

การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

ON-LINE SIGNATURE VERIFICATION USING NEURAL NETWORKS

พงษ์สันต์ นุ่นสุข  
PHONGSAN NUNSUK

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2550

การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

ON-LINE SIGNATURE VERIFICATION USING NEURAL NETWORKS

พงศ์สันต์ นุ่นสุข

PHONGSAN NUNSUK

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2550

**ON-LINE SIGNATURE VERIFICATION USING NEURAL NETWORKS**

**PHONGSAN NUNSUK**

**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT  
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF  
MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRONICS ENGINEERING  
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES  
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

**2007**

**COPYRIGHT 2007**

**SCHOOL OF GRADUATE STUDIES**

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

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์โดยใช้ โครงข่ายประสาทเทียม
นักศึกษา	นายพงศ์สันต์ นุ่นสุข
รหัสประจำตัว	48060410
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์
พ.ศ.	2550
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	ผศ.ดร.ยุทธนา คัดใจเดียว

### บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอการพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์ โดยใช้ดิจิทัลเซอร์แบบแอกทีฟในการรับข้อมูล ซึ่งข้อมูลลายเซ็นประกอบด้วย ตำแหน่งของปลายปากกาในแนวราบ ตำแหน่งของปลายปากกาในแนวตั้ง แรงกดของปลายปากกาและมุมเอียงของปากกาในแนวตั้ง เทียบกับเวลา ส่วนการหาค่าตำแหน่งที่ดีที่สุดให้กับไซแนปส์ใช้หลักการของเอนโทรปี ค่ากลางและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน และใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักในกระบวนการพิสูจน์ จากผลการทดลองที่ได้ระบบมีอัตราความผิดพลาดใกล้เคียงกับการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ แต่เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนระบบเร็วกว่ามาก

<b>Thesis</b>	On-Line Signature Verification Using Neural Networks
<b>Student</b>	Mr.Phongsan Nunsuk
<b>Student ID</b>	48060410
<b>Degree</b>	Master of Engineering
<b>Program</b>	Electronics Engineering
<b>Year</b>	2007
<b>Thesis Advisor</b>	Asst.Prof.Dr.Yuttana Kitjaidure

### **ABSTRACT**

This thesis proposes an on-line signature verification. To acquire data in the dynamic verification system, we used an active digitizer. The data obtained includes x-y position, pen pressure and altitude angle. We optimized the network synapses by using the entropy method, mean and standard deviation. Weightless Artificial Neural Networks (WANNs) were used for the verification process. From the experiment, the results from WANNs gave similar error rate to the Backpropagation Neural Networks, but the training time was much faster.

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จได้ด้วยความกรุณาจากอาจารย์ที่ปรึกษา ผศ.ดร.บุษณา กิจใจเดียว ที่ให้ความช่วยเหลือ ให้คำชี้แนะ ช่วยแก้ปัญหา ตลอดจนให้ความรู้และประสบการณ์ที่ดีแก่ข้าพเจ้า ขอขอบพระคุณอาจารย์ทุกๆ ท่าน ที่ได้อบรมสั่งสอนและให้ความรู้ที่มีค่ายิ่งต่อการทำงาน ขอขอบคุณเจ้าหน้าที่ภาคอิเล็กทรอนิกส์ ที่คอยให้กำลังใจและช่วยเหลือในการทำงาน ขอขอบคุณพี่หนู โท ยัน เอ โจ้ บอล ต้ม รวมทั้งเพื่อนๆ และน้องๆ ภาควิชาอิเล็กทรอนิกส์ ทุกคนที่สละเวลาอันมีค่าในการปลอมลายเซ็น จนวิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จได้

สุดท้ายต้องขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา พี่ น้อง และญาติๆ ของข้าพเจ้า ที่คอยเป็นกำลังใจที่ดีตลอดมา

สำหรับคุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้กับบิดามารดา ซึ่งเป็นที่รักและเคารพยิ่ง ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่านที่ได้ถ่ายทอดความรู้และประสบการณ์ที่ดีให้แก่ข้าพเจ้า

พงศ์สันต์ นุ่นสุข

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VIII
สารบัญรูป.....	IX
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	1
1.3 สมมติฐานของการศึกษา.....	2
1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	2
1.5 ขอบเขตการวิจัย.....	2
1.6 ขั้นตอนของการศึกษา.....	3
บทที่ 2 การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล.....	5
2.1 ไบโอเมตริก.....	6
2.1.1 การนำไบโอเมตริกไปใช้งาน.....	6
2.1.2 ตัวอย่างของไบโอเมตริก.....	7
2.1.2.1 ลายนิ้วมือ.....	7
2.1.2.2 ใบหน้า.....	8
2.1.2.3 ฝ่ามือ.....	9
2.1.2.4 เรตินา.....	9
2.1.2.5 ม่านตา.....	10
2.1.2.6 ลายเซ็น.....	10
2.1.2.7 เสียงพูด.....	11
2.2 กระบวนการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลด้วยไบโอเมตริก.....	11
2.3 การระบุและการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล.....	13
2.3.1 การระบุบุคคล.....	13
2.3.1.1 การระบุบุคคลทางด้านบวก.....	13

## สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
2.3.1.2 การระบุบุคคลทางด้านลบ.....	13
2.3.2 การพิสูจน์บุคคล.....	13
2.4 การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลด้วยลายเซ็น.....	14
2.4.1 การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออฟไลน์.....	14
2.4.2 การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์.....	15
บทที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียม.....	16
3.1 โครงข่ายประสาทชีวภาพ.....	16
3.2 โครงข่ายประสาทเทียม.....	18
3.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบง่าย.....	19
3.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบหลายอินพุท.....	20
3.2.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม.....	21
3.2.3.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว.....	21
3.2.3.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	23
3.2.4 ฟังก์ชันถ่ายโอน.....	25
3.2.4.1 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Hard-limit.....	25
3.2.4.2 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Hard-limit สมมาตร.....	25
3.2.4.3 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอคซิกมอยด์.....	26
3.2.4.4 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้นแบบบวก.....	26
3.2.4.5 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น.....	26
3.2.4.6 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์.....	27
3.2.5 การฝึกสอนและการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม.....	27
3.2.5.1 การฝึกสอนแบบอิสระ.....	28
3.2.5.2 การฝึกสอนแบบควบคุม.....	28
3.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก.....	32
3.3.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก.....	33
3.3.2 การฝึกสอนและการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก.....	34
3.3.3 การประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก.....	35
3.3.4 ฟังก์ชันการตัดสินใจของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก.....	38

## สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
บทที่ 4 การเตรียมข้อมูลลายเซ็น.....	42
4.1 การรับข้อมูล.....	42
4.1.1 ดิจิตาเซอร์แบบพาสซีฟ.....	42
4.1.2 ดิจิตาเซอร์แบบแอคทีฟ.....	43
4.2 การปรับลายเซ็นให้เป็นมาตรฐาน.....	45
4.2.1 การปรับมุมเอียงของลายเซ็น.....	45
4.2.1.1 การปรับมุมเอียงกรณีมุมที่ปรับอยู่ระหว่าง 0 ถึง 45 องศา.....	45
4.2.1.2 การปรับมุมเอียงกรณีมุมที่ปรับอยู่ระหว่าง -45 ถึง 0 องศา.....	46
4.2.2 การปรับขนาดของลายเซ็น.....	47
4.2.2.1 การปรับขนาดของลายเซ็นในแนวราบ.....	47
4.2.2.2 การปรับขนาดของลายเซ็นในแนวตั้ง.....	47
4.2.3 การปรับจำนวนจุดตัวอย่าง.....	47
4.2.4 การแปลงข้อมูลของลายเซ็นให้อยู่ในรูปของ Bitmap File.....	48
4.3 การหาตำแหน่งที่ดีที่สุด.....	49
4.3.1 เอนโทรปี.....	49
4.3.2 ค่ากลางและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน.....	51
บทที่ 5 การทดลองและผลการทดลอง.....	53
5.1 การพิสูจน์ลายเซ็นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ.....	53
5.2 การพิสูจน์ลายเซ็นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก.....	55
5.2.1 การออกแบบระบบการพิสูจน์ลายเซ็น.....	56
5.2.1.1 ทำการเปรียบเทียบจำนวนเท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานรอบค่ากลาง.....	56
5.2.1.2 ทำการเปรียบเทียบจำนวนพื้นที่สัดส่วนของไซแนปส์.....	59
5.2.1.3 ทำการเปรียบเทียบจำนวนของไซแนปส์ต่อโหนด.....	63
5.2.1.4 ทำการเปรียบเทียบจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน.....	66
5.2.1.5 ทำการเปรียบเทียบค่าของ Hamming Distance.....	70
5.2.2 ผลของการพิสูจน์ลายเซ็นด้วยระบบที่ออกแบบ.....	74
5.2.2.1 เปรียบเทียบการหาค่าขีดเริ่ม โดยใช้ EER และ z-score.....	76

## สารบัญ(ต่อ)

หน้า

5.3 เปรียบเทียบการพิสูจน์ค่าเฉลี่ยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก.....	78
บทที่ 6 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	80
เอกสารอ้างอิง.....	82
ภาคผนวก ก ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์.....	84
ประวัติผู้เขียน.....	93

# สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 ผลของการตรวจสอบหรือระบุผู้ใช้.....	12
3.1 การหาค่า Hamming Distance ของ 100 กับ 000 010 และ 101.....	37
4.1 คุณสมบัติของกระดานคิจิตอล.....	43
4.2 คุณสมบัติของปากกาอิเล็กทรอนิกส์.....	44
5.1 อัตราผิดพลาดของการพิสูจน์ที่จำนวนตำแหน่งต่างๆ.....	54
5.2 อัตราความผิดพลาดของระบบที่ออกแบบ.....	76
5.3 เปรียบเทียบอัตราความผิดพลาดและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนระบบทั้งสอง.....	78

# สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล.....	5
2.2 ลายนิ้วมือ.....	7
2.3 ใบหน้า.....	8
2.4 ฝ่ามือ.....	9
2.5 เรตินา.....	9
2.6 ม่านตา.....	10
2.7 ลายเซ็น.....	10
2.8 เสียงพูด.....	11
2.9 กระบวนการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลด้วยไบโอเมตริก.....	12
2.10 การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออฟไลน์.....	14
2.11 การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์.....	15
3.1 นิเวศของสมองมนุษย์.....	17
3.2 นิเวศทางอิเล็กทรอนิกส์.....	17
3.3 โครงข่ายประสาทชีวภาพและโครงข่ายประสาทเทียม.....	19
3.4 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบง่าย.....	20
3.5 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบหลายอินพุท.....	21
3.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว.....	21
3.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวในรูปแบบย่อ.....	22
3.8 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวที่ใช้ใน MATLAB Toolbox.....	23
3.9 โครงข่ายประสาทเทียมสามชั้น.....	24
3.10 โครงข่ายประสาทเทียมสามชั้นในรูปแบบย่อ.....	24
3.11 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Hard-limit.....	25
3.12 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Hard-limit สมมาตร.....	25
3.13 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอคซิกมอยด์.....	26
3.14 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้นแบบบวก.....	26
3.15 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น.....	27
3.16 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์.....	27
3.17 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ.....	29
3.18 หน่วยความจำชั่วคราว.....	33

# สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.19	โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก.....33
3.20	โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักก่อนทำการฝึกสอน..... 34
3.21	การฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก.....35
3.22	ตำแหน่งข้อมูลที่ทดสอบตรงกับการฝึกสอน..... 36
3.23	ตำแหน่งข้อมูลที่ทดสอบไม่ตรงกับการฝึกสอน..... 36
3.24	ขั้นตอนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก.....37
3.25	การกระจายคะแนนที่เป็นไปตามทฤษฎี..... 39
3.26	การกระจายของคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ปลอมแปลง.....39
3.27	การกระจายของคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ที่ได้ลงทะเบียนไว้.....40
3.28	การกระจายของคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ที่ได้ลงทะเบียนไว้กับของผู้ปลอมแปลง..... 41
4.1	จอภาพระบบสัมผัส..... 42
4.2	กระดานคิชิ คอลและปากกาอิเล็กทรอนิกส์..... 43
4.3	ข้อมูลของลายเซ็นแบบออนไลน์..... 44
4.4	ลายเซ็นมีมุมเอียงระหว่าง 0 ถึง 45 องศา.....45
4.5	ลายเซ็นมีมุมเอียงระหว่าง -45 ถึง 0 องศา..... 46
4.6	ข้อมูลของลายเซ็นหลังทำการปรับให้เป็นมาตรฐาน.....48
4.7	ข้อมูลของลายเซ็นที่อยู่ในรูปของ Bitmap File..... 48
4.8	การจัดเรียงข้อมูล..... 49
4.9	ค่าเอนโทรปีของข้อมูลทั้งหมดที่ใช้ในการฝึกสอน.....50
4.10	ข้อมูลทั้งหมดที่ใช้ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม.....51
4.11	แสดง Normal Curve.....51
5.1	โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ..... 53
5.2	จำนวนตำแหน่งของจุดเชื่อมต่อกับเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนระบบ..... 55
5.3	กลุ่มคะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่มีพื้นที่ซ้อนทับกัน.....55
5.4	พื้นที่ในการจับที่เกิดจากค่ากลางและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน.....56
5.5	คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่ SD = 1..... 57
5.6	คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่ SD = 2..... 57
5.7	คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่ SD = 3..... 58
5.8	คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่ SD = 4..... 58

## สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.9 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $SD = 5$ .....	59
5.10 พื้นที่จากค่า $SD$ สัมพันธ์กับค่าเอนโทรปี.....	59
5.11 ตัวอย่างจำนวนพื้นที่สัดส่วนของไซแนปส์.....	60
5.12 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $r = 1$ .....	60
5.13 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $r = 2$ .....	61
5.14 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $r = 3$ .....	61
5.15 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $r = 4$ .....	62
5.16 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $r = 5$ .....	62
5.17 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $Sy = 7$ .....	63
5.18 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $Sy = 8$ .....	64
5.19 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $Sy = 9$ .....	64
5.20 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $Sy = 10$ .....	65
5.21 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $Sy = 11$ .....	65
5.22 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $Sy = 12$ .....	66
5.23 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $TD = 50$ .....	67
5.24 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $TD = 75$ .....	67
5.25 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $TD = 100$ .....	68
5.26 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $TD = 125$ .....	68
5.27 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $TD = 150$ .....	69
5.28 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $TD = 175$ .....	69
5.29 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $HD = 0$ .....	70
5.30 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $HD = 1$ .....	71
5.31 คะแนนของลายเส้นจริงและลายเส้นปลอมที่ $HD = 2$ .....	71
5.32 ความสัมพันธ์ของพื้นที่การซ้อนทับกับค่า $SD$ .....	72
5.33 ความสัมพันธ์ของพื้นที่การซ้อนทับกับค่า $r$ .....	72
5.34 ความสัมพันธ์ของพื้นที่การซ้อนทับกับค่า $Sy$ .....	72
5.35 ความสัมพันธ์ของพื้นที่การซ้อนทับกับค่า $TD$ .....	73
5.36 ความสัมพันธ์ของพื้นที่การซ้อนทับกับค่า $HD$ .....	73
5.37 ผลของ $HD$ ที่เกิดจากจำนวนไซแนปส์เท่ากับ 15.....	73

## สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.38 ผลของ HD ที่เกิดจากจำนวนไซแนปส์เท่ากับ 20.....	74
5.39 คะแนนของผู้ลงทะเบียนคนที่หนึ่ง.....	75
5.40 คะแนนของผู้ลงทะเบียนคนที่สอง.....	75
5.41 คะแนนของผู้ลงทะเบียนคนที่สาม.....	76
5.42 คะแนนที่ได้จากระบบที่ไม่มีการ Optimize.....	77

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ลายเซ็นเป็นสัญลักษณ์แทนตัวบุคคลที่นิยมใช้กันในปัจจุบัน เพื่อการยืนยันเอกสารต่างๆ และถือว่าเป็นหลักฐานอ้างอิงที่สำคัญมากอย่างหนึ่ง โดยทั่วไปการตรวจสอบลายเซ็นยังคงใช้ตาในการเปรียบเทียบความเหมือน ซึ่งผู้ตรวจสอบอาจจะเมื่อยล้าเมื่อต้องตรวจสอบเป็นจำนวนมากหรือเป็นเวลานาน ทำให้อาจจะมีข้อผิดพลาดเกิดขึ้นได้ เนื่องจากการเซ็นลายเซ็นมักไม่คงที่หรือเหมือนกันทุกครั้งและมีการเปลี่ยนแปลงเกิดขึ้นได้เสมอ บางครั้งเกิดจากความคลาดเคลื่อนของเจ้าของลายเซ็นเอง หรืออาจจะถูกปลอมแปลงจากบุคคลอื่น มีผลทำให้เกิดความเสียหายต่อเจ้าของลายเซ็นได้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งผู้ปลอมแปลงที่มีเจตนาไม่ดีและมีความชำนาญในการปลอมแปลงอย่างแนบเนียน และในปัจจุบันเทคโนโลยีสารสนเทศกำลังพัฒนาไปอย่างรวดเร็ว โดยเฉพาะการติดต่อสื่อสารในด้านการค้าขายซึ่งต้องมีการตกลงธุรกิจระหว่างกันในรูปแบบที่เรียกว่า พาณิชยอิเล็กทรอนิกส์ (Electronic Commerce) ซึ่งบุคคลทั้งสองฝ่ายอาจจะไม่ได้รู้จักกันมาก่อน และการดำเนินการบางอย่างอาจจะไม่มีเอกสารมาเกี่ยวข้องเลยก็ได้ ดังนั้นส่วนสำคัญที่ทำให้ธุรกิจการค้าเกิดการไว้วางใจกันคือ การใช้ลายมือชื่อหรือลายเซ็นนั่นเอง ซึ่งเป็นสิ่งที่ใช้ยืนยันความสมบูรณ์ของการทำธุรกรรมระหว่างกันได้ ดังนั้นระบบตรวจสอบความถูกต้องของลายเซ็นจึงมีความสำคัญเพื่อแยกแยะความแตกต่างระหว่างลายเซ็นจริงกับลายเซ็นปลอมให้ได้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งงานที่เกี่ยวข้องกับสถาบันการเงิน สถานที่ราชการและการดำเนินธุรกิจการค้าต่างๆ ซึ่งจะช่วยเพิ่มความถูกต้องและความน่าเชื่อถือมากขึ้น

วิธีการรับข้อมูลลายเซ็นเพื่อใช้ในการตรวจสอบมีอยู่ 2 วิธีคือ วิธีการรับข้อมูลแบบออฟไลน์ (Off-line) ซึ่งเป็นการเซ็นชื่อลงบนกระดาษและใช้สแกนเนอร์หรือกล้องดิจิทัลในการอ่านข้อมูลของลายเซ็นเพื่อนำไปตรวจสอบ ซึ่งการเซ็นชื่อลงบนเอกสารมีโอกาที่จะถูกปลอมแปลงได้ง่าย เนื่องจากมีลายเซ็นปรากฏให้เห็นอยู่ ส่วนการรับข้อมูลลายเซ็นวิธีที่สองคือ การรับข้อมูลแบบออนไลน์ (On-line) ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ โดยเป็นการรับข้อมูลลายเซ็นผ่านกระดานดิจิทัลและปากกาอิเล็กทรอนิกส์ วิธีนี้จะทราบลำดับก่อนหลังของการเซ็น ทิศทาง ความเร็ว ความเร่ง รวมทั้งแรงกดของปลายปากกา และมีข้อมูลของเวลาเข้ามาเกี่ยวข้อง ทำให้การตรวจสอบมีประสิทธิภาพมากขึ้น

### 1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

การตรวจสอบความถูกต้องของลายเซ็นมีความสำคัญมาก เนื่องจากลายเซ็นเป็นสิ่งที่ใช้ยืนยัน

ยันความสมบูรณ์ของข้อมูล รวมทั้งใช้เป็นหลักฐานที่แสดงว่าบุคคลใดเป็นเจ้าของเอกสาร ในงานวิจัยนี้ได้พัฒนาการพิสูจน์ลายเซ็น เพื่อแยกความแตกต่างระหว่างลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอม โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก เนื่องจากมีข้อดีที่น่าสนใจหลายประการ อาทิเช่น กระบวนการมีความซับซ้อนน้อยและไม่ต้องคำนวณสมการที่ยุ่งยากใดๆ ทำให้เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนระบบลดลง ใช้ร่วมกับหลักการของเอนโทรปี ค่ากลางและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในการหาตำแหน่งที่ดีที่สุดให้กับไซแนปส์ ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ออกแบบระบบโดยการหาค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก ประกอบด้วย จำนวนไซแนปส์ต่อโหนด ค่าของ Hamming Distance และจำนวนที่เหมาะสมของข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนระบบ เป็นต้น

### 1.3 สมมติฐานของการศึกษา

โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก มีโครงสร้างเป็นแบบชั้นเดียวและไม่มี การป้อนกลับ ซึ่งภายในชั้นประกอบด้วยโหนดจำนวนมาก โดยแต่ละโหนดจะรับข้อมูลเพียงส่วนเล็กๆ ของข้อมูลทั้งหมดและมีผลตอบสนองของแต่ละโหนดเป็นอิสระต่อกัน เนื่องจากโครงข่ายแบบนี้มีความซับซ้อนน้อยและไม่ต้องคำนวณสมการที่ยุ่งยาก จึงน่าจะใช้เวลาในการฝึกสอนระบบน้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีน้ำหนัก และการหาตำแหน่งที่ดีที่สุดในการจับของไซแนปส์ด้วยหลักการของเอนโทรปี ค่ากลางและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานนั้น เป็นการนำเอาตำแหน่งที่มีข้อมูลของลายเซ็นมากไปฝึกสอน ซึ่งจะส่งผลดีต่อระบบ ดังนั้นจึงสันนิษฐานว่าระบบน่าจะมีประสิทธิภาพดีขึ้นหรือมีอัตราความผิดพลาดลดลง

### 1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย

งานวิจัยนี้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักในการพิสูจน์ลายเซ็นและใช้หลักการของเอนโทรปี ค่ากลางและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในการหาตำแหน่งของไซแนปส์ที่ดีที่สุด โดยพารามิเตอร์ของข้อมูลลายเซ็นที่นำมาใช้ประกอบด้วย พิกัดทางด้านแนวนอน พิกัดทางด้านแนวตั้ง แรงกดของปลายปากกาและมุมเอียงของปากกาในแนวตั้ง และในขั้นตอนสุดท้าย กระบวนการตัดสินใจจะใช้การกำหนดค่าขีดเริ่ม โดยการเลือกตำแหน่งที่ค่าของอัตราการปฏิเสธผิดพลาด (FRR) เท่ากับค่าของอัตราการอนุญาตผิดพลาด (FAR) ซึ่งก็คือ อัตราความผิดพลาดเท่ากัน (EER)

### 1.5 ขอบเขตการวิจัย

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอการพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์คือ รับข้อมูลลายเซ็นจากกระดานดิจิทัลและปากกาอิเล็กทรอนิกส์ เพื่อทำการพิสูจน์ว่าเป็นลายเซ็นของผู้ที่ได้อ้างตัวตนไว้หรือไม่ โดยเป็นการเปรียบเทียบความเหมือนของลายเซ็นกับฐานข้อมูลลายเซ็นของบุคคลนั้น

ไม่ได้เป็นการค้นหาหรือระบุตัวบุคคล โดยจำลองการทำงานต่างๆ บนเครื่องคอมพิวเตอร์ ซึ่งรายละเอียดของวิทยานิพนธ์มีดังนี้ บทที่ 2 กล่าวถึงความรู้พื้นฐานของการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล ส่วนบทที่ 3 กล่าวถึงโครงข่ายประสาทชีวภาพ โครงข่ายประสาทเทียมและโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก จากนั้นในบทที่ 4 เป็นการเตรียมข้อมูลของลายเซ็น ซึ่งประกอบด้วย การรับข้อมูล การปรับข้อมูลให้เป็นมาตรฐานและการหาตำแหน่งที่ดีที่สุด ส่วนบทที่ 5 กล่าวถึงการทดลองและผลการทดลองและสุดท้ายบทที่ 6 เป็นสรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะต่างๆ

## 1.6 ขั้นตอนของการศึกษา

ขั้นตอนของการพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์ เริ่มต้นด้วยการรับตัวอย่างข้อมูลของลายเซ็น จากกระดานคีย์บอร์ดและปากกาอิเล็กทรอนิกส์ และนำข้อมูลเหล่านี้ไปเก็บไว้อ้างอิงในฐานะข้อมูลลายเซ็น เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบกับลายเซ็นที่ต้องการที่จะตรวจสอบ เมื่อเราต้องการตรวจสอบลายเซ็น ก็จะต้องทำการเซ็นลงบนกระดานคีย์บอร์ดด้วยปากกาอิเล็กทรอนิกส์ แล้วจึงนำข้อมูลลายเซ็นที่จะตรวจสอบนี้ไปเปรียบเทียบกับความเหมือนกับลายเซ็นในฐานะข้อมูล และแสดงผลว่าลายเซ็นนั้นเป็นลายเซ็นจริงหรือลายเซ็นปลอม โดยมีขั้นตอนดังนี้

### 1. การรับข้อมูล

การรับข้อมูลลายเซ็นผ่านกระดานคีย์บอร์ดและปากกาอิเล็กทรอนิกส์ จะต้องทำการเชื่อมต่อกระดานคีย์บอร์ดเข้ากับเครื่องคอมพิวเตอร์ และจัดทำโปรแกรมควบคุมการทำงานให้เป็นไปตามความต้องการ

### 2. การปรับข้อมูลลายเซ็นให้เป็นมาตรฐาน

เมื่อได้ข้อมูลจากกระดานคีย์บอร์ดแล้ว จะนำข้อมูลที่ได้นำมาปรับให้เป็นมาตรฐานเดียวกัน ทั้งมุมเอียง ขนาดและจำนวนจุดตัวอย่างของข้อมูลลายเซ็น

### 3. การหาตำแหน่งที่ดีที่สุดให้กับไซแนปส์

เป็นการหาตำแหน่งที่มีข้อมูลของลายเซ็นมากให้กับไซแนปส์ เพื่อใช้เชื่อมต่อกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก ซึ่งขั้นตอนนี้ทำในขณะที่ทำการฝึกสอนระบบเท่านั้น

### 4. การฝึกสอนและการตรวจสอบ

การฝึกสอนนั้นจะนำข้อมูลลายเซ็นที่ได้ไปสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนการตรวจสอบจะนำข้อมูลลายเซ็นไปทดสอบกับโครงข่ายที่ถูกสอนแล้ว ผลที่ได้จะตอบว่าใช่หรือไม่ใช่กับลายเซ็นที่เคยเรียนรู้ไป

## 5. การตัดสินใจ

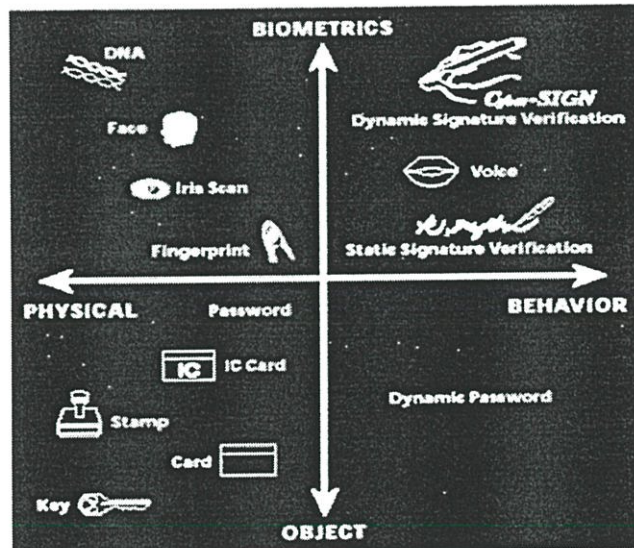
ประเมินผลที่ได้จากผลรวมเอาท์พุทของระบบ ไปทำการ thresholding เพื่อตัดสินใจ  
ยอมรับหรือปฏิเสธลายเซ็นต่อไป

## บทที่ 2

### การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล

การปกป้องความมั่นคงปลอดภัยของระบบและข้อมูลภายในองค์กรถือเป็นเรื่องสำคัญในปัจจุบัน ทั้งนี้เนื่องจากการถูกคุกคามโดยผู้ไม่ประสงค์ดี หรือจากโปรแกรมบางประเภทได้เพิ่มมากขึ้น และอาจนำมาซึ่งความเสียหายอย่างมากต่อองค์กร ดังนั้นถ้าภายในระบบมีการควบคุมความปลอดภัยที่ดีจะช่วยลดโอกาสเสี่ยงต่อการถูกคุกคามได้

การพิสูจน์เอกลักษณ์ของบุคคลนั้น เป็นการควบคุมความปลอดภัยรูปแบบหนึ่ง ซึ่งสามารถแยกออกเป็น 4 ประเภทใหญ่ๆ[1] ได้ดังนี้ ไบโอเมตริก[2][3]/วัตถุ และ ลักษณะทางกายภาพ/พฤติกรรม ดังแสดงในรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล

ในอดีตระบบรักษาความปลอดภัยและพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลใช้รูปแบบของวัตถุเป็นหลัก เช่น การป้อนรหัสหรือการใช้บัตรประจำตัว ฯลฯ แต่ปัจจุบันนี้ การกระทำดังกล่าวไม่สามารถรักษาความปลอดภัยได้ เนื่องจากการเข้ารหัสนั้นอาจจะมีบุคคลอื่นสามารถถอดรหัสนั้นของเราได้ รวมถึงการใช้บัตรประจำตัวก็ไม่สามารถยืนยันได้ว่าเป็นเจ้าของบัตรตัวจริง ซึ่งทั้งสองอย่างนี้มีโอกาสเกิดขึ้นได้บ่อยๆ เห็นได้จากข่าวเรื่องการขโมยบัตรเครดิตไปใช้หรือการกดเงินจากตู้ ATM ที่มีการใช้วิธีการต่างๆ เพื่อเข้าถึงรหัสบัตรนั้น เป็นต้น ดังนั้นในหลายๆ องค์กรที่คุณต้องไปติดต่อทำธุรกรรมด้วยตัวเองนั้น มักมีวิธีที่จะนำมาใช้ในการพิสูจน์ว่านั่นคือตัวคุณจริงๆ หรือไม่ เพื่อรักษาความปลอดภัยขององค์กรเอง ไม่ว่าจะเป็นการตรวจบัตรประชาชน ใบขับขี่หรือแม้กระทั่งบัตรที่มีชื่อและรูปของคุณติดอยู่ เช่น บัตรพนักงาน เป็นต้น

แต่ถ้าหากผู้ใช้มีเหตุที่ทำให้ไม่สามารถแสดงบัตรเหล่านั้นได้ เช่น กระเป๋าตังค์โดนล้วงหรือหล่นหาย เราจะมีวิธีในการพิสูจน์ว่าคนๆ นั้นคือคุณจริงๆ ได้อย่างไร ด้วยเหตุนี้เองในปัจจุบันจึงมีการนำวิธีการทางไบโอเมตริกมาใช้ โดยการใช้ลักษณะทางกายภาพของร่างกายเป็นตัวบ่งชี้ว่าบุคคลนั้นเป็นใคร เช่น ลายนิ้วมือ (Fingerprints) เรตินา (Retina) ม่านตา (Iris) ฝ่ามือ (Palm) ใบหน้า (Facial) หรือการใช้พฤติกรรมของบุคคล เช่น เสียงพูด (Voice) หรือลายเซ็น (Signature) เป็นต้น ซึ่งการพิสูจน์ตัวบุคคลด้วยวิธีนี้เป็นวิธีที่แม่นยำและมีความน่าเชื่อถือมากกว่าวิธีในอดีต เนื่องจากแต่ละบุคคลจะมีลักษณะที่แตกต่างกันในทุกๆ ส่วน ถึงแม้จะเป็นแฝดเหมือนที่อาจมีรูปหน้าที่คล้ายคลึงกันมาก แต่ลายนิ้วมือ เรตินา ม่านตา หรือโครงสร้างฝ่ามือ รวมถึงเสียงพูดและลักษณะเฉพาะของลายเซ็น จะเป็นเอกลักษณ์เฉพาะของแต่ละบุคคล

งานวิจัยนี้นำเสนอเกี่ยวกับการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลโดยอาศัยเทคโนโลยีทางด้านไบโอเมตริกซึ่งเป็นขั้นตอนพื้นฐานที่สำคัญของการควบคุมความปลอดภัย เพื่อนำหลักฐานที่ผู้ใช้กล่าวอ้าง มาตรวจสอบว่าบุคคลที่กล่าวอ้างนั้นเป็นใครและได้รับอนุญาตให้สามารถเข้ามาภายในระบบได้หรือไม่

## 2.1 ไบโอเมตริก

### 2.1.1 การนำไบโอเมตริกไปใช้งาน

การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลที่ได้รับการยอมรับในปัจจุบัน มีการใช้วิธีการต่างๆ มากมาย ซึ่งสามารถแยกออกเป็น 3 วิธี คือ ความเป็นเจ้าของ ความรู้และไบโอเมตริก ซึ่งทั้ง 3 วิธีนี้จะถูกใช้ร่วมกันบ่อยๆ เช่น การใช้กุญแจเป็นการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลจากความเป็นเจ้าของ ส่วนการใช้รหัสผ่านเพียงอย่างเดียวเป็นการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลจากความรู้ ส่วนบัตร ATM เป็นการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลโดยใช้ความเป็นเจ้าของและความรู้ร่วมกัน และพาสปอร์ตเป็นการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลโดยใช้ความเป็นเจ้าของร่วมกับไบโอเมตริก เช่น รูปถ่ายใบหน้าและลายเซ็น

การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลโดยอาศัยเทคโนโลยีทางด้านไบโอเมตริก จะใช้ลักษณะเฉพาะของบุคคลที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลง ซึ่งอาจจะเป็นลักษณะทางกายภาพ เช่น ลายนิ้วมือ ม่านตา ใบหน้าหรือฝ่ามือ หรืออาจจะเป็นลักษณะทางพฤติกรรม เช่น รูปแบบของลายเซ็นหรือเสียงพูด เป็นต้น โดยสิ่งที่ใช้เป็นเกณฑ์ได้นั้นต้องเป็นสิ่งที่มีการเปลี่ยนแปลงได้น้อยตามกาลเวลา และที่สำคัญต้องเป็นสิ่งที่มีความเฉพาะที่ไม่เหมือนกันในแต่ละบุคคล

เทคโนโลยีไบโอเมตริก คือ การผสมผสานเทคโนโลยีทางด้านชีวภาพและการแพทย์กับเทคโนโลยีทางคอมพิวเตอร์เข้าด้วยกัน โดยเป็นการตรวจวัดลักษณะทางกายภาพและลักษณะทางพฤติกรรมที่เป็นลักษณะเฉพาะของแต่ละคน เพื่อใช้ในการระบุตัวบุคคลนั้นๆ แล้วนำสิ่งเหล่านั้นมาเปรียบเทียบกับคุณลักษณะที่ได้มีการบันทึกไว้ในฐานข้อมูลก่อนหน้านี้ เพื่อใช้แยกแยะบุคคลนั้นออกจากบุคคลอื่นๆ นอกจากนี้ยังสามารถใช้ในการตรวจสอบบุคคลคนนั้นในกรณีที่อาจเป็นผู้ต้อง

สงสัยในการละเมิดกฎหมายได้อีกด้วย คุณลักษณะทางกายภาพของคนเรานั้นส่วนใหญ่จะไม่เปลี่ยนแปลงไปตามกาลเวลา ในขณะที่พฤติกรรมอาจมีการเปลี่ยนแปลงได้ ตัวอย่างของคุณลักษณะทางกายภาพที่นิยมนำมาใช้ ได้แก่ ลายนิ้วมือ ม่านตา เรตินา ฝ่ามือและใบหน้า เป็นต้น ส่วนเสียงพูด การลงลายมือชื่อ การใช้แป้นพิมพ์ จัดเป็นคุณลักษณะทางพฤติกรรมของบุคคลที่สามารถเปลี่ยนแปลงได้ตามกาลเวลาและการเรียนรู้ของเจ้าของ แต่ข้อคืออย่างหนึ่งของการใช้ไบโอเมตริก ประเภทนี้ก็คือใช้งานง่าย เป็นที่ยอมรับของผู้ใช้และมีอัตราเสี่ยงต่อการติดเชื่อต่ำ เนื่องจากไม่ต้องนำอวัยวะที่ไวต่อการติดเชื่อ เช่น ดวงตา ไปใกล้กับอุปกรณ์ที่ใช้ในการอ่านข้อมูลทางไบโอเมตริก

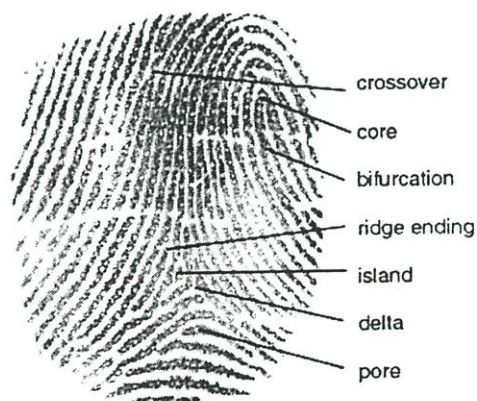
กระบวนการที่ทำให้ระบบคอมพิวเตอร์สามารถระบุบุคคลได้โดยอัตโนมัติ นั้น เป็นการเลียนแบบพฤติกรรมของมนุษย์ประเภทหนึ่ง มนุษย์เราใช้วิธีการทางไบโอเมตริกในการระบุตัวบุคคลอยู่ตลอดเวลา เราใช้ลักษณะเฉพาะทางรูปร่าง ใบหน้า น้ำเสียง หรือแม้กระทั่งกลิ่นของแต่ละบุคคล ในการระบุว่าคนที่เราพบเป็นคนที่เรารู้จักหรือไม่

### 2.1.2 ตัวอย่างของไบโอเมตริก

ข้อมูลทางไบโอเมตริกที่ถูกนำมาใช้ในการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล มีการใช้ลักษณะของข้อมูลต่างๆ หลากหลายประเภทด้วยกัน ซึ่งต่อไปนี้เป็นตัวอย่างของการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลด้วยไบโอเมตริกที่มีการค้นคว้าและวิจัยกันอย่างแพร่หลาย

#### 2.1.2.1 ลายนิ้วมือ (Fingerprint)

การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลด้วยลายนิ้วมือ เป็นวิธีเก่าแก่ที่สุดและมีความน่าเชื่อถือ ซึ่งในทุกวันนี้มีการนำมาใช้งานกันอย่างกว้างขวาง ลายนิ้วมือของบุคคลประกอบด้วยข้อมูลที่มีรายละเอียด (minutiae) ซับซ้อนรวมกัน เช่น เกาะ (island) จุดสิ้นสุด (ridge ending) จุดแยก (bifurcation) เป็นต้น ดังแสดงในรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 ลายนิ้วมือ

ข้อมูลของลายนิ้วมือสามารถได้มาจากหลายวิธีด้วยกัน ซึ่งวิธีธรรมดา คือ การพิมพ์ลายนิ้วมือด้วยหมึกลงบนกระดาษ แต่ไม่ค่อยมีประโยชน์สำหรับกระบวนการพิสูจน์ด้วยคอมพิวเตอร์ ส่วนอีกวิธีหนึ่ง คือ การใช้แสงในการสแกนลายนิ้วมือ เครื่องสแกนจะทำการบันทึกและวิเคราะห์ลวดลายของนิ้วมือที่วางอยู่บนแผ่นกระจก ซึ่งสะดวกกว่าการใช้หมึกในการเก็บภาพของลายนิ้วมือ แต่การใช้แสงเพื่อสแกนลายนิ้วมือนี้ อาจจะถูกลดความน่าเชื่อถือลง เนื่องจากสิ่งสกปรก หรือความไม่คุ้นเคย ซึ่งสิ่งเหล่านี้เป็นสาเหตุให้ภาพของลายนิ้วมือมีความบิดเบือน

ข้อดี : ลายนิ้วมือ ไม่มีการเปลี่ยนแปลงตลอดชีวิต ไม่มีการล่องล้าผู้ใช้และปัจจุบันมีอัตราความผิดพลาดต่ำ

ข้อเสีย : ภาพของลายนิ้วมืออาจจะมีบิดเบือน เนื่องจากการบาดเจ็บ สิ่งสกปรกบนนิ้วมือ หรือสิ่งสกปรกบนแผ่นกระจกของเครื่องสแกน

### 2.1.2.2 ใบหน้า (Facial)

การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลด้วยใบหน้า จะใช้กล้องวิดีโอในการบันทึกภาพใบหน้า โดยข้อมูลต่างๆ ของใบหน้าที่นิยมนำไปใช้ในกระบวนการพิสูจน์ เช่น ระยะห่างระหว่างตา ระยะห่างของตากับจมูก ระยะห่างของตากับปาก หรืออาจจะเป็นระยะห่างของจมูกกับปาก เป็นต้น ดังแสดงรูปที่ 2.3



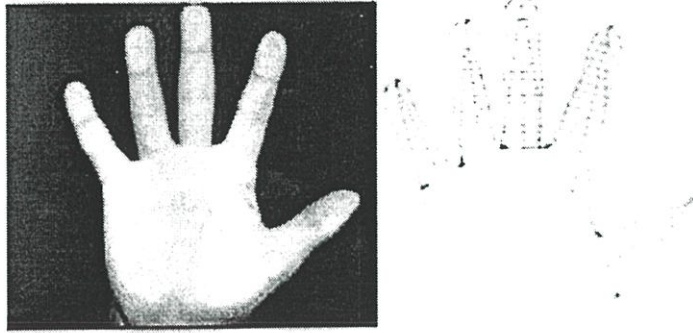
รูปที่ 2.3 ใบหน้า

ข้อดี : ไม่มีการล่องล้าผู้ใช้และอุปกรณ์มีราคาถูก

ข้อเสีย : ระบบอาจจะผิดพลาด เนื่องจากบุคคลที่เป็นฝาแฝดกัน หรืออาจจะเป็นผลมาจากการแต่งหน้า การใส่แว่น การเปลี่ยนทรงผม หนวดเครา หรือแสงสว่าง เป็นต้น และมีอัตราความผิดพลาดสูงเมื่อเทียบกับการใช้ไบโอเมตริกซ์รูปแบบอื่น

### 2.1.2.3 ฝ่ามือ (Palm)

การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลด้วยการใช้ฝ่ามือ โดยอาศัยหลักการที่ว่าฝ่ามือของแต่ละบุคคลมีความแตกต่างกัน โดยเฉพาะอย่างยิ่งฝ่ามือของบุคคลที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลงอันเนื่องมาจากอายุที่เพิ่มขึ้น ซึ่งข้อมูลของฝ่ามือที่ถูกใช้ในกระบวนการพิสูจน์ เช่น ความยาวและความกว้างของนิ้ว หรือพื้นที่ทั้งหมดของฝ่ามือ เป็นต้น ดังรูปที่ 2.4



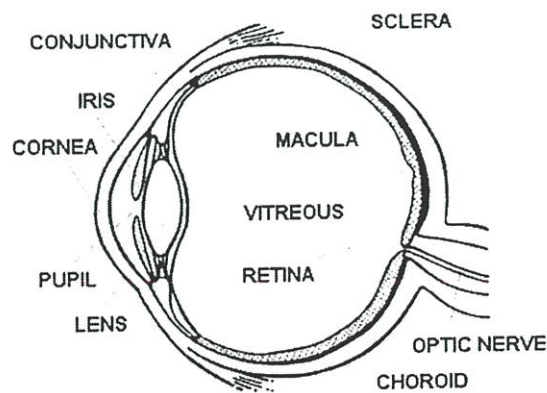
รูปที่ 2.4 ฝ่ามือ

ข้อดี : ไม่มีการลวงล้ำผู้ใช้

ข้อเสีย : ตัวเครื่องมีขนาดใหญ่และซ้ารุดง่าย อุปกรณ์มีราคาแพงและไม่สามารถใช้กับบุคคลที่กำลังมีการเจริญเติบโตได้

### 2.1.2.4 เรตินา (Retina)

เรตินา คือ ชั้นบางๆ ของเซลล์ที่อยู่ด้านหลังของนัยตา ประกอบด้วยหลอดเลือดจำนวนมาก ซึ่งแต่ละคนก็จะมีหลอดเลือดเป็นลักษณะเฉพาะของตนเอง ดังรูปที่ 2.5



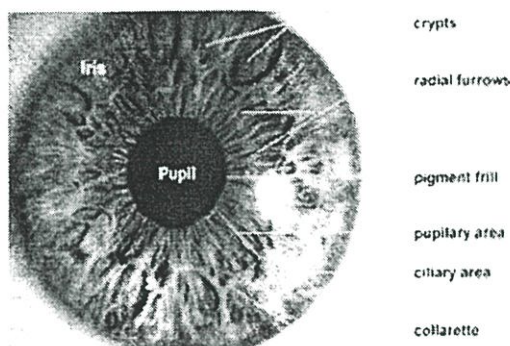
รูปที่ 2.5 เรตินา

ข้อดี : เรตินาไม่มีการเปลี่ยนแปลงตลอดชีวิตและปัจจุบันมีอัตราความผิดพลาดต่ำมาก

ข้อเสีย : มีการลวงล้ำผู้ใช้ อุปกรณ์มีราคาแพงและใช้งานยาก

### 2.1.2.5 ม่านตา (Iris)

ม่านตา คือ ส่วนที่อยู่ระหว่างพื้นที่สีขาวรอบนอกและรูม่านตา (Pupil) ซึ่งเป็นเอกลักษณ์เฉพาะของแต่ละบุคคลที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลง ตัวอย่างข้อมูลของม่านตาที่ถูกใช้ในกระบวนการพิสูจน์ เช่น หลุม (crypts) รอยย่น (furrows) หรือพื้นที่ของรูม่านตา (pupillary area) เป็นต้น ดังแสดงในรูปที่ 2.6



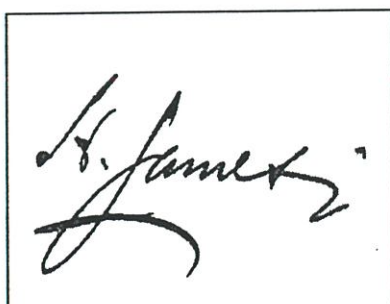
รูปที่ 2.6 ม่านตา

ข้อดี : ม่านตาไม่มีการเปลี่ยนแปลงตลอดชีวิตและมีการลวงล้าผู้ใช้น้อยกว่าการใช้เรตินา

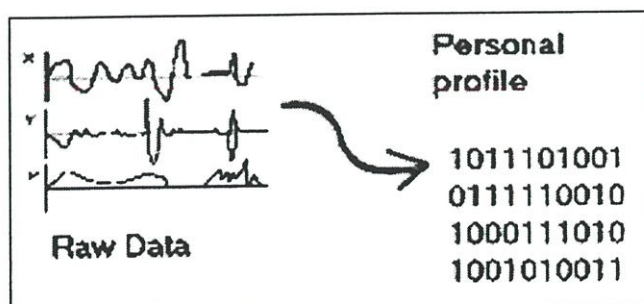
ข้อเสีย : อุปกรณ์มีราคาแพง รูม่านตาอาจจะขยายหรือหดอันเนื่องมาจากความสว่างของแสงที่ไม่เท่ากัน

### 2.1.2.6 ลายเซ็น (Signature)

ลายเซ็นเป็นสิ่งที่มีความหมาย แต่การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลโดยการใช้ลายเซ็นยังเป็นสิ่งที่ทำได้ยาก เนื่องจากการเซ็นของบุคคลในแต่ละครั้งนั้นมีความแตกต่างกัน ข้อมูลของลายเซ็นที่ใช้ในกระบวนการพิสูจน์แบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ แบบออฟไลน์เป็นการใช้รูปของลายเซ็นในการพิสูจน์ และแบบออนไลน์[4] เป็นการใช้นิยามเฉพาะของการเขียน เช่น ความเร็ว ความเร่งหรือแรงกด ในกระบวนการการพิสูจน์ ตัวอย่างข้อมูลของลายเซ็นแบบออฟไลน์และออนไลน์แสดงในรูปที่ 2.7



(ก) ลายเซ็นแบบออฟไลน์



(ข) ลายเซ็นแบบออนไลน์

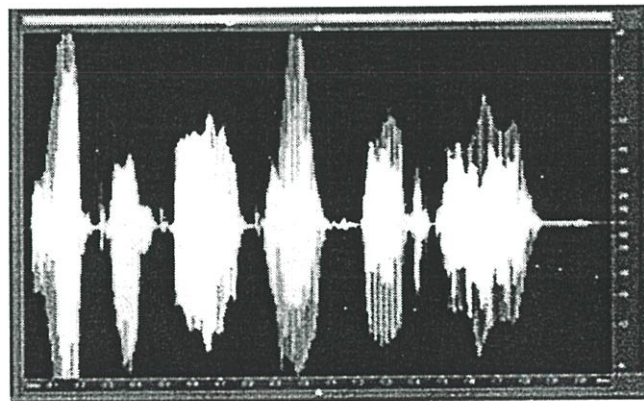
รูปที่ 2.7 ลายเซ็น

ข้อดี : ไม่มีการลวงล้ำผู้ใช้และแบบออฟไลน์อุปกรณ์มีราคาถูก

ข้อเสีย : แต่ละบุคคลมีทักษะการเขียนต่างกันและแบบออนไลน์ต้องใช้อุปกรณ์พิเศษในการรับข้อมูล

### 2.1.2.7 เสียงพูด (Voice)

การเปลี่ยนแปลงเสียงพูดของบุคคลนั้น ส่วนหนึ่งมาจากลักษณะทางกายภาพ แต่ส่วนมากเป็นผลมาจากพฤติกรรม โดยปกติเส้นเสียงของผู้ชายจะสั้นประมาณ 80 ครั้งต่อวินาที และ 400 ครั้งต่อวินาทีสำหรับผู้หญิง ซึ่งการสั้นเหล่านี้มีการเปลี่ยนแปลงตามขนาดของขากรรไกรที่เปิดออก รวมถึงรูปร่างและตำแหน่งของริมฝีปาก ปัจจัยเหล่านี้ทำให้แต่ละบุคคลมีเสียงเป็นเอกลักษณ์เฉพาะตัว ดังรูปที่ 2.8



รูปที่ 2.8 เสียงพูด

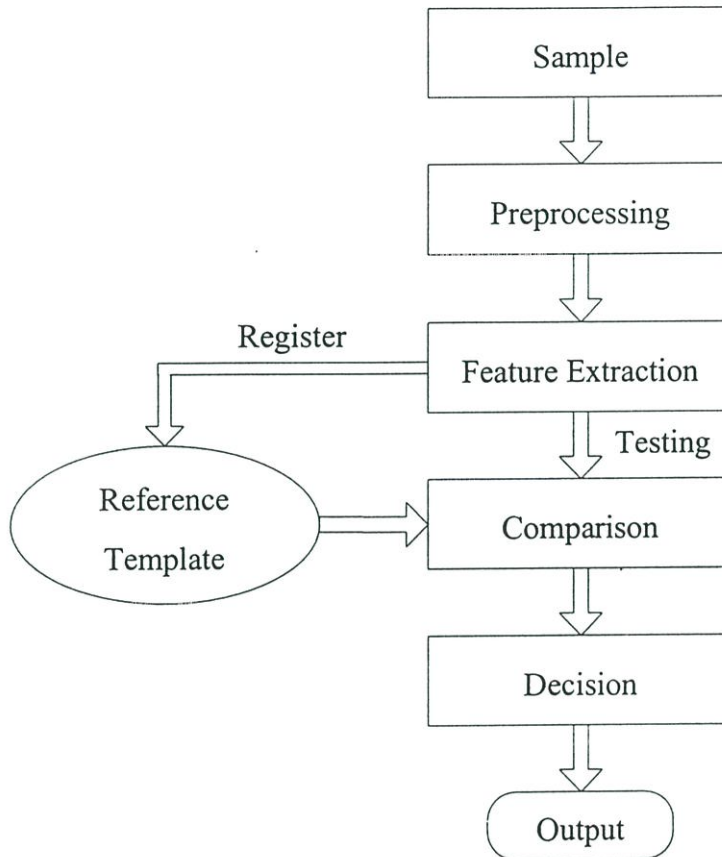
ข้อดี : ไม่มีการลวงล้ำผู้ใช้และอุปกรณ์มีราคาถูก

ข้อเสีย : ความผิดพลาดอาจเกิดจากเสียงรบกวน หรือน้ำเสียงของบุคคลมีการเปลี่ยนแปลงตามอารมณ์ เช่น เสียใจ ตื่นเต้น โกรธ ฯลฯ หรือการเจ็บป่วย เช่น ไข้หวัด เป็นต้น

## 2.2 กระบวนการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลด้วยไบโอเมตริก

กระบวนการในการตรวจสอบหรือระบุตัวบุคคลด้วยไบโอเมตริก ไม่ว่าจะเป็นการใช้ลักษณะเฉพาะแบบใดก็ตาม จะมีขั้นตอนเหมือนกันดังรูปที่ 2.9 คือ ผู้ใช้ระบบต้องทำการให้ตัวอย่าง (Sample) ของลักษณะทางไบโอเมตริกที่จะใช้ ซึ่งก็คือการลงทะเบียนเริ่มต้นก่อนที่จะทำการใช้ระบบนั่นเอง ตัวอย่างของข้อมูลไบโอเมตริกที่ถูกเก็บมาในขั้นตอนแรก จะถูกทำการเตรียมข้อมูล (Preprocessing) และแยกลักษณะเด่น (Feature Extraction) หลังจากนั้นจัดเก็บให้เป็นแม่แบบ (Reference Template) ที่จะใช้ในการเปรียบเทียบ เมื่อผู้ใช้ต้องการที่จะใช้ระบบ ก็จะถูกตรวจสอบหรือระบุผู้ใช้ โดยทำการเก็บตัวอย่างทางไบโอเมตริกของผู้ใช้และทำการเปรียบเทียบกับ

แม่แบบที่ได้เก็บไว้ แล้วทำการตรวจสอบความเหมือนระหว่างตัวอย่างกับแม่แบบ จากนั้นก็จะทำการอนุญาตหรือปฏิเสธการเข้ามาใช้งานระบบของผู้ใช้



รูปที่ 2.9 กระบวนการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลด้วยไบโอเมตริก

ตารางที่ 2.1 ผลของการตรวจสอบหรือระบุผู้ใช้

	อนุญาต	ปฏิเสธ
ผู้ที่มีสิทธิ	1	4
ผู้ที่ไม่มีความสิทธิ	3	2

จากกระบวนการพิสูจน์ ผลของการตรวจสอบหรือระบุผู้ใช้นี้มีผลออกมาได้ 4 กรณี ดังตารางที่ 2.1 ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

1. อนุญาตให้ผู้ใช้ที่มีสิทธิใช้ระบบ เข้าใช้ระบบได้ (Correct Accept)
2. ปฏิเสธผู้ที่ไม่มีความสิทธิ เข้าใช้ระบบ (Correct Reject)
3. อนุญาตให้ผู้ที่ไม่มีความสิทธิ เข้าใช้ระบบได้ (False Accept) จำนวนของ False Accept ถ้าคำนวณออกมาเป็นเปอร์เซ็นต์จะเรียกว่า อัตราการอนุญาตผิดพลาด (False Acceptance Rate หรือ FAR)

4. ปฏิเสธผู้ใช้ที่มีสิทธิใช้ระบบ เข้าใช้ระบบ (False Reject) จำนวนของ False Reject ถ้าคำนวณออกมาเป็นเปอร์เซ็นต์จะเรียกว่า อัตราการปฏิเสธผิดพลาด (False Rejection Rate หรือ FRR)

## 2.3 การระบุและการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล

เทคโนโลยีทางด้านไบโอเมตริกนั้น ถูกนำมาใช้เพื่อวัตถุประสงค์ในการทำ ความรู้จำ แยกแยะ ระบุและตรวจสอบบุคคลนั้นๆ จากบุคคลอื่น และจากวัตถุประสงค์ดังกล่าวทำให้สามารถแบ่งการใช้งานออกได้เป็น 2 ประเภท คือ

### 2.3.1 การระบุบุคคล (Identification (one-to-many))

เป็นกระบวนการตรวจสอบข้อมูลของบุคคลนั้นๆ โดยการเปรียบเทียบข้อมูลที่ได้ออกมา กับข้อมูลทั้งหมดที่มีอยู่ในฐานข้อมูล ระบบของการระบุบุคคลนั้นมีอยู่ด้วยกัน 2 ลักษณะ คือ

#### 2.3.1.1 การระบุบุคคลทางด้านบวก (Positive Identification)

วิธีนี้ใช้เพื่อตอบคำถามที่ว่า “คุณเป็นใคร (Who is this)” ผลที่ออกมาไม่จำเป็นที่จะต้องเป็นชื่อบุคคลนั้นก็ได้อาจจะออกมาในรูปของบัตรประจำตัวพนักงาน หรือสิ่งอื่นๆ ที่แสดงความเป็นตัวตนของคนๆ นั้น ระบบนี้อาจถูกนำไปใช้ในการปล่อยตัวนักโทษ ซึ่งไม่ได้ใส่เลขที่ประจำตัว หรือมีการใช้บัตร แต่ก็สามารถระบุตัวได้โดยการตรวจม่านตา

#### 2.3.1.2 การระบุบุคคลทางด้านลบ (Negative Identification)

เป็นการค้นหาข้อมูลจากฐานข้อมูล โดยนำข้อมูลที่ได้ออกมาไปเทียบกับข้อมูลหลายๆ ตัว ระบบนี้ถูกออกแบบมาเพื่อให้มั่นใจว่า บุคคลคนนั้นๆ ยังไม่มีข้อมูลอยู่ในฐานข้อมูลจริงๆ ซึ่งการทำแบบนี้ก็เพื่อป้องกันการลงทะเบียนซ้ำซ้อน โดยการใช้ชื่อต่างๆ กัน ทำให้มีการใช้กันอย่างกว้างขวาง โดยเฉพาะในกรณีของการลงทะเบียนนั้นจะเป็นการเอื้อประโยชน์ต่อผู้ลงทะเบียน

### 2.3.2 การพิสูจน์บุคคล (Verification (one-to-one))

กระบวนการนี้ใช้เพื่อระบุว่า “คุณคือคนที่คุณอ้างจริงหรือไม่ (Is this person who he/she claim to be?)” โดยก่อนที่จะมีการตรวจสอบข้อมูลจะต้องมีการอ้างตัวตนก่อน ซึ่งอาจจะใช้รหัส (password) หรือบัตรประจำตัว เป็นต้น เพื่อทำการตรวจสอบข้อมูลที่เคยมีการลงทะเบียนไว้แล้ว ด้วยลักษณะต่างๆ กัน เช่น ถ้าคนๆ นั้นได้ลงทะเบียนได้ด้วยการพิมพ์ลายนิ้วมือไว้ 3 นิ้ว เมื่อถึงเวลาตรวจสอบ จะใช้นิ้วใดนิ้วหนึ่งก็ได้ ระบบนี้จะทำการตรวจสอบหาข้อมูลจากฐานข้อมูลของคนนั้นเพียงคนเดียวจนกว่าจะเจอข้อมูลที่ตรงกัน เมื่อเจอข้อมูลที่ตรงกันเพียงข้อมูลเดียวก็ถือว่าผ่าน

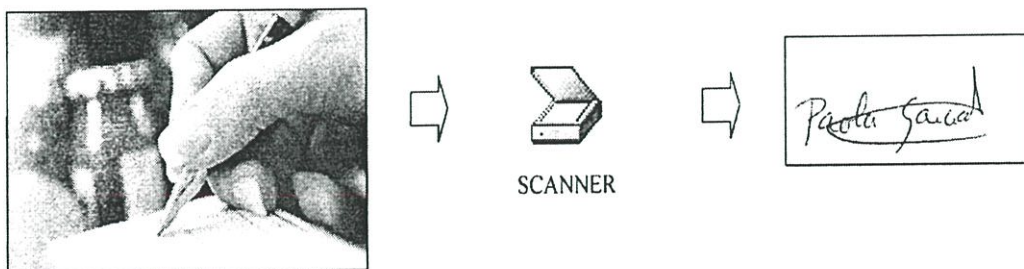
## 2.4 การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลด้วยลายเซ็น

ลายเซ็นเป็นข้อมูลทางไบโอเมตริกในรูปแบบหนึ่ง ซึ่งอาศัยลักษณะทางพฤติกรรมของบุคคลมาเป็นสัญลักษณ์ สามารถใช้ในการยืนยันความเป็นเจ้าของเอกสารต่างๆ ไม่ว่าจะเป็นการติดต่อกับสถาบันการเงิน หรือสถานที่ราชการต่างๆ การตรวจสอบลายเซ็นด้วยสายตาเป็นวิธีที่สะดวก แต่ต้องอาศัยความชำนาญของผู้ตรวจสอบพอสมควร เพื่อเปรียบเทียบกับลายเซ็นที่อ้างอิงไว้ บางครั้งอาจมีความผิดพลาดเกิดขึ้นได้ เมื่อมีการเปรียบเทียบลายเซ็นจำนวนมาก ซึ่งปกติการเซ็นชื่อมักจะไม่คงที่เหมือนกันทุกครั้ง หรือเอกสารที่มีตัวอย่างลายเซ็นเกิดสูญหาย รวมไปถึงการปลอมแปลงลายเซ็นได้อย่างแนบเนียนจากบุคคลอื่น ทำให้การตรวจสอบความถูกต้องทำได้ยากยิ่งขึ้น ปัจจุบันเทคโนโลยีสารสนเทศได้มีการพัฒนาไปมากและมีการนำคอมพิวเตอร์เข้ามาช่วยเพิ่มความสะดวกในการทำงาน ข้อมูลต่างๆ ถูกจัดเก็บลงในดิสก์มากกว่าเอกสาร ดังนั้นรูปแบบการทำงานจึงแตกต่างกันออกไป การตรวจสอบลายเซ็นที่เซ็นลงบนแผ่นกระดาษ บางครั้งก็ยากในการตรวจสอบความถูกต้อง เมื่อผู้ปลอมแปลงมีความชำนาญในการปลอมลายเซ็น สำหรับการตรวจสอบลายเซ็นแบบออนไลน์จะรับข้อมูลลายเซ็นผ่านทางกระดานดิจิทัลและปากกาอิเล็กทรอนิกส์ ซึ่งจะช่วยเพิ่มความถูกต้องในการตรวจสอบลายเซ็นมากขึ้น

การพิสูจน์ลายเซ็นในปัจจุบันนี้สามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภท ตามลักษณะการเก็บข้อมูลของลายเซ็นที่นำมาใช้ในกระบวนการพิสูจน์ คือ

### 2.4.1 การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออฟไลน์ (Off-line (Static))

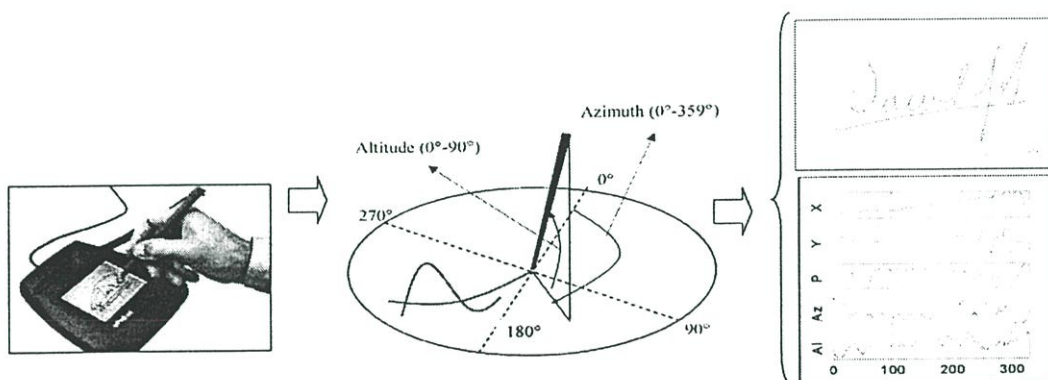
ข้อมูลของลายเซ็นที่นำมาใช้ในกระบวนการพิสูจน์ ได้มาจากการเขียนลายเซ็นลงบนกระดาษ ซึ่งข้อมูลของลายเซ็นอยู่ในลักษณะของรูปภาพ ส่วนขั้นตอนของกระบวนการพิสูจน์ลายเซ็นแบบออฟไลน์ คือ การนำรูปภาพของลายเซ็นมาผ่านการบันทึกภาพด้วยเครื่องสแกน แล้วนำภาพที่ได้ไปผ่านกระบวนการพิสูจน์ ดังแสดงในรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.10 การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออฟไลน์

## 2.4.2 การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์ (On-line (Dynamic))

ข้อมูลของลายเซ็นที่นำมาใช้ในกระบวนการพิสูจน์ ได้มาจากการบันทึกด้วยดิจิทัลไจเซอร์ ขณะที่ผู้ทำการเซ็น ตัวอย่างของข้อมูลที่ได้จากดิจิทัลไจเซอร์ เช่น พิกัดในแนวนอน พิกัดในแนวราบ แรงกดของปลายปากกา ความเร็ว ความเร่ง หรืออาจจะเป็นมุมเอียงของปากกา เป็นต้น หลังจากนั้นนำข้อมูลเหล่านี้ไปผ่านกระบวนการพิสูจน์ ดังรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์

ความแตกต่างของการพิสูจน์ลายเซ็นแบบออฟไลน์และออนไลน์ คือ อุปกรณ์ที่ใช้ในการรับข้อมูลของลายเซ็น โดยการพิสูจน์ลายเซ็นแบบออฟไลน์ต้องการเครื่องสแกน เพื่อใช้ในการบันทึกภาพลายเซ็น ส่วนการพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์นั้นต้องการดิจิทัลไจเซอร์ เพื่อใช้ในการบันทึกข้อมูลของลายเซ็นขณะที่ทำการเซ็น

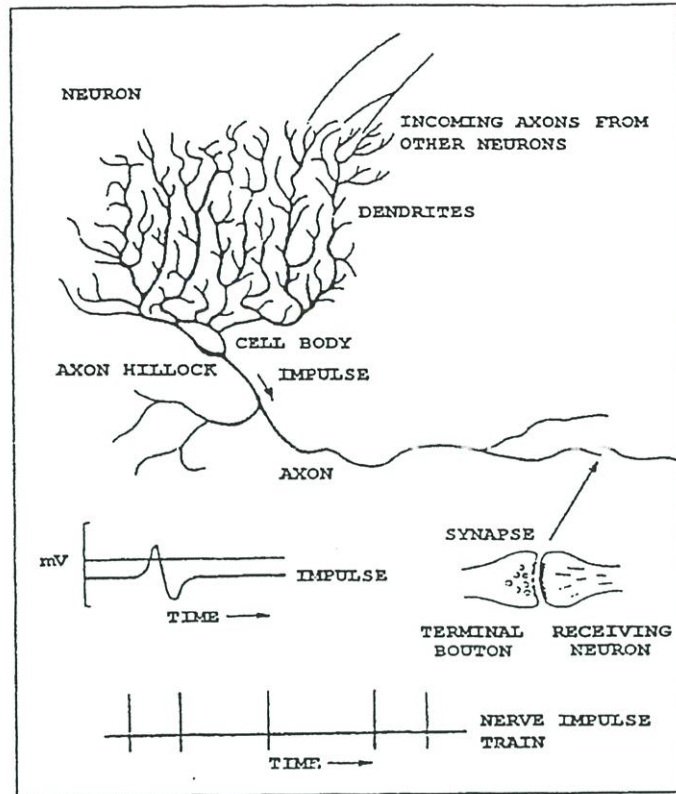
## บทที่ 3

# โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมจำลองมาจากกระบวนการทางความคิดของมนุษย์ ซึ่งมีคุณลักษณะพิเศษหลายประการที่เป็นประโยชน์ต่อระบบการประมวลผล ดังนั้นจึงได้มีการพัฒนาและประยุกต์กระบวนการของโครงข่ายประสาทเทียมใช้กับงานหลากหลายประเภท ตัวอย่างเช่น การประมวลผลสัญญาณ (Signal Processing) หรืองานเกี่ยวกับการจดจำรูปแบบต่างๆ (Pattern Recognition) เป็นต้น โดยปกติการพัฒนาการพิสูจน์ลายเซ็นที่อาศัยหลักการของโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในกระบวนการพิสูจน์ จะเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบทั่วไปที่มีน้ำหนัก แต่งานวิจัยนี้อาศัยหลักการของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักมาใช้ในการพิสูจน์ลายเซ็น เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักมีข้อดีที่น่าสนใจหลายประการ อาทิเช่น ความเร็วและกระบวนการที่มีความซับซ้อนน้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีน้ำหนัก ซึ่งในบทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีและความเป็นมา รวมทั้งโครงสร้างและการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทชีวภาพ (Biological Neural Networks) โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks (ANNs)) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก (Weightless Artificial Neural Networks (WANNs)) ดังนี้

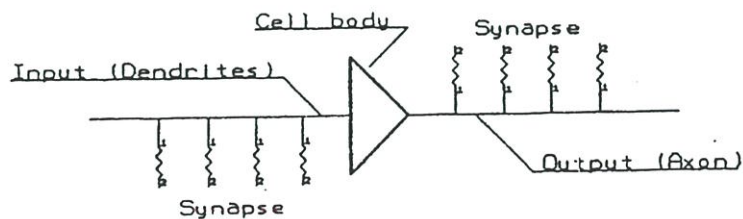
### 3.1 โครงข่ายประสาทชีวภาพ (Biological Neural Networks)

นิวรอน (Neuron)[5] มีลักษณะแบบเซลล์ชีวิตที่เป็นโครงข่ายร่างแห โดยโครงข่ายมีความแตกต่างกันมากทั้งขนาดสั้น ขนาดยาว รูปร่างกลม หรือรูปร่างเป็นสามเหลี่ยม เป็นต้น สมอของมนุษย์มีเซลล์นิวรอนเป็นโครงสร้างแต่ละเซลล์ประมาณหนึ่งหมื่นล้านนิวรอนหรือหนึ่งแสนล้านเซลล์ แต่ละนิวรอนจะมีคุณลักษณะที่แตกต่างกันไป โดยมีการทำงานคล้ายกันคือ รับเข้าประมวลผลและส่งสัญญาณไฟฟ้าเคมีออกไปยังนิวรอนอื่น ซึ่งจะส่งสัญญาณไปตามระบบของสมอง โดยตัวเซลล์ร่างกาย (Cell Body) ประกอบด้วยนิวเคลียส (Nucleus) อยู่ตรงกลาง รอบๆ ตัวเซลล์นิวรอนจะมีสิ่งที่ยื่นออกไปเพื่อส่งสัญญาณไปยังเซลล์นิวรอนอื่นเรียกว่า เอ็กซอน (Axon) จุดรับสัญญาณจากเซลล์อื่นเข้ามายังตัวเซลล์จะผ่านจุดเชื่อมต่อเรียกว่า ซินแนปส์ (Synapse) และที่ปลายกิ่งจะแตกแขนงออกเป็นกิ่งย่อยๆ ต่ไปยังเซลล์อื่นๆ เพื่อรับสัญญาณเรียกว่า เดนไดรท์ (Dendrites) แสดงดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 นิวรอนของสมองมนุษย์

ฮอดจ์กินและฮักเลย์[6] ได้รับรางวัลโนเบลทางชีววิทยา จากการค้นพบการไหลของสารประกอบโซเดียม ความต่างศักย์ระหว่างสารที่อยู่ภายในและภายนอกเยื่อหุ้มเซลล์ ซึ่งมีค่าความต่างศักย์อยู่ระหว่าง 50 ถึง 70 มิลลิโวลต์ จากผลการศึกษาดังกล่าว ทำให้เราสามารถจำลองการทำงานของเซลล์นิวรอน โดยอาศัยวงจรอิเล็กทรอนิกส์ ดังรูปที่ 3.2 เมื่อเปรียบเทียบความคล้ายคลึงของนิวรอนสมองมนุษย์กับนิวรอนอิเล็กทรอนิกส์ จะเห็นว่าเป็นวงจรขยายแบบอนาล็อกรับสัญญาณอินพุตผ่านตัวความต้านทาน แล้วส่งสัญญาณเอาต์พุตไปยังวงจรขยายตัวอื่นๆ ได้เช่นกัน



รูปที่ 3.2 นิวรอนทางอิเล็กทรอนิกส์

นิวรอนแต่ละตัวจะมีคุณสมบัติในการเพิ่มขยายหรือลดทอนความเข้มของสัญญาณที่เข้ามาทางเดนไดรต์ของเซลล์ เนื่องจากเซลล์ประสาทหนึ่งเซลล์มีเดนไดรต์จำนวนมาก ดังนั้นสัญญาณจากเดนไดรต์ที่รับเข้ามาจากเซลล์ประสาทอื่นๆ จะถูกนำมารวมกันที่ตัวเซลล์ ซึ่งที่เซลล์ประสาทจะ

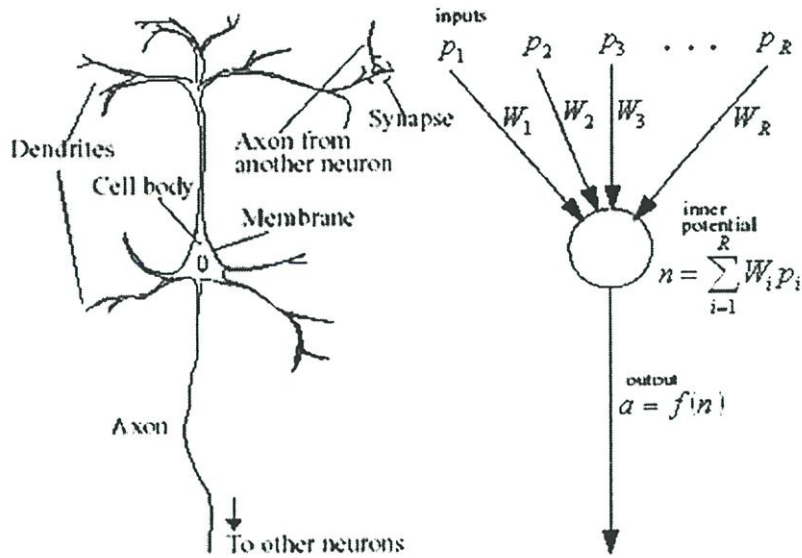
มีค่าขีดเริ่ม (Threshold) ค่าหนึ่ง โดยหากผลรวมของสัญญาณไฟฟ้าเคมี (Electrochemical) มีค่ามากกว่าค่าขีดเริ่ม เซลล์ประสาทก็จะส่งสัญญาณขนาดหนึ่งผ่านทางแอกซอนไปยังนิวรอนอื่นๆ ส่วนการจัดเรียงชั้น (Layer) และลักษณะการเชื่อมโยงระหว่างนิวรอนในสมองของมนุษย์นั้นมีการจัดเรียงที่ซับซ้อน สอดคล้องกับหน้าที่การทำงานเฉพาะส่วน ซึ่งยากต่อการวิเคราะห์ห่อออกมาได้ และในระบบนิวรอนยังมีฟังก์ชันการเรียนรู้ คือ กระบวนการของการปรับค่าน้ำหนัก (Weight) ที่อยู่ในระบบ เพื่อให้สอดคล้องกับกลุ่มตัวอย่างของชุดข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่ป้อนเข้าสู่ระบบ ในขณะที่ทำการฝึกสอน กล่าวคือ น้ำหนักของจุดเชื่อมโยงจะต้องถูกปรับแต่งจนกระทั่งการทำงานของระบบ เป็นไปตามลักษณะพิเศษของกลุ่มตัวอย่างที่ทำการฝึกสอน

### 3.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียม[7] เป็นการจำลองการทำงานของสมองมนุษย์ ด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ เป็นแนวความคิดที่ต้องการให้คอมพิวเตอร์มีความชาญฉลาดในการเรียนรู้เหมือนที่มนุษย์มีการเรียนรู้ สามารถฝึกฝนได้ และสามารถนำความรู้และทักษะไปแก้ปัญหาต่างๆ มีนักวิจัยจำนวนมากได้คิดค้นรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ เพื่อนำมาประยุกต์ใช้อย่างกว้างขวาง การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมมีตั้งแต่การใช้เพื่อตัดสินใจง่ายๆ ไปจนถึงงานที่มีความยุ่งยากซับซ้อน ตัวอย่างการประยุกต์ใช้งานบางส่วน ได้แก่ งานด้านการควบคุม งานด้านการบิน ด้านยานยนต์ ด้านการบริหารจัดการ ด้านการธนาคาร ด้านการทหาร ด้านการบันเทิง และอื่นๆ อีกมากมาย

โครงข่ายประสาทเทียมมีประวัติความเป็นมาย้อนหลังไปประมาณ 60 กว่าปีก่อน ในปี ค.ศ. 1943 McCulloch และ Pitts แห่งมหาวิทยาลัยชิคาโก ประเทศสหรัฐอเมริกา ได้นำเสนอบทความวิชาการ “Boolean brain” ซึ่งได้กลายเป็นจุดกำเนิดของการจัดรูปแบบคณิตศาสตร์ของประสาทเทียม ต่อมาได้มีนักวิจัยได้คิดค้นรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ มากมาย และทุกรูปแบบวิธีจะประกอบกับวิธีการสอนโครงข่ายด้วย ซึ่งวิธีการต่างๆ จะมีความซับซ้อนแตกต่างกันไป

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นการจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทของมนุษย์ ซึ่งประกอบด้วยส่วนของการประมวลผลที่เรียกว่านิวรอน (Neuron) ทุกๆ นิวรอนสามารถมีอินพุตได้หลายอินพุตแต่มีเอาต์พุตเพียงเอาต์พุตเดียว และทุกๆ เอาต์พุตจะแยกไปยังอินพุตของนิวรอนอื่นๆ ภายในโครงข่าย การติดต่อกันภายในระหว่างนิวรอนไม่ใช่ลักษณะการต่อแบบธรรมดา ทุกๆ อินพุตจะมีน้ำหนักเป็นตัวกำหนดกำลังของการติดต่อกันในและช่วยในการตัดสินใจ การทำงานของนิวรอนในบางโครงข่ายจะถูกกำหนดไว้ตายตัว แต่บางโครงข่ายสามารถที่จะปรับแต่งได้ซึ่งอาจจะเป็นการปรับแต่งจากภายนอกโครงข่ายหรือนิวรอนสามารถปรับได้ด้วยตัวของมันเอง ในจุดนี้แสดงถึงความสามารถในการเรียนรู้และจดจำของโครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 3.3 โครงข่ายประสาทชีวภาพและโครงข่ายประสาทเทียม

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม จะมีลักษณะคล้ายคลึงกับโครงข่ายประสาทชีวภาพ ดังรูปที่ 3.3 โดยทั่วไปนั้นจะประกอบด้วยส่วนย่อยๆ ที่เรียกว่านิวรอน ซึ่งก็คือเซลล์ประสาทในทางชีวภาพ จะมีหน้าที่ใช้ในการรับส่งข้อมูลหลายขาขึ้นอยู่กับการออกแบบ ซึ่งก็คือส่วนของไซแนปส์ ในทางชีวภาพ ที่ทำหน้าที่เป็นทางผ่านให้ข้อมูลหรือข่าวสารสามารถส่งผ่านจากนิวรอนตัวหนึ่งไปยังนิวรอนอีกตัวหนึ่ง ซึ่งแต่ละไซแนปส์จะมีค่าน้ำหนักประจำตัวเรียกว่า ไซแนปติกส์เวจท์ (Synaptic Weight ( $W$ )) เมื่อมีข้อมูลเข้ามา แต่ละข้อมูลจะต้องถูกคูณกับค่าน้ำหนักของไซแนปส์ที่รับข้อมูลนั้นๆ ตัวอย่างเช่น ค่าน้ำหนักอาจจะได้มาจากการเรียนรู้แบบ Delta Learning Rule คือ การเปรียบเทียบกันระหว่างคำตอบที่ได้จริงกับคำตอบเป้าหมาย แล้วนำค่าที่ผิดพลาด (Error) มาเข้าสมการเพื่อหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสมต่อไป

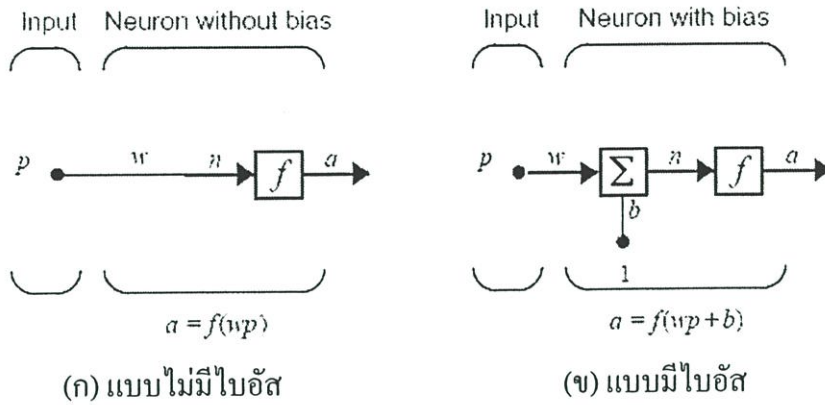
### 3.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบง่าย

จากลักษณะและการทำงานของเซลล์ประสาทหรือนิวรอน ดังที่กล่าวมาข้างต้นได้ถูกนำมาสร้างทฤษฎีทางคณิตศาสตร์และจำลองการทำงานในรูปแบบพื้นฐาน โดยใช้ชื่อว่าโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมแบบง่ายจะมีค่าอินพุตเป็นสเกลาร์หนึ่งอินพุต โดยไม่มีค่าเอนเอียงหรือไบอัส (bias) โดยค่าอินพุตสเกลาร์  $p$  ถูกป้อนเข้าผ่านจุดต่อและคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักสเกลาร์ (scalar weight ( $w$ )) และได้ผลคูณเป็นค่าสเกลาร์  $wp$  กลายเป็นค่าอินพุตที่ถูกจัดน้ำหนัก (weighted input ( $wp$ )) ถูกส่งต่อไปยังฟังก์ชันถ่ายโอน (transfer function ( $f$ )) ซึ่งเกิดเป็นค่าเอาต์พุตสเกลาร์ (scalar output ( $a$ )) ดังแสดงในรูปที่ 3.4 (ก) ซึ่งสามารถคำนวณค่าเอาต์พุต  $a$  ได้จากสมการที่ 3.2

$$n = wp \quad (3.1)$$

$$a = f(n) = f(wp) \quad (3.2)$$



รูปที่ 3.4 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบง่าย

สำหรับรูปที่ 3.4 (ข) แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบง่ายที่มีค่าอินพุตเป็นสเกลาร์หนึ่งอินพุต และมีค่าไบอัส  $b$  ซึ่งมีอินพุตเป็น 1 โดยค่าสเกลาร์เอาต์พุตสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 3.4

$$n = wp + b \quad (3.3)$$

$$a = f(n) = f(wp + b) \quad (3.4)$$

ในที่นี้  $f$  เป็นฟังก์ชันถ่ายโอน ตัวอย่างเช่น ฟังก์ชันขั้นบันไดและฟังก์ชันซิกมอยด์ เป็นต้น ซึ่งทำหน้าที่รับค่าอินพุต  $n$  ( $n = wp$  หรือ  $n = wp + b$ ) เพื่อเปลี่ยนเป็นค่าเอาต์พุต  $a$  ( $a = f(n)$ )

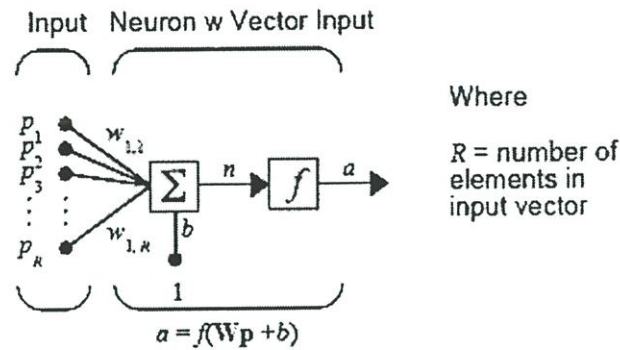
สำหรับค่าถ่วงน้ำหนัก  $w$  และค่าไบอัส  $b$  เป็นค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถปรับได้ จุดศูนย์กลางแนวคิดเกี่ยวกับโครงข่ายประสาทเทียมก็คือค่าพารามิเตอร์  $w$  และ  $b$  สามารถปรับเปลี่ยนได้เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมแสดงพฤติกรรมตามที่เรากำลังต้องการ ยกตัวอย่างเช่น การจดจำสิ่งที่เคยเรียนรู้มาก่อน ดังนั้นเราสามารถสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้ทำงานที่เราต้องการ โดยการปรับแต่งค่าพารามิเตอร์น้ำหนักและไบอัสของโครงข่ายประสาทเทียม หรือบางครั้งโครงข่ายประสาทเทียมจะปรับพารามิเตอร์เพื่อให้ได้สิ่งคาดหวังด้วยตัวเองอย่างอัตโนมัติ

### 3.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบหลายอินพุต

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายอินพุตในรูปเวกเตอร์  $\mathbf{p} = [p_1 \ p_2 \ p_3 \ \dots \ p_R]^T$  มีอินพุต  $R$  ค่า โดยอินพุตแต่ละตัวถูกคูณด้วยเวกเตอร์น้ำหนัก  $\mathbf{W} = [w_{11} \ w_{12} \ w_{13} \ \dots \ w_{1R}]$  แล้วป้อนให้กับฟังก์ชันถ่ายโอน  $f$  เป็นเอาต์พุต  $a$  ซึ่งโครงสร้างแสดงในรูปที่ 3.5 และมีสมการดังนี้

$$n = \mathbf{Wp} + b = w_{11}p_1 + w_{12}p_2 + w_{13}p_3 + \dots + w_{1R}p_R + b \quad (3.5)$$

$$a = f(n) = f(\mathbf{Wp} + b) \quad (3.6)$$



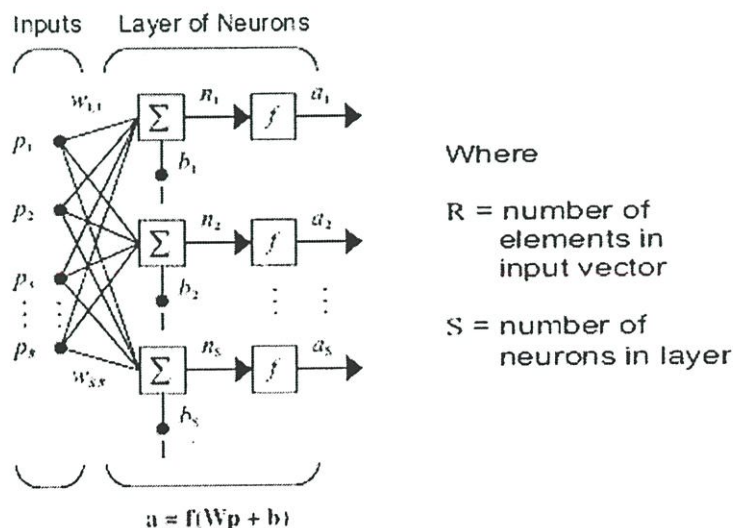
รูปที่ 3.5 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบหลายอินพุต

### 3.2.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมที่มีเพียงนิวรอนเดียวหลายอินพุต อาจจะไม่เพียงพอต่อการแก้ปัญหาที่ซับซ้อน สามารถแก้ไขได้โดยการนำนิวรอนหลายๆ ตัวมาขนานกัน หรือเรียกว่า ชั้น (Layer) รูปแบบของการเชื่อมโยงโครงข่ายมีหลายชนิด แต่ละชนิดมีคุณลักษณะเด่นต่างกันไป ดังนี้

#### 3.2.3.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer ANNs)

ในระบบงานปกติทั่วไปจะมีตัวแปรมากกว่าหนึ่งตัว โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายหน่วยหลายอินพุตจะมีหลายสัญญาณเข้าและหลายสัญญาณออก ซึ่งทำให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับระบบหลายตัวแปรได้ โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายอินพุตเอาที่พูดมีชื่อทั่วไปว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบเป็นชั้น ซึ่งรูปที่ 3.6 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งชั้น



รูปที่ 3.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

จากรูปที่ 3.6 ค่าต่างๆ สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 3.7 ถึง 3.10 ดังนี้

$$n_1 = w_{11}p_1 + w_{12}p_2 + w_{13}p_3 + \dots + w_{1R}p_R + b_1 \quad (3.7)$$

$$n_2 = w_{21}p_1 + w_{22}p_2 + w_{23}p_3 + \dots + w_{2R}p_R + b_2 \quad (3.8)$$

$$n_3 = w_{31}p_1 + w_{32}p_2 + w_{33}p_3 + \dots + w_{3R}p_R + b_3 \quad (3.9)$$

$$n_S = w_{S1}p_1 + w_{S2}p_2 + w_{S3}p_3 + \dots + w_{SR}p_R + b_S \quad (3.10)$$

และเอาต์พุตหาได้จากสมการที่ 3.11 ถึง 3.14

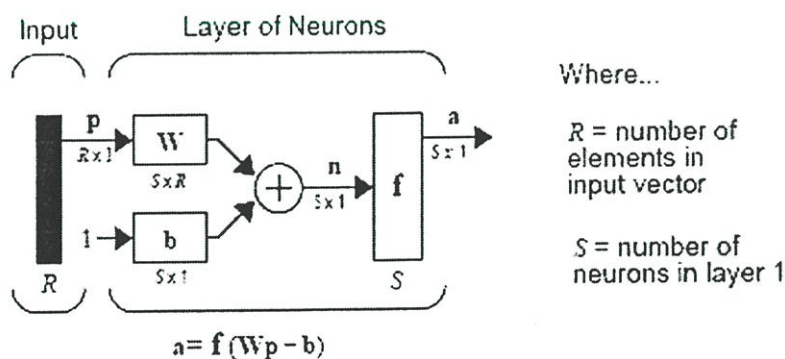
$$a_1 = f(n_1) = f(w_{11}p_1 + w_{12}p_2 + w_{13}p_3 + \dots + w_{1R}p_R + b_1) \quad (3.11)$$

$$a_2 = f(n_2) = f(w_{21}p_1 + w_{22}p_2 + w_{23}p_3 + \dots + w_{2R}p_R + b_2) \quad (3.12)$$

$$a_3 = f(n_3) = f(w_{31}p_1 + w_{32}p_2 + w_{33}p_3 + \dots + w_{3R}p_R + b_3) \quad (3.13)$$

$$a_S = f(n_S) = f(w_{S1}p_1 + w_{S2}p_2 + w_{S3}p_3 + \dots + w_{SR}p_R + b_S) \quad (3.14)$$

รูปที่ 3.7 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้นที่มีหลายอินพุตหลายเอาต์พุตในรูปเวกเตอร์-เมทริกซ์ ซึ่งประหยัดการเขียน เมื่อ  $\mathbf{p}$  เป็นอินพุตเวกเตอร์ขนาด  $R \times 1$   $\mathbf{W}$  เป็นเมทริกซ์น้ำหนักขนาด  $S \times R$   $\mathbf{b}$  เป็นไบอัสเวกเตอร์ขนาด  $S \times 1$   $\mathbf{n}$  เป็นเวกเตอร์ผลบวกระหว่าง  $\mathbf{Wp}$  และ  $\mathbf{b}$  ส่วน  $\mathbf{f}$  เป็นเวกเตอร์ฟังก์ชันถ่ายโอน และ  $\mathbf{a}$  เป็นเวกเตอร์เอาต์พุต ส่วน  $R$  เป็นค่าสเกลาร์แสดงจำนวนอินพุต และ  $S$  เป็นค่าสเกลาร์แสดงจำนวนนิวรอน



รูปที่ 3.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวในรูปแบบย่อ

โดยกำหนดให้

$$\mathbf{p} = [p_1 \ p_2 \ p_3 \ \dots \ p_R]^T \quad (3.15)$$

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & \dots & w_{1R} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & \dots & w_{2R} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S1} & w_{S2} & w_{S3} & \dots & w_{SR} \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

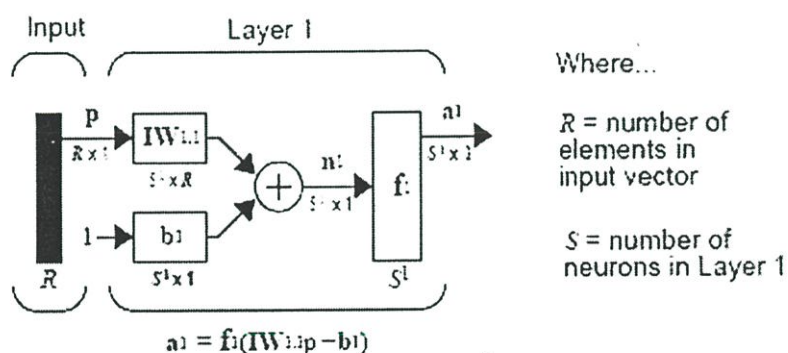
$$\mathbf{b} = [b_1 \ b_2 \ b_3 \ \dots \ b_S]^T \quad (3.17)$$

ดังนั้น จากรูปที่ 3.6 ค่าต่าง ๆ สามารถคำนวณได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\mathbf{n} = \mathbf{Wp} + \mathbf{b} \quad (3.18)$$

$$\mathbf{a} = \mathbf{f}(\mathbf{n}) = \mathbf{f}(\mathbf{Wp} + \mathbf{b}) \quad (3.19)$$

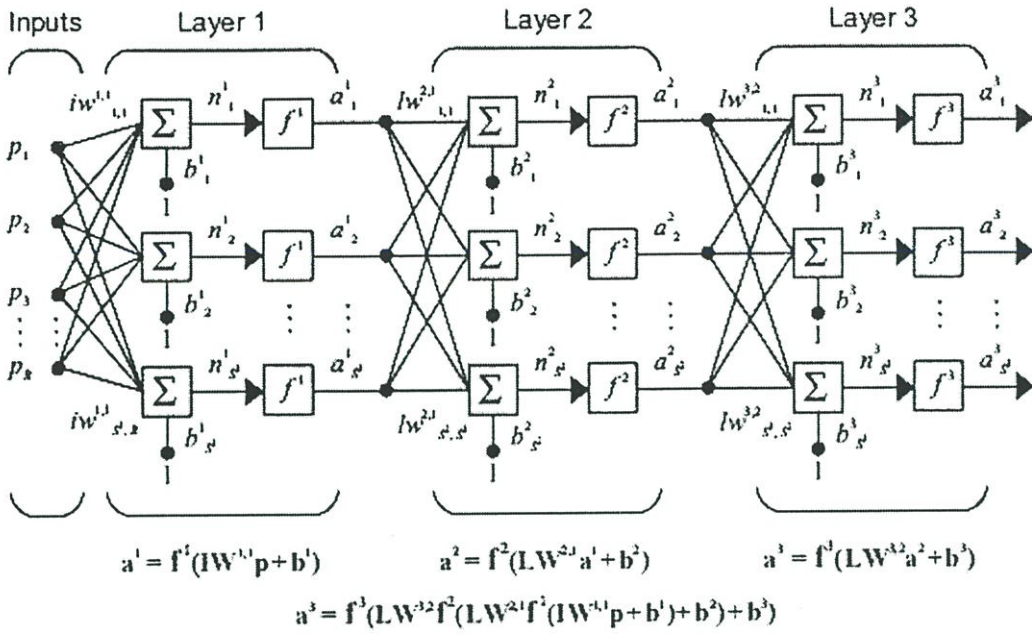
รูปที่ 3.8 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้นที่ใช้ใน MATLAB Toolbox โดย  $\mathbf{IW}^{1,1}$  เป็นน้ำหนักอินพุต (Input Weight) เป็นการเชื่อมโยงจากต้นทางไปยังปลายทาง สำหรับพารามิเตอร์อื่นๆ ที่มีตัวยกเป็นเลข 1 เป็นการบอกว่าเป็นพารามิเตอร์ของชั้นที่ 1



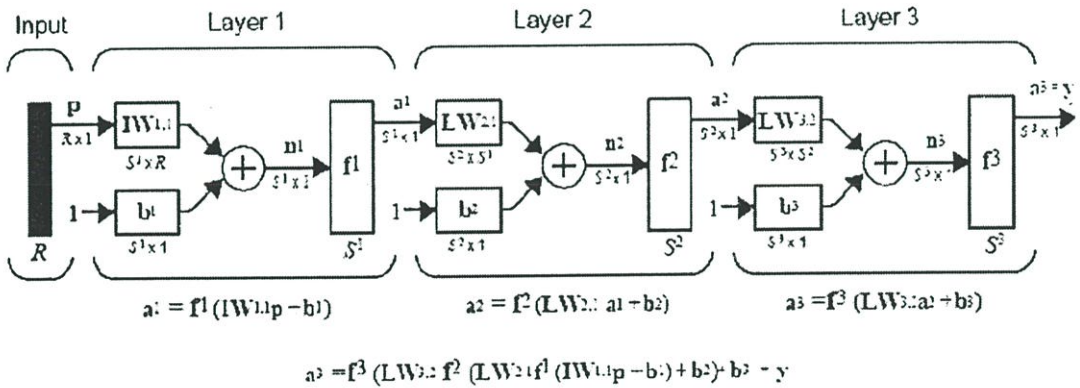
รูปที่ 3.8 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวที่ใช้ใน MATLAB Toolbox

### 3.2.3.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer ANNs)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่นิยมใช้มากที่สุด ซึ่งสามารถทำงานที่มีความซับซ้อนมากๆ ได้ อาจกล่าวได้ว่าสามารถประยุกต์ใช้ได้กับงานเกือบทุกประเภท โดยมีข้อแม้ว่าต้องมีจำนวนชั้นและจำนวนนิวรอนที่เหมาะสม รูปที่ 3.9 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบสามชั้น และรูปที่ 3.10 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบสามชั้นในรูปแบบเมทริกซ์



รูปที่ 3.9 โครงข่ายประสาทเทียมสามชั้น



รูปที่ 3.10 โครงข่ายประสาทเทียมสามชั้นในรูปแบบย่อ

จากรูปที่ 3.9 เป็นตัวอย่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นนี้มีการเรียกชื่อชั้นต่างๆ ดังนี้ คือ ชั้นแรกที่อยู่ตรงอินพุต เรียกว่า ชั้นอินพุต (Input layer) ซึ่งในชั้นนี้ไม่มีการคำนวณ แต่จะทำหน้าที่เชื่อมต่อข้อมูลไปยังชั้นถัดไป ชั้นที่อยู่สุดท้ายทางขวามือ เรียกว่า ชั้นเอาต์พุต (Output layer) เป็นชั้นที่โครงข่ายให้ผลลัพธ์ ส่วนชั้นที่อยู่ระหว่างอินพุตและเอาต์พุต จะมีกี่ชั้นก็ตามจะเรียกว่า ชั้นซ่อน (Hidden layer)

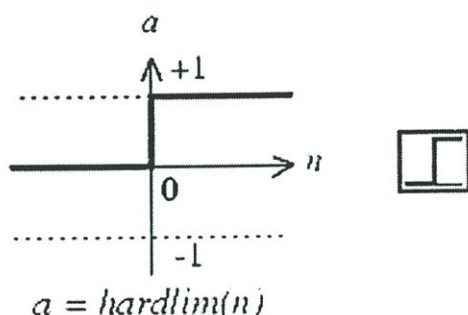
การกำหนดจำนวนของชั้นซ่อนในโครงข่ายหนึ่งๆ ว่าควรมีกี่ชั้นและแต่ละชั้นประกอบด้วยกี่โหนดนั้น ไม่มีกฎเกณฑ์หรือทฤษฎีที่แน่นอน ดังนั้นในการกำหนดจำนวนชั้นและโหนดของแต่ละชั้นซ่อนสามารถได้มาจากการทดลอง

### 3.2.4 ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function)

ฟังก์ชันถ่ายโอน[7] มีอยู่มากมายหลายชนิดด้วยกัน เช่น ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Hard-limit ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Hard-limit สมมาตร ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น (Linear) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอจิกมอยด์ (Logarithmic sigmoid) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเพอร์บอริกแทนเจนต์ซิกมอยด์ หรือแทนซิกมอยด์ (Hyperbolic tangent sigmoid) และอื่นๆ ซึ่งฟังก์ชันถ่ายโอนแต่ละชนิดมีรายละเอียดดังนี้

#### 3.2.4.1 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Hard-limit

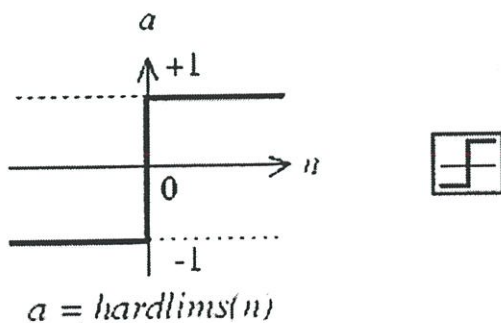
$$f(n) = \begin{cases} 0 & ; n < 0 \\ 1 & ; n \geq 0 \end{cases} \quad (3.20)$$



รูปที่ 3.11 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Hard-limit

#### 3.2.4.2 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Hard-limit สมมาตร

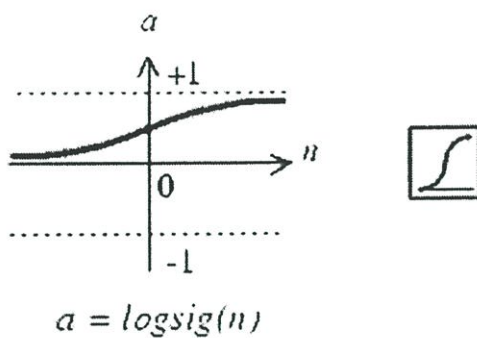
$$f(n) = \begin{cases} -1 & ; n < 0 \\ 1 & ; n \geq 0 \end{cases} \quad (3.21)$$



รูปที่ 3.12 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Hard-limit สมมาตร

## 3.2.4.3 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอกซิกมอยด์

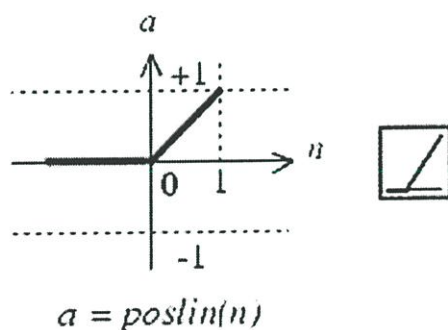
$$f(n) = \frac{1}{1 + \exp(-n)} \quad (3.22)$$



รูปที่ 3.13 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอกซิกมอยด์

## 3.2.4.4 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้นแบบบวก (Positive linear)

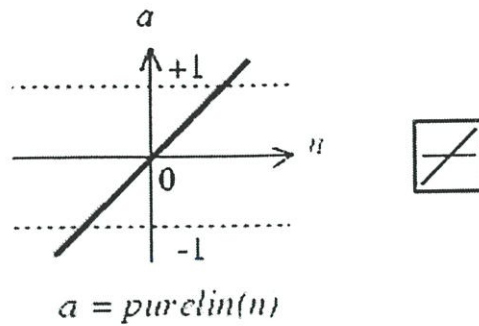
$$f(n) = \begin{cases} n & ; n \geq 0 \\ 0 & ; n < 0 \end{cases} \quad (3.23)$$



รูปที่ 3.14 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้นแบบบวก

## 3.2.4.5 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น (Linear)

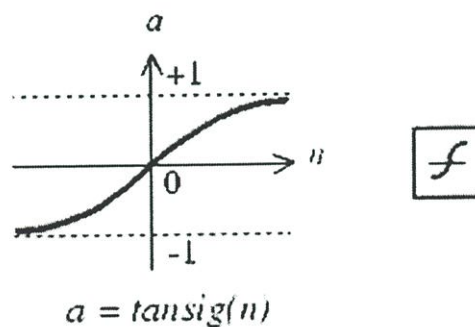
$$f(n) = n \quad (3.24)$$



รูปที่ 3.15 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น

### 3.2.4.6 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์

$$f(n) = \frac{\exp(n) - \exp(-n)}{\exp(n) + \exp(-n)} \quad (3.25)$$



รูปที่ 3.16 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์

ฟังก์ชันถ่ายโอนที่นิยมใช้ในการแก้ปัญหาที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Non Linear) คือ ฟังก์ชันลอกซิกมอยด์ เนื่องจากเป็นฟังก์ชันที่มีความไวต่อสัญญาณอินพุตขนาดเล็กๆ คือ เมื่อสัญญาณมีค่าไปทางบวกเพียงเล็กน้อย เอาท์พุทที่ได้จะมีค่าใกล้เคียง “1” ในขณะที่สัญญาณมีค่าไปทางลบเพียงเล็กน้อย เอาท์พุทที่ได้จะมีค่าใกล้เคียง “0” และมีการเฉลี่ยสัญญาณที่มีขนาดใหญ่ คือ เมื่อสัญญาณมีค่าไปทางบวกมากๆ เอาท์พุทที่ได้ก็ยังมีค่าใกล้เคียง “1” ในขณะที่สัญญาณมีค่าไปทางลบมากๆ เอาท์พุทที่ได้ก็ยังมีค่าใกล้เคียง “0” ซึ่งเป็นคุณสมบัติของการขยายที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Non Linear Gain)

### 3.2.5 การฝึกสอนและการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

ค่าน้ำหนักเปลี่ยนแปลงได้อย่างไรและมีความสัมพันธ์กับอะไรบ้าง เนื่องจากโครงข่ายประต้อมที่สร้างขึ้นใหม่ นั้น เปรียบเสมือนกับเด็กที่คลอดออกมาที่มีสมอง แต่สมองยังไม่เจริญเติบโต

เพียงพอและยังไม่ได้รับการฝึกฝนและเรียนรู้ เด็กจึงไม่สามารถทำกิจกรรมใดๆ ได้ด้วยตนเอง เว้นแต่กิจกรรมที่ธรรมชาติสร้างมาให้พร้อมกับการกำเนิดที่เรียกว่า “สัญชาตญาณ” ซึ่งธรรมชาติได้คุณลักษณะบางอย่างให้เซลล์สมองบางส่วนตั้งแต่ทารกเจริญเติบโตอยู่ในครรภ์ของมารดา อย่างเช่น ระบบควบคุมการหายใจ ความรู้สึก การเรียกร้องเมื่อหิว หรือการตอบสนองต่อสิ่งเร้า ฯลฯ เด็กจะพัฒนาการเรียนรู้ไปตามขั้นตอน หลังจากนั้นสมองของเขาจะได้รับการฝึกสอนและเจริญเติบโตไปพร้อมๆ กัน เซลล์สมองจะได้รับการปรับคุณลักษณะและเจริญเติบโตเป็นโครงข่ายที่สอดคล้องกับการฝึกสอน

โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นก็มีลักษณะเช่นเดียวกันคือ เมื่อสร้างเสร็จ แต่ละเซลล์ประสาทที่สร้างขึ้นมานั้นจะยังไม่มีคุณลักษณะใดๆ เลย เนื่องจากยังไม่มีกำหนดค่าไซแนปติกส์เวกซ์ที่เหมาะสมกับงานที่ต้องการให้กับมัน จึงต้องมีการฝึกสอนเพื่อให้ระบบที่สร้างขึ้นมีคุณลักษณะตามที่ต้องการ การฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียม จะกระทำโดยการปรับเปลี่ยนค่าไซแนปติกส์เวกซ์ ซึ่งก็คือการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมนั่นเอง

การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักอันเนื่องมาจากการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแยกออกเป็น 2 ลักษณะ คือ

1. Incremental Mode คือ การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักหลังจากแต่ละอินพุตถูกป้อนเพื่อทำการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

2. Batch Mode คือ การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักหลังจากอินพุตทั้งหมดถูกป้อนเพื่อทำการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมมีรูปแบบการฝึกสอนอยู่ด้วยกัน 2 แบบ ดังนี้

### 3.2.5.1 การฝึกสอนแบบอิสระ (Unsupervised Training)

การฝึกสอนแบบอิสระ เป็นการฝึกสอนที่ต้องการเฉพาะข้อมูลอินพุตป้อนเข้าสู่โครงข่าย และภายในโครงข่ายจะมีโหนดเอาต์พุตอยู่หลายโหนดด้วยกัน โดยแต่ละโหนดจะแทนกลุ่มของข้อมูลที่มีคุณสมบัติเหมือนกัน และเมื่อป้อนอินพุตเข้าสู่โครงข่าย โครงข่ายก็จะทำการคำนวณค่าความสัมพันธ์ที่มีอยู่ภายในเซตของอินพุต โดยอาศัยค่าถ่วงน้ำหนักเป็นตัวแยกความแตกต่างของอินพุตไปเก็บไว้ในโหนดเอาต์พุตของโครงข่าย ข้อดีของการฝึกสอนแบบนี้ คือ มีความใกล้เคียงกับโครงข่ายประสาทชีวภาพ แต่ไม่สามารถแก้ปัญหาที่ซับซ้อนมากๆ ได้

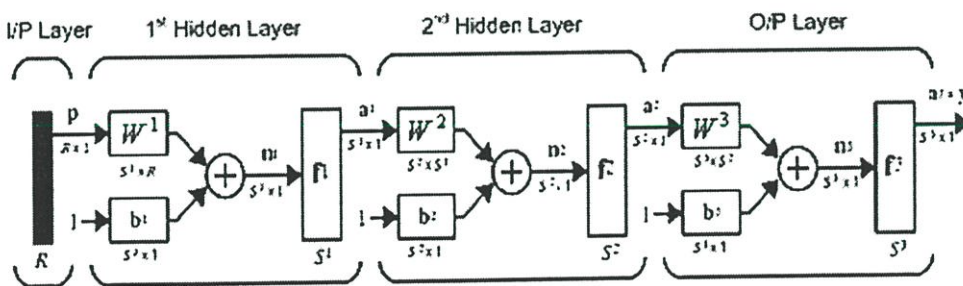
### 3.2.5.2 การฝึกสอนแบบควบคุม (Supervised Training)

การฝึกสอนโดยวิธีนี้จะกำหนดเซตของการสอนให้กับโครงข่าย ซึ่งภายในเซตประกอบด้วยข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่ต้องการ เรียกว่า คู่ของการฝึกสอน (Training pairs) เมื่อทำการป้อนอินพุตให้กับโครงข่าย โครงข่ายก็จะทำการประมวลผลจนได้คำตอบ ซึ่งคำตอบที่ได้จากโครงข่ายนี้จะถูกนำมาคำนวณค่าความผิดพลาด (Error) ก็คือ ค่าความแตกต่างระหว่างคำตอบที่ได้

จากโครงข่ายกับคำตอบเป้าหมาย (Target) ของอินพุตชุดเดียวกัน ว่ามีค่ามากน้อยเพียงใด ถ้ายังมีค่าความผิดพลาดสูงอยู่ ก็จะทำให้การฝึกสอนรอบใหม่ให้กับ โครงข่าย เพื่อทำการปรับค่าไซแนปติกส์ เวกซ์และทำการฝึกสอนต่อไปจนกระทั่งค่าความผิดพลาดระหว่างคำตอบที่ได้จากโครงข่ายกับคำตอบเป้าหมายของอินพุตชุดเดียวกันมีค่าน้อยพอที่จะยอมรับได้ จึงหยุดทำการฝึกสอนโครงข่ายต่อไปเป็นตัวอย่างของการฝึกสอนแบบควบคุมรูปแบบหนึ่ง ซึ่งในปัจจุบันนิยมนำมาประยุกต์ใช้กันมาก

### การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Learning)[8][9]

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นสามารถแก้ปัญหาที่ซับซ้อนมากๆ ได้ดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว แต่การฝึกสอนอาจจะยากกว่า ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นที่มีชั้นซ่อนหนึ่งหรือมากกว่านั้น การส่งข้อมูลระหว่างอินพุตและเอาต์พุต จะถูกส่งไปในทิศทางเดียวคือ จากอินพุตไปเอาต์พุต ไม่มีการส่งข้อมูลจากเอาต์พุตกลับไปยังอินพุต แต่มีการเรียนรู้รูปแบบหนึ่งที่มีการส่งข้อมูลจากเอาต์พุตกลับไปยังอินพุตเรียกว่า การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ เป็นการเรียนรู้แบบควบคุม คือ จะมีเซตของข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตเป้าหมาย โดยทำการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมรอบแรก และเปรียบเทียบเอาต์พุตที่ได้จากระบบกับเอาต์พุตเป้าหมาย ค่าที่ได้นี้ คือ ค่าผิดพลาดของชั้นเอาต์พุต หลังจากนั้นส่งค่าผิดพลาดของชั้นเอาต์พุตนี้กลับไปเพื่อใช้ในการคำนวณค่าผิดพลาดของชั้นซ่อนและนำค่าผิดพลาดที่ได้จากการคำนวณทั้งหมดไปปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก (Update Weight) ในทุกๆ ชั้นของโครงข่าย



รูปที่ 3.17 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ

รูปที่ 3.17 เป็นตัวอย่างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ซึ่งขั้นตอนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับสามารถอธิบายเป็นข้อๆ ได้ดังนี้

#### ขั้นตอนที่ 1 ออกแบบโครงสร้างของระบบ

ทำการออกแบบระบบ โดยต้องกำหนดจำนวนชั้น ฟังก์ชันถ่ายโอน และเงื่อนไขการหยุดฝึกสอน ซึ่งในรูปที่ 3.17 เป็นตัวอย่างของโครงข่ายที่มี 3 ชั้น

### ขั้นตอนที่ 2 กำหนดค่าถ่วงน้ำหนักและไบอัสเริ่มต้น

ทำการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนัก ( $W$ ) ในการเชื่อมต่อและค่าไบอัส ( $b$ ) ทั้งหมดในโครงข่าย โดยกำหนดให้มีค่าน้อยๆ (-1 ถึง +1)

### ขั้นตอนที่ 3 การฝึกสอน

เป็นขั้นตอนการฝึกสอนเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมได้เรียนรู้ ซึ่งประกอบด้วย 3 ส่วนหลัก คือ ขั้นตอน Feedforward (ขั้นตอนที่ 4 ถึง 7) ขั้นตอน Backpropagation of Error (ขั้นตอนที่ 8 ถึง 10) และสุดท้ายเป็นขั้นตอนการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักและไบอัส (ขั้นตอนที่ 11)

### ขั้นตอนที่ 4 ป้อนคู่ของอินพุตและเอาต์พุต

ป้อนคู่ของการฝึกสอน คือ อินพุต ( $p$ ) และเอาต์พุตเป้าหมาย ( $target(t)$ ) เข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม

### ขั้นตอนที่ 5 รับสัญญาณอินพุต

เป็นการรับสัญญาณอินพุตเข้ามาในแต่ละโหนดของอินพุต และแพร่กระจายไปสู่ทุกๆ โหนดในชั้นถัดไป

### ขั้นตอนที่ 6 คำนวณผลรวมค่าถ่วงน้ำหนักและอินพุตที่รับเข้ามาในทุกโหนดของโครงข่าย

เป็นการคำนวณหาผลรวมของสัญญาณอินพุตที่ป้อนเข้ามาตามเส้นทางของค่าถ่วงน้ำหนักต่างๆ โดย  $n^1$  คือ ค่าผลรวมของชั้นซ่อนที่ 1 มีสมการดังนี้

$$n^1 = \sum(pW^1 + b^1) \quad (3.26)$$

โดย  $p$  คือ สัญญาณอินพุต

$W^1$  คือ ค่าถ่วงน้ำหนักประจำตัวของแต่ละโหนดในชั้นซ่อนที่หนึ่ง

และ  $b^1$  คือ ค่าไบอัสประจำตัวของแต่ละโหนดในชั้นซ่อนที่หนึ่ง

จากนั้นทำการปรับสัญญาณที่ออกจากชั้นนี้ด้วยฟังก์ชันถ่ายโอน ดังสมการที่ 3.27 แล้วทำการส่งต่อไปยังชั้นต่อไป

$$a^1 = f^1(pW^1 + b^1) \quad (3.27)$$

ทำการคำนวณตามขั้นตอนที่ 6 ให้กับแต่ละโหนดในทุกชั้นซ้อนของโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนที่ 7 คำนวณผลรวมค่าถ่วงน้ำหนักและอินพุทที่รับเข้ามาในโหนดเอาต์พุท เป็นการคำนวณหาผลรวมของสัญญาณอินพุทที่ป้อนเข้ามาตามเส้นทางของค่าถ่วงน้ำหนักต่างๆ โดย  $\mathbf{n}^3$  คือ ค่าผลรวมของชั้นเอาต์พุท สมการมีดังนี้

$$\mathbf{n}^3 = \sum (\mathbf{a}^2 \mathbf{W}^3 + \mathbf{b}^3) \quad (3.28)$$

โดย  $\mathbf{a}^2$  คือ สัญญาณเอาต์พุทจากชั้นที่สอง ซึ่งเป็นสัญญาณอินพุทของชั้นเอาต์พุท

$\mathbf{W}^3$  คือ ค่าถ่วงน้ำหนักประจำตัวของแต่ละโหนดในชั้นเอาต์พุท

และ  $\mathbf{b}^3$  คือ ค่าไบอัสประจำตัวของแต่ละโหนดในชั้นเอาต์พุท

จากนั้นทำการปรับสัญญาณที่ออกจากชั้นนี้ด้วยฟังก์ชันถ่ายโอน ดังสมการที่ 3.29 ซึ่งเป็นเอาต์พุทของโครงข่าย

$$\mathbf{y} = \mathbf{f}^3 (\mathbf{a}^2 \mathbf{W}^3 + \mathbf{b}^3) \quad (3.29)$$

ขั้นตอนที่ 8 คำนวณค่าผิดพลาด

เป็นการหาค่าความคลาดเคลื่อน ระหว่างเอาต์พุทที่ได้จริงกับเอาต์พุทเป้าหมาย

$$\mathbf{E} = \mathbf{t} - \mathbf{y} \quad (3.30)$$

ขั้นตอนที่ 9 หาคอนุพันธ์ของฟังก์ชันในทุกชั้น

ขั้นตอนที่ 10 คำนวณค่าความไว

ทำการคำนวณค่าความไว (Sensitivity(s)) ของทุกชั้น โดยย้อนจากเอาต์พุทไปยังอินพุท

$$\mathbf{s}^M = -2\dot{\mathbf{F}}^M (\mathbf{n}^M) (\mathbf{t} - \mathbf{a}) \quad (3.31)$$

$$\mathbf{s}^m = \dot{\mathbf{F}}^M (\mathbf{n}^M) (\mathbf{W}^{m+1})^T \mathbf{s}^{m+1} \quad (3.32)$$

โดย  $M =$  จำนวนชั้น

และ  $m = M-1, \dots, 3, 2, 1$

ขั้นตอนที่ 11 ปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัส

ทำการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักในทุกๆ ชั้นของโครงข่าย ดังสมการที่ 3.33

$$\mathbf{W}^m(k+1) = \mathbf{W}^m(k) - \alpha s^m (\mathbf{a}^{m-1})^T \quad (3.33)$$

และปรับปรุงค่าไบอัสในทุกๆ ชั้น ดังสมการที่ 3.34

$$\mathbf{b}^m(k+1) = \mathbf{b}^m(k) - \alpha s^m \quad (3.34)$$

โดย  $\alpha$  คือ อัตราการเรียนรู้

ขั้นตอนที่ 12 วนไปทำขั้นตอนที่ 4 ถึงขั้นตอนที่ 11 จนข้อมูลถูกฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมครบทุกชุด

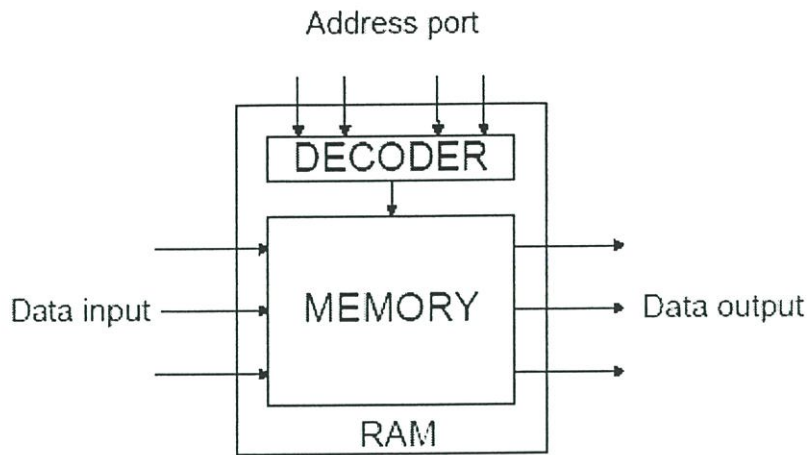
ขั้นตอนที่ 13 การหยุดฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งมีเงื่อนไขดังนี้

1. ค่าผิดพลาด : โดยทำการเปรียบเทียบค่าผิดพลาด ( $E$ ) ที่คำนวณได้จากข้อ 8 กับค่าผิดพลาดสูงสุด ( $E_k$ ) ที่ได้กำหนดไว้ ถ้าค่าผิดพลาดที่ได้มากกว่าค่าผิดพลาดสูงสุด ( $E > E_k$ ) จะต้องกลับไปทำข้อ 4 และเริ่มจากข้อมูลชุดแรกใหม่ จนกระทั่งค่าผิดพลาดที่ได้น้อยกว่าค่าผิดพลาดสูงสุด ( $E < E_k$ ) จึงหยุดทำการฝึกสอนให้กับโครงข่าย

2. จำนวนรอบของการฝึกสอน : หยุดทำการฝึกสอนให้กับโครงข่าย เมื่อจำนวนรอบการฝึกสอนให้กับโครงข่ายถึงจำนวนรอบที่ตั้งไว้

### 3.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก (Weightless Artificial Neural Networks)

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมในหนึ่งรอบการเรียนรู้นั้นจะต้องผ่านการคำนวณมากมาย ทำให้ระบบมีความล่าช้า แต่โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักนั้นจะทำงานในลักษณะของตารางบูลีน (Boolean Table) เหมือนกับการสร้างตารางลอจิก ซึ่งไม่มีการคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักของไซแนปส์หรือต้องนำไปเข้าสมการใดๆ ที่ยุ่งยาก ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักมีข้อได้เปรียบในเรื่องความเร็วและกระบวนการที่ง่ายกว่า เมื่อเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีน้ำหนัก

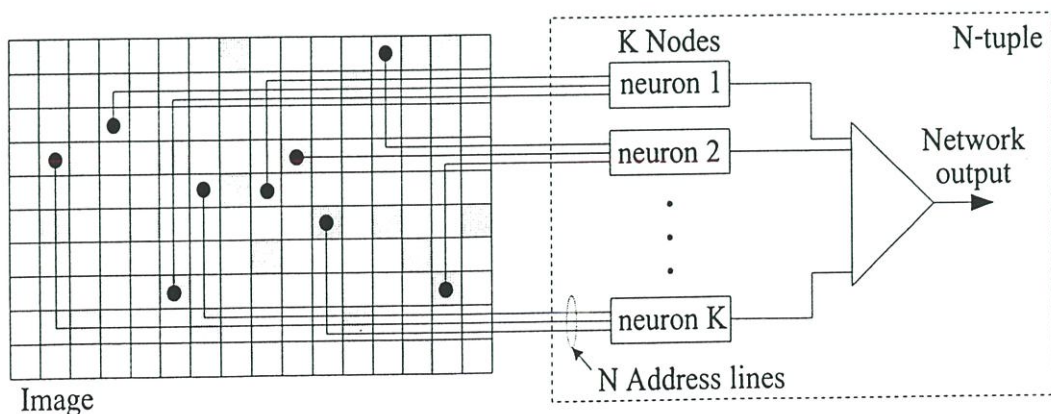


รูปที่ 3.18 หน่วยความจำชั่วคราว

โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักมีหลักการการทำงานเหมือนกับหน่วยความจำชั่วคราว (RAM) ดังรูปที่ 3.18 คือ ในหนึ่งนิวรอนจะทำหน้าที่เหมือนหน่วยความจำชั่วคราว ซึ่งสามารถอ่านหรือเขียนข้อมูลเข้าไปได้ โดยการส่งตำแหน่ง (Address) ของข้อมูลที่ต้องการเขียนหรืออ่านไปที่หน่วยความจำชั่วคราว หน่วยความจำก็จะเขียนหรืออ่านข้อมูลนั้น ซึ่งตำแหน่งก็คือ ข้อมูลที่รับมาจากไซแนปส์ของนิวรอน ซึ่งเป็นข้อมูลแบบไบนารี ส่วนข้อมูลที่เขียนหรืออ่านที่ตำแหน่งนั้นก็คือข้อมูลของลายเซ็นที่ทำการฝึกสอนและข้อมูลที่ได้จากการประมวลผล ตามลำดับ

### 3.3.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก มีหลักการเหมือนกับหน่วยความจำชั่วคราว ที่เป็นพื้นที่สำหรับเก็บข้อมูลการกระตุ้นของอินพุทและผลตอบสนองต่อความสัมพันธ์ใน look-up tables ซึ่งถูกนำเสนอโดย Bledsoe และ Browning[10] รู้จักกันในชื่อของกระบวนการจำแนกข้อมูลแบบ n-tuple[11][12] โดยแต่ละ โหนดจะรับข้อมูลเพียงส่วนเล็กๆ ของข้อมูลทั้งหมด และมีผลตอบสนองของแต่ละ โหนดเป็นอิสระต่อกัน ดังแสดงในรูปที่ 3.19

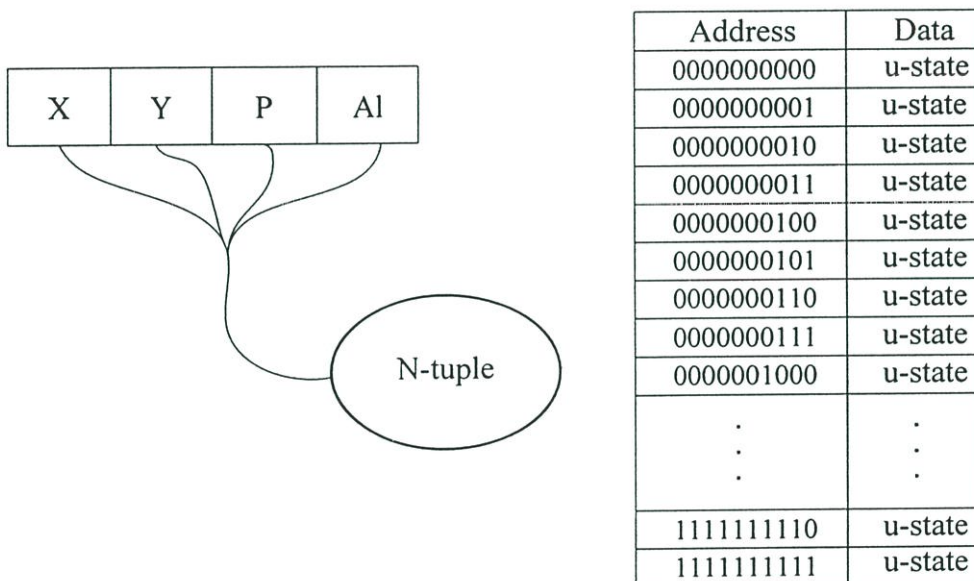


รูปที่ 3.19 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

จากรูปที่ 3.19 โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก จะแตกต่างจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีน้ำหนักที่ไม่มีค่าถ่วงน้ำหนักที่ไซแนปส์ ซึ่งทำหน้าที่ในการรับส่งข้อมูล โดยในรูปแบบเป็นโครงสร้างที่ง่ายไม่ซับซ้อน มีนิวรอน 1 ชั้นและไม่มีการป้อนกลับ (Single Layer Feed Forward Neuron)

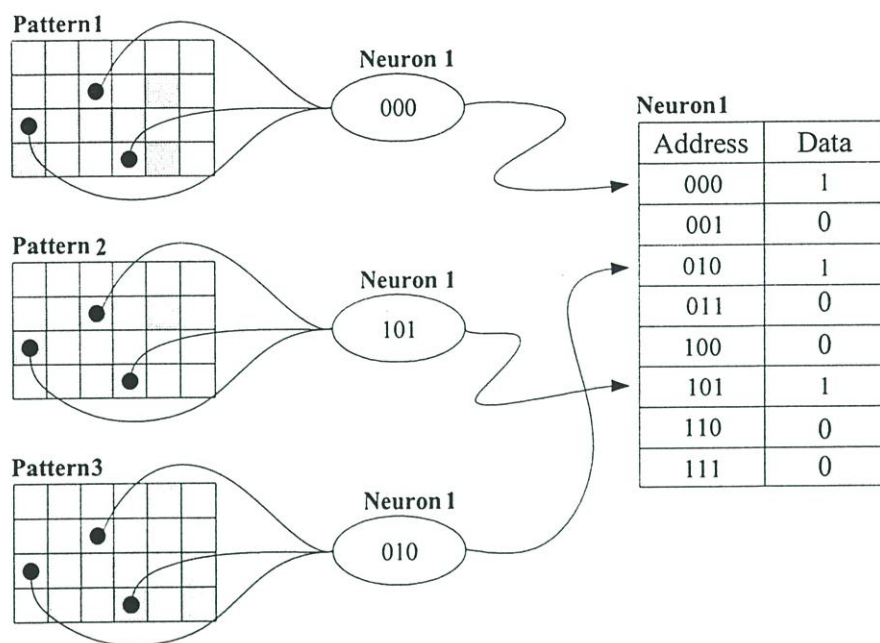
### 3.3.2 การฝึกสอนและการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

เนื่องจากการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักจะเหมือนกับการทำงานของหน่วยความจำชั่วคราว ดังนั้นการเริ่มต้นฝึกสอนให้กับนิวรอนจะต้องกำหนดให้ทุกตำแหน่งในหน่วยความจำอยู่ในสถานะ undefined-state (u-state) คือ สภาพที่ค่าของข้อมูลในหน่วยความจำยังไม่ได้ถูกกำหนดชัดเจน ดังรูปที่ 3.20



รูปที่ 3.20 โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักก่อนทำการฝึกสอน

ข้อมูลที่นำมาให้ n-tuple จับนี้ต้องอยู่ในรูปของไบนารี คือ เป็นภาพขาว-ดำ โดยกำหนดให้พิกเซลที่มีสีขาวแทนด้วยข้อมูล “0” และสีดำแทนด้วยข้อมูล “1” จากนั้นจึงให้ไซแนปส์ของนิวรอนแต่ละตัวจับตามตำแหน่งที่คี่ที่สุด ซึ่งจะอธิบายในบทต่อไป เพื่อนำข้อมูลที่ไซแนปส์จับนี้ไปใช้เป็นตำแหน่งของหน่วยความจำชั่วคราว (Content Addressable)[13] ดังรูปที่ 3.21



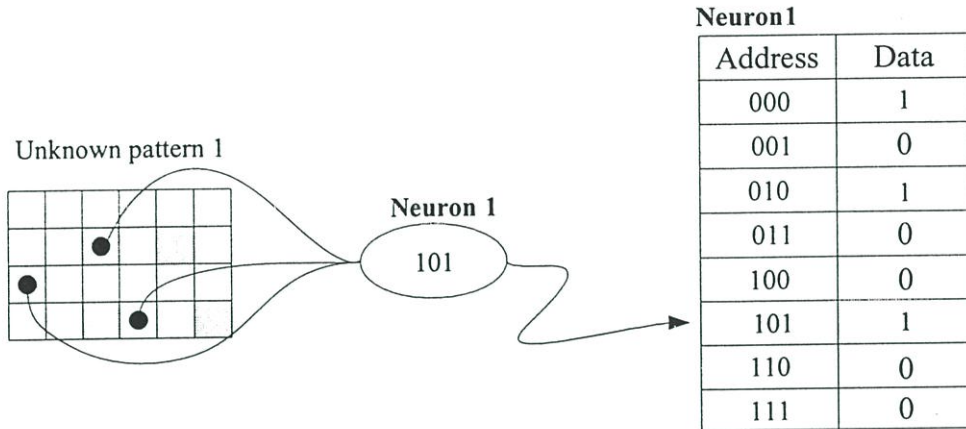
รูปที่ 3.21 การฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

จากรูปที่ 3.21 เป็นการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก โดยนิเวรอนที่จับภาพของลายเซ็น ซึ่งอยู่ในรูปแบบไบนารี ก็อนิเวรอนตัวเดียวกัน มีตำแหน่งของไซแนปส์เป็นตำแหน่งเดียวกันทั้ง 3 ลายเซ็น เมื่อข้อมูลที่ได้จากไซแนปส์ตรงกับตำแหน่งใดในหน่วยความจำ ก็ จะทำการเซตข้อมูลที่ตำแหน่งนั้นเป็น “1” ส่วนข้อมูลในตำแหน่งที่เหลือจะถูกเซตให้เป็น “0”

### 3.3.3 การประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

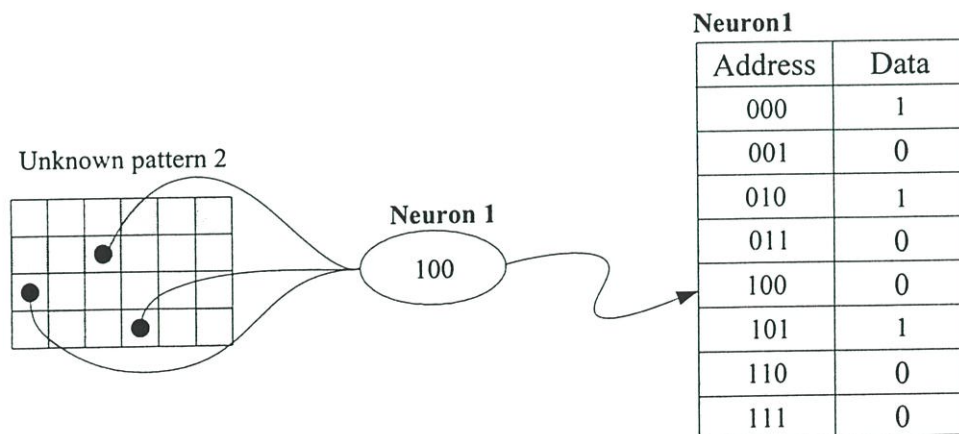
เนื่องจากการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักนี้ เหมือนกับหลักการ ทำงานของหน่วยความจำชั่วคราว ดังนั้นกระบวนการประมวลผลของนิเวรอนสามารถใช้หลักการ การอ่านข้อมูลของหน่วยความจำชั่วคราว ซึ่งทำได้โดยการกำหนดตำแหน่งของข้อมูลที่ต้องการ อ่านไปที่หน่วยความจำชั่วคราว จากนั้นหน่วยความจำชั่วคราวก็จะส่งข้อมูลที่ต้องการนั้นออกมา จากหลักการดังกล่าวสามารถนำมาใช้ในการประมวลผลได้ โดยกำหนดให้ตำแหน่งใน หน่วยความจำชั่วคราวเป็นค่าที่ได้จากไซแนปส์ของนิเวรอนแต่ละตัว เพื่อนำไปเป็นค่าชี้ตำแหน่ง ของหน่วยความจำชั่วคราวที่ต้องการอ่านค่า ซึ่งก็คือค่าที่ได้จากการประมวลผลนั่นเอง โดยตำแหน่ง ที่กำหนดให้ไซแนปส์ของนิเวรอนแต่ละตัวจับก็คือ ตำแหน่งเดียวกับตำแหน่งขาไซแนปส์ของ นิเวรอนแต่ละตัวจับในกระบวนการฝึกสอน ในการประมวลผลจะกำหนดให้ 1 นิเวรอนแทนด้วย คะแนน 1 คะแนน โดยถ้านิเวรอนประมวลผลแล้วเป็นลายเซ็นที่เคยเรียนรู้จะตอบ 1 คะแนน แต่ถ้า ประมวลผลแล้วเป็นลายเซ็นที่ไม่เคยเรียนรู้จะตอบ 0 คะแนน

ข้อมูลที่ได้จากกระบวนการประมวลผล สามารถแยกออกเป็น 2 กรณี คือ กรณีแรก ตำแหน่งของข้อมูลที่ทดสอบตรงกับตำแหน่งของข้อมูลที่เคยได้รับการฝึกสอน (Hamming distance = 0) ดังรูปที่ 3.22 คำตอบที่ได้จากนิวรอนตัวนี้ คือ 1 คะแนน



รูปที่ 3.22 ตำแหน่งข้อมูลที่ทดสอบตรงกับการฝึกสอน

ส่วนกรณีที่สอง ตำแหน่งของข้อมูลที่ทดสอบไม่ตรงกับตำแหน่งของข้อมูลที่เคยได้รับการฝึกสอน (Hamming distance = 0) ดังรูปที่ 3.23 ซึ่งเป็นตำแหน่งที่มีข้อมูลเป็น 0 แต่นิวรอนตัวนี้ยังไม่ให้คำตอบว่าเป็นลายเซ็นจริงหรือปลอม (1 หรือ 0 คะแนน) โดยต้องทำการหาคำแหน่งนี้ต่างจากตำแหน่งที่เคยได้รับการฝึกสอนก็บิต ซึ่งอาศัยหลักการของ Hamming Distance (HD)[14]



รูปที่ 3.23 ตำแหน่งข้อมูลที่ทดสอบไม่ตรงกับการฝึกสอน

การเปรียบเทียบเพื่อหาตำแหน่งที่ใกล้เคียงที่สุด โดยใช้ Hamming Distance เป็นการเปรียบเทียบกันแบบบิตต่อบิต โดยการนำตำแหน่งทั้งสองที่ต้องการเปรียบเทียบมา Exclusive-or กัน แล้วนำบิตจากคำตอบที่มีค่าเป็น 1 มารวมกันก็จะได้ค่า Hamming Distance ของข้อมูลที่เปรียบเทียบกัน ซึ่งถ้ามีค่ามากแสดงว่าตำแหน่งที่นำมาเปรียบเทียบกันมีจำนวนบิตแตกต่างกันมาก

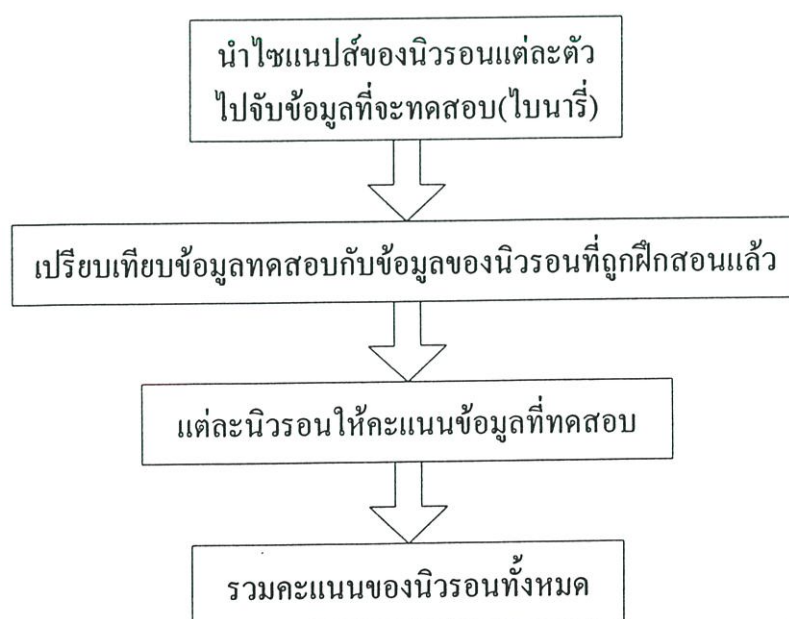
จากรูปที่ 3.23 สามารถคำนวณหาค่า Hamming Distance ของตำแหน่งข้อมูลที่ใช้ทดสอบคือ 100 กับตำแหน่งของข้อมูลที่เคยได้รับการฝึกสอน คือ 000 010 และ 101 ได้ดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 การหาค่า Hamming Distance ของ 100 กับ 000 010 และ 101

ตำแหน่งของข้อมูลที่ใช้ทดสอบ	1 0 0	1 0 0	1 0 0
ตำแหน่งของข้อมูลที่เคยได้รับการฝึกสอน	0 0 0	0 1 0	1 0 1
Excusive-or	1 0 0	1 1 0	0 0 1
Hamming Distance	1	2	1

กระบวนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก จะต้องทำการกำหนดค่า Hamming Distance สูงสุด ( $HD_{max}$ ) ให้กับระบบก่อน ซึ่งถ้าค่า Hamming Distance ที่คำนวณได้มีค่ามากกว่าค่า Hamming Distance สูงสุด ( $HD > HD_{max}$ ) คำตอบที่ได้จากนิวรอนจะเป็น 0 คะแนน แต่ถ้าค่า Hamming Distance ที่คำนวณได้มีค่าน้อยกว่าค่า Hamming Distance สูงสุด ( $HD < HD_{max}$ ) คำตอบที่ได้จากนิวรอนจะเป็น 1 คะแนน จากการใช้ Hamming Distance มีผลทำให้โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างมี Generalization มากขึ้น เนื่องจากระบบจะยอมรับบางลายเซ็นที่มีความคล้ายคลึงกันกับลายเซ็นที่ได้รับการฝึกสอน แม้ว่าลายเซ็นนั้นจะไม่เคยได้รับการฝึกสอนก็ตาม

ขั้นตอนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก สามารถสรุปได้ดังรูปที่ 3.24



รูปที่ 3.24 ขั้นตอนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

จากขั้นตอนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก ดังรูปที่ 3.24 มีรายละเอียดดังนี้

**ขั้นตอนที่ 1** นำไซแนปส์ของนิวรอนแต่ละตัวไปจับข้อมูลที่จะทดสอบ ซึ่งข้อมูลนี้ถูกแปลงให้อยู่ในรูปของไบนารี โดยตำแหน่งที่กำหนดให้ไซแนปส์ของนิวรอนแต่ละตัวจับก็คือตำแหน่งเดียวกันกับตำแหน่งที่จับในกระบวนการฝึกสอน ซึ่งได้มาจากการหาตำแหน่งที่ดีที่สุด

**ขั้นตอนที่ 2** ทำการเปรียบเทียบข้อมูลทดสอบกับข้อมูลที่เก็บในนิวรอน โดยอาศัยหลักการของ Hamming Distance ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบกันแบบบิตต่อบิต

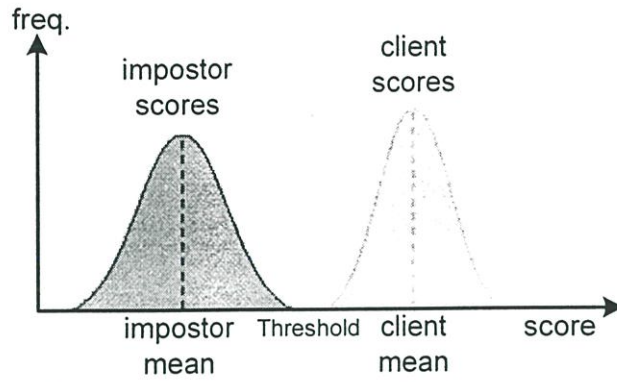
**ขั้นตอนที่ 3** จากขั้นตอนที่ 2 จะได้ค่า HD ของข้อมูลทดสอบในแต่ละนิวรอน ซึ่งที่ HD ค่าน้อยที่สุดแสดงว่าข้อมูลทดสอบมีค่าใกล้เคียงกับข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนนั้นมากที่สุดและนำ HD ค่าน้อยสุดนี้ไปเปรียบเทียบกับ  $HD_{max}$  ที่ได้กำหนดไว้ ถ้า  $HD > HD_{max}$  นิวรอนตัวนั้นจะตอบ 0 คะแนน แต่ถ้า  $HD < HD_{max}$  นิวรอนตัวนั้นจะตอบ 1 คะแนนกับข้อมูลทดสอบนั้น

**ขั้นตอนที่ 4** ทำการรวมคะแนนของนิวรอนทุกตัว เป็นคะแนนรวมให้กับข้อมูลทดสอบนั้น เพื่อนำไปพิจารณาว่าข้อมูลทดสอบนั้นเป็นข้อมูลจริงหรือปลอม โดยการใช้ฟังก์ชันการตัดสินใจของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก ซึ่งจะอธิบายต่อไป

### 3.3.4 ฟังก์ชันการตัดสินใจของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

จากกระบวนการประมวลผล ค่าที่ได้จะอยู่ในรูปของคะแนน (Scores) ซึ่งข้อมูลทดสอบ 1 ข้อมูลก็จะมีคะแนนที่ได้จากนิวรอนทั้งหมดรวมกัน 1 ค่า คะแนนนี้จะเป็นตัวบ่งชี้ว่าข้อมูลทดสอบมีความเหมือนกับข้อมูลที่ได้ฝึกสอนเพียงใด โดยถ้าคะแนนมากแสดงว่าข้อมูลทดสอบนั้นเหมือนกับข้อมูลที่ได้ฝึกสอนมาก

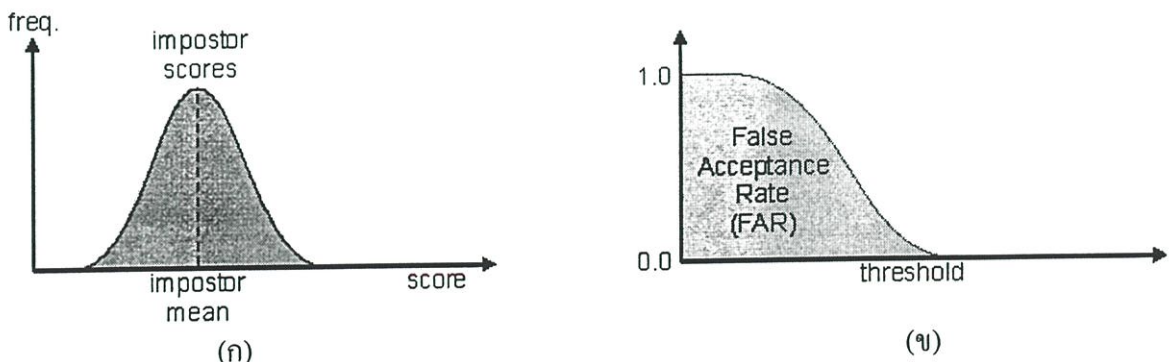
โดยทฤษฎีแล้ว คะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ที่คลั่งทะเยอใย (Client Scores) จะมีค่ามากกว่าคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ปลอมแปลง (Impostor Scores) ถ้าเป็นจริงตามทฤษฎีนี้ เราสามารถแยกคะแนน 2 กลุ่มออกจากกัน โดยใช้ความแตกต่างระหว่างคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ที่คลั่งทะเยอใยกับคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ปลอมแปลง ดังแสดงในรูปที่ 3.25



รูปที่ 3.25 การกระจายของคะแนนที่เป็นไปตามทฤษฎี

อาจจะมีหลากหลายสาเหตุที่ทำให้สมมติฐานนี้ไม่เป็นจริง ซึ่งมีหลายกรณีที่จะแนบข้อมูลทดสอบของผู้ปลอมแปลงมีค่ามากกว่าคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ที่ได้ลงทะเบียนไว้ ทำให้การแยกกลุ่มของคะแนนออกจากกัน โดยการใช้ค่าขีดเริ่ม (Threshold) มีความผิดพลาดเกิดขึ้น

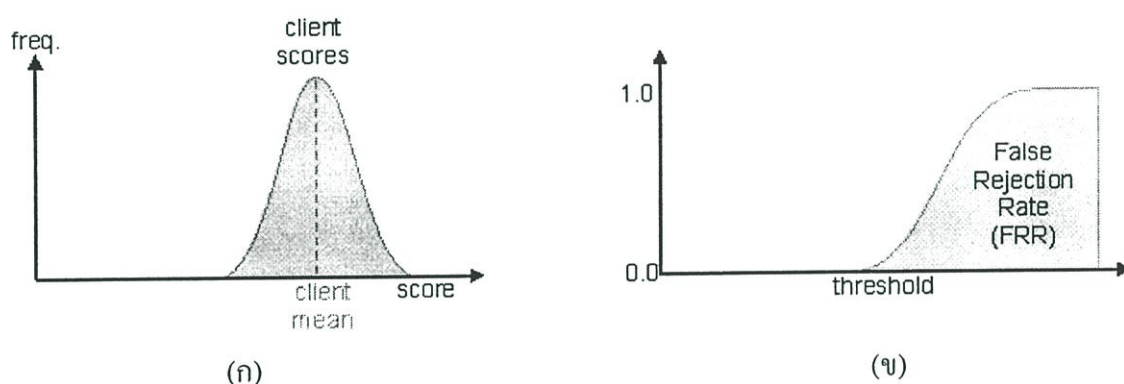
ซึ่งค่าขีดเริ่มนี้อาจจะกำหนดให้มีค่าสูงกว่าคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ปลอมแปลงสูงสุด ทำให้คะแนนของผู้ปลอมแปลงไม่มีผลต่อการแบ่งกลุ่มคะแนน ซึ่งส่งผลให้ระบบไม่มีการอนุญาตผิดพลาด (False Acceptance) แต่คะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ที่ได้ลงทะเบียนไว้ที่มีค่าต่ำกว่าคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ปลอมแปลงสูงสุดจะถูกระบบตอบว่าเป็นข้อมูลปลอม ซึ่งเป็นการปฏิเสธผิดพลาด (False Rejection) ในทางกลับกันถ้ากำหนดให้ค่าขีดเริ่มมีค่าต่ำกว่าคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ที่ได้ลงทะเบียนไว้ต่ำสุด ระบบจะไม่มีการปฏิเสธผิดพลาด แต่คะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ปลอมแปลงที่มีค่าสูงกว่าคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ที่ได้ลงทะเบียนไว้ต่ำสุดจะถูกระบบตอบว่าเป็นข้อมูลจริง ซึ่งเป็นการอนุญาตผิดพลาด แต่ถ้าเลือกค่าขีดเริ่มที่อยู่ระหว่าง 2 ตำแหน่งที่กล่าวมานี้ จะทำให้เกิดทั้งการอนุญาตผิดพลาดและการปฏิเสธผิดพลาด



รูปที่ 3.26 การกระจายของคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ปลอมแปลง

จากรูปที่ 3.26 เป็นการกระจายของคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ปลอมแปลง ประกอบด้วย ข้อมูลทดสอบจำนวนมาก ซึ่งคะแนนของข้อมูลทดสอบจะกระจายอยู่รอบคะแนนค่ากลาง (Mean Score) โดยรูปที่ 3.26 (ก) เป็นการกระจายแบบเกาส์เซียน

ค่าขีดเริ่มเป็นตัวกำหนดให้ข้อมูลทดสอบของผู้ปลอมแปลงทั้งหมดหรือบางส่วนถูกระบบ อนุญาต โดยอัตราส่วนของจำนวนข้อมูลทดสอบของผู้ปลอมแปลงที่ถูกระบบอนุญาตต่อจำนวน ข้อมูลทดสอบของผู้ปลอมแปลงทั้งหมด เรียกว่า อัตราการอนุญาตผิดพลาด (False Acceptance Rate (FAR)) ซึ่งจะเป็น 1 เมื่อข้อมูลทดสอบของผู้ปลอมแปลงทั้งหมดถูกระบบอนุญาตและเป็น 0 เมื่อ ไม่มีข้อมูลทดสอบของผู้ปลอมแปลงที่ถูกระบบอนุญาต ดังรูปที่ 3.26 (ข)

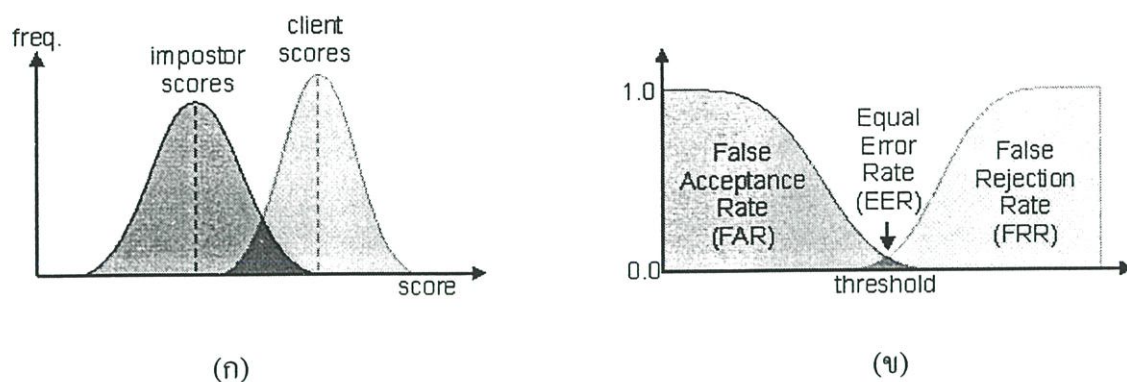


รูปที่ 3.27 การกระจายของคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ที่ได้ลงทะเบียนไว้

จากรูปที่ 3.27 เป็นการกระจายของคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ที่ได้ลงทะเบียนไว้ ซึ่งคล้าย กับคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ปลอมแปลง คือ คะแนนของข้อมูลทดสอบจะกระจายอยู่รอบ คะแนนค่ากลาง ซึ่งค่ากลางของคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ที่ได้ลงทะเบียนไว้ (Client Mean) จะสูง กว่าค่ากลางของคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ปลอมแปลง (Impostor Mean) ดังรูปที่ 3.26 (ก) และ 3.27 (ก) ซึ่งถ้าค่าขีดเริ่มมีค่าสูงจะทำให้ข้อมูลทดสอบของผู้ที่ได้ลงทะเบียนไว้บางส่วนถูกปฏิเสธ

ค่าขีดเริ่มเป็นตัวกำหนดให้ข้อมูลทดสอบของผู้ที่ได้ลงทะเบียนไว้ทั้งหมดหรือบางส่วนถูก ระบบปฏิเสธ โดยอัตราส่วนของจำนวนข้อมูลทดสอบของผู้ที่ได้ลงทะเบียนไว้ที่ถูกระบบปฏิเสธ ต่อจำนวนข้อมูลทดสอบของผู้ที่ได้ลงทะเบียนไว้ทั้งหมด เรียกว่า อัตราการปฏิเสธผิดพลาด (False Rejection Rate (FRR)) ซึ่งจะเป็น 1 เมื่อข้อมูลทดสอบของผู้ที่ได้ลงทะเบียนไว้ทั้งหมดถูกระบบ ปฏิเสธและเป็น 0 เมื่อไม่มีข้อมูลทดสอบของผู้ที่ได้ลงทะเบียนไว้ถูกระบบปฏิเสธ ดังรูปที่ 3.27 (ข)

การเลือกค่าขีดเริ่มจะกลายเป็นปัญหา ถ้าการกระจายของคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ที่ได้ ลงทะเบียนไว้กับของผู้ปลอมแปลงมีการซ้อนทับกัน ดังรูปที่ 3.28 (ก) และความสัมพันธ์ของอัตรา การปฏิเสธผิดพลาดกับอัตราการอนุญาตผิดพลาดแสดงในรูปที่ 3.28 (ข)



รูปที่ 3.28 การกระจายของคะแนนข้อมูลทดสอบของผู้ที่ได้ลงทะเบียนไว้กับของผู้ปลอมแปลง

งานวิจัยนี้ใช้การกำหนดค่าขีดเริ่มโดยการเลือกตำแหน่งที่ค่าของอัตราการปฏิเสธผิดพลาดเท่ากับค่าของอัตราการอนุญาตผิดพลาด ซึ่งก็คือ อัตราความผิดพลาดเท่ากัน (Equal Error Rate (EER)) ดังแสดงในรูปที่ 3.28 (ข)

## บทที่ 4

### การเตรียมข้อมูลลายเซ็น

จากงานวิจัยก่อนหน้านี้ การพิสูจน์ลายเซ็นสามารถแบ่งออกเป็น 2 แบบ ตามข้อมูลที่ใช้ในการพิสูจน์ คือ ข้อมูลแบบออฟไลน์และออนไลน์ ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลแบบออนไลน์ในการพิสูจน์ โดยข้อมูลเหล่านี้ได้จากการเขียนด้วยปากกาอิเล็กทรอนิกส์ร่วมกับกระดานดิจิทัล ซึ่งการใช้งานกระดานดิจิทัลจะบอกตำแหน่งแบบสมบูรณ์ คือ เมื่อใช้ปากกาอิเล็กทรอนิกส์ชี้ไปตรงไหน ก็เทียบเท่ากับตำแหน่งนั้นๆ บนจอภาพ

#### 4.1 การรับข้อมูล

ดิจิทัลเซอร์[15] เป็นอุปกรณ์ที่ใช้ในการรับอินพุตต่างๆ ให้กับคอมพิวเตอร์ ประกอบด้วยกระดานดิจิทัลและปากกาปลายแหลมหรือปากกาอิเล็กทรอนิกส์ แทนคีย์บอร์ดหรือเมาส์ และทำการแปลงข้อมูลของการเขียนให้อยู่ในรูปแบบดิจิทัล เพื่อนำไปเก็บในคอมพิวเตอร์หรือนำไปใช้ในการประมวลผล โดยพื้นฐานแล้วดิจิทัลเซอร์สามารถแบ่งออกเป็น 2 ชนิด คือ

##### 4.1.1 ดิจิทัลเซอร์แบบพาสซีฟ (Passive Digitizer)

ดิจิทัลเซอร์แบบพาสซีฟ สามารถบอกตำแหน่งของปลายปากกาได้ก็ต่อเมื่อปลายปากกาคดลงบนกระดานดิจิทัลเท่านั้น เนื่องจากปากกาเป็นเพียงแท่งพลาสติกธรรมดา จึงไม่มีการสื่อสารกันระหว่างกระดานดิจิทัลกับปากกา ซึ่งการกดปลายปากกาลงบนตำแหน่งใดๆ ของกระดานดิจิทัลนั้น เปรียบเสมือนการคลิกของเมาส์ ณ ตำแหน่งนั้น ดังนั้นเอาต์พุตของดิจิทัลเซอร์แบบพาสซีฟนี้จึงมีเพียง ตำแหน่งในแนวราบและแนวตั้งเท่านั้น ตัวอย่างของดิจิทัลเซอร์แบบพาสซีฟ เช่น จอภาพระบบสัมผัส (Touch screen) ดังรูปที่ 4.1

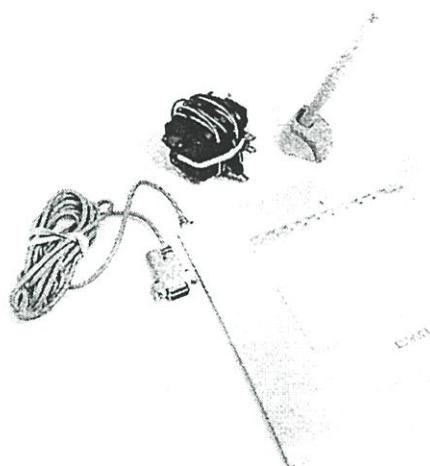


รูปที่ 4.1 จอภาพระบบสัมผัส

#### 4.1.2 ดิจิไตเซอร์แบบแอคทีฟ (Active Digitizer)

ดิจิไตเซอร์แบบแอคทีฟ สามารถบอกตำแหน่งของปลายปากกาเมื่อนำปากกาเข้าใกล้ กระดานดิจิตอลได้ ซึ่งไม่จำเป็นต้องมีการสัมผัส เนื่องจากมีการสื่อสารกันระหว่างกระดานดิจิตอล กับปากกาอิเล็กทรอนิกส์ ซึ่งเอาท์พุทที่ได้จากดิจิไตเซอร์แบบแอคทีฟนี้ประกอบด้วย ตำแหน่งของ ปลายปากกาในแนวราบและแนวตั้ง แรงกดของปลายปากกา หรืออาจจะเป็นมุมเอียง เป็นต้น

งานวิจัยนี้ใช้ดิจิไตเซอร์แบบแอคทีฟในการรับข้อมูลของลายเซ็นแบบออนไลน์ โดยใช้ กระดานดิจิตอลของ Wacom[16] รุ่น Intuos GD-1212-R ขนาด 12x12 นิ้ว เชื่อมต่อกับคอมพิวเตอร์ ผ่านพอร์ทอนุกรม (Serial port) ใช้ร่วมกับปากกาอิเล็กทรอนิกส์ของ Wacom รุ่น GP-300E ดังแสดง ในรูปที่ 4.2 โดยคุณสมบัติของกระดานดิจิตอลแสดงในตารางที่ 4.1 และในตารางที่ 4.2 แสดง คุณสมบัติของปากกาอิเล็กทรอนิกส์



รูปที่ 4.2 กระดานดิจิตอลและปากกาอิเล็กทรอนิกส์

ตารางที่ 4.1 คุณสมบัติของกระดานดิจิตอล

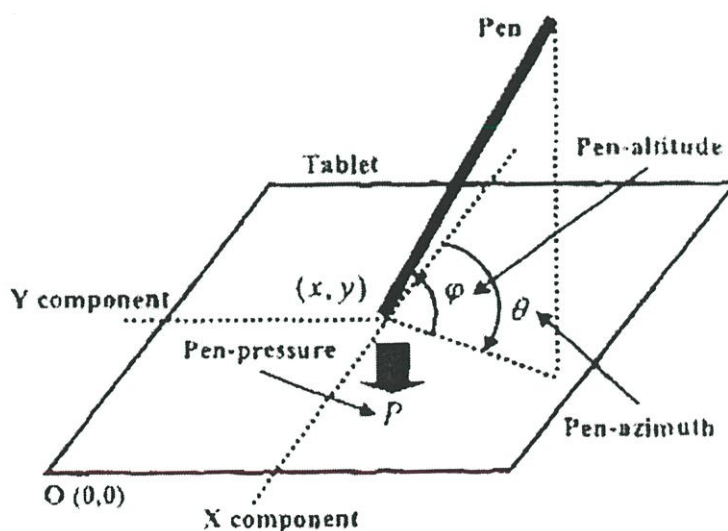
Tablet	GD-1212-R
Physical size (W x D x H)	444.0 x 435.5 x 37.0 mm
Active area (W x D)	304.8 x 316.8 mm
Resolution	100 lpmm (2540 lpi)
Max. reading height with pen	6 mm (0.24 in)
Max. data rate	200 pps
Accuracy	± 0.25 mm (0.010 in)
Tilt	± 60 degrees
Weight	2.1 kg
Power consumption	1.2 watts

ตารางที่ 4.2 คุณสมบัติของปากกาอิเล็กทรอนิกส์

Pen	GP-300E
Pen tip travel	0.1 mm (0.004 in)
Eraser tip travel	1.3 mm (0.051 in)
Pressure levels	1024 levels
Physical size (L x D)	151 x 12.2 mm
Weight	13 g

ข้อมูลของลายเซ็นที่ได้จากดิจิทัลเซอร์มีหลายอย่างด้วยกันประกอบด้วย ตำแหน่งของปลายปากกาในแนวราบ (x-position) ตำแหน่งของปลายปากกาในแนวตั้ง (y-position) แรงกดของปลายปากกา (pressure) มุมเอียงของปากกาในแนวตั้ง (altitude) มุมของปากกาในแนวราบ (azimuth) ฯลฯ ดังแสดงในรูปที่ 4.3 ส่วนพารามิเตอร์ที่ใช้ในการพิสูจน์ลายเซ็นของงานวิจัยนี้ประกอบด้วย 4 พารามิเตอร์ด้วยกัน ดังนี้

- ตำแหน่งของปลายปากกาในแนวราบ
- ตำแหน่งของปลายปากกาในแนวตั้ง
- แรงกดของปลายปากกา
- มุมเอียงของปากกาในแนวตั้ง



รูปที่ 4.3 ข้อมูลของลายเซ็นแบบออนไลน์

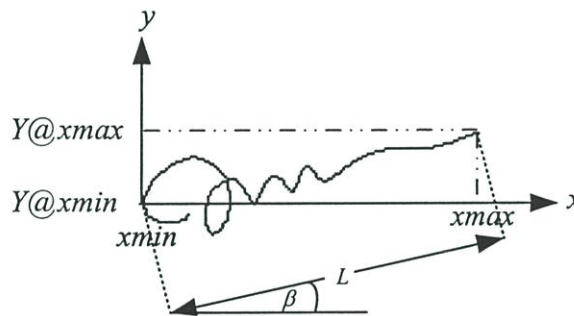
## 4.2 การปรับลายเซ็นให้เป็นมาตรฐาน

เนื่องจากการเซ็นลายเซ็นในแต่ละครั้งนั้น ข้อมูลที่ได้อาจจะไม่เหมือนกัน เช่น รูปร่างอาจจะเล็กหรือใหญ่ จำนวนจุดตัวอย่างไม่เท่ากัน หรือลายเซ็นอาจจะเอียงไปจากปกติ ดังนั้นจึงต้องทำการปรับข้อมูลให้เป็นมาตรฐานก่อนไปเข้ากระบวนการพิสูจน์ลายเซ็น ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

### 4.2.1 การปรับมุมเอียงของลายเซ็น

เป็นการหาตำแหน่งของลายเซ็นที่มีความเสถียรที่สุด โดยการทำให้ความกว้างของลายเซ็นในแนวราบมีค่ามากที่สุดมีวิธีการดังนี้คือ หาค่าข้อมูลในแนวราบที่น้อยที่สุด ( $x_{min}$ ) และข้อมูลในแนวราบที่มากที่สุด ( $x_{max}$ ) แล้วนำข้อมูลแนวตั้งตำแหน่งที่ข้อมูลแนวราบมีค่ามากที่สุด ( $Y@x_{max}$ ) ลบด้วยข้อมูลแนวตั้งตำแหน่งที่ข้อมูลแนวราบมีค่าน้อยที่สุด ( $Y@x_{min}$ ) ซึ่งเมื่อลบกันแล้วสามารถแบ่งวิธีการปรับมุมเอียงเป็น 2 กรณี คือ

#### 4.2.1.1 การปรับมุมเอียงกรณีมุมที่ปรับอยู่ระหว่าง 0 ถึง 45 องศา



รูปที่ 4.4 ลายเซ็นมีมุมเอียงระหว่าง 0 ถึง 45 องศา

เนื่องจากข้อมูลแนวตั้งตำแหน่งที่ข้อมูลแนวราบมีค่ามากที่สุด ( $Y@x_{max}$ ) ลบด้วยข้อมูลแนวตั้งตำแหน่งที่ข้อมูลแนวราบมีค่าน้อยที่สุด ( $Y@x_{min}$ ) มีค่าเป็นบวก ดังรูปที่ 4.4 แสดงว่ามุมที่เสถียรมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 45 องศา ซึ่งหาได้จากสมการที่ 4.1

$$L = X_{max} \cos \beta + Y@x_{max} \sin \beta \quad (4.1)$$

โดยมุม  $\beta$  เริ่มตั้งแต่ 0 เพิ่มขึ้นทีละ 1 จนถึง 45 องศา ซึ่งมุม  $\beta$  ที่ทำให้  $L$  มีค่ามากที่สุดคือมุมที่เสถียร แล้วทำการปรับข้อมูลของลายเซ็นที่ตำแหน่งต่างๆ ด้วยสมการดังนี้

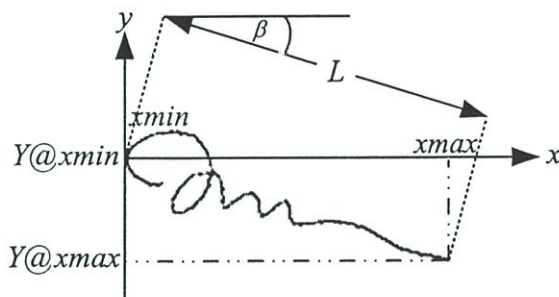
$$X^*(t) = x(t) \cos \beta + y(t) \sin \beta \quad (4.2)$$

$$Y^*(t) = y(t) \cos \beta - x(t) \sin \beta \quad (4.3)$$

โดย  $X^*(t)$  และ  $Y^*(t)$  คือ ข้อมูลของลายเซ็นที่เวลาต่างๆ หลังจากทำการปรับมุมเอียง  $x(t)$  และ  $y(t)$  คือ ข้อมูลของลายเซ็นที่เวลาต่างๆ ก่อนทำการปรับมุมเอียง  $\beta$  คือ ค่ามุมที่ใช้ในการปรับลายเซ็นให้เป็นมาตรฐานเดียวกัน ซึ่งได้จากสมการที่

4.1

#### 4.2.1.2 การปรับมุมเอียงกรณีมุมที่ปรับอยู่ระหว่าง -45 ถึง 0 องศา



รูปที่ 4.5 ลายเซ็นมีมุมเอียงระหว่าง -45 ถึง 0 องศา

เนื่องจากข้อมูลแนวตั้งตำแหน่งที่ข้อมูลแนวราบมีค่ามากที่สุด ( $Y @ x \max$ ) ลบด้วยข้อมูลแนวตั้งตำแหน่งที่ข้อมูลแนวราบมีค่าน้อยที่สุด ( $Y @ x \min$ ) มีค่าเป็นลบ ดังรูปที่ 4.5 แสดงว่ามุมที่เสถียรมีค่าอยู่ระหว่าง -45 ถึง 0 องศา ซึ่งหาได้จากสมการที่ 4.4

$$L = X \max \cos \beta - Y @ x \max \sin \beta \quad (4.4)$$

โดยมุม  $\beta$  เริ่มตั้งแต่ -45 เพิ่มขึ้นทีละ 1 จนถึง 0 องศา ซึ่งมุม  $\beta$  ที่ทำให้  $L$  มีค่ามากที่สุดคือมุมที่เสถียร แล้วทำการปรับข้อมูลของลายเซ็นที่ตำแหน่งต่างๆ ด้วยสมการดังนี้

$$X^*(t) = x(t) \cos \beta - y(t) \sin \beta \quad (4.5)$$

$$Y^*(t) = y(t) \cos \beta + x(t) \sin \beta \quad (4.6)$$

โดย  $X^*(t)$  และ  $Y^*(t)$  คือ ข้อมูลของลายเซ็นที่เวลาต่างๆ หลังจากทำการปรับมุมเอียง  $x(t)$  และ  $y(t)$  คือ ข้อมูลของลายเซ็นที่เวลาต่างๆ ก่อนทำการปรับมุมเอียง  $\beta$  คือ ค่ามุมที่ใช้ในการปรับลายเซ็นให้เป็นมาตรฐานเดียวกัน ซึ่งได้จากสมการที่

4.4

#### 4.2.2 การปรับขนาดของลายเซ็น

เป็นการปรับขนาดของลายเซ็นให้มีขนาดมาตรฐาน โดยทำการปรับขนาดของลายเซ็นในแนวนอนและแนวตั้งเป็น 10 และ 5 เซนติเมตร ตามลำดับ

##### 4.2.2.1 การปรับขนาดของลายเซ็นในแนวนอน

เริ่มจากการหาค่าของข้อมูลในแนวนอนที่น้อยที่สุด ( $x_{min}$ ) และข้อมูลในแนวนอนที่มากที่สุด ( $x_{max}$ ) จากนั้นทำการปรับขนาดของลายเซ็นในแนวนอนด้วยสมการที่ 4.7

$$x^*(t) = \frac{x(t) - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \times size_x \quad ; \quad (x_{min} \leq x(t) \leq x_{max}) \quad (4.7)$$

โดย  $x^*(t)$  คือ ข้อมูลของลายเซ็นในแนวนอนที่เวลาต่างๆ หลังจากทำการปรับขนาด

$x(t)$  คือ ข้อมูลของลายเซ็นในแนวนอนที่เวลาต่างๆ ก่อนทำการปรับขนาด

$size_x$  คือ ขนาดมาตรฐานของลายเซ็นในแนวนอนที่ใช้ในการปรับ

##### 4.2.2.2 การปรับขนาดของลายเซ็นในแนวตั้ง

เริ่มจากการหาค่าของข้อมูลในแนวตั้งที่น้อยที่สุด ( $y_{min}$ ) และข้อมูลในแนวตั้งที่มากที่สุด ( $y_{max}$ ) จากนั้นทำการปรับขนาดของลายเซ็นในแนวตั้งด้วยสมการที่ 4.8

$$y^*(t) = \frac{y(t) - y_{min}}{y_{max} - y_{min}} \times size_y \quad ; \quad (y_{min} \leq y(t) \leq y_{max}) \quad (4.8)$$

โดย  $y^*(t)$  คือ ข้อมูลของลายเซ็นในแนวตั้งที่เวลาต่างๆ หลังจากทำการปรับขนาด

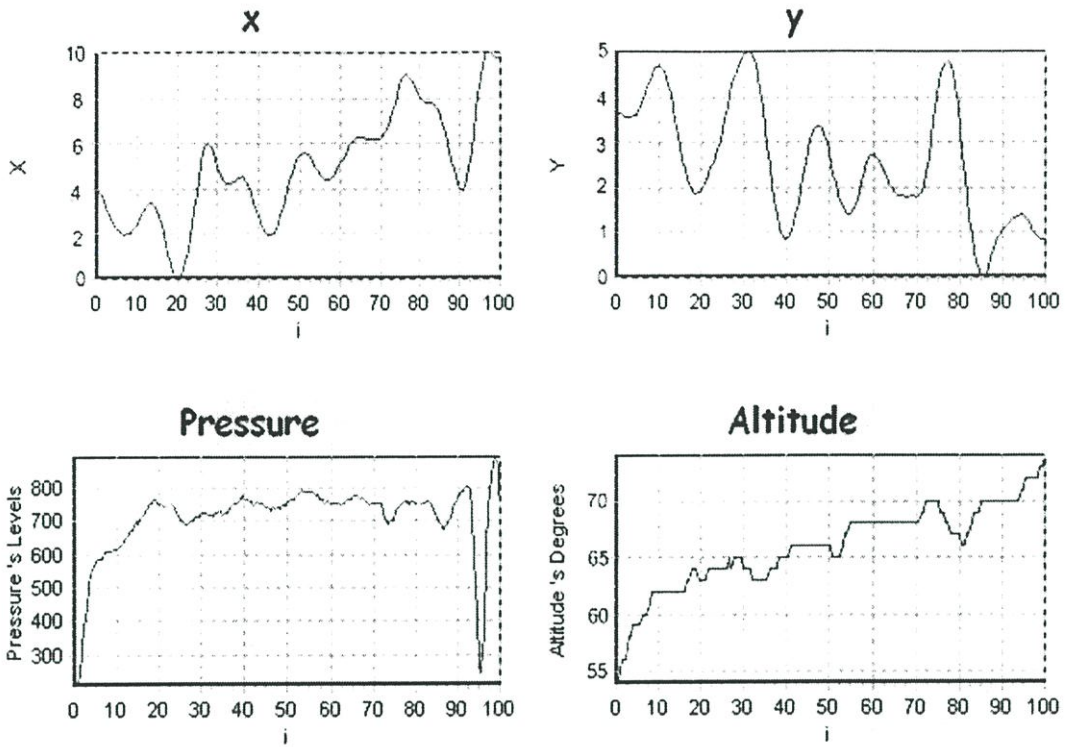
$y(t)$  คือ ข้อมูลของลายเซ็นในแนวตั้งที่เวลาต่างๆ ก่อนทำการปรับขนาด

$size_y$  คือ ขนาดมาตรฐานของลายเซ็นในแนวตั้งที่ใช้ในการปรับ

#### 4.2.3 การปรับจำนวนจุดตัวอย่าง

เป็นการปรับจำนวนของจุดตัวอย่างของข้อมูลในแนวนอน ข้อมูลในแนวตั้ง ข้อมูลแรงกดของปลายปากกาและข้อมูลมุมเอียงของปากกาในแนวตั้ง ให้มีจำนวนเท่ากันหรือเป็นมาตรฐานเดียวกัน โดยในงานวิจัยนี้ใช้จำนวนจุดตัวอย่าง 100 จุด

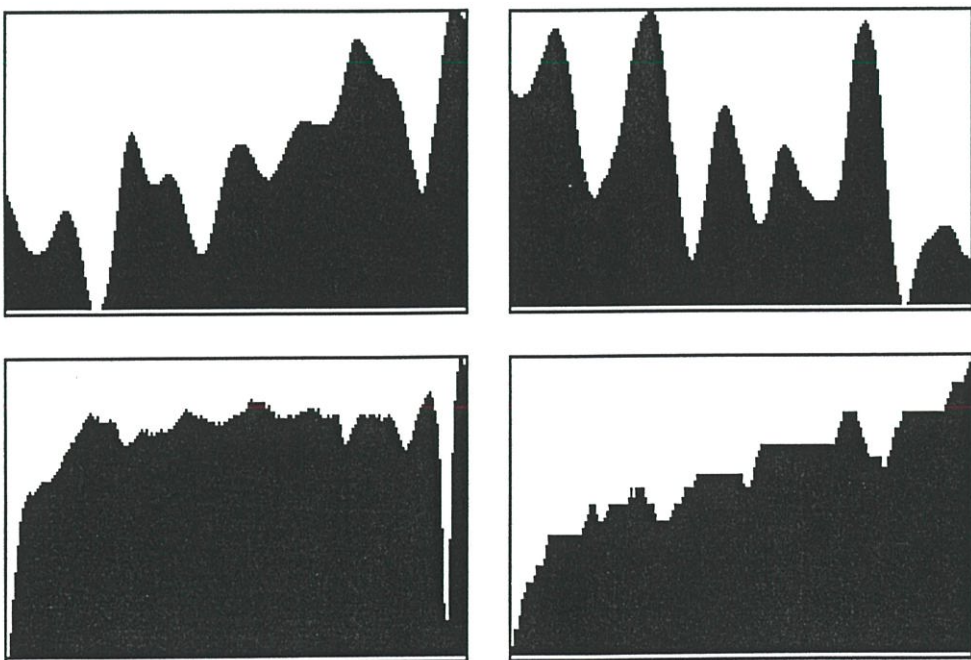
ข้อมูลของลายเซ็นทั้งหมดที่ได้จากกระดานดิจิทัล หลังจากทำการปรับมุมเอียง ขนาดและจำนวนจุดตัวอย่าง แสดงได้ดังรูปที่ 4.6



รูปที่ 4.6 ข้อมูลของลายเซ็นหลังทำการปรับให้เป็นมาตรฐาน

#### 4.2.4 การแปลงข้อมูลของลายเซ็นให้อยู่ในรูปของ Bitmap File

เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักจะต้องอยู่ในรูปของ Bitmap File ดังนั้นจึงต้องทำการแปลงและปรับให้มีขนาดเท่ากับ 200 x 100 Pixel ดังรูป



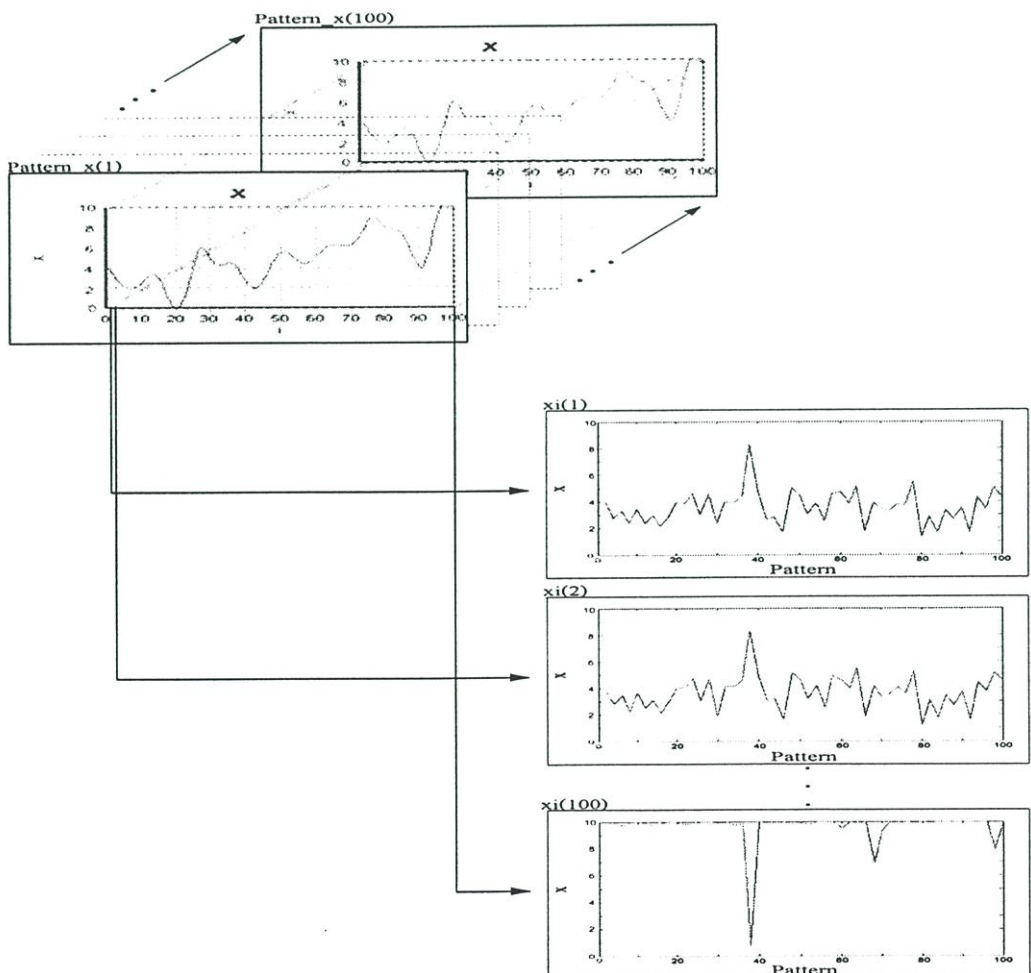
รูปที่ 4.7 ข้อมูลของลายเซ็นที่อยู่ในรูปของ Bitmap File

### 4.3 การหาตำแหน่งที่ดีที่สุด

งานวิจัยนี้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักในกระบวนการรู้จำและพิสูจน์ลายเซ็น ซึ่งโดยปกติแล้วการเชื่อมต่อของโครงข่ายแบบนี้จะเป็นการเชื่อมต่อแบบบางส่วน (Partial Connection) ทำให้ระบบมี Generalization มากขึ้น นั่นคือ ลายเซ็นที่นำมาพิสูจน์ไม่จำเป็นต้องเหมือนทุกประการกับลายเซ็นจริงที่ได้เรียนรู้ไปแล้วนั่นเอง ดังนั้นเราจึงทำการหาตำแหน่งที่ดีที่สุดในการเชื่อมต่อของโครงข่ายประสาทเทียม โดยอาศัยหลักการต่างๆ ดังนี้

#### 4.3.1 เอนโทรปี (Entropy)

เนื่องจากที่จุดตัวอย่างตำแหน่งต่างๆ ของลายเซ็นทั้งหมดที่ใช้ฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมมีจำนวนของข้อมูลแตกต่างกัน สังเกตได้จากการนำข้อมูลของลายเซ็นทั้งหมดที่ใช้ฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมมาทำการจัดเรียงใหม่ โดยการนำข้อมูลของลายเซ็นทุก Pattern ที่ตำแหน่งจุดตัวอย่าง (i) เดียวกันมาเรียงกัน ดังรูปที่ 4.8 จะเห็นว่าที่ตำแหน่งจุดตัวอย่างต่างๆ ข้อมูลของลายเซ็นมีการเปลี่ยนแปลงที่ไม่เหมือนกัน



รูปที่ 4.8 การจัดเรียงข้อมูล

เอนโทรปีของแซนนอน (Shannon's Entropy)[17][18] ถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลาย ซึ่งความหมายของเอนโทรปีในทางทฤษฎี คือ ลักษณะที่บ่งชี้ระดับการสุ่มของสัญญาณหรือเหตุการณ์สุ่ม ว่ามีมากน้อยเพียงใด หรือเป็นตัวบ่งบอกว่าสัญญาณอันหนึ่งบรรจุข้อมูลอยู่เท่าไร โดยเอนโทรปีของข้อมูลแบบสุ่มมีนิยามอยู่ในรูปของการกระจายของความน่าจะเป็น (probability distribution)[17] ซึ่งเป็นตัวแสดงความไม่แน่นอนของข้อมูล

จากรูปที่ 4.8 จะสังเกตเห็นว่าที่ตำแหน่งจุดตัวอย่างต่างๆ ข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงแตกต่างกัน ดังนั้นตำแหน่งที่ดีที่สุดคือต้องเป็นตำแหน่งที่บรรจุข้อมูลอยู่มากหรือเป็นตำแหน่งที่ข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงมาก งานวิจัยนี้จึงอาศัยหลักการของเอนโทรปี โดยเริ่มต้นจากการหาการกระจายของความน่าจะเป็นของข้อมูลสามารถหาได้จากสมการที่ 4.9

$$P_{ij} = \frac{E_{ij}}{E_i} \quad (4.9)$$

โดย  $P_{ij}$  คือ การกระจายของความน่าจะเป็นของข้อมูลที่จุดตัวอย่าง  $i$  Pattern  $j$

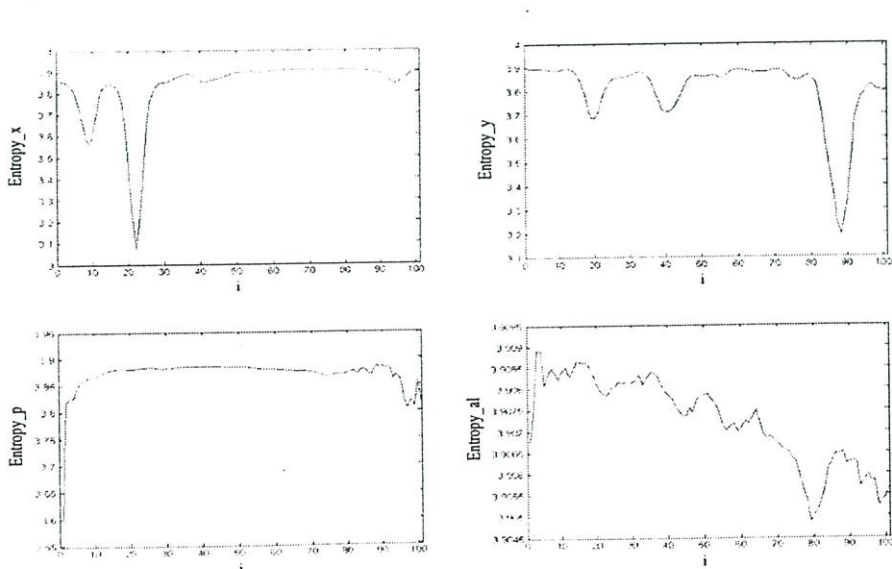
$E_{ij}$  คือ ข้อมูลที่จุดตัวอย่าง  $i$  Pattern  $j$

$E_i$  คือ ข้อมูลทั้งหมดที่จุดตัวอย่าง  $i$  เดียวกัน

ส่วนค่าเอนโทรปี ( $H$ ) ที่จุดตัวอย่างต่างๆ ของข้อมูลทั้งตำแหน่งในแนวราบ แนวตั้ง แรงกดของปลายปากกาและมุมในแนวตั้ง หาได้จากสมการที่ 4.10 และค่าเอนโทรปีของข้อมูลทั้งหมดแสดงในรูปที่ 4.9

$$H = -\sum_{j=1}^n P_{ij} \ln P_{ij} \quad (4.10)$$

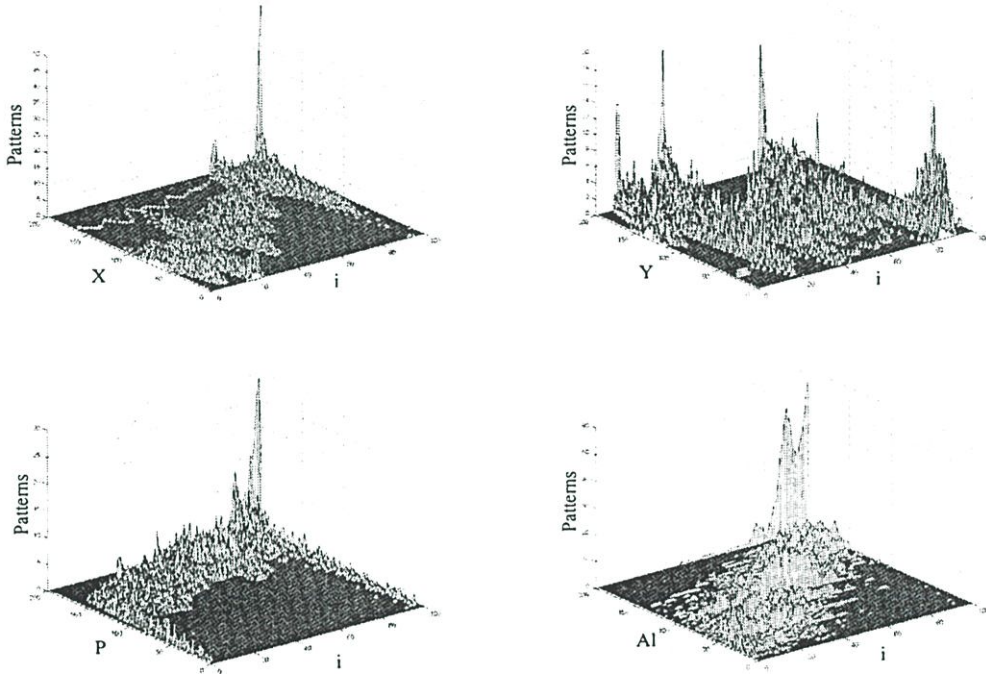
โดย  $n$  คือ จำนวนของ Pattern



รูปที่ 4.9 ค่าเอนโทรปีของข้อมูลทั้งหมดที่ใช้ในการฝึกสอน

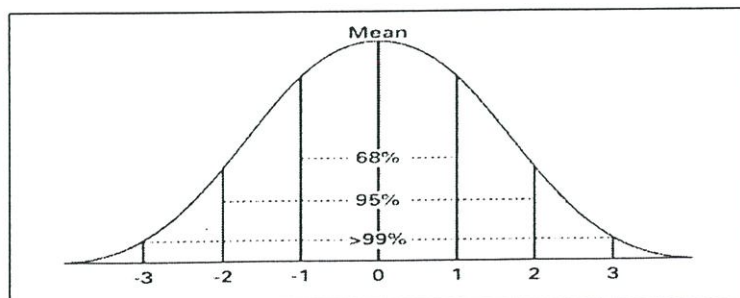
### 4.3.2 ค่ากลางและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Mean and Standard Deviation)

เนื่องจากข้อมูลทั้งหมดที่ใช้ฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมมีลักษณะดังรูปที่ 4.10 จะสังเกตเห็นว่าพื้นที่บางส่วนไม่มีข้อมูลของลายเซ็นอยู่ ดังนั้นตำแหน่งที่ทำการเชื่อมต่อข้อมูลเหล่านี้เข้ากับโครงข่ายประสาทเทียม จึงควรจะเป็นตำแหน่งที่มีข้อมูลของลายเซ็น ส่วนตำแหน่งที่ไม่มีข้อมูลจะถูกตัดทิ้ง โดยการอาศัยหลักการคำนวณทางสถิติ ดังนี้



รูปที่ 4.10 ข้อมูลทั้งหมดที่ใช้ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

ค่ากลางใช้ในการบอกตำแหน่งกลางของข้อมูลที่จุดตัวอย่างตำแหน่งต่างๆ การวัดค่าทางสถิติด้วยวิธีการหาค่ากลางเป็นวิธีที่นิยมใช้กันมาก ซึ่งค่ากลางจะมีค่าเท่ากับอัตราส่วนระหว่างผลรวมของข้อมูลทั้งหมดต่อจำนวนของข้อมูล ดังสมการที่ 4.11 ส่วนในรูปที่ 4.11 แสดง Normal Curve



รูปที่ 4.11 แสดง Normal Curve

$$\bar{X} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i \quad (4.11)$$

โดย  $\bar{X}$  คือ ค่ากลางของกลุ่มข้อมูลตัวอย่าง

$X_i$  คือ ค่าของข้อมูลแต่ละตัว

$m$  คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน คือ ค่ารากที่สองของผลรวมของผลต่างระหว่างข้อมูลดิบกับค่ากลางของข้อมูลแต่ละค่ายกกำลังสองหารด้วยจำนวนข้อมูลทั้งหมดลบด้วยหนึ่ง ดังสมการที่ 4.12

$$SD = \sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2} \quad (4.12)$$

โดย  $SD$  คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

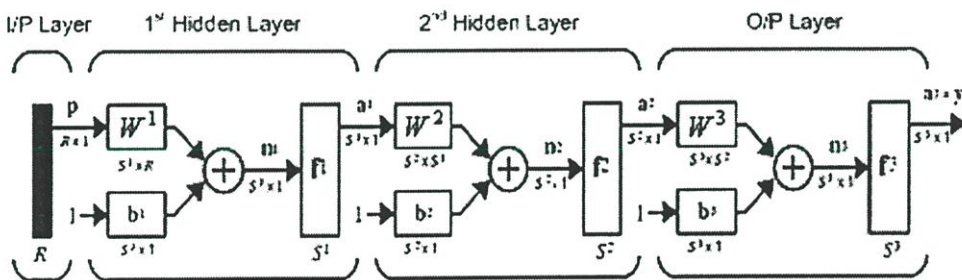
## บทที่ 5

### การทดลองและผลการทดลอง

งานวิจัยนี้เป็นการพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้  
น้ำหนัก ร่วมกับหลักการของเอนโทรปีในการหาตำแหน่งที่ดีที่สุดให้กับไซแนปส์ ดังนั้นเพื่อ  
ตรวจสอบว่าเอนโทรปีสามารถนำมาใช้กับข้อมูลลายเซ็นได้ เราจึงนำเอนโทรปีมาใช้ร่วมกับ  
โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับซึ่งเป็นวิธีมาตรฐานในการพิสูจน์ลายเซ็นก่อน และเมื่อ  
ได้ว่าเอนโทรปีสามารถใช้กับข้อมูลลายเซ็นได้ จึงนำเอนโทรปีมาใช้ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม  
แบบไร้น้ำหนักต่อไป

#### 5.1 การพิสูจน์ลายเซ็นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

เนื่องจากการพิสูจน์ลายเซ็นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับเป็นวิธี  
มาตรฐาน จึงถูกนำมาใช้เพื่อตรวจสอบว่าหลักการของเอนโทรปีสามารถนำมาใช้กับข้อมูลลายเซ็น  
ได้หรือไม่ ซึ่งการฝึกสอนให้กับโครงข่ายแบบนี้เป็นแบบควบคุม จึงต้องมีคู่ของอินพุตกับเอาต์พุต  
เป้าหมาย โดยอินพุตจะเป็นข้อมูลดังรูปที่ 4.6 ส่วนเอาต์พุตเป้าหมายจะเป็น 1 เมื่ออินพุตเป็น  
ลายเซ็นจริง และเป็น 0 เมื่ออินพุตเป็นลายเซ็นปลอม



รูปที่ 5.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

จากรูปที่ 5.1 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับที่ถูกนำมาใช้  
ในงานวิจัยนี้ ซึ่งมี 3 ชั้น คือ ชั้นซ่อนแรกประกอบด้วย 50 โหนด ชั้นซ่อนที่สองประกอบด้วย 20  
โหนด และชั้นเอาต์พุตมี 1 โหนด เนื่องจากเอาต์พุตของระบบสามารถมีคำตอบได้เพียง “ใช่” หรือ  
“ไม่ใช่” เท่านั้น ส่วนฟังก์ชันการตัดสินใจที่ใช้ในระบบทั้งหมดเป็นฟังก์ชันลอกซิกมอยด์ และ  
ระบบมีการฝึกสอนแบบ Scaled Conjugate Gradient[19][20]

ข้อมูลของลายเซ็นทั้งหมดที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบของผู้ลงทะเบียนแต่ละคนมี  
รายละเอียดดังนี้ การฝึกสอนระบบประกอบด้วยลายเซ็นจริง 50 ลายเซ็นและลายเซ็นปลอม 50

ลายเซ็น ส่วนในการทดสอบระบบจะใช้ลายเซ็นจริง 100 ลายเซ็นและลายเซ็นปลอม 100 ลายเซ็น โดยมีผู้ลงทะเบียนทั้งหมด 3 คน

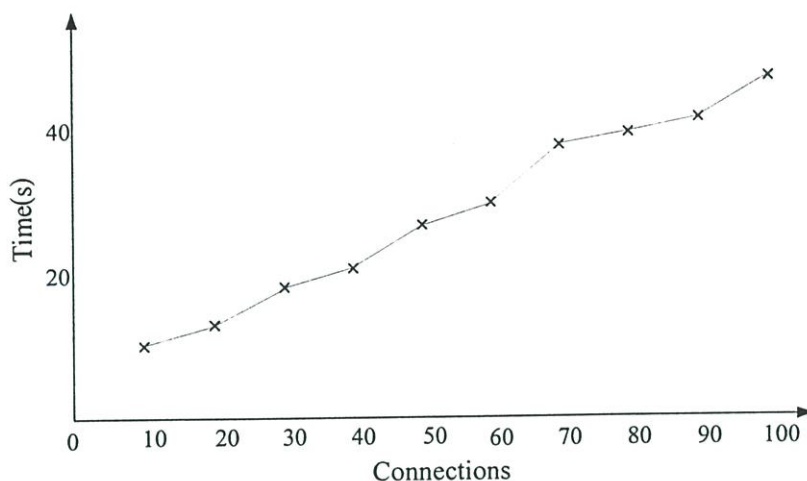
จากสมมติฐานที่ว่า ถ้าโครงข่ายประสาทเทียมได้รับข้อมูลที่ดีแล้ว จะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้น ดังนั้นเราจึงทำการหาคำแหน่งที่มีข้อมูลมากหรือเรียกว่า คำแหน่งที่ดีที่สุด โดยใช้หลักการของเอนโทรปีดังที่ได้กล่าวมาแล้ว ซึ่งเริ่มต้นทดลองโดยใช้ 10 คำแหน่งของข้อมูลที่มีค่าเอนโทรปีสูงที่สุด มาทำการฝึกสอนและทดสอบ หลังจากนั้นเพิ่มจำนวนของคำแหน่งครั้งละ 10 คำแหน่ง จนถึง 100 คำแหน่ง ซึ่งเป็นการเชื่อมต่อคำแหน่งทั้งหมด (fully connect) เข้ากับโครงข่ายประสาทเทียม ผลการทดลองของลายเซ็นผู้ลงทะเบียน 3 คน แสดงดังตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 อัตราผิดพลาดของการพิสูจน์ที่จำนวนคำแหน่งต่างๆ

connections	Writer A			Writer B			Writer C		
	%FRR	%FAR	%TER	%FRR	%FAR	%TER	%FRR	%FAR	%TER
10	7.16	10.70	8.93	8.93	13.25	11.09	7.31	13.27	10.29
20	6.04	11.44	8.74	8.88	11.54	10.21	5.12	7.98	6.55
30	5.65	6.39	6.02	2.54	9.86	6.20	3.94	6.12	5.03
40	3.18	6.74	4.96	1.73	7.49	4.61	2.62	5.20	3.91
50	2.10	6.80	4.45	1.28	6.82	4.05	0.76	7.74	4.25
<b>60</b>	<b>1.71</b>	<b>4.61</b>	<b>3.16</b>	<b>0.85</b>	<b>5.97</b>	<b>3.41</b>	<b>0.49</b>	<b>6.95</b>	<b>3.72</b>
70	0.96	6.22	3.59	2.54	5.72	4.13	0.14	7.58	3.86
80	0.21	10.61	5.41	2.69	7.21	4.95	0	9.96	4.98
90	0	12.47	6.24	2.10	8.10	5.10	0	9.28	4.64
<b>100</b>	<b>0</b>	<b>13.06</b>	<b>6.53</b>	<b>4.56</b>	<b>9.26</b>	<b>6.91</b>	<b>0</b>	<b>10.32</b>	<b>5.16</b>

จากตารางจะเห็นว่าที่จำนวนจุดเชื่อมต่อเท่ากับ 60 คำแหน่งของข้อมูลที่มีค่าเอนโทรปีสูงที่สุด ถูกเชื่อมต่อเข้ากับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ระบบมีความผิดพลาดจากการทดสอบน้อยที่สุด

เนื่องจากจำนวนคำแหน่งของจุดเชื่อมต่อที่ถูกต้องเข้ากับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับลดลง ดังนั้นเราจึงทำการทดลองเพื่อหาเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนระบบที่จำนวนคำแหน่งต่างๆ โดยเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนระบบมาจากการฝึกสอนโครงข่ายด้วยเครื่องคอมพิวเตอร์ CPU AMD Athlon(tm)64X2 Dual Core.2 GHz และ RAM 1 GB แสดงดังรูปที่ 5.2



รูปที่ 5.2 จำนวนตำแหน่งของจุดเชื่อมต่อกับเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนระบบ

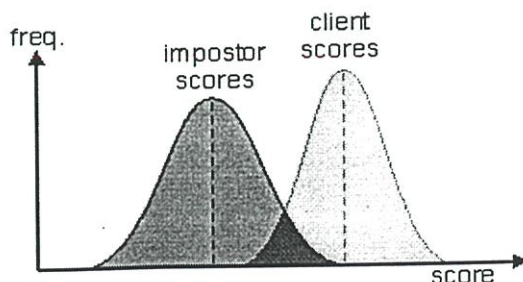
จากรูปเป็นความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนตำแหน่งของจุดเชื่อมต่อกับเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนระบบ จะเห็นว่าเมื่อจำนวนตำแหน่งของจุดเชื่อมต่อของโครงข่ายประสาทเทียมลดลง มีผลทำให้เวลาในการฝึกสอนระบบลดลงด้วย ซึ่งเป็นผลดีต่อระบบพิสูจน์ลายเซ็น

ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าหลักการของเอนโทรปีสามารถนำมาใช้กับข้อมูลของลายเซ็นได้ เนื่องจากเมื่อนำไปใช้ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับแล้ว ทำให้ระบบมีประสิทธิภาพดีขึ้น

## 5.2 การพิสูจน์ลายเซ็นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักที่ใช้ในงานวิจัยนี้มีโครงสร้าง 1 ชั้น ประกอบด้วย 100 โหนด อินพุตจะเป็นข้อมูลแบบไบนารีดังรูปที่ 4.7 โดยกำหนดให้แต่ละโหนดตอบ 1 คะแนน เมื่อข้อมูลทดสอบนั้นเป็นลายเซ็นที่ถูกฝึกสอน และตอบ 0 คะแนน เมื่อข้อมูลทดสอบนั้นเป็นลายเซ็นที่ไม่ได้ถูกฝึกสอน ดังนั้นในงานวิจัยนี้คะแนนเต็มของระบบ คือ 100 คะแนน

เนื่องจากคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักจะอยู่ในรูปของกลุ่มคะแนนของลายเซ็นจริงและกลุ่มคะแนนของลายเซ็นปลอม ซึ่งมีพื้นที่บางส่วนซ้อนทับกันอยู่ ดังรูปที่ 5.3



รูปที่ 5.3 กลุ่มคะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่มีพื้นที่ซ้อนทับกัน

จากรูปที่ 5.3 เป็นรูปของกลุ่มคะแนนของลายเซ็นจริงและกลุ่มคะแนนของลายเซ็นปลอมที่มีพื้นที่ซ้อนทับกัน ซึ่งการทดลองของการพิสูจน์ลายเซ็นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักนี้จะพิจารณาพื้นที่ของกลุ่มคะแนนลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่ซ้อนทับกันเป็นหลัก โดยระบบที่ดีควรมีพื้นที่ซ้อนทับกันน้อยที่สุด

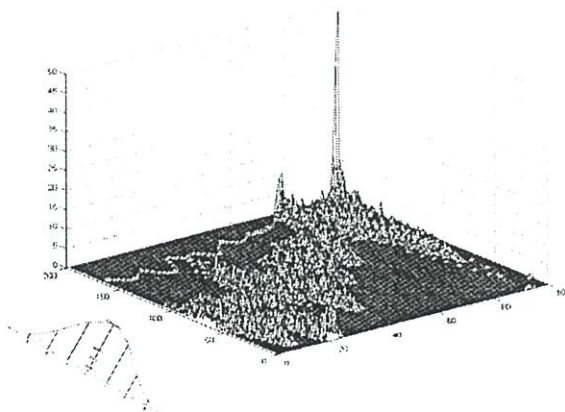
ข้อมูลของลายเซ็นทั้งหมดที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบของผู้ลงทะเบียนแต่ละคนมีรายละเอียดดังนี้ การฝึกสอนระบบประกอบด้วยลายเซ็นจริง 50-175 ลายเซ็น ส่วนในการทดสอบระบบจะใช้ลายเซ็นจริง 100 ลายเซ็น และลายเซ็นปลอม 100 ลายเซ็น โดยมีผู้ลงทะเบียนทั้งหมด 3 คน ซึ่งกลุ่มคะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่ใช้ในการทดลองทั้งหมดมาจากการหาค่าเฉลี่ย 10 ครั้ง

### 5.2.1 การออกแบบระบบการพิสูจน์ลายเซ็น

การออกแบบระบบการพิสูจน์ลายเซ็นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักนั้นเป็นการหาค่าพารามิเตอร์ต่างๆ เพื่อให้กลุ่มคะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่ได้จากระบบมีพื้นที่ซ้อนทับกันน้อยที่สุด ซึ่งพารามิเตอร์ทั้งหมดประกอบด้วย จำนวนเท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานรอบค่ากลาง (SD) จำนวนพื้นที่สัดส่วนของไซแนปส์ ( $r$ ) จำนวนของไซแนปส์ต่อโหนด ( $Sy$ ) จำนวนข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน (TD) และค่าของ Hamming Distance (HD)

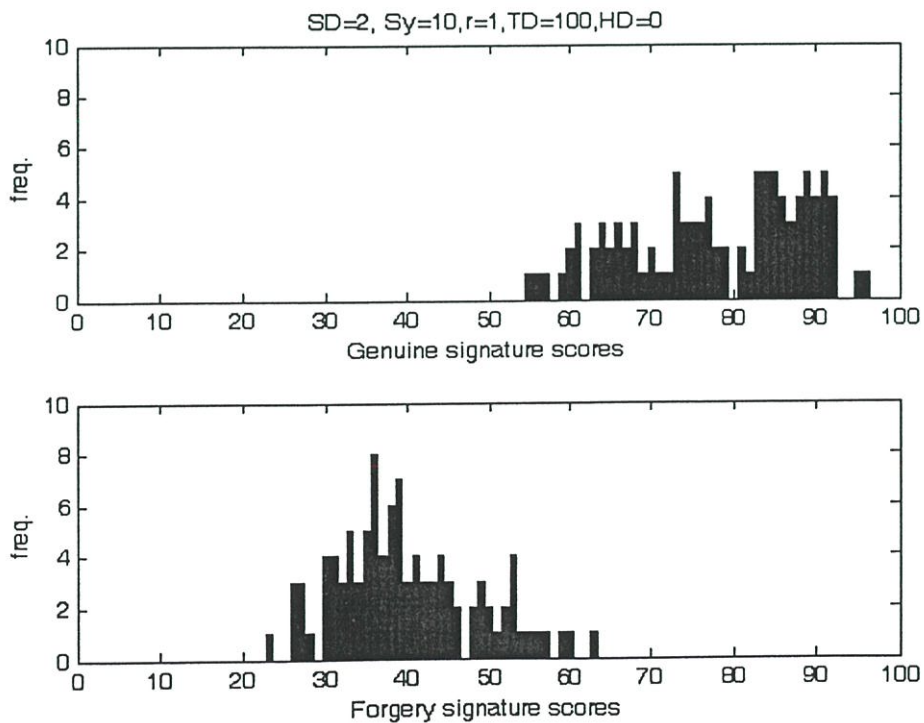
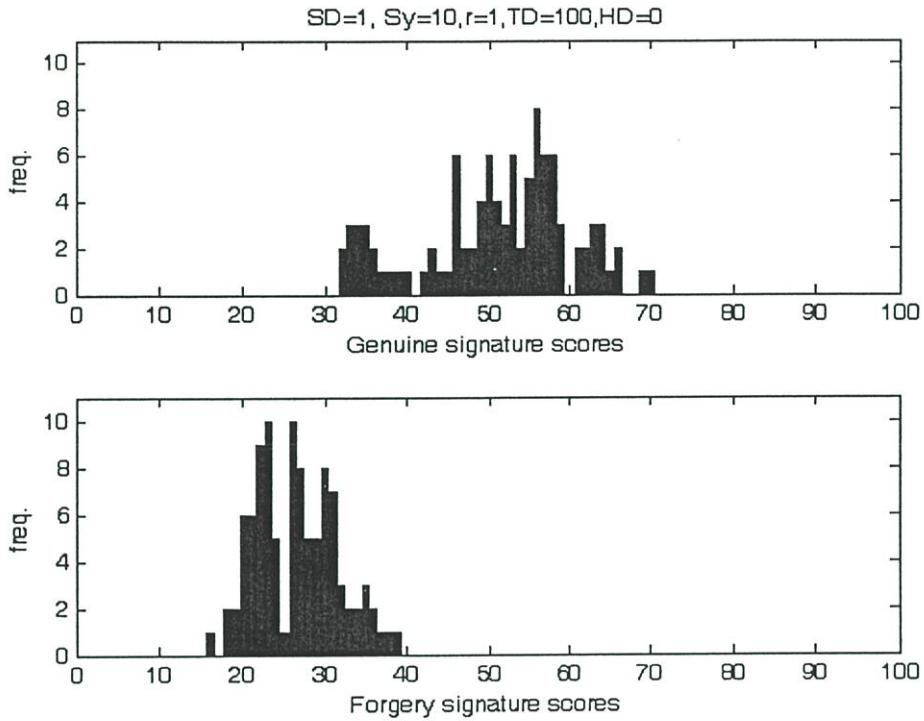
#### 5.2.1.1 ทำการเปรียบเทียบจำนวนเท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานรอบค่ากลาง

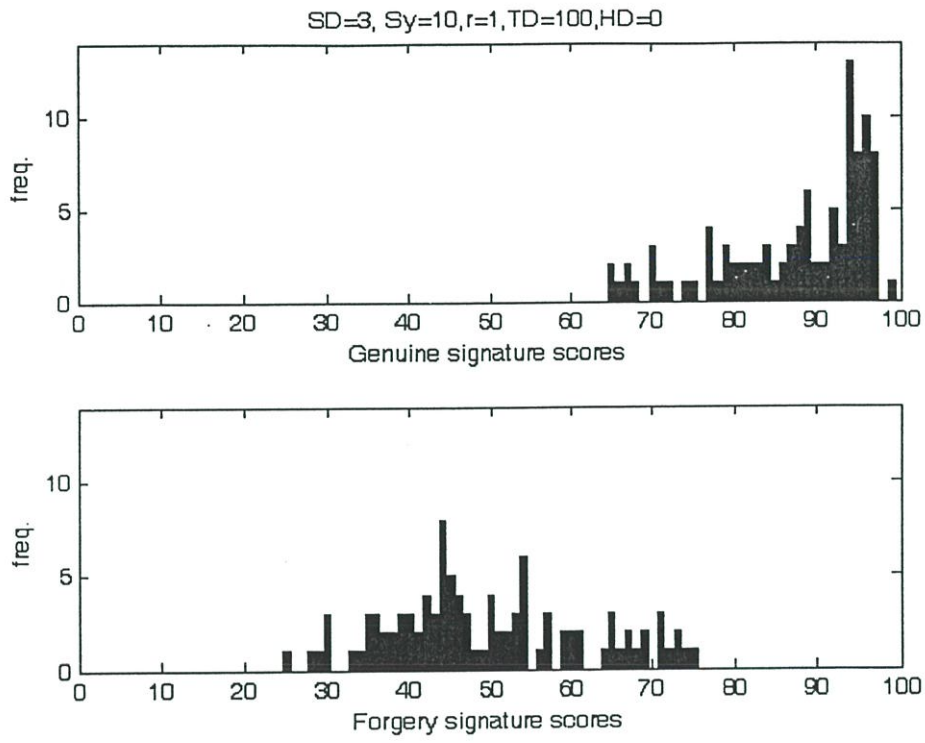
เนื่องจากข้อมูลทั้งหมดที่ใช้ฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมมีลักษณะดังรูปที่ 5.4 จะสังเกตเห็นว่าพื้นที่บางส่วนไม่มีข้อมูลของลายเซ็น ดังนั้นตำแหน่งที่ทำการเชื่อมต่อข้อมูลเหล่านี้เข้ากับโครงข่ายประสาทเทียม จึงควรจะเป็นตำแหน่งที่มีข้อมูลของลายเซ็น ส่วนตำแหน่งที่ไม่มีข้อมูลจะถูกละทิ้ง โดยทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนเท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานรอบค่ากลาง (SD) เพื่อเปลี่ยนแปลงพื้นที่ในการจับของนิวรอนดังรูปที่ 5.4



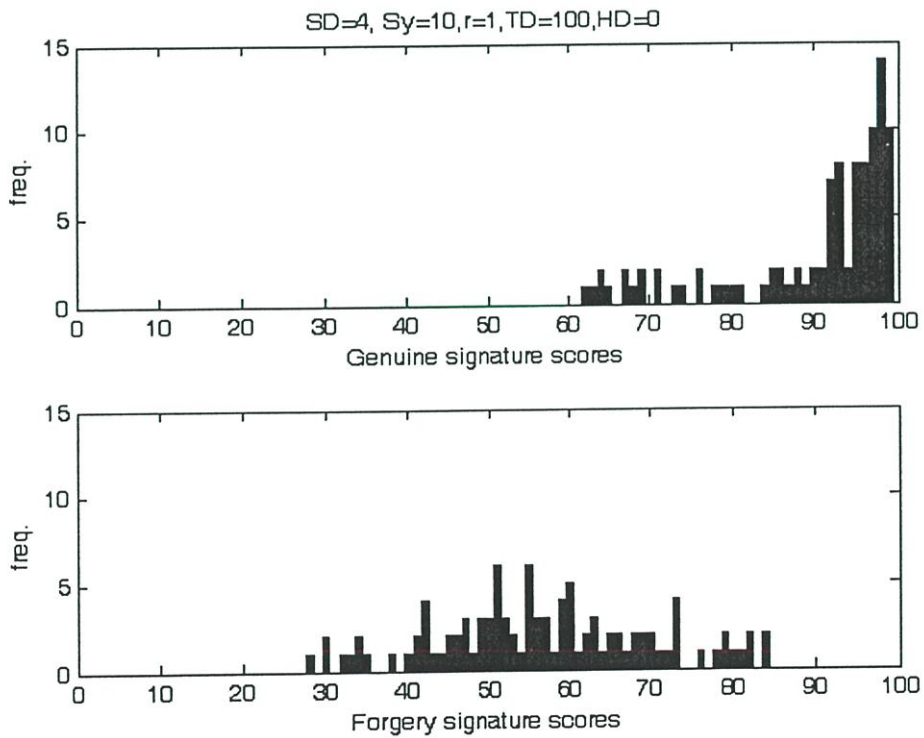
รูปที่ 5.4 พื้นที่ในการจับที่เกิดจากค่ากลางและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

โดยกำหนดให้ระบบมีจำนวนไซแนปส์ต่อโหนด ( $S_y$ ) เท่ากับ 10 จำนวนพื้นที่ที่สกัดส่วนของไซแนปส์ ( $r$ ) เท่ากับ 1 จำนวนข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน (TD) เท่ากับ 100 ลายเซ็น และค่าของ Hamming Distance (HD) เท่ากับ 0 ซึ่งผลการทดลองแสดงดังรูปที่ 5.5 ถึง 5.9

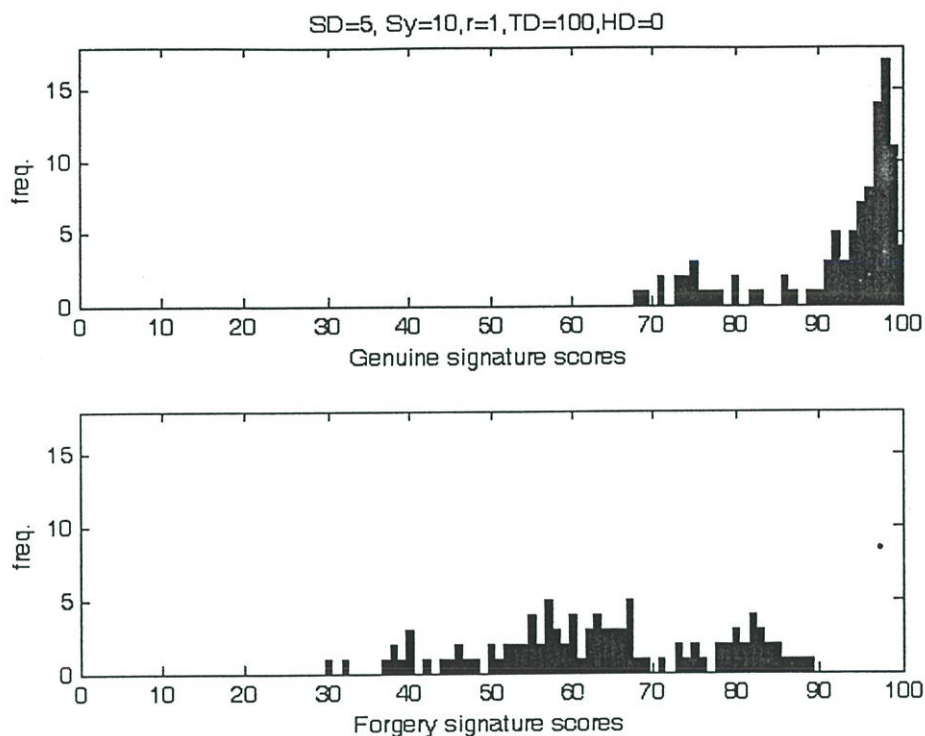




รูปที่ 5.7 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่ SD = 3



รูปที่ 5.8 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่ SD = 4

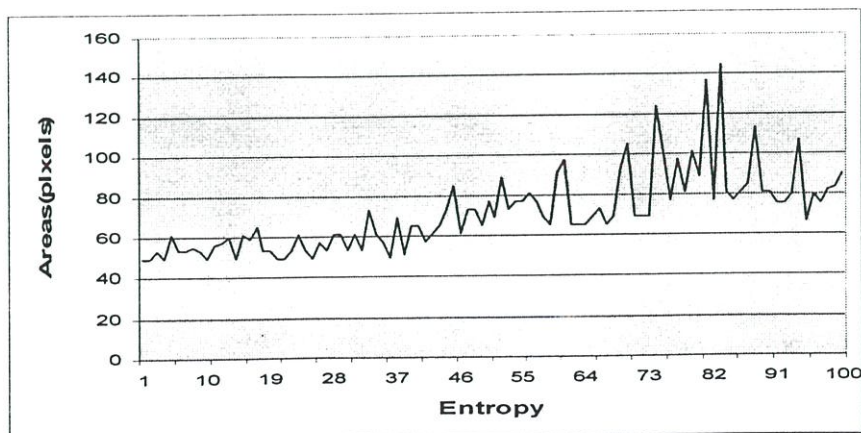


รูปที่ 5.9 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่ SD = 5

จากรูปคะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมทั้งหมด เมื่อทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนเท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานรอบค่ากลาง จะเห็นว่าที่จำนวนเท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานรอบค่ากลาง (SD) เท่ากับ 2 ระบบจะให้คำตอบที่มีพื้นที่ซ้อนทับกันน้อยที่สุด

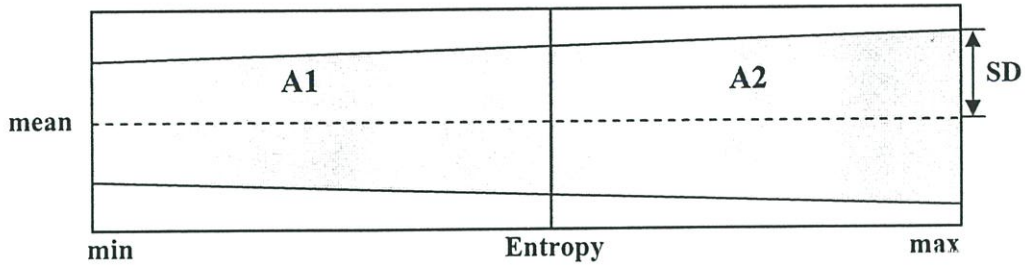
### 5.2.1.2 ทำการเปรียบเทียบจำนวนพื้นที่สัดส่วนของไซแนปส์

เนื่องจากแต่ละตำแหน่งของลายเซ็นที่ใช้ฝึกสอนนั้นจะมีจำนวนของข้อมูลมากน้อยต่างกัน ดังนั้นเราจึงทำการหาจำนวนข้อมูลของแต่ละตำแหน่งโดยใช้หลักการของเอนโทรปี และทำการเรียงใหม่ตามค่าเอนโทรปี โดยรูปที่ 5.10 แสดงพื้นที่ที่เกิดจากค่า SD สัมพันธ์กับค่าเอนโทรปี จะเห็นว่าตำแหน่งที่มีค่าเอนโทรปีมากมีพื้นที่ที่เกิดจากค่า SD มากกว่าตำแหน่งที่มีค่าเอนโทรปีน้อย



รูปที่ 5.10 พื้นที่จากค่า SD สัมพันธ์กับค่าเอนโทรปี

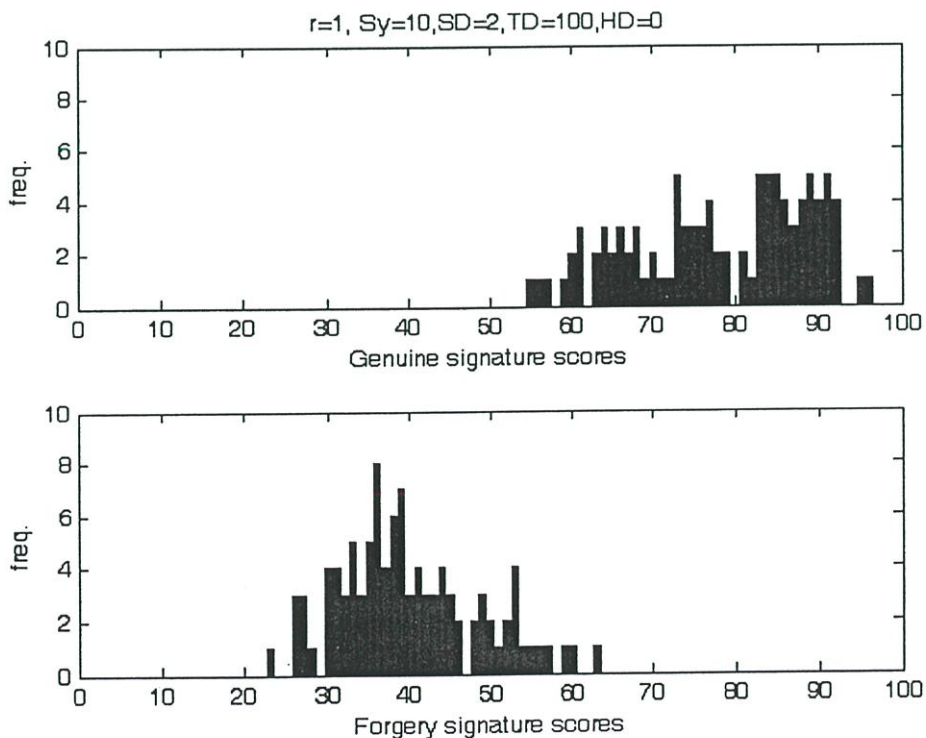
ในการทดลองส่วนนี้ จะทำการแบ่งพื้นที่ของข้อมูลออกเป็นสองส่วนที่เท่ากันดังรูปที่ 5.11 เป็นตัวอย่างกรณีที่ข้อมูลของลายเซ็นถูกแบ่งพื้นที่ออกเป็น 2 ส่วน ( $r = 2$ ) โดยบริเวณที่มีพื้นที่มากกว่าจะถูกจับด้วยจำนวนไซแนปส์ที่มากกว่าบริเวณที่มีพื้นที่น้อย ดังสมการที่ 5.1



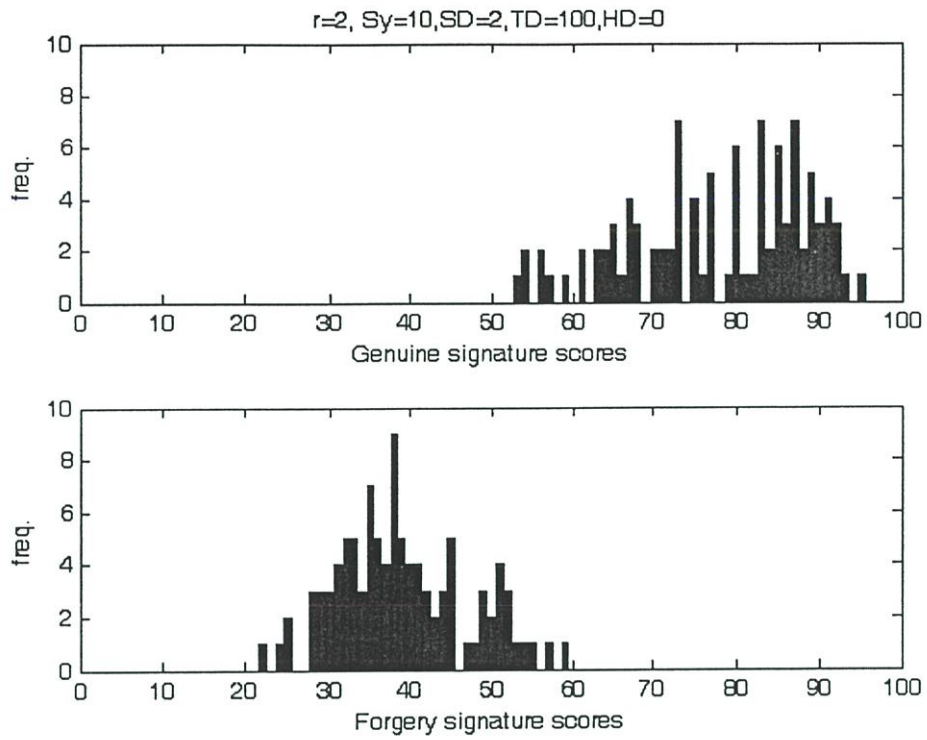
รูปที่ 5.11 ตัวอย่างจำนวนพื้นที่ที่สัดส่วนของไซแนปส์

$$P(\text{Synapses}(A_i)) = \frac{A_i}{\sum_{i=1}^r A_i} * \text{Synapses} \quad , i = 1, 2, 3, \dots, r \quad (5.1)$$

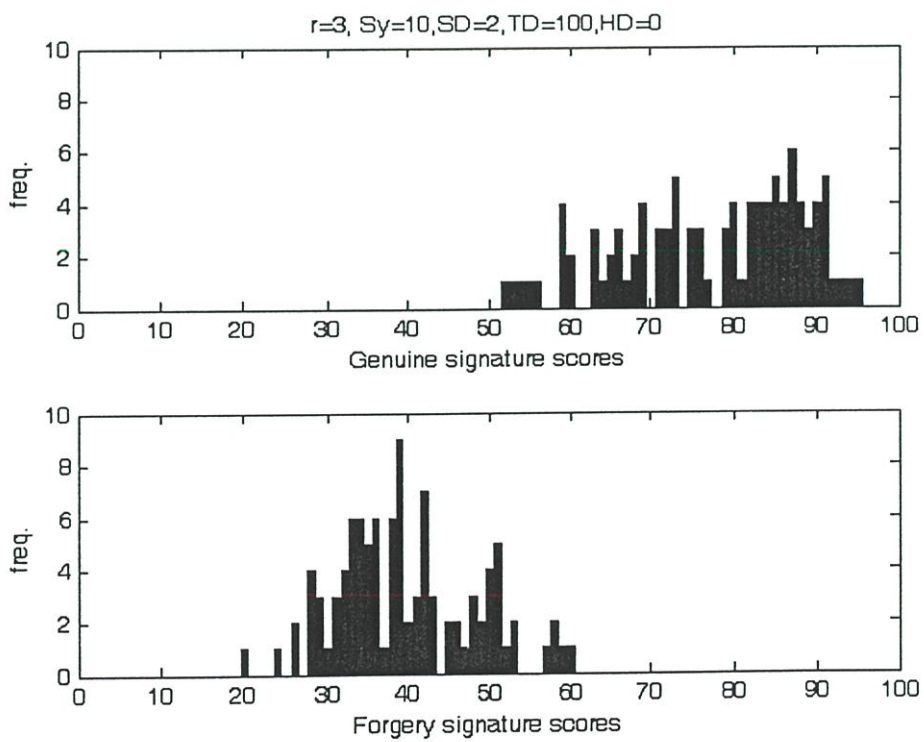
โดยในการทดลองนี้จะทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนพื้นที่ที่สัดส่วนของไซแนปส์ ( $r$ ) เพื่อเปลี่ยนอัตราส่วนของไซแนปส์ในการจับในแต่ละพื้นที่ของนิวรอน โดยกำหนดให้ระบบมีจำนวนไซแนปส์ต่อโหนด ( $Sy$ ) เท่ากับ 10 จำนวนเท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานรอบค่ากลาง ( $SD$ ) เท่ากับ 2 จำนวนข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน ( $TD$ ) เท่ากับ 100 ลายเซ็น และค่าของ Hamming Distance ( $HD$ ) เท่ากับ 0 ผลการทดลองแสดงดังรูปที่ 5.12 ถึง 5.16



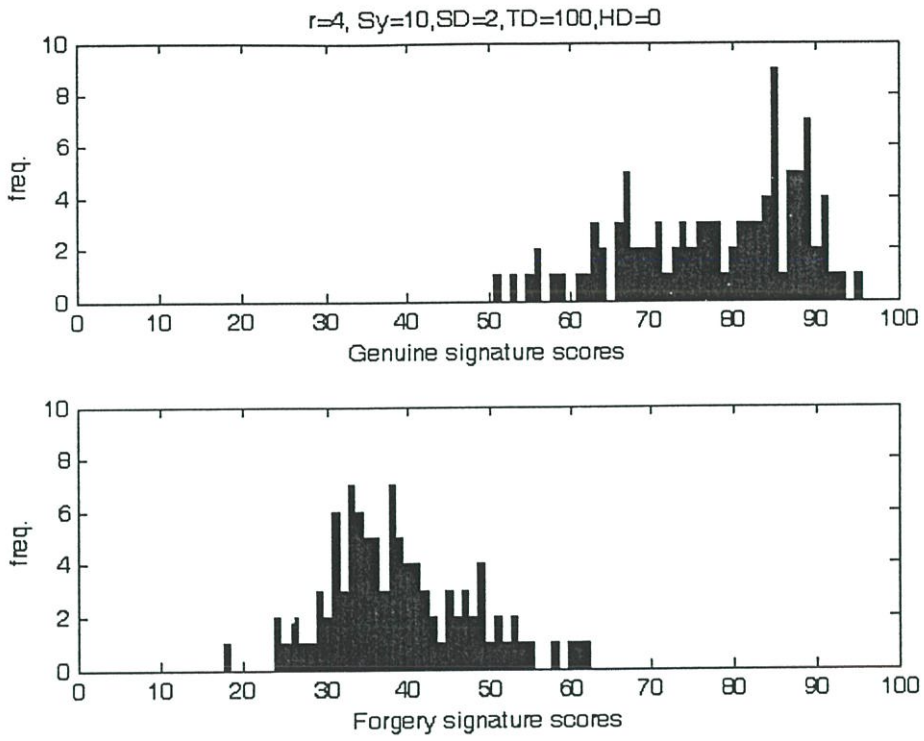
รูปที่ 5.12 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่  $r = 1$



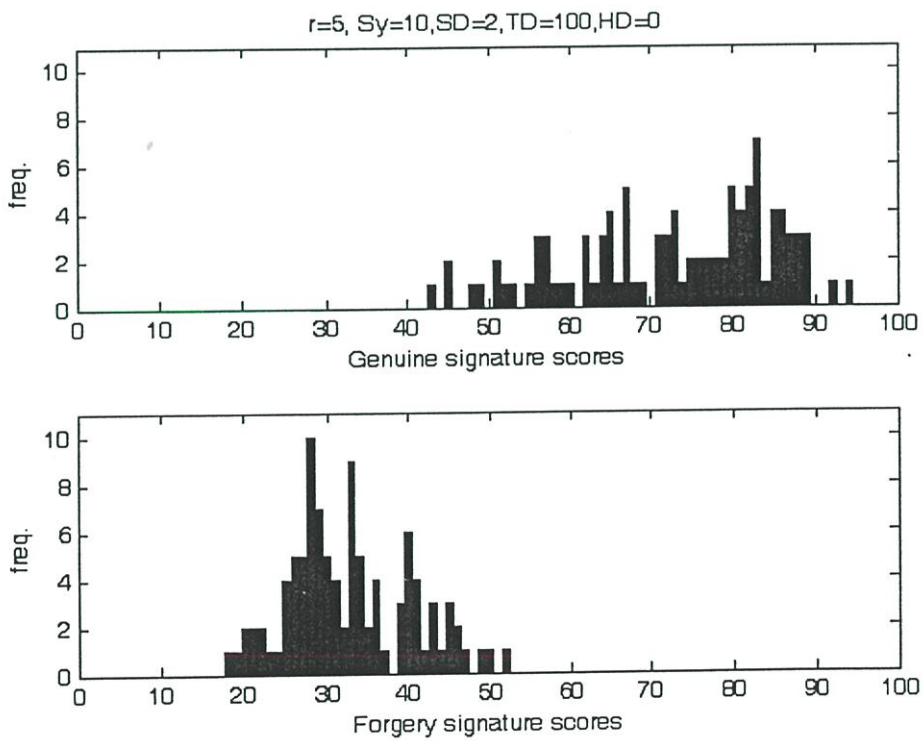
รูปที่ 5.13 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่  $r = 2$



รูปที่ 5.14 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่  $r = 3$



รูปที่ 5.15 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่  $r = 4$

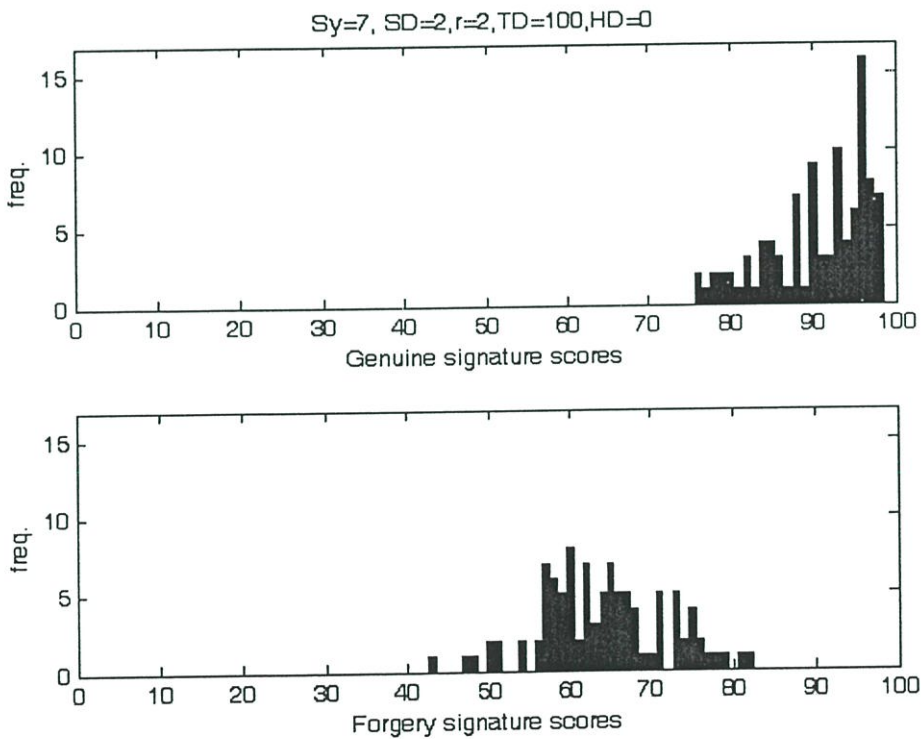


รูปที่ 5.16 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่  $r = 5$

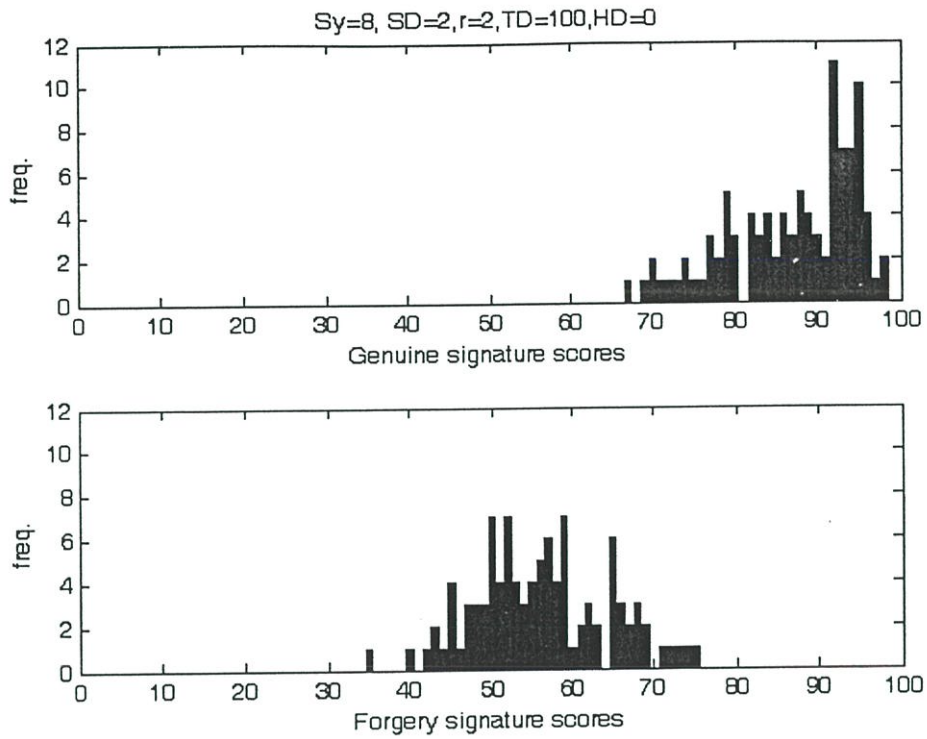
จากรูปคะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมทั้งหมด เมื่อทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนพื้นที่สัดส่วนของไซแนปส์ จะเห็นว่าที่จำนวนพื้นที่สัดส่วนของไซแนปส์ ( $r$ ) เท่ากับ 2 ระบบจะให้คำตอบที่มีพื้นที่ซ้อนทับกันน้อยที่สุด

### 5.2.1.3 ทำการเปรียบเทียบจำนวนของไซแนปส์ต่อโหนด

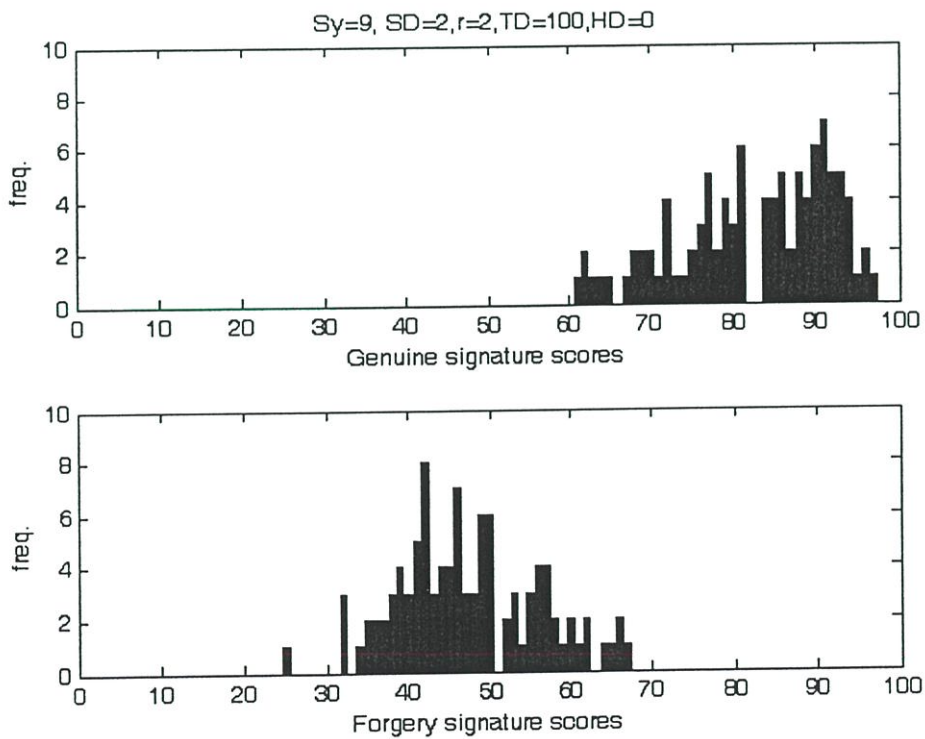
ระบบที่ดีควรมีจำนวนของไซแนปส์ต่อโหนดเหมาะสม โดยในการทดลองนี้ทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนของไซแนปส์ต่อโหนด ( $S_y$ ) โดยเริ่มต้นจาก 7 ไซแนปส์ เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนมีจำนวน 100 ลายเซ็น ดังนั้นตำแหน่ง (Address) ของหน่วยความจำควรมากกว่าข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน โดย 7 ไซแนปส์ หน่วยความจำจะมีตำแหน่ง 128 ตำแหน่ง ซึ่งมากกว่าจำนวนของข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน โดยกำหนดให้ระบบมีจำนวนเท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานรอบค่ากลาง (SD) เท่ากับ 2 จำนวนพื้นที่สัดส่วนของไซแนปส์ ( $r$ ) เท่ากับ 2 จำนวนข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน (TD) เท่ากับ 100 ลายเซ็น และค่าของ Hamming Distance (HD) เท่ากับ 0 ผลการทดลองแสดงดังรูปที่ 5.17 ถึง 5.22



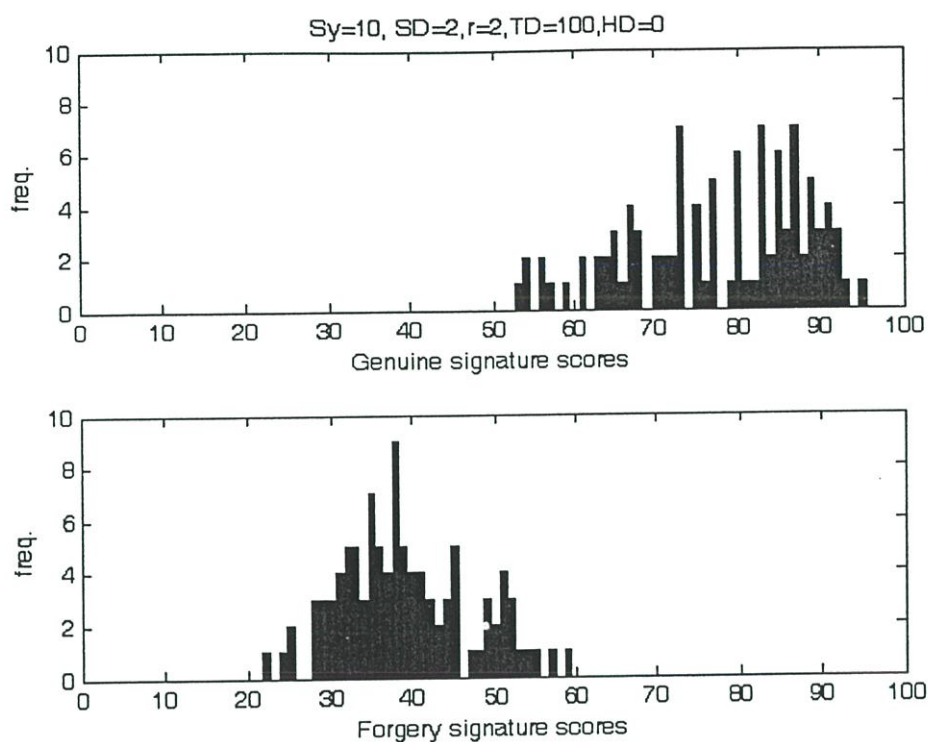
รูปที่ 5.17 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่  $S_y = 7$



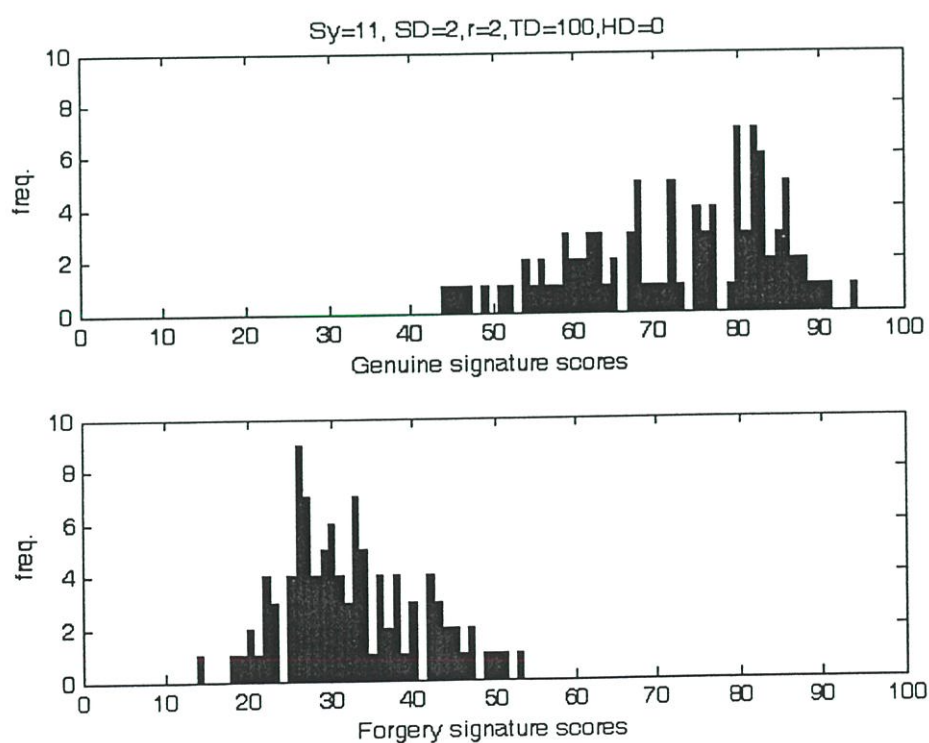
รูปที่ 5.18 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่  $S_y = 8$



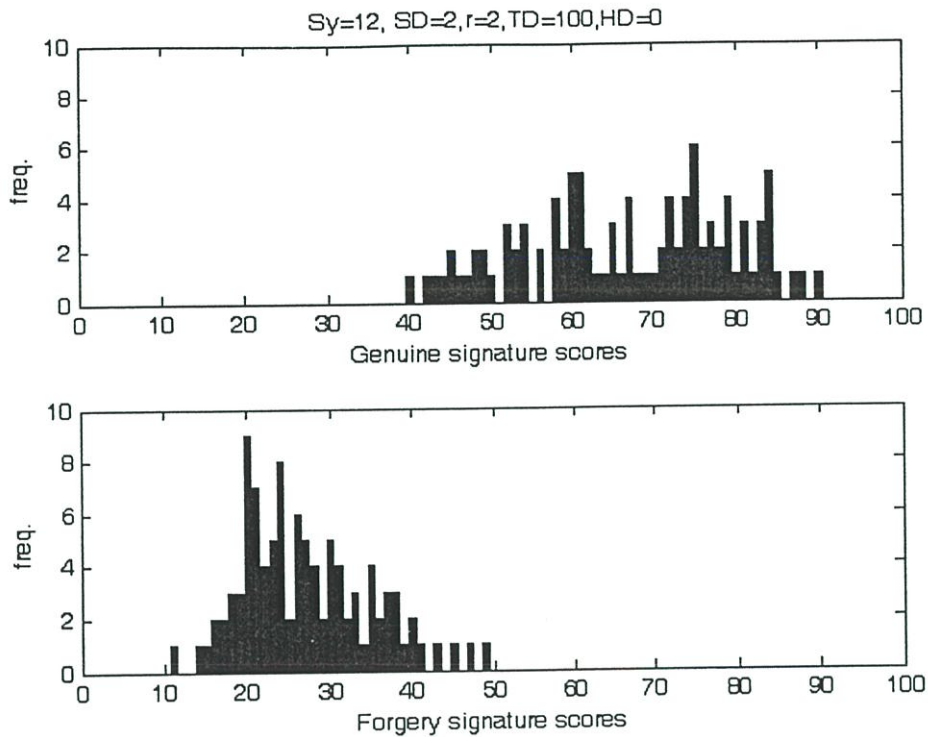
รูปที่ 5.19 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่  $S_y = 9$



รูปที่ 5.20 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่  $Sy = 10$



รูปที่ 5.21 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่  $Sy = 11$

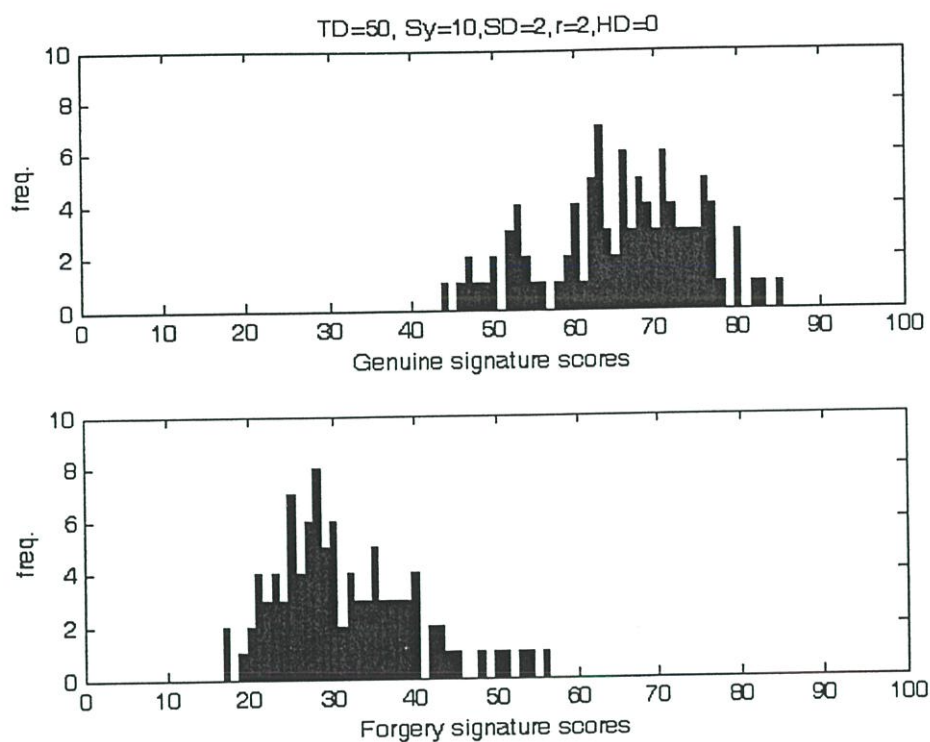


รูปที่ 5.22 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่  $Sy = 12$

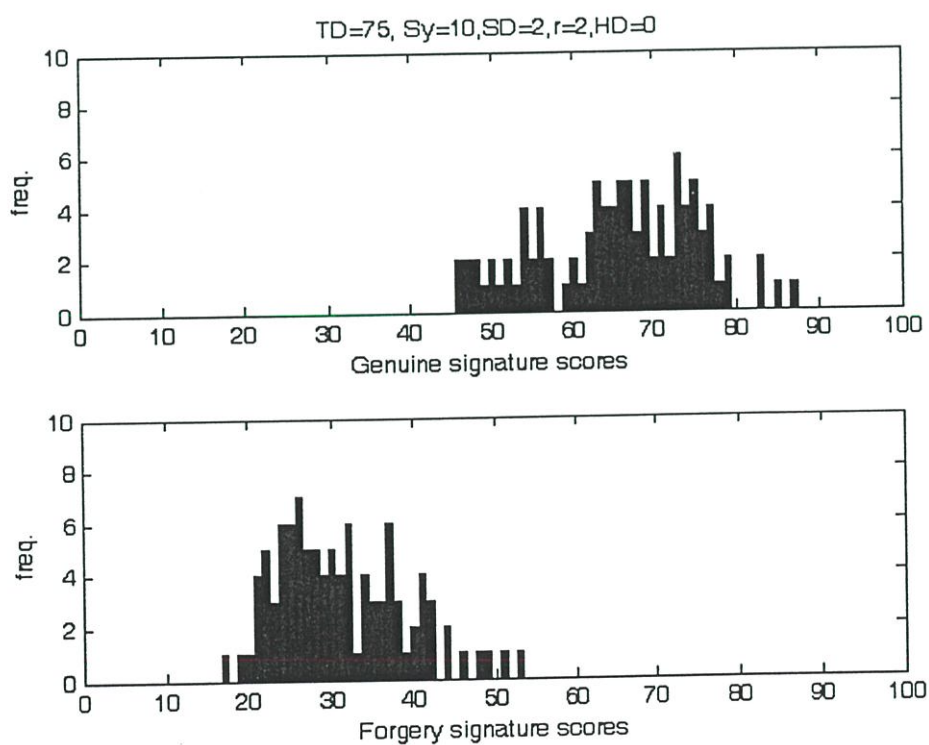
จากรูปคะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมทั้งหมด เมื่อทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนของไซแนปส์ต่อโหนดจะเห็นว่าที่จำนวนของไซแนปส์ต่อโหนด ( $Sy$ ) เท่ากับ 10 ระบบจะให้คำตอบที่มีพื้นที่ซ้อนทับกันน้อยที่สุด

#### 5.2.1.4 ทำการเปรียบเทียบจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน

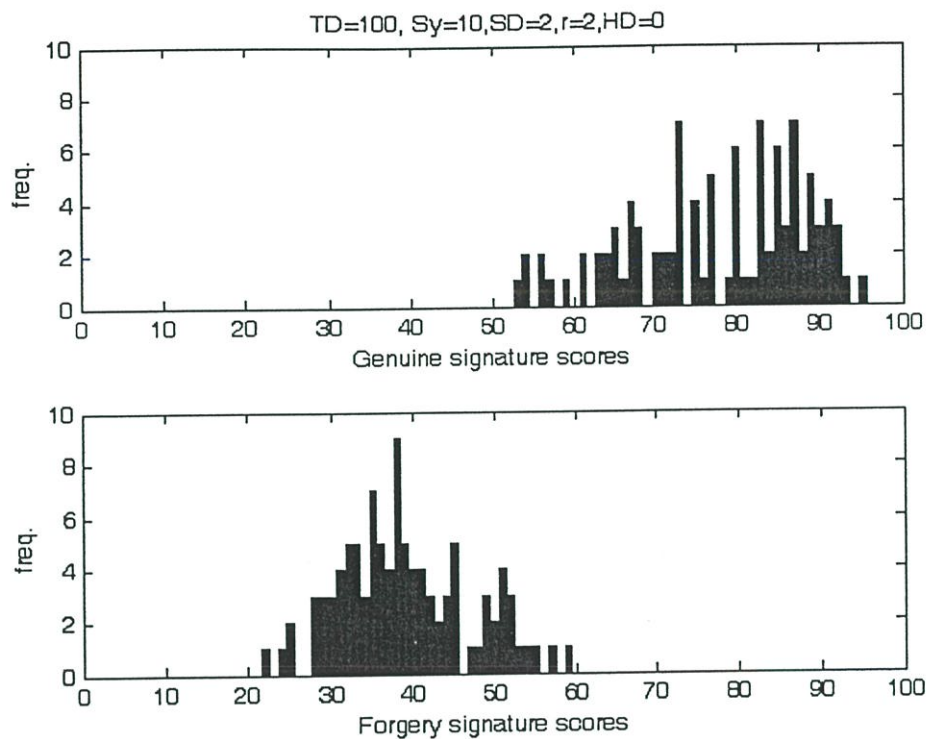
จำนวนข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนระบบควรจะน้อยที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ โดยที่ระบบยังมีอัตราความผิดพลาดอยู่ในระดับที่ยอมรับได้ เนื่องจากในการใช้งานจริงนั้น ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนระบบควรจะน้อย เพื่อความสะดวกในการใช้งาน ดังนั้นในการทดลองนี้เราจะทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนของข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน ( $TD$ ) โดยกำหนดให้ระบบมีจำนวนไซแนปส์ต่อโหนด ( $Sy$ ) เท่ากับ 10 จำนวนเท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานรอบค่ากลาง ( $SD$ ) เท่ากับ 2 จำนวนพื้นที่สัดส่วนของไซแนปส์ ( $r$ ) เท่ากับ 2 และค่าของ Hamming Distance ( $HD$ ) เท่ากับ 0 ผลการทดลองแสดงดังรูปที่ 5.23 ถึง 5.28



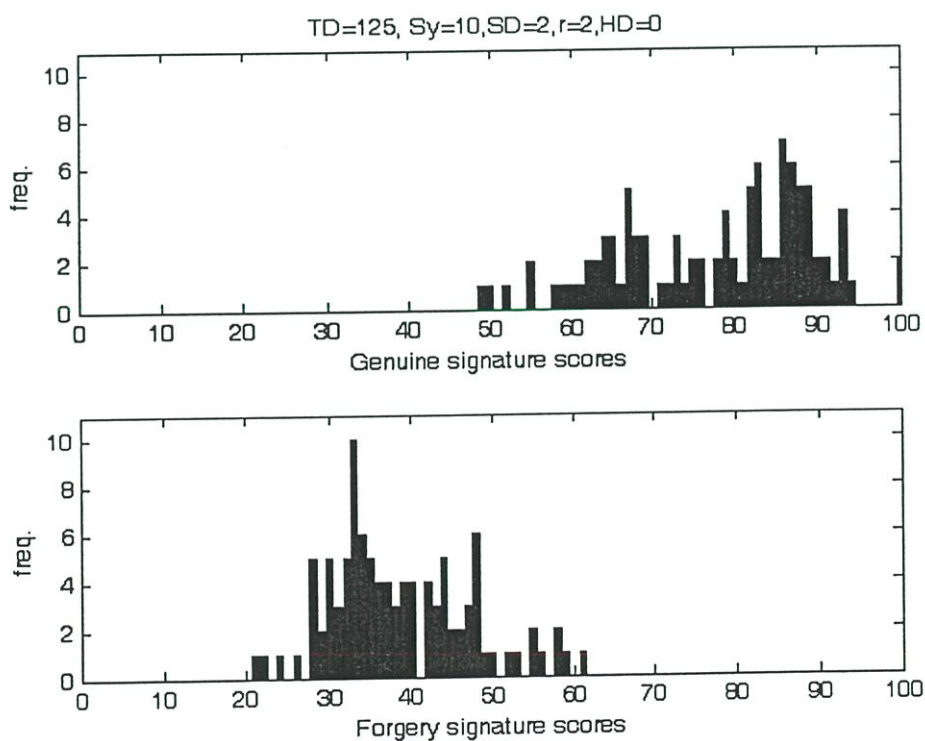
รูปที่ 5.23 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่  $TD = 50$



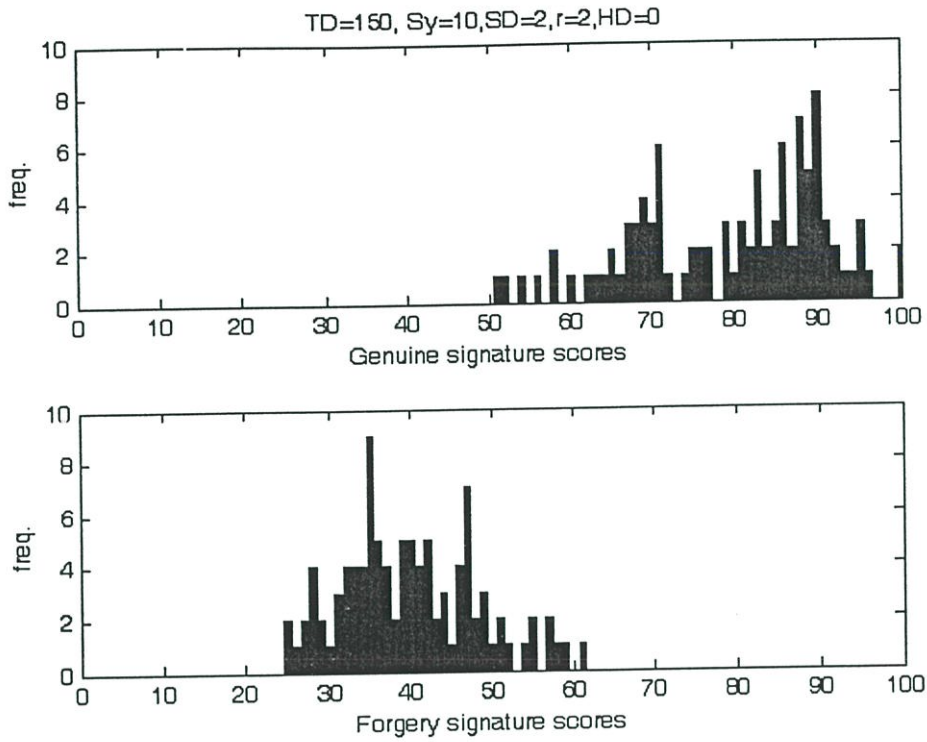
รูปที่ 5.24 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่  $TD = 75$



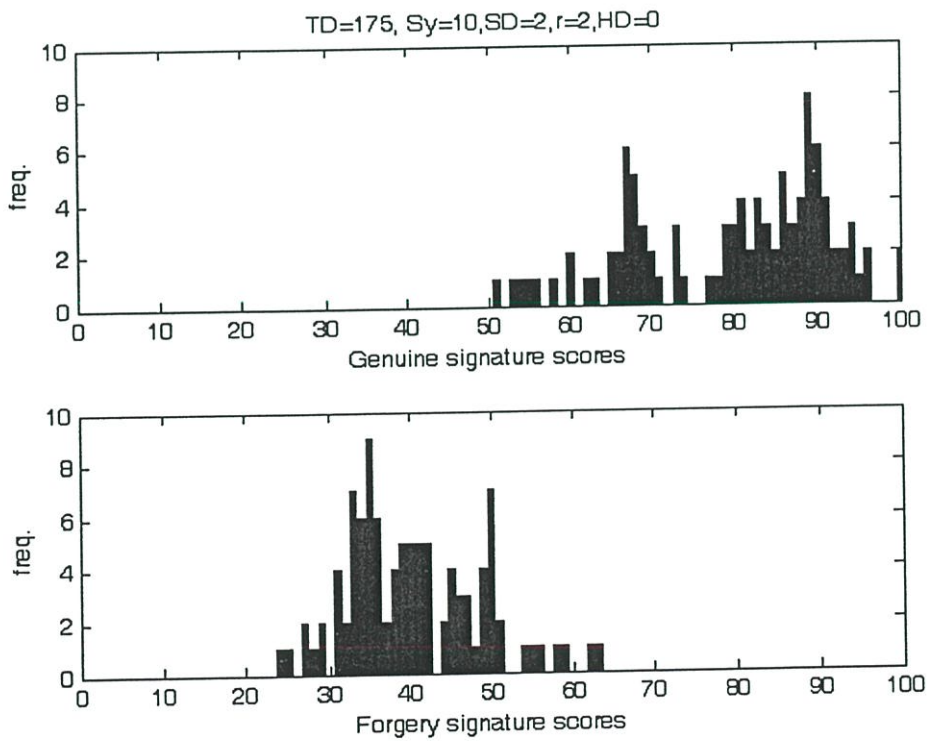
รูปที่ 5.25 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่ TD = 100



รูปที่ 5.26 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่ TD = 125



รูปที่ 5.27 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่ TD = 150

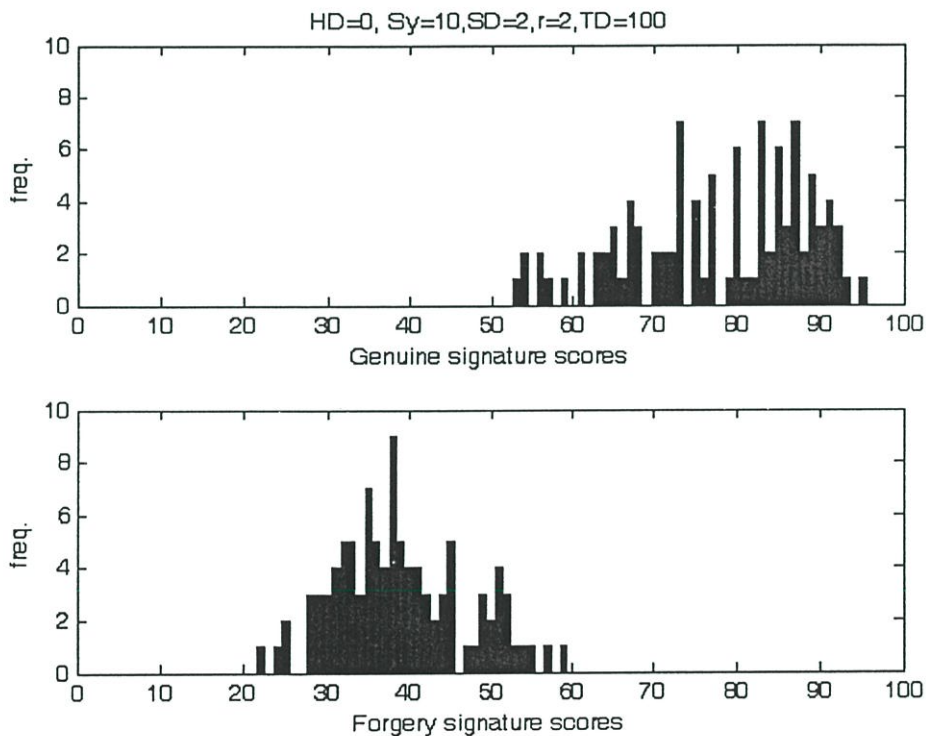


รูปที่ 5.28 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่ TD = 175

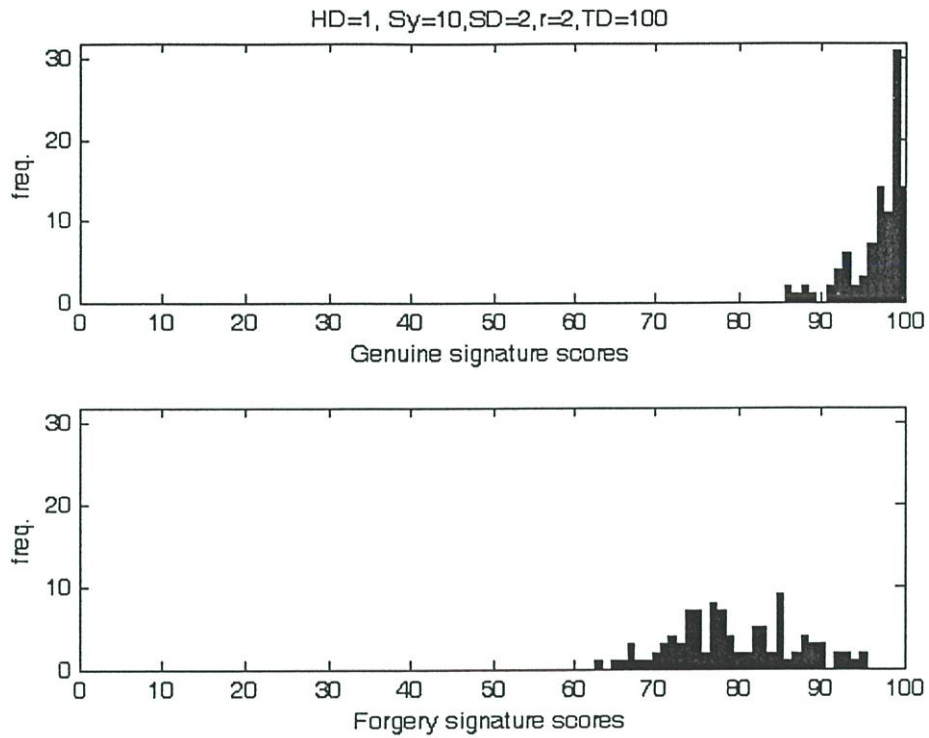
จากรูปคะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมทั้งหมด เมื่อทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนของข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน จะเห็นว่าที่จำนวนของข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน (TD) เท่ากับ 100 ลายเซ็น ระบบจะให้คำตอบที่มีพื้นที่ซ้อนทับกันน้อยที่สุด

### 5.2.1.5 ทำการเปรียบเทียบค่าของ Hamming Distance

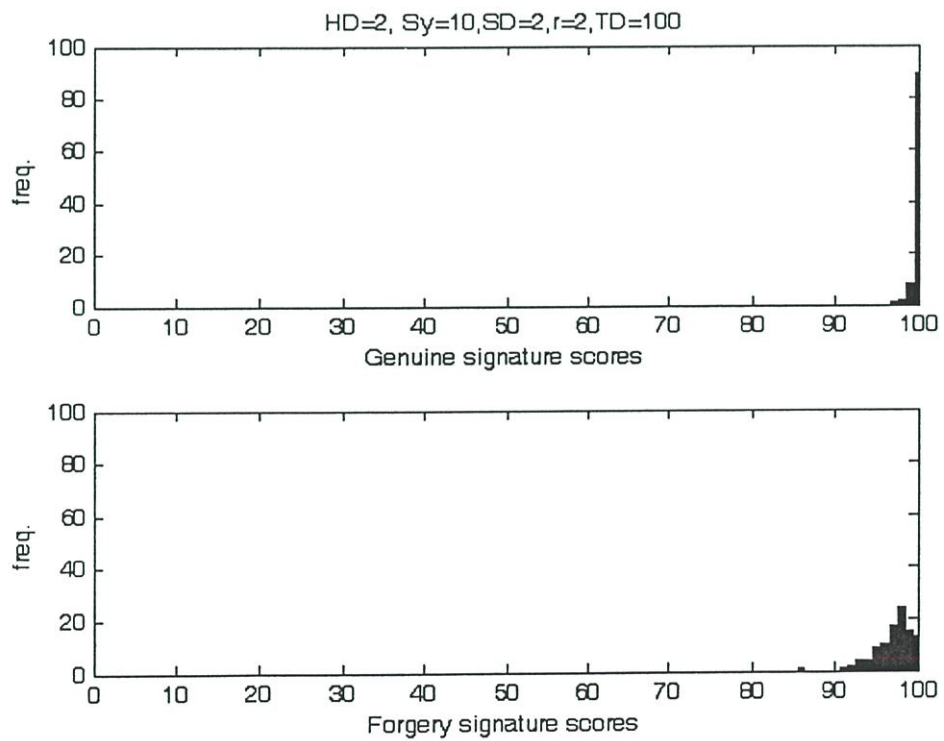
เปรียบเทียบเพื่อหาตำแหน่งที่ใกล้เคียงที่สุดโดยการใช้ Hamming Distance โดยในการทดลองนี้เราจะทำการเปลี่ยนแปลงค่าของ Hamming Distance (HD) โดยกำหนดให้ระบบมีจำนวนไซแนปส์ต่อโหนด ( $S_y$ ) เท่ากับ 10 จำนวนเท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานรอบค่ากลาง (SD) เท่ากับ 2 จำนวนพื้นที่สัดส่วนของไซแนปส์ ( $r$ ) เท่ากับ 2 และจำนวนข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน (TD) เท่ากับ 100 ลายเซ็น ผลการทดลองแสดงดังรูปที่ 5.29 ถึง 5.31



รูปที่ 5.29 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่ HD = 0



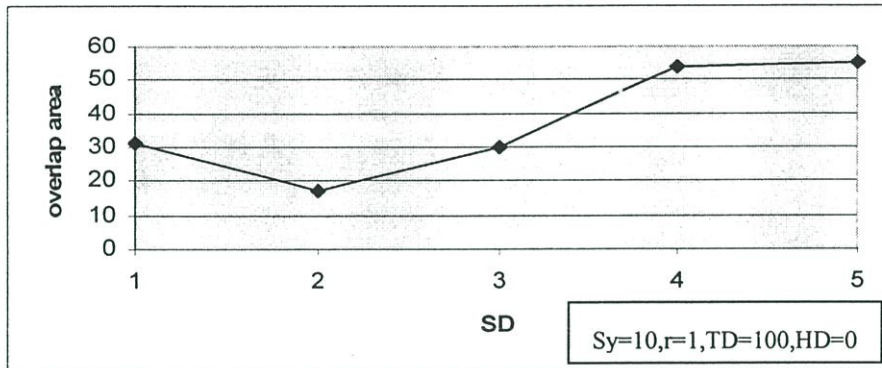
รูปที่ 5.30 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่  $HD = 1$



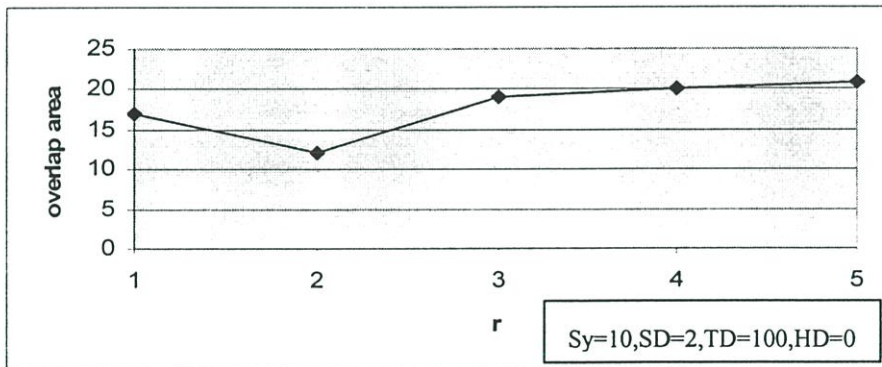
รูปที่ 5.31 คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมที่  $HD = 2$

จากรูปคะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมเมื่อทำการเปลี่ยนแปลงค่าของ Hamming Distance จะเห็นว่าที่ค่าของ Hamming Distance เท่ากับ 0 ระบบจะให้คำตอบที่มีพื้นที่ซ้อนทับกันน้อยที่สุด

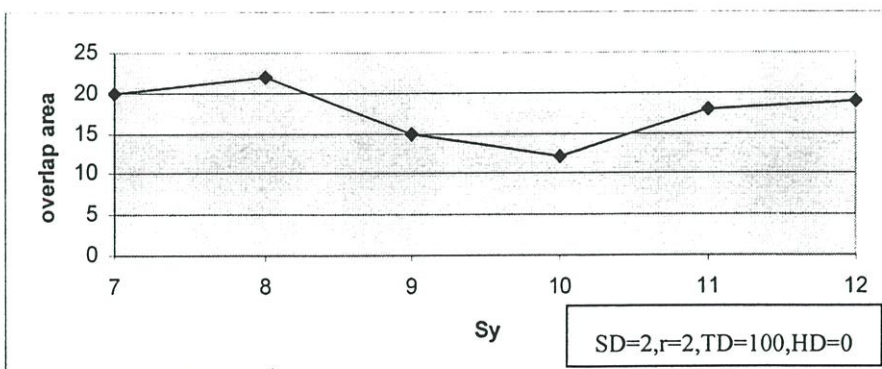
จากการทดลองที่ 5.2.1.1 ถึง 5.2.1.5 สามารถสรุปเป็นกราฟความสัมพันธ์ของพื้นที่การซ้อนทับของคะแนนจากลายเซ็นจริงและปลอมกับพารามิเตอร์ต่างๆ ได้ดังนี้



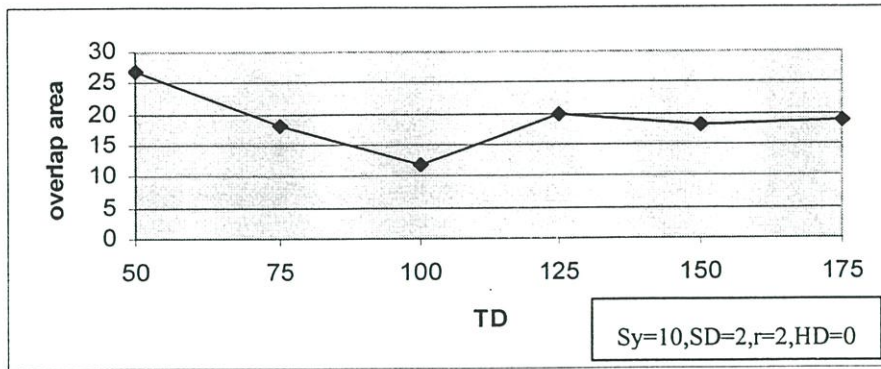
รูปที่ 5.32 ความสัมพันธ์ของพื้นที่การซ้อนทับกับค่า SD



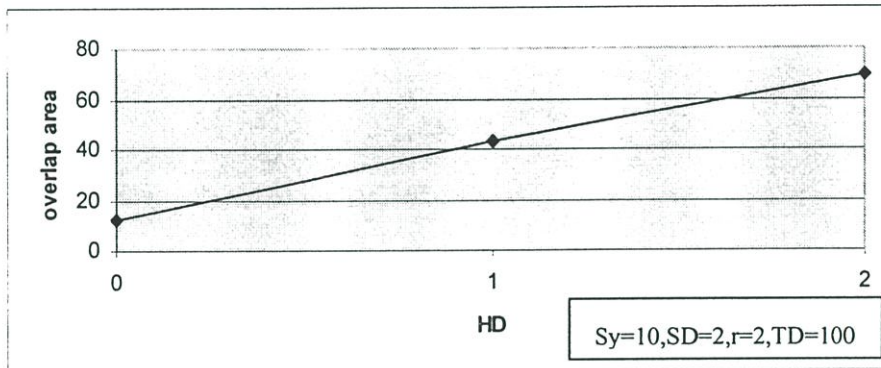
รูปที่ 5.33 ความสัมพันธ์ของพื้นที่การซ้อนทับกับค่า r



รูปที่ 5.34 ความสัมพันธ์ของพื้นที่การซ้อนทับกับค่า Sy

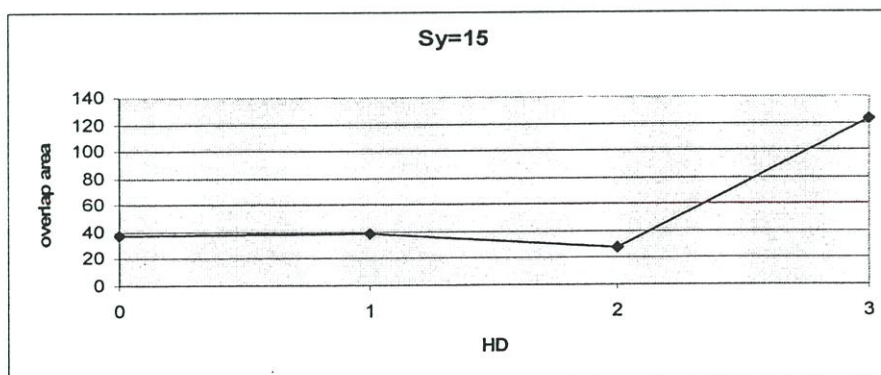


รูปที่ 5.35 ความสัมพันธ์ของพื้นที่การซ้อนทับกับค่า TD

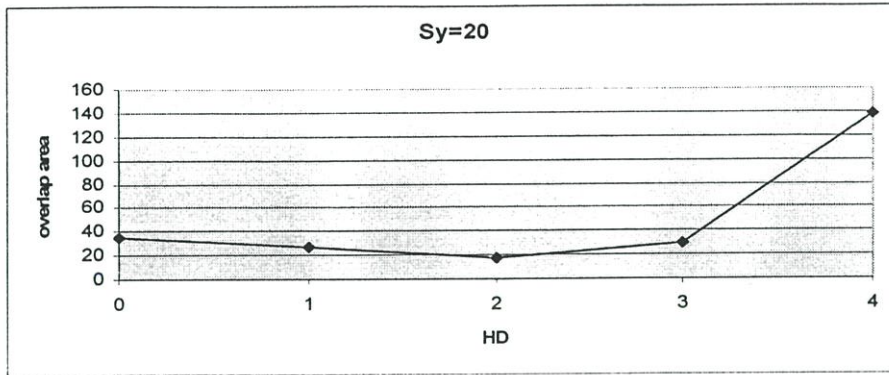


รูปที่ 5.36 ความสัมพันธ์ของพื้นที่การซ้อนทับกับค่า HD

จากกราฟความสัมพันธ์ของพื้นที่การซ้อนทับของคะแนนจากหลายเซ็นเซอร์จริงและปลอมกับทุกๆ พารามิเตอร์ ดังรูปที่ 5.32-5.36 จะเห็นว่าพารามิเตอร์หนึ่งตัวที่ไม่มีผลต่อระบบ นั่นคือ Hamming Distance (HD) เนื่องจากระบบที่ใช้มีจำนวนไซแนปส์ต่อโหนดน้อยเกินไป ซึ่งค่า HD จะมีผลต่อระบบก็ต่อเมื่อไซแนปส์มีจำนวนมากขึ้น ดังรูปที่ 5.37 และ 5.38 เป็นตัวอย่างกรณีที่มีจำนวนไซแนปส์เป็น 15 และ 20 ตามลำดับ จะเห็นว่าที่จำนวนไซแนปส์เพิ่มขึ้น HD จะมีผลต่อระบบ



รูปที่ 5.37 ผลของ HD ที่เกิดจากจำนวนไซแนปส์เท่ากับ 15

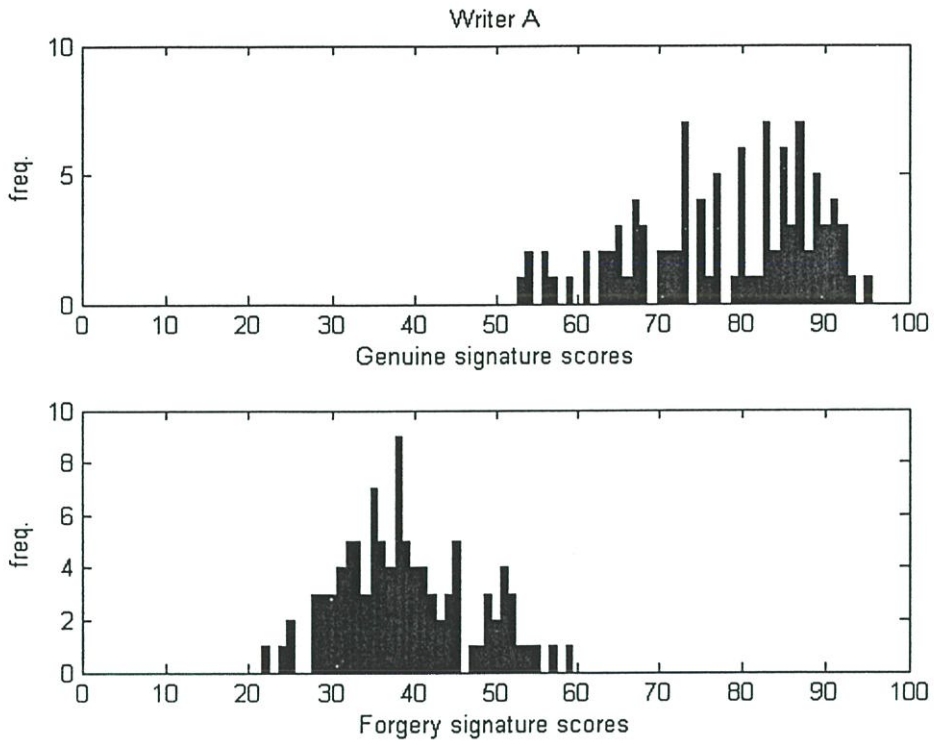


รูปที่ 5.38 ผลของ HD ที่เกิดจากจำนวนไชนเนปส์เท่ากับ 20

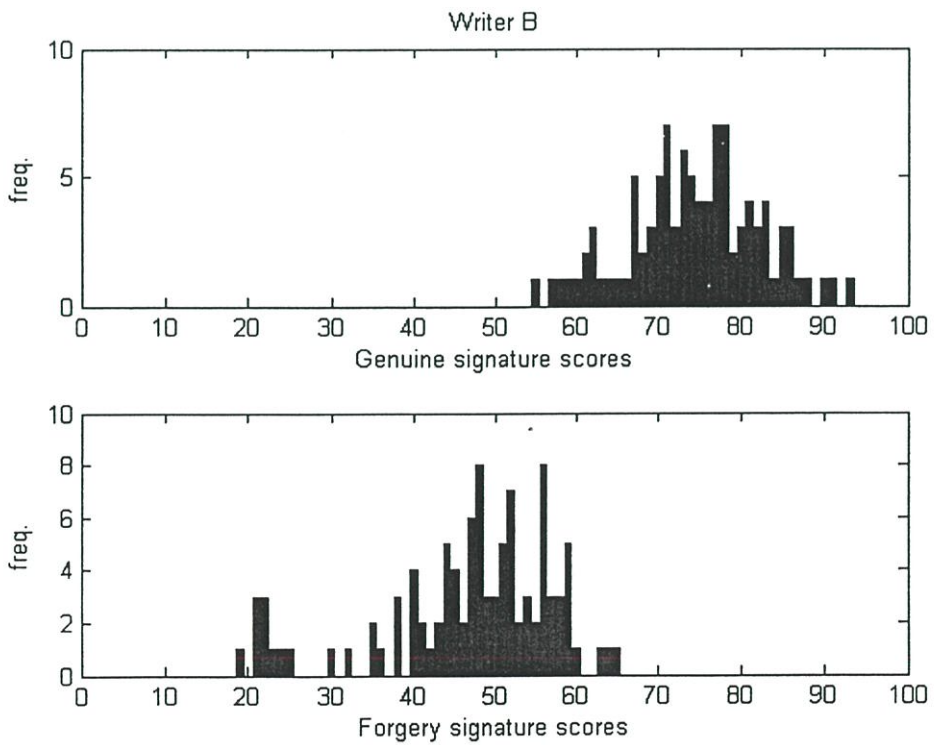
จากการออกแบบระบบการพิสูจน์ลายเซ็นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก ด้วยการทดลองเปลี่ยนค่าของพารามิเตอร์ต่างๆ เพื่อหาค่าที่ทำให้ระบบสามารถแยกกลุ่มคะแนนของลายเซ็นจริงและปลอมได้ดีที่สุด นั่นคือคะแนนทั้งสองกลุ่มนี้มีพื้นที่ซ้อนทับกันน้อยที่สุด สามารถสรุปได้ว่าระบบที่ออกแบบมีจำนวนเท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานรอบค่ากลาง (SD) เท่ากับ 2 จำนวนพื้นที่สัดส่วนของไชนเนปส์ ( $r$ ) เท่ากับ 2 จำนวนของไชนเนปส์ต่อโหนด ( $Sy$ ) เท่ากับ 10 จำนวนของข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน (TD) เท่ากับ 100 ลายเซ็น และมีค่าของ Hamming Distance (HD) เท่ากับ 0

### 5.2.2 ผลของการพิสูจน์ลายเซ็นด้วยระบบที่ออกแบบ

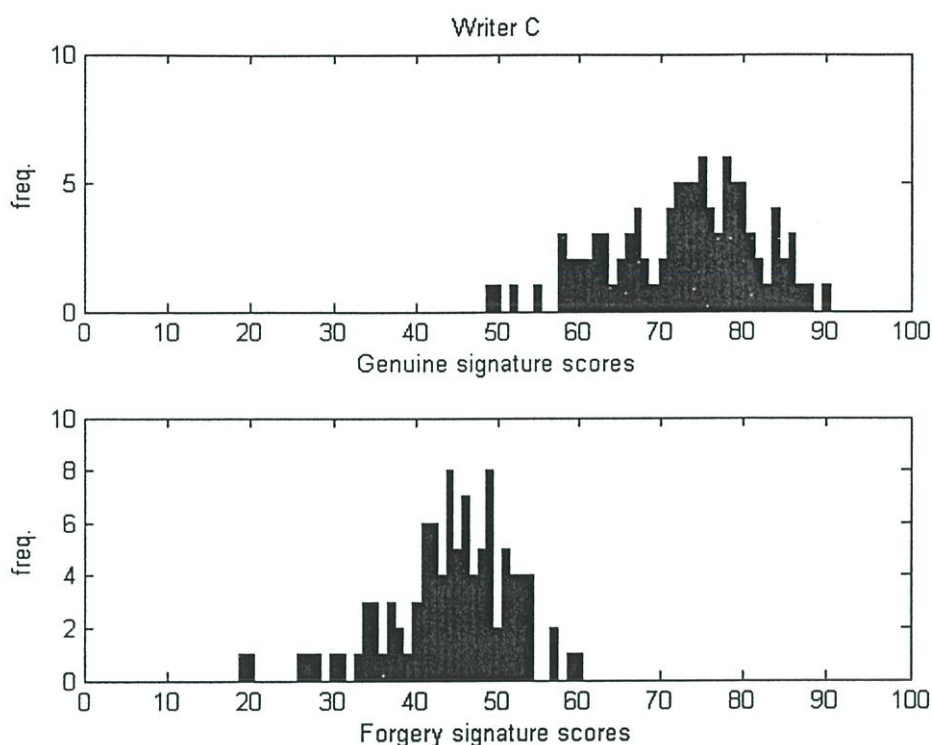
ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ได้จากการออกแบบระบบในหัวข้อที่ผ่านมา ซึ่งเป็นค่าที่ทำให้คะแนนของลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมมีพื้นที่ซ้อนทับกันน้อยที่สุด ในงานวิจัยนี้เป็นการออกแบบระบบการพิสูจน์ลายเซ็น ซึ่งมีผู้ลงทะเบียน 3 คน โดยการฝึกสอนใช้ลายเซ็นจริง 100 ลายเซ็น ส่วนการทดสอบใช้ลายเซ็นจริง 100 ลายเซ็นและใช้ลายเซ็นปลอม 100 ลายเซ็น ซึ่งผลการทดลองที่ได้จากระบบที่ออกแบบ แสดงดังรูปที่ 5.39 ถึง 5.41



รูปที่ 5.39 คะแนนของผู้ลงทะเบียนคนที่หนึ่ง



รูปที่ 5.40 คะแนนของผู้ลงทะเบียนคนที่สอง



รูปที่ 5.41 คะแนนของผู้ลงทะเบียนคนที่สาม

จากนั้นในขั้นตอนสุดท้ายใช้ฟังก์ชันการตัดสินใจ เพื่อตอบว่าลายเซ็นใดเป็นลายเซ็นจริง และลายเซ็นใดเป็นลายเซ็นปลอม ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้ตำแหน่งที่ค่าของอัตราการปฏิเสธผิดพลาด เท่ากับค่าของอัตราการอนุญาตผิดพลาดซึ่งก็คือ อัตราความผิดพลาดเท่ากัน (Equal Error Rate (EER)) จากรูปที่ 5.36 ถึง 5.38 สามารถหาค่าขีดเริ่มของผู้ลงทะเบียนคนที่หนึ่ง สองและสาม ได้ ดังนี้ คือ 55 คะแนน 60 คะแนนและ 57 คะแนน ตามลำดับ ซึ่งสรุปอัตราความผิดพลาดได้ดังตาราง ที่ 5.2

ตารางที่ 5.2 อัตราความผิดพลาดของระบบที่ออกแบบ

Writer A (TH=55)			Writer B (TH=60)			Writer C (TH=57)		
%FRR	%FAR	%TER	%FRR	%FAR	%TER	%FRR	%FAR	%TER
3	3	3	4	4	4	4	4	4

### 5.2.2.1 เปรียบเทียบการหาค่าขีดเริ่มโดยใช้ EER และ z-score

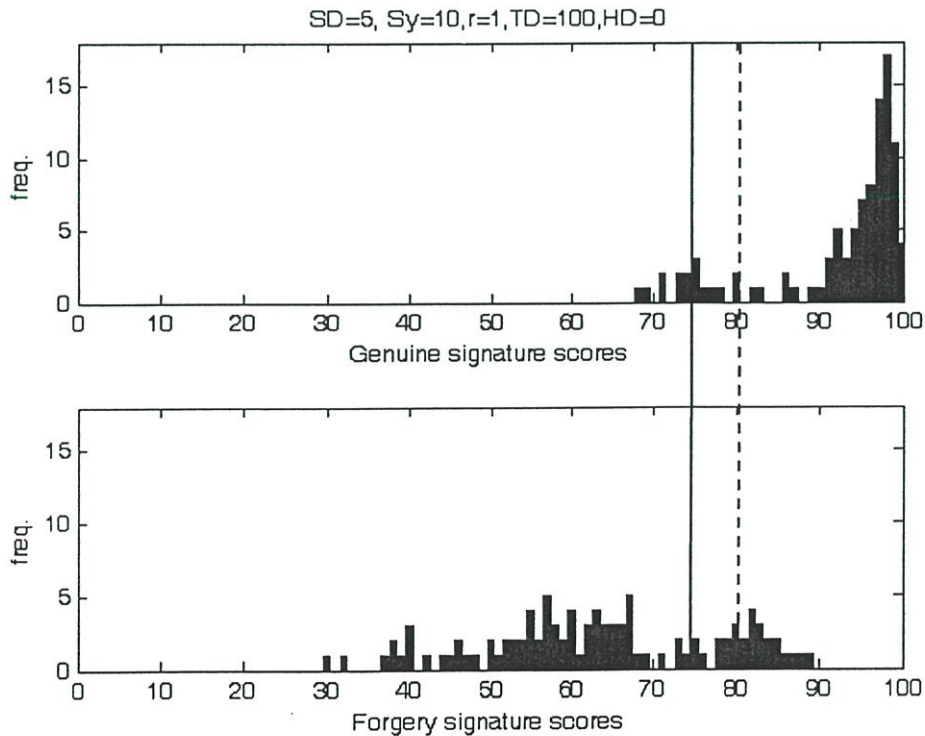
ก่อนหน้านี้มีงานวิจัยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักในการพิสูจน์ลายเซ็น[21] ซึ่งใช้การกำหนดค่าขีดเริ่มด้วยหลักการทางสถิติ (z-score) โดยการนำคะแนนของลายเซ็นจริงไปทำให้อยู่ในรูปของ Standard score ดังรูปที่ 4.11 จากนั้นหาค่าขีดเริ่มด้วยสมการที่ 5.2 โดยกำหนดคให้ Z เป็นค่าคงที่เท่ากับ -2

$$TH = \bar{X} + (Z \times SD) \quad (5.2)$$

โดย TH คือ ค่าขีดเริ่ม  
 $\bar{X}$  คือ ค่ากลางของกลุ่มข้อมูล  
 SD คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

เนื่องจากการใช้หลักการทางสถิติเป็นการกำหนดให้  $Z$  เป็นค่าคงที่คือ  $-2$  แต่ในความเป็นจริง ค่า  $Z$  ในแต่ละระบบและแต่ละบุคคลมีค่าไม่คงที่ ดังนั้นจึงพิสูจน์โดยการนำค่าขีดเริ่มที่ได้จากตำแหน่งที่ระบบมีอัตราความผิดพลาดเท่ากัน ดังแสดงในตารางที่ 5.2 มาคำนวณย้อนกลับด้วยสมการที่ 5.2 เพื่อหาค่า  $Z$  ของผู้ลงทะเบียนทั้งหมดได้  $-2.12$   $-1.83$  และ  $-1.75$  ตามลำดับ จะเห็นว่าค่า  $Z$  ไม่ได้เป็นค่าคงที่ แต่มีค่าเปลี่ยนแปลงไปตามกลุ่มคะแนนของผู้ลงทะเบียนแต่ละคนที่ได้จากระบบ

ส่วนในกรณีที่ระบบไม่มีการ Optimize ดังรูปที่ 5.42 ถ้าทำการหาค่าขีดเริ่มด้วยหลักการทางสถิติ (เส้นทึบ) จะทำให้ระบบมี  $FRR = 8\%$   $FAR = 27\%$  และ  $TER = 17.5\%$  ในขณะที่การหาค่าขีดเริ่มโดยการใช้ตำแหน่งที่มีอัตราความผิดพลาดเท่ากัน (เส้นประ) จะทำให้ระบบมี  $FRR = 16\%$   $FAR = 17\%$  และ  $TER = 16.5\%$



รูปที่ 5.42 คะแนนที่ได้จากระบบที่ไม่มีการ Optimize

ในกรณีนี้จะเห็นว่าการหาค่าขีดเริ่มด้วยหลักการทางสถิติ ทำให้ระบบมีอัตราการปฏิเสธผิดพลาดต่ำ แต่มีอัตราการอนุญาตผิดพลาดสูงมาก ซึ่งเป็นสิ่งที่อันตรายมาก ในขณะที่การหาค่าขีดเริ่มโดยการใช้ตำแหน่งที่มีอัตราความผิดพลาดเท่ากัน ทำให้ระบบมีอัตราการปฏิเสธผิดพลาดใกล้เคียงกับอัตราการอนุญาตผิดพลาด และมีอัตราความผิดพลาดรวมต่ำกว่าการหาค่าขีดเริ่มด้วยหลักการทางสถิติ ซึ่งทำให้ระบบมีประสิทธิภาพดีขึ้น

### 5.3 เปรียบเทียบการพิสูจน์ลายเซ็นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

จากที่ได้กล่าวมาแล้วว่าการพิสูจน์ลายเซ็นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับนั้นเป็นวิธีมาตรฐาน ดังนั้นเราจึงนำระบบการพิสูจน์ลายเซ็นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักที่ได้ออกแบบมาเปรียบเทียบกัน ซึ่งจะทำการเปรียบเทียบทั้งอัตราความผิดพลาดที่เกิดขึ้น รวมไปถึงเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนระบบทั้งสอง โดยในระบบแรกใช้หลักการของเอนโทรปีในการหาค่าตำแหน่งที่ดีที่สุดให้กับไซแนปส์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ซึ่งมีโครงสร้าง 50-20-1 โหนด ฟังก์ชันการตัดสินใจทั้งหมดเป็นฟังก์ชันลอกซิกมอยด์ และการฝึกสอนเป็นแบบ Scaled Conjugate Gradient ส่วนระบบที่สองใช้หลักการของเอนโทรปีค่ากลางและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในการหาค่าตำแหน่งที่ดีที่สุดให้กับไซแนปส์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก ซึ่งมีพารามิเตอร์ต่างๆ ดังนี้ คือ  $SD = 2$   $r = 2$   $Sy = 10$   $TD = 100$  และ  $HD = 0$  ซึ่งผลการเปรียบเทียบแสดงในตารางที่ 5.3

ตารางที่ 5.3 เปรียบเทียบอัตราความผิดพลาดและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนระบบทั้งสอง

		Writer A			Writer B			Writer C			T.
		%FRR	%FAR	%TER	%FRR	%FAR	%TER	%FRR	%FAR	%TER	(sec.)
BP	60*	1.71	4.61	3.16	0.85	5.97	3.41	0.49	6.95	3.72	~28
NN	100**	0	13.06	6.53	4.56	9.26	6.91	0	10.32	5.16	~45
N-Tuple		3	3	3	4	4	4	4	4	4	~1

\* คือ จำนวนจุดเชื่อมต่อที่ได้จากการหาค่าตำแหน่งที่ดีที่สุด (60 ตำแหน่ง)

\*\* คือ จำนวนจุดเชื่อมต่อทั้งหมด (100 ตำแหน่ง)

จากตารางจะเห็นว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักในการพิสูจน์ลายเซ็นนั้น มีอัตราความผิดพลาดต่ำกว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับที่ไม่มีการหาค่าตำแหน่งที่ดีที่สุดในการจับของไซแนปส์ แต่ถ้าเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับที่ได้รับการหาค่าตำแหน่งที่ดีที่สุดโดยหลักการของเอนโทรปี ระบบที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้

น้ำหนักจะมีอัตราความผิดพลาดสูงกว่าเล็กน้อย แต่ในกระบวนการฝึกสอนระบบ โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักใช้เวลาน้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับมาก ถึงแม้ว่าเวลาที่โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับใช้จะลดลงเนื่องมาจากการลดจำนวนจุดเชื่อมต่อแล้วก็ตาม

## บทที่ 6

### สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

ลายเซ็นเป็นข้อมูลทางไบโอเมตริกซ์รูปแบบหนึ่ง ซึ่งอาศัยลักษณะทางพฤติกรรมของบุคคลมาเป็นสัญลักษณ์ สามารถใช้ในการยืนยันความเป็นเจ้าของเอกสารต่างๆ ไม่ว่าจะเป็นการติดต่อกับสถาบันการเงิน หรือสถานที่ราชการต่างๆ โดยการตรวจสอบลายเซ็นด้วยสายตานั้นเป็นวิธีที่สะดวก แต่ต้องอาศัยความชำนาญของผู้ตรวจสอบพอสมควร บางครั้งอาจจะมีผิดพลาดเกิดขึ้นได้ ดังนั้นจึงได้มีการคิดค้นระบบการพิสูจน์ลายเซ็นโดยการใช้คอมพิวเตอร์ขึ้น เพื่อใช้แยกแยะความแตกต่างระหว่างลายเซ็นจริงกับลายเซ็นปลอม

งานวิจัยนี้ได้พัฒนาการพิสูจน์ลายเซ็น เพื่อแยกความแตกต่างระหว่างลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอม ซึ่งพารามิเตอร์ที่ใช้ในการพิสูจน์ลายเซ็นประกอบด้วย 4 พารามิเตอร์ด้วยกัน คือ ตำแหน่งของปลายปากกาในแนวราบ ตำแหน่งของปลายปากกาในแนวตั้ง แรงกดของปลายปากกา และมุมเอียงของปากกาในแนวตั้ง โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก เนื่องจากมีข้อดีที่น่าสนใจหลายประการ อาทิเช่น กระบวนการมีความซับซ้อนน้อย ไม่ต้องคำนวณสมการที่ยุ่งยากใดๆ ทำให้เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนระบบลดลง ร่วมกับหลักการของเอนโทรปี ค่ากลางและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในการหาตำแหน่งที่ดีที่สุดในไซแนปส์

การทดลองส่วนแรกเป็นการตรวจสอบว่าเอนโทรปีสามารถนำมาใช้กับข้อมูลลายเซ็นได้หรือไม่ โดยการใช้ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ในการพิสูจน์ลายเซ็น มีโครงสร้าง 3 ชั้น ประกอบด้วย 50-20-1 โหนด ตามลำดับ ส่วนฟังก์ชันการตัดสินใจทั้งหมดเป็นฟังก์ชันลอกซิกมอยด์ และใช้การฝึกสอนแบบ Scaled Conjugate Gradient จากผลการทดลองที่ได้แสดงในตารางที่ 5.1 และรูปที่ 5.2 จะเห็นว่าที่จำนวนจุดเชื่อมต่อเท่ากับ 60 ตำแหน่งของข้อมูลที่มีค่าเอนโทรปีสูงที่สุด ถูกเชื่อมต่อเข้ากับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ระบบมีความผิดพลาดจากการทดสอบน้อยที่สุด ซึ่งน้อยกว่าการเชื่อมต่อทุกตำแหน่ง (fully connect) ของข้อมูลลายเซ็นเข้ากับโครงข่าย และเนื่องจากจำนวนจุดเชื่อมต่อของโครงข่ายลดลงจากการใช้หลักการของเอนโทรปี ทำให้เวลาที่ใช้ในกระบวนการฝึกสอนระบบลดลงอีกด้วย

การทดลองส่วนที่สองใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักร่วมกับหลักการของเอนโทรปี ค่ากลางและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในการพิสูจน์ลายเซ็น โดยเอนโทรปีใช้ในการหาสัดส่วนไซแนปส์ของแต่ละโหนด ซึ่งตำแหน่งที่มีข้อมูลลายเซ็นมากควรถูกจับโดยจำนวนไซแนปส์ที่มากกว่า ส่วนค่ากลางและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานใช้ในการหาขอบเขตของพื้นที่ในการจับของไซแนปส์ เนื่องจากพื้นที่บางส่วนไม่มีข้อมูลของลายเซ็นอยู่ จากการทดลองด้วยการเปลี่ยนค่าของพารามิเตอร์ต่างๆ เพื่อทำให้กลุ่มคะแนนของลายเซ็นจริงและปลอมมีพื้นที่ซ้อนทับกันน้อยที่สุด

สรุปได้ว่าระบบที่ออกแบบมีพารามิเตอร์ต่างๆ ดังนี้ จำนวนเท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานรอบค่ากลาง (SD) เท่ากับ 2 จำนวนพื้นที่สัดส่วนของไซแนปส์ ( $r$ ) เท่ากับ 2 จำนวนของไซแนปส์ต่อโหนด ( $Sy$ ) เท่ากับ 10 จำนวนข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน (TD) เท่ากับ 100 ลายเซ็นและมีค่าของ Hamming Distance (HD) เท่ากับ 0

จากนั้นทำการเปรียบเทียบอัตราความผิดพลาดที่เกิดขึ้น รวมไปถึงเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนระบบทั้งสอง โดยระบบแรกใช้หลักการของเอนโทรปีในการหาตำแหน่งที่ดีที่สุดให้กับไซแนปส์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ซึ่งมีโครงสร้าง 50-20-1 โหนด ฟังก์ชันการตัดสินใจทั้งหมดเป็นฟังก์ชันลอกซิกมอยด์ และการฝึกสอนเป็นแบบ Scaled Conjugate Gradient ส่วนระบบที่สองใช้หลักการของเอนโทรปี ค่ากลางและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในการหาตำแหน่งที่ดีที่สุดให้กับไซแนปส์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก ซึ่งมีพารามิเตอร์ต่างๆ ดังนี้ คือ  $SD = 2$   $r = 2$   $Sy = 10$   $TD = 100$  และ  $HD = 0$  โดยผลของการเปรียบเทียบแสดงในตารางที่ 5.3 ซึ่งมีผู้ลงทะเบียน 3 คน จะเห็นว่าระบบที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับมีอัตราความผิดพลาด  $TER = 3.16\%$   $3.41\%$  และ  $3.72\%$  ตามลำดับ และใช้เวลาในการฝึกสอนระบบประมาณ 28 วินาที ในขณะที่ระบบที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักมีอัตราความผิดพลาด  $TER = 3\%$   $4\%$  และ  $4\%$  ตามลำดับ และใช้เวลาในการฝึกสอนระบบประมาณ 1 วินาที ซึ่งสามารถสรุปได้ว่าระบบที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักที่ถูกออกแบบนี้มีอัตราความผิดพลาดใกล้เคียงกับการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับที่ใช้ร่วมกับหลักการของเอนโทรปี แต่กระบวนการฝึกสอนระบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักรวดเร็วกว่ามาก

## เอกสารอ้างอิง

- [1] T.Ohishi, Y.Komiya and T.Matsumoto, "On-line Signature Verification using Pen-Position, Pen-Pressure and Pen-Inclination Trajectories", Vol.4, 3-7 Sept. 2000, pp.547-550.
- [2] U. Uludag, S. Pankanti, S. Prabhakar and A. K. Jaik, "Biometric cryptosystems", Proceedings of the IEEE, Vol.92, June 2004, pp.948-960.
- [3] S. N. Yanushkevich, "Synthetic Biometrics : A Survey", Neural Networks, 16-21 July 2006, pp.676-683.
- [4] R. Plamondon, "On-line and Off-line Handwriting Recognition : A Comprehensive Survey", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.22, No.1, Jan. 2000, pp.63-84.
- [5] L. Fausett, "Fundamentals of Neural Networks", Prentice-Hall International, Inc, 1994.
- [6] นิสิตท์ สมิทธิ์สมบุรณ์, ชาตรี พันธุ์อัจฉริยกุล และ ชวาล วรณเทพรักษา, "ระบบประมวลผลภาพสำหรับหุ่นยนต์สำรวจ", ปรินญานิพนธ์ วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต กรุงเทพฯ: คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง 2536, หน้า (49-54).
- [7] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, M. Beale, "Neural Network Design", An International Thomson Publishing Company, 1996.
- [8] Simon Haykin, "Neural Networks, A Comprehensive Foundation", Macmillan, 1994.
- [9] Dariusz Z. Lejtman, Susan E. George, "On-line Handwritten Signature Verification using Wavelets and Back-Propagation Neural Networks", IEEE Document Analysis and Recognition, 10-13 Sept. 2001, pp.992-996.
- [10] W. W. Bledsoe and I. Browning, "Pattern recognition and reading by machine", IRE Joint Computer Conference, 1959, pp.225-232.
- [11] I. Aleksander, "Neural Computing Architectures, The Design of Brain-Like Machines", North Oxford Academic, 1989.
- [12] N. M. Allinson and A. Kolcz, "A Principled Approach to N-Tuple Recognition Systems", Pattern Recognition, 26 Feb. 1997, pp.2/1-2/10.
- [13] L.Tarassenko, J. N. Tombs and J. H. Reynolds, "Neural Network Architectures for Content Addressable Memory", Radar and Signal Processing, Vol.138 Feb. 1991, pp.33-39.

- [14] C. A. French, "Distance Preserving Run-Length Limited Codes", IEEE Transactions on Magnetics, Vol.25, No.5, Sept. 1989, pp.4093-4095.
- [15] <http://en.wikipedia.org>
- [16] [www.wacom.com](http://www.wacom.com)
- [17] A. Jesson, "Informed Assessments, An Introduction to Information, Entropy and Statistics", Ellis Horwood, 1995.
- [18] Robert McEeliece, "The Theory of Information and Coding", Cambridge, 2004.
- [19] Moller, M. F., "A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning", Neural Network, Vol. 6, 1993, pp.525-533.
- [20] Christopher M. Bishop, "Neural Networks for Pattern Recognition", Oxford, 2000.
- [21] T. Maneechot and Y. Kitjaidure, "Signature Verification Using N-tuple Learning Machine", IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2005, pp.2794-2797.

## ภาคผนวก ก

### ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

1. Phongsan Nunsuk, Yuttana Kitjaidure, "Optimization of Neural Connection in Signature Verification", Annual National Symposium on Computational Science and Engineering (ANSCSE), PSU Phuket, pp.79-80, 2007.
2. Phongsan Nunsuk, Yuttana Kitjaidure, "Generalized N-Tuple Machine on Signature Verification", Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI) International Conference, MFU Chiang Rai, pp.529-532, 2007.

# ANSCSE 11

The 11th Annual National Symposium on  
Computational Science and Engineering

Computational Mathematics  
 Computational Physics  
 Computational Chemistry and Cheminformatics  
 Computational Biology and Bioinformatics  
 Computational Fluid Dynamics  
 Computational Mechanics  
 Computational Earth and Atmospheric Sciences  
 Computational Evolutionary Biology  
 Computational Finance  
 Computational Intelligence  
 Computational Linguistics  
 Computational Medicine  
 Computational Music  
 Computational Neuroscience  
 Computational Pathology  
 Computational Robotics  
 Computational Social Science  
 Computational Systems Biology  
 Computational Toxicology  
 Computational Vision  
 Computational Warfare  
 Computational Zoology  
 Computational Design  
 Computational Engineering  
 Computational Manufacturing  
 Computational Materials  
 Computational Nanotechnology  
 Computational Power  
 Computational Security  
 Computational Software  
 Computational Systems  
 Computational Telecommunications  
 Computational Transportation  
 Computational Urban Planning  
 Computational Water Resources  
 Computational Wildlife  
 Computational Zoology

Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering  
 28-30 March, 2007 Prince of Songkla University, Phuket THAILAND

# OPTIMIZATION OF NEURAL CONNECTION IN SIGNATURE VERIFICATION

Phongsan Nunsuk<sup>1</sup> Yuttana Kitjaidure<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Ladkrabang, Bangkok 10520

E-mail: win\_ff@hotmail.com and kkyuttan@kmitl.ac.th

## 1. INTRODUCTION

Personal identity verification has a great variety of applications including access to computer terminals, buildings, credit card verification. Algorithms for personal identity verification can be roughly classified into four categories[1] depending on physical/behavior and biometric/object.

Signature verification can be performed through the machine on-line or off-line. These two approaches and several other practical aspects related to the more general theme of handwriting recognition are discussed at length in the survey from Plamondon[2]. On-line signature verification methods can be further divided into two groups[2], direct methods (using the raw function of time) and indirect methods (using parameters). In the first case, the signature is stored as a discrete function to be compared to a standard from the same writer, that is previously computed during an enrolment stage. Such methods, simplify data acquisition but the comparison can become a hard task. On the other hand, the indirect methods require a lot of effort in preparing data to be processed, but the comparison is quite simple and efficient. We used the later one with on-line signature verification.

## 2. DATA ACQUISITION

To acquire data in the dynamic verification system, we used a digital tablet, capturing dynamic information of signatures such as x-y position, pressure of pen and altitude of each sampling period. In this system, we use a WACOM Intuos size 12 x 12 inches.

## 3. CONNECTION OPTIMIZATION

The concept of Shannon's entropy[3][4] is the central role of information theory sometimes referred as measure of uncertainty. The entropy of a random variable is defined in terms of its probability distribution[3] and can be shown to be a good measure of randomness or uncertainty.

The uncertainty is associated with the required amount of data so it can also be thought of as an information measure or quantifier. The value that quantifies uncertainty originally related to random variables which take different probabilities among a set of states. Shannon's entropy has become a very useful way of evaluating structure and pattern in the data.

To optimize, the number of connections in the network, the entropy is used by computing the probability distribution of data for each location in the input field, obtained by (1).

$$P_{ij} = \frac{E_{ij}}{E_j} \quad (1)$$

The entropy ( $H$ ) is defined by (2).

$$H = - \sum_{j=1}^n P_{ij} \ln P_{ij} \quad (2)$$

## 4. NEURAL NETWORK

The neural network used in this paper is multilayer back-propagation[5]. A three-layer back-propagation neural network had been trained to verify the signatures with 50 input nodes, 20 hidden layer nodes and 1 output node. Log Sigmoid[6] transfer function is used in all layers. The neural network is trained using Scaled Conjugate Gradient method[7]. This training algorithm had been developed from Levenberg-Marquardt algorithm and Conjugate Gradient algorithm to decrease time consumed and also use less memory than Levenberg-Marquardt algorithm.

## 5. EXPERIMENTS AND RESULTS

In this experimental study the database consists of totally 480 signatures, with 240 genuine signatures from three persons and 240 forgeries from six forgers. We use 90 genuine signatures and 90 forgeries from six forgers to train the neural network and 150 genuine signatures and 150 forgeries from six forgers for the verification test.

From section 4, we estimated the entropy of all data training to the neural network. After that, the positions that give the highest entropy are used as the inputs of the network, beginning with 10 % and increasing until of 90 % of fully connections. The network performance is compared with the fully connected one.

As a result, the total error rate(TER), false acceptance rate(FAR) and false rejection rate(FRR) are shown in Table 1.

Table.1 Error rate according to the number of connections

connections	Writer A			Writer B			Writer C		
	%FRR	%FAR	%TE R	%FRR	%FAR	%TE R	%FRR	%FAR	%TE R
10	6.02	10.98	8.5	9.5	12	10.75	6.5	12.16	9.33
20	5.86	13.28	9.57	8	11.34	9.67	5.16	7.34	6.25
30	4.94	8.78	6.86	3.66	9.16	6.41	1	8.5	4.75
40	1.84	9.02	5.43	1.84	5.66	3.75	0.66	8.84	4.75
50	1.22	8.78	5	0	8.66	4.33	0.34	6.84	3.59
60	0.66	5.34	3	0	6.5	3.25	0.16	5.84	3
70	0	8.58	4.29	0.84	5.66	3.25	0	8	4
80	0	14.28	7.14	1.34	8.16	4.75	0	10	5
90	0	14	7	1.16	5.5	3.33	0	9.5	4.75
100	0	12.58	6.29	4	7.34	5.67	0	8.84	4.42

## 6. CONCLUSIONS

On-line signature verification using back-propagation neural network has been proposed in this paper. Usually, the fully connected network has a large number of fan-ins so it takes much time in training phase. To decrease these amount, we used the entropy technique to optimized the number of connections to the neural network. By selecting the positions that give the highest entropy to be the inputs of neural network, some locations can be discard. From the experiment, we noticed that at 60 highest entropy, the network gives the lowest total error rate(TER). The simulation shows that the error rate is lower than the fully connection and can decrease number of fan-in and amount of time for training neural network.

## 7. REFERENCES

- [1] T. Ohishi, Y. Komiya and T. Matsumoto, "On-line Signature Verification using Pen-Position, Pen-Pressure and Pen-Inclination Trajectories", Vol. 4, 3-7 Sept. 2000, pp.547-550.
- [2] R. Plamondon, "On-line and Off-line Handwriting Recognition : A Comprehensive Survey", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, No. 1, Jan. 2000, pp.63-84.
- [3] A. Jesson, "Informed Assessments, An Introduction to Information, Entropy and Statistics", Ellis Horwood, 1995.
- [4] C E. Shannon, "A mathematical theory of communication", *Bell Syst. Tech. J.*, Vol. 27, pp 379-423, July, October 1948, 623-656.
- [5] Dariusz Z. Lejtman, Susan E. George, "On-line Handwritten Signature Verification using Wavelets and Back-Propagation Neural Networks". *IEEE Document Analysis and Recognition*, 10-13 Sept. 2001, pp. 992-996.
- [6] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, M. Beale, "Neural Network Design", An International Thomson Publishing Company, 1996.
- [7] Moller, M. F., "A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning", *Neural Network*, Vol. 6, 1993, pp.525-533.



# ECTI-CON 2007

*Mae Fah Luang University, Chiang Rai, Thailand  
May 9-12, 2007*

## **VOLUME 1**

- *Circuits and Systems*
- *Control Engineering*
- *Electrical Power Engineering*
- *Other Related Fields*

## **VOLUME 2**

- *Communication Systems*
- *Signal Processing*
- *Computer and Information*



# Generalized N-Tuple Machine on Signature Verification

Phongsan Nunsuk and Yuttana Kitjaidure  
 Faculty of Engineering King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang,  
 Ladkrabang, Bangkok 10520 Thailand.  
 Email: win\_ff@hotmail.com and kkyuttan@kmitl.ac.th

**Abstract-** The problem of signature verification is a pattern recognition task used to discriminate two classes, genuine and forgery signature. In this paper, we propose on-line signature verification using n-tuple learning machine developed on entropy method. The n-tuple networks have predominantly been used as fast pattern classification and generalization ability, make the signature verification system particularly powerful that when verifying skilled forgeries. To increase the generalization ability of the network, we optimized the network synapses by the entropy estimation of all data that are trained to the n-tuple. Some network inputs will be connected to positions of the data that give the high entropy. In this work, we trained all parameters as binary patterns to the network. The results show the total error rate(TER) at 3%.

## I. INTRODUCTION

Personal identity verification has a great variety of applications including access to computer terminals, buildings, credit card verification. Algorithms for personal identity verification can be roughly classified into four categories[1] depending on physical/behavior and biometric/object as shown in figure 1.

Visual examination is the most popular approach for signature verification, yet there are many occasions for the examiners to make mistakes or lower their thresholds of acceptance. For instance, a previously written signature signed on the back of a credit card in a commercial transaction is more or less a challenge to the clerks. As a result, large financial losses may occur. It is clear that signature verification through

visual examination can only judge the authentication roughly. Without expertise, human eyes can hardly analyze the detailed writing features. So there is a need for the machine to do this job instead.

Signature verification can be performed through the machine on-line or off-line. These two approaches and several other practical aspects related to the more general theme of handwriting recognition are discussed at length in the survey from Plamondon[2]. On-line signature verification methods can be further divided into two groups[2], direct methods (using the raw function of time) and indirect methods (using parameters). In the first case, the signature is stored as a discrete function to be compared to the standard from the same writer, that is previously computed during an enrolment stage. Such methods simplify data acquisition but the comparison process can become a hard task. On the other hand, the indirect methods require a lot of effort in preparing data to be processed, but the comparison process is quite simple and efficient. We used the later one with on-line signature verification.

In the rest of the paper, we describe the data acquisition in section 2, the pre-processing in section 3. The connection optimization is explained in section 4. The model of n-tuple used in this work is described in section 5. Experiments and results are shown in section 6. Finally, section 7 provides the conclusion.

## II. DATA ACQUISITION

To acquire data in the dynamic verification system, we used a digital tablet, capturing dynamic information of signatures such as x-y position, pressure of pen and altitude of each sampling period as shown in figure 2. In this system, we use a WACOM Intuos size 12x12 inches.

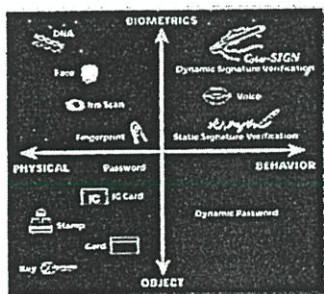


Figure 1. Personal identity verification.

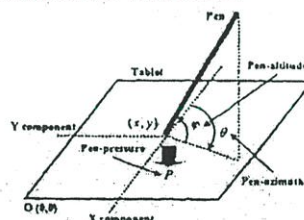


Figure 2. Parameters of the on-line signature.

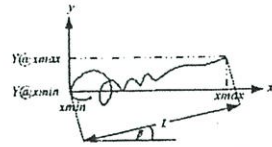


Figure 3. The angle between 0 to 45 degree

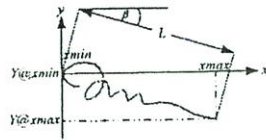


Figure 4. The angle between -45 to 0 degree

III. PREPROCESSING

Generally the preprocessing of signature verification includes the normalization of rotation, scaling, sampling points and binary image conversion, as follows.

A. Rotation

Set the angle of each signature to the most extensive.

Case I : the angle between 0 to 45 degree as shown in figure 3 ( $y @ x_{max} - y @ x_{min}$  is positive).

$$L = X_{max} \cos \beta + Y @ x_{max} \sin \beta \tag{1}$$

where  $\beta$  beginning with 0 increasing until 45 degree cause;  $L$  being maximum value. The signature is then rotated by (2) and (3).

$$X^*(t) = x(t) \cos \beta + y(t) \sin \beta \tag{2}$$

$$Y^*(t) = y(t) \cos \beta - x(t) \sin \beta \tag{3}$$

where  $X^*(t)$  and  $Y^*(t)$  are the positions of the signature data after rotation and  $\beta$  is the stable angle of signature obtained from (1).

Case II : the angle between -45 to 0 degree as shown in figure 4 ( $y @ x_{max} - y @ x_{min}$  is negative).

$$L = X_{max} \cos \beta - Y @ x_{max} \sin \beta \tag{4}$$

where  $\beta$  gives the maximum value of  $L$ . Then, the signature is rotated by (5) and (6).

$$X^*(t) = x(t) \cos \beta - y(t) \sin \beta \tag{5}$$

$$Y^*(t) = y(t) \cos \beta + x(t) \sin \beta \tag{6}$$

B. Scaling

Set the sizes of each signature to 10 cm on x-axis and 5 cm on y-axis.

$$x^*(t) = \frac{x(t) - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \times size_x \tag{7}$$

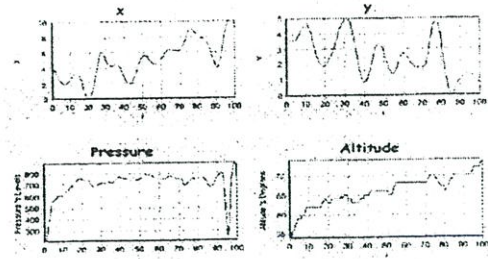


Figure 5. Images of all data after rotation and scaling

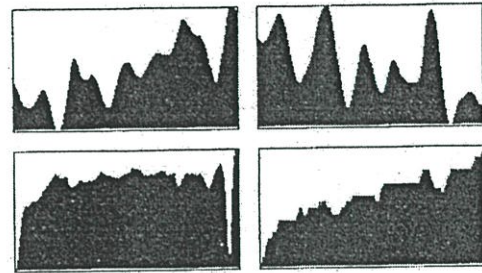


Figure 6. Binary images of all data

$$y^*(t) = \frac{y(t) - y_{min}}{y_{max} - y_{min}} \times size_y \tag{8}$$

where  $size_x$  and  $size_y$  are the sizes of signature on x-axis and y-axis respectively.

C. Sample points

Resampling 100 points from the individual x position, y position, pressure and altitude respectively.

D. Binary image conversion

Convert all feature graphs to binary image files namely bitmap of 200 x 100 pixels as shown in figure 6.

IV. CONNECTION OPTIMIZATION

The merit of n-tuple machine is the use of smaller number of connection by partially connected to the input field, which cause to increase the generalization ability.

Recently, the methods of network feature optimization in signature verification by used genetic algorithm(GA) has been proposed by[3]. The genetic algorithm is based on natural selection, the process drives biological evolution through inheritance, mutation, selection and recombination. In this work, we used entropy method to optimize the best horizontal input connected to the network.

Entropy Theory

The concept of Shannon's entropy[4][5] is the central role of information theory sometimes referred as measure of

uncertainty. The entropy of a random variable is defined in terms of its probability distribution[4] and can be shown to be a good measure of randomness or uncertainty.

The uncertainty is associated with the required amount of data so it can also be thought of as an information measure or quantifier. The value that quantifies uncertainty originally related to random variables which take different probabilities among a set of states. Shannon's entropy has become a very useful way of evaluating structure and pattern in the data.

To optimize the number of horizontal connections, the entropy is used by computing the probability distribution of data for each column of the input field from

$$P_{ij} = \frac{E_{ij}}{E_i} \tag{9}$$

where  $P_{ij}$  is the probability distribution at the sample point  $i$  pattern  $j$ .  $E_{ij}$  is the data at the sample point  $i$  pattern  $j$ .  $E_i$  is all data at the sample point  $i$ . The entropy ( $H$ ) is defined in (10) and shown in figure 7.

$$H = - \sum_{j=1}^n P_{ij} \ln P_{ij} \tag{10}$$

where  $n$  is the number of patterns.

The columns of the input field that give the highest entropy will be connected to the network.

V. VERIFICATION PROCESS

Conventional n-tuple systems[6][7] have the desirable features of super-fast single-pass training, super-fast recognition and conceptual simplicity. In n-tuple machines, the basic model of a neuron is a standard Random Access Memory(RAM).

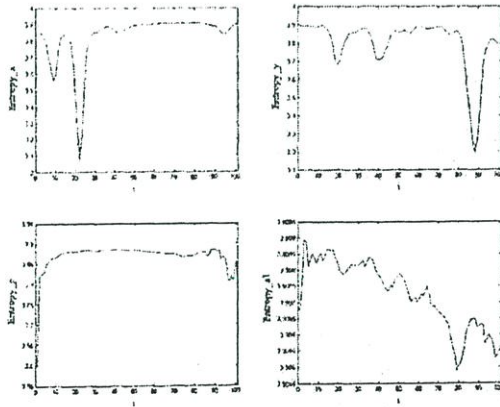


Figure 7. The entropy of all training data

The inputs to the neuron are binary values, which are used to form an address to the RAMs, while the output of the neuron is the data value stored at this address. By this configuration, the n-tuple network will have ability to generalization. The n-tuple is composed of a single layer feed forward as shown in figure 8.

In the training phase, all RAM locations are initially cleared or in undefined-state(u-state) as shown in figure 9. Training the n-tuple network is a single-pass process in which each discriminator is trained individually on a set of patterns as content addressable memory[8]. During the training all the sets of discriminator, which are addressed by the training parameters of the pattern, are set to 1. The process is repeated until all patterns of the training data are trained.

Testing the n-tuple network is performed by presenting an unknown pattern to network inputs. The Hamming distance(HM) proposed by Allinson and Kolcz[9] is used to measure the difference between the unknown binary bit strings and the stored memory. The address that gives the nearest in HM will fire the output.

Thresholding

The outputs of all nodes firing are collected. If the number of output nodes is greater than the preset value, the unknown image is approved, otherwise rejected. The threshold is the value under surface of standard normal score graph as shown in figure 10, we used 95% ( $-2 < z < 2$ )[10]. The threshold values are computed as

$$TH = \bar{X} + (Z \times SD) \tag{11}$$

where  $TH$  is the threshold value,  $\bar{X}$  and  $SD$  are mean and standard derivation of the genuine signature scores.

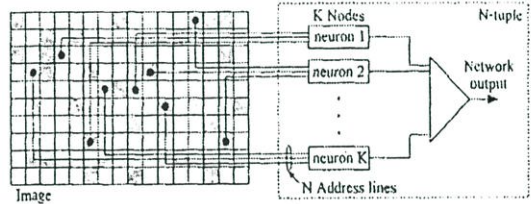


Figure 8. Structure of the n-tuple

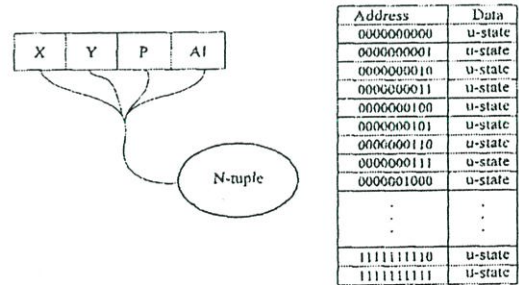


Figure 9 Training phase of the n-tuple

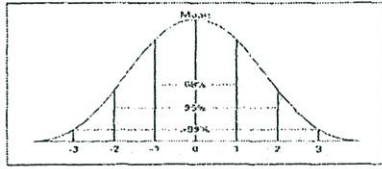


Figure 10. Standard score graph

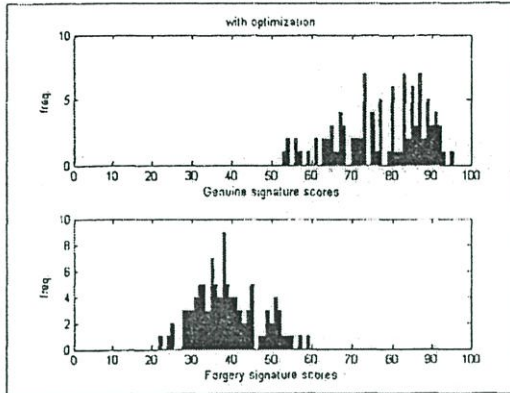


Figure 11. Scores of all testing data with optimization

## VI. EXPERIMENTS AND RESULTS

In the experimental, the database consists of totally 300 signatures, with 200 genuine signatures and 100 forgeries from five forgers. We use 100 genuine signatures to train the n-tuple and 100 genuine signatures and 100 forgeries for testing.

The n-tuple contains 100 tuples with 10 fan-ins each. Each tuple has 1 score, there for, the network has maximum 100 scores

In this paper, the higher entropy positions are connected to some synapses and a few number of synapses for lower entropy connections. From the experiment, the scores of all testing data with and without optimization are shown in figure 11 and 12 respectively, which the scores without optimization have large overlapped area than the optimization. As a result, the genuine signatures score have  $\bar{X} = 77.6$ ,  $SD = 10.7$  and  $TH = 56$ . The system give the total error rate(TER) 3 %, false acceptance rate(FAR) 3 % and false rejection rate(FRR) 3 %.

## VII. CONCLUSIONS

On-line signature verification using n-tuple has been proposed in this paper. The n-tuple networks have predominantly an ability of fast pattern classification and generalization. To increase the generalization, we optimized the network synapses by using the entropy technique, some of the network inputs will be connected to the positions of the data that give the highest entropy. The experiment has shown to support the assumption. To improve the network performance, we try to

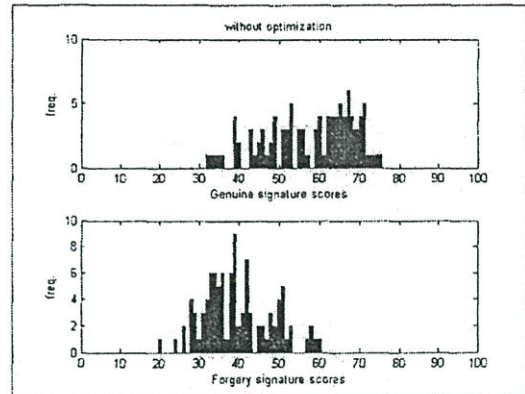


Figure 12. Scores of all testing data without optimization

reduce the overlapped area between the genuine and forgery signature scores.

## REFERENCES

- [1] T. Ohishi, Y. Komiya and T. Matsumoto, "On-line Signature Verification using Pen-Position, Pen-Pressure and Pen-Inclination Trajectories", Vol. 4, 3-7 Sept. 2000, pp 547-550.
- [2] R. Plamondon, "On-line and Off-line Handwriting Recognition : A Comprehensive Survey", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, No 1, Jan. 2000, pp.63-84.
- [3] W. Sardha Wijesoma, M. Mingming, E. Sung, "Selecting Optimal Personalized Features for On-line Signature Verification Using GA", *IEEE Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 4, 8-11 Oct. 2000, pp. 2740-2745.
- [4] A. Jesson, "Informed Assessments, An Introduction to Information, Entropy and Statistics", Ellis Horwood, 1995.
- [5] C.E. Shannon, "A mathematical theory of communication", *Bell Syst. Tech. J.*, Vol. 27, pp.379-423, July, October 1948, 623-656.
- [6] I. Aleksander and T. Stonham, "Guide to Pattern Recognition using Random-Access Memories", *IEE Proceedings on Computers and Digital Techniques*, Vol.2, 1979, pp. 29-40.
- [7] J.M. Bishop and R.J. Mitchell, "Auto-associative memory using n-tuple techniques", *Intelligent System Engineering*, Winter, 1994, pp 222-229.
- [8] P.Mazumder, J.H. Patel and W.K. Fuchs. "Methodologies for Testing Embed Content Addressable Memories", *IEEE Transactions on Computer-Aided Design*, Vol. 7, No. 1, Jan. 1988.
- [9] N. Allinson and A. Kolcz, "Application of The CMAC Input Encoding Scheme in The N-Tuple Approximation Network", *IEE Proceedings on Computers and Digital Techniques*, Vol. 141, 1994, pp. 177-183.
- [10] T. Maneechot and Y. Kitajidure, "Signature Verification Using N-tuple Learning Machine", *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2005, pp.2794-2797.

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นายพงศ์สันต์ นุ่นสุข
วัน เดือน ปีเกิด	12 เมษายน 2524 ที่นครศรีธรรมราช
ประวัติการศึกษา	ปีการศึกษา 2537-2539 ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น โรงเรียนเคหะปัตตานยานุกูล ปัตตานี
	ปีการศึกษา 2540-2542 ระดับประกาศนียบัตรวิชาชีพ แผนกอิเล็กทรอนิกส์ วิทยาลัยเทคนิคปัตตานี
	ปีการศึกษา 2543-2544 ระดับประกาศนียบัตรวิชาชีพชั้นสูง แผนกอิเล็กทรอนิกส์ สถาบันเทคโนโลยีราชมงคล วิทยาเขตพระนครเหนือ
	ปีการศึกษา 2545-2547 ระดับปริญญาตรี วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง