

การจดจำลายมือเขียนตัวอักษรไทยด้วยแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเอง

นายประสิทธิ์ บุญเอนก

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมแมคคาทรอนิกส์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ปีการศึกษา 2551

**THAI HAND-WRITING CHARACTER RECOGNITION
USING SELF-ORGANIZING FEATURE MAP**

Prasit Boonanake

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

Suranaree University of Technology

Academic Year 2008

การจดจำลายมือเขียนตัวอักษรไทยด้วยแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเอง

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นักศึกษานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาโทบริหารธุรกิจ

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(รศ. ดร.กิติ อรรถกมล)

ประธานกรรมการ

(ผศ. ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

(ผศ. ร.อ. ดร.ประโยชน์ คำสวัสดิ์)

กรรมการ

(ศ. ดร.ไพโรจน์ สัตยธรรม)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการ

(รศ. น.อ. ดร.วราภรณ์ ขำพิศ)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

ประสิทธิ์ บุญเอนก : การจดจำลายมือเขียนตัวอักษรไทยด้วยแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเอง (THAI HAND-WRITING CHARACTER RECOGNITION USING SELF-ORGANIZING FEATURE MAP) อาจารย์ที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว, 100 หน้า.

งานวิจัยนี้นำเสนอการจดจำลายมือเขียนตัวอักษรไทยด้วยแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเอง โดยระบบดังกล่าวเป็นการผสมผสานระหว่าง เครือข่ายประสาทเทียมแบบการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชันและเครือข่ายไปข้างหน้า ซึ่งเป็นระบบการจดจำลายมือเขียนตัวอักษรไทยที่สามารถจดจำลายมือเขียนภาษาไทยที่มีลักษณะรูปร่างผิดเพี้ยนไปจากเดิมได้ อีกทั้งยังสามารถเรียนรู้ลักษณะลายมือเขียนใหม่ ๆ เพิ่มเติมได้ ระบบที่นำเสนอได้ถูกพัฒนาเพิ่มเติมเข้ากับระบบการนำข้อมูลเข้าสู่คอมพิวเตอร์ด้วยการประมวลผลภาพเพื่อค้นหาตำแหน่งจุดปลายสุดของนิ้วมือ ส่วนระบบการจดจำลายมือเขียนแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ส่วนที่ 1 คือส่วนการจัดกลุ่มข้อมูลตัวอักษร ตัวอักษรที่มีลักษณะคล้ายกันจะถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มเดียวกัน โดยใช้เครือข่ายการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน ส่วนที่ 2 คือส่วนการจดจำตัวอักษรโดยใช้เครือข่ายไปข้างหน้า ซึ่งระบบที่ได้ให้ผลการจดจำตัวอักษรได้ถูกต้องด้วยอัตราสูงสุดถึง 91.09%

สาขาวิชาวิศวกรรมแมคคาทรอนิกส์
ปีการศึกษา 2551

ลายมือชื่อนักศึกษา _____
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา _____

PRASIT BOONANAKE : THAI HAND-WRITING CHARACTER
RECOGNITION USING SELF-ORGANIZING FEATURE MAP. THESIS
ADVISOR : ASST. PROF. ARTHIT SRIKAEW, Ph.D., 100 PP.

LEARNING VECTOR QUANTIZATION

This work presents a system of Thai handwriting character recognition using self-organizing feature map. The proposed system is able to recognize distorted version of Thai handwriting which results in capability of individually learning Thai handwriting of different person. This technique is a combination of learning vector quantization network and feed-forward network. The system can be adapted to efficiently work with input of hand gesture segmentation system. The proposed Thai handwriting character recognition is mainly composed of two parts. The first part is character segmentation where similar characters are categorized into the same group by learning vector quantization network. The second part is character identification where each character is identified by feed-forward network. The system shows desirable performances which can correctly achieve recognition rate at maximum of 91.09%.

School of Mechatronics Engineering

Academic Year 2008

Student's Signature _____

Advisor's Signature _____

กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณบุคคล และกลุ่มบุคคลต่อไปนี้ ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา แนะนำ และช่วยเหลืออย่างดียิ่งทั้งในด้านวิชาการและด้านการดำเนินงานวิจัย ซึ่งได้แก่

ผศ. ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้ให้คำปรึกษาแนะนำ และแนะแนวทางอันเป็นประโยชน์ยิ่งต่องานวิจัย รวมถึงได้ช่วยตรวจทาน และแก้ไขรายงานวิทยานิพนธ์เล่มนี้ จนทำให้มีความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น รวมทั้งเป็นกำลังใจให้กับผู้วิจัยเสมอมา

รศ. ดร.กิตติ อรรถกิจมงคล ประธานกรรมการ และ ผศ. ร.อ. ดร.ประโยชน์ คำสวัสดิ์ กรรมการ ที่กรุณาให้การแนะนำ ชี้แนะแนวทางการเขียน และช่วยตรวจทานเนื้อหาวิทยานิพนธ์จนเสร็จสมบูรณ์ยิ่งขึ้น

อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมแมคคาทรอนิกส์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีทุกท่าน ที่ได้ให้คำปรึกษา และแนะนำความรู้ทางด้านวิชาการอย่างดียิ่งมาโดยตลอด คุณอัญชุลี รักด่านกลาง ที่อำนวยความสะดวกในการทำงานของข้าพเจ้า และคุณไพรัตน์ ทศดี ที่ช่วยตรวจทานรูปแบบการจัดพิมพ์วิทยานิพนธ์ จนสำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

สุดท้ายนี้ ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา ที่ให้การเลี้ยงดูอบรมและส่งเสริมการศึกษา เป็นอย่างดีตลอดมาในอดีต จนทำให้ผู้วิจัยประสบความสำเร็จในชีวิตตลอดมา

ประสิทธิ์ บุญเอนก

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย)	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ).....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ	ง
สารบัญตาราง	ช
สารบัญรูป.....	ซ
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ	ญ
บทที่	
1 บทนำ.....	1
1.1 ความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์งานวิจัย	1
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย	1
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	2
2 ปรีทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	3
2.1 กล่าวนำ.....	3
2.2 การประมวลผลภาพ (Image processing)	3
2.2.1 แบบจำลองภาพระดับเทา (Gray scale model).....	3
2.2.2 แบบจำลองภาพสี RGB	4
2.2.3 แบบจำลองภาพสี HSV.....	5
2.3 การแยกส่วนภาพ (Image segmentation).....	6
2.3.1 การตรวจหาเส้นขอบของภาพ (Edge detection).....	6
2.3.2 การหาขีดเริ่มเปลี่ยน (Thresholding).....	8
2.3.3 การแยกส่วนภาพโดยใช้หลักการแบ่งพื้นที่ (Region-based segmentation).....	10

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.3.4	การแยกส่วนภาพจากการเคลื่อนที่ (Motion-based segmentation).....	11
2.4	เครือข่ายประสาทเทียม (Artificial neuron network หรือ ANN)	12
2.4.1	สถาปัตยกรรมของเครือข่ายประสาทเทียม (Neural network architecture)	13
2.4.2	เครือข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Backpropagation neuron network)	16
2.4.3	เครือข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง (Self - organizing feature map)	18
2.4.4	เครือข่ายประสาทเทียมแบบการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน	19
2.5	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	20
2.6	สรุป.....	23
3	การจัดกลุ่มตัวอักษรลายมือเขียนด้วยเครือข่ายประสาทเทียม.....	24
3.1	กล่าวนำ.....	24
3.2	การเตรียมข้อมูลอินพุตสำหรับเครือข่ายประสาทเทียมแบบ SOFM	25
3.2.1	การปรับระยะห่างของข้อมูล.....	26
3.2.2	การตัดจุดหักเหแบบตะขอ	27
3.2.3	การคำนวณหาค่ามุม	28
3.2.4	การปรับข้อมูลให้เป็นมาตรฐานเดียวกัน (Normalization).....	31
3.2.5	ผลการทดสอบระบบการจัดเตรียมข้อมูล	31
3.2.6	สรุปผลการทดสอบระบบการจัดเตรียมข้อมูล	39
3.2.6	สรุปผลการทดสอบระบบการจัดเตรียมข้อมูล	39
3.3	การจัดกลุ่มตัวอักษรอย่างคร่าว ๆ โดย SOFM	39
3.3.1	ผลทดสอบการจัดกลุ่มตัวอักษรอย่างคร่าว ๆ โดย SOFM	43
3.3.2	สรุปผลทดสอบการจัดกลุ่มตัวอักษรอย่างคร่าว ๆ โดย SOFM.....	44

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.4	การจัดกลุ่มตัวอักษรโดย LVQ.....	44
3.4.1	ผลทดสอบการจัดกลุ่มตัวอักษรโดย LVQ.....	44
3.4.2	สรุปผลทดสอบการจัดกลุ่มตัวอักษรโดย LVQ.....	49
3.5	การปรับปรุงเครือข่าย LVQ.....	49
3.5.1	ผลการปรับปรุงเครือข่าย LVQ.....	50
3.5.2	สรุปผลการปรับปรุงเครือข่าย LVQ.....	53
3.6	สรุป.....	55
4	การระบุตัวอักษร.....	56
4.1	กล่าวนำ.....	56
4.2	การระบุตัวอักษรจากลายมือเขียนโดยเครือข่ายไปข้างหน้า.....	57
4.3	ผลทดสอบการระบุตัวอักษรจากลายมือเขียน.....	58
4.4	สรุปผลทดสอบการระบุตัวอักษรจากลายมือเขียน.....	63
5	สรุปและข้อเสนอแนะ.....	64
5.1	สรุป.....	64
5.2	ข้อเสนอแนะ.....	65
	รายการอ้างอิง.....	66
	ภาคผนวก.....	68
	ภาคผนวก ก. รูปตัวอักษรจากระบบประมวลผลภาพ.....	68
	ภาคผนวก ข. รูปตัวอักษรจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์.....	83
	ภาคผนวก ค. บทความวิชาการที่ได้รับการเผยแพร่ในขณะศึกษา.....	98
	ประวัติผู้เขียน.....	100

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1	ผลจากการกำหนดค่าน้ำหนักประสาทเริ่มต้นขนาด 4×4..... 43
3.2	ผลจากการกำหนดค่าน้ำหนักประสาทเริ่มต้นขนาด 5×5..... 43
3.3	ผลจากการกำหนดค่าน้ำหนักประสาทเริ่มต้นขนาด 6×6..... 43
3.4	ผลจากการกำหนดค่าน้ำหนักประสาทเริ่มต้นขนาด 7×7..... 43
3.5	ผลทดสอบการจัดกลุ่มข้อมูลโดยเครือข่าย LVQ ที่มีขนาดน้ำหนักประสาท เริ่มต้นเป็น 4×4 ผลที่ได้มีความถูกต้อง 99.62%..... 45
3.6	ผลทดสอบการจัดกลุ่มข้อมูลโดยเครือข่าย LVQ ที่มีขนาดน้ำหนักประสาท เริ่มต้นเป็น 5×5 ผลที่ได้มีความถูกต้อง 97.55%..... 46
3.7	ผลทดสอบการจัดกลุ่มข้อมูลโดยเครือข่าย LVQ ที่มีขนาดน้ำหนักประสาท เริ่มต้นเป็น 6×6 ผลที่ได้มีความถูกต้อง 95.45%..... 47
3.8	ผลทดสอบการจัดกลุ่มข้อมูลโดยเครือข่าย LVQ ที่มีขนาดน้ำหนักประสาท เริ่มต้นเป็น 7×7 ผลที่ได้มีความถูกต้อง 97.72%..... 48
3.9	ผลทดสอบการจัดกลุ่มตัวอักษรโดย LVQ..... 49
3.10	ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรที่ได้จากเครือข่าย LVQ ที่มีน้ำหนักประสาท เริ่มต้นขนาด 4×4..... 50
3.11	ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรที่ได้จากเครือข่าย LVQ ที่มีน้ำหนักประสาท เริ่มต้นขนาด 5×5..... 51
3.12	ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรที่ได้จากเครือข่าย LVQ ที่มีน้ำหนักประสาท เริ่มต้นขนาด 6×6..... 52
3.13	ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรที่ได้จากเครือข่าย LVQ ที่มีน้ำหนักประสาท เริ่มต้นขนาด 7×7..... 53
3.14	ผลเปรียบเทียบระบบก่อนการปรับปรุงเครือข่ายและหลังการปรับปรุงเครือข่าย..... 54
4.1	ผลทดสอบระบบโดยใช้การรับข้อมูลอินพุตจากการประมวลผลภาพ..... 59
4.2	ผลทดสอบระบบโดยใช้การรับข้อมูลอินพุตจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์..... 63

สารบัญรูป

รูปที่		หน้า
2.1	ค่าระดับเทา.....	4
2.2	ลูกบาศก์ของแบบจำลองภาพสี RGB.....	5
2.3	แบบจำลองภาพสี HSV	6
2.4	แบบจำลองรูปลาดเอียงของขอบภาพ	7
2.5	ตัวอย่างการตรวจหาเส้นขอบของภาพ โดยใช้วิธีต่าง ๆ.....	8
2.6	ตัวอย่างการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของภาพ	9
2.7	การแบ่งภาพออกตามหลักการการแบ่งแยกพื้นที่.....	10
2.8	ตัวอย่างการแยกส่วนภาพโดยใช้หลักการแบ่งพื้นที่	11
2.9	ตัวอย่างการแยกส่วนภาพจากการเคลื่อนที่	12
2.10	แบบจำลองเซลล์ประสาทเทียมแบบอินพุตเดียว.....	13
2.11	แบบจำลองเซลล์ประสาทเทียมแบบหลายอินพุต	14
2.12	รูปแบบสัญลักษณ์ของเซลล์ประสาทเทียมแบบหลายอินพุต.....	14
2.13	แบบจำลองเซลล์ประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเครือข่ายแบบชั้นเดียว.....	15
2.14	รูปแบบสัญลักษณ์ของเซลล์ประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเครือข่ายแบบชั้นเดียว	15
2.15	แบบจำลองเซลล์ประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเครือข่ายแบบหลายชั้น	16
2.16	รูปแบบสัญลักษณ์ของเซลล์ประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเครือข่ายแบบหลายชั้น	16
2.17	โครงสร้างเครือข่าย LVQ.....	20
3.1	แผนผังขั้นตอนการทำงานระบบการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียน	24
3.2	การลากมือเป็นตัวอักษร	25
3.3	ผลจากการเคลื่อนที่เร็วและช้า	26
3.4	การเพิ่มจุดข้อมูลใหม่แทรกกระหว่างจุดเดิม.....	27
3.5	ผลที่ได้จากการปรับระยะห่างข้อมูลและการลดความหยาบของข้อมูล.....	27
3.6	ลักษณะจุดหักเหแบบตะขอที่จุดสุดท้ายของการเขียน	28
3.7	ผลที่ได้จากการตัดจุดหักเหแบบตะขอ.....	28
3.8	การหามุมของแต่ละจุดข้อมูล.....	29

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.9	ผลที่ได้จากการหาค่ามุมของตัวอักษร ก 29
3.10	ผลที่ได้จากการหาค่ามุมของตัวอักษร ข 30
3.11	ผลที่ได้จากการแก้ปัญหาค่ามุมไม่ต่อเนื่องของมุมที่ได้จากตัวอักษร ข 30
3.12	แสดงข้อมูลที่ทำให้การปรับให้เป็นมาตรฐานเดียวกัน 31
3.13	ผลการทดสอบระบบการจัดเตรียมข้อมูลตัวอักษร 32
3.14	แผนผังระบบการจัดกลุ่มตัวอักษร 40
3.15	ลักษณะตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบเครือข่าย SOFM 42
3.16	แผนผังการทำงานการปรับปรุงเครือข่าย LVQ 50
4.1	ตัวอย่างตัวอักษรลายมือเขียนที่ได้จากระบบการประมวลผลภาพ 56
4.2	ตัวอย่างตัวอักษรลายมือเขียนที่ได้จากอุปกรณ์กระดานอิเล็กทรอนิกส์ 57
4.3	เครือข่ายไปข้างหน้าของข้อมูลกลุ่มที่ 1 ซึ่งสมาชิกในกลุ่มประกอบด้วย ก ค และ ศ 58

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

$A(x, y)$	คือ	คุณสมบัติของจุดภาพข้างเคียง
B	คือ	องค์ประกอบสีน้ำเงิน
B	คือ	เวกเตอร์ไบอัส
CN	คือ	การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีของแคนนี่
E	คือ	ค่าความผิดพลาด
$f(x, y)$	คือ	ค่าความเข้มของจุดภาพระดับเทา
G	คือ	องค์ประกอบสีเขียว
$g(x, y)$	คือ	จุดภาพที่หาจุดเริ่มเปลี่ยนแล้ว
H	คือ	ค่าสีส้ม
$i(x, y)$	คือ	องค์ประกอบความสว่าง
LMS	คือ	การวิเคราะห์หาค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ย
LOG	คือ	การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีลาปลาเซียนของเกาส์
LVQ	คือ	โครงข่ายประสาทเทียมแบบการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน
N	คือ	เน็ตอินพุต
$\{p, t\}$	คือ	คู่อินพุตและเป้าหมาย
P	คือ	เวกเตอร์อินพุต
PW	คือ	การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีของพรูวิตต์
R	คือ	องค์ประกอบสีแดง
RB	คือ	การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีของโรเบิร์ตส์
S	คือ	ความอึมครวสี
SB	คือ	การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีของโซเบล
SOFM	คือ	โครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง
T	คือ	เกณฑ์ของจุดเริ่มเปลี่ยน
V	คือ	ความสว่างของภาพ
W	คือ	เวกเตอร์น้ำหนักประสาท
Y	คือ	เอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม
ZC	คือ	การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีตัดขวางศูนย์
α	คือ	ค่าคงที่การเรียนรู้
δ	คือ	ค่าความไวของค่าความผิดพลาด
η	คือ	ค่าคงที่การเรียนรู้

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันเทคโนโลยีการเชื่อมต่อระหว่างคนและคอมพิวเตอร์ (Human computer interfaces : HCI) เป็นเทคโนโลยีที่สำคัญที่จะทำให้การใช้งานคอมพิวเตอร์ได้ดียิ่งขึ้น ซึ่งในอดีตได้มีการค้นคว้าและวิจัยอย่างต่อเนื่องเพื่อพัฒนาให้เป็นระบบที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด เทคโนโลยีการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ (Computer vision) เป็นเทคโนโลยีที่ได้มีการนำมาใช้ในงาน HCI อย่างแพร่หลาย เช่น การแยกส่วนมือจากภาพสำหรับติดตามการเคลื่อนไหวของมนุษย์ ซึ่งในปัจจุบันได้มีการนำเทคโนโลยีดังกล่าว มาประยุกต์ใช้ในงานทางด้านวิศวกรรม และอุตสาหกรรมต่าง ๆ ได้อย่างหลากหลาย โดยส่วนใหญ่เป็นงานที่ต้องการให้ระบบมีความสามารถในการติดตามการเคลื่อนไหวของวัตถุที่สนใจได้ และทำการประมวลผลเพื่อรวบรวมข้อมูลของวัตถุนั้นจากภาพในระบบ ตัวอย่างของระบบดังกล่าวเช่น ระบบการแปลภาษามือในเวลาจริงสำหรับงานทางด้านการประชุมระยะทางไกล ระบบเลียนแบบท่าทางของมนุษย์ ระบบการจดจำสัญญาณจราจร ระบบติดตามนิ้วมือสำหรับโต๊ะทำงานแบบดิจิทัล ซึ่งเทคโนโลยีการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ จะต้องใช้การคำนวณและเทคโนโลยีในขั้นสูง จึงจำเป็นต้องมีการพัฒนาและวิจัยกันอย่างต่อเนื่อง เพื่อให้ได้ระบบที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด

1.2 วัตถุประสงค์งานวิจัย

- 1.2.1 เพื่อศึกษาและพัฒนาวิธีการจดจำลายมือเขียนตัวอักษรไทยด้วยเครือข่ายประสาทเทียม
- 1.2.2 เพื่อปรับปรุงและพัฒนาเทคโนโลยีการเชื่อมต่อระหว่างคนและคอมพิวเตอร์

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

- 1.3.1 พัฒนาการจดจำลายมือเขียนตัวอักษรไทยด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแบบสองขั้นตอน
- 1.3.2 ระบบรู้จำลายมือเขียนเป็นแบบออฟไลน์
- 1.3.3 ใช้อัลกอริทึมการตรวจจับภาพมือจากงานวิจัยที่มีอยู่แล้ว (ชมพู่ ทรัพย์ปทุมสิน, 2548)

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1.4.1 ได้รับความรู้ ความเข้าใจเกี่ยวกับกระบวนการประมวลผลภาพ อาทิเช่น การแปลงภาพให้เป็นแบบ HSV Model การ Threshold ภาพการกำจัด Noise การทำ Segmentation เป็นต้น
- 1.4.2 ได้รับความรู้ความเข้าใจเกี่ยวกับทฤษฎีของเครือข่ายประสาทเทียม
- 1.4.3 ได้กระบวนการจดจำลายมือเขียนอักษรไทยที่มีประสิทธิภาพ

บทที่ 2

ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 กล่าวนำ

วิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอระบบการจดจำลายมือเขียนตัวอักษรไทย โดยระบบดังกล่าวเป็นการผสมผสานระหว่าง เครือข่ายประสาทเทียมแบบการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน (Learning vector quantization หรือ LVQ) และเครือข่ายไปข้างหน้า (Feed-forward neural networks) ระบบที่นำเสนอนี้ เป็นระบบการจดจำลายมือเขียนตัวอักษรไทย ที่สามารถจดจำลายมือเขียนตัวอักษรภาษาไทย ที่มีลักษณะรูปร่างผิดเพี้ยนไปจากเดิมได้ อีกทั้งยังสามารถเรียนรู้ลักษณะลายมือเขียนใหม่ๆเพิ่มเติมได้ ข้อมูลนำเข้าของระบบเป็นข้อมูลรูปภาพต่อเนื่องแบบเวลาจริง ผ่านการประมวลผลภาพเพื่อค้นหาตำแหน่งจุดปลายสุดของนิ้วมือในแต่ละภาพ ซึ่งขั้นตอนดังกล่าวนี้ได้มีผู้วิจัยพัฒนาโปรแกรมไว้หลายท่าน ยกตัวอย่างเช่น งานวิจัยของ ชมพู ทรัพย์ปทุมสิน เรื่องวิธีการใหม่แบบพันทางในการคัดแยกมือจากภาพสี ซึ่งได้นำมาเป็นแนวทางในการนำข้อมูลนำเข้าให้กับระบบงานวิจัยชิ้นนี้

ในบทที่ 2 นี้ได้อธิบายถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการจดจำลายมือเขียน และเทคนิคต่าง ๆ ที่วิทยานิพนธ์นี้ใช้ในระบบจดจำลายมือเขียน ตลอดจนนำเสนอผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับระบบการจดจำลายมือเขียนที่น่าสนใจ ดังรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.2 การประมวลผลภาพ (Image processing)

การประมวลผลภาพ มีจุดประสงค์เพื่อพัฒนาและปรับปรุงข้อมูลที่เป็นภาพเพื่อให้สามารถแปลความหมายได้ดีขึ้น และเพื่อเตรียมข้อมูลฉาก (Scene data) สำหรับให้คอมพิวเตอร์เข้าใจได้ ขบวนการประมวลผลภาพแบ่งออกได้เป็น 3 ขบวนการ คือ ขบวนการขั้นต้น เป็นการได้มาซึ่งภาพ และการปรับปรุงภาพให้ดีขึ้น ได้แก่ การแปลงสัญญาณภาพ การเพิ่มความคมชัดของภาพ การกู้คืนสัญญาณภาพ เป็นต้น ขบวนการขั้นกลาง คือ ส่วนของการแยกองค์ประกอบและการดึงเอาคุณลักษณะที่สำคัญออกมา และขบวนการขั้นสูง คือ การตีความหมายและการจดจำภาพ

2.2.1 แบบจำลองภาพระดับเทา (Gray scale model)

ภาพระดับเทาสามารถเขียนแทนด้วย $f(x, y)$ โดยที่ขนาดของ f ที่ตำแหน่ง (x, y) คือค่าความเข้มของภาพที่จุดนั้น ๆ โดยที่ค่า $f(x, y)$ จะต้องไม่เป็นศูนย์และมีค่าจำกัด ซึ่งสามารถแยกองค์ประกอบได้เป็น 2 ส่วน คือ องค์ประกอบความสว่าง (Illumination component :

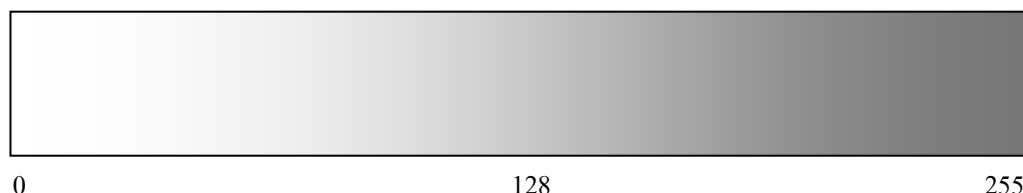
$i(x, y)$) และองค์ประกอบการสะท้อนของแสง (Reflectance component : $r(x, y)$) โดยที่ $f(x, y)$ เกิดจากการคูณกันขององค์ประกอบทั้งสองดังสมการที่ 2.1

$$f(x, y) = i(x, y) \cdot r(x, y) \quad (2.1)$$

โดยที่ $i(x, y)$ จะต้องมีค่ามากกว่าศูนย์และมีค่าจำกัด ส่วน $r(x, y)$ จะต้องมีค่ามากกว่าศูนย์และน้อยกว่าหนึ่ง ภาพ f เป็นภาพที่มีเฉดสีเดียว ดังนั้นความเข้มของ f ที่ตำแหน่ง (x, y) เรียกว่าระดับเทา (Gray level : l) ของภาพในตำแหน่งนั้น โดยที่ระดับเทาจะอยู่ในช่วง

$$L_{\min} \leq l \leq L_{\max} \quad (2.2)$$

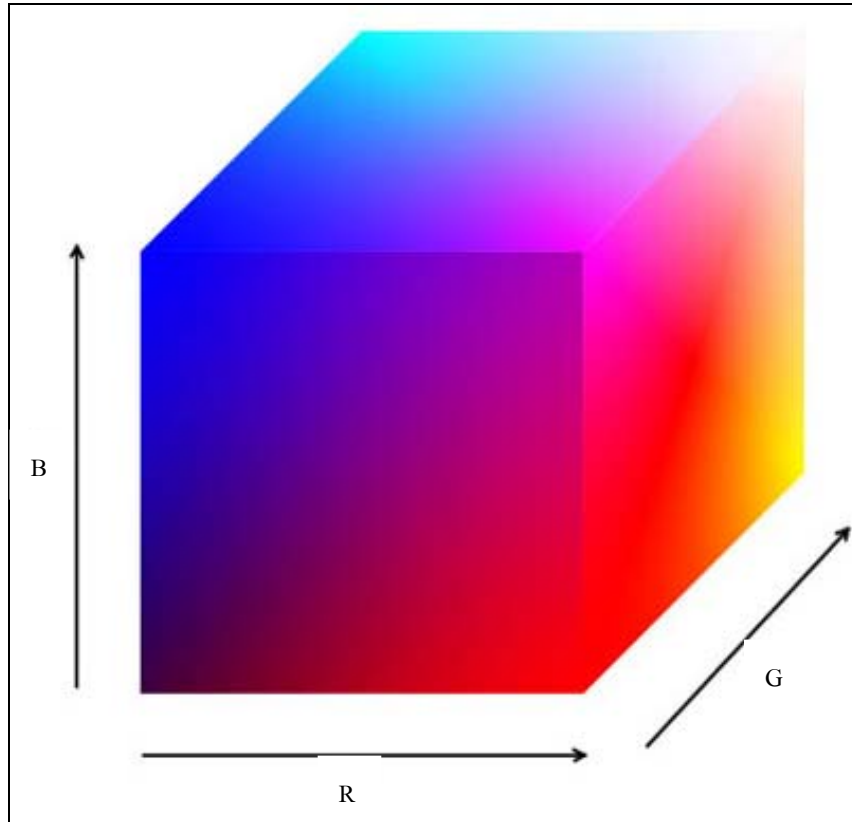
เรียกช่วง $[L_{\min}, L_{\max}]$ ว่าสเกลระดับเทา (Gray scale) โดยปกติจะเลื่อนช่วงนี้ให้เป็น $[0, L]$ โดยที่ 0 เป็นศูนย์ คือจุดภาพที่มีสีดำ และที่ L เท่ากับ L คือจุดภาพที่มีสีขาว ส่วนจุดภาพที่มีค่า l ระหว่างนี้จะแสดงระดับสีของสีเทาแสดงดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 ค่าระดับเทา

2.2.2 แบบจำลองภาพสี RGB

แบบจำลอง RGB เป็นแบบจำลองที่ประกอบไปด้วยองค์ประกอบสเปกตรัมของ 3 แม่สีปฐมภูมิ (Primary spectral components) ได้แก่ สีแดง (Red : R) สีเขียว (Green : G) และสีน้ำเงิน (Blue : B) ซึ่งแต่ละสีอยู่บนระนาบภาพ (Image planes) ที่เป็นอิสระต่อกันบนพื้นฐานของระบบพิกัดคาร์ทีเซียนดังแสดงในรูปที่ 2.2 กล้องสีส่วนมากที่ใช้ในการรับภาพ นิยมใช้แบบจำลองภาพสี RGB เป็นรูปแบบในการรับภาพ ดังนั้น แบบจำลองภาพสี RGB จึงเป็นแบบจำลองที่สำคัญในการประมวลผลภาพ



รูปที่ 2.2 ลูกบาศก์ของแบบจำลองภาพสี RGB

2.2.3 แบบจำลองภาพสี HSV

แบบจำลองภาพสี HSV เป็นแบบจำลองที่ประกอบไปด้วย 3 องค์ประกอบคือ ค่า H (Hue) คือค่าสีล้วน (Pure color) ค่า S (Saturation) คือความอิ่มตัวสี เป็นตัวบอกระดับสีเมื่อเทียบกับค่าสีล้วนและค่า V (Value) คือค่าที่ใช้บอกระดับความสว่างของภาพ ดังแสดงในรูปที่ 2.3 แบบจำลองภาพสี HSV นี้สามารถหาได้โดยการแปลงมาจากแบบจำลองภาพสี RGB ดังสมการที่ 2.3-2.6

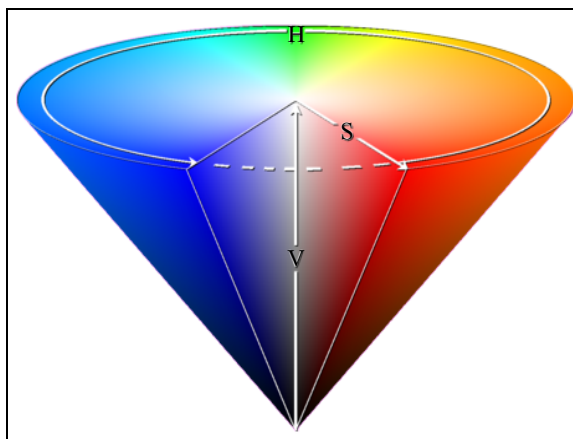
$$H \begin{cases} H_1 \\ 360^\circ - H_1 \end{cases} \quad (2.3)$$

โดยที่

$$H_1 = \cos^{-1} \left\{ \frac{0.5[(R - G) + (R - B)]}{\sqrt{(R - G)(R - G) + (R - B)(G - B)}} \right\} \quad (2.4)$$

$$S = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)} \quad (2.5)$$

$$V = \frac{\max(R, G, B)}{255} \quad (2.6)$$



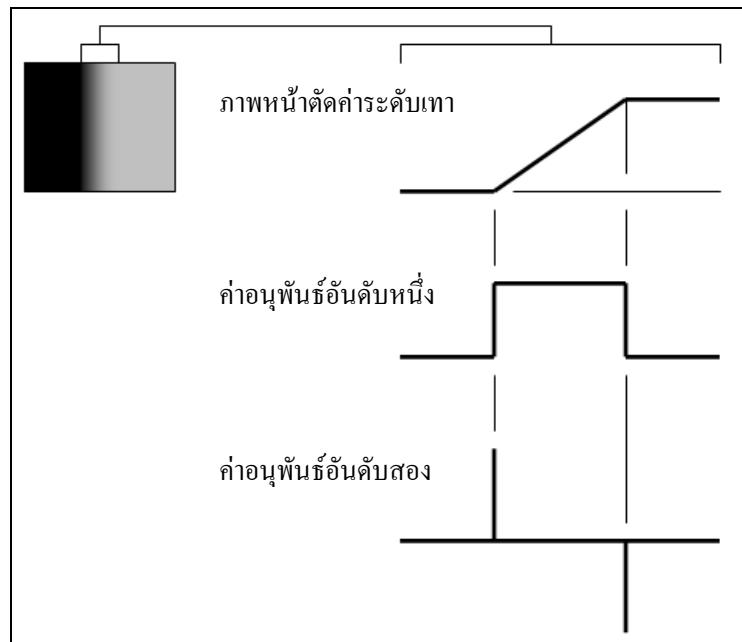
รูปที่ 2.3 แบบจำลองภาพสี HSV

2.3 การแยกส่วนภาพ (Image segmentation)

ขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่งของการประมวลผลภาพ (Image processing) คือการแยกส่วนต่าง ๆ ของรูปภาพออกจากกันตามลักษณะสำคัญที่เราพิจารณา เพื่อลดจำนวนข้อมูลในรูปภาพที่ไม่จำเป็นในการวิเคราะห์ จัดระเบียบข้อมูลในรูปภาพให้เป็นกลุ่ม และแสดงข้อมูลในรูปที่เข้าใจง่าย หลักการที่ใช้ในการแยกส่วนภาพมี 2 หลักการ หลักการแรกคือ แยกส่วนภาพจากความไม่ต่อเนื่อง (Discontinuity) ขององค์ประกอบภาพ โดยดูจากความเปลี่ยนแปลงอย่างชัดเจนของความเข้มขององค์ประกอบภาพ เช่น บริเวณที่เป็นเส้นขอบของภาพ หลักการที่สองคือการแยกส่วนภาพตามความคล้ายกัน (Similarity) ขององค์ประกอบภาพ โดยแยกส่วนภาพตามคุณสมบัติของจุดภาพ (Pixel) ภายในพื้นที่เดียวกันที่มีความเหมือนกัน เทคนิคที่ใช้ในการแยกส่วนภาพมีดังต่อไปนี้

2.3.1 การตรวจหาเส้นขอบของภาพ (Edge detection)

เส้นขอบ (Edge) คือ ชุดของจุดภาพที่เชื่อมต่อกันวางตัวบนขอบระหว่าง 2 พื้นที่ (Region) ที่มีค่าระดับเทาต่างกัน แบบจำลองของเส้นขอบหาได้จากการเปลี่ยนค่าระดับเทา (Gray levels) ของจุดภาพ มีลักษณะของแบบจำลองเป็นรูปลาดเอียง (Ramplike) ดังแสดงในรูปที่ 2.4

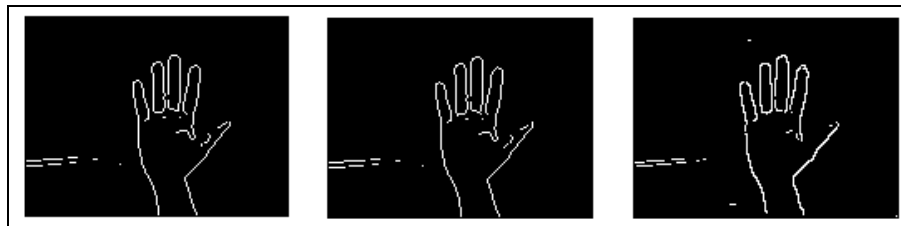


รูปที่ 2.4 แบบจำลองรูปลาดเอียงของขอบภาพ

จากรูปแสดงให้เห็นค่าอนุพันธ์อันดับหนึ่ง และค่าอนุพันธ์อันดับสองของค่าระดับเทา ซึ่งค่าอนุพันธ์อันดับหนึ่งสามารถใช้ในการตรวจจับเส้นขอบในภาพ และเครื่องหมายของอนุพันธ์อันดับสอง สามารถใช้ในการตรวจสอบว่า จุดภาพทางด้านไหนของเส้นขอบมีค่าระดับเทาสูงกว่าหรือต่ำกว่า หรือจุดภาพทางด้านไหนเป็นจุดภาพที่สว่างกว่าหรือมืดกว่า อัลกอริทึมที่ใช้ในการตรวจหาเส้นขอบของภาพที่ใช้ในปัจจุบันมีดังนี้ วิธีของ Sobel หรือ SB วิธีของ Prewitt หรือ PW วิธีของ Roberts หรือ RB วิธีของ Laplacian of Gaussian method หรือ LOG วิธีของ Zerocross หรือ ZC วิธีของ Canny หรือ CN เป็นต้นตัวอย่างการตรวจหาเส้นขอบของภาพแสดงดังรูปที่ 2.5



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) วิธี SB

(ค) วิธี PW

(ง) วิธี RB



(จ) วิธี LOG

(ฉ) วิธี ZC

(ช) วิธี CN

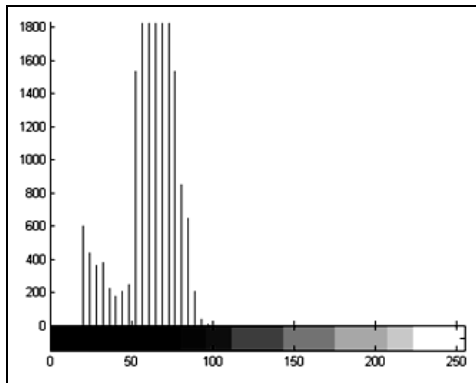
รูปที่ 2.5 ตัวอย่างการตรวจหาเส้นขอบของภาพโดยใช้วิธีต่างๆ

2.3.2 การหาขีดเริ่มเปลี่ยน (Thresholding)

การหาขีดเริ่มเปลี่ยนของภาพ เป็นกระบวนการในการสร้างพื้นที่ที่มีความเป็นเอกกรูป (Uniformity) ในรูปภาพออกเป็นส่วน ๆ ตามเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน (Threshold criterion หรือ T) ซึ่งแสดงดังสมการที่ 2.7 เมื่อ T เป็นฟังก์ชันของเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน $f(x, y)$ เป็นค่าระดับเทาของจุดภาพที่ (x, y) และ $A(x, y)$ แทนคุณสมบัติของจุดภาพข้างเคียง ภาพที่ทำการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว $g(x, y)$ มีค่าดังสมการที่ 2.8 ตัวอย่างการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของภาพแสดงดังรูปที่ 2.6

$$T = T\{x, y, A(x, y), f(x, y)\} \quad (2.7)$$

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{ถ้า } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{ถ้า } f(x, y) \leq T \end{cases} \quad (2.8)$$



ก. ฮิสโทแกรมของค่าระดับเทา

ข. ภาพที่ทำการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว

รูปที่ 2.6 ตัวอย่างการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของภาพ

โดยค่าของฟังก์ชัน T สามารถแบ่งได้ 3 วิธีด้วยกันดังนี้

1) ขีดเริ่มเปลี่ยนวงกว้าง (Global threshold) ค่าของ T ขึ้นอยู่กับค่าระดับเทาของแต่ละจุดภาพที่ (x, y) เท่านั้น

$$T = T\{f(x, y)\} \quad (2.9)$$

2) ขีดเริ่มเปลี่ยนเฉพาะที่ (Local threshold) ค่าของ T ขึ้นอยู่กับจุดภาพข้างเคียงและค่าระดับเทาของจุดภาพที่ (x, y)

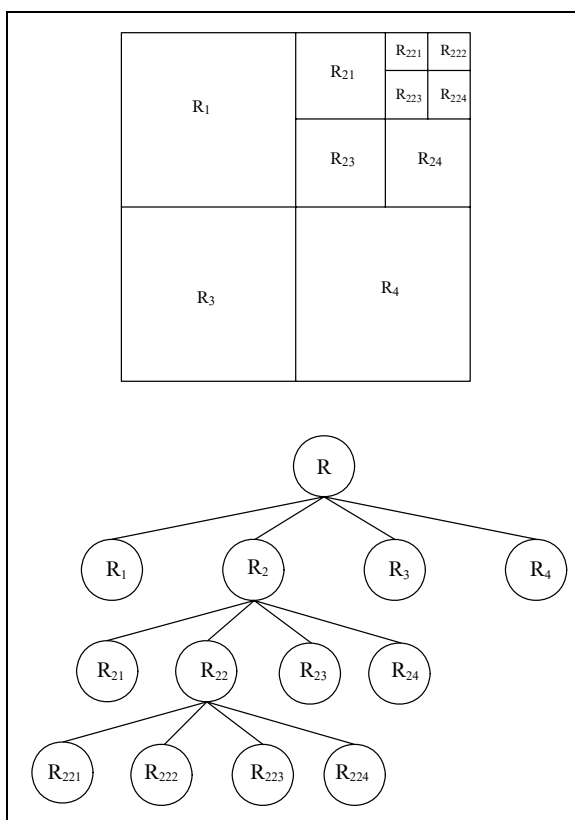
$$T = T\{A(x, y), f(x, y)\} \quad (2.10)$$

3) ขีดเริ่มเปลี่ยนพลวัต (Dynamic threshold) เป็นขีดเริ่มเปลี่ยนที่มีค่าของ T ขึ้นอยู่กับตำแหน่งของจุดภาพ จุดภาพข้างเคียง และค่าระดับเทาของจุดภาพที่ (x, y)

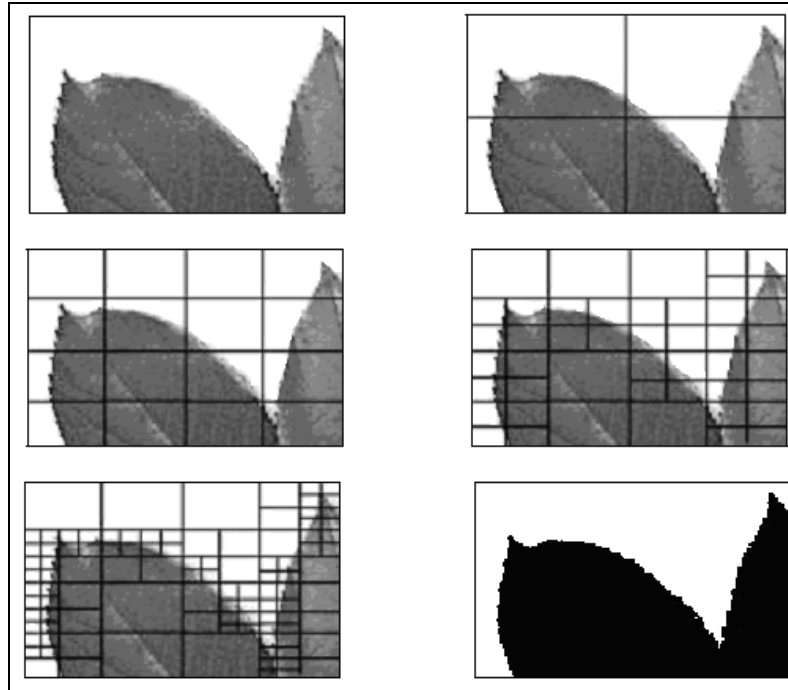
$$T = T\{x, y, A(x, y), f(x, y)\} \quad (2.11)$$

2.3.3 การแยกส่วนภาพโดยใช้หลักการแบ่งพื้นที่ (Region-based segmentation)

หลักการแบ่งพื้นที่ เป็นการแยกส่วนภาพ โดยการสร้างพื้นที่ขึ้นมาโดยการจัดกลุ่มของจุดภาพที่มีลักษณะสำคัญเหมือนกันเข้าไว้ด้วยกัน โดยมีหลักการสำคัญ 2 หลักการคือการแบ่งแยกพื้นที่ (Region splitting) ซึ่งมีหน้าที่ทำการแบ่งภาพต้นแบบที่มีลักษณะไม่เหมือนกันและไม่ต่อเนื่องออกจากกัน หลักการต่อมาคือ การรวมกันของพื้นที่ (Region merging) ทำหน้าที่รวมพื้นที่ที่ตามเงื่อนไขที่ต้องการเข้าไว้ด้วยกัน การแบ่งภาพออกตามหลักการการแบ่งแยกพื้นที่แสดงดังรูปที่ 2.7 และตัวอย่างการแยกส่วนภาพโดยใช้หลักการแบ่งพื้นที่แสดงดังรูปที่ 2.8



รูปที่ 2.7 การแบ่งภาพออกตามหลักการการแบ่งแยกพื้นที่



รูปที่ 2.8 ตัวอย่างการแยกส่วนภาพโดยใช้หลักการแบ่งพื้นที่

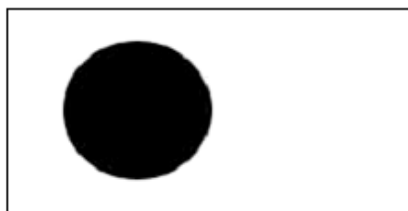
2.3.4 การแยกส่วนภาพจากการเคลื่อนที่ (Motion-based segmentation)

การแยกส่วนภาพจากการเคลื่อนที่ ใช้หลักการการตรวจจับความเปลี่ยนแปลงระหว่าง 2 กรอบภาพ (Image frame) $f(x, y, t_i)$ และ $f(x, y, t_j)$ ที่เวลา t_i และ t_j โดยทำการเปรียบเทียบจุดภาพต่อจุดภาพ ซึ่งในการเปรียบเทียบจำเป็นต้องมีภาพอ้างอิง (Reference image) ที่ภายในภาพมีเฉพาะวัตถุที่อยู่นิ่ง เมื่อทำการเปรียบเทียบภาพอ้างอิงกับภาพลำดับถัดมาที่มีสิ่งแวดล้อมเหมือนกันแต่มีวัตถุที่เคลื่อนที่อยู่ในภาพจุดภาพต่อจุดภาพ โดยที่จุดภาพใดที่ไม่แตกต่างกันแสดงว่าเป็นส่วนของภาพของวัตถุที่อยู่นิ่ง และจุดภาพใดที่แตกต่างกันแสดงว่าเป็นส่วนของวัตถุที่เคลื่อนที่ ซึ่งความแตกต่างระหว่าง 2 กรอบภาพที่เวลา t_i และ t_j เป็นดังสมการที่ 2.12

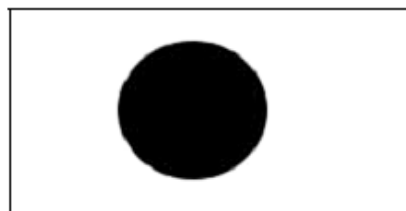
$$d_{ij}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } |f(x, y, t_i) - f(x, y, t_j)| > \theta \\ 0 & \text{other} \end{cases} \quad (2.12)$$

โดยที่ค่า θ เป็นขีดเริ่มเปลี่ยนที่ต้องการ จากสมการทุกจุดภาพที่ $d(x, y)$ มีค่าเป็น 1 แสดงว่าเกิดการเคลื่อนที่ของวัตถุในภาพขึ้น อย่างไรก็ตามสมการดังกล่าวจะใช้ได้เฉพาะกรณีที่

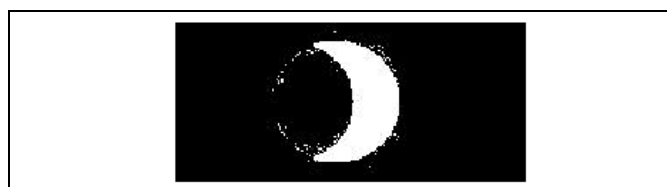
กล้องนิ่ง และสภาวะแสงสว่างไม่มีการเปลี่ยนแปลง ตัวอย่างการแยกส่วนภาพจากการเคลื่อนที่ แสดงดังรูปที่ 2.9



ก. ภาพอ้างอิง



ข. ภาพปัจจุบัน



ค. ภาพแสดงบริเวณที่วัตถุมีการเคลื่อนที่

รูปที่ 2.9 ตัวอย่างการแยกส่วนภาพจากการเคลื่อนที่

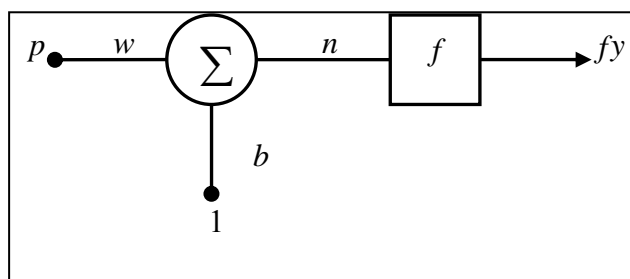
2.4 เครือข่ายประสาทเทียม (Artificial neuron network หรือ ANN)

เครือข่ายประสาทเทียม (อาทิคย์ ศรีแก้ว, 2546) เป็นเครือข่ายที่สามารถปรับเปลี่ยนตัวเองต่อการตอบสนองของอินพุต ตามกฎการเรียนรู้ (Learning rule) หลังจากที่เครือข่ายได้เรียนรู้ถึงที่ต้องการแล้ว เครือข่ายจะสามารถทำงานที่กำหนดไว้ได้ เครือข่ายประสาทเทียมได้ถูกพัฒนาคิดค้นจากการทำงานของสมองมนุษย์ โดยสมองมนุษย์ประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผลเรียกว่าเซลล์ประสาทเทียม (Neuron) จำนวนเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์ที่มีอยู่ประมาณประมาณ 10^{11} และมีการเชื่อมต่อกันอย่างมากมาย สมองมนุษย์จึงสามารถกล่าวได้ว่าเป็นคอมพิวเตอร์ที่มีการปรับตัวเองไม่เป็นเชิงเส้นเส้น และทำงานแบบขนานในการดูแลจัดการการทำงานร่วมกันของเซลล์ประสาทในสมอง ดังนั้นเครือข่ายประสาทเทียมที่เลียนแบบมาจากการทำงานของสมองมนุษย์นี้ จึงมีความสามารถในการเรียนรู้จากตัวอย่าง และการทำให้เป็นกรณีทั่วไป (Generalize) ซึ่งถือว่าเป็นคุณลักษณะสำคัญของเครือข่ายประสาทเทียม โดยเครือข่ายจะถูกฝึกสอนโดยการแสดงรูปแบบต่าง ๆ ที่ต้องการให้เครือข่ายเรียนรู้ด้วยกฎการเรียนรู้ ขบวนการเรียนรู้ได้ของเครือข่ายนี้ทำให้มีความ

แตกต่างไปจากการทำงานของโปรแกรมคอมพิวเตอร์อื่น ๆ การที่เครือข่ายถูกทำให้เป็นกรณีทั่วไป ทำให้ตัวเครือข่ายสามารถจำแนกแยกแยะรูปแบบของอินพุตแบบใหม่ ๆ ที่ตัวเครือข่ายไม่รู้จักมาก่อนได้ ตัวเครือข่ายประสาทเทียมทำการเก็บข้อมูลความรู้ในระหว่างขั้นตอนของการเรียนรู้ ซึ่งเก็บไว้ที่จุดประสาท (Synaptic weights) โครงสร้างของตัวเซลล์ประสาทเทียมภายในเครือข่ายมีอยู่หลายชนิด ซึ่งโครงสร้างดังกล่าวเป็นองค์ประกอบสำคัญที่ทำให้คุณลักษณะต่าง ๆ ของเครือข่ายแตกต่างกันออกไป ไม่ว่าจะเป็นการจัดวางเรียงตัวของเซลล์ประสาทเทียม กฎการเรียนรู้ที่ทำให้เกิดการปรับเปลี่ยนค่าของจุดประสาท และเงื่อนไขในการฝึกฝนของเครือข่าย อย่างไรก็ตาม เครือข่ายชนิดต่าง ๆ มีจำนวนเซลล์ประสาทเทียมที่เชื่อมต่อกันเป็นจำนวนมาก เหมือนกับสมองของมนุษย์ ความไม่เป็นเชิงเส้น ก็เป็นคุณลักษณะร่วมกันของเครือข่ายเกือบทุกแบบ นอกจากนี้ เครือข่ายประสาทเทียมยังมีข้อดีอีกมากมาย เช่น มีความทนทานต่อความบกพร่อง เพราะข้อมูลภายในเครือข่ายได้ถูกกระจายไปทั้งเครือข่ายตามเซลล์ประสาทเทียมต่าง ๆ การจะทำให้ทั้งระบบไม่สามารถทำงานได้นั้น จะต้องทำให้เกิดความเสียหายอย่างหนักเท่านั้น และเครือข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการโต้ตอบ และตอบสนองต่อสภาวะแวดล้อมได้ โดยเมื่อสภาวะแวดล้อมเปลี่ยนไป ตัวเครือข่ายจะสามารถตอบสนองกับการเปลี่ยนแปลงนั้น ๆ แล้วทำการฝึกฝนให้เข้ากับสภาวะแวดล้อมใหม่ได้

2.4.1 สถาปัตยกรรมของเครือข่ายประสาทเทียม (Neural network architecture)

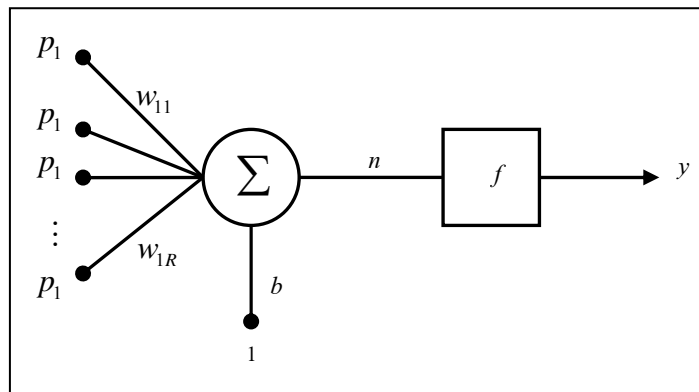
โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมประกอบไปด้วยสองส่วนใหญ่ ๆ คือ แบบจำลองของเซลล์ประสาทเทียม และ สถาปัตยกรรมการเชื่อมต่อกันเป็นเครือข่ายของเซลล์ประสาทเทียมแบบจำลองของเซลล์ประสาทเทียมแบบอินพุตเดียวแสดงดังรูปที่ 2.10 อินพุต p ถูกคูณด้วยค่าน้ำหนักประสาท (Weight) w โดยมีไบอัส (Bias) b เป็นอีกอินพุตหนึ่งซึ่งมีค่าน้ำหนักประสาทคงที่เท่ากับ 1 อินพุตทั้งสองถูกรวม (Sum) ได้เอาต์พุตเป็น n มักจะเรียกว่าเน็ตอินพุต (Net input) ซึ่งจะเป็นอินพุตของฟังก์ชันถ่ายโอน f (Transfer function หรือ activation function) และได้เอาต์พุตของเซลล์ประสาทเทียม คือ fy ดังสมการที่ 2.13



รูปที่ 2.10 แบบจำลองเซลล์ประสาทเทียมแบบอินพุตเดียว

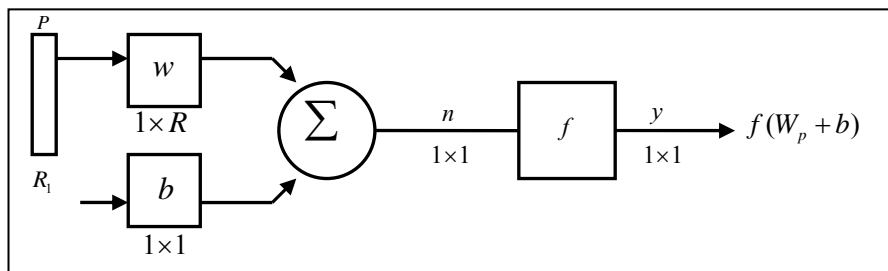
$$y = f(wp + b) \tag{2.13}$$

เอาต์พุตของเซลล์ประสาทจะขึ้นอยู่กับฟังก์ชันถ่ายโอน w และ b จะสามารถปรับค่าได้ นั่นคือเป็นพารามิเตอร์ของเซลล์ประสาท โดยปกติแล้วฟังก์ชันถ่ายโอนจะถูกออกแบบโดยผู้ใช้ และพารามิเตอร์ w และ b จะถูกปรับค่าจากกฎการเรียนรู้ โดยปกติแล้วเซลล์ประสาทเทียมจะมีอินพุตมากกว่าหนึ่งอินพุต แสดงดังรูป 2.11 เซลล์ประสาทเทียมในรูปมี R อินพุตแต่ละอินพุตย่อย $p_1, p_2, p_3, \dots, p_R$ ถูกคูณด้วยค่าน้ำหนักประสาทของแต่ละตัว $w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1R}$ ซึ่งสามารถเขียนเป็นเมตริกซ์ซึ่งเรียกว่าเมตริกซ์น้ำหนักประสาท (Weight matrix) มีสัญลักษณ์คือ W และ ไบอัส b โดยอินพุตทั้งสองถูกรวมได้เน็ตอินพุตเป็น n ซึ่งจะเป็นอินพุตให้กับฟังก์ชันถ่ายโอน f และได้เอาต์พุตของเซลล์ประสาทเทียมคือ y ดังสมการที่ 2.14



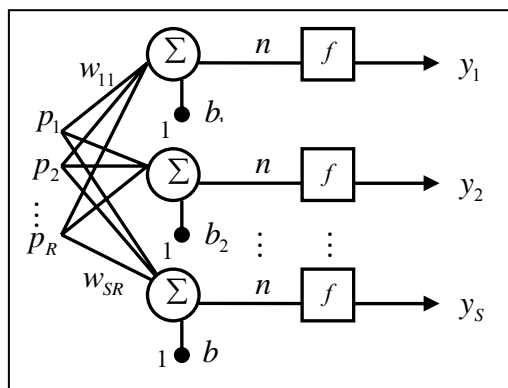
รูปที่ 2.11 แบบจำลองเซลล์ประสาทเทียมแบบหลายอินพุต

$$y = f(WP + b) \tag{2.14}$$

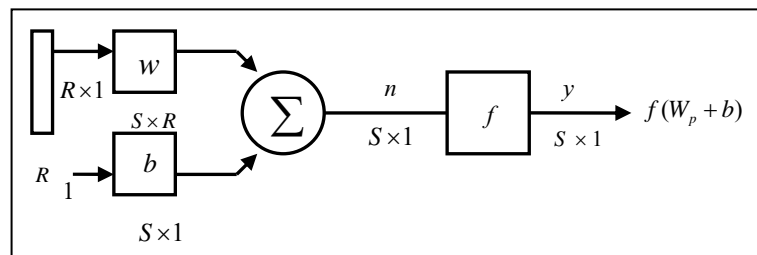


รูปที่ 2.12 รูปแบบสัญลักษณ์ของเซลล์ประสาทเทียมแบบหลายอินพุต

โดยปกติเครือข่ายประสาทเทียมจะประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทหลายๆเซลล์และเชื่อมต่อแบบขนานกันหลายๆชั้นหรือเรียกว่า Layer โครงสร้างเครือข่ายแบบชั้นเดียว (Single layer) มีแสดงในรูปที่ 2.13 พิจารณาเครือข่ายชั้นเดียวมี R อินพุตและ S คำน้้าหนักประสาทต่อเข้าสู่แต่ละเซลล์ประสาท แต่ละเซลล์ประสาทและจะรวมตัวกับ ไบอัส b พิจารณาเมตริกซ์ W จะเห็นได้ว่า คำน้้าหนักประสาทของแต่ละแถวมีตัวห้อยแรกแสดงว่าเป็นของเซลล์ประสาทเซลล์ไหน และมีตัวห้อยที่สองแสดงว่ามาจากอินพุตไหน โครงสร้างทั้งหมดทั้งหมดของเครือข่ายชั้นเดียวสามารถแสดงในรูปของเมตริกซ์ได้ดังรูปที่ 2.14

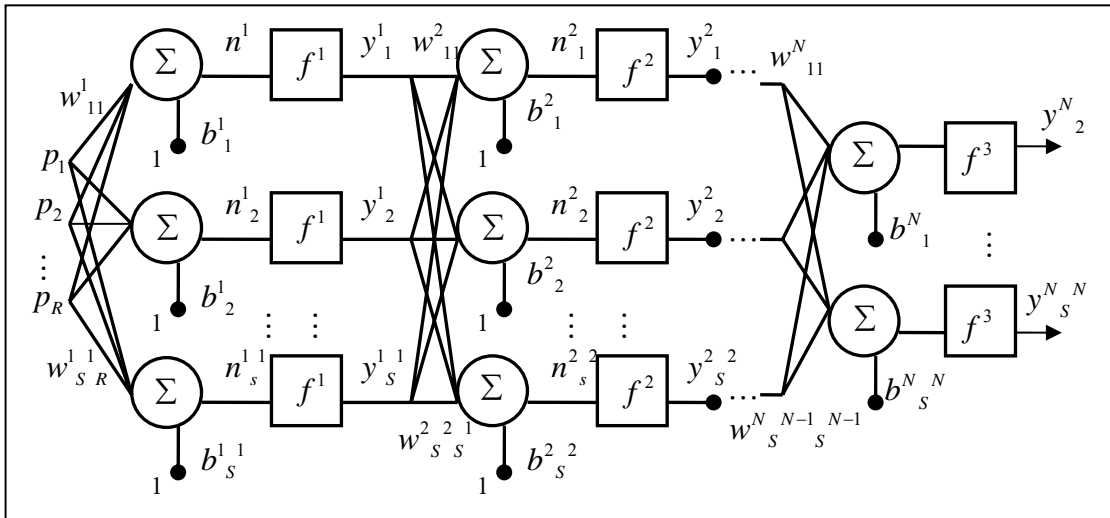


รูปที่ 2.13 แบบจำลองเซลล์ประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเครือข่ายแบบชั้นเดียว

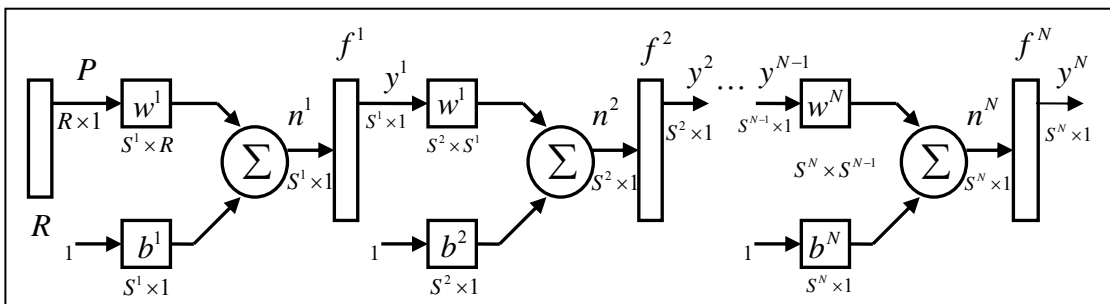


รูปที่ 2.14 รูปแบบสัญลักษณ์ของเซลล์ประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเครือข่ายแบบชั้นเดียว

โดยปกติในทางปฏิบัติทั่วไปแล้ว ระบบเครือข่ายประสาทเทียมจะมีโครงสร้างหลายๆชั้น (Multiple layer) ดังแสดงในรูปที่ 2.15 โดยปกติชั้นแรกเป็นชั้นอินพุต (Input layer) ซึ่งทำหน้าที่รับอินพุตจากภายนอกเครือข่าย ในชั้นสุดท้ายจะเป็นชั้นเอาต์พุตสำหรับส่งค่าเอาต์พุตออกไปจากเครือข่าย ส่วนชั้นระหว่างอินพุตและเอาต์พุตเรียกว่าชั้นซ่อนเร้น (Hidden layer) ซึ่งแต่ละชั้นมีเมตริกซ์น้ำหนักประสาท W ไบอัสเวกเตอร์ b เน็ตเอาต์พุต n และเอาต์พุต y ของชั้นนั้น



รูปที่ 2.15 แบบจำลองเซลล์ประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเครือข่ายแบบหลายชั้น



รูปที่ 2.16 รูปแบบสัญลักษณ์ของเซลล์ประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเครือข่ายแบบหลายชั้น

เครือข่ายหลายชั้นจะมีประสิทธิภาพเหนือกว่าเครือข่ายชั้นเดียวมาก ยกตัวอย่างเช่น เครือข่ายสองชั้นที่ชั้นแรกเป็นฟังก์ชันซิกมอย และชั้นที่สองเป็นฟังก์ชันเส้นตรงสามารถฝึกสอน ให้เป็นฟังก์ชันประมาณค่าได้เกือบทุกฟังก์ชัน ที่เครือข่ายชั้นเดียวไม่สามารถทำได้ เครือข่ายหลาย ชั้นมีพารามิเตอร์ค่อนข้างมาก ดังนั้นสิ่งแรกที่จะนำเอาเครือข่ายประสาทเทียม ไปประยุกต์ใช้งานจึง ต้องทำการออกแบบพารามิเตอร์ต่าง ๆ เช่น จำนวนชั้น จำนวนเซลล์ประสาทเทียมในแต่ละชั้น จำนวนอินพุต จำนวนเอาต์พุต ชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอน ฯลฯ ให้เหมาะสม

2.4.2 เครือข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Backpropagation neuron network)

เครือข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ เป็นเครือข่ายแบบหลายชั้น มีการเรียนรู้แบบมี ผู้ฝึกสอน (Supervised learning) คือ เรียนรู้ที่จะสร้างผลลัพธ์ที่ต้องการให้ได้ตามตัวอย่างที่ได้รับ

และใช้วิธีลดค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตให้น้อยที่สุดโดยเทียบกับน้ำหนักประสาท อัลกอริทึมดั้งเดิมของเครือข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับใช้หลักการเดียวกันกับอัลกอริทึม LMS ซึ่งเป็นการวิเคราะห์หาค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ย (Mean square error) เช่นเดียวกัน ในอัลกอริทึมแบบแพร่กลับ มีการนำเสนอคู่อินพุตและเป้าหมายให้เครือข่ายเรียนรู้ดังสมการ (2.15)

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_Q, t_Q\} \quad (2.15)$$

เมื่อป้อนแต่ละอินพุตให้กับเครือข่าย เอาต์พุตที่ได้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเป้าหมาย อัลกอริทึมจะทำการปรับพารามิเตอร์ของเครือข่ายซึ่งได้แก่น้ำหนักประสาทและไบอัส เพื่อให้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยของเอาต์พุตและเป้าหมายมีค่าน้อยที่สุด จะได้ตัวชี้วัดประสิทธิภาพ (Performance index) ดังสมการ (2.16)

$$F(x) = E[(t - y)^T (t - y)] \quad (2.16)$$

โดยที่ x เป็นเมตริกซ์ของน้ำหนักประสาทและไบอัส อัลกอริทึมแบบแพร่กลับสำหรับปรับค่าน้ำหนักประสาทและไบอัส ณ รอบที่ $k + 1$ และค่าคงที่การเรียนรู้ α ดังสมการ (2.17) และ ดังสมการ(2.18)

$$w_{ij}^m(k+1) = w_{ij}^m(k) - \alpha \delta_i^m(k) y_j^{m-1}(k) \quad (2.17)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha \delta_i^m(k) \quad (2.18)$$

โดยที่ δ_i^m เป็นค่าความไวของค่าความผิดพลาด ณ ชั้น m ซึ่งสามารถแยกพิจารณาได้เป็น 2 กรณีคือ กรณีชั้นที่ m เป็นชั้นเอาต์พุต จะได้ดังสมการ (2.19) และในกรณีชั้นที่ m เป็นชั้นซ่อนเร้น จะได้ดังสมการ (2.20)

$$\delta_i^N = -2(t_i - y_i^N) f'(n_i^N) \quad (2.19)$$

$$\delta_i^m = f'(n_i^m) \sum_{l=1}^{s^{m+1}} \delta_l^{m+1} w_{il}^{m+1} \quad (2.20)$$

จากสมการข้างต้นแสดงให้เห็นว่า ค่าความไวของค่าความผิดพลาดที่ได้ในขั้นที่พิจารณาสามารถคำนวณได้จากองค์ประกอบในชั้นถัดไป ซึ่งองค์ประกอบฟังก์ชันค่าความไว เป็นส่วนที่ทำให้อัลกอริทึมแบบแพร่กลับแตกต่างไปจากอัลกอริทึม LMS การปรับค่าน้ำหนักประสาทและไบอัสยังเป็นไปในแบบลงชันสุด (Steepest descent) ซึ่งจะนำเครือข่ายไปในทิศทางที่ทำให้ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยมีค่าน้อยที่สุด

2.4.3 เครือข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง (Self - organizing feature map)

เครือข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง หรือ SOFM เป็นเครือข่ายประสาทเทียมที่ใช้หลักการเรียนรู้แบบแข่งขัน (Competitive learning) ซึ่งเป็นเครือข่ายที่ไม่ต้องมีผู้ฝึกสอน โดยเครือข่ายสามารถรับอินพุต แล้วทำการคัดแยกอินพุตได้ด้วยโครงสร้างภายในตัวเอง โครงสร้างการทำงานดังกล่าวมีหลักการคล้ายคลึงกับประสาทตาของสิ่งมีชีวิต ซึ่งสามารถแยกแยะรายละเอียดสภาพแวดล้อมได้ ถึงแม้ว่าจะไม่เคยเห็นมาก่อนก็ตาม ดังนั้นเครือข่ายแบบนี้จึงสามารถค้นหาโครงสร้าง รูปแบบหรือคุณลักษณะจากสถานะแวดล้อมได้โดยตรง และเนื่องจากการเรียนรู้ของเครือข่ายใช้การเรียนรู้แบบแข่งขัน โดยที่เซลล์ประสาทเทียมเอาต์พุตจะทำการแข่งขันกับเซลล์ประสาทเทียมอื่น ๆ อย่างสัมพันธ์ต่อการตอบสนองกับอินพุตที่ป้อนเข้าสู่ระบบ เซลล์ประสาทเทียมที่ชนะจะเป็นผู้ที่ได้รับการปรับค่าโดยการกระตุ้น (Excitatory) ในขณะที่เซลล์ประสาทเทียมอื่นที่แพ้การแข่งขันจะถูกปรับค่าให้ถูกยับยั้ง (Inhibitory) ดังนั้นสำหรับการเรียนรู้แบบแข่งขัน จะมีเซลล์ประสาทเทียมผู้ชนะเพียงเซลล์ประสาทเดียวเท่านั้นที่ได้รับการปรับค่า วิธีการหาเซลล์ประสาทเทียมผู้ชนะ ใช้การหาระยะทางแบบยูคลิดระหว่างเวกเตอร์น้ำหนักประสาท w_j กับเวกเตอร์อินพุต x ดังสมการ (2.21) และ (2.22)

$$d_j = \|x - w_j\| \quad (2.21)$$

$$d_j = \left[\sum_{j=1}^M (x_{ij} - w_{ij})^2 \right] \quad (2.22)$$

โดยที่ M คือขนาดของเวกเตอร์อินพุตซึ่งมีขนาดเท่ากับเวกเตอร์น้ำหนักประสาท ถ้าสองเวกเตอร์มีความคล้ายกันมาก ค่าระยะทางแบบยูคลิดจะมีค่าน้อย กำหนดให้เซลล์ประสาทเทียมผู้ชนะคือเซลล์ประสาทเทียมที่ j_c ซึ่งมีความสัมพันธ์ดังสมการ (2.23)

$$j_c = \min \|x - w_j\|, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (2.23)$$

โดยที่ N คือจำนวนเซลล์ประสาทเทียมในชั้นเอาต์พุต เมื่อได้เซลล์ประสาทเทียมผู้ชนะแล้ว ก็จะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทของเซลล์ประสาทเทียมผู้ชนะตามกฎการเรียนรู้แบบแข่งขันดังสมการ (2.24)

$$\Delta w_{ij} \begin{cases} \eta(x_i - w_{ij}) \\ 0 \end{cases} \quad (2.24)$$

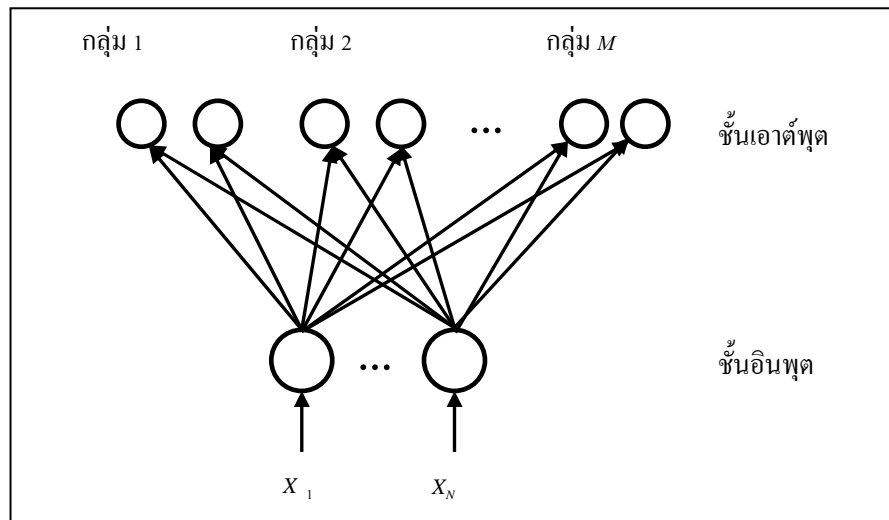
โดยที่ η คือค่าคงที่การเรียนรู้ ดังนั้นเราสามารถปรับค่าเวกเตอร์น้ำหนักระสาทของเซลล์ประสาทเทียม j ที่ชนะการแข่งขันได้ดังสมการ (2.25)

$$w_{ij}^{new} = w_{ij}^{old} + \eta(x_i - w_{ij}) \quad (2.25)$$

เมื่อป้อนอินพุตเข้าสู่เครือข่ายทั้งหมดแล้ว เครือข่ายจะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทไปเรื่อย ๆ จนได้ค่าน้ำหนักประสาทที่เหมาะสมที่สุดที่จะใช้แทนกลุ่มข้อมูล

2.4.4 เครือข่ายประสาทเทียมแบบการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน

เครือข่ายการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน (Learning vector quantization หรือ LVQ) เป็นการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน เครือข่าย LVQ ใช้ในการคัดแยกเวกเตอร์อินพุตด้วยการกำหนดคุณลักษณะของกลุ่มสำหรับคัดแยก จะมีการกำหนดกลุ่มที่ใช้ในการคัดแยกและใช้เป็นส่วนหนึ่งในการฝึกสอน โครงสร้างของเครือข่าย LVQ มีลักษณะเช่นเดียวกับ SOFM โดยมีข้อแตกต่างคือแต่ละเซลล์ประสาทเอาต์พุตจะถูกกำหนดให้เป็นกลุ่มของการคัดแยกดังรูปที่ 2.17 โดยปรกติแล้วกลุ่มของการคัดแยกหนึ่ง ๆ จะประกอบไปด้วยเอาต์พุตมากกว่าหนึ่งเซลล์ประสาท



รูปที่ 2.17 โครงสร้างเครือข่าย LVQ

เวกเตอร์น้ำหนักประสาทของเซลล์ประสาทเอาต์พุตจะโต้ตอบกับเวกเตอร์รูปแบบอินพุตที่สัมพันธ์กัน เมื่ออินพุต x ถูกป้อนให้กับเครือข่าย เซลล์ประสาทเอาต์พุตที่ใกล้เคียงกับ x (โดยระยะทางยูคลิเดียนเป็นตัววัดเป็นต้น) ที่สุดจะเป็นเซลล์ประสาทผู้ชนะ เครือข่ายจะทำการปรับค่าของเวกเตอร์น้ำหนักประสาทของเซลล์ประสาทผู้ชนะและเซลล์ประสาทอื่น ๆ ตามความสัมพันธ์ดังสมการ(2.26)

$$w_{ij}^{new} = \begin{cases} w_{ij}^{old} + \alpha(x_i - w_{ij}^{old}) & \text{ถ้ากลุ่มการคัดแยกถูกต้อง} \\ w_{ij}^{old} - \alpha(x_i - w_{ij}^{old}) & \text{ถ้ากลุ่มการคัดแยกไม่ถูกต้อง} \end{cases} \quad (2.26)$$

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ผลงานวิจัยในการวิเคราะห์ระบบรู้จำรูปแบบอักษรลายมือเขียนภาษาไทย ภาษาอังกฤษ และ ตัวเลขอารบิก ได้มีผู้วิจัยทำการศึกษาค้นคว้ามาหลายท่าน พอที่จะยกตัวอย่าง และสรุปการทำงานพอสังเขปได้ดังนี้

วิธีการใหม่แบบพันทางในการคัดแยกมือจากภาพสี (ชมพู่ ทรัพย์ปทุมสิน และ อาทิตย์ ศรีแก้ว, 2548) ในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอ โครงสร้างที่พัฒนาขึ้นมาสำหรับคัดแยกมือจากภาพสี โครงสร้างดังกล่าวประกอบไปด้วย เครือข่ายประสาทเทียมแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง ร่วมกับการค้นหาแบบจินเนติกอัลกอริทึม เพื่อทำการคัดแยกสีผิวมนุษย์ออกมาจากภาพสี และสร้างแบบจำลองมือ โดยใช้คอนเวกซ์ และแผนแบบเปลี่ยนรูปได้เพื่อทำการตรวจจับมือภายในภาพ โดย

ระบบที่ได้ สามารถคัดแยกมือออกจากภาพสีที่มีพื้นหลังซับซ้อนได้ และสามารถคัดแยกมือได้มากกว่า 1 มือ ในภาพเดียวกัน

การแยกแยะแบบออนไลน์ตัวเลขอารบิกลายมือเขียน (दन्य गितदिनन्तं และ नुणुवण्णं अत्तु, 2531) โดยนำเสนอการเปลี่ยนแปลงของรหัสทิศทาง ลายเส้นที่ประกอบกันเป็นตัวอักษรโดยอาศัยจำนวนเส้น และใช้คุณสมบัติของตำแหน่งพิกัดที่ประกอบกันเป็นเส้นของตัวอักษรที่ตำแหน่งในพื้นที่ต่าง ๆ ใช้พิกัดต้น และพิกัดจุดปลายของแต่ละเส้นเป็นหลัก บางกรณีพิกัดยังไม่เพียงพอที่จะใช้พิกัดจุดอื่น ๆ เพื่อตรวจสอบว่าเส้นที่ลากนั้นเป็นตัวอักษรที่ผ่านในพื้นที่ใดบ้าง จากการทดลองพบว่ามียอรรถการแยกแยะที่ดีพอสมควรสูงกว่า 90%

โมเดลของตัวอักษรลายมือเขียน (วิทยา ตริณิดิถุล และ นุณุวण्णं अत्तु, 2531) โดยการนำเสนอการแทนค่าตัวอักษรแต่ละตัวด้วยเวกเตอร์ที่ประกอบขึ้นจากเส้นตรงสั้น ๆ หลาย ๆ เส้นที่เชื่อมต่อกัน และจากนั้นได้วิเคราะห์ถึงขบวนการเขียนตัวอักษร และได้ตั้งเป็นสมมติฐานขึ้นมา ซึ่งจากสมมติฐานนี้ได้พิจารณาสร้างเป็นแบบจำลองของตัวอักษรลายมือเขียนขึ้นมา แสดงได้ด้วยสมการทางคณิตศาสตร์ที่มีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ได้ แล้วส่งผลลัพธ์ออกทางจอภาพ

ระบบการรับรู้รูปแบบลายมือเขียนอักษรไทย (वलनप दंतुत्ति และ वीरे रीवपित्थं, 2533) โดยนำเสนอการแยกย่อยกลุ่มรูปแบบลายมือเขียนคร่าว ๆ โดยอาศัยการตรวจสอบตำแหน่งจุดปลายทั้งสองออกเป็น 3 กลุ่มย่อย ซึ่งมีการกำหนดขอบเขตระดับการเขียนไว้ล่วงหน้า จากนั้นก็หาลักษณะเด่นของรูปแบบตามรหัสทิศทางฟรีแมนเพื่อให้ได้กลุ่มรูปแบบที่เหมาะสม การแยกย่อยกลุ่มใน 32 กลุ่มตัวอักษร ขั้นตอนการรับรู้รูปแบบประยุกต์ทฤษฎีไดนามิกโปรแกรมมิ่งเพื่อหาความแตกต่างระหว่างรูปแบบและรูปแบบในกลุ่ม เมื่อได้รูปแบบอ้างอิงที่มีความแตกต่างน้อยที่สุด ผลลัพธ์ที่ได้จะผ่านการตรวจสอบการจัดการผลลัพธ์ระหว่างรูปแบบในกลุ่มใกล้เคียงเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการรับรู้รูปแบบ ผลการวิจัยตามข้อมูลโดยเฉพาะบุคคลเดียวโดยเฉลี่ยสามารถรับรู้รูปแบบได้ในอัตรา 98.50%

การรู้จำอักษรลายมือเขียนภาษาไทยของไมโครคอมพิวเตอร์ (สมศักดิ์ วลัยรัชต์ และ ชมกัมปาน, 2533) โดยการพิจารณาจากลักษณะลายเส้นที่ลากไป โดยผลงานวิจัยนี้เป็นการออกแบบซอฟต์แวร์คอมพิวเตอร์ ให้สามารถวิเคราะห์ลักษณะลายเส้นของตัวอักษรลายมือเขียนภาษาไทย ในขณะที่ผู้เขียนกำลังเขียนหรือเขียนตัวอักษร 1 ตัวสิ้นสุดลง โดยคอมพิวเตอร์จะแสดงรหัสแอสกีของตัวอักษรนั้นออกทางจอภาพ กรรมวิธีในการวิเคราะห์ลายเส้นของตัวอักษรลายมือเขียน จะอาศัยลักษณะเด่นของวิธีการเขียนอักษรภาษาไทยที่ส่วนใหญ่จะเริ่มต้นจากหัวกลม ๆ ในตำแหน่งที่แตกต่างกัน และการสิ้นสุดของลายเส้นในแต่ละตัวอักษรที่อยู่ในตำแหน่งที่แตกต่างกัน นอกจากนั้นการเดินทางเดินของลายเส้นเป็นไปในทิศทางที่แตกต่างกันด้วยทำให้สามารถหาคุณสมบัติที่แตกต่างกันของแต่ละตัวอักษรได้ แล้วนำไปเก็บไว้ในพจนานุกรมของการรู้จำอักษร

ของคอมพิวเตอร์ โดยในการรับข้อมูลเข้ามาจะรับผ่านทางกระดานอิเล็กทรอนิกส์ หรือเขียนโดยใช้ปากกาแสง ในงานวิจัยนี้ถ้าหากว่าใช้การเขียนเป็นลักษณะที่แน่นอนตายตัวจะมีผลของความถูกต้องสูงมาก

การรู้จำอักษรลายมือเขียนภาษาไทย (สุเจตน์ จันทรัมย์, 2536) งานวิจัยนี้จะนำเสนออัลกอริทึมของการวิเคราะห์พยัญชนะภาษาไทยจากการเขียนผ่านกระดานอิเล็กทรอนิกส์เข้าไปยังคอมพิวเตอร์ อัลกอริทึมจะจำแนกพยัญชนะตามลักษณะเฉพาะของพยัญชนะ เช่น ระดับที่เริ่มต้นเวลาเขียน ทิศทางจากจุดเริ่มต้นไปยังจุดสุดท้ายของการเขียน เป็นต้น การจำแนกด้วยวิธีดังกล่าวจะมีถึง 7 ขั้นตอน และพยัญชนะแต่ละตัวจะมีคุณสมบัติอยู่ในช่วง 4 ถึง 7 ขั้นตอน พยัญชนะแต่ละตัวใช้เวลาวิเคราะห์บนเครื่อง IBM80386SX-20 MHZ ประมาณ 1-2 วินาที โดยมีความผิดพลาดไม่เกิน 2%

เรื่องการใช้เครือข่ายประสาทเทียมเพื่อจดจำรูปแบบลายมือเขียนตัวเลขอารบิกแสดงข้อมูลเป็นมุมมอง (สุขสถิต สุขใจ และ ครรชิต ไมตรี, 2540) โดยนำเสนอวิธีการของเครือข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Backpropagation neuron network) ซึ่งต้องมีข้อมูลที่จะต้องให้เครือข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ทั้งในส่วนของอินพุตและเอาต์พุตที่เป็นข้อมูลคู่กัน เพื่อให้ได้จดจำรูปแบบตัวเลขอารบิกลายมือเขียนที่แสดงข้อมูลเป็นมุมมองของตัวอักษร ทำให้มีความยืดหยุ่นในการทำงานสูง และสอนให้รับรู้สภาพใหม่ ๆ ได้ผลการทดลองสามารถจดจำได้แม้ว่าตัวเลขจะมีการผิดเพี้ยนไปบ้าง

การรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยแบบออนไลน์โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ค (อภิชาติ สัจจะพงษ์, 2541) โดยในงานวิจัยนี้จะกล่าวถึงการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยแบบออนไลน์ โดยทั่วไปการเขียนตัวอักษรภาษาไทยด้วยลายมือเขียน สามารถเขียนได้หลายแบบ และในตำแหน่งที่แตกต่างกันออกไป ลายมือเขียนแบบออนไลน์ที่เขียนลงบนดิจิทัลเทอร์มินัลจะอยู่ในรูปแบบของสโตรค ซึ่งในแต่ละสโตรคประกอบด้วยคู่อันดับของการเขียนด้วยปากกา เริ่มจากตำแหน่งที่ปลายปากกาแตะกระดานจนถึงตำแหน่งที่ยกปลายปากกาขึ้น งานวิจัยนี้ศึกษาถึงการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยแบบออนไลน์ ซึ่งแทนด้วยลำดับของจุดเด่นในสโตรค และลำดับทิศทางของการเขียนโดยใช้รหัสลูกโซ่ฟรีแมนระหว่างจุดเด่นที่อยู่ติดกัน ข้อมูลที่เป็นรหัสทิศทางของจุดเด่นและค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงของแต่ละจุดในสโตรค จะนำมาใช้ในการจำแนกลายมือเขียนโดยอาศัยเครือข่ายประสาทเทียมในการรู้จำซึ่งวิธีการนี้มีความยืดหยุ่นสูง แม้ว่าข้อมูลที่เข้ามาจะมีความคลาดเคลื่อนก็ตาม โดยผลการทดลองรู้จำลายมือเขียนภาษาไทย 67 ตัวอักษรของผู้วิจัยเองพบว่าอัตราการรู้จำมีความถูกต้อง 83.43% รู้จำผิด 2.16% และรู้จำไม่ได้ 14.41%

2.6 สรุป

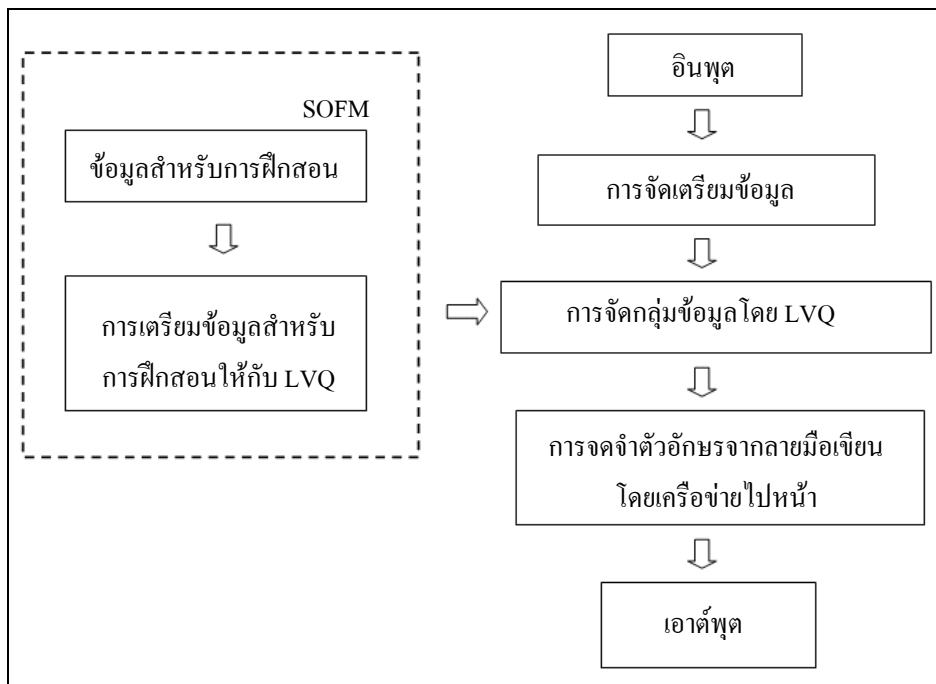
ในบทที่ 2 ได้กล่าวถึงทฤษฎีที่เกี่ยวกับระบบการจดจำลายมือเขียน โดยในส่วนแรกได้อธิบายถึงระบบการประมวลผลภาพที่ใช้ในการรับข้อมูลอินพุตให้กับระบบการจดจำลายมือเขียน ซึ่งได้อธิบายถึงแบบจำลองภาพชนิดต่าง ๆ ได้แก่ แบบจำลองภาพระดับเทา แบบจำลองภาพสี RGB และแบบจำลองภาพสี HSV อีกทั้งยังได้กล่าวถึงระบบการแยกส่วนภาพโดยการหาเส้นขอบ การหาจุดเริ่มเปลี่ยน การแบ่งพื้นที่ และการแยกส่วนภาพจากการเคลื่อนที่ ในส่วนที่สองอธิบายถึงทฤษฎีเกี่ยวกับเครือข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการจดจำลายมือเขียน ได้แก่ระบบเครือข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ เครือข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง และเครือข่ายประสาทเทียมแบบการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน และในส่วนสุดท้ายได้แสดงถึงงานวิจัยที่เกี่ยวกับระบบการจดจำลายมือเขียน ซึ่งจะเห็นว่าระบบต่าง ๆ จะมีวิธีการที่แตกต่างกันออกไปโดยระบบที่เป็นที่นิยมและมีประสิทธิภาพมากจะเป็นระบบที่ประยุกต์มาจากระบบเครือข่ายประสาทเทียม ดังนั้นในงานวิจัยชิ้นนี้จึงมุ่งเน้นไปในทางด้านการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียม ในด้านการช่วยจดจำตัวอักษรลายมือเขียนให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น

บทที่ 3

การจัดกลุ่มตัวอักษรลายมือเขียนด้วยเครือข่ายประสาทเทียม

3.1 กล่าวนำ

งานวิจัยนี้ได้ออกแบบระบบการจดจำลายมือเขียนตัวอักษรภาษาไทย โดยมีขั้นตอนการทำงาน 3 ขั้นตอนด้วยกันคือ การจัดเตรียมข้อมูล การจัดกลุ่มข้อมูลโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบการเรียนรู้เวกเตอร์คอนโวนิวชัน และการระบุตัวอักษรจากลายมือเขียนโดยใช้เครือข่ายไปข้างหน้า โดยขั้นตอนทั้งหมดแสดงได้ดังรูปที่ 3.1 จากแผนผังดังกล่าวจะเห็นว่าในขั้นตอนการเรียนรู้เวกเตอร์คอนโวนิวชัน มีการจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการฝึกสอนให้กับเครือข่าย โดยข้อมูลดังกล่าวประกอบด้วยการจัดกลุ่มข้อมูลอย่างคร่าว ๆ อัตราส่วนของแต่ละกลุ่มเป็นอย่างไร แต่ละกลุ่มประกอบด้วยตัวอักษรตัวใดบ้าง โดยในงานวิจัยนี้ได้ใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองในการจัดเตรียมข้อมูลในการฝึกสอน เนื้อหาการจดจำตัวอักษรจากลายมือเขียนจะได้กล่าวถึงในบทถัดไป

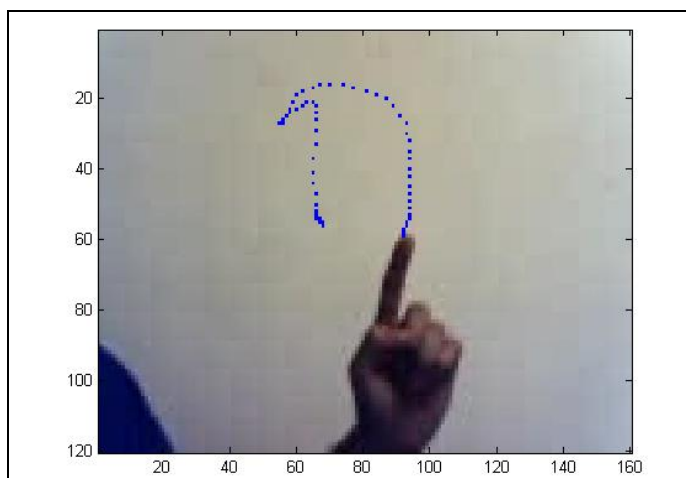


รูปที่ 3.1 แผนผังขั้นตอนการทำงานระบบการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียน

3.2 การเตรียมข้อมูลอินพุตสำหรับเครือข่ายประสาทเทียมแบบ SOFM

ในงานวิจัยนี้มีการทดสอบ โดยใช้อุปกรณ์รับข้อมูลอินพุตสองชนิดคือ ข้อมูลอินพุตที่ได้จากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ (Tablet) และ ข้อมูลที่ได้จากการประมวลผลภาพ ข้อมูลดังกล่าวเป็นข้อมูลตำแหน่งของจุดต่าง ๆ ที่เคลื่อนที่ไป โดยจำนวนจุดข้อมูลขึ้นอยู่กับความเร็วในการลากเส้นแต่ละครั้ง ซึ่งขั้นตอนการจัดเตรียมข้อมูลนี้ก็จะทำการปรับปรุงข้อมูลดังกล่าวให้มีความเหมาะสม พร้อมทั้งทำการปรับเปลี่ยนข้อมูลที่อยู่ในรูปของตำแหน่งแต่ละจุด ให้เป็นข้อมูลที่อยู่ในรูปมุมของจุดข้อมูลแต่ละจุดที่ต่อเนื่องกัน ให้เหมาะสมต่อการประมวลผลในขั้นตอนต่อไป

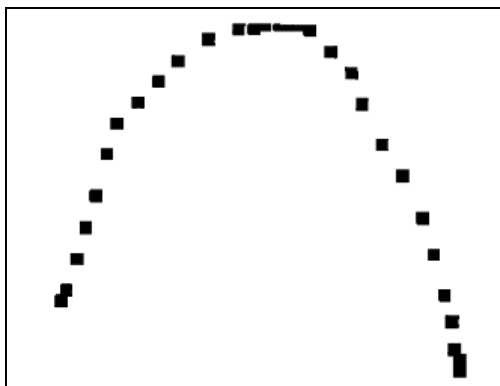
ในงานวิจัยนี้ใช้ระบบการประมวลผลภาพ มาเป็นเครื่องมือในการรับอินพุตให้กับระบบ โดยภาพแต่ละภาพจะเป็นการเคลื่อนที่ของมือเป็นรูปตัวอักษรต่าง ๆ หลังจากนั้น รูปภาพดังกล่าวจะถูกส่งผ่านมายังระบบการประมวลผลเพื่อหาจุดปลายสุดของนิ้วมือในแต่ละภาพ ซึ่งขั้นตอนดังกล่าวได้มีผู้วิจัยได้พัฒนาโปรแกรมไว้หลายท่านแล้ว ยกตัวอย่างเช่น เรื่อง วิธีการใหม่แบบพันทางในการคัดแยกมือจากภาพสี (ชมพู่ ทรัพย์ปทุมสิน, 2548) ในงานวิจัยดังกล่าวได้นำเสนอโครงสร้างที่พัฒนาขึ้นมาใหม่ สำหรับคัดแยกมือจากภาพสี โครงสร้างประกอบไปด้วย เครือข่ายประสาทเทียมแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง ร่วมกับการค้นหาแบบจินเนติกอัลกอริทึม เพื่อทำการคัดแยกสีผิวมนุษย์ออกมาจากภาพสี และสร้างแบบจำลองมือโดยใช้คอนเวกซ์ และแผ่นแบบเปลี่ยนรูปได้เพื่อทำการตรวจจับมือภายในภาพ โดยระบบที่ได้ สามารถคัดแยกมือออกจากภาพสีที่มีพื้นหลังซับซ้อนได้ และสามารถคัดแยกมือได้มากกว่า 1 มือ ในภาพเดียวกันแสดงดังรูปที่ 3.2 สำหรับงานวิจัยนี้ได้นำผลจากการประมวลผลภาพดังกล่าวมาใช้ในการจัดเตรียมข้อมูลอินพุตให้กับระบบการจดจำรูปแบบลายมือเขียนต่อไป



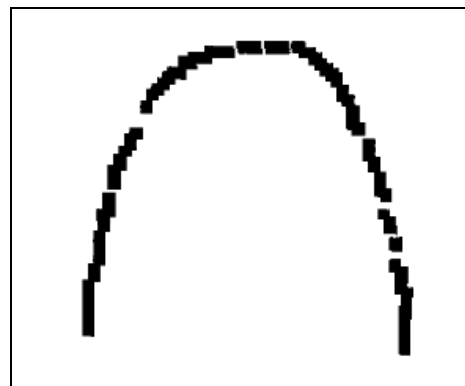
รูปที่ 3.2 การลากมือเป็นตัวอักษร

3.2.1 การปรับระยะห่างของข้อมูล

ข้อมูลอินพุตจากการประมวลผลภาพเป็นค่าตำแหน่งของปลายนิ้วที่เคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งต่าง ๆ ซึ่งการลากมือเขียนตัวอักษรแต่ละครั้งความเร็วในการลากมือมีผลต่อระยะห่างระหว่างแต่ละตำแหน่งที่เคลื่อนที่ไป ถ้าการเคลื่อนที่มีความเร็วต่ำก็จะทำให้เกิดจุดข้อมูลขึ้นจำนวนมากและมีระยะระหว่างจุดน้อยหรือทับกัน แต่ถ้าการเคลื่อนที่มีความเร็วสูง จะทำให้เกิดจุดข้อมูลขึ้นน้อยและมีระยะห่างระหว่างจุดข้อมูลมาก ดังรูปที่ 3.3



(ก) ข้อมูลการเคลื่อนที่มีความเร็วสูง



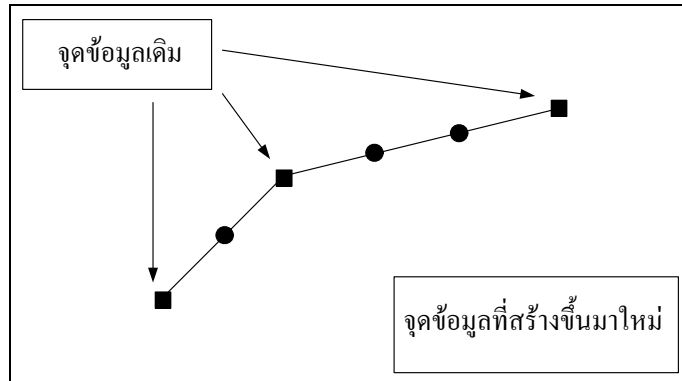
(ข) ข้อมูลการเคลื่อนที่มีความเร็วต่ำ

รูปที่ 3.3 ผลจากการเคลื่อนที่เร็วและช้า

ดังนั้นเพื่อให้ข้อมูลจากการเขียนแต่ละครั้งอยู่ในลักษณะเดียวกัน จึงต้องทำการเพิ่มจุดข้อมูลในช่วงตำแหน่งของจุดข้อมูลที่อยู่ห่างกันมากเกินไป โดยทำการเพิ่มจุดข้อมูลแทรกระหว่าง 2 จุดข้อมูลเดิมในลักษณะเส้นตรงดังรูปที่ 3.4 และทำการลบจุดข้อมูลในช่วงตำแหน่งของจุดข้อมูลที่อยู่ชิดกันมากเกินไป โดยในงานวิจัยนี้กำหนดให้ระยะห่างของแต่ละจุดข้อมูลอยู่ที่มากกว่า 3 และน้อยกว่า 6 จุดข้อมูล จากนั้นทำการลดความหยาบของข้อมูลแต่ละตำแหน่ง เพื่อให้ข้อมูลแต่ละตำแหน่งมีลักษณะสอดคล้องกัน และมีลักษณะเหมาะสมต่อการนำไปใช้ต่อไป โดยทำการเฉลี่ยตำแหน่งจุดข้อมูลทุก ๆ 5 จุดข้อมูล ดังสมการที่ 3.1 และ 3.2 ผลที่ได้จากการปรับระยะห่างข้อมูลและการลดความหยาบของข้อมูลแสดงดังรูปที่ 3.5

$$X_{new} = (X_{i-2} + X_{i-1} + X_i + X_{i+1} + X_{i+2}) / 5 \quad (3.1)$$

$$Y_{new} = (Y_{i-2} + Y_{i-1} + Y_i + Y_{i+1} + Y_{i+2}) / 5 \quad (3.2)$$



รูปที่ 3.4 การเพิ่มจุดข้อมูลใหม่แทรกระหว่างจุดเดิม

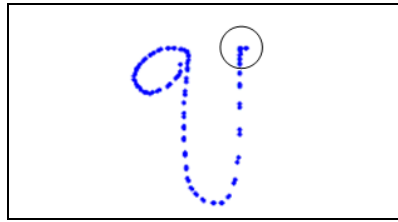


(ก) ข้อมูลก่อนการปรับระยะห่างข้อมูล (ข) ข้อมูลหลังการปรับระยะห่างข้อมูล

รูปที่ 3.5 ผลที่ได้จากการปรับระยะห่างข้อมูลและการลดความหยาบของข้อมูล

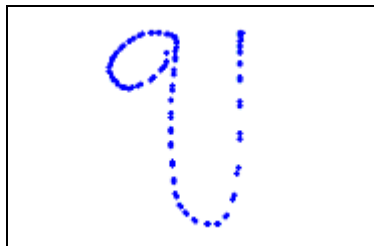
3.2.2 การตัดจุดหักเหแบบตะขอ

ในการเขียนตัวอักษรด้วยมือนั้นอาจทำให้เกิดข้อมูลที่ไม่จำเป็นขึ้นบริเวณที่จุดเริ่มต้นการเขียน หรือบริเวณจุดสุดท้ายของการเขียน ซึ่งข้อมูลเหล่านี้จะมีคุณลักษณะทางกายภาพที่แตกต่างไปจากข้อมูลอื่น ๆ ทั่วไปในบริเวณตัวอักษร ซึ่งโดยส่วนมากแล้วจะเป็นข้อมูลที่มีการเปลี่ยนแปลงทางมุมอย่างมาก ลักษณะดังกล่าวนี้จะมีลักษณะคล้ายกับตะขอดังรูปที่ 3.6

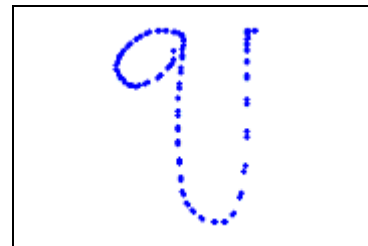


รูปที่ 3.6 ลักษณะจุดหักเหแบบตะขอที่จุดสุดท้ายของการเขียน

ลักษณะแบบตะขอนี้อาจจะมีผลต่อการประมวลผลในขั้นตอนต่อไปจึงจำเป็นต้องตัดข้อมูลที่มีลักษณะแบบตะขอนี้ออกไป เพื่อไม่ให้มีผลต่อการประมวลผลโดยมีวิธีการดังนี้ ตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงทางมุมแบบสัมพัทธ์ระหว่างจุดข้อมูลแต่ละจุด โดยค่าการเปลี่ยนแปลงทางมุมนั้นจะต้องไม่น้อยกว่า 10 องศา การตัดข้อมูลที่มีลักษณะแบบตะขอนี้จะทำเฉพาะบริเวณจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดของแต่ละเส้นเท่านั้น ผลที่ได้จากการตัดจุดหักเหแบบตะขอแสดงดังรูปที่ 3.7



(ก) ข้อมูลก่อนการตัดจุดหักเหแบบตะขอ

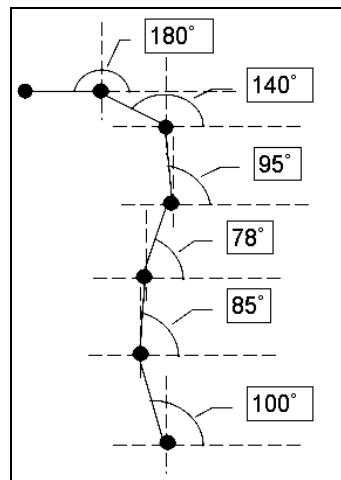


(ข) ข้อมูลหลังการตัดจุดหักเหแบบตะขอ

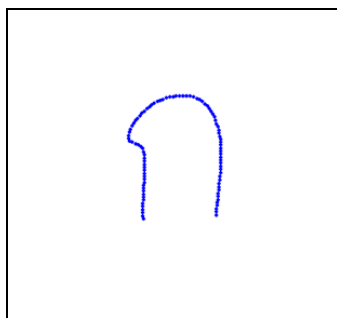
รูปที่ 3.7 ผลที่ได้จากการตัดจุดหักเหแบบตะขอ

3.2.3 การคำนวณหาค่ามุม

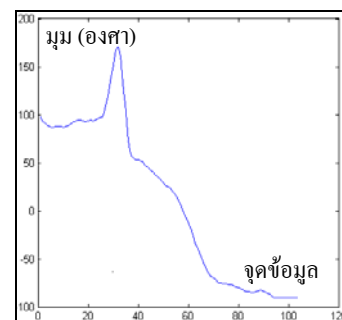
การคำนวณหาค่ามุมของแต่ละจุดข้อมูลที่อยู่ติดกัน เป็นการปรับเปลี่ยนข้อมูลที่อยู่ในรูปของตำแหน่ง (ระยะแกน x , y) ของแต่ละจุดมาอยู่ในรูปของมุมของแต่ละจุดต่อเนื่องกัน เพื่อใช้เป็นเวกเตอร์อินพุตให้กับระบบเครือข่ายประสาทเทียม โดยเริ่มจากการหาค่ามุมระหว่างจุดข้อมูลจุดแรกและจุดข้อมูลจุดที่สองและจุดข้อมูลต่อ ๆ ไปจนครบทุกจุดข้อมูล ตัวอย่างแสดงในรูปที่ 3.8 หลังจากนั้นนำค่ามุมของแต่ละจุดข้อมูลที่ได้มาเรียงต่อกันเป็นเวกเตอร์อินพุตสำหรับเครือข่ายประสาทเทียม ตัวอย่างเวกเตอร์ค่ามุมของข้อมูลตัวอักษร ก แสดงในรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.8 การหามุมของแต่ละจุดข้อมูล



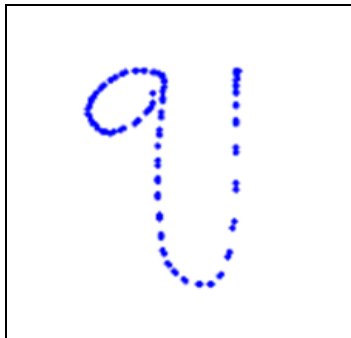
(ก) ข้อมูลของตัวอักษร ก



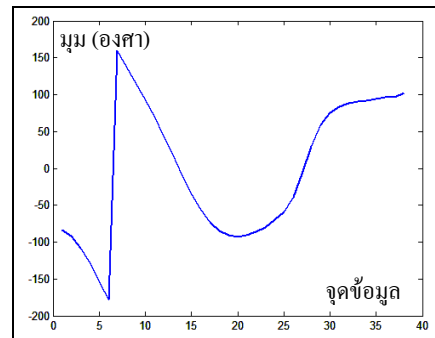
(ข) ค่ามุมของตัวอักษร ก

รูปที่ 3.9 ผลที่ได้จากการหาค่ามุมของตัวอักษร ก

จากรูปที่ 3.9 แสดงผลที่ได้จากการคำนวณหาค่ามุมแต่ละจุดของตัวอักษร ก เห็นได้ว่าการลากตัวอักษรจะเริ่มโดยการลากเส้นตรงจากล่างขึ้นไปทางด้านบน มุมที่ได้ในตอนเริ่มต้นเขียนตัวอักษรจึงมีค่าอยู่ที่ประมาณ 90 องศา เมื่อลากไปจนถึงส่วนท้ายของตัวอักษรลักษณะการลากเส้นจะเป็นการลากเส้นจากด้านบนลงล่าง ดังนั้นค่ามุมที่ได้จากส่วนท้ายของตัวอักษรนี้จึงมีค่าอยู่ที่ประมาณ -90 องศา ค่ามุมที่ได้ทั้งหมดของตัวอักษร ก นี้จะมีค่าอยู่ในช่วง -180 ถึง 180 ค่ามุมแต่ละจุดมีค่าที่ต่อเนื่องกัน แต่ในบางกรณีมีความเป็นไปได้ที่ค่ามุมจะไม่ต่อเนื่องกันทั้งที่การลากเส้นเป็นการลากเส้นที่ต่อเนื่องกัน ดังตัวอย่างในรูปที่ 3.10



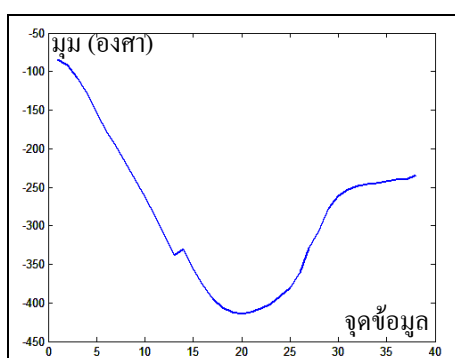
(ก) ข้อมูลของตัวอักษร ข



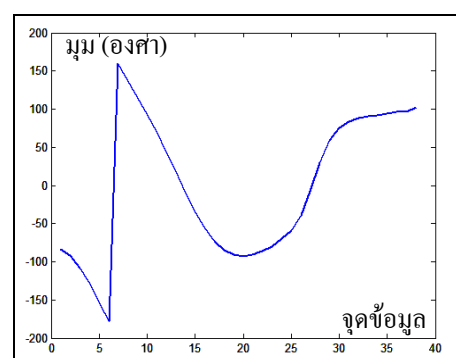
(ข) ค่ามูมของตัวอักษร ข

รูปที่ 3.10 ผลที่ได้จากการหาค่ามูมของตัวอักษร ข

จากรูปที่ 3.10 แสดงให้เห็นการคำนวณหาค่ามูมแต่ละจุดของตัวอักษร ข โดยมีลักษณะการเขียนเริ่มจากการลากส่วนหัวของตัวอักษรมีลักษณะเป็นวงกลมเริ่มที่มูมประมาณ -90 องศา ค่ามูมเปลี่ยนแปลงไปเรื่อย ๆ จนมีขนาด -180 องศา แล้ววนกลับมาที่ 180 องศา ซึ่ง ค่ามูมที่ได้แสดงดังรูปที่ 3.10 (ข) จะเห็นว่าค่ามูมที่ได้เกิดความไม่ต่อเนื่องกัน โดยความไม่ต่อเนื่องดังกล่าวจะมีผลต่อการประมวลผลในส่วน of ระบบเครือข่ายประสาทเทียม ดังนั้นจึงแก้ไขปัญหาดังกล่าวโดยการ ตรวจสอบค่ามูมแต่ละตำแหน่งถ้ามีการเปลี่ยนแปลงจาก -180 องศา ไปเป็น 180 องศา จะนำค่ามูมตัวต่อไปมาลบกับ 360 แต่ถ้ามีการเปลี่ยนแปลงจาก จาก 180 องศา ไปเป็น -180 องศา จะนำค่ามูมตัวต่อไปมาบวกกับ 360 ซึ่งจะมีผลทำให้ค่ามูมที่ได้มีความต่อเนื่องกัน ผลที่ได้แสดงดังรูปที่ 3.11



(ก) ค่ามูมของตัวอักษร ข ที่ไม่ต่อเนื่อง

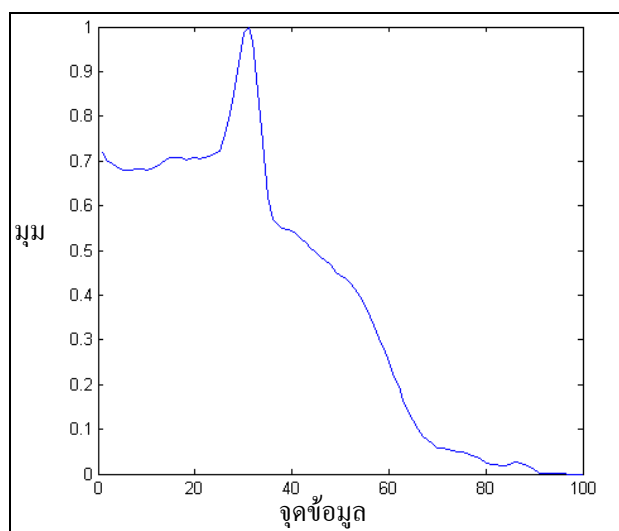


(ข) ค่ามูมของตัวอักษร ข ที่ต่อเนื่อง

รูปที่ 3.11 ผลที่ได้จากการแก้ปัญหาค่ามูมไม่ต่อเนื่องของมูมที่ได้จากตัวอักษร ข

3.2.4 การปรับข้อมูลให้เป็นมาตรฐานเดียวกัน (Normalization)

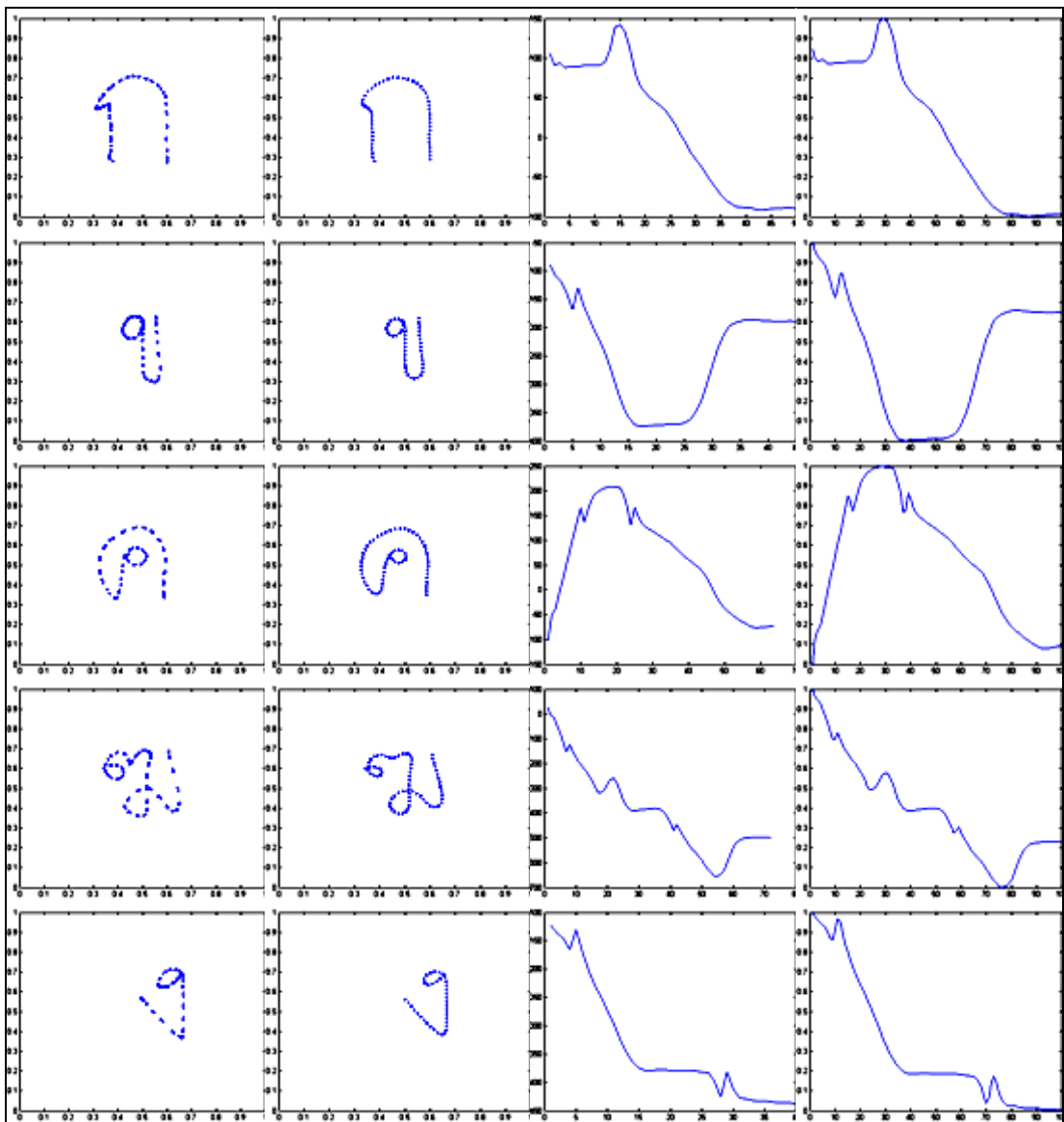
การปรับข้อมูลให้เป็นมาตรฐานเดียวกันเป็นการทำให้ข้อมูลมีค่าอยู่ในช่วง 0-1 และมีจำนวนจุดข้อมูล 100 จุดข้อมูล โดยนำข้อมูลของแต่ละตัวอักษรมาลบกับค่ามูนที่น้อยที่สุดเพื่อให้ค่ามูนที่น้อยที่สุดมีค่าเท่ากับ 0 หลังจากนั้นนำค่าที่มากที่สุดไปหารกับค่ามูนของทุกจุดข้อมูล ข้อมูลที่ได้จะมีค่าอยู่ในช่วง 0-1 แสดงผลดังรูปที่ 3.12



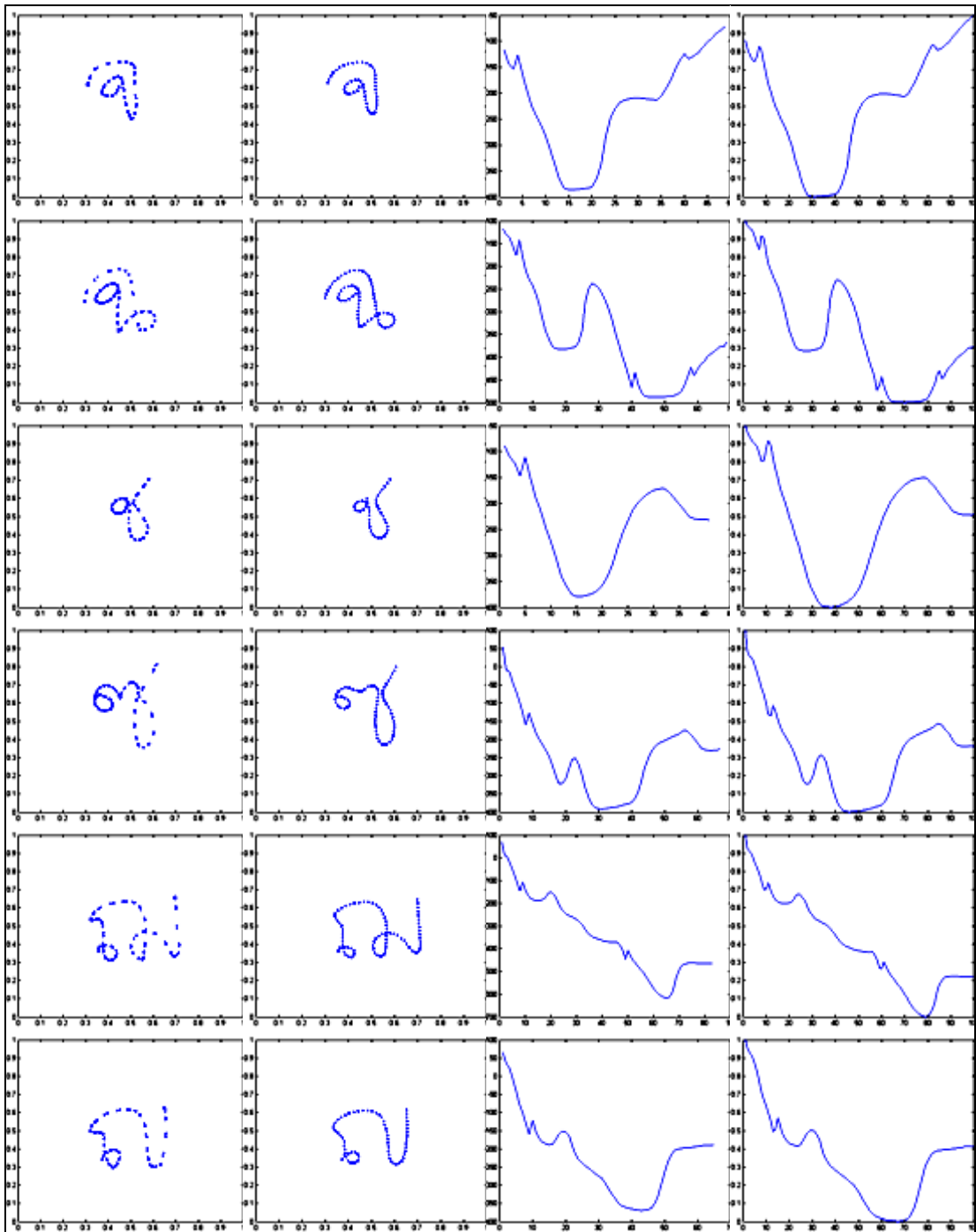
รูปที่ 3.12 แสดงข้อมูลที่ทำกรปรับให้เป็นมาตรฐานเดียวกัน

3.2.5 ผลการทดสอบระบบการจัดเตรียมข้อมูล

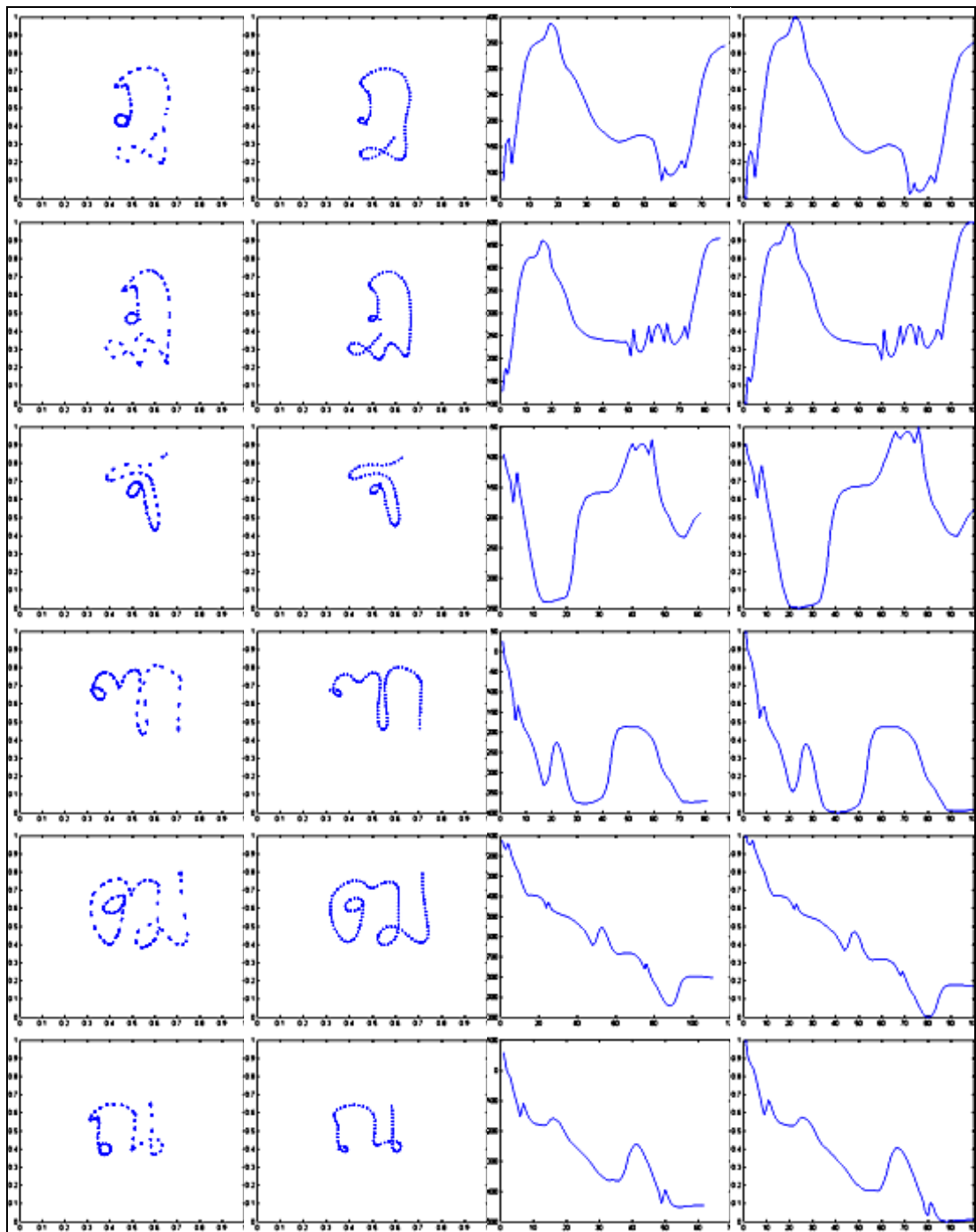
ข้อมูลจากระบบการจัดเตรียมข้อมูล เป็นการประมวลผลข้อมูลให้เป็นค่าของมูน แต่ละตำแหน่งที่เคลื่อนที่ไปจำนวน 100 ตำแหน่งแต่ละตำแหน่งมีขนาดอยู่ในช่วง 0-1 ได้เป็นเวกเตอร์ขนาด $[1 \times 100]$ ผลการทดสอบข้อมูลตัวอักษร หลังจากผ่านระบบการจัดเตรียมข้อมูล แสดงดังรูปที่ 3.13



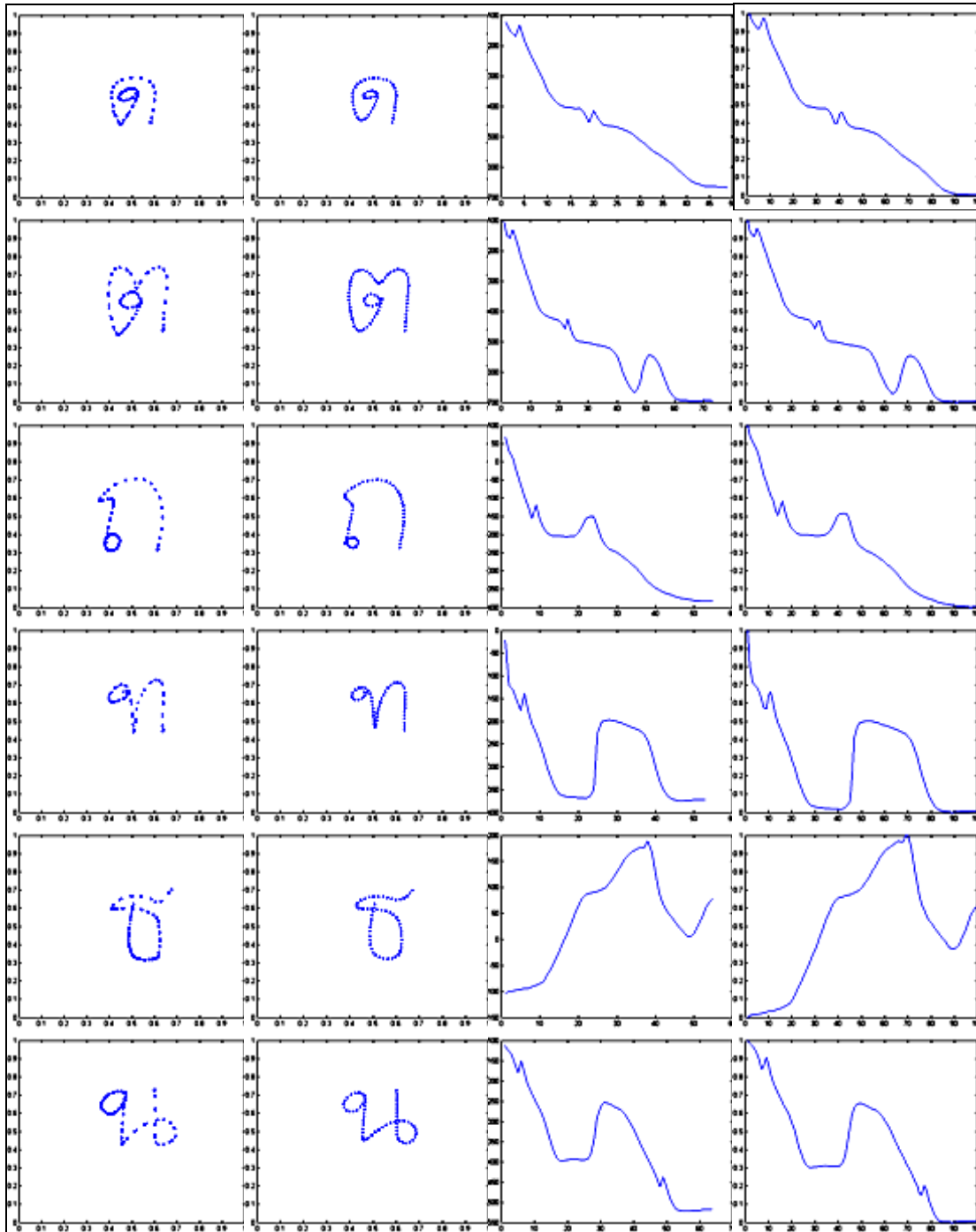
รูปที่ 3.13 ผลการทดสอบระบบการจัดเตรียมข้อมูลตัวอักษร



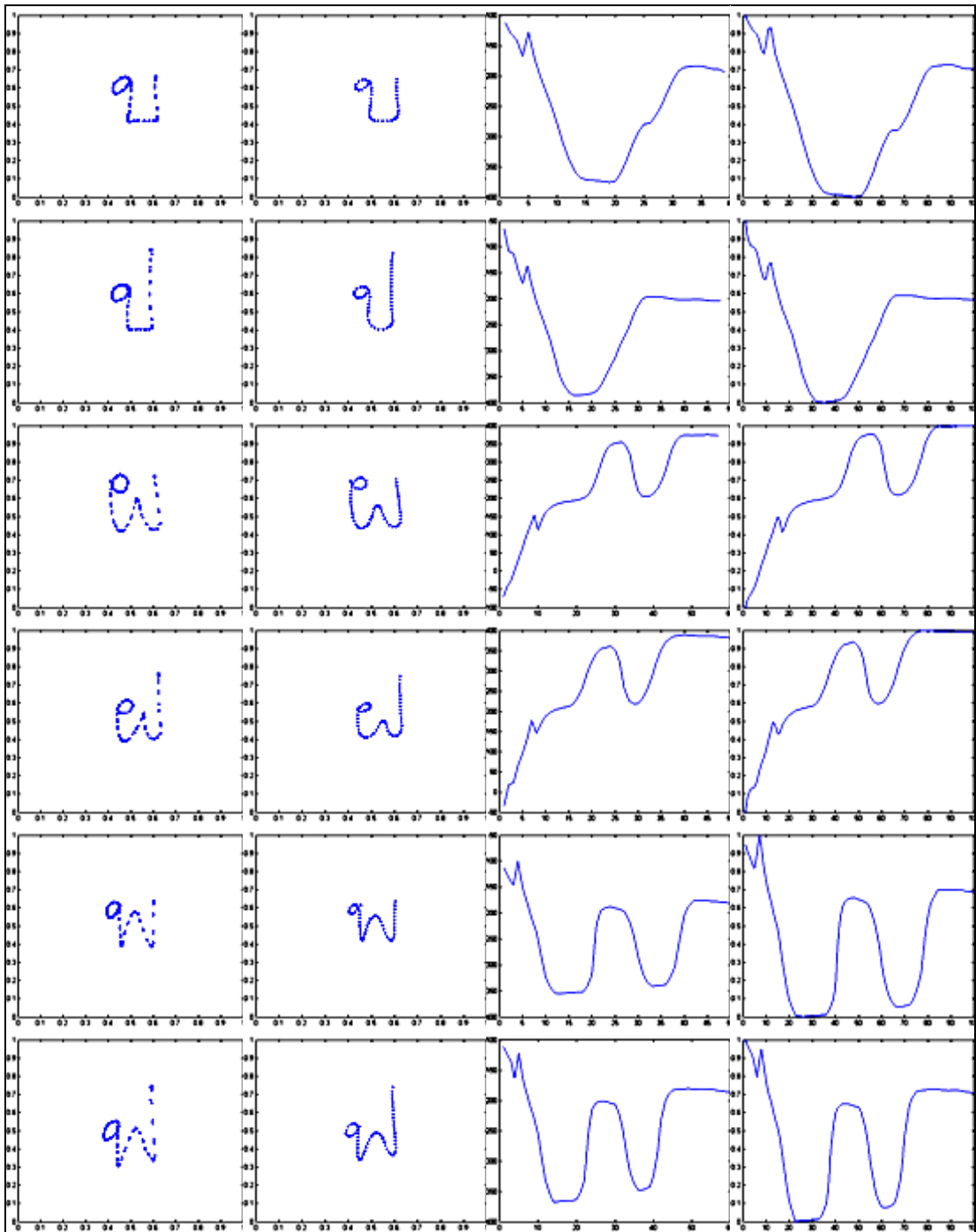
รูปที่ 3.13 ผลการทดสอบระบบการจัดเตรียมข้อมูลตัวอักษร (ต่อ)



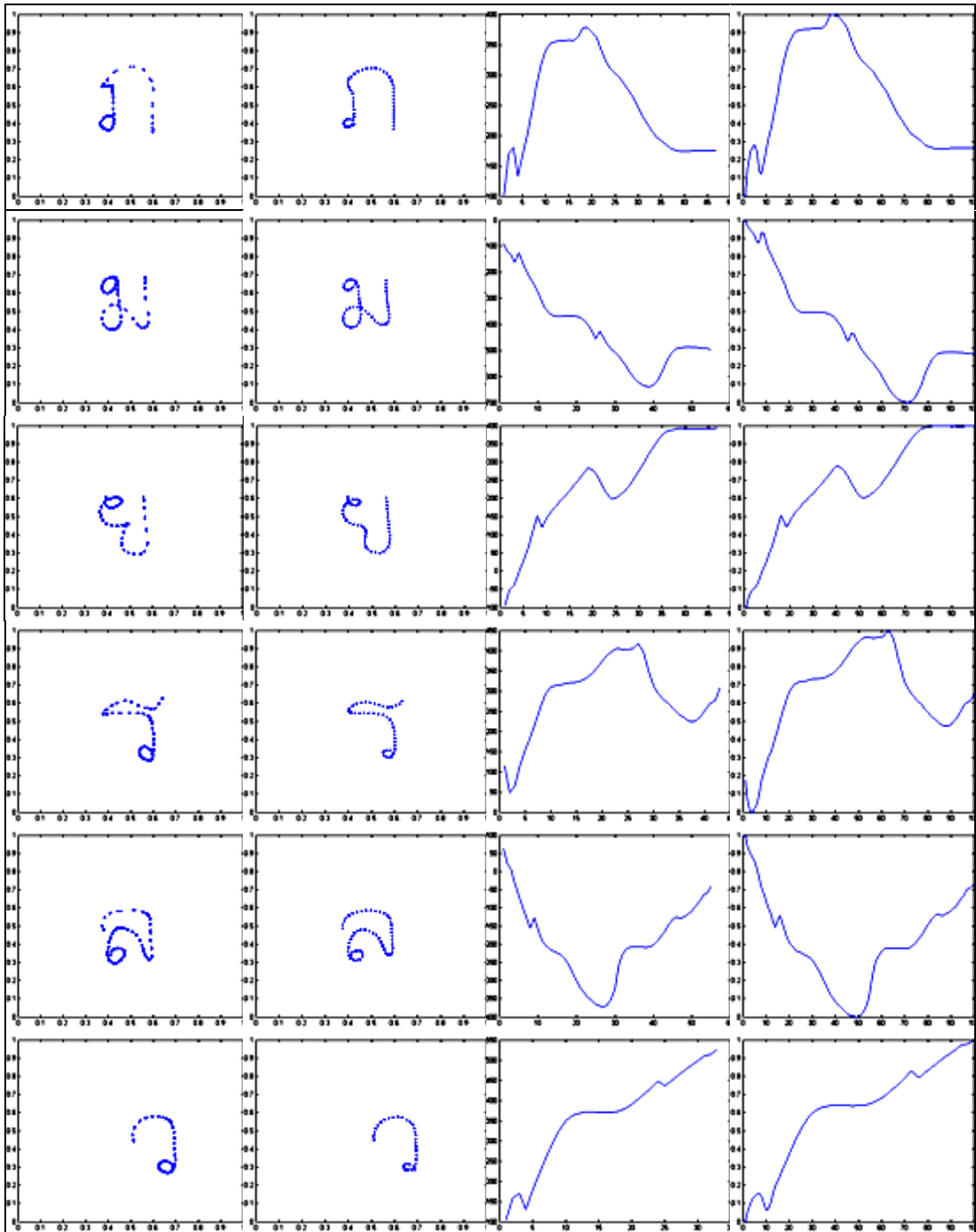
รูปที่ 3.13 ผลการทดสอบระบบการจัดเตรียมข้อมูลตัวอักษร (ต่อ)



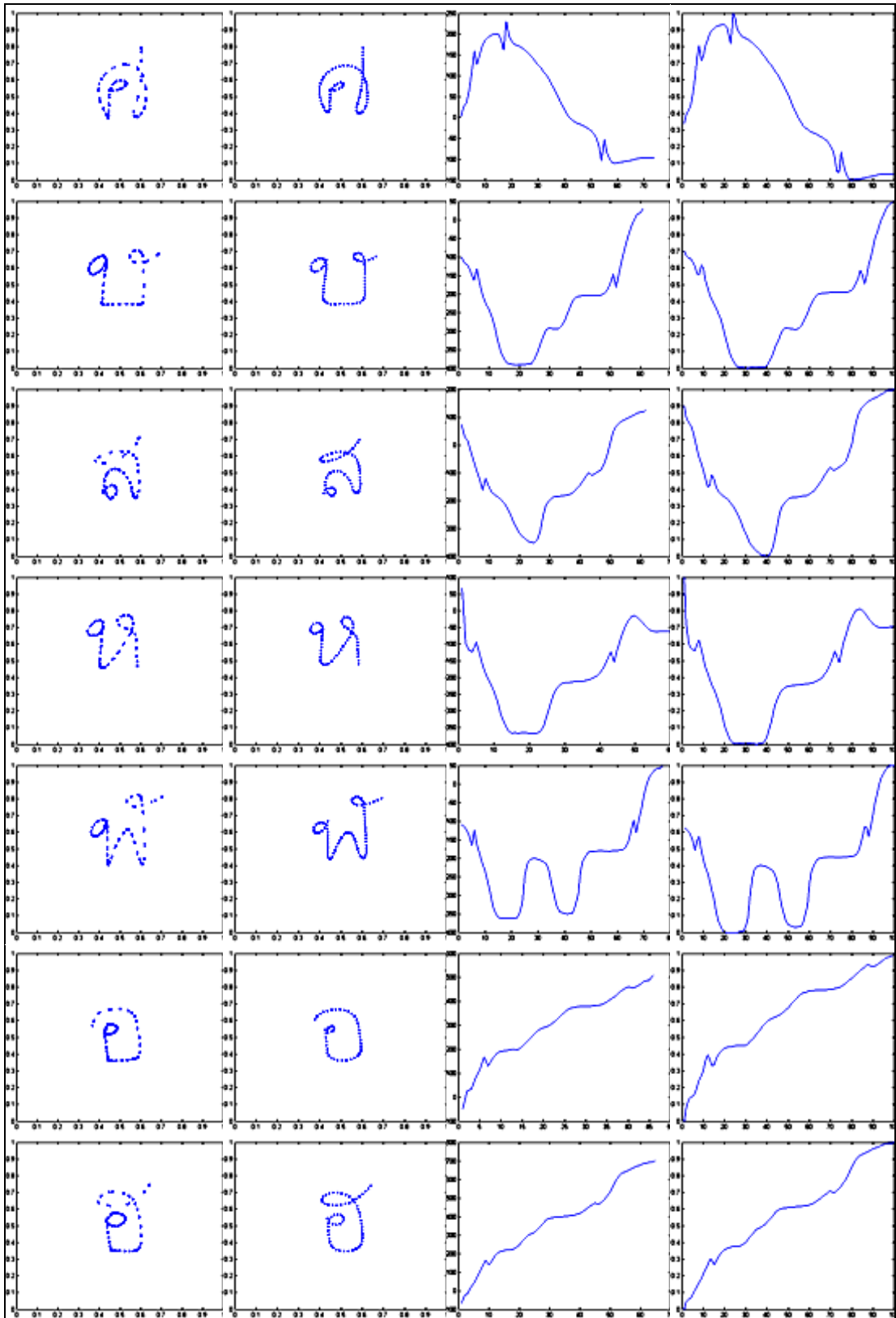
รูปที่ 3.13 ผลการทดสอบระบบการจัดเตรียมข้อมูลตัวอักษร (ต่อ)



รูปที่ 3.13 ผลการทดสอบระบบการจัดเตรียมข้อมูลตัวอักษร (ต่อ)



รูปที่ 3.13 ผลการทดสอบระบบการจัดเตรียมข้อมูลตัวอักษร (ต่อ)



รูปที่ 3.13 ผลการทดสอบระบบการจัดเตรียมข้อมูลตัวอักษร (ต่อ)

3.2.6 สรุปผลการทดสอบระบบการจัดเตรียมข้อมูล

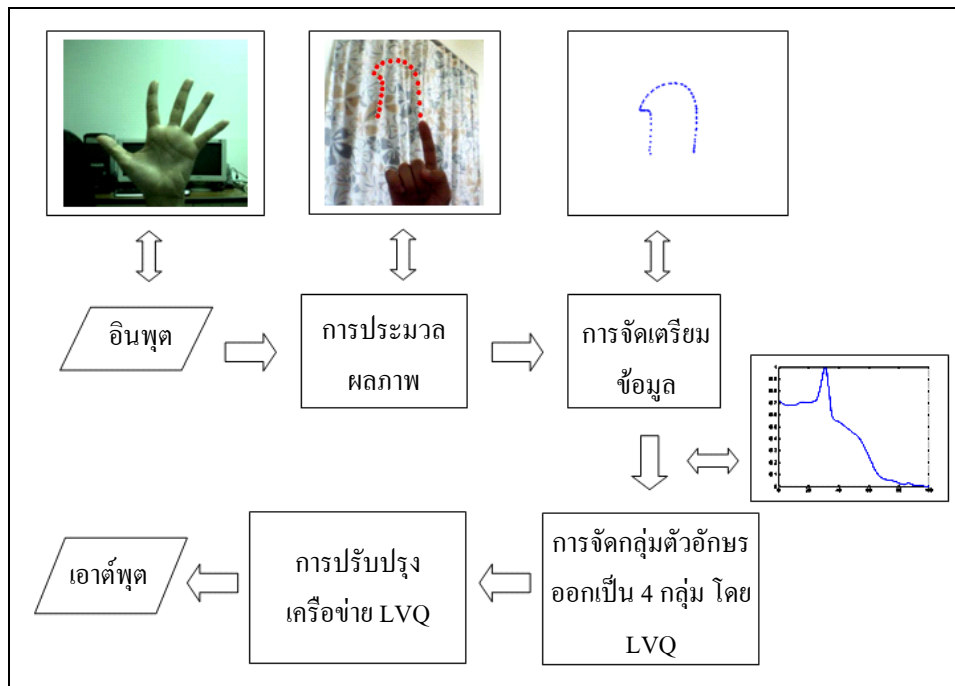
กระบวนการจัดเตรียมข้อมูล เริ่มจากการรับข้อมูลอินพุตที่มีอยู่สองระบบคือ รับข้อมูลอินพุตจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ (Tablet) และ การรับข้อมูลอินพุตที่ได้จากการประมวลผลภาพ ข้อมูลที่ได้จะผ่านกระบวนการปรับระยะห่างข้อมูล การลดความหยักของข้อมูล การตัดจุดหักเหแบบตะขอ การคำนวณหาค่ามุมของแต่ละจุดข้อมูลที่อยู่ติดกัน และ การปรับข้อมูลให้เป็นมาตรฐานเดียวกัน ข้อมูลที่ได้อยู่ในรูปของมุมแต่ละตำแหน่งที่เคลื่อนที่ไปจำนวน 100 ตำแหน่งแต่ละตำแหน่งมีขนาดอยู่ในช่วง 0-1 เป็นเวกเตอร์ขนาด $[1 \times 100]$ ข้อมูลดังกล่าวจะถูกนำไปเป็นอินพุตให้กับระบบเครือข่ายประสาทเทียมต่อไป

3.2.6 สรุปผลการทดสอบระบบการจัดเตรียมข้อมูล

กระบวนการจัดเตรียมข้อมูล เริ่มจากการรับข้อมูลอินพุตที่มีอยู่สองระบบคือ รับข้อมูลอินพุตจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ (Tablet) และ การรับข้อมูลอินพุตที่ได้จากการประมวลผลภาพ ข้อมูลที่ได้จะผ่านกระบวนการปรับระยะห่างข้อมูล การลดความหยักของข้อมูล การตัดจุดหักเหแบบตะขอ การคำนวณหาค่ามุมของแต่ละจุดข้อมูลที่อยู่ติดกัน และ การปรับข้อมูลให้เป็นมาตรฐานเดียวกัน ข้อมูลที่ได้อยู่ในรูปของมุมแต่ละตำแหน่งที่เคลื่อนที่ไปจำนวน 100 ตำแหน่งแต่ละตำแหน่งมีขนาดอยู่ในช่วง 0-1 เป็นเวกเตอร์ขนาด $[1 \times 100]$ ข้อมูลดังกล่าวจะถูกนำไปเป็นอินพุตให้กับระบบเครือข่ายประสาทเทียมต่อไป

3.3 การจัดกลุ่มตัวอักษรอย่างคร่าว ๆ โดย SOFM

การจัดกลุ่มข้อมูลสำหรับงานวิจัยนี้ใช้เครือข่าย LVQ โดยก่อนที่เครือข่าย LVQ จะสามารถทำการจัดกลุ่มข้อมูลตัวอักษรได้ตามต้องการ เราจะต้องทำการฝึกสอนให้เครือข่ายเรียนรู้ลักษณะกลุ่มข้อมูลต่างๆเสียก่อน โดยงานวิจัยนี้ใช้เครือข่าย SOFM ในการเตรียมข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน (เครือข่าย LVQ ในความเป็นจริงแล้วก็คือเครือข่าย SOFM ที่มีการฝึกสอนก่อน) ข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกสอนให้กับเครือข่าย LVQ ประกอบด้วย ข้อมูลการจัดกลุ่มตัวอักษรอย่างคร่าว ๆ และอัตราส่วนจำนวนของตัวอักษรในแต่ละกลุ่ม เครือข่าย SOFM เป็นเครือข่ายประสาทเทียมที่ใช้หลักการเรียนรู้แบบแข่งขัน ซึ่งเป็นเครือข่ายที่ไม่ต้องมีผู้ฝึกสอน โดยเครือข่ายสามารถรับอินพุต แล้วทำการคัดแยกอินพุตได้ด้วยโครงสร้างภายในตัวเอง แผนผังระบบการจัดกลุ่มข้อมูลตัวอักษร โดย LVQ แสดงดังรูปที่ 3.14 ซึ่งเครือข่ายที่ได้นี้จะถูกนำไปใช้ในขั้นตอนต่อไป ต่อไป



รูปที่ 3.14 แผนผังระบบการจัดกลุ่มตัวอักษร

ในการจัดกลุ่มอย่างคร่าว ๆ โดย SOFM เริ่มต้นด้วยการกำหนดขนาดเวกเตอร์นำหนักประสาทเริ่มต้นให้กับเครือข่าย ตัวอย่างกำหนดเวกเตอร์นำหนักประสาทเริ่มต้นเป็น 2×2 แสดงดังสมการที่ 3.3

$$W = \begin{bmatrix} w_{1,1} = \begin{bmatrix} w_1^{1,1} \\ w_2^{1,1} \\ \vdots \\ w_{100}^{1,1} \end{bmatrix} & w_{1,2} = \begin{bmatrix} w_1^{1,2} \\ w_2^{1,2} \\ \vdots \\ w_{100}^{1,2} \end{bmatrix} \\ w_{2,1} = \begin{bmatrix} w_1^{2,1} \\ w_2^{2,1} \\ \vdots \\ w_{100}^{2,1} \end{bmatrix} & w_{2,2} = \begin{bmatrix} w_1^{2,2} \\ w_2^{2,2} \\ \vdots \\ w_{100}^{2,2} \end{bmatrix} \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

เมื่อได้เวกเตอร์นำหนักประสาทเริ่มต้นแล้ว ทำการป้อนค่าอินพุตให้กับเครือข่ายประสาทเทียม โดยค่าอินพุตที่ป้อนนี้เป็นเวกเตอร์ขนาด 1×100 ที่ได้จากระบบการจัดเตรียมข้อมูล ดังสมการที่ 3.4

$$P = \begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_{100} \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

ทำการคำนวณหาระยะทางแบบยูคลิดระหว่างอินพุต กับเวกเตอร์น้ำหนักประสาท เพื่อหาเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่อยู่ใกล้กับอินพุตที่สุด สมการที่ 3.5 แสดงการหาระยะทางแบบยูคลิดระหว่างอินพุตกับเวกเตอร์น้ำหนักประสาทตัวที่ j

$$d_j = \| p - w_j \| \quad (3.5)$$

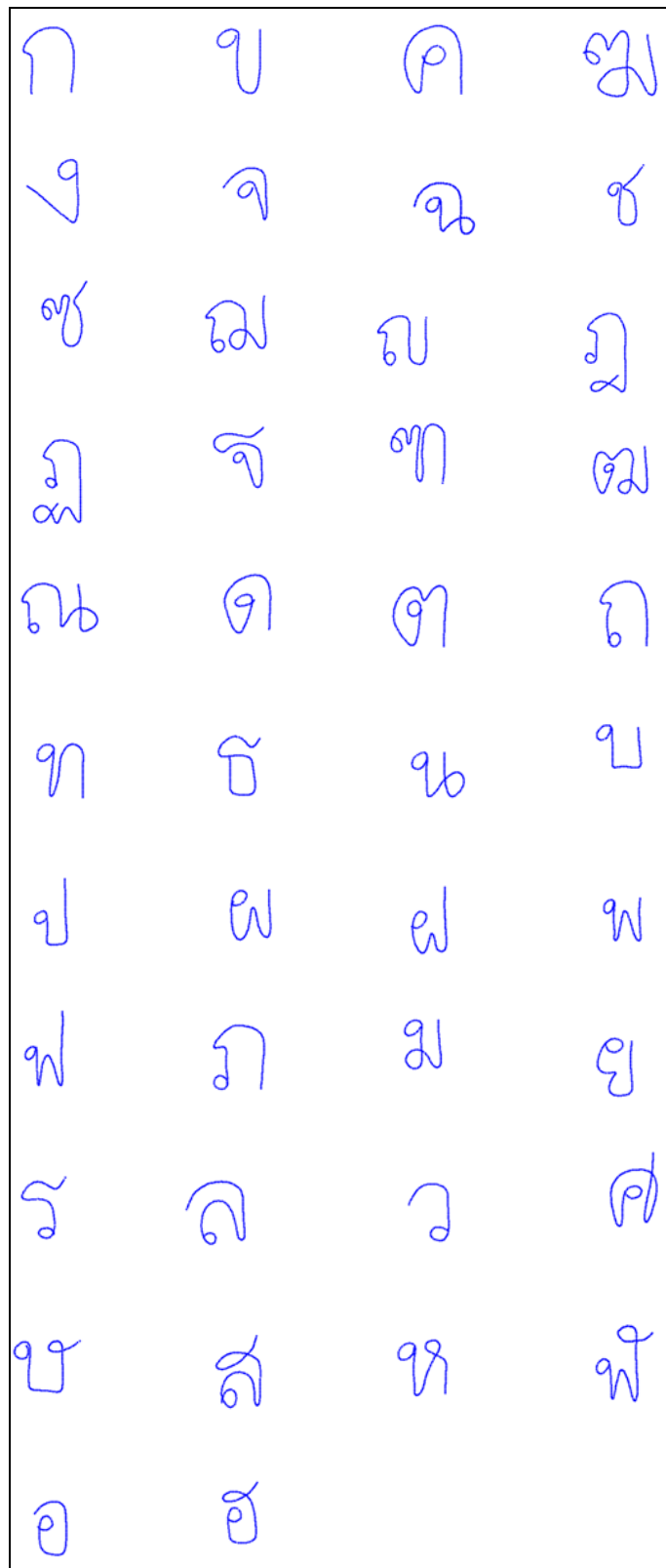
เมื่อได้ระยะทางแบบยูคลิดระหว่างอินพุตกับเวกเตอร์น้ำหนักประสาททุกค่าแล้ว เครื่องข่ายประสาทเทียมจะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทของเซลล์ประสาทเทียมตัวที่ j ดังสมการที่ 3.6

$$\Delta w_j = \begin{cases} \eta(p - w_j) \\ -\alpha(p - w_j) \\ 0 \end{cases} \quad (3.6)$$

โดยที่ η และ α คือค่าคงที่การเรียนรู้ จะได้เวกเตอร์น้ำหนักประสาทตัวที่ j ใหม่ดังสมการที่ 3.7

$$w_j^{new} = w_j^{old} + \Delta w_j \quad (3.7)$$

สำหรับงานวิจัยนี้ได้ใช้เครื่องข่าย SOFM ในการจัดกลุ่มข้อมูลอินพุต ซึ่งประกอบไปด้วยข้อมูลตัวอักษร ก- ฮ อย่างละ 6 ตัวอักษร โดยลักษณะตัวอักษรตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบ แสดงดังรูปที่ 3.15



รูปที่ 3.15 ลักษณะตัวอักษรที่ใช้ในการทดสอบเครือข่าย SOFM

3.3.2 สรุปผลทดสอบการจัดกลุ่มตัวอักษรอย่างคร่าว ๆ โดย SOFM

ผลที่ได้จากการกำหนดน้ำหนักประสาท เริ่มต้นที่แตกต่างกันให้ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรสอดคล้องกัน คือตัวอักษรทั้งหมดถูกจัดกลุ่มอย่างคร่าวๆ ออกได้เป็น 4 กลุ่ม โดยในงานวิจัยใช้ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรที่ได้จากการกำหนดน้ำหนักประสาทเริ่มต้นเป็น 5×5 เนื่องจากผลการจัดกลุ่มตัวอักษรที่ได้แต่ละกลุ่มมีอัตราส่วนที่ใกล้เคียงกันมากที่สุด ด้วยอัตราส่วน 17 : 17 : 33 : 33 โดยผลการจัดกลุ่มที่ได้จะถูกใช้เป็นข้อมูลฝึกสอนเครือข่าย LVQ ในขั้นตอนต่อไป

3.4 การจัดกลุ่มตัวอักษรโดย LVQ

โครงสร้างของเครือข่าย LVQ มีลักษณะโครงสร้างและการทำงานเช่นเดียวกับ SOFM โดยมีข้อแตกต่างคือ เครือข่าย LVQ จะมีการทำงานแบ่งออกเป็นสองขั้นตอน ในขั้นตอนแรก เครือข่ายจะมีการทำงานเหมือนกับเครือข่าย SOFM หลังจากนั้น แต่ละเซลล์ประสาทเอาต์พุตจะถูกกำหนดให้เป็นกลุ่มของการคัดแยก ในการฝึกสอน LVQ ให้ทำการคัดแยกกลุ่มตัวอักษร จะมีการกำหนดเวกเตอร์น้ำหนักประสาทเริ่มต้น ข้อมูลที่จะใช้ในการฝึกสอน ได้จากการจัดกลุ่มตัวอักษรอย่างคร่าว ๆ โดย SOFM ในขณะที่ทำการฝึกสอน เครือข่ายจะทำการปรับค่าของเวกเตอร์น้ำหนักประสาทของเซลล์ประสาทผู้ชนะและเซลล์ประสาทอื่น ๆ ดังสมการที่ 3.8

$$w_{ij}^{new} = \begin{cases} w_{ij}^{old} + \alpha(x_i - w_{ij}^{old}) & \text{ถ้ากลุ่มการคัดแยกถูกต้อง} \\ w_{ij}^{old} - \alpha(x_i - w_{ij}^{old}) & \text{ถ้ากลุ่มการคัดแยกไม่ถูกต้อง} \end{cases} \quad (3.8)$$

โดยที่ α คือค่าคงที่การเรียนรู้

3.4.1 ผลทดสอบการจัดกลุ่มตัวอักษรโดย LVQ

ผลทดสอบการจัดกลุ่มตัวอักษร โดยการสร้างเครือข่ายขึ้นมา 4 เครือข่าย โดยแต่ละเครือข่ายมีการกำหนดเวกเตอร์น้ำหนักประสาทเริ่มต้นที่แตกต่างกัน โดยกำหนดค่าน้ำหนักประสาทเริ่มต้นขนาด 4×4 , 5×5 , 6×6 และ 7×7 เพื่อเปรียบเทียบผลการจัดกลุ่มข้อมูลที่ได้ จากนั้นนำข้อมูลการจัดกลุ่มอย่างคร่าว ๆ ที่ได้จาก SOFM มาทำการฝึกสอนให้กับเครือข่ายทั้ง 4 เมื่อทำการฝึกสอนเสร็จสมบูรณ์แล้ว นำข้อมูลตัวอักษรชุดเดิม ซึ่งประกอบด้วยตัวอักษร ก-ฮ อย่างละ 6 ตัวอักษร มาทำการทดสอบเครือข่ายทั้ง 4 ได้ผลดังตารางที่ 3.5, 3.6, 3.7 และ 3.8 ตามลำดับ

ตารางที่ 3.5 ผลทดสอบการจัดกลุ่มข้อมูลโดยเครือข่าย LVQ ที่มีขนาดน้ำหนักประสาทเริ่มต้นเป็น 4×4 ผลที่ได้มีความถูกต้อง 99.62%

อักษร	ผลการจัดกลุ่ม						ความถูกต้อง	อักษร	ผลการจัดกลุ่ม						ความถูกต้อง
	1	2	3	4	5	6			1	2	3	4	5	6	
ก	1	1	1	1	2	1	83%	ธ	1	1	1	1	1	1	100%
ข	2	2	2	2	2	2	100%	น	2	2	2	2	2	2	100%
ค	1	1	1	1	1	1	100%	บ	2	2	2	2	2	2	100%
ฅ	2	2	2	2	2	2	100%	ป	2	2	2	2	2	2	100%
ง	2	2	2	2	2	2	100%	ผ	1	1	1	1	1	1	100%
จ	2	2	2	2	2	2	100%	ฝ	1	1	1	1	1	1	100%
ฉ	2	2	2	2	2	2	100%	พ	2	2	2	2	2	2	100%
ช	2	2	2	2	2	2	100%	ฟ	2	2	2	2	2	2	100%
ซ	2	2	2	2	2	2	100%	ภ	1	1	1	1	1	1	100%
ฌ	2	2	2	2	2	2	100%	ม	2	2	2	2	2	2	100%
ญ	2	2	2	2	2	2	100%	ย	1	1	1	1	1	1	100%
ฎ	1	1	1	1	1	1	100%	ร	1	1	1	1	1	1	100%
ฏ	1	1	1	1	1	1	100%	ล	2	2	2	2	2	2	100%
ฐ	2	2	2	2	2	2	100%	ว	1	1	1	1	1	1	100%
ฑ	2	2	2	2	2	2	100%	ศ	1	1	1	1	1	1	100%
ฒ	2	2	2	2	2	2	100%	ษ	2	2	2	2	2	2	100%
ณ	2	2	2	2	2	2	100%	ส	2	2	2	2	2	2	100%
ด	2	2	2	2	2	2	100%	ห	2	2	2	2	2	2	100%
ต	2	2	2	2	2	2	100%	ฬ	2	2	2	2	2	2	100%
ถ	2	2	2	2	2	2	100%	อ	1	1	1	1	1	1	100%
ท	2	2	2	2	2	2	100%	ฮ	1	1	1	1	1	1	100%
รวม												99.62%			

ตารางที่ 3.6 ผลทดสอบการจัดกลุ่มข้อมูลโดยเครือข่าย LVQ ที่มีขนาดน้ำหนักประสาทเริ่มต้นเป็น 5x5 ผลที่ได้มีความถูกต้อง 97.55%

อักษร	ผลการจัดกลุ่ม						ความถูกต้อง	อักษร	ผลการจัดกลุ่ม						ความถูกต้อง
	1	2	3	4	5	6			1	2	3	4	5	6	
ก	1	1	1	1	1	1	100%	ธ	1	1	1	1	1	1	100%
ข	3	3	3	3	3	3	100%	น	2	2	2	2	2	2	100%
ค	1	1	1	1	1	1	100%	บ	3	3	3	3	3	3	100%
ฅ	2	2	2	2	2	2	100%	ป	3	3	3	3	3	3	100%
ง	2	3	3	2	2	3	50%	ผ	4	4	4	4	4	4	100%
จ	3	3	3	3	3	3	100%	ฝ	4	4	4	4	4	4	100%
ฉ	2	3	2	3	2	2	66%	พ	3	3	3	3	3	3	100%
ช	3	3	3	3	3	3	100%	ฟ	3	3	3	3	3	3	100%
ช	3	3	3	3	3	3	100%	ภ	1	1	1	1	1	1	100%
ฌ	2	2	2	2	2	2	100%	ม	2	2	2	2	2	2	100%
ญ	3	3	3	3	3	3	100%	ย	4	4	4	4	4	4	100%
ฎ	1	1	1	1	1	1	100%	ร	4	1	1	1	1	1	83%
ฏ	1	1	1	1	1	1	100%	ล	3	3	3	3	3	3	100%
ฐ	3	3	3	3	3	3	100%	ว	4	4	1	4	4	4	83%
ฑ	2	2	2	2	2	2	100%	ศ	1	1	1	1	1	1	100%
ฒ	2	2	2	2	2	2	100%	ษ	3	3	3	3	3	3	100%
ณ	2	2	2	2	2	2	100%	ส	3	3	3	3	3	3	100%
ด	2	2	2	2	2	2	100%	ห	3	3	3	3	3	3	100%
ต	2	2	2	2	2	2	100%	ฬ	3	3	3	3	3	3	100%
ถ	2	2	2	2	2	2	100%	อ	4	4	4	4	4	4	100%
ท	2	3	2	2	2	3	100%	ฮ	4	4	4	4	4	4	100%
รวม												97.55%			

ตารางที่ 3.7 ผลทดสอบการจัดกลุ่มข้อมูลโดยเครือข่าย LVQ ที่มีขนาดน้ำหนักประสาทเริ่มต้นเป็น 6×6 ผลที่ได้มีความถูกต้อง 95.45%

อักษร	ผลการจัดกลุ่ม						ความถูกต้อง	อักษร	ผลการจัดกลุ่ม						ความถูกต้อง
	1	2	3	4	5	6			1	2	3	4	5	6	
ก	2	2	2	2	4	2	83%	ธ	2	2	2	2	2	2	100%
ข	4	4	4	4	4	4	100%	น	3	3	3	4	3	3	83%
ค	2	2	2	2	2	2	100%	บ	4	4	4	4	4	4	100%
ฅ	3	3	3	3	3	3	100%	ป	4	4	4	4	4	4	100%
ง	3	4	4	4	4	4	83%	ผ	1	1	1	1	1	1	100%
จ	4	4	4	4	4	4	100%	ฝ	1	1	1	1	1	1	100%
ฉ	4	4	4	4	3	4	83%	พ	4	4	4	4	4	4	100%
ช	4	4	4	4	4	4	100%	ฟ	4	4	4	4	4	4	100%
ช	4	4	4	4	4	4	100%	ภ	2	2	2	2	2	2	100%
ฌ	3	3	3	3	3	3	100%	ม	3	4	4	3	3	3	66%
ญ	4	4	3	4	4	4	83%	ย	1	1	1	1	1	1	100%
ฎ	2	2	2	2	2	2	100%	ร	1	2	2	2	1	2	66%
ฏ	2	2	2	2	2	2	100%	ล	4	4	4	4	4	4	100%
ฐ	4	4	4	4	4	4	100%	ว	1	1	2	1	1	2	66%
ฑ	3	3	3	3	3	3	100%	ศ	2	2	2	2	2	2	100%
ฒ	3	3	3	3	3	3	100%	ษ	4	4	4	4	4	4	100%
ณ	3	3	3	3	3	3	100%	ส	4	4	4	4	4	4	100%
ด	3	3	3	3	3	3	100%	ห	4	4	4	4	4	4	100%
ต	3	3	3	3	3	3	100%	ฬ	4	4	4	4	4	4	100%
ถ	3	3	3	3	3	3	100%	อ	1	1	1	1	1	1	100%
ท	3	4	4	3	3	4	50%	ฮ	1	1	1	1	1	1	100%
รวม												95.45%			

ตารางที่ 3.8 ผลทดสอบการจัดกลุ่มข้อมูลโดยเครือข่าย LVQ ที่มีขนาดน้ำหนักประสาทเริ่มต้นเป็น 7×7 ผลที่ได้มีความถูกต้อง 97.72%

อักษร	ผลการจัดกลุ่ม						ความถูกต้อง	อักษร	ผลการจัดกลุ่ม						ความถูกต้อง
	1	2	3	4	5	6			1	2	3	4	5	6	
ก	2	2	2	2	3	2	83%	ธ	2	2	2	2	2	2	100%
ข	4	4	4	4	4	4	100%	น	3	3	3	3	3	3	100%
ค	2	2	2	2	2	2	100%	บ	4	4	4	4	4	4	100%
ฅ	3	3	3	3	3	3	100%	ป	4	4	4	4	4	4	100%
ง	3	3	3	3	4	4	66%	ผ	1	1	1	1	1	1	100%
จ	4	4	4	4	4	4	100%	ฝ	1	1	1	1	1	1	100%
ฉ	3	3	3	4	3	3	83%	พ	4	4	3	4	4	4	83%
ช	4	4	4	4	4	4	100%	ฟ	3	4	4	4	4	4	83%
ช	4	4	4	4	4	4	100%	ภ	2	2	2	2	2	2	100%
ฌ	3	3	3	3	3	3	100%	ม	3	3	3	3	3	3	100%
ญ	3	3	3	3	3	3	100%	ย	1	1	1	1	1	1	100%
ฎ	2	2	2	2	2	2	100%	ร	1	2	2	2	1	2	66%
ฏ	2	2	2	2	2	2	100%	ล	4	4	4	4	4	4	100%
ฐ	4	4	4	4	4	4	100%	ว	1	1	2	1	1	1	83%
ฑ	3	3	3	3	3	3	100%	ศ	2	2	2	2	2	2	100%
ฒ	3	3	3	3	3	3	100%	ษ	4	4	4	4	4	4	100%
ณ	3	3	3	3	3	3	100%	ส	4	4	4	4	4	4	100%
ด	3	3	3	3	3	3	100%	ห	4	4	4	4	4	4	100%
ต	3	3	3	3	3	3	100%	ฬ	4	4	4	4	4	4	100%
ถ	3	3	3	3	3	3	100%	อ	1	1	1	1	1	1	100%
ท	3	3	3	3	3	4	83%	ฮ	1	1	1	1	1	1	100%
รวม												97.72%			

3.4.2 สรุปผลทดสอบการจัดกลุ่มตัวอักษรโดย LVQ

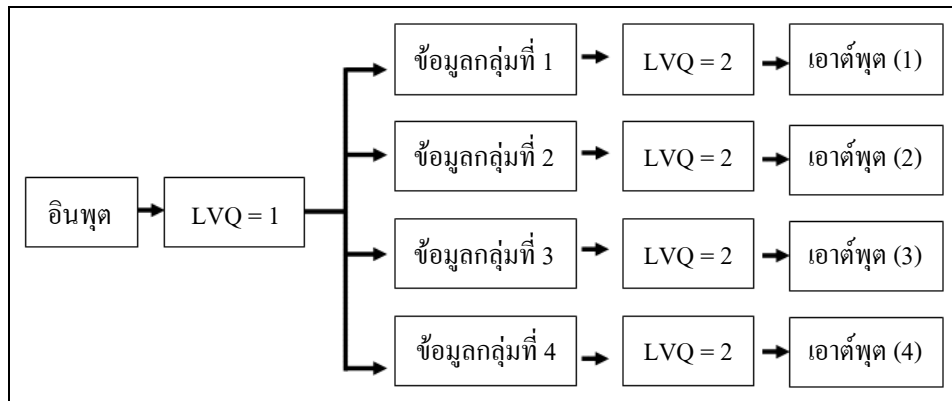
ผลทดสอบระบบการจัดกลุ่มตัวอักษรโดย LVQ ระบบที่ได้สามารถจัดกลุ่มตัวอักษรได้มีความถูกต้องแม่นยำสูง โดยการกำหนดเวกเตอร์นำหน้าประสาทเริ่มต้นขนาด 4×4 ให้ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรออกเป็น 2 กลุ่ม มีความถูกต้อง 99.62% เวกเตอร์นำหน้าประสาทเริ่มต้นขนาด 5×5 ให้ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรออกเป็น 4 กลุ่ม มีความถูกต้อง 97.55% เวกเตอร์นำหน้าประสาทเริ่มต้นขนาด 6×6 ให้ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรออกเป็น 4 กลุ่ม มีความถูกต้อง 95.45% เวกเตอร์นำหน้าประสาทเริ่มต้นขนาด 7×7 ให้ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรออกเป็น 4 กลุ่ม มีความถูกต้อง 97.72% แสดงผลดังตารางที่ 3.9

ตารางที่ 3.9 ผลทดสอบการจัดกลุ่มตัวอักษรโดย LVQ

ขนาดนำหน้าประสาท	จำนวนกลุ่ม	ความถูกต้อง
4×4	2 กลุ่ม	99.62%
5×5	4 กลุ่ม	97.55%
6×6	4 กลุ่ม	95.45%
7×7	4 กลุ่ม	97.72%

3.5 การปรับปรุงเครือข่าย LVQ

ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรของเครือข่าย LVQ มีข้อสังเกตว่าสมาชิกตัวอักษรในแต่ละกลุ่มมีจำนวนมาก ดังนั้นจึงได้มีการปรับปรุงเครือข่าย โดยการออกแบบเครือข่าย LVQ ในชั้นที่สอง เพื่อใช้ในการจัดกลุ่มข้อมูลในแต่ละกลุ่มให้เหลือกลุ่มข้อมูลที่มีขนาดเล็กลงอีก โดยขั้นตอนทุกอย่างเป็นเช่นเดียวกับการจัดกลุ่มตัวอักษรในชั้นแรก โดยในชั้นที่สองได้กำหนดขนาดนำหน้าประสาทเริ่มต้นให้มีขนาด 4×4 , 5×5 , 6×6 และ 7×7 เพื่อเปรียบเทียบผลการจัดกลุ่มข้อมูลที่ได้แผนผังการทำงานการปรับปรุงเครือข่าย LVQ แสดงดังรูป 3.16



รูป 3.16 แผนผังการทำงานการปรับปรุงเครือข่าย LVQ

3.5.1 ผลการปรับปรุงเครือข่าย LVQ

ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรจากเครือข่าย LVQ ทั้งสองชั้น โดยในชั้นที่สองถูกกำหนดให้มีขนาดน้ำหนักประสาทเริ่มต้นขนาด 4×4 , 5×5 , 6×6 และ 7×7 เพื่อเปรียบเทียบผลการจัดกลุ่มข้อมูลที่ได้ แสดงดังตารางที่ 3.10, 3.11, 3.12 และ 3.13 ตามลำดับ

ตารางที่ 3.10 ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรที่ได้จากเครือข่าย LVQ ที่มีน้ำหนักประสาทเริ่มต้นขนาด 4×4

	LVQ #1	LVQ #2	สมาชิกในกลุ่ม
ผลการจัดกลุ่ม	1	1	ก ก ฐ ศ
		2	ฎ ฎ ฎ
	2	3	ฝ ฝ
		4	ย ร ว อ ฮ
	3	5	ข ช ฅ บ ป พ ฟ
		6	จ ญ ฐ ฎ ส ษ
		7	ย พ
	4	8	ฉ ฌ ฌ ๓ ฒ ม
		9	ง ฌ ฌ ๓ ฒ
		10	ท น

ตารางที่ 3.11 ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรที่ได้จากเครือข่าย LVQ ที่มีน้ำหนักประสาทเริ่มต้นขนาด 5x5

	LVQ #1	LVQ #2	สมาชิกในกลุ่ม
ผลการจัดกลุ่ม	1	1	ก ค ศ
		2	ฉ ฎ
		3	ช ก
	2	4	ผ ฟ
		5	ร
		6	ย ว อ ฮ
	3	7	ข ช บ ป พ ฟ
		8	จ ล ส ห
		9	ช ญ
		10	ฐ
		11	ษ พ
	4	12	ฉ ฒ ฒ ม
		13	ณ
		14	ฑ
		15	ง ฌ ค ต ถ
		16	ท น

ตารางที่ 3.12 ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรที่ได้จากเครือข่าย LVQ ที่มีน้ำหนักประสาทเริ่มต้นขนาด 6×6

	LVQ #1	LVQ #2	สมาชิกในกลุ่ม
ผลการจัดกลุ่ม	1	1	ก ค ศ
		2	ฉ ฎ
		3	ช ภ
	2	4	ผ ฟ
		5	ย ร ว อ ฮ
	3	6	ข ช บ ป พ ฟ
		7	จ ญ ฐ ล ส ห
		8	ช ญ
		9	ฐ
		10	ษ พ
	4	11	ฉ ฒ ฒ ม
		12	ฉ
		13	ท
		14	ง ฦ ค ต ถ
		15	ท น

ตารางที่ 3.13 ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรที่ได้จากเครือข่าย LVQ ที่มีน้ำหนักประสาทเริ่มต้นขนาด 7×7

	LVQ #1	LVQ #2	สมาชิกในกลุ่ม
ผลการจัดกลุ่ม	1	1	ก ค ศ
		2	ฉ ฎ
		3	ช ภ
	2	4	ผ ผ
		5	ร
		6	ย ว อ ฮ
	3	7	ข ช บ ป พ ฟ
		8	จ ล ส ห
		9	ช ญ
		10	ฐ
		11	ษ พ
	4	12	ม ถ ฒ ฑ ฒ ม
		13	ฑ
		14	ง ฌ ด ต ถ
		15	ท น

3.5.2 สรุปผลการปรับปรุงเครือข่าย LVQ

จากการปรับปรุงระบบการจัดกลุ่มตัวอักษรโดยการใช้เครือข่าย LVQ แบบ 2 ชั้น ผลที่ได้ในชั้นแรกตัวอักษรถูกแบ่งออกเป็น 4 กลุ่ม โดยการทดสอบในชั้นที่สองได้มีการกำหนดขนาดน้ำหนักประสาทเริ่มต้นขนาด 4×4, 5×5, 6×6 และ 7×7 ตามลำดับ ผลจากการกำหนดขนาดน้ำหนักประสาทที่แตกต่างกันทำให้ผลการจัดกลุ่มได้เป็น 10, 16, 15 และ 15 กลุ่มตามลำดับ ซึ่งผลจากการกำหนดขนาดน้ำหนักประสาทเริ่มต้นเป็น 5×5 ให้ผลการจัดกลุ่มออกเป็น 16 กลุ่ม โครงสร้างดังกล่าวจะถูกนำไปใช้ในขั้นตอนการระบุตัวอักษรต่อไป โดยผลการเปรียบเทียบระบบก่อนการปรับปรุงเครือข่ายและหลังการปรับปรุงเครือข่ายแสดงดังตารางที่ 3.14

ตารางที่ 3.14 ผลเปรียบเทียบระบบก่อนการปรับปรุงเครือข่ายและหลังการปรับปรุงเครือข่าย

ผลก่อนการปรับปรุง	1	ก ค ฎ ฎ ฎ ก ศ
	2	ผ ฝ ย ร ว อ ส
	3	ฆ ง ฉ ฌ ญ ฑ ฒ ฅ ต ถ ท น ม
	4	ข จ ช ฐ ฎ ฎ ป ย ส ห พ ช พ ฟ ล
ผลหลังการปรับปรุง	1	ก ค ศ
	2	ฎ ฎ
	3	ธ ก
	4	ผ ฝ
	5	ร
	6	ย ว อ ส
	7	ข ช บ ป พ ฟ
	8	จ ล ส ห
	9	ช ญ
	10	ฐ
	11	ย พ
	12	ฒ ฌ ฒ ม
	13	ฉ
	14	ฑ
	15	ง ฅ ต ถ ถ
	16	ท น

3.6 สรุป

ในบทที่ 3 ได้กล่าวถึงระบบการจัดกลุ่มตัวอักษรลายมือเขียนโดยเริ่มตั้งแต่การประมวลผลภาพเพื่อเตรียมข้อมูลอินพุตสำหรับเครือข่ายประสาทเทียม ข้อมูลที่ได้เป็นข้อมูลของมุมแต่ละตำแหน่งที่เคลื่อนที่ไปจำนวน 100 ตำแหน่งแต่ละตำแหน่งมีขนาดอยู่ในช่วง 0-1 เป็นเวกเตอร์ขนาด $[1 \times 100]$ ข้อมูลดังกล่าวจะถูกนำไปเป็นอินพุตให้กับระบบเครือข่ายประสาทเทียมต่อไป ในส่วนที่สองได้กล่าวถึงการจัดกลุ่มตัวอักษรอย่างคร่าว ๆ โดย SOFM ผลที่ได้ ตัวอักษรทั้งหมดถูกจัดกลุ่มอย่างคร่าว ๆ ออกได้เป็น 4 กลุ่ม โดยในงานวิจัยใช้ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรที่ได้จากการกำหนดน้ำหนักประสาทเริ่มต้นเป็น 5×5 เนื่องจากผลการจัดกลุ่มตัวอักษรที่ได้แต่ละกลุ่มมีอัตราส่วนที่ใกล้เคียงกันมากที่สุด ในส่วนสุดท้ายกล่าวถึงการจัดกลุ่มตัวอักษรโดยใช้เครือข่าย LVQ รวมถึงการปรับปรุงเครือข่าย LVQ เครือข่ายได้ให้ผลการจัดกลุ่มตัวอักษรออกเป็น 16 กลุ่ม

บทที่ 4

การระบุตัวอักษร

4.1 กล่าวนำ

จากกระบวนการที่ผ่านมา ระบบได้ทำการแบ่งตัวอักษรออกเป็น 16 กลุ่มตัวอักษร ในบทนี้จะกล่าวถึงระบบการระบุตัวอักษรโดยเครือข่ายไปข้างหน้าที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ อีกทั้งยังแสดงให้เห็นผลการทดสอบระบบทั้งหมด โดยในการทดสอบระบบจะแบ่งเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกเป็นการทดสอบระบบที่ใช้การรับข้อมูลจากการประมวลผลภาพ ตัวอย่างตัวอักษรลายมือเขียนที่ได้จากระบบการประมวลผลภาพแสดงดังรูปที่ 4.1 ส่วนที่สองเป็นระบบที่ใช้การรับข้อมูลจากอุปกรณ์กระดานอิเล็กทรอนิกส์ (Tablet) ตัวอย่างตัวอักษรลายมือเขียนที่ได้จากอุปกรณ์กระดานอิเล็กทรอนิกส์แสดงดังรูปที่ 4.2



รูปที่ 4.1 ตัวอย่างตัวอักษรลายมือเขียนที่ได้จากระบบการประมวลผลภาพ

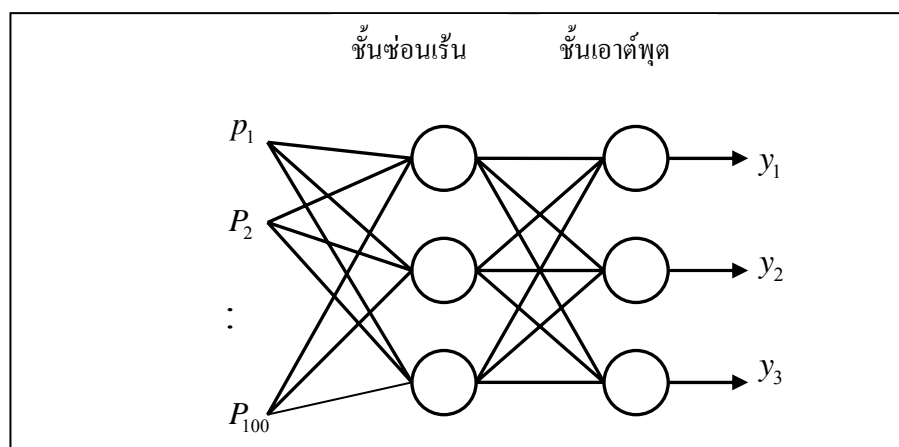


รูปที่ 4.2 ตัวอย่างตัวอักษรลายมือเขียนที่ได้จากอุปกรณ์กระดานอิเล็กทรอนิกส์

4.2 การระบุตัวอักษรจากลายมือเขียนโดยเครือข่ายไปข้างหน้า

เครือข่ายไปข้างหน้าเป็นเครือข่ายประสาทเทียมที่มีการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน และมีหลักการทำงานคือ มีการนำเสนอกลุ่มตัวอย่างให้กับเครือข่ายในรูปของคู่อินพุตและเป้าหมาย (Target) ที่ต้องการให้เครือข่ายตอบสนอง เมื่ออินพุตถูกป้อนให้กับระบบ เอาต์พุตของเครือข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเป้าหมายของอินพุต แล้วเครือข่ายจะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทและไบอัส ตามกฎการเรียนรู้เพื่อให้เอาต์พุตของเครือข่ายลู่เข้าสู่เป้าหมายที่ต้องการ ในการกำหนดอินพุตของระบบในการฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียมที่สำคัญที่สุดคือ การกำหนดคู่อินพุตและเป้าหมายที่ชัดเจน เพื่อให้เครือข่ายสามารถทำงานได้ถูกต้องที่สุด ระบบของงานวิจัยนี้ใช้ค่ามุมแต่ละจุดที่ลากต่อเนื่องเป็นตัวอักษร โดยระบุเป้าหมายว่าเป็นข้อมูลของตัวอักษรตัวใด ตัวอย่างเช่น ข้อมูลในกลุ่มที่หนึ่งมีตัวอักษร ก ค และ ศ ถ้าต้องการกำหนดเป้าหมายให้สำหรับข้อมูลของตัวอักษร ก เราจะกำหนดเป้าหมายด้วย $[1 ; 0 ; 0]$ สำหรับข้อมูลของตัวอักษร ค เราจะกำหนดเป้าหมายด้วย $[0 ; 1 ; 0]$ และ สำหรับข้อมูลของตัวอักษร ศ เราจะกำหนดเป้าหมายด้วย $[0 ; 0 ; 1]$ ตามลำดับ เมื่อระบบมีการนำเสนอคู่อินพุตและเป้าหมายให้เครือข่ายเรียนรู้ ทำการป้อนแต่ละอินพุตให้กับเครือข่าย เอาต์พุตที่ได้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเป้าหมาย เพื่อให้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตและเป้าหมายมีค่าน้อยที่สุด การออกแบบพารามิเตอร์ของเครือข่าย ได้แก่ จำนวนชั้น

จำนวนเซลล์ประสาทเทียมในแต่ละชั้น และฟังก์ชันถ่ายโอน เพื่อให้ระบบมีประสิทธิภาพมากที่สุด จำเป็นต้องมีการออกแบบ เลือกจำนวนชั้น จำนวนเซลล์ประสาทเทียมในแต่ละชั้น และฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสม ซึ่งสำหรับงานวิจัยนี้ ชั้นซ่อนเร้น และชั้นเอาต์พุต มีเซลล์ประสาทเทียมเท่ากับจำนวนสมาชิกตัวอักษรในกลุ่มนั้น ๆ ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Hyperbolic tangent sigmoid และ Linear transfer function ตัวอย่างเครือข่ายไปข้างหน้าของข้อมูลกลุ่มที่ 1 แสดงดังรูปที่ 4.3 หลังจากทำการออกแบบพารามิเตอร์แล้วทำการฝึกสอนเครือข่ายโดยการป้อนคู่อินพุตและเป้าหมายให้กับเครือข่าย



รูปที่ 4.3 เครือข่ายไปข้างหน้าของข้อมูลกลุ่มที่ 1 ซึ่งสมาชิกในกลุ่มประกอบด้วย ก ค และ ศ

4.3 ผลทดสอบการระบุตัวอักษรจากลายมือเขียน

หลังจากนำเครือข่ายที่ได้มาทดสอบประสิทธิภาพการทำงาน โดยระบบที่ใช้การรับข้อมูลอินพุตจากระบบประมวลผลภาพได้ผลดังตารางที่ 4.1 และระบบที่ใช้การรับข้อมูลจากอุปกรณ์กระดานอิเล็กทรอนิกส์ได้ผลดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.1 ผลทดสอบระบบโดยใช้การรับข้อมูลอินพุตจากการประมวลผลภาพ

ตัวอักษร	ความถูกต้อง
ก	87%
ข	79%
ค	89%
ฅ	78%
ง	85%
จ	86%
ฉ	85%
ช	70%
ซ	82%
ฌ	89%
ญ	77%
ฎ	85%
ฏ	73%
ฐ	85%
ฑ	83%
ฒ	83%
ณ	81%
ด	83%
ต	76%
ถ	81%
ท	64%
ธ	85%
น	82%
บ	82%
ป	81%
ผ	85%
ฝ	88%
พ	82%
ฟ	74%
ภ	87%
ม	85%

ตารางที่ 4.1 ผลทดสอบระบบโดยใช้การรับข้อมูลอินพุตจากการประมวลผลภาพ (ต่อ)

ตัวอักษร	ความถูกต้อง
ย	62%
ร	77%
ล	71%
ว	89%
ศ	85%
ษ	87%
ส	84%
ห	67%
พ	86%
อ	75%
ฮ	71%
รวม	80.61%

ตารางที่ 4.2 ผลทดสอบระบบโดยใช้การรับข้อมูลอินพุตจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์

ตัวอักษร	ความถูกต้อง
ก	95%
ข	89%
ค	97%
ฅ	86%
ง	94%
จ	94%
ฉ	96%
ช	87%
ซ	92%
ฌ	96%
ญ	92%
ฎ	94%
ฏ	87%
ฐ	97%
ฑ	96%
ฒ	94%
ณ	93%
ด	91%
ต	85%
ถ	94%
ท	83%
ธ	98%
น	94%
บ	92%
ป	93%
ผ	92%
ฝ	91%
พ	89%
ฟ	87%
ภ	92%
ม	93%

ตารางที่ 4.2 ผลทดสอบระบบโดยใช้การรับข้อมูลอินพุตจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ (ต่อ)

ตัวอักษร	ความถูกต้อง
ย	75%
ร	91%
ล	88%
ว	94%
ศ	93%
ษ	91%
ส	92%
ห	83%
พ	94%
อ	87%
ฮ	85%
รวม	91.09%

4.4 สรุปผลทดสอบการระบุตัวอักษรจากลายมือเขียน

ระบบการจดจำลายมือเขียนตัวอักษรไทยใช้เครือข่ายประสาทเทียม LVQ ร่วมกับเครือข่ายไปข้างหน้า ซึ่งเครือข่าย LVQ ทำหน้าที่จัดกลุ่มตัวอักษรออกเป็น 16 กลุ่ม จากนั้นข้อมูลของแต่ละกลุ่มจะถูกส่งต่อไปยังโครงข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้าของกลุ่มนั้น ๆ ผลการทดสอบระบบการจดจำลายมือเขียนตัวอักษร โดยระบบที่ใช้การรับข้อมูลอินพุตจากการประมวลผลภาพมีความถูกต้อง 80.61% ในขณะที่ผลการทดสอบระบบการจดจำลายมือเขียนตัวอักษรที่ใช้การรับข้อมูลอินพุตจากอุปกรณ์กระดานอิเล็กทรอนิกส์ มีความถูกต้อง 91.09% จากผลการทดสอบเห็นได้ว่าระบบการรับข้อมูลอินพุตจากอุปกรณ์กระดานอิเล็กทรอนิกส์ ให้ผลการทดสอบที่ดีกว่าระบบที่ใช้การรับข้อมูลอินพุตจากการประมวลผลภาพ ซึ่งอาจเกิดจากประสิทธิภาพของระบบการประมวลผลภาพในการหาตำแหน่งปลายนิ้วมือยังไม่ดีเท่าที่ควร ดังนั้นจึงควรมีการปรับปรุงให้มีประสิทธิภาพดียิ่งขึ้น

บทที่ 5

สรุปและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุป

งานวิจัยวิทยานิพนธ์นี้ดำเนินการศึกษาและพัฒนาระบบการจดจำลายมือเขียนตัวอักษรไทย ซึ่งระบบที่พัฒนาขึ้นประกอบด้วย ระบบการจัดกลุ่มตัวอักษร โดยเครือข่าย LVQ และ ระบบการระบุตัวอักษร โดยเครือข่ายไปข้างหน้า การดำเนินงานวิจัยวิทยานิพนธ์ดังกล่าวสำเร็จลุล่วงตามวัตถุประสงค์ โดยสามารถสรุปผลการศึกษาวิจัยและพัฒนาทางวิศวกรรมเป็นข้อสรุปได้ดังต่อไปนี้

การปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องได้รับการรายงานไว้ในบทที่ 2 ซึ่งพบว่าระบบแบบเดิมยังไม่สามารถทำการระบุตัวอักษรกับข้อมูลตัวอักษรที่มีลักษณะผิดเพี้ยนไปจากเดิมได้ เนื่องจากระบบแบบเดิมใช้หลักการทางตรรกะพื้นฐานของพีชคณิต ระบบดังกล่าวจะต้องมีการพิจารณาลักษณะความแตกต่างของตัวอักษรแต่ละตัว เพื่อนำมาออกแบบโปรแกรมให้สอดคล้องกับลักษณะตัวอักษรนั้น ๆ การออกแบบระบบจึงต้องใช้เวลาานและความซับซ้อนมาก ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงดำเนินการพัฒนาวิธีการจดจำลายมือเขียนแบบใหม่ขึ้น ระบบที่ได้สามารถทำการเรียนรู้ลักษณะตัวอักษรลายมือเขียนได้เองโดยอัตโนมัติ และมีความยืดหยุ่นต่อลักษณะข้อมูลอินพุตที่ผิดเพี้ยนไปจากเดิมได้มากขึ้น

รายละเอียดของโครงสร้างระบบใช้เครือข่ายประสาทเทียม LVQ ร่วมกับ เครือข่ายไปข้างหน้า ซึ่งเครือข่าย LVQ ทำหน้าที่จัดกลุ่มตัวอักษร โดยจะต้องมีข้อมูลที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ที่ได้จากเครือข่าย SOFM ซึ่งได้มีการแสดงผลการจัดกลุ่มตัวอักษรอย่างคร่าว ๆ ด้วยการกำหนดเวกเตอร์น้ำหนักประสาทที่ต่างกัน ผลที่ได้ออกมาสอดคล้องกันคือตัวอักษรจะถูกแบ่งออกเป็น 4 กลุ่ม ข้อมูลที่ได้นี้จะถูกนำไปใช้ในการฝึกสอนเครือข่าย LVQ ต่อไป ในการจัดกลุ่มตัวอักษรจะประกอบไปด้วยเครือข่าย LVQ สองขั้นตอน ในขั้นตอนแรกเครือข่ายสามารถแบ่งตัวอักษรออกเป็น 4 กลุ่ม ในขั้นที่สอง เครือข่ายจะทำการแบ่งตัวอักษรที่ได้จากขั้นตอนแรกออกเป็น 16 กลุ่ม ส่วนการระบุตัวอักษรในแต่ละกลุ่มใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้า ระบบการจดจำลายมือเขียนที่ได้นี้สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยสามารถประมวลผลให้ความถูกต้องถึง 91.09% งานวิจัยนี้เลือกใช้ LVQ และ SOFM เป็นเครื่องมือในการช่วยจดจำตัวอักษรลายมือเขียน การประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมดังกล่าวในด้านการช่วยจดจำตัวอักษรลายมือเขียนถือว่าเป็นแนวคิดใหม่ที่มีประสิทธิภาพเป็นอย่างดี

5.2 ข้อเสนอแนะ

จากการดำเนินงานวิจัยวิทยานิพนธ์ที่ผ่านมาและผลที่ได้ทำให้เกิดแนวคิดและข้อเสนอแนะในการดำเนินงานวิจัยต่อไปในอนาคต ดังต่อไปนี้

ระบบของงานวิจัยนี้ยังไม่สามารถจดจำลายมือเขียนสระในภาษาไทยได้ เนื่องจากลักษณะการเขียนในภาษาไทย มีการแบ่งระดับการเขียน ออกเป็น 3 ระดับ คือระดับล่าง ระดับกลาง และระดับบน ซึ่งตัวอักษรไทยถือว่าอยู่ในกลุ่มตัวอักษรในระดับกลาง ส่วนสระในภาษาไทยนั้น มีอยู่ทั้ง 3 ระดับ ดังนั้นจึงควรมีการวิจัยการแบ่งระดับตัวอักษรไทยแล้วจึงมีการออกแบบการจดจำลายมือเขียนสระภาษาไทย

ระบบของงานวิจัยนี้สามารถจดจำลายมือเขียนตัวอักษรไทยได้เฉพาะตัวอักษรที่มีลักษณะการเขียนแบบ 1 จังหวะ ซึ่งในความเป็นจริงแล้วตัวอักษรไทยจะมีบางตัวที่จะต้องเขียนแบบสองจังหวะเช่น ฐ ส ศ และ ษ ดังนั้นจึงควรมีการพัฒนาต่อให้ระบบสามารถจดจำลายมือเขียนที่มีลักษณะการเขียนแบบสองจังหวะได้

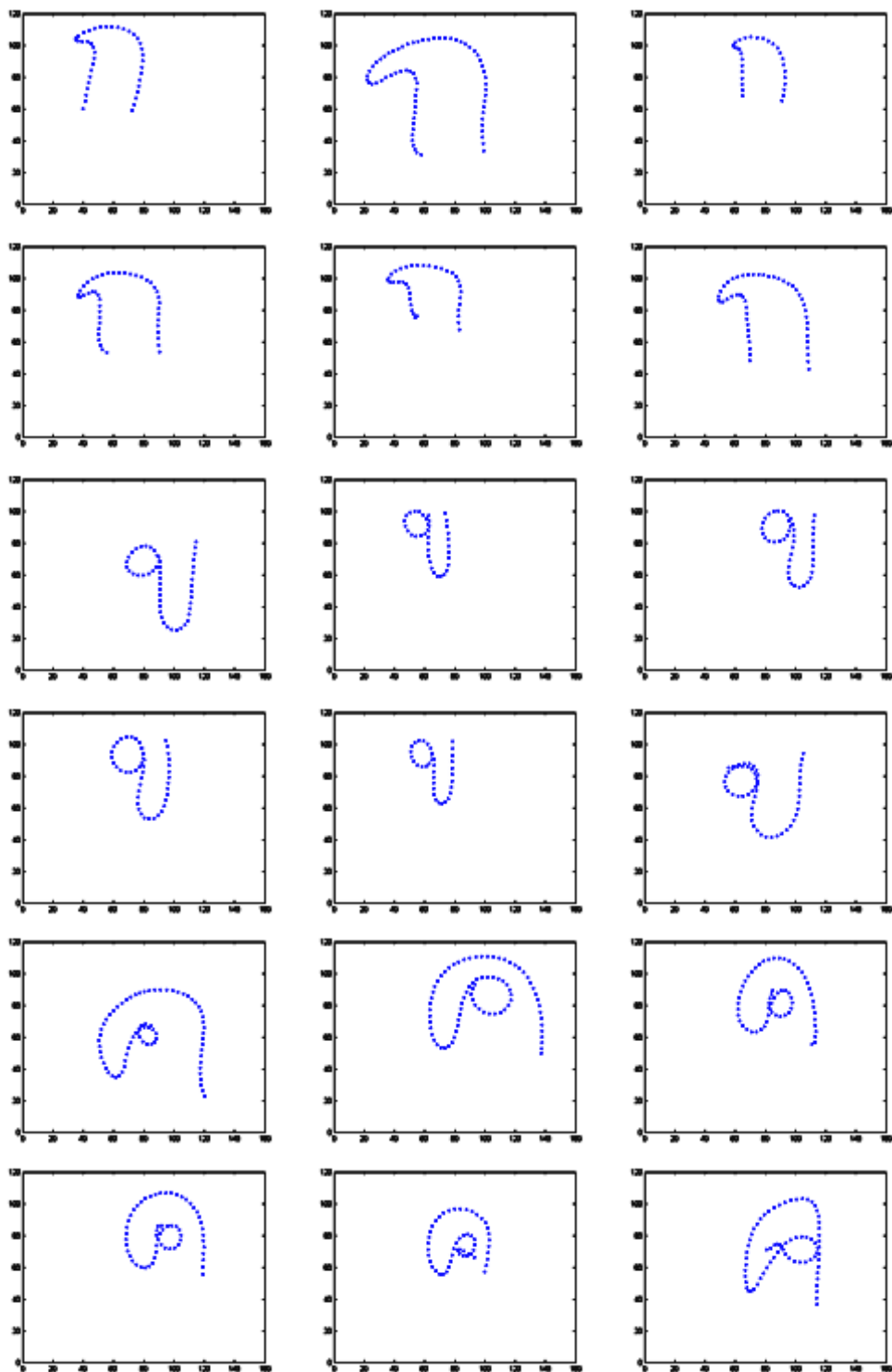
รายการอ้างอิง

- ชมพู ทรัพย์ปทุมสิน และอาทิตย์ ศรีแก้ว. (2548). **วิธีการใหม่แบบพันทางในการคัดแยกมือจากภาพสี**. การประชุมทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 28 .(หน้า 1,013-1,016).
- คนัยวัฒน์ กิตตินันท์ และบุญวัฒน์ อัฐชู. (2531). **การแยกแยะแบบออนไลน์ตัวเลขอารบิกลายมือเขียน**.ในการประชุมทางวิชาการสถิติประยุกต์ครั้งที่ 7 ณ โรงแรมบางกอกพาเลส. วิทยา ดันฤดี และบุญวัฒน์ อัฐชู. (2531). **โมเดลของตัวอักษรลายมือเขียน**. การประชุมวิชาการสถิติประยุกต์ครั้งที่ 7 ณ โรงแรมบางกอกพาเลส.
- วัลนพ ตันฤดี และ วีระ ธีวพิทักษ์. (2533). **ระบบการรับรู้แบบลายมือเขียนอักษรไทย**. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- สมศักดิ์ วัลย์ธรรณ และชม กิมปาน. (2533). **การรู้จำอักษรลายมือเขียนภาษาไทยของไมโครคอมพิวเตอร์โดยการพิจารณาลักษณะลายเส้นที่ลากไป**. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าคุณทหารลาดกระบัง.
- สุเจตน์ จันทพงษ์ และสุริยา วิทยาประดิษฐ์. (2536). **การรู้จำอักษรลายมือเขียนภาษาไทย**. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าคุณทหารลาดกระบัง.
- สุขสถิต สุขใจ และครรชิต ไมตรี. (2540). **การใช้เครือข่ายประสาทเทียมเพื่อจดจำรูปแบบลายมือเขียนตัวเลขอารบิกแสดงข้อมูลแบบมุมสมบูรณ์**. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าคุณทหารลาดกระบัง.
- อภิชาติ สัจจะพงษ์ และนงลักษณ์ โควาวิสารัช. (2541). **การรู้จำลายนิ้วมือเขียนภาษาไทย แบบออนไลน์โดยใช้นิวรอนเน็ตเวิร์ค**. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- Ganis, M. D., Wilson, C. L., Blue, J. L. (1998). **Neural network-based systems for handprint OCR applications**. *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 7, no. 11, pp. 1097-1112
- Jain, A. K., Jianchang, M., Mohiuddin, K. M. (1996). **Artificial neural networks: a tutorial**. *IEEE journal on Computer*, Volume 29, pp. 31-44

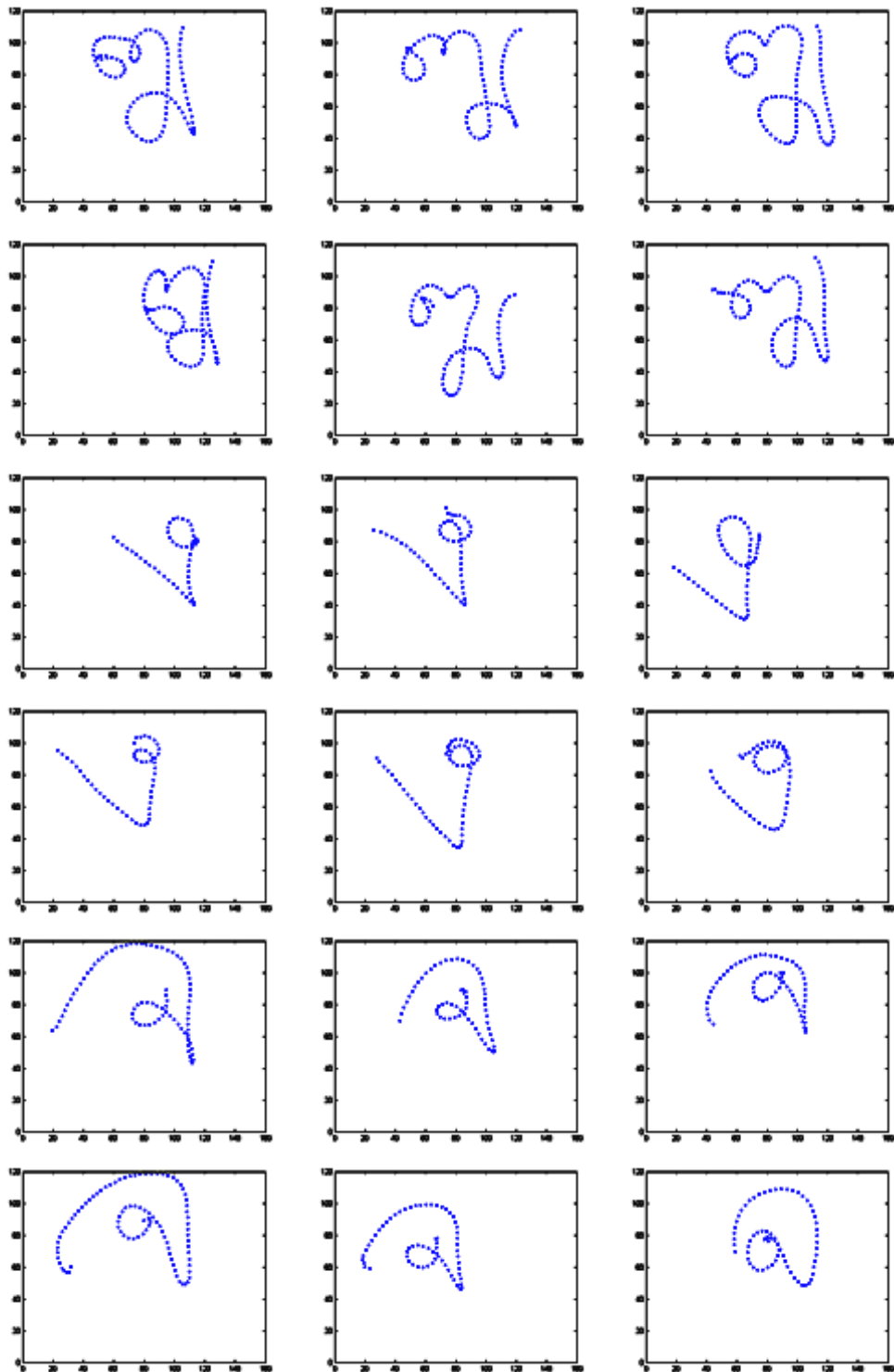
- Miao, K. and Palmer, B. D. (2007). **A Multi-layer Adaptive Function Neural Network (MADFUNN) for Letter Image Recognition.** *In Proc. IEEE Ijoint Conference on Neural Networks*, pp. 2817-2822.
- Mohammad, A. B., Rommel, J., and Tarek, M. T. (2008). **Character recognition with two spiking neural network models on multicore architectures.** *In Proc. IEEE . Computational Intelligence for Multimedia Signal and Vision Processing, 2008*, pp. 29-34.

ภาคผนวก ก

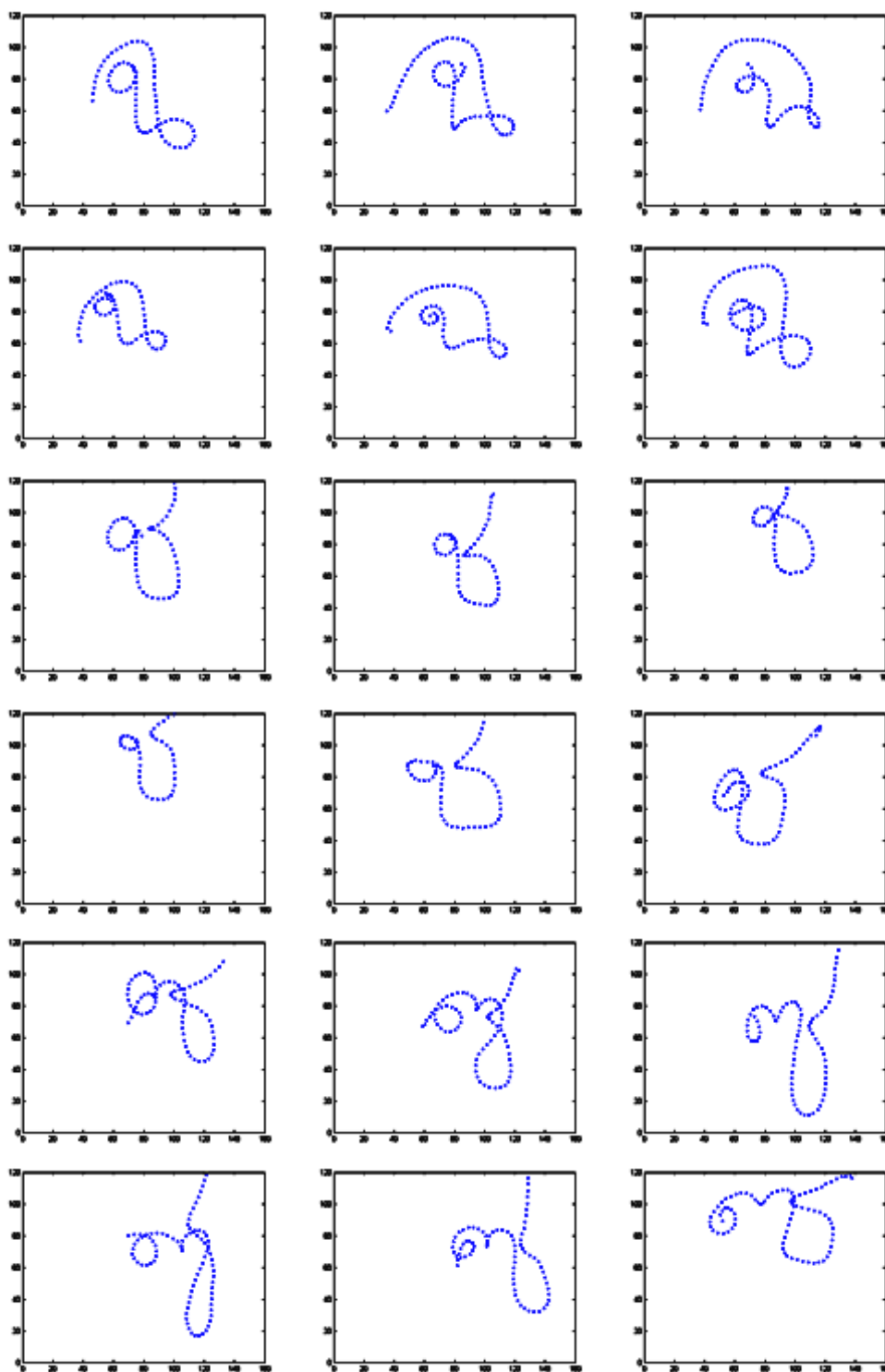
รูปตัวอักษรจากระบบประมวลผลภาพ



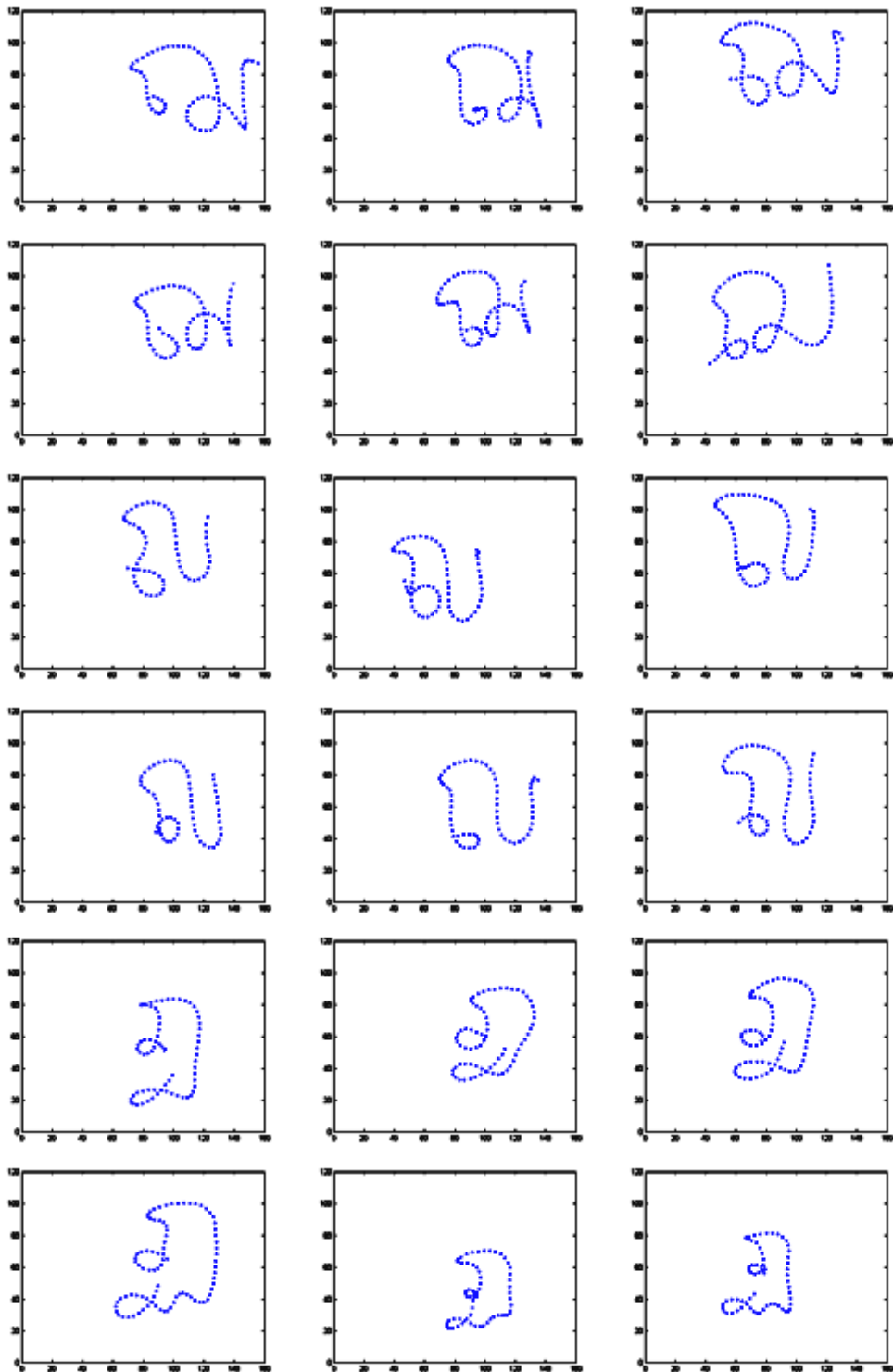
รูปที่ ก.1 รูปตัวอักษรจากระบบประมวลผลภาพใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม



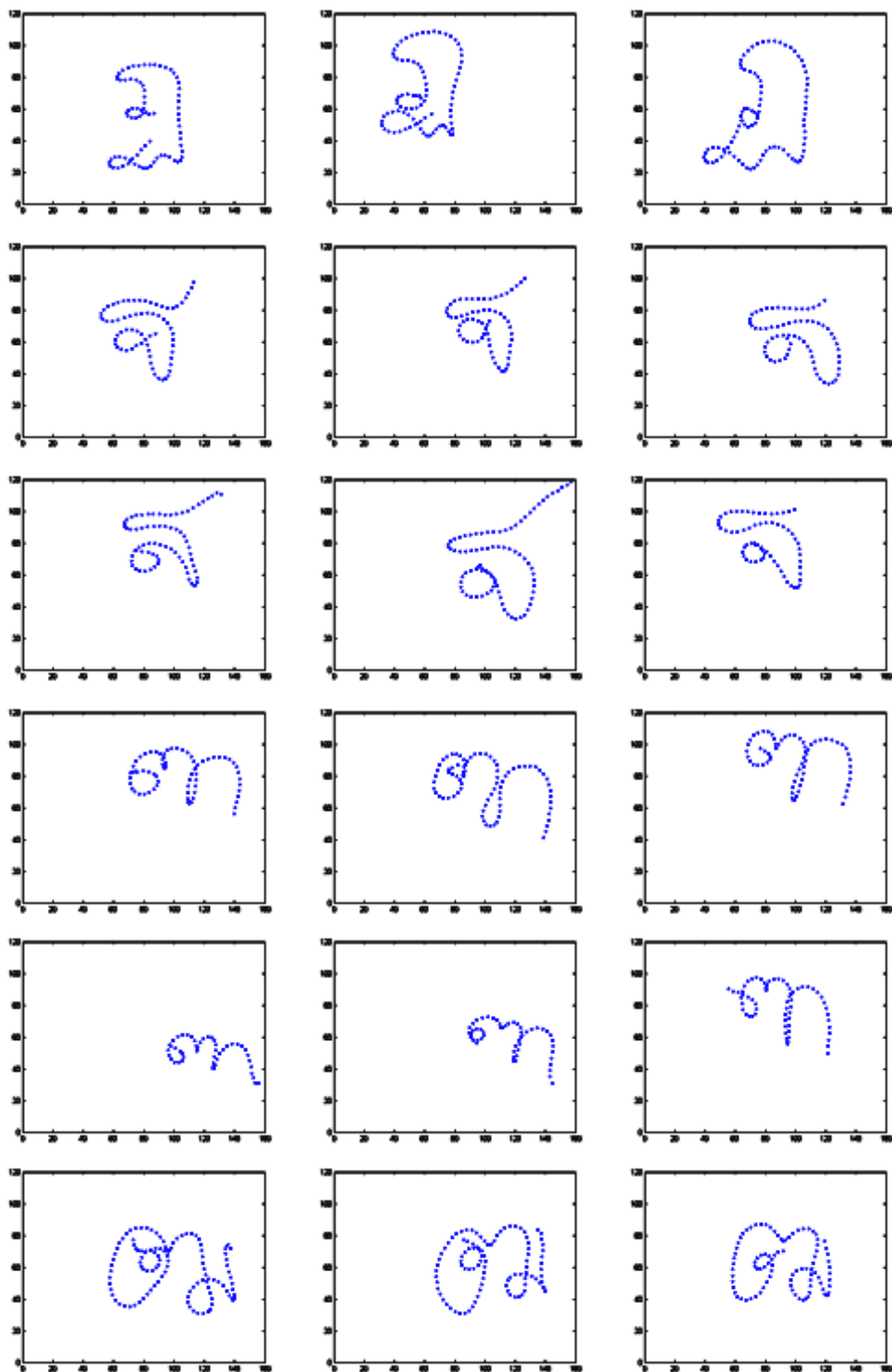
รูปที่ ก.1 รูปตัวอักษรจากระบบประมวลผลภาพใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



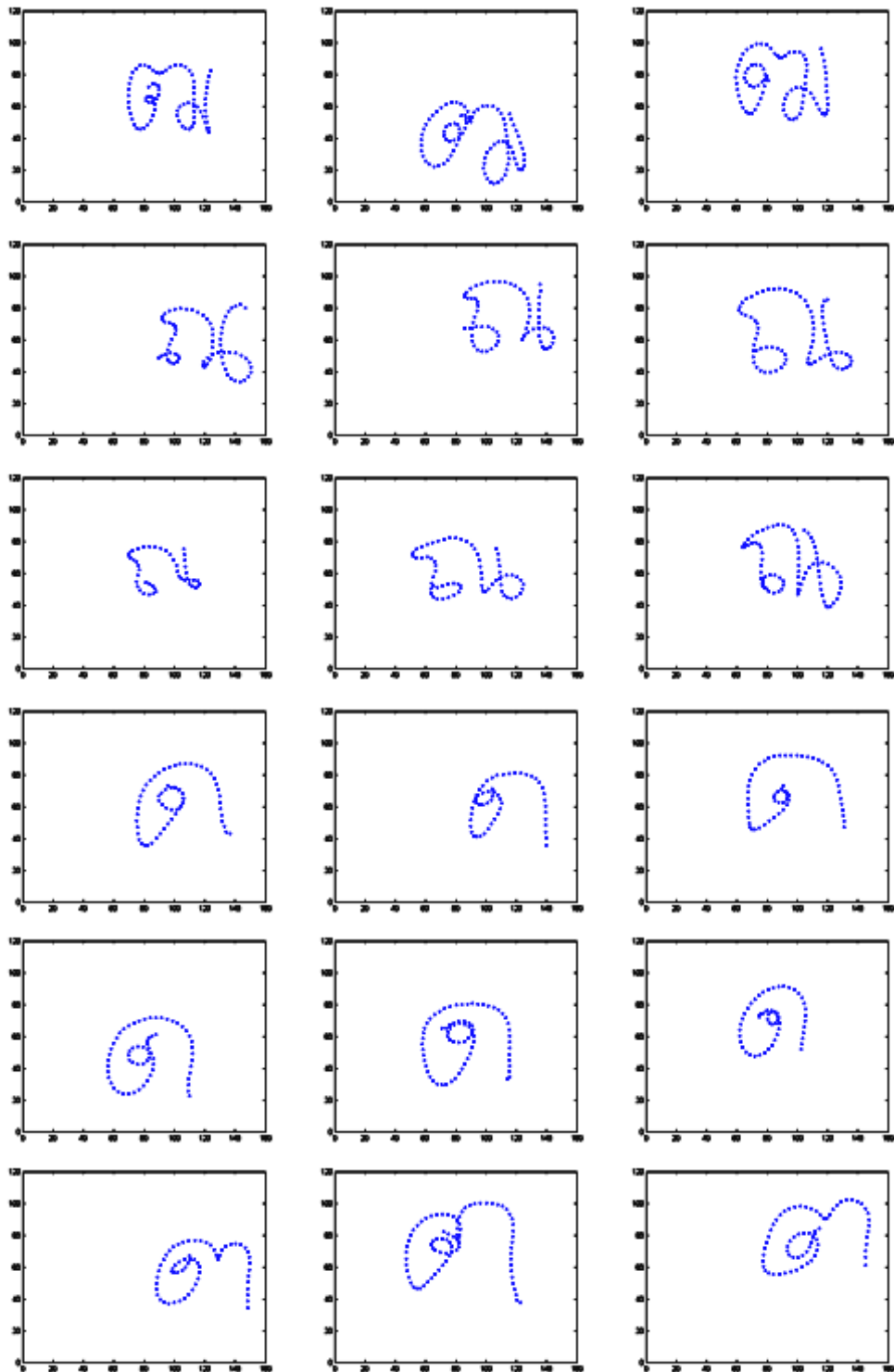
รูปที่ ก.1 รูปตัวอักษรจากระบบประมวลผลภาพใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



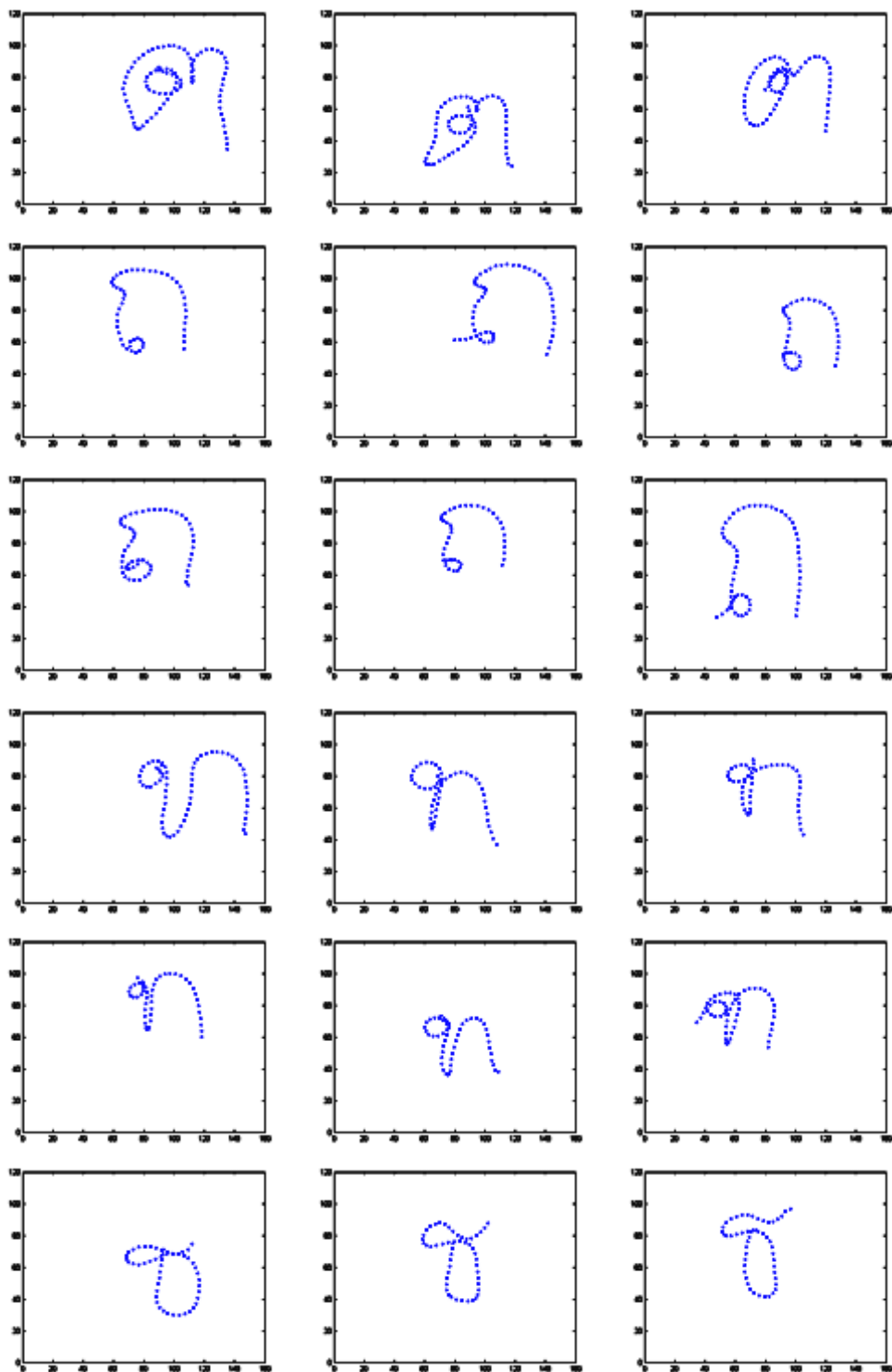
รูปที่ ก.1 รูปตัวอักษรจากระบบประมวลผลภาพใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



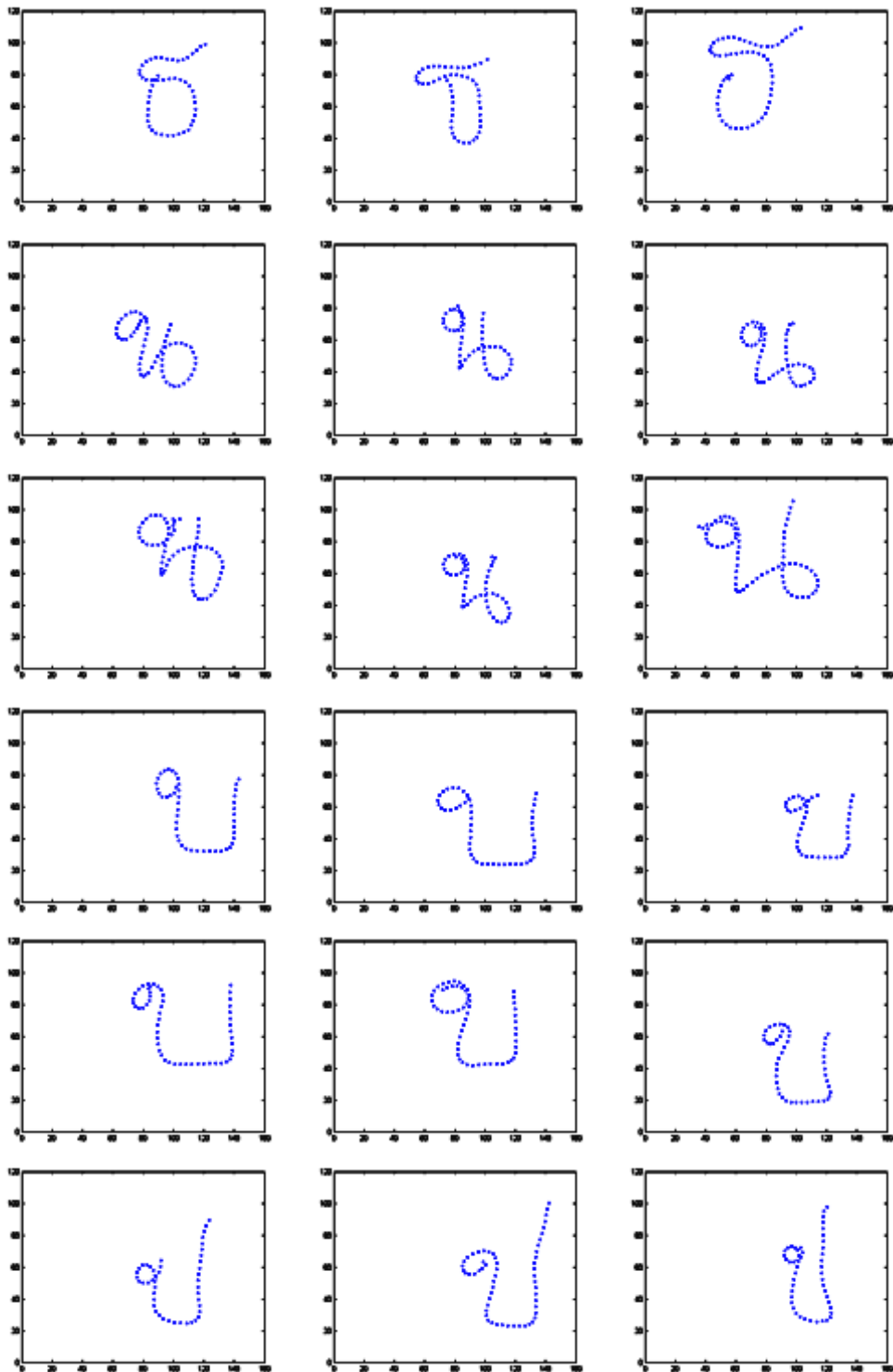
รูปที่ ก.1 รูปตัวอักษรจากระบบประมวลผลภาพใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



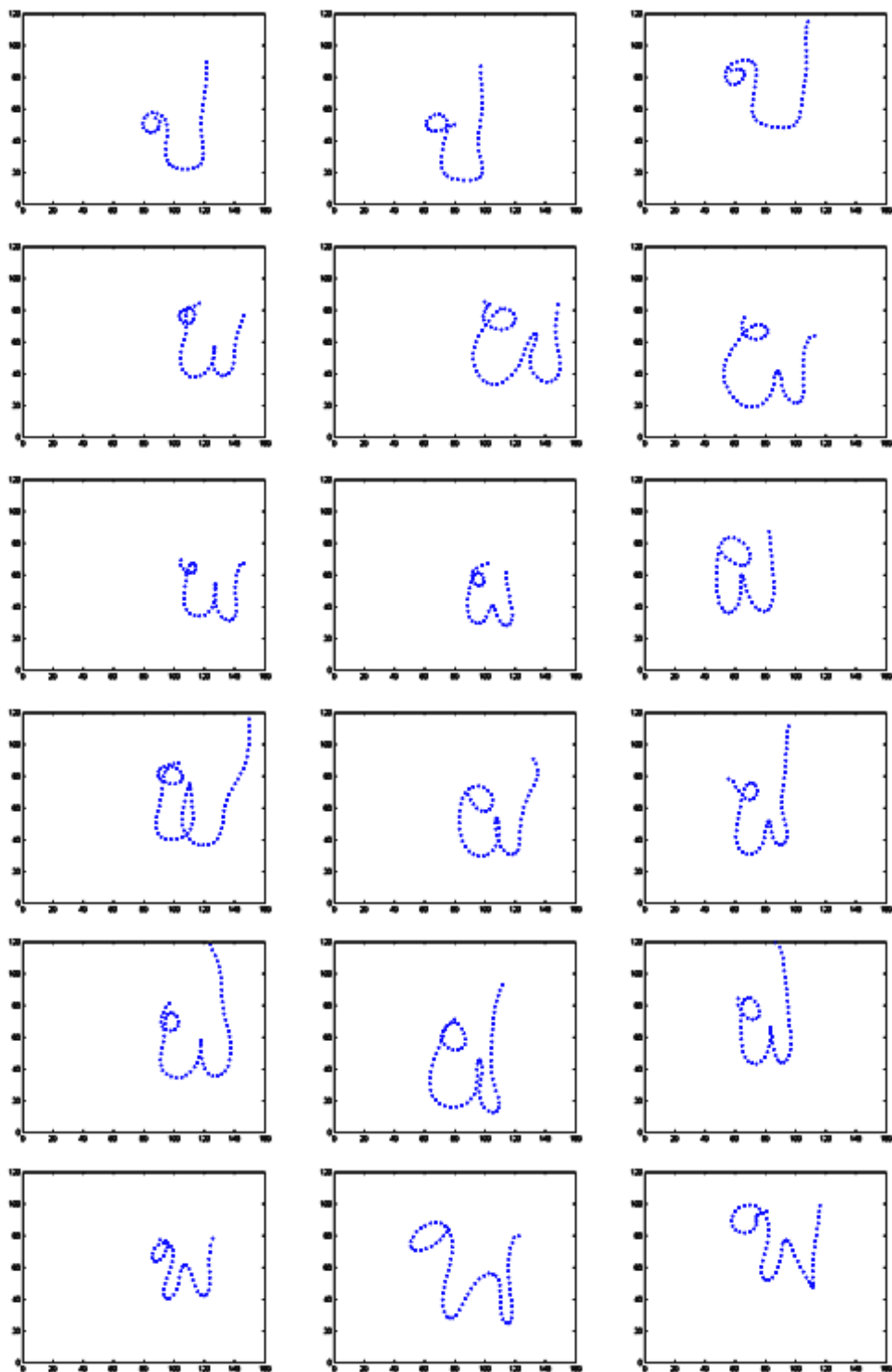
รูปที่ ก.1 รูปตัวอักษรจากระบบประมวลผลภาพใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



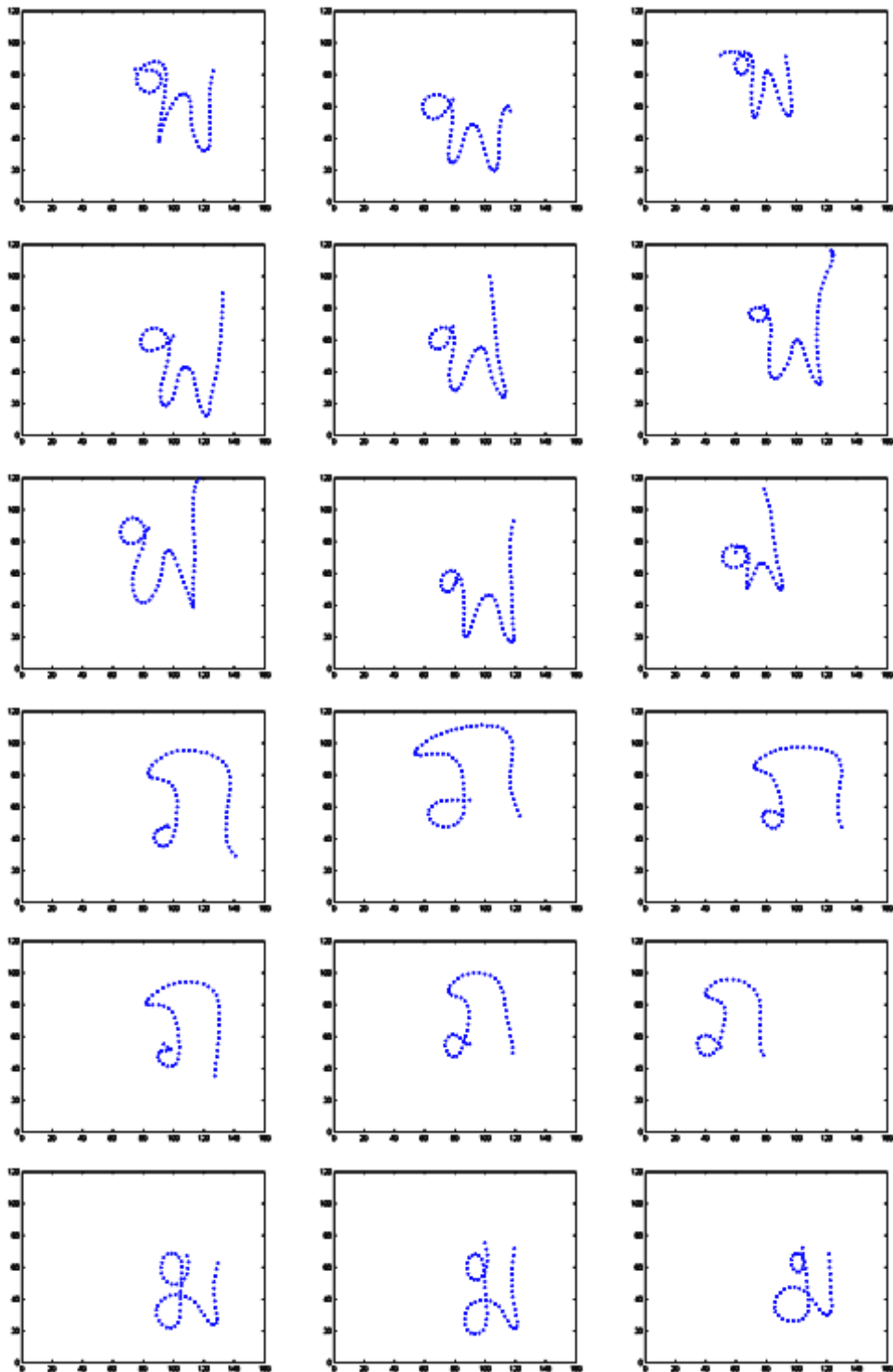
รูปที่ ก.1 รูปตัวอักษรจากระบบประมวลผลภาพใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



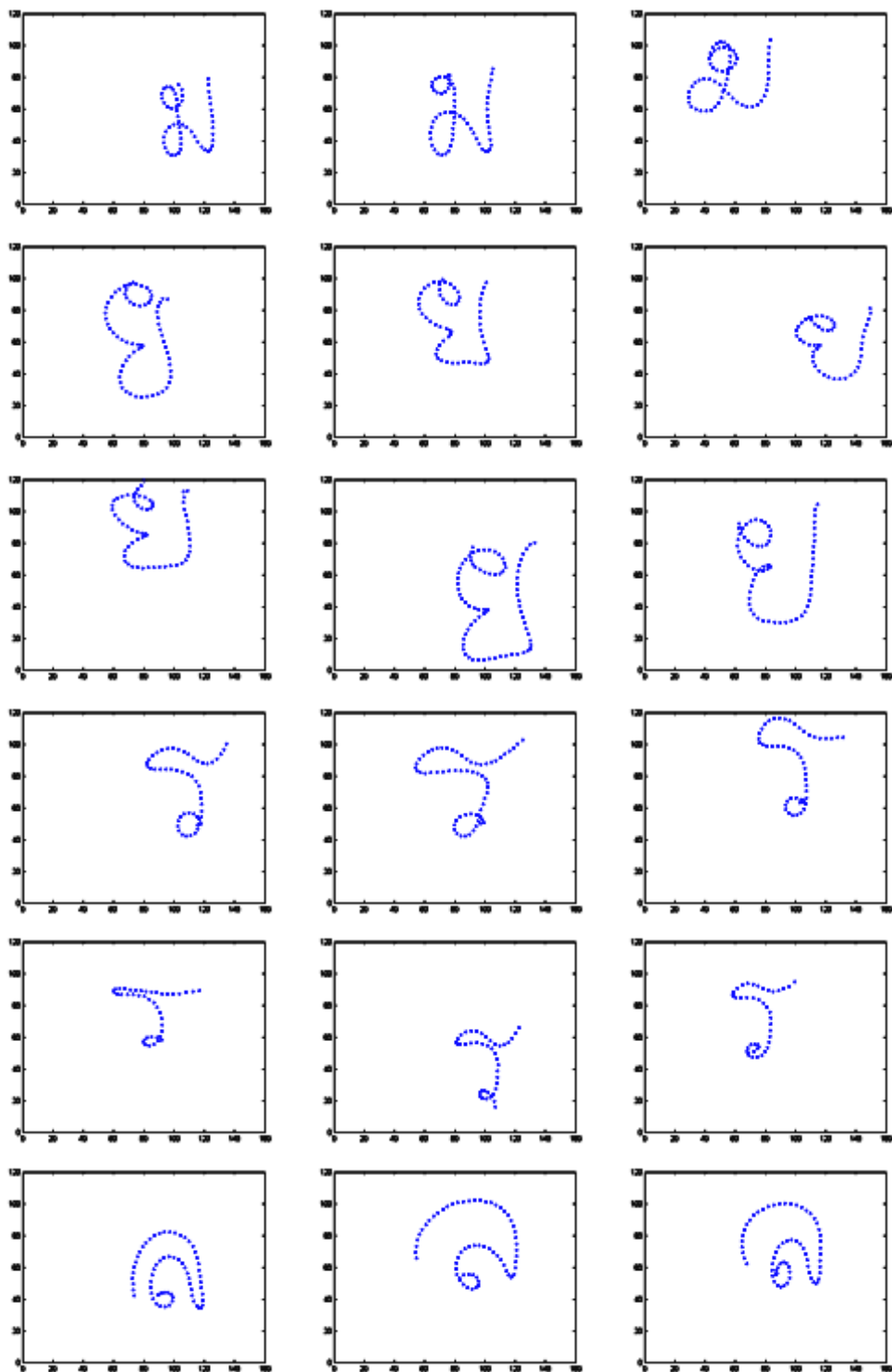
รูปที่ ก.1 รูปตัวอักษรจากระบบประมวลผลภาพใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



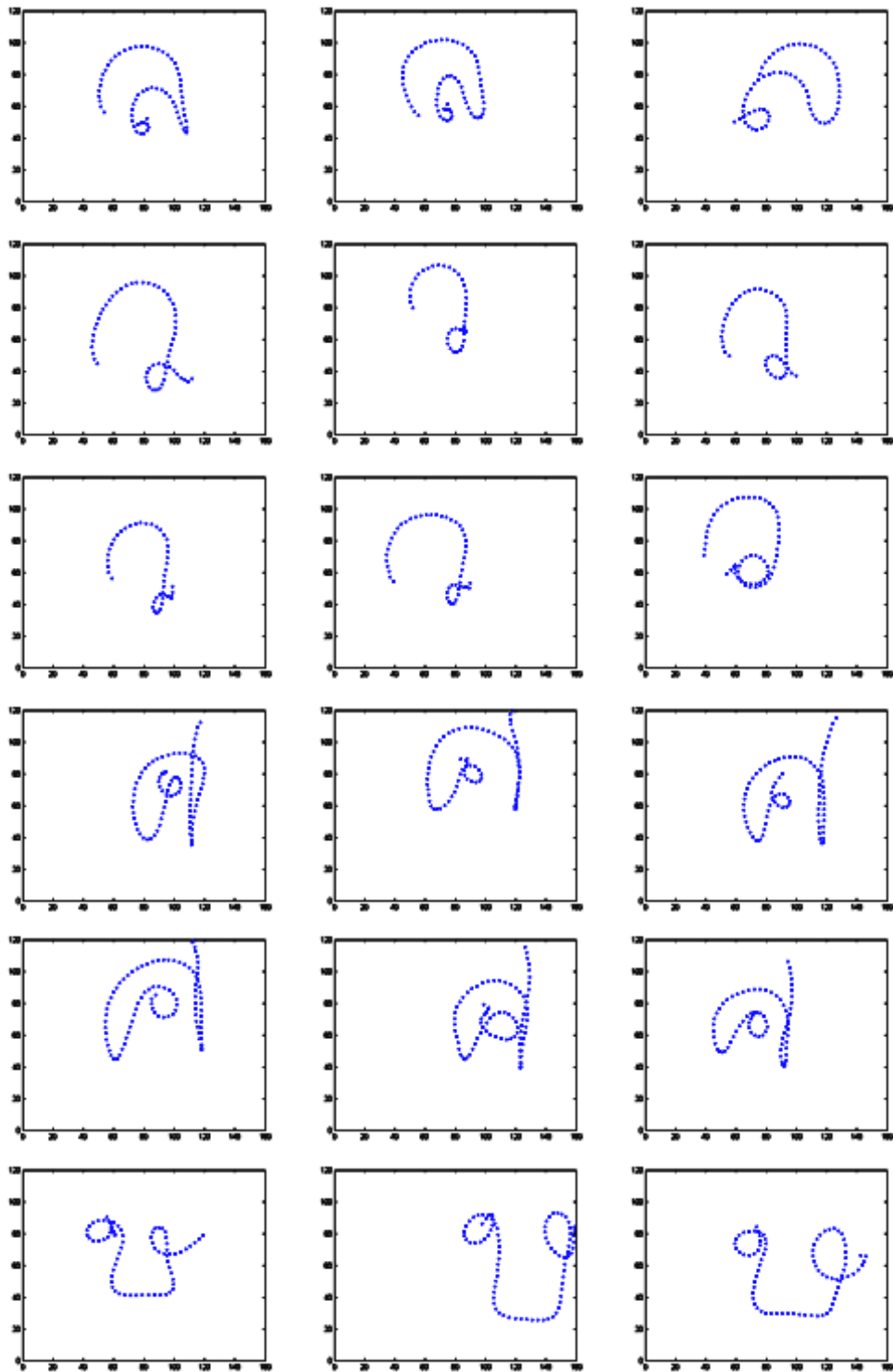
รูปที่ ก.1 รูปตัวอักษรจากระบบประมวลผลภาพใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



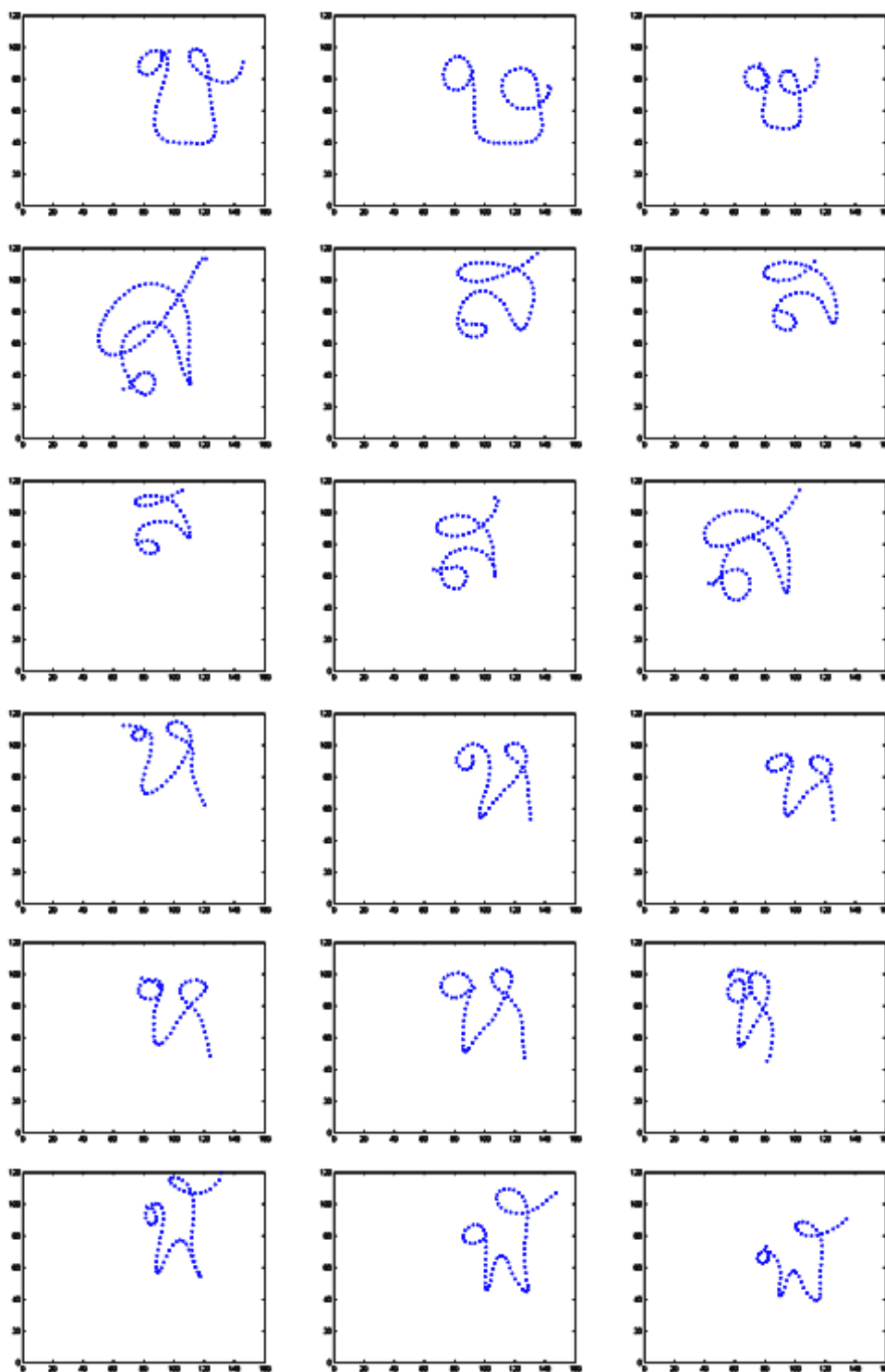
รูปที่ ก.1 รูปตัวอักษรจากระบบประมวลผลภาพใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



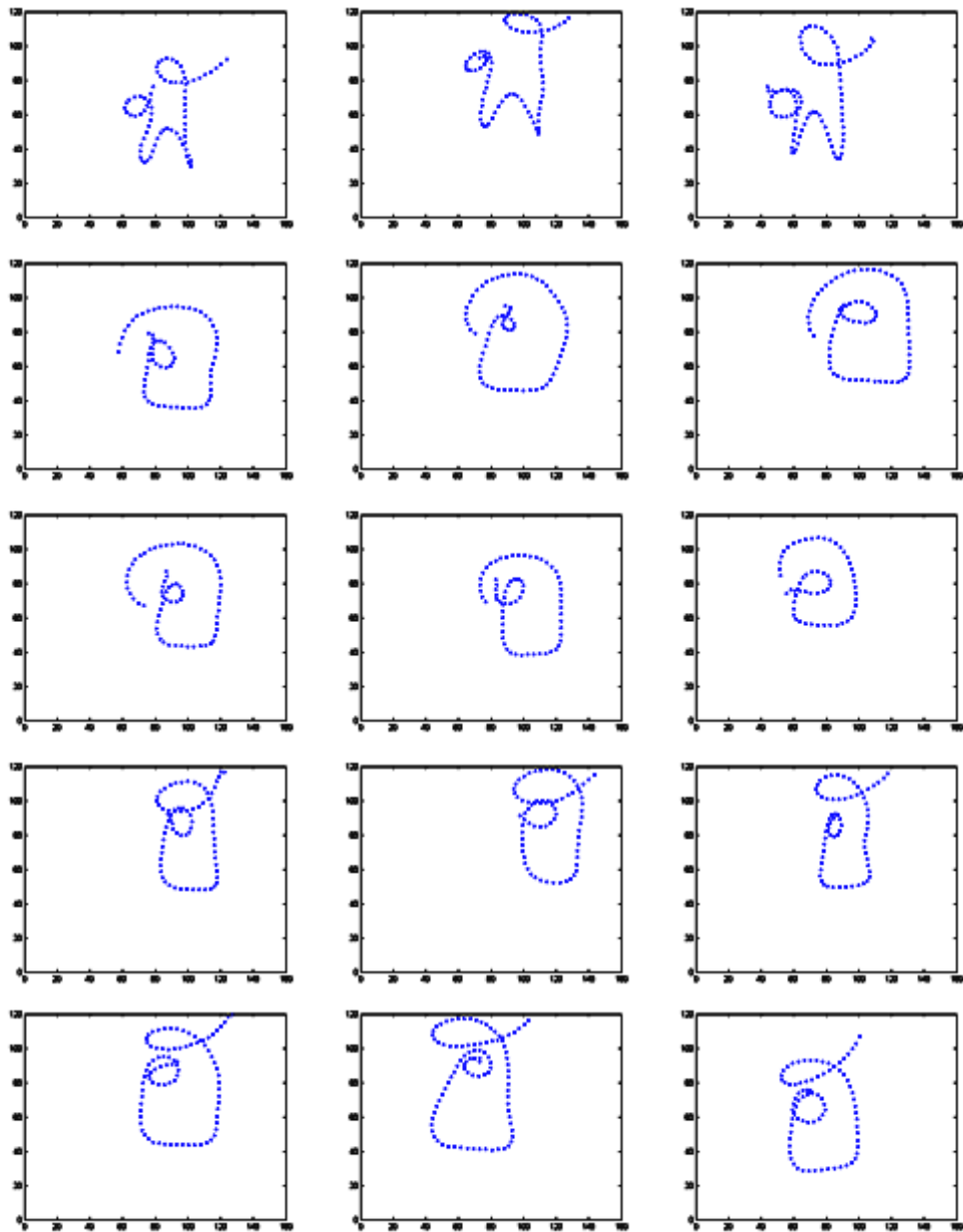
รูปที่ ก.1 รูปตัวอักษรจากระบบประมวลผลภาพใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



รูปที่ ก.1 รูปตัวอักษรจากระบบประมวลผลภาพใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



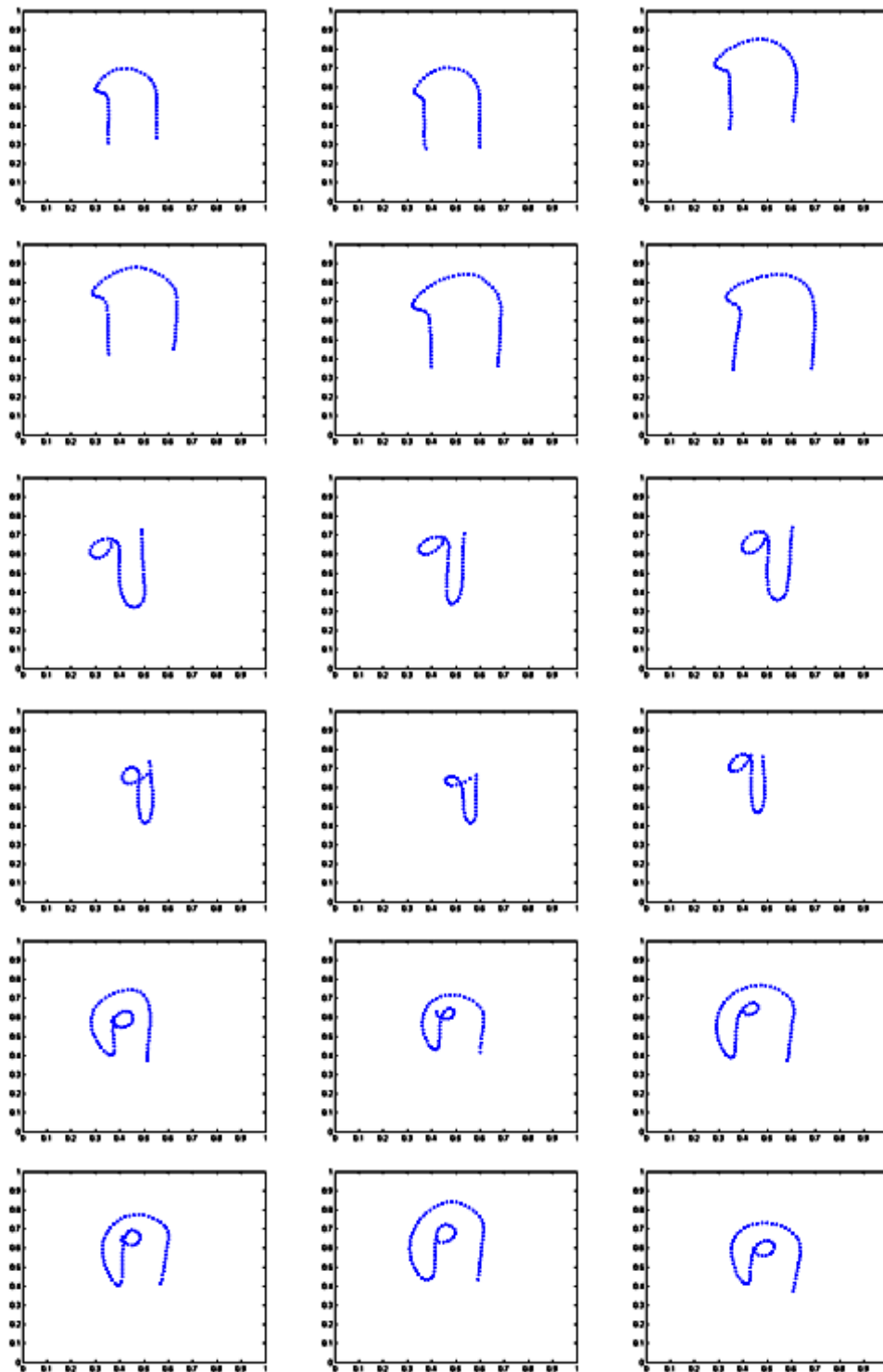
รูปที่ ก.1 รูปตัวอักษรจากระบบประมวลผลภาพใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



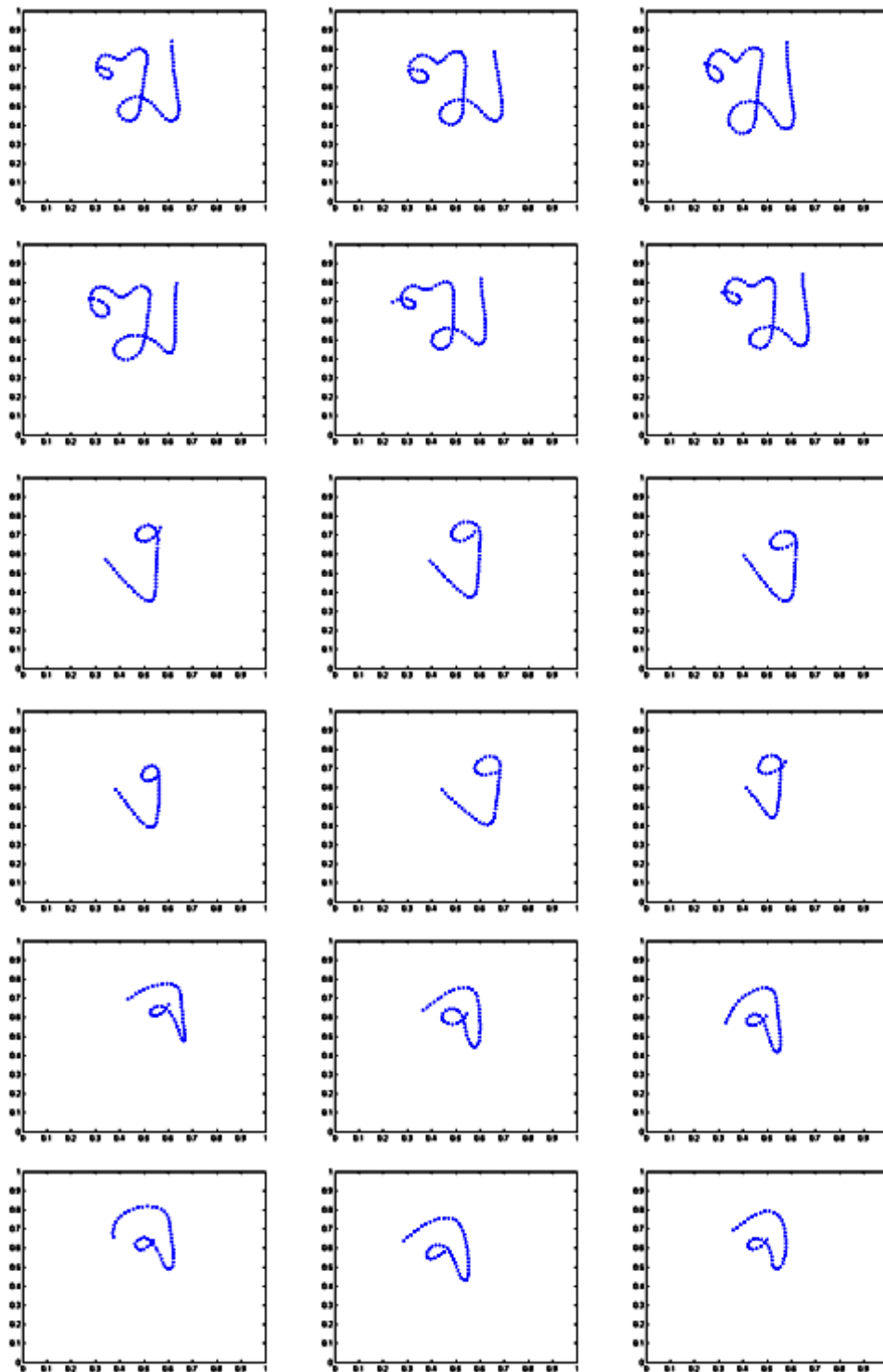
รูปที่ ก.1 รูปตัวอักษรจากระบบประมวลผลภาพใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)

ภาคผนวก ข

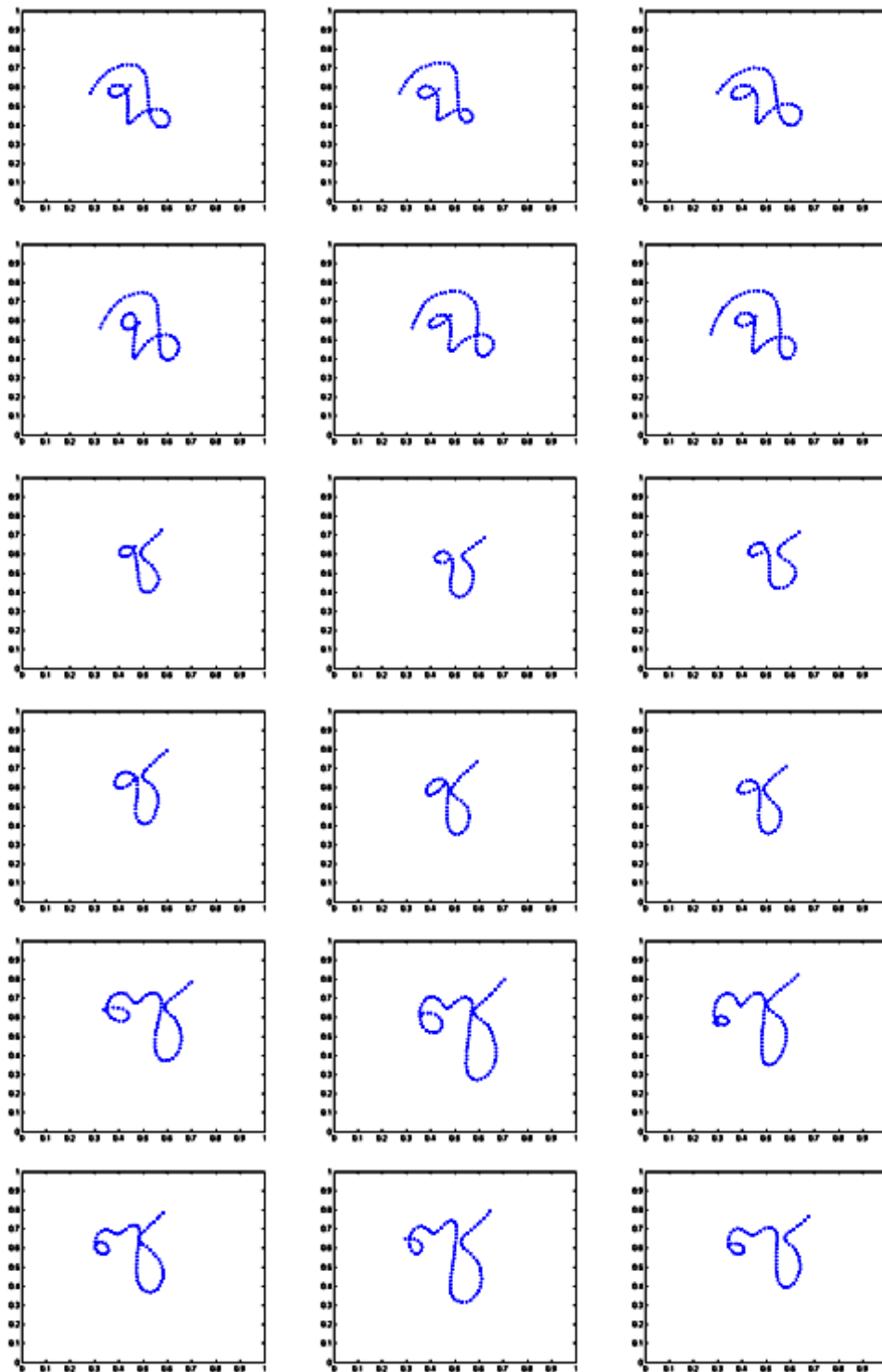
รูปตัวอักษรจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์



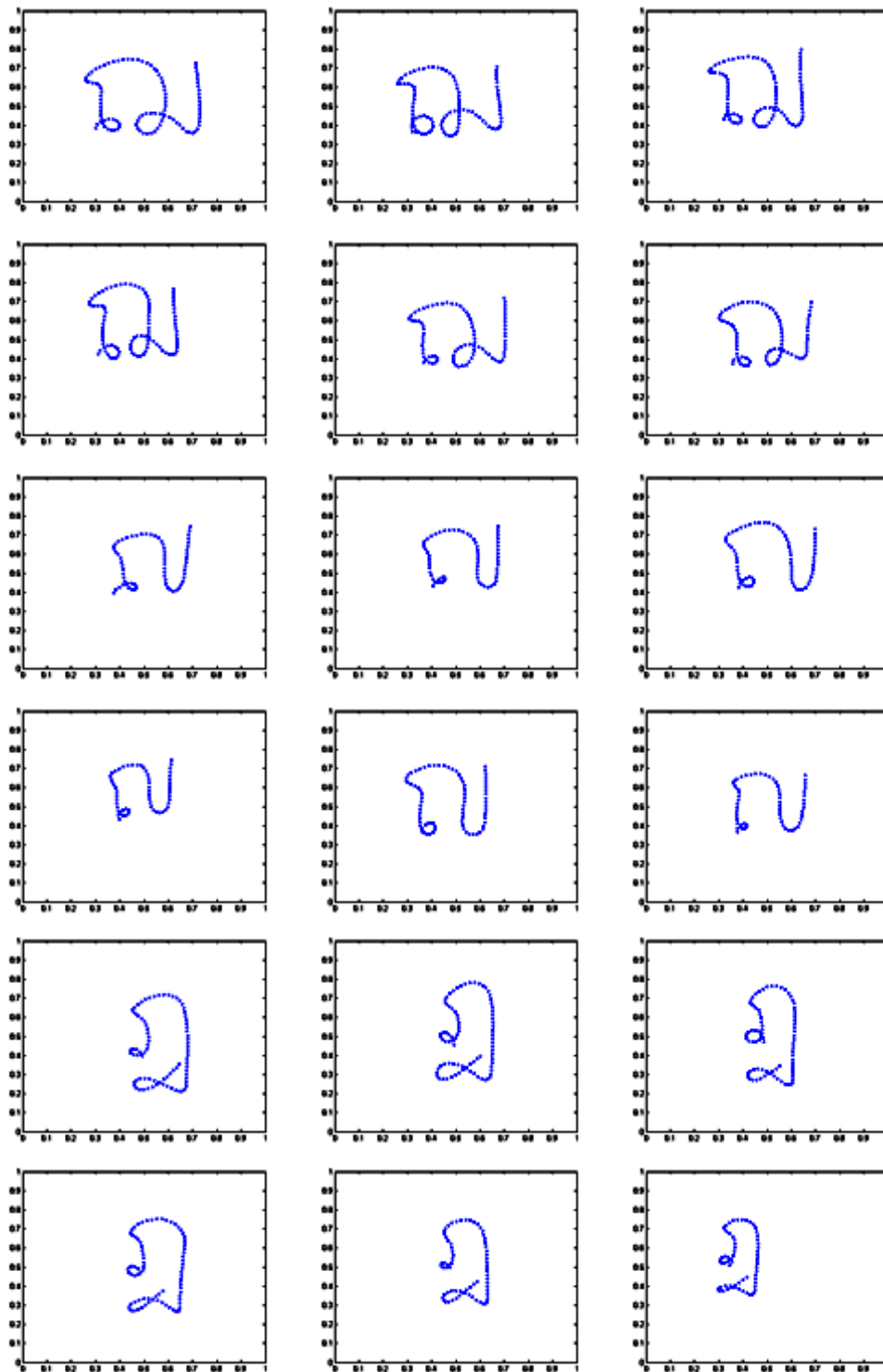
รูปที่ ข.1 รูปตัวอักษรจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม



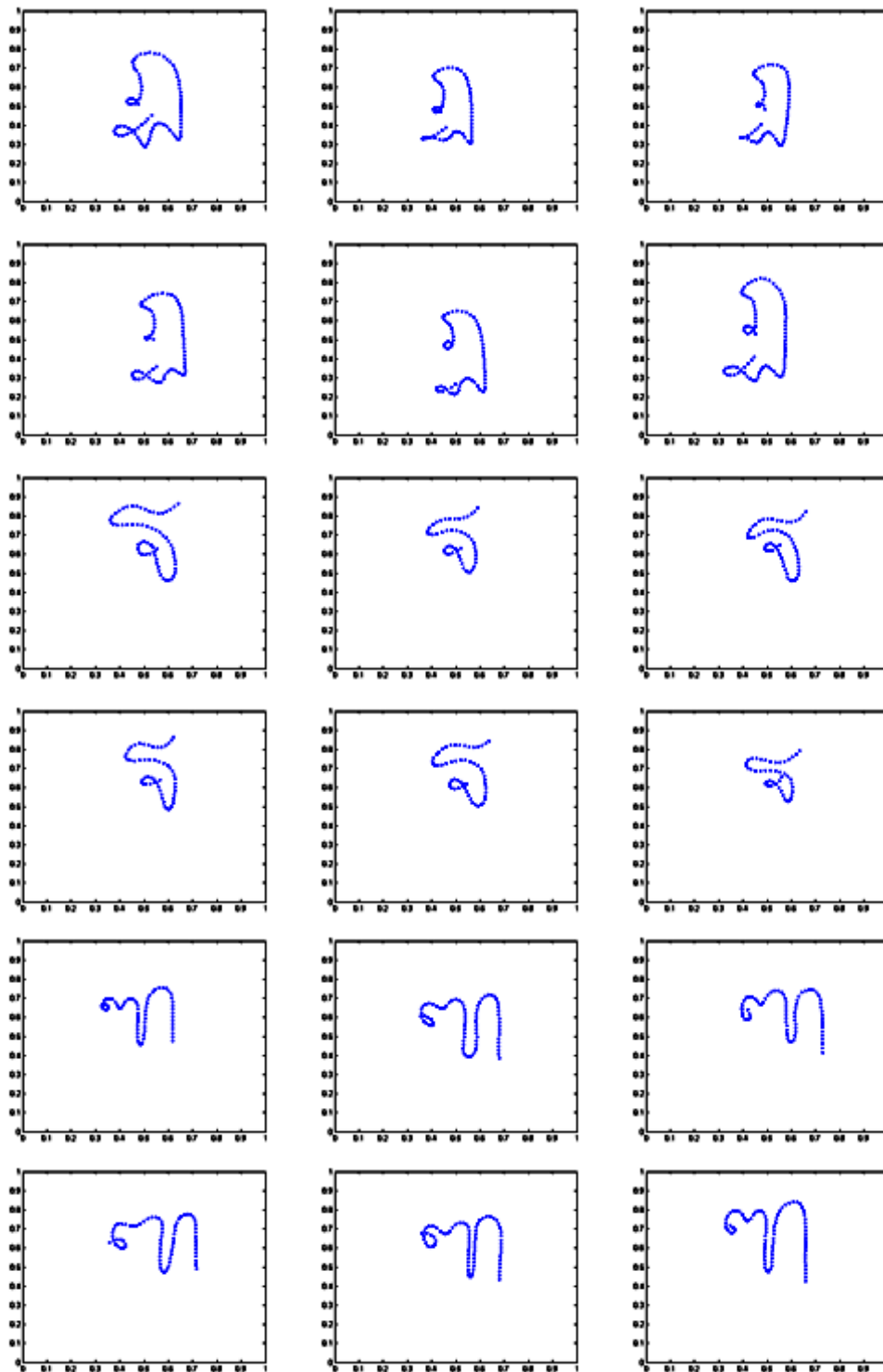
รูปที่ ข.1 รูปตัวอักษรจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



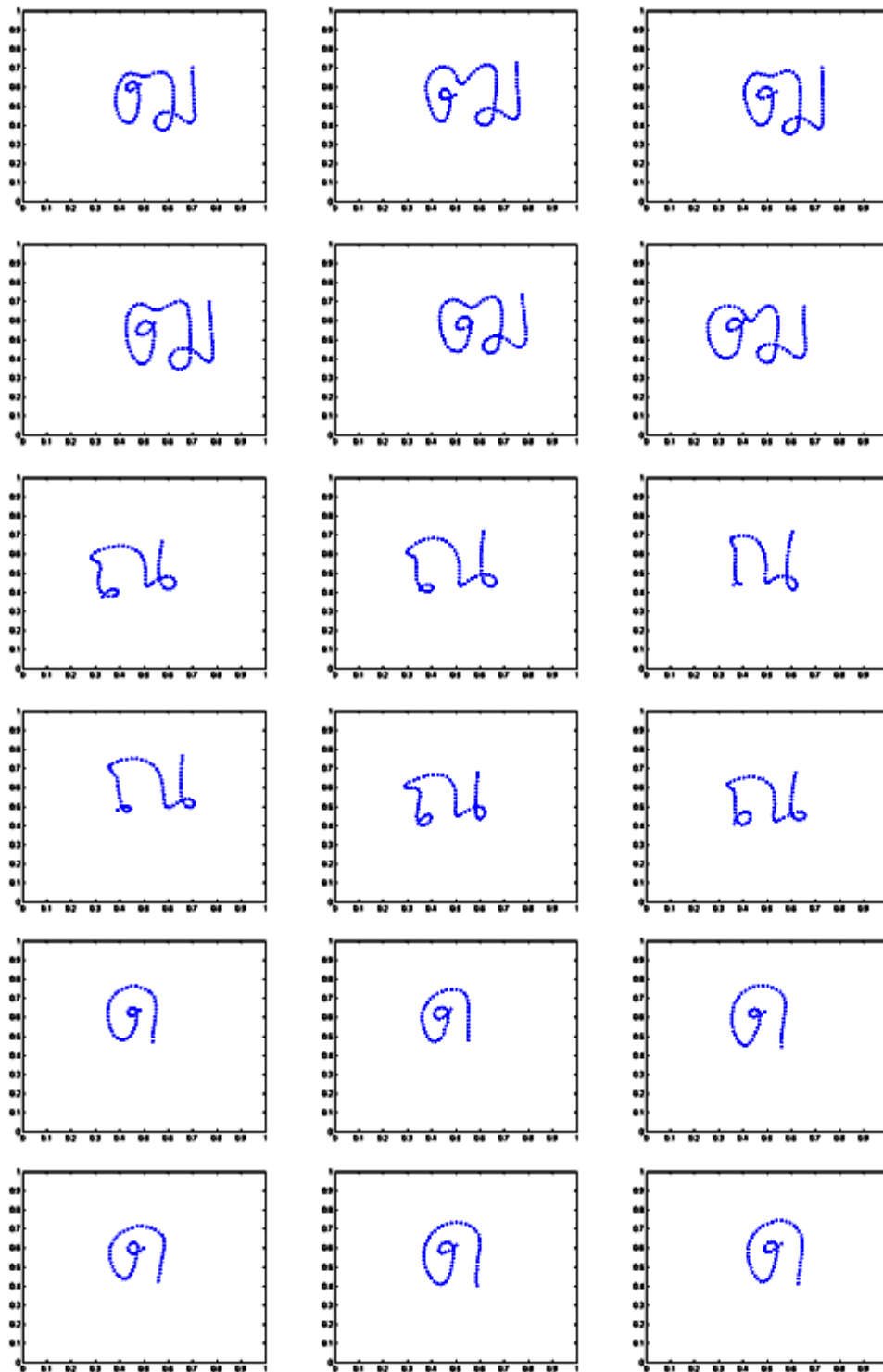
รูปที่ ข.1 รูปตัวอักษรจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



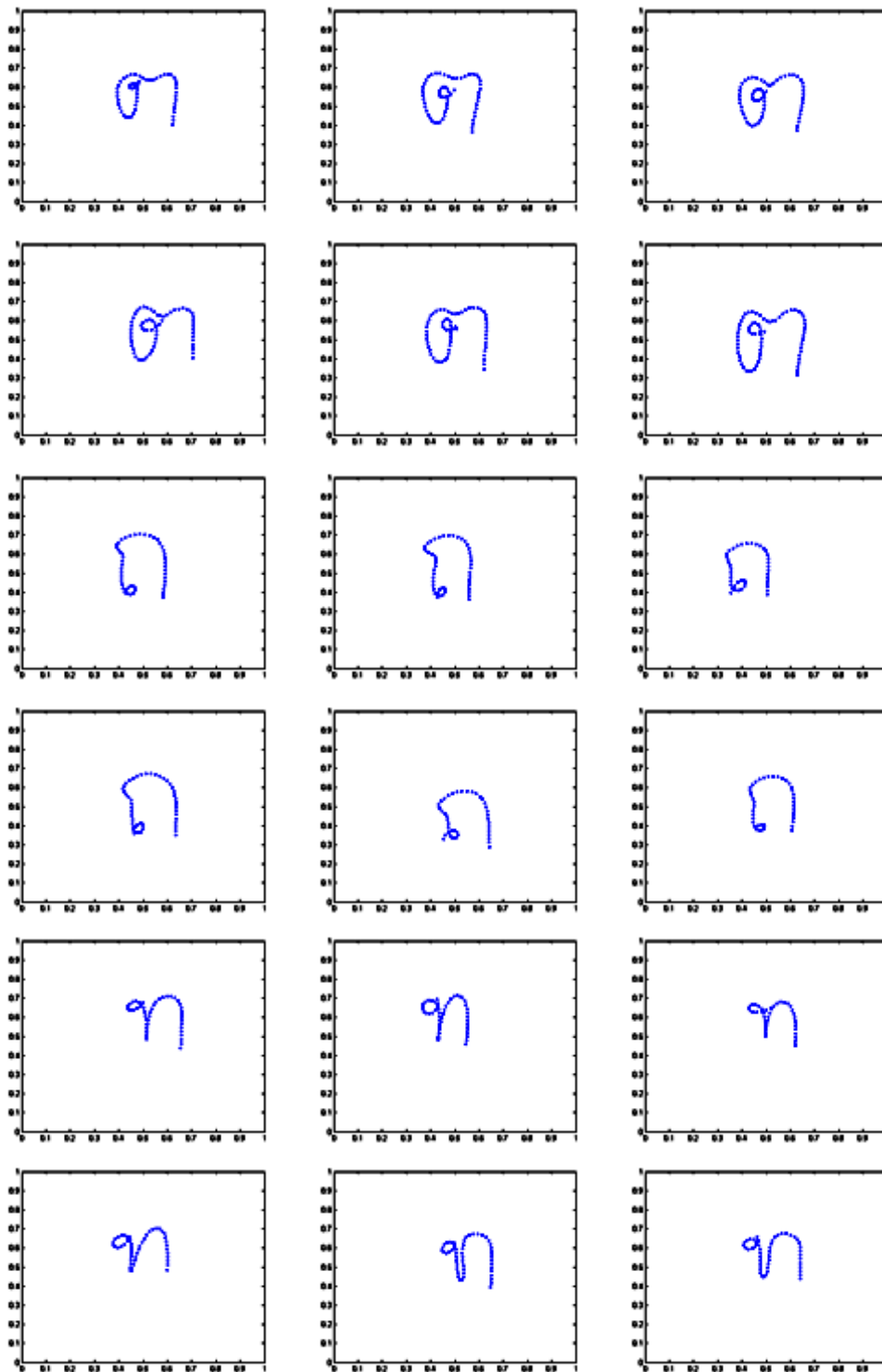
รูปที่ ข.1 รูปตัวอักษรจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



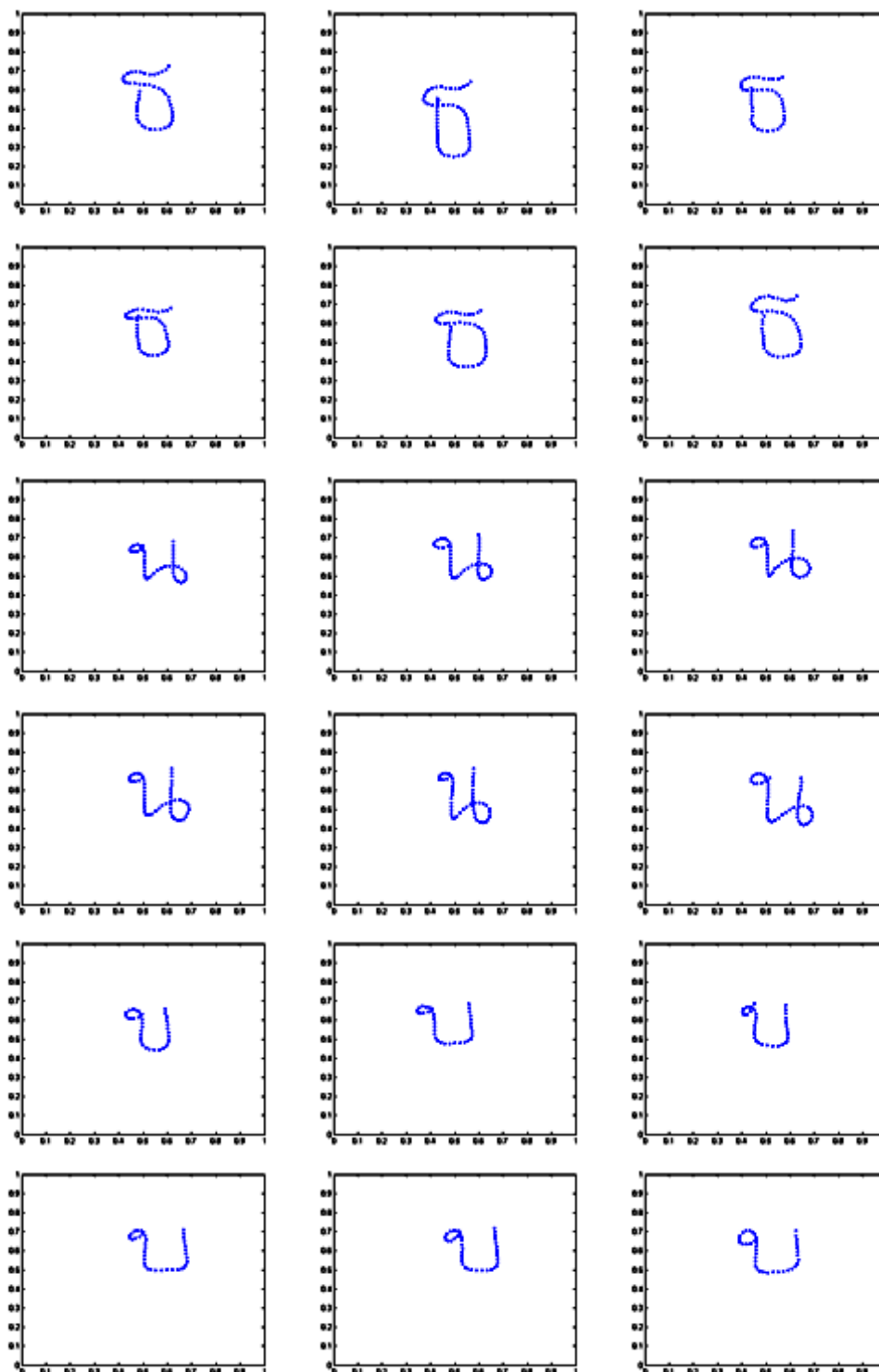
รูปที่ ข.1 รูปตัวอักษรจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



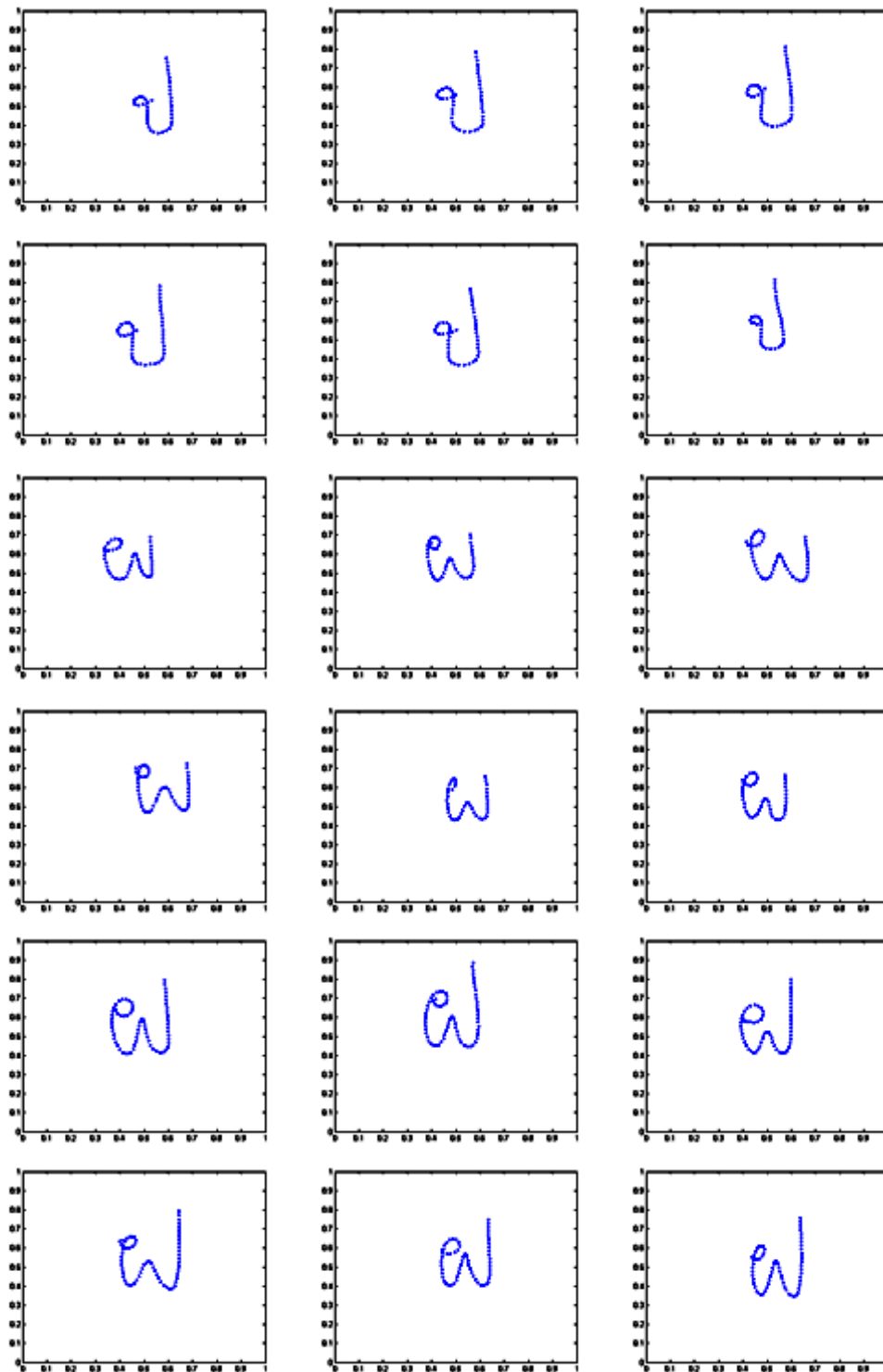
รูปที่ ข.1 รูปตัวอักษรจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



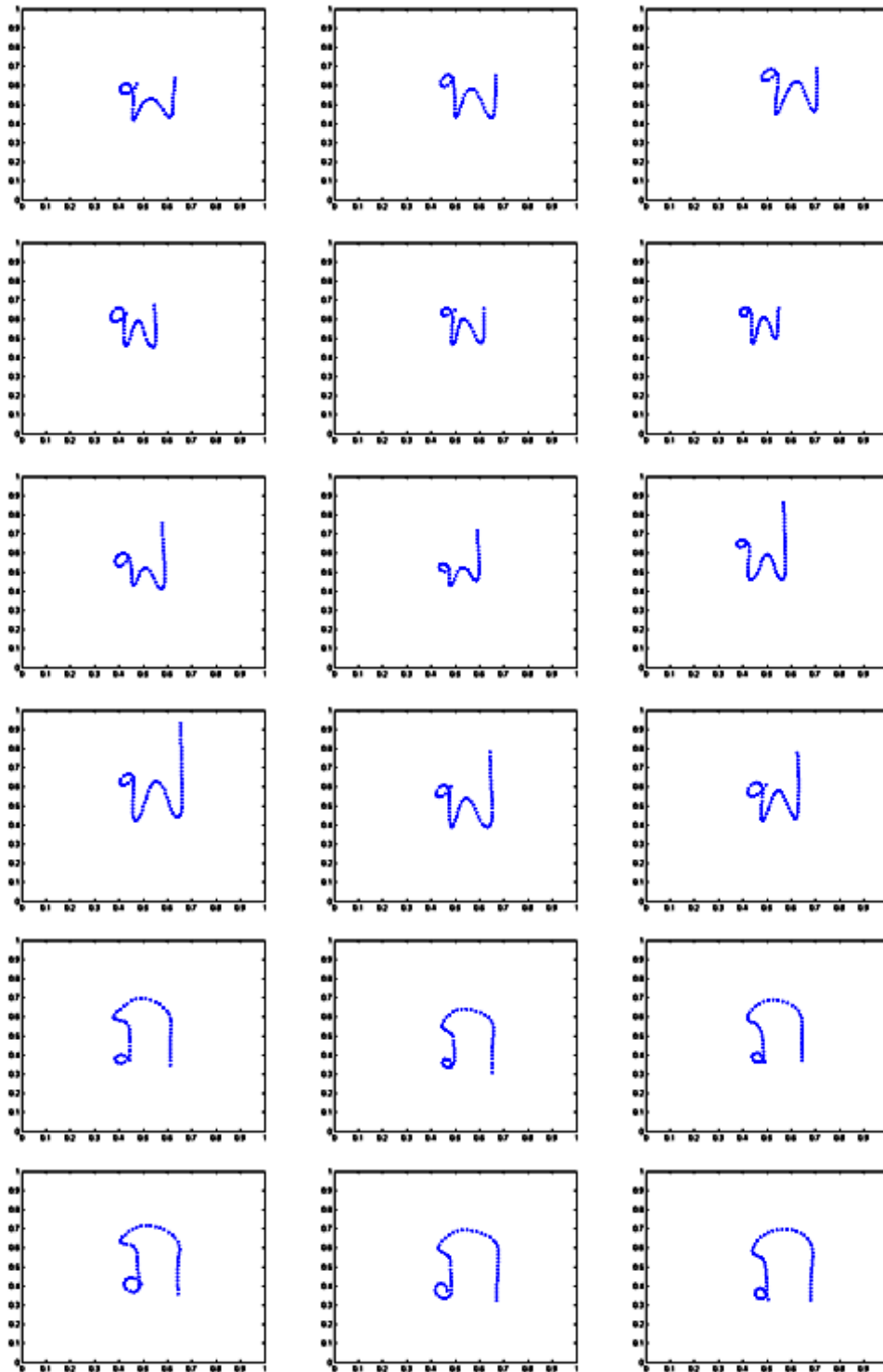
รูปที่ ข.1 รูปตัวอักษรจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



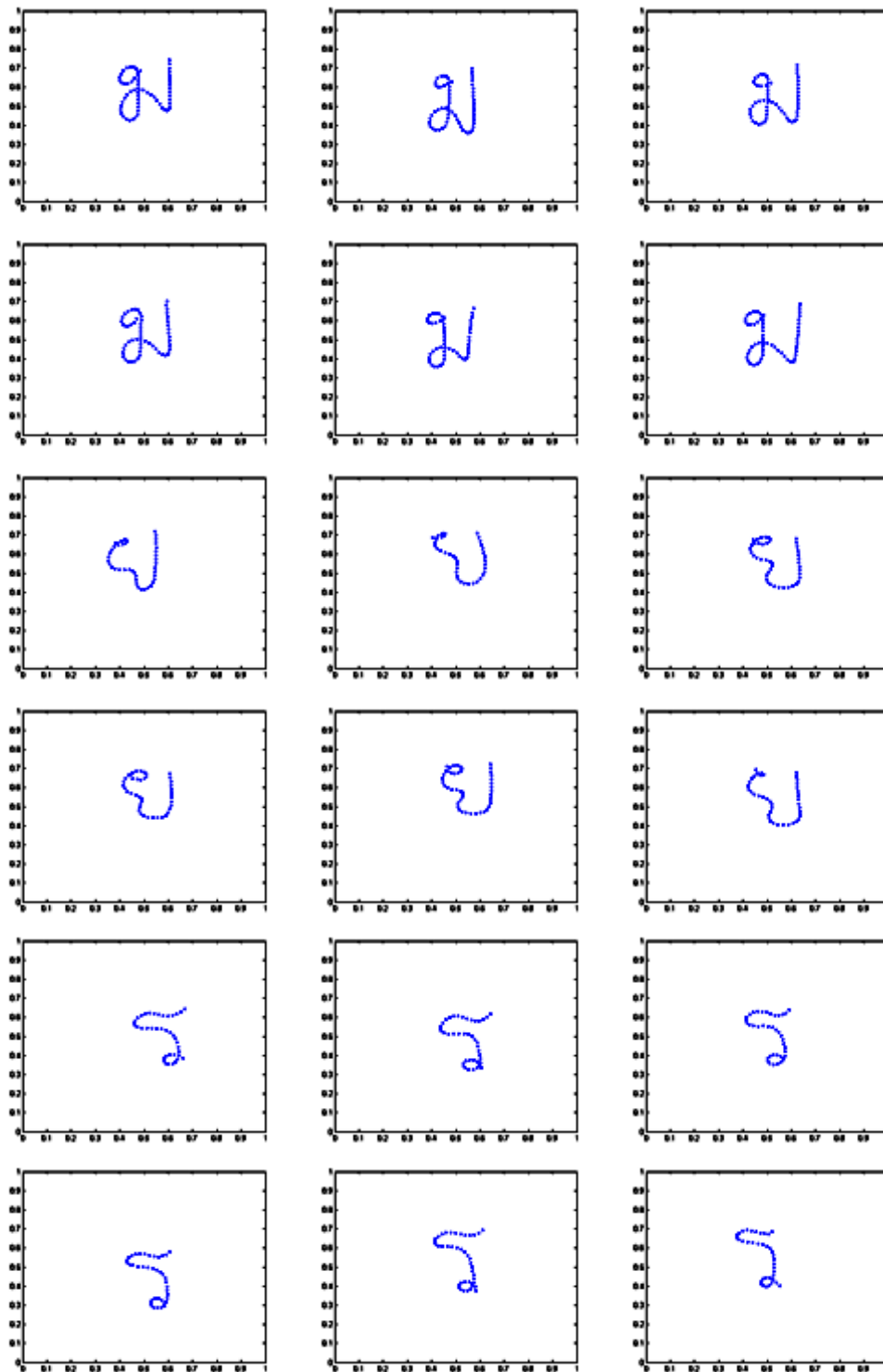
รูปที่ ข.1 รูปตัวอักษรจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



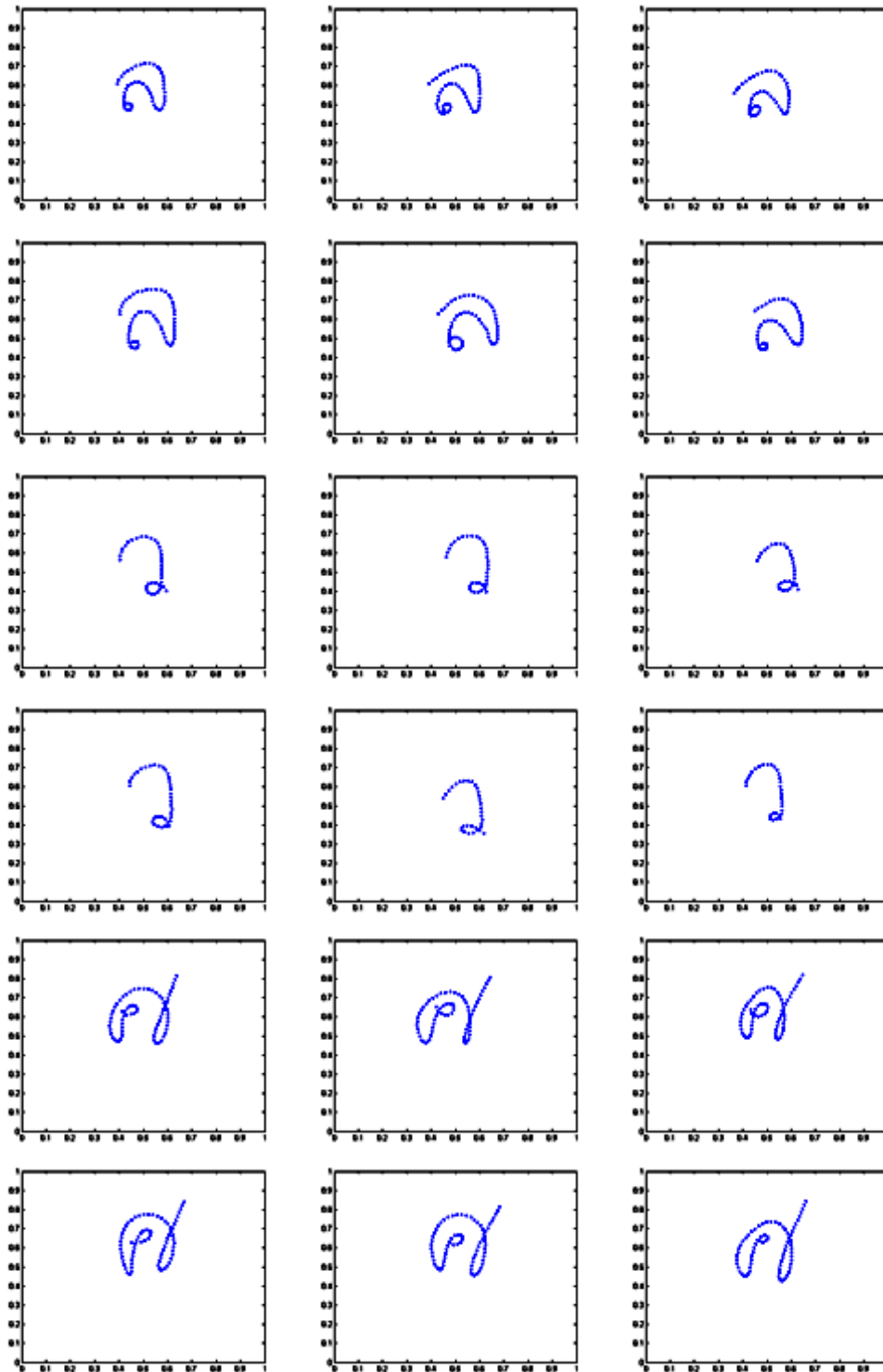
รูปที่ ข.1 รูปตัวอักษรจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



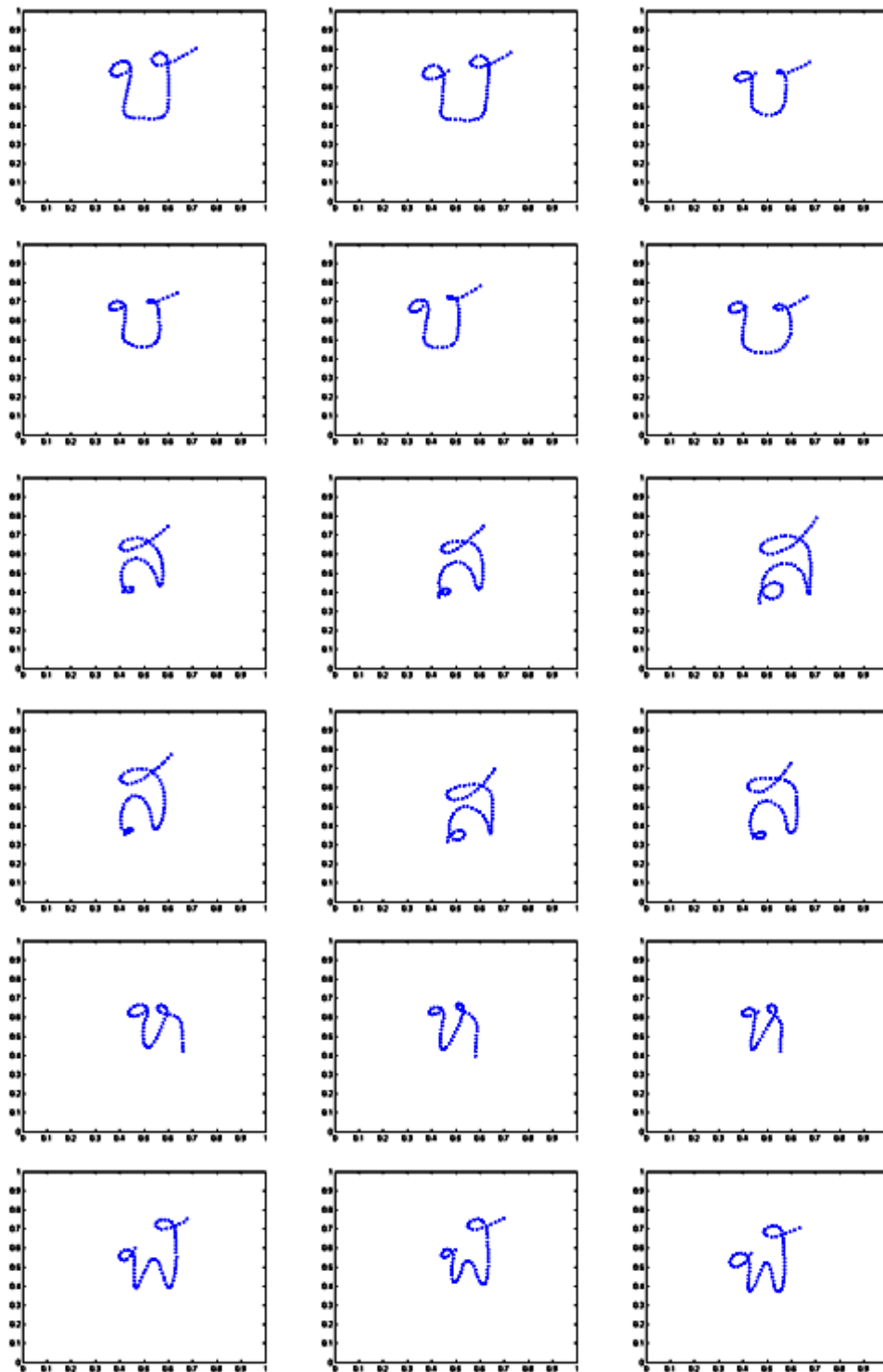
รูปที่ ข.1 รูปตัวอักษรจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



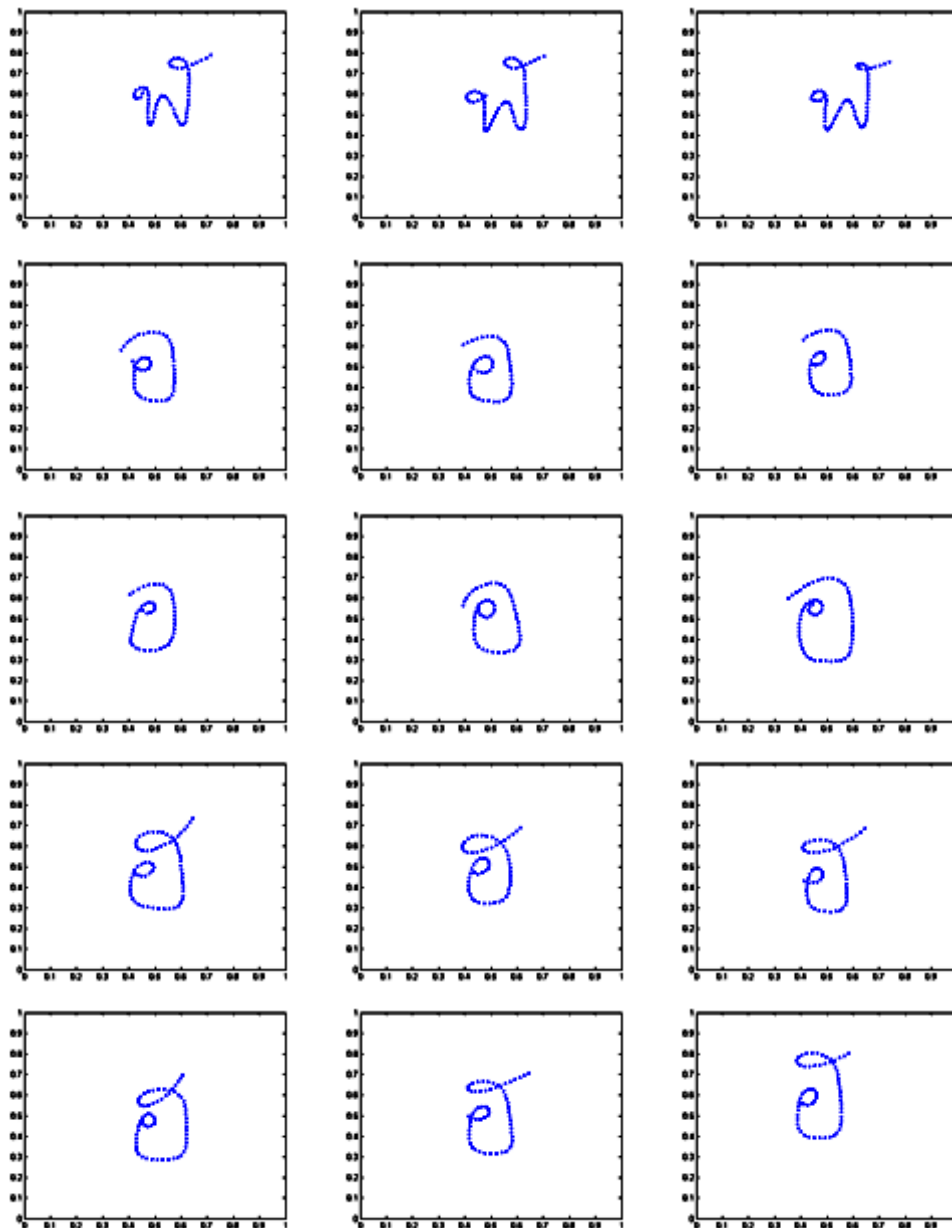
รูปที่ ข.1 รูปตัวอักษรจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



รูปที่ ข.1 รูปตัวอักษรจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



รูปที่ ข.1 รูปตัวอักษรจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)



รูปที่ ข.1 รูปตัวอักษรจากกระดานอิเล็กทรอนิกส์ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (ต่อ)

ภาคผนวก ค

บทความวิชาการที่ได้รับการเผยแพร่ในขณะศึกษา

การประชุมวิชาการในประเทศ

ประสิทธิ์ บุญอเนก (2551). การจดจำลายมือเขียนตัวอักษรไทยด้วยแผนผังคุณลักษณะจัดการ
ตัวเอง. การประชุม 10 ปีวิชาการแม่ฟ้าหลวง. 26-28 พฤศจิกายน 2551.

ประวัติผู้เขียน

นายประสิทธิ์ บุญอเนก เกิดวันที่ 23 กุมภาพันธ์ 2527 ที่จังหวัดกำแพงเพชร สำเร็จการศึกษาระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย จากโรงเรียนกำแพงเพชรพิทยาคม จังหวัดกำแพงเพชร และสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา ในปีการศึกษา 2548 หลังจากสำเร็จการศึกษาได้เข้าทำงานทางสายงานอุตสาหกรรมอิเล็กทรอนิกส์ พร้อมทั้งศึกษาต่อในระดับปริญญาโท วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมแมคคาทรอนิกส์ สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา และมีผลงานทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในขณะศึกษา ดังรายชื่อที่ปรากฏในภาคผนวก ค.