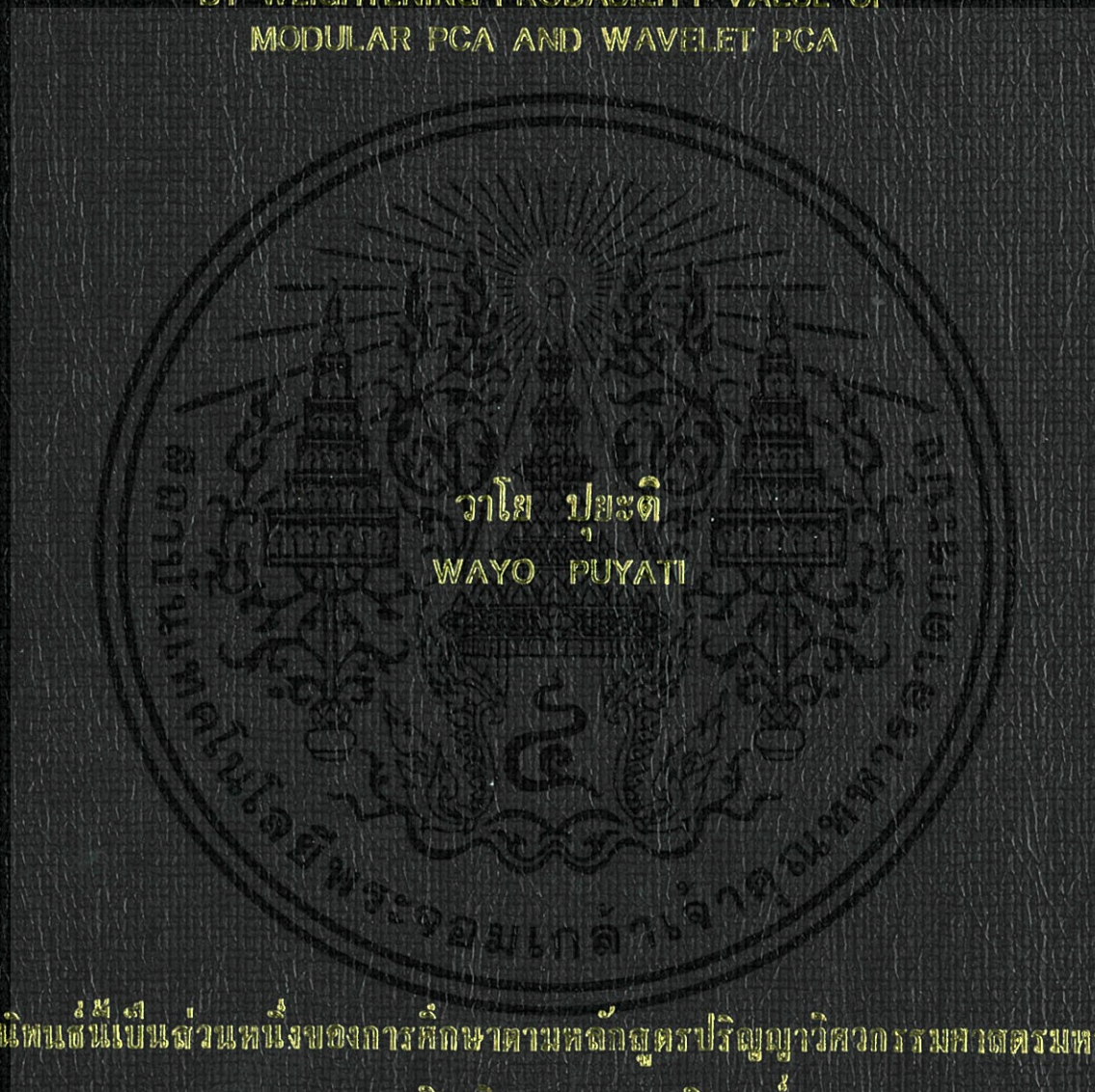


การเพิ่มประสิทธิภาพการรู้จำของใบหน้าหลากหลายรูปแบบโดยพิจารณา
ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นของ Modular PCA และ Wavelet PCA

EFFICIENCY IMPROVEMENT FOR UNCONSTRAINED FACE RECOGNITION
BY WEIGHTENING PROBABILITY VALUE OF
MODULAR PCA AND WAVELET PCA



วาโย ปุยะดี
WAYO PUYATI

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2551

KMITL-2003-EN-M-070-241

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การเพิ่มประสิทธิภาพการรู้จำของใบหน้าหลากหลายรูปแบบโดยพิจารณา
ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นของ Modular PCA และ Wavelet PCA

EFFICIENCY IMPROVEMENT FOR UNCONSTRAINED FACE RECOGNITION
BY WEIGHTENING PROBABILITY VALUE OF
MODULAR PCA AND WAVELET PCA



เลขที่.....
เลขทะเบียน..... 82886
วัน,เดือน,ปี..... 25 ก.ค. 2551

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

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2551

KMITL-2008-EN-M-070-241

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**EFFICIENCY IMPROVEMENT FOR UNCONSTRAINED FACE RECOGNITION
BY WEIGHTENING PROBABILITY VALUE OF
MODULAR PCA AND WAVELET PCA**



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

2008

KMITL-2008-EN-M-070-241

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2008

SCHOOL OF GRADUATE STUDIES

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บัณฑิตวิทยาลัย
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การเพิ่มประสิทธิภาพการรู้จำของใบหน้าหลากหลายรูปแบบโดยพิจารณา
 ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นของ Modular PCA และ Wavelet PCA
 Efficiency Improvement for Unconstrained Face Recognition by Weightening
 Probability Value of Modular PCA and Wavelet PCA

นักศึกษา นายวาโย ปุยะติ
รหัสประจำตัว 47060820
ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ดร.อรัญญา วลัยรัชต์

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์		ลายมือชื่อ
ผศ.ดร.อรฉัตร	จิตต์โสภักตร์	
ดร.ศุภกานต์	พิมพ์เรศ	
ผศ.ดร.สมศักดิ์	วลัยรัชต์	
ดร.อรัญญา	วลัยรัชต์	

วัน / เดือน / ปี ที่สอบ 6 พฤษภาคม 2551 เวลา 11.30-13.30 น.

สถานที่สอบ ณ ห้องประชุม 5 ชั้น 5 อาคาร A

บัณฑิตวิทยาลัยรับรองแล้ว

(รศ.ดร.รวีวรรณ ชินะตระกูล)
คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

วันที่.....๒๕.....เดือน.....พฤษภาคม.....พ.ศ.....๒๕๕๑/.....

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การเพิ่มประสิทธิภาพการรู้จำของใบหน้าหลากหลายรูปแบบโดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นของ Modular PCA และ Wavelet PCA
นักศึกษา	นายวาโย ปุยะติ
รหัสประจำตัว	47060820
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
พ.ศ.	2551
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	ดร. อรัญญา วลัยรัชต์

บทคัดย่อ

วิธีการ Principal Component Analysis (PCA) เป็นเทคนิคหนึ่งสำหรับการรู้จำใบหน้า (Face Recognition) ที่เป็นที่รู้จักอย่างกว้างขวางและมีผู้สนใจนำมาพัฒนาต่อยอดด้วยกระบวนการต่างๆ อีกมากมาย ตัวอย่างเช่นงานวิจัยที่นำเสนอวิธีการเตรียมข้อมูลเบื้องต้น (pre-processing) ก่อนนำมาผ่านการทำงานของวิธีการ PCA เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการรู้จำโดยการแบ่งรูปภาพใบหน้าเป็นรูปภาพใบหน้าน้อย [3], [4] วิธีการนี้ถูกเรียกว่าวิธีการ Modular PCA และโดยใช้กระบวนการ Wavelet Transform เพื่อช่วยลดสิ่งรบกวน (Noise) และลดขนาดรูปภาพใบหน้าให้เหลือเพียงส่วนหลักๆของรูปภาพใบหน้าที่ก่อนประมวลผลด้วยวิธีการ PCA โดยวิธีการนี้เรียกว่าวิธีการ Wavelet PCA [2] ซึ่งทั้งสองวิธีการสามารถเพิ่มค่าความถูกต้องจากวิธีการ PCA ในกรณีที่แตกต่างกัน นั่นคือวิธีการ Modular PCA จะให้ผลการรู้จำดีกับรูปภาพใบหน้าที่มีความเข้มแสง (Illumination) และท่าทาง (pose) ต่างกัน ในขณะที่วิธีการ Wavelet PCA จะให้ผลการรู้จำดีกับรูปภาพใบหน้าที่มีความแตกต่างของรูปภาพใบหน้าน้อยและภาพที่มีสิ่งรบกวน งานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการรวมวิธีการ Modular PCA และ Wavelet PCA โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการรู้จำใบหน้าได้สูงขึ้นและรู้จำใบหน้าได้หลากหลายรูปแบบมากยิ่งขึ้น ผลการทดลอง แสดงให้เห็นว่า วิธีการที่นำเสนอที่นำเสนอให้อัตราความถูกต้องสูงกว่าวิธีการเดิมเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL, Yale และ UMIST

Thesis Title Efficiency Improvement for Unconstrained Face Recognition by Weighting Probability Value of Modular PCA and Wavelet PCA

Student Mr. Wayo Puyati

Student ID. 47060820

Degree Master of Engineering

Program Computer Engineering

Year 2008

Thesis Advisor Dr. Aranya Walairacht

ABSTRACT

Principal Component Analysis (PCA) is one of appearance-base method that is a well-known classical linear method in face recognition. In the previous work, the pre-processing method can be help to increase recognition rate, but that methods support for some face databases. Our propose method is preprocess data before processed by PCA that support many face databases. This method is combination between low-pass wavelet transform and split image. After that, we computed the probability of each cell of image and wavelet from training set. This probability used for weight to make a decision in the similarity step. The experimental results show the accuracy rate of this method is higher than previous work.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ประสบความสำเร็จลุล่วงได้เป็นอย่างดี ด้วยคำแนะนำจากดร. อรัญญา วลัยรัช และ ผศ.ดร. สมศักดิ์ วลัยรัชต์ ที่ให้คำชี้แนะแนวทางและการแก้ปัญหาในงานวิจัย และให้ความช่วยเหลือในหลาย ๆ ด้าน ตลอดจนให้ความรู้และประสบการณ์เป็นอย่างดีแก่ข้าพเจ้า จึงขอกราบขอบพระคุณอาจารย์ทั้งสองท่านอย่างยิ่ง

ขอขอบพระคุณกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ทุกท่าน ที่เสนอแนะเพื่อปรับปรุงวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สมบูรณ์ยิ่งขึ้น

ขอขอบคุณ AT&T ที่เอื้อเฟื้อฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้า ORL ขอขอบคุณมหาวิทยาลัย UMIST ที่เอื้อเฟื้อฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST และขอขอบคุณ มหาวิทยาลัย Yale ที่เอื้อเฟื้อฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale

ขอขอบพระคุณครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่าน ที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้และถ่ายทอดประสบการณ์อันเป็นประโยชน์แก่ข้าพเจ้า

ขอขอบพระคุณ สกว.และ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี ที่ให้ทุนสนับสนุนการศึกษาและให้ความช่วยเหลือในหลาย ๆ ด้าน

ขอขอบคุณ เจ้าหน้าที่บัณฑิตวิทยาลัยที่อำนวยความสะดวกในการสอบต่างๆ และจัดทำวิทยานิพนธ์

สุดท้ายขอขอบคุณ เพื่อน ๆ พี่น้องทุกคนที่ให้ความช่วยเหลือ ให้คำแนะนำและให้กำลังใจด้วยดีตลอดมา

คุณงามความดีและประโยชน์ที่ได้จากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบแด่บิดามารดา ตลอดจนผู้มีพระคุณทุกท่าน

วาโย ปุยะติ

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	II
กิตติกรรมประกาศ	III
สารบัญ	IV
สารบัญตาราง	VII
สารบัญภาพ	X
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา	2
1.3 สมมุติฐานของการศึกษา	2
1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย	3
1.5 ขอบเขตการวิจัย	3
1.6 ขั้นตอนของการศึกษา	4
1.7 เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย	4
1.8 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์	4
บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องและความรู้พื้นฐาน	6
2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	6
2.2 ความรู้พื้นฐาน	7
2.2.1 วิธีการ Principal Component Analysis (PCA)	7
2.2.1.1 การคำนวณค่า Eigenfaces	7
2.2.1.2 การคำนวณหา Feature	9
2.2.2 วิธีการ Wavelet PCA	9
2.2.2.1 กระบวนการ Wavelet Transform	10
2.2.2.1 การคำนวณวิธีการ Wavelet PCA	11
2.2.3 วิธีการ Modular PCA	11

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.2.4 การเปรียบเทียบความเหมือน	13
2.2.5 ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น	13
2.2.6 การระบุตัวบุคคลด้วยการลงคะแนนแบบถ่วงน้ำหนัก	14
บทที่ 3 ระบบการรู้จำของใบหน้า	15
3.1 บทนำ	15
3.2 ส่วนการฝึก	16
3.2.1 การเตรียมรูปภาพใบหน้า	17
3.2.2 การคำนวณ Eigenfaces	18
3.2.3 การสร้าง Transformation Matrix	20
3.2.4 การคำนวณ Feature ของชุดรูปภาพใบหน้าฝึก	20
3.2.5 การสร้างค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น	21
3.3 กระบวนการรู้จำใบหน้า	22
3.3.1 การเตรียมรูปภาพใบหน้า	23
3.3.2 การคำนวณ Feature ของชุดรูปภาพใบหน้าทดสอบ	23
3.3.3 การระบุตัวบุคคล	23
บทที่ 4 ผลการทดลองและการวิเคราะห์	25
4.1 ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้า	25
4.1.1 ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST	25
4.1.2 ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORI	26
4.1.3 ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale	26
4.2 ส่วนการฝึก	27
4.2.1 การเตรียมรูปภาพใบหน้า	27
4.2.2 คำนวณหา Eigenface	32
4.2.3 ตารางถ่วงน้ำหนักค่าความน่าจะเป็น	44

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.3 อัตราความถูกต้อง.....	48
บทที่ 5 สรุปผลการทดลอง.....	69
5.1 สรุปและวิเคราะห์ผลการดำเนินงานวิจัย.....	69
5.2 แนวทางในการพัฒนาต่อ.....	71
บรรณานุกรม.....	72
ภาคผนวก ก ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้า.....	73
ก.1 รูปภาพฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST.....	74
ก.2 รูปภาพฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL.....	83
ก.3 รูปภาพฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale.....	90
ภาคผนวก ข ผลการทดลอง.....	93
ภาคผนวก ค ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์.....	103
ประวัติผู้เขียน.....	111

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 ตารางแสดงภาพตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อใช้ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ที่ผ่านกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3	18
3.2 ตารางแสดงภาพตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อใช้ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ถูกแบ่งเป็น 4 ส่วน	19
4.1 ตารางแสดงขนาดของรูปภาพเดิมและขนาดของ LL Subband	29
4.2 ตารางค่าความน่าจะเป็นของ Subband ต่าง ๆ เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST	45
4.3 ตารางค่าความน่าจะเป็นของ Subband ต่าง ๆ เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL	45
4.4 ตารางค่าความน่าจะเป็นของ Subband ต่าง ๆ เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale	46
4.5 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า	49
4.6 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า	50
4.7 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า	52
4.8 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า	53
4.9 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า	55
4.10 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า	56
4.11 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า	58

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.12 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า.....	59
4.13 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า.....	61
4.14 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของชุดรูปภาพใบหน้าที่มีแสงตกกระทบ.....	64
4.15 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของชุดรูปภาพใบหน้าที่มีการสวมแว่นตา.....	65
4.16 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของชุดรูปภาพใบหน้าที่มีการแสดงสีหน้าอารมณ์.....	65
4.17 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของชุดรูปภาพใบหน้าที่มีการหันหน้าด้าน ซ้าย-ขวา.....	66
4.18 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของชุดรูปภาพใบหน้าที่มีการก้ม-เงยใบหน้า.....	67
4.19 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของรูปภาพใบหน้าตรงทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL.....	67
4.20 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของรูปภาพใบหน้าตรงทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale.....	68
ข.1 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 หน้า.....	94
ข.2 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 หน้า.....	95
ข.3 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 หน้า.....	96
ข.4 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 หน้า.....	97
ข.5 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 หน้า.....	98
ข.6 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 หน้า.....	99

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
ข.7 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดสอบกับฐานข้อมูลรูปภาพ ใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 หน้า.....	100
ข.8 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดสอบกับฐานข้อมูลรูปภาพ ใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 หน้า.....	101
ข.9 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดสอบกับฐานข้อมูลรูปภาพ ใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 หน้า.....	102



สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
2.1 ภาพการประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1	11
2.2 ภาพตัวอย่างการแบ่งรูปภาพใบหน้าเป็น 9 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย	12
2.3 ภาพวิธีการคำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนักค่าความน่าจะเป็นของรูปภาพใบหน้าที่ย่อย	13
3.1 ภาพโครงสร้างของระบบการรู้จำใบหน้า	15
3.2 ภาพโครงสร้างของระบบการรู้จำใบหน้าในส่วนการฝึก	16
3.3 การเตรียมรูปภาพใบหน้าก่อนการประมวลผลด้วยวิธีการ PCA	17
3.4 ภาพตัวอย่าง LL Subband เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1, 2, 3 และ 4 ของรูปภาพใบหน้า	17
3.5 ภาพตัวอย่างการแบ่งรูปภาพใบหน้าที่ย่อย	18
3.6 การคำนวณ Eigenfaces	18
3.7 ผังลำดับของรูปภาพย่อย	19
3.8 การสร้าง Transformation Matrix	20
3.9 การคำนวณหาค่า Feature ของชุดฝึก	21
3.10 การสร้างค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น	22
3.11 โครงสร้างของระบบการรู้จำใบหน้าในส่วนสำหรับรู้จำใบหน้า	22
3.12 การคำนวณหาค่า Feature ของชุดใบหน้าทดสอบ	23
3.13 การระบุตัวบุคคลรูปภาพใบหน้าที่ทดสอบ	24
4.1 รูปภาพใบหน้าบางส่วนของตัวอย่างหนึ่งในฐานะข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST	25
4.2 รูปภาพใบหน้าทั้งหมดของคนแรกในฐานะข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL	26
4.3 รูปภาพใบหน้าทั้งหมดของคนแรกในฐานะข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale	27
4.4 ภาพ LL Subband เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1, 2, 3 และ 4 ของตัวอย่างรูปภาพใบหน้าในฐานะข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST	28
4.5 ภาพ LL Subband เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1, 2, 3 และ 4 ของตัวอย่างรูปภาพใบหน้าในฐานะข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL	28

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4.6 ภาพ LL Subband เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1, 2, 3 และ 4 ของตัวอย่างรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale.....	29
4.7 การแบ่งรูปภาพใบหน้าย่อยของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST	30
4.8 การแบ่งรูปภาพใบหน้าย่อยของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL.....	30
4.9 การแบ่งรูปภาพใบหน้าย่อยของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale.....	31
4.10 ตัวอย่าง Eigenfaces เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST	32
4.11 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST.....	32
4.12 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 2 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST.....	32
4.13 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST.....	33
4.14 ตัวอย่าง Eigenface ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 4 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST.....	33
4.15 ตัวอย่าง Eigenfaces เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL.....	34
4.16 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL.....	34
4.17 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 2 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORI.....	34
4.18 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL.....	34
4.19 ตัวอย่าง Eigenface ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 4 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL.....	35

สารบัญญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4.20 ตัวอย่าง Eigenfaces เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale.....	35
4.21 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale.....	36
4.22 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 2 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale.....	36
4.23 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale.....	36
4.24 ตัวอย่าง Eigenface ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 4 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale.....	36
4.25 ผังลำดับของการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 4 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย.....	37
4.26 ผังลำดับของการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 9 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย.....	37
4.27 ผังลำดับของการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย.....	38
4.28 ตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ถูกแบ่งเป็น 4 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย.....	38
4.29 ตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ถูกแบ่งเป็น 9 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย.....	38
4.30 ตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ถูกแบ่งเป็น 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย.....	39
4.31 ตัวอย่าง Eigenface ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ถูกแบ่งเป็น 4 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย.....	40
4.32 ตัวอย่าง Eigenface ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ถูกแบ่งเป็น 9 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย.....	40
4.33 ตัวอย่าง Eigenface ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ถูกแบ่งเป็น 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย.....	41

สารบัญญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4.34 ตัวอย่าง Eigenface ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับ ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ถูกแบ่งเป็น 4 รูปภาพใบหน้าย่อย.....	42
4.35 ตัวอย่าง Eigenface ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับ ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ถูกแบ่งเป็น 9 ส่วน.....	42
4.36 ตัวอย่าง Eigenface ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับ ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ถูกแบ่งเป็น 16 ส่วน.....	43
4.37 การเปรียบเทียบภาพ Eigenfaces เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST และ ตัวอย่างการนำ Eigenfaces เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพ ใบหน้าของ UMIST ที่ถูกแบ่งเป็น 4 รูปภาพใบหน้าย่อยมาประกบกัน.....	44
4.38 ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST เมื่อรูปภาพ ใบหน้าถูกแบ่งออกเป็น 4, 9 และ 16 รูปภาพใบหน้าย่อย.....	46
4.39 ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL เมื่อรูปภาพ ใบหน้าถูกแบ่งออกเป็น 4, 9 และ 16 รูปภาพใบหน้าย่อย.....	47
4.40 ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale เมื่อรูปภาพ ใบหน้าถูกแบ่งออกเป็น 4, 9 และ 16 รูปภาพใบหน้าย่อย.....	47
4.41 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพ ใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า.....	49
4.42 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพ ใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า.....	51
4.43 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพ ใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า.....	52
4.44 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพ ใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า.....	54
4.45 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพ ใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า.....	55

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4.46 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพ ใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า.....	57
4.47 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพ ใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า.....	58
4.48 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพ ใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า.....	60
4.49 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพ ใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า.....	61
4.50 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องที่ดีที่สุดของวิธีการต่าง ๆ เมื่อเปรียบเทียบกับ ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าและจำนวนรูปภาพใบหน้าฝึก.....	62

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การรู้จำใบหน้าด้วยคอมพิวเตอร์ได้เข้ามามีบทบาทในการระบุตัวบุคคลแทนการใช้คนเพื่อระบุตัวบุคคล วิธีการ PCA [1] เป็นวิธีการรู้จำใบหน้าวิธีการหนึ่งที่รู้จักกันอย่างแพร่หลายและเป็นที่ยอมรับในประสิทธิภาพในการรู้จำใบหน้า แต่วิธีการ PCA ยังมีข้อจำกัดบางประการ คือ เมื่อข้อมูลรูปภาพใบหน้าที่มีความแตกต่างกันมากๆ ตัวอย่างเช่น แสง ท่าทาง และสีหน้าอารมณ์ เป็นต้น อาจทำให้อัตราความถูกต้องในการรู้จำของวิธีการ PCA ลดลง จึงมีการพัฒนาความสามารถของวิธีการ PCA ในเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพอัตราความถูกต้องในการรู้จำของวิธีการ PCA ให้สูงขึ้น

วิธีการ Wavelet PCA [2] และวิธีการ Modular PCA [3, 4] ได้นำเสนอแนวทางสำหรับเตรียมข้อมูลให้เหมาะสมก่อนประมวลผลด้วยวิธีการ PCA เพื่อเพิ่มอัตราความถูกต้องในการรู้จำของวิธีการ PCA โดยวิธีการ Wavelet PCA เป็นวิธีการเตรียมข้อมูลโดยใช้เทคนิค Wavelet Transform ก่อนประมวลผลด้วยวิธีการ PCA ในขณะที่วิธีการ Modular PCA เป็นวิธีการเตรียมข้อมูลโดยการแบ่งข้อมูลรูปภาพออกเป็นรูปภาพย่อยที่มีขนาดเท่ากัน แล้วนำแต่ละรูปภาพย่อยไปประมวลผลด้วยวิธีการ PCA ซึ่งทั้งสองวิธีการนี้มีข้อเด่นและข้อจำกัดที่ต่างกัน คือ การประมวลผลด้วยเทคนิค Wavelet Transform ช่วยในการลดสิ่งรบกวน (Noise) ในรูปภาพและลดขนาดรูปภาพให้เหลือเพียงเค้าโครงหลักของรูปภาพใบหน้า จึงส่งผลให้วิธีการ Wavelet PCA ทำงานได้ดีกว่าวิธีการ PCA เมื่อข้อมูลรูปภาพใบหน้าที่มีสิ่งรบกวนเล็กน้อยและรูปภาพใบหน้าที่มีความแตกต่างกันเล็กน้อย ในขณะที่รูปภาพที่มีความแตกต่างกันมาก วิธีการนี้ยังคงให้ผลอัตราความถูกต้องในการรู้จำใกล้เคียงกับวิธีการ PCA ส่วนวิธีการ Modular PCA ทำงานได้ดีกับรูปภาพที่มีความแตกต่างกันมากและยังคงมีบางส่วนของรูปภาพที่ยังคล้ายคลึงกันภายในกลุ่มเดียวกัน แต่สำหรับรูปภาพที่มีความคล้ายคลึงกันระหว่างกลุ่ม วิธีการนี้ยังให้อัตราความถูกต้องในการรู้จำยังคงใกล้เคียงกับวิธีการ PCA การนำวิธีการ Wavelet PCA และ Modular PCA มารวมกันเพื่อเพิ่มอัตราความถูกต้องในการรู้จำของระบบการรู้จำใบหน้าให้สูงขึ้น และสามารถรองรับกับรูปภาพใบหน้าที่หลากหลายรูปแบบมากยิ่งขึ้น

ในงานวิจัยนี้ต้องการนำเสนอระบบที่สามารถรู้จำรูปภาพใบหน้าที่มีรูปแบบหลากหลาย ซึ่งสามารถรองรับรูปภาพที่มีความแตกต่างกันในหลากหลายปัจจัยเช่น แสง ท่าทาง และสีหน้าอารมณ์ เป็นต้น โดยการรวมกันของวิธีการ Wavelet PCA และ Modular PCA โดยใช้ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น เพื่อถ่วงน้ำหนักของทั้งสองวิธีนี้

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

- 1.2.1 เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการรู้จำใบหน้าของวิธีการ PCA ให้สามารถรองรับข้อมูลรูปภาพใบหน้าหลากหลายรูปแบบยิ่งขึ้น โดยการรวมวิธีการ Wavelet PCA และวิธีการ Modular PCA โดยพิจารณาว่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น
- 1.2.2 ศึกษาและเปรียบเทียบจุดเด่นและข้อจำกัดของวิธีการ Wavelet PCA และวิธีการ Modular PCA เพื่อนำมาประยุกต์ใช้ในการรวมทั้งสองวิธีการนี้
- 1.2.3 ประเมินประสิทธิภาพและสรุปวิเคราะห์ผลลัพธ์จากอัตราความถูกต้องในการรู้จำรูปภาพใบหน้าของงานวิจัย

1.3 สมมุติฐานของการศึกษา

ในงานวิจัยก่อนหน้า มีการนำเสนอแนวทางเพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพอัตราความถูกต้องในการรู้จำใบหน้าของวิธีการ PCA หลายวิธีการ วิธีการ Wavelet PCA และวิธีการ Modular PCA เป็นวิธีการที่ปรับปรุงมาจากวิธีการ PCA แต่ทั้งสองวิธีการนี้มีข้อเด่นและข้อจำกัดที่แตกต่างกัน คือ การประมวลผลด้วยเทคนิค Wavelet Transform ช่วยในการลดสิ่งรบกวน (Noise) ในรูปภาพและลดขนาดรูปภาพให้เหลือเพียงเค้าโครงหลักของรูปภาพใบหน้า จึงส่งผลให้วิธีการ Wavelet PCA ทำงานได้ดีกว่าวิธีการ PCA เมื่อข้อมูลรูปภาพใบหน้าที่มีสิ่งรบกวนเล็กน้อยและรูปภาพใบหน้าที่มีความแตกต่างกันเล็กน้อย ในขณะที่รูปภาพที่มีความแตกต่างกันมาก วิธีการนี้ยังคงให้อัตราความถูกต้องในการรู้จำใกล้เคียงกับวิธีการ PCA ส่วนวิธีการ Modular PCA ทำงานได้ดีกับรูปภาพที่มีความแตกต่างกันมากในบางส่วนและยังคงมีบางส่วนของรูปภาพที่ยังคล้ายคลึงกันภายในกลุ่มเดียวกัน แต่สำหรับรูปภาพที่มีความคล้ายคลึงกันระหว่างกลุ่ม วิธีการนี้ยังให้อัตราความถูกต้องในการรู้จำยังคงใกล้เคียงกับวิธีการ PCA

การนำข้อดีของวิธีการ Wavelet PCA คือทำงานได้ดีกว่าวิธีการ PCA เมื่อข้อมูลรูปภาพใบหน้าที่มีสิ่งรบกวนเล็กน้อยและรูปภาพใบหน้าที่มีความแตกต่างกันเล็กน้อย และข้อดีของวิธีการ Modular PCA คือทำงานได้ดีกับรูปภาพที่มีความแตกต่างกันมากในบางส่วนและยังคงมีบางส่วนของรูปภาพที่ยังคล้ายคลึงกัน เมื่อนำทั้งสองวิธีการนี้มารวมกันโดยใช้ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นในการถ่วงน้ำหนักในขั้นตอนการระบุตัวบุคคลของทั้งสองวิธีการ จะส่งผลให้วิธีการที่นำเสนอนี้สามารถรองรับข้อมูลรูปภาพหลากหลายรูปแบบยิ่งขึ้นและสามารถเพิ่มค่าอัตราความถูกต้องในการรู้จำเพิ่มขึ้น

1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย

ในงานวิจัยนี้นำเสนอแนวคิดของการรวมวิธีการ Wavelet PCA และวิธีการ Modular PCA ด้วยค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น เพื่อใช้สำหรับรู้จำใบหน้าหลากหลายรูปแบบ โดยทั้งสองวิธีการนี้มีจุดเด่นที่แตกต่างกันคือ

วิธีการ Wavelet PCA ทำงานได้ดีกว่าวิธีการ PCA เมื่อชุดข้อมูลรูปภาพใบหน้าที่มีสิ่งรบกวนเล็กน้อยและรูปภาพใบหน้าที่มีความแตกต่างกันเล็กน้อย ในขณะที่ชุดข้อมูลรูปภาพใบหน้าที่มีความแตกต่างกันมากในบางส่วนของรูปภาพใบหน้า วิธีการ Wavelet PCA ให้อัตราความถูกต้องในการรู้จำใบหน้าใกล้เคียงกับวิธีการ PCA ในขณะที่วิธีการ Modular PCA ทำงานได้ดีกับชุดข้อมูลรูปภาพใบหน้าที่มีบางส่วนของรูปภาพใบหน้าที่มีความแตกต่างกันมากและยังคงมีบางส่วนของรูปภาพใบหน้าที่ยังคล้ายคลึงกับรูปภาพใบหน้าอื่นของบุคคลเดียวกัน แต่สำหรับชุดข้อมูลรูปภาพใบหน้าที่มีความคล้ายคลึงกันระหว่างบุคคล วิธีการ Modular PCA ยังให้อัตราความถูกต้องในการรู้จำยังคงใกล้เคียงกับวิธีการ PCA ดังนั้นการนำวิธีการ Wavelet PCA และ Modular PCA มารวมกันด้วยค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น สามารถนำข้อดีของทั้งสองวิธีการนี้มาเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการรู้จำใบหน้าของระบบการรู้จำใบหน้าให้สูงขึ้นและสามารถรองรับชุดข้อมูลรูปภาพใบหน้าหลากหลายรูปแบบมากยิ่งขึ้น

1.5 ขอบเขตการวิจัย

งานวิจัยนี้จะทำการศึกษาและเปรียบเทียบข้อดีและข้อจำกัดของวิธีการ PCA, วิธีการ Wavelet PCA และ วิธีการ Modular PCA แล้วดำเนินการวิจัยเพื่อทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการรู้จำระหว่างวิธีการ PCA, วิธีการ Wavelet PCA, วิธีการ Modular PCA, การรวมของ Wavelet PCA และ Modular PCA และวิธีการที่นำเสนอคือ การรวมของ Wavelet PCA และ Modular PCA โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น

ในงานวิจัยนี้ได้ทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST, ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL และฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ในการทดลอง ได้แบ่งรูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกโดยการสุ่มจากฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าเป็นจำนวน 3, 4 และ 5 รูปภาพใบหน้าต่อบุคคล และนำรูปภาพใบหน้าที่เหลือมาใช้ในการทดสอบ ผลปรากฏว่า การรวมวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet ลำดับที่ 3 กับวิธีการ Modular PCA แบบแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 16 รูปภาพใบหน้าย่อย ให้อัตราความถูกต้องสูงกว่าวิธีการ PCA, วิธีการ Wavelet PCA และ วิธีการ Modular PCA

ข้อจำกัดของงานวิจัยนี้คือ ในงานวิจัยนี้ทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าที่ประกอบด้วยรูปภาพใบหน้าที่มีขนาดเท่ากัน สภาพแวดล้อมที่คล้ายคลึงกัน อุปกรณ์การเก็บข้อมูลชนิดเดียวกัน และเป็นรูปภาพใบหน้าที่ถูกตัดมาเฉพาะใบหน้าเท่านั้น ซึ่งในงานวิจัยนี้ไม่ได้ครอบคลุมถึงการตรวจจับใบหน้า (Face Detection)

1.6 ขั้นตอนของการศึกษา

- 1.6.1 กำหนดวัตถุประสงค์และขอบเขตของงานวิจัย
- 1.6.2 ศึกษาค้นคว้าทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำรูปภาพใบหน้า ด้วยวิธีการ PCA และวิธีการที่ประยุกต์มาจาก PCA เพื่อศึกษา ข้อดี ข้อจำกัด และประเด็นที่น่าสนใจ และส่วนที่สามารถนำมาปรับปรุงและประยุกต์ใช้กับงานวิจัยได้
- 1.6.3 ตั้งสมมุติฐานของการศึกษาและวางแนวความคิดของงานวิจัย โดยอ้างอิงทฤษฎีและหลักการที่เกี่ยวข้องเพื่อให้บรรลุตามวัตถุประสงค์ที่ได้กำหนดไว้
- 1.6.4 จัดเตรียมฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้า เพื่อนำมาทดสอบหาประสิทธิภาพของงานวิจัยนี้
- 1.6.5 พัฒนาโปรแกรมการรู้จำรูปภาพใบหน้าตามวิธีการที่นำเสนอในงานวิจัยนี้ และเขียนโปรแกรมตามวิธีการที่ผ่านมา เพื่อนำมาเปรียบเทียบกับหลักการที่นำเสนอ
- 1.6.6 ทำการทดสอบรู้จำรูปภาพใบหน้าด้วยโปรแกรมที่พัฒนากับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าที่จัดเตรียมไว้ และเก็บผลการทดลอง
- 1.6.7 นำผลการทดลองที่ได้มาวิเคราะห์ ประเมินผล และ สรุปผลการทดลอง เพื่อนำเสนอผลงานวิจัย

1.7 เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในการวิจัยในครั้งนี้ ได้แก่

- 1.7.1 เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล
- 1.7.2 ระบบปฏิบัติการ Windows XP
- 1.7.3 ซอฟต์แวร์ MATLAB เวอร์ชัน 7.0

1.8 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้แบ่งออกเป็น 5 บท แต่ละบทประกอบด้วยเนื้อหาดังต่อไปนี้

บทที่ 1 กล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา สมมุติฐานของการศึกษา รวมทั้งทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการศึกษา ขอบเขตของการศึกษา และขั้นตอนของการศึกษา

บทที่ 2 เป็นงานวิจัยที่เกี่ยวข้องและความรู้พื้นฐานที่ใช้ในงานวิจัย ประกอบด้วย 2 หัวข้อหลักคือ งานวิจัยที่เกี่ยวข้องได้กล่าวถึงงานวิจัยเกี่ยวกับวิธีการ Principal Component Analysis (PCA), วิธีการ Wavelet PCA, วิธีการ Modular PCA และหัวข้อที่สองคือความรู้พื้นฐาน ได้อธิบายวิธีการคำนวณและวิธีการประมวลผลด้วยวิธีการ Principal Component Analysis (PCA), วิธีการ Wavelet PCA, วิธีการ Modular PCA, การเปรียบเทียบความเหมือนด้วย Euclidian classifier, การสร้างค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น และการลงคะแนนแบบถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น

บทที่ 3 กล่าวถึงขั้นตอนในการสร้างระบบการรู้จำใบหน้าหลากหลายรูปแบบโดยการรวมระหว่าง Modular PCA และ Wavelet PCA โดยใช้ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น ประกอบด้วย 2 ส่วนหลัก คือ ส่วนสำหรับฝึกและส่วนรู้จำ ในส่วนสำหรับฝึก ประกอบด้วย การเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผล การคำนวณหาค่า Eigenfaces การคำนวณหาค่า Feature และการคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น สำหรับในส่วนการรู้จำประกอบด้วย การคำนวณหาค่า Feature และการระบุตัวบุคคล

บทที่ 4 กล่าวถึงผลการทดลองและเปรียบเทียบระหว่างวิธีการ PCA, วิธีการ Modular PCA, วิธีการ Wavelet PCA, การรวมกันระหว่างวิธีการ Modular PCA และวิธีการ Wavelet PCA และการรวมกันระหว่าง Modular PCA และ Wavelet PCA โดยใช้ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น และการวิเคราะห์ผลการทดลอง

บทที่ 5 สรุปผลการทดลอง ข้อเสนอแนะ และแนวทางในการพัฒนาระบบการรู้จำใบหน้าหลากหลายรูปแบบ



บทที่ 2

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องและความรู้พื้นฐาน

บทนี้กล่าวถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องและความรู้พื้นฐานที่ใช้ในงานวิจัยนี้ โดยแบ่งออกเป็น 2 หัวข้อหลักคือ หัวข้อแรกคือ งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง กล่าวถึงงานวิจัยที่เกี่ยวกับการรู้จำใบหน้าใบหน้าบนพื้นฐานของรูปภาพ (Image-based Face Recognition Algorithm) และหัวข้อที่สองคือ ความรู้พื้นฐานที่นำมาใช้กับงานวิจัยนี้

2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยเกี่ยวกับการรู้จำใบหน้ากลายเป็นงานวิจัยที่ได้รับความนิยมในด้าน Computer Vision โดยวัตถุประสงค์ของการรู้จำใบหน้าคือ สร้างระบบที่สามารถระบุตัวบุคคลด้วยคอมพิวเตอร์ การรู้จำใบหน้าที่ถูกแบ่งออกเป็นสองวิธี คือ วิธีแรกการรู้จำใบหน้าบนพื้นฐานของวิดีโอ (Video-based Face Recognition Algorithm) เป็นวิธีการรู้จำใบหน้าจากลำดับภาพในวิดีโอ แต่ลำดับภาพที่ได้จากวิดีโอมีความละเอียดต่ำ มีสิ่งรบกวนมาก และภาพมีขนาดเล็กจนเกินไป วิธีการรู้จำใบหน้าจากวิดีโอเป็นเรื่องยาก อย่างไรก็ตาม การรู้จำใบหน้าบนพื้นฐานของวิดีโอยังได้รับความสนใจเพื่อปรับปรุงอย่างต่อเนื่อง สำหรับวิธีการที่สองคือการรู้จำใบหน้าบนพื้นฐานของรูปภาพ (Image-based Face Recognition Algorithm) เป็นวิธีการรู้จำใบหน้าจากรูปภาพใบหน้าโดยอาศัยหลักความเข้มของแสงแบบสองมิติ จุดความเข้มแสงเหล่านั้นจะถูกแปลงให้อยู่ในรูปของเวกเตอร์ แล้วจึงนำมาผ่านเทคนิคต่างๆ เพื่อคำนวณหา Feature ของแต่ละเวกเตอร์นั้นออกมา

M. Turk และ A. Pentland [1] ได้นำเสนอกระบวนการ Eigenface หรือสามารถเรียกอีกอย่างว่า วิธีการ PCA เพื่อจัดการกับมิติที่มีขนาดใหญ่เหล่านี้ให้มีขนาดเล็กลงหรือให้เหลือไว้เพียงส่วนที่สำคัญที่สุด K อันดับ โดยการหาค่า Linear Combination สำหรับแปลงค่าไปอยู่ในอีก Dimensional Space ที่สามารถอธิบายรูปภาพใบหน้าได้ดียิ่งขึ้น แต่ยังคงมีข้อจำกัดเกี่ยวกับรูปภาพที่มีปัจจัยเกี่ยวกับมุมมองของแหล่งกำเนิดแสง

C. G. Feng, P. C. Yuen และ D. Q. Dai [2] ได้นำเสนอวิธีการเตรียมข้อมูลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ก่อนการประมวลผลด้วยวิธีการ PCA โดยนำส่วนของ Subband ของ Wavelet ของกลุ่มสำหรับฝึกที่ให้ค่าอัตราความถูกต้องดีที่สุด 4 อันดับแรก มาประมวลผลด้วยวิธีการ PCA ซึ่งให้ค่าความถูกต้องดีขึ้น และลดเวลาในการประมวลผลได้ แต่ในงานวิจัยนี้ ไม่ระบุว่า Subband ใดบ้างที่เหมาะสมที่สุดที่จะนำมาใช้ในการรู้จำใบหน้า และวิธีการนี้ไม่สนับสนุนการทำงานกับรูปภาพใบหน้าที่มีปัจจัยเกี่ยวกับมุมมองของแหล่งกำเนิดแสงของรูปภาพ

P. Sankaran และ V. Asari [3] เสนอแนวทางใหม่โดยการแบ่งส่วนของรูปภาพออกเป็นรูปภาพใบหน้าย่อยสำหรับการประมวลผลด้วยวิธีการ PCA โดยเรียกวิธีการใหม่นี้ว่าวิธีการ Modular PCA ค่า Eigenface ที่ได้ เป็นค่า Eigenface ที่ได้จากการนำทุกรูปภาพใบหน้าย่อยมาหาค่า Covariance Matrices สำหรับการวัดความเหมือน พวกเขาได้ใช้วิธีการ Mahalanobis Distance ซึ่งในงานวิจัยของพวกเขา แสดงให้เห็นว่าวิธีการ Modular PCA สามารถรองรับชุดฐานข้อมูลรูปภาพที่เป็นความเข้มแสง ท่าทาง และสีหน้าอารมณ์ได้ดีเมื่อเทียบกับวิธีการ PCA ต่อมา N. Gudur และ V. Asari [4] เพิ่มความสามารถของวิธีการ Modular PCA โดยการนำเอาวิธีการ Gabor Wavelet เพื่อหาทิศทางที่เปลี่ยนแปลง ซึ่งสามารถเพิ่มอัตราความถูกต้องขึ้นจากวิธีการ Modular PCA แต่วิธีการให้ผลดีเมื่อใช้ Eigenface จำนวนน้อย เมื่อใช้ Eigenface เมื่อเพิ่มจำนวน Eigenface ขึ้นมาระดับหนึ่ง วิธีการนี้จะไม่แตกต่างกับวิธีการ PCA เมื่อรูปภาพใบหน้าทีนำมาทดลองเป็นรูปภาพไม่แตกต่างกันมากนัก

2.2 ความรู้พื้นฐาน

ความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องและใช้งานในงานวิจัยนี้ประกอบด้วยวิธีการ Principal Component Analysis (PCA), วิธีการ Wavelet PCA, วิธีการ Modular PCA, การเปรียบเทียบความเหมือนด้วย วิธีการ Euclidian Classifier, การสร้างค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น และการลงคะแนนแบบถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น

2.2.1 วิธีการ Principal Component Analysis (PCA)

วิธีการ PCA เป็นการหา Principal Component ที่กระจายอยู่ในรูปภาพหน้าหรือกล่าวอีกนัยหนึ่งว่าเป็นการคำนวณหา Eigenvector ของ Covariance Matrix ของเซตของรูปภาพหน้าให้นำเสนอได้ด้วยจุดหรือเวกเตอร์ใน Dimensional Space ที่มีระดับสูง เพื่อสามารถลดขนาดของ Dimensional Space ให้มีขนาดเล็กลงได้ Eigenvector เหล่านี้เรียกว่า Eigenface โดยค่า Eigenface สามารถนำมาคำนวณหา Feature ของรูปภาพใบหน้า

2.2.1.1 การคำนวณค่า Eigenfaces

การคำนวณค่า Eigenfaces เป็นการคำนวณหาค่า Transformation Matrix จากชุดรูปภาพใบหน้าฝึก เพื่อใช้สำหรับคำนวณ Feature ของรูปภาพใบหน้า การคำนวณค่า Eigenfaces มีขั้นตอนดังต่อไปนี้

1. กำหนดให้เซตของรูปภาพใบหน้า $\{x_i\}$ ของรูปภาพแต่ละคน ที่มีจุดภาพเท่ากับ N จำนวน M ภาพ ที่แทนด้วยเมตริก X

$$X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_M] \quad (2.1)$$

โดยเมตริก X จะมีขนาดเป็น $N \times M$ มิติ

โดยเมตริก X จะมีขนาดเป็น $N \times M$ มิติ

2. หาค่าผลต่างระหว่างแต่ละรูปภาพใบหน้า x_i กับค่ารูปภาพใบหน้าเฉลี่ย \bar{x} แทนเมตริกซ์นี้ด้วยเมตริกซ์ X'

$$X' = [(x_1 - \bar{x}) \quad (x_2 - \bar{x}) \quad \dots \quad (x_M - \bar{x})] = [x'_1 \quad x'_2 \quad \dots \quad x'_M] \quad (2.2)$$

3. วิธีการ PCA หาเซตของ $M-1$ ของเวกเตอร์ที่เป็น Orthogonal แทนด้วย e_i ซึ่งสามารถอธิบายการกระจายของข้อมูลที่รับค่าเข้ามา จาก Covariance Matrix C โดยที่

$$C = \sum_{i=1}^M x'_i x_i'^T = X'X'^T \quad (2.3)$$

Covariance Matrix C ที่ได้ จะมีขนาด $N \times N$ มิติ โดยทั่วไปแล้วขนาดของ Covariance Matrix C จะมีขนาดใหญ่ อันเนื่องมาจาก รูปภาพใบหน้าจะมีจำนวนจุดภาพสูง จึงทำให้การคำนวณ Eigenvector เป็นไปได้ยาก ดังนั้นจึงจำเป็นต้องแปลงเมตริกซ์เป็นให้อยู่ในรูปของ Covariance Matrix D ซึ่งมีขนาด $M \times M$ มิติ เพื่อหา Eigenvector ง่ายขึ้น ซึ่งสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างทั้งสองเมตริกซ์ดังต่อไปนี้

กำหนดให้ e_i และ λ_i เป็น Eigenvector และ Eigenvalue ของ Covariance Matrix C จะได้สมการที่ (2.4) สมการคำนวณค่า Eigenvector และ Eigenvalue

$$C e_i = \lambda_i e_i \quad (2.4)$$

สัมพันธ์กับ Eigenvector \hat{e}_i และ Eigenvalue μ_i ของเมตริกซ์ $D = X'^T X'$ จะได้สมการคำนวณค่า Eigenvector และ Eigenvalue ดังสมการ (2.5)

$$D \hat{e}_i = \mu_i \hat{e}_i \quad (2.5)$$

แทนค่า D สมการที่ (2.5) ด้วย $X'^T X'$ ดังสมการที่ (2.6)

$$X'^T X' \hat{e}_i = \mu_i \hat{e}_i \quad (2.6)$$

สมการที่ (2.6) คูณด้วย X' ทั้งสองข้างได้ดังสมการที่ (2.7)

$$X'X'^T X' \hat{e}_i = \mu_i X' \hat{e}_i \quad (2.7)$$

แทนค่า $X'X'^T$ สมการที่ (2.7) ด้วย C จากสมการที่ (2.3) ดังสมการ (2.8)

$$C X' \hat{e}_i = \mu_i X' \hat{e}_i \quad (2.8)$$

จัดกลุ่มของสมการที่ (2.8) ให้อยู่ในรูปของสมการที่ (2.9) เพื่อความเข้าใจง่ายขึ้น

$$C(X\hat{e}_i) = \mu_i(X\hat{e}_i) \quad (2.9)$$

ดังนั้นสมการที่ (2.9) สัมพันธ์กับสมการที่ (2.4) ซึ่งเป็นสมการคำนวณค่า Eigenvector e_i และ Eigenvalue λ_i สัมพันธ์กับ Eigenvector \hat{e}_i และ Eigenvalue μ_i ดังสมการที่ (2.10) และ (2.11)

$$e_i = (X\hat{e}_i) \quad (2.10)$$

$$\lambda_i = \mu_i \quad (2.11)$$

4. เรียงลำดับ Eigenvalue λ_i จากมากไปหาน้อยเลือก Eigenvector e_i ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุดจำนวน K ลำดับแรกเนื่องมาจาก Eigenvector ที่มีค่า Eigenvalue สูงมีความสำคัญมากกว่า Eigenvector ที่มีค่า Eigenvalue ต่ำกว่า เพื่อนำมาสร้างเป็น Transformation Matrix E เมื่อ E คือ เมตริกที่มี Row Vector เป็น Eigenvector ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด K ลำดับแรกดังสมการที่ (2.12) โดย Transformation Matrix E จึงมีขนาดเป็น $K \times N$ มิติ

$$E = \begin{bmatrix} eig_1 \\ eig_2 \\ eig_3 \\ \vdots \\ M \\ eig_K \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

ค่า Transformation Matrix นี้จะถูกนำไปใช้สำหรับคำนวณค่า Feature ต่อไป

2.2.1.2. การคำนวณหา Feature

วิธีการ PCA มีวัตถุประสงค์เพื่อลดขนาด Dimension ของรูปภาพใบหน้า ให้อยู่ในรูปของ Feature y_i ที่ใช้สำหรับแทนรูปภาพใบหน้า x_i สามารถคำนวณได้จาก Transformation Matrix E ดังสมการต่อไปนี้

$$y_i = E(x_i - \bar{x}) \quad (2.13)$$

2.2.2 วิธีการ Wavelet PCA

วิธีการ Wavelet PCA คือการนำกระบวนการ Wavelet Transforms มาเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผลด้วยวิธีการ PCA ในเรื่องนี้แบ่งออกเป็นสองส่วนคือกระบวนการ Wavelet Transform และ การคำนวณวิธีการ Wavelet PCA

2.2.2.1 กระบวนการ Wavelet Transform

กระบวนการ Wavelet Transform เป็นวิธีการแปลงค่าที่ใช้สำหรับแปลงค่าสัญญาณเพื่อลดความละเอียดของ ข้อมูลโดยใช้ตัวกรอง (Filter) โดยสามารถอธิบายด้วย Linear Decomposition ของฟังก์ชัน $y(n)$ ได้ดังนี้

$$y(n) = \sum_k h(k)x(n-k). \quad (2.14)$$

เมื่อ k คือ ดัชนีของการรวม

$h(k)$ คือ ตัวกรอง

$x(n)$ คือ เซตของฟังก์ชันของ n

การทำงานนี้เรียกว่า Convolution แต่ละ Coefficients $h(i)$ เป็นตัวกระตุ้น (Impulse) ที่ตอบสนองกับระบบ เมื่อก้าวถึง Wavelet ในรูปของ Continuous Wavelet Transform (CWT) สามารถแสดงได้ดังนี้

$$CWT(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi\left(\frac{x-\tau}{a}\right) dx \quad (2.15)$$

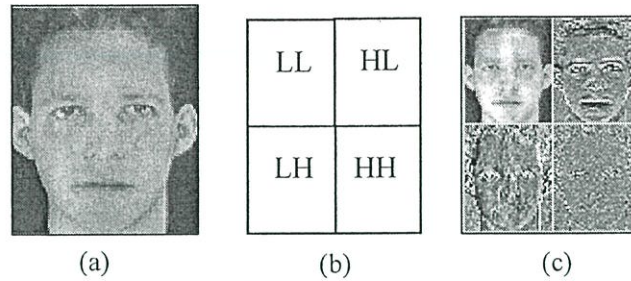
เมื่อฟังก์ชัน ψ คือ Basic Wavelet พารามิเตอร์ a และ τ คือพารามิเตอร์ในส่วนของ Scaling Parameter และ Shift Parameter ตามลำดับ

สำหรับข้อมูลที่เป็นรูปภาพเป็นสัญญาณแบบสองมิติ จะใช้ Wavelet Transforms แบบ Discrete Wavelet Transform (DWT) สามารถอธิบายด้วยสมการดังต่อไปนี้

$$DWT(j, k) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi\left(\frac{x-k}{2^j}\right) dx \quad (2.16)$$

เมื่อ j คือค่ายกกำลังของ Binary Scaling และ K คือ ค่าคงที่ของตัวกรอง

สำหรับ DWT ของรูปภาพ $m \times n$ จุด สามารถคำนวณได้เสมือนสัญญาณ หนึ่งมิติ โดยการคำนวณค่าในแนวแกนตั้งของรูปภาพแล้วทำการซ้ำอีกครั้งในแนวแกนนอน โดยการแปลงค่าในแนวของภาพแล้วจึงแปลงค่าในคอสมันของรูปภาพ ผลของการแปลงค่าจะได้ภาพที่ถูกแบ่งย่อยออกเป็น 4 Subbands ประกอบด้วย LL, HL, LH และ HH ดังภาพที่ 2.1(b) Subband LL คือภาพที่มีคล้ายกับภาพต้นแบบมากที่สุดแต่มีความละเอียดครึ่งของภาพต้นแบบ ในขณะที่ Subband HL และ LH เป็นภาพที่แสดงความเปลี่ยนแปลงในแนวตั้งและแนวนอนตามลำดับ ส่วน Subband HH เป็นภาพในส่วนที่เป็น High Frequency ในภาพที่ 2.1 คือ ภาพการประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 2.1(a) คือ รูปภาพเริ่มต้น 2.1(b) คือ แผนผังแสดง Subband ที่ถูกแยกย่อยหลังจากผ่านกระบวนการ Wavelet Transform 2.1(c) แสดง Subband ต่าง ๆ ที่แยกย่อย 2.1(a) หลังจากผ่านกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1



ภาพที่ 2.1 ภาพการประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1

2.2.2.1 การคำนวณวิธีการ Wavelet PCA

การทำงานของวิธีการ Wavelet PCA มีลักษณะคล้ายคลึงกับวิธีการ PCA แต่มีการเพิ่มการประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform เพื่อเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผลด้วยวิธีการ PCA โดยมีกระบวนการดังต่อไปนี้

1. นำรูปภาพใบหน้าผ่านกระบวนการ Wavelet Transform เพื่อค้นหา Subband LL ของรูปภาพใบหน้า
2. นำเอา Subband LL มาค้นหา Eigenface เช่นเดียวกับ ขั้นตอนที่ 1-4 ในกระบวนการค้นหาวิธีการ PCA ซึ่งค่าที่ได้คือ Eigenface ของ Subband LL ดังนั้นค่า Transformation Matrix ที่ได้จึงเป็น Transformation Matrix สำหรับ Subband LL สำหรับการคำนวณค่า Feature ต้องนำรูปภาพใบหน้าที่ทดสอบ มาผ่านกระบวนการ Wavelet Transform เพื่อค้นหา LL Subband นำค่า LL Subband ที่ได้มาคำนวณค่า Feature เช่นเดียวกับ 2.2.1.2 ซึ่งค่าที่ได้ก็คือ Feature ของการประมวลผลด้วยวิธีการ Wavelet PCA

2.2.3 วิธีการ Modular PCA

วิธีการ Modular PCA เป็นวิธีการที่ถูกประยุกต์มาจากวิธีการ PCA โดยรูปภาพจะถูกแบ่งออกเป็น N รูปภาพใบหน้าที่มีขนาดเท่ากัน ก่อนนำรูปภาพเหล่านั้นไปประมวลผลด้วยวิธีการ PCA เพื่อค้นหา Eigenface ของแต่ละรูปภาพใบหน้าที่มีขนาดเท่ากัน โดยขั้นตอนการทำงานของวิธีการ Modular PCA มีดังต่อไปนี้

ถ้ากำหนดให้ M คือจำนวนของรูปภาพหน้า และ N เป็นจำนวนของรูปภาพใบหน้าที่มีขนาดเท่ากัน

1. แบ่งรูปภาพใบหน้าที่มีขนาดเท่ากันเป็น N รูปภาพใบหน้าที่มีขนาดของรูปภาพย่อยเท่ากัน ดังตัวอย่างรูปภาพที่ 2.2 แสดงการแบ่งรูปภาพใบหน้าที่มีขนาดเท่ากันเป็น 9 รูปภาพใบหน้าที่มีขนาดเท่ากัน



ภาพที่ 2.2 ภาพตัวอย่างการแบ่งรูปภาพใบหน้าเป็น 9 รูปภาพใบหน้าที่ย่อ

2. กำหนดหาค่าเฉลี่ยของแต่ละรูปภาพใบหน้าที่ย่อ ดังสมการ

$$\bar{x}_n = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M x_{mn} \quad (2.17)$$

เมื่อ \bar{x}_n คือ เวกเตอร์ค่าเฉลี่ยของรูปภาพใบหน้าที่ย่อลำดับที่ n

x_{mn} คือ เวกเตอร์ของแต่ละรูปภาพใบหน้าที่ย่อลำดับที่ n ของรูปภาพลำดับที่ m

3. หาค่าผลต่างระหว่างแต่ละรูปภาพใบหน้าที่ย่อ x_{mn} กับรูปภาพใบหน้าที่เฉลี่ย \bar{x}_n แทนเมทริกซ์นี้ด้วยเมทริกซ์ X'_n

$$X'_n = [(x_{1n} - \bar{x}_n) \quad (x_{2n} - \bar{x}_n) \quad \dots \quad (x_{Mn} - \bar{x}_n)] = [x'_{1n} \quad x'_{2n} \quad \dots \quad x'_{Mn}] \quad (2.18)$$

4. กำหนดหาค่า Covariance Matrix C_n ซึ่งเป็น Covariance Matrix ของรูปภาพใบหน้าที่ย่อลำดับที่ n ดังสมการ

$$C_n = X'_n X'^n{}^T \quad (2.19)$$

5. กำหนดหาค่า Eigenvalue และ Eigenvector จากค่า Covariance Matrix C_n จากนั้นเลือกค่า Eigenvector ที่มีค่า Eigenvalue สูงสุด K อันดับแรก เพื่อสร้าง Transformation Matrix E_n
6. ดำเนินการขั้นตอนที่ 2 ถึง 5 จนกระทั่งครบทุกรูปภาพใบหน้าที่ย่อ

การกำหนดหาค่า Feature ของแต่ละรูปภาพใบหน้าที่ย่อ สามารถคำนวณได้ดังสมการ

$$y_{mn} = E_n (x_{mn} - \bar{x}_n) \quad (2.20)$$

เมื่อ y_{mn} คือ ค่า Feature ของรูปภาพใบหน้าที่ย่อลำดับที่ n ของรูปภาพลำดับที่ m

W_n คือ Transformation Matrix ของรูปภาพใบหน้าที่ย่อลำดับที่ n

2.2.4 การเปรียบเทียบความเหมือน

ในงานวิจัยนี้ใช้วิธีการ Euclidean Classifier ทั้งนี้เนื่องมาจากวิธีการ Euclidean Classifier เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับกลุ่มที่มีการกระจายแบบปกติด้วย Covariance Matrix ที่เหมาะสม [6] ในการหาค่าฟังก์ชันแยกแยะ $d_k(v)$ ระหว่างเวกเตอร์ที่ต้องการเปรียบเทียบ v กับเวกเตอร์อ้างอิง μ_k จะได้สมการดังต่อไปนี้

$$d_k(v) = (v - \mu_k)^T (v - \mu_k) = |v - \mu_k| \quad (2.21)$$

ในการตัดสินใจเลือกกลุ่ม จะเลือกกลุ่มที่มีสมาชิก μ_k ใกล้กับเวกเตอร์ v มากที่สุด จำนวนของใบหน้าที่ถูกระบุตัวบุคคลถูกต้องจะถูกนำไปคำนวณหาความถูกต้องและสร้างค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นต่อไป

2.2.5 ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น

ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นได้มาจากอัตราความถูกต้องในการเปรียบเทียบความเหมือนระหว่าง Feature ของชุดรูปภาพใบหน้าฝึกราค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นดังสมการที่ (2.22)

$$w_i = \frac{n(T_i)}{N} \quad (2.22)$$

เมื่อ w_i คือ ค่าน้ำหนักความน่าจะเป็นของ รูปภาพใบหน้าย่อยที่ i

$n(T_i)$ คือ จำนวนครั้งที่ทำนายถูกต้อง และ

N คือ จำนวนของรูปภาพใบหน้าฝึกร

ตัวอย่างเช่น มีรูปภาพใบหน้าฝึกรทั้งหมด 200 รูปภาพ ถูกประมวลผลด้วยวิธีการ Modular PCA แบบ 4 ส่วนรูปภาพใบหน้าย่อย จำนวนที่ระบุตัวบุคคลถูกต้องในแต่ละรูปภาพใบหน้าย่อยได้ดังภาพที่ 2.3(a) ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นจะได้ดังภาพที่ 3.13(c) ค่าน้ำหนักความน่าจะเป็นนี้จะถูกนำไปใช้ในขั้นตอนการลงคะแนนแบบถ่วงน้ำหนัก

172	170
164	156

(a)

$\frac{172}{200}$	$\frac{170}{200}$
$\frac{164}{200}$	$\frac{156}{200}$

(b)

0.82	0.85
0.82	0.78

(c)

ภาพที่ 2.3 ภาพวิธีการคำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนักค่าความน่าจะเป็นของรูปภาพใบหน้าย่อย

2.2.6 การระบุตัวบุคคลด้วยการลงคะแนนแบบถ่วงน้ำหนัก

การระบุตัวบุคคลในงานวิจัยนี้ ใช้ลงคะแนน (voting) แบบถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น ค่าน้ำหนักความน่าจะเป็นของแต่ละ LL Subband และรูปภาพใบหน้าย่อย ทั้งนี้เนื่องมาจากแต่ละส่วนของ LL Subband และ รูปภาพใบหน้าย่อยให้ค่าอัตราความถูกต้องที่แตกต่างกัน ดังนั้นในการลงคะแนนจึงต้องมีการถ่วงน้ำหนักด้วยค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น ซึ่งค่าขึ้นอยู่กับอัตราความถูกต้องของแต่ละส่วน ในงานวิจัยนี้ การระบุตัวบุคคลด้วยการลงคะแนนถ่วงน้ำหนัก ประกอบด้วย การแยกแยะกลุ่มโดยใช้ Euclidian Classifier จากนั้นนำกลุ่มที่ได้มานั้นมาถ่วงน้ำหนักด้วยค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น แล้วรวมค่าถ่วงน้ำหนักนี้เพื่อหากลุ่มที่มีค่าผลรวมคะแนนสูงสุดเพื่อระบุตัวบุคคล

วิธีการ Principal Component Analysis (PCA), วิธีการ Wavelet PCA, วิธีการ Modular PCA, การเปรียบเทียบความเหมือนด้วย Euclidian Classifier, การสร้างค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น และ การลงคะแนนแบบถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น ถูกนำไปใช้ในการสร้างระบบการรู้จำใบหน้าของงานวิจัยนี้ในบทที่ 3

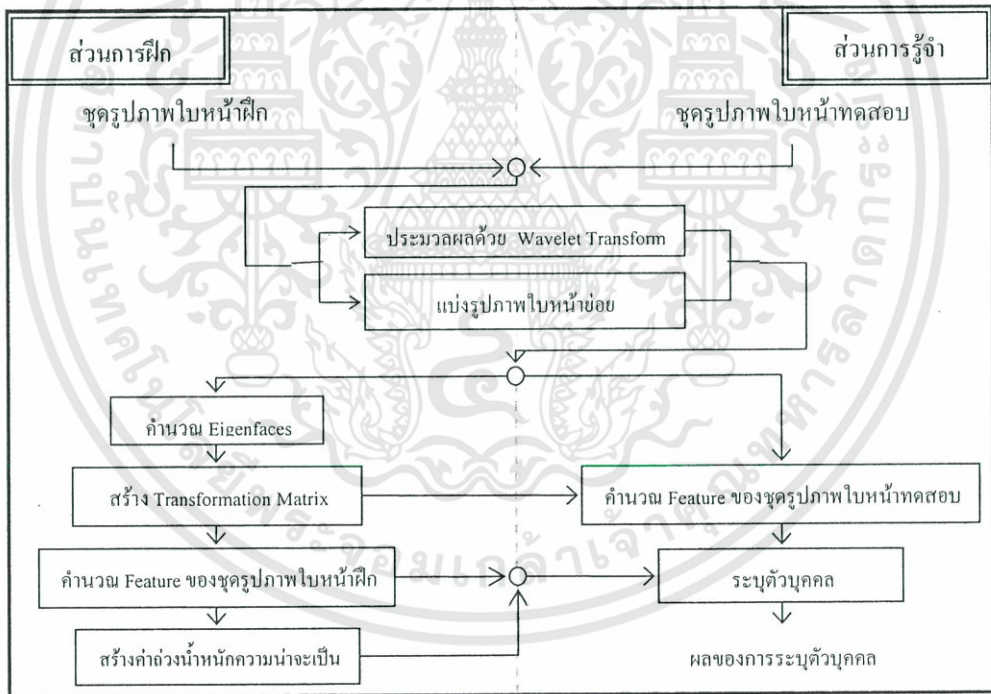


บทที่ 3

ระบบการรู้จำของใบหน้า

3.1 บทนำ

ระบบการรู้จำใบหน้าแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนการฝึกและส่วนการรู้จำ ในส่วนการฝึกเป็นส่วนสำหรับการฝึกสอนชุดรูปภาพใบหน้าฝึก โดยการนำรูปภาพใบหน้าฝึกมาประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform เพื่อคำนวณหา LL Subband และแบ่งรูปภาพออกเป็นรูปภาพย่อย แล้วนำ LL Subband และรูปภาพย่อยเหล่านี้มาประมวลผลด้วย PCA เพื่อคำนวณหา Eigenfaces ของ LL Subband และรูปภาพย่อย จากนั้นสร้าง Transformation Matrix จาก Eigenfaces เพื่อนำไปใช้สำหรับคำนวณ Feature ของ LL Subband และรูปภาพย่อย จากนั้นนำ Feature ของใบหน้าแต่ละบุคคลมาเปรียบเทียบความเหมือนและสร้างค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นจากอัตราความถูกต้องเมื่อเปรียบเทียบกันภายในชุดรูปภาพใบหน้าฝึก โดยค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นนี้จะถูกนำไปใช้ในการถ่วงน้ำหนักในการลงคะแนนเพื่อระบุตัวบุคคลในส่วนการรู้จำ



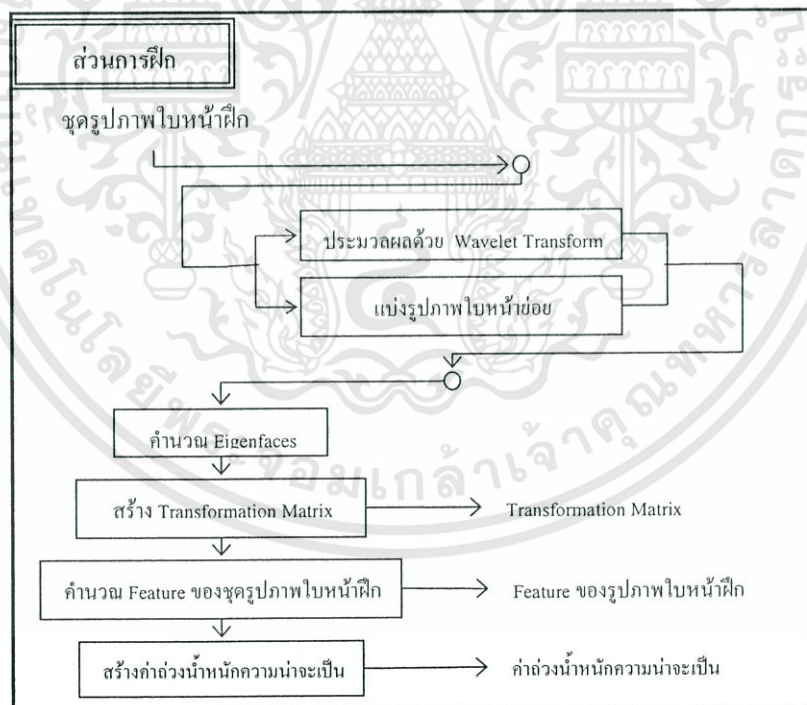
ภาพที่ 3.1 ภาพโครงสร้างของระบบการรู้จำใบหน้า

ในส่วนการรู้จำ ประกอบด้วย การนำรูปภาพใบหน้าทดสอบมาประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform เพื่อคำนวณหา LL Subband และแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็นรูปภาพใบหน้าย่อย แล้วนำ LL Subband และรูปภาพใบหน้าย่อยเหล่านี้ มาคำนวณหา Feature ด้วย

Transformation Matrix ที่สร้างในส่วนการฝึก แล้วนำ Feature ที่ได้มาเปรียบเทียบความเหมือนและลงคะแนนโดยใช้ค่าถ่วงน้ำหนักในขั้นตอนการระบุตัวบุคคล ภาพที่ 3.1 คือโครงสร้างของระบบการรู้จำโดยรวม

3.2 ส่วนการฝึก

ส่วนการฝึกเป็นส่วนสำหรับฝึกระบบด้วยชุดรูปภาพใบหน้าฝึกเพื่อสร้าง Transformation Matrix คำนวณหา Feature ของแต่ละบุคคล และ ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้ ขั้นแรกนำรูปภาพใบหน้าฝึกมาประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform เพื่อคำนวณหา LL Subband และแบ่งรูปภาพใบหน้าที่ออกเป็นรูปภาพใบหน้าที่ย่อย แล้วนำ LL Subband และรูปภาพใบหน้าที่ย่อยเหล่านี้มาประมวลผลด้วย PCA เพื่อคำนวณหา Eigenfaces ของ LL Subband และรูปภาพใบหน้าที่ย่อย จากนั้นสร้าง Transformation Matrix จาก Eigenfaces เพื่อนำไปใช้สำหรับคำนวณ Feature ของ LL Subband และรูปภาพใบหน้าที่ย่อย จากนั้นนำ Feature ของใบหน้าแต่ละบุคคลมาเปรียบเทียบความเหมือนและสร้างค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นจากอัตราความถูกต้องเมื่อเปรียบเทียบกับภายในชุดรูปภาพใบหน้าฝึก โดยค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นนี้จะถูกนำไปใช้ในการถ่วงน้ำหนักในการลงคะแนนเพื่อระบุตัวบุคคลในส่วนการรู้จำ ภาพที่ 3.2 คือภาพโครงสร้างของระบบการรู้จำใบหน้าในส่วนการฝึก



ภาพที่ 3.2 ภาพโครงสร้างของระบบการรู้จำใบหน้าในส่วนการฝึก

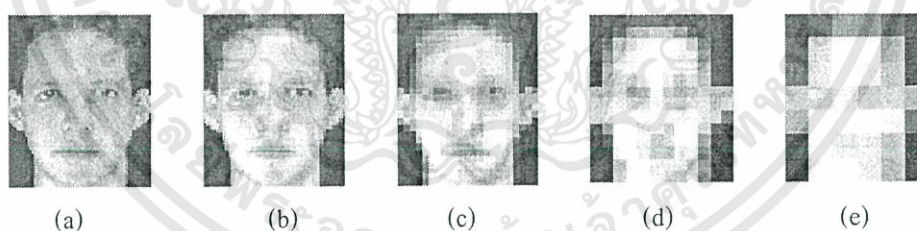
3.2.1 การเตรียมรูปภาพใบหน้า

ในขั้นตอนการเตรียมรูปภาพใบหน้าก่อนประมวลผลด้วยวิธีการ PCA แบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนที่หนึ่งการประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform เพื่อคำนวณหา LL Subband สำหรับการประมวลผลแบบวิธีการ Wavelet PCA และส่วนที่สองแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็นรูปภาพใบหน้าที่ย่อสำหรับการประมวลผลแบบวิธีการ Modular PCA ภาพที่ 3.3 แสดงโครงสร้างการทำงานของ การเตรียมรูปภาพใบหน้าก่อนการประมวลผลด้วยวิธีการ PCA ชุดใบหน้าฝึกจะถูกประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform เพื่อคำนวณหา LL Subband และนำรูปภาพใบหน้าไปแบ่งเป็นรูปภาพใบหน้าที่ย่อ



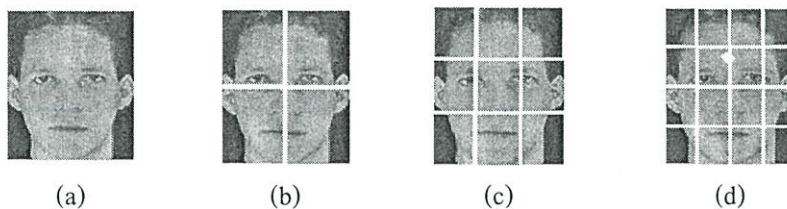
ภาพที่ 3.3 การเตรียมรูปภาพใบหน้าก่อนการประมวลผลด้วยวิธีการ PCA

ภาพที่ 3.4 คือภาพตัวอย่าง LL Subband เมื่อประมวลผลด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 1st, 2nd, 3rd และ 4th ของรูปภาพใบหน้า โดยภาพที่ 3.4(a) คือรูปภาพใบหน้าที่ต้นฉบับ ภาพที่ 3.4(b), 3.4(c), 3.4(d) และ 3.4(e) คือรูปภาพใบหน้า ในส่วน LL Subband เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1, 2, 3 และ 4 ของรูปภาพที่ 3.4(a) ตามลำดับ



ภาพที่ 3.4 ภาพตัวอย่าง LL Subband เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1, 2, 3 และ 4 ของรูปภาพใบหน้า

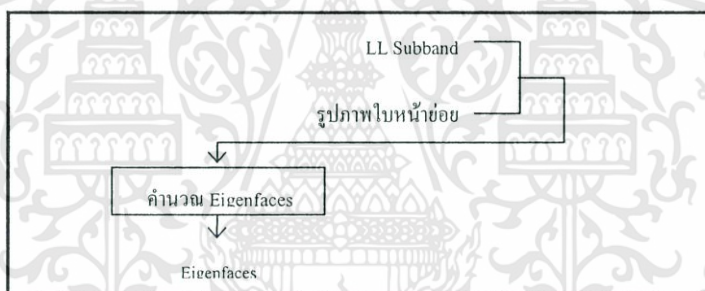
ภาพที่ 3.5 คือภาพตัวอย่างการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 4, 9 และ 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อ ซึ่งมีขนาดเท่ากัน ภาพที่ 3.5(a) คือรูปภาพใบหน้าเริ่มต้น ภาพที่ 3.5(b), ภาพที่ 3.5(c) และภาพที่ 3.5(d) คือ รูปภาพใบหน้าที่ถูกแบ่งออกเป็น 4, 9 และ 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อตามลำดับ



ภาพที่ 3.5 ภาพตัวอย่างการแบ่งรูปภาพใบหน้าย่อย

3.2.2 การคำนวณ Eigenfaces

นำ LL Subband และรูปภาพใบหน้าย่อยผ่านการประมวลผลด้วย PCA เพื่อคำนวณหา Eigenfaces ของ LL Subband และแต่ละรูปภาพใบหน้าย่อยของชุดรูปภาพใบหน้าฝึก ในการประมวลผลด้วย PCA ของ LL Subband ของชุดรูปภาพใบหน้าฝึกเรียกว่าวิธีการ Wavelet PCA และการประมวลผลด้วย PCA ของรูปภาพใบหน้าย่อยของชุดรูปภาพใบหน้าฝึกหน้าเรียกว่าวิธีการ Modular PCA ภาพที่ 3.6 คือแสดงโครงสร้างการคำนวณ Eigenfaces เมื่อนำ LL Subband มาผ่านการประมวลผล PCA เพื่อคำนวณค่า Eigenfaces ของ LL Subband ของชุดรูปภาพใบหน้าฝึก และนำรูปภาพใบหน้าย่อยมาผ่านการประมวลผล PCA เพื่อคำนวณค่า Eigenfaces ของรูปภาพใบหน้าย่อยของชุดรูปภาพใบหน้าฝึก



ภาพที่ 3.6 การคำนวณ Eigenfaces

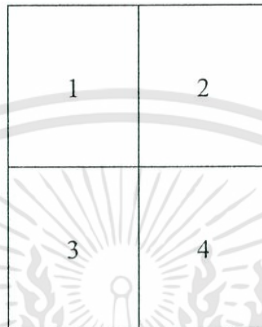
ตารางที่ 3.1 ตารางแสดงภาพตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อใช้ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ที่ผ่านกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3

ลำดับที่	1	2	3	4	5
ภาพ Eigenface					
ลำดับที่	6	7	8	9	10
ภาพ Eigenface					

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.1 คือ ตารางแสดงภาพตัวอย่าง Eigenface ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรกเมื่อใช้ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ที่ผ่านกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3

ตารางที่ 3.2 คือ ตารางแสดงภาพตัวอย่างของ Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อใช้ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ที่ถูกแบ่งรูปภาพใบหน้า 4 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย โดยภาพที่ 3.7 คือผังลำดับของรูปภาพย่อย และ ตารางที่ 3.2 คือ รูปภาพ Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อใช้ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ของรูปภาพใบหน้าที่ถูกแบ่งออกเป็น 4 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย



ภาพที่ 3.7 ผังลำดับของรูปภาพย่อย

ตารางที่ 3.2 ตารางแสดงภาพตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อใช้ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ถูกแบ่งเป็น 4 ส่วน

ลำดับ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1										
2										
3										
4										

จำนวน Component ของ Eigenfaces ที่ได้จะมีเท่ากับจำนวนจุดภาพของแต่ละ LL Subband และรูปภาพใบหน้าที่ย่อยของชุดรูปภาพใบหน้าฝึก

3.2.3 การสร้าง Transformation Matrix

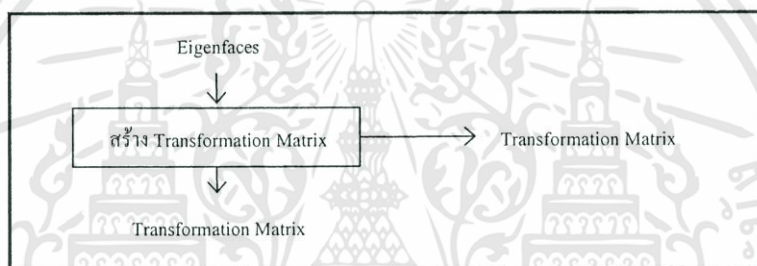
Transformation Matrix ถูกสร้างมาจากการเรียงของค่า Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุดจำนวน K ลำดับแรกให้อยู่ในรูปของเมตริกซ์ โดย Row Vector ของ Transformation Matrix นี้

คือเป็น Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด K ลำดับ ดังนั้น Transformation Matrix จึงมีขนาดเป็น $K \times N$ มิติ เมื่อ N แทนจำนวน Component ของ Eigenfaces ดังสมการที่ (3.1)

$$E = \begin{bmatrix} eig_1 \\ eig_2 \\ eig_3 \\ \vdots \\ M \\ eig_k \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

เมื่อ E คือ Transformation Matrix และ $eig_1, eig_2, eig_3, \dots, eig_k$ คือ Eigenfaces ที่เรียงลำดับตามค่า Eigenvalue สูงที่สุด K อันดับแรก ซึ่งแต่ละค่า eig จะมีขนาดเป็น N Component

ภาพที่ 3.8 แสดงการสร้าง Transformation Matrix โดยระบบจะรับค่า Eigenfaces ที่เรียงลำดับตามค่า Eigenvalue สูงที่สุด แล้วเลือก Eigenfaces K อันดับแรกมาเพื่อสร้างเป็น Transformation Matrix เพื่อนำไปใช้สำหรับคำนวณค่า Feature ต่อไป



ภาพที่ 3.8 การสร้าง Transformation Matrix

3.2.4 การคำนวณ Feature ของชุดรูปภาพใบหน้าฝึก

การคำนวณหา Feature ของชุดรูปภาพใบหน้าฝึก คือการนำ Transformation Matrix ที่ได้จากการสร้างขึ้นในขั้นตอนที่ 3.2.3 มาแปลงข้อมูลรูปภาพใบหน้าฝึกให้อยู่ในรูปของ Feature ซึ่งเป็นเวกเตอร์ที่มีขนาด K Component ตามจำนวนของ Eigenfaces ที่ถูกเลือกมา สามารถคำนวณ Feature ได้จากสมการ (3.2)

$$y_{ij} = E_j(x_{ij} - \bar{x}_j) \quad (3.2)$$

เมื่อ y_{ij} คือ Feature ของรูปภาพใบหน้าที่ i รูปภาพใบหน้าที่ j

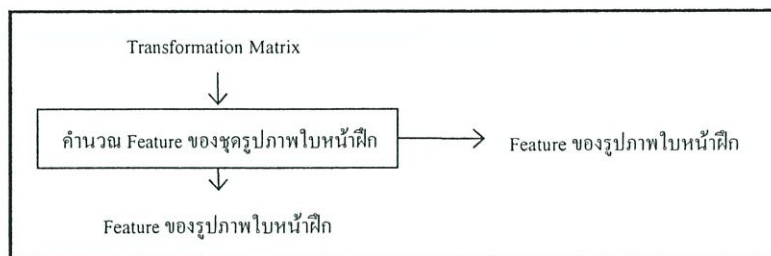
E_j คือ Transformation Matrix ของรูปภาพใบหน้าที่ j

x_{ij} คือ รูปภาพใบหน้าที่ i รูปภาพใบหน้าที่ j

\bar{x}_j คือ ค่าเฉลี่ยของรูปภาพใบหน้าที่ i รูปภาพใบหน้าที่ j

i คือ ลำดับของใบหน้า และ

j คือ ลำดับของส่วนย่อยของใบหน้า



ภาพที่ 3.9 การคำนวณหาค่า Feature ของชุดฝีก

Feature y_{ij} ที่ได้เป็น เวกเตอร์ขนาดเป็น K components ตามจำนวนของค่า Eigenfaces ที่ถูกเลือก โดยค่า Feature ที่ได้นี้จะถูกนำไปเปรียบเทียบความเหมือนเพื่อสร้างค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น และเพื่อเปรียบเทียบความเหมือนกับ Feature ในชุดรูปภาพใบหน้าทดสอบในขั้นตอนระบุตัวบุคคล

3.2.5 การสร้างค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น

ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น ได้มาจากอัตราความถูกต้องในการเปรียบเทียบความเหมือนระหว่าง Feature ของชุดรูปภาพใบหน้าฝีก ซึ่งวิธีการที่ใช้ในการเปรียบเทียบความเหมือนเพื่อระบุตัวบุคคล คือ วิธีการ Euclidian Classifier แล้วนับจำนวนของการระบุตัวบุคคลของชุดรูปภาพใบหน้าฝีกที่ถูกต้องเพื่อคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น ดังสมการที่ (3.3)

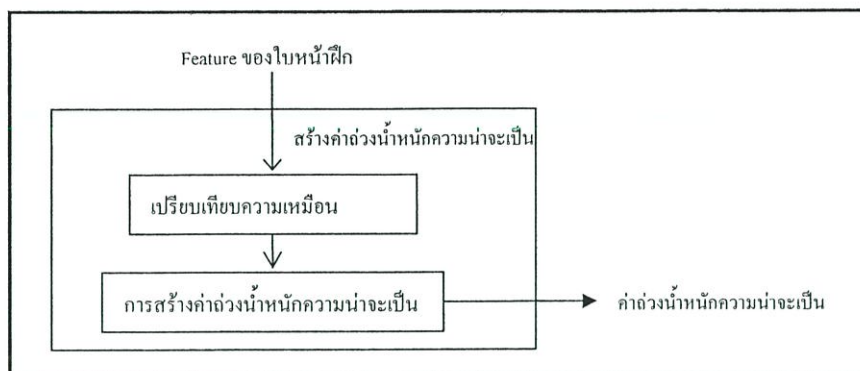
$$w_i = \frac{n(T_i)}{N} \quad (3.3)$$

เมื่อ w_i คือ ค่าน้ำหนักความน่าจะเป็นของ ส่วนย่อยที่ i

$n(T_i)$ คือ จำนวนครั้งที่ทำนายถูกต้อง และ

N คือ จำนวนของรูปภาพใบหน้าฝีก

ภาพที่ 3.10 แสดงโครงสร้างการสร้างค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น ในขั้นตอนการสร้างค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น จะนำค่า Feature ของรูปภาพใบหน้าฝีกจากขั้นตอนที่ 3.2.4 มาเปรียบเทียบความเหมือนเพื่อระบุตัวบุคคล จากนั้นคำนวณหาอัตราความถูกต้องดังสมการที่ (3.3) เพื่อใช้เป็นค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นของแต่ละรูปภาพใบหน้าย่อย

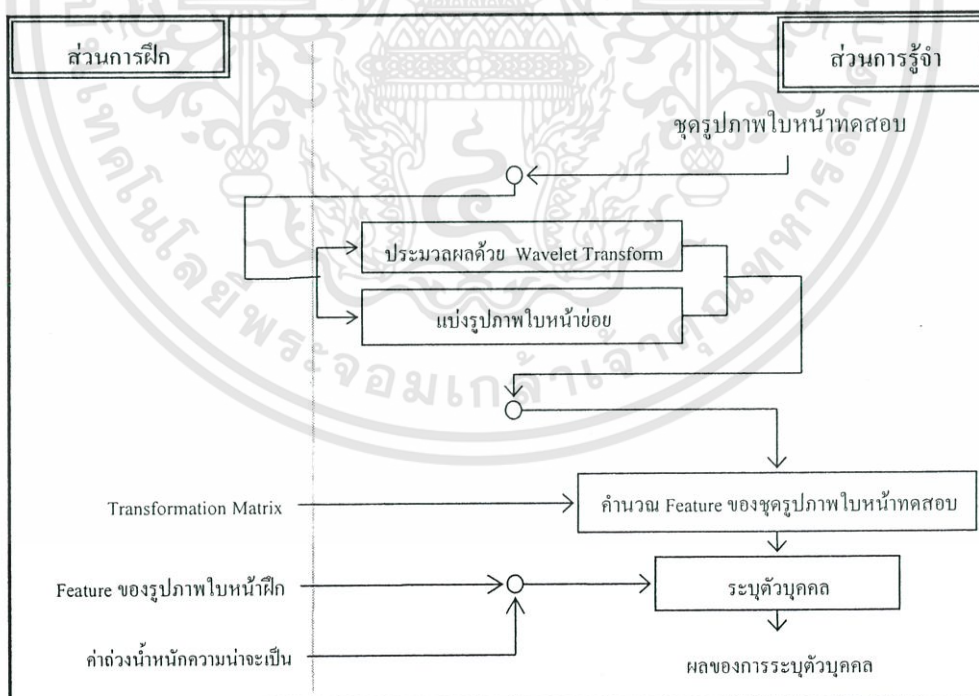


ภาพที่ 3.10 การสร้างค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น

ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นนี้จะถูกนำไปใช้ในการถ่วงน้ำหนักในขั้นตอนระบุตัวบุคคลในส่วนการรู้จำ

3.3 กระบวนการรู้จำใบหน้า

ในส่วนการรู้จำประกอบด้วยการนำรูปภาพใบหน้าทดสอบมาคำนวณหา LL Subband ด้วยกระบวนการ Wavelet Transform และแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็นรูปภาพใบหน้าที่ย่อย เช่นเดียวกันกับกระบวนการฝึก จากนั้นนำ LL Subband และรูปภาพใบหน้าที่ย่อยเหล่านี้ มาคำนวณหา Feature ด้วย Transformation Matrix ที่สร้างขึ้นในส่วนการฝึก แล้วนำ Feature ที่ได้มาเปรียบเทียบความเหมือนและลงคะแนนโดยใช้ค่าถ่วงน้ำหนักในขั้นตอนการระบุตัวบุคคล ภาพที่ 3.11 คือโครงสร้างของส่วนการรู้จำ



ภาพที่ 3.11 โครงสร้างของระบบการรู้จำใบหน้าในส่วนสำหรับรู้จำใบหน้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

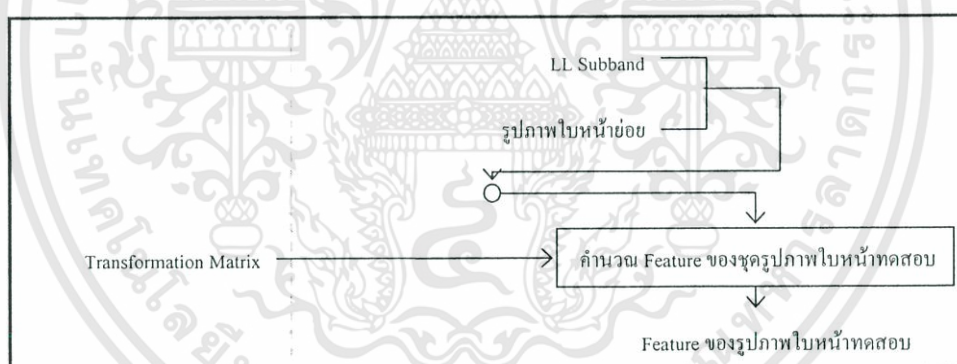
3.3.1 การเตรียมรูปภาพใบหน้า

ในขั้นตอนการเตรียมรูปภาพใบหน้าที่ก่อนประมวลผลด้วยวิธีการ PCA แบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนที่หนึ่งการประมวลผลรูปภาพใบหน้าที่ทดสอบด้วยกระบวนการ Wavelet Transform เพื่อคำนวณหา LL Subband สำหรับการประมวลผลด้วยวิธีการ Wavelet PCA และส่วนที่สองแบ่งรูปภาพใบหน้าที่ทดสอบออกเป็นรูปภาพใบหน้าที่ย่อยสำหรับการประมวลผลด้วยวิธีการ Modular PCA เช่นเดียวกับกระบวนการที่ 3.2.1

3.3.2 การคำนวณ Feature ของชุดรูปภาพใบหน้าที่ทดสอบ

การคำนวณหา Feature ของชุดรูปภาพใบหน้าที่ทดสอบ ทำคล้ายคลึงกันกับการคำนวณหา Feature ของรูปภาพใบหน้าที่ฝึกในขั้นตอนที่ 3.2.4 คือการนำ Transformation Matrix ที่ได้จากการสร้างขึ้นในขั้นตอนที่ 3.2.3 มาแปลงข้อมูลรูปภาพใบหน้าที่ทดสอบที่ได้จากขั้นตอน 3.3.1 ให้อยู่ในรูปของ Feature ซึ่งเป็นเวกเตอร์ที่มีขนาด K Component ตามจำนวนของ Eigenfaces ที่ถูกเลือกมา สามารถคำนวณ Feature ได้จากสมการ (3.2)

ภาพที่ 3.12 คือ การคำนวณค่า Feature ของชุดรูปภาพใบหน้าที่ทดลอง โดยค่า LL Subband และรูปภาพใบหน้าที่ย่อยของรูปภาพใบหน้าที่ทดสอบถูกนำไปคำนวณค่า Feature ด้วย Transformation Matrix ของ LL Subband และ รูปภาพใบหน้าที่ย่อยของรูปภาพใบหน้านั้นๆ ค่า Feature ที่ได้นี้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับ Feature ของชุดรูปภาพใบหน้าที่ฝึกในขั้นตอนการระบุตัวบุคคลต่อไป



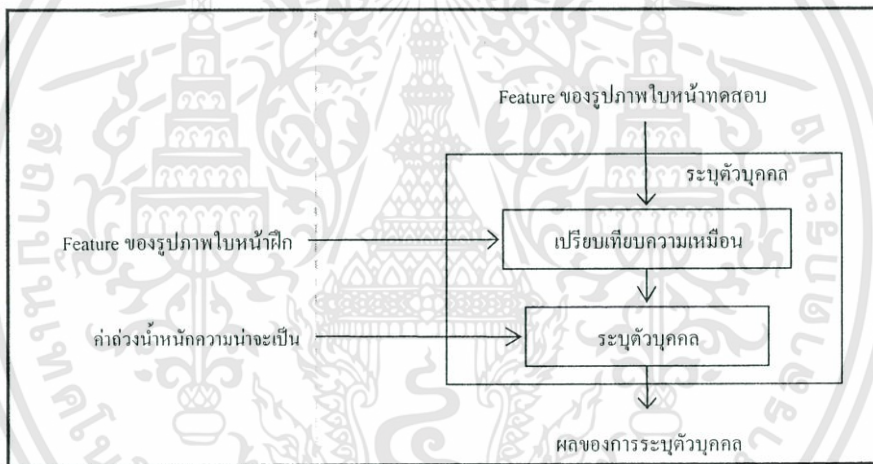
ภาพที่ 3.12 การคำนวณค่า Feature ของชุดรูปภาพใบหน้าที่ทดลอง

3.3.3 การระบุตัวบุคคล

ในขั้นตอนการระบุตัวบุคคล ประกอบด้วย 2 ส่วนคือ ส่วนการเปรียบเทียบความเหมือน และส่วนการระบุตัวบุคคล ใช้วิธีการ Euclidian Classifier ในส่วนการเปรียบเทียบความเหมือนระหว่าง Feature ของ LL Subband และรูปภาพใบหน้าที่ย่อยของรูปภาพใบหน้าที่ฝึก ซึ่งได้มาจากขั้นตอนที่ 3.2.4 กับ Feature ของ LL Subband และรูปภาพใบหน้าที่ย่อยของรูปภาพใบหน้าที่ทดสอบ นำผลของการวัดความเหมือนของ LL Subband และแต่ละรูปภาพใบหน้าที่ย่อย

ของรูปภาพใบหน้า มาลงคะแนนแบบถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นด้วยค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นของ LL Subband และรูปภาพใบหน้าที่ได้จากการคำนวณในขั้นตอนที่ 3.2.5 จากนั้นรวมค่าการลงคะแนนแบบถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น ในขั้นตอนการระบุตัวบุคคลจะเลือกบุคคลที่มีผลรวมของคะแนนสูงที่สุดเพื่อตัดสินใจว่ารูปภาพใบหน้าที่บุคคลในรูปภาพใบหน้าทดสอบคือบุคคลใดในรูปภาพใบหน้าฝึก

ภาพที่ 3.13 คือภาพการระบุตัวบุคคลของรูปภาพใบหน้าทดสอบ โดยประกอบด้วยสองส่วนย่อยภายในกระบวนการระบุตัวบุคคล ส่วนแรกคือ การเปรียบเทียบความเหมือนระหว่าง Feature ของรูปภาพใบหน้าฝึกซึ่งได้มาจากส่วนการฝึก และ Feature ของรูปภาพใบหน้าทดสอบซึ่งได้มาจากขั้นตอนการคำนวณ Feature ชุดใบหน้าทดลอง ผลของการเปรียบเทียบ Feature ของ LL Subband และ รูปภาพใบหน้าที่บอกค่าที่บอกว่าแต่ละ LL Subband และแต่ละรูปภาพใบหน้าที่คล้ายกันเหมือนบุคคลใดมากที่สุด ในขั้นตอนการระบุตัวบุคคลจะนำค่านี้มาถ่วงน้ำหนักด้วยค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นที่ได้จากการคำนวณในส่วนการฝึกเพื่อหาคะแนนรวมสูงที่สุดที่ใช้สำหรับระบุตัวบุคคลรูปภาพใบหน้าทดสอบ



ภาพที่ 3.13 การระบุตัวบุคคลรูปภาพใบหน้าทดสอบ

ระบบการรู้จำใบหน้านี้จะถูกนำไปทดลองด้วยฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL และ ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ในบทที่ 4 ซึ่งในบทที่ 4 จะแสดงผลการทดลองและนำไปเปรียบเทียบวิธีการที่นำเสนอกับวิธีการ PCA, วิธีการ Wavelet PCA และวิธีการ Modular PCA

บทที่ 4

ผลการทดลองและการวิเคราะห์

งานวิจัยระบบการรู้จำใบหน้า ได้ศึกษาทดลองเปรียบเทียบระหว่างวิธีการ PCA, วิธีการ Modular PCA, วิธีการ Wavelet PCA และวิธีการที่นำเสนอคือ การรวมกันระหว่างวิธีการ Modular PCA และวิธีการ Wavelet PCA โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น โดยทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST, ORL และ Yale ซึ่งจะอธิบายรายละเอียดในหัวข้อถัดไป

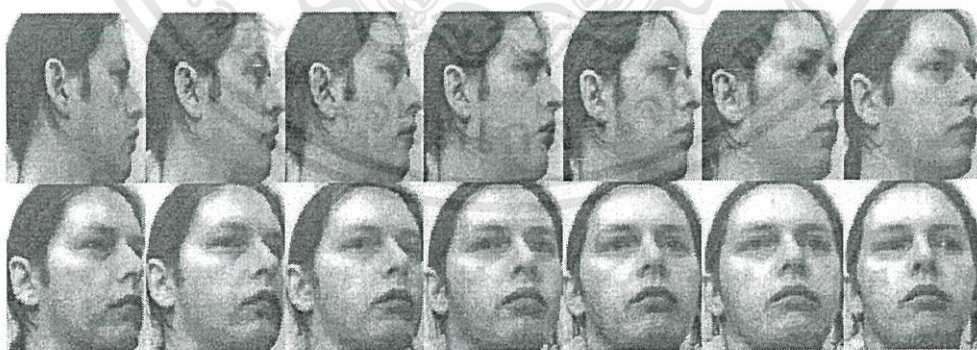
4.1 ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้า

ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าที่ใช้ในการทดลองประกอบด้วย ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST [12] ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL [10] และ ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale [11] ซึ่งรายละเอียดของแต่ละฐานข้อมูลอธิบายดังต่อไปนี้

4.1.1. ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST

ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST เป็นฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าแบบ Grayscale มีความละเอียด 92 X 112 จุดภาพ มีทั้งหมด 20 คน มีจำนวนทั้งหมด 536 รูปภาพ ลักษณะการเก็บข้อมูลรูปภาพใบหน้าเฉพาะมุมมองที่แตกต่างกันเท่านั้น คือ มุมมองจากใบหน้าหันด้านขวาจนถึงหน้าตรง โดยไม่มีความแตกต่างการแสดงอารมณ์ของใบหน้า และแสงที่ตกกระทบใบหน้า

ภาพที่ 4.1 คือรูปภาพใบหน้าของตัวอย่างหนึ่งในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST จะเห็นว่ารูปภาพใบหน้าจะเก็บเป็นลำดับจากใบหน้าที่หันไปทางด้านขวามุมหนึ่งไปหน้าตรง และใบหน้าที่หันไปทางด้านซ้ายมุมหนึ่งไปหน้าตรง และมีแสงที่ตกกระทบเพียงด้านเดียว สำหรับรูปภาพใบหน้าอื่นๆ ภาคนวนก รูปภาพใบหน้าที่ใช้ในการทดลอง



ภาพที่ 4.1 รูปภาพใบหน้าบางส่วนของตัวอย่างหนึ่งในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST

4.1.2.ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL

ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL เป็นฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าแบบ Grayscale มีความละเอียด 92×112 จุดภาพ มีทั้งหมด 40 คนแต่ละคนมีรูปภาพจำนวน 10 ภาพ รวมทั้งสิ้น 400 ภาพ ลักษณะของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลนี้คือ รูปภาพใบหน้าตรง โดยภาพเก็บลักษณะของมุมมองแตกต่างกันเล็กน้อย คือหันหน้าด้านซ้าย-ขวาเล็กน้อย และก้ม-เงยหน้าเล็กน้อย ซึ่งไม่มีความแตกต่างกันด้านแสงและการแสดงอารมณ์

ภาพที่ 4.2 รูปภาพใบหน้าทั้งหมดของตัวอย่างหนึ่งในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL จะเห็นว่ารูปภาพใบหน้ามีมุมมองที่แตกต่างกันเล็กน้อย มีการหันหน้าด้านซ้าย-ขวาเล็กน้อย รวมทั้งมีการก้ม-เงยหน้าเล็กน้อยและใบหน้าไม่มีการแสดงอารมณ์ ส่วนแสงที่ตกกระทบมีเพียงด้านเดียว สำหรับรูปภาพใบหน้าอื่นๆ คุณลักษณะของ รูปภาพใบหน้าที่ใช้ในการทดลอง

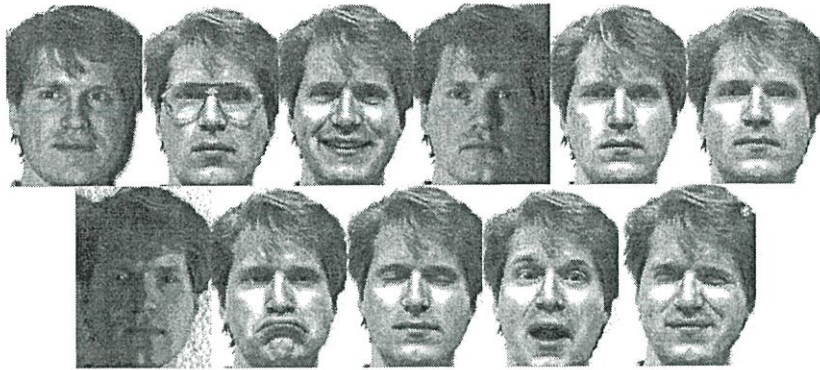


ภาพที่ 4.2 รูปภาพใบหน้าทั้งหมดของคนแรกในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL

4.1.3. ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale

ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale เป็นฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าแบบ Grayscale มีความละเอียด 320×243 จุดภาพ ในการทดลองภาพเหล่านี้ถูกตัดเอาเฉพาะส่วนที่เป็นใบหน้าให้เหลือขนาดเป็น 160×215 จุดภาพ มีทั้งหมด 15 คนแต่ละคนมีรูปภาพจำนวน 11 ภาพ ซึ่งประกอบด้วยภาพปกติหน้าตรง ภาพที่มีแสงตกกระทบด้านซ้าย ตรง และขวา หน้าสวมแว่น หน้าแสดงความสุข เสียใจ ง่วงนอน ประหลาดใจ ขยิบตา ซึ่งฐานข้อมูลนี้ไม่มีการเก็บข้อมูลในมุมมองที่แตกต่างกัน

ภาพที่ 4.3 รูปภาพใบหน้าทั้งหมดของคนแรกในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale จะเห็นว่ารูปภาพใบหน้าของ Yale มีความหลากหลายกว่าฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL และ UMIST โดยมีการสวมแว่นตา มีแสงตกกระทบที่แตกต่างกัน และการแสดงอารมณ์ของใบหน้า แต่รูปภาพใบหน้าทั้งหมดเป็นรูปภาพใบหน้าตรง ไม่มีความแตกต่างด้านมุมมองของใบหน้า



ภาพที่ 4.3 รูปภาพใบหน้าทั้งหมดของคนแรกในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale

ในส่วนการฝึกและส่วนการรู้จำ รูปภาพใบหน้าของแต่ละคนในแต่ละฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้า ถูกสุ่มเลือกเพื่อนำไปใช้ในส่วนการฝึก จำนวน 3, 4 และ 5 รูปภาพ และนำรูปภาพใบหน้าที่ไม่ถูกเลือกนั้น ไปใช้ในส่วนการรู้จำ

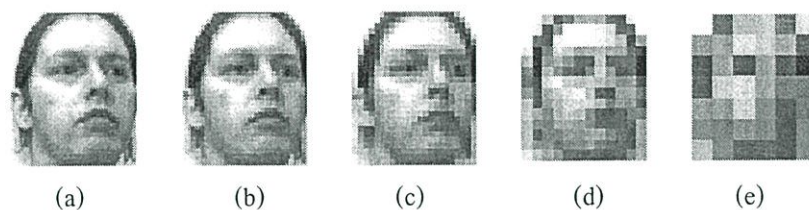
4.2 ส่วนการฝึก

ส่วนการฝึกเป็นส่วนสำหรับฝึกระบบด้วยชุดรูปภาพใบหน้าฝึกเพื่อสร้าง Transformation Matrix คำนวณหา Feature ของแต่ละบุคคลและค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้ ขั้นแรกนำรูปภาพใบหน้าฝึกมาประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform เพื่อคำนวณหา LL Subband และแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็นรูปภาพใบหน้าที่ย่อย แล้วนำ LL Subband และรูปภาพใบหน้าที่ย่อยเหล่านี้มาประมวลผลด้วยวิธีการ PCA เพื่อคำนวณหา Eigenfaces ของ LL Subband และรูปภาพใบหน้าที่ย่อย จากนั้นสร้าง Transformation Matrix จาก Eigenfaces เพื่อนำไปใช้สำหรับคำนวณ Feature ของ LL Subband และรูปภาพใบหน้าที่ย่อย จากนั้นนำ Feature ของใบหน้าแต่ละบุคคลมาเปรียบเทียบความเหมือนและสร้างค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นจากอัตราความถูกต้องเมื่อเปรียบเทียบกันภายในชุดรูปภาพใบหน้าฝึก โดยค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นนี้จะถูกนำไปใช้ในการถ่วงน้ำหนักในการลงคะแนนเพื่อระบุตัวบุคคลในส่วนการรู้จำ

4.2.1 การเตรียมรูปภาพใบหน้า

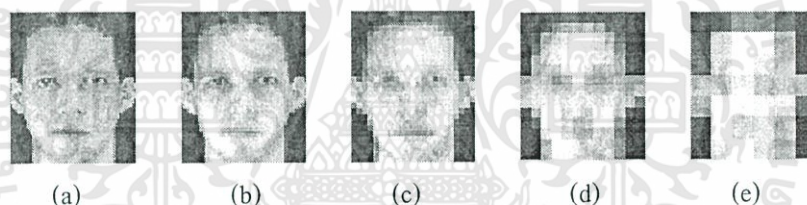
ในขั้นตอนการเตรียมรูปภาพใบหน้าที่ก่อนประมวลผลด้วยวิธีการ PCA แบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนที่หนึ่งการประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform เพื่อคำนวณหา LL Subband สำหรับการประมวลผลด้วยวิธีการ Wavelet PCA ในงานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองการประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1, 2, 3 และ 4 การประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ทำให้รูปภาพใบหน้าสามารถลดรอบทวนของรูปภาพใบหน้าได้ และเมื่อประมวลผลในระดับที่สูงขึ้นรูปภาพใบหน้าที่ยังมีขนาดเล็กลงทำให้เหลือเพียงเค้าโครงของรูปภาพที่ 4.4, 4.5 และ 4.6 คือ ภาพ LL Subband เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform

ลำดับที่ 1, 2, 3 และ 4 ของรูปภาพใบหน้าในฐานะข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST, ORL และ Yale ตามลำดับ



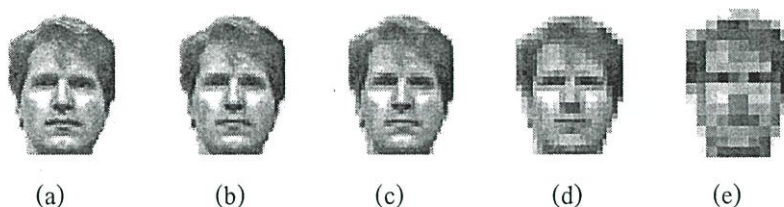
ภาพที่ 4.4 ภาพ LL Subband เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1, 2, 3 และ 4 ของตัวอย่างรูปภาพใบหน้าในฐานะข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST

ภาพที่ 4.4(a) คือ ตัวอย่างรูปภาพใบหน้าตัวอย่างหนึ่งในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ภาพที่ 4.4(b) คือ ภาพ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 ของภาพที่ 4.4(a) ภาพที่ 4.4(c) คือ ภาพ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 2 ของภาพที่ 4.4(a) ภาพที่ 4.4(d) คือ ภาพ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 ของภาพที่ 4.4(a) ภาพที่ 4.4(e) คือ ภาพ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 4 ของภาพที่ 4.4(a)



ภาพที่ 4.5 ภาพ LL Subband เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1, 2, 3 และ 4 ของตัวอย่างรูปภาพใบหน้าในฐานะข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL

ในภาพที่ 4.5(a) คือ ตัวอย่างรูปภาพใบหน้าตัวอย่างหนึ่งในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ภาพที่ 4.5(b) คือ ภาพ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 ของภาพที่ 4.5(a) ภาพที่ 4.5(c) คือ ภาพ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 2 ของภาพที่ 4.5(a) ภาพที่ 4.5(d) คือ ภาพ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 ของภาพที่ 4.5(a) ภาพที่ 4.5(e) คือ ภาพ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 4 ของภาพที่ 4.5(a)



ภาพที่ 4.6 ภาพ LL Subband เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1, 2, 3 และ 4 ของตัวอย่างรูปภาพใบหน้าในฐานะข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale

ในภาพที่ 4.6(a) คือ ตัวอย่างรูปภาพใบหน้าตัวอย่างหนึ่งในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ภาพที่ 4.6(b) คือ ภาพ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 ของภาพที่ 4.6(a) ภาพที่ 4.6(c) คือ ภาพ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 2 ของภาพที่ 4.6(a) ภาพที่ 4.6(d) คือ ภาพ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 ของภาพที่ 4.6(a) ภาพที่ 4.6(e) คือ ภาพ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 4 ของภาพที่ 4.6(a)

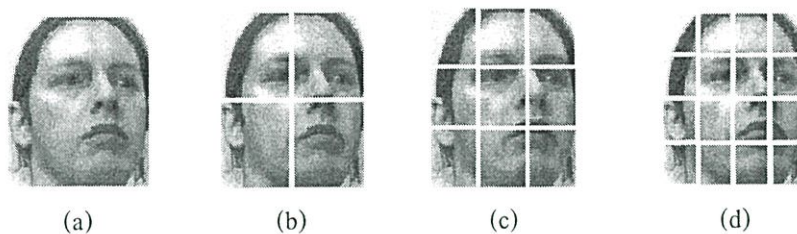
จากภาพที่ 4.4, 4.5 และ 4.6 เป็นรูปภาพที่ถูกปรับขนาดให้มีขนาดเท่ากับรูปภาพเดิม เพื่อให้สังเกตเห็นความแตกต่างของความละเอียดของรูปภาพและสังเกตเห็นเค้าโครงรูปภาพใบหน้า ของ LL Subband ที่ถูกประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับต่างๆ ขนาดของ LL Subband ได้แสดงในตารางที่ 4.1 ตารางแสดงขนาดของรูปภาพเดิมและขนาดของ LL Subband ที่ถูกประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับต่างๆ โดยใช้ 1st Wavelet, 2nd Wavelet, 3rd Wavelet และ 4th Wavelet แทน LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1, 2, 3 และ 4

ตารางที่ 4.1 ตารางแสดงขนาดของรูปภาพเดิมและขนาดของ LL Subband

ชนิดของรูปภาพ ฐานข้อมูล	ขนาดเดิม		1 st Wavelet		2 nd Wavelet		3 rd Wavelet		4 th Wavelet	
	กว้าง	สูง	กว้าง	สูง	กว้าง	สูง	กว้าง	สูง	กว้าง	สูง
UMIST	92	112	46	56	23	28	12	14	6	7
ORL	92	112	46	56	23	28	12	14	6	7
Yale	160	215	80	108	40	54	20	27	10	14

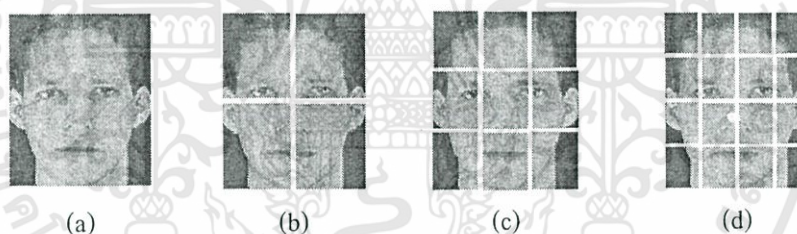
ส่วนที่สองของการเตรียมรูปภาพใบหน้า คือ การแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็นรูปภาพใบหน้าย่อยสำหรับการประมวลผลแบบวิธีการ Modular PCA ในงานวิจัยนี้ทำการทดลองการแบ่งรูปภาพออกเป็นออกเป็น 4, 9 และ 16 รูปภาพใบหน้าย่อยที่มีขนาดรูปภาพใบหน้าย่อยเท่ากัน โดยแบ่งออกเป็นด้านละ 2, 3 และ 4 ส่วนตามลำดับ ในภาพที่ 4.7, 4.8 และ 4.9 เป็นการแบ่งรูปภาพ

ใบหน้าย่อยของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST, ORL และ Yale ตามลำดับ



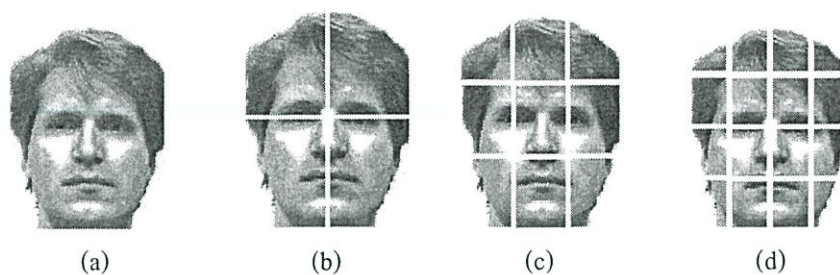
ภาพที่ 4.7 การแบ่งรูปภาพใบหน้าย่อยของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST

จากภาพที่ 4.7 คือ ภาพตัวอย่างการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็นรูปภาพใบหน้าย่อยของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ภาพที่ 4.7(b) คือ ภาพที่ 4.7(a) ที่ถูกแบ่งออกเป็น 4 รูปภาพใบหน้าย่อยเท่า ๆ กัน ได้รูปภาพใบหน้าย่อยขนาด 46×56 จุดภาพ สำหรับภาพที่ 4.7(c) คือ ภาพที่ 4.7(a) ที่ถูกแบ่งออกเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อยเท่า ๆ กัน แต่ขนาดของรูปภาพใบหน้าในภาพที่ 4.7(a) ไม่สามารถแบ่งออกเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อยที่เท่ากัน จึงนำภาพที่ 4.7(a) ตัดให้เหลือ 90×111 จุดภาพ แล้วแบ่งออกเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อย ขนาดของรูปภาพใบหน้าย่อยที่ได้คือ 30×37 จุดภาพ สำหรับภาพที่ 4.7(d) คือ ภาพที่ 4.7(a) ที่ถูกแบ่งออกเป็น 16 รูปภาพใบหน้าย่อยเท่า ๆ กัน ได้รูปภาพใบหน้าย่อยที่มีขนาด 23×28 จุดภาพ



ภาพที่ 4.8 การแบ่งรูปภาพใบหน้าย่อยของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL

ภาพที่ 4.8 คือ ภาพตัวอย่างการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็นรูปภาพใบหน้าย่อยของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ภาพที่ 4.8(b) คือ ภาพที่ 4.8(a) ที่ถูกแบ่งออกเป็น 4 รูปภาพใบหน้าย่อยเท่า ๆ กัน ได้รูปภาพใบหน้าย่อยขนาด 46×56 จุดภาพ สำหรับภาพที่ 4.8(c) คือ ภาพที่ 4.8(a) ที่ถูกแบ่งออกเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อยเท่า ๆ กัน แต่ขนาดของรูปภาพใบหน้าในภาพที่ 4.8(a) ไม่สามารถแบ่งออกเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อยที่เท่ากัน จึงนำภาพที่ 4.8(a) ตัดให้เหลือ 90×111 จุดภาพ แล้วแบ่งออกเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อย ขนาดของรูปภาพใบหน้าย่อยที่ได้ คือ 30×37 จุดภาพ สำหรับภาพที่ 4.8(d) คือ ภาพที่ 4.8(a) ที่ถูกแบ่งออกเป็น 16 รูปภาพใบหน้าย่อยเท่า ๆ กัน ได้รูปภาพใบหน้าย่อยที่มีขนาด 23×28 จุดภาพ



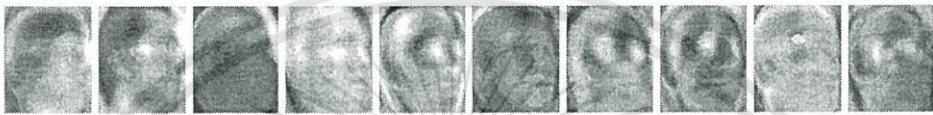
ภาพที่ 4.9 การแบ่งรูปภาพใบหน้าย่อยของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale

จากภาพที่ 4.9 คือ ภาพตัวอย่างการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็นรูปภาพใบหน้าย่อยของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ภาพที่ 4.9(b) คือ ภาพที่ 4.9(a) ที่ถูกแบ่งออกเป็น 4 รูปภาพใบหน้าย่อยเท่า ๆ กัน แต่ขนาดของรูปภาพใบหน้าในภาพที่ 4.9(a) ไม่สามารถแบ่งออกเป็น 4 รูปภาพใบหน้าย่อยที่เท่ากัน จึงนำภาพที่ 4.9(a) ตัดให้เหลือ 160×214 จุดภาพ แล้วแบ่งออกเป็น 4 รูปภาพใบหน้าย่อย ขนาดของรูปภาพใบหน้าย่อยที่ได้คือ 80×107 จุดภาพ สำหรับภาพที่ 4.9(c) คือ ภาพที่ 4.9(a) ที่ถูกแบ่งออกเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อยเท่า ๆ กัน แต่ขนาดของรูปภาพใบหน้าในภาพที่ 4.9(a) ไม่สามารถแบ่งออกเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อยที่เท่ากัน จึงนำภาพที่ 4.9(a) ตัดให้เหลือ 159×213 จุดภาพ แล้วแบ่งออกเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อย ขนาดของรูปภาพใบหน้าย่อยที่ได้คือ 53×71 จุดภาพ สำหรับภาพที่ 4.9(d) คือ ภาพที่ 4.9(a) ที่ถูกแบ่งออกเป็น 16 รูปภาพใบหน้าย่อยเท่า ๆ กัน แต่ขนาดของรูปภาพใบหน้าในภาพที่ 4.9(a) ไม่สามารถแบ่งออกเป็น 16 รูปภาพใบหน้าย่อยที่เท่ากัน จึงนำภาพที่ 4.9(a) ตัดให้เหลือ 160×212 จุดภาพ แล้วแบ่งออกเป็น 16 รูปภาพใบหน้าย่อย ขนาดของรูปภาพใบหน้าย่อยที่ได้คือ 40×53 จุดภาพ

LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ในแต่ละลำดับจะทำให้รูปภาพมีขนาดเล็กลง และสามารถกำจัดสิ่งรบกวนได้ การที่รูปภาพมีขนาดเล็กลง ทำให้หลงเหลือเพียงส่วนที่เป็นเค้าโครงของใบหน้าซึ่งเพียงพอต่อการนำไปรู้จำใบหน้าได้ แต่เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ในลำดับที่สูงเกินไป อาจทำให้ภาพมีขนาดเล็กจนเกินไปและไม่หลงเหลือเค้าโครงของใบหน้าสำหรับการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็นรูปภาพใบหน้าย่อย จะเห็นว่าแต่ละรูปภาพใบหน้าย่อยที่ถูกแบ่งออกมีส่วนของใบหน้าที่แตกต่างกันออกไป เมื่อนำมาประมวลผลด้วยวิธีการ PCA โดยแยกรูปภาพใบหน้าย่อยที่ไม่ขึ้นต่อกัน จะสามารถแก้ปัญหาภาพที่มีบางส่วนของรูปภาพใบหน้าเหมือนกันและมีบางส่วนของรูปภาพใบหน้าแตกต่างกันมากได้ เช่น ภาพที่มีแหล่งกำเนิดแสงแตกต่างกัน การแสดงอารมณ์ แว่นตา เป็นต้น

4.2.2 กำหนดหา Eigenface

หลังจากได้ LL Subband และรูปภาพใบหน้าย่อยแล้ว นำรูปภาพเหล่านั้นมาประมวลผลด้วยวิธีการ PCA เพื่อกำหนดหา Eigenfaces ของ LL Subband และแต่ละรูปภาพใบหน้าย่อยของชุดรูปภาพใบหน้าฝึក ในการประมวลผลด้วยวิธีการ PCA ของ LL Subband ของชุดรูปภาพใบหน้าฝึก เรียกว่าวิธีการ Wavelet PCA และการประมวลผลด้วยวิธีการ PCA ของรูปภาพใบหน้าย่อยของชุดรูปภาพใบหน้าฝึกหน้าเรียกว่าวิธีการ Modular PCA ภาพที่ 4.10 ถึง ภาพที่ 4.24 คือ ภาพตัวอย่าง Eigenfaces 10 Eigenfaces แรกที่มีค่า Eigenvalues สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST, ORL และ Yale เมื่อนำรูปภาพในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าเหล่านั้นมาประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1, 2, 3 และ 4



ภาพที่ 4.10 ตัวอย่าง Eigenfaces เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST

ภาพที่ 4.10 คือ ตัวอย่าง Eigenfaces 10 Eigenfaces แรกที่มีค่า Eigenvalues สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยเรียงลำดับ Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalues สูงที่สุดจากซ้ายไปขวา



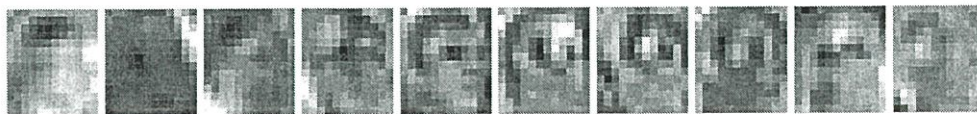
ภาพที่ 4.11 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST

ส่วนภาพที่ 4.11 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 ซึ่งมีค่า Eigenvalues สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ โดยเรียงลำดับ Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalues สูงที่สุดจากซ้ายไปขวา



ภาพที่ 4.12 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 2 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST

ส่วนภาพที่ 4.12 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 2 ซึ่งมีค่า Eigenvalues สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ โดยเรียงลำดับ Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalues สูงที่สุดจากซ้ายไปขวา



ภาพที่ 4.13 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST

ส่วนภาพที่ 4.13 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 ซึ่งมีค่า Eigenvalues สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ โดยเรียงลำดับ Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalues สูงที่สุดจากซ้ายไปขวา



ภาพที่ 4.14 ตัวอย่าง Eigenface ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 4 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST

ส่วนภาพที่ 4.14 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 4 ซึ่งมีค่า Eigenvalues สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ โดยเรียงลำดับ Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุดจากซ้ายไปขวา

เมื่อเปรียบเทียบภาพตัวอย่าง Eigenfaces ของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST และ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 และ 2 ยังไม่แตกต่างกันมากนัก ในขณะที่ Eigenfaces ของ LL Subband ของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 จะเห็นว่าภาพมีเห็นเค้าโครงใบหน้าอย่างชัดเจนกว่า Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 และ 2 แต่ใน LL Subband ของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 4 ไม่หลงเหลือเค้าโครงใบหน้าอันเนื่องมาจาก LL Subband ที่ใช้สำหรับฝึก มีขนาดเล็กจนเกินไป



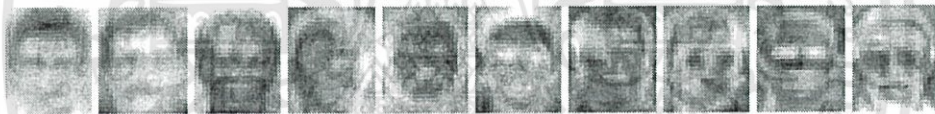
ภาพที่ 4.15 ตัวอย่าง Eigenfaces เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL

ภาพที่ 4.15 คือ ตัวอย่าง Eigenfaces 10 Eigenfaces แรกที่มีค่า Eigenvalues สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยเรียงลำดับ Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalues สูงที่สุดจากซ้ายไปขวา



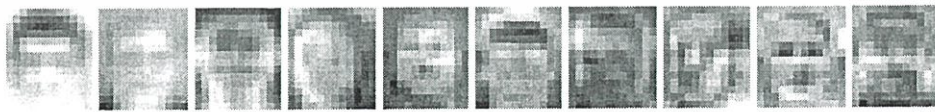
ภาพที่ 4.16 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL

ส่วนภาพที่ 4.16 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 ซึ่งมีค่า Eigenvalues สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ที่ โดยเรียงลำดับ Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalues สูงที่สุดจากซ้ายไปขวา



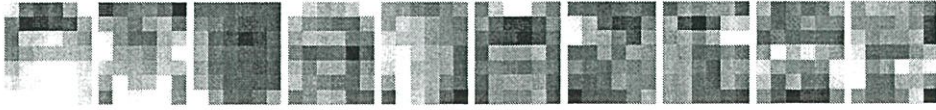
ภาพที่ 4.17 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 2 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL

ส่วนภาพที่ 4.17 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 2 ซึ่งมีค่า Eigenvalues สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ที่ โดยเรียงลำดับ Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalues สูงที่สุดจากซ้ายไปขวา



ภาพที่ 4.18 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL

ส่วนภาพที่ 4.18 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 ซึ่งมีค่า Eigenvalues สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ที่ โดยเรียงลำดับ Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalues สูงที่สุดจากซ้ายไปขวา



ภาพที่ 4.19 ตัวอย่าง Eigenface ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 4 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL

ส่วนภาพที่ 4.19 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 4 ซึ่งมีค่า Eigenvalues สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ที่ โดยเรียงลำดับ Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุดจากซ้ายไปขวา

เมื่อเปรียบเทียบภาพตัวอย่าง Eigenfaces ของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL และ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 และ 2 ยังไม่แตกต่างกันมากนัก ในขณะที่ Eigenfaces ของ LL Subband ของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 จะเห็นว่าภาพมีเห็นเค้าโครงใบหน้าอย่างชัดเจนกว่า Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 และ 2 แต่ใน LL Subband ของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 4 ไม่หลงเหลือเค้าโครงใบหน้าอันเนื่องมาจาก LL Subband ที่ใช้สำหรับฝึก มีขนาดเล็กจนเกินไป



ภาพที่ 4.20 ตัวอย่าง Eigenfaces เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale

ภาพที่ 4.20 คือ ตัวอย่าง Eigenfaces 10 Eigenfaces แรกที่มีค่า Eigenvalues สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยเรียงลำดับ Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalues สูงที่สุดจากซ้ายไปยังขวา



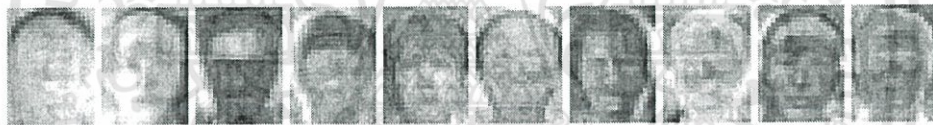
ภาพที่ 4.21 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale

ส่วนภาพที่ 4.21 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 ซึ่งมีค่า Eigenvalues สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ที่ โดยเรียงลำดับ Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalues สูงที่สุดจากซ้ายไปขวา



ภาพที่ 4.22 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 2 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale

ส่วนภาพที่ 4.22 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 2 ซึ่งมีค่า Eigenvalues สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ที่ โดยเรียงลำดับ Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalues สูงที่สุดจากซ้ายไปขวา



ภาพที่ 4.23 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale

ส่วนภาพที่ 4.23 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 ซึ่งมีค่า Eigenvalues สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ที่ โดยเรียงลำดับ Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalues สูงที่สุดจากซ้ายไปขวา

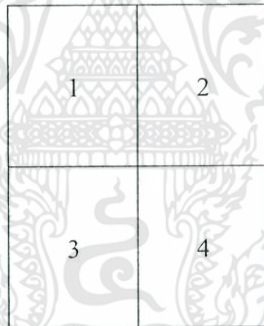


ภาพที่ 4.24 ตัวอย่าง Eigenface ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 4 เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale

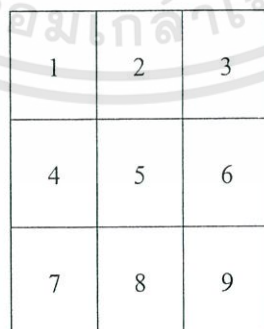
ภาพที่ 4.24 ตัวอย่าง Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 4 ซึ่งมีค่า Eigenvalues สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ที่ โดยเรียงลำดับ Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุดจากซ้ายไปขวา

เมื่อเปรียบเทียบภาพตัวอย่าง Eigenfaces ของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale และ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 และ 2 ยังไม่แตกต่างกันมากนัก ในขณะที่ Eigenfaces ของ LL Subband ของรูปภาพใบหน้าในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 และ 4 จะเห็นว่าภาพมีเห็นเค้าโครงใบหน้าอย่างชัดเจนกว่า Eigenfaces ของ LL Subband ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1 และ 2

เมื่อแบ่งรูปภาพใบหน้าที่ย่อยแล้ว นำรูปภาพเหล่านั้นมาประมวลผลด้วยวิธีการ PCA เพื่อคำนวณหา Eigenfaces แต่ละรูปภาพใบหน้าที่ย่อยของชุดรูปภาพใบหน้าฝีก การประมวลผลด้วยวิธีการ PCA ของรูปภาพใบหน้าที่ย่อยของชุดรูปภาพใบหน้าฝีกหน้าเรียกว่าวิธีการ Modular PCA ภาพที่ 4.28 ถึง ภาพที่ 4.37 คือ ภาพตัวอย่าง Eigenfaces 10 Eigenfaces แรกที่มีค่า Eigenvalues สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับรูปภาพใบหน้าที่ย่อยของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST, ORL และ Yale โดย ภาพที่ 4.25, 4.26 และ 4.27 คือผังลำดับของการแบ่งรูปภาพออกเป็น 4, 9 และ 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อยตามลำดับ



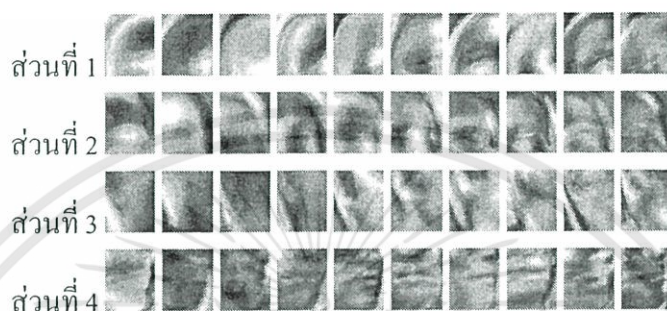
ภาพที่ 4.25 ผังลำดับของการแบ่งรูปภาพใบหน้าที่ออกเป็น 4 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย



ภาพที่ 4.26 ผังลำดับของการแบ่งรูปภาพใบหน้าที่ออกเป็น 9 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย

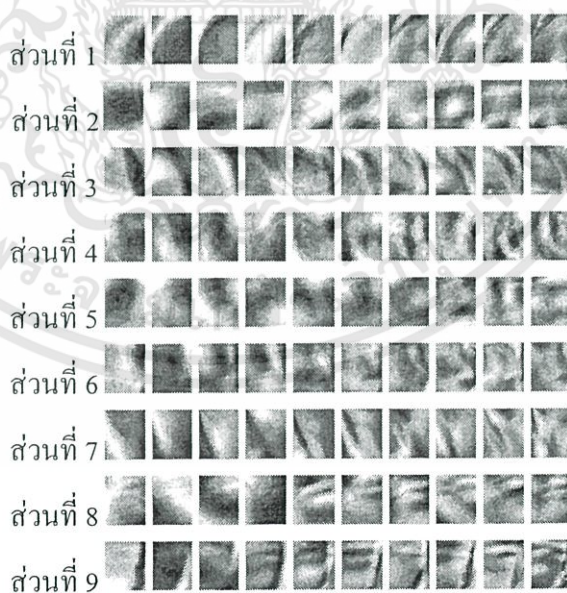
1	2	3	4
5	6	7	8
9	10	11	12
13	14	15	16

ภาพที่ 4.27 ผังลำดับของการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย



ภาพที่ 4.28 ตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ถูกแบ่งเป็น 4 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย

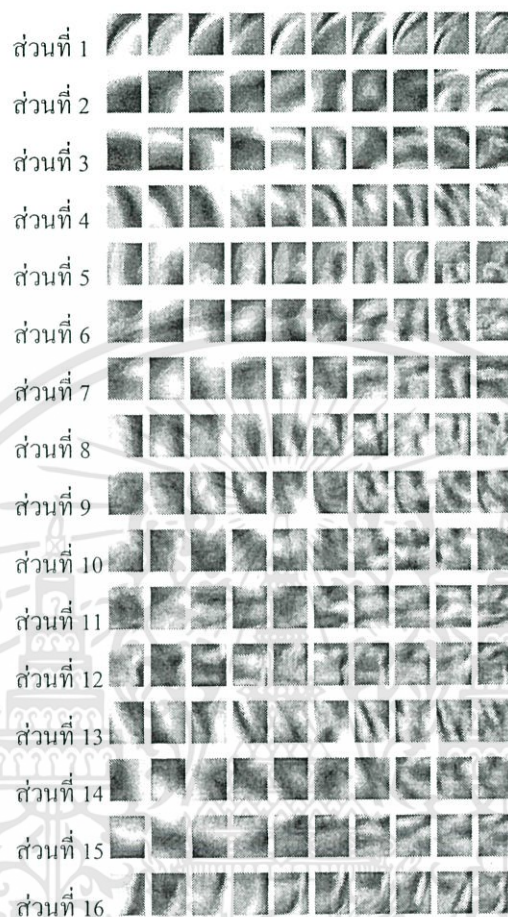
ภาพที่ 4.28 คือ ตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ถูกแบ่งเป็น 4 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย โดยลำดับของรูปภาพย่อยดังแสดงในภาพที่ 4.25 ผังลำดับของการแบ่งรูปภาพใบหน้าเป็น 4 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย



ภาพที่ 4.29 ตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ถูกแบ่งเป็น 9 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย

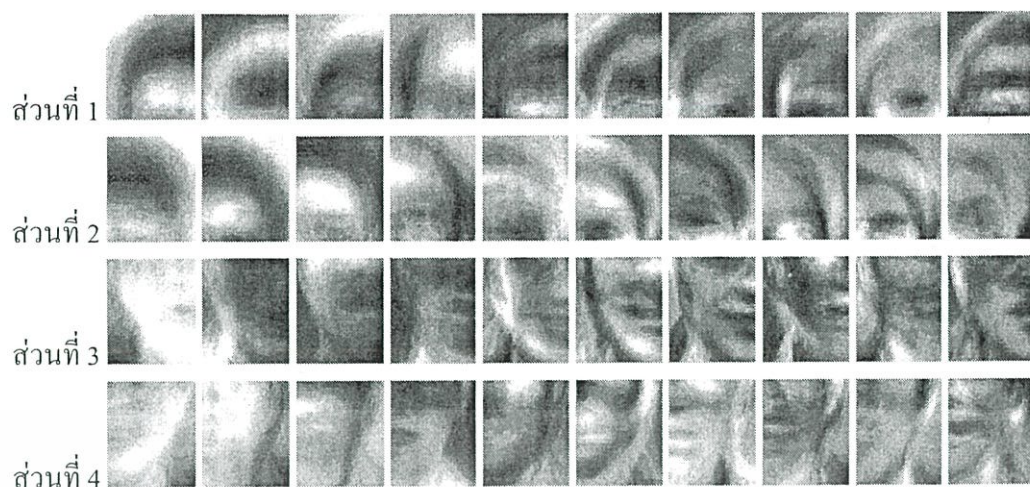
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาพที่ 4.29 คือ ตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ถูกแบ่งเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อย โดยลำดับของใบหน้าย่อยดังแสดงในภาพที่ 4.26 ผังลำดับของการแบ่งรูปภาพใบหน้าเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อย



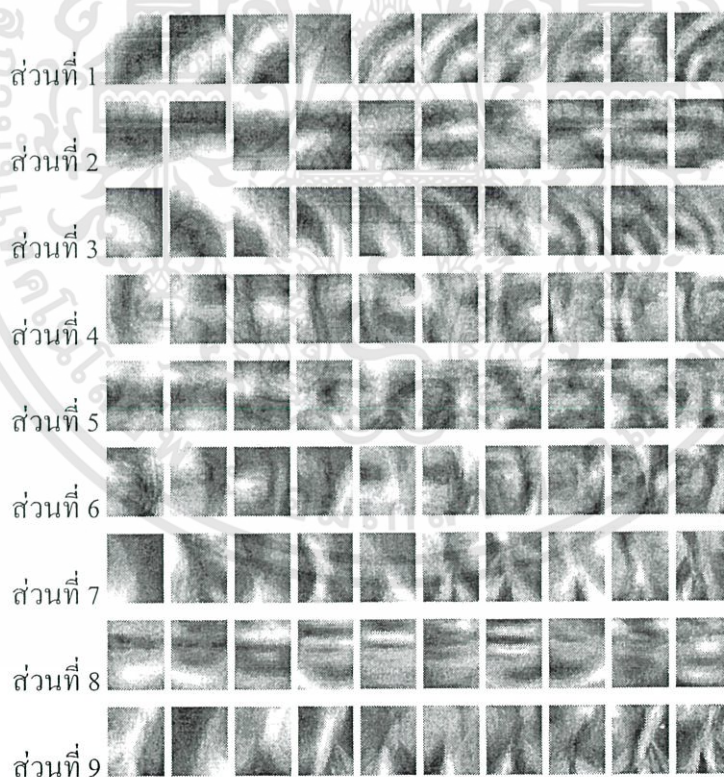
ภาพที่ 4.30 ตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ถูกแบ่งเป็น 16 รูปภาพใบหน้าย่อย

ภาพที่ 4.30 คือ ตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ถูกแบ่งเป็น 16 รูปภาพใบหน้าย่อย โดยลำดับของใบหน้าย่อยดังแสดงในภาพที่ 4.27 ผังลำดับของการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 16 รูปภาพใบหน้าย่อย



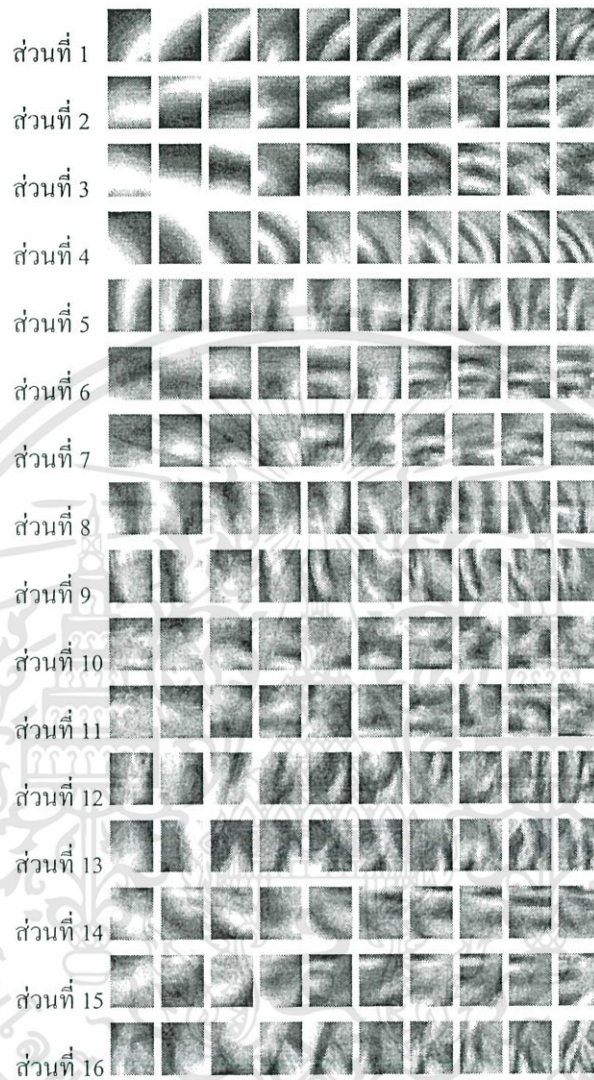
ภาพที่ 4.31 ตัวอย่าง Eigenface ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ถูกแบ่งเป็น 4 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย

ภาพที่ 4.31 คือ ตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ที่ถูกแบ่งเป็น 4 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย โดยลำดับของใบหน้าที่ย่อยดังแสดงในภาพที่ 4.25 ซึ่งลำดับของการแบ่งรูปภาพใบหน้าเป็น 4 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย



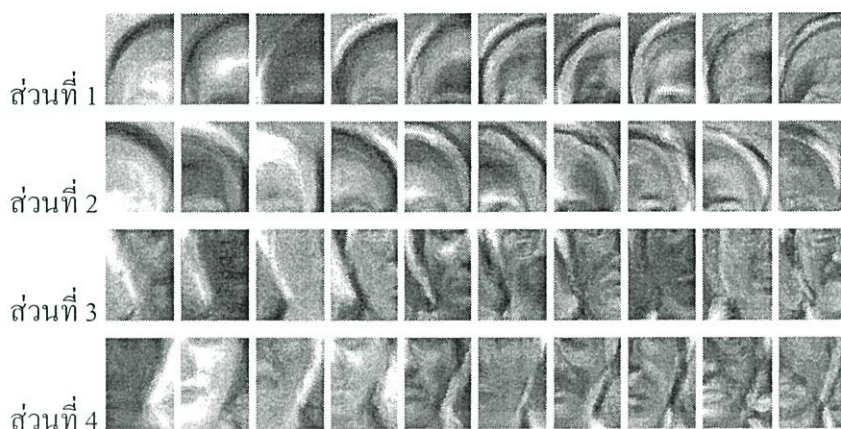
ภาพที่ 4.32 ตัวอย่าง Eigenface ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ถูกแบ่งเป็น 9 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย

ภาพที่ 4.32 คือ ตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ที่ถูกแบ่งเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อย โดยลำดับของใบหน้าย่อยดังแสดงในภาพที่ 4.26 ผังลำดับของการแบ่งรูปภาพใบหน้าเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อย



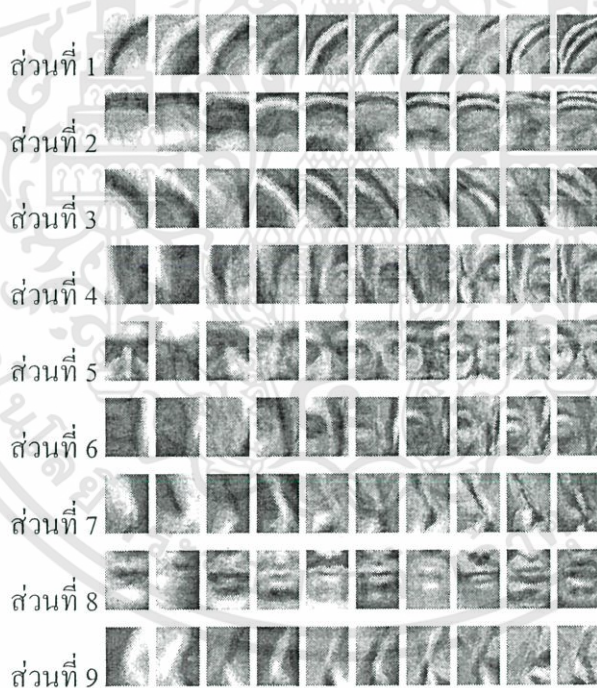
ภาพที่ 4.33 ตัวอย่าง Eigenface ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ถูกแบ่งเป็น 16 รูปภาพใบหน้าย่อย

ภาพที่ 4.33 คือ ตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ที่ถูกแบ่งเป็น 16 รูปภาพใบหน้าย่อย โดยลำดับของใบหน้าย่อยดังแสดงในภาพที่ 4.27 ผังลำดับของการแบ่งรูปภาพใบหน้าเป็น 16 รูปภาพใบหน้าย่อย



ภาพที่ 4.34 ตัวอย่าง Eigenface ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับ
ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ถูกแบ่งเป็น 4 รูปภาพใบหน้าย่อย

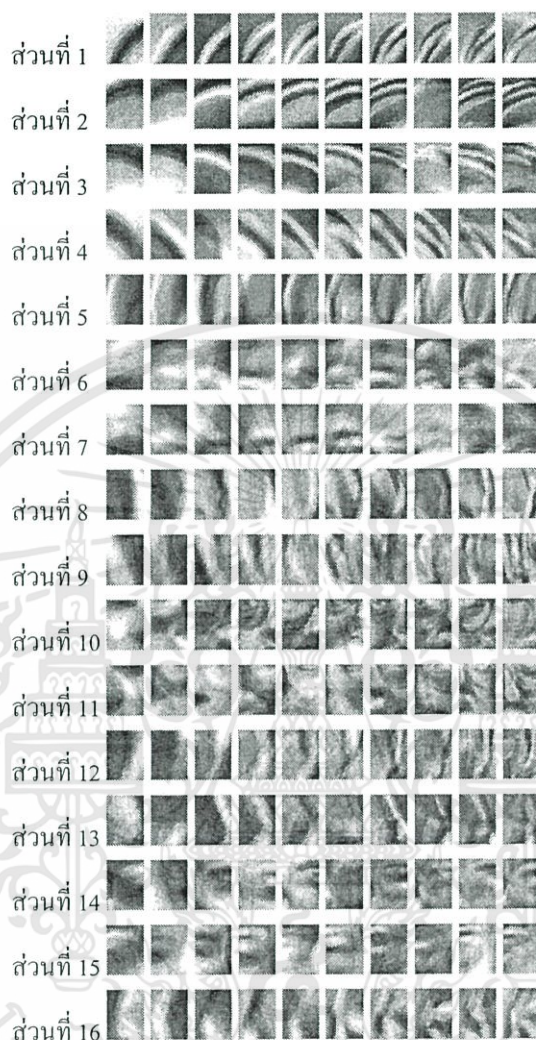
ภาพที่ 4.34 คือ ตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการ
ทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ที่ถูกแบ่งเป็น 4 รูปภาพใบหน้าย่อย โดยลำดับของ
ใบหน้าย่อยดังแสดงในภาพที่ 4.25 พังลำดับของการแบ่งรูปภาพใบหน้าเป็น 4 รูปภาพใบหน้าย่อย



ภาพที่ 4.35 ตัวอย่าง Eigenface ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับ
ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ถูกแบ่งเป็น 9 ส่วน

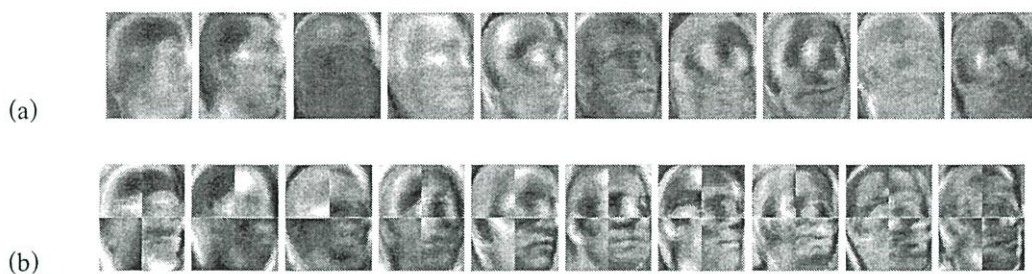
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาพที่ 4.35 คือ ตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ที่ถูกแบ่งเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อย โดยลำดับของใบหน้าย่อยดังแสดงในภาพที่ 4.26 ผลลำดับของการแบ่งรูปภาพใบหน้าเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อย



ภาพที่ 4.36 ตัวอย่าง Eigenface ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ถูกแบ่งเป็น 16 ส่วน

ภาพที่ 4.36 คือ ตัวอย่าง Eigenfaces ที่มีค่า Eigenvalue สูงที่สุด 10 อันดับแรก เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ที่ถูกแบ่งเป็น 16 รูปภาพใบหน้าย่อย โดยลำดับของใบหน้าย่อยดังแสดงในภาพที่ 4.27 ผลลำดับของการแบ่งรูปภาพใบหน้าเป็น 16 รูปภาพใบหน้าย่อย



ภาพที่ 4.37 การเปรียบเทียบภาพ Eigenfaces เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST และ ตัวอย่างการนำ Eigenfaces เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ถูกแบ่งเป็น 4 รูปภาพใบหน้าที่ย่อมาประกบกัน

ภาพที่ 4.37 คือ การเปรียบเทียบภาพ Eigenfaces เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST และ ตัวอย่างการนำ Eigenfaces เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ถูกแบ่งเป็น 4 รูปภาพใบหน้าที่ย่อมาประกบกัน โดยภาพที่ 4.37(a) คือ ภาพ Eigenfaces เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST และภาพที่ 4.37(b) คือ ตัวอย่างการนำ Eigenfaces เมื่อทำการทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ที่ถูกแบ่งเป็น 4 รูปภาพใบหน้าที่ย่อมาประกบกัน

จากภาพที่ 4.37 จะเห็นว่าภาพที่ 4.37(a) แตกต่างกับภาพที่ 4.37(b) แสดงให้เห็นว่าเมื่อแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็นรูปภาพใบหน้าที่ย่อก่อนประมวลผลด้วยวิธีการ PCA จะให้ค่า Eigenfaces แตกต่างกับ Eigenfaces ของวิธีการ PCA ดังนั้น ค่า Feature ที่ถูกคำนวณมาจาก Eigenfaces เหล่านี้ย่อมแตกต่างจากค่า Feature ที่ถูกคำนวณมาจาก Eigenfaces ของวิธีการ PCA

เมื่อได้ค่า Eigenfaces แล้วก็นำค่า Eigenface เหล่านี้มาสร้างเป็น Transformation Matrix (ดูวิธีสร้าง Transformation Matrix ที่ 3.2.3) เพื่อใช้สำหรับคำนวณหาค่า Feature ต่อไป

4.2.3 ตารางถ่วงน้ำหนักค่าความน่าจะเป็น

เมื่อได้ค่า Transformation Matrix ของ LL Subband และแต่ละรูปภาพใบหน้าที่ย่อของรูปภาพใบหน้า นำเมตริกซ์เหล่านี้มาหาค่า Feature (ดูวิธีการคำนวณที่ 3.2.4) ของ LL Subband และแต่ละรูปภาพใบหน้าที่ย่อของรูปภาพฝึกทั้งหมด แล้วนำค่า Feature มาคำนวณหาค่าความน่าจะเป็นของ LL Subband และแต่ละรูปภาพใบหน้าที่ย่อของรูปภาพ (ดูวิธีคำนวณที่ 3.2.5) โดยค่าความน่าจะเป็นเหล่านี้ สามารถบอกได้ว่า LL Subband และรูปภาพใบหน้าที่ย่อของรูปภาพนั้น ๆ จะทำนายถูกต้องมากน้อยเพียงใด จึงนำค่านี้ไปเป็นค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น การที่ต้องสร้างน้ำหนักค่าความน่าจะเป็นเพราะเราไม่ทราบว่าส่วนใดสำคัญที่สุด การคำนวณจากแต่ละฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าได้ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้านั้น ๆ ตารางที่ 4.2, 4.3 และ 4.4 คือ ค่าความน่าจะเป็นของแต่ละ Subband ของกระบวนการ Wavelet Transform ที่ได้

จากการทดลอง และ ภาพที่ 4.38, 4.39 และ 4.40 คือ ค่าความน่าจะเป็น โดยแบ่งตามผังการแบ่งรูปภาพใบหน้าเป็น 4, 9 และ 16 รูปภาพใบหน้าย่อยที่ได้จากการทดลอง

สำหรับตารางที่ 4.2, 4.3 และ 4.4 1st Wavelet, 2nd Wavelet, 3rd Wavelet และ 4th Wavelet แทน การประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1, 2, 3 และ 4 ตามลำดับ และ LL, LH, HL และ HH แทน LL Subband, LH Subband, HL Subband และ HH Subband ตามลำดับ

ตารางที่ 4.2 ตารางค่าความน่าจะเป็นของ Subband ต่าง ๆ เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ

Wavelet Transform ของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST

	1 st wavelet	2 nd wavelet	3 rd wavelet	4 th wavelet
LL	0.85	0.85	0.86	0.89
LH	0.39	0.62	0.74	0.80
HL	0.41	0.56	0.64	0.66
HH	0.26	0.46	0.57	0.61

ตารางที่ 4.2 ตารางค่าความน่าจะเป็นของ Subband ต่าง ๆ เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST จะเห็นว่า ส่วน LL Subband จะให้ค่าความน่าจะเป็นสูงที่สุด เมื่อเทียบกับ LH, HL และ HH ในทุกลำดับของกระบวนการ Wavelet Transform

ตารางที่ 4.3 ตารางค่าความน่าจะเป็นของ Subband ต่าง ๆ เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ

Wavelet Transform ของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ OLR

Level of wavelet	1 st wavelet	2 nd wavelet	3 rd wavelet	4 th wavelet
LL	0.94	0.94	0.94	0.95
LH	0.58	0.67	0.78	0.84
HL	0.46	0.51	0.65	0.72
HH	0.51	0.57	0.56	0.63

ตารางที่ 4.3 ตารางค่าความน่าจะเป็นของ Subband ต่าง ๆ เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ OLR จะเห็นว่า ส่วน LL Subband จะให้ค่าความน่าจะเป็นสูงที่สุด เมื่อเทียบกับ LH, HL และ HH ในทุกลำดับของกระบวนการ Wavelet Transform

ตารางที่ 4.4 ตารางค่าความน่าจะเป็นของ Subband ต่าง ๆ เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale

Level of wavelet	1 st wavelet	2 nd wavelet	3 rd wavelet	4 th wavelet
LL	0.82	0.82	0.82	0.82
LH	0.45	0.58	0.72	0.80
HL	0.50	0.61	0.74	0.81
HH	0.44	0.54	0.63	0.70

ตารางที่ 4.4 ตารางค่าความน่าจะเป็นของ Subband ต่าง ๆ เมื่อประมวลผลด้วยกระบวนการ Wavelet Transform ของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale จะเห็นว่า ส่วน LL Subband จะให้ค่าความน่าจะเป็นสูงที่สุด เมื่อเทียบกับ LH, HL และ HH ในทุกลำดับของกระบวนการ Wavelet Transform

จากตาราง 4.2, 4.3 และ 4.4 จะเห็นว่า ส่วน LL Subband wavelet จะให้ค่าความน่าจะเป็นสูงที่สุด เมื่อเทียบกับ LH, HL และ HH ไม่ว่าจะทดลองกับ wavelet ระดับใดก็ตาม เพราะ LH, HL, และ HH มีความหลากหลายต่ำกว่าส่วน LL เพราะส่วน LH, HL และ HH เป็นส่วนที่บอกถึงการเปลี่ยนแปลงในแนวตั้ง แนวนอน และแนวทแยงของรูปภาพซึ่งจะได้เส้นขอบของรูปภาพเท่านั้น ซึ่งเส้นขอบเหล่านี้ถ้าคลาดเคลื่อนเพียงเล็กน้อยก็ให้ค่าที่แตกต่างกันได้ จึงไม่เหมาะสมที่จะนำส่วนเหล่านี้มาผ่านกระบวนการวิธีการ PCA แต่ในส่วน low-pass filter wavelet เป็นส่วนที่มีความคล้ายกับภาพเริ่มต้นมากที่สุด แต่มีการลดสิ่งรบกวน และถูกลดขนาดลงทำให้เหลือเพียงเค้าโครงของใบหน้า

0.69	0.78	0.66	0.64	0.79	0.61	0.61	0.70	0.74
0.74	0.75	0.50	0.49	0.56	0.52	0.46	0.45	0.59
		0.75	0.68	0.75	0.52	0.48	0.54	0.58
					0.77	0.65	0.64	0.73

(a)

(b)

(c)

ภาพที่ 4.38 ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST เมื่อรูปภาพใบหน้าถูกแบ่งออกเป็น 4, 9 และ 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย

ภาพที่ 4.38 คือ ภาพแสดงค่าน้ำหนักความน่าจะเป็นของรูปภาพใบหน้าย่อยเมื่อแบ่งออกเป็น 4, 9 และ 16 รูปภาพใบหน้าย่อยของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST ภาพที่ 4.38(a) คือ ภาพที่แสดงค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละส่วนของการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 4 รูปภาพใบหน้าย่อย ภาพที่ 4.38(b) คือ ภาพที่แสดงค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละส่วนของการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อย ภาพที่ 4.38(c) คือ ภาพที่แสดงค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละส่วนของการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 16 รูปภาพใบหน้าย่อย

0.86	0.85
0.82	0.78

(a)

0.78	0.76	0.79
0.71	0.54	0.70
0.72	0.63	0.70

(b)

0.76	0.70	0.74	0.75
0.67	0.51	0.51	0.66
0.60	0.52	0.49	0.60
0.64	0.61	0.60	0.63

(c)

ภาพที่ 4.39 ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL เมื่อรูปภาพใบหน้าถูกแบ่งออกเป็น 4, 9 และ 16 รูปภาพใบหน้าย่อย

ภาพที่ 4.39 คือ ภาพแสดงค่าน้ำหนักความน่าจะเป็นของรูปภาพใบหน้าย่อยเมื่อแบ่งออกเป็น 4, 9 และ 16 รูปภาพใบหน้าย่อยของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL ภาพที่ 4.39(a) คือ ภาพที่แสดงค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละส่วนของการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 4 รูปภาพใบหน้าย่อย ภาพที่ 4.39(b) คือ ภาพที่แสดงค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละส่วนของการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อย ภาพที่ 4.39(c) คือ ภาพที่แสดงค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละส่วนของการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 16 รูปภาพใบหน้าย่อย

0.73	0.80
0.78	0.74

(a)

0.64	0.75	0.67
0.72	0.67	0.76
0.71	0.61	0.67

(b)

0.51	0.63	0.70	0.54
0.66	0.72	0.71	0.72
0.66	0.64	0.59	0.69
0.67	0.63	0.60	0.63

(c)

ภาพที่ 4.40 ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale เมื่อรูปภาพใบหน้าถูกแบ่งออกเป็น 4, 9 และ 16 รูปภาพใบหน้าย่อย

ภาพที่ 4.40 คือ ภาพแสดงค่าน้ำหนักความน่าจะเป็นของรูปภาพใบหน้าย่อยเมื่อแบ่งออกเป็น 4, 9 และ 16 รูปภาพใบหน้าย่อยของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale ภาพที่ 4.40(a) คือ ภาพที่แสดงค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละส่วนของการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 4 รูปภาพใบหน้าย่อย ภาพที่ 4.40(b) คือ ภาพที่แสดงค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละส่วนของการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 9 รูปภาพใบหน้าย่อย ภาพที่ 4.40(c) คือ ภาพที่แสดงค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละส่วนของการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 16 รูปภาพใบหน้าย่อย

เมื่อดูที่ค่าความน่าจะเป็นของแต่ละรูปภาพใบหน้าย่อยจะพบว่า แต่ละรูปภาพใบหน้าย่อยของมีค่าความน่าจะเป็นที่ใกล้เคียงกัน ซึ่งไม่มีส่วนใดส่วนหนึ่งที่มีค่าสูงสุดในทุกฐานข้อมูลและทุกรูปแบบการแบ่งรูปภาพใบหน้าย่อยดังนั้น จึงไม่สามารถเลือกใช้งานเป็นบางส่วนของรูปภาพได้

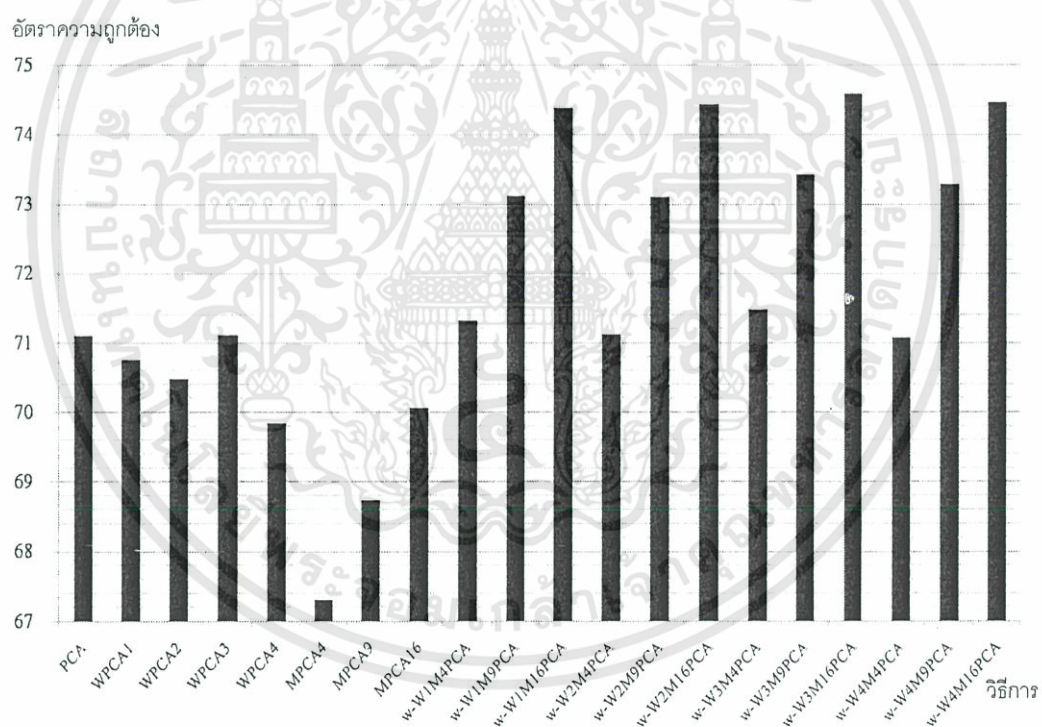
4.3 อัตราความถูกต้อง

ในส่วนนี้เป็นการคำนวณหาอัตราความถูกต้องของการระบุตัวบุคคล (วิธีการระบุตัวบุคคลดู 3.3 กระบวนการรู้จำใบหน้า) โดยค่าอัตราความถูกต้องสามารถคำนวณได้จากจำนวนรูปภาพใบหน้าทดสอบทั้งหมดที่ระบุตัวบุคคลถูกต้องต่อจำนวนรูปภาพใบหน้าทดสอบ ในการทดลองได้สุ่มเลือกรูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3, 4 และ 5 รูปภาพใบหน้าต่อคน และใช้รูปภาพใบหน้าที่ไม่ถูกสุ่มเลือกเพื่อใช้สำหรับทดสอบการรู้จำ จำนวน Eigenfaces ที่ใช้ในการทดลองเป็นจำนวน 10, 15, 20, ... , 100 Eigenfaces ซึ่งในบางฐานข้อมูลมีข้อจำกัดในด้านจำนวนของฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าจึงไม่สามารถทดลองตามจำนวน Eigenfaces ที่กล่าวได้ และได้ทดลองซ้ำจำนวน 100 รอบในทุกฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้า ค่าอัตราความถูกต้องเฉลี่ยของการทดลองได้ดังตารางที่ 4.4 ถึง 4.12 โดยใช้แทนค่าย่อในแต่ละวิธีการดังต่อไปนี้

- PCA คือ การทดลองโดยใช้วิธีการ PCA
- WPCA คือ การทดลองโดยใช้วิธีการ Wavelet PCA, WPCA_x คือ การทดลองโดยใช้วิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet ลำดับที่ x
- MPCPA คือ การทดลองโดยใช้วิธีการ Modular PCA, MPCPA_x คือ การทดลองโดยใช้วิธีการ Modular PCA แบบแบ่งออกเป็น x รูปภาพใบหน้าย่อย
- w-WMPCA คือ การทดลองโดยใช้วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA และวิธีการ Wavelet PCA โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น, w-W_xMyPCA คือการทดลองโดยใช้ วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง y รูปภาพใบหน้าย่อย และ วิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ x โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น

ตารางที่ 4.5 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า

วิธีการ	อัตราความถูกต้อง	วิธีการ	อัตราความถูกต้อง
PCA	71.10	w-W1M16PCA	74.39
WPCA1	70.75	w-W2M4PCA	71.13
WPCA2	70.49	w-W2M9PCA	73.11
WPCA3	71.11	w-W2M16PCA	74.44
WPCA4	69.84	w-W3M4PCA	71.48
MPCA4	67.31	w-W3M9PCA	73.43
MPCA9	68.74	w-W3M16PCA	74.59
MPCA16	70.07	w-W4M4PCA	71.08
w-W1M4PCA	71.32	w-W4M9PCA	73.29
w-W1M9PCA	73.12	w-W4M16PCA	74.46



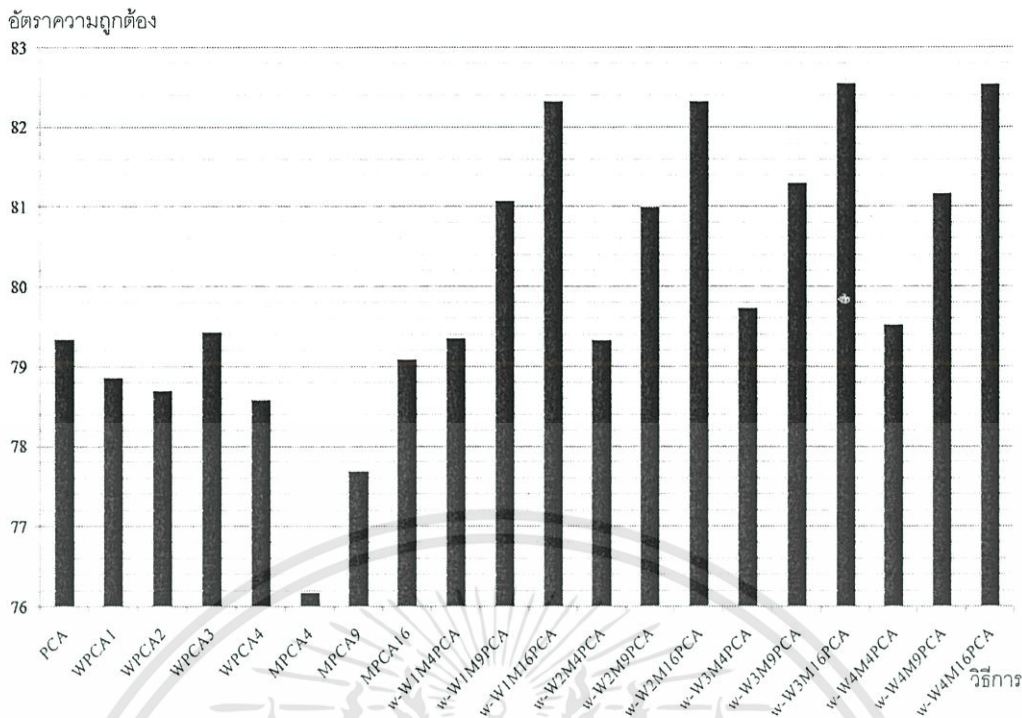
ภาพที่ 4.41 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.5 คือ ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า และภาพที่ 4.41 คือ กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า แสดงให้เห็นว่า การทดลองโดยใช้วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าย่อย และวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงสุด จำนวน Eigenface ที่ทำให้ค่าอัตราความถูกต้องเสถียร คือ ใช้ Eigenfaces จำนวน 25 Eigenfaces ซึ่งให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงกว่าวิธีการ PCA และวิธีการ Wavelet PCA ประมาณ 3.49 เปอร์เซ็นต์ และให้ค่าสูงกว่าวิธีการ Modular PCA ประมาณ 4.52 เปอร์เซ็นต์

ตารางที่ 4.6 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า

วิธีการ	อัตราความถูกต้อง	วิธีการ	อัตราความถูกต้อง
PCA	79.33	w-W1M16PCA	82.32
WPCA1	78.86	w-W2M4PCA	79.32
WPCA2	78.69	w-W2M9PCA	81.00
WPCA3	79.43	w-W2M16PCA	82.32
WPCA4	78.58	w-W3M4PCA	79.72
MPCA4	76.17	w-W3M9PCA	81.30
MPCA9	77.68	w-W3M16PCA	82.55
MPCA16	79.08	w-W4M4PCA	79.51
w-W1M4PCA	79.35	w-W4M9PCA	81.16
w-W1M9PCA	81.07	w-W4M16PCA	82.54

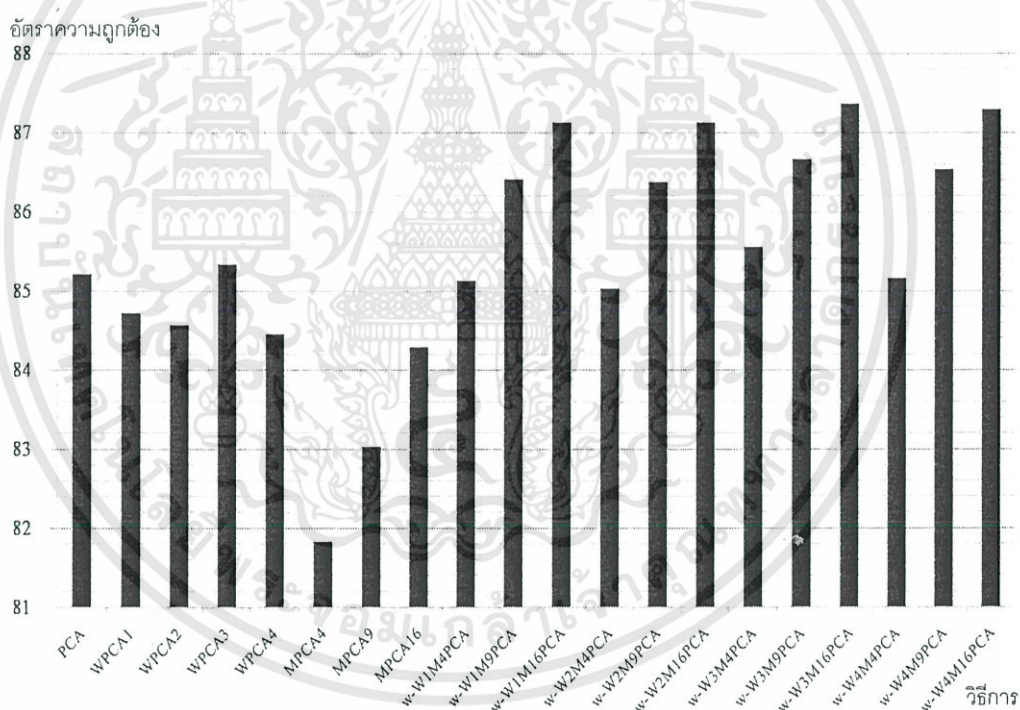


ภาพที่ 4.42 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า

ตารางที่ 4.6 คือ ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า และภาพที่ 4.42 คือ กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า แสดงให้เห็นว่า การทดลองโดยใช้วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่น้อย และวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงสุด จำนวน Eigenface ที่ทำให้ค่าอัตราความถูกต้องเสถียร คือ ใช้ Eigenfaces จำนวน 25 Eigenfaces ซึ่งให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงกว่าวิธีการ PCA ประมาณ 3.22 เปอร์เซ็นต์ และวิธีการ Wavelet PCA ประมาณ 3.12 เปอร์เซ็นต์ และให้ค่าสูงกว่าวิธีการ Modular PCA ประมาณ 3.47 เปอร์เซ็นต์

ตารางที่ 4.7 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า

วิธีการ	อัตราความถูกต้อง	วิธีการ	อัตราความถูกต้อง
PCA	85.22	w-W1M16PCA	87.13
WPCA1	84.72	w-W2M4PCA	85.03
WPCA2	84.57	w-W2M9PCA	86.38
WPCA3	85.33	w-W2M16PCA	87.13
WPCA4	84.45	w-W3M4PCA	85.56
MPCA4	81.83	w-W3M9PCA	86.67
MPCA9	83.03	w-W3M16PCA	87.37
MPCA16	84.29	w-W4M4PCA	85.16
w-W1M4PCA	85.13	w-W4M9PCA	86.54
w-W1M9PCA	86.41	w-W4M16PCA	87.29



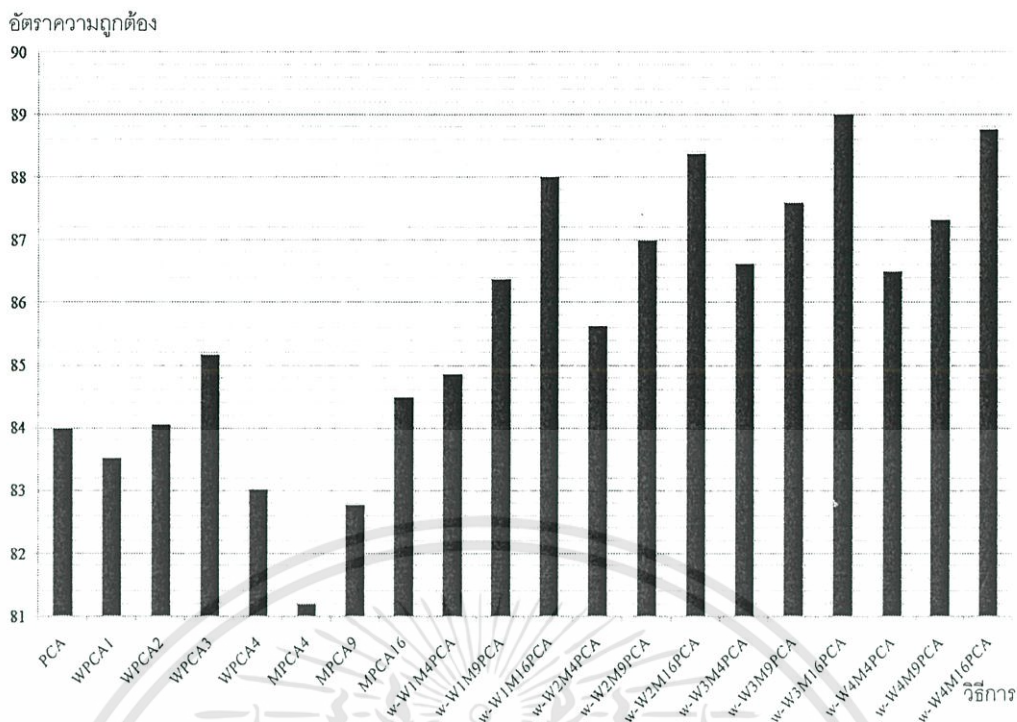
ภาพที่ 4.43 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.7 คือ ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า และภาพที่ 4.43 คือ กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า แสดงให้เห็นว่า การทดลองโดยใช้วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย และวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงสุด จำนวน Eigenface ที่ทำให้ค่าอัตราความถูกต้องเสถียร คือ ใช้ Eigenfaces จำนวน 30 Eigenfaces ซึ่งให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงกว่าวิธีการ PCA ประมาณ 2.15 เปอร์เซ็นต์ และวิธีการ Wavelet PCA ประมาณ 2.04 เปอร์เซ็นต์ และให้ค่าสูงกว่าวิธีการ Modular PCA 3.08 เปอร์เซ็นต์

ตารางที่ 4.8 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า

วิธีการ	อัตราความถูกต้อง	วิธีการ	อัตราความถูกต้อง
PCA	83.98	w-W1M16PCA	88.00
WPCA1	83.52	w-W2M4PCA	85.62
WPCA2	84.05	w-W2M9PCA	87.00
WPCA3	85.17	w-W2M16PCA	88.37
WPCA4	83.01	w-W3M4PCA	86.62
MPCA4	81.19	w-W3M9PCA	87.60
MPCA9	82.77	w-W3M16PCA	89.01
MPCA16	84.49	w-W4M4PCA	86.50
w-W1M4PCA	84.86	w-W4M9PCA	87.32
w-W1M9PCA	86.38	w-W4M16PCA	88.76

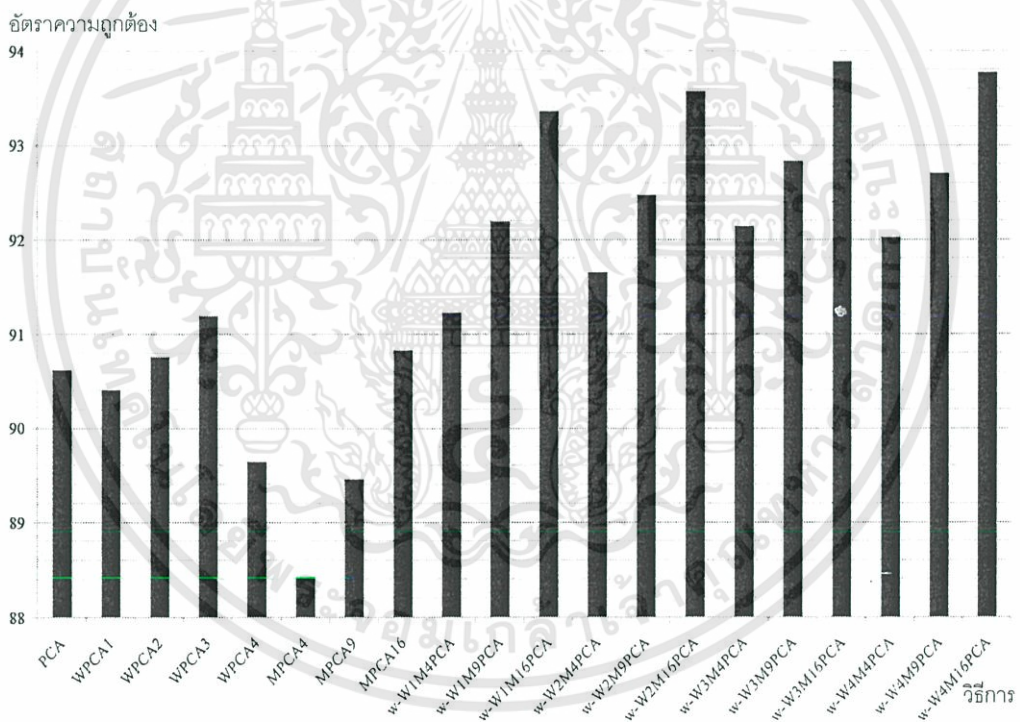


ภาพที่ 4.44 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า

ตารางที่ 4.8 คือ ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า และภาพที่ 4.44 คือ กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า แสดงให้เห็นว่า การทดลองโดยใช้วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าย่อย และวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงสุด จำนวน Eigenface ที่ทำให้ค่าอัตราความถูกต้องเสถียร คือ ใช้ Eigenfaces จำนวน 30 Eigenfaces ซึ่งให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงกว่าวิธีการ PCA ประมาณ 5.03 เปอร์เซ็นต์ และวิธีการ Wavelet PCA ประมาณ 3.84 เปอร์เซ็นต์ และให้ค่าสูงกว่าวิธีการ Modular PCA ประมาณ 4.52 เปอร์เซ็นต์

ตารางที่ 4.9 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า

วิธีการ	อัตราความถูกต้อง	วิธีการ	อัตราความถูกต้อง
PCA	90.62	w-W1M16PCA	93.36
WPCA1	90.41	w-W2M4PCA	91.66
WPCA2	90.76	w-W2M9PCA	92.48
WPCA3	91.20	w-W2M16PCA	93.58
WPCA4	89.64	w-W3M4PCA	92.15
MPCA4	88.43	w-W3M9PCA	92.84
MPCA9	89.46	w-W3M16PCA	93.89
MPCA16	90.83	w-W4M4PCA	92.03
w-W1M4PCA	91.23	w-W4M9PCA	92.71
w-W1M9PCA	92.20	w-W4M16PCA	93.77



ภาพที่ 4.45 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า

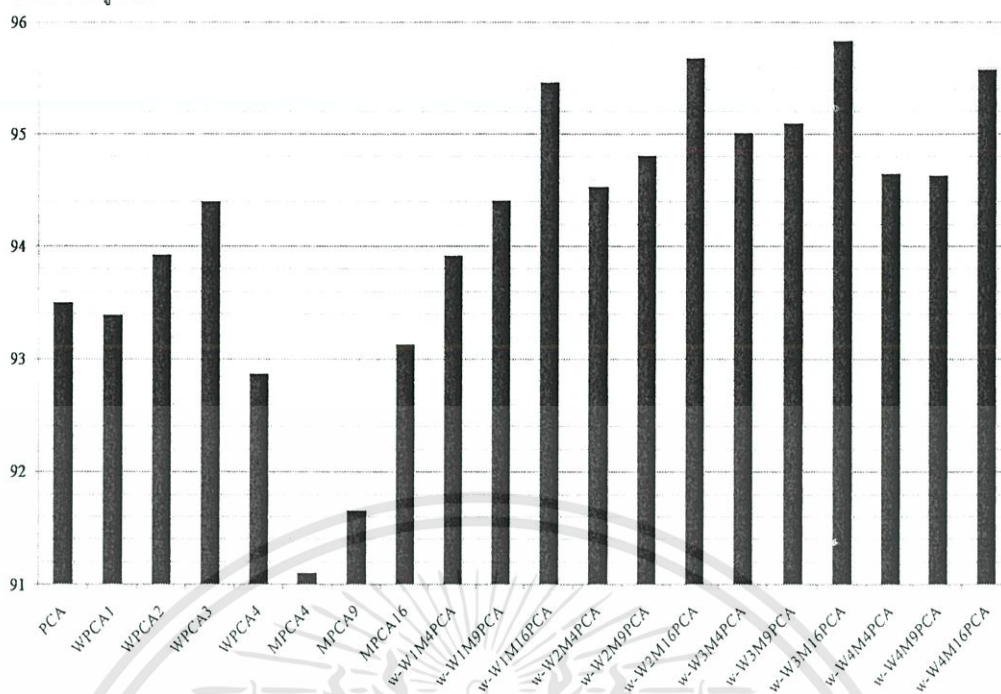
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.9 คือ ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า และภาพที่ 4.45 คือ กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า แสดงให้เห็นว่า การทดลองโดยใช้วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าย่อย และวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงที่สุด จำนวน Eigenface ที่ทำให้ค่าอัตราความถูกต้องเสถียร คือ ใช้ Eigenfaces จำนวน 30 Eigenfaces ซึ่งให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงกว่าวิธีการ PCA ประมาณ 3.27 เปอร์เซ็นต์และวิธีการ Wavelet PCA ประมาณ 2.69 เปอร์เซ็นต์ และให้ค่าสูงกว่าวิธีการ Modular PCA ประมาณ 3.06 เปอร์เซ็นต์

ตารางที่ 4.10 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า

วิธีการ	อัตราความถูกต้อง	วิธีการ	อัตราความถูกต้อง
PCA	93.50	w-W1M16PCA	95.46
WPCA1	93.39	w-W2M4PCA	94.53
WPCA2	93.93	w-W2M9PCA	94.81
WPCA3	94.40	w-W2M16PCA	95.68
WPCA4	92.87	w-W3M4PCA	95.01
MPCA4	91.10	w-W3M9PCA	95.10
MPCA9	91.66	w-W3M16PCA	95.83
MPCA16	93.13	w-W4M4PCA	94.65
w-W1M4PCA	93.92	w-W4M9PCA	94.63
w-W1M9PCA	94.41	w-W4M16PCA	95.58

อัตราความถูกต้อง

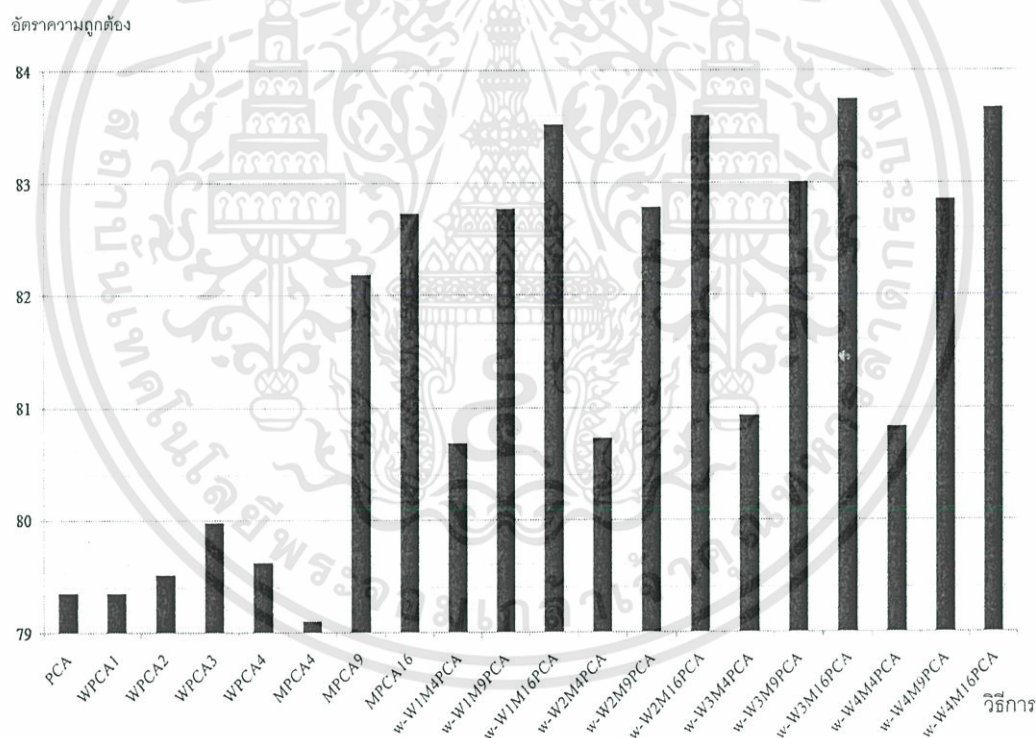


ภาพที่ 4.46 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพ ใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า

ตารางที่ 4.10 คือ ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า และภาพที่ 4.46 คือ กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า แสดงให้เห็นว่า การทดลองโดยใช้วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าย่อย และวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงที่สุด จำนวน Eigenface ที่ทำให้ค่าอัตราความถูกต้องเสถียร คือ ใช้ Eigenfaces จำนวน 35 Eigenfaces ซึ่งให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงกว่าวิธีการ PCA ประมาณ 2.33 เปอร์เซ็นต์และวิธีการ Wavelet PCA ประมาณ 1.43 เปอร์เซ็นต์และให้ค่าสูงกว่าวิธีการ Modular PCA ประมาณ 2.70 เปอร์เซ็นต์

ตารางที่ 4.11 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า

วิธีการ	อัตราความถูกต้อง	วิธีการ	อัตราความถูกต้อง
PCA	79.35	w-W1M16PCA	83.52
WPCA1	79.35	w-W2M4PCA	80.73
WPCA2	79.51	w-W2M9PCA	82.79
WPCA3	79.98	w-W2M16PCA	83.60
WPCA4	79.62	w-W3M4PCA	80.93
MPCA4	79.10	w-W3M9PCA	83.01
MPCA9	82.19	w-W3M16PCA	83.75
MPCA16	82.73	w-W4M4PCA	80.83
w-W1M4PCA	80.68	w-W4M9PCA	82.86
w-W1M9PCA	82.77	w-W4M16PCA	83.67

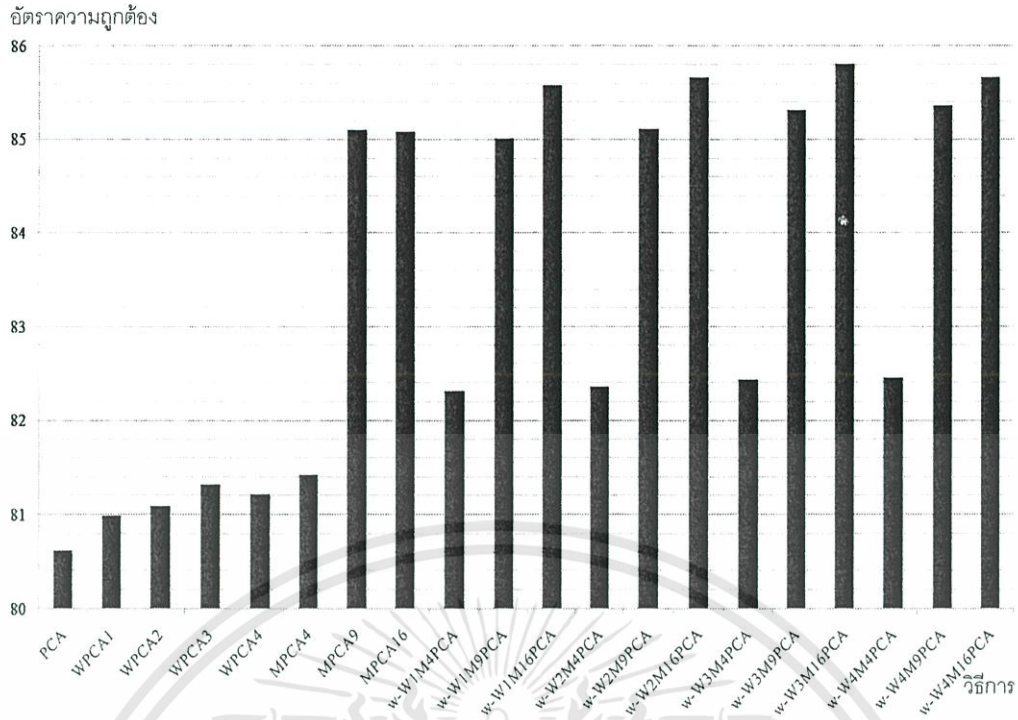


ภาพที่ 4.47 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า

ตารางที่ 4.11 คือ ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า และภาพที่ 4.47 คือ กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า แสดงให้เห็นว่า การทดลองโดยใช้วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าย่อย และวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงสุด จำนวน Eigenface ที่ทำให้ค่าอัตราความถูกต้องเสถียร คือ ใช้ Eigenfaces จำนวน 40 Eigenfaces ซึ่งให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงกว่าวิธีการ PCA ประมาณ 4.40 เปอร์เซ็นต์และวิธีการ Wavelet PCA ประมาณ 3.77 เปอร์เซ็นต์และให้ค่าสูงกว่าวิธีการ Modular PCA ประมาณ 1.02 เปอร์เซ็นต์

ตารางที่ 4.12 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า

วิธีการ	อัตราความถูกต้อง	วิธีการ	อัตราความถูกต้อง
PCA	80.62	w-W1M16PCA	85.58
WPCA1	80.99	w-W2M4PCA	82.36
WPCA2	81.09	w-W2M9PCA	85.11
WPCA3	81.32	w-W2M16PCA	85.66
WPCA4	81.22	w-W3M4PCA	82.43
MPCA4	81.42	w-W3M9PCA	85.31
MPCA9	85.10	w-W3M16PCA	85.81
MPCA16	85.08	w-W4M4PCA	82.45
w-W1M4PCA	82.31	w-W4M9PCA	85.36
w-W1M9PCA	85.01	w-W4M16PCA	85.66

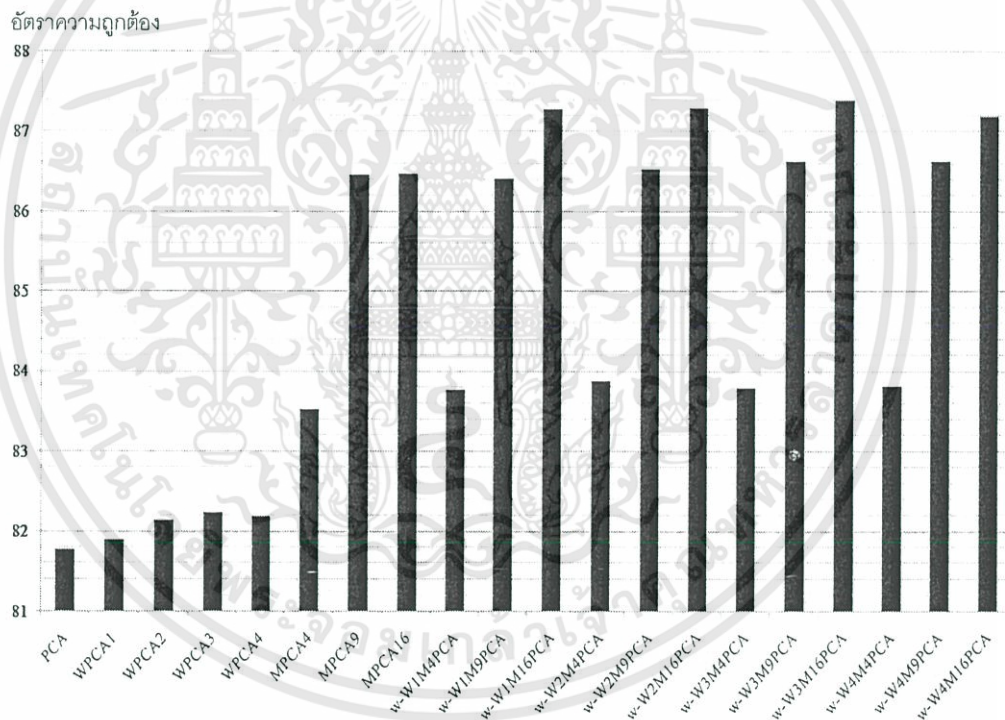


ภาพที่ 4.48 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดสอบกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า

ตารางที่ 4.12 คือ ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดสอบกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า และภาพที่ 4.48 คือ กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดสอบกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 รูปภาพใบหน้า แสดงให้เห็นว่า การทดลองโดยใช้วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าย่อย และวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงที่สุด จำนวน Eigenface ที่ทำให้ค่าอัตราความถูกต้องเสถียร คือ ใช้ Eigenfaces จำนวน 35 Eigenfaces ซึ่งให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงกว่าวิธีการ PCA ประมาณ 5.19 เปอร์เซ็นต์และวิธีการ Wavelet PCA ประมาณ 4.39 เปอร์เซ็นต์ และให้ค่าสูงกว่าวิธีการ Modular PCA ประมาณ 0.71 เปอร์เซ็นต์

ตารางที่ 4.13 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า

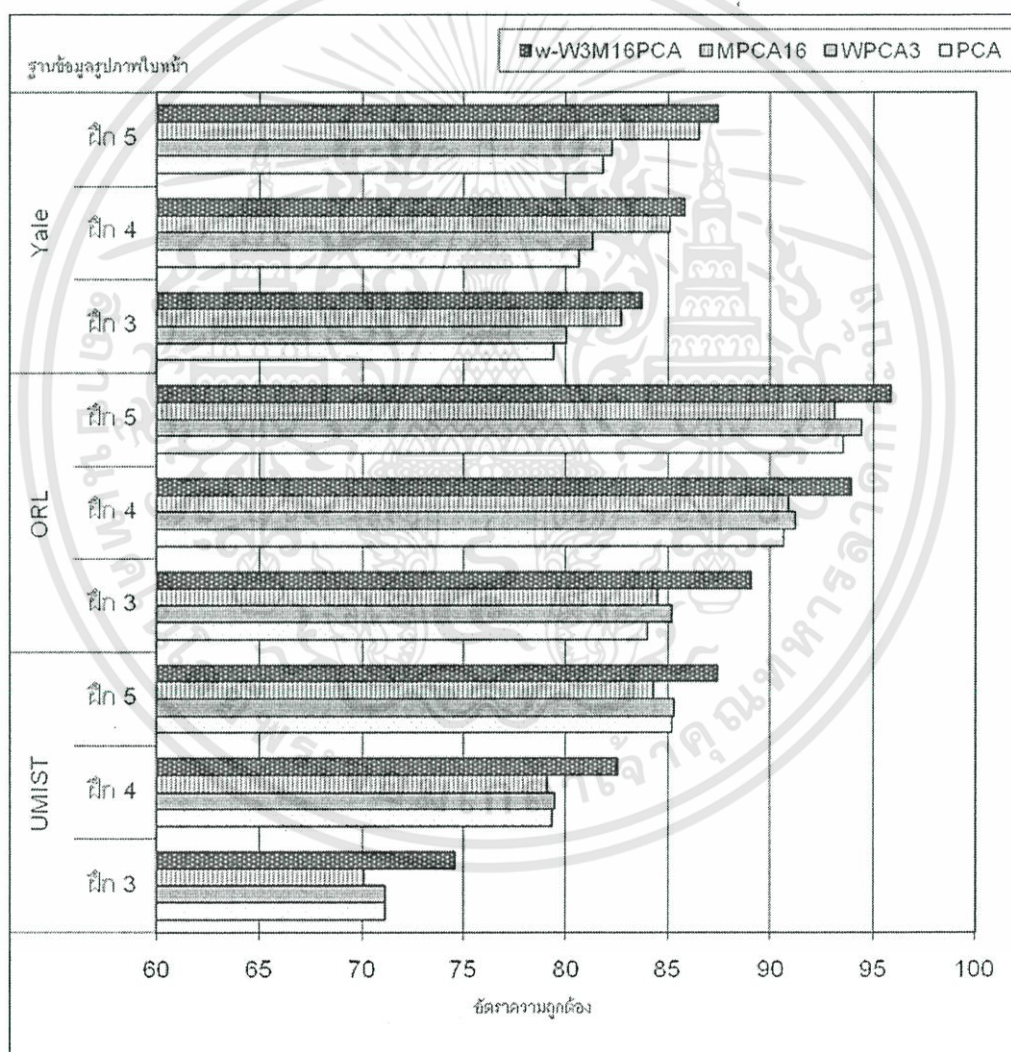
วิธีการ	อัตราความถูกต้อง	วิธีการ	อัตราความถูกต้อง
PCA	81.78	w-W1M16PCA	87.28
WPCA1	81.90	w-W2M4PCA	83.88
WPCA2	82.14	w-W2M9PCA	86.53
WPCA3	82.24	w-W2M16PCA	87.29
WPCA4	82.19	w-W3M4PCA	83.79
MPCA4	83.53	w-W3M9PCA	86.62
MPCA9	86.46	w-W3M16PCA	87.39
MPCA16	86.47	w-W4M4PCA	83.81
w-W1M4PCA	83.77	w-W4M9PCA	86.63
w-W1M9PCA	86.41	w-W4M16PCA	87.19



ภาพที่ 4.49 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.13 คือ ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า และภาพที่ 4.49 คือ กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้า แสดงให้เห็นว่า การทดลองโดยใช้วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าย่อย และวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงสุด จำนวน Eigenface ที่ทำให้ค่าอัตราความถูกต้องเสถียร คือ ใช้ Eigenfaces จำนวน 35 Eigenfaces ซึ่งให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงกว่าวิธีการ PCA ประมาณ 5.61 เปอร์เซ็นต์และวิธีการ Wavelet PCA ประมาณ 5.15 เปอร์เซ็นต์ และให้ค่าสูงกว่าวิธีการ Modular PCA ประมาณ 0.92 เปอร์เซ็นต์



ภาพที่ 4.50 กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องที่ดีที่สุดของวิธีการต่าง ๆ เมื่อเปรียบเทียบกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าและจำนวนรูปภาพใบหน้าฝึก

ภาพที่ 4.50 คือ กราฟแสดงค่าอัตราความถูกต้องที่ดีที่สุดของวิธีการต่าง ๆ เมื่อเปรียบเทียบกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้า และจำนวนรูปภาพใบหน้าฝึก โดยแนวตั้ง คือ ฐานข้อมูลรูปภาพที่ใช้ในการทดลอง โดยแยกเป็นจำนวนรูปภาพใบหน้าฝึก 3, 4 และ 5 รูปภาพใบหน้า และแนวนอน คือ ค่าอัตราความถูกต้อง

ผลการทดลองเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST วิธีการที่ให้ผลอัตราความถูกต้องสูงที่สุดของการสุ่มรูปภาพใบหน้าสำหรับฝึก 3, 4 และ 5 รูปภาพใบหน้า คือ การรวมของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่งออก 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย และวิธีการ Wavelet PCA โดยใช้ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 จำนวน Eigenfaces ที่เหมาะสมและทำให้ค่าอัตราความถูกต้องมีความเสถียรสำหรับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้านี้ ประมาณ 25 ถึง 30 Eigenfaces

ผลการทดลองเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL วิธีการที่ให้ผลอัตราความถูกต้องสูงที่สุดของการสุ่มรูปภาพใบหน้าสำหรับฝึก 3, 4 และ 5 รูปภาพใบหน้า คือ การรวมของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่งออก 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย และวิธีการ Wavelet PCA โดยใช้ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 จำนวน Eigenfaces ที่เหมาะสมและทำให้ค่าอัตราความถูกต้องมีความเสถียรสำหรับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้านี้ ประมาณ 30 ถึง 35 Eigenfaces

ผลการทดลองเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale วิธีการที่ให้ผลอัตราความถูกต้องสูงที่สุดของการสุ่มรูปภาพใบหน้าสำหรับฝึก 3, 4 และ 5 รูปภาพใบหน้า คือ การรวมของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่งออก 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย และวิธีการ Wavelet PCA โดยใช้ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 จำนวน Eigenfaces ที่เหมาะสมและทำให้ค่าอัตราความถูกต้องมีความเสถียรสำหรับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้านี้ ประมาณ 35 ถึง 40 Eigenfaces

เมื่อพิจารณาจากค่าอัตราความถูกต้องพบว่า วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อยและวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงที่สุด โดยสูงกว่าวิธีการ PCA ประมาณ 2.0 ถึง 5.60 เปอร์เซ็นต์โดยเฉพาะกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale วิธีการที่นำเสนอสามารถปรับปรุงค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการ PCA ประมาณ 4.50 ถึง 5.60 เปอร์เซ็นต์ ส่วนในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST และ ORL ค่าอัตราความถูกต้องสูงกว่าวิธีการ PCA เล็กน้อยคือ ประมาณ 2.10 ถึง 3.45 เปอร์เซ็นต์ ในขณะที่วิธีการ Wavelet PCA และวิธีการ PCA ค่าอัตราความถูกต้องใกล้เคียงกัน ส่วนวิธีการ Modular PCA ให้ผลการทดลองดีกว่าวิธีการ PCA กับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale แต่ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST และ ORL วิธีการนี้ให้ค่าอัตราความถูกต้องใกล้เคียงกับวิธีการ PCA

สำหรับจำนวน Eigenfaces ที่ให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงสุด มีจำนวนแตกต่างกันออกไป โดยขึ้นอยู่กับจำนวนของรูปภาพใบหน้าฝึกและฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าจากการทดลอง กล่าวคือ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST จำนวน Eigenfaces ที่เหมาะสมประมาณ 25 ถึง 30 Eigenfaces ในขณะที่ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL จำนวน Eigenfaces ที่เหมาะสมประมาณ 30 ถึง 35 Eigenfaces สำหรับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale จำนวน Eigenfaces ประมาณ 30 ถึง 35 Eigenfaces คือจำนวน Eigenfaces ที่เหมาะสม

เมื่อแยกวิเคราะห์ตามลักษณะของรูปภาพใบหน้าโดยวิเคราะห์ตาม แสงที่ตกกระทบ, แวนตา, สีหน้าอารมณ์ของใบหน้า และมุมมองของใบหน้า ค่าอัตราความถูกต้องโดยแยกตามลักษณะของรูปภาพใบหน้ามีดังต่อไปนี้

ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale มีรูปภาพใบหน้าที่มีปัจจัยเกี่ยวกับแสงตกกระทบ แบ่งออกเป็นแสงตกกระทบด้านซ้าย, ตรงและขวา โดยค่าอัตราความถูกต้องของรูปภาพใบหน้าที่มีปัจจัยเกี่ยวกับแสงตกกระทบดังแสดงในตารางที่ 4.14

ตารางที่ 4.14 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของชุดรูปภาพใบหน้าที่มีแสงตกกระทบ

วิธีการ	สุ่ม 3 ใบหน้า	สุ่ม 4 ใบหน้า	สุ่ม 5 ใบหน้า
PCA	47.85	46.99	46.32
MPCA16	54.89	58.54	60.86
WPCA3	47.61	46.67	45.96
w-W3M16PCA	55.07	57.80	60.38

จากตารางที่ 4.14 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของชุดรูปภาพใบหน้าที่มีแสงตกกระทบจะเห็นว่า วิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย และ วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อยและวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงกว่า วิธีการ PCA และ วิธีการ Wavelet PCA ประมาณ 7 – 14 เปอร์เซ็นต์ จากค่าอัตราความถูกต้องที่แสดงดังตารางที่ 4.14 แสดงให้เห็นว่า วิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย และ วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อยและวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้อง เป็นวิธีการที่เหมาะสมกว่าวิธีการ PCA และ Wavelet PCA เมื่อรูปภาพใบหน้าที่ใช้ในการทดสอบเป็นรูปภาพใบหน้าที่มีปัจจัยเกี่ยวกับแสงตกกระทบ

ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale มีรูปภาพใบหน้าที่มีการสวมแว่นตาในรูปภาพ ค่าอัตราความถูกต้องของรูปภาพใบหน้าที่มีการสวมแว่นตาดังแสดงในตารางที่ 4.15

ตารางที่ 4.15 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของชุดรูปภาพใบหน้าที่มีการสวมแว่นตา

วิธีการ	สุ่ม 3 ใบหน้า	สุ่ม 4 ใบหน้า	สุ่ม 5 ใบหน้า
PCA	93.54	96.65	98.53
MPCA16	98.15	99.90	100.00
WPCA3	94.28	96.44	98.28
w-W3M16PCA	98.15	99.69	99.75

จากตารางที่ 4.15 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของชุดรูปภาพใบหน้าที่มีการสวมแว่นตา จะเห็นว่า วิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่น้อย และ วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่น้อยและวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงกว่า วิธีการ PCA และ วิธีการ Wavelet PCA ประมาณ 3 – 4 เปอร์เซ็นต์ เมื่อใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 และ 4 รูปภาพใบหน้า และเมื่อใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 รูปภาพใบหน้าที่อัตราความถูกต้องใกล้เคียงกันทั้ง 4 วิธีการ โดยแตกต่างกันประมาณ 0.25 - 1.5 เปอร์เซ็นต์ จากค่าอัตราความถูกต้องที่แสดงดังตารางที่ 4.15 แสดงให้เห็นว่า วิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่น้อย และ วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่น้อยและวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้อง เป็นวิธีการที่เหมาะสมกว่าวิธีการ PCA และ Wavelet PCA เมื่อรูปภาพใบหน้าที่ใช้ในการทดสอบเป็นรูปภาพใบหน้าที่มีการสวมแว่นตา

ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale มีรูปภาพใบหน้าที่มีปัจจัยเกี่ยวกับสีหน้าอารมณ์ แบ่งออกเป็นใบหน้าแสดงความสุข เสียใจ ง่วงนอน ประหลาดใจ ขบิขิตา ค่าอัตราความถูกต้องของรูปภาพใบหน้าที่มีปัจจัยเกี่ยวกับสีหน้าอารมณ์แสดงในตารางที่ 4.16

ตารางที่ 4.16 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของชุดรูปภาพใบหน้าที่มีการแสดงสีหน้าอารมณ์

วิธีการ	สุ่ม 3 ใบหน้า	สุ่ม 4 ใบหน้า	สุ่ม 5 ใบหน้า
PCA	92.45	94.28	96.42
MPCA16	94.59	95.61	97.18
WPCA3	93.99	95.55	97.57
w-W3M16PCA	95.69	96.75	98.45

จากตารางที่ 4.16 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของชุดรูปภาพใบหน้าที่มีปัจจัยเกี่ยวกับสีหน้าอารมณ์ จะเห็นว่า วิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อย และ วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อยและวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงกว่าวิธีการ PCA และ วิธีการ Wavelet PCA ประมาณ 2 – 4 เปอร์เซ็นต์ เมื่อใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า และเมื่อใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 และ 5 รูปภาพใบหน้า วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อยและวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงกว่าวิธีการอื่นประมาณ 1 – 2 เปอร์เซ็นต์ จากค่าอัตราความถูกต้องที่แสดงดังตารางที่ 4.16 แสดงให้เห็นว่า วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อยและวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้อง เป็นวิธีการที่เหมาะสมกว่าวิธีการ PCA, Wavelet PCA และ Modular PCA เมื่อรูปภาพใบหน้าที่ใช้ในการทดสอบเป็นรูปภาพใบหน้าที่มีปัจจัยเกี่ยวกับสีหน้าอารมณ์

ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL มีรูปภาพใบหน้าที่มีปัจจัยเกี่ยวกับมุมมอง แบ่งออกเป็นใบหน้าที่มีมุมมองที่แตกต่างกันเล็กน้อย มีการหันหน้าด้านซ้าย-ขวาเล็กน้อย และการก้ม-เงยหน้าเล็กน้อย ค่าอัตราความถูกต้องของรูปภาพใบหน้าที่มีปัจจัยเกี่ยวกับมุมมองแสดงในตารางที่ 4.17 และ ตารางที่ 4.18 โดย ตารางที่ 4.17 คือ ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของชุดรูปภาพใบหน้าที่มีการหันหน้าด้านซ้าย-ขวาและตารางที่ 4.18 คือ ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของชุดรูปภาพใบหน้าที่มีการก้ม-เงยใบหน้า

วิธีการ	กลุ่ม 3 ใบหน้า	กลุ่ม 4 ใบหน้า	กลุ่ม 5 ใบหน้า
PCA	85.72	90.07	92.62
MPCA16	85.22	90.25	92.77
WPCA3	86.51	90.46	93.62
w-W3M16PCA	90.12	93.36	95.71

ตารางที่ 4.17 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของชุดรูปภาพใบหน้าที่มีการหันหน้าด้านซ้าย-ขวา

ตารางที่ 4.18 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของชุดรูปภาพใบหน้าที่มีการกัม-เงาใบหน้า

วิธีการ	สุ่ม 3 ใบหน้า	สุ่ม 4 ใบหน้า	สุ่ม 5 ใบหน้า
PCA	87.07	91.60	94.18
MPCA16	85.73	91.69	93.53
WPCA3	88.05	92.06	94.98
w-W3M16PCA	91.01	94.38	95.82

จากตารางที่ 4.17 และ ตารางที่ 4.18 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของชุดรูปภาพใบหน้าที่มีปัจจัยเกี่ยวกับมุมมอง จะเห็นว่าวิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อยและวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงกว่า วิธีการ PCA, วิธีการ Wavelet PCA และ วิธีการ Modular PCA ประมาณ 2 – 6 เปอร์เซ็นต์ เมื่อใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 รูปภาพใบหน้า จากค่าอัตราความถูกต้องที่แสดงดังตารางที่ 4.17 และ ตารางที่ 4.18 แสดงให้เห็นว่า วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อยและวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้อง เป็นวิธีการที่เหมาะสมกว่าวิธีการ PCA, Wavelet PCA และ Modular PCA เมื่อรูปภาพใบหน้าที่ใช้ในการทดสอบเป็นรูปภาพใบหน้าที่มีปัจจัยเกี่ยวกับมุมมองของใบหน้า

เมื่อพิจารณารูปภาพใบหน้าตรงโดยไม่มีปัจจัยอื่น ๆ มาเกี่ยวข้อง ดังนั้นรูปถ่ายเหล่านี้เป็นรูปภาพใบหน้าที่มีความแตกต่างน้อย ค่าอัตราความถูกต้องของรูปภาพใบหน้าที่มีปัจจัยเกี่ยวกับมุมมองแสดงในตารางที่ 4.19 และ ตารางที่ 4.20 โดย ตารางที่ 4.19 คือ ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของรูปภาพใบหน้าตรงทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL และ ตารางที่ 4.20 คือ ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของรูปภาพใบหน้าตรงทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale

ตารางที่ 4.19 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของรูปภาพใบหน้าตรงทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL

วิธีการ	สุ่ม 3 ใบหน้า	สุ่ม 4 ใบหน้า	สุ่ม 5 ใบหน้า
PCA	86.43	90.19	93.64
MPCA16	84.48	90.73	93.11
WPCA3	87.92	91.25	94.51
w-W3M16PCA	90.74	94.08	95.93

ตารางที่ 4.20 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของรูปภาพใบหน้าตรงทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพ
ใบหน้าของ Yale

วิธีการ	สุ่ม 3 ใบหน้า	สุ่ม 4 ใบหน้า	สุ่ม 5 ใบหน้า
PCA	87.07	91.60	94.18
MPCA16	85.73	91.69	93.53
WPCA3	88.05	92.06	94.98
w-W3M16PCA	91.01	94.38	95.82

จากตารางที่ 4.19 และ ตารางที่ 4.20 ตารางแสดงอัตราความถูกต้องของชุดรูปภาพใบหน้าตรงทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL และ Yale จะเห็นว่าทั้งสองตารางให้ค่าอัตราความถูกต้องไปในแนวทางเดียวกัน คือ วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อและวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้อง เป็นวิธีการที่เหมาะสมกว่าวิธีการ PCA, Wavelet PCA และ Modular PCA เมื่อรูปภาพใบหน้าที่ใช้ในการทดสอบเป็นรูปภาพใบหน้าตรงทั้งสองฐานข้อมูลรูปภาพหน้าตรงควรให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงกว่ารูปภาพในลักษณะอื่นๆ แต่ในการทดสอบด้วยรูปภาพใบหน้าตรงจำเป็นต้องฝึกด้วยรูปภาพใบหน้าในลักษณะอื่นๆ ไม่ว่าจะเป็น รูปภาพที่มีปัจจัยเกี่ยวกับแสง มุมมอง และ สีหน้าอารมณ์ ดังนั้นมีค่าใกล้เคียงกับรูปภาพในลักษณะอื่นๆ

เมื่อพิจารณารูปภาพในลักษณะต่าง ๆ จะเห็นว่า วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อและวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้อง ให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงที่สุดหรือใกล้เคียงกับค่าที่สูงที่สุด แสดงให้เห็นว่า วิธีการที่นำเสนอรองรับข้อมูลได้หลากหลายรูปแบบมากกว่าวิธีการ PCA, Wavelet PCA และ Modular PCA

สำหรับเวลาที่ใช้ในการประมวลผลทั้งหมดของวิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA และวิธีการ Wavelet PCA โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น ไม่แตกต่างจาก วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA และวิธีการ Wavelet PCA แต่ใช้เวลาสูงกว่าวิธีการ PCA อันเนื่องมาจาก ในการเปรียบเทียบแต่ละรูปภาพใบหน้าที่ย่อของวิธีการ Modular PCA ใช้เวลานานกว่าวิธีการ PCA ขึ้นอยู่กับจำนวนของรูปภาพใบหน้าที่ย่อของการแบ่ง แต่ในขั้นตอนการคำนวณหา Eigenfaces ใช้เวลาน้อยกว่าเล็กน้อย อันเนื่องมาจากขนาดของเมทริกซ์ที่นำมาคำนวณหา Eigenvalue และ Eigenvector มีขนาดเล็กกว่าแต่มีจำนวนหลายเมทริกซ์กว่า อย่างไรก็ตาม การรู้จำใบหน้าโดยใช้พื้นฐานของภาพเป็นการคำนวณเชิงเส้น ในการคำนวณรูปภาพใบหน้าเพื่อหาค่า Feature จึงใช้เวลานานเท่าไรนัก เวลาที่สูญเสียไปส่วนมากจะอยู่ในส่วนของการคำนวณหาค่า Eigenfaces และ การเปรียบเทียบ ซึ่งในสองส่วนนี้ ขึ้นอยู่กับจำนวนของรูปใบหน้าที่ใช้ฝึกและจำนวนทดสอบ และขนาดของรูปภาพ

บทที่ 5

สรุปผลการทดลอง

วิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอระบบการรู้จำใบหน้าเพื่อสนับสนุนกับข้อมูลรูปภาพใบหน้าในหลากหลายรูปแบบมากขึ้น โดยการรวมระหว่างวิธีการ Modular PCA และวิธีการ Wavelet PCA โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น ซึ่งทั้งสองวิธีนี้มีข้อเด่นและข้อจำกัดที่แตกต่างกัน คือ Modular PCA จะใช้ได้ผลดีกับรูปภาพใบหน้าที่มีความแตกต่างกันมากในบางส่วน แต่ยังคงมีส่วนอื่นๆ ที่ยังคงคล้ายกันอยู่ ในขณะที่วิธีการ Wavelet PCA ได้ผลดีกับข้อมูลที่มีสิ่งรบกวนในภาพและลดขนาดรูปภาพให้มีขนาดเล็กลงเพื่อให้คงไว้เฉพาะ โครงใบหน้า ดังนั้นทั้งสองวิธีสามารถเพิ่มค่าความถูกต้องจาก PCA ในกรณีที่แตกต่างกัน นั่นคือ Modular PCA ให้ผลการรู้จำดีกับภาพใบหน้าที่มีความเข้มแสง (Illuminate) และท่าทาง (pose) ต่างกัน ในขณะที่วิธีการ Wavelet PCA จะให้ผลการรู้จำดีกับรูปภาพใบหน้าที่มีความแตกต่างของรูปภาพใบหน้า น้อยและภาพที่มีสิ่งรบกวน วิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้นำเสนอวิธีการรวมวิธีการ Modular PCA และกระบวนการ Wavelet Transform โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการรู้จำใบหน้าให้สูงขึ้นและสามารถรู้จำใบหน้าได้หลากหลายรูปแบบมากยิ่งขึ้น

5.1 สรุปและวิเคราะห์ผลการดำเนินงานวิจัย

จากผลการทดลองในงานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าวิธีการรวมวิธีการ Modular PCA และวิธีการ Wavelet PCA โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็น ให้อัตราความถูกต้องสูงกว่าวิธีการ PCA, วิธีการ Modular PCA และวิธีการ Wavelet PCA ทั้งในฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST, ORL และ Yale โดยในแต่ละคนใช้รูปภาพใบหน้าฝึกจำนวน 3, 4 และ 5 รูปภาพใบหน้า วิธีการที่ดีที่สุดของการรวมของวิธีการ Modular PCA และวิธีการ Wavelet PCA โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นในการทดลองนี้ คือ ใช้วิธีการ Modular PCA แบบแบ่งออก 16 ส่วน และวิธีการ Wavelet PCA โดยใช้กระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 3 ในขณะที่เมื่อวิธีการรวมโดยใช้ วิธีการ Modular PCA แบบแบ่งออก 16 ส่วน และวิธีการ Wavelet PCA โดยใช้กระบวนการ Wavelet Transform ลำดับที่ 1, 2 และ 4 ให้ค่าที่ใกล้เคียงกันในบางฐานข้อมูลรูปภาพ

ค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรวมวิธีการ Modular PCA และวิธีการ Wavelet PCA โดยพิจารณาค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นให้ค่าสูงกว่าวิธีการ PCA ประมาณ 2.10 ถึง 5.60 เปอร์เซ็นต์ นอกจากนี้ วิธีการนี้ให้ค่าสูงกว่าวิธีการ Wavelet PCA และวิธีการ Modular PCA ประมาณ 1.50 ถึง 5.15 เปอร์เซ็นต์ และ 0.80 ถึง 4.50 เปอร์เซ็นต์ตามลำดับ โดยค่าอัตราความถูกต้องขึ้นอยู่กับฐานข้อมูลรูปภาพที่ใช้ในการทดลอง และจำนวนรูปภาพใบหน้าฝึกต่อคน แสดงให้เห็นว่า วิธีการที่

นำเสนอสามารถปรับปรุงอัตราความถูกต้องของวิธีการ PCA, วิธีการ Wavelet PCA และวิธีการ Modular PCA โดยรองรับฐานข้อมูลที่มีความหลากหลายได้มากกว่าทั้งวิธีการ Wavelet PCA และวิธีการ Modular PCA

เมื่อแยกวิเคราะห์ตามลักษณะของรูปภาพใบหน้าโดยวิเคราะห์ตาม แสงที่ตกกระทบ, แวนตา, สีหน้าอารมณ์ของใบหน้า, มุมมองของใบหน้า และใบหน้าตรง แสดงให้เห็นว่าวิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าที่ย่อยและวิธีการ Wavelet PCA ด้วย Wavelet Transform ลำดับที่ 3 โดยพิจารณาว่าค่าวงนำหน้าหน้าความน่าจะเป็นให้ค่าอัตราความถูกต้อง ให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงที่สุดหรือใกล้เคียงกับค่าที่สูงที่สุด แสดงให้เห็นว่า วิธีการที่นำเสนอรองรับข้อมูลได้หลากหลายรูปแบบมากกว่าวิธีการ PCA, Wavelet PCA และ Modular PCA

สำหรับจำนวนของ Eigenfaces ที่ให้ผลดีที่สุดมีจำนวนแตกต่างกันออกไป แต่ค่า Eigenfaces ที่เหมาะสมอยู่ในช่วงประมาณ 25 ถึง 40 Eigenface โดยขึ้นอยู่กับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าที่ใช้ กล่าวคือเมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST จำนวน Eigenfaces ที่เหมาะสมประมาณ 25 ถึง 30 Eigenfaces ในขณะที่ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL จำนวน Eigenfaces ที่เหมาะสมประมาณ 30 ถึง 35 Eigenfaces สำหรับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale จำนวน Eigenfaces ประมาณ 30 ถึง 35 Eigenfaces คือจำนวน Eigenfaces ที่เหมาะสม

สำหรับเวลาที่ใช้ในการประมวลผลทั้งหมดของวิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA และวิธีการ Wavelet PCA แบบมีค่าวงนำหน้าหน้าความน่าจะเป็น ไม่แตกต่างจาก วิธีการรวมกันของวิธีการ Modular PCA และวิธีการ Wavelet PCA แต่ใช้เวลาสูงกว่า PCA อันเนื่องมาจาก ในการเปรียบเทียบแต่ละส่วนใบหน้าที่ย่อยของวิธีการ Modular PCA ใช้เวลานานกว่า PCA ขึ้นอยู่กับจำนวนของรูปภาพใบหน้าที่ย่อยที่ถูกแบ่ง แต่ในขั้นตอนการคำนวณหา Eigenfaces ใช้เวลาน้อยลงเล็กน้อย อันเนื่องมาจากขนาดของเมตริกซ์ที่นำมาคำนวณหา Eigenvalue และ Eigenvector มีขนาดเล็กกว่าแต่มีจำนวนเมตริกซ์มากกว่าจึงทำให้เสียเวลามากกว่า อย่างไรก็ตามการรู้จำใบหน้าโดยใช้พื้นฐานของรูปภาพเป็นการคำนวณเชิงเส้น ในการคำนวณรูปภาพใบหน้าเพื่อหาค่า Feature จึงใช้เวลาในการคำนวณน้อยเวลาที่สูญเสียไปส่วนมากจะอยู่ในส่วนของการคำนวณหาค่า Eigenfaces และ การเปรียบเทียบ ซึ่งในสองส่วนนี้ ขึ้นอยู่กับจำนวนของรูปใบหน้าที่ใช้ฝึกและทดสอบ, ขนาดของรูปภาพ และจำนวน Eigenfaces ที่ใช้ในการหา Feature

5.2 แนวทางในการพัฒนาต่อ

จากผลทดลองพบว่าวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 16 ส่วนย่อยให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงที่สุดเมื่อนำไปรวมกับ wavelet ลำดับที่ 3 ในขณะที่ Wavelet ลำดับอื่นๆ ให้ค่าอัตราความถูกต้องที่ใกล้เคียงกัน ซึ่งเป็นเพราะการให้ค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นถูกให้ความสำคัญกับการแบ่งส่วนย่อยมากกว่าวิธีการ Wavelet PCA เพราะวิธีการ Wavelet PCA ใช้เฉพาะในส่วน of LL subband ผู้วิจัยจึงขอเสนอ ดังนี้

1. นำ Subband อื่นๆ ของกระบวนการ Wavelet ที่มีค่าน้ำหนักความน่าจะเป็นสูงอันดับรองลงมาจาก LL Subband มาใช้ในการรวมระหว่างวิธีการ Modular PCA และวิธีการ Wavelet PCA เพราะในบาง Subband ให้ค่าอัตราความถูกต้องแตกต่างจาก LL Subband เล็กน้อย ซึ่งในงานวิจัยนี้ยังไม่นำมาทดลองเปรียบเทียบว่ามีผลต่อวิธีการที่นำเสนอมากน้อยเพียงใด โดยอาจจะกำหนดค่าความน่าจะเป็นที่สามารถยอมรับนำมารวมได้ เป็นต้น
2. เพิ่มจำนวนในการแบ่งส่วนย่อยของวิธีการ Modular PCA เพื่อให้คำนวณเป็นส่วนย่อยมากขึ้นเนื่องจากในงานวิจัยนี้ทดลองกับวิธีการ Modular PCA แบบแบ่ง 4, 9 และ 16 รูปภาพใบหน้าย่อย แล้วให้ค่าอัตราความถูกต้องสูงที่สุดที่วิธีการ Modular PCA แบบการแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าย่อย ดังนั้นการแบ่ง 25 รูปภาพใบหน้าย่อยอาจจะให้ผลดีกว่าวิธีการ Modular PCA แบบการแบ่ง 16 รูปภาพใบหน้าย่อย
3. ทำการทดลองแบ่งรูปภาพใบหน้าให้มีขนาดที่แตกต่างออกไปโดยไม่จำเป็นต้องมีขนาดเท่ากันทุกรูปภาพใบหน้าย่อย แต่วิธีการนี้ทำได้ลำบาก อันเนื่องมาจากไม่ทราบขนาดที่เหมาะสมในการแบ่งแต่ละรูปภาพใบหน้าย่อย
4. ทำการเลือกเฉพาะบางรูปภาพใบหน้าย่อยที่มีค่าความน่าจะเป็นมากกว่าค่าความน่าจะเป็นที่สามารถยอมรับนำมารวมได้ เพราะในส่วนที่ค่าความน่าจะเป็นบางส่วนต่ำมากนั้นหมายความว่า ใบหน้าย่อยส่วนนั้นมีโอกาสระบุตัวบุคคลพลาดสูงตามไปด้วย และการเลือกบางส่วนของรูปภาพใบหน้าย่อยช่วยในการลดเวลาในการประมวลผลได้ด้วย

บรรณานุกรม

- [1] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No. 1, 1991, pp. 71-86.
- [2] G. C. Feng, P. C. Yuen, and D. Q. Dai, "Human face recognition using PCA on wavelet subband", J. Electron. Imaging, vol. 9, pp. 226-233.
- [3] P. Sankaran and K.V. Asari, "A multi-view approach on modular PCA for illumination and pose invariant face Recognition", Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, 2004, 13-15 Oct. 2004, pp. 165 - 170.
- [4] N. Gudur and V. Asari, "Gabor Wavelet Based Modular PCA Approach for Expression and Illumination Invariant Face Recognition", Applied Imagery and Pattern Recognition Workshop, 2006. AIPR 2006. 35th IEEE Oct. 2006, pp 13.
- [5] M. Turk, "Eigenfaces and Beyond", Face Processing: Advanced Modeling and Methods, academic press, 2005.
- [6] J. Schurmann, "Pattern Classification: Unified View of Statistical and Neural Approaches", New York, John Wiley, c1996.
- [8] T.M. Mitchell. "Machine Learning", Singapore, McGraw-Hill, 1997.
- [9] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, and S.L. Eddins, "Digital image processing using Matlab", Pearson Prentice Hall, New Jersey, USA, 2004.
- [10] "ORL face databases", http://www.uk.research.att.com/pub/data/orl_faces.zip
- [11] "Yale face database", <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>
- [12] "UMIST face database", <http://images.ee.umist.ac.uk/danny/database.html>



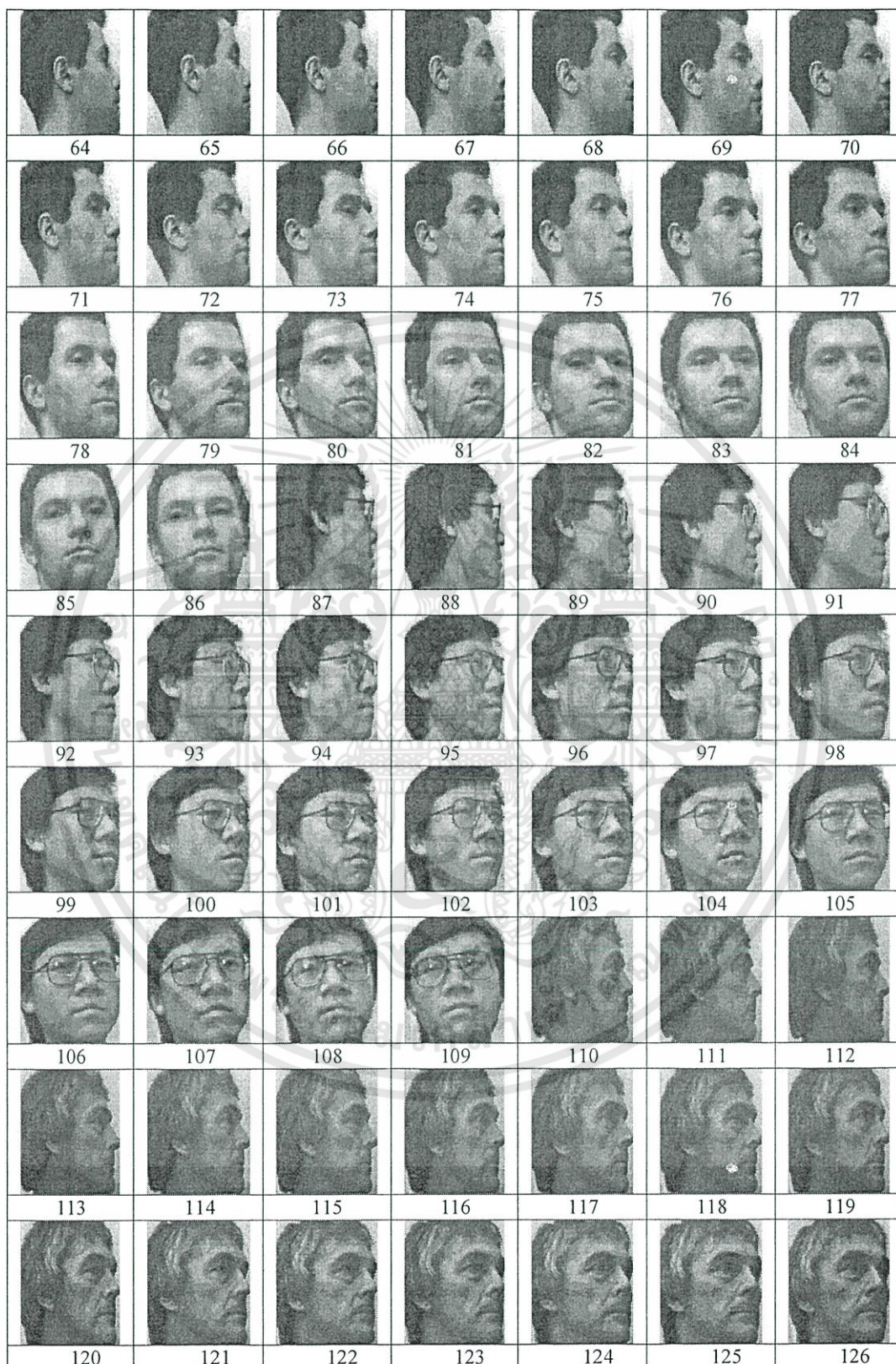
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.1 รูปภาพฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.1 รูปภาพฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST (ต่อ)



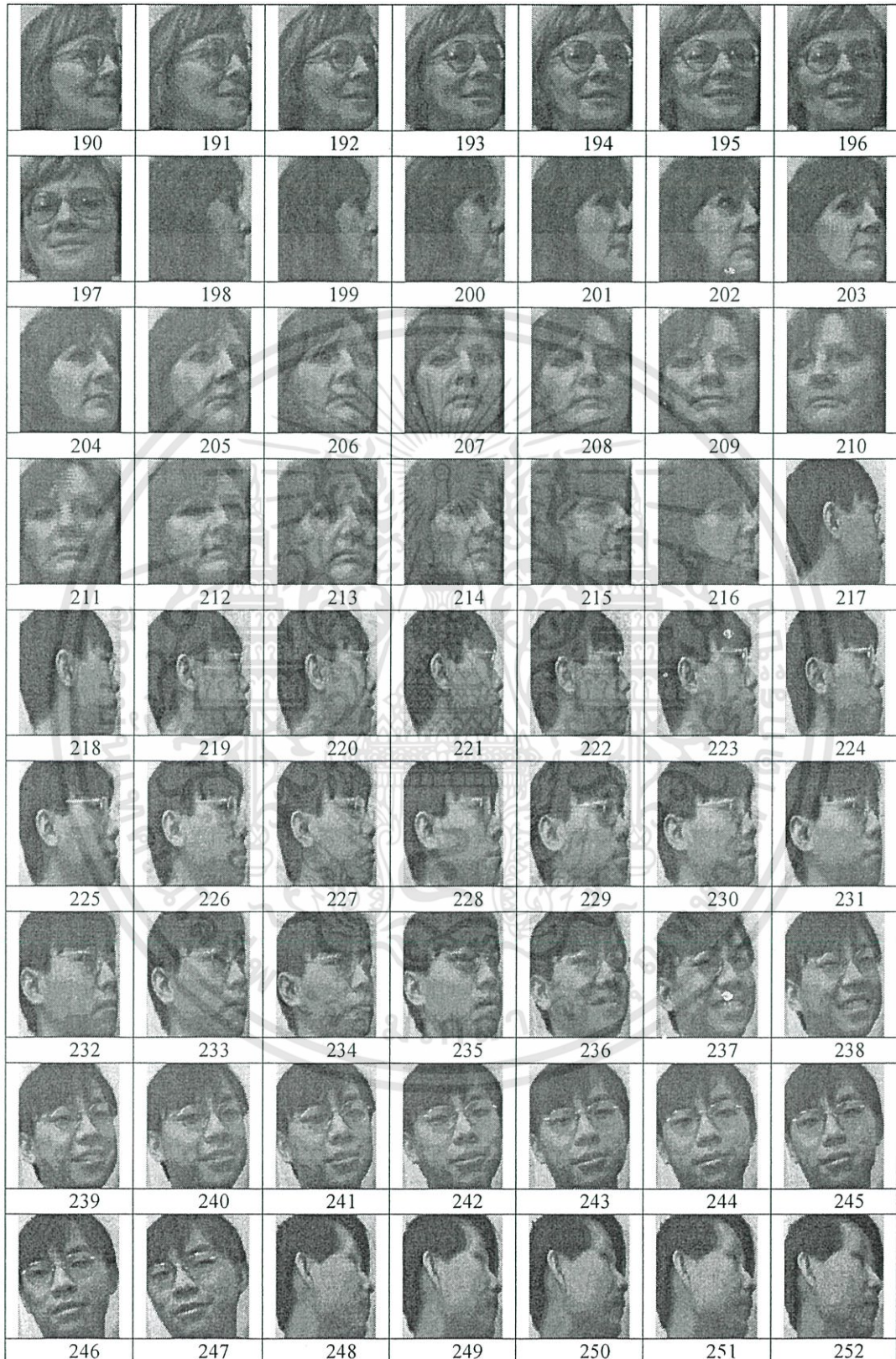
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.1 รูปภาพฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST (ต่อ)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.1 รูปภาพฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST (ต่อ)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.1 รูปภาพฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST (ต่อ)



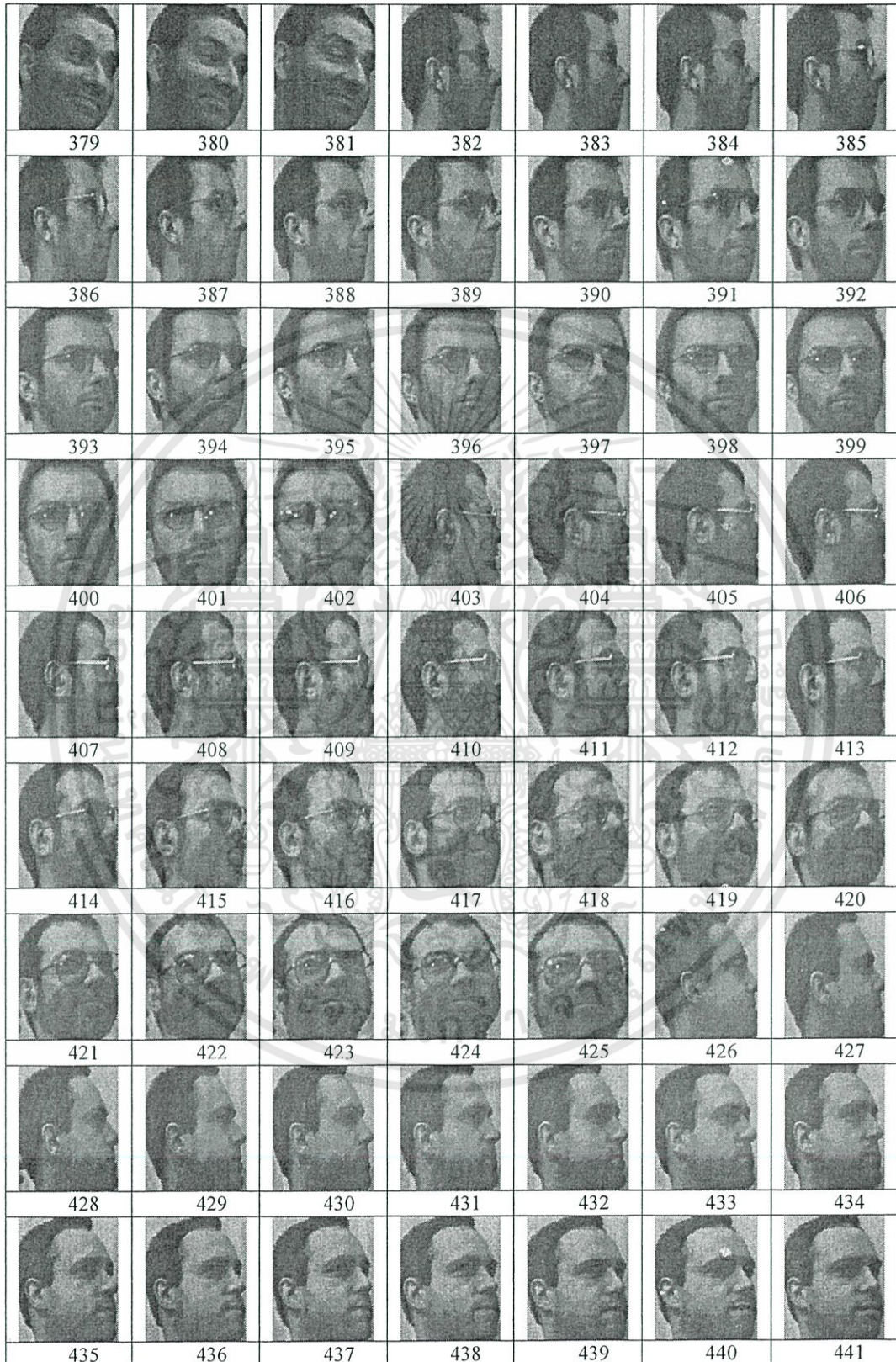
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.1 รูปภาพฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST (ต่อ)



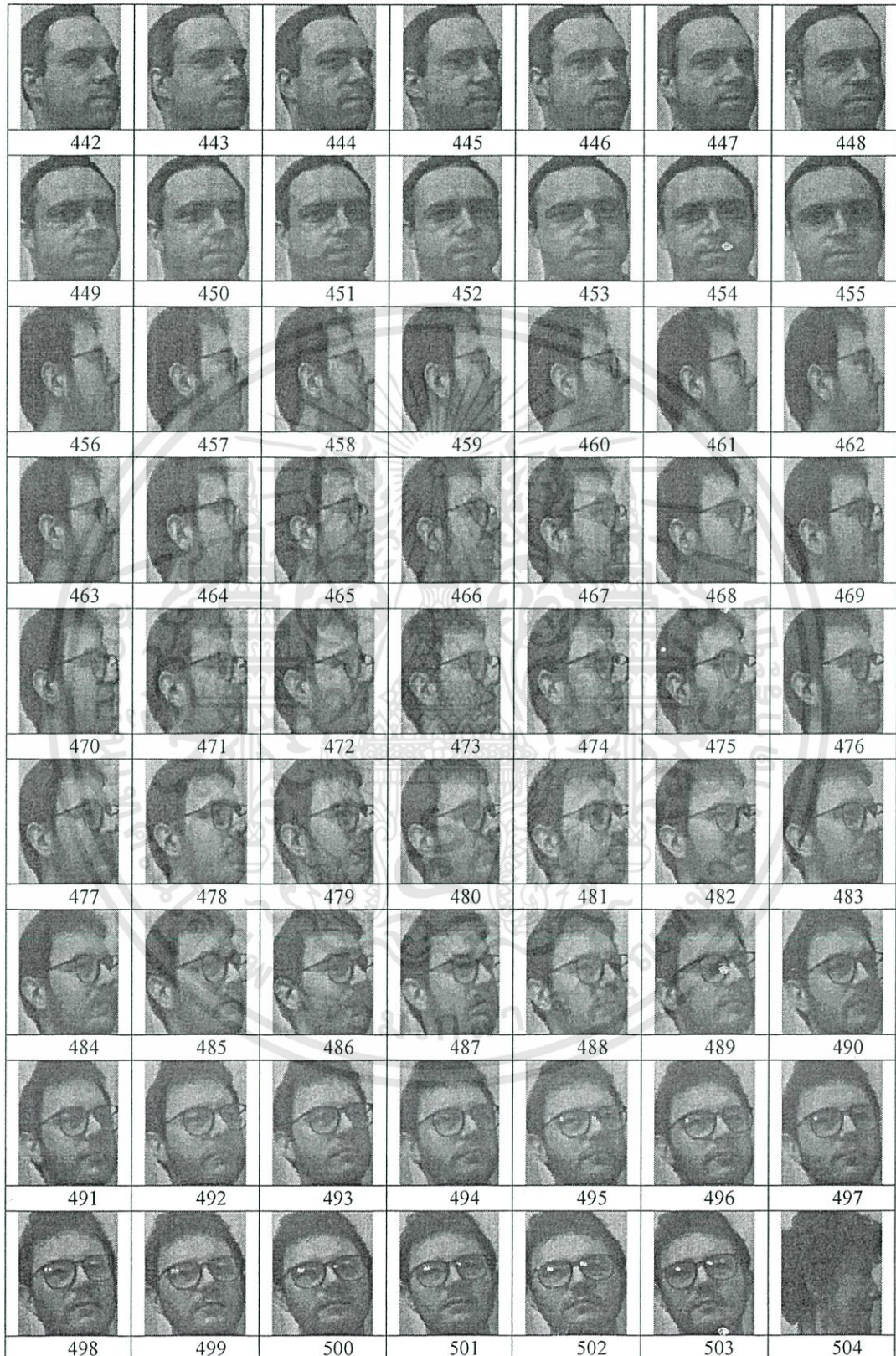
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.1 รูปภาพฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST (ต่อ)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.1 รูปภาพฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST (ต่อ)



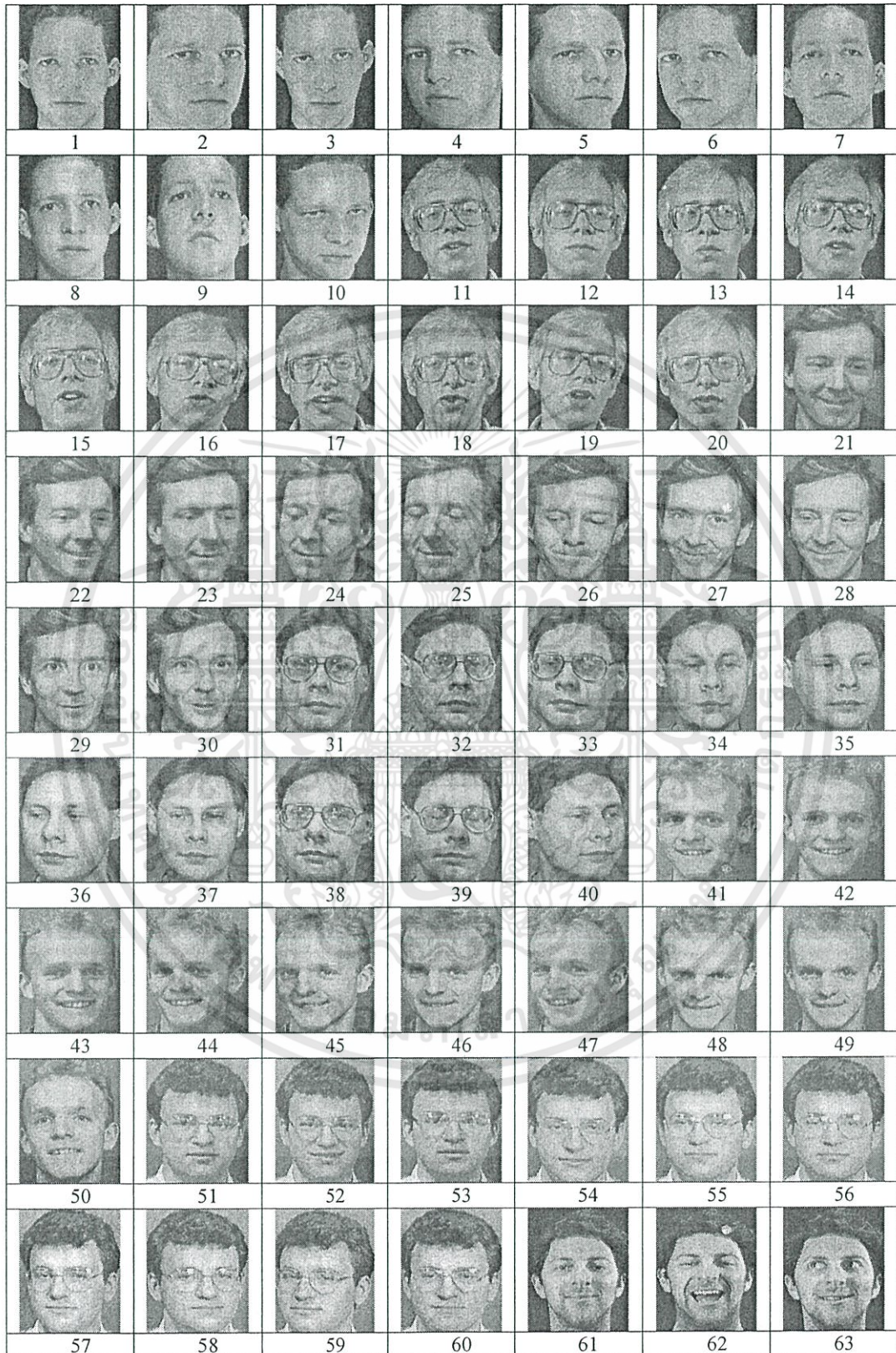
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.1 รูปภาพฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST (ต่อ)



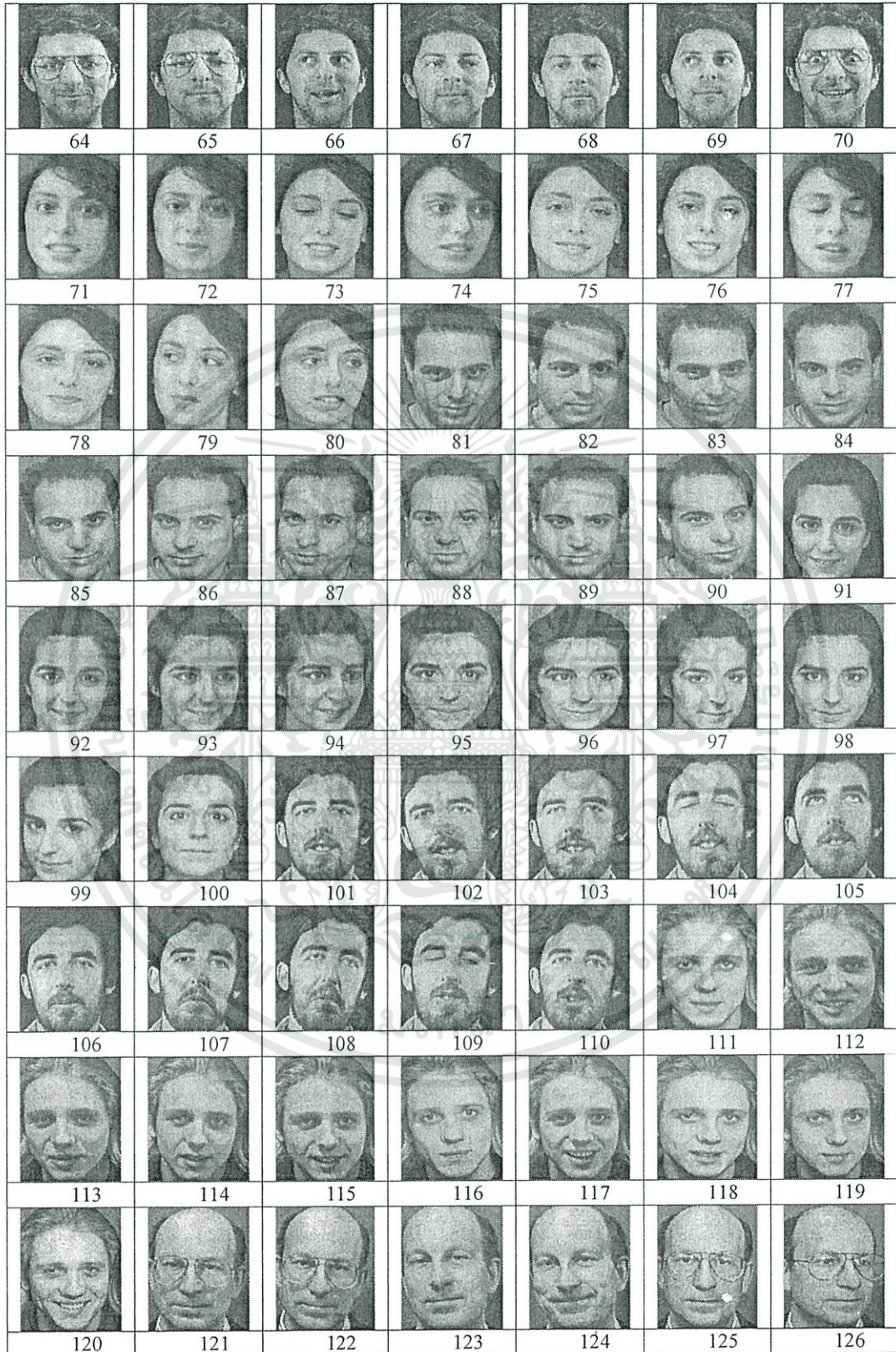
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.2 ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL



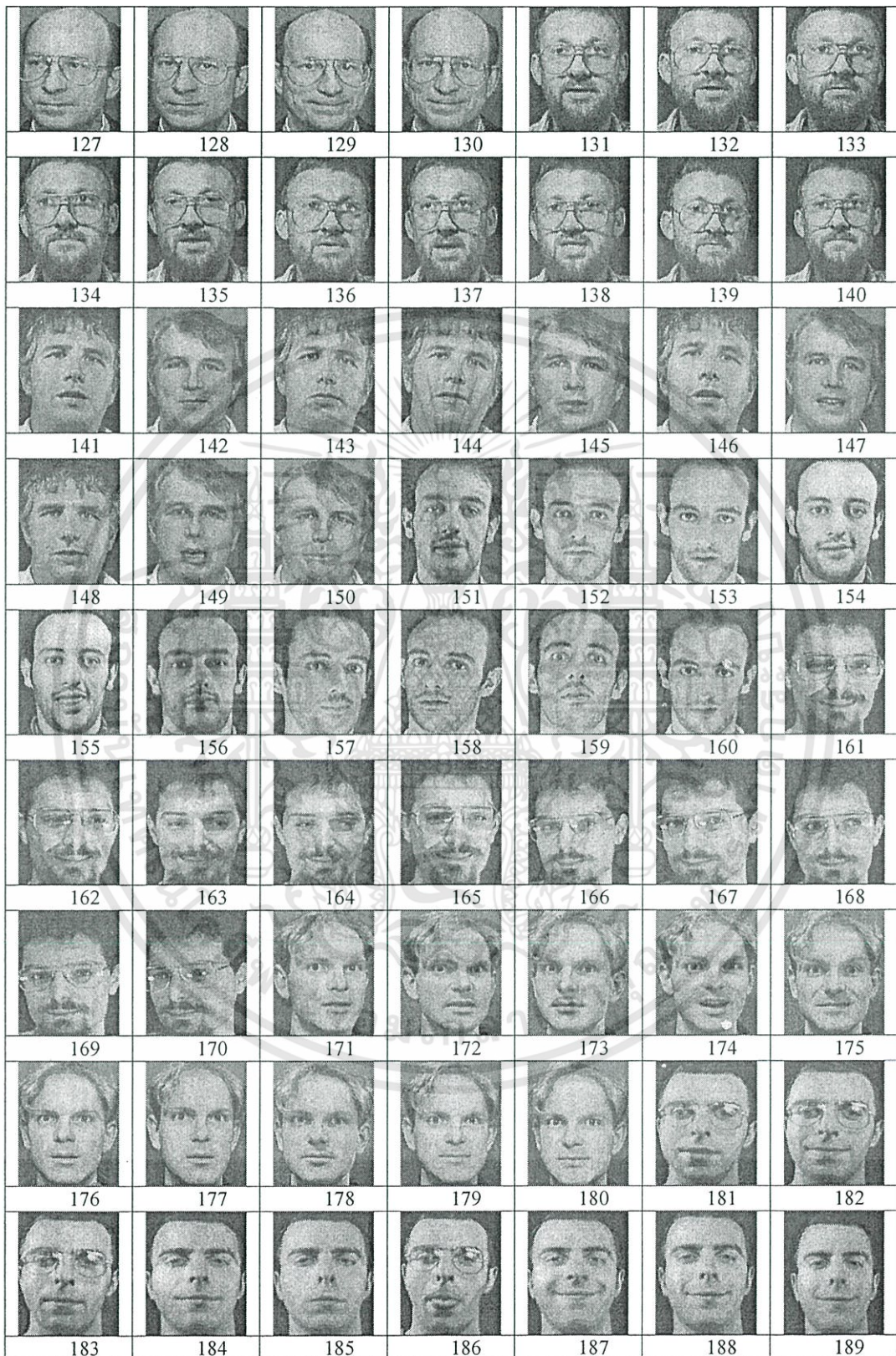
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.2 ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL (ต่อ)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.2 ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL (ต่อ)



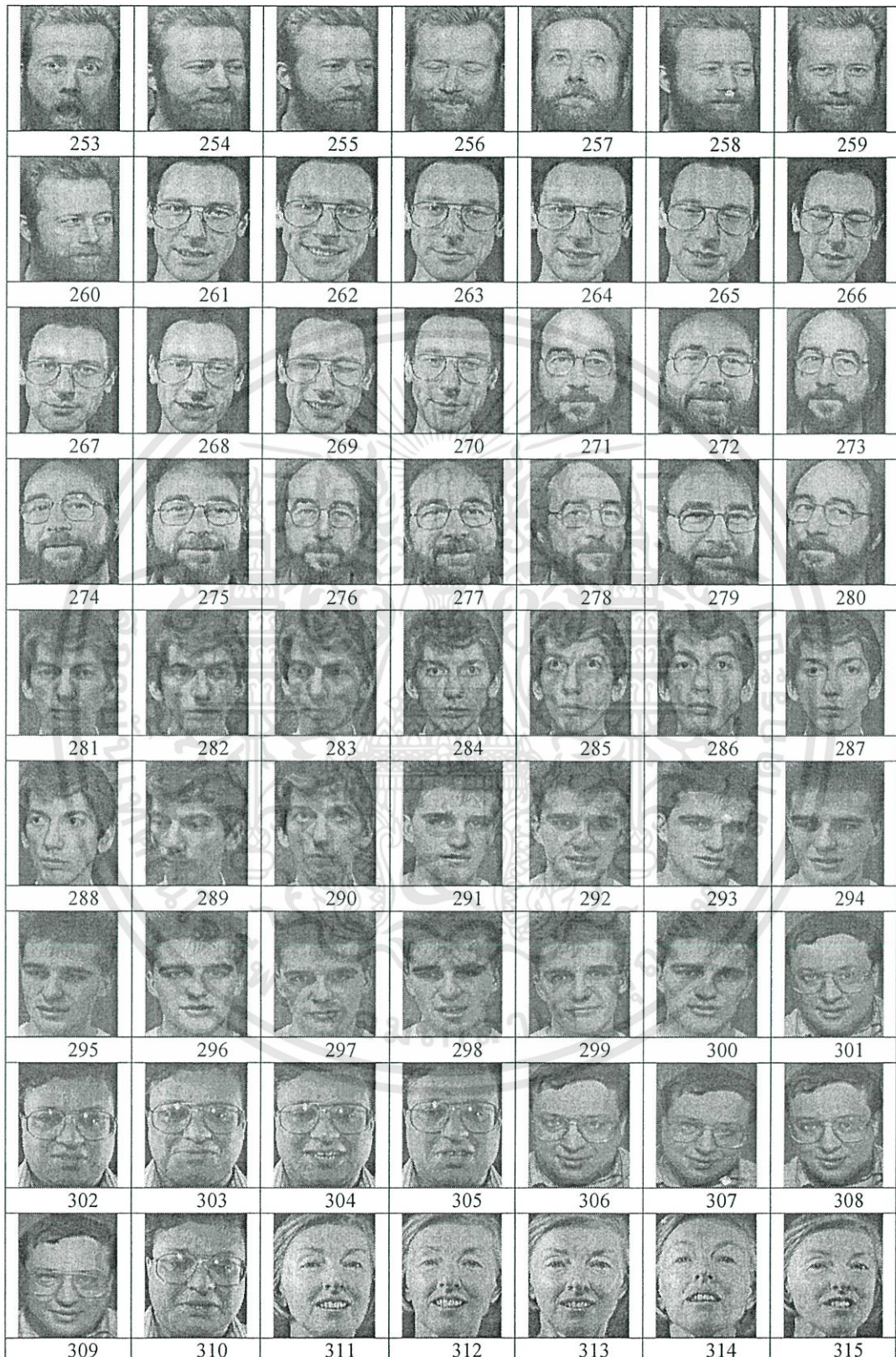
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.2 ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL (ต่อ)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.2 ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL (ต่อ)



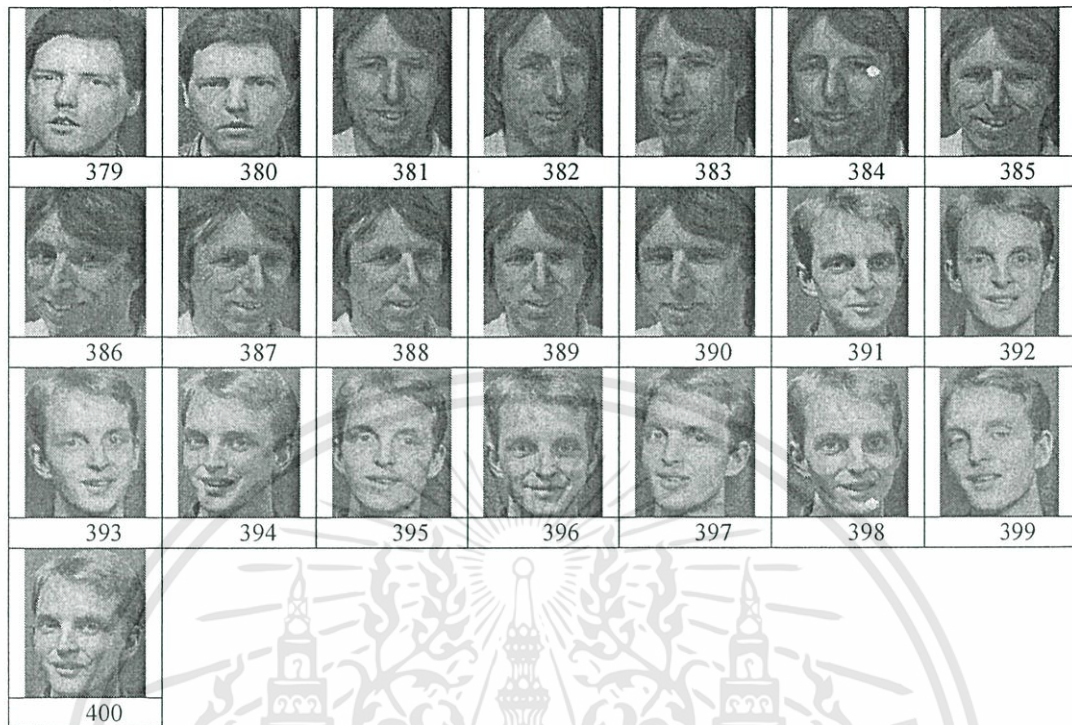
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.2 ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL (ต่อ)



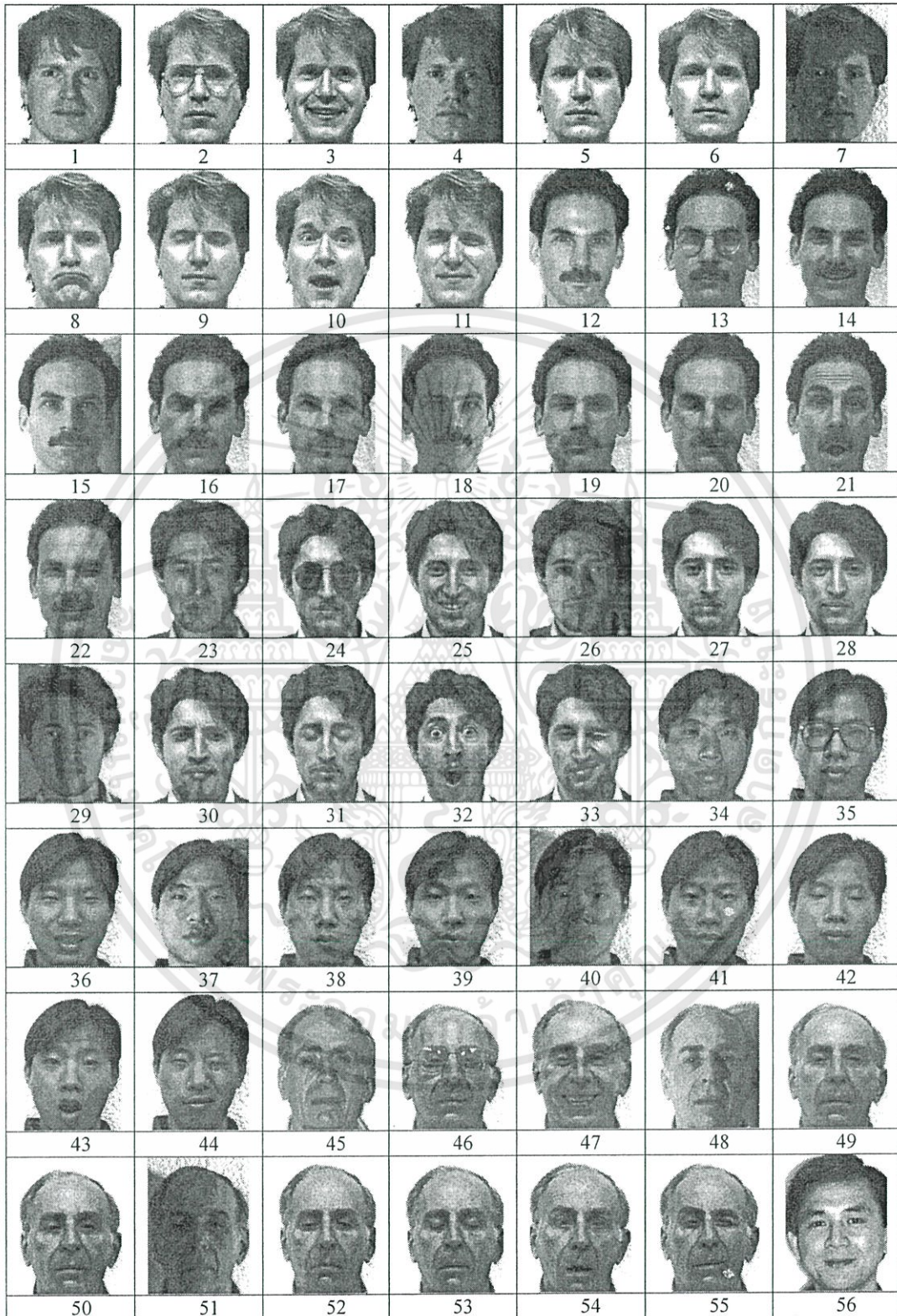
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.2 ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL (ต่อ)



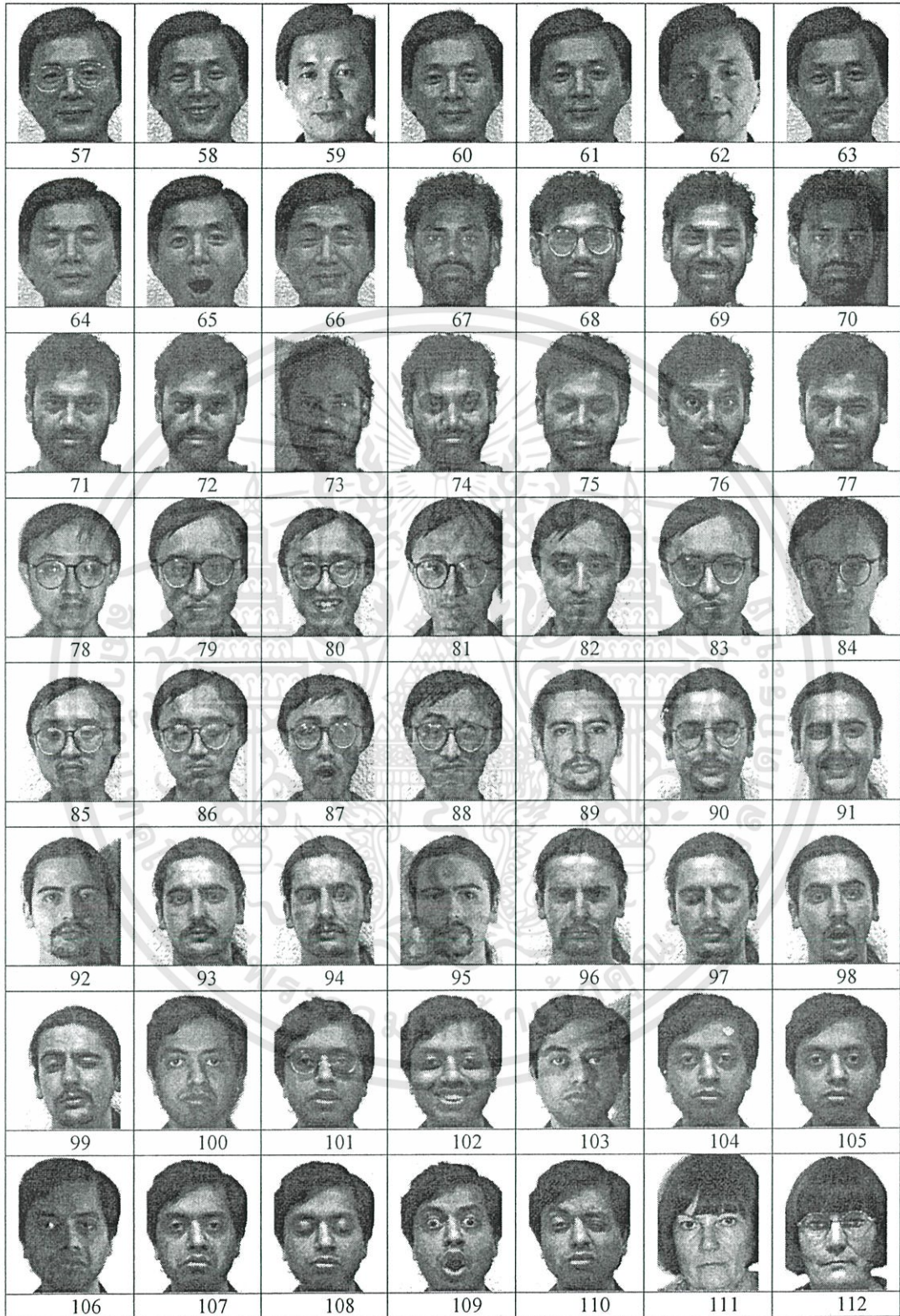
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.3 ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale



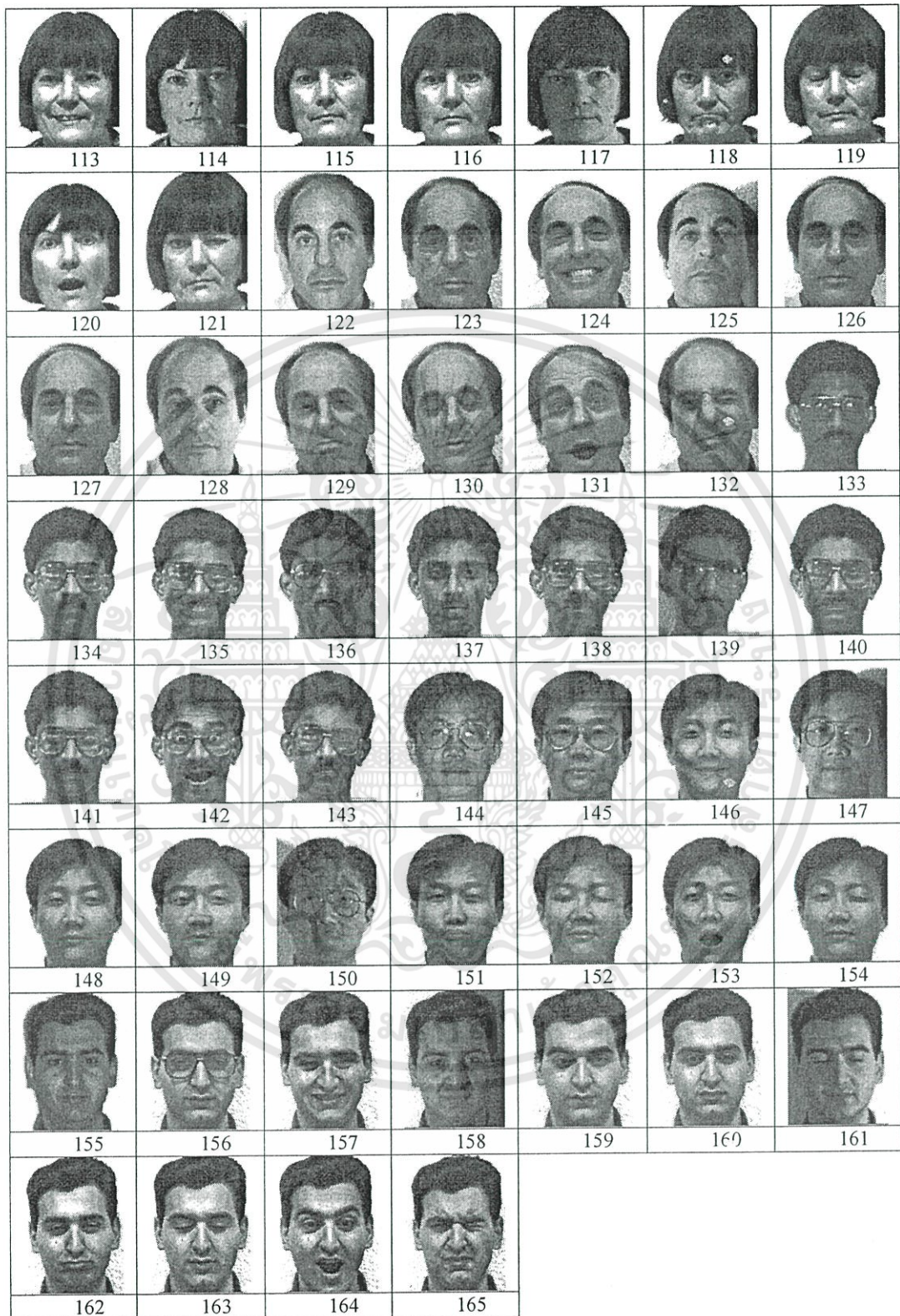
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.3 ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale (ต่อ)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.3 ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale (ต่อ)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข.1 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 หน้า

วิธีการ \ Eigenfaces	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60
PCA	67.49	69.95	70.73	71.10	71.36	71.47	71.61	71.72	71.87	72.04	72.08
WPCA1	64.48	68.38	69.98	70.75	71.24	71.56	71.76	71.87	71.96	72.02	72.05
WPCA2	63.99	68.03	69.65	70.49	71.02	71.34	71.52	71.62	71.69	71.72	71.76
WPCA3	64.78	68.51	70.18	71.11	71.62	71.84	72.00	72.09	72.16	72.18	72.20
WPCA4	64.13	67.84	69.31	69.84	70.11	70.27	70.33	70.32	70.32	70.32	70.32
MPCA4	66.37	67.18	67.40	67.31	67.34	67.38	67.41	67.36	67.43	67.46	67.51
MPCA9	69.23	69.04	68.90	68.74	68.66	68.59	68.59	68.56	68.52	68.60	68.61
MPCA16	70.96	70.52	70.18	70.07	69.98	69.84	69.86	69.75	69.71	69.73	69.74
w-W1M4PCA	68.04	70.02	70.98	71.32	71.55	71.69	71.79	71.87	71.89	71.95	71.98
w-W1M9PCA	72.28	72.71	73.11	73.12	73.22	73.36	73.37	73.37	73.44	73.48	73.51
w-W1M16PCA	73.78	74.27	74.29	74.39	74.39	74.44	74.42	74.40	74.45	74.51	74.51
w-W2M4PCA	67.77	69.85	70.77	71.13	71.45	71.60	71.69	71.70	71.78	71.81	71.85
w-W2M9PCA	72.04	72.63	72.99	73.11	73.22	73.33	73.31	73.33	73.35	73.40	73.42
w-W2M16PCA	73.70	74.20	74.23	74.44	74.42	74.46	74.40	74.42	74.41	74.44	74.44
w-W3M4PCA	68.21	70.14	71.09	71.48	71.82	71.91	71.99	72.01	72.08	72.11	72.13
w-W3M9PCA	72.27	72.75	73.30	73.43	73.57	73.63	73.64	73.63	73.68	73.73	73.76
w-W3M16PCA	73.88	74.33	74.39	74.59	74.59	74.63	74.52	74.58	74.63	74.66	74.65
w-W4M4PCA	68.36	70.20	70.93	71.08	71.29	71.33	71.34	71.30	71.35	71.35	71.37
w-W4M9PCA	72.38	72.88	73.10	73.29	73.37	73.41	73.41	73.36	73.39	73.43	73.46
w-W4M16PCA	73.97	74.44	74.36	74.46	74.52	74.46	74.42	74.43	74.47	74.48	74.49

ตารางที่ ข.2 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 หน้า

Eigenfaces วิธีการ	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80
PCA	75.58	78.17	78.96	79.33	79.58	79.64	79.69	79.79	79.80	79.90	79.94	79.98	80.09	80.15	80.20
WPCA1	72.66	76.60	78.11	78.86	79.23	79.50	79.75	79.93	80.04	80.09	80.12	80.15	80.17	80.20	80.20
WPCA2	72.06	76.30	77.95	78.69	79.08	79.32	79.53	79.69	79.82	79.87	79.96	79.97	80.00	80.02	80.00
WPCA3	72.97	76.78	78.62	79.43	79.80	80.09	80.24	80.34	80.44	80.47	80.49	80.52	80.52	80.55	80.54
WPCA4	72.91	76.46	78.06	78.58	78.86	79.07	79.19	79.20	79.20	79.20	79.20	79.20	79.20	79.20	79.20
MPCA4	75.04	76.18	76.31	76.17	76.10	76.15	76.20	76.14	76.17	76.16	76.21	76.25	76.28	76.27	76.27
MPCA9	78.08	77.77	77.64	77.68	77.59	77.57	77.53	77.49	77.47	77.48	77.47	77.44	77.45	77.48	77.46
MPCA16	79.68	79.37	79.22	79.08	78.94	78.83	78.78	78.77	78.74	78.73	78.73	78.72	78.72	78.71	78.72
w-W1M4PCA	76.28	78.48	79.18	79.35	79.48	79.59	79.77	79.86	79.91	79.94	79.96	79.95	79.98	79.98	80.01
w-W1M9PCA	80.47	80.82	81.02	81.07	81.18	81.21	81.24	81.32	81.34	81.38	81.34	81.39	81.37	81.39	81.38
w-W1M16PCA	81.74	82.10	82.35	82.32	82.33	82.30	82.30	82.36	82.39	82.41	82.38	82.41	82.40	82.42	82.41
w-W2M4PCA	76.03	78.25	79.08	79.32	79.41	79.56	79.68	79.76	79.79	79.82	79.88	79.87	79.89	79.91	79.92
w-W2M9PCA	80.29	80.75	80.98	81.00	81.07	81.14	81.15	81.20	81.21	81.25	81.24	81.28	81.29	81.30	81.28
w-W2M16PCA	81.75	82.07	82.33	82.32	82.29	82.27	82.29	82.35	82.35	82.35	82.36	82.37	82.41	82.39	82.38
w-W3M4PCA	76.52	78.48	79.33	79.72	79.90	80.04	80.16	80.19	80.23	80.28	80.30	80.30	80.30	80.32	80.33
w-W3M9PCA	80.52	80.86	81.16	81.30	81.48	81.48	81.50	81.50	81.50	81.52	81.52	81.57	81.56	81.59	81.57
w-W3M16PCA	81.84	82.21	82.52	82.55	82.57	82.53	82.55	82.62	82.65	82.64	82.60	82.64	82.65	82.65	82.65
w-W4M4PCA	76.88	78.60	79.33	79.51	79.59	79.67	79.77	79.76	79.75	79.78	79.80	79.80	79.81	79.80	79.82
w-W4M9PCA	80.63	80.99	81.10	81.16	81.35	81.40	81.40	81.42	81.46	81.44	81.43	81.45	81.44	81.43	81.43
w-W4M16PCA	82.07	82.33	82.63	82.54	82.60	82.58	82.61	82.65	82.64	82.61	82.60	82.63	82.63	82.63	82.62

ตารางที่ ข.3 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดสอบกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ UMIST โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 หน้า

Eigenfaces วิธีการ	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
PCA	80.88	83.95	84.63	85.00	85.22	85.24	85.22	85.30	85.37	85.42	85.39	85.45	85.49	85.50	85.53	85.56	85.60	85.66	79.28
WPCA1	78.12	82.29	83.69	84.28	84.72	84.89	85.13	85.19	85.30	85.38	85.42	85.46	85.51	85.54	85.59	85.62	85.64	85.64	85.65
WPCA2	77.80	81.95	83.52	84.17	84.57	84.88	85.12	85.19	85.29	85.37	85.43	85.47	85.52	85.54	85.56	85.58	85.59	85.60	85.59
WPCA3	78.59	82.44	84.09	84.96	85.33	85.59	85.72	85.76	85.88	85.94	85.98	86.03	86.04	86.05	86.06	86.07	86.09	86.08	86.09
WPCA4	78.60	82.05	83.62	84.10	84.45	84.60	84.77	84.81	84.81	84.81	84.81	84.81	84.81	84.81	84.81	84.81	84.81	84.81	84.81
MPCA4	80.54	81.84	81.89	81.85	81.83	81.81	81.84	81.76	81.79	81.80	81.83	81.86	81.89	81.91	81.89	81.90	81.91	81.92	81.93
MPCA9	83.34	83.56	83.22	83.10	83.03	82.93	83.00	82.97	82.93	82.90	82.87	82.88	82.83	82.83	82.82	82.84	82.87	82.87	82.86
MPCA16	84.82	84.67	84.40	84.42	84.29	84.24	84.16	84.13	84.13	84.07	84.06	84.06	84.04	84.03	84.01	84.04	84.06	84.04	84.06
w-W1M4PCA	81.76	83.95	84.76	84.92	85.13	85.21	85.36	85.39	85.45	85.47	85.47	85.47	85.50	85.53	85.58	85.61	85.64	85.64	85.65
w-W1M9PCA	85.26	86.10	86.35	86.47	86.41	86.43	86.49	86.52	86.51	86.55	86.56	86.55	86.57	86.55	86.55	86.58	86.58	86.59	86.57
w-W1M16PCA	86.45	86.96	87.18	87.14	87.13	87.14	87.15	87.14	87.15	87.15	87.16	87.18	87.17	87.19	87.17	87.20	87.19	87.18	87.19
w-W2M4PCA	81.62	83.67	84.64	84.87	85.03	85.19	85.33	85.37	85.42	85.47	85.49	85.48	85.52	85.54	85.58	85.58	85.59	85.61	85.61
w-W2M9PCA	85.25	85.99	86.31	86.40	86.38	86.43	86.49	86.53	86.52	86.55	86.57	86.57	86.56	86.54	86.55	86.57	86.57	86.57	86.55
w-W2M16PCA	86.47	86.89	87.15	87.12	87.13	87.16	87.19	87.18	87.20	87.18	87.18	87.19	87.21	87.21	87.18	87.22	87.21	87.19	87.20
w-W3M4PCA	81.98	84.00	84.92	85.35	85.56	85.66	85.75	85.78	85.83	85.87	85.88	85.86	85.89	85.91	85.94	85.95	85.96	85.96	85.96
w-W3M9PCA	85.34	86.14	86.50	86.68	86.67	86.74	86.79	86.83	86.84	86.84	86.87	86.84	86.84	86.82	86.83	86.84	86.86	86.84	86.83
w-W3M16PCA	86.59	86.99	87.25	87.33	87.37	87.40	87.36	87.37	87.38	87.37	87.39	87.38	87.39	87.39	87.37	87.39	87.37	87.37	87.39
w-W4M4PCA	82.51	84.15	84.86	84.94	85.16	85.24	85.33	85.36	85.38	85.36	85.37	85.35	85.39	85.40	85.44	85.42	85.42	85.45	85.46
w-W4M9PCA	85.71	86.19	86.45	86.47	86.54	86.64	86.68	86.72	86.69	86.66	86.66	86.65	86.63	86.62	86.63	86.64	86.66	86.66	86.65
w-W4M16PCA	86.76	87.07	87.22	87.24	87.29	87.35	87.33	87.34	87.34	87.31	87.32	87.30	87.30	87.30	87.28	87.30	87.30	87.27	87.28

ตารางที่ ข.4 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 หน้า

Eigenfaces วิธีการ	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
PCA	78.94	81.10	82.43	83.54	83.98	84.42	84.74	84.99	84.99	85.06	85.08	85.20	85.28	85.26	85.25	85.29	85.35	85.40	85.52
WPCA1	77.45	80.03	81.71	82.93	83.52	84.08	84.43	84.62	84.75	84.87	84.98	85.03	85.06	85.09	85.13	85.23	85.28	85.37	85.44
WPCA2	76.27	79.72	81.82	83.37	84.05	84.66	84.96	85.21	85.39	85.61	85.75	85.83	85.92	85.90	85.99	86.04	86.12	86.18	86.20
WPCA3	76.57	80.25	82.68	84.29	85.17	85.64	85.95	86.16	86.29	86.41	86.54	86.58	86.67	86.70	86.75	86.80	86.76	86.80	86.84
WPCA4	75.37	79.38	81.45	82.40	83.01	83.36	83.61	83.63	83.63	83.63	83.63	83.63	83.63	83.63	83.63	83.63	83.63	83.63	83.63
MPCA4	77.96	80.43	80.94	81.19	81.19	81.08	81.04	80.90	80.68	80.45	80.34	80.27	80.21	80.20	80.10	80.17	80.15	80.19	80.25
MPCA9	82.27	82.83	83.08	82.90	82.77	82.47	82.25	82.14	82.01	81.97	81.90	81.86	81.73	81.71	81.62	81.68	81.69	81.73	81.72
MPCA16	85.30	85.03	84.99	84.90	84.49	84.27	83.98	83.82	83.80	83.68	83.55	83.39	83.40	83.40	83.37	83.30	83.28	83.36	83.32
w-W1M4PCA	80.98	82.92	83.86	84.48	84.86	85.17	85.43	85.42	85.55	85.61	85.72	85.70	85.72	85.67	85.70	85.82	85.85	85.96	86.08
w-W1M9PCA	84.75	85.50	86.16	86.38	86.38	86.58	86.70	86.72	86.83	86.85	86.96	86.93	86.90	86.91	86.91	86.98	86.97	86.97	87.07
w-W1M16PCA	87.67	87.77	87.83	88.03	88.00	88.11	88.16	88.20	88.11	88.04	88.02	87.99	88.00	88.05	88.08	88.08	88.08	88.15	88.21
w-W2M4PCA	80.90	83.15	84.43	85.19	85.62	85.95	86.06	86.09	86.15	86.30	86.40	86.38	86.48	86.45	86.56	86.53	86.63	86.70	86.75
w-W2M9PCA	84.88	85.66	86.46	86.77	87.00	87.17	87.20	87.23	87.23	87.28	87.36	87.34	87.37	87.37	87.35	87.36	87.34	87.37	87.42
w-W2M16PCA	87.72	87.70	87.98	88.29	88.37	88.45	88.43	88.40	88.37	88.28	88.30	88.27	88.33	88.31	88.39	88.33	88.35	88.43	88.48
w-W3M4PCA	81.56	83.73	85.12	86.10	86.62	86.91	87.14	87.16	87.21	87.33	87.38	87.31	87.40	87.41	87.44	87.46	87.45	87.51	87.57
w-W3M9PCA	85.22	86.13	87.12	87.39	87.60	87.67	87.85	87.87	87.89	87.96	88.05	88.02	87.99	88.00	88.02	88.07	88.04	88.03	88.09
w-W3M16PCA	88.07	88.25	88.47	88.82	89.01	89.01	89.01	89.05	89.03	88.90	88.90	88.88	88.91	88.98	89.02	89.00	88.99	89.05	89.07
w-W4M4PCA	82.23	84.36	85.60	86.13	86.50	86.49	86.61	86.55	86.54	86.55	86.50	86.45	86.49	86.48	86.45	86.46	86.48	86.53	86.58
w-W4M9PCA	85.42	86.63	87.32	87.33	87.32	87.38	87.41	87.43	87.40	87.40	87.43	87.42	87.40	87.41	87.40	87.44	87.43	87.38	87.41
w-W4M16PCA	87.98	88.38	88.59	88.73	88.76	88.72	88.75	88.68	88.60	88.48	88.45	88.40	88.42	88.42	88.44	88.40	88.43	88.44	88.45

ตารางที่ ข.5 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดสอบกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 หน้า

Eigenfaces วิธีการ	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
PCA	87.04	88.62	89.48	90.23	90.62	90.95	91.17	91.25	91.27	91.26	91.24	91.21	91.23	91.19	91.15	91.14	91.16	91.14	91.21
WPCA1	85.97	87.82	89.00	89.83	90.41	90.73	90.86	91.02	91.12	91.17	91.18	91.20	91.33	91.33	91.31	91.30	91.33	91.35	91.44
WPCA2	85.05	87.30	88.95	90.22	90.76	91.08	91.31	91.39	91.43	91.53	91.60	91.63	91.70	91.76	91.85	91.92	91.94	91.98	92.02
WPCA3	85.03	87.85	89.52	90.63	91.20	91.50	91.72	91.85	91.89	92.00	92.09	92.12	92.15	92.18	92.21	92.25	92.27	92.27	92.29
WPCA4	83.98	87.20	88.51	89.30	89.64	89.85	89.94	89.97	89.97	89.97	89.97	89.97	89.97	89.97	89.97	89.97	89.97	89.97	89.97
MPCA4	85.89	87.67	88.04	88.37	88.43	88.39	88.30	88.18	88.07	87.91	87.86	87.78	87.69	87.68	87.60	87.61	87.58	87.59	87.60
MPCA9	89.03	89.55	89.67	89.73	89.46	89.31	89.17	88.97	88.82	88.86	88.75	88.69	88.62	88.60	88.64	88.60	88.64	88.68	88.65
MPCA16	91.16	91.18	91.11	91.03	90.83	90.74	90.63	90.52	90.54	90.40	90.35	90.33	90.20	90.13	90.10	90.05	90.00	89.99	89.96
w-W1M4PCA	88.57	89.90	90.57	90.95	91.23	91.43	91.56	91.63	91.73	91.69	91.76	91.75	91.80	91.81	91.78	91.74	91.75	91.75	91.82
w-W1M9PCA	90.87	91.43	91.94	92.17	92.20	92.35	92.23	92.24	92.25	92.21	92.18	92.18	92.25	92.24	92.25	92.20	92.21	92.21	92.26
w-W1M16PCA	92.93	93.20	93.20	93.26	93.36	93.40	93.34	93.38	93.34	93.31	93.33	93.25	93.24	93.24	93.24	93.20	93.21	93.22	93.22
w-W2M4PCA	88.49	90.05	90.70	91.40	91.66	91.94	92.12	92.13	92.11	92.13	92.19	92.18	92.19	92.26	92.30	92.32	92.34	92.37	92.43
w-W2M9PCA	90.96	91.58	92.05	92.44	92.48	92.56	92.58	92.55	92.53	92.55	92.50	92.48	92.52	92.50	92.62	92.59	92.58	92.60	92.63
w-W2M16PCA	92.88	93.15	93.33	93.42	93.58	93.63	93.65	93.63	93.57	93.56	93.60	93.56	93.48	93.50	93.55	93.54	93.53	93.56	93.58
w-W3M4PCA	88.75	90.38	91.33	91.88	92.15	92.32	92.50	92.57	92.58	92.63	92.69	92.69	92.68	92.70	92.68	92.73	92.74	92.73	92.78
w-W3M9PCA	91.21	91.98	92.62	92.80	92.84	92.83	92.85	92.85	92.85	92.84	92.81	92.79	92.79	92.76	92.81	92.80	92.81	92.80	92.85
w-W3M16PCA	92.95	93.37	93.63	93.75	93.89	93.88	93.90	93.87	93.85	93.85	93.88	93.83	93.73	93.74	93.77	93.76	93.81	93.83	93.81
w-W4M4PCA	89.08	90.65	91.40	91.93	92.03	92.12	92.25	92.25	92.25	92.22	92.23	92.19	92.18	92.20	92.17	92.16	92.15	92.15	92.18
w-W4M9PCA	91.32	92.17	92.74	92.78	92.71	92.62	92.57	92.53	92.45	92.43	92.35	92.32	92.31	92.27	92.32	92.29	92.29	92.28	92.28
w-W4M16PCA	93.04	93.51	93.75	93.82	93.77	93.79	93.70	93.66	93.64	93.58	93.60	93.55	93.43	93.42	93.46	93.44	93.42	93.45	93.45

ตารางที่ ข.6 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดสอบกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 หน้า

Eigenfaces วิธีการ	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
PCA	90.35	91.51	92.20	92.96	93.32	93.50	93.71	93.76	93.84	93.81	93.82	93.74	93.73	93.70	93.68	93.66	93.58	93.53	89.45
WPCA1	89.31	90.85	92.16	92.75	93.18	93.39	93.64	93.57	93.64	93.68	93.66	93.72	93.72	93.76	93.81	93.83	93.84	93.87	93.85
WPCA2	88.40	90.29	92.00	93.20	93.76	93.93	94.07	94.09	94.13	94.16	94.20	94.27	94.32	94.35	94.37	94.37	94.43	94.44	94.45
WPCA3	88.47	90.93	92.64	93.81	94.22	94.40	94.50	94.61	94.63	94.69	94.74	94.77	94.80	94.81	94.82	94.87	94.85	94.89	94.87
WPCA4	87.29	90.61	91.52	92.22	92.59	92.87	93.01	92.99	92.99	92.99	92.99	92.99	92.99	92.99	92.99	92.99	92.99	92.99	92.99
MPCA4	89.16	90.55	90.67	91.02	91.05	91.10	91.03	90.85	90.76	90.75	90.77	90.65	90.63	90.55	90.49	90.45	90.39	90.26	90.30
MPCA9	91.60	91.97	92.26	92.00	91.70	91.66	91.60	91.55	91.51	91.38	91.31	91.22	91.15	91.19	91.17	91.14	91.11	91.04	91.11
MPCA16	93.44	93.43	93.37	93.30	93.06	93.13	92.98	92.83	92.72	92.66	92.60	92.52	92.46	92.47	92.40	92.32	92.31	92.32	92.33
w-W1M4PCA	91.84	92.82	93.31	93.69	93.81	93.92	94.10	94.11	94.10	94.08	94.04	94.06	94.06	94.05	94.08	94.06	94.07	94.07	94.14
w-W1M9PCA	93.23	93.67	94.30	94.40	94.33	94.41	94.57	94.51	94.51	94.45	94.37	94.35	94.35	94.39	94.35	94.36	94.41	94.41	94.43
w-W1M16PCA	95.06	95.12	95.28	95.29	95.39	95.46	95.43	95.33	95.33	95.31	95.20	95.22	95.22	95.20	95.22	95.22	95.16	95.16	95.15
w-W2M4PCA	91.81	92.81	93.48	94.20	94.41	94.53	94.61	94.55	94.52	94.49	94.50	94.48	94.52	94.53	94.51	94.48	94.49	94.50	94.55
w-W2M9PCA	93.20	93.69	94.34	94.65	94.69	94.81	94.89	94.78	94.73	94.67	94.67	94.66	94.71	94.71	94.70	94.70	94.70	94.70	94.75
w-W2M16PCA	94.93	95.10	95.27	95.50	95.65	95.68	95.63	95.53	95.52	95.49	95.45	95.49	95.53	95.47	95.47	95.47	95.40	95.40	95.43
w-W3M4PCA	91.97	93.19	94.03	94.77	94.89	95.01	95.08	95.10	95.16	95.11	95.13	95.05	95.10	95.09	95.09	95.10	95.05	95.10	95.09
w-W3M9PCA	93.44	94.08	94.93	95.14	95.06	95.10	95.16	95.11	95.15	95.09	95.08	95.05	95.08	95.09	95.08	95.08	95.13	95.14	95.12
w-W3M16PCA	94.98	95.27	95.48	95.69	95.72	95.83	95.80	95.77	95.77	95.78	95.74	95.75	95.81	95.75	95.76	95.79	95.74	95.77	95.78
w-W4M4PCA	92.25	93.50	94.02	94.52	94.56	94.65	94.76	94.72	94.74	94.70	94.68	94.60	94.63	94.61	94.57	94.54	94.50	94.50	94.50
w-W4M9PCA	93.48	94.42	94.74	94.82	94.68	94.63	94.71	94.57	94.56	94.53	94.49	94.41	94.45	94.45	94.46	94.47	94.48	94.45	94.48
w-W4M16PCA	95.20	95.37	95.41	95.47	95.47	95.58	95.52	95.44	95.43	95.43	95.37	95.41	95.42	95.41	95.41	95.40	95.33	95.32	95.34

ตารางที่ ข.7 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 3 หน้า

Eigenfaces วิธีการ	10	15	20	25	30	35	40	45
PCA	74.27	77.34	78.56	78.93	78.98	79.13	79.35	79.48
WPCA1	74.21	77.63	78.87	79.22	79.24	79.30	79.35	79.36
WPCA2	74.38	77.84	78.96	79.42	79.37	79.39	79.51	79.48
WPCA3	74.99	78.15	79.20	79.55	79.62	79.76	79.98	80.00
WPCA4	76.08	78.55	79.16	79.43	79.40	79.55	79.62	79.63
MPCA4	74.84	76.56	77.64	78.28	78.78	79.09	79.10	79.24
MPCA9	79.98	81.06	81.66	81.91	82.09	82.15	82.19	82.23
MPCA16	81.55	82.37	82.32	82.55	82.61	82.68	82.73	82.73
w-W1M4PCA	76.88	79.28	80.07	80.28	80.43	80.62	80.68	80.71
w-W1M9PCA	80.43	81.79	82.38	82.50	82.68	82.78	82.77	82.76
w-W1M16PCA	81.70	82.86	83.06	83.20	83.23	83.37	83.52	83.46
w-W2M4PCA	77.00	79.35	80.08	80.36	80.48	80.66	80.73	80.69
w-W2M9PCA	80.43	81.90	82.43	82.63	82.74	82.82	82.79	82.78
w-W2M16PCA	81.76	82.88	83.06	83.21	83.28	83.40	83.60	83.55
w-W3M4PCA	77.39	79.59	80.30	80.48	80.63	80.71	80.93	80.97
w-W3M9PCA	80.68	82.02	82.54	82.75	82.89	82.93	83.01	83.03
w-W3M16PCA	81.83	82.88	83.13	83.29	83.39	83.53	83.75	83.71
w-W4M4PCA	78.22	79.97	80.42	80.58	80.68	80.83	80.83	80.88
w-W4M9PCA	80.94	82.22	82.58	82.70	82.79	82.87	82.86	82.86
w-W4M16PCA	81.99	83.14	83.18	83.31	83.39	83.48	83.67	83.64

ตารางที่ ข.8 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดสอบกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 4 หน้า

Eigenfaces วิธีการ	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60
PCA	76.32	79.63	80.30	80.38	80.51	80.62	80.70	80.86	80.96	81.03	81.13
WPCA1	76.26	79.72	80.43	80.71	80.82	80.99	81.05	81.13	81.07	81.07	81.05
WPCA2	76.51	79.81	80.60	80.88	80.95	81.09	81.02	81.07	81.05	81.09	81.05
WPCA3	76.99	80.02	80.74	80.95	81.12	81.32	81.38	81.45	81.50	81.56	81.58
WPCA4	78.40	80.54	81.04	81.14	81.20	81.22	81.26	81.29	81.30	81.37	81.37
MPCA4	77.22	79.24	80.25	80.70	81.16	81.42	81.48	81.66	81.76	81.86	81.94
MPCA9	82.62	84.13	84.62	84.76	85.10	85.10	85.15	85.20	85.25	85.44	85.40
MPCA16	84.21	84.56	84.85	85.01	85.07	85.08	85.19	85.25	85.27	85.25	85.23
w-W1M4PCA	79.15	81.42	81.71	81.95	82.09	82.31	82.35	82.45	82.44	82.54	82.50
w-W1M9PCA	82.94	84.34	84.76	84.90	84.92	85.01	85.10	85.12	85.20	85.24	85.24
w-W1M16PCA	84.23	85.26	85.42	85.49	85.51	85.58	85.50	85.58	85.63	85.57	85.58
w-W2M4PCA	79.34	81.48	81.81	82.06	82.16	82.36	82.28	82.38	82.42	82.53	82.49
w-W2M9PCA	82.98	84.35	84.83	85.01	85.04	85.11	85.13	85.19	85.21	85.26	85.25
w-W2M16PCA	84.26	85.27	85.41	85.50	85.62	85.66	85.50	85.62	85.69	85.68	85.69
w-W3M4PCA	79.73	81.58	81.91	82.10	82.26	82.43	82.45	82.58	82.61	82.73	82.71
w-W3M9PCA	83.22	84.52	85.00	85.18	85.18	85.31	85.34	85.36	85.49	85.55	85.59
w-W3M16PCA	84.39	85.28	85.55	85.65	85.72	85.81	85.70	85.84	85.96	85.90	85.91
w-W4M4PCA	80.76	81.86	82.24	82.32	82.38	82.45	82.47	82.58	82.53	82.60	82.56
w-W4M9PCA	83.72	84.75	85.11	85.22	85.31	85.36	85.39	85.43	85.45	85.51	85.55
w-W4M16PCA	84.69	85.49	85.77	85.70	85.70	85.66	85.57	85.70	85.75	85.73	85.76

ตารางที่ ข.9 ตารางค่าอัตราความถูกต้องของวิธีการรู้จำต่าง ๆ เมื่อทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale โดยใช้รูปภาพใบหน้าสำหรับฝึกจำนวน 5 หน้า

Eigenfaces วิธีการ	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75
PCA	77.52	80.78	81.27	81.42	81.49	81.78	81.81	81.80	81.98	82.02	82.11	82.12	82.14	77.98
WPCA1	77.33	80.99	81.41	81.59	81.78	81.90	82.02	82.02	82.01	82.03	82.00	82.02	82.01	81.94
WPCA2	77.60	81.03	81.53	81.81	82.01	82.14	82.13	82.13	82.10	82.13	82.14	82.13	82.13	82.13
WPCA3	78.14	81.14	81.82	81.93	82.09	82.24	82.48	82.49	82.61	82.67	82.69	82.67	82.68	82.69
WPCA4	79.28	81.46	81.98	82.12	82.14	82.19	82.21	82.31	82.30	82.40	82.43	82.42	82.43	82.43
MPCA4	78.83	80.76	82.00	82.60	83.07	83.53	83.63	83.72	83.84	83.92	83.99	84.09	84.08	84.11
MPCA9	83.58	85.11	85.89	86.23	86.24	86.46	86.54	86.57	86.53	86.49	86.41	86.46	86.53	86.53
MPCA16	85.29	85.98	86.06	86.07	86.19	86.47	86.49	86.59	86.69	86.73	86.76	86.79	86.82	86.86
w-W1M4PCA	81.08	82.64	83.16	83.52	83.51	83.77	83.86	83.72	83.71	83.88	83.92	84.08	84.10	84.11
w-W1M9PCA	83.54	85.49	85.97	86.37	86.44	86.41	86.37	86.33	86.40	86.43	86.49	86.44	86.50	86.57
w-W1M16PCA	85.49	86.57	86.78	87.03	86.98	87.28	87.12	87.21	87.20	87.31	87.38	87.42	87.43	87.37
w-W2M4PCA	81.21	82.59	83.26	83.61	83.67	83.88	83.89	83.77	83.74	83.89	83.93	84.06	84.06	84.08
w-W2M9PCA	83.60	85.53	86.01	86.41	86.63	86.53	86.49	86.48	86.48	86.50	86.56	86.49	86.54	86.60
w-W2M16PCA	85.54	86.56	86.76	87.07	87.01	87.29	87.10	87.24	87.26	87.34	87.43	87.51	87.49	87.46
w-W3M4PCA	80.93	82.69	83.30	83.62	83.63	83.79	83.86	83.81	83.84	83.97	83.89	83.97	83.99	84.06
w-W3M9PCA	83.77	85.68	86.07	86.42	86.61	86.62	86.67	86.74	86.72	86.78	86.89	86.84	86.87	86.91
w-W3M16PCA	85.57	86.60	86.99	87.19	87.14	87.39	87.24	87.38	87.42	87.49	87.59	87.63	87.66	87.60
w-W4M4PCA	81.76	82.88	83.40	83.72	83.70	83.81	83.83	83.79	83.84	83.96	83.96	83.96	83.97	83.98
w-W4M9PCA	84.26	85.84	86.29	86.58	86.76	86.63	86.68	86.73	86.64	86.68	86.76	86.71	86.74	86.79
w-W4M16PCA	85.76	86.60	86.92	87.16	87.00	87.19	87.09	87.21	87.27	87.32	87.39	87.44	87.49	87.44



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

THE 8th INTERNATIONAL CONFERENCE on ADVANCED COMMUNICATION TECHNOLOGY

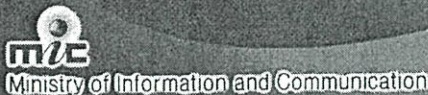
Toward the Era of Ubiquitous Networks and Societies



Phoenix Park, Korea
Feb. 20-22, 2006

FINAL
PROGRAM

Host



Organizers



Sponsors



PCA in Wavelet Domain for Face Recognition

Wayo Puyati, Somsak Walairacht, and Aranya Walairacht
 Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering,
 King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang,
 Ladkrabang, Bangkok, Thailand
 wayo42@hotmail.com, {kwsomsak, kwaranya}@kmitl.ac.th

Abstract — In this paper, the preprocessing process aimed to reduce size of input image by using wavelet transform before transformed image is sent to the process of PCA for recognition. We used ORL Face Databases from AT&T Laboratories Cambridge in the experiments. The results show that the 4th Order Symlets level 2 and level 3 improve the accuracy rate of recognition when compare among Haar wavelets, the 4th Order Daubechies wavelets, and Biorthogonal wavelets (orthogonal 6.8). In the case of overall processing time for training, the length of filter of wavelet is directly effect the time consuming. Since LL subband of wavelet decomposition becomes the input for PCA, the memory usage can be greatly reduced.

Keywords — principal component analysis, face recognition, wavelet transformation, dimensional reduction

1. Introduction

Principal Component Analysis (PCA), one of appearance-base methods, is a well-known classical linear method in the field of face recognition. This method performs dimensional reduction to the input dataset while retaining characteristics of the dataset that contribute most to its variance by eliminating the later principal components. These characteristics may be the most important, but this is not necessarily in some cases, depending on the application. PCA is a way of identifying patterns in data, and expressing the data in such a way as to highlight their similarities and differences. Since patterns in data are hard to find in the high dimensional data and the luxury of graphical representation is not available. PCA is a powerful tool for analysis data [1] by performing dimensionality reduction in which the original data is projected to the lower dimension spanned by k leading eigenvectors of the covariance matrix of data. Usually, when the size of data for recognition is huge, the computing covariance matrix is time consuming and high memory is required.

Wavelet technology provides mathematical and statistical routines for analyzing signals of very large data set. The wavelet transform refers to the representation of a signal in terms of a fast decaying oscillating waveform. This waveform is scaled and translated to match the input signal. The signals are scaled by the scaling function in part of low-pass filter, which is most of the important of data. For image or 2-dimensional signal, the data is scaled in horizontal and vertical direction, which divides the data into quotients called subbands.

There are several filters for wavelet transform, for example, Haar, Daubechies, Symlets and etc.

In this paper, we have tested different wavelet filters in order to investigate the suitable wavelet transform, which is the preprocessing process of the input data, for the recognition process done by PCA. The recognition rates, processing time, and the processing memory usages are compared among different wavelet filters used.

The rest of this paper is organized as follows: next section describes wavelet transformation and the filters. Section 3 describes the Principal Component Analysis algorithm. Section 4 presents our proposed investigating work. The experiments and their results are demonstrated in Section 5. Finally, Section 6 is the conclusions and future remarks.

2. Wavelet Transformation

Wavelet transform is one of the transformation methods that used to transform signal into the low resolution data by the filters. A function $y(n)$ can expressed as a linear decomposition by

$$y(n) = \sum_k h(k)x(n-k),$$

where k is an index for the sum, $h(k)$ is the expansion coefficients (filters), and $x(n)$ is a set of function of n , called the expansion set. This operation is called convolution. The individual coefficients $h(i)$ are the impulse responses of the system. For Continuous Wavelet Transform (CWT), it can be defined as follow:

$$CWT(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x)\psi\left(\frac{x-\tau}{a}\right) dx,$$

where the function ψ is a basic wavelet, the parameters, a and τ , are scaling parameter and shift parameter, respectively.

Wavelet transforms a signal by calculating and splitting it into two parts, with a low-pass filter and a high-pass filter. The low frequency part is split again into two parts of high and low frequencies.

The wavelet transformation for an $m \times n$ (or 2-dimensional signal) image usually computes by Discrete Wavelet Transform (DWT), defined as follow:

$$DWT(j, k) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x)\psi\left(\frac{x}{2^j} - k\right) dx,$$

where j is the power of binary scaling and k is a constant of the filter.

For DWT of any $m \times n$ pixels image, we apply the one dimensional transform to rows and columns of the image (for each dimension m and n). The result of wavelet transform is created by passing the image through a series of filter bank stages. The filtered data is downsampling by the factor of 2 in the horizontal direction and being done in the same as last operator in the vertical direction. The image is then decomposed into 4 subbands, denoted by LL, HL, LH, HH, as shown in Figure 1. The subband denoted by LL is approximately at half resolution of the original image. While the subbands HL and LH contain the changes of image or edges along vertical and horizontal directions, respectively. The

subband HH contains the detail in the high frequency of the image. In Figure 2 shows the composition of 1-Level Haar wavelet of an image of the resolution 92×112 pixels.

In this paper, wavelet transforms for image decomposition are Haar, 4th Order Daubechies, 4th Symlets and Biorthogonal 6.8 (Cohen-Daubechies-Feauveau Biorthogonal). Table 1 illustrates the comparison of information among Haar, Daubechies, Symlets and Biorthogonal. Because Haar wavelet is the 1st Order of Daubechies, so all properties are similar to the Daubechies. The Symlets is nearly symmetrical wavelets proposed by Daubechies as modification from the Daubechies family. Most of the other properties of Daubechies wavelet and Symlets are similar. The coefficients for the filter of each wavelet and more information can be traced back in [4].

	Haar	Daubechies	Symlets	Biorthogonal
Order N	-	N strictly positive integer	$N = 2, 3, \dots$	Nr.Nd Nr=reconstruction. Nd=decomposition
Orthogonal	yes	yes	yes	No
Biorthogonal	yes	yes	yes	Yes
Compact support	yes	yes	yes	Yes
DWT	possible	possible	possible	Possible
CWT	possible	possible	possible	Possible
Support width	1	$2N-1$	$2N-1$	$2Nr+1$ for rec., $2Nd+1$ for dec.
Filters length	2	$2N$	$2N$	$\max(2Nr, 2Nd)+2$
Symmetry	yes	far from	near from	Yes

Table 1 shows the comparison of information among Haar, Daubechies, Symlets and Biorthogonal.

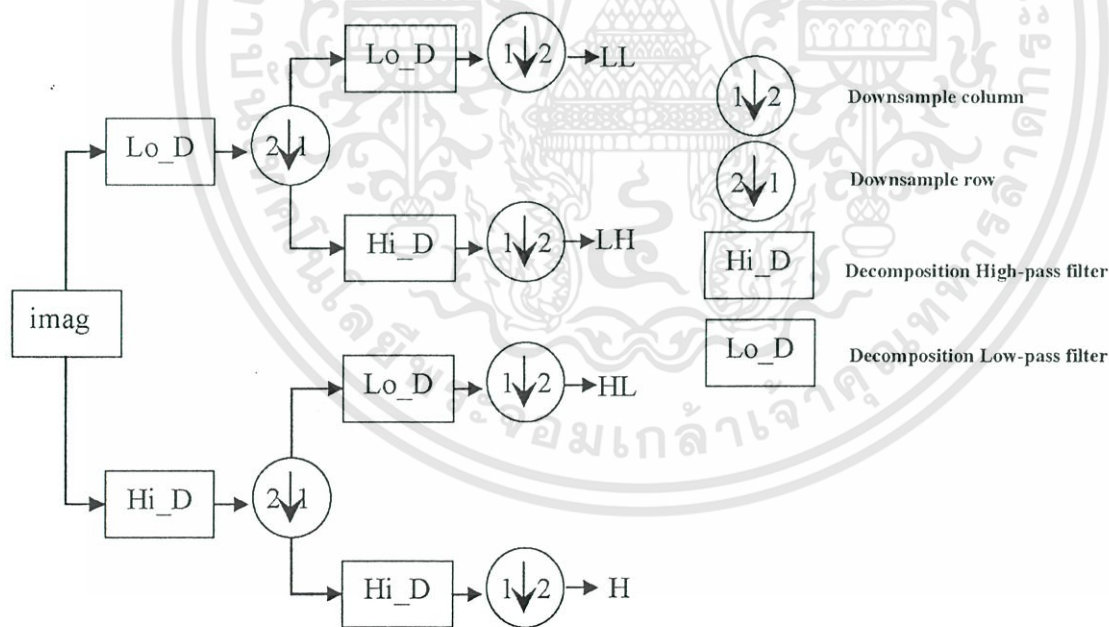


Figure 1 shows 2-dimensional DWT.

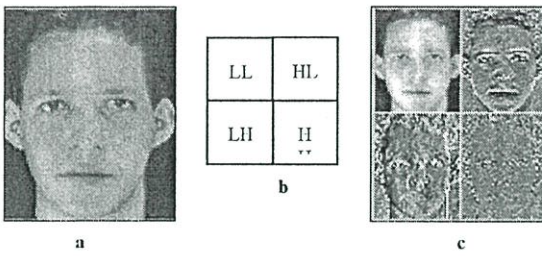


Figure 2 shows an original image (a), a decomposed image by 1 level Haar wavelet transform (c), b is block for denotes to subbands.

3. Principal Component Analysis

PCA represents the image of size $m \times n$ pixels by $m \times n$ -dimensional vectors, and uses those vectors for computing the mean of vector that is the average across each dimension. All vectors are subtracted by the mean of vector. The covariance matrix is the product matrix between the subtracted mean vector and its transpose, as C is expressed as followed

$$C_{n \times n} = A_{m \times n}^T \times A_{m \times n}$$

where C is the covariance matrix, A is the subtracted mean data matrix, m and n are the dimension of the vector data for train.

The eigenvectors and eigenvalues are computed from the covariance matrix. The eigenvectors with the highest eigenvalue are selected for k vector. The transformation matrix is formed from these eigenvectors in the column manner. The extracted feature, y_i , of the input data, x_i , can be calculated by the following equation.

$$y_i = w^T (x_i - \bar{x})$$

where w is transformation matrix and x is the data and its mean value.

4. The System

Zhang [3] stated that the low-frequency components only can be sufficient for recognition and the effect of different facial expression could be attenuated by removing the high-frequency components. So, if we want to reduce size of the original data by applying wavelet transform, the LL subband of wavelet decomposition is used. The reduced image data is then sent to the PCA process for finding the principal component and reducing the dimensional space of the image. Faces can be classified by measuring the Euclidian distance between mean values of training data in each class and the testing data. Figure 3 shows the block diagram of the system.

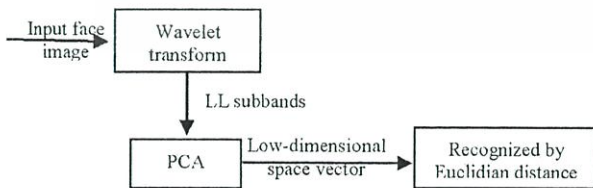


Figure 3 System block diagram.

5. Experiments and Results

In the experiments, we used ORL face database from AT&T (Olivetti) Research Laboratories, Cambridge [5]. The database contains 400 of frontal faces from 40 individuals (10 images per person). Each image of each person is in different views, expressions and orientations. All images are 8-bits grayscale and each is of the resolution 112x92 pixels. Figure 4 shows an example set of one of the subjects in ORL Face Database. We use `dipum_toolbox_pcode` tool in [6] for decomposing the LL subband. The experiments had been carried out by using Matlab[®] toolbox for both the wavelet transformation and PCA.

We compared image data among the LL subbands of the transformed data in different filters at different levels of wavelets. The family of wavelets that used in the experiments were Haar, 4th Order Symlets, 4th Order Daubechies and Biorthogonal 6.8. The examples of the LL subbands of wavelet transformation in different levels, ranging from level 1 to level 4, with different wavelet filters are shown in Figure 5. In Table 2, we show the number of pixels containing in LL subbands for different levels of different wavelets.

Level	1	2	3	4
Haar	2576	644	168	42
4 th Daubechies	2891	924	340	156
4 th Symlets	2891	924	340	156
Biorthogonal 6.8	3456	1400	728	462

Table 2 shows number of pixels of LL subband for difference wavelet and difference level of wavelet.



Figure 4 shows all picture of the first person in ORL Face Databases.

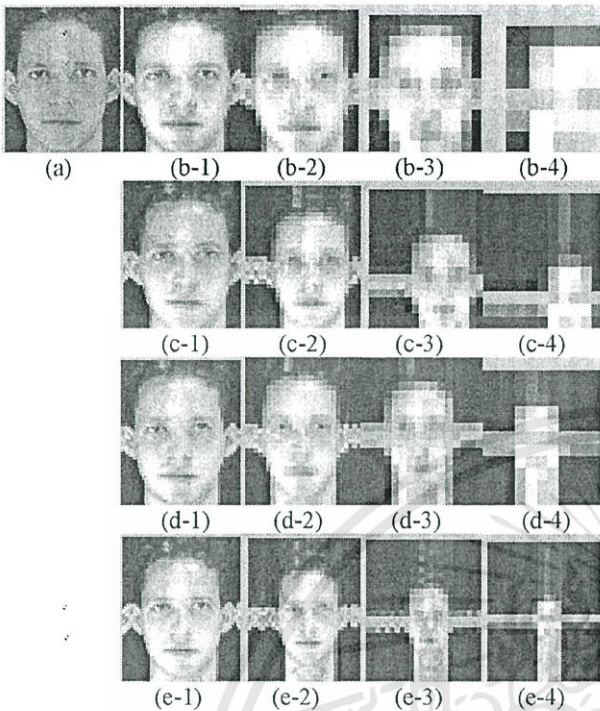


Figure 5 shows the examples of subbands of wavelet transformation in different levels and different filters. Picture (a) is the original image, while (b-1), (b-2), (b-3) and (b-4) are LL subbands of Haar wavelet transform at level 1, 2, 3 and 4, respectively. The picture (c-1), (c-2), (c-3) and (c-4) are LL subbands of the 4th Order Daubechies wavelet transform at level 1, 2, 3 and 4, respectively. The picture (d-1), (d-2), (d-3) and (d-4) are LL subbands of the 4th Order Symlets wavelet transform at level 1, 2, 3 and 4, respectively. And, the picture (e-1), (e-2), (e-3) and (e-4) are LL subbands of Cohen-Daubechies-Feauveau Biorthogonal wavelet transform at level 1, 2, 3 and 4, respectively.

Set No.	Image No.
1	1,3,5,7,9
2	2,4,6,8,10
3	1,2,3,4,5
4	6,7,8,9,10

Table 3 The set of face data for training and testing.

In the experiments, we had selected 5 images of each individual for training and used the rest for testing. The sets of face images were organized as shown in Table 3. The experiments had been carried out in such a manner that if we used set 1 for training set then we would use set 2 for testing and if set 3 was used for training, then set 4 was for testing. We found that the best accuracy rate can be resulted from the 1-dimensional space to the 150-dimensional space of the leading eigenvectors. The results are concluded in Table 4, where the first column is the preprocessing wavelet transforms and the PCA for recognition. The row labeled PCA is the original data without any preprocessing by wavelet and the rest are the preprocessing processes by each wavelet transform at level 1, 2, 3 and 4, before recognized by the PCA. The 2nd, 3rd, 4th, and 5th

column show the average accuracy rate of each training and testing set and 6th column shows the overall averages.

From Table 4, we can clearly see that by using 4th Symlets wavelet at level 2, the accuracy rate is highest. The 4th Symlets wavelet at level 3 is the second one and by using 4th Daubechies, the accuracy rate is at the third place. The accuracy rate of the original image without wavelet transformation is lower than by applying wavelet in most cases, i.e., Haar wavelet level 3, the 4th Daubechies wavelet level 1, 2, 3, the 4th symlets level 1, 2 and 3, and Biorthogonal wavelet level 1 and 2. The accuracy rate of PCA depends on family of wavelets and their levels. When the level becomes higher, the original image is scaled to be too small, the some features of the image are destroyed. However, at the suitable level, the feature is emphasized by the scaling function in wavelet, which resulted in higher accuracy rate.

In the case of measuring the processing time in the overall processes of training data, we selected 150 dimensional space of leading eigenvector. Because 150-dimensional space is often to give best accuracy rate (but sometime, it is not the optimal), for training with 1200 images (from duplicate the data set to 3 set). The results shown in Table 5 are the overall time processing of training data that different in preprocessing methods when using the training data set at 1200 images and selected 150 of the leading eigenvectors (ordered by eigenvalues). The preprocessing process using wavelet transformations for reducing input image data, exclusive Biorthogonal wavelets, they are Haar wavelets, 4th order Daubechies wavelets and the 4th Order Symlets wavelets use lesser processing time than the method with only PCA on the original image. The lowest overall time of training data is Haar wavelet that is because Haar filter length is the shortest when comparing with the other wavelets used in our experiments. If we notice the differences between time used for reading file including the transformation and the overall time for training data (without time of reading file and the transformation), when the level of wavelet becomes higher, time for training data conversely reduces. The reason is that the dimension of data is reduced by wavelet transformation.

For memory usage, the covariance matrix calculation (product between subtract with mean of data and its transpose) is the indicator. We use the feature vectors of the image that equal to number of pixels of the image. When this vector is multiplied with its transpose, memory usage is reduced. It is about 16 times per level of wavelet, or it is divided by 16 in each level of wavelet (LL subband of wavelet is about 1/4 of size of image) as shown in the following:

$$C_{n \times n} = A_{m \times n}^T A_{m \times n},$$

$$C_{\frac{n}{4} \times \frac{n}{4}} = A_{\frac{n}{4} \times \frac{n}{4}}^T A_{\frac{n}{4} \times \frac{n}{4}},$$

where C is a covariance matrix, A is the difference of the original data and its mean, n is the number of elements of each data and m is the number of data. In the experiments, the

memory usage as shown in Table 3, the memory usage compared with the original in the 3rd column shows the memory usage that is greatly reduced.

The experimental results show that the accuracy of data from LL subbands of wavelet transformations is not much different comparing with the accuracy of the method without the preprocessing process. That is because the LL subband approximates the original image but the range of data in LL subband is higher while the resolution is lower than original. The accuracy rate of the 4th Order Symlets level 2 and level 3 are highest because the Symlets is nearly symmetrical wavelet. In the case of memory usage and the processing time for the cases of Symlets, they show also greatly reduction.

6. Conclusion

This paper proposes a preprocessing process to reduced size of input image by using wavelet transformation before transformed image is sent to the process of PCA for recognition. In the experiments, we used ORL Face Databases from AT&T Laboratories Cambridge and the results show that the 4th Order Symlets level 2 and level 3 give highest accuracy rate of recognition comparing among Haar wavelets, the 4th Order Daubechies wavelets, and Cohen-Daubechies-Feauveau Biorthogonal wavelets (orthogonal 6.8). In the case of overall time for training, the length of filter of wavelet transforms effect the time consuming. All LL subband of Wavelet decomposition can reduce the memory usage for PCA.

In the future work, we plan to carry out further experiments with the other dataset to support our investigation. The tests with different wavelet filters, for example, orders of Daubechies wavelet and Symlets are considered.

Acknowledgement

The authors wish to thank Mr. Amnarch Khoanae for helpful discussions about PCA and wavelet transform. Also we thank the AT&T Laboratories Cambridge for the ORL Face Database used in our experiments.

References

- [1] L. I. Smith, "A tutorial on Principal Components Analysis", Computer Vision, Department of Computer Science, University of Otago, 26 February 2002.
- [2] M. Turk and A.P. Pentland, "Face Recognition Using Eigenfaces," IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 1991.
- [3] B. Zhang, H. Zhang, and S. S. Ge, "Face Recognition by Applying Wavelet Subband and Kernel Associative Memory"
- [4] I. Daubechies, "Ten Lecture on Wavelets", CBMS, SIAM, 61, 1994.
- [5] ORL face databases, http://www.uk.research.att.com/pub/data/orl_faces.zip
- [6] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, and S.L. Eddins, "Digital image processing using Matlab", Peason Prentice Hall, New Jersey, USA, 2004.
- [7] X. He, S. Yan, Y. Hu, P. Niyogi, and H.J. Zhang, "Face recognition Using Laplacianfaces", IEEE PAMI, Vol. 27, No. 3, March 2005.
- [8] J. Owen, and D. Zorin, "Introduction to wavelet", Topics in Computer Graphics, Mathematical Models for Computer Graphics, Stanford University, 2 October 1997.

Method	Accuracy rate (%)				
	Training set1 Testing set2	Training set2 Testing set1	Training set3 Testing set4	Training set4 Testing set3	Average
PCA	92.000	88.500	85.000	89.000	88.625
Haar-1+PCA	92.000	88.500	84.500	89.000	88.500
Haar-2+PCA	92.000	88.000	84.000	89.000	88.250
Haar-3+PCA	92.500	89.000	85.500	88.500	88.875
Haar-4+PCA	93.000	87.500	83.000	82.000	86.375
Db4-1+PCA	92.500	90.000	83.500	89.500	88.875
Db4-2+PCA	93.000	91.000	86.500	90.000	90.125
Db4-3+PCA	91.500	89.500	87.000	90.000	89.500
Db4-4+PCA	86.500	89.500	84.000	85.000	86.250
Sym4-1+PCA	93.500	89.000	84.500	89.500	89.125
Sym4-2+PCA	92.500	91.500	88.500	90.000	90.625
Sym4-3+PCA	92.000	91.000	89.000	90.000	90.500
Sym4-4+PCA	89.000	87.500	81.500	82.500	85.125
Bior6.8-1+PCA	92.500	92.000	85.000	89.000	89.625
Bior6.8-2+PCA	91.000	90.500	88.000	89.500	89.750
Bior6.8-3+PCA	86.000	87.000	84.500	85.500	85.750
Bior6.8-4+PCA	80.500	83.500	77.000	76.000	79.250

Table 4 shows the accuracy rate of PCA comparing the original data image and the reduced image data by wavelet transformations

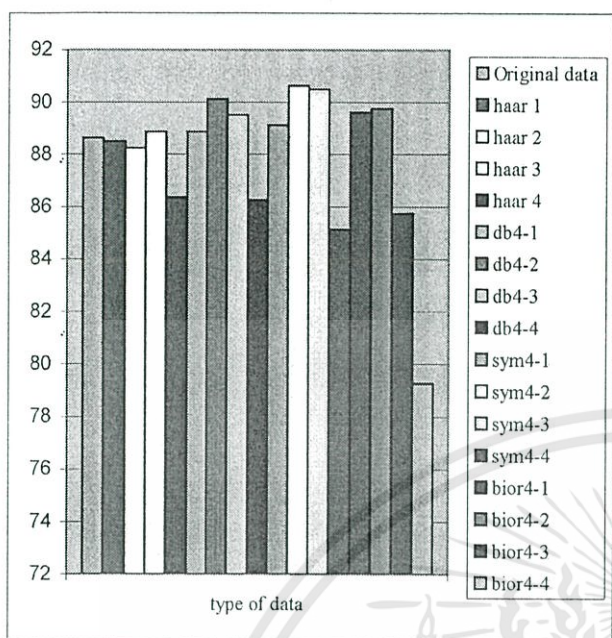


Figure 6 graph shows the average of accuracy rate of different wavelets

method	Time(seconds)	
	Reading file and transformation time	Overall time of training data
PCA	7.948	29.313
Haar 1 +PCA	12.495	19.974
Haar 2 +PCA	14.422	15.958
Haar 3 +PCA	16.167	16.271
Haar 4+PCA	17.776	17.792
Db4-1+PCA	15.474	23.131
Db4-2+PCA	18.068	20.448
Db4-3+PCA	21.245	22.047
Db4-4+PCA	23.094	23.172
Sym4-1+PCA	14.927	22.594
Sym4-2+PCA	18.427	20.812
Sym4-3+PCA	21.672	22.432
Sym4-4+PCA	23.677	23.766
Bior6.8-1+PCA	20.771	29.359
Bior6.8-2+PCA	27.672	32.583
Bior6.8-3+PCA	31.969	33.719
Bior6.8-4+PCA	34.620	35.651

Table 5 shows the overall time processing of the training data in different methods when using 1200 images of the training data and consider at 150-dimensional space

Data	Number of Pixels	Memory usage/original (%)
Original	10304	100
Haar level 1	2576	6.250
Haar level 2	644	0.391
Haar level 3	168	0.027
Haar level 4	42	0.002
Db4 level 1	2891	7.872
Db4 level 2	924	0.804
Db4 level 3	340	0.109
Db4 level 4	156	0.023
Sym4 level 1	2891	7.872
Sym4 level 2	924	0.804
Sym4 level 3	340	0.109
Sym4 level 4	156	0.023
Bior6.8 level 1	3456	11.250
Bior6.8 level 2	1400	1.846
Bior6.8 level 3	728	0.499
Bior6.8 level 4	462	0.201

Table 6 the number of pixels when the reduced size of image by different wavelet transforms at different of levels

THE 10th INTERNATIONAL CONFERENCE on ADVANCED COMMUNICATION TECHNOLOGY

Innovations toward Future Networks and Services



Phoenix Park, Korea
Feb. 17-20, 2008

• FINAL
PROGRAM

Host



Ministry of Information and Communication

Organizers



Sponsors



Efficiency Improvement for Unconstrained Face Recognition by Weightening Probability Values of Modular PCA and Wavelet PCA

Wayo Puyati and Aranya Walairacht

Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering,
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang,
Ladkrabang, Bangkok, Thailand

wayo42@hotmail.com, kwaranya@kmitl.ac.th

Abstract — Principal Component Analysis (PCA) is a well-known classical appearance-base method in face recognition. In the previous works, the preprocessing process significantly improved the recognition rate. Modular PCA and Wavelet PCA are the preprocessing processes of PCA, which increase the recognition rate of the original PCA. Modular PCA is suitable for the high-varied face database, while Wavelet PCA for the low-varied face database. In this paper, we propose the preprocessing method which combines between Modular PCA and Wavelet PCA with the weightening probability values. The experiments are compared among our propose method, Modular PCA, Wavelet PCA and original PCA with face database from Yale, ORL and UMIST. The experimental results show that the recognition rate of our method is higher compared to the other methods and also support variety of face database.

Keyword — Principal Component Analysis, unconstrained face recognition, Modular PCA, Wavelet PCA, Modular PCA and Wavelet PCA combination

1. Introduction

Principal Component Analysis (PCA), one of appearance-base methods, is a well-known classical linear method in the field of face recognition. This method performs dimensional reduction to the input dataset while retaining characteristics of the dataset that contribute most to its variance by eliminating the later principal components. These characteristics may be the most important, but this is not necessarily in some cases, depending on the application. PCA is a way of identifying patterns in data, and expressing the data in such a way as to highlight their similarities and differences. Since patterns in data are hard to find in the high dimensional data and the luxury of graphical representation is not available. PCA is a powerful tool for analysis data [1] by performing dimensionality reduction in which the original data is projected to the lower dimension spanned by K leading eigenvectors of the covariance matrix of data.

Modular PCA [2, 3] is a modified PCA method. The images are divided into N equal size sub images. These sub-images are processed by PCA, result of this process is the individual eigenfaces of each sub-images. These eigenfaces of each sub-images is used for feature extraction of each divided images. This method supports some of face database which is high variant face database in illumination and facial expression.

While the low variant face database, the recognition rate of this method isn't better than original PCA.

Wavelet PCA [2] is also another modified PCA. Wavelet PCA is the preprocessing method using wavelet transform before process by PCA. This technique improves the face recognition rates for face images with the low-variation. While the high-varied face database this method gives the recognition rate lower than PCA.

This paper proposes the combination of Wavelet PCA and Modular PCA to improve the efficiency of PCA. The extracted feature of the sub-images and the LL subband of wavelet are considered by the weightening probability values. The weightening probability values are the probability weight of each sub-image of images and subbands of wavelet.

This paper is organized as follows: next section describes PCA, Modular PCA and Wavelet PCA. Section 3 present proposed investigating work. The experiments and their results are demonstrated in Section 4. Finally, Section 5 is the conclusions and future remarks.

2. PCA and Modified PCA

2.1 Principal Component Analysis

PCA represents the image of size $m \times n$ pixels by $m \times n$ -dimensional vectors, and uses those vectors for computing the mean of vector that is the average across each dimension. All vectors are subtracted by the mean of vector. The covariance matrix is the product matrix between the subtracted mean vector and its transpose, covariance matrix C is expressed as follow:

$$C = XX'^T,$$

where X' is the subtracted mean data matrix which its column is the trained vectors.

The eigenvectors and eigenvalues are computed from the covariance matrix. The eigenvectors with the highest eigenvalue are selected for K vector. These eigenvectors are called eigenfaces. The transformation matrix is formed from these eigenfaces in the row manner. The extracted feature, y_i , of the input data, x_i , can be calculated by the following equation.

$$y_i = W(x_i - \bar{x}),$$

Where W is transformation matrix and x is the data and its mean value.

2.2 Modular PCA

Modular PCA is a modified PCA method. The images are divided into N equal size sub-images. These sub-images are processed by PCA. The result of this process is the individual eigenface of each sub-image. The following presents Modular PCA steps.

Let the number of trained images is M, and the number sub-images is N.

Step1: divides the images into N equal size of sub-images.

Figure 1 shows a image is divided into 9 equal size sub-images.

Step2: calculates the mean of individual sub-images as follow:

$$\bar{x}_n = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M x_{mn}$$

where \bar{x}_n is the mean vector of sub-image n,

x_{mn} is a vector of sub-image n of image m.

Step3: computes the subtracted mean of each sub-image:

$$x'_{mn} = x_{mn} - \bar{x}_n$$

where x'_{mn} is subtracted mean of sub-image n of image m.

Step4: compute the covariance matrices of individual sub-images:

$$C_n = X'_n X'^T_n$$

where C_n is the covariance matrix of sub-image n.

Step5: calculates the eigenvalue and eigenvector, and choose the highest k eigenvectors for constructing the transformation matrix W_n .

Step6: extract feature of each sub-image:

$$y_{mn} = W_n (x_{mn} - \bar{x}_n)$$

where y_{mn} is the extracted feature of image m of sub-image n, W_n is the transformation matrix of sub-image n.

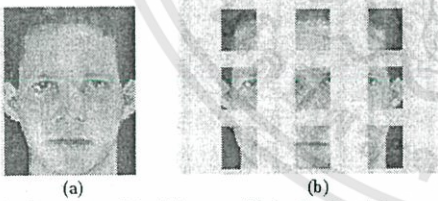


Figure 1 (a) shows an original image, (b) is the 9 sub-images which are divided from (a).

2.3 Wavelet PCA

Wavelet transform is one of the transformation methods that used to transform signal into the low resolution data by the filters. A function $y(n)$ can be expressed as a linear decomposition by

$$y(n) = \sum_k h(k)x(n-k)$$

where k is an index for the sum, $h(k)$ is the expansion coefficients (filters), and $x(n)$ is a set of function of n , called the expansion set. This operation is called convolution. The individual coefficients $h(i)$ are the impulse responses of the system. For Continuous Wavelet Transform (CWT), it can be defined as follow:

$$CWT(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi\left(\frac{x-\tau}{a}\right) dx,$$

where the function ψ is a basic wavelet, the parameters, a and τ , are scaling parameter and shift parameter, respectively.

Wavelet transforms a signal by calculating and splitting it into two parts, with a low-pass filter and a high-pass filter. The low frequency part is split again into two parts of high and low frequencies.

The wavelet transformation for an $m \times n$ (or 2-dimensional signal) image usually computes by Discrete Wavelet Transform (DWT), defined as follow:

$$DWT(j, k) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi\left(\frac{x-k}{2^j}\right) dx,$$

where j is the power of binary scaling and k is a constant of the filter.

For DWT of any $m \times n$ pixels image, we apply the one dimensional transform to rows and columns of the image (for each dimension m and n). The result of wavelet transform is created by passing the image through a series of filter bank stages. The filtered data is downsampling by the factor of 2 in the horizontal direction and being done in the same as last operator in the vertical direction. The image is then decomposed into 4 subbands, denoted by LL, HL, LH, HH, as shown in Figure 2(b). A subband, which is denoted by LL, is approximately at half resolution of the original image. While the subbands HL and LH contain the changes of image or edges along vertical and horizontal directions, respectively. The subband HH contains the detail in the high frequency of the image. In Figure 2(c) shows the composition of 1-Level Haar wavelet of an image of the resolution 92×112 pixels. The LL subband is processed by PCA to calculate the principal component and extract feature.

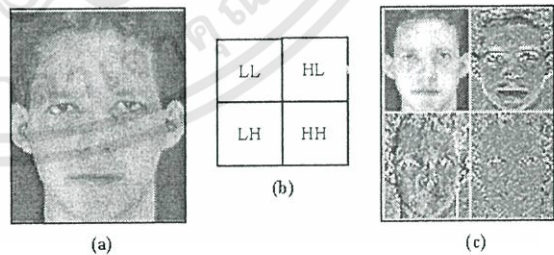


Figure 2 (a) shows an original image, (b) is block for denotes to subbands, and (c) is a decomposed image by 1 level Haar wavelet transform.

3. The Proposed Method

Our purpose method is the combination of Wavelet PCA and Modular PCA to improve the efficiency of PCA. Since Wavelet PCA improves the face recognition rates for low-varied face images, and Modular PCA improves the recognition rates for varied face images in illumination and facial expression. Thus, these two techniques are combined with the weighting probability values. However the combination is not guarantee to be the best approach to improve recognition rate for all face database. Therefore, two methods to improve recognition rate is presented in this paper. These two methods include combination between Modular PCA and Wavelet PCA with weighting probability values, and Modular PCA with weighting probability values. The combination method with weighting probability values shows good results for low-varied face database. While the Modular PCA with weighting probability give the good results for high-varied face database. These two methods are selected in the variance decision process. The system overview of the proposed method is shown in figure 3, and the details of our proposed method are described as follow:

3.1 The Training Steps

1. The images are randomly selected for 5 images per individuals. These images are used to train the system.
2. The variance of the trained images is calculated from training set. We used this variance to decide the recognition methods. The selected images are divided and processed by wavelet transform which is the selected method.
3. Using the data from the previous step, image are processed by PCA, results from this step are the eigenfaces of individual sub-images and eigenfaces of LL-subband.
4. Eigenfaces of individual sub-images are multiplied by the individual sub-images to determine the extracted features of training step.
5. Calculates the weighting probability values from the similarity of the trained extracted features.

3.2 The Testing Steps

1. The unknown images are processed in the same ways as described in step 2 of the training steps.
2. Using the eigenfaces of individual sub-images in training step to multiply with individual sub-images to compute the extracted feature of each face. The results of this step are extracted features.
3. The unknown extracted features are similarity measured among the extracted feature of the training sets. Euclidian classifier is used in similarity measurement. Using the heightening probability values in the training step to weight the identify face of each sub-images. The highest summation value of the weighting is used for identifying the unknown faces.

3.3 Variation Decision

In the variation decision step, each pixel in the gray scale images are calculated for the variance as follow:

$$\sigma_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (x_{ij} - \bar{x}_j)^2}{N}$$

where σ_j^2 is the variance of pixel j,

N is the number of images in the training set,

x_{ij} is values of pixel j of image i,

\bar{x}_j is the average of value of pixel j.

One of the easy approaches for variation decision is the average value of the all variance of pixels. If the value is high, it means that these images in the face database have high variation. Otherwise, these images in the face database have low variation.

3.4 Similarity Measurement

In our propose method, we use Euclidean classifier to measure the similarity. Let $d_k(v)$ is the distance between the testing vector v and the referred vector μ_k , as follow:

$$d_k(v) = (v - \mu_k)^T (v - \mu_k) = |v - \mu_k|,$$

The class of the nearest distance identifies the class of vector v . In the decision step, we use the class of each sub-image together with the weighting probability values for voting. The class of the highest vote is the identified class of the unknown face.

3.5 Weightening Probability Values

The weighting probability values are used in the similarity measurement step. This value is calculated from the number of correct prediction when comparing images in the training set. The weighting probability values are calculated as follow:

$$w_i = \frac{n(T_i)}{N},$$

where w_i is the weighting probability of sub-image i,

$n(T_i)$ is the number of correct prediction,

N is the number of face of the training set.

4. Experiment and Results

The face database experimented in this paper includes ORL face database [10], Yale face database [11] and UMIST face database [12].

ORL face database contains 400 of frontal faces from 40 individuals (10 images per subject). Each image of each subject is in different views and orientations. Figure 4 shows an example set of one of the subjects in ORL Face Database.



Figure 4 shows all picture of the first subject in ORL Face Databases.

Yale face database contains 165 grayscale images of 15 individuals. There are 11 images per subject, one per different facial expression or configuration include center-light, w/glasses, happy, left-light, w/no glasses, normal, right-light, sad, sleepy, surprised, and wink. Figure 5 shows an example set of one of the subjects in Yale Face Database.



Figure 5 shows all picture of the first subject in Yale Face Databases.

UMIST face database consist of 564 images of 20 individuals. The images of each subject include a range of poses from left-side to frontal views. Figure 6 shows an example set of one of the subjects in UMIST Face Database.



Figure 6 shows some image of the first subject in ORL Face Databases.

We compared recognition rates among the purpose method, the modified PCA and the original PCA method. All database were calculated the average variance, the results is shown in Table 1.

Table 1 the average variance of each database.

Face database	Average variance
ORL	1556.31
Yale	3702.44
UMIST	1732.31

Table 1 shows the average variance from each database. The first column is the name of Face database and the second column is the average variance of the corresponding database. The face images of Yale database are processed by the Modular PCA with weightening probability. It is because the average variance of Yale database is high. For face images of ORL and Yale are low average variance, so these two databases were processed by combination between Modular PCA and Wavelet PCA with weightening probability values. The recognition rates of our experiments are shown in the following table.

Table 2 the recognition rates when used ORL face database.

The No. sub-image	PCA	LL	MPCA	proposed method
4	94.07	95.10	91.21	95.64
9			91.76	95.57
16			92.92	96.22

Table 3 the recognition rates when used Yale face database.

The No. sub-image	PCA	LL	MPCA	Proposed method
4	82.72	82.28	85.49	86.97
9			88.15	89.17
16			87.95	88.81

Table 4 the recognition rates when used UMIST face database.

The No. sub-image	PCA	LL	MPCA	proposed method
4	84.80	88.02	81.47	87.71
9			82.89	87.76
16			84.14	88.07

In Table 2, 3 and 4: the first column is the number of sub-images, PCA is the original PCA, LL is low-pass filter of Wavelet transform (called Wavelet PCA), MPCA is Modular PCA, and the last column is our purpose method.

In Table 2 shows the recognition results with ORL face database. The recognition rates of the combination of Modular PCA and Wavelet PCA by weightening probability values give the highest results. The best result is obtained by our proposed method when the images are divided into 16 sub-images.

The result of the recognition rate with Yale face database is shown in Table 3. The highest recognition rates are Modular PCA by weightening probability values. The proposed method gives the best result when the images are divided into 9 sub-images.

In Table 4 shows the recognition rate when we conduct the experiment with UMIST. The best result is the combination of Modular PCA and Wavelet PCA by weightening probability values when the images are divided into 16 sub-images.

From the face databases used in our experiments, Yale face database is the highest average variance, while ORL and UMIST have lower average variances. From the experiments, it can be concluded that the high average variance datasets suitable with weightening probability values of Modular PCA by weightening probability values, while the low average variance datasets are suitable for the combination of Modular PCA and Wavelet PCA by weightening probability values.

5. Conclusion

This paper proposes to improve PCA methods for unconstrained face. The advantage of modified PCA, Modular PCA and Wavelet PCA, are combined in our method. We use the decision variance for consider the suitable method for each dataset. The suitable method for the high variance datasets are weighting probability values of Modular PCA, and the low average variance datasets are suitable for the combination of Modular PCA and Wavelet PCA. We experimented with ORL, Yale and UMIST face database. The results are shown that our purpose method is better than the original PCA and the modified PCA and this method is used for unconstrained face recognition.

REFERENCES

- [1] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No. 1 1991, pp. 71-86.
- [2] G. C. Feng, P. C. Yuen, and D. Q. Dai, "Human face recognition using PCA on wavelet subband", J. Electron. Imaging, vol. 9, pp. 226-233.
- [3] P. Sankaran and K.V. Asari, "A multi-view approach on modular PCA for illumination and pose invariant face Recognition", Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, 2004, 13-15 Oct. 2004, pp. 165 - 170.
- [4] N. Gudur and V. Asari, "Gabor Wavelet Based Modular PCA Approach for Expression and Illumination Invariant Face Recognition", Applied Imagery and Pattern Recognition Workshop, 2006. AIPR 2006. 35th IEEE Oct. 2006, pp 13.
- [5] M. Turk, "Eigenfaces and Beyond", Face Processing: Advanced Modeling and Methods, academic press, 2005.
- [6] J. Schurmann, "Pattern Classification: Unified View of Statistical and Neural Approaches", New York, John Wiley, c1996.
- [7] T.M. Mitchell. "Machine Learning", Singapore, McGraw-Hill, 1997.
- [8] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, and S.L. Eddins, "Digital image processing using Matlab", Peason Prentice Hall, New Jersey, USA, 2004.
- [9] "ORL face databases", http://www.uk.research.att.com/pub/data/orl_faces.zip
- [10] "Yale face database", <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>
- [11] "UMIST face database", <http://images.ee.umist.ac.uk/danny/database.html>

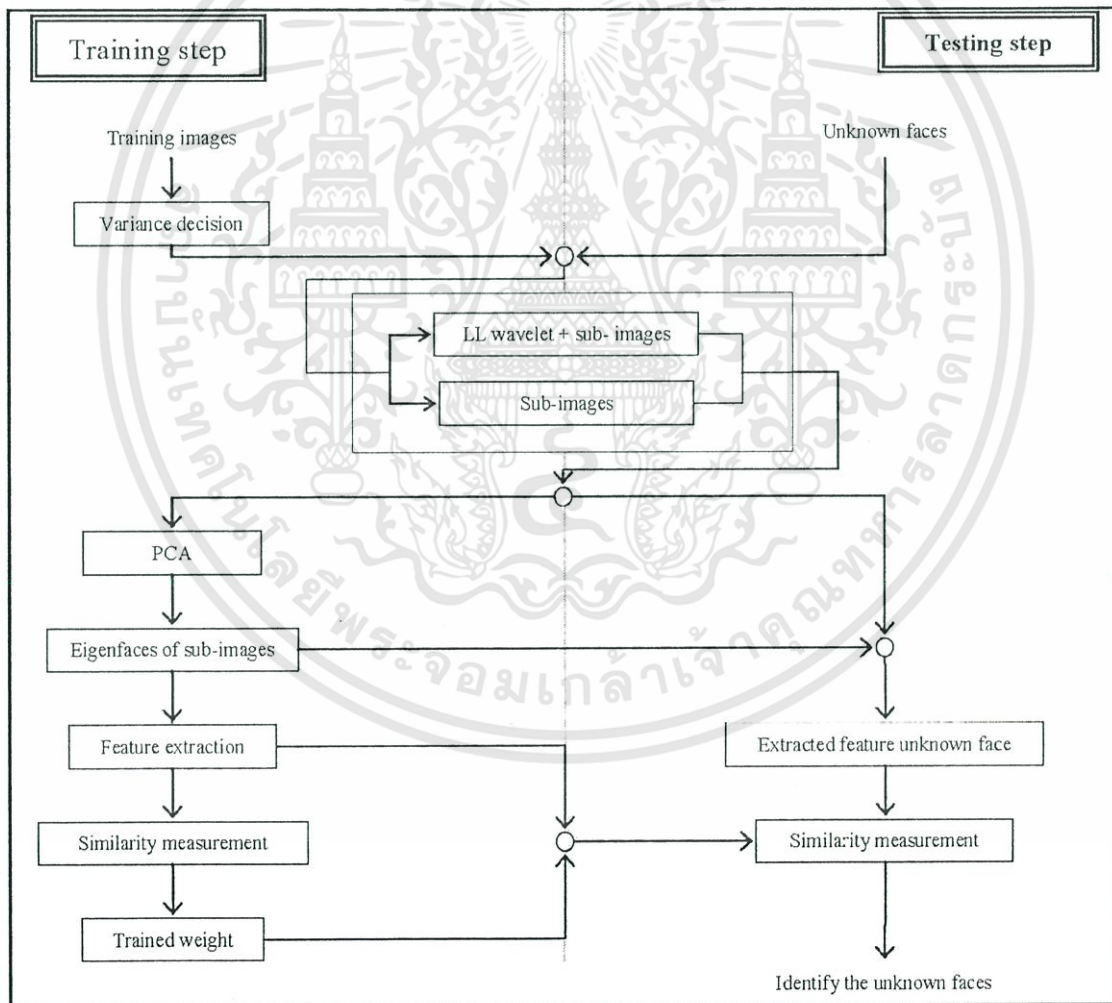


Figure 3 the system overview of the proposed method.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นายวาโย ปุยะติ
วัน เดือน ปีเกิด	13 กันยายน 2523
ที่อยู่	127/2 หมู่ที่ 4 ซอยหลอมภักดี ถนนภักดีดำรง ตำบลประ โคนชัย อำเภอประ โคนชัย จังหวัดบุรีรัมย์ 31140
ประวัติการศึกษา	2546 วิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี 2547 ประกาศนียบัตรบัณฑิต สาขาวิชาวิชาชีพครู มหาวิทยาลัยขอนแก่น
ประวัติการรับทุนการศึกษา	2542 ทุนการศึกษา สสวท. จาก สสวท. ในหลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ณ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี 2546 ทุนการศึกษา สสวท. จาก สสวท. ในหลักสูตรประกาศนียบัตรบัณฑิต สาขาวิชาวิชาชีพครู ณ มหาวิทยาลัยขอนแก่น 2547 ทุนการศึกษาพัฒนาอาจารย์ จาก สกอ. ในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตร มหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ณ สถาบันเทคโนโลยีพระ จอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้