ใบรับรองวิทยานิพนธ์

บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

เรื่อง ระบบรู้จำลายเซ็นชื่อแบบออฟไลน์ด้วยวิธีการนิวรอนเน็ตเวิร์คแบบสองขั้นตอน
โดย นางสาวนฤมล ซูเมือง

ได้รับอนุมัติให้นับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ครุศาสตร์อุตสาหกรรมมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์

_____ คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย
(อาจารย์ ดร.มงคล หวังสถิตย์วงษ์)
13 ตุลาคม 2549

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

_____ ประธานกรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ นิตย์สุวัฒน์)

_____ กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กันต์พงษ์ วรรัตน์ปัญญา)

_____ กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พยุง มีสัจ)

ระบบรู้จำลายเซ็นชื่อแบบออฟไลน์ด้วยวิธีการนิวรอนเน็ตเวิร์คแบบสองขั้นตอน

นางสาวนฤมล ชูเมือง

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ครุศาสตร์อุตสาหกรรมมหาบัณฑิต
สาขาวิชาเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์ ภาควิชาคอมพิวเตอร์ศึกษา
บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ปีการศึกษา 2549

ISBN 974-19-0880-6

ลิขสิทธิ์ของสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

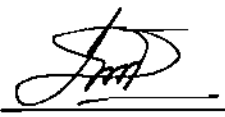
ชื่อ : นางสาวนฤมล ชูเมือง
ชื่อวิทยานิพนธ์ : ระบบรู้จำลายเซ็นชื่อแบบออฟไลน์ด้วยวิธีการนิวรอนเน็ตเวิร์คแบบสองขั้นตอน
สาขาวิชา : เทคโนโลยีคอมพิวเตอร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ นิตย์สุวัฒน์
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กันต์พงศ์ วรรัตน์ปัญญา
ปีการศึกษา : 2549

บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีจุดมุ่งหมายเพื่อพัฒนาระบบเพื่อการรู้จำลายเซ็นชื่อแบบออฟไลน์ด้วยนิวรอนเน็ตเวิร์คแบบแบ็คพร็อพะเกชัน และแบบเจเนอร์รัลไลซ์รีเกรสชัน โดยปรับภาพลายเซ็นชื่อให้เหมาะสมเพื่อเตรียมเข้าสู่การประมวลผล จากนั้นนำมาวิเคราะห์แยกคุณลักษณะสองลักษณะคือ คุณลักษณะทั่วไป และ คุณลักษณะกริด เพื่อป้อนเข้าสู่โครงข่าย ซึ่งในการวิจัยนี้ได้แบ่งกลุ่มของภาพลายเซ็นออกเป็นสองกลุ่ม คือ กลุ่มที่ใช้เป็นข้อมูลสำหรับให้โครงข่ายประสาทเทียมได้เรียนรู้ และกลุ่มที่สองใช้เพื่อเป็นข้อมูลในการทดสอบกับระบบ และในการวิจัยนี้จะแบ่งการทำงานเป็นสองส่วน คือส่วนที่ใช้จัดหมวดหมู่ลายเซ็นขั้นแรก เพื่อหาว่าลายเซ็นที่ป้อนเข้ามาใหม่ใกล้เคียงกับลายเซ็นใดในฐานข้อมูลที่เก็บไว้โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบ็คพร็อพะเกชัน และ แบบเจเนอร์รัลไลซ์รีเกรสชัน โดยนำคุณลักษณะที่ได้จากลายเซ็นทั้งสองคุณลักษณะเข้าโครงข่ายทั้งสองในลักษณะการทำงานแบบขนาน ผลลัพธ์ที่ได้จะนำไปเปรียบเทียบกับเวคเตอร์ที่ใกล้เคียงกับผลลัพธ์ของแต่ละโครงข่ายในชั้นแรกมากที่สุด จากนั้นแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมในชั้นแรกจะส่งเวคเตอร์ของข้อมูลลายเซ็นทั้งสี่โครงข่ายเข้าสู่การตัดสินใจชั้นที่สอง ซึ่งเป็นขั้นตอนสุดท้ายเพื่อตัดสินใจว่าลายเซ็นดังกล่าวตรงกับลายเซ็นที่อยู่ในฐานข้อมูลหรือไม่ และถ้าตรงกับข้อมูลในฐานข้อมูลแล้วต้องตรวจสอบว่าลายเซ็นภาพนั้นเป็นของใคร สำหรับผลการทดสอบพบว่าระบบสามารถเรียนรู้ และตัดสินใจได้ดี ซึ่งผลลัพธ์ที่ระบบสามารถตัดสินใจได้ถูกต้อง 90.00%

(วิทยานิพนธ์มีจำนวนทั้งสิ้น 61 หน้า)

คำสำคัญ : ลายเซ็นชื่อ, ระบบรู้จำลายเซ็น, นิวรอนเน็ตเวิร์ค, มัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอน, เจเนอร์รัลไลซ์รีเกรสชัน, แบ็คพร็อพะเกชัน



อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

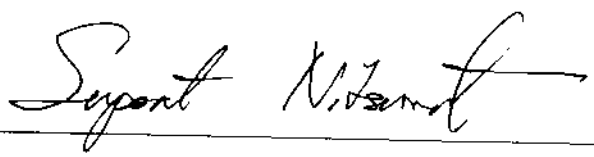
Name	:	Miss Naruemol Chumuang
Thesis Title	:	An Off-line Signature Recognition System Based on a Two-Stage Neural Network Classifier
Major Field	:	Computer Technology King Mongkut's Institute of Technology North Bangkok
Thesis Advisors	:	Assistant Professor Dr. Supot Nitsuwat Assistant Professor Dr. Kuntpong Woraratpanya
Academic Year	:	2006

Abstract

The objective of this research is to develop an offline signature verification technique based on a two-stage neural network classifier. In order to achieve this objective, a combination of back-propagation and generalized regression neural networks is proposed. The first stage is implemented by using two parallel back propagation and generalized regression neural networks in order to reduce training time and make a system adaptable. The second stage is implemented by using the generalized regression neural network for final decision. The system is composed of two principal phases: signature feature extraction and classification. For the extraction step, global and grid features of all signature images are first extracted. Then these features are divided into two groups. The first group is feed into the first- and second-stage neural network classifier for training. The second group is for testing an unknown signature. The experimental results show that the accuracy of the proposed system performs accurately up to 90.00 %.

(Total 61 pages)

Keywords : Signature, Recognition, Neuron Network, Multilayer Perceptron, Back Propagation Algorithm, Generalized Regression Network



Advisor

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้โดยสมบูรณ์ด้วยความช่วยเหลืออย่างดียิ่งของท่านผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ นิตย์สุวัฒน์ และ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กันต์พงศ์ วรรัตน์ปัญญา อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่ได้ให้คำปรึกษาและแก้ไขข้อบกพร่องด้วยความเอาใจใส่ และทุ่มเทตลอดระยะเวลาการทำวิทยานิพนธ์ ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ โอกาสนี้ ขอกราบขอบพระคุณอาจารย์ผู้สอนทุกท่านที่ได้สั่งสอนวิชาความรู้ เพื่อนำมาใช้เป็นพื้นฐานในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

ขอกราบขอบพระคุณป๊า และม้า ที่ดูแลอบรมสั่งสอนแก่ข้าพเจ้าด้วยความบริสุทธิ์ใจ เพียงแค่ให้ข้าพเจ้าได้ประสบผลสำเร็จในชีวิต บุญคุณที่ยิ่งใหญ่นี้ไม่สามารถบรรยายออกมาเป็นข้อความได้หมด ข้าพเจ้าหวังเพียงอย่างเดียวว่าจะนำความรู้ที่ศึกษามาตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบันมาใช้ให้เกิดประโยชน์ และตอบแทนพระคุณของป๊า และม้าให้ดีที่สุด

ขอบคุณคุณพิสิฏฐ์ ทองงอก เพื่อนนักศึกษาปริญญาโทคณะเทคโนโลยีสารสนเทศที่ให้ความช่วยเหลือทั้งในเรื่องเทคนิคการเขียนโปรแกรม MATLAB และงานเอกสาร และขอบคุณเป็นพิเศษสำหรับคุณสมเจตน์ เอี่ยมอินทร์ที่ช่วยเรียบเรียงเอกสาร อีกทั้งเพื่อน ๆ นักศึกษาปริญญาโทสาขาเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์ทุกท่านที่คอยเป็นกำลังใจให้ข้าพเจ้า ขอบคุณครอบครัวเอื้ออภิสิทธิ์วงศ์ที่ให้ความช่วยเหลือเรื่องที่พักและความสะดวกสบายอย่างดียิ่งในระหว่างทำวิทยานิพนธ์ ขอบคุณทุก ๆ ท่านที่เอื้อเฟื้อลายเซ็นสำหรับการวิจัยในครั้งนี้

สุดท้ายนี้ประโยชน์และคุณความดีอันใด ที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ ขอมอบแด่ป๊า ม้า น้องสาว และน้องชายที่น่ารัก และเพื่อน ๆ ทุก ๆ ท่านของข้าพเจ้า

นฤมล ชูเมือง

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ข
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ค
กิตติกรรมประกาศ	ง
สารบัญตาราง	ฉ
สารบัญภาพ	ช
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์	2
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย	2
1.4 นิยามศัพท์เฉพาะ	2
1.5 ประโยชน์ของผลงานการวิจัย	3
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	4
2.1 ลายเซ็น และการพิสูจน์	4
2.2 คุณลักษณะที่ได้จากภาพลายเซ็น	5
2.3 การจำแนก (Classification)	9
2.4 โครงข่ายประสาทเทียม	11
2.5 เทคนิคในการหาค่าเริ่มต้น	20
2.6 ฟังก์ชันซิกมอยด์ในแบบต่าง ๆ	22
2.7 ประโยชน์ของโครงข่ายประสาทเทียม	23
2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	23
บทที่ 3 วิธีการดำเนินการวิจัย	26
3.1 กระบวนการเตรียมข้อมูลเข้าสู่ระบบ	28
3.2 กระบวนการในการวิเคราะห์คุณลักษณะ	29
3.3 กระบวนการฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียมขั้นแรก	30
3.4 กระบวนการฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียมขั้นที่สอง	34
3.5 สรุปวิธีการวิจัย	35
3.6 เครื่องมือในการวิจัย	36
บทที่ 4 ผลของการวิจัย	37
4.1 การดำเนินการทดลอง	37
4.2 ดำเนินการทดลอง และผลการทดลอง	38
4.3 ผลการทดลองการแบ่งประเภทลายเซ็นในขั้นตอนแรก	44

สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
4.4 ผลการทดลองการแบ่งประเภทลายเซ็นในขั้นตอนที่สอง	54
บทที่ 5 สรุปผลและข้อเสนอแนะ	58
5.1 สรุปผลการวิจัย	58
5.2 ปัญหาและอุปสรรค	58
5.3 ข้อเสนอแนะ	59
เอกสารอ้างอิง	60
ประวัติผู้วิจัย	61

สารบัญภาพ

ภาพที่		หน้า
2-1	จุดภาพสีดำที่เป็นลายเซ็น	6
2-2	ความกว้างสุทธิของภาพลายเซ็น	6
2-3	ความสูงสุทธิของภาพลายเซ็น	6
2-4	Baseline Shift ของภาพ	7
2-5	การหาจุดภาพสีดำที่มากที่สุดในแนวตั้ง	7
2-6	การหาจุดภาพสีดำที่มากที่สุดในแนวนอน	8
2-7	การหาจุดภาพที่อยู่ในพิกัด x ที่สูงที่สุดของภาพแต่ละส่วน	8
2-8	การหาจุดภาพที่อยู่ในพิกัด y ที่สูงที่สุดของภาพแต่ละส่วน	8
2-9	คุณลักษณะของกริดต่าง ๆ จากภาพลายเซ็นเดียวกัน	9
2-10	รูปจำลองของนิวรอนในสมองมนุษย์	10
2-11	โครงสร้างข่ายงานประสาทเทียม	12
2-12	โครงข่ายประสาทเทียมชั้นเดียว	12
2-13	โครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น	13
2-14	รูปแบบแบ็คพร็อพพะเกชัน อัลกอริทึม	15
2-15	การเรียนรู้แบบมีการสอน	16
2-16	การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน	17
2-17	สถาปัตยกรรมของการคำนวณไปข้างหน้าของสัญญาณเข้า	17
2-18	สถาปัตยกรรมของฟีดแบ็คเน็ตเวิร์ค	18
2-19	ซิงเกิลเลเยอร์เพอเซปตรอน	19
2-20	โครงสร้างของเพอเซปตรอน	20
3-1	แผนผังของระบบรู้จำลายเซ็นชื่อแบบออฟไลน์	26
3-2	ตัวอย่างภาพลายเซ็นที่ใช้ในการทดลอง	27
3-3	การเก็บข้อมูลคุณลักษณะทั่วไปของหนึ่งบุคคลจำนวน 60 ลายเซ็น	28
3-4	การเก็บข้อมูลคุณลักษณะกริดของหนึ่งบุคคลจำนวน 60 ลายเซ็น	29
3-5	กลุ่มข้อมูลของคุณลักษณะทั่วไปของลายเซ็นที่ถูกจัดเก็บลงฐานข้อมูล	29
3-6	การหาค่าเฉลี่ยเลขคณิตของข้อมูลคุณลักษณะทั่วไปของลายเซ็นที่ใช้ฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียม จำนวน 10 เวกเตอร์ จากข้อมูลลายเซ็นทั้งหมด 600 เวกเตอร์	30
3-7	การนำคุณลักษณะของลายเซ็นเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม	31
3-8	การหาระยะทางยูคลิเดียนระหว่างผลลัพธ์ที่ A1 กับ Glb_Data	32
3-9	การหาระยะทางยูคลิเดียนระหว่างผลลัพธ์ที่ Y1 กับ Grd_Data	32

สารบัญภาพ(ต่อ)

ภาพที่		หน้า
3-10	การหาระยะทางยูคลิเดียนระหว่างผลลัพธ์ที่ A2 กับ Glb_Data	33
3-11	การหาระยะทางยูคลิเดียนระหว่างผลลัพธ์ที่ A2 กับ Glb_Data	33
3-12	การอ้างอิงข้อมูลจาก Minimum Distance ไปยังฐานข้อมูลของ 10 บุคคล	34
3-13	กระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมในขั้นที่สอง	35
3-14	แบบแผนการวิจัย	36
4-1	แผนผังการแบ่งกลุ่มการทดลอง	38
4-2	แผนผังการทดลองแบบให้ค่าน้ำหนักคุณลักษณะเท่านั้น	38
4-3	แผนผังการทดลองด้วย 1 คุณลักษณะ	39
4-4	การเปรียบเทียบคุณลักษณะทั่วไปของคนละลายเซ็นที่มีระยะห่างยูคลิเดียนใกล้เคียงกัน	40
4-5	การเปรียบเทียบคุณลักษณะกริดของคนละลายเซ็นที่มีระยะห่างยูคลิเดียนใกล้เคียงกัน	41
4-6	การเปรียบเทียบคุณลักษณะทั่วไปลายเซ็น “นาวิน”ที่มีระยะห่างยูคลิเดียนน้อยที่สุด	42
4-7	การเปรียบเทียบคุณลักษณะทั่วไปลายเซ็น “กาญจนา”ที่มีระยะห่างยูคลิเดียนน้อยที่สุด	43
4-8	ระยะทางยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะทั่วไปของ “บุรินทร์”	44
4-9	ระยะทางยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะทั่วไปของ “คุณาวุฒิ”	45
4-10	ระยะทางยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะทั่วไปของ “เมตตา”	46
4-11	ระยะทางยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะทั่วไปของ “นฤมล”	47
4-12	ระยะทางยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะทั่วไปของ “สมเจตน์”	48
4-13	ระยะทางยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะทั่วไปของ “สุรศักดิ์”	49
4-14	ระยะทางยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะกริดของ “บุรินทร์”	50

สารบัญภาพ(ต่อ)

ภาพที่ หน้า

4-15 ระยะทางยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะกริดของ “เนาวรัตน์” 51

4-16 ระยะทางยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะกริดของ “กาญจนา” 52

4-17 ระยะทางยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะกริดของ “นาวิน” 53

4-18 ระยะทางยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะกริดของ “คุณาวุฒิ” 54

4-19 ผลลัพธ์ของการแบ่งประเภทลายเซ็นขั้นที่สอง 55

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความสำคัญของปัญหา

การตรวจสอบตัวบุคคลให้ถูกต้องเป็นพื้นฐานที่สำคัญของการทำธุรกรรม โดยเฉพาะเพื่อเป็นการป้องกันความเสียหายที่เกิดจากความผิดพลาดที่สามารถส่งผลเสียไปเป็นวงกว้าง อย่างเช่น ธุรกรรมทางการเงิน เป็นต้น ดังนั้น การใช้การตรวจสอบลายเซ็นด้วยตาเปล่า การประทับลายนิ้วมือด้วยหมึกที่เปรอะเปื้อน เอกสารบัตรประจำตัว หรือแม้แต่รหัสผ่าน ล้วนแต่เป็นสิ่งที่ง่ายต่อการปลอมแปลง เหล่านี้จึงเป็นปัญหาที่ผู้ประกอบการประสบตั้งแต่เริ่มดำเนินธุรกิจ ระบบคอมพิวเตอร์ได้เข้ามามีบทบาทต่อสังคมไม่ว่าจะเป็นภาครัฐ หรือเอกชนอย่างกว้าง โดยได้มีการนำระบบคอมพิวเตอร์มาประยุกต์ใช้งานหลากหลายด้าน ไม่ว่าจะเป็นทางด้านสาธารณสุข ธุรกิจ อุตสาหกรรม และการเงินการธนาคาร การประยุกต์ใช้งานข้างต้นรวมไปถึงการพัฒนาระบบคอมพิวเตอร์เพื่อยืนยันตัวบุคคลในการจัดการธุรกรรมต่าง ๆ หรือเรียกว่าระบบ ไบโอเมตริกซ์ (Biometrics) ซึ่งเป็นการนำวิธีทางคณิตศาสตร์ หรือทางสถิติมาใช้ในการวิเคราะห์ระบุตัวบุคคล หรือ ตรวจสอบตัวบุคคลโดยอัตโนมัติ โดยใช้ลักษณะทางกายภาพที่แตกต่างกันแต่ละบุคคล เช่น รูปแบบของลายนิ้วมือ(Fingerprint) รูปลักษณ์ของมือ (Hand Geometry) ลักษณะของเรตินา (Retina Pattern) ลักษณะของม่านตา (Iris Pattern) รูปลักษณ์ใบหน้า (Facial) เป็นต้น หรือใช้ลักษณะทางพฤติกรรมของแต่ละบุคคล เช่น เสียง (Voice) ลักษณะท่าทางในการเดิน (Gait Recognition) เอกลักษณ์ในการเซ็นชื่อ (Signature Recognition)

แต่ระบบคอมพิวเตอร์ที่ใช้ลักษณะทางกายภาพของแต่ละบุคคลบางลักษณะเป็นตัวชี้วัดนั้นก็ไม่สะดวกในการใช้เป็นเกณฑ์ชี้วัดในระยะยาว เนื่องจากลักษณะทางกายภาพของบุคคลนั้นสามารถเปลี่ยนแปลงได้ตามระยะเวลา เช่น การเจริญเติบโตของร่างกาย ลักษณะที่เปลี่ยนแปลงไปตามช่วงอายุ อ้วนขึ้น ผอมลง สุขภาพร่างกายที่สมบูรณ์ หรือเจ็บป่วย หรือแม้แต่เครื่องมือที่ใช้ร่วมในการตรวจสอบก็มีผลเช่นกัน อุปกรณ์ที่สามารถบงชี้ตัวบุคคลได้อย่างแม่นยำนั้น บางรูปแบบไม่เหมาะสมกับลักษณะการให้บริการของธุรกิจ หรือมีราคาสูงเกินกว่าที่จะลงทุนในกิจการสำนักงานขนาดเล็กได้ การนำเทคโนโลยีทางด้านไบโอเมตริกซ์มาประยุกต์ใช้ในการตรวจสอบตัวบุคคลจึงเป็นสิ่งที่ได้รับความสนใจเป็นอย่างมากจากผู้ประกอบการ และสถาบันต่าง ๆ ทั้งของรัฐและเอกชน ตัวอย่างเช่น การเบิกถอนเงินทั้งที่ผ่านทางเคาน์เตอร์และทั้งที่ผ่านทางเครื่องถอนเงินอัตโนมัติ (ATM) นอกจากนี้การใช้เทคโนโลยีไบโอเมตริกซ์ในการตรวจสอบผู้ใช้บัตรเครดิตเป็นการช่วยลดการปลอมแปลง หรือการลักลอบใช้บัตรเครดิตของผู้อื่น รวมถึงช่วยลดอัตราการปฏิเสธความรับผิดชอบของผู้ใช้ เพราะมีหลักฐานที่แน่นอนในการระบุตัวบุคคลที่เชื่อถือได้

ดังนั้นผู้วิจัยจึงสนใจที่จะศึกษาลักษณะทางพฤติกรรมของแต่ละบุคคลด้วยเอกลักษณ์ในการเซ็นชื่อแบบออฟไลน์ เพื่อวิเคราะห์หาวิธีการตรวจสอบลายเซ็นชื่อและพัฒนาขั้นตอนวิธีการรู้จำลายเซ็นชื่อขึ้นให้เกิดประโยชน์แก่สังคม

1.2 วัตถุประสงค์

เพื่อพัฒนาขั้นตอนวิธีการรู้จำลายเซ็นชื่อแบบออฟไลน์ด้วยวิธีการนิวรอนเน็ตเวิร์คแบบสองขั้นตอน

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1.3.1 เกี่ยวกับระบบ

1.3.1.1 ภาพลายเซ็นชื่อเป็นภาพขาว-ดำ โดยพื้นหลังของภาพเป็นสีขาวไม่มีลวดลายใด ๆ

1.3.1.2 ขนาดของภาพที่ใช้ในการทดสอบคือ 100 x 150 จุดภาพ

1.3.1.3 วิเคราะห์หาคุณลักษณะเฉพาะของภาพลายเซ็นคือ คุณลักษณะทั่วไป (Global Feature) และ คุณลักษณะของกริด (Grid Feature)

1.3.1.4 เทคนิควิธีที่ใช้ในการ Classification คือ MLP(Multi-Layer Perceptron Neural Network) และ RBF (Radial Basis Functions)

1.3.1.5 การวิจัยนี้ไม่ครอบคลุมถึงการตรวจสอบลายเซ็นปลอม

1.3.2 ฮาร์ดแวร์ (Hardware) คอมพิวเตอร์ 1 ชุด ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

1.3.2.1 CPU Intel Pentium IV 2.0 GHz. ขึ้นไป

1.3.2.2 Ram 128 Mbs. หรือสูงกว่า

1.3.2.3 HDD 40 Gbs.

1.3.2.4 SVGA Monitor 17"

1.3.3 ซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการพัฒนาเครื่องมือ

1.3.3.1 MATLAB

1.4 นิยามศัพท์เฉพาะ

1.4.1 ภาพไบนารี (Binary Image) หมายถึง ภาพที่มีความเข้มแสงเพียง 2 ค่า คือ 0 ซึ่งแทนจุดภาพที่มืด หรือมีสีดำ และ 1 แทนจุดภาพที่สว่าง หรือมีสีขาว

1.4.2 สเกลเลนตันไนเซชัน (Skeletonization) หมายถึง โครงสร้างลายเส้น ในการวิจัยนี้ใช้ข้อมูลภาพลายเซ็นเป็นข้อมูลเข้า ซึ่งภาพลายเซ็นบางภาพ ผู้เป็นเจ้าของอาจเซ็นด้วยปากกาที่มีหัวขนาดใหญ่ บางภาพก็เซ็นด้วยปากกาที่มีหัวขนาดเล็ก ซึ่งทำให้ขนาดของเส้นลายเซ็น แตกต่างกัน จึงจำเป็นต้องปรับภาพลายเซ็นนั้น ๆ ให้เหลือเพียงโครงของลายเส้นเท่านั้น

1.4.3 โหนด (Node) หมายถึง ส่วนการทำงานของระบบ ซึ่งในการวิจัยนี้ มีการแบ่งการทำงานหลายออกเป็นส่วนต่าง ๆ เช่น ส่วนรับข้อมูล (Sensory Unit or Source Node), ส่วนการคำนวณ (Computation Nodes) เป็นต้น

1.4.4 ชั้น (Layer) หมายถึง การแบ่งชั้นการทำงานของระบบ เช่น ชั้นข้อมูลป้อนเข้า (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) เป็นต้น

1.4.5 ค่าเกณฑ์ที่ถูกกำหนดขึ้น (Threshold) หมายถึง ระดับการกระตุ้นที่ทำให้เกิดการตอบสนอง

1.4.6 ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) หมายถึง น้ำหนักที่เกิดจากการฝึกฝนของโครงข่ายซึ่งทำให้เกิดการเรียนรู้

1.5 ประโยชน์ของผลงานการวิจัย

1.5.1 ได้ระบบรู้จำลายเซ็นชื่อแบบออฟไลน์

1.5.2 เพิ่มพูนประสิทธิภาพของระบบการเรียกเก็บเช็คข้ามเขตสำนักหักบัญชีทั้งระยะเวลาการเรียกเก็บและวิธีปฏิบัติงาน

1.5.3 เพิ่มความชัดเจนในการยืนยันตัวบุคคลเพื่อการจัดทำธุรกรรม

บทที่ 2
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในยุคแห่งการแข่งขันนี้ ความรวดเร็วและความถูกต้องนับเป็นข้อได้เปรียบสำคัญที่นำไปสู่ความสำเร็จเหนือคู่แข่ง และเพื่อให้ได้มาซึ่งความสำเร็จดังกล่าว จึงได้มีการนำเทคโนโลยีอันทันสมัยต่าง ๆ เข้ามามีส่วนสำคัญในการดำเนินการนั้น ๆ อาทิเช่น ระบบฐานข้อมูลบนเครือข่ายคอมพิวเตอร์ อินเทอร์เน็ต เป็นต้น และเมื่อประสิทธิภาพในการทำธุรกรรมต่าง ๆ สามารถขยายขอบเขตครอบคลุมไปได้ทั่วโลกเช่นปัจจุบัน ก็ยิ่งเป็นการเพิ่มปริมาณข้อมูลในการจัดทำธุรกรรมขึ้นมาอย่างมากมาย จนทำให้การจัดเก็บ การค้นหา หรือการตรวจสอบข้อมูลต่าง ๆ เป็นไปด้วยความยากลำบากอย่างมาก ทำให้สิ่งนี้กลายเป็นอุปสรรคสำคัญในการแข่งขันกับคู่แข่ง จึงได้มีการคิดค้นระบบงานต่าง ๆ เพื่อเป็นการช่วยลดเวลา และขั้นตอนในการค้นหา และตรวจสอบข้อมูลนั้น ๆ ได้แก่ รูปแบบของลายนิ้วมือ, รูปลักษณ์ของมือ ลักษณะของเรตินา ลักษณะของม่านตา รูปลักษณ์ใบหน้า หรือใช้ลักษณะทางพฤติกรรมของแต่ละบุคคล เช่น เสียง ลักษณะท่าทางในการเดิน รวมทั้งระบบรู้จำลายเซ็นชื่อ ซึ่งมีรูปแบบการทำงานแตกต่างกันดังนี้

2.1 ลายเซ็นและการพิสูจน์

ระบบพิสูจน์ลายเซ็นอัตโนมัติไม่ว่าจะเป็นระบบออนไลน์ หรือระบบออฟไลน์ จะมีข้อแตกต่างกัน คือ วิธีการได้มาของข้อมูล

ในระบบออนไลน์ ได้เส้นลายเซ็นชื่อมาในขณะที่ลงนามจริง ๆ หรืออาจเรียกอีกอย่างได้ว่าการรับข้อมูลแบบทันทีทันใด (Real Time) ด้วยกระดานเขียนข้อมูลแบบดิจิตอล (Digitizing Tablets), เครื่องมือเขียนแบบปากกา (Instrumented Pens) หรือเครื่องมือพิเศษอื่น ๆ สำหรับการลงลายเซ็นชื่อ

ส่วนในระบบออฟไลน์นั้น ได้ภาพลายเซ็นชื่อมาจากกล้องถ่ายภาพ หรือเครื่องอ่านภาพหลังจากเขียนลายเซ็นชื่อที่เสร็จสมบูรณ์แล้ว

ซึ่งโดยพื้นฐานการทำงานทั้งสองระบบนี้ ก็คือการประมวลผลข้อมูลสถิติในการเขียนของผู้เซ็นชื่อ นั่นคือ คุณสมบัติทางเรขาคณิตของลายเซ็น ลักษณะเส้นลายเซ็น เช่น การเคลื่อนที่ และระยะเวลาของข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการประมวลผล ข้อมูลเหล่านี้ก็เพียงพอแล้วสำหรับการพิสูจน์ลายเซ็นในระบบออนไลน์ แต่ไม่เพียงพอสำหรับการนำไปใช้งานซ้ำใหม่ในระบบออฟไลน์

ในการจำแนกข้อมูลแต่ละอันว่าเป็นลายเซ็นปลอมหรือแท้จริง บนพื้นฐานของความใกล้เคียงกันมากที่สุดในการเปรียบเทียบ

ระบบพิสูจน์ลายเซ็นอัตโนมัติแบบออนไลน์ที่ได้รับการยกย่องคือการตรวจสอบผลของลักษณะการเคลื่อนที่ของปากกา ลักษณะทางกายภาพโดยกว้าง ๆ นี้ เป็นปัญหาอย่างมากในการนำไปประยุกต์ใช้กับระบบพิสูจน์ลายเซ็นอัตโนมัติแบบออฟไลน์ในภายหลัง การใช้ความยืดหยุ่นในการเปรียบเทียบภาพที่ได้ผลโดย Reena Bajaj และ Santanu Chaudhury [1] คือการลดการสุ่มตัวอย่างที่ซ้ำกันลงในระดับที่ยอมรับได้ ความยืดหยุ่นในการเปรียบเทียบบริเวณโดยรอบของลายเซ็นต้องใช้การคำนวณระยะระหว่างลายเซ็นด้วยวิธีการที่ปฏิบัติกันมาเหล่านั้นพัฒนามาสำหรับการรู้จำตัวอักษร และยังนำมาประยุกต์ใช้กับการพิสูจน์ลายเซ็นอีกด้วย ตัวอย่างที่เห็นได้ชัดคือการเข้ารหัสเทาดำต่อไปเรื่อย ๆ จนสามารถบอกลักษณะทั่วไปของลายเซ็นเพื่อใช้ในการแยกแยะลายเซ็นที่ไม่ใช่ออกจากการสุ่มตรวจ

การกลั่นกรองคุณลักษณะทางกายภาพจนได้เอกลักษณ์ที่แท้จริงเป็นสิ่งสำคัญในระบบรู้จำทุกรูปแบบ พื้นฐานของการวิเคราะห์ภาพลายเซ็นนั้นมาจากตัวกรองลักษณะเด่นที่ได้มาแต่ละชั้น ๆ เช่นแนวทางของโปรแกรม Probability Density Function (PDF) ที่มาจากการสืบหา และความเข้าใจพื้นฐานที่ใกล้เคียงเพื่อมาเป็นเครื่องมือสนับสนุนการสุ่มข้อมูลที่แปลกปลอม การวิเคราะห์บนฐานของกราฟแสดงความถี่ต่าง ๆ หลายชนิด และรายงานค่าที่แยกออกมาด้วยเครื่องนับจำนวน นั้นถือเป็นความสำเร็จในทักษะการป้องกันการปลอมแปลงขั้นสูง

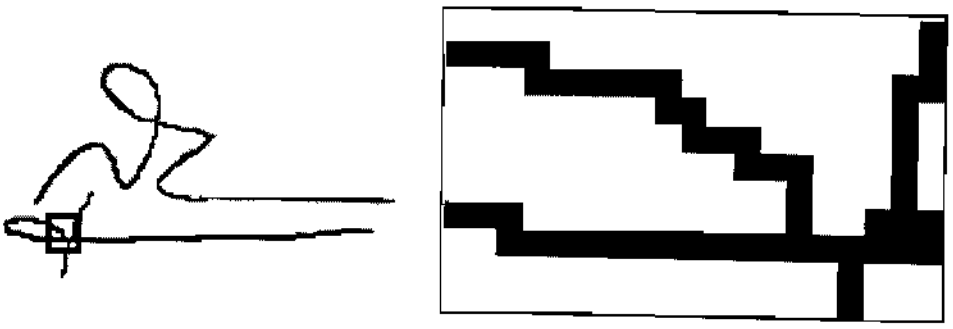
2.2 คุณลักษณะที่ได้จากภาพลายเซ็น

คุณลักษณะของภาพที่ใช้ในการวิจัยนี้ เป็นภาพแบบไบนารี (Binary Image) สำหรับภาพลายเซ็นที่ใช้ในการวิจัยนี้มีหลากหลายคุณลักษณะด้วยกัน ซึ่งสามารถทำให้พอจะจำแนกลายเซ็นของแต่ละบุคคลได้ คุณลักษณะเฉพาะดังกล่าวเป็นกระบวนการที่ใช้เพื่อหาคุณลักษณะพิเศษของลายเซ็น สำหรับการวิจัยในครั้งนี้ ได้แบ่งลักษณะของคุณลักษณะเฉพาะไว้ 2 กลุ่มดังนี้

2.2.1 คุณลักษณะทั่วไป (Global Feature)

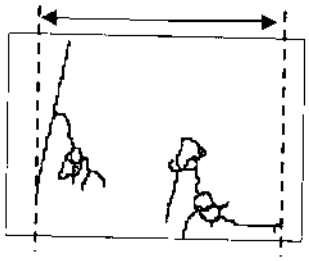
อัตราส่วนของภาพลายเซ็น (Signature Height) ซึ่งคำนวณได้จากความสูงต่อความกว้างของภาพ ถึงแม้ว่าขนาดของลายเซ็นจะไม่เท่ากันในการเซ็นแต่ละครั้ง แต่อัตราส่วนของลายเซ็นชื่อของผู้เป็นเจ้าของก็จะไม่ต่างกันมากนัก [2]

พื้นที่ของภาพลายเซ็น (Image Area) คือ บริเวณของลายเซ็น ซึ่งเป็นบริเวณที่มีจุดภาพ (Pixel) เป็นสีดำ หรือมีข้อมูลเป็น 0 นั่นเอง ซึ่งหมายความว่า จำนวนของจุดภาพสีดำเหล่านั้นก็คือขนาดของลายเส้นจริงที่แยกเอาพื้นหลังออกแล้ว



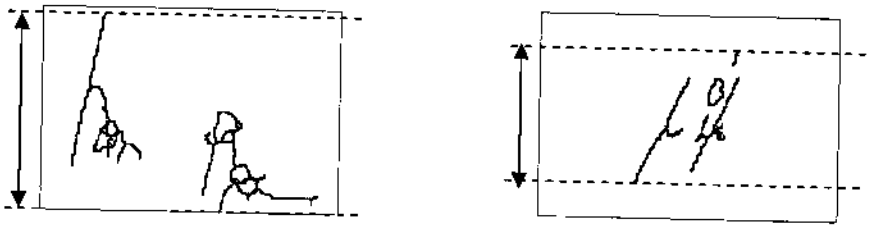
ภาพที่ 2-1 จุดภาพสีดำที่เป็นลายเซ็น

ความกว้างของภาพลายเซ็นสุทธิ (Pure Width) ความกว้างสุทธิของภาพลายเซ็นที่ต้องการ



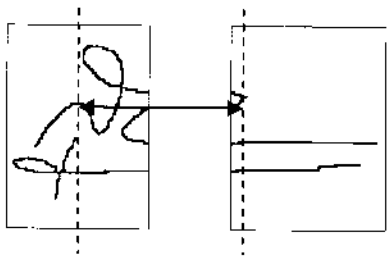
ภาพที่ 2-2 ความกว้างสุทธิของภาพลายเซ็น

ความสูงของภาพลายเซ็นสุทธิ (Pure Height) เป็นความสูงสุทธิของภาพลายเซ็นที่ต้องการ



ภาพที่ 2-3 ความสูงสุทธิของภาพลายเซ็น

Baseline Shift หมายถึง การคล้อยตาม ระหว่างกึ่งกลางแนวตั้งส่วนซ้าย และส่วนขวา เพื่อหาทิศทางของภาพ



ภาพที่ 2-4 Baseline shift ของภาพ

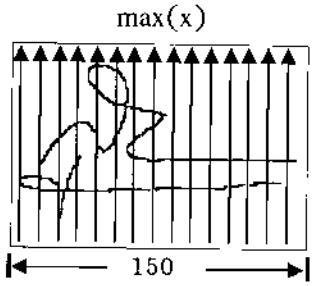
กึ่งกลางในแนวตั้งของภาพลายเซ็น ได้จากสมการ

$$C_y = \frac{\sum_{y=1}^{y_{max}} y \sum_{x=1}^{x_{max}} b[x,y]}{\sum_{x=1}^{x_{max}} \sum_{y=1}^{y_{max}} b[x,y]} \qquad (2\text{-}1)$$

กึ่งกลางในแนวนอนของภาพลายเซ็น ได้จากสมการ

$$C_x = \frac{\sum_{x=1}^{x_{max}} x \sum_{y=1}^{y_{max}} b[x,y]}{\sum_{x=1}^{x_{max}} \sum_{y=1}^{y_{max}} b[x,y]} \qquad (2\text{-}2)$$

ปริมาณจุดภาพสีดำที่มากที่สุดในแนวตั้งโดยนับจุดภาพสีดำในแต่ละคอลัมน์เก็บไว้ แล้วหาค่าที่มากที่สุดของจำนวนจุดภาพสีดำจากคอลัมน์ทั้งหมด 150 คอลัมน์

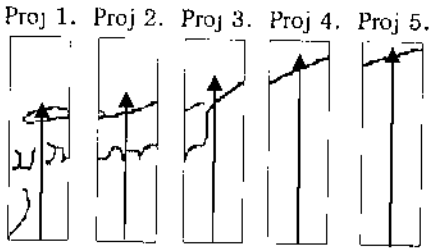


ภาพที่ 2-5 การหาจุดภาพสีดำที่มากที่สุดในแนวตั้ง

ปริมาณจุดภาพสีดำที่มากที่สุดในแนวนอน โดยนับจุดภาพสีดำในแต่ละคอลัมน์เก็บไว้ แล้วหาค่าที่มากที่สุดของจำนวนจุดภาพสีดำจากแถวทั้งหมด 100 แถว

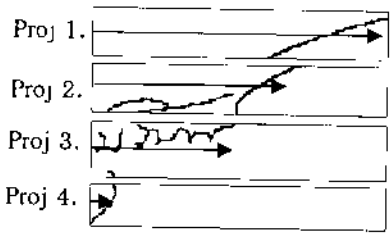
ภาพที่ 2-6 การหาจุดภาพสีดำที่มากที่สุดในแนวนอน

จุดภาพที่อยู่ในพิกัด x ที่สูงที่สุด ของภาพแต่ละส่วน โดยแบ่งภาพเป็นส่วน ๆ ตามขนาดภาพดังนี้



ภาพที่ 2-7 การหาจุดภาพที่อยู่ในพิกัด x ที่สูงที่สุด ของภาพแต่ละส่วน

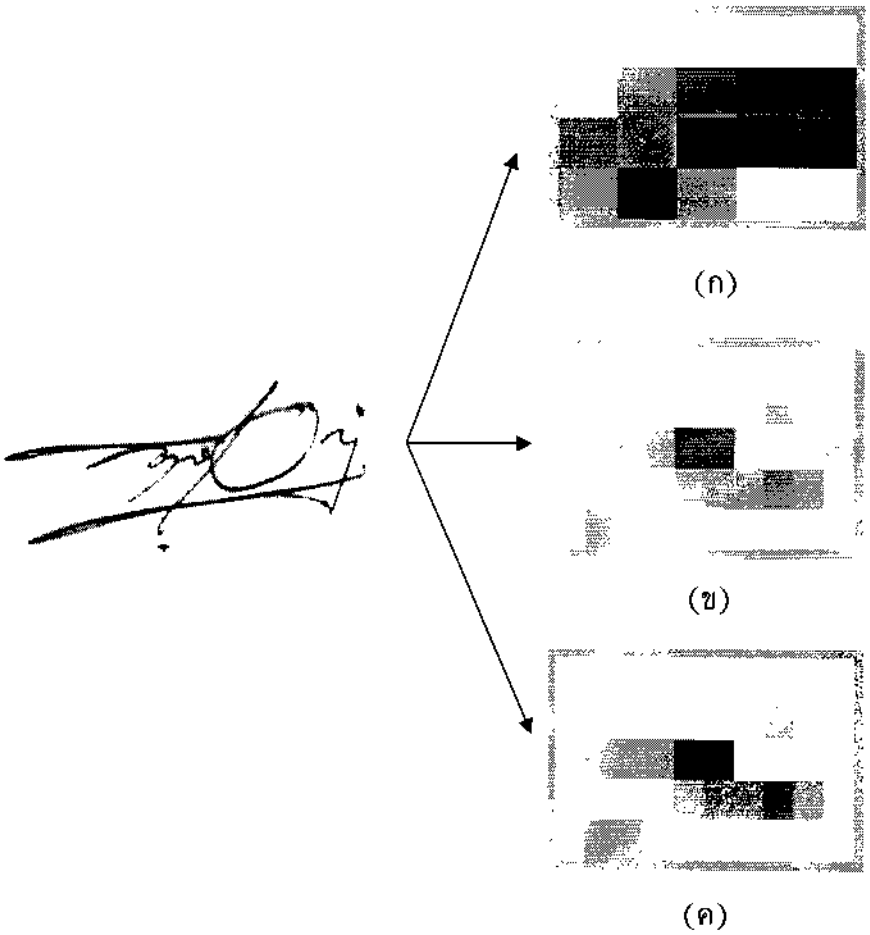
จุดภาพที่อยู่ในพิกัด y ที่สูงที่สุดของภาพแต่ละส่วน โดยแบ่งภาพเป็นส่วน ๆ ตามขนาดภาพดังนี้



ภาพที่ 2-8 การหาจุดภาพที่อยู่ในพิกัด y ที่สูงที่สุด ของภาพแต่ละส่วน

2.2.2 คุณลักษณะของกริด (Grid Feature) นำภาพลายเซ็นต้นฉบับมาแบ่งบล็อกตามความเหมาะสม สำหรับในการวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้แบ่งเป็น 4x5 = 20 บล็อก, 5 x 10 = 50 บล็อก และ 10 x 10 = 100 บล็อก ซึ่งภาพกริดสามารถบอกให้ทราบได้ว่า จุดภาพหนาแน่นอยู่บริเวณ

ใด ซึ่งหากบริเวณใดที่มีบล็อกเป็นสีเข้มมากที่สุด หมายความว่าบริเวณนั้นมีจุดภาพหนาแน่นมาก และบริเวณใดที่เป็นสีขาวสว่างมากที่สุดบริเวณนั้นมีจุดภาพอยู่น้อย หรืออาจเป็นพื้นหลัง (Background) ของภาพ



ภาพที่ 2-9 คุณลักษณะของกริดขนาดต่าง ๆ จากภาพลายเซ็นเดียวกัน (ก) กริดขนาด 4 x 5 บล็อก (ข) กริดขนาด 5 x 10 บล็อก (ค) กริดขนาด 10 x 10 บล็อก

2.3 การจำแนก (Classification)

การจดจำรูปแบบและการจำแนกวัตถุ ว่าเป็นภาพวัตถุที่เราต้องการหรือไม่ สามารถกระทำได้โดยการวิเคราะห์เนื้อภาพ ซึ่งในที่นี้เนื้อภาพ หมายถึง คุณสมบัติที่ใช้แทนพื้นผิวของวัตถุปรากฏอยู่ในภาพ ซึ่งคุณสมบัติอันนี้จะอยู่ในรูปแบบของความสัมพันธ์กันของเนื้อภาพ และองค์ประกอบที่เล็กที่สุดของเนื้อภาพ ก็คือจุดภาพ ดังนั้น คุณสมบัติที่กล่าวมานี้จะหมายถึงความสัมพันธ์ของกลุ่มจุดภาพที่ใช้แสดงถึงโครงสร้างของพื้นผิววัตถุนั่นเอง ดังนั้นการจำแนกภาพ สามารถปฏิบัติได้ด้วยวิธีการต่าง ๆ ดังนี้ [3]

2.3.1 การจำแนกโดยการเปรียบเทียบโดยตรงบนภาพ (Template Matching)

วิธีการนี้คือการสร้างภาพจำลองของวัตถุที่เราต้องการ ในที่นี้เพื่อความเข้าใจสมมุติว่าเป็นอักษรภาษาอังกฤษที่มีอยู่ด้วยกัน 26 ตัว เราต้องทำภาพจำลอง T_i ของ 26 ตัวอักษรซึ่งมีขนาด $n \times n$ จุดภาพไว้ เมื่อเราจับภาพตัวอักษรที่ต้องการตรวจสอบในภาพ P ขนาด 1x1 จุดภาพ ซึ่งมีตัวอักษร x ขนาด $n \times n$ จุดภาพอยู่ที่ตำแหน่ง (x, y) ในภาพ P เราสามารถจำแนกตัวอักษร x ดังกล่าวว่าเป็นตัวอักษรภาษาอังกฤษ T_i ตัวใดได้ดังนี้

2.3.1.1 วิธีการหาโดย Least Square ของจุดภาพ

$$\delta_1 = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\left[T_{(i,j)} - P_{(x-i,y-j)}\right]^2 \qquad (2\text{-}3)$$

เมื่อ T คือ ภาพจำลองของวัตถุ

P คือ ภาพต้นแบบ

ซึ่งจะได้ δ_1 ที่น้อยที่สุดเป็นค่าที่ใกล้เคียงกับต้นแบบที่ใช้เปรียบเทียบ ในกรณีของภาพเดียวกัน δ_1 จะมีค่าเข้าใกล้ 0

2.3.1.2 วิธีหาโดย Cross Correlation มีวิธีการดำเนินการเช่นเดียวกับ วิธี Least Square แต่วิธีการนี้จะหาความสัมพันธ์ระหว่างผลคูณของด้านของวัตถุที่ต้องการทราบกับต้นแบบ และหารด้วยผลคูณของเส้นทแยงมุมของวัตถุ และต้นแบบ ซึ่งสรุปสมการออกได้เป็น

$$\delta_2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} T_{(i,j)} P_{(x+i,y+i)}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} T^2_{(i,j)} \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} P^2_{(x+i,y+i)}}} \qquad (2\text{-}4)$$

ถ้าค่า δ_2 เข้าใกล้ 1หรือเท่ากับ 1 จะได้ว่า T กับ P เป็นภาพที่เหมือนกันในกรณีการหาโดยทั้งสองวิธีนี้ สิ่งรบกวนในภาพและการวางตัวของวัตถุจะมีผลต่อการตรวจเปรียบเทียบด้วย ดังนั้นวัตถุและต้นแบบจะต้องวางอยู่ในทิศทางเดียวกัน จึงจะหาพบ

2.3.2 การจำแนกโดยใช้คุณลักษณะร่วมของภาพ

กรณีที่ภาพทีคุณลักษณะร่วมกัน เราสามารถนำคุณลักษณะร่วมของภาพมาสร้างเป็นกฎหรือไวยากรณ์ต่าง ๆ เพื่อจัดแบ่งกลุ่มวัตถุออกจากกันจนสามารถระบุได้ว่าเป็นวัตถุที่เราต้องการหรือไม่ ตัวอย่างเช่น การจำแนกเลข 0-9 ขนาดของตัวเลขดังกล่าวสมมุติให้มีขนาด 4x5 จุดภาพ การจำแนกกระทำโดยการตรวจสอบจุดขาว ณ ตำแหน่งจุดภาพต่าง ๆ เป็นลำดับจนสามารถบอกได้ว่าเลขดังกล่าวเป็นเลขอะไร

วิธีการจัดแบ่งกลุ่มของวัตถุออกจากกัน โดยอาศัยคุณลักษณะต่าง ๆ ของภาพที่ใช้วัด เช่น

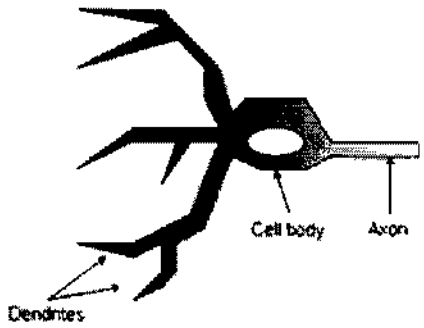
จุดภาพที่เหมือนกันในตำแหน่งต่าง ๆ จำนวนรู ขนาดของพื้นที่รูภายในวัตถุ ฯลฯ โดยทฤษฎีสมมติให้ว่า Y เป็นค่าที่ได้รับจากการจำแนก และ Y1, ..., Y2 เป็นค่าคุณลักษณะที่ใช้ในการวัดจำแนก ซึ่งเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$Y = [Y1, Y2, Y3, Yn] \qquad (2\text{-}5)$$

ในกรณีที่ คุณลักษณะมีหลายตัว จะทำให้การหาหรือการจำแนกชั้นของวัตถุให้ละเอียดชัดเจนยิ่งขึ้น

2.4 โครงข่ายประสาทเทียม

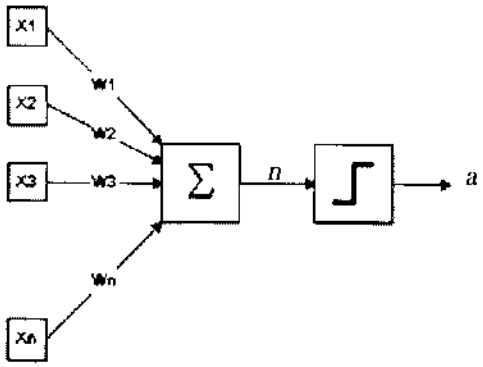
โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) หรือที่มักจะเรียกสั้น ๆ ว่า ข่ายงานประสาท (Neural Network หรือ Neural Net) คือโมเดลทางคณิตศาสตร์ สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนคชันนิสต์ (Connectionist) เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำแบบรูป (Pattern Recognition) และการอุปมานความรู้ (Knowledge Reduction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาข่ายงานไฟฟ้าชีวภาพ (Bioclectric Network) ในสมอง ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท หรือ "นิวรอน" (Neurons) และ จุดประสานประสาท (Synapses) แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า "เดนไดรท์" (Dendrite) ซึ่งเป็นข้อมูลที่ป้อนเข้าสู่เซลล์ (Input) และปลายในการส่งกระแสประสาทเรียกว่า "แอคซอน" (Axon) ซึ่งเป็นเหมือนผลลัพธ์ (Output) ของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรท์เข้าสู่นิวเคลียสซึ่งจะเป็นตัวตัดสินว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอนิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อไปผ่านทางแอคซอนของมัน ตามโมเดลนี้ข่ายงานประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกัน [4]



ภาพที่ 2-10 รูปจำลองของนิวรอนในสมองมนุษย์

2.4.1 โครงสร้างข่ายงานประสาทเทียม

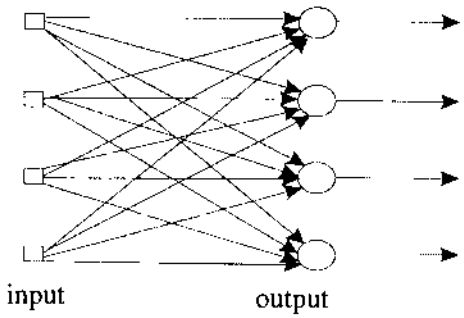
ในปัจจุบันนักวิจัยส่วนใหญ่เห็นตรงกันว่าข่ายงานประสาทเทียมมีโครงสร้างแตกต่างจากข่ายงานในสมอง แต่ก็ยังเหมือนสมอง ในแง่ที่ว่าข่ายงานประสาทเทียม คือการรวมกลุ่มแบบขนานของหน่วยประมวลผลย่อย ๆ และการเชื่อมต่อนี้เป็นส่วนสำคัญที่ทำให้เกิดสติปัญญาของข่ายงาน เมื่อพิจารณาขนาดแล้วสมองมีขนาดใหญ่กว่าข่ายงานประสาทเทียมอย่างมาก รวมทั้งเซลล์ประสาทยังมีความซับซ้อนกว่าหน่วยย่อยของข่ายงาน อย่างไรก็ดีหน้าที่สำคัญของสมอง เช่น การเรียนรู้ยังคงสามารถถูกจำลองขึ้นอย่างง่ายด้วยโครงข่ายประสาทนี้



ภาพที่ 2-11 รูปจำลองของนิวรอนในคอมพิวเตอร์

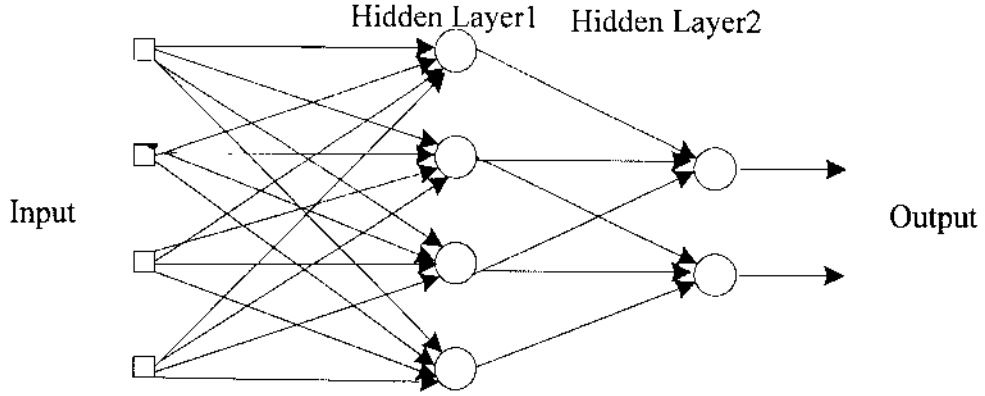
โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยชั้นของข้อมูลเบื้องต้น 3 ชั้น คือ ชั้นของข้อมูลป้อนเข้า ชั้นซ่อน และชั้นผลลัพธ์ นักวิจัยได้พัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นมา และสามารถแบ่งประเภทของโครงข่ายประสาทเทียมตามความซับซ้อนหรือจำนวนชั้นของข้อมูลในชั้นซ่อนได้เป็น 2 ประเภทคือ

1. โครงข่ายประสาทเทียมชั้นเดียว (Single Layer Neuron Network) เป็นโครงข่ายที่มีชั้นซ่อนเพียงหนึ่งเดียว ประกอบด้วยเวกเตอร์ของตัวแปรด้านเข้า เมทริกซ์ค่าถ่วงน้ำหนัก เวกเตอร์ตัวแปรด้านนอก และไบแอส



ภาพที่ 2-12 โครงข่ายประสาทเทียมชั้นเดียว (Single Layer Neuron Network)

2. โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Neuron Network) ประกอบด้วย ซึ่งโดยทั่วไปเรียกชั้นตัวแปรด้านเข้า ส่วนการคำนวณ เรียกว่าชั้นซ่อน ซึ่งอาจจะมีหนึ่งชั้นหรือมากกว่าก็ได้ และส่วนข้อมูลออกจากส่วนการคำนวณ เรียกว่าชั้นตัวแปรนอกกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น สามารถแก้ไขปัญหาที่มีความซับซ้อนได้ดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบง่าย จึงนิยมนำไปประยุกต์ใช้ในงานต่าง ๆ มากมาย



ภาพที่ 2-13 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Neuron Network)

2.4.2 หลักการ สำหรับในคอมพิวเตอร์นิวรอนประกอบด้วยข้อมูลป้อนเข้าและผลลัพธ์เหมือนกัน โดยจำลองให้ข้อมูลป้อนเข้าแต่ละตัวมีตัวกำหนดน้ำหนัก ของข้อมูลป้อนเข้า โดยนิวรอนแต่ละหน่วยจะมีค่าเกณฑ์ เป็นตัวกำหนดว่าน้ำหนักรวมของข้อมูลป้อนเข้าต้องมากขนาดไหนจึงจะสามารถส่งผลลัพธ์ไปยังนิวรอนตัวอื่นได้ เมื่อนำนิวรอนแต่ละหน่วยมาต่อกันให้ทำงานร่วมกันการทำงานนี้ในทางตรรกะแล้วก็จะเหมือนกับปฏิกิริยาเคมีที่เกิดในสมอง เพียงแต่ในคอมพิวเตอร์ทุกอย่างเป็นตัวเลขเท่านั้นเอง

2.4.3 การทำงาน การทำงานของนิวรอนเน็ตเวิร์ค คือเมื่อมีข้อมูลป้อนเข้ามายังโครงข่ายก็เอาข้อมูลป้อนเข้า มาคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละตัว ผลที่ได้จากข้อมูลป้อนเข้าทุก ๆ ตัวของนิวรอนจะเอามารวมกันแล้วก็เอามาเทียบกับค่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้ ถ้าผลรวมมีค่ามากกว่าค่าเกณฑ์แล้วนิวรอนก็จะส่งผลลัพธ์ออกไป ผลลัพธ์นี้ก็จะถูกส่งไปยังข้อมูลป้อนเข้าของนิวรอนอื่น ๆ ที่เชื่อมกันในโครงข่าย ถ้าค่าน้อยกว่าค่าเกณฑ์ที่กำหนดก็จะไม่เกิดผลลัพธ์ สามารถเขียนคำสั่งได้ดังนี้

```
if (sum(input * weight) > threshold) then output
```

สิ่งสำคัญคือ เราต้องทราบค่าถ่วงน้ำหนักและค่าเกณฑ์ สำหรับสิ่งที่เราต้องการเพื่อให้คอมพิวเตอร์รู้จำ ซึ่งเป็นค่าที่ไม่แน่นอน แต่สามารถกำหนดให้คอมพิวเตอร์ปรับค่าเหล่านั้นได้โดยการสอนให้มันรู้จักแบบรูปของสิ่งที่เราต้องการให้รู้จำ เรียกว่า "โครงข่ายประสาทเทียมแบบ

แพร่กลับ (Back Propagation)" ซึ่งเป็นกระบวนการย้อนกลับของการรู้จำ ในการคำนวณไปข้างหน้าของสัญญาณเข้า (Feed Forward Neural Networks) จะมีการใช้อัลกอริทึมแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับเพื่อใช้ในการปรับปรุงน้ำหนักคะแนนของโครงข่าย (Network Weight) หลังจากใส่รูปแบบข้อมูลสำหรับฝึกให้แก่โครงข่ายในแต่ละครั้งแล้ว ค่าที่ได้รับจากโครงข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับผลที่คาดหวัง แล้วทำการคำนวณหาค่าความผิดพลาด ซึ่งค่าความผิดพลาดนี้จะถูกส่งกลับเข้าสู่เครือข่ายเพื่อใช้แก้ไขค่าน้ำหนักคะแนนต่อไป

2.4.4 องค์ประกอบและโครงสร้างการทำงาน ซอฟต์แวร์ (Software) ที่เลียนแบบโครงข่ายของเซลล์ประสาทนั้นจะมีขอบเขต (Boundary) กั้นระหว่างข้อมูลนำเข้ากับการทำงานของใยประสาทเสมือน ซึ่งประกอบด้วยโครงข่ายของเซลล์ที่ถูกจัดไว้เป็นเลเยอร์ ดังนั้นองค์ประกอบที่ได้จัดแบ่งเป็นเลเยอร์ และหน้าที่ของแต่ละองค์ประกอบมีดังนี้

ข้อมูลนำเข้า ข้อมูลที่ถูกนำเข้ามาจะถูกจำแนกตามคุณลักษณะ(Attribute) เช่น ถ้าปัญหาที่ระบบโครงข่ายประสาทเทียมจะต้องตัดสินใจคือ การอนุมัติเงินกู้ว่าจะให้ผ่านหรือไม่ ข้อมูลนำเข้าก็จะถูกจำแนกเป็นคุณลักษณะ กล่าวคือ ระดับรายได้ อายุ เป็นต้น ข้อมูลนำเข้านอกจากจะเป็นข้อความแล้วยังสามารถเป็นรูปภาพหรือเสียงก็ได้ แต่อาจจะต้องแปลงให้เป็นสัญลักษณ์หรือตัวเลขเพื่อให้เครื่องสามารถทำความเข้าใจก่อน จากนั้นจะเข้าสู่การทำงานที่แท้จริงของระบบใยประสาทเสมือนเริ่มต้นด้วยการนำข้อมูลเข้ามาให้น้ำหนักของความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลนำเข้าเหล่านั้นในเลเยอร์แรกภายใต้ขอบเขตของระบบ

น้ำหนัก เป็นส่วนประกอบที่สำคัญของระบบโครงข่ายใยประสาท เนื่องจากเป็นส่วนที่ใช้หาน้ำหนักของความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลนำเข้า ว่าข้อมูลนำเข้าใดมีความสัมพันธ์กับข้อมูลนำเข้าอื่นในระดับใด ซึ่งจะทำให้สามารถเชื่อมโยงไปหาข้อสรุปได้ ด้วยการลองผิดลองถูกในความสัมพันธ์แต่ละแบบ และเก็บไว้เป็นแบบแผนหรือรูปแบบ (Pattern) ของประสบการณ์เพื่อการเรียนรู้ของโครงข่าย

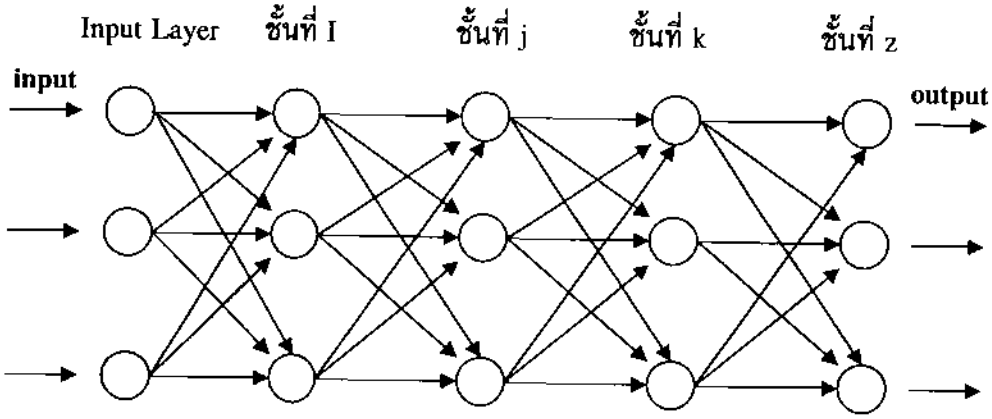
ฟังก์ชันการรวม (Summation Function) เป็นโครงข่ายที่ทำหน้าที่ในการรวมน้ำหนักที่ได้จากโครงข่ายในเลเยอร์ข้อมูลป้อนเข้าเพื่อสรุปผลความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลนำเข้า รอการแปลงเป็นสารสนเทศที่มีความหมายในเลเยอร์ต่อไป

ฟังก์ชันการแปลง (Transformation Function)เป็นโครงข่ายที่ทำหน้าที่ในการประสาน (Integrate) สารสนเทศที่ผ่านการประมวลจากโครงข่ายในและเป็นประโยชน์ต่อการนำไปใช้เพื่อส่งออกไปเป็นผลลัพธ์

ผลลัพธ์ ผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายใยประสาทเสมือน จะหมายถึงแนวทางในการแก้ปัญหา เช่น ปัญหาการอนุมัติเงินกู้ว่าจะผ่านการอนุมัติหรือไม่ “ผลลัพธ์” ที่ผู้ใช้จะได้รับคือ “อนุมัติ” หรือ “ไม่อนุมัติ” ซึ่งโครงข่ายใยประสาทเสมือนจะใช้สัญลักษณ์แทนคำตอบทั้งหมด ผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายหนึ่ง สามารถเป็นข้อมูลป้อนเข้าของอีกโครงข่ายหนึ่งได้ ทั้งนี้เพื่อเป็น

ข้อมูลนำเข้าของการตัดสินใจแก้ไขปัญหาอื่น เช่น ผลลัพธ์ที่ได้จากการอนุมัติเงินกู้ อาจจะนำไปใช้เป็นข้อมลนำเข้าเพื่อการอนุมัติสินเชื่อที่อยู่อาศัยได้

2.4.5 แบ็คพรอพะเกชันอัลกอริทึม (Back Propagation Algorithm) แบล็คพรอพะเกชันเป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายใยประสาทวิธีหนึ่งที่นิยมใช้ในมัลติเลเยอร์เพอเซปตรอน (Multilayer Perceptron) เพื่อปรับค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดให้เหมาะสม โดยการปรับค่านี้จะขึ้นกับความแตกต่างของค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้กับค่าเอาต์พุตที่ต้องการ พิจารณารูปต่อไปนี้ประกอบ



ภาพที่ 2-14 รูปแบบ Back-Propagation Neural Network

ขั้นตอนของแบ็คพรอพะเกชัน อัลกอริทึม มีดังนี้

1. กำหนดค่าอัตราเร็วในการเรียนรู้ (Rate Parameter : r)

2. สำหรับแต่ละตัวอย่างอินพุตให้ทำตามขั้นตอนต่อไปนี้จนกว่าได้ระดับ Performance ที่ต้องการ

2.1 คำนวณหาค่าเอาต์พุตโดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นซึ่งอาจได้จากการสุ่ม

2.2 คำนวณหาค่า β : แทนประโยชน์ที่จะได้รับสำหรับการเปลี่ยนค่าเอาต์พุตของแต่ละโหนด

2.3 ในชั้นเอาต์พุต (Output Layer)

$$\beta_z = d_z - o_z \qquad (2\text{-}3)$$

เมื่อ d_z = ค่าเอาต์พุตที่ต้องการ

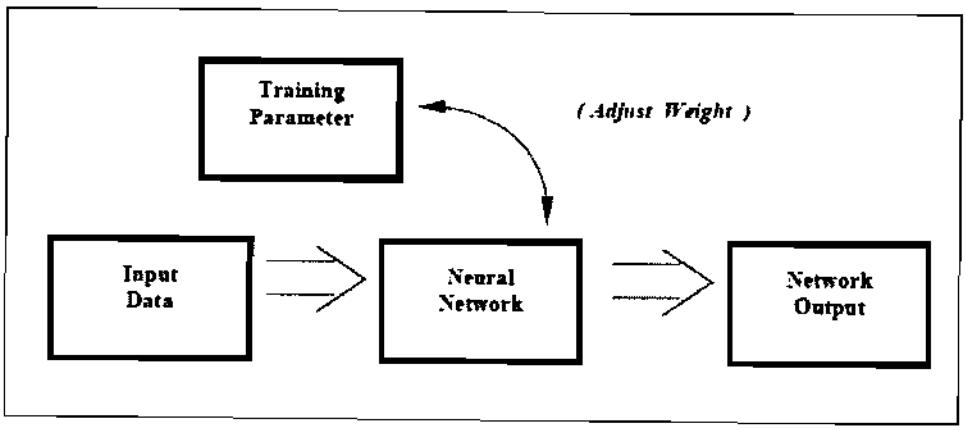
o_z = ค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้

2.4 ในชั้นซ่อน

$$\beta_j = \sum_k w_{jk} o_k (1 - o_k) \beta_k \qquad (2\text{-}4)$$

เมื่อ w_{jk} = น้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างชั้นที่ j กับ k

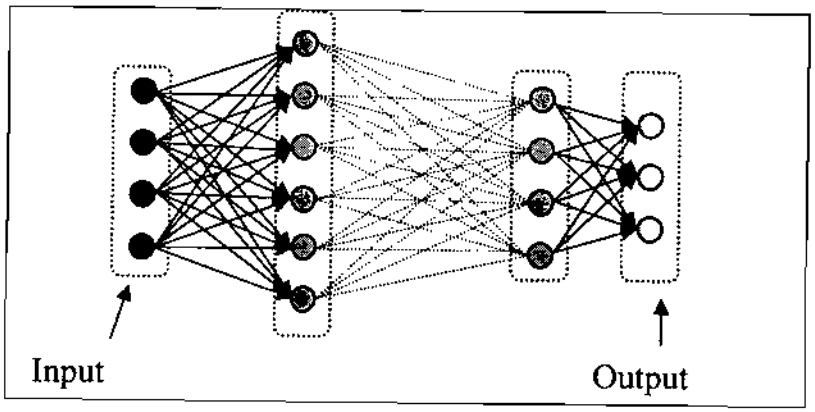
ต้นฉบับไม่มีหน้านี้



ภาพที่ 2-16 การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน Unsupervised Learning

2.4.7 สถาปัตยกรรมโครงข่าย (Network Architecture)

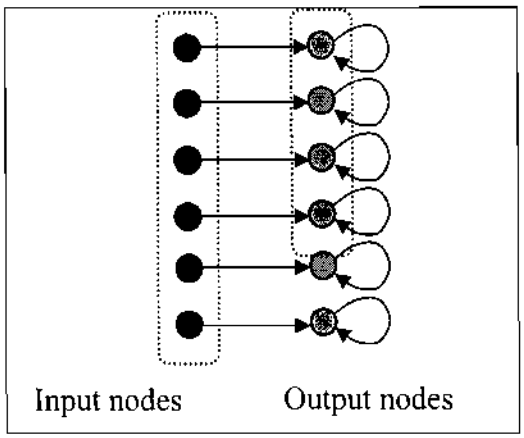
การคำนวณไปข้างหน้าของสัญญาณเข้า(Feed Forward Network) ข้อมูลที่ประมวลผลในโครงข่ายจะถูกส่งไปในทิศทางเดียวจากโหนดข้อมูลป้อนเข้าส่งต่อมาเรื่อย ๆ จนถึงโหนดผลลัพธ์ โดยไม่มีการย้อนกลับของข้อมูล หรือแม้แต่โหนดในชั้นเดียวกันก็ไม่มีการเชื่อมต่อกัน



ภาพที่ 2-17 สถาปัตยกรรมของการคำนวณไปข้างหน้าของสัญญาณเข้า(Feed Forward Network)

การคำนวณไปข้างหน้าของสัญญาณเข้า (Feed Back Network)

ข้อมูลที่ประมวลผลในวงจรข่าย จะมีการป้อนกลับเข้าไปยังวงจรข่ายหลาย ๆ ครั้ง จนกระทั่งได้คำตอบออกมา (บางทีเรียกว่า Recurrent Network)



ภาพที่ 2-18 สถาปัตยกรรมของฟีดแบ็คเน็ตเวิร์ค (Feed back network)

ชั้นโครงข่าย (Network Layer)

พื้นฐานสามัญที่สำคัญของ Artificial Neural Network ประกอบไปด้วย 3 ส่วน หรือ 3 ชั้น ได้แก่ ชั้นของข้อมูลป้อนเข้าที่ถูกเชื่อมต่อกับชั้นซ่อนซึ่งเชื่อมต่อกับชั้นของชั้นผลลัพธ์ การทำงานของชั้นข้อมูลป้อนเข้าจะทำหน้าที่แทนส่วนของข้อมูลดิบ ที่จะถูกป้อนเข้าสู่เครือข่าย การทำงานของแต่ละชั้นซ่อนจะถูกกำหนด โดยการทำงานของชั้นข้อมูลป้อนเข้า และค่าถ่วงน้ำหนักบนความสัมพันธ์ระหว่างชั้นข้อมูลป้อนเข้า และ ชั้นซ่อน พฤติกรรมการทำงานของชั้นผลลัพธ์จะขึ้นอยู่กับการทำงานของชั้นซ่อน และค่าน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อน และชั้นผลลัพธ์

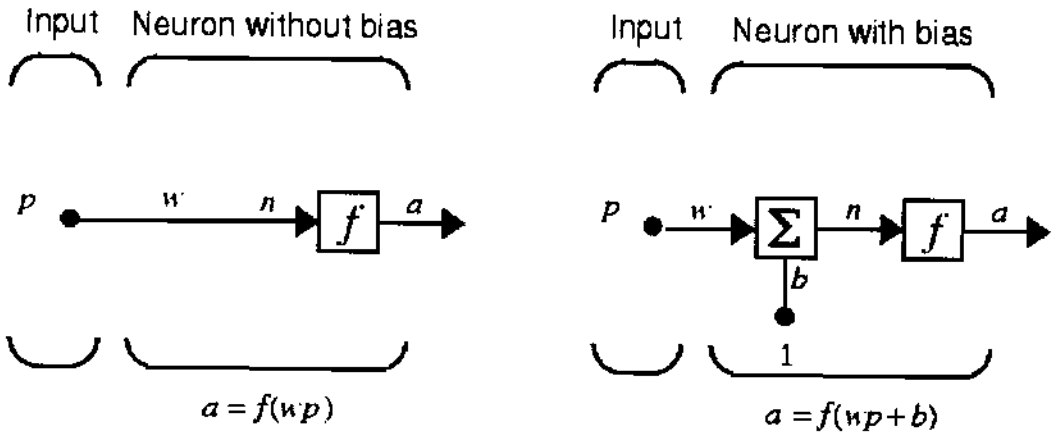
ประเภทของโครงข่ายนี้เป็นที่น่าสนใจ เพราะสามารถกำหนดการแทนค่าให้แก่ชั้นข้อมูลป้อนเข้าได้อย่างอิสระ ค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นข้อมูลป้อนเข้าและชั้นซ่อนจะถูกกำหนดเมื่อ ชั้นซ่อนกำลังทำงาน ฉะนั้นเวลาที่แก้ไขค่าน้ำหนัก ชั้นซ่อนจะสามารถเลือกว่าอะไรคือค่าที่เราแทนเข้ามา

สถาปัตยกรรมของชั้น (Architecture of Layer) สามารถจำแนกสถาปัตยกรรมของชั้น (Layer) ออกเป็น 2 ประเภทคือ Single-layer และ Multi-layer

1. ชิงเกิลเลเยอร์เพอเซ็ปตรอน (Single-layer Perceptron) เครือข่ายใยประสาทที่ประกอบด้วยชั้นเพียงชั้นเดียว จำนวน Input Nodes ขึ้นอยู่กับจำนวน Components ของ Input Data และ Activation Function ขึ้นอยู่กับลักษณะข้อมูลของ Output เช่น ถ้า Output ที่ต้องการเป็น “ใช่” หรือ “ไม่ใช่” เราจะต้องใช้ Threshold Function

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq T \\ 0 & \text{if } x < T \end{cases} \qquad \text{T=Threshold level} \qquad (2\text{-}6)$$

หรือถ้าผลลัพธ์เป็นค่าตัวเลขที่ต่อเนื่อง เราต้องใช้คอนทินูอัส ฟังก์ชัน (Continuous Function) เช่น Sigmoid Function



ภาพที่ 2-19 ชิงเกิลเลเยอร์เพอเซ็ปตรอน (Single-Layer Perceptron)

2. มัลติเลเยอร์เพอเซปตรอน (Multi-Layer Perceptron) เครือข่ายใยประสาทจะประกอบด้วยหลายชั้นโดยในแต่ละชั้นจะประกอบด้วยโหนดหรือเปรียบได้กับตัวเซลล์ประสาท (Neurons) ค่าน้ำหนักของเส้นที่เชื่อมต่อระหว่างโหนดของแต่ละชั้น(เมทริกซ์ W), ค่า Bias Vector (b) และค่า Output Vector (a) โดย m เป็นตัวเลขบอกลำดับชั้นกำกับไว้ด้านบน เมื่อ p เป็น Input Vector การคำนวณค่าเอาต์พุตสำหรับเครือข่ายใยประสาทที่มี M ชั้นจะเป็นดังสมการ

$$a^{m+1} = f^{m+1}(w^{m+1}a^{m} + b^{m+1}) \qquad (2\text{-}7)$$

เมื่อ m = เป็นตัวเลขบอกลำดับชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม

a^0 = เป็นเวคเตอร์ผลลัพธ์

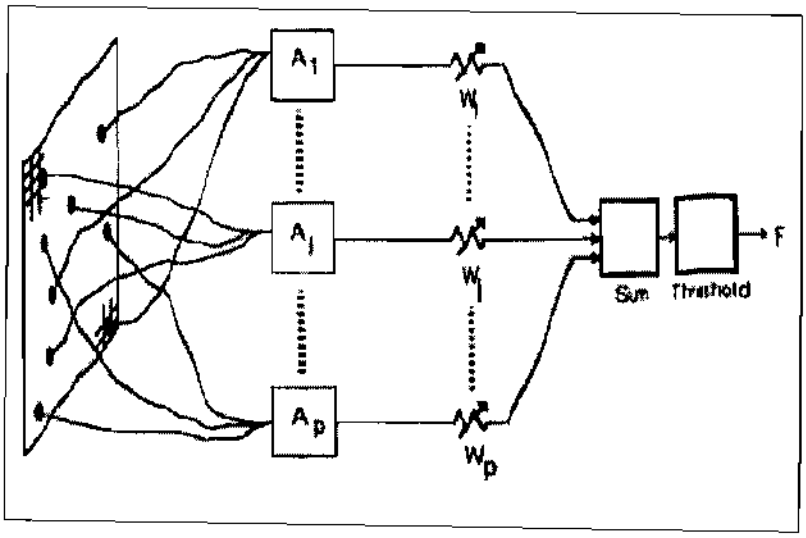
w = เมตริกซ์ถ่วงน้ำหนัก

b = ค่าไบแอส

และ f เป็น ทรานสเฟอร์ฟังก์ชัน Transfer Function

เพอเซปตรอน (Perceptrons)

ในยุค 60s งานส่วนใหญ่ของข่ายงานได้รับการวิพากษ์วิจารณ์ในหัวข้อเรื่องเพอเซปตรอน ซึ่งค้นพบโดย Frank Rosenblatt โดยเพอเซปตรอน ซึ่งกลายเป็น MCP Model (Neuron with Weighted Inputs) พร้อมกับส่วนต่อเติม จากรูปในส่วน A_1, A_2, A_j, A_p เรียกว่า Association Units การทำงานเพื่อคัดเลือกสิ่งที่แตกต่างออกมาจากรูปภาพที่รับเข้าไป โดยเพอเซปตรอนสามารถคัดลอกความคิดพื้นฐานภายในของสัตว์เลี้ยงลูกด้วยนม หลัก ๆ แล้วจะใช้ในรูปแบบรู้จำ (Recognition) และสามารถขยายให้มีความสามารถสูงกว่านี้



ภาพที่ 2-20 โครงสร้างของเพอเซปตรอน (Perceptrons)

ในปี ค.ศ.1969 Minskey และ Papert [2] ได้เขียนหนังสืออธิบายเกี่ยวกับขอบเขตของซิงเกิลเลเยอร์เพอเซ็ปตรอน ผลกระทบที่ได้รับจากหนังสือเล่มนั้นร้ายแรง เป็นเหตุให้นักวิจัยสาขานิวรอน เน็ตเวิร์คสูญเสียผลประโยชน์ เนื่องจากหนังสือสามารถถ่ายทอดออกมาได้ดี และแสดงข้อมูลในเชิงคำนวณว่า ซิงเกิลเลเยอร์เพอเซปตรอนไม่สามารถที่จะสร้างรูปแบบการจดจำพื้นฐาน (Basic Pattern Recognition Operation) ได้ เช่น การกำหนดความคล้ายคลึงของรูปร่างหรือกำหนดว่ารูปร่างใดสัมพันธ์กันหรือไม่ แต่สิ่งที่นักวิจัยไม่รู้จนกระทั่งยุค 80s คือ การได้รับการฝึกฝนที่ถูกต้อง ซึ่ง. มัลติเลเยอร์เพอเซปตรอนสามารถดำเนินการแก้ไขสิ่งเหล่านี้ได้

2.4.8 เจเนอรรัลไลซ์รีเกรสชันเน็ตเวิร์ค (Generalized Regression Network)

เจเนอรรัลไลซ์รีเกรสชันเน็ตเวิร์คหรือ GRNN เป็นโครงข่ายประสาทเทียมประเภทหนึ่งในเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน (Radial Basis Network, RBN) การทำงานของ GRNN คล้ายกับ โครงข่ายประสาทเทียมแบบพร็อบลิลิสติก (Probabilistic Neural Network, PNN) คือใช้เคอร์เนลเป็นพื้นฐานในการประมาณค่าของแบ็คพร็อบอะบิลิตี เดนซิที ฟังก์ชัน (Probability Density Function) เพื่อแก้ปัญหาในการจัดหมวดหมู่ GRNN เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบที่ต้องมีการสอน ดังนั้นจึงต้องมีการฝึกฝนเช่นเดียวกัน โดยการทำงานของโครงข่ายแบบนี้จะพิจารณาข้อมูลที่เข้าใหม่และเอาค่าถ่วงน้ำหนักมาเฉลี่ยแล้วคำนวณ เพื่อหาผลลัพธ์ออกมา

2.5 เทคนิคในการหาค่าเริ่มต้น

2.5.1 การเลือกค่าเริ่มต้นแบบสุ่ม (Random Initialization) การเลือกค่าเริ่มต้นของน้ำหนักจะมีผลต่อโครงข่ายในการหาค่าความผิดพลาดต่ำสุด และอัตราเร็วในการเข้าสู่คำตอบ

การปรับน้ำหนักระหว่างสองหน่วยใด ๆ ขึ้นอยู่กับอนุพันธ์ของฟังก์ชันแอกติเวชันของหน่วยบนและหน่วยล่าง ด้วยเหตุนี้จึงจำเป็นต้องหลีกเลี่ยงค่าน้ำหนักเริ่มต้นที่ทำให้ฟังก์ชันแอกติเวชันและอนุพันธ์ของฟังก์ชันแอกติเวชันเป็นศูนย์และค่านำหนักจะต้องไม่ใหญ่จนเกินไป หรือสัญญาณเข้าเริ่มต้นที่ให้กับหน่วยซ่อนอยู่ในบริเวณที่อนุพันธ์ของฟังก์ชันมีค่าเล็กเกินไป ซึ่งเรียกว่า บริเวณอิ่มตัว (Saturation Region) หรือในทางตรงข้าม ถ้าค่าน้ำหนักมีค่าเล็กเกินไป สัญญาณเข้ารวมที่ให้ไปยังหน่วยซ่อนหรือหน่วยสัญญาณออกจะมีค่าเข้าใกล้ศูนย์ ซึ่งทำให้อัตราการเรียนรู้เป็นไปได้ช้ามาก

วิธีการหาค่าเริ่มต้นของน้ำหนักโดยทั่วไปที่นิยมคือ หาค่าโดยการสุ่มระหว่าง -0.5 ถึง 0.5 (หรือ ระหว่าง -1 ถึง 1 หรือช่วงค่าตามความเหมาะสม)

2.5.2 การหาค่าน้ำหนักเริ่มต้นโดยวิธี Nguyen-Widrow วิธีนี้เป็นการปรับปรุงวิธีการหาค่าเริ่มต้นแบบสุ่มโดย Nguyen และ Widrow (1990) ซึ่งทำให้การเรียนรู้ (Learning) เร็วขึ้น วิธีการนี้อาศัยการวิเคราะห์ทางกายภาพของการตอบสนองของนิวรอนในชั้นซ่อนต่าง ๆ กับสัญญาณที่เข้ามาหนึ่งสัญญาณ การวิเคราะห์นี้ยังขยายครอบคลุมไปถึงกรณีมีหลานสัญญาณเข้าโดยการใช้การแปลงฟูริเยร์ แต่ค่าน้ำหนักจากหน่วยซ่อนไปยังหน่วยสัญญาณออก (รวมทั้งไบแอสของหน่วยสัญญาณออกด้วย) ยังคงเป็นการหาค่าเริ่มต้น โดยการสุ่มค่าระหว่าง -0,5 ถึง 0.5 เหมือนเดิม

การหาค่าเริ่มต้นของน้ำหนักจากหน่วยสัญญาณเข้าไปยังหน่วยซ่อนได้ออกแบบมาเพื่อพัฒนาความสามารถการเรียนรู้ที่หน่วยซ่อน

$$\beta = 0.7(p)^{1/n} = 0.7\sqrt[n]{p} \qquad (2\text{-}8)$$

เมื่อ

n แทนจำนวนหน่วยสัญญาณเข้า

p แทนจำนวนหน่วยซ่อน

β แทนตัวสเกล

จะประกอบด้วยขบวนการดังนี้

ที่แต่ละหน่วยซ่อน (j = 1, ... , p):

หาค่าเวกเตอร์น้ำหนักเริ่มต้นจากหน่วยสัญญาณเข้า

$v_{ij}(old)$ = ค่าที่ได้จากการสุ่ม มีค่าอยู่ระหว่าง -0.5 ถึง 0.5 หรือ ระหว่าง $-\gamma$ ถึง γ

คำนวณหา $\|v_j(old)\|$

หาค่าน้ำหนักเริ่มต้นใหม่อีกครั้งจะได้ :

$$v_{ij} = \frac{\beta v_{ij}(old)}{\|v_j(old)\|} \qquad (2\text{-}9)$$

หาค่าไบแอสได้จาก

v_{0j} เป็นค่าที่ได้จากการสุ่มระหว่าง $-\beta$ and β

2.6 ฟังก์ชันซิกมอยด์ในแบบต่าง ๆ

ดังที่ได้กล่าวมาแล้วว่าการเลือกฟังก์ชันแอกติเวชันควรเลือกให้เหมาะสมกับค่าเป้าหมาย และเป็นที่น่าสังเกตว่าความสัมพันธ์ระหว่างฟังก์ชันและอนุพันธ์ของฟังก์ชันโลจิสติกซิกมอยด์ทำให้ไม่ต้องทำการคำนวณค่าเอ็กซ์โพเนนเชียลใหม่ทุก ๆ ครั้งในการคำนวณหาอนุพันธ์ของฟังก์ชัน ดังสมการต่อไปนี้

$$f_1(x) = \frac{1}{1+\exp(-x)} \tag{2-10}$$

และ

$$f_1'(x) = f_1(x)[1 - f_1(x)] \tag{2-11}$$

จากสมการที่ (2-10) และ (2-11) สามารถทำการปรับให้ช่วงค่าครอบคลุมช่วงค่าที่ต้องการ มีศูนย์กลางอยู่ที่ค่าที่ต้องการและกำหนดความชันที่จุดศูนย์กลางได้ตามต้องการ ฟังก์ชันไบนารีซิกมอยด์สามารถขยายช่วงค่าให้อยู่ในช่วง $[a,b]$ ที่ค่า a และ b ใด ๆ ดังนั้น จากช่วง $[a,b]$ จะกำหนดค่าตัวแปรต่าง ๆ ดังนี้

$$\gamma = b - a \tag{2-12}$$

$$\eta = -a \tag{2-13}$$

แล้วฟังก์ชันซิกมอยด์สามารถเขียนได้ดังนี้

$$g(x) = \gamma f(x) - \eta \tag{2-14}$$

มีคุณสมบัติที่ต้องการคือมีค่าอยู่ในช่วง $[a,b]$ และค่าอนุพันธ์ในเทอมของฟังก์ชันนั้น ๆ หาได้จาก

$$g'(x) = \frac{1}{\gamma}[\eta + g(x)][\gamma - \eta - g(x)] \tag{2-15}$$

ดังนั้นถ้าสัญญาณออกเป้าหมายที่ต้องการเป็นค่าไบโพลาจะได้ฟังก์ชันแอกติเวชัน :

$$g(x) = 2f(x) - 1 \tag{2-16}$$

และหาอนุพันธ์ได้ดังนี้

$$g'(x) = \frac{1}{2}[1 + g(x)][1 - g(x)] \qquad (2\text{-}17)$$

โดยทั่วไปมักนิยมที่จะแบ่งช่วงฟังก์ชันแอกติเวชันเพื่อให้ครอบคลุมค่าที่มากที่สุดและเล็กที่สุดของค่าเป้าหมาย

ฟังก์ชันโลจิสติกมอยด์ (หรือฟังก์ชันอื่น ๆ) สามารถแปลงให้เลื่อนไปทางซ้ายหรือทางขวาได้โดยการบวกค่าคงที่เข้าไปกับตัวแปรอิสระ แต่นั่นไม่ใช่สิ่งจำเป็นนัก เพราะมีการไบแอสในส่วนนี้อยู่แล้ว นอกจากนี้ยังสามารถปรับค่าฟังก์ชัน โดยการเปลี่ยนค่าความชัน (σ) ซึ่งโดยทั่วไปมีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ให้เป็นมาตรฐาน [3]

2.7 ประโยชน์ของโครงข่ายประสาทเทียม

2.7.1 เกิดข้อผิดพลาดได้ยาก (Fault Tolerance) หากระบบโครงข่ายใยประสาทเสมือนประกอบไปด้วยโครงข่ายที่ใช้ในการประมวลผลมากมายหลายโครงข่าย ความผิดลาดที่เกิดขึ้นจากเพียงหนึ่ง หรือสองโครงข่ายจะไม่ทำให้ทั้งระบบเกิดข้อผิดพลาดได้

2.7.2 ความสามารถในการหาเหตุผล (Generalization) เมื่อระบบโครงข่ายใยประสาทเสมือนได้รับข้อมูลเข้าที่ไม่ครบถ้วน หรือไม่เพียงพอต่อการหาข้อสรุป หรือได้รับข้อเท็จจริงที่ไม่เคยได้รับมาก่อน ระบบจะสามารถลำดับการเชื่อมโยงข้อเท็จจริงจนสามารถให้ข้อสรุปและเหตุผลได้

2.7.3 ความสามารถในการปรับเปลี่ยน (Adaptability) โครงข่ายใยประสาทเสมือนสามารถเรียนรู้สิภาพแวดล้อมใหม่ได้ ดังนั้นเมื่อมีเหตุการณ์ใหม่ ๆ เข้าสู่ระบบก็จะสามารถปรับเปลี่ยนหรือปรับปรุงองค์ความรู้ให้ทันสมัยตามเหตุการณ์ใหม่นั้น

2.7.4 ความสามารถในการพยากรณ์ (Forecasting Capability) โครงข่ายใยประสาทเสมือนสามารถนำข้อมูลทางสถิติเดิมที่มีอยู่ในระบบมาใช้คาดการณ์หรือพยากรณ์ข้อมูลในอนาคตได้

2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Bajaj และ Chaudhury [1] ใช้ Feature ในการจำแนกประเภทสามรูปแบบคือ Projection Moment, Upper และ Lower Envelop ของภาพลายเซ็นชื่อ จากนั้นใช้เทคนิควิธีมัลติเลเยอร์เพอเซปตรอนในกระบวนการรู้จำ ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองในงานวิจัยนี้แบ่งเป็นการทดสอบหาค่าความผิดพลาดกับการให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ด้วยคุณลักษณะ Moment เกิดความผิดพลาดในการจำแนกลายเซ็นคิดเป็นร้อยละ 10.73 คุณลักษณะ Upper Envelope เกิดความผิดพลาดขึ้นร้อยละ 7.85 และคุณลักษณะ Lower Envelope เกิดความผิดพลาดขึ้นร้อยละ 12.34 และเมื่อรวมคุณลักษณะทั้งสามเข้าด้วยกัน แล้วจึงนำเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้

โครงข่ายได้เรียนรู้พบว่า เกิดความผิดพลาดในการจำแนกลายเซ็นร้อยละ 3.0 และ ปฏิเสธลายเซ็นผิดพลาดคิดเป็นร้อยละ 1.0 สำหรับปัญหาที่พบในงานวิจัยนี้นั้นกล่าวว่าคุณลักษณะบางชนิด เช่น เส้นโค้งที่อยู่ใต้ลายเซ็นชื่อนั้นต้องแยกออกเนื่องจากไม่มีความสำคัญสำหรับการยืนยันเจ้าของได้

Drouhard, Sabourin และ Godbout [5] นำเสนอ A Neural Network Approach to Off-Line Signature Verification Using Directional PDF ซึ่งได้ใช้ Probability Density Function มาเป็น Feature แยกความแตกต่างได้ชัดเจน อีกทั้งได้ทดลองหลายครั้งโดยใช้วิธี Back Propagation (BPN) เปรียบเทียบกับวิธีการ k-Nearest-Neighbor จากข้อมูลชุดเดียวกัน ซึ่งผลการทดลองปรากฏว่า BPN ให้ผลในการพิสูจน์ภาพลายเซ็นชื่อได้ชัดเจนกว่า และในผลการทดลองได้ใช้กลุ่มตัวอย่างจำนวน 180 ตัวอย่างในการทดสอบ ซึ่งทำให้ผลการที่เกิดค่า Error เพิ่มขึ้น และการควบคุมตัวอย่างจำนวนมาก ๆ ด้วยวิธี BPN ค่อนข้างยุ่งยาก

Huang และ Yan [6] นำเสนอวิธีการพิสูจน์ลายเซ็นชื่อแบบ Off-Line บนคุณลักษณะรูปทรงเรขาคณิต (Geometric Feature) และ ได้นำเสนอ การจำแนกลายเซ็นด้วยโครงข่ายประสาทเทียมมัลติเลเยอร์เพอเซปตรอน ซึ่งทำการทดลองมากกว่า 3000 ลายเซ็น โดยค่าเฉลี่ยความถูกต้องในการพิสูจน์ภาพลายเซ็นชื่อสูงถึง 90% แต่อย่างไรก็ตามความน่าเชื่อถือจะลดลงถ้าภาพที่นำมาทดสอบมีลายเส้นซับซ้อนมากเกินไป อีกทั้งยังใช้เวลาค่อนข้างมากในการประมวลผลทดสอบ

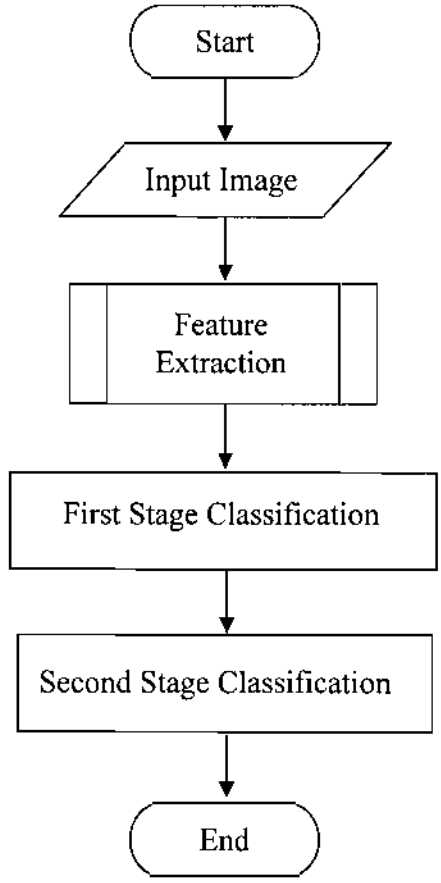
Qi และ Hunt [2] ได้พัฒนาวิธีการพิสูจน์ลายเซ็นชื่อโดยใช้ คุณลักษณะทั่วไป และคุณลักษณะกริด (Grid Feature) โดยการนำคุณลักษณะทั้งสองนี้มาประกอบกันเพื่อสร้าง Multi-Scale Verification Function แล้วนำไปทดสอบด้วยกระบวนการทางสถิติ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบมีความน่าเชื่อถือมากกว่า 90% ในการแยกลายเซ็นชื่อแบบ Skilled Forgeries และได้ผลลัพธ์สมบูรณ์กับลายเซ็นชื่อแบบ Simple Forgeries แต่ก็ยังมีข้อจำกัดสำหรับภาพลายเซ็นชื่อที่ใช้ในการทดสอบอยู่เช่นกัน นั่นคือหากภาพอยู่ในลักษณะ Thinned Boundary จะช่วยลดความผิดพลาดลงได้ 5-6% อีกทั้งเพิ่มความความน่าเชื่อถือในกระบวนการ Matching ได้ 5-6% อีกด้วย

Ramesh, Murty [7] ได้ทำวิจัยเกี่ยวกับการตรวจสอบลายเซ็นแบบออฟ-ไลน์ ซึ่งอาศัยรูปแบบของกลุ่มข้อมูลที่แตกต่างกันสี่กลุ่มคือ คุณลักษณะเฉพาะทางเรขาคณิต (Geometric Feature), โมเมนตัม (Moment-Based Representations), Envelope Characteristics และ Tree-Structured Wavelet Features. โดยได้กำหนดค่า Weight ให้แต่ละรูปแบบด้วยขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม ซึ่งผลการทดลองพบว่าสามารถตรวจสอบลายเซ็นแท้ได้ถูกต้องร้อยละ 82 ลายเซ็นปลอมทั่วไป (Simple Forgeries) ร้อยละ 100 และลายเซ็นปลอมที่เซ็นด้วยความชำนาญ (Skilled Forgeries) ร้อยละ 75 ผลการวิจัยพบว่า Performance of Machine ไม่เพียงพอกับลายเซ็นแท้ทั่วไป ดังนั้นจำเป็นต้องหาวิธีที่ทำให้สามารถแสดงข้อมูลนำเข้าได้อย่างเด่นชัด

สำหรับงานวิจัยการตรวจสอบลายเซ็นชื่อแบบออฟไลน์นี้ ผู้วิจัยเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมสองแบบ คือ แบบมัลติเลเยอร์ เพอเซปตรอนเพื่อจัดหมวดหมู่ลายเซ็นชื่อในขั้นตอนแรก เมื่อลายเซ็นชื่อนั้นถูกจัดหมวดหมู่แล้วว่าลายเซ็นนั้นมีความคล้ายคลึงกับลายเซ็นใดบ้างในฐานข้อมูล ซึ่งเปรียบเทียบด้วยระยะห่างยูคลิเดียน จากนั้นจะใช้โครงข่ายประสาทเทียมเรเดียลเบซิสเน็ตเวิร์ค โดยผู้วิจัยเลือกเจเนอรัลไลซ์ รีเกรสชัน เน็ตเวิร์คในการตัดสินใจเป็นขั้นตอนสุดท้าย เพื่อสรุปว่าลายเซ็นดังกล่าวนั้นเป็นของเจ้าของหรือไม่ และการนำคุณลักษณะของลายเซ็นเพื่อเป็นข้อมูลให้โครงข่ายประสาทเทียม จะเป็นลักษณะหนึ่งข้อมูลต่อหนึ่งโครงข่าย ซึ่งในขั้นตอนแรกจะมีโครงข่ายประสาทเทียมทั้งแบบ มัลติเลเยอร์เพอเซปตรอน และแบบเจเนอร์รัลไลซ์รีเกรสชันเน็ตเวิร์ค ผลลัพธ์จากโครงข่ายในขั้นแรก จะเป็นข้อมูลที่เข้าสู่โครงข่ายในขั้นที่สองเพื่อนำไปสู่การตัดสินใจต่อไป

บทที่ 3
วิธีการดำเนินการวิจัย

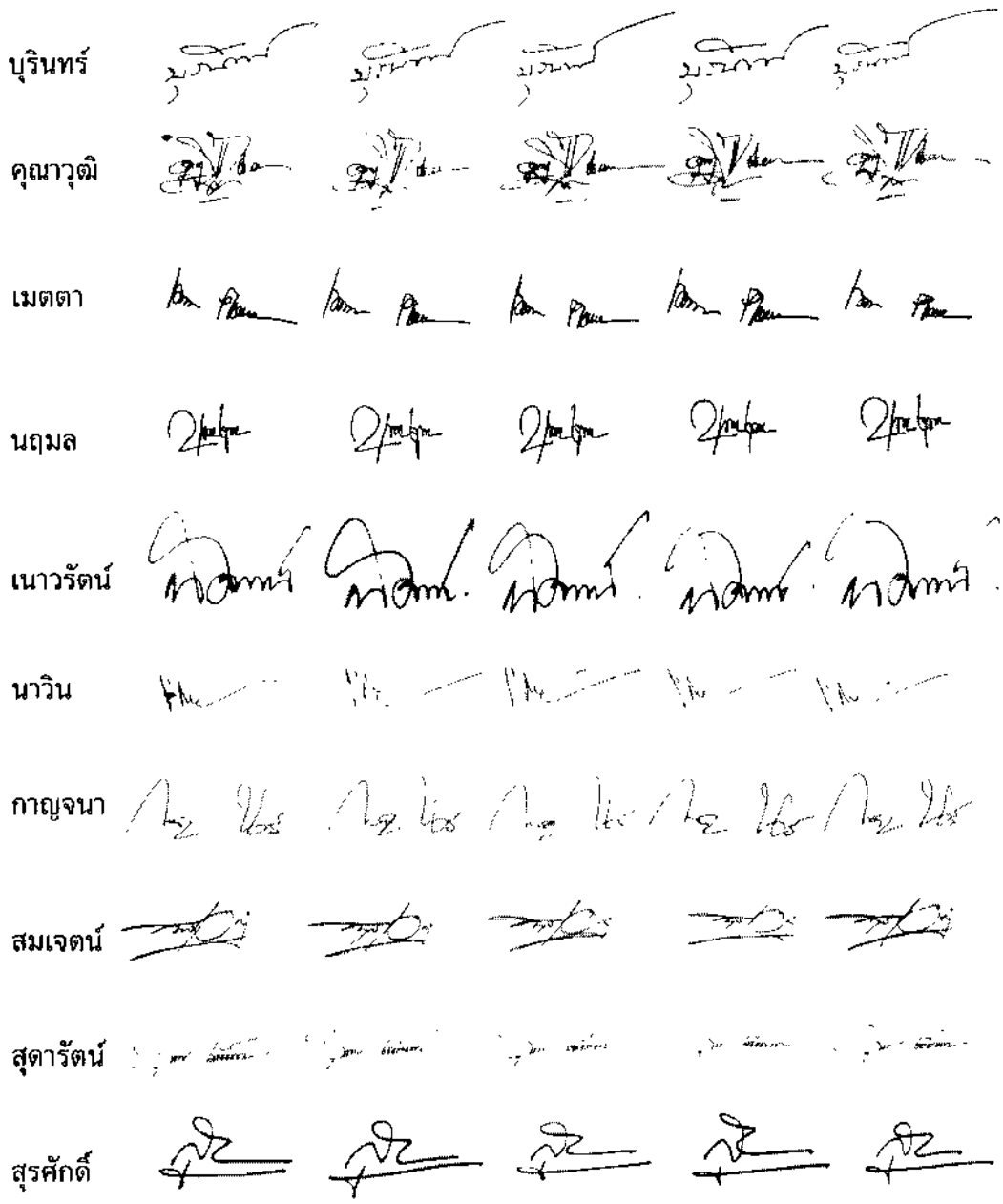
สำหรับในบทนี้จะกล่าวถึงการดำเนินการวิจัย ซึ่งจะเริ่มจากการอินพุตข้อมูลภาพลายเซ็นชื่อ ซึ่งได้จากการแปลงข้อมูลภาพผ่านเครื่องสแกนเนอร์ แล้วนำข้อมูลดังกล่าวมาผ่านกระบวนการดังต่อไปนี้



ภาพที่ 3-1 แผนผังของระบบรู้จำลายเซ็นชื่อแบบออฟไลน์

3.1 กระบวนการเตรียมข้อมูลเข้าสู่ระบบ (Preprocessing)

สำหรับในการวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้ใช้กลุ่มตัวอย่างภาพลายเซ็นชื่อที่มีรูปแบบนามสกุลเป็น jpg หรือ jpeg ของบุคคลที่รู้จักจำนวน 10 คน ๆ ละ 60 ลายเซ็น แล้วเก็บทั้งข้อมูลของภาพลายเซ็นทั้ง 600 ลายเซ็นนั้นลงฐานข้อมูล โดยตัวอย่างลายเซ็นชื่อของบุคคลต่าง ๆ ทั้ง 10 คนที่ถูกจัดเก็บอยู่ในฐานข้อมูลมีดังนี้



ภาพที่ 3-2 ตัวอย่างภาพลายเซ็นที่ใช้ในการทดลอง

จากภาพที่ 3-2 ซึ่งเป็นตัวอย่างของภาพลายเซ็นที่ใช้ในการทดลอง จะพบว่าลายเซ็นของผู้เป็นเจ้าของเดียวกัน แต่การเซ็นชื่อแต่ละครั้งก็ยังมีความแตกต่างกันมากบ้างน้อยบ้าง อีกทั้งยังขึ้นอยู่กับอุปกรณ์ที่ใช้ในการเซ็นชื่อด้วย เช่น ปากกาลูกลื่นขนาดต่าง ๆ หรือ ปากกาหมึกซึม เป็นต้น ในการวิจัยนี้ผู้วิจัยได้ทดลองลายเซ็นทั้งหมด 600 ลายเซ็น ซึ่งเป็นของบุคคลต่าง ๆ ดังนี้

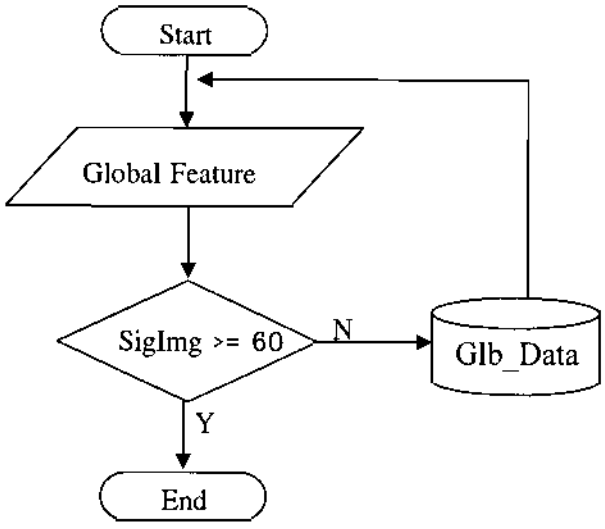
การนำภาพลายเซ็นเข้าสู่ระบบจำเป็นจะต้องผ่านกระบวนการเตรียมข้อมูลเข้าสู่ระบบดังต่อไปนี้

3.1.1 ปรับขนาดของภาพให้เป็นมาตรฐาน ซึ่งในระบบนี้ได้กำหนดขนาดภาพมาตรฐานที่จะใช้ทดลองไว้คือ 100 จุดภาพ x 150 จุดภาพ

3.1.2 วิเคราะห์หาโครงสร้าง (Skeletonization) ของเส้นลายเซ็น เนื่องจากการลงลายเซ็นชื่อบางครั้งอาจใช้ปากกา หรืออุปกรณ์ที่ใช้เซ็นชื่อที่แตกต่างกันออกไป

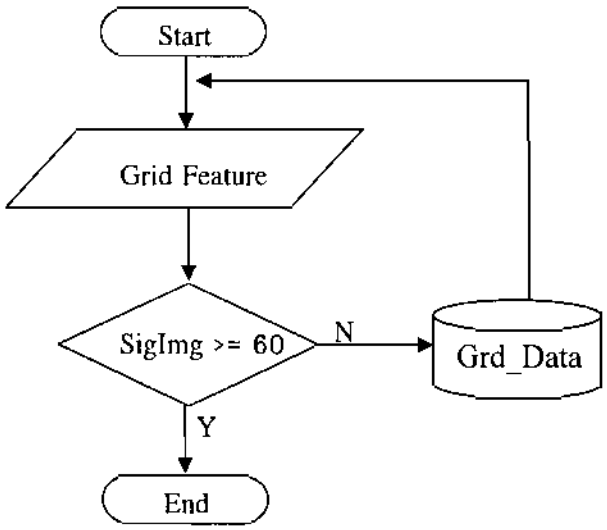
3.2 กระบวนการวิเคราะห์คุณลักษณะ (Feature Extraction)

สำหรับการวิเคราะห์คุณลักษณะต่าง ๆ ของภาพลายเซ็นนั้นได้กล่าวไว้แล้วในบทที่ 2 ซึ่งได้แบ่งกลุ่มของคุณลักษณะออกเป็น 2 กลุ่ม คือ คุณลักษณะทั่วไป (Global Feature) และคุณลักษณะกริด (Grid Feature) แล้วนำคุณลักษณะทั้งสองกลุ่มนี้ เข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมในลักษณะหนึ่งกลุ่มต่อหนึ่งโครงข่าย (One-Class-One-Network) การจัดเก็บฐานข้อมูลคุณลักษณะทั่วไปของบุคคล แสดงได้ดังภาพที่ 3-3



ภาพที่ 3-3 การเก็บข้อมูลคุณลักษณะทั่วไปของหนึ่งบุคคลจำนวน 60 ลายเซ็น

ซึ่งการเก็บข้อมูลนี้ จะต้องเก็บข้อมูลของทั้ง 10 บุคคลลงในฐานข้อมูล ดังนั้นจะพบว่ามีข้อมูลคุณลักษณะทั่วไปของทุก ๆ บุคคลที่ถูกเก็บอยู่ใน Glb_Data จำนวน 600 ภาพ ซึ่งการจัดเก็บข้อมูลนี้ จัดเก็บในลักษณะตารางของเวคเตอร์ และสำหรับการจัดเก็บคุณลักษณะกริด ก็เช่นเดียวกัน คือถูกจัดเก็บในรูปแบบตารางของเวคเตอร์ ดังภาพที่ 3-4

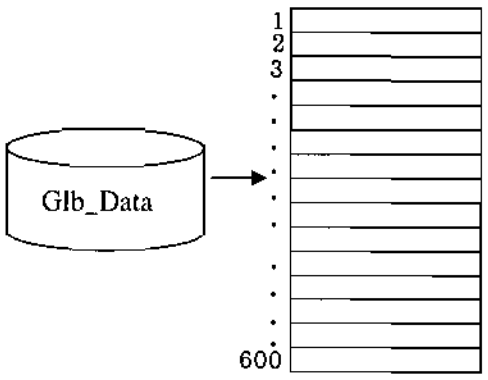


ภาพที่ 3-4 การเก็บข้อมูลคุณลักษณะกริดของหนึ่งบุคคลจำนวน 60 ลายเซ็น

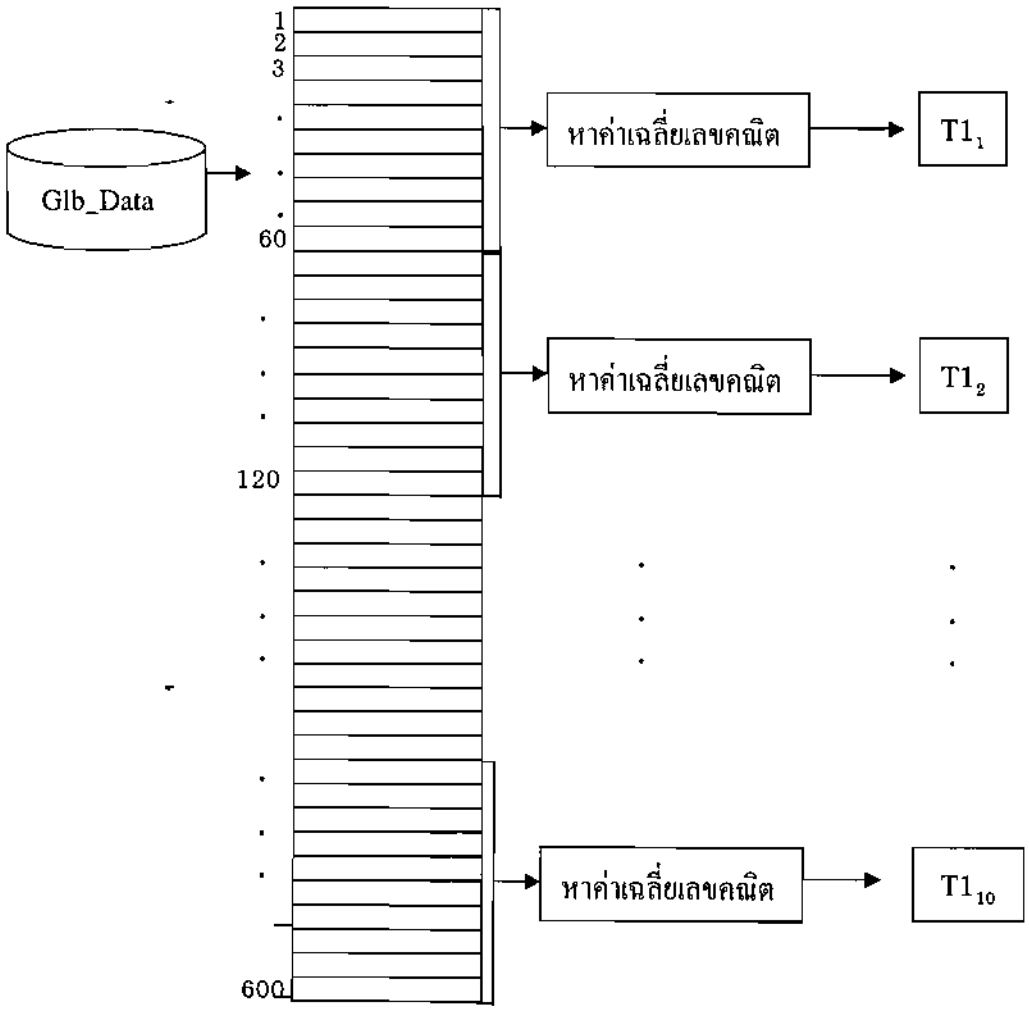
การเก็บข้อมูลคุณลักษณะกริดนี้ก็ต้องเก็บข้อมูลของบุคคลต่าง ๆ ทั้ง 10 คน ๆ ละ 60 ลายเซ็น ดังนั้นใน Grd_Data จะมีข้อมูลทั้งหมดจำนวน 600 เวกเตอร์

3.3 กระบวนการฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียมขั้นแรก (First Stage Classification)

สำหรับการฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียมให้สามารถจำแนกลายเซ็นในขั้นแรกนี้ ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบมัลติเลเยอร์เพอเซปตรอน โดยใช้แบ็คพรอพะเกชัน อัลกอริทึม และเรเดียลเบซิสเน็ตเวิร์ค โดยใช้เจอเนอร์รัลไลซ์ รีเกรทชันเน็ตเวิร์ค (Generalized Regression Networks) ซึ่งทั้งสองโครงข่ายเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีการสอนจึงต้องแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นสองกลุ่ม คือ กลุ่มข้อมูลลายเซ็นที่ใช้สำหรับฝึกฝน ดังภาพที่ 3-5 และกลุ่มข้อมูลลายเซ็นที่ใช้สำหรับทดสอบโครงข่าย ดังภาพที่ 3-6



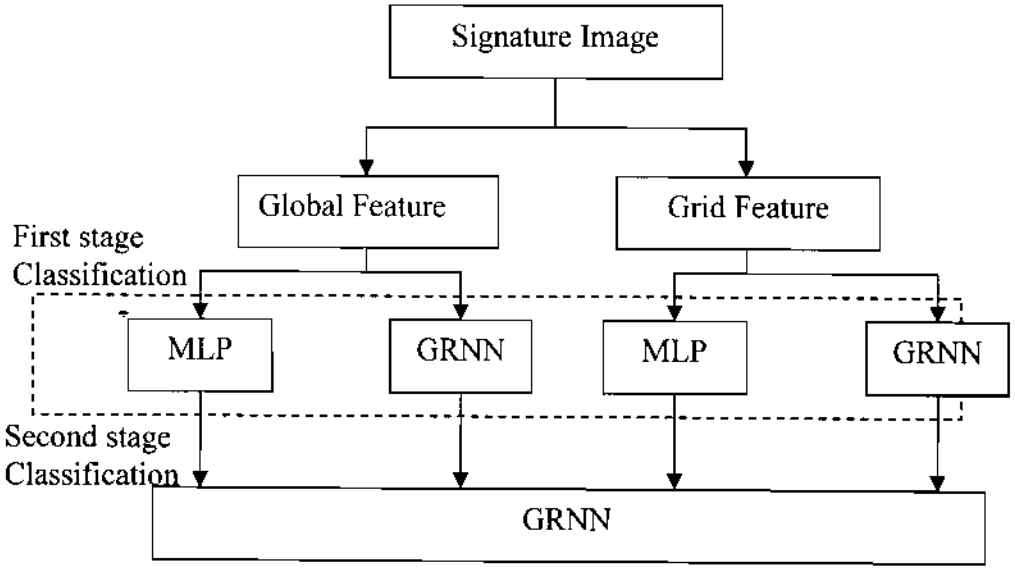
ภาพที่ 3-5 กลุ่มข้อมูลของคุณลักษณะทั่วไปลายเซ็นที่ถูกจัดเก็บลงฐานข้อมูล



ภาพที่ 3-6 การหาค่าเฉลี่ยเลขคณิตของข้อมูลคุณลักษณะทั่วไปของลายเซ็นที่ใช้ฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียม จำนวน 10 เวกเตอร์ จากข้อมูลลายเซ็นทั้งหมด 600 เวกเตอร์

จากจำนวนข้อมูลคุณลักษณะทั่วไปของลายเซ็นที่ถูกจัดเก็บไว้ใน Glb_Data จำนวน 600 เวคเตอร์ นำมาคำนวณหาเวคเตอร์เฉลี่ยด้วยค่าเฉลี่ยเลขคณิตลายเซ็นของแต่ละบุคคลจากข้อมูลทั้งหมด แล้วเก็บเวคเตอร์เฉลี่ยดังกล่าวไว้เป็นฐานข้อมูลสำหรับเพื่อใช้ฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจะได้เวคเตอร์เฉลี่ย T1 ขนาด 10 มิติ จำนวน 10 เวคเตอร์ สำหรับคุณลักษณะกริดก็เช่นเดียวกัน จะใช้ข้อมูลที่เก็บไว้ในตารางเวคเตอร์ Grd_Data เป็นข้อมูลที่ใช้เพื่อทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมกับคุณลักษณะทั่วไป และ คำนวณหาเวคเตอร์เฉลี่ยด้วยค่าเฉลี่ยเลขคณิตของแต่ละบุคคลจากข้อมูลทั้งหมดเช่นกัน แล้วเก็บเวคเตอร์เฉลี่ยที่คำนวณได้ในรูปแบบเวคเตอร์เฉลี่ย T2 ขนาด 100 มิติ จำนวน 10 เวคเตอร์ เพื่อใช้เป็นข้อมูลที่ใช้ฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียมกับคุณลักษณะกริด

เมื่อได้กลุ่มข้อมูลลายเซ็นทั้งสองคุณลักษณะเพื่อเตรียมไว้ให้โครงข่ายฝึกฝน (T1) และกลุ่มข้อมูลลายเซ็นทั้งสองคุณลักษณะเพื่อใช้ทดสอบโครงข่าย (T2) แล้ว ขั้นตอนถัดไปก็นำข้อมูลดังกล่าวเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมดังภาพที่ 3-7



ภาพที่ 3-7 การนำทั้งสองคุณลักษณะของลายเซ็นเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม

เมื่อนำข้อมูลเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบมัลติเลเยอร์เพอเซปตรอน (MLP) แบบหนึ่งคุณลักษณะกับหนึ่งโครงข่ายแล้ว จะได้ผลลัพธ์ที่ผ่านการฝึกฝนและทดสอบแล้วซึ่งผลลัพธ์ A1 เป็นตารางเวคเตอร์ขนาด 10 มิติ จำนวน 600 เวคเตอร์ และผลลัพธ์ Y1 เป็นตารางเวคเตอร์ขนาด 100 มิติ จำนวน 600 เวคเตอร์ ถัดไปนำข้อมูลคุณลักษณะทั้งสองเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสเน็ตเวิร์คอีกครั้ง

จากขั้นตอนดังกล่าวจะได้ผลลัพธ์ที่ผ่านการฝึกฝนและทดสอบแล้วซึ่งผลลัพธ์ A2 เป็นตารางเวคเตอร์ขนาด 10 มิติ จำนวน 600 เวคเตอร์ และผลลัพธ์ Y2 เป็นตารางเวคเตอร์ขนาด 100 มิติ จำนวน 600 เวคเตอร์

เมื่อได้ผลลัพธ์จากทั้ง 4 โครงข่ายจากขั้นตอนแรกเป็น A1, Y1, A2 และ Y2 เก็บไว้เพื่อหาระยะทางยูคลิเดียนระหว่างผลลัพธ์ที่ได้กับข้อมูลนำเข้าที่ถูกป้อนเข้ามา เป็นคู่ดังนี้

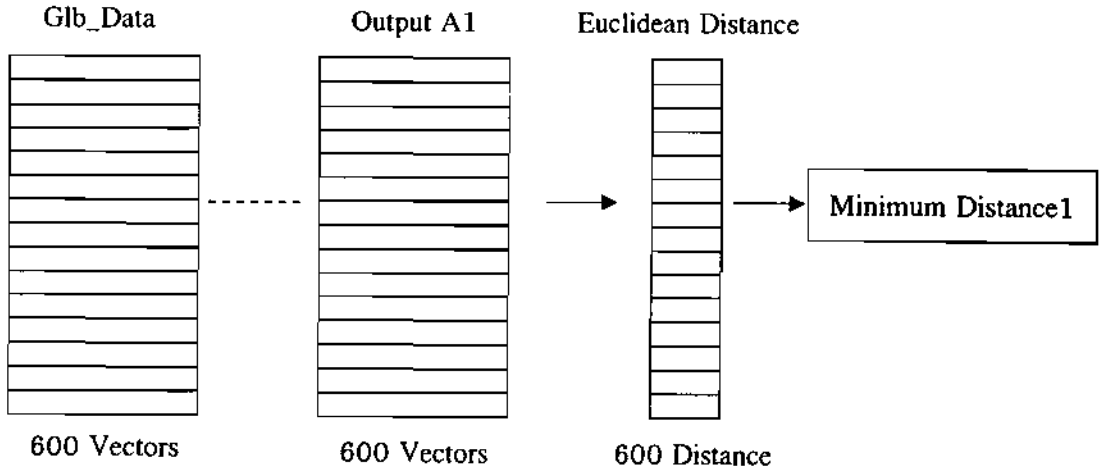
ระยะทางยูคลิเดียนระหว่างผลลัพธ์ A1 กับ Glb_Data ดังภาพที่ 3-9

ระยะทางยูคลิเดียนระหว่างผลลัพธ์ Y1 กับ Grd_Data ดังภาพที่ 3-10

ระยะทางยูคลิเดียนระหว่างผลลัพธ์ A2 กับ Glb_Data ดังภาพที่ 3-11

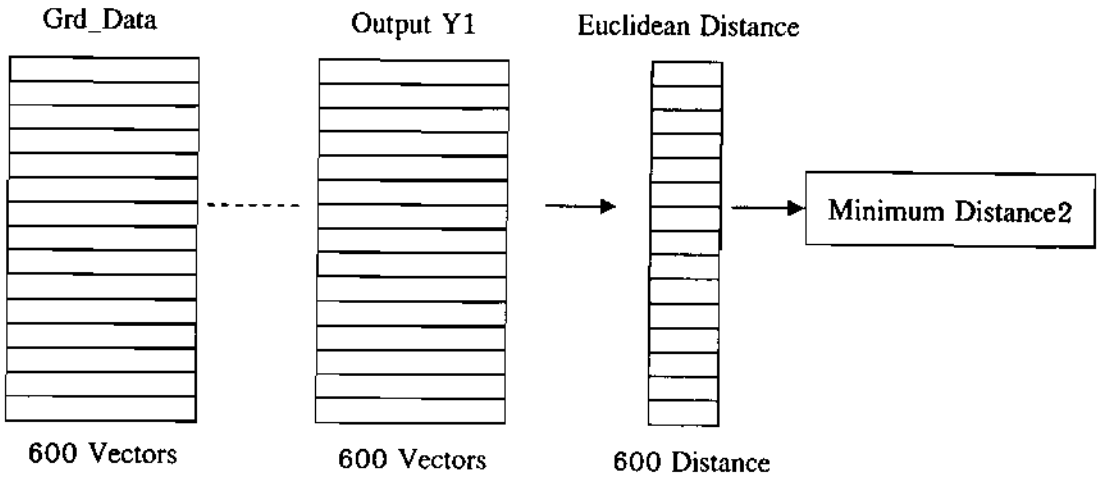
ระยะทางยูคลิเดียนระหว่างผลลัพธ์ Y2 กับ Grd_Data ดังภาพที่ 3-12

จากนั้นเลือกระยะทางยูคลิเดียนที่น้อยที่สุดเนื่องจากระยะทางยูคลิเดียนที่น้อยที่สุดจากทั้งหมด 600 ค่าในแต่ละคู่นั้น แสดงให้เห็นว่าผลลัพธ์ใกล้เคียงกับลายเซ็นใดมากที่สุด ดังนั้น หลังจากคำนวณหาระยะทางยูคลิเดียนของทั้งสี่คู่แล้ว เราจะได้ระยะทางยูคลิเดียนที่น้อยที่สุด4 ค่า จาก 4 คู่ที่เปรียบเทียบกันแล้วเก็บตำแหน่งของระยะทางยูคลิเดียนที่น้อยที่สุดเอาไว้เพื่อเป็นดัชนีในการชี้ข้อมูลจากฐานข้อมูล Glb_Data และ Grd_Data



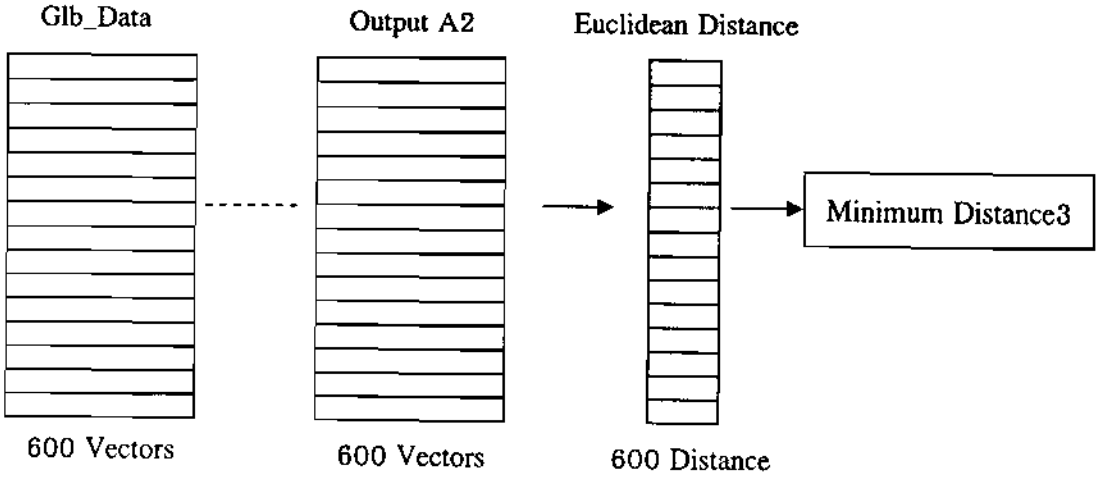
ภาพที่ 3-8 หาระทางยูคลิเดียนระหว่างผลลัพธ์ที่ A1 กับ Glb_Data

นำผลลัพธ์ A1 ที่ออกมาไปคำนวณระยะทางกับฐานข้อมูลคุณลักษณะทั่วไป Glb_Data ด้วยวิธียูคลิเดียนดิสแทนซ์ จากนั้นเก็บตำแหน่งของ Minimum Distance1 ไว้เพื่อใช้เป็นดัชนีอ้างอิงถึงข้อมูลที่อยู่ในฐานข้อมูล Glb_Data



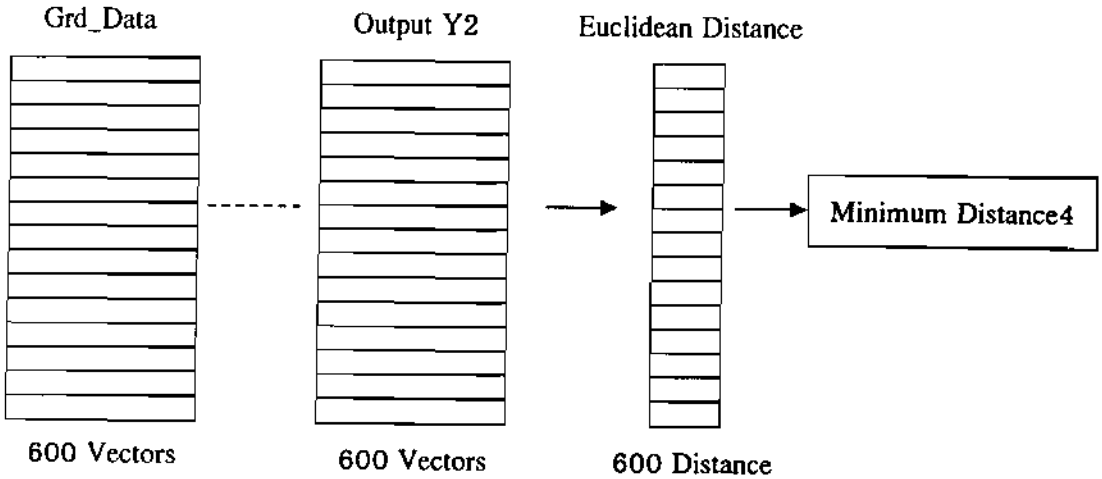
ภาพที่ 3-9 หาระทางยูคลิเดียนระหว่างผลลัพธ์ที่ Y1 กับ Grd_Data

นำผลลัพธ์ Y1 ที่ออกมาไปคำนวณระยะทางกับฐานข้อมูลคุณลักษณะกริด Grd_Data ด้วยวิธียูคลิเดียนดิสแทนซ์ จากนั้นเก็บตำแหน่งของ Minimum Distance2 ไว้เพื่อใช้เป็นดัชนี อ้างอิงถึงข้อมูลที่อยู่ในฐานข้อมูล Grd_Data



ภาพที่ 3-10 หาระทางยูคลิเดียนระหว่างผลลัพธ์ที่ A2 กับ Glb_Data

นำผลลัพธ์ A2 ที่ออกมาไปคำนวณระยะทางกับฐานข้อมูลคุณลักษณะทั่วไป Glb_Data ด้วยวิธียูคลิเดียนดิสแทนซ์ จากนั้นเก็บตำแหน่งของ Minimum Distance3 ไว้เพื่อใช้เป็นดัชนี อ้างอิงถึงข้อมูลที่อยู่ในฐานข้อมูล Glb_Data

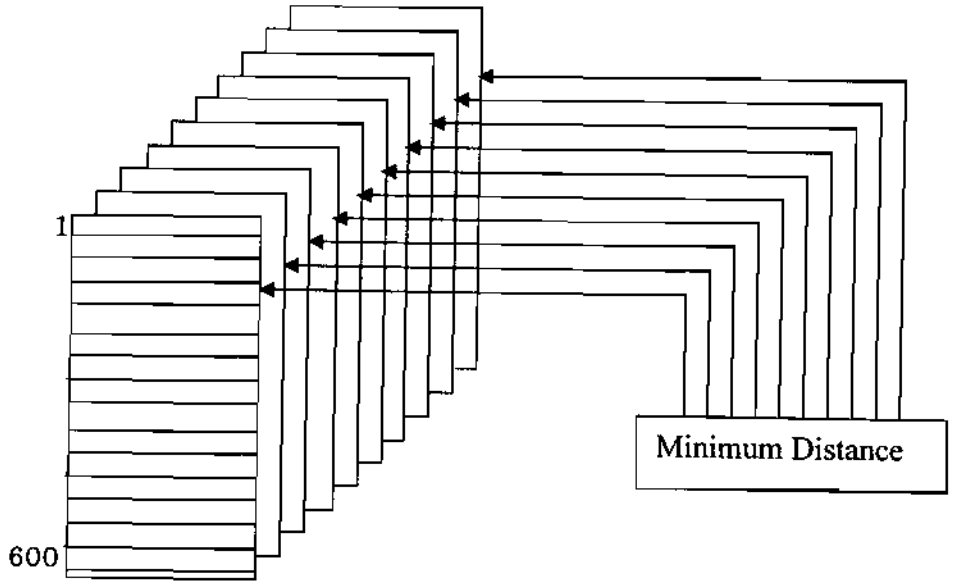


ภาพที่ 3-11 หาระยะทางยูคลิเดียนระหว่างผลลัพธ์ที่ Y2 กับ Grd_Data

นำผลลัพธ์ Y2 ที่ออกมาไปคำนวณระยะทางกับฐานข้อมูลคุณลักษณะกริด Grd_Data ด้วยวิธียูคลิเดียนดิสแทนซ์ จากนั้นเก็บตำแหน่งของ Minimum Distance4 ไว้เพื่อใช้เป็นดัชนี อ้างอิงถึงข้อมูลที่อยู่ในฐานข้อมูล Grd_Data

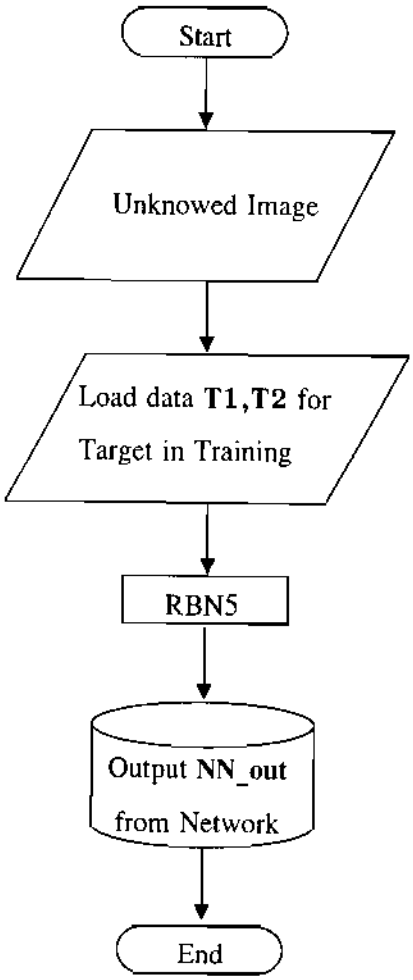
3.4 กระบวนการฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียมขั้นที่สอง (Second Stage Classification)

หลังจากที่เสร็จกระบวนการฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียมขั้นแรกแล้ว จะทำการเก็บตำแหน่งของ Minimum $\underline{D}$istance ของข้อมูลแต่ละคุณลักษณะเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ผ่านการฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียม (A1, Y1, A2 และ Y2) ซึ่งจะได้ Minimum Distance1, Minimum Distance 2, Minimum Distance 3 และ Minimum Distance 4 จากนั้นอ้างอิงตำแหน่งของ Distance ดังกล่าวเพื่อดึงข้อมูลจากฐานข้อมูลออกมา ดังภาพที่ 3-13



ภาพที่ 3-12 การอ้างอิงข้อมูลจาก Minimum Distance ไปยัง ฐานข้อมูลของ 10 บุคคล

ดังนั้นเมื่อ Minimum Distance อ้างอิงไปยังข้อมูลคุณลักษณะจริงที่เก็บเอาไว้ทั้งสองคุณลักษณะแล้ว ก็จะพบว่า มีเพียง 4 เวคเตอร์เท่านั้นที่มี Minimum Distance น้อยที่สุดแล้วดึงข้อมูลทั้งสองคุณลักษณะนี้จากฐานข้อมูล จากนั้นนำข้อมูลของทั้งสองลักษณะตามที่ Minimum Distance อ้างอิงมาต่อให้เป็นเวคเตอร์เดียวกัน เพื่อนำเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมขั้นที่สอง สำหรับเป้าหมายที่จะใช้ฝึกฝนในโครงข่ายประสาทเทียมก็เช่นเดียวกัน ให้นำเวคเตอร์เฉลี่ยด้วยค่าเฉลี่ยเลขคณิตลายเซ็นของแต่ละบุคคลทั้งสองคุณลักษณะมาต่อให้เป็นเวคเตอร์เดียวกัน เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมนี้ได้ฝึกฝนและสามารถตัดสินใจได้ว่าลายเซ็นนั้นมีข้อมูลตรงกับลายเซ็นใดในฐานข้อมูล ขั้นตอนดังกล่าวแล้วนี้ สามารถแสดงได้ดังภาพที่ 3-14



ภาพที่ 3-13 กระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมในขั้นที่สอง

เมื่อได้ผลลัพธ์ออกมาแล้วนำมาตรวจสอบข้อมูลที่ถูกอ้างอิงว่าถูกต้องหรือไม่

3.5 สรุปวิธีการวิจัย

3.5.1 ปรับภาพที่ได้ให้เป็นภาพ ขาว-ดำ พร้อมทั้งกำหนดขนาดมาตรฐานให้กับภาพ

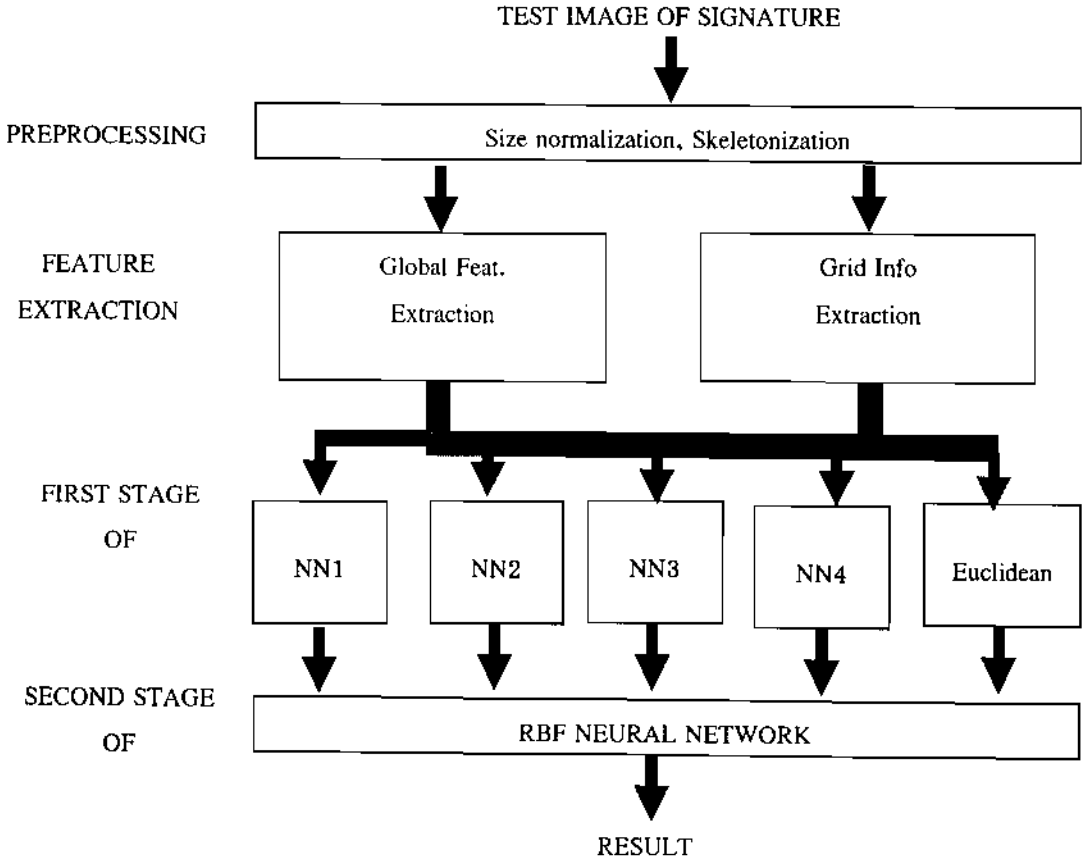
3.5.2 หา สเกลเลนตันไนเซชัน (Skeletonization) ของภาพ

3.5.3 วิเคราะห์หาคุณลักษณะสองประการ คือ คุณลักษณะทั่วไป (Global Feature) และคุณลักษณะกริด (Grid Feature)

3.5.4 นำผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ทั้งสองคุณลักษณะมาจัดหมวดหมู่ในขั้นตอนแรกด้วยวิธีการ แบ็คพร็อพะเกชัน และ เจเนอร์รัลไลซ์ รีเกรทชัน เน็ตเวิร์ค แบบหนึ่งคุณลักษณะต่อหนึ่งโครงข่าย

3.5.5 รวบรวมข้อมูลจากการจัดหมวดหมู่ในขั้นตอนแรกเพื่อตัดสินว่า ลายเซ็นชื่อนี้จริงหรือเท็จด้วยวิธีการ Radial Basis Network

วิธีการที่กล่าวมาแล้วข้างต้นแสดงด้วยแผนผังดังนี้



ภาพที่ 3-14 แบบแผนการวิจัย

3.6 เครื่องมือในการวิจัย

การวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้ใช้โปรแกรม MATLAB Version 6.5.0.180913a Release 13 เพื่อสร้างเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

บทที่ 4
ผลการวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงวิธีการทดลอง และผลการทดลองที่ได้จากการตรวจสอบลายเซ็นชื่อแบบออฟไลน์ โดยใช้คุณลักษณะที่กล่าวไว้ในบทที่ 3

4.1 การดำเนินการทดลอง

ภาพที่นำมาใช้ในการทดลองนี้เป็นภาพลายเซ็นชื่อซึ่งผ่านการแปลงสัญญาณภาพด้วยเครื่องสแกนเนอร์ ภาพที่จะนำมาใช้ทดสอบจะมีขนาดตามที่ได้กำหนดไว้แล้วในขอบเขตของการวิจัย เพื่อให้เป็นไปตามขอบเขตของการวิจัยจึงจำเป็นต้องปรับขนาดของภาพให้เป็น 100 x 150 พิกเซล ภาพที่ใช้ทดสอบเป็นภาพลายเซ็นชื่อของบุคคลต่าง ๆ จำนวน 10 คน คนละ 60 ลายเซ็นชื่อ ดังนั้นจะมีภาพทั้งหมด 600 ภาพและนำข้อมูลคุณลักษณะลายเซ็นชื่อของแต่ละบุคคลเพียง 1 เวคเตอร์ ซึ่งได้มาจากการคำนวณหาค่าเฉลี่ยเลขคณิตของคุณลักษณะลายเซ็นทั้งหมดจำนวน 60 เวกเตอร์ซึ่งเป็นของบุคคลหนึ่งคน เพื่อใช้เป็นภาพต้นแบบสำหรับให้ระบบพิสูจน์ลายเซ็นชื่อ ซึ่งจะได้เวคเตอร์ต้นแบบทั้งหมด 10 เวคเตอร์ จากบุคคล 10 คน ดังภาพที่ 3-6

หลังจากเตรียมภาพแล้ว ขั้นตอนต่อมาเป็นขั้นตอนการทดลองซึ่งทำการประมวลผลด้วยเครื่องคอมพิวเตอร์รุ่น Pentium IV มีความเร็วในการประมวลผลตั้งแต่ 2.0 GHz ขึ้นไป หน่วยความจำ 128 MBs ระบบปฏิบัติการ Microsoft Windows XP และใช้โปรแกรม MATLAB ในการคำนวณเพื่อตรวจสอบลายเซ็น

การประเมินผลการทดลองประกอบเป็นการประเมินค่าความถูกต้อง

4.1.1 ขั้นตอนการทดลอง ขั้นตอนแรกนั้นเริ่มด้วยดำเนินการทดลองโดยใช้คุณลักษณะเพียงคุณลักษณะเดียว ขั้นตอนต่อมาจะทำการรวมคุณลักษณะเข้าด้วยกัน คุณลักษณะที่นำมาใช้ในการทดลองคือ คุณลักษณะทั่วไป และ คุณลักษณะกริด ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

4.1.1.1 อ่านภาพต้นแบบที่ต้องการ

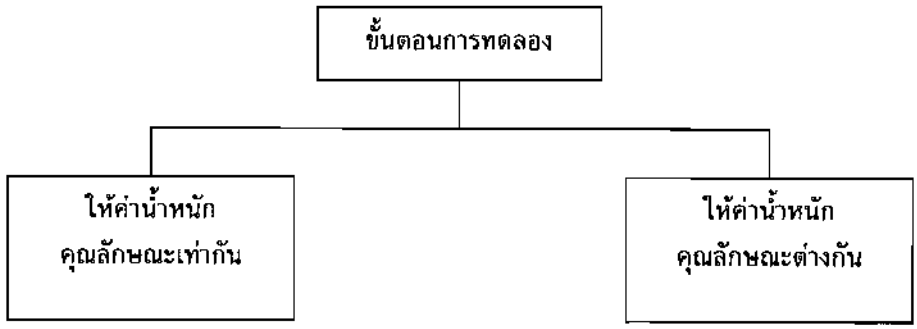
4.1.1.2 ประมวลผลคุณลักษณะ

4.1.1.3 ประเมิน และวิเคราะห์ผลการทดลอง

4.1.1.4 สรุปผลการทดลอง

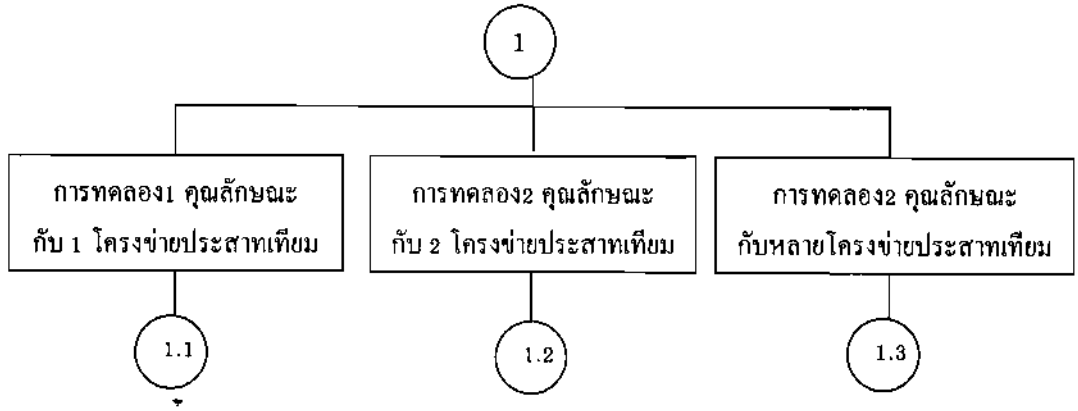
4.2 ดำเนินการทดลอง และผลการทดลอง

ในบทนี้ได้จัดกลุ่มการทดลองออกเป็น 3 กลุ่ม กลุ่มแรกจะเป็นการทดลองให้ค่าน้ำหนักกับคุณลักษณะเท่ากัน และกลุ่มที่สองเป็นการนำการทดลองที่มีผลลัพธ์ของค่าความถูกต้องที่มีค่าน้อยที่สุดมาให้ค่าน้ำหนักต่างกัน และกลุ่มที่สามเป็นการทดลองเพิ่มเติมที่นำคุณลักษณะทั้งสองเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบขนาน



ภาพที่ 4-1 แผนผังกลุ่มการทดลอง

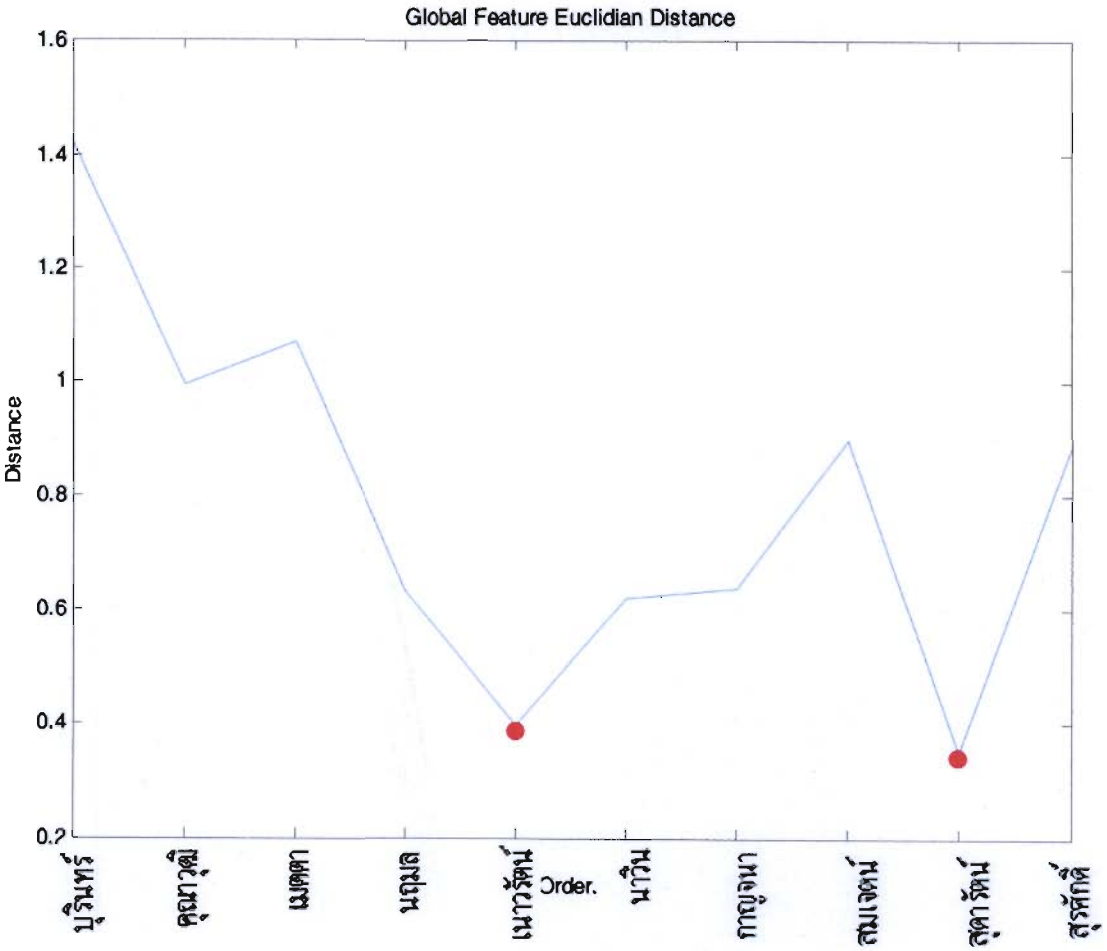
4.2.1 การทดลองให้ค่าน้ำหนักกับคุณลักษณะเท่ากัน



ภาพที่ 4-2 แผนผังการทดลองให้ค่าน้ำหนักคุณลักษณะเท่ากัน

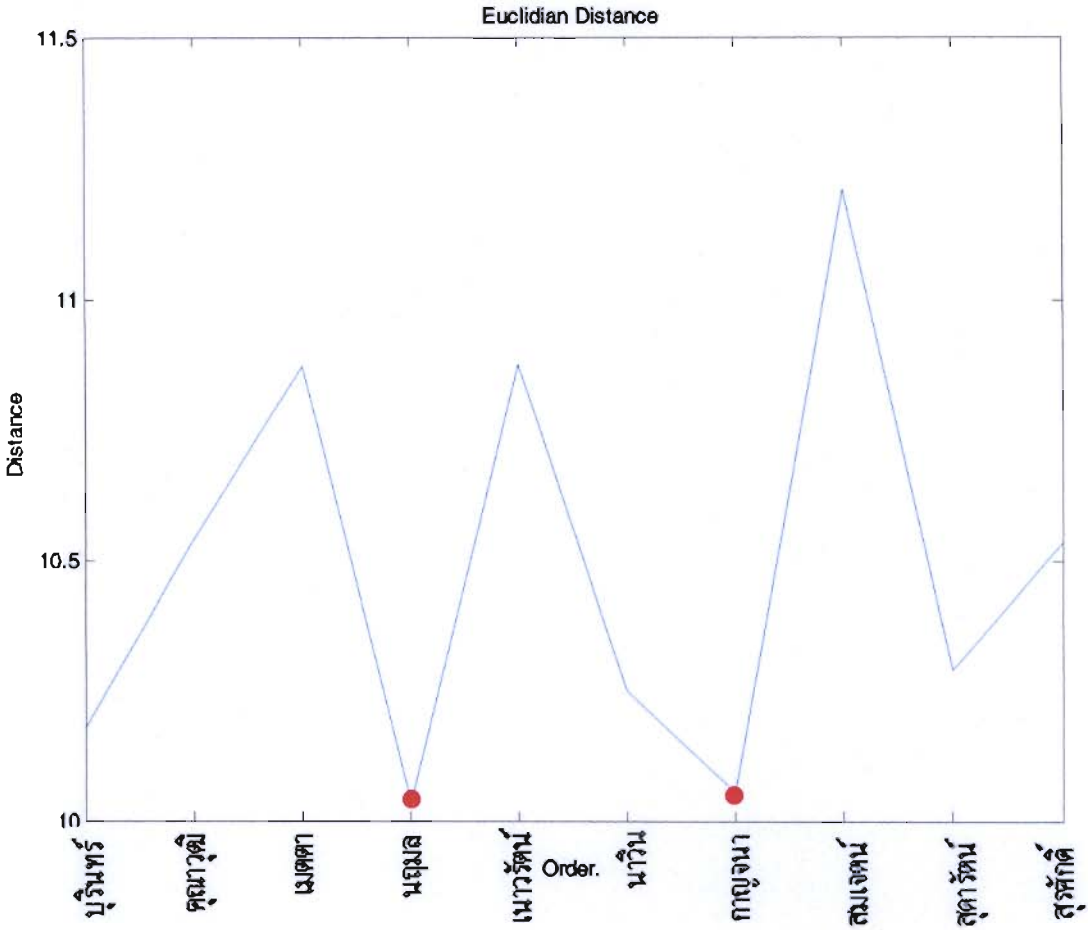
4.2.1.1 ทดลองตรวจสอบลายเซ็นชื่อด้วย 1 คุณลักษณะกับ 1 โครงข่ายประสาทเทียม

การแบ่งบล็อกลงบนภาพลายเซ็น หลังจากนั้นนับจุดภาพสีดำที่มีอยู่ในแต่บล็อก ซึ่งอาจเกิดกรณีที่จำนวนจุดภาพในแต่ละบล็อกของภาพลายเซ็นคนละภาพ มีจำนวนจุดภาพในแต่บล็อกใกล้เคียงกัน ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมเข้าใจผิด



ภาพที่ 4-4 เปรียบเทียบคุณลักษณะทั่วไปของคนละลายเซ็นที่มีระยะห่างยูคลิเดียนใกล้เคียงกัน

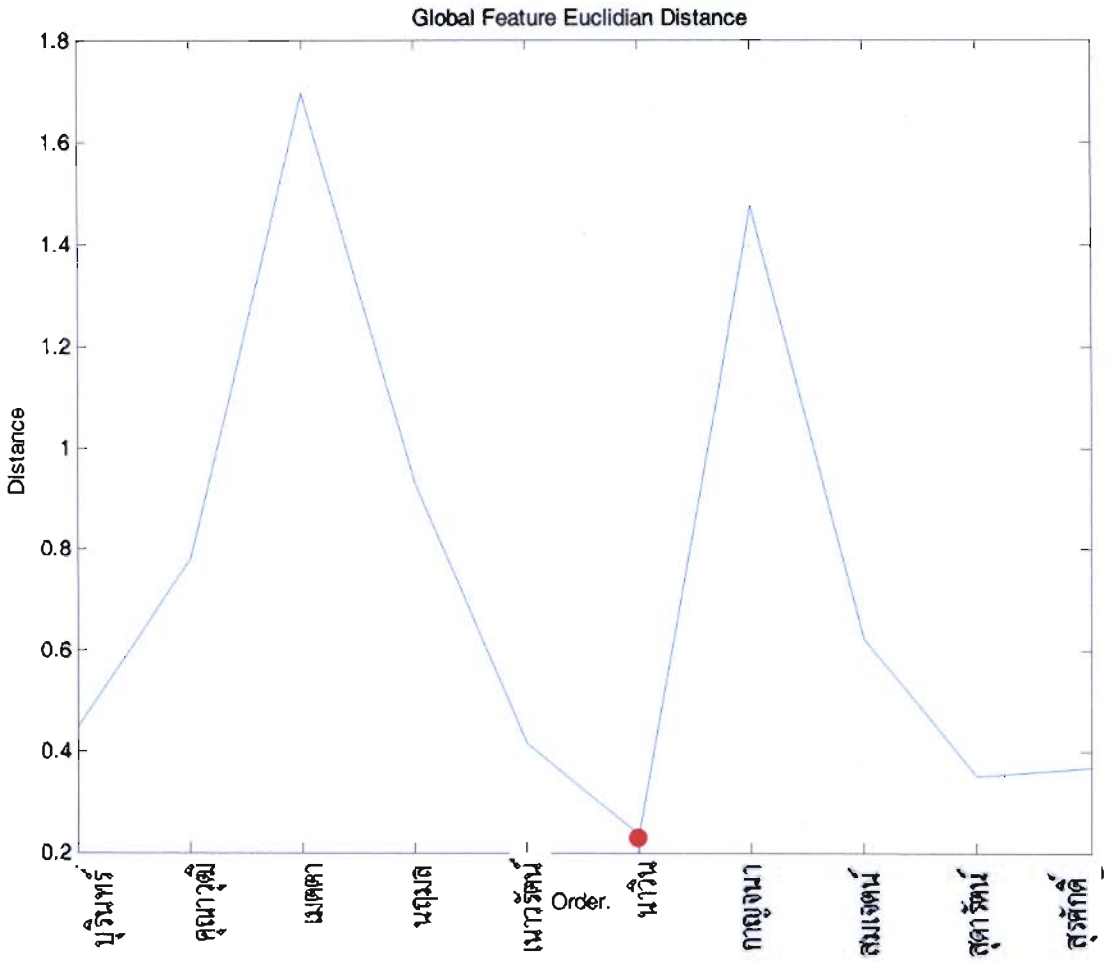
จากภาพที่ 4-4 แสดงให้เห็นว่าเส้นกราฟของ “เนาวรัตน์” และ “สุดารัตน์” มีระยะห่างยูคลิเดียนใกล้เคียงกัน ซึ่งทำให้โครงข่ายประสาทเทียมตัดสินใจเลือกค่าระยะห่างยูคลิเดียนที่น้อยกว่า แต่ไม่ใช่ลายเซ็นของบุคคลที่ถูกต้อง



ภาพที่ 4-5 เปรียบเทียบคุณลักษณะกริดของคนละลายเซ็นที่มีระยะห่างยูคลิเดียน ใกล้เคียงกัน

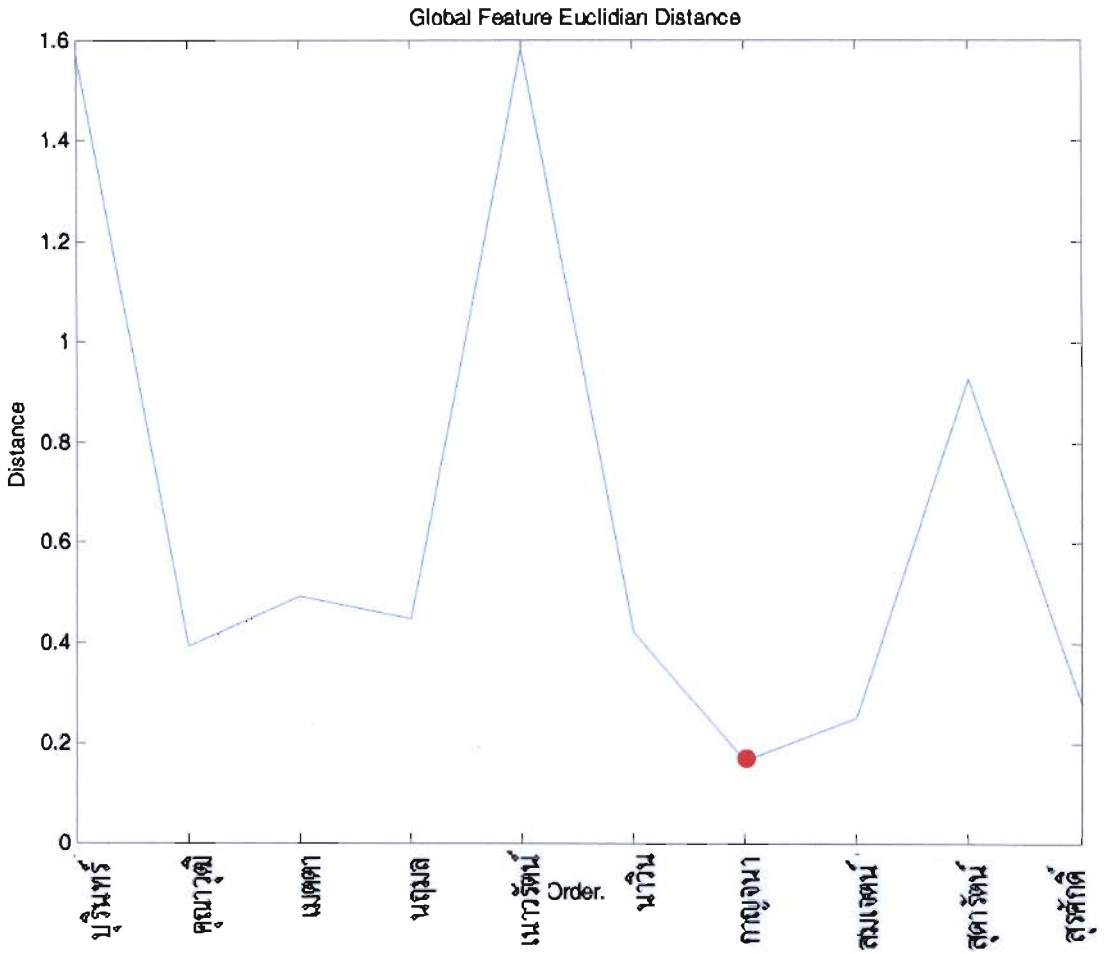
จากภาพที่ 4-5 แสดงให้ว่าเส้นกราฟของ “นฤมล” และ “กาญจนา” มีระยะห่างยูคลิเดียนใกล้เคียงกัน ซึ่งทำให้โครงข่ายประสาทเทียมตัดสินใจเลือกค่าระยะห่างยูคลิเดียนที่น้อยกว่า แต่ไม่ใช่ลายเซ็นของบุคคลที่ถูกต้อง

จากทั้งภาพที่ 4-4 และ ภาพที่ 4-5 เป็นลักษณะของระยะห่างยูคลิเดียนที่ใกล้คียงกัน ซึ่งมีผลให้ระบบอาจตัดสินใจผิดพลาด



ภาพที่ 4-6 เปรียบเทียบคุณลักษณะทั่วไปของลายเซ็น "นาวิน" ที่มีระยะห่างยูคลิเดียนน้อยที่สุด

จากภาพที่ 4-6 สังเกตเห็นได้ว่าเส้นกราฟจะมีระยะห่างยูคลิเดียนน้อยที่สุดเมื่อเข้าใกล้ "นาวิน" เส้นกราฟจึงพุ่งเข้าหานาวิน ซึ่งหมายความว่า ลายเซ็นนี้มีความคล้ายคลึงกับลายเซ็นของ "นาวิน"



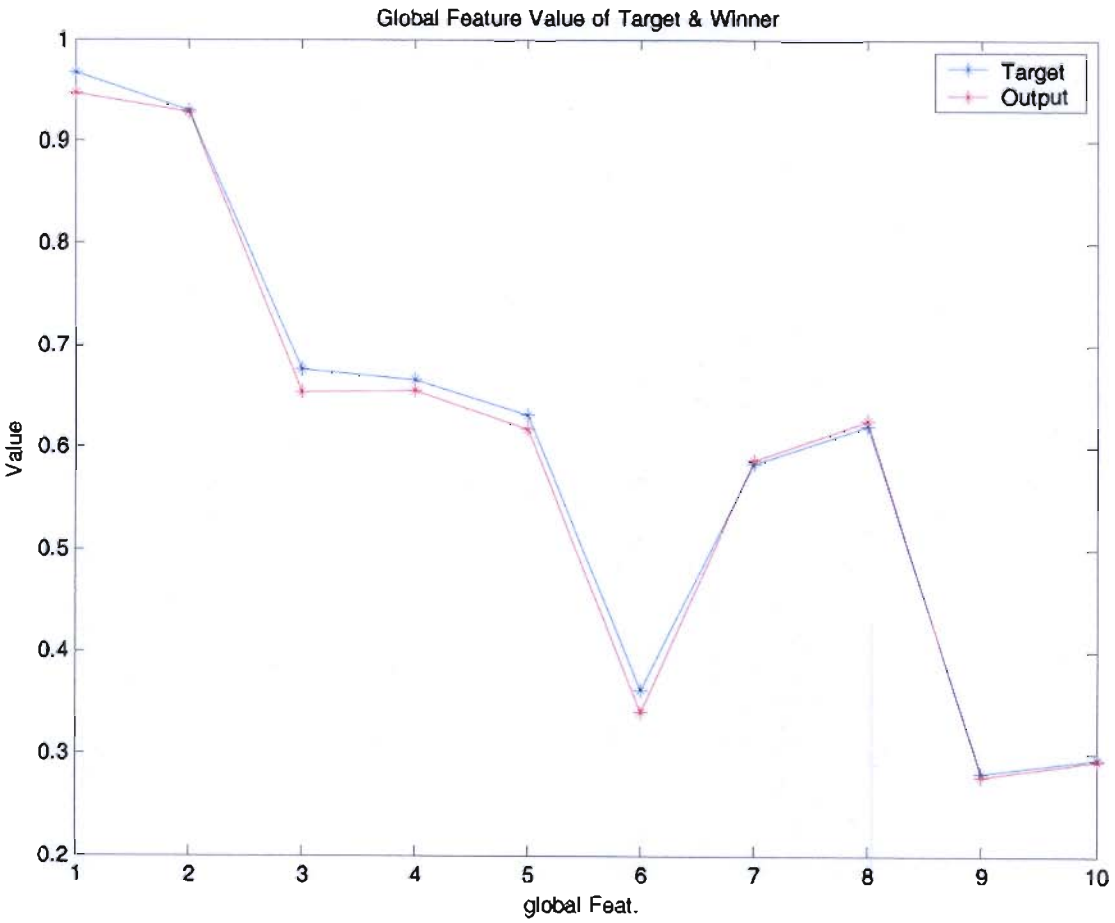
ภาพที่ 4-7 เปรียบเทียบคุณลักษณะทั่วไปของลายเซ็น “กาญจนา” ที่มีระยะห่างยูคลิเดียนน้อยที่สุด

จากภาพที่ 4-7 สังเกตเห็นได้ว่าเส้นกราฟจะมีระยะห่างยูคลิเดียนน้อยที่สุดเมื่อเข้าใกล้ “กาญจนา” เส้นกราฟจึงลงมาต่ำที่กาญจนา ซึ่งหมายความว่า ลายเซ็นนี้มีความคล้ายคลึงกับลายเซ็นของ “กาญจนา”

4.4 ผลการทดลองการแบ่งประเภทลายเซ็นในขั้นตอนแรก

หลังจากที่นำภาพลายเซ็นผ่านกระบวนการวิเคราะห์คุณลักษณะทั่วไป และและคุณลักษณะกริดแล้ว จะได้ข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบของเวกเตอร์ จากนั้นนำเวกเตอร์คุณลักษณะทั้งสองเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นกระบวนการแบ่งประเภทลายเซ็นในขั้นตอนแรก ซึ่งผลการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ผู้วิจัยนำเสนอเป็นกราฟตามลำดับขั้นตอนดังต่อไปนี้

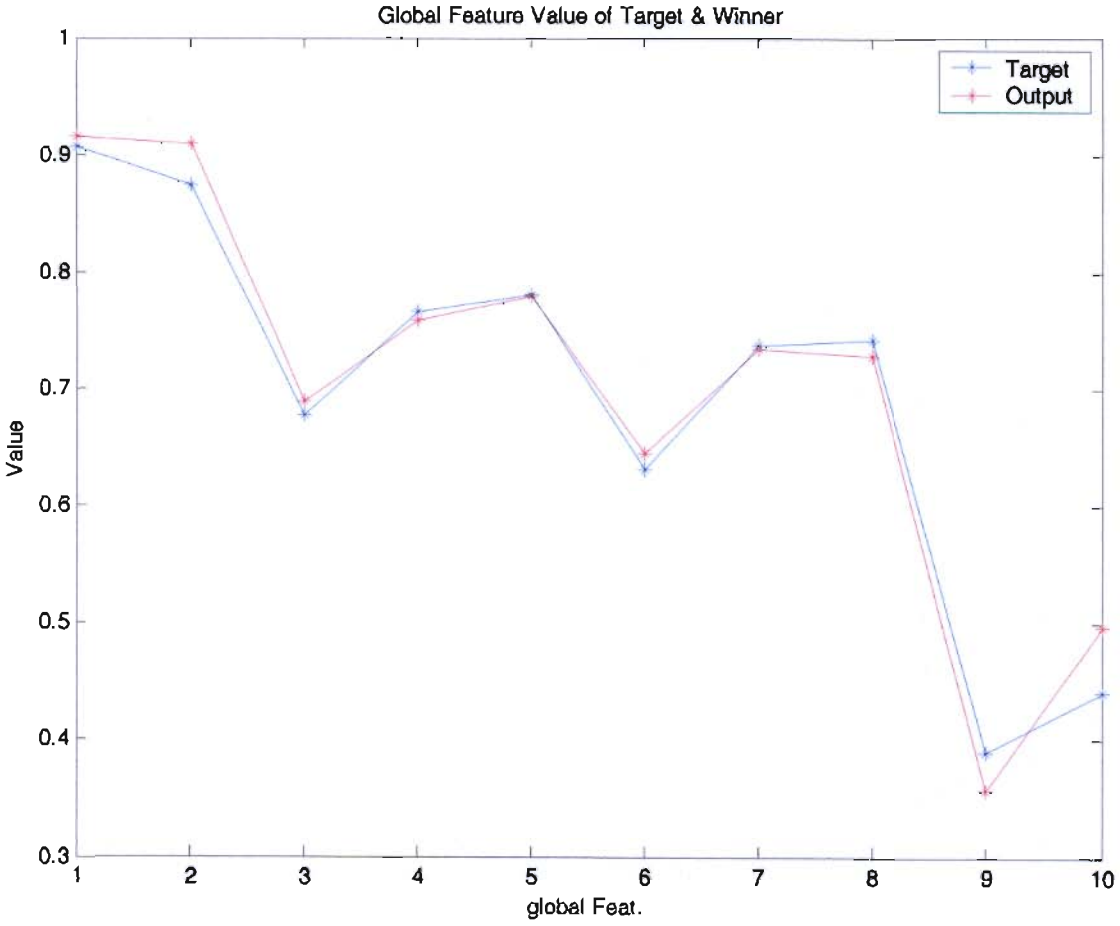
4.4.1 ผลการนำคุณลักษณะทั่วไปของลายเซ็นผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแบบมัลติเลเยอร์เพอเซปตรอน หลังจากได้ผลลัพธ์ในรูปแบบดัชนีจากโครงข่าย ฯ แล้ว ดัชนีนี้จะดึงข้อมูลจริงจากฐานข้อมูลคุณลักษณะทั่วไปขึ้นมา และคำนวณหาระยะห่างยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายที่ต้องการกับข้อมูลที่จริงที่ใช้ดัชนีดึกข้อมูลมาจากฐานข้อมูลของทั้ง 10 คน ดังนี้



ภาพที่ 4-8 ระยะห่างยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะทั่วไปของ "บุรินทร์"

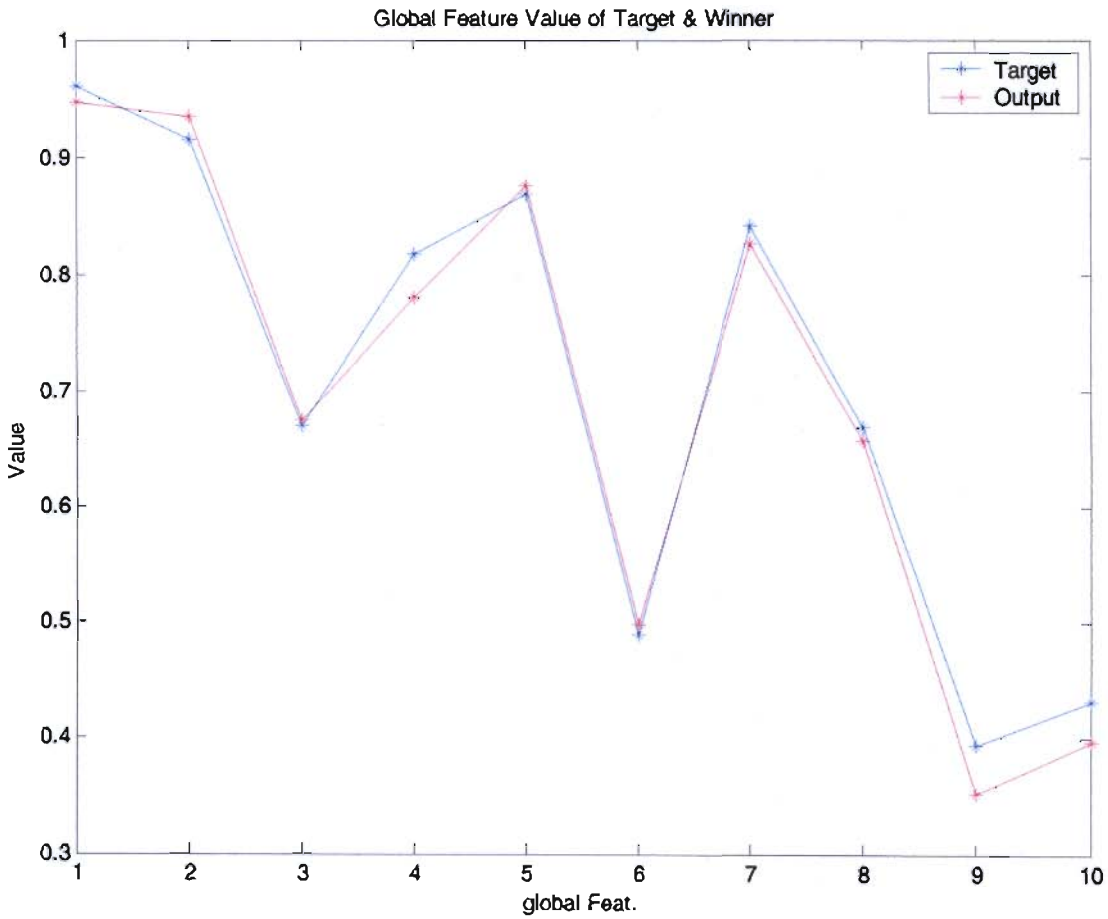
เส้นกราฟสีน้ำเงินเป็นเป้าหมายที่ต้องการให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ และให้ผลลัพธ์ออกมาใกล้เคียงกับเป้าหมายมากที่สุด หมายความว่า เวกเตอร์คุณลักษณะทั่วไปที่ป้อนเข้าสู่

โครงข่ายนี้ เป็นเวกเตอร์คุณลักษณะทั่วไปที่โครงข่ายรู้จัก ซึ่งดัชนีดึงข้อมูลที่มีระยะห่างยูคลิเดียนน้อยที่สุดขึ้นมาแสดง แล้วเส้นกราฟก็แสดงให้เห็นว่าเป้าหมายที่ต้องการ กับผลลัพธ์ที่ดึงจากฐานข้อมูลมีความคล้ายคลึงใกล้เคียงกันมาก เส้นกราฟจึงสอดคล้อง และไปในทิศทางเดียวกัน ซึ่งดูจากกราฟสีแดงที่เกือบจะแนบสนิทไปกับเส้นสีน้ำเงิน



ภาพที่ 4-9 ระยะห่างยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะทั่วไปของ "คุณาวุฒิ"

จากภาพที่ 4-9 สังเกตเห็นว่าเส้นกราฟทั้งสองสี สามารถเรียนรู้ซึ่งกันและกันได้ดีทั้งเป้าหมาย และผลลัพธ์ที่ได้ออกมา ซึ่งเวกเตอร์ข้อมูลที่ป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมเป็นเวกเตอร์คุณลักษณะทั่วไปของ "คุณาวุฒิ"

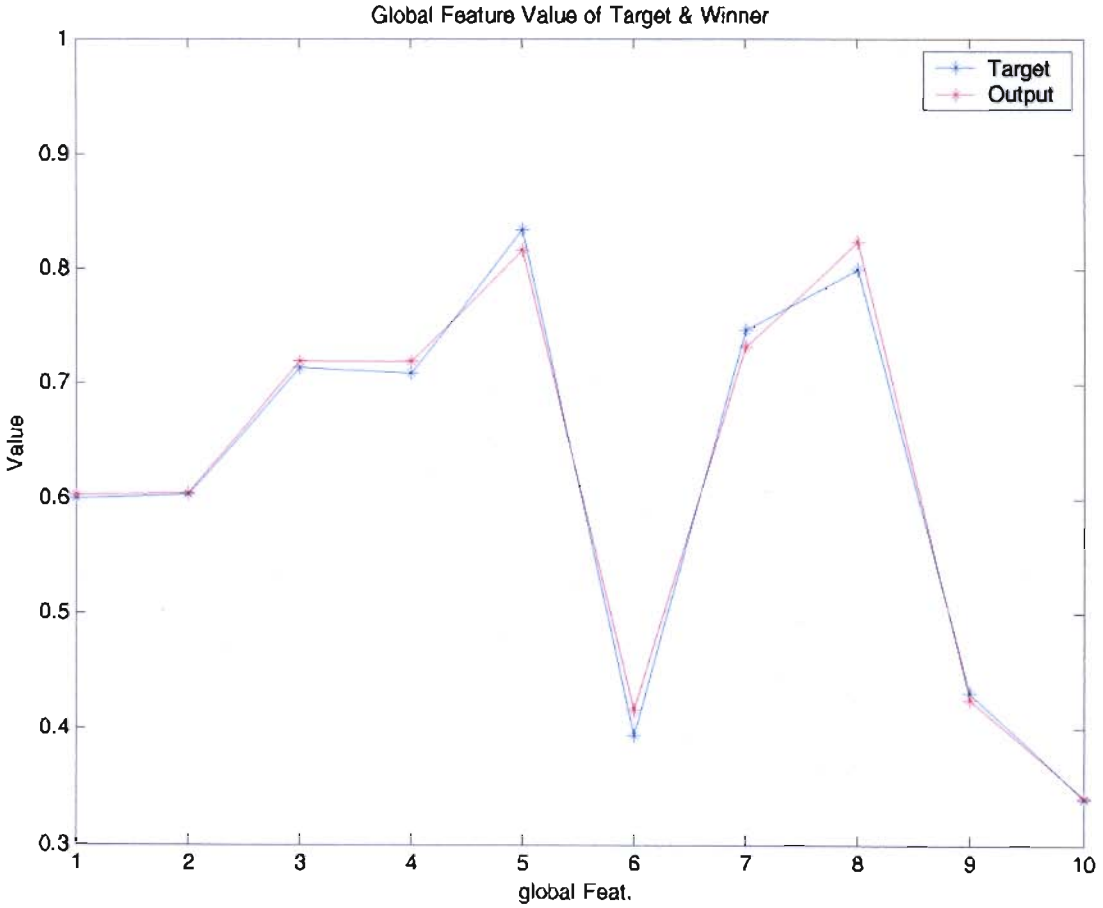


ภาพที่ 4-10 ระยะห่างยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้ว ด้วยคุณลักษณะทั่วไปของ "เมตตา"

ภาพที่ 4-10 สังเกตเห็นว่าเส้นกราฟทั้งสองสี สามารถเรียนรู้ซึ่งกันและกันได้ดีทั้งเป้าหมาย และผลลัพธ์ที่ได้ออกมา ซึ่งเวกเตอร์ข้อมูลที่ป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมเป็นเวกเตอร์คุณลักษณะทั่วไปของ "เมตตา"

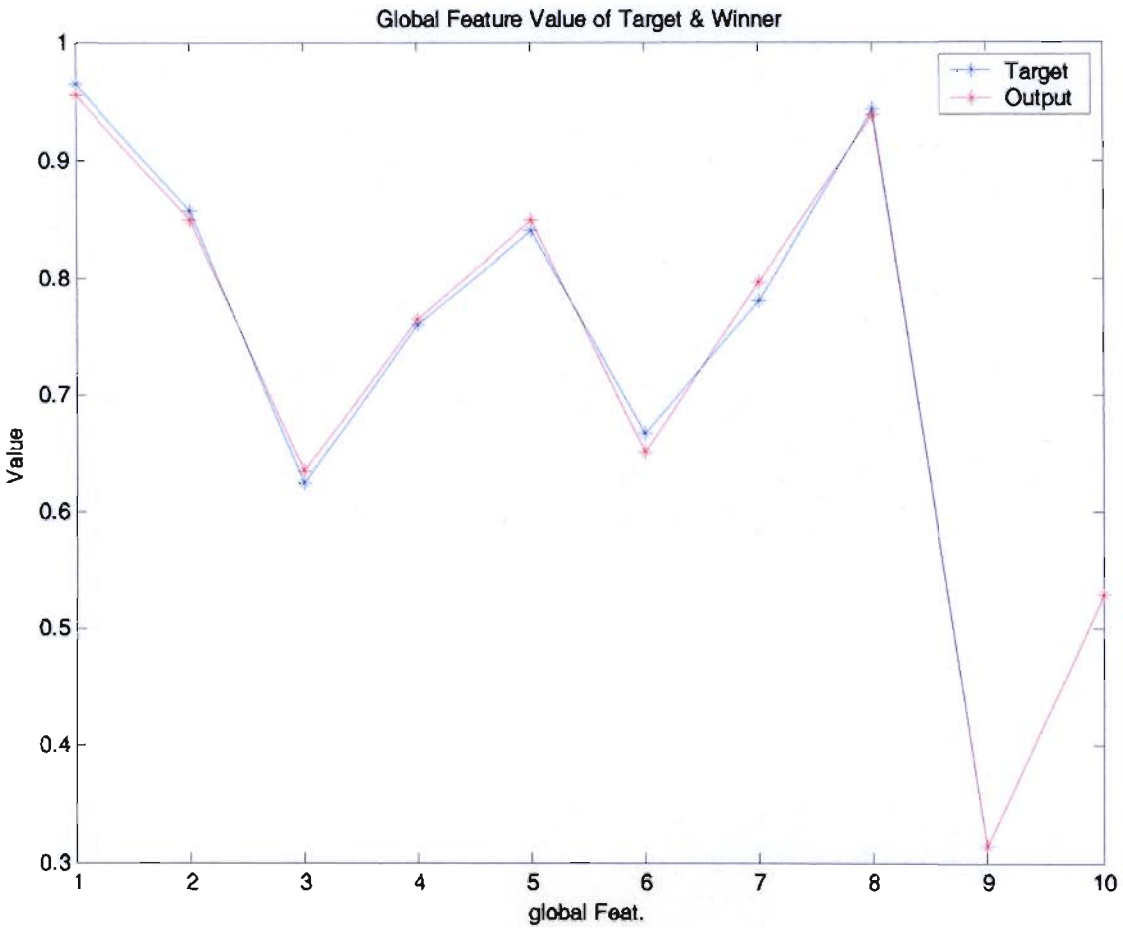
ซึ่งผลการทดลองและแสดงกราฟของบุคคลที่เหลือ ก็มีลักษะกราฟใกล้เคียงกัน จึงสามารถสรุปผลได้ว่า การป้อนข้อมูลคุณลักษณะทั่วไปเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบมัลติเลเยอร์เพอเซปตรอนนี้ ผลการแบ่งประเภทลายเซ็นดีเยี่ยม หรือเทียบเป็นอัตราตัวเลขร้อยละ 100

4.4.2 ผลการนำคุณลักษณะทั่วไปของลายเซ็นผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแบบเจเนอร์รัลไลซ์รีเกรสชันเน็ตเวิร์ค ของทั้ง 10 คน ดังนี้



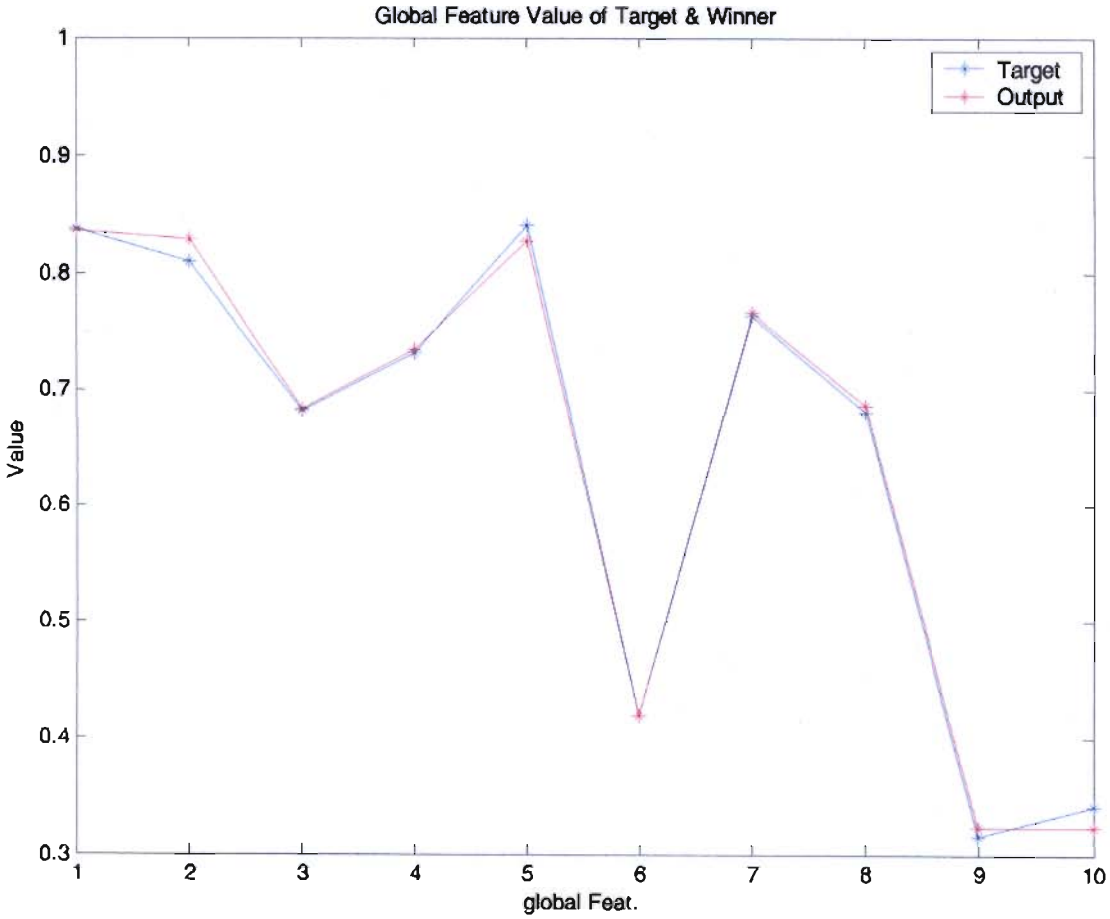
ภาพที่ 4-11 ระยะห่างยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะทั่วไปของ "นฤมล"

จากภาพข้อมูลคุณลักษณะทั่วไปเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบเจเนอร์รัลไลซ์รีเกรสชันเน็ตเวิร์ค แล้วนำดัชนีไปดึงข้อมูลจากฐานข้อมูลคุณลักษณะทั่วไปที่ใกล้เคียงที่สุดออกมา จากนั้นนำมาคำนวณหาระยะทางยูคลิเดียน และแสดงเส้นกราฟ ปรากฏว่าเส้นกราฟสอดคล้องกันได้ดีมาก



ภาพที่ 4-12 ระยะห่างยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะทั่วไปของ "สมเจตน์"

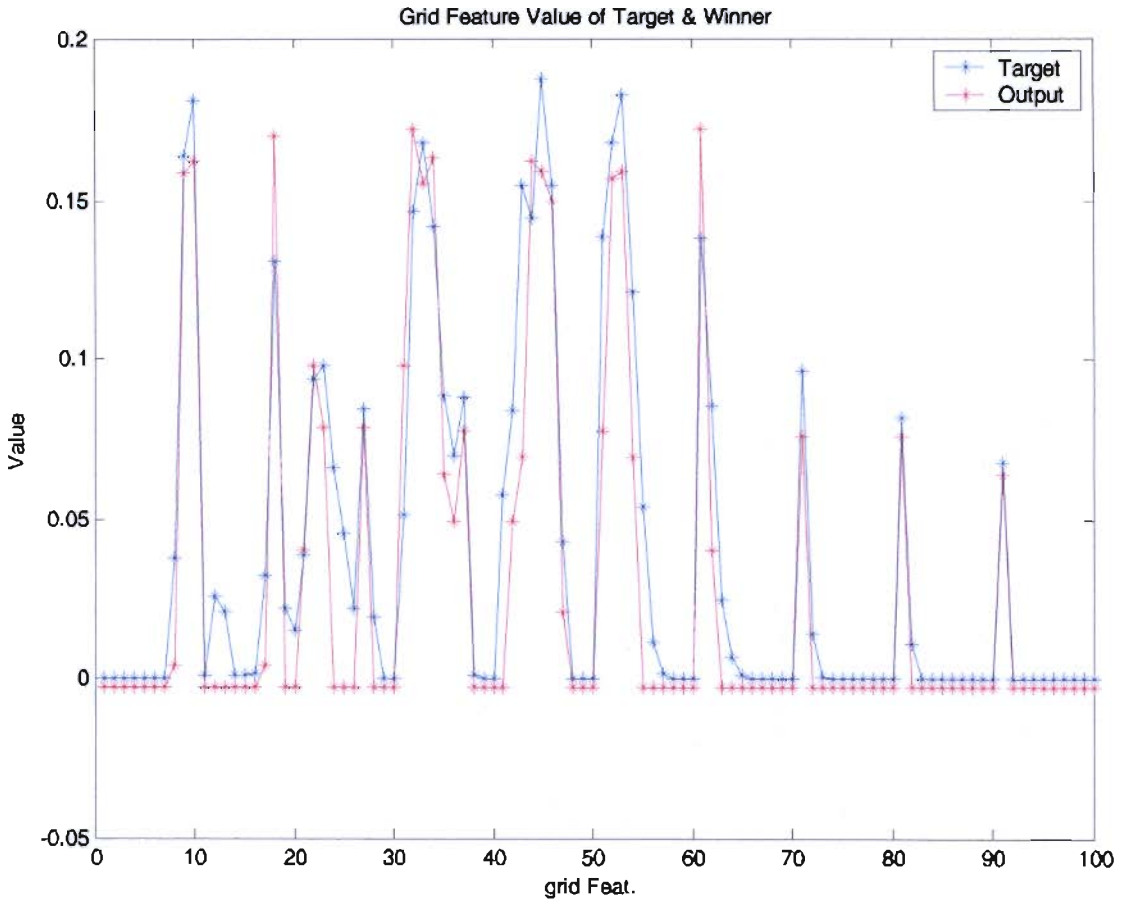
จากภาพข้อมูลคุณลักษณะทั่วไปเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบเจเนอร์รัลไลซ์รีเกรสชันเน็ตเวิร์ค แล้วนำดัชนีไปดึงข้อมูลจากฐานข้อมูลคุณลักษณะทั่วไปที่ใกล้เคียงที่สุดออกมา จากนั้นนำมาคำนวณหาระยะทางยูคลิเดียน และแสดงเส้นกราฟ ปรากฏว่าเส้นกราฟสอดคล้องกันได้ดีมาก



ภาพที่ 4-13 ระยะห่างยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้ว ด้วยคุณลักษณะทั่วไปของ "สุรศักดิ์"

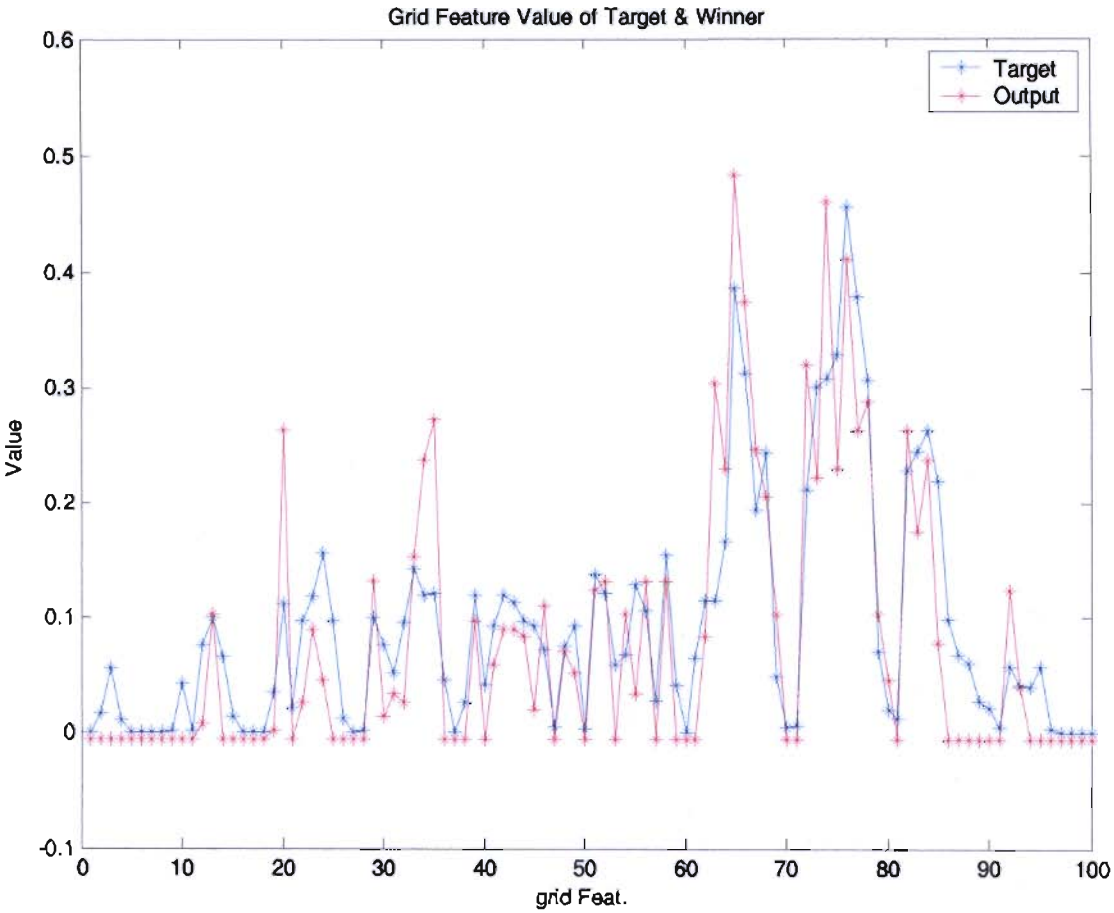
จากภาพข้อมูลคุณลักษณะทั่วไปเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบเจเนอร์รัลไลซ์รีเกรสชันเน็ตเวิร์ค แล้วนำดัชนีไปดึงข้อมูลจากฐานข้อมูลคุณลักษณะทั่วไปที่ใกล้เคียงที่สุดออกมา จากนั้นนำมาคำนวณหาระยะทางยูคลิเดียน และแสดงเส้นกราฟ ปรากฏว่าเส้นกราฟสอดคล้องกันได้ดีมาก เปรียบเทียบเป็นอัตราร้อยละ 100

4.4.3 ผลการนำคุณลักษณะกริดของลายเซ็นผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแบบมัลติเลเยอร์เพอเซปตรอน ของทั้ง 10 คน ดังนี้



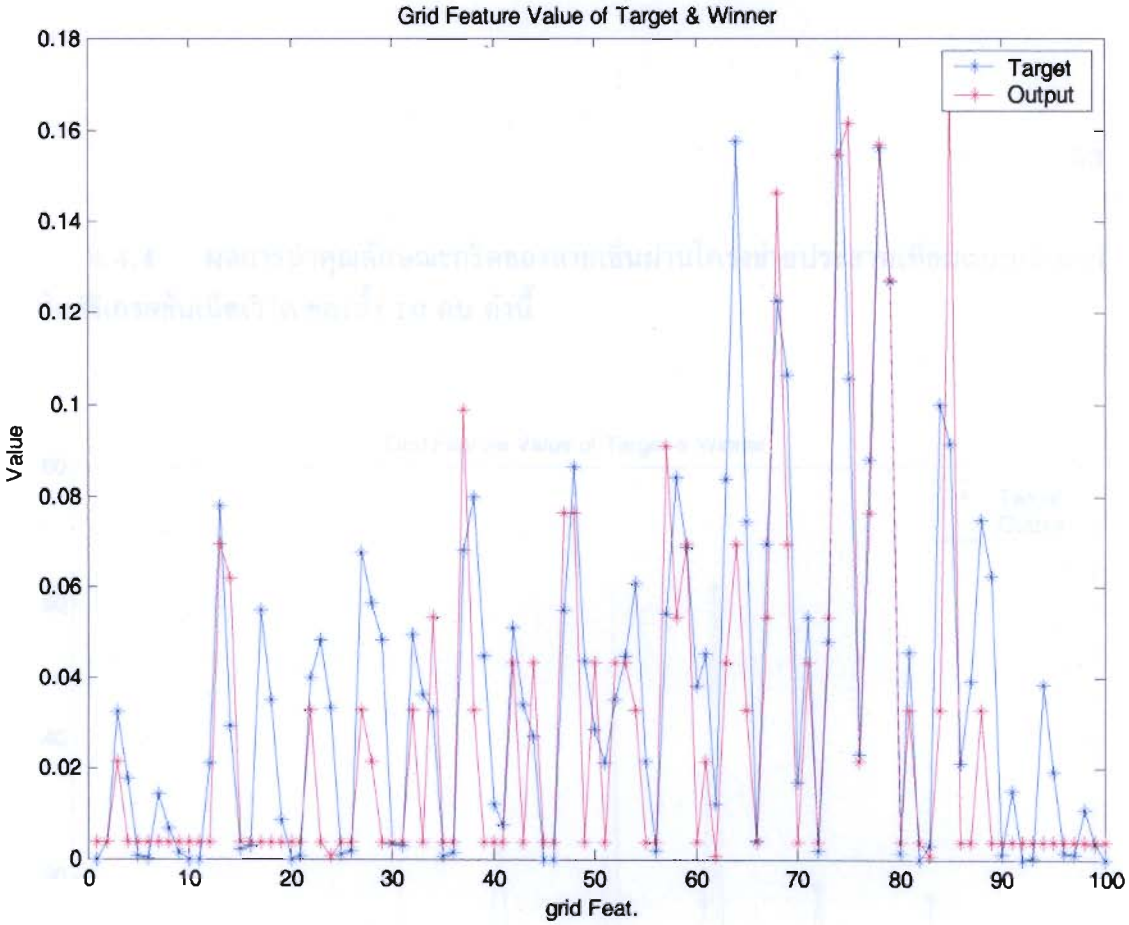
ภาพที่ 4-14 ระยะห่างยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะกริดของ "บุรินทร์"

เส้นกราฟสีน้ำเงินเป็นเป้าหมายที่ต้องการให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ และให้ผลลัพธ์ออกมาใกล้เคียงกับเป้าหมายมากที่สุด หมายความว่า เวกเตอร์คุณลักษณะกริดที่ป้อนเข้าสู่โครงข่ายนี้ เป็นเวกเตอร์คุณลักษณะกริดที่โครงข่ายรู้จัก ซึ่งดัชนีดึงข้อมูลที่มีระยะห่างยูคลิเดียนน้อยที่สุดขึ้นมาแสดง แล้วเส้นกราฟก็แสดงให้เห็นว่าเป้าหมายที่ต้องการ กับผลลัพธ์ที่ดึงจากฐานข้อมูลมีความคล้ายคลึง ใกล้เคียงกันมาก เส้นกราฟจึงสอดคล้อง และไปในทิศทางเดียวกัน ซึ่งดูจากกราฟสีแดงที่สอดคล้องไปกับเส้นกราฟสีน้ำเงินค่อนข้างดี



ภาพที่ 4-15 ระยะห่างยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้ว ด้วยคุณลักษณะกริดของ "เนาวรัตน์"

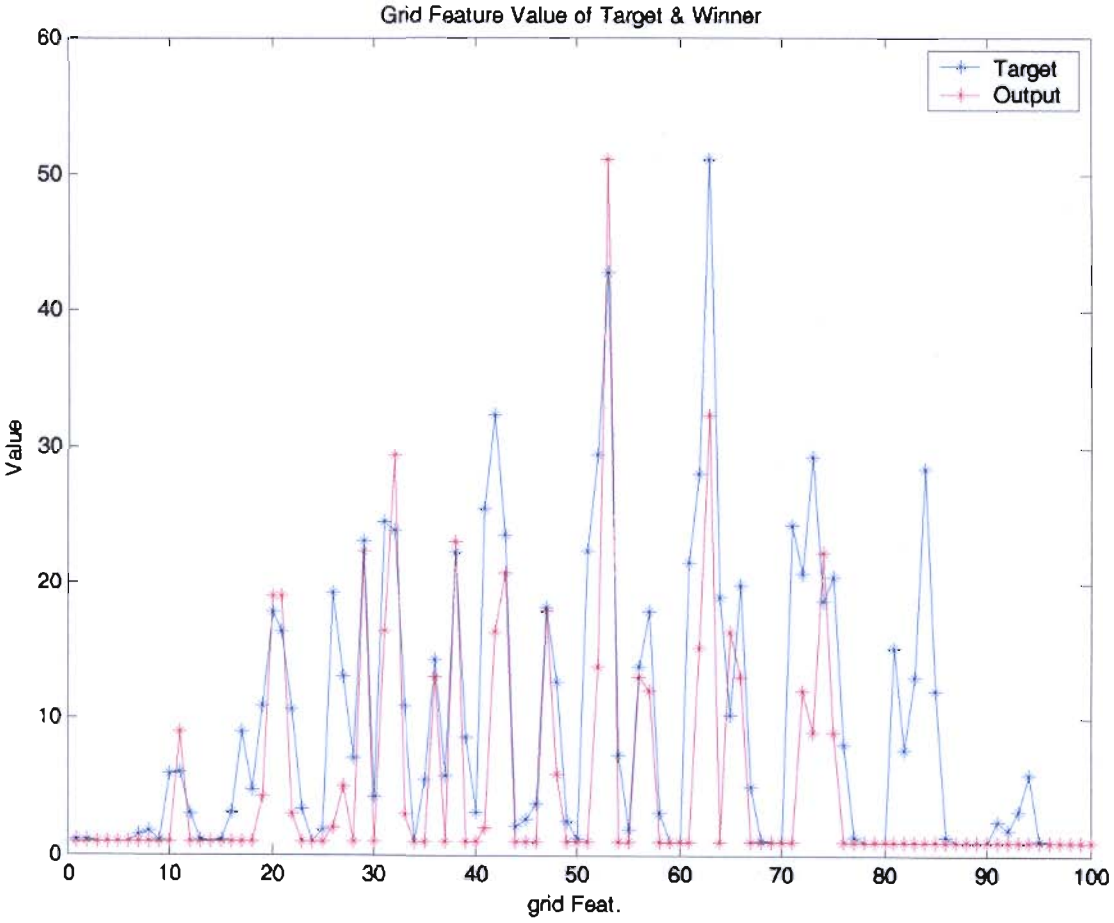
จากภาพข้อมูลคุณลักษณะกริดเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบมัลติเลเยอร์เพอเซปตรอน แล้วนำดัชนีไปดึงข้อมูลจากฐานข้อมูลคุณลักษณะกริดที่ใกล้เคียงที่สุดออกมา จากนั้นนำมาคำนวณหาระยะทางยูคลิเดียน และแสดงเส้นกราฟ ปรากฏว่าเส้นกราฟสอดคล้องกันได้ค่อนข้างดี



ภาพที่ 4-16 ระยะห่างยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะกริดของ "กาญจนา"

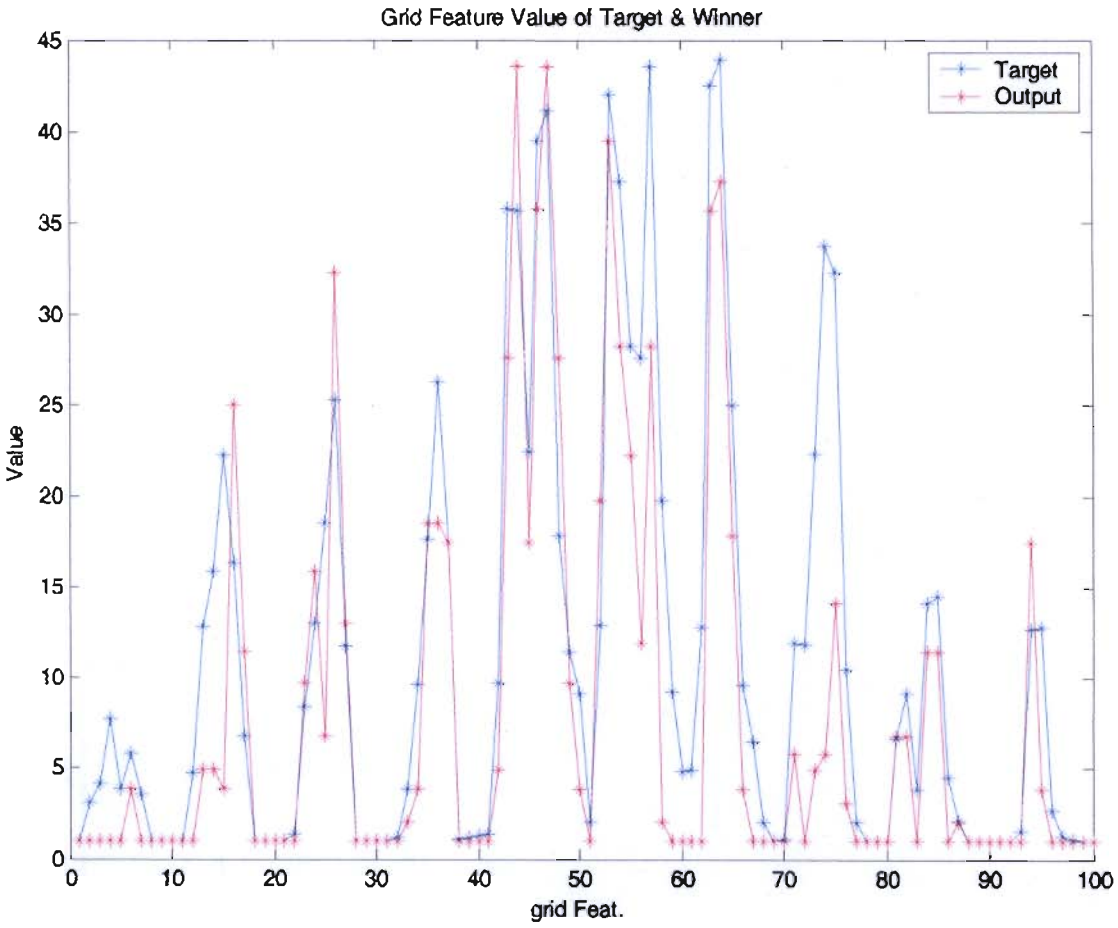
จากภาพข้อมูลคุณลักษณะกริดเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบมัลติเลเยอร์เพอเซปตรอน แล้วนำดัชนีไปดึงข้อมูลจากฐานข้อมูลคุณลักษณะทั่วไปที่ใกล้เคียงที่สุดออกมา จากนั้นนำมาคำนวณหาระยะทางยูคลิเดียน และแสดงเส้นกราฟ ปรากฏว่าเส้นกราฟสอดคล้องกันได้ค่อนข้างดี เปรียบเทียบเป็นอัตราร้อยละ 90

4.4.4 ผลการนำคุณลักษณะกริดของลายเซ็นผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแบบเจเนอร์รัลไลซ์รีเกรสชันเน็ตเวิร์ค ของทั้ง 10 คน ดังนี้



ภาพที่ 4-17 ระยะห่างยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้วด้วยคุณลักษณะกริดของ "นาวิน"

จากภาพที่ 4-16 เส้นกราฟทั้งสองสีสอดคล้องกันค่อนข้างดี แต่ถ้าเปรียบเทียบกับแบบมัลติเลเยอร์เพอเซปตรอน จะพบว่าเพอเซปตรอนมีระยะห่างยูคลิเดียนที่ใกล้เคียงมากกว่า



ภาพที่ 4-18 ระยะห่างยูคลิเดียนระหว่างเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแล้ว ด้วยคุณลักษณะกริดของ "คุณาวุฒิ"

สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมสุดท้ายในการแบ่งประเภทลายเซ็นในขั้นตอนแรก เป็นการนำเวกเตอร์คุณลักษณะกริดเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบเจเนอร์รัลไลซ์รีเกรสชันเน็ตเวิร์ค ผลการทดลองพบว่าเส้นกราฟที่แสดงขึ้นมานั้นสอดคล้องกัน อยู่ในเกณฑ์ค่อนข้างดี เปรียบเทียบเป็นอัตราร้อยละ 90

4.5 ผลการทดลองการแบ่งประเภทลายเซ็นในขั้นตอนที่สอง

ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนสุดท้ายที่จะใช้ตัดสินใจว่าลายเซ็นนั้นเป็นของบุคคลในฐานข้อมูลหรือไม่ และถ้าใช่ เป็นของบุคคลใด ซึ่งผลการทดลองดังนี้

```
gNN5_winner =

     2     1     1     2     1     3     1     2     2     4
    23    78   314   239   279   309   387   429   523   564
```

ภาพที่ 4-18 ผลลัพธ์ในการแบ่งประเภทลายเซ็นขั้นที่สอง

จากภาพ สามารถอธิบายผลลัพธ์ได้ว่า จะมีระยะทางยูคลิเดียนน้อยที่สุด จะถูกเลือกออกมาจากทั้ง 4 โครงข่ายในการแบ่งประเภทลายเซ็นขั้นแรก ซึ่งตัวเลขแถวบน จะบอกให้ทราบว่ามาจากโครงข่ายที่เท่าไหร่ ซึ่งการเรียงลำดับโครงข่ายในขั้นตอนแรก มีดังนี้

ตารางที่ 4-2 ลำดับโครงข่ายประสาทเทียมในขั้นตอนการแบ่งประเภทลายเซ็นขั้นที่แรก

ลำดับโครงข่ายที่	ชื่อโครงข่าย	ข้อมูลที่ป้อนเข้า
โครงข่ายที่ 1	มัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอน	คุณลักษณะทั่วไป
โครงข่ายที่ 2	เจเนอร์รัลไลซ์รีเกรสชั่นเน็ตเวิร์ค	คุณลักษณะทั่วไป
โครงข่ายที่ 3	มัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอน	คุณลักษณะกริด
โครงข่ายที่ 4	เจเนอร์รัลไลซ์รีเกรสชั่นเน็ตเวิร์ค	คุณลักษณะกริด

จากภาพที่ 4-18 และตารางที่ 4-2 ผลลัพธ์ที่แสดงออกมานั้น หมายความว่า ตัวเลขแถวบนบอกลำดับของโครงข่ายที่ส่งข้อมูลนี้ออกมา ลายเซ็นทั้งหมด 600 ลายเซ็น เป็นของบุคคลต่าง ๆ 10 คน โดยเรียงลำดับ เวกเตอร์คุณลักษณะทั่วไปและคุณลักษณะกริดของบุคคลต่าง ๆ จะถูกจัดเรียงตามลำดับดังนี้

ตารางที่ 4-3 ลำดับเวกเตอร์ของคุณลักษณะทั่วไป และคุณลักษณะกริดลายเซ็นของบุคคลต่าง ๆ

บุคคลที่	ลำดับที่	ชื่อลายเซ็น
1	1-60	บุรินทร์
2	61-120	คุณาวุฒิ
3	121-180	เมตตา
4	181-240	นฤมล
5	241-300	เนาวรัตน์
6	301-360	นาวิน
7	361- 420	กาญจนา
8	421-480	สมเจตน์
9	481-540	สุดารัตน์
10	541-600	สุรศักดิ์

จากภาพที่ 4-18 จึงสามารถอธิบายได้ว่า

```
gNN5_winner =

     2     1     1     2     1     3     1     2     2     4
    23    78   314   239   279   309   387   429   523   564
```

ลำดับแรก คือ 2 หมายถึง ผลลัพธ์มาจากโครงข่ายที่ 2 ซึ่งชี้ไปยัง 23 ซึ่งดูจาก ตารางที่ 4-3 จะตกอยู่ในช่วงระหว่างช่วง 1-60 ซึ่งเป็นลายเซ็นของ “บุรินทร์” ซึ่งผลลัพธ์ “ถูกต้อง”

ลำดับที่สอง คือ 1 หมายถึง ผลลัพธ์มาจากโครงข่ายที่ 1 ซึ่งชี้ไปยัง 78 ซึ่งดูจาก ตารางที่ 4-3 จะตกอยู่ในช่วงระหว่างช่วง 61-120 ซึ่งเป็นลายเซ็นของ “คุณาวุฒิ” ซึ่งผลลัพธ์ “ถูกต้อง”

ลำดับที่สาม คือ 1 หมายถึง ผลลัพธ์มาจากโครงข่ายที่ 1 ซึ่งชี้ไปยัง 314 ซึ่งดูจาก ตารางที่ 4-3 ไม่ตกอยู่ในช่วงระหว่างช่วง 121-180 ซึ่งเป็นลายเซ็นของ “เมตตา” ซึ่งผลลัพธ์ “ไม่ถูกต้อง”

ลำดับที่สี่ คือ 2 หมายถึง ผลลัพธ์มาจากโครงข่ายที่ 2 ซึ่งชี้ไปยัง 239 ซึ่งดูจาก ตารางที่ 4-3 จะตกอยู่ในช่วงระหว่างช่วง 181-240 ซึ่งเป็นลายเซ็นของ “นฤมล” ซึ่งผลลัพธ์ “ถูกต้อง”

ลำดับที่ห้า คือ 1 หมายถึง ผลลัพธ์มาจากโครงข่ายที่ 1 ซึ่งชี้ไปยัง 279 ซึ่งดูจากตารางที่ 4-3 จะตกอยู่ในช่วงระหว่างช่วง 241-300 ซึ่งเป็นลายเซ็นของ “เนาวรัตน์” ซึ่งผลลัพธ์ “ถูกต้อง”

ลำดับที่หก คือ 3 หมายถึง ผลลัพธ์มาจากโครงข่ายที่ 3 ซึ่งชี้ไปยัง 309 ซึ่งดูจาก ตารางที่ 4-3 จะตกอยู่ในช่วงระหว่างช่วง 301-360 ซึ่งเป็นลายเซ็นของ “นาวิน” ซึ่งผลลัพธ์ “ถูกต้อง”

ลำดับที่เจ็ด คือ 1 หมายถึง ผลลัพธ์มาจากโครงข่ายที่ 1 ซึ่งชี้ไปยัง 387 ซึ่งดูจากตารางที่ 4-3 จะตกอยู่ในช่วงระหว่างช่วง 361-420 ซึ่งเป็นลายเซ็นของ “กาญจนา” ซึ่งผลลัพธ์ “ถูกต้อง”

ลำดับที่แปด คือ 2 หมายถึง ผลลัพธ์มาจากโครงข่ายที่ 2 ซึ่งชี้ไปยัง 429 ซึ่งดูจากตารางที่ 4-3 จะตกอยู่ในช่วงระหว่างช่วง 421-480 ซึ่งเป็นลายเซ็นของ “สมเจตน์” ซึ่งผลลัพธ์ “ถูกต้อง”

ลำดับที่เก้า คือ 2 หมายถึง ผลลัพธ์มาจากโครงข่ายที่ 2 ซึ่งชี้ไปยัง 523 ซึ่งดูจาก ตารางที่ 4-3 จะตกอยู่ในช่วงระหว่างช่วง 481-540 ซึ่งเป็นลายเซ็นของ “สุดารัตน์” ซึ่งผลลัพธ์ “ถูกต้อง”

ลำดับที่สิบ คือ 4 หมายถึง ผลลัพธ์มาจากโครงข่ายที่ 4 ซึ่งชี้ไปยัง 564 ซึ่งดูจากตารางที่ 4-3 จะตกอยู่ในช่วงระหว่างช่วง 541-600 ซึ่งเป็นลายเซ็นของ “สุรศักดิ์” ซึ่งผลลัพธ์ “ถูกต้อง”

จากลายเซ็นทั้งหมด 10 ลายเซ็นเป็นของบุคคล 10 คน โครงข่ายสามารถชี้ผลลัพธ์ได้ถูกต้อง 9 ลายเซ็น จากทั้งหมด 10 ลายเซ็น นับเป็นค่าความถูกต้อง 90.00%

บทที่ 5
สรุปผลและข้อเสนอแนะ

หลังจากได้ผลการทดลองจากการรู้จำด้วยวิธีการมัลติเลเยอร์เพอเซบตรอนเพื่อให้ระบบสามารถจำแนกจัดกลุ่มลายเซ็นที่มีความคล้ายคลึงกัน และนำมาตัดสินใจด้วยวิธีการเรเดียล เบสิส เน็ตเวิร์ค ซึ่งสามารถสรุปได้โดยแบ่งเป็น 3 หัวข้อดังนี้

5.1 สรุปผลการวิจัย

5.2 ปัญหาและอุปสรรค

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

สำหรับการวิจัยในครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ใช้คุณลักษณะ 2 กลุ่ม คือ คุณลักษณะทั่วไป ได้แก่ พื้นที่ของภาพลายเซ็น, ความสูงและความกว้างสุทธิของลายเซ็น, กึ่งกลางของลายเซ็นในแนวตั้ง, กึ่งกลางของภาพลายเซ็นในแนวนอน ฯ เป็นต้น และอีกกลุ่มหนึ่งก็คือ คุณลักษณะของกริด จากนั้นนำคุณลักษณะที่ได้ทั้งหมดเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อฝึกฝนให้โครงข่ายเรียนรู้ ซึ่งภาพที่นำเข้าโครงข่ายเพื่อฝึกฝนการเรียนรู้ จำนวน 10 คน ๆ โดยค่านวณหาค่าเฉลี่ยเลขคณิตของลายเซ็นของแต่ละบุคคล จากฐานข้อมูลทั้งหมด มาเป็นตัวแทนคุณลักษณะทั้งสองของลายเซ็นแต่ละบุคคล และนำเวกเตอร์ทั้งคุณลักษณะทั่วไป และคุณลักษณะกริด ซึ่งมีเวกเตอร์ขนาด 10 มิติ จำนวน 10 เวกเตอร์ และ เวกเตอร์ขนาด 100 มิติ จำนวน 10 เวกเตอร์ เพื่อนำเข้าสู่โครงข่ายเป็นเป้าหมายเพื่อใช้ฝึกฝนทุกโครงข่ายประสาทเทียม

ซึ่งเมื่อผ่านขั้นตอนการฝึกฝนการเรียนรู้ด้วยมัลติเลเยอร์เพอเซ็ปตรอน โดยใช้แบ็คพรอพเพอเกชั้นอัลกอริ่ทึมแล้ว และจะป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมอีกชั้นหนึ่ง คือ เรเดียล เบสิส เน็ตเวิร์ค ซึ่งเลือกแบบ เจเนอร์รัลรีเกรสชันเน็ตเวิร์คมาใช้เพื่อตัดสินใจว่า ลายเซ็นนี้เป็นของเจ้าของหรือไม่

5.2 ปัญหาและอุปสรรค

ในการทดลองระบบรู้จำลายเซ็นชื่อแบบออฟไลน์ด้วยวิธีมัลติเลเยอร์เพอเซ็ปตรอน ร่วมกับวิธีการเรเดียล เบสิส ฟังก์ชันเพื่อตัดสินชี้ชัดผลว่าใช้ลายเซ็นของเจ้าของหรือไม่ พบปัญหาต่าง ๆ ดังนี้

5.2.1 ปริมาณของข้อมูลที่มากเกินไป เช่น ในการทดลองคุณลักษณะกริดขนาด 100 บล๊อก จะต้องใช้เวลาในการเรียนรู้เพิ่มขึ้น

5.3 ข้อเสนอแนะ

จากการทดลองการรู้จำลายเซ็นชื่อแบบออฟไลน์ด้วยวิธีมัลติเลเยอร์เพอเซปตรอน ร่วมกับวิธีการเรเดียล เบสิส เน็ตเวิร์ค ในช่วงแรกผู้วิจัยยังมีทักษะในการเขียนโปแกรม MATLAB ไม่มากซึ่งเป็นเหตุให้กระบวนการเกิดปัญหาต่าง ๆ มากมาย

สำหรับในการวิจัยนี้ขั้นตอนการตัดสินใจขั้นที่สอง ผู้วิจัยได้ใช้ข้อมูลจากฐานข้อมูลเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม แล้วจึงได้ผลลัพธ์ออกมา ซึ่งผู้วิจัยคิดว่า ถ้านำผลลัพธ์ที่ได้จากการจัดหมวดหมู่ในขั้นตอนแรก เข้าสู่โครงข่ายในขั้นที่สองโดยตรง หรือเปลี่ยนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดอื่น อาจจะเป็นอีกวิธีหนึ่งที่สามารถตัดสินใจได้ขึ้น ซึ่งเหมาะแก่การนำไปพัฒนาและทดลองต่อไป

เอกสารอ้างอิง

1. Reena Bajaj and Santanu Chaudhury. "Signature Verification Using Multiple Neural Classifiers." **Pattern Recognition.** 30 (January 1997) : 1-7.
2. Yingyong Qi and Bobby R.Hunt, "Signature Verification Using Global and Grid Feature." **Pattern Recognition.** 27 (December 1994) : 1621-1629.
3. บุญชัย ฤาชัยสา. **ระบบตรวจลายนิ้วมืออัตโนมัติ.** วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2540.
4. ภัทรียา ฐานิสโร. **เทคนิคการปรับปรุงวิธีการจำแนกลายนิ้วมืออัตโนมัติ.** วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมศาสตร์ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยขอนแก่น, 2541.
5. J.-P. Drouhard, R. Sabourin and M. Godbout. "A Neural Network Approach to Off-Line Signature Verification Using Directional PDF." **Pattern Recognition.** 29 (September 1996) : 415-424.
6. Kai Huang and Hong Yan. "Off-Line Signature Verification Based on Geometric Feature Extraction and Neural Network Classification." **Pattern Recognition.** 30 (January 1997) : 9-17.
7. V.E. Ramesh, M. Narasimha Murty. "Off-line signature Verification Using Genetically Optimized Weighted feature." **Pattern Recognition.** 32 (February 1999) : 217-233.
8. Martin T. Hagan., Howard B. Demuth. And Mark Beale. **Neural Network Design.** Boston : PWS Publishing Company, c1995.
9. Simon Haykin. **Neural Networks A Comprehensive Foundation.** New York : Macmillan College Publishing Company, c1994.
10 Luan L. Lee, Toby Berger and ErezAviczer, "Reliable On-Line Human Signature Verification System." **IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine intelligence.** 29 (June 1996) : 643-647.

ประวัติผู้วิจัย

ชื่อ	: นางสาวนฤมล ชูเมือง
ชื่อวิทยานิพนธ์	: ระบบรู้จำลายเซ็นชื่อแบบออฟไลน์ด้วยวิธีการนิวรอนเน็ตเวิร์คแบบสองขั้นตอน
สาขาวิชา	: เทคโนโลยีคอมพิวเตอร์

ประวัติ

เกิดเมื่อวันจันทร์ที่ 21 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2520 สำเร็จการศึกษาในระดับปริญญาตรีครุศาสตรบัณฑิต คอมพิวเตอร์ศึกษา จากสถาบันราชภัฏหมู่บ้านจอมบึง ปัจจุบันทำงานเป็นพนักงานราชการ ตำแหน่งอาจารย์ โปรแกรมวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏหมู่บ้านจอมบึง