

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การตรวจสอบลายเซ็น โดยใช้การประมาณ
พันธะเชิงเส้น และโครงข่ายประสาทเทียม

SIGNATURE IDENTIFICATION USING LINEAR
PREDICTIVE CODING AND NEURAL NETWORK



T110463



เลขหมู่.....
เลขทะเบียน.....**110463**
วัน,เดือน,ปี...-2 711ศ 2553

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

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2553

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
KMITL 2010-EN-M-010-109
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**SIGNATURE IDENTIFICATION USING LINEAR
PREDICTIVE CODING AND NEURAL NETWORK**



**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN TELECOMMUNICATIONS ENGINEERING
FACULTY OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

2010

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับ KMITL 2010-EN-M-010-109 นั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2010

FACULTY OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การตรวจสอบลายเซ็น โดยการประมาณพันธะเชิงเส้น และ โครงข่ายประสาทเทียม
นักศึกษา	นายธงชัย วิจิตรพรชัย
รหัสนักศึกษา	48060907
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมโทรคมนาคม
พ.ศ.	2553
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.ปราโมทย์ วาดเขียน

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอการออกแบบระบบเพื่อตรวจสอบลายเซ็น สำหรับการระบุตัวบุคคล โดยใช้การประมาณพันธะเชิงเส้น ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมในการรู้จำ ในขั้นต้นจะมีการแปลงรูปแบบของข้อมูลลายเซ็นบนแผ่นกระดาษดิจิทัลเป็นข้อมูลในแนวราบ และแนวดิ่งออกมาในรูปแบบของคู่ลำดับ X, Y เทียบกับเวลา เพื่อนำมาผ่านกระบวนการเพื่อหาลักษณะเด่น โดยในที่นี้จะใช้การประมาณพันธะเชิงเส้น (Linear Predictive Coding) และใช้เป็นข้อมูลสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมประเภทเพอเซปตรอนชั้นเดียว (Single layer perceptron) โดยมีจุดมุ่งหมายของการทดลองคือเพื่อพิจารณาผลจากความแตกต่างของรูปแบบ จังหวะ ลำดับขั้นตอนในการเขียนของลายเซ็น ที่มีผลต่อการระบุตัวบุคคล โดยได้ผลลัพธ์จากการทดสอบคือเมื่อใช้การรู้จำลายเซ็นที่มีการตรวจสอบข้อมูลเพียง X หรือ Y ในการตรวจสอบระบุตัวบุคคลได้ผลถูกต้อง 98.33% ส่วนการตรวจสอบการระบุตัวบุคคลโดยใช้การรู้จำลายเซ็นที่มีการตรวจสอบข้อมูลทั้ง X และ Y ในการตรวจสอบ ได้ผลถูกต้อง 87.67% และส่วนที่ใช้สำหรับการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นเพื่อตรวจสอบว่าเป็นเจ้าของลายเซ็นจริงๆหรือไม่ ได้ผลการทดสอบก็สามารตรวจสอบว่าเป็นลายเซ็นปลอมได้อย่างถูกต้อง 45% เมื่อทำการตรวจสอบข้อมูลโดยใช้ข้อมูลเพียง X หรือ Y และ 84% เมื่อทำการตรวจสอบข้อมูลโดยใช้ข้อมูลทั้ง X และ Y

Thesis Title	Signature Identification using Linear Predictive Coding and Neural Network
Student	Mr. Thongchai Wijitpornchai
Student ID.	48060907
Degree	Master of Engineering
Program	Telecommunications Engineering
Year	2010
Thesis Advisor	Assoc.Prof.Dr.Pramote Wardkein

ABSTRACT

This thesis presents a signature identification using linear predictive coding (LPC) and Neural Network. The 2-D signature signal which obtains from the tablet digitizer is separated into two 1-D signals. Each signal represents the information in horizontal and vertical direction versus time, X and Y respectively. These signals are modeled by the linear prediction system where the LPC coefficients represent the extracted features. The obtained feature vectors are the input to the neural network for training and for make verification. The test results show that the average accuracy achieves 98.33% when verifying only either the X or the Y signals and 87.67% accuracy when using both of them to verify owner signature. In addition, for fraudulent situation, the proposed system provides 45% and 84% of accurate verification when inspecting either the X or the Y signals and both of signals, respectively.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลงได้อย่างดี ด้วยคำแนะนำ และคำปรึกษาจาก รศ.ดร.ปราโมทย์ वादเขียน ซึ่งเป็นอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ ข้าพเจ้ารู้สึกซาบซึ้งในความอนุเคราะห์จากท่านอาจารย์ ที่กรุณาให้โอกาสศิษย์คนนี้เสมอมา และข้าพเจ้าขอขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอกราบขอบพระคุณคณาจารย์สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ทุกๆท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาให้กับข้าพเจ้า

ขอขอบคุณเพื่อนๆ พี่ๆที่ทำงานที่ให้กำลังใจ ให้คำแนะนำต่างๆ สนับสนุน และผลักดันข้าพเจ้าเสมอมา จนข้าพเจ้ามีวันนี้ได้

สุดท้ายนี้ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา และครอบครัวของข้าพเจ้าที่เป็นกำลังใจ และให้การสนับสนุนในทุกเรื่องๆ ทำให้ข้าพเจ้าสามารถทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลงด้วยดี

คุณค่าและประโยชน์อันอเนกอนันต์มาจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน หากสิ่งอันใดที่เป็นความผิดพลาด ข้าพเจ้าขออภัยไว้แต่เพียงผู้เดียว

ธงชัย วิจิตรพรชัย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	II
กิตติกรรมประกาศ	III
สารบัญ	IV
สารบัญตาราง	IX
สารบัญรูป	XIII
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมา และความสำคัญของปัญหา	1
1.2 ปัญหาที่กำลังศึกษาและวิจัย	2
1.3 หลักการที่น่าสนใจ	2
1.4 วัตถุประสงค์ของการศึกษา	3
1.5 ขอบเขตของงานวิจัย	4
1.6 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย	4
1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย	4
บทที่ 2 ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	5
2.1 การพิสูจน์ตัวตนบุคคล	5
2.1.1 การพิสูจน์ตัวตนบุคคล	5
2.1.2 ขั้นตอนในการยืนยันตัวตนบุคคล	5
2.1.3 หลักฐานที่นำมาใช้ในการกล่าวอ้าง	5
2.1.4 กลไกของการยืนยันตัวตนบุคคล	5
2.1.5 ส่วนประกอบของการยืนยันตัวตนบุคคล	6
2.1.6 ประเภทของการยืนยันตัวตนบุคคล	6
2.2 เทคโนโลยีชีวภาพ (Biometric Technology)	10
2.2.1 การนำเทคโนโลยีชีวภาพมาใช้	10
2.2.2 วัตถุประสงค์ของการนำเทคโนโลยีชีวภาพไปใช้	10
2.2.3 ขั้นตอนของการใช้เทคโนโลยีชีวภาพในการตรวจสอบ	11
2.2.4 ประเภทของเทคโนโลยีชีวภาพที่ใช้ในการตรวจสอบ	12

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อ IV และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.2.5 ข้อดีของการนำเอาเทคโนโลยีชีวภาพมาใช้	13
2.2.6 ข้อเสียของการนำเอาเทคโนโลยีชีวภาพมาใช้	13
2.3 การรู้จำรูปแบบ	13
2.3.1 องค์ประกอบของกระบวนการรู้จำรูปแบบ	13
2.3.2 ประเภทของการรู้จำรูปแบบ	14
2.3.2.1 การรู้จำโดยใช้วิธีการเข้ารหัสรูปแบบ	14
2.3.2.2 การรู้จำโดยใช้วิธีการสถิติ	14
2.3.2.3 การรู้จำโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ทางโครงสร้าง	15
2.3.2.4 การรู้จำโดยใช้วิธีการโครงข่ายประสาทเทียม	15
2.3.3 ประเภทของการใช้งานการรู้จำรูปแบบ	15
2.3.4 คุณลักษณะเด่น และรูปแบบของข้อมูล	16
2.3.4.1 คุณลักษณะเด่น	16
2.3.4.2 รูปแบบ	17
2.3.5 การออกแบบระบบการรู้จำ	17
2.3.6 ตัวอย่างการนำระบบรู้จำไปใช้	17
2.4 กระบวนการสุ่ม	20
2.4.1 ค่าเฉลี่ยทางสถิติของกระบวนการสุ่ม	21
2.4.1.1 ค่าเฉลี่ย	21
2.4.1.2 ค่าความแปรปรวน	21
2.4.1.3 อัดสหสัมพันธ์	21
2.4.1.4 ความแปรปรวนร่วมของตัวเอง	21
2.4.2 Stationary Random Process	21
2.4.3 คุณสมบัติของ Wide Sense Stationary (WSS)	22
2.4.4 Discrete-Time Random Process	22
2.5 การประมวลผลเบื้องต้น	23
2.5.1 การกรองข้อมูลแทรกซ้อน	23
2.5.2 การปรับแต่งข้อมูล	23
2.5.3 การตัดแบ่งพื้นที่ใช้งาน	23

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.6 กระบวนการแยกลักษณะเด่น (Feature Extraction)	24
2.6.1 การประมาณพหุระเชิงเส้น (LPC)	24
2.6.2 สหพันธ์ (Correlation)	26
2.6.3 ประเภทของสหสัมพันธ์	26
2.6.3.1 สหสัมพันธ์ไขว้ (Cross correlation)	26
2.6.3.2 อัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation)	27
2.7 โครงข่ายประสาทเทียม	30
2.7.1 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม	31
2.7.2 โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม	31
2.7.2.1 แบบป้อนไปข้างหน้า (Feed forward network)	32
2.7.2.2 แบบมีการป้อนไปเวียนกลับ (Feedback network)	32
2.7.3 ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม	33
2.7.3.1 โครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียว	33
2.7.3.2 โครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น	33
2.7.4 การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม	34
2.7.5 การเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม	36
2.7.6 ประเภทของการเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม	37
2.7.6.1 การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning)	37
2.7.6.2 การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning)	38
2.7.7 หลักการปรับตัวของโครงข่ายประสาทเทียม	39
2.7.8 หลักการปรับตัวแบบ Back propagation	40
2.7.9 การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม	43
2.8 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	43
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย	45
3.1 โครงสร้างวิธีการดำเนินการวิจัยการรู้จำลายเซ็น	45
3.2 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล	45
3.2.1 ฐานข้อมูลลายเซ็น	45
3.2.2 เพิ่มข้อมูลลายเซ็น	46

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้เพื่อการศึกษานี้เท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.2.2 การตรวจสอบคุณสมบัติ Ergodic	47
3.3 ขั้นตอนการประมวลผลสัญญาณเบื้องต้น	47
3.3.1 การฉายข้อมูลให้อยู่ในมิติที่ต้องการ	47
3.3.2 การกรองสัญญาณคือชี้ออกจากสัญญาณข้อมูลลายเซ็น	47
3.3.3 การนอร์มอลไลซ์ข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นทางขนาด	47
3.4 การหาค่าลักษณะเด่น	47
3.5 ระบบการรู้จำลายเซ็น	49
3.5.1 ขั้นตอนการจัดสรรข้อมูลเพื่อการเรียนรู้ และทดสอบ	49
3.5.1.1 การจัดข้อมูลลักษณะเด่นเข้าสู่ระบบรู้จำ	49
3.5.1.2 การจัดการเพื่อฝึกสอนระบบโครงข่ายประสาทเทียม	49
3.5.1.3 การจัดข้อมูลเพื่อการฝึกสอนระบบโครงข่ายประสาทเทียม	50
3.5.2 ขั้นตอนการพัฒนาโปรแกรมระบบการรู้จำลายเซ็น	50
3.5.2.1 ขั้นตอนการออกแบบ และเตรียมแบบจำลองการรู้จำ	50
3.5.2.2 การทดสอบการรู้จำลายเซ็น	51
3.6 การบันทึกผลการทดลอง	52
3.7 การวิเคราะห์ผลการทดลอง	52
3.8 สรุปขั้นตอนกระบวนการวิจัย	53
บทที่ 4 ผลการทดลอง	55
4.1 การทดลอง	55
4.2 ผลการทดลอง	55
4.2.1 ผลการตรวจสอบคุณสมบัติ Ergodic	55
4.2.1 ผลการทดลองการประมวลผลเบื้องต้น (Pre processing)	57
4.2.2 ผลการทดลองกระบวนการแยกลักษณะเด่น (Feature Extraction)	59
4.2.2.1 ผลการหาค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้นของ ข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นเทียบกับเวลาที่ลำดับต่างๆ	59
4.2.2.2 ผลการทดลองกระบวนการแยกลักษณะเด่นของลายเซ็น แต่ละลายเซ็น	62

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.2.3 ผลการทดลองการเรียนรู้ในการรู้จักของโครงข่ายประสาทเทียม 103

4.2.4 ผลการทดลองการคัดแยกลายเซ็นของแต่ละบุคคลด้วยโครงข่าย
ประสาทเทียม 104

4.2.5 ผลการทดลองการการปลอมแปลงลายเซ็น 111

4.2.5.1 การตรวจสอบการปลอมลายเซ็น โดยผู้ปลอมลายเซ็น
ไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น 111

4.2.5.2 การตรวจสอบการปลอมลายเซ็น โดยผู้ปลอมลายเซ็น
ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น 115

4.2.6 ผลการทดลองระบบรู้จักที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์
ประสาทหลายชั้น 119

4.2.6.1 ผลการทดลองการจำแนกลายเซ็น 119

4.2.6.2 ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็น 122

4.2.6.2.1 การตรวจสอบการปลอมลายเซ็น โดยผู้ปลอม
ลายเซ็นไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น 122

4.2.6.2.2 การตรวจสอบการปลอมลายเซ็น โดยผู้ปลอม
ลายเซ็นทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น 125

4.3 การวิเคราะห์ผลการทดลอง 127

บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและงานในอนาคต 128

บรรณานุกรม 129

ภาคผนวก 131

ภาคผนวก ก. โปรแกรมที่ใช้ในการจำลองการทำงานของระบบรู้จักลายเซ็น 132

ภาคผนวก ข. ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ 147

ประวัติผู้เขียน 153

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 แสดงการเปรียบเทียบข้อดีข้อเสียของการพิสูจน์ตัวตนแต่ละชนิด	8
2.2 แสดงการเปรียบเทียบผลของการเทคโนโลยีชีวภาพด้วยวิธีที่แตกต่างกัน	12
3.1 แสดงตัวอย่างแฟ้มข้อมูลลายเซ็น	46
3.2 แสดงตัวอย่างข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบเทียบกับเวลา $x(n)$ ที่มีค่าอันดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 10	48
3.3 แสดงตัวอย่างข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา $y(n)$ ที่มีค่าอันดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 10	48
4.1 แสดงผลการหาค่า Time average และ Ensemble average ของค่าตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ	57
4.2 แสดงผลการหาค่า Time average และ Ensemble average ของค่าตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนตั้ง	57
4.3 แสดงผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น โดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นจำนวน 10 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	104
4.4 แสดงผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น โดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นจำนวน 10 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	105
4.5 แสดงผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น โดยใช้ค่าข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นจำนวน 20 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	106
4.6 แสดงผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น โดยใช้ค่าข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นจำนวน 20 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	106
4.7 แสดงผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น โดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	108

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงแก้ไข และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.8 แสดงผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น โดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	109
4.9 แสดงผลลัพท์ที่ได้จากการทดลองการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น	110
4.10 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 10 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	111
4.11 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 10 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	112
4.12 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 20 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	112
4.13 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 20 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	113
4.14 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	113
4.15 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	114
4.16 แสดงผลลัพท์ที่ได้จากการทดลองการตรวจสอบการปลอมลายเซ็น โดยผู้ปลอมแปลงลายเซ็นไม่ทราบรูปแบบ จังหวะในการเซ็นของลายเซ็น	114
4.17 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 10 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	115

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.18 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 10 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	116
4.19 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 20 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	116
4.20 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 20 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	117
4.21 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	117
4.22 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	118
4.23 แสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองการตรวจสอบการปลอมลายเซ็น โดยผู้ปลอมแปลงลายเซ็นทราบรูปแบบ จังหวะในการเซ็นของลายเซ็น	118
4.24 แสดงผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น โดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลาจาก โครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น	120
4.25 แสดงผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น โดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลาจาก โครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น	121
4.26 แสดงผลการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็นของโครงข่ายทั้ง 2 แบบ	122

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อ XI และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.27 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลาจาก โครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น	123
4.28 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลาจาก โครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น	123
4.29 แสดงผลการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองการตรวจสอบการปลอมลายเซ็น โดยผู้ปลอมแปลงลายเซ็นไม่ทราบรูปแบบ จังหวะของลายเซ็นของ โครงข่ายทั้ง 2 แบบ	124
4.30 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	125
4.31 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา	125
4.32 แสดงผลการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองการตรวจสอบการปลอมลายเซ็น โดยผู้ปลอมแปลงลายเซ็นทราบรูปแบบ จังหวะของลายเซ็นของ โครงข่ายทั้ง 2 แบบ	126

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
1.1 แสดงแบบจำลองระบบรู้จำ	3
2.1 แสดงขั้นตอนของกระบวนการรู้จำรูปแบบ	13
2.2 แสดงการกำหนดรูปแบบของลักษณะเด่นในรูปแบบต่างๆ	16
2.3 แสดงลักษณะเด่นที่เหมาะสม และไม่เหมาะสม	17
2.4 แสดงตัวอย่างการนำระบบการรู้จำรูปแบบไปใช้งาน	18
2.5 แสดงการกระจายตัวของข้อมูลความยาวของปลาทั้ง 2 ชนิด	18
2.6 แสดงการกระจายตัวของข้อมูลความเข้มของสีบนแถบข้างของปลาทั้ง 2 ชนิด	19
2.7 แสดงการเปลี่ยนขอบเขตการตัดสินใจเพื่อลดความผิดพลาดในการแยกชนิดปลา	19
2.8 แสดงการเปลี่ยนแบบจำลองในการตัดสินใจ และขอบเขตการตัดสินใจ	20
2.9 แสดงแบบจำลองของโครงข่ายประสาทในสมองมนุษย์	30
2.10 แสดงสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมขั้นพื้นฐาน	31
2.11 แสดงสถาปัตยกรรมของ Feed forward network	32
2.12 แสดงสถาปัตยกรรมของ Feedback network	32
2.13 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียว	33
2.14 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น	34
2.15 แสดงแบบจำลองหน่วยประสาทเทียม	35
2.16 แสดงการแยกแยะขอบเขต	35
2.17 แสดงตัวอย่างชนิดของฟังก์ชันกระตุ้น	36
2.18 แสดงการเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning)	37
2.19 แสดงการเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning)	38
2.20 แสดงหลักการปรับตัวของวงจรรข่าย	39
2.21 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น	40
2.22 แสดงโครงสร้างของการปรับน้ำหนักในโหนด	40
3.1 แสดงโครงสร้างระบบการรู้จำ	45
3.2 แสดงตัวอย่างลายเซ็นที่ทำการทดลอง	46
3.3 แสดงตัวอย่างลักษณะเด่นของแต่ละลายเซ็น ในรูปเวกเตอร์	49
3.4 แสดงตัวอย่างเวกเตอร์ข้อมูลนำเข้าที่ป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม	49
3.5 แสดงตัวอย่างการกำหนดกลุ่มให้แก่แต่ละลายเซ็น	49

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อ XIII และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.6 แสดงตัวอย่างการกำหนดเวกเตอร์เป้าหมายให้กับ โครงข่ายประสาทเทียม	49
3.7 แสดงตัวอย่างเวกเตอร์นำเข้า และเวกเตอร์เป้าหมาย	50
3.8 แสดงแผนผังขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม	51
3.9 แสดงแผนผังขั้นตอนการทำงานของการเรียนรู้ และขั้นตอนการทดลอง	52
3.10 แสดงแผนผังขั้นตอนกระบวนการวิจัย	54
4.1 แสดงการกระจายตัวของค่าตำแหน่งข้อมูลสายเส้นในแนวแกนราบ	56
4.2 แสดงการกระจายตัวของค่าตำแหน่งข้อมูลสายเส้นในแนวแกนตั้ง	56
4.3 แสดงตัวอย่างสายเส้นที่ทำการทดลอง	58
4.4 แสดงตำแหน่งสายเส้นในแนวราบเทียบกับเวลา $x(n)$ และแนวราบตั้งกับเวลา $y(n)$	58
4.5 แสดงตำแหน่งสายเส้นในแนวราบเทียบกับเวลา $x(n)$ และแนวตั้งเทียบกับเวลา $y(n)$ เมื่อผ่านการกรองสัญญาณดิจิทัล	58
4.6 แสดงตำแหน่งสายเส้นในแนวราบเทียบกับเวลา $x(n)$ และแนวตั้งเทียบกับเวลา $y(n)$ ที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์ทางขนาด	59
4.7 แสดงตำแหน่งสายเส้นหลังจากทำการประมวลผลสัญญาณเบื้องต้น	59
4.8 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งสายเส้นในแนวราบ เทียบกับเวลา $x(n)$ ที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 10	60
4.9 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งสายเส้นในแนวราบ เทียบกับเวลา $x(n)$ ที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 20	60
4.10 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งสายเส้นในแนวราบ เทียบกับเวลา $x(n)$ ที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 30	60
4.11 แสดงค่าการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่ง สายเส้นในแนวราบเทียบกับเวลา $x(n)$ ที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 10, 20 และ 30	61
4.12 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งสายเส้นในแนวตั้ง เทียบกับเวลา $y(n)$ ที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 10	61
4.13 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งสายเส้นในแนวตั้ง เทียบกับเวลา $y(n)$ ที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 20	61
4.14 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งสายเส้นในแนวตั้ง เทียบกับเวลา $y(n)$ ที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 30	62

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อที่ และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.15 แสดงค่าการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่ง ลายเซ็นในแนวตั้งเทียบกับเวลา $y(t)$ ที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 10, 20 และ 30	62
4.16 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 1	63
4.17 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 2	65
4.18 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 3	67
4.19 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 4	69
4.20 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 5	71
4.21 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 6	73
4.22 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 7	75
4.23 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 8	77
4.24 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 9	79
4.25 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 10	81
4.26 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 11	83
4.27 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 12	85
4.28 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 13	87
4.29 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 14	89
4.30 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 15	91
4.31 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 16	93
4.32 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 17	95
4.33 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 18	97
4.34 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 19	99
4.35 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 20	101
4.36 แสดงค่าความผิดพลาดของผลลัพธ์ที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียว	103
4.37 แสดงค่าความผิดพลาดของผลลัพธ์ที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น	103
4.38 แสดงการตรวจสอบในการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น	110
4.39 แสดงการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนเวลาหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ ประการใดขอสงวนสิทธิ์ในสิ่งที่ปรากฏ	115

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.40 แสดงการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทรารูปแบบ และจังหวะในการเซ็น	119
4.41 แสดงการเปรียบเทียบผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็นจากโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 แบบ	122
4.42 แสดงการเปรียบเทียบผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทรารูปแบบ และจังหวะในการเซ็นจากโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 แบบ	124
4.43 แสดงการเปรียบเทียบผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทรารูปแบบ และจังหวะในการเซ็นจากโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 แบบ	126



บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมา และความสำคัญของปัญหา

การตรวจสอบความถูกต้อง และพิสูจน์บุคคลในการทำธุรกรรมต่างๆ ตลอดจนการปกป้องความมั่นคงปลอดภัยของระบบ และข้อมูลภายในองค์กรถือเป็นเรื่องสำคัญในปัจจุบัน เนื่องจากการถูกคุกคามโดยผู้ไม่ประสงค์ดีได้เพิ่มมากขึ้น และอาจนำมาซึ่งความเสียหายอย่างมาก ต่อเจ้าของธุรกรรม หรือองค์กรนั้นๆ ดังนั้นถ้าภายในระบบมีการควบคุมความปลอดภัยที่ดีจะช่วยลดโอกาสเสี่ยงต่อการถูกคุกคามได้

ในปัจจุบันระบบรักษาความปลอดภัย และพิสูจน์บุคคลในการทำธุรกรรมต่างๆ มีหลากหลายรูปแบบ เช่น การป้อนรหัสประจำตัว, การลงลายมือชื่อ หรือลายเซ็น ซึ่งวิธีการดังกล่าวเป็นวิธีที่ไม่สามารถรักษาความปลอดภัยได้อย่างสมบูรณ์ เนื่องจากการเข้ารหัสประจำตัวนั้น ก็มีบุคคลอื่นสามารถถอดรหัสของเราได้ รวมถึงปลอมแปลงลายมือชื่อ ซึ่งการลักลอบปลอมแปลงข้อมูลทั้งสองอย่างนี้ก็เกิดขึ้นได้บ่อยๆ ดังเห็นได้จากข่าวเรื่องกรรข โมรหัทธสมันตร์เครดิตไปใช้จากการซื้อสินค้าผ่านอินเทอร์เน็ต หรือจากการกดเงินจากตู้ ATM ที่ผู้ลักลอบมีการใช้วิธีการต่างๆ เพื่อเข้าถึงรหัสบัตรนั้น เป็นต้น

ดังนั้นในหลายๆครั้งที่ต้องไปติดต่อทำธุรกรรมด้วยตัวเองนั้น มักมีวิธีที่จะนำมาใช้ในการพิสูจน์ว่านั่นคือเป็นเจ้าของธุรกรรมจริงๆหรือไม่ เพื่อความปลอดภัยขององค์กรเอง ไม่ว่าจะเป็นการตรวจบัตรประจำตัวประชาชน ใบอนุญาตขับขี่ หรือบัตรที่มีชื่อ และรูปของเจ้าของบัตรติดอยู่ เช่น บัตรประจำตัวพนักงาน เป็นต้น แต่ถ้าหากมีเหตุที่ทำให้ไม่สามารถแสดงบัตรเหล่านั้นได้ เช่น กระเป๋าตังค์โดนล้วง หรือหล่นหาย เราจะมีวิธีการพิสูจน์ว่าคนๆนั้นคือเจ้าของธุรกรรมจริงๆได้อย่างไร ด้วยเหตุนี้เองจึงมีการนำวิธีการทางเทคโนโลยีชีวภาพมาใช้ โดยใช้ส่วนต่างๆของร่างกายเป็นตัวบ่งชี้ว่าบุคคลคนนั้นเป็นใคร ซึ่งส่วนต่างๆในร่างกายที่นี้อาจเป็นลายนิ้วมือ (Fingerprints), ช่องตาดำ (Retina Scan), ม่านตา (Iris Scan), โครงสร้างฝ่ามือ (Palm Geometry), รูปหน้า (Facial Recognition), เสียงพูด (Voice Verification) และการลงลายมือชื่อ (Signature Dynamics) เป็นต้น ซึ่งการพิสูจน์ตัวบุคคลด้วยวิธีนี้ถือเป็นวิธีที่แม่นยำและมีความน่าเชื่อถือมาก เนื่องจากบุคคลแต่ละคนจะมีลักษณะที่แตกต่างกันในทุก ๆ ส่วน ถึงแม้จะเป็นแฝดเหมือนที่อาจมีรูปหน้าที่คล้ายคลึงกันมาก แต่ลายนิ้วมือ ช่องตาดำ ม่านตา หรือโครงสร้างฝ่ามือจะมีเอกลักษณ์เฉพาะของแต่ละคนเอง

เนื่องจากลายเซ็นของแต่ละบุคคลมีลักษณะที่แตกต่างกันออกไปตามตัวแปรต่าง ๆ เช่น ขนาด ทิศทางของตัวอักษร และลักษณะการจรดปากกาไปจนกระทั่งการยกปากกา ดังนั้นลายเซ็น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้เผยแพร่โดยไม่เสียค่าใช้จ่าย

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จึงเข้ามามีบทบาทในเรื่องของการใช้เป็นสิ่งบ่งชี้ความเป็นหนึ่งเดียวของบุคคลในปัจจุบันที่ได้รับ ความนิยมในระดับต้น ๆ ดังนั้นจึงได้มีความพยายามที่จะหาวิธีการในการระบุตัวบุคคลด้วยวิธีอื่น ที่มีต้นทุนต่ำ และง่ายต่อการนำไปประยุกต์ใช้ ได้แก่ การระบุตัวบุคคลด้วยลายเซ็นเนื่องจาก ลายเซ็นของแต่ละบุคคลจะมีลักษณะเฉพาะทั้งในส่วนของรูปแบบ, จังหวะ หรือลำดับในการเขียน ลายเซ็นของแต่ละคน

ดังนั้นจึงเกิดแนวความคิดที่จะนำเสนอแนวทางในการปรับปรุง และพัฒนารูปแบบของ การคัดแยกลายเซ็นของบุคคลแบบใหม่ โดยการคัดแยกเอาลักษณะเด่นของลายเซ็นของแต่ละ ลายเซ็นออกมาจากลายเซ็นของแต่ละบุคคลเป็นตัวจำแนกโดยการนำสัญญาณลายเซ็นที่เป็น 2 มิติ ที่รับค่ามาได้จากแท็บเล็ต (Tablet) มาแปลงให้เป็นสัญญาณ 1 มิติ 2 สัญญาณ คือสัญญาณ $x(n)$ และ $y(n)$ นำสัญญาณดังกล่าวไปทำการหาค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้น และนำไป ฝึกฝน เรียนรู้จำด้วย โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) และเพื่อตัดสินใจระบุตัว รายบุคคลออกมา

1.2 ปัญหาที่กำลังศึกษาและวิจัย

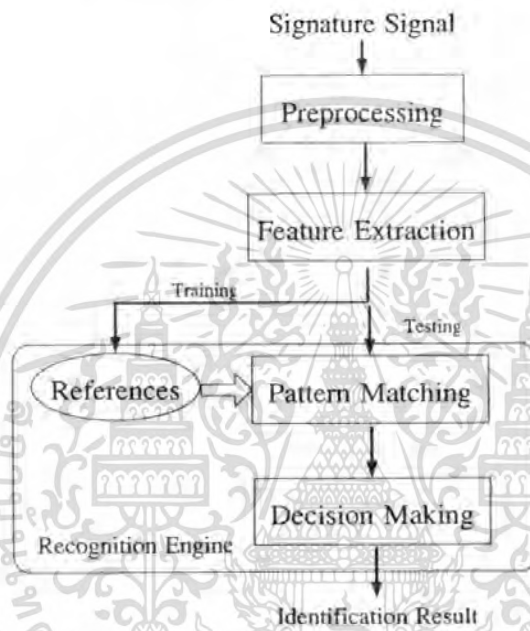
ในปัจจุบันระบบที่ใช้องค์ประกอบ และลักษณะของบุคคลมาระบุตัวบุคคลนั้นๆ เพื่อใช้ ในระบบรักษาความปลอดภัยแทนระบบการป้อนรหัสผ่านทางแป้นพิมพ์ (Password) หรือการใช้ บัตรแถบแม่เหล็ก (Magnetic card) ได้เป็นที่นิยมมากขึ้น ซึ่งในวิทยานิพนธ์นี้ทำการศึกษาระบบ ระบุตัวบุคคลโดยใช้ลายเซ็น ซึ่งจะใช้ลายเซ็นของแต่ละคนมาเป็นข้อมูลหลักในการพิจารณาเพื่อ ระบุตัวเจ้าของลายเซ็นนั้นๆ โดยจะทำการประมวลผลข้อมูลลายเซ็นในแนวราบ และแนวตั้ง ออกมาเป็นคู่ลำดับในแกน X และแกน Y เทียบกับเวลา เพื่อนำไปเข้ากระบวนการแยกลักษณะ เด่นออกมา โดยจะเลือกใช้ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้น (Linear Prediction Coefficient: LPC) เป็นลักษณะเด่นในการทดสอบ หลังจากที่ได้ลักษณะเด่นออกมาจึงนำไปเข้าสู่ กระบวนการรู้จำ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียวโดยได้จาก Tool box ใน MATLAB และโครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้นที่ได้จากการเขียน โปรแกรมโดยไม่ได้ใช้ Tool box ใน MATLAB สำหรับกระบวนการรู้จำ เพื่อนำไปตัดสินใจระบุ ตัวบุคคลเจ้าของลายเซ็น และใช้ตรวจสอบลายเซ็นที่มีการปลอมแปลงว่าเป็นลายเซ็นที่เซ็น โดย เจ้าของลายเซ็นที่แท้จริงหรือไม่

1.3 หลักการที่นำเสนอ

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้น ซึ่งเป็นค่าที่

แสดงถึงคุณลักษณะของข้อมูลคู่ลำดับของลายเซ็นร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะพิจารณา เอกสารที่เป็นเอกสารที่ส่งมอบไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ใบอนุญาตให้เข้าไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ค่าข้อมูลตำแหน่งของลายเซ็นในแนวแนวราบ และแนวตั้ง (คู่ลำดับในแกน X และแกน Y) เทียบ ไม้วารณใดทั้งสิ้น อีกทั้งยังมีให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กับเวลา ไปผ่านกระบวนการประมวลผลเบื้องต้น เพื่อให้ข้อมูลอยู่ในกรอบเงื่อนไขเดียวกันก่อนที่ จะนำไปหาค่าลักษณะเด่นสำหรับกระบวนการรู้จำลายเซ็นสำหรับระบบระบุตัวบุคคล ใน วิทยานิพนธ์นี้จะเลือกใช้ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นของค่าข้อมูลตำแหน่งของ ลายเซ็นในแนวแนวราบ และแนวตั้งเทียบกับเวลาเป็นลักษณะเด่น ก่อนนำค่าลักษณะเด่นที่ได้ไป เข้ากระบวนการรู้จำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม สำหรับการตรวจสอบว่าเป็นลายเซ็นของ เจ้าของลายเซ็นที่ถูกต้อง หรือใช้ตรวจสอบหากมีการปลอมลายเซ็นว่าตรงกับลายเซ็นต้นแบบของ เจ้าของลายเซ็นที่แท้จริงหรือไม่ โดยแสดงส่วนประกอบต่างๆของระบบรู้จำได้ดังรูปที่ 1.1



รูปที่ 1.1 แสดงแบบจำลองระบบรู้จำ

1.4 วัตถุประสงค์ของการศึกษา

วัตถุประสงค์ในการทำการวิจัย เรื่อง “การตรวจสอบลายเซ็น โดยใช้การประมาณพื้นที่เชิงเส้น และ โครงข่ายประสาทเทียม” มีด้วยกันอยู่ 4 ประการหลักๆ คือ

1. เพื่อนำเสนอแนวทางในการปรับปรุง และพัฒนารูปแบบของการคัดแยกลายเซ็นของ บุคคลรูปแบบใหม่
2. เพื่อนำเสนอหลักการทำงานของการประมาณพื้นที่เชิงเส้น และ โครงข่ายประสาท เทียม
3. เพื่อแสดงวิธีการระบุรายบุคคลออกมาโดยการคัดแยกลายเซ็นของแต่ละบุคคลออกมา ให้มีการแสดงผลที่ถูกต้อง แม่นยำ และรวดเร็วมากยิ่งขึ้น
4. เพื่อขยายงานวิจัยในเรื่องของการคัดแยกลายเซ็นให้เป็นที่รู้จัก และเป็นที่ยอมรับมากยิ่งขึ้น

เพื่อให้สามารถนำงานวิจัยนี้ไปประยุกต์ใช้งาน และมีการพัฒนาต่อไปอย่างไม่หยุดยั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้เพื่อการศึกษาค้นคว้าเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.5 ขอบเขตของงานวิจัย

1. ทำการศึกษาเกี่ยวกับทฤษฎีของค่าสัมประสิทธิ์การประมาณฟังก์ชันเชิงเส้น และโครงข่ายประสาทเทียม
2. ศึกษา และนำ โครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการคัดแยกลายเซ็น และตัดสินใจว่าลายเซ็นที่นำมาทดสอบเป็นลายเซ็นที่ถูกปลอมแปลงขึ้นหรือไม่

1.6 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

1. ศึกษาความเป็นมาของงานวิจัย
2. ศึกษาทฤษฎีต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย
 - ทฤษฎีของค่าสัมประสิทธิ์การประมาณฟังก์ชันเชิงเส้น
 - ทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียม
3. ศึกษาขั้นตอนในการทำงานของระบบการคัดแยกลายเซ็น และวิธีการจำลองระบบการคัดแยกลายเซ็น โดยใช้โปรแกรม MATLAB
4. แสดงผลการทดลองจากการประมวลผล โดยโปรแกรม MATLAB
5. บทสรุปผลการวิจัย และข้อเสนอแนะ

1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย

1. สามารถแก้ไขข้อบกพร่องในการตรวจสอบการปลอมแปลงข้อมูลในการคัดแยกลายเซ็นของแต่ละบุคคลได้
2. สามารถพัฒนาเครื่องมือที่ใช้ในการคัดแยกลายเซ็นของแต่ละบุคคลให้มีความแม่นยำมากขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2

ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การพิสูจน์ตัวตนบุคคล

2.1.1 การพิสูจน์ตัวตนบุคคล

การพิสูจน์ตัวตนบุคคล (Authentication) คือขั้นตอนการยืนยันความถูกต้องของหลักฐาน (Identity) ที่แสดงว่าเป็นบุคคลที่กล่าวอ้างจริง ในทางปฏิบัติจะแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน คือ

1. การระบุตัวตน (Identification) คือขั้นตอนที่ตรวจสอบว่าผู้เป็นใคร หรือแสดงหลักฐานว่าตนเองคือใคร เช่น ชื่อผู้ใช้ (username)
2. การยืนยันตัวตนบุคคล (Verification) คือขั้นตอนที่ตรวจสอบหลักฐานเพื่อแสดงว่าเป็นบุคคลตรงกับหลักฐานที่กล่าวอ้างจริง

2.1.2 ขั้นตอนในการยืนยันตัวตนบุคคล

ขั้นแรกผู้ใช้จะทำการแสดงหลักฐานที่ใช้ในการยืนยันตัวตนต่อระบบ ซึ่งในขั้นนี้คือการระบุตัวตน และในขั้นตอนต่อมาระบบจะทำการตรวจสอบหลักฐานที่ใช้นามากล่าวอ้างซึ่งก็คือการยืนยันตัวตน หลังจากระบบได้ทำการตรวจสอบหลักฐานเรียบร้อยแล้วหลักฐานที่นำมากล่าวอ้างถูกต้องจึงอนุญาตให้เข้าสู่ระบบได้ หากหลักฐานที่นำมากล่าวอ้างไม่ถูกต้องผู้ใช้จะถูกปฏิเสธจากระบบ

2.1.3 หลักฐานที่นำมาใช้ในการกล่าวอ้าง

หลักฐานที่นำมากล่าวอ้างที่เกี่ยวกับเรื่องของความปลอดภัยสามารถจำแนกได้ 2 ชนิด คือ

1. Actual identity คือหลักฐานที่สามารถบ่งบอกได้ว่าในความเป็นจริงบุคคลที่กล่าวอ้างนั้นเป็นใคร
2. Electronic identity คือหลักฐานทางอิเล็กทรอนิกส์ซึ่งสามารถบ่งบอกข้อมูลของบุคคลนั้นได้ แต่ละบุคคลอาจมีหลักฐานทางอิเล็กทรอนิกส์ได้มากกว่า 1 หลักฐาน ตัวอย่างเช่น บัญชีชื่อผู้ใช้

2.1.4 กลไกของการยืนยันตัวตนบุคคล

กลไกของการยืนยันตัวตนบุคคล (Authentication mechanisms) สามารถแบ่งออกได้เป็น 3 คุณสมบัติคือ

1. สิ่งที่คุณมี (Possession factor) เช่น กุญแจ หรือเครดิตการ์ด เป็นต้น
2. สิ่งที่คุณรู้ (Knowledge factor) เช่น รหัสผ่าน (passwords) หรือการใช้รหัสลับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

เฉพาะส่วนบุคคล (PIN Code : Personal Identification Number Code) หรือรหัสพิน เป็นต้น

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. สิ่งที่คุณเป็น (Biometric factor) เช่น ลายนิ้วมือ (Finger patterns) รูปแบบของม่านตา (Retina patterns) หรือใช้รูปแบบเสียง (Voice patterns) เป็นต้น

กระบวนการยืนยันตัวตนคุณนั้น จะนำ 3 ลักษณะข้างต้นมาใช้ในการยืนยันหลักฐานที่นำมา กล่าวอ้าง ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับระบบ วิธีการที่นำมาใช้เพียงลักษณะอย่างใดอย่างหนึ่ง (Single-factor authentication) นั้นมีข้อจำกัดในการใช้ ตัวอย่างเช่น สิ่งที่คุณมี (Possession factor) นั้นอาจจะสูญหาย หรือถูกขโมยได้ สิ่งที่คุณรู้ (Knowledge factor) อาจจะถูกดักฟัง เคา หรือขโมยจากเครื่องคอมพิวเตอร์ สิ่งที่คุณเป็น (Biometric factor) จัดได้ว่าเป็นวิธีที่มีความปลอดภัยสูงอย่างไรก็ตามการที่จะใช้เทคโนโลยีได้นั้นจำเป็นต้องมีการลงทุนที่สูง เป็นต้น

ดังนั้นจึงได้มีการนำแต่ละคุณลักษณะมาใช้ร่วมกัน (Multi-factor authentication) ตัวอย่างเช่น ใช้สิ่งที่คุณมีกับสิ่งที่คุณรู้มาใช้ร่วมกัน เช่น การใช้ลายมือชื่อร่วมกับการใช้บัตรเครดิตหรือการใช้รหัสผ่านร่วมกับการใช้บัตร ATM เป็นต้น การนำแต่ละลักษณะของการยืนยันตัวตนมาใช้ร่วมกัน มากกว่า 1 ลักษณะ จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการรักษาความปลอดภัยของข้อมูล

2.1.5 ส่วนประกอบของการยืนยันตัวตน (Authentication Components)

ส่วนประกอบพื้นฐานของการยืนยันตัวตนสมบูรณ์แบ่งได้เป็น 3 ส่วน คือ

1. การยืนยันตัวตน (Authentication) ก็คือการตรวจสอบหลักฐานเพื่อแสดงว่าเป็นบุคคลนั้นจริง ซึ่งเป็นส่วนที่สำคัญที่สุด เพราะเป็นขั้นตอนแรกในการตรวจสอบของการเข้ามาทำธุรกรรม หรือใช้งานในระบบ โดยผู้ที่เข้าใช้งานต้องถูกยอมรับจากระบบว่าสามารถเข้าสู่ระบบได้
2. การกำหนดสิทธิ์ (Authorization) คือข้อจำกัดของบุคคลที่เข้ามาทำธุรกรรม หรือเข้ามาในระบบว่าบุคคลคนนั้นสามารถทำอะไรได้บ้าง
3. การบันทึกการใช้งาน (Accountability) ก็คือการบันทึกรายละเอียดของการทำธุรกรรม หรือการใช้ระบบ และรวมถึงข้อมูลต่างๆที่ผู้ใช้กระทำลงไปในระบบ เพื่อผู้ตรวจสอบจะได้ตรวจสอบได้ว่า ผู้ใช้ที่เข้ามาใช้บริการ ได้เปลี่ยนแปลงหรือแก้ไขข้อมูลในส่วนใดบ้าง

2.1.6 ประเภทของการยืนยันตัวตน (Authentication Types)

จากที่ได้กล่าวไปข้างต้นว่าการยืนยันตัวตนมีความสำคัญที่สุดกับการเข้าใช้ระบบ จึงแจกแจงชนิดของการยืนยันตัวตนใช้กันอยู่ในปัจจุบันว่ามีอะไรบ้าง และแต่ละชนิดมีลักษณะดังนี้

1. ไม่มีการพิสูจน์ตัวตน (No Authentication) ตามหลักการแล้วการพิสูจน์ตัวตนไม่มีความจำเป็น ถ้าธุรกรรม หรือข้อมูลเหล่านั้นเป็นข้อมูลสาธารณะ ที่อนุญาตให้ทุกคนเข้าใช้บริการ และเปลี่ยนแปลงได้ หรือข้อมูลข่าวสารหรือแหล่งของข้อมูลนั้นๆ สามารถเข้าถึงได้เฉพาะบุคคลที่ได้รับอนุญาตเท่านั้น

2. การพิสูจน์ตัวตนโดยใช้รหัสผ่าน (Authentication by Passwords) รหัสผ่านเป็นวิธีการที่ใช้มานานและนิยมใช้กันแพร่หลาย ซึ่งรหัสผ่านควรจำกัดให้เฉพาะผู้ใช้ที่มีสิทธิเท่านั้นที่

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ทราบรหัส แต่ว่าในปัจจุบันนี้การใช้แค่รหัสผ่าน ไม่มีประสิทธิภาพมากพอที่จะรักษาความมั่นคงปลอดภัยให้กับระบบผู้ที่ทำธุรกรรม เนื่องจากการตั้งรหัสผ่านที่ง่ายเกินไป ตลอดจนวิทยาการ และความรู้ที่ก้าวหน้าทำให้รหัสผ่านอาจจะถูกขโมยได้ระหว่างการสื่อสารผ่านเครือข่ายได้

3. การพิสูจน์ตัวตนโดยใช้ PIN (Authentication by PIN, PIN: Personal Identification Number) เป็นรหัสลับส่วนบุคคลที่ใช้เป็นรหัสผ่านเพื่อเข้าสู่ระบบ ซึ่ง PIN ใช้อย่างแพร่หลายโดยเฉพาะการทำธุรกรรมทางด้านธนาคาร เช่น บัตร ATM และเครดิตการ์ดต่างๆ การใช้ PIN ทำให้มีความปลอดภัยในการสื่อสารข้ามระบบเครือข่ายสาธารณะมากขึ้น เนื่องจาก PIN จะถูกเข้ารหัสเอาไว้และจำเป็นต้องมีเครื่องมือที่สามารถถอดรหัสนี้ออกมาได้ เช่นฮาร์ดแวร์ที่ออกแบบมาโดยเฉพาะ และถูกติดตั้งไว้ในเครื่องของผู้รับและผู้ส่งเท่านั้น

4. การพิสูจน์ตัวตนโดยใช้ Password Authenticators หรือ Tokens (Authentication by Password Authenticators or Tokens) เป็นฮาร์ดแวร์พิเศษที่ใช้สร้าง "รหัสผ่านซึ่งเปลี่ยนแปลงได้ (dynamic password)" เพื่อใช้ขณะเข้าสู่ระบบเครือข่ายมี 2 วิธีคือ แบบชิงโครนัส และแบบอะชิงโครนัส

4.1 การพิสูจน์ตัวตนแบบชิงโครนัส แบ่งออกเป็น 2 ประเภทตามลักษณะของการใช้งาน คือ

4.1.1 การพิสูจน์ตัวตนแบบชิงโครนัส โดยขึ้นอยู่กับสถานการณ์ (Event-synchronous authentication) เมื่อผู้ใช้ต้องการที่จะเข้าสู่ระบบ ผู้ใช้จะต้องกด Token เพื่อให้ Token สร้างรหัสผ่านให้ จากนั้นผู้ใช้นำรหัสผ่านที่แสดงหลังจากกด Token ไปลงในฟอร์มเพื่อเข้าสู่ระบบ ระบบจะทำการตรวจสอบกับเซิร์ฟเวอร์ก่อน ว่ารหัสผ่านที่ใส่มีอยู่ในเซิร์ฟเวอร์จริง จึงจะยินยอมให้ผู้ใช้เข้าสู่ระบบ

4.1.2 การพิสูจน์ตัวตนแบบชิงโครนัส โดยขึ้นอยู่กับเวลา (Time-synchronous authentication) เป็นวิธีการที่สร้างรหัสผ่านโดยมีการกำหนดช่วงระยะเวลาการใช้งาน โดยปกติแล้วรหัสผ่านจะถูกเปลี่ยนทุกๆ หนึ่งนาที การสร้างรหัสผ่านจะเป็นไปอย่างต่อเนื่อง ทำให้บางครั้งรหัสผ่านที่สร้างออกมาอาจจะซ้ำกันกับรหัสผ่านตัวอื่นที่เคยสร้างมาแล้วก็ได้ เมื่อผู้ใช้ต้องการเข้าสู่ระบบก็ใส่รหัสผ่านและเวลาที่รหัสผ่านตัวนั้นถูกสร้างขึ้นมา (รหัสผ่านจะถูกสร้างขึ้นมาจาก Token) ลงในฟอร์ม เพื่อเข้าสู่ระบบ ระบบจะทำการตรวจสอบเวลาและรหัสผ่านที่ผู้ใช้ใส่ลงไป กับเซิร์ฟเวอร์ว่ารหัสผ่านที่ใส่ตรงกับเวลาที่ Token สร้าง และมีอยู่ในเซิร์ฟเวอร์จริง จึงยินยอมให้ผู้ใช้เข้าสู่ระบบ

4.2 การพิสูจน์ตัวตนแบบอะชิงโครนัส หรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า "challenge-response" ถูกพัฒนาขึ้น เป็นลำดับแรกของระบบการใช้ "รหัสผ่านซึ่งเปลี่ยนแปลงได้" ซึ่งถือได้ว่าเป็นการป้องกันการโจมตีที่ปลอดภัยที่สุด เพราะเนื่องจากว่าเมื่อผู้ใช้ต้องการจะเข้าสู่ระบบ ผู้ใช้จะต้องทำการร้องขอไปยังเซิร์ฟเวอร์ จากนั้นเซิร์ฟเวอร์ก็จะส่ง challenge string มาให้ผู้ใช้ เพื่อให้ผู้ใช้ใส่ลงเอกสารนี้เป็นเอกสารที่ส่งวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นับญาติให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะผิดใจทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ใน Token ที่ผู้ใช้ถืออยู่ จากนั้น Token จะทำการคำนวณรหัสผ่านออกมาให้ผู้ใช้ ผู้ใช้จึงสามารถนำรหัสผ่านนั้นไปลงในฟอร์มเพื่อเข้าสู่ระบบได้

การพิสูจน์ตัวตนแบบซิงโครนัส ทั้งไคลเอนต์และเซิร์ฟเวอร์จะมีรหัสผ่านเก็บเอาไว้ แต่การพิสูจน์ตัวตนแบบอะซิงโครนัส ไคลเอนต์จะต้องติดต่อเซิร์ฟเวอร์ก่อนจึงจะได้รับรหัสผ่านจริง ทำให้การพิสูจน์ตัวตนแบบอะซิงโครนัสมีขั้นตอนที่ซับซ้อนกว่าแบบซิงโครนัส

5. การพิสูจน์ตัวตนโดยใช้ลักษณะเฉพาะทางชีวภาพของแต่ละบุคคล (Authentication by Biometric traits) ลักษณะทางชีวภาพของแต่ละบุคคลเป็นลักษณะเฉพาะและลอกเลียนแบบกันไม่ได้ การนำมาใช้ในการพิสูจน์ตัวตนจะเพิ่มความน่าเชื่อถือได้มากขึ้นเช่นการใช้ลายนิ้วมือ เลียง ม่านตา เป็นต้น จึงมีการนำเทคโนโลยีนี้มาช่วยในการพิสูจน์ตัวตน เพื่อเพิ่มความปลอดภัยก่อนเข้าสู่ระบบ เช่นการใช้ควมคู่กับการใช้รหัสผ่าน

6. การพิสูจน์ตัวตนโดยใช้การถาม-ตอบ (Zero-knowledge proofs) เป็นวิธีการพิสูจน์ตัวตนโดยใช้การถาม - ตอบ เมื่อผู้ใช้เข้ามาในระบบแล้ว ระบบจะแน่ใจได้อย่างไรว่าผู้ใช้คนนั้น เป็นคนที่ได้รับอนุญาตให้เข้ามาใช้ระบบได้จริง การที่จะทำให้ระบบมั่นใจได้ว่าผู้ที่เข้าไปในระบบผู้นั้นเป็นผู้ที่ได้รับอนุญาตจริง นั่นคือระบบจะใช้การถาม-ตอบ ซึ่งคำถามและคำตอบเหล่านี้ ผู้ใช้จะเป็นคนสร้างคำถามและคำตอบขึ้นมาเอง จากนั้นจะส่งให้กับเซิร์ฟเวอร์ ซึ่งคำถาม-คำตอบที่ผู้ใช้สร้างขึ้นมา ผู้ใช้เท่านั้นจะเป็นคนที่ทราบคำตอบของแต่ละคำถามที่ถูกสร้าง และเมื่อผู้ใช้คนนั้นๆ เข้าสู่ระบบได้ ระบบจะถามคู่คำถามเหล่านั้นที่ผู้ใช้คนนั้นๆ สร้างขึ้นมา ถามผู้ใช้คนนั้นๆ ก่อนที่จะยอมให้เข้าใช้ระบบได้จริง การให้ใช้ระบบได้จริงจะได้รับการยินยอมก็ต่อเมื่อการตอบคำถามที่ผู้ใช้ตอบ นั้นสัมพันธ์กับคำตอบที่มีอยู่ในเซิร์ฟเวอร์ วิธีการพิสูจน์ตัวตนวิธีนี้ เป็นวิธีการที่ต้องใช้ความรู้ขั้นสูงในการนำมาใช้ เนื่องจากระบบจะใช้การเรียนรู้จากข้อมูลที่ได้รับ อาจจะเรียกระบบนี้ได้ว่าเป็นการนำความรู้ด้าน AI (Artificial Intelligence) มาใช้นั่นเอง

ซึ่งสามารถเปรียบเทียบข้อดี และข้อเสียของการพิสูจน์ตัวตนแต่ละชนิดได้ดังตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 แสดงการเปรียบเทียบข้อดีข้อเสียของการพิสูจน์ตัวตนแต่ละชนิด

การพิสูจน์ตัวตน	ข้อดี	ข้อเสีย
ไม่มีการพิสูจน์ตัวตน	ง่ายต่อการใช้งานและค่าใช้จ่ายต่ำ	ความปลอดภัยของข้อมูลจะขึ้นอยู่กับผู้ว่าจะนำข้อมูลเหล่านั้นไปใช้ในทางที่ควรหรือไม่
การพิสูจน์ตัวตนโดยใช้รหัสผ่าน	สามารถใช้ได้กับทุกระบบ	จะไม่ปลอดภัยเมื่อมีการส่งข้ามระบบเครือข่ายที่เป็นสาธารณะหรือไม่มีการเข้ารหัสข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 2.1 แสดงการเปรียบเทียบข้อดีข้อเสียของการพิสูจน์ตัวตนแต่ละชนิด (ต่อ)

การพิสูจน์ตัวตน	ข้อดี	ข้อเสีย
การพิสูจน์ตัวตน โดยใช้ PIN	<ul style="list-style-type: none"> - ง่ายต่อการจำและความปลอดภัยค่อนข้างดี (บัตร ATM) - สามารถสื่อสารข้ามเครือข่ายสาธารณะได้อย่างปลอดภัย 	<ul style="list-style-type: none"> - ต้องใช้ฮาร์ดแวร์เฉพาะในการอ่าน PIN - ไม่สามารถใช้กับต่างระบบกันได้ - ราคาแพง
การพิสูจน์ตัวตน โดยใช้ password authenticators หรือ tokens แบบซิงโครนัส	<ul style="list-style-type: none"> - มีความปลอดภัยมากกว่าการใช้การจำรหัสผ่านแบบธรรมดา - ไม่ต้องใช้เครื่องอ่านการ์ด - ผู้ที่ละเมิดเข้ามาไม่สามารถจะเข้ามาโจมตีได้ 	<ul style="list-style-type: none"> - การใช้งานยุ่งยากกว่าแบบจำรหัสผ่าน - authenticator เป็นวัตถุจึงง่ายต่อการสูญหายและการถูกขโมยได้
การพิสูจน์ตัวตนโดยใช้ password authenticators หรือ tokens แบบอะซิงโครนัส	<ul style="list-style-type: none"> - มีความปลอดภัยมากกว่าการใช้การจำรหัสผ่านแบบธรรมดา - ไม่ต้องใช้เครื่องอ่านการ์ด - เป็นวิธีการป้องกันที่ดีที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับ วิธีการใช้การพิสูจน์ตัวตนโดยใช้ password authenticators หรือ tokens 	<ul style="list-style-type: none"> - การใช้งานยุ่งยากกว่าแบบจำรหัสผ่าน - authenticator เป็นวัตถุจึงง่ายต่อการสูญหาย และการถูกขโมยได้ไม่สามารถป้องกันผู้ที่ละเมิดเข้ามาในระบบได้ - การใช้งานค่อนข้างยุ่งยากกว่าวิธีการใช้ "รหัสผ่านซึ่งเปลี่ยนแปลงได้ (dynamic password)" วิธีอื่นๆ
การพิสูจน์ตัวตน โดยใช้ ลักษณะเฉพาะทางชีวภาพของแต่ละบุคคล	<ul style="list-style-type: none"> - มีความปลอดภัยสูงเพราะเลียนแบบกัน ได้ยาก 	<ul style="list-style-type: none"> - ระบบมีความซับซ้อนสูง - ยังไม่ได้รับความนิยมกันอย่างแพร่หลาย - ค่าใช้จ่ายสูง
การพิสูจน์ตัวตน โดยวิธี zero-knowledge proofs	<ul style="list-style-type: none"> - ความปลอดภัยค่อนข้างสูง เพราะคำถามและคำตอบจะมีเพียงผู้ใช้ และเซิร์ฟเวอร์เท่านั้นที่ทราบ 	<ul style="list-style-type: none"> - ความซับซ้อนของระบบเพิ่มขึ้นตามความฉลาดของระบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2 เทคโนโลยีชีวภาพ (Biometric Technology)

เทคโนโลยีชีวภาพ (Biometric Technology) คือการผสมผสานระหว่างเทคโนโลยีทางด้านชีวภาพและทางการแพทย์ กับเทคโนโลยีทางคอมพิวเตอร์เข้าด้วยกัน เพื่อนำมาประยุกต์ใช้ในการตรวจวัดคุณลักษณะทางกายภาพ (Physical Characteristics) และลักษณะทางพฤติกรรม (Behaviors) ที่เป็นลักษณะเฉพาะของแต่ละคนมาใช้ในการระบุตัวบุคคลนั้นๆ และนำสิ่งที่ได้เหล่านั้นมาใช้เปรียบเทียบกับคุณลักษณะที่ได้มีการบันทึกไว้ในฐานข้อมูลก่อนหน้านี้ เพื่อใช้แยกแยะบุคคลนั้นจากบุคคลอื่นๆ นอกจากนี้ยังสามารถใช้ในการตรวจสอบบุคคลคนนั้นในกรณีที่ต้องเป็นผู้ต้องสงสัยในการละเมิดกฎหมายได้อีกด้วย คุณลักษณะทางกายภาพของคนเรานั้นส่วนใหญ่จะไม่เปลี่ยนแปลงไปตามกาลเวลา ในขณะที่พฤติกรรมอาจมีการเปลี่ยนแปลงได้ จึงทำให้การพิสูจน์บุคคลโดยการใช้ลักษณะทางกายภาพนั้น มีความน่าเชื่อถือมากกว่า ตัวอย่างของคุณลักษณะทางกายภาพที่นิยมนำมาใช้ ได้แก่ ลายนิ้วมือ, ม่านตา, ช่องคอหอย, ฝ่ามือ และรูปหน้า เป็นต้น

ส่วนการตรวจสอบโดยใช้เสียงพูด, การลงลายมือชื่อ, การใช้แป้นพิมพ์ ซึ่งจัดเป็นคุณลักษณะทางพฤติกรรมของบุคคล ที่สามารถเปลี่ยนแปลงได้ตามกาลเวลา และการเรียนรู้ของเจ้าของ แต่ข้อดีอย่างหนึ่งของการใช้การตรวจสอบประเภทนี้ก็คือ ใช้ง่าย เป็นที่ยอมรับของผู้ใช้ และมีอัตราเสี่ยงต่อการคิดซื้อต่ำ เนื่องจากไม่ต้องนำอวัยวะที่ไวต่อการติดเชื้อ เช่น ดวงตาไปสัมผัสกับอุปกรณ์ที่ใช้ในการอ่านข้อมูลโดยตรง

2.2.1 การนำเทคโนโลยีชีวภาพมาใช้

เทคโนโลยีชีวภาพนั้นส่วนใหญ่เป็นงานที่มีความจำเป็นในการตรวจสอบ และระบุตัวบุคคลที่เข้ามาใช้งาน เพื่อเป็นการเพิ่มความปลอดภัยให้กับองค์กร หรือแม้แต่ในระดับประเทศเองก็นำไปใช้ป้องกันบุคคลที่น่าสงสัย หรือผู้ไม่ประสงค์ดีเข้ามาก่อวินาศกรรมได้ ดังนั้นในปัจจุบันจึงเริ่มมีการนำเทคโนโลยีทางด้านนี้ไปใช้กันอย่างแพร่หลาย เช่น การควบคุมการเข้าออกอาคาร การจัดฐานข้อมูลอาชญากร การควบคุมการลงเวลางาน และการตรวจสอบคนเข้าเมือง เป็นต้น นอกจากนี้ ธนาคารในต่างประเทศหลายๆ แห่งก็เริ่มที่จะนำเทคโนโลยีชนิดนี้เข้ามาใช้กันมากขึ้น เพื่อป้องกันอาชญากรรมต่างๆ ที่อาจจะเกิดขึ้นได้จากการระบุตัวบุคคลผิดพลาด

2.2.2 วัตถุประสงค์ของการนำเทคโนโลยีชีวภาพไปใช้

วัตถุประสงค์ของการนำเทคโนโลยีชีวภาพไปใช้เกี่ยวกับการตรวจสอบ, การทำความรู้จัก, การระบุ และการแยกแยะบุคคลนั้นๆ จากบุคคลอื่น สามารถแบ่งการใช้งานออกได้เป็น 2 โอกาส คือ

2.2.2.1 กระบวนการตรวจสอบเพื่อระบุตัวบุคคล (Identification: one-to-many) เป็นกระบวนการตรวจสอบข้อมูลของบุคคลนั้นๆ โดยการเปรียบเทียบข้อมูลที่ได้ออกมาทั้งหมดที่มีอยู่ในฐานข้อมูล ระบบ identification นั้น มีอยู่ด้วยกัน 2 ลักษณะ คือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. Positive identification วิธีนี้ใช้เพื่อตอบคำถามที่ว่า “คุณเป็นใคร (Who is this)” ผลที่ออกมาไม่จำเป็นที่จะต้องเป็นชื่อบุคคลนั้นก็ได้อีก แต่อาจจะออกมาในรูปของบัตรประจำตัว หรือสิ่งอื่นที่แสดงความเป็นตัวตน ระบบนี้อาจถูกนำไปใช้เวลามีการปล่อยตัวนักโทษ ซึ่งไม่ได้ใส่เลขที่ประจำตัว หรือมีการใช้บัตร แต่ก็สามารถระบุตัวได้โดยการตรวจม่านตา

2. Negative identification เป็นการค้นหาข้อมูลจากฐานข้อมูลโดยนำข้อมูลที่ได้ไปเทียบกับข้อมูลหลายๆ ตัว ระบบนี้ถูกออกแบบมาเพื่อให้มั่นใจว่า บุคคลคนนั้นยังไม่มีข้อมูลอยู่ในฐานข้อมูลจริงๆ ซึ่งการทำแบบนี้ก็เพื่อป้องกันการลงทะเบียนซ้ำซ้อน โดยการใช้ชื่อต่างๆกัน ทำให้มีการใช้กันอย่างกว้างขวาง โดยเฉพาะในกรณีที่มีการลงทะเบียนนั้นเอื้อประโยชน์ต่อผู้ลงทะเบียน

2.2.2.2 กระบวนการตรวจสอบเพื่อยืนยันตัวตนบุคคล (Verification: one-to-one) กระบวนการนี้ใช้เพื่อระบุว่า “คุณคือคนที่คุณอ้างจริงหรือไม่ (Is this person who he/she claim to be?)” โดยการตรวจสอบข้อมูลที่ได้อีกกับข้อมูลที่เคยมีการลงทะเบียนไว้แล้วด้วยลักษณะต่างๆกัน เช่น ถ้าคนๆนั้นได้ลงทะเบียนได้ด้วยการพิมพ์ลายนิ้วมือไว้ 3 นิ้ว เมื่อถึงเวลาตรวจสอบ จะใช้นิ้วใดนิ้วหนึ่งก็ได้ ระบบนี้จะทำการตรวจสอบหาข้อมูลจนกว่าจะเจอข้อมูลที่ตรงกัน เมื่อเจอข้อมูลที่ตรงกันเพียงข้อมูลเดียวก็ถือว่าผ่าน

2.2.3 ขั้นตอนของการใช้เทคโนโลยีชีวภาพในการตรวจสอบ

1. ระบุตัวอย่างคุณลักษณะที่ต้องการวัด เช่น สแกนลายนิ้วมือออกมาเป็นภาพถ่ายลายนิ้วมือ หรือการเก็บข้อมูลลายมือชื่อของแต่ละบุคคล
2. เก็บข้อมูลจากตัวอย่างจากกลุ่มที่ต้องการตรวจสอบ โดยจัดเก็บคุณลักษณะที่ต้องการวัดเป็นข้อมูลเชิงปริมาณจากการคำนวณโดยใช้กลไกเฉพาะ และจัดเก็บให้อยู่ในรูปแบบเป็นแม่แบบ (Template) ที่จะใช้ในการเปรียบเทียบ
3. เปรียบเทียบข้อมูลเชิงปริมาณที่วัดได้จากข้อ 2 กับข้อมูลที่ได้อีกจากตัวผู้ใช้งานก่อนหน้านี้ ซึ่งอาจบันทึกไว้ในฐานข้อมูลกลาง หรือบันทึกไว้บน Smart Card
4. พิจารณาผลการเปรียบเทียบว่า ถูกต้องตรงกันหรือไม่
5. ตัดสินตามเงื่อนไขที่ใช้ตรวจสอบเพื่อระบุว่าบุคคลนี้เป็นใคร (Identification) หรือตรวจสอบว่าเป็นบุคคลตรงตามที่มีการกล่าวอ้าง (Verification) หรือไม่

เราเรียกขั้นตอนที่ 1 และ 2 ว่าเป็นขั้นตอนของการลงทะเบียน (Enrolment) ซึ่งจะเป็นการทำเพียงครั้งเดียว ก่อนการที่จะเริ่มใช้งาน ส่วนขั้นตอนที่ 3-5 เป็นกระบวนการตรวจสอบการระบุตัวผู้ใช้ (Identification) หรือกระบวนการตรวจสอบบุคคล (Verification หรือ Authentication) ซึ่งผลของการตรวจสอบหรือระบุตัวผู้ใช้นี้มีผลออกมาได้ 4 กรณีดังนี้

1. อนุญาตให้ผู้ใช้ที่มีสิทธิ์ใช้ระบบ เข้าใช้ระบบ (Correct Accept)
2. ปฏิเสธผู้ที่ไม่มียสิทธิ์ ไม่ให้เข้าใช้ระบบ (Correct Reject)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. อนุญาตให้ผู้ที่ไม่มีสิทธิ์ เข้าใช้ระบบ (False Accept) โดยจำนวนของ False Accept ถ้าคำนวณออกมาเป็นเปอร์เซ็นต์ จะเรียกว่า อัตราการอนุญาตผิดพลาด (False Accept Rate หรือ FAR)

4. ปฏิเสธผู้ใช้ที่มีสิทธิ์ใช้ระบบ ไม่ให้เข้าใช้ระบบ (False Reject) โดยจำนวนของ False Reject ถ้าคำนวณออกมาเป็นเปอร์เซ็นต์ จะเรียกว่า อัตราการปฏิเสธผิดพลาด (False Reject Rate หรือ FRR)

2.2.4 ประเภทของเทคโนโลยีชีวภาพที่ใช้ในการตรวจสอบ สามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ การใช้ลักษณะทางกายภาพ (Physiological Biometrics) และการใช้ลักษณะทางพฤติกรรม (Behavioral Biometrics)

1. ลักษณะทางกายภาพ (Physiological Biometrics)

- ลักษณะลายนิ้วมือ (Fingerprint)
- ลักษณะใบหน้า (Facial Recognition)
- ลักษณะของมือ (Hand Geometry)
- ลักษณะของนิ้วมือ (Finger Geometry)
- ลักษณะใบหู (Ear Shape)
- ลักษณะม่านตาภายในดวงตา (Iris)
- ลักษณะช่องตาภายในดวงตา (Retina)

2. ลักษณะทางพฤติกรรม (Behavioral Biometrics)

- จังหวะในการพิมพ์ (Keystroke Dynamics)
- จังหวะในการลงลายมือชื่อ (Signature Dynamics)
- ลักษณะการเดิน (Gait Recognition)
- ลักษณะเสียง (Voice Recognition)

ซึ่งสามารถแสดงตัวอย่างของเทคโนโลยีชีวภาพ และเปรียบเทียบผลจากการใช้เทคโนโลยีชีวภาพวิธีต่างๆ ได้ดังตารางที่ 2.2

ตารางที่ 2.2 แสดงการเปรียบเทียบผลของการเทคโนโลยีชีวภาพด้วยวิธีที่แตกต่างกัน

ลักษณะเฉพาะ	ความสะดวก	ความแม่นยำ	ความปลอดภัย	ความเสถียรภาพ
ลักษณะของลายนิ้วมือ	สูง	สูง	สูง	สูง
ลักษณะของมือ	สูง	สูง	ปานกลาง	ปานกลาง
ลักษณะของช่องตา	ต่ำ	สูงมาก	สูง	สูง
ลักษณะของม่านตา	ปานกลาง	สูงมาก	สูงมาก	สูง
ลักษณะของโครงหน้า	ปานกลาง	สูง	ปานกลาง	ปานกลาง
ลักษณะของลายมือชื่อ	สูง	สูง	ปานกลาง	ปานกลาง
ลักษณะของเสียง	สูง	สูง	ปานกลาง	ปานกลาง

2.2.5 ข้อดีของการนำเอาเทคโนโลยีชีวภาพใช้ในการตรวจสอบหรือ ระบุตัวบุคคล

1. ทำให้เกิดความสะดวกรวดเร็ว ไม่จำเป็นต้องพกบัตร หรือต้องจำรหัสผ่าน และเป็นการเพิ่มความปลอดภัย ป้องกันการสูญหายของบัตรผ่าน หรือการลักลอบนำเอารหัสผ่านไปใช้
2. ยากต่อการปลอมแปลง และยากต่อการลักลอบนำไปใช้
3. การใช้เทคโนโลยีชีวภาพทำให้ผู้ใช้ไม่สามารถปฏิเสธความรับผิดชอบได้ เช่นในกรณีของการใช้รหัสผ่าน หรือบัตรผ่าน เจ้าของบัตรอาจอ้างได้ว่ารหัสผ่านหรือบัตรถูกผู้อื่นลักลอบนำไปใช้ แต่ถ้าใช้การตรวจสอบหรือระบุตัวบุคคลด้วยเทคโนโลยีชีวภาพ ทำให้ผู้ใช้ไม่สามารถปฏิเสธความรับผิดชอบได้
4. ใช้งานง่าย และเป็นที่ยอมรับของผู้ใช้
5. ช่วยในการป้องกันพนักงานลงเวลาแทนกัน (Buddy Punching)

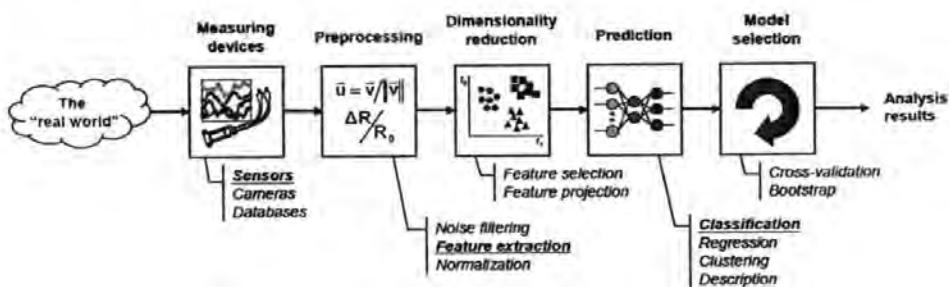
2.2.6 ข้อเสียของการนำเอาเทคโนโลยีชีวภาพในการตรวจสอบหรือ ระบุตัวบุคคล

1. ระบบมีความซับซ้อนสูง และมีราคาแพง
2. มีอัตราเสี่ยงต่อการติดเชื้อ เนื่องจากต้องนำอวัยวะที่ไวต่อการติดเชื้อ เช่น ดวงตา ไปสัมผัสกับอุปกรณ์ ที่ใช้ในการอ่านข้อมูลเทคโนโลยีชีวภาพ

2.3 การรู้จำรูปแบบ

การรู้จำแบบ (Pattern recognition) เป็นสาขาย่อยหนึ่งของวิทยาการคอมพิวเตอร์ เป็นศาสตร์ที่มีจุดประสงค์ในการจำแนกวัตถุ (objects) ออกเป็นประเภท (classes) ตามรูปแบบของวัตถุ โดยในการคำนวณจะมีการใช้เทคนิคจากสาขาอื่นๆมากมาย เช่น การประมวลผลสัญญาณ ปัญญาประดิษฐ์ และสถิติ โดยรูปแบบ (Pattern) ในที่นี้หมายถึง รูปร่าง หรือ คุณลักษณะ ของวัตถุที่เราสนใจ โดยวัตถุนั้นอาจเป็นรูปธรรม หรือนามธรรมก็ได้ หรือจะเป็นรูปแบบที่กระจายบนพื้นที่ หรือเปลี่ยนแปลงตามเวลาก็ได้

2.3.1 องค์ประกอบของกระบวนการรู้จำรูปแบบ



รูปที่ 2.1 แสดงขั้นตอนของกระบวนการรู้จำรูปแบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

องค์ประกอบเบื้องต้นของกระบวนการรู้จำรูปแบบประกอบด้วยส่วนต่างๆ สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 2.1 ซึ่งประกอบด้วย

1. อุปกรณ์ในการรับค่าข้อมูล (Measuring devices) เป็นส่วนที่รับข้อมูลที่เข้ามาในระบบจากอุปกรณ์รับค่า เช่น เซนเซอร์, กล้อง, แทปเล็ต หรือฐานข้อมูล
2. การประมวลผลข้อมูลเบื้องต้น (Preprocessing) เพื่อประมวลผลข้อมูลเบื้องต้นก่อนเข้าสู่กระบวนการอื่นต่อไป เช่น การกรองสัญญาณรบกวนออกจากข้อมูล, การปรับข้อมูลที่รับเข้ามาเป็นในรูปแบบเดียวกัน หรือการแยกลักษณะเด่นของข้อมูลแต่ละชุด
3. การลดขนาดของข้อมูล (Dimensionality reduction) เป็นกระบวนการเลือกลักษณะเด่น (Feature selection) และการแยกลักษณะเด่น (Feature extraction) เพื่อเป็นการเลือกลักษณะเด่นของข้อมูลออกมาจากคุณลักษณะต่างๆของข้อมูล
4. การทำนายผล หรือพฤติกรรมในอนาคต (Prediction) เป็นกระบวนการจัดกลุ่มของข้อมูล (Classification) ออกเป็นกลุ่มข้อมูลที่แตกต่างจากข้อมูลกลุ่มอื่นเพื่อตัดสินใจ
5. การเลือกแบบจำลองเพื่อตัดสินใจ (Model selection) เป็นการเลือกใช้แบบจำลองเพื่อตัดสินใจ โดยใช้กลุ่มของตัวอย่างข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน (Training set) ซึ่งถูกจัดกลุ่ม หรือระบุรายละเอียดไว้แล้ว เพื่อให้ผลการทำนายที่ถูกต้อง

2.3.2 ประเภทของการรู้จำรูปแบบ

การแบ่งประเภทของการรู้จำรูปแบบโดยใช้ขอบเขตทางทฤษฎี สามารถแบ่งเป็น 4 กลุ่ม ดังนี้

2.3.2.1 การรู้จำโดยใช้วิธีการเข้ารู้จำรูปแบบ (Template Matching) เป็นวิธีการแรกๆที่นำมาใช้ในการรู้จำตัวอักษร หลักการโดยทั่วไปคือจะต้องมีรูปแบบ (template) ที่สร้างขึ้นสำหรับอ่านตัวอักษร โดยมีการกำหนดตำแหน่งสำคัญที่สามารถใช้แยกแยะความแตกต่างระหว่างตัวอักษรแต่ละตัว เวลาทำงานก็ให้นำรูปภาพที่ต้องการอ่านไปหาบนบนแบบเพื่อวัดความคล้ายคลึงกันของภาพกับตัวแบบ จากนั้นก็ระบุว่าเป็นรหัสตัวอักษรอะไร โดยใช้ค่าผ่านระดับหรือวิธีการบางอย่างในการตัดสินใจ วิธีการนี้จะค่อนข้างอ่อนไหวต่อข้อมูลแทรกซ้อน ขนาด และการเอียงของตัวอักษร จึงจำเป็นต้องมีขั้นตอนการปรับแต่งข้อมูลที่ดี นอกจากนั้นขั้นตอนการเปรียบเทียบก็ไม่ใช่จะสามารถเทียบกันแบบจุดต่อจุดได้ เพราะในทางปฏิบัติตัวอักษรที่ส่งเข้าสามารถมีความแปรปรวนได้หลายรูปแบบ ดังนั้นวิธีการเทียบก็ต้องมีประสิทธิภาพเพียงพอที่จะรองรับกับปัญหาดังกล่าวได้

2.3.2.2 การรู้จำโดยใช้วิธีการสถิติ (Statistical Approach) เป็นวิธีการที่ใช้หลักการทางสถิติ โดยนำค่าความน่าจะเป็น หรือฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นมาใช้ในการตัดสินใจ รูปภาพอินพุตที่ได้มาจากขั้นตอนการสกัดลักษณะสำคัญ จะถูกส่งเข้าไปในส่วนการรู้จำเฉพาะของแต่ละตัวอักษร ซึ่งได้ผลลัพธ์ออกมาเป็นค่าความน่าจะเป็นที่อินพุตเป็นตัวอักษรใด เมื่ออินพุตได้ผ่าน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วนการรู้จำครบทุกตัวแล้ว ก็นำเอาผลลัพธ์ที่ได้ทั้งหมดมาเปรียบเทียบกันว่าได้ค่าความน่าจะเป็นของตัว อักษรใดมากที่สุด ผลลัพธ์จะออกเป็นตัวอักษรนั้น

2.3.2.3 การรู้จำโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ทางโครงสร้าง (Structural Analysis) คือการวิเคราะห์โครงสร้างตัวอักษร โดยถือว่าตัวอักษรทุกตัวประกอบด้วยองค์ประกอบพื้นฐาน ซึ่งได้มาจากการสกัดลักษณะสำคัญเช่นเดียวกันกับวิธีการทางสถิติ แต่ต่างกันตรงที่ลักษณะสำคัญที่ส่งมาให้กับขั้นตอนการรู้จำแบบการวิเคราะห์ทางโครงสร้างนี้ มักจะใช้เป็นชื่อ หรือค่าที่บอกว่าคุณสมบัติโครงสร้างสำคัญนั้นเป็นอะไร เช่น เส้นตรง วงกลม เป็นต้น แทนที่จะเป็นค่าจำนวนจริง ในขั้นตอนการรู้จำลักษณะสำคัญทั้งหลายที่ประกอบเป็นตัวอักษรนั้น จะถูกส่งเข้าไปให้กับส่วนที่ตรวจวิเคราะห์กฎการเขียนตัวอักษร เช่น ฟอรั่มอลแกรมมาแมชชีน (formal grammar machine) โครงสร้างกราฟ เป็นต้น เพื่อระบุว่าเป็นตัวอะไร ซึ่งจะตัดสินโดยการดูที่รูปแบบการเชื่อมค่อขององค์ประกอบต่างๆ เข้าเป็นตัวอักษรนั้น มีข้อดีที่มีความยืดหยุ่นต่อความหลากหลายของตัวอักษรค่อนข้างมาก และอัตราความถูกต้องขึ้นอยู่กับโครงสร้างกฎ และการวิเคราะห์กฎที่มีประสิทธิภาพ ซึ่งเป็นส่วนที่สำคัญที่สุด

2.3.2.4 การรู้จำโดยใช้วิธีทางโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เป็นแนวทางใหม่ที่ได้รับการนิยมน้อยมากในช่วงหลัง เนื่องจากประสิทธิภาพในด้านการรู้จำแบบ ซึ่งถูกนำไปใช้ในงานหลายๆด้าน รวมทั้งโอซีอาร์ด้วย โครงข่ายประสาทเทียมเป็นเทคนิคที่พยายามเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ ที่มีโครงข่ายเชื่อมต่อกันของหน่วยความจำย่อยๆ จำนวนมากที่สะสมความรู้เอาไว้ ความรู้เหล่านี้จะได้จากการฝึกสอนไว้ก่อน เช่นการสอนให้รู้จักตัวอักษร “ก” ถึง “ฮ” โดยการส่งภาพตัวอักษรเหล่านี้เข้าไป พร้อมกับบอกว่ามีค่าเป็นรหัสตัวอักษรอะไร โครงข่ายประสาทเทียมจะเรียนรู้ถึงรูปแบบตัวอักษรที่หลากหลายของตัวอักษรตัว นั้น เพื่อว่าเวลาทำงานจริงจะได้มีความสามารถพอที่จะรับมือกับภาพตัวอักษรในหลายๆ รูปแบบ สิ่งที่สอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมไม่จำเป็นต้องเป็นรูปของตัวอักษรอย่างที่เรารู้เห็นกันก็ได้ อินพุตที่ส่งให้มันจะผ่านขั้นตอนการสกัดลักษณะสำคัญ และกระบวนการประมวลผลเบื้องต้นอื่นๆ ก่อนเสมอ

2.3.3 ประเภทของการใช้งานการรู้จำรูปแบบ

การรู้จำรูปแบบสามารถนำไปใช้งานต่างๆ ได้หลายลักษณะ เช่น การประมวลผลภาพถ่าย (Image Preprocessing), การรู้จำเสียงพูด (Speech Recognition), การรู้จำอักขระทางภาพ (Optical Character Recognition), การระบุลายนิ้วมือมนุษย์ (Fingerprint Identification), การวิเคราะห์คลื่นสัญญาณหัวใจ (Electrocardiography: ECG Signal Analysis) เป็นต้น โดยเราสามารถแบ่งประเภทของการรู้จำรูปแบบโดยการแบ่งด้วยลักษณะการนำไปใช้งานได้ดังนี้

1. การแยกกลุ่มข้อมูล (Classification) เป็นการจัดกลุ่มของข้อมูล หรือวัตถุลงในกลุ่มข้อมูลกลุ่มต่างๆ ผลที่ได้จากการรู้จำรูปแบบจะเป็นตัวเลขจำนวนเต็ม (Integer) เช่น การจัดกลุ่มการแยกสินค้าว่า “ดี” หรือ “เสีย” ในระบบการตรวจสอบคุณภาพสินค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. การย้อนกลับ (Regression) เป็นการจัดกลุ่มต่างๆไป ผลที่ได้จากการรู้จำรูปแบบจะเป็นจำนวนจริง เช่น การทำนายมูลค่าหุ้น โดยการวิเคราะห์จากประสิทธิภาพการดำเนินงานที่ผ่านมาขององค์กรในตลาดหุ้น

3. การจัดกลุ่ม (Clustering) เป็นการจัดระเบียบของกลุ่มข้อมูล หรือวัตถุ โดยการใช้คุณลักษณะที่เหมือนกัน รูปแบบและแนวโน้มที่เหมือนกัน ซึ่งผลที่ได้จากการรู้จำรูปแบบคือกลุ่มของข้อมูล หรือกลุ่มของวัตถุ เช่น การจัดอนุกรมวิธานของสายพันธุ์ของสิ่งมีชีวิต

4. การบรรยายคุณลักษณะ (Description) เป็นการอธิบายถึงข้อมูล หรือวัตถุตามลักษณะพื้นฐาน ผลที่ได้จากการรู้จำรูปแบบคือโครงสร้าง หรือคำอธิบายด้วยภาษา เช่น การแสดงผลสัญญาณคลื่นหัวใจ (ECG) ในรูปแบบของค่าประกอบของ P, QRS และ T

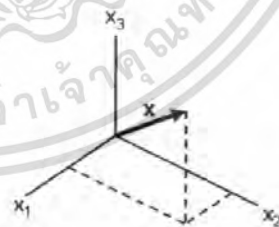
2.3.4 คุณลักษณะเด่น และรูปแบบของข้อมูล

การรู้จำรูปแบบจะใช้ลักษณะเด่น หรือรูปแบบของกลุ่มข้อมูล หรือวัตถุมาใช้ในการจัดกลุ่ม เพื่อตัดสินใจว่าข้อมูล หรือวัตถุที่ตรวจสอบเป็นข้อมูลอะไร หรือวัตถุชนิดไหน

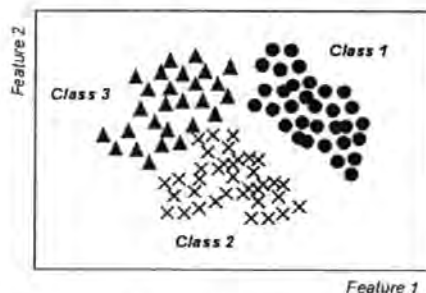
2.3.4.1 คุณลักษณะเด่น (Feature) คือลักษณะใดๆที่อาจจะเป็นเอกลักษณ์เฉพาะหรือจำนวน โดยสามารถกำหนดลักษณะเด่นในรูปแบบต่างๆได้ดังรูปที่ 2.2 คือ

1. กลุ่มของลักษณะเด่น สามารถแสดงได้ด้วยเวกเตอร์ขนาด d คอลัมน์ เรียกว่าเวกเตอร์ลักษณะเด่น (Feature vector)
2. มิติที่แสดงเวกเตอร์ลักษณะเด่น จะเรียกว่ามิติลักษณะเด่น (Feature space)
3. ข้อมูล หรือวัตถุที่ถูกแสดงจุดในมิติลักษณะเด่นจะเรียกว่าการกระจายตัวของจุด (Scatter plot)

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_d \end{bmatrix}$$



ก. เวกเตอร์ลักษณะเด่น (Feature vector) ข. มิติลักษณะเด่น (Feature space)



ค. การกระจายตัวของลักษณะเด่น (Scatter plot (2D))

เอกสารนี้เป็นเอกสารรูปที่ 2.2 แสดงการกำหนดรูปแบบของลักษณะเด่นในรูปแบบต่างๆไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3.4.2 รูปแบบ (Pattern) จะประกอบด้วยกลุ่มของลักษณะเด่นเฉพาะของข้อมูลหรือวัตถุ ซึ่งในกระบวนการจัดกลุ่มรูปแบบจะเป็นคู่ลำดับของตัวแปร $\{x, \omega\}$ โดยที่

x คือข้อมูลที่สังเกตการณ์ หรือลักษณะเด่น (เวกเตอร์ลักษณะเด่น)

ω คือผลจากการสังเกตการณ์

ซึ่งรูปแบบที่เหมาะสมจะต้องประกอบด้วยลักษณะเด่นที่สามารถแยกกลุ่มของข้อมูลได้อย่างชัดเจน เพื่อให้สามารถแยกแยะตัวอย่างออกจากกลุ่มที่แตกต่างกันได้ โดยแสดงได้ดังรูปที่ 2.3



ก. ลักษณะเด่นที่เหมาะสม

ข. ลักษณะเด่นที่ไม่เหมาะสม

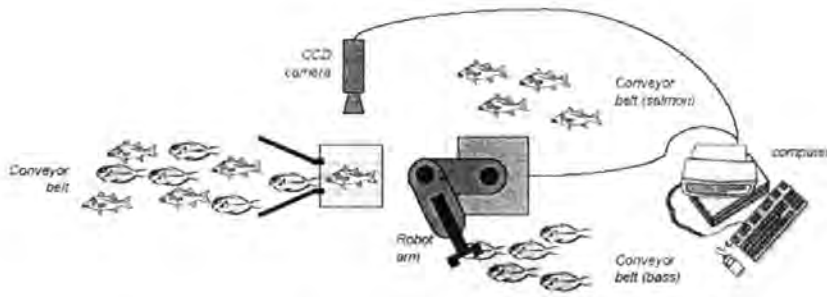
รูปที่ 2.3 แสดงลักษณะเด่นที่เหมาะสม และไม่เหมาะสม

2.3.5 การออกแบบระบบการรู้จำ

1. การเก็บข้อมูล (Data collection) เป็นการเก็บข้อมูลของสิ่งที่ต้องการสังเกตการณ์
2. การเลือกลักษณะเด่น (Feature selection) เป็นการกรองข้อมูลที่ใช้ประโยชน์ได้ และข้อมูลที่ใช้ประโยชน์ไม่ได้ออกมาจากกัน เพื่อนำข้อมูลที่ใช้ประโยชน์ได้ไปใช้ในการรู้จำต่อไป
3. การเลือกแบบจำลอง (Model selection) เป็นการเลือกใช้ที่แบบจำลองเพื่อใช้ในการรู้จำ และระบุ หรือแยกกลุ่มของข้อมูลให้เหมาะสม และถูกต้อง
4. การฝึกสอน (Training) เป็นการเรียนรู้ของข้อมูลนำเข้า และข้อมูลเป้าหมายที่ป้อนให้กับระบบการรู้จำ เพื่อหาค่าประสิทธิภาพ หรือค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับการคำนวณเพื่อแยกกลุ่มข้อมูล
5. การประเมินค่า (Evaluation) เป็นการประเมินผลที่ได้จากการรู้จำ เพื่อตรวจสอบผลลัพธ์จากการรู้จำว่าให้ผลการรู้จำถูกต้องแม่นยำมากน้อยเพียงใด

2.3.6 ตัวอย่างการนำระบบรู้จำไปใช้

ตัวอย่างของการนำระบบการรู้จำรูปแบบไปใช้งาน เช่น ระบบการแยกชนิดของปลา 2 ชนิด ระหว่างปลาแซลมอน และปลากะพง ดังรูปที่ 2.4 ซึ่งจะประกอบด้วย



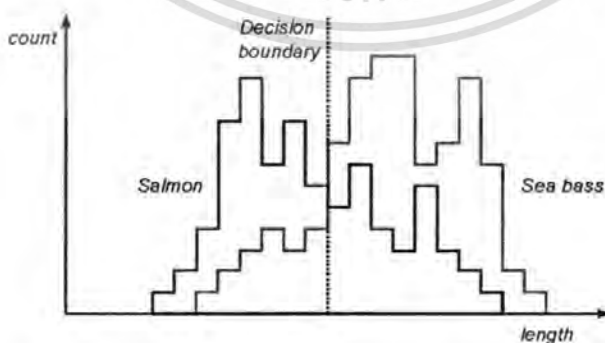
รูปที่ 2.4 แสดงตัวอย่างการนำระบบการรู้จำรูปแบบไปใช้งาน

2.3.6.1 ระบบที่ทำงานโดยอัตโนมัติ คือ

1. ระบบสายพานสำหรับนำปลาเข้า
2. ระบบสายพานสำหรับลำเลียงปลา
3. แขนกลสำหรับจับ และวาง
4. ระบบจับภาพด้วยกล้อง CCD แบบติดบนเพดาน
5. ระบบวิเคราะห์ และควบคุมแขนกล

2.3.6.2 การทำงานของระบบคัดแยกชนิดของปลา

1. กระบวนการรับภาพ ระบบจะจับภาพของปลาที่เข้ามาใหม่บริเวณพื้นที่จัดเรียง
2. กระบวนการประมวลผลสัญญาณเบื้องต้น จะทำการปรับค่าความเข้มของภาพที่ได้ (Average intensity levels) และแยกส่วนภาพตัวปลาออกจากภาพพื้นหลัง (Segmentation)
3. กระบวนการแยกลักษณะเด่น จะแยกคุณลักษณะเด่นของปลาทั้ง 2 ประเภท เช่น น้ำหนักเฉลี่ยของปลาจะมากกว่าปลาแซลมอน โดยในตัวอย่างนี้จะอธิบายโดยใช้ความยาวของตัวปลาเป็นลักษณะเด่นในการแยกชนิดของปลา สามารถแสดงการกระจายตัวของข้อมูลดังรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.5 แสดงการกระจายตัวของข้อมูลความยาวของปลาทั้ง 2 ชนิด

4. กระบวนการแยกกลุ่ม แบ่งกระบวนการย่อยดังนี้

4.1 ระบบเก็บเซตของข้อมูลตัวอย่างของปลาทั้ง 2 ประเภท

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

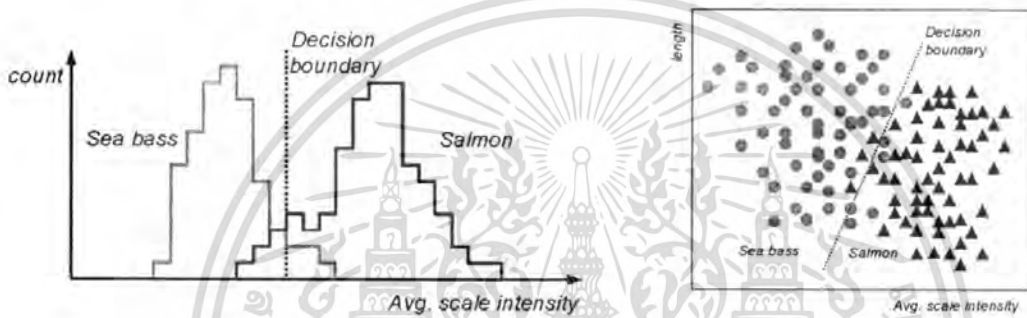
4.2 ค้นหาพหุคูณการกระจายตัวของความยาวของปลาทั้ง 2 ชนิด

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมีเหตุเปลี่ยนแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3 กำหนดขอบเขตการตัดสินใจ (Decision boundary) ซึ่งจะให้ความผิดพลาดในการแบ่งกลุ่ม หรือแยกชนิดของปลาที่มีความผิดพลาดน้อยลงได้

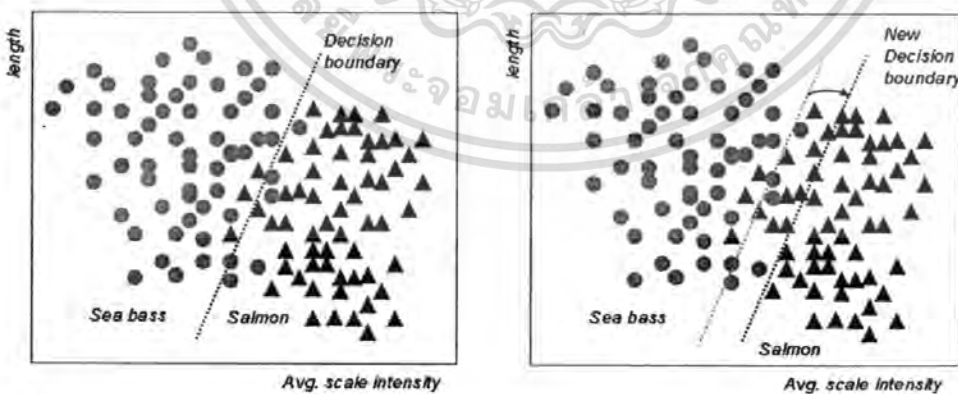
4.4 ประเมินผลของการคัดแยกชนิดของปลา

5. การปรับปรุงเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของระบบรู้จำรูปแบบ เพื่อเป็นการกำหนดเป้าหมายของการรู้จำให้ถูกต้องสูงขึ้น สามารถทำได้โดยการกำหนดลักษณะเด่นอื่นเพิ่มเติม เช่น ความกว้างของตัวปลา, ตำแหน่งของปาก หรือตา เป็นต้น ซึ่งหาเราสามารถหาลักษณะเด่นที่ดีจะสามารถเพิ่มประสิทธิภาพของการแยกชนิดของปลาโดยใช้ระบบรู้จำรูปแบบได้ โดยในตัวอย่างนี้จะใช้ความเข้มของสีบนแถบข้างของปลาทั้ง 2 ชนิดเป็นข้อมูลลักษณะเด่นเพิ่มเติม ซึ่งสามารถแสดงการกระจายตัวของข้อมูลได้ดังรูปที่ 2.6



รูปที่ 2.6 แสดงการกระจายตัวของข้อมูลความเข้มของสีบนแถบข้างของปลาทั้ง 2 ชนิด

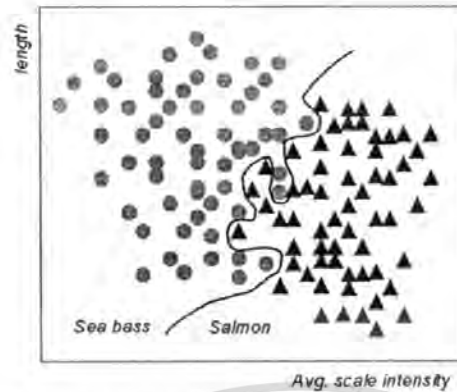
6. เปรียบเทียบผลการแยกชนิดของปลา เพื่อให้ลดความผิดพลาดจากการแยกชนิดให้น้อยที่สุด ซึ่งเป็นการพิจารณาว่าเป็นแนวทางที่ดีที่สุดสำหรับระบบคัดแยกปลาแล้วหรือไม่ โดยเราอาจจะปรับขอบเขตการตัดสินใจเพื่อลดความผิดพลาด ได้ดังรูปที่ 2.7



รูปที่ 2.7 แสดงการเปลี่ยนขอบเขตการตัดสินใจเพื่อลดความผิดพลาดในการแยกชนิดปลา

7. การปรับปรุงเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของระบบรู้จำรูปแบบ เพื่อเป็นการกำหนดเป้าหมายของการรู้จำให้ถูกต้องสูงขึ้น สามารถทำได้โดยเปลี่ยนแบบจำลองในการตัดสินใจ เช่น เปลี่ยนจากการแบ่งกลุ่มโดยใช้การแบ่งกลุ่มเชิงเส้น เป็นการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ฟังก์ชันกระตุ้น และฝึกสอนด้วยอัลกอริทึม ทำให้ได้ได้ตามขอบเขตการตัดสินใจใหม่ ก็จะสามารถเพิ่มความถูกต้องของการแยกชนิดปลาได้ดังรูปที่ 2.8



รูปที่ 2.8 แสดงการเปลี่ยนแบบจำลองในการตัดสินใจ และขอบเขตการตัดสินใจใหม่ เพื่อลดความผิดพลาดในการแยกชนิดปลา

2.4 กระบวนการสุ่ม (Random Process)

กระบวนการสุ่ม (Random Process) คือค่าตัวแปรสุ่ม (Random Variable) ที่เป็นฟังก์ชันทางเวลา ซึ่งบางครั้งเราเรียกอีกชื่อหนึ่งว่า Stochastic Process ดังนั้นถ้าเราให้ $X(t)$ เป็นกระบวนการสุ่ม เราจะได้ว่าในแต่ละจุดของเวลา $t_1, t_2, t_3, \dots, t_n$ กระบวนการสุ่มที่เวลานั้นๆ จะได้ค่าตัวแปรสุ่ม ($X(t_1), X(t_2), X(t_3), \dots, X(t_n)$) ซึ่งอาจจะมีค่าฟังก์ชันความหนาแน่นความน่าจะเป็น (Probability Density Function) ที่เหมือนกัน หรือต่างกันหรือไม่ก็ได้

ค่าของกระบวนการสุ่มที่เวลาหนึ่งๆจะเรียกว่าเป็นค่าตัวแปรสุ่มหลายๆค่า (Ensemble) ของเวลานั้น อย่างไรก็ตามปกติการวัดค่าของสัญญาณนั้นเราจะได้ข้อมูลที่เป็น Sample Point ของค่าตัวแปรสุ่มในแต่ละจุดของเวลา ซึ่งถ้าวัดติดต่อกันไปจะได้เป็นฟังก์ชัน ซึ่งเป็นสัญญาณที่เปลี่ยนไปตามเวลา ซึ่งเราเรียกว่าฟังก์ชันสุ่ม (Sample Function) ของกระบวนการสุ่ม

ยกตัวอย่างเช่น การวัดการกระเพื่อม (Ripple Voltage) ของ Power Supply เราสามารถทำได้โดยการสุ่มตัวอย่างจาก Power Supply มา จากนั้นก็วัดค่า Voltage โดยดูการเปลี่ยนแปลงของ Voltage ของ Power Supply ตัวนั้น ฉะนั้นที่เราได้ ก็คือ Sample Function ของ Power Supply ตัวหนึ่งจากจำนวนที่เป็นไปได้นับไม่ถ้วน ฟังก์ชันเกิดว่าในแต่ละจุดเวลาที่เราวัดได้ ($v(t_i)$) จัดว่าเป็น Sample Point ของค่าตัวแปรสุ่ม ($V(t_i)$) ค่าทางเวลาของ Voltage ที่เราวัดได้ ($v(t)$) จะเป็น Sample Function ของกระบวนการสุ่ม ($V(t)$)

ในอีกกรณีหนึ่ง สมมุติว่าเราต้องการหา PDF ของค่าตัวแปรสุ่มที่ $V(t_i)$ เราทำได้โดยการนำ Power Supply ที่มีอยู่ทั้งหมดมาวัดค่า Voltage ที่ t_i จากนั้นก็นำมาคำนวณหาค่า Expectation หรือ PDF ค่าทางสถิติที่เราเรียกว่าค่าเฉลี่ยค่าตัวแปรสุ่ม (Ensemble Average) เพราะว่าเป็นค่าของ Time Slot เดียวที่ t_i ปกติแล้วการหาค่าเฉลี่ยค่าตัวแปรสุ่มจะเป็นไปได้ยากในทางปฏิบัติ ที่ทำได้คือ

เมื่อก่อนได้ทั้งสน ออกทั้งหามมเห็ดดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเงาของเอกสารทุกครั้งที่มาไปใช้

ค่าเฉลี่ยทางเวลา (Time Average) ของฟังก์ชันสุ่มเดียวที่วัดได้จากการสุ่มตัวอย่าง นั่นก็คือเราต้องการให้กระบวนการสุ่มที่เราสนใจจะให้ค่าเฉลี่ยทางเวลา (Time Average) มีค่าเท่ากับค่าจริงที่ได้จากค่าเฉลี่ยค่าตัวแปรสุ่ม (Ensemble Average) คุณสมบัตินี้ในทางสถิติเราเรียกว่า *Ergodicity* นั่นก็คือถ้ากระบวนการสุ่ม (Random Process หรือ RP) เป็น Ergodic ค่า Time Average จะเท่ากับ Ensemble Average

2.4.1 ค่าเฉลี่ยทางสถิติ (Statistical Average) ของกระบวนการสุ่ม

สำหรับในแต่ละเวลา ค่า $X(t_i)$ ก็คือค่าตัวแปรสุ่ม ฉะนั้นค่าทางสถิติจะหาได้จาก Expectation ของค่าตัวแปรสุ่มในแต่ละช่วงเวลา ซึ่งค่าที่ได้จะเป็นค่าทางสถิติที่เป็นฟังก์ชันทางเวลานอกจากนี้ จะมีค่าทางสถิติที่เพิ่มมาที่สำคัญก็คือ Autocorrelation และค่า Auto covariance

2.4.1.1 ค่าเฉลี่ย (Mean) ค่าเฉลี่ยในความหมายทางสถิติก็คือค่า $E[X(t)]$ เนื่องจากเป็นฟังก์ชันทางเวลา ดังนั้นค่า Mean ที่ได้ก็จะเปลี่ยนไปตามเวลาด้วยนั่นก็คือ

$$m_x(t) = E[X(t)] \quad (2.1)$$

2.4.1.2 ค่าความแปรปรวน (Variance) พิจารณาที่เวลา t , เราสามารถหาค่าความแปรปรวน Variance ($\sigma_x^2(t)$) ได้จาก PDF ของ $X(t_i)$ นั่นก็คือ

$$\sigma_x^2(t_i) = E[(X(t_i) - m_x(t_i))^2] = \int_{-\infty}^{\infty} (X(t_i) - m_x(t_i))^2 f_{X(t_i)}(x) dx \quad (2.2)$$

2.4.1.3 อัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation) ค่าอัสสหสัมพันธ์ (Autocorrelation Function) ของกระบวนการสุ่ม $X(t)$ คือค่าความสัมพันธ์ (Correlation) ของตัวเองที่เวลาต่างกัน (เปรียบเทียบกับ Autocorrelation ของ Deterministic Signal) นั่นก็คือ

$$R_{xx}(t_1, t_2) = R_x(t_1, t_2) = E[X(t_1)X(t_2)] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x_1 x_2 f_{X(t_1)X(t_2)}(x_1, x_2) dx_1 dx_2 \quad (2.3)$$

2.4.1.4 ความแปรปรวนร่วมของตัวเอง (Auto covariance Function) ในทำนองเดียวกัน เราสามารถหา Auto covariance Function ได้จาก

$$C_{xx}(t_1, t_2) \equiv C_x(t_1, t_2) = E[(X(t_1) - m_x(t_1))(X(t_2) - m_x(t_2))] \quad (2.4)$$

2.4.2 Stationary Random Process

หากค่าทางสถิติของกระบวนการสุ่มเปลี่ยนไปตามเวลา ซึ่งถ้าเป็นเช่นนั้นจริง เราก็จะวิเคราะห์อะไรเกี่ยวกับตัวมันไม่ได้เลย จึงจำเป็นต้องตั้งสมมุติฐานขึ้นมาเพื่อที่จะช่วยในการศึกษา นั่นก็คือคำว่า Stationary ซึ่งหมายความว่าคุณสมบัติทางสถิติของกระบวนการสุ่มนั้นคงที่ไม่มีมีการเปลี่ยนแปลงไปตามเวลา ถ้าเรากล่าวถึงคุณสมบัติทุกตัว หรือทุก Moment นั่นก็คือค่า PDF จะเท่ากันตลอด เราเรียกกระบวนการสุ่ม ที่มีคุณสมบัติเช่นนี้ว่า เป็น Strict-Sense Stationary (SSS) ซึ่งจะมีการนำไปใช้

อย่างไรก็ตาม การศึกษาสัญญาณทางไฟฟ้าที่เราน่าสนใจมากที่สุดก็คือ Power ของสัญญาณ จะนับแค่ First Order Moment (Mean) และค่า Second Order Moment ($E[X^2(t)]$) เท่านั้นที่เราสนใจ นั่นก็คือเพียงแต่ค่า First Order และค่า Second Order Moment ที่ต้องการให้มีค่าคงที่ ไม่เปลี่ยนแปลงไปตามเวลา ก็เพียงพอต่อการศึกษาสัญญาณ ในกรณีที่กระบวนการสุ่ม มีคุณสมบัติเพียงแค่นี้ สองข้อนี้ เราเรียกกระบวนการสุ่มนี้ว่าเป็น Wide-Sense Stationary (WSS)

มีข้อที่น่าสังเกตอีกอันหนึ่ง คือถ้ากระบวนการสุ่ม นั้นเป็น Gaussian Process นั่นก็คือทุกจุดเวลามันจะมีลักษณะ PDF เป็นแบบ Gaussian เนื่องจาก Gaussian PDF สามารถอธิบายได้จากค่าทางสถิติเพียงแค่สองตัวคือค่า Mean และค่า Variance ดังนั้นในกรณีของ Gaussian Process คำว่า Wide-Sense Stationary จะมีความหมายเดียวกันกับ Strict-Sense Stationary

2.4.3 คุณสมบัติของ Wide Sense Stationary (WSS)

หากกระบวนการสุ่มเป็น WSS เราจะสามารถหาค่าเฉลี่ย $m_X(t)$ หรือ $\mu_X(t)$ และค่าความแปรปรวน $\sigma_X(t)$ อยู่ในรูปแบบที่ไม่ขึ้นกับเวลา t ดังนี้

$$m_X(t) = m_X \quad (2.5)$$

$$\sigma_X(t) = \sigma_X \quad (2.6)$$

และสามารถหาค่าอัตโนมัติสหสัมพันธ์ $R_X(t_1, t_2)$ ได้โดยจะไม่ขึ้นกับเวลา t_1 และ t_2 อีกต่อไป แต่จะขึ้นกับผลต่างของเวลา โดยถ้าให้ $t_2 - t_1 = \tau$ นั่นก็คือเราจะได้ว่า

$$R_X(t_1, t_2) = R_X(t_2 - t_1) = R_X(\tau) \quad (2.7)$$

และสามารถหาค่าความแปรปรวนร่วมของตัวเอง $C_X(t_1, t_2)$ ได้โดยจะลดรูปลงเหลือ

$$C_X(t_1, t_2) = R_X(\tau) - m_X^2 \quad (2.8)$$

2.4.4 Discrete-Time Random Process

คุณสมบัติและลักษณะต่างๆที่เกี่ยวข้องกับ Continuous Random Signal สามารถนำมาใช้ได้กับกรณีของ Discrete-Time Random Signal ซึ่งสัญญาณเหล่านี้ปกติแล้วจะได้ออกมาจากการ Sampling ของ Continuous Random Signal ดังนั้น Discrete-Time Random Process $X(n)$ จะประกอบไปด้วย Ensemble ของ Sample Sequence $x(n)$ และคุณสมบัติทางสถิติของ $X(n)$ จะคล้ายคลึงกับ $X(t)$ ผิดกันเฉพาะตอนนี้ค่า จะเป็น Integer Variable (ของเวลา) ดังนั้น ค่า l^{th} Moment ของจะได้นิยามเป็น

$$E[X_n^l] = \int_{-\infty}^{\infty} x_n^l f_x(x_n) dx_n \quad (2.9)$$

และค่า Autocorrelation Sequence จะเป็น

$$R_{xx}(n, k) = E[X_n X_k] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x_n x_k f_x(x_n, x_k) dx_n dx_k \quad (2.10)$$

และค่า Auto covariance จะได้ว่า

$$C_{xx}(n, k) = R_{xx}(n, k) - E[X_n]E[X_k] \quad (2.11)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับใช้ในการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในกรณีของ Stationary Process, เราได้ จาก $m = n - k$

$$R_{xx}(n, k) = R_{xx}(n - k) = R_{xx}(m) \quad (2.12)$$

$$C_{xx}(n, k) = C_{xx}(n - k) = C_{xx}(m) = R_{xx}(m) - m_x^2 \quad (2.13)$$

โดยที่ $m_x = E[X_n]$ เป็นค่าเฉลี่ยของกระบวนการสุ่ม ส่วนค่า Variance นั้นให้นิยามเป็น

$$\sigma^2 = C_{xx}(0) = R_{xx}(0) - m_x^2 \quad (2.14)$$

เช่นเดียวกับในกรณีของ Continuous Random Process, Discrete-Time Random Process นั้นจะมีค่า Infinite Energy แต่มีค่า Finite Average Power คือ

$$E[X_n^2] = R_{xx}(0) \quad (2.15)$$

2.5 การประมวลผลเบื้องต้น

ในการทำงานของระบบการรู้จำ จำเป็นจะต้องผ่านขั้นตอนที่สำคัญหลายขั้น ขั้นตอนดังกล่าวนี้มักถูกเรียกรวมกันว่า กระบวนการประมวลผลขั้นต้น (Pre-Processing) ซึ่งเป็นขั้นตอนในการปรับแต่งและจัดเตรียมข้อมูลให้เหมาะสมกับขั้นตอนการรู้จำต่อไป ขั้นตอนเหล่านี้มีความสำคัญต่อประสิทธิภาพโดยรวมของระบบ เพราะหากมีความผิดพลาดเกิดขึ้นในส่วนนี้ ก็จะส่งผลกระทบต่อส่วนถัดไปของระบบด้วย ขั้นตอนการประมวลผลเบื้องต้นที่สำคัญ ได้แก่

2.5.1 การกรองข้อมูลแทรกซ้อน (Noise Filtering)

การกรองข้อมูลแทรกซ้อนมีจุดประสงค์เพื่อลดทอนส่วนของรูปภาพที่เป็นสิ่งแปลกปลอมอันไม่พึงประสงค์ออกไป โดยข้อมูลแทรกซ้อนที่เกิดขึ้นส่วนใหญ่มักจะมาจากคุณภาพของเอกสารต้นฉบับที่นำมาทำการอ่าน ซึ่งเป็นต้นเหตุสำคัญที่ทำให้ความถูกต้องของโปรแกรมลดลง จึงจำเป็นที่จะต้องจัดการกับส่วนเกินเหล่านี้ออกไปให้ได้มากที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ แต่เรายังไม่มียุติวิธีใดที่รับรองได้ว่าสามารถจัดการกับข้อมูลแทรกซ้อนได้โดยสมบูรณ์ ดังนั้นส่วนการรู้จำก็จะต้องมีความทนทานต่อการแทรกซ้อนเหล่านี้ได้พอสมควร

2.5.2 การปรับแต่งข้อมูล (Normalization)

การปรับแต่งข้อมูลเป็นการปรับข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่ระบบต้องการเพื่อนำไปใช้ในขั้นต่อไป ตัวอย่างการปรับแต่งข้อมูลในระบบรู้จำทั่วไป อาทิเช่น การปรับขนาดรูปตัวอักษร, การปรับตัวอักษรที่เอียงให้ตรง, การแปลงรูปสีหรือเกรย์สเกลให้เป็นขาวดำ หรือในทางกลับกัน การแปลงรูปขาวดำให้เป็นสีหรือเกรย์สเกล เป็นต้น

2.5.3 การตัดแบ่งพื้นที่ใช้งาน (Cropping)

การตัดแบ่งพื้นที่เป็นการตัดแยกเอาเฉพาะรูปตัวอักษรออกมาจากภาพ เพื่อส่งให้ขั้นตอนการรู้จำในการระบุว่าข้อมูลที่รับเข้ามานั้นเป็นข้อมูลอะไร หลักการพอสั่งเขตที่ใช้สำหรับการตัดรูปตัวอักษรโดยทั่วไปจะใช้พื้นที่สีขาว (สีพื้น) รอบรูปเป็นตัวกำหนดขอบเขตในการตัด ในขั้นตอนนี้ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งยังมีให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเงาของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

มักจะประสบปัญหาที่ส่งผลกระทบต่ออัตราความถูกต้องของระบบโดยรวมอยู่ 2 ปัญหา ปัญหาแรกคือปัญหาตัวติด เกิดจากรูปของตัวอักษรตั้งแต่สองตัวขึ้นไปมีส่วนที่เชื่อมติดกัน ทำให้ไม่สามารถแยกตัวอักษรออกจากกันโดยใช้พื้นที่สีขาวรอบๆ ได้ จำเป็นต้องหาอัลกอริทึมพิเศษมาช่วยในการแยกตัวอักษรออกจากกัน ส่วนปัญหาที่สองในทางตรงกันข้าม เป็นปัญหาตัวขาดที่รูปตัวอักษรหนึ่งๆ ถูกแยกออกเป็นส่วนๆ ทำให้เวลาตัดตัวอักษรจากตัวเดียวจะได้เป็นสองตัว ซึ่งก็ต้องหาวิธีการเฉพาะสำหรับมาจัดการอีกเช่นกัน

2.6 กระบวนการแยกลักษณะเด่น (Feature Extraction)

การแยกค่าลักษณะเด่นมีอยู่หลากหลายวิธี แต่ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำเสนอการแยกลักษณะเด่นโดยการใช้การประมาณพหุระเชิงเส้น (Linear Prediction Coefficient: LPC) ซึ่งในวิทยานิพนธ์นี้จะใช้อัลกอริทึมของการหาค่าอัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation) มาใช้ในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นจากสัญญาณที่ต้องการ

2.6.1 การประมาณพหุระเชิงเส้น (LPC)

กำหนดให้สัญญาณเดิมคือ $s(n)$ และให้ค่าที่ได้จากการประมาณพหุระเชิงเส้นของสัญญาณเดิม $s(n)$ คือ $s'(n)$ และสมมติให้สัญญาณที่ทำการวิเคราะห์ขึ้นเกิดจากการนำเอาสัญญาณในอดีตของสัญญาณจริงมาจำนวน p ลำดับ เพราะฉะนั้นจะได้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของการประมาณพหุระเชิงเส้นว่า

$$s'(n) = a_1 s(n-1) + a_2 s(n-2) + \dots + a_p s(n-p) \quad (2.16)$$

$$s'(n) = \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \quad (2.17)$$

เมื่อ a_k คือค่าสัมประสิทธิ์ของการประมาณพหุระเชิงเส้น (LPC) และสามารถหาค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างสัญญาณจริงกับสัญญาณที่ประมาณได้ ($\varepsilon(n)$) เท่ากับ

$$\varepsilon(n) = s(n) - s'(n) = s(n) - \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \quad (2.18)$$

ซึ่งผลรวมของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองคือ

$$E_n = \sum_n \varepsilon^2(n) = \sum_n \left(s(n) - \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \right)^2 \quad (2.19)$$

โดยค่า a_k ที่ใช้ในการประมาณพหุระเชิงเส้นจะต้องทำให้ผลรวมของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองมีค่าน้อยที่สุดด้วยการทำอนุพันธ์สมการที่ (2.4) เทียบกับสัมประสิทธิ์ a_k แล้วเท่ากับศูนย์

$$\frac{\partial E_n}{\partial a_k} = 0 \quad \text{เมื่อ } k = 1, 2, 3, \dots, p \quad (2.20)$$

$$E_n = \sum_n \left(s(n) - \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \right)^2 \quad (2.21)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$E_n = \sum_n \left(s^2(n) - 2s(n) \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) + \left(\sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \right) \left(\sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \right) \right) \quad (2.22)$$

$$E_n = \sum_n \left(\begin{aligned} & s^2(n) - 2s(n)a_1s(n-1) + a_1s(n-1) \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \\ & - 2s(n)a_2s(n-2) + a_2s(n-2) \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \\ & - 2s(n)a_3s(n-3) + a_3s(n-3) \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \\ & \dots \\ & - 2s(n)a_p s(n-p) + a_p s(n-p) \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \end{aligned} \right) \quad (2.23)$$

จัดรูปสมการให้อยู่ในรูปของ a_k ต่างๆเพื่อทำการหาอนุพันธ์เทียบกับ a_k ค่าต่างๆ

$$E_n = \sum_n \left(\begin{aligned} & s^2(n) + \left(-2s(n)a_1s(n-1) + a_1s(n-1)a_1s(n-1) \right. \\ & \left. + a_1s(n-1)a_2s(n-2) + \dots + a_1s(n-1)a_p s(n-p) \right) \\ & + \left(-2s(n)a_2s(n-2) + a_2s(n-2)a_1s(n-1) \right. \\ & \left. + a_2s(n-2)a_2s(n-2) + \dots + a_2s(n-2)a_p s(n-p) \right) \\ & + \left(-2s(n)a_3s(n-3) + a_3s(n-3)a_1s(n-1) \right. \\ & \left. + a_3s(n-3)a_2s(n-2) + \dots + a_3s(n-3)a_p s(n-p) \right) \\ & \dots \\ & + \left(-2s(n)a_p s(n-p) + a_p s(n-p)a_1s(n-1) \right. \\ & \left. + a_p s(n-p)a_2s(n-2) + \dots + a_p s(n-p)a_p s(n-p) \right) \end{aligned} \right) \quad (2.24)$$

ทำการหาอนุพันธ์เทียบกับสัมประสิทธิ์ a_1 แล้วเท่ากับศูนย์

$$\frac{\partial E_n}{\partial a_1} = \sum_n \left(\begin{aligned} & -2s(n)s(n-1) + \\ & 2a_1s(n-1)s(n-1) + s(n-1)a_2s(n-2) + \dots + s(n-1)a_p s(n-p) + \\ & a_2s(n-2)s(n-1) + a_3s(n-3)s(n-1) + \dots + a_p s(n-p)s(n-1) \end{aligned} \right) = 0 \quad (2.25)$$

$$\frac{\partial E_n}{\partial a_1} = \sum_n (-2s(n)s(n-1) + 2s(n-1) \sum_{k=1}^p a_k s(n-k)) = 0 \quad (2.26)$$

และทำการหาอนุพันธ์เทียบกับสัมประสิทธิ์อื่นๆ (a_2, a_3, \dots, a_p) แล้วจะได้ว่า

$$\frac{\partial E_n}{\partial a_k} = \sum_n \left(\begin{aligned} & -2s(n)s(n-1) + 2s(n-1) \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \\ & -2s(n)s(n-2) + 2s(n-2) \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \\ & \dots \\ & -2s(n)s(n-p) + 2s(n-p) \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \end{aligned} \right) = 0 \quad (2.27)$$

$$\frac{\partial E_n}{\partial a_k} = \sum_n (-2s(n)s(n-i) + 2s(n-i) \sum_{k=1}^p a_k s(n-k)) = 0 \quad (2.28)$$

จากสมการที่ (2.28) จะประกอบด้วย p สมการ p ตัวแปร โดยที่ $i = 1, 2, 3, \dots, p$

$$\sum_n \left(\sum_{k=1}^p a_k s(n-i)s(n-k) \right) = \sum_n (s(n)s(n-i)) \quad (2.29)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.6.2 สหพันธ์ (Correlation)

สหพันธ์ (Correlation) เป็นแนวคิดที่สำคัญมาในการประยุกต์ใช้ในทางวิศวกรรมไฟฟ้าสื่อสาร ซึ่งสหพันธ์คือการวัดสัญญาณ 2 สัญญาณว่ามีความเหมือนกันมากเพียงใด ถ้าค่าสหพันธ์ที่วัดได้มีค่ามาก และมีค่าเป็นบวก ก็แสดงว่าสัญญาณทั้ง 2 สัญญาณมีความเหมือนกันมาก และการเปลี่ยนแปลงของขนาดเป็นไปในทิศทางเดียวกัน แต่ถ้าค่าสหพันธ์ที่วัดได้มีค่าน้อย เข้าใกล้ศูนย์ แสดงว่าสัญญาณทั้ง 2 สัญญาณไม่มีความเหมือนกัน และถ้าค่าสหพันธ์ที่วัดได้มีค่าเป็นลบ แสดงว่าสัญญาณทั้ง 2 มีเฟสตรงข้ามกัน และมีการเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางตรงกันข้าม ในบางครั้งเราจะทำการนอร์มอลไลซ์ค่าสหพันธ์ให้อยู่ในช่วง -1 ถึง 1 เรียกว่าค่าสัมประสิทธิ์สหพันธ์ หรือ correlation coefficient

การวัดค่าสหพันธ์จะพบการใช้งานบ่อยในส่วนของ Radar และ digital communication เช่น ตัวอย่างการใช้งานด้าน Radar สมมติว่าเราส่งสัญญาณ $x(t)$ ออกไปในอากาศเพื่อตรวจจับวัตถุบิน และสมมติว่าพบเครื่องบินอยู่ในบริเวณที่ส่งสัญญาณออกไป สัญญาณที่ส่งออกไปจะสะท้อนกลับมาเป็นสัญญาณ $y(t)$ สัญญาณ $y(t)$ นี้จะมีลักษณะคล้ายกับสัญญาณ $x(t)$ แต่ว่าจะมี time delay, มีขนาดเล็กลง และมีสัญญาณรบกวน $w(t)$ ปนอยู่

$$\text{กรณีที่มีวัตถุบิน} \quad y(t) = \alpha x(t - D) + w(t) \quad (2.30)$$

$$\text{กรณีที่ไม่มีวัตถุบิน} \quad y(t) = w(t) \quad (2.31)$$

หากนำสัญญาณ $x(t)$ มาทำ Correlation กับสัญญาณ $y(t)$ หากได้ผลออกมามีค่ามากๆ แสดงว่ามีวัตถุบิน แต่หากมีค่าน้อยๆ แสดงว่าไม่มีวัตถุบิน นอกจากนี้ยังสามารถคำนวณระยะห่างจากวัตถุบินได้จากสัญญาณ delay ไปเป็นเวลาเท่าไร

2.6.3 ประเภทของสหสัมพันธ์

ประเภทของสหสัมพันธ์แบ่งออกเป็น 2 ประเภทคือสหสัมพันธ์ไขว้ (Cross correlation) และอัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation) ดังนี้

2.6.3.1 สหสัมพันธ์ไขว้ (Cross correlation)

สหสัมพันธ์ไขว้เป็นการหาค่าสหสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณ 2 สัญญาณที่มีคุณสมบัติตั้งฉาก (Orthogonal) ซึ่งสามารถหาค่าได้จาก

$$R_{yx}(\tau) = x(\tau) \otimes y(-\tau) \quad (2.32)$$

เมื่อพิจารณาในแกนของพลังงานของสัญญาณ (Energy signal) จะได้ว่า

$$R_{xy}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)y^*(t-\tau)dt \quad (2.33)$$

$$R_{xy}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t+\tau)y^*(t)dt \quad (2.34)$$

เอกสารนี้ $R_{yx}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} y(t)x^*(t-\tau)dt$ ใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ทางการค้า (2.35)

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$R_{yx}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} y(t)x^*(t-\tau)dt \quad (2.36)$$

หาก $x(t)$ และ $y(t)$ เป็นฟังก์ชันจริง จะได้

$$R_{xy}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)y(t-\tau)dt \quad (2.37)$$

$$R_{xy}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t+\tau)y(t)dt \quad (2.38)$$

$$R_{yx}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} y(t)x(t-\tau)dt \quad (2.39)$$

$$R_{yx}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} y(t)x(t-\tau)dt \quad (2.40)$$

จากสมการ (2.38) และสมการ (2.40) จะได้ว่า

$$R_{xy}(\tau) = R_{yx}(-\tau) \quad (2.41)$$

และเมื่อพิจารณาในแกนกำลังงานของสัญญาณ (Power signal) จะได้ว่า

$$R_{xy}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} x(t)y(t-\tau)dt \quad (2.42)$$

$$R_{xy}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} x(t+\tau)y(t)dt \quad (2.43)$$

และ $R_{yx}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} y(t)x(t+\tau)dt \quad (2.44)$

$$R_{yx}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} y(t+\tau)x(t)dt \quad (2.45)$$

ดังนั้นจะได้ว่า

$$R_{xy}(\tau) = R_{yx}(-\tau) \quad (2.46)$$

2.6.3.2 อัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation)

อัตสหสัมพันธ์เป็นการนำเอาสัญญาณ $x(t)$ มาทำการหาค่าสหสัมพันธ์กับสัญญาณตัวเอง สามารถหาค่าได้จาก

$$R_{xx}(\tau) = x(\tau) \otimes x(-\tau) \quad (2.47)$$

เมื่อพิจารณาในแกนของพลังงานของสัญญาณ (Energy signal) จะได้ว่า

$$R_{xx}(0) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)x^*(t)dt \quad (2.48)$$

$$R_{xx}(0) = \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt \quad (2.49)$$

และเมื่อพิจารณาในแกนกำลังงานของสัญญาณ (Power signal) จะได้ว่า

เอกสารนี้เป็นผลงานที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ (2.50) การค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งยังมีให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$R_{xx}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} x(t+\tau)x(t)dt \quad (2.51)$$

$$R_{xx}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{\infty} x(t+\tau)x(t)dt \quad (2.52)$$

ซึ่งถ้าทำ Fourier Transform ของ $R_{xx}(\tau)$ จะได้ว่า

$$\mathfrak{F}[R_{xx}(\tau)] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{|X_T(\omega)|^2}{T} = \lim_{T \rightarrow \infty} S_{XX}(\omega) \quad (2.53)$$

$$\mathfrak{F}[R_{xx}(\tau)] = \lim_{T \rightarrow \infty} S_{XX}(\omega) \quad (2.54)$$

$S_{XX}(\omega)$ คือค่า Power spectrum density (PSD) ซึ่งเป็นค่าจริงที่เป็นค่าบวก และเนื่องจาก $x(t)$ เป็นสัญญาณจริง ทำให้ $|X(\omega)|$ เป็นฟังก์ชันคู่ ดังนั้น $S_{XX}(\omega)$ จึงเป็นฟังก์ชันคู่เช่นกัน และถ้า $\tau = 0$ จะได้ว่า

$$R_{xx}(0) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{\infty} x(t)x^*(t)dt \quad (2.55)$$

$$R_{xx}(0) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt \quad (2.56)$$

$$R_{xx}(0) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{\infty} S_{XX}(\omega) d\omega \quad (2.57)$$

ดังนั้น $R_{xx}(0)$ ก็คือค่ากำลังงานเฉลี่ยของสัญญาณ ซึ่งเราสามารถหาค่าอัตราสัมพันธ์ของสัญญาณ $x(t)$ และ $y(t)$ ได้จากค่ากำลังงานเฉลี่ยของสัญญาณ $x(t)$ และ $y(t)$

$$R_{xx}(\tau) = E[X(t)X(t+\tau)] \quad (2.58)$$

และ $R_{yy}(\tau) = E[Y(t)Y(t+\tau)] \quad (2.59)$

ดังนั้นจะสามารถหาค่ากำลังงานเฉลี่ยของสัญญาณ $y(t)$ ได้จาก

$$R_{yy}(0) = E[Y(t)Y(t)] = E[Y^2(t)] \quad (2.60)$$

และจากเรื่องอัตราสัมพันธ์

$$R_{xx}(\tau) = \sum_n (s(n)s(n+\tau)) \quad (2.61)$$

$$R_{xx}(i, k) = \sum_n s(n-i)s(n-k) \quad (2.62)$$

จากสมการที่ (2.29) เราสามารถจัดรูปสมการให้อยู่ในรูปแบบของอัตราสัมพันธ์ได้ดังนี้

$$\sum_n \left(\sum_{k=1}^p a_k s(n-i)s(n-k) \right) = \sum_n (s(n-i)s(n)) \quad (2.63)$$

$$\sum_{k=1}^p a_k R_{xx}(i, k) = R_{xx}(i, 0) \quad \text{เมื่อ } 1 \leq i \leq p \quad (2.64)$$

และจาก

$$R_{xx}(i, k) = \sum_n s(n-i)s(n-k) \quad (2.65)$$

เมื่อเราพิจารณาจำนวนข้อมูลสัญญาณเท่ากับ N คือ $s(0), s(1), s(2), \dots, s(N-1)$ ซึ่งเราจะให้เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า $s(n) = 0$ เมื่อ $n < 0$ หรือ $n > N-1$ ดังนั้น
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$R_{xx}(i, k) = \sum_{n=1}^{N-1+k} x(n-i)x(n-k) \quad (2.66)$$

$$R_{xx}(i, k) = \sum_{n=1}^{N-1-(i-k)} x(n)x(n+(i-k)) \quad \text{เมื่อ } 1 \leq i \leq p \text{ และ } 0 \leq k \leq p \quad (2.67)$$

จากคุณสมบัติสมมาตรของอัตสหสัมพันธ์ $R(k) = R(-k)$ จะได้ว่า

$$R_{xx}(i, k) = R_{xx}(|i-k|) \quad (2.68)$$

เมื่อ $R_{xx}(i) = \sum_{n=1}^{N-1+k} s(n)x(n+i) \quad (2.69)$

จะได้ว่า

$$\sum_{k=1}^p a_k R_{xx}(i, k) = R_{xx}(i, 0) \quad \text{เมื่อ } 1 \leq i \leq p \quad (2.70)$$

$$\sum_{k=1}^p a_k R_{xx}(|i-k|) = R_{xx}(i) \quad \text{เมื่อ } 1 \leq i \leq p \quad (2.71)$$

เมื่อ $i = 1, 2, 3, \dots, p$ จะได้ว่า

$$\begin{aligned} i=1; R_{xx}(1) &= a_1 R_{xx}(1-1) + a_2 R_{xx}(1-2) + a_3 R_{xx}(1-3) + \dots + a_p R_{xx}(1-p) \\ i=2; R_{xx}(2) &= a_1 R_{xx}(2-1) + a_2 R_{xx}(2-2) + a_3 R_{xx}(2-3) + \dots + a_p R_{xx}(2-p) \\ i=3; R_{xx}(3) &= a_1 R_{xx}(3-1) + a_2 R_{xx}(3-2) + a_3 R_{xx}(3-3) + \dots + a_p R_{xx}(3-p) \\ &\dots \dots \dots \\ i=p; R_{xx}(p) &= a_1 R_{xx}(p-1) + a_2 R_{xx}(p-2) + a_3 R_{xx}(p-3) + \dots + a_p R_{xx}(p-p) \end{aligned} \quad (2.72)$$

นำมาเขียนในรูปของเมตริกซ์

$$\begin{bmatrix} R_{xx}(0) & R_{xx}(1) & R_{xx}(2) & \dots & R_{xx}(p-1) \\ R_{xx}(1) & R_{xx}(0) & R_{xx}(1) & \dots & R_{xx}(p-2) \\ R_{xx}(2) & R_{xx}(1) & R_{xx}(0) & \dots & R_{xx}(p-3) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ R_{xx}(p-1) & R_{xx}(p-2) & R_{xx}(p-3) & \dots & R_{xx}(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ \dots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{xx}(1) \\ R_{xx}(2) \\ R_{xx}(3) \\ \dots \\ R_{xx}(p) \end{bmatrix} \quad (2.73)$$

จะได้ว่า

$$R_{xx} = R_{xx} a_k \quad (2.74)$$

เมื่อ R_{xx} คืออัตสหสัมพันธ์ไขว้เมตริกซ์ของสัญญาณ $s(n)$ และ $x(n)$

R_{xx} คืออัตสหสัมพันธ์เมตริกซ์ของสัญญาณ $x(n)$

a_k คือเวกเตอร์ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น

นั่นคือเราสามารถหาค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น (a_k) ได้จาก

$$a_k = R_{xx}^{-1} R_{sx} \quad (2.75)$$

หรือเราจะสามารถแก้สมการเพื่อหาค่าสัมประสิทธิ์ a_k ได้โดยใช้วิธีของ Levinson-Durbin ได้ดังนี้

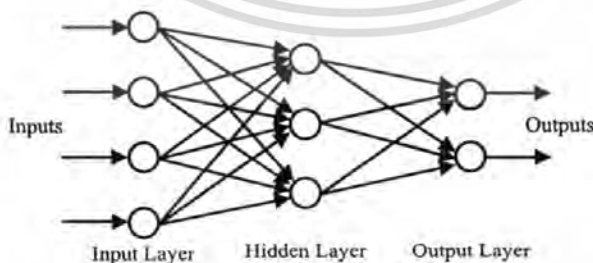
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นการสร้างแบบจำลองขึ้นมา โดยจำลองเป็น โมเดลทางคณิตศาสตร์ ที่มีลักษณะเดียวกัน แล้วดำเนินการคำนวณทางคณิตศาสตร์ โดยใช้หน่วยประมวลผลง่าย ๆ จำนวน มากมาต่อกัน การโปรแกรมของคอมพิวเตอร์โดยทั่วไป จะใช้ชุดคำสั่งเป็นลำดับขั้นตอน และจะ เรียนรู้โดยการฝึกฝนจากชุดข้อมูลสำหรับฝึกหัด (Training set) โครงข่ายประสาทเทียมจะสารรรู้จำ ได้โดยการปรับค่า weight ของ connections ที่ทำให้วงจรมีข้อผิดพลาดจากการฝึกหัด (training error) ต่ำที่สุด โดยการปรับ weight จะค่อยๆปรับทีละน้อยในการฝึกแต่ละครั้ง เมื่อฝึกบ่อยๆค่าความ ผิดพลาดก็จะลดลงเรื่อยๆ

2.7.1 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

การเชื่อมโยงเซลล์ประสาทเทียมจำนวนหนึ่งเข้าด้วยกันเป็น โครงข่ายประสาทเทียมนั้น สามารถเชื่อมโยงแบบใดก็ได้โดยไม่ต้องมีขอบเขตจำกัด อย่างไรก็ตามในทางปฏิบัติแล้วเทคนิคการ เรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมมักจะถูกออกแบบมาให้ใช้งานได้กับสถาปัตยกรรมโครงข่าย ประสาทเทียมที่มีลักษณะเฉพาะเท่านั้น สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่พบทั่วไปสามารถ แสดงได้ดังรูปที่ 2.10 ซึ่งจะมีลักษณะหลักๆ คือ

1. จำนวนชั้น จะประกอบด้วยชั้นต่างๆคือ ชั้นนำเข้า (Input layer) ชั้นนำออก (Output layer) และชั้นซ่อน (Hidden layer) ซึ่งจะอยู่ระหว่างชั้นนำเข้าและชั้นนำออกในโครงข่ายประสาท เทียมอาจมีชั้นซ่อนได้หลายชั้น
2. การเชื่อมต่อระหว่างชั้น ทุกๆ โหนดในชั้นนำเข้าจะส่งสัญญาณ ไปยังทุกๆ โหนดในชั้น ซ่อนชั้นแรก และทุกๆ โหนดในชั้นซ่อนชั้นแรกจะส่งสัญญาณ ไปยังทุกๆ โหนดในชั้นถัดไปจนใน ที่สุดทุกๆ โหนดในชั้นซ่อนชั้นสุดท้ายจะส่งสัญญาณ ไปยังทุกๆ โหนดในชั้นนำออก
3. การทำงานของชั้นต่างๆ ชั้นนำเข้าไม่มีการประมวลผลทำหน้าที่รับสัญญาณเข้าแล้ว กระจายออกไปยังแต่ละ โหนดในชั้นถัดไปเท่านั้น แต่ส่วนชั้นซ่อน และชั้นนำออกนั้นจะมีการ ประมวลผลก่อนกระจายออกไปยังโหนดชั้นถัดไป



รูปที่ 2.10 แสดงสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมขั้นพื้นฐาน (Chanin Huantragul, 2000)

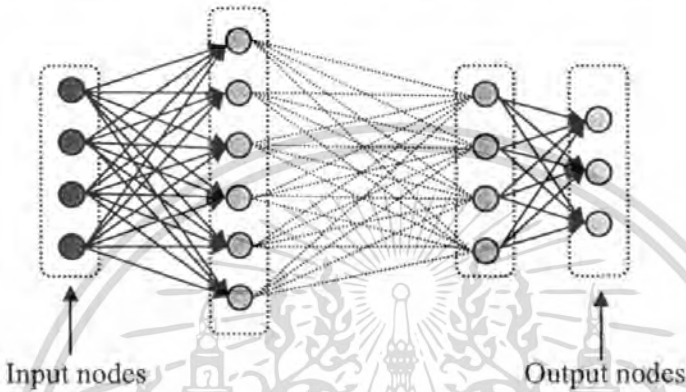
2.7.2 โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมจะมีลักษณะเป็นการประกอบกันของรูปแบบ

โครงสร้าง ดังต่อไปนี้

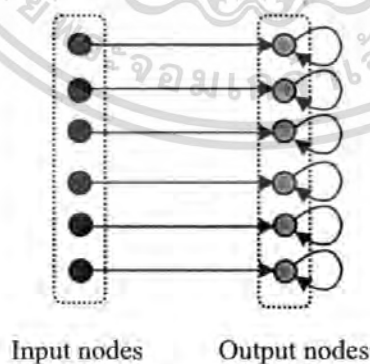
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.7.2.1 แบบป้อนไปข้างหน้า (Feed forward network) ข้อมูลที่ประมวลผลในโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกส่งไปในทิศทางเดียวจากชั้นนำเข้าสู่ต่อมาเรื่อยๆจนถึงชั้นส่งออก โดยไม่มีการย้อนกลับของข้อมูล หรือแม้แต่โหนดในชั้นเดียวกันก็ไม่มี การเชื่อมต่อระหว่างกัน อาจจัดได้เป็น 2 แบบย่อยคือ แบบมีชั้นของเซลล์ประสาทชั้นเดียว (Single layer) และแบบมีชั้นของเซลล์ประสาทหลายชั้น (Multilayer) โดยปกติแล้วการเชื่อมโยงจะถูกกำหนดขึ้นระหว่างชั้นที่ติดกัน โดยจะมีการเชื่อมโยงระหว่างเซลล์ประสาทเทียมทุกตัวจากชั้นหนึ่งๆ ไปยังเซลล์ประสาทเทียมทุกตัวในชั้นต่อไป ซึ่งในบางสถาปัตยกรรมอาจมีการเชื่อมโยงข้ามชั้นก็ได้ดังรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 แสดงสถาปัตยกรรมของ Feed forward network

2.7.2.2 แบบมีการป้อนไปเวียนกลับ (Feedback network) ข้อมูลที่ประมวลผลในโครงข่ายประสาทเทียมจะมีการเชื่อมโยงที่ถูกกำหนดขึ้นระหว่างเซลล์ประสาทเทียมในชั้นหนึ่งๆ ย้อนกลับไปยังชั้นอื่นๆก่อนหน้านั้น หรือแม้แต่ภายในชั้นเดียวกันเอง จะมีการป้อนกลับเข้าไปยังโครงข่ายประสาทเทียมหลายๆครั้งจนกระทั่งได้คำตอบออกมา (บางที่เรียกว่า recurrent network) ดังรูปที่ 2.12

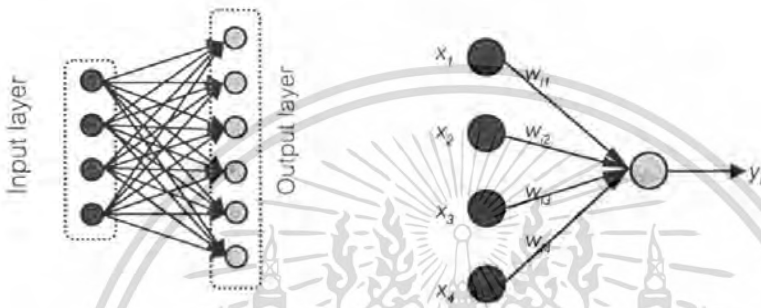


รูปที่ 2.12 แสดงสถาปัตยกรรมของ Feedback network

2.7.3 ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม

เราสามารถจำแนกตามจำนวนชั้น (Layer) ออกเป็น 2 ประเภทคือ

2.7.3.1 โครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียว (Single layer neural network) มีค่าถ่วงน้ำหนักเชื่อมต่อเพียงชั้นเดียว โหนดอินพุตจะแยกออกจากกัน และรับสัญญาณมาจากภายนอก ส่วน โหนดเอาต์พุตจะเป็นผลตอบสนองจากโครงข่ายประสาทเทียม โดยโหนดอินพุต จะทำการเชื่อมต่อกับหน่วยเอาต์พุตทั้งหมด แต่ไม่เชื่อมต่อกับโหนดอินพุตอื่นๆ และ โหนดเอาต์พุต จะไม่เชื่อมต่อกับโหนดเอาต์พุตอื่นๆเช่นกันดังรูปที่ 2.13



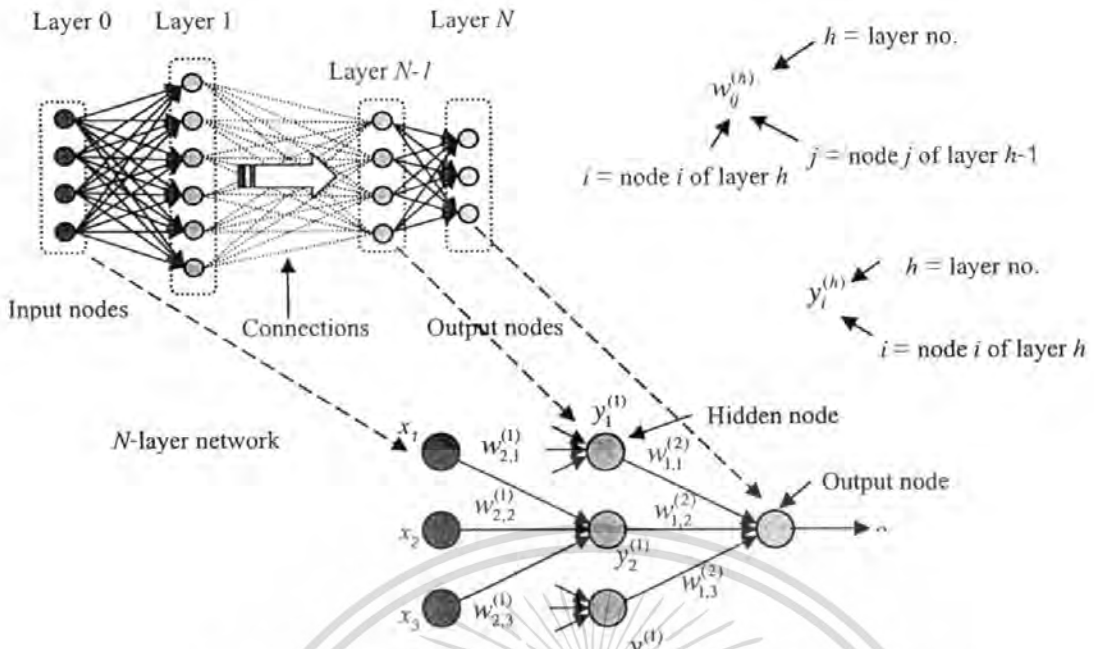
รูปที่ 2.13 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียว

โดยเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมจะเท่ากับ

$$y_i = g \left(\sum_{j=1}^N w_{ij} x_j - \mu_i \right) \quad (2.80)$$

- โดยที่
- w_{ij} = ค่าเชื่อม weight ของเส้น (i,j)
 - x_j = ข้อมูลเข้าจาก โหนด j ในอินพุตเลเยอร์
 - μ_i = ค่า Threshold ของโหนด i ในเอาต์พุตเลเยอร์
 - g = Activation function

2.7.3.2 โครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น (Multi-layer neural network) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยหลายชั้น ซึ่งอาจจะมีชั้นซ่อน 1 ชั้น หรือมากกว่าก็ได้ โดยในแต่ละชั้นจะประกอบด้วยโหนด หรือเปรียบได้กับตัวเซลล์ประสาท และมีการเชื่อมต่อโดยมีค่าน้ำหนักของเส้นที่เชื่อมต่อระหว่างโหนดของแต่ละชั้น ดังรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 แสดง โครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น

โดยเอาที่พูดของ โครงข่ายประสาทเทียมจะเท่ากับ

$$y_i^{(h)} = f(w_{i,1}^{(h)} y_1^{(h-1)} + w_{i,2}^{(h)} y_2^{(h-1)} + w_{i,3}^{(h)} y_3^{(h-1)} + \dots + w_{i,m}^{(h)} y_m^{(h-1)} + \theta_i^{(h)}) \tag{2.81}$$

$$y_i^{(h)} = f(\sum_j w_{i,j}^{(h)} y_j^{(h-1)} + \theta_i^{(h)}) \tag{2.82}$$

โดย $y_i^{(h)}$ = เอาที่พูดของ โครงข่ายประสาทเทียม

i = โหนด i ของเซลล์ประสาทชั้นที่ h

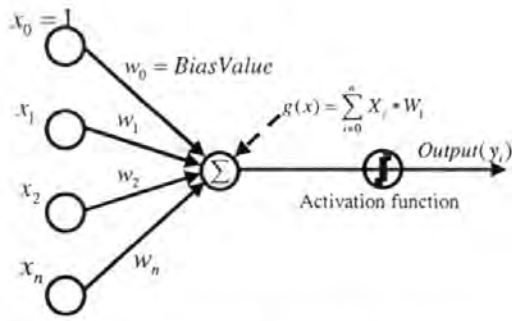
j = โหนด j ของเซลล์ประสาทชั้นที่ $h-1$

h = ลำดับชั้นของเซลล์ประสาท

$\theta_i^{(h)}$ = ค่า Threshold ของโหนด i ของเซลล์ประสาทชั้นที่ h

2.7.4 การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

เมื่อมีข้อมูลเข้ามายังโครงข่ายประสาทเทียม จะนำข้อมูลมาคูณกับค่าน้ำหนักของแต่ละจุดการเชื่อมต่อ จากนั้นจะนำผลที่ได้จากทุกๆจุดการเชื่อมต่อของโครงข่ายมารวมกัน และนำมาเทียบกับค่าตัดสินใจที่กำหนดไว้ ถ้าผลรวมมีค่ามากกว่าค่าตัดสินใจหน่วยประสาทจะส่งข้อมูลออกออกไป ซึ่งจะถูส่งไปเป็นค่าข้อมูลเข้าของหน่วยประสาทอื่นๆที่เชื่อมกันในโครงข่าย ถ้าผลรวมที่ได้มีค่าน้อยกว่าค่าตัดสินใจจะไม่สร้างข้อมูลออก



รูปที่ 2.15 แสดงแบบจำลองหน่วยประสาทเทียม

กระบวนการที่โครงข่ายประสาทเทียมต้องทำหลังจากได้รับคำสั่งญาณเข้ามายังโครงข่ายประสาทเทียมคือการตัดสินใจ เพื่อให้ได้สัญญาณเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมออกมา จึงต้องกำหนดฟังก์ชันการตัดสินใจ เพื่อใช้เป็นระดับของการตัดสินใจให้กับโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งจะได้ว่าแต่ละโหนดจะได้ค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมเท่ากับ

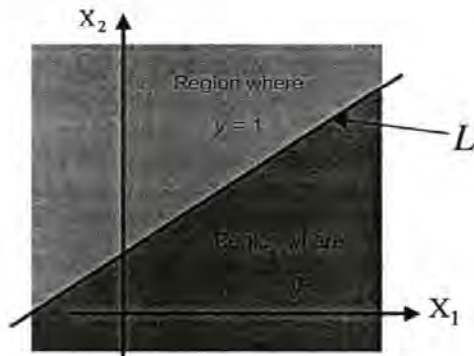
$$y_i = g \left(\sum_{j=1}^N w_{ij} x_j - \mu_i \right) \tag{2.83}$$

- โดยที่
- w_{ij} คือ ค่าน้ำหนัก (Connection Weight) ของแต่ละแขน (i, j)
 - x_j คือ ค่าข้อมูล Input จาก Node j ใน input layer
 - μ_i คือ ค่า Threshold ของ Node i ใน output layer
 - g คือ ค่า Activation function
 - N คือ จำนวนของโหนดข้อมูลอินพุต

โดยจำนวนของโหนดข้อมูลอินพุตอยู่กับจำนวนองค์ประกอบของข้อมูลอินพุต และฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) ขึ้นอยู่กับลักษณะข้อมูลของข้อมูลเอาต์พุต เช่น ถ้าข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการเป็น “ใช่” หรือ “ไม่ใช่” เราจะได้ Binary output สามารถเขียนเป็นฟังก์ชันได้ดังนี้

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq T \\ 0 & \text{if } x < T \end{cases} \tag{2.84}$$

เมื่อ T = ค่าตัดสินใจ ซึ่งจะเป็นค่าคงที่



รูปที่ 2.16 แสดงการแยกแยะขอบเขต

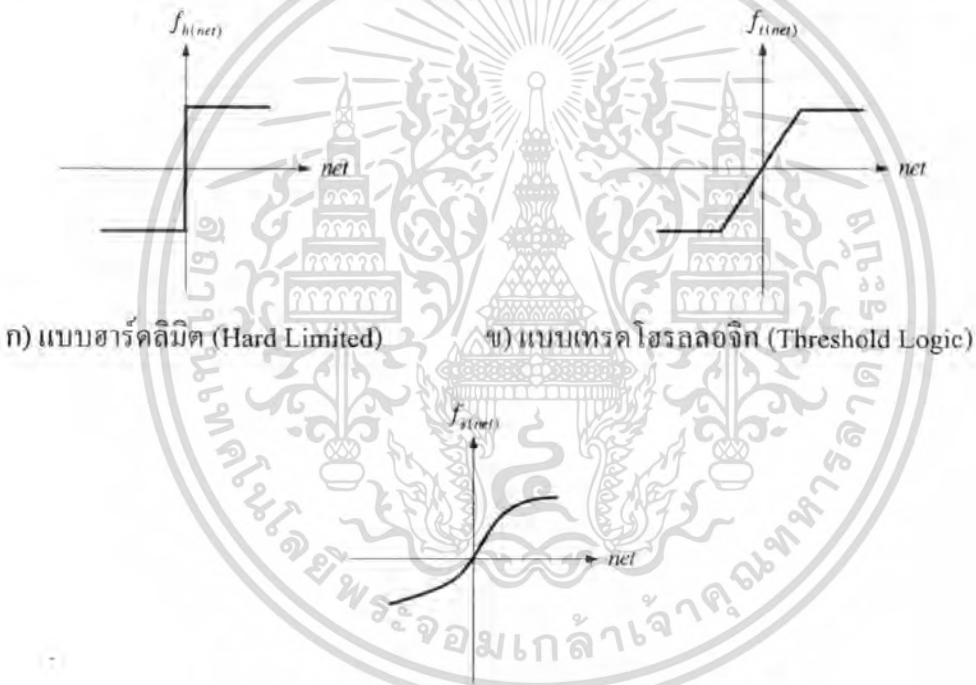
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้ในกรณีฉุกเฉินเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 2.16 เราจะเรียกเส้นตรง L นี้ว่า ฟังก์ชันตัดสินใจ (Decision function) หรือฟังก์ชันขอบเขต (Boundary Function) โดยเส้นตรง L มีค่าเท่ากับ $w_1x_1 + w_2x_2 - \theta = 0$ และถ้า (x_1, x_2) อยู่เหนือเส้นตรง L จะได้ว่า $y=1$ หรือถ้า (x_1, x_2) อยู่ใต้เส้นตรง L จะได้ว่า $y=0$ ซึ่งความชันและตำแหน่งของเส้นตรง L ขึ้นอยู่กับถ่วงน้ำหนัก w_1, w_2 และเราจะต้องปรับค่าถ่วงน้ำหนักเหล่านี้เพื่อให้ได้เส้นตรง L ที่ให้ผลลัพธ์การแยกแยะข้อมูลได้อย่างถูกต้อง

โดยฟังก์ชันกระตุ้นอาจจะเป็นค่าฟังก์ชันอื่นๆที่มีคุณสมบัติที่ไม่เป็นเชิงเส้น เช่น ถ้าข้อมูลออกเป็นค่าตัวเลขที่ต่อเนื่องจะต้องใช้ Continuous function เช่น Sigmoid function ดังสมการ

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \quad (2.85)$$

ตัวอย่างชนิดของฟังก์ชันกระตุ้นที่นิยมใช้ในการตัดสินใจสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 2.17



รูปที่ 2.17 แสดงตัวอย่างชนิดของฟังก์ชันกระตุ้น

2.7.5 การเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม

แนวคิดของกระบวนการเรียนรู้ในโครงข่ายประสาทเทียมนั้นคือ กระบวนการซึ่งระบบประสาทปรับตัวเองไปตามสิ่งเร้าจนกระทั่งสามารถให้ผลตอบได้ตามต้องการ โดยใช้การปรับตัวแปรที่ควบคุมสภาพของตัวระบบเอง ซึ่งการเรียนรู้ยังสามารถถูกมองได้ว่าเป็นกระบวนการจัดชนิดของสิ่งเร้าทั้งหลายที่เข้ามาอย่างต่อเนื่องด้วย นั่นคือเมื่อได้รับสิ่งเร้า หากระบบประสาทรู้จักสิ่งเร้านั้น ก็จะให้ผลตอบได้ตามที่เคยเข้าใจไว้ แต่หากไม่รู้จักก็พยายามปรับความเข้าใจในการจัดชนิดขึ้นใหม่

ในทางปฏิบัตินั้นระบบประสาทของสิ่งมีชีวิตจะปรับความเหนียวแน่นของการเชื่อมต่อที่ไซแนปส์จนไม่ว่าการฉีกใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

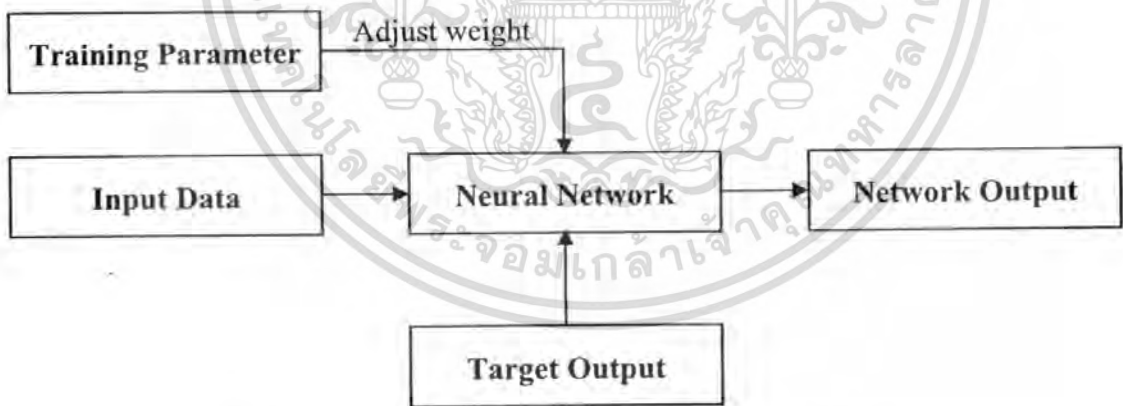
สร้างผลตอบต่อสิ่งเร้าได้ตามที่ต้องการ สถานะที่กระบวนการของการเรียนรู้ก็จะสิ้นสุดลง เป็นสถานะที่ถือว่าระบบประสาทได้รับความรู้ไปแล้ว ซึ่งกระบวนการเรียนรู้จะมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

1. โครงข่ายประสาทถูกกระตุ้นด้วยสิ่งแวดล้อม
2. โครงข่ายประสาทเกิดการเปลี่ยนแปลงอันเป็นผลมาจากการกระตุ้น
3. โครงข่ายประสาทตอบสนองต่อสิ่งแวดล้อมใหม่ที่เป็นผลมาจากการกระตุ้น

การเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นในโครงสร้างภายในโครงข่ายเมื่อพิจารณาไปที่เฉพาะบริเวณหนึ่งๆ ของโครงข่ายประสาท จะพบว่า การเชื่อมต่อของเซลล์ประสาทที่บริเวณต่าง ๆ นั้นสามารถมีรูปแบบที่แตกต่างกันได้หลายๆแบบ และกระบวนการเรียนรู้ของแต่ละบริเวณก็ไม่เหมือนกันเลยด้วย ในทำนองเดียวกัน เทคนิคการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมก็แตกต่างกันไปสำหรับแต่ละชนิดของโครงข่าย

2.7.6 ประเภทของการเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม

2.7.6.1 การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning) เป็นการเรียนรู้แบบที่มีการตรวจคำตอบเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมปรับตัว ชุดข้อมูลที่ใช้สอนโครงข่ายประสาทเทียมจะมีคำตอบไว้คอยตรวจดูว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้คำตอบที่ถูกหรือไม่ ถ้าตอบไม่ถูก โครงข่ายประสาทเทียมก็จะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้น (เปรียบเทียบกับคน เหมือนกับการสอนนักเรียน โดยมีครูผู้สอนคอยแนะนำ) สามารถแสดงส่วนต่างๆ ได้ดังรูปที่ 2.18

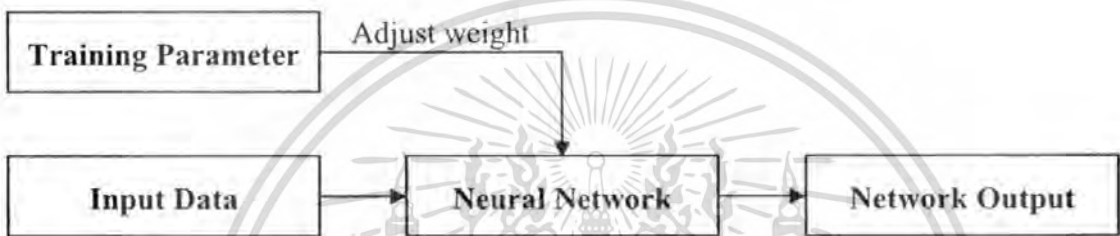


รูปที่ 2.18 แสดงการเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning)

รูปแบบการเรียนรู้แบบมีการสอนจะเริ่มด้วยการส่งสิ่งเร้าที่ใช้ในการสอนเข้าไปเป็นอินพุตในโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมสร้างเอาต์พุตออกมา ซึ่งเอาต์พุตจะเป็นอย่างไร ก็ขึ้นอยู่กับสถานะในตอนเริ่มต้นเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม เอาต์พุตดังกล่าวจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับผลตอบเป้าหมาย (Target Output) ซึ่งผู้สอน (Teacher) จะเป็นผู้สร้างขึ้น หากผลลัพธ์ทั้งสองมีความแตกต่างกัน นั่นคือมีความคลาดเคลื่อน (Error) เกิดขึ้น ความคลาดเคลื่อนดังกล่าวจะถูกนำไปคำนวณเพื่อการปรับค่าน้ำหนัก (Weight) ต่างๆ ในโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อไม่ว่าการณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลดความคลาดเคลื่อนลงให้เหลือน้อยที่สุด การปรับแต่งค่าน้ำหนักโดยพิจารณาจากความคลาดเคลื่อนนี้จะขึ้นอยู่กับกฎการเรียนรู้หรือขั้นตอนการคำนวณซึ่งเรียกว่า “อัลกอริทึม” (Algorithm) ที่แตกต่างกัน โดยแต่ละอัลกอริทึมจะมีคุณลักษณะ และสมรรถนะแตกต่างกัน

2.7.6.2 การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning) เป็นการเรียนรู้แบบไม่มีผู้แนะนำ ไม่มีการตรวจคำตอบว่าถูกหรือผิด โครงข่ายประสาทเทียมจะจัดเรียงโครงสร้างด้วยตัวเองตามลักษณะของข้อมูล ผลลัพธ์ที่ได้โครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถจัดหมวดหมู่ของข้อมูลได้ (เปรียบเทียบกับคน เช่น การที่เราสามารถแยกแยะพันธุ์พืช พันธุ์สัตว์ตามลักษณะรูปร่างของมันได้เองโดยไม่มีใครสอน) สามารถแสดงส่วนต่างๆ ได้ดังรูปที่ 2.19



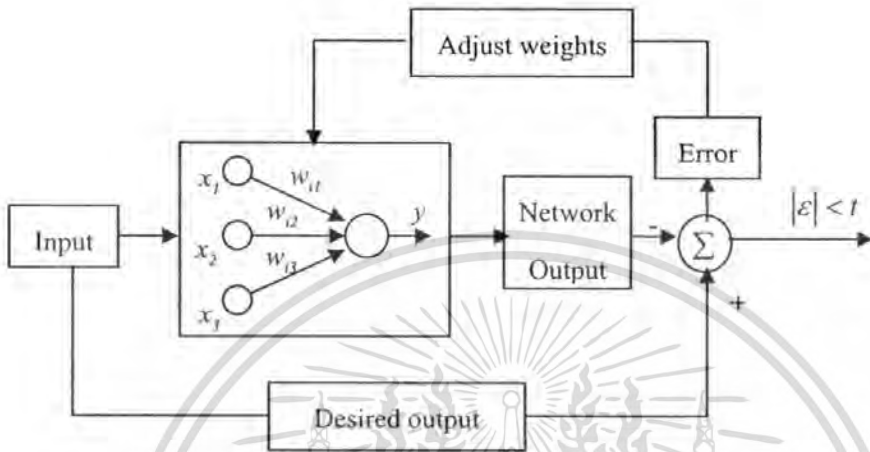
รูปที่ 2.19 แสดงการเรียนรู้แบบไม่มีการสอน Unsupervised Learning

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนนั้น ไม่จำเป็นต้องมีค่าเป้าหมายของแต่ละข้อมูลตัวอย่าง ในระหว่างการเรียนรู้ โครงข่ายประสาทเทียมจะได้รับข้อมูลกระตุ้นในรูปแบบต่างๆ และทำการจัดกลุ่มรูปแบบต่างๆเหล่านั้นตามต้องการ ผลตอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้การเรียนรู้แบบไม่มีการสอนนี้จะเป็นการระบุกลุ่มของข้อมูลที่ใส่เข้าไป โดยจะอิงกับวิธีการจัดกลุ่มซึ่งได้เรียนรู้จากข้อมูลที่โครงข่ายเคยพบมา และเนื่องจากขั้นตอนการเรียนรู้แบบไม่มีการสอนนี้จะมีการระบุกลุ่มของข้อมูลตัวอย่างก่อน เมื่อตัดสินใจได้แล้วว่า ข้อมูลใหม่มีลักษณะที่ควรจัดรวมเข้ากลุ่มใด (หรืออาจจะถือเป็นกลุ่มใหม่ก็ได้ในกรณีที่เห็นว่าไม่ควรจัดเข้ากลุ่มใดเลย) หลังจากนั้นจึงมีการปรับคุณลักษณะของกลุ่ม โดยการนำลักษณะของข้อมูลใหม่นี้มาช่วยกำหนดแนวทางการจัดด้วย ในการตัดสินใจว่าข้อมูลใหม่นี้ควรจัดรวมเข้ากลุ่มใด ในโครงข่ายประสาทเทียมบางชนิดอาจจะใช้วิธีการแข่งขันกันของกลุ่มต่างๆว่ากลุ่มใดควรได้ข้อมูลดังกล่าวไป การเรียนรู้ในลักษณะนี้จะถูกเรียกว่า การเรียนรู้แบบแข่งขันกัน (Competitive Learning) ซึ่งในอีกแง่มุมหนึ่ง นับจากจุดเริ่มต้นของการเรียนรู้ซึ่งไม่มีการจัดกลุ่มข้อมูลในแบบใด ๆ เลยจนถึงเวลาที่การจัดเสร็จสิ้นแล้ว จะพบว่า การจัดกลุ่มข้อมูลเกิดขึ้นตามคุณลักษณะบางอย่างของข้อมูลตัวอย่าง ซึ่งการจัดกลุ่มนี้เกิดจากการที่โครงข่ายประสาทเทียมประเมินข้อมูลต่างๆ ที่ถูกป้อนเข้าไปในระหว่างการเรียนรู้ จนสร้างเป็นวิธีการจัดกลุ่มขึ้นมาได้ ดังนั้น การเรียนรู้ในลักษณะดังกล่าวจึงถูกเรียกว่า การเรียนรู้แบบจัดตัวเอง (Self-Organizing) ด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.7.7 หลักการปรับตัวของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมจะปรับพารามิเตอร์ต่างๆ ให้ไปในทางที่ถูกต้อง เพื่อลดค่าความผิดพลาดลง ซึ่งมีขั้นตอนในการเรียนรู้ และปรับค่าของ โครงข่ายประสาทเทียมดังรูปที่ 2.20 ซึ่งมีขั้นตอนต่างๆดังนี้



รูปที่ 2.20 แสดงหลักการปรับตัวของวงจรข่าย

1. ป้อนข้อมูลเข้าโครงข่ายประสาท (x_1, x_2) และกำหนดเอาต์พุต (y)
2. คำนวณค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาท

$$y' = f(w_1x_1 + w_2x_2 - \theta) \quad (2.86)$$

3. คำนวณค่าความผิดพลาด (Error) ของโครงข่ายประสาท

$$\varepsilon = y - \hat{y} \quad (2.87)$$

4. ปรับค่าน้ำหนัก (weight) ทุกค่าของโครงข่ายประสาท

$$w^{new} = w^{old} + \Delta w \quad (2.88)$$

$$\theta^{new} = \theta^{old} + \Delta \theta \quad (2.89)$$

5. กลับไปทำข้อ 1 ใหม่จนกว่าค่าความผิดพลาดจะต่ำลงจนยอมรับได้

$$|\varepsilon| < t \quad (2.90)$$

โครงข่ายประสาทเทียมจะเรียนรู้โดยการปรับค่าน้ำหนัก (weight) โดยตัวอย่างสูตรการปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเป็นดังนี้

$$\Delta w_i = \alpha(y - y')x_i \quad (2.91)$$

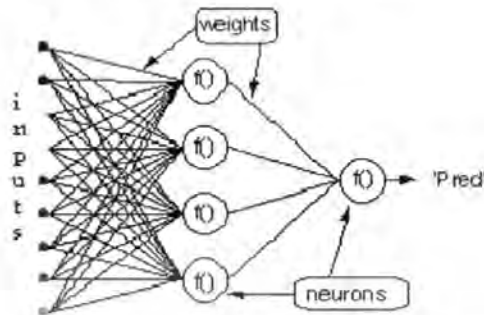
$$\Delta \theta = -\alpha(y - y') \quad (2.92)$$

โดยที่ α = Learning rate

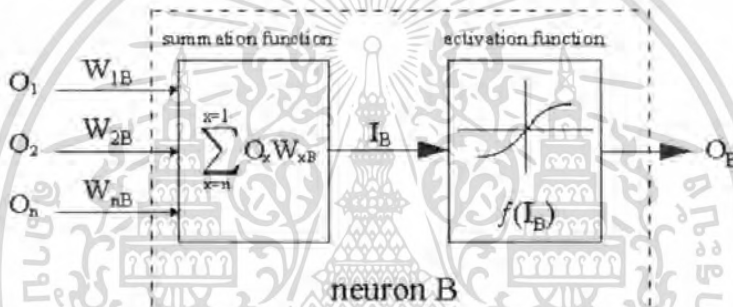
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.7.8 หลักการปรับตัวแบบ Back propagation

พิจารณาโครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น มีชั้นนำเข้าจำนวน 1 ชั้น, ชั้นซ่อนจำนวน 1 ชั้น และชั้นนำออกจำนวน 1 ชั้น ดังรูปที่ 2.21



รูปที่ 2.21 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น



รูปที่ 2.22 แสดงโครงสร้างของการปรับน้ำหนักในโหนด

จากรูป 2.22 เป็นการแทนโหนด B เป็นโหนดภายในโครงข่ายประสาท ซึ่งสามารถเป็นได้ทั้งโหนดในชั้นซ่อน และโหนดในชั้นนำออก โดยเอาต์พุตของ n โหนด ($O_1, O_2, O_3, \dots, O_n$) ในแต่ละชั้นก่อนหน้าถูกจัดเตรียมเป็นอินพุตให้กับโหนด B และถูกคูณโดยค่าน้ำหนักที่เชื่อมต่อระหว่างโหนด n ไปที่โหนด B ($W_{1B}, W_{2B}, W_{3B}, W_{nB}$) ตามลำดับ ซึ่งรวมได้เป็นค่า (I_B) และจะถูกประมวลผลโดยฟังก์ชันกระตุ้น (Activate function: $f(x)$) ของโหนด B โดยที่ $f(I_B)$ จะเป็นค่าเอาต์พุตของโหนด B

โดยจะพิจารณาว่าโหนด A เชื่อมต่อกับโหนด B ด้วยค่าน้ำหนัก W_{AB} โดยจะหาค่าสำหรับการเปลี่ยนค่าน้ำหนักโดย Delta rule ดังนี้

$$W_{AB(New)} = W_{AB(Old)} - \eta \frac{\partial E^2}{\partial W_{AB}} \quad (2.93)$$

เมื่อ η คือค่าอัตราการเรียนรู้ และ

$\frac{\partial E^2}{\partial W_{AB}}$ คือค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเทียบกับค่าน้ำหนักระหว่างโหนด A และโหนด

B ซึ่งจะเป็นค่าที่กำหนดทิศทางในการหา Weight space สำหรับค่าน้ำหนักใหม่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จาก Chain rule

$$\frac{\partial E^2}{\partial W_{AB}} = \frac{\partial E^2}{\partial I_B} \frac{\partial I_B}{\partial W_{AB}} \quad (2.94)$$

และ
$$\frac{\partial I_B}{\partial W_{AB}} = \frac{\partial \sum_{x=1}^n O_x W_{xB}}{\partial W_{AB}} = \frac{\partial O_A W_{AB}}{\partial W_{AB}} + \frac{\partial \sum_{x=1}^{n-1} O_x W_{xB}}{\partial W_{AB}} \quad (2.95)$$

เนื่องจากค่าอินพุตที่เหลือที่ป้อนเข้ามายัง โหนด B จะไม่ขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนักระหว่าง โหนด A และ โหนด B (W_{AB}) จะได้ว่า

$$\frac{\partial I_B}{\partial W_{AB}} = O_A \quad (2.96)$$

ดังนั้นเราจะสามารถหาค่าน้ำหนักของโครงข่ายใหม่ได้จาก

$$W_{AB(New)} = W_{AB(Old)} - \eta \frac{\partial E^2}{\partial I_B} O_A \quad (2.97)$$

ซึ่ง โหนด B สามารถเป็นได้ทั้ง โหนดในชั้นซ่อน และ โหนดในชั้นนำออก

หากเราพิจารณาว่า โหนด B เป็น โหนดในชั้นนำออก เราจะสามารถหาการเปลี่ยนค่าความผิดพลาด

กำลังสองจากการปรับค่าน้ำหนัก W_{AB} ได้ดังนี้

$$\frac{\partial E^2}{\partial I_B} = \frac{\partial (O_{Pred} - O_{Req})^2}{\partial I_B} \quad (2.98)$$

$$\frac{\partial E^2}{\partial I_B} = 2(O_{Pred} - O_{Req}) \frac{\partial O_{Pred}}{\partial I_B} \quad (2.99)$$

$$\frac{\partial E^2}{\partial I_B} = 2E \frac{\partial f(I_B)}{\partial I_B} = 2Ef'(I_B) \quad (2.100)$$

จะได้ว่า

$$\frac{\partial E^2}{\partial I_B} = 2Ef'(I_B) \quad (2.101)$$

ดังนั้นเราจะสามารถหาค่าน้ำหนักใหม่ได้จาก

$$W_{AB(New)} = W_{AB(Old)} - \eta O_A 2Ef'(I_B) \quad (2.102)$$

และหากพิจารณาว่า โหนด B เป็น โหนดในชั้นซ่อน เราจะสามารถหาการเปลี่ยนค่าความผิดพลาด

กำลังสองจากการปรับค่าน้ำหนัก W_{AB} ได้ดังนี้

$$\frac{\partial E^2}{\partial I_B} = \frac{\partial E^2}{\partial I_O} \frac{\partial I_O}{\partial O_B} \frac{\partial O_B}{\partial I_B} \quad (2.103)$$

โดยค่า O_B เป็นค่าเอาต์พุตของ โหนด B

$$\frac{\partial O_B}{\partial I_B} = \frac{\partial f(I_B)}{\partial I_B} = f'(I_B) \quad (2.104)$$

และ
$$\frac{\partial I_O}{\partial O_B} = \frac{\partial \sum_x O_x W_{xO}}{\partial O_B} = \frac{\partial O_B W_{BO}}{\partial O_B} + \frac{\partial \sum_{x=1}^{n-1} O_x W_{xO}}{\partial O_B} = W_{BO} \quad (2.105)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่เผยแพร่ในวงจำกัดเพื่อใช้ในการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ทางการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\text{จะได้ว่า } \frac{\partial E^2}{\partial I_B} = \frac{\partial E^2}{\partial I_O} W_{BO} f'(I_B) \quad (2.106)$$

ดังนั้นเราจะสามารถหาค่าน้ำหนักใหม่ได้จาก

$$W_{AB(New)} = W_{AB(Old)} - \eta \frac{\partial E^2}{\partial I_B} O_A \quad (2.107)$$

โดยหากเป็นโหนดในชั้นนำออก

$$\frac{\partial E^2}{\partial I_B} = 2E f'(I_B) \quad (2.108)$$

และหากเป็นโหนดในชั้นซ่อน

$$\frac{\partial E^2}{\partial I_B} = \frac{\partial E^2}{\partial I_O} W_{BO} f'(I_B) \quad (2.109)$$

และหากเราเลือกใช้ฟังก์ชันกระตุ้น (Activate function) เป็น sigmoid function

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} = (1+e^{-x})^{-1} \quad (2.110)$$

$$f'(x) = -1(1+e^{-x})^{-2} -1(e^{-x}) = \frac{-e^{-x}}{(1+e^{-x})^2} \quad (2.111)$$

$$\text{และจาก } f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2.112)$$

$$\text{จะได้ว่า } e^{-x} = \frac{(1-f(x))}{f(x)} \quad (2.113)$$

แทนค่า e^{-x} กลับไปในสมการ

$$\text{จะได้ว่า } f'(x) = \frac{(1-f(x))}{(f(x))^2} = f(x)(1-f(x)) \quad (2.114)$$

และหากใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเป็น Tanh function จะได้ว่า

$$f'(x) = (1-f(x)^2) \quad (2.115)$$

และหากใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเป็น Linear function จะได้ว่า

$$f'(x) = 1 \quad (2.116)$$

ดังนั้นเราจะสามารถหาค่าน้ำหนักใหม่ได้เมื่อเราใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบต่างดังนี้คือ

- หากใช้ฟังก์ชันกระตุ้น (Activate function) เป็น sigmoid function จะได้ว่า

$$W_{AB(new)} = W_{AB(old)} - \eta O_A 2E O_B (1-O_B) \quad (2.117)$$

- หากใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเป็น Tanh function จะได้ว่า

$$W_{AB(new)} = W_{AB(old)} - \eta O_A 2E O_B (1-O_B^2) \quad (2.118)$$

- หากใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเป็น Linear function จะได้ว่า

$$W_{AB(new)} = W_{AB(old)} - \eta O_A 2E \quad (2.119)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.7.9 การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม

เนื่องจากความสามารถในการจำลองพฤติกรรมทางกายภาพของระบบที่มีความซับซ้อนจากข้อมูลที่ป้อนให้เรียนรู้ การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมจึงเป็นทางเลือกใหม่ในการควบคุม ซึ่งมีผู้นำมาประยุกต์ใช้งานหลายประเภท ได้แก่

1. งานการจดจำรูปแบบที่มีความไม่แน่นอน เช่น ลายมือ ลายเซ็น ตัวอักษร รูปหน้า
2. งานการประมาณค่าฟังก์ชันหรือการประมาณความสัมพันธ์ เช่น หาค่าความสัมพันธ์ของข้อมูล ในงานที่ไม่ทราบว่าความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลนำเข้า และข้อมูลนำออกมีความสัมพันธ์กันอย่างไร
3. งานที่สิ่งแวดล้อมเปลี่ยนแปลงอยู่เสมอ (โครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถปรับตัวเองได้)
4. งานจัดหมวดหมู่ และแยกแยะสิ่งของ
5. งานทำนาย เช่น พยากรณ์อากาศ พยากรณ์หุ้น
6. การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมควบคุมกระบวนการทางเคมีโดยวิธีพยากรณ์แบบจำลอง (Model Predictive Control)
7. การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายกลับในการทำนายพลังงานความร้อนที่สะสมอยู่ในตัวอาคาร

2.8 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ระบบการรู้จำลายเซ็นนั้น ได้เข้ามามีบทบาทในการตรวจสอบหรือใช้ในการอ้างถึงตัวบุคคลในระบบคอมพิวเตอร์มากขึ้น อีกทั้งลายเซ็นเป็นสิ่งสำคัญที่ใช้แทนบุคคลที่นิยมใช้กันโดยทั่วไป เนื่องจากลายเซ็นของมนุษย์แต่ละคนจะมีลักษณะที่แตกต่างกันออกไป ยกที่จะปลอมแปลงหรือลอกเลียนแบบได้ ในงานวิจัยด้านการวิเคราะห์ และรู้จำลายเซ็น ได้ถูกพัฒนามาเพื่อให้สามารถวิเคราะห์ความเฉพาะตัวของลายเซ็นมนุษย์แต่ละคน ซึ่งต้องการที่จะแยกแยะความคล้ายคลึงของลายเซ็น หรือแตกต่างกันให้สามารถกระทำได้ในสภาวะการณ์ที่แตกต่างกัน เช่น การเซ็นในเวลาที่แตกต่างกัน เวลาที่ให้เซ็นในแต่ละลายเซ็น ความหนักเบาของการลงปากกา เป็นต้น ซึ่งมีผลทำให้การวิเคราะห์ความเฉพาะตัวของลายเซ็นมนุษย์ด้วยระบบคอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการวิเคราะห์ และรู้จำลายเซ็น ในหลายปีที่ผ่านมาได้มีการพัฒนางานวิจัยด้านการรู้จำลายเซ็นด้วยเครื่อง (Machine Recognition) [9] เพื่อใช้ประโยชน์ในด้านกฎหมาย เช่น การยืนยันตัวบุคคล (Verification) เป็นต้น และได้มีการพัฒนาวิจัยด้านการรู้จำแบบออนไลน์ในเชิงพาณิชย์ ดังนั้นจึงได้มีแนวความคิดที่จะทำการพัฒนางานวิจัยด้านการรู้จำลายเซ็นเพื่อให้มีประสิทธิภาพในการรู้จำที่สูงขึ้น จะทำให้การตรวจสอบลายเซ็นมีความสะดวกรวดเร็ว มีความน่าเชื่อถือ และมีความถูกต้องมากขึ้น

ในระบบรู้จำลายเซ็นจะประกอบด้วย 3 ส่วนคือ ส่วนที่ 1 ใช้ในการตรวจจับข้อมูลลายเซ็น (Data capture) ส่วนที่ 2 คือใช้ในการคัดแยกข้อมูลลักษณะเฉพาะของลายเซ็นจากข้อมูลที่ตรวจจับได้

ไม่ว่าการณ์ใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

(Feature extraction) [12] เพื่อให้เกิดความแม่นยำในการวิเคราะห์ และรู้จำ ในส่วนนี้เป็นส่วนสำคัญที่จะเลือกเอาลักษณะที่สำคัญของลายเซ็นเพื่อใช้ในการรู้จำ มีหลายงานวิจัย [5] ที่ผ่านมาได้เลือกความเร็ว ความเร่งในการลากเส้น แรงกดปากกา การเอียงของปากกา เป็นลักษณะสำคัญ หรือบางงานวิจัยได้เลือกเอาข้อมูลทั้งรูปลักษณะ และจังหวะของการเขียน ไปใช้ในการรู้จำ ซึ่งจะเป็ข้อมูลทีเก็บได้จากอุปกรณ์รับค่าโดยตรงเท่านั้น และจากงานวิจัย [12] จะแสดงถึงแนวคิดในการนำการประมาณพันระเชิงเส้น (LPC) ซึ่งเป็นการพิจารณาคุณลักษณะของสัญญาณมาใช้เป็นค่าลักษณะเด่นสำหรับการตัดสินใจรู้จำเสียง ซึ่งจะมีข้อดีกว่าการเลือกใช้ลักษณะเด่นที่เก็บได้จากอุปกรณ์โดยตรงคือเป็นการลดขนาด และจำนวนของข้อมูลที่ทำให้การประมวลผล ทำให้ข้อมูลจะมีขนาดเล็กลง และทำให้ความต้องการในการใช้ทรัพยากรเพื่อประมวลผลในขั้นตอนการรู้จำน้อยกว่า และ [4], [15] แสดงว่าระบบสามารถจัดเก็บ และวิเคราะห์เฉพาะส่วนของคุณลักษณะของเสียงพูด และทำให้สามารถปรับปรุงความแม่นยำในการรู้จำได้ดียิ่งขึ้น

ส่วนที่ 3 คือการคัดแยกข้อมูลลายเซ็น (Classification) เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลลายเซ็น (Recognition) ซึ่งได้มีการเลือกใช้เทคนิคในการรู้จำหลายเทคนิคจากงานวิจัย [3], [9] โดยพิจารณาการกระจายของเส้น และ โครงร่างของลายเซ็นเพื่อเสนอข้อได้เปรียบของการรู้จำลายเซ็น และจาก [6], [18], [19] รายงานการศึกษาความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียมในการประมวลผลข้อมูล และการรู้จำของลายเซ็นเพื่อใช้ในการคัดแยกความคล้ายคลึงจากภาพลักษณะที่แตกต่างกัน และ [2] เป็นระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่เรียนรู้ได้เร็ว (Fast learning) และจากรายงาน [1], [7] ได้บอกจุดเด่นของโครงข่ายประสาทเทียมดังนี้

1. Universal approximation คือให้การประมาณค่าทำงาน ได้ดีกับทุกค่าข้อมูลเข้า และข้อมูลออกที่เป็นเชิงเส้น และไม่เป็นเชิงเส้น
2. Best Approximation คือมีคุณสมบัติของการประมาณค่าที่ดี ในการกำหนดกลุ่มให้ค่าประมาณ ได้ใกล้เคียงที่สุด
3. มีกระบวนการเรียนรู้ได้ไว (Fast learning speed)
4. ออกแบบมาเพื่อการประมาณค่าฟังก์ชันการคัดแยกข้อมูล และการจัดกลุ่ม แต่การออกแบบการเรียนรู้นั้นจะขึ้นอยู่กับปัญหา และคุณสมบัติเฉพาะตัวของฟังก์ชัน

ซึ่งวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอการดึงลักษณะสำคัญของลายเซ็นใหม่ โดยการใช้การประมาณพันระเชิงเส้น [16], [17] ซึ่งเดิมทีจะใช้งานในส่วนของหาค่าลักษณะเด่นสำหรับการรู้จำเสียงเป็นหลัก เนื่องจากเป็นระบบที่เหมาะสม (Optimum system) สำหรับการรู้จำ [8] จึงนำมาประยุกต์ใช้ในการหาค่าลักษณะเด่นสำหรับการรู้จำลายเซ็น โดยทำงานร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม [11], [14] ในส่วนการคัดแยกข้อมูล และการจัดกลุ่มสำหรับระบบรู้จำลายเซ็น เพื่อให้การรู้จำของระบบรู้จำลายเซ็นสามารถรู้จำลายเซ็นได้อย่างมีประสิทธิภาพ และถูกต้องยิ่งขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

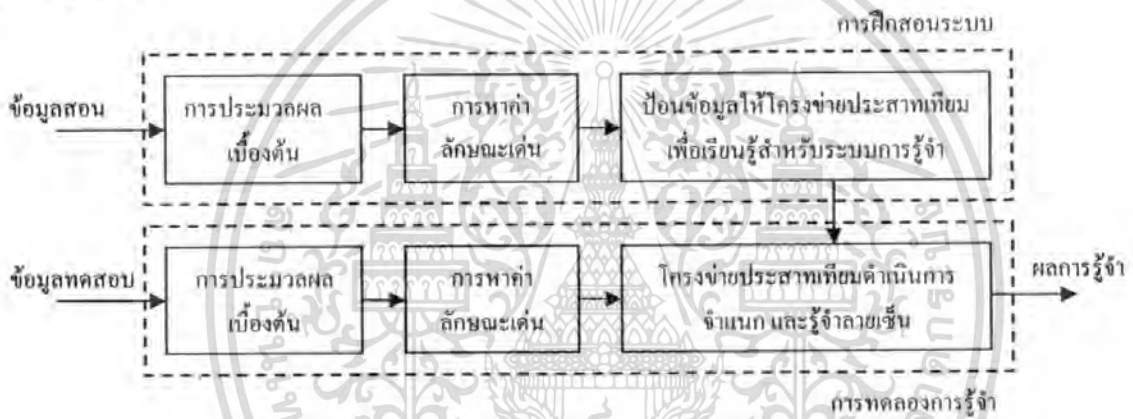
บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

ในบทนี้จะเสนอเกี่ยวกับวิธีการดำเนินงานวิจัย ขั้นตอนในการทำงานวิจัย เริ่มตั้งแต่ ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล ขั้นตอนการออกแบบ และพัฒนาระบบการรู้จำ การบันทึกผลการทดลอง การวิเคราะห์ผลการทดลอง และสรุปขั้นตอนกระบวนการวิจัย

3.1 โครงสร้างวิธีการดำเนินการวิจัยการรู้จำลายเซ็น

การรู้จำลายเซ็นแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ ส่วนของการฝึกสอนระบบ และการทดลองการรู้จำ ดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 แสดงโครงสร้างระบบการรู้จำ

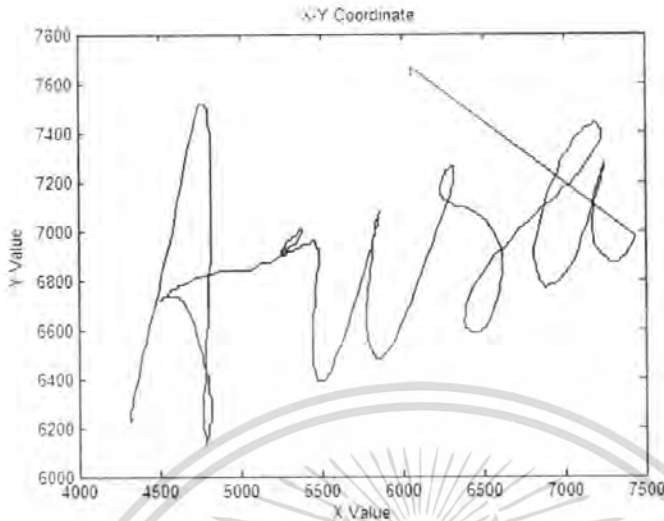
ส่วนการฝึกสอนระบบจะมีการป้อนข้อมูลสอนให้กับระบบผ่านการประมวลผล และหาค่าลักษณะเด่นเพื่อป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมทำการเรียนรู้สำหรับการรู้จำ จากนั้นจะป้อนข้อมูลทดสอบที่ผ่านการประมวลผล และหาค่าลักษณะเด่นเพื่อให้โครงข่ายประสาทดำเนินการจำแนก และรู้จำลายเซ็น

3.2 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล

3.2.1 ฐานข้อมูลลายเซ็น

ข้อมูลที่น่ามาศึกษาวิเคราะห์หาลักษณะเด่นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นข้อมูลลายเซ็นแบบออนไลน์ที่ได้มาจากการเก็บข้อมูลด้วยอุปกรณ์การรับข้อมูลดิจิทัล หรือแท็บเล็ต (Genius tablet) โดยเป็นลายเซ็นของผู้เซ็นจำนวน 20 คน ซึ่งแต่ละคนจะมีข้อมูลลายเซ็นจริง 20 ลายเซ็น และลายเซ็นปลอม 20 ลายเซ็น โดยลายเซ็นปลอม 20 ลายเซ็นจะแบ่งออกเป็นลายเซ็นปลอมที่ผู้ปลอมแปลงไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะของลายเซ็นจำนวน 10 ลายเซ็น และลายเซ็นปลอมที่ผู้ปลอมแปลงว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แปลงทราจรูปแบบ และจังหวะของลายเซ็นจำนวน 10 ลายเซ็น โดยมีตัวอย่างลายเซ็นที่เก็บค่ามา
ได้ดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 แสดงตัวอย่างลายเซ็นที่ทำการทดลอง

3.2.2 เพิ่มข้อมูลลายเซ็น

ข้อมูลแต่ละลายเซ็นจะถูกจัดเก็บในรูปแบบของไฟล์ข้อความ โครงสร้างแต่ละเพิ่มข้อมูลลายเซ็นของแต่ละคนจะประกอบด้วย ข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ (X-Coordinate), ข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนตั้ง (Y-Coordinate) เวลาในการเซ็นของแต่ละจุดข้อมูล (Time stamp) ซึ่งแสดง โครงลักษณะของตารางเพิ่มลายเซ็นได้ดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 แสดงตัวอย่างเพิ่มข้อมูลลายเซ็น

User	Data	1	2	3	...	N
User 1	X-Coordinate	8160	8280	8415	...	14265
	Y-Coordinate	10410	10320	10200	...	7605
	Time	27986.52	27986.53	27986.53	...	27990.81
User 2	X-Coordinate	6355	6340	6325	...	15400
	Y-Coordinate	7975	7960	7560	...	10290
	Time	27986.55	27986.58	27986.58	...	27990.84
...	X-Coordinate				...	
	Y-Coordinate				...	
	Time				...	
User 20	X-Coordinate	7295	7235	7175	...	9135
	Y-Coordinate	8160	8175	8190	...	7890
	Time	27986.59	27986.61	27986.61	...	27990.86

3.2.2 การตรวจสอบคุณสมบัติ Ergodic

ส่วนนี้จะดำเนินการเพื่อตรวจสอบคุณสมบัติ Ergodic ของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็น โดยทำการหาค่า Time Average และ Ensemble Average เพื่อเปรียบเทียบค่าทั้งสองว่ามีค่าเท่ากันหรือไม่ โดยจะหาค่าได้จากสมการที่ (3.1) และ (3.2)

$$E(x) = \frac{1}{N} \sum_{x=1}^N xf(x) \quad (3.1)$$

และ
$$E(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N nf(n) \quad (3.2)$$

3.3 ขั้นตอนการประมวลผลสัญญาณเบื้องต้น

ก่อนที่จะดำเนินการการหาค่าลักษณะเด่นจากเพิ่มข้อมูลลายเซ็นจะนำข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่เก็บมาผ่านกระบวนการประมวลผลสัญญาณให้อยู่ในรูปแบบ หรือเงื่อนไขเดียวกันก่อนจะนำไปสู่กระบวนการดึงลักษณะเด่นต่อไป โดยจะมีขั้นตอนดังนี้

3.3.1 การฉายข้อมูลให้อยู่ในมิติที่ต้องการ

ในส่วนนี้จะทำการประมวลผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็น โดยการฉายข้อมูลจากหลายๆมิติให้อยู่ในมิติที่เราสนใจคือข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบเทียบกับเวลา $x(n)$ และข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา $y(n)$

3.3.2 การกรองสัญญาณดีซีออกจากสัญญาณข้อมูลลายเซ็น

เป็นการประมวลผลข้อมูลเพื่อให้ข้อมูลที่ได้อยู่ในกรอบระดับสัญญาณเดียวกันก่อนจะนำไปประมวลผลข้อมูลในขั้นตอนต่อไป โดยการแปลงข้อมูลดังสมการที่ (3.3) และ (3.4)

$$x_1(n) = x(n) - \text{Avergae}(x(n)) \quad (3.3)$$

$$y_1(n) = y(n) - \text{Avergae}(y(n)) \quad (3.4)$$

3.3.3 การนอร์มอลไลซ์ข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นทางขนาด

เป็นการปรับแต่งข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่เทียบกับเวลาให้มีขนาดของสัญญาณที่อยู่ในกรอบขนาดเดียวกัน โดยการแปลงข้อมูลดังสมการที่ (3.5) และ (3.6)

$$x_2(n) = \frac{x_1(n)}{\text{Maximum}(|x_1(n)|)} \quad (3.5)$$

$$y_2(n) = \frac{y_1(n)}{\text{Maximum}(|y_1(n)|)} \quad (3.6)$$

3.4 การหาค่าลักษณะเด่น

การหาค่าลักษณะเด่นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้คือค่าสัมประสิทธิ์เอกสารถือเป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ญาติเห็นว่าไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า การประมาทพันธะเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับ

แม้ว่ากรรมใดๆที่สงวน ออกกฎหมายที่ผิดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เวลาที่มีค่าอันดับของค่าสัมประสิทธิ์อันดับต่างๆ (10, 20 และ 30) โดยใช้อัลกอริทึมของการหาค่าอัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation) และทำการบันทึกข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นของแต่ละลายเซ็นดังตารางที่ 3.2 และ 3.3

ตารางที่ 3.2 แสดงตัวอย่างข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบเทียบกับเวลา $x(n)$ ที่มีค่าอันดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 10

LPC = 10	User 1	User 2	...	User 20
1	1	1	...	1
2	-1.2861	-1.3913	...	-1.0582
3	0.18519	0.29447	...	0.28917
4	0.1183	0.15675	...	0.13052
5	0.015891	-0.00466	...	-0.0378
6	-0.04466	-0.07403	...	-0.07337
7	-0.03676	-0.03955	...	-0.00783
8	0.002139	0.019614	...	0.03505
9	0.019365	0.028066	...	-0.01679
10	0.006425	-0.0034	...	-0.01806
11	-0.023079	0.015911	...	0.025998

ตารางที่ 3.3 แสดงตัวอย่างข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา $y(n)$ ที่มีค่าอันดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 10

LPC = 10	User 1	User 2	...	User 20
1	1	1	...	1
2	-1.3363	-1.2012	...	-1.0921
3	0.22534	0.28684	...	0.4374
4	0.13835	0.15819	...	0.15891
5	0.009938	-0.00783	...	-0.08857
6	-0.05657	-0.07614	...	-0.10287
7	-0.03912	-0.03591	...	0.010204
8	0.006835	0.024451	...	0.05786
9	0.018987	0.025055	...	0.009143
10	-0.00613	-0.01918	...	-0.05009
11	0.047522	0.053861	...	0.068596

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่ 11 วนไว้สำหรับศึกษาเท่านั้น ไม่ให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.5 ระบบการรู้จำลายเซ็น

3.5.1 ขั้นตอนการจัดสรรข้อมูลเพื่อการเรียนรู้ และทดสอบ

ขั้นตอนนี้จะทำการจัดสรร และแบ่งชุดข้อมูลเพื่อการเรียนรู้ และทดสอบระบบการรู้จำ ซึ่งจะมึวิธีการจัดสรรข้อมูลดังนี้

3.5.1.1 การจัดข้อมูลลักษณะเด่นเข้าสู่ระบบรู้จำ

ข้อมูลที่ป้อนเข้าสู่ระบบรู้จำลายเซ็นคือเวกเตอร์นำเข้า (Input vector) โดยจะประกอบด้วยเวกเตอร์ลายเซ็นของแต่ละคนดังรูปที่ 3.4 ซึ่งเวกเตอร์ลายเซ็นของแต่ละคนจะประกอบด้วยข้อมูลลักษณะเด่นของแต่ละลายเซ็นดังรูปที่ 3.3

$$\text{Signature_Vector_1} = [\text{Feat_1} \ \text{Feat_2} \ \text{Feat_3} \ \text{Feat_4} \ \dots \ \text{Feat_n}]$$

รูปที่ 3.3 แสดงตัวอย่างลักษณะเด่นของแต่ละลายเซ็นในรูปเวกเตอร์

$$\text{InputVector} = \begin{bmatrix} \text{Signature_Vector_1} \\ \text{Signature_Vector_2} \\ \text{Signature_Vector_3} \\ \text{Signature_Vector_4} \\ \dots \\ \text{Signature_Vector_n} \end{bmatrix}$$

รูปที่ 3.4 แสดงตัวอย่างเวกเตอร์ข้อมูลนำเข้าที่ป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

3.5.1.2 การจัดการเพื่อฝึกสอนระบบในโครงข่ายประสาทเทียม

เวกเตอร์เป้าหมาย (Target vector) เป็นการระบุว่าข้อมูลลักษณะเด่นที่ใช้ในการเรียนรู้ในกลุ่มใด แสดงได้ดังรูปที่ 3.6 จะประกอบด้วยเวกเตอร์ขอบเขตข้อมูล (Class vector) ซึ่งเป็นของเขตที่ใช้ในการคัดแยกกลุ่มของข้อมูลที่ใช้ทดสอบแสดงได้ดังรูปที่ 3.5

$$\text{Class_Vector} = [\text{Class_x}]$$

รูปที่ 3.5 แสดงตัวอย่างการกำหนดกลุ่มให้แต่ละลายเซ็น

$$\text{Target_Vector} = \begin{bmatrix} \text{Class_Vector_1} \\ \text{Class_Vector_2} \\ \text{Class_Vector_3} \\ \text{Class_Vector_4} \\ \dots \\ \text{Class_Vector_n} \end{bmatrix}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกรณีใช้งานที่เอกสารนี้ถูกทำขึ้น ไม่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
รูปที่ 3.6 แสดงตัวอย่างการกำหนดเวกเตอร์เป้าหมายให้กับโครงข่ายประสาทเทียม
 ไม่ว่าจะผิดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.5.1.3 การจัดข้อมูลเพื่อการฝึกสอนแก่ระบบในโครงข่ายประสาทเทียม

การกำหนดลำดับของเวกเตอร์ลายเซ็นในเวกเตอร์นำเข้า และเวกเตอร์ของเขตข้อมูลในเวกเตอร์เป้าหมายของแต่ละลายเซ็นจะต้องตรงกันคือ เวกเตอร์ลายเซ็นของลายเซ็นที่ 1 ต้องตรงกับเวกเตอร์เป้าหมายลำดับที่ 1 เวกเตอร์ลายเซ็นของลายเซ็นที่ 2 ต้องตรงกับเวกเตอร์เป้าหมายลำดับที่ 2 และเวกเตอร์ลายเซ็นของลายเซ็นที่ n จะต้องตรงกับเวกเตอร์เป้าหมายลำดับที่ n ดังรูปที่ 3.7

$$\text{Input_Vector} = \begin{bmatrix} \text{Signature_Vector_1} \\ \text{Signature_Vector_2} \\ \text{Signature_Vector_3} \\ \text{Signature_Vector_4} \\ \dots \\ \text{Signature_Vector_n} \end{bmatrix}, \text{Target_Vector} = \begin{bmatrix} \text{Class_Vector_1} \\ \text{Class_Vector_2} \\ \text{Class_Vector_3} \\ \text{Class_Vector_4} \\ \dots \\ \text{Class_Vector_n} \end{bmatrix}$$

รูปที่ 3.7 แสดงตัวอย่างเวกเตอร์นำเข้าและเวกเตอร์เป้าหมาย

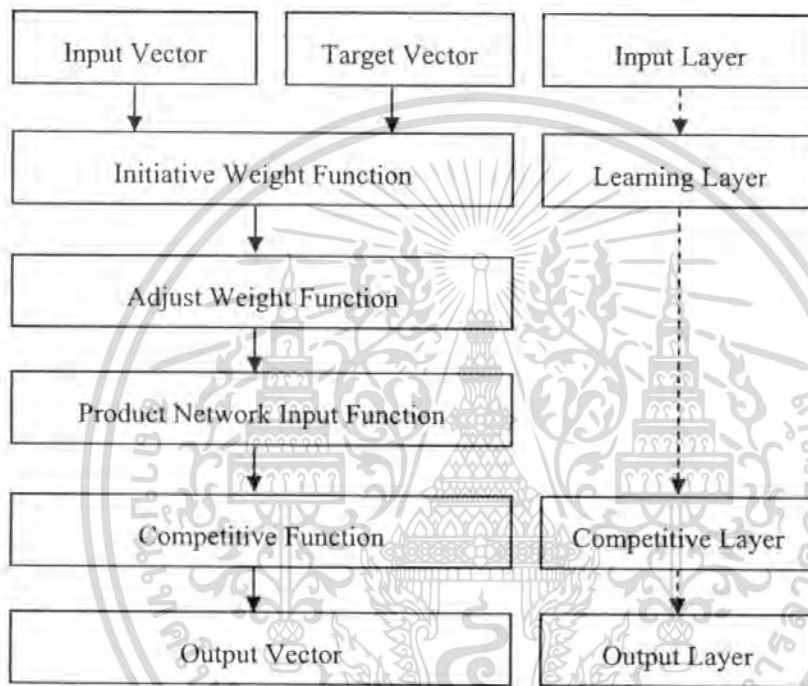
3.5.2 ขั้นตอนการพัฒนาโปรแกรมระบบการรู้จำลายเซ็น

ระบบการรู้จำลายเซ็นที่จัดทำเพื่อใช้ทดสอบลักษณะเด่นของลายเซ็น พัฒนาโดยใช้โปรแกรม Visual Basic 5 ในการรับข้อมูลจากแท็บเล็ต และโปรแกรม MATLAB เพื่อคำนวณและวิเคราะห์ทางคณิตศาสตร์เพื่อประมวลผลสัญญาณเบื้องต้น, คำนวณหลักคุณลักษณะเด่นจากค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น รวมทั้งระบบรู้จำลายเซ็น โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

3.5.2.1 ขั้นตอนการออกแบบ และเตรียมแบบจำลองการรู้จำ

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการคัดแยกลายเซ็นสามารถแสดงรายละเอียดของขั้นตอนได้ดังรูปที่ 3.8 ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้คือ เมื่อรับค่าข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ, ข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนตั้ง และเวลาจากโปรแกรมรับค่าข้อมูลจะถูกเก็บข้อมูลอยู่ในรูปแบบของแฟ้มข้อมูล จากนั้นจะนำข้อมูลไปทำการประมวลผลสัญญาณเบื้องต้น เพื่อหาค่าลักษณะเด่นคือค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น เพื่อนำไปป้อนเข้าระบบการรู้จำลายเซ็น โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการตัดสินใจสำหรับการรู้จำ และจะมีการฝึกสอนระบบการรู้จำจากการหาค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อใช้ในการตัดสินใจ โดยการป้อนลักษณะเด่นของข้อมูลตัวอย่าง และข้อมูลผลลัพธ์เป้าหมายเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมของระบบรู้จำทำการเรียนรู้ และปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายให้เหมาะสมกับข้อมูลนำเข้า และข้อมูลผลลัพธ์เป้าหมาย จากนั้นจะทำการทดลองผลการรู้จำของระบบโดยการป้อนข้อมูลนำเข้าเข้าสู่ระบบ และตรวจสอบผลการรู้จำว่าให้ผลตรงตามผลลัพธ์เป้าหมายตามที่ออกแบบไว้หรือไม่ โดยในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียม 2 แบบในการทดลองการรู้จำลายเซ็นคือ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

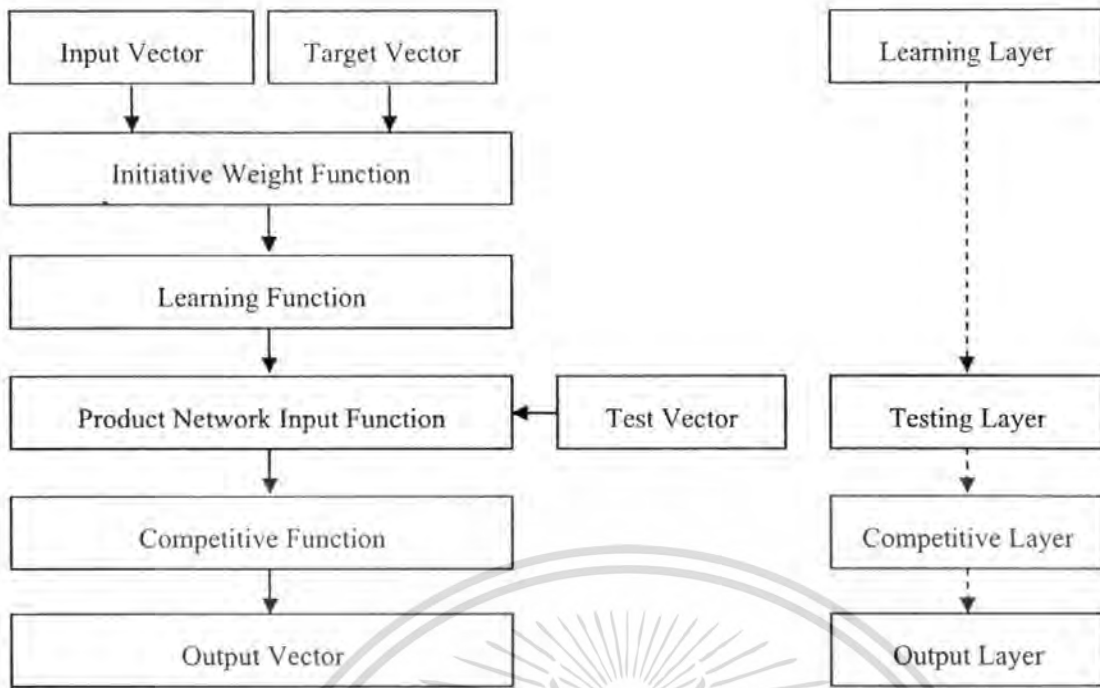
1. โครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียว เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feed forward ที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียว มีการเรียนรู้ และปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทโดยใช้ Weight/Bias learning โดยใช้ Tool box ใน MATLAB ในการเขียนโปรแกรม
2. โครงข่ายประสาทเทียมที่เขียนที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feed forward ที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น และมีการเรียนรู้ และปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทโดยใช้ Back propagation algorithm โดยไม่ได้ใช้ Tool box ใน MATLAB ในการเขียน โปรแกรม



รูปที่ 3.8 แสดงแผนผังขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

3.5.2.2 การทดลองการรู้จำลายเซ็น

กระบวนการทดลองการรู้จำลายเซ็นเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ว่ากลุ่มข้อมูลที่ใช้ในการทดลองจัดเป็นข้อมูลกลุ่มใด มีขั้นตอนดังนี้คือ เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ข้อมูลตัวอย่างทั้งหมดแล้ว โครงข่ายประสาทเทียมจะเก็บประสบการณ์ที่ได้ในลักษณะของค่าประสบการณ์ หรือค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจะนำข้อมูลเหล่านี้ไปใช้เพื่อสร้างคำตอบข้อมูลลักษณะเด่นของข้อมูลทดสอบ เพื่อหาค่าผลลัพธ์ของการรู้จำของระบบรู้จำลายเซ็นว่าให้ผลการรู้จำลายเซ็นถูกต้องมากน้อยเพียงใด ดังแสดงได้ตามรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.9 แสดงแผนผังขั้นตอนการทำงานของกรเรียนรู้ และขั้นตอนการทดลอง

3.6 การบันทึกผลการทดลอง

การบันทึกผลการทดลองจะบันทึกความแม่นยำในการตรวจสอบลายเซ็นเป็นความถูกต้องของการทดลองการระบุเจ้าของลายเซ็น และความถูกต้องของการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นที่ใช้ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้นที่อันดับต่างๆ (10, 20 และ 30) และผลการเปรียบเทียบผลที่ได้จาก โครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 แบบ

3.7 การวิเคราะห์ผลการทดลอง

จากการทดลองการรู้จำลายเซ็น โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้นเป็นลักษณะเด่นในการรู้จำลายเซ็นจะเปรียบเทียบความแม่นยำในการวิเคราะห์ และรู้จำลายเซ็นจากความถูกต้องในการระบุเจ้าของลายเซ็น และความถูกต้องของการทดลองการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นที่ใช้ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้นที่อันดับต่างๆจากสมการที่ (3.7)

$$\text{Percentage} = \frac{E(\text{output})}{N} \times 100 \quad (3.7)$$

เมื่อ *Percentage* คือค่าความแม่นยำในการตรวจสอบเฉลี่ย

E(output) คือค่าความแม่นยำในการทดลอง

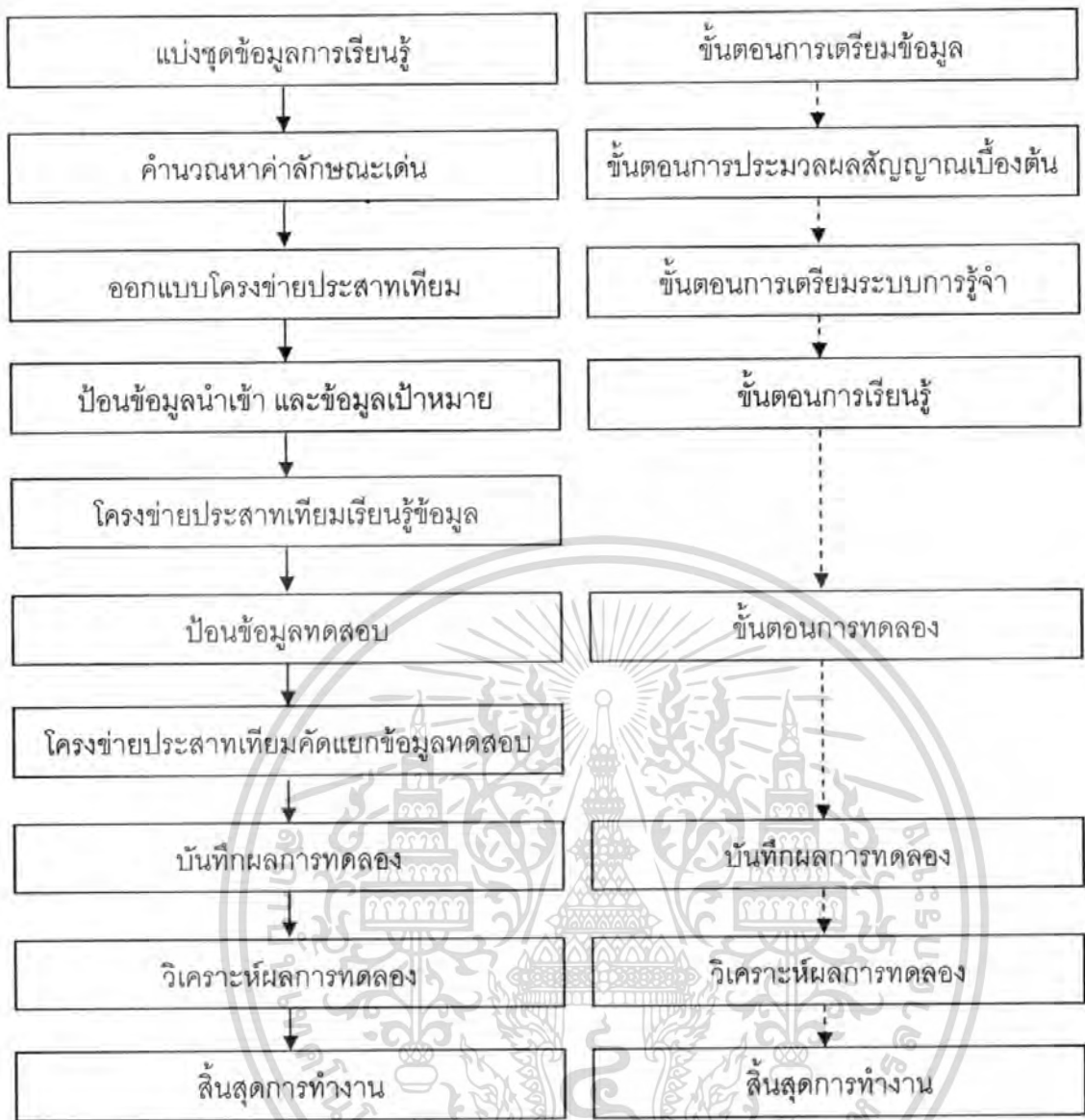
N คือจำนวนลายเซ็นที่ทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.8 สรุปขั้นตอนกระบวนการวิจัย

ขั้นตอนกระบวนการวิจัย แสดง ได้ดังรูปที่ 3.10 ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

1. ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล เป็นขั้นตอนการเก็บข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนตั้ง, แนวนราบ และค่าเวลาในแต่ละจุด และแบ่งชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ และทดสอบ
2. ขั้นตอนการประมวลผลสัญญาณเบื้องต้น เป็นกระบวนการปรับแต่งรูปแบบของข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบเดียวกัน และทำการหาค่าลักษณะเด่นของข้อมูล ซึ่งในที่นี้ก็คือค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบเทียบกับเวลา และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา
3. ขั้นตอนการเตรียมระบบรู้จำ เป็นขั้นตอนการเลือก และออกแบบระบบรู้จำ ซึ่งในที่นี้ จะใช้โครงข่ายประสาทเทียม 2 แบบคือ โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ Tool box ใน MATLAB คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feed forward แบบที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียว ที่มีการเรียนรู้แบบ Weight/Bias Learning และโครงข่ายประสาทเทียมที่เขียนขึ้นมาโดยไม่ได้ใช้ Tool box ใน MATLAB คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feed forward แบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น ที่มีการเรียนรู้แบบ Back propagation algorithm
4. ขั้นตอนการเรียนรู้ เป็นขั้นตอนการป้อนข้อมูลนำเข้า และข้อมูลผลลัพธ์เป้าหมายให้โครงข่ายประสาทเทียมทำการหาค่าน้ำหนักสำหรับ โครงข่ายประสาทเทียม และทำการเรียนรู้เพื่อปรับค่าน้ำหนัก จนได้ค่าผลลัพธ์ของ โครงข่ายประสาทที่มีค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด
5. ขั้นตอนการทดสอบ เป็นขั้นตอนการป้อนข้อมูลทดสอบเข้าสู่ระบบรู้จำ เพื่อทำการคัดแยกลายเซ็น และให้โครงข่ายประสาทเทียมทำการหาค่าผลลัพธ์การรู้จำลายเซ็น
6. ขั้นตอนการบันทึกผล เป็นขั้นตอนการบันทึกผลการทดสอบการรู้จำลายเซ็นของระบบ ว่าให้ผลการรู้จำเป็นอย่างไร
7. ขั้นตอนการวิเคราะห์ผลการทดลอง เป็นขั้นตอนที่ทำการวิเคราะห์ผลของลำดับของค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นมีผลแตกต่างกันอย่างไร และมีผลต่อการรู้จำของระบบรู้จำลายเซ็นอย่างไรบ้าง
8. สิ้นสุดการทำงานของระบบการรู้จำลายเซ็น



รูปที่ 3.10 แสดงแผนผังขั้นตอนกระบวนการวิจัย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4

ผลการทดลอง

จากบทที่ 3 ได้กล่าวถึงขั้นตอนในการศึกษา และพัฒนาระบบการรู้จำลายเซ็นในกระบวนการวิจัย บทนี้จะกล่าวถึงการนำระบบการรู้จำลายเซ็นมาทำการทดลองเพื่อหาความแม่นยำของระบบรู้จำลายเซ็น ซึ่งมีรายละเอียดของการทดลองดังนี้

4.1 การทดลอง

การทดลองจะแบ่งออกเป็น 5 ส่วนคือ

1. การตรวจสอบคุณสมบัติ Ergodic ของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่เก็บมาได้
2. การหาค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เส้นที่ลำดับต่างๆ (ลำดับเท่ากับ 10, 20 และ 30) ว่ามีค่าแตกต่างกันอย่างไรบ้าง
3. การทดลองผลการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ว่ามีผลการปรับแก้ค่าความผิดพลาดจากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นอย่างไร
4. การทดลองระบบรู้จำลายเซ็นที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียวที่ได้จาก Tool box ใน MATLAB โดยจะประกอบด้วย
 - 3.1 ผลการทดลองการจำแนกลายเซ็น
 - 3.2 ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็น ซึ่งแบ่งออกเป็น 2 กรณี
 - 3.2.1 กรณีที่ผู้ปลอมแปลงไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะของลายเซ็น
 - 3.2.2 กรณีที่ผู้ปลอมแปลงทราบรูปแบบ และจังหวะของลายเซ็น
5. ผลการทดลองระบบรู้จำที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้นที่ออกแบบโดยไม่ได้ใช้ Tool box ใน MATLAB และผลการเปรียบเทียบระหว่างโครงข่ายประสาททั้ง 2 แบบ

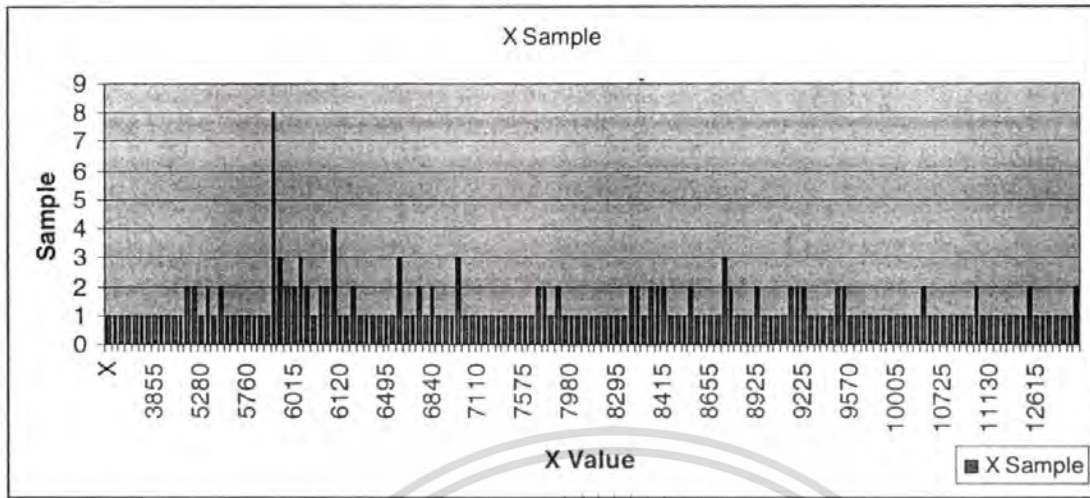
4.2 ผลการทดลอง

4.2.1 ผลการตรวจสอบคุณสมบัติ Ergodic

เมื่อรับค่าข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นจากแทปเล็ตแล้ว จะทำการแยกข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นออกมาเป็นข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบเทียบกับเวลา และข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา จากนั้นทำการหาการกระจายตัวของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นทั้ง 2 แกน ซึ่งสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 4.1 และ 4.2 ดังนี้

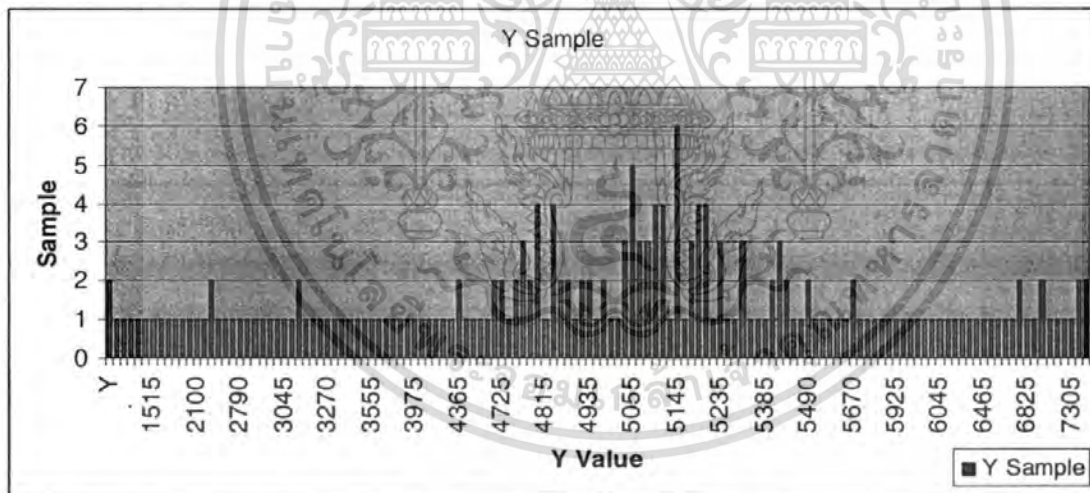
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค่าการกระจายตัวของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบมีการกระจายตัวค่อนข้างมาก มีเพียงบางกลุ่มข้อมูลที่มีจำนวนข้อมูลมากกว่า 1 ค่า สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.1 แสดงการกระจายตัวของค่าตำแหน่งข้อมูลลายเซ็นในแนวแกนราบ

ค่าการกระจายตัวของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนตั้งมีการกระจายตัวค่อนข้างมาก มีเพียงบางกลุ่มข้อมูลที่มีจำนวนข้อมูลมากกว่า 1 ค่า คือช่วงมีค่าตั้งแต่ 4725 ถึง 5490 สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 4.2



รูปที่ 4.2 แสดงการกระจายตัวของค่าตำแหน่งข้อมูลลายเซ็นในแนวแกนตั้ง

โดยเมื่อทำการหาค่า Time average และ Ensemble average ของค่าตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ จำนวน 3 ลายเซ็น พบว่าค่า Time average และ Ensemble average มีค่าเท่ากัน ดังแสดงในตารางที่ 4.1 ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่าข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบที่เก็บค่ามาได้มีคุณสมบัติ Ergodic

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.1 แสดงผลการหาค่า Time average และ Ensemble average ของค่าตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ

X Value	Ensemble Average	Time Average
User 1	7914.80	7914.80
User 2	7370.09	7370.09
User 3	5840.97	5840.97

โดยเมื่อทำการหาค่า Time average และ Ensemble average ของค่าตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนตั้ง จำนวน 3 ลายเซ็น พบว่าค่า Time average และ Ensemble average มีค่าเท่ากัน ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่าข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนตั้งที่เก็บค่ามาได้มีคุณสมบัติ Ergodic

ตารางที่ 4.2 แสดงผลการหาค่า Time average และ Ensemble average ของค่าตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนตั้ง

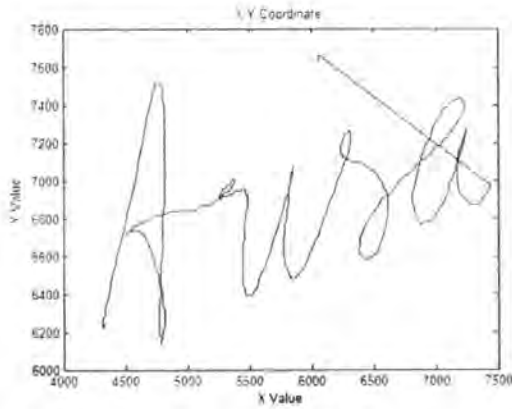
Y Value	Ensemble Average	Time Average
User 1	4797.29	4797.29
User 2	5096.55	5096.55
User 3	4641.17	4641.17

4.2.2 ผลการทดลองการประมวลผลเบื้องต้น (Pre processing)

ส่วนการประมวลผลเบื้องต้นจะทำการแปลงสัญญาณข้อมูลลายเซ็นที่รับมาจากแผ่นกระดาษดิจิตอล หรือแผ่นดิจิไตเซอร์ (Digitizer) เพื่อแปลงเป็นข้อมูลแนวราบ และแนวตั้งออกมาในรูปแบบของคู่ลำดับ X, Y เทียบกับแกนเวลา จากนั้นจึงนำข้อมูลที่ได้ไปทำการปรับค่าดีซีไบอัส และทำการนอร์มอลไลซ์ค่า ก่อนที่จะนำไปสู่ขั้นตอนการแยกลักษณะเด่น

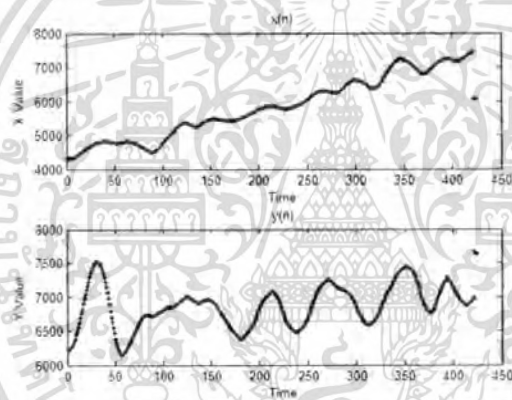
ซึ่งค่าตำแหน่งลายเซ็นที่เก็บได้จากแผ่นกระดาษดิจิตอลจะแสดงได้ดังรูปที่ 4.3 โดยเมื่อเทียบกับตำแหน่งจริงของลายเซ็นจะสามารถแสดงเป็นอัตราส่วนคือ ค่าตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบที่เก็บค่าได้ $x(n)$ จะมีค่า 3400 จุดต่อ 1 ตำแหน่งลายเซ็นจริง 1 เซนติเมตร และค่าตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนตั้งที่เก็บค่าได้ $y(n)$ จะมีค่า 1700 จุดต่อ 1 ตำแหน่งลายเซ็นจริง 1 เซนติเมตร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



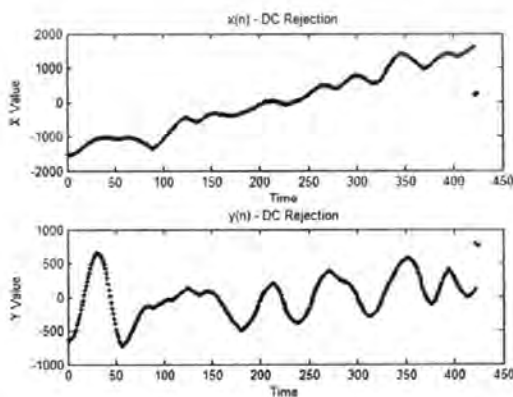
รูปที่ 4.3 แสดงตัวอย่างลายเซ็นที่ทำการทดลอง

ซึ่งข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นจะถูกแยกให้อยู่ในมิติที่ต้องการคือข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบเทียบกับเวลา $x(n)$ และข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา $y(n)$ สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 4.4



รูปที่ 4.4 แสดงตำแหน่งลายเซ็นในแนวราบเทียบกับเวลา $x(n)$ และแนวราบตั้งกับเวลา $y(n)$

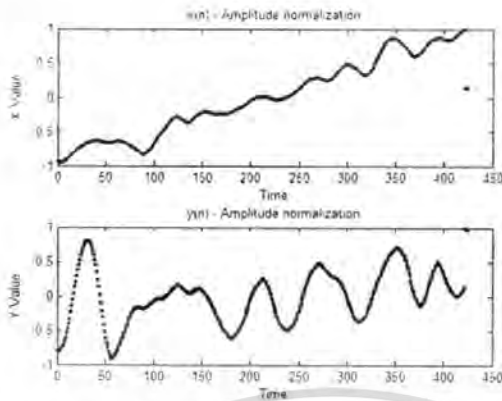
จากนั้นจะทำการปรับค่าระดับของข้อมูลโดยการทำคิซี ไบอัส ทั้งข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ และข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนตั้ง ดังรูปที่ 4.5



รูปที่ 4.5 แสดงตำแหน่งลายเซ็นในแนวราบเทียบกับเวลา $x(n)$

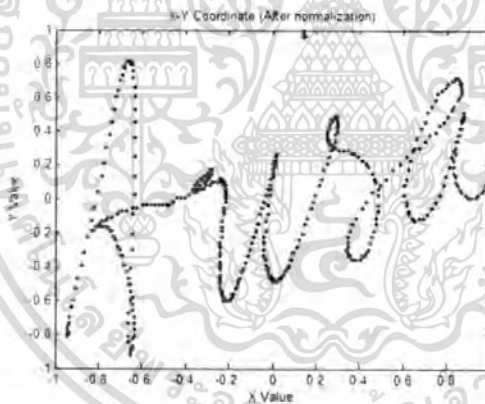
เอกสารนี้เป็นเอกสารและแนวตั้งเทียบกับเวลา $y(n)$ เมื่อผ่านการกรองสัญญาณคิซี ห้หน้าไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากนั้นจะทำการปรับค่าทางขนาด ทั้งข้อมูลตำแหน่งลายเซ็น ในแนวแกนราบ และข้อมูล ตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนตั้ง ดังรูปที่ 4.6



รูปที่ 4.6 แสดงตำแหน่งลายเซ็นในแนวราบเทียบกับเวลา $x(n)$ และแนวตั้งเทียบกับเวลา $y(n)$ ที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์ทางขนาด

ซึ่งจะได้ข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นหลังการประมวลผลเบื้องต้นอยู่ในกรอบที่พิจารณาคือค่า ตั้งแต่ -1 ถึง 1 ดังรูปที่ 4.7



รูปที่ 4.7 แสดงตำแหน่งลายเซ็นหลังจากทำการประมวลผลสัญญาณเบื้องต้น

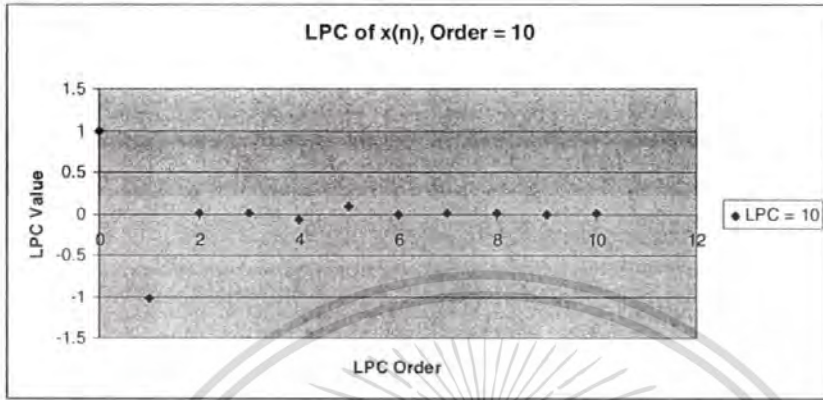
4.2.3 ผลการทดลองกระบวนการแยกลักษณะเด่น (Feature Extraction)

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำเสนอการแยกลักษณะเด่น โดยการใช้การประมาณพื้นที่เชิงเส้น ซึ่งจะทำให้การหาค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นของสัญญาณข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวราบเทียบกับเวลา $x(t)$ และสัญญาณข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวตั้งเทียบกับเวลา $y(t)$ ที่ผ่านการประมวลผลสัญญาณเบื้องต้นที่มีลำดับสัมประสิทธิ์ค่าต่างๆ ซึ่งสามารถแสดงผลการทดลองได้ดังนี้

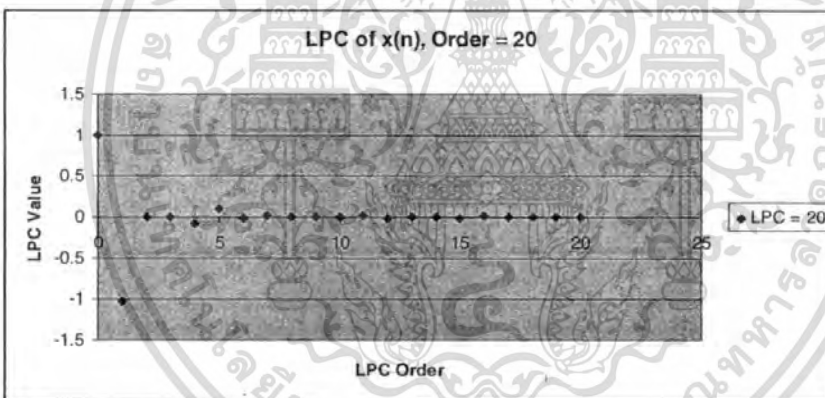
4.2.3.1 ผลการหาค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นเทียบกับเวลาที่ลำดับต่างๆ สามารถแสดงผลการหาค่าสัมประสิทธิ์ได้ดังนี้คือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

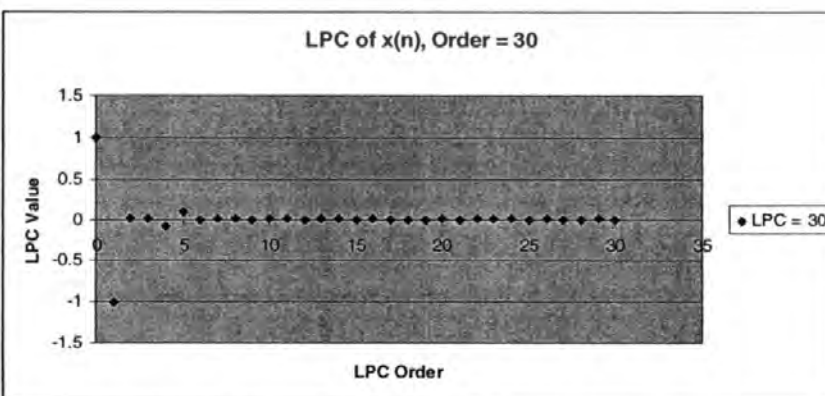
ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นของข้อมูลหลายเซ็นในแนวแกนราบเทียบกับเวลา ที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์ค่าต่างๆมีค่าใกล้เคียงกัน และมีเพียงค่าสัมประสิทธิ์ของการประมาณพหุระเชิงเส้นลำดับแรกๆที่มีผลต่ออันัยสำคัญของข้อมูลตำแหน่งหลายเซ็นดังแสดงในรูปที่ 4.8, 4.9, 4.10 และ 4.11



รูปที่ 4.8 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งหลายเซ็นในแนวราบเทียบกับเวลา $x(n)$ ที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 10

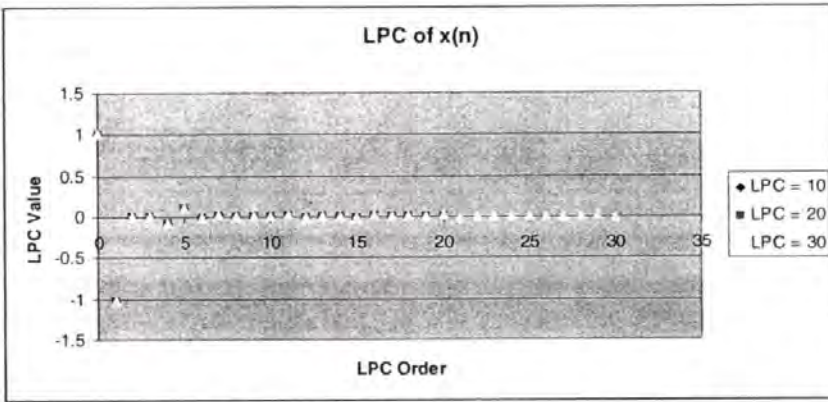


รูปที่ 4.9 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งหลายเซ็นในแนวราบเทียบกับเวลา $x(n)$ ที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 20



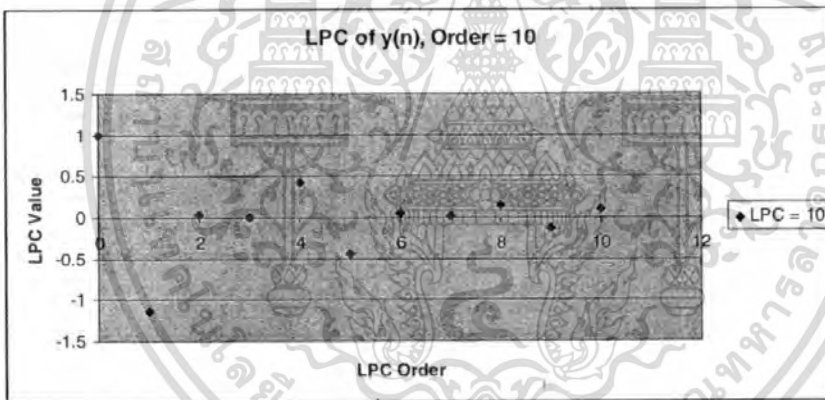
รูปที่ 4.10 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งหลายเซ็นในแนวราบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่เกี่ยวกับเวลา $x(n)$ ที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 30 ดึงนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

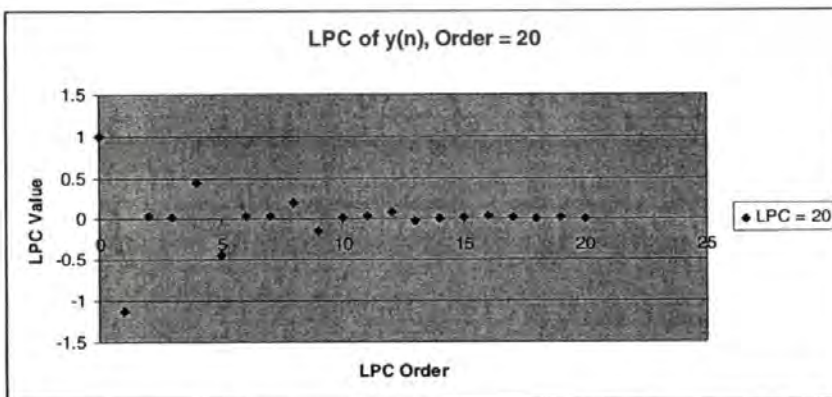


รูปที่ 4.11 แสดงค่าการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวราบเทียบกับเวลา $x(n)$ ที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 10, 20 และ 30

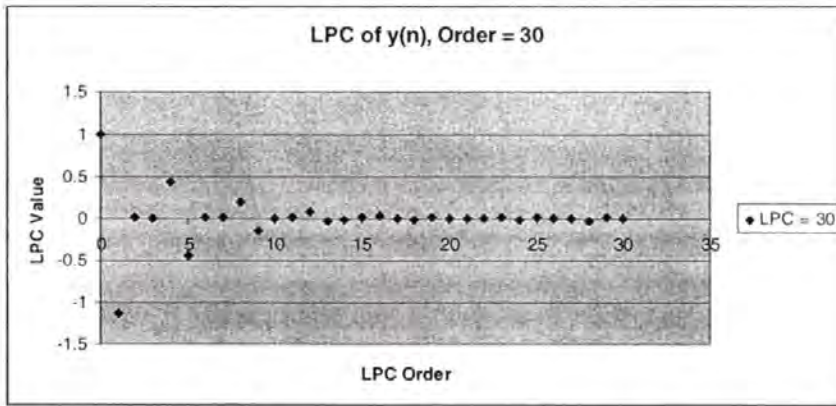
ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นของข้อมูลลายเซ็นในแนวแกนนั่งเทียบกับเวลาที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์ค่าต่างๆมีค่าใกล้เคียงกัน และมีเพียงค่าสัมประสิทธิ์ของการประมาณพหุระเชิงเส้นลำดับแรกๆที่มีผลต่ออันสำคัญของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นเช่นกันดังแสดงในรูปที่ 4.12, 4.13, 4.14 และ 4.15



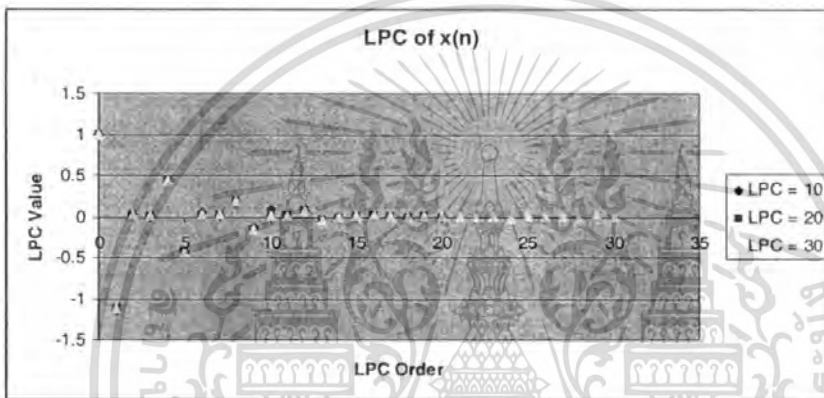
รูปที่ 4.12 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวตั้งเทียบกับเวลา $y(n)$ ที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 10



รูปที่ 4.13 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวตั้งเอกสารนี้เป็นเอกสารที่เกี่ยวกับเวลา $y(n)$ ที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 20 ให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.14 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวดิ่ง เทียบกับเวลา $y(n)$ ที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 30

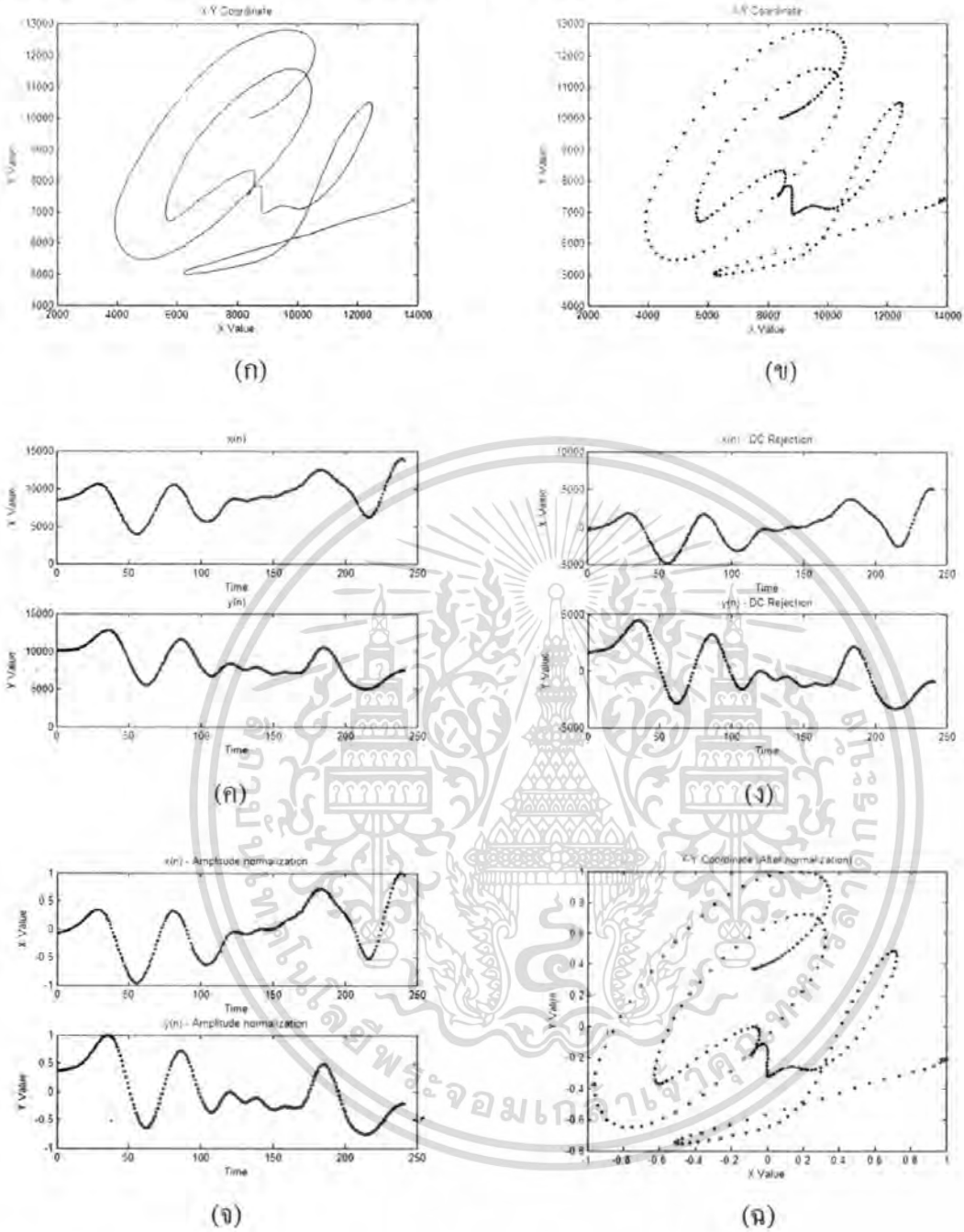


รูปที่ 4.15 แสดงค่าการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวดิ่งเทียบกับเวลา $y(n)$ ที่มีลำดับของสัมประสิทธิ์เท่ากับ 10, 20 และ 30

4.2.3.2 ผลการทดลองกระบวนการแยกลักษณะเด่นของลายเซ็นแต่ละลายเซ็น

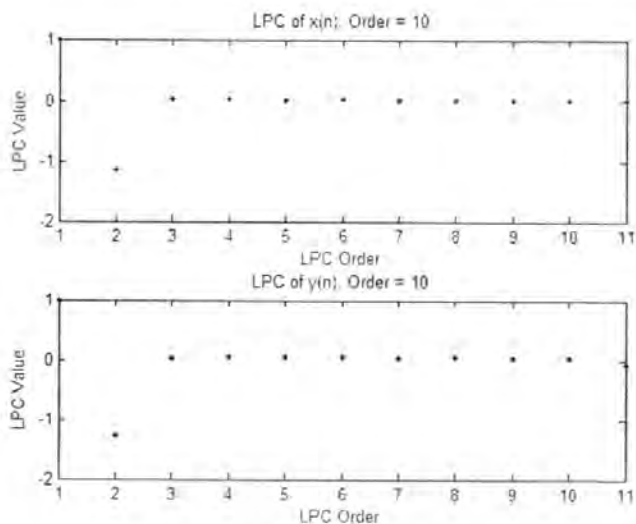
ผลลัพธ์ที่ได้จากการหาค่าลักษณะเด่นของลายเซ็นของเจ้าของแต่ละคน รวมทั้งสิ้น 20 คน เมื่อพิจารณาจากผลที่ได้พบว่าหากโครงสร้าง หรือลักษณะของลายเซ็นมีความซับซ้อน เราจะต้องใช้ค่าอันดับของค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นสูงๆ เพื่อเป็นการแสดงรายละเอียดของค่าสัมประสิทธิ์ที่มีนัยสำคัญได้อย่างครบถ้วน โดยสามารถแสดงผลที่ได้จากการประมวลผลเบื้องต้นขั้นตอนต่างๆ และผลจากการหาค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นค่าต่างของแต่ละลายเซ็น ได้ดังรูปที่ 4.16 ถึง 4.35

รูปที่ 4.16 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 1

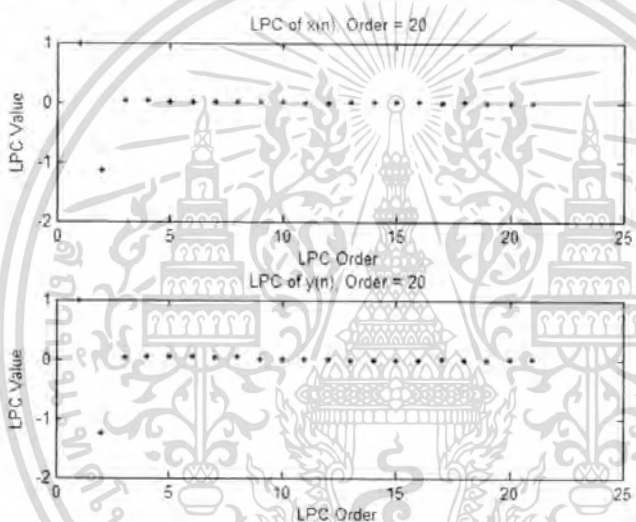


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
- (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าคิซี ไบอัส
- (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
- (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

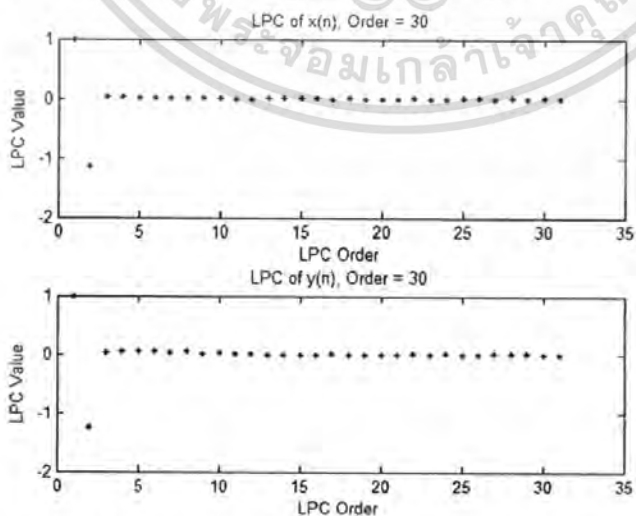
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 10



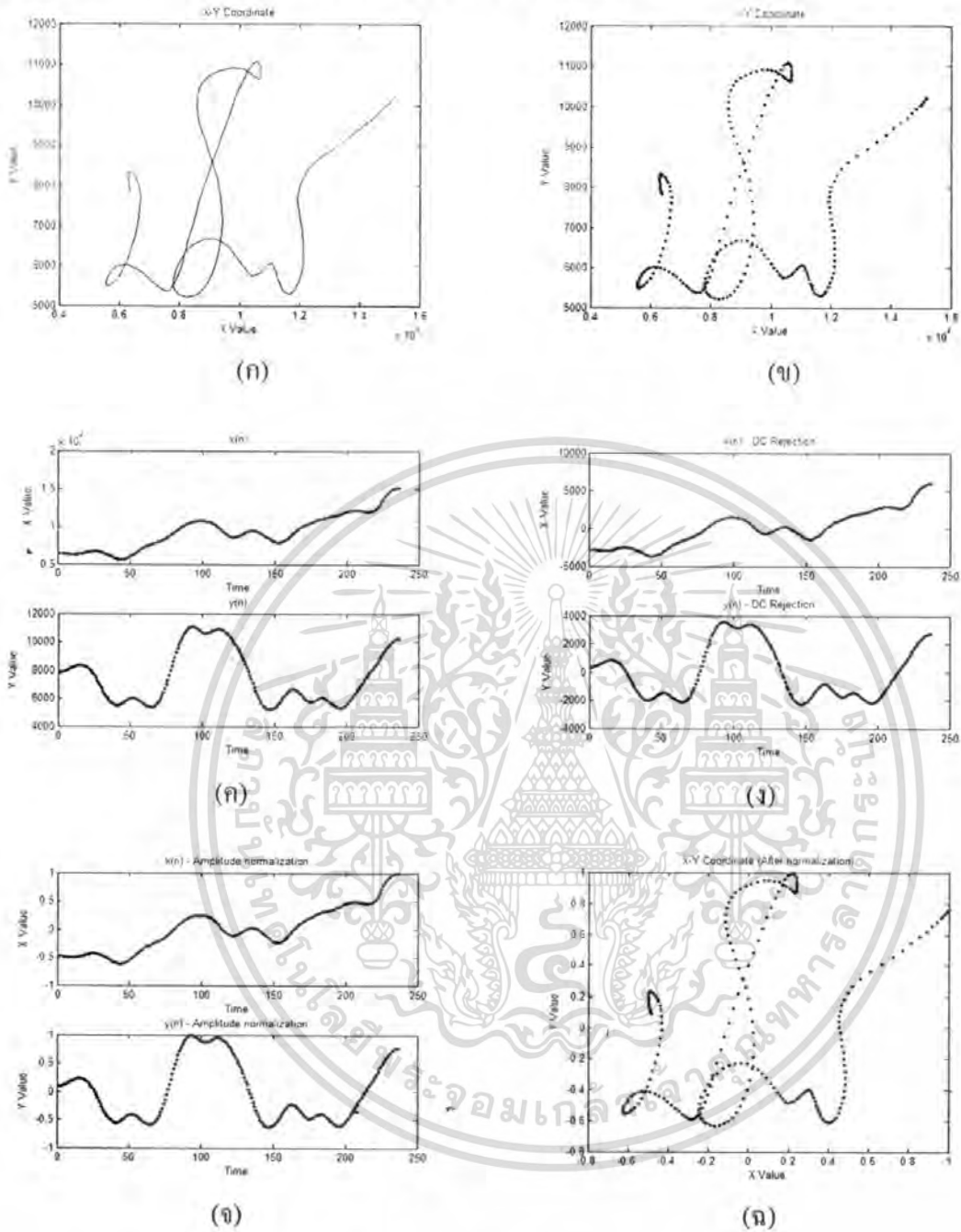
(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 20



(ง) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 30

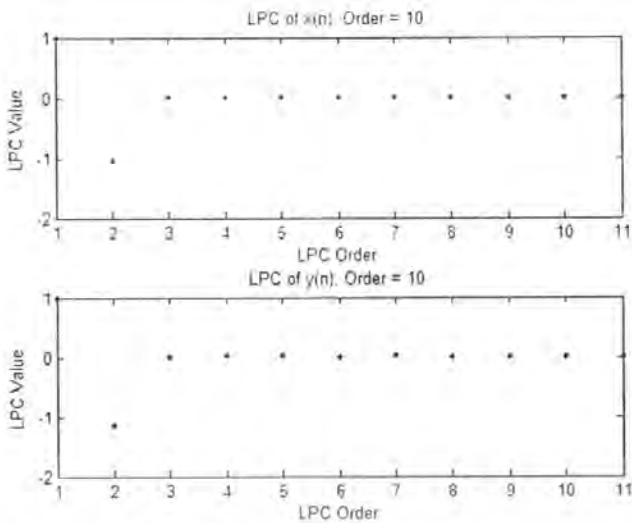
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.17 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งหลายเส้นที่ได้จากลายเซ็นที่ 2

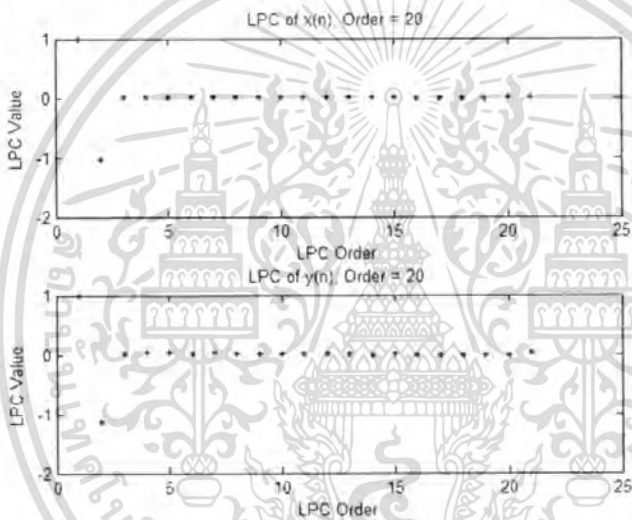


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
- (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าคิซี ไบอัส
- (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
- (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

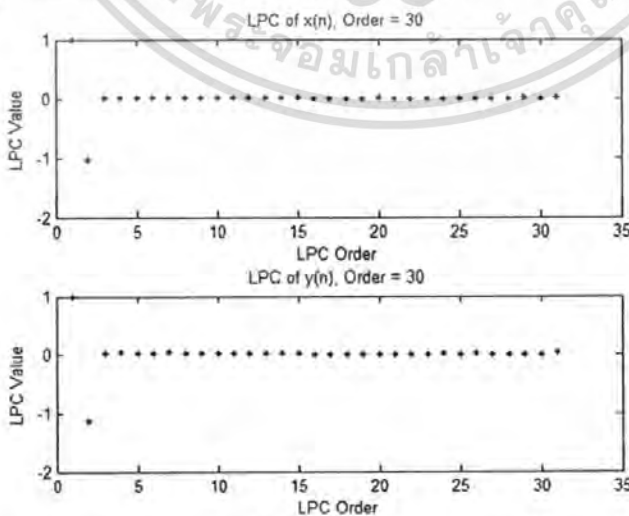
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 10



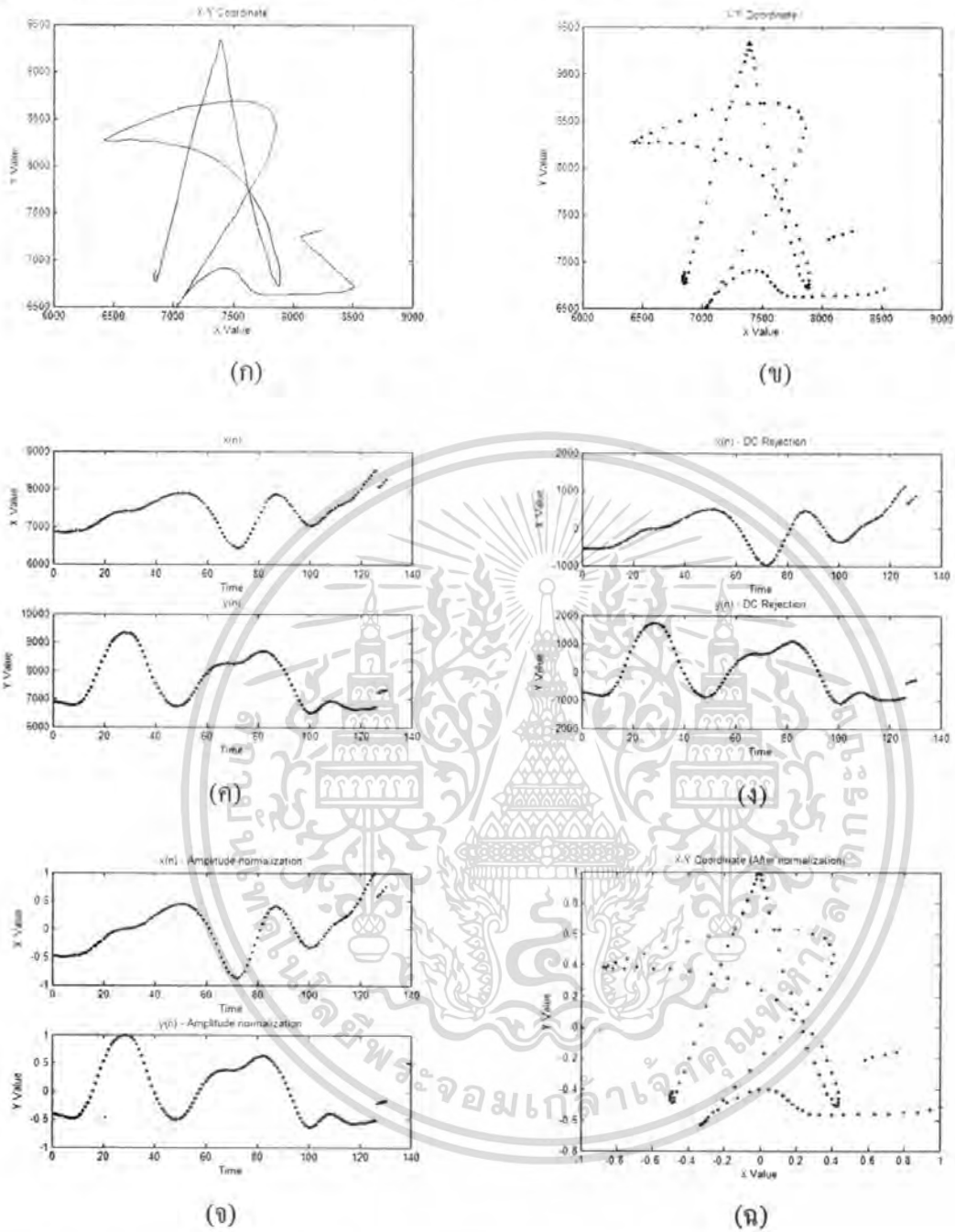
(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 20



(ง) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 30

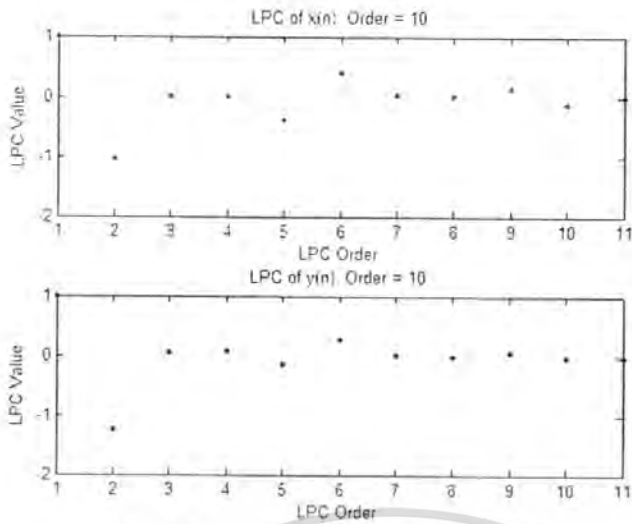
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.18 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 3

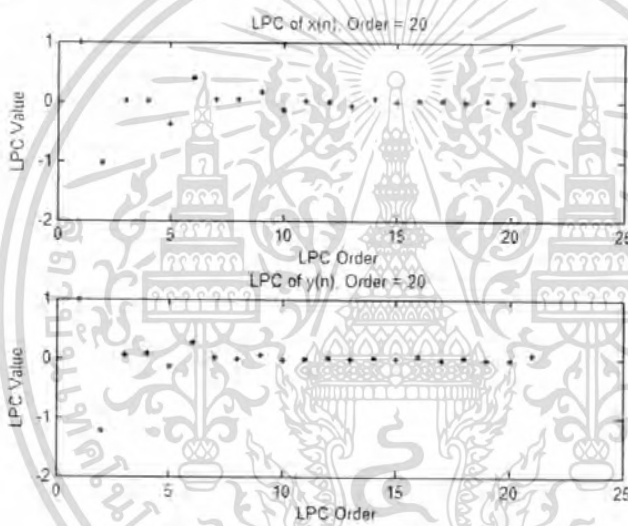


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
- (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าดีซี ไซอิส
- (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
- (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

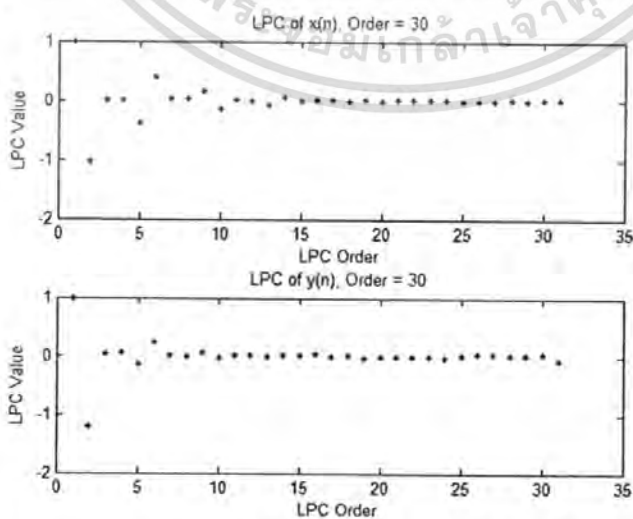
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 10



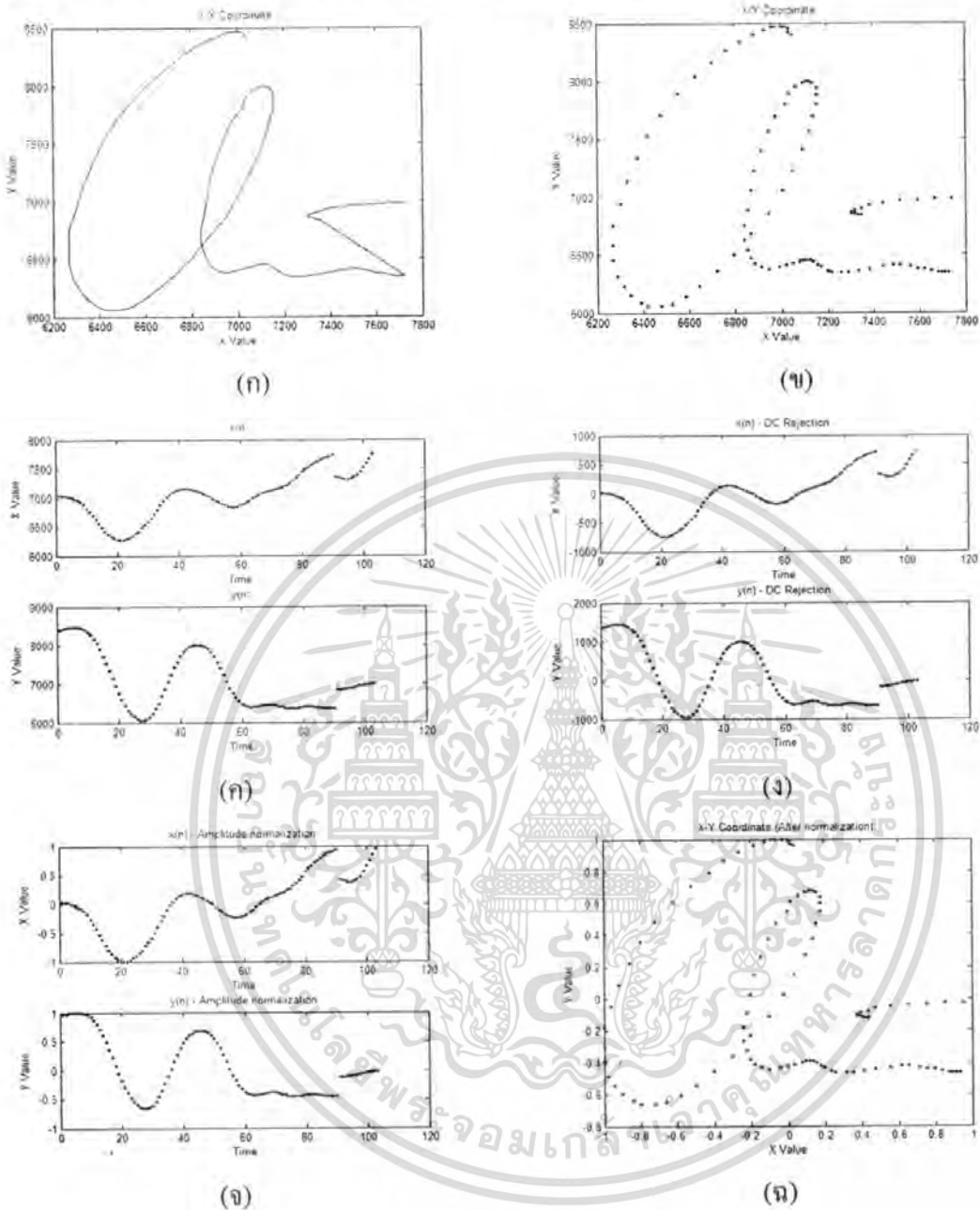
(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 20



(ง) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 30

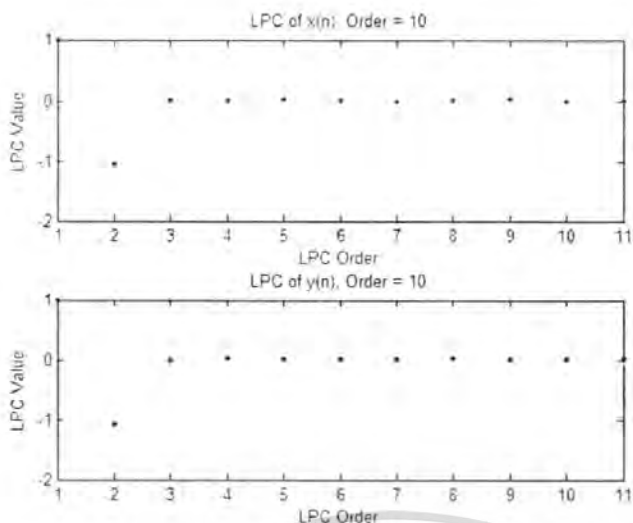
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.19 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 4

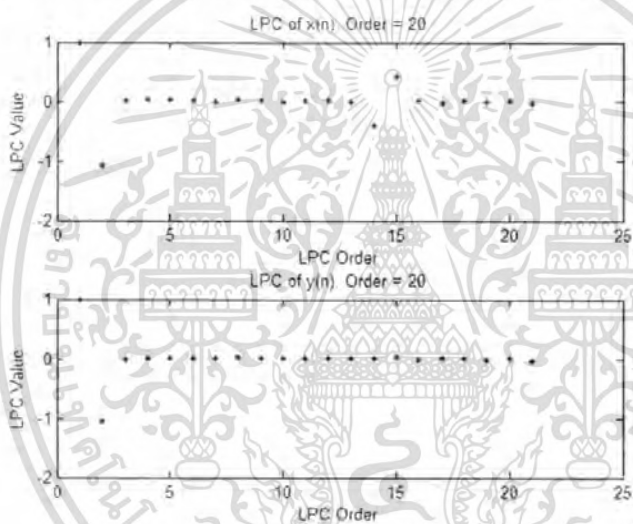


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
 (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
 (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
 (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าดีซี ไบอัส
 (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
 (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

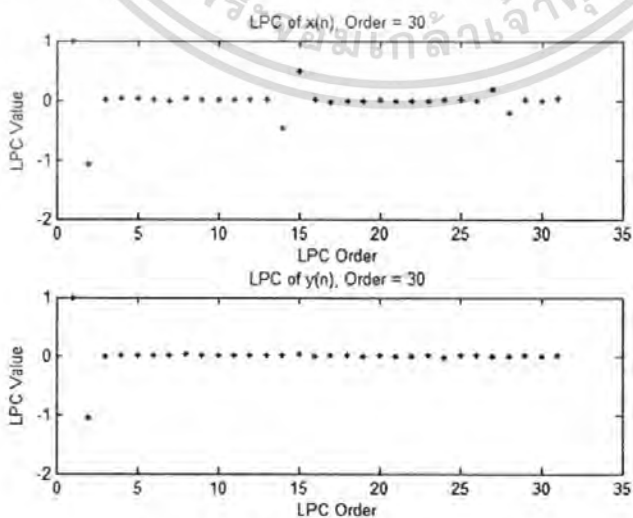
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 10



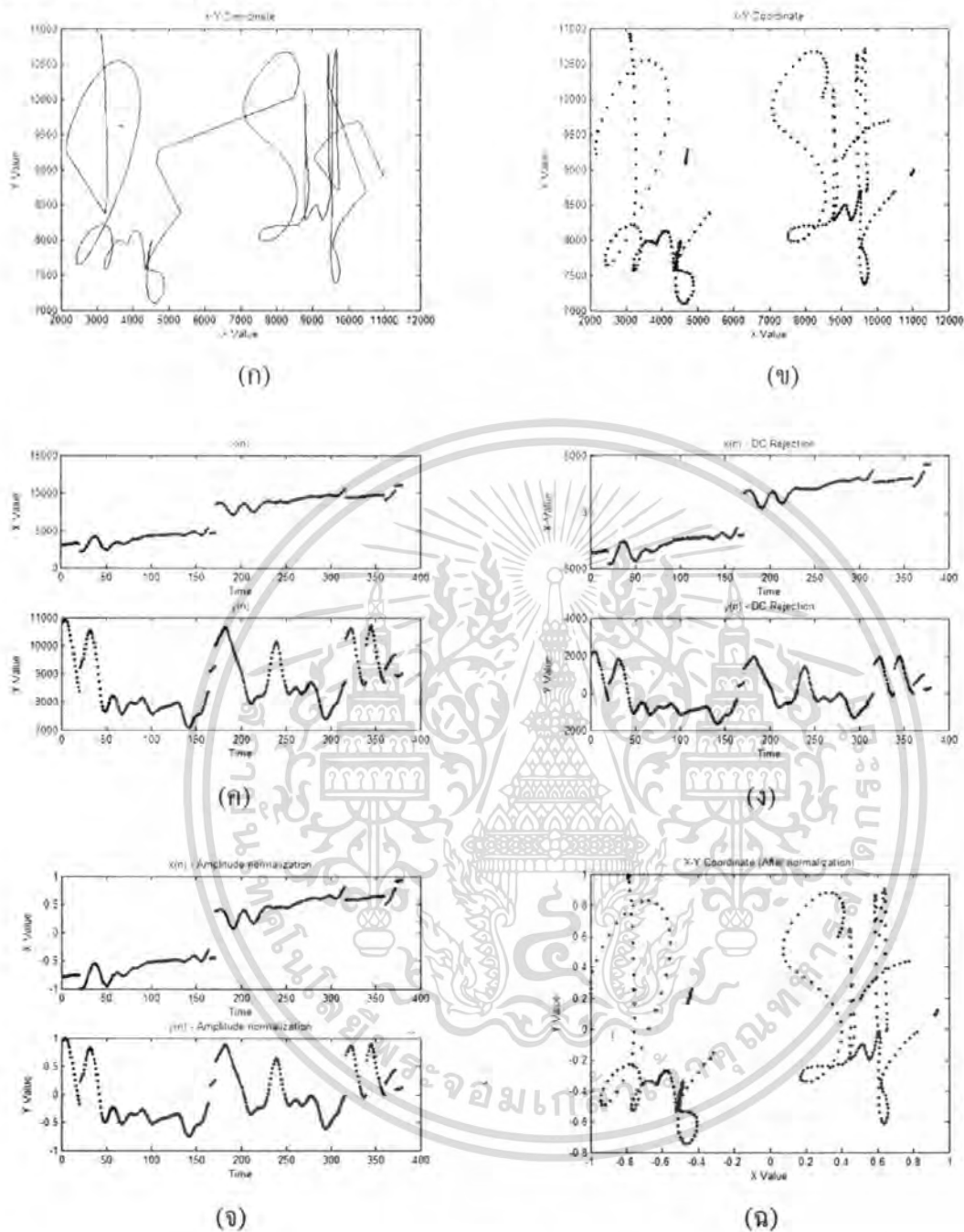
(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 20



(ง) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 30

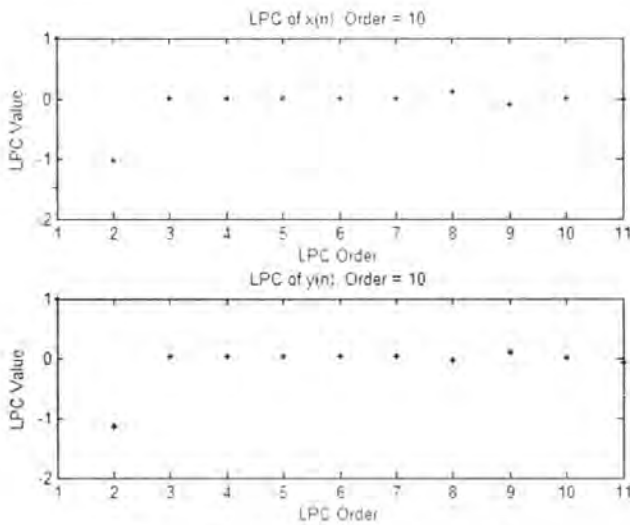
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.20 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 5

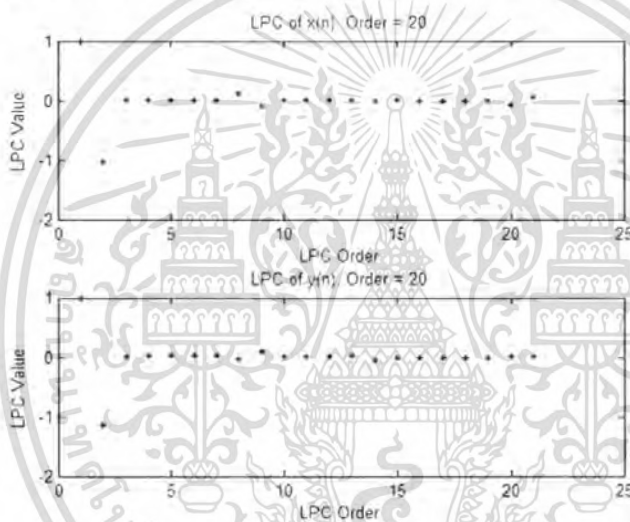


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
 (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
 (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
 (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าดีซี ไบอัส
 (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
 (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

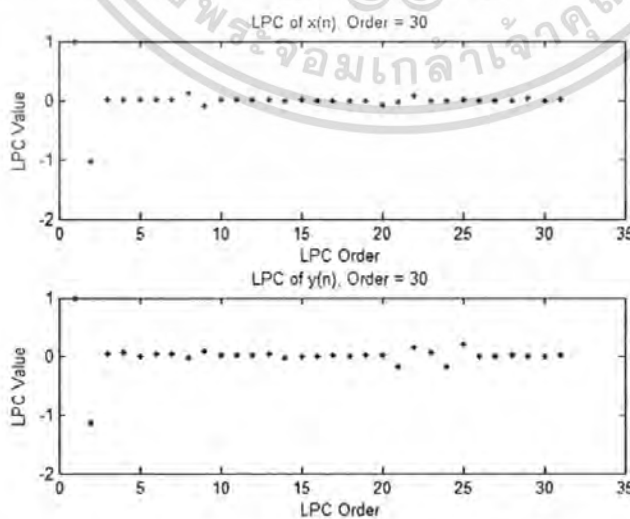
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 10



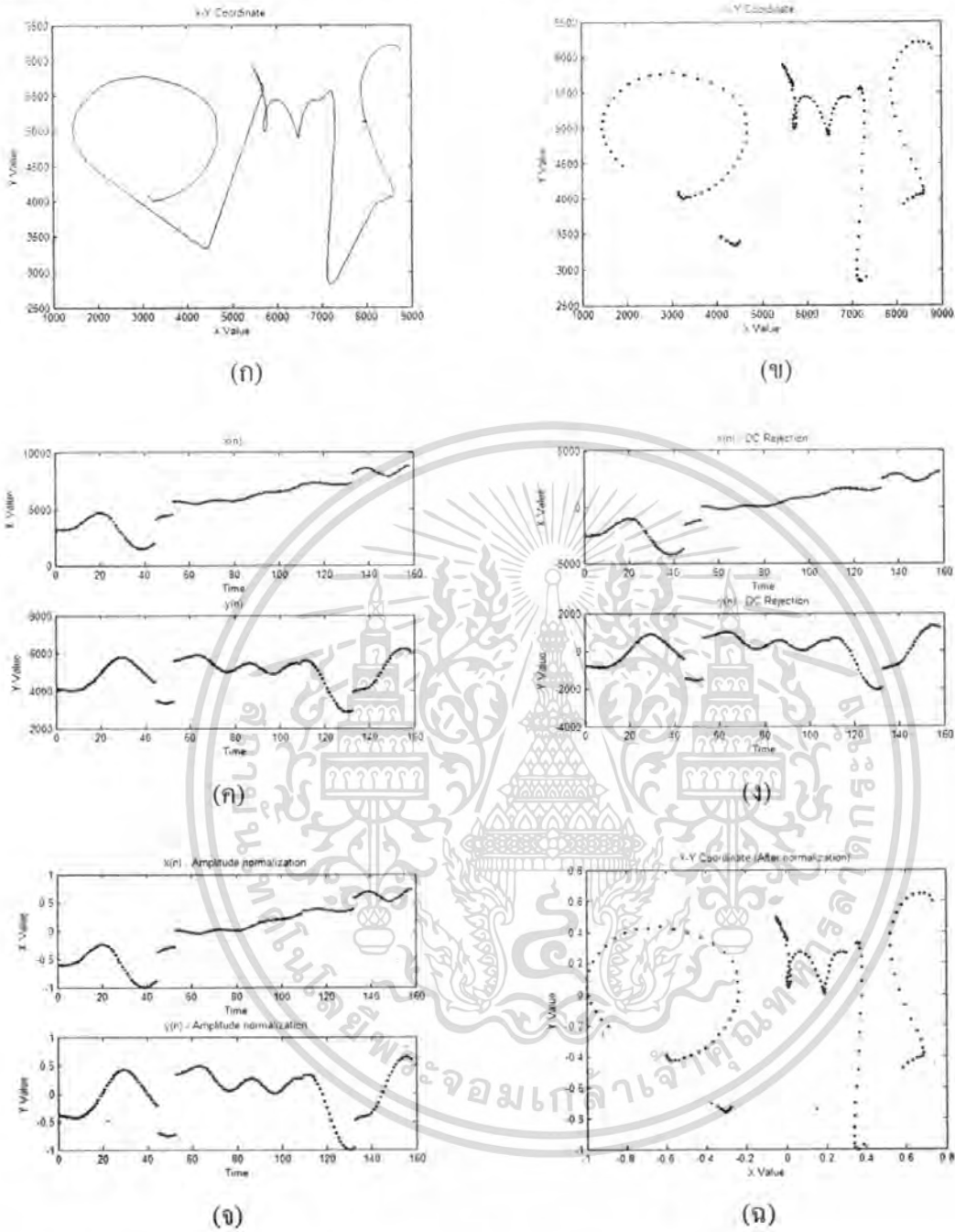
(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 20



(ง) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 30

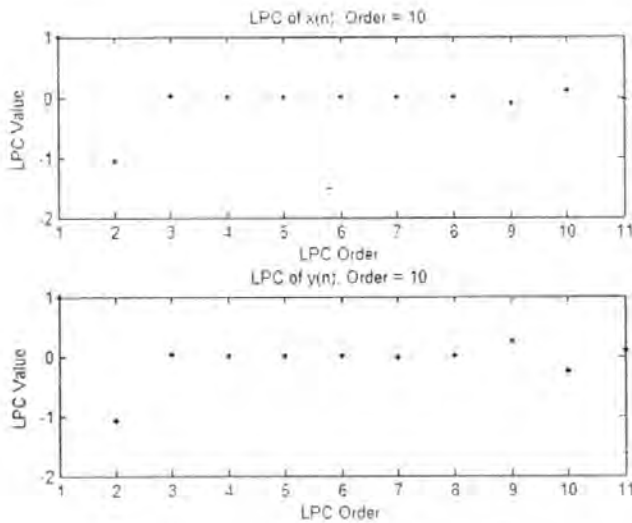
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.21 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 6

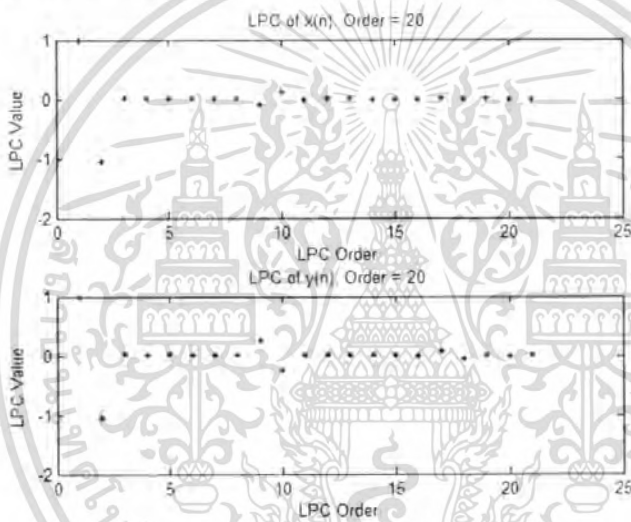


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
 (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรอยจุด
 (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
 (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าดีซี ไบอัส
 (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
 (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

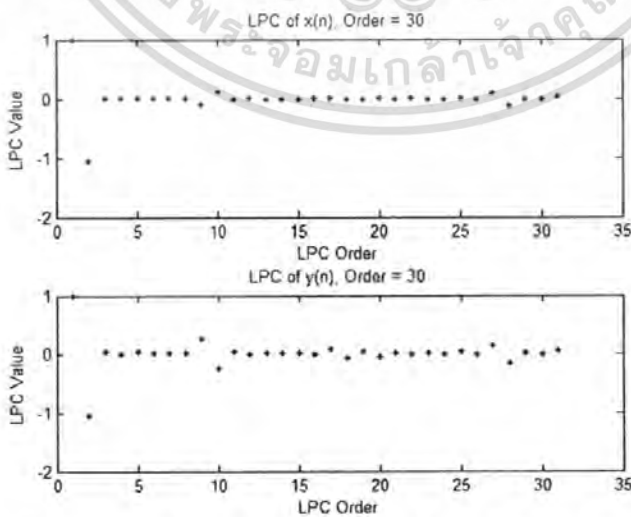
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 10



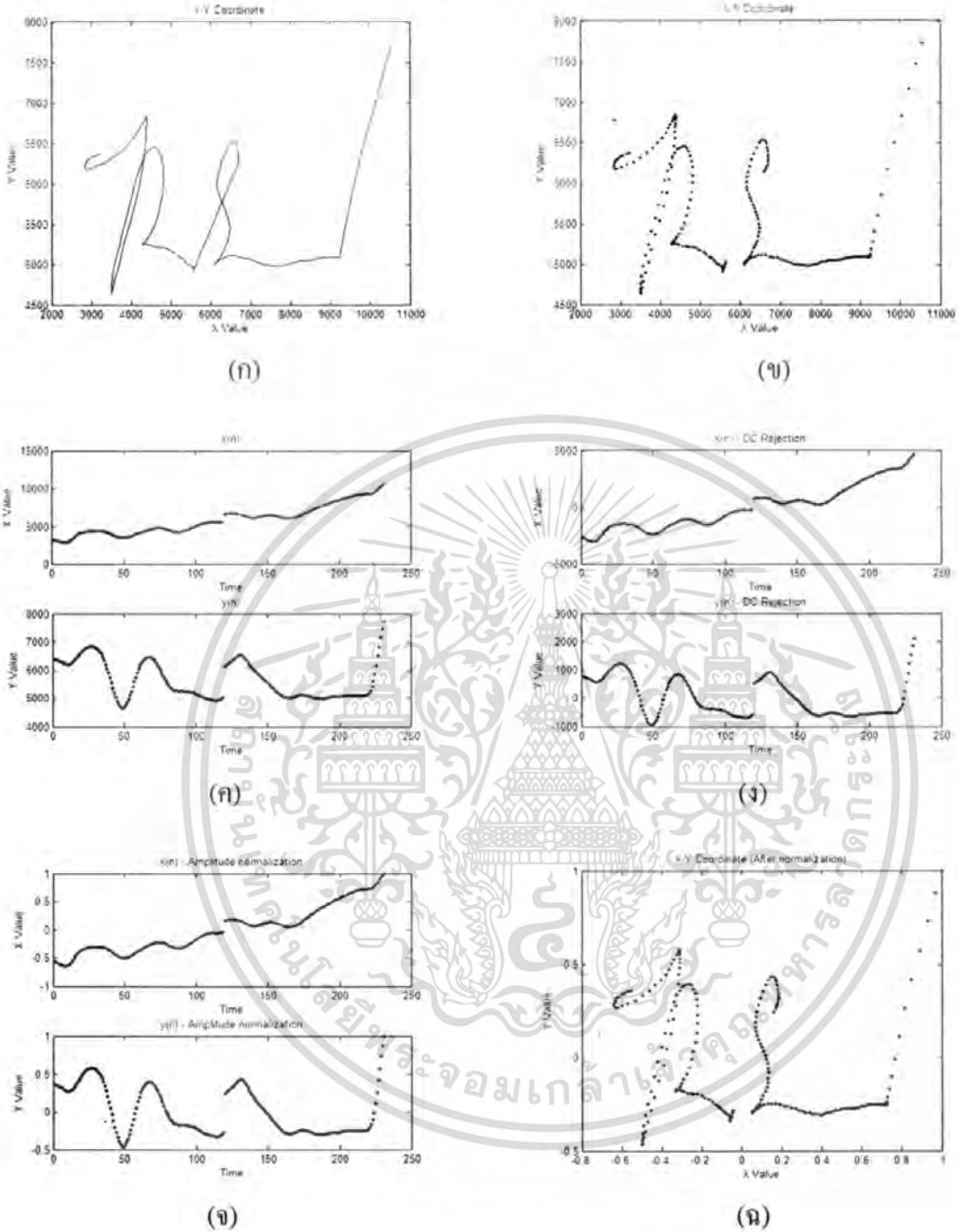
(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 20



(ง) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 30

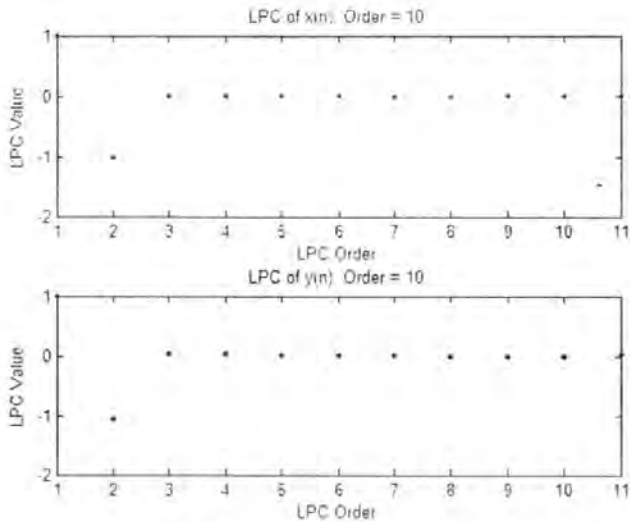
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.22 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 7

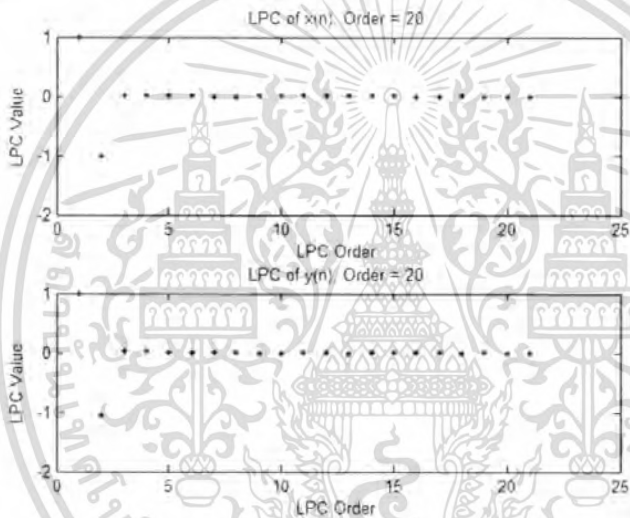


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
 (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
 (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
 (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าคิซี ไบอัส
 (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
 (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

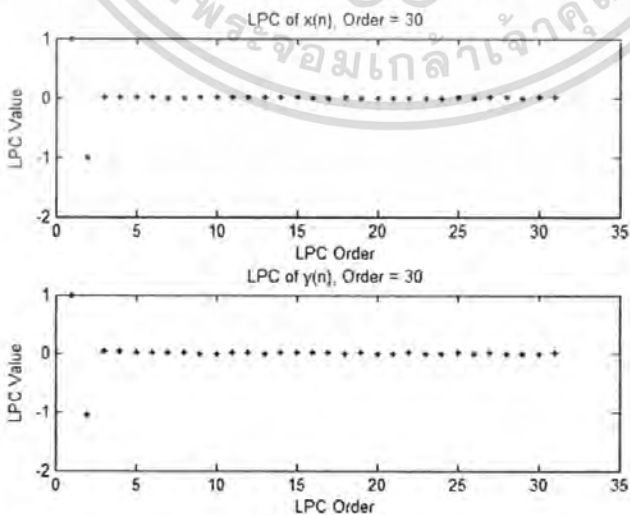
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 10



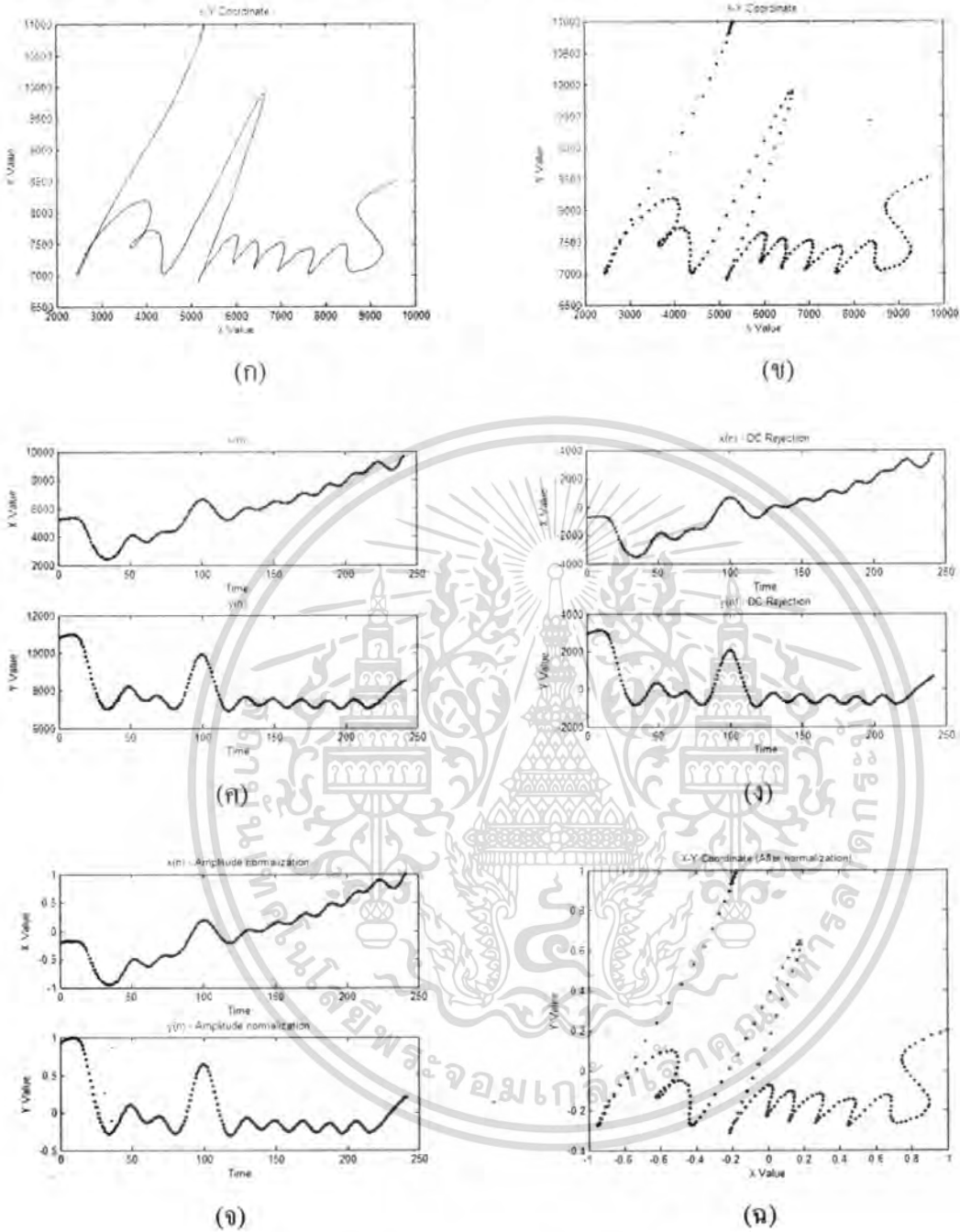
(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 20



(ง) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 30

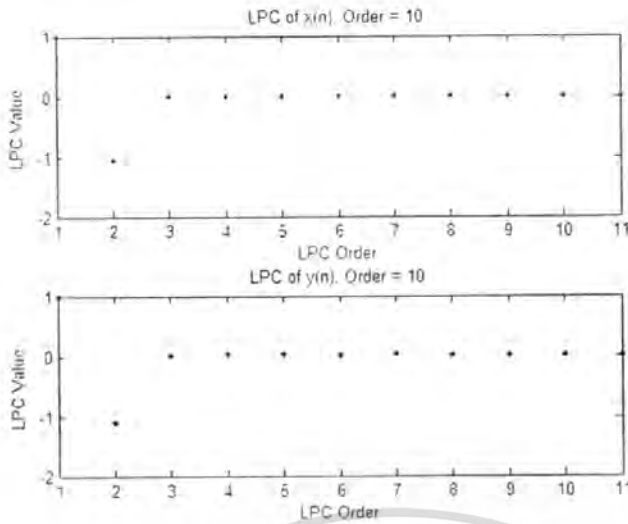
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.23 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 8

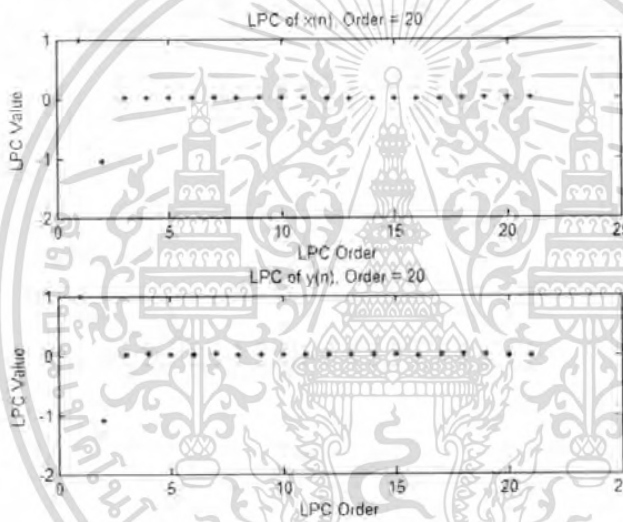


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
- (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าดีซี ไบอัส
- (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
- (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

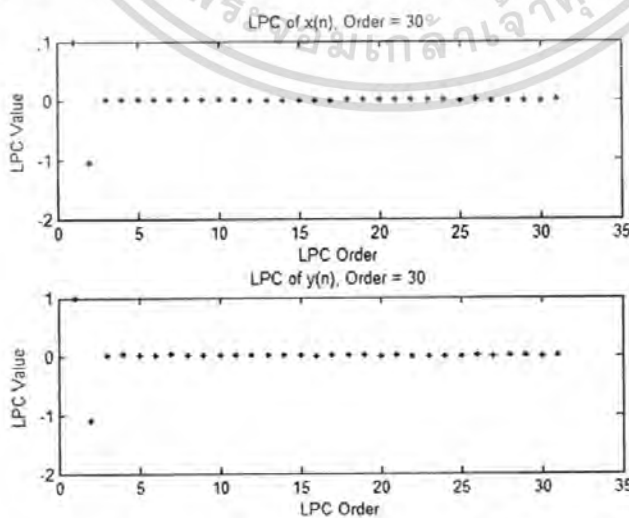
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(จ) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 10



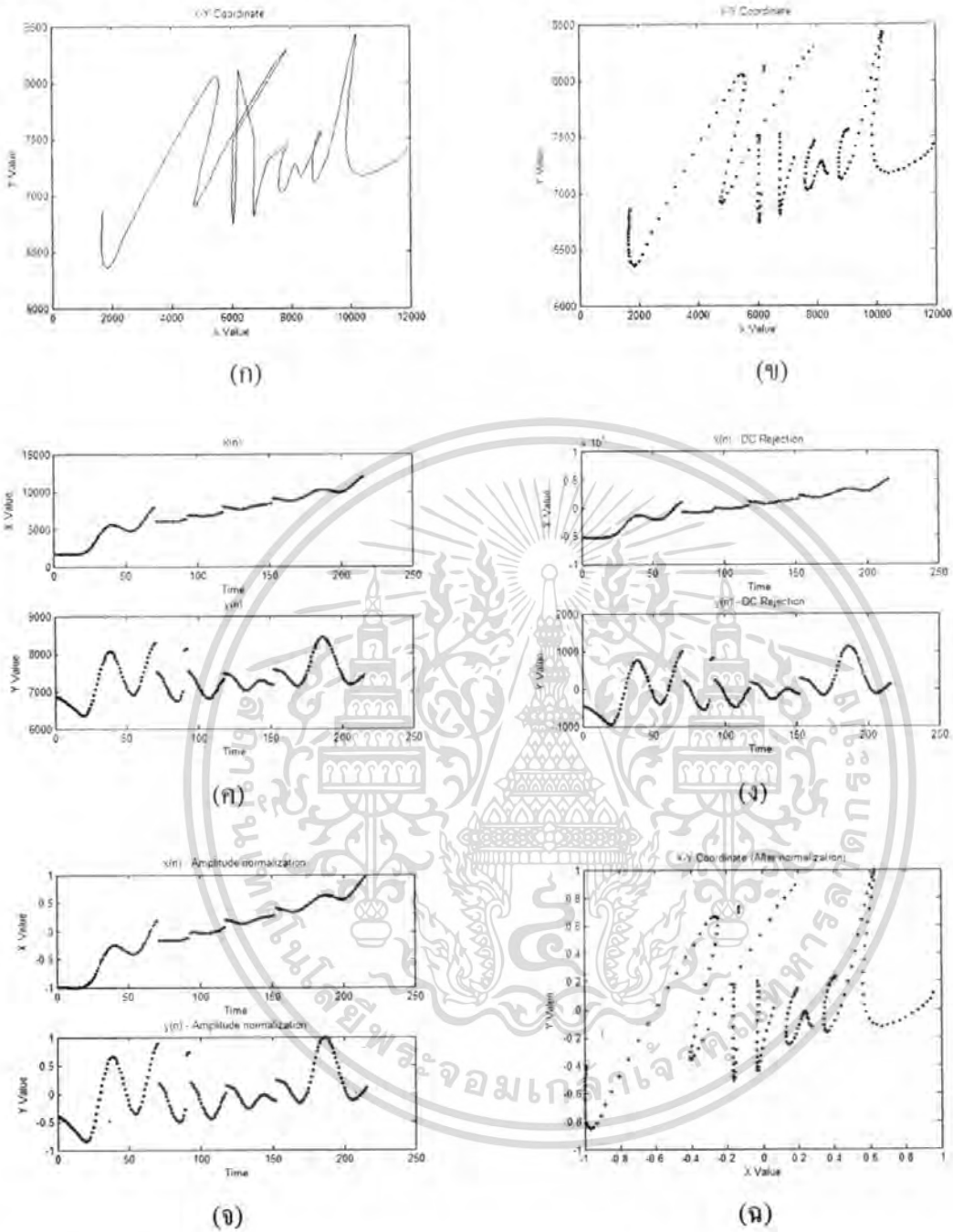
(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 20



(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 30

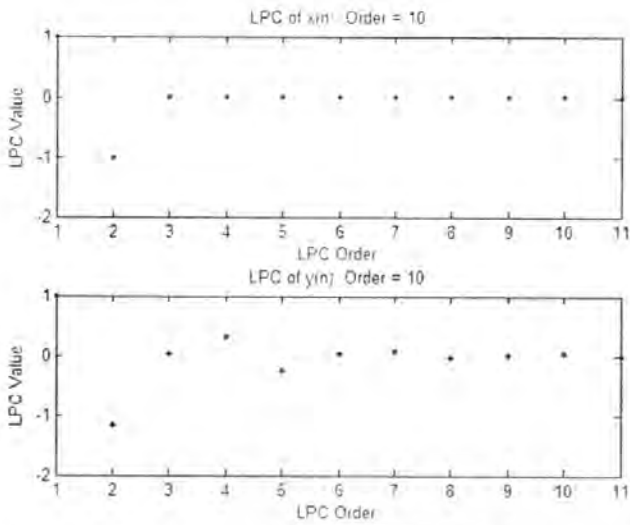
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.24 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 9

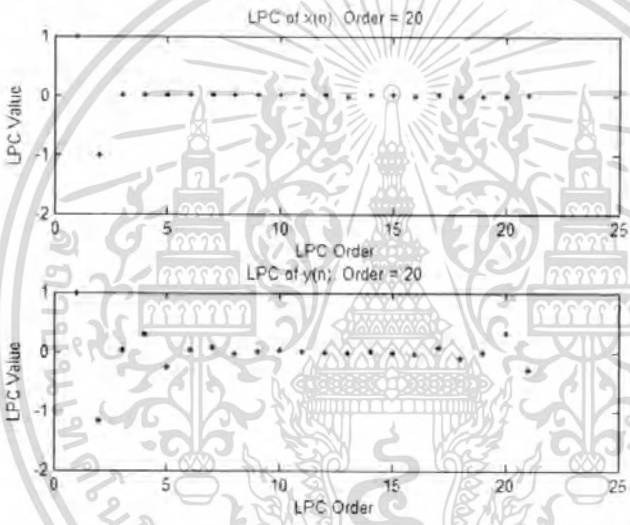


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
- (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าดีซี ไบอัส
- (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
- (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

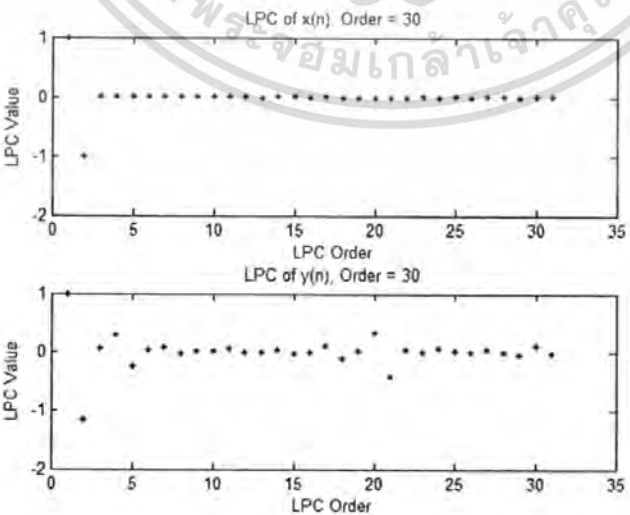
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้น อันดับ = 10



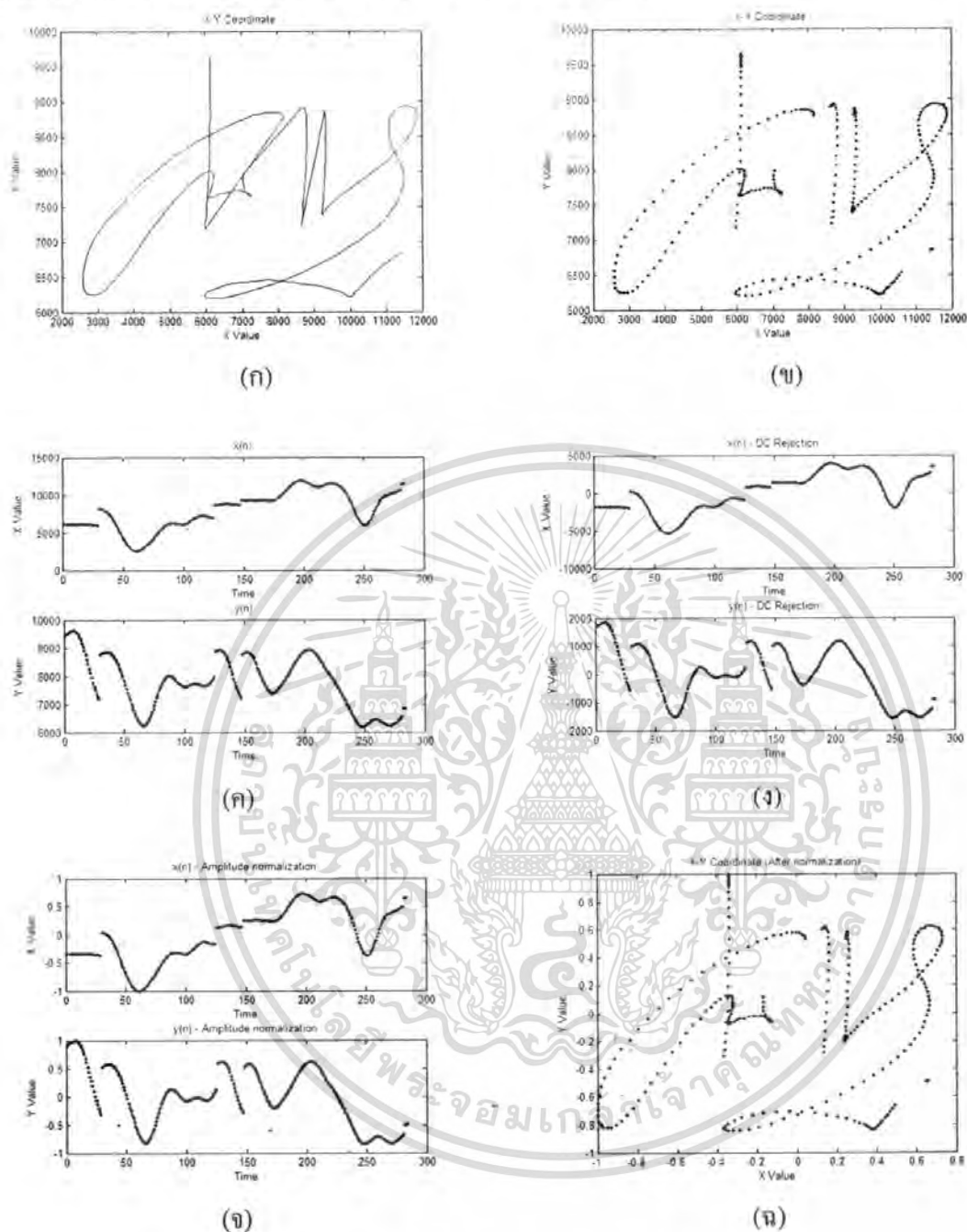
(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้น อันดับ = 20



(ง) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้น อันดับ = 30

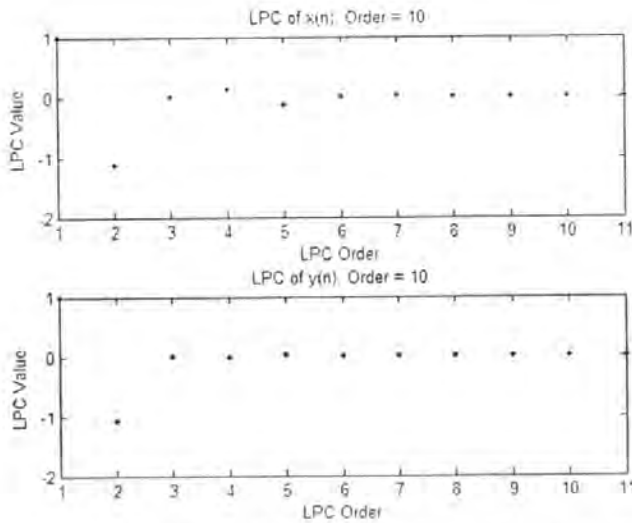
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.25 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 10

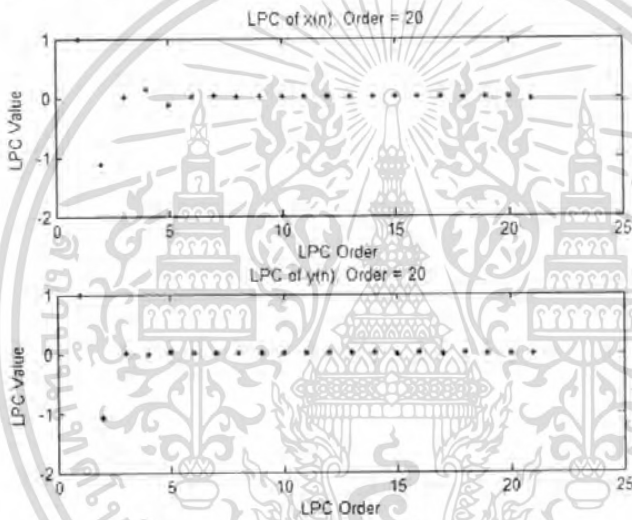


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
- (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าดีซี ไบอัส
- (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
- (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

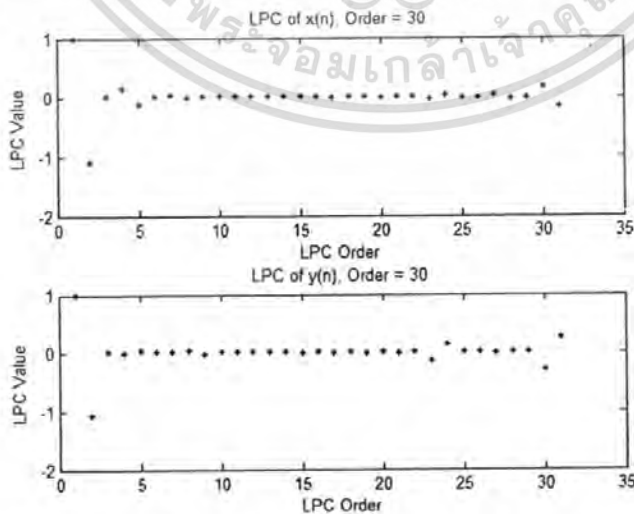
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 10



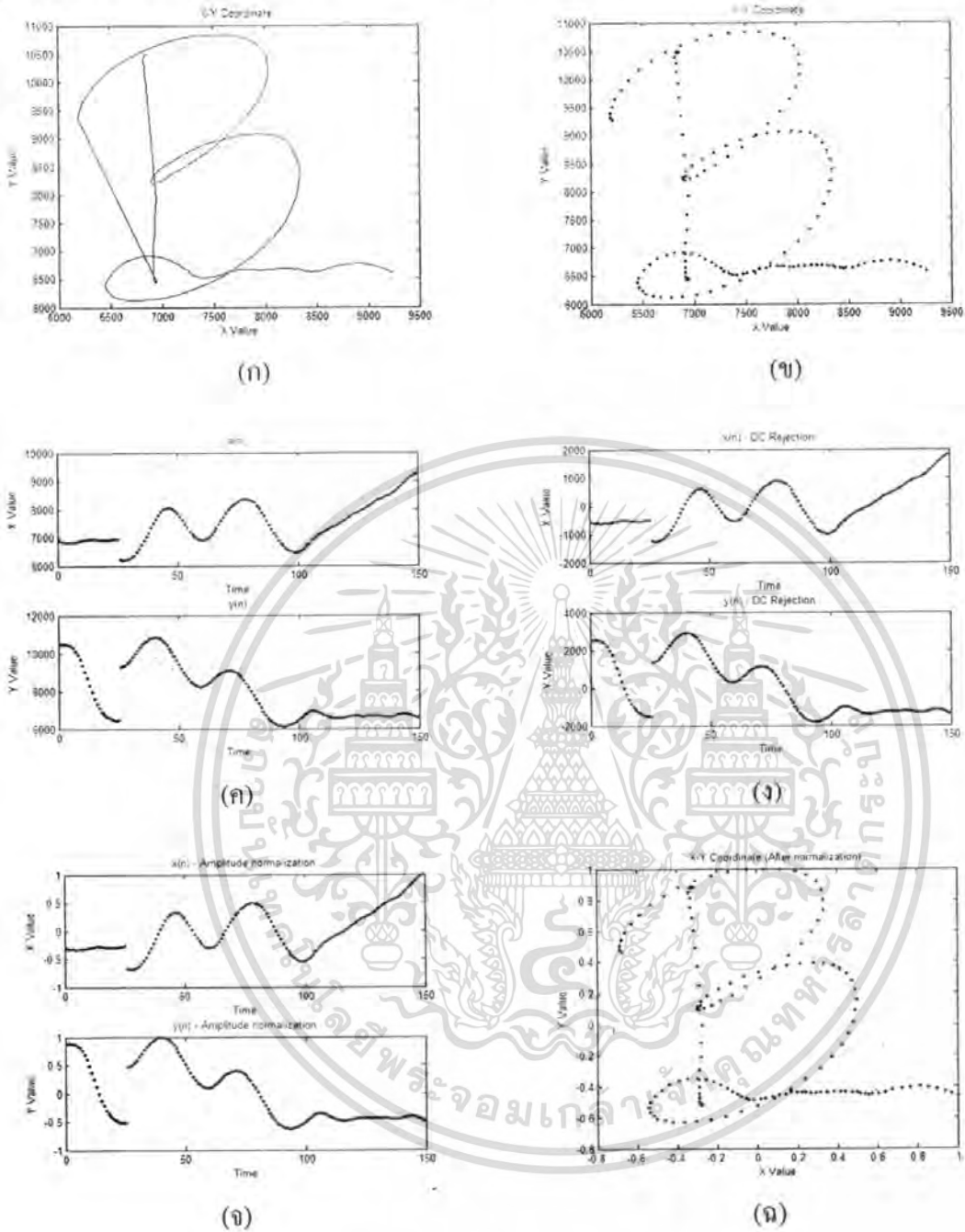
(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 20



(ง) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 30

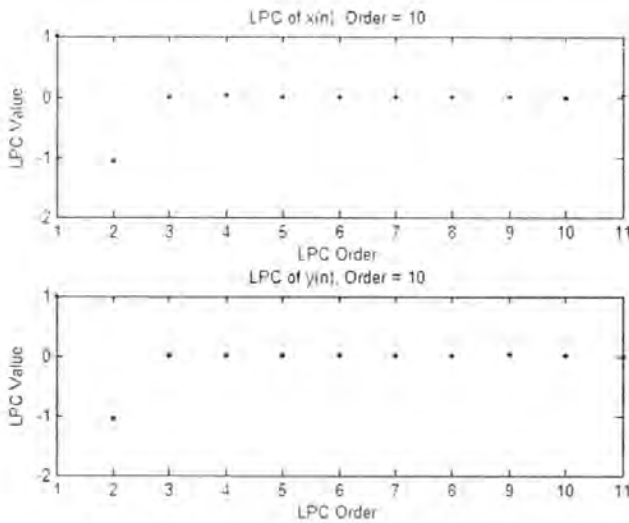
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.26 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 11

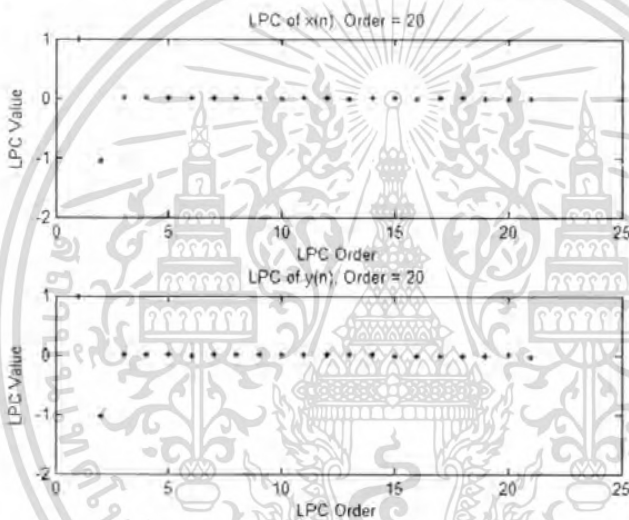


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
 (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
 (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
 (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าดีซี ไบอัส
 (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
 (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

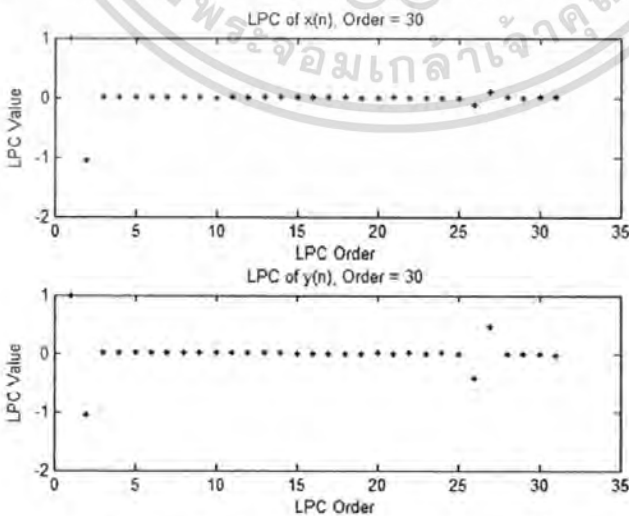
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้น อันดับ = 10



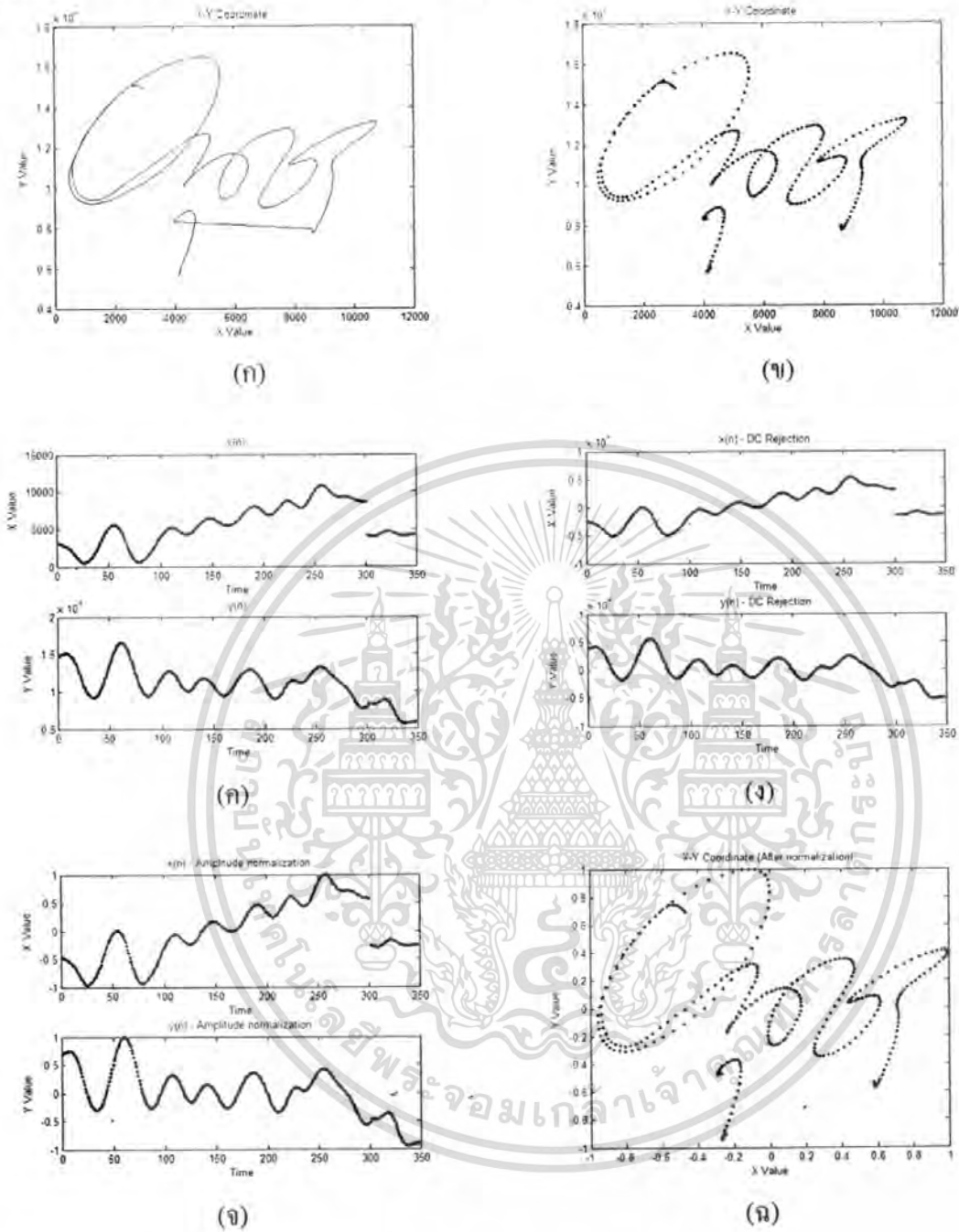
(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้น อันดับ = 20



(ง) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้น อันดับ = 30

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.27 แสดงผลข้อมูลค่าแห่งฉายเงาที่ได้จากฉายเงาที่ 12

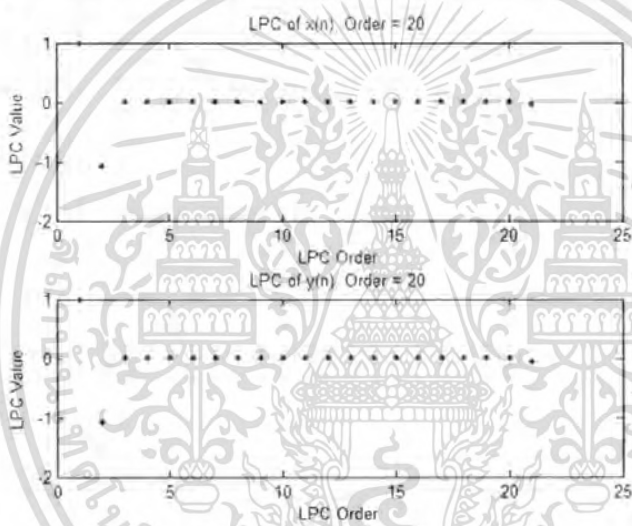


- (ก) รูปแสดงข้อมูลค่าแห่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
 (ข) รูปแสดงข้อมูลค่าแห่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
 (ค) รูปแสดงข้อมูลค่าแห่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
 (ง) รูปแสดงข้อมูลค่าแห่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าดีซี ไบอัส
 (จ) รูปแสดงข้อมูลค่าแห่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
 (ฉ) รูปแสดงข้อมูลค่าแห่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

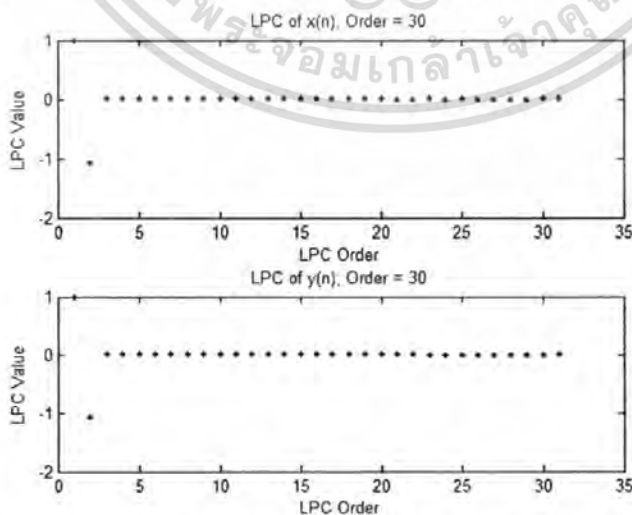
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 10



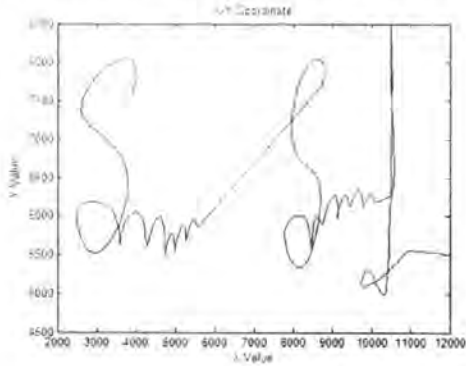
(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 20



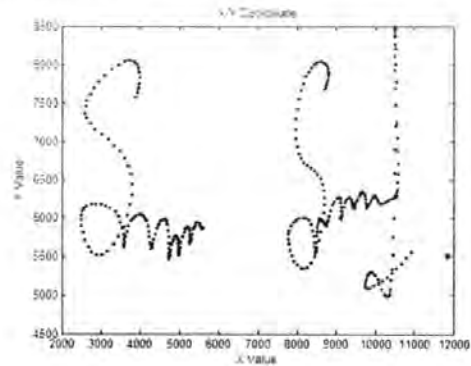
(ง) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 30

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

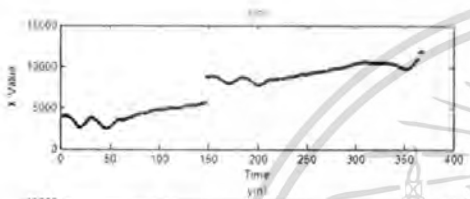
รูปที่ 4.28 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 13



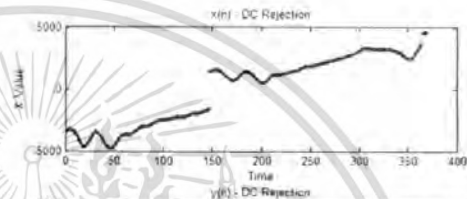
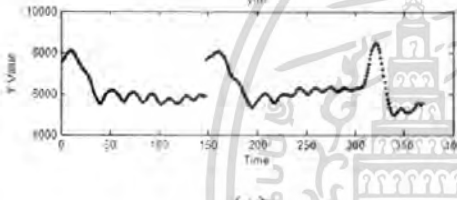
(ก)



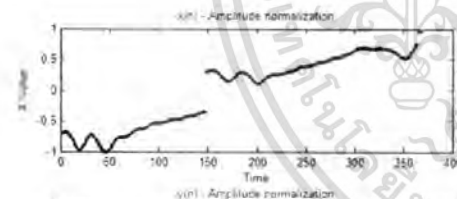
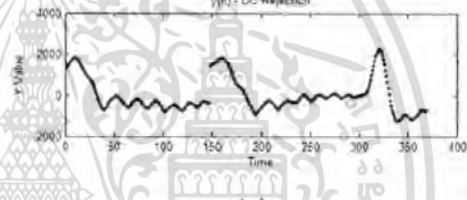
(ข)



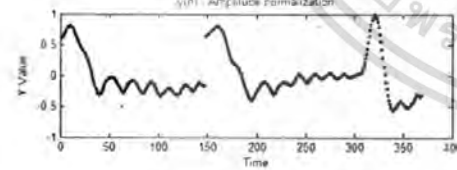
(ค)



(ง)



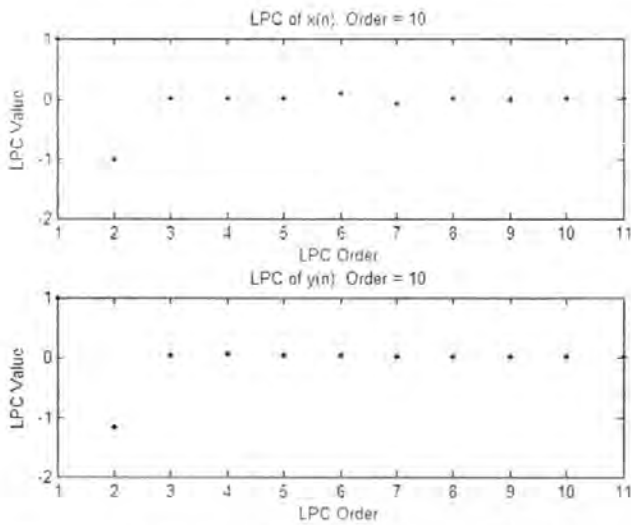
(จ)



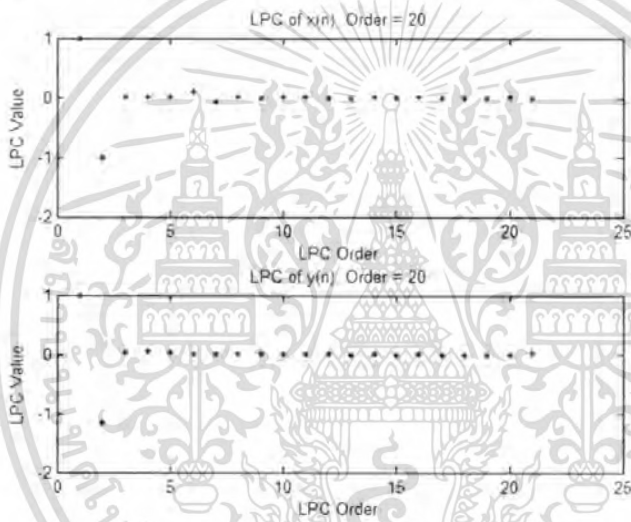
(ฉ)

- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งราชจุด
- (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าดีซี ไบอัส
- (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านออร์มอลไลซ์ทางขนาด
- (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

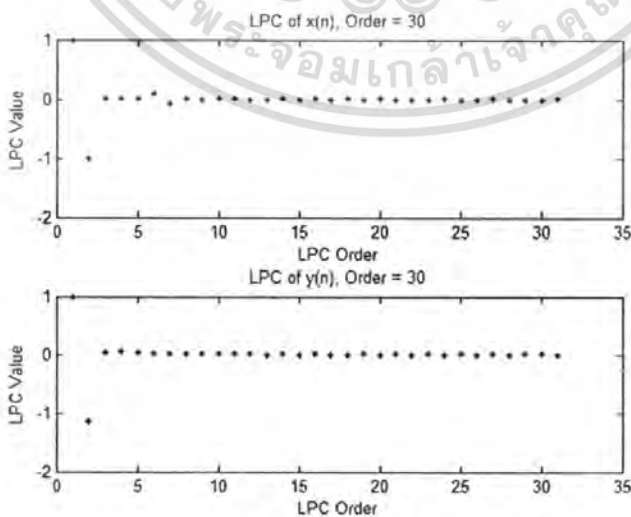
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ซ) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 10



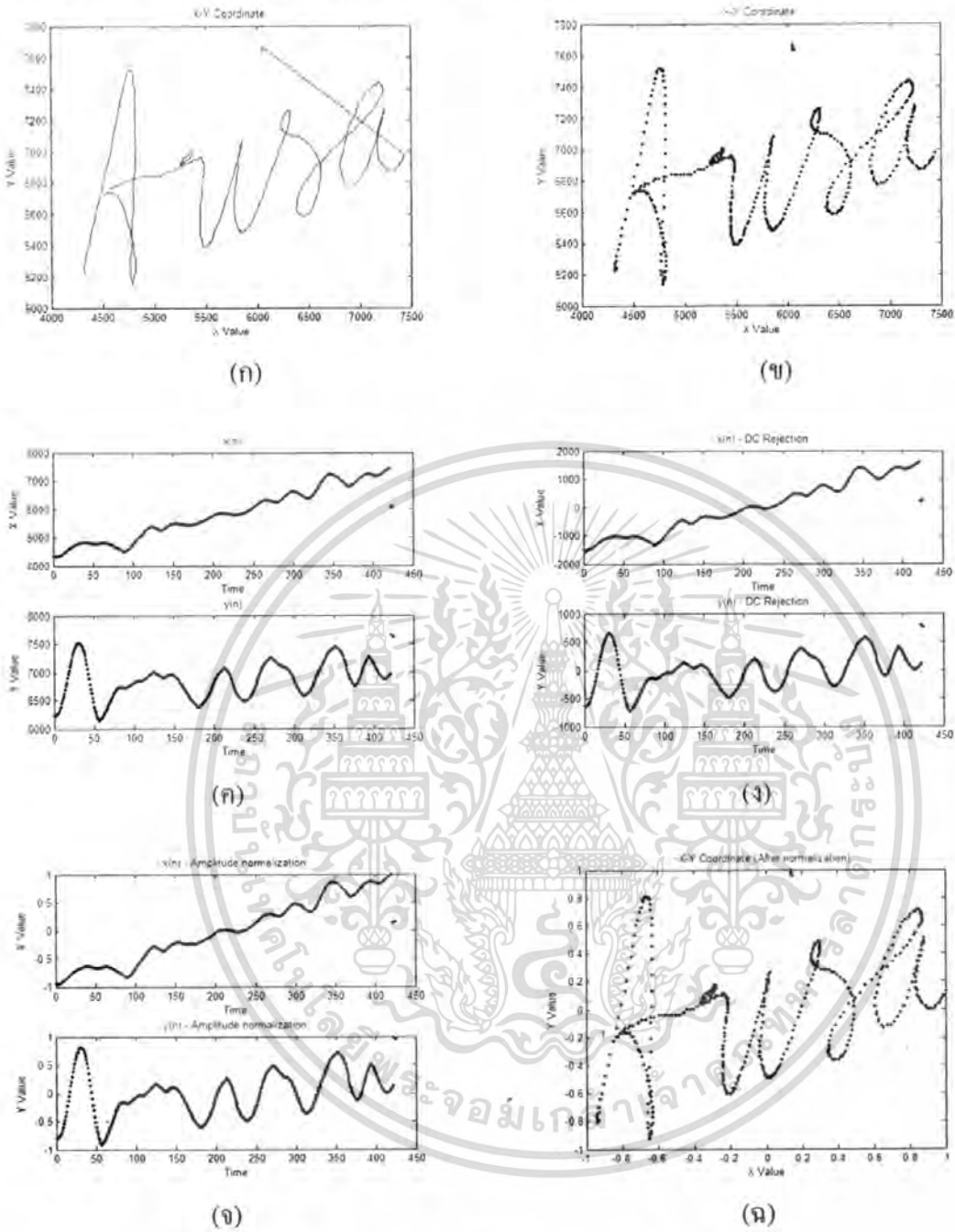
(ช) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 20



(ฅ) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 30

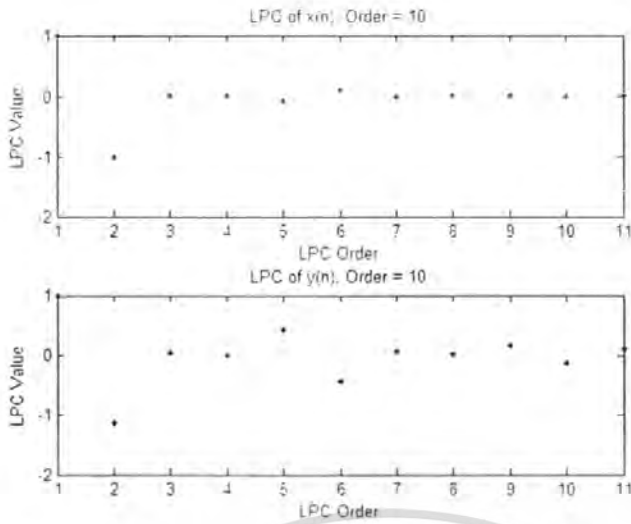
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.29 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 14

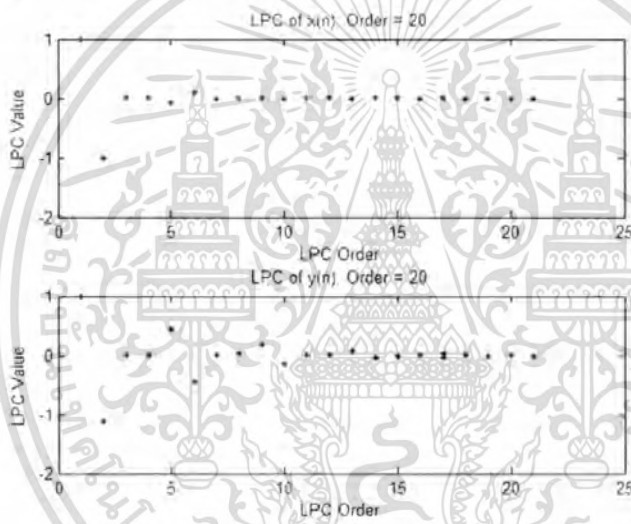


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
- (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าดีซี ไบอัส
- (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
- (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

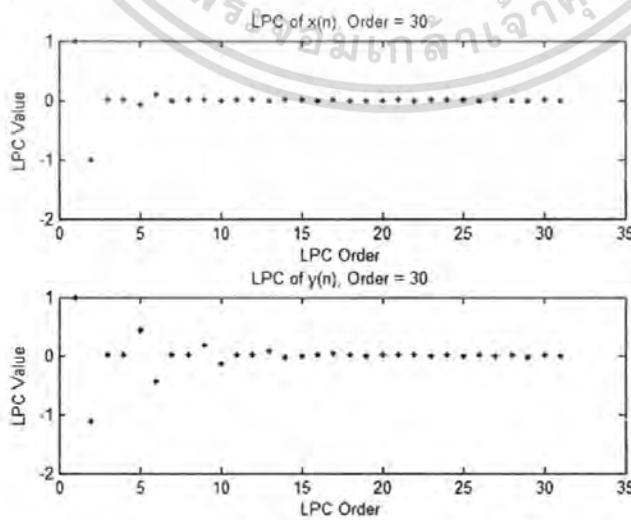
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 10



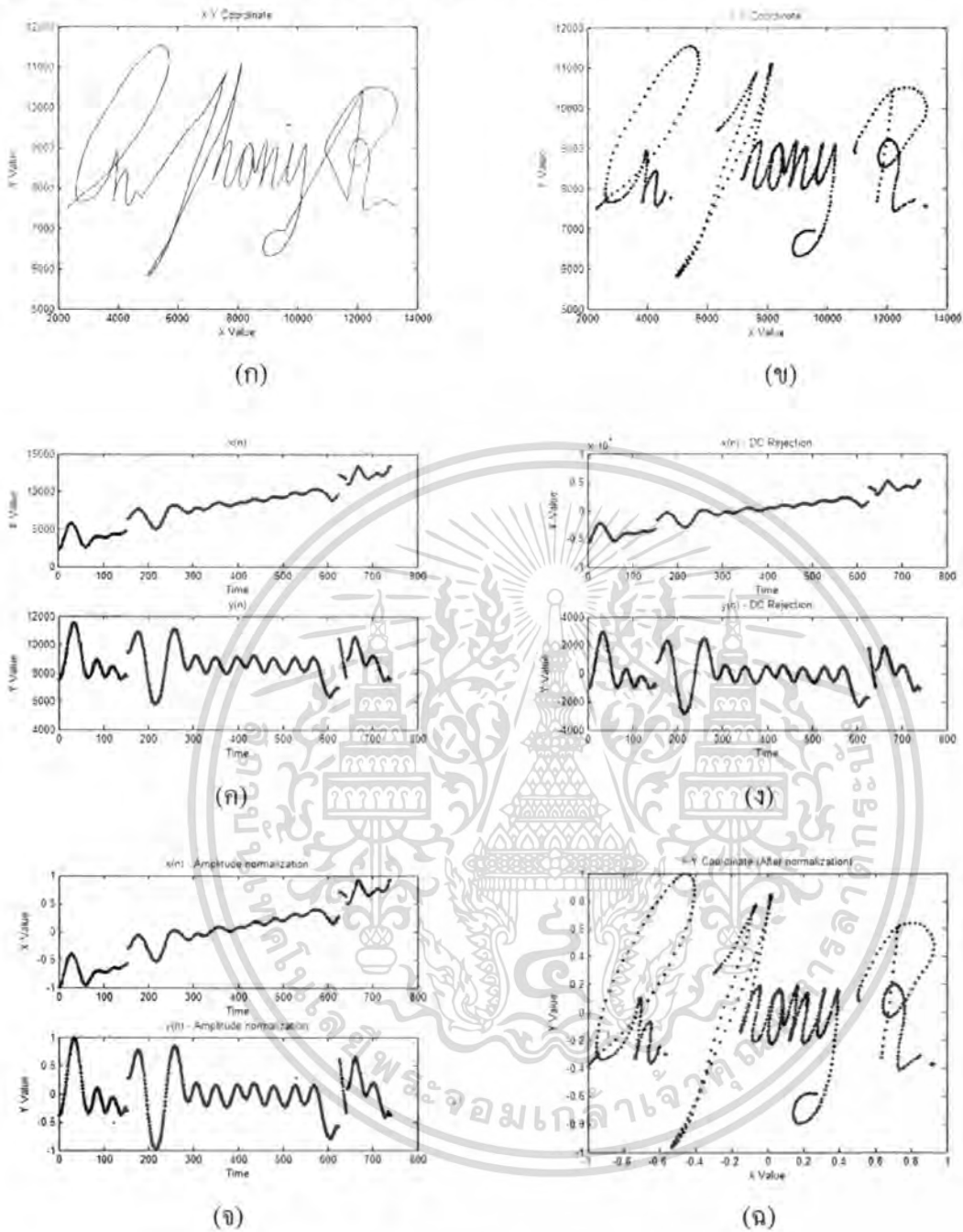
(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 20



(ง) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 30

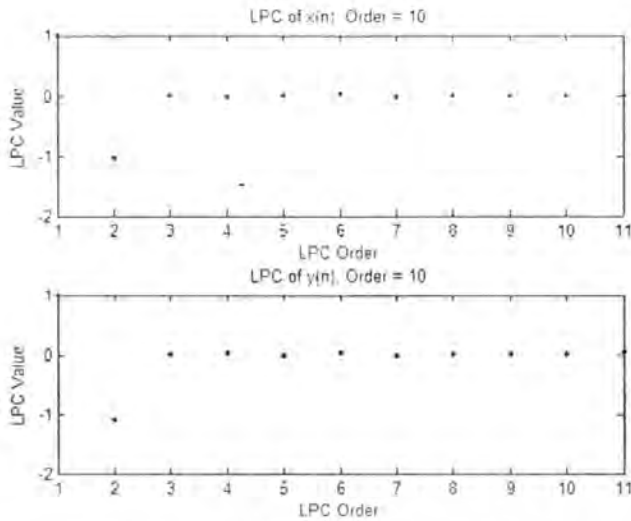
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.30 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 15

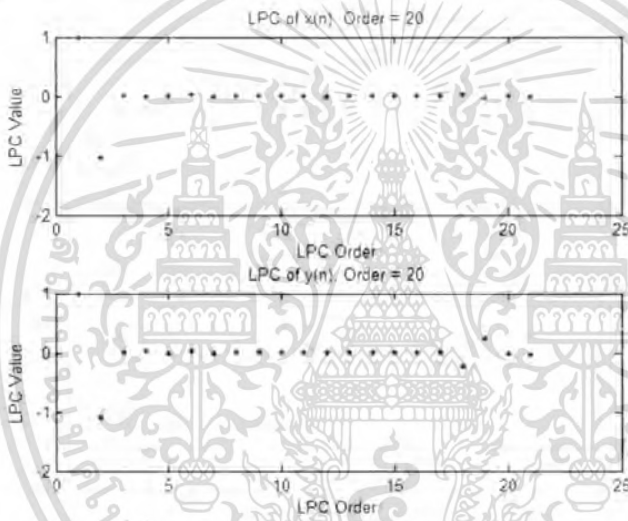


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
- (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าดีซี ไบอัส
- (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
- (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

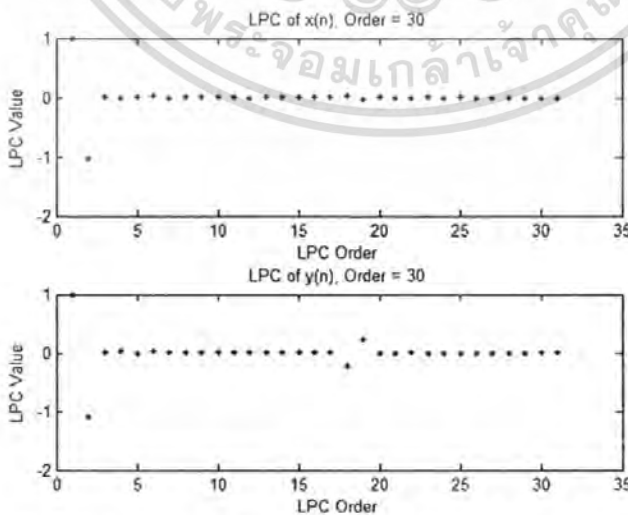
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 10



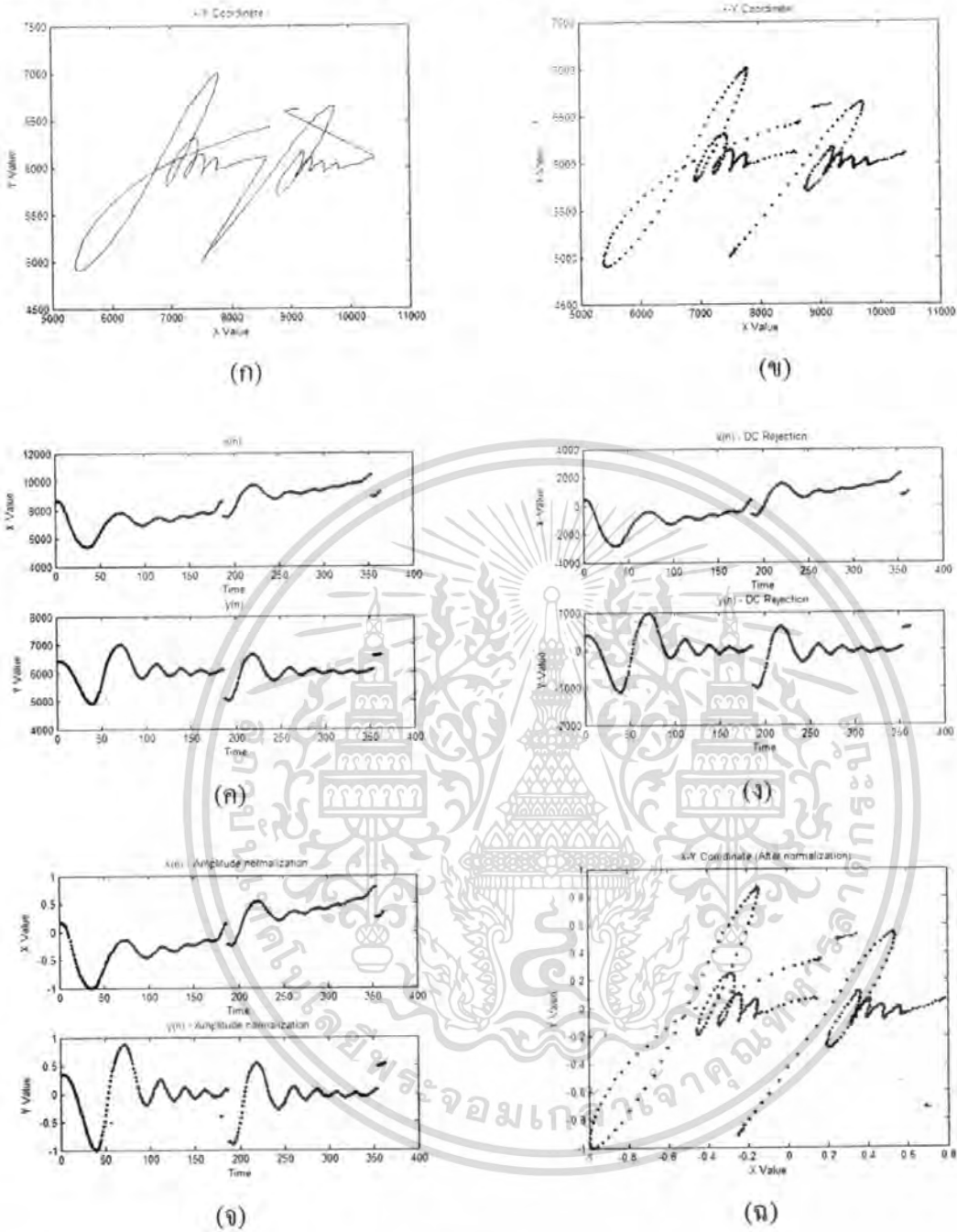
(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 20



(ง) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 30

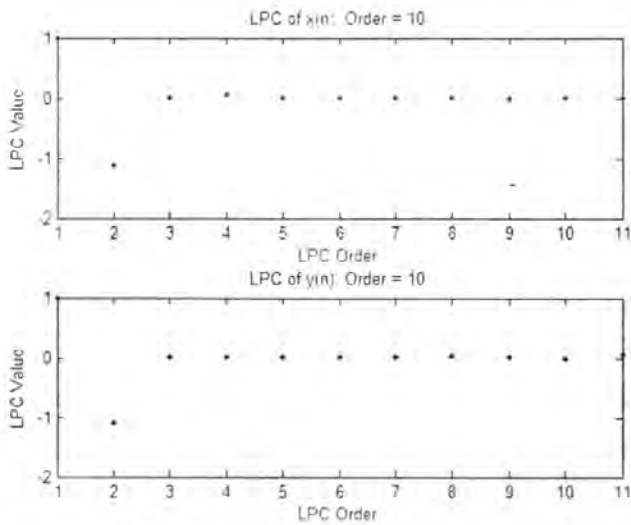
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.31 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 16

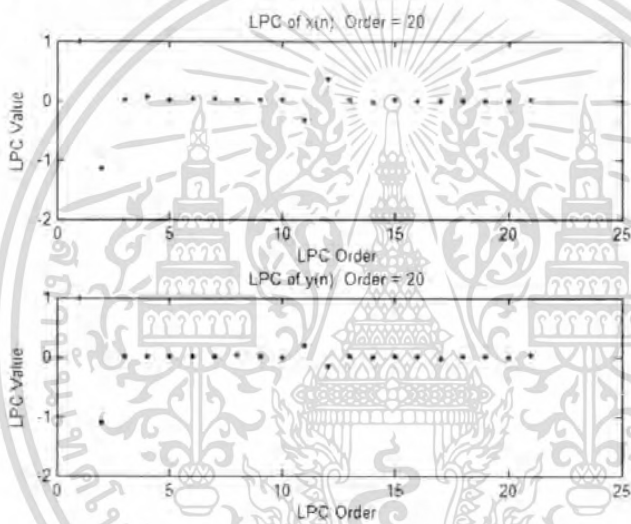


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
- (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าดีซี ไบอัส
- (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
- (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

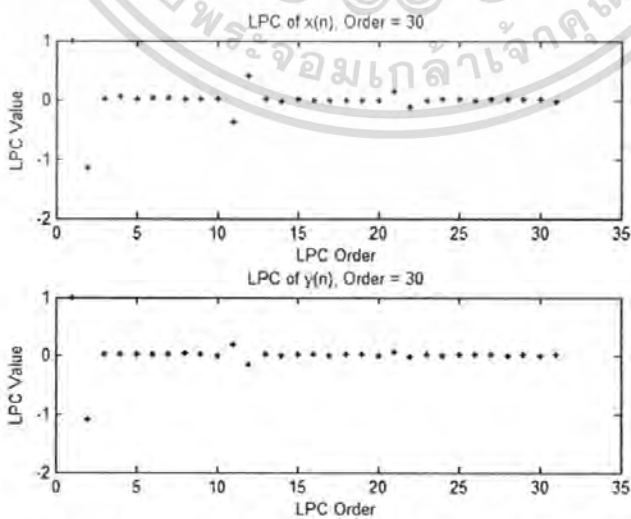
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 10



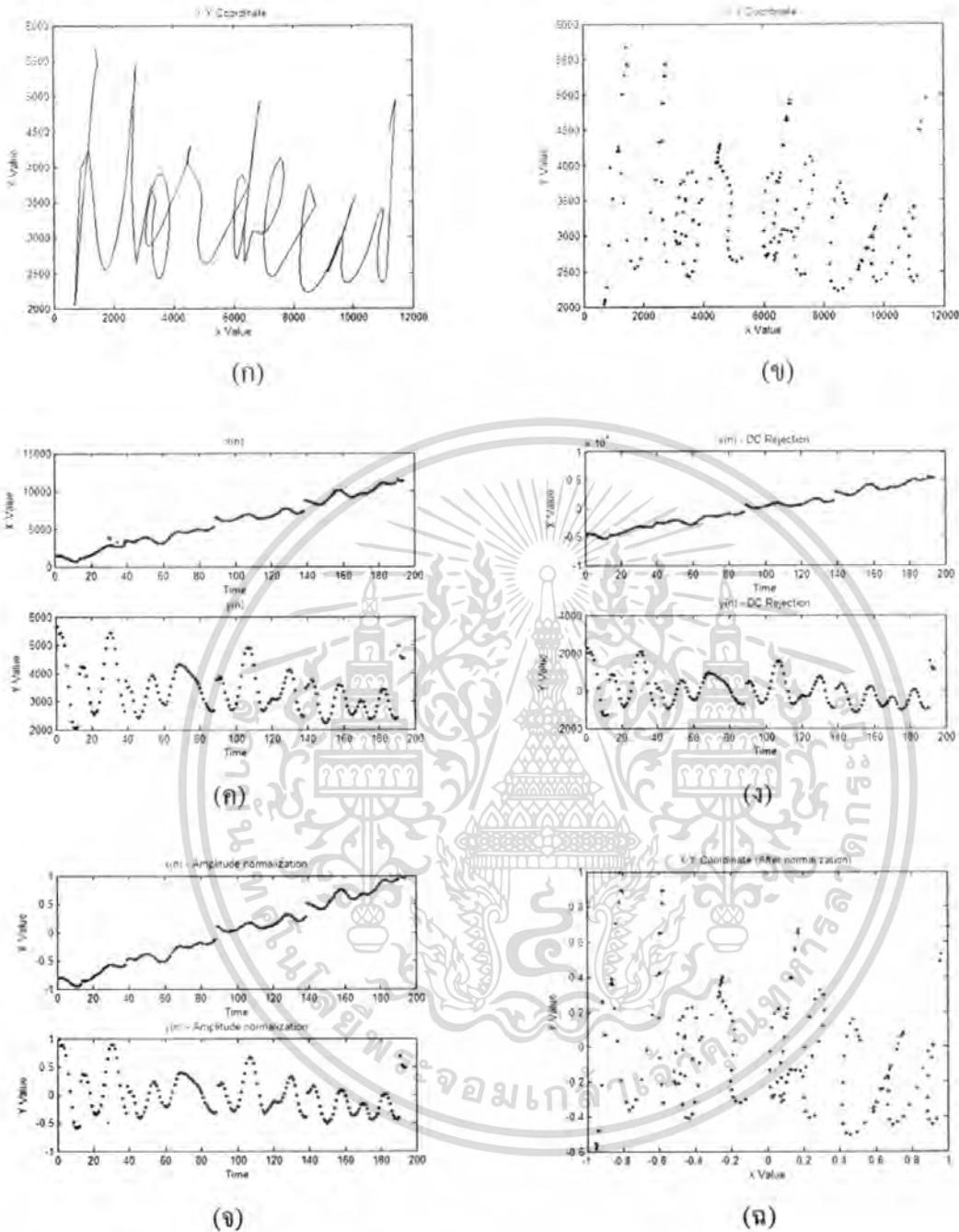
(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 20



(ง) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น อันดับ = 30

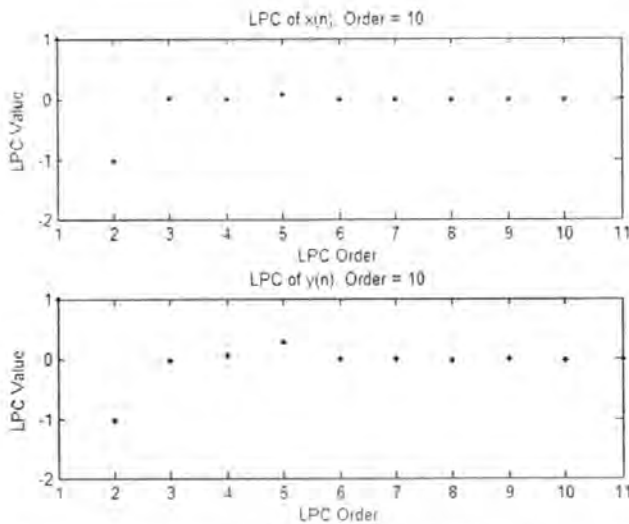
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.32 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 17

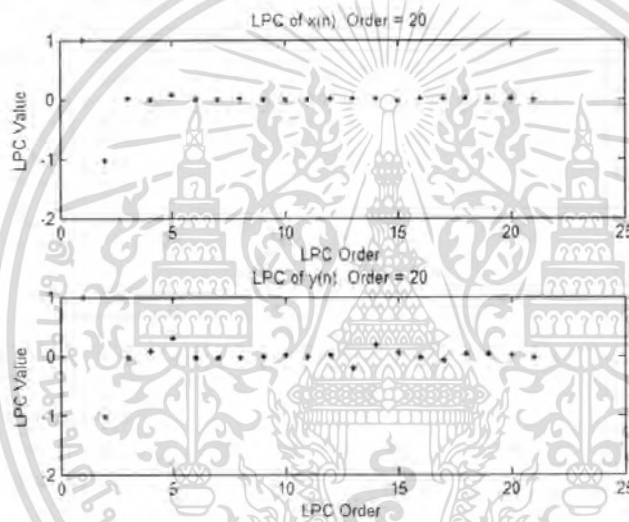


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
 (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
 (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
 (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าดีซี ไซอิส
 (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
 (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

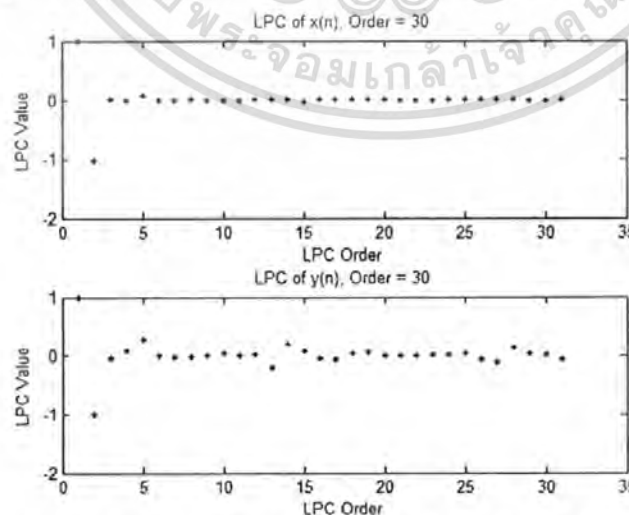
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 10



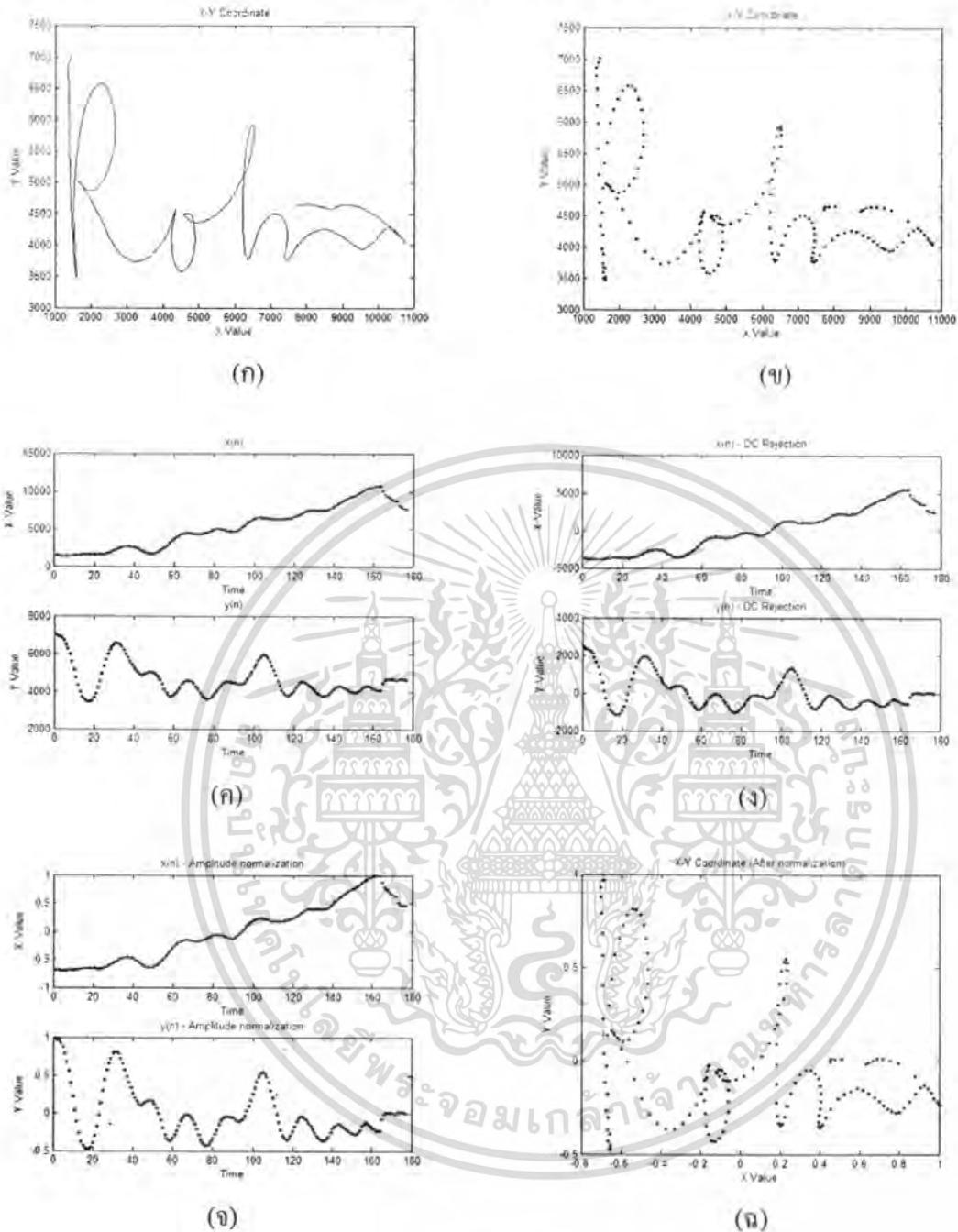
(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 20



(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 30

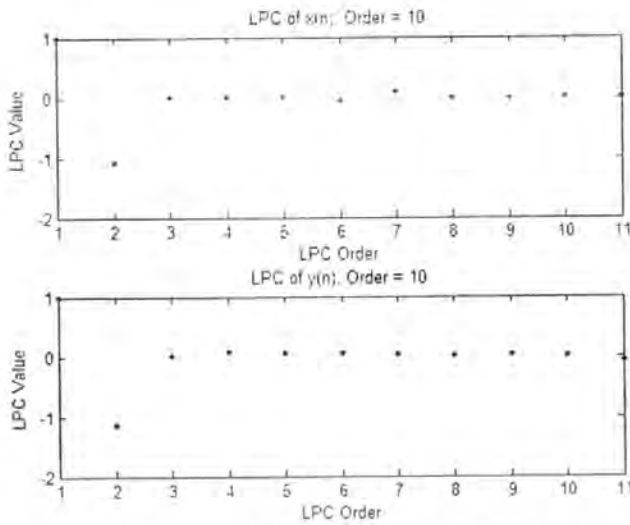
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.33 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งหลายเส้นที่ได้จากลายเซ็นที่ 18

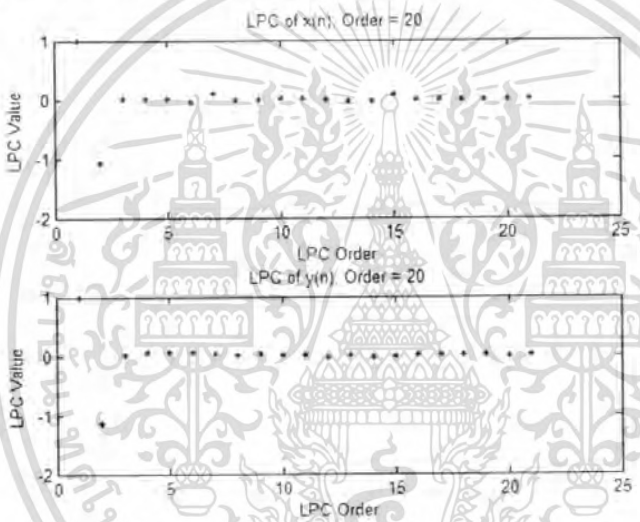


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
- (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าดีซี ไบอัส
- (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
- (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

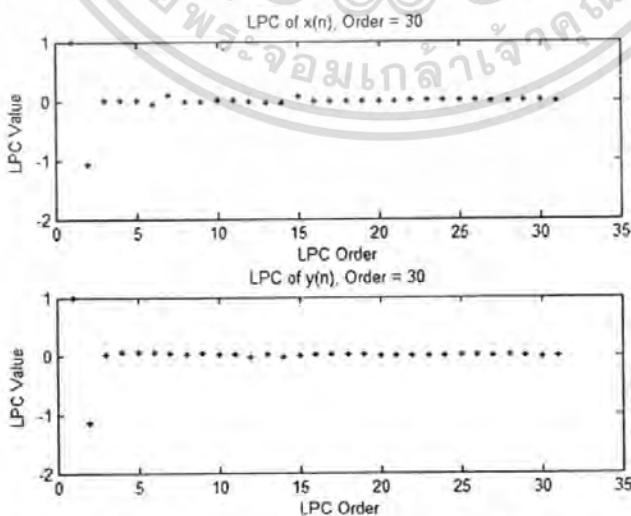
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีกรนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้น อันดับ = 10



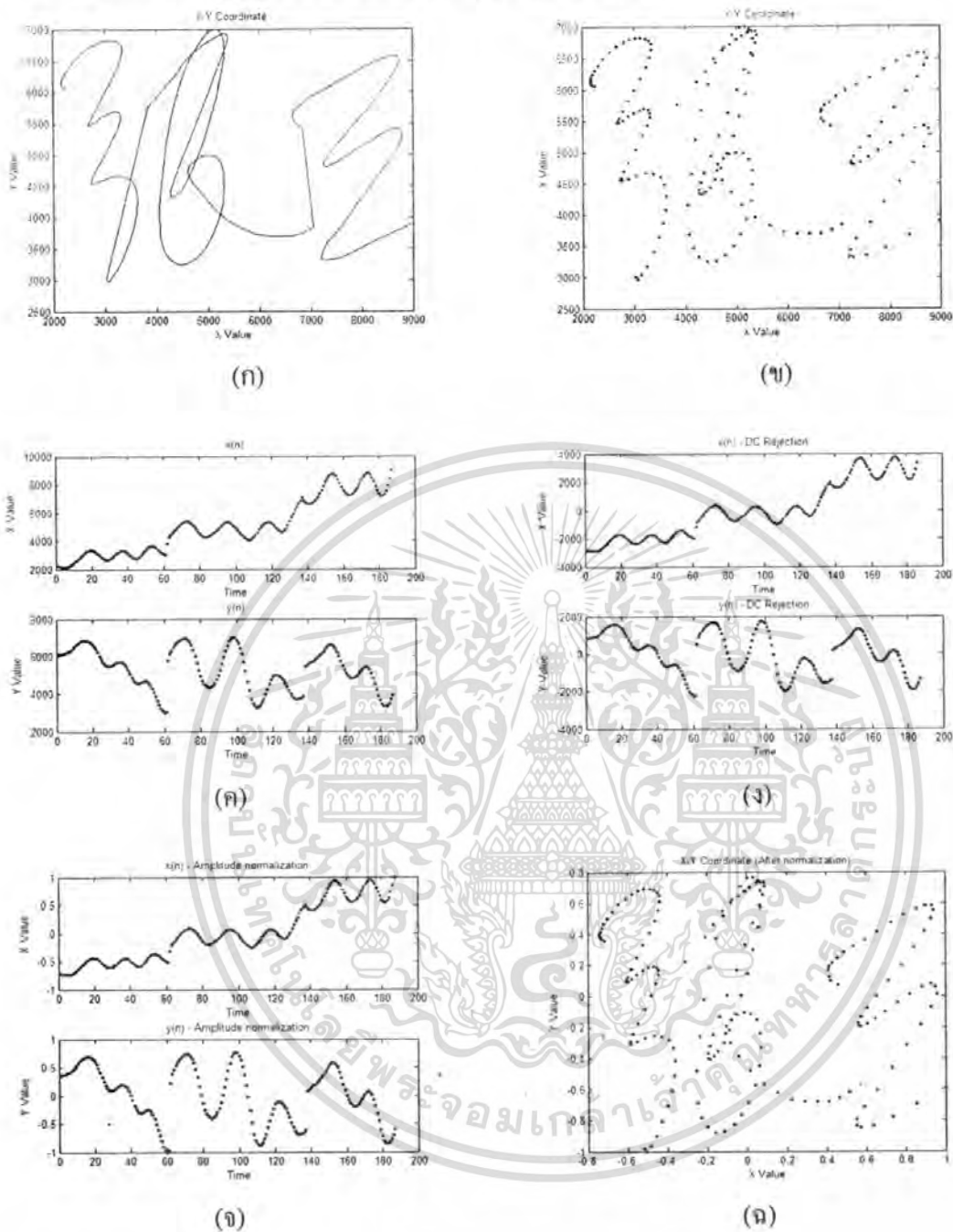
(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้น อันดับ = 20



(ง) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้น อันดับ = 30

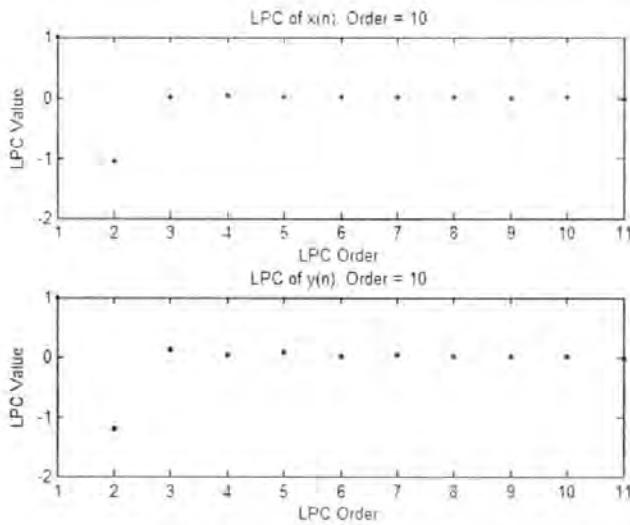
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.34 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 19

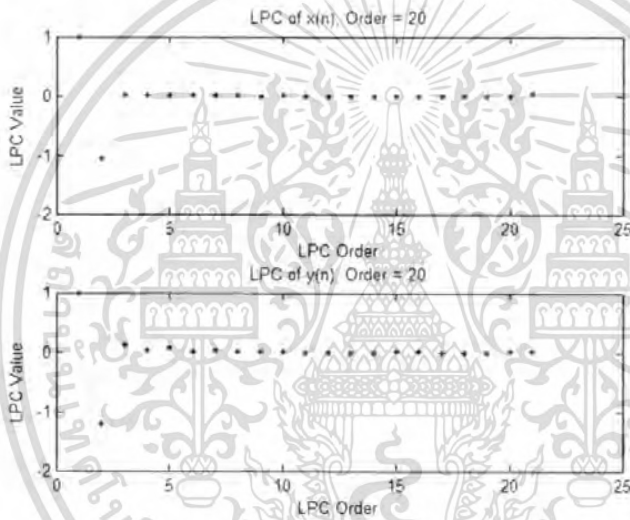


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
 (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
 (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
 (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าดีซี ไบอัส
 (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
 (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

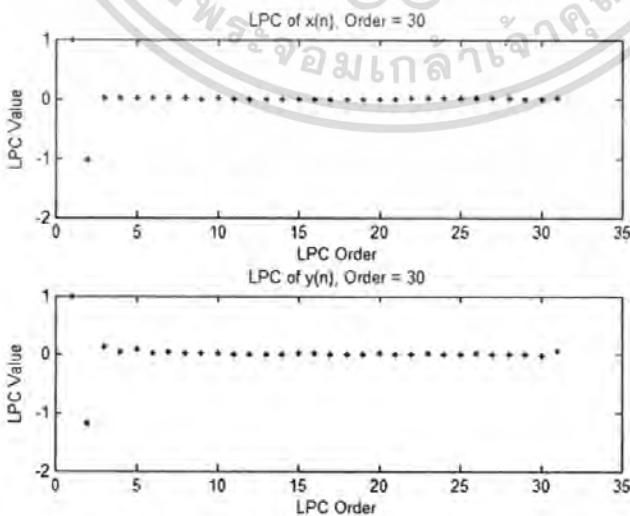
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 10



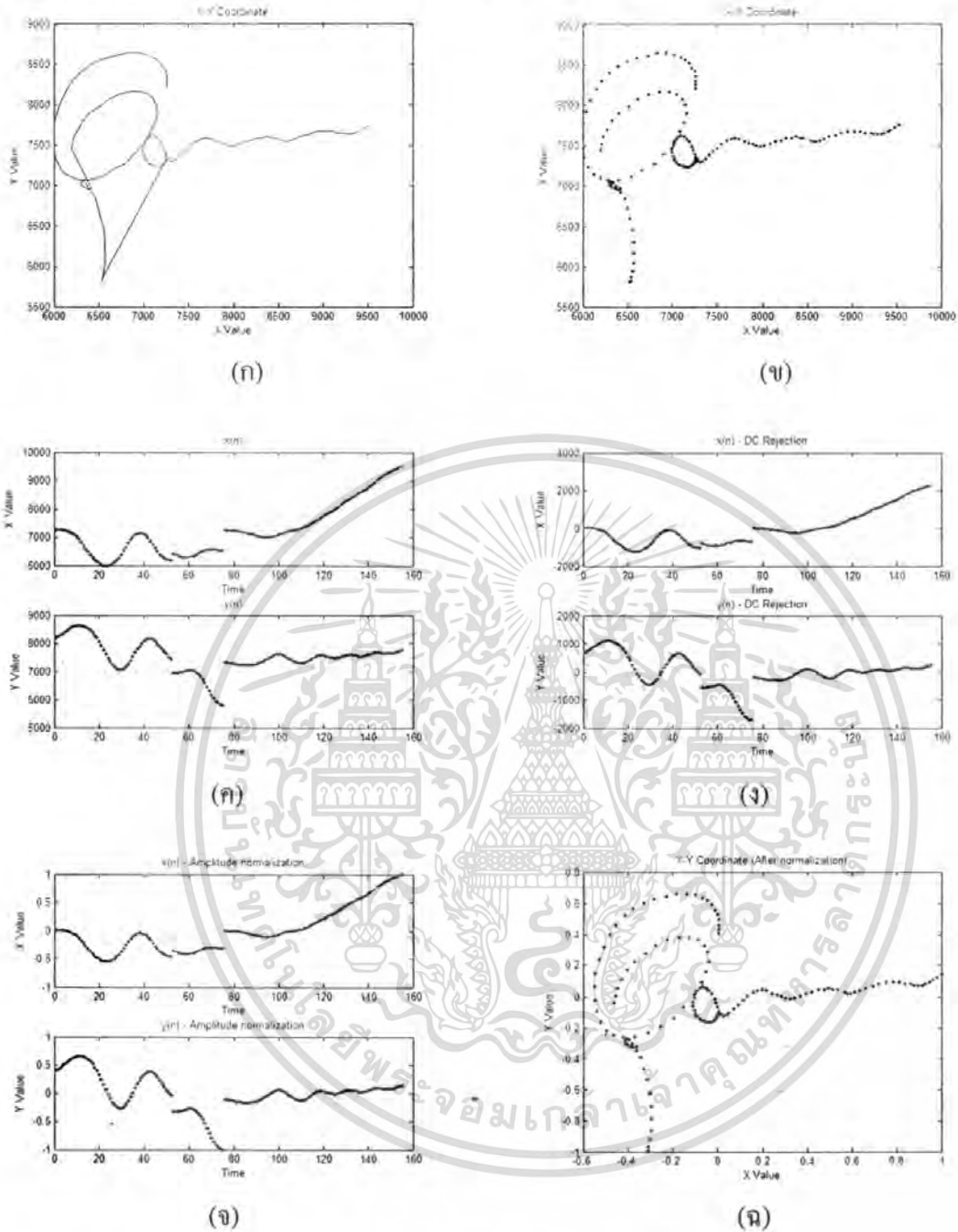
(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 20



(ง) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 30

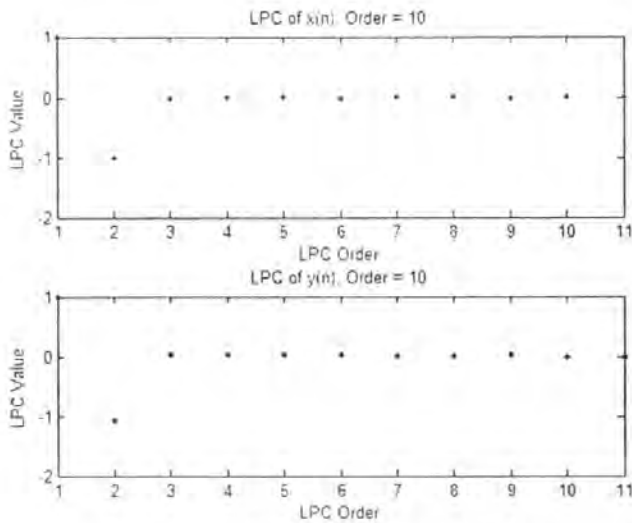
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.35 แสดงผลข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นที่ได้จากลายเซ็นที่ 20

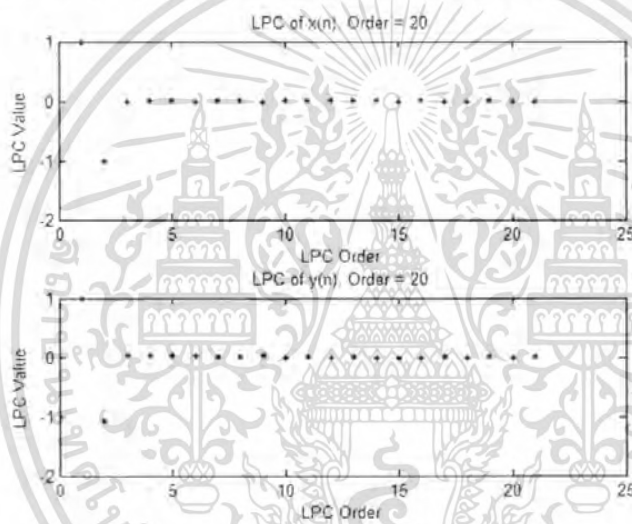


- (ก) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ข) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งรายจุด
- (ค) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาแยกข้อมูลเป็นแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง
- (ง) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านการกรองค่าดีซี ไบฮัส
- (จ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านนอร์มอลไลซ์ทางขนาด
- (ฉ) รูปแสดงข้อมูลตำแหน่งปากกาที่ผ่านกระบวนการประมวลสัญญาณเบื้องต้น

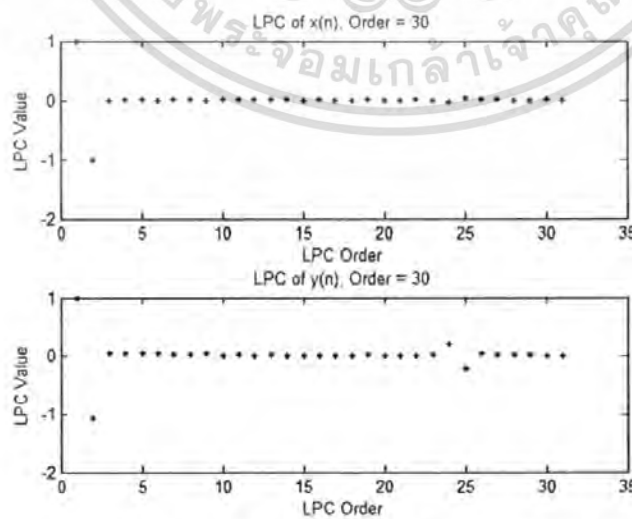
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 10



(ค) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 20



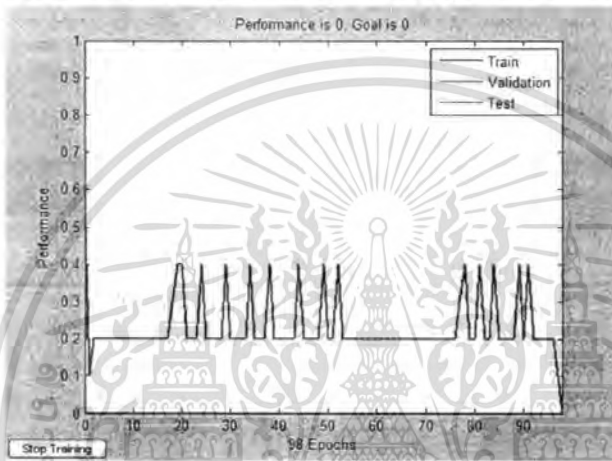
(ง) รูปแสดงค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น อันดับ = 30

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2.4 ผลการทดลองการเรียนรู้ในการจำของโครงข่ายประสาทเทียม

แบ่งผลการเรียนรู้จาก 2 ส่วนคือ ผลการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียวที่ได้จาก Tool box ใน MATLAB และโครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้นที่เขียนขึ้นมาโดยไม่ได้ใช้ Tool box ใน MATLAB ซึ่งให้ผลการเรียนรู้ดังนี้

4.2.4.1 ผลการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียว เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feed forward ที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียว และมีการเรียนรู้ และปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทโดยใช้ Weight/Bias learning พบว่าค่าความผิดพลาดของผลลัพธ์จากโครงข่ายประสาทมีค่าลดลงเป็น 0 เมื่อมีการเรียนรู้จนถึงรอบที่ 98 ดังรูปที่ 4.36



รูปที่ 4.36 แสดงค่าความผิดพลาดของผลลัพธ์ที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียว

4.2.4.2 ผลจากการเรียนรู้จากโครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feed forward ที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น และมีการเรียนรู้ และปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทโดยใช้ Weight/Bias learning พบว่าค่าความผิดพลาดของผลลัพธ์จากโครงข่ายประสาทมีค่าลดลงเป็น 0 เมื่อมีการเรียนรู้จนถึงรอบที่ 228 ดังรูปที่ 4.37



รูปที่ 4.37 แสดงค่าความผิดพลาดของผลลัพธ์ที่ได้จากการเรียนรู้ของ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่ส่งโครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น ญาติให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2.5 ผลการทดลองการคัดแยกสายเซ็นของแต่ละบุคคลด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

เมื่อทดลองการรู้จำลายเซ็นของระบบเพื่อใช้สำหรับการระบุตัวบุคคลจำนวน 100 ลายเซ็น (ข้อมูลลายเซ็นจาก 20 คน คนละ 5 ลายเซ็น) ซึ่งจะแสดงค่าเป็น 1 เมื่อระบบให้ผลการรู้จำที่ถูกต้อง และมีค่าเป็น 0 เมื่อระบบให้ผลการรู้จำผิดพลาด

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 10 จะให้ผลการระบุเจ้าของลายเซ็นถูกต้อง 100 ครั้งจากการทดลอง 100 ครั้ง ดังตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 แสดงผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น โดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นจำนวน 10 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา

LPC =10	X					Y					X or Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 4	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 6	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 9	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 10	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 13	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1
Set 14	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1
Set 15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 16	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 17	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 18	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 20	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาค้นคว้าในอนุญาตให้ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นของข้อมูล ตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 10 จะให้ผลการระบุเจ้าของลายเซ็นถูกต้อง 95 ครั้งจากการทดลอง 100 ครั้ง ดังตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.4 แสดงผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น โดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 10 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา

LPC =10	X					Y					X and Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 4	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
Set 5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 6	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 9	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 10	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1
Set 11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 13	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0	0	0
Set 14	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0
Set 15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 16	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 17	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 18	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 20	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นของข้อมูล ตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 20 จะให้ผลการ ระบุเจ้าของลายเซ็นถูกต้อง 100 ครั้งจากการทดลอง 100 ครั้ง ดังตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.5 แสดงผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น โดยใช้ค่าข้อมูลสัมประสิทธิ์การ ประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 20 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้ง เทียบกับเวลา

LPC = 20	X					Y					X or Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 4	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 6	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 8	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 9	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 10	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1
Set 11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 12	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1
Set 13	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1
Set 14	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1
Set 15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 16	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 17	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 18	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 20	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 20 จะให้ผลการระบุเจ้าของลายเซ็นถูกต้อง 90 ครั้งจากการทดลอง 100 ครั้ง ดังตารางที่ 4.6

ตารางที่ 4.6 แสดงผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น โดยใช้ค่าข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 20 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา

LPC = 20	X					Y					X and Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 4	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
Set 5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 6	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 8	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1
Set 9	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 10	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1
Set 11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 12	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1
Set 13	1	1	1	1	0	1	0	1	0	1	1	0	1	0	0
Set 14	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0
Set 15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 16	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 17	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 18	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 20	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้นของข้อมูล ตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 30 จะให้ผลการ ระบุเจ้าของลายเซ็นถูกต้อง 95 ครั้งจากการทดลอง 100 ครั้ง ดังตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 แสดงผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น โดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การ ประมาณพันระเชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้ง เทียบกับเวลา

LPC = 30	X					Y					X or Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 4	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 5	0	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1
Set 6	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 8	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 9	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 10	0	1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1
Set 11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 12	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1
Set 13	1	1	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1
Set 14	1	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	1	1	1	1
Set 15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 16	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 17	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 18	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 20	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้นของข้อมูล ตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 30 จะให้ผลการ ระบุเจ้าของลายเซ็นถูกต้อง 78 ครั้งจากการทดลอง 100 ครั้ง ดังตารางที่ 4.8

ตารางที่ 4.8 แสดงผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น โดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การ ประมาณพันระเชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง เทียบกับเวลา

LPC = 30	X					Y					X and Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 4	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
Set 5	0	1	0	1	1	1	1	0	1	1	0	1	0	1	1
Set 6	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 8	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1
Set 9	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 10	0	1	0	0	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0	1
Set 11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 12	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1
Set 13	1	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
Set 14	1	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
Set 15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 16	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1
Set 17	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 18	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1
Set 19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 20	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

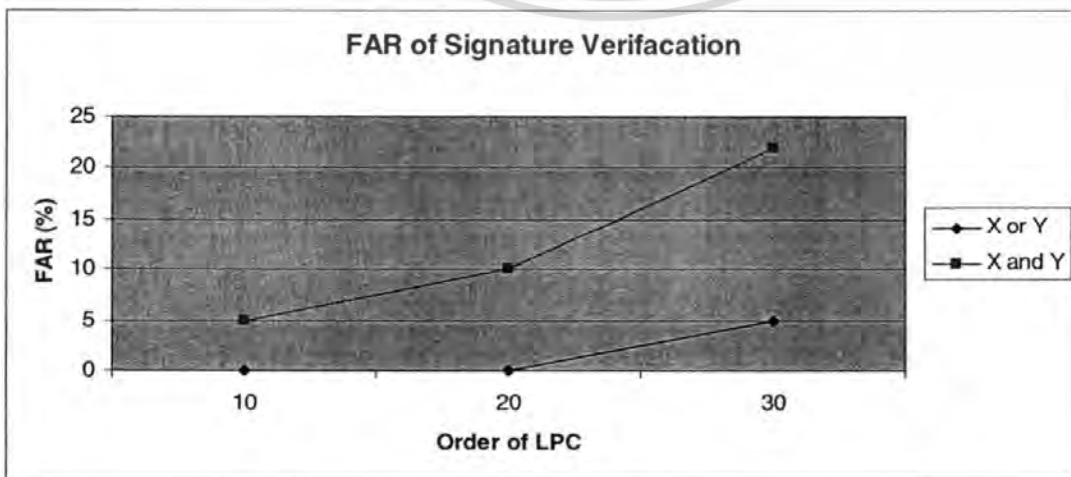
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยเมื่อทำการทดลองการระบุตัวบุคคลโดยใช้ข้อมูลเพียงค่าในแนวแกนราบ $x(n)$ หรือ แกนคิ่ง $y(n)$ จะสามารถระบุตัวบุคคลเจ้าของลายเซ็นได้อย่างถูกต้อง 100% เมื่อใช้ค่าลำดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นเท่ากับ 10 และ 20 และสามารถระบุตัวบุคคลได้อย่างถูกต้อง 95% เมื่อใช้ค่าลำดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นเท่ากับ 30 และเมื่อทดสอบโดยใช้ข้อมูลทั้งค่าในแนวแกนราบ $x(n)$ และแกนคิ่ง $y(n)$ จะสามารถระบุตัวบุคคลเจ้าของลายเซ็นได้อย่างถูกต้อง 95% เมื่อใช้ค่าลำดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นเท่ากับ 10, 90% เมื่อใช้ค่าลำดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นเท่ากับ 20 และ 78% เมื่อใช้ค่าลำดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นเท่ากับ 30 ดังแสดงได้ดังตารางที่ 4.9

ตารางที่ 4.9 แสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น

อันดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น	%ความถูกต้องของการทดลองการระบุเจ้าของลายเซ็น	
	เมื่อตรวจสอบด้วยคู่ลำดับเฉพาะ $x(n)$ หรือ $y(n)$	เมื่อตรวจสอบด้วยคู่ลำดับทั้ง $x(n)$ และ $y(n)$
10	100	95
20	100	90
30	95	78

ซึ่งจะสามารถคำนวณหาความผิดพลาดในการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็นได้ ดังนี้คือ ค่าอัตราการอนุญาตผิดพลาด (False accept rate: FAR) จะมีค่าต่ำลงหากใช้ค่าลำดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นลำดับต่ำๆ และหากพิจารณาโดยใช้ข้อมูลเฉพาะค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นของข้อมูลในแนวแกนราบ หรือแนวแกนคิ่งเทียบกับเวลา จะให้ผลของอัตราการอนุญาตผิดพลาดต่ำกว่าการใช้ข้อมูลทั้งในแนวแกนราบและแนวแกนคิ่งเทียบกับเวลา ดังรูปที่ 4.38



รูปที่ 4.38 แสดงการตรวจสอบในการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อประโยชน์แก่ผู้ใช้งาน ไม่ให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2.6 ผลการทดลองการการปลอมแปลงลายเซ็น

ส่วนนี้เป็นส่วนที่ทำการตรวจสอบการปลอมลายเซ็น โดยจะมีการทดลอง 2 ลักษณะคือ ส่วนแรกทำการทดลองการตรวจสอบลายเซ็น โดยผู้ที่ปลอมลายเซ็นไม่ทราบลักษณะของรูปแบบ จังหวะในการเซ็นของลายเซ็นที่ทำการปลอมแปลง และส่วนที่สองทำการทดลองการตรวจสอบลายเซ็น โดยผู้ที่ปลอมลายเซ็นจะทราบลักษณะของรูปแบบ และจังหวะในการเซ็นของลายเซ็นที่ทำการปลอมแปลง โดยจะทำการทดลองจำนวน 25 ลายเซ็น (จาก 5 คน คนละ 5 ลายเซ็น) ต่อการทดลองแต่ละแบบ โดยผลที่ได้จากการทดลองจะแสดงค่าเป็น 0 เมื่อระบบให้ผลการรู้จำที่ถูกต้อง และมีค่าเป็น 1 เมื่อระบบให้ผลการรู้จำผิดพลาด

4.2.6.1 การตรวจสอบการปลอมลายเซ็นโดยผู้ปลอมไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น ได้ผลลัพธ์คือ

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นของข้อมูล ตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 10 จะให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นถูกต้อง 16 ครั้งจากการทดลอง 25 ครั้ง ดังตารางที่ 4.10

ตารางที่ 4.10 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นจำนวน 10 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา

LPC = 10	X					Y					X or Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0
Set 2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
Set 3	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	1	1	1
Set 4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0
Set 5	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นของข้อมูล ตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 10 จะให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นถูกต้อง 22 ครั้งจากการทดลอง 25 ครั้ง ดังตารางที่ 4.11

ตารางที่ 4.11 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นจำนวน 10 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา

LPC = 10	X					Y					X and Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0
Set 2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Set 3	0	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0
Set 4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
Set 5	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 20 จะให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นถูกต้อง 16 ครั้งจากการทดลอง 25 ครั้ง ดังตารางที่ 4.12

ตารางที่ 4.12 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นจำนวน 20 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา

LPC = 20	X					Y					X or Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0
Set 2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
Set 3	0	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1
Set 4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0
Set 5	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 10 จะให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นถูกต้อง 22 ครั้งจากการทดลอง 25 ครั้งดังตารางที่ 4.13

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.13 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 20 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา

LPC = 20	X					Y					X and Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0
Set 2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Set 3	0	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0
Set 4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
Set 5	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 30 จะให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นถูกต้อง 16 ครั้งจากการทดลอง 25 ครั้ง ดังตารางที่ 4.14

ตารางที่ 4.14 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา

LPC = 30	X					Y					X or Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0
Set 2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
Set 3	0	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1
Set 4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0
Set 5	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 30 จะให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นถูกต้อง 22 ครั้งจากการทดลอง 25 ครั้ง ดังตารางที่ 4.15

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.15 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนคิ่งเทียบกับเวลา

LPC = 30	X					Y					X and Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0
Set 2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Set 3	0	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0
Set 4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
Set 5	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0

จากการทดลองพบว่าเมื่อใช้ข้อมูลเพียงค่าในแนวแกนราบ $x(n)$ หรือแกนคิ่ง $y(n)$ จะสามารถตรวจสอบได้อย่างถูกต้องว่าไม่ใช่เจ้าของลายเซ็นที่แท้จริง 64% เมื่อใช้ค่าลำดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้นเท่ากับ 10, 20 และ 30 และเมื่อการทดลองโดยใช้ข้อมูลทั้งค่าในแนวแกนราบ $x(n)$ และแกนคิ่ง $y(n)$ สามารถตรวจสอบได้อย่างถูกต้องว่าไม่ใช่เจ้าของลายเซ็นที่แท้จริง 88% เมื่อใช้ค่าลำดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้นเท่ากับ 10, 20 และ 30 ดังตารางที่ 4.16

ตารางที่ 4.16 แสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองการตรวจสอบการปลอมลายเซ็น โดยผู้ปลอมแปลงลายเซ็นไม่ทราบรูปแบบ จังหวะในการเซ็นของลายเซ็น

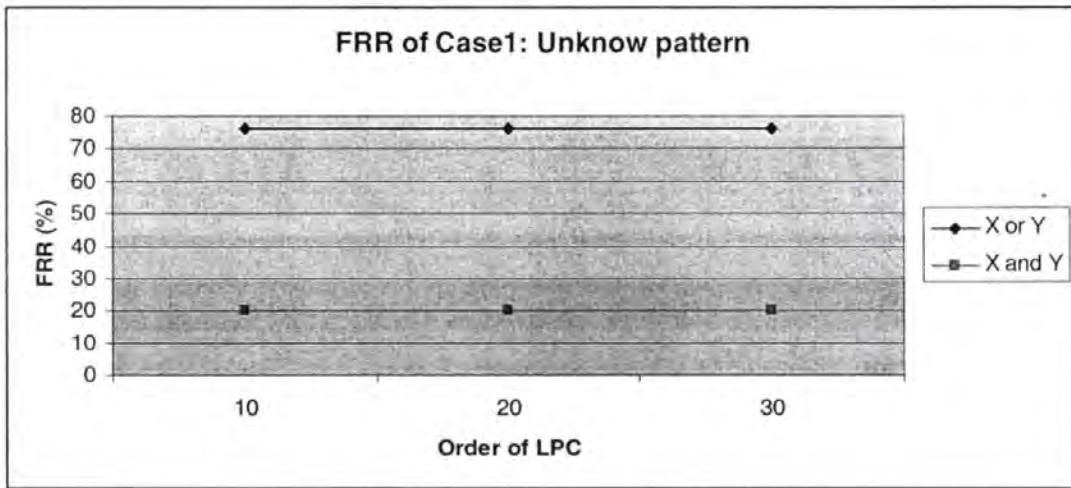
อันดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น	%ความถูกต้องของการทดลองการตรวจสอบการปลอมลายเซ็น	
	เมื่อตรวจสอบด้วยคู่ลำดับเฉพาะ $x(n)$ หรือ $y(n)$	เมื่อตรวจสอบด้วยคู่ลำดับทั้ง $x(n)$ และ $y(n)$
10	64	88
20	64	88
30	64	88

ซึ่งจะสามารถคำนวณหาค่าความผิดพลาดในการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็นได้ดังนี้คือ ค่าอัตราการปฏิเสธผิดพลาด (False reject reate: FRR) จะมีค่าต่ำลงหากพิจารณาโดยใช้ข้อมูลเฉพาะค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้นของข้อมูลทั้งในแนวแกนราบ และแนวแกนคิ่งเทียบกับเวลา จะให้ผลของอัตราการอนุญาตผิดพลาด

ต่ำกว่าการใช้ข้อมูลเฉพาะในแนวแกนราบ หรือแนวแกนคิ่งเทียบกับเวลา ดังรูปที่ 4.39

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.39 แสดงการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น

4.2.6.2 การตรวจสอบการปลอมลายเซ็นโดยผู้ปลอมลายเซ็นทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น ได้ผลลัพธ์ดังนี้คือ

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 10 จะให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นถูกต้อง 6 ครั้งจากการทดลอง 25 ครั้ง ดังตารางที่ 4.17

ตารางที่ 4.17 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นจำนวน 10 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา

LPC = 10	X					Y					X or Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1
Set 2	0	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1	0
Set 3	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	1	0	1
Set 4	0	1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1	1	1	1
Set 5	1	0	1	0	1	1	0	0	0	0	1	0	1	0	1

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 10 จะให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นถูกต้อง 20 ครั้งจากการทดลอง 25 ครั้ง ดังตารางที่ 4.18

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.18 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพัลซเซิงเส้นจำนวน 10 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา

LPC = 10	X					Y					X and Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	1	0	1	0	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0
Set 2	0	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0
Set 3	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
Set 4	0	1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0
Set 5	1	0	1	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพัลซเซิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 20 จะให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นถูกต้อง 7 ครั้งจากการทดลอง 25 ครั้ง ดังตารางที่ 4.19

ตารางที่ 4.19 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพัลซเซิงเส้นจำนวน 20 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา

LPC = 20	X					Y					X or Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	1	0	1	0	0	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1
Set 2	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0
Set 3	1	1	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1	0	1	1
Set 4	0	1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1	1	1	1
Set 5	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	1	1

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพัลซเซิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 20 จะให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นถูกต้อง 20 ครั้งจากการทดลอง 25 ครั้ง ดังตารางที่ 4.20

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.20 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นจำนวน 20 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา

LPC = 20	X					Y					X and Y					
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	
Set 1	1	0	1	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0
Set 2	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0
Set 3	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Set 4	0	1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0
Set 5	1	0	1	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0

หากตรวจสอบ โดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 30 จะให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นถูกต้อง 8 ครั้งจากการทดลอง 25 ครั้ง ดังตารางที่ 4.21

ตารางที่ 4.21 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา

LPC = 30	X					Y					X or Y					
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	
Set 1	1	0	1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	
Set 2	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0
Set 3	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1
Set 4	0	1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1	1	1	1	1
Set 5	1	0	1	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0	1	1

หากตรวจสอบ โดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 30 จะให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นถูกต้อง 20 ครั้งจากการทดลอง 25 ครั้ง ดังตารางที่ 4.22

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.22 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบริปูแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา

LPC = 30	X					Y					X and Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	1	0	1	0	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0
Set 2	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0
Set 3	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
Set 4	0	1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0
Set 5	1	0	1	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0

พบว่าเมื่อทดสอบโดยใช้ข้อมูลเพียงค่าในแนวแกนราบ $x(n)$ หรือแกนตั้ง $y(n)$ จะสามารถตรวจสอบได้อย่างถูกต้องว่าไม่ใช่เจ้าของลายเซ็นที่แท้จริง 24% เมื่อใช้ค่าลำดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้นเท่ากับ 10, 28% เมื่อใช้ค่าลำดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้นเท่ากับ 20 และ 32% เมื่อใช้ค่าลำดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้นเท่ากับ 30 และเมื่อทดสอบโดยใช้ข้อมูลทั้งค่าในแนวแกนราบ $x(n)$ และแกนตั้ง $y(n)$ จะสามารถตรวจสอบได้อย่างถูกต้องว่าไม่ใช่เจ้าของลายเซ็นที่แท้จริง 80% เมื่อใช้ค่าลำดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้นเท่ากับ 10, 20 และ 30 ดังตารางที่ 4.23

ตารางที่ 4.23 แสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองการตรวจสอบการปลอมลายเซ็น โดยผู้ปลอมแปลงลายเซ็นทราบริปูแบบ จังหวะในการเซ็นของลายเซ็น

อันดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้น	%ความถูกต้องของการทดลองการตรวจสอบการปลอมลายเซ็น	
	เมื่อตรวจสอบด้วยคู่ลำดับเฉพาะ $x(n)$ หรือ $y(n)$	เมื่อตรวจสอบด้วยคู่ลำดับทั้ง $x(n)$ และ $y(n)$
10	24	80
20	28	80
30	32	80

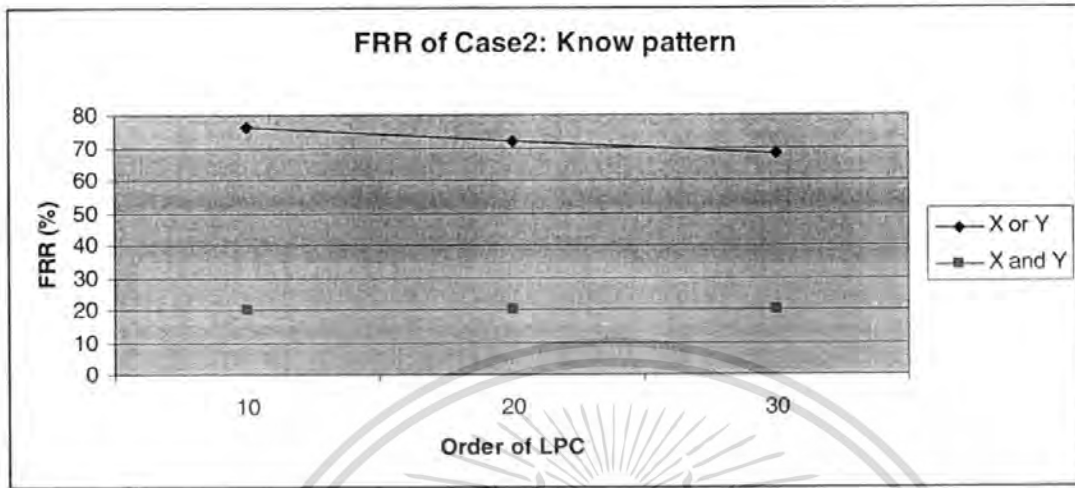
ซึ่งจะสามารถคำนวณหาค่าความผิดพลาดในการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบริปูแบบ และจังหวะในการเซ็นได้ดังนี้คือ ค่าอัตราการปฏิเสธผิดพลาด (False reject reate: FRR) จะมีค่าต่ำลงหากพิจารณาโดยใช้ข้อมูลเฉพาะค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้นของ

ข้อมูลทั้งในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา จะให้ผลของอัตราการอนุญาตผิดพลาด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนุญาติให้นำไปเผยแพร่บนสื่อออนไลน์

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ต่ำกว่าการใช้ข้อมูลเฉพาะในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา และหากใช้ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นที่มีลำดับสูงๆจะให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นได้ถูกต้องกว่าการใช้ค่าสัมประสิทธิ์ที่มีลำดับต่ำๆ ดังรูปที่ 4.40



รูปที่ 4.40 แสดงการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น

4.2.7 ผลการทดลองระบบรู้จำที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น

ส่วนนี้จะทำการทดลองเพื่อหาผลการรู้จำลายเซ็นของ โครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น ซึ่งออกแบบ และเขียนขึ้นมาโดยไม่ใช้ Tool box ใน MATLAB ซึ่งจะใช้ค่าลำดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นเท่ากับ 30 เพื่อเปรียบเทียบผลที่ได้จากการรู้จำ โดยโครงข่ายประสาทเทียมชั้นเดียวที่เขียนโดยใช้ Tool box ใน MATLAB ซึ่งจะแบ่งผลการทดลองออกเป็นส่วนต่างๆดังนี้

4.2.7.1 ผลการทดลองการจำแนกลายเซ็น

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 30 โดยผลที่ได้จากการทดลองจะแสดงค่าเป็น 1 เมื่อระบบให้ผลการรู้จำที่ถูกต้อง และมีค่าเป็น 0 เมื่อระบบให้ผลการรู้จำผิดพลาด ซึ่งให้ผลการระบุเจ้าของลายเซ็นถูกต้อง 97 ครั้งจากการทดลอง 100 ครั้ง ดังตารางที่ 4.24

ตารางที่ 4.24 แสดงผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น โดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้ง เทียบกับเวลาจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น

LPC = 30	X					Y					X or Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 6	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 8	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 9	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 10	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1
Set 11	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 13	0	0	1	0	1	0	1	1	0	0	0	1	1	0	1
Set 14	0	1	1	0	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1
Set 15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 16	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 17	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 18	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 20	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 30 จะให้ผลการระบุเจ้าของลายเซ็นถูกต้อง 78 ครั้งจากการทดลอง 100 ครั้ง ดังตารางที่ 4.25

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.25 แสดงผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็น โดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้ง เทียบกับเวลาจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น

LPC = 30	X					Y					X and Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 4	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
Set 5	0	1	0	1	1	1	1	0	1	1	0	1	0	1	1
Set 6	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 8	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1
Set 9	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 10	0	1	0	0	1	1	1	0	1	0	1	0	0	0	1
Set 11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 12	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1
Set 13	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0
Set 14	1	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
Set 15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 16	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1
Set 17	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 18	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1
Set 19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Set 20	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

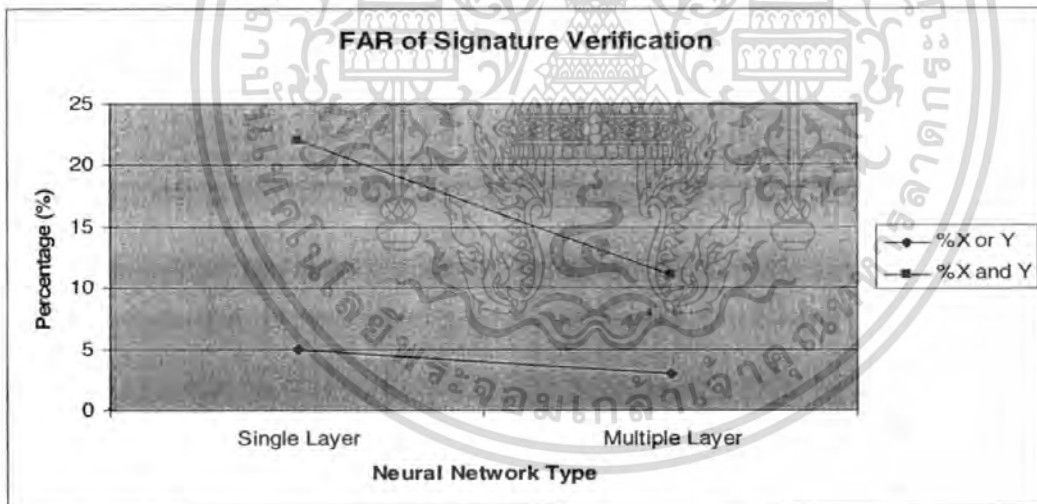
โดยเมื่อทำการทดลองการระบุตัวบุคคล โดยใช้ข้อมูลเพียงค่าในแนวแกนราบ (X,T) หรือ แกนตั้ง (Y,T) จะสามารถระบุตัวบุคคลเจ้าของลายเซ็น ได้อย่างถูกต้อง 97% และเมื่อทดสอบโดยใช้ข้อมูลทั้งค่าในแนวแกนราบ (X,T) และแกนตั้ง (Y,T) จะสามารถระบุตัวบุคคลเจ้าของลายเซ็น ได้อย่างถูกต้อง 89% ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบกับผลที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมชั้นเดียว พบว่าสามารถให้ผลการระบุตัวบุคคลได้ถูกต้องมากกว่า ดังตารางที่ 4.26

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.26 แสดงผลการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็นของโครงข่ายทั้ง 2 แบบ

อันดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้น	%ความถูกต้องของการทดลองการระบุเจ้าของลายเซ็น	
	เมื่อตรวจสอบด้วยคู่ลำดับเฉพาะ $x(n)$ หรือ $y(n)$	เมื่อตรวจสอบด้วยคู่ลำดับทั้ง $x(n)$ และ $y(n)$
โครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียว	95	78
โครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น	97	89

ซึ่งจะสามารถคำนวณหาค่าความผิดพลาดในการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็นได้ ดังนี้คือ ค่าอัตราการอนุญาตผิดพลาด (False accept rate: FAR) ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้นมีค่าอัตราการอนุญาตผิดพลาดต่ำกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียว ทั้งแบบที่พิจารณาข้อมูลตำแหน่งลายเซ็น โดยใช้ค่าในแนวแกนราบ ซึ่งสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 4.41



รูปที่ 4.41 แสดงการเปรียบเทียบผลการตรวจสอบการระบุเจ้าของลายเซ็นจากโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 แบบ

4.2.7.2 ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็น

การตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นจะแบ่งออกเป็น 2 กรณีคือ

4.2.7.2.1 กรณีที่ผู้ปลอมแปลงไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะของลายเซ็น

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพันระเชิงเส้นของข้อมูล

ตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 30 โดยผลที่ได้จากการทดลองจะแสดงค่าเป็น 0 เมื่อระบบให้ผลการรู้จำที่ถูกต้อง และมีค่าเป็น 1 เมื่อระบบให้ผลไม่วากรณ์ใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งยังมีให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การรู้จำผิดพลาด ซึ่งให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นถูกต้อง 15 ครั้งจากการทดลอง 25 ครั้ง ดังตารางที่ 4.27

ตารางที่ 4.27 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลาจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น

LPC = 30	X					Y					X or Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
Set 2	1	1	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1	0	0	1
Set 3	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
Set 4	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
Set 5	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	1	1	1	0	0

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 30 จะให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นถูกต้อง 23 ครั้งจากการทดลอง 25 ครั้ง ดังตารางที่ 4.28

ตารางที่ 4.28 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลาจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น

LPC = 30	X					Y					X and Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Set 2	1	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1
Set 3	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
Set 4	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Set 5	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0

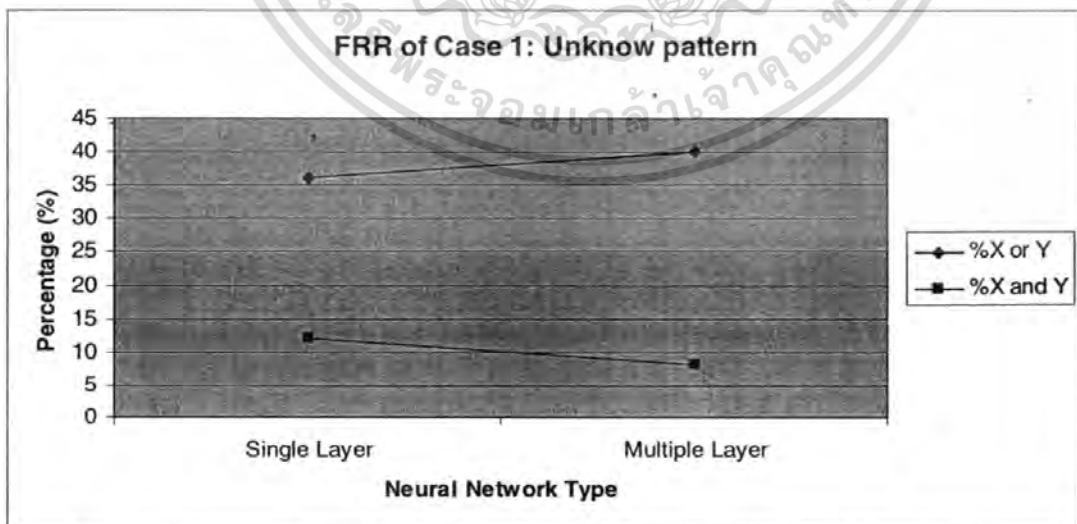
จากการทดลองพบว่าเมื่อใช้ข้อมูลเพียงค่าในแนวแกนราบ $x(n)$ หรือแกนตั้ง $y(n)$ จะสามารถตรวจสอบได้อย่างถูกต้องว่าไม่ใช่เจ้าของลายเซ็นที่แท้จริง 60% และเมื่อการทดลองโดยใช้ข้อมูลทั้งค่าในแนวแกนราบ $x(n)$ และแกนตั้ง $y(n)$ สามารถตรวจสอบได้อย่างถูกต้องว่าไม่วาทณ์ใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ไม่ใช่เจ้าของลายเซ็นที่แท้จริง 92% ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบกับผลที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมชั้นเดียว พบว่าสามารถให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นแบบที่ผู้ปลอมแปลงไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น ได้ถูกต้องมากกว่าเมื่อการทดลองโดยใช้ข้อมูลทั้งค่าในแนวแกนราบ $x(n)$ และแกนตั้ง $y(n)$ ดังตารางที่ 4.29

ตารางที่ 4.29 แสดงผลการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองการตรวจสอบการปลอมลายเซ็น โดยผู้ปลอมแปลงลายเซ็นไม่ทราบรูปแบบ จังหวะของลายเซ็นของโครงข่ายทั้ง 2 แบบ

อันดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นระเชิงเส้น	%ความถูกต้องของการทดลองการตรวจสอบการปลอมลายเซ็น	
	เมื่อตรวจสอบด้วยคู่ลำดับเฉพาะ $x(n)$ หรือ $y(n)$	เมื่อตรวจสอบด้วยคู่ลำดับทั้ง $x(n)$ และ $y(n)$
โครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียว	64	88
โครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น	60	92

ซึ่งจะสามารถคำนวณหาค่าความผิดพลาดในการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะ ในการเซ็น ได้ดังนี้คือ ค่าอัตราการปฏิเสธผิดพลาด (False reject rate: FRR) ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้นมีค่าอัตราอนุญาตผิดพลาดต่ำกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียว เมื่อพิจารณาข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นโดยใช้ค่าทั้งในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ดังรูปที่ 4.42



รูปที่ 4.42 แสดงการเปรียบเทียบผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบไม่ทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็นจากโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 แบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2.7.2.2 กรณีที่ผู้ปลอมแปลงทราบรูปแบบ และจังหวะของลายเซ็น ให้ผลการตรวจสอบดังนี้

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 30 โดยผลที่ได้จากการทดลองจะแสดงค่าเป็น 0 เมื่อระบบให้ผลการรู้จำที่ถูกต้อง และมีค่าเป็น 1 เมื่อระบบให้ผลการรู้จำผิดพลาด ซึ่งจะให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นถูกต้อง 15 ครั้งจากการทดลอง 25 ครั้ง ดังตารางที่ 4.30

ตารางที่ 4.30 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา

LPC = 30	X					Y					X or Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
Set 2	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	1
Set 3	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0
Set 4	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0
Set 5	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0

หากตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นของข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา ที่มีลำดับเท่ากับ 30 จะให้ผลการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นถูกต้อง 23 ครั้งจากการทดลอง 25 ครั้ง ดังตารางที่ 4.31

ตารางที่ 4.31 แสดงผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็น โดยใช้ข้อมูลสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นจำนวน 30 ลำดับ ของข้อมูลตำแหน่งในแนวแกนราบ หรือแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา

LPC = 30	X					Y					X and Y				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Set 1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Set 2	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0
Set 3	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0
Set 4	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Set 5	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ของกรมส่งเสริมการค้าระหว่างประเทศ กระทรวงพาณิชย์ ใช้ประโยชน์ด้านการค้า

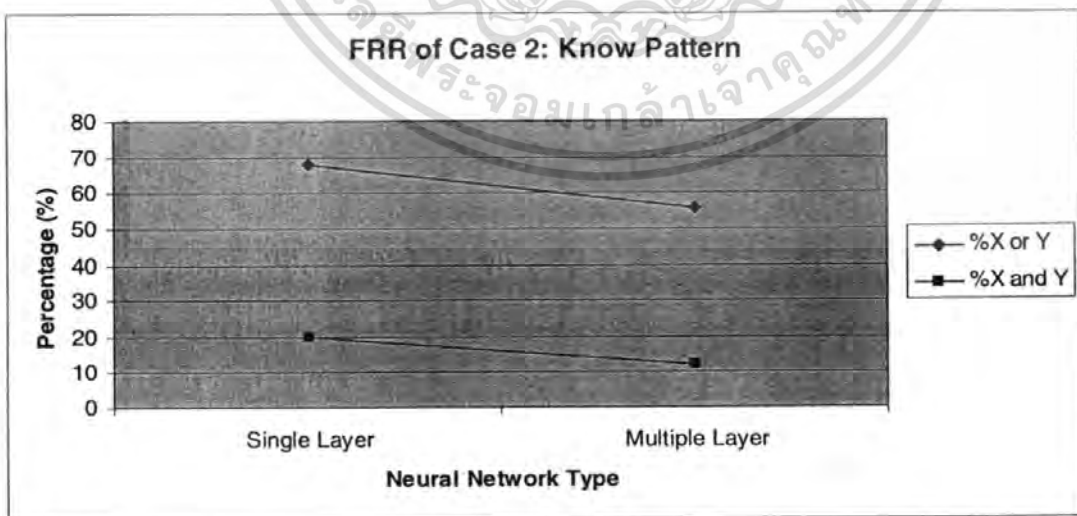
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พบว่าเมื่อทดสอบโดยใช้ข้อมูลเพียงค่าในแนวแกนราบ $x(n)$ หรือแกนตั้ง $y(n)$ จะสามารถตรวจสอบได้อย่างถูกต้องว่าไม่ใช่เจ้าของลายเซ็นที่แท้จริง 60% และเมื่อทดสอบโดยใช้ข้อมูลทั้งค่าในแนวแกนราบ $x(n)$ และแกนตั้ง $y(n)$ จะสามารถตรวจสอบได้อย่างถูกต้องว่าไม่ใช่เจ้าของลายเซ็นที่แท้จริง 92% ดังตารางที่ 4.32

ตารางที่ 4.32 แสดงผลการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองการตรวจสอบการปลอมลายเซ็น โดยผู้ปลอมแปลงลายเซ็นทราบรูปแบบ จังหวะของลายเซ็นของ โครงข่ายทั้ง 2 แบบ

อันดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นระเชิงเส้น	%ความถูกต้องของการทดลองการตรวจสอบการปลอมลายเซ็น	
	เมื่อตรวจสอบด้วยคู่ลำดับเฉพาะ $x(n)$ หรือ $y(n)$	เมื่อตรวจสอบด้วยคู่ลำดับทั้ง $x(n)$ และ $y(n)$
โครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียว	32	80
โครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้น	60	92

ซึ่งจะสามารถคำนวณหาค่าความผิดพลาดในการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะ ในการเซ็น ได้ดังนี้คือ ค่าอัตราการปฏิเสธผิดพลาด (False reject rate: FRR) ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีเซลล์ประสาทหลายชั้นมีค่าอัตราการอนุญาตผิดพลาดต่ำกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาทชั้นเดียว เมื่อพิจารณาข้อมูลตำแหน่งลายเซ็นโดยใช้ค่าทั้ง 2 แบบ ดังรูปที่ 4.43



รูปที่ 4.43 แสดงการเปรียบเทียบผลการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นแบบทราบรูปแบบ และจังหวะในการเซ็นจากโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 แบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3 การวิเคราะห์ผลการทดลอง

ผลที่ได้จากการหาค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นพบว่าหากโครงสร้าง ลักษณะของลายเซ็นที่มีความซับซ้อนจะต้องใช้ค่าอันดับของค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นสูงๆ เพื่อเป็นการแสดงรายละเอียดที่มีนัยสำคัญของข้อมูลลักษณะเด่นของลายเซ็นได้อย่างครบถ้วน

โดยจากผลการทดลองที่ได้พบว่าหากใช้ค่าลำดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นต่ำๆ จะสามารถทำให้ค่าการตรวจสอบยอมรับให้เกิดค่าความผิดพลาดจากข้อมูลอ้างอิงต้นแบบได้มากกว่าการใช้ค่าลำดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นสูงๆ ดังนั้นการยืนยันข้อมูลของเจ้าของลายเซ็นเอง อาจจะใช้ค่าลำดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นต่ำๆ ได้ แต่หากต้องการตรวจสอบการปลอมลายเซ็นอาจจะต้องใช้ค่าลำดับของสัมประสิทธิ์การประมาณพื้นที่เชิงเส้นสูงๆ จึงจะสามารถตรวจสอบข้อมูลได้อย่างละเอียดมากขึ้น



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและงานในอนาคต

จากผลการทดสอบในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ พบว่าระบบระบุตัวบุคคลจากลายเซ็น โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณเชิงเส้น ร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียม พบว่าหากใช้ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้นอันดับต่ำๆ จะสามารถทำให้ผลของค่าการตรวจสอบของระบบ ขอมรับให้เกิดค่าความผิดพลาดจากข้อมูลอ้างอิงต้นแบบได้มากกว่าการใช้ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้นอันดับสูงๆ ดังนั้นหากเป็นการยืนยันข้อมูลของเจ้าของลายเซ็นเอง เราสามารถที่จะใช้ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้นอันดับต่ำๆ ได้ แต่หากต้องการตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็นจะต้องใช้ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้นอันดับสูงๆ จึงจะสามารถตรวจสอบข้อมูลได้อย่างละเอียด และถูกต้องมากขึ้น

โดยหากผู้ที่นำแนวความคิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ไปทำการศึกษาต่อ อาจจะนำไปใช้ร่วมกับการตรวจสอบคุณลักษณะเด่นอย่างอื่นเพิ่มเติมที่นอกจากข้อมูลลายเซ็นในแนวแกนราบ และแนวแกนตั้งเทียบกับเวลา เช่น มุมของปากกา น้ำหนักกดของปากกาในการเซ็นลายเซ็นของแต่ละตัวบุคคล เพื่อเพิ่มรายละเอียดในการตัดสินใจของระบบ จะทำให้ระบบสามารถตรวจสอบเพื่อระบุตัวบุคคล และตรวจสอบการปลอมแปลงลายเซ็น ได้ละเอียด และถูกต้องมากขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

- [1] A.D. Back. 2002. Radial Basis Functions. Handbook of Neural Network Signal Processing. Chapter 3. Saitama: CRC Press.
- [2] A. Jonathan Howell & Hilary Buxton, 1998. Learning identity with radial basis function networks. *Journal of Neurocomputing*, 20, 15-34.
- [3] Chaechale and A. Mertins. 2003. Line segment distribution of sketches for Persian signature recognition. *Proceedings of Convergent Technologies for the Asia-Pacific Region (TENCON 2003)*, 1, 11-15, Wollongong: University of Wollongong.
- [4] D. O'Shaughnessy, "Linear Predictive Coding", *IEEE Potentials*, p. 29-32, February 1988.
- [5] David Feil-Seifer. 2005. Background for Signature Verification. International Committee for Information Technology Standards INCITS Secretariat, M1/05-0556. Washington, DC: Information Technology Industry Council (ITI).
- [6] E. Serrano and P. Varona, 2001. Network of neurons that emit and recognition signature. *Journal of Neurocomputing*, 41-46, 58-60.
- [7] F. Girosi and T. Poggio, 1990. Networks and the Best Approximation Property. *Journal of Biological Cybernetics*, 63, 169-176.
- [8] G. R. Doddington, "Speaker Recognition-Identifying People by their Voices", *Proceedings of IEEE*, Vol. 73, No. 11, p.1651-1664, November 1985
- [9] H. Baltzakis and N. Papamarkos. 2001. A new signature verification technique based on a two-stage neural network classifier. *Proceedings of Engineering Application of Artificial Intelligence*, 14, 103-95.
- [10] Hoa Feng and Choong Wah, 2002. Private Key Generation from On-line Handwritten Signature. *Journal of Information Management and Computer Security*, 10, 159-164.
- [11] Ibrahim, I.I.; El-Adawy, M.I., Determination of the LPC coefficients using neural networks, *Neural Networks*, 1995. *Proceedings, IEEE International Conference on Volume 5*, 27 Nov.-1 Dec. 1995 Page(s):2669 - 2673 vol.5 Digital Object Identifier 10.1109/ICNN.1995.487832
- [12] Itakura, F. 1975. Minimum prediction residual applied to speech recognition. *IEEE Trans. Acoustics, Speech and Signal Proc. ASSP-23 (1): 67-72.*
- [13] Julio Martinez. 2002. Online signature verification base on optimal feature representation and neural network driven fuzzy reasoning. *Journal of IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24, 63-76.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [14] K. Yu, J. Mason, and J. Oglesby, "Speaker Recognition using Hidden Markov Models, Dynamic Time Warping and Vector Quantisation", IEE Proc.-Vis. Image Signal Process, Vol. 142, No. 5, October 1995
- [15] L.F. Lamel, L.R. Rabiner, A.E. Rosenberg, and J.G. Wilpon, "An Improved Endpoint Detector for Isolated Word Recognition", IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing; ASSP-29, No.4, pp.777-785, August 1981
- [16] L.R. Rabiner and B. -H. Juang, "Fundamentals of Speech Recognition", A. Oppenheim, Series Editor, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1993.
- [17] S. Furui, "Digital Speech Processing, Synthesis, and Recognition", New York and Basel: Marcel Dekker, Inc, 1989.
- [18] Srinivas Gutta and Harry Wechsler, 1997. Face Recognition using Hybrid Classifiers. Journal of Pattern Recognition, 30, 539-553.
- [19] SVC2004. 2004. Handwritten signature verification, First International Signature Verification Competition, Retrieved May 20, 2005, from <http://www.cs.ust.hk/svc2004/>





เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Program (VB5)

```

%-----
%                SIGNATURE INPUT
%-----

Dim time, t
Dim i, n, m, g As Integer
Dim xValue(10000) As Single
Dim yValue(10000) As Single
Dim timeValue(10000) As Currency
Dim fso As FileSystemObject
Dim myfldr As Folder
Dim myfile As File
Dim myfil As TextStream

Private Sub createfolder()
Set fso = CreateObject("scripting.filesystemobject")
If fso.FolderExists("c:\InputValue") = False Then
Set myfldr = fso.GetFolder("c:")
fso.createfolder ("c:\InputValue")
End If

Set myfil = fso.CreateTextFile("c:\inputValue\inputValue.txt", True)

' If EOF(0)=True Then
For n = 0 To (g - 1)
myfil.WriteLine (n & " : X=" & xValue(n) & " , Y=" & yValue(n) & "
, time= " & timeValue(n) & " sec")
Next n
myfil.Close
'End If
End Sub

Private Sub Command1_Click()
Timer1.Enabled = False
Call createfolder
End Sub

Private Sub Command2_Click()
Form1.Cls
i = 0
End Sub

Private Sub Command3_Click()
End
End Sub

Private Sub Command4_Click()
Set fso = CreateObject("scripting.filesystemobject")
If fso.FileExists("c:\InputValue\inputValue.txt") = True Then
fso.DeleteFile ("c:\InputValue\inputValue.txt")
fso.DeleteFolder ("c:\InputValue")
End If
End Sub

Private Sub Form_MouseDown(Button As Integer, Shift As Integer, X As
Single, Y As Single)
Form1.CurrentX = X
Form1.CurrentY = Y

```

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

End Sub

```

Private Sub Form_MouseMove(Button As Integer, Shift As Integer, X As
Single, Y As Single)
If Button = vbLeftButton Then
Label1.Caption = "Coordinate: " & "X: " & X & " Y:" & Y
'Label1="Coordinate:" & vbCrLf & "X: " & X & " Y:" & Y
Line (Form1.CurrentX, Form1.CurrentY)-(X, Y)
Timer1.Enabled = True
time = Timer()
t = Format(time, "##0.0000")
Label2.Caption = "Time: " & t & " sec"
'Label2="Time:" & vbCrLf & time & " Sec"
xValue(i) = X
yValue(i) = Y
timeValue(i) = t
i = i + 1
g = i
Label3.Caption = Format(Now, "hh:mm:ss")
Label4.Caption = g
End If
End Sub

```



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Program (MATLAB: I)

```

%*****
%           SIGNATURE RECOGNITION_MAIN
%*****
clc;
close all;
clear all;

%%
R = str2num(input('How many correct signature signal do yo
want?', 's'))
W = str2num(input('How many incorrect signature signal do yo
want?', 's'))
NSig = R+W;
i = 1;
j = 1;
k = 1;
Wtrain = [];
m = [];

XXX=0;
YYY=0;

for i = 1:NSig

[nx,ny] = PREX(XXX,YYY);
  if i<=R
    Rtrainx(:,i)=nx;
    Rtrainy(:,i)=ny;
  else
    Wtrainx(:,j)=nx;
    Wtrainy(:,j)=ny;
    j=j+1;
  end
end

save('Rtrainx', 'Rtrainx');
save('Wtrainx', 'Wtrainx');
save('Rtrainy', 'Rtrainy');
save('Wtrainy', 'Wtrainy');

%*****
% Training the classifier
%*****

NTrain = 10000;

[Tx,Inputx,Prx,netx] = TRAINX(Rtrainx,Wtrainx,NTrain);
[Ty,Inputy,Pry,nety] = TRAINY(Rtrainy,Wtrainy,NTrain);

disp('Press anykey to test the training process and collect the
result')
pause;
TrainPercentRx = 0;
TrainPercentWx = 0;
TrainPercentRy = 0;
TrainPercentWy = 0;

for i = 1:NSig

```

เอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

[outputx,InputTestx] = TESTX(Rtrainx(:,i),netx);
[outputy,InputTesty] = TESTY(Rtrainy(:,i),nety);

TrainPercentRx = TrainPercentRx+outputx;
TrainPercentRy = TrainPercentRy+outputy;
else

[outputx] = TESTX(Wtrainx(:,k),netx);
[outputy] = TESTY(Wtrainy(:,k),nety);

TrainPercentWx = TrainPercentWx+outputx;
TrainPercentWy = TrainPercentWy+outputy;
k = k+1;
end
end

%-----
%TESTING: Testing process of new signal
%-----

disp('Press anykey for the next step')
pause;
clc
disp('Now! this is the Testing Process, Press anykey and then choose
signature signals for the testing process ')
pause;
TestPercentRx=0;
TestPercentRy=0;
PCRx = [];
PCRy = [];

NTestX=str2num(input('How many signature do you want to use?
','s'));

for i = 1:NTestX
[nx,ny] = PREX(XXX,YYY);
Rtrainx(:,i)=nx;
Rtrainy(:,i)=ny;

[outputx,InputTestx] = TESTX(Rtrainx(:,i),netx); %<<-----
-- function
[outputy,InputTesty] = TESTY(Rtrainy(:,i),nety); %<<-----
-- function
TestPercentRx = TestPercentRx+outputx;
TestPercentRy = TestPercentRy+outputy;
end

PCRx = TestPercentRx/NTestX;
PCRy = TestPercentRy/NTestX;

disp('End of test.')
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

[filename,pathname] = uigetfile(['\*.xls'],'Open signature excel
File');
data = xlsread([pathname filename]);
test_x=data(:,4);

LPC=30;

%%
test_x1=test_x;
test_x2=test_x1-mean(test_x1);

test_maxx=abs(max(test_x2));
test_minx=abs(min(test_x2));

if abs(test_maxx)>abs(test_minx);
    test_x3=test_x2/test_maxx;
else test_x3=test_x2/test_minx;
end

test_rx = xcorr(test_x3);
test_rx(1:length(test_x3)-1) = []; % Remove corr. at negative
lags
test_ax = levinson(test_rx,LPC);

nx=test_ax';

%%
test_y1=test_y;
test_y2=test_y1-mean(test_y1);

test_maxy=abs(max(test_y2));
test_miny=abs(min(test_y2));

if abs(test_maxy)>abs(test_miny);
    test_y3=test_y2/test_maxy;
else test_y3=test_y2/test_miny;
end

test_ry = xcorr(test_y3);
test_ry(1:length(test_y3)-1) = []; % Remove corr. at negative
lags
test_ay = levinson(test_ry,LPC);

ny=test_ay';

```

```

%.....
% TRAIN_X
%.....

```

```
function [Tx,Inputx,Prx,netx]=TRAINX(Rtrainx,Wtrainx,NTrain)
```

```

%%
Rcolx=length(Rtrainx(1,:));
Wcolx=length(Wtrainx(1,:));
coltrainx=length(Rtrainx(:,1));

```

```

%%
B=[-1 1];
Prx=[];

```

```
for i=1:coltrainx
```

```
Prx=[Prx;B];
```

```
end
```

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

netx=newp([Prx],1); %Generate Training matrix

%%
Inputx=[Rtrainx Wtrainx];
Tx=[ones(1,Rcolx) zeros(1,Wcolx)]; % Generate Target output

%% Training process.
net.trainParam.epochs = NTrain;
netx=train(netx,Inputx,Tx);

%.....
% TRAIN_Y
%.....

function [Ty,Inputy,Pry,nety]=TRAINY(Rtrainy,Wtrainy,NTrain)
% Rtrain: set of the Input for training neural network for the right
person
% Wtrain: set of the Input for training neural network for the Wrong
person

Rcoly=length(Rtrainy(1,:));
Wcoly=length(Wtrainy(1,:));
coltrainy=length(Rtrainy(:,1));

B=[-1 1];
Pry=[];

for i=1:coltrainy
    Pry=[Pry ;B];
end

nety=newp([Pry],1); %Generate Training matrix

%%
Inputy=[Rtrainy Wtrainy];
Ty=[ones(1,Rcoly) zeros(1,Wcoly)]; % Generate Target output

%% Training process.
net.trainParam.epochs = NTrain;
nety=train(nety,Inputy,Ty);

%.....
% TEST_X
%.....

function [outputx,InputTestx]=TESTX(nx,netx)

%%
InputTestx=[nx];
outputx=sim(netx,InputTestx)

%.....
% TEST_Y
%.....

function [outputy,InputTesty]=TESTY(ny,nety)

%%
InputTesty=[ny];
outputy=sim(nety,InputTesty)

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Program (MATLAB: II)

```

%-----
%          SIGNATURE RECOGNITION_MAIN
%-----

clear,clc,close all

%% Initializing
hidden_neurons = 20;
epochs = 1000;

LPC=30;

%% Load in the data and Preprocessing

R = str2num(input('How many of Real signature do yo want?   ','s'))
F = str2num(input('How many of Forgery signature do yo want?
','s'))
NSIG = R+F;
i = 1;
j = 1;
k = 1;

for i=1:R
    [filename,pathname] = uigetfile(['\*.xls'],'Open Real signature
Training excel File');
    data = xlsread([pathname filename]);
    Rtrain_x=data(:,4);
    Rtrain_y=data(:,6);

    Rxn=length(Rtrain_x);
    Rtrain_x=interp(Rtrain_x,200);
    Rtrain_x=decimate(Rtrain_x,Rxn);

    Ryn=length(Rtrain_y);
    Rtrain_y=interp(Rtrain_y,200);
    Rtrain_y=decimate(Rtrain_y,Ryn);

    Rtrain_x = Rtrain_x';
    M_RTX = mean(Rtrain_x);
    STD_RTX = std(Rtrain_x)+0.000001;
    Rtrain_x3 = (Rtrain_x(:, :) - M_RTX(:,1)) / STD_RTX(:,1);
    Rtrain_x3 = Rtrain_x3';

    Rtrain_y = Rtrain_y';
    M_RTY = mean(Rtrain_y);
    STD_RTY = std(Rtrain_y)+0.000001;
    Rtrain_y3 = (Rtrain_y(:, :) - M_RTY(:,1)) / STD_RTY(:,1);
    Rtrain_y3 = Rtrain_y3';

    Rtrain_rx = xcorr(Rtrain_x3);
    Rtrain_rx(1:length(Rtrain_x3)-1) = [];           % Remove corr. at
negative lags
    Rtrain_ax = levinson(Rtrain_rx,LPC);

    Rtrain_ry = xcorr(Rtrain_y3);
    Rtrain_ry(1:length(Rtrain_y3)-1) = [];           % Remove corr. at
negative lags
    Rtrain_ay = levinson(Rtrain_ry,LPC);

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับ การใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าการณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

Rtrain_axset(:,i)=Rtrain_ax;
Rtrain_ayset(:,i)=Rtrain_ay;
end

for i=1:F
    [filename,pathname] = uigetfile(['\*.xls'],'Open Forgery
signature Training excel File');
    data = xlsread([pathname filename]);
    Ftrain_x=data(:,4);
    Ftrain_y=data(:,6);

    Fxn=length(Ftrain_x);
    Ftrain_x=interp(Ftrain_x,200);
    Ftrain_x=decimate(Ftrain_x,Fxn);

    Fyn=length(Ftrain_y);
    Ftrain_y=interp(Ftrain_y,200);
    Ftrain_y=decimate(Ftrain_y,Fyn);

    Ftrain_x = Ftrain_x';
    M_FTX = mean(Ftrain_x);
    STD_FTX = std(Ftrain_x)+0.000001;
    Ftrain_x3 = (Ftrain_x(:, :) - M_FTX(:, 1)) / STD_FTX(:, 1);
    Ftrain_x3 = Ftrain_x3';

    Ftrain_y = Ftrain_y';
    M_FTY = mean(Ftrain_y);
    STD_FTY = std(Ftrain_y)+0.000001;
    Ftrain_y3 = (Ftrain_y(:, :) - M_FTY(:, 1)) / STD_FTY(:, 1);
    Ftrain_y3 = Ftrain_y3';

    Ftrain_rx = xcorr(Ftrain_x3);
    Ftrain_rx(1:length(Ftrain_x3)-1) = []; % Remove corr. at
negative lags
    Ftrain_ax = levinson(Ftrain_rx,LPC);

    Ftrain_ry = xcorr(Ftrain_y3);
    Ftrain_ry(1:length(Ftrain_y3)-1) = []; % Remove corr. at
negative lags
    Ftrain_ay = levinson(Ftrain_ry,LPC);

    Ftrain_axset(:,i)=Ftrain_ax;
    Ftrain_ayset(:,i)=Ftrain_ay;
end

train_inset_x=[Rtrain_axset Ftrain_axset];
train_outset_x=[ones(1,R) zeros(1,F)];

train_inset_y=[Rtrain_ayset Ftrain_ayset];
train_outset_y=[ones(1,R) zeros(1,F)];

train_inp_x = [train_inset_x']; %setting input
train_out_x = [train_outset_x']; %seting Out put

train_inp_y = [train_inset_y']; %setting input
train_out_y = [train_outset_y']; %seting Out put

%% check same number of patterns in each
if size(train_inp_x,1)~=size(train_out_x,1)
    disp('ERROR: data mismatch');
    ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
    ไม่ว่ากรรมใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมีเหตุดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

```

return
end

%standardise the data to mean=0 and standard deviation=1
%inputs
mu_inp_x = mean(train_inp_x);
sigma_inp_x = std(train_inp_x)+0.000001;
train_inp_x = (train_inp_x(:, :) - mu_inp_x(:,1)) / sigma_inp_x(:,1);

mu_inp_y = mean(train_inp_y);
sigma_inp_y = std(train_inp_y)+0.000001;
train_inp_y = (train_inp_y(:, :) - mu_inp_y(:,1)) / sigma_inp_y(:,1);

%outputs
train_out_x = train_out_x';
mu_out_x = mean(train_out_x);
sigma_out_x = std(train_out_x)+0.000001;
train_out_x = (train_out_x(:, :) - mu_out_x(:,1)) / sigma_out_x(:,1);
train_out_x = train_out_x';

train_out_y = train_out_y';
mu_out_y = mean(train_out_y);
sigma_out_y = std(train_out_y)+0.000001;
train_out_y = (train_out_y(:, :) - mu_out_y(:,1)) / sigma_out_y(:,1);
train_out_y = train_out_y';

%read how many patterns
patterns_x = size(train_inp_x,1);
patterns_y = size(train_inp_y,1);

%add a bias as an input
bias_x = ones(patterns_x,1);
train_inp_x = [train_inp_x bias_x];

bias_y = ones(patterns_y,1);
train_inp_y = [train_inp_y bias_y];

%read how many inputs
inputs_x = size(train_inp_x,2);
inputs_y = size(train_inp_y,2);

% ----- set weights -----
%set initial random weights
w_ih_x = (randn(inputs_x,hidden_neurons) - 0.5)/10;
w_ho_x = (randn(1,hidden_neurons) - 0.5)/10;

w_ih_y = (randn(inputs_y,hidden_neurons) - 0.5)/10;
w_ho_y = (randn(1,hidden_neurons) - 0.5)/10;

%----- data loaded -----
%----- add some control buttons -----
%add button for early stopping
hstop = uicontrol('Style','PushButton','String','Stop', 'Position',
[5 5 70 20],'callback','earlystop = 1;');
earlystop = 0;

%add button for resetting weights
hreset = uicontrol('Style','PushButton','String','Reset Wts',
'Position', get(hstop,'position')+[75 0 0 0],'callback','reset =
1;');
reset = 0;

```

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

%add slider to adjust the learning rate
hlr =
uicontrol('Style','slider','value',.1,'Min',.01,'Max',1,'SliderStep'
,[0.01 0.1],'Position', get(hreset,'position')+[75 0 100 0]);

%% Learning Procedure

%% Train_X

%do a number of epochs
for iter = 1:epochs

    %get the learning rate from the slider
    alr = get(hlr,'value');
    blr = alr / 10;

    %loop through the patterns, selecting randomly
    for j = 1:patterns_x

        %select a random pattern
        patnum_x = round((rand * patterns_x) + 0.5);
        if patnum_x > patterns_x
            patnum_x = patterns_x;
        elseif patnum_x < 1
            patnum_x = 1;
        end

        %set the current pattern
        this_pat_x = train_inp_x(patnum_x,:);
        act_x = train_out_x(patnum_x,1);

        %calculate the current error for this pattern
        hval = (tanh(this_pat_x*w_ih_x))';
        pred_x = hval'*w_ho_x';
        error_x = pred_x - act_x;

        % adjust weight hidden - output
        delta_HO_x = error_x.*blr .*hval;
        w_ho_x = w_ho_x - delta_HO_x';
        .

        % adjust the weights input - hidden
        delta_IH_x= alr.*error_x.*w_ho_x'.*((hval.^2))*this_pat_x;
        w_ih_x = w_ih_x - delta_IH_x';
    end
    % -- another epoch finished

    %plot overall network error at end of each epoch
    pred_x = w_ho_x*tanh(train_inp_x*w_ih_x)';
    error_x = pred_x' - train_out_x;
    err_x(iter) = (sum(error_x.^2))^0.5;

    figure(1);
    plot(err_x,'color','blue','linewidth',2);
    grid on,title('Error from training result (X,T)');

    %reset weights if requested
    if reset
        w_ih_x = (randn(inputs_x,hidden_neurons_x) - 0.5)/10;
        w_ho_x = (randn(1,hidden_neurons_x) - 0.5)/10;
        fprintf('weights reset after %d epochs\n',iter);
    end
end

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ โดยกรมส่งเสริมการค้าระหว่างประเทศ กระทรวงพาณิชย์ หากท่านใดต้องการนำเอกสารนี้ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น กรุณาแจ้งกรมส่งเสริมการค้าระหว่างประเทศ และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

    reset = 0;
end

%stop if requested
if earllystop
    fprintf('stopped at epoch: %d\n',iter);
    break
end

%stop if error is small
if err_x(iter) < 0.001
    fprintf('converged at epoch: %d\n',iter);
    break
end
end

disp(' ');
fprintf('For X value, Stopped at epoch : %d\n',iter);
fprintf('For X value, Error = %d\n',err_x(iter));
disp(' ');

%% Train_Y
for iter = 1:epochs

    %get the learning rate from the slider
    alr = get(hlr,'value');
    blr = alr / 10;

    %loop through the patterns, selecting randomly
    for j = 1:patterns_y

        %select a random pattern
        patnum_y = round((rand * patterns_y) + 0.5);
        if patnum_y > patterns_y
            patnum_y = patterns_y;
        elseif patnum_y < 1
            patnum_y = 1;
        end

        %set the current pattern
        this_pat_y = train_inp_y(patnum_y,:);
        act_y = train_out_y(patnum_y,1);

        %calculate the current error for this pattern
        o_ih = (tanh(this_pat_y*w_ih_y));
        pred_y = o_ih*w_ho_y;
        error_y = pred_y - act_y;

        % adjust weight hidden - output
        d_ho_y = error_y.*blr .*o_ih;
        w_ho_y = w_ho_y - d_ho_y;

        % adjust the weights input - hidden
        d_ih_y= alr.*error_y.*w_ho_y'.*((o_ih.^2))*this_pat_y;
        d_ih_y= alr.*error_y.*w_ho_y'.*(1-(o_ih.^2))*this_pat_y;
        w_ih_y = w_ih_y - d_ih_y;

    end
end

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้แก่ผู้ชมภายในเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

pred_y = w_ho_y*tanh(train_inp_y*w_ih_y)';
error_y = pred_y' - train_out_y;
err_y(iter) = (sum(error_y.^2))^0.5;

figure(2);
plot(err_y,'color','red','linewidth',2);
grid on,title('Error from training result (Y,T)');

%reset weights if requested
if reset
    w_ih_y = (randn(inputs_y,hidden_neurons_y) - 0.5)/10;
    w_ho_y = (randn(1,hidden_neurons_y) - 0.5)/10;
    fprintf('weights reaset after %d epochs\n',iter);
    reset = 0;
end

%stop if requested
if earllystop
    fprintf('stopped at epoch: %d\n',iter);
    break
end

%stop if error is small
if err_y(iter) < 0.001
    fprintf('converged at epoch: %d\n',iter);
    break
end
end

%
disp(' ');
% disp('Epoch for Y = ');
% disp(iter);

disp(' ');
fprintf('For Y value, Stopped at epoch : %d\n',iter);
fprintf('For Y value, Error = %d\n',err_y(iter));
disp(' ');

%% Test from train

fprintf('state after %d epochs\n',iter);
a_x = (train_out_x* sigma_out_x(:,1)) + mu_out_x(:,1);
b_x = (pred_x'* sigma_out_x(:,1)) + mu_out_x(:,1);
act_pred_err_x = [a_x b_x b_x-a_x]; %display actual,predicted &
error
figure,plot(act_pred_err_x((1:(size(train_inp_x,1))),2),'color','blue',
'linewidth',2)
grid on,title('Approximatly Train result (X,T)');

fprintf('state after %d epochs\n',iter);
a_y = (train_out_y* sigma_out_y(:,1)) + mu_out_y(:,1);
b_y = (pred_y'* sigma_out_y(:,1)) + mu_out_y(:,1);
act_pred_err_y = [a_y b_y b_y-a_y]; %display actual,predicted &
error
figure,plot(act_pred_err_y((1:(size(train_inp_y,1))),2),'color','red',
'linewidth',2)
grid on,title('Approximatly Train result (Y,T)');

%% Testing Procedure

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

NTestX=str2num(input('How many signature do you want to use?
','s'));

for i = 1:NTestX
    [filename,pathname] = uigetfile(['\*.xls'],'Open Test signature
Training excel File');
    data = xlsread([pathname filename]);
    test_x=data(:,4);
    test_y=data(:,6);

    Txn=length(test_x);
    test_x1=interp(test_x,200);
    test_x=decimate(test_x1,Txn);

    Tyn=length(test_y);
    test_y1=interp(test_y,200);
    test_y=decimate(test_y1,Tyn);

for i=1:NSIG

    test_x = test_x';
    M_Test_x = mean(test_x);
    STD_Test_x = std(test_x)+0.000001;
    test_x3 = (test_x(:, :) - M_Test_x(:,1)) / STD_Test_x(:,1);
    test_x3 = test_x3';

% test_ax=test_x3';

    test_rx = xcorr(test_x3);
    test_rx(1:length(test_x3)-1) = []; % Remove corr. at
negative lags
    test_ax = levinson(test_rx,LPC);

    test_axset_x(:,i)=test_ax;
end

for i=1:NSIG

    test_y = test_y';
    M_Test_y = mean(test_y);
    STD_Test_y = std(test_y)+0.000001;
    test_y3 = (test_y(:, :) - M_Test_y(:,1)) / STD_Test_y(:,1);
    test_y3 = test_y3';

% test_ay=test_y3';

    test_ry = xcorr(test_y3);
    test_ry(1:length(test_y3)-1) = []; % Remove corr. at
negative lags
    test_ay = levinson(test_ry,LPC);

    test_axset_y(:,i)=test_ay;
end

train_test_x = [test_axset_x'];
train_test_y = [test_axset_y'];

mu_test_x = mean(train_test_x);
sigma_test_x = std(train_test_x)+0.000001;

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

train_test_x = (train_test_x(:, :) - mu_test_x(:,1)) /
sigma_test_x(:,1);
train_test_x = [train_test_x bias_x];

pred_test_x = w_ho_x*tanh(train_test_x*w_ih_x)';

mu_test_y = mean(train_test_y);
sigma_test_y = std(train_test_y)+0.000001;
train_test_y = (train_test_y(:, :) - mu_test_y(:,1)) /
sigma_test_y(:,1);
train_test_y = [train_test_y bias_y];

pred_test_y = w_ho_y*tanh(train_test_y*w_ih_y)';

fprintf('state after %d epochs\n', iter);
c_x = (train_out_x* sigma_out_x(:,1)) + mu_out_x(:,1);
d_x = (pred_test_x* sigma_out_x(:,1)) + mu_out_x(:,1);
test_pred_err_x = [c_x d_x c_x-d_x]; %display actual, predicted &
error

fprintf('state after %d epochs\n', iter);
c_y = (train_out_y* sigma_out_y(:,1)) + mu_out_x(:,1);
d_y = (pred_test_y* sigma_out_y(:,1)) + mu_out_x(:,1);
test_pred_err_y = [c_y d_y c_y-d_y]; %display actual, predicted &
error

result = mean(d_x);

if result > 0.5
    CHECK_X = 'TRUE';
else
    CHECK_X = 'FALSE';
end;

result = mean(d_y);
if result > 0.5
    CHECK_Y = 'TRUE';
else
    CHECK_Y = 'FALSE';
end;

disp(' ');
disp('Result from X = ');
disp(CHECK_X);
disp(' ');
disp('Result from Y = ');
disp(CHECK_Y);

end;

disp(' ');
disp('End of test.')

```

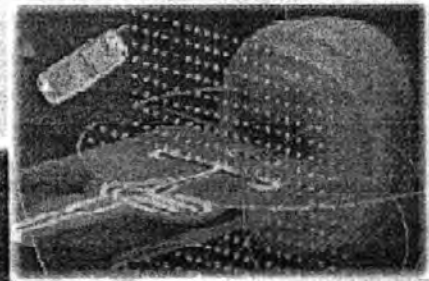
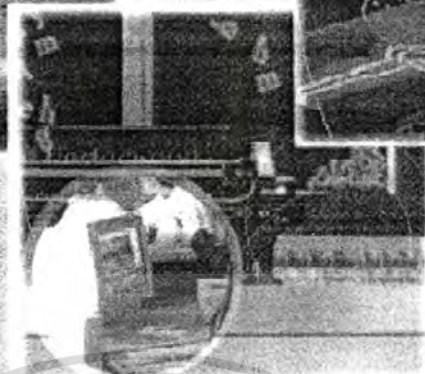
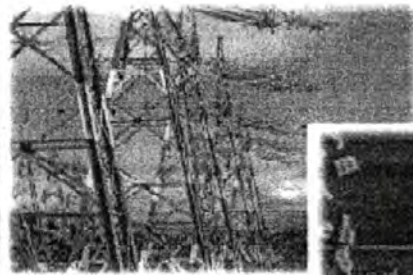
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ข.

ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

I. T. Wjitpornchai, J. Koseeyaporn, and P. Wardkein, "Signature Identification Using Linear Predictive Code Coefficients and Neural Network", Proceeding of 2007 Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON2007), p.525-528, Chiangrai, Thailand, 2007.

VOLUME I



ECTI-CON 2007

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

VOLUME 1

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



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไมอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Signature Identification Using Linear Predictive Code Coefficients and Neural Network

T. Wijitpornchai, J. Kosueyaporn, and P. Wardkein

Department of Telecommunication Engineering, Faculty of Engineering,
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, 10520 THAILAND
pramote@telecom.kmitl.ac.th

Abstract— This paper presents a signature identification using linear prediction code (LPC) coefficients and Neural Network. The 2-D signature signal which obtains from the tablet digitizer is separated into two 1-D signals. Each signal represents the information in horizontal and vertical direction versus time, (X,T) and (Y,T) respectively. These signals are modeled by the linear prediction system where the LPC coefficients represent the extracted features. The obtained feature vectors are the input to the neural network for training and for make verification. The test results show that the average accuracy achieves 95.56% when verifying only either the (X,T) or the (Y,T) signals and 100% accuracy when using both of them to verify owner signature. In addition, for fraudulent situation, the proposed system provides 57.5% and 90% of accurate verification when inspecting either the (X,T) or the (Y,T) signals and both of signals, respectively.

I. INTRODUCTION

Nowadays, there are many methods to identify person. Especially, the method of biometric which makes use of biology characteristic of each person such as, finger print, eye's pattern and ECG (Electro Cardiogram) to identify the uniqueness of human. However, a conventional way such as personal signature is still be the most popular one. One of an example that most people is familiar with is in banking system. The signature is the most important thing to identify the owner of banking account. Another interesting example is in an e-passport system; even though the biometric information such as finger print is an addition requirement but the conventional signature is remain employed.

As stated above, personal signature which is handwriting of each person thus seems to be important. It is also a simply, low cost technique but provides a high accuracy of identification. Conventionally, the decision of signature verification is done by a human (e.g. a bank teller); however, this task would be more appreciate if it can be done by an automated system. In this system, the handwriting of signature is detected into a signal by a tablet digitizer where a micro processor is employed to process the obtained signal and perform personal verification.

In literature, the signature personal verification systems are classified into two methods, the first one is an off-line (statistical) technique and the second one is an on-line (dynamic) technique [1-11]. For the off-line technique, a 2-D image X-Y plane or horizontal and vertical data of signatures is collected and compared with image signature owner that is previously collected. The advantage of this method is the

signature owner do not present at the site where the signature verification system is located. But its disadvantage is that it can be easily fraudulent. This is because the dynamic feature of the signature has not taken to be accounted. Therefore, the on-line technique is an alternative method. In this technique, the data (X, Y, T) of a signature are collected where the X, Y is a co-ordinate of each data point of in the signature signal and T represents time at that point, respectively. For dynamic system (on-line), both similarity and stroke of the written signature are simultaneously used to personal verification. As a result, if the written stroke of the signature owner has never been seen before, it is therefore very difficult for one to write the same signature. Hence, most of the employed personal identification is a dynamic handwritten system.

In general, the dynamic method collected signature signals with a tablet digitizer. The obtained signals are preprocessed (such as Magnitude Normalize, DC Canceling and Time Normalize) by microprocessor and then discriminated their features for making a decision of personal verification. Some features such as velocity, and/or accelerate of signature signal are used [1],[3], or pressure, variation, vibration and consistency are employed [2]. These features are fed to be an input of a decision process such as Hidden Markov Model, NNW (Neural Network)[12].

In this paper, the handwritten dynamic feature extraction by using linear predictive coding (LPC) is proposed. The 2-D signature signal that is collected by a tablet is arranged into two of 1-D signals which are a (X, T) signal and a (Y, T) signal. The two groups of the LPC coefficients of both signals, which are optimum impulse response of the FIR system, are fed to be the input of a perceptron learning rule Neural Network for training and/or making a decision of signature verification.

The organization of this paper is given as follows. In section 2, the proposed handwritten identification system and preprocessing detail are described. The results are presented in section 3 where the conclusion and future work are summarized in section 4.

II. THE SIGNATURE IDENTIFICATION SYSTEM

In this work, the signature verification system is presented which is shown in Fig.1. As can be seen, the system is composed of three important procedures; the first one is the preprocessing such as time and magnitude normalization and DC filtering. For the second one, it is the feature extraction

process. In the last procedure, the LPC coefficients of each signal are determined. Finally, features of the signature signal in the form of LPC coefficients are kept for reference and/or verified.

A. Pre-processing

The 2-D signature signal obtained from the tablet (as an example shown in Fig.2) is divided into two 1-D signals. These signals which are the (X,T) and the (Y,T) signals representing information in horizontal and vertical direction of the signature signal, respectively.

Both 1-D signals are DC rejected by subtracting its mean value. In addition, they are normalized to have magnitude between -1 and 1 and time between 0 and 1000. The preprocessed version of the horizontal signal (X,T) and the vertical signal (Y,T) can be illustrated in Fig. 3 (a) and (b).

B. LPC coefficients

Linear prediction is a method for signal source modelling. It is not only dominant in speech signal processing but also wide spread applied in other areas. The detail of linear prediction will be briefly reviewed as follows.

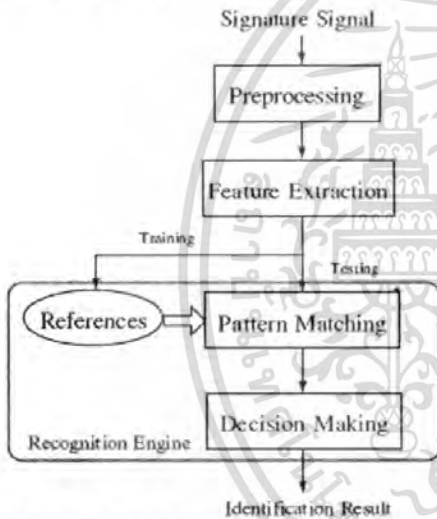
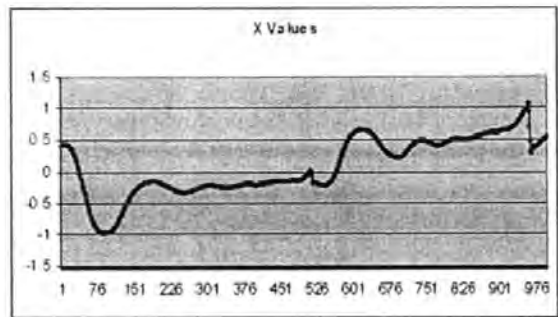


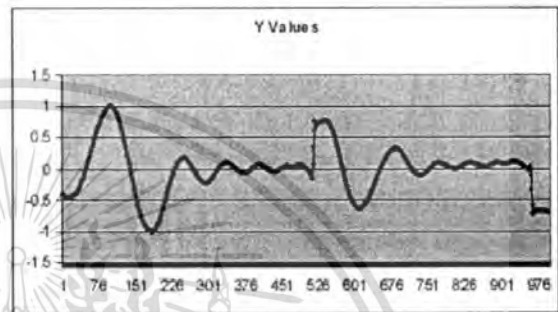
Figure 1. The procedures of the proposed signature verification system.



Figure 2. Example of test signature.



(a)



(b)

Figure 3. The preprocessed version of the signature signal

- (a) The horizontal signal
- (b) The vertical signal

Nature of linear prediction

The objective of linear prediction is to form a model of a linear time-invariant digital system through the observation of input and output sequences. In other words, it attempts to estimate a set of coefficients which can best describe the behaviour of an LTI system.

Particularly, linear prediction determines a set of coefficients which provide a prediction for a forthcoming output sample $y'[n]$ given knowledge of previous input ($x[n]$) and/or output ($y[n]$) samples. This prediction can be expressed as the following difference equation

$$y'[n] = \sum_{k=0}^p a_k x[n-k] - \sum_{k=1}^q b_k y[n-k] \tag{1}$$

where a_k and b_k are predictor coefficients. It is noted that this estimator provides an inherent sensible way to model its properties even though the order of the system has not known in advance. In general, the most common form of linear prediction used in signal processing is one which the b_k coefficients are zero, so that the output estimate is made entirely on the basis of previous output samples, namely

$$y'[n] = - \sum_{k=1}^q b_k y[n-k] \tag{2}$$

which is called an *all-pole* model.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

By using the relationship shown in (2) q = order of coefficients, the resulted LPC coefficients of the preprocessed horizontal signature signal (X,T) and the preprocessed vertical signature signal are illustrated in Fig. 4(a) and (b), respectively.

C. Artificial Neural Network

An artificial neural network (ANN) is a mathematical structure such as human brain which is designed for mimic information processing. The structure may have one neuron or multilayer perceptrons. For a one-neuron structure, the network contains a set of connected neuron. The neuron receives information through a number of input nodes and then internally processes it to produce a response. The process is typically divided into two stages. The first stage is a linear combination of inputs as given by

$$y_i = f(w_1^i x_1 + w_2^i x_2 + w_3^i x_3 + \dots + w_m^i x_m) \tag{3}$$

which w_j^m , x_j and y_i are weight, input and output vector, respectively. The example of a single layer perceptron network for four input nodes is demonstrated in Fig. 5. Then, the output obtained from the first stage is used as the argument of a nonlinear activation function $Y = f(I')$. For each node, the output is given by

$$y_i = g\left(\sum_{j=1}^N w_{ij} x_j - \mu_i\right) \tag{4}$$

where

- w_{ij} : Connection weight of branch (i,j)
- x_j : Input data from node j in the input layer
- μ_i : Threshold value of node i in the output layer
- g : Activation function
- N : Number of input nodes.

III. SIMULATION RESULTS

In this section, the proposed procedures given in Fig. 1 are examined. The fifteen signature signals obtained from 3 persons (5 signatures from each person) are employed. The result by inspecting either the horizontal signature signal (X,T) or the vertical signature signal (Y,T) shows that the proposed verification system can identify signature correctly 95.56%. But by using both signals in the inspecting process, test result provides 100% of accuracy.

In addition, the two situations of fraudulent signature are set up where the signature of the first subject is selected for this test. The first situation is that stroke, timing and sequence of the first's subject signature are not known. For the second case, stroke, timing and sequence of the first's subject signature are known. The fraudulent signatures of these cases are forged by other 4 people(5 signatures/person/case). For the

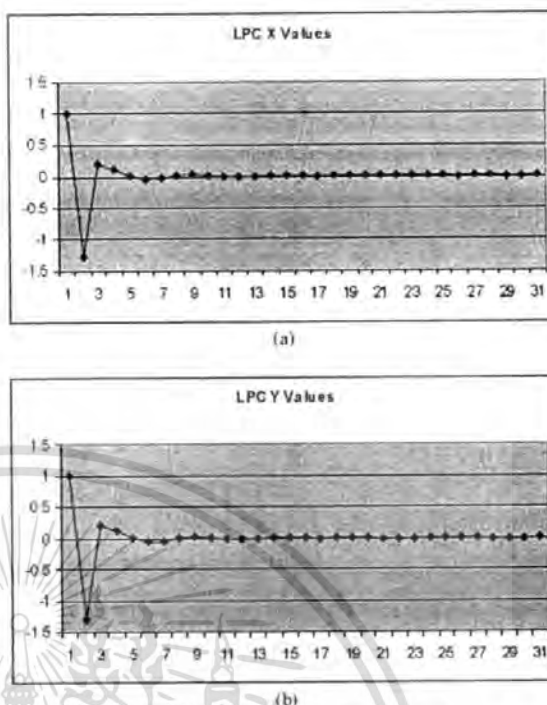


Figure 4. The resulted LPC coefficients of (a) the preprocessed horizontal signal (b) the preprocessed vertical signal.

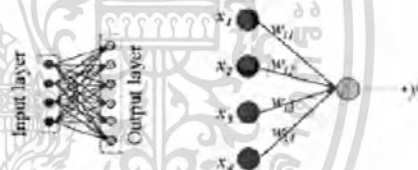


Figure 5 Single Layer Perceptron Network for N = 4

first case, the test result shows is 80% of accurate verification when inspecting only the horizontal (X,T) or vertical (Y,T) signals and 100% of accuracy when inspecting both directions of signal. In the second case when stroke, timing and sequence of the signature are known, the test result shows that the accurate verification decreases to 35% when inspecting only the horizontal (X,T) or vertical (Y,T) signals. Similarly, when inspecting both horizontal (X,T) or vertical (Y,T), the accuracy decreases to 80%.

IV. SUMMARY

In this paper, the signature verification system based on LPC coefficients is proposed. The information of the signature signal in horizontal direction and vertical direction (both are respected to time), respectively, (X,T) and (Y,T) are feature extracted by using LPC technique. The obtained LPC coefficients are fed to be the input of the ANN for verification.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

It is noted that the preprocessing procedure is accomplished before the signature signal is verified which are DC rejection, magnitude and time normalization. For owner signature verification, the test result shows 95% of accuracy in average when either the (X, T) or the (Y, T) signals are inspected. But it provides 100% of accurate verification when both of the (X, T) and the (Y, T) signals are inspected. However, for the fraudulent situation, the percentage of accuracy decreases to averagely 57.5% when either the (X, T) or the (Y, T) signals are inspected and to averagely 90% when both of the (X, T) and the (Y, T) signals are verified. For the future research, the number of LPC coefficients that is suitable for this system is further studied. Additionally, more signature signals are verified to prove accuracy of the proposed system in practical.

TABLE I
TEST RESULT FOR OWNER SIGNATURE

Subject	Percentage of accurate verification	
	Inspecting in the (X, T) or the (Y, T) signals	Inspecting both the (X, T) and the (Y, T) signals
1	100	100
2	86.67	100
3	100	100
Average	95.56	100

TABLE II
TEST RESULT FOR FRAUDULENT SIGNATURE

Fraudulent signatures	Percentage of accurate verification	
	Inspecting in the (X, T) or the (Y, T) signals	Inspecting both the (X, T) and the (Y, T) signals
Unknown stroke, timing and sequence	80	100
Known stroke, timing and sequence	35	80
Average	57.5	90

REFERENCES

- [1] D. Penagos, N. Prabhakaran and V. Wunnava, "An Efficient Scheme for Dynamic Signature Verification," *Proc. IEEE Conf. Science and Technology*, pp. 451-457, 1996.
- [2] M. Palaniswami, N. Prabhakaran, S. Thacore and W. Subbarao, "Signature Identification Using Neural Networks," *Proc. IEEE Conf. EC3-Energy, Computer, Communication and Control Systems*, vol. 2, pp. 149-152, 1991.
- [3] Y. Sato and K. Kogure, "On-Line Signature Verification Based on Shape, Motion and Writing Pressure," *Proc. Sixth Int'l Conf. Pattern Recognition*, pp. 823-826, 1982.
- [4] C. C. Tappert, C. Y. Suen, and T. Wakahara, "The State of the Art in On-Line Handwriting Recognition," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, pp. 787-808, 1990.
- [5] P. Viviani and G. McCollum, "The Relation between Linear Extent and Velocity in Drawings Movements," *Neuroscience*, vol. 10, no. 1, pp. 211-218, 1983.
- [6] B. Wintz, "Storke-Based Time Warping for Signature Verification," *Proc. Int'l Conf. Document Analysis and Recognition*, pp. 179-182, 1995.
- [7] R. Plamondon and G. Lorette, "Automatic Signature Verification and Writer Identification: the State of the Art," *Pattern Recognition*, vol. 22, no. 2, pp. 107-131, 1989.
- [8] K. Huang and H. Yan, "On-line Signature Verification Based on Dynamic Segmentation and Global and Local Matching," *Optical Eng.*, vol. 34, no. 12, pp. 3480-3487, 1995.
- [9] I. Nakanishi, "On-line Signature Verification Method Utilization Feature Extraction base on-DWT," *Circuits and Systems, 2003. ISCAS '03. Proceedings of the 2003 International Symposium on*, vol. 4, no. 4, pp. 73-76, 2003.
- [10] R. Plamondon, "The handwriting signature as a biometric identifier: Psychophysical model and system design", *European Conf. convention on security and detection*, no. 488, 1995.
- [11] R. Plamondon, "On-line and Off-line handwriting recognition a comprehensive survey", *IEEE Trans. pattern analysis and machine intelligence*, vol. 22, no. 1, pp. 63-84, Jan, 2000.
- [12] T. Maneechote, "Signature verification using neural network", *King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang*, unpublished, 2004.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

นายธงชัย วิจิตรพรชัย เกิดเมื่อวันที่ 27 กรกฎาคม พ.ศ.2525 ที่จังหวัดกรุงเทพมหานคร สำเร็จการศึกษาปริญญาตรีวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมโทรคมนาคม จากภาควิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ในปีการศึกษา 2546 และเข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาโท หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมโทรคมนาคม ภาควิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ในปีการศึกษา 2548

โดยระหว่างปี พ.ศ. 2547 ถึงปัจจุบัน ทำงานในตำแหน่งวิศวกร บริษัท แอดวานซ์ อินโฟร์ เซอร์วิส จำกัด มหาชน ดูแลรับผิดชอบเกี่ยวกับการดูแล และปรับปรุงโครงข่ายสัญญาณวิทยุของโทรศัพท์เคลื่อนที่ GSM 900 และ GSM 1800 เพื่อรองรับการใช้งานโทรศัพท์และบริการต่างๆบนมือถือในพื้นที่ต่างๆ



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้