

การแปลงเค้าร่างแผนภาพพงศาวลีเป็นดิจิทัล



นายชาญณรงค์ คำสวัสดิ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

CHULALONGKORN UNIVERSITY

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2556

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ตั้งแต่ปีการศึกษา 2554 ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)

เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย

The abstract and full text of theses from the academic year 2011 in Chulalongkorn University Intellectual Repository (CUIR) are the thesis authors' files submitted through the University Graduate School.

DIGITIZATION OF PEDIGREE SCHEMATIC SKETCH

Mr. Channaronk Kumsawadi

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

CHULALONGKORN UNIVERSITY

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering Program in Electrical Engineering

Department of Electrical Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2013

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์

การแปลงเค้าร่างแผนภาพพงศาวลีเป็นดิจิทัล

โดย

นายชาญณรงค์ คำสวัสดิ์

สาขาวิชา

วิศวกรรมไฟฟ้า

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ชาญชัย ปลื้มปิติวิริยะเวช

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วน
หนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

.....คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

(ศาสตราจารย์ ดร.บัณฑิต เอื้ออาภรณ์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วิทย์ากร อัครวิเศษ)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ชาญชัย ปลื้มปิติวิริยะเวช)

.....กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ชาญยศ ปลื้มปิติวิริยะเวช)

.....กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย

(ดร.อภิรักษ์

ทุ่นหล่อ)

CHULALONGKORN UNIVERSITY

ชาญณรงค์ คำสวัสดิ์ : การแปลงเค้าร่างแผนภาพพงศาวลีเป็นดิจิทัล. (DIGITIZATION OF PEDIGREE SCHEMATIC SKETCH) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: ผศ. ดร.ชาญชัย ปลื้มปิติวิริยะเวช, 57 หน้า.

เค้าร่างแผนภาพพงศาวลีคือ แผนภาพวาดการถ่ายทอดลักษณะประวัติทางพันธุกรรมของคนในครอบครัวที่อยู่ในรูปแบบของแผนภูมิต้นไม้ ซึ่งสามารถตีความจากแผนภาพนี้ได้ว่าคนในครอบครัวมีโอกาสเป็นโรคที่เกิดจากพันธุกรรมหรือไม่ โดยในหนึ่งแผนภาพนั้นประกอบไปด้วยสัญลักษณ์ต่าง ๆ เช่น วงกลม สีเหลี่ยม และสีเหลี่ยมขนมเปียกปูน ซึ่งมีพื้นผิวภายในที่แสดงถึงความเปราะบางของโรคทางพันธุกรรม และแสดงสถานภาพการมีชีวิตอยู่หรือไม่ แผนภาพนี้มักถูกวาดลงบนกระดาษด้วยปากกาหรือดินสอด้วยลายมือของหมอเองจึงอาจจะลบเลือนไปได้ตามกาลเวลา และโดยข้อจำกัดทางเวลาทำให้ไม่สามารถวาดได้อย่างปราณีต และยากต่อการทำความเข้าใจ ดังนั้นจึงมีความจำเป็นต้องแปลงสัญลักษณ์ให้อยู่ในรูปแบบดิจิทัล เพื่อสะดวกต่อการเก็บลงในฐานข้อมูลของคนไข้ ง่ายต่อการวิเคราะห์ และสามารถคำนวณความน่าจะเป็นของโอกาสการเกิดโรคทางพันธุกรรมในลำดับรุ่นถัดไป

งานวิจัยนี้เสนอกระบวนการสกัดสัญลักษณ์และเส้นเชื่อมสัญลักษณ์ต่าง ๆ ภายในเค้าร่างแผนภาพพงศาวลี รวมถึงออกแบบกระบวนการแบ่งประเภทสัญลักษณ์ และ พื้นผิวภายใน โดยใช้ตัวแปลงเวฟเลตเพื่อใช้เป็นลักษณะเด่นของสัญลักษณ์ ส่วนการแบ่งประเภทพื้นผิวนั้นได้ประยุกต์ใช้ตัวกรองเกาเบอร์ ผลจากการแบ่งประเภทนั้นค่อนข้างถูกต้อง และเป็นที่น่าพอใจทั้ง 2 กรณี โดยใช้แผนภาพทั้งหมด 11 แผนภาพ แบ่งส่วนสัญลักษณ์และพื้นผิวได้ 151 ส่วน อัตราความถูกต้องของการแบ่งประเภทวงกลม สีเหลี่ยม และสีเหลี่ยมขนมเปียกปูนได้ 83.44%, 84.11% และ 99.34% ตามลำดับ ส่วนอัตราความถูกต้องของการแบ่งประเภทพื้นผิวระบายพื้นผิวว่างที่มีเส้นตัด พื้นผิวว่าง และพื้นผิวระบายที่มีเส้นตัด เป็นดังนี้ 80.79%, 74.17%, 78.15% และ 78.95% ตามลำดับ นอกจากนี้เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างสมาชิกภายในครอบครัวจึงจำเป็นต้องหาส่วนของเส้นตรงที่เชื่อมระหว่างสัญลักษณ์ต่าง ๆ โดยผลลัพธ์สุดท้ายจะบอกรายละเอียดของแต่ละสัญลักษณ์รวมถึงสถานภาพตามแผนภาพที่นำมาวิเคราะห์

CHULALONGKORN UNIVERSITY

ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้า

ลายมือชื่อนิสิต

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

ปีการศึกษา 2556

5570164621 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEYWORDS: WAVELET TRANSFORM / SHAPE RECOGNITION / TEXTURE
RECOGNITION / PEDIGREE SCHEMATIC SKETCH

CHANNARONK KUMSAWADI: DIGITIZATION OF PEDIGREE SCHEMATIC
SKETCH. ADVISOR: ASST. PROF. CHARNCHAI PLUEMPITWIRIYAJEJ, Ph.D.,
57 pp.

Pedigree schematic sketch is a drawing of a family's hereditary history in a form of a "tree" for an interpretation of possible inheritance of a given trait or disease. It consists of circles, rectangles, and diamonds with some textures to indicate a presence of carrier. Currently, doctors sketch such family tree on a piece of paper with a pen or pencil, which may be smudged over time and cannot be visualized with accuracy. In addition, the hand-swivel drawing is difficult to be analyzed systematically. Therefore, it is desirable to transform such schematic sketch into a digital form, so it can be conveniently stored in a database and further analyzed with ease.

In this research, we propose to extract the symbols and connecting lines in pedigree schematic sketches, including designing an algorithm to classify their shapes (as circle, rectangle, or diamond), and textures (as shaded, empty, or with a line across). Wavelet transform is used as the shape features. For texture features, we used Gabor filters. The results are quite accurate and satisfying. We test our algorithms on 11 real pedigree schematic sketches. After the segmentation process, we obtained 151 symbols to be classified. The results of the overall shape classification are 83.44% for circles, 84.11% for rectangles, and 99.34% for diamonds. The four textures are shaded area, with a line across, blank area, and the combined shaded area with a line across. The accuracy results are 80.79%, 74.17%, 78.15% and 78.95% respectively. Furthermore, to find the relationships between family numbers, we need to extract the lines connecting the symbols. The result showed the details and status of the symbols as the pedigree schematic sketch.

Department: Electrical Engineering Student's Signature

Field of Study: Electrical Engineering Advisor's Signature

Academic Year: 2013

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี ด้วยความช่วยเหลือของอาจารย์ชาญชัย ปลื้มปิติ วิริยะเวช อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ซึ่งท่านได้ให้คำแนะนำ และข้อคิดเห็นต่างๆ อันเป็นประโยชน์อย่างยิ่งในการทำวิจัย อีกทั้งยังช่วยแก้ปัญหาต่างๆ ที่เกิดขึ้นระหว่างการดำเนินงานอีกด้วย ขอขอบคุณ คณะแพทยศาสตร์โรงพยาบาลรามาธิบดี สำหรับตัวอย่างแผนภาพเค้าร่างพงศาวลี นอกจากนี้ขอขอบคุณเพื่อนๆ พี่ๆ ในห้องปฏิบัติการวิจัยกรรมวิธีสัตวญาณดิจิทัล ที่คอยให้กำลังใจ และให้ความช่วยเหลือในการทำวิทยานิพนธ์เรื่องนี้



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญภาพ	ฌ
สารบัญตาราง.....	ฎ
บทที่ 1 บทนำ	12
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา.....	12
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....	13
1.3 ขอบเขตการทำวิจัย	13
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	13
1.5 สรุปสาระสำคัญจากเอกสารที่เกี่ยวข้อง	13
บทที่ 2 การแปลงเวฟเลตและกาบอร์ฟังก์ชัน	16
2.1 การแปลงเวฟเลต.....	16
2.1.1 คุณสมบัติของการแปลงเวฟเลต.....	17
2.2 ตัวกรองกาบอร์.....	18
2.2.1 กาบอร์ฟังก์ชัน.....	18
2.2.2 การออกแบบพจนานุกรมตัวกรองกาบอร์	19
บทที่ 3 การประมวลผลภาพดิจิทัล.....	20
3.1 การหาขอบโดยวิธีลาปลาซของเกาส์เซียนหรือล้อยก	20
3.2 การขยายและการกร่อนรูปร่าง	21
3.3 การหาขอบโดยวิธีแคนนี่.....	22
3.3.1 ลดสิ่งรบกวน.....	22
3.3.2 คำนวณขนาดและทิศทางของเกรเดียนต์.....	22
3.3.3 การกำจัดขอบที่มีค่าที่ไม่ใช่ค่าสูงสุด	23
3.3.4 ตรวจสอบขอบโดยขีดแบ่งสองระดับ	23
บทที่ 4 แนวคิดวิทยานิพนธ์.....	25

4.1 กระบวนการการแบ่งส่วนภาพ.....	28
4.2 ตัวแทนสัญลักษณ์สำหรับวัตถุ.....	31
4.2.1 ฟังก์ชันกรัสมี่.....	31
4.2.2 ตัวแทนข้ามศูนย์.....	32
4.2.3 ขั้นตอนการหาความต่าง.....	33
4.3 ตัวแทนพื้นผิว.....	34
4.3.1 การวัดระยะห่าง.....	35
4.4 การแบ่งส่วนเส้นตรงในแนวตั้งและแนวนอน.....	36
4.5 การสร้างเส้นตรงโดยอ้างอิงจากภาพเกรเดียนต์.....	37
บทที่ 5 วิธีการดำเนินงานและผลการทดลอง.....	43
5.1 ลักษณะข้อมูลที่นำมาทดลองและมาตรวัดอัตราความถูกต้อง.....	43
5.2 ผลการแบ่งประเภทสัญลักษณ์และพื้นผิว.....	44
5.3 รายละเอียดของสัญลักษณ์ภายในแผนภาพเค้าร่างพงศาวลี.....	50
บทที่ 6 สรุปผลการทดลอง.....	53
รายการอ้างอิง.....	54
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์.....	57

สารบัญภาพ

หน้า

รูปที่ 2.1 (ก) คลื่นเวฟเลตแบบฮาร์ (ข) คลื่นเวฟเลตแบบเกาส์เซียน (ค) คลื่นเวฟเลตแบบดาวเบชีส์ (ง) คลื่นเวฟเลตแบบมอร์เลต.....	16
รูปที่ 3.1 หน้าต่างย่อยในการหาขอบโดยวิธีโซเบล (ก) แนวนอน (ข) แนวตั้ง.....	22
รูปที่ 3.2 ทิศทางเกรเดียนต์เวกเตอร์	23
รูปที่ 4.1 ความหมายของแต่ละสัญลักษณ์.....	25
รูปที่ 4.2 ความหมายของแต่ละพื้นผิว	26
รูปที่ 4.3 สัญลักษณ์ทั้งหมด.....	26
รูปที่ 4.4 กระบวนการของการทำงานทั้งหมด	27
รูปที่ 4.6 ภาพต้นฉบับ.....	28
รูปที่ 4.7 ภาพไบนารี.....	29
รูปที่ 4.8 ภาพที่ผ่านตัวกรองล็อก	29
รูปที่ 4.9 ภาพที่ผ่านการเติมเต็มด้วยจุดภาพ	30
รูปที่ 4.10 ภาพที่ผ่านกระบวนการเปิด.....	30
รูปที่ 4.11 ภาพที่ผ่านกระบวนการหาขอบแค่นี้	30
รูปที่ 4.12 ขอบของวัตถุที่ต้องการ.....	31
รูปที่ 4.16 เกาส์เซียนเวฟเลต	32
รูปที่ 4.17 (ก) แสดง $W_2^j f(x)$ ที่ $j = 6$ (ข) แสดง $Z_2^j f(x)$ ที่ $j = 6$	33
รูปที่ 4.18 วัตถุที่มีจำนวนจุดภาพมากกว่า 200 จุดภาพ และผ่านการกระบวนการเปิด.....	36
รูปที่ 4.19 เกรเดียนต์ในแนวแกน X.....	37
รูปที่ 4.20 เกรเดียนต์ในแนวแกน Y	37
รูปที่ 4.21 บวกค่าจุดภาพด้วยเมทริกซ์ 8×1	38
รูปที่ 4.22 ผลรวมของจุดภาพจากภาพเกรเดียนต์ Y.....	38
รูปที่ 4.23 ตำแหน่งของผลรวมที่มีค่ามากกว่า 40 จากภาพเกรเดียนต์ Y.....	38
รูปที่ 4.24 ผลรวมของจุดภาพจากภาพเกรเดียนต์ Y หลังจากผ่านตัวกรองเกาส์เซียน	39
รูปที่ 4.25 ตำแหน่งของผลรวมที่มีค่ามากกว่า 40 จากภาพเกรเดียนต์ X	40
รูปที่ 4.26 เส้นตรงในแนวตั้งและแนวนอนที่ยังไม่เชื่อมต่อกัน.....	40
รูปที่ 4.27 หน้าต่างย่อยขนาด 71×71	41
รูปที่ 4.28 หน้าต่างย่อยขนาด 31×31	41
รูปที่ 4.29 เส้นตรงในแนวตั้งและแนวนอนหลังจากกระบวนการเปลี่ยนขนาด.....	41

รูปที่ 4.30 ภาพจำลองของเค้าร่างแผนภาพพงศาวลี	42
รูปที่ 4.31 จุดที่แสดงความสัมพันธ์ของแต่ละสัญลักษณ์	42
รูปที่ 5.1 รูปต้นแบบของสี่เหลี่ยม สี่เหลี่ยมขนมเปียกปูน และวงกลม	43
รูปที่ 5.2 ความผิดพลาดที่เกิดจากการแบ่งส่วน	47
รูปที่ 5.3 ตัดส่วนภาพจากจุดศูนย์กลางข้างละ 18 จุดภาพ	49
รูปที่ 5.4 ลำดับของสัญลักษณ์	50
รูปที่ 5.5 ความสัมพันธ์ของแต่ละสัญลักษณ์	50
รูปที่ 5.6 เค้าร่างแผนภาพพงศาวลี	51
รูปที่ 5.7 รายละเอียดของบุคคลภายในครอบครัว	51



สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 5.1 แสดงค่าความแตกต่างจากสมการที่ (4.5) ของรูปต้นแบบกับรูปที่นำมาทดสอบ	45
ตารางที่ 5.2 แสดงค่าความแตกต่างจากสมการที่ (4.6) ของรูปต้นแบบกับรูปที่นำมาทดสอบ	45
ตารางที่ 5.3 ค่าเฉลี่ยความคล้ายคลึงจากสมการที่ (4.7) ที่ $p=1$ ของรูปต้นแบบกับรูปที่นำมาทดสอบ	46
ตารางที่ 5.4 ค่าเฉลี่ยความคล้ายคลึงจากสมการที่ (4.7) ที่ $p=2$ ของรูปต้นแบบกับรูปที่นำมาทดสอบ	46
ตารางที่ 5.5 ผลลัพธ์ทั้งหมดของการแบ่งประเภท 151 สัญลักษณ์	47
ตารางที่ 5.6 ค่าระยะห่างของพื้นผิวจากสมการที่ (4.17)	48
ตารางที่ 5.7 ผลลัพธ์ทั้งหมดของการแบ่งประเภท 151 พื้นผิว	48
ตารางที่ 5.8 ผลจากการแบ่งประเภทระหว่างคนที่ เป็นพาหะโรคทางพันธุกรรมกับ คนที่เป็นพาหะโรคทางพันธุกรรมและเสียชีวิต	49

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

อาการป่วยที่เกิดจากความผิดปกติขององค์ประกอบยีนและโครโมโซมหรือที่เรียกกันว่า โรคทางพันธุกรรม [1] ซึ่งจะมีการถ่ายทอดทางพันธุกรรมจากพ่อแม่สู่ลูกโดยตรง โรคนี้ถือเป็นปัญหาด้านสาธารณสุขสำคัญของโลก ซึ่งการศึกษาแบบแผนการถ่ายทอดลักษณะทางพันธุกรรมของมนุษย์ทำได้โดยการเก็บรวบรวมข้อมูลลักษณะทางพันธุกรรมของบุคคลในครอบครัวหลาย ๆ รุ่น แล้วนำมาวิเคราะห์ความสัมพันธ์การเกิดโรค ข้อมูลนี้มักบันทึกในรูปแบบแผนภาพแสดงลำดับเครือญาติหรือที่เรียกว่า พงศาวลี (Pedigree) ซึ่งถือว่าเป็นแผนภาพที่สำคัญเพราะเมื่อดูจากแผนภาพจะทราบได้ว่าใครมีบทบาทสำคัญกับตัวผู้ป่วย อีกทั้งยังสามารถพยากรณ์ความรุนแรงของโรคที่เป็นอยู่ได้ ทำให้แพทย์สามารถปรับการดูแลรักษาได้ ซึ่งประโยชน์อีกอย่างหนึ่งของการทำแผนภาพนี้คือ ทำให้แพทย์มีความสนิทสนมกับคนไข้มากขึ้น เพราะแพทย์จะเติมแผนภาพแสดงลำดับเครือญาติให้มากขึ้นตามลำดับเวลาที่รู้จักคนไข้ ซึ่งจะไม่ดูเหมือนเป็นการซักประวัติคนไข้จนเกินไป การรักษาคอนไชน์จะทำได้ง่ายขึ้น [2]

ในปัจจุบันแผนภาพแสดงลำดับเครือญาตินี้มักถูกวาดด้วยลายมือของแพทย์เองแบบคร่าว ๆ บนกระดาษ ด้วยข้อจำกัดทางเวลาของแพทย์จึงไม่สามารถวาดแผนภาพนี้อย่างปราณีตได้ อีกทั้งแผนภาพนั้นมีสัญลักษณ์ เช่น สีเหลี่ยม สีเหลี่ยมขนมเปียกปูน วงกลม และเส้นตรงมากมายที่สื่อความหมายต่าง ๆ ทำให้แผนภาพที่ออกมาดูนั้นเข้าใจได้ยาก และถ้ากาลเวลาผ่านไปแผนภาพที่ถูกวาดลงบนกระดาษอาจเสื่อมสภาพทำให้ความชัดเจนของสัญลักษณ์ต่าง ๆ อาจจะเลือนรางได้ตามระยะเวลา ดังนั้นเพื่อให้ง่ายต่อการทำความเข้าใจและการจัดเก็บแผนภาพแสดงลำดับเครือญาติ เราจึงนำเสนอให้นำกระบวนการประมวลผลภาพและการรู้จำมาเข้ามาประยุกต์ใช้ เพื่อระบุว่าในหนึ่งแผนภาพนั้นมีกี่ลำดับรุ่น รวมถึงการแบ่งส่วนสัญลักษณ์และเส้นเชื่อมต่อกออกจากภาพและแบ่งประเภทของสัญลักษณ์ และแบ่งประเภทของพื้นผิวภายในสัญลักษณ์ โดยสามารถระบุรายละเอียดของสัญลักษณ์ได้ว่าเป็นเพศไหน มีความสัมพันธ์อย่างไรกับคนในครอบครัว และเป็นโรคทางพันธุกรรม หรือ เสียชีวิตแล้วหรือไม่ ซึ่งการทำเช่นนี้ทำให้ง่ายต่องานในอนาคตทางด้านการจัดเก็บเป็นฐานข้อมูลของคนไข้ เพื่อให้สามารถเข้าถึงข้อมูลของคนไข้ได้ง่ายขึ้นกว่าการเก็บข้อมูลของคนไข้ลงบนกระดาษ โดยไม่ต้องเสียเวลาในการค้นหานาน และสามารถวิเคราะห์โอกาสที่จะเกิดโรคทางพันธุกรรมในรุ่นต่อ ๆ ไปได้

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

- เพื่อหาวิธีที่เหมาะสมในการแบ่งแผนภาพเครือญาติออกเป็นลำดับรุ่น รวมถึงแบ่งส่วนของสัญลักษณ์ พื้นผิวภายใน และเส้นตรง และแบ่งประเภทของสัญลักษณ์ รวมถึงพื้นผิวภายในสัญลักษณ์
- เพื่อระบุรายละเอียดของสัญลักษณ์ภายในแผนภาพ และบอกความสัมพันธ์ระหว่างสัญลักษณ์
- เพื่อให้สะดวกต่อการทำความเข้าใจและจัดเก็บแผนภาพลำดับเครือญาติลงในฐานข้อมูลของคนไข้

1.3 ขอบเขตการทำวิจัย

- เขียนโปรแกรมแบ่งแผนภาพเครือญาติ แบ่งส่วนภาพ และแบ่งประเภทของสัญลักษณ์ พื้นผิวภายใน และเส้นตรงต่าง ๆ ด้วยโปรแกรม MATLAB
- แบ่งประเภทของสัญลักษณ์เป็น 3 ประเภท คือ สีเหลี่ยม สีเหลี่ยมขนมเปียกปูน และวงกลม และพื้นผิวภายใน 4 ประเภท คือ พื้นผิวว่าง พื้นผิวระบาย พื้นผิวว่างที่มีเส้นตัด และพื้นผิวระบายที่มีเส้นตัด และแบ่งส่วนเส้นตรงออกจากแผนภาพเครือญาติ
- หาความสัมพันธ์ระหว่างสัญลักษณ์ภายในแผนภาพเครือญาติ

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- สามารถแบ่งส่วนสัญลักษณ์ภายในแผนภาพพงศาวลี เช่น สีเหลี่ยม สีเหลี่ยมขนมเปียกปูน วงกลม และเส้นตรง และแบ่งประเภทของ สีเหลี่ยม สีเหลี่ยมขนมเปียกปูน วงกลม รวมถึงแบ่งประเภทของพื้นผิวออกจากกันได้ เพื่อให้ง่ายต่อการเก็บลงในฐานข้อมูลของคนไข้
- เรียนรู้การประมวลผลภาพและการรู้จำเพื่อประยุกต์ใช้ให้เกิดประโยชน์กับการแบ่งประเภทของสัญลักษณ์และพื้นผิวต่าง ๆ

1.5 สรุปสาระสำคัญจากเอกสารที่เกี่ยวข้อง

ในปัจจุบันมีผลงานวิจัยที่เกี่ยวกับการรู้จำ การแบ่งประเภทของวัตถุ และโปรแกรมวาดแผนภาพเค้าร่างพงศาวลี ซึ่งประเด็นที่เกี่ยวข้องกับการวิจัยสามารถสรุปได้ ดังนี้

ปี 1997 Quang Minh Tieng et al. [3] กล่าวถึงขั้นตอนวิธีใหม่สำหรับการแสดงและการรู้จำวัตถุสองมิติของในรูปร่างทั่วไป โดยใช้สัญญาณในหนึ่งมิติ คือ ขอบเขตของวัตถุผ่านกระบวนการแปลงเวฟเลตข้ามศูนย์ (Wavelet transform zero-crossing) ซึ่งในขั้นตอนวิธีมีคุณสมบัติสามารถใช้กับ

วัตถุที่มีการย้ายตำแหน่ง การหมุน และการปรับขนาดได้ อีกทั้งผลการทดสอบมีอัตราความถูกต้อง และเสถียรกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับการใช้ตัวบ่งชี้ฟูเรียร์ (Fourier Descriptor)

ปี 2006 Shi-Zhong Liao et al. [4] กล่าวถึงการรู้จำการวาดรูปร่างประกอบ (Classification of composite sketch shape) โดยใช้ขั้นตอนวิธีซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machines) หรือ SVM ร่วมกับวิธีต้นไม้การตัดสินใจ (Decision tree) เข้ามาช่วยในการรู้จำรูปร่าง โดยได้อธิบายถึงการใช้ต้นไม้การตัดสินใจว่าช่วยการแบ่งประเภทเบื้องต้นของรูปร่างประกอบ และยังช่วยลดเวลาในการคำนวณการรู้จำอีกด้วย ซึ่งงานวิจัยนี้นำไปประยุกต์ใช้กับการรู้จำภาพวาดวงจรไฟฟ้า โดยผลการทดสอบมีอัตราความถูกต้องมากกว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

ปี 2011 Siti Salwa Salleh et al. [5] กล่าวถึงการรวมกันของวิธีมหาลาโนบิส (Mahalanobis) และ แจคคาร์ด (Jaccard) เพื่อการพัฒนาการวัดความคล้ายคลึงของรูปร่างซึ่งโดยปกตินิยมใช้กับการรู้จำภาพร่าง ซึ่งวัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้เพื่อนำเสนอขั้นตอนวิธีใหม่ที่ดีกว่าในการรู้จำรูปร่าง โดยงานวิจัยนี้ได้สรุปว่าการคำนวณความคล้ายคลึงของทั้งสองวิธีนั้นกะทัดรัดไม่เสียเวลาในการคำนวณมากและเหมาะสมสำหรับใช้กับโปรแกรมในโทรศัพท์มือถือที่มีหน่วยความจำต่ำ และใช้พลังงานในการประมวลผลต่ำ

ปี 2013 Adnan Abou Nabout [6] กล่าวถึงการรู้จำรูปร่างวัตถุโดยใช้ตัวบ่งชี้เวฟเลต (Wavelet Descriptors) ซึ่งได้อธิบายว่าการแปลงเวฟเลตถูกใช้งานมากสำหรับการเข้ารหัสรูปภาพ ตลอดจนมีวัตถุประสงค์เพื่อดึงเอาลักษณะเด่นออกมา ในงานวิจัยนี้ได้หารศมีจากเส้นแสดงรูปร่างของวัตถุเพื่อนำไปประยุกต์กับตัวบ่งชี้เวฟเลต และใช้หมวกเม็กซิโก (Mexican Hat) เป็นเวฟเลตแม่ ซึ่งผลสรุปในงานวิจัยนั้นมีประสิทธิภาพในการรู้จำวัตถุมากกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีตัวบ่งชี้ฟูเรียร์ (Fourier Descriptor)

ปี 2004 Tiehua Du et al. [7] กล่าวถึงการรู้จำวัตถุสองมิติที่เหมาะสมกับวัตถุลักษณะปิดโดยใช้เวฟเลต โดยเริ่มจากหาเส้นแสดงรูปร่างของวัตถุที่สนใจและทำการปรับปรุงโครงสร้างของข้อมูล (Normalization) เพื่อให้สามารถใช้กับวัตถุที่มีการแปรผันทางขนาด ทิศทาง และตำแหน่งได้ โดยขั้นตอนวิธีของงานวิจัยนี้ยังสามารถนำไปใช้กับภาพที่มีสัญญาณรบกวนหรือภาพของวัตถุที่มีการซ้อนทับกันได้

ปี 2002 Stanislaw Osowski et al. [8] กล่าวถึงการเปรียบเทียบวิธีการรู้จำรูปร่างของตัวบ่งชี้ฟูเรียร์และเวฟเลตโดยใช้โครงข่ายประสาท (Neural networks) ซึ่งการรู้จำนั้นขึ้นอยู่กับ การดึงเอาลักษณะเด่นจากผลการแปลงฟูเรียร์และการแปลงเวฟเลตของข้อมูล โดยงานวิจัยนี้ได้ทดสอบด้วยการ

จำลองรูปร่างของเครื่องบินสำหรับการรู้จำและผลการทดสอบนั้นการใช้ตัวบ่งชี้เวฟเลตมีอัตราการเรียนรู้ที่ดีกว่าตัวบ่งชี้ฟูเรียร์

ปี 2013 Farhan Riaz et al. [9] ได้นำเสนอวิธีสำหรับแบ่งประเภทของคุณสมบัติพื้นผิวซึ่งไม่แปรผันตามเมื่อมีการหมุนและการปรับขนาดของพื้นผิวโดยใช้ตัวกรองกาบอร์ (Gabor filters) เป็นตัวช่วยในการแบ่งประเภทของพื้นผิว ซึ่งในงานวิจัยนี้นำผลตอบสนองที่ได้จากตัวกรองกาบอร์มาหาค่าทางสถิติคือ ค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน จากนั้นนำมาจัดเรียงใหม่เป็นเมตริกซ์ขนาดสองมิติเพื่อนำมาทำเป็นเวกเตอร์ลักษณะเด่น (feature vector) และใช้วิธี SVM สำหรับแบ่งประเภทของพื้นผิวที่มีการเปลี่ยนขนาดและมีการหมุน ซึ่งผลการทดลองมีอัตราความถูกต้องมากกว่าวิธีอื่นๆ

GenoPro [10] นำเสนอโปรแกรมสำหรับสร้างแผนภาพพงศาวลี โดยในโปรแกรมนั้นสามารถใส่รายละเอียดของคนในครอบครัว ข้อมูลเบื้องต้นที่ระบุลงบนแผนภาพ ได้แก่ ชื่อ เพศ วันเกิด และวันที่เสียชีวิตของแต่ละบุคคล โดยสามารถเพิ่มเติมข้อมูลต่างๆได้ เช่น ระดับการศึกษา อาชีพ เหตุการณ์สำคัญที่เกิดขึ้นในชีวิต โรคเรื้อรัง พฤติกรรมทางสังคม ความสัมพันธ์กับคนในครอบครัว สถานะทางอารมณ์ และการใช้ชีวิตในสังคม เป็นต้น ซึ่งผู้ใช้โปรแกรมนี้อาจสร้างแผนภาพขึ้นมาเป็นของตัวเองและสามารถเก็บข้อมูลสำรองไว้บนเว็บไซต์ได้ และสามารถเพิ่มจำนวนคนในครอบครัวได้มาก มีตารางแสดงรายละเอียดของแต่ละบุคคล ซึ่งทำให้ลดเวลาในการหาข้อผิดพลาดของข้อมูลที่ได้ระบุลงไปก่อนหน้า และในระบบปฏิบัติการแมคอินทอช (macintosh) ก็มีโปรแกรมสำหรับสร้างแผนภาพพงศาวลีเช่นกัน คือ Pedigree-Draw 6 [11] ซึ่งสามารถสร้าง แก๊ซ หรือวาดแผนภาพพงศาวลีได้ทั้งวงศ์ตระกูลของมนุษย์และสัตว์ ตัวโปรแกรมนี้อาจถูกพัฒนาขึ้นสำหรับวิเคราะห์การรวมกลุ่มของข้อมูลประชากรเพื่องานวิจัยทางชีวการแพทย์ ทางพันธุศาสตร์ และเพื่อช่วยบริหารอาณาจักรของสัตว์ที่เป็นเหยื่อล่า

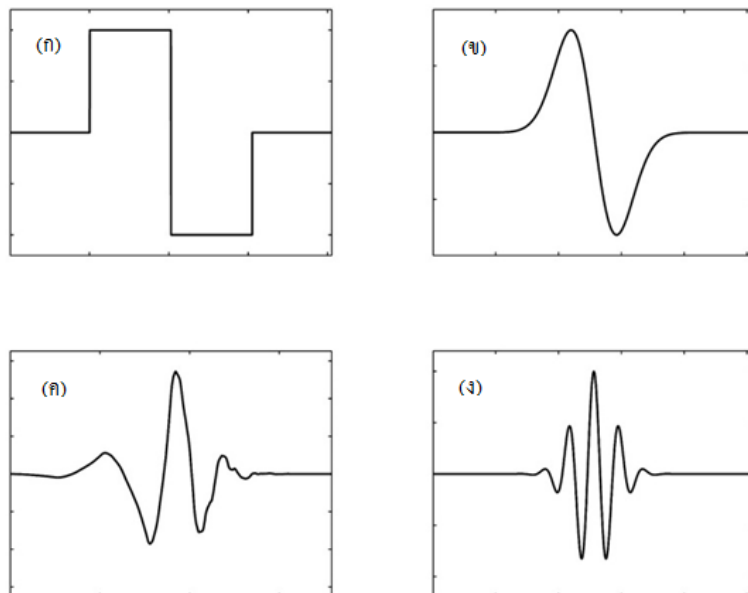
บทที่ 2

การแปลงเวฟเลตและกาบอร์ฟังก์ชัน

งานวิจัยฉบับนี้ต้องการแบ่งประเภทสัญลักษณ์ คือ สีเหลี่ยม สีเหลี่ยมขนมเปียกปูน และวงกลม รวมถึงพื้นผิวภายในสัญลักษณ์ คือ พื้นผิวว่าง พื้นผิวระบาย พื้นผิวว่างที่มีเส้นตัด และพื้นผิวระบายที่มีเส้นตัด ซึ่งสัญลักษณ์ภายในเค้าร่างพงศาวลีที่นำมาทดสอบนั้นมีขนาดและตำแหน่งที่แตกต่างกัน ดังนั้นจึงได้นำเสนอวิธีการแปลงเวฟเลตมาประยุกต์ใช้ เพราะ มีคุณสมบัติไม่แปรผันตามขนาด และตำแหน่งของวัตถุเมื่อวัตถุมีการเปลี่ยนแปลง สำหรับกาบอร์ฟังก์ชันนำมาประยุกต์ใช้กับพื้นผิวภายในสัญลักษณ์ เพราะ กาบอร์ฟังก์ชันมีคุณสมบัติที่แปรผันตามขนาดและทิศทางของวัตถุ

2.1 การแปลงเวฟเลต

การแปลงเวฟเลต (Wavelet Transform) เป็นกระบวนการทางคณิตศาสตร์วิธีหนึ่ง ที่ใช้ในการอธิบายโครงสร้างของระบบสัญญาณที่ประกอบด้วยสัญญาณเฉพาะหลาย ๆ สัญญาณ มารวมกันเป็นสัญญาณหนึ่ง โดยสัญญาณเฉพาะนี้จะเปลี่ยนรูปคลื่นเล็ก ๆ ที่เรียกว่า เวฟเลต ซึ่งจะเปลี่ยนรูปแบบแกว่ง (oscillatory) และขนาดของคลื่นจะลดลงสู่ศูนย์อย่างรวดเร็ว โดยรูปแบบสัญญาณของเวฟเลตนั้นจะมีรูปแบบต่าง ๆ ดังรูปที่ 2.1 ในการอธิบายสัญญาณใดๆด้วยการแปลงเวฟเลตทำได้โดยนำกลุ่มของเวฟเลตที่มีโครงสร้างแบบฟังก์ชันเดียวกันเป็นตัวอธิบาย ซึ่งฟังก์ชันนี้จะเป็นฟังก์ชันต้นกำเนิดหรือเรียกว่า เวฟเลตแม่ (Mother Wavelet)



รูปที่ 2.1 (ก) คลื่นเวฟเลตแบบฮาร์ (ข) คลื่นเวฟเลตแบบเกาส์เซียน (ค) คลื่นเวฟเลตแบบดาวเบชีส์ (ง) คลื่นเวฟเลตแบบมอร์เลต [12]

2.1.1 คุณสมบัติของการแปลงเวฟเลต

การแปลงเวฟเลต คือการดำเนินการเชิงเส้นที่แยกสัญญาณออกเป็นส่วนประกอบย่อยซึ่งปรากฏในขนาดที่ต่างกัน การแปลงนี้ขึ้นอยู่กับสังวัตนาการ (convolution) ของสัญญาณกับตัวกรองขยายสัญญาณ [3] เวฟเลตแม่ คือฟังก์ชัน $\psi(x) \in L^2$ ซึ่งมีคุณสมบัติแสดงดังสมการต่อไปนี้

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(x) dx = 0 \quad (2.1)$$

$$\psi_s(x) = \frac{1}{s} \psi\left(\frac{x}{s}\right) \quad (2.2)$$

เมื่อ $\psi(x)$ คือ ฟังก์ชันของเวฟเลตแม่

$\psi_s(x)$ คือ ฟังก์ชันของเวฟเลตแม่ที่มีการเปลี่ยนขนาด

s คือ พารามิเตอร์ของการปรับขนาด

การแปลงเวฟเลตของฟังก์ชัน $f(x)$ ที่ขนาด s และตำแหน่ง x คำนวณได้จากผลของการสังวัตนาการ

$$W_s f(x) = f * \psi_s(x) \quad (2.3)$$

การแปลงเวฟเลตนั้นขึ้นอยู่กับพารามิเตอร์สองตัว คือ s และ x ซึ่งมีค่าเปลี่ยนแปลงอย่างต่อเนื่องบนเซตของจำนวนจริง สำหรับเวฟเลตบางประเภทค่าพารามิเตอร์ของการปรับขนาดสามารถเป็นค่าลำดับประกอบด้วยสอง (dyadic sequence) คือ 2^j โดยไม่มีการเปลี่ยนแปลงคุณสมบัติทั้งหมดของการแปลง การแปลงเวฟเลตที่มีการปรับขนาดที่ลำดับ 2^j แสดงดังสมการต่อไปนี้

$$W_{2^j} f(x) = f * \psi_{2^j}(x) \quad (2.4)$$

การชักตัวอย่างแบบเอกรูป (uniform sampling) ของการแปลงเวฟเลตนั้นยากต่อการนำไปใช้สำหรับการรู้จำแบบ (Pattern Recognition) เพราะไม่ได้กำหนดตัวบ่งชี้สัญญาณที่ถูกย้าย เมื่อสัญญาณนั้นถูกย้ายออกไป โดยแท้จริงแล้ว สัมประสิทธิ์เวฟเลตของรูปแบบเฉพาะส่วนถูกแก้ไขเมื่อตำแหน่งของรูปแบบเปลี่ยนไป ในทางตรงกันข้ามมันจะชัดเจนเมื่อตำแหน่งของข้ามศูนย์ (zero-crossing) ของการแปลงเวฟเลตประกอบด้วยสอง (Dyadic wavelet transform) ถูกย้ายเมื่อสัญญาณ $f(x)$ ถูกย้ายเช่นกัน ตัวข้ามศูนย์ของการแปลงเวฟเลตแสดงตำแหน่งของจุดที่สัญญาณมีการเปลี่ยนแปลงที่ชัดเจน กำหนดให้ $\theta(x)$ เป็นฟังก์ชันปรับเรียบ (smoothing function) และ

$$\psi(x) = \frac{d^2 \theta(x)}{dx^2} \quad (2.5)$$

กำหนดให้ $\theta_s(x) = (1/s)\theta(x/s)$ เป็นการปรับขนาดของ $\theta(x)$ ด้วยตัวประกอบ s และจากสมการที่ (2.4) พิสูจน์แล้วจะได้

$$W_s f(x) = f * \left(s^2 \frac{d^2 \theta_s}{dx^2} \right) (x) = s^2 \frac{d^2}{dx^2} (f * \theta_s)(x) \quad (2.6)$$

ดังนั้น $W_s f(x)$ เป็นสัดส่วนอนุพันธ์อันดับสองของ $f(x)$ ปรับเรียบโดย $\theta_s(x)$ การข้ามศูนย์ของ $W_s f(x)$ สมนัยกับจุดเปลี่ยนเว้าของ $f * \theta_s(x)$

2.2 ตัวกรองกาบอร์

ตัวกรองกาบอร์ (Gabor Filters) ถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายสำหรับการสกัดลักษณะเด่นของพื้นผิว [9] ตัวกรองกาบอร์สามารถได้รับการพิจารณาเป็นเครื่องตรวจจับเส้นขอบ และเส้นตรงที่สามารถปรับทิศทาง และปรับขนาดได้ อีกทั้งค่าทางสถิติของคุณลักษณะต่าง ๆ ในบริเวณพื้นผิวนี้ได้รับความนิยมเพื่อนำมาใช้อธิบายคุณลักษณะของข้อมูลพื้นผิว คุณลักษณะกาบอร์นี้ถูกนำมาใช้ในการประยุกต์ใช้กับการวิเคราะห์รูปภาพซึ่งรวมถึงการแบ่งประเภทพื้นผิว (texture classification) การแบ่งส่วนพื้นผิว (texture segmentation) การรู้จำรูปภาพ (image recognition) การซ้อนทับภาพ (image registration) และการติดตามการเคลื่อนไหว (motion tracking) เป็นต้น

2.2.1 กาบอร์ฟังก์ชัน

กาบอร์ฟังก์ชัน (Gabor functions) ในรูปสองมิติ $g(x, y)$ และการแปลงฟูเรียร์ของตัวกรองกาบอร์ฟังก์ชัน $G(u, v)$ สามารถเขียนอยู่ในรูปของสมการได้ดังนี้

$$g(x, y) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \right) \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} \right) + 2\pi i W x \right) \quad (2.7)$$

$$G(u, v) = \exp \left(-\frac{1}{2} \left[\frac{(u - W)^2}{\sigma_u^2} - \frac{v^2}{\sigma_v^2} \right] \right) \quad (2.8)$$

โดยที่ $\sigma_u = 1/2\pi\sigma_x, \sigma_v = 1/2\pi\sigma_y$ และ W คือ ค่าความถี่กลางของตัวกรองที่มีความถี่สูงที่สุด ความกว้างของแถบความถี่และความถี่กลางของตัวกรองนี้ถูกควบคุมด้วยส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของเกาส์เซียนฟังก์ชัน และความถี่ของคลื่นรูปไซน์เชิงซ้อน (complex sinusoid) ตามลำดับ พจนานุกรมตัวกรองสัญญาณด้วยตนเองที่คล้ายคลึงกันสามารถได้รับโดยการเปลี่ยนขนาดและการหมุนที่เหมาะสมของ $g(x, y)$ ผ่านฟังก์ชันก่อกำเนิด (generating function) แสดงในรูปของสมการได้ดังต่อไปนี้

$$g_{mn}(x, y) = a^{-m} G(x', y'), a > 1 \quad (2.9)$$

$$x' = a^{-m}(x \cos \theta + y \sin \theta), y' = a^{-m}(-x \sin \theta + y \cos \theta) \quad (2.10)$$

โดยที่ $\theta = n\pi / K$, K คือ จำนวนทั้งหมดของการปรับทิศทาง และ m, n เป็นจำนวนเต็ม ส่วนค่าสเกล a^{-m} ในสมการที่ (2.9) นั้นแสดงเพื่อให้แน่ใจว่าค่าพลังงานนั้นไม่ขึ้นอยู่กับค่า m

2.2.2 การออกแบบพจนานุกรมตัวกรองกาบอร์

การออกแบบพจนานุกรมตัวกรองกาบอร์ (Gabor filter dictionary design) สำหรับกาบอร์เวฟเลตที่ไม่เชิงตั้งฉากแสดงถึงข้อมูลในตัวกรองรูปภาพที่มีความซ้ำซ้อน และตามกลยุทธ์นี้ถูกใช้เพื่อลดข้อมูลซ้ำซ้อน โดยกำหนดให้ U_l และ U_h เป็นค่าต่ำสุดและสูงสุดของค่ากลางความถี่ที่สนใจ รวมไปถึง K คือ จำนวนของการปรับทิศทาง และ S คือ จำนวนของการปรับขนาด สำหรับการคำนวณพารามิเตอร์ σ_u และ σ_v สามารถหาได้จากสมการดังต่อไปนี้

$$a = \left(\frac{U_h}{U_l} \right)^{\frac{1}{S-1}} \quad (2.11)$$

$$\sigma_u = \frac{(a-1)U_h}{(a+1)\sqrt{2\ln 2}} \quad (2.12)$$

$$\sigma_v = \tan\left(\frac{\pi}{2K}\right) \left[U_h - 2\ln\left(\frac{\sigma_u^2}{U_h}\right) \right] \left[2\ln 2 - \frac{(2\ln 2)^2 \sigma_u^2}{U_h^2} \right]^{-\frac{1}{2}} \quad (2.13)$$

เมื่อ $W = U_h$
 $m = 1, 2, \dots, S-1$

บทที่ 3

การประมวลผลภาพดิจิทัล

การประมวลผลภาพดิจิทัล (Digital Image Processing) เป็นการปรับปรุงภาพ เพื่อให้ตีความหมายของภาพได้ง่ายขึ้น เช่น ภาพถ่ายที่ไม่ชัดก็สามารถทำให้ชัดมากขึ้น เพื่อช่วยวิเคราะห์รูปภาพอัตโนมัติ หรือเพื่อช่วยจัดการข้อมูลภาพ สำหรับการเก็บและส่งภาพ ก่อนที่จะมีการประมวลผลภาพนั้น ภาพจะถูกแปลงให้อยู่ในสัญญาณดิจิทัลก่อน หลังจากถูกแปลงมาเป็นสัญญาณดิจิทัลแล้วก็จะถูกนำเข้าสู่กระบวนการขั้นพื้นฐานของการประมวลผลภาพ เช่น การนำภาพเข้า (Image acquisition) โดยอาจมีการประมวลผลก่อนเช่น ปรับขนาดของภาพ ลดสัญญาณรบกวน เป็นต้น การปรับปรุงภาพให้ดีขึ้น (Image enhancement) โดยทำให้รายละเอียดที่ไม่ชัดเจนมีความชัดเจนขึ้น หรือทำให้คุณลักษณะที่สำคัญเด่นชัดขึ้น การทำให้ภาพคืนสู่สภาพเดิม (Image restoration) เป็นการปรับปรุงภาพให้เหมาะสมกับการมองเห็น และการบีบอัดข้อมูลภาพ (Image compression) ซึ่งจะช่วยให้ภาพมีขนาดเล็กลง

งานวิจัยนี้ใช้กระบวนการพื้นฐานของการประมวลผลภาพ เช่น การหาขอบโดยวิธีลาปลาซของเกาส์เซียนหรือลือก (Laplacian of Gaussian, LoG) การขยายรูปร่าง (Dilation) การกร่อนรูปร่าง (Erosion) และการหาขอบภาพโดยวิธีแคนนี่ (Canny edge detection) เพื่อให้ได้มาซึ่งวัตถุ และเส้นตรงภาพในแผนภาพพงศาวลี ซึ่งเป็นสิ่งสำคัญของงานวิจัยนี้

3.1 การหาขอบโดยวิธีลาปลาซของเกาส์เซียนหรือลือก

การหาขอบโดยวิธีลือก (Laplacian of Gaussian, LoG) ตัวกรองเกาส์เซียนจะถูกดำเนินการก่อนเพื่อให้ภาพราบเรียบและลดสิ่งรบกวนออก [13] เพราะตัวกรองลาปลาซเซียน นั้นมีความไวต่อสิ่งรบกวนจึงต้องใช้ตัวกรองเกาส์เซียนก่อน หลังจากนั้นถึงจะประยุกต์ใช้ตัวกรองลาปลาซเซียน เพื่อหาบริเวณที่มีการเปลี่ยนแปลงของขอบภาพอย่างกะทันหัน ซึ่งสมการของลาปลาซเซียน จะแสดงดังสมการต่อไปนี้

$$L(x, y) = \nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \quad (3.1)$$

$$f(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3.2)$$

โดยที่ $f(x, y)$ คือสมการเกาส์เซียน และสมการที่ (3.3) เป็นการรวมกันระหว่างตัวกรองเกาส์เซียน และลาปลาซเซียน เพื่อให้ได้เป็น 1 สมการดังต่อไปนี้

$$LoG(x, y) = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left[1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right] e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3.3)$$

ตัวดำเนินการลือกนั้นเป็นการหาอนุพันธ์อันดับ 2 กับรูปภาพ โดยถ้าปกติรูปภาพเป็นเอกรูป (uniform) ค่าลือกจะมีค่าเท่ากับศูนย์ เมื่อใดก็ตามที่มีการเปลี่ยนแปลงเกิดขึ้น ลือกจะให้ผลตอบสนองเป็นบวกที่ด้านที่มีมากกว่า และให้ผลตอบรับเป็นลบบนด้านที่สว่างกว่า ที่ขอบภาพที่มีความคมชัดระหว่าง 2 บริเวณนั้น จะได้ผลตอบรับเป็นค่าศูนย์ห่างจากขอบภาพ ค่าบวกหนึ่งข้าง ค่าลบอีกข้างหนึ่ง และค่าศูนย์ระหว่าง 2 บริเวณบนขอบภาพ ดังนั้นการหาจุดข้ามศูนย์ (zero-crossing) เป็นการหาตำแหน่งของขอบของวัตถุ

3.2 การขยายและการกร่อนรูปร่าง

การขยาย (Dilation) รูปร่างวัตถุในภาพไบนารี (F) ด้วยองค์ประกอบโครงสร้าง (structure element, S) ถูกเขียนแทนด้วย $F \oplus S$ ซึ่งภาพขาวดำจะถูกดำเนินการทุกจุดบนเซตของภาพ [14] ได้เป็นเซตของภาพใหม่ดังนี้

$$\begin{aligned} G &= F \oplus S \\ G &= F \ominus S \end{aligned} \tag{3.4}$$

- เมื่อ G คือ ภาพผลลัพธ์
- \oplus คือ ตัวดำเนินการขยายรูปร่างวัตถุในภาพไบนารี
 - \ominus คือ ตัวดำเนินการกร่อนรูปร่างวัตถุในภาพไบนารี

องค์ประกอบโครงสร้าง S เป็นภาพขาวดำเล็ก ๆ ที่ประกอบไปด้วยค่า 0 และ 1 และมีขนาดที่มักเป็นเลขคี่

สำหรับการขยายรูปร่าง ภาพใหม่จะมีค่าเท่ากับ 1 ตรงจุดกำเนิดก็ต่อเมื่อค่าระดับขาวเทาในภาพ F กับค่าในองค์ประกอบโครงสร้าง S เหมือนกันอย่างน้อยหนึ่งจุด นอกเหนือจากนั้นจะมีค่าเท่ากับ 0 การขยายรูปร่างเป็นการเติมเต็มขนาดของช่องว่างให้มีขนาดเล็กลง และเติมเต็มขอบของภาพให้คมชัดขึ้น ส่วนผลลัพธ์ที่เกิดจากการกร่อนรูปร่างนั้นจะมีค่าเท่ากับ 1 ตรงจุดกำเนิดก็ต่อเมื่อค่าระดับขาวเทากับค่าในองค์ประกอบโครงสร้างมีค่าเหมือนกันทุกจุด นอกเหนือจากนั้นจะมีค่าเท่ากับ 0 การดำเนินการกร่อนนั้นจะทำให้ได้ภาพใหม่ที่มีช่องว่างระหว่าง 2 บริเวณกว้างมากขึ้น หรือวัตถุที่มีขนาดเล็กถูกกำจัดทิ้ง

สำหรับการเปิด (Opening) รูปร่างนั้นจะทำการกร่อนและตามด้วยการขยายรูปร่าง ผลลัพธ์ที่ได้คือวัตถุขนาดเล็กถูกกำจัดออกไปให้กลายเป็นพื้นหลังของภาพ ส่วนการปิด (Closing) รูปร่างนั้นทำการขยายรูปร่างก่อนและตามด้วยการกร่อนรูปร่าง ภาพผลลัพธ์ที่ได้คือช่องว่างขนาดเล็กถูกเติมเต็มให้กลายเป็นส่วนที่เราต้องการ

3.3 การหาขอบโดยวิธีแคนนี่

การหาขอบโดยวิธีแคนนี่ (Canny Edge Detection) เป็นขั้นตอนที่ใช้ในการหาขอบของวัตถุที่ได้รับคามนิยมมาก [15] เนื่องจากได้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพที่ดี เส้นขอบมีความต่อเนื่อง เกิดความผิดพลาดน้อย แบ่งขั้นตอนการทำงานเป็น 4 ขั้นตอนดังต่อไปนี้

1. ลดสิ่งรบกวนออกจากภาพ หรือทำให้ภาพเรียบ โดยส่วนมากจะใช้ตัวกรองเกาส์เซียน
2. คำนวณขนาดและทิศทางของเกรเดียนต์
3. กำจัดขอบที่มีค่าพิกเซลที่ไม่ใช่ค่าสูงสุด
4. ตรวจสอบขอบโดยขีดแบ่งสองระดับ (Double thresholding)

3.3.1 ลดสิ่งรบกวน

ในขั้นตอนแรกเพื่อไม่ให้มีสิ่งรบกวนอยู่ในภาพที่จะนำมาทดสอบนั้น การใช้ตัวกรองเกาส์เซียนจึงเป็นตัวเลือกที่ดีสำหรับการลดสิ่งรบกวน (Noise Reduction) อีกทั้งยังทำให้ภาพมีความเรียบอีกด้วย โดยสมการที่ (3.5) คือ สมการของเกาส์เซียนโดยกำหนดค่าการกระจาย (σ) เท่ากับ $\sqrt{2}$

$$G(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (3.5)$$

3.3.2 คำนวณขนาดและทิศทางของเกรเดียนต์

หาอนุพันธ์ ($G_x(x, y)$ และ $G_y(x, y)$) ของรูปภาพในแนวแกน x และ y ซึ่งอาศัยการหาขอบด้วยวิธีของโซเบล (Sobel edge detection) ซึ่งมีลักษณะหน้าต่างย่อย (window) ดังรูปที่ 3.1

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

(ก)

(ข)

รูปที่ 3.1 หน้าต่างย่อยในการหาขอบโดยวิธีโซเบล

(ก) แนวนอน (ข) แนวตั้ง [15]

หลังจากนั้นนำเกรเดียนต์เวกเตอร์ทั้งแนวนอนและแนวตั้งที่ได้ไปคำนวณหาขนาดและทิศทาง ซึ่งคำนวณได้จากสมการที่ (3.6) และ (3.7) ตามลำดับ

$$M(x, y) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (3.6)$$

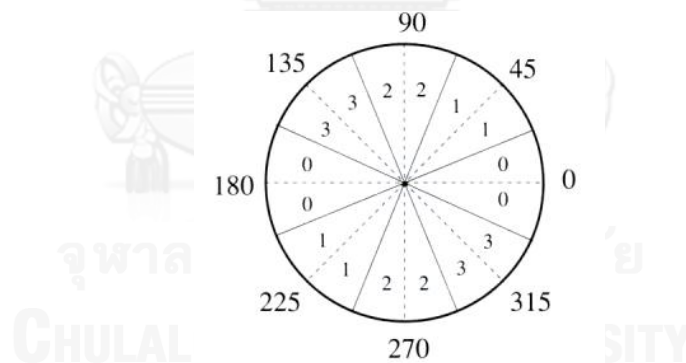
$$\alpha(x, y) = \arctan\left(\frac{G_x}{G_y}\right) \quad (3.7)$$

เมื่อ $M(x, y)$ คือ ขนาดของเกรเดียนต์เวกเตอร์
 $\alpha(x, y)$ คือ ทิศทางของเกรเดียนต์เวกเตอร์

3.3.3 การกำจัดขอบที่มีค่าที่ไม่ใช่ค่าสูงสุด

จากขั้นตอนก่อนหน้าเป็นการหาขอบด้วยวิธีของโซเบลทำให้ได้ขอบของภาพที่หนาเกินไปหรือบางเกินไป แต่เราต้องการขอบของภาพที่มีความหนาแค่ 1 จุดภาพเท่านั้น ดังนั้นขั้นตอนนี้เป็น การกำจัดขอบที่ไม่ใช่ค่าสูงสุด (Non-Maximum Suppression) เป็นขั้นตอนที่เก็บเฉพาะขนาดของเกรเดียนต์เวกเตอร์ที่มีค่าสูงสุด โดยจะต้องมีทิศทางเดียวกันเท่านั้น สำหรับทิศทางที่จะพิจารณานั้น จะถูกปรับให้ตรงกับตำแหน่งของจุดภาพในทิศทางนั้นๆ ก่อน โดยจะปรับทิศทางที่เกิดขึ้นภายในหน้าต่างย่อยขนาด 3×3 ซึ่งจะถูกปรับได้ 4 ทิศทางดังรูปที่ 3.2 จะถูกพิจารณาดังนี้

- ค่ามุมระหว่าง -22.5 ถึง 22.5 และ 157.5 ถึง 202.5 จะถูกปรับทิศทางเป็น 0
- ค่ามุมระหว่าง 22.5 ถึง 67.5 และ 202.5 ถึง 247.5 จะถูกปรับทิศทางเป็น 1
- ค่ามุมระหว่าง 67.5 ถึง 112.5 และ 247.5 ถึง 292.5 จะถูกปรับทิศทางเป็น 2
- ค่ามุมระหว่าง 112.5 ถึง 157.5 และ 292.5 ถึง 337.5 จะถูกปรับทิศทางเป็น 3



รูปที่ 3.2 ทิศทางเกรเดียนต์เวกเตอร์ [15]

3.3.4 ตรวจสอบขอบโดยขีดแบ่งสองระดับ

จากขั้นตอนทั้งหมดก่อนหน้านี้อาจยังไม่ได้เป็นขอบที่แท้จริงของภาพ และยังมีสิ่งรบกวนอยู่ และต้องการกำจัดสิ่งรบกวนนี้ออกไป โดยแบ่งข้อมูลเพื่อเป็นการตัดสินใจว่าส่วนใดที่เป็นขอบที่แท้จริงของวัตถุ ซึ่งจะใช้ค่าขีดแบ่งสองระดับ (Double thresholding) ในการแบ่งข้อมูล กำหนดค่าขีดแบ่งสองระดับดังนี้คือ ขีดแบ่งบน (T_{high}) และ ขีดแบ่งล่าง (T_{low}) จากนั้นพิจารณาค่าขนาดของเกรเดียนต์เวกเตอร์ของแต่ละตำแหน่ง ถ้ามีค่าน้อยกว่า T_{low} จะถูกปรับค่าเป็น 0 หมายความว่าไม่ใช่

ขอบภาพ และถ้ามีค่ามากกว่า T_{high} จะถูกปรับค่าเป็น 1 หมายความว่า เป็นขอบภาพของวัตถุ แต่ถ้ามีค่าขนาดของเกรเดียนต์เวกเตอร์อยู่ระหว่าง T_{low} และ T_{high} จะถูกนำมาพิจารณากับจุดภาพที่ใกล้เคียงในหน้าต่างย่อยขนาด 3×3 ว่าเป็นขอบหรือไม่ ถ้าเป็นก็จะปรับค่าเป็น 1 โดยภาพผลลัพธ์สุดท้ายจะสามารถบอกได้ว่าค่าของจุดภาพที่เป็นขอบจะมีค่าเท่ากับ 1 ส่วนจุดอื่นที่ไม่ใช่ขอบจะเท่ากับ

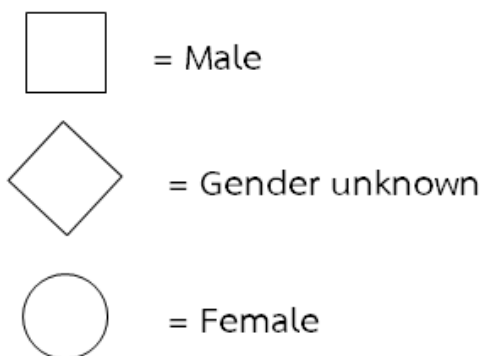


บทที่ 4



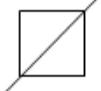
แนวคิดวิทยานิพนธ์

แผนภาพแสดงลำดับเครือญาติ หรือ พงศาวลี (Pedigree) นั้นประกอบไปด้วยสัญลักษณ์ต่าง ๆ คือ สี่เหลี่ยม หมายถึง ผู้ชาย สี่เหลี่ยมขนมเปียกปูน หมายถึง ไม่ทราบเพศ และวงกลม หมายถึง ผู้หญิง ซึ่งแต่ละสัญลักษณ์ก็จะแสดงความหมายที่แตกต่างกันออกไป โดยที่ภายในสัญลักษณ์สี่เหลี่ยม สี่เหลี่ยมขนมเปียกปูน หรือวงกลมนั้นอาจจะประกอบไปด้วยพื้นผิวต่าง ๆ ในความหมายทางการแพทย์นั้นสามารถอธิบายได้ว่าสัญลักษณ์ที่มีพื้นผิวว่าง (Blank texture) คือคนที่มีสภาวะปกติ ไม่มีพาหะโรคทางพันธุกรรม ส่วนพื้นผิวระบาย (Shaded texture) คือคนที่เป็นพาหะโรคทางพันธุกรรม สำหรับพื้นผิวว่างที่มีเส้นตัด (Combined blank texture with a line across) คือคนที่ได้เสียชีวิตไปแล้ว และพื้นผิวระบายที่มีเส้นตัด (Combined shaded texture with a line across) คือคนที่เป็นพาหะโรคทางพันธุกรรมและเสียชีวิตแล้ว ดังนั้นการจำแนกสัญลักษณ์ต่าง ๆ เป็นไปได้ทั้งหมด 12 แบบตามรูปที่ 4.1 แต่สี่เหลี่ยมขนมเปียกปูนนั้นมีข้อมูลน้อยมากเมื่อเทียบกับสัญลักษณ์อื่น ๆ ในแผนภาพเค้าร่างพงศาวลี เส้นตรงเป็นอีกหนึ่งส่วนที่มีความสำคัญ เพราะเป็นเส้นเชื่อมระหว่างสัญลักษณ์ ซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่างสัญลักษณ์ เราจึงจำเป็นต้องแบ่งส่วนเส้นตรงทั้งหมดออกมา โดยแบ่งเป็นเส้นแนวตั้งและแนวนอน และต้องหาจุดตัดระหว่างเส้นเหล่านี้ และระหว่างเส้นกับสัญลักษณ์ต่าง ๆ

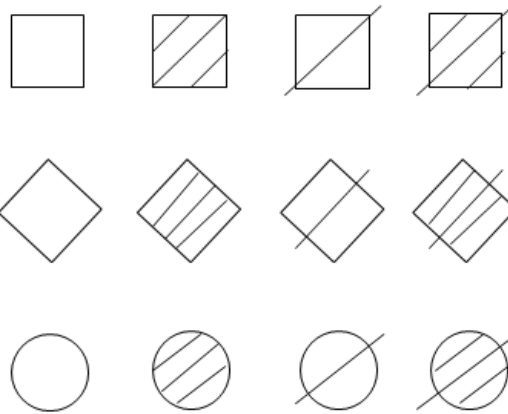
วิทยานิพนธ์นี้จึงได้นำเสนอวิธีการแบ่งประเภทของสัญลักษณ์ต่าง ๆ เพื่อให้สะดวกต่อการเก็บข้อมูลลงในฐานข้อมูลของคนไข้ โดยทำการแบ่งประเภทของสี่เหลี่ยม สี่เหลี่ยมขนมเปียกปูน และวงกลมออกจากกันก่อนโดยทำตามขั้นตอนของงานวิจัย [3] หลังจากนั้นจะทำการแบ่งประเภทของพื้นผิวว่าง พื้นผิวระบาย พื้นผิวว่างที่มีเส้นตัด และพื้นผิวระบายที่มีเส้นตัด โดยทำตามขั้นตอนของงานวิจัย [9] เมื่อสามารถแบ่งประเภทของสัญลักษณ์ต่าง ๆ และพื้นผิวได้แล้วขั้นตอนสุดท้ายคือ หาเส้นตรงที่แสดงถึงความสัมพันธ์ของแต่ละบุคคลในแผนภาพ



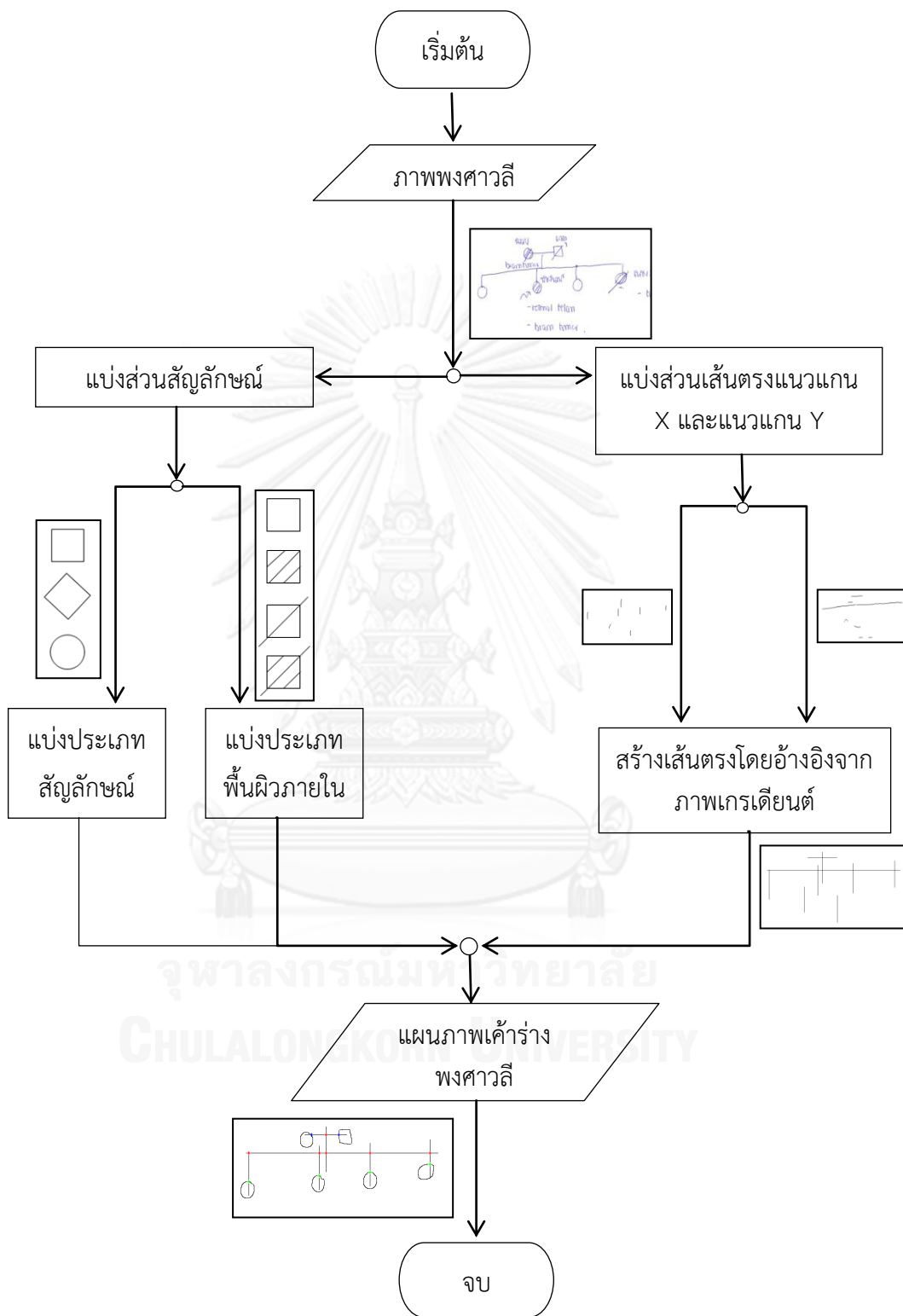
รูปที่ 4.2 ความหมายของแต่ละสัญลักษณ์

-  = Normal
 = Affected
 = Deceased
 = Affected and Deceased

รูปที่ 4.3 ความหมายของแต่ละพื้นผิว



รูปที่ 4.4 สัญลักษณ์ทั้งหมด



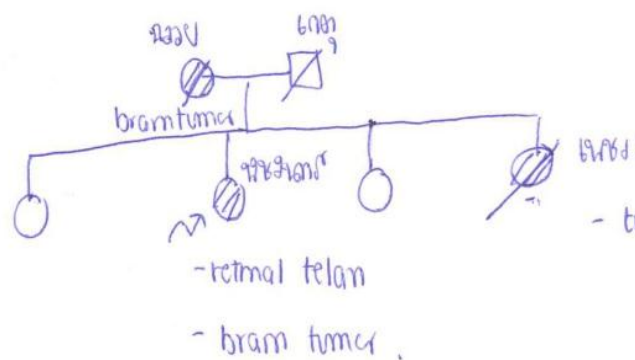
รูปที่ 4.5 กระบวนการของการทำงานทั้งหมด

กระบวนการของการทดลองในงานวิจัยนี้คือ นำภาพพงศาวลีมาแบ่งส่วนสัญลักษณ์ เพื่อแบ่งประเภทของสัญลักษณ์ และพื้นผิวภายในสัญลักษณ์ต่าง ๆ เพื่อนำสัญลักษณ์ไปจำแนกถัดไปว่าเป็นผู้ชาย หรือคนที่ไม่ทราบเพศ หรือเป็นผู้หญิง ส่วนพื้นผิวก็สามารถจำแนกได้ว่าเป็นคนที่มีสภาวะปกติ หรือเป็นคนที่เป็นพาหะโรคทางพันธุกรรม หรือคนที่ได้เสียชีวิตไปแล้ว หรือคนที่เป็นทั้งพาหะโรคทางพันธุกรรมและเสียชีวิตแล้ว ถัดมาเป็นการแบ่งส่วนของเส้นตรงออกมาเป็นเส้นแนวตั้ง และแนวนอน หลังจากนั้นนำสัญลักษณ์มารวมกับเส้นตรงที่ถูกสร้างขึ้น โดยหาจุดตัดระหว่างเส้นตรงเหล่านี้ และจุดตัดระหว่างเส้นตรงกับสัญลักษณ์ เพื่อแสดงความสัมพันธ์ระหว่างสัญลักษณ์

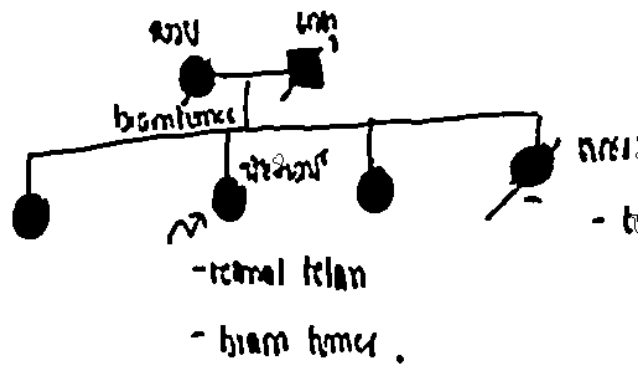
4.1 กระบวนการการแบ่งส่วนภาพ

ขั้นตอนแรกก่อนที่จะทำการแบ่งประเภทของสัญลักษณ์และพื้นผิวต่าง ๆ นั้นคือ กระบวนการการแบ่งส่วนภาพ (Image segmentation process) วัตถุประสงค์หลักของกระบวนการการแบ่งส่วนนั้นเพื่อให้ได้วัตถุต่าง ๆ ที่ต้องการออกมาจากภาพ โดยกระบวนการนี้เป็นขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่ง เพราะถ้าแบ่งส่วนได้ไม่ถูกต้อง จะทำให้การแบ่งประเภทของวัตถุนั้นผิดพลาดด้วย งานวิจัยนี้จึงประยุกต์ใช้เทคนิคต่างๆของกระบวนการประมวลผลภาพเพื่อสกัดสัญลักษณ์ต่าง ๆ ออกจากเค้าร่างแผนภาพพงศาวลีตามขั้นตอนดังต่อไปนี้

- ขั้นตอนที่ 1 ภาพสีต้นฉบับถูกแปลงให้เป็นภาพไบนารี (Binary image) กำหนดให้ค่าขีดแบ่ง (threshold) เท่ากับ 0.5 ภาพผลลัพธ์จะมีค่าเท่ากับ 1 เมื่อภาพสีต้นฉบับมีค่าจุดภาพมากกว่าค่าขีดแบ่ง และมีค่าเท่ากับ 0 เมื่อภาพสีต้นฉบับมีค่าจุดภาพน้อยกว่าค่าขีดแบ่ง ดังนั้นภาพผลลัพธ์จึงมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 เพื่อให้การประมวลผลภาพนั้นทำได้ง่ายขึ้นในขั้นตอนถัดไป

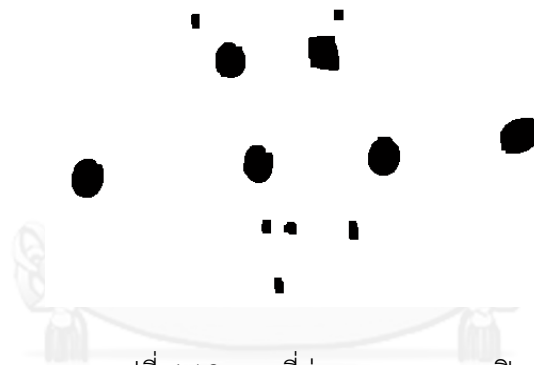


รูปที่ 4.6 ภาพต้นฉบับ



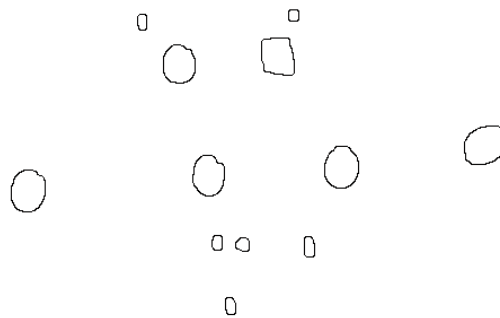
รูปที่ 4.10 ภาพที่ผ่านการเติมเต็มด้วยจุดภาพ

- ขั้นตอนที่ 4 กำจัดเส้นตรงและตัวอักษรออก โดยใช้กระบวนการเปิด (Opening) ผลลัพธ์ในรูปที่ 4.11 จะถูกดำเนินการด้วยองค์ประกอบโครงสร้างจตุรัสขนาด 7x7 ซึ่งในขั้นตอนนี้จะทำการกร่อนและตามด้วยการขยายขนาด ด้วยองค์ประกอบโครงสร้างขนาดเดียวกันทั้งสองขั้นตอน ผลลัพธ์ที่ได้จะแสดงดังรูปที่ 4.12 จะเห็นว่าเราได้ส่วนของวัตถุที่เราต้องการ แต่ก็ยังมีวัตถุเล็ก ๆ ที่ไม่ต้องการ ซึ่งจะกำจัดออกในขั้นตอนถัด ๆ ไป



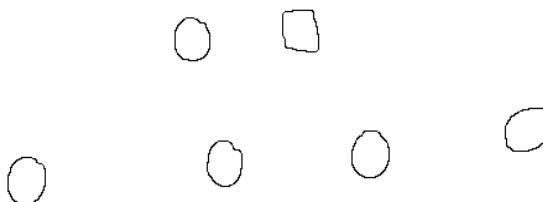
รูปที่ 4.12 ภาพที่ผ่านกระบวนการเปิด

- ขั้นตอนที่ 5 หาขอบของวัตถุจากผลลัพธ์ที่ได้ในรูปที่ 4.12 ผ่านตัวตรวจหาขอบโดยวิธีของแคนนี่



รูปที่ 4.13 ภาพที่ผ่านกระบวนการหาขอบแคนนี่

- ในขั้นตอนที่ 6 เราต้องการวัตถุที่เป็นสัญลักษณ์ออกจากรูปที่ 4.14 จะเห็นได้ว่าขอบวัตถุที่ได้ประกอบด้วยวัตถุสัญลักษณ์ที่เราต้องการแล้ว แต่ทว่ายังมีวัตถุขอบชิ้นส่วนเล็ก ๆ ที่เราไม่ประสงค์หลงเหลืออยู่ ดังนั้นเราจึงเลือกเอาเฉพาะวัตถุที่มีจำนวนจุดภาพอย่างน้อย 70 จุดภาพเป็นตัวแทนวัตถุสัญลักษณ์ที่เราต้องการนำไปแบ่งประเภทเท่านั้น



รูปที่ 4.15 ขอบของวัตถุที่ต้องการ

4.2 ตัวแทนสัญลักษณ์สำหรับวัตถุ

ในการจะจำแนกรูปร่างวัตถุว่าเป็นสี่เหลี่ยม สี่เหลี่ยมขนมเปียกปูน และวงกลมนั้นจำเป็นต้องมีตัวแทนเส้นขอบวัตถุ (Object edge representation) ที่เหมาะสม ซึ่งคุณสมบัติของตัวแทนนี้ไม่ควรแปรผันตามการเปลี่ยนตำแหน่ง หรือการปรับขนาดของวัตถุ หมายความว่าวัตถุที่มีขนาดต่างกันแต่รูปร่างเดียวกันควรมีตัวแทนวัตถุที่เหมือนกัน

4.2.1 ฟังก์ชันรัศมี

ขอบของวัตถุสามารถอธิบายอยู่ในรูปฟังก์ชันเชิงขั้ว $r(\phi)$ โดยที่ r คือ ความยาวของเส้นตรงจากจุดอ้างอิงซึ่งมักจะเป็นจุดศูนย์กลางของรูปร่างวัตถุไปถึงจุดบนขอบของวัตถุ และ ϕ คือ มุมที่เส้นรัศมีนี้ทำกับแกนอ้างอิงซึ่งมักใช้แกนบวก X ซึ่งมีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 360 องศา หรือ 0 ถึง 2π เรเดียน ฟังก์ชันรัศมีนี้เปลี่ยนสัญญาณของเส้นขอบของวัตถุซึ่งเป็นฟังก์ชันสองมิติกลายเป็นสัญญาณหนึ่งมิติให้มีคุณสมบัติที่ไม่แปรเปลี่ยนเมื่อมีการหมุนวัตถุ ฟังก์ชันนี้ถูกนำมาประยุกต์ใช้งานมากสำหรับเป็นตัวแทนเส้นขอบของวัตถุสองมิติ

ซึ่งในงานวิจัยนี้จะให้ฟังก์ชันรัศมี (RF) นี้จะใช้เวกเตอร์ r ตัวเดิมแต่จะแสดงอยู่ในรูปของฟังก์ชัน l คือส่วนของเส้นขอบของวัตถุมีค่าตั้งแต่ 0 ไปจนถึงความยาวทั้งหมดของเส้นรอบรูปวัตถุ (L) เพราะไม่ต้องคำนวณหารัศมีระหว่างเส้นตรงกับแกนอ้างอิง เพียงแค่แทนด้วยจุดบนขอบของวัตถุได้เลย และเพื่อทำให้การเป็นตัวแทนของวัตถุมีคุณสมบัติที่ไม่แปรเปลี่ยนเมื่อเปลี่ยนตำแหน่งและไม่ขึ้นกับจุดเริ่มต้นของวัตถุ ดังนั้นจึงเลือกจุดศูนย์กลางของวัตถุเป็นจุดอ้างอิง

เดิมขอบของวัตถุเป็นเซตของคู่ลำดับ (x, y) การคิดค้นฟังก์ชันการรัศมีเริ่มมาจากตำแหน่งของจุดบนขอบของวัตถุที่อยู่ในรูปของ $x(l)$ และ $y(l)$ โดยที่ x และ y คือ พิกัดใน

แนวแกนนอนและแนวแกนตั้งของจุดบนขอบของวัตถุ ดังนั้นฟังก์ชันรัศมี ($r(l)$) สามารถคำนวณได้ตามสมการดังต่อไปนี้

$$r(l) = \sqrt{\hat{x}(l)^2 + \hat{y}(l)^2} \quad (4.1)$$

$$\hat{x} = (x(l) - x_0)^2, \hat{y} = (y(l) - y_0)^2 \quad (4.2)$$

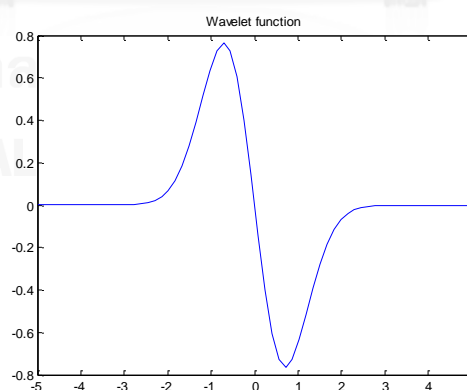
โดยที่ (x_0, y_0) คือ จุดศูนย์กลางของวัตถุ และ l มีค่าเปลี่ยนแปลงตั้งแต่ 0 ไปจนถึง L โดยทั่วไปแล้ววัตถุแบบจำลองกับวัตถุที่นำมาทดสอบนั้นมีขนาดที่แตกต่างกัน ซึ่งหมายความว่าความยาวขอบของวัตถุมีค่าต่างกัน จึงทำให้จำนวนข้อมูลของฟังก์ชันรัศมีของแบบจำลองกับวัตถุที่นำมาทดสอบก็แตกต่างกันด้วย แต่สำหรับวัตถุประสงค์ของการจับคู่ฟังก์ชันรัศมีจำนวนของข้อมูลของทั้งสองวัตถุต้องมีค่าที่เท่ากัน ดังนั้นจึงต้องทำการประมาณค่าในช่วงเชิงเส้นให้มีจำนวนเท่ากับ 2" เพื่อให้จำนวนข้อมูลของทั้งสองอย่างมีค่าเท่ากัน โดยที่ n คือจำนวนเต็ม

4.2.2 ตัวแทนข้ามศูนย์

สำหรับขั้นตอนการสร้างตัวแทนของวัตถุ (object representation) คือ การสร้างตัวแทนข้ามศูนย์ (Zero-Crossing Representation, $Z_j f$) จากฟังก์ชันรัศมีที่แสดงถึงเส้นขอบปิดของวัตถุ ฟังก์ชันเวฟเลตที่ใช้ในขั้นตอนนี้คือ เกาส์เซียนเวฟเลต ดังแสดงในรูปที่ 4.16 พื้นที่ใต้กราฟของสมการที่ (2.4) สามารถหาได้ดังสมการที่ (4.3)

$$A_n = \int_{z_{n-1}}^{z_n} W_{2j} f(x) dx \quad (4.3)$$

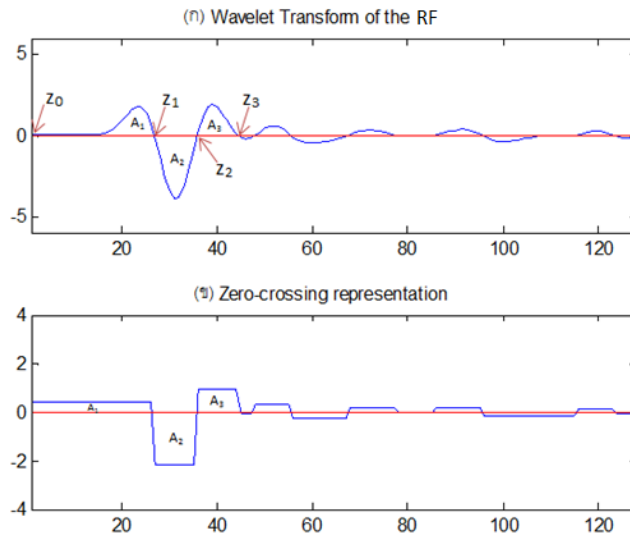
โดยที่ z_{n-1} และ z_n คือ ตำแหน่งของการเปลี่ยนศูนย์ที่มีการเปลี่ยนแปลงความชันจากบวกไปลบ หรือจากลบไปบวกของสมการที่ (2.6)



รูปที่ 4.16 เกาส์เซียนเวฟเลต

จากฟังก์ชัน $W_{2j} f(x)$ ตำแหน่งของตัวแทนข้ามศูนย์คือ z_{n-1}, z_n และค่าปริพันธ์คือ A_n ซึ่งสามารถหาฟังก์ชันที่มีค่าแตกต่างกันในแต่ละช่วงได้ดังสมการที่ (4.4)

$$Z_j f(x) = \frac{A_n}{z_n - z_{n-1}} \quad (4.4)$$



รูปที่ 4.17 (ก) แสดง $W_2^j f(x)$ ที่ $j = 6$

(ข) แสดง $Z_2^j f(x)$ ที่ $j = 6$

4.2.3 ขั้นตอนการหาความต่าง

หน้าที่หลักของขั้นตอนนี้เพื่อใช้ในการรู้จำวัตถุในแผนภาพ กำหนดให้ตัวแทนข้ามศูนย์ของวัตถุ f ในแต่ละความละเอียด j แสดงด้วยพารามิเตอร์ $Z_j f$ ในการแบ่งประเภทของวัตถุที่ไม่ทราบว่าเป็นวัตถุประเภทใดในแผนภาพนั้น จะใช้ฟังก์ชันความต่าง (dissimilarity function) สองฟังก์ชันระหว่างวัตถุต้นแบบ f กับวัตถุที่นำมาทดสอบ g ที่แต่ละความละเอียดตามสมการดังต่อไปนี้

$$d_j^{(1)}(f, g) = \sum_{n=1}^N |Z_j f(n) - \Gamma Z_j g(n)|^2 \quad (4.5)$$

$$d_j^{(2)}(f, g) = \left(1 - \frac{\sum_{n=1}^N Z_j f(n) Z_j g(n)}{\|Z_j f\| \|Z_j g\|} \right) \quad (4.6)$$

โดย N คือ จำนวนข้อมูลของตัวข้ามศูนย์

Γ คือ อัตราส่วนของค่าเฉลี่ยระหว่างรัศมีของต้นแบบกับรัศมีของวัตถุที่นำมาทดสอบ

วัตถุประสงค์ของสองฟังก์ชันนี้เพื่อนำมาทดสอบความแตกต่างกันกันของวัตถุสองสิ่งที่ แทนด้วยฟังก์ชัน f และ g ฟังก์ชัน d_j^1 ทำการวัดผลที่มีความครอบคลุมของผลต่างระหว่าง พลังงานของตัวแทนข้ามศูนย์ทั้งสองค่าทั่วทั้งโดเมนเชิงพื้นที่ในแต่ละความละเอียด j ส่วนฟังก์ชัน d_j^2 แท้จริงแล้วเป็นสัมประสิทธิ์บรรทัดฐานของสหสัมพันธ์ไขว้ (cross-correlation) ระหว่างวัตถุ ต้นแบบ (f) กับวัตถุที่นำมาทดสอบ (g) และสมการที่ (4.7) เป็นการหาค่าเฉลี่ยของฟังก์ชันการวัด ความต่าง เพื่อนำไปเป็นตัวกำหนดในการแบ่งประเภทของแต่ละสัญลักษณ์

$$D^{(p)} = \sum_{j=K}^L \frac{d_j^{(p)}(f, g)}{L - K + 1} \quad (4.7)$$

เมื่อ $[K, L]$ คือ อินตรภาคของความละเอียด และ p คือ 1 หรือ 2 ตามฟังก์ชันวัด ความต่างกันของสองวัตถุ (สมการที่ (4.5) และ (4.6) ตามลำดับ)

4.3 ตัวแทนพื้นผิว

หลังจากแบ่งประเภทของรูปร่างสัญลักษณ์ออกเป็นสี่เหลี่ยม สี่เหลี่ยมขนมเปียกปูน และวงกลม ได้แล้ว ขั้นตอนต่อไปคือแบ่งประเภทของพื้นผิวออกเป็น 3 ประเภท คือ พื้นผิวว่าง พื้นผิวระบาย และ พื้นผิวว่างที่มีเส้นตัด โดยให้ภาพที่นำมาทดสอบกำหนดให้เป็น $\xi(x, y)$ เมื่อนำภาพผ่านตัวกรองกา บอร์ $g(x, y)$ จะได้ตามสมการที่ (4.8)

$$R_{mn}(x, y) = \int \xi(x, y) g_{mn}^*(x - x_1, y - y_1) dx_1 dy_1 \quad (4.8)$$

โดยที่ $R_{mn}(x, y)$ เป็นผลจากตัวกรองกาบอร์ที่ตำแหน่ง (x, y) ส่วน $*$ คือ สังยุคเชิงผสม, $m=1, 2, \dots, M$ คือจำนวนของการปรับขนาด และ $n=1, 2, \dots, N$ คือจำนวนของการปรับทิศทาง ค่าเฉลี่ย μ_{mn} และ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน σ_{mn} ของขนาดของผลจากตัวกรองกาบอร์ถูกใช้เพื่อเป็น ตัวแทนพื้นที่สำหรับการแบ่งประเภท แสดงดังสมการที่ (4.9) และ (4.10)

$$\mu_{mn} = \iint |R_{mn}(x, y)| dx dy \quad (4.9)$$

$$\sigma_{mn} = \sqrt{\iint (|R_{mn}(x, y)| - \mu_{mn})^2 dx dy} \quad (4.10)$$

เวกเตอร์เอกลักษณ์ถูกสร้างขึ้นโดยใช้ค่า μ_{mn} และ σ_{mn} เป็นส่วนประกอบเอกลักษณ์หรือเรียก อีกชื่อหนึ่งว่าตัวบ่งชี้พื้นผิวเอกพันธ์ (Homogeneous texture)

$$HT = [\mu_{11} \ \sigma_{11} \ \mu_{12} \ \sigma_{12} \ \dots \ \mu_{MN} \ \sigma_{MN}] \quad (4.11)$$

จากสมการที่ (4.11) นั้นเป็นตัวบ่งชี้ที่ไม่มีคุณสมบัติที่ไม่แปรเปลี่ยนเมื่อมีการหมุน หรือการ ปรับขนาด ดังนั้นจึงต้องมีการจัดเรียงเมทริกซ์ใหม่เป็นเมทริกซ์ขนาด 2 มิติ ดังสมการที่ (4.12) และ (4.13)

$$s_\mu = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \cdots & \mu_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{M1} & \cdots & \mu_{MN} \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

$$s_\sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \cdots & \sigma_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{M1} & \cdots & \sigma_{MN} \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

จากสมการที่ (4.12) คือการนำค่าเฉลี่ยจากสมการที่ (4.11) มาจัดให้อยู่ในรูปเมทริกซ์ ซึ่ง s_μ สร้างขึ้นมาสำหรับภาพที่มีการหมุนโดยจะเป็นการเลื่อนสดมภ์ (Column) ของเมทริกซ์ มีความคล้ายคลึงกับ s_σ ที่ใช้สำหรับภาพที่มีการเปลี่ยนขนาดโดยจะเป็นการเลื่อนแถว (Row) ของเมทริกซ์ หลังจากนั้นจะทำการแปลงฟูเรียร์เต็มหน่วย (Discrete Fourier Transform) เพราะขนาดของการแปลงฟูเรียร์เต็มหน่วย นั้นมีคุณสมบัติที่ไม่แปรผันต่อการเลื่อน และด้วยเหตุนี้ผลจากการเปลี่ยนขนาดหรือผลจากการหมุนบนเวกเตอร์เอกลักษณ์นี้สามารถทำให้สั้นลงโดยใช้การแปลงฟูเรียร์เต็มหน่วย 2 มิติของ s_μ และ s_σ แสดงดังสมการต่อไปนี้

$$S_\mu(k, l) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{M-1} \left[\sum_{n=0}^{N-1} s_\mu(m, n) e^{-j2\pi(mk/M)} \right] e^{-j2\pi(nl/N)} \quad (4.14)$$

$$S_\sigma(k, l) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{M-1} \left[\sum_{n=0}^{N-1} s_\sigma(m, n) e^{-j2\pi(mk/M)} \right] e^{-j2\pi(nl/N)} \quad (4.15)$$

ค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้มาจาก S_μ และ S_σ นั้น ถูกนำมาจัดเรียงใหม่เป็นเวกเตอร์ลักษณะเด่น (feature vector, F) ซึ่งมีความเชื่อมโยงกับค่าสัมประสิทธิ์ที่ไม่แปรเปลี่ยนเมื่อมีการหมุนและการปรับขนาดของค่าทางสถิติจากผลตอบสนองของตัวกรองกาบอร์

$$F = \begin{bmatrix} S_\mu & S_\sigma \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

4.3.1 การวัดระยะห่าง

การวัดระยะห่างของตัวแทนพื้นผิว 2 พื้นผิวคือ พื้นผิวด้านแบบ i กับพื้นผิวที่ต้องการทดสอบ j โดยหาได้ตามสมการที่ (4.17)

$$d(i, j) = \sum_m \sum_n d_{mn}(i, j) \quad (4.17)$$

$$d_{mn}(i, j) = \left| \frac{S_\mu^{(i)} - S_\mu^{(j)}}{\alpha(S_\mu)} \right| + \left| \frac{S_\sigma^{(i)} - S_\sigma^{(j)}}{\alpha(S_\sigma)} \right| \quad (4.18)$$

โดย $\alpha(S_\mu)$ และ $\alpha(S_\sigma)$ คือส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของคุณสมบัติที่เกี่ยวข้องทั้งพื้นผิวด้านแบบและพื้นผิวที่นำมาทดสอบ เพื่อให้แต่ละองค์ประกอบเอกลักษณ์มีความเป็นบรรทัดฐาน

4.19 และ รูปที่ 4.20 เพื่อใช้ในการแยกหาเส้นตรงในแนวตั้งและแนวนอนในขั้นตอนถัดไป



รูปที่ 4.19 เกรเดียนต์ในแนวแกน X



รูปที่ 4.20 เกรเดียนต์ในแนวแกน Y

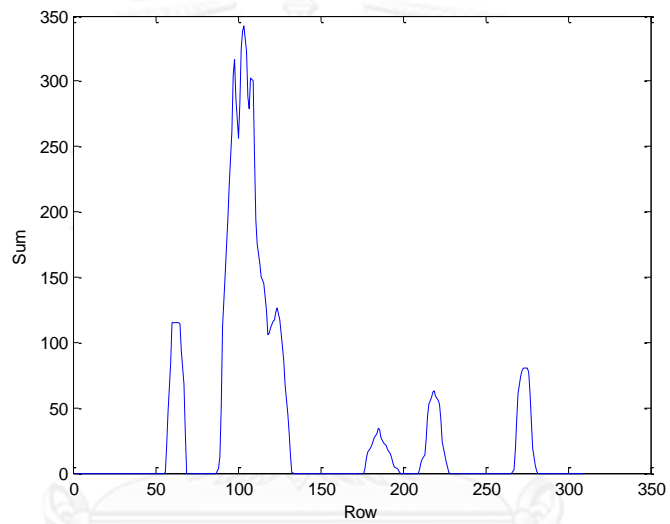
4.5 การสร้างเส้นตรงโดยอ้างอิงจากภาพเกรเดียนต์

ในหนึ่งแผนภาพเค้าร่างวงศาเวลานั้นมีแค่เส้นตรงในแนวนอนและแนวตั้งเท่านั้นที่สำคัญต่อการแสดงความสัมพันธ์ของแต่ละสัญลักษณ์ ซึ่งปัญหาคือเส้นที่ได้มานั้นไม่ตรงและอาจมีบางส่วนบางตอนขาดจากกันทั้ง ๆ ที่ควรจะเป็นเส้นตรงเชื่อมต่อกัน วิธีที่สะดวกต่อการสร้างเส้นตรงนั้นจำเป็นต้องอ้างอิงจากภาพเกรเดียนต์ในแนว X และ Y เพื่อสร้างเส้นตรงในแนวตั้งและแนวนอน ตามลำดับ สำหรับวิธีที่ใช้ในการสร้างเส้นตรงในแนวตั้งและแนวนอนนั้น มีวิธีการสร้างที่คล้ายกัน ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงขออธิบายวิธีการสร้างเส้นตรงในแนวนอนเท่านั้น

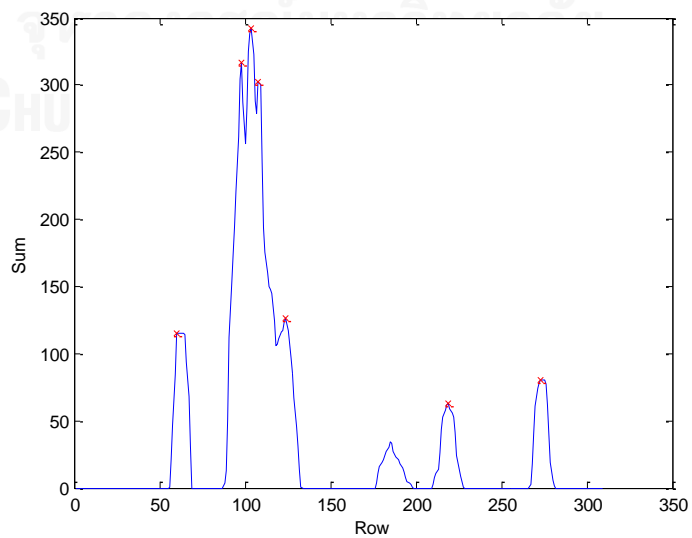
จากรูปที่ 4.20 จะสังเกตได้ว่าเส้นในแนวนอนนั้นอยู่ในแถวที่ค่อนข้างจะห่างกันพอสมควร โดยในขั้นตอนแรกสร้างเมทริกซ์ขนาด 8×1 หลังจากนั้นบวกค่าจุดภาพที่อยู่ภายในเมทริกซ์ที่กำหนด บวกไปเรื่อย ๆ จนถึงแถวและหลักสุดท้ายของภาพตามรูปที่ 4.21 จะได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 4.22 เนื่องจากอันดับแรกเราควรรู้จักก่อนว่าเส้นตรงที่เชื่อมในแต่ละสัญลักษณ์นั้นมีตำแหน่งอยู่ตรงไหน จึงเลือกเฉพาะตำแหน่งที่มีค่าผลรวมในเมทริกซ์ขนาด 8×1 มากกว่า 40 จุดภาพเท่านั้น จะได้ตามรูปที่ 4.23



รูปที่ 4.21 บวกค่าจุดภาพด้วยเมทริกซ์ 8x1

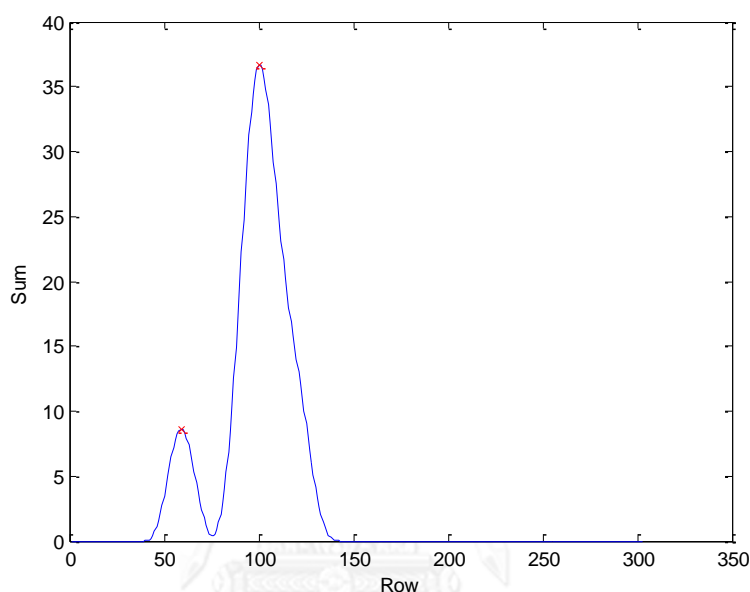


รูปที่ 4.22 ผลรวมของจุดภาพจากภาพเกรเดียนต์ Y



รูปที่ 4.23 ตำแหน่งของผลรวมที่มีค่ามากกว่า 40 จากภาพเกรเดียนต์ Y

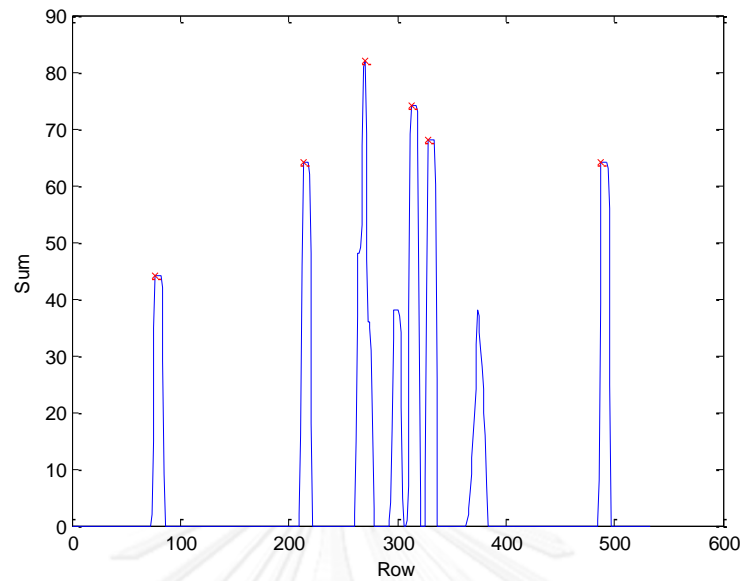
แต่เนื่องจากภาพวาดเส้นตรงในแนวแกน Y อาจจะได้เป็นเส้นตรงมากนัก ทำให้ช่วงที่ควรเป็นเส้นตรงเพียงแค่ว่า 1 เส้นหรือควรมีจุดสูงสุดเพียงแค่ว่า 1 จุด แต่กลับได้จุดสูงสุดหลายจุดใน 1 ช่วง เช่น ในช่วงของแถวที่ 90 – 140 ของรูปที่ 4.23 ที่มีจุดสูงสุดถึง 4 จุด ดังนั้นจึงนำตัวกรองเกาส์เซียนที่มีขนาดเท่ากับ 20 และมีค่าการกระจายที่ 5 มาช่วยทำให้ผลรวมของจุดภาพจากภาพเกรเดียนต์ Y มีความราบเรียบมากขึ้น และได้จุดสูงสุดเพียง 1 จุดในแต่ละช่วงดังรูปที่ 4.24



รูปที่ 4.24 ผลรวมของจุดภาพจากภาพเกรเดียนต์ Y
หลังจากผ่านตัวกรองเกาส์เซียน

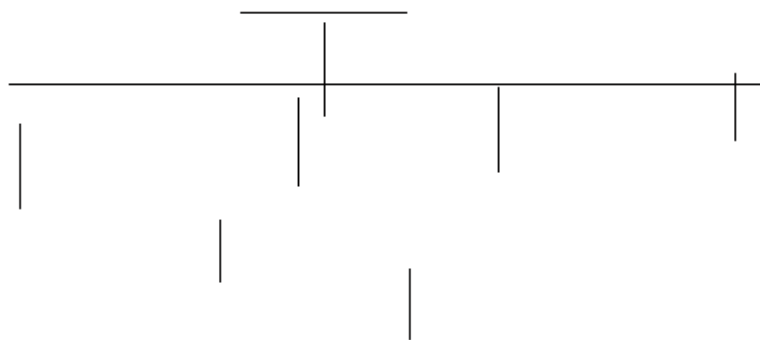
เมื่อได้ตำแหน่งของจุดสูงสุดที่ควรจะเป็นเส้นตรงแล้วนั้น ขั้นตอนถัดไปคือสร้างเมทริกซ์ขนาด 8×8 และบวกค่าจุดภาพทั้งหมดภายในเมทริกซ์อีกครั้งเฉพาะแถวของจุดสูงสุด (แถวที่ 55 และ 105 เท่านั้นตามรูปที่ 4.24) ไปจนถึงหลักสุดท้ายของภาพเท่านั้น ขั้นตอนนี้ทำขึ้นเพื่อหาจุดเริ่มต้นและจุดสุดท้ายของเส้นตรง และที่ต้องใช้เมทริกซ์ขนาด 8×8 เพราะเส้นตรงบางเส้นไม่ได้มีจุดภาพที่ต่อเนื่องกันทุกจุด อาจจะมีบางจุดที่ขาดไปบ้าง และเส้นตรงไม่ได้มีความหนาแค่ 1 จุดภาพ ดังนั้นจึงต้องใช้เมทริกซ์ที่มีขนาดใหญ่กว่าเดิม เพราะถ้าเราใช้เมทริกซ์ขนาดเดิมในการบวก อาจจะทำให้ได้จุดเริ่มต้นและจุดสุดท้ายของเส้นตรงหลายจุด ผลลัพธ์ที่ได้ก็จะเกิดความผิดพลาดได้

สำหรับภาพเกรเดียนต์ X ในการสร้างเส้นตรงก็มีวิธีการทำที่คล้ายกัน เพียงแต่จะหมุนภาพไป 90 องศา หลังจากนั้นขั้นตอนก็เหมือนกับการสร้างเส้นตรงจากภาพเกรเดียนต์ Y รูปที่ 4.25 แสดงตำแหน่งของผลรวมที่มีค่ามากกว่า 40 จากภาพเกรเดียนต์ X



รูปที่ 4.25 ตำแหน่งของผลรวมที่มีค่ามากกว่า 40 จากภาพเกรเดียนต์ X

เมื่อได้จุดเริ่มต้นและจุดสุดท้ายของเส้นตรงในภาพเกรเดียนต์ X และ Y แล้ว หลังจากนั้นสามารถสร้างเส้นตรงที่มาจากจุดทั้ง 2 จุดได้ ตามรูปที่ 4.26 คือการรวมกันของเส้นตรงที่เกิดจากภาพเกรเดียนต์ X และ Y จะเห็นว่าเส้นในแนวตั้งนั้นยังไม่สัมผัสกับเส้นในแนวนอน ขั้นตอนถัดไปคือเพิ่มความยาวของเส้นตรงทั้ง 2 แกน โดยวิธีเปลี่ยนขนาด ซึ่งในแกน X จะใช้หน้าต่างย่อยขนาด 71x71 ที่ประกอบด้วย 1 ทั้งหมดในหลักที่ 36 เป็นตัวดำเนินการ ดังรูปที่ 4.27 ส่วนในแนวแกน Y ใช้หน้าต่างย่อยขนาด 31x31 ที่ประกอบด้วย 1 ทั้งหมดในแถวที่ 16 เป็นตัวดำเนินการ ดังรูปที่ 4.28 เมื่อทำการเพิ่มความยาวให้เส้นตรงเรียบร้อยแล้วจะได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 4.29



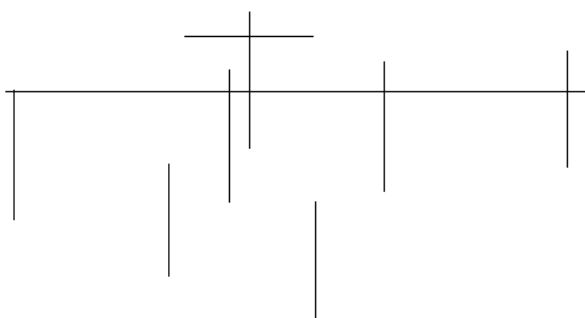
รูปที่ 4.26 เส้นตรงในแนวตั้งและแนวนอนที่ยังไม่เชื่อมต่อกัน

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & \dots & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \dots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & \dots & 1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

รูปที่ 4.27 หน้าต่างย่อขนาด 71x71

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & \dots & \vdots & \dots & 0 \\ \vdots & 1 & \dots & 1 & \vdots \\ 0 & \dots & \vdots & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

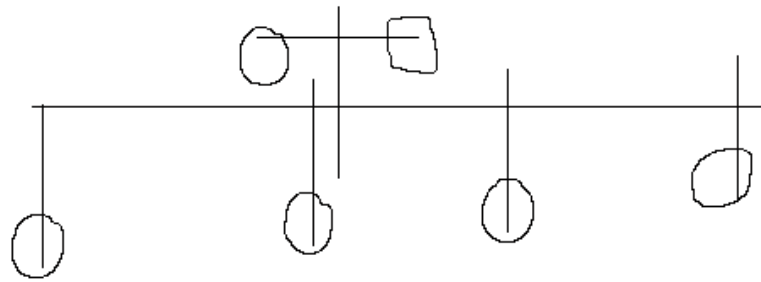
รูปที่ 4.28 หน้าต่างย่อขนาด 31x31



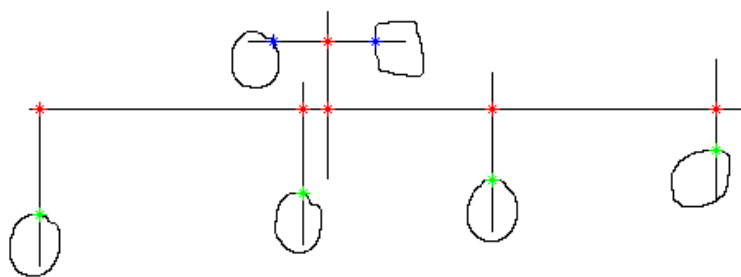
รูปที่ 4.29 เส้นตรงในแนวตั้งและแนวนอนหลังจากกระบวนการเปลี่ยนขนาด

จากรูปที่ 4.29 จะมีเส้นตรงในแนวแกน X ที่ไม่ต้องการอยู่ ดังนั้นจึงเลือกเอาเฉพาะวัตถุที่มีค่ามากกว่า 200 จุดภาพ เท่านั้น และเมื่อนำภาพของเส้นตรงที่สร้างมาได้ไปรวมกับรูปที่ 4.15 จะเกิดเป็นภาพจำลองที่สามารถแสดงได้ถึงความสัมพันธ์ของแต่ละสัญลักษณ์ ดังรูปที่ 4.30

เมื่อได้ภาพจำลองของเค้าร่างพงศาวลีตามรูปที่ 4.30 มานั้น เพื่อให้ง่ายและสะดวกต่อการหาความสัมพันธ์ของแต่ละสัญลักษณ์ภายในแผนภาพคือ จะสร้างจุดที่แสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่างพี่น้อง จุดที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างสามีภรรยา และจุดที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างพ่อแม่และลูก ซึ่งจากทั้ง 3 จุดที่กล่าวมาจะแสดงดังรูปที่ 4.31



รูปที่ 4.30 ภาพจำลองของเค้าร่างแผนภาพวงศาวลี



รูปที่ 4.31 จุดที่แสดงความสัมพันธ์ของแต่ละสัญลักษณ์

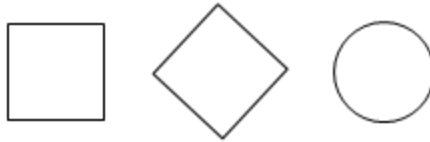
สำหรับจุดสีเขียวได้มาจาก เส้นตรงในแนวแกน Y นั้นมีตำแหน่งร่วมกันกับสัญลักษณ์นั้นๆ ส่วนจุดสีแดงนั้นมาจาก เส้นตรงในแนวแกน X และ Y มีตำแหน่งร่วมกัน และจุดสีน้ำเงินมาจาก เส้นตรงในแนวแกน Y มีตำแหน่งร่วมกันกับสัญลักษณ์นั้นๆ

เงื่อนไขการหาความสัมพันธ์ระหว่างพื่น้องคือ จุดสีเขียวและจุดสีแดงต้องมีพิกัด X ที่เท่ากัน และเชื่อมต่อกัน และจุดสีแดงก็ต้องเชื่อมต่อกับจุดสีแดงอีกจุดหนึ่ง โดยที่มีพิกัด Y ที่เท่ากัน ส่วนเงื่อนไขการหาความสัมพันธ์ระหว่างสามิภรรยานั้น เพียงแค่มีจุดสีน้ำเงิน 2 จุดเชื่อมต่อกัน และที่มีพิกัด Y ที่เท่ากัน และเงื่อนไขสุดท้ายสำหรับความสัมพันธ์ระหว่างพ่อแม่และลูก คือจุดสีเขียวและจุดสีแดงมีพิกัด X ที่เท่ากัน และเชื่อมต่อกัน และจุดสีแดง 2 จุดที่มีพิกัด X เท่ากันและเชื่อมกัน

บทที่ 5

วิธีการดำเนินงานและผลการทดลอง

กระบวนการการดำเนินงานของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ขั้นตอนแรกเป็นทดสอบว่าเมื่อนำการแปลงเวฟเลตมาใช้นั้นจะสามารถแบ่งประเภทของวัตถุเป็นประเภทเดียวกันได้ ถึงแม้ว่าวัตถุจะมีการปรับขนาด หรือมีการเปลี่ยนตำแหน่ง โดยจะทดลองโดยนำรูปสี่เหลี่ยม รูปสี่เหลี่ยมขนมเปียกปูน และรูปวงกลมตามรูปที่ 5.1 มาเป็นต้นแบบเพื่อทดสอบกับรูปสี่เหลี่ยม รูปสี่เหลี่ยมขนมเปียกปูน และรูปวงกลมที่มีขนาดและตำแหน่งของรูปที่ต่างกับรูปต้นแบบ



รูปที่ 5.1 รูปต้นแบบของสี่เหลี่ยม
สี่เหลี่ยมขนมเปียกปูน และวงกลม

5.1 ลักษณะข้อมูลที่น่ามาทดลองและมาตรวัดอัตราความถูกต้อง

เค้าร่างแผนภาพพงศาวลีที่ได้นำมาทดสอบนั้นมาจากคณะแพทยศาสตร์ โรงพยาบาลรามาธิบดี มีจำนวนทั้งหมดทั้งหมด 11 ภาพ ซึ่งภายในหนึ่งแผนภาพนั้นบอกความสัมพันธ์ของบุคคลภายในครอบครัวที่มีความเกี่ยวข้องกับผู้ป่วยที่เป็นโรคทางพันธุกรรม ซึ่งรายละเอียดภายในแผนภาพสามารถบอกสถานะของแต่ละบุคคลได้ เช่น สถานะพี่น้อง สถานะการสมรส และสถานะบุตรกับพ่อแม่ โดยแต่ละบุคคลอาจจะเป็นคนที่ปกติ คนที่เป็นพาหะโรคทางพันธุกรรม คนที่เป็นพาหะโรคทางพันธุกรรมและเสียชีวิตแล้ว หรือเสียชีวิตเพียงอย่างเดียว โดยในหนึ่งแผนภาพจะมีสัญลักษณ์ 3 ประเภท คือ สี่เหลี่ยม สี่เหลี่ยมขนมเปียกปูน และวงกลม และมีพื้นผิวภายใน 4 ประเภทคือ พื้นผิวว่าง พื้นผิวระบาย พื้นผิวว่างที่มีเส้นตัด พื้นผิวระบายที่มีเส้นตัด

เพื่อหาอัตราความถูกต้องของการแบ่งประเภทสัญลักษณ์และพื้นผิว จะใช้สมการที่ เป็นตัวบอกเปอร์เซ็นต์ของความแม่นยำ ความเที่ยง และความไวตามลำดับ [16]

$$\% \text{ACCURACY} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \times 100 \quad (5.1)$$

True positive (TP) คือ การจำแนกถูกต้องของสิ่งที่สนใจ หมายถึงสามารถจำแนกสิ่งที่สนใจ ออกได้ถูกต้อง

True negative (TN) คือ การจำแนกถูกต้องของสิ่งที่ไม่ใช่จุดสนใจ หมายถึงความสามารถในการจำแนกสิ่งที่ไม่ใช่จุดสนใจได้ถูกต้องเป็นสิ่งที่ไม่ใช่จุดสนใจ

False positive (FP) คือ การจำแนกอีกสิ่งหรือสิ่งที่ไม่ใช่จุดสนใจผิดไป หมายถึงสามารถจำแนกสิ่งที่เราไม่สนใจว่าเป็นสิ่งที่เราสนใจ

False negative (FN) คือ การจำแนกสิ่งที่สนใจผิดไป หมายถึงจำแนกสิ่งที่สนใจว่าเป็นสิ่งที่ไม่ใช่จุดสนใจ

ในกรณีที่มีสัญลักษณ์วัตถุที่จะจำแนกออกเป็น 3 รูปร่างคือ สีเหลี่ยม สีเหลี่ยมขนมเปียกปูน และวงกลม หากวงกลมคือสิ่งที่เราสนใจ ดังนั้น TP คือผลการจำแนกสัญลักษณ์วงกลมว่าเป็นรูปร่างวงกลมได้ถูกต้อง หากสัญลักษณ์วงกลมถูกจำแนกผิดว่าเป็นสัญลักษณ์อื่นนอกจากวงกลมถือว่าเป็น FN ส่วนสัญลักษณ์สีเหลี่ยมและสีเหลี่ยมขนมเปียกปูนถือว่าเป็นสัญลักษณ์ที่ไม่ใช่จุดสนใจของเรา หากถูกจำแนกเป็นรูปร่างวงกลมถือว่าเป็นจำแนกผิด (false positive) และหากสัญลักษณ์สีเหลี่ยมและสีเหลี่ยมขนมเปียกปูนถูกจำแนกว่าไม่ใช่รูปร่างวงกลม ไม่ว่าจะสัญลักษณ์สีเหลี่ยมจะจำแนกถูกว่าเป็นรูปร่างสีเหลี่ยมหรือไม่ หรือสัญลักษณ์สีเหลี่ยมขนมเปียกปูนจะถูกจำแนกถูกว่าเป็นรูปร่างสีเหลี่ยมขนมเปียกปูนหรือไม่ ขอเพียงแต่ไม่ถูกจำแนกว่าเป็นรูปร่างวงกลมเพียงเท่านั้น ถือว่าจำแนกสิ่งที่ไม่ใช่จุดสนใจของเราถูก (True negative)

5.2 ผลการแบ่งประเภทสัญลักษณ์และพื้นผิว

เพื่อทดสอบขั้นตอนวิธีว่าสามารถแบ่งประเภทสัญลักษณ์ได้ถูกต้องหรือไม่นั้น จะทดสอบโดยการนำรูปต้นแบบ (รูปที่ 5.1) และ รูปสีเหลี่ยม รูปสีเหลี่ยมขนมเปียกปูน และรูปวงกลมที่มีขนาดที่เล็กกว่ารูปต้นแบบ 1 และ 2 เท่าของภาพต้นแบบ และตำแหน่งอยู่ที่มุมซ้ายบนของขอบภาพ และมุมขวาล่างของขอบภาพมาหาค่าความต่าง โดยผลการทดสอบนั้นแสดงดังตารางที่ 5.1 และตารางที่ 5.2

ในตารางวัตถุ (Objects) คือรูปที่นำมาทดสอบกับรูปต้นแบบ (Models) ในรูปที่ 5.1 ซึ่งภาพที่ถูกนำมาทดสอบนั้นจะมีขนาดและทิศทางที่แตกต่างกัน โดยจะอธิบายจากตัวเลขที่อยู่ด้านหลังของแต่ละสัญลักษณ์ในตารางที่ 5.1 และตารางที่ 5.2 ดังต่อไปนี้

- เลข 1 คือ ขนาดและตำแหน่งของรูปเหมือนรูปต้นแบบ
- เลข 2 คือ ขนาดเท่ากับต้นแบบแต่ตำแหน่งอยู่ที่มุมซ้ายบนของขอบภาพ
- เลข 3 คือ ขนาดของรูปต้นแบบลดลง 1 เท่า และตำแหน่งอยู่ที่มุมขวาล่างของขอบภาพ
- เลข 4 คือ ขนาดของรูปต้นแบบลดลง 2 เท่า และตำแหน่งอยู่ที่มุมซ้ายบนของขอบภาพ

จากตารางที่ 5.1 และตารางที่ 5.2 แสดงถึงค่าความแตกต่างกันของวัตถุ 2 ชิ้น ซึ่งจากตารางแสดงว่าสามารถแบ่งประเภทของวัตถุได้ถึงแม้ว่าวัตถุจะมีขนาดและตำแหน่งต่างจากวัตถุต้นแบบ หลังจากนั้นนำมาทดสอบกับแผนภาพแสดงลำดับเครือญาติ ซึ่งผลการทดสอบตามตารางที่ 5.3 และตารางที่ 5.4 สามารถแบ่งประเภทของรูปสีเหลี่ยม สีเหลี่ยมขนมเปียกปูน และวงกลมได้ค่อนข้างแม่นยำ โดยค่าระดับความละเอียด (j) จะใช้เพียงแค่ 3 ระดับเท่านั้น ($j=5,6,7$) เพราะเป็นระดับ

ความละเอียดที่ค่อนข้างจะราบเรียบ และไม่มีผลกระทบเมื่อมีสิ่งรบกวน ทำให้การแบ่งประเภทของสัญลักษณ์มีความแม่นยำมากขึ้น

		Models		
		Circle	Rectangle	Diamond
Objects	Circle1	0.00	2.03	3.14
	Circle 2	0.04	2.04	3.15
	Circle 3	1.05	2.12	3.24
	Circle 4	1.53	2.45	3.49
	Rectangle1	3.48	0.00	3.09
	Rectangle 2	3.49	0.00	3.09
	Rectangle 3	3.32	0.31	3.05
	Rectangle 4	4.06	0.57	2.99
	Diamond1	1.65	4.20	0.00
	Diamond 2	1.65	4.21	0.01
	Diamond 3	1.55	3.80	1.52
	Diamond 4	1.54	4.95	1.46

ตารางที่ 5.1 แสดงค่าความแตกต่างจากสมการที่ (4.5) ของรูปต้นแบบกับรูปที่นำมาทดสอบ

		Models		
		Circle	Rectangle	Diamond
Objects	Circle1	0.000	0.015	0.486
	Circle 2	0.000	0.015	0.486
	Circle 3	0.003	0.014	0.490
	Circle 4	0.007	0.017	0.467
	Rectangle1	0.486	0.000	0.431
	Rectangle 2	0.486	0.000	0.431
	Rectangle 3	0.413	0.001	0.433
	Rectangle 4	0.491	0.003	0.431
	Diamond1	0.015	0.431	0.000
	Diamond 2	0.015	0.431	0.000
	Diamond 3	0.013	0.360	0.127
	Diamond 4	0.014	0.437	0.017

ตารางที่ 5.2 แสดงค่าความแตกต่างจากสมการที่ (4.6) ของรูปต้นแบบกับรูปที่นำมาทดสอบ

		Models		
		Circle	Rectangle	Diamond
Objects	Circle1	63.56	134.99	121.13
	Circle2	54.63	123.98	120.31
	Rectangle1	95.69	74.68	162.67
	Rectangle2	116.20	124.72	173.36
	Diamond1	87.24	196.42	68.04
	Diamond2	84.88	201.47	59.92

ตารางที่ 5.3 ค่าเฉลี่ยความคล้ายคลึงจากสมการที่ (4.7) ที่ $p=1$
ของรูปต้นแบบกับรูปที่นำมาทดสอบ

		Models		
		Circle	Rectangle	Diamond
Objects	Circle1	0.05	0.15	0.14
	Circle2	0.03	0.13	0.16
	Rectangle1	0.11	0.07	0.30
	Rectangle2	0.16	0.15	0.32
	Diamond1	0.10	0.27	0.06
	Diamond2	0.09	0.27	0.05

ตารางที่ 5.4 ค่าเฉลี่ยความคล้ายคลึงจากสมการที่ (4.7) ที่ $p=2$
ของรูปต้นแบบกับรูปที่นำมาทดสอบ

จากการทดสอบตามการขั้นตอนวิธีที่ได้นำเสนอมาในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้กับแผนภาพเค้าร่าง พงศาวลีทั้ง 11 ภาพ หลังจากผ่านกระบวนการแบ่งส่วน ผลลัพธ์ที่ได้คือ ได้สัญลักษณ์ที่จะนำมาแบ่งประเภททั้งหมด 151 สัญลักษณ์ แต่มีบางสัญลักษณ์ที่ถูกแบ่งส่วนแล้วเกิดความผิดพลาด ดังรูปที่ 5.2 เนื่องจากภาพต้นฉบับตัวอักษรนั้นค่อนข้างจะอยู่ใกล้กับสัญลักษณ์นั้น ๆ หรือมีบางส่วนที่ทับกัน และเกิดจากการที่เส้นขอบสัญลักษณ์นั้นไม่ติดต่อกัน ทำให้ไม่สามารถเติมเต็มจุดภาพได้หมด ด้วยเหตุผลนี้ จึงทำให้เกิดข้อผิดพลาดตอนกระบวนการการแบ่งส่วนภาพ ดังนั้นการแบ่งประเภทของสัญลักษณ์จึงผิดพลาดด้วยเช่นกัน



รูปที่ 5.2 ความผิดพลาดที่เกิดจากการแบ่งส่วน

การแบ่งประเภทของสัญลักษณ์เกิดจากการคำนวณค่าเฉลี่ยจากฟังก์ชันความต่างระหว่างสัญลักษณ์ต้นแบบทั้ง 3 สัญลักษณ์ตามรูปที่ 5.1 กับสัญลักษณ์ทั้ง 151 สัญลักษณ์ที่ถูกแบ่งส่วนออกจากแผนภาพเค้าร่างพงศาวลี จากตารางที่ 5.3 และ ตารางที่ 5.4 จะเห็นว่าค่าเฉลี่ยต่างที่น้อยที่สุด (ที่มีตัวหนังสือหนา) จะถูกแบ่งประเภทให้เป็นสัญลักษณ์ประเภทนั้น ๆ แม้ว่าส่วนใหญ่สัญลักษณ์จะถูกแบ่งประเภทได้ถูกต้องแม่นยำ แต่จากตารางที่ 5.3 มีข้อผิดพลาดที่ Rectangle2 ถูกแบ่งประเภทเป็น Circle ทั้ง ๆ ที่ควรจะถูกแบ่งประเภทเป็น Rectangle แต่ในขณะที่ตารางที่ 5.4 นั้น Rectangle2 ถูกแบ่งประเภทเป็น Rectangle2 ได้ถูกต้อง

ท่ามกลางสัญลักษณ์ทั้ง 151 สัญลักษณ์ พบว่าการแบ่งประเภทโดยใช้สมการที่ (4.7) ที่ $p = 2$ นั้นสามารถแบ่งประเภทสัญลักษณ์ได้ถูกต้องถึง 84.3% ในขณะที่แบ่งประเภทโดยใช้สมการที่ (4.7) ที่ $p = 1$ นั้น มีความถูกต้องเพียงแค่ 59.6% เท่านั้น

		Predicted Class		
		Circle	Rectangle	Diamond
Actual class	Circle	72	1	1
	Rectangle	23	50	0
	Diamond	0	0	4

ตารางที่ 5.5 ผลลัพธ์ทั้งหมดของการแบ่งประเภท 151 สัญลักษณ์

ตารางที่ 5.5 แสดงผลลัพธ์ทั้งหมดจากการแบ่งประเภทสัญลักษณ์โดยใช้สมการที่ (4.7) ที่ $p = 2$ จาก สมการที่ (5.1) สามารถคำนวณอัตราความถูกต้องของสี่เหลี่ยม สี่เหลี่ยมขนมเปียกปูน และวงกลมได้ 84.11%, 99.34% และ 83.44%,ตามลำดับ จากอัตราความถูกต้องของสี่เหลี่ยมขนมเปียกปูนนั้นมีค่ามากที่สุดเพราะ ในตัวอย่างเค้าร่างแผนภาพพงศาวลีที่ได้มานั้น คนที่ไม่ทราบเพศมีตัวอย่างที่น้อย จึงทำให้อัตราความถูกต้องที่ค่อนข้างจะแม่นยำ แต่อย่างไรก็ตามในตารางที่ 5.5 วงกลมถูกแบ่งประเภทให้เป็นสี่เหลี่ยมขนมเปียกปูน จึงทำให้ไม่ถูกต้องถึง 100% และถ้ามีตัวอย่างที่เป็นสี่เหลี่ยมขนมเปียกปูนมากขึ้น เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องอาจจะลดลงเนื่องจากความผิดพลาดจากการแบ่งประเภท และจากตารางที่ 5.5 สี่เหลี่ยมถูกแบ่งประเภทผิดเป็นวงกลมมากกว่าที่วงกลมถูก

แบ่งประเภทผิดป็นสีเหลี่ยม อาจจะเป็นเพราะว่าความคมชัดของมุมของสีเหลี่ยมนั้นไม่ค่อยชัดเจน หรือเกิดการสูญเสียในขณะที่ดำเนินการสุ่มจากฟังก์ชันรันด์เพื่อสร้างตัวแสดงแทนวัตถุ ทำให้ถูกมองผิดไปเป็นวงกลม

เมื่อแบ่งประเภทของรูปสี่เหลี่ยม สีเหลี่ยมขนมเปียกปูน และวงกลมได้แล้วนั้น ขั้นตอนถัดมาคือ แบ่งประเภทของพื้นผิวเพื่อแยกผู้ที่ไม่มีความผิดปกติทางพันธุกรรม (Blank) ผู้ที่มีความผิดปกติทางพันธุกรรม (Shaded) หรือคนที่เสียชีวิตแล้ว (A line across) ออกจากกัน ด้วยการประยุกต์ใช้ตัวกรองภาพกับพื้นผิว ซึ่งผลการทดสอบนั้นค่อนข้างมีอัตราความถูกต้องที่ค่อนข้างแม่นยำ

		Models		
		Shaded	A line across	Blank
Objects	Shaded 1	0.75	3.56	18.08
	Shaded 2	2.29	6.46	20.03
	A line across 1	4.64	0.37	16.31
	A line across 2	7.17	3.04	15.56
	Blank 1	18.51	16.44	0.00
	Blank 2	18.51	16.44	0.00

ตารางที่ 5.6 ค่าระยะห่างของพื้นผิวจากสมการที่ (4.17)

ตารางที่ 5.6 นั้นวัดค่าระยะห่างระหว่างพื้นผิวด้านแบบกับพื้นผิวที่มาจากผลการประมวลผลภาพ ซึ่งภาพที่นำมาใช้ทดสอบนั้นมีขนาด 14x14 เท่านั้น โดยพื้นผิวที่นำมาทดสอบมาจากพื้นผิวที่ห่างจากจุดศูนย์กลางของแต่ละสัญลักษณ์ข้างละ 7 จุดภาพ

		Predicted Class		
		Shaded	A line across	Blank
Actual class	Shaded	19	6	0
	A line across	2	19	2
	Blank	2	29	72

ตารางที่ 5.7 ผลลัพธ์ทั้งหมดของการแบ่งประเภท 151 พื้นผิว

อัตราความถูกต้องของการแบ่งประเภทพื้นผิวจากสมการที่ (5.1) ผลลัพธ์ของพื้นผิวว่าง (Blank) พื้นผิวระบาย (Shaded) พื้นผิวว่างที่มีเส้นตัด (A line across) เป็นดังนี้ 78.15%, 80.79% และ 74.17% ตามลำดับ จาก

ตารางที่ 5.7 พื้นผิวว่าง (Blank) นั้นถูกแบ่งประเภทผิดเป็นพื้นผิวว่างที่มีเส้นตัด (A line across) เป็นเพราะว่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากการแบ่งส่วนภาพดังรูปที่ 5.2 เพราะจุดศูนย์กลางของวัตถุนั้นอยู่ใกล้กับขอบภาพมากเกินไป ทำให้ตอนเลือกพื้นผิวขนาด 14x14 มาทดสอบนั้น ติดส่วนที่เป็นขอบของวัตถุมาด้วย ดังนั้นจึงถูกแบ่งประเภทเป็นพื้นผิวว่างที่มีเส้นตัด

เนื่องจากแบ่งประเภทของพื้นผิวทั้ง 3 ประเภทได้แล้วนั้น สามารถตีความได้ว่าเป็นคนที่ไม่เป็นพาหะโรคทางพันธุกรรม คนที่เป็นพาหะโรคทางพันธุกรรม และคนที่เสียชีวิตแล้ว แต่ในแผนภาพเค้าร่างพงศาวลีนั้นมีบุคคลที่เป็นทั้งพาหะโรคทางพันธุกรรมและเสียชีวิตแล้ว ดังนั้นจึงต้องเพิ่มกระบวนการในการแบ่งประเภทบุคคลที่เป็นพาหะโรคทางพันธุกรรมและเสียชีวิต โดยนำสัญลักษณ์ที่ถูกแบ่งประเภทว่าเป็นพาหะโรคทางพันธุกรรมหรือมีพื้นผิวระบายมาตัดส่วนภาพ (cropping) ออกจากภาพต้นฉบับ โดยให้ห่างจากจุดศูนย์กลางของแต่ละสัญลักษณ์ข้างละ 18 จุดภาพ จะได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 5.3 ซึ่งมีขนาด 36x36 จุดภาพ หลังจากนั้นตรวจค่าจุดภาพตามลูกศรสีฟ้า ถ้าพบค่าจุดภาพจะถูกตรวจสอบให้เป็นผู้ที่เสียชีวิต และเนื่องจากได้นำสัญลักษณ์ที่ถูกแบ่งประเภทว่าเป็นพาหะโรคทางพันธุกรรมมาตรวจสอบเท่านั้น ดังนั้นผลลัพธ์สุดท้ายคือ คนที่เป็นพาหะโรคทางพันธุกรรมและเสียชีวิต



รูปที่ 5.3 ตัดส่วนภาพจากจุดศูนย์กลางข้างละ 18 จุดภาพ

		Predicted Class	
		Shaded + A line across	Shaded
Actual class	Shaded + A line across	14	0
	Shaded	4	1

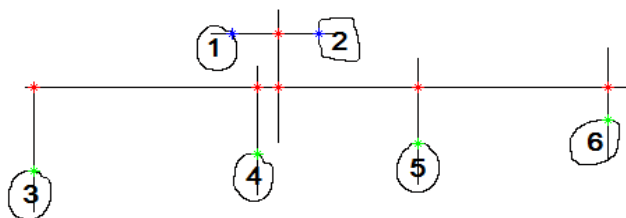
ตารางที่ 5.8 ผลจากการแบ่งประเภทระหว่างคนที่เป็นพาหะโรคทางพันธุกรรมกับคนที่เสียชีวิต

ตามตารางที่ 5.8 พื้นผิวระบายถูกแบ่งประเภทเป็นพื้นผิวระบายที่มีเส้นตั้นั้นเป็นเพราะภาพที่ถูกตัดส่วนออกมานั้นอาจจะติดกับตัวหนังสือหรือมีส่วนของเส้นตรงทั้งในแนวนอนหรือแนวตั้งติดมาด้วยทำให้แบ่งประเภทได้ไม่ถูกต้อง และความถูกต้องจากการแบ่งประเภทเท่ากับ 78.95%

5.3 รายละเอียดของสัญลักษณ์ภายในแผนภาพเค้าร่างพงศาวลี

เมื่อแบ่งประเภทของสัญลักษณ์และพื้นผิวได้แล้ว ขั้นตอนถัดไปคือแสดงความสัมพันธ์ของแต่ละสัญลักษณ์ ซึ่งเงื่อนไขหลักที่จะแสดงความสัมพันธ์นั้น จำเป็นต้องแบ่งส่วนเค้าร่างแผนภาพพงศาวลีเพื่อหาเส้นตรงที่เชื่อมกับสัญลักษณ์ต่างๆ โดยข้อกำหนดของการแสดงถึงความสัมพันธ์ตามรูปที่ 5.4 คือ

- ความสัมพันธ์ระหว่างพี่น้องคือ จุดสีเขียวและจุดสีแดงต้องมีพิกัด X ที่เท่ากัน และเชื่อมต่อกัน และจุดสีแดงก็ต้องเชื่อมต่อกับจุดสีแดงอีกจุดหนึ่ง โดยที่มีพิกัด Y ที่เท่ากัน
- ความสัมพันธ์ระหว่างสามีภรรยา นั้นเพียงแค่มียุคสีน้ำเงิน 2 จุดเชื่อมต่อกัน และที่มีพิกัด Y ที่เท่ากัน
- สำหรับความสัมพันธ์ระหว่างสามีภรรยาที่มีบุตร 1 คน คือ จุดสีแดงมีพิกัด Y ที่เท่ากันกับจุดสีน้ำเงินและเชื่อมต่อกัน และจุดสีแดงนั้นเชื่อมกับจุดสีเขียวที่มีพิกัด X เท่ากัน
- เงื่อนไขสุดท้ายสำหรับสามีภรรยาที่มีบุตรมากกว่า 1 คน คือ จุดสีแดงที่ 1 มีพิกัด Y ที่เท่ากันกับจุดสีน้ำเงินและเชื่อมต่อกัน และจุดสีแดงที่ 1 นั้นเชื่อมต่อกับจุดสีแดงที่ 2 ที่มีพิกัด X เท่ากัน และจุดสีแดงที่ 2 เชื่อมต่อกับจุดสีเขียวที่มีพิกัด X เท่ากัน



รูปที่ 5.4 ลำดับของสัญลักษณ์

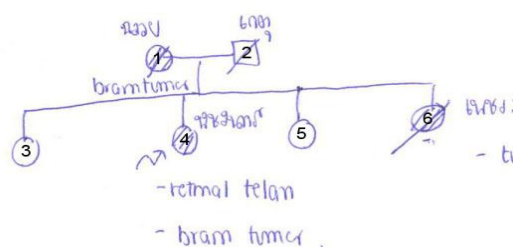
Number	ConnectRight	ConnectLeft	MarriedWith	Baby
1	0	0	2	5
2	0	0	1	5
3	4	0	0	0
4	5	3	0	0
5	6	4	0	0
6	0	5	0	0

รูปที่ 5.5 ความสัมพันธ์ของแต่ละสัญลักษณ์

จากรูปที่ 5.5 คือ ผลลัพธ์ที่แสดงความสัมพันธ์ของแต่ละสัญลักษณ์ เกิดจากเงื่อนไขที่ได้กล่าวมาข้างต้น โดยที่

- Number คือ ลำดับของสัญลักษณ์ในเค้าร่างแผนภาพพงศาวลี
- ConnectRight คือ สัญลักษณ์ตัวนั้นเชื่อมกับตัวที่อยู่ทางขวา แสดงว่าอายุมากกว่าคนทางขวา
- ConnectLeft คือ สัญลักษณ์ตัวนั้นเชื่อมกับตัวที่อยู่ทางซ้าย แสดงว่าอายุน้อยกว่าคนทางซ้าย
- MarriedWith คือ สถานภาพทางการสมรสของสัญลักษณ์นั้น
- Baby คือ บุตร

จากรูปที่ 5.5 สามารถตีความได้ เช่น แถวของคนที่เป็น 1 ในสดมภ์ของ ConnectRight และ ConnectLeft ไม่ปรากฏค่าแสดงว่าไม่มีพี่น้อง และในสดมภ์ของ MarriedWith มีค่าเป็น 2 และ Baby มีค่าเป็น 5 แสดงว่าคนที่ 1 นั้นสมรสกับคนที่ 2 และมีบุตรเป็นคนที่เป็น 5 แต่ถ้าดูจากรูปที่ 5.5 นั้น คนที่เป็น 3-6 เป็นบุตรของคนที่เป็น 1 และ 2 แต่ในงานวิจัยนี้ยังมีข้อจำกัดในเรื่องของการแสดงสถานภาพบุตรมากกว่า 1 คน แต่เมื่อลองตรวจสอบแถวของคนที่เป็น 4 ในสดมภ์ของ ConnectRight และ ConnectLeft มีค่าเป็น 5 และ 3 ตามลำดับ แสดงว่าคนที่ 4 นั้นเป็นน้องของคนที่เป็น 3 และเป็นพี่ของคนที่เป็น 5 ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่าคนที่ 4 และ 3 จึงเป็นบุตรของคนที่เป็น 1 และ 2 ด้วยเช่นกัน



รูปที่ 5.6 เค้าร่างแผนภาพพงศาวลี

No.	Generation	Gender	Affected	ConnectRight	ConnectLeft	MarriedWith	Baby
1	1	Female	Carrier and Decease	0	0	2	5
2	1	Male	Decease	0	0	1	5
3	2	Female	Normal	4	0	0	0
4	2	Female	Carrier and Decease	5	3	0	0
5	2	Female	Normal	6	4	0	0
6	2	Female	Decease	0	5	0	0

รูปที่ 5.7 รายละเอียดของบุคคลภายในครอบครัว

- Generation คือ ลำดับรุ่นของสัญลักษณ์นั้น
- Gender คือ เพศ
- Affected คือ เป็นคนปกติ เป็นพาหะโรคทางพันธุกรรม เสียชีวิต หรือเป็นทั้งพาหะโรคพันธุกรรมและเสียชีวิต

จากรูปที่ 5.7 ได้บอกรายละเอียดของบุคคลในครอบครัวโดยคล้ายกับรูปที่ 5.5 แต่เพิ่มเติมตรงที่แสดงรายละเอียดของ เพศ ลำดับรุ่น และเชื้อทางพันธุกรรมเข้ามา เช่น ถ้าดูสดมภ์ของ Number ที่เลข 1 นั้น จะบอกรายละเอียดได้ว่าเป็นลำดับรุ่นที่ 1 ของครอบครัว เป็นเพศหญิง มีพาหะโรคทางพันธุกรรมและเสียชีวิตแล้ว ไม่มีพี่น้อง แต่สมรสกับคนที่ 2 ซึ่งเป็นเพศชาย และเสียชีวิตแล้ว มีบุตรด้วยกันคือคนที่ 5 เป็นเพศหญิง ไม่เป็นพาหะโรคทางพันธุกรรม ซึ่งเป็นพี่ของคนี่ 6 และเป็นน้องคนที่ 4 โดยที่คนนี้นั้นเป็นเพศหญิง เสียชีวิตแล้ว และคนที่ 4 เป็นเพศหญิง เป็นพาหะโรคทางพันธุกรรมและชีวิตแล้ว โดยมีพี่เป็นคนี่ 3 เพศหญิง ไม่เป็นพาหะโรคทางพันธุกรรมและยังมีชีวิตอยู่ เมื่อดูรายละเอียดจากรูปที่ 5.7 ก็สามารแสดงความสัมพันธ์ของคนในครอบครัวได้ครบทุกคน แต่เนื่องจากผลจากการแบ่งประเภทพื้นผิวภายในสัญลักษณ์ผิดพลาด ทำให้รายละเอียดของคนี่ 4 และ 6 นั้นไม่ถูกต้องตามแผนภาพเค้าร่างพงศาวลีในรูปที่ 5.6

บทที่ 6

สรุปผลการทดลอง

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอขั้นตอนของการประมวลผลภาพเพื่อ แบ่งส่วนของสัญลักษณ์ พื้นผิวภายในสัญลักษณ์ และเส้นตรงออกจากเค้าร่างแผนภาพพงศาวลี และอธิบายกระบวนการ สำหรับแบ่งประเภทสัญลักษณ์และพื้นผิว โดยตัวแทนข้ามศูนย์ของการแปลงเวฟเลตของฟังก์ชันการ ปรับปรับใช้เพื่อเป็นตัวแทนของสัญลักษณ์ และสำหรับตัวแทนของพื้นผิวใช้ตัวกรองการบอร์ เพราะมีคุณสมบัติไม่แปรเปลี่ยนเมื่อพื้นผิวมีการหมุนหรือเปลี่ยนขนาด โดยผลจากการแบ่งประเภท นั้นค่อนข้างจะมีอัตราความถูกต้อง และเป็นที่น่าพอใจ หลังจากเค้าร่างแผนภาพพงศาวลีทั้ง 11 ภาพ ผ่านกระบวนการการแบ่งส่วน ได้รับสัญลักษณ์และพื้นผิวทั้งหมด 151 ส่วน โดยที่อัตราความถูกต้อง ของการแบ่งประเภทสี่เหลี่ยม สี่เหลี่ยมขนมเปียกปูน และวงกลมได้ 84.11%, 99.34% และ 83.44% ตามลำดับ ส่วนอัตราความถูกต้องของการแบ่งประเภทพื้นผิวว่าง พื้นผิวระบาย หรือพื้นผิวว่างที่มีเส้น ตัด เป็นต้นี้ 78.15%, 80.79% และ 74.17% ตามลำดับ โดยขั้นตอนถัดมาจะนำส่วนตัดของภาพที่ ถูกแบ่งประเภทว่าเป็นพื้นผิวระบายมาแบ่งประเภทเพิ่มขึ้นไปอีกว่าเป็นพื้นผิวระบายที่มีเส้นตัด หรือไม่มี ซึ่งอัตราความถูกต้องของการแบ่งประเภทพื้นผิว 2 ประเภทนี้เท่ากับ 78.95%

โดยจากการสังเกตความผิดพลาดของการแบ่งประเภทนั้น เกิดจากขั้นตอนของการประมวลผลภาพใน ส่วนของการแบ่งส่วนภาพ หลังจากการแบ่งประเภทของสัญลักษณ์และพื้นผิว ถัดไปคือการหา ความสัมพันธ์ของแต่ละสัญลักษณ์และแสดงรายละเอียดของสัญลักษณ์ โดยผลลัพธ์ที่ได้นั้นสามารถ แสดงรายละเอียดได้ค่อนข้างถูกต้อง ซึ่งสามารถบอกความสัมพันธ์ทางสถานภาพการสมรส ความเป็น พี่น้อง หรือสถานภาพการเป็นบุตรกับพ่อแม่ได้ แต่ยังมีข้อจำกัดสำหรับงานวิจัยนี้คือ เมื่อมีตัวอักษรมา ทับกับสัญลักษณ์ หรือเส้นตรง ทำให้ไม่สามารถแบ่งส่วนภาพออกมาได้ถูกต้อง ผลลัพธ์ที่ตามมาจึงมี ความผิดพลาด ซึ่งจะมีปัญหามากกับการแบ่งส่วนของเส้นตรงในแนวตั้งและแนวนอน หรือบาง ครอบครว้ที่เป็นกรอบครว้ใหญ่ ทำให้สัญลักษณ์ต่าง ๆ ภายในแผนภาพนั้นเล็กมาก เส้นตรงใน แนวแกน X ของแผนภาพเค้าร่างพงศาวลีนั้นจึงค่อนข้างจะสั้น ทำให้ไม่สามารถแบ่งส่วนของเส้นตรง ออกมาได้ ซึ่งเส้นตรงเป็นส่วนที่สำคัญมากที่แสดงถึงความสัมพันธ์ของแต่ละสัญลักษณ์ และ วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ยังไม่สามารถระบุได้ว่ามีบุตรมากกว่า 1 คน แต่เมื่อดูรายละเอียดของคนถัดไปก็ สามารถบอกได้ว่ามีพ่อและแม่คนเดียวกัน อีกทั้งยังไม่สามารถระบุตัวสัญลักษณ์ว่าเป็นคนไข้ที่เป็น เจ้าของเค้าร่างแผนภาพพงศาวลี ข้อเสนอแนะสำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้คือ สามารถนำไป ประยุกต์ใช้กับแผนภาพเค้าร่างพงศาวลีที่ถูกวาดออกมาชัดเจน วาดส่วนของเส้นตรงในแนวตั้งและ แนวนอนไม่สั้นจนเกินไป และไม่มีตัวอักษรที่ใกล้กับสัญลักษณ์มากจนทำให้การแบ่งส่วนของเส้นตรง หรือแบ่งประเภทของสัญลักษณ์และพื้นผิวไม่ถูกต้อง

รายการอ้างอิง

1. ThaiBiotech. โรคทางพันธุกรรม. [cited 2013 3 October]; Available from: <http://www.thaibiotech.info/what-is-genetic-disorder.php>.
2. Phungrassami, T. พงศาวลี. [cited 2013 3 October]; Available from: <http://www.gotoknow.org/posts/159033>.
3. Quang Minh, T. and W.W. Boles, *Recognition of 2D object contours using the wavelet transform zero-crossing representation*. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 1997. 19(8): p. 910-916.
4. Shi-Zhong, L., L. Wen-Gang, and G. Wei. *Composite Sketch Shape Recognition Based on Dagsvm and Decision Tree*. in *Machine Learning and Cybernetics, 2006 International Conference on*. 2006.
5. Siti Salwa, S., et al. *Combining Mahalanobis and Jaccard to Improve Shape Similarity Measurement in Sketch Recognition*. in *Computer Modelling and Simulation (UKSim), 2011 UkSim 13th International Conference on*. 2011.
6. Abou Nabout, A., *Object Shape Recognition Using Wavelet Descriptors*. Journal of Engineering, 2013. 2013: p. 15.
7. Tiehua, D., et al. *2D occluded object recognition using wavelets*. in *Computer and Information Technology, 2004. CIT '04. The Fourth International Conference on*. 2004.
8. Osowski, S. and D.D. Nghia, *Fourier and wavelet descriptors for shape recognition using neural networks—a comparative study*. Pattern Recognition, 2002. 35(9): p. 1949-1957.
9. Riaz, F., et al., *Texture Classification Using Rotation- and Scale-Invariant Gabor Texture Features*. Signal Processing Letters, IEEE, 2013. 20(6): p. 607-610.
10. GenoPro. *Pedigree application*. [cited 2014 4 July]; Available from: <http://www.genopro.com/family-tree-software/>.
11. Mamelka, P. *Pedigree-Draw*. [cited 2014 4 July]; Available from: <http://www.pedigree-draw.com/>.
12. Baker, J.W., *Quantitative classification of near-fault ground motions using wavelet analysis*. Bulletin of the Seismological Society of America, 2007. 97(5): p. 1486-1501.
13. Matthys, D. *Laplacian of Gaussian*. [cited 2014 22 May]; Available from: <http://academic.mu.edu/phys/matthysd/web226/index.htm>.

14. Fisher, R. *Morphological image processing*. [cited 2014 24 May]; Available from:
<https://www.cs.auckland.ac.nz/courses/compsci773s1c/lectures/ImageProcessing-html/topic4.htm>.
15. Petrakis, E.G.M. *Canny Edge Detection*. [cited 2014 29 May]; Available from:
<http://www.intelligence.tuc.gr/~petrakis/courses/computervision/canny.pdf>.
16. Sokolova, M., N. Japkowicz, and S. Szpakowicz, *Beyond Accuracy, F-Score and ROC: A Family of Discriminant Measures for Performance Evaluation*, in *AI 2006: Advances in Artificial Intelligence*, A. Sattar and B.-h. Kang, Editors. 2006, Springer Berlin Heidelberg. p. 1015-1021.





ภาคผนวก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายชาญณรงค์ คำสวัสดิ์ เกิดวันที่ 30 เดือนกันยายน พ.ศ. 2533 สถานที่เกิด กรุงเทพมหานคร วุฒิการศึกษา ปริญญาบัณฑิตจากมหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สำเร็จการศึกษาปี พ.ศ. 2554



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY