาแน่นของพีเจอรเช่นเดียวกับ A_l ก็คือถ้ามีความหนาแน่นของพีเจอรมาก ขนาดของ D_l จะต้องเล็กลงเช่นกัน ไม่เช่นนั้นการแยกแยะพีเจอรออกจากกันจะสับสน เพราะ d_l จะทำให้พีเจอรเบลอร์เข้ามาปนกัน ใน C-layer แต่ในทางตรงกันข้ามถ้าความหนาแน่นของพีเจอรน้อย ขนาดของ D_l สามารถจะใหญ่ก็ได้เพื่อให้ค่าแห่งของพีเจอรในตัวอักษรสามารถเลื่อนได้บ้าง แต่ก็ยังถือว่าเป็นตัวอักษรตัวเดียวกัน ดังนั้นยิ่งชุดของตัวอักษรที่ทำการจดจำมีความซับซ้อนมาก ต้องให้ขนาดของ A_l และ D_l เล็กลง เปรียบเสมือนกับให้มุมมองที่กระทำกับพีเจอรแคบลง เพื่อให้แยกแยะพีเจอรต่างๆ ที่มีความซับซ้อนตามตัวอักษรออกจากกันได้

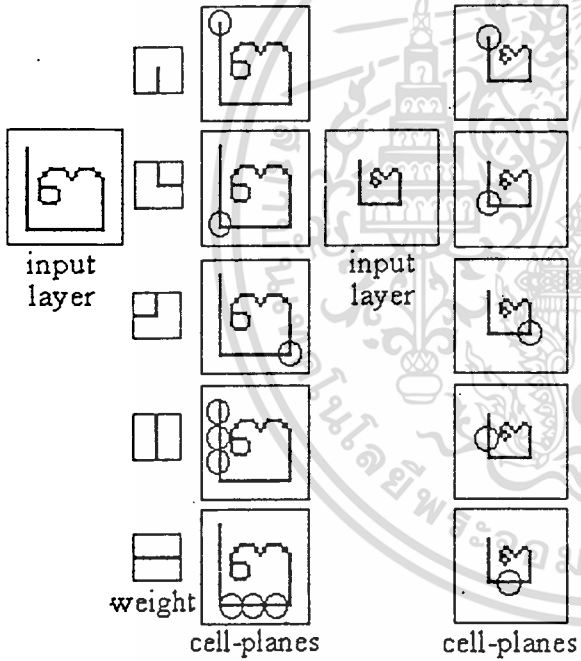
เพื่อการวิจัยเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้ผู้ใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ดีขึ้น แต่ขนาด A_i และ D_i นี้ไม่ได้ขึ้นอยู่กับขนาดเซลล์หรือขนาดตัวอักษร ขึ้นกับความซับซ้อนของพีเจอรินตัวอักษรเท่านั้น

3.2 การกำหนดพีเจอรินไม่ควรให้เด่นมากเกินไป

พีเจอรินของตัวอักษรในเลเยอร์ระดับต้น โลกอลพีเจอรินจะเป็นส่วนประกอบของเส้น ดังเช่น จุดตัดระหว่างเส้น มุมของเส้น ความโค้ง และจุดปลาย ควรจะต้องระวังในการกำหนดค่าพีเจอรินที่อาจจะทำให้เกิดเซลล์แอคทีฟขึ้นมามากเกินไปทำให้พีเจอรินเด่นมากเกินไปพีเจอรินอื่นและทำให้พีเจอรินลดความสำคัญลง

ตัวอย่างเช่นการเลือกพีเจอรินที่เกี่ยวข้องกับเส้นตรง ให้คิดว่าจุดที่เลือกมาเป็นพีเจอรินไม่ควรเป็นจุดที่อยู่ตรงกลางเส้นตรง ดังรูปที่ 4 เปรียบเทียบระหว่างเซลล์แอคทีฟที่แยกแยะพีเจอรินที่เป็นมุม จุดปลายเส้น และส่วนของเส้นตรงในส่วนหางของเลข ๒ พบว่าเซลล์ที่แอคทีฟในการแยกส่วนของเส้นตรงมีจำนวนมากว่าเซลล์ที่แอคทีฟในการแยกมุมระหว่างเส้น ที่อาจจะมีเพียงเซลล์เดียวหรือเซลล์รอบๆเท่านั้นที่แอคทีฟขึ้นมา



รูปที่ 4 การแยกแยะพีเจอรินที่เกี่ยวข้องกับเส้นตรงในเลข ๒

นอกจากนี้ถ้าตัวอักษรขนาดใหญ่จะทำให้เส้นตรงที่ประกอบเป็นตัวอักษรนั้นมีความยาวมากขึ้น จำนวนเซลล์ที่แอคทีฟมากขึ้นด้วยการที่มีเซลล์แอคทีฟเพิ่มขึ้นมาภายในขั้นตอนของการแยกแยะพีเจอรินในพลาเนเดียวกันที่เกิดขึ้นจากกฎของพีเจอริน เช่นกรณีของเส้นตรงนี้ ทำให้พีเจอรินที่เป็นเส้นตรงมีอิทธิพลมากเพราะค่าผลลัพธ์ที่ได้จากเซลล์ในพลาเนนี้มีค่ามาก ผลของพีเจอรินนี้จะเด่นกว่า ทำให้พีเจอรินลดความสำคัญลงไปแล้วการทำ deformation-invariant recognition จะยุ่งยากและผิดพลาดได้

3.3 การกำหนดพีเจอรินที่มีการ deformed ในชุดเดียวกัน

ในการเรียนรู้พีเจอรินเดียวกันจากชุดของเทรนนิ่งแพทเทิร์น อาจมีบางพลาเนที่ควรเรียนรู้จากหลายๆ เทรนนิ่งแพทเทิร์น เพื่อเพิ่มความสามารถให้ S-cells ทำการจดจำพีเจอรินที่มีการผิดรูปกันได้ ดังตัวอย่างในเทรนนิ่งแพทเทิร์นของเลเยอร์ U_{S2} ในรูป 5 การกำหนดพีเจอรินในแนวนอนของบางพลาเนในลักษณะนี้ ตำแหน่งของเซลล์ที่ประกอบกันขึ้นมาเป็นพีเจอรินในชุดเดียวกันต้องมีความสัมพันธ์กันถ้าตำแหน่งสัมพันธ์กันไม่ดี ผลของการเรียนรู้พีเจอรินจะไม่ดีด้วย พิจารณาจากค่าน้ำหนักของ $c_i(v)$ ที่หาได้จากสมการที่ (4) จะมีค่ามากตรงกลางแล้วลดลงเรื่อยๆ ในเซลล์ด้านนอก เพื่อให้ S-cells ถูกกระตุ้นจากค่าน้ำหนักที่เซลล์จุดกลางของกริดเชื่อมต่อกันมากกว่าเซลล์รอบนอก ดังนั้นจึงควรปรับพีเจอรินที่มีการดีฟอร์ม (deformed) ในชุดของเทรนนิ่งแพทเทิร์น สำหรับเซลล์ (seed cell) เดียวกันของพลาเนใดๆ ให้มีการเชื่อมต่อกันที่ตรงกลาง และยอมให้มีการคลาดเคลื่อนกันได้ในเซลล์รอบๆ



รูปที่ 5 การกำหนดพีเจอรินให้มีการเชื่อมต่อกันตรงกลาง และคลาดเคลื่อนในเซลล์รอบๆ

3.4 การเลือกตำแหน่งพีเจอรินสำหรับการเรียนรู้ของ seed cell

การทำให้ความสามารถในการเรียนรู้เพื่อแยกแยะพีเจอรินของเน็ตเวิร์คดีขึ้น ขึ้นอยู่กับตำแหน่งของเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่เลือกขึ้นมาเป็นจุดกลางของกลุ่มรหัสพีเซลเพื่อให้เซลล์เรียนรู้ ตัวอย่างถ้าต้องการให้เรียนรู้จุดที่เป็นมุมขวาต่างของเลข ๔ ในเลเยอร์ U_{S2} พีเจอรินจะวางอยู่ในส่วนซ้ายบนของเทรนนิ่งแพทเทิร์น แทนที่จะวางอยู่ตรงกลาง ดังรูปที่ 6 ทั้งนี้เพื่อให้จุดมุมของพีเจอรินอยู่ตรงกลางแทน แล้วให้ส่วนที่เป็นพื้นที่ว่างถัดจากมุมของพีเจอรินอยู่ในส่วนขวาล่าง เพื่อเพิ่มความสามารถในการเรียนรู้พีเจอรินที่เป็นมุมของเลข ๔ จากการที่เซลล์ได้เรียนรู้อย่างตรงจุดในพีเจอรินที่เราต้องการ



รูปที่ 6 การเลือกตำแหน่งในพีเจอรินให้ตรงกับเซลล์

3.5 การออกแบบพีเจอรินที่มีสไตล์ในการเขียนแตกต่างกันมาก

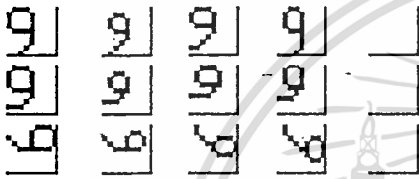
ลายมือเขียนจะมีรูปแบบการเขียนที่หลากหลาย ทำให้เกิดเป็นพีเจอรินที่แตกต่างกันค่อนข้างมาก ถ้าพีเจอรินมีสไตล์ในการเขียนแตกต่างกันมากเกินไปที่จะแยกแยะได้ในพลาเนเดียวกันก็ควรที่จะแยกแยะด้วย S-cell พลาเนอื่นแยกกัน แล้วค่อยนำมารวมกันไปสู่ C-cell พลาเนถัดไป

การที่พีเจอรินเดียวกันแต่มีความแตกต่างกันมากจากสไตล์ของการเขียน ไม่ควรเทรนในพลาเนเดียวกันนั้น เนื่องจากความแตกต่างของพีเจอรินจะทำให้เกิดเซลล์ที่คลาดเคลื่อนจากกันมาก - การเรียนรู้ของเซลล์

พีเจอร์จะไม่ดี เนื่องจากค่าน้ำหนักจะถูกหักล้างกันไปในพีเจอร์นั้น แล้ว เซลจะไม่สามารถแยกแยะรูปแบบอื่นได้อีกเลย สามารถทำความเข้าใจได้จากทฤษฎีการวิเคราะห์สมการ [6]

3.6 พีเจอร์ที่มีรูปร่างเดียวกันในตัวอักษรหลายๆตัว

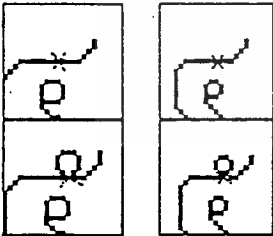
พีเจอร์บางพีเจอร์อาจจะอยู่ในหลายๆตัวอักษร แต่ลักษณะของพีเจอร์แตกต่างกันไปตามตัวอักษร ทำให้พีเจอร์มีความแตกต่างกันมากเกินกว่าจะแยกแยะได้ในเพลนเดียวกันเนื่องมาจากผลของการเรียนรู้พีเจอร์นั้นจะไม่ดี จึงควรจะให้พีเจอร์อยู่คนละเพลนกัน เช่นพีเจอร์ส่วนหัวของเลขไทย พิจารณาจากเลข ๑ < ๔ รูปแบบของพีเจอร์ส่วนหัวที่มันไปทางเดียวกันแต่ไม่เหมือนกัน จะถูกแยกแยะ ดังในเทรนนิ่งแพทเทิร์นของ U_{S2} ซึ่งจะใช้ 3 เพลนในการแยกพีเจอร์นี้ ดังในรูป 7



รูปที่ 7 การกำหนดพีเจอร์ที่มีรูปร่างเดียวกันในตัวอักษรหลายๆ ตัว

3.7 ตัวอักษรที่คล้ายกันควรเลือกพีเจอร์ที่ทำให้เห็นความแตกต่างของตัวอักษร

ตัวอักษรบางตัวมีความคล้ายคลึงกันมาก การเลือกพีเจอร์เพื่อไม่ให้เกิดความสับสนในการแยกแยะระหว่างตัวอักษรนั้น ควรจะเลือกส่วนที่เน้นให้เห็นความแตกต่างของตัวอักษรนั้น ตัวอย่างที่เห็นได้ชัดระหว่างเลข ๔ และ ๕ จึงควรเลือกพีเจอร์ที่มีอยู่ในตัวอักษรตัวใดตัวหนึ่งเท่านั้น คือส่วนที่ขมวดบนเลข ๕ จึงควรเลือกพีเจอร์นี้มาเป็นเทรนนิ่งแพทเทิร์น เช่นในเลขเฮอร์ U_{S3} ดังรูปที่ 8 ในรูปส่วนที่กากบาทไว้คือจุดที่เลือกเป็นเรฟริเซนเททิฟสำหรับให้เรียนรู้



รูปที่ 8 การกำหนดพีเจอร์ให้เห็นความแตกต่างของตัวอักษรที่คล้ายกัน

4. การปรับพีเจอร์สำหรับระบบการจดจำตัวเลขไทย

ในการจดจำตัวเลขไทย ได้ทำการปรับพีเจอร์เพื่อเป็นชุดข้อมูลในการเรียนรู้ การทดลองจะทำการคัดเลือกพีเจอร์กำหนดขึ้นมาเป็นเทรนนิ่งแพทเทิร์นของแต่ละเลขเฮอร์ ทำการเทรนให้กับเน็ตเวิร์ค แล้วทดสอบการจดจำตัวอักษร เมื่อพิจารณาจากผลลัพธ์ในการจดจำแต่ละเพลนตามพีเจอร์ สามารถตรวจพบได้ว่าพีเจอร์ใดที่ไม่สามารถแยกแยะได้ในตัวอักษรที่มีพีเจอร์นั้นอยู่ จึงมาทำการปรับพีเจอร์นั้นอีกครั้ง เมื่อได้เทรน

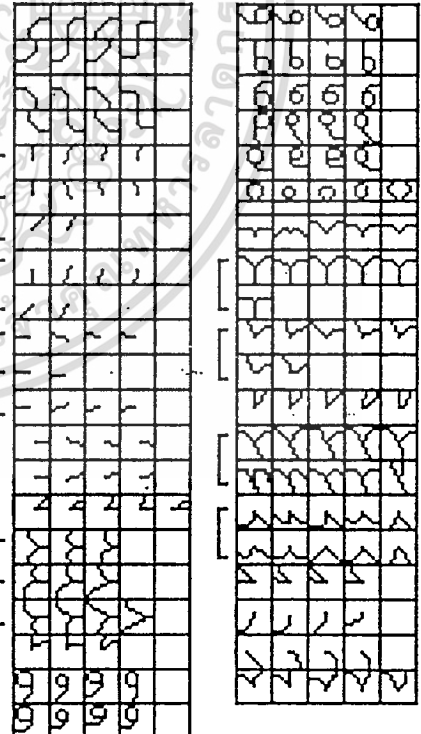
นิ่งแพทเทิร์นใหม่ ก็ทำการเทรนแล้วทดสอบการจดจำเพื่อให้ได้ผลมาพิจารณาต่อ จนสามารถปรับชุดข้อมูลในการเรียนรู้ที่ให้ผลในการจดจำเป็นที่น่าพอใจ ดังต่อไปนี้

4.1 ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของเลขเฮอร์ U_{S1}

เลขเฮอร์ U_{S1} จะเรียนรู้ชุดข้อมูลสำหรับแยกแยะส่วนของเส้นตรงที่วางตัวต่างๆ กัน ดังในรูปที่ 9 มี 12 เทรนนิ่งแพทเทิร์น ขนาด 3 x 3 โดยแต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์นถูกส่งเข้าไปให้เรียนรู้เพียงครั้งเดียว ด้วยการวางเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่กลางเพลนของอินพุตเพลน U_{C0} แล้วให้เซลล์ที่อยู่กลางเพลนของ U_{S1} เป็นเรฟริเซนเททิฟ ในการเรียนรู้แต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์น เส้นที่ลากเชื่อมด้านข้างเทรนนิ่งแพทเทิร์นแสดงการไร้พีเจอร์ร่วมกันของ S-cell เพลนที่รวมเป็น C-cell ของ U_{C1}



รูปที่ 9 เทรนนิ่งแพทเทิร์นที่ทำการเทรนให้กับ U_{S1}



รูปที่ 10 เทรนนิ่งแพทเทิร์นที่ทำการเทรนให้กับ U_{S2}

4.2 ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของเลขเฮอร์ U_{S2}

รูปที่ 10 เป็นเทรนนิ่งแพทเทิร์นของ U_{S2} ทั้ง 41 เพลน มีขนาด 9 x 9 โดยเลือกเอาเซลล์ที่อยู่ตรงกลางเพลนเป็นเรฟริเซนเททิฟเช่น

ศึกษาเกี่ยวกับ U_{S1} และทำการวางเทรนนิ่งแพทเทิร์นที่กลางอินพุตเฟลน แล้วผ่านกระบวนการจดจำรูปแบบในเลเยอร์ U_{S1} ด้วยการใช้ค่าน้ำหนักที่ได้จากการเรียนรู้ U_{S1} ก่อน จึงเข้าสู่การเทรนให้กับ U_{S2} มีเทรนนิ่งแพทเทิร์น 5 ชุดด้วยกัน โดยแต่ละเฟลนจะถูกเทรนให้เรียนรู้ที่เจอร์เท่ากับจำนวนของเทรนนิ่งแพทเทิร์น เพื่อเพิ่มความสามารถให้แยกแยะศัพท์ฟอร์ได้ และมีการใช้ที่เจอร์ร่วมกันตามเส้นด้านข้างที่ได้แสดงไว้

รูปที่ 11 เทรนนิ่งแพทเทิร์นที่ทำการเทรนให้กับ U_{S3}

3 ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของเลเยอร์ U_{S3}

รูปที่ 11 เป็นเทรนนิ่งแพทเทิร์นของ U_{S3} ทั้งหมด 52 เฟลน ขนาดเป็น 23×23 ในเลเยอร์นี้จะแยกแยะโกลบอลที่เจอร์โดยการรวมเอาโกลบอลที่เจอร์ที่ได้แยกแยะไว้แล้วในเลเยอร์ U_{S2} หลังจากเรียนรู้แล้ว แต่ละเฟลนใน U_{S3} จะรับข้อมูลมาจากหลายๆ เฟลนที่แยกแยะที่เจอร์ต่างๆกัน ในเลเยอร์ U_{S2} แต่ในเลเยอร์นี้ไม่ได้เลือกเอาจุดกลางเฟลนเป็นซิกเซลของกรุปรีเซพทีฟเซด แต่จะเลือกเอาจุดในตำแหน่งที่เป็นจุดสำคัญของที่เจอร์คิงที่ได้จากบทไว้ในแต่ละเทรนนิ่งแพทเทิร์น

4 ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ของเลเยอร์ U_{S4}

รูปที่ 12 เป็นเทรนนิ่งแพทเทิร์นของ U_{S4} ทั้งหมดเป็นโกลบอลที่เจอร์ของเน็ตเวิร์คที่เลือกเอาตัวเลขไทยแต่ละตัวมาทำการเทรนให้ในเลเยอร์นี้จะเลือกเอาตำแหน่งกลางเฟลนเป็นเพรีเซพทีฟในการ

เรียนรู้ เช่นเดียวกับใน U_{S1} และ U_{S2} บางตัวอักษรที่มีการเขียนต่างรูปแบบกันและยากต่อการแยกแยะได้ในเฟลนเดียวจะสามารถใช้ S-cells 2 เฟลน แล้วรวมเข้าด้วยกันเป็น C-cell เดียวได้

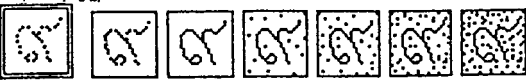
รูปที่ 12 เทรนนิ่งแพทเทิร์นที่ทำการเทรนให้กับ U_{S4}

5. ผลการทดลอง

ผลการทำงานของนีโอคอคนิตรอน หลังจากผ่านการเรียนรู้แล้ว จะทำการจดจำตัวเลขไทยที่เป็นลายมือเขียน โดยรับอินพุตแพทเทิร์นมาจากการเขียนด้วยเม้าส์ แล้วแปลงข้อมูลที่ได้รับให้อยู่ในรูปแบบของ 0,1 ส่งเข้าไปทดสอบในเน็ตเวิร์ค ตัวอักษรหนึ่งตัวจะผ่านการแยกแยะเพื่อรอบเดียว แล้วแสดงผลออกมาใน U_{C4} ว่าเป็นตัวเลขอะไร โดยไม่ขึ้นกับตำแหน่ง, ขนาด สัญญาบรรพทวนของตัวเลขในระดับหนึ่ง ดังรูป 13 เป็นผลลัพธ์ในการทดสอบในเรื่องสัญญาบรรพทวนใน (ก) ทดสอบเรื่องการเปลี่ยนแปลงขนาดใน (ข) เรื่องตำแหน่งตัวอักษรใน (ค) เรื่องตัวเอียงใน (ง) และเรื่องตัวหนาใน (จ) ตัวอักษรในกรอบสี่เหลี่ยมเส้นเดี่ยวสามารถจดจำได้ถูกต้อง ส่วนในกรอบสี่เหลี่ยมเส้นคู่ผลการจดจำไม่ถูกต้อง

จากผลการทดลองพบว่านีโอคอคนิตรอนจัดการในเรื่องของสัญญาบรรพทวน ตำแหน่ง และขนาดของตัวอักษรได้ดีพอสมควร แต่ในเรื่องที่เกี่ยวข้องกับที่เจอร์เช่นการเอียงตัวอักษร หรือการเขียนผิดรูปนั้น ขึ้นอยู่กับที่เจอร์ที่ทำการสอนให้โครงข่ายอยู่มาก พิจารณาตัวอย่างในรูปที่ 13 (ง) เมื่อเลข ๓ เอียงไปทางด้านที่ให้มีมุมของหยักไปเหมือนกับที่เจอร์หยักของเลข ๔ ทำให้ผลการจดจำผิดออกมาเป็นเลข ๔ แทนที่จะเป็น ๓ แต่ในการเอียงอีกด้านหนึ่งนั้นไม่มีผล เพราะไม่เหมือนกับที่เจอร์ของเลขใดเลข จึงสามารถจดจำได้ถูกต้อง

ในเรื่องของการจดจำตัวอักษรที่มีขนาดแตกต่างกันนั้น จะมีปัญหาเกี่ยวกับตัวอักษรขนาดเล็กมากกว่าตัวอักษรขนาดใหญ่ เพราะในตัวอักษรขนาดเล็กนั้นการแยกที่เจอร์ออกจากกันทำได้ยากกว่า เนื่องจากเมื่อผ่าน C-layer แล้วที่เจอร์จะถูกทำเบลอร์ในการยอมให้ที่เจอร์มีการเลื่อนตำแหน่ง ดังนั้นที่เจอร์ที่อยู่ใกล้ๆกันในตัวอักษรขนาดเล็ก ก็จะถูกเบลอร์มาซ้อนทับกันทำให้ไม่สามารถแยกที่เจอร์ในตัวอักษรนั้นได้ ส่วนตัวอักษรตัวใหญ่ก็จะไม่พบปัญหาในการจดจำ สำหรับตัวอักษรตัวหนา มากเกินไปนั้นจะทำให้ที่เจอร์ที่เบลอร์ออกไปซ้อนทับเช่นเดียวกัน



(ก)



(ข)



(ค)



(ง)



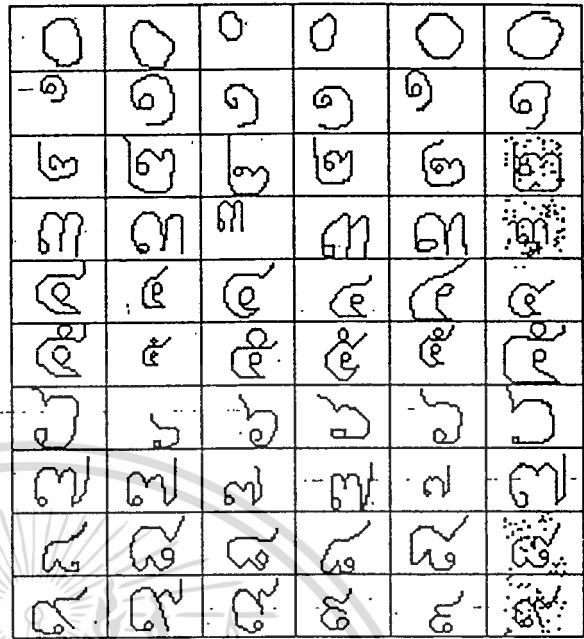
(จ)

รูปที่ 13 ผลการทดสอบเลขไทยแบบต่างๆ

ในการทดลองการจดจำลายมือเขียนตัวเลขไทยเบื้องต้นจำนวนทั้งหมด 1016 ตัว สามารถจดจำได้ถูกต้อง 855 ตัว คิดเป็นเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเท่ากับ 84.2 % และพบว่าการจดจำของนีโอคอคณิตรอนขึ้นอยู่กับชุดข้อมูลในการเรียนรู้หรือพีเจอร์ทที่ทำการสอนให้ ถ้าต้องการให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องดีขึ้น ต้องทดลองและปรับพีเจอร์ทที่ใช้ให้ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ที่ศึกษา รูปที่ 14 เป็นตัวอย่างอิพุดแพทเทิร์นของตัวเลขไทยบางส่วนที่สามารถจดจำด้วยนีโอคอคณิตรอนได้ถูกต้อง

จากการทดลองพบว่านีโอคอคณิตรอนมีจุดเด่นที่น่าสนใจดังนี้

1. การจดจำรูปแบบจะไม่ขึ้นกับขนาด และตำแหน่งของรูปแบบ ทำให้เหมาะที่จะเป็น โมเดลในการจดจำลายมือเขียน
2. เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้จะใช้เวลาเร็ว เนื่องจากเป็น supervised-training
3. เนื่องจากแต่ละเทรนของ U_{SI} จะรับผลของการแยกแยะพีเจอร์ทเดียวกัน ช่วยการเลือกซิกเซลมารับการเทรนแล้วเซลล์อื่นๆ ในพหุผลจะใช้ค่าน้ำหนักเดียวกันที่ได้นี้ในการเชื่อมต่อ ทำให้ลดเวลาการเทรนหาในการหาค่าน้ำหนักให้ทุกเซลล์ในพหุผล
4. โมเดลมีคุณสมบัติของความเป็น generalization ทำให้ไม่โยงเทรนพีเจอร์ททั้งหมดก็สามารถจะมีได้ในตัวเลขไทยทุกๆ พีเจอร์ทเพียงแค่ต้องเลือกพีเจอร์ทที่เหมาะสมมาให้ครอบคลุมเท่านั้น



รูปที่ 14 ตัวอย่างของอินพุตแพทเทิร์นที่จดจำได้ถูกต้อง

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] James A. Freeman and David, *Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques*, Addison-Wesley, 1991.
- [2] Robert Hecht-Nielsen, *Neurocomputing*, Addison-Wesley, 1990.
- [3] Kunihiko Fukushima, Sei Miyake, and Takayuki Ito, "Neocognitron : A neural network model for a mechanism of Visual Pattern Recognition," *IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-13, no. 5, pp. 826-834, 1983.
- [4] Kunihiko Fukushima, "Neocognitron: A hierarchicai neural network capable of visual pattern recognition," *Neural Networks*, vol. 1, no. 2, pp. 119-10, 1988.
- [5] Murali M. Menon and Karl G. Heinemann. "Classification of patterns using a self-organizing neural network," *Neural networks*, vol. 1, pp. 201-215, 1988.
- [6] Kunihiko Fukushima, "Analysis of the process of pattern recognition by the neocognitron," *Neural Networks*, vol. 2, no. 6, pp. 413-420, 1989.
- [7] Kunihiko Fukushima and Nobuaki Wake, "Handwritten alphanumeric character recognition by the Neocognitron," *IEEE Transaction on Neural Networks*, vol. 2, no. 3, pp. 355-365, 1991.
- [8] Eun Jin Kim and Yillbyung Lee, "Handwritten Hangul Recognition Using a Modified Neocognitron," *Neural Networks*, vol. 4, pp. 743-750, 1991.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อผู้เขียน	นางสาวจิตรลดา ผลนิมิตร
วันเดือนปีเกิด	วันที่ 17 กรกฎาคม พ.ศ. 2513
สถานที่เกิด	จังหวัดระยอง
การศึกษาระดับปริญญาตรี	วิทยาศาสตร์บัณฑิต (คณิตศาสตร์ประยุกต์และวิทยาการคอมพิวเตอร์) เกียรตินิยมอันดับสอง ภาควิชา คณิตศาสตร์ประยุกต์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะ วิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง เมื่อปีการศึกษา 2534
ผลงานวิชาการ	“การจดจำลายมือเขียนตัวเลขไทยด้วยนีโอคอคณิตรอน “ การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 20