



การวิเคราะห์ลายเซ็นต์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

SIGNATURE ANALYSIS BY

USING NEURAL NETWORK

โดย

นาย ปวีณ ศรีทอง รหัส 35104263

นาย ปัญญา ว่องไว รหัส 35104266

ปริญญาบัตรนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา

วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2538

วัน เดือน ปี.....	๗ ๓๐ ๒๕๔๐
เลขทะเบียน.....	๐๖๕๐๘๕
เลขเรียกหนังสือ.....	T.๑๗๑๗ ๗/๒๕๖ ๓

ปริญญาโทปีการศึกษา 2538

ภาควิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เรื่อง การวิเคราะห์หลายเซนต์โดยใช้นิวรอนเน็ตเวิร์ก

ผู้จัดทำ

1. นาย ปวีณ ศรีทอง รหัสประจำตัว 35104263
2. นาย ปัญญา ว่องไว รหัสประจำตัว 35104266


..... อาจารย์ที่ปรึกษา
(ศ.ดร. นวนวัฒน์ อัดชู)



ปริญญานิพนธ์การวิเคราะห์ลายเส้นโดยใช้นิวรอนเน็ตเวิร์ก

นักศึกษา	นาย	ปวิณ	ศรีทอง	รหัสประจำตัว	35104263
	นาย	ปัญญา	ว่องไว	รหัสประจำตัว	35104266
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผศ.ดร.	บุญวัฒน์	อัคร		
ปีการศึกษาพ.ศ.		2538			

บทคัดย่อ

ลายเส้นถูกใช้เพื่อแทนตัวบุคคลมาเป็นเวลานานมีการทดลองเพื่อใช้คอมพิวเตอร์ในการตรวจสอบแทนที่จะใช้มนุษย์เพราะคอมพิวเตอร์มีความแม่นยำสูงกว่า ส่วนที่ยากที่สุดคือการทำให้ระบบมีความยืดหยุ่นเนื่องจากลายเส้นของคนจะไม่เหมือนกันทุกครั้งที่เส้นแต่ละเส้นจะคล้ายกัน ความคล้ายนี้จะขึ้นกับความบ่อยของการใช้ลายเส้นของผู้เขียนและระยะเวลาจากการเขียนครั้งสุดท้าย

โครงการนี้ใช้ GRNN มาประยุกต์ใช้ในลักษณะของ mapping function จากอินพุตมายังเอาต์พุตเพื่อทำการพิสูจน์ลายเส้น โดยพารามิเตอร์แต่ละตัวและค่า threshold ของระบบจะหาจากข้อมูลลักษณะเด่นของลายเส้นแต่ละลายเส้นจากลายเส้นตัวอย่างที่เก็บไว้ในฐานข้อมูลเพื่อใช้ได้เหมาะสมกับแต่ละลายเส้นที่เราพิสูจน์ ระบบนี้เป็นระบบ on-line ข้อมูลจะได้จาก digitizer และ stylus pen ในรูปของคู่ค่า x y จากการทดลองพบว่าความถูกต้องในการตรวจสอบลายเส้นของเจ้าของลายเส้นแท้จริงพบว่ามีค่าความถูกต้อง 90 เปอร์เซ็นต์ และความถูกต้องในการตรวจสอบลายเส้นปลอมมีประมาณ 76 เปอร์เซ็นต์

Thesis Title **Signature Analysis using by neural network**
Student **Mr. Paween Sritong**
 and Mr. Panya Wongwai
Thesis Advisor **Assisstant Prof. Dr. Boonwat Attachoo**
Year **1996**

Abstract

Signature has been used to indentify person for a long time.Many attemp has been made to verify signature by computer instead of human because computer is much more accurate.But the hardest part is to make the system flexible because one's signatures is not indetical ,they are similar and how similar they are is depended on how often the signer use it and how long he sign it for the last time till now.

This project uses GRNN as mapping Function from input to output to verify signature.Each parameter of the network and system threshold is found by features of the signatures in the database themselves. Because each one person's signatures are not the same as the others.This project is the on-line system it means that every input is recieved on-line via digitizer and stylus pen in forms of x and y coordinates.We obtain 90 percents acceptance of real signature and 76 percents rejectance of fake signatures.

สารบัญ

บท	หน้า
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในโครงการพิสูจน์ลายเซ็นต์	2
1.2 การเชื่อมต่ออุปกรณ์ที่ใช้งานในโปรเจค	3
1.3 ลักษณะข้อมูลอินพุทของอุปกรณ์ที่รับข้อมูลลายเซ็นต์	4
บทที่ 2 ทฤษฎี	6
2.1 การเตรียมข้อมูลอินพุท (preprocessing)	6
2.1.1 การหาความเอียงของลายเซ็นต์และการหมุนลายเซ็นต์	7
2.1.2 การทำให้ลายเซ็นต์อยู่ในขนาดมาตรฐาน	12
2.1.3 การเพิ่มข้อมูลจุดในลายเซ็นต์	15
2.2 นิวรอนเน็ตเวิร์ก	26
2.2.1 แนวคิดพื้นฐานของนิวรอนเน็ตเวิร์ก	26
2.2.2 ทฤษฎี Radial Basis Function	33
2.2.3 การเลือกลักษณะเด่น	37
2.2.4 การตัดสินใจ	38
บทที่ 3 การคำนวณและสร้าง	39
3.1 ลักษณะเด่นของลายเซ็นต์ที่ใช้	39
3.2 ลักษณะฐานข้อมูลที่ใช้	41
บทที่ 4 การทดลองและผลการทดลอง	44
บทที่ 5 สรุปและวิจารณ์การทดลอง	45
ภาคผนวก ก. คู่มือการใช้งานโปรแกรม	46
ภาคผนวก ข. ไตรอะแกรม (Flow chart) ของแนวคิดและการทำงาน	56
กฤตกรรมประกาศ	60
เอกสารอ้างอิง	61

บทที่ 1

บทนำ

ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันได้มีการนำเอาคอมพิวเตอร์มาใช้งานต่างๆ มากมาย เพื่อช่วยเพิ่มประสิทธิภาพ และ ความรวดเร็วในการทำงาน จุดหนึ่งที่ต้องการนำคอมพิวเตอร์มาช่วยในการทำงานก็คือ การตรวจสอบลาย เซนต์ ซึ่งเป็นวิธีการพิสูจน์ตัวตนบุคคลที่นิยมใช้กันทั่วไป ไม่ว่าจะเป็นการติดต่อกับหน่วยงาน สถาบันต่างๆ แต่ ในปัจจุบันการตรวจสอบลายเซนต์ยังคงทำด้วยสายตา ซึ่งบางครั้งเกิดความล่าช้าและเกิดความผิดพลาดได้ ดังนั้นเพื่อความสะดวกและความถูกต้องในการตรวจสอบลายเซนต์ จึงควรนำคอมพิวเตอร์ซึ่งเป็นเทคโนโลยีที่มี ประสิทธิภาพมาใช้ นอกจากนี้ ความเจริญเติบโตอย่างรวดเร็วทางเทคโนโลยีทางคอมพิวเตอร์ยังทำให้เรามี อุปกรณ์ต่อพ่วงที่มีประสิทธิภาพมาช่วยเพิ่มความสะดวกในการทำงานอีกด้วย ได้แก่ กระดาษอิเล็กทรอนิกส์ (DIGITIZER) ซึ่งเป็นอุปกรณ์รับข้อมูลเข้าสู่เครื่องคอมพิวเตอร์แบบออนไลน์ (On-line) ทำให้ได้ข้อมูลสำหรับใช้ ในการการตรวจสอบลายเซนต์มักพอสมควรสามารถเทียบใช้เวลาได้ ซึ่งจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจสอบและโอกาสในการเกิดข้อผิดพลาดลงได้



1.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในโครงการการพิสูจน์ลายเส้นที่เกี่ยวข้องกับการรับอินพุตมีดังนี้

1. เครื่องคอมพิวเตอร์ (PC) ที่อยู่ในลักษณะ stand alone เพราะต้องมีการใช้ device driver สำหรับ digitizer ซึ่งใช้งานในโปรแกรมวินโดว โดยเครื่องคอมพิวเตอร์นี้ต้องสามารถใช้งานกับโปรแกรมวินโดวได้ด้วย และต้องมี serial port สำหรับการต่อใช้งานกับ digitizer ด้วย
2. เครื่อง digitizer ใช้สำหรับรับค่าอินพุตข้อมูลลายเส้น(ตำแหน่งจุดลายเส้น)ที่ถูกเซนติโดยปากกาแสง
3. ปากกาแสงใช้สำหรับทำการเซนติลายเส้นให้อินพุตลายเส้นแก่ digitizer โดยปากกาแสงจะต่ออยู่กับ digitizer ด้วย
4. ภาษา Delphi ที่ใช้งานกับโปรแกรมวินโดวใช้สำหรับสร้าง โปรแกรมที่ใช้ในการการพิสูจน์ลายเส้นบนวินโดว



1.2 การใช้งานอุปกรณ์แต่ละชนิดที่ต้องใช้และนำอุปกรณ์เหล่านั้นมาทำการเชื่อมต่อเข้าด้วยกันซึ่งทำการเชื่อมต่อดังนี้

- ทำการเชื่อมต่อ digitizer เข้ากับเครื่องคอมพิวเตอร์โดยต่อสายข้อมูลจาก digitizer เข้ากับพอร์ตอนุกรมของเครื่องคอมพิวเตอร์
- ทำการตั้งค่า dip switch ของ digitizer ให้มีลักษณะตามรูปข้างล่าง



ซึ่งการตั้งค่า DIP SWITCH เช่นนี้มีความหมายดังนี้

- BAUD RATE = 9600 bps.
- มีการตรวจสอบพาริตีบิตคี่
- มีการใช้ XOFF / XON
- ส่งข้อมูลทีละ 8 บิต

- ทำการ setup โปรแกรมวินโดว โดยแทน device driver ของเมาส์ด้วยการเลือก OTHER MOUSE ... ภายในเมนูที่มีให้เลือกไดรเวอร์ แต่เราเลือกที่เมนูนี้เพราะเรายังเคยใช้ device driver นี้กับวินโดวหลังจากนั้น วินโดวก็จะถามถึง PATH ของไฟล์ device driver ว่าอยู่ที่ไหนก็ให้ใส่ไปเช่น C:\wintab\ ซึ่งภายในไดเรกทอรี wintab ของไดรฟ์ C นี้จะมีไฟล์ชื่อ mwtoce.driv ซึ่งเป็นไฟล์ device driver ของ digitizer อยู่ เมื่อทำการ setup วินโดวลักษณะนี้แล้วเราสามารถเปิด digitizer และใช้โปรแกรมวินโดวได้เลย โดยการทำงานของเมาส์จะถูก แทนที่ด้วยการใช้งานปากกาแสงบน digitizer แทนโดยเมื่อขยับปากกาแสงจะทำให้ CURSOR ของเมาส์ขยับ และเมื่อกดปากกาแสงจะเหมือนกับกดเมาส์ เมื่อเราจะใช้งานเมาส์ตามปกติเราก็จะต้องทำการ setup วินโดวใหม่โดยตั้ง driver ให้เป็นของเมาส์ดั้งเดิม

1.3 ลักษณะอินพุทของอุปกรณ์ที่ทำการรับข้อมูลลายเส้น

จากการที่เราใช้ Delphi เราสามารถใช้ฟังก์ชันเกี่ยวกับเมาส์เพื่อใช้งานกับการอ่านตำแหน่งของ digitizer ได้ โดยใช้ที่ชี้หาตำแหน่งของเมาส์ เพื่อหาตำแหน่งของปากกาแสงได้โดยได้เป็นตำแหน่ง X, Y ของตำแหน่งที่ปากกาลากลายเส้นในหน้าจอของโปรแกรมในวินโดว์แต่ข้อมูลที่ได้มีความละเอียดน้อย จึงพยายามเพิ่มความละเอียดโดยวิธีต่อไปนี้

ทดลองปรับ DIP switch ของ digitizer ให้มี baud rate = 19200 แต่ไม่ได้ผลเป็นที่น่าพอใจ

ในที่สุดเราก็ทำการเพิ่มจุดข้อมูลในแนวลายเส้นเอาเองซึ่งเป็นขั้นตอน normalize ขั้นตอนหนึ่งซึ่งจะอธิบายภายหลัง

สำหรับข้อมูลที่ได้จาก digitizer ที่ยังไม่ได้เพิ่มจุดเป็นดังนี้ตามลายเส้นตัวอย่าง

ข้อมูลในลักษณะการตำแหน่งในแนวแกน X และแนวแกน Y เป็นดังนี้

ค่าพิกัดในแนวแกน X	ค่าพิกัดในแนวแกน Y
140.00000	88.00000
141.00000	88.00000
141.00000	87.00000
141.00000	84.00000
141.00000	80.00000
141.00000	76.00000
141.00000	74.00000
141.00000	72.00000
141.00000	70.00000
141.00000	66.00000
141.00000	64.00000
141.00000	60.00000
142.00000	58.00000
142.00000	57.00000
143.00000	57.00000
144.00000	57.00000
145.00000	58.00000
147.00000	60.00000
148.00000	62.00000

150.00000	66.00000
151.00000	70.00000
152.00000	71.00000
153.00000	71.00000
153.00000	70.00000
155.00000	66.00000
156.00000	62.00000
158.00000	58.00000
159.00000	56.00000
161.00000	54.00000
163.00000	52.00000
164.00000	51.00000
165.00000	50.00000
166.00000	50.00000
167.00000	50.00000
168.00000	52.00000
170.00000	55.00000
171.00000	58.00000
172.00000	62.00000
174.00000	66.00000
174.00000	67.00000
175.00000	69.00000
175.00000	70.00000

บทที่ 2

ทฤษฎี

2.1 การทำการเตรียมข้อมูลอินพุท (Preprocessing)

การนอร์มัลไลซ์ (normalization) ข้อมูลอินพุทคือ การลด error ที่มีในข้อมูลอินพุทเพื่อที่จะได้ข้อมูลที่จะไปทำการประมวลผลได้ง่ายและถูกต้อง

การนอร์มัลไลซ์ข้อมูลอินพุทในการพิสูจน์ลายเส้นมีดังนี้

1. การหาความเอียงของลายเส้นและการหมุนลายเส้นให้เอียงน้อยที่สุด
2. การทำให้ลายเส้นอยู่ในขนาดมาตรฐาน
3. การเพิ่มข้อมูลจุดในลายเส้น



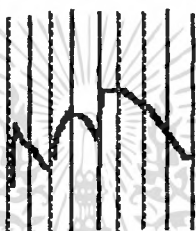
2.1.1 การหาความเอียงของลายเส้นและการหมุนลายเส้นให้เอียงน้อยที่สุด

เนื่องจากคนเราเห็นแต่ละครั้ง ไม่สามารถที่จะเห็นโดยเอียงเป็นมุมที่ใกล้เคียงกันได้ ดังนั้นเราจึงต้องวิธีที่จะทำให้ลายเส้นที่แต่ละครั้งในการเห็นของคนมีความเอียงแตกต่างกันน้อยที่สุดเพื่อจะทำให้การเปรียบเทียบลายเส้นได้ง่ายขึ้น

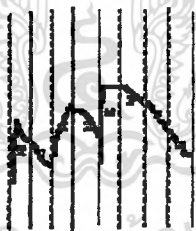
• การหาความเอียงของลายเส้น

เราหาความเอียงของลายเส้นเพื่อที่จะได้ทำให้ลายเส้นหยาบเอียงได้โดยมีขั้นตอนการหาความเอียงของลายเส้นดังนี้

- ทำการแบ่งส่วนลายเส้นออกเป็น แปรส่วนเท่าๆ กันตามความยาวของลายเส้นตามรูปข้างล่าง



- หาจุดศูนย์กลางมวลของแต่ละส่วนของลายเส้น โดยตำแหน่งจุดศูนย์กลางมวลหาจากผลรวมของตำแหน่งของจุดตามค่าในแกน x และในแกน y ที่ถูกเขียนลายเส้นภายในพื้นที่นั้นเฉลี่ยได้ค่าเฉลี่ยเป็นค่าตำแหน่งจุดศูนย์กลางดังรูปข้างล่าง



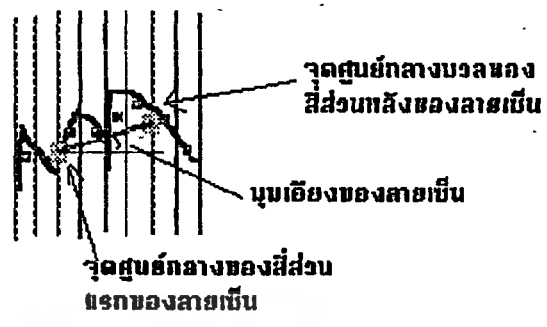
- หาค่าตำแหน่งจุดศูนย์กลางมวลของพื้นที่สี่ส่วนแรกที่ติดกันของลายเส้น และหาค่าตำแหน่งจุดศูนย์กลางมวลของพื้นที่สี่ส่วนหลัง โดยหาจากค่าเฉลี่ยของจุดศูนย์กลางมวลของสี่ส่วนที่ติดกันนั้น



จุดศูนย์กลางของสี่ส่วน
แรกของลายเส้น

จุดศูนย์กลางมวลของ
สี่ส่วนกลางของลายเส้น

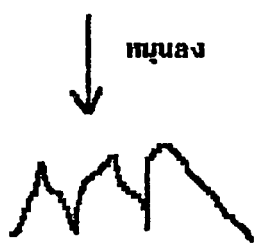
- หาความเอียงของเส้นที่เชื่อมต่อระหว่างจุดศูนย์กลางของสี่ส่วนแรกและหลังของลายเส้นเมื่อหาก็จะสามารถหาความชันหรือความเอียงของลายเส้น ที่สามารถนำมาหาค่าวนหาการหมุนลายเส้นได้



● การหมุนลายเส้นทำให้เอียงน้อยที่สุด

ก่อนอื่นต้องดูก่อนว่าลายเส้นนั้นเอียงมากพอที่จะหมุนไหม ซึ่งมีวิธีการหมุนลายเส้นได้ตามขั้นตอนดังนี้

- คว้าลายเส้นที่เอียงเป็นมุมเท่าไร? ถ้าเอียงเป็นมุมที่มีค่ามุมเอียงเป็นบวกแต่มีค่าไม่ถึง 90 องศา (เอียงขึ้น) ก็จะทำให้การหมุนลายเส้นถึง โดยจะต้องหาจุดอ้างอิงที่อยู่ในแนวเส้นที่ใช้วัดความเอียง (เส้นที่ลากผ่านจุดศูนย์กลางกลางมวลของสี่ส่วนแรกและหลังของลายเส้น) ที่มีค่าความสูงของจุดน้อยกว่าจุดต่ำสุดของลายเส้นและมีค่าตามแนวขนานน้อยกว่าค่าต่ำสุดของค่า x ที่มีในลายเส้น เพื่อเป็นจุดเปรียบเทียบการหมุน โดยจะใช้ค่าแนวหารระยะทางจากจุดนี้ไปยังจุดในลายเส้นที่ละจุด และใช้หามุมระหว่างจุดนี้กับจุดของลายเส้น เพื่อนำมุมที่คำนวณได้มาลบด้วยมุมความเอียงของลายเส้นแล้วนำมุมผลลัพธ์ที่ได้จากการลบนั้นมาหาจุดเทียบกับกับจุดอ้างอิงโดยยึดเอาระยะทางจากจุดเท่าเดิมแต่หมุนเปลี่ยนไปเนื่องจากการหมุน



ถ้าลายเส้นที่เอียงเป็นมุมลบ (ลายเส้นที่เอียงลง) ก็ต้องทำการหมุนลายเส้นขึ้น โดยต้องหาจุดอ้างอิงในการทำหมุน โดยจุดอ้างอิงจะมีค่าในตำแหน่งตามแกน Y มากกว่าค่าสูงสุดตามแกน Y ของจุดในลายเส้น

เซนต์และมีค่าตามแนวนอนน้อยกว่าค่าต่ำสุดของค่า x ที่มีในหลายเซนต์ เพื่อเป็นจุดเปรียบเทียบการหมุนโดยจะใช้
 คำนวณหาระยะทางจากจุดนี้ไปยังจุดในหลายเซนต์ที่ละจุด และใช้หามุมระหว่างจุดนี้กับจุดของหลายเซนต์ เพื่อนำมุม
 ที่คำนวณได้มาบวกกับมุมความเอียงของหลายเซนต์แล้วนำมุมผลลัพธ์ที่ได้จากการลบนั้นมาหาจุดเทียบกับกับจุด
 ย่างอิงโดยชี้คเอาระยะทางจากจุดเท่าเดิมแต่มุมเปลี่ยนไปเนื่องจากการหมุน



ในกรณีที่มีมุมเอียง 90 องศา เราจะกำหนดจุดอ้างอิงเป็นจุดอยู่ต่ำกว่าจุดต่ำสุดของหลายเซนต์ และทำการ
 เปรียบเทียบการหมุนคล้ายกับกรณีก่อนหน้านี้

ตัวอย่างข้อมูลหลังจากที่ทำการรับอินพุตตามตัวอย่างการรับข้อมูลก่อนหน้านี้มาแล้วทำการหมุนหลาย
 เซนต์เป็นดังข้างล่างนี้

ภาพหลายเซนต์หลังจากหมุน

ข้อมูลของจุดในหลายเซนต์ตามตำแหน่งในแนวนอนและแนวตั้ง

ค่าพิกัดในแนวนอน X	ค่าพิกัดในแนวนอน Y
214.00000	61.00000
215.00000	62.00000
215.00000	61.00000
217.00000	58.00000
219.00000	55.00000
221.00000	51.00000

222.00000	50.00000
223.00000	48.00000
224.00000	46.00000
227.00000	43.00000
228.00000	41.00000
230.00000	38.00000
232.00000	37.00000
232.00000	36.00000
233.00000	36.00000
234.00000	37.00000
234.00000	38.00000
235.00000	41.00000
235.00000	43.00000
234.00000	48.00000
233.00000	52.00000
233.00000	53.00000
234.00000	54.00000
235.00000	53.00000
238.00000	50.00000
241.00000	48.00000
245.00000	45.00000
247.00000	44.00000
250.00000	43.00000
253.00000	43.00000
254.00000	42.00000
255.00000	42.00000
256.00000	43.00000
257.00000	43.00000
257.00000	45.00000
257.00000	49.00000
256.00000	52.00000
255.00000	56.00000
254.00000	60.00000

254.00000	61.00000
254.00000	64.00000
253.00000	64.00000



2.1.2 การทำให้ลายเซ็นอยู่ในขนาดมาตรฐาน

การทำให้ลายเซ็นอยู่ในขนาดมาตรฐาน คือ การที่ทำให้ทุกลายเซ็นอยู่ในขนาดเดียวกันโดยใช้หลักการเทียบสัดส่วน

ในการทำให้ลายเซ็นมีขนาดมาตรฐานเราจะให้ขนาดมาตรฐานตามแนวนอนเป็น 200 และในแนวตั้งเป็น 60 โดยใช้วิธีการ non - linear normalize มีขั้นตอนดังต่อไปนี้

1. กำหนดขนาดของภาพลายเซ็นกว้าง M ยาว N โดยแต่ละจุดในภาพลายเซ็นจะมีฟังก์ชัน $f(x,y)$ เป็นฟังก์ชันแบบ binary ระบุว่าลายเซ็นที่จุด (x,y) ในภาพลายเซ็นนั้นถูกปากกาเซ็นหรือไม่ ถ้าถูกเซ็นจะมีค่าเอาต์พุทของฟังก์ชันเป็น 1 ถ้าไม่ถูกเซ็นจะมีค่าเอาต์พุทเป็น 0

2. หาค่าของฟังก์ชันในแนวนอน $H(i)$ ของแต่ละจุด i ในระนาบที่ให้ลายเซ็นโดย

$$H(i) = \sum_{j=1}^N f(i, j) + \alpha_H$$

โดย i เป็นค่าระบุตำแหน่งในแนวนอนของจุด และ j เป็นค่าระบุตำแหน่งในแนวตั้งของจุดในระนาบที่ให้ลายเซ็น N คือ จุดที่มีค่ามากที่สุด ในแนวตั้งของพื้นที่ที่เซ็น และ α_H เป็นค่าคงที่ซึ่งในทฤษฎีกำหนดให้เป็น 0 หรือ 2 แต่เราใช้ 0

หาค่าของฟังก์ชันในแนวตั้ง $V(j)$ ของแต่ละจุด j ในระนาบที่ให้ลายเซ็นโดย

$$V(j) = \sum_{i=1}^M f(i, j) + \alpha_V$$

โดย i เป็นค่าระบุตำแหน่งในแนวนอนของจุด และ j เป็นค่าระบุตำแหน่งในแนวตั้งของจุดในระนาบที่ให้ลายเซ็น M คือ จุดที่มีค่ามากที่สุด ในแนวนอนของพื้นที่ที่เซ็น และ α_V เป็นค่าคงที่ซึ่งในทฤษฎีกำหนดให้เป็น 0 หรือ 2 แต่เราใช้ 0

3. ทำการหาค่าแห่งของจุดหลังจากที่ทำการ normalize ขนาดแล้วโดยหาได้จากสูตรดังต่อไปนี้

$$x = (\sum_{i=1}^x H(i) * \text{ขนาดมาตรฐานตามแนวนอน}) / \sum_{i=1}^M H(i)$$

โดยที่

X คือ ตำแหน่งตามแนวนอนของจุดหลังถูกแปลงให้อยู่ในขนาดมาตรฐาน

x คือ ตำแหน่งตามแนวนอนของจุดก่อนถูกแปลงให้อยู่ในขนาดมาตรฐาน

M คือ จุดที่มีค่ามากที่สุด ในแนวนอนของพื้นที่ที่เซ็น

$$y = (\sum_{j=1}^y V(j) * \text{ขนาดมาตรฐานตามแนวตั้ง}) / \sum_{j=1}^N V(j)$$

โดยที่

Y คือ ตำแหน่งตามแนวตั้งของจุดหลังถูกแปลงให้อยู่ในขนาดมาตรฐาน

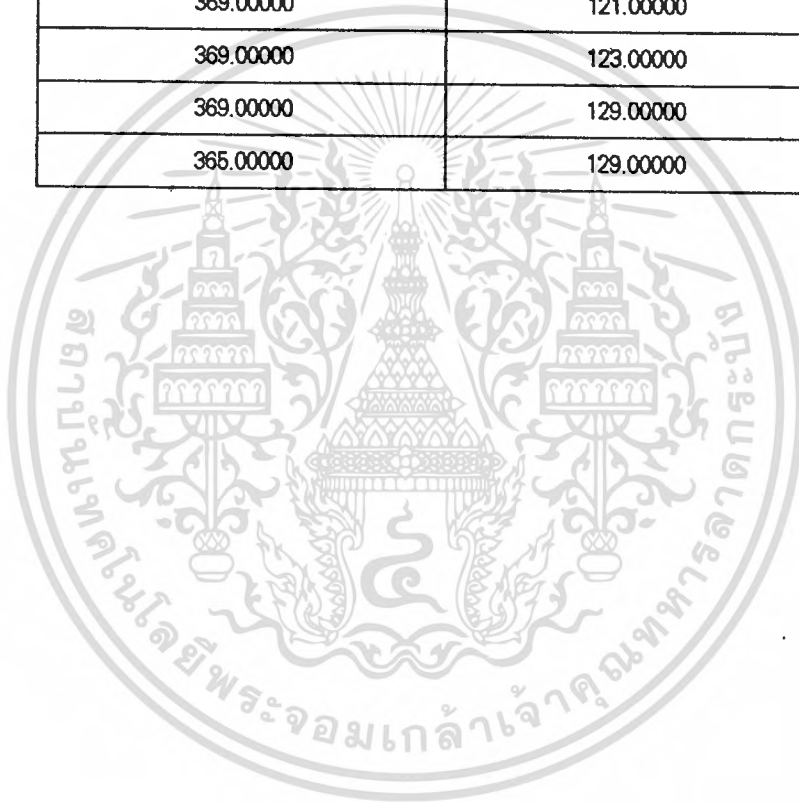
y คือ ตำแหน่งตามแนวตั้งของจุดก่อนถูกแปลงให้อยู่ในขนาดมาตรฐาน

N คือ จุดที่มีค่ามากที่สุด ในแนวตั้ง ของพื้นที่ที่เซ็น

จะมีข้อมูลที่ตำแหน่งแนวนอนและแนวตั้งดังนี้

202.00000	123.00000
206.00000	125.00000
206.00000	123.00000
215.00000	117.00000
223.00000	111.00000
231.00000	104.00000
235.00000	102.00000
240.00000	98.00000
244.00000	94.00000
256.00000	88.00000
261.00000	84.00000
269.00000	79.00000
277.00000	77.00000
277.00000	75.00000
282.00000	75.00000
286.00000	77.00000
286.00000	79.00000
290.00000	84.00000
290.00000	88.00000
286.00000	98.00000
282.00000	106.00000
282.00000	108.00000
286.00000	110.00000
290.00000	108.00000
302.00000	102.00000
315.00000	98.00000
332.00000	92.00000
340.00000	90.00000
353.00000	88.00000
365.00000	88.00000
369.00000	86.00000

374.00000	86.00000
378.00000	88.00000
382.00000	88.00000
382.00000	92.00000
382.00000	100.00000
378.00000	106.00000
374.00000	113.00000
369.00000	121.00000
369.00000	123.00000
369.00000	129.00000
365.00000	129.00000



2.1.3 การเพิ่มข้อมูลจุดในลายเส้น

เนื่องจากข้อมูลลายเส้นที่ได้แต่ละครั้งมีปริมาณเพื่อจะได้มีข้อมูลที่เท่ากันในการประมวลผลในนิเวรอนเน็ตเวิร์กเพราะนิเวรอนเน็ตเวิร์กที่ใช้ในการพิสูจน์ลายเส้นนี้ถ้าข้อมูลมีปริมาณไม่เท่ากันจะประมวลผลได้ไม่ค่อยดี

หลักการของการเพิ่มจุด

- ทำการจับเวลาที่ใช้ในการเส้นลายเส้น
- ทำการแบ่งเวลาเช่น แบ่งเวลาเป็น 250 ช่วงที่เท่าๆ กัน ตัวอย่างเช่น ลายเส้นใช้เวลาในการเส้น 250 วินาที จะแบ่งช่วงเวลา 250 ช่วงได้ช่วงละ 1 วินาที
- ให้จุดแรกของลายเส้นเดิมเป็นจุดแรกของลายเส้นที่เพิ่มจุดเข้าไปใหม่ แล้วหาจุดต่อไปเมื่อเวลาผ่านไปหนึ่งช่วงจากลายเส้นเดิมนั้นซึ่งอาจจะไม่ใช่จุดในลายเส้นเดิมนั้นแต่จะเป็นที่คิดขึ้นใหม่ก็ได้โดยจุดนั้นต้องอยู่ในแนวเส้นที่ลากเพื่อเส้นของลายเส้นเดิมนั้น



ดังรูปเวลาผ่านในช่วงเวลาที่เรามาได้ในเวลาหนึ่งแล้ว เราจะได้จุดที่หาได้ในช่วงเวลาอันแรกอยู่ในแนวของแนวเส้นลายเส้นเดิมที่เชื่อมต่อกันระหว่างจุดเริ่มต้นและจุดถัดไปในลายเส้นโดยเราหาจุดนี้ได้จากการหาความเร็วระหว่างจุดทั้งสองในลายเส้นที่หาได้โดยหารระยะทางระหว่างจุดทั้งสองในลายเส้นแล้วหารด้วยเวลาระหว่างจุดทั้งสองในลายเส้นนั้นแล้วนำความเร็วนั้นไปคูณด้วยช่วงเวลาที่เราหาได้ก็จะได้ระยะทางในช่วงเวลานั้นแล้วค่อยไปหาตำแหน่งของจุดอีกที สำหรับจุดในช่วงเวลาอันถัดมาอันที่สองก็ทำได้ในลักษณะเดียวกัน แต่ในจุดที่หาได้จากช่วงเวลาอันที่สามนี้เวลาระหว่างจุดที่หาได้ในช่วงเวลาอันที่สองไปยังจุดถัดไปจากจุดเริ่มต้นของลายเส้นเดิมนั้นมีค่าน้อยกว่าเวลาในช่วงเวลาที่คิดได้ ดังนั้นมันยังต้องไล่หาเวลาไปตามแนวเส้นลายเส้นที่เลยจุดที่สองของลายเส้นไปอีกเป็นเวลา = เวลาในหนึ่งช่วงเวลา - เวลาระหว่างจุดที่หาได้ในช่วงเวลาอันที่สองและจุดที่สองของลายเส้น จะได้เป็นเวลาส่วนที่เหลือสำหรับหาจุดในช่วงเวลา ซึ่งเราหาจุดที่หาได้ในช่วงเวลาอันที่สามได้จากการหาความเร็วระหว่างจุดที่สองและจุดที่สามในลายเส้นนั้น แล้วคูณด้วยเวลาส่วนที่เหลือสำหรับหาจุดในช่วงเวลา เราก็จะได้จุดที่หาได้ในช่วงเวลาอันที่สามซึ่งอยู่ในแนวเส้นระหว่างจุดที่สองและจุดที่สามในลายเส้นซึ่งเราจะเอาข้อมูลจุดเริ่มต้นของลายเส้นและจุดแต่ละอันที่หาได้จากช่วงเวลาเก็บไว้

ประมวลผลเท่านั้น ดังนั้นบางจุดในลายเส้นที่จึงถูกตัดไปซึ่งจะทำให้แนวเส้นลายเส้นเปลี่ยนไปเล็กน้อยเช่นดังรูป แต่จะไม่ผลเสียหายต่อการพิสูจน์ลายเส้นเพราะช่วงเวลาที่เรานำได้นั้นมีค่าน้อยกว่าเวลาในระหว่างจุดของลายเส้นที่วัดได้จาก digitizer มาก ส่วนที่จุดอื่นๆ ในลายเส้นก็ทำการเพิ่มจุดในลักษณะที่คล้ายกัน

ข้อมูลลายเส้นที่ทำการเพิ่มจุดในแนวนอนและแนวตั้งมีดังนี้และได้ลักษณะของลายเส้นที่เพิ่มจุดดังรูปข้างล่าง



ซึ่งข้อมูลที่ได้หลังจากการเพิ่มจุดในแนวแกน X และแนวแกน Y เป็นดังนี้



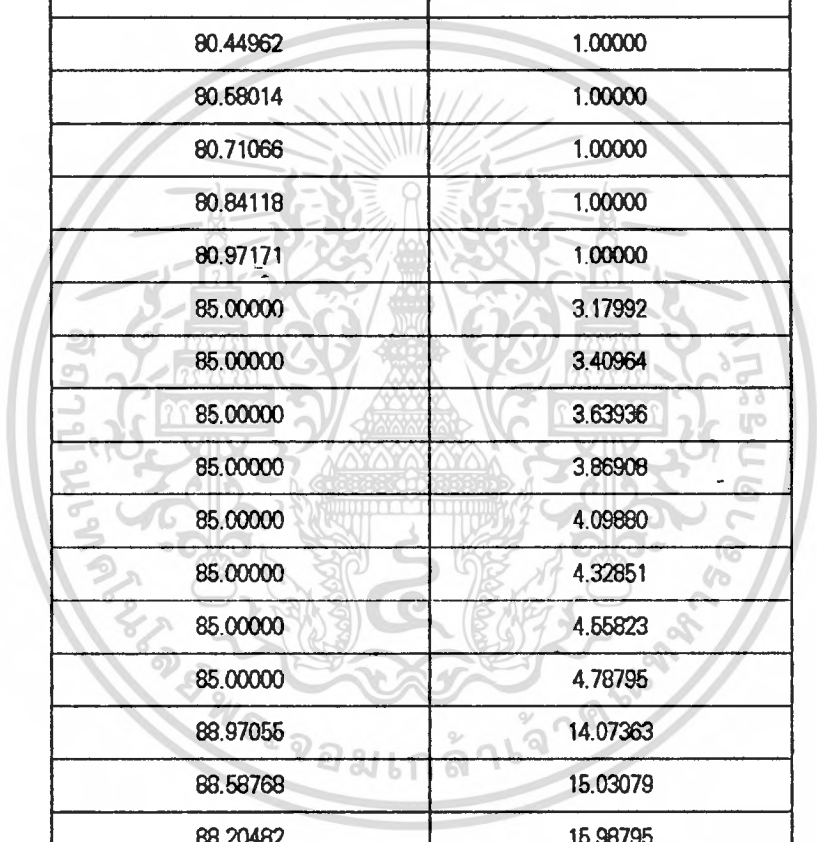
ค่าพิกัดในแนวแกน X	ค่าพิกัดในแนวแกน Y
1.00000	49.00000
1.38286	49.19143
1.76573	49.38286
2.14859	49.57430
2.53146	49.76573
2.91432	49.95716
3.29719	50.14859
3.68005	50.34003
4.06292	50.53146
4.44578	50.72289
4.82865	50.91432
4.83952	50.79285
4.85920	50.57297
4.87888	50.35310
4.89857	50.13322
4.91825	49.91334
4.93793	49.69346
4.95761	49.47358
4.97729	49.25371
4.99697	49.03383
5.72613	48.54614
6.58787	47.96761
7.44960	47.39007
8.31134	46.81254
9.17308	46.23500
10.03481	45.65747
10.89655	45.07993
11.75828	44.50240
12.62002	43.92486
13.48175	43.34733
22.36627	36.67952

23.28514	35.87550
24.20402	35.07149
25.12289	34.26747
26.04177	33.46345
26.96064	32.65944
27.87952	31.85542
28.79839	31.05141
29.71727	30.24739
39.26506	23.73494
39.64793	23.35207
40.03079	22.96921
40.41365	22.58635
40.79652	22.20348
41.17938	21.82062
41.56225	21.43775
41.94511	21.05489
42.32798	20.67202
42.71084	20.28916
55.14056	13.88755
55.71486	13.42811
56.28916	12.96867
56.86345	12.50924
57.43775	12.04980
58.01205	11.59036
58.58635	11.13092
59.16064	10.67149
59.73494	10.21205
68.41232	4.89692
69.17805	4.70549
69.94378	4.51406
70.70950	4.32262
71.47523	4.13119



72.24096	3.93976
73.00669	3.74833
73.77242	3.55689
74.53815	3.36546
75.30388	3.17403
76.01187	1.00000
76.14239	1.00000
76.27291	1.00000
76.40343	1.00000
76.53395	1.00000
76.66448	1.00000
76.79500	1.00000
76.92552	1.00000
77.05604	1.00000
77.18656	1.00000
77.31709	1.00000
77.44761	1.00000
77.57813	1.00000
77.70865	1.00000
77.83917	1.00000
77.96970	1.00000
78.10022	1.00000
78.23074	1.00000
78.36126	1.00000
78.49179	1.00000
78.62231	1.00000
78.75283	1.00000
78.88335	1.00000
79.01387	1.00000
79.14440	1.00000
79.27492	1.00000
79.40544	1.00000

037084



79.53596	1.00000
79.66648	1.00000
79.79701	1.00000
79.92753	1.00000
80.05805	1.00000
80.18857	1.00000
80.31909	1.00000
80.44962	1.00000
80.58014	1.00000
80.71066	1.00000
80.84118	1.00000
80.97171	1.00000
85.00000	3.17992
85.00000	3.40964
85.00000	3.63936
85.00000	3.86908
85.00000	4.09880
85.00000	4.32851
85.00000	4.55823
85.00000	4.78795
88.97055	14.07363
88.58768	15.03079
88.20482	15.98795
87.82195	16.94511
87.43909	17.90228
87.05622	18.85944
86.67336	19.81660
86.29050	20.77376
85.90763	21.73092
85.52477	22.68809
85.14190	23.64525
85.06572	35.96714

85.17014	35.91493
85.27455	35.86272
85.37897	35.81051
85.48339	35.75831
85.58781	35.70610
85.69222	35.65389
85.79664	35.60168
85.90106	35.54947
86.00548	35.49726
86.10989	35.44506
86.21431	35.39284
86.31873	35.34064
86.42315	35.28843
86.52756	35.23622
86.63198	35.18401
86.73640	35.13180
86.84082	35.07959
86.94524	35.02738
87.04965	34.97517
87.15407	34.92296
87.25849	34.87076
87.36291	34.81855
87.46732	34.76634
87.57174	34.71413
87.67616	34.66192
87.78058	34.60971
87.88499	34.55750
87.98941	34.50529
88.09383	34.45309
88.19825	34.40088
88.30267	34.34867
88.40708	34.29646

88.51150	34.24425
88.61592	34.19204
88.72034	34.13983
88.82475	34.08762
88.92917	34.03541
101.48032	27.85221
102.97349	27.39277
104.46667	26.93333
105.95984	26.47390
107.45301	26.01446
108.94618	25.55502
110.43936	25.09558
111.93253	24.63614
113.42570	24.17671
131.47122	17.88220
132.23695	17.69076
133.00268	17.49933
133.76841	17.30790
134.53414	17.11647
135.29987	16.92503
136.06560	16.73360
136.83133	16.54217
137.59705	16.35074
138.36278	16.15930
152.23133	14.00000
153.60964	14.00000
154.98795	14.00000
156.36627	14.00000
157.74458	14.00000
159.12289	14.00000
160.50120	14.00000
161.87952	14.00000

163.25783	14.00000
168.26506	12.00000
168.83936	12.00000
169.41365	12.00000
169.98795	12.00000
170.56225	12.00000
171.13655	12.00000
171.71084	12.00000
172.28514	12.00000
172.85944	12.00000
173.16876	12.14458
173.55507	12.33601
173.95139	12.52744
174.34771	12.71888
174.74403	12.91031
175.14035	13.10174
175.53667	13.29317
175.93299	13.48461
176.32931	13.67604
176.72563	13.86747
181.00000	14.14137
181.00000	14.60080
181.00000	15.06024
181.00000	15.51968
181.00000	15.97912
181.00000	16.43855
181.00000	16.89799
181.00000	17.35743
181.00000	17.81687
180.76975	26.34536
180.38688	26.91968
180.00402	27.49398

179.62115	28.06827
179.23829	28.64267
178.85542	29.21687
178.47256	29.79116
178.08969	30.36546
177.70683	30.93976
177.32396	31.51406
168.00000	47.03534
168.00000	47.26506
168.00000	47.49478
168.00000	47.72460
168.00000	47.95422
168.00000	48.18394
168.00000	48.41365
168.00000	48.64337
168.00000	48.87309
167.82865	55.00000
167.44578	55.00000
167.06292	55.00000
166.68005	55.00000
166.29719	55.00000
165.91432	55.00000
165.53146	55.00000
165.14859	55.00000
164.76573	55.00000
164.38286	55.00000
164.00000	55.00000

ผลจากการเพิ่มข้อมูลจะทำให้คิดข้อมูลอื่นๆ ที่มาจากข้อมูลที่ได้ละเอียดยิ่งขึ้น และทำให้สามารถตรวจสอบลายเส้นที่ได้ละเอียดขึ้นมากกว่าเดิมช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการป้องกันลายเส้นปลอมได้ดีขึ้น



2.2 นิวรอนเน็ตเวิร์ก

2.2.1 แนวคิดพื้นฐานของ Neural Network

Information Processing

Normal ในทางชีววิทยานั้นส่งสัญญาณทางไฟฟ้าเคมี (Electrochemical) ผ่าน Neuron อื่นๆ เป็นทางไปแต่ละ Neuron รับสัญญาณจาก Neuron อื่นๆ เป็นทางไปแต่ละ Neuron รับสัญญาณจาก Neuron อื่นๆ ทางจุดเชื่อมต่อนี้เรียกว่า Synapses บางอินพุตจะกระตุ้น Neuron บางอินพุตหยุดการทำงานของมัน เมื่อผลกระทบที่สะสมเกินกว่า Threshold Neuron จะ fire และส่งสัญญาณต่อไปใน neural networks แต่ละ neuron จะรับเรตของอินพุต แต่ละอินพุตจะถูกคูณกับ weight ที่เปรียบได้กับความแข็งแรงของ Synapses ผลรวมของอินพุตที่คูณกับ Weight จะเป็นตัวกำหนดระดับของการ fire เรียกว่า Activation level

$$\sum x_i w_i$$

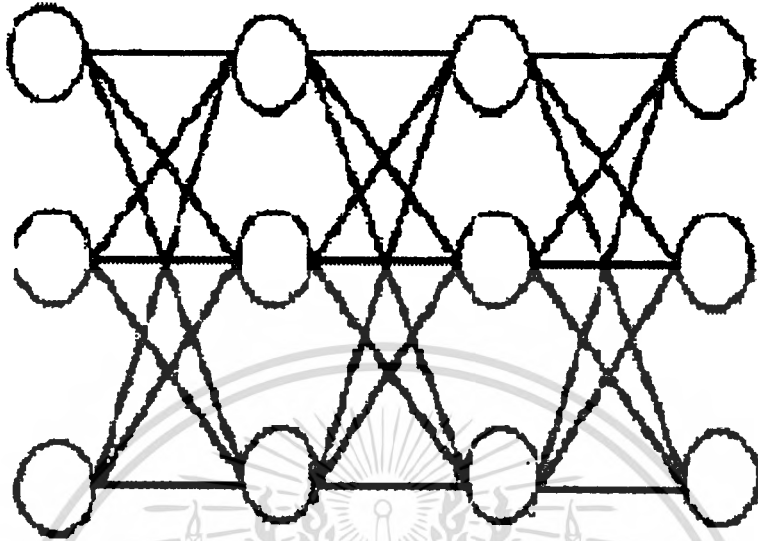
สัญญาณอินพุตจะถูกดำเนินการต่อโดย Activation Function เพื่อจะได้สัญญาณเอาต์พุต ซึ่งถ้าไม่เท่ากับ 0 จะถูกส่งต่อไป Activation Function อาจเป็น Threshold Function หรือ smooth function เช่น Sigmoid Function หรือ Hyperbolic Tangent Function

Neural Network แก้ปัญหาโดยการเรียนรู้ด้วยตนเอง (Self - Learning) และการจัดโครงสร้างตัวเองใหม่ (Self - organization) มันได้ความฉลาดมาจาก การรวบรวมพฤติกรรมการคำนวณอย่างง่าย ในแต่ละ Neuron

แนวคิดพื้นฐาน

Neural Network มีสถาปัตยกรรมกระจายแบบขนาน (Parallel - Distribution) กับ node และ connections จำนวนมาก แต่ละ Connection ขึ้นจาก node หนึ่งไปอีก node หนึ่งและมี Weight ติดอยู่กับแต่ละ Connection

input layer hidden layer hidden layer output layer



การสร้าง Neural Network ทำดังต่อไปนี้

- พิจารณาคคุณสมบัติของ Network : topology ของ Network , ชนิดของ Connection order ของ Connection และขอบเขตของ weight
- พิจารณาคคุณสมบัติของ Node : ขอบเขตของ Activation และ Activation Function
- พิจารณา system dynamic : วิธีการ initialize weight , สูตรการคำนวณการ Activate และกฎการเรียนรู้ (learning rule)

คุณสมบัติของ Network

topology ของ network หมายถึง โครงสร้างและการเชื่อมต่อระหว่างกัน โครงสร้างอาจกำหนดโดยจำนวน layer และจำนวน node ในแต่ละ layer ประเภท layer มีดังนี้

Input layer

Hidden layer

Output layer

Input unit ไม่ประมวลข้อมูลแต่จะส่งผ่านข้อมูลไปยัง layer อื่น Hidden layer จะเป็น non-linearity ให้ระบบ ส่วน Output layer เป็นการแสดงผล

ในเรื่องของการเชื่อมต่อระหว่างกัน Network อาจเป็นแบบ Feed Forward หรือ Recurrent และอาจเชื่อมต่อแบบ Symmetrical หรือ Asymmetrical ดังนิยามต่อไปนี้

- FeedForward Network : แต่ละ connection ข้ามทิศทางเดียวกัน (จาก Input Layer ไปยัง Output Layer)
- Recurrent Network : มีการ Feedback หรือ Loop

- Symmetrical connection : การสมมาตรคือ ถ้ามี connection จาก node i ไป j จะมี connection จาก j ไป i เสมอและ weight บนสอง connections นั้นจะเท่ากัน ($w_{ij} = w_{ji}$)

- Asymmetrical connection : ไม่สมมาตร

connection ระหว่าง node ต่าง Layer เรียกว่า Interlayer connection ส่วนระหว่าง node ใน layer เดียวกันเรียกว่า intralayer connection, ที่ชี้จาก node มายังตัวเองเรียกว่า Self - connection และ connection ระหว่าง node ในต่าง layer ที่อยู่ใกล้กัน (ไม่อยู่ติดกัน) เรียกว่า supralayer connection Connectivity หมายถึง ทุกๆ node ใน layer ใดๆ จะติดต่อกับทุกๆ node ใน layer ถัดไป

High - order connection หมายถึง connection ที่รวมอินพุทจากหลายๆ node โดยการคูณกัน จำนวนของอินพุทเป็นตัวบอก order ของ Connection นั้น order ของ Neural Network คือ order ที่สูงที่สุด โดยส่วนมาก Neural Network เป็น First order

Connection Weight อาจเป็นจำนวนจริงหรือจำนวนเต็ม และอาจอยู่ในช่วงใดช่วงหนึ่ง Weight ปรับได้ในขณะที่ Train Network เมื่อ Train แล้วทั้งหมดควรจะมีค่าคงที่

คุณสมบัติของ Node

Activation Level ของ node อาจเป็นแบบ discrete หรือแบบต่อเนื่องภายในช่วงเช่น $[0, 1]$ หรือไม่จำกัดขึ้นอยู่กับ Activation Function ที่เลือกใช้ ถ้าเป็น Hard - limiting function , Activation level จะเป็น 0 (หรือ -1.) หรือ 1 ถ้าเป็น sigmoid function , Activation จะอยู่ในช่วง $[0, 1]$

Sigmoid Function : $F(x) = 1/(1 + e^{-x})$

ถ้าเป็น Activation Function เส้นจะไม่จำกัดค่า

System Dynamics

การกำหนดค่า weight จะขึ้นกับแบบของ Neural Network ที่เลือกแต่ส่วนมากจะ random

Learning rule จะบ่งบอกวิธีการปรับเวท เพื่อยกระดับการทำงานและการคำนวณเวทในแต่ละวงรอบของการ train

เมื่อใช้ Neural Network แก้ปัญหา ผลลัพธ์จะอยู่ที่ Activation Level ของเอาต์พุตยูนิต เช่นเมื่อต้องการแยงแยกผลไม้ออกเป็น Lemon, orange และ apple Neural Network จะมี 3 เอาต์พุตยูนิตแทน 3 ชนิด เมื่อเราให้ระบบแยกผลไม้ที่ไม่ทราบชนิด ข้อมูลจะผ่านเข้าทาง input layer และแพร่ไปข้างหน้า ถ้าเอาต์พุตยูนิตที่แทน apple มีค่าระดับ Activation มากที่สุดผลไม้นั้นคือ apple

ในการ train จะต้องใช้การคำนวณบางอย่างเพราะเราต้องรู้ค่าระดับของ Activation ที่เกิดขึ้นจริงและค่าที่ต้องการเพื่อหา error นำมาใช้ในการปรับเวท

ระดับของ Activation ของอินพุตยูนิตไม่ต้องคำนวณแต่จะได้จากข้อมูลส่วนของฮิดเดนและเอาต์พุต

นิต จะคำนวณจาก Activation ฟังก์ชัน ที่ใช้เช่น Sigmoid ฟังก์ชัน, ระดับ Activation (o_j) ของยูนิต j จะคำนวณจาก

$$o_j = 1 / (1 + e^{-(\sum_i w_{ji} x_i - \theta_j)})$$

เมื่อ x_i คืออินพุตจากยูนิต i , w_{ji} คือ weight บน connection จากยูนิต i มายังยูนิต j และ θ_j คือ

Threshold ของยูนิต j

ในกรณีของ Hard - Limiting ฟังก์ชัน เอาท์พุทจะได้จาก

$$o_j = 1, \sum_i w_{ji} x_i > \theta_j$$
$$0, \sum_i w_{ji} x_i \text{ น้อยกว่าหรือเท่ากับ } \theta_j$$

ในบางโอกาสเราเก็บค่าระดับของ Activation ของบาง node เอาไว้

Inference and Learning

ในการสร้างระบบ AI ที่ใช้นิวรอนเน็ตเวิร์ก จะทำตามขั้นตอนต่อไปนี้

1. เลือกแบบของนิวรอนเน็ตเวิร์กที่เหมาะสมกับปัญหา
2. สร้างนิวรอนเน็ตเวิร์ก
3. ทำการ Train นิวรอนเน็ตเวิร์ก ตามวิธีการเรียนรู้ของรูปแบบของเน็ตเวิร์ก ที่เลือก
4. ใช้นิวรอนเน็ตเวิร์กที่ Train แล้วหาข้อวินิจฉัย (Inference) หรือแก้ปัญหาค่าผลที่ได้ไม่พอใจ ให้กลับไปทำขั้นตอนใดขั้นตอนหนึ่งใหม่

การคุ้นเคยกับแอฟพลิคชันที่มีอยู่จะช่วยให้พิจารณา network ที่เหมาะสมตามหลักการออกแบบได้ และจะเลือกรูปแบบการคำนวณที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการ learn และการวินิจฉัย

ใน training phase (หรือ learning) ชุดของ Training instance ที่ถูกกำหนดแต่ละ training instance ที่ถูกกำหนด แต่ละ training instance ถูกบรรยายโดยลักษณะแบบเวกเตอร์ (ถูกเรียกว่า อินพุตเวกเตอร์) มันอาจจะสัมพันธ์กับสิ่งที่ต้องการต่อๆ ไป (a concept, a class และอื่นๆ) ซึ่งถูกเข้ารหัสเป็นเวกเตอร์อันอื่นๆ (เรียกว่า desired output vector) ในตัวอย่างข้างบน ตาม class ที่เป็นไปได้ (Lemon, orange และ apple) สามารถที่จะถูกเสนอในลักษณะ {100}, {010} และ {001} ได้โดยเริ่มต้นด้วยการกำหนดค่าเวกแบบเจาะจงหรือ แบบสุ่มค่า (random) นิวรอนเน็ตเวิร์กจะถูก train เพื่อที่จะปรับตัวเอง เพื่อให้ได้ลักษณะการวินิจฉัย (training instance) โดยการเปลี่ยนค่าเวกในแต่ละรอบการ train เราจะเสนอการวินิจฉัยให้กับเน็ตเวิร์ก ซึ่งจะทำให้เกิดเวกเตอร์เอาท์พุท ซึ่งจะนำมาเปรียบเทียบกับเวกเตอร์เอาท์พุทที่ต้องการ (desired output vector) ว่าตรงหรือใกล้เคียงกันใหม่ ด้วยวิธีการนี้ error สำหรับแต่ละเอาท์พุทยูนิตจะถูกคำนวณและใช้ในการ update ค่า relevant weight ใน multilayer network error จาก hidden unit จะไม่ถูกสังเกตเห็นได้โดยตรง แต่จะถูกประเมินได้ด้วย heuristic บางอย่าง แต่ละการเปลี่ยนแปลงค่าเวกจะถูกหวังว่าจะทำให้ error ลดลง เมื่อทุกข้อวินิจฉัย (instance) ถูกทดสอบ network จะเริ่มทำกับ ข้อวินิจฉัยแรกและทำซ้ำคล้ายๆ กันกับอันอื่นๆ จะทำซ้ำไปซ้ำมาอย่างต่อเนื่องจนกว่าประสิทธิภาพของระบบ (ในเทอมของ error magnitude) จะอยู่ในระดับที่น่าพอใจ ในการทดลองเราเลือก

error criterion ซึ่งจะดูทำให้ลดลงระหว่างการ training สอง criteria ที่ถูกใช้สำหรับการดู error ได้แก่
 อย่างแรกคือ sum of squared error

$$\sum_p \sum_j (\pi_{j,p} - o_{j,p})^2$$

โดย $T_{j,p}$ และ $O_{j,p}$ เป็นเอาต์พุตที่ต้องการ และค่าเอาต์พุตจริงๆที่ได้จาก unit j ในการวินิจฉัยแบบ
 แบบ p นอกจาก Sum of squared error แล้วยังมี criteria อื่นๆที่เช่น cross - entropy ตามข้างล่าง

$$-\sum_p \sum_j P_{j,p} \log_2(O_{j,p}) + (1 - P_{j,p}) \log_2(1 - O_{j,p})$$

โดย $P_{j,p}$ และ $O_{j,p}$ เป็นเอาต์พุตที่ต้องการของยูนิต j ในการใช้ instance P และค่า probability ของเอาต์
 พุตที่แท้จริงของยูนิต j ด้วยการใช้ใน instance P

ในบางรูปแบบของ network error ไม่สามารถสังเกตได้เพราะ training instance นั้นยังไม่ถูกค้นพบด้วย
 ผลลัพธ์ที่ถูกต้องภายใต้โอกาสนี้วิธีการ learning ต่างๆ ซึ่งจะทำการ update เวกต์โดยใช้ heuristic ที่
 ต่างๆ กันไปควรที่จะถูกนำมาใช้

ใน inference phase, เน็ตเวิร์กจะแพร่ข้อมูลจากอินพุตไปยัง output layer เมื่อการแพร่เสร็จลงเอาต์พุต
 นิตจะเก็บผลลัพธ์ของ inference ไว้ อย่างไรก็ตามข้อแตกต่างก็ควรที่จะถูกทำระหว่าง feed forward และ
 recurrent network การที่ไม่มี feedback ในกรณีก่อนทำให้สามารถที่จะกำหนด clear endpoint ของ inference ได้
 และยังสามารถยืนยันได้ว่า network นั้น stable

Recurrent network นั้นไม่เหมือนกัน โดยจะซับซ้อนกว่าเพราะว่ามี feedback ที่ป้อนจากเอาต์พุตกลับ
 มาเป็นอินพุต หลังจากที่ได้ทำงานโดยอินพุตหนึ่ง เอาต์พุตจะคำนวณและจะถูก feedback กลับไปพร้อมกับอินพุต
 เพื่อเป็นอินพุตแก่ระบบ เอาต์พุตจะถูกคำนวณใหม่และจะ process กับตัวมันเองเข้าไปซ้ำมาที่ประสบผลสำเร็จ
 จะผลิตเอาต์พุตที่มีการเปลี่ยนแปลงน้อยลงและเกือบที่จะเป็นเอาต์พุตที่คงที่ ซึ่งจุดนั้นถูกกำหนดเป็นจุด
 endpoint (จุดสิ้นสุด) ของ inference network ที่ process ไม่จบจะถูกเรียกว่า Unstable (ไม่เสถียร)

ทั้งที่มีการเปลี่ยนแปลงโดยเฉพาะ model ที่ต่างกัน, general learning และ inference procedure
 สามารถคิดได้ดังนี้

อัลกอริทึมที่ใช้ในการ learn ของ Neural โดยทั่วไป

ตัวอย่างของการ train แบบ n

1. กำหนดค่า network weight ตั้งต้นกำหนดให้ $i = 1$
2. เสนอตัวอย่างอันที่ i ไปให้แก่ network
3. สังเกตระดับของเอาต์พุตยูนิต ที่ทำงานโดยการใช้อัลกอริทึม inference (ซึ่งจะบรรยายต่อไป) ถ้า
 ประสิทธิภาพของเน็ตเวิร์กอยู่ในขั้น predefined standard (หรือในขั้นที่หยุดการวิเคราะห์แล้ว) ก็ exit ได้
4. ทำการ update ค่า weight โดยกฎการ learn ของเน็ตเวิร์ก

5. ถ้า $i = n$ ดังนั้นให้ $i = 1$ ใหม่ ถ้ายังไม่เท่ากับ n ก็ให้เพิ่มค่า i อีกหนึ่งแล้วไปทำ ในขั้นตอนที่ 2 ใหม่

อัลกอริทึม Inference ของ Neural Network (โดยทั่วไป)

1. เสนอตัวอย่างแก่ network ที่ input layer
2. คำนวณระดับ activation ของ node ที่อยู่ในเน็ตเวิร์ก
3. สำหรับ feedforward network ถ้าระดับ Activation ของทุกเอาต์พุตถูกคำนวณแล้ว exit ได้ แต่สำหรับ recurrent network ถ้าระดับ Activation ของทุกเอาต์พุตก่อนข้างจะคงที่ก็ exit ได้ ถ้ายังไม่คงที่ต้องไปทำในขั้นตอนที่ 2 ใหม่ อย่างไรก็ตามถ้าเน็ตเวิร์กถูกพบว่าไม่มีความเสถียรก็จะ exit และถือว่า fail

การจัดรูปแบบข้อมูล (Data Representation)

ค่าที่มีลักษณะ discrete เช่น ลักษณะของสี เช่น สีแดง, สีเหลือง, สีน้ำเงินและสีอื่นๆ สามารถที่จะถูกเข้ารหัสโดย input unit เดียวกันได้ ในกรณีนี้ค่า activation ของ 1 จะหมายถึง 'yes' หรือ 'true' ขณะที่ค่า activation ของ 0 จะหมายถึง 'no' หรือ 'false' ค่า activation อาจจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 และ 1 ก็ได้ซึ่งจะเป็นการระบุค่าความเป็นไปได้ของค่านั้น

ค่าที่มีลักษณะต่อเนื่อง (contineous) เช่น ลักษณะของอายุที่มีช่วงตั้งแต่ 1 ถึง 150 ถูกเข้ารหัสโดยอินพุตยูนิท และค่าของลักษณะต่างๆ นี้จะถูกจัด (map) อยู่ใน unit activation ในการทดลองช่วงค่าที่ต่อเนื่องนี้จะถูก normalize ให้อยู่ในช่วงระหว่างค่า 0 ถึง 1

ในการเสนอแบบ discrete ช่วงค่าที่ต่อเนื่องจะถูกแบ่งออกเป็นหลายช่วง โดยแต่ละช่วงจะถูกเข้ารหัสโดยอินพุตยูนิทพิจารณาช่วงระหว่าง a และ b (a และ b เป็นจำนวนจริง, $b > a$) เราจะแบ่งค่าระหว่างมันออกเป็น k ช่วงโดยมี $k - 1$ จุดอยู่ระหว่าง a และ b : m_1, \dots, m_{k-1} เราอาจจะกำหนด $m_0 = a$ และ $m_k = b$ ในการเข้าถึงกำหนดให้ค่า feature x ถ้า $m_i \leq x < m_{i+1}$ ดังนั้นยูนิทจะเข้ารหัสที่ช่วงที่มี activation ของ 1 และส่วนที่เหลือของยูนิทจะมี zero activation ในการเข้าถึงแบบอื่นๆ ยูนิทจะมีค่า activation ของ 1 ถ้าขอบที่ต่ำกว่าของช่วงที่สัมพันธ์นั้นน้อยกว่าหรือเท่ากับค่า x นั่นคือ $m_i \leq x$ มันจึงชัดเจนว่าเป็นการเข้าถึงแบบที่สอง จะมีหนึ่งหรือมากกว่าหนึ่งยูนิทที่จะถูก activate ที่เวลาเดียวกัน สำหรับเข้ารหัสสำหรับค่าเพียงค่าเดียว เพราะการเข้ารหัสของข้อมูลมีการกระจายมากขึ้น การเข้าถึงแบบที่สองจึงดูว่ามี noise น้อยกว่าการเข้าถึงแบบแรก

ในวิธีที่ 3 ยูนิทจะถูก activate เพื่อถูกพิจารณาเพิ่มขึ้นโดยคิดจากช่วงใดมีความใกล้เคียงกับค่านั้น ใกล้กันเพียงใด นี่ก็เป็นเทคนิคการเข้ารหัสแบบแพร่กระจาย (distribution)

ในวิธีที่ 4 ลักษณะค่าที่ต่อเนื่องจะถูกเข้ารหัสโดย fuzzy set สำหรับ fuzzy inference

มันเป็นไปได้ที่จะเสนอค่าต่อเนื่องเป็นเช่นค่า binary (ตีความเป็นค่า decimal) ตัวอย่างเช่น 8 ถูกเสนอโดย 4 บิตเป็น 1000, 7 ถูกแสดงเป็น 0111 วิธีนี้ไม่น่าเป็นจริงในลักษณะกายภาพ เพราะค่าที่ใกล้เคียงกันสอง

ค่ามีการเสนอได้แตกต่างกันมาก การกำหนดความสัมพันธ์ในการที่จะแสดงข้อมูลที่ถูกเก็บไว้ นั้นเป็นการทำ preprocessing ขั้นตอนนี้เกี่ยวข้องกับการเลือกและการแปลงข้อมูล

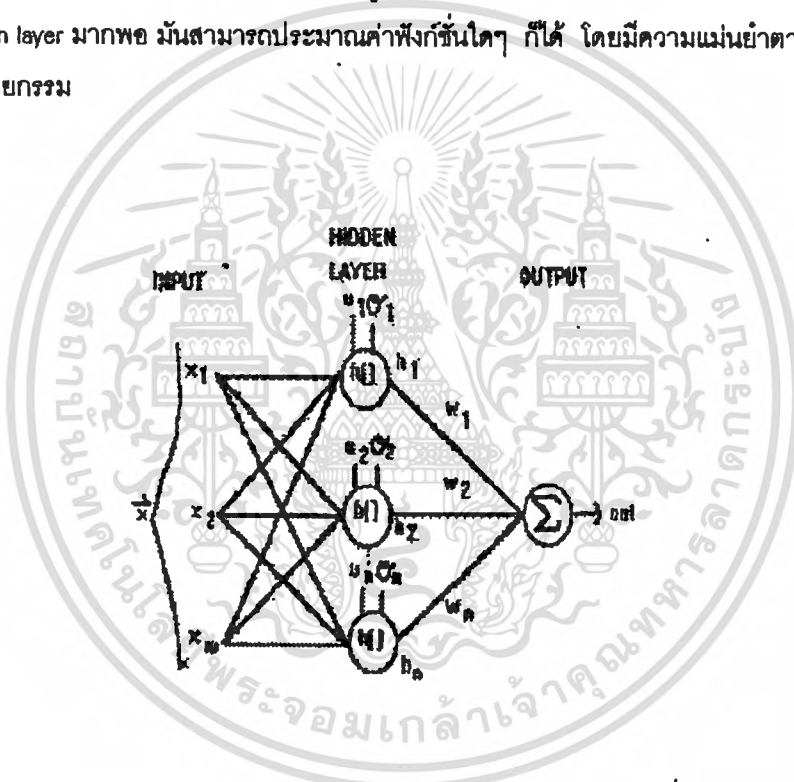
มันไม่ควรดูมองข้าม ในความแม่นยำในการคำนวณ อาจจะมีผลต่อคุณสมบัติ convergence ของ นิวรอนเน็ตเวิร์ก ความถูกต้องของ network weight หรือ weight - update calculation ความแม่นยำที่ต่ำกว่าเป็นไปได้ที่จะต้องใช้เทคนิคพิเศษอื่นมาใช้อีก



2.2.2 ทฤษฎีของ Radial Basis - Function Network

Radial Basis - Function Network เป็นที่สนใจอย่างมากจากการที่มันสามารถ train ได้อย่างรวดเร็ว, generality (ความสามารถในการประมวลผลอินพุตได้ดี ทั้งอินพุตที่เคยเห็นมาแล้ว และยังไม่เคยเห็น) และความไม่ซับซ้อนของมัน Radial Basis - Function Network มักจะถูกเปรียบเทียบกับ Backpropagation feed-forward network ซึ่งเป็นแบบที่ใช้กันอย่างกว้างขวาง backpropagation มีปัญหาเกี่ยวกับการ training มากมาย เช่น paralysis , local minima ฯลฯ Radial Basis - Function Network สามารถ train ได้อย่างรวดเร็วและไม่มีปัญหาเหล่านั้น แต่มีข้อเสียอยู่คือ หลังจาก training แล้วมันจะทำงานได้ช้ามากเนื่องจากต้องใช้การคำนวณมาก

Radial Basis - Function Network ได้รับการพิสูจน์แล้วว่ามันเป็น universal approximator นั่นคือเมื่อให้ Neuron ใน hidden layer มากพอ มันสามารถประมาณค่าฟังก์ชันใดๆ ก็ได้ โดยมีความแม่นยำตามความพอใจสถาปัตยกรรม



จากรูปจะเห็นว่า RBF Network จะคล้ายกับ Feed - Forward Network โดยทั่วๆ ไปเช่น Backpropagation แต่ว่าจะแตกต่างกันในการทำงาน แทนที่จะเริ่มต้นด้วยการสุ่มค่าของเวตของเวทของ hidden unit จะถูกออกแบบเพื่อให้มีผลตอบสนองครอบคลุมอาณาบริเวณที่ต้องการของ Input vector space โดยส่วนใหญ่แล้วฟังก์ชันที่ใช้จะใช้ Radial basis function

แต่ละ Hidden unit จะให้ค่าตามเอ็กซ์โพเนนเชียลฟังก์ชัน

$$h_i = \exp[-D_i^2 / (2\sigma^2)]$$

x = อินพุตเวกเตอร์

u_i = เวกเตอร์ของ hidden unit i โดยจำนวนของ hidden unit จะเท่ากับจำนวนของ training vector

$$D_i^2 = (x - u_i)^T (x - u_i)$$

โดย x และ u เป็นคอลัมน์เวกเตอร์

u_i จะมีค่าเท่ากับ $y = \sum h_i w_i$
 โดยที่ w_i = เวทจาก hidden unit ไปยัง output layer
 ในการ training จะมี 2 stage

ในครั้งแรกจะตั้งค่าให้ u_i และ σ_i แล้วจึง train เวทเมตริก w โดย supervised training Generalized Regression Neural Network (GRNN)

GRNN เป็นระบบที่เพิ่งได้รับการพัฒนาขึ้นมาเมื่อไม่นานมานี้ (Specht · 1991) คุณสมบัติพิเศษของ GRNN คือ มันไม่ต้องการการ train มันสามารถประมาณค่าฟังก์ชันใดๆ ระหว่างอินพุทเวคเตอร์และเอาต์พุทเวคเตอร์ได้โดยการประมาณค่าโดยตรงจากข้อมูลที่ใช้ในการ train ยิ่งกว่านั้นมันมีความอยู่ตัว (consistent) คือเมื่อเซตของข้อมูลที่ในการ train ใหญ่ขึ้นเรื่อยๆ ค่าความผิดพลาดในการประมาณจะเข้าใกล้ 0 โดยมีข้อจำกัดน้อยมากกับฟังก์ชัน

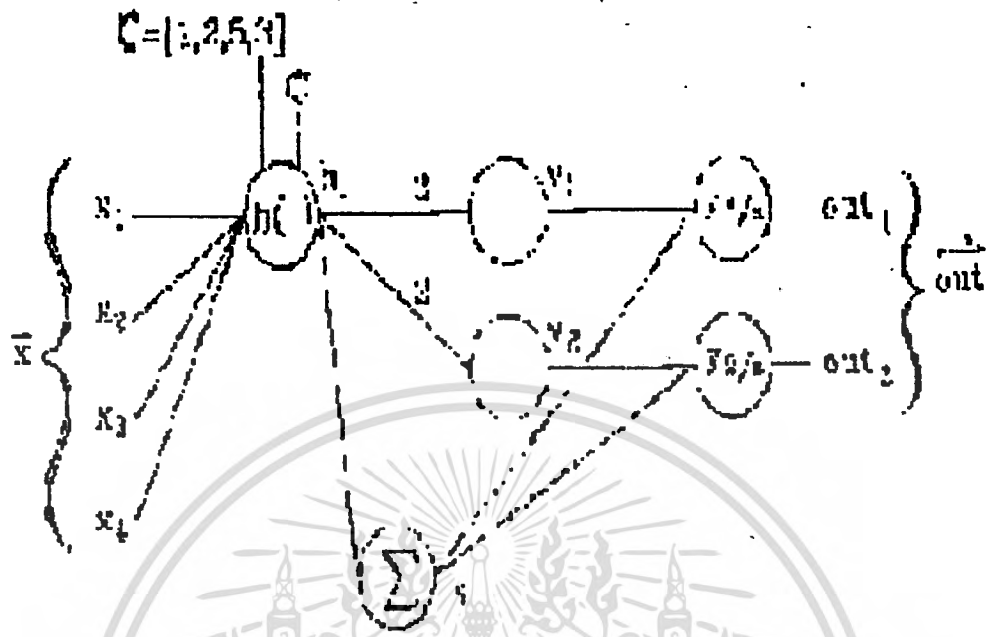
สถาปัตยกรรมของ GRNN

GRNN จะประกอบด้วย 1 อินพุทเลเยอร์ 1 ฮิดเดนเลเยอร์ และ 1 เอาต์เลเยอร์หรือมากกว่า ทุกอินพุทนิวรอนจะต่อเข้ากับแต่ละฮิดเดนนิวรอน โดยเวทที่เชื่อมต่อระหว่างอินพุทเลเยอร์และฮิดเดนเลเยอร์ จะมีค่าเท่ากับ 1 แต่ละฮิดเดนนิวรอนจะเก็บค่าข้อมูลที่ใช้ในการ train ไว้ในรูปเวคเตอร์ $1 \times N$ เมื่อ N เป็นจำนวนเต็มบวก เพราะฉะนั้นจำนวนฮิดเดนนิวรอนจะขึ้นอยู่กับจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการ train จากทุกฮิดเดนนิวรอนจะมีการเชื่อมต่อไปยังแต่ละเอาต์พุทยูนิทในเอาต์พุทเลเยอร์โดยเวทที่แต่ละการเชื่อมต่อจะมีค่าเท่ากับเอาต์พุทที่ต้องการที่เอาต์ยูนิทนั้นตั้งจะยกตัวอย่างดังนี้

สมมติว่าเซตที่ใช้ในการ train เป็นดังนี้

อินพุทเวคเตอร์	:	1	2	5	3
เอาต์พุทเวคเตอร์ที่ต้องการ	:	3	2		

จะได้ GRNN ดังรูปต่อไปนี้

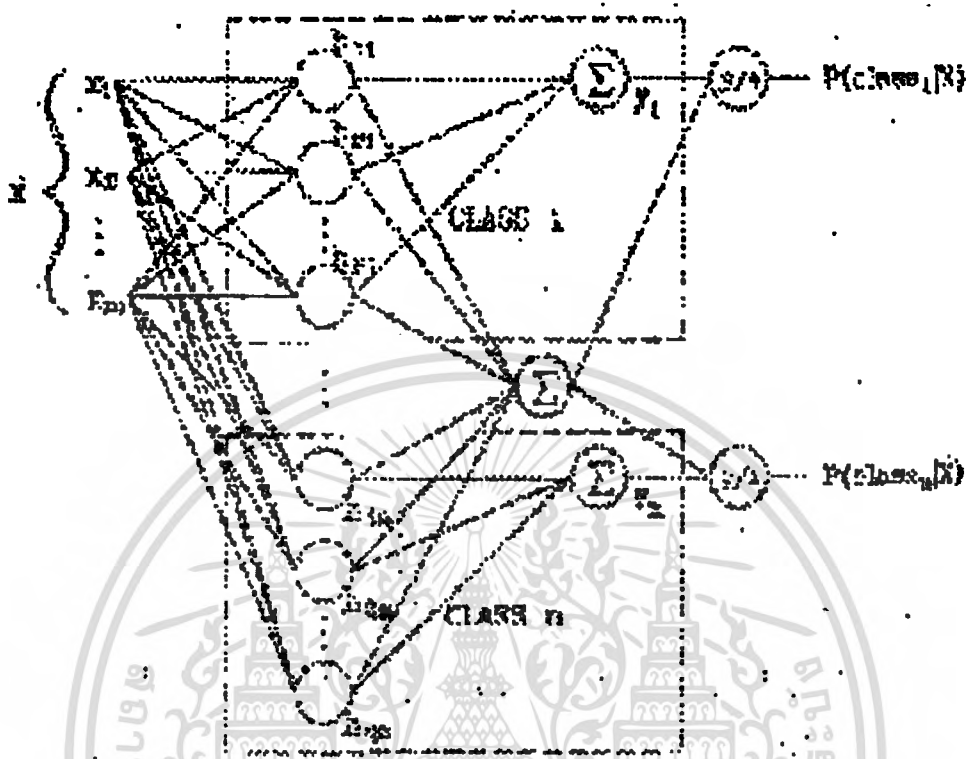


การใช้ GRNN เป็น Classifier

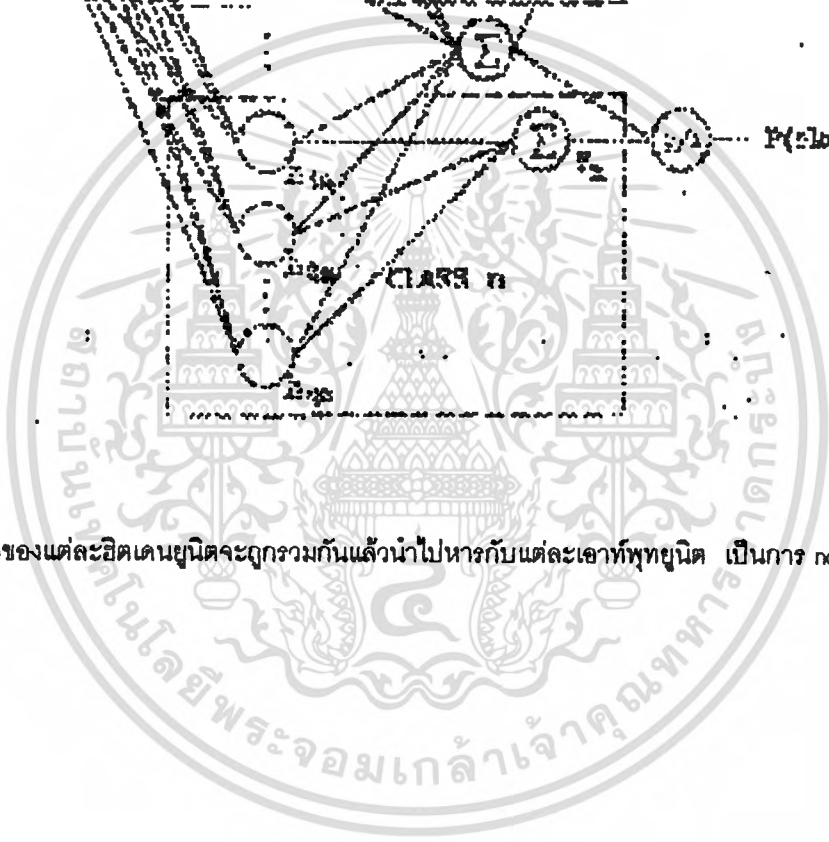
เนื่องจาก GRNN สามารถประมาณค่าฟังก์ชันที่ต่อเนื่องใดๆ ได้ ทำให้มันสามารถเปลี่ยนเป็น Classifier ได้อย่างง่ายดาย โดยการให้แต่ละเอาต์พุตแทนแต่ละ class แต่ละ output layer weight จะมีค่า 1 หรือ 0 แต่ละ hidden unit จะถูกแทนด้วย input training vector ในการตั้งค่าเวทของ GRNN ค่าของอินพุตเวทจะเป็น 1 หมด สำหรับแต่ละ hidden unit

1. ให้ค่าเวทเป็น 1 สำหรับเวทที่ต่อไปยังเอาต์พุตของ class เดียวกัน
2. เวทที่ต่อไปยังเอาต์พุตอื่นๆ ให้เป็นค่า 0 และสามารถเอาออกจาก network ได้เมื่อทำตามวิธีนี้

แล้วจะได้รูปดังต่อไปนี้



ค่าของแต่ละโหนดในชั้นจะถูกรวมกันแล้วนำไปหารกับแต่ละโหนดในชั้นถัดไป เป็นการ normalization



2.2.3 การเลือกลักษณะเด่น

การเลือกลักษณะเด่นถือเป็นส่วนสำคัญที่สุดในกระบวนการรู้จำ เนื่องจากลักษณะเด่นจะถูกใช้เป็นข้อมูลแทนรูปแบบ (pattern) ที่กำลังพิจารณาอยู่ และถูกนำไปใช้เปรียบเทียบกับรูปแบบที่มีอยู่ ดังนั้น การเลือกลักษณะเด่นจึงจำเป็นจะต้องทำอย่างรอบคอบเพื่อให้ได้ลักษณะเด่นที่ค่อนข้างคงที่ มีการเปลี่ยนแปลงน้อย และสามารถใช้แทนรูปแบบได้ ลักษณะเด่นที่ใช้จะขึ้นกับลักษณะของปัญหา เปอร์เซนต์ความถูกต้องที่ต้องการ และอาจจะขึ้นกับงบประมาณในการทำงานด้วย ในงานวิจัยทางด้านกระบวนการรู้จำ มีการเลือกใช้ลักษณะเด่นต่างๆมากมาย ซึ่งแต่ละอย่างก็มีข้อดีข้อเสียแตกต่างกัน แต่ส่วนใหญ่แล้ว จะใช้ลักษณะเด่นหลายๆอย่างมาประกอบกัน จะไม่เลือกใช้ลักษณะเด่นอย่างใดอย่างหนึ่งแต่เพียงอย่างเดียว

ลักษณะเด่นที่นิยมใช้กันทั่วไป

จากการศึกษาวิจัยเกี่ยวกับลายมือเขียนและลายเส้นพบว่า ลักษณะเด่นโดยทั่วไปของลายมือเขียนและลายเส้นสามารถแบ่งได้เป็นประเภทใหญ่ๆ ได้ดังนี้

1. ตำแหน่ง หมายถึง ค่าพิกัด (X_k, Y_k) ณ จุด k โดยที่ได้จากกลุ่มสัญญาณ $U_x(t)$ และ $U_y(t)$ ในช่วงเวลาใดๆ โดยในการเก็บข้อมูลเกี่ยวกับตำแหน่งนี้ อาจจะเก็บข้อมูลเกี่ยวกับตำแหน่งที่ยกปากกาไว้ด้วย เนื่องจากข้อมูลในส่วนนี้สามารถปลอมแปลงหรือเลียนแบบได้ยาก ถึงแม้จะมีตัวอย่างลายเส้นที่ถูกต้องอยู่ก็ตาม นอกจากนี้ ข้อมูลเวลาของตำแหน่งในการเขียน เช่น ระยะเวลาในการเขียนลายเส้น เวลาในขณะที่เขียนลายเส้น ณ แต่ละพิกัด ก็มีความสำคัญมากเช่นกัน ข้อมูลส่วนนี้ทำให้สามารถแยกข้อมูลตำแหน่งของลายเส้นออกเป็นส่วนจริง (real part) และจินตภาพ (imaginary part) ของฟังก์ชันเชิงซ้อนได้ในรูปของ

$$F(t) = U_x(t) + iU_y(t)$$

ฟังก์ชันที่ได้นี้สามารถนำไปทำการ Normalization เป็นตำแหน่งในระนาบที่เป็นอิสระจากกัน นำไปทำการหมุน, ปรับขนาด และดูค่าแนวโน้มของการเคลื่อนที่จากซ้ายไปขวาได้

2. แรงกดปากกา เป็นลักษณะเด่นอีกอย่างหนึ่งซึ่งนิยมนำไปใช้ร่วมกับลักษณะเด่นอื่นๆ เนื่องจากช่วยทำให้การวิเคราะห์ลายเส้นมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น แต่ก็มีปัจจัยหลายอย่างที่มีผลต่อแรงกดปากกา เช่น ความแข็งของปากกาและแรงกดนิ้วบนปากกาหรือกระดาษอิเล็กทรอนิกส์ เป็นต้น

3. แรง เป็นลักษณะเด่นซึ่งเกิดจากสิ่งเร้าซึ่งส่งจากสมองของผู้เขียนไปยังระบบกล้ามเนื้อ และมีขนาดแตกต่างกันไปตามขนาดของตัวอักษรหรือลายเส้นที่เขียนด้วย ลักษณะเด่นนี้จะไม่วัดด้วยเครื่องมือวัด แต่จะคำนวณจากค่าพิกัดและแรงกดปากกา โดยใช้โมเดลทางคณิตศาสตร์

4. ความเร็ว ข้อมูลนี้เป็นปัจจัยสำคัญในกระบวนการพิสูจน์ลายเส้นแบบออนไลน์ เนื่องจากความเร็วในการเขียนลายเส้นหรือเขียนข้อความของบุคคลแต่ละคนย่อมจะมีความแตกต่างกัน โดยค่าความเร็วนี้อาจจะคำนวณจากค่าพิกัด หรือใช้อุปกรณ์พิเศษวัดก็ได้

5. ความแรง ในทฤษฎีเกี่ยวกับลายมือเขียนถือว่าความแรงเป็นฟังก์ชันที่มีความสำคัญมาก อาจจะได้จากการคำนวณ การใช้ปากกาที่สามารถวัดความแรงได้ หรือการใช้อุปกรณ์ฮาร์ดแวร์สำหรับวัดความแรงก็ได้

2.2.4 การตัดสินใจ

ความแตกต่างของลายเซ็น

โดยทั่วไป ลายเซ็นแต่ละลายเซ็นจะมีความแตกต่างกัน ถึงแม้จะเป็นลายเซ็นของบุคคลคนเดียวกันก็ตาม ทำให้สามารถแบ่งความแตกต่างของลายเซ็นได้เป็น 2 ประเภท คือ

1. ความแตกต่างภายในกลุ่ม (intra-class or intrapersonal variability) คือ ความแตกต่างระหว่างภายในกลุ่ม (σ_i^2) ของลายเซ็นของบุคคลคนเดียวกันคือ คนที่ i

2. ความแตกต่างระหว่าง (interclass or interpersonal variability) คือ ความแตกต่างระหว่างกลุ่มของลายเซ็นสองกลุ่ม (σ_1^2) และ (σ_2^2) ซึ่งได้จากบุคคลคนที่ i และ

ในทางทฤษฎีความแตกต่างระหว่างกลุ่มก็ควรจะมีความพอที่จะสามารถแบ่งแยกลายเซ็นของแต่ละบุคคลได้ แต่ในทางปฏิบัตินั้นมักพบว่าไม่สามารถแบ่งแยกความแตกต่างทั้งสองกลุ่มนี้ได้อย่างชัดเจน

ในกระบวนการรู้จำมีโอกาสจะยอมรับและปฏิเสธลายเซ็นในกรณีต่อไปนี้

1. การยอมรับลายเซ็นที่ถูกต้อง คือ การยอมรับว่าลายเซ็นที่ต้องการตรวจสอบ ซึ่งเป็นลายเซ็นของบุคคลคนเดียวกันกับลายเซ็นในฐานข้อมูล เหมือนกับลายเซ็นในฐานข้อมูล

2. การยอมรับลายเซ็นปลอม คือ การยอมรับลายเซ็นที่ต้องการตรวจสอบ ซึ่งเกิดจากบุคคลคนละคนกันว่ามีคล้ายกับลายเซ็นในฐานข้อมูล

3. การปฏิเสธลายเซ็นจริง คือ การยอมรับว่าลายเซ็นที่ตรวจสอบมีความแตกต่างกับลายเซ็นในฐานข้อมูล ทั้งๆ ที่ได้จากบุคคลคนเดียวกัน

4. การปฏิเสธลายเซ็นปลอม คือ การปฏิเสธว่าลายเซ็นที่ตรวจสอบซึ่งเกิดจากบุคคลคนละคนกันเป็นลายเซ็นเดียวกับในฐานข้อมูล

อัตราความผิดพลาดทั้งประเภท คือ การปฏิเสธลายเซ็นจริง (type 1 error หรือ FRR false rejection rate) และการยอมรับลายเซ็นปลอม (type 2 error หรือ FAR false acceptance rate) จะเป็นเครื่องกำหนดประสิทธิภาพของเครื่องวิเคราะห์ลายเซ็น ซึ่งอัตราความผิดพลาดทั้งสองจะขึ้นกับค่าขอบเขตในการยอมรับหรือปฏิเสธลายเซ็น

บทที่ 3

การคำนวณและสร้าง

3.1 ลักษณะเด่นของลายเซ็นต์ที่ใช้

เราเลือกใช้ลักษณะเด่นของลายเซ็นต์ 2 แบบคือ

- 1.ระยะเวลาและจำนวนครั้งของการยกวางปากกา
- 2.ความแรงตามแนวแกน x และแกน y

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบจิวอาร์เอ็นเอ็น

ในโครงงานนี้เราได้นำโครงข่ายประสาทเทียมแบบจิวอาร์เอ็นเอ็นมาประยุกต์ โดยโครงสร้างของโครงข่ายเป็นดังนี้

อินพุตยูนิท 746 ยูนิทเท่ากับจำนวนข้อมูลลักษณะเด่นของลายเซ็นต์

จำนวนฮิดเดนยูนิท 5 ยูนิท โดยที่ค่า n ของแต่ละยูนิทจะเป็นลักษณะเด่นของลายเซ็นต์

ตัวอย่างแต่ละอัน ส่วนค่า σ หาค่าระยะทาง RMS จากยูนิทนั้นไปยังยูนิทที่ใกล้ที่สุด

อินพุตยูนิท 746 ยูนิทเท่ากับจำนวนข้อมูลลักษณะเด่นของลายเซ็นต์

เอาท์พุตยูนิท 1 ยูนิท

การทำงานและการคำนวณ

การทำงานของโปรแกรมจะแบ่งเป็น 2 เฟสคือ

- 1.เฟสการรับข้อมูลตัวอย่าง, ทำนอมัลไลซ์และจัดเก็บ
 - 2.เฟสการประมวลผลข้อมูลลายเซ็นต์อินพุท
- แต่ละเฟสมีการทำงานและการคำนวณดังนี้

- 1.เฟสการรับข้อมูลตัวอย่าง, ทำนอมัลไลซ์และจัดเก็บ

โปรแกรมจะทำการรับข้อมูลจากดิจิทัลไทเซอร์และนำมาทำการนอมัลไลเซชัน (บทที่ 2) และจัดเก็บลงในฐานข้อมูล

- 2.เฟสการประมวลผลข้อมูลลายเซ็นต์อินพุท

เป็นการตัดสินใจว่าจะรับลายเซ็นต์อินพุทหรือไม่มีขั้นตอนดังนี้

- 2.1 เลือกข้อมูลลักษณะเด่นของลายเซ็นต์จากฐานข้อมูลตามชื่อของผู้ใช้
- 2.2 รับลายเซ็นต์อินพุทจากดิจิทัลไทเซอร์
- 2.3 ทำการนอมัลไลซ์ลายเซ็นต์อินพุท
- 2.4 สร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบจิวอาร์เอ็นเอ็นจากข้อมูลในฐานข้อมูลตามขั้นตอนต่อ

ใบนี้

2.4.1 ใส่ค่าลักษณะเด่นของลายเซ็นจากฐานข้อมูลแต่ละชุดลงในค่า μ ของแต่ละฮิดเดนยูนิต ยูนิตละ 1 ชุด

2.4.2 คำนวณค่า σ จากค่าระยะทาง RMS จากแต่ละยูนิตไปยังยูนิตที่ใกล้ที่สุด โดยค่าระยะทาง RMS หาได้จาก

- หาระยะทางจากแต่ละยูนิตไปยังยูนิตอื่นๆทุกยูนิต ระยะทางหาได้จาก d
- หาระยะทางที่ใกล้ที่สุด
- หาค่ารากที่ 2 ของระยะทางนั้น

2.5 หาค่า threshold (ค่าเอ้าท์พุทต่ำสุดที่จะยอมรับลายเซ็น) โดยการนำค่าลักษณะเด่นของลายเซ็นจากฐานข้อมูลแต่ละชุดไปเป็นอินพุทของโครงข่ายประสาทเทียมแล้วหาค่าเอ้าท์พุทที่น้อยที่สุดมาเป็นค่า threshold

2.6 นำค่าลักษณะเด่นของลายเซ็นอินพุทมาเป็นอินพุทของโครงข่ายประสาทเทียมแล้วหาค่าเอ้าท์พุท

2.7 ตัดสินใจโดยถ้าค่าเอ้าท์พุทของลายเซ็นอินพุทมากกว่าค่า threshold จะยอมรับลายเซ็นนั้น

3.2 ลักษณะของฐานข้อมูลที่ใช้ในการพิสูจน์ลายเขนด

เราใช้ฐานข้อมูลในงานพิสูจน์ลายเขนดดังนี้

- เก็บข้อมูลตัวอย่างลายเขนด 5 ครั้งโดยในแต่ละตัวอย่างเก็บข้อมูลเกี่ยวกับลายเขนดในครั้งนั้น ประมาณครั้งละ 250 เเรคคอร์ด
- ใช้ดึงข้อมูลตัวอย่างลายเขนดมาใช้ในการพิสูจน์ลายเขนด

ลักษณะของฐานข้อมูล

ฐานข้อมูลที่ใช้ประกอบไปด้วยตาราง 4 ตาราง

ตารางแรก ใช้ในการเก็บข้อมูลชื่อของผู้ใช้เพื่อใช้ในการให้ผู้เลือกชื่อยชื่อเพื่อใช้จะได้นำข้อมูลตามชื่อนั้น มาพิสูจน์ข้อมูล และใช้ในการตรวจสอบความีข้อมูลของคนๆ นั้นอยู่หรือไม่ ซึ่งมีลักษณะตารางดังนี้

Name	ID
ปัญญา ว่างไว	1

ตารางแรกนี้มีฟิลด์ name ใช้เก็บชื่อและนามสกุลของผู้ใช้และต้องใส่ข้อมูลชื่อและนามสกุลพร้อมกันเสมอโดยเก็บชื่อและมีช่องว่างหนึ่งช่องกันระหว่างชื่อและนามสกุล โดยเก็บข้อมูลเป็น string

ฟิลด์ ID ใช้ระบุถึงผู้ใ้คนใดคนหนึ่งอย่างย่อๆ เพื่อจะได้ไม่ต้องใช้ชื่อและนามสกุลระบุเพราะชื่อและนามสกุลนั้นเป็นข้อมูลที่มากเกินไป และฟิลด์ ID นี้ใช้เป็นฟิลด์ที่เชื่อมระหว่างตารางทั้งสองที่เราใช้เก็บข้อมูลเป็น long integer

ตารางที่สองมีฟิลด์ในตาราง 6 ฟิลด์ คือ ID,node,cnt และ rad

ฟิลด์ ID ใช้เก็บข้อมูล เลขที่ระบุผู้ใช้ โดยเหมือนกับฟิลด์ ID ในตารางแรกมีไว้เพื่อใช้สร้างความสัมพันธ์ให้ทั้งสองตาราง เก็บข้อมูลเป็น long integer

ฟิลด์ node ใช้เก็บข้อมูลว่าเป็น node อันที่เท่าไรของลายเขนดนั้นหรือข้อมูลลายเขนดที่เขนดครั้งที่เท่าไรของลายเขนดของคนนั้น เก็บข้อมูลเป็น integer

ฟิลด์ cnt เป็นข้อมูลบอกว่าเป็นข้อมูลที่เท่าไรของลายเขนดครั้งนั้น เก็บข้อมูลในฟิลด์นี้เป็น integer

ฟิลด์ rad ใช้เก็บข้อมูลของลายเขนดที่ใช้ในการประมวลผลพิสูจน์ลายเขนด เก็บข้อมูลในฟิลด์นี้เป็นค่าจำนวนจริง

ฟิลด์ ax ใช้เก็บข้อมูลความเร่งในแนวนอนของลายเขนดที่ใช้ในการประมวลผลพิสูจน์ลายเขนด เก็บข้อมูลในฟิลด์นี้เป็นค่าจำนวนจริง

ฟิลด์ ay ใช้เก็บข้อมูลความเร่งในแนวตั้งของลายเขนดที่ใช้ในการประมวลผลพิสูจน์ลายเขนด เก็บข้อมูลในฟิลด์นี้เป็นค่าจำนวนจริง

เราใช้ฟิลด์ ID,node,cnt ใช้เป็นprimary key เพื่อใช้ระบุข้อมูลที่ใช้ประมวลผล (rad,ax,ay) อันต่างๆ ในลักษณะที่ระบุเหมือนเช่น ข้อมูลนี้เป็นข้อมูลที่เท่าไรของหลายเซตครั้งใดของผู้ใด

ช ลักษณะของ โครงสร้างของ ตารางที่ 2 นี้มี ดังรูปข้างล่างนี้ ID	Node	Cnt	Rad	Ax	Ay
1	1	1	0.00054	10.05	5.5

ตารางที่สามมีฟิลด์ในตาราง 5 ฟิลด์ คือ ID,npoint,px,py และ bpoint เป็นตารางใช้เก็บข้อมูลที่ใช้สร้างรูปหลายเซตที่แท้จริงของผู้ใช้

ฟิลด์ ID ใช้เก็บข้อมูล เลขที่ระบุผู้ใช้ โดยเหมือนกับฟิลด์ ID ในตารางแรกมีไว้เพื่อใช้สร้างความสัมพันธ์กับตารางอื่น เก็บข้อมูลเป็น long integer

ฟิลด์ npoint ใช้เก็บข้อมูลเพื่อระบุลำดับจุดที่ใช้สร้างรูปหลายเซต เก็บข้อมูลเป็น small integer

ฟิลด์ px ใช้เก็บข้อมูลตำแหน่งพิกัดในแนวนอนของจุดที่ใช้สร้างรูปหลายเซต เก็บข้อมูลเป็น small integer

ฟิลด์ py ใช้เก็บข้อมูลตำแหน่งพิกัดในแนวนอนของจุดที่ใช้สร้างรูปหลายเซต เก็บข้อมูลเป็น small integer

ฟิลด์ bpoint ใช้เก็บข้อมูลว่าจุดนั้นเป็นจุดเริ่มกดปากกาในการเซตหลังจากที่มีการยกปากกาในการเซตเก็บข้อมูลเป็น small integer ถ้าค่าเป็น 1 แสดงว่าจุดนั้นเป็นจุดเริ่มกดปากกา ถ้าค่าเป็น 0 แสดงว่าไม่ใช่ลักษณะของโครงสร้างของตารางที่ 3 นี้มีดังรูปข้างล่างนี้

ID	npoint	px	py	bpoint
1	1	44	70	1

ตารางที่สี่มีฟิลด์ในตาราง 4 ฟิลด์ คือ npoint,px,py และ bpoint เป็นตารางใช้เก็บข้อมูลที่ใช้สร้างรูปลายเส้นที่นำมาพิสูจน์ของผู้ใช้ เป็นการเก็บข้อมูลชั่วคราวเก็บรูปลายเส้นที่นำมาพิสูจน์ลายเส้นเดียวเท่านั้น ฟิลด์ npoint ใช้เก็บข้อมูลเพื่อระบุดำดับจุดที่ใช้สร้างรูปลายเส้น เก็บข้อมูลเป็น small integer ฟิลด์ px ใช้เก็บข้อมูลตำแหน่งพิกัดในแนวนอนของจุดที่ใช้สร้างรูปลายเส้น เก็บข้อมูลเป็น small integer

ฟิลด์ py ใช้เก็บข้อมูลตำแหน่งพิกัดในแนวนอนของจุดที่ใช้สร้างรูปลายเส้น เก็บข้อมูลเป็น small integer

ฟิลด์ bpoint ใช้เก็บข้อมูลว่าจุดนั้นเป็นจุดเริ่มกดปากกาในการเขียนหลังจากที่มีการยกปากกาในการเขียนเก็บข้อมูลเป็น small integer ถ้าค่าเป็น 1 แสดงว่าจุดนั้นเป็นจุดเริ่มกดปากกา ถ้าค่าเป็น 0 แสดงว่าไม่ใช่ลักษณะของโครงสร้างของตารางที่ 4 นี้มีดังรูปข้างล่างนี้

npoint	px	py	bpoint
1	10	34	1

ตารางที่ห้ามีฟิลด์ในตาราง 4 ฟิลด์ คือ ID,node,cnt และ point

ฟิลด์ ID ใช้เก็บข้อมูล เลขที่ระบุผู้ใช้ โดยเหมือนกับฟิลด์ ID ในตารางแรกมิได้เพื่อใช้สร้างความสัมพันธ์ให้ทั้งสองตาราง เก็บข้อมูลเป็น long integer

ฟิลด์ node ใช้เก็บข้อมูลว่าเป็น node อันที่เท่าไรของลายเส้นนั้นหรือข้อมูลลายเส้นที่เรานัดครั้งที่เท่าไรของลายเส้นของคนนั้น เก็บข้อมูลเป็น integer

ฟิลด์ cnt เป็นข้อมูลบอกว่าเป็นข้อมูลที่เท่าไรของลายเส้นครั้งนั้น เก็บข้อมูลในฟิลด์นี้เป็น integer

ฟิลด์ point ใช้เก็บข้อมูลของลายเส้นระบุว่ากดหรือยกปากกา โดยถ้าค่าเป็น 1 แสดงว่ากดปากกา ถ้าเป็น 0 แสดงว่ายกปากกา ข้อมูลในฟิลด์นี้เป็นจำนวนเต็มบวก

เราใช้ฟิลด์ ID,node,cnt ใช้เป็น primary key เพื่อใช้ระบุข้อมูลที่ใช่ประมวลผล (point) อันต่างๆ ในลักษณะที่ระบุเหมือนเช่น ข้อมูลนี้เป็นข้อมูลที่เท่าไรของลายเส้นครั้งใดของผู้ใด

ซึ่งลักษณะของโครงสร้างของตารางที่ 2 นี้มีดังรูปข้างล่างนี้

ID	Node	Cnt	Point
1	1	1	1

บทที่ 4

การทดลองและผลการทดลอง

ลักษณะการเก็บข้อมูล

การเก็บข้อมูลเราทำการเก็บข้อมูลโดยให้ผู้ใช้งานหลายเซนต์ตัวอย่างให้แก่โปรแกรม 5 ครั้ง แล้วทำการประมวลผลข้อมูลตัวอย่างนั้นกับข้อมูลหลายเซนต์ที่ผู้ใช้เซนต์ทดสอบ โดยให้ผู้ใช้งานหลายเซนต์ที่แท้จริงไปให้โปรแกรมทดสอบ 5 ครั้ง และมีการทดสอบปลอมหลายเซนต์ของผู้ใช้คนนั้นอีก 5 ครั้ง ได้ผลการทดลอง การตรวจสอบหลายเซนต์จริงและปลอมดังตารางข้างล่าง

ผลการทดลอง

ผู้เซนต์คนที่	ยอมรับหลายเซนต์จริง	ปฏิเสธหลายเซนต์ปลอม
1	4	4
2	4	4
3	5	4
4	5	3
5	5	4
6	5	5
7	4	3
8	4	4
9	5	4
10	4	3

จะเห็นได้ว่าอัตราการยอมรับหลายเซนต์ที่แท้จริงที่ถูกต้องมีค่าประมาณ 90 เปอร์เซ็นต์ผิดพลาดไปประมาณ 10 เปอร์เซ็นต์และอัตราการปฏิเสธหลายเซนต์ปลอมมีค่าประมาณ 76 เปอร์เซ็นต์ ผิดพลาดไปประมาณ 24 เปอร์เซ็นต์

จากการทดลองเก็บข้อมูลพบว่าตอนเก็บข้อมูลหลายเซนต์ 5 ครั้งลงฐานข้อมูลทำได้ช้ามากเพราะเก็บข้อมูลประมาณ 1,000 เรคคอร์ดต่อคน

บทที่ 5

สรุปและวิจารณ์ผลการทดลอง

ระบบยังมีข้อผิดพลาดอยู่บ้างเนื่องจากสาเหตุต่อไปนี้

1. การรับข้อมูลจาก digitizer ยังไม่เป็นที่น่าพอใจเนื่องจากวินโดวมีการใช้โอเพอเรชั่นจำนวนมากและมีการทำงานที่ซับซ้อน ทำให้ timer object ของ Delphi ทำงานไม่ถูกต้องตามที่ต้องการ มีอัตราการสุ่มข้อมูลต่ำกว่าที่ต้องการ
 2. ข้อจำกัดของระบบ กระดานอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้ยังไม่สะดวกต่อการใช้งาน เนื่องจากต้องใช้แรงกดมากทำให้มีปัญหาแก่ผู้ใช้ เกิดปัญหาเส้นขาด ไม่สามารถบังคับขนาดของลายเส้นได้ ใช้ระยะเวลาในการเรนเดอร์มาก แม้แต่คนที่ใช้ลายเส้นอยู่บ่อยก็ไม่สามารถใช้ลายเส้นให้เหมือนเดิมได้
 3. ผลการทดลองการหมุนลายเส้นที่ไม่ตรงสามารถที่จะหมุนลายเส้นที่ไม่ตรงให้เป็นไปตามต้องการได้ในทุกกรณี
 4. บางครั้งลายเส้นพื้นฐานข้อมูลมีความต่างมากเกินไปทำให้มีค่า threshold ต่ำและจะรับลายเส้นปลอมได้ง่าย
- ข้อเสนอแนะ
1. ควรเขียน module เพื่อใช้รับข้อมูลจาก digitizer เองโดยอาจใช้ภาษา assembly เพื่อให้มีอัตราการสุ่มมาก
 2. ควรมีการเลือกเฟ้นข้อมูลที่จะเก็บลงฐานข้อมูลก่อนลายเส้นได้มีค่าต่างจากตัวอื่นมากควรตัดออก

รับ

ภาคผนวก ก.

คู่มือการใช้โปรแกรม

พิสูจน์ลายเซ็นต์ด้วยนิรอนเน็ตเวิร์ก



คู่มือการใช้งาน

โปรแกรมโครงการ

พิสูจน์ลายเซ็นต์ด้วยน็วรอนเน็ตเวิร์ก



อุปกรณ์ที่ใช้กับโปรแกรม พิสูจน์ลายเซ็นต์ด้วยนินรอนเน็ตเวิร์ก

อุปกรณ์ที่จำเป็นต้องใช้กับโปรแกรมมีดังนี้

1. เครื่องคอมพิวเตอร์ แบบ PC ตั้งแต่รุ่น DX-33 ขึ้นไป มี RAM 8 MB. ขึ้นไปมี serial port แบบ 25

ขา

2. โปรแกรมวินโดวเวอร์ชัน 3.1 หรือ 3.11 เพราะโปรแกรมนี้ใช้งานในวินโดว

3. เครื่องคิดเลขและปากกาแสงใช้สำหรับรับข้อมูลลายเซ็นต์โดยเซ็นต์ด้วยปากกาแสง

4. ไดรเวอร์สำหรับใช้งานเครื่องคิดเลขและปากกาแสงที่ใช้งานในวินโดว แทนการใช้งานของเมาส์

ในวินโดว

5. แผ่น install โปรแกรมพิสูจน์ลายเซ็นต์ด้วยนินรอนเน็ตเวิร์ก



การติดตั้งโปรแกรมพิสูจน์ลายเซ็นต์ ด้วยนินรอนเน็ตเวิร์ก

ในแผ่นโปรแกรมจะมีไฟล์ vsign.zip อยู่ให้ทำการติดตั้งโปรแกรมลง
สู่เครื่องคอมพิวเตอร์โดยวิธีการดังต่อไปนี้

1. สร้างไดเรกทอรี ชื่อ vsign ลงในฮาร์ดดิสก์ที่ต้องการทำการติดตั้ง
2. ใช้คำสั่ง cd vsign เพื่อเข้าไปในไดเรกทอรี vsign แล้วพิมพ์คำสั่งดังข้างล่างนี้

a:pkunzip -d a.vsign.zip d:

พิมพ์ในลักษณะคล้ายกันนี้ถ้าไดรฟ์ต้นทางและปลายทางเปลี่ยนไปก็ให้แทนไดรฟ์ที่ระบุต้นทาง
และปลายทางเสียใหม่ในลักษณะเดียวกันนี้

3. ทำการแก้ไขไฟล์ WIN.INI ของโปรแกรมวินโดวส์โดยเติมข้อความต่อไปนี้ต่อท้ายไฟล์
WIN.INI ดังนี้

[IDAPI]

DLLPATH=c:\vsign\dl

[Borland Language Drivers]

LDPATH=c:\vsign\langdrv

โดยอาจจะระบุไดรฟ์เป็นไดรฟ์อื่นที่ไม่เป็นไดรฟ์ c: ก็ได้ถ้าไม่ได้ลงโปรแกรมในไดรฟ์ c:

4. หลังจากนั้นก็ทำการ New program item โดยเลือกที่เมนูบาร์ของ Program manager
ของโปรแกรมวินโดวส์ที่ File แล้วเลือก New... แล้วเลือก program item แล้วไปเลือกเอาไฟล์ชื่อ
finalprj.exe จากในไดเรกทอรี vsign มา

5. หลังจากเลือกไอคอนและติดตั้งโปรแกรมในวินโดวส์แล้วเราสามารถใส่โปรแกรมในวินโดวส์
โดยต้องทำการติดตั้งไดรเวอร์ของติจิดเซอร์โดยเรียก setup ของวินโดวส์แล้วทำการเพิ่มไดรเวอร์
เมาส์โดยเลือกที่หัวข้อเมาส์แล้วเลือก Other mouse แล้วใส่ pathname ที่มีไดรเวอร์ของติจิด
เซอร์นั้นอยู่ลงไปเพื่อจะได้ลงไดรเวอร์แกวินโดวส์ หลังจากลงแล้วเลือกไดรเวอร์เมาส์ของวินโดวส์เป็น
Oce G6400 ทำการติดตั้งไดรเวอร์เสร็จแล้วเปิดเครื่องติจิดเซอร์ก่อนเรียกใช้วินโดวส์ เมื่อเรียกใช้
วินโดวส์แล้วจะสามารถใช้งานปากกาแสงแทนเมาส์ได้ โดยการกดปากกาแสงจะเหมือนกับการคลิก
เมาส์ หลังจากนั้นสามารถใช้งานโปรแกรมได้ เมื่อใช้งานโปรแกรมเสร็จก็เปลี่ยนไดรเวอร์จากติจิด
เซอร์เป็นเมาส์ตามเดิมได้

การใช้งานโปรแกรมพิสูจน์ลายเซ็นต์

หลังจากที่ลงโปรแกรมนี้เรียบร้อยแล้ว สามารถใช้โปรแกรมได้โดยใช้งานโปรแกรมในวินโดวโดยการดับเบิลคลิกที่ไอคอนดังรูปข้างล่างนี้



หลังจากที่กดใช้งานโปรแกรมที่ไอคอนแล้วจะปรากฏฟอร์ม ดังนี้



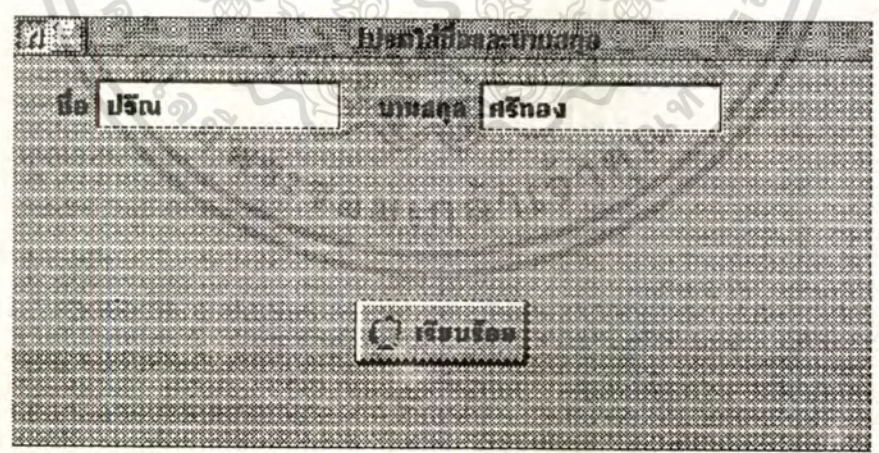
โดยมีปุ่มให้ใช้งานโปรแกรมอยู่ 3 ปุ่มซึ่งมีหน้าที่ดังนี้

- ปุ่ม 'New user' ใช้สำหรับเพิ่มลายเซ็นต์ของผู้ใช้ใหม่ เข้าไปในฐานข้อมูลลายเซ็นต์
- ปุ่ม 'พิสูจน์' ใช้สำหรับทำการพิสูจน์ลายเซ็นต์ที่ผู้ใช้เซนต์ทดสอบกับข้อมูลลายเซ็นต์ที่ผู้ใช้อ้างถึง
- ปุ่ม 'Exit' ใช้เมื่อต้องการเลิกใช้งานโปรแกรม

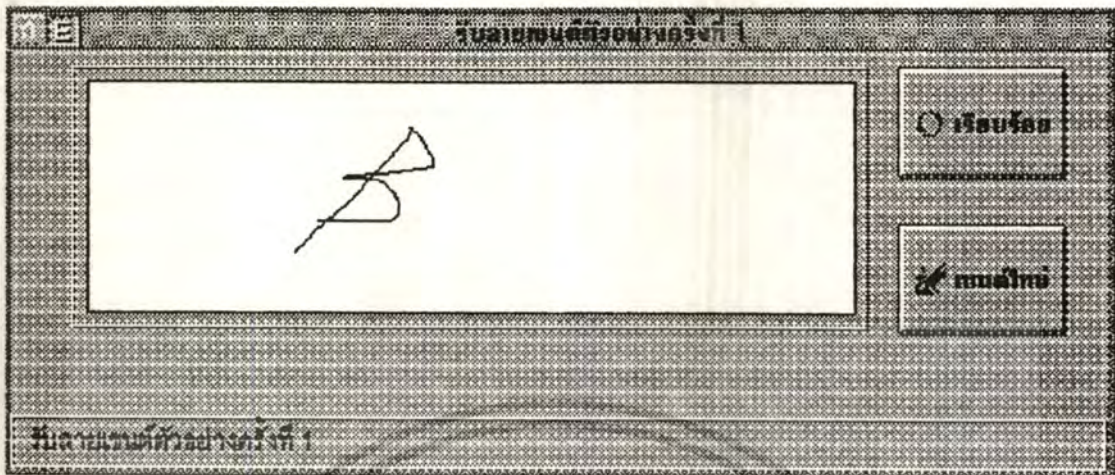
การเพิ่มข้อมูลลายเซนตใหม่



สามารถที่จะเพิ่มลายเซนตใหม่ได้โดยกดปุ่ม New User จะทำการเพิ่มลายเซนตใหม่ที่ยังไม่มีในฐานข้อมูลโดยผู้ใช้จะต้องกรอกชื่อและนามสกุลในรูปแบบฟอร์มข้างล่างนี้



โดยเมื่อใส่ชื่อและนามสกุลเสร็จแล้วก็กดปุ่มที่มีข้อความว่าเขียนรอย เพื่อจะได้สามารถตรวจสอบได้ว่ามีข้อมูลเดิมของคนชื่อนี้ นามสกุลนี้อยู่หรือไม่ ถ้าไม่มีก็จะเริ่มทำการเก็บข้อมูลลายเซนตโดยเก็บใช้แบบฟอร์มข้างล่างนี้



สำหรับแบบฟอร์มรับลายเซ็นต์ตัวอย่างนี้ใช้งานโดยผู้ใช้เซนต์ลายเซ็นต์ลงไป ในกรอบสี่เหลี่ยมขาว
 เมื่อเซนต์เสร็จแล้วถ้าลายเซ็นต์ไม่ถูกต้องสามารถเซนต์ใหม่ได้โดยกดปุ่ม 'เซนต์ใหม่' จะสามารถเซนต์ใหม่ได้อีกจนกว่าจะพอใจลายเซ็นต์นั้น ถ้าลายเซ็นต์ที่เซนต์นั้นถูกต้องแล้วก็กดปุ่ม 'เรียบร้อย' เพื่อ
 เก็บข้อมูลตัวอย่างลายเซ็นต์ ทำเช่นนี้ไป 5 ครั้งเพื่อเก็บตัวอย่างลายเซ็นต์ เมื่อเก็บข้อมูลลายเซ็นต์ครบ 5
 ครั้งแล้วสามารถก็เป็นอันเสร็จขั้นตอนการเก็บข้อมูลลายเซ็นต์ สามารถนำข้อมูลลายเซ็นต์นี้ไปใช้ในขั้นตอน
 พิสูจน์ได้ต่อไป



การทำการพิสูจน์ลายเซ็นต์

ผู้ที่จะทำการพิสูจน์ลายเซ็นต์ได้โดยคลิกปุ่ม 'พิสูจน์' ในแบบฟอร์มข้างล่าง

โปรแกรมพิสูจน์ลายเซ็นต์แบบ Online

วัตถุประสงค์

นาย บังอร ศรีทอง รหัส 35104263

นาย บังอร ศรีทอง รหัส 35104263

อาจารย์ที่ปรึกษา

ผศ. ดร. บุญรัตน์ ธีตฤ

เป็นโครงการสนับสนุนของภาควิชาคอมพิวเตอร์
คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้า
เจ้าคุณทหารลาดกระบัง

New User

พิสูจน์

Exit

เมื่อคลิกปุ่มพิสูจน์แล้วผู้ใช้จะต้องเลือกรายชื่อของผู้ใช้จากแบบฟอร์มข้างล่างเพื่อทำการพิสูจน์ลายเซ็นต์ของผู้ใช้ชื่อและนามสกุลนั้นๆ

รายชื่อผู้ที่มีข้อมูลลายเซ็นต์

โปรดเลือกชื่อของฝ่ายบริหารเบื้องต้นไปนี้โดยกดคลิก
ปุ่มค้นหาเพื่อแสดงรายชื่อผู้เกี่ยวข้อง

วิวัฒน์ จินสรว

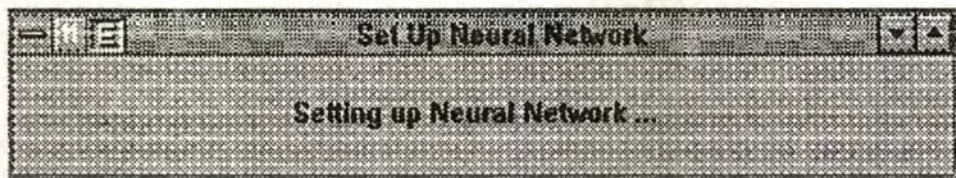
เลือก

✓ เลือก

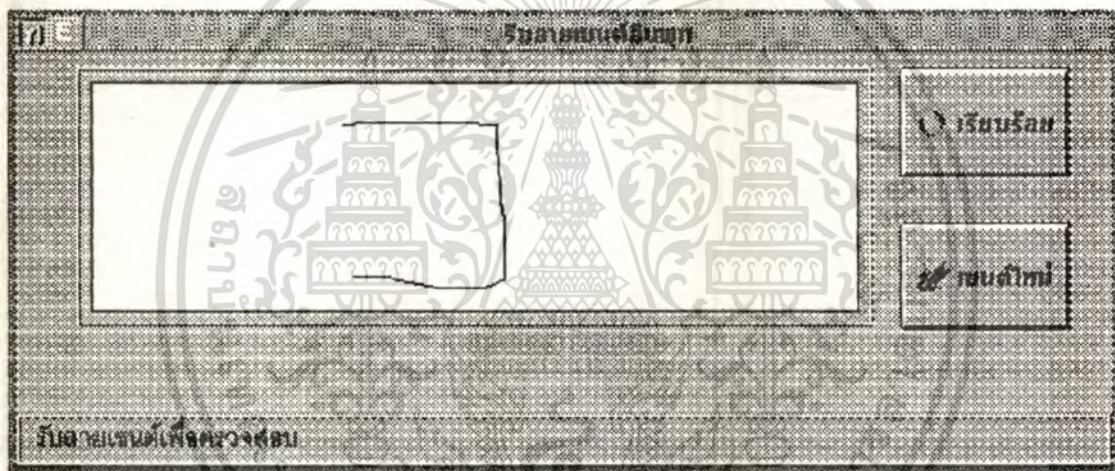
ได้แก่ลายเซ็นต์ที่เลือกแล้วข้างล่าง

(Handwritten signature)

เมื่อเลือกรายชื่อผู้ใช้เสร็จแล้วให้คลิกปุ่ม 'เรียบร้อย' เพื่อทำในขั้นตอนการเตรียมข้อมูลลายเซ็นสำหรับใช้ในการพิสูจน์ลายเซ็นโดยขณะที่ทำการเตรียมข้อมูลจะปรากฏฟอร์มข้างล่างนี้ขึ้น



เมื่อฟอร์มนี้หายไปแล้วแสดงว่าเตรียมข้อมูลลายเซ็นเพื่อทำการพิสูจน์เสร็จแล้วก็ให้ผู้ใช้ click หนึ่งครั้งที่ฟอร์มแล้วจะปรากฏแบบฟอร์มที่ทำการเซ็นลายเซ็นเพื่อพิสูจน์ตามแบบฟอร์มข้างล่างนี้



โดยแบบฟอร์มนี้จะใช้งานเหมือนกับแบบฟอร์มที่ไว้เก็บข้อมูลลายเซ็น โดยให้ผู้ใช้เซ็นลายเซ็นลงในกรอบสีขาว ถ้าเซ็นได้แล้วก็ให้คลิกปุ่ม 'เรียบร้อย' เพื่อทำการพิสูจน์ลายเซ็น แต่ถ้ายังเซ็นไม่คิดก็สามารถเซ็นใหม่ได้โดยคลิกปุ่ม 'เซ็นใหม่' เมื่อเซ็นลายเซ็นและคลิกปุ่ม 'เรียบร้อย' แล้วโปรแกรมก็จะแสดงผลการพิสูจน์ลายเซ็นออกมาดังในแบบฟอร์มข้างล่างนี้



เมื่อคุณโปรแกรมตรวจสอบโปรแกรมก็จะแสดงผลการตรวจสอบว่ายอมรับหรือไม่ เมื่อทราบผลแล้วท่านผู้ใช้สามารถคลิกปุ่ม 'เรียบร้อย' เพื่อไปทำการเพิ่มข้อมูลลายเส้นใหม่หรือทำการพิสูจน์ลายเส้นอีกครั้งได้ในฟอรัมที่ปรากฏขึ้นตอนแรกๆ ได้อีก หรือถ้าจะดูภาพลายเส้นตัวอย่างอันอื่นๆ ก็เลือกเบอร์ภาพได้จากลายชื่อจำนวนของลายเส้นที่แท้จริงได้ด้วย และสามารถดูผลการเปรียบเทียบระหว่างลายเส้นที่ใช้ทดสอบกับค่าเกณฑ์เปรียบเทียบของแต่ละลายเส้นตัวอย่างได้ดังรูปข้างล่าง

ผลการตรวจสอบ

กำหนดค่าสุดของสายครึ่งตัวต่าง กำหนดค่าสุด 7.15702458
 นีคือ 0.54417928 กำหนดสายบนที่สถานี 2.23929649

ผลการตรวจสอบ : **ไม่สมบูรณ์**

ตรวจเลย เรียบร้อย

ตัวอย่างสายบนโดยทางขั้วสาย




ลายบนคิโก้สถานี

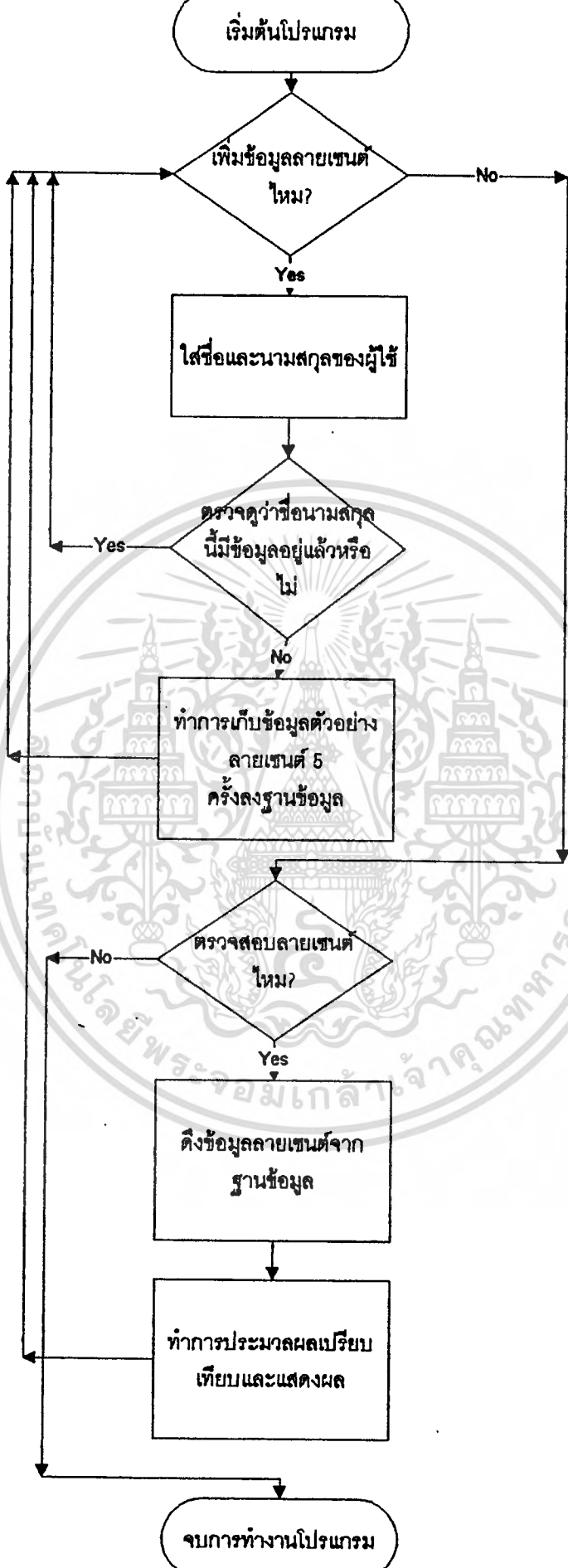



ภาคผนวก ข.

ไต่อาแกรมแสดงการทำงาน

และแนวความคิด



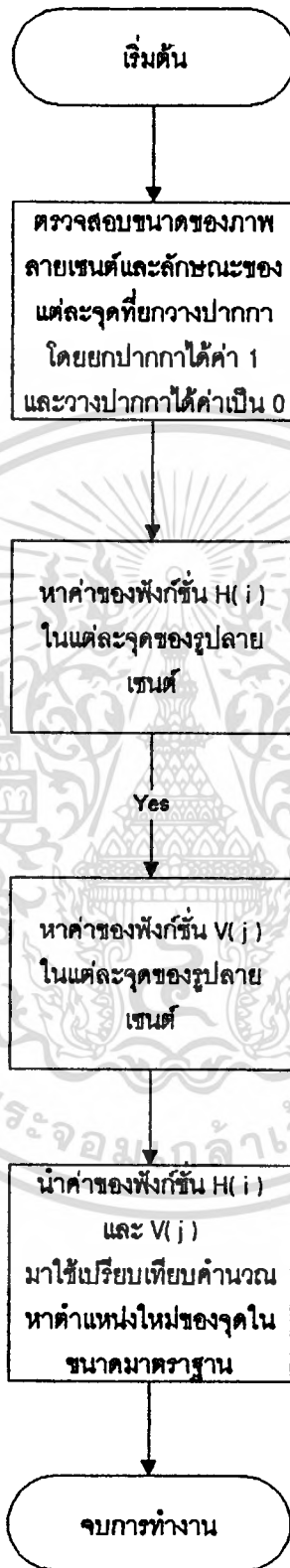


จบการทำงานโปรแกรม

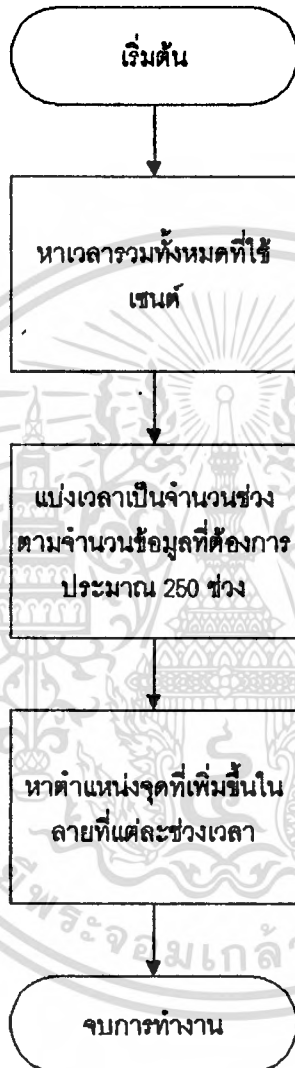
ไดอะแกรมของการหมุนลายเซนต์



ไดอะแกรมแสดงการทำลายเซนต์ให้อยู่ในขนาดมาตรฐาน



ไดอะแกรมแสดงการเพิ่มข้อมูลจุด



กฤติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณอาจารย์ บุญวัฒน์ อัครุ สำหรับความช่วยเหลือและความเมตตา ตลอด 2
เทอมที่ผ่านมาเป็นระยะเวลายาวนานพอสมควร

ปวีณขอขอบคุณ

คุณนุช,น้องแดง สำหรับกำลังใจที่ทำให้กระเสือกกระสนจนงานเสร็จจนได้

น้องเก๋ที่ทำให้พี่ (ปวีณ) นอนไม่หลับทำให้ต้องลุกขึ้นมาทำโปรเจคอยู่เนืองๆ

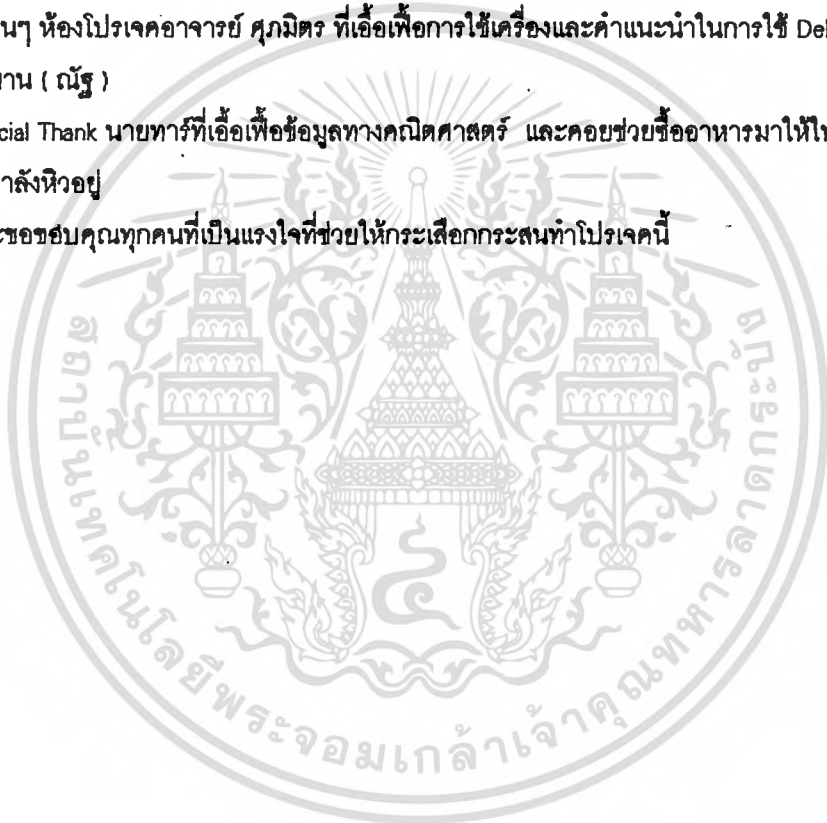
ปัญญาขอขอบคุณ

เพื่อนๆ ห้องโปรเจคอาจารย์ ศุภมิตร ที่เอื้อเพื่อการใช้เครื่องและคำแนะนำในการใช้ Delphi ตลอดมา

โดยเฉพาะสมาน (ณัฐ)

Special Thank นายทาร์ที่เอื้อเพื่อข้อมูลทางคณิตศาสตร์ และคอยช่วยซื้ออาหารมาให้ในตอนดึกขณะที่
ที่ทำโปรเจคกำลังหิวอยู่

และขอขอบคุณทุกคนที่เป็นแรงใจที่ช่วยให้กระเสือกกระสนทำโปรเจคนี้



เอกสารอ้างอิง

ก. เอกสารอ้างอิงที่เป็นวารสารภาษาอังกฤษ จัดเรียงตามลำดับดังนี้

1. Wacef Guerfali and Rejean Plamondon , 'Normalize and Restoring on - line handwriting', *Pattern Recognition* , Vol. 26 , No. 3 , pp. 419-431 , 1993

ข. เอกสารอ้างอิงที่เป็นหนังสือภาษาไทยและภาษาอังกฤษ จัดเรียงตามลำดับดังนี้

1. Philip D. Wasserman , ' Advanced Methods in Neural Computing ' , VAN NOSTRAND REIHOLD , New York, 255 p. , 1993.
2. ปิยะมาศ ใจ่วมณี , "การวิเคราะห์ลายเส้นต์" , คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีเจ้าคุณทหารลาดกระบัง , 117 หน้า , 2538
3. Ullmann J.R.Ullmann , "PATTERN RECOGNITION TECHNIQUES" , Butterworths , London , 403 p., 1973

