

ไบโอเมตริกโดยใช้ความไม่ผันแปรทางเรขาคณิตของมือ

BIOMETRIC USING HAND GEOMETRIC INVARIANCE

สุรินทร์ ตันตชุน
SURIN TANTACHUN

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์
บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2550

ไบโอเมตริกโดยใช้ความไม่ผันแปรทางเรขาคณิตของมือ

BIOMETRIC USING HAND GEOMETRIC INVARIANCE

สุรินทร์ ตันทชุน

SURIN TANTACHUN

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2550

BIOMETRIC USING HAND GEOMETRIC INVARIANCE

SURIN TANTACHUN

**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRONICS ENGINEERING
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

2007

COPYRIGHT 2007

SCHOOL OF GRADUATE STUDIES

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

หัวข้อวิทยานิพนธ์	ไบโอเมตริกโดยใช้ความไม่ผันแปรทางเรขาคณิตของมือ
นักศึกษา	นายสุรินทร์ ดันทขุน
รหัสนักศึกษา	48060417
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์
พ.ศ.	2550
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.มนัส สัจวรศิลป์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม	รศ.ดร.ชูชาติ ปิณฑวิรุจน์

บทคัดย่อ

ลักษณะทางกายภาพ เช่น ลายนิ้วมือ, รูปทรงเรขาคณิตของมือ, รูปร่างหน้าตาและเสียง เป็นทางเลือกที่น่าเชื่อถือได้ที่จะนำเอกลักษณ์เหล่านี้ไปตรวจสอบและเป็นที่ยอมรับของประชากร จากที่กล่าวมานี้ การตรวจสอบรูปทรงเรขาคณิตของมือนี้เป็นวิธีที่นิยมกันในระบบป้องกันที่มีความปลอดภัยไม่สูงมากและไม่สนใจความเร็ว อย่างไรก็ตามการประยุกต์ของรูปทรงเรขาคณิตนี้ก็ยังมีจำกัดในด้านความถูกต้อง เมื่อนำไปเปรียบเทียบกับวิธีอื่นๆ เราได้ปรับปรุงระบบเพื่อหารูปทรงเรขาคณิตของมือ โดยใช้แอสกันเนอร์จับภาพสองมิติของฝ่ามือภาพของฝ่ามือที่ได้มานั้นนำมาแปลงเป็นภาพระดับขาวดำเพื่อที่จะนำไปหาลักษณะเฉพาะ การหาลักษณะเฉพาะนี้ครอบคลุม การแปลงแบบแอฟไฟน์ (affine-invariant moment) และการไม่ผันแปรทางเรขาคณิตอื่นๆ หนึ่งใน การไม่ผันแปรที่สำคัญก็คือห้าจุดบนระนาบร่วม (five-point coplanar) ซึ่งในนี้มี 5 จุดซึ่งหามาจากจุดของปลายนิ้วนิ้วมือ ซึ่งจุดเหล่านี้และจุดศูนย์กลางของฝ่ามือได้นำมาคำนวณหาห้าจุดบนระนาบร่วม (five-point coplanar invariant) การไม่ผันแปรเหล่านี้ยังคงรักษาไว้ไม่ใช่แค่การแปลงแบบแอฟไฟน์ แต่ยังรวมถึงในระดับสายตาด้วยอย่างดี เทคนิคข้อคิดเห็นของเราได้พิสูจน์ผลลัพธ์การแยกประเภทที่เชื่อถือได้

Thesis Title	Biometric Using Hand Geometric Invariance
Student	Mr.Surin Tantachun
Student ID	48060417
Degree	Master of Engineering
Program	Electronics Engineering
Year	2007
Thesis Advisor	Assoc.Prof.Dr.Manas Sangworasil
Thesis Co-advisor	Assoc.Prof.Dr.Chuchart Pintavirooj

ABSTRACT

Biometrics such as fingerprints, hand geometry, face and voice biometrics provide a reliable choice for identity verification and are gaining industry and citizen acceptance. Among these, hand geometry verification has emerged as the most suitable biometric modality for medium and low security application due to its speed and unobtrusive nature. However, the applications of hand geometry have been limited due to its limited accuracy when compared to other modalities. Our improved hand geometry systems use an optical scanner to capture two dimensional images of the palm of the hand. The palm image is then converted to binary image for feature extraction. The extracted features include affine-invariant moment and other geometric invariance. One of the important invariance is the five-point coplanar in which the five landmarks are extracted from the finger tip. These landmarks and a hand centroid are then used to compute the five-point coplanar invariant. These invariants are preserved not only in affine transform but in perspective transformation as well. Our proposed technique demonstrates the promising classification results.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยความกรุณาจากอาจารย์ที่ปรึกษา รศ.ดร.มนัส สังวรศิลป์ และอาจารย์ที่ปรึกษาร่วม รศ.ดร.ชูชาติ ปิณฑวิรุจน์ ที่ให้ความช่วยเหลือ ให้คำชี้แนะช่วยแก้ปัญหา ตลอดจนให้ความรู้และประสบการณ์ที่ดีแก่ข้าพเจ้า

ขอขอบพระคุณ ดร.กิติพล ชิตสกุล ผศ.ดร.ยุทธนา กิจใจเดียว และ ผศ.ดร.สุพันธุ์ ตั้งจิต กุศลมัน ที่ได้กรุณาให้คำแนะนำตลอดจนข้อชี้แนะ ทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงลงได้

ขอขอบคุณ เพื่อนๆ พี่ๆ และน้องๆ นักศึกษาในห้องปฏิบัติการวิจัยประมวลผลสัญญาณ และภาพทางการแพทย์ ที่ช่วยให้แนวคิด คำแนะนำ ช่วยแก้ปัญหา ทำให้งานวิจัยสำเร็จลุล่วงลงได้

สุดท้ายต้องขอขอบพระคุณบิดาและมารดา ผู้ซึ่งอบรมสั่งสอน เลี้ยงดู ตลอดจนให้กำลังใจ และสนับสนุนในด้านการศึกษาก่อข้าพเจ้าตลอดมา

คุณค่าและประโยชน์อันพึงมีจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

สุรินทร์ ดันทขุน

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญรูป.....	VIII
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....	1
1.3 สมมติฐานของการศึกษา.....	2
1.4 แนวคิดที่ใช้ในงานวิจัย.....	2
1.5 ขอบเขตของงานวิจัย.....	2
1.6 โครงสร้างวิทยานิพนธ์.....	3
บทที่ 2 ไบโอมेटริกซ์.....	4
2.1 บทนำ.....	4
2.2 ระบบจดจำภาพลักษณะทางกายภาพ(Biometric Systems).....	4
2.3 การเปรียบเทียบระบบจดจำภาพลักษณะทางกายภาพ.....	5
2.4 วิธีการวัดความแม่นยำของระบบ.....	8
บทที่ 3 บีสไปน์ (B-Spline).....	9
3.1 บทนำ.....	9
3.2 ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปน์.....	9
3.2.1 นิยามของฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปน์.....	9
3.2.2 คุณสมบัติของฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปน์.....	14
3.2.3 อนุพันธ์ของฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปน์.....	16
3.3 เส้นโค้งบีสไปน์.....	17
3.3.1 นิยามของเส้นโค้งบีสไปน์.....	17
3.3.2 คุณสมบัติของเส้นโค้งบีสไปน์.....	18

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.3.3 อนุพันธ์ของเส้นโค้งบีสไปน	21
3.4 การประมาณเส้นโค้งด้วยบีสไปน	22
3.4.1 การกำหนดค่าพารามิเตอร์	22
3.4.2 Knot vector	24
3.4.3 การหา Control points จากการประมาณเส้นโค้งบีสไปนด้วยวิธี Least Squares	24
บทที่ 4 ค่าที่ไม่ผันแปรเชิงเรขาคณิต (Geometric Invariance)	28
4.1 บทนำ	28
4.2 ประเภทของค่าที่ไม่ผันแปร	28
4.2.1 ค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมพัทธ์ (Relative Invariance)	28
4.2.2 ค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมบูรณ์ (Absolute Invariance)	22
4.3 ค่าที่ไม่ผันแปรเชิงเรขาคณิตสำหรับรูปแบบการแปลงภาพแต่ละชนิด	29
4.3.1 การแปลงแบบบริจิด (Rigid Transformation)	29
4.3.2 การแปลงแบบสิมิลาริตี (Similarity Transformation)	29
4.3.3 การแปลงแบบแอฟไฟน์ (Affine Transformation)	30
4.3.4 การแปลงแบบเพอร์สเปกทีฟ (Perspective Transformation)	31
บทที่ 5 โครงข่ายปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Neural Network)	35
5.1 บทนำ	35
5.2 สถาปัตยกรรมโดยทั่วไป	35
5.3 ฟังก์ชันกระตุ้นพื้นฐาน	37
5.3.1 ฟังก์ชันไอดี (identity Function)	37
5.3.2 ฟังก์ชันไบนารี (binary function)	38
5.3.3 ฟังก์ชันไบโพลาร์ซิกมอยด์ (bipolar sigmoid function)	38
5.4 อัลกอริทึมการฝึกโครงข่ายปัญญาประดิษฐ์	39
5.4.1 Hebb Learning	40
5.4.2 Delta Learning	40
5.4.3 การฝึกแบบแพร่ย้อนกลับ (Back propagation)	42

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
5.5 การประยุกต์ใช้งานในการแยกประเภท.....	46
5.6 สรุป.....	47
บทที่ 6 ผลการทดลอง.....	48
6.1 บทนำ.....	48
6.2 การหาคอนทัวร์ของภาพมือด้วยวิธีคอนทัวร์โฟลโลเวอร์(Contour Follower)	48
6.3 การแทนเส้นโค้งด้วยบีสไปน์.....	50
6.4 การหาเลนมาร์คจุดที่มีค่าความโค้งสูงสุด(Maximum Curvature points).....	52
6.5 คุณลักษณะเฉพาะต่างๆของมือที่นำมาใช้.....	55
6.6 การระบุบุคคลจากมือ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ	70
บทที่ 7 สรุปผลงานวิจัยและข้อเสนอแนะ	74
เอกสารอ้างอิง.....	76
ภาคผนวก.....	78
ประวัติผู้เขียน.....	79

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 ตารางการเปรียบเทียบของเทคโนโลยีของกายภาพ.....	7
4.1 สรุปคุณสมบัติค่าที่ไม่ผันแปรทางเรขาคณิตสำหรับรูปแบบการแปลงภาพแบบต่างๆ.....	34
6.1 ภาพต้นฉบับและคอนทัวร์ที่หาได้จากวิธีคอนทัวร์โฟลโลเวอร์(Contour Follower).....	50
6.2 ภาพคอนทัวร์ก่อนผ่านกระบวนการบีสไปน์และคอนทัวร์ที่ผ่านกระบวนการบีสไปน์.....	51
6.3 ผลการหาคูณลักษณะเฉพาะต่างๆของมือ.....	56
6.4 ผลการรู้จำข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการเรียนรู้ (Training Set).....	71
6.5 ผลการรู้จำข้อมูลโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาทดสอบกับกลุ่มทดสอบ(Testing Set).....	72

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 แสดงตารางการเปรียบเทียบของเทคโนโลยีของกายภาพ.....	5
2.2 แสดงวิธีระบุนุคคลด้วยมือในวิธีต่างๆ.....	6
2.3 แสดงวิธีระบุนุคคลด้วยมือโดยใช้รูปทรงเรขาคณิต	7
(ก) วิธีระบุนุคคลด้วยมือโดยใช้รูปทรงเรขาคณิตซึ่งกำหนดตำแหน่งการวางมือ.....	7
(ข) วิธีระบุนุคคลด้วยมือโดยใช้รูปทรงเรขาคณิตซึ่งไม่กำหนดตำแหน่งการวางมือ.....	7
2.4 แสดงอัตราการใช้ลักษณะทางกายภาพในแต่ละชนิดในปี2002.....	8
3.1 ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนัลดกรี 0 เมื่อ $U = \{0, 0, 0, 1, 2, 3, 4, 4, 5, 5, 5\}$	11
3.2 ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนัลดกรี 1 เมื่อ $U = \{0, 0, 0, 1, 2, 3, 4, 4, 5, 5, 5\}$	12
3.3 ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนัลดกรี 2 เมื่อ $U = \{0, 0, 0, 1, 2, 3, 4, 4, 5, 5, 5\}$	13
3.4 เส้นโค้งบีสไปนัลดกรี 3เมื่อ $U = \{0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1\}$	17
3.5 (ก) ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนัลดกรี 3 เมื่อ $U = \{0, 0, 0, 0, \frac{1}{4}, \frac{1}{2}, \frac{3}{4}, 1, 1, 1, 1\}$	18
(ข) เส้นโค้งบีสไปนัลดกรี 3 โดยใช้ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนัลดรูปที่ 5.5 (ก)	18
3.6 (ก) ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนัลดกรี 2 เมื่อ $U = \{0, 0, 0, \frac{1}{5}, \frac{2}{5}, \frac{3}{5}, \frac{4}{5}, 1, 1, 1\}$	19
(ข) เส้นโค้งบีสไปนัลดกรี 2 โดยใช้ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนัลดรูปที่ 5.6 (ก).....	19
3.7 คุณสมบัติ Convex hull ของเส้นโค้งบีสไปนัลดกรี.....	19
3.8 เส้นโค้งบีสไปนัลดกรี โดย $U = \{0, 0, 0, 0, \frac{1}{4}, \frac{1}{2}, \frac{3}{4}, 1, 1, 1, 1\}$ เมื่อทำการเคลื่อนย้ายจุด P_4 - ไปยังจุด P'_4 พบว่าเส้นโค้งจะเปลี่ยนเฉพาะช่วง $[\frac{1}{4}, 1)$	20
3.9 เส้นโค้งบีสไปนัลดกรี.....	20
(ก) เส้นโค้งบีสไปนัลดกรี 9 โดย $U = \{0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1\}$	20
(ข) เส้นโค้งบีสไปนัลดกรี 2 และ $U = \{0, 0, 0, \frac{1}{8}, \frac{2}{8}, \frac{3}{8}, \frac{4}{8}, \frac{5}{8}, \frac{6}{8}, \frac{7}{8}, 1, 1, 1\}$	20
3.10 เส้นโค้งบีสไปนัลดกรีที่ต่างกันโดยใช้ Control point เดียวกัน.....	21
3.11 แสดงเส้นโค้งปิดที่ไม่สามารถใช้ Area parameter ได้.....	23
3.12 แผนผังแสดงขั้นตอนการประมาณด้วยเส้นโค้งบีสไปนัลดกรี.....	27
4.1 ลักษณะการแปลงแบบบริจิด	29
4.2 ลักษณะการแปลงแบบสิมิลาริตี้	29
4.3 ลักษณะการแปลงแบบแอฟไฟน์	30
4.4 ลักษณะการแปลงแบบเพอร์สเปกทีฟ	31
4.5 การฉายภาพจุดบนเส้นตรง L_1 มายังเส้นตรง L_2	32
4.6 จุดบนระนาบทั้งห้า	32

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.7 สามเหลี่ยม $P_5P_1P_2$	33
5.1 โค้งข่ายปัญญาประดิษฐ์แบบง่าย.....	35
5.2 โค้งข่ายปัญญาประดิษฐ์แบบง่ายที่มีหน่วยซ่อนเร้น.....	36
5.3 โค้งข่ายปัญญาประดิษฐ์แบบหลายชั้น.....	37
5.4 ฟังก์ชันไอเดนติตี้ (identity function).....	37
5.5 ฟังก์ชันไบนารี (binary function).....	38
5.6 ฟังก์ชันไบโพลาร์ซิกมอยด์ (bipolar sigmoid function).....	39
5.7 โค้งข่ายนิเวรอนชั้นเดียวอย่างง่ายที่ใช้ในการจำแนกรูปแบบ.....	39
5.8 แสดงเงื่อนไขการปรับค่าน้ำหนักและไบอัส.....	41
5.9 โค้งข่ายนิเวรอน 2 ชั้นแบบแพร่ย้อนกลับ.....	42
5.10 ตัวอย่าง โค้งข่ายนิเวรอนที่ใช้สำหรับการคัดแยกประเภท.....	46
6.1 ภาพต้นฉบับที่นำมาหาคอนทัวร์.....	48
6.2 กราฟการหาค่าโค้งเว้าของโครงร่างของมือและกราฟหลังจากตัดสัญญาณรบกวนออก.....	54
6.3 จุดที่มีค่าความโค้งสูงสุดจำนวน 9 จุดที่คำนวณได้จากคอนทัวร์ที่ผ่านการปรับค่าด้วย ปีสไปน์.....	54
6.4 ภาพประกอบการอธิบายคุณลักษณะเฉพาะต่างๆของตารางที่ 6.3.....	55
6.5 แสดงกลุ่มข้อมูลของมุมระหว่างนิ้วมือจำนวน 10 คน.....	66
6.6 แสดงกลุ่มข้อมูลของอัตราส่วนระหว่างนิ้วมือจำนวน 10 คน.....	67
6.7 แสดงกลุ่มข้อมูลของ Five-point Coplanar จำนวน 10 คน.....	68
6.8 แสดงค่าเฉลี่ยของคุณลักษณะของแต่ละคนจำนวน 10 คน.....	69
6.9 แสดงลักษณะ โครงสร้างของ โค้งข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ.....	70
6.10 แผนผังแสดงขั้นตอนการระบุบุคคล.....	73

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ระบบทางกายภาพมีความสำคัญทั้งยังเป็นระบบแบบแผนในการรู้จำ การรู้จำบุคคลนั้นมีลักษณะที่ได้มาจากสรีรวิทยาหรือพฤติกรรมที่เป็นลักษณะเฉพาะ การประยุกต์ที่นำระบบนี้มาใช้งานเช่น ระบบอินเทอร์เน็ตที่ต้องการความปลอดภัย, ความปลอดภัยของอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์, หนังสือเดินทาง, การธนาคาร, โทรศัพท์มือถือ, บัตรเครดิต, รักษาความปลอดภัยที่จะเข้าออกตึกต่างๆ, การบริการสุขภาพและสังคม, การชี้ตัวและชันสูตรศพ มนุษย์มีการใช้เอกลักษณ์เฉพาะของร่างกายเพื่อที่จะนำมายืนยันและตัดสินใจความเป็นเอกลักษณ์ของแต่ละบุคคลมากกว่าสัตว์จรย จุดเด่นของสรีระต่างๆของมนุษย์เป็นแบบฉบับที่ไม่เปลี่ยนแปลงและง่ายต่อการเรียนรู้ ลักษณะเฉพาะนั้นๆสำหรับแต่ละตัวบุคคล จุดเด่นเหล่านี้รวมทั้ง ดีเอ็นเอ, หู, หน้า, ลายนิ้วมือ, ท่าเดิน, มือและรูปทรงเรขาคณิตของมือ, ม่านตา, กลิ่น, ลายมือ, ลายเซ็น, เสียง ฯลฯ

งานวิจัยนี้ได้เข้าถึงการระบุตัวบุคคลแบบใหม่โดยใช้มือและรูปทรงเรขาคณิตของมือปัญหาของตรวจสอบบุคคลโดยใช้คุณลักษณะของมือนี้ได้ถูกสนใจและพิจารณาในหลายๆงานวิจัยซึ่งมีจุดประสงค์และวิธีแตกต่างกันออกไป การวิเคราะห์คุณลักษณะทางชีวภาพของมือนั้นสามารถทำได้หลายวิธีโดยงานวิจัยชิ้นนี้ได้ใช้วิธีการวิเคราะห์คุณลักษณะทางชีวภาพของมือโดยที่ไม่สนใจการวางตำแหน่งของมือ คือถึงแม้จะวางมือหมุนไปเป็นมุมเล็กน้อย ซึ่งถือได้ว่าเป็นข้อดีของงานวิจัยชิ้นนี้ เนื่องจากการจดจำและระบุตัวบุคคลนั้นได้รับความสนใจเป็นอย่างมาก ดังนั้นงานวิจัยที่เกี่ยวกับการรู้จำหรือระบุตัวบุคคลจากมือนั้นเป็นที่แพร่หลาย ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงได้มุ่งเน้นไปที่กระบวนการระบุบุคคลจากภาพของมือ

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อศึกษาหลักการและวิธีการระบุบุคคล
2. พัฒนารูปแบบการระบุบุคคล โดยไม่มีการบังคับลักษณะของการวางมือ
3. เพื่อศึกษาและนำเสนอวิธีการหาลักษณะต่างๆที่จะนำมาระบุบุคคล
4. เพื่อประยุกต์ใช้ระบุตัวบุคคล

1.3 สมมติฐานในการทำวิจัย

จากการระบุบุคคลด้วยที่เคยมีมานั้นเป็นวิธีที่ต้องกำหนดตำแหน่งการวางมือที่แน่นอน[9] วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงนำเสนอวิธีการระบุบุคคลด้วยมือแบบไม่ต้องกำหนดการวางมือที่แน่นอน ซึ่งงานวิจัยนี้ได้เลือกคุณลักษณะที่จะนำมาระบุบุคคลด้วยมือคือ มุมระหว่างนิ้วมือซึ่งหามาจากจุดโค้งสูงสุดของเส้นโครงร่างมือ, อัตราส่วนพื้นที่สามเหลี่ยมของนิ้วมือ และ ค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมบูรณ์ ซึ่งค่าเหล่านี้จะเป็นค่าเฉพาะของแต่ละบุคคลที่สามารถนำมาระบุบุคคลได้โดยง่าย

1.4 แนวคิดที่ใช้ในการทำวิจัย

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอการคัดแยกภาพมือ โดยอาศัยข้อดีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับที่สามารถทำการฝึกได้ และได้นำมาใช้ในการคัดแยกภาพมือ โดยนำโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับมาใช้ ซึ่งนำข้อดีของวิธีการใช้โครงข่ายประสาทเทียมคือสามารถระบุบุคคลได้อย่างแม่นยำ และเสนอการหาแลนดมาร์คแบบอัตโนมัติคือจุดที่มีค่าความโค้งสูงสุดของขอบภาพมาใช้นอกจากนี้ ยังประยุกต์ใช้การประมาณเส้นโค้งบีสไปนน์มาช่วยในการกำจัดสัญญาณรบกวนที่ได้จากการหาเส้นขอบภาพ และหาจุดสอดคล้องโดยใช้ค่าที่ไม่ผันแปรแบบห้าจุดบนระนาบซึ่งเป็นคุณสมบัติที่ไม่ผันแปรภายใต้การแปลงแบบแอฟไฟน์และเพอร์สเปกทีฟ เพื่อใช้ในการหาค่าเมตริกซ์ของการแปลงและใช้ในการระบุบุคคลโดยโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป

1.5 ขอบเขตของงานวิจัย

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการบ่งชี้ตัวบุคคลแบบใหม่โดยใช้มือและรูปทรงเรขาคณิตของมือ ซึ่งเสนอคุณลักษณะที่ไม่ผันแปรคือ(Geometric Transformation) ซึ่งมีคุณลักษณะของรูปทรงเรขาคณิตที่ไม่ผันแปรในแอฟไฟน์ (Affine Transformation)และในเพอร์สเปกทีฟ (Perspective Transformation)บางอย่างไว้ด้วย ซึ่งจากคุณสมบัติเหล่านี้ จึงได้ทำการนำค่าของมุมระหว่างนิ้วมือ, อัตราส่วนของพื้นที่ระหว่างนิ้วมือและค่าที่ไม่ผันแปรแบบห้าจุดบนระนาบ ซึ่งเป็นคุณสมบัติที่ไม่ผันแปรภายใต้การแปลงแบบแอฟไฟน์และเพอร์สเปกทีฟ ไปใช้ในการรู้จำและใช้ในการระบุบุคคลโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับต่อไป

1.6 โครงร่างวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้แบ่งเนื้อหาออกเป็น 7 บท โดยมีรายละเอียดดังนี้

บทที่ 1 กล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ ตลอดจนสมมติฐานที่ใช้และขอบเขตของการวิจัย

บทที่ 2 กล่าวถึงระบบชีวภาพต่างๆ

บทที่ 3 กล่าวถึงฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปน์ เส้นโค้งบีสไปน์และการประมาณเส้นโค้งด้วยบีสไปน์

บทที่ 4 กล่าวถึงค่าที่ไม่ผันแปรเชิงเรขาคณิต ประเภทของค่าที่ไม่ผันแปรค่าที่ไม่ผันแปรเชิงเรขาคณิตสำหรับรูปแบบการแปลงภาพแต่ละชนิด

บทที่ 5 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) แบบต่างๆ เช่น โครงข่ายเฮิร์บ (Hebb Net) โครงข่ายเปอร์เซ็ปตรอน (Perceptron Net) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation Neural Network)

บทที่ 6 การทดลองและผลการทดลอง แสดงผลลัพธ์ของการทดลอง

บทที่ 7 สรุปผลงานวิจัย และข้อเสนอแนะ

บทที่ 2

ไบโอเมตริก

2.1 บทนำ

ไบโอเมตริก (Biometrics) เป็นศาสตร์ด้านหนึ่งในการนำเอาวิธีการทางคณิตศาสตร์ หรือวิธีการทางสถิติ มาใช้ในการวิเคราะห์แก้ไขปัญหาทางด้านชีววิทยาต่างๆ เช่น การใช้วิธีทางสถิติวิเคราะห์ผลกระทบของมลพิษที่มีผลต่อสุขภาพของบุคคล, การวิเคราะห์ข้อมูลสภาพอากาศที่มีผลต่อการเพาะปลูก เป็นต้น แต่ความหมายของไบโอเมตริกที่กล่าวมาข้างต้นไม่ใช่ความหมายหลักที่งานวิจัยฉบับนี้กล่าวถึง แต่เป็นอีกความหมายหนึ่งของไบโอเมตริก ซึ่งเป็นศาสตร์ที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการ ในการระบุตัวบุคคลหรือ ตรวจสอบตัวบุคคลโดยอัตโนมัติ โดยใช้ลักษณะทางกายภาพ ที่แตกต่างกันของแต่ละบุคคลมาอ้างอิง ซึ่งนานมากกว่าศตวรรษแล้วที่มีการนำเอาภาพลักษณ์ทางกายภาพมาใช้วิเคราะห์แก้ไขปัญหาในเชิงอาชญากรรม

2.2 ระบบจดจำภาพลักษณ์ทางกายภาพ(Biometric Systems)

ระบบจดจำภาพลักษณ์ทางกายภาพนี้มีความจำเป็นอย่างมาก สำหรับกระบวนการรู้จำ โดยใช้ลักษณะเฉพาะของสรีระร่างกาย และ/หรือ พฤติกรรมเพื่อในการบ่งชี้แต่ละบุคคล และนั่นคือสิ่งสำคัญที่เป็นประโยชน์ต่อการนำมาออกแบบระบบการรู้จำทางกายภาพที่เหมาะสม ระบบการจดจำทางกายภาพอาจจะเรียกได้ทั้งสองแบบคือ การพิสูจน์ (Verification) และการบ่งชี้ (Identification) , การพิสูจน์ (Verification) นั้นจะเป็นการเปรียบเทียบระหว่างคุณลักษณะทางกายภาพของตนเองกับข้อมูลของตนเอง ส่วนการบ่งชี้ (Identification) จะเป็นการเปรียบเทียบระหว่างอินพุทหนึ่งอันกับเทมเพลตหลาย ๆ อัน โดยเป็นการเปรียบเทียบว่าตรงกับเทมเพลตอันใดหรือเหมือนกับอันใดบ้าง เหมือนกับการหาว่าฉันเป็นใคร

การเก็บฐานข้อมูลหรือจดทะเบียน (Enrollment) นั้น จะทำการเก็บข้อมูลเฉพาะส่วนบุคคลในฐานข้อมูลเป็นเทมเพลตเอาไว้โดยขึ้นอยู่กับการประยุกต์ใช้งาน โดยสามารถเก็บไว้ในคาร์ทาเบสหรือฐานข้อมูลส่วนกลาง หรือจะทำการบันทึกเอาไว้ในการ์ดแม่เหล็ก (Magnetic Card) หรือสมาร์ทการ์ด (Smart Card) ส่วนของการพิสูจน์ข้อมูล (Verification System) ในการพิสูจน์แบบนี้จะมีการถามชื่อหรือรหัสเฉพาะบุคคลเสียก่อนถึงจะทำการตรวจสอบต่อไป ในระบบการบ่งชี้ (Identification System) นั้นจะไม่มีกรเตรียมรหัสหรือชื่อไว้ สำหรับในระบบนี้จะทำการเปรียบเทียบตรวจสอบกับฐานข้อมูลที่มีอยู่ไปเรื่อย ๆ เพื่อทำการตรวจสอบและถ้าไม่สามารถหาฐานข้อมูลที่เข้ากันได้ระบบจะมีข้อความปฏิเสธออกมา (User not identified) เพราะระบบนี้จะ

เป็นระบบที่มีฐานข้อมูลใหญ่ ดังนั้นจึงต้องมีการกำหนดจำนวนเทมเพลต (Template) เพื่อไม่ให้เวลาที่ใช้สั้นเปลืองเกินไป

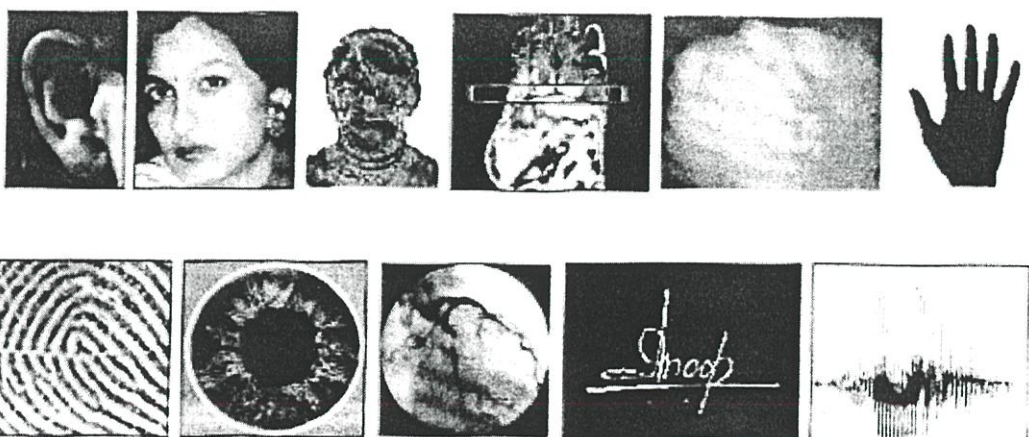
2.3 การเปรียบเทียบระบบจดจำภาพลักษณะทางกายภาพ

คุณลักษณะทางสรีระ และ/หรือ พฤติกรรมของมนุษย์ที่จะสามารถนำมาใช้ทำการบ่งชี้บุคคลได้นั้น จำเป็นจะต้องสอดคล้องกับข้อกำหนดเหล่านี้

- ในแต่ละคน โดยเฉลี่ยแล้วต้องมีคุณสมบัตินั้น ๆ
- ต้องมีลักษณะที่แตกต่างกัน
- ต้องมีความคงทนถาวรไม่ว่าเวลาจะเปลี่ยนไป
- สามารถวัดออกมาเป็นปริมาณตัวเลขได้
- สามารถนำมาใช้ในทางปฏิบัติได้คือมีความถูกต้อง, ความเร็ว, ความทนทาน
- จำนวนของผู้คนที่จะสามารถรองรับ หรือจำนวนของผู้คนที่สามารถตอบสนองได้

ระบบการจดจำภาพลักษณะทางกายภาพนั้นควรจะมี ความแม่นยำ ความรวดเร็ว ความปลอดภัย ต่อผู้ใช้และเป็นที่ยอมรับ โดยทั่วไป ยกต่อการถูกหลอกดวงหรือปลอมแปลง

ในรูปที่ 2.1 แสดงการประยุกต์ใช้งานต่าง ๆ ของลักษณะทางกายภาพเพื่อใช้ในการพิสูจน์ (Verification) หรือ การบ่งชี้ (Identification) ลักษณะทางกายภาพแต่ละสิ่งนั้นจะมีทั้งข้อได้เปรียบ และเสียเปรียบแตกต่างกันออกไปขึ้นอยู่กับลักษณะงานที่จะนำไปใช้ และไม่มีลักษณะทางกายภาพใดที่จะสามารถนำมาใช้ได้ในทุก ๆ งานหรือทุก ๆ แอปพลิเคชัน โดยการเลือกใช้จะต้องเลือกตามความเหมาะสมของงาน



รูปที่ 2.1 แสดงการประยุกต์ใช้งานต่างๆของลักษณะทางกายภาพเพื่อใช้ในการพิสูจน์ (Verification) หรือ การบ่งชี้ (Identification) [1]

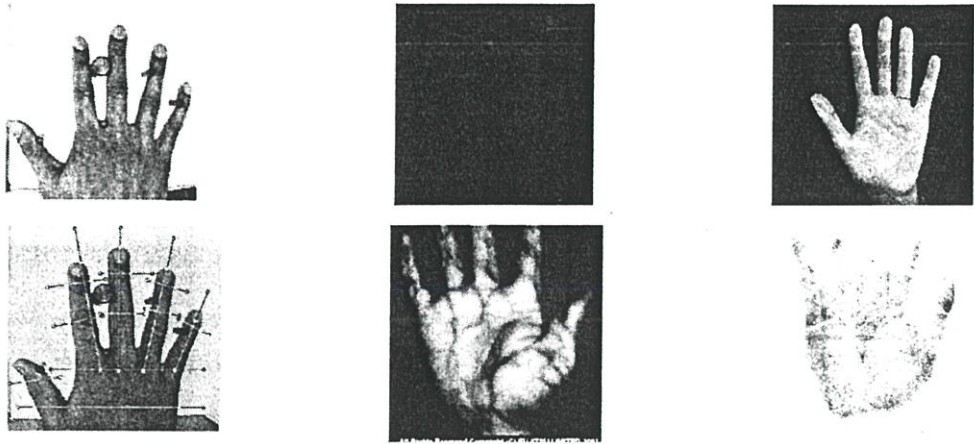
ลักษณะทางกายภาพ (Physiological Biometrics) จะประกอบไปด้วยหลายส่วน เช่น ลักษณะทางใบหู (Ear Shape) ,ลักษณะใบหน้า (Facial), ท่าทางการเดิน (Gait), มือและนิ้วมือ (Hand and Finger), ม่านตา (Iris), กลิ่น (Odor), รังควัตถุในจอตา (Retinal), ลายเซ็น (Signature), เสียง (Voice) เป็นต้น ในตารางที่ 2.1 จะเป็นตารางการเปรียบเทียบของเทคโนโลยีของกายภาพที่ใช้ในการบ่งชี้บุคคลและในรูปที่ 2.3 แสดงอัตราการใช้ลักษณะทางกายภาพ

ตารางที่ 2.1 แสดงตารางการเปรียบเทียบของเทคโนโลยีของกายภาพ [2]

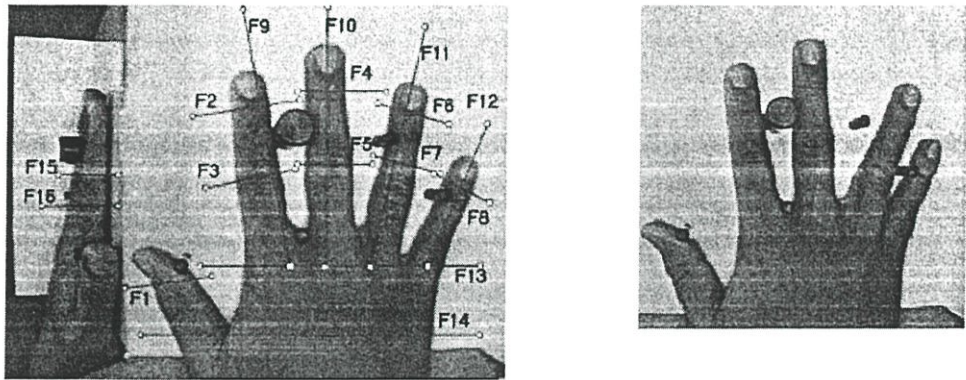
Biometric	Verify	ID	Accuracy	Reliability	Error Rate	Errors	False Pos.	False Neg.
Fingerprint	✓	✓	⊙⊙⊙⊙	▶▶▶▶	1 in 500+	dryness, dirt, age	Ext. Diff.	Ext. Diff.
Facial Recognition	✓	✗	⊙⊙⊙	--	no data	lighting, age, glasses, hair	Difficult	Easy
Hand Geometry	✓	✗	⊙⊙⊙	--	1 in 500	hand injury, age	Very Diff.	Medium
Speaker Recognition	✓	✗	⊙⊙	▶	1 in 50	noise, weather, colds	Medium	Easy
Iris Scan	✓	✓	⊙⊙⊙⊙	▶▶▶▶	1 in 131,000	poor lighting	Very Diff.	Very Diff.
Retinal Scan	✓	✓	⊙⊙⊙⊙	▶▶▶▶	1 in 10,000,000	glasses	Ext. Diff.	Ext. Diff.
Signature Recognition	✓	✗	⊙⊙	▶	1 in 50	changing signatures	Medium	Easy
Keystroke Recognition	✓	✗	⊙	▶	no data	hand injury, tiredness	Difficult	Easy
DNA	✓	✓	⊙⊙⊙⊙	▶▶▶▶	no data	none	Ext. Diff.	Ext. Diff.

Biometric	Security Level	Long-term Stability	User Acceptance	Intrusive	Ease of Use	Low Cost	Hardware	Standards
Fingerprint	▶▶▶▶	▶▶▶▶	--	Somewhat	▶▶▶▶	✓	Special, cheap	Yes
Facial Recognition	--	▶▶▶	▶▶	Non	▶▶▶	✓	Common, cheap	?
Hand Geometry	--	▶▶▶	▶▶	Non	▶▶▶▶	✗	Special, mid-price	?
Speaker Recognition	--	▶▶▶	▶▶▶▶	Non	▶▶▶▶	✓	Common, cheap	?
Iris Scan	▶▶▶▶	▶▶▶▶	--	Non	▶▶▶	✗	Special, expensive	?
Retinal Scan	▶▶▶▶	▶▶▶▶	--	Very	▶▶▶	✗	Special, expensive	?
Signature Recognition	--	▶▶▶	▶▶	Non	▶▶▶▶	✓	Special, mid-price	?
Keystroke Recognition	--	▶▶▶	▶▶▶▶	Non	▶▶▶▶	✓	Common, cheap	?
DNA	▶▶▶▶	▶▶▶▶	▶	Extremely	▶▶▶▶	✗	Special, expensive	Yes

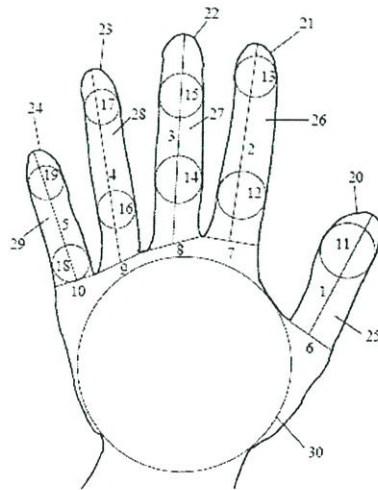
ปัจจุบันได้มีการนำมือมาระบุบุคคลด้วยวิธีต่างๆเช่น ใช้คุณลักษณะทางเรขาคณิตของมือ, ใช้เส้นเลือดดำ และใช้ลายมือมาใช้ในการระบุหรือตรวจสอบบุคคล ซึ่งแสดงดังรูปที่ 2.2 โดยการระบุบุคคลโดยคุณลักษณะทางเรขาคณิตของมือนั้น มีทั้งแบบการกำหนดตำแหน่งการวางมือที่แน่นอน [3] และการวางมือแบบผ่อนคลายเป็นต้น [4] ดังแสดงในรูปที่ 2.3 และจากรูปที่ 2.3 ได้แสดงคุณลักษณะต่างๆที่นำมาใช้ในการระบุบุคคลอีกด้วย



รูปที่ 2.2 แสดงวิธีระบุบุคคลด้วยมือในวิธีต่างๆ [5]

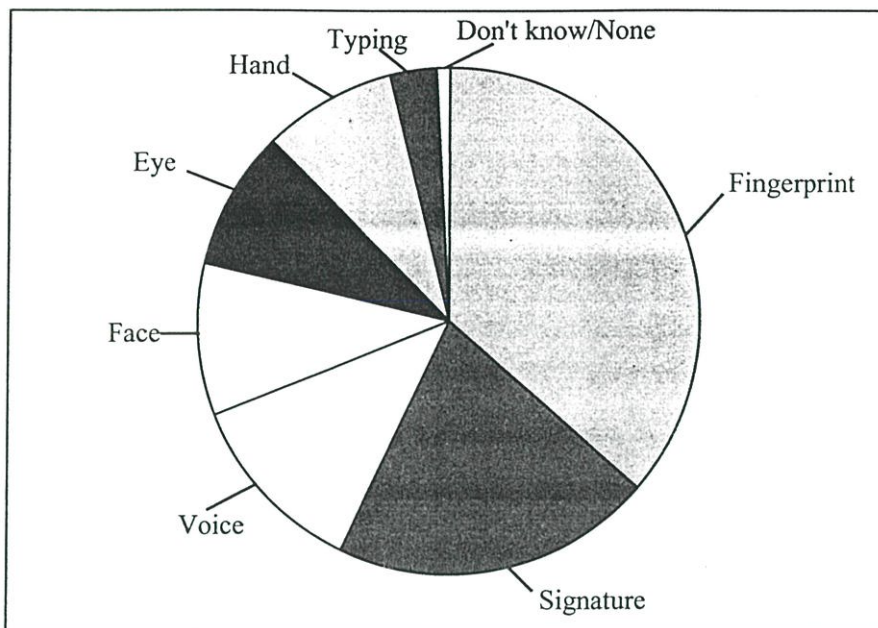


(ก) วิธีระบุบุคคลด้วยมือ โดยใช้รูปทรงเรขาคณิตซึ่งกำหนดตำแหน่งการวางมือ [3]



(ข) วิธีระบุบุคคลด้วยมือ โดยใช้รูปทรงเรขาคณิตซึ่งไม่กำหนดตำแหน่งการวางมือ [4]

รูปที่ 2.3 แสดงวิธีระบุบุคคลด้วยมือโดยใช้รูปทรงเรขาคณิต



รูปที่ 2.4 แสดงอัตราการใช้ลักษณะทางกายภาพในแต่ละชนิดในปี 2002 [12]

2.4 วิธีการวัดความแม่นยำของระบบ

ความแม่นยำของระบบไบโอเมตริกสามารถจะถูกเทียบวัดได้ค่าต่อไปนี้

1) ค่า FRR (False Rejection Rate) คือ ค่าของการปฏิเสธหรือการไม่ยอมรับผู้ใช้งานโดยค่า FRR นี้จะมีอัตราส่วนแสดงอยู่เช่น $1/100$ นั้น หมายถึงการไม่ยอมรับใน 100 ภาพจะมีการคัดออก 1 ภาพซึ่งเป็นระดับความปลอดภัยระดับ 1 สูงที่สุด

2) ค่า FAR (False Acceptance Rate) คือ ค่าของการยอมรับผู้ใช้งานที่จะเป็นตัวแปรบ่งบอกถึงคุณภาพค่าสำหรับพารามิเตอร์ตัวนี้ เมื่อมีค่ามากจะถือว่ามีความปลอดภัยที่ต่ำอย่างเช่น $1/20,000$ หมายถึง ค่า 20,000 ภาพจะยอมรับได้เพียง 1 ภาพเท่านั้น ก็คือ ต้องมีภาพที่มีความเหมือนหรือความแตกต่างน้อยที่สุด จึงจะยอมรับได้

โดยทั่วไปค่า FRR และ FAR เป็นค่าที่แปรผกผันซึ่งกันและกันอยู่ เพราะเมื่อ FAR มีค่าสูง FRR ก็จะมีค่าต่ำไปโดยอัตโนมัติ

ในระบบรักษาความปลอดภัยด้วยลายนิ้วมือนี้ ค่า FRR และ FAR จะเป็นค่าที่สามารถถูกปรับได้ตามความต้องการของผู้ติดตั้งระบบว่าต้องการให้มีความปลอดภัยอยู่มากน้อยเพียงใด

บทที่ 3

บีสไปน์

(B-Spline)

3.1 บทนำ

เนื้อหาในบทนี้กล่าวถึงบีสไปน์ ซึ่งเป็นสมการที่ใช้แทนเส้นโค้ง (Curve Representation) แบบพารามетริกซ์ (Parametric Form) คือสามารถแทนเส้นโค้งในพิกัด x, y ได้ด้วยพารามิเตอร์เพียงตัวเดียว นอกจากนี้บีสไปน์ยังมีคุณสมบัติที่สำคัญมากมาย ดังจะกล่าวในรายละเอียดต่อไป [6-7]

3.2 ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปน์ (B-Spline Basis Functions)

3.2.1 นิยามของฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปน์

ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปน์สามารถหาได้หลายวิธี เช่น วิธี divided difference ของอนุกรมกำลัง วิธี blossoming และวิธี recurrence formula โดย DeBoor, Cox และ Mansfield[7] ในงานวิจัยนี้เลือกใช้วิธี recurrence formula เนื่องจากเป็นวิธีที่สะดวกในการคำนวณด้วยคอมพิวเตอร์

ให้ $U = \{u_0, \dots, u_m\}$ คือ knot vector และเป็นเซตของจำนวนจริงที่มีค่าไม่ลดลงหรือ $u_i \leq u_{i+1}$ เมื่อ $i = 0, \dots, m-1$ และ u_i คือ knot[13]

ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปน์ลำดับที่ i ซึ่งมีดีกรี p ($order = p+1$) สามารถแทนด้วยสัญลักษณ์ $N_{i,p}(u)$ ซึ่งถูกนิยามด้วยสมการ

$$N_{i,0}(u) = \begin{cases} 1 & , u_i \leq u \leq u_{i+1} \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (3.1)$$

$$N_{i,p}(u) = \frac{u - u_i}{u_{i+p} - u_i} N_{i,p-1}(u) + \frac{u_{i+p+1} - u}{u_{i+p+1} - u_{i+1}} N_{i+1,p-1}(u)$$

หมายเหตุ

- $N_{i,0}(u)$ เป็นฟังก์ชันขั้นบันไดที่มีค่าเท่ากับหนึ่งในช่วง $u \in [u_i, u_{i+1})$

- สำหรับ $p > 0$ สามารถหา $N_{i,p}(u)$ ได้จากการบวกแบบเชิงเส้นของฟังก์ชันพื้นฐาน บีสไปนัต์ดีกรี $p-1$ สองฟังก์ชัน
- จากสมการ (3.1) ถ้ามีค่าเป็น $\frac{0}{0}$ นิยามให้มีผลลัพธ์เป็น 0
- เรียกช่วง $[u_i, u_{i+1})$ ว่า knot span ลำดับที่ i ซึ่งอาจมีขนาดเป็นศูนย์ก็ได้
- การคำนวณหาค่าฟังก์ชันที่ดีกรี p สามารถพิจารณาจากแผนภูมิดังนี้

$$\begin{array}{cccc}
 N_{0,0} & & & \\
 N_{1,0} & N_{0,1} & & \\
 N_{2,0} & N_{1,1} & N_{0,2} & \\
 N_{3,0} & N_{2,1} & N_{1,2} & N_{0,3} \\
 N_{4,0} & N_{3,1} & N_{2,2} & N_{1,3} \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \vdots
 \end{array}$$

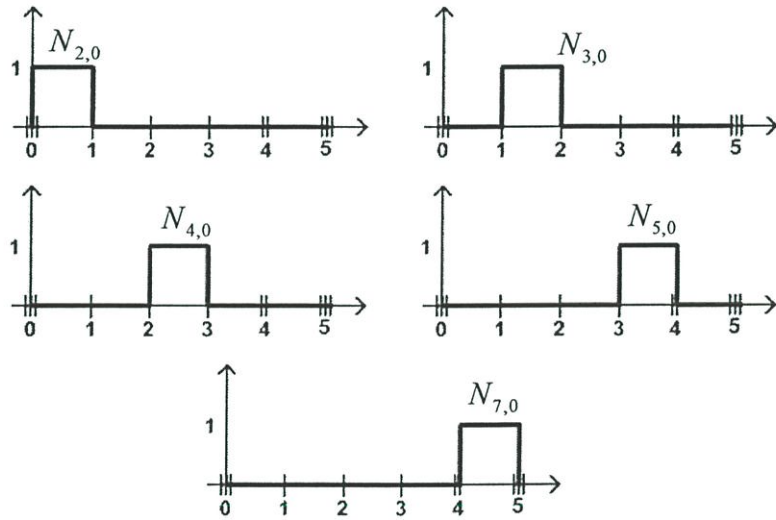
ตัวอย่างที่ 3.1 กำหนดให้ $U = \{u_0 = 0, u_1 = 0, u_2 = 0, u_3 = 1, u_4 = 1, u_5 = 1\}$ และ $p = 2$ ให้คำนวณหาฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนัต์ดีกรี 0, 1 และ 2

$$\begin{array}{ll}
 N_{0,0} = N_{1,0} = 0 & -\infty < u < \infty \\
 N_{2,0} = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases} & \begin{array}{l} 0 \leq u < 1 \\ \textit{otherwise} \end{array} \\
 N_{3,0} = N_{4,0} = 0 & -\infty < u < \infty \\
 N_{0,1} = \frac{u-0}{0-0} N_{0,0} + \frac{0-u}{0-0} N_{1,0} = 0 & -\infty < u < \infty \\
 N_{1,1} = \frac{u-0}{0-0} N_{1,0} + \frac{1-u}{1-0} N_{2,0} = \begin{cases} 1-u \\ 0 \end{cases} & \begin{array}{l} 0 \leq u < 1 \\ \textit{otherwise} \end{array} \\
 N_{2,1} = \frac{u-0}{1-0} N_{2,0} + \frac{1-u}{1-1} N_{3,0} = \begin{cases} u \\ 0 \end{cases} & \begin{array}{l} 0 \leq u < 1 \\ \textit{otherwise} \end{array} \\
 N_{3,1} = \frac{u-1}{1-1} N_{3,0} + \frac{1-u}{1-1} N_{4,0} = 0 & -\infty < u < \infty \\
 N_{0,2} = \frac{u-0}{0-0} N_{0,1} + \frac{1-u}{1-0} N_{1,1} = \begin{cases} (1-u)^2 \\ 0 \end{cases} & \begin{array}{l} 0 \leq u < 1 \\ \textit{otherwise} \end{array} \\
 N_{1,2} = \frac{u-0}{1-0} N_{1,1} + \frac{1-u}{1-0} N_{2,1} = \begin{cases} 2u(1-u) \\ 0 \end{cases} & \begin{array}{l} 0 \leq u < 1 \\ \textit{otherwise} \end{array} \\
 N_{2,2} = \frac{u-0}{1-0} N_{2,1} + \frac{1-u}{1-1} N_{3,1} = \begin{cases} u^2 \\ 0 \end{cases} & \begin{array}{l} 0 \leq u < 1 \\ \textit{otherwise} \end{array}
 \end{array}$$

ตัวอย่างที่ 3.2 กำหนดให้

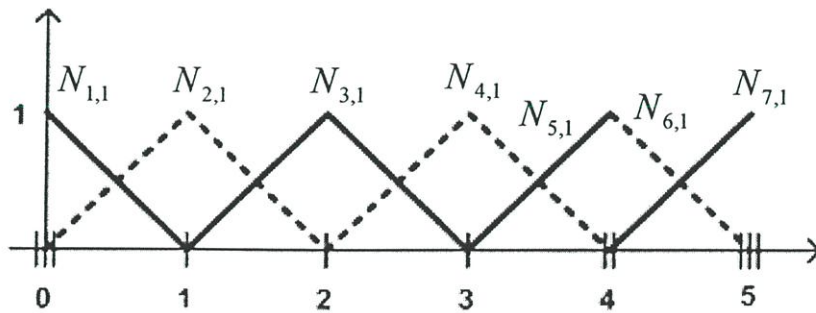
$U = \{u_0 = 0, u_1 = 0, u_2 = 0, u_3 = 1, u_4 = 2, u_5 = 3, u_6 = 4, u_7 = 4, u_8 = 5, u_9 = 5, u_{10} = 5\}$
และ $p = 2$ คำนวณหาฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนิตรี 0, 1 และ 2

$$\begin{aligned}
 N_{0,0} = N_{1,0} = 0 & \quad -\infty < u < \infty & N_{5,0} = \begin{cases} 1 & 3 \leq u < 4 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \\
 N_{2,0} = \begin{cases} 1 & 0 \leq u < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} & & N_{6,0} = 0 \quad -\infty < u < \infty \\
 N_{3,0} = \begin{cases} 1 & 1 \leq u < 2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} & & N_{7,0} = \begin{cases} 1 & 4 \leq u < 5 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \\
 N_{4,0} = \begin{cases} 1 & 2 \leq u < 3 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} & & N_{8,0} = N_{9,0} = 0 \quad -\infty < u < \infty
 \end{aligned}$$



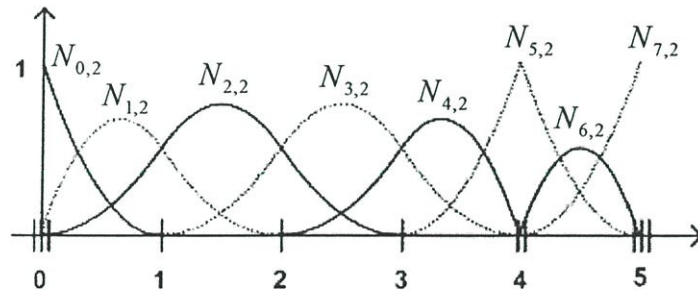
รูปที่ 3.1 ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนิตรี 0 เมื่อ $U = \{0,0,0,1,2,3,4,4,5,5,5\}$

$$\begin{aligned}
N_{0,1} &= \frac{u-0}{0-0} N_{0,0} + \frac{0-u}{0-0} N_{1,0} = 0 & -\infty < u < \infty \\
N_{1,1} &= \frac{u-0}{0-0} N_{1,0} + \frac{1-u}{1-0} N_{2,0} = \begin{cases} 1-u & 0 \leq u < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \\
N_{2,1} &= \frac{u-0}{1-0} N_{2,0} + \frac{2-u}{2-1} N_{3,0} = \begin{cases} u & 0 \leq u < 1 \\ 2-u & 1 \leq u < 2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \\
N_{3,1} &= \frac{u-1}{2-1} N_{3,0} + \frac{3-u}{3-2} N_{4,0} = \begin{cases} u-1 & 1 \leq u < 2 \\ 3-u & 2 \leq u < 3 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \\
N_{4,1} &= \frac{u-2}{3-2} N_{4,0} + \frac{4-u}{4-3} N_{5,0} = \begin{cases} u-2 & 2 \leq u < 3 \\ 4-u & 3 \leq u < 4 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \\
N_{5,1} &= \frac{u-3}{4-3} N_{5,0} + \frac{4-u}{4-4} N_{6,0} = \begin{cases} u-3 & 3 \leq u < 4 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \\
N_{6,1} &= \frac{u-4}{4-4} N_{6,0} + \frac{5-u}{5-4} N_{7,0} = \begin{cases} 5-u & 4 \leq u < 5 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \\
N_{7,1} &= \frac{u-4}{5-4} N_{7,0} + \frac{5-u}{5-5} N_{8,0} = \begin{cases} u-4 & 4 \leq u < 5 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \\
N_{8,1} &= \frac{u-5}{5-5} N_{8,0} + \frac{5-u}{5-5} N_{9,0} = 0 & -\infty < u < \infty
\end{aligned}$$



รูปที่ 3.2 ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนัต์ดีกรี 1 เมื่อ $U = \{0, 0, 0, 1, 2, 3, 4, 4, 5, 5, 5\}$

$$\begin{aligned}
N_{0,2} &= \frac{u-0}{0-0} N_{0,1} + \frac{1-u}{1-0} N_{1,1} = (1-u)^2 & 0 \leq u < 1 \\
N_{1,2} &= \frac{u-0}{1-0} N_{1,1} + \frac{2-u}{2-0} N_{2,1} = \begin{cases} 2u - \frac{3}{2}u^2 & 0 \leq u < 1 \\ \frac{1}{2}(2-u)^2 & 1 \leq u < 2 \end{cases} \\
N_{2,2} &= \frac{u-0}{2-0} N_{2,1} + \frac{3-u}{3-1} N_{3,1} = \begin{cases} \frac{1}{2}u^2 & 0 \leq u < 1 \\ -\frac{3}{2} + 3u - u^2 & 1 \leq u < 2 \\ \frac{1}{2}(3-u)^2 & 2 \leq u < 3 \end{cases} \\
N_{3,2} &= \frac{u-1}{3-1} N_{3,1} + \frac{4-u}{4-2} N_{4,1} = \begin{cases} \frac{1}{2}(u-1)^2 & 1 \leq u < 2 \\ -\frac{11}{2} + 5u - u^2 & 2 \leq u < 3 \\ \frac{1}{2}(4-u)^2 & 3 \leq u < 4 \end{cases} \\
N_{4,2} &= \frac{u-2}{4-2} N_{4,1} + \frac{4-u}{4-3} N_{5,1} = \begin{cases} \frac{1}{2}(u-2)^2 & 2 \leq u < 3 \\ -16 + 10u - \frac{3}{2}u^2 & 3 \leq u < 4 \end{cases} \\
N_{5,2} &= \frac{u-3}{4-3} N_{5,1} + \frac{5-u}{5-4} N_{6,1} = \begin{cases} (u-3)^2 & 3 \leq u < 4 \\ (5-u)^2 & 4 \leq u < 5 \end{cases} \\
N_{6,2} &= \frac{u-4}{5-4} N_{6,1} + \frac{5-u}{5-4} N_{7,1} = 2(u-4)(5-u) & 4 \leq u < 5 \\
N_{7,2} &= \frac{u-4}{5-4} N_{7,1} + \frac{5-u}{5-5} N_{8,1} = (u-4)^2 & 4 \leq u < 5
\end{aligned}$$

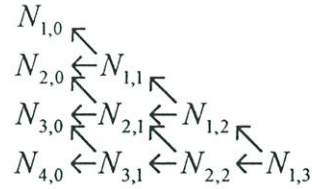


รูปที่ 3.3 ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนัต์ดีกรี 2 เมื่อ $U = \{0, 0, 0, 1, 2, 3, 4, 4, 5, 5, 5\}$

3.2.2 คุณสมบัติของฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปน

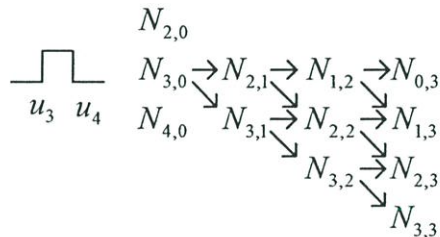
คุณสมบัติที่สำคัญของฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนเหล่านี้ สามารถกำหนดคุณสมบัติทางเรขาคณิตของเส้นโค้งบีสไปนและพื้นผิวบีสไปนได้ กำหนดให้ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนมีดีกรี p และมี knot vector $U = \{u_0, \dots, u_m\}$

1. $N_{i,p}(u) = 0$ เมื่อ $u \notin [u_i, u_{i+p+1})$ เรียกคุณสมบัตินี้ว่าเป็น Local support สามารถแสดงได้ด้วยแผนภูมิดังนี้



พบว่า $N_{1,3}$ เกิดจากผลรวมของ $N_{1,0}, N_{2,0}, N_{3,0}, N_{4,0}$ นั่นคือ $N_{1,3} \neq 0$ เมื่อ $u \in [u_1, u_5)$

2. ในช่วง knot span, $[u_j, u_{j+1})$ ใดๆ จะมี $N_{i,p}$ ที่มีค่าไม่เป็นศูนย์ทั้งหมด $p+1$ ฟังก์ชันคือ $N_{j-p,p}, \dots, N_{j,p}$ เช่น บนช่วง $[u_3, u_4)$ จะมีฟังก์ชันที่ดีกรี 0 ซึ่งมีค่าไม่เป็นศูนย์เพียง 1 ฟังก์ชันคือ $N_{3,0}$ จะได้ว่าฟังก์ชันที่ดีกรี 3 และมีค่าไม่เท่ากับศูนย์ ได้แก่ $N_{0,3}, \dots, N_{3,3}$



3. $N_{i,p}(u) \geq 0$ สำหรับทุกค่า i, p และ $u (u \geq 0)$

4. สำหรับช่วง knot span, $[u_j, u_{j+1})$ ใดๆ ได้ $\sum_{j=i-p}^i N_{j,p}(u) = 1$

3. อนุพันธ์ของ $N_{i,p}(u)$ จะถูกนิยามในแต่ละช่วง knot span และที่ knot ใดๆ $N_{i,p}(u)$ สามารถหาอนุพันธ์ได้ถึง $p-k$ เมื่อ k เป็นจำนวน knot ที่มีค่าซ้ำกัน

ตัวอย่างที่ 3.3 ให้ $p = 2$, $U = \{0,0,0,1,2,3,4,4,5,5,5\}$ และ $u = 5/2$ (ดูรูปที่ 3.3) ได้ $i = 4$ ดังนั้น $u \in [u_4, u_5)$ จะหา $N_{i,2}(u) \geq 0$ ได้ดังนี้

$$\begin{array}{ccc} N_{4,0}(\frac{5}{2}) & N_{3,1}(\frac{5}{2}) & N_{2,2}(\frac{5}{2}) \\ & N_{4,1}(\frac{5}{2}) & N_{3,2}(\frac{5}{2}) \\ & & N_{4,2}(\frac{5}{2}) \end{array}$$

แทน $u = 5/2$ ในผลลัพธ์ที่ได้จากตัวอย่างที่ 3.2 จะได้

$$\begin{array}{l} N_{4,0}(\frac{5}{2}) = 1 \\ N_{3,1}(\frac{5}{2}) = \frac{1}{2} \quad N_{4,1}(\frac{5}{2}) = \frac{1}{2} \\ N_{2,2}(\frac{5}{2}) = \frac{1}{8} \quad N_{3,2}(\frac{5}{2}) = \frac{6}{8} \quad N_{4,2}(\frac{5}{2}) = \frac{1}{8} \end{array}$$

จะสังเกตได้ว่า ที่ศิริใดๆผลรวมของฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนมีค่าเท่ากับหนึ่ง

ตัวอย่างที่ 3.4 ให้ $p = 2$, $U = \{0,0,0,1,2,3,4,4,5,5,5\}$ และ $u = 5/2$ ให้หา $N_{3,2}(\frac{5}{2})$ สามารถหา $N_{3,2}(\frac{5}{2})$ ได้ดังนี้

$$\begin{array}{l} N_{3,0}(\frac{5}{2}) = 0 \\ N_{4,0}(\frac{5}{2}) = 1 \quad N_{3,1}(\frac{5}{2}) = \frac{1}{2} \\ N_{5,0}(\frac{5}{2}) = 0 \quad N_{4,1}(\frac{5}{2}) = \frac{1}{2} \quad N_{3,2}(\frac{5}{2}) = \frac{6}{8} \end{array}$$

และสามารถหา $N_{4,2}(\frac{5}{2})$ ได้ดังนี้

$$\begin{array}{l} N_{4,0}(\frac{5}{2}) = 1 \\ N_{5,0}(\frac{5}{2}) = 0 \quad N_{4,1}(\frac{5}{2}) = \frac{1}{2} \\ N_{6,0}(\frac{5}{2}) = 0 \quad N_{5,1}(\frac{5}{2}) = 0 \quad N_{4,2}(\frac{5}{2}) = \frac{1}{8} \end{array}$$

3.2.3 อนุพันธ์ของฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนีย์

ให้ $N_{i,p}^{(k)}(u)$ แทนอนุพันธ์อันดับที่ k ของฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนีย์

$$N_{i,p}^{(k)}(u) = p \left(\frac{N_{i,p-1}^{(k-1)}}{u_{i+p} - u_i} - \frac{N_{i+1,p-1}^{(k-1)}}{u_{i+p+1} - u_{i+1}} \right) \quad (3.2)$$

หรือ

$$N_{i,p}^{(k)}(u) = \frac{p!}{(p-k)!} \sum_{j=0}^k a_{k,j} N_{i+j,p-k} \quad (3.3)$$

เมื่อ

$$a_{0,0} = 1$$

$$a_{k,0} = \frac{a_{k-1,0}}{u_{i+p-k+1} - u_i}$$

$$a_{k,j} = \frac{a_{k-1,j} - a_{k-1,j-1}}{u_{i+p+j-k+1} - u_{i+j}} \quad , j = 1, \dots, k-1$$

$$a_{k,k} = \frac{-a_{k-1,k-1}}{u_{i+p+1} - u_{i+k}}$$

หมายเหตุสมการที่ (3.2)

- $k \leq p$
- ถ้าตัวหารเป็นศูนย์ นิยามให้มีค่าเท่ากับ 0

3.3 เส้นโค้งบีสไปน

3.3.1 นิยามของเส้นโค้งบีสไปน

สมการเส้นโค้งบีสไปนดีกรี p สามารถนิยามได้ด้วยสมการ

$$C(u) = \sum_{i=0}^n N_{i,p}(u)P_i \quad , a < u < b \quad (3.4)$$

เมื่อ $\{P_i\}$ คือเซตของ control point

$n+1$ คือจำนวน control point

$\{N_{i,p}(u)\}$ คือเซตของฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนดีกรี p และกำหนดให้ knot vector

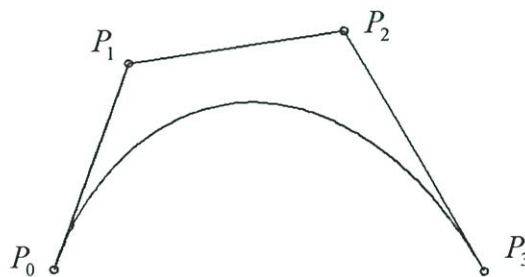
เป็นแบบ nonperiodic (nonuniform) ซึ่งมี knot เป็นจำนวน $m+1$ โดย

$$U = \left\{ \underbrace{a, \dots, a}_{p+1}, u_{p+1}, \dots, u_{m-p-1}, \underbrace{b, \dots, b}_{p+1} \right\}$$

กำหนดให้ $a=0, b=1$ และเรียกพื้นที่ที่ปิดที่เกิดจาก $\{P_i\}$ ว่า Control point polygon

ขั้นตอนในการหาค่าบนเส้นโค้งบีสไปนที่พารามิเตอร์ u ใดๆ มีดังนี้

1. หาว่า u อยู่ในช่วงของ knot span ไດ
2. หาค่าฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนดีกรี p ที่ u นั้นๆ
3. คูณผลลัพธ์ที่ได้จากข้อ 2 กับ control point ตามสมการที่ (3.4)



รูปที่ 3.4 เส้นโค้งบีสไปนดีกรี 3 เมื่อ $U = \{0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1\}$

ตัวอย่างที่ 3.5 จากตัวอย่างที่ 3.3 ซึ่งมี $U = \{0, 0, 0, 1, 2, 3, 4, 4, 5, 5, 5\}$, $u = 5/2$ และ $p = 2$

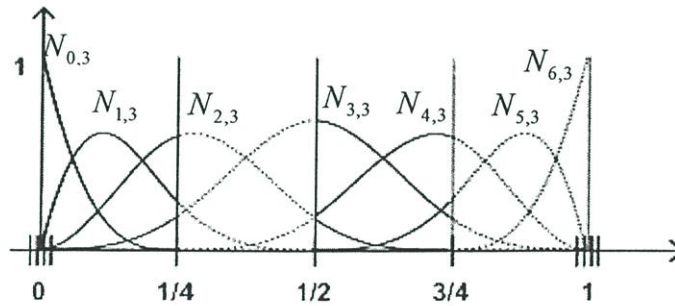
ได้ $u \in [u_4, u_5)$ และ $N_{2,2}(\frac{5}{2}) = \frac{1}{8}$ $N_{3,2}(\frac{5}{2}) = \frac{6}{8}$ $N_{4,2}(\frac{5}{2}) = \frac{1}{8}$

จะได้

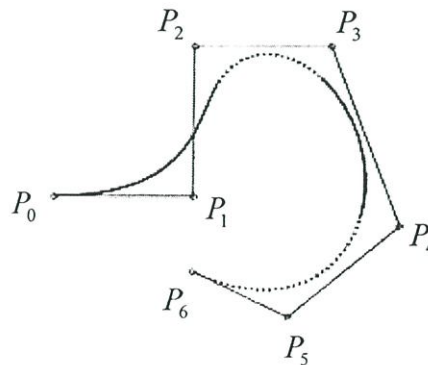
$$C(\frac{5}{2}) = \frac{1}{8}P_2 + \frac{6}{8}P_3 + \frac{1}{8}P_4$$

3.3.2 คุณสมบัติของเส้นโค้งบีสไปน์

1. ถ้า $n = p$ และ $U = \{0, \dots, 0, 1, \dots, 1\}$ แล้ว $C(u)$ คือ Bezier curve [7]
2. $C(u)$ เป็น piecewise polynomial curve เนื่องจาก $N_{i,p}(u)$ เป็น piecewise polynomial function และดีกรี p , control point $n+1$, knot จำนวน $m+1$ สัมพันธ์กันด้วยสมการ $m = n + p + 1$
3. $C(0) = P_0$ และ $C(1) = P_n$
4. คุณสมบัติที่ไม่แปรผันต่อการแปลงแบบแอฟไฟน์ (Affine Invariance) คือ สามารถทำการแปลงแบบแอฟไฟน์เส้นโค้งได้โดยทำการแปลงกับ control point ได้เช่นกัน
5. คุณสมบัติ Strong convex hull คือ เส้นโค้งจะถูกกำหนดให้อยู่ภายใน control point polygon หรือพื้นที่ที่เกิดจาก control point ดังรูปที่ 3.7 นั่นคือ ถ้า $u \in [u_i, u_{i+p})$ เมื่อ $p \leq i < m - p - 1$ แล้ว $C(u)$ จะถูกควบคุมโดย P_{i-p}, \dots, P_i ที่เป็นเช่นนี้เนื่องจากคุณสมบัติของฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปน์ $N_{j,p}(u) = 0$ ที่ $j < i - p$ และ $j > i$ เมื่อ $u \in [u_i, u_{i+1})$
6. คุณสมบัติ Local modification scheme คือ หากทำการเปลี่ยนตำแหน่ง P_i จะมีผลให้ $C(u)$ มีค่าเปลี่ยนแปลงเฉพาะช่วง $[u_i, u_{i+p+1})$ พิจารณารูปที่ 3.8 เนื่องจาก $N_{i,p}(u) = 0$ เมื่อ $u \notin [u_i, u_{i+p+1})$



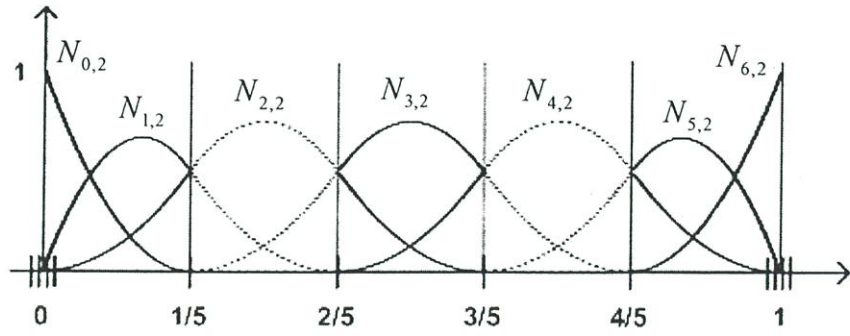
(ก)



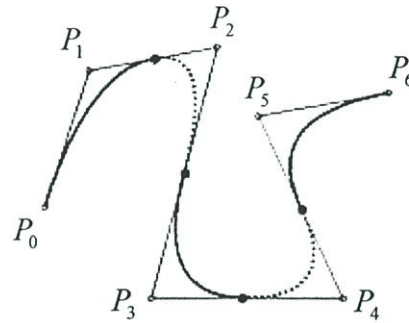
(ข)

รูปที่ 3.5 (ก) ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปน์ดีกรี 3 เมื่อ $U = \{0, 0, 0, 0, \frac{1}{4}, \frac{1}{2}, \frac{3}{4}, 1, 1, 1, 1\}$

(ข) เส้นโค้งบีสไปน์ดีกรี 3 โดยใช้ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปน์รูปที่ 3.5 (ก)

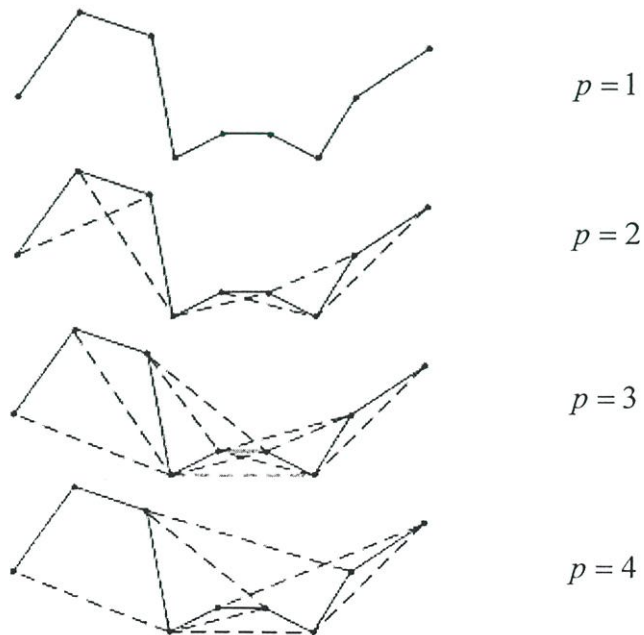


(ก)

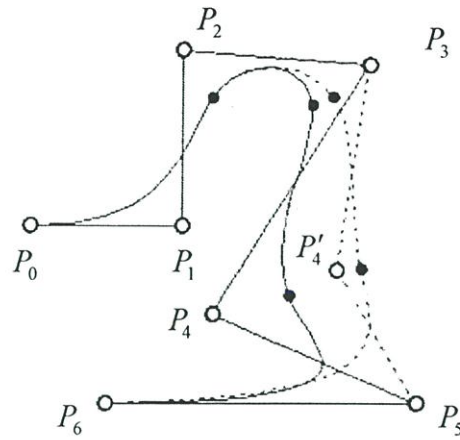


(ข)

รูปที่ 3.6 (ก) ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนดีกรี 2 เมื่อ $U = \{0, 0, 0, \frac{1}{5}, \frac{2}{5}, \frac{3}{5}, \frac{4}{5}, 1, 1, 1\}$
 (ข) เส้นโค้งบีสไปนดีกรี 2 โดยใช้ฟังก์ชันพื้นฐานบีสไปนรูปที่ 3.6 (ก)



รูปที่ 3.7 คุณสมบัติ Convex hull ของเส้นโค้งบีสไปน

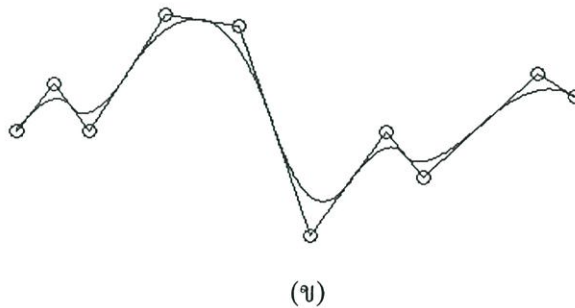
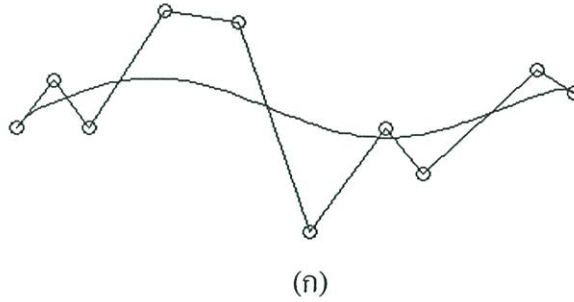


รูปที่ 3.8 เส้นโค้งบีสไปน์ โดย $U = \{0, 0, 0, 0, \frac{1}{4}, \frac{1}{2}, \frac{3}{4}, 1, 1, 1, 1\}$ เมื่อทำการเคลื่อนย้ายจุด

P_4 ไปยังจุด P_4' พบว่าเส้นโค้งจะเปลี่ยนเฉพาะช่วง $[\frac{1}{4}, 1)$

7. เส้นโค้งบีสไปน์สามารถปรับปรุงวิธีการประมาณค่าได้โดยวิธีการแทรก knot หรือ degree elevation และพบว่ายิ่งคิกริมี่ค่าน้อย เส้นโค้งบีสไปน์จะยิ่งชิด control point polygon มากขึ้น ดังรูปที่ 3.9 และ 3.10

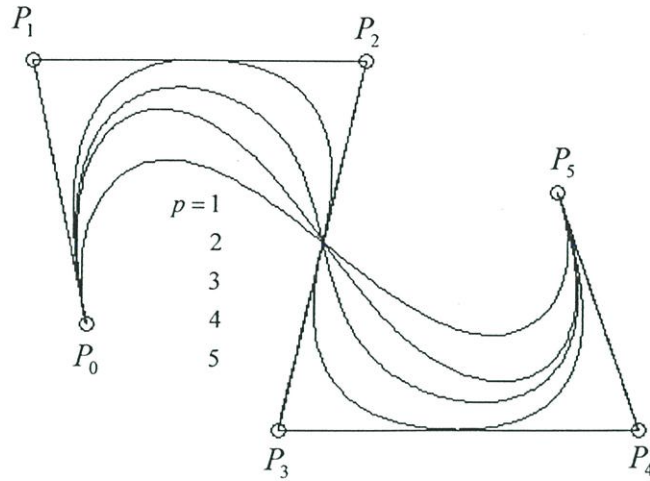
8. $C(u)$ มีคุณสมบัติความต่อเนื่อง (Continuity) และสามารถหาอนุพันธ์ได้ (differentiability)



รูปที่ 3.9 เส้นโค้งบีสไปน์

(ก) เส้นโค้งบีสไปน์คิกริมี่ 9 โดย $U = \{0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1\}$

(ข) เส้นโค้งบีสไปน์คิกริมี่ 2 และ $U = \{0, 0, 0, \frac{1}{8}, \frac{2}{8}, \frac{3}{8}, \frac{4}{8}, \frac{5}{8}, \frac{6}{8}, \frac{7}{8}, 1, 1, 1\}$



รูปที่ 3.10 เส้นโค้งบีสไปน์ที่ตี่กริต่างๆกัน โดยใช้ Control point เดียวกัน

3.3.3 อนุพันธ์ของเส้นโค้งบีสไปน์

ให้ $C^{(k)}(u)$ แทนอนุพันธ์อันดับที่ k ของ $C(u)$

$$C^{(k)} = \sum_{i=0}^n N_{i,p}^{(k)}(u)P_i \quad (3.5)$$

หา $C'(u)$ โดยกำหนดค่า u ที่ต้องการหา

เมื่อ

$$C(u) = \sum_{i=0}^n N_{i,p}(u)P_i$$

$$U = \left\{ \underbrace{0, \dots, 0}_{p+1}, u_{p+1}, \dots, u_{m-p-1}, \underbrace{1, \dots, 1}_{p+1} \right\}$$

แทน (3.2) ใน (3.5) ได้

$$\begin{aligned} C'(u) &= \sum_{i=0}^n N'_{i,p}(u)P_i \\ &= \sum_{i=0}^n \left(\frac{p}{u_{i+p} - u_i} N_{i,p-1}(u) - \frac{p}{u_{i+p+1} - u_{i+1}} N_{i+1,p-1}(u) \right) P_i \\ &= \left(p \sum_{i=-1}^{n-1} N_{i+1,p-1}(u) \frac{P_{i+1}}{u_{i+p+1} - u_{i+1}} \right) - \left(p \sum_{i=0}^n N_{i+1,p-1}(u) \frac{P_i}{u_{i+p+1} - u_{i+1}} \right) \\ &= p \frac{\overbrace{N_{0,p-1}(u)P_0}^0}{\underbrace{u_p - u_0}_0} + p \sum_{i=0}^{n-1} N_{i+1,p-1}(u) \frac{(P_{i+1} - P_i)}{u_{i+p+1} - u_{i+1}} - p \frac{\overbrace{N_{n+1,p-1}(u)P_n}^0}{\underbrace{u_{n+p+1} - u_{n+1}}_0} \end{aligned}$$

จากนิยามเรากำหนดให้ $\frac{0}{0} = 0$

ได้

$$C'(u) = p \sum_{i=0}^{n-1} N_{i+1,p-1}(u) \frac{(P_{i+1} - P_i)}{u_{i+p+1} - u_{i+1}} = \sum_{i=0}^{n-1} N_{i+1,p-1}(u) Q_i \quad (3.6)$$

เมื่อ

$$Q_i = p \frac{P_{i+1} - P_i}{u_{i+p+1} - u_{i+1}}$$

3.4 การประมาณเส้นโค้งด้วยปีสไปน์

3.4.1 การกำหนดค่าพารามิเตอร์ (\bar{u}_k)

กำหนดให้เซตของข้อมูล $\{Q_k\}$, $k = 0, \dots, n$ กำหนดให้ \bar{u}_k เป็นพารามิเตอร์สำหรับ Q_k และให้ $U = \{u_0, \dots, u_m\}$ จะได้ระบบสมการเชิงเส้น $n+1$ ตัวแปรจำนวน $n+1$ สมการดังนี้

$$Q_k = C(\bar{u}_k) = \sum_{i=0}^n N_{i,p}(\bar{u}_k) P_i \quad (3.7)$$

พารามิเตอร์ที่นิยมใช้ทั่วไปมีดังนี้

1. Equally Spaced

$$\begin{aligned} \bar{u}_0 &= 0 & \bar{u}_n &= 1 \\ \bar{u}_k &= \frac{k}{n} & k &= 1, \dots, n-1 \end{aligned} \quad (3.8)$$

วิธีนี้ไม่เหมาะกับข้อมูลที่มีระยะห่างระหว่างจุดไม่เท่ากันทั้งหมด

2. Chord Length

กำหนดให้ d เป็นความยาวทั้งหมด

$$d = \sum_{k=1}^n |Q_k - Q_{k-1}|$$

เมื่อ

$$\begin{aligned} \bar{u}_0 &= 0 & \bar{u}_n &= 1 \\ \bar{u}_k &= \bar{u}_{k-1} + \frac{|Q_k - Q_{k-1}|}{d} & k &= 1, \dots, n-1 \end{aligned} \quad (3.9)$$

วิธีนี้นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายและเป็นพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับเส้นโค้งทุกชนิด ไม่ว่าจะ
จะเป็นเส้นโค้งเปิดหรือเส้นโค้งปิด

3. Centripetal method

กำหนดให้
$$d = \sum_{k=1}^n \sqrt{|Q_k - Q_{k-1}|}$$

เมื่อ

$$\begin{aligned} \bar{u}_0 &= 0 & \bar{u}_n &= 1 \\ \bar{u}_k &= \bar{u}_{k-1} + \frac{\sqrt{|Q_k - Q_{k-1}|}}{d} & k &= 1, \dots, n-1 \end{aligned} \quad (3.10)$$

วิธีนี้ให้ผลดีสำหรับข้อมูลที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว

4. Area parameter

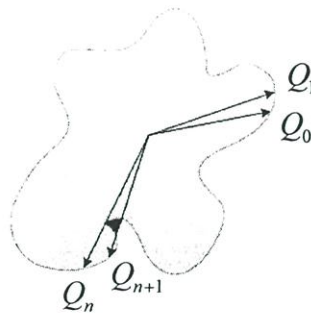
กำหนดให้ Center:
$$C = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Q_k$$

และ Area:
$$a = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n |Q_k \times Q_{k-1}|$$

เมื่อ

$$\begin{aligned} \bar{u}_0 &= 0 & \bar{u}_n &= 1 \\ \bar{u}_k &= \bar{u}_{k-1} + \frac{|Q_k \times Q_{k-1}|}{a} & k &= 1, \dots, n-1 \end{aligned} \quad (3.11)$$

พารามิเตอร์แบบนี้ เหมาะกับเส้นโค้งที่มีลักษณะปิด และมีคุณสมบัติที่ไม่ผันแปรเมื่อถูก
แปลงแบบแอฟไฟน์ อย่างไรก็ตามพารามิเตอร์แบบนี้ไม่สามารถใช้ในเส้นโค้งบางประเภท



รูปที่ 3.11 แสดงเส้นโค้งปิดที่ไม่สามารถใช้ Area parameter ได้

พบว่าหากเส้นโค้งมีลักษณะดังรูป คือส่วนโค้งบริเวณ Q_n และ Q_{n+1} จะทำให้การคำนวณ
ค่า Area parameter ผิดพลาดได้

3.4.2 Knot vector

Knot vector มีวิธีการกำหนดหลายรูปแบบ เราสนใจเฉพาะแบบที่เป็น non-periodic (หรือ clamped หรือ open) ซึ่งมีรูปแบบดังนี้

$$U = \{u_0, \dots, u_m\} = \left\{ \underbrace{a, \dots, a}_{p+1}, u_{p+1}, \dots, u_{m-p-1}, \underbrace{b, \dots, b}_{p+1} \right\} \quad (3.12)$$

เมื่อ $n = m - p - 1$

โดยทั่วไปจะกำหนดให้ $a = 0$ และ $b = 1$ เช่น เมื่อ $p = 2, n = 6$ จะได้

$$U = 1/5\{0001234555\}$$

3.4.3 หา Control Points จากการประมาณเส้นโค้งบีสไปนด้วยวิธี Least Squares

สมมติให้มีข้อมูล $p \geq 1, n \geq p$ และ Q_0, \dots, Q_m ($m > n$) จะหาเส้นโค้งบีสไปนดีกรี p แบบ Non-rational ได้จากสมการ

$$C(u) = \sum_{i=0}^n N_{i,p}(u) P_i \quad , a < u < b \quad (3.13)$$

ซึ่งมีคุณสมบัติดังนี้

- $Q_0 = C(0) = P_0$ และ $Q_m = C(1) = P_n$
- ที่จุดของข้อมูล Q_k อื่นๆจะถูกประมาณและมีผลรวมของค่าผิดพลาดกำลังสองเป็น

$$\varepsilon^2 = \sum_{k=1}^{m-1} |Q_k - C(\bar{u}_k)|^2 \quad (3.14)$$

ค่าผิดพลาด ε^2 จะมีค่าน้อยที่สุดขึ้นกับจำนวนของ control point ที่เป็นตัวแปรจำนวน $n+1$ ตัวแปร และ $\{\bar{u}_k\}$ ซึ่งเป็นค่าพารามิเตอร์ที่ได้คำนวณไว้แล้ว

กำหนดให้

$$R_k = Q_k - N_{0,p}(\bar{u}_k)Q_0 - N_{n,p}(\bar{u}_k)Q_m \quad , k = 1, \dots, m-1$$

จากสมการ (3.14)

$$\begin{aligned}\varepsilon^2 &= \sum_{k=1}^{m-1} |Q_k - C(\bar{u}_k)|^2 = \sum_{k=1}^{m-1} \left| R_k - \sum_{i=1}^{n-1} N_{i,p}(\bar{u}_k) P_i \right|^2 \\ &= \sum_{k=1}^{m-1} \left(R_k - \sum_{i=1}^{n-1} N_{i,p}(\bar{u}_k) P_i \right) \cdot \left(R_k - \sum_{i=1}^{n-1} N_{i,p}(\bar{u}_k) P_i \right) \\ &= \sum_{k=1}^{m-1} \left[R_k R_k - 2 \sum_{i=1}^{n-1} N_{i,p}(\bar{u}_k) \cdot (R_k P_i) + \left(\sum_{i=1}^{n-1} N_{i,p}(\bar{u}_k) P_i \right) \cdot \left(\sum_{i=1}^{n-1} N_{i,p}(\bar{u}_k) P_i \right) \right]\end{aligned}$$

หา ε^2 ที่น้อยที่สุดโดยหาอนุพันธ์อันดับหนึ่งของฟังก์ชัน ε^2 เทียบกับ P_l เมื่อ $l=1, \dots, n-1$ ได้

$$\frac{\partial \varepsilon^2}{\partial P_l} = \sum_{k=1}^{m-1} \left(-2N_{l,p}(\bar{u}_k) \cdot R_k + 2N_{l,p}(\bar{u}_k) \sum_{i=1}^{n-1} N_{i,p}(\bar{u}_k) P_i \right) \quad (3.15)$$

ให้สมการที่ 3.15 เป็นศูนย์ จะได้

$$-\sum_{k=1}^{m-1} N_{l,p}(\bar{u}_k) \cdot R_k + \sum_{k=1}^{m-1} \sum_{i=1}^{n-1} N_{l,p}(\bar{u}_k) N_{i,p}(\bar{u}_k) \cdot P_i = 0 \quad (3.16)$$

$$\text{หรือ} \quad \sum_{i=1}^{n-1} \left(\sum_{k=1}^{m-1} N_{l,p}(\bar{u}_k) \cdot N_{i,p}(\bar{u}_k) \right) \cdot P_i = \sum_{k=1}^{m-1} N_{l,p}(\bar{u}_k) \cdot R_k \quad (3.17)$$

จากสมการ (3.17) เป็นสมการเชิงเส้น 1 สมการที่ประกอบด้วยตัวแปรคือ P_1, \dots, P_{n-1} ฉะนั้นให้ $l=1, \dots, n-1$ จะได้ระบบสมการที่มีสมการทั้งหมด $n-1$ สมการซึ่งมีตัวแปร $n-1$ ตัวแปร และสามารถเขียนในรูปเมตริกซ์ดังนี้

$$(N^T N)P = R \quad (3.18)$$

$$P = (N^T N)^{-1} R \quad (3.19)$$

เมื่อ N เป็นเมตริกซ์ขนาด $(m-1) \times (n-1)$

$$N = \begin{bmatrix} N_{1,p}(\bar{u}_1) & \cdots & N_{n-1,p}(\bar{u}_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ N_{1,p}(\bar{u}_{m-1}) & \cdots & N_{n-1,p}(\bar{u}_{m-1}) \end{bmatrix}$$

และ R เป็นคอลัมน์เวกเตอร์ขนาด $(n-1)$

$$R = \begin{bmatrix} N_{1,p}(\bar{u}_1)R_1 + \cdots + N_{1,p}(\bar{u}_{m-1})R_{m-1} \\ \vdots \\ N_{n-1,p}(\bar{u}_1)R_1 + \cdots + N_{n-1,p}(\bar{u}_{m-1})R_{m-1} \end{bmatrix}$$

และ

$$P = \begin{bmatrix} P_1 \\ \vdots \\ P_{n-1} \end{bmatrix}$$

หมายเหตุ

ฉะนั้นเราสามารถหาค่า $(P_x P_y P_z)$ ได้จากสมการที่ (3.19) เมื่อทราบเมตริกซ์สัมประสิทธิ์ และ $(R_x R_y R_z)$

บทที่ 4

ความไม่ผันแปรเชิงเรขาคณิต (Geometric Invariance)

4.1 บทนำ

ความไม่ผันแปรเชิงเรขาคณิต (Geometric Invariance) เป็นคุณสมบัติเชิงเรขาคณิตของภาพที่ยังคงคุณสมบัติต่างๆ แม้ว่าภาพนั้นจะถูกทำการแปลง (Transform) ไปก็ตาม

เนื่องจากคุณสมบัติที่ไม่เปลี่ยนแปลงนี้เอง จึงถูกนำไปใช้ในงานวิจัยต่างๆ มากมาย [8] และในงานวิจัยนี้ได้นำคุณสมบัติความไม่ผันแปรเชิงเรขาคณิตมาใช้ในการหาจุดสอดคล้องระหว่างภาพสองภาพ จากเลนส์มาร์คจำนวนหนึ่งบนภาพทั้งสอง

4.2 ประเภทของค่าที่ไม่ผันแปร

4.2.1 ค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมพัทธ์ (Relative Invariance)

จะได้ว่าค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมพัทธ์ของภาพที่ถูกทำการแปลงจะมีค่าเป็นสัดส่วนกันกับค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมพัทธ์ของภาพต้นฉบับดั้งเดิม

$$I(r, \alpha) = \Delta I(r', \alpha) \quad (4.1)$$

เมื่อ α คือเซตของพารามิเตอร์สำหรับการแปลง

Δ คืออัตราส่วนระหว่างค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมพัทธ์ของภาพต้นฉบับกับภาพที่ถูกแปลง

r, r' คือพิกัดของภาพ

4.2.2 ค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมบูรณ์ (Absolute Invariance)

จะได้ว่าค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมบูรณ์ของภาพต้นฉบับกับภาพที่ถูกแปลงนั้นจะมีค่าเท่ากัน โดยทั่วไปค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมบูรณ์จะหาได้จากการกำจัดแฟกเตอร์ Δ ของค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมพัทธ์สองค่า เช่น

$$I_1(r, \alpha) = \Delta I_1(r', \alpha) \quad (4.2)$$

$$I_2(r, \alpha) = \Delta I_2(r', \alpha) \quad (4.3)$$

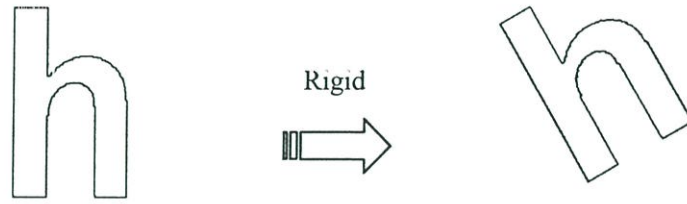
จะได้ค่าที่ไม่ผันแปรแบบสมบูรณ์เป็น

$$\frac{I_2(r, \alpha)}{I_1(r, \alpha)} = \frac{I_2(r', \alpha)}{I_1(r', \alpha)} \quad (4.4)$$

4.3 ค่าที่ไม่ผันแปรเชิงเรขาคณิตสำหรับรูปแบบการแปลงภาพแต่ละชนิด

4.3.1 การแปลงแบบบริจิด (Rigid Transformation)

เป็นการแปลงแบบเชิงเส้นซึ่งประกอบไปด้วยการเลื่อนและการหมุนเท่านั้น

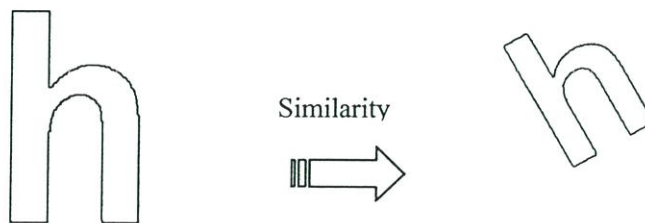


รูปที่ 4.1 ลักษณะการแปลงแบบบริจิด

จากรูปที่ 4.1 จะเห็นว่าความยาวของเส้น, พื้นที่และมุมของของภาพที่ถูกแปลงจะยังมีค่าเท่ากับภาพต้นฉบับ นั่นคือ การแปลงแบบบริจิดนี้จะมีค่าที่ไม่ผันแปรแบบสมบูรณ์ คือ ความยาวของเส้น พื้นที่และมุม

4.3.2 การแปลงแบบสมิลาริตี้ (Similarity Transformation)

เป็นการแปลงแบบเชิงเส้นซึ่งประกอบไปด้วยการเลื่อน การหมุนและการสเกล (โดย $S_x = S_y$)



รูปที่ 4.2 ลักษณะการแปลงแบบสมิลาริตี้

จากรูปที่ 4.2 จะเห็นว่ามุมของของภาพที่ถูกแปลงจะยังมีค่าเท่ากับภาพต้นฉบับ และความยาวของเส้น และพื้นที่ของภาพที่ถูกแปลงจะมีค่าสัมพันธ์กับค่าบนภาพต้นฉบับด้วยค่า

ดีเทอร์มิแนนต์ของเมทริกซ์ที่ใช้แปลง ดังสมการที่ 4.5 และ 4.6

$$L' = \det(T) \cdot L \quad (4.5)$$

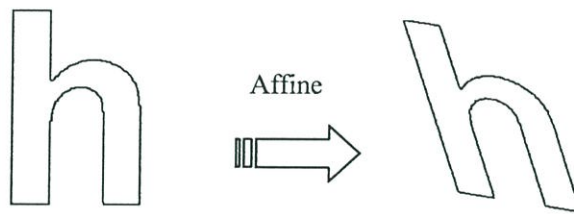
และ

$$A' = \det(T) \cdot A \quad (4.6)$$

นั่นคือการแปลงแบบสิมิลาริตี้ นี้จะมีค่าที่ไม่ผันแปรแบบสมบูรณ์ คือ มุม ความยาวของเส้นและพื้นที่ และมีค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมพัทธ์ คือ มุม อัตราส่วนของความยาวและอัตราส่วนของพื้นที่

4.3.3 การแปลงแบบแอฟไฟน์ (Affine Transformation)

เป็นการแปลงแบบเชิงเส้นซึ่งประกอบไปด้วยการเลื่อน การหมุน การสเกลและการเอียง



รูปที่ 4.3 ลักษณะการแปลงแบบแอฟไฟน์

การแปลงแบบแอฟไฟน์ มีค่าที่ไม่ผันแปรแบบสมบูรณ์ คือ ความยาวของเส้น พื้นที่และจุดเปลี่ยนโค้ง (Inflection Points) และจุดศูนย์กลางของภาพ (Centroid) และมี ค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมพัทธ์ คือ อัตราส่วนของมุม อัตราส่วนของความยาว อัตราส่วนของพื้นที่และความขนานกันของเส้นคู่ขนาน

การแปลงแบบแอฟไฟน์มีค่าที่ไม่ผันแปร ดังนี้

1. เมื่อ c เป็นจุดตัดของเส้นตรง a, b จะได้ว่า $A(c)$ ยังคงเป็นจุดตัดของเส้นตรง $A(a), A(b)$
2. เมื่อ c เป็นจุดศูนย์กลางของภาพและ $A(c)$ เป็นจุดศูนย์กลางของภาพที่ถูกทำการแปลงจะได้

$$A(c_x) = \sum_{i=1}^n x'_i, \quad A(c_y) = \sum_{i=1}^n y'_i \quad (4.7)$$

และ

$$c_x = \sum_{i=1}^n x_i, c_y = \sum_{i=1}^n y_i \quad (4.8)$$

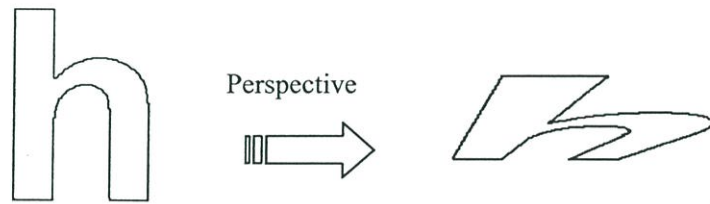
3. ให้ a, b, c, d, e, f เป็นจุดบนภาพต้นฉบับและ A, B, C, D, E, F เป็นจุดที่ถูกแปลงไปยังภาพผลลัพธ์ตามลำดับ จะได้ความสัมพันธ์ของพื้นที่สามเหลี่ยมดังนี้

$$\frac{\Delta abc}{\Delta def} = \frac{\Delta ABC}{\Delta DEF} \quad (4.9)$$

เมื่อ Δabc เป็นพื้นที่สามเหลี่ยมที่มี a, b, c เป็นจุดยอดมุม

4.3.4 การแปลงแบบเพอร์สเปกทีฟ (Perspective Transformation)

เป็นการแปลงแบบเชิงเส้นที่ประกอบด้วยการแปลงแบบแอฟไฟน์และการฉายภาพแบบเพอร์สเปกทีฟอีกด้วย



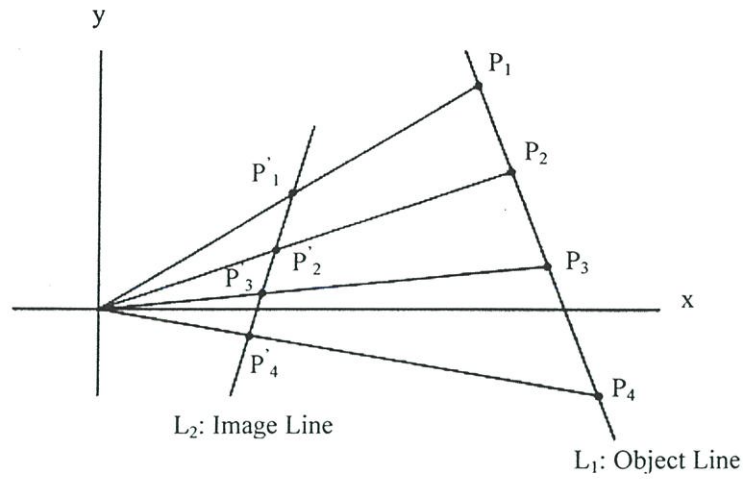
รูปที่ 4.4 ลักษณะการแปลงแบบเพอร์สเปกทีฟ

การแปลงแบบเพอร์สเปกทีฟมีค่าที่ไม่ผันแปร ดังนี้

1. อัตราส่วนของจุดบนเส้นตรงเดียวกัน[9]

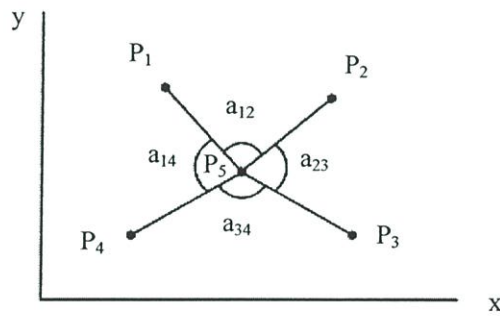
พิจารณารูปที่ 4.5 กำหนดให้ P_1, \dots, P_4 เป็นจุดบนเส้นตรง L_1 และ P'_1, \dots, P'_4 เป็นจุดบนเส้น L_2 ซึ่งจุดที่ได้จากการฉายภาพวัตถุ พิจารณารูปที่ 4.5 จะได้ความสัมพันธ์ดังสมการ

$$\frac{L'_{12} \cdot L'_{34}}{L'_{13} \cdot L'_{24}} = \frac{L_{12} \cdot L_{34}}{L_{13} \cdot L_{24}} \quad (4.10)$$



รูปที่ 4.5 การฉายภาพจุดบนเส้นตรง L_1 มายังเส้นตรง L_2

2. ห้าจุดบนระนาบร่วม (Five-Point Coplanar)



รูปที่ 4.6 จุดบนระนาบทั้งห้า

กำหนดให้ P_1, \dots, P_5 เป็นจุดบนระนาบซึ่งไม่ได้อยู่บนเส้นตรงเดียวกัน สามารถสร้างสมการความสัมพันธ์ได้ดังสมการที่ 4.11 [9] และเรียกว่าเป็น “Five-Point Coplanar Invariance”

$$\frac{|m'_{512}||m'_{534}|}{|m'_{514}||m'_{523}|} = \frac{|m_{512}||m_{534}|}{|m_{514}||m_{523}|} \quad (4.11)$$

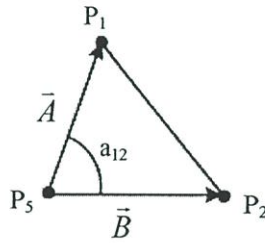
เมื่อ $m_{ijk} = (P_i \ P_j \ P_k)_b$, $P_i = (x_i \ y_i \ 1)'$ และ $m'_{ijk} = (P'_i \ P'_j \ P'_k)_b$, $P'_i = (x'_i \ y'_i \ 1)'$ และ $|m|$ เป็นดีเทอร์มิแนนต์ของ m

พิจารณา $|m_{512}|$ สามารถหาได้จาก 4.12(ก) หรือ 4.12(ข)

$$\begin{array}{ccc} \begin{vmatrix} x_5 & x_1 & x_2 \\ y_5 & y_1 & y_2 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix} & & \begin{vmatrix} x_5 & x_1 - x_5 & x_2 - x_5 \\ y_5 & y_1 - y_5 & y_2 - y_5 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix} \\ \text{(ก)} & & \text{(ข)} \end{array} \quad (4.12)$$

จากสมการ 4.12(ก) พบว่ามีค่าเป็นสองเท่าของพื้นที่สามเหลี่ยมที่มีจุด P_1, P_2, P_5 เป็นจุดยอดมุมซึ่งมีพื้นที่ดังสมการ 4.13 เมื่อ $d_{i,j}$ เป็นระยะทางระหว่างจุด P_i และ P_j

$$\begin{aligned} \text{Area} &= \frac{1}{2} \cdot |\vec{A} \times \vec{B}| \\ &= \frac{1}{2} \cdot |d_{5,1}| |d_{5,2}| \cdot \sin a_{12} \end{aligned} \quad (4.13)$$



รูปที่ 4.7 สามเหลี่ยม $P_5P_1P_2$

แทนสมการที่ 4.13 ในสมการที่ 4.11 จะได้ค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมบูรณ์ ในรูปของอัตราส่วนระหว่างมุมดังสมการ [9]

$$\frac{\sin a'_{12} \sin a'_{34}}{\sin a'_{14} \sin a'_{23}} = \frac{\sin a_{12} \sin a_{34}}{\sin a_{14} \sin a_{23}} \quad (4.14)$$

ตารางที่ 4.1 สรุปคุณสมบัติค่าที่ไม่ผันแปรทางเรขาคณิตสำหรับรูปแบบการแปลงภาพแบบต่างๆ

รูปแบบการแปลง	ค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมพัทธ์	ค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมบูรณ์
ริจิด	ความยาวของเส้น พื้นที่ มุม แกนหลักของรูป(Principal Axis)	ความยาวของเส้น พื้นที่ มุม
ลิเนียร์ตี	ความยาวของเส้น พื้นที่ มุม	มุม อัตราส่วนของความยาว อัตราส่วนของพื้นที่
แอฟฟายน์	ความยาวของเส้น พื้นที่ จุดเปลี่ยน โค้ง (Inflection Points) จุดศูนย์กลางของภาพ (Centroid) แกนกลางของรูป (Medial Axis) ส่วน โค้งเว้าของรูป Fourier Descriptor	อัตราส่วนของมุม อัตราส่วนของความยาว อัตราส่วนของพื้นที่ ความขนานกันของเส้นคู่ขนาน
เพอร์สเปกทีฟ	-	อัตราส่วนของจุดบนเส้นตรงเดียวกัน อัตราส่วนของห้าจุดบนระนาบร่วม

บทที่ 5

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

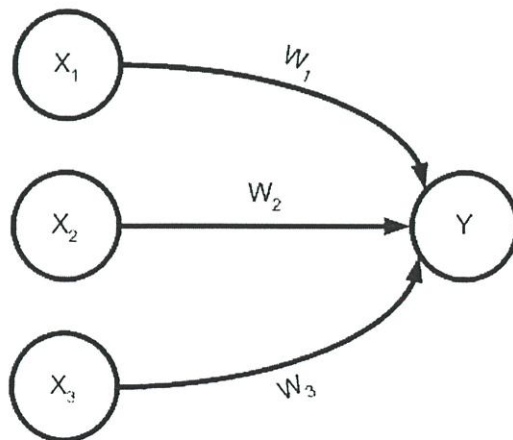
5.1 บทนำ

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เป็นการจำลองการทำงานของระบบประสาทในสิ่งมีชีวิต ซึ่งแบบจำลองนี้มีประโยชน์มากและสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในงานต่างๆ มากมายเช่น การจดจำรูปแบบ การประมวลผลสัญญาณ การสังเคราะห์เสียง เป็นต้น โดยในบทนี้จะกล่าวถึงสถาปัตยกรรมโดยทั่วไป ฟังก์ชันการกระตุ้นพื้นฐาน อัลกอริทึมการฝึก และการประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมการแยกประเภท

5.2 สถาปัตยกรรมโดยทั่วไป

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นการจำลองการทำงานของระบบประสาทในสิ่งมีชีวิต โดยที่เซลล์ประสาทของสิ่งมีชีวิตนั้นประกอบไปด้วย 3 ส่วนได้แก่ Dendrite, Axon และ Soma โดยDendrite คือส่วนที่รับสัญญาณจากเซลล์ประสาทอื่นๆ Soma เป็นตัวของเซลล์ประสาทซึ่งทำการบวกสัญญาณทั้งหมดที่ส่งเข้ามา เมื่อผลรวมของสัญญาณทั้งหมดนั้นมากกว่าระดับกั้น (Threshold) Soma จะทำการส่งสัญญาณไปยังเซลล์ถัดไปผ่านทางAxon

ดังนั้นสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมจึงประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผลที่เรียกว่านิวรอน (Neuron) แต่ละนิวรอนสามารถส่งสัญญาณออกไปได้เพียงครั้งละหนึ่งสัญญาณเท่านั้นแต่สามารถรับสัญญาณเข้ามาพร้อมกันได้หลายสัญญาณแสดงในรูปที่ 5.1



รูปที่ 5.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบง่าย

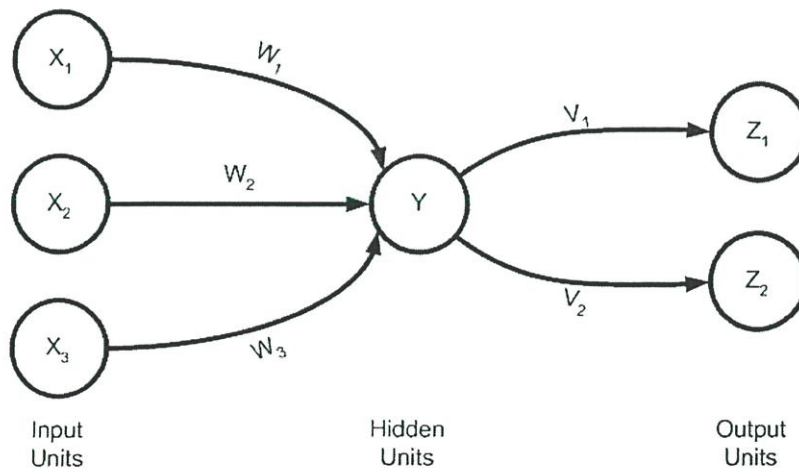
รูปที่ 5.1 ประกอบไปด้วยนิวรอน X_1 , X_2 และ X_3 ที่ส่งสัญญาณ x_1 , x_2 และ x_3 ไปยังนิวรอน Y ซึ่งสัญญาณเหล่านี้สามารถปรับสัดส่วนได้ด้วยค่าน้ำหนัก w_1 , w_2 และ w_3 ตามลำดับ ซึ่งนิวรอน Y จะทำการรวมเหล่านี้ที่ผ่านการปรับค่าน้ำหนัก ถ้าให้ y_{in} แทนสัญญาณอินพุตสุทธิของนิวรอน Y ดังนั้นสมการการปรับค่าน้ำหนักสามารถเขียนได้ตามสมการที่ 5.1

$$w_i(new) = w_i(old) + x_i y \quad (5.1)$$

สัญญาณที่ทางออกของนิวรอน Y คือ y ซึ่งเป็นฟังก์ชันของสัญญาณอินพุตสุทธิเรียกว่าฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function)

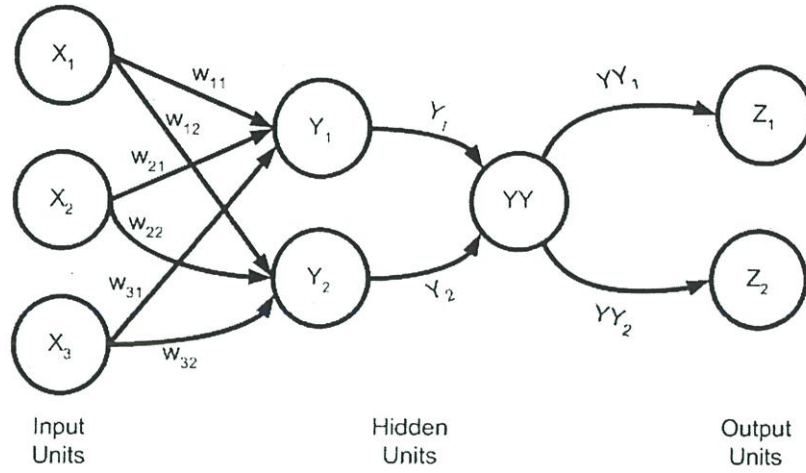
โดยปกติแล้วเรามักจะมองนิวรอนออกเป็นชั้น (Layer) นิวรอนในชั้นเดียวกันมีพฤติกรรมเหมือนกันปัจจัยที่สำคัญที่เป็นตัวกำหนดพฤติกรรมของนิวรอนคือฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function) และรูปแบบการติดต่อเพื่อรับและส่งสัญญาณ ภายในชั้นเดียวกันของนิวรอนมักมีฟังก์ชันการกระตุ้นและรูปแบบการติดต่อกับนิวรอนในชั้นอื่นที่เหมือนกัน

การจัดนิวรอนออกเป็นชั้นและรูปแบบการติดต่อภายในระหว่างชั้นถูกเรียกว่าสถาปัตยกรรมร่างแห (Net Architecture) โครงข่ายนิวรอนหลายชนิด โดยมีชั้นอินพุตซึ่งสัญญาณกระตุ้นของแต่ละหน่วยจะเป็นสัญญาณอินพุตจากภายนอก โครงข่ายนิวรอนในรูปที่ 5.2 ประกอบด้วยหน่วยอินพุต หน่วยเอาต์พุต และหน่วยที่ซ่อนอยู่หนึ่งหน่วย (ไม่เป็นทั้งหน่วยอินพุตหรือเอาต์พุต)



รูปที่ 5.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบง่ายที่มีหน่วยซ่อนเร้น

โครงข่ายนิวรอนอาจจำแนกประเภทออกเป็นแบบชั้นเดียวหรือแบบหลายชั้น ซึ่งในการนับจำนวนชั้นเราไม่นับชั้นของอินพุตเพราะเป็นชั้นที่ไม่เกี่ยวข้องกับการคำนวณ ดังนั้นรูปที่ 5.2 และ 5.3 คือโครงข่ายนิวรอนที่มีสองชั้น และสามชั้นตามลำดับ



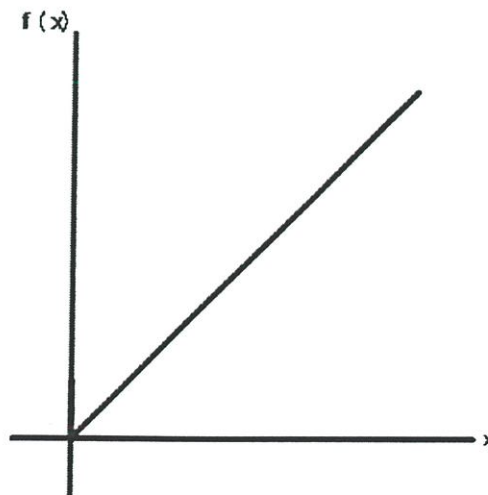
รูปที่ 5.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

5.3 ฟังก์ชันกระตุ้นพื้นฐาน

การทำงานพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม คือ การรวมสัญญาณอินพุตที่ถูกคูณด้วยค่าน้ำหนักแล้วส่งต่อไปที่เอาต์พุตซึ่งนำค่าสัญญาณนี้ไปนกับฟังก์ชันการกระตุ้น โดยทั่วไปแล้วฟังก์ชันการกระตุ้นพื้นฐานมีดังนี้

5.3.1 ฟังก์ชันไอเดนติตี้ (identity Function)

$$f(x) = x \quad (5.2)$$

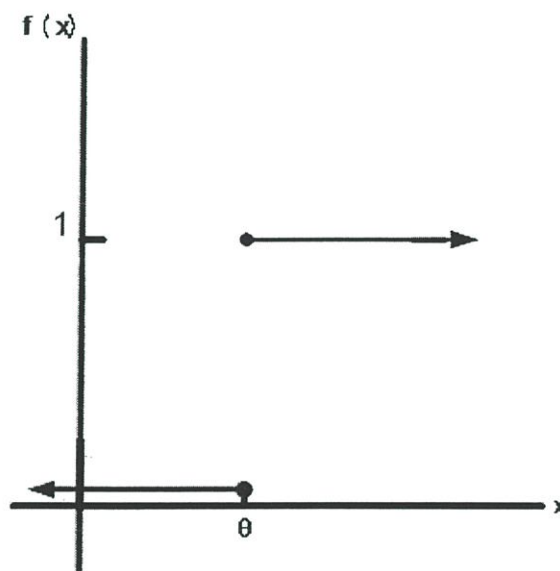


รูปที่ 5.4 ฟังก์ชันไอเดนติตี้ (identity function)

5.3.2 ฟังก์ชันไบนารี (binary function)

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \theta \geq 0 \\ 0 & \theta < 0 \end{cases} \quad (5.3)$$

เมื่อ θ คือค่าระดับกัน (Threshold)



รูปที่ 5.5 ฟังก์ชันไบนารี (binary function)

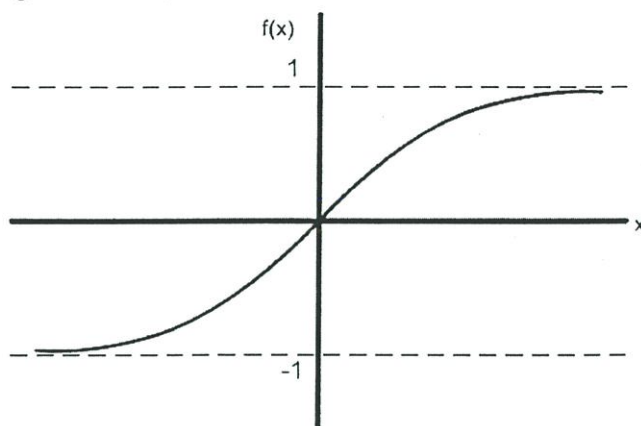
5.3.3 ฟังก์ชันไบโพลาร์ซิกมอยด์ (bipolar sigmoid function)

$$\begin{aligned} g(x) &= 2f(x) - 1 \\ &= \frac{2}{1 + \exp(-\sigma x)} - 1 \\ &= \frac{1 - \exp(-\sigma x)}{1 + \exp(-\sigma x)} \end{aligned} \quad (5.4)$$

$$g'(x) = \frac{\sigma}{2} [1 + g(x)][1 - g(x)] \quad (5.5)$$

เมื่อ σ พารามิเตอร์ที่ใช้กำหนดความชันของกราฟในรูปที่ 5.6 โดยที่ถ้า $\sigma = 1$ และย่านของ

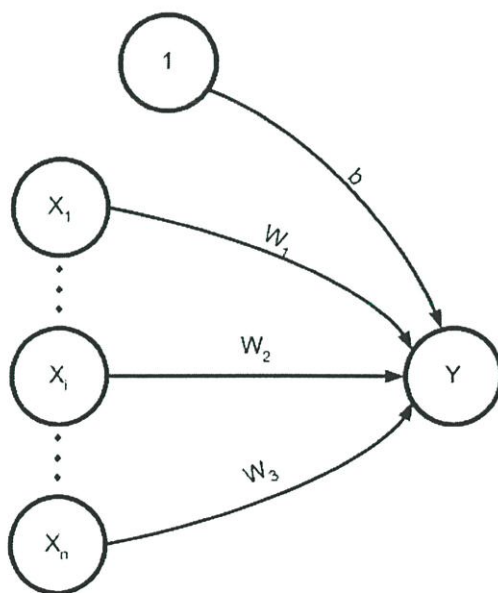
การกระตุ้นอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 ฟังก์ชันไบโพลาร์ซิกมอยด์นี้จะกลายเป็นฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (hyperbolic tangent function)



รูปที่ 5.6 ฟังก์ชันไบโพลาร์ซิกมอยด์ (bipolar sigmoid function)

5.4 อัลกอริทึมการฝึกโครงข่ายประสาทเทียม

อัลกอริทึมการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมมีอยู่ด้วยกันหลายหลากรูปแบบมาก ซึ่งในที่นี้จะกล่าวถึง 3 แบบด้วยกันดังต่อไปนี้



รูปที่ 5.7 โครงข่ายนิเวรอนชั้นเดียวอย่างง่ายที่ใช้ในการจำแนกรูปแบบ

5.4.1 Hebb Learning

กฎการเรียนรู้ง่ายและเก่าแก่ที่สุดสำหรับโครงข่ายนิเวรอนมีชื่อว่า กฎของเฮิร์บ (Hebb) ซึ่งเสนอว่าการเรียนรู้เกิดขึ้นจากการปรับขนาดความแรงของค่าน้ำหนัก (weight) ในลักษณะซึ่งนิเวรอนทั้งสองที่ต่อกันอยู่ในสภาวะเปิดทั้งคู่ ค่าน้ำหนักระหว่างนิเวรอนทั้งสองต้องมีค่าเพิ่มขึ้น เช่นเดียวกันถ้าการเรียนรู้เกิดมากขึ้นกรณีที่นิเวรอนทั้งสองปิดพร้อมกัน ค่าน้ำหนักก็จะมีค่าเพิ่มขึ้นเช่นกัน เราเรียกโครงข่ายนิเวรอนแบบชั้นเดียวที่ถูกฝึกโดยใช้กฎของเฮิร์บ (Hebb) ว่าโครงข่ายเฮิร์บ (Hebb Net) ซึ่งมีอัลกอริทึมการฝึกตามลำดับขั้นต่อไปนี้

1. กำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้น $w_i = 0$ เมื่อ $i = 1$ ถึง n
2. สำหรับแต่ละเวกเตอร์อินพุตที่ใช้ฝึกและค่าเอาต์พุตเป้าหมายทำตามขั้นตอนที่ 3 ถึง 5
3. กำหนดหน่วยอินพุต x_i ให้เท่ากับอินพุตที่รับเข้ามา เมื่อ $i = 1$ ถึง n
4. กำหนดหน่วยเอาต์พุต $y = t$ เมื่อ t คือเป้าหมาย
5. ปรับค่าน้ำหนักโดย $w_i(new) = w_i(old) + x_i y$ เมื่อ $i = 1$ ถึง n และปรับค่าไบอัส $b(new) = b(old) + y$

5.4.2 Delta Learning

การเรียนรู้แบบเดลต้า (Delta Learning) เป็นกฎการเรียนรู้ที่มีประสิทธิภาพกว่ากฎการเรียนรู้ของเฮิร์บ (Hebb Learning) ภายใต้อสถานการณ์ที่เหมาะสม โดยผ่านกระบวนการเรียนรู้ซ้ำๆ จนได้ค่าน้ำหนักที่ถูกต้อง สำหรับแต่ละเวกเตอร์รูปแบบอินพุตที่ใช้ฝึกเครือข่ายนิเวรอนจะคำนวณการตอบสนองของหน่วยเอาต์พุต จากนั้นโครงข่ายจะทำการประเมินว่ามีค่าผิดพลาดจากอินพุตนี้หรือไม่ ถ้าพบความผิดพลาด ค่าน้ำหนักจากหน่วยอินพุตที่ส่งสัญญาณที่ไม่เป็นศูนย์ไปยังเอาต์พุตจะถูกปรับโดยใช้สูตร

$$w_i(new) = w_i(old) + (\alpha \cdot t \cdot x_i) \quad \text{เมื่อ } i = 1 \text{ ถึง } n \quad (5.6)$$

โดยที่ t คือค่าเป้าหมายซึ่งมีค่าเป็น $+1$ หรือ -1 และ α คืออัตราการเรียนรู้ถ้าไม่มีข้อผิดพลาดเกิดขึ้นค่าน้ำหนักจะไม่เปลี่ยนแปลง โดยที่การเรียนรู้แบบเดลต้า (Delta Learning) มีวิธีการฝึกตามขั้นตอนต่อไปนี้

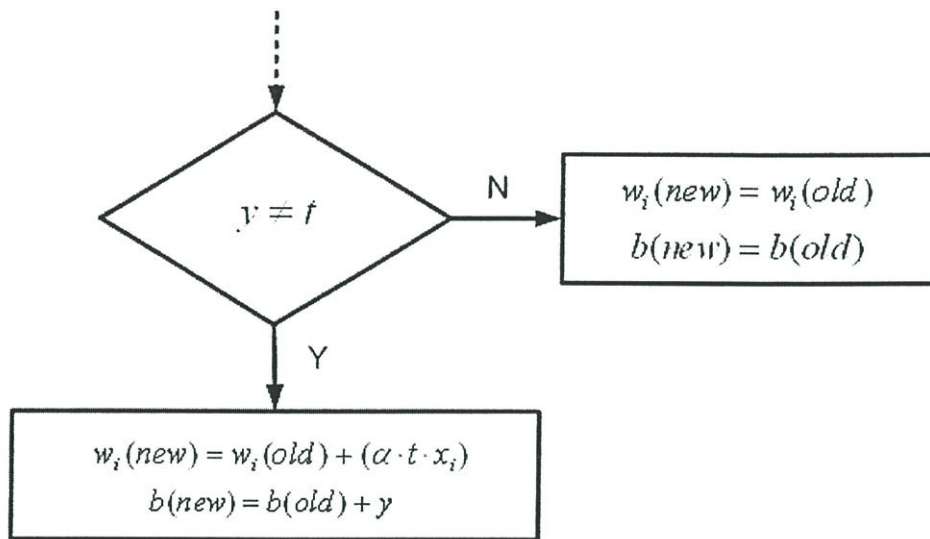
1. กำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้น $w_i = 0$ เมื่อ $i = 1$ ถึง n และกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ α เมื่อ $0 \leq \alpha \leq 1$
2. ขณะที่เงื่อนไขการหยุดเป็นเท็จทำขั้นตอนที่ 2 ถึง 7
3. สำหรับแต่ละคู่อินพุตที่ใช้ฝึกทำตามขั้นตอนที่ 4 ถึง 6
4. กำหนดการกระตุ้นของอินพุต x_i ให้เท่ากับอินพุตที่รับเข้ามา

5. คำนวณการตอบสนองของหน่วยเอาต์พุตตามสมการที่ 5.7 และ 5.8

$$y_{in} = b + \sum_{i=0}^n x_i w_i \quad (5.7)$$

$$y = \begin{cases} 1 & y_{in} > \theta \\ 0 & -\theta \leq y_{in} \leq \theta \\ -1 & y_{in} < -\theta \end{cases} \quad (5.8)$$

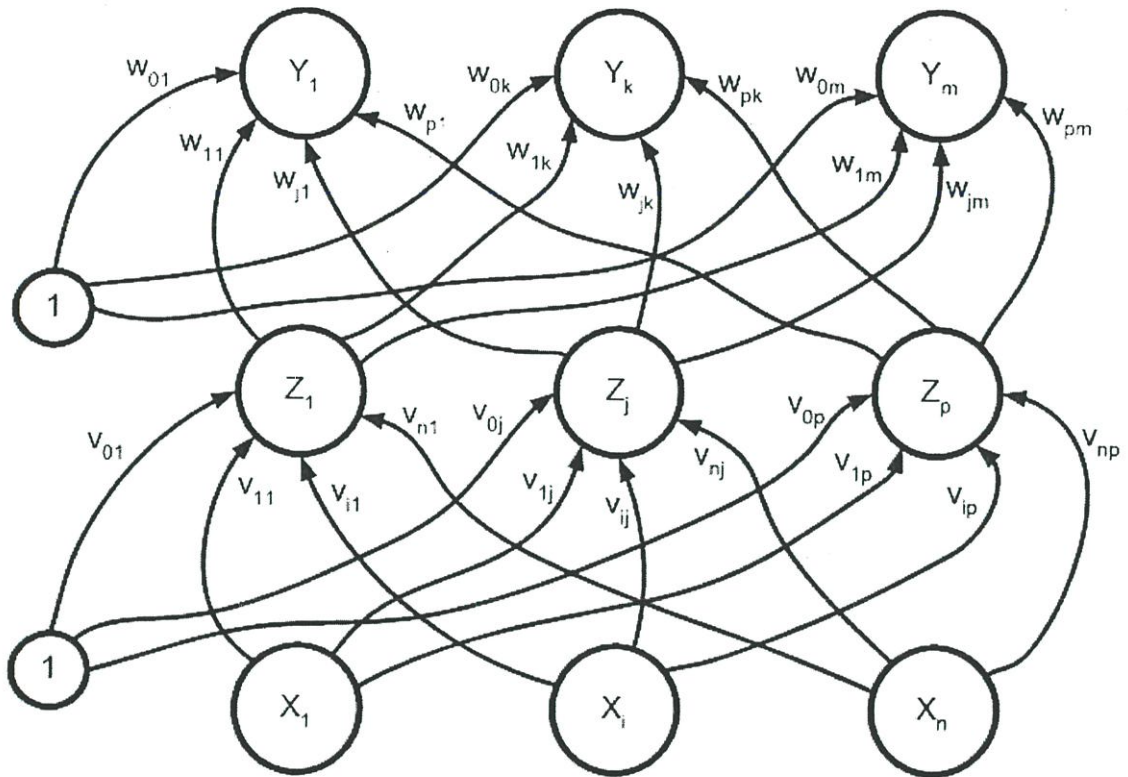
6. ปรับค่าน้ำหนักและค่าไบอัสถ้ามีข้อผิดพลาดเกิดขึ้นตามรูปที่ 5.8



รูปที่ 5.8 แสดงเงื่อนไขการปรับค่าน้ำหนักและไบอัส

7. ถ้าไม่พบการเปลี่ยนแปลงของค่าน้ำหนักให้หยุดทำแต่ถ้ายังมีการเปลี่ยนแปลงของค่าน้ำหนักให้กลับไปทำต่อในขั้นตอนที่ 2

5.4.3 การฝึกแบบแพร่ย้อนกลับ (Back propagation)



รูปที่ 5.9 โครงข่ายนิวรอน 2 ชั้นแบบแพร่ย้อนกลับ

การฝึกแบบนี้มักพบในโครงข่ายนิวรอนแบบหลายชั้นที่มีการไหลของข้อมูลไปข้างหน้า (Multi-layer Feedforward) การฝึกแบบแพร่ย้อนกลับ คือวิธีการหาค่าสูงสุด/ต่ำสุดที่แบบ Gradient Descent ที่ใช้หาค่าต่ำสุดของข้อผิดพลาดยกกำลังสองที่ถูกคำนวณด้วยโครงข่าย การฝึกฝนแบบแพร่ย้อนกลับมีวิธีการฝึกตามขั้นตอนต่อไปนี้

1. กำหนดค่าเริ่มต้นของค่าน้ำหนักเป็นตัวเลขสุ่ม
2. ขณะที่เงื่อนไขการหยุดเป็นเท็จ ทำขั้นที่ 3 ถึง 10
3. สำหรับแต่ละเวกเตอร์การฝึกทำขั้นที่ 4 ถึง 9
4. แต่ละหน่วยอินพุต X_i เมื่อ $i = 1, \dots, n$ รับสัญญาณอินพุต x_i ถ่ายทอดสัญญาณนี้ไปยังชั้นที่เหนือขึ้นไป
5. แต่ละหน่วยที่ซ่อนอยู่ Z_j เมื่อ $j = 1, \dots, p$ คำนวณสัญญาณอินพุตของแต่ละหน่วยตามสมการที่ 5.9 และส่งสัญญาณไปยังทุกหน่วยในชั้นที่อยู่สูงขึ้นไปตามสมการที่ 5.10

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (5.9)$$

$$z_j = f(z_in_j) \quad (5.10)$$

6. แต่ละหน่วยของเอาต์พุต Y_k เมื่อ $k = 1, \dots, m$ จำนวนสัญญาณอินพุตของแต่ละหน่วยตามสมการที่ 5.11 และจำนวนสัญญาณเอาต์พุตตามสมการที่ 5.12

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (5.11)$$

$$y_k = f(y_in_k) \quad (5.12)$$

7. จำนวนข้อผิดพลาดระหว่างแต่ละหน่วยของเอาต์พุต Y_k และเอาต์พุตของการฝึกที่สอดคล้องกันตามสมการที่ 5.13 จำนวนเทอมการแก้ไขของค่าน้ำหนักเพื่อใช้ปรับค่า w_{jk} ในภายหลังตามสมการที่ 5.14 จำนวนเทอมการแก้ไขของไบอัสเพื่อใช้ปรับ w_{0k} ในภายหลังตามสมการที่ 5.14 ส่งค่า δ_k ไปที่หน่วยข้างล่าง

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_in_k) \quad (5.13)$$

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (5.14)$$

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (5.15)$$

8. สำหรับแต่ละซ่อนเร้น Z_j ทำการรวมข้อมูลจากอินพุต δ_k จากหน่วยที่อยู่เหนือขึ้นไปตามสมการที่ 5.16 คูณกับอนุพันธ์ของฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณข้อมูลของค่าผิดพลาดจากสมการที่ 5.17 จำนวนเทอมการแก้ไขของค่าน้ำหนักเพื่อใช้ปรับค่า v_{ij} ในภายหลังตามสมการที่ 5.18 และจำนวนเทอมการแก้ไขค่าของไบอัสเพื่อใช้ปรับค่า v_{0j} ในภายหลังตามสมการที่ 5.19

$$\delta_in_j = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (5.16)$$

$$\delta_j = \delta_in_j f'(z_in_j) \quad (5.17)$$

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (5.18)$$

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (5.19)$$

9. สำหรับแต่ละหน่วยของเอาต์พุต Y_k ปรับค่าน้ำหนักและไบอัสตามสมการที่ 5.20 เมื่อ $j=0, \dots, p$ สำหรับแต่ละหน่วยซ่อนเร้น Z_j ปรับค่าน้ำหนักและไบอัสตามสมการที่ 5.21 เมื่อ $i=0, \dots, n$

$$w_{jk}(\text{new}) = w_{jk}(\text{old}) + \Delta w_{jk} \quad (5.20)$$

$$v_{ij}(\text{new}) = v_{ij}(\text{old}) + \Delta w_{ij} \quad (5.21)$$

10. ทดสอบเงื่อนไขการหยุด

ในขั้นตอนการคำนวณข้อผิดพลาดระหว่างหน่วยเอาต์พุต $y_k = f(y_{in_k})$ และเอาต์พุตของการฝึก t_k นั้นได้มาโดยถ้า $f(x)$ เป็นฟังก์ชันกระตุ้น อนุพันธ์ของฟังก์ชันกระตุ้นแทนด้วย $f'(x)$ ดังนั้นสัญญาณเอาต์พุตจะได้อาจมาจากสมการที่ 5.11 และ 5.12 เราให้นิยามข้อผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตเป้าหมาย t_k และเอาต์พุต y_k ที่คำนวณจากฟังก์ชันกระตุ้นตามสมการที่ 5.22

$$E = 0.5 \sum_k [t_k - y_k]^2 \quad (5.23)$$

ค่าผิดพลาดเป็นฟังก์ชันของทุกค่าน้ำหนักแก็ร์เดียนของ E คือ Partial Derivative ของ E เทียบกับแต่ละค่าน้ำหนักเวกเตอร์นี้ซึ่งในทิศที่ E เพิ่มขึ้นเร็วที่สุด และ $-E$ ซึ่งในทิศที่ E ลดลงเร็วที่สุด ค่าผิดพลาดลดเร็วที่สุดเมื่อเราปรับค่าน้ำหนัก w_{ik} ให้เท่ากับ $-\frac{\partial E}{\partial w_{jk}}$ เมื่อ

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} &= 0.5 \frac{\partial}{\partial w_{jk}} \sum_k [t_k - y_k]^2 \\ \therefore \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} &= 0.5 \frac{\partial}{\partial w_{jk}} [t_k - y_k]^2 \end{aligned} \quad (5.24)$$

เนื่องจากค่าน้ำหนัก w_{ik} ขึ้นกับค่าผิดพลาดที่หน่วยเอาต์พุต y_k เท่านั้นดังนั้นถ้าแทนค่า y_k ตามสมการที่ 5.12 จะได้

$$\begin{aligned}
\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} &= 0.5 \frac{\partial}{\partial w_{jk}} \sum_k [t_k - f(y_{in_k})]^2 \\
&= -[t_k - y_k] \frac{\partial}{\partial w_{jk}} f(y_{in_k}) \\
&= -[t_k - y_k] f'(y_{in_k}) \frac{\partial}{\partial w_{jk}} f(y_{in_k}) \\
&= -[t_k - y_k] f'(y_{in_k}) z_j
\end{aligned} \tag{5.25}$$

เพื่อความสะดวกจึงนิยามสมการที่ 5.25 ได้ดังสมการที่ 5.13

$$\delta_k = [t_k - y_k] f'(y_{in_k}) \tag{5.13}$$

ในการปรับค่าน้ำหนักเราให้ค่าน้ำหนักที่ปรับแปรตามค่าลบของแกร์เดียนดังนั้นสมการที่ 5.14 จึงสามารถหาได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
\Delta w_{jk} &= -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} \\
&= [t_k - y_k] f'(y_{in_k}) z_j \\
&= \alpha \delta_k z_j
\end{aligned}$$

สำหรับค่าน้ำหนักของหน่วยซ่อนเร้น Z_j เริ่มจาก

$$\begin{aligned}
\frac{\partial E}{\partial v_{ij}} &= -\sum_k [t_k - y_k] \frac{\partial}{\partial v_{ij}} y_k \\
&= -\sum_k [t_k - y_k] f'(y_{in_k}) \frac{\partial}{\partial v_{ij}} y_{in_k} \\
&= -\sum_k \delta_k \frac{\partial}{\partial v_{ij}} y_{in_k} \\
&= -\sum_k \delta_k w_{jk} \frac{\partial}{\partial v_{ij}} z_j \\
&= -\sum_k \delta_k w_{jk} f'(z_{in_j}) x_i
\end{aligned} \tag{5.26}$$

สมการ 5.26 กำหนดใหม่เพื่อความสะดวกได้ดังสมการที่ 5.27

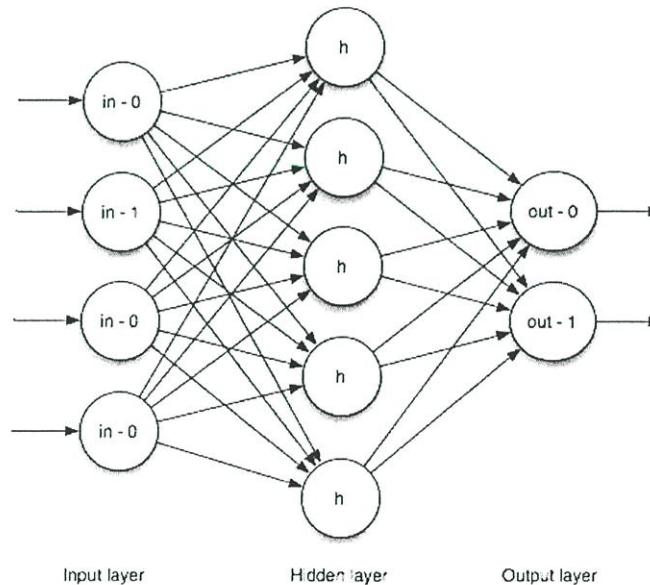
$$\delta_j = -\sum_k \delta_k w_{jk} f'(z_{in_j}) \quad (5.27)$$

ในการปรับค่าน้ำหนักเราให้ค่าน้ำหนักที่ปรับแปรตามค่าลบของแกร์เดียนดังนั้นสมการที่ 5.18 จึงสามารถหาได้ดังนี้

$$\begin{aligned} \Delta v_{ij} &= -\alpha \frac{\partial E}{\partial v_{ij}} \\ &= \alpha f'(z_{in_j}) x_i \sum_k \delta_k w_{jk} \\ &= \alpha \delta_j x_i \end{aligned}$$

5.5 การประยุกต์ใช้งานในการแยกประเภท

การประยุกต์ใช้งานในการแยกประเภท (Classifier) นั้น โครงข่ายที่ใช้โดยทั่วไปนั้นจะประกอบด้วยชั้นของนิวรอนที่มีโครงสร้างเหมือนกัน โดยเวกเตอร์อินพุตรูปแบบถูกป้อนให้กับอินพุตชั้นแรก เอาท์พุทของการแยกประเภทคือเอาท์พุทของนิวรอนในชั้นสุดท้ายซึ่งจำนวนของนิวรอนในชั้นแรกนั้นจะมีค่าเท่ากับจำนวนของเวกเตอร์อินพุต ส่วนจำนวนนิวรอนในชั้นสุดท้ายนั้นจะเท่ากับจำนวนของประเภทข้อมูลที่ต้องการคัดแยก



รูปที่ 5.10 ตัวอย่างโครงข่ายนิวรอนที่ใช้สำหรับการคัดแยกประเภท

5.6 สรุป

จากเนื้อหาที่ผ่านมา จะเห็นได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมมีความเหมาะสมมากในการนำมาใช้ในการคัดแยกประเภท เนื่องจากในการคัดแยกประเภทของข้อมูลนั้นจะต้องมีการหาลักษณะเฉพาะของข้อมูลก่อน ซึ่งขั้นตอนนี้อาจจะมีข้อผิดพลาดได้เนื่องจากสัญญาณรบกวนต่างๆที่เข้ามา แต่โครงข่ายนิเวรอนนั้นมีความสามารถที่จะจดจำรูปแบบได้ เนื่องจากสัญญาณที่เอาที่พูดของนิเวรอนนั้นคือผลรวมของสัญญาณอินพุตคูณด้วยค่าน้ำหนักซึ่งจะทำการปรับตัวไป เพื่อให้ได้ค่าที่เหมาะสมแล้วจึงนำผลลัพธ์ที่ได้นั้นมาผ่านฟังก์ชันการกระตุ้นซึ่งจะให้ผลลัพธ์ออกมาเป็นค่าเอาที่พูด โดยความสามารถในการคัดแยกของโครงข่ายประสาทเทียมส่วนหนึ่งนั้นจะขึ้นอยู่กับจำนวนชั้นของโครงข่ายและชนิดของฟังก์ชันการกระตุ้นด้วย

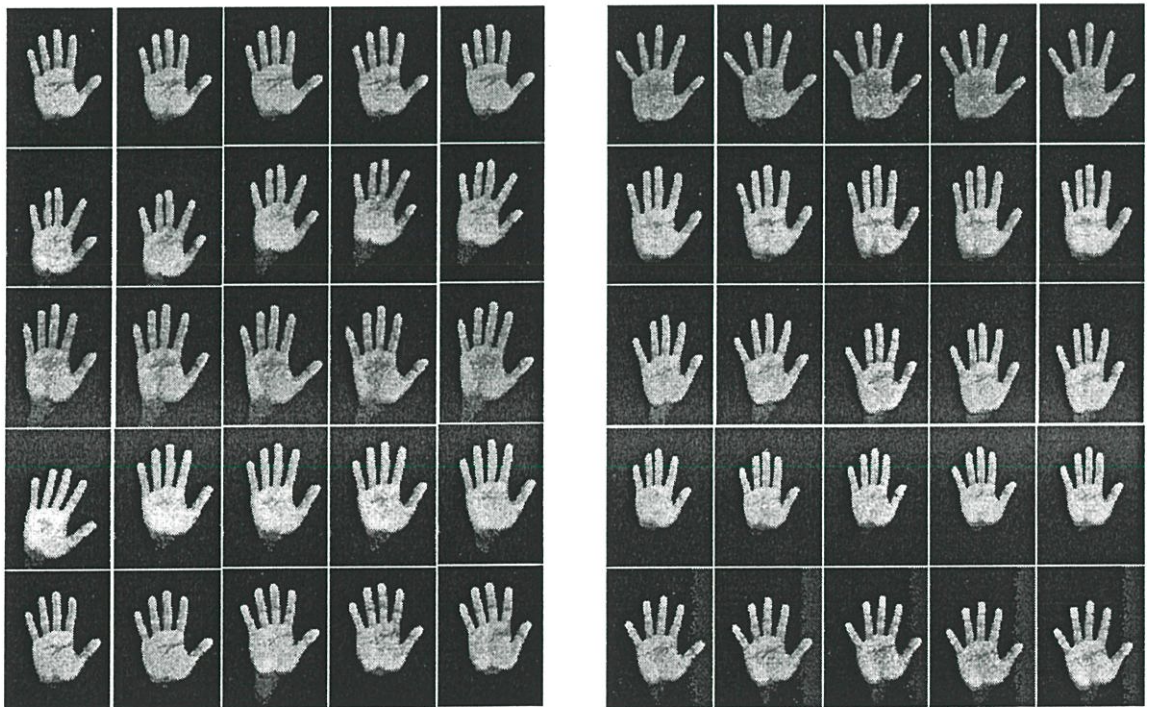
บทที่ 6

ผลการทดลอง

6.1 บทนำ

ในงานวิจัยนี้ได้พัฒนาและทดสอบเทคนิคและอัลกอริทึมต่างๆ ดังที่กล่าวมาในบทที่ 3 ถึงบทที่ 5 โดยใช้โปรแกรม Matlab ร่วมกับ C++ Builder โดยทดลองกับภาพมือ จำนวน 300 ภาพ ซึ่งแบ่งเป็น 100 ภาพเป็นภาพต้นแบบและ 200 ภาพเป็นภาพทดสอบ การทดลองแบ่งออกเป็น 2 ส่วนหลักๆคือ 1. การหาลักษณะเฉพาะของมือ ซึ่งแบ่งย่อยออกเป็น การหามุมระหว่างนิ้วมือ, การหาอัตราส่วนพื้นที่, และค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมบูรณ์ "Five-Point Coplanar Invariance" 2. การระบุบุคคลจากภาพมือ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

6.2 การหาคอนทัวร์ของภาพมือด้วยวิธีคอนทัวร์โฟลโลเวอร์ (Contour Follower)



รูปที่ 6.1 ภาพต้นฉบับที่นำมาหาคอนทัวร์

การทดลองนี้ทำการเก็บภาพซึ่งมาจากสแกนเนอร์โดยเปิดฝาครอบของสแกนเนอร์ออก และมีเงื่อนไขว่าในห้องต้องมีแสงไม่มากซึ่งจะส่งผลดีกับภาพมือที่ได้คือจะได้พื้นหลังของภาพเป็นสีดำ ต่อมาเมื่อได้ภาพมือมาแล้วนั้น นำมาทำเป็นภาพไปนารีเพื่อที่จะได้นำไปหาคอนทัวร์ของภาพโดยคอนทัวร์ของภาพมือของบุคคลต่างๆจากภาพมือในรูปแบบที่ 6.1 ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้วิธีการหาคอนทัวร์แบบคอนทัวร์โฟลโลเวอร์













คอนทัวร์โฟลโลเวอร์เป็นวิธีการหาขอบภาพวิธีหนึ่งซึ่งให้พิกัดของขอบภาพนั้นเป็นผลลัพธ์ โดยอัลกอริทึมที่ใช้สามารถเข้าใจได้ง่ายและประมวลผลได้อย่างรวดเร็ว โดยแสดงผลดังตารางที่ 6.1

โดยหลักการของคอนทัวร์โฟลโลเวอร์นั้น ขอบภาพคือพิกเซลที่แบ่งแยกระหว่างส่วนที่เป็นวัตถุและส่วนนอกวัตถุ โดยพิจารณาจากค่าระดับสีที่เกินกว่าค่าเทรชโฮลที่กำหนดและมีขั้นตอนในการหาขอบภาพในทิศทางตามเข็มนาฬิกาดังนี้

1. กำหนดให้จุดบนสุดของขอบภาพเป็นจุดเริ่มต้นของขอบภาพ
2. จากนั้นจะพิจารณาว่าจุดใดเป็นจุดต่อไป โดยพิจารณาพิกเซลที่ติดอยู่กับจุดเริ่มต้นบนขอบภาพทางซ้าย พิจารณาค่าที่พิกเซลนั้นว่าเป็นจุดภายในวัตถุหรือไม่ ถ้าใช่จะถือว่าจุดนั้นเป็นจุดที่สองของภาพ หากไม่ใช่จะพิจารณาจุดที่ติดกันตามทิศทางตามเข็มนาฬิกา
3. ทำซ้ำขั้นตอนที่ 2 จนกว่าจะได้จุดค่าสุดบนขอบภาพมีค่าเท่ากับจุดเริ่มต้นบนขอบภาพจะได้เส้นรอบวงปิดของขอบภาพนั้นๆ

ตารางที่ 6.1 ภาพต้นฉบับและคอนทัวร์ที่ทำได้จากวิธีคอนทัวร์ฟอลโลเวอร์ (Contour













Follower)

ภาพมือที่ใบนารี	คอนทัวร์ที่ได้	ภาพมือที่ใบนารี	คอนทัวร์ที่ได้
			
			
			

6.3 การแทนเส้นโค้งด้วยบีสไปน

ทำการแทนเส้นขอบภาพที่ทำได้จาก Contour Follower ด้วยการประมาณเส้นโค้งบีสไปน โดยกำหนดให้มีคิกริชของเส้นโค้งบีสไปนเป็น 3 โดยกำหนดจำนวน Control points ต่อจำนวน ข้อมูลของเส้นขอบ เป็น 10:1 โดยประมาณและเลือกใช้พารามิเตอร์แบบ Area หรือ Chord Length และสร้างเส้นโค้งใหม่แสดงได้ดังตารางที่ 6.2

ตารางที่ 6.2 ภาพคอนทัวร์ก่อนผ่านกระบวนการบีสไปน์และคอนทัวร์ที่ผ่านกระบวนการบีสไปน์

คอนทัวร์ก่อนผ่าน กระบวนการบีสไปน์	คอนทัวร์ที่ผ่าน กระบวนการบีสไปน์	คอนทัวร์ก่อนผ่าน กระบวนการบีสไปน์	คอนทัวร์ที่ผ่าน กระบวนการบีสไปน์
			
			
			

เนื่องจากจำนวน Control points และดีกรีของเส้นโค้งบีสไปน์ มีผลต่อความต่อเนื่องและการลดสัญญาณรบกวนที่ขอบภาพ ดังนั้นจึงจำเป็นต้องกำหนดค่าที่เหมาะสม กล่าวคือหากกำหนดจำนวน Control points มากเกินไปจะทำให้เส้นโค้งที่คำนวณได้นั้นยังมีผลของสัญญาณรบกวนอยู่มากหรือถ้าหากกำหนดจำนวน Control points น้อยเกินไป จะได้เส้นโค้งที่ผิดพลาดจากเส้นโค้งเดิม

6.4 การหาเลนมาร์จุดที่มีค่าความโค้งสูงสุด(Maximum Curvature points)

กำหนดให้ $r(t) = [x(t), y(t)]$ แทนเส้นโค้ง C ในระบบพิกัดคาร์ทีเซียน เมื่อ t เป็นพารามิเตอร์แบบ Chord length จะได้ความโค้งของเส้นโค้ง C ซึ่งแทนด้วยสัญลักษณ์ $k(t)$ ดังสมการที่ 6.1

$$k(t) = \frac{r'(t) \times r''(t)}{|r'(t)|^3} = \frac{\dot{x}(t)\ddot{y}(t) - \ddot{x}(t)\dot{y}(t)}{(\dot{x}^2(t) + \dot{y}^2(t))^{3/2}} \quad (6.1)$$

เมื่อ $r'(t)$ เป็นอนุพันธ์อันดับที่หนึ่งของเส้นโค้งบีสไปน

$r''(t)$ เป็นอนุพันธ์อันดับที่สองของเส้นโค้งบีสไปน

$\dot{x}(t), \dot{y}(t)$ เป็นตำแหน่งพิกัดของอนุพันธ์อันดับที่หนึ่งของเส้นโค้งบีสไปน

$\ddot{x}(t), \ddot{y}(t)$ เป็นตำแหน่งพิกัดของอนุพันธ์อันดับที่สองของเส้นโค้งบีสไปน

และให้ $C_a = r_a(\tau)$ แทนเส้นโค้งที่ถูกทำ Affine Transformation เมื่อ τ เป็นพารามิเตอร์ จะได้ความสัมพันธ์ของเส้นโค้ง C และ C_a เป็น

$$\begin{bmatrix} u(\tau) \\ v(\tau) \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & b_1 \\ a_{21} & a_{22} & b_2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ y(t) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6.2)$$

เมื่อ $a_{11}, a_{12}, a_{21}, a_{22}$ จะมีค่าขึ้นอยู่กับพารามิเตอร์ของการหมุน สเกลและการเลื่อน และ b_1, b_2 เป็นพารามิเตอร์สำหรับการเลื่อน ในทำนองเดียวกันจะได้ความโค้งของเส้นโค้ง C_a ซึ่งแทนด้วยสัญลักษณ์ $k_a(\tau)$

จากคุณสมบัติของ Affine Transformation จะได้

$$\begin{bmatrix} \dot{u}(t) & \ddot{u}(t) \\ \dot{v}(t) & \ddot{v}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{x}(t) & \ddot{x}(t) \\ \dot{y}(t) & \ddot{y}(t) \end{bmatrix} \quad (6.3)$$

หรือ

$$|r'_a(t) \times r''_a(t)| = |a| \cdot |r'(t) \times r''(t)| \quad (6.4)$$

จากนิยามจุดเปลี่ยนเว้าคือจุดที่มีค่าความโค้งเป็นศูนย์ จะสามารถหาจุดเปลี่ยนเว้าของเส้น C และ C_a โดยให้สมการที่ 6.1 และ 6.3 มีค่าเท่ากับศูนย์ตามลำดับ

$$\begin{aligned} \text{เส้นโค้ง } C : \quad k(t) &= \frac{r'(t) \times r''(t)}{|r'(t)|^3} = 0 \\ &\therefore |r'(t) \times r''(t)| = 0 \end{aligned} \quad (6.5)$$

$$\begin{aligned} \text{เส้นโค้ง } C_a : \quad k_a(\tau) &= \frac{r'_a(\tau) \times r''_a(\tau)}{|r'_a(\tau)|^3} = 0 \\ &\therefore |r'_a(\tau) \times r''_a(\tau)| = 0 \end{aligned} \quad (6.6)$$

แทนสมการที่ 6.4 ในสมการที่ 6.6 จะได้

$$\begin{aligned} |a| \cdot |r'(t) \times r''(t)| &= 0 \\ &\therefore |r'(t) \times r''(t)| = 0 \end{aligned} \quad (6.7)$$

จะเห็นว่าสมการที่ 6.6 เท่ากันกับสมการที่ 6.7 ดังนั้นจุดเปลี่ยนเว้าจึงมีคุณสมบัติไม่ผันแปรแบบสัมบูรณ์

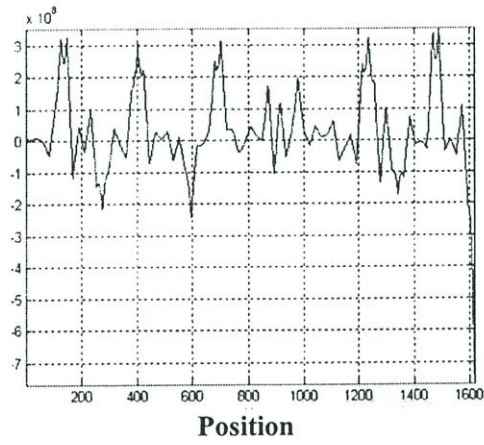
จุดที่มีค่าความโค้งสูงสุดของเส้นโค้ง C สามารถหาได้จากการหาอนุพันธ์อันดับหนึ่งของสมการที่ 6.1 และพิจารณาค่าแห่งที่ให้ค่าเป็นศูนย์ ดังสมการที่ 6.8

$$|r^{(3)}(t)|^3 |r^{(1)}(t) \times r^{(2)}(t)|^{(1)} - |r^{(1)}(t) \times r^{(2)}(t)| \left(|r^{(3)}(t)|^3 \right)^{(1)} = 0 \quad (6.8)$$

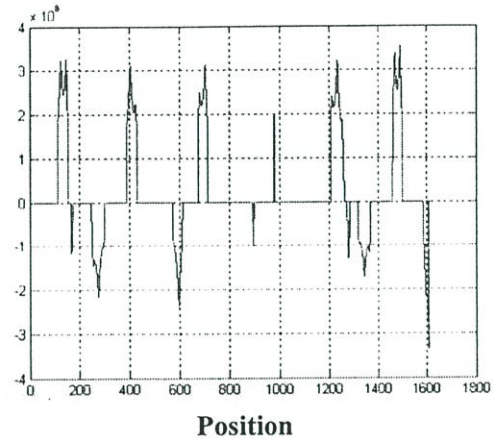
ในทำนองเดียวกันจะได้ค่าความโค้งสูงสุดของเส้นโค้ง C_a หาได้ดังสมการ 6.10

$$|r_a^{(3)}(t)|^3 |r_a^{(1)}(t) \times r_a^{(2)}(t)|^{(1)} - |r_a^{(1)}(t) \times r_a^{(2)}(t)| \left(|r_a^{(3)}(t)|^3 \right)^{(1)} = 0 \quad (6.9)$$

Curvature



Curvature



รูปที่ 6.2 กราฟการหาค่าโค้งเว้าโครงร่างของมือและกราฟหลังจากตัดสัญญาณรบกวนออก



รูปที่ 6.3 จุดที่มีค่าความโค้งสูงสุดจำนวน 9 จุดได้จากคอนทัวร์ที่ผ่านการปรับค่าด้วยบีสไปน

6.5 คุณลักษณะเฉพาะต่างๆของมือที่นำมาใช้

หลังจากได้แล่นมาร์คของภาพแล้ว จะหาค่า ของมุมระหว่างนิ้ว, อัตราส่วนพื้นที่ของนิ้วมือ และค่า Absolute Invariance แบบห้าจุดใดๆบนระนาบ ซึ่งมีค่าไม่ผันแปรเนื่องจากการแปลงแบบ แอปไฟน์และการแปลงแบบเพอร์สเปกทีฟ โดยใช้แล่นมาร์คที่ติดกันต่อการคำนวณค่า Absolute Invariance 1 ค่าหรือใช้แล่นมาร์คที่ติดกันจำนวนห้าจุดซึ่งรายละเอียดของคุณลักษณะของมือที่นำมาใช้นั้น ได้อธิบายดังนี้

Theta1 คือมุมระหว่างนิ้วก้อยและนิ้วนาง

Theta2 คือมุมระหว่างนิ้วนางกับนิ้วกลาง

Theta3 คือมุมระหว่างนิ้วกลางกับนิ้วชี้

Theta4 คือมุมระหว่างนิ้วชี้กับนิ้วโป้ง

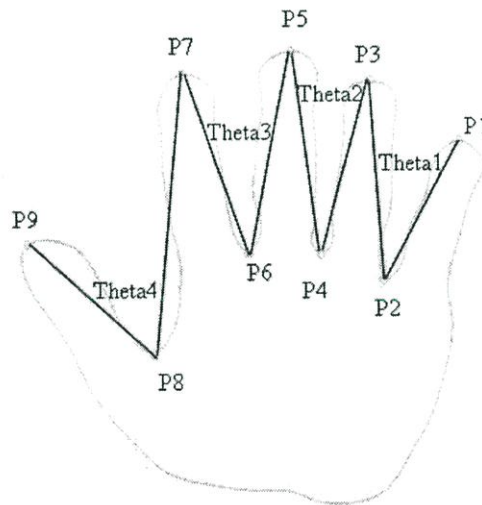
Area1 คือพื้นที่ของนิ้วนาง

Area2 คือพื้นที่ของนิ้วกลาง

Area3 คือพื้นที่ของนิ้วชี้

Five1 คือค่าของ”Five point coplanar”โดยใช้จุด p1, p2, p3, p4 และ p5 ในการหาค่า


Five2 คือค่าของ”Five point coplanar”โดยใช้จุด p5, p6, p7, p8 และ p9 ในการหาค่า




รูปที่ 6.4 ภาพประกอบการอธิบายคุณลักษณะเฉพาะต่างๆของตารางที่ 6.3

เมื่อหาคุณลักษณะเฉพาะต่างๆของมือได้แล้วนั้นสามารถแสดงผลการทดลอง ได้ดังตารางที่ 6.3


ตารางที่ 6.3 ผลการหาคุณสมบัติเฉพาะต่างๆของมือ

	Theta1	Theta2	Theta3	Theta4	Area1/Area2	Area2/Area3	Area3/Area1	Five1	Five2
									
คนที่ 1									
1	28.916	23.363	25.617	63.674	0.90984	0.61929	1.6148	0.93033	0.83186
2	29.638	23.225	28.63	62.834	0.96313	0.55751	1.7937	0.90776	0.81232
3	33.729	22.983	30.114	63.737	1.0942	0.70388	1.4207	0.8831	0.80248
4	32.535	22.909	31.1	53.682	0.94963	0.7942	1.2591	0.88131	0.78826
5	30.382	23.301	32.059	48.284	1.0379	0.76202	1.3123	0.88339	0.77454
6	30.512	22.418	27.365	59.772	1.03	0.72349	1.3822	0.8791	0.81814
7	31.013	20.819	27.546	49.324	1.0578	0.74026	1.3509	0.90718	0.82004
8	29.134	22.971	25.617	64.958	0.93069	0.58864	1.6988	0.93179	0.83541
9	26.565	22.307	29.643	63.283	0.81998	0.61799	1.6182	0.92015	0.81905
10	33.46	22.045	26.376	51.935	1.0452	0.73085	1.3683	0.90774	0.83059


ตารางที่ 6.3 (ต่อ)

	Theta1	Theta2	Theta3	Theta4	Area1/Area2	Area2/Area3	Area3/Area1	Five1	Five2
คณที่2									
1	26.637	20.343	27.676	50.523	1.0168	0.56681	1.7643	0.91336	0.82401
2	26.404	19.282	26.819	45.546	0.92874	0.5639	1.7734	0.91896	0.81824
3	24.228	20.833	27.337	44.444	1.0288	0.52254	1.9137	0.91737	0.81138
4	25.16	21.943	27.106	45	0.92822	0.62057	1.6114	0.92758	0.8218
5	26.913	21.756	27.093	45.029	0.93313	0.5707	1.7522	0.9293	0.82417
6	27.143	20.565	26.484	44.326	0.93624	0.591	1.692	0.93387	0.82494
7	28.051	20.353	25.211	45.89	0.89444	0.64378	1.5533	0.92786	0.84569
8	26.781	19.224	26.542	43.526	0.89527	0.57998	1.7242	0.9301	0.82036
9	26.895	20.531	25.759	43.638	0.95162	0.61024	1.6387	0.91954	0.82391
10	27.12	20.482	25.187	44.8	0.9555	0.61	1.6393	0.92295	0.83453


ตารางที่ 6.3 (ต่อ)

	Theta1	Theta2	Theta3	Theta4	Area1/Area2	Area2/Area3	Area3/Area1	Five1	Five2
									
คนที่3									
1	28.514	20.992	27.934	48.061	0.83713	0.56019	1.7851	0.92919	0.81883
2	29.337	19.798	29.24	47.297	0.83007	0.56717	1.7631	0.92747	0.80792
3	31.56	20.313	25.088	65.311	0.97504	0.53633	1.8645	0.91701	0.85869
4	35.78	21.734	24.51	60.041	0.96047	0.53495	1.8693	0.92793	0.85832
5	32.453	20.468	24.372	57.382	0.81604	0.57319	1.7446	0.93035	0.85448
6	31.518	19.942	23.627	53.101	0.92313	0.50177	1.9929	0.9268	0.83917
7	29.59	22.119	25.44	60.835	0.98828	0.47381	2.1105	0.90792	0.86282
8	32.834	20.783	24.087	64.592	0.92164	0.56938	1.7563	0.92589	0.87308
9	33.503	20.571	31.07	56.608	0.91952	0.54232	1.8439	0.91049	0.82322
10	31.29	22.053	28.509	52.748	0.85	0.53575	1.8665	0.91633	0.81677


ตารางที่ 6.3 (ต่อ)

 คนที่ 4	Theta1	Theta2	Theta3	Theta4	Area1/Area2	Area2/Area3	Area3/Area1	Five1	Five2
1	31.386	15.328	46.032	43.646	0.84185	0.54849	1.8232	0.91986	0.64226
2	33.308	13.121	42.89	38.235	0.91609	0.56253	1.7777	0.94599	0.64499
3	30.732	15.105	42.953	42.19	0.96164	0.50944	1.9629	0.91896	0.67095
4	34.144	15.941	40.217	37.694	0.86228	0.54662	1.8294	0.94952	0.66605
5	32.026	17.041	45.479	41.944	0.99487	0.5528	1.809	0.91865	0.659
6	30.902	17.698	44.816	37.592	0.99783	0.55194	1.8118	0.88601	0.62623
7	32.695	16.014	44.21	39.898	0.82709	0.60131	1.663	0.92197	0.65063
8	32.171	15.87	44.617	41.709	0.7754	0.64198	1.5577	0.9264	0.64592
9	34.024	14.093	44.512	43.914	0.82131	0.58495	1.7095	0.96093	0.67077
10	31.205	16.313	43.654	41.94	0.94385	0.54907	1.8213	0.91245	0.67509


ตารางที่ 6.3 (ต่อ)

	Theta1	Theta2	Theta3	Theta4	Area1/Area2	Area2/Area3	Area3/Area1	Five1	Five2
คนที5									
1	24.861	25.543	25.011	63.015	0.90628	0.5995	1.668	0.91502	0.84123
2	25.523	22.269	25.011	61.25	0.93732	0.66323	1.5078	0.90903	0.83695
3	28.964	22.569	26.3	68.535	0.91983	0.57904	1.727	0.92293	0.82637
4	28.355	21.039	27.647	64.098	0.89125	0.62775	1.593	0.91737	0.82665
5	25.263	22.37	26.723	63.726	0.99785	0.55822	1.7914	0.93299	0.82547
6	32.262	20.688	26.841	68.138	0.83947	0.69289	1.4432	0.908	0.8187
7	29.829	21.989	23.953	65.685	0.9606	0.59887	1.6598	0.91179	0.84928
8	28.611	20.544	29.8	69.657	0.9141	0.56966	1.7554	0.93166	0.8011
9	29.201	20.745	26.827	62.649	0.99785	0.55715	1.7948	0.90096	0.80602
10	29.852	22.22	26.367	64.041	0.94053	0.61111	1.6364	0.92477	0.82242


ตารางที่ 6.3 (ต่อ)

	Theta1	Theta2	Theta3	Theta4	Area1/Area2	Area2/Area3	Area3/Area1	Five1	Five2
คนที่ 6									
1	45.577	29.907	30.089	63.488	0.95755	0.66125	1.5123	0.88485	0.85255
2	45.054	28.002	27.854	57.209	0.93388	0.61257	1.6325	0.883	0.84837
3	44.141	27.225	27.809	53.596	0.82444	0.71567	1.3973	0.89121	0.84688
4	43.673	27.569	30.055	57.809	0.93065	0.62427	1.6019	0.88622	0.84017
5	44.071	27.234	28.446	57.289	1.0563	0.65659	1.523	0.84856	0.85292
6	44.778	26.256	28.385	57.881	0.85345	0.68068	1.4691	0.90114	0.85389
7	42.727	26.336	27.811	57.789	0.93086	0.63224	1.5817	0.87925	0.86071
8	46.432	28.129	30.639	53.263	0.95085	0.6235	1.6038	0.87865	0.83983
9	43.989	25.69	28.728	59.06	1.0827	0.61723	1.6201	0.87239	0.85217
10	45	27.368	29.998	57.565	0.97766	0.61206	1.6338	0.88428	0.85427


ตารางที่ 6.3 (ต่อ)

 คนที่ 7	Theta1	Theta2	Theta3	Theta4	Area1/Area2	Area2/Area3	Area3/Area1	Five1	Five2
1	29.647	14.758	30.397	48.568	0.88073	0.67875	1.4733	0.94426	0.7916
2	34.291	16.21	19.995	52.356	0.88205	0.73926	1.3527	0.91595	0.88736
3	32.421	20.999	20.884	46.944	0.87593	0.72427	1.3807	0.92922	0.87517
4	35.811	19.184	21.034	52.836	0.82738	0.84956	1.1771	0.9395	0.88875
5	35.375	19.057	17.283	53.032	0.86908	0.70199	1.4245	0.95378	0.89828
6	32.766	21.097	24.829	54.036	0.98243	0.65625	1.5238	0.92186	0.86457
7	29.091	20.746	30.351	45.092	0.86547	0.72461	1.3801	0.93014	0.80073
8	34.767	18.662	24.12	62.537	0.80285	0.74924	1.3347	0.94825	0.86815
9	30.964	21.65	28.345	47.492	0.92292	0.7329	1.3644	0.90057	0.81258
10	33.471	23.389	18.496	49.086	0.98922	0.79181	1.2629	0.92967	0.9096


ตารางที่ 6.3 (ต่อ)

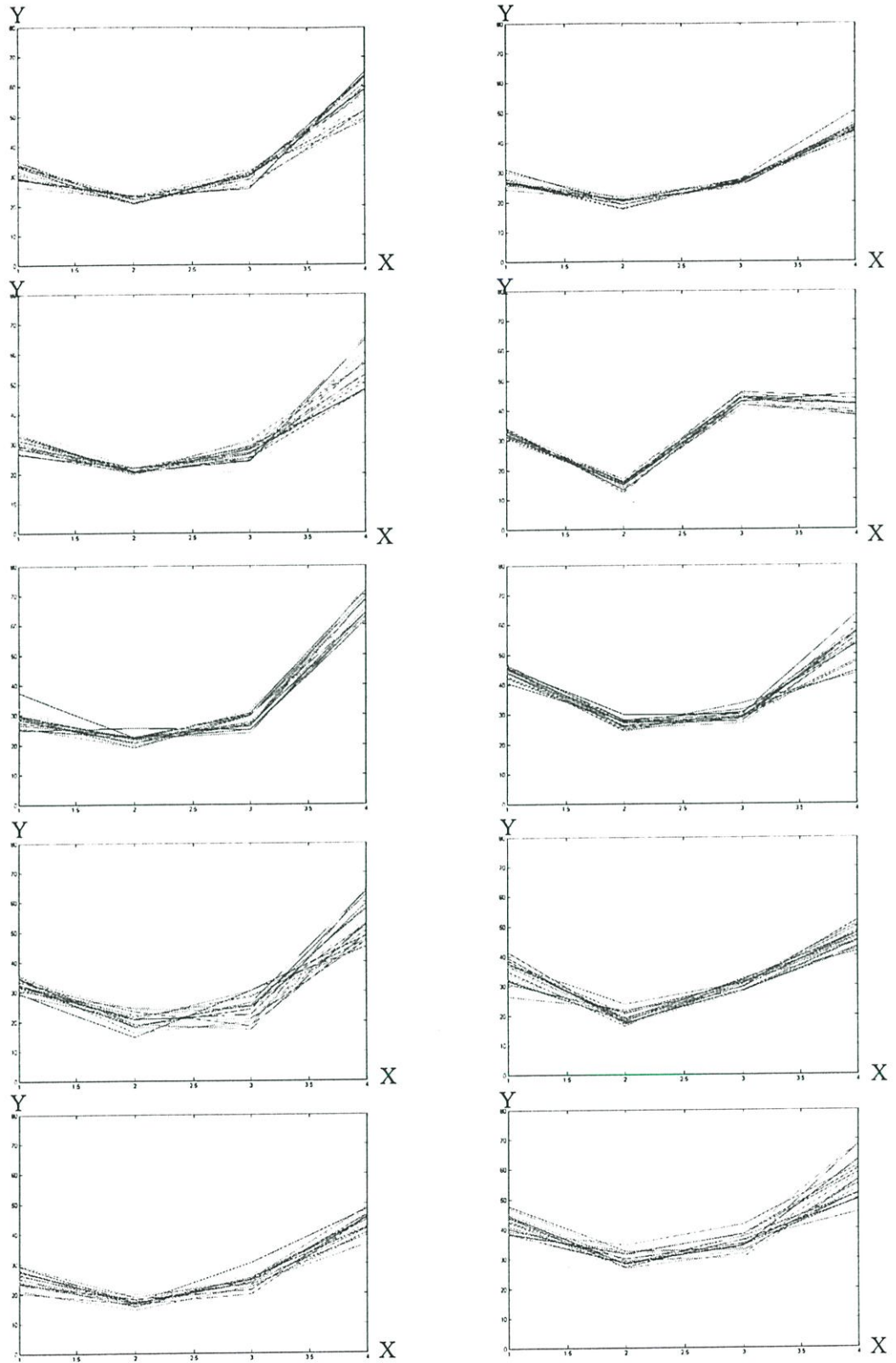
 คนที่ 8	Theta1	Theta2	Theta3	Theta4	Area1/Area2	Area2/Area3	Area3/Area1	Five1	Five2
1	37.699	18.015	30.198	47.228	1.0215	0.65687	1.5224	0.94757	0.80385
2	31.46	26.129	31.996	50.286	1.1139	0.64381	1.5532	0.90023	0.80948
3	36.742	19.177	31.756	45.712	0.98087	0.66822	1.4965	0.9651	0.82642
4	34.06	20.437	32.265	45.835	1.0413	0.66971	1.4932	0.91984	0.80892
5	38.874	19.274	29.887	44.1	1.1575	0.63053	1.586	0.9234	0.77071
6	39.633	23.128	32.278	43.312	1.1611	0.60928	1.6413	0.90218	0.78352
7	40.827	21.452	30.261	44.14	0.98424	0.74374	1.3445	0.90328	0.80328
8	37.284	19.219	32.026	51.356	1.0539	0.6443	1.5521	0.93704	0.80215
9	37.639	19.335	31.063	49.009	1.1043	0.59911	1.6691	0.89398	0.81474
10	34.901	16.147	27.252	43.57	0.86975	0.70048	1.4276	0.91388	0.80388

ตารางที่ 6.3 (ต่อ)

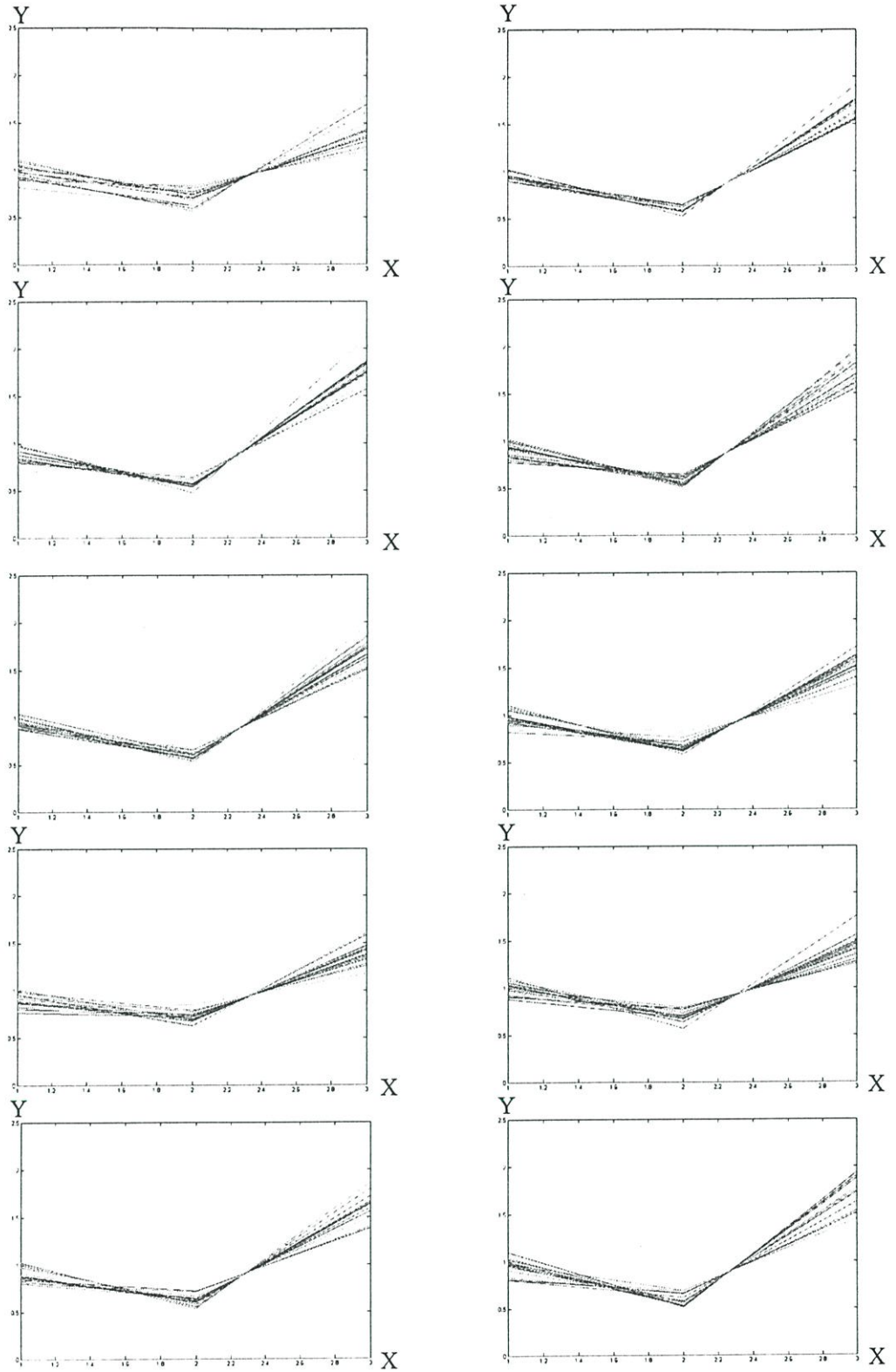
 คนที่ 9	Theta1	Theta2	Theta3	Theta4	Area1/Area2	Area2/Area3	Area3/Area1	Five1	Five2
1	29.355	17.131	30.402	48.146	0.89107	0.59974	1.6674	0.97521	0.79728
2	29.669	18.9	24.773	46.158	0.80526	0.63919	1.5645	0.96422	0.83671
3	27.931	17.149	23.786	46.315	0.87916	0.6262	1.5969	0.95597	0.82662
4	22.773	17.406	26.526	42.174	0.91667	0.60732	1.6466	0.93991	0.80192
5	24.954	15.678	24.797	44.379	0.97762	0.61241	1.6329	0.93454	0.83107
6	24.521	18.471	25.103	47.862	0.98343	0.56571	1.7677	0.93349	0.83407
7	27.278	18.881	24.345	45.121	0.83468	0.64057	1.5611	0.9396	0.83075
8	27.635	16.892	25.414	41.907	0.85572	0.64081	1.5605	0.97092	0.80997
9	26.154	18.089	23.225	36.478	1.0296	0.53738	1.8609	0.94155	0.82375
10	26.613	16.769	24.588	39.428	0.87505	0.60893	1.6422	0.95006	0.79442

ตารางที่ 6.3 (ต่อ)

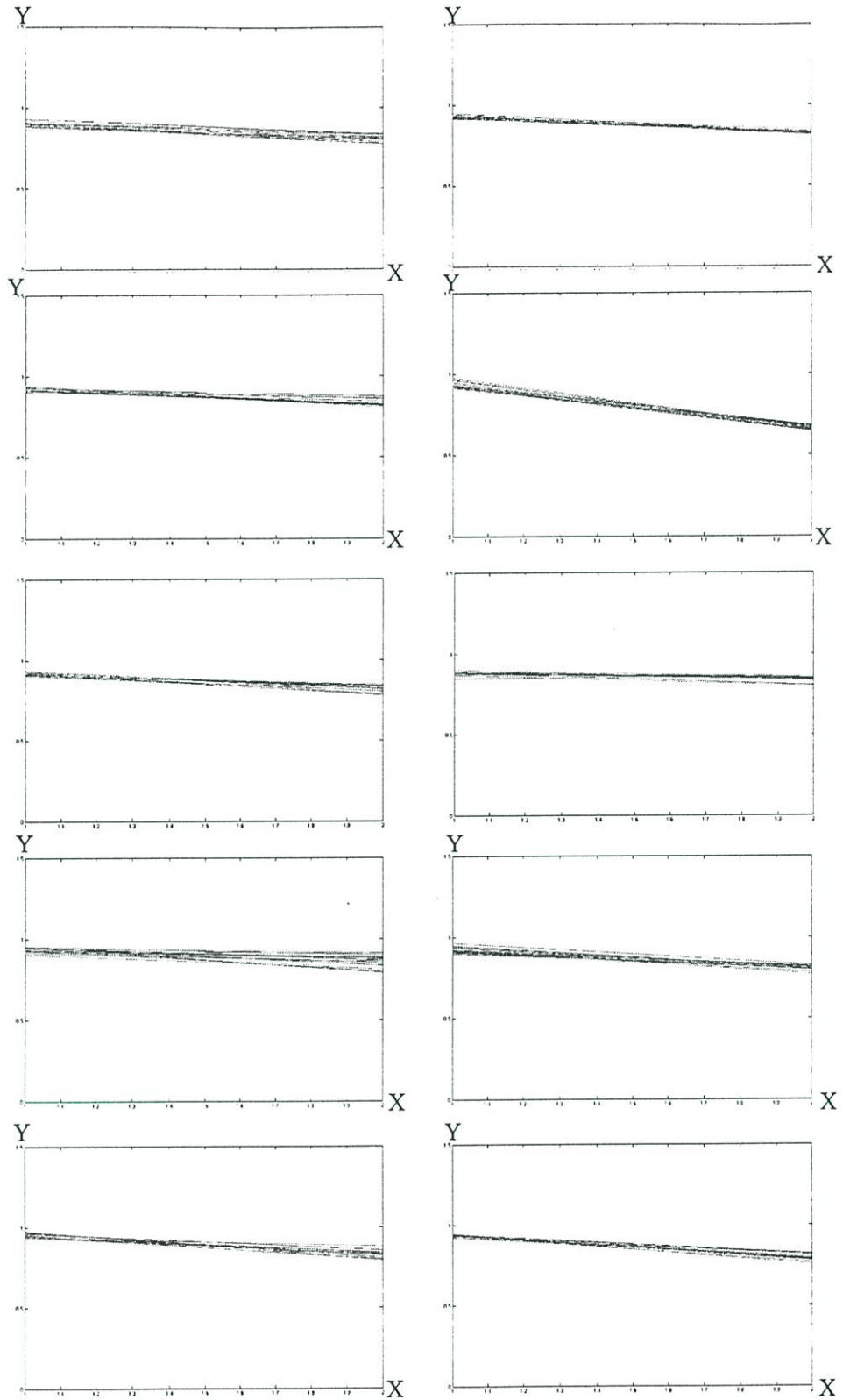
	Theta1	Theta2	Theta3	Theta4	Area1/Area2	Area2/Area3	Area3/Area1	Five1	Five2
 คนที่ 10									
1	40.198	30.105	34.913	51.71	0.96417	0.52534	1.9035	0.94341	0.78239
2	45.179	29.519	30.374	56.149	0.99189	0.56105	1.7824	0.94143	0.82092
3	44.658	28.225	34.578	49.9	0.98296	0.52443	1.9068	0.93869	0.78681
4	38.32	28.321	32.533	53.374	0.80414	0.6889	1.4516	0.9372	0.81475
5	42.376	26.92	31.675	56.26	1.0228	0.56706	1.7635	0.93912	0.81088
6	43.028	25.527	36.976	51.473	0.93239	0.65232	1.533	0.93665	0.77083
7	38.294	32.565	32.863	52.222	0.97048	0.69009	1.4491	0.92568	0.79068
8	43.899	27.281	36.219	49.68	0.81463	0.66016	1.5148	0.94559	0.77359
9	42.878	28.301	36.105	45.557	0.94909	0.57667	1.7341	0.94314	0.75408
10	44.375	28.146	37.443	51.507	1	0.53157	1.8812	0.93147	0.7636



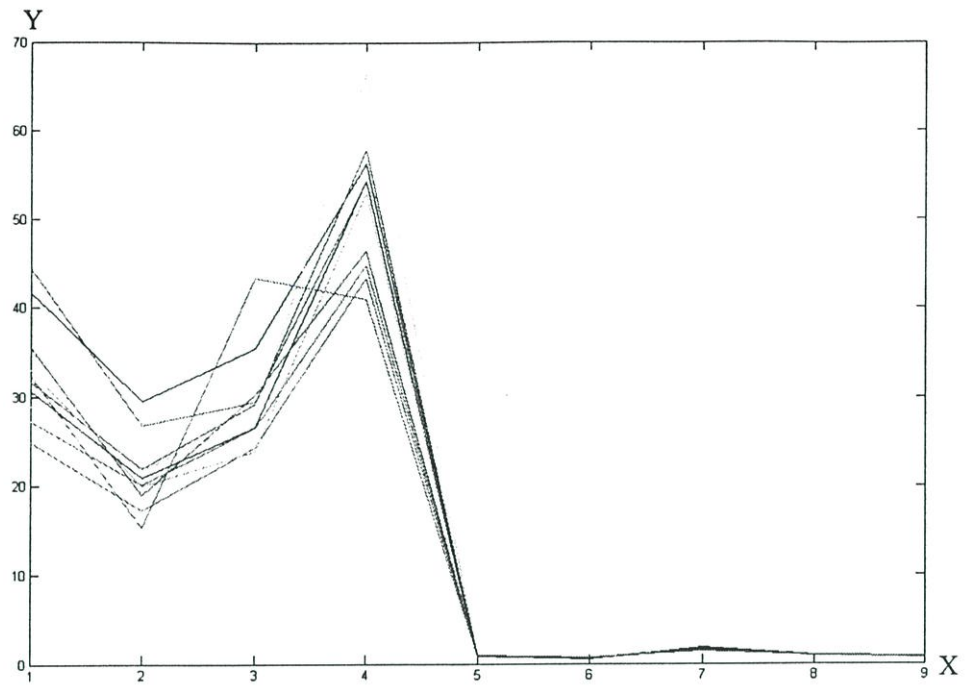
รูปที่ 6.5 แสดงกลุ่มข้อมูลของมุมระหว่างนิ้วมือจำนวน 10 คน
 X คือตำแหน่งของ Theta1-Theta4 และ Y คือค่าของมุมระหว่างนิ้วมือ



รูปที่ 6.6 แสดงกลุ่มข้อมูลของอัตราส่วนระหว่างนิ้วมือจำนวน 10 คน
 X คือตำแหน่งของอัตราส่วนนิ้วมือ และ Y คืออัตราส่วนของพื้นที่นิ้วมือ



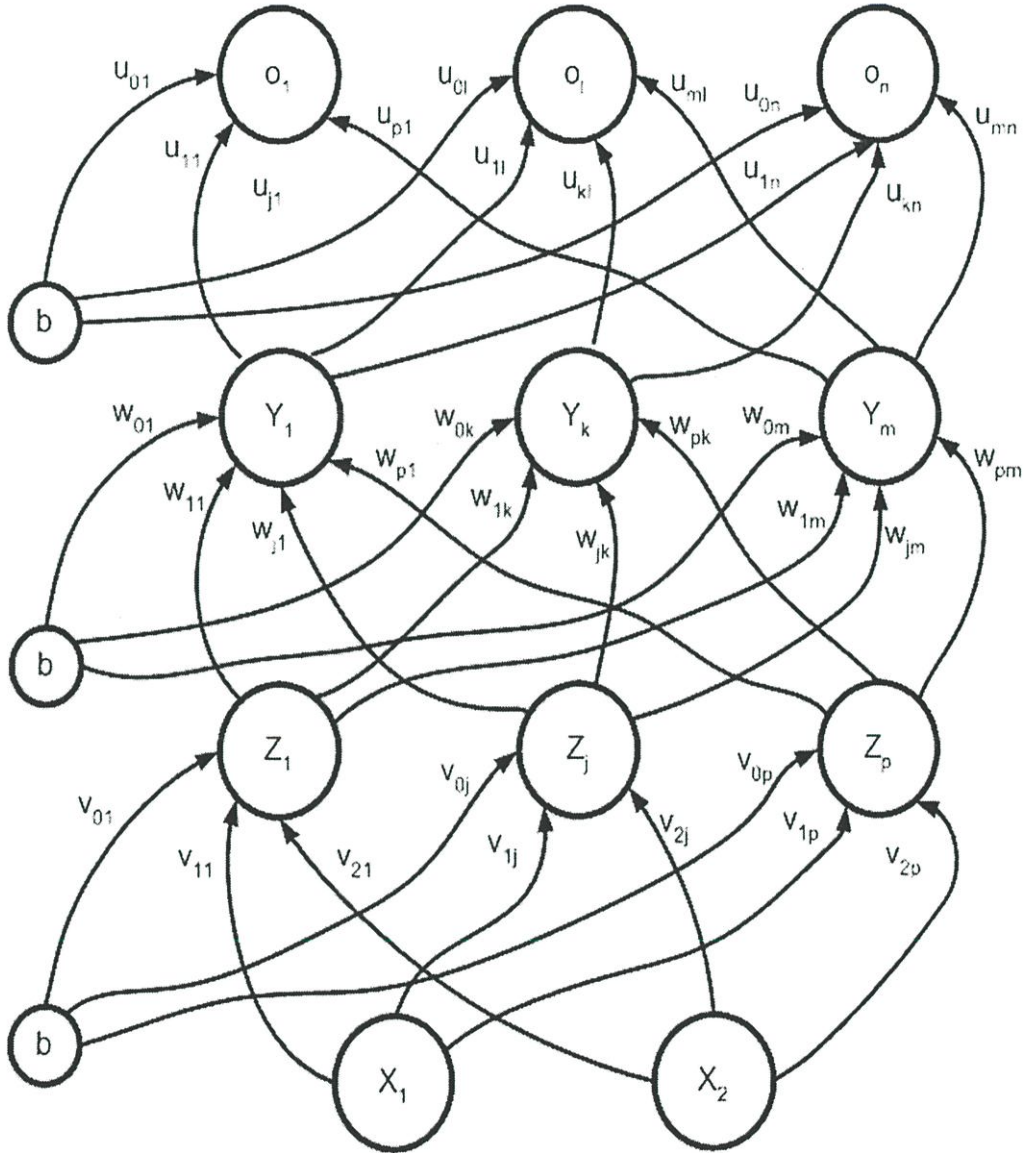
รูปที่ 6.7 แสดงกลุ่มข้อมูลของ Five-points Coplanar จำนวน 10 คน
 X คือตำแหน่ง Five1, Five2 และ Y คือค่า Five-point Coplanar



รูปที่ 6.8 แสดงค่าเฉลี่ยของคุณลักษณะของแต่ละคนจำนวน 10 คน
 X คือตำแหน่งที่ 1 ถึง 4 คือ Theta1-Theta4, ตำแหน่งที่ 5 ถึง 7 คืออัตราส่วนนิ้วมือ, ตำแหน่งที่ 8 ถึง 9 คือ Five1, Five2 และ Y แสดงค่าของคุณลักษณะต่างๆของแนวแกน X

6.6 การระบุบุคคลจากมือโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

เมื่อนำข้อมูลมุมระหว่างนิ้วมือ, อัตราส่วนพื้นที่ของนิ้ว และค่า Absolute Invariance แบบห้าจุดใดๆบนระนาบให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation Neural Network) และมีโครงสร้างดังรูปที่ 6.5



รูปที่ 6.9 แสดงลักษณะ โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

ในการทดลองได้แบ่งข้อมูลภาพมือออกเป็น 2 ส่วน ดังนี้ คือ ข้อมูลส่วนที่หนึ่งใช้ในการเรียนรู้ (Training) ข้อมูลส่วนที่สองใช้ในการทดสอบ (Testing) และได้นำผลการทดลองมาหาค่าความถูกต้องรวมของงานวิจัยได้ดังสมการที่ (6.10)

$$\text{ค่าความถูกต้อง} = \frac{\text{จำนวนภาพมือที่ถูกต้อง}}{\text{จำนวนภาพมือทั้งหมด}} \times 100 \quad (6.10)$$

จากสมการที่ (6.10) เมื่อนำไปคำนวณหาค่าความถูกต้องของผลข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ (Training Set) โดยผลการทดลองแสดงได้ดังตารางที่ 6.4 และ ตารางที่ 6.5

ตารางที่ 6.4 ผลการรู้จำข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการเรียนรู้ (Training Set)

บุคคล	จำนวนทั้งหมด	ถูกต้อง		ไม่ถูกต้อง	
		จำนวน	ร้อยละ	จำนวน	ร้อยละ
S1	10	10	100	0	0
S2	10	10	100	0	0
S3	10	10	100	0	0
S4	10	10	100	0	0
S5	10	10	100	0	0
S6	10	10	100	0	0
S7	10	10	100	0	0
S8	10	10	100	0	0
S9	10	10	100	0	0
S10	10	10	100	0	0
รวม 10 คน	100	100	100	0	0

จากตารางที่ 6.4 สังเกตได้ว่าค่าความถูกต้องของภาพมือนั้น ไม่มีภาพที่เกิดการระบุที่ผิดพลาดเลย ได้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยของการระบุบุคคลทั้งหมดเท่ากับ

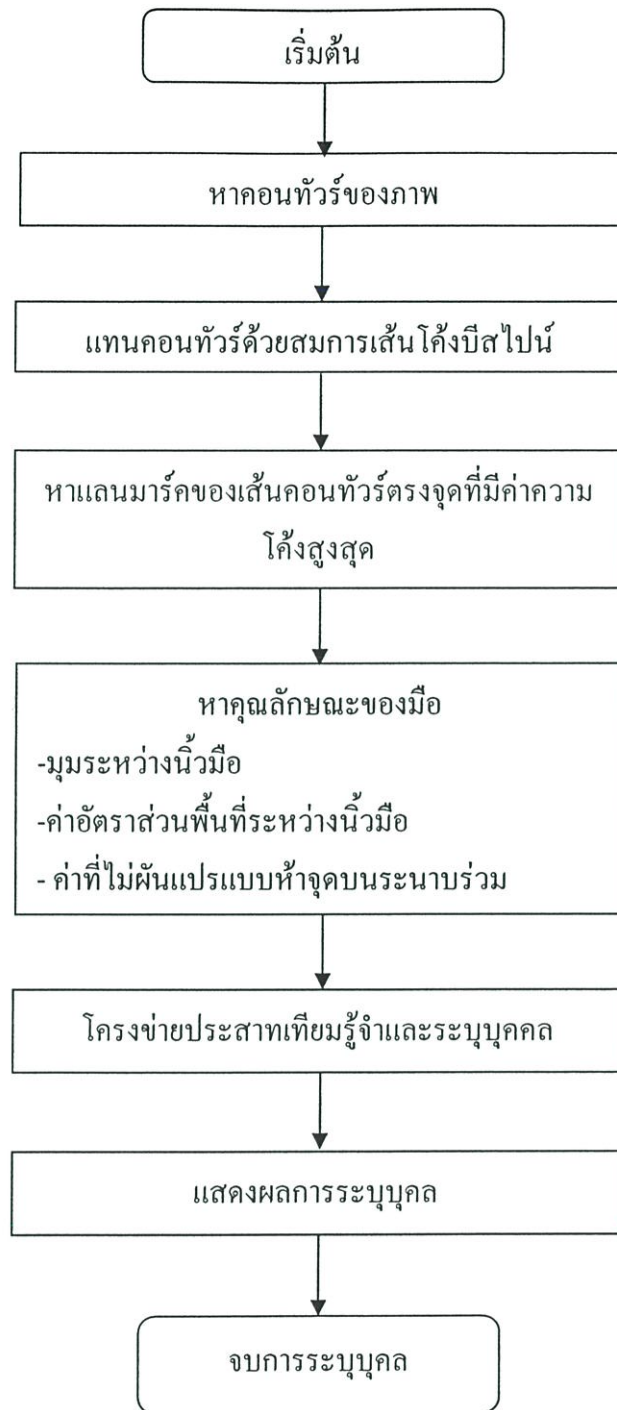
$$\begin{aligned} \text{ค่าความถูกต้องรวม} &= \frac{100}{100} \times 100 \\ &= 100\% \end{aligned}$$

ตารางที่ 6.5 ผลการรู้จำข้อมูลโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาทดสอบกับกลุ่มทดสอบ(Testing Set)

บุคคล	จำนวนทั้งหมด	ถูกต้อง		ไม่ถูกต้อง		
		จำนวน	ร้อยละ	จำนวน	บุคคล/ จำนวน	ร้อยละ
S1	20	18	90	2	S4/1, ไม่ ระบุ/1	10
S2	20	16	80	4	S9/4	20
S3	20	18	90	2	S2/1, S9/1	10
S4	20	20	100	0	-	0
S5	20	18	90	2	S1/1, ไม่ ระบุ/1	10
S6	20	12	60	8	S8/6, S10/2	40
S7	20	15	75	5	S5/2, S8/2	25
S8	20	17	85	3	S1/1, S7/2	15
S9	20	19	95	1	ไม่ระบุ/1	5
S10	20	17	85	3	S5/1, S6/2	15
รวม 10 คน	200	170	85	30	30	15

จากตารางที่ 6.5 สังเกตได้ว่าค่าความถูกต้องของทระระบุบุคคลจากภาพมือของแต่ละคนนั้น ได้มีค่าความถูกต้องลดน้อยลงเมื่อเปรียบเทียบกับค่าความถูกต้องของกลุ่ม Training Set เมื่อนำข้อมูลทั้งหมดของกลุ่ม Testing Set มาคำนวณหาค่าความถูกต้องของข้อมูล ได้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยของการระบุบุคคลทั้งหมดเท่ากับ

$$\begin{aligned} \text{ค่าความถูกต้องรวม} &= \frac{170}{200} \times 100 \\ &= 85\% \end{aligned}$$



รูปที่ 6.10 แผนผังแสดงขั้นตอนการระบุบุคคล

บทที่ 7

สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

จากวัตถุประสงค์ของงานวิจัยเพื่อที่ต้องการระบุบุคคลด้วยมือซึ่งการวางมือนั้นเป็นอิสระไม่ได้ ถูกกำหนดการวางมือที่แน่นอน โดยแตกต่างจากงานวิจัยแบบเดิมๆ คือมีการกำหนดจุดการวางมือ จึงทำให้งานวิจัยนี้แตกต่างออกไปจากงานวิจัยเดิมๆ คือมือที่วางนั้นไม่จำเป็นต้องระบุว่าต้องวาง เอียงมือที่องศาหรือว่าเลื่อนซ้ายเลื่อนขวาแต่มีเงื่อนไขอยู่คือการวางมือนั้นต้องวางในลักษณะที่ผ่อนคลาย ซึ่งจากการวางลักษณะที่ผ่อนคลายนี้เองจะทำให้สามารถหาคุณลักษณะเฉพาะต่างๆของมือของแต่ละบุคคลได้ ก่อนที่จะหาคุณลักษณะเหล่านี้มาได้นั้นต้องผ่านกระบวนการต่างๆคือ ต้องนำภาพต้นฉบับมาทำเป็นภาพไบนารีเพื่อที่จะนำมาหาคอนทัวร์หลังจากได้คอนทัวร์ก็นำไปผ่านกระบวนการบีสไปนเพื่อที่จะลดสัญญาณรบกวนออกและประมาณเส้นโค้งให้ราบเรียบขึ้นจากนั้นทำการหาจุดเปลี่ยนเว้าสูงสุดซึ่งได้มาจากการอนุพันธ์ของเส้นโค้งบีสไปน เมื่อได้จุดเปลี่ยนเว้าสูงสุดทั้ง 9 จุดแล้วนั้นจึงนำทั้ง 9 จุดนี้ไปหาคุณลักษณะเฉพาะของมือที่จะนำไประบุบุคคล ซึ่งคุณลักษณะเหล่านี้ได้แก่ มุมองศาระหว่างนิ้วมือ อัตราส่วนพื้นที่ระหว่างนิ้วมือ และค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมบูรณ์(Five-Point Coplanar) เมื่อได้ค่าเหล่านี้แล้ว นำข้อมูลเหล่านี้ส่งต่อไปให้โครงข่ายประสาทเทียมทำการรู้จำและระบุบุคคลต่อไป

ในงานวิจัยนี้ได้เก็บภาพมือของบุคคล 10 คนจำนวน 300 ภาพโดยภาพแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม กลุ่มแรกคือกลุ่มของภาพที่จะนำไปใช้ในการรู้จำ(Training Set) จำนวน 100 ภาพ กลุ่มที่สองคือกลุ่มของภาพที่จะนำมาระบุบุคคล(Testing Set) จำนวน 200 ภาพ เมื่อนำกลุ่มแรกให้โครงข่ายประสาทเทียมทำการรู้จำ และทดสอบกับกลุ่มนี้เองนั้น ผลปรากฏว่าค่าความถูกต้องที่ได้นั้นสูงถึง 100 เปอร์เซ็นต์เต็ม ต่อมนำกลุ่มที่สองมาทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ผ่านกระบวนการรู้จำแล้วนั้นผลที่ได้นั้นมีค่าความถูกต้องโดยรวม 85 เปอร์เซ็นต์ เมื่อดูผลที่ได้เป็นรายบุคคลจะเห็นได้ว่าบางคนมีค่าความถูกต้องสูงมาก แต่บางคนก็เกิดการผิดพลาดบ้าง คนที่มีความถูกต้องสูงนั้นจะสังเกตเห็นได้ว่าการวางมือของคนนั้นเป็นเอกลักษณ์เฉพาะตัวทำให้แบ่งแยกและระบุว่าเป็นใครได้ง่าย ส่วนที่ผิดพลาดไปบ้างนั้นเนื่องจากข้อมูลที่ให้มีค่าซับซ้อนและใกล้เคียงค่าที่นำไปรู้จำของคนอื่นจึงส่งผลให้โครงข่ายประสาทเทียมเกิดการระบุบุคคลที่ผิดพลาดขึ้นได้

อย่างไรก็ตาม การระบุบุคคลที่ได้แนะนำเสนอในงานวิจัยนี้ยังมีข้อจำกัดอยู่คือ

1. งานวิจัยนี้ใช้ได้เฉพาะกลุ่มคนเล็กๆ เพราะถ้ากลุ่มคนที่มีขนาดใหญ่ขึ้นจะส่งผลให้กลุ่มข้อมูลใหญ่ตามขึ้นด้วย ซึ่งจะส่งผลให้กลุ่มข้อมูลเหล่านี้ซับซ้อนและเหลื่อมล้ำกันมากยิ่งขึ้น ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมยากแก่การระบุบุคคลได้
2. จากงานวิจัยนี้ที่ได้ใช้บีสไปนเพื่อทำให้เส้นคอนทัวร์ของภาพนั้นมีความราบเรียบยิ่งขึ้น

และนำไปหาจุดต่างๆบนนิ้วมือนั้น มีขั้นตอนและวิธีการคำนวณที่ยุ่งยากควรจะหาวิธีใหม่
มาหาจุดต่างๆบนนิ้วมือแทนวิธีนี้ไป

3. ค่าที่ไม่ผันแปรแบบสัมบูรณ์นั้นมีค่าใกล้เคียงกันมากส่งผลให้ข้อมูลซับซ้อนยิ่งขึ้น

การพัฒนาต่อไปนั้น อาจลดคุณลักษณะเฉพาะบางค่าที่มีอยู่นั้นออกไปเสียหรือว่าจะหา
คุณลักษณะเฉพาะใหม่ๆของมือ ซึ่งมีค่าเอกลักษณ์เฉพาะตัวสูง จะส่งผลให้เพิ่มความสามารถของ
โครงข่ายประสาทเทียมในการระบุบุคคลได้มากยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] Davide Maltoni, Dario Maio, Anil K.Kain, Salil Prabhakar, “Handbook of Fingerprint Recognition”, Springer.
- [2] Biometrics Comparison Chart. [Online] Available: <http://ctl.ncsc.dni.us/biomet%20web/BMCompare.html>
- [3] Raul Sanchez-Reillo, Carmen Sanchez-Avila, and Ana Gonzalez-Marcos. Biometric identification through hand geometry measurements. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22(10):1168–1171, October 2000.
- [4] Yaroslav Bulatov, Sachin Jambawalikar, “Hand recognition using geometric classifiers” [Online] Available: http://www.ams.sunysb.edu/~saurabh/research/hand_workshop.pdf
- [5] Biometrics. [Online] Available: <http://scgwww.epfl.ch/courses/>
- [6] Zahn C. T., Zoskies R. Z. “Fourier-Descriptors for Plane Closed Curves” IEEE ransactions Computers, Vol. c-21, No. 3, March 1972. pp. 269-281.
- [7] W. Tiller, L. Piegel. “Curve and Surface constructions using rational B-splines” Computer-Aided Design, Vol. 19, No. 9, 1987. pp. 485-498.
- [8] Govindu V., Shekhar C. “Alignment using Distributions of Local Geometric Properties” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 21, No. 3, 1999. pp.1031-1043.
- [9] E.B. Barrett, P. Payton. “General Methods for Determining Projective Invariants in Imagery” CVGIP: Image Understanding, Vol. 53, No. 1, Jan 1991. pp. 46-65
- [10] R.Sanchez-Reillo, “Hand geometry pattern recognition through Gaussian mixture modeling”,in 15th International Conference on Pattern Recognition, Vol.2,Sep, 2000. pp.937-940.
- [11] จตุรธร ชีรพัฒนกุล.“การคัดแยกโครโมโซมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และ การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก.” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขา วิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2549.
- [12] ORC International. “Public Attitudes Toward the Uses off Biometric Identification Technologies by Government and the Private Sector” [Online] Available: <http://www.search.org/files/pdf/Biometricsurveyfindings.pdf>

- [13] รศ.ดร.ชูชาติ ปิณฑวิรุจน์. “เอกสารประกอบการสอนวิชา Image Processing” สาขาวิชา
วิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

ภาคผนวก

ผลงานวิจัยที่รับการตีพิมพ์

1. S. Tantachun, C. Pintavirooj, Polsart Lertprasart, S. Bunluechokchai “BIOMETRIC USING HAND GEOMETRIC INVARIANCE,” The 12th International Conference on Biomedical Engineering 7 - 10 December 2005, Singapore
2. S.Tantachun, C. Pintavirooj, Polsart Lertprasart, S. Bunluechokchai “BIOMETRICS WITH EIGEN-HAND” The 1st IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA'2006) will be held from 24th May to 26th May 2006, Singapore., pp. 1179-1182

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นายสุรินทร์ ต้นทขุน
วัน เดือน ปีเกิด	10 มีนาคม 2525
ที่อยู่	80/1 ม.8 ต.ศาลเจ้าโรงทอง อ.วิเศษชัยชาญ จ.อ่างทอง 14110
ประวัติการศึกษา	2548 วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง 2545 ประกาศนียบัตรวิชาชีพชั้นสูง สาขาอิเล็กทรอนิกส์ สถาบัน เทคโนโลยีราชมงคล วิทยาเขตพระนครเหนือ