

การพิสูจน์ลายเซ็นโดยใช้กลไกการเรียนรู้แบบ N-TUPLE
SIGNATURE VERIFICATION USING N-TUPLE LEARNING MACHINE

ธานินทร์ มณีโชติ
THANIN MANEECHOT

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของงานศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์
บัณฑิตวิทยาลัย
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
พ.ศ. 2550

การพิสูจน์ลายเซ็นโดยใช้กลไกการเรียนรู้แบบ N-TUPLE

SIGNATURE VERIFICATION USING N-TUPLE LEARNING MACHINE

ธานินทร์ มณีโชติ

THANIN MANEECHOT

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2550

SIGNATURE VERIFICATION USING N-TUPLE LEARNING MACHINE

THANIN MANEECHOT

**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN TELECOMMUNICATIONS 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	การพิสูจน์ลายเซ็น โดยใช้กลไกการเรียนรู้แบบ N-TUPLE
นักศึกษา	นายธานินทร์ มณีโชติ
รหัสนักศึกษา	45061137
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์
พ.ศ.	2550
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	ผศ.ดร.ยุทธนา คิทธิใจเดียว

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอการพิสูจน์ลายเซ็นวิธีใหม่ โดยการนำค่าฟีเจอร์ (Feature) ที่ได้จากการเซ็นลายเซ็นบนกระดานดิจิทัล (Digitizing Tablet) โดยงานวิจัยนี้พัฒนากระบวนการรู้จำด้วยการนำฟีเจอร์ชนิดออนไลน์ 4 รูปแบบได้แก่ ตำแหน่งของปลายปากกาในแนวราบและแนวตั้ง (x-y Pen Position) แรงกดของปลายปากกา (Pen Pressure) และมุมในแนวตั้ง (Pen Altitude Angles) จากนั้นใช้โครงสร้างของ N-Tuple Learning Machine ในการรู้จำและใช้หลักการทางสถิติในการตัดสินใจ โดยกระบวนการนี้มีประสิทธิภาพ FRR 6.5% และ FAR 5.5%

Thesis Title	Signature Verification Using N-Tuple Learning Machine
Student	Mr.Thanin Maneechot
Student ID.	45061137
Degree	Master of Engineering
Program	Electronic Engineering
Year	2007
Thesis Advisor	Asst. Prof. Dr.Yutthana Kidjaidure

ABSTRACT

This research presents new algorithm for signature verification. The features are taken from handwritten signature on Digitizing Tablet (On-line). This research develops recognition algorithm using four features recorded, namely horizontal and vertical pen tip position, pen tip pressure, and pen altitude angles. We used N-tuple learning machine for learning process and used statistic for decision process. This algorithm gives 6.5% False Rejection Rate (FRR) and 5.5% False Acceptation Rate (FAR).

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ประสบความสำเร็จได้ด้วยการสนับสนุนความช่วยเหลือต่าง ๆ จาก ผศ.ดร. ยุทธนา คิทธิใจเดียว ในฐานะอาจารย์ที่ปรึกษา ซึ่งให้แนวความคิด คำแนะนำ ให้การปรึกษา ดูแลเอาใจใส่และผลักดันให้มีกำลังใจในการทำงานตลอดมา ผู้วิจัยขอขอบพระคุณในความอนุเคราะห์ที่ได้รับเป็นอย่างสูง

ขอขอบพระคุณอาจารย์ทุก ๆ ท่านในทุกระดับการศึกษาที่อบรมสั่งสอนและให้ความรู้ที่มีค่ายิ่งต่อการทำงาน

ขอขอบคุณ คุณสุเทพ ธนาเดชนันทสกุล คุณวัชรพล พงษ์पालิต คุณพงษ์สันต์ นุ่นสุข และเพื่อน ๆ พี่ ๆ น้องๆ ทุกคนสำหรับการช่วยเหลือในเรื่องต่าง ๆ มาโดยตลอด

สุดท้ายขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา พี่และน้อง ที่คอยเป็นกำลังใจที่ดีและให้การสนับสนุนในทุก ๆ ทางตลอดมา

สำหรับคุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้กับบิดามารดา ซึ่งเป็นที่รักและเคารพยิ่ง ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่านที่ได้ถ่ายทอดความรู้และประสบการณ์ที่ดีให้แก่ข้าพเจ้า

ชานินทร์ มณีโชติ

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	II
กิตติกรรมประกาศ	III
สารบัญ	IV
สารบัญตาราง	VI
สารบัญภาพ	VII
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....	1
1.3 สมมุติฐานของการศึกษา.....	1
1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในงานวิจัย.....	2
1.5 ขอบเขตของงานวิจัย.....	2
1.6 โครงสร้างวิทยานิพนธ์.....	2
บทที่ 2 ทฤษฎีการพิสูจน์ตัวตน.....	4
2.1 ไบโอเมตริก (Biometric)	5
2.1.1 การนำไบโอเมตริกไปใช้งาน.....	5
2.1.2 ตัวอย่างของไบโอเมตริก.....	6
2.1.2.1 ใบหน้า (Facial)	6
2.1.2.2 ลายนิ้วมือ (Fingerprint)	7
2.1.2.3 ฝ่ามือ (Palm)	8
2.1.2.4 เรติน่า (Retina)	8
2.1.2.5 ม่านตา (Iris)	9
2.1.2.6 เสียงพูด (Voice)	9
2.1.2.7 ลายเซ็น (Signature)	10
2.2 กระบวนการพิสูจน์ตัวตนด้วยไบโอเมตริก	11

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

2.3 การระบุและการพิสูจน์ตัวตน.....	12
2.3.1 การระบุบุคคล (Identification (one-to-any)).....	12
2.3.1.1 การระบุบุคคลทางด้านบวก (Positive Identification).....	12
2.3.1.2 การระบุบุคคลทางด้านลบ (Negative Identification).....	12
2.3.2 การพิสูจน์บุคคล (Verification (one-to-one)).....	13
2.4 การพิสูจน์ตัวตนด้วยลายเซ็น.....	13
2.4.1 การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออฟไลน์ (Off-line (Static)).....	13
2.4.2 การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์ (On-line (Dynamic))	14
บทที่ 3 ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมและเอ็นทูเปิล.....	15
3.1 ทฤษฎีพื้นฐานเกี่ยวกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	15
3.1.1 ความเป็นมาของโครงข่ายประสาทเทียม.....	15
3.1.2 โครงข่ายประสาทชีวภาพ.....	16
3.1.3 โครงข่ายประสาทเทียม.....	17
3.1.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว.....	19
3.1.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	21
3.2 การฝึกสอนให้กับโครงข่าย.....	21
3.2.1 การฝึกสอนแบบควบคุม (Supervised Training).....	22
3.2.1.1 ขั้นตอนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ.....	22
3.2.2 การเทรนนิ่งแบบอิสระ (Unsupervised Training)	24
3.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบไบนารีหรือเอ็นทูเปิล (N-tuple).....	25
บทที่ 4 การออกแบบกระบวนการพิสูจน์ลายเซ็น.....	28
4.1 การนำเข้าข้อมูล (Data Acquisition).....	28
4.1.1 ดิจิไตเซอร์แบบพาสซีฟ (Passive Digitizer).....	28
4.1.2 ดิจิไตเซอร์แบบแอคทีฟ (Active Digitizer).....	29

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

4.2 การเตรียมข้อมูล (Pre-processing).....	30
4.2.1 การปรับมุมเอียงของลายเซ็น (Rotation).....	30
4.2.1.1 การปรับมุมเอียงกรณีมุมที่ปรับอยู่ระหว่าง 0 ถึง 45 องศา.....	31
4.2.1.2 การปรับมุมเอียงกรณีมุมที่ปรับอยู่ระหว่าง -45 ถึง 0 องศา.....	31
4.2.2 การปรับขนาดของลายเซ็น (Scaling).....	32
4.2.2.1 การปรับขนาดของลายเซ็นในแนวราบ.....	32
4.2.2.2 การปรับขนาดของลายเซ็นในแนวตั้ง.....	33
4.2.3 การปรับจำนวนจุด.....	33
4.2.4 การดึงลักษณะเด่น (Feature Extractions).....	33
4.2.5 การแปลงข้อมูลของลายเซ็นให้อยู่ในรูปของ Binary Image	34
4.3 การออกแบบระบบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักหรือ (N-tuple).....	35
4.3.1 การหาคำแหน่งที่ดีที่สุดในการจับของขาไซแนปส์.....	35
4.3.2 การฝึกสอนและการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก.....	37
4.3.3 การประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก.....	38
4.3.4 การตัดสินใจระบบด้วยวิธีการทางสถิติ.....	41
บทที่ 5 การทดลองและผลการทดลอง.....	43
5.1 การทดลองกระบวนการพิสูจน์ลายเซ็น.....	43
5.2 การเตรียมข้อมูล.....	43
5.3 การทดลองวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ.....	45
5.3.1 การฝึกสอน.....	45
5.3.2 การทดสอบระบบ.....	46
5.4 การทดลองวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก.....	46
5.4.1 การทดลองหาจำนวนนิรอนและขาไซแนปส์.....	47
5.4.2 การทดลองตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลทดสอบ.....	48
5.4.3 ตรวจสอบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยกำหนดค่าขีดแบ่งเอง.....	52
5.4.4 ตรวจสอบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยใช้วิธีการทางสถิติ.....	53

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

บทที่ 6 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	56
บรรณานุกรม.....	58
ภาคผนวก ก รายละเอียดอุปกรณ์ Digitizer ของ WACOM.....	60
ภาคผนวก ข ผลงานวิจัยที่ได้รับตีพิมพ์.....	61
ประวัติผู้เขียน.....	67

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 ผลของการตรวจสอบหรือระบุผู้ใช้.....	11
4.1 แสดงคุณสมบัติของกระดานดิจิทัล.....	29
4.2 แสดงตัวอย่างการหาค่าความแตกต่างของข้อมูล.....	36
5.1 แสดงเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนด้วยวิธีแพร่ย้อนกลับ.....	46
5.2 แสดงคะแนนความถูกต้องของระบบด้วยวิธีการแพร่ย้อนกลับ.....	46
5.3 แสดงคะแนนความถูกต้องเฉลี่ยและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนใช้ไซแนปส์เท่ากับ 8 และจำนวนนิวรอนเป็น 20 50 100 150.....	47
5.4 แสดงคะแนนความถูกต้องเฉลี่ยและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนใช้ไซแนปส์เท่ากับ 12 และจำนวนนิวรอนเป็น 20 50 100 150.....	47
5.5 แสดงคะแนนความถูกต้องเฉลี่ยและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนใช้ไซแนปส์เท่ากับ 16 และจำนวนนิวรอนเป็น 20 50 100 150.....	47
5.6 แสดงคะแนนความถูกต้องเฉลี่ยและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนใช้ไซแนปส์เท่ากับ 20 และจำนวนนิวรอนเป็น 20 50 100 150.....	47
5.7 แสดงคะแนนความถูกต้องของเจ้าของลายเซ็น.....	49
5.8 แสดงคะแนนความถูกต้องของการปลอมลายเซ็นจากบุคคลอื่น.....	50
5.9 แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการพิสูจน์ที่ค่า Threshold ต่างๆ กัน.....	52
5.10 แสดงประสิทธิภาพของระบบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก.....	54
5.11 แสดงการเปรียบเทียบการพิสูจน์ลายเซ็นด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก กับวิธีการแพร่ย้อนกลับ.....	54

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 การพิสูจน์ตัวตน.....	4
2.2 ใบหน้า.....	6
2.3 ลายนิ้วมือ.....	7
2.4 ฝ่ามือ.....	8
2.5 เเรตรินา.....	8
2.6 ม่านตา.....	9
2.7 เสียงพูด.....	10
2.8 ลายเซ็นแบบออฟไลน์.....	10
2.9 ลายเซ็นแบบออนไลน์.....	10
2.10 กระบวนการพิสูจน์ตัวตนด้วยไบโอเมตริก.....	11
2.11 การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออฟไลน์.....	14
2.12 การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์.....	14
3.1 โครงข่ายประสาทชีวภาพ.....	17
3.2 แสดงไดอะแกรมของนิวรอนที่สร้างขึ้น.....	18
3.3 แสดงกราฟที่ได้จากซิกมอยด์ฟังก์ชัน.....	19
3.4 แสดงลักษณะ โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว.....	20
3.5 แสดงไดอะแกรมของ Back-propagation Neural Network แบบสองชั้น.....	21
3.6 แสดงการใช้นิวรอลแทนหน่วยความจำชั่วคราว (RAM).....	26
4.1 บล็อกไดอะแกรมแสดงการพิสูจน์ลายเซ็น.....	28
4.2 จอภาพแบบสัมผัส.....	29
4.3 กระดานคิจิตอลที่ใช้ในการทดลอง.....	30
4.4 ตัวอย่างลายเซ็นที่เขียนบนกระดานคิจิตอล.....	30
4.5 ลายเซ็นมีมุมเอียงระหว่าง 0 ถึง 45 องศา.....	31
4.6 ลายเซ็นมีมุมเอียงระหว่าง -45 ถึง 0 องศา.....	31
4.7 แสดงการเก็บค่าพารามิเตอร์ของลายเซ็นแบบออนไลน์.....	33
4.8 แสดงข้อมูลของลายเซ็นแบบออนไลน์.....	34
4.9 ข้อมูลของลายเซ็นที่อยู่ในรูปของ Binary Image.....	34

สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.10 หน่วยความจำชั่วคราว (RAM).....	35
4.11 แสดงการ Optimize.....	36
4.12 โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักก่อนทำการฝึกสอน.....	37
4.13 การฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก.....	38
4.14 ตำแหน่งข้อมูลที่ทดสอบตรงกับการฝึกสอน.....	39
4.15 ตำแหน่งข้อมูลที่ทดสอบไม่ตรงกับการฝึกสอน.....	39
4.16 ขั้นตอนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก.....	40
4.17 แสดง Standard Score.....	41
5.1 แสดงภาพลายเส้นที่โปรแกรม Delphi 7.....	44
5.2 แสดงภาพพีเจอร์ทั้ง 4 ของการเขียนลายเส้น 1 ครั้ง.....	44
5.3 แสดงภาพบิตแมปที่แปลงจากกราฟพีเจอร์ท.....	45
5.4 กราฟแสดงคะแนนความถูกต้องเฉลี่ยที่จำนวนนิวรอนและไซแนปส์ต่างๆกัน.....	48
5.5 กราฟแสดงค่า FRR และ FAR ที่ค่าขีดแบ่งต่างๆ.....	52
5.6 พื้นที่ใต้กราฟของ Standard Score.....	54

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

งานวิจัยด้านการพิสูจน์ลายเซ็นมีการศึกษางานวิจัยอย่างต่อเนื่อง ด้วยประโยชน์จากการประยุกต์การพิสูจน์ข้อมูลที่สำคัญทั้งทางธุรกรรม วิทยาศาสตร์ ทางการแพทย์หรือทางกฎหมาย ลายเซ็นเป็นข้อมูลที่สำคัญอย่างหนึ่งในปัจจุบันที่ต้องการความถูกต้องของข้อมูลสูงจากปัจจัยพื้นฐานต่าง ๆ [1]

การรู้จำลายเซ็นสามารถแบ่งออกเป็น 2 อย่าง คือ แบบ Off-line (Static) [2][3][4] เป็นการนำรูปภาพของลายเซ็นมาผ่านการสแกนด้วยเครื่องสแกนเนอร์ และแบบ On-line (Dynamic) เป็นการใช้กระดานคิจิตอล (Digitizer) ในการเซ็นลายเซ็น การรู้จำลายเซ็นแบบ On-line แบ่งออกเป็น 2 วิธี คือ แบบโดยตรงเป็นการใช้ข้อมูลดิบที่เป็นฟังก์ชันของเวลาและแบบโดยอ้อม เป็นการใช้ลักษณะเด่นของลายเซ็น (Feature) วิธีแบบโดยตรงนั้น ลายเซ็นจะถูกเก็บอยู่ในลักษณะของฟังก์ชันไม่ต่อเนื่องทางเวลา (Discrete Function) ซึ่งการเก็บข้อมูลทำได้ง่าย แต่การนำมาเปรียบเทียบทำได้ยาก ในขณะที่วิธีแบบโดยอ้อมต้องการจัดเตรียมข้อมูลที่มากกว่า แต่ขั้นตอนการเปรียบเทียบทำได้ง่ายกว่า และมีประสิทธิภาพมากกว่า

โดยในงานวิจัยนี้ได้เลือกการพิสูจน์แบบออนไลน์ [5][6] โดยการนำค่าฟีเจอร์ (Feature) ที่ได้จากการเซ็นลายเซ็นบนกระดานคิจิตอล 4 รูปแบบได้แก่ ตำแหน่งของปลายปากกาในแนวราบ แนวตั้ง (x-y Pen Position) แรงกดของปลายปากกา (Pen Pressure) และมุมในแนวตั้ง (Pen Altitude Angles) จากนั้นใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก [7][8] หรือที่เรียกว่าโครงสร้างของ N-Tuple Learning Machine มาใช้ในการรู้จำรูปแบบ [9][10] และใช้หลักการทางสถิติในการตัดสินใจ

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

วัตถุประสงค์ของงานวิจัยสามารถสรุปได้เป็นข้อ ๆ ได้ดังนี้

1. เพื่อศึกษาวิธีการนำฟีเจอร์ของลายเซ็นชนิดออนไลน์ เพื่อใช้ในการพิสูจน์ลายเซ็น
2. เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพความถูกต้องการพิสูจน์ลายเซ็นด้วยหลักการ โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักหรือ N-tuple

1.3 สมมุติฐานของการศึกษา

การพิสูจน์ลายเซ็นแบบ On-line โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก Weightless Artificial Neural Network (WANN) ซึ่งประกอบด้วยการใช้ รูปร่างของลายเซ็นและ

ฟังก์ชันของเวลา แล้วนำข้อมูลพารามิเตอร์ต่างๆ เข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก และเสนอแนวทางพัฒนาระบบการพิสูจน์ลายเซ็นบนพื้นฐานของนิเวศน์ตเว็รคจากพีเจอร์แบบออนไลน์ด้วยเครื่องแท็บเล็ตวอคอม

1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในงานวิจัย

การพิสูจน์ลายเซ็นวิธีใหม่ โดยการนำค่าพีเจอร์ (Feature) ที่ได้จากการเซ็นลายเซ็นบนกระดานดิจิตอล (Digitizing Tablet)[11] โดยงานวิจัยนี้พัฒนาระบบการรู้จำด้วยการนำพีเจอร์ชนิดออนไลน์ 4 รูปแบบได้แก่ ตำแหน่งของปลายปากกาในแนวราบ แนวตั้ง (x-y Pen Position) แรงกดของปลายปากกา (Pen Pressure) และมุมในแนวตั้ง (Pen Altitude Angles) จากนั้นใช้โครงสร้างของ N-tuple Learning Machine ในการรู้จำและใช้หลักการทางสถิติในการตัดสินใจ

1.5 ขอบเขตของงานวิจัย

การทดลองจะทดสอบกระบวนการที่พัฒนามนโปรแกรม Matlab ด้วยการดึงพีเจอร์ที่ได้เข้าในส่วนการเตรียมข้อมูล (Pre-processing) จากการเซ็นลายเซ็นบนกระดานดิจิตอลรุ่นวอคอม ที่สามารถวัดค่าพีเจอร์ ซึ่งประกอบด้วย 4 พีเจอร์ คือ ทิศทางตามแนวราบ ทิศทางตามแนวตั้ง ค่าแรงกดและค่าความเอียงของปากกา โดยพีเจอร์ที่ได้รับแต่ละค่านั้นจะเป็นค่าเทียบกับแกนเวลาและส่งกราฟความสัมพันธ์จากการรับข้อมูลผ่านกระดานดิจิตอลมายังเครื่องคอมพิวเตอร์ ผลของพีเจอร์ที่ได้รับจะถูกแปลงให้อยู่ในรูปของ Binary Image จากนั้นจะผ่านกระบวนการเรียนรู้แบบเอ็นทูเปิลและตัดสินใจระบบด้วยวิธีการทางสถิติ

1.6 โครงสร้างวิทยานิพนธ์

โดยได้ให้รายละเอียดของทฤษฎีการออกแบบและการทดสอบโดยจะแบ่งรายละเอียดต่างๆ ซึ่งประกอบด้วยเนื้อหาทั้งหมด 6 บท ดังนี้

บทที่ 1 บทนำ

กล่าวถึง ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหาวัตถุประสงค์ของการศึกษา ขั้นตอนการศึกษาวิตยานิพนธ์ เพื่อทำความเข้าใจภาพรวมทั้งหมดของวิทยานิพนธ์

บทที่ 2 ทฤษฎีการพิสูจน์ตัวตน

กล่าวถึง ใบโอเมตริก และกระบวนการพิสูจน์ตัวตน

บทที่ 3 ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักและเอ็นทูเปิล

กล่าวถึง ทฤษฎีพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมและหลักการเอ็นทูเปิล

บทที่ 4 การออกแบบกระบวนการพิสูจน์ลายเซ็น

กล่าวถึง การออกแบบในส่วนการเตรียมข้อมูล (Pre-processing) การออกแบบการพิสูจน์ลายเซ็นและการตัดสินใจของระบบ

บทที่ 5 การทดลองและผลการทดลอง

กล่าวถึงการทดสอบกระบวนการการพิสูจน์ลายเซ็นและเปรียบเทียบผลการทดลอง

บทที่ 6 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

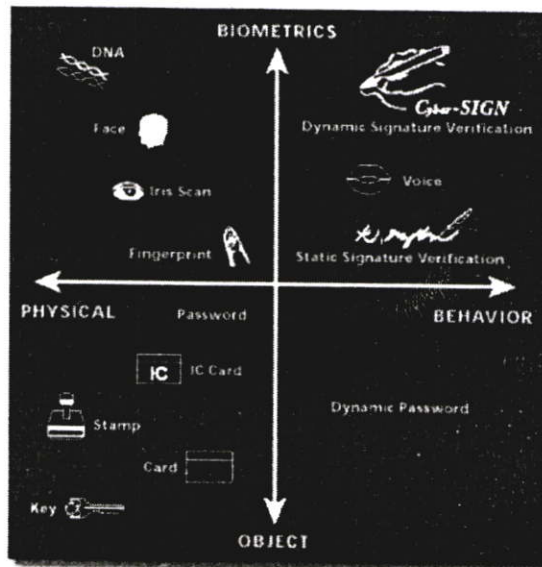
ในบทนี้จะกล่าวถึงผลสรุปของงานวิจัย

บทที่ 2

ทฤษฎีการพิสูจน์ตัวตน

ในโลกยุคปัจจุบันนี้เป็นยุคของเทคโนโลยี ซึ่งการปลอมแปลงสิ่งต่างๆ สามารถทำได้ง่าย ทำให้ความปลอดภัยในชีวิตและทรัพย์สินมีน้อยลง ดังนั้นเทคนิคในการพิสูจน์ตัวตนจึงมีความสำคัญเพิ่มมากขึ้น เช่น การรักษาความปลอดภัยในสถานที่สำคัญต่างๆ การทำนิติกรรมและธุรกรรม ระบบควบคุมคนเข้าออกตามชายแดน การตรวจสอบเวลาการทำงาน เป็นต้น

การพิสูจน์ตัวตนของบุคคลนั้น เป็นการควบคุมความปลอดภัยรูปแบบหนึ่ง ซึ่งสามารถแยกออกเป็น 4 ประเภทใหญ่ๆ[12] ได้ดังนี้ ไบโอเมตริก (Biometric) [13][14]/วัตถุ (Object) และลักษณะทางกายภาพ (Physical)/พฤติกรรม (Behavior) ดังแสดงในรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 การพิสูจน์ตัวตน

ในอดีตเรามีระบบรักษาความปลอดภัยและพิสูจน์บุคคลหลากหลายรูปแบบ เช่น การป้อนรหัสประจำตัว ลายเซ็น ฯลฯ แต่ปัจจุบันนี้การกระทำดังกล่าวไม่สามารถรักษาความปลอดภัยได้แล้วเนื่องจาก การเข้ารหัสนั้นก็ยังมีบุคคลอื่นสามารถถอดรหัสนั้นของเราได้ รวมถึงลายเซ็นที่มีการปลอมแปลงเกิดขึ้นได้ ซึ่งทั้งสองอย่างนี้ก็เกิดขึ้นได้บ่อย ๆ เห็นได้จากข่าวเรื่องการขโมยบัตรเครดิตไปใช้หรือการกดเงินจากตู้ ATM ที่มีการใช้วิธีการต่าง ๆ เพื่อเข้าถึงรหัสบัตรนั้น เป็นต้น ดังนั้นในหลายๆ องค์กรณ์ที่คุณต้องไปติดต่อทำธุรกรรมด้วยตัวเองนั้น มักมีวิธีที่จะนำมาใช้ในการพิสูจน์ว่านั่นคือตัวคุณจริงๆหรือไม่ เพื่อความปลอดภัยขององค์กรเอง ไม่ว่าจะเป็นการตรวจบัตรประชาชน ใบขับขี่หรือแม้กระทั่งบัตรที่มีชื่อและรูปของคุณติดอยู่ เช่นบัตรพนักงาน เป็นต้น

แต่ถ้าหากคุณมีเหตุที่ทำให้ไม่สามารถแสดงบัตรเหล่านั้นได้ เช่น กระเป๋าตังค์โดนล้วงหรือหล่นหาย เราจะไม่มีวิธีในการพิสูจน์ว่าคุณนั้นคือคุณจริงๆ ได้อย่างไร ด้วยเหตุนี้เองจึงมีการนำวิธีการทางเทคโนโลยีชีวภาพมาใช้ โดยใช้ส่วนต่างๆ ของร่างกายเป็นตัวบ่งชี้ว่าคุณคนคนนั้นเป็นใคร ซึ่งส่วนต่างๆ ในร่างกายที่อาจเป็น ลายนิ้วมือ (Fingerprints) ช่องตาดำ (Retina Scan) ม่านตา (Iris Scan) โครงสร้างฝ่ามือ (Palm Geometry) รูปหน้า (Facial Recognition) เสียงพูด (Voice Verification) และการลงลายมือชื่อ (Signature Dynamics) เป็นต้น ซึ่งการพิสูจน์ตัวบุคคลด้วยวิธีนี้ถือเป็นวิธีที่แม่นยำและมีความน่าเชื่อถือมาก เนื่องจากบุคคลแต่ละคนจะมีลักษณะที่แตกต่างกันในทุก ๆ ส่วน ถึงแม้จะเป็นแฝดเหมือนที่อาจมีรูปหน้าที่คล้ายคลึงกันมาก แต่ลายนิ้วมือ ช่องตาดำ ม่านตา หรือโครงสร้างฝ่ามือจะมีเอกลักษณ์เฉพาะของแต่ละคนเอง

2.1 ไบโอมेटริก

ไบโอมेटริก (Biometric) ประกอบขึ้นจากคำว่า ไบโอ (Bio) ซึ่งหมายถึงสิ่งมีชีวิตและคำว่า เมตริก (Metrics) ซึ่งหมายถึงคุณลักษณะที่สามารถถูกวัดค่าหรือประเมินจำนวนได้ เมื่อนำความหมายของทั้ง 2 คำมาตีความรวมกัน ไบโอมेटริกก็เลยหมายถึงเทคโนโลยีในการใช้คุณลักษณะหรือพฤติกรรมบางอย่างในสิ่งมีชีวิต ซึ่งเป็นคุณลักษณะที่เป็นเอกลักษณ์และสามารถเทียบวัดหรือนับจำนวนได้มาผนวกเข้ากับหลักการทางสถิติเพื่อการแยกแยะหรือจดจำแต่ละบุคคล

2.1.1 การนำไบโอมेटริกไปใช้งาน

การพิสูจน์ตัวตนที่ได้รับการยอมรับในปัจจุบัน มีการใช้วิธีการต่างๆ มากมาย ซึ่งสามารถแยกออกเป็น 3 วิธี คือ ความเป็นเจ้าของ ความรู้และไบโอมेटริก ซึ่งทั้ง 3 วิธีนี้จะถูกใช้ร่วมกันบ่อยๆ เช่น การใช้กุญแจเป็นการพิสูจน์ตัวตนจากความเป็นเจ้าของ ส่วนการใช้รหัสผ่านเพียงอย่างเดียวเป็นการพิสูจน์ตัวตนจากความรู้ ส่วนบัตร ATM เป็นการพิสูจน์ตัวตนโดยใช้ความเป็นเจ้าของและความรู้ร่วมกัน และพาสปอร์ตเป็นการพิสูจน์ตัวตนโดยใช้ความเป็นเจ้าของร่วมกับไบโอมेटริก เช่น รูปถ่ายใบหน้าและลายเซ็น

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

เทคโนโลยีไบโอมेटริก คือ การผสมผสานเทคโนโลยีทางด้านชีวภาพและการแพทย์กับเทคโนโลยีทางคอมพิวเตอร์เข้าด้วยกัน โดยเป็นการตรวจวัดลักษณะทางกายภาพและลักษณะทางพฤติกรรมที่เป็นลักษณะเฉพาะของแต่ละคน เพื่อใช้ในการระบุตัวบุคคลนั้นๆ แล้วนำสิ่งเหล่านั้นมา

เปรียบเทียบกับคุณลักษณะที่ได้มีการบันทึกไว้ในฐานข้อมูลก่อนหน้านี้ เพื่อใช้แยกแยะบุคคลนั้น ออกจากบุคคลอื่นๆ นอกจากนี้ยังสามารถใช้ในการตรวจสอบบุคคลคนนั้นในกรณีที่อาจเป็นผู้ต้องสงสัยในการละเมิดกฎหมายได้อีกด้วย คุณลักษณะทางกายภาพของคนเรานั้นส่วนใหญ่จะไม่เปลี่ยนแปลงไปตามกาลเวลา ในขณะที่พฤติกรรมอาจมีการเปลี่ยนแปลงได้ ตัวอย่างของคุณลักษณะทางกายภาพที่นิยมนำมาใช้ ได้แก่ ลายนิ้วมือ ม่านตา เรตินา ฝ่ามือและไบหน้า เป็นต้น ส่วนเสียงพูด การลงลายมือชื่อ การใช้แป้นพิมพ์ จัดเป็นคุณลักษณะทางพฤติกรรมของบุคคลที่สามารถเปลี่ยนแปลงได้ตามกาลเวลาและการเรียนรู้ของเจ้าของ แต่ข้อคืออย่างหนึ่งของการใช้ไบโอเมตริก ประเภทนี้ก็คือใช้งานง่าย เป็นที่ยอมรับของผู้ใช้และมีอัตราเสี่ยงต่อการคิดเชื่อต่ำ เนื่องจากไม่ต้องนำอวัยวะที่ไวต่อการคิดเชื่อ เช่น ดวงตา ไปใกล้กับอุปกรณ์ที่ใช้ในการอ่านข้อมูลทางไบโอเมตริก

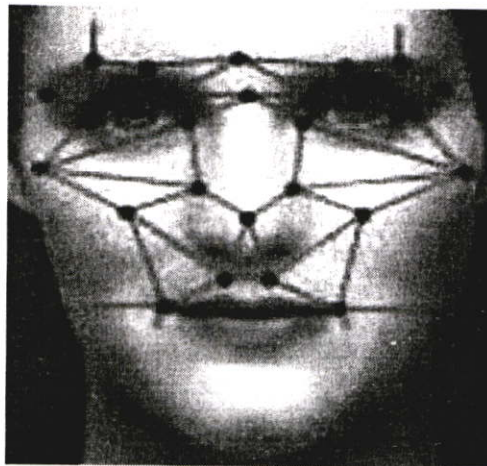
กระบวนการที่ทำให้ระบบคอมพิวเตอร์สามารถระบุบุคคลได้โดยอัตโนมัติ นั้น เป็นการเลียนแบบพฤติกรรมของมนุษย์ประเภทหนึ่ง มนุษย์เราใช้วิธีการทางไบโอเมตริกในการระบุตัวบุคคลอยู่ตลอดเวลา เราใช้ลักษณะเฉพาะทางรูปร่าง ไบหน้า น้ำเสียง หรือแม้กระทั่งกลิ่นของแต่ละบุคคล ในการระบุว่าคนที่เราพบเป็นคนที่เรารู้จักหรือไม่

2.1.2 ตัวอย่างของไบโอเมตริก

ข้อมูลทางไบโอเมตริกที่ถูกนำมาใช้ในการพิสูจน์ตัวตน มีการใช้ลักษณะของข้อมูลต่างๆ หลากหลายประเภทด้วยกัน ซึ่งต่อไปนี้เป็นตัวอย่างของการพิสูจน์ตัวตนด้วยไบโอเมตริกที่มีการค้นคว้าและวิจัยกันอย่างแพร่หลาย

2.1.2.1 ไบหน้า (Facial)

การพิสูจน์ตัวตนด้วยไบหน้า จะใช้กล้องวิดีโอในการบันทึกภาพไบหน้า โดยข้อมูลต่างๆ ของไบหน้าที่นิยมนำไปใช้ในกระบวนการพิสูจน์ เช่น ระยะห่างระหว่างตา ระยะห่างของตากับจมูก ระยะห่างของตากับปาก หรืออาจจะเป็นระยะห่างของจมูกกับปาก เป็นต้น ดังแสดงรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 ไบหน้า

การพิสูจน์ตัวตนด้วยใบหน้ามีข้อดีคือ จะไม่มีการล้วงล้ำผู้ใช้และอุปกรณ์มีราคาถูกลง และมีข้อเสียคือ ระบบอาจจะผิดพลาด เนื่องจากบุคคลที่เป็นฝาแฝดกัน หรืออาจจะเป็นผลมาจากการแต่งหน้า การใส่แว่น การเปลี่ยนทรงผม หนวดเครา หรือแสงสว่าง เป็นต้น และมีอัตราความผิดพลาดสูงเมื่อเทียบกับการใช้ไบโอเมตริกประเภทอื่น

2.1.2.2 ลายนิ้วมือ (Fingerprint)

การพิสูจน์ตัวตนด้วยลายนิ้วมือ เป็นวิธีเก่าแก่ที่สุดและมีความน่าเชื่อถือ ซึ่งในทุกวันนี้มีการนำมาใช้งานกันอย่างกว้างขวาง ลายนิ้วมือของบุคคลประกอบด้วยข้อมูลที่มีรายละเอียด (Minutiae) ซ้ำซ้อนรวมกัน เช่น เกาะ (Island) จุดสิ้นสุด (Ridge Ending) จุดแยก (Bifurcation) เป็นต้น ดังแสดงในรูปที่ 2.3



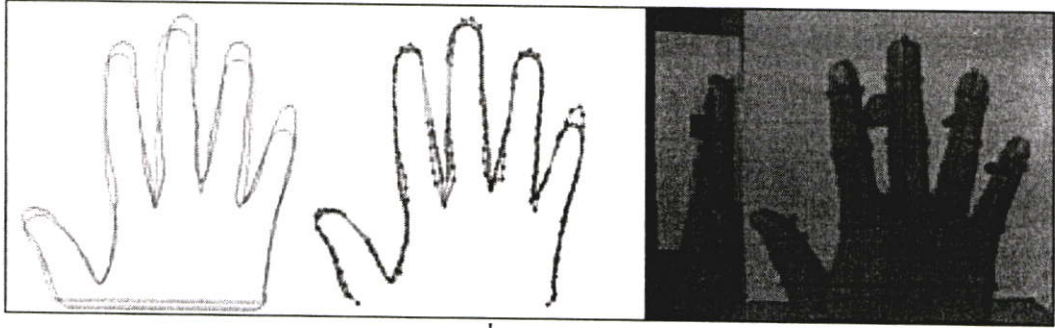
รูปที่ 2.3 ลายนิ้วมือ

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

การพิสูจน์ตัวตนด้วยลายนิ้วมือมีข้อดี คือ ลายนิ้วมือไม่มีการเปลี่ยนแปลงตลอดชีวิต ไม่มีการล้วงล้ำผู้ใช้และปัจจุบันมีอัตราความผิดพลาดต่ำ และมีข้อเสีย คือ ภาพของลายนิ้วมืออาจมีความบิดเบือน เนื่องจากการบาดเจ็บ สิ่งสกปรกบนนิ้วมือ หรือสิ่งสกปรกบนแผ่นกระจกของเครื่องสแกน

2.1.2.3 ฝ่ามือ (Palm)

การพิสูจน์ตัวตนด้วยการใช้ฝ่ามือ โดยอาศัยหลักการที่ว่าฝ่ามือของแต่ละบุคคลมีความแตกต่างกัน โดยเฉพาะอย่างยิ่งฝ่ามือของบุคคลที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลงอันเนื่องมาจากอายุที่เพิ่มขึ้น ซึ่งข้อมูลของฝ่ามือที่ถูกใช้ในกระบวนการพิสูจน์ เช่น ความยาวและความกว้างของนิ้ว หรือพื้นที่ทั้งหมดของฝ่ามือ เป็นต้น ดังรูปที่ 2.4

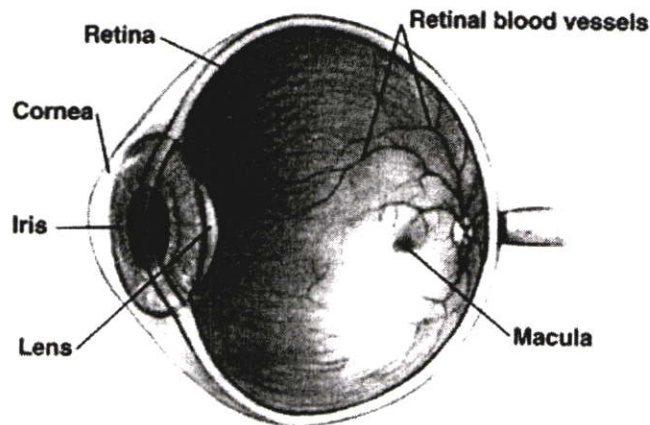


รูปที่ 2.4 ฝ่ามือ

การพิสูจน์ตัวตนด้วยการใช้ฝ่ามือมีข้อดี คือ ไม่มีการลวงถ้าผู้ใช้และมีข้อเสีย คือ ตัวเครื่องมีขนาดใหญ่และซำรุดง่าย อุปกรณ์มีราคาแพงและไม่สามารถใช้กับบุคคลที่กำลังมีการเจริญเติบโตได้

2.1.2.4 เรตินา (Retina)

เรตินา คือ ชั้นบางๆ ของเซลล์ที่อยู่ด้านหลังของนัยตา ประกอบด้วยหลอดเลือด (Blood Vessels) จำนวนมาก ซึ่งแต่ละคนก็จะมีหลอดเลือดเป็นลักษณะเฉพาะของตนเอง ดังรูปที่ 2.5

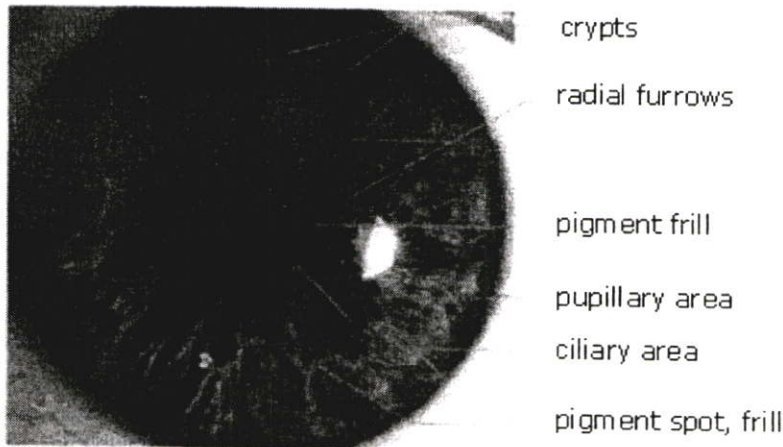


รูปที่ 2.5 เรตินา

การพิสูจน์ตัวตนด้วยการใช้เรตินาข้อดี คือ เรตินาไม่มีการเปลี่ยนแปลงตลอดชีวิตและปัจจุบันมีอัตราความผิดพลาดต่ำมาก และมีข้อเสีย คือ มีการลวงล้ำผู้ใช้ อุปกรณ์มีราคาแพงและใช้งานยาก

2.1.2.5 ม่านตา (Iris)

ม่านตา คือ ส่วนที่อยู่ระหว่างพื้นที่สีขาวรอบนอกและรูม่านตา (Pupil) ซึ่งเป็นเอกลักษณ์เฉพาะของแต่ละบุคคลที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลง ตัวอย่างข้อมูลของม่านตาที่ถูกใช้ในกระบวนการพิสูจน์ เช่น หลุม (Crypts) รอยขุ่น (Furrows) หรือพื้นที่ของรูม่านตา (Pupillary Area) เป็นต้น ดังแสดงในรูปที่ 2.6



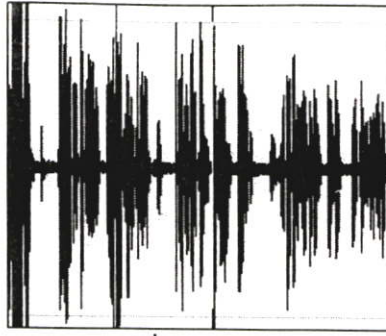
รูปที่ 2.6 ม่านตา

การพิสูจน์ตัวตนด้วยการใช้ม่านตามีข้อดี คือ ม่านตาไม่มีการเปลี่ยนแปลงตลอดชีวิตและมีการลวงล้ำผู้ใช้น้อยกว่าการใช้เรตินา และมีข้อเสียคือ อุปกรณ์มีราคาแพง รูม่านตาอาจจะขยายหรือหดอันเนื่องมาจากความสว่างของแสงที่ไม่เท่ากัน

2.1.2.6 เสียงพูด (Voice)

การเปลี่ยนแปลงเสียงพูดของบุคคลนั้น ส่วนหนึ่งมาจากลักษณะทางกายภาพ แต่ส่วนมากเป็นผลมาจากพฤติกรรม โดยปกติเส้นเสียงของผู้ชายจะสั่นประมาณ 80 ครั้งต่อวินาที และ 400 ครั้งต่อวินาทีสำหรับผู้หญิง ซึ่งการสั่นเหล่านี้มีการเปลี่ยนแปลงตามขนาดของขากรรไกรที่เปิดออก รวมถึงรูปร่างและตำแหน่งของริมฝีปาก ปัจจัยเหล่านี้ทำให้แต่ละบุคคลมีเสียงเป็นเอกลักษณ์เฉพาะตัว ดังรูปที่ 2.7

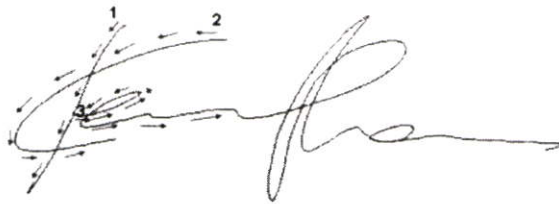
การพิสูจน์ตัวตนโดยการใช้เสียงพูดมีข้อดี คือ จะไม่มีการลวงล้ำผู้ใช้และอุปกรณ์มีราคาถูก แต่มีข้อเสีย คือ ความผิดพลาดอาจจะเกิดจากเสียงรบกวน หรือน้ำเสียงของบุคคลมีการเปลี่ยนแปลงตามอารมณ์ เช่น เสียใจ ตื่นเต้น โกรธ ฯลฯ หรือการเจ็บป่วย เช่น ไข้หวัด เป็นต้น



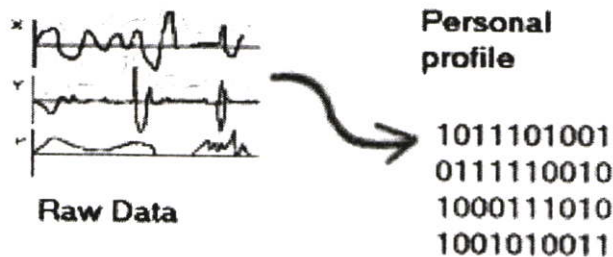
รูปที่ 2.7 เสียงพูด

2.1.2.7 ลายเซ็น (Signature)

ลายเซ็นเป็นสิ่งที่มีความหมาย แต่การพิสูจน์ตัวตนโดยใช้ลายเซ็นยังเป็นสิ่งที่ทำได้ยาก เนื่องจากการเซ็นของบุคคลในแต่ละครั้งนั้นมีความแตกต่างกัน ข้อมูลของลายเซ็นที่ใช้ในกระบวนการพิสูจน์แบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ แบบออฟไลน์เป็นการใช้รูปของลายเซ็นในการพิสูจน์ และแบบออนไลน์ เป็นการใช้ลักษณะเฉพาะของการเขียน เช่น ความเร็ว ความเร่งหรือแรงกด ในกระบวนการการพิสูจน์ ตัวอย่างข้อมูลของลายเซ็นแบบออฟไลน์แสดงในรูปที่ 2.8 และออนไลน์แสดงในรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.8 ลายเซ็นแบบออฟไลน์

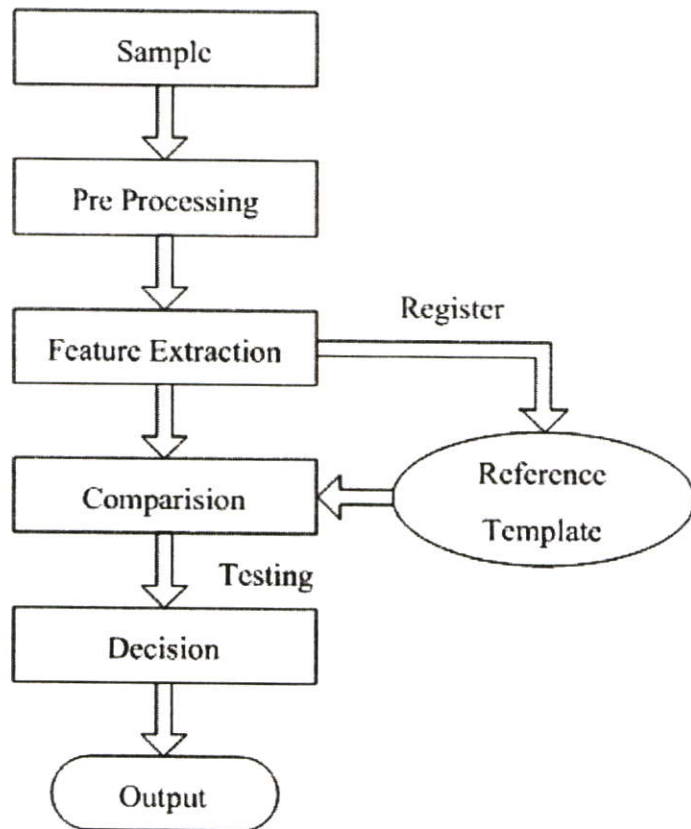


รูปที่ 2.9 ลายเซ็นแบบออนไลน์

การพิสูจน์ตัวตนด้วยการใช้ลายเซ็นมีข้อดี คือ จะไม่มีการลวงถ้าผู้ใช้และแบบออฟไลน์ อุปกรณ์มีราคาถูก แต่จะมีข้อเสีย คือ แต่ละบุคคลมีทักษะการเซ็นต่างกันและแบบออนไลน์ต้องใช้ อุปกรณ์พิเศษในการรับข้อมูล

2.2 กระบวนการพิสูจน์ตัวตนด้วยไบโอเมตริก

กระบวนการในการตรวจสอบหรือระบุตัวบุคคลด้วยไบโอเมตริก ไม่ว่าจะเป็นการใช้ลักษณะเฉพาะแบบใดก็ตาม จะมีขั้นตอนเหมือนกันดังรูปที่ 2.10 คือ ผู้ใช้ระบบต้องทำการให้ตัวอย่าง (Sample) ของลักษณะทางไบโอเมตริกที่จะใช้ ซึ่งก็คือการลงทะเบียนเริ่มต้นก่อนที่จะทำการใช้ระบบนั่นเอง ตัวอย่างของข้อมูลไบโอเมตริกที่ถูกเก็บมาในขั้นตอนแรก จะถูกทำการเตรียมข้อมูล (Preprocessing) และแยกลักษณะเด่น (Feature Extraction) หลังจากนั้นจัดเก็บให้เป็นแม่แบบ (Reference Template) ที่จะใช้ในการเปรียบเทียบ เมื่อผู้ใช้ต้องการที่จะใช้ระบบ ก็จะถูกตรวจสอบหรือระบุผู้ใช้ โดยทำการเก็บตัวอย่างทางไบโอเมตริกของผู้ใช้และทำการเปรียบเทียบกับแม่แบบที่ได้เก็บไว้ แล้วทำการตรวจสอบความเหมือนระหว่างตัวอย่างกับแม่แบบ จากนั้นก็จะทำการอนุญาตหรือปฏิเสธการเข้ามาใช้งานระบบของผู้ใช้



รูปที่ 2.10 กระบวนการพิสูจน์ตัวตนด้วยไบโอเมตริก

ตารางที่ 2.1 ผลของการตรวจสอบหรือระบุผู้ใช้

	Accept	Reject
ผู้ที่มีสิทธิ	กรณีที่ 1	กรณีที่ 4
ผู้ที่ไม่สิทธิ	กรณีที่ 3	กรณีที่ 2

จากกระบวนการพิสูจน์ ผลของการตรวจสอบหรือระบุผู้ใช้นี้มีผลออกมาได้ 4 กรณี ดังตารางที่ 2.1 ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

กรณีที่ 1 อนุญาตให้ผู้ใช้ที่มีสิทธิใช้ระบบ เข้าใช้ระบบได้ (Correct Accept)

กรณีที่ 2 ปฏิเสธผู้ที่ไม่มีความสิทธิ ใช้ระบบ (Correct Reject)

กรณีที่ 3 อนุญาตให้ผู้ใช้ที่ไม่มีความสิทธิ ใช้ระบบได้ (False Accept) จำนวนของ False Accept ถ้าคำนวณออกมาเป็นเปอร์เซ็นต์จะเรียกว่า อัตราการอนุญาตผิดพลาด (False Acceptance Rate หรือ FAR)

กรณีที่ 4 ปฏิเสธผู้ใช้ที่มีความสิทธิใช้ระบบ เข้าใช้ระบบ (False Reject) จำนวนของ False Reject ถ้าคำนวณออกมาเป็นเปอร์เซ็นต์จะเรียกว่า อัตราการปฏิเสธผิดพลาด (False Rejection Rate หรือ FRR)

2.3 การระบุและการพิสูจน์ตัวตน

เทคโนโลยีทางด้านไบโอเมตริกนั้น ถูกนำมาใช้เพื่อวัตถุประสงค์ในการทำความรู้จัก 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 โดยนำข้อมูลที่ไปเทียบกับข้อมูลหลายๆ 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 ระบบนี้จะทำการตรวจสอบหาข้อมูลจากฐานข้อมูลของคนนั้น เพียงคนเดียวจนกว่าจะเจอข้อมูลที่ตรงกัน เมื่อเจอข้อมูลที่ตรงกันเพียงข้อมูลเดียวก็ถือว่าผ่าน

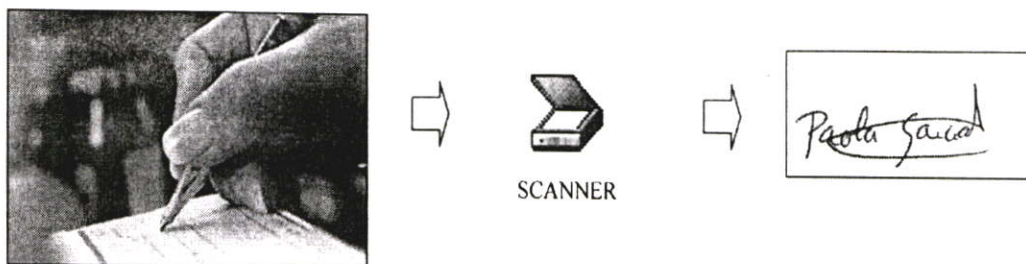
2.4 การพิสูจน์ตัวตนด้วยลายเซ็น

ลายเซ็นเป็นข้อมูลทางไบโอเมตริกรูปแบบหนึ่ง ซึ่งอาศัยลักษณะทางพฤติกรรมของบุคคล มาเป็นสัญลักษณ์ สามารถใช้ในการยืนยันความเป็นเจ้าของเอกสารต่างๆ ไม่ว่าจะเป็นการติดต่อกับสถาบันการเงิน หรือสถานที่ราชการต่างๆ การตรวจสอบลายเซ็นด้วยสายตาเป็นวิธีที่สะดวก แต่ต้องอาศัยความชำนาญของผู้ตรวจสอบพอสมควร เพื่อเปรียบเทียบกับลายเซ็นที่อ้างอิงไว้ บางครั้งอาจมีความผิดพลาดเกิดขึ้นได้ เมื่อมีการเปรียบเทียบลายเซ็นจำนวนมาก ซึ่งปกติการเซ็นชื่อ มักจะไม่คงที่เหมือนกันทุกครั้ง หรือเอกสารที่มีตัวอย่างลายเซ็นเกิดสูญหาย รวมไปถึงการปลอมแปลงลายเซ็นได้อย่างแนบเนียนจากบุคคลอื่น ทำให้การตรวจสอบความถูกต้องทำได้ยากยิ่งขึ้น ปัจจุบันเทคโนโลยีสารสนเทศได้มีการพัฒนาไปมากและมีการนำคอมพิวเตอร์เข้ามาช่วยเพิ่มความสะดวกในการทำงาน ข้อมูลต่างๆ ถูกจัดเก็บลงในดิสก์มากกว่าเอกสาร ดังนั้นรูปแบบการทำงานจึงแตกต่างกันออกไป การตรวจสอบลายเซ็นที่เซ็นลงบนแผ่นกระดาษ บางครั้งก็ยากในการตรวจสอบความถูกต้อง เมื่อผู้ปลอมแปลงมีความชำนาญในการปลอมลายเซ็น สำหรับการตรวจสอบลายเซ็นแบบออนไลน์จะรับข้อมูลลายเซ็นผ่านทางกระดานดิจิทัลและปากกาอิเล็กทรอนิกส์ ซึ่งจะช่วยเพิ่มความถูกต้องในการตรวจสอบลายเซ็นมากขึ้น

การพิสูจน์ลายเซ็นในปัจจุบันนี้สามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภท ตามลักษณะการเก็บข้อมูลของลายเซ็นที่นำมาใช้ในกระบวนการพิสูจน์ คือ

2.4.1 การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออฟไลน์ (Off-line (Static))

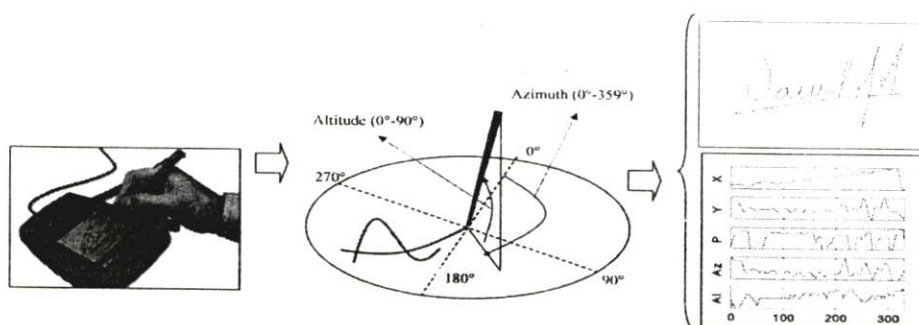
ข้อมูลของลายเซ็นที่นำมาใช้ในกระบวนการพิสูจน์ ได้มาจากการเขียนลายเซ็นลงบนกระดาษ ซึ่งข้อมูลของลายเซ็นอยู่ในลักษณะของรูปภาพ ส่วนขั้นตอนของกระบวนการพิสูจน์ลายเซ็นแบบออฟไลน์ คือ การนำรูปภาพของลายเซ็นมาผ่านการบันทึกภาพด้วยเครื่องสแกน แล้วนำภาพที่ได้ไปผ่านกระบวนการพิสูจน์ ดังแสดงในรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออฟไลน์

2.4.2 การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์ (On-line (Dynamic))

ข้อมูลของลายเซ็นที่นำมาใช้ในกระบวนการพิสูจน์ ได้มาจากการบันทึกด้วยดิจิไตเซอร์ ขณะที่ผู้ใช้ทำการเซ็น ตัวอย่างของข้อมูลที่ได้จากดิจิไตเซอร์ เช่น พิกัดในแนวนอน พิกัดในแนวราบ แรงกดของปลายปากกา ความเร็ว ความเร่ง หรืออาจจะเป็นมุมเอียงของปากกา เป็นต้น หลังจากนั้นนำข้อมูลเหล่านี้ไปผ่านกระบวนการพิสูจน์ ดังรูปที่ 2.12



รูปที่ 2.12 การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์

ความแตกต่างของการพิสูจน์ลายเซ็นแบบออฟไลน์และออนไลน์ คือ อุปกรณ์ที่ใช้ในการรับข้อมูลของลายเซ็น โดยการพิสูจน์ลายเซ็นแบบออฟไลน์ต้องการเครื่องสแกน เพื่อใช้ในการบันทึกภาพลายเซ็น ส่วนการพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์นั้นต้องการดิจิไตเซอร์ เพื่อใช้ในการบันทึกข้อมูลของลายเซ็นขณะที่ทำการเซ็น

บทที่ 3

ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมและเอ็นทูเปิล

3.1 ทฤษฎีพื้นฐานเกี่ยวกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาท (Neural Network) หมายถึง โครงข่ายใยประสาทที่เชื่อมต่อกันระหว่าง เซลล์ประสาทจำนวนมากมาขมมหาศาล มีความสามารถประเมินผลสูงบรรจุอยู่ในสมอง สมอง ชีวภาพที่เป็นจุดศูนย์กลางการควบคุมกิจกรรมของการดำเนินชีวิต การวิจัยสร้างโครงข่ายประสาท เทียม (Artificial Neural Network: ANN) มีแนวความคิดเลียนแบบการทำงานของสมองชีวภาพเพื่อกำหนดแนวทางสำหรับการสร้างแบบจำลองขึ้นมา แล้วพยายามสร้างสมมติฐานลักษณะการทำงาน โดยจำลองเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่มีลักษณะเดียวกันแล้วดำเนินการคำนวณ โดยใช้ คอมพิวเตอร์

3.1.1 ความเป็นมาของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมได้มีการริเริ่มคิดค้นกันมาตั้งแต่ปี ค.ศ. 1940 โดยในช่วงนี้ก่อให้เกิด สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดต่างๆ ในปี 1943 อาจถือได้ว่า เป็นปีแห่งการกำเนิด ของสาขาโครงข่ายประสาทเทียมในวงการวิทยาศาสตร์ โดย แม็คคัลลอค (Mc Culloch) และ พิตส์ (Pitts) ได้เสนอแบบจำลองของเซลล์ประสาทและได้แสดงให้เห็นว่าในทางทฤษฎีแล้วโครงข่ายของ แบบจำลองเซลล์ประสาทดังกล่าวสามารถทำงานเป็น โปรแกรมคอมพิวเตอร์ใดๆ ก็ได้

ปี 1949 โดแนลด์ เฮบบ์ (Donald Hebb) ได้เสนอผลงานวิจัยว่า การเรียนรู้ของสมองสามารถ อธิบายได้ด้วยรูปแบบของการประกอบเซลล์ประสาทเข้าด้วยกันเป็น โครงข่าย และได้เสนอกฎการ เรียนรู้ของเฮบบ์ (Hebb's rule) ที่ทำให้โครงข่ายของเซลล์ประสาทเทียมที่แม็คคัลลอคและพิตส์ได้ เสนอไว้ สามารถเรียนรู้ปัญหาต่างๆ ได้สำเร็จ การเรียนรู้ในแบบของเฮบบ์บนเซลล์ประสาทเทียม ของแม็คคัลลอคและพิตส์นั้นเป็นการเรียนรู้แบบ "ไม่มีผู้สอน" ซึ่งในทางปฏิบัติแล้ว โครงข่าย ประสาทเทียมที่ทำการเรียนรู้จะพยายามทำการจัดกลุ่มข้อมูลที่โครงข่ายมองว่าคล้ายคลึงกัน นำไป ไว้ในกลุ่มเดียวกัน ซึ่งไม่เหมาะสมกับปัญหาประเภทที่ต้องมีการควบคุมกระบวนการเรียนรู้

ในปี 1958 แฟรงค์ โรเซ็นแบลทท์ (Frank Rosenblatt) ได้พัฒนาสถาปัตยกรรมโครงข่าย ประสาทเทียมขึ้น โดยใช้แบบจำลองของแม็คคัลลอคและพิตส์เป็นแนวทาง รวมทั้งเสนอวิธีการ เรียนรู้แบบใหม่สำหรับสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวด้วย โครงข่ายประสาทเทียม ดังกล่าวเรียกว่า เพอร์เซพตรอน (Perceptron) ซึ่งมีการเรียนรู้แบบ "มีผู้สอน" (Supervised Learning) โดยการปรับความแข็งแรงของการเชื่อมโยง ซึ่งจะพิจารณาได้จากการเปรียบเทียบความรู้ของ โครงข่ายประสาทเทียมกับความรู้ของ "ผู้สอน" (Teacher) เพอร์เซพตรอนมีความเหมาะสมกับงาน

ประเภท "การระบุชนิด" ซึ่งในระหว่างการเรียนรู้ นั้น เพอร์เซพตรอนจะถูกสอนว่าข้อมูลตัวอย่างที่สอนเข้าไปแต่ละแบบนั้นจัดเป็นชนิดใดบ้าง หากปัญหาและข้อมูลตัวอย่างมีความเหมาะสม เพอร์เซพตรอนจะสามารถระบุชนิดของข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน ได้ถูกต้อง

ในช่วงต้น ค.ศ. 1960 เบอรันาร์ด วิโดรว (Bernard Widrow) และมาร์เซียน ฮอฟฟ์ (Marcian Hoff) ได้พัฒนาอุปกรณ์ที่เรียกว่า อดาไลน์ (ADALINE; Adaptive Linear combiner) และกฎการเรียนรู้แบบใหม่ที่มีประสิทธิภาพสูงเรียกว่า กฎการเรียนรู้ของวิโดรว-ฮอฟฟ์ (Windrow-Hoff Learning Rule) ที่เป็นการเรียนรู้แบบ "มีผู้สอน" ซึ่งในเวลาต่อมาอุปกรณ์ดังกล่าวได้รับการขยายแนวคิดไปเป็นมาดาดไลน์ (MADALINE; Many ADALINES) และได้นำไปประยุกต์ใช้ในการรู้จำรูปแบบ (Pattern Recognition) การพยากรณ์อากาศ และระบบควบคุมที่จำเป็นต้องมีการปรับเปลี่ยนระบบไปตามสภาพแวดล้อมต่างๆ

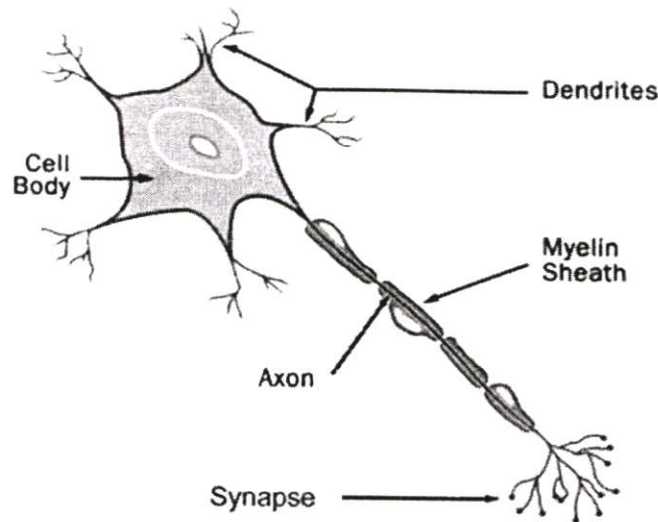
ในปี ค.ศ. 1972 ทูโว คาโคเนน (Teuvo Kohonen) ได้มีการพัฒนาการเรียนรู้แบบ "ไม่มีผู้สอน" (Unsupervised Learning) สถาปัตยกรรมแบบคาโคเนนประกอบด้วยชั้นจำนวน 2 ชั้น คือ ชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต การเชื่อมโยงที่ชั้นอินพุตไปยังนิวรอนที่ชั้นเอาต์พุตจะมีการถ่วงน้ำหนัก ซึ่งโครงข่ายนี้จะต่างจากโครงข่ายอื่นคือกระบวนการเรียนรู้ที่สามารถจัดกลุ่มข้อมูลอินพุตได้ด้วยตัวมันเองและเรียกการเรียนรู้ว่าการเรียนรู้แบบแข่งขัน (Competitive Learning)

หลังจากนั้นปี ค.ศ. 1980 เป็นต้นมาได้มีการพัฒนารูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดต่างๆ เช่น รูปแบบจัดตัวเองที่เรียกว่า ART คิดค้นโดย สตีเฟน กรอสเบิร์ก (Stephen Grossberg) และเกียล คาร์เพนเตอร์ (Gail Carpenter) รูปแบบโครงข่ายฮอปฟิลด์ คิดค้นโดย จอห์น ฮอปฟิลด์ (John Hopfield) รูปแบบโบลตสแมนน์แมชชีน (Boltzmann Machine) คิดค้นโดยนักวิจัยหลายคน และรูปแบบที่นิยมใช้กันมากคือรูปแบบแพร่ย้อนกลับ (Back-propagation) คิดค้นโดยเดวิด ปาร์กเกอร์ (David Parker) และเดวิด รูเมลฮาร์ด (David Rumelhard)

ในปัจจุบันนักวิจัยยังคงวิจัยคิดค้นแบบจำลองทางโครงข่ายประสาทแบบใหม่ๆ ขึ้นมาอีกเพื่อลดเวลาการเรียนรู้และเพิ่มประสิทธิภาพให้ดียิ่งขึ้นเพื่อใช้เป็นเครื่องมือทางคณิตศาสตร์ที่ซับซ้อนมากขึ้นด้วย

3.1.2 โครงข่ายประสาทชีวภาพ

ระบบการคิดของมนุษย์มีโครงสร้างพื้นฐานจากเซลล์สมอง ที่เรียกว่า นิวรอน เรียงเป็นชั้น จำนวนมหาศาลประมาณหมื่นล้านนิวรอน เชื่อมโยงถึงกันประมาณพันล้านล้านจุดแต่ละนิวรอนจะมีคุณลักษณะต่างกัน ไป แต่จะมีรูปแบบการทำงานคล้ายๆกันคือ รับค่าเข้ามาประมวลผลและส่งสัญญาณไฟฟ้าเคมีออกมา

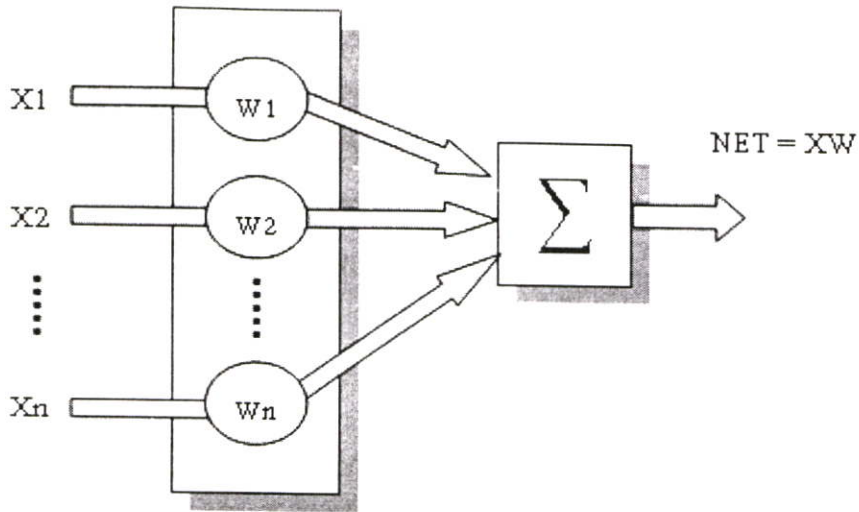


รูปที่ 3.1 โครงข่ายประสาทชีวภาพ

จากภาพแขนงที่ขยายออกไปยังเซลล์อื่นๆเพื่อรับสัญญาณ เรียกว่า เดนไดรต์ (Dendrites) จะมีจุดเชื่อมต่อกับเซลล์ประสาทอื่นๆ เรียกว่าไซแนปส์ (Synapse) และแอกซอน (Axon) จะเป็นตัวส่งสัญญาณเอาที่พุ่งออกไปยังนิวรอลอื่น ซึ่งแต่ละนิวรอนจะมีคุณสมบัติในการเพิ่มขยาย หรือลดทอนความเข้มของสัญญาณบางสัญญาณที่เข้ามาถึงเดนไดรต์ของเซลล์ อาจกระตุ้นหรือยับยั้งตัวเซลล์ก็ได้ เนื่องจากเซลล์ประสาทหนึ่งเซลล์มีเดนไดรต์จำนวนมาก ดังนั้นสัญญาณกระตุ้นเดนไดรต์ที่รับเข้ามาจากเซลล์อื่นๆ จะถูกนำมารวมกันที่ตัวเซลล์ประสาท ที่เซลล์ประสาทจะมีค่าขีดแบ่ง (Threshold) ค่าหนึ่ง หากผลรวมของสัญญาณไฟฟ้าเคมี (Electrochemical) มีค่ามากกว่าค่าขีดแบ่ง ประสาทจะส่งสัญญาณค่าหนึ่งผ่านทางแอกซอนไปยังนิวรอน อื่นๆต่อไป การจัดเรียงเป็นชั้น (Layer) และลักษณะการเชื่อมโยงระหว่างนิวรอนในสมองนั้นมีการจัดเรียงที่ซับซ้อนสอดคล้องกับหน้าที่การทำงานเฉพาะส่วน มีการเจริญเติบโตเรียนรู้สัมพันธ์กับสิ่งแวดล้อมตลอดเวลา จึงเป็นการยากที่จะสามารถสร้าง โมเดลเลียนแบบการทำงานของสมองชีวภาพได้ทั้งหมด ปัจจุบันยังคงทำได้เพียงการจำลองเลียนแบบการทำงานเฉพาะส่วนบางส่วน ของโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้เฉพาะกับงานใดงานหนึ่ง และมีขอบเขตจำกัดการใช้งานด้วย

3.1.3 โครงข่ายประสาทเทียม

การออกแบบสร้างประสาทเทียมมีสมมติฐานจากโครงข่ายประสาทชีวภาพ ซึ่งมีความนำสัญญาณไฟฟ้าเคมีต่างกัน โมเดลโครงข่ายประสาทเทียมจึงต้องมีการถ่วงน้ำหนักก่อนไปใช้งาน เรียกว่า ไซแนปติกเวกท์ ปริมาณข้อมูลจะถูกนำมารวมกันและตัดสินใจด้วยระดับการกระตุ้นของนิวรอน (Activation level) แล้วส่งเอาที่พุ่งออกไปยังนิวรอนอื่นๆ



รูปที่ 3.2 แสดงไดอะแกรมของนิวรอนที่สร้างขึ้น

จากรูปที่ 3.2 เป็นไดอะแกรมที่จำลองจากแนวความคิดของเซลล์สมองทางชีวภาพ สัญญาณอินพุต คือ X_1, X_2, \dots, X_n จะถูกป้อนเข้ามายังนิวรอน เปรียบได้กับสัญญาณไฟฟ้าเคมี เข้ามายังไซแนปส์ของเซลล์ประสาท ค่าอินพุตเหล่านี้จะคูณด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ที่มีค่าตั้งแต่ 0.0 – 1.0 ผลรวมของสัญญาณทั้งหมดจะส่งออกมาโดย

$$\begin{aligned} NET &= X_1W_1 + X_2W_2 + \dots + X_nW_n \\ &= \sum (X_iW_i) \end{aligned} \quad (3.2)$$

จากนั้นจะตัดสินใจโดยหน่วยเซลล์ด้วยฟังก์ชันการตัดสินใจและได้ค่าเอาต์พุตออกมา

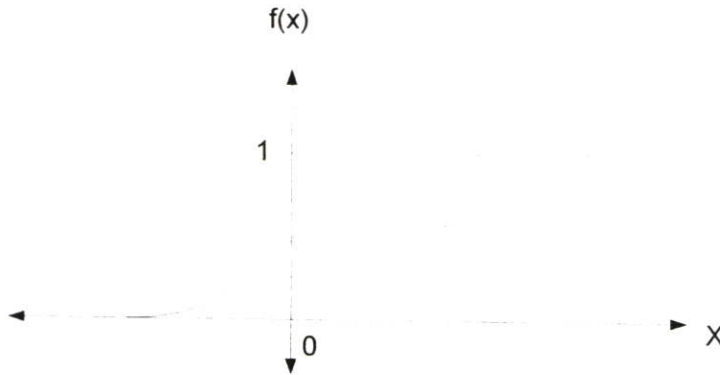
$$OUT = F(NET) \quad (3.3)$$

ฟังก์ชันตัดสินใจอาจเป็น Hard Linear function โดย

$$\begin{aligned} OUT &= 1 \text{ ถ้า } NET > TH \\ &= 0 \text{ ถ้า } NET \text{ มีค่ากรณีอื่น} \end{aligned} \quad (3.4)$$

TH เป็นค่าคงที่เทรชโฮลหรืออาจเป็นฟังก์ชันอื่นๆที่เลียนแบบคุณสมบัติที่ไม่เป็นเชิงเส้นของเซลล์ประสาทชีวภาพได้ดีกว่า และใช้เป็นฟังก์ชันให้กับโครงข่ายทั่วไปได้ ทราน์เฟอร์ฟังก์ชันที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมมีอยู่ด้วยกันหลายแบบทั้งฟังก์ชันที่เป็นเชิงเส้น (Linear Function) และไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear Function) ซึ่งการเลือกใช้จะขึ้นอยู่กับลักษณะของงาน ส่วนค่าที่มีผล

สำคัญต่อทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันคือค่าไบอัส (Bias) หรือค่าออฟเซ็ท (Offset) ค่านี้จะทำให้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเลื่อนตำแหน่งทางแกนนอน (Horizontal Shift) ฟังก์ชันตัดสินใจที่นิยมใช้กันทั่วไปในปัจจุบัน คือ ซิกมอยด์ ฟังก์ชัน (Sigmoid function) แสดงในรูปที่ 3.3 ซิกมอยด์ฟังก์ชันสามารถเขียนได้ดังสมการที่ 3.5



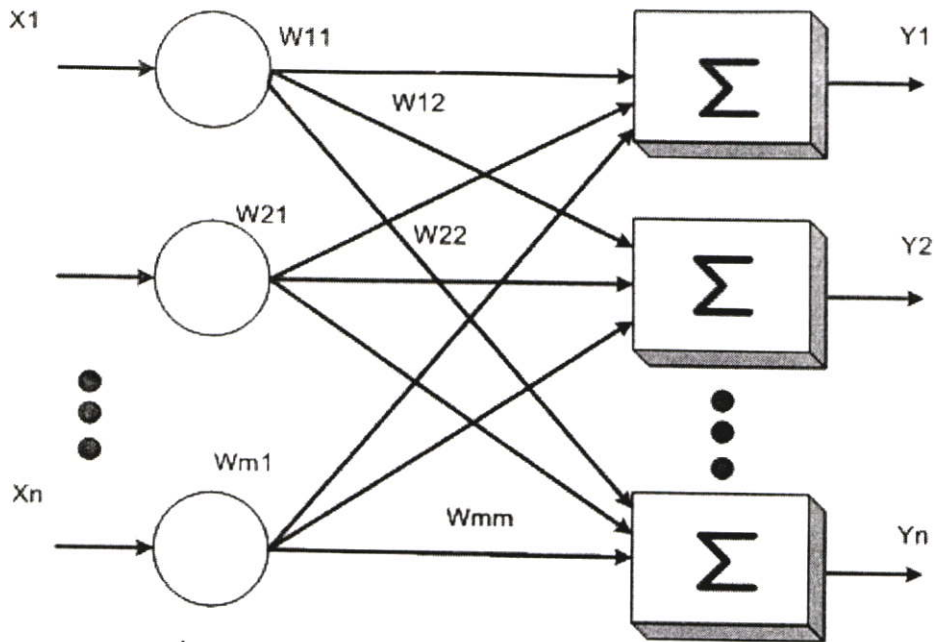
รูปที่ 3.3 แสดงกราฟที่ได้จากซิกมอยด์ ฟังก์ชัน

$$F(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})} \quad (3.5)$$

การใช้ซิกมอยด์ ฟังก์ชัน จะทำให้เทรซโอสต์ฟังก์ชันมีลักษณะ ไม่เป็นเชิงเส้น (Non Linear-Function) ทำให้ได้ค่าอินพุทที่ไวต่อสัญญาณขนาดเล็กๆ และเฉื่อยต่อสัญญาณแรงๆ คือ สัญญาณไปทางบวกเล็กน้อยก็จะมีค่าเอาต์พุทใกล้เคียง “1” และสัญญาณเป็นลบค่าต่ำๆ ใกล้เคียง “0” ขณะเดียวกัน สัญญาณบวกขนาดแรงๆ ก็ยังให้ค่าเอาต์พุทใกล้เคียง “1” และสัญญาณลบค่ามากๆ ก็ยังคงให้เอาต์พุทใกล้เคียง “0” ได้ คือมีคุณสมบัติ Non Linear Gain นั่นเอง ซึ่งคลอสเบอร์ก (Grossberg, 1973) พบว่า สามารถแก้ปัญหา Noise Saturation Dilemma ได้และทำให้นิวรอลสามารถทำงานได้กว้างขึ้น

3.1.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

โดยทั่วไปโครงข่ายประสาทแบบชั้นเดียว (Single Layer Artificial Neural network) ไม่มีการไหลย้อนกลับของค่าสัญญาณเอาต์พุท จะมีความสามารถในขอบเขตจำกัด คือ ใช้ตัดสินใจกับปัญหาที่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นเท่านั้น



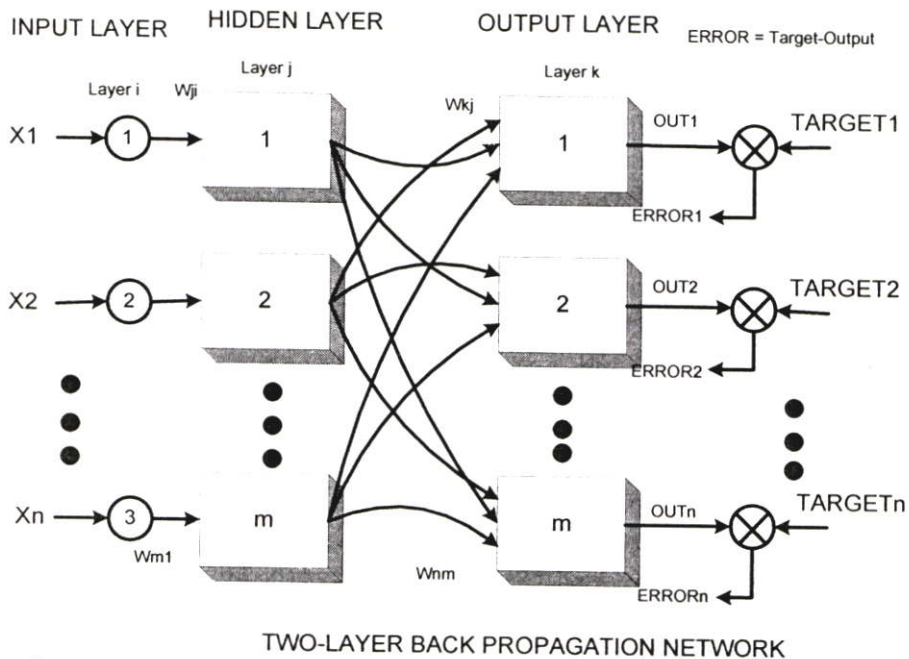
รูปที่ 3.4 แสดงลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

จากรูปที่ 3.4 เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว ที่ประกอบด้วยเซลล์ประสาทเทียมง่ายๆหลายๆจุด ความสามารถในการคำนวณของโครงข่ายประสาทเทียม ได้มาจากลักษณะการเชื่อมต่อ เป็นโครงข่ายประสาทเทียมโครงข่ายง่ายๆ เป็นกลุ่ม โมดูลประสาทเทียมที่เชื่อมต่อกันเป็นชั้นๆซึ่งจากรูปจะเห็นว่า เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว ที่ประกอบด้วยชั้นเอาต์พุต (กลุ่มของบล็อกล็อกซัมเมชันที่อยู่ทางขวามือ) และชั้นอินพุต (วงกลมทางซ้ายมือ) โดยไม่พิจารณาชั้นอินพุตว่าเป็นชั้นนิวรอล เนื่องจากชั้นอินพุตจะทำหน้าที่เชื่อมต่ออินพุตที่รับมาและส่งออกไปให้ยังแต่ละอินพุตชั้นนิวรอล (ในที่นี้คือ Output Layer) ในชั้นถัดไป โดยแต่ละอินพุตจะถูกคูณโดยค่าน้ำหนักเฉพาะแต่ละอินพุต โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นในขั้นแรกไม่ซับซ้อน

อย่างไรก็ดีลักษณะการเชื่อมโยงระหว่างโครงข่ายไม่ได้มีแบบเดียว การเชื่อมโยงระหว่างชั้นอาจมีการเชื่อมโยงย้อนกลับมาจากชั้นอินพุตอีก ซึ่งโครงข่ายประสาทชีวภาพก็มีลักษณะดังกล่าวเช่นกัน สำหรับค่า Weight ในรูปที่ 3.4 มีวิธีการพิจารณาในรูปของ เมตริกน้ำหนัก (Weight Matrix) ซึ่งหากโครงข่ายมีหลายชั้น จะช่วยให้ระบุค่าน้ำหนักได้ง่ายขึ้น และเพื่อหลีกเลี่ยงความสับสนจะกำหนดเป็นไดเมนชัน (Dimensions) ของเมตริก โดยให้ m แทนจำนวนแถว หรือจำนวนของอินพุต และ n แทนจำนวนของนิวรอล ที่สร้างขึ้น เช่น น้ำหนักที่เชื่อมระหว่างอินพุตตัวที่ 4 กับนิวรอลตัวที่ 2 คือ $W_{4,2}$

3.1.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Artificial Neural network)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Artificial Neural Network) ประกอบด้วยอินพุทเลเยอร์ (Input Layer), เอาต์พุทเลเยอร์ (Output Layer) และชั้นซ่อน (Hidden Layer) จำนวนตั้งแต่ 1 ชั้นขึ้นไป ทำให้ความสามารถของโครงข่ายดีขึ้น คือ สามารถแก้ปัญหาที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ ปัญหาที่มักเกิดขึ้นจากการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นจะเป็นในแง่ของการกำหนดขนาดจำนวนหน่วยในแต่ละชั้น จำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมและลักษณะการเชื่อมของแต่ละหน่วย แต่ละชั้น [15]



รูปที่ 3.5 แสดงไดอะแกรมของ Back-propagation Neural Network แบบสองชั้น

3.2 การฝึกสอนให้กับโครงข่าย

การฝึกสอนให้กับโครงข่าย (Training Algorithm) ถูกจัดเป็น 2 ประเภท คือ แบบควบคุม (Supervise Training) และแบบอิสระ (Unsupervised) โดยฝึกสอนแบบควบคุมต้องการข้อมูล 2 ชุด คือ อินพุทกับชุดเป้าหมาย เรียก ชุดคู่ข้อมูลฝึกสอน (Training Pairs) เช่น การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ส่วนการฝึกสอนแบบอิสระสร้างขึ้น โดยเลียนแบบการทำงานของสมองที่ไม่จำเป็นต้องมีผู้มาคอยคิดค่าเป้าหมายให้ก่อน โครงข่ายจะรับเพียงค่าอินพุทเข้าไปเท่านั้น วิธีการฝึกสอนจะเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่าย เพื่อสร้างเอาต์พุทที่เสถียร เมื่อค่าอินพุทมีการเปลี่ยนแปลงไปเพียงเล็กน้อย โครงข่ายจะยังคงสามารถชี้ได้ว่าเป็นข้อมูลเดิม เนื่องจากเอาต์พุทของโครงข่ายไม่มีการกำหนดมาก่อน ส่วนใหญ่จะถูกแปรรูปให้เข้าใจได้ มักใช้ในงานต่างๆ เช่น การเปรียบเทียบเอกลักษณ์ รูปภาพ และรูปแบบที่สัมพันธ์กันระหว่างอินพุท-เอาต์พุท ฯลฯ

3.2.1 การฝึกสอนแบบควบคุม (Supervised Training)

รูปแบบการเรียนรู้แบบมีผู้สอนเริ่มด้วยการส่งสิ่งเร้าที่ใช้ในการสอนเข้าไปเป็นอินพุต (Input) ในโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมสร้างผลตอบออกมาเป็นเอาต์พุต (Output) ซึ่งผลตอบจะเป็นอย่างไร ก็ขึ้นอยู่กับสถานะในตอนที่เราเริ่มเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ผลตอบดังกล่าวจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับผลตอบเป้าหมาย (Target Response) ซึ่งผู้สอน (Teacher) จะเป็นผู้สร้างขึ้น หากผลตอบทั้งสองมีความแตกต่างกัน นั่นคือ มีความคลาดเคลื่อน (Error) เกิดขึ้น ความคลาดเคลื่อนดังกล่าวจะถูกนำไปคำนวณการปรับแต่งค่าน้ำหนักต่างๆ ในโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อลดความคลาดเคลื่อนลงให้เหลือน้อยที่สุด การปรับแต่งค่าน้ำหนักโดยพิจารณาจากความคลาดเคลื่อนนี้ จะขึ้นอยู่กับกฎการเรียนรู้หรือขั้นตอนการคำนวณซึ่งเรียกว่า "อัลกอริทึม" (Algorithm) ที่แตกต่างกัน โดยแต่ละอัลกอริทึมจะมีคุณลักษณะและสมรรถนะแตกต่างกัน อย่างไรก็ตาม วิธีการส่วนใหญ่ของการเรียนรู้แบบมีผู้สอนนี้จะคัดแปลงมาจากวิธีการทางคณิตศาสตร์ในเรื่องของเทคนิคการหาค่าเหมาะสม (Optimization Technique) นั่นเอง

เนื่องจากเจตนาของมนุษย์ในการพัฒนาเครื่องมือขึ้นมาใช้งานนั้น จะอิงอยู่กับการที่มนุษย์ต้องการสั่งการและควบคุมเครื่องมือต่างๆ ให้ทำงานได้ตามต้องการ จึงทำให้โครงข่ายประสาทเทียมประเภทที่ใช้การเรียนรู้แบบมีผู้สอนได้รับความนิยมในการนำไปประยุกต์ใช้มากที่สุด เนื่องจากเป็นแบบที่สามารถควบคุมได้ การสั่งการโครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นไปโดยทางอ้อม ในลักษณะของการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม โดยการสร้างข้อมูลตัวอย่าง (รวมทั้งค่าเป้าหมาย) ที่จะให้โครงข่ายเรียนรู้ เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ข้อมูลตัวอย่างได้ถูกต้องหมดแล้ว ความรู้ที่โครงข่ายประสาทเทียมได้เก็บไว้ในลักษณะของค่าน้ำหนักต่างๆ จะเป็นสิ่งที่ถูกนำไปใช้งานจริง เพื่อสร้างผลตอบต่อข้อมูลใหม่ๆ ที่โครงข่ายไม่เคยเห็นมาก่อน ดังนั้น สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งๆ และวิธีการเรียนรู้แบบมีผู้สอนวิธีการหนึ่งๆ นั้น ความรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถนำไปใช้งานจริงได้เพียงใด ก็ขึ้นอยู่กับคุณภาพของข้อมูลตัวอย่างที่นำไปสอนนั้น อาจจะกล่าวได้ว่า หากข้อมูลตัวอย่างมีจำนวนมากพอ โครงข่ายประสาทเทียมก็จะสามารถสร้างความรู้ได้อย่างถูกต้อง อย่างไรก็ตาม ด้วยระดับความเจริญก้าวหน้าด้านโครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบันเทคนิคการวิเคราะห์ปัญหาเพื่อสร้างข้อมูลตัวอย่าง สำหรับการเรียนรู้ที่ประสิทธิภาพนั้นยังคงเป็นงานวิจัยที่ต้องมีการค้นคว้ากันต่อไป

3.2.1.1 ขั้นตอนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ

การฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทแบบหลายชั้นจากรูปที่ 3.5 ใช้การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Back-propagation Learning) โดยโครงข่ายจะรับค่าอินพุต X และค่าเป้าหมาย (Target) ไว้ เมื่อคำนวณค่าเอาต์พุตในโครงข่ายแล้วจะเปรียบเทียบกับค่าผิดพลาดของเอาต์พุตที่คำนวณได้กับค่าเป้าหมาย

$$Error = Target - Output \quad (3.6)$$

ค่าผิดพลาดนี้จะนำไปใช้ปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายเพื่อให้สอดคล้องกับค่าเป้าหมาย การเรียนรู้จะทำได้เรื่อยๆจนโครงข่ายสามารถแยกแยะข้อมูลได้

ขั้นตอนการฝึกสอนสามารถสรุปเป็นขั้นๆได้ดังต่อไปนี้

1. สร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนอินพุต และเอาต์พุตเท่ากับจำนวนอินพุตและเอาต์พุตของปัญหา ส่วนจำนวนชั้นซ่อนอาจเริ่มที่ค่ามากพอสมควรก่อน
2. ให้ค่าเริ่มต้นแก่ค่าถ่วงน้ำหนักในโครงข่าย โดยควรมีค่าในช่วง -1 ถึง 1
3. กำหนดค่า $\sum X_j W_j = U_j$ สำหรับแต่ละนิวรอน j ของชั้นซ่อน
4. กำหนดค่ากระตุ้น (Activation) สำหรับแต่ละนิวรอน j ของชั้นซ่อน

$$Y_j = f(U_j) \quad (3.7)$$

โดยฟังก์ชันที่นิยมใช้ คือ ซิกมอยด์ ฟังก์ชันตามสมการที่ 3.5

5. กำหนดค่า $\sum Y_j W_j = V_k$ สำหรับแต่ละนิวรอน k ของชั้นเอาต์พุต
6. กำหนดค่ากระตุ้น ของแต่ละนิวรอน k

$$OUT = Z_k = f(V_k) \quad (3.8)$$

7. นำค่า Z_k มาเปรียบเทียบกับเป้าหมายถ้าค่าผิดพลาดที่คำนวณได้น้อยกว่าระดับที่กำหนดไว้ก็จบการเรียนรู้ มิฉะนั้นก็ทำต่อไป
8. กำหนดค่าปรับน้ำหนักสำหรับแต่ละค่าถ่วงน้ำหนัก
 - 8.1 สำหรับเส้นเชื่อมชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุต

$$\Delta W_{jk} = \alpha \delta_k Y_j \quad (3.9)$$

โดยที่ $\delta_k = (Target\ k - Z_k) f'(V_k)$

- 8.2 สำหรับเส้นเชื่อมชั้นอินพุตกับชั้นซ่อน

$$\Delta W_{ij} = \alpha \delta_j X_i \quad (3.10)$$

$$\text{โดยที่} \quad \delta_j = \sum \delta_k W_{jk} f'(U_j)$$

9. ปรับน้ำหนักเส้นเชื่อมจากนิวรอน r ไปนิวรอน s จะได้

$$W_{rs}(\text{new}) = W_{rs}(\text{old}) + \Delta W_{rs} \quad (3.11)$$

10. กลับไปทำข้อ 3

ค่า α : อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) มีค่าในช่วง 0 ถึง 1

การปรับความเร็วในการเรียนรู้อาจใช้การปรับค่าเกน (Gain) ของ ซิกมอยด์ ฟังก์ชันในส่วน คีกริชของ Exponential การปรับอัตราการเรียนรู้ ขนาดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนและการเพิ่ม โมเมนตัมแฟลคเตอร์เพื่อคำนวณทิศทาง การปรับค่าถ่วงน้ำหนัก นอกจากนี้ยังเลือกใช้อัตราการเรียนรู้ เป็นฟังก์ชันที่มีความเหมาะสมได้อีกด้วย

ฟังก์ชัน Sigmoid เป็นที่นิยมในการใช้เทรนนิ่งเนื่องจากมีความใกล้เคียงกับฟังก์ชัน ชั้นบันไดและสามารถคำนวณค่าอนุพันธ์ได้ง่ายอีกด้วย โดยอยู่ในรูปนิพจน์ของตัวฟังก์ชันเอง

$$f'(x) = f(x)[1 - f(x)] \quad (3.12)$$

3.2.2 การฝึกสอนแบบอิสระ (Unsupervised Training)

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนนั้น ไม่จำเป็นต้องมีค่าเป้าหมายของแต่ละข้อมูลตัวอย่าง ในระหว่างการเรียนรู้ โครงข่ายประสาทเทียมจะได้รับข้อมูลกระตุ้นในรูปแบบต่างๆ และจะทำการจัดกลุ่มรูปแบบต่างๆ เหล่านั้นเองตามต้องการ ผลตอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนนี้ จะเป็นการระบุกลุ่มของข้อมูลที่ใส่เข้าไป โดยจะอิงกับวิธีการจัดกลุ่มซึ่งได้เรียนรู้จากข้อมูลที่โครงข่ายเคยพบมา

ตัวอย่างการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนคือ การให้เด็กเล็กๆ จัดเก็บสิ่งของไว้บนชั้นวางของให้เป็นระเบียบเรียบร้อย สมมุติว่า เด็กคนหนึ่งเลือกเก็บหนังสือต่างๆ ไว้ที่ชั้นบน เก็บตุ๊กตาไว้ที่ชั้นล่าง และเก็บของเล่นอื่นๆ ไว้ที่ชั้นกลางๆ หลังจากนั้น หากเด็กคนนั้นซื้อตุ๊กตามาใหม่ ก็นำไปเก็บไว้ที่ชั้นล่าง เป็นต้น

แม้ว่าการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนนี้จะไม่ต้องการผู้สอน แต่ก็ต้องการแนวทางในการจัดกลุ่ม เช่น การจัดกลุ่มอาจจะจัดตามรูปทรง สีหรือวิธีการใช้งานของวัตถุต่างๆ ที่จะนำมาจัดเป็นต้น ดังนั้น หากไม่มีการให้แนวทางที่ชัดเจนว่าการจัดกลุ่มควรเป็นไปตามคุณลักษณะใด การจัดกลุ่มอาจไม่ประสบความสำเร็จในแง่การนำมาใช้งานจริงก็ได้ ตัวอย่างเช่น การให้เด็กจัดของไว้บนชั้น

วางของนั้น เด็กอาจจะจัดตามใจชอบและไม่เป็นหมวดหมู่ ทำให้ไม่สะดวกต่อการนำสิ่งของใหม่ๆ เข้าไปเก็บรวมด้วยก็ได้ การใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้การเรียนรู้แบบนี้ จึงมักต้องมีการดำเนินการปรับแต่งข้อมูล เพื่อให้เกิดการเน้นสภาพของคุณลักษณะสำคัญ ที่ต้องการนำมาเป็นแนวทางในการจัดกลุ่มให้เด่นชัดขึ้นหรืออาจเป็นการปรับกฎการเรียนรู้ เพื่อให้เน้นไปที่คุณลักษณะที่ต้องการก็ได้

เนื่องจากขั้นตอนการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนนี้จะมีการระบุกลุ่มของข้อมูลตัวอย่างก่อน เมื่อตัดสินใจได้แล้วว่า ข้อมูลใหม่มีลักษณะที่ควรจัดรวมเข้ากลุ่มใด (หรืออาจถือเป็นกลุ่มใหม่ก็ได้ ในกรณีที่เห็นว่าไม่ควรจัดเข้ากลุ่มใดเลย) หลังจากนั้น จึงมีการปรับคุณลักษณะของกลุ่ม โดยการนำลักษณะของข้อมูลใหม่นี้มาช่วยกำหนดแนวทางการจัดด้วย ในการตัดสินใจว่าข้อมูลใหม่นี้ควรจัดรวมเข้ากลุ่มใด ในโครงข่ายประสาทเทียมบางชนิดอาจจะใช้วิธีการแข่งขันกันของกลุ่มต่างๆ ว่ากลุ่มใดควรได้ข้อมูลดังกล่าวไป การเรียนรู้ในลักษณะนี้จะถูกเรียกว่า การเรียนรู้แบบแข่งขันกัน (Competitive Learning)

ในอีกแง่มุมหนึ่ง นับจากจุดเริ่มต้นของการเรียนรู้ซึ่งไม่มีการจัดกลุ่มข้อมูลในแบบใดๆ เลย จนถึงเวลาที่การจัดเสร็จสิ้นแล้ว จะพบว่า การจัดกลุ่มข้อมูลเกิดขึ้นตามคุณลักษณะบางอย่างของข้อมูลตัวอย่าง ซึ่งการจัดกลุ่มนี้เกิดจากการที่โครงข่ายประสาทเทียมประเมินข้อมูลต่างๆ ที่ถูกป้อนเข้าไปในระหว่างการเรียนรู้ จนสร้างเป็นวิธีการจัดกลุ่มขึ้นมาได้ ดังนั้น การเรียนรู้ในลักษณะดังกล่าวจึงถูกเรียกว่า การเรียนรู้แบบจัดตัวเอง (Self-organizing) ด้วย

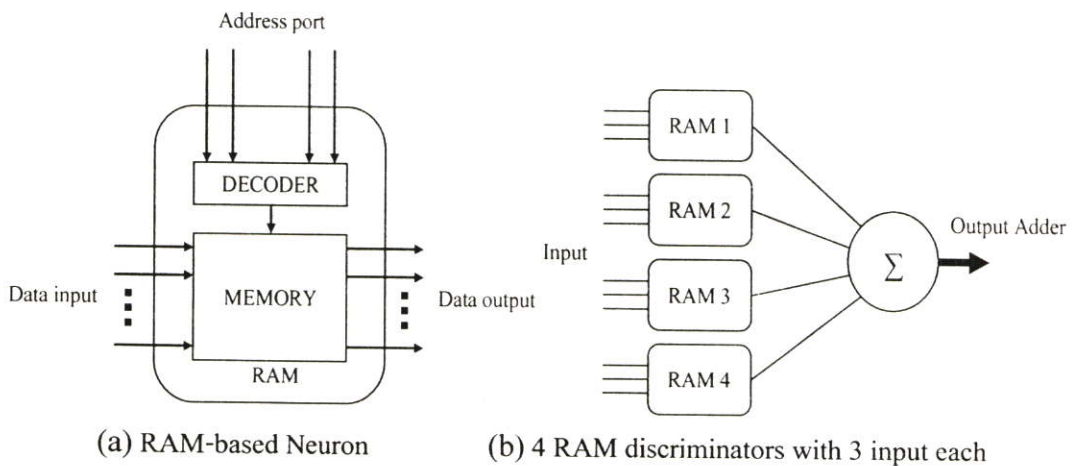
3.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักหรือเอ็นทูเปิล (N-tuple)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก คือหน่วยความจำชั่วคราว (RAMs) ที่เป็นพื้นที่สำหรับเก็บข้อมูลการกระตุ้นของอินพุตและผลตอบสนองต่อความสัมพันธ์ใน Look-up Tables ในรูปแบบของปฏิกิริยาทางตรรกศาสตร์ของนิรพล ดันแบบของความคิดนี้ถูกเสนอ โดย Bledsoe และ Browning (1959) ซึ่งรู้จักกันในชื่อของกระบวนการจำแนกข้อมูลแบบ N-tuple (N-tuple Recognition Process) Tuple แต่ละยูนิตจะรับข้อมูลเพียงส่วนเล็กๆ ของข้อมูลทั้งหมดและตอบสนองโดยผลที่ได้ของแต่ละยูนิตเป็นอิสระต่อกัน การจำแนกข้อมูลใน N-tuple Machine สามารถทำได้โดยเปรียบเทียบลักษณะที่คล้ายกันระหว่างรูปแบบของข้อมูลที่เก็บภายในความจำของคอมพิวเตอร์ซึ่งมาจาก Tuples ทั้งหมดกับรูปแบบของข้อมูลที่ป้อนเข้าไป โดยให้ลักษณะที่คล้ายคลึงกันออกมาในรูปของคะแนน ซึ่งข้อได้เปรียบของเทคนิคนี้คือ ข้อมูลหลายตัวสามารถมีผลตอบสนองร่วมกันใน Tuple หนึ่งยูนิตและสามารถแยกรูปแบบของข้อมูลแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linearly) ออกมาได้

ระหว่างทศวรรษที่ 70 การพัฒนาเทคโนโลยีของวงจรรวมหรือ Integrated Circuit Technology สามารถสร้าง Random Access Memories (RAMs) ได้ซึ่งเป็นการนำไปสู่การค้นพบ

นิเวรอลเน็ตเวิร์คที่ใช้หน่วยความจำชั่วคราว เป็นที่เก็บข้อมูลของ N-tuple Machine โดย Aleksander และ Stonham (1979) หลังจากนั้นหลักการเดียวกันนี้ถูกนำไปใช้ในการออกแบบ WISARD (Aleksander, Thomas and Bowden 1984, Aleksander 1984)

เมื่อพิจารณาการใช้นิเวรอลเน็ตเวิร์คที่ใช้ RAM แล้วพบว่ามียุทธศาสตร์ในการเรียนรู้อัลกอริทึม เนื่องจากเป็นโหนดแต่ละโหนดอิสระต่อกันระหว่างการอ้างอิงข้อมูลจาก RAM ส่วนของ Models ในส่วนที่สองซึ่งนำหนักของข้อมูลขึ้นกับการเปลี่ยนแปลงในส่วนแรก ส่วนข้อดีอื่น ๆ นั้น คือ ฮาร์ดแวร์ซึ่งประกอบด้วยหน่วยความจำชั่วคราว มีราคาถูกและสามารถหาได้ง่ายโดย บล็อกไดอะแกรมพื้นฐานของนิเวรอลเน็ตเวิร์คแบบที่ใช้หน่วยความจำชั่วคราว นี้สามารถแสดงได้ ดังรูป



รูปที่ 3.6 แสดงการใช้นิเวรอลแทนหน่วยความจำชั่วคราว (RAM)

โมเดลของนิเวรอลแบบไร้น้ำหนัก (Weightless Neural Model หรือ WISARD) คือ ระบบที่มีการป้อนไปข้างหน้าแบบชั้นเดียวที่ประกอบไปด้วยเซตสัญลักษณ์ การแบ่งแยกคลาสของ Discriminators รูปแบบของข้อมูลตัวแบ่งแยกทั้งหมดจะเริ่มต้นที่เซตศูนย์และค่อยๆเปลี่ยนไปตามการป้อนข้อมูล (Training) ระหว่างการป้อนข้อมูล รูปแบบของข้อมูลแต่ละอันก็จะถูกเก็บอยู่แค่ในหน่วยความจำ ของการตอบสนองการแบ่งแยก หลังจากการป้อนข้อมูลเสร็จสิ้นก็จะได้ผลการแบ่งแยกของแต่ละคลาส การรู้จำข้อมูล (Recognition) ก็จะเริ่มโดยป้อนรูปแบบของข้อมูลที่ไม่ทราบค่าให้กับ Discriminators ทุกๆตัวเพื่อหาผลตอบสนองที่มีค่ามากที่สุด โดยหลักการทั่วไปของการคิด คือ ไม่นำมาคิดแค่เพียงแต่ละโหนดแต่คิดทั้งระดับของเน็ตเวิร์ค

เนื่องจากการทำงานของ WISARD มีความคลุมเครือระหว่างสถานะ 0 ของระบบฐานสอง ที่เกิดขึ้นระหว่างการเก็บรูปแบบของข้อมูลและสถานะ 0 ที่จุดเริ่มต้นก่อนจะเกิดการป้อนข้อมูล หรือ Training เพื่อแก้ปัญหาข้อนี้ Kan และ Aleksander (1988) ได้นำเสนอการใช้ Probabilistic Logic Node (PLN) ซึ่งแต่ละโหนดจะยังคงมีเอาต์พุตเป็นเลขฐานสองแต่จะมีสถานะการทำงาน

เป็น 3 ระดับ โดยสถานะที่เพิ่มขึ้นมากที่สุด คือ u-state ซึ่งจะแทนตรงส่วนที่ค่าเริ่มต้นหรือในช่วงที่ข้อมูลยังไม่ถูกเก็บ ซึ่งโอกาสที่เอาท์พุทของโหนดจะเป็น 1 และ 0 จะมีค่า 50% ใน Recalling Mode

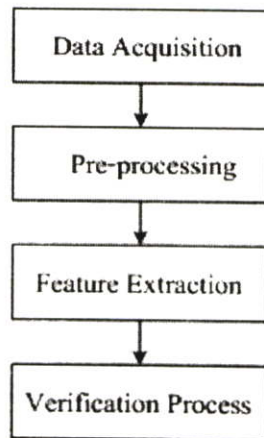
เมื่อการที่ข้อมูลจะเข้าไปมีเพียง 2 หรือ 3 รูปแบบ ตำแหน่งส่วนใหญ่ใน RAM จะยังคงอยู่ภายใน u-state ปัญหาอีกอย่างหนึ่งที่จะต้องกล่าวถึง คือ การ Generalization ยังแสดงผลออกมาเป็นระดับโหนด เนื่องจากปัญหานี้ Aleksander (1990) ได้เสนอเทคนิคที่จะไม่เห็นอินพุทเป็นลักษณะระดับของโหนดเราเรียกวิธีการนี้ว่า Spreading Process อัลกอริทึมของมันคือ ระบุค่าสถานะของ u-state ที่มาจากเน็ตเวิร์คข้างเคียงที่ใกล้ที่สุดโดยหลักของ Hamming Distance หากข้อมูลไม่ตรงกันหรือเกิดความขัดแย้งระหว่างเน็ตเวิร์คที่ใกล้ที่สุดกันเอง สถานะของ u-state จะไม่เปลี่ยนแปลง การ Generalization ของเน็ตเวิร์คจะขึ้นกับรัศมีของการกระจายชั้นของแต่ละโหนดของเน็ตเวิร์ค ถ้ารัศมีมีค่าเท่ากับผลรวมจำนวนของอินพุทที่เป็นเลขฐานสอง หมายความว่า เน็ตเวิร์คจะมีการกระจายเต็มที่เราเรียกเน็ตเวิร์คที่มีคุณสมบัติ เช่นนี้ว่า Generalizing RAMs หรือ (GRAMs)

ความจุของการ Generalization ใน GRAMs สามารถหาได้โดยจำนวนของรูปแบบของการเรียนรู้ข้อมูล (Training Patterns) เนื่องจากการกระจายของชั้นของเน็ตเวิร์คจะมีค่าน้อยลงเมื่อมีจำนวนของรูปแบบเพิ่มขึ้น นอกจากนี้ยังมีอัลกอริทึมของการกระจายหรือ Spreading ในแบบอื่นๆ อีกเช่น The Combined Generalization Algorithm (CGA) ค้นพบโดย Aleksander Clarke และ Braga (1994) โดยเป็นวิธีที่ผสมผสานกันระหว่างการเรียนรู้แบบ Hebbian และ Weightless

บทที่ 4

การออกแบบกระบวนการพิสูจน์ลายเซ็น

ในการออกแบบกระบวนการพิสูจน์ลายเซ็นได้แบ่งขั้นตอนออกเป็นขั้นตอนการนำเข้าข้อมูล (Data Acquisition) ซึ่งจะเป็นการเขียนลายเซ็นบนกระดาษดิจิตอลแล้วเข้าสู่ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล (Pre-processing) เพื่อจัดข้อมูลให้เป็นมาตรฐานจากนั้นจะเป็นขั้นตอนของการดึงค่าคุณลักษณะหรือค่าฟีเจอร์ (Feature) ที่จะใช้ในการทดลองได้แก่ ทิศทางของปากกาทางแกน x ทิศทางของปากกาทางแกน y แรงกด (Pressure) และมุมเอียงของปากกาที่ทำกับกระดาษดิจิตอล (Altitude) และขั้นตอนสุดท้ายจะเป็นการพิสูจน์ลายเซ็น โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก ดังแสดงในรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.1 บล็อกไดอะแกรมแสดงการพิสูจน์ลายเซ็น

4.1 การนำเข้าข้อมูล (Data Acquisition)

การนำเข้าข้อมูลจะใช้อุปกรณ์ที่เรียกว่าดิจิไทเซอร์ (Digitizer) ซึ่งเป็นอุปกรณ์ที่ใช้ในการรับอินพุตต่างๆ ให้กับคอมพิวเตอร์ ประกอบด้วยกระดาษดิจิตอลและปากกาปลายแหลมหรือปากกาอิเล็กทรอนิกส์ แทนคีย์บอร์ดหรือเมาส์ และทำการแปลงข้อมูลของการเขียนให้อยู่ในรูปแบบดิจิตอล เพื่อนำไปเก็บในคอมพิวเตอร์หรือนำไปใช้ในการประมวลผล โดยพื้นฐานแล้วดิจิไทเซอร์สามารถแบ่งออกเป็น 2 ชนิด คือ

4.1.1 ดิจิไทเซอร์แบบพาสซีฟ (Passive Digitizer)

ดิจิไทเซอร์แบบพาสซีฟ สามารถบอกตำแหน่งของปลายปากกาได้ก็ต่อเมื่อปลายปากกาตกลงบนกระดาษดิจิตอลเท่านั้น เนื่องจากปากกาเป็นเพียงแท่งพลาสติกธรรมดา จึงไม่มีการสื่อสารกันระหว่างกระดาษดิจิตอลกับปากกา ซึ่งการกดปลายปากกาลงบนตำแหน่งใดๆ ของกระดาษดิจิตอล

นั้น เปรียบเสมือนการคลิกของเมาส์ ณ ตำแหน่งนั้น ดังนั้นเอาท์พุทของดิจิไตเซอร์แบบพาสซีฟนี้จึงมีเพียง ตำแหน่งในแนวราบและแนวตั้งเท่านั้น ตัวอย่างของดิจิไตเซอร์แบบพาสซีฟ เช่น จอภาพระบบสัมผัส (Touch Screen) ดังรูปที่ 4.2



รูปที่ 4.2 จอภาพระบบสัมผัส

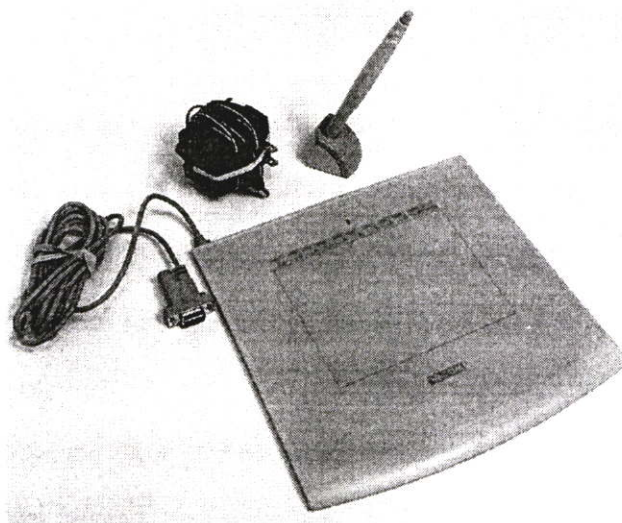
4.1.2 ดิจิไตเซอร์แบบแอคทีฟ (Active Digitizer)

ดิจิไตเซอร์แบบแอคทีฟ สามารถบอกตำแหน่งของปลายปากกาเมื่อนำปากกาเข้าใกล้ กระดานดิจิตอลได้ ซึ่งไม่จำเป็นต้องมีการสัมผัส เนื่องจากมีการสื่อสารกันระหว่างกระดานดิจิตอลกับปากกาอิเล็กทรอนิกส์ ซึ่งเอาท์พุทที่ได้จากดิจิไตเซอร์แบบแอคทีฟนี้ประกอบด้วย ตำแหน่งของปลายปากกาในแนวราบและแนวตั้ง แรงกดของปลายปากกา หรืออาจจะเป็นมุมเอียง เป็นต้น

การนำเข้าข้อมูลเพื่อใช้ในระบบการพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์ในการทดลองนี้จะใช้ดิจิไตเซอร์แบบแอคทีฟ ซึ่งการใช้งานกระดานดิจิตอลจะบอกตำแหน่งแบบสมบูรณ์ คือชี้ไปที่ใดให้เทียบเท่ากับตำแหน่งหนึ่งๆบนจอภาพ การใช้งานปากกาอิเล็กทรอนิกส์ กับกระดานดิจิตอลจะให้ความรู้สึกเป็นธรรมชาติในการเขียน เราเลือกใช้กระดานดิจิตอลของ WACOM ซึ่งมีขนาด 12 x 12 นิ้ว โดยมีคุณสมบัติตามตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 แสดงคุณสมบัติของกระดานดิจิตอล

Tablet	XD-1212-R : product of WACOM
Dimensions	304.8 mm. × 316.8 mm.
Pressure levels	1024
x-y Resolution	100 lpmm
Max. data rate	200 pps
Accuracy	± 0.25 mm
Tilt range	± 60 degrees
Tilt Resolution	1 degree



รูปที่ 4.3 กระดานดิจิทัลที่ใช้ในการทดลอง



รูปที่ 4.4 ตัวอย่างลายเซ็นที่เขียนบนกระดานดิจิทัล

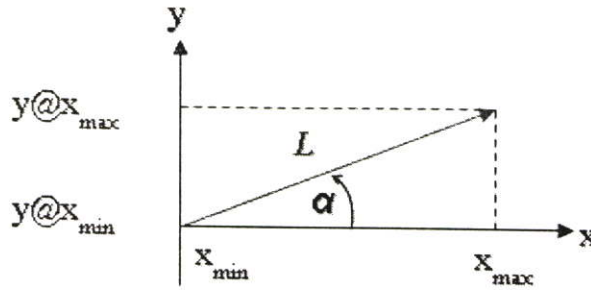
4.2 การเตรียมข้อมูล (Pre-processing)

เนื่องจากการเขียนลายเซ็นแต่ละครั้งนั้นข้อมูลที่ได้ย่อมไม่เหมือนกันในทุกครั้ง เช่น รูปร่างของลายเซ็นอาจใหญ่ หรือ เล็ก หรือว่าเวลาที่ใช้เขียนนานขึ้น หรือว่าเขียนแล้วลายเซ็นมีการเอียงไปจากปกติ ดังนั้นเราจึงต้องมาทำการจัดข้อมูลให้เป็นมาตรฐานเพื่อที่จะใช้ในการเทียบข้อมูลกันได้ ซึ่งการจัดข้อมูลให้เป็นมาตรฐานได้แก่

4.2.1 การปรับมุมเอียงของลายเซ็น (Rotation)

เป็นการหาค่าตำแหน่งของลายเซ็นที่มีความเสถียรที่สุด โดยการทำให้ความกว้างของลายเซ็นในแนวราบมีค่ามากที่สุดซึ่งไม่จำเป็นว่าปรับแล้วจะต้องมีลักษณะเหมือนลายเซ็นปกติโดยมีการคำนวณดังนี้คือ 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 4.5 ลายเส้นมีมุมเอียงระหว่าง 0 ถึง 45 องศา

เนื่องจากข้อมูลแนวตั้งตำแหน่งที่ข้อมูลแนวราบมีค่ามากที่สุด ($Y@x_{max}$) ลบด้วยข้อมูลแนวตั้งตำแหน่งที่ข้อมูลแนวราบมีค่าน้อยที่สุด ($Y@x_{min}$) มีค่าเป็นบวก ดังรูปที่ 4.5 แสดงว่ามุมที่เสถียรมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 45 องศา ซึ่งหาได้จากสมการที่ 4.1

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

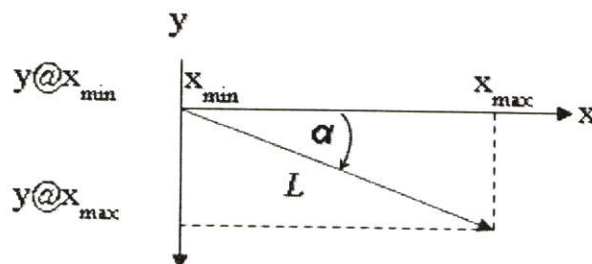
โดยมุม β เริ่มตั้งแต่ 0 เพิ่มขึ้นทีละ 1 จนถึง 45 องศา ซึ่งมุม β ที่ทำให้ L มีค่ามากที่สุดคือมุมที่เสถียร แล้วทำการปรับข้อมูลของลายเส้นที่ตำแหน่งต่างๆ ด้วยสมการดังนี้

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

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

โดย $X^*(t)$ และ $Y^*(t)$ คือ ข้อมูลของลายเส้นที่เวลาต่างๆ หลังจากทำการปรับมุมเอียง $x(t)$ และ $y(t)$ คือ ข้อมูลของลายเส้นที่เวลาต่างๆ ก่อนทำการปรับมุมเอียง β คือ ค่ามุมที่ใช้ในการปรับลายเส้นให้เป็นมาตรฐานเดียวกัน ได้จากสมการที่ 4.1

4.2.1.2 การปรับมุมเอียงกรณีมุมที่ปรับอยู่ระหว่าง -45 ถึง 0 องศา



รูปที่ 4.6 ลายเส้นมีมุมเอียงระหว่าง -45 ถึง 0 องศา

เนื่องจากข้อมูลแนวตั้งตำแหน่งที่ข้อมูลแนวราบมีค่ามากที่สุด ($Y @ x \max$) ลบด้วยข้อมูลแนวตั้งตำแหน่งที่ข้อมูลแนวราบมีค่าน้อยที่สุด ($Y @ x \min$) มีค่าเป็นลบ ดังรูปที่ 4.6 แสดงว่ามุมที่เสถียรมีค่าอยู่ระหว่าง -45 ถึง 0 องศา ซึ่งหาได้จากสมการที่ 4.4

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

โดยมุม β เริ่มตั้งแต่ -45 เพิ่มขึ้นทีละ 1 จนถึง 0 องศา ซึ่งมุม β 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 β คือ ค่ามุมที่ใช้ในการปรับลายเซ็นให้เป็นมาตรฐานเดียวกัน ได้จากสมการที่ 4.4

4.2.2 การปรับขนาดของลายเซ็น (Scaling)

เป็นการปรับขนาดของลายเซ็นในแต่ละครั้งที่เซ็นให้มีขนาดที่เท่ากันหรือเป็นมาตรฐานเดียวกัน โดยปรับขนาดของลายเซ็นในแนวราบให้มีขนาด 10 เซนติเมตร และขนาดของลายเซ็นในแนวตั้งให้มีขนาด 5 เซนติเมตร

4.2.2.1 การปรับขนาดของลายเซ็นในแนวราบ

เริ่มจากการหาค่าของข้อมูลในแนวราบที่น้อยที่สุด ($xmin$) และข้อมูลในแนวราบที่มากที่สุด ($xmax$) จากนั้นทำการปรับขนาดของลายเซ็นในแนวราบด้วยสมการที่ 4.7

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

โดย $x^*(t)$ คือ ข้อมูลของลายเซ็นในแนวราบที่เวลาต่างๆ หลังจากทำการปรับขนาด $x(t)$ คือ ข้อมูลของลายเซ็นในแนวราบที่เวลาต่างๆ ก่อนทำการปรับขนาด $sizex$ คือ ขนาดมาตรฐานของลายเซ็นในแนวราบที่ใช้ในการปรับ

4.2.2.2 การปรับขนาดของลายเซ็นในแนวดิ่ง

เริ่มจากการหาค่าของข้อมูลในแนวดิ่งที่น้อยที่สุด (y_{min}) และข้อมูลในแนวดิ่งที่มากที่สุด (y_{max}) จากนั้นทำการปรับขนาดของลายเซ็นในแนวดิ่งด้วยสมการที่ 4.8

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

โดย $y^*(t)$ คือ ข้อมูลของลายเซ็นในแนวดิ่งที่เวลาต่างๆ หลังจากทำการปรับขนาด
 $y(t)$ คือ ข้อมูลของลายเซ็นในแนวดิ่งที่เวลาต่างๆ ก่อนทำการปรับขนาด
 $sizey$ คือ ขนาดมาตรฐานของลายเซ็นในแนวดิ่งที่ใช้ในการปรับ

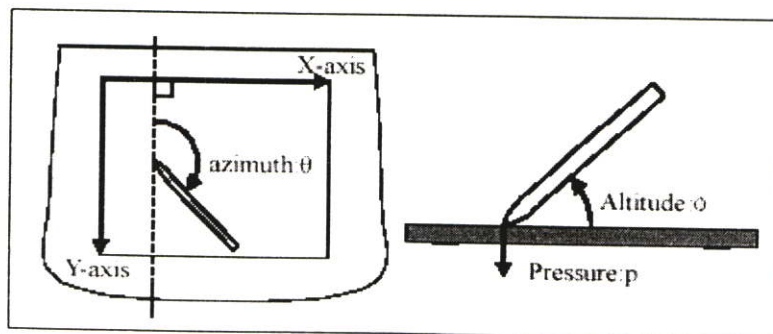
4.2.3 การปรับจำนวนจุดตัวอย่าง

เป็นการปรับจำนวนของจุดตัวอย่างของข้อมูลในแนวนอน ข้อมูลในแนวดิ่ง ข้อมูลแรงกดของปลายปากกาและข้อมูลมุมเอียงของปากกาในแนวดิ่ง ให้มีจำนวนเท่ากันหรือเป็นมาตรฐานเดียวกัน โดยในงานวิจัยนี้ใช้จำนวนจุดตัวอย่าง 100 จุด

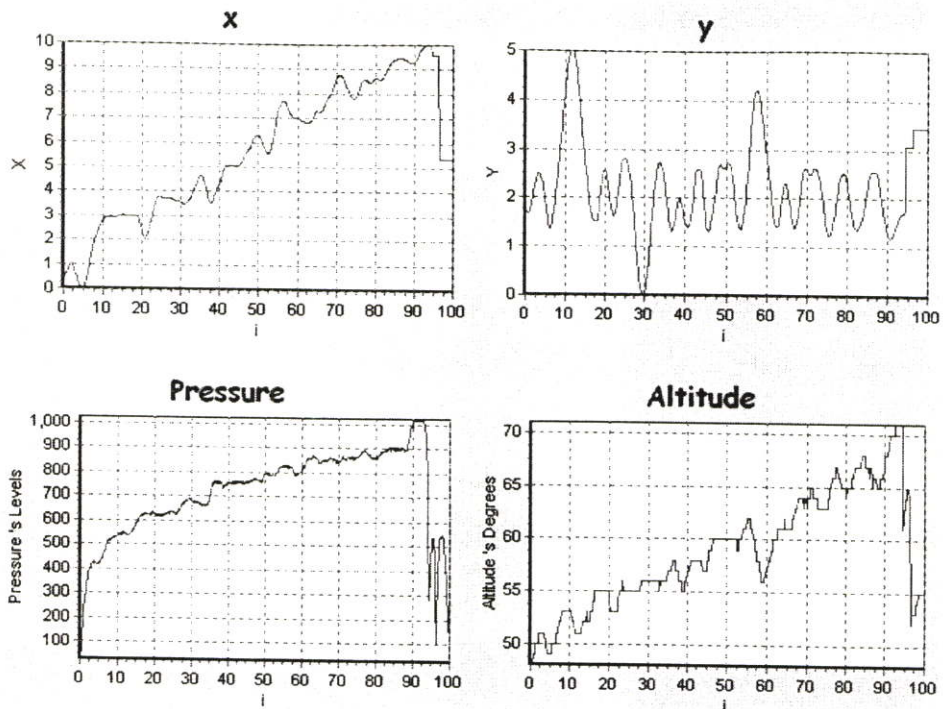
4.2.4 การดึงลักษณะเด่น (Feature Extractions)

หลังจากมีการเขียนลายเซ็นบนกระดานดิจิทัลและผ่านกระบวนการ Pre-processing เรียบร้อยแล้ว ในการดึงค่าพีเอเจอร์เราจะต้องใช้ Wintab API ซึ่งเป็น API มาตรฐานในการเก็บข้อมูลจากกระดานดิจิทัล โดยเลือกใช้ JanHWintab component ซึ่งเป็น Wintab API component สำหรับโปรแกรม Delphi เราจะได้ข้อมูลจากกระดานดิจิทัลดังนี้

- ทิศทางทางแกน x และแกน y ของปากกาที่ทำกับกระดานดิจิทัล
- แรงกดของปากกา ซึ่งเป็นสิ่งที่แสดงให้ทราบว่าเราใช้ปากกาเล็กทรอนิกส์กดลงบนผิวหน้าของกระดานดิจิทัลมากน้อยเพียงใด
- มุมเอียงของปากกาในแบบ Altitude ขณะที่ทำการเขียน ซึ่งข้อมูลเหล่านี้จะเป็นข้อมูลที่เทียบกับเวลา



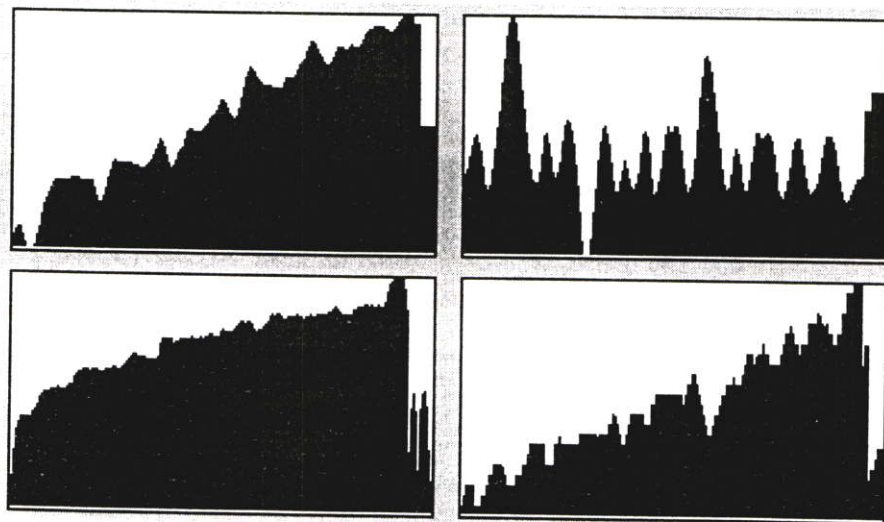
รูปที่ 4.7 แสดงการเก็บค่าพารามิเตอร์ของลายเซ็นแบบออนไลน์



รูปที่ 4.8 แสดงข้อมูลของลายเซ็นแบบออนไลน์

4.2.5 การแปลงข้อมูลของลายเซ็นให้อยู่ในรูปของ Binary Image

เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักจะต้องอยู่ในรูปของ Binary Image ดังนั้นจึงต้องทำการแปลงและปรับให้มีขนาดเท่ากับ 200 x 100 Pixel ดังรูปที่ 4.9

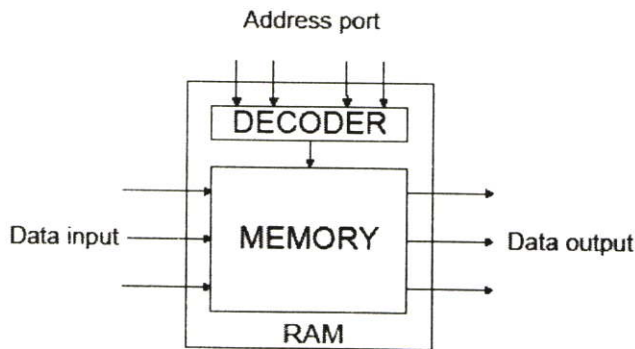


รูปที่ 4.9 ข้อมูลของลายเซ็นที่อยู่ในรูปของ Binary Image

4.3 การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักหรือ (N-tuple)

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก คือโครงข่ายประสาทเทียมที่ไม่มีการถ่วงน้ำหนัก ที่ไซแนปส์ ซึ่งทำหน้าที่รับส่งข้อมูลทำให้กระบวนการตัดสินใจง่ายและเร็วกว่าแบบปกติ จากข้อได้เปรียบนี้เองเราจึงนำโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักมาใช้ในการพิสูจน์ตัวตนของบุคคล โดยทั่วไปหลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก จะใช้หลักการทำงานคล้ายการทำงานของหน่วยความจำชั่วคราว

กล่าวคือในหนึ่งหน่วยของนิวรอนจะทำหน้าที่เหมือนแรมซึ่งเป็นหน่วยความจำที่สามารถอ่านหรือเขียนข้อมูลเข้าไปได้ดังรูปที่ 4.10 ซึ่งปกติการเขียนหรือการอ่านข้อมูลจะทำได้โดยการส่งตำแหน่ง (Address) ของข้อมูลที่ต้องการเขียนหรืออ่านไปที่หน่วยความจำชั่วคราว (RAM) แล้วหน่วยความจำชั่วคราว ก็จะเขียนหรืออ่านข้อมูลนั้น ซึ่งตำแหน่ง ของข้อมูลนั้นก็คือ ข้อมูลที่รับเข้ามาจากไซแนปส์ของ นิวรอนซึ่งเป็นข้อมูล ไบนารี (Binary) ส่วนข้อมูลที่เขียนและอ่านที่ตำแหน่งนั้นก็คือ ข้อมูลของพีเจจ์ที่เราต้องฝึกสอนและข้อมูลที่ได้จากการประมวลผล ตามลำดับ



รูปที่ 4.10 หน่วยความจำชั่วคราว (RAM)

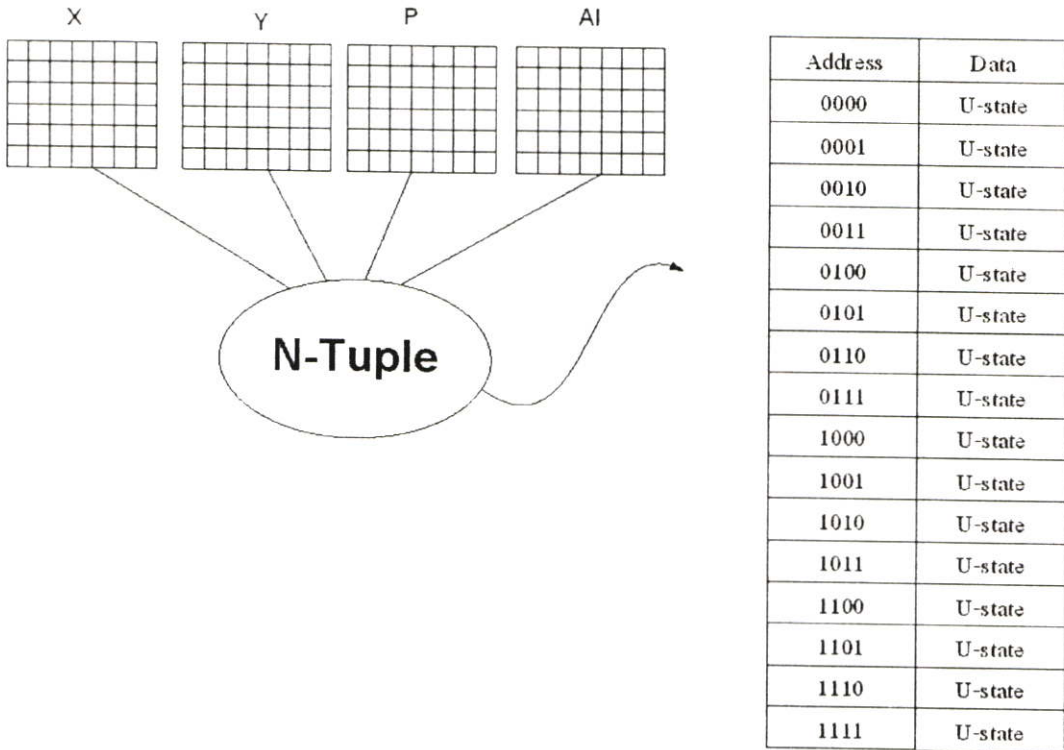
4.3.1 การหาตำแหน่งที่ดีที่สุดในการจับของไซแนปส์

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

การกำหนดตำแหน่งขาของนิวรอน แต่ละตัวสามารถพิจารณาการกำหนดได้หลายวิธี อาจจะอยู่ที่ตำแหน่งที่ซ้ำกันหรือไม่ซ้ำกันก็ได้ แต่ในการทดลองนี้เราจะกำหนดให้ไซแนปส์ของนิวรอนแต่ละตัวจับในตำแหน่งที่แตกต่างกัน โดยจะใช้วิธีการหาตำแหน่งที่ดีที่สุด (Optimize) ของ

4.3.2 การฝึกสอนและการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

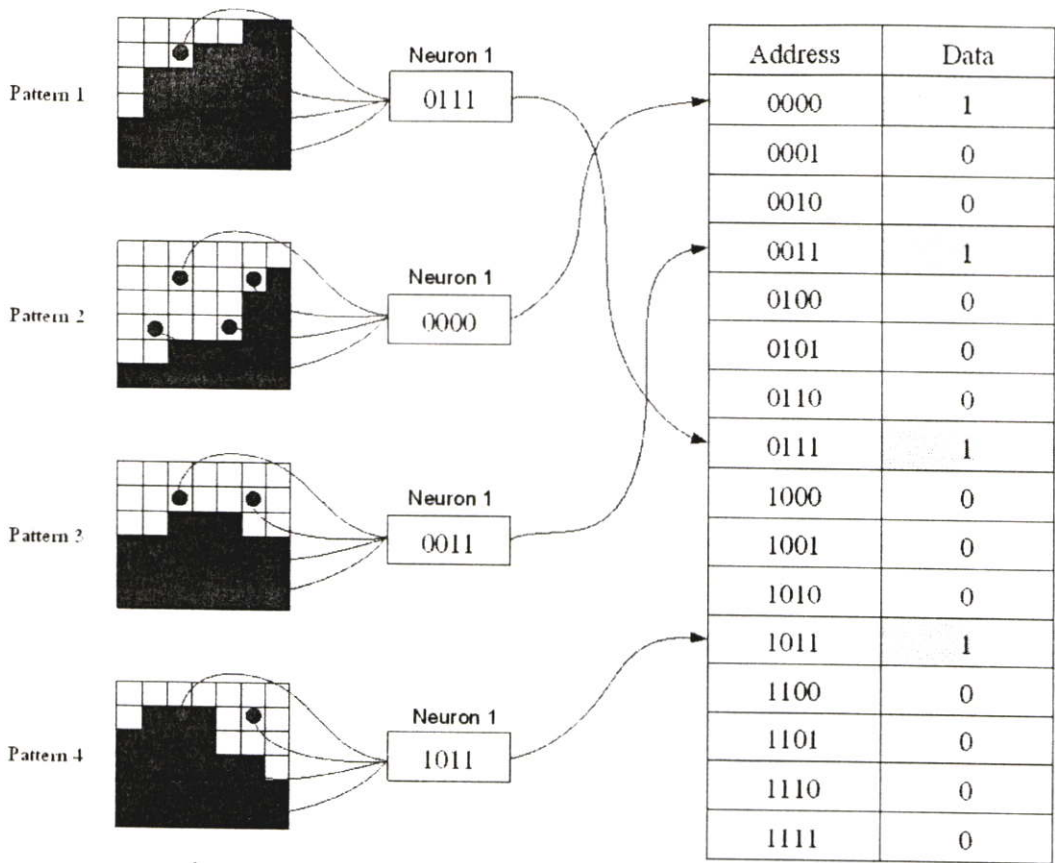
เนื่องจากการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักจะเหมือนกับการทำงานของหน่วยความจำชั่วคราว ดังนั้นการเริ่มต้นฝึกสอนให้กับนิเวรอนจะต้องกำหนดให้ทุกตำแหน่งในหน่วยความจำอยู่ในสถานะ Undefined-state (u-state) คือ สถานะที่ค่าของข้อมูลในหน่วยความจำยังไม่ได้ถูกกำหนดชัดเจน ดังรูปที่ 4.12



รูปที่ 4.12 โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักก่อนทำการฝึกสอน

ข้อมูลที่นำมาให้ N-tuple จับนี้ต้องอยู่ในรูปของไบนารี คือ เป็นภาพขาว-ดำ โดยกำหนดให้พิกเซลที่มีสีขาวแทนด้วยข้อมูล “0” และสีดำแทนด้วยข้อมูล “1” จากนั้นจึงให้ไซแนปส์ของนิเวรอนแต่ละตัวจับตามตำแหน่งที่ดีที่สุด ซึ่งจะอธิบายในบทต่อไป เพื่อนำข้อมูลที่ไซแนปส์จับนี้ไปใช้เป็นตำแหน่งของหน่วยความจำชั่วคราว (Content Addressable)[16] ดังรูปที่ 4.13

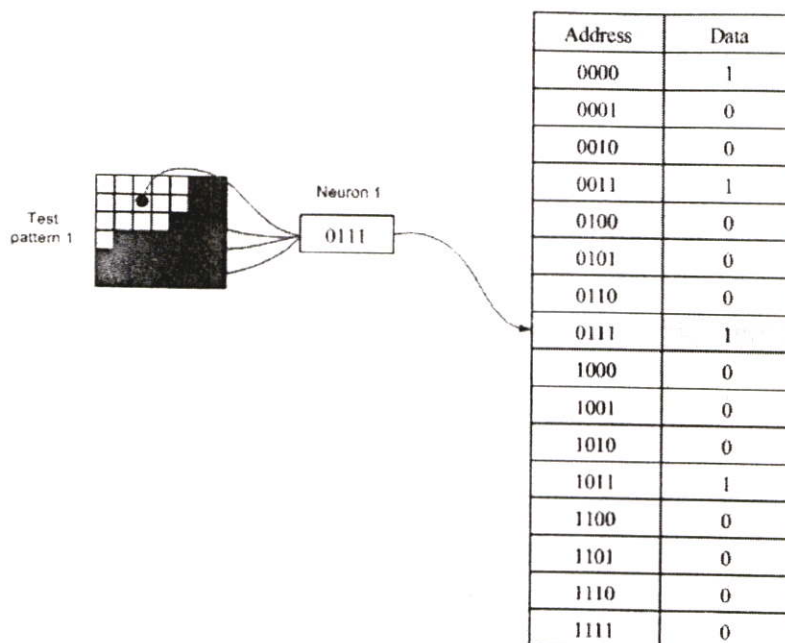
จากรูปที่ 4.13 เป็นการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก โดยนิเวรอนที่จับภาพของลายเซ็น ซึ่งอยู่ในรูปแบบไบนารี คือนิเวรอนตัวเดียวกัน มีตำแหน่งของไซแนปส์เป็นตำแหน่งเดียวกันทั้ง 3 ลายเซ็น เมื่อข้อมูลที่ได้จากไซแนปส์ตรงกับตำแหน่งใดในหน่วยความจำ ก็ทำการเซตข้อมูลที่ตำแหน่งนั้นเป็น “1” ส่วนข้อมูลในตำแหน่งที่เหลือจะถูกเซตให้เป็น “0”



รูปที่ 4.13 การฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

4.3.3 การประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

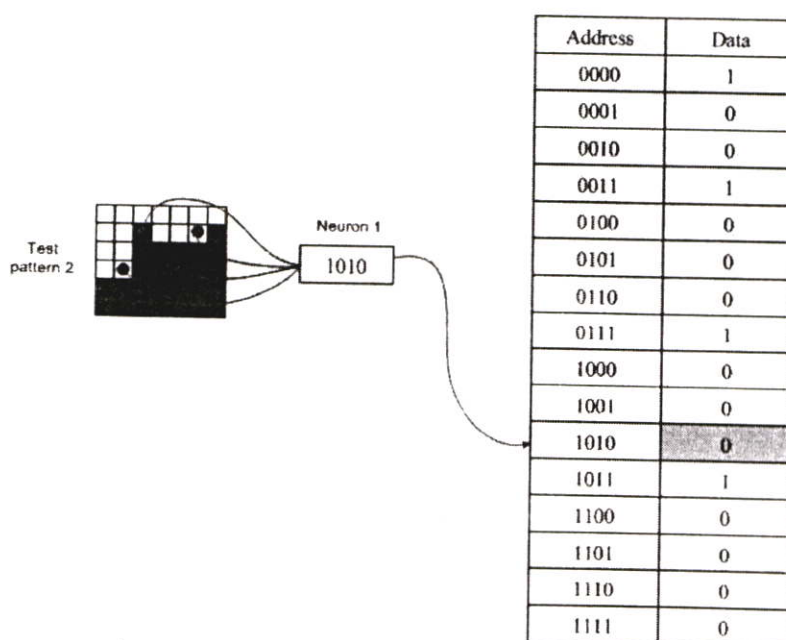
เนื่องจากการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักนี้ เหมือนกับหลักการ
ทำงานของหน่วยความจำชั่วคราว ดังนั้นกระบวนการประมวลผลของนิวรอนสามารถให้หลักการ
การอ่านข้อมูลของหน่วยความจำชั่วคราว ซึ่งทำได้โดยการกำหนดตำแหน่งของข้อมูลที่ต้องการ
อ่านไปที่หน่วยความจำชั่วคราว จากนั้นหน่วยความจำชั่วคราวก็จะส่งข้อมูลที่ต้องการนั้นออกมา
จากหลักการดังกล่าวสามารถนำมาใช้ในการประมวลผลได้ โดยกำหนดให้ตำแหน่งใน
หน่วยความจำชั่วคราวเป็นค่าที่ได้จากไซแนปส์ของนิวรอนแต่ละตัว เพื่อนำไปเป็นค่าชี้ตำแหน่ง
ของหน่วยความจำชั่วคราวที่ต้องการอ่านค่า ซึ่งก็คือค่าที่ได้จากการประมวลผลนั่นเอง โดยตำแหน่ง
ที่กำหนดให้ไซแนปส์ของนิวรอนแต่ละตัวจับก็คือ ตำแหน่งเดียวกับตำแหน่งไซแนปส์ของ
นิวรอนแต่ละตัวจับในกระบวนการฝึกสอน ในการประมวลผลจะกำหนดให้ 1 นิวรอนแทนด้วย
คะแนน 1 คะแนน โดยถ้านิวรอนประมวลผลแล้วเป็นลายเซ็นที่เคยเรียนรู้จะตอบ 1 คะแนน แต่ถ้า
ประมวลผลแล้วเป็นลายเซ็นที่ไม่เคยเรียนรู้จะตอบ 0 คะแนน



รูปที่ 4.14 ตำแหน่งข้อมูลที่ทดสอบตรงกับการฝึกสอน

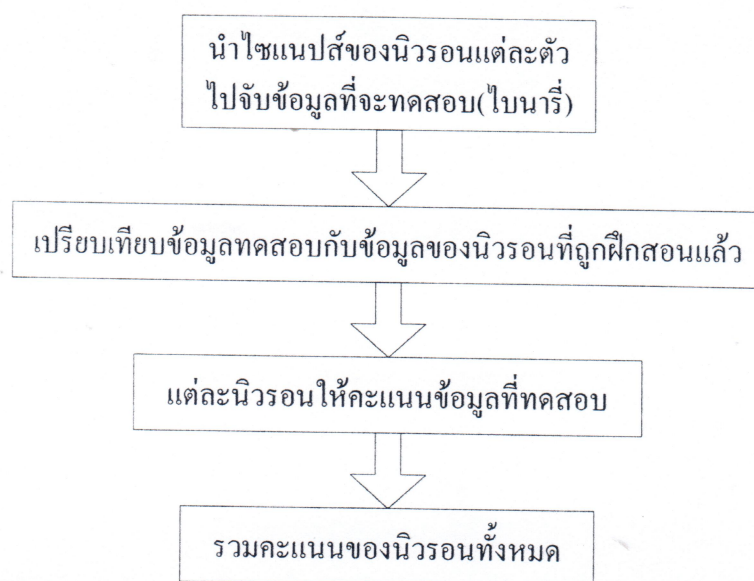
ข้อมูลที่ได้จากระบวนการประมวลผล สามารถแยกออกเป็น 2 กรณี คือ กรณีแรก ตำแหน่งของข้อมูลที่ทดสอบตรงกันกับตำแหน่งของข้อมูลที่เคยได้รับการฝึกสอน ดังรูปที่ 4.14 คำตอบที่ได้จากนิเวรอนตัวนี้ คือ 1 คะแนน

ส่วนกรณีที่สอง ตำแหน่งของข้อมูลที่ทดสอบไม่ตรงกับตำแหน่งของข้อมูลที่เคยได้รับการฝึกสอน ดังรูปที่ 4.15 คำตอบที่ได้จากนิเวรอนตัวนี้ คือ 0 คะแนน



รูปที่ 4.15 ตำแหน่งข้อมูลที่ทดสอบไม่ตรงกับการฝึกสอน

ขั้นตอนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก สามารถสรุปได้ดังรูปที่ 4.16

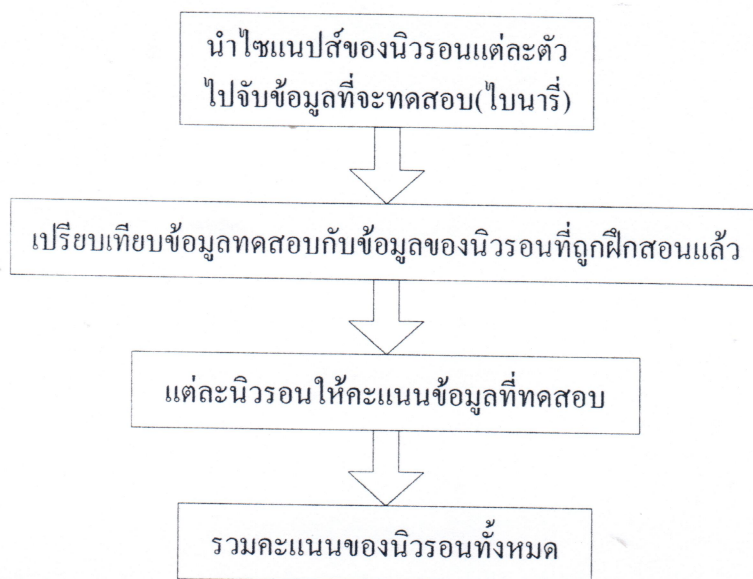


รูปที่ 4.16 ขั้นตอนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

จากขั้นตอนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก ดังรูปที่ 4.16 มีรายละเอียดดังนี้

- ขั้นตอนที่ 1** นำไซแนปส์ของนิวรอนแต่ละตัวไปจับข้อมูลที่จะทดสอบ ซึ่งข้อมูลนี้ถูกแปลงให้อยู่ในรูปของไบนารี โดยตำแหน่งที่กำหนดให้ไซแนปส์ของนิวรอนแต่ละตัวจับก็คือตำแหน่งเดียวกันกับตำแหน่งที่จับในกระบวนการฝึกสอน ซึ่งได้มาจากการหาตำแหน่งที่ดีที่สุด
- ขั้นตอนที่ 2** ทำการเปรียบเทียบข้อมูลทดสอบกับข้อมูลที่เก็บในนิวรอน
- ขั้นตอนที่ 3** จากขั้นตอนที่ 2 นิวรอนจะตอบ 1 คะแนน ถ้าประมวลผลแล้วเป็นลายเซ็นที่เคยเรียนรู้ไว้ แต่จะตอบ 0 คะแนน ถ้าเป็นลายเซ็นที่ไม่เคยเรียนรู้ไว้
- ขั้นตอนที่ 4** ทำการรวมคะแนนของนิวรอนทุกตัว เป็นคะแนนรวมให้กับข้อมูลทดสอบนั้น เพื่อนำไปพิจารณาว่าข้อมูลทดสอบนั้นเป็นข้อมูลจริงหรือปลอม โดยการใช้ฟังก์ชันการตัดสินใจของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก ซึ่งจะอธิบายต่อไป

ขั้นตอนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก สามารถสรุปได้ดังรูปที่ 4.16



รูปที่ 4.16 ขั้นตอนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

จากขั้นตอนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก ดังรูปที่ 4.16 มีรายละเอียดดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 นำไชนแนปส์ของนิวรอนแต่ละตัวไปจับข้อมูลที่จะทดสอบ ซึ่งข้อมูลนี้ถูกแปลงให้อยู่ในรูปของไบนารี โดยตำแหน่งที่กำหนดให้ไชนแนปส์ของนิวรอนแต่ละตัวจับก็คือตำแหน่งเดียวกันกับตำแหน่งที่จับในกระบวนการฝึกสอน ซึ่งได้มาจากการหาตำแหน่งที่ดีที่สุด

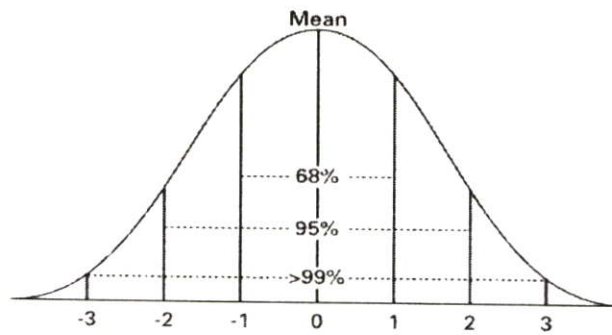
ขั้นตอนที่ 2 ทำการเปรียบเทียบข้อมูลทดสอบกับข้อมูลที่เก็บในนิวรอน

ขั้นตอนที่ 3 จากขั้นตอนที่ 2 นิวรอนจะตอบ 1 คะแนน ถ้าประมวลผลแล้วเป็นลายเซ็นที่เคยเรียนรู้ไว้ แต่จะตอบ 0 คะแนน ถ้าเป็นลายเซ็นที่ไม่เคยเรียนรู้ไว้

ขั้นตอนที่ 4 ทำการรวมคะแนนของนิวรอนทุกตัว เป็นคะแนนรวมให้กับข้อมูลทดสอบนั้น เพื่อนำไปพิจารณาว่าข้อมูลทดสอบนั้นเป็นข้อมูลจริงหรือปลอม โดยการใช้ฟังก์ชันการตัดสินใจของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก ซึ่งจะอธิบายต่อไป

4.3.4 การตัดสินใจระบบด้วยวิธีการทางสถิติ

จากกระบวนการประมวลผลโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก ค่าที่ได้จะอยู่ในรูปของคะแนน (Scores) ซึ่งข้อมูลทดสอบ 1 ข้อมูลก็จะมีคะแนนที่ได้จากนิเวรอนทั้งหมดรวมกัน 1 คะแนนนี้จะเป็นตัวบ่งชี้ว่าข้อมูลทดสอบมีความเหมือนกับข้อมูลที่ฝึกสอนเพียงใด โดยการนำวิธีการทางสถิติมาใช้คำนวณหาค่าขีดเริ่ม (Threshold : TH) เพื่อเป็นตัวตัดสินใจว่าข้อมูลที่นำมาทดสอบนั้นเป็นลายเซ็นจริงหรือลายเซ็นปลอม โดยการหาค่ากลางและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Mean and Standard Deviation) ของข้อมูลทดสอบที่เป็นลายเซ็นจริงที่ทำการทดสอบทั้งหมด ซึ่งค่ากลาง (\bar{X}) จะมีค่าเท่ากับอัตราส่วนระหว่างผลรวมของข้อมูลทั้งหมดต่อจำนวนของข้อมูล ดังสมการที่ 4.9 ส่วนในรูปที่ 4.17 แสดง Standard Score



รูปที่ 4.17 แสดง Standard Score

$$\bar{X} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i \quad (4.9)$$

โดย \bar{X} คือ ค่ากลางของกลุ่มข้อมูลตัวอย่าง

X_i คือ ค่าของข้อมูลแต่ละตัว

m คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) คือ ค่ารากที่สองของผลรวมของผลต่างระหว่างข้อมูลคิกับค่ากลางของข้อมูลแต่ละค่ายกกำลังสองหารด้วยจำนวนข้อมูลทั้งหมดลบด้วยหนึ่ง ดังสมการที่ 4.10

$$SD = \sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2} \quad (4.10)$$

โดย SD คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

$$TH = \bar{X} + (Z \times SD) \quad (4.11)$$

โดย TH คือ ค่าขีดเริ่ม

\bar{X} คือ ค่ากลางของกลุ่มข้อมูล

SD คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

โดยที่ค่า Z จะกำหนดให้มีค่าอยู่ระหว่าง -2 ถึง 2 ซึ่งจะเป็นค่าที่ทำให้พื้นที่ใต้กราฟของ Standard Score มีค่าเท่ากับ 95% จากนั้นจะทำการแทนตัวแปรต่างๆ เพื่อคำนวณหาค่าขีดเริ่ม (Threshold: TH) ดังสมการที่ 4.11 โดยที่ค่า TH นี้จะใช้เป็นตัวที่บ่งชี้ว่าข้อมูลที่นำมาทดสอบนั้นเป็นลายเซ็นจริงหรือลายเซ็นปลอม โดยถ้าคะแนนของข้อมูลทดสอบมากกว่าค่า TH แสดงว่าข้อมูลนั้นเป็นลายเซ็นจริง แต่ถ้าคะแนนของข้อมูลทดสอบมีค่าน้อยกว่า TH แสดงว่าข้อมูลนั้นเป็นลายเซ็นปลอม

บทที่ 5

การทดลองและผลการทดลอง

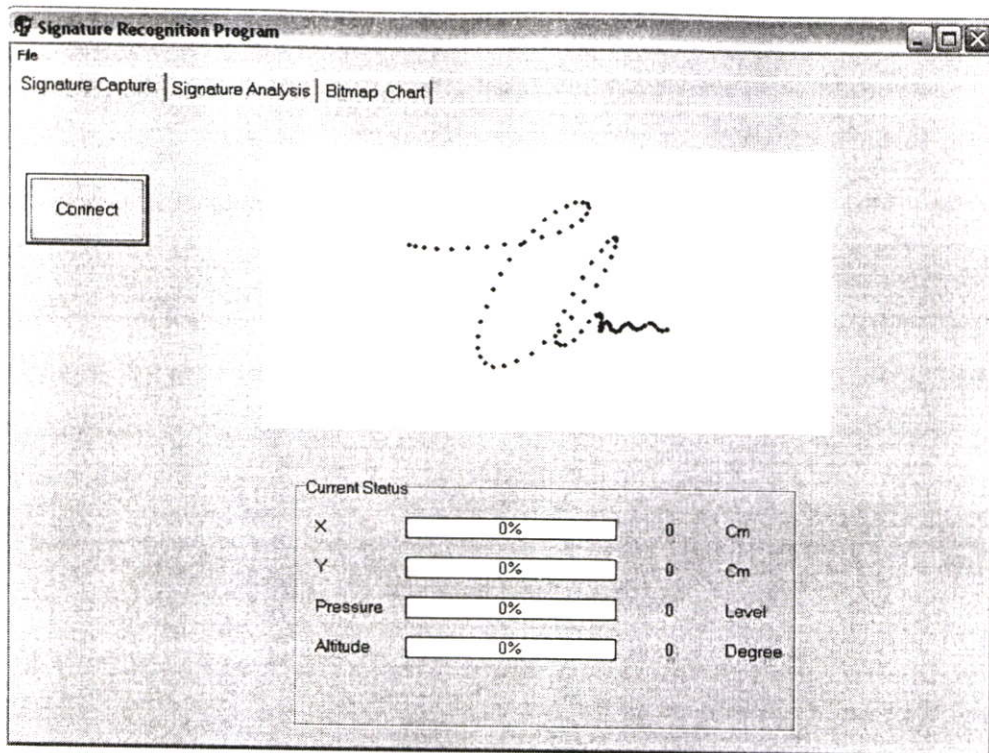
5.1 การทดลองกระบวนการพิสูจน์ลายเซ็น

ในบทนี้จะอธิบายถึงการทดลองและผลการทดลอง โดยการทดลองในส่วนของการออกแบบกระบวนการพิสูจน์ลายเซ็น โดยได้แบ่งขั้นตอน 3 ขั้นตอนคือขั้นเตรียมข้อมูลในขั้นตอนนี้ จะใช้ทำการรับข้อมูลด้วยกระดานคีย์บอร์ดโดยจะเก็บข้อมูลลายเซ็นแล้วดึงลักษณะเด่น (Feature) ออกมา 4 รูปแบบได้แก่ ทิศทางๆ แกน x และแกน y แรงกดของปากกาและความเอียงของปากกา จากนั้นจะแปลงข้อมูลทั้ง 4 เป็น Binary Image เพื่อนำไปใช้ในขั้นตอนฝึกสอน ขั้นที่สองคือ ขั้นตอนฝึกสอน (Training) เป็นขั้นตอนที่นำข้อมูลที่รูปภาพของแต่ละลายเซ็นมาทำการฝึกสอน โดยวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักเทียบกับแบบการแพร่ย้อนกลับเพื่อหาเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนและเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของระบบ ขั้นตอนสุดท้ายจะเป็นการตัดสินใจขั้นสุดท้าย โดยจะพิสูจน์ว่าลายเซ็นที่นำมาทดสอบเป็นของเจ้าของลายเซ็นหรือว่าเป็นการปลอมลายเซ็น ขั้นตอนนี้จะนำวิธีทางสถิติมาใช้ในการคำนวณหาค่าขีดแบ่ง (Threshold) ของระบบการพิสูจน์ แล้วทำการคำนวณหาค่าประสิทธิภาพของระบบต่อไป

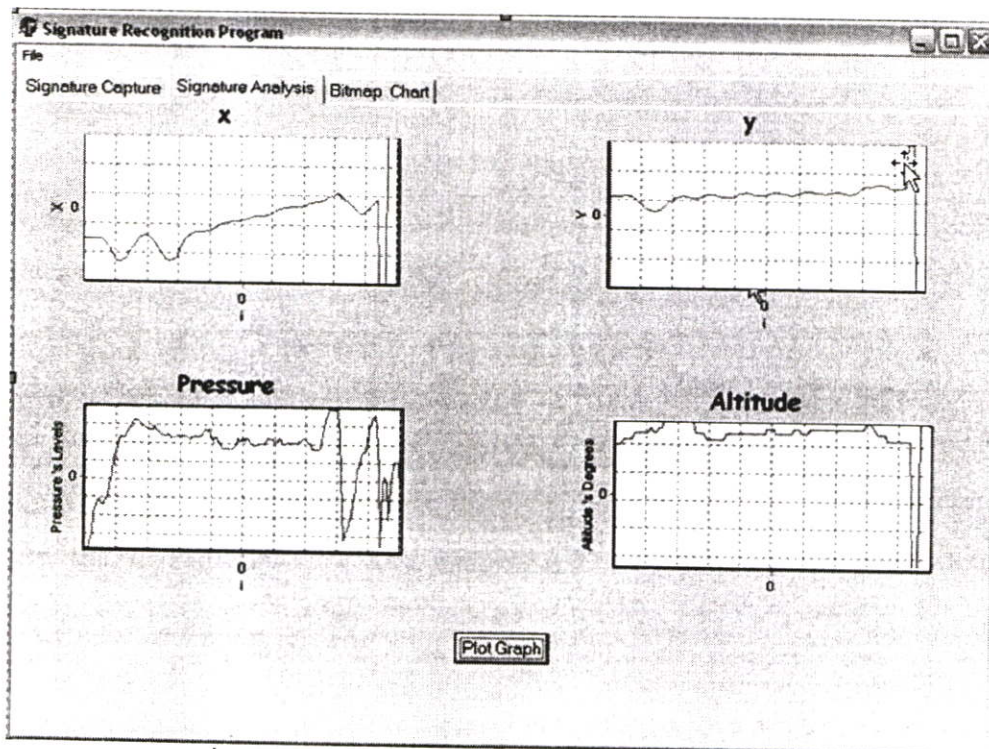
ในการทดลองกระบวนการพิสูจน์ลายเซ็นด้วยโครงข่ายประสาทเทียม เราได้เลือกใช้ กระดานคีย์บอร์ดของ WACOM รุ่น XD-1212-R ขนาด 12 x12 นิ้วต่อเข้ากับคอมพิวเตอร์ CPU Pentium 4 ความเร็ว 2.4 GHz. RAM 256 MB. โดยในการนำข้อมูลเข้าจะใช้ โปรแกรม Delphi 7 เพราะจะมี Components ที่ใช้ในการเก็บข้อมูลจากกระดานคีย์บอร์ด และใช้โปรแกรม MATLAB 6.5 ในการฝึกสอนและพิสูจน์ความถูกต้องของระบบ

5.2 การเตรียมข้อมูล

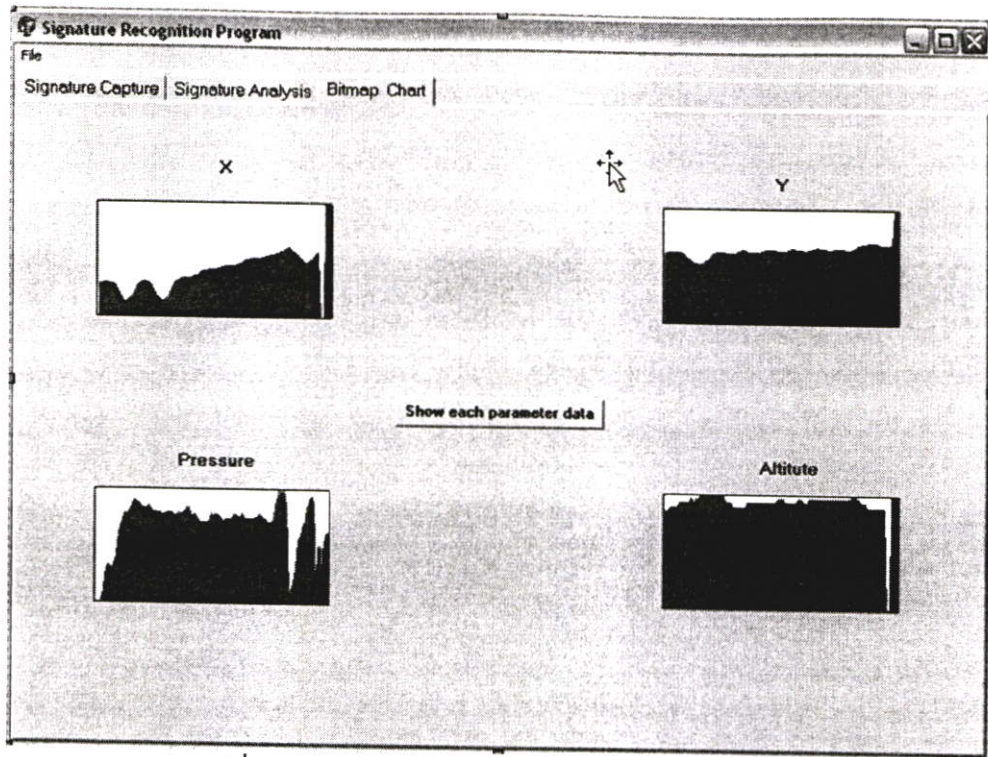
ในการทดลองเราจะใช้ลายเซ็นจริงมาเป็นข้อมูลในการฝึกสอนระบบจำนวน 100 ครั้ง โดย และลายเซ็นจริงอีก 40 ครั้งเพื่อใช้ในการทดสอบ จากนั้นจะใช้การปลอมลายเซ็นจากบุคคลอื่นอีก 5 คนๆ ละ 20 ครั้งเพื่อนำมาทดสอบระบบ โดยการรับข้อมูลเข้าเราจะใช้การเขียนข้อมูลบนกระดานคีย์บอร์ด จากนั้น โปรแกรมจะทำกระบวนการเตรียมข้อมูล Pre-processing และดึงค่าเป็นกราฟคุณลักษณะเด่นทั้ง 4 แบบและแปลงเป็น Binary Image เพื่อนำไปเข้าสู่ขั้นตอนการฝึกสอนระบบ ซึ่งขั้นตอนการเตรียมข้อมูลได้แสดงดังรูปที่ 5.1 5.2 และ 5.3



รูปที่ 5.1 แสดงภาพลายเซ็นที่โปรแกรม Delphi 7



รูปที่ 5.2 แสดงภาพพีเจอร์ทั้ง 4 ของการเขียนลายเซ็น 1 ครั้ง



รูปที่ 5.3 แสดง Binary Image ที่แปลงจากกราฟฟิเจอร์

จากรูปที่ 5.3 จะเห็นว่าในการเขียนลายเซ็น 1 ครั้งจะให้ภาพที่เป็น Binary Image จำนวน 4 ภาพ จากนั้นจะนำไปเก็บไว้ในฐานข้อมูลเพื่อดึงไปใช้ในขั้นตอนฝึกสอนระบบที่จะทำการทดลองในหัวข้อต่อไป

5.3 การทดลองวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

ในการทดลองพิสูจน์ลายเซ็นด้วยวิธีการแพร่ย้อนกลับในการพิสูจน์ลายเซ็น มีโครงสร้าง 3 ชั้น ประกอบด้วย 50-20-1 โหนด ตามลำดับ ใช้การฝึกสอนแบบ Scaled Conjugate Gradient และฟังก์ชันการตัดสินใจทั้งหมดเป็นฟังก์ชันลอจิกมอยด์ เราจะแบ่งการทดลองออกเป็น 2 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนการฝึกสอนในขั้นตอนนี้เราจะสังเกตเวลาที่ใช้ในการทดลองเก็บข้อมูลแต่ละครั้ง และอีกขั้นตอนคือขั้นตอนการทดสอบระบบ ในขั้นตอนนี้จะทดสอบว่าลายเซ็นโดยเจ้าของลายเซ็นและลายเซ็นปลอมโดยผู้อื่นมีคะแนนความถูกต้องเป็นเท่าไร จากนั้นคำนวณค่าประสิทธิภาพของระบบ

5.3.1 การฝึกสอน

การการทดลองด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับเราจะใช้ลายเซ็นจริงจำนวน 100 ครั้ง และลายเซ็นปลอมจำนวน 100 ครั้ง จากนั้นจะทำการฝึกสอนทีละลายเซ็นเพื่อหาเวลารวมที่ใช้ในการฝึกสอน

ตารางที่ 5.1 แสดงเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนด้วยวิธีแพร่ย้อนกลับ

	รอบที่ 1	รอบที่ 2	รอบที่ 3	รอบที่ 4	รอบที่ 5	เฉลี่ย
เวลาที่ใช้ในการฝึกสอน (วินาที)	86.5	102.4	93.5	110.8	95.2	97.68

5.3.2 การทดสอบระบบ

ในการทดสอบระบบ จะใช้ลายเซ็นของเจ้าของลายเซ็นจำนวน 20 ครั้ง และลายเซ็นปลอมจากบุคคลอื่นอีกจำนวน 5 คนๆ ละ 20 ครั้ง จากนั้นจะทำการทดสอบเพื่อหาจำนวนครั้งที่ระบบบอกว่าถูกต้องและหาเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง

ตารางที่ 5.2 แสดงคะแนนความถูกต้องของระบบด้วยวิธีการแพร่ย้อนกลับ

รอบที่	จำนวนครั้งที่ระบบตอบว่าถูกต้อง					
	Owner	Unknown	Unknown	Unknown	Unknown	Unknown
		1	2	3	4	5
1	20	0	1	0	1	0
2	19	1	0	1	0	1
3	20	0	2	0	1	0
4	18	1	0	0	1	1
5	19	1	1	0	1	0
% ที่ระบบตอบว่าถูกต้อง	96%	3.0%	4.0%	1.0%	4.0%	2.0%
		3.68%				

จากตารางที่ 5.2 สามารถสรุปได้ว่าการทดสอบระบบด้วยวิธีการแพร่ย้อนกลับโดยเจ้าของลายเซ็นเองระบบตอบว่าถูกต้องเท่ากับ 96% หรือค่า FRR เท่ากับ 4 % และเมื่อทดสอบโดยบุคคลอื่นทำการปลอมลายเซ็นระบบตอบว่าถูกต้องเท่ากับ 3.68% ซึ่งก็คือค่า FAR นั้นเอง

5.4 การทดลองวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

ในการทดลองด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักเราจะกำหนดให้นิวรอน 1 ตัวแทนคะแนน 1 คะแนน ซึ่งการประมวลผลของนิวรอนทุกตัวในระบบ โดยนิวรอนจะให้คะแนน 1 คะแนนกับข้อมูลทดสอบที่ตรงกับข้อมูลฝึกสอน จากนั้นจะทำการรวมคะแนนที่ได้แต่ละนิวรอนเพื่อใช้ในการคำนวณหาคะแนนถูกต้องต่อไป โดยการทดลองที่จะให้ผลที่การทดสอบที่ใช้เวลาน้อยและถูกต้องมากที่สุดจึงต้องมีการทดสอบหาจำนวนของนิวรอนและขาของไซแนปส์

5.4.1 การทดลองหาจำนวนนิว론และขาไซแนปส์

ในการทดลองนี้จะทำการฝึกสอนระบบโดยใช้ข้อมูลฝึกสอนซึ่งเป็นลายเซ็นจริง จำนวน 100 ข้อมูล และใช้ข้อมูลที่จะใช้ทดสอบจำนวน 20 ข้อมูล จากนั้นทำการทดลองโดยการปรับจำนวนของนิว론และขาของไซแนปส์เพื่อทดสอบหาจำนวนที่ทำให้ระบบใช้เวลาเฉลี่ยน้อยที่สุด และให้ผลการทดสอบที่ถูกต้องมากที่สุด โดยจะกำหนดให้นิวรอนมีค่าเป็น 20 50 100 และ 150 ส่วนขาไซแนปส์มีค่าเป็น 8 12 16 และ 20 ซึ่งจะแสดงค่าดังตารางที่ 5.3 5.4 5.5 และ 5.6

ตารางที่ 5.3 แสดงคะแนนความถูกต้องเฉลี่ยและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนใช้ไซแนปส์เท่ากับ 8 และจำนวนนิว론เป็น 20 50 100 150

จำนวนนิว론	20	50	100	150
% คะแนนความถูกต้องเฉลี่ย	52.4	60.7	71.2	72.3
เวลาที่ใช้ (วินาที)	1.8	4.1	8.9	16.1

ตารางที่ 5.4 แสดงคะแนนความถูกต้องเฉลี่ยและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนใช้ไซแนปส์เท่ากับ 12 และจำนวนนิว론เป็น 20 50 100 150

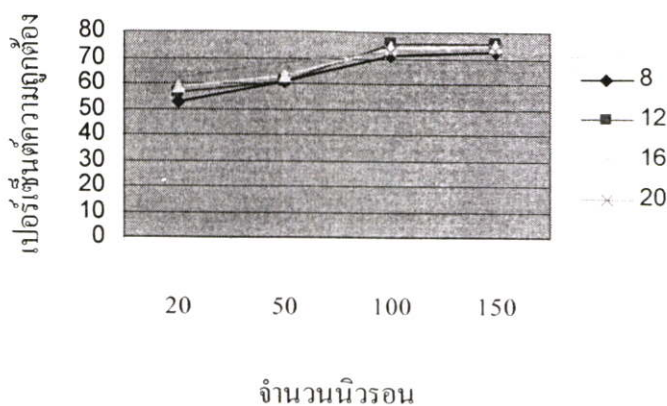
จำนวนนิว론	20	50	100	150
% คะแนนความถูกต้องเฉลี่ย	56.5	61.1	75.2	75.9
เวลาที่ใช้ (วินาที)	2.5	6.2	11.5	20.9

ตารางที่ 5.5 แสดงคะแนนความถูกต้องเฉลี่ยและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนใช้ไซแนปส์เท่ากับ 16 และจำนวนนิว론เป็น 20 50 100 150

นวนนิว론	20	50	100	150
% คะแนนความถูกต้องเฉลี่ย	58.6	63.3	74.4	75.1
เวลาที่ใช้ (วินาที)	3.5	8.9	17.2	29.2

ตารางที่ 5.6 แสดงคะแนนความถูกต้องเฉลี่ยและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนใช้ไซแนปส์เท่ากับ 20 และจำนวนนิว론เป็น 20 50 100 150

จำนวนนิว론	20	50	100	150
% คะแนนความถูกต้องเฉลี่ย	62.5	68.2	72.4	73
เวลาที่ใช้ (วินาที)	5.2	12.4	25.5	45.8



รูปที่ 5.4 กราฟแสดงคะแนนความถูกต้องเฉลี่ยที่จำนวนนิรอนและไซแนปส์ต่างๆกัน

จากตารางที่ 5.3 5.4 5.5 และ 5.6 เมื่อนำมาพล็อตกราฟดังรูปที่ 5.4 เราสังเกตเห็นว่ามีอยู่หลายค่าที่ทำให้คะแนนความถูกต้องสูงพอๆกัน แต่ค่าตัวที่จะนำมาใช้กับระบบเราจะเลือกตัวที่ใช้เวลาในการทดสอบน้อยที่สุด คือ เลือกใช้จำนวนนิรอนเท่ากับ 100 ตัว และไซแนปส์เท่ากับ 12 ขา ในการฝึกสอนและเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบโรน้ำหนัก

5.4.2 การทดลองตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลทดสอบ

ในขั้นตอนนี้เราจะทำการทดสอบระบบ โดยการเก็บข้อมูลจากการเซ็นของเจ้าของลายเซ็นจำนวน 40 ครั้งและลายเซ็นปลอมจากบุคคลอื่นจำนวน 4 คนๆ ละ 10 ครั้ง เพื่อใช้ในการทดสอบหาคะแนนความถูกต้องด้วยการใช้จำนวนนิรอนและไซแนปส์ตามที่ได้ทดลองในขั้นตอนที่แล้ว คือใช้จำนวนนิรอนเท่ากับ 100 ตัว และไซแนปส์เท่ากับ 12 ขา

ขั้นตอนนี้เราจะทำการทดสอบระบบเพื่อหาคะแนนความถูกต้องของข้อมูลทดสอบที่เป็นลายเซ็นของเจ้าของลายเซ็นเอง โดยคะแนนความถูกต้องที่ได้จะเป็นผลรวมของคะแนนที่แต่ละนิรอนให้กับลายเซ็นทดสอบนั้น โดยนิรอนหนึ่งตัว จะให้คะแนน 1 คะแนนกับลายเซ็นที่ตรงกับข้อมูลที่เคยมีการฝึกสอนไว้แล้วในนิรอนนั้น แต่ถ้าไม่ตรงกับข้อมูลที่เคยมีการฝึกสอนไว้เลยนิรอนก็จะให้ 0 คะแนน สำหรับข้อมูลลายเซ็น 1 ครั้ง จะถูกทดสอบเพื่อหาคะแนนในทุกๆ นิรอนจนครบ 100 ตัว แล้วรวมคะแนนของนิรอนทั้งหมดเป็นคะแนนความถูกต้องของลายเซ็น ดังนั้นคะแนนความถูกต้องจะมีค่ามากที่สุดเท่ากับจำนวนนิรอนทั้งหมด คือ 100 คะแนน ซึ่งคะแนนความถูกต้องของแต่ละลายเซ็น จากการทดสอบระบบ โดยใช้ข้อมูลทดสอบที่เป็นลายเซ็นของเจ้าของลายเซ็นฝึกสอนเองจำนวน 40 ครั้ง ดังแสดงในตารางที่ 5.7 และทดสอบโดยใช้ข้อมูลทดสอบที่เป็นลายเซ็นปลอม 40 ครั้ง แสดงในตารางที่ 5.8

ตารางที่ 5.7 แสดงคะแนนความถูกต้องของเจ้าของลายเซ็น

ลายเซ็นที่	คะแนนความถูกต้อง
1	74
2	87
3	83
4	97
5	93
6	83
7	93
8	89
9	79
10	73
11	88
12	75
13	97
14	60
15	92
16	89
17	97
18	90
19	84
20	98
21	91
22	99
23	72
24	99
25	85
26	88
27	73
28	87
29	83

ตารางที่ 5.7 (ต่อ)

ลายเซ็นที่	คะแนนความถูกต้อง
30	75
31	83
32	87
33	89
34	97
35	89
36	78
37	88
38	85
39	69
40	74

ตารางที่ 5.8 แสดงคะแนนความถูกต้องของการปลอมลายเซ็นจากบุคคลอื่น

ลายเซ็นที่	คะแนนความถูกต้อง
1	65
2	22
3	11
4	15
5	19
6	14
7	21
8	29
9	34
10	69
11	26
12	16
13	50
14	12
15	22

ตารางที่ 5.8 (ต่อ)

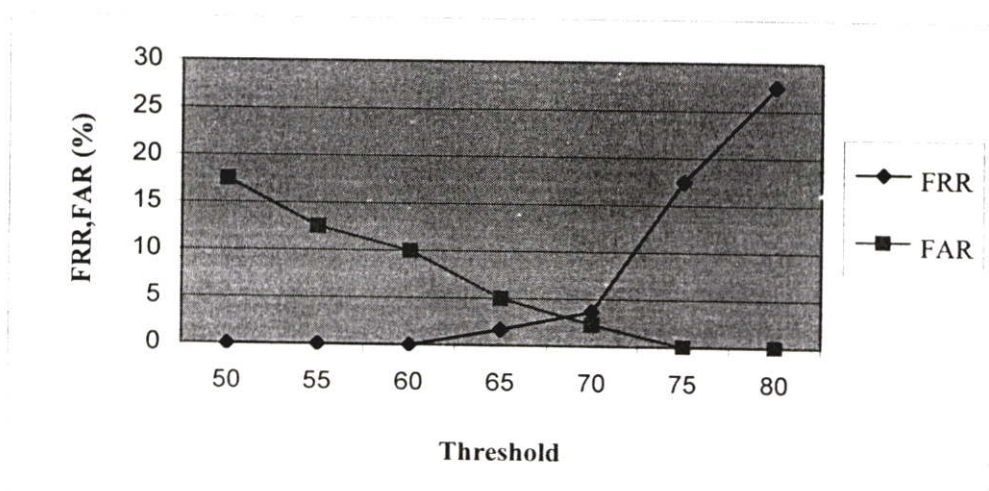
ลายเซ็นที่	คะแนนความถูกต้อง
16	19
17	13
18	71
19	35
20	32
21	51
22	43
23	25
24	61
25	64
26	59
27	23
28	24
29	14
30	18
31	38
32	22
33	15
34	16
35	46
36	34
37	27
38	13
39	22
40	19

5.4.3 ตรวจสอบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยกำหนดค่าขีดแบ่งเอง

ขั้นตอนนี้เราจะทดลองกำหนดค่าขีดแบ่งหรือ Threshold ต่างๆ กันเอง โดยค่า Threshold จะเริ่มจาก 50 คะแนน ถึง 80 คะแนน ซึ่งแต่ละระดับจะห่างกัน 5 คะแนน จากนั้นพิจารณาคะแนนความถูกต้องของการทดสอบโดยเจ้าของลายเซ็นจากตารางที่ 5.7 และการทดสอบโดยลายเซ็นปลอมจากตารางที่ 5.8 ว่ามีกี่ลายเซ็นที่มีคะแนนมากกว่าค่า Threshold แต่ละค่า จากนั้นนำผลดังกล่าวไปคำนวณหาเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง ดังแสดงในตารางที่ 5.9 และคำนวณค่าประสิทธิภาพของระบบ ซึ่งแสดงเป็นกราฟในรูปที่ 5.5

ตารางที่ 5.9 แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการพิสูจน์ที่ค่า Threshold ต่างๆ กัน

Threshold	เจ้าของลายเซ็น		ลายเซ็นปลอม	
	มากกว่า Threshold	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง	มากกว่า Threshold	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
50	40	100%	7	17.5%
55	40	100%	5	12.5%
60	40	100%	4	10.0%
65	39	97.5%	2	5.0%
70	38	95.0%	1	2.5%
75	36	82.5%	0	0%
80	29	72.5%	0	0%



รูปที่ 5.5 กราฟแสดงค่า FRR และ FAR ที่ค่าขีดแบ่งต่างๆ

จากตารางที่ 5.9 นำมาพล็อตกราฟดังรูปที่ 5.5 พบว่าที่ค่าขีดแบ่ง (Threshold) ที่ให้ผลการทดลองที่ดีที่สุดหรือจุดที่กราฟตัดกันคือ Threshold เท่ากับ 70 เมื่อเจ้าของเป็นผู้ทดสอบเองจะมีคะแนนมากกว่า Threshold จำนวน 38 ครั้ง จากจำนวนลายเซ็นทดสอบ 40 ครั้ง แสดงว่ามีจำนวนที่ไม่ถูกต้องอยู่ 2 ครั้ง ซึ่งก็คือค่า FRR (False Reject Rate) เท่ากับ 5% นั่นเอง และเมื่อเป็นข้อมูลที่ปลอมจากบุคคลอื่นพบว่าข้อมูลที่มีมากกว่า Threshold จำนวน 1 ครั้ง เท่ากับ 2.5% เป็นค่า FAR (False Accept Rate) ของระบบ

5.4.4 ตรวจสอบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยใช้วิธีการทางสถิติ

ในงานวิจัยนี้เราได้ออกแบบให้ขั้นตอนในการตัดสินใจความถูกต้อง ด้วยการนำวิธีการทางสถิติ คือ การหาค่ากลางมาใช้ในการหาค่าขีดแบ่ง (Threshold) โดยวิธีการหาพื้นที่ใต้กราฟ Standard Score ในการทดลองจะนำคะแนนความถูกต้องของการทดสอบข้อมูลลายเซ็นจริงจำนวน 40 ครั้ง จากตารางที่ 5.7 มาหาค่าเฉลี่ย \bar{X} และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน SD เพื่อนำไปหาค่าขีดแบ่งได้ดังนี้

$$\bar{X} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i \quad (5.1)$$

$$\bar{X} = 87$$

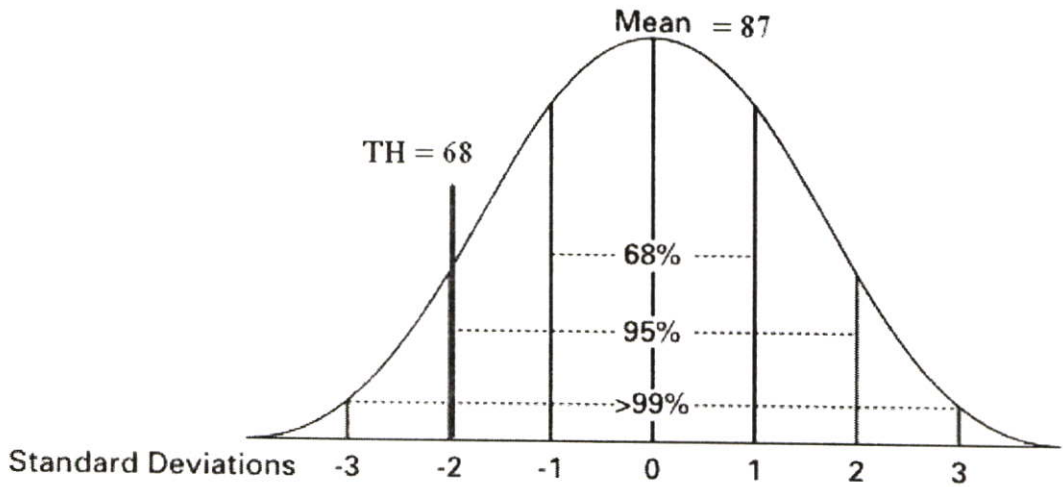
$$SD = \sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2} \quad (5.2)$$

$$SD = 9.27$$

เนื่องจากได้เลือกค่า Threshold (TH) ที่ทำให้ได้จากพื้นที่ใต้กราฟของ Standard Score ในรูปที่ 5.6 อยู่ในช่วง 95% นั่นคือ $-2 < Z < 2$ และจากสมการของ Standard Score สามารถคำนวณค่า Threshold ได้ดังนี้

$$\begin{aligned} TH &= \bar{X} + (Z \times SD) \\ &= 87 + (-2 \times 9.27) \\ &= 68.46 \approx 68 \end{aligned} \quad (5.3)$$

เพราะฉะนั้น Threshold (TH) โดยวิธีการทางสถิติได้เท่ากับ 68 ซึ่งจะเป็นค่าที่ใช้ในการพิสูจน์ความถูกต้องของระบบเมื่อทำการพิสูจน์ลายเซ็นของผู้ทดสอบที่ 1 จากนั้นนำไปทดสอบเพื่อหาค่าประสิทธิภาพของระบบโดยจะหาค่าเฉลี่ยจากการทดลองจำนวน 5 คน



รูปที่ 5.6 พื้นที่ใต้กราฟของ Standard Score

ตารางที่ 5.10 แสดงประสิทธิภาพของระบบด้วยวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

บุคคลที่	FRR (%)	FAR (%)
1	2.5	2.5
2	7.5	5.0
3	7.5	5.0
4	10.0	7.5
5	5.0	7.5
เฉลี่ย	6.5%	5.5%

เมื่อทำการทดลองโดยวิธีการเดียวกันจำนวน 5 คน ซึ่งแสดงผลไว้ในตารางที่ 5.10 พบว่าค่าประสิทธิภาพของระบบการพิสูจน์ลายเซ็น โดยมีค่า FRR (False Reject Rate) ซึ่งแสดงเปอร์เซ็นต์ที่ลายเซ็นถูกปฏิเสธ โดยการเซ็นชื่อของเจ้าของเองเท่ากับ 6.5% และมีค่า FAR (False Accept Rate) ซึ่งเป็นเปอร์เซ็นต์ที่ระบบยอมรับลายเซ็นปลอมมีค่าเท่ากับ 5.5%

ตารางที่ 5.11 แสดงการเปรียบเทียบการพิสูจน์ลายเซ็นด้วยวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักกับวิธีการแพร้อนกลับ

	เวลาที่ใช้ในการฝึกสอน	FRR	FAR
วิธีการแพร้อนกลับ	97.68 วินาที	4.0%	3.68%
วิธีไร้น้ำหนัก	11.5 วินาที	6.5%	5.5%

จากตารางที่ 5.11 แสดงให้เห็นว่าการพิสูจน์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้
น้ำหนักกับวิธีการแพร่ย้อนกลับให้ค่าประสิทธิภาพของระบบที่ใกล้เคียงกัน แต่วิธีโครงข่าย
ประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักใช้เวลาในการฝึกสอนที่น้อยกว่า

บทที่ 6

สรุปผลงานวิจัยและข้อเสนอแนะ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้เสนอการพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์เพื่อแยกความแตกต่างระหว่างลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอม โดยการนำค่าฟีเจอร์ (Feature) ที่ได้จากการเซ็นลายเซ็นบนกระดานดิจิทัล (Digitizing Tablet) 4 รูปแบบ ได้แก่ ตำแหน่งของปลายปากกาในแนวราบ แนวตั้ง (x-y Pen Position) แรงกดของปลายปากกา (Pen Pressure) และมุมในแนวตั้ง (Pen Altitude Angles) จากนั้นในขั้นตอนการฝึกสอนเราได้เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักหรือที่เรียกว่า N-tuple Learning Machine โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก เนื่องจากมีข้อดีที่หลายประการ อาทิเช่น กระบวนการมีความซับซ้อนน้อย ไม่ต้องคำนวณสมการที่ยุ่งยากใดๆ ทำให้เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนระบบลดลง ร่วมกับการหาดำแหน่งที่ดีที่สุดในการดึงข้อมูลของ N-tuple และใช้หลักการทางสถิติในการตัดสินใจขั้นสุดท้าย

การทดลองพิสูจน์ลายเซ็นด้วยวิธีการแพร่ย้อนกลับซึ่งระบบมีโครงสร้าง 3 ชั้น ประกอบด้วย 50-20-1 โหนด ตามลำดับ ใช้การฝึกสอนแบบ Scaled Conjugate Gradient และฟังก์ชันการตัดสินใจทั้งหมดเป็นฟังก์ชันลอกซิกมอยด์ เราจะแบ่งการทดลองออกเป็น 2 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนการฝึกสอนในขั้นตอนนี้เราจะสังเกตเวลาที่ใช้ในการทดลองเก็บข้อมูลแต่ละครั้ง และอีกขั้นตอนคือขั้นตอนการทดสอบระบบ จากตาราง 5.1 พบว่าเมื่อใช้ข้อมูลฝึกสอนซึ่งเป็นลายเซ็นจริงจำนวน 100 ข้อมูลและลายเซ็นปลอมจำนวน 100 ข้อมูล จะใช้เวลาในการฝึกสอนเฉลี่ยเท่ากับ 97.68 วินาที และเมื่อนำไปทดสอบความถูกต้องโดยใช้ข้อมูลจากเจ้าของลายเซ็นจำนวน 20 ครั้ง และข้อมูลจากบุคคลอื่นอีกจำนวน 5 คนๆ ละ 20 ครั้ง จากตารางที่ 5.2 สามารถสรุปได้ว่าการทดสอบระบบด้วยวิธีการแพร่ย้อนกลับโดยเจ้าของลายเซ็นเองจะให้คะแนนความถูกต้องเป็น 96% และเมื่อทดสอบโดยบุคคลอื่นทำการปลอมลายเซ็นจะให้ผลความถูกต้องเป็น 3.68% และสามารถคำนวณหาประสิทธิภาพของระบบซึ่งจะมีค่า FRR (False Reject Tate) เป็นค่าที่แสดงว่าระบบทำการปฏิเสธลายเซ็นที่เจ้าของเป็นคนทดสอบเองเท่ากับ 4.0% และมีค่า FAR (False Reject Rate) เป็นค่าที่แสดงว่าระบบยอมรับลายเซ็นที่บุคคลอื่นทำการปลอมขึ้น เท่ากับ 3.68%

การทดลองฝึกสอนระบบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก จากตารางที่ 5.3-5.6 ได้แสดงคะแนนความถูกต้องและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนเฉลี่ยเพื่อจะหาจำนวนของนิรอนและขาของไซแนปส์ที่เหมาะสมที่จะนำมาใช้กับระบบพบว่าที่จำนวนนิรอนเท่ากับ 100 และ 150 ให้คะแนนความถูกต้องที่ใกล้เคียงกันเราจึงเลือกใช้จำนวนนิรอนเท่ากับ 100 เพราะใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยกว่า และเลือกขาของไซแนปส์เท่ากับ 12 เนื่องจากมีค่าคะแนนความถูกต้องที่สูงที่สุดเท่ากับ 75.2% ซึ่งจะเห็นว่าผลการทดลองยังให้ผลไม่ดีจึงได้ออกแบบการตัดสินใจขั้นสุดท้ายเพื่อ

เพิ่มประสิทธิภาพและความถูกต้องของระบบการพิสูจน์ลายเซ็น โดยการทดลองหาค่าขีดแบ่ง (Threshold) ที่เหมาะสมดังโดยจะกำหนดค่า Threshold ต่างๆขึ้นมาเองดังตารางที่ 5.9 พบว่าที่ค่า Threshold เท่ากับ 70 จะให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของเจ้าของลายเซ็นที่สูงและความถูกต้องของลายเซ็นปลอมที่ต่ำ ดังแสดงเป็นกราฟในรูปที่ 5.5 ซึ่งการกำหนดค่า Threshold ขึ้นมาเองเป็นวิธีการที่ยุ่งยากและเสียเวลาเราจึงได้นำวิธีการทางสถิติ คือ การหาค่ากลางและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานมาใช้ในการตัดสินใจขั้นสุดท้าย โดยจะใช้พื้นที่ใต้กราฟของ Standard Score ให้อยู่ในช่วง 95% ดังแสดงในรูปที่ 5.6 สามารถคำนวณค่า Threshold ของการทดสอบลายเซ็นด้วยลายเซ็นจริงจากตารางที่ 5.7 เท่ากับ 68 ซึ่งค่าที่ได้เห็นว่าใกล้เคียงกับวิธีกำหนดค่า Threshold ขึ้นมาเองแต่วิธีทางสถิติจะสามารถหาได้เร็วกว่า จากนั้นนำไปคำนวณหาเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องและประสิทธิภาพของการพิสูจน์ลายเซ็นดังตารางที่ 5.10 พบว่าค่าประสิทธิภาพของระบบการพิสูจน์ลายเซ็น โดยใช้ลายเซ็นจริงโดยเจ้าของเองและลายเซ็นปลอมจากบุคคลอื่น มีค่า FRR (False Reject Rate) ซึ่งแสดงเปอร์เซ็นต์ที่ลายเซ็นถูกปฏิเสธ โดยการเซ็นของตัวเองเท่ากับ 6.5% และมีค่า FAR (False Accept Rate) ซึ่งเป็นเปอร์เซ็นต์ที่ระบบยอมรับลายเซ็นปลอมมีค่าเท่ากับ 5.5% ซึ่งสามารถสรุปได้ว่าระบบการพิสูจน์ลายเซ็น โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักได้ค่าของความผิดพลาดสูงกว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบพรัย้อนกลับอยู่เล็กน้อย แต่กระบวนการฝึกสอนระบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักรวดเร็วกว่ามาก

บรรณานุกรม

- [1] L. Biel, O. Petersson, L. Philipson and P. Wide, "**A New Approach in Human Identification,**" IEEE Trans. On instrumentation and measurement, Vol. 50, pp 808-812, June 2001.
- [2] A. Vinciarelli and M. Perone, "**Combining Online and Offline Handwriting Recognition,**" Proc. 2003 The Seventh International Conference on Document Analysis and Recognition, pp. 844-843, 2003.
- [3] R. Plamondon, "**The Handwriting Signature as a Biometric Identifier: Psychophysical Model and System Design,**" European Convention on Security and Detection, Conference Publication No.408, 1995.
- [4] R. Plamondon, "**On-line and Off-line Handwriting Recognition a Comprehensive Survey,**" IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.22, NO.1, pp. 63-84, Jan 2000.
- [5] I. Nakanishi, "**On-line Signature Verification Method Utilizing Feature Extraction Based on DWT,**" Proc. 2003 IEEE International Symposium on Circuit and System, Vol. 4, pp. 73-76, 2003.
- [6] T. Ohishi, "**Pen-input On-line Signature Verification with Position, Pressure, Inclination Trajectories,**" Proc. 15th International Parallel and Distributed Processing Symposium Workshop, 2001.
- [7] N. M. Allinson and A. Kolcz, **A Principled Approach To N-tuple Recognition system.** Department of Electrical Engineering and Electronics UMIST, Po Box, Manchester, M60 1QD, UK 1997.
- [8] J. M. Bishop, **Auto-associative memory using n-tuple techniques.** Intelligent System Engineering, winter, pp. 222-229, 1994.
- [9] ชม กิมปาน, **ทฤษฎีการจดจำรูปแบบ.** กรุงเทพฯ: ตำราชุดวิศวกรรม สถาบันเทคโนโลยีนานาชาติสิรินธร จอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 1992.
- [10] R. J. Schalkoff, **Pattern Recognition,** New York: John Wiley & Son Inc., 1992.
- [11] D. J. Hamilton, "**Low Cost Dynamic Signature Verification System,**" European Convention on Security and Detection, Conference Publication No.408, pp. 202-206, 1995.

- [12] 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.
- [13] U. Uludag, S. Pankanti, S. Prabhakar and A. K. Jaik, “**Biometric cryptosystems**”, Proceedings of the IEEE, Vol.92, June 2004, pp.948-960.
- [14] S. N. Yanushkevich, “**Synthetic Biometrics : A Survey**”, Neural Networks, 16-21 July 2006, pp.676-683.
- [15] 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.
- [16] C. A. French, “**Distance Preserving Run-Length Limited Codes**”, IEEE Transactions on Magnetics, Vol.25, No.5, Sept. 1989, pp.4093-4095.

ภาคผนวก ก.

รายละเอียดอุปกรณ์ Digitizer ของ WACOM

Digital-analogue Graphics Tablet



Intuos Graphire

Ultra-ArtPad, PenPartner, PL

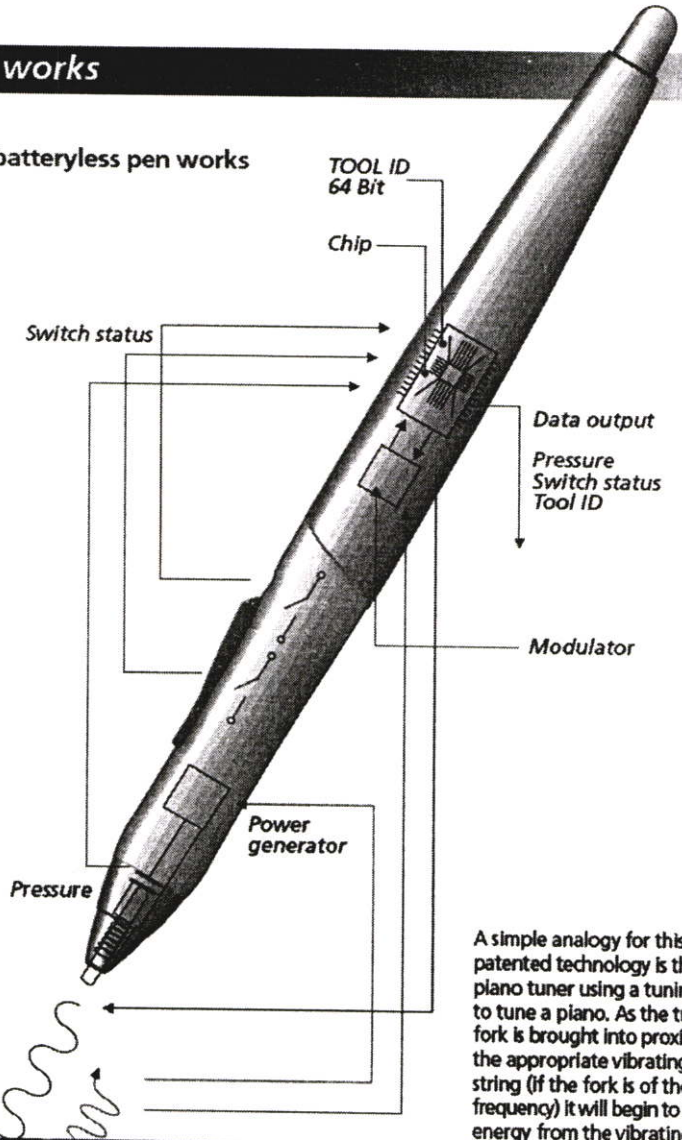
Intuos Pen – How it works

How the WACOM cordless, batteryless pen works

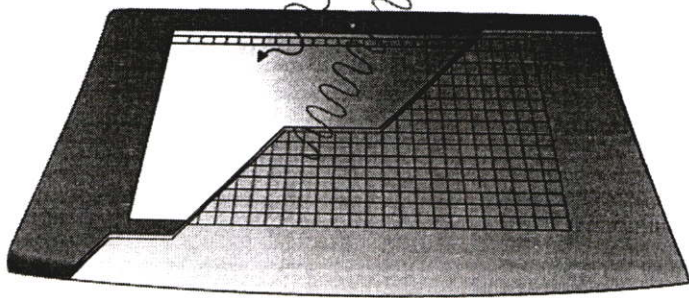
The WACOM stylus looks and feels like a pen yet contains no batteries or magnets. Instead it takes advantage of electro-magnetic resonance technology developed by WACOM Co. Ltd. in which radio waves are sent to the stylus and returned for position analysis. In operation, a grid of wires below the screen alternates between transmit and receive modes about every 20 microseconds.

The electro-magnetic signal stimulates oscillation in the coil-and-capacitor resonant circuit in the pen. The resonant circuit in the pen's tip supplies the power and serves as transmitter too. The received signal goes through the modulator to the chip. The information of the pressure sensor (capacity) and of the side switch are going to the chip first. The Tool ID is then added and both are sent back to the modulator which in turn sends a signal to the resonant circuit in the tip. The tablet picks up the information in the pen's tip in order to determine position and other information like pressure and Tool ID.

Since the grid provides the power to the pen through resonant coupling, no batteries are required. Thus there are no consumables inside the pen that will run down and need to be replaced or that would make the pen top-heavy.



A simple analogy for this patented technology is that of a piano tuner using a tuning fork to tune a piano. As the tuning fork is brought into proximity of the appropriate vibrating piano string (if the fork is of the same frequency) it will begin to borrow energy from the vibrating string and resonate, generating a tone. In much the same way, as the WACOM pen comes close to the tablet surface, it begins to resonate, generating its own frequency back to the tablet. When it hears the pen, it tracks the pen's location with unprecedented accuracy. The tablet then sends location, pressure and tilt information to the computer along with a signal indicating whether the pen point or the eraser is being used.



Tablet sends and receives

ภาคผนวก ข.

ผลงานวิจัยที่ได้รับตีพิมพ์

1. Thanin Maneechot, Yutthana Kidjaidure “*Signature Verification Using N-Tuple Learning Machine*”, 27th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC’05), Shanghai, China, 2005.

Proceedings of EMBC'05



IEEE

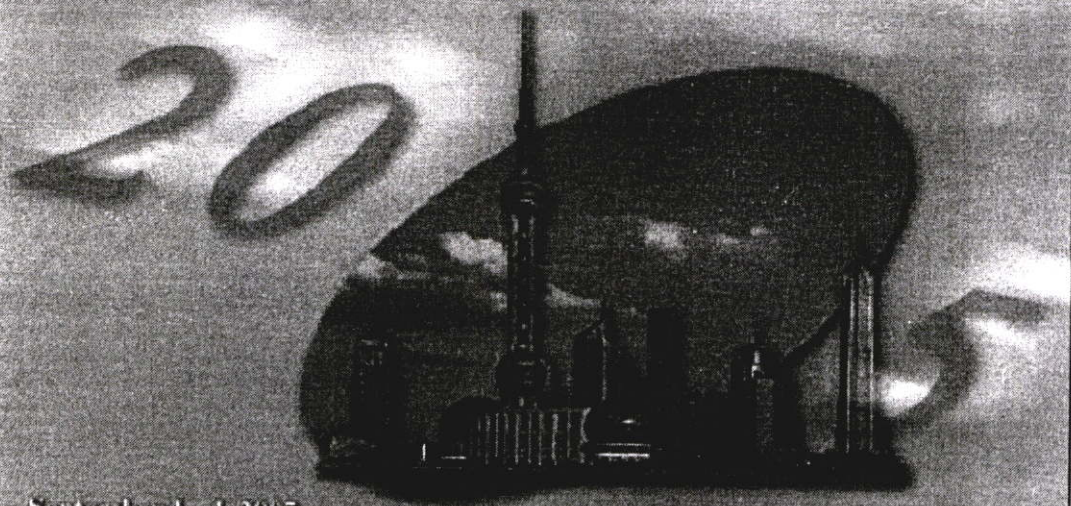
EMB



27th

Annual International Conference of
the IEEE Engineering in
Medicine and Biology Society (EMBC '05)

"Innovation from Biomolecules to Biosystems"



September 1 - 4, 2005

Shanghai International Convention Center, Shanghai, China

Signature Verification Using N-tuple Learning Machine

Thanin Maneechot and Yuttana Kitjaidure

Abstract—This research presents new algorithm for signature verification using N-tuple learning machine. The features are taken from handwritten signature on Digital Tablet (On-line). This research develops recognition algorithm using four features extraction, namely horizontal and vertical pen tip position(x-y position), pen tip pressure, and pen altitude angles. Verification uses N-tuple technique with Gaussian thresholding.

I. INTRODUCTION

THE signatures have been used for personal identification or verification to authenticate official document such as checks, credit card etc[1]. There are two approaches to automate signature verification (1) On-line deals with dynamic data which is coming from a transducer while the user writes, and (2) Off-line deals with data set which has been obtained from a scanned handwritten document [2][3]. Signature is the popular authorizing method, and it makes the security check easy to authorize if reliable writer characteristics are extracted from the writer in real-time.

This paper proposes a new algorithm for on-line signature verification after individuality in the altitude, pressure and x-y position based on feature extraction graphs[4][5][6], then convert to binary images. Using N-tuple technique for recognition[7]. Gaussian thresholding used in test process. The experimental results with 5 writers are shown. To indicate how many forgeries were detected is called False Reject Rate (FRR) and False Accept Rate (FAR) is the error indicated how many genuine signatures were incorrectly rejected by the system.

II. DEVELOPMENT

The on-line signature verification system consists of the following modules.

- Data acquisition module
- Preprocessing
- Dynamic feature extraction
- Verification

T. Maneechot is with the Electronic Department, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand (e-mail: s5061137@kmitl.ac.th).

Y. Kitjaidure is with the Electronic Department, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand (e-mail: kkyuttan@kmitl.ac.th).

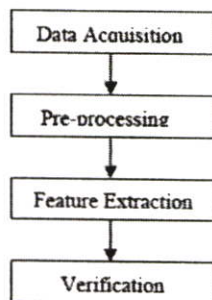


Fig.1: The main structure of the proposed system

1) Data Acquisition

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

TABLE 1: SPECIFICATION OF TABLET AND PEN

Tablet	XD-1212-R-PRODUCT OF WACOM
Dimensions	304.8 mm. X 316.8 mm.
Pressure levels	1024
x-y Resolution	100 lp/mm
Max. data rate	200 pps
Accuracy	± 0.25 mm
Tilt range	± 60 degrees
Tilt Resolution	1 degree

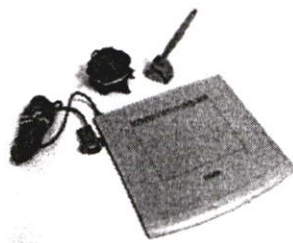


Fig.2: Digital Tablet

Table 1 shows specification of the tablet we used. The digital tablet and the ergonomic pen used in the proposed system are shown in Fig.2

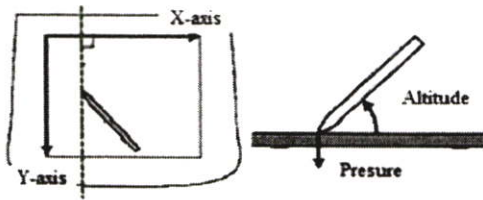


Fig.3: Acquired five written data, shows the tablet capturing four feature in sampling period, ie. x-y position, pen pressure and pen altitude.

2) Preprocessing

Generally the pre-processing includes the normalization of rotation, scaling and sampling point based on Delphi 7 which are

- Rotation: to set the angle of each signature to the most extensive.

$$X^*(t) = x(t) \cos \beta + y(t) \sin \beta \quad (1)$$

$$Y^*(t) = y(t) \cos \beta - x(t) \sin \beta \quad (2)$$

where β is the angle of signature.

- Scaling: to set the size of each signature image to 10 cm on x-axis and 5 cm on y-axis.

$$x^*(t) = \frac{x(t) - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \times \alpha x, \quad (x_{\min} \leq x(t) \leq x_{\max}) \quad (3)$$

where αx is the size of signature.

$$y^*(t) = \frac{y(t) - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \times \alpha y, \quad (y_{\min} \leq y(t) \leq y_{\max}) \quad (4)$$

where αy is the size of signature.

- Sample point: to resampling 100 points of x positions, y positions, Pressure and Altitude.



Fig.4: Signature

3) Feature extraction

The dynamic features extracted from the signature are plotted as the followings.

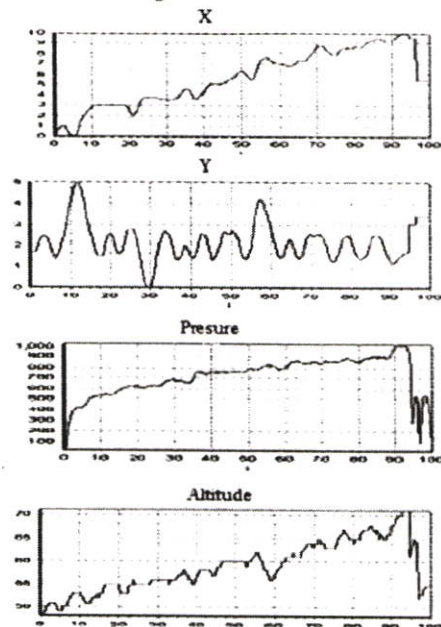


Fig.5: Features extraction graphs shows the graphs from a digital tablet by time related observation (x position, y position, pen pressure, pen altitude)

4) Binary image conversion

Convert all feature graphs to binary image file, namely bmp size 100 x 200 in Fig 6.

$$pix = \begin{cases} \text{black}, & f(x, y, \text{pressure}, \text{altitude}) \\ \text{white}, & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (5)$$

where pix is the pixel in features extraction graphs.

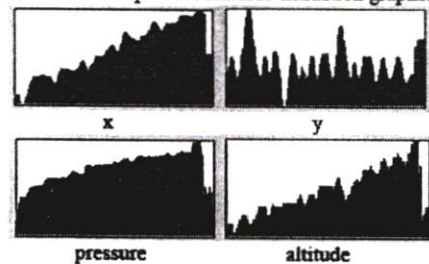


Fig.6: Binary image

III. VERIFICATION PROCESS

The verification employed N-tuple learning machine. We used N-tuple model from [7]. The basic structure of N-tuple is similar to an encoder, which the inputs are binary values N-tuple simulated from RAMs.

A. Structure

N-tuple technique contains 100 tuples with 10 fan-in each. For analysis it is found that the pen pressure is the most influence were obtained, so 4 fan-in from pen pressure feature. All fan-ins are sparsely random connected to the feature images as in Fig.7.

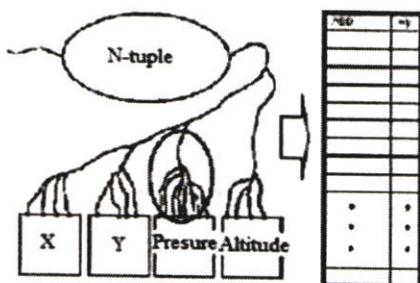


Fig.7: Structure of N-tuple

B. Learning

The model used associative learning, both the inputs and the outputs are provided. The data sets from preprocessing are used to process the procedure as follows,

1. Optimize the positions in image that are high entropy.
2. Set the image to array of Boolean values.
3. Random Boolean values from 1) to make n-tuple address that basic structure is like standard random access memory (RAM).
4. Take data from synapse in to RAM.

C. Threshold value

Threshold (TH) is the value under surface of Standard Score graph, we used 95%. The threshold values are compute by equation (6).

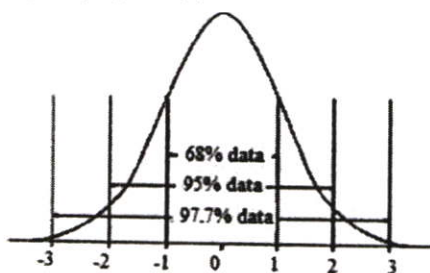


Fig.8: Standard score graph

$$TH = \bar{X} - (Z \times SD) \quad (6)$$

where TH is Threshold value, SD is standard error.

IV. EXPERIMENT

1) Experiment condition

In order to examine the performance of the verification system, we used 5 individuals participated to write their 40 signatures for registration, 1000 signatures for verification, Table 2 shows the experimented data.

TABLE 2: DATA OF EXPERIMENT

	NO. OF WRITER	NO. OF SIGNATURE	TOTAL
register	5	40	200
genuine	5	1000	5000
forgerie	5	1000	5000

2) Experimented results

After we make reference data, for examine the threshold compute as follows,

- We use Hamming distance to compare Boolean value between test signature and reference data in every neural.
- After we take the vote from each RAM to compute the Threshold score. We can compute threshold value from Eq. (6)
- Calculating value of errors and regarding a test signature as the registered genuine signature when the error is less than the threshold level.
- Defined verification rate by the following equation,

$$r(i) = \frac{accept(i)}{accept(i) + reject(i)} \times 100[\%] \quad (7)$$

where, $r(i)$ is verification rate, $accept(i)$ is number of accept signature and $reject(i)$ is number of number of reject signature.

TABLE 3: VERIFICATION PERFORMANCE

Writer	GENUINE	FORGERIES
	FRR (%)	FAR (%)
1	0.23	0.75
2	0.15	1.10
3	0.08	2.35
4	0.33	0.83
5	0.24	1.57
average	0.20	1.32

Table 3 shows the result of verification for experiment data. For this group the average False Reject Rate (FRR) from genuine signature was 0.2 % while the average False Accept Rate (FAR) from forgeries was 1.32 %.

V. CONCLUSION

In this paper, we have successfully demonstrated a novel algorithm to dynamic signature verification by using N-tuple technique. In particular, we selected x-y position pen pressure and pen altitude angle to describe a dynamic signature and utilized N-tuple learning machine. From experiment result, it is found that the pen pressure is so influenced as the other features.

REFERENCES

- [1] Rejean Plamondon, "The Handwriting Signature as a Biometric Identifier: Psychophysical Model and System Design", European Convention on Security and Detection, Conference Publication No.488, 1995
- [2] Rejean Plamondon, "On-line and Off-line Handwriting Recognition a Comprehensive Survey", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.22, NO.1, PP. 63-84, Jan 2000.
- [3] D J Hamilton, J Whelan. "Low Cost Dynamic Signature Verification System", European Convention on Security and Detection, Conference Publication No.408, 1995
- [4] T. Ohishi, "Pen-input On-line Signature Verification with Position, Pressure, Inclination Trajectories", IEEE, 2001.
- [5] I. Nakanishi. "On-line Signature Verification Method Utilizing Feature Extraction Based on DWT", IEEE, PP.73-76, 2003.
- [6] Flor Ramirez Rioja, Mariko Nakano, "Dynamic feature extraction for On-Line signature verification", Proceeding of the 14th International Conference on Electronic, Communication and Computer, IEEE, 2004.
- [7] J.M. Bishop."Auto-associative memory using n-tuple techniques", Intelligent System Engineering, winter, 1994, PP.222-229.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นายชานินทร์ มณีโชติ
วัน เดือน ปีเกิด	29 มิถุนายน 2521
ประวัติการศึกษา	ปีการศึกษา 2534-2536 ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น โรงเรียนปทุมวิไล ปีการศึกษา 2537 ระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย (ม.4) โรงเรียนปทุมวิไล ปีการศึกษา 2538-2541 ระดับประกาศนียบัตรวิชาชีพชั้นสูง (อิเล็กทรอนิกส์) สถาบันเทคโนโลยีราชมงคล วิทยาเขตนนทบุรี ปีการศึกษา 2542-2544 ระดับปริญญาตรีวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง กรุงเทพฯ