สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การรู้จำลายเซ็น

SIGNATURE RECOGNITION

T 055461

โดย

นายอภิชัย แสงนวล

น.ส.อุษา โรจน์นครินทร์

ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

สาขาวิชาอิเล็กทรอนิกส์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ปีการศึกษา 2546

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เลขหมู่ .....
เลขทะเบียน 55461
วัน,เดือน,ปี 9 พ.ค. 2548

b.....
i.....

การรู้จำลายเซ็น

SIGNATURE RECOGNITION

โดย

นายอภิชัย แสงนวล 43010519

น.ส.อุษา โรจน์นันครินทร์ 43010552

อาจารย์ที่ปรึกษา

ผศ. ดร.ยุทธนา คิดใจเดียว

ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

สาขาวิชาอิเล็กทรอนิกส์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ปีการศึกษา 2546

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ปริญญานิพนธ์ปีการศึกษา 2546

ภาควิชา อิเล็กทรอนิกส์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เรื่อง การรู้จำลายเซ็น

ผู้จัดทำ

1. นายอภิชัย แสงนวล 43010519
2. น.ส.อุษา โรจน์นครินทร์ 43010552

.....อาจารย์ที่ปรึกษา

(ผศ. ดร.ยุทธนา คิดใจเดียว)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โครงงานเรื่อง(ภาษาไทย) การรู้จำลายเซ็น

(ภาษาอังกฤษ) Signature recognition

ผู้จัดทำ

1. นายอภิชัย แสงนวล เลขประจำตัว 43010519

2. น.ส.อุษา โรจน์นครินทร์ เลขประจำตัว 43010552

ปริญญานิพนธ์นี้ได้ผ่านการตรวจสอบโดยอาจารย์ที่ปรึกษาแล้ว

ลงชื่อ.....อาจารย์ที่ปรึกษา

(ผศ. ดร.ยุทธนา คิดใจเดียว)

วันที่...../...../.....

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การรู้จำลายเซ็น

นายอภิชัย แสงนวล
น.ส.อุษา โรจน์นครินทร์
ผศ. ดร.ยุทธนา คิดใจเดียว อาจารย์ที่ปรึกษา
ปีการศึกษา 2546

บทคัดย่อ

โครงงานนี้ได้ทำการศึกษาการรู้จำลายเซ็น (Signature Recognition) โดยใช้กระดานดิจิตอล (Digitizing Tablet) ในการเก็บข้อมูล (parameter) ที่จำเป็นต้องใช้ในการรู้จำของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ดังเช่น ตำแหน่งของปลายปากกาในแนวราบและแนวดิ่ง (horizontal and vertical pen tip position) แรงกดของปลายปากกา (pen tip pressure) และมุมในแนวราบ (pen altitude angle) จากนั้นแยกแยะลักษณะเฉพาะของลายเซ็นโดยนำข้อมูลที่ได้เทียบกับแซมเปิ้ลพอยท์และใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก (Weightless Artificial Neural Networks) ในการรู้จำลายเซ็น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

SIGNATURE RECOGNITION

Mr. Apichai Saengnual

Miss Usa Rojnakarin

Asst. Prof. Dr.Yuddhana Kidjaideaw advisor

Education Year 2003

ABSTRACT

This project is studied signature recognition using a digitizing tablet to acquire handwritten signatures by four parameters recorded, namely horizontal and vertical pen tip position, pen tip pressure, and pen altitude angle. We divided the signature feature by sample point-related observation. The recognition used weightless artificial neural networks, namely n-tuple technique.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

	หน้าที่
บทคัดย่อ	I
ABSTRACT	II
สารบัญ	III
สารบัญรูป	VI
บทที่ 1 บทนำ	1
บทที่ 2 ทฤษฎี	2
2.1 ไบโอเมตริกซ์(Biometrics)	2
2.2 ดิจิไตเซอร์(Digitizer)	3
2.2.1 การจัดวางทางไฟฟ้าของกระดานดิจิตอล	4
2.2.2 การจัดวางทางกลของกระดานดิจิตอล	4
2.3 ตัวอย่างวิธีที่ใช้ในการรู้จำ	5
2.4 ข้อมูลที่นิยมใช้ในการรู้จำ	5
2.4.1 รูปร่างของลายเซ็น (Shape)	5
2.4.2 ตำแหน่งในแนวราบ และแนวดิ่งขณะที่ทำการเซ็น	5
2.4.3 ความเร็วในแนวราบ และแนวดิ่งขณะที่ทำการเซ็น	5
2.4.4 ความเร่งในแนวราบ และแนวดิ่งขณะที่ทำการเซ็น	5
2.4.5 แรงกดของปากกาต่อกระดานดิจิตอล	5
2.4.6 มุมเอียงของปากกาในขณะที่เซ็น	5
2.5 โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)	6
2.5.1 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม	7
2.5.1.1 Feed-forward networks	7
2.5.1.2 Feedback networks	7
2.5.1.3 Network layers	8
2.5.2 กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม	9
2.5.2.1 แบบ Associative mapping	9
2.5.2.1.1 แบบ auto-association	9
2.5.2.1.2 แบบ hetero-association	9
2.5.2.2 Regularity detection	9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5.3 ทรานเฟอร์ฟังก์ชั่น (Transfer function) 10
2.5.3.1 เชิงเส้น(Linear) 10
2.5.3.2 เทสโฮล(Threshold) 10
2.5.3.3 ซิกมอย(Sigmoid) 10
2.5.4 โครงสร้างของ Artificial Neural Network 11
2.5.5 โครงสร้างของ Weightless Artificial Neural Network 12
2.6 กระบวนการฝึกสอน Neuron 15
2.7 กระบวนการประมวลผลของระบบ Neural Network 16
2.8 การหาThreshold ด้วยการแจกแจง t (Student's T Distribution) 21
2.9 ฐานข้อมูล 23
2.9.1 การสร้างฐานข้อมูล 24
บทที่ 3 การออกแบบ 26
3.1 อุปกรณ์ดิจิไตเซอร์ (Digitizer) 26
3.2 การเก็บข้อมูล (Data Acquisition) 27
3.3 การจัดเตรียมข้อมูล (Preprocessing) 27
3.3.1 การปรับมุมเอียงของลายเซ็น(Rotation) 27
3.3.1.1 วิธีการปรับมุมเอียงกรณีที่เอียงอยู่ระหว่าง 0 ถึง 45 27
3.3.1.2 วิธีการปรับมุมเอียงกรณีที่เอียงอยู่ระหว่าง -45 ถึง 0 28
3.3.2 การปรับขนาดของลายเซ็น(Scaling) 29
3.3.2.1 วิธีปรับขนาดของลายเซ็นในแนวราบ 29
3.3.2.2 วิธีปรับขนาดของลายเซ็นในแนวดิ่ง 29
3.3.3 การปรับปริมาณแซมเปิ้ลพอยท์(Sample point) 30
3.3.4 การปรับข้อมูลจากอาเรย์ 1 มิติ เป็นอาเรย์ 2 มิติ 31
3.4 การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก 31
3.4.1.โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม 31
3.1.2 การสอนโครงข่ายประสาทเทียม 32
3.1.3 การรู้จำของโครงข่ายประสาทเทียม 33
บทที่ 4 การทดลองและผลการทดลอง 36
4.1 การทดลองวัดค่าต่างๆที่เกิดจากการเซ็นลายเซ็น 36
4.2 การทดลองเก็บคะแนนจาก Neural Network ของลายเซ็น 38

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3 การทดลองตรวจสอบความถูกต้องของลายเซ็น 40
4.3.1 ตรวจสอบลายเซ็นโดยเจ้าของลายเซ็น 40
4.3.2 การทำการปลอมลายเซ็น 42
บทที่ 5 สรุปและวิจารณ์ 43
ภาคผนวก
กิตติกรรมประกาศ
บรรณานุกรม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

หน้าที่

บทที่ 2 ทฤษฎี

รูปที่ 2.1 ชีวสถิติ 2

รูปที่ 2.2 ดิจิไตเซอร์ 3

รูปที่ 2.3 การจัดวางทางไฟฟ้าของกระดานดิจิตอล 4

รูปที่ 2.4 การจัดวางทางกลของกระดานดิจิตอล 4

รูปที่ 2.5 มุมแบบ azimuth และ altitude 5

รูปที่ 2.6 เซลล์ประสาท(Neuron) ทางชีวภาพ 6

รูปที่ 2.7 ตัวอย่างของ Feed-forward network อย่างง่าย 7

รูปที่ 2.8 ตัวอย่างของ Feedback network 8

รูปที่ 2.9 แสดงอินพุทเลย์เยอ, ฮิดเดนเลย์เยอและเอาท์พุทเลย์เยอ 8

รูปที่ 2.10Artificial Neural Network เปรียบกับเซลล์ประสาททางชีวภาพ 11

รูปที่ 2.11 Random Access Memory 12

รูปที่ 2.12 Learning a three-bit tuple 13

รูปที่ 2.13 กลุ่มหน่วยความจำของประสาทเทียม (Class discriminator) 13

รูปที่ 2.14 การหาตัวแยกที่มีผลของการนับมากที่สุด 14

รูปที่ 2.15 ภาพขนาด 16 บิต 14

รูปที่ 2.16 แสดงการรับข้อมูลของ Synapses 15

รูปที่ 2.17 การฝึกสอน Neuron โดยการใช้คุณสมบัติของ RAM 16

รูปที่ 2.18 การประมวลผลของ Neuron โดยใช้คุณสมบัติของ RAM 17

รูปที่ 2.19 บล็อกไดอะแกรมแสดงการทำงานของ Neural Network 19

รูปที่ 2.20 แสดงตาราง Student's T Distribution 22

รูปที่ 2.21 แสดงไฟล์ฐานข้อมูล 23

รูปที่ 2.22 การสร้างฐานข้อมูล 24

รูปที่ 2.23 แสดงองค์ประกอบของตาราง 25

บทที่ 3 การออกแบบ

รูปที่ 3.1 ขั้นตอนการออกแบบ 26

รูปที่ 3.2 ลายเซ็นเอียงระหว่าง 0 ถึง 45 องศา 28

รูปที่ 3.3 ลายเซ็นเอียงระหว่าง -45 ถึง 0 องศา 28

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 3.4 Algorithm ของการปรับขนาดลายเซ็น 30
รูปที่ 3.5 แสดงการแปลงข้อมูลจากอาเรย์ 1 มิติ เป็นข้อมูลอาเรย์ 2 มิติ 31
รูปที่ 3.6 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม 32
รูปที่ 3.7 แสดงภาพจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 33
รูปที่ 3.8 การรู้จำของโครงข่ายประสาทเทียม 34
รูปที่ 3.9 พื้นที่ใต้กราฟของ Standard Score 34
รูปที่ 3.10 การตรวจสอบความถูกต้องโดยวัดจากค่าThreshold 35
บทที่ 4 การทดลองและผลการทดลอง
รูปที่ 4.1 แสดงตัวอย่างลายเซ็น 36
รูปที่ 4.2 กราฟแสดงตำแหน่งในแนวราบเทียบกับแซมเปิ้ลพอยท์ 36
รูปที่ 4.3 กราฟแสดงตำแหน่งในแนวดิ่งเทียบกับแซมเปิ้ลพอยท์ 37
รูปที่ 4.4 กราฟแสดงแรงกดปลายปากกาเทียบกับแซมเปิ้ลพอยท์ 37
รูปที่ 4.5 กราฟแสดงมุมของปากกาในแบบ Altitude เทียบกับแซมเปิ้ลพอยท์ 37
รูปที่ 4.6 ตารางแสดงความถูกต้องในการเซ็นลายเซ็น 38
รูปที่ 4.6 แสดงตารางการทดลองเก็บข้อมูลของลายเซ็น 39
รูปที่ 4.7 พื้นที่ใต้กราฟของ Standard Score 40
รูปที่4.8 แสดงตารางการตรวจสอบลายเซ็น โดยเจ้าของลายเซ็น 42
รูปที่4.9 แสดงตารางการทำการปลอมลายเซ็น 43

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่1
บทนำ

ในปัจจุบันระบบรับรองความเชื่อถือ ได้ใช้ลายเซ็นกันมาก ทั้งทางด้านการค้า ธุรกิจ เอกสารต่างๆ ดังนั้นเพื่อการปรับปรุงประสิทธิภาพของการตรวจสอบ จึงต้องมีการพัฒนาการรู้จำลายเซ็น(Signature Recognition) ให้ละเอียดรอบคอบมากขึ้น เป็นเหตุให้สนใจทำโครงงานนี้ขึ้น

การรู้จำลายเซ็นสามารถแบ่งออกเป็น 2 อย่างคือ แบบ off-line (เป็นการนำรูปภาพของลายเซ็นมาผ่านการสแกนด้วยเครื่องสแกนเนอร์) และแบบ on-line (เป็นการใช้ดิจิไตเซอร์ในการเซ็นลายเซ็น) การรู้จำลายเซ็นแบบ on-line แบ่งออกเป็น 2 วิธี คือ แบบโดยตรง(เป็นการใช้ข้อมูลดิบที่เป็นฟังก์ชั่นของเวลา) และ แบบโดยอ้อม (เป็นการใช้ตัวแปร (parameter)) วิธีแบบโดยตรงนั้น ลายเซ็นจะถูกเก็บอยู่ในลักษณะของฟังก์ชันไม่ต่อเนื่องทางเวลา (discrete function) ซึ่งการเก็บข้อมูลทำได้ง่าย แต่การนำข้อมูลมาเปรียบเทียบจะทำได้ยาก ในขณะที่วิธีแบบโดยอ้อมต้องการการจัดเตรียมข้อมูลที่มากกว่า แต่ขั้นตอนการเปรียบเทียบทำได้ง่ายกว่า และมีประสิทธิภาพมากกว่า

โครงงานนี้เป็นการนำเสนอการรู้จำลายเซ็นแบบ On-line แบบโดยอ้อมโดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก (Weightless Artificial Neural Network (WANN)) ซึ่งประกอบด้วยการใช้ตัวแปรดังนี้ คือ ตำแหน่งในแนวราบและแนวดิ่ง, แรงกดของปากกา, และมุมของปากกาในแบบ altitude แล้วนำข้อมูลรูปร่างต่างๆ เข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักเพื่อทำการรู้จำ โดยจะเลือกใช้ Borland Delphi 7 ในการพัฒนาโปรแกรมรู้จำลายเซ็น

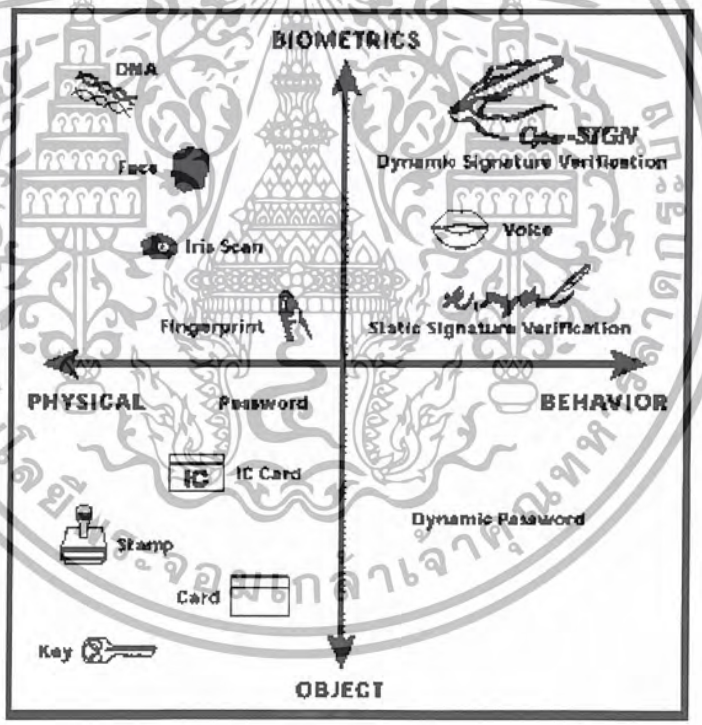
รายงานฉบับนี้ประกอบด้วยบทที่ 1 ซึ่งจะเป็นบทนำ บทที่ 2 จะกล่าวถึง ไบโอเมตริกซ์ (Biometric), ดิจิไตเซอร์ (Digitizer), การจัดวางทางไฟฟ้าของกระดานดิจิตอล, การจัดวางทางกลของกระดานดิจิตอล, ตัวอย่างวิธีที่ใช้ในการรู้จำ, ข้อมูลของลายเซ็นที่มักใช้ในการรู้จำ, โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network), กระบวนการฝึกสอน Neuron, กระบวนการประมวลผลของระบบ Neural Network, การหาThreshold ด้วยการแจกแจง t (Student's T Distribution), และฐานข้อมูล บทที่ 3 กล่าวถึงการออกแบบที่ประกอบด้วยขั้นตอน อุปกรณ์ดิจิไตเซอร์, การเก็บข้อมูล (Data Acquisition), การจัดเตรียมข้อมูล (Preprocessing) และการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก บทที่ 4 ผลการทดลอง จะเป็นการทดลองวัดค่าต่างๆที่เกิดจากการเซ็นลายเซ็นและทดลองวัดเปอร์เซนต์ความถูกต้องของลายเซ็น บทที่ 5 เป็นการสรุปและวิจารณ์การทดลองและผลการทดลองที่เกิดขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่2
ทฤษฎีและหลักการ

2.1 ไบโอเมตริกซ์ (Biometrics)

ไบโอเมตริกซ์ เป็นเทคโนโลยีที่ใช้ในการตรวจสอบลักษณะของบุคคลด้วยการวัดค่าลักษณะทางชีววิทยาของแต่ละบุคคล ซึ่งมีลักษณะเฉพาะของแต่ละบุคคล เทคโนโลยีไบโอเมตริกซ์ประกอบด้วยการตรวจสอบลายเซ็นแบบDynamics การสแกนเรตินา (retina) และม่านตา (iris) การวิเคราะห์ DNA การรู้จำรูปร่างใบหน้า การรู้จำเสียงและการวิเคราะห์ลายนิ้วมือ ไบโอ-เมตริกซ์ เป็นเทคโนโลยีที่ใช้ในการตรวจสอบที่ดีกว่าเทคโนโลยีการตรวจสอบที่ใช้กันอยู่ในทุกวันนี้ เช่น รหัสผ่าน หมายเลขระบุตัวตนหรือ pin (Personal Identification number), คีย์การ์ด (key-cards) และสมาร์ตการ์ด (smart-cards)



รูปที่ 2.1 ไบโอเมตริกซ์

ไบโอเมตริกซ์ เป็นการวัดคุณลักษณะพฤติกรรมที่มีลักษณะเฉพาะของแต่ละบุคคล ซึ่งประกอบ ด้วยการวัดค่าลักษณะต่างๆของร่างกายมนุษย์ เช่น DNA, รูปแบบเรตินา (retina) และม่านตา (Iris), รูปร่างใบหน้า, ลายนิ้วมือ หรือการวัดพฤติกรรมที่มีลักษณะเฉพาะเช่น รูปแบบเสียง (voice patterns) และการวิเคราะห์ลายเซ็นแบบ Dynamic ก่อนที่จะมีไบโอเมตริกซ์ มีเพียงวัตถุทางกายภาพหรือพฤติกรรมที่ยู่บนพื้นฐานของความจำเท่านั้นที่ใช้ในการระบุตัวบุคคล วัตถุ

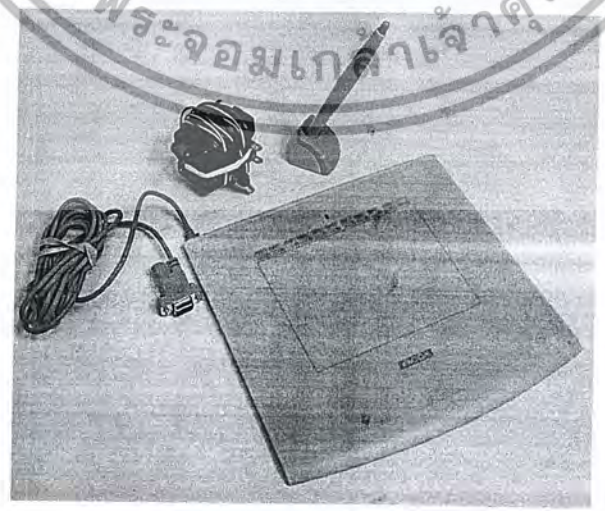
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ทางกายภาพได้แก่ สมาร์ตการ์ด หรือ บัตรแถบแม่เหล็ก (magnetic strip card) ส่วนพฤติกรรมที่อยู่บนพื้นฐานของความจำได้แก่ การใช้pin numberหรือรหัสลับ

การใช้วัตถุทางกายภาพหรือพฤติกรรมที่อยู่บนพื้นฐานความจำนั้นมีข้อจำกัดในตัวมันเอง วัตถุอาจจะถูกขโมยหรือทำหายได้ ส่วนพฤติกรรมที่อยู่บนพื้นฐานความจำก็อาจถูกลืมได้ง่าย การใช้รหัสผ่านที่ถูกต้องก็ไม่อาจระบุได้ว่าเป็นผู้ใช้ตัวจริง การระบุคงไม่สามารถรับประกันได้ว่าถูกต้อง ทำให้ความลับไม่อาจถูกรับรองและการใช้งานที่ไม่เหมาะสมก็ไม่อาจพิสูจน์หรือปฏิเสธได้ ซึ่งข้อจำกัดเหล่านี้จะเป็นตัวลดความน่าเชื่อถือและเพิ่มความเป็นไปได้ในการปลอมแปลง ถ้าปราศจากไบโอเมตริกซ์แล้ว ก็ไม่มีความเป็นไปได้เลยที่จะเชื่อถือหรือพิสูจน์ว่าบุคคลนั้นเป็นตัวจริง และสิ่งที่แย่ตามมาก็คือจะมีความเสี่ยงในการถูกปลอมแปลงเพิ่มมาก และไบโอเมตริกซ์ก็จะเป็นอีกทางเลือกหนึ่งที่จะเพิ่มความน่าเชื่อถือและสร้างความมั่นใจ ซึ่งเป็นการยากที่จะแบ่งปันลายนิ้วมือ ใบหน้า หรือ DNA ร่วมกัน ในทางปฏิบัติมีความเป็นไปได้น้อยมากที่จะเลียนแบบรูปแบบของเสียง หรือลอกเลียนแบบการกระทำ (การเปลี่ยนแปลงของแรงกด, เวลา, ความเร็ว) และสิ่งอื่นๆของลายเซ็นดังนั้นการพิสูจน์การปลอมแปลงจึงสามารถเป็นไปได้

2.2 ดิจิไตเซอร์[Digitizer (Stylus and Tablet)]

ดิจิไตเซอร์เป็นอุปกรณ์ที่ประกอบด้วยกระดานดิจิตอลและปากกาอิเลกทรอนิกส์ ซึ่งการใช้งานกระดานดิจิตอลจะบอกตำแหน่งในแบบสมบูรณ์ คือจี้ไปตรงไหนก็เทียบเท่ากับตำแหน่งหนึ่งๆ บนจอภาพ ไม่เหมือนกับเมาส์ซึ่งลูกศรจะอยู่ที่เดิม จะเลื่อนก็ต่อเมื่อเมาส์ขยับเท่านั้น การใช้งานปากกาอิเลกทรอนิกส์ กับกระดานดิจิตอลจะให้ความรู้สึกเป็นธรรมชาติในการเขียน

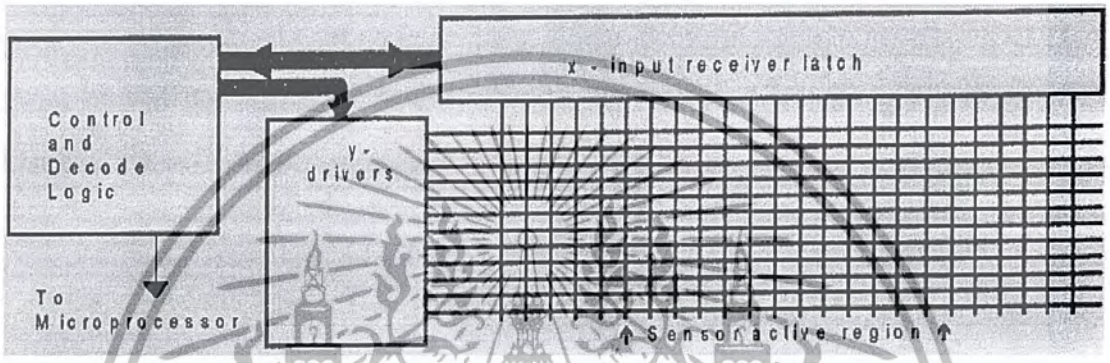


รูปที่ 2.2 ดิจิไตเซอร์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.1 การจัดวางทางไฟฟ้าของกระดานดิจิตอล

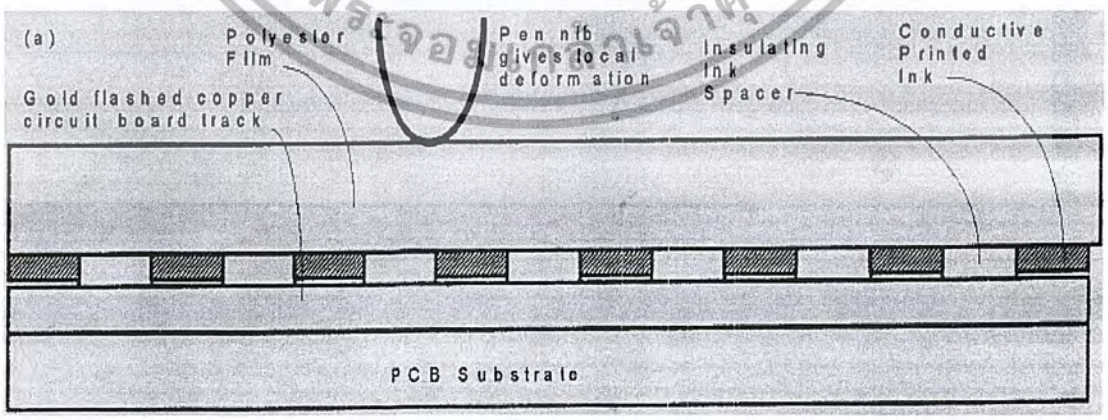
ตัวเซนเซอร์กระทำการด้วยการตรวจสอบการลัดวงจรระหว่างเลย์เยอ 2 เลย์เยอของตัวนำไฟฟ้าที่ตั้งฉากกัน ซึ่งมักจะถูกแยกออกจากกันด้วยช่องว่างทางฉนวน ช่องว่างที่ทำการป้องกันการนำไฟฟ้าระหว่างตัวนำไฟฟ้าที่ตั้งฉากกัน ถูกสร้างด้วยการอัดส่วนที่หนาขึ้นของฉนวน



รูปที่ 2.3 การจัดวางทางไฟฟ้าของกระดานดิจิตอล

2.2.2 การจัดวางทางกลของกระดานดิจิตอล

ฟิล์มแบบโพลีเอสเตอร์ที่ทำหน้าที่รับน้ำหมึกมีความหนาอยู่ระหว่าง 75 ไมครอน ถึง 125 ไมครอน และการเชื่อมต่อทางไฟฟ้าระหว่างฟิล์มแบบโพลีเอสเตอร์และPCB ถูกทำโดยตัวเชื่อมต่อแบบทางความร้อน



รูปที่ 2.4 การจัดวางทางกลของกระดานดิจิตอล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3 ตัวอย่างวิธีที่ใช้ในการรู้จำ

- Hidden Markov Model
- โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)
- Dynamic Time Warping
- Dissimilar Measurement

2.4 ข้อมูลของลายเซ็นที่มักใช้ในการรู้จำ

2.4.1 รูปร่างของลายเซ็น (Shape)

ซึ่งจะพิจารณารูปร่างในช่วงที่ปากกาแตะกับกระดานดิจิตอล และในช่วงที่ปากกาลอยอยู่ ซึ่งกระดานดิจิตอลสามารถวัดค่าตำแหน่งในแนวราบ และแนวดิ่งในขณะที่ปากกาลอยอยู่ได้ เหตุที่ต้องพิจารณาการเซ็นในช่วงที่ปากกาลอย ก็เพราะว่าลักษณะการเซ็นในขณะที่ปากกาแตะกระดานดิจิตอลเราสามารถมองเห็นได้ว่าลายเซ็นมีรูปร่างอย่างไร แต่ในขณะที่ปากกาลอยนั้นเราจะไม่สามารถจะมองเห็นรูปร่างของลายเซ็นได้ จึงมีลักษณะเฉพาะของแต่ละบุคคล

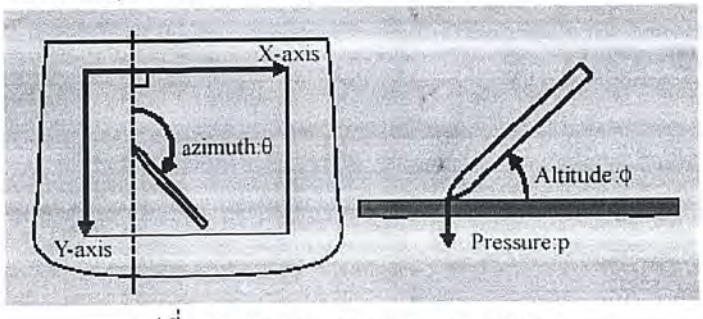
2.4.2 ตำแหน่งในแนวราบและแนวดิ่งขณะที่ทำการเซ็น ซึ่งตัวกระดานดิจิตอลสามารถบอกค่าพิกัดของตัวกระดานดิจิตอลเองหรือค่าพิกัดของหน้าจอได้

2.4.3 ความเร็วในแนวราบและแนวดิ่งขณะที่ทำการเซ็น ซึ่งมีลักษณะเฉพาะของแต่ละบุคคล ซึ่งแต่ละคนจะใช้ความเร็วในการเซ็นไม่เท่ากัน

2.4.4 ความเร่งในแนวราบและแนวดิ่งขณะที่ทำการเซ็น ซึ่งมีลักษณะเฉพาะของแต่ละบุคคล

2.4.5 แรงกดของปากกาต่อกระดานดิจิตอล ซึ่งกระดานดิจิตอลสามารถวัดแรงกดของปากกาในขณะที่ปากกาแตะกระดานดิจิตอลได้

2.4.6 มุมเอียงของปากกาในขณะที่เซ็นเทียบกับเวลา แบ่งเป็น Altitude และ Azimuth โดย altitude เป็นการวัดมุมของปากกาเทียบกับกระดานดิจิตอลในแนวดิ่ง azimuth เป็นการวัดมุมของปากกาเทียบกับแกนทิศเหนือ โดยกระดานดิจิตอลสามารถวัดมุมแบบ altitude ได้ต่ำสุดที่ 30 องศา และมากที่สุดที่ 90 องศา วัดมุมแบบ azimuth ได้ 0- 360 องศา

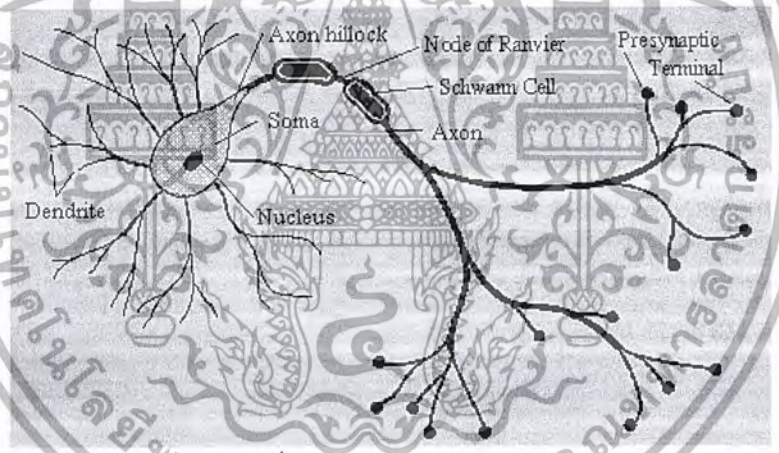


รูปที่ 2.5 มุมแบบ Azimuth และ altitude

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5 โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เป็นโครงสร้างการคำนวณที่จำลองมาจากกระบวนการทางความคิดของสมองมนุษย์ โครงข่ายประสาทเทียมมีหลายชนิด ตั้งแต่ค่อนข้างพื้นฐานไปจนถึงซับซ้อนมาก โดยทั้งหมดนี้ล้วนเป็นทฤษฎีของการประมวลผลทางชีววิทยา ซึ่งมีลักษณะพิเศษหลายประการที่เป็นประโยชน์ต่อระบบการประมวลผลดังกล่าว จึงได้มีการประยุกต์กระบวนการทางโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้กับงานหลายประเภท ตัวอย่างเช่น งานที่เกี่ยวกับการประมวลผลสัญญาณ (Signal Processing), งานที่เกี่ยวกับการพัฒนาหุ่นยนต์ (Robot), และงานที่เกี่ยวกับการจดจำรูปแบบต่างๆ (Pattern Recognition) เป็นต้น โหมดการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบ่งออกเป็น 2 โหมดคือ โหมดการเรียนรู้ (learn phase) เป็นโหมดที่โครงข่ายทำการเรียนรู้ข้อมูล และ โหมดการวิเคราะห์ (analyze phase) เป็นโหมดที่โครงข่ายทำการแยกแยะข้อมูลใหม่ว่าถูกต้องกับข้อมูลใดที่ทำการเรียนรู้ โดยโครงงานนี้ได้อาศัยหลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้จดจำลายเซ็น (Handwritten signature)



รูปที่ 2.6 เซลล์ประสาททางชีวภาพ (Neuron)

ข้อดีของโครงข่ายประสาทเทียม

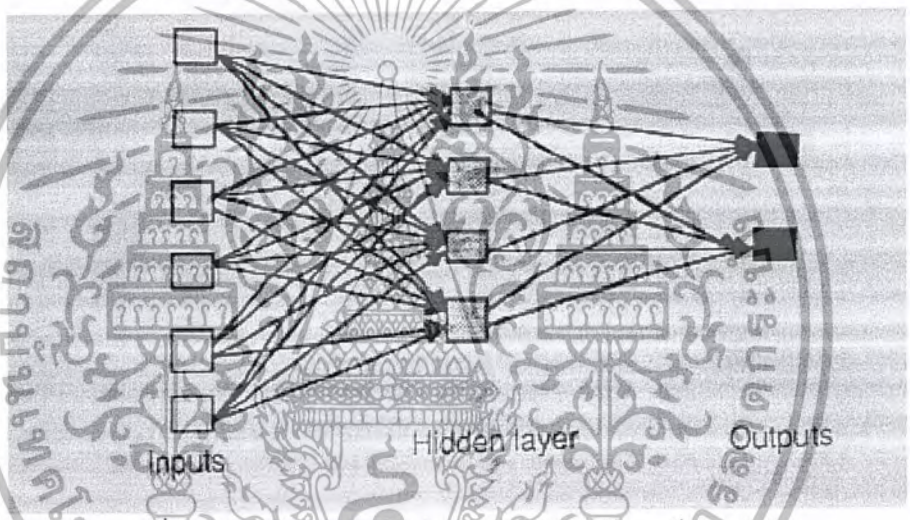
- การเรียนรู้แบบดัดแปลง(Adaptive learning): ความสามารถในการเรียนรู้ว่าจะทำหน้าที่อย่างไร โดยขึ้นอยู่กับข้อมูลที่ทำการเรียนรู้
- การจัดการตัวเอง(Self-organization): โครงข่ายประสาทเทียมสามารถสร้างการจัดการตัวเองหรือการแสดงผลข้อมูลที่มันรับเข้าไปในระหว่างที่ทำการเรียนรู้
- การทำงานแบบรีลไทม์(Real time operation): โครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการประมวลผลแบบขนาน (parallel) คือมีความสามารถทำการประมวลผลพร้อมกัน
- ความทนทานต่อความผิดพลาดเนื่องจากมีข้อมูลเหลือเฟือ(Fault tolerance via redundant information coding): การที่โครงข่ายบางส่วนเสียหายจะมีผลให้ประสิทธิภาพลดลง แต่ว่าโครงข่ายยังคงมีความสามารถในการจดจำ แม้ว่าโครงข่ายหลักจะเสียหาย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5.1 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

2.5.1.1 โครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้า (Feed-forward networks)

โครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้า อนุญาตให้สัญญาณเดินทางจากอินพุทไปยังเอาท์พุทได้เพียงทางเดียว คือไม่มีการป้อนกลับ (Feedback) หรือลูป ยกตัวอย่าง คือ เอาท์พุทของเลย์เยอใดๆจะไม่มีผลต่อเลย์เยอเดียวกัน โครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้าเป็นโครงข่ายที่พุ่งไปข้างหน้า เพื่อเชื่อมต่ออินพุทและเอาท์พุทเข้าด้วยกัน และใช้กันอย่างกว้างขวางในการรู้จำรูปแบบ (pattern recognition) โครงข่ายแบบนี้เรียกอีกอย่างว่าแบบ bottom-up หรือแบบ top-down

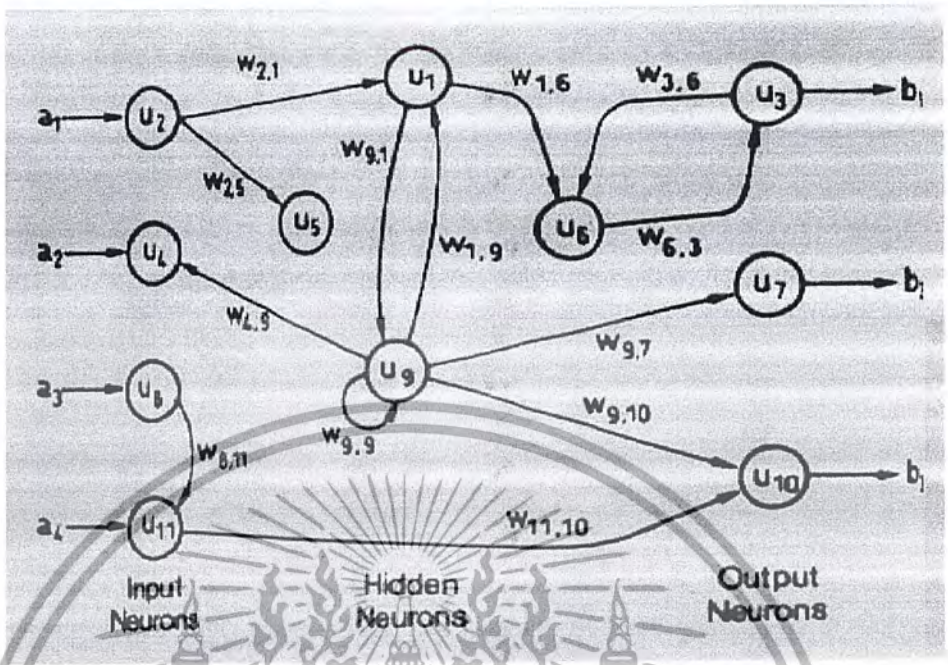


รูปที่ 2.7 ตัวอย่างของโครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้าอย่างง่าย

2.5.1.2 โครงข่ายแบบป้อนกลับ (Feedback networks)

โครงข่ายแบบป้อนกลับอนุญาตให้สัญญาณเดินทางได้ทั้ง 2 ทิศทางโดยมีการสร้างลูปขึ้นในโครงข่าย โครงข่ายแบบป้อนกลับมีสมรรถณะสูงมาก และมีความซับซ้อนเป็นที่สุด โครงข่ายแบบป้อนกลับเป็นโครงข่ายแบบ dynamics คือ สถานะของมันจะเปลี่ยนแปลงไปเรื่อยๆจนกว่าจะถึงจุดสมดุล (equilibrium point) โดยที่มันจะคงอยู่ที่จุดสมดุลจนกว่าอินพุทจะเปลี่ยนและจะต้องทำการหาจุดสมดุลจุดใหม่เมื่ออินพุทเปลี่ยนแปลง สถาปัตยกรรมแบบป้อนกลับนี้เรียกอีกอย่างว่าแบบ interactive หรือ recurrent ซึ่งคำว่า recurrent จะถูกใช้บ่อยกับการเชื่อมต่อแบบป้อนกลับในโครงสร้างแบบเลย์เยอเดียว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

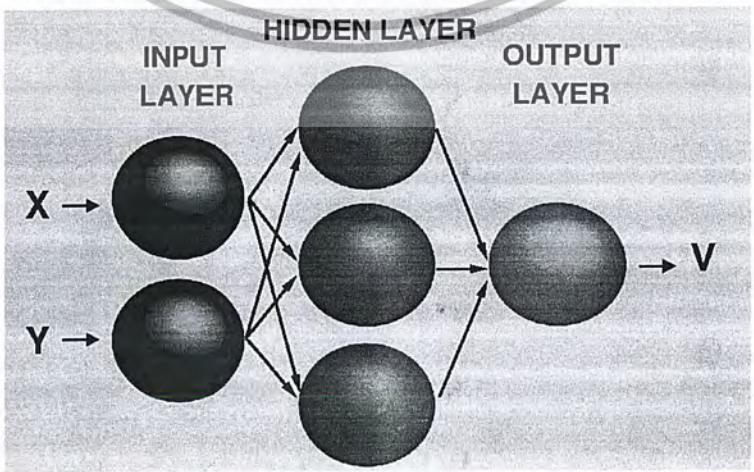


รูปที่ 2.8 ตัวอย่างของโครงข่ายแบบป้อนกลับ

2.5.1.3 เลย์เยอของโครงข่าย (Network layers)

โครงข่ายประสาทเทียมชนิดที่รู้จักกันดีประกอบด้วยกลุ่ม 3 กลุ่มหรือ 3 เลย์เยอของยูนิต เลย์เยอของอินพุทยูนิตที่เชื่อมต่อไปยังเลย์เยอของหิดเดนยูนิต (hidden unit) และเลย์เยอของหิดเดนยูนิตเชื่อมต่อไปยังเลย์เยอของเอาท์พุทยูนิต

- หน้าที่ของอินพุทยูนิตคือการป้อนข้อมูลดิบเข้าสู่โครงข่าย
- หน้าที่ของหิดเดนยูนิตแต่ละตัวถูกกำหนดโดยหน้าที่ของอินพุทยูนิตและค่าน้ำหนักของการเชื่อมต่อระหว่างอินพุทยูนิตและหิดเดนยูนิต
- พฤติกรรมของเอาท์พุทยูนิตขึ้นอยู่กับหน้าที่ของหิดเดนยูนิตและค่าน้ำหนักของการเชื่อมต่อระหว่างหิดเดนยูนิตและเอาท์พุทยูนิต



รูปที่ 2.9 แสดงอินพุทเลย์เยอ, หิดเดนเลย์เยอและเอาท์พุทเลย์เยอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5.2 กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

การจดจำรูปแบบและการตอบสนองของโครงข่ายแบ่งออกเป็น 2 รูปแบบคือ

2.5.2.1 แบบ Associative mapping

คือโครงข่ายจะทาการเรียนรู้เพื่อผลิตรูปแบบพิเศษในชุดของอินพุทยูนิต เมื่อไรก็ตามที่รูปแบบพิเศษตัวอื่นๆถูกใช้ในชุดของอินพุทยูนิตAssociate mapping สามารถจำแนกออกเป็น 2 ชนิดคือ

2.5.2.1.1 แบบ auto-association

ตัวรูปแบบอินพุทมีการเชื่อมต่อกับตัวมันเอง และสถานะของอินพุทยูนิตและเอาท์พุทยูนิตเกิดขึ้นพร้อมกัน ซึ่งใช้ในการเติมเต็มรูปแบบ ตัวอย่างเช่นเพื่อผลิตรูปแบบเมื่อไรก็ตามที่ส่วนของมันหรือรูปแบบที่ผิดเพี้ยนเกิดขึ้น ในกรณีที่ 2 โครงข่ายจะทำการเก็บส่วนของรูปแบบที่สร้างการเชื่อมต่อระหว่างรูปแบบ 2 ชุด

2.5.2.1.2 แบบ hetero-association แบ่งเป็นอีก 2 ชนิดคือ

- **Nearest-neighbor** ซึ่งรูปแบบเอาท์พุทที่ผลิตจะเหมือนกับรูปแบบอินพุทที่ถูกเก็บซึ่งใกล้เคียงกับรูปแบบที่แสดง
- **Interpolative** ซึ่งรูปแบบเอาท์พุทเป็นความเหมือนที่ขึ้นอยู่กับการสอดแทรก (interpolation) ของรูปแบบที่เก็บ ที่เหมือนกับรูปแบบที่แสดง ตัวอย่างเช่นเมื่อมีชุดข้อมูลที่กำหนดแน่นอนเข้าสู่ที่ซึ่งรูปแบบอินพุทถูกจำแนก

2.5.2.2 Regularity detection

ซึ่งยูนิตเรียนรู้ที่จะตอบสนองต่อคุณสมบัติพิเศษของรูปแบบอินพุทในขณะที่ associative mapping โครงข่ายเก็บความสัมพันธ์ระหว่างรูปแบบผลตอบสนองในแบบ regularity detection ของแต่ละยูนิตมีความหมายพิเศษ ลักษณะการเรียนรู้แบบนี้มีความจำเป็นต่อการค้นพบfeatureและการแสดงความรู้

โครงข่ายประสาทเทียมทุกๆโครงข่าย ครอบครองความรู้ซึ่งบรรจุค่าน้ำหนักของการเชื่อมต่อ การเปลี่ยนแปลงความรู้ที่เก็บอยู่ในโครงข่ายเปรียบเสมือนฟังก์ชั่นของประสบการณ์ ที่แสดงถึงกฎการเรียนรู้สำหรับการเปลี่ยนค่าน้ำหนัก ข้อมูลจะถูกเก็บในเมตตริกค่าน้ำหนัก(W) ของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งการเรียนรู้เป็นการกำหนดค่าน้ำหนัก ทำให้เราสามารถแบ่งโครงข่ายประสาทเทียมตามค่าน้ำหนักออกเป็น 2 ชนิดคือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- **Fixed network**

  เป็นแบบที่ค่าน้ำหนักไม่สามารถเปลี่ยนแปลงได้ $\frac{dW}{dt} = 0$ ยกตัวอย่างเช่นโครงข่ายที่น้ำหนักมีค่าคงที่โดยขึ้นอยู่กับปัญหาที่แก้

- **adaptive network** แป็นแบบที่ค่าน้ำหนักสามารถเปลี่ยนแปลงได้ $\frac{dW}{dt} \neq 0$

วิธีการเรียนรู้ทั้งหมดที่ใช้ในการดัดแปลงโครงข่ายประสาทเทียมสามารถจำแนกออกเป็น 2 ชนิดคือ

-Supervised learning

เป็นแบบที่มีการสอนโดยมีครู เป็นการฝึกสอนโดยมีเป้าหมาย ดังนั้นเอาท์พุทยูนิตแต่ละตัวจะบอกถึงสิ่งที่ต้องการโดยตอบสนองต่อสัญญาณอินพุทที่ควรจะเป็น รูปแบบของ Supervised learning ประกอบด้วย error-correction learning, reinforcement learning และ stochastic learning

-Unsupervised learning

เป็นแบบที่ไม่มีการสอนโดยครู เป็นการฝึกสอนโดยไม่มีการกำหนดเป้าหมาย มันเป็นเหมือนกับแบบ Self organization คือข้อมูลแบบ Self-organizes จะถูกแสดงต่อโครงข่ายและทำการตรวจจับสิ่งที่ปรากฏออกมา รูปแบบของ Unsupervised learning ประกอบด้วย Hebbian learning และ competitive learning

2.5.3 ทรานเฟอร์ฟังก์ชั่น (Transfer function)

พฤติกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม(Artificial Neural Network) ขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนักและอินพุท-เอาท์พุทฟังก์ชั่น (ทรานเฟอร์ฟังก์ชั่น) ซึ่งถูกกำหนดสำหรับยูนิต ซึ่งสามารถแบ่งออกเป็น 3 แบบคือ

2.5.3.1 เชิงเส้น(Linear)

ค่าเอาท์พุทจะเป็นสัดส่วนผกผันค่าน้ำหนักเอาท์พุททั้งหมด

2.5.3.2 เทสโฮล(Threshold)

ค่าเอาท์พุทแบ่งออกเป็น 2 ระดับ โดยขึ้นอยู่กับว่าค่าเอาท์พุทโดยรวมมากกว่าหรือน้อยกว่าค่าเทสโฮล

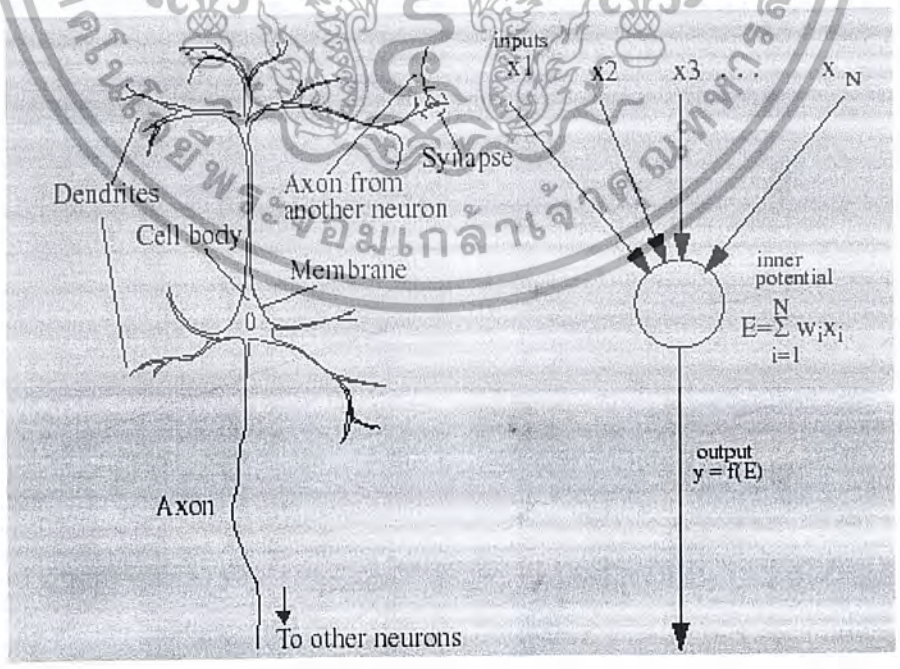
2.5.3.3 ซิกมอย(Sigmoid)

ค่าเอาท์พุทเปลี่ยนแปลงอย่างต่อเนื่องเมื่อค่าอินพุทเปลี่ยนไป แต่เป็นเปลี่ยนแปลงแบบไม่ต่อเนื่อง ซิกมอยยูนิตทำให้เกิดความคล้ายคลึงกับเซลล์ประสาทจริงๆมากกว่าแบบเชิงเส้นและแบบเทสโฮล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5.4 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีน้ำหนัก

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีน้ำหนักประกอบด้วยส่วนย่อยๆที่เรียกว่า Neuronหรือ เซลล์ประสาทในทางชีวภาพ ซึ่งจะมีขาที่ใช้รับส่งข้อมูลหลายขาขึ้นกับการออกแบบ อาจเปรียบได้กับส่วนของ Synapse ในทางชีวภาพ ที่เป็นทางสำหรับส่งผ่านข้อมูลจาก เซลล์ประสาทตัวหนึ่งไปยังเซลล์ประสาทอีกตัวหนึ่ง แต่ละ Synapse จะมีค่าน้ำหนักหรือ Weight ของมันเอง เมื่อรับข้อมูลเข้ามา ข้อมูลแต่ละข้อมูลจะต้องนำไปคูณกับค่าน้ำหนักของ Synapses ที่รับข้อมูลนั้นๆ โดยค่าน้ำหนักนั้นได้มาจากการเรียนรู้แบบ Delta Learning Rule คือ การเปรียบเทียบกับคำตอบที่ได้จริงกับคำตอบที่ควรจะเป็นแล้วนำข้อผิดพลาดมาเข้าสมการ เพื่อหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสม ซึ่งการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมในหนึ่งรอบการเรียนรู้นั้นจะต้องผ่านการคำนวณมากมาย ซึ่งต่างจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก(Weightless Artificial Neural Network (WANN)) อย่างสิ้นเชิง กล่าวคือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักนั้นจะทำงานในลักษณะของ Boolean Table เหมือนในการสร้างตาราง Logic ซึ่งไม่มีการคูณกับค่าน้ำหนักของ Synapses หรือการเข้าสมการใดๆที่ยุ่งยาก ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักนั้นมีข้อได้เปรียบในเรื่องความเร็วและกระบวนการที่ทำได้ง่ายกว่า เมื่อเทียบกับโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีน้ำหนัก



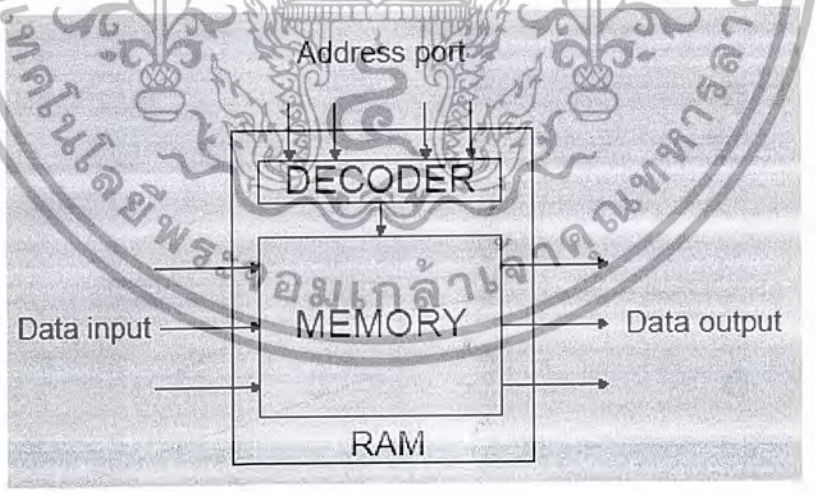
รูปที่ 2.10 Artificial Neural Network เปรียบกับเซลล์ประสาททางชีวภาพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5.5 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

มีลักษณะโครงสร้าง เหมือนโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีน้ำหนัก ต่างกันตรงที่ไม่มีน้ำหนักหรือ Weight ที่ขา Synapses ซึ่งทำหน้าที่รับ-ส่งข้อมูล ทำให้กระบวนการในการตัดสินง่าย และเร็วกว่าแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีน้ำหนักมาก จากข้อดีดังกล่าวจึงได้เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก มาประยุกต์ใช้ในการรู้จำลายเซ็น ซึ่งในการใช้งานนี้ ได้เลือกโครงข่ายที่เป็นแบบ Single Layer Feed Forward Neural คือเป็นโครงข่ายแบบ 1ชั้นไม่มีการป้อนกลับ โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักคือ Standard random access memory (RAM) โดยข้อมูลที่ป้อนให้กับ neural เป็นข้อมูลที่มีค่าเป็นเลขฐานสอง (Binary) ซึ่งข้อมูลที่รับเข้ามานี้ถูกเก็บเป็น address ของ RAM ส่วนเอาท์พุทของประสาทเทียม (Neuron) จะถูกเก็บไว้ใน address เหล่านี้

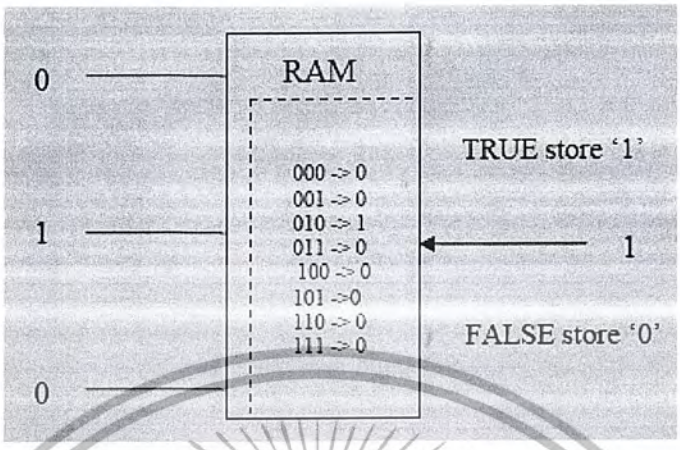
ในกระบวนการนี้มี 2 ขั้นตอนคือ กระบวนการสอนประสาทเทียมด้วยข้อมูลที่เตรียมไว้เป็นขั้นตอนของการเรียนรู้ (Learn phase) จากนั้นใช้ประสาทเทียม (Neuron) เหล่านี้ในการจำแนกข้อมูลใหม่ เรียกขั้นตอนของการวิเคราะห์ (analyses phase)



รูปที่ 2.11 Random Access Memory

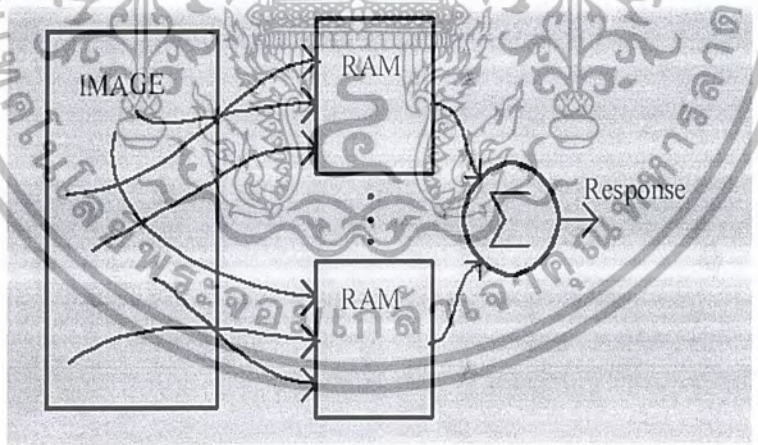
ภาพที่จะนำไปเข้า Neuron จะถูกเก็บในรูปแถวของค่าตรรกะ (array of Boolean values) เพื่อทำการเรียนรู้รูปแบบ จะต้องสุ่มค่าตรรกะ (Boolean) นี้ เพื่อสร้างเป็น n-tuple address ตัวอย่างข้างล่างแสดงให้เห็นถึง RAM ที่ใช้ในการเรียนรู้แบบ 3-bit tuple

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.12 Learning a three-bit tuple

ในการทำงานจริงนั้นจำเป็นต้องใช้ประสาทเทียม (Neuron) หลายตัว ที่เรียกว่า class discriminator (กลุ่มหน่วยความจำของประสาทเทียม) และเพื่อทำการรู้จำภาพต้องแทนค่า TRUE ให้กับเอาท์พุทที่ตรงกับค่าที่ระบุไว้ และนับจำนวนของ TRUE จำนวนที่นับได้จะเป็นผลตอบสนองของระบบ แสดงได้ดังรูป

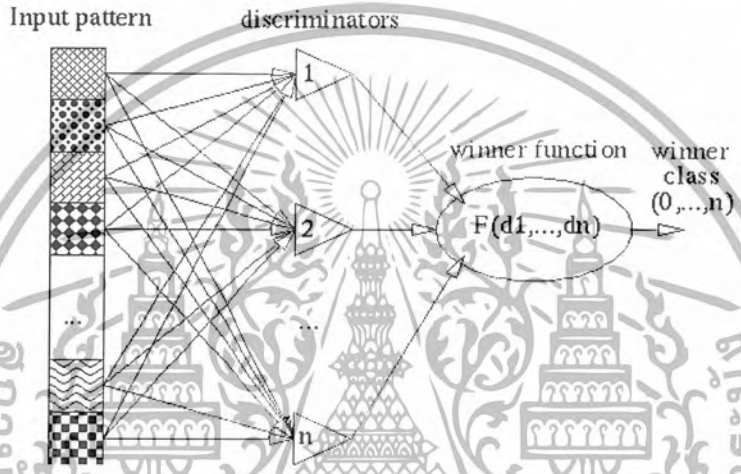


รูปที่ 2.13 กลุ่มหน่วยความจำของประสาทเทียม (Class discriminator)

ผลของการนับนี้จะเป็น 100% เมื่อรูปแบบที่นำไปตรวจสอบเป็นรูปแบบเดียวกับที่นำไปสอน และผลของการนับจะลดลงตามความต่างของรูปแบบที่นำไปตรวจสอบกับรูปแบบที่สอน แต่อย่างไรก็ตามในทางปฏิบัติเรามักกำหนดให้มีการรู้จำวัตถุเมื่อผลของการนับมากกว่า p% โดย p เป็นเทสโฮลค่าที่เหมาะสม

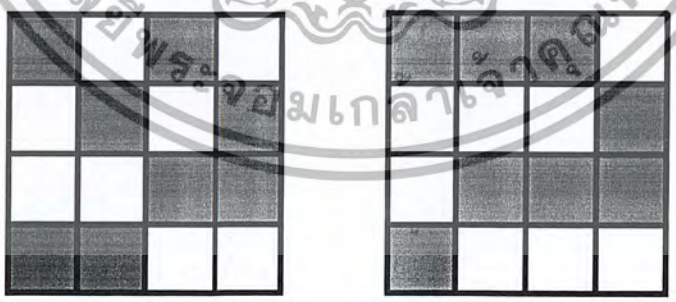
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สังเกตว่าวิธีการรู้จำแบบนี้สามารถสอนประสาทเทียมให้รู้จำรูปแบบที่ต่างกันภายในตัวแยก (Discriminator) ตัวเดียว ตัวอย่างเช่น ลายเซ็น n ลายเซ็น สามารถนำไปสอนโดยใช้ตัวแยก1ตัวได้ แล้วระบบสามารถรู้จำลายเซ็นทั้งสองได้ แต่มันไม่สามารถแยกได้ ดังนั้นเพื่อให้สามารถแยกแยะรูปแบบ n รูปแบบเหล่านี้ได้จะต้องมีตัวแยก (Discriminator) สำหรับสอนแต่ละรูปแบบเท่านั้น เมื่อทำการวิเคราะห์ ให้นับค่าทั้งหมดของตัวแยก (Discriminator) แล้วคำตอบก็คือตัวแยกที่มีผลของการนับมากที่สุดดังรูป



รูปที่ 2.14 การหาตัวแยกที่มีผลของการนับมากที่สุด

การหาตัวแยกที่เหมาะสมที่สุด (Tuple Mapping to Optimize Discriminator)



รูปที่ 2.15 ภาพขนาด 16 บิต

จากภาพทั้งสองเป็นภาพขนาด 16 บิต เราจะกำหนดให้ ขนาดของ tuple เท่ากับ 4 จากนั้น

- ถ้า tuple ทำการสุ่มตามแนวดิ่งจะพบว่า เมื่อสอนให้ประสาทเทียมรู้จำภาพแรก พบว่าภาพที่สองจะมีความเหมือนกันภาพแรกเท่ากับ 75%
- ถ้า tuple ทำการสุ่มตามแนวราบจะพบว่า tuple ล้วนต่างกัน

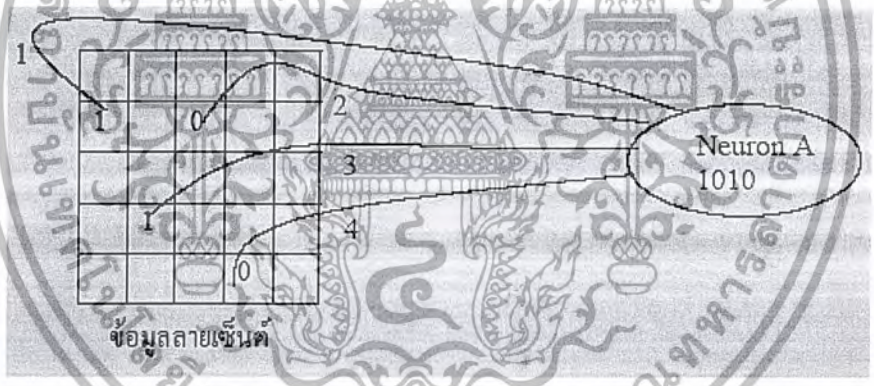
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ดังนั้นการสุ่มของ tuple จึงมีความสำคัญมาก

เราจึงพัฒนาระบบการรู้จำของประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักได้โดยการสุ่มตำแหน่งที่ tuple จะเลือกจับมาก่อน แล้วเก็บผลการนับของตัวแยก (Discriminator) จากนั้นทำการสุ่มตำแหน่งที่ tuple เลือกจับใหม่ ทำการเก็บผลการนับของตัวแยกอีกเช่นกัน จากนั้นนำผลการนับของตัวแรกมาเปรียบเทียบกัน หากผลการนับครั้งหลังดีกว่า ก็กำหนดให้ผลของการนับครั้งหลังเป็นตัวเปรียบเทียบถัดไป ทำเช่นนี้ไปเรื่อยๆจนกว่าจะได้ตัวแยกที่ดีที่สุด

2.6 กระบวนการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

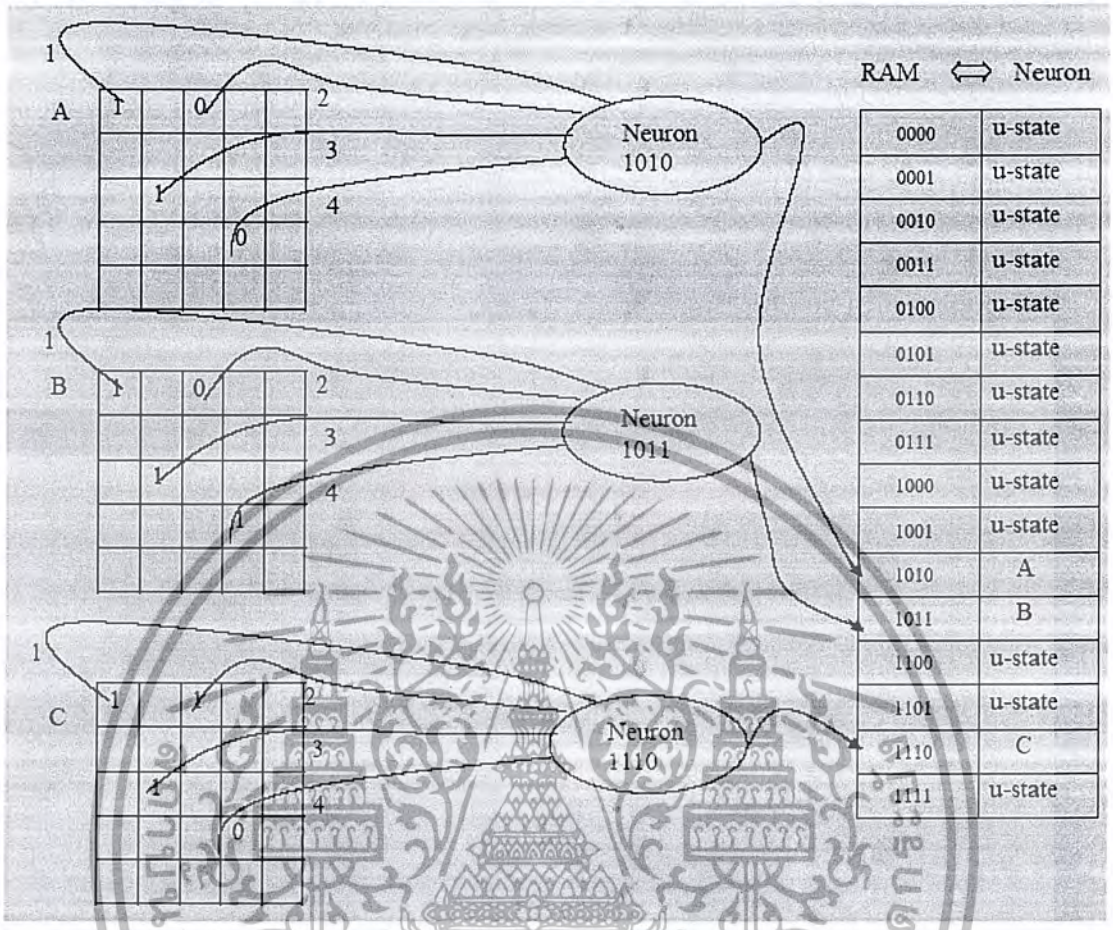
หลักการฝึกสอน Neuron จะมองคุณสมบัติต่างๆที่เทียบกับแซมเปิ้ลเป็นภาพและกำหนดให้ตำแหน่งที่มีข้อมูลมีค่าเป็น 1 และตำแหน่งที่ไม่มีข้อมูลมีค่าเป็น 0 จากนั้นทำการกำหนดตำแหน่ง Synapses ของแต่ละ Neuron บนภาพนั้นๆ แล้วทำการรับข้อมูลจาก Synapses มาเก็บไว้ที่ Neuron ตัวนั้น ดังแสดงในรูปที่ 2.16



รูปที่ 2.16 แสดงการรับข้อมูลของ Synapses

จากที่ได้กล่าวไปแล้วว่า การทำงานของ Neuron นั้นเสมือนการทำงานของ RAM ดังนั้นในการฝึกสอน Neuron จะกำหนดให้ทุกตำแหน่งในหน่วยความจำก่อนการฝึกสอนอยู่ในสภาวะ u-state หรือ undefined-state คือสภาวะที่ค่าของข้อมูลใน RAM ยังไม่ถูกกำหนดชัดเจน จากนั้นจึงให้ Synapses ของ Neuron แต่ละตัวจับตามตำแหน่งที่กำหนด แล้วแปลงเป็นรหัส Binary ตามหลักที่กล่าวไปแล้ว เพื่อนำไปชี้ตำแหน่ง Address ของ RAM ที่จะถูกเขียนด้วยชื่อเจ้าของลายเซ็นที่จับโดย Synapses ของ Neuron นั้นๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.17 การฝึกสอน Neuron โดยการใช้คุณสมบัติของ RAM

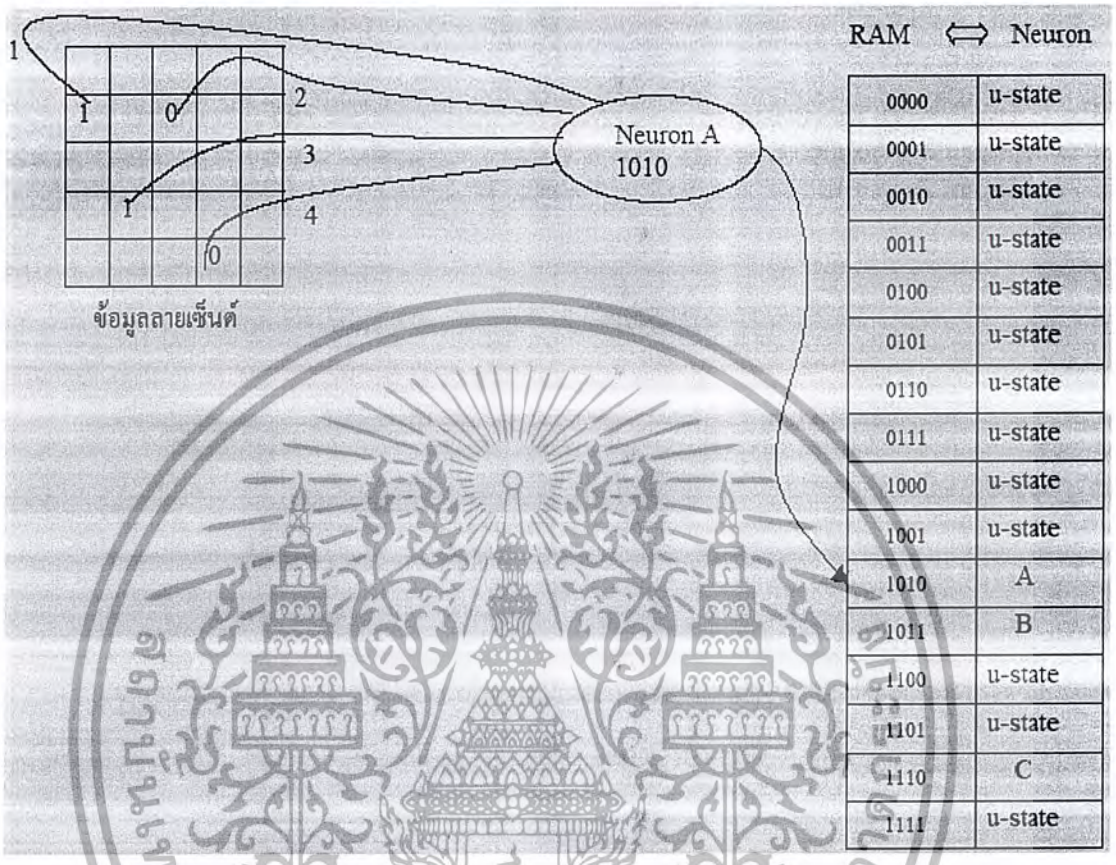
2.7 กระบวนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียม

จากการที่ได้กล่าวไปแล้วว่าการทำงานของ Neuron จะเหมือนการทำงานของ RAM ดังนั้น ในการประมวลผลของ Neuron สามารถใช้หลักของการอ่านข้อมูล RAM ซึ่งทำได้โดยกำหนดค่า Address ข้อมูลที่ต้องการอ่านไปที่ RAM แล้ว RAM ก็จะส่งข้อมูลที่ต้องการนั้นออกมา จากหลักการดังกล่าวสามารถนำมาใช้ในหลักการประมวลผลได้โดย กำหนดให้ตำแหน่ง Address ใน RAM เป็นค่าที่ได้จากตำแหน่งที่ให้ Synapses ของ Neuron แต่ละตัวจับ แล้วแปลงเป็นรหัส Binary ตามหลักที่กล่าวไปแล้ว เพื่อนำไปเป็นค่าชี้ตำแหน่ง Address ของ RAM ที่ต้องการอ่านค่า ซึ่งก็คือค่าที่ได้จากการประมวลผลนั้นเอง โดยตำแหน่งที่กำหนดให้ Synapses ของ Neuron แต่ละตัวจับกับตำแหน่งเดียวกับตำแหน่งที่ Neuron จับในกระบวนการฝึกสอน แต่ถ้าข้อมูลในตำแหน่ง Address ของ RAM ที่ต้องการอ่านอยู่ในสภาวะ u-state ก็จะต้องนำค่า Address นั้นมาเปรียบเทียบหาค่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

Classes ที่ใกล้เคียงที่สุดทาง Hamming Distance แล้วจึงนำข้อมูลใน Address ที่ใกล้เคียงนั้นมาเป็นคำตอบจากการประมวลผล



รูปที่ 2.18 การประมวลผลของ Neuron โดยใช้คุณสมบัติของ RAM

Neuron ที่ใช้ในการฝึกสอนและการประมวลผลคือ Neuron ตัวเดียวกัน นั่นคือมีตำแหน่งที่ให้ Synapses จับตำแหน่งเดียวกัน เมื่อนำ Synapses ของ Neuron ตัวนั้นไปจับภาพที่ต้องการทดสอบการประมวลผลตามตำแหน่งที่กำหนด แล้วแปลงเป็นรหัส Binary ตามหลักที่กล่าวไปแล้ว เพื่อนำไปเป็นค่าชี้ตำแหน่ง Address ของ RAM ที่ต้องการจะอ่านค่า ซึ่งก็คือค่าที่ได้จากการประมวลผลเป็นคำตอบนั้นเอง แต่ถ้าค่าที่ได้อยู่ในสภาวะ u-state ก็ต้องนำค่า Address นั้นมาเปรียบเทียบหาค่า Classes ที่ใกล้เคียงที่สุดโดยใช้วิธี Hamming Distance หรือวิธี H.M.Distance ซึ่งจะเป็นวิธีการเปรียบเทียบกันบิตต่อบิต โดยจะนำข้อมูลที่ต้องการเปรียบเทียบมา Excusive-or กันแล้วนำบิตจากคำตอบที่มีค่าเป็น 1 มาบวกกันก็จะได้ค่า Hamming Distance ของข้อมูลที่เปรียบเทียบนั้น ซึ่งถ้ามีค่ามากก็จะแตกต่างกันมาก ตัวอย่างเช่นกำหนดให้ค่าที่ได้จากการแปลงเป็นรหัส Binary มีค่าเท่ากับ 001 เราจะนำค่านั้นมาเปรียบเทียบกับค่า Address ของข้อมูลใน Class ต่างๆอันได้แก่ตำแหน่ง Address ที่ 000, 011, 100

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

55461

ข้อมูลที่ทดสอบที่มีรหัส Binary เท่ากับ 001 เปรียบเทียบกับข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนที่มีค่า Address เท่ากับ 000

ข้อมูลที่ทดสอบ	001
ข้อมูลที่ฝึกสอน	000
Excusive-or	001
H.M. Distance	1

ข้อมูลที่ทดสอบที่มีรหัส Binary เท่ากับ 001 เปรียบเทียบกับข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนที่มีค่า Address เท่ากับ 011

ข้อมูลที่ทดสอบ	001
ข้อมูลที่ฝึกสอน	011
Excusive-or	010
H.M. Distance	1

ข้อมูลที่ทดสอบที่มีรหัส Binary เท่ากับ 001 เปรียบเทียบกับข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนที่มีค่า Address เท่ากับ 100

ข้อมูลที่ทดสอบ	001
ข้อมูลที่ฝึกสอน	100
Excusive-or	101
H.M. Distance	2

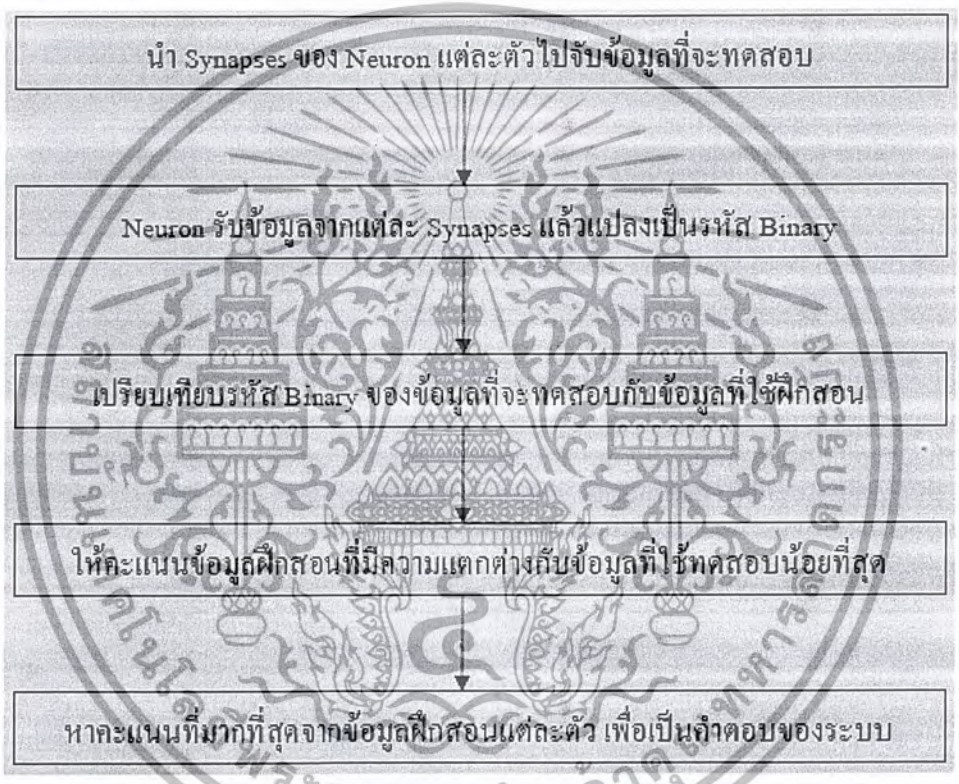
จากการเปรียบเทียบด้วยวิธีการหาค่า H.M. Distance จะได้คำตอบที่น้อยที่สุดคือ 1 ซึ่งมีอยู่ 2 ค่า นั้นคือที่ตำแหน่ง Address 011, 100 ดังนั้นในการประมวลผลครั้งนี้จะให้คำตอบได้ 2 ค่า แต่คำตอบที่ได้นี้ยังไม่ใช่คำตอบของระบบเพราะยังมี Neuron ตัวอื่นๆอีก ที่อาจให้คำตอบเป็นอย่างอื่น ซึ่งการประมวลผลของ Neuron ตัวอื่นๆ ก็ใช้หลักการเดียวกับที่แสดงในตัวอย่างข้างต้น

ในโครงงานนี้เราจะใช้หลักการตัดสินใจของระบบ Neural Network โดยการให้ 1 Neuron แทนด้วยคะแนน 1 คะแนน ดังนั้นถ้าให้ระบบมี Neuron ทั้งหมด n ตัว ก็สามารถกล่าวได้ว่าระบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จะมีคะแนนเต็ม n คะแนน ซึ่งแต่ละคะแนนจะกระจายไปตามข้อมูลที่ได้จากการประมวลผลของแต่ละ Neuron และข้อมูลที่มีคะแนนสูงสุดก็จะเป็นคำตอบของระบบนั้นเอง

ขั้นตอนการประมวลผลโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักที่กล่าวในข้างต้นสามารถเขียนสรุปเป็นขั้นตอนต่างๆอย่างคร่าวๆได้ดังนี้



รูปที่ 2.19 บล็อกไดอะแกรมแสดงการทำงานของ Neural Network

<u>ขั้นที่ 1</u> นำ Synapses ของ Neuron แต่ละตัวไปจับข้อมูลที่จะทดสอบ

ตำแหน่งที่กำหนดให้ Synapses ของ Neuron แต่ละตัวจับก็คือตำแหน่งเดียวกับตำแหน่งของ Neuron แต่ละตัวจับจากการฝึกสอน ซึ่งได้จากการหาตำแหน่งที่ Optimize

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นที่ 2 Neuron รับข้อมูลจากแต่ละ Synapses แล้วแปลงเป็นรหัส Binary

การแปลงเป็นรหัส Binary จากการรับข้อมูลของ Synapses แต่ละ Synapses ของ Neuron คือเราจะมองข้อมูลของลายเซ็น เป็นภาพๆหนึ่ง และจะกำหนดให้ตำแหน่งที่มีข้อมูลมีค่าเป็น 1 และตำแหน่งที่ไม่มีข้อมูลมีค่าเป็น 0

ขั้นที่ 3 เปรียบเทียบรหัส Binary ของข้อมูลที่จะทดสอบกับข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน

การเปรียบเทียบรหัส Binary ของข้อมูลที่จะทดสอบกับข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนจะให้วิธีหา Hamming Distance หรือวิธีเปรียบเทียบกันบิตต่อบิต โดยจะนำข้อมูลที่ต้องการเปรียบเทียบมา Excusive-or กัน แล้วนำบิตจากคำตอบที่มีค่าเป็น 1 มาบวกกันก็จะได้ค่า Hamming Distance ของข้อมูลที่เปรียบเทียบกัน ซึ่งถ้ามีค่ามากก็จะต่างกันมาก

การเปรียบเทียบนี้จะเปรียบเทียบข้อมูลที่จะทดสอบกับข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนที่ถูกจับด้วย Synapses ที่ตำแหน่งเดียวกัน หรือใช้ Neuron ตัวเดียวกันนั่นเอง

ขั้นที่ 4 ให้คะแนนข้อมูลฝึกสอนที่มีความต่างกับข้อมูลที่ใช้ทดสอบน้อยที่สุด

จากการเปรียบเทียบด้วยวิธีการหาค่า Hamming Distance ซึ่งมีค่า Hamming Distance ที่มีค่าน้อยที่สุดก็จะเป็นค่าที่บอกว่าข้อมูลที่ใช้ทดสอบมีค่าใกล้เคียงกับข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนนั้นมากที่สุด เราก็จะให้คะแนนข้อมูลฝึกสอนตัวนั้น 1 คะแนน ซึ่งข้อมูลฝึกสอนที่ได้จากการเปรียบเทียบนั้นอาจมีมากกว่าหนึ่งข้อมูล เราก็จะให้คะแนนข้อมูลฝึกสอนทั้งหมดที่ได้นั้นข้อมูลละ 1 คะแนน

ขั้นที่ 5 หาคะแนนที่มากที่สุดจากข้อมูลฝึกสอนแต่ละตัว เพื่อเป็นคำตอบของระบบ

โครงงานนี้ได้กำหนดให้ Neuron 1 ตัวแทนด้วยคะแนน 1 คะแนน ดังนั้นถ้าให้ระบบ Neural Network มี Neuron ทั้งหมด n ตัวก็สามารถกล่าวได้ว่าระบบจะมีคะแนนเต็ม n คะแนน จากการประมวลผลของ Neuron ทุกตัวในระบบ แต่ละตัวก็จะให้ผลการประมวลแตกต่างกันเป็นคะแนน 1 คะแนน ให้กับข้อมูลฝึกสอนที่มีความใกล้เคียงกับข้อมูลที่ใช้ทดสอบมากที่สุด ดังนั้นแต่ละคะแนนของระบบก็จะกระจายไปตามผลการประมวลผลของ Neuron แต่ละตัว และคำตอบของระบบก็คือข้อมูลฝึกสอนที่มีคะแนนสูงที่สุดจากการรวมคะแนนที่ให้โดย Neuron แต่ละตัว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.8 การหาThreshold ด้วยการแจกแจง t (Student's T Distribution)

เมื่อการสุ่มตัวอย่างมีการแจกแจงแบบปกติ เราสามารถหาค่าเฉลี่ย(μ) และค่าความแปรปรวน(σ^2) ได้ แต่ถ้าหากการสุ่มตัวอย่างที่มีนั้นมีการแจกแจงแบบไม่ปกติ ก็ไม่สามารถหาค่าเฉลี่ย(μ) และค่าความแปรปรวน(σ^2)ได้ จึงนำการแจกแจง T มาใช้ การแจกแจง T เป็นรูปแบบที่ถูกปรับมาเพื่อใช้แก้ปัญหาในการสุ่มตัวอย่าง

พิจารณาที่ประชากรมีค่าเฉลี่ย($\bar{x}$) และกวามแปรปรวน(σ^2) ความแปรปรวนของการแจกแจงแบบสุ่มของประชากรคือ $\sigma_{\bar{x}}^2 = \sigma^2/N$ และค่าเฉลี่ย ($\bar{x}$) ดังในสูตรคะแนนมาตรฐานมีรูปสมการ

$$Z = \frac{\bar{x} - \mu}{\sigma_{\bar{x}}} \qquad (2.1)$$

ถ้าให้ตัวอย่างของการสุ่มเท่ากับ N ค่าจากการแจกแจงปกติ มีค่าเฉลี่ยเป็น μ ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น σ ให้ $\bar{x}$ แทนค่าเฉลี่ยของกลุ่มตัวอย่าง และ s แทนค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานของกลุ่มตัวอย่าง โดยมีค่า degree of freedom (df) เท่ากับ n-1

$$t = \frac{\bar{x} - \mu}{s/\sqrt{n}} \qquad (2.2)$$

การแจกแจง T ไม่ได้มีลักษณะเดียว แต่จะมีหลายลักษณะ ความแตกต่างของการแจกแจงนั้นจะขึ้นอยู่กับจำนวน degree of freedom (df) จำนวนของ df คือ จำนวนค่าของตัวแปรที่เป็นอิสระเมื่อจำนวน df เพิ่มมากขึ้นเท่าใหร่ การแจกแจงก็จะยิ่งเข้าใกล้โค้งปกติมากเท่านั้น การแจกแจงปกตินั้นใช้เมื่อกลุ่มตัวอย่างมีขนาดใหญ่ เนื่องจากกลุ่มตัวอย่างมีขนาดเล็กและการแจกแจงของประชากรเป็นโค้งไม่ปกติ การแจกแจง t จะเป็นรูปแบบที่เหมาะสมที่สุด

สมบัติของโค้งของการแจกแจง T คือ

1. ค่าเฉลี่ย มัธยฐาน และฐานนิยมมีค่าเท่ากับ $\mu = 0$
2. โค้งมีสมมาตรกับแกนตั้งที่ลากผ่าน μ
3. พื้นที่ทั้งหมดที่อยู่ใต้เส้นโค้ง และอยู่เหนือแกนมีค่าเป็น 1

ค่าเฉลี่ย $\mu = 0$

ค่าความแปรปรวน $\sigma^2 = \nu / (\nu - 2)$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

T Table (upper percentile)

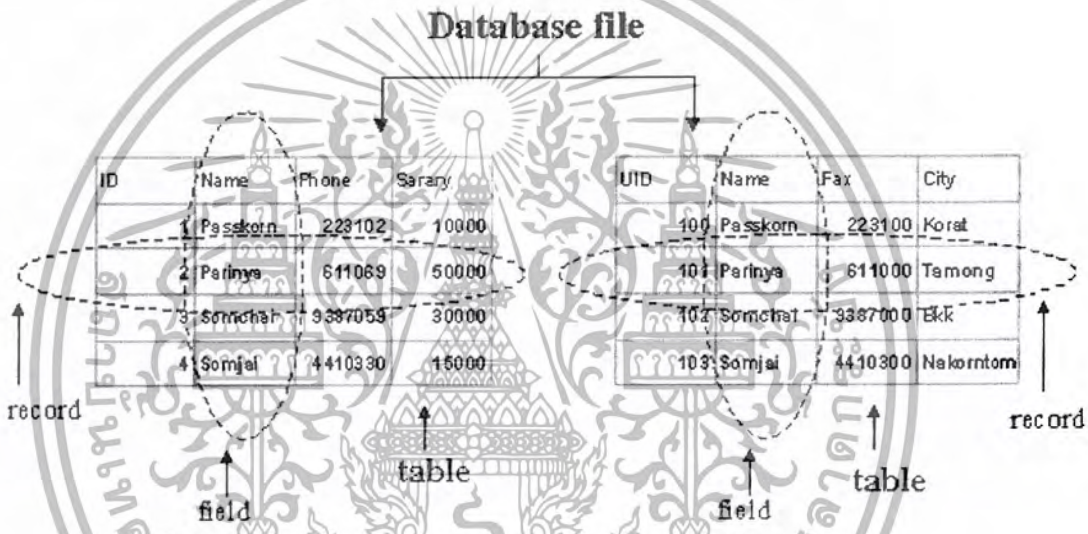
df	0.25	0.20	0.15	0.10	0.05	0.025	0.02	0.01	0.005	0.0025	0.001	0.0005
1	1.000	1.376	1.963	3.078	6.314	12.706	15.895	31.821	63.657	127.321	318.309	636.619
2	0.816	1.061	1.386	1.886	2.920	4.303	4.849	6.965	9.925	14.089	22.327	31.599
3	0.765	0.978	1.250	1.638	2.353	3.182	3.482	4.541	5.841	7.453	10.215	12.924
4	0.741	0.941	1.190	1.533	2.132	2.776	2.999	3.747	4.604	5.598	7.173	8.610
5	0.727	0.920	1.156	1.476	2.015	2.571	2.757	3.365	4.032	4.773	5.893	6.869
6	0.718	0.906	1.134	1.440	1.943	2.447	2.612	3.143	3.707	4.317	5.208	5.959
7	0.711	0.896	1.119	1.415	1.895	2.365	2.517	2.998	3.499	4.029	4.785	5.408
8	0.706	0.889	1.108	1.397	1.860	2.306	2.449	2.896	3.355	3.833	4.501	5.041
9	0.703	0.883	1.100	1.383	1.833	2.262	2.398	2.821	3.250	3.690	4.297	4.781
10	0.700	0.879	1.093	1.372	1.812	2.228	2.359	2.764	3.169	3.581	4.144	4.587
11	0.697	0.876	1.088	1.363	1.796	2.201	2.328	2.718	3.106	3.497	4.025	4.437
12	0.695	0.873	1.083	1.356	1.782	2.179	2.303	2.681	3.055	3.428	3.930	4.318
13	0.694	0.870	1.079	1.350	1.771	2.160	2.282	2.650	3.012	3.372	3.852	4.221
14	0.692	0.868	1.076	1.345	1.761	2.145	2.264	2.624	2.977	3.326	3.787	4.140
15	0.691	0.866	1.074	1.341	1.753	2.131	2.249	2.602	2.947	3.286	3.733	4.073
16	0.690	0.865	1.071	1.337	1.746	2.120	2.235	2.583	2.921	3.252	3.686	4.015
17	0.689	0.863	1.069	1.333	1.740	2.110	2.224	2.567	2.898	3.222	3.646	3.965
18	0.688	0.862	1.067	1.330	1.734	2.101	2.214	2.552	2.878	3.197	3.610	3.922
19	0.688	0.861	1.066	1.328	1.729	2.093	2.205	2.539	2.861	3.174	3.579	3.883
20	0.687	0.860	1.064	1.325	1.725	2.086	2.197	2.528	2.845	3.153	3.552	3.850
21	0.686	0.859	1.063	1.323	1.721	2.080	2.189	2.518	2.831	3.135	3.527	3.819
22	0.686	0.858	1.061	1.321	1.717	2.074	2.183	2.508	2.819	3.119	3.505	3.792
23	0.685	0.858	1.060	1.319	1.714	2.069	2.177	2.500	2.807	3.104	3.485	3.768
24	0.685	0.857	1.059	1.318	1.711	2.064	2.172	2.492	2.797	3.091	3.467	3.745
25	0.684	0.856	1.058	1.316	1.708	2.060	2.167	2.485	2.787	3.078	3.450	3.725
26	0.684	0.856	1.058	1.315	1.706	2.056	2.162	2.479	2.779	3.067	3.435	3.707
27	0.684	0.855	1.057	1.314	1.703	2.052	2.158	2.473	2.771	3.057	3.421	3.690
28	0.683	0.855	1.056	1.313	1.701	2.048	2.154	2.467	2.763	3.047	3.408	3.674
29	0.683	0.854	1.055	1.311	1.699	2.045	2.150	2.462	2.756	3.038	3.396	3.659
30	0.683	0.854	1.055	1.310	1.697	2.042	2.147	2.457	2.750	3.030	3.385	3.646
31	0.682	0.853	1.054	1.309	1.696	2.040	2.144	2.453	2.744	3.022	3.375	3.633
32	0.682	0.853	1.054	1.309	1.694	2.037	2.141	2.449	2.738	3.015	3.365	3.622
33	0.682	0.853	1.053	1.308	1.692	2.035	2.138	2.445	2.733	3.008	3.356	3.611
34	0.682	0.852	1.052	1.307	1.691	2.032	2.136	2.441	2.728	3.002	3.348	3.601
35	0.682	0.852	1.052	1.306	1.690	2.030	2.133	2.438	2.724	2.996	3.340	3.591
36	0.681	0.852	1.052	1.306	1.688	2.028	2.131	2.434	2.719	2.990	3.333	3.582
37	0.681	0.851	1.051	1.305	1.687	2.026	2.129	2.431	2.715	2.985	3.326	3.574
38	0.681	0.851	1.051	1.304	1.686	2.024	2.127	2.429	2.712	2.980	3.319	3.566
39	0.681	0.851	1.050	1.304	1.685	2.023	2.125	2.426	2.708	2.976	3.313	3.558
40	0.681	0.851	1.050	1.303	1.684	2.021	2.123	2.423	2.704	2.971	3.307	3.551
50	0.679	0.849	1.047	1.299	1.676	2.009	2.109	2.403	2.678	2.937	3.261	3.496
60	0.679	0.848	1.045	1.296	1.671	2.000	2.099	2.390	2.660	2.915	3.232	3.460
80	0.678	0.846	1.043	1.292	1.664	1.990	2.088	2.374	2.639	2.887	3.195	3.416
100	0.677	0.845	1.042	1.290	1.660	1.984	2.081	2.364	2.626	2.871	3.174	3.390
1000	0.675	0.842	1.037	1.282	1.646	1.962	2.056	2.330	2.581	2.813	3.098	3.300

รูปที่ 2.20 แสดงตาราง Student's T Distribution

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.9 ฐานข้อมูล

ข้อมูลที่ได้จากการเก็บลายเซ็นต์นั้นมีจำนวนมาก ถ้าไม่มีการจัดเก็บให้เป็นระเบียบก็จะเกิดความวุ่นวายในการค้นหาและเรียกข้อมูลเหล่านั้นมาใช้งานอีกครั้ง ดังนั้นจึงจำเป็นที่จะต้องมีการจัดเก็บข้อมูล เพื่อความสะดวกสะบายเมื่อมีการเรียกใช้ ไม่ว่าจะจัดเก็บข้อมูลแบบไหน ล้วนจำเป็นจะต้องมีรูปแบบในการจัดเก็บที่เหมาะสม ซึ่งรูปแบบการจัดเก็บที่ได้เลือกใช้การจัดเก็บฐานข้อมูลที่เรียกว่า MySQL



รูปที่ 2.21 แสดงไฟล์ฐานข้อมูล

- โดยรวมข้อมูลทั้งหมดที่จัดเก็บเข้าพวกเดียวกันเราเรียกว่า **Debase file**
- จากนั้น ภายใน **Database file** ก็จะประกอบไปด้วย **Table**ต่างๆ ที่จัดเก็บข้อมูล
- ภายใน **Table** ก็จะประกอบไปด้วย **field** ซึ่งจะบ่งบอกลักษณะของข้อมูล
- จากนั้นก็เป็น **Record** ซึ่งเป็นส่วนของข้อมูลที่ถูกจัดเข้าจำพวกด้วยกันตามลักษณะการแบ่งพวกของ **field**

MySQL เป็นโปรแกรมฐานข้อมูลที่ใช้จัดเก็บข้อมูลโปรแกรมหนึ่ง ทำงานในลักษณะ Client Server ทำงานบนระบบ Telnet บน Linux Redhat หรือ Unix System(ฟรี) และบน Win32 (เสียตังค์) ทั่วไปบนระบบเครือข่าย Internet และ Intranet นั้นหมายความว่าเราสามารถ

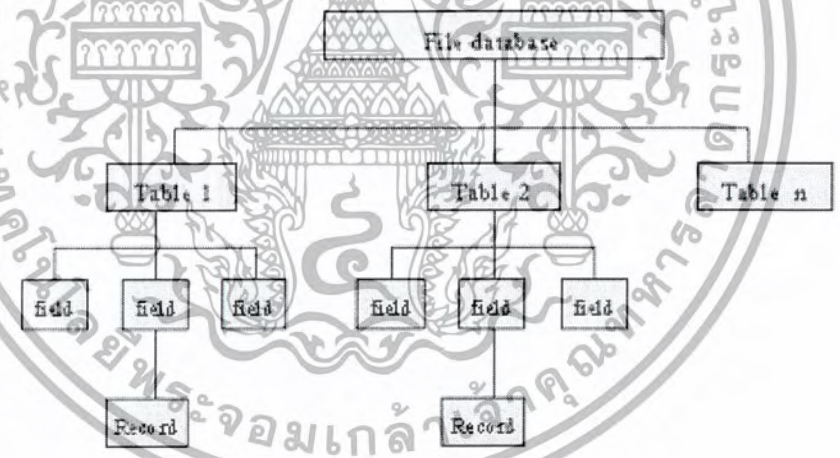
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เรียกใช้ MySQL ได้ทั่วโลกกรณีเป็น Internet และ ทั่วบริเวณที่เป็น Intranet และยังสามารถเรียกใช้บน Web Browser ได้กรณีใช้ language เป็น Interface ในการเชื่อม language ที่ใช้เป็น Interface เช่น PHP Perl C C++ ฯ

MySQL เป็นฐานข้อมูลเชิงสัมพันธ์ (Relational Database Management System) RDBMS คือ สามารถทำงานกับตารางข้อมูลหลายตารางพร้อมๆ กัน โดยสามารถแสดงความสัมพันธ์ของตารางเหล่านั้นด้วย field ที่ใช้ร่วมกัน

2.9.1 การสร้างฐานข้อมูล

โครงสร้างของฐานข้อมูล (Database) ของ MySQL ก็จะไม่ต่างจากโครงสร้างฐานข้อมูลของโปรแกรมฐานข้อมูลในตระกูลอื่น โดยเริ่มจาก สร้างไฟล์ฐานข้อมูล (file database) ขึ้นมาก่อน แล้วจึง สร้างตาราง (table) โดยออกแบบตารางตามที่เราต้องการ



รูปที่ 2.22 แสดงการสร้างฐานข้อมูล

การสร้างตาราง จำเป็นต้องทำความเข้าใจ ถึงองค์ประกอบของตาราง (Table Option) เสียก่อน เพราะว่าในแต่ละตารางต้องมีส่วนประกอบของโครงสร้างดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

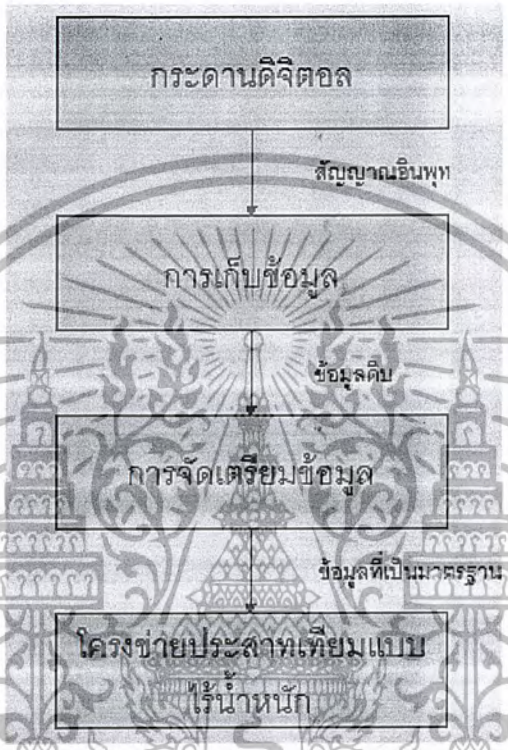
องค์ประกอบของตาราง

Option	Description
AUTO_INCREMENT	The next auto increment value you want to set for your table (MyISAM)
AVG_ROW_LENGTH	An approximation of the average row length for your table. You only need to set this for tables with variable size records.
CHECKSUM	Set this to 1 if you want MySQL to maintain a checksum for all rows (makes the table a little slower to update but makes it easier to nd corrupted tables) (MyISAM)
COMMENT	A 60 character comment for your table
MAX_ROWS	Max number of rows you plan to store in the table
MIN_ROWS	Minimum number of rows you plan to store in the table
PACK_KEYS	Set this to 1 if you want to have smaller index. This usually makes updates slower and reads faster (MyISAM, ISAM).
PASSWORD	Encrypt the .frm le with a password. This option doesn't do anything in the standard MySQL version.
DELAY_KEY_WRITE	Set this to 1 if want to delay key table updates until the table is closed (MyISAM).
ROW_FORMAT	De nes how the rows should be stored (for the future).
PRIMARY KEY	Difference Record must not equals
NOT NULL	Must have any thing in record not null

รูปที่ 2.23 แสดงองค์ประกอบของตาราง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่3
การออกแบบ



รูปที่ 3.1 ขั้นตอนการออกแบบ

3.1 อุปกรณ์ดิจิไตเซอร์ (Digitizer)

เราเลือกใช้ดิจิไตเซอร์รุ่น รุ่นIntuos ของบริษัท Wacomในการเซ็นลายเซ็น โดยดิจิไตเซอร์ที่เลือกใช้มีคุณสมบัติดังต่อไปนี้

ระดับแรงกด (Pressure Level)	:	1,024 ระดับ
ความละเอียด (Resolution)	:	1,015 LPI (line per inch)
อัตราการส่งข้อมูล (Data Rate)	:	200pps (point per second)
ความแม่นยำ (Accuracy)	:	± 0.01 นิ้ว
ระดับความเอียงของปากกา	:	± 60 องศา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2 การเก็บข้อมูล(Data Acquisition)

ในการเก็บข้อมูลของลายเซ็น เราจะต้องใช้ Wintab API ซึ่งเป็น API มาตรฐานในการเก็บข้อมูลจากกระดานดิจิตอล โดยเลือกใช้ JanHWintab component ซึ่งเป็น Wintab API component สำหรับโปรแกรม Delphi เราจะเก็บข้อมูลจากกระดานดิจิตอลดังนี้

- จุดโคออดิเนตในแนวราบ และแนวดิ่งของกระดานดิจิตอลขณะที่ทำการเซ็น
- แรงกด ซึ่งเป็นสิ่งที่แสดงให้ทราบว่าเราใช้ปากกาอิเลกทรอนิกส์กดลงบนผิวหน้าของกระดานดิจิตอลมากน้อยเพียงใด
- มุมเอียงของปากกาในแบบ Altitude ขณะที่ทำการเซ็น

ซึ่งข้อมูลเหล่านี้จะเป็นข้อมูลที่เทียบกับ Sample point

3.3 การจัดเตรียมข้อมูล(Preprocessing)

เนื่องจากในการเซ็นลายเซ็นแต่ละครั้งนั้นข้อมูลที่ได้ย่อมไม่เหมือนกันในทุกครั้ง เช่น รูปร่างของลายเซ็นอาจใหญ่ หรือ เล็ก หรือว่า Sample point มากขึ้น หรือว่าเซ็นแล้วลายเซ็นมีการเอียงไปจากปกติ ดังนั้นเราจึงต้องมาทำการจัดข้อมูลให้เป็นมาตรฐานเพื่อที่จะใช้ในการเทียบข้อมูลกันได้ ซึ่งการจัดข้อมูลให้เป็นมาตรฐานได้แก่

3.3.1 การปรับมุมเอียงของลายเซ็น(Rotation)

เป็นการหาตำแหน่งของลายเซ็นที่มีความเสถียรที่สุด โดยการทำให้ความกว้างของลายเซ็นในแนวราบมีค่ามากสุด ซึ่งไม่จำเป็นว่าปรับแล้วจะต้องมีลักษณะเหมือนลายเซ็นปกติ โดยมีวิธีการดังนี้คือ

เริ่มจากหาค่าข้อมูลแนวราบที่น้อยที่สุด ($x\min$) และข้อมูลในแนวราบที่มากที่สุด ($x\max$) ในอาเรย์ แล้วหาว่าที่ข้อมูลแนวราบที่น้อยที่สุด ($x\min$) ค่าข้อมูลในแนวดิ่งมีค่าเท่าไร($y@x\min$)และข้อมูลในแนวราบที่มากที่สุด ($x\max$) ค่าข้อมูลในแนวดิ่งมีค่าเท่าไร($y@x\max$) นำข้อมูลแนวดิ่งที่ข้อมูลแนวราบมีค่ามากที่สุด ($y@x\max$) ลบด้วยข้อมูลแนวดิ่งที่ข้อมูลแนวราบมีค่าน้อยที่สุด($y@x\min$) ซึ่งเมื่อลบกันแล้วจะแบ่งวิธีปรับมุมเอียงเป็น 2 กรณี คือ

3.3.1.1 วิธีการปรับมุมเอียงกรณีมุมที่ปรับอยู่ระหว่าง 0 ถึง 45 องศา

เนื่องข้อมูลแนวดิ่งที่ข้อมูลแนวราบมีค่ามากที่สุด($y@x\max$) ลบด้วยข้อมูลแนวดิ่งที่ข้อมูลแนวราบมีค่าน้อยที่สุด ($y@x\min$) ลบกันแล้วมีค่าเป็นบวกก็แสดงว่ามุมที่เสถียรมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 45 องศา ทำการหามุมที่เสถียรโดยใช้สูตร $X^* = x\max\cos\beta + y@x\max\sin\beta$ (3.1)

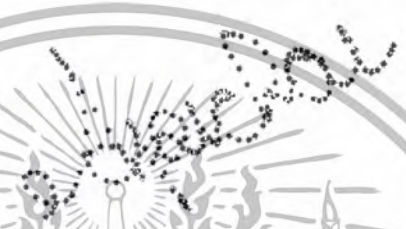
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยมุม β เริ่มตั้งแต่ 0 และเพิ่มขึ้นที่ละ 1 จนถึง 45 แล้วตรวจสอบว่า X^* มีค่ามากที่สุดที่มุม β เท่ากับเท่าไร ซึ่ง β ที่ทำให้ X^* มีค่ามากที่สุดคือมุมที่เสถียร แล้วทำการปรับข้อมูลด้วย ที่ตำแหน่งต่างด้วยสมการดั้งนี้

$$X^*(t) = x(t)\cos\beta + y(t)\sin\beta \quad (3.2)$$

$$Y^*(t) = y(t)\cos\beta - x(t)\sin\beta \quad (3.3)$$

โดย β คือค่ามุมที่ใช้ในการปรับลายเซ็นให้เป็นมาตรฐานเดียวกัน(มุมที่เสถียร)



รูปที่ 3.2 ลายเซ็นเอียงระหว่าง 0 ถึง 45 องศา

3.3.1.2 วิธีการปรับมุมเอียงกรณีมุมที่ปรับอยู่ระหว่าง -45 ถึง 0 องศา

เนื่องข้อมูลแนวดิ่งที่ข้อมูลแนวราบมีค่ามากที่สุด($y@x\max$) ลบด้วยข้อมูลแนวดิ่งที่ข้อมูลแนวราบมีค่าน้อยที่สุด($y@x\min$) ลบกันแล้วมีค่าเป็นลบก็แสดงว่ามุมที่เสถียรมีค่าอยู่ระหว่าง -45 ถึง 0 องศา ทำการหามุมที่เสถียรโดยใช้สูตร $X^* = x\max\cos\beta - y@x\max\sin\beta$ โดยมุม β เริ่มตั้งแต่ -45 และเพิ่มขึ้นที่ละ 1 จนถึง 0 แล้วตรวจสอบว่า X^* มีค่ามากที่สุดที่มุม β เท่ากับเท่าไร ซึ่ง β ที่ทำให้ X^* มีค่ามากที่สุดคือมุมที่เสถียร แล้วทำการปรับข้อมูลด้วย ที่ตำแหน่งต่างด้วยสมการดั้งนี้

$$X^*(t) = x(t)\cos\beta - y(t)\sin\beta \quad (3.4)$$

$$Y^*(t) = y(t)\cos\beta + x(t)\sin\beta \quad (3.5)$$

โดย β คือค่ามุมที่ใช้ในการปรับลายเซ็นให้เป็นมาตรฐานเดียวกัน(มุมที่เสถียร)

รูปที่ 3.3 ลายเซ็นเอียงระหว่าง -45 ถึง 0 องศา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.2 การปรับขนาดของลายเซ็น (Scaling)

เป็นการปรับขนาดของลายเซ็นในแต่ละครั้งที่เซ็น ให้มีขนาดที่เท่ากันหรือเป็นมาตรฐานเดียวกัน โดยปรับขนาดของลายเซ็นในแนวราบให้มีขนาด 10 เซนติเมตร และขนาดของลายเซ็นในแนวดิ่งให้มีขนาด 5 เซนติเมตร

3.3.2.1 วิธีปรับขนาดของลายเซ็นในแนวราบ

เริ่มจากหาค่าข้อมูลแนวราบที่น้อยที่สุด ($x\min$) และข้อมูลในแนวราบที่มากที่สุด ($x\max$) ในอาเรย์จากนั้นนำค่าข้อมูลในอาเรย์แต่ละค่าลบด้วยข้อมูลแนวราบที่น้อยที่สุด ($x\min$) หารด้วยข้อมูลในแนวราบที่มากที่สุด ($x\max$) ลบด้วยข้อมูลแนวราบที่น้อยที่สุด ($x\min$) คูณด้วยค่าขนาดของลายเซ็นที่ใช้ปรับขนาดในแนวราบ ซึ่งจะทำให้เราได้ขนาดลายเซ็นในแนวราบที่เราต้องการ สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$x^*(t) = \frac{x(t) - x\min}{x\max - x\min} \times \alpha x \quad (x\min \le x(t) \le x\max) \qquad (3.5)$$

โดย $x^*(t)$ คือค่าข้อมูลในแนวราบหลังที่ได้หลังจากทำการปรับขนาด

$x(t)$ คือค่าข้อมูลในแนวราบหลังที่ยังไม่ทำการปรับขนาด

αx คือค่าขนาดของลายเซ็นที่ใช้ปรับขนาดในแนวราบ

3.3.2.2 วิธีปรับขนาดของลายเซ็นในแนวดิ่ง

เริ่มจากหาค่าข้อมูลแนวดิ่งที่น้อยที่สุด ($y\min$) และข้อมูลในแนวดิ่งที่มากที่สุด ($y\max$) ในอาเรย์จากนั้นนำค่าข้อมูลในอาเรย์แต่ละค่าลบด้วยข้อมูลแนวดิ่งที่น้อยที่สุด หารด้วยข้อมูลในแนวราบที่มากที่สุด ($y\max$) ลบด้วยข้อมูลแนวราบที่น้อยที่สุด ($y\min$) คูณด้วยค่าขนาดของลายเซ็นที่ใช้ปรับขนาดในแนวดิ่ง ซึ่งจะทำให้เราได้ขนาด ลายเซ็นในแนวดิ่งที่เราต้องการ สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$y^*(t) = \frac{y(t) - y\min}{y\max - y\min} \times \alpha y \quad (y\min \le y(t) \le y\max) \qquad (3.6)$$

โดย $y^*(t)$ คือค่าข้อมูลในแนวราบหลังที่ได้หลังจากทำการปรับขนาด

$y(t)$ คือค่าข้อมูลในแนวราบหลังที่ยังไม่ทำการปรับขนาด

αy คือค่าขนาดของลายเซ็นที่ใช้ปรับขนาดในแนวราบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 3.4 Algorithm ของการปรับขนาดลายเซ็น

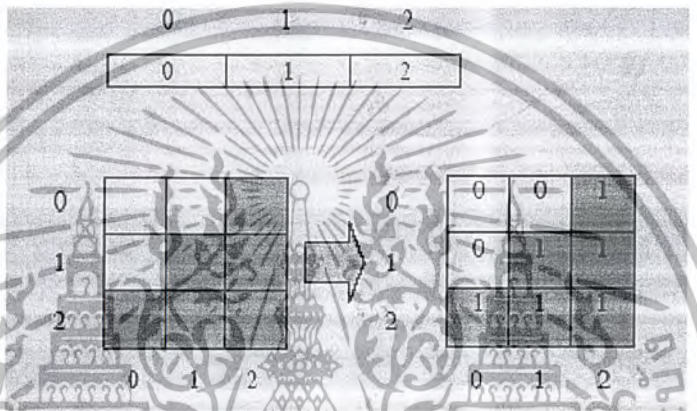
3.3.3 การปรับปริมาณ Sample point

เป็นการปรับปริมาณ Sample point ของข้อมูลในแนวราบ ข้อมูลในแนวดิ่ง ข้อมูลแรงกดและข้อมูลของมุมเอียงแบบ Altitude ให้มีปริมาณเท่ากันหรือเป็นมาตรฐานเดียวกัน โดยการปรับปริมาณ Sample point ให้มีปริมาณ 100 จุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.4 การปรับข้อมูลจากอาเรย์ 1 มิติ เป็นอาเรย์ 2 มิติ

เนื่องจากข้อมูลทั้งหมดที่ทำการเก็บนั้นเป็นข้อมูลอาเรย์เพียง 1 มิติ จึงต้องทำการแปลงข้อมูลจากอาเรย์ 1 มิติเป็น ข้อมูลอาเรย์ 2 มิติ เพื่อความสะดวกในการใช้ Synapse ของ neuron ในการจับข้อมูล โดยการกำหนดให้ข้อมูลที่ 0 จนถึงข้อมูลในอาเรย์ของแต่ละ Sample point มีค่าเป็น 1 ส่วนข้อมูลที่เกินไปจากข้อมูลในอาเรย์ของแต่ละ Sample point มีค่าเป็น 0



รูปที่ 3.5 แสดงการแปลงข้อมูลจากอาเรย์ 1 มิติ เป็นข้อมูลอาเรย์ 2 มิติ

3.4 การโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ประกอบด้วย 3 ส่วนดังนี้

- โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม
- การสอนโครงข่ายประสาทเทียม
- การรู้จำของโครงข่ายประสาทเทียม

3.4.1.โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

ได้ออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้เทคนิค N-tuple ดังนี้

จำนวนเซลล์ประสาทเทียมเท่ากับ 100 ตัว

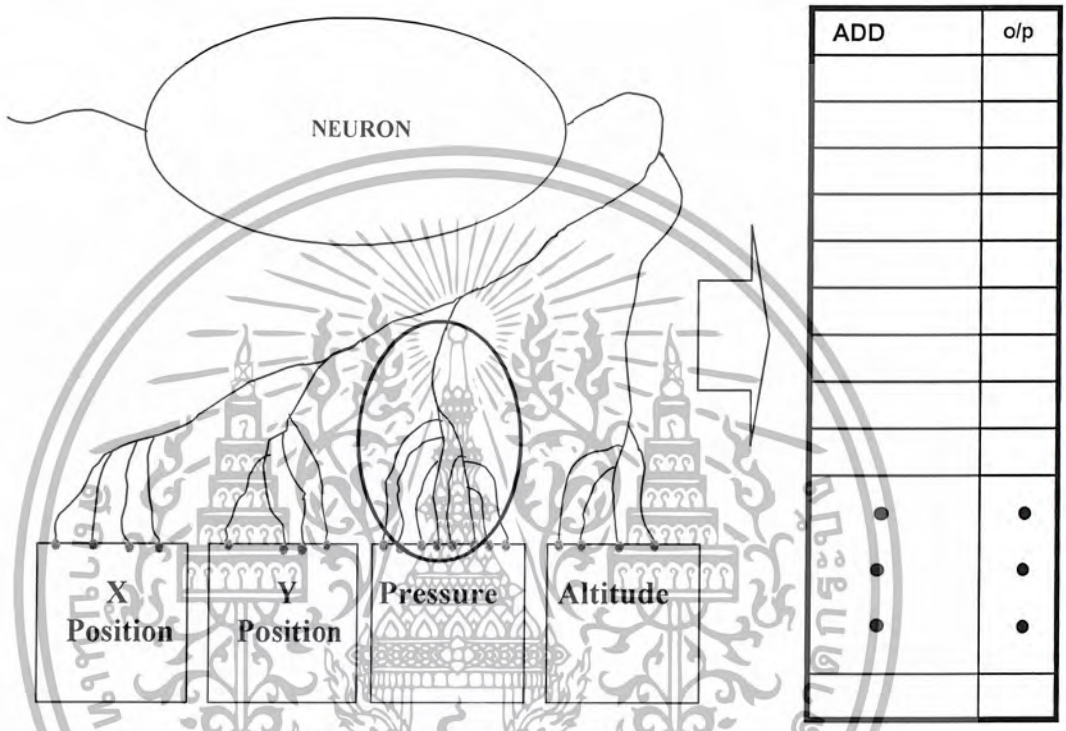
แต่ละเซลล์ประสาทเทียมมีจำนวนขาเท่ากับ 20 ขา

ชุดของตำแหน่งที่ขาเซลล์ประสาทแต่ละตัวจับนั้นต่างกัน

ข้อมูลที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมมี 4 อย่าง คือ ตำแหน่งในแนวราบ (X-position) ตำแหน่งในแนวดิ่ง(Y-position) แรงกดของปลายปากกา (Pressure) และ มุมเอียงของปากกาในแบบ Altitude โดยจากการวิเคราะห์ลายเซ็นพบว่าข้อมูลที่มีนัยสำคัญ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

มากที่สุดคือข้อมูลจากแรงกดของปลายปากกา ดังนั้นในการออกแบบจึงในขาของเซลล์ประสาทเทียมไปจับข้อมูลจากแรงกดของปลายปากกามากที่สุดโดยให้ขาของเซลล์ประสาทเทียมไปจับข้อมูลจากแรงกดของปลายปากกาเป็นจำนวน 8 ขา และจับที่ข้อมูลอีก 3 อย่าง อย่างละ 4 ขา



รูปที่ 3.6 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

3.1.2 การสอนโครงข่ายประสาทเทียม

ออกแบบให้การสอนโครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบ Supervised learning ซึ่งเป็นการสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีเป้าหมาย เสมือนการสอนโดยมีครู โดยการสอนโครงข่ายประสาทเทียมหลายๆครั้ง โดยในการสอนแต่ละครั้งกำหนดให้เอาท์พุทของแรมในแอดเดรสนั้นๆมีค่าเท่ากับ 1 ยิ่งทำการสอนโครงข่ายประสาทเทียมมากครั้งเท่าไหร่ก็จะยิ่งทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีความฉลาดในการรู้จำมากเท่านั้น แต่ในการเรียนรู้อย่างน้อยต้องมีจำนวนมากกว่า 30 ครั้ง ในที่นี้ได้ออกแบบให้มีการเรียนรู้จำนวน 50 ครั้ง ซึ่งการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมมากครั้งขึ้นก็เสมือนกับการมีข้อมูลในหน่วยความจำมากขึ้น ดังตัวอย่างข้างล่าง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ADD	o/p
11110011011110111000	1
11110011011110111100	1
11110011011110111101	1
11110011011110111110	1
11110011011111111110	1
11110011011110111110	1
11100011011110111110	1
11110011011110111111	1
	0
.	.
.	.
.	.
	0

รูปที่ 3.7 แสดงภาพจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

3.1.3 การรู้จำของโครงข่ายประสาทเทียม

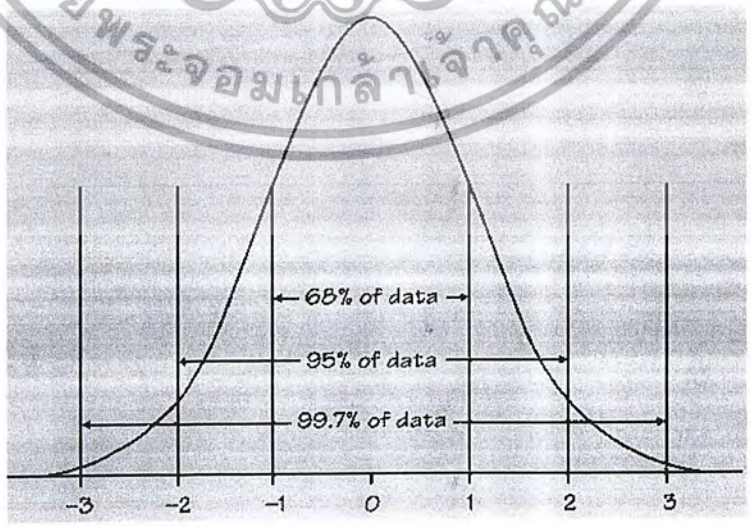
เราใช้วิธี Hamming distance ในการเปรียบเทียบข้อมูลกันบิตต่อบิตในการรู้จำของโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะนำข้อมูลที่ต้องการเปรียบเทียบมา Excusive-or กัน แล้วนำบิตจากคำตอบที่มีค่าเป็น 1 มาบวกกันก็จะได้ค่า Hamming Distance และค่า Hamming Distance ที่ได้นี้จะต้องมีค่าน้อยกว่าค่า Hamming Distance มากที่สุดที่ได้กำหนดไว้ ในที่นี้ได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ช่วง แต่ละช่วงจะมีค่า Hamming Distance ไม่เท่ากัน โดยจะให้ช่วงของข้อมูลที่มีความแตกต่างน้อยมีค่า Hamming Distance มาก และให้ช่วงของข้อมูลที่มีความแตกต่างมากมีค่า Hamming Distance น้อย ในโครงงานครั้งนี้ได้แบ่งค่ามากสุดของ Hamming Distance ออกเป็น 3 ช่วง คือ ช่วงแรกมีค่า Hamming Distance สูงสุดได้ 0 ช่วงที่สองมีค่า Hamming Distance สูงสุดได้ 2 และช่วงสุดท้ายมีค่า Hamming Distance สูงสุดได้ 1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ADD	o/p
11110011011110111000	1
11110011011110111100	1
11110011011110111101	1
11110011011110111110	1
11110011011111111110	1
11110011011110111110	1
11110011011110111110	1
11110011011110111111	1
	0
•	•
•	•
•	•
	0

รูปที่ 3.8 การรู้จำของโครงข่ายประสาทเทียม

เมื่อเราจะได้เอาท์พุทของทุกๆเซลล์ประสาทเทียม จากนั้นก็ทำการรวมค่าเอาท์พุท แล้วนำค่าเอาท์พุทมาเปรียบเทียบกับ ค่า Threshold



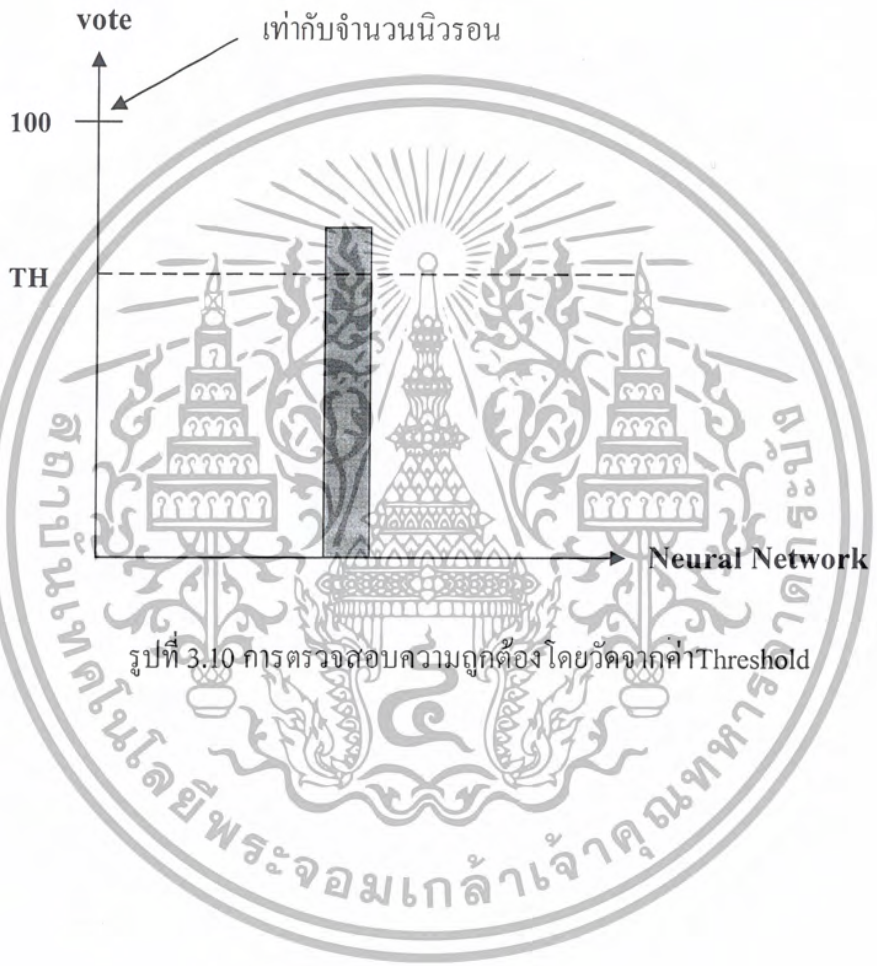
รูปที่ 3.9 พื้นที่ใต้กราฟของ Standard Score

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Threshold (TH) เป็นค่าที่ทำให้ได้พื้นที่ใต้กราฟของ Standard Score อยู่ภายในช่วง 95% นั้นคือ -2 < Z < 2 และจากสมาการของ Standard Score สามารถคำนวณค่า Threshold ได้ดังนี้

$$Z = \frac{\overline{X} - TH}{SD}$$

$$TH = \overline{X} - (Z \times SD)$$



รูปที่ 3.10 การตรวจสอบความถูกต้องโดยวัดจากค่าThreshold

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

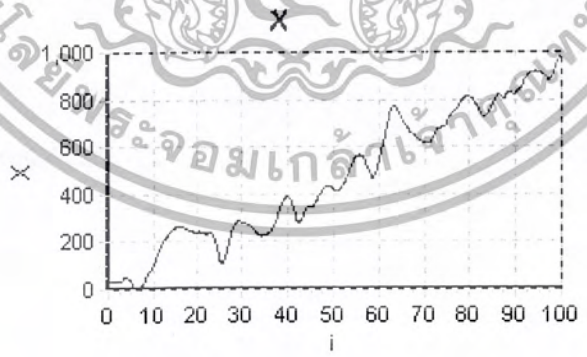
บทที่ 4

การทดลองและผลการทดลอง

4.1 การทดลองวัดค่าต่างๆที่เกิดจากการเซ็นลายเซ็น

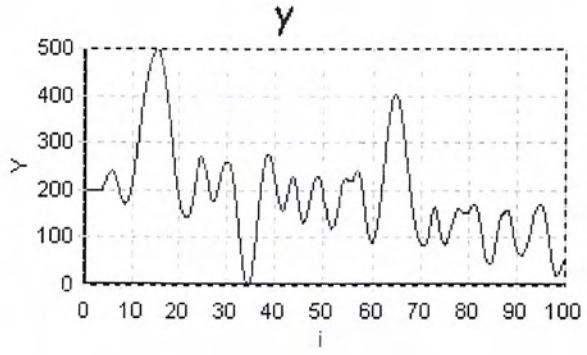
การทดลองนี้เป็นการทดลองว่าเมื่อเซ็นลายเซ็นแล้วจะได้ค่าอะไรจากดิจิไตเซอร์(Digitizer) บ้าง

รูปที่ 4.1 แสดงตัวอย่างลายเซ็น

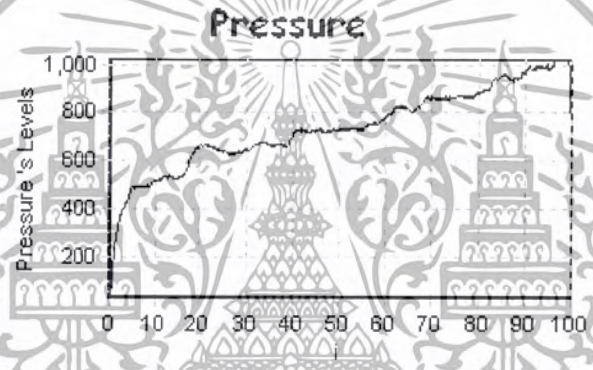


รูปที่ 4.2 กราฟแสดงตำแหน่งในแนวราบเทียบกับแซมเปิ้ลพอยท์

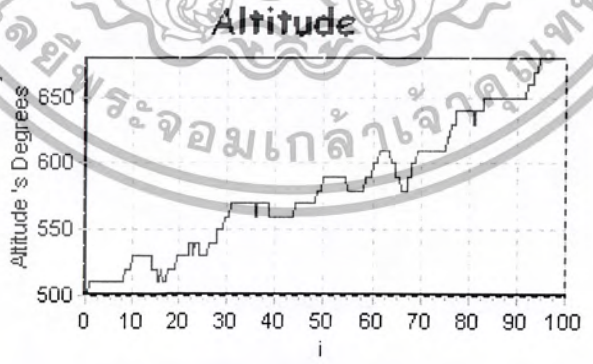
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.3 กราฟแสดงตำแหน่งในแนวดิ่งเทียบกับแซมเปิ้ลพอยท์



รูปที่ 4.4 กราฟแสดงแรงกดปลายปากกาเทียบกับแซมเปิ้ลพอยท์



รูปที่ 4.5 กราฟแสดงมุมของปากกาในแบบ Altitude เทียบกับแซมเปิ้ลพอยท์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2 การทดลองเก็บคะแนนจาก Neural Network ของลายเซ็น

คะแนนจาก Neural Network ของลายเซ็นนางสาว อุษา โรจน์นครินทร์ โดยการเก็บข้อมูลจากการเซ็นจำนวน 40 ครั้ง

ลายเซ็นครั้งที่	คะแนนจาก neural network
1	75
2	71
3	95
4	98
5	98
6	97
7	97
8	98
9	97
10	97
11	75
12	80
13	86
14	86
15	88
16	99
17	99
18	99
19	99
20	98
21	98
22	93
23	98
24	97

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลายเซ็นต์ครั้งที่	คะแนนจาก neural network
26	97
27	92
28	60
25	97
29	75
30	77
31	76
32	79
33	92
34	93
35	93
36	93
37	97
38	97
39	97
40	95

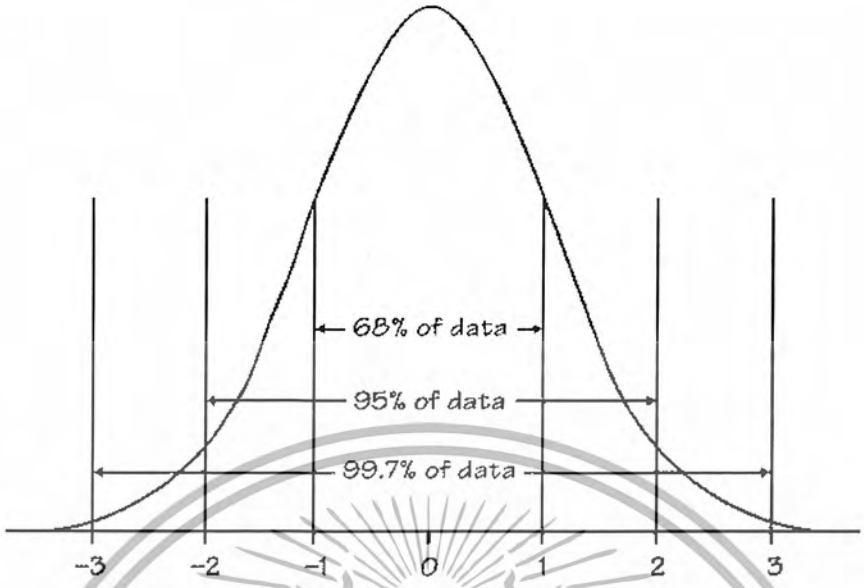
รูปที่ 4.6 แสดงตารางการทดลองเก็บข้อมูลของลายเซ็น

จากคะแนนรวมของ Neural Network ลายเซ็นนางสาว อุษา โรจน์นครินทร์ นำมาหาค่าเฉลี่ย $\overline{X}$ และ ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐาน SD ได้ดังนี้

$$\overline{X} = \frac{\sum X}{N} = 90.65$$

$$SD = \sqrt{\frac{\sum \left(X - \overline{X}\right)^2}{N-1}} = 9.88$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.7 พื้นที่ใต้กราฟของ Standard Score

เนื่องจากได้เลือกค่า Threshold (TH) ที่ทำให้ได้พื้นที่ใต้กราฟของ Standard Score อยู่ภายในช่วง 95% นั้นคือ $-2 < Z < 2$ และจากสมาการของ Standard Score สามารถคำนวณค่า Threshold ได้ดังนี้

$$Z = \frac{\bar{X} - TH}{SD}$$

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

$$= 90.65 - (2 \times 9.88)$$

$$= 71.89 \approx 71$$

เพราะฉะนั้น Threshold (TH) ของลายเซ็นนางสาว อุษา โรจน์นครินทร์ เท่ากับ 71

4.3 การทดลองตรวจสอบความถูกต้องของลายเซ็น

4.3.1 ตรวจสอบลายเซ็นโดยเจ้าของลายเซ็น

โดยการหาค่า FRR (False Rejection Rate) เป็นค่าที่บ่งบอกถึงเปอร์เซ็นต์ในการไม่ยอมรับลายเซ็นที่เจ้าของผู้เซ็นตัวเอง โดยทำทดลองเซ็นจำนวน 40 ครั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลายเซ็นครั้งที่	คะแนนจาก neural network	ความถูกต้องของลายเซ็น
1	85	Correct
2	98	Correct
3	98	Correct
4	98	Correct
5	82	Correct
6	90	Correct
7	91	Correct
8	79	Correct
9	81	Correct
10	70	Incorrect
11	70	Incorrect
12	81	Correct
13	69	Incorrect
14	82	Correct
15	82	Correct
16	75	Correct
17	72	Correct
18	76	Correct
19	67	Incorrect
20	89	Correct
21	89	Correct
22	98	Correct
23	82	Correct
24	85	Correct
25	85	Correct
26	65	Incorrect
27	81	Correct

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลายเซ็นครั้งที่	คะแนนจาก neural network	ความถูกต้องของลายเซ็น
28	95	Correct
29	95	Correct
30	95	Correct
31	81	Correct
32	85	Correct
33	87	Correct
34	60	Incorrect
35	82	Correct
36	60	Incorrect
37	88	Correct
38	82	Correct
39	87	Correct
40	88	Correct

รูปที่4.8 แสดงตารางการตรวจสอบลายเซ็นโดยเจ้าของลายเซ็น

จากการตรวจสอบลายเซ็น โดยเจ้าของลายเซ็นพบว่า มีความผิดพลายอยู่ 7 ครั้ง คำนวณเป็นค่า FRR (False Rejection Rate) ได้เท่ากับ 17.5 เปอร์เซ็นต์

4.3.2 การทำการปลอมลายเซ็น

โดยการหาค่า FAR (False Acceptation Rate) เป็นค่าที่บ่งบอกถึงเปอร์เซ็นต์ในการไม่ยอมรับลายเซ็นที่เจ้าของเป็นผู้เซ็นเอง ทดลองโดยทำการเซ็นจำนวน 30 ครั้ง

ลายเซ็นครั้งที่	คะแนนจาก neural network	ความถูกต้องของลายเซ็น
1	65	Incorrect
2	22	Incorrect
3	11	Incorrect
4	15	Incorrect
5	19	Incorrect

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลายเซ็นครั้งที่	คะแนนจาก neural network	ความถูกต้องของลายเซ็น
6	14	Incorrect
7	21	Incorrect
8	29	Incorrect
9	34	Incorrect
10	72	Correct
11	26	Incorrect
12	16	Incorrect
13	50	Incorrect
14	12	Incorrect
15	19	Incorrect
16	13	Incorrect
17	71	Correct
18	35	Incorrect
19	32	Incorrect
20	51	Incorrect
21	43	Incorrect
22	25	Incorrect
13	55	Incorrect
24	61	Incorrect
24	61	Incorrect
25	64	Incorrect
26	23	Incorrect
27	24	Incorrect
28	16	Incorrect
29	27	Incorrect
30	21	Incorrect

รูปที่4.9 แสดงตารางการทำการปลอมลายเซ็น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากการตรวจสอบลายเซ็นต์โดยที่ไม่ใช่เจ้าของลายเซ็นต์พบว่า มีความผิดพลายอยู่ 2 ครั้ง คำนวณเป็นค่า FAR (False Acceptation Rate) ได้เท่ากับ 6.67 เปอร์เซ็นต์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่5
สรุปและวิจารณ์

โครงงานนี้เป็นการรู้จำลายเซ็น โดยวิธีในการรู้จำที่ได้เลือกไว้คือการรู้จำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก(Weightless Artificial Neural Network) ดังนั้นจึงต้องมีการจัดเตรียมข้อมูลที่เหมาะสำหรับการใช้วิธีดังกล่าว ในโครงงานนี้ได้เลือกใช้กระดานดิจิตอล และปากกาอิเล็กทรอนิกส์รับข้อมูล จึงจำเป็นยิ่งที่ต้องศึกษาคุณสมบัติและพารามิเตอร์ต่างๆที่ได้จากอุปกรณ์นี้ รวมถึงวิธีการที่จะนำข้อมูลจากอุปกรณ์มาใช้ประโยชน์ จากการศึกษาพบว่ามีพารามิเตอร์ของข้อมูลมากมายที่สามารถใช้ในการรู้จำได้ ซึ่งแต่ละพารามิเตอร์ต่างก็มีลักษณะเฉพาะและข้อดีต่างกัน เพื่อให้การรู้จำมีประสิทธิภาพสูงสุดจึงได้เลือกใช้ด้วยการใช้ตัวแปรทั้งหมด 4 ตัวแปรในการรู้จำ ซึ่งประกอบด้วยตำแหน่งในแนวราบ (X-position) ตำแหน่งในแนวดิ่ง (Y-position) แรงกดของปลายปากกา (Pressure) และ มุมเอียงของปากกาในแบบ Altitude โดยการจัดเตรียมข้อมูลที่ได้เหล่านี้ ด้วยการปรับมุมเอียงและปรับขนาดของลายเซ็น จะเป็นการขจัดความแตกต่างของขนาดและความเอียงของการเซ็นแต่ละครั้ง ให้ได้ข้อมูลที่มีความเหมาะสมต่อการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมได้

จากผลการทดลองที่ได้จะเห็นว่า โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นสามารถนำมาวิเคราะห์ความถูกต้องของการเซ็นลายเซ็นได้ในระดับหนึ่ง โดยความถูกต้องของลายเซ็นขึ้นอยู่กับอารมณ์และความตั้งใจในการเซ็นลายเซ็นของแต่ละบุคคล และความสามารถในการปลอมแปลงลายเซ็นของบุคคลที่มิใช่เจ้าของลายเซ็นว่ามีความสามารถมากน้อยเพียงใด และการที่ฐานข้อมูลมีจำนวนมากขึ้นจะส่งผลให้การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมช้าลง เนื่องจากต้องมีการตรวจข้อมูลเพิ่มมากขึ้น และการที่ขาของ Neuron มีจำนวนเพิ่มขึ้นก็ทำให้การทำงานช้าลงเช่นกัน

ปัญหาที่เกิดขึ้นในการทดลอง คือ ไม่สามารถที่จะเก็บข้อมูลทั้ง 4 อย่างเทียบกับเวลาได้ เนื่องจากตัว Component ที่ใช้ไม่รองรับการรับข้อมูลเวลาที่ได้จากกระดานดิจิตอล ซึ่งแนวทางในการแก้ไขก็คือเปลี่ยนมาใช้ภาษา C ในการเขียนโปรแกรมแทนเนื่องภาษา C มีการใช้กันอย่างแพร่หลายกว่า Delphi จึงมีผู้ออกแบบ header files ของภาษา C เพื่อรองรับการรับข้อมูลเวลาจากกระดานดิจิตอล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Digital-analogue Graphics Tablet

WACOM
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 sting 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.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

ปริญญานิพนธ์นี้ สามารถสำเร็จลุล่วงลงได้ด้วยความช่วยเหลือจาก ผศ.ดร.ยุทธนา คิดใจเดียว และอาจารย์ทุกท่าน ที่กรุณาเสนอแนะแนวทางและวิธีการใหม่ๆ ตลอดจนแนวทางในการแก้ปัญหาในการดำเนินงานของการจัดทำปริญญานิพนธ์นี้

สุดท้ายนี้ขอขอบคุณอาจารย์ทุกท่าน ที่ประสิทธิประสาทวิชาให้ผู้จัดทำมีความรู้เพิ่มมากขึ้น และสามารถนำไปใช้ได้ไม่ว่าจะเป็นปัจจุบันหรืออนาคต ขอขอบคุณบิดา มารดา ที่ให้การอุปการะเลี้ยงดู และให้การศึกษาแก่ผู้จัดทำ คุณค่าและประโยชน์ที่ได้รับจากการทำปริญญานิพนธ์นี้ ผู้จัดทำขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

.....

(นายอภิชัย แสงนวล)

.....

(น.ส.อุษา โรจน์นครินทร์)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

1. อนิรุทธิ์ รัชตะวราห์, "ผ่าคอมพิวเตอร์ ฉบับสมบูรณ์", โปรวิชั่น , 536 หน้า , 2545
2. สัจจะ จรัสรุ่งรวีวร, "เริ่มต้นอย่างมืออาชีพด้วย Delphi 7 ฉบับสมบูรณ์", อินโฟเพรส, 540 หน้า, 2546
3. Jacek M. Zurada, "Artificial Neural System", West Publishing Company, 683 pages, 1992
4. 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
5. Andrea Vergara Da Silva, "Wavelet - based Compared to Function-based On-line Signature Verification", IEEE Computer Society, 2002
6. 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.
7. I. Nakanishi, "On-line Signature Verification Method Utilizing Feature Extraction Based on DWT", IEEE, PP.73-76, 2003.
8. J. M. Bishop, "Auto-associative Memory using n-tuple Techniques", IEE, PP.222-229, 1994.
9. D. J. Harmilton, "Low cost dynamic signature verification system", IEE, PP.202-206, 1995
10. Shinji Yamanaka, "Signature verification adapting to intersession variability"

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การรู้จำลายเซ็น

SIGNATURE RECOGNITION

โดย

นายอภิชัย แสงนวล

น.ส.อุษา โรจน์นครินทร์

ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

สาขาวิชาอิเล็กทรอนิกส์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ปีการศึกษา 2546

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้