

การรู้จำรูปร่างนิเวศเพื่อการจำแนกนิเวศโทรฟิลาจากภาพดิจิทัลของสเมียร์เลือด



นายวรพงษ์ ตันตศิริโรจน์

สถาบันวิทยบริการ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2549

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

NUCLEUS SHAPE RECOGNITION FOR NEUTROPHIL CLASSIFICATION  
FROM DIGITAL IMAGE OF BLOOD SMEAR

Mr. Vorapong Tantisiriroj



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements  
for the Degree of Master of Engineering Program in Computer Engineering  
Department of Computer Engineering  
Faculty of Engineering  
Chulalongkorn University  
Academic year 2006

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การรู้จำรูปร่างนิวเคลียสเพื่อการจำแนกนิวโทรฟิลจากภาพดิจิทัลของสเมียร์เลือด
โดย	นายวรพงษ์ ตันตศิริโรจน์
สาขาวิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษา	อาจารย์ ดร.สืบสกุล พิภพมงคล
อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม	ผู้ช่วยศาสตราจารย์บุญศรี ช่อนเจริญ

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์  
(ศาสตราจารย์ ดร.ดิเรก ลาวัณย์ศิริ)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ  
(รองศาสตราจารย์ ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล)

..... อาจารย์ที่ปรึกษา  
(อาจารย์ ดร.สืบสกุล พิภพมงคล)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์บุญศรี ช่อนเจริญ)

..... กรรมการ  
(พันเอก รองศาสตราจารย์ นายแพทย์ไพบุลย์ บุญญฤทธิ์)

..... กรรมการ  
(อาจารย์นครทิพย์ พร้อมพูล)

นายวรพงษ์ ตันติศิริโรจน์ : การรู้จำรูปร่างนิวเคลียสเพื่อการจำแนกนิวโทรฟิลจากภาพดิจิทัลของสเมียร์เลือด. (NUCLEUS SHAPE RECOGNITION FOR NEUTROPHIL CLASSIFICATION FROM DIGITAL IMAGE OF BLOOD SMEAR) อ. ที่ปรึกษา : อ. ดร. สืบสกุล พิภพมงคล, อ. ที่ปรึกษาร่วม : ผศ.บุญศรี ช่อนเจริญ 84 หน้า.

วิทยานิพนธ์นี้เป็นการค้นหาวิธีการรู้จำรูปร่างนิวเคลียส โดยการถ่ายภาพเม็ดเลือดขาวจากกล้องจุลทรรศน์ซึ่งบันทึกภาพเป็นรูปแบบดิจิทัล แล้วนำภาพดังกล่าวมาแบ่งส่วนภาพเอาเฉพาะส่วนที่เป็นนิวเคลียสของเม็ดเลือดขาว จากนั้นแบ่งรูปร่างนิวเคลียสที่ได้ออกเป็นสี่ประเภทคือ รูปร่างกลม รูปร่างถั่ว รูปร่างซี่ และรูปร่างเชกเมนต์ แล้วสกัดลักษณะเพื่อป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม ในการทดลองได้เปรียบเทียบความแม่นยำของการจำแนกรูปร่างนิวเคลียสของเม็ดเลือดขาวโดยใช้ค่าลักษณะที่แตกต่างกันเพื่อป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม ค่าลักษณะกลุ่มแรกที่ใช้คือ ลักษณะรัศมี เส้นขอบและความโค้งจำนวน 6 ลักษณะที่เสนอโดย He และ Wilder กลุ่มที่สองคือ ลักษณะโครงร่างจำนวน 16 ลักษณะ และกลุ่มสุดท้ายคือ ลักษณะร่วมระหว่างรัศมีเส้นขอบและความโค้งกับลักษณะเพิ่มเติมคือ อัตราส่วนแกนโตต่อแกนเอก คอมแพคต์เนส พื้นที่และความกว้าง รวม 12 ลักษณะ ได้ความแม่นยำร้อยละ 82.39 59.16 และ 85.37 ตามลำดับ นอกจากนี้ยังได้ทดลองลดจำนวนลักษณะที่ป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมจากลักษณะทั้ง 12 ลักษณะเหลือ 8 ลักษณะ โดยพิจารณาเลือกลักษณะจากค่าความผิดพลาดต่ำสุดในการจำแนกระหว่างประเภท และโดยพิจารณาเลือกลักษณะจากน้ำหนักของเส้นเชื่อมในโครงข่ายประสาทเทียม จากผลการทดลองพบว่ามีความแม่นยำร้อยละ 85.43 และ 85.80 ตามลำดับ

ภาควิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์  
สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์  
ปีการศึกษา 2549

ลายมือชื่อนิติ.....  
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา.....  
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาร่วม.....

## 4670467621 : MAJOR COMPUTER ENGINEERING

KEY WORD: WHITE BLOOD CELL / SHAPE RECOGNITION / FEATURE EXTRACTION / NEURAL NETWORK

VORAPONG TANTISIROJ : NUCLEUS SHAPE RECOGNITION FOR NEUTROPHIL CLASSIFICATION FROM DIGITAL IMAGE OF BLOOD SMEAR. THESIS ADVISOR : SUEBSKUL PHIPHOBMONGKOL, PH.D., THESIS COADVISOR : ASST. PROF. BOONSRI CHONCHAREON, 84 pp.

The purpose of this thesis is to find a method for nucleus shape recognition. This was done by taking digital images through a microscope and performing segmentation to extract nuclei of white blood cells. The nuclei were then classified into four classes depending on their shapes - circle, bean, c, or segment. Features extracted from the nuclei were fed into an artificial neural network. The accuracy of the experiments was compared among three different feature groups. In the first group, six features, as proposed by He and Wilder, were contour radius' features, and curvature's features. In the second group, sixteen features were skeleton features. And in the third group, twelve features were the features of the first group with additional features – minor axis to major axis ratio, compactness, area, and width. The result showed that the average accuracy were 82.39%, 59.16%, and 85.37% respectively. Also, in the experiment, the number of features were reduced from 12 features to 8 features by considering minimum error separation between two classes and by considering the weights of the connectors in the artificial neural network. The result showed that the average accuracy were improved to 85.43% and 85.80% respectively.

Department Computer Engineering  
Field of study Computer Engineering  
Academic year 2006

Student's signature.....Vorapong Tantisiroj  
Advisor's signature.....Suebskul Phiphobmongkol  
Co-advisor's signature.....Boonsri Choncharon

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยความช่วยเหลืออย่างดียิ่งจาก อาจารย์ ดร.สืบสกุล พิภพมงคล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ซึ่งได้สละเวลาให้คำแนะนำ เสนอแนะข้อคิดเห็นและแนวทางในการค้นคว้าด้วยดีตลอดมา ซึ่งผู้วิจัยขอขอบพระคุณอย่างสูง นอกจากนี้ขอขอบพระคุณอย่างยิ่งต่อผู้ช่วยศาสตราจารย์บุญศรี ช่อนเจริญ อาจารย์ที่ปรึกษาร่วมที่ให้คำปรึกษาแนะนำ และให้ความรู้เกี่ยวกับโลหิตวิทยา พร้อมทั้งจัดหาตัวอย่างสเมียร์เลือดเพื่อใช้เป็นตัวอย่างในงานวิจัย และขอขอบคุณอย่างยิ่งต่อภาควิชาจุลทรรศน์ศาสตร์คลินิกที่ได้จัดกล้องจุลทรรศน์และเครื่องมืออื่นๆ เพื่อใช้ในการเก็บภาพเม็ดเลือดขาว

ท้ายที่สุดนี้ผู้วิจัยขอขอบพระคุณบิดามารดาที่ให้การอุปการะเลี้ยงดูอบรมสั่งสอน รวมทั้งส่งเสริมการศึกษาให้กับผู้วิจัยตลอดมา



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

## สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญภาพ.....	ฎ
บทที่	
1. บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	3
1.3 ขอบเขตของการวิจัย.....	3
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	3
1.5 วิธีดำเนินการวิจัย.....	4
2. งานวิจัยและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.2 แนวคิดและทฤษฎี.....	8
2.2.1 การแบ่งส่วนภาพ.....	8
2.2.2 การสกัดลักษณะ.....	9
2.2.2.1 รัศมีเส้นขอบ.....	9
2.2.2.2 ความโค้ง.....	10
2.2.2.3 อัตราส่วนความยาวแกนโทต่อความยาวแกนเอก.....	11
2.2.2.4 คอมแพคต์เนส.....	11
2.2.2.5 การแปลงระยะทาง.....	12
2.2.3 การประมวลผลภาพเชิงสัญญาณ.....	13
2.2.3.1 การขยาย.....	14
2.2.3.2 การกร่อน.....	15
2.2.4 ขั้นตอนวิธีทำให้เป็นโครงร่าง.....	16

2.2.5	โครงข่ายประสาทเทียม .....	17
2.2.6	การประมาณค่าเฉลี่ยของประชากร .....	18
2.2.7	การประมาณความแตกต่างระหว่างค่าเฉลี่ย 2 ประชากร .....	19
3.	การประมวลผลภาพ .....	20
3.1	การถ่ายภาพ การแบ่งส่วนภาพและการจำแนกประเภทรูปร่างนิวเคลียสของเม็ดเลือด ขาว.....	20
3.2	การสกัดลักษณะ .....	22
3.2.1	รัศมีเส้นขอบ .....	22
3.2.2	ความโค้ง .....	24
3.2.3	อัตราส่วนความยาวแกนโทต่อแกนเอก .....	24
3.2.4	คอมแพคต์เนส .....	25
3.2.5	การแปลงระยะทาง .....	25
3.2.6	โครงร่าง .....	26
3.3	การเก็บข้อมูลเพื่อป้อนค่าให้กับโครงข่ายประสาทเทียม.....	27
4.	การทดลอง ผลการทดลองและวิเคราะห์ผลการทดลอง .....	28
4.1	ขั้นตอนการทดลองป้อนค่าลักษณะให้กับโครงข่ายประสาทเทียม .....	28
4.2	ความแม่นยำของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้ง .....	30
	ผลการทดลอง.....	31
4.3	ความแม่นยำของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะโครงร่าง .....	33
	ผลการทดลอง.....	34
4.4	ความแม่นยำของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งร่วมกับลักษณะ เพิ่มเติม .....	36
	ผลการทดลอง.....	38
4.5	การเลือกลักษณะจากความผิดพลาดต่ำสุด .....	40
	ผลการทดลอง.....	45
4.6	การเลือกลักษณะจากน้ำหนักของเส้นเชื่อมในโครงข่ายประสาทเทียม.....	46
	ผลการทดลอง.....	47
4.7	วิเคราะห์ผลการวิจัย .....	49



	หน้า
5. สรุปและข้อเสนอแนะ .....	54
5.1 สรุป.....	54
5.2 ข้อเสนอแนะ .....	55
5.3 ปัญหาและอุปสรรค .....	55
รายการอ้างอิง.....	56
ภาคผนวก.....	58
ภาคผนวก ก การกระจายของค่าลักษณะ .....	58
ก.1 การกระจายค่าลักษณะของลักษณะโครงสร้าง .....	58
ก.2 การกระจายของลักษณะรัศมีเส้นขอบ ความโค้งและลักษณะเพิ่มเติม .....	67
ภาคผนวก ข บทความที่นำเสนอในการประชุมทางวิชาการ .....	76
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์.....	84

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

## สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 3.1 จำนวนรูปร่างนิวเคลียสในแต่ละประเภท .....	22
ตารางที่ 4.1 ชุดการทดลองทั้ง 6 ชุดที่ได้จากการจับคู่กลุ่มที่แบ่งไว้ 4 กลุ่ม .....	29
ตารางที่ 4.2 จำนวนรูปร่างนิวเคลียสแต่ละประเภทในแต่ละชุดทดสอบ .....	30
ตารางที่ 4.3 ค่าลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้ง .....	31
ตารางที่ 4.4 ความแม่นยำของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้ง .....	31
ตารางที่ 4.5 คอนฟิวชันเมตริกซ์ของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้ง .....	32
ตารางที่ 4.6 ความแม่นยำของการจำแนกแยกตามประเภทเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและ ความโค้ง .....	32
ตารางที่ 4.7 ลักษณะโครงร่างที่ใช้ในการจำแนก .....	33
ตารางที่ 4.8 ความแม่นยำของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะโครงร่าง .....	34
ตารางที่ 4.9 คอนฟิวชันเมตริกซ์เมื่อใช้ลักษณะโครงร่างในการจำแนก .....	34
ตารางที่ 4.10 ความแม่นยำของการจำแนกแยกตามประเภทเมื่อใช้ลักษณะโครงร่าง .....	35
ตารางที่ 4.11 ลักษณะเพื่อใช้ในการจำแนกที่หาได้ทั้งหมด 15 ลักษณะ .....	37
ตารางที่ 4.12 ความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งร่วมกับลักษณะ เพิ่มเติมรวม 12 ลักษณะ .....	38
ตารางที่ 4.13 คอนฟิวชันเมตริกซ์ของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งร่วม กับลักษณะเพิ่มเติมรวม 12 ลักษณะ .....	38
ตารางที่ 4.14 ความแม่นยำในการจำแนกแยกตามประเภทเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้ง ร่วมกับลักษณะเพิ่มเติมรวม 12 ลักษณะ .....	39
ตารางที่ 4.15 ความแตกต่างระหว่างคอนฟิวชันเมตริกซ์เมื่อใช้ลักษณะ 6 ลักษณะและลักษณะ 12 ลักษณะ .....	39
ตารางที่ 4.16 ค่าความผิดพลาดต่ำสุดในการจำแนกของลักษณะทั้ง 15 ลักษณะ .....	41
ตารางที่ 4.17 ลำดับของลักษณะเรียงตามค่าความผิดพลาดต่ำสุดของการจำแนก .....	42
ตารางที่ 4.18 ค่าความผิดพลาดต่ำสุดในการจำแนกของลักษณะโครงร่าง .....	44
ตารางที่ 4.19 ความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้ค่าลักษณะ 8 ลักษณะที่พิจารณาจากค่าความผิดพลาด ต่ำสุด .....	45

หน้า

ตารางที่ 4.22 ความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้ค่าลักษณะ 6 ลักษณะที่พิจารณาจากค่าความผิดพลาด ต่ำสุด .....	46
ตารางที่ 4.20 คอนฟิวชันเมตริกซ์เมื่อใช้ค่าลักษณะ 8 ลักษณะที่พิจารณาจากค่าความผิดพลาด ต่ำสุด .....	45
ตารางที่ 4.21 ความแม่นยำในการจำแนกแยกตามประเภทเมื่อใช้ค่าลักษณะ 8 ลักษณะที่พิจารณา จากค่าความผิดพลาดต่ำสุด .....	46
ตารางที่ 4.23 น้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างโหนดในชั้นข้อมูลเข้าและโหนดในชั้นซ่อน .....	48
ตารางที่ 4.24 ความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะ 8 ลักษณะจากการพิจารณาน้ำหนักเส้นเชื่อม ในโครงข่ายประสาทเทียม .....	49
ตารางที่ 4.25 คอนฟิวชันเมตริกซ์เมื่อใช้ลักษณะ 8 ลักษณะจากการพิจารณาน้ำหนักเส้นเชื่อมใน โครงข่ายประสาทเทียมในการจำแนก .....	50
ตารางที่ 4.26 ความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะ 8 ลักษณะจากการพิจารณาน้ำหนักเส้นเชื่อม ในโครงข่ายประสาทเทียม .....	50
ตารางที่ 4.27 ความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะ 6 ลักษณะจากการพิจารณาน้ำหนักเส้นเชื่อม ในโครงข่ายประสาทเทียม .....	51
ตารางที่ 4.28 ความผิดพลาดในการจำแนกระหว่างประเภทเมื่อใช้ลักษณะที่แตกต่างกันใน การจำแนก .....	52
ตารางที่ 4.29 ลักษณะที่ใช้ในการจำแนกในการทดลองต่าง ๆ .....	53

## สารบัญภาพ

หน้า

รูปที่ 2.1	ขั้นตอนการทำงานของจำแนกประเภท .....	8
รูปที่ 2.2	ภาพรูปร่างนิเวคีส เส้นรัศมีเส้นขอบ กราฟรัศมีเส้นขอบและกราฟความโค้ง.....	10
รูปที่ 2.3	ตัวพรางขนาด 3x3 ที่ใช้ในการหาระยะทาง ซึ่งกำหนดให้ a=1 และ b=1.5 .....	12
รูปที่ 2.4	ระยะทางที่ตำแหน่งต่าง ๆ จากจุดกึ่งกลางของตารางที่กำหนดให้มีระยะทางเป็น 0 เมื่อใช้ตัวพรางขนาด 3x3.....	12
รูปที่ 2.5	ตัวพรางขนาด 5x5 ที่ใช้ในการหาระยะทางซึ่งกำหนดให้ค่า a=1 b=1.5 และ c=2.....	13
รูปที่ 2.6	ระยะทางที่ตำแหน่งต่าง ๆ จากจุดกึ่งกลางของตารางที่กำหนดให้มีระยะทางเป็น 0 เมื่อใช้ตัวพรางขนาด 5x5.....	13
รูปที่ 2.7	B และรีเฟลกชันของ B ( $\hat{B}$ ).....	15
รูปที่ 2.8	ผลของการขยายเมื่อใช้ขึ้นประกอบโครงสร้างที่แตกต่างกัน.....	15
รูปที่ 2.9	ผลการกร่อนเมื่อใช้ขึ้นประกอบ โครงสร้างที่แตกต่างกัน .....	16
รูปที่ 2.10	ตัวอย่างโครงร่างของรูปแบบต่าง ๆ .....	17
รูปที่ 2.11	ภาพแสดงลักษณะการเปลี่ยนแปลงของพื้นที่ที่บางลงจนเหลือเพียงแกน .....	17
รูปที่ 2.12	ตัวอย่างโครงข่ายประสาทเทียมโดยเส้นลูกศรคือเส้นเชื่อมที่มีการปรับน้ำหนักได้ .....	18
รูปที่ 3.1	ภาพเม็ดเลือดแดงและเม็ดเลือดขาวที่ได้จากสเมียร์ .....	21
รูปที่ 3.2	ภาพที่ได้หลังจากการแบ่งส่วนภาพ.....	21
รูปที่ 3.3	ภาพนิเวคีสของเม็ดเลือดขาวที่แยกออกมาจากภาพสเมียร์เลือด.....	22
รูปที่ 3.4	ตัวอย่างรูปร่างและกราฟรัศมีเส้นขอบของรูปร่างที่มีสามหุบ .....	23
รูปที่ 3.5	กราฟความโค้งที่หาได้จากรูปร่างนิเวคีส และจุดของค่าลักษณะทั้งสามค่า .....	24
รูปที่ 3.6	รูปร่างนิเวคีสและผลการแปลงระยะทาง.....	25
รูปที่ 3.7	การหาค่าขีดแบ่งเพิ่มขึ้นเพื่อหาส่วนที่แคบที่สุด.....	26
รูปที่ 3.8	โครงร่างที่ได้จากรูปร่างนิเวคีส.....	26
รูปที่ 3.9	เส้นแกนและเส้นกึ่งจากโครงร่าง .....	27
รูปที่ 3.10	ตัวอย่างของค่าลักษณะที่เก็บในรูปของแฟ้มข้อความ .....	27
รูปที่ 4.1	ตัวอย่างกราฟแสดงจุดที่มีความผิดพลาดต่ำสุดระหว่างประเภทสองประเภท .....	40
รูปที่ ก.1	การกระจายของลักษณะจำนวนเส้นเชื่อมทั้งหมด (1).....	58
รูปที่ ก.2	การกระจายของลักษณะจำนวนเส้นเชื่อมที่เป็นเส้นเชื่อมภายในเส้นโครงร่าง (2) .....	59

รูปที่ ก.3 การกระจายของลักษณะจำนวนเส้นเชื่อมที่เป็นเส้นกิ่งของเส้น โครงร่าง (3).....	59
รูปที่ ก.4 การกระจายของลักษณะความยาวรวมของเส้นเชื่อมทั้งหมด (4).....	60
รูปที่ ก.5 การกระจายของลักษณะความยาวรวมของเส้นแกน (5) .....	60
รูปที่ ก.6 การกระจายของลักษณะความยาวรวมของเส้นกิ่ง (6) .....	61
รูปที่ ก.7 การกระจายของลักษณะความยาวของเส้นเชื่อมที่สั้นที่สุด (7) .....	61
รูปที่ ก.8 การกระจายของลักษณะความยาวเฉลี่ยของเส้นแกน (8).....	62
รูปที่ ก.9 การกระจายของลักษณะความยาวเฉลี่ยของเส้นกิ่ง (9) .....	62
รูปที่ ก.10 การกระจายของลักษณะความยาวของเส้นเชื่อมที่ยาวที่สุด (10).....	63
รูปที่ ก.11 การกระจายของลักษณะความยาวของเส้นเชื่อมที่ยาวอันดับสอง (11) .....	63
รูปที่ ก.12 การกระจายของลักษณะความยาวของเส้นเชื่อมที่ยาวอันดับสาม (12) .....	64
รูปที่ ก.13 การกระจายของลักษณะความยาวของเส้นแกนที่ยาวที่สุด (13).....	64
รูปที่ ก.14 การกระจายของลักษณะความยาวของเส้นแกนที่ยาวอันดับสอง (14) .....	65
รูปที่ ก.15 การกระจายของลักษณะความยาวของเส้นกิ่งที่ยาวที่สุด (15).....	65
รูปที่ ก.16 การกระจายของลักษณะความยาวของเส้นกิ่งที่ยาวอันดับสอง (16) .....	66
รูปที่ ก.17 ตัวอย่างรูปร่างนิเวศและโครงสร้างของรูปร่างนิเวศ .....	67
รูปที่ ก.18 การกระจายของลักษณะจำนวนหุบในรัศมีเส้นขอบ (1).....	67
รูปที่ ก.19 การกระจายของลักษณะแอมพิจูดแบบบรรทัดฐานของหุบที่ลึกที่สุดในรัศมี เส้นขอบ (2).....	68
รูปที่ ก.20 การกระจายของลักษณะแอมพิจูดแบบบรรทัดฐานของหุบที่ลึกที่สุดในรัศมี เส้นขอบ (3).....	68
รูปที่ ก.21 การกระจายของลักษณะค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกที่สุดของความโค้ง (4).....	69
รูปที่ ก.22 การกระจายของลักษณะค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกอันดับสองของความโค้ง (5) .....	69
รูปที่ ก.23 การกระจายของลักษณะค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกอันดับสามของความโค้ง (6) .....	70
รูปที่ ก.24 การกระจายของลักษณะอัตราส่วนความยาวแกนโทต่อแกนเอก (7) .....	70
รูปที่ ก.25 การกระจายของลักษณะค่าคอมแพคต์เนส (8).....	71
รูปที่ ก.26 การกระจายของลักษณะพื้นที่ (9) .....	71
รูปที่ ก.27 การกระจายของลักษณะสมมาตรเชิงมุม (10).....	72
รูปที่ ก.28 การกระจายของลักษณะส่วนแคบสุดของรูปร่างที่ได้จากการแปลงระยะทาง (11)....	72

หน้า

รูปที่ ก.29 การกระจายของลักษณะส่วนกว้างสุดของรูปร่างที่หาได้จากการแปลงระยะทาง (12) ...	73
รูปที่ ก.30 การกระจายของลักษณะจำนวนพู่ที่หาได้จากการแปลงระยะทาง (13).....	73
รูปที่ ก.31 การกระจายของลักษณะอัตราส่วนสมมาตรเชิงหมุนต่อพื้นที่ (14).....	74
รูปที่ ก.32 การกระจายของลักษณะอัตราส่วนแคบสุดต่อส่วนกว้างสุดของรูปร่าง (15).....	74



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การวินิจฉัยโรคมีความจำเป็นต้องตรวจข้อมูลต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับร่างกายของผู้ป่วย อาทิ การวัดอุณหภูมิของร่างกาย การวัดอัตราการเต้นของหัวใจ การวัดความดันโลหิต การตรวจปัสสาวะ การเอกซเรย์ปอด การตรวจเลือด เป็นต้น รวมทั้งอาจมีการนับเม็ดเลือดอย่างสมบูรณ์ (Complete Blood Count – CBC) ซึ่งใช้เป็นข้อมูลในการวินิจฉัย และในการติดตามผลการรักษาโรคที่เกี่ยวข้องกับเลือดและระบบภูมิคุ้มกันของร่างกาย ในเลือดของมนุษย์มีองค์ประกอบที่สำคัญคือ เม็ดเลือดแดง เม็ดเลือดขาว เกล็ดเลือด และพลาสมา โดยทั่วไปในผู้ที่สุขภาพดีองค์ประกอบเหล่านี้จะสมบูรณ์ โดยมีเม็ดเลือดขาวที่โตเต็มที่ห้าชนิดและเม็ดเลือดแดงที่มีรูปร่างสมบูรณ์ในปริมาณปกติ ส่วนในผู้ป่วยจะมีเม็ดเลือดขาวหรือเม็ดเลือดแดงที่โตไม่เต็มที่หรือเม็ดเลือดแดงที่มีรูปร่างผิดปกติปะปนอยู่ในเลือดด้วย ดังนั้นในการนับเม็ดเลือดจึงต้องจำแนกเม็ดเลือดประเภทต่าง ๆ ให้ได้ครบทั้งที่เป็นเซลล์เม็ดเลือดที่ปกติและเซลล์เม็ดเลือดที่ผิดปกติ โดยทั่วไปจะนับเป็นร้อยละของเม็ดเลือดขาวประเภทต่าง ๆ และตรวจดูความสมบูรณ์ของรูปร่างของเม็ดเลือดแดง เพื่อรายงานต่อแพทย์ผู้วินิจฉัย

ปัจจุบันการนับเม็ดเลือดอย่างสมบูรณ์ในประเทศไทยส่วนมากทำโดยการเตรียมแผ่นสไลด์ของเลือดที่ผ่านการย้อมสีแล้วนำมาตรวจนับผ่านกล้องจุลทรรศน์โดยผู้เชี่ยวชาญ ซึ่งเป็นกระบวนการที่ใช้เวลานานและต้องใช้ความตั้งใจสูงเพื่อให้เกิดความถูกต้อง แต่เนื่องจากการประมาณของผู้ตรวจแต่ละคนแตกต่างกัน ความล่าช้าจากการปฏิบัติงานเป็นเวลานานและตัวอย่างเลือดที่ต้องตรวจมีจำนวนมาก ทำให้เกิดการพัฒนาระบบการนับเม็ดเลือดอย่างสมบูรณ์โดยคอมพิวเตอร์ขึ้น เพื่อลดภาระการทำงานของผู้ตรวจและคงความถูกต้องที่เที่ยงตรงในการตรวจความสมบูรณ์ของเม็ดเลือด นอกจากนี้ยังสามารถเก็บรวบรวมภาพเซลล์ที่ผิดปกติได้อย่างมีประสิทธิภาพเพื่อใช้เป็นฐานข้อมูลในการศึกษาและวินิจฉัยโรคที่เกี่ยวข้องต่อไปได้

การนับเม็ดเลือดอย่างสมบูรณ์นั้นจะมีการนับเม็ดเลือดขาวโดยแยกออกเป็นชนิดต่าง ๆ ด้วย โดยเริ่มจากการย้อมสีเมียร์เลือดบนแผ่นสไลด์ จากนั้นผู้เชี่ยวชาญจะนำแผ่นสไลด์ของเลือดที่ผ่านการย้อมสีดังกล่าวมาส่องด้วยกล้องจุลทรรศน์ เนื่องจากเม็ดเลือดแต่ละประเภทมีส่วนประกอบแตกต่างกันทำให้ติดสีย้อมแตกต่างกันด้วย ผู้เชี่ยวชาญจะแยกชนิดของเม็ดเลือดขาวโดยใช้ สี ขนาด

รูปร่าง และการกระจายของสีเป็นตัวแยกชนิดเม็ดเลือดขาวออกจากกัน ในการนับแยกชนิดเม็ดเลือด โดยการใช้โปรแกรมประมวลผลภาพจะมีกระบวนการทำงานคล้ายกับกระบวนการทำงานนับแยกโดยใช้คน แต่จะบันทึกภาพจากกล้องจุลทรรศน์โดยใช้กล้องดิจิทัลแล้วนำภาพดังกล่าวผ่านกระบวนการประมวลผลและการรู้จำต่อไป

การนับเม็ดเลือดขาวโดยใช้กล้องจุลทรรศน์ต้องมีการย้อมสี ซึ่งสีที่ใช้จะมีหลายกลุ่มด้วยกัน [1] เช่น เมย์กรันวาลด์ กิมซา (May Grunwald Giemsa) ไวรต์กิมซา (Wright Giemsa) และไวรต์ (Wright) เป็นต้น โดยเม็ดเลือดขาวแต่ละชนิดจะมีการติดสีย้อมแตกต่างกันทำให้สามารถแยกชนิดของเม็ดเลือดขาวออกเป็นชนิดต่าง ๆ ได้

ในการแยกชนิดของเม็ดเลือดขาวของคนปกติสามารถแยกออกเป็นห้าชนิด [1] คือ นิวโทรฟิล (Neutrophils) อีโอสิโนฟิล (Eosinophils) เบโซฟิล (Basophils) ลิมโฟไซท์ (Lymphocytes) และโมโนไซท์ (Monocytes) โดยในคนปกติจะมีสัดส่วนของเม็ดเลือดขาวแต่ละชนิดแตกต่างกันไป โดยมีสัดส่วนที่ค่อนข้างแน่นอน แต่หากมีความผิดปกติเกิดขึ้นจะทำให้อัตราส่วนดังกล่าวเปลี่ยนไป นอกจากนั้นอาจมีเม็ดเลือดขาวที่ยังไม่เจริญเติบโตเต็มที่ออกมาอยู่ในกระแสเลือดได้

ในกรณีของเม็ดเลือดขาวชนิดนิวโทรฟิลสามารถแยกออกเป็นสองประเภท [1, 2] ตามรูปร่างของนิวเคลียสคือ นิวโทรฟิลแถบ (Band Neutrophils) ซึ่งเป็นนิวโทรฟิลที่ยังไม่เจริญเติบโตเต็มที่ และนิวโทรฟิลเชกเมนต์ (Segmented Neutrophils) ซึ่งเป็นนิวโทรฟิลที่เจริญโตเต็มที่แล้ว โดยปกตินิวโทรฟิลแถบจะมีสัดส่วนในเลือดประมาณร้อยละ 5-11 และนิวโทรฟิลเชกเมนต์จะมีสัดส่วนในเลือดร้อยละ 50-70 แต่เมื่อมีการติดเชื้อหรือมีความผิดปกติเกิดขึ้น สัดส่วนของนิวโทรฟิลแถบจะสูงมากกว่าร้อยละ 10 เรียกว่าเกิดเลื่อนซ้าย (Left Shift) [2] ในการแยกชนิดนิวโทรฟิลดังกล่าวจะใช้รูปร่างของนิวเคลียสเป็นเกณฑ์ โดยนิวโทรฟิลแถบจะมีรูปร่างเป็นแท่งโค้งหรือรูปร่างคล้ายเมล็ดถั่วไม่มีส่วนคอดจนทำให้นิวเคลียสเป็นพู ส่วนนิวโทรฟิลเชกเมนต์นั้นจะมีลักษณะของนิวเคลียสที่เป็นพูอย่างชัดเจน ซึ่งโดยปกติจะมีประมาณ 2-5 พู

การจำแนกชนิดเม็ดเลือดขาวจากภาพดิจิทัลโดยอัตโนมัติมีขั้นตอนในการจำแนกประเภท โดยทั่วไปสามขั้นตอน [3] คือ การแบ่งส่วนภาพ (Segmentation) การสกัดลักษณะ (Feature Extraction) และการจำแนกประเภท (Classification) การแบ่งส่วนภาพเป็นการแยกส่วนของภาพที่เป็นเม็ดเลือดขาวออกจากภาพสไลด์ซึ่งมีเม็ดเลือดแดงและพื้นหลังอยู่ จากนั้นก็แยกนิวเคลียสและไซโทพลาซึมออกจากกัน หลังจากนั้นก็สกัดลักษณะ เช่น สี รูปร่าง และลักษณะพื้นผิว เป็นต้น โดย



แปลงลักษณะต่าง ๆ ให้เป็นค่าตัวเลขเพื่อจะนำไปใช้ในการจำแนกประเภท ซึ่งการจำแนกประเภทนั้นเป็นขั้นตอนที่จะแยกเม็ดเลือดขาวออกเป็นประเภทต่าง ๆ โดยใช้ลักษณะที่สกัดมาจากขั้นตอนการสกัดลักษณะ ซึ่งโดยทั่วไปจะใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) หรือซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) เป็นตัวจำแนก

การจำแนกรูปร่างนิวเคลียสของนิวโทรฟิลโดยอัตโนมัติจำเป็นต้องมีการสกัดลักษณะที่เหมาะสมในการจำแนก ซึ่งอาจใช้สัมประสิทธิ์ฟูเรียร์หรือลักษณะความโค้งของเส้นขอบแทนรูปร่างลักษณะของนิวเคลียส [4] แต่ในการใช้เส้นขอบดังกล่าวยังมีความผิดพลาดในการแยกนิวโทรฟิลชนิดแถบร้อยละ 25 ทำให้เกิดแนวคิดที่จะหาลักษณะที่เหมาะสมแทนลักษณะรูปร่างของนิวเคลียสเพิ่มเติมเพื่อให้ความแม่นยำ (Accuracy) ในการจำแนกรูปร่างนิวเคลียสของนิวโทรฟิลเพิ่มขึ้น

## 1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อพัฒนาการรู้จำรูปร่างนิวเคลียสของนิวโทรฟิลโดยการประมวลผลข้อมูลภาพถ่ายสไลด์จากกล้องจุลทรรศน์โดยใช้ลักษณะที่แตกต่างกันของรูปร่างเป็นข้อมูลให้กับตัวจำแนกประเภท

## 1.3 ขอบเขตของการวิจัย

1. เป็นการจำแนกรูปร่างของนิวเคลียสของนิวโทรฟิลจากภาพสเมียร์เลือดที่ผ่านการย้อมสีบนสไลด์ที่ได้จากการถ่ายภาพด้วยกล้องดิจิทัลผ่านกล้องจุลทรรศน์โดยทดลองกับเซลล์อย่างน้อย 100 เซลล์
2. ต้องเป็นภาพที่อยู่ในช่วงของสไลด์ที่เหมาะสมซึ่งผู้เชี่ยวชาญใช้ตรวจและเซลล์มีขนาดใหญ่เพียงพอต่อการจำแนกประเภทโดยผู้เชี่ยวชาญ
3. เปรียบเทียบผลระหว่างการจำแนกโดยใช้ลักษณะที่หาได้กับการจำแนกโดยใช้ลักษณะรัศมีขอบและความโค้ง และการจำแนกโดยใช้ผู้เชี่ยวชาญ

## 1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้วิธีการรู้จำรูปร่างนิวเคลียสของนิวโทรฟิลโดยการประมวลผลภาพดิจิทัลของภาพถ่ายสไลด์จากกล้องจุลทรรศน์
2. ได้เครื่องมือซอฟต์แวร์ที่สามารถนำไปพัฒนาต่อ เพื่อช่วยการทำงานของผู้เชี่ยวชาญ

### 1.5 วิธีดำเนินการวิจัย

1. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการนับเม็ดเลือดที่ผ่านมา
2. รวบรวมสไลด์ของเลือดที่ถูกย้อมสี แล้วถ่ายภาพจากกล้องจุลทรรศน์
3. หาภาพที่มีนิวโทรฟิลจากภาพที่รวบรวมได้ แล้วแบ่งประเภทของนิวโทรฟิลตามรูปร่างของนิวเคลียส
4. ศึกษาลักษณะของภาพที่รวบรวมไว้และพัฒนาวิธีการประมวลผลภาพเบื้องต้นที่เหมาะสมเพื่อแยกนิวเคลียสออกจากส่วนอื่นของภาพ
5. ศึกษาและพัฒนาวิธีการที่ใช้ในการรู้จำรูปร่างของนิวโทรฟิล
6. เปรียบเทียบผลการจำแนกเม็ดเลือดขาวจากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นกับการจำแนกของผู้เชี่ยวชาญ
7. วิเคราะห์และสรุปผลการทดลอง
8. จัดทำเอกสารวิทยานิพนธ์



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

## บทที่ 2

### งานวิจัยและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ที่ผ่านมาได้มีงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกประเภทเม็ดเลือดขาวที่มีในเลือดของ คนปกติและกรณีของผู้ที่มีเลือดผิดปกติ โดยในแต่ละงานมีการเสนอวิธีทำงานแตกต่างกัน โดยมากจะ ใช้โครงข่ายประสาทเทียมหรือซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในการจำแนก และมีการศึกษาเปรียบเทียบ วิธีการจำแนกหลายวิธีการ จากผลสรุปของ Sinha และ Ramakrishnan [5] พบว่าการจำแนกโดยใช้ โครงข่ายประสาทเทียม มีความแม่นยำสูงสุด ส่วนผลสรุปของ Ongun และคณะ [6] พบว่าซัพพอร์ต เวกเตอร์แมชชีน มีความแม่นยำสูงสุด

กระบวนการรู้จำโดยทั่วไปประกอบด้วยขั้นตอนการทำงานสามขั้นตอนคือ การแบ่ง ส่วนภาพ การสกัดลักษณะ และการจำแนกประเภท ซึ่งในงานวิจัยแต่ละชิ้นได้มีการเสนอวิธีการในแต่ละ ขั้นตอนที่แตกต่างกัน

การแบ่งส่วนภาพ คือ การแบ่งส่วนของภาพวัตถุที่สนใจออกมาจากส่วนอื่น เพื่อใช้ สกัดลักษณะสำคัญในขั้นตอนต่อไป การแบ่งส่วนภาพในกรณีของการจำแนกเม็ดเลือดขาวนั้นเป็นการ แบ่งส่วนภาพของเซลล์เม็ดเลือดขาวออกจากพื้นหลังและเม็ดเลือดแดง และแบ่งส่วนที่เป็นนิวเคลียส ออกจากส่วนที่เป็นไซโทพลาซึม ซึ่งในงานวิจัยส่วนมากจะใช้การหาค่าขีดแบ่งเบื้องต้นเพื่อเบเพื่อหา ตำแหน่งของเม็ดเลือด จากนั้นจึงใช้ส่วนของภาพที่แยกออกมาเบื้องต้น หาส่วนที่เป็นนิวเคลียสและ ไซโทพลาซึม [5-7] ในการหาส่วนที่เป็นนิวเคลียสและไซโทพลาซึมมีการเสนอการแบ่งกลุ่มสีตาม ลักษณะการกระจายของสี [5, 7, 8] แต่ในงานวิจัยของ Bikhet และคณะ [9] เสนอการเลือกค่าขีดแบ่ง แบบวนซ้ำ (Iterative Threshold Selection) รวมกับการใช้การจำแนกฮิสโทแกรมเอนโทรปี (Histogram Entropy Classification) เพื่อหานิวเคลียสและไซโทพลาซึม ซึ่งเป็นการหาค่าขีดแบ่งทั้งสองวิธี

การสกัดลักษณะ เป็นการหาค่าของลักษณะต่าง ๆ ของสิ่งที่ต้องการนำมาจำแนก ประเภท เช่น รูปร่าง รูปทรง สี พื้นผิว ขนาด พื้นที่ เป็นต้น โดยค่าที่หาได้จะนำไปใช้ในขั้นตอนการ จำแนกต่อไป ในการตัดสินใจว่าจะใช้ค่าใดเป็นค่าที่ป้อนเข้าไปในขั้นตอนการจำแนกนั้นนับว่าเป็นเรื่อง ที่สำคัญเรื่องหนึ่งเนื่องจากการใช้ค่าต่าง ๆ มากขึ้นอาจทำให้การจำแนกมีความแม่นยำลดลงได้ ดังเช่น

ตัวอย่างจากงานวิจัยของ Sinha และ Ramakrishnan [5] พบว่าการใช้พื้นผิวร่วมกับลักษณะอื่นในการจำแนกทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำลดลงจากร้อยละ 97.1 เป็นร้อยละ 94.1

ในส่วนของการสกัดลักษณะของเมล็ดเลือดขาวในงานวิจัยหลายงาน [5, 6, 8-10] ได้ใช้รูปร่างลักษณะของเซลล์และนิวเคลียส ลักษณะของไซโทพลาซึม ขนาดของเซลล์ และสีในการจำแนกรวมทั้งอัตราส่วนระหว่างค่าต่าง ๆ โดยใช้วิธีการในการแปลงค่าลักษณะจากภาพเมล็ดเลือดขาวแตกต่างกันไป มีการใช้สัมประสิทธิ์ของผลการแปลงฟูเรียร์ (Fourier Transform Coefficient) ในการแทนค่ารูปร่างลักษณะของเซลล์และนิวเคลียส [8, 10, 11] แต่ในงานวิจัยของ Ongun และคณะ [6] ได้ใช้ค่าแอฟฟินอวาเรียนต์ (Affine Invariant) แทนลักษณะของเซลล์และนิวเคลียส และอาจจะมีการใช้ค่าจำนวนวง (Lobe) หรือส่วนเว้า (Concave) ของนิวเคลียสและไซโทพลาซึม [4] ได้เช่นเดียวกัน ส่วนลักษณะของไซโทพลาซึมจะใช้การอธิบายลักษณะของพื้นผิวแบบต่าง ๆ ในการแทนค่า เช่น เอ็มอาร์เอสเออาร์ (MRSAR) [8] การใช้ผลรวมและผลต่างของฮิสโตแกรมสำหรับจำแนกพื้นผิว (Sum and Difference Histograms for Texture Classification) [6] เป็นต้น ในส่วนของขนาดเซลล์ก็มีการใช้ค่าต่าง ๆ กัน เช่น พื้นที่ของเซลล์ พื้นที่ของนิวเคลียส อัตราส่วนระหว่างพื้นที่เซลล์และนิวเคลียส และอัตราส่วนของพื้นที่ต่อเส้นรอบเซลล์ เป็นต้น ในส่วนของสีมีการใช้ค่าเอชเอสวี (HSV) [6] หรืออาร์จีบี (RGB) [5] เฉลี่ยของนิวเคลียสและไซโทพลาซึม ในการทดลองของ Sinha และ Ramakrishnan [5] ซึ่งชี้ให้เห็นว่าการใช้ลักษณะของพื้นผิวร่วมกับค่าอื่น ๆ ทำให้ความถูกต้องในการจำแนกลดลงได้เมื่อใช้กับโครงข่ายประสาทเทียม แต่ทำให้การจำแนกถูกต้องมากขึ้นเมื่อใช้กับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ดังนั้นในการใช้ค่าลักษณะจึงต้องมีการทดลองและวิเคราะห์เพื่อให้การจำแนกมีความถูกต้องเพิ่มขึ้น

วิธีการเบื้องต้นในการจำแนกเมล็ดเลือดขาวอาจทำได้โดยการหาค่าทางสถิติ [8, 9] เช่น เคอนเนน (k-NN – k Nearest Neighbor) ซึ่งคำนวณได้จากค่าลักษณะของเซลล์ที่ทดสอบกับค่าในฐานข้อมูลที่มีอยู่แล้วตัดสินใจว่าเซลล์นั้นจะอยู่ในกลุ่มใด หรืออาจใช้วิธีการที่มีความแม่นยำสูงขึ้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมหรือซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในการจำแนกประเภท [4-6, 10] ซึ่งในงานวิจัยของ Ongun และคณะ [6] พบว่าการใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนได้ผลดีที่สุดในการจำแนก ส่วนงานวิจัยของ Sinha และ Ramakrishnan [5] พบว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมได้ผลดีที่สุดในการจำแนกเมื่อให้ค่าลักษณะที่เหมาะสม

งานวิจัยของ Kim และคณะ [10] จำแนกเมล็ดเลือดขาวออกเป็นห้าชนิดคือ นิวโทรฟิล อีโอซิโนฟิล เบโซฟิล ลิมโฟไซต์ และโมโนไซต์ โดยใช้โครงข่ายประสาทแบบแบคคัพรอปากชัน (Back Propagation Neural Network) โดยใช้ตัวอย่างเมล็ดเลือด 410 เซลล์ สามารถแยกได้ถูกต้อง 330

เซลล์คิดเป็นร้อยละ 80 งานวิจัยของ Bikhet และคณะ [9] จำแนกเมล็ดเลือดขาวออกเป็นห้าชนิด เช่นเดียวกัน โดยให้ผลการแยกถูกต้อง 63 เซลล์จากทั้งหมด 70 เซลล์ คิดเป็นร้อยละ 90 ในงานของ Ongun และคณะ [6] แบ่งเมล็ดเลือดออกเป็น 12 ประเภทใช้จำนวนตัวอย่าง 258 เซลล์ โดยใช้วิธีการ จำแนกหลายวิธีเพื่อเปรียบเทียบกันคือ เคอนอน แอลวีคิว (LVQ – Linear Vector Quantization) เอ็ม แอลพี (MLP – Multi Layer Perceptron) และ เอสวีเอ็ม (SVM – Support Vector Machine) โดยได้ผล ความแม่นยำร้อยละ 81 83 90 และ 91 ตามลำดับ งานวิจัยของ Sinha และ Ramakrishnan [5] จำแนก ประเภทเมล็ดเลือดออกเป็นห้าชนิดเช่นเดียวกับในงานวิจัยของ Kim และคณะ โดยใช้ตัวอย่างเลือด 186 เซลล์ โดยแยกการจำแนกออกเป็นสามกลุ่มคือกลุ่มที่ใช้ลักษณะพื้นผิว กลุ่มที่ใช้ลักษณะรูปร่างและสี และกลุ่มที่ใช้ลักษณะของทั้งสองกลุ่มร่วมกัน พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลดีที่สุดเมื่อใช้ลักษณะ รูปร่างและสี โดยมีความแม่นยำร้อยละ 97.1 แต่หากใช้ลักษณะทั้งสองกลุ่มร่วมกันจะให้ความแม่น าลดลงเหลือร้อยละ 94.1 เท่ากับการใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่ใช้ลักษณะร่วมของทั้งสองกลุ่ม

He และ Wilder [4] ได้เสนอการรู้จำรูปร่างของนิวเคลียสโดยใช้ลักษณะรัศมีและความ โค้งของเส้นขอบ โดยแยกรูปร่างของนิวเคลียสออกเป็น 4 ประเภทคือ รูปร่างซี (C Shape) รูปร่างคล้าย ไต (Kidney-bean Shape) รูปร่างเลขแปด (Figure-8 Shape) และรูปร่างที่ไม่เป็นแถบ (Non-band Shape) โดยเปรียบเทียบความแม่นยำกับวิธีที่ใช้ค่าสัมประสิทธิ์ของผลการแปลงฟูเรียร์ โดยป้อนข้อมูลของ ลักษณะที่เสนอและค่าสัมประสิทธิ์ให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคคัพรอพาเกชัน พบว่าลักษณะ ที่ใช้แทนรูปร่างที่เสนอมีความแม่นยำร้อยละ 82 ส่วนการใช้ค่าสัมประสิทธิ์แทนรูปร่างมีความแม่นยำร้อยละ 67

แต่ในงานวิจัยดังกล่าวการจำแนกเซลล์ที่มีรูปร่างซี รูปร่างคล้ายไต และรูปร่างเลขแปด มีความแม่นยำร้อยละ 75 โดยเฉพาะเซลล์ที่มีรูปร่างซีมีการจำแนกเป็นเซลล์ที่มีรูปร่างที่ไม่เป็นแถบถึงร้อย ละ 44 ซึ่งทำให้ผลที่ได้ไม่ถูกต้องมากนัก โดยเฉพาะเมื่อมีความจำเป็นต้องแยกนิวโทรฟิลเป็นนิวโทรฟิล แถบและนิวโทรฟิลเชกแมนต์

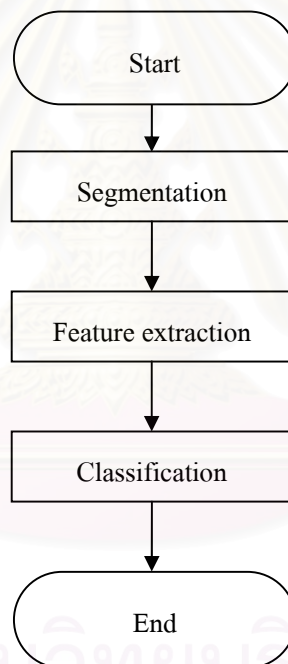
วิทยานิพนธ์นี้เป็นการนำเสนอวิธีการรู้จำรูปร่างนิวเคลียสเพื่อการจำแนกนิวโทรฟิล จากภาพดิจิทัลของสเมียร์เลือดเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการจำแนกรูปร่างนิวเคลียสให้สูงขึ้น โดยหา ลักษณะเพิ่มเติมเพื่อป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

## 2.2 แนวคิดและทฤษฎี

งานวิจัยนี้เป็นการหาลักษณะที่เหมาะสมต่อการจำแนกรูปร่างของนิวเคลียสจากภาพดิจิทัลที่ถ่ายจากกล้องจุลทรรศน์ ซึ่งในการทำงานมีขั้นตอนการทำงาน 3 ขั้นตอนดังรูปที่ 2.1 คือ

1. การแบ่งส่วนภาพ (Segmentation)
2. การสกัดลักษณะ (Feature Extraction)
3. การจำแนกประเภท (Classification)

งานวิจัยนี้เน้นในส่วนการสกัดลักษณะซึ่งเป็นการแปลงรูปที่ได้ให้อยู่ในรูปของค่าของลักษณะเพื่อป้อนให้กับส่วนการจำแนกต่อไป โดยมีรายละเอียดดังนี้



รูปที่ 2.1 ขั้นตอนการทำงานของการรู้จำ

### 2.2.1 การแบ่งส่วนภาพ

การแบ่งส่วนภาพเป็นการแยกส่วนที่ต้องการออกจากภาพโดยในที่นี้คือการแยกนิวเคลียสออกจากส่วนอื่น โดยในงานวิจัยนี้พิจารณาการทำงานการแบ่งส่วนภาพโดยการจับกลุ่ม (Clustering) เป็นการพิจารณาการกระจายตัวของสีในปริภูมิสี (Color Space) ที่เหมาะสมแล้วแบ่ง

ออกเป็นกลุ่ม ๆ ซึ่งภาพที่ได้หลังจากแบ่งส่วนภาพแล้วอาจจะมีสิ่งแปลกปน (Artifact) เหลืออยู่ในภาพ ซึ่งอาจต้องหาวิธีกำจัดสิ่งแปลกปนดังกล่าวโดยใช้การดำเนินการเชิงสัณฐาน (Morphological Operation) เช่น การกร่อน (Erosion) และการขยาย (Dilation) เป็นต้น

## 2.2.2 การสกัดลักษณะ

งานวิจัยนี้ทำการสกัดลักษณะของรูปร่างนิวเคลียสของนิวโทรฟิลในหลาย ๆ ลักษณะ ซึ่งอาศัยทฤษฎีพื้นฐานดังต่อไปนี้

### 2.2.2.1 รัศมีเส้นขอบ

รัศมีเส้นขอบหาได้จากระยะจากจุดกึ่งกลางรูปไปยังเส้นขอบ โดยเริ่มจากจุดบนเส้นขอบจุดใดจุดหนึ่งแล้วหาค่ารัศมีไปตามเข็มนาฬิกาตามสมการที่ 1 โดย  $r_i$  คือค่ารัศมีเส้นขอบของจุด  $(x_i, y_i)$  โดยมีจุด  $(x_c, y_c)$  เป็นจุดกึ่งกลางรูป และเมื่อนำค่ารัศมีเส้นขอบมาสร้างกราฟ โดยให้แกน x เป็นค่าองศาตามแกนหมุน และแกน y เป็นค่ารัศมีเส้นขอบจะได้กราฟดังตัวอย่างรูปที่ 2.2

$$r_i = \sqrt{|x_i - x_c|^2 + |y_i - y_c|^2} \quad \dots(1)$$

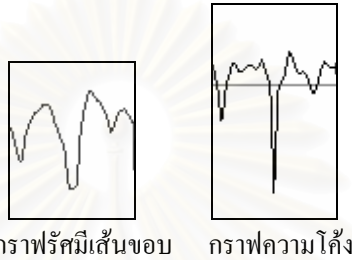
ในงานของ He และ Wilder ได้หาลักษณะที่เกี่ยวข้องกับรัศมีเส้นขอบ 3 ลักษณะ จำนวนหุบ (Valley) ของค่ารัศมีเส้นขอบ แอมพลิจูดแบบบรรทัดฐาน (Normalized Amplitude) ของหุบที่ลึกที่สุดและหุบที่ตื้นรองลงมาในรัศมีเส้นขอบ

หุบของรัศมีเส้นขอบคือจุดที่กราฟรัศมีเส้นขอบมีค่าต่ำสุดเมื่อเทียบกับจุดใกล้เคียง หรืออาจจะกล่าวว่าเป็นจุดต่ำสุดเฉพาะที่ (Local Minimum) ก็ได้ ส่วนค่าแอมพลิจูดแบบบรรทัดฐานคือค่ารัศมี ณ จุดนั้น ๆ หาดด้วยค่ารัศมีที่มีค่ามากที่สุดของรูปร่าง

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



ภาพรูปร่างนิวเคลียส      เส้นรัศมีเส้นขอบ



กราฟรัศมีเส้นขอบ      กราฟความโค้ง

รูปที่ 2.2 ภาพรูปร่างนิวเคลียส เส้นรัศมีเส้นขอบ กราฟรัศมีเส้นขอบและกราฟความโค้ง

#### 2.2.2.2 ความโค้ง

ค่าความโค้งเป็นค่าความโค้งของเส้นขอบโดยหาได้จากผลต่างเชิงอนุพันธ์อันดับหนึ่งและอันดับสองของค่า  $x$  และ  $y$  ที่ตำแหน่ง  $t$  ใด ๆ ซึ่งเสนอโดย Cesar และ Costa [12] ดังสมการที่ 2

$$k(t) = \frac{\dot{x}\ddot{y} - \ddot{x}y}{(\dot{x}(t)^2 + \dot{y}(t)^2)^{\frac{3}{2}}} \quad \dots(2)$$

โดย

$$\dot{x} = \frac{dx}{dt}$$

$$\ddot{x} = \frac{d^2x}{dt^2}$$

$$\dot{y} = \frac{dy}{dt}$$

$$\ddot{y} = \frac{d^2y}{dt^2}$$

งานของ He และ Wilder ได้หาลักษณะที่เกี่ยวข้องกับความโค้ง 3 ลักษณะคือ ค่าต่ำของหุบที่ลึกที่สุด และหุบที่ลึกรองลงไปอีกสองหุบ ซึ่งหากไม่มีค่าก็กำหนดให้มีค่า 0



### 2.2.2.3 อัตราส่วนความยาวแกนโทต่อความยาวแกนเอก

แกนเอกและแกนโทที่ใช้ในที่นี้เป็นแกนของวงรีที่มีโมเมนต์ศูนย์กลางอันดับสอง บรรทัดฐาน (Normalized Second Central Moment) เท่ากับรูปร่างของนิวเคลียส การหาโมเมนต์ศูนย์กลางอันดับใด ๆ ของภาพหาได้จากสมการที่ 3 [13]

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad \dots(3)$$

เนื่องจากรูปที่นำมาใช้เป็นภาพลักษณะฐานสอง (Binary Image) ดังนั้นค่า  $f(x, y)$  จึงมีค่า 0 และ 1 เท่านั้น

ความยาวแกนเอกและความยาวแกนโทของวงรีหาได้จากโมเมนต์อันดับสอง  $(\mu_{11}, \mu_{02}, \mu_{20})$  ของรูปร่างนิวเคลียส ดังสมการที่ 4 และสมการที่ 5 โดย  $a$  คือความยาวแกนเอกและ  $b$  คือความยาวแกนโท [14] (หากพิจารณาสมการที่ 3 จะพบว่า  $\mu_{00}$  คือพื้นที่ของรูป)

$$a = 2 \left( \frac{\mu_{20} + \mu_{02} + [(\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2]^{\frac{1}{2}}}{\frac{\mu_{00}}{2}} \right)^{\frac{1}{2}} \quad \dots(4)$$

$$b = 2 \left( \frac{\mu_{20} + \mu_{02} - [(\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2]^{\frac{1}{2}}}{\frac{\mu_{00}}{2}} \right)^{\frac{1}{2}} \quad \dots(5)$$

### 2.2.2.4 คอมแพคต์เนส

คอมแพคต์เนสเป็นอัตราส่วนระหว่างพื้นที่ต่อเส้นรอบรูป โดยพื้นที่คือจำนวนจุดภาพของบริเวณรูปร่างนั้น ๆ ส่วนเส้นรอบรูปคือจำนวนจุดภาพที่เป็นเส้นขอบของบริเวณรูปร่าง โดยคอมแพคต์เนสมีค่าตามสมการที่ 6

$$compactness = \frac{area}{perimeter^2} \quad \dots(6)$$

ซึ่งจะเห็นว่าวงกลมจะมีค่าคอมแพคต์เนสสูงสุด [13] ส่วนรูปที่มีขอบเป็นหยักมากขึ้น จะมีค่าคอมแพคต์เนสต่ำลงเนื่องจากเส้นรอบรูปมีค่ามากขึ้น คอมแพคต์เนสเป็นค่าที่เป็นตัวแทนของรูปร่างได้โดยไม่ขึ้นกับขนาด การย่อหรือขยายรูป รวมทั้งการหมุนหรือการกำหนดทิศทางของรูป ซึ่งนับว่าเป็นค่าที่ใช้แทนรูปร่างได้ดีค่าหนึ่ง

### 2.2.2.5 การแปลงระยะทาง

การแปลงระยะทาง (Distance Transformation) เป็นการหาระยะทางที่สั้นที่สุดจากจุดใด ๆ ที่มีค่าไม่เท่ากับ 0 ไปยังจุดที่มีค่าเป็น 0 ของจุดภาพในภาพลักษณ์ฐานสอง โดยระยะทางที่หาได้จากการใช้ตัวพราง (Mask) ขนาดต่าง ๆ เช่น  $3 \times 3$  หรือ  $5 \times 5$  ในการหาค่าระยะทาง เนื่องจากการหาค่าระยะทางนั้นระยะทางแนวตั้งและแนวนอนย่อมสมมาตรกัน และระยะทางในแนวทแยงมุมทั้งสี่มุมก็ต้องสมมาตรกันเช่นกัน ดังนั้นถ้ากำหนดให้ค่าระยะทางในแนวตั้งและแนวนอนที่อยู่ติดกับจุดภาพที่มีค่าเท่ากับ 0 เป็นค่า  $a$  และกำหนดให้ค่าระยะทางในแนวทแยงมุมเป็นค่า  $b$  แล้วจะเห็นตัวอย่างของค่าระยะทางที่ใช้ตัวพรางขนาด  $3 \times 3$  ที่มีค่า  $a=1$  และค่า  $b=1.5$  ดังรูปที่ 2.3 จะได้ระยะทางจากจุดศูนย์กลางของภาพตามรูปที่ 2.4 ในกรณีของตัวพรางขนาด  $5 \times 5$  จะกำหนดค่าระยะทางในแนวทแยงที่เหมือนกับกฎการเดินของตัวม้าในหมากรุกดังรูปที่ 2.5 ซึ่งแทนด้วยค่า  $c$  ซึ่งในกรณีที่กำหนดค่า  $a=1$  ค่า  $b=1.5$  และค่า  $c=2$  จะได้ระยะทางจากจุดต่าง ๆ ดังรูปที่ 2.6

1.5	1	1.5
1	0	1
1.5	1	1.5

รูปที่ 2.3 ตัวพรางขนาด  $3 \times 3$  ที่ใช้ในการหาระยะทาง ซึ่งกำหนดให้  $a=1$  และ  $b=1.5$

4.5	4	3.5	3	3.5	4	4.5
4	3	2.5	2	2.5	3	4
3.5	2.5	1.5	1	1.5	2.5	3.5
3	2	1	0	1	2	3
3.5	2.5	1.5	1	1.5	2.5	3.5
4	3	2.5	2	2.5	3	4
4.5	4	3.5	3	3.5	4	4.5

รูปที่ 2.4 ระยะทางที่ตำแหน่งต่าง ๆ จากจุดกึ่งกลางของตารางที่กำหนดให้มีระยะทางเป็น 0 เมื่อใช้

ตัวพรางขนาด  $3 \times 3$

	2		2	
2	1.5	1	1.5	2
	1	0	1	
2	1.5	1	1.5	2
	2		2	

รูปที่ 2.5 ตัวพรางขนาด 5x5 ที่ใช้ในการหาระยะทางซึ่งกำหนดให้ค่า  $a=1$   $b=1.5$  และ  $c=2$

4.5	3.5	3	3	3	3.5	4.5
3.5	3	2	2	2	3	3.5
3	2	1.5	1	1.5	2	3
3	2	1	0	1	2	3
3	2	1.5	1	1.5	2	3
3.5	3	2	2	2	3	3.5
4.5	3.5	3	3	3	3.5	4.5

รูปที่ 2.6 ระยะทางที่ตำแหน่งต่าง ๆ จากจุดกึ่งกลางของตารางที่กำหนดให้มีระยะทางเป็น 0 เมื่อใช้ตัวพรางขนาด 5x5

ในการนำไปใช้งานจริง ๆ อาจกำหนดค่าให้กับตัวพรางขนาด 3x3 มีค่า  $a=0.955$  และ  $b=1.3693$  และตัวพรางขนาด 5x5 มีค่า  $a=1$   $b=1.4$  และ  $c=2.1969$  ตามค่าที่แนะนำใน [15] เพื่อให้การประมาณระยะทางมีความแม่นยำมากขึ้น การประมาณค่าโดยใช้ตัวพรางขนาด 3x3 ทำงานได้เร็วกว่าการประมาณค่าโดยใช้ตัวพรางขนาด 5x5 แต่อย่างไรก็ตามค่าระยะทางที่ได้จากการใช้ตัวพรางขนาด 5x5 มีความแม่นยำมากกว่า ในงานวิจัยนี้การแปลงระยะทางใช้ในการหาส่วนที่กว้างสุดและแคบสุดของวัตถุในภาพ

### 2.2.3 การประมวลผลภาพเชิงสัจฐาน

การประมวลผลภาพเชิงสัจฐานเป็นการประมวลผลภาพที่ใช้ทฤษฎีเซตในการประมวลผล ซึ่งเซตที่นำมาประมวลผลจะแทนวัตถุในภาพ ตัวอย่างเช่น กลุ่มของจุดสีดำในภาพลักษณะฐานสอง ซึ่งในภาพลักษณะฐานสอง เซตจะเป็นสมาชิกของจำนวนเต็มสองมิติ ( $Z^2$ ) โดยที่จุดสีดำ (หรือสีขาวตามที่ตกลงกัน) ซึ่งเป็นสมาชิกของเซตจะมีพิกัดที่  $(x, y)$  นั่นเอง

การขยายและการกร่อนเป็นการดำเนินการที่เป็นพื้นฐานของการประมวลผลเชิง  
 สัณฐานวิทยา (Morphological Processing) ซึ่งขั้นตอนเชิงสัณฐานวิทยาส่วนมากจะสามารถนิยามได้  
 จากการดำเนินการสองอย่างนี้ [13]

### 2.2.3.1 การขยาย

สำหรับ  $A$  และ  $B$  ซึ่งเป็นเซตใน  $Z^2$  การขยายของ  $A$  ด้วย  $B$  เขียนได้เป็นดัง  
 สมการที่ 7 หรือ 8

$$A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} \quad \dots(7)$$

หรือ

$$A \oplus B = \{z | [(\hat{B})_z \cap A] \subseteq A\} \quad \dots(8)$$

โดยที่

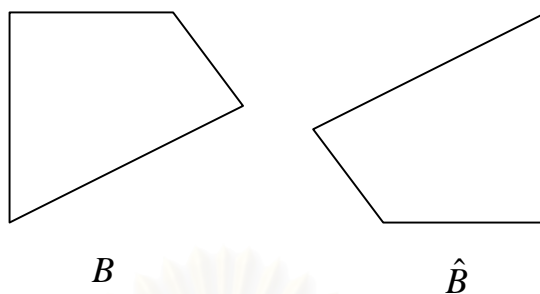
$B$  คือซึ้นประกอบโครงสร้าง (Structuring Element) ที่ใช้ในการขยาย

$\hat{B}$  คือรีเฟลกชัน (Reflection) ของ  $B$  ซึ่งก็คือภาพสะท้อนของ  $B$  ตามแกน  $x$  และ  
 แกน  $y$  ในระนาบสองมิติดังตัวอย่างรูปที่ 2.7

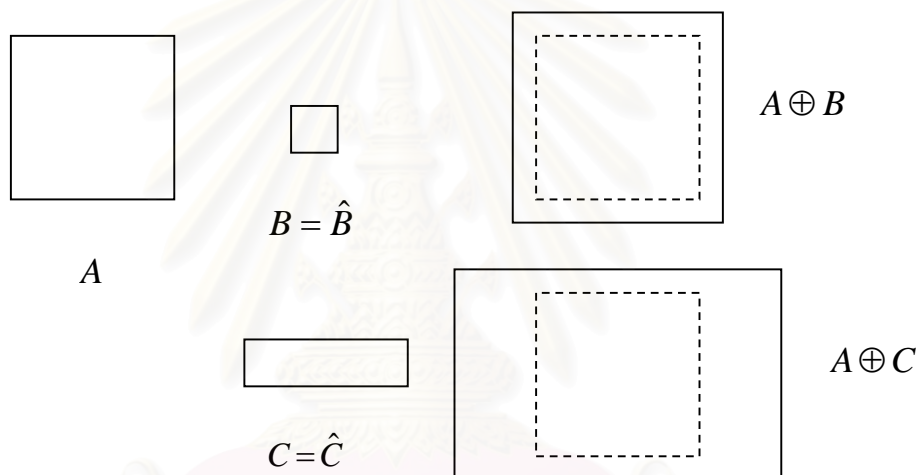
$(B)_z$  เป็นการเลื่อนขนาน (Translation) ของเซต  $B$  ตามจุด  $z = (z_1, z_2)$  โดยนิยามได้  
 ดังสมการที่ 9

$$(B)_z = \{c | c = b + z, \text{ for } b \in B\} \quad \dots(9)$$

ผลของการขยายจะทำให้วัตถุในรูปมีขนาดใหญ่ขึ้นตามรูปร่างของซึ้นประกอบ  
 โครงสร้างที่ใช้ในการขยายดังรูปที่ 2.8 การใช้งานการขยายอย่างง่ายที่สุดคือการเชื่อมต่อช่องว่าง  
 ระหว่างวัตถุซึ่งจะทำให้ช่องว่างระหว่างวัตถุที่แคบกว่าซึ้นประกอบโครงสร้างที่ใช้เชื่อมต่อกันได้



รูปที่ 2.7  $B$  และรีเฟลกชันของ  $B$  ( $\hat{B}$ )



รูปที่ 2.8 ผลของการขยายเมื่อใช้ชิ้นประกอบ โครงสร้างที่แตกต่างกัน

2.2.3.2 การกร่อน

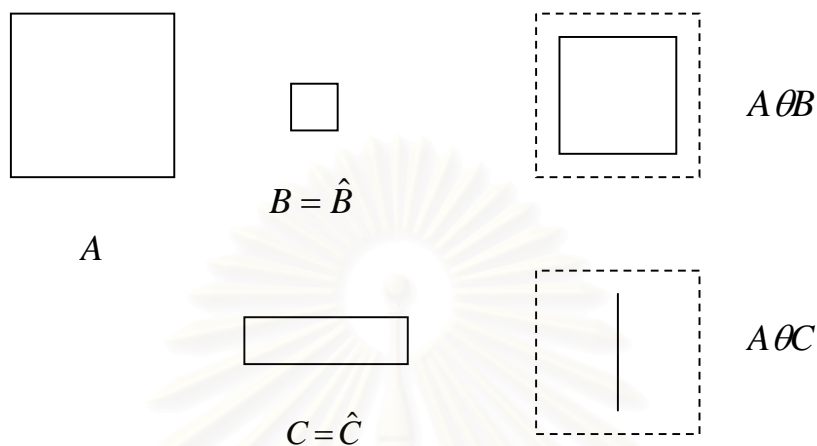
สำหรับเซต  $A$  และ  $B$  ซึ่งเป็นเซตใน  $Z^2$  การกร่อนของ  $A$  ด้วย  $B$  เขียนแทนสมการ

ที่ 10

$$A \ominus B = \{z | (B)_z \subseteq A\} \quad \dots(10)$$

ผลของการกร่อนจะทำให้วัตถุมีขนาดเล็กลงตามชิ้นประกอบ โครงสร้างที่ใช้ดัง ตัวอย่างรูปที่ 2.9 การใช้งานการกร่อนอย่างง่ายที่สุดคือการกำจัดวัตถุที่มีขนาดเล็กกว่าชิ้นประกอบ โครงสร้างออกไป วัตถุที่เหลืออยู่ในภาพจะเป็นวัตถุที่มีขนาดใหญ่ อย่างไรก็ตามเนื่องจากการกร่อน

วัตถุที่ได้จะมีขนาดเล็กลง หากต้องการให้วัตถุมีขนาดเท่าเดิมอาจจะใช้การขยายด้วยขึ้นประกอบโครงสร้างเดิมอีกครั้ง อย่างไรก็ตามวัตถุที่ได้อาจมีขนาดหรือรูปร่างแตกต่างจากวัตถุเดิม



รูปที่ 2.9 ผลการกร่อนเมื่อใช้ขึ้นประกอบโครงสร้างที่แตกต่างกัน

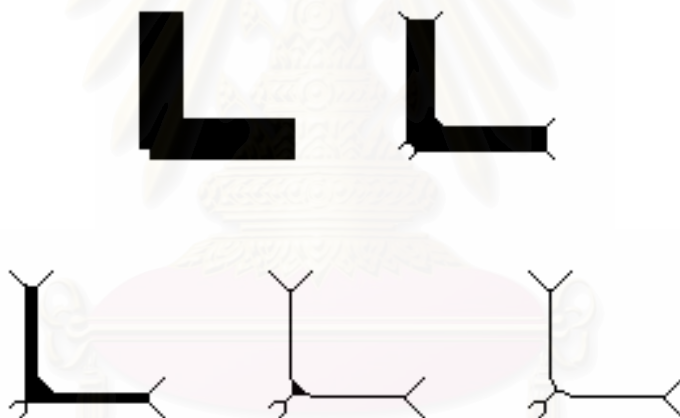
#### 2.2.4 ขั้นตอนวิธีทำให้เป็นโครงร่าง

ขั้นตอนวิธีทำให้เป็นโครงร่าง (Skeletonizing Algorithm) เป็นแนวคิดที่สำคัญของการแทนรูปร่างลักษณะของพื้นที่อันหนึ่งที่แทนลักษณะของพื้นที่ด้วยกราฟ ซึ่งต้องทำให้พื้นที่ลดลงให้เหลือเฉพาะแกนของพื้นที่ [13] ดังตัวอย่างในรูปที่ 2.10 การลดพื้นที่ที่เหลือเป็นโครงร่างอาจทำได้โดยการทำให้บางลง (Thinning) โครงร่างของพื้นที่อาจจะนิยามโดยการแปลงแกนมัธยะ (Medial Axis Transformation) ที่เสนอ โดย Blum โดยทำให้พื้นที่ที่ค่อย ๆ บางลงจนเหลือแกนดังรูปที่ 2.11

นิยามของการแปลงแกนกลางอาจอธิบายได้ด้วยแนวคิดของไฟไหม้ทุ่งหญ้าแพรรี (Prairie Fire Concept) ซึ่งลักษณะของพื้นที่ที่เป็นลักษณะเดียวกันทำให้อัตราการไหม้ของพื้นที่เท่ากันด้วย หากไฟเริ่มไหม้จากขอบของทุ่งหญ้าจะมีเส้นที่เกิดจากแนวที่ไฟไหม้มาบรรจบกัน แนวนั้นก็คือแกนกลางของพื้นที่ซึ่งก็คือเส้นโครงร่างนั่นเอง



รูปที่ 2.10 ตัวอย่าง โครงร่างของรูปแบบต่าง ๆ

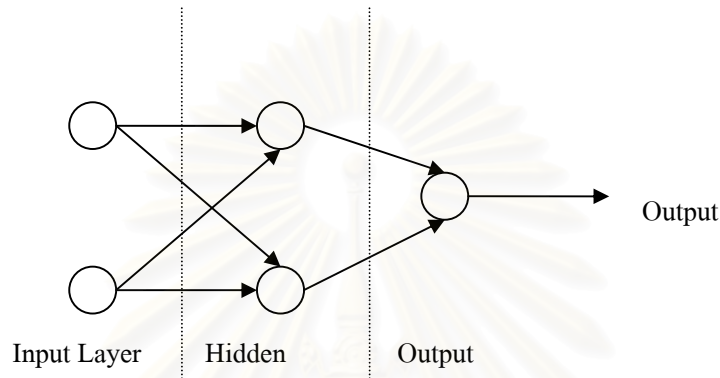


รูปที่ 2.11 ภาพแสดงลักษณะการเปลี่ยนแปลงของพื้นที่ที่บางลงจนเหลือเพียงแกน

### 2.2.5 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียมได้รับแรงบันดาลใจจากการทำงานของระบบประสาท โดยใช้รูปแบบการทำงานที่เลียนแบบระบบประสาทอย่างง่าย ซึ่งอาจประกอบด้วยชั้นข้อมูลเข้า (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นข้อมูลออก (Output Layer) โดยในระหว่างชั้นจะเชื่อมต่อกันโดยเส้นเชื่อมที่ปรับน้ำหนักได้ [3, 16] ดังตัวอย่างรูปที่ 2.12 แต่ละหน่วยในชั้นทำหน้าที่คล้ายกับเซลล์ประสาท (Neuron) ของสิ่งมีชีวิต จึงอาจถูกเรียกว่านิวรอน โดยผลลัพธ์จะถูกคำนวณโดยเอกทิวชันฟังก์ชัน

(Activation Function) การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมมีสองขั้นตอน ขั้นแรกเริ่มจากการสอนตัวอย่างข้อมูลให้แก่วระบบเพื่อให้ระบบปรับค่าถ่วงน้ำหนักในเส้นเชื่อมแต่ละเส้นให้ได้ผลลัพธ์ที่ถูกต้อง จากนั้นในขั้นต่อมาเป็นการป้อนข้อมูลจริงให้แก่วระบบเพื่อใช้งาน ซึ่งระบบจะตอบสนองต่อข้อมูลดังกล่าวตามที่ได้สอนไว้ในขั้นแรกโดยใช้ค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้ปรับไว้แล้ว โดยใช้เอกทิวชันฟังก์ชันตัดสินใจว่าจะให้ผลลัพธ์อย่างไร



รูปที่ 2.12 ตัวอย่างโครงข่ายประสาทเทียมโดยเส้นลูกศรคือเส้นเชื่อมที่มีการปรับน้ำหนักได้

### 2.2.6 การประมาณค่าเฉลี่ยของประชากร

การประมาณค่าเฉลี่ยของประชากรมี 2 ชนิด [17] คือ

1. การประมาณแบบค่าเดียว (Point Estimation) หมายถึงการใช้ค่าประมาณซึ่งคำนวณได้จากตัวอย่างเป็นค่าประมาณประชากร การประมาณโดยวิธีนี้มีโอกาสผิดพลาดได้ในกรณีตัวอย่างสุ่มที่ได้มาไม่ได้เป็นตัวแทนอย่างทั่วถึง

2. การประมาณแบบเป็นช่วง (Interval Estimation) เป็นการใช้ค่าประมาณของตัวประมาณ  $\bar{X}$  เป็นค่าประมาณค่าเฉลี่ยของประชากร โดยกำหนดช่วงความเชื่อมั่น (Confident Interval) ว่ามีความเชื่อมั่นร้อยละเท่าไร ซึ่งการประมาณแบบนี้ต้องทราบการแจกแจงของตัวอย่างที่จะนำมาเป็นค่าประมาณด้วย

จากการศึกษาเรื่องการแจกแจงตัวอย่าง ถ้าขนาดของตัวอย่าง ( $n$ ) มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 30 ( $n \geq 30$ )  $\bar{X}$  จะมีการแจกแจงใกล้เคียงโค้งปกติ จะคำนวณช่วงการประมาณค่าที่สัมพันธ์กับความเชื่อมั่น (Confidence coefficient)  $1 - \alpha$  ได้ตามสมการที่ 11 ซึ่งถ้ากำหนดระดับความเชื่อมั่นที่ร้อยละ 95 ค่า  $\alpha$  จะมีค่าเท่ากับ 0.05



$$\bar{X} - Z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{s}{\sqrt{n}} < \mu < \bar{X} + Z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{s}{\sqrt{n}} \quad \dots(11)$$

โดยที่  $\bar{X}$  คือ ค่าประมาณของตัวประมาณ

$Z_{\frac{\alpha}{2}}$  คือ  $Z$  จากตารางตามสัมประสิทธิ์ความเชื่อมั่น  $(1-\alpha)$  ที่กำหนด

$s$  คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวอย่าง

$n$  คือ ขนาดของตัวอย่าง

$\mu$  คือ ค่าเฉลี่ย

### 2.2.7 การประมาณความแตกต่างระหว่างค่าเฉลี่ย 2 ประชากร

ถ้าประชากร 2 ประชากรมีค่าเฉลี่ย  $\mu_1$  และ  $\mu_2$  และค่าความแปรปรวน  $\sigma_1^2$  และ  $\sigma_2^2$  ตามลำดับ การประมาณความแตกต่างระหว่างค่าเฉลี่ย 2 ประชากรจะใช้ความแตกต่างระหว่างค่าเฉลี่ยของตัวอย่าง  $\bar{X}_1 - \bar{X}_2$  เป็นตัวประมาณค่าแบบค่าเดียว โดย  $\bar{X}_1 - \bar{X}_2$  เป็นตัวอย่างอิสระจากกัน มีขนาดเท่ากับ  $n_1$  และ  $n_2$  ตามลำดับ สำหรับการประมาณแบบเป็นช่วงนั้นมีหลายกรณี สำหรับกรณีที่  $n_1 \geq 30$  และ  $n_2 \geq 30$  แม้ว่าจะไม่ทราบค่า  $\sigma_1^2$  และ  $\sigma_2^2$  แต่ทราบค่า  $s_1^2$  และ  $s_2^2$  และแม้ว่าประชากรมีการแจกแจงไม่ปกติก็ตาม การประมาณค่า  $\mu_1 - \mu_2$  ที่สัมประสิทธิ์ความเชื่อมั่น  $1-\alpha$  จะหาได้จากสมการที่ 12 [17]

$$(\bar{X}_1 - \bar{X}_2) - Z_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}} < \mu_1 - \mu_2 < (\bar{X}_1 - \bar{X}_2) + Z_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}} \quad \dots(12)$$

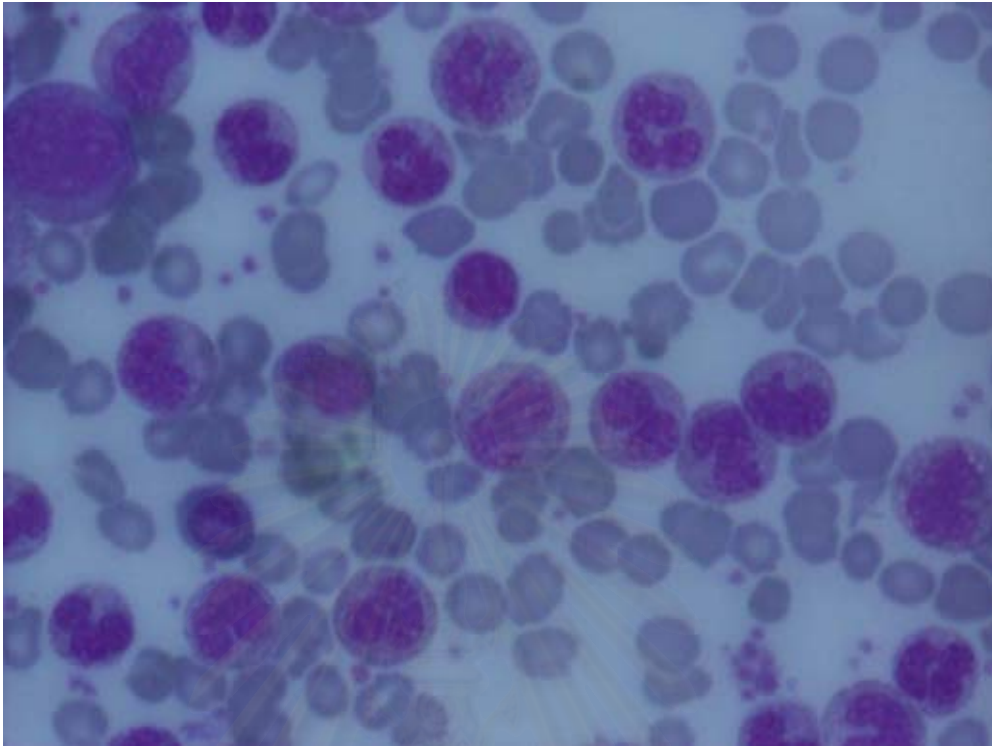
## บทที่ 3

### การประมวลผลภาพ

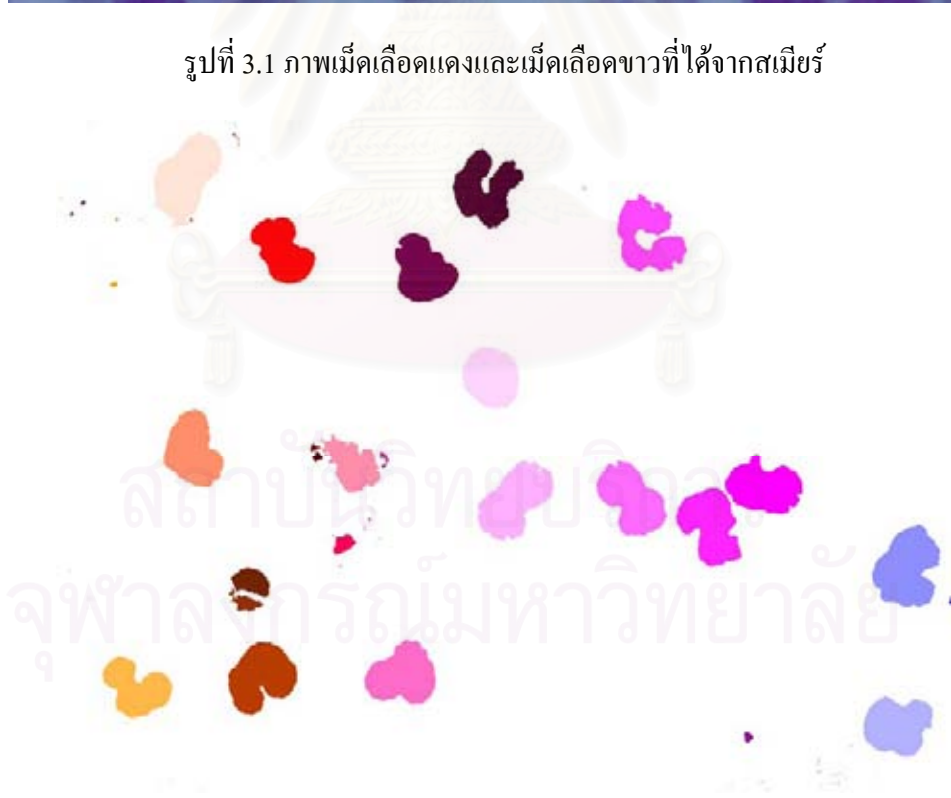
#### 3.1 การถ่ายภาพ การแบ่งส่วนภาพและการจำแนกประเภทรูปร่างนิวเคลียสของเม็ดเลือดขาว

การจำแนกประเภทรูปร่างนิวเคลียสจากภาพถ่ายสเมียร์เลือดนั้น ต้องมีขั้นตอนการทำงานเพื่อหาภาพรูปร่างนิวเคลียสจากภาพถ่ายสเมียร์เลือดดังนี้

1. เก็บภาพสเมียร์เลือดด้วยกล้องถ่ายภาพดิจิทัลผ่านทางกล้องจุลทรรศน์ ซึ่งในการทดลองนี้ได้ภาพเม็ดเลือดขาวขนาดประมาณ 100 จุดภาพ โดยในหนึ่งภาพจะมีเม็ดเลือดขาวอย่างน้อยหนึ่งตัวดังตัวอย่างรูปที่ 3.1
2. แบ่งส่วนภาพนิวเคลียสเม็ดเลือดขาวออกจากส่วนอื่นจะได้ภาพนิวเคลียสเป็นภาพลักษณะฐานสอง โดยมีรายละเอียดการทำงานดังนี้
  - 2.1. จับกลุ่มสีของพื้นที่ส่วนต่าง ๆ ในภาพ โดยใช้พิกัดค่าสีของจุดภาพแต่ละจุดในปริภูมิสีแดงเขียวน้ำเงิน (RGB Color Space)
  - 2.2. เมื่อได้กลุ่มของค่าสีแต่ละสีแล้วจึงกำหนดกลุ่มให้กับจุดภาพแต่ละจุดจะได้ภาพดังตัวอย่างรูปที่ 3.2
  - 2.3. กำจัดส่วนของภาพที่ติดกับขอบออกจะเหลือเฉพาะส่วนที่ต้องการซึ่งเป็นนิวเคลียสของเม็ดเลือดขาว
  - 2.4. ใช้การเปิด (Opening) ซึ่งคือการทำการกร่อนตามด้วยการขยายเพื่อกำจัดกลุ่มจุดภาพที่มีขนาดเล็ก
  - 2.5. ติดป้ายส่วนประกอบ (Component Label) ให้กับส่วนที่เหลือ
  - 2.6. ตัดภาพส่วนประกอบที่มีขนาดใหญ่พอที่จะเป็นนิวเคลียสเม็ดเลือดขาวออกจากภาพใหญ่จะได้ภาพรูปร่างนิวเคลียสเม็ดเลือดขาวที่เป็นภาพลักษณะฐานสอง โดยกำหนดส่วนที่เป็นนิวเคลียสเม็ดเลือดมีค่า 0 (สีดำ) และส่วนที่เป็นพื้นหลังมีค่า 1 (สีขาว) ดังในตัวอย่าง รูปที่ 3.3
3. จำแนกประเภทของภาพนิวเคลียสเม็ดเลือดขาวออกเป็นสี่ประเภทและแยกรูปร่างนิวเคลียสบางส่วนที่แบ่งส่วนภาพไม่สมบูรณ์ออกโดยพิจารณาเปรียบเทียบกับภาพสเมียร์เลือดภาพ ได้รูปร่างนิวเคลียสแต่ละประเภทตามจำนวนที่แสดงในตารางที่ 3.1



รูปที่ 3.1 ภาพเม็ดเลือดแดงและเม็ดเลือดขาวที่ได้จากสเมียร์



รูปที่ 3.2 ภาพที่ได้หลังจากการแบ่งส่วนภาพ



รูปที่ 3.3 ภาพนิวเคลียสของเม็ดเลือดขาวที่แยกออกมาจากภาพสเมียร์เลือด

หลังจากผ่านขั้นตอนทั้งหมดดังที่กล่าวในข้างต้นแล้ว จะได้ภาพรูปร่างนิวเคลียสเม็ดเลือดขาวซึ่งเป็นภาพลักษณะฐานสองเพื่อนำไปหาค่าลักษณะเพื่อป้อนให้กับ โครงข่ายประสาทเทียมต่อไป

ตารางที่ 3.1 จำนวนรูปร่างนิวเคลียสในแต่ละประเภท

ประเภทของรูปร่างนิวเคลียส	จำนวน
กลม	223
เม็ดถั่ว	435
แถบ	193
เชกเมนต์	255
รวม	1106

### 3.2 การสกัดลักษณะ

รูปร่างของนิวเคลียสที่ได้จากการแบ่งส่วนภาพจะถูกนำมาประมวลผลเพื่อสกัดลักษณะโดยได้ค่าต่าง ๆ ดังนี้

#### 3.2.1 รัศมีเส้นขอบ

การหารัศมีเส้นขอบเริ่มจะการหาจุดกึ่งกลางของรูปร่างนั้น โดยกำหนดจุดกึ่งกลางของรูปอยู่ที่จุดศูนย์กลางของมวลของรูปร่างนั้น ๆ เมื่อได้จุดกึ่งกลางของรูปร่างแล้วก็กำหนดจุดบนเส้นขอบโดยในงานวิจัยนี้กำหนดจุดบนเส้นขอบของรูปร่างตามองศารอบจุดกึ่งกลางโดยกำหนดให้เส้น

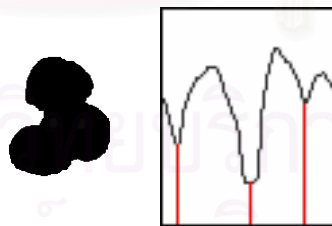
รัศมีแต่ละเส้นอยู่ห่างกัน  $\frac{2\pi}{64}$  เรเดียน (จะทำให้มีเส้นรัศมีทั้งหมด 64 เส้น) เมื่อได้ค่าของรัศมีแต่ละเส้น โดยใช้สมการที่ 1 ในหัวข้อ 2.2.2.1 แล้วนำมาจุดลงเป็นกราฟโดยแกน  $x$  เป็นค่าองศาตามแกนหมุน และแกน  $y$  เป็นค่ารัศมีเส้นขอบแล้วจะได้กราฟดังรูปที่ 3.4 ซึ่งต้องนำไปหาค่าจำนวนหุบและแอมพลิจูดแบบบรรทัดฐาน

การหาจำนวนหุบและการหาหุบที่ลึกเป็นอันดับหนึ่งและสองของกราฟ ทำโดยใช้ วอเตอร์เชด (Watershed) กับกราฟ แต่เนื่องจากค่าลักษณะที่สกัดต้องการตำแหน่งของหุบ ดังนั้นแทนที่จะเริ่มทำจากจุดต่ำสุด การทำวอเตอร์เชดจะเริ่มจากจุดสูงสุดแทน ทำให้ขอบของสันป็นน้ำที่ได้อยู่ที่ตำแหน่งหุบของกราฟ และเนื่องจากภาพบางภาพขอบของรูปร่างนิวเคลียสอาจจะแหงนหายไปทำให้เกิดหุบช่วงแคบ ๆ ขึ้นซึ่งทำให้ผลที่ได้ไม่ถูกต้อง ทำให้ต้องกำหนดค่าหุบที่แคบที่สุดเพื่อจัดการกับหุบที่แคบดังกล่าว

จากการสกัดลักษณะดังกล่าวจะได้ค่าลักษณะ 3 ลักษณะคือ

1. จำนวนหุบของค่ารัศมีเส้นขอบ
2. แอมพลิจูดแบบบรรทัดฐานของหุบที่ลึกที่สุดในรัศมีเส้นขอบ ถ้าไม่มีให้ค่าเป็น 1
3. แอมพลิจูดแบบบรรทัดฐานของหุบที่ลึกรองลงมาในรัศมีเส้นขอบ ถ้าไม่มีให้ค่าเป็น 1

จากรูปที่ 3.4 ตัวอย่างรูปร่างและกราฟรัศมีเส้นขอบของรูปร่างที่มีสามหุบ จะเห็นว่าหุบตรงกลางลึกที่สุด ส่วนหุบที่ลึกรองลงมาคือหุบด้านซ้าย



รูปที่ 3.4 ตัวอย่างรูปร่างและกราฟรัศมีเส้นขอบของรูปร่างที่มีสามหุบ

### 3.2.2 ความโค้ง

การหาความโค้งในงานวิจัยนี้ได้นำจุดที่ปลายของรัศมีเส้นขอบมาหาความโค้งโดยใช้สมการที่ 2 ในหัวข้อที่ 2.2.2.3 โดยค่าความโค้งที่ได้ทั้งหมด 64 ค่าตามจำนวนจุดที่ได้จากรัศมีเส้นขอบ จากนั้นจึงหาค่าลักษณะทั้งหมด 3 ค่าคือ

1. ค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกที่สุดของความโค้ง ถ้าไม่มีหรือมีค่ามากกว่า 0 ให้ค่าเป็น 0
2. ค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกอันดับสองของความโค้ง ถ้าไม่มีหรือมีค่ามากกว่า 0 ให้ค่าเป็น 0
3. ค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกอันดับสามของความโค้ง ถ้าไม่มีหรือมีค่ามากกว่า 0 ให้ค่าเป็น 0

จากตัวอย่างรูปที่ 3.5 จากตัวอย่างรูปร่างนิวเคลียสรูปที่ 3.4 จะเห็นว่าค่าลักษณะที่เกี่ยวกับความโค้งทั้งสามค่าหาได้จากจุดต่ำสุดของกราฟโดยเรียงลำดับจากจุดที่มีค่าต่ำสุดไปหาจุดที่มีค่าสูงขึ้น อย่างไรก็ตามหากจุดต่ำสุดนั้นมีค่ามากกว่า 0 คืออยู่เหนือเส้นแบ่งในรูปที่ 3.5 ก็จะไม่นับจุดนั้นเนื่องจากค่าความโค้งที่มากกว่า 0 นั้นไม่ได้เป็นส่วนเว้าของรูปร่างนิวเคลียส



รูปที่ 3.5 กราฟความโค้งที่หาได้จากรูปร่างนิวเคลียส และจุดของค่าลักษณะทั้งสามค่า (จุดที่วงไว้ในรูปขวามือ)

### 3.2.3 อัตราส่วนความยาวแกนโทต่อแกนเอก

การหาอัตราส่วนความยาวแกนโทต่อแกนเอกทำตามสมการที่ 3-5 ในหัวข้อที่ 2.2.2.3 โดยหากรูปร่างนั้นใกล้เคียงกับวงกลมมากเท่าใด ค่านี้จะเข้าใกล้ 1 มากขึ้นและหากรูปร่างนั้นรีมากขึ้น ค่านี้ก็จะลดลง

### 3.2.4 คอมแพคต์เนส

พื้นที่ของรูปร่างหาได้จากจำนวนจุดภาพของรูปร่างนั้น ๆ โดยในงานวิจัยนี้จุดภาพที่นับจะเป็นจุดภาพสีดำ และเส้นรอบรูปจะนับจากจุดภาพที่มีส่วนที่ติดกับพื้นหลังของภาพซึ่งในที่นี้เป็นสีขาว แล้วนำค่าที่ได้ทั้งสองค่ามาหาคอมแพคต์เนสตามสมการที่ 6 ในหัวข้อที่ 2.2.2.5 และค่าพื้นที่ยังใช้เป็นค่าลักษณะอีกค่าหนึ่งด้วย

### 3.2.5 การแปลงระยะทาง

การแปลงระยะทางในงานวิจัยนี้จะนำมาใช้เพื่อหาค่าลักษณะสองลักษณะคือ ส่วนที่กว้างที่สุดและส่วนที่แคบที่สุดของรูปร่างนิวเคลียสโดยจะใช้การแปลงระยะทาง ร่วมกับการกำหนดค่าขีดแบ่งและการติดป้ายส่วนประกอบ การหาส่วนที่กว้างที่สุดของรูปร่างได้จากค่าสูงสุดของผลการแปลงระยะทางดังรูปที่ 3.6 การหาส่วนที่แคบที่สุดเริ่มจากการกำหนดค่าขีดแบ่งเป็น 1 แล้วค่อย ๆ เพิ่มค่าขีดแบ่งขึ้นเรื่อย ๆ จนทำให้รูปร่างที่เกิดขึ้นจากการหาค่าขีดแบ่งแยกออกเป็นส่วน ๆ ดังรูปที่ 3.7 จะได้ค่าขีดแบ่งเท่ากับค่าของส่วนที่แคบที่สุดของรูปร่างนั้น

รูปที่ 3.6 รูปร่างนิวเคลียสและผลการแปลงระยะทาง

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 3.7 การหาค่าหนดค่าขีดแบ่งเพิ่มขึ้นเพื่อหาส่วนที่แคบที่สุด

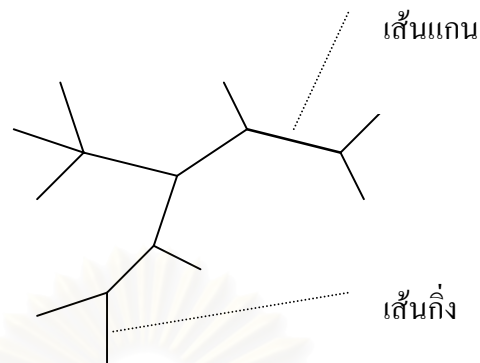
### 3.2.6 โครงร่าง

โครงร่างที่ได้จากรูปร่างนิวเคลียสจะมีลักษณะเป็นเส้นเชื่อม (Edge) ที่ลากจากส่วนขอบของรูปร่างเข้าไปที่ส่วนกลางดังรูปที่ 3.8 โดยในงานวิจัยนี้ได้แบ่งเส้นเชื่อมออกเป็นสองชนิดคือ เส้นกิ่งและเส้นแกน โดยที่เส้นแกนคือเส้นที่เชื่อมระหว่างเส้นกิ่ง ส่วนเส้นกิ่งคือเส้นที่มีจุดปลายจุดหนึ่งที่ไม่เชื่อมกับเส้นเชื่อมอื่นดังรูปที่ 3.9 ลักษณะที่ได้จากโครงร่างเป็นจำนวนและความยาวของเส้นเชื่อมทั้งสองประเภทนี้



รูปที่ 3.8 โครงร่างที่ได้จากรูปร่างนิวเคลียส





รูปที่ 3.9 เส้นแกนและเส้นกิ่งของโครงร่าง

### 3.3 การเก็บข้อมูลเพื่อป้อนค่าให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

การเก็บข้อมูลลักษณะที่สกัดจากรูปจะเก็บอยู่ในรูปของแฟ้มข้อความ (Text File) โดยเก็บชื่อของแฟ้มรูปร่างนิวเคลียส ตามด้วยประเภท และค่าของลักษณะต่าง ๆ ตามลำดับ ข้อมูลแต่ละข้อมูลจะคั่นด้วยเครื่องหมายจุดภาค โดยจะเก็บข้อมูลของรูปร่างแต่ละอันในหนึ่งบรรทัด ดังตัวอย่างรูปที่ 3.10 โปรแกรมที่ใช้ทดสอบหาความแม่นยำในการจำแนกจะอ่านค่าจากแฟ้มข้อมูลเพื่อป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป

```
a.001.bmp.0004.o.assigned.png,o,2,0.66129,0.677419,0,0,0,0.71051,11.708147
a.001.bmp.0006.e.assigned.png,e,2,0.112903,0.596774,-2.21749,-0.65625,-0.019379,0.548038,18.14583
a.001.bmp.0015.e.assigned.png,e,2,0.403846,0.423077,-0.074688,-0.0670267,0,0.597838,13.149229
a.001.bmp.0034.o.assigned.png,o,2,0.709677,0.709677,-0.00186912,0,0,0.851315,11.552059
a.001.bmp.0050.s.assigned.png,s,3,0.563636,0.563636,-0.0423204,-0.0403262,-0.0148108,0.807796,13.212865
a.001.bmp.0060.i.assigned.png,i,2,0.55,0.65,-0.0157826,-0.00991556,0,0.723652,11.634232
a.002.bmp.0055.s.assigned.png,s,3,0.0181818,0.563636,-0.369398,-0.0469447,-0.024171,0.740105,19.345431
a.002.bmp.0056.b.assigned.png,b,3,0.625,0.821429,-0.00951524,0,0,0.793347,11.008909
a.002.bmp.0058.c.assigned.png,c,3,0.351852,0.796296,-0.143057,0,0,0.766165,13.895859
a.002.bmp.0060.o.assigned.png,o,4,0,0.791667,-0.43343,0,0,0.763676,19.482164
a.002.bmp.0067.o.assigned.png,o,2,0.74,0.76,-0.00055314,0,0,0.806617,11.246992
a.002.bmp.0071.o.assigned.png,o,2,0.590909,0.712121,0,0,0,0.684167,11.969161
a.002.bmp.0076.s.assigned.png,s,4,0.508197,0.672131,-0.0482826,-0.0143939,0,0.805289,12.904321
a.002.bmp.0105.s.assigned.png,s,2,0.423729,0.542373,-0.0700639,-0.0232669,0,0.717019,16.085454
a.002.bmp.0106.b.assigned.png,b,3,0.446429,0.642857,-0.100146,-0.00242536,0,0.745658,13.366775
a.005.bmp.0002.i.assigned.png,i,2,0.370968,0.548387,-0.0362189,-0.0125617,0,0.565304,12.963965
a.005.bmp.0006.o.assigned.png,o,3,0.692308,0.692308,-0.0055321,-5.35E-05,0,0.842845,12.145159
a.005.bmp.0008.o.assigned.png,o,3,0.642857,0.767857,-0.00362727,0,0,0.826287,14.508269
```

รูปที่ 3.10 ตัวอย่างของค่าลักษณะที่เก็บในรูปของแฟ้มข้อความ

## บทที่ 4

### การทดลอง ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลการทดลอง

การทดลองเริ่มจากการนำค่าลักษณะที่ได้จากการสกัดลักษณะมาป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม โดยในการทดลองแรกเป็นการป้อนค่าลักษณะที่ได้จากลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งจำนวน 6 ลักษณะที่ He และ Wilder ได้เสนอไว้ [4] ต่อมาเป็นการป้อนค่าลักษณะโครงร่างจำนวน 16 ลักษณะ ในการทดลองป้อนค่าลักษณะกลุ่มสุดท้ายคือการป้อนค่าลักษณะที่ได้จากลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งร่วมกับลักษณะที่หาเพิ่มเติมอีกจำนวน 6 ลักษณะรวมเป็น 12 ลักษณะ โดยในแต่ละการทดลองจะแสดงผลความแม่นยำของการจำแนกในแต่ละชุดทดสอบ คอนฟิวชันเมตริกซ์และความผิดพลาดระหว่างประเภท เพื่อเปรียบเทียบผลของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะที่แตกต่างกันในการจำแนก

การทดลองต่อมาเป็นการหาความผิดพลาดต่ำสุดของการจำแนกระหว่างประเภทของลักษณะแต่ละลักษณะ และพยายามลดจำนวนลักษณะที่ป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมโดยพิจารณาจากค่าความผิดพลาดต่ำสุดที่หาได้ นอกจากนั้นยังทดลองหาค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมในโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อลดจำนวนลักษณะที่ป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมเช่นเดียวกัน

#### 4.1 ขั้นตอนการทดลองป้อนค่าลักษณะให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

หลังจากขั้นตอนการแบ่งส่วนภาพและการสกัดลักษณะแล้วจะได้ค่าลักษณะของรูปร่างนิวเคลียสซึ่งในการทดลองจะนำเอาค่าลักษณะที่ได้ป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทดลองหาความแม่นยำในการจำแนกต่อไป ในการทดลองหาความแม่นยำในการจำแนกจะต้องแบ่งตัวอย่างที่ได้ออกเป็นสองกลุ่ม เพื่อใช้สอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

1. แยกตัวอย่างออกเป็นสี่กลุ่มเท่า ๆ กัน โดยให้รูปร่างนิวเคลียสแต่ละชนิดกระจายในแต่ละกลุ่มเท่า ๆ กัน
2. จับคู่ข้อมูลทั้งสี่กลุ่มเป็นสองคู่ คือคู่ที่ใช้สอนและคู่ที่ใช้ทดสอบ ทำให้ได้ชุดทดลองทั้งหมด 6 ชุดดังตารางที่ 4.1 โดยชุดทดลองแต่ละชุดมีจำนวนรูปร่างนิวเคลียสแต่ละประเภทตามตารางที่ 4.2

นำลักษณะที่ได้ป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคัพรอพาเกชันแบบสามชั้น โดยชั้นรับเข้ามี 6 โหนด ชั้นซ่อนมี 16 โหนดและชั้นส่งออกซึ่งเป็นผลลัพธ์มี 4 โหนด กำหนดค่า

นำหนักเริ่มต้นของแต่ละเส้นเชื่อมแบบสุ่ม สอน โครงข่ายประสาทเทียม 150 รอบด้วยข้อมูลคู่ที่ใช้สอน แล้วหาความแม่นยำของการจำแนกโดยข้อมูลของคู่ที่ใช้ทดสอบ ทดลองซ้ำทั้งหมด 100 ครั้ง โดยการทดลองหาความแม่นยำทั้งหมดในงานวิจัยนี้ใช้ขั้นตอนการทดลองและการตั้งค่าของ โครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวข้างต้นเหมือนกันทุกการทดลอง

ความแม่นยำในการจำแนกในงานวิจัยนี้ คือ จำนวนรูปร่างนิวเคลียสที่โครงข่ายประสาทเทียมจำแนกได้ถูกต้องหารด้วยจำนวนรูปร่างนิวเคลียสทั้งหมดที่ป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมคูณด้วย 100 ซึ่งเขียนได้ดังสมการที่ 13

$$Accuracy = \frac{\text{Number of Correct Classified Shapes}}{\text{Number of Shapes}} \times 100 \quad \dots(13)$$

ความแม่นยำเหล่านี้ได้จากสมการประมาณค่าเฉลี่ย โดยหาได้จากสมการที่ 11 ในหัวข้อที่ 2.2.7 ส่วนความแตกต่างระหว่างค่าเฉลี่ยของการทดลองหาได้จากสมการที่ 12 ในหัวข้อที่ 2.2.8 โดยในงานวิจัยนี้จะใช้ระดับความเชื่อมั่นที่ร้อยละ 95 ซึ่งจะทำได้ค่า  $\alpha$  เท่ากับ 0.05

ตารางที่ 4.1 ชุดการทดลองทั้ง 6 ชุดที่ได้จากการจับคู่กลุ่มที่แบ่งไว้ 4 กลุ่ม

ชุดทดลองที่	คู่ที่ใช้สอน	คู่ที่ใช้ทดสอบ
1	1,2	3,4
2	1,3	2,4
3	1,4	2,3
4	2,3	1,4
5	2,4	1,3
6	3,4	1,2

ตารางที่ 4.2 จำนวนรูปร่างนิวเคลียสแต่ละประเภทในแต่ละชุดทดลอง

ชุดทดลองที่		จำนวนรูปร่างนิวเคลียส				
		รูปร่างกลม (o)	รูปร่างถั่ว (b)	รูปร่างซี (c)	รูปร่าง เชกเมนต์ (s)	รวม
1	ชุดสอน	115	213	98	126	552
	ชุดทดสอบ	108	222	95	129	554
2	ชุดสอน	109	213	98	133	553
	ชุดทดสอบ	114	222	95	122	553
3	ชุดสอน	116	212	96	129	553
	ชุดทดสอบ	107	223	97	126	553
4	ชุดสอน	107	223	97	126	553
	ชุดทดสอบ	116	212	96	129	553
5	ชุดสอน	114	222	95	122	553
	ชุดทดสอบ	109	213	98	133	553
6	ชุดสอน	108	222	95	129	554
	ชุดทดสอบ	115	213	98	126	552

#### 4.2 ความแม่นยำของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้ง

ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งเป็นลักษณะที่เสนอโดย He และ Wilder ซึ่งในบทความดังกล่าวแยกรูปร่างเม็ดเลือดขาวออกเป็นสี่ประเภทคือ รูปร่างซี รูปร่างคล้ายไต รูปร่างเลขแปด และรูปร่างที่ไม่เป็นแถบ โดยให้ความแม่นยำที่ร้อยละ 82 แต่จากเอกสารอ้างอิง [1] พบว่าอาจจำแนกประเภทรูปร่างเม็ดเลือดขาวออกเป็นสี่ประเภทตามระยะการเจริญเติบโตของเม็ดเลือดขาวคือ รูปร่างกลม รูปร่างถั่ว รูปร่างแถบ และรูปร่างเชกเมนต์ โดยในการทดลองครั้งนี้เพิ่มรูปร่างกลมอีกรูปร่างหนึ่งและรวมรูปร่างคล้ายเลขแปดเข้ากับรูปร่างถั่ว

ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งที่ป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมมีทั้งหมด 6 ลักษณะ โดย 3 ลักษณะมาจากรัศมีเส้นขอบและอีก 3 ลักษณะมาจากความโค้งโดยมีรายละเอียดดังตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 ค่าลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้ง

ลักษณะที่	คำอธิบาย
1	จำนวนของหุบ ในรัศมีเส้นขอบ
2	แอมพลิจูดแบบบรรทัดฐานของหุบที่ลึกที่สุดในรัศมีเส้นขอบ ถ้าไม่มีให้ค่าเป็น 1
3	แอมพลิจูดแบบบรรทัดฐานของหุบที่ลึกรองลงมาในรัศมีเส้นขอบ ถ้าไม่มี ให้ค่าเป็น 1
4	ค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกที่สุดของความโค้ง ถ้าไม่มีหรือมีค่ามากกว่า 0 ให้ค่าเป็น 0
5	ค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกอันดับสองของความโค้ง ถ้าไม่มีหรือมีค่ามากกว่า 0 ให้ค่าเป็น 0
6	ค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกอันดับที่สามของความโค้ง ถ้าไม่มีหรือมีค่ามากกว่า 0 ให้ค่าเป็น 0

## ผลการทดลอง

ตารางที่ 4.4 ความแม่นยำของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้ง

ชุดทดลองที่	ความแม่นยำของการจำแนก			ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
	ค่าเฉลี่ย	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	
1	79.95	77.79	81.40	0.64
2	82.23	80.83	83.54	0.56
3	80.82	79.38	81.91	0.52
4	84.78	82.27	86.79	0.76
5	82.58	80.10	84.62	0.78
6	83.96	82.42	85.32	0.65
ค่าเฉลี่ย	82.39	80.47	83.93	

ตารางที่ 4.5 คอนฟิวชันเมทริกซ์ของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้ง

		ประเภทที่โครงข่ายประสาทเทียมจำแนกได้			
		o	b	c	s
ประเภทของ รูปร่าง นิวเคลียส	o	59,287	7,568	0	45
	b	3,806	116,779	3,153	6,762
	c	91	8,802	41,439	7,568
	s	93	14,563	5,973	55,871

ตารางที่ 4.6 ความแม่นยำของการจำแนกแยกตามประเภทเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้ง

ประเภท	จำนวน		
	ทั้งหมด	ถูกต้อง	ความแม่นยำ
o	66,900	59,287	89%
b	130,500	116,779	89%
c	57,900	41,439	72%
s	76,500	55,871	73%

จากผลการทดลองในตารางที่ 4.4 พบว่าความแม่นยำในการจำแนกมีค่าเฉลี่ยใกล้เคียงกับการทดลองของ He และ Wilder โดยมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานไม่เกิน 0.80 ในทุกชุดทดลอง ส่วนค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความแม่นยำทั้งหมดอยู่ที่ 1.79 ทำให้ค่าเฉลี่ยของความแม่นยำมีค่าอยู่ระหว่างร้อยละ 82.25 ถึงร้อยละ 82.53 ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95 และได้คอนฟิวชันเมทริกซ์ตามตารางที่ 4.5 จากผลการทดลองในตารางที่ 4.6 พบว่าในการจำแนกประเภทของรูปร่างนิวเคลียสรูปร่างกลมและรูปร่างถั่วมีความแม่นยำมากกว่ารูปร่างซี่และรูปร่างเซกเมนต์

#### 4.3 ความแม่นยำของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะโครงร่าง

เส้นโครงร่างเป็นเส้นที่อาจแทนลักษณะของรูปร่างภาพได้ซึ่งหาได้จากการกร่อนภาพจนเหลือเส้นโครงร่าง เนื่องจากรูปร่างนิวเคลียสที่จำแนกไว้แต่ละประเภทแตกต่างกัน จึงมีแนวโน้มจะใช้ลักษณะเส้นโครงร่างเป็นลักษณะที่ป้อนให้แก่โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้จำแนกประเภทของรูปร่างนิวเคลียส ลักษณะของเส้นโครงร่างที่ได้ทดลองหามีทั้งหมด 16 ลักษณะตามที่อธิบายไว้ในหัวข้อ 3.2.6 โดยเป็นค่าที่เกี่ยวกับความยาวของเส้นโครงร่าง 11 ลักษณะ จำนวนเส้นโครงร่าง 3 ลักษณะ และความยาวของเส้นโครงร่างเฉลี่ย 2 ลักษณะ โดยมีรายละเอียดดังตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 ลักษณะโครงร่างที่ใช้ในการจำแนก

ลักษณะที่	คำอธิบาย
1	จำนวนเส้นเชื่อมทั้งหมด
2	จำนวนเส้นเชื่อมที่เป็นเชื่อมภายในเส้นโครงร่าง (เส้นแกน)
3	จำนวนเส้นเชื่อมที่เป็นเส้นกิ่งของเส้นโครงร่าง (เส้นกิ่ง)
4	ความยาวรวมของเส้นเชื่อมทั้งหมด
5	ความยาวรวมของเส้นแกน
6	ความยาวรวมของเส้นกิ่ง
7	ความยาวของเส้นเชื่อมที่สั้นที่สุด
8	ความยาวเฉลี่ยของเส้นแกน
9	ความยาวเฉลี่ยของเส้นกิ่ง
10	ความยาวของเส้นเชื่อมที่ยาวที่สุด
11	ความยาวของเส้นเชื่อมที่ยาวอันดับสอง
12	ความยาวของเส้นเชื่อมที่ยาวอันดับสาม
13	ความยาวของเส้นแกนที่ยาวที่สุด
14	ความยาวของเส้นแกนที่ยาวอันดับสอง
15	ความยาวของเส้นกิ่งที่ยาวที่สุด
16	ความยาวของเส้นกิ่งที่ยาวอันดับสอง

## ผลการทดลอง

ตารางที่ 4.8 ความแม่นยำของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะ โครงร่าง

ชุดทดลองที่	ความแม่นยำของการจำแนก			
	ค่าเฉลี่ย	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
1	56.96	54.33	59.39	1.14
2	60.83	57.32	63.83	1.38
3	59.56	54.43	62.75	1.35
4	59.42	55.70	62.39	1.35
5	58.77	55.15	61.84	1.12
6	59.40	56.52	61.41	1.20
ค่าเฉลี่ย	59.16	55.58	61.94	

ตารางที่ 4.9 คอนฟิวชันเมตริกซ์เมื่อใช้ลักษณะ โครงร่างในการจำแนก

		ประเภทที่โครงข่ายประสาทเทียมจำแนกได้			
		o	b	c	s
ประเภทของ รูปร่าง นิวเคลียส	o	41,047	23,978	255	1,620
	b	18,770	89,406	5,357	16,967
	c	151	9547	32,416	15,786
	s	2,855	26,783	13,450	33,412



ตารางที่ 4.10 ความแม่นยำของการจำแนกแยกตามประเภทเมื่อใช้ลักษณะ โครงร่าง

ประเภท	จำนวน		
	ทั้งหมด	ถูกต้อง	ความแม่นยำ
o	66,900	41,047	61%
b	130,500	89,406	69%
c	57,900	32,416	56%
s	76,500	33,412	44%

จากผลการทดลองในตารางที่ 4.8 พบว่าความแม่นยำในการจำแนกมีค่าเฉลี่ยต่ำกว่าการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งจากผลการทดลองในตารางที่ 4.4 ค่อนข้างมาก อีกทั้งมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมากกว่าการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งด้วย ค่าสูงสุดของส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานคือ 1.38 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของความแม่นยำทั้งหมดอยู่ที่ 1.79 ทำให้ค่าเฉลี่ยของความแม่นยำมีค่าอยู่ระหว่างร้อยละ 59.02 ถึงร้อยละ 59.30 ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95 จะเห็นว่าความแม่นยำของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะ โครงร่างมีค่าต่ำกว่าความแม่นยำเมื่อใช้รัศมีเส้นขอบและความโค้งอย่างมาก และจากคอนฟิวชันเมตริกซ์ในตารางที่ 4.9 จะเห็นว่าความผิดพลาดระหว่างประเภทของการจำแนกเพิ่มขึ้นทุกคู่ และตามผลการทดลองในตารางที่ 4.10 จะเห็นได้ว่าในแต่ละประเภท ความแม่นยำของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะ โครงร่างจะมีค่าต่ำกว่าความแม่นยำของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้ง

จากสมมติฐานที่คาดว่าลักษณะ โครงร่างมีความเป็นไปได้ที่จะใช้แทนประเภทของรูปร่างนิวเคลียสได้ โดยมีสมมติฐานว่ารูปร่างกลม จำนวนเส้นเชื่อมจะมีน้อยมากและเส้นที่เป็นเส้นแกนควรจะสั้น ส่วนรูปร่างถั่วและรูปร่างคล้ายอักษรซีควร์จะมีเส้นแกนที่ยาวแต่มีจำนวนเส้นเชื่อมน้อยเช่นเดียวกัน โดยที่รูปร่างเซกเมนต์ควรมีจำนวนเส้นเชื่อมมากที่สุดและมีเส้นแกนหลายเส้นโดยแต่ละเส้นไม่ยาวมากนัก จากสมมติฐานดังกล่าวทำให้เกิดความคิดที่จะนำลักษณะ โครงร่างมาใช้จำแนกประเภทรูปร่างนิวเคลียส แต่จากผลการทดลองพบว่าความแม่นยำของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะ โครงร่างมีค่าต่ำมาก ทำให้มีแนวความคิดที่จะหาลักษณะเพิ่มเติมเพื่อใช้ร่วมกับลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งเพื่อป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

#### 4.4 ความแม่นยำของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งร่วมกับลักษณะเพิ่มเติม

จากเส้นโครงร่างที่หาได้และค่าลักษณะจากเส้นโครงร่างทำให้แนวคิดที่จะใช้ลักษณะโครงร่างเพื่อป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถให้ความแม่นยำมากกว่าลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งได้ ทำให้มีแนวคิดที่จะหาลักษณะเพิ่มเติมเพื่อใช้ร่วมกับลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการจำแนก

เมื่อพิจารณารูปร่างนิวเคลียสแล้วได้พยายามหาค่าลักษณะต่าง ๆ ดังนี้

1. ค่าอัตราส่วนความยาวแกนโทต่อแกนเอกของวงรีที่มีโมเมนต์ศูนย์กลางอันดับสองปกติเท่ากัน รูปร่างนิวเคลียสเพื่อพยายามหาลักษณะกลมหรือรีของรูปร่างนิวเคลียส
2. ค่าคอมแพคต์เนสเพื่อพยายามหาลักษณะที่เป็นหยักหรือโค้งเว้าของรูปร่างนิวเคลียส
3. ค่าการแปลงระยะทาง (Distance Transformation) เพื่อพยายามหาส่วนที่แคบที่สุดและส่วนที่กว้างที่สุดรวมทั้งจำนวนพู่ของรูปร่างนิวเคลียส
4. ค่าสมมาตรเชิงหมุนเมื่อหมุนภาพไป 180 องศา เป็นการเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างภาพตั้งต้นกับภาพที่หมุนไป 180 องศา ซึ่งรูปร่างกลมหรือรีน่าจะมีสมมาตรมากกว่ารูปร่างอื่น ส่วนรูปร่างเชกเมนต์จะไม่สมมาตรมากที่สุด
5. พื้นที่รูปร่างกลมมักจะมีขนาดใหญ่กว่าลักษณะอื่น

ค่าทั้งห้านี้ทำให้ได้ลักษณะเพิ่มขึ้นอีก 9 ลักษณะจากเดิม 6 ลักษณะทำให้ได้ลักษณะทั้งหมดเป็น 15 ลักษณะดังรายละเอียดในตารางที่ 4.11 เมื่อพิจารณาการกระจายของค่าลักษณะจะพบว่า การกระจายของค่าลักษณะบางส่วนคล้ายกัน กลุ่มแรกคือลักษณะที่ 8 ลักษณะที่ 10 และลักษณะที่ 14 ส่วนอีกกลุ่มหนึ่งคือลักษณะที่ 11 และลักษณะที่ 12 ซึ่งอาจเลือกตัดลักษณะบางลักษณะที่คล้ายกันออกได้เพื่อให้จำนวนลักษณะที่ป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมลดลง ในการทดลองนี้เลือกลักษณะที่ป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม 12 ลักษณะดังรายละเอียดในตารางที่ 4.29 โดยตัดลักษณะที่ 10 ลักษณะที่ 11 และลักษณะที่ 14 ออกไป

ตารางที่ 4.11 ลักษณะเพื่อใช้ในการจำแนกที่หาได้ทั้งหมด 15 ลักษณะ

ลักษณะที่	คำอธิบาย
1	จำนวนของหุบในรัศมีเส้นขอบ
2	แอมพลิจูดแบบบรรทัดฐานของหุบที่ลึกที่สุดในรัศมีเส้นขอบ ถ้าไม่มีให้ค่าเป็น 1
3	แอมพลิจูดแบบบรรทัดฐานของหุบที่ลึกรองลงมาในรัศมีเส้นขอบ ถ้าไม่มี ให้ค่าเป็น 1
4	ค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกที่สุดของความโค้ง ถ้าไม่มีหรือมีค่ามากกว่า 0 ให้ค่าเป็น 0
5	ค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกอันดับสองของความโค้ง ถ้าไม่มีหรือมีค่ามากกว่า 0 ให้ค่าเป็น 0
6	ค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกอันดับที่สามของความโค้ง ถ้าไม่มีหรือมีค่ามากกว่า 0 ให้ค่าเป็น 0
7	อัตราส่วนความยาวแกนโทต่อแกนเอก
8	ค่าคอมแพคต์เนส
9	พื้นที่
10	สมมาตรเชิงหมุน
11	ส่วนแคบสุดของรูปร่างที่หาได้จากการแปลงระยะทาง
12	ส่วนกว้างสุดของรูปร่างที่หาได้จากการแปลงระยะทาง
13	จำนวนของพูที่หาได้จากการแปลงระยะทาง
14	อัตราส่วนสมมาตรเชิงหมุนต่อพื้นที่
15	อัตราส่วนส่วนแคบสุดต่อส่วนกว้างสุดของรูปร่างที่หาได้จากการแปลงระยะทาง

### ผลการทดลอง

ตารางที่ 4.12 ความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งร่วมกับลักษณะเพิ่มเติมรวม 12 ลักษณะ

ชุดทดลองที่	ความแม่นยำของการจำแนก			
	ค่าเฉลี่ย	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
1	83.38	80.51	85.92	1.05
2	85.53	83.00	87.34	0.89
3	83.89	81.74	85.71	0.78
4	87.10	84.99	88.79	0.88
5	85.65	83.18	87.34	0.86
6	86.67	83.88	89.86	0.99
ค่าเฉลี่ย	85.37	82.88	87.49	

ตารางที่ 4.13 คอนฟิวชันเมทริกซ์ของการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งร่วมกับลักษณะเพิ่มเติมรวม 12 ลักษณะ

		ประเภทที่โครงข่ายประสาทเทียมจำแนกได้			
		o	b	c	s
ประเภทของรูปร่างนิวเคลียส	o	60,912	5,778	29	181
	b	3,115	118,890	2,094	6,402
	c	130	3,637	45,071	9,062
	s	116	10,888	7,110	58,386

ตารางที่ 4.14 ความมั่นใจในการจำแนกแยกตามประเภทเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้ง ร่วมกับลักษณะเพิ่มเติมรวม 12 ลักษณะ

ประเภท	จำนวน		
	ทั้งหมด	ถูกต้อง	ความแม่นยำ
o	66,900	60,912	91%
b	130,500	118,890	91%
c	57,900	45,071	78%
s	76,500	58,386	76%

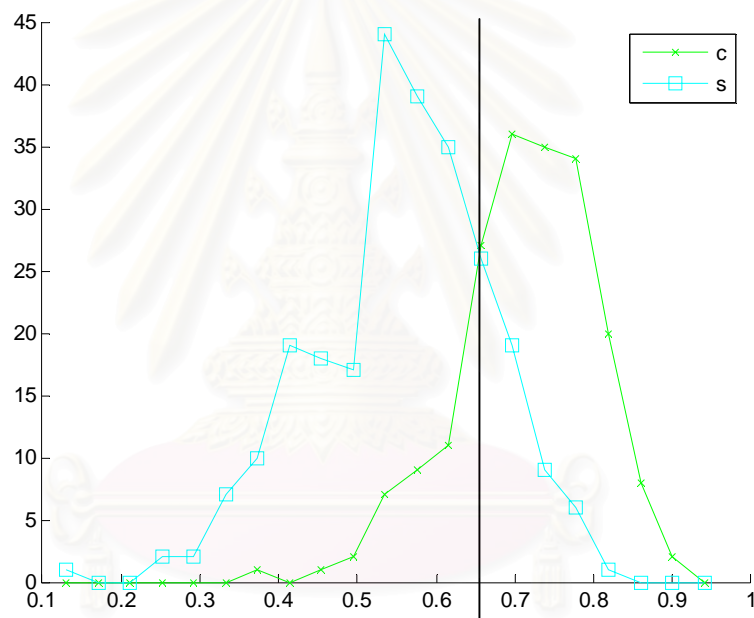
ตารางที่ 4.15 ความแตกต่างระหว่างคอนฟิวชันเมทริกซ์เมื่อใช้ลักษณะ 6 ลักษณะและลักษณะ 12 ลักษณะ

		ประเภทที่โครงข่ายประสาทเทียมจำแนกได้			
		o	b	c	s
ประเภทของ รูปร่าง นิวเคลียส	o	1,625	-1,790	29	136
	b	-691	2,110	-1,059	-360
	c	39	-5,165	3,632	1,494
	s	23	-3,675	1,137	2,515

เมื่อทดลองหาความมั่นใจในการจำแนกได้ผลการทดลองดังตารางที่ 4.12 ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบกับความแม่นยำเดิมที่ใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้ง 6 ลักษณะ พบว่าเมื่อใช้ลักษณะเพิ่มขึ้นอีก 6 ลักษณะเป็น 12 ลักษณะความมั่นใจในการจำแนกเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญคือความแม่นยำเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 82.25 ถึงร้อยละ 82.54 เป็นร้อยละ 85.24 ถึง 85.50 ทำให้ความแตกต่างอยู่ระหว่างร้อยละ 2.78 ถึง 3.17 ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95 หากเปรียบเทียบคอนฟิวชันเมทริกซ์ตามตารางที่ 4.5 และตารางที่ 4.13 จะได้ความแตกต่างระหว่างคอนฟิวชันเมทริกซ์ดังตารางที่ 4.15 พบว่าการจำแนกระหว่างรูปร่างกลมและรูปร่างถั่วแม่นยำมากขึ้นและการจำแนกระหว่างรูปร่างถั่วและรูปร่างซีและรูปร่างเชกเมนต์ก็แม่นยำมากขึ้นเช่นกัน แต่ความมั่นใจในการจำแนกระหว่างรูปร่างซีและรูปร่างเชกเมนต์ลดลงอย่างไรก็ตามความแม่นยำของการจำแนกของรูปร่างแต่ละประเภทเพิ่มขึ้นทุกประเภทดังตารางที่ 4.14 โดยรูปร่างซีเพิ่มขึ้นมากที่สุดคือประมาณร้อยละ 6 ส่วนรูปร่างอื่นเพิ่มขึ้นประมาณร้อยละ 2-3

#### 4.5 การเลือกลักษณะจากความผิดพลาดต่ำสุด (Minimum Error)

หากพิจารณาการกระจายของค่าลักษณะจะเห็นว่า การกระจายค่าลักษณะของรูปร่างนิวเคลียสแต่ละประเภทนั้นแตกต่างกัน ซึ่งหากกำหนดค่า ๆ หนึ่งเป็นค่าที่แบ่งประเภทของรูปร่างแต่ละประเภทแล้ว จะมีค่า ๆ หนึ่งที่ทำให้การแบ่งประเภทนั้นมีจำนวนผิดพลาดต่ำสุด (Smallest Number of Error) [3] ดังรูปที่ 4.1 ซึ่งในงานวิจัยนี้จะหาค่าความผิดพลาดต่ำสุดของการจำแนกระหว่างรูปร่างประเภทต่าง ๆ ทั้ง 4 ประเภทได้ 6 คู่ โดยค่าความผิดพลาดต่ำสุดของลักษณะแต่ละลักษณะแสดงในตารางที่ 4.16



รูปที่ 4.1 ตัวอย่างกราฟแสดงจุดที่มีความผิดพลาดต่ำสุดระหว่างประเภทสองประเภท

การหาความผิดพลาดต่ำสุดในงานวิจัยนี้ เริ่มจากหาค่าต่ำสุดและสูงสุดของค่าลักษณะ จากนั้นจึงแบ่งค่าลักษณะจากค่าต่ำสุดถึงค่าสูงสุดออกเป็นช่วงความถี่ โดยแบ่งออกเป็นทั้งหมด 10,000 ช่วง แล้วจึงหาความผิดพลาดต่ำสุดของการจำแนกระหว่างประเภทโดยพิจารณาหาค่าขีดแบ่งจากค่าต่ำสุดไปยังค่าสูงสุดของค่าลักษณะที่ทำให้แบ่งประเภทรูปร่างออกจากกัน โดยให้จำนวนรูปร่างที่ผิดพลาดต่ำที่สุด

เมื่อพิจารณาคอนฟิวชันเมทริกซ์จะพบว่าจำนวนรูปร่างที่จำแนกผิดในแต่ละประเภทคือค่าที่ไม่ได้อยู่ในแนวทแยงซึ่งเมื่อพิจารณาเป็นคู่ ๆ เทียบกับความผิดพลาดต่ำสุดของการจำแนกจะได้ค่าทั้งหมด 6 คู่เช่นกัน จากผลการทดลองพบว่าจำนวนรูปร่างที่จำแนกผิดของแต่ละคู่มีค่าใกล้เคียงกัน โดยค่าที่สูงกว่าเป็นค่าที่จำแนกผิดพลาดไปด้านที่มีจำนวนตัวอย่างมากกว่า เช่นการจำแนกรูปร่างกลมผิดเป็นรูปร่างถั่วมีมากกว่าการจำแนกรูปร่างถั่วเป็นรูปร่างกลม เป็นต้น เมื่อแปลงข้อมูลจากคอนฟิวชันเมทริกซ์มาเป็นค่าความผิดพลาดในการจำแนกระหว่างประเภทแล้ว สามารถนำมาเปรียบเทียบกับค่าความผิดพลาดต่ำสุดได้ โดยจะเห็นว่าคู่ที่มีความผิดพลาดในการจำแนกต่ำตามตารางที่ 4.5 จะมีความผิดพลาดต่ำสุดต่ำตามตารางที่ 4.16 ด้วยเช่นกัน

ตารางที่ 4.16 ค่าความผิดพลาดต่ำสุดในการจำแนกของลักษณะทั้ง 15 ลักษณะ

ลักษณะที่	ค่าความผิดพลาดต่ำสุดของการจำแนก					
	ob	oc	os	bc	bs	cs
1	88	100	100	87	71	97
2	15	1	9	24	70	68
3	59	72	28	95	96	45
4	55	18	20	76	94	91
5	100	79	18	99	78	36
6	100	91	66	100	64	73
7	44	55	64	91	95	100
8	69	11	33	36	58	92
9	67	39	27	98	77	77
10	89	33	62	71	89	92
11	36	7	10	43	50	99
12	32	1	5	37	56	92
13	86	22	44	81	100	91
14	79	11	30	54	69	100
15	78	12	23	62	57	99

หมายเหตุ

ob คือ ค่าความผิดพลาดต่ำสุดของการจำแนกระหว่างรูปร่างกลมและรูปร่างถั่ว

oc คือ ค่าความผิดพลาดต่ำสุดของการจำแนกระหว่างรูปร่างกลมและรูปร่างซี่

os คือ ค่าความผิดพลาดต่ำสุดของการจำแนกระหว่างรูปร่างกลมและรูปร่างเซกเมนต์

bc คือ ค่าความผิดพลาดต่ำสุดของการจำแนกระหว่างรูปร่างถั่วและรูปร่างซี่

bs คือ ค่าความผิดพลาดต่ำสุดของการจำแนกระหว่างรูปร่างถั่วและรูปร่างเซกเมนต์

cs คือ ค่าความผิดพลาดต่ำสุดของการจำแนกระหว่างรูปร่างซี่และรูปร่างเซกเมนต์

ตารางที่ 4.17 ลำดับของลักษณะเรียงตามค่าความผิดพลาดต่ำสุดของการจำแนก

ลำดับที่	ลักษณะเรียงตามลำดับ					
	ob	oc	os	bc	bs	cs
1	2	2	12	2	11	5
2	12	12	2	8	12	3
3	11	11	11	12	15	2
4	7	8	5	11	8	6
5	4	14	4	14	6	9
6	3	15	15	15	14	4
7	9	4	9	10	2	13
8	8	13	3	4	1	10
9	15	10	14	13	9	8
10	14	9	8	1	5	12
11	13	7	13	7	10	1
12	1	3	10	3	4	11
13	10	5	7	9	7	15
14	5	6	6	5	3	7
15	6	1	1	6	13	14

หากพิจารณาเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดต่ำสุดของลักษณะ 6 ลักษณะเดิมและลักษณะเพิ่มเติมอีก 6 ลักษณะตามตารางที่ 16 จะพบว่าลักษณะเพิ่มเติมจะมีความผิดพลาดต่ำสุดของการจำแนกรูปร่างถั่วกับรูปร่างอื่นมีค่าต่ำกว่า ส่วนการจำแนกรูปร่างซี่และรูปร่างเซกเมนต์มีค่า



สูงขึ้น ซึ่งสอดคล้องกับความมั่นคงในการจำแนก ส่วนรูปร่างกลมนี้ค่าไม่แตกต่างกันมากนัก ดังนั้น อาจเป็นไปได้ว่าหากมีลักษณะที่ความผิดพลาดต่ำสุดมีค่าต่ำมาก ความมั่นคงในการจำแนกจะสูงขึ้น แต่ หากเพิ่มลักษณะที่ความผิดพลาดต่ำสุดมีค่ามากอาจทำให้ความแม่นยำต่ำลงได้เช่นกัน ดังนั้นหากนำ ลักษณะที่มีความผิดพลาดต่ำสุดต่ำมาเป็นลักษณะที่ใช้จำแนกประเภทน่าจะทำให้ความมั่นคงในการ จำแนกสูงขึ้น

หากนำค่าผิดพลาดต่ำสุดของแต่ละกลุ่มมาเรียงลำดับตามผลจากตารางที่ 4.16 และนำ ลักษณะมาเรียงตามลำดับในตารางดังกล่าวจะได้ลำดับตามตารางที่ 4.17 ซึ่งหากนำลักษณะที่ได้ ตามลำดับมาล้อมรอบจะได้ลักษณะทั้งหมด 9 ลักษณะ แต่ลักษณะที่ 11 และลักษณะที่ 12 คล้ายกันจึงตัด ลักษณะที่ 11 ออกเหลือลักษณะเพียง 8 ลักษณะเพื่อใช้ในการจำแนก



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 4.18 ค่าความผิดพลาดต่ำสุดในการจำแนกของลักษณะโครงร่าง

ลักษณะที่	ค่าความผิดพลาดต่ำสุดของการจำแนก					
	ob	oc	os	bc	bs	cs
1	215	100	116	191	208	194
2	215	103	124	188	213	194
3	216	104	113	191	217	194
4	211	167	190	193	254	193
5	177	47	109	93	196	151
6	208	85	151	145	238	160
7	215	167	203	194	256	148
8	195	85	172	176	256	121
9	159	25	61	92	160	178
10	190	175	152	178	249	155
11	158	108	97	192	234	170
12	152	81	85	163	205	188
13	188	51	122	150	247	146
14	218	46	111	99	210	141
15	153	32	68	102	180	172
16	148	30	64	86	167	169

## ผลการทดลอง

ตารางที่ 4.19 ความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้ค่าลักษณะ 8 ลักษณะที่พิจารณาจากค่าความผิดพลาดต่ำสุด

ชุดทดลองที่	ความแม่นยำของการจำแนก			
	ค่าเฉลี่ย	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
1	83.09	81.05	85.02	0.84
2	86.00	84.09	88.25	0.86
3	84.25	82.10	85.90	0.84
4	86.70	84.09	89.15	0.96
5	85.44	83.36	87.52	0.81
6	87.07	84.60	89.13	0.95
ค่าเฉลี่ย	85.43	83.21	87.49	

ตารางที่ 4.20 คอนฟิวชันเมทริกซ์เมื่อใช้ค่าลักษณะ 8 ลักษณะที่พิจารณาจากค่าความผิดพลาดต่ำสุด

		ประเภทที่โครงข่ายประสาทเทียมจำแนกได้			
		o	b	c	s
ประเภทของ รูปร่าง นิวเคลียส	o	61,564	5,224	26	86
	b	2,820	119,240	2,015	6,430
	c	96	3,992	44,274	9,538
	s	105	10,293	7,736	58,366

ตารางที่ 4.21 ความแม่นยำในการจำแนกแยกตามประเภทเมื่อใช้ค่าลักษณะ 8 ลักษณะที่พิจารณาจากค่าความผิดพลาดต่ำสุด

ประเภท	จำนวน		
	ทั้งหมด	ถูกต้อง	ความแม่นยำ
o	66,900	61,564	92%
b	130,500	119,240	91%
c	57,900	44,274	76%
s	76,500	58,366	76%

ตารางที่ 4.22 ความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้ค่าลักษณะ 6 ลักษณะที่พิจารณาจากค่าความผิดพลาดต่ำสุด

ชุดทดลองที่	ความแม่นยำของการจำแนก			
	ค่าเฉลี่ย	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
1	80.36	78.88	82.13	1.06
2	82.95	81.01	84.27	1.07
3	81.18	80.11	82.28	0.85
4	81.99	80.29	83.36	1.03
5	80.81	79.20	83.00	1.05
6	83.23	81.70	84.96	0.92
ค่าเฉลี่ย	81.75	80.20	83.33	

จากผลการทดลองในตารางที่ 4.19 เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทดลองที่ใช้ลักษณะ 12 ลักษณะตามตารางที่ 4.12 จะพบว่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยในแต่ละชุดทดลองไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ แต่จำนวนลักษณะที่ใช้ลดลง 4 ลักษณะ โดยลักษณะที่ลดลงมีค่าความผิดพลาดต่ำสุดสูงกว่าลักษณะอื่น ซึ่งอาจจะมีผลต่อความแม่นยำในการจำแนกไม่มากนัก อย่างไรก็ตามผลการทดลองในตารางที่ 4.21 เปรียบเทียบกับผลการทดลองในตารางที่ 4.14 พบว่าความแม่นยำในการจำแนกรูปร่างซีลดลงแต่ความแม่นยำในการจำแนกรูปร่างกลมเพิ่มขึ้น

จากการผลการทดลองตามตารางที่ 4.19 พบว่าเมื่อใช้ลักษณะ 8 ลักษณะซึ่งพิจารณาเลือกจากค่าความผิดพลาดต่ำสุดของลักษณะทั้งหมดที่หาได้ 15 ลักษณะ ทดลองหาความแม่นยำในการจำแนกให้ความแม่นยำในการจำแนกสูงสุดคือร้อยละ  $85.43 \pm 0.13$  ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95 ซึ่งสูงกว่าเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้ง 6 ลักษณะที่เสนอโดย He และ Wilder ซึ่งมีความแม่นยำร้อยละ  $82.39 \pm 0.14$  ซึ่งทำให้ความแม่นยำของการจำแนกของทั้งสองการทดลองแตกต่างกัน  $3.03 \pm 0.19$  ซึ่งเป็นความแตกต่างที่มีนัยสำคัญ โดยลักษณะทั้ง 8 ลักษณะที่ใช้ในการจำแนกนั้นมาจากลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้ง 4 ลักษณะและลักษณะเพิ่มเติมอีก 4 ลักษณะ อย่างไรก็ตามหากทดลองลดลักษณะอีกสองลักษณะซึ่งเลือกรอกรอบหลังสุดทำให้ลักษณะที่ใช้ในการจำแนกเหลือเพียง 6 ลักษณะจะได้ผลการทดลองดังตารางที่ 4.22 ซึ่งความแม่นยำในการจำแนกลดลงมากโดยมีค่าต่ำกว่าความแม่นยำเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งในตารางที่ 4.4 จะเห็นว่าแม้ลักษณะที่ 6 และ 7 จะมีค่าความผิดพลาดต่ำสุดสูงกว่าลักษณะทั้ง 6 ลักษณะ แต่ก็ทำให้ความแม่นยำในการจำแนกสูงขึ้นมาก

หากพิจารณาจากการทดลองที่ผ่านมาจะพบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกและค่าความผิดพลาดต่ำสุดมีความสัมพันธ์กัน ซึ่งหากหาค่าความผิดพลาดต่ำสุดของลักษณะ โครงร่างจะได้ค่าดังตารางที่ 4.18 ซึ่งจะเห็นว่าค่าสูงกว่าลักษณะที่ได้ในตารางที่ 4.16 จากการทดลองที่ผ่านมา ซึ่งสอดคล้องกับความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะ โครงร่างซึ่งมีความแม่นยำต่ำตามผลการทดลองในตารางที่ 4.8

#### 4.6 การเลือกลักษณะจากน้ำหนักของเส้นเชื่อมในโครงข่ายประสาทเทียม

ได้มีการเสนอให้ใช้น้ำหนักของเส้นเชื่อมในโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้เลือกลักษณะที่ป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีแนวคิดว่าลักษณะที่มีน้ำหนักมากกว่าน่าจะเป็นลักษณะที่สำคัญต่อการจำแนก ดังนั้นในการทดลองนี้จะพยายามหาลักษณะที่เหมาะสมที่ทำให้ความแม่นยำของการจำแนกมีค่าสูงขึ้น โดยเลือกจากลักษณะที่หาได้ทั้ง 15 ลักษณะ

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 4.23 น้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างโหนดในชั้นข้อมูลเข้าและโหนดในชั้นซ่อน

		ค่าลักษณะ														
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
เส้นเชื่อม	1	0.050	0.404	0.138	0.103	0.017	0.125	0.109	0.005	1.045	0.457	0.032	0.383	1.627	0.278	0.324
	2	0.584	0.385	0.862	1.109	0.858	2.664	0.317	0.514	0.743	0.301	0.469	0.114	0.085	0.277	0.012
	3	0.179	0.587	0.151	0.448	18.641	3.984	1.322	0.390	3.518	0.311	2.122	3.203	0.367	2.568	1.182
	4	0.621	0.223	1.460	0.632	0.910	3.023	0.017	0.430	1.697	0.257	0.332	0.149	0.265	0.665	0.843
	5	0.105	2.251	0.053	0.315	0.192	0.645	0.018	0.088	0.096	0.273	0.043	0.361	0.371	0.534	0.459
	6	0.149	0.293	0.328	0.332	6.033	0.416	0.026	0.379	0.452	0.017	0.287	0.527	0.122	0.347	0.233
	7	0.035	0.152	0.072	0.212	0.780	1.373	0.595	0.257	0.729	0.174	0.246	0.400	1.266	0.053	0.362
	8	0.054	0.071	0.145	0.082	0.267	0.073	0.463	0.002	0.173	0.286	0.186	0.119	0.007	0.246	0.628
	9	0.455	0.168	0.562	0.267	0.359	0.946	0.239	0.038	0.560	0.200	0.271	0.776	0.585	0.490	0.255
	10	0.592	0.158	1.170	0.192	0.200	2.138	0.090	0.107	0.815	0.035	0.038	0.050	0.043	0.342	0.006
	11	0.866	1.527	0.069	19.426	3.027	2.689	1.851	0.168	0.077	0.460	0.741	5.854	0.270	0.092	0.637
	12	0.262	0.089	1.028	10.584	0.644	3.296	0.630	0.044	0.024	0.458	0.684	0.775	0.384	0.310	0.178
	13	0.362	0.002	0.271	0.296	0.334	0.092	0.046	0.422	0.133	0.317	0.231	0.137	0.157	0.170	0.295
	14	0.070	0.388	0.227	0.012	0.463	0.314	0.172	0.045	0.229	0.200	0.130	0.301	0.011	0.044	0.216
	15	0.211	0.959	0.291	0.326	1.638	2.003	0.941	0.103	0.286	0.454	0.161	1.046	0.207	0.491	0.147
	16	0.122	2.149	0.306	0.296	0.118	1.711	0.285	0.305	0.355	0.311	0.457	0.084	0.263	0.044	0.349
	ผลรวม	4.717	9.806	7.131	34.633	34.480	25.491	7.121	3.300	10.933	4.509	6.429	14.282	6.030	6.949	6.127

การทดลองทำโดยป้อนลักษณะทั้ง 15 ลักษณะตามตารางที่ 4.11 ให้กับโครงข่ายประสาทเทียมโดยทดลองเช่นเดียวกับการหาความแม่นยำในการจำแนก จะได้โครงข่ายประสาทเทียมทั้งหมด 600 โครงข่าย ถ้านำน้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างโหนดในชั้นข้อมูลเข้า (Input Layer) และโหนดในชั้นซ่อน (Hidden Layer) ทั้ง 600 โครงข่ายมาหาค่าเฉลี่ยจะได้ค่าตามตารางที่ 4.23 ถ้าเลือกลักษณะตามค่าน้ำหนักจากสูงไปต่ำ 8 ลักษณะจะได้ลักษณะตามตารางที่ 4.29 แล้วทดลองหาความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะทั้ง 8 ลักษณะดังกล่าวจะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.24 ถึงตารางที่ 4.26

#### ผลการทดลอง

ตารางที่ 4.24 ความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะ 8 ลักษณะจากการพิจารณาน้ำหนักเส้นเชื่อมในโครงข่ายประสาทเทียม

ชุดทดลองที่	ความแม่นยำของการจำแนก			ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
	ค่าเฉลี่ย	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	
1	83.17	81.05	85.56	0.82
2	86.67	84.81	88.97	0.77
3	84.34	81.74	86.62	0.77
4	87.82	85.35	89.87	0.87
5	84.90	82.82	86.80	0.88
6	87.89	85.69	89.49	0.81
ค่าเฉลี่ย	85.80	83.58	87.89	

ตารางที่ 4.25 คอนฟิวนเมริกซ์เมื่อใช้ลักษณะ 8 ลักษณะจากการพิจารณาน้ำหนักเส้นเชื่อมใน  
โครงข่ายประสาทเทียมในการจำแนก

		ประเภทที่โครงข่ายประสาทเทียมจำแนกได้			
		o	b	c	s
ประเภทของ รูปร่าง นิวเคลียส	o	61,759	5,135	0	6
	b	2,944	119,130	1,874	6,553
	c	124	3,248	46,547	7,981
	s	92	10,971	8,202	57,235

ตารางที่ 4.26 ความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะ 8 ลักษณะจากการพิจารณาน้ำหนักเส้นเชื่อม  
ในโครงข่ายประสาทเทียม

ประเภท	จำนวน		
	ทั้งหมด	ถูกต้อง	ความแม่นยำ
o	66,900	61,759	92%
b	130,500	119,130	91%
c	57,900	46,547	80%
s	76,500	57,235	75%

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



ตารางที่ 4.27 ความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะ 6 ลักษณะจากการพิจารณาน้ำหนักเส้นเชื่อมในโครงข่ายประสาทเทียม

ชุดทดลองที่	ความแม่นยำของการจำแนก			
	ค่าเฉลี่ย	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
1	81.03	80.33	81.77	0.49
2	83.07	81.74	84.27	0.84
3	80.33	79.39	81.37	0.69
4	83.89	82.64	84.63	0.69
5	80.56	79.75	81.74	0.57
6	84.26	83.51	84.96	0.58
ค่าเฉลี่ย	82.19	81.22	83.12	

จะเห็นได้ว่าความแม่นยำในการจำแนกโดยใช้ลักษณะในการจำแนกที่เลือกจากน้ำหนักเส้นเชื่อม 8 ลักษณะตามผลการทดลองในตารางที่ 4.24 ไม่แตกต่างมากนักจากผลการทดลองหาความแม่นยำในการจำแนกโดยใช้ลักษณะในการจำแนกที่เลือกจากความผิดพลาดต่ำสุดตามตารางที่ 4.19 โดยมีลักษณะ 6 ลักษณะเหมือนกันและต่างกัน 2 ลักษณะ ดังแสดงไว้ในตารางที่ 4.29 แต่อย่างไรก็ตามจากผลการทดลองในตารางที่ 4.24 พบว่าความแม่นยำในการจำแนกรูปร่างซึ่งสูงกว่าผลการทดลองในตารางที่ 4.21 ส่วนความแม่นยำในการจำแนกรูปร่างเซกเมนต์ต่ำกว่า เมื่อทดลองลดลักษณะลง 2 ลักษณะจะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.27 ซึ่งมีผลไม่แตกต่างมากนักจากการทดลองเมื่อใช้ลักษณะที่เสนอโดย He และ Wilder ตามผลการทดลองในตารางที่ 4.4 แม้ว่าจะใช้ลักษณะที่แตกต่างกันในการจำแนก

#### 4.7 วิเคราะห์ผลการวิจัย

จากการทดลองทั้งหมดจะเห็นได้ว่า แนวความคิดที่จะใช้ลักษณะจากเส้นโครงร่างแทนรูปร่างนิวเคลียสนั้นไม่สามารถนำมาใช้ได้เนื่องจากลักษณะขอบของรูปร่างนิวเคลียสมีผลอย่างมากต่อเส้นโครงร่างที่หาได้ ทำให้ค่าลักษณะของรูปร่างแต่ละประเภทไม่แยกกันเพียงพอ ซึ่งอาจเห็นได้จากค่าความผิดพลาดต่ำสุดของการจำแนกระหว่างประเภท อย่างไรก็ตามได้ทดลองแนวคิดที่จะหาลักษณะเพิ่มเติมเพื่อให้ได้ความแม่นยำเพิ่มขึ้นอีกทั้งหมด 9 ลักษณะ แล้วพิจารณาเลือกลักษณะจากการ

กระจายของข้อมูลโดยตัดลักษณะที่คล้ายกันออก ได้ลักษณะ 12 ลักษณะเพื่อหาความแม่นยำของการจำแนกพบว่าความแม่นยำเพิ่มขึ้นระหว่างร้อยละ 2.78 ถึง 3.17 ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95 เมื่อเทียบกับการจำแนกโดยใช้ลักษณะที่เสนอโดย He และ Wilder

ในขั้นต่อมาได้หาค่าผิดพลาดต่ำสุดของการจำแนกของลักษณะทั้ง 15 ลักษณะแล้วเลือกลักษณะจากค่าดังกล่าว 8 ลักษณะมาใช้ในการจำแนก จากผลการทดลองพบว่าความแม่นยำในการจำแนกเท่ากับเมื่อใช้ลักษณะ 12 ลักษณะ นอกจากนั้นยังได้ทดลองเลือกลักษณะจากค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมในโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าเมื่อใช้ลักษณะ 8 ลักษณะความแม่นยำในการจำแนกไม่แตกต่างจากเมื่อใช้ลักษณะที่เลือกจากค่าผิดพลาดต่ำสุดมากนักแม้จะใช้ลักษณะที่ต่างกันในการจำแนก

เป็นที่น่าสังเกตว่าแม้ความแม่นยำของการจำแนกโดยรวมจะสูงขึ้นแต่ความผิดพลาดในการจำแนกระหว่างประเภทบางประเภทกลับเพิ่มขึ้น หากพิจารณาจากตารางที่ 4.28 จะพบว่าการจำแนกระหว่างรูปร่างซีและรูปร่างเชกเมนต์ผิดเพิ่มขึ้นมาก ส่วนการจำแนกระหว่างรูปร่างกลมกับรูปร่างถั่วและรูปร่างซีมีความผิดพลาดเพิ่มขึ้นเล็กน้อย หากพิจารณาค่าความผิดพลาดต่ำสุดของแต่ละลักษณะจะพบว่าลักษณะที่เพิ่มเข้ามาและทำให้ความแม่นยำเพิ่มขึ้นนั้น มีค่าความผิดพลาดต่ำสุดค่อนข้างสูงซึ่งอาจเป็นเหตุให้การจำแนกระหว่างประเภทดังกล่าวมีค่าความผิดพลาดเพิ่มขึ้น

ตารางที่ 4.28 ความผิดพลาดในการจำแนกระหว่างประเภทเมื่อใช้ลักษณะที่แตกต่างกันในการจำแนก

จำนวน ลักษณะ	ความผิดพลาดของการจำแนกระหว่างประเภท						
	ob	oc	os	bc	bs	cs	รวม
6	11374	91	138	11955	21325	13541	58424
12	8893	159	297	5731	17290	16172	48542
8c	8044	122	191	6007	16723	17274	48361
8e	8079	124	98	5122	17524	16183	47130
16s	42748	406	4475	14904	43750	29236	135519

ตารางที่ 4.29 ลักษณะที่ใช้ในการจำแนกในการทดลองต่าง ๆ

ลักษณะที่	ลักษณะที่ใช้					
	6	12	8c	6c	8e	6e
1	X	X				
2	X	X	X	X	X	X
3	X	X	X	X	X	
4	X	X			X	X
5	X	X	X	X	X	X
6	X	X	X		X	X
7		X	X		X	
8		X	X	X		
9					X	X
10		X				
11						
12		X	X	X	X	X
13		X				
14						
15		X	X	X		

หมายเหตุ

6 คือการใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้ง 6 ลักษณะ

12 คือการใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งร่วมกับลักษณะเพิ่มเติม 12 ลักษณะ

8c คือการใช้ลักษณะที่เลือกจากความผิดพลาดต่ำสุด 8 ลักษณะ

6c คือการใช้ลักษณะที่เลือกจากความผิดพลาดต่ำสุด 6 ลักษณะ

8e คือการใช้ลักษณะที่เลือกจากค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อม 8 ลักษณะ

6e คือการใช้ลักษณะที่เลือกจากค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อม 6 ลักษณะ

16s คือการใช้ลักษณะ โครงร่าง 16 ลักษณะ

## บทที่ 5

### สรุปและข้อเสนอแนะ

#### 5.1 สรุป

วิทยานิพนธ์นี้เป็นการค้นหาลักษณะเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการรู้จำรูปร่างนิวเคลียสของเม็ดเลือดขาว โดยภาพเม็ดเลือดขาวที่นำมาประมวลผลได้จากภาพสเมียร์เลือดบันทึกด้วยกล้องถ่ายภาพดิจิทัลผ่านกล้องจุลทรรศน์ แล้วนำภาพดังกล่าวมาแบ่งส่วนภาพเพื่อนำส่วนที่เป็นนิวเคลียสของเม็ดเลือดขาวมาประมวลผล ในงานวิจัยนี้ได้แบ่งรูปร่างนิวเคลียสออกเป็นสี่ประเภทคือ รูปร่างกลม รูปร่างถั่ว รูปร่างซี และรูปร่างเชกเมนต์ ในการทดลองได้เปรียบเทียบความแม่นยำของการจำแนกรูปร่างนิวเคลียสของเม็ดเลือดขาวโดยใช้ค่าลักษณะที่แตกต่างกันเพื่อป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

ค่าลักษณะที่ได้ทดลองเปรียบเทียบมีสามกลุ่ม โดยกลุ่มแรกที่ใช้คือลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งซึ่ง He และ Wilder นำเสนอจำนวน 6 ลักษณะ กลุ่มที่สองคือลักษณะโครงร่างจำนวน 16 ลักษณะ และกลุ่มสุดท้ายคือลักษณะร่วมระหว่างรัศมีเส้นขอบและความโค้งกับลักษณะเพิ่มเติมคือ อัตราส่วนแกนโทต่อแกนเอก คอมแพคต์เนส พื้นที่และค่าลักษณะจากการแปลงระยะทางรวม 12 ลักษณะ ได้ความแม่นยำร้อยละ 82.39 59.16 และ 85.37 ตามลำดับ จะเห็นได้ว่าลักษณะร่วมที่ใช้ในกลุ่มที่สามสามารถเพิ่มความแม่นยำในการจำแนกประมาณร้อยละ 3 จากที่ He และ Wilder ได้เสนอไว้ ส่วนลักษณะโครงร่างไม่สามารถนำมาใช้จำแนกประเภทรูปร่างนิวเคลียสได้นัก

นอกจากนั้นยังได้ทดลองลดจำนวนลักษณะที่ป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมจากลักษณะร่วมทั้ง 12 ลักษณะ โดยพิจารณาเลือกลักษณะจากค่าความผิดพลาดต่ำสุดในการจำแนกระหว่างประเภททำให้ได้ลักษณะที่ใช้ในการจำแนกเหลือเพียง 8 ลักษณะซึ่งเมื่อทดลองป้อนค่าให้โครงข่ายประสาทเทียมแล้วได้ความแม่นยำร้อยละ 85.43 และหากพิจารณาเลือกลักษณะจากน้ำหนักของเส้นเชื่อมในโครงข่ายประสาทเทียมให้เหลือเพียง 8 ลักษณะ ผลการทดลองพบว่ามีความแม่นยำร้อยละ 85.80 จะเห็นว่าความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้ลักษณะร่วมและลักษณะที่เลือกจากทั้งสองกรณีมีค่าไม่แตกต่างกันมากนักแม้จะใช้ลักษณะที่แตกต่างกันในการจำแนก อย่างไรก็ตามแม้ว่าลักษณะที่เพิ่มเติมจะทำให้การจำแนกระหว่างรูปร่างถั่วกับรูปร่างซีและรูปร่างเชกเมนต์และระหว่างรูปร่างกลมกับรูปร่างถั่วผิดพลาดน้อยลง แต่ทำให้การจำแนกระหว่างรูปร่างซีกับรูปร่างเชกเมนต์ผิดพลาดมากขึ้น

## 5.2 ข้อเสนอแนะ

1. รูปร่างของนิวเคลียสอาจมีความสัมพันธ์กับเม็ดเลือดขาวในการเติบโตระยะต่าง ๆ หากมีการเพิ่มลักษณะต่าง ๆ เช่น ลักษณะโคมาตินของนิวเคลียส ลักษณะของไซโทพลาสซึม ลักษณะของแกรนูล เป็นต้น อาจทำให้สามารถจำแนกเม็ดเลือดขาวเป็นประเภทต่าง ๆ ได้
2. การแบ่งส่วนภาพที่ดีจะทำให้การจำแนกสามารถทำได้ดีขึ้น นอกจากนี้หากสามารถแยกนิวเคลียส ไซโทพลาสซึมและพื้นหลังออกจากกันได้จะทำให้สามารถจำแนกประเภทเม็ดเลือดขาวได้
3. ภาพที่ได้จากกล้องดิจิทัลที่ชัดเจนมากขึ้นจะทำให้แบ่งส่วนภาพได้ดีขึ้นและสามารถเก็บรายละเอียดของส่วนต่าง ๆ ในนิวเคลียสและไซโทพลาสซึมได้ดีขึ้น ซึ่งสามารถนำไปใช้จำแนกประเภทของเม็ดเลือดขาวได้ดีขึ้น
4. ลักษณะที่เสนอในงานวิจัยนี้อาจนำไปใช้ร่วมกับตัวจำแนกอื่น ๆ เช่น ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ซึ่งอาจทำให้ความแม่นยำของการจำแนกเพิ่มขึ้นจากการใช้โครงข่ายประสาทเทียมซึ่งใช้ในงานวิจัยนี้

## 5.3 ปัญหาและอุปสรรค

1. ภาพที่เก็บบันทึกได้ในงานวิจัยนี้มีความเปรียบเทียบและความคมชัดค่อนข้างต่ำทำให้การแบ่งส่วนภาพบางส่วนผิดพลาด
2. เซลล์เม็ดเลือดขาวที่อยู่ติดกันในภาพทำให้ไม่สามารถแยกนิวเคลียสของแต่ละเซลล์ออกจากกันได้

## รายการอ้างอิง

- [1] สุภินันท์ สเป็ค-สายเชื้อ. ภาพประกอบ โลหิตวิทยา. กรุงเทพฯ: ซี. พี. พับลิชชิ่ง, 2530.
- [2] พรเทพ เทียนสิวกุล. โลหิตวิทยาคลินิก. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2544.
- [3] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork. Pattern Classification. 2 ed. U.S.A.: Wiley-Interscience Publication, 2000.
- [4] N. Theera-Umpon and P. D. Gader. System-Level Training of Neural Networks for Counting White Blood Cells. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 32 (2002): 48-53.
- [5] N. Sinha and A. G. Ramakrishnan. Automation of Differential Blood Count. in Conference on Convergent Technologies for Asia-Pacific Region October 15-17. Bangalore, India. pp. 547-551. 2003.
- [6] G. Ongun, et al. An Automated Differential Blood Count System. in Proceedings of the 23th Annual EMBS International Conference October 25-28. Istanbul, Turkey. pp. 2583-2586. 2001.
- [7] Kan Jiang, Qing-min Liao, and Sheng-yang Dai. A Novel White Blood Cell Segmentation Scheme using Scale-Space Filtering and Watershed Clustering. in Proceeding of the Second International Conference on Machine Learning and Cybernetics November 2-5. Xi'an, China. pp. 2820-2825. 2003.
- [8] D. Comaniciu, P. Meer, and D. J. Foran. Image-guided Decision Support System for Pathology. Machine Vision and Applications, 11 (1999): 213-224.
- [9] S. F. Bikhet, A. M. Darwish, H. A. Tolba, and S. I. Shaheen. Segmentation and Classification of White Blood Cells. in Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal June 5-9. Istanbul, Turkey. pp. 2259-2261. 2000.
- [10] K. S. Kim, P. K. Kim, J. J. Song, and Y. C. Park. Analyzing Blood Cell Image to Distinguish Its Abnormalities. in Proceedings of the eighth ACM international conference on Multimedia. Marina del Rey, California, United States: ACM Press. pp. 395-397. 2000.
- [11] H. D. Cheng, X. H. Jiang, Y. Sun, and J. Wang. Color image segmentation: advances and prospects. Pattern Recognition, 34 (2001): 2259-2281.

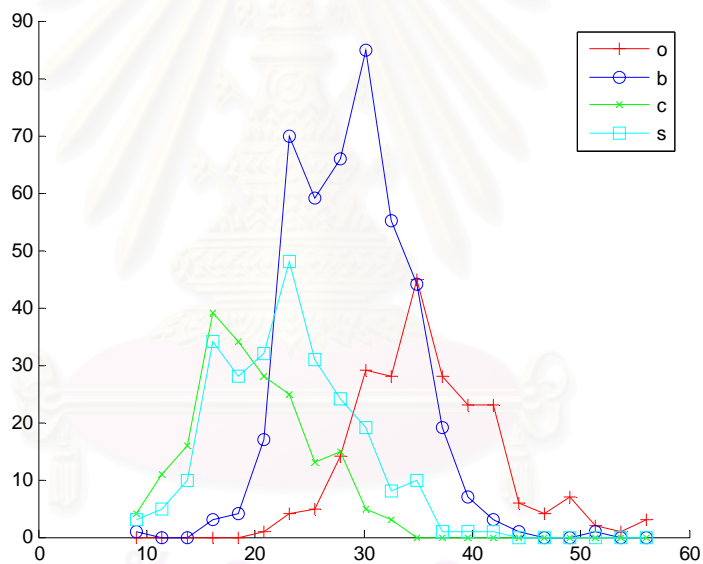
- [12] R. M. Cesar, Junior and L. D. F. Costa. Towards Effective Planar Shape Representation with Multiscale Digital Curvature Analysis based on Signal Processing Techniques. Pattern Recognition, 29 (1996): 1559-1569.
- [13] R. C. Gonzalez and R. E. Woods. Digital Image Processing. U.S.A: Prentice-Hall, 2002.
- [14] W. Xiaohong and Z. Rongchun. A New Method for Image Normalization. in International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing May 2-4. Hong Kong. pp. 356-359. 2001.
- [15] G. Borgefors. Distance Transformations in Digital Images. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 34 (1986): 344-371.
- [16] V. Kecman. Learning and soft computing: support vector machines, neural networks, and fuzzy logic models. 1 ed. U.S.A.: The MIT Press, 2001.
- [17] อัจฉริย์ จันทลักษณ์. หลักการสถิติเพื่อการวิเคราะห์ข้อมูลทั่วไป. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, 2541.

## ภาคผนวก ก

### การกระจายของค่าลักษณะ

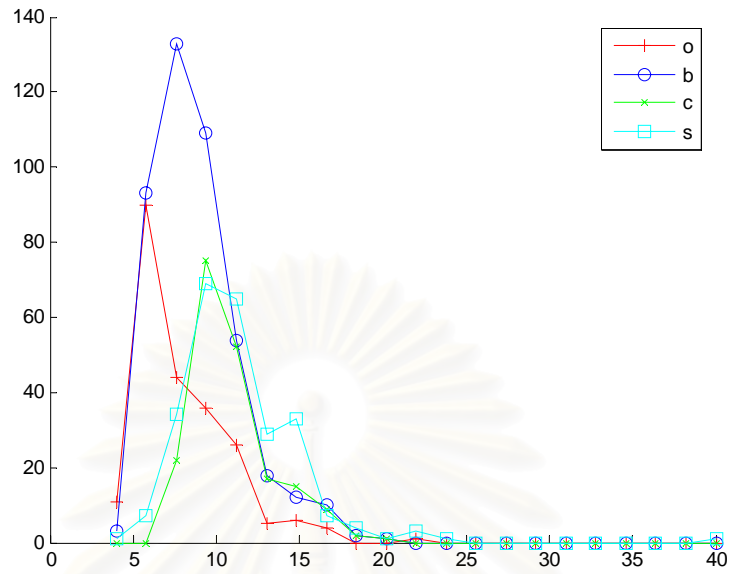
กราฟแสดงการกระจายของค่าลักษณะจะแยกค่าลักษณะตามประเภทรูปร่างนิวเคลียส กราฟการกระจายมีแกนอนเป็นค่าลักษณะ ส่วนแกนตั้งเป็นความถี่ของลักษณะในค่าช่วงนั้น ๆ เส้นทั้ง 4 เส้นแทนประเภทรูปร่างนิวเคลียสแต่ละประเภท โดยรูปร่างกลมด้วยเส้น o รูปร่างถั่วแทนด้วยเส้น b รูปร่างซีแทนด้วยเส้น c และรูปร่างเชกเมนต์แทนด้วยเส้น s

#### ก.1 การกระจายค่าลักษณะของลักษณะโครงสร้าง

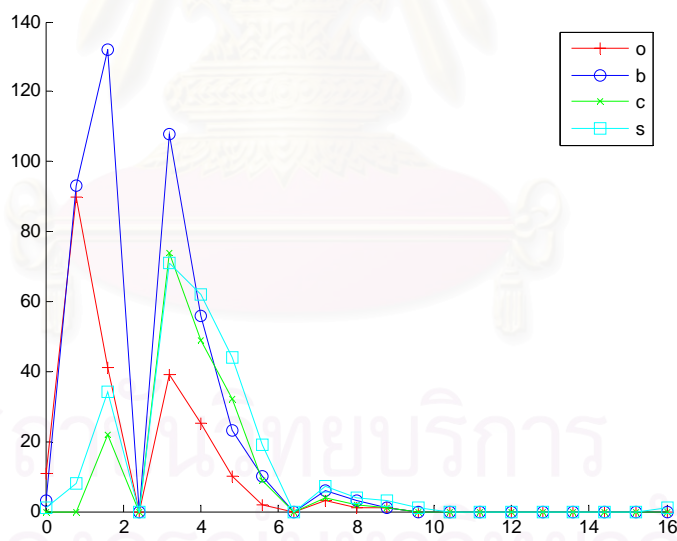


รูปที่ ก.1 การกระจายของลักษณะจำนวนเส้นเชื่อมทั้งหมด (1)

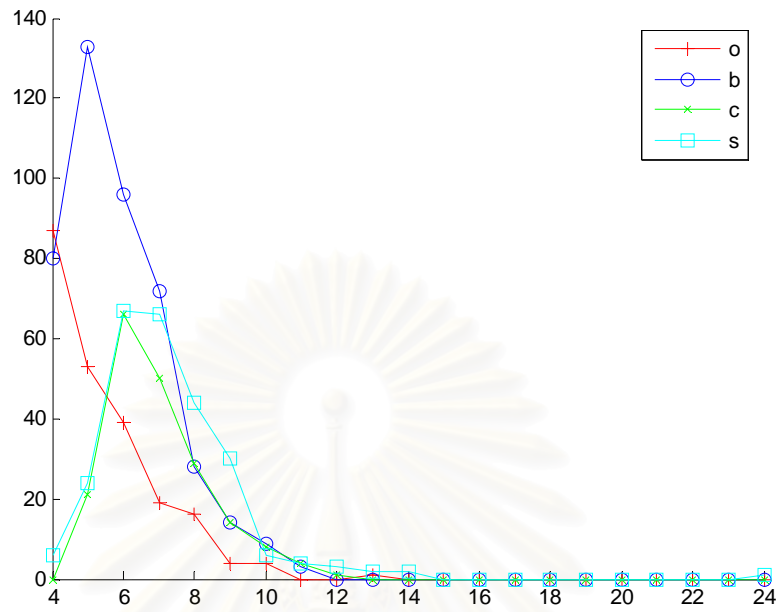




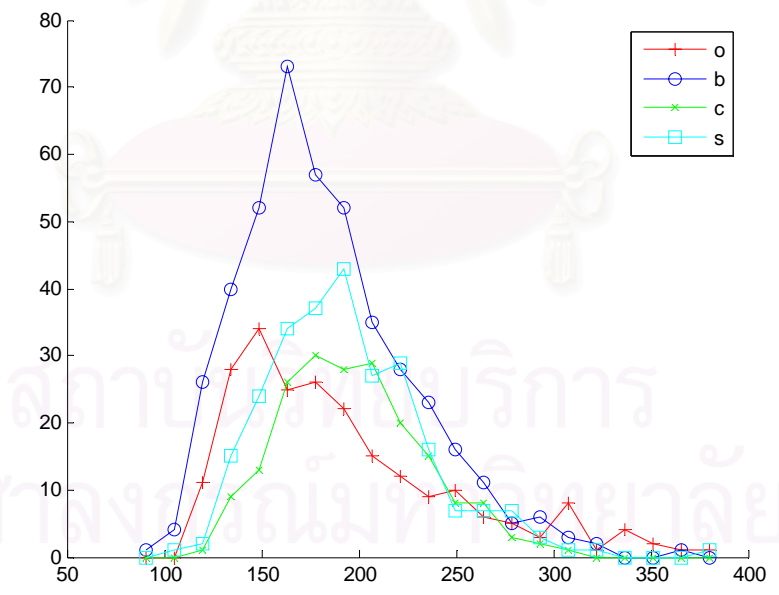
รูปที่ ก.2 การกระจายของลักษณะจำนวนเส้นเชื่อมที่เป็นเส้นเชื่อมภายในเส้นโครงร่าง (2)



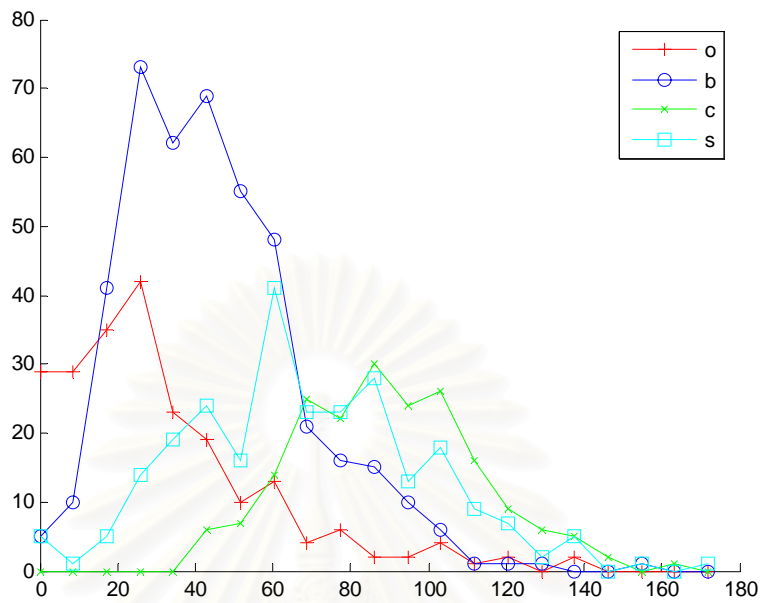
รูปที่ ก.3 การกระจายของลักษณะจำนวนเส้นเชื่อมที่เป็นเส้นกิ่งของเส้นโครงร่าง (3)



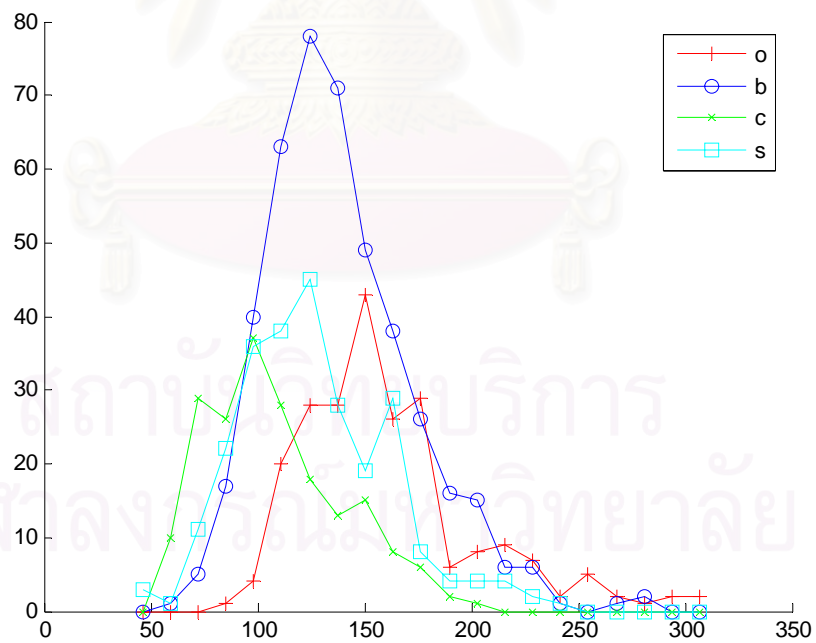
รูปที่ ก.4 การกระจายของลักษณะความยาวรวมของเส้นเชื่อมทั้งหมด (4)



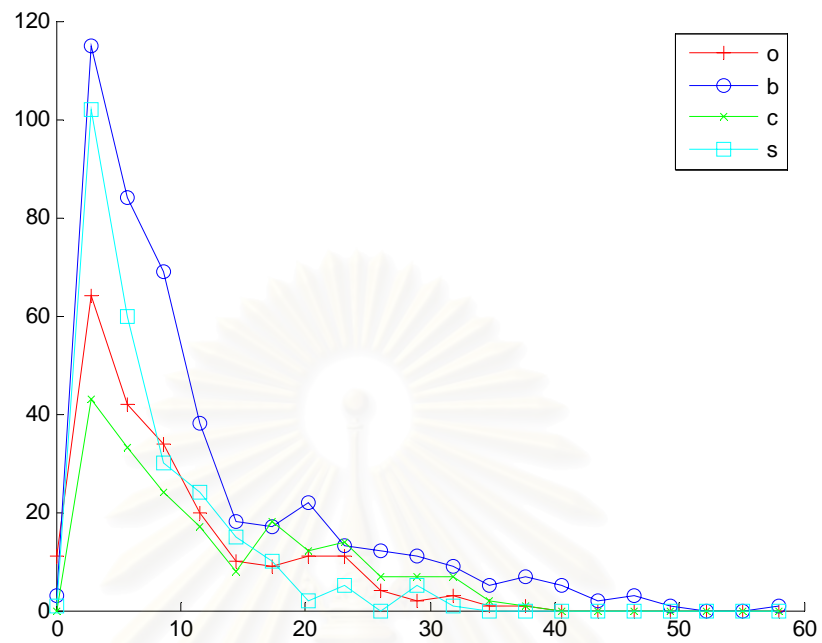
รูปที่ ก.5 การกระจายของลักษณะความยาวรวมของเส้นแกน (5)



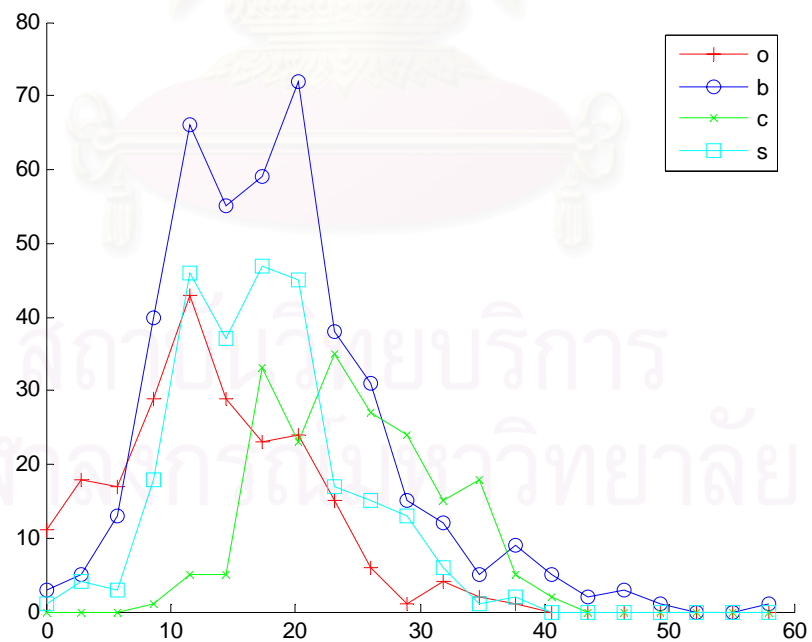
รูปที่ ก.6 การกระจายของลักษณะความยาวรวมของเส้นกึ่ง (6)



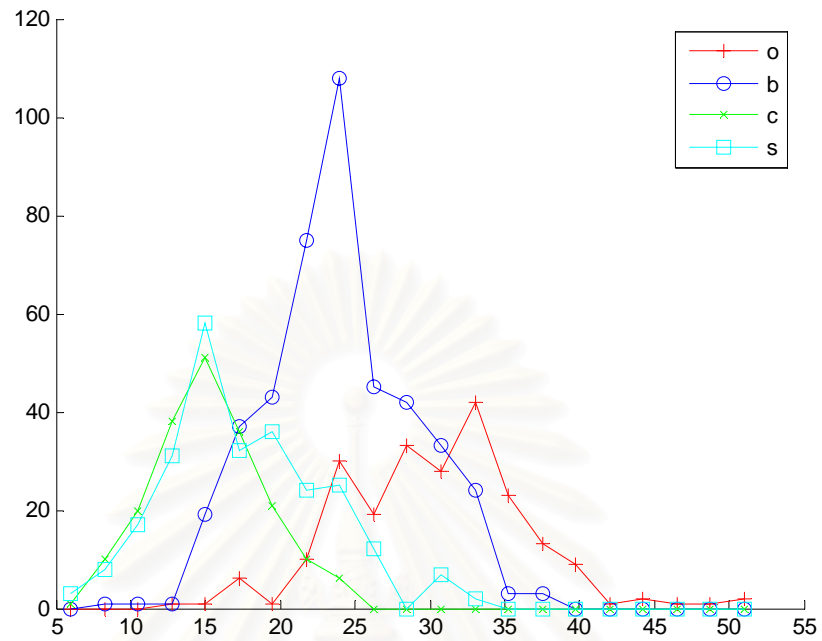
รูปที่ ก.7 การกระจายของลักษณะความยาวของเส้นเชื่อมที่สั้นที่สุด (7)



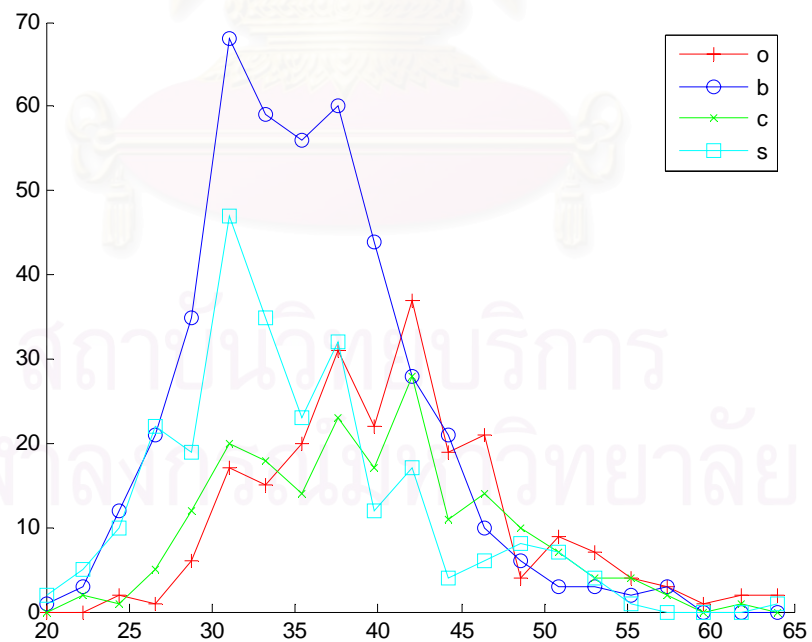
รูปที่ ก.8 การกระจายของลักษณะความยาวเฉลี่ยของเส้นแกน (8)



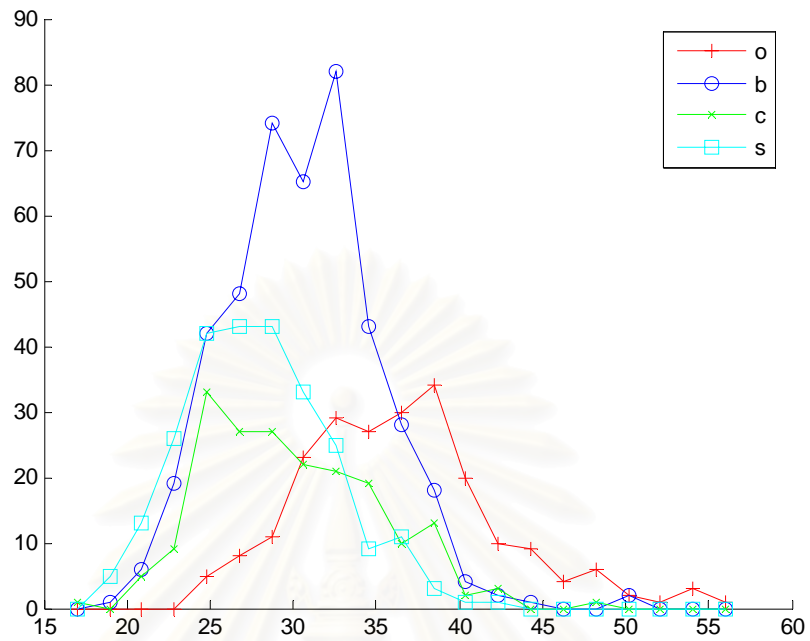
รูปที่ ก.9 การกระจายของลักษณะความยาวเฉลี่ยของเส้นกิ่ง (9)



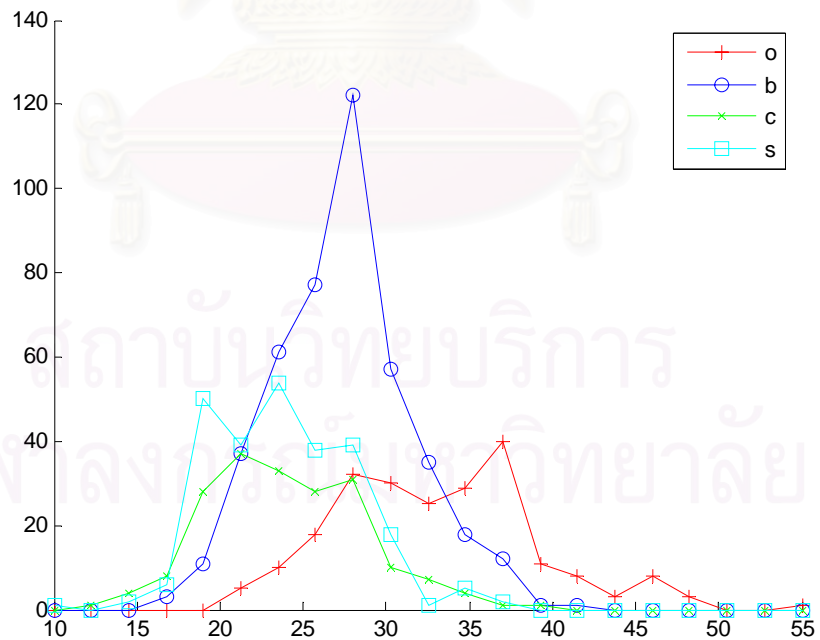
รูปที่ ก.10 การกระจายของลักษณะความยาวของเส้นเชื่อมที่ยาวที่สุด (10)



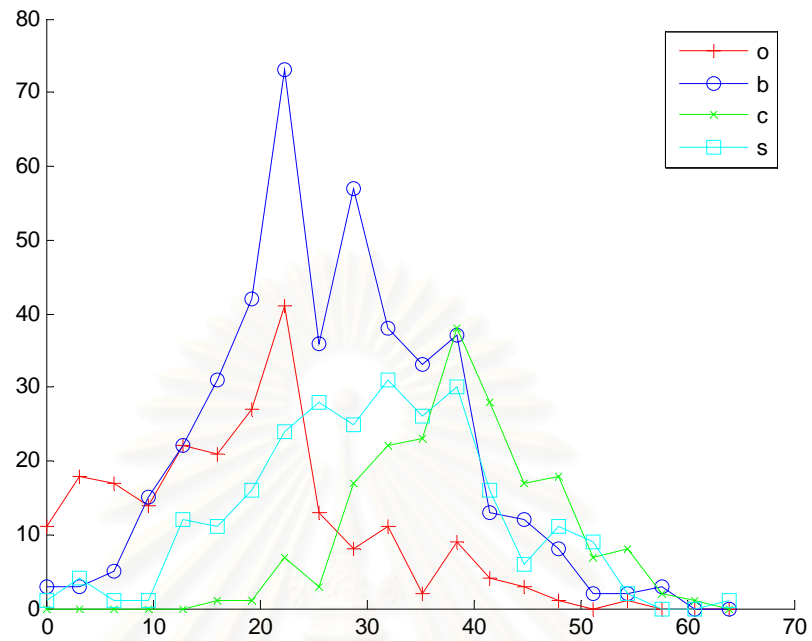
รูปที่ ก.11 การกระจายของลักษณะความยาวของเส้นเชื่อมที่ยาวอันดับสอง (11)



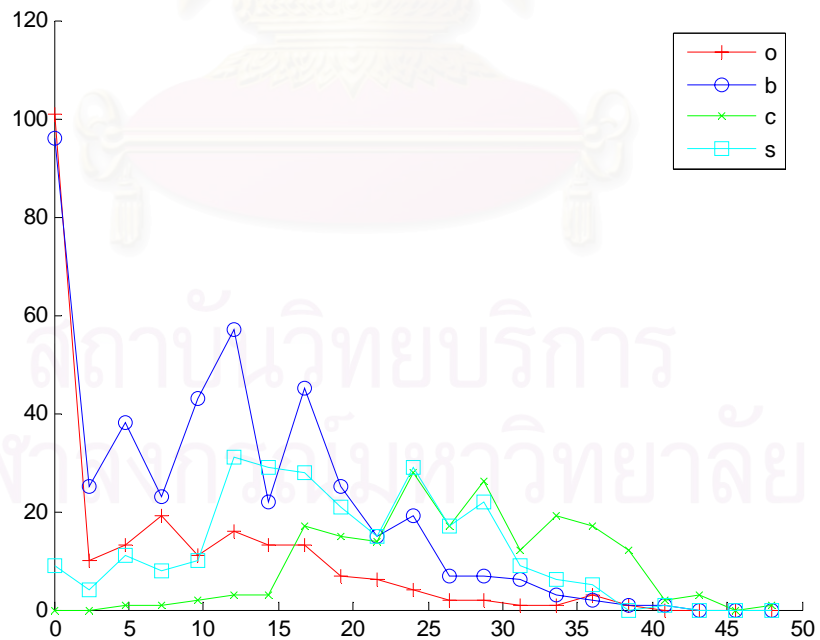
รูปที่ ก.12 การกระจายของลักษณะความยาวของเส้นเชื่อมที่ยาวอันดับสาม (12)



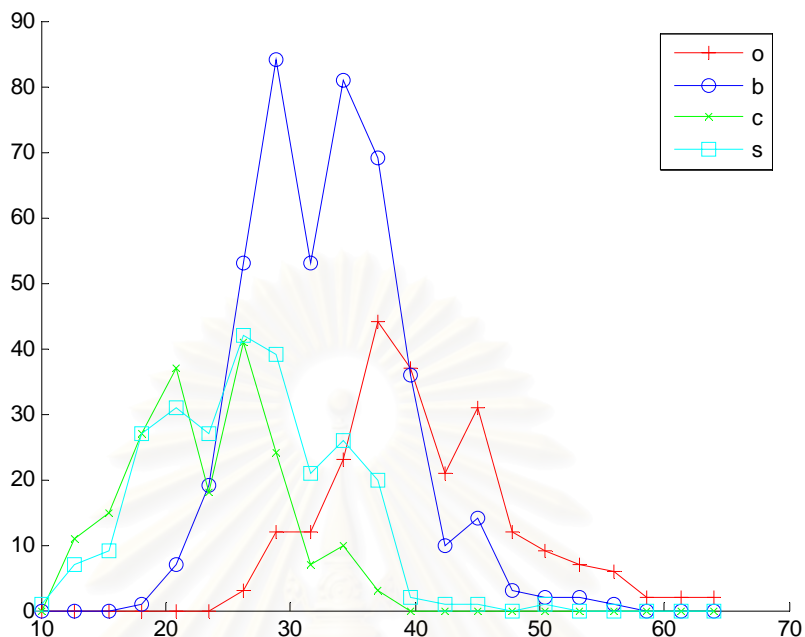
รูปที่ ก.13 การกระจายของลักษณะความยาวของเส้นแกนที่ยาวที่สุด (13)



รูปที่ ก.14 การกระจายของลักษณะความยาวของเส้นแกนที่ยาวอันดับสอง (14)



รูปที่ ก.15 การกระจายของลักษณะความยาวของเส้นกึ่งที่ยาวที่สุด (15)



รูปที่ ก.16 การกระจายของลักษณะความยาวของเส้นกึ่งที่ยาวอันดับสอง (16)

จากการกระจายของค่าลักษณะโครงสร้างทั้ง 16 ลักษณะ จะพบว่าการกระจายของค่าลักษณะของประเภทรูปร่างนิวเคลียสแต่ละลักษณะค่อนข้างคล้ายกัน การกระจายของรูปร่างแบบกลม (o) มักจะแยกออกจากการกระจายของรูปร่างซี (c) และรูปร่างเซกเมนต์ (s) โดยที่การกระจายค่าลักษณะของรูปร่างซีและรูปร่างเซกเมนต์จะมีการกระจายคล้ายกัน แต่รูปร่างเซกเมนต์จะมีการกระจายไปทางด้านรูปร่างกลมมากกว่า ส่วนการกระจายของรูปร่างถั่วนั้นจะครอบคลุมช่วงการกระจายเกือบทั้งหมด จากกราฟการกระจายจะเห็นได้ว่ารูปร่างกลมและรูปร่างซีมีการกระจายที่แตกต่างกันมากกว่าการกระจายของรูปร่างอื่น

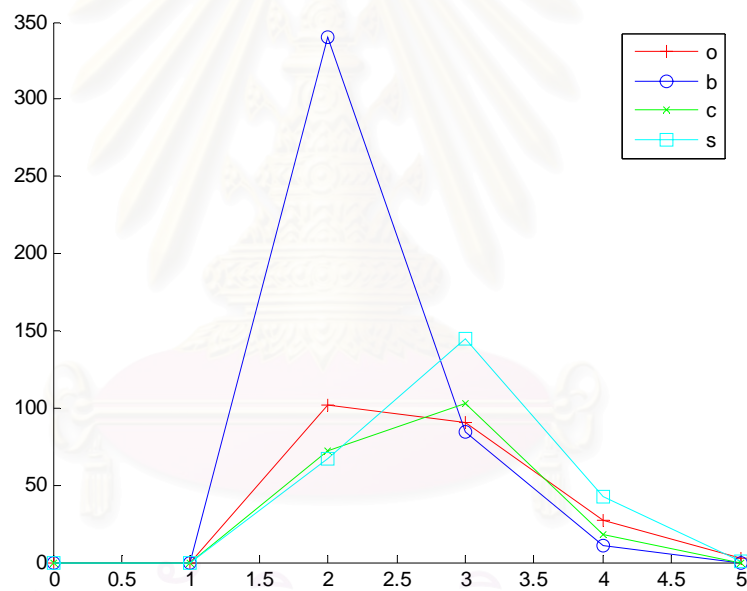
เมื่อพิจารณาการกระจายของค่าลักษณะโครงสร้างจะพบว่าการกระจายของรูปร่างแต่ละประเภทไม่แตกต่างกันมากนัก หากพิจารณาเส้นโครงสร้างที่ได้จากรูปร่างนิวเคลียสจะพบว่าเส้นโครงสร้างที่หาได้ของแต่ละลักษณะค่อนข้างคล้ายกันดังตัวอย่างรูปที่ ก.1 ถึงรูปที่ ก.16 เมื่อพิจารณาตัวอย่างของรูปร่างนิวเคลียสและเส้นโครงสร้างแล้วจะพบว่าขอบที่ไม่เรียบของรูปร่างมีผลต่อเส้นโครงสร้างค่อนข้างมาก ลักษณะขอบรูปที่เว้าหรือนูนเพียงเล็กน้อยจะทำให้เกิดเส้นเชื่อมขึ้นได้ดังตัวอย่างรูปที่ ก. ทำให้เส้นโครงสร้างมีเส้นเชื่อมมากกว่าที่คาดไว้ ดังนั้นเมื่อนำมาหาค่าลักษณะจึงทำให้ค่าดังกล่าวไม่แตกต่างกันมากนัก



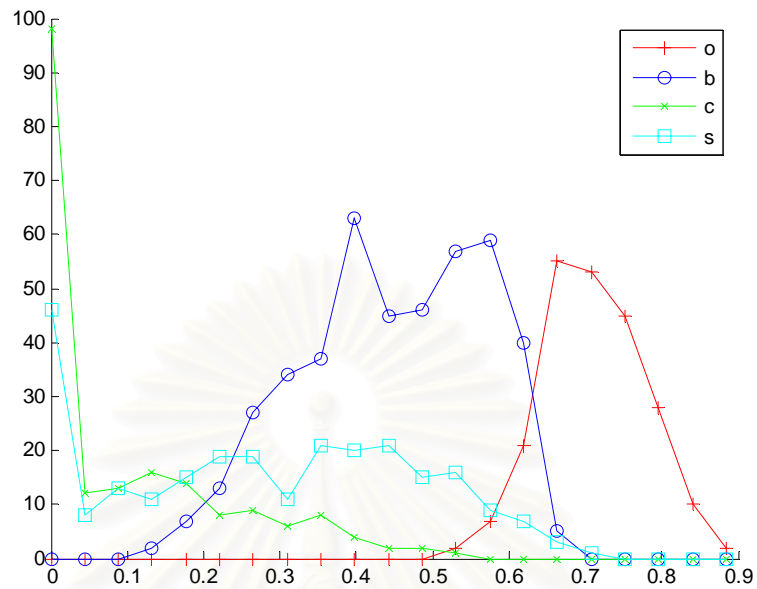


รูปที่ ก.17 ตัวอย่างรูปร่างนิวเคลียสและโครงร่างของรูปร่างนิวเคลียส

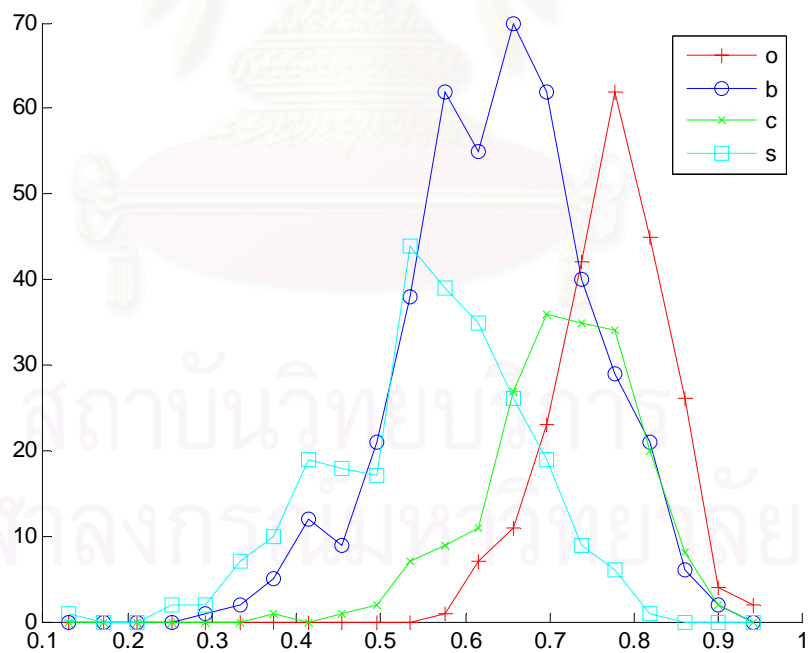
### ก.2 การกระจายของลักษณะรัศมีเส้นขอบ ความโค้งและลักษณะเพิ่มเติม



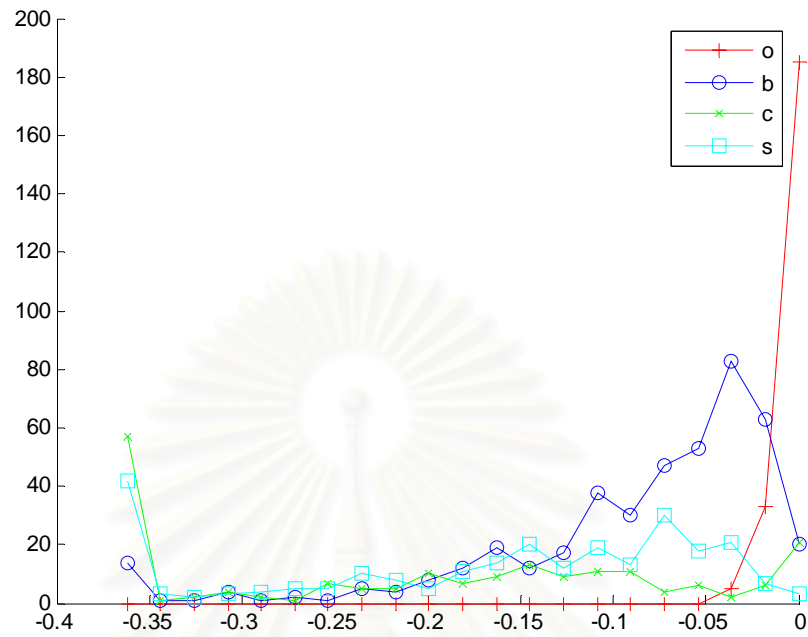
รูปที่ ก.18 การกระจายของลักษณะจำนวนหุบในรัศมีเส้นขอบ (1)



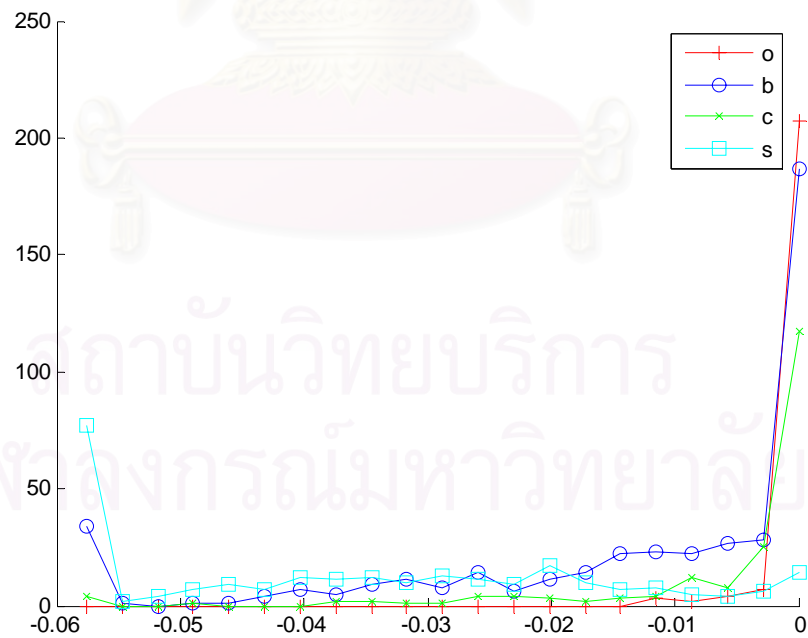
รูปที่ ก.19 การกระจายของลักษณะแอมพิจูดแบบบรรทัดฐานของหุบที่ลึกที่สุดในรัศมีเส้นขอบ (2)



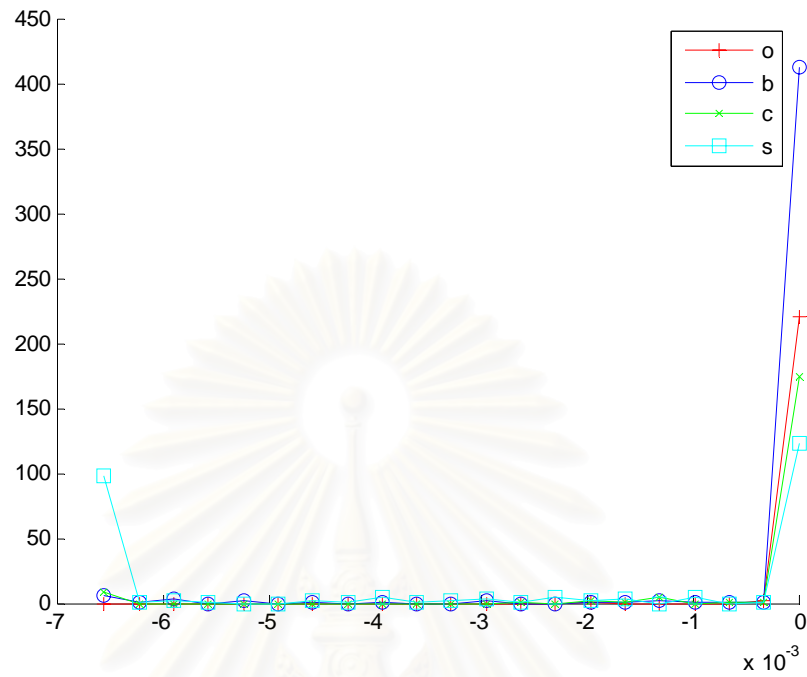
รูปที่ ก.20 การกระจายของลักษณะแอมพิจูดแบบบรรทัดฐานของหุบที่ลึกที่สุดในรัศมีเส้นขอบ (3)



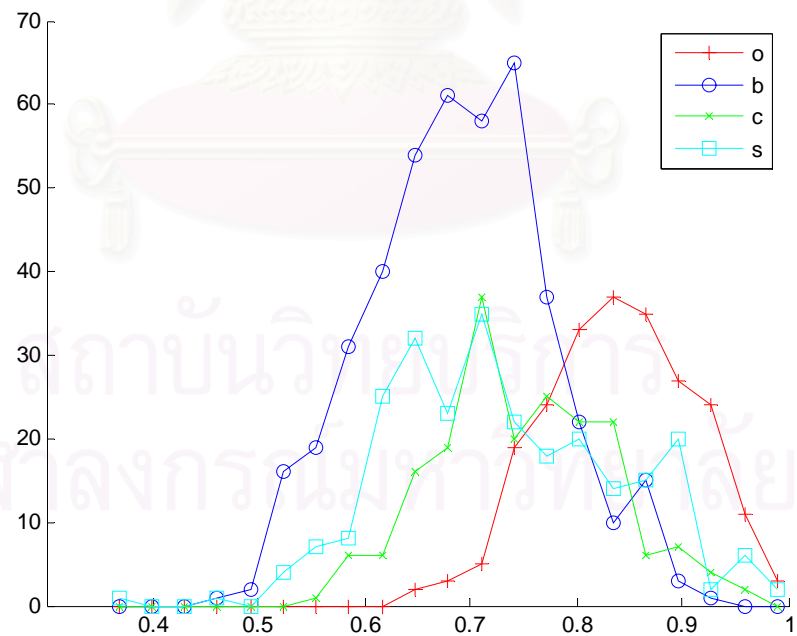
รูปที่ ก.21 การกระจายของลักษณะค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกที่สุดของความโค้ง (4)



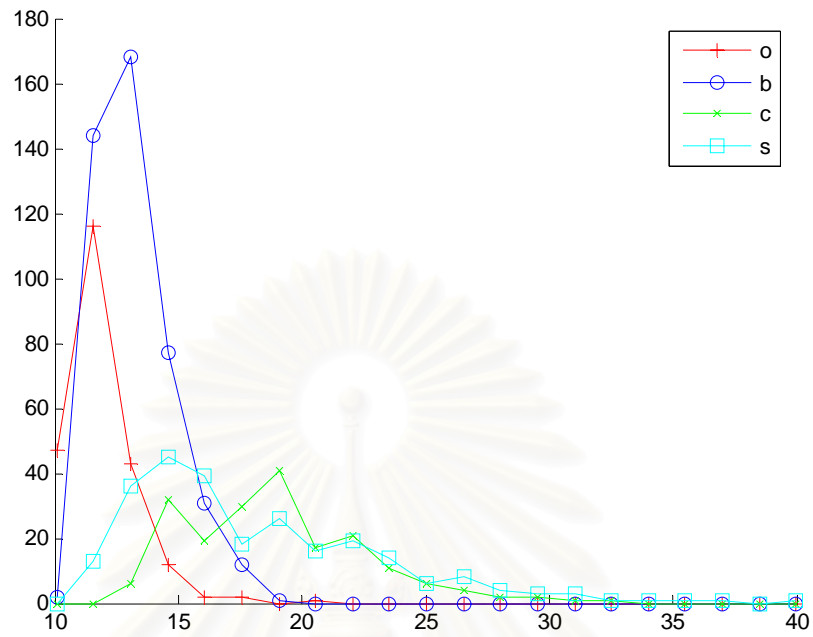
รูปที่ ก.22 การกระจายของลักษณะค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกอันดับสองของความโค้ง (5)



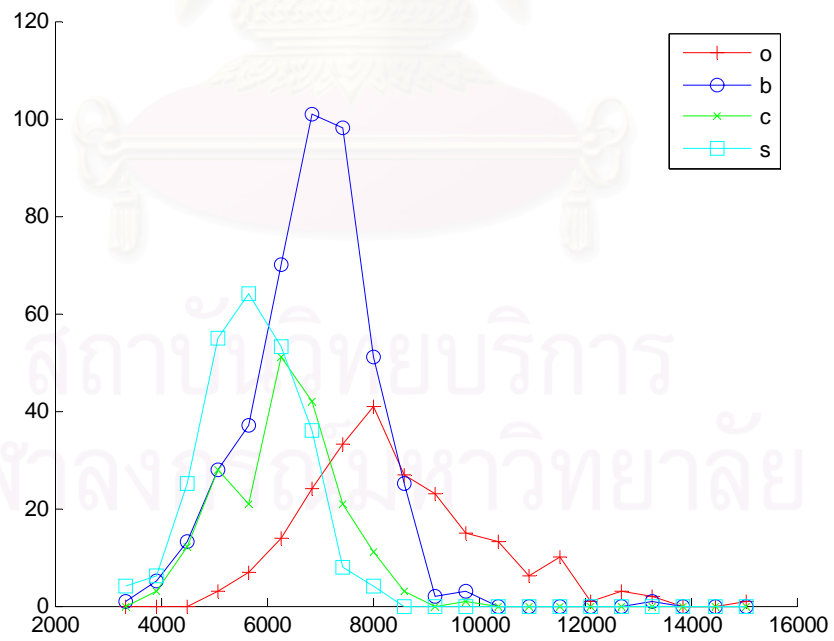
รูปที่ ก.23 การกระจายของลักษณะค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกลงอันดับสามของความโค้ง (6)



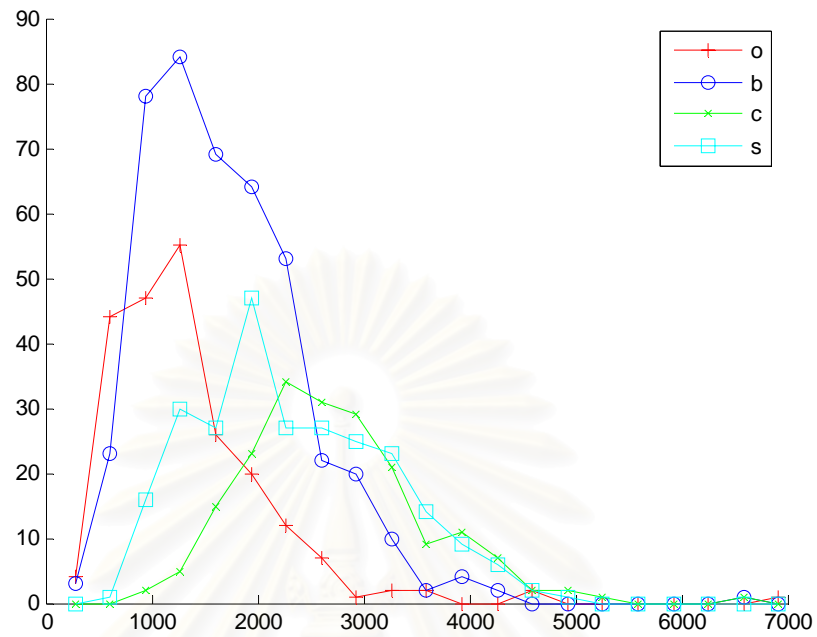
รูปที่ ก.24 การกระจายของลักษณะอัตราส่วนความยาวแกนโทต่อแกนเอก (7)



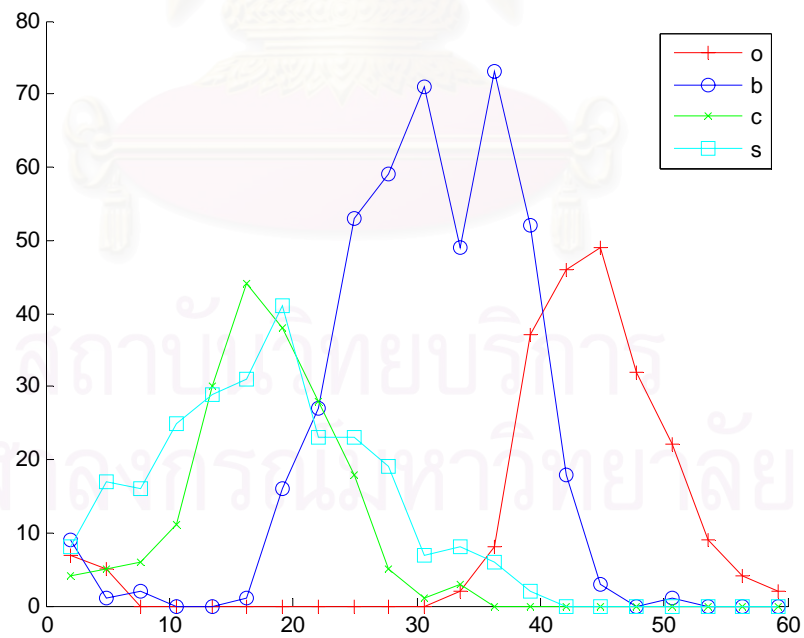
รูปที่ ก.25 การกระจายของลักษณะค่าคอมแพกต์เนส (8)



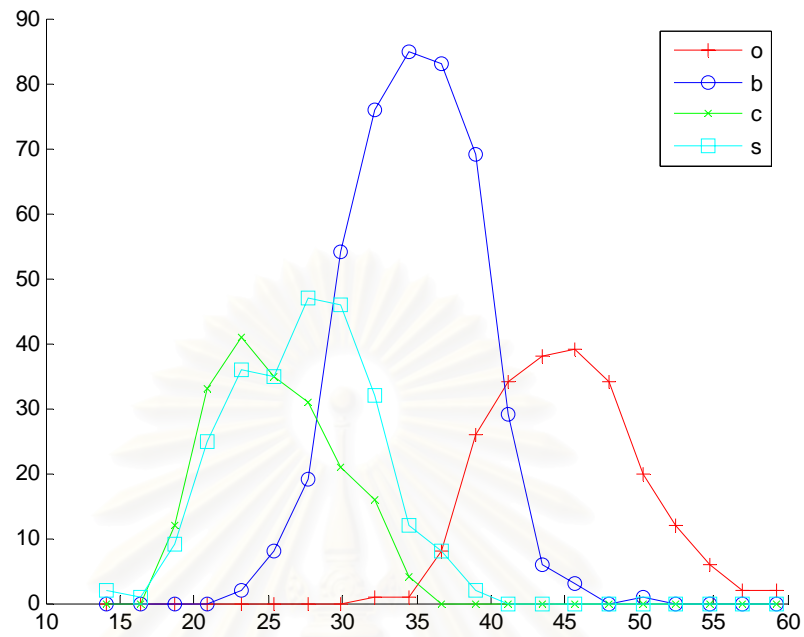
รูปที่ ก.26 การกระจายของลักษณะพื้นที่ (9)



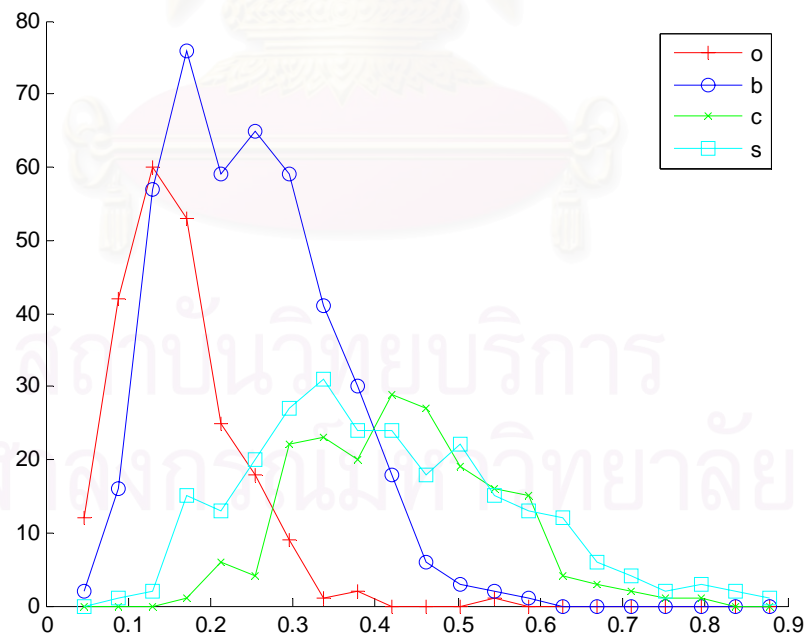
รูปที่ ก.27 การกระจายของลักษณะสมมาตรเชิงหมุน (10)



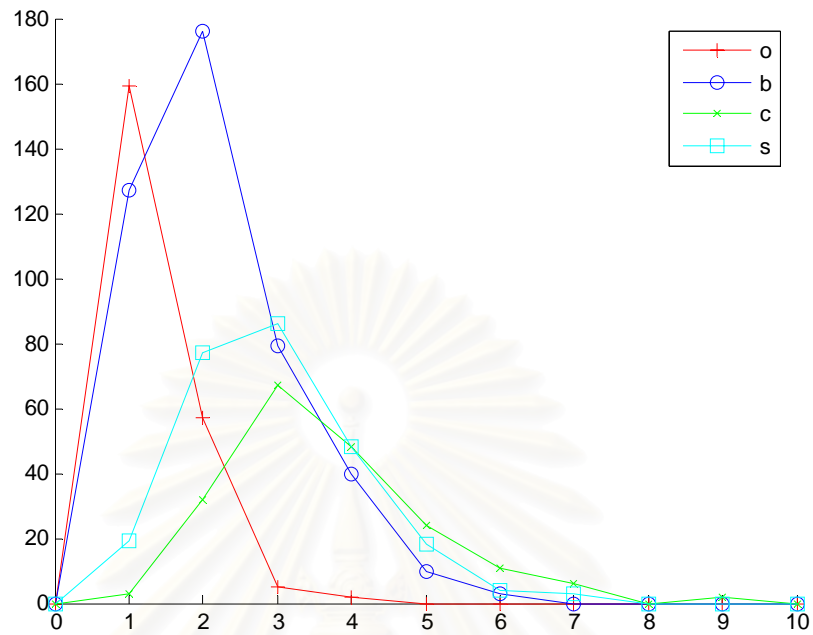
รูปที่ ก.28 การกระจายของลักษณะส่วนแคบสุดของรูปร่างที่หาได้จากการแปลงระยะทาง (11)



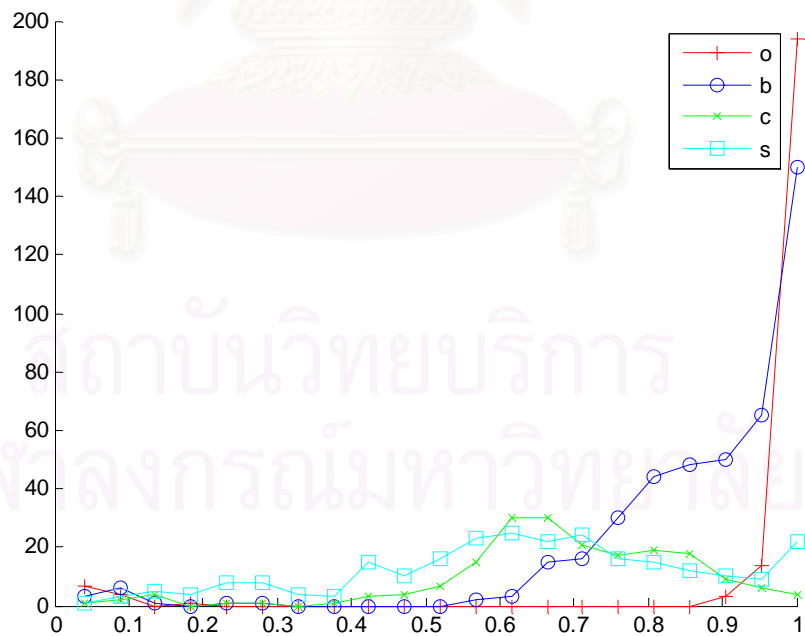
รูปที่ ก.29 การกระจายของลักษณะส่วนกว้างสุดของรูปร่างที่หาได้จากการแปลระยะทาง (12)



รูปที่ ก.30 การกระจายของลักษณะจำนวนพู่ที่หาได้จากการแปลระยะทาง (13)



รูปที่ ก.31 การกระจายของลักษณะอัตราส่วนสมมาตรเชิงมุมต่อพื้นที่ (14)

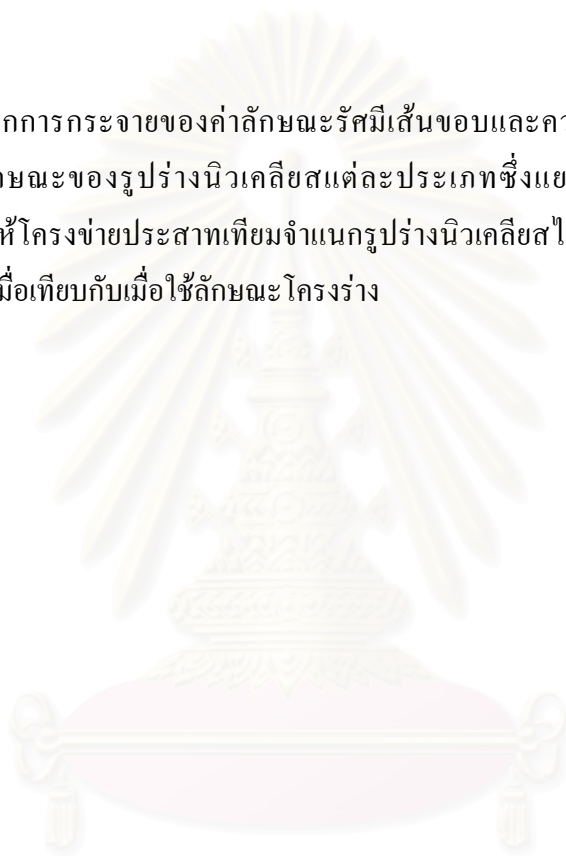


รูปที่ ก.32 การกระจายของลักษณะอัตราส่วนแคบสุดต่อส่วนกว้างสุดของรูปร่าง (15)



การกระจายของค่าลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งทั้ง 6 ลักษณะนั้นมีความแตกต่างกันอย่างเห็นได้ชัด ตัวอย่างเช่น ลักษณะที่ 1 ตามรูปที่ ก.18 รูปร่างถั่วจะอยู่ที่ค่า 2 มากกว่ารูปร่างอื่น ส่วนในลักษณะที่ 2 ตามรูปที่ ก.19 รูปร่างกลมจะแตกต่างจากรูปร่างซี่มากซึ่งน่าจะเป็นผลให้โครงข่ายประสาทเทียมจำแนกรูปร่างทั้งสองออกจากกันได้ดี นอกจากนั้นรูปร่างกลมยังแยกจากรูปร่างเชกเมนต์ค่อนข้างมากเช่นกัน ส่วนในลักษณะที่ 6 ตามรูปที่ ก.23 รูปร่างเชกเมนต์บางส่วนแยกจากรูปร่างอื่น

จากการกระจายของค่าลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งที่แตกต่างกันและการกระจายของค่าลักษณะของรูปร่างนิวเคลียสแต่ละประเภทซึ่งแยกจากกันชัดเจนกว่าลักษณะโครงร่างน่าจะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมจำแนกรูปร่างนิวเคลียสได้ดีกว่าเมื่อใช้ลักษณะรัศมีเส้นขอบและความโค้งเมื่อเทียบกับเมื่อใช้ลักษณะโครงร่าง



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

## ภาคผนวก ข

### บทความที่นำเสนอในงานการประชุมวิชาการ

บทความเรื่อง “การรู้จำรูปร่างนิวเคลียสโดยใช้อัตราส่วนความยาวแกนโทต่อความยาวแกนเอกและค่าคอมแพคต์เนส” นำเสนอในงานการประชุมวิชาการ The 9th National Computer Science and Engineering Conference จัดขึ้นที่มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย กรุงเทพมหานคร ระหว่างวันที่ 27-28 ตุลาคม พ.ศ. 2548 และบทความนี้ได้ตีพิมพ์ใน Proceeding of the 9th National Computer Science and Engineering Conference



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

# การรู้จำรูปร่างนิวเคลียสโดยใช้อัตราส่วนความยาวแกนโทต่อความยาวแกนเอก

## และค่าคอมแพคต์เนส

### Nucleus Shape Recognition by using Minor Axis Length to Major Axis Length Ratio and Compactness

วรพงษ์ ตันตศิริโรจน์<sup>1</sup>      สืบสกุล พิภพมงคล<sup>1</sup>      บุญศรี มหากิตติคุณ<sup>2</sup>

Vorapong Tantisiriroj   Suebskul Phiphobmongkol   Boonsri Mahakittikun

Department of Computer Engineering, Chulalongkorn University<sup>1</sup>

Department of Clinical Microscopy, Chulalongkorn University<sup>2</sup>

Bangkok, 10330, Thailand

Email: vorapong.t@student.chula.ac.th, suebskul.p@chula.ac.th, boonsri.m@chula.ac.th

#### บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการรู้จำรูปร่างนิวเคลียสของนิวโทรฟิลโดยใช้อัตราส่วนความยาวแกนโทต่อความยาวแกนเอกของวงรีที่มีค่าโมเมนต์ศูนย์กลางลำดับที่สองปกติเท่ากับรูปร่างของนิวเคลียส และค่าคอมแพคต์เนส เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการรู้จำรูปร่างของนิวเคลียสร่วมกับการใช้ค่ารัศมีเส้นขอบและความโค้ง ผลการทดลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมพบว่าความแม่นยำในการรู้จำเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 82.85 เป็นร้อยละ 88.30 เมื่อเพิ่มลักษณะสองลักษณะข้างต้น

**คำสำคัญ:** โครงข่ายประสาทเทียม การสกัดลักษณะ การรู้จำรูปร่าง

#### Abstract

*This paper presents recognition of nucleus of neutrophil by using minor axis length to major axis length ratio of ellipse that has the same normalized*

*second central moment as a nucleus shape and compactness. They were used as additional features to improve accuracy of nucleus shape recognition by using contour radius and curvature. The experiment, using artificial neuron network, gave results showing the accuracy increases from 82.85% to 88.30% when the proposed features were used.*

**Key Words:** Neural Networks, Feature Extraction, Shape Recognition

#### 1. บทนำ

ในการตรวจร่างกายและการวินิจฉัยโรคนั้นขั้นตอนหนึ่งที่สำคัญคือการตรวจเลือด ส่วนหนึ่งมีการนับเม็ดเลือดแยกตามประเภทโดยนำสไลด์ของสเมียร์เลือดไปย้อมสีแล้วนำมาส่องดูด้วยกล้องจุลทรรศน์ ผู้เชี่ยวชาญจะแยกประเภทของเม็ดเลือดตามลักษณะการติดสีย้อม รูปร่างขนาด และลักษณะแกรนูลของเม็ดเลือดแต่ละชนิด

ในการแยกชนิดของเม็ดเลือดขาวในเลือดของคนปกติสามารถแยกออกเป็นห้าชนิด [1] คือ นิวโทรฟิล

(Neutrophils) อีโอสิโนฟิล (Eosinophils) เบโซฟิล (Basophils) ลิมโฟไซต์ (Lymphocytes) และโมโนไซต์ (Monocytes) โดยในคนปกติจะมีสัดส่วนของเม็ดเลือดขาวแต่ละชนิดค่อนข้างแน่นอน แต่หากมีความผิดปกติเกิดขึ้นจะทำให้สัดส่วนดังกล่าวเปลี่ยนไป นอกจากนี้อาจมีเม็ดเลือดขาวที่ยังไม่เจริญเต็มที่ออกมาอยู่ในกระแสเลือดได้

ในกรณีของเม็ดเลือดขาวชนิดนิวโทรฟิลสามารถแยกออกเป็นสองประเภท [1] ตามรูปร่างของนิวเคลียสคือ นิวโทรฟิลแถบ (Band Neutrophils) ซึ่งเป็นนิวโทรฟิลที่ยังไม่เจริญเต็มที่และนิวโทรฟิลเซกเมนต์ (Segmented Neutrophils) ซึ่งเป็นนิวโทรฟิลที่เจริญโตเต็มที่แล้ว โดยปกตินิวโทรฟิลแถบจะมีสัดส่วนในเลือดประมาณร้อยละ 2-6 และนิวโทรฟิลเซกเมนต์จะมีสัดส่วนในเลือดร้อยละ 50-70 แต่เมื่อมีการติดเชื้อแบคทีเรียหรือมีความผิดปกติเกิดขึ้น สัดส่วนของนิวโทรฟิลแถบจะสูงขึ้นมากกว่าปกติ เรียกว่าเกิดเลื่อนซ้าย (Shift to the Left) [2] ในการแยกชนิดนิวโทรฟิลดังกล่าวจะใช้รูปร่างของนิวเคลียสเป็นเกณฑ์ โดยนิวโทรฟิลแถบจะมีรูปร่างเป็นแท่งโค้งหรือรูปร่างคล้ายเมล็ดถั่วและไม่มีส่วนคอด ส่วนนิวโทรฟิลเซกเมนต์นั้นจะมีลักษณะของนิวเคลียสที่เป็นพูอย่างชัดเจน ซึ่งโดยปกติจะมีประมาณ 2-5 พู

ในงานวิจัยเกี่ยวกับการจำแนกประเภทเม็ดเลือดนั้น งานวิจัยของ Kim และคณะ [3] จำแนกเม็ดเลือดขาวออกเป็นห้าชนิดคือ นิวโทรฟิล อีโอสิโนฟิล เบโซฟิล ลิมโฟไซต์ และโมโนไซต์ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคคัพรอปเกชัน (Back Propagation Neural Network) โดยใช้ตัวอย่างเม็ดเลือด 410 เซลล์ สามารถแยกได้ถูกต้อง 330 เซลล์คิดเป็นร้อยละ 80 งานวิจัยของ Bikhet และคณะ [4] จำแนกเม็ดเลือดขาวออกเป็นห้าชนิดเช่นเดียวกัน โดยให้ผลการแยกถูกต้อง 63 เซลล์จากทั้งหมด 70 เซลล์ คิดเป็นร้อยละ 90 ในงานของ Ongun และคณะ [5] แบ่งเม็ดเลือดออกเป็น 12 ประเภทใช้จำนวนตัวอย่าง 258 เซลล์ โดยใช้วิธีการจำแนกหลายวิธีเพื่อเปรียบเทียบกันคือ เคอน

เอน (k-NN – k-Nearest Neighbor) แอลวีคิว (LVQ – Linear Vector Quantization) เอ็มแอลพี (MLP – Multi Layer Perceptron) และ เอสวีเอ็ม (SVM – Support Vector Machine) โดยได้ผลความแม่นยำร้อยละ 81 83 90 และ 91 ตามลำดับ งานวิจัยของ Sinha และ Ramakrishnan [6] จำแนกประเภทเม็ดเลือดออกเป็นห้าชนิดเช่นเดียวกับในงานวิจัยของ Kim และคณะ โดยใช้ตัวอย่างเลือด 186 เซลล์ โดยแยกการจำแนกออกเป็นสามกลุ่มคือกลุ่มที่ใช้ลักษณะพื้นผิว กลุ่มที่ใช้ลักษณะรูปร่าง และสี และกลุ่มที่ใช้ลักษณะของทั้งสองกลุ่มร่วมกัน พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลดีที่สุดเมื่อใช้ลักษณะรูปร่างและสี โดยมีความแม่นยำร้อยละ 97.1 แต่หากใช้ลักษณะทั้งสองกลุ่มร่วมกันจะทำให้ความแม่นยำลดลงเหลือร้อยละ 94.1 เท่ากับการใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่ใช้ลักษณะร่วมของทั้งสองกลุ่ม ในงานวิจัยที่กล่าวมาข้างต้นไม่มีการแยกนิวโทรฟิลออกเป็นชนิดแถบและชนิดเซกเมนต์

ในงานวิจัยของ He และ Wilder [7] ได้เสนอการจำแนกรูปร่างของนิวเคลียสโดยใช้ลักษณะรัศมีและความโค้งของเส้นขอบ โดยแยกรูปร่างของนิวเคลียสออกเป็น 4 ประเภทคือ รูปร่างซี (C Shape) รูปร่างคล้ายไต (Kidney-bean Shape) รูปร่างเลขแปด (Figure-8 Shape) และรูปร่างที่ไม่เป็นแถบ (Non-band Shape) โดยเปรียบเทียบความแม่นยำกับวิธีที่ใช้ค่าสัมประสิทธิ์ของผลการแปลงฟูเรียร์ โดยป้อนข้อมูลของลักษณะที่เสนอและค่าสัมประสิทธิ์ให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคคัพรอปเกชัน พบว่าลักษณะที่ใช้แทนรูปร่างที่เสนอมีความแม่นยำร้อยละ 82 ส่วนการใช้ค่าสัมประสิทธิ์แทนรูปร่างมีความแม่นยำร้อยละ 67

จากวิจัยเกี่ยวกับการจำแนกเม็ดเลือดพบว่ามีการใช้ค่าคอมแพคต์เนสเป็นลักษณะในการจำแนก [4, 5] นอกจากนี้ในงานวิจัยเกี่ยวกับการค้นคืนภาพมีการใช้ค่าคอมแพคต์เนสและความเอียงศูนย์กลาง (Eccentricity) ในการค้นคืนภาพ [8] ลักษณะรูปร่างนิวเคลียสก็มีลักษณะที่

แตกต่างกันซึ่งอาจใช้ค่าทั้งสองแทนลักษณะของรูปร่างนิวเคลียสได้เช่นกัน

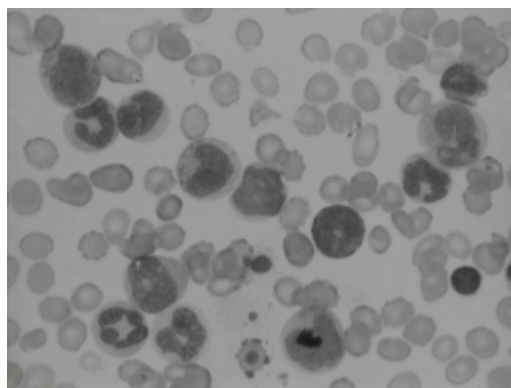
งานวิจัยนี้ได้ใช้วิธีเพิ่มความแม่นยำในการรู้จำรูปร่างของนิวเคลียส โดยการเพิ่มลักษณะสองลักษณะคือ อัตราส่วนความยาวแกนโทต่อความยาวแกนเอก (Minor Axis Length to Major Axis Length Ratio) และคอมแพคตเนส (Compactness) เพื่อป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

ในบทความนี้จะกล่าวถึงหัวข้อตามลำดับดังนี้ เริ่มด้วยการเตรียมภาพรูปร่างของนิวเคลียสจากภาพถ่ายจากกล้องจุลทรรศน์ จากนั้นนำภาพรูปร่างนิวเคลียสที่ได้มาสกัดลักษณะ และทดลองป้อนค่าลักษณะที่ได้ให้แก่โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเปรียบเทียบว่าการเพิ่มลักษณะมีผลให้ความแม่นยำเพิ่มขึ้นหรือไม่

## 2. รูปร่างนิวเคลียส

งานวิจัยนี้นำภาพรูปร่างนิวเคลียสมาจากภาพซึ่งถ่ายจากกล้องจุลทรรศน์ที่ติดตั้งกับกล้องจุลทรรศน์ โดยภาพที่ได้เป็นภาพของสไลด์สเมียร์เลือดที่ผ่านการย้อมสีแล้วและนำมาถ่ายภาพด้วยกำลังขยาย 40 เท่า ที่ความละเอียดของภาพ 1 ล้านพิกเซล ดังรูปที่ 1 (ภาพที่บันทึกได้จริงเป็นภาพสี) จะเห็นเม็ดเลือดแดงมีรูปร่างกลมและมีขนาดเล็กตรงกลางจะโปร่งแสงกว่าเนื่องจากเม็ดเลือดมีลักษณะคล้ายรูปโดนัท ส่วนเม็ดเลือดขาวจะมีนิวเคลียสอยู่ภายในและมีสีเข้มกว่า

เมื่อได้ภาพจากกล้องจุลทรรศน์แล้วจึงนำมาแยกส่วนนิวเคลียสของเม็ดเลือดขาวออกจากส่วนอื่นของภาพโดยใช้อัลกอริทึมที่ดัดแปลงจากที่ Park และคณะได้เสนอไว้ [9] จะได้รูปร่างของนิวเคลียสตามรูปที่ 2 เป็นภาพไบนารี



รูปที่ 1 แสดงตัวอย่างภาพที่ได้จากกล้องจุลทรรศน์

นำภาพรูปร่างนิวเคลียสของนิวโทรฟิลในระยะเมตาไมโอไซท์ (Metamyelocyte) ถึงระยะเต็มวัย มาแบ่งเป็นสี่ชนิดคือ ชนิดรูปร่างคล้ายเลขแปดหรือคล้ายแท่ง ชนิดรูปร่างคล้ายถั่ว ชนิดรูปร่างคล้ายอักษรซี และชนิดเชกเมนต์ ได้จำนวน 26 70 10 และ 102 ภาพตามลำดับ แล้วนำภาพรูปร่างนิวเคลียสแต่ละภาพมาสกัดลักษณะเพื่อป้อนให้แก่โครงข่ายประสาทเทียมต่อไป



รูปที่ 2 แสดงรูปตัวอย่างรูปร่างนิวเคลียสที่นำมาทดลอง

## 3. การสกัดลักษณะ

งานวิจัยนี้ทำการสกัดลักษณะของรูปร่างนิวเคลียสของนิวโทรฟิลทั้งหมดแปดลักษณะโดย 3 ลักษณะมาจากรัศมี เส้นขอบ 3 ลักษณะมาจากความโค้ง อีก 2 ลักษณะซึ่งนำเสนอในบทความนี้มาจากอัตราส่วนความยาวแกนโท

ต่อความยาวแกนเอก และคอมแพคต์เนสตามลำดับ โดยมีรายละเอียดดังนี้

### 3.1 รัศมีเส้นขอบ

รัศมีเส้นขอบหาได้จากระยะจากจุดกึ่งกลางรูปไปยังเส้นขอบโดยเริ่มจากจุดบนเส้นขอบจุดใดจุดหนึ่งแล้วหาค่ารัศมีไปตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกา ตามสมการที่ 1 โดย  $r_i$  คือค่ารัศมีเส้นขอบของจุด  $(x_i, y_i)$  โดยมีจุด  $(x_c, y_c)$  เป็นจุดกึ่งกลางรูป

$$r_i = \sqrt{|x_i - x_c|^2 + |y_i - y_c|^2} \quad (1)$$

### 3.2 ความโค้ง

ค่าความโค้งเป็นค่าความโค้งของเส้นขอบโดยหาได้จากผลต่างเชิงอนุพันธ์อันดับหนึ่งและอันดับสองของค่า  $x$  และ  $y$  ที่ตำแหน่ง  $t$  ใดๆ ซึ่งเสนอโดย Cesar และ Costa [10] ดังสมการที่ 2

$$k(t) = \frac{\dot{x}\ddot{y} - \ddot{x}\dot{y}}{(\dot{x}(t)^2 + \dot{y}(t)^2)^{\frac{3}{2}}} \quad (2)$$

โดย

$$\dot{x} = \frac{dx}{dt}, \ddot{x} = \frac{d^2x}{dt^2}, \dot{y} = \frac{dy}{dt}, \ddot{y} = \frac{d^2y}{dt^2}$$

### 3.3 อัตราส่วนความยาวแกนโทต่อความยาวแกนเอก

แกนเอกและแกนโทที่ใช้ในที่นี้เป็นแกนของวงรีที่มีโมเมนต์ศูนย์กลางอันดับสองปกติ (Normalized Second Central Moment) เท่ากับรูปร่างของนิวเคลียส การหาโมเมนต์ศูนย์กลางอันดับใดๆ ของภาพหาได้จากสมการที่ 3 [11]

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (3)$$

เนื่องจากรูปที่นำมาใช้เป็นรูปไบนารีดังนั้นค่า  $f(x, y)$

จึงมีค่า 0 และ 1 เท่านั้น

ความยาวแกนเอกและความยาวแกนโทของวงรีหาได้จากโมเมนต์อันดับสอง ( $\mu_{11}, \mu_{02}, \mu_{20}$ ) ของรูปร่างนิวเคลียส ดังสมการที่ 4 และสมการที่ 5 โดย  $a$  คือความยาวแกนเอกและ  $b$  คือความยาวแกนโท [12] (หากพิจารณาสมการที่ 3 จะพบว่า  $\mu_{00}$  คือพื้นที่ของรูป)

$$a = 2 \left( \frac{\mu_{20} + \mu_{02} + \left[ (\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2 \right]^{\frac{1}{2}}}{\frac{\mu_{00}}{2}} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (4)$$

$$b = 2 \left( \frac{\mu_{20} + \mu_{02} - \left[ (\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2 \right]^{\frac{1}{2}}}{\frac{\mu_{00}}{2}} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

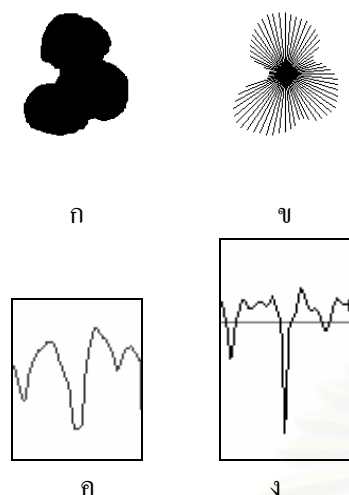
### 3.4 คอมแพคต์เนส

คอมแพคต์เนสเป็นอัตราส่วนระหว่างพื้นที่ต่อเส้นรอบรูป โดยมีค่าตามสมการที่ 6 โดยวงกลมจะมีค่าคอมแพคต์เนสสูงสุด [11] ถ้ารูปที่มีขอบเป็นหยักมากขึ้นจะมีค่าคอมแพคต์เนสต่ำลง

$$compactness = \frac{area}{perimeter^2} \quad (6)$$

### 3.4 ลักษณะที่ใช้ในการรู้จำรูปร่างนิวเคลียส

ในการทดลองนี้ใช้ลักษณะทั้งหมดแปดลักษณะดังตารางที่ 1 โดยทดลองสองครั้ง ครั้งแรกทดลองโดยใช้ลักษณะที่ 1-6 ตามที่ He และ Wilder [7] เสนอไว้ดังรูปที่ 3 ส่วนการทดลองครั้งหลังเป็นการทดลองโดยเพิ่มลักษณะที่ 7 และ 8 เพื่อเปรียบเทียบผลการทดลอง



รูปที่ 3 แสดงภาพรูปร่างนิวเคลียส (ก) เส้นรัศมีเส้นขอบ (ข) กราฟแสดงค่ารัศมีเส้นขอบ (ค) และกราฟแสดงค่าความโค้ง (ง)

ตารางที่ 1 แสดงลักษณะที่ใช้ในการรู้จำรูปร่างนิวเคลียส

ลักษณะที่	คำอธิบาย
1	จำนวนของหุบ (Valley) ในรัศมีเส้นขอบ
2	นอร์มอลไลซ์แอมพลิจูด (Normalized Amplitude) ของหุบที่ลึกที่สุดในรัศมีเส้นขอบ ถ้าไม่มีให้ค่าเป็น 1
3	นอร์มอลไลซ์แอมพลิจูด (Normalized Amplitude) ของหุบที่ลึกรองลงมาในรัศมีเส้นขอบ ถ้าไม่มีให้ค่าเป็น 1
4	ค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกที่สุดของความโค้ง ถ้าไม่มีหรือมีค่ามากกว่า 0 ให้ค่าเป็น 0
5	ค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกอันดับสองของความโค้ง ถ้าไม่มีหรือมีค่ามากกว่า 0 ให้ค่าเป็น 0
6	ค่าต่ำสุดของหุบที่ลึกอันดับที่สามของความโค้ง ถ้าไม่มีหรือมีค่ามากกว่า 0 ให้ค่าเป็น 0
7	อัตราส่วนความยาวแกนโทต่อความยาวแกนเอก
8	ค่าคอมแพคต์เนส

#### 4. การทดลองและผลการทดลอง

หลังจากได้ลักษณะต่างๆ แล้ว นำมาทดลองโดยแยกตัวอย่างออกเป็นสี่กลุ่มเท่าๆ กัน โดยให้รูปร่างนิวเคลียสแต่ละชนิดกระจายในแต่ละกลุ่มเท่าๆ กัน จากนั้นจับคู่ข้อมูลทั้งสี่กลุ่มเป็นสองคู่คือคู่ที่ใช้สอนและคู่ที่ใช้ทดสอบ ทำให้ได้ชุดทดสอบทั้งหมดหกชุด แล้วนำลักษณะที่ได้ป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคคัพรอปเพเกชัน ได้ผลการทดลองดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 แสดงผลการทดลองโดยแยกเป็นทั้งหมดหกชุดทดสอบ

คู่ที่ใช้สอน	คู่ที่ใช้ทดสอบ	ความแม่นยำเมื่อใช้ลักษณะที่ 1-6	ความแม่นยำเมื่อใช้ลักษณะที่ 1-8
1,2	3,4	79.81	86.53
1,3	2,4	82.69	90.38
1,4	2,3	83.65	88.46
2,3	1,4	83.65	86.54
2,4	1,3	82.69	90.38
3,4	1,2	84.62	87.50
เฉลี่ย		82.85	88.30

เมื่อนำคอนฟิวชันเมทริกซ์ (Confusion Matrix) ของแต่ละชุดทดสอบมารวมกันจะได้คอนฟิวชันเมทริกซ์รวมดังตารางที่ 3 และตารางที่ 4 ซึ่งแสดงจำนวนของรูปที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแยกตามชนิดของรูปร่างนิวเคลียสในแนวตั้งและจำนวนจริงแยกตามชนิดในแนวนอน ดังนั้นค่าที่โครงข่ายประสาทเทียมแยกได้ถูกต้องจึงอยู่ในแนวทแยงมุม (คือค่า 38 191 13 และ 275 ตัวในตารางที่ 3 และค่า 50 198 23 และ 280 ตัวในตารางที่ 4) ส่วนค่าที่อยู่ในช่องอื่นคือค่าที่โครงข่ายประสาทเทียมแยกผิด เช่น ในตารางที่ 3 แสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมแยกนิวเคลียสชนิดคล้ายเลขแปดผิดเป็นชนิดคล้ายตัว 18 ตัว และแยกนิวเคลียสชนิดคล้ายตัวผิดเป็นชนิดคล้ายเลขแปด

## 5 ตัว เป็นต้น

ตารางที่ 3 คอนฟิวชันเมทริกซ์เมื่อใช้ลักษณะที่ 1-6

ค่าจริง \ ค่าจากโปรแกรม	เลขแปด	เก้า	ซี	เชกเมนต์
เลขแปด	38	18	0	22
เก้า	5	191	3	11
ซี	0	7	13	10
เชกเมนต์	11	19	1	275

ตารางที่ 4 คอนฟิวชันเมทริกซ์เมื่อใช้ลักษณะที่ 1-8

ค่าจริง \ ค่าจากโปรแกรม	เลขแปด	เก้า	ซี	เชกเมนต์
เลขแปด	50	18	0	10
เก้า	3	198	0	9
ซี	0	0	23	7
เชกเมนต์	9	17	0	280

จากผลการทดลองจะเห็นว่าความแม่นยำเพิ่มขึ้นทุกชุดทดสอบ (คู่ที่ใช้สอนและคู่ที่ใช้ทดสอบ) ดังตารางที่ 2 เมื่อดูจากคอนฟิวชันเมทริกซ์ตามตารางที่ 3 และตารางที่ 4 จะเห็นว่าความแม่นยำของการรู้จำระหว่างกลุ่มที่มีรูปร่างคล้ายเลขแปดและรูปร่างคล้ายเก้า กับกลุ่มที่มีรูปร่างคล้ายอักษรซีและรูปร่างเป็นเชกเมนต์ มีความแม่นยำสูงขึ้น

## 5. สรุป

การเพิ่มลักษณะสองลักษณะทำให้ความแม่นยำของการรู้จำเพิ่มขึ้นร้อยละ 5.45 โดยเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 82.85 เป็นร้อยละ 88.30 ส่วนความแม่นยำของการรู้จำในการจำแนกระหว่างนิวโทรฟิลชนิดแถบกับนิวโทรฟิลชนิด

เชกเมนต์เพิ่มขึ้นร้อยละ 3.52 จากร้อยละ 88.14 เป็นร้อยละ 91.66

จากผลการทดลองพบว่าความแม่นยำของการรู้จำระหว่างกลุ่มที่มีรูปร่างคล้ายเลขแปดและรูปร่างคล้ายเก้า กับกลุ่มที่มีรูปร่างคล้ายอักษรซีและรูปร่างเป็นเชกเมนต์สูงขึ้น ทั้งนี้คาดว่าเนื่องมาจากค่าลักษณะที่เสนอสามารถแยกทั้งสองกลุ่มออกจากกันได้ดี เนื่องจากลักษณะกลุ่มแรกมีแนวโน้มที่อัตราส่วนความยาวแกนโทต่อความยาวแกนเอกต่ำกว่ากลุ่มหลังแต่กลุ่มแรกมีค่าคอมแพคต์เนสสูงกว่ากลุ่มหลัง

อย่างไรก็ตามยังมีส่วนที่จะต้องปรับปรุง โดยเพิ่มลักษณะที่ช่วยให้การรู้จำมีความแม่นยำสูงขึ้นในส่วนของ การรู้จำระหว่างชนิดที่มีรูปร่างคล้ายซีซึ่งถูกจำแนกผิดเป็นชนิดที่เป็นเชกเมนต์ และชนิดที่เป็นเชกต์เมนต์ถูกจำแนกผิดเป็นชนิดคล้ายเก้า และชนิดที่เป็นเลขแปดถูกจำแนกผิดเป็นชนิดที่คล้ายเก้าและชนิดที่เป็นเชกเมนต์

## 6. เอกสารอ้างอิง

- [1] สุภินันท์ สเป็ค-สายเชื้อ. ภาพประกอบ โลหิตวิทยา, บริษัท ซี. พี. พับลิชซิ่ง จำกัด, กรุงเทพฯ, 2530.
- [2] พรเทพ เทียนสิวกุล. โลหิตวิทยาคลินิก, สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, กรุงเทพฯ, 2544.
- [3] K.S. Kim, P.K. Kim, et al. "Analyzing Blood Cell Image to Distinguish Its Abnormalities," Proceedings of the eighth ACM international conference on Multimedia, ACM Press, Marina del Rey, California, United States, 2000, pp. 395-397.
- [4] Sawsan F. Bikhiet, Ahmed M. Darwish, et al. "SEGMENTATION AND CLASSIFICATION OF WHITE BLOOD CELLS," Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal, Istanbul, Turkey, 2000, pp. 2259-2261.
- [5] Guclu Ongun, Ugur Halici, et al. "An Automated Differential Blood Count System," Proceedings of the 23th Annual EMBS International Conference, Istanbul, Turkey, 2001.
- [6] Neelam Sinha and A. G. Ramakrishnan. "Automation of Differential Blood Count," Conference on Convergent Technologies for Asia-Pacific Region, Bangalore,



- India, 2003, pp. 547-551.
- [7] Wei He and Joseph Wilder. "Nucleus Shape Recognition for An Automated Hematology Analyzing System," Proceeding of the Second Joint EMBS/BMES, Houston, Texas, USA, 2002, pp. 1043-1044.
- [8] Wenyin Liu, Wang Tao, et al. "A hierarchical characterization scheme for image retrieval," International Conference on Image Processing, 2000, pp. 42-44.
- [9] Sang Ho Park, Il Dong Yun, et al., "COLOR IMAGE SEGMENTATION BASED ON 3-D CLUSTERING: MORPHOLOGICAL APPROCH," Pattern Recognition, Elsevier Science Ltd., Great Britain, 1998, pp. 1061-1076.
- [10] Roberto Marcondes Cesar, Junior and Luciano Da Fontoura Costa, "TOWARDS EFFECTIVE PLANAR SHAPE REPRESENTATION WITH MULTISCALE DIGITAL CURVATURE ANALYSIS BASED ON SIGNAL PROCESSING TECHNIQUES," Pattern Recognition, Elsevier Science Ltd., Great Britain, 1996, pp. 1559-1569.
- [11] R. C. Gonzalez and R.E. Woods. Digital Image Processing, Prentice-Hall, U.S.A, 2002.
- [12] Wang Xiaohong and Zhao Rongchun. "A New Method for Image Normalization," International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing, Hong Kong, 2001, pp. 356-359.

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

## ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายวรพงษ์ ตันตศิริโรจน์ เกิดเมื่อวันที่ 14 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2519 ที่จังหวัดหนองคาย สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2542 เข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2546



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย