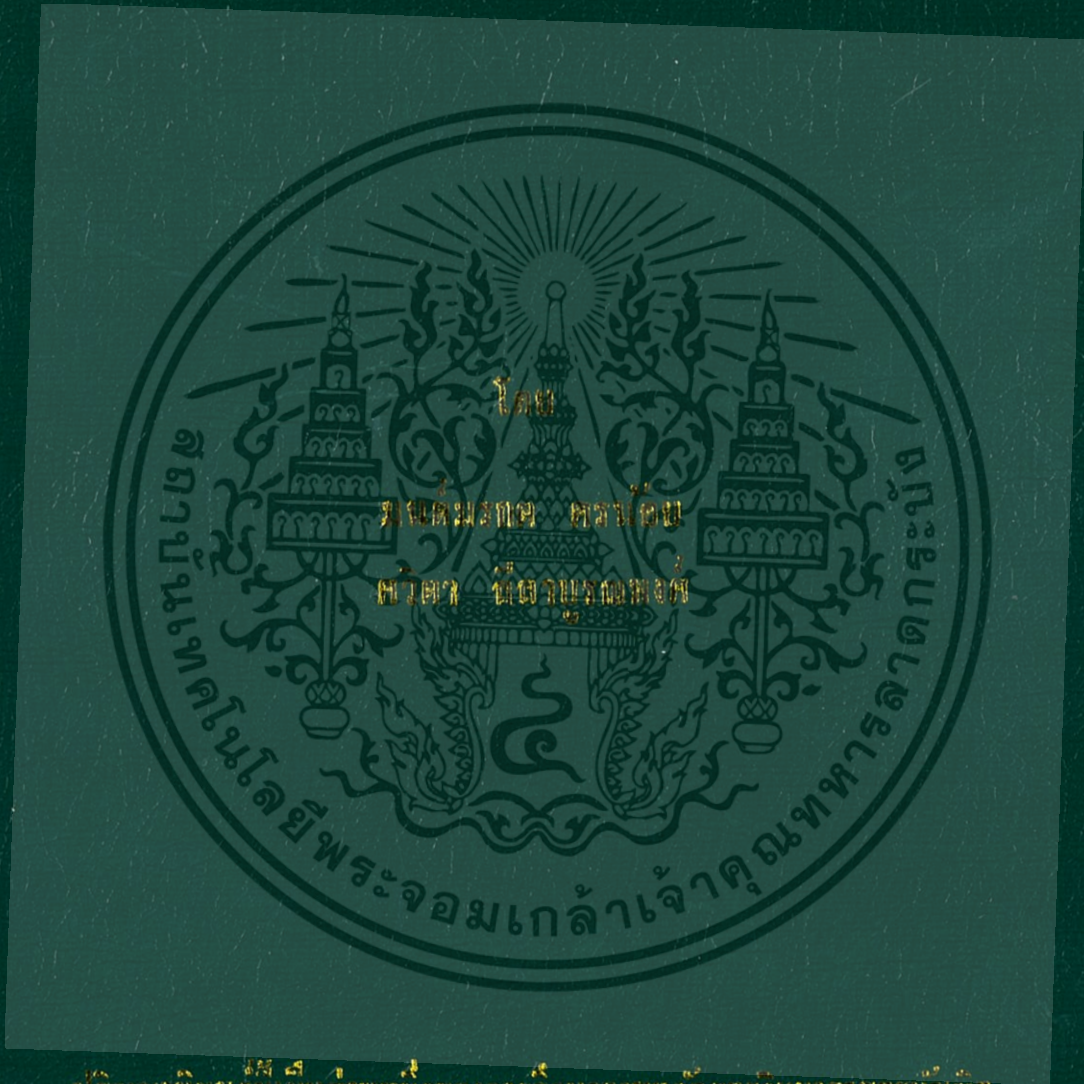


การปรับปรุง 2DPCA สำหรับใบหน้า
AN IMPROVED 2DPCA FOR FACE RECOGNITION



จัดทำขึ้นเพื่อเป็นเอกสารเผยแพร่
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยราชภัฏบุรีรัมย์

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

ถนนพหลโยธิน ตำบลเสม็ด อำเภอเมืองบุรีรัมย์

ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ปีการศึกษา ๒๕๕๗

การปรับปรุง 2DPCA สำหรับการรู้จำใบหน้า
AN IMPROVED 2DPCA FOR FACE RECOGNITION



โดย
มนต์มรกต ทรน้อย
ศวิตา ลีลาบุรณพงศ์
อาจารย์ที่ปรึกษา
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. กนต์พงษ์ วรรณันปัญญา
อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุเมธ ประภาวัต

รฟ.
8/145
2559
เลขหมู่.....
เลขทะเบียน.....144558
วัน,เดือน,ปี..2.5..11..2559

bca97469
b. 12811920
i.....

ปริญญาานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต
สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2557
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

AN IMPROVED 2DPCA FOR FACE RECOGNITION



**A PROJECT SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
BACHELOR OF SCIENCE PROGRAM IN INFORMATION TECHNOLOGY
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2/2014



COPYRIGHT 2015

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารทรัพย์สินทางปัญญาของสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ไม่ควรเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ใบรับรองปริญญาโท ประจำปีการศึกษา 2557

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เรื่อง

การปรับปรุง 2DPCA สำหรับการรู้จำใบหน้า

AN IMPROVED 2DPCA FOR FACE RECOGNITION

ผู้จัดทำ

1. นางสาวมนต์มรกต ทรน้อย รหัสนักศึกษา 54070075
2. นางสาวศวิตา ดีลาบุรณพงศ์ รหัสนักศึกษา 54070088

..... อาจารย์ที่ปรึกษา

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. กนต์พงษ์ วรรณปัญญา)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุเมธ ประภาวัต)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

| | | |
|----------------------|--|-----------------------|
| หัวข้อโครงการ | การปรับปรุง 2DPCA สำหรับการรู้จำใบหน้า | |
| นักศึกษา | นางสาวมนต์มรกต ศรีน้อย | รหัสนักศึกษา 54070075 |
| | นางสาวศวิตา ลีลาบุรณพงศ์ | รหัสนักศึกษา 54070088 |
| ปริญญา | วิทยาศาสตรบัณฑิต | |
| สาขาวิชา | เทคโนโลยีสารสนเทศ | |
| ปีการศึกษา | 2557 | |
| อาจารย์ที่ปรึกษา | ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. กันต์พงษ์ วรรณปัญญู | |
| อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม | ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุเมธ ประภาวัต | |

บทคัดย่อ

การวิเคราะห์ส่วนประกอบหลัก (Principal component analysis : PCA) เป็นหนึ่งในวิธีที่ประสบความสำเร็จในการนำมาใช้กับการรู้จำใบหน้า แต่ก็ยังคงมีข้อด้อยในเรื่องของผลกระทบจากแสงและเงาในภาพ ด้วยเหตุนี้ผู้วิจัยจึงได้ทำการวิจัยเพื่อปรับปรุง 2DPCA เพื่อแก้ปัญหาแสงและเงาในภาพ โดยผู้วิจัยได้ทำการปรับปรุงในส่วนของการสร้างเมทริกซ์ความแปรปรวน ที่สามารถส่งผลกระทบต่อการจำแนกส่วนประกอบของภาพโอเกน และอีกส่วนที่ได้ทำการปรับปรุง คือการเลือกช่วงโอเกนเวกเตอร์ที่เหมาะสม เพื่อเลี่ยงปัญหาแสงเงา

ฐานข้อมูลที่นำมาใช้ในการทดลองคือ ฐานข้อมูล the Extended Yale Face Database B+ โดยผลการทดลองที่ได้ แสดงให้เห็นถึงความสำเร็จของเทคนิคที่ถูกพัฒนา ที่ไม่เพียงแต่สามารถลดเวลาในการประมวลผล แต่ยังสามารถเพิ่มอัตราการรู้จำให้สูงถึง 95.93%

| | | |
|----------------------|---|---------------------|
| Project Title | An Improved 2DPCA for Face Recognition | |
| Student | Ms. Monmorakot Sornnoi | Student ID 54070075 |
| | Ms. Savita Leelaburanapong | Student ID 54070088 |
| Degree | Bachelor of Science | |
| Program | Information Technology | |
| Academic Year | 2014 | |
| Advisor | Assistant Professor Dr. Kuntpong Woraratpanya | |
| Co-Advisor | Assistant Professor Prof Dr. Sumet Prapawat | |

ABSTRACT

Principal component analysis (PCA) is one of the successful methods in applying to face recognition, but its challenge still remains for solving the illumination effect condition. For this reason, this paper proposes an improved 2DPCA for overcoming the face recognition in illumination effects. The proposed method depends on the following factors; (i) creating the covariance matrix that can effectively decomposes the components of illumination effects from the eigenfaces, and (ii) selecting the suitable eigenvectors that can significantly improves the recognition rate. Based on the Extended Yale Face Database B, the experimental results show that not only does the proposed method increase the computing time, but it also improves the recognition rate up to 95.93%.

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยดี เนื่องจากได้รับคำแนะนำ การให้คำปรึกษา การตรวจสอบ และการปรับปรุงจุดบกพร่องจนงานออกมาสมบูรณ์ จากผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. กนต์พงษ์ วรรณปัญญา อาจารย์ที่ปรึกษาผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุเมธ ประภาวัต อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม และ นายธราวิชญ์ ฐิติจรูญโรจน์ นักศึกษาปริญญาเอก คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ผู้วิจัยตระหนักถึงความทุ่มเท เอาใจใส่ตลอดระยะเวลาที่ผ่านมา จึงขอแสดงความขอบพระคุณเป็นอย่างยิ่งไว้ ณ ที่นี้

ขอขอบพระคุณข้อมูลภาพจากฐานข้อมูล The Database of Face AT& T, Yale Face Database และ The Extended Yale face database B+ ที่ทีมวิจัยได้ใช้ชุดข้อมูลมาทำการทดลอง

ขอขอบพระคุณห้องวิจัย 509 คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ที่เอื้อเพื่อสถานที่ในการทำงาน การประชุม ในตลอดระยะเวลาการทำวิจัย

อนึ่ง งานวิจัยฉบับนี้จะสำเร็จอย่างราบรื่นไม่ได้ หากขาดการประสิทธิประสาทวิชาจาก คณาจารย์ ความร่วมมือและประสานงานจากเจ้าหน้าที่ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง และสุดท้ายขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา และผู้มีพระคุณทุกท่าน ผู้วิจัยหวังเป็นอย่างยิ่งว่างานวิจัยชิ้นนี้จะเป็นประโยชน์ต่อผู้ที่ต้องการศึกษา หากมีข้อผิดพลาดประการใด ผู้วิจัยพร้อมรับฟังเพื่อนำมาปรับปรุงแก้ไขต่อไป

มนต์มรกต ศรีน้อย
ศวิตา สีลาบุญรณพงษ์

สารบัญ

| | หน้า |
|--|------|
| บทคัดย่อภาษาไทย | I |
| บทคัดย่อภาษาอังกฤษ | II |
| กิตติกรรมประกาศ | III |
| สารบัญ | IV |
| สารบัญรูป | VI |
| สารบัญตาราง | VIII |
| | |
| บทที่ | |
| 1. บทนำ | 1 |
| 1.1 ความเป็นมาของปัญหา | 1 |
| 1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา | 1 |
| 1.3 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในโครงการ | 2 |
| 1.4 ขอบเขตโครงการ | 2 |
| 1.5 ขั้นตอนของการศึกษา | 2 |
| 2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง | 3 |
| 2.1 การรู้จำใบหน้า | 3 |
| 2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง | 3 |
| 2.3 การหาเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม | 5 |
| 2.4 การหาไอเกนเวกเตอร์และค่าไอเกน | 5 |
| 2.5 การคำนวณหาระยะทางแบบยุคลิด | 5 |
| 2.6 การรู้จำใบหน้าด้วยวิธีแบบไอเกนใบหน้า | 6 |
| 3. การดำเนินงานวิจัย | 8 |
| 3.1 ประมวลผลรูปภาพด้วยเทคนิค PCA | 8 |
| 3.2 ประมวลผลด้วยเทคนิค 2DPCA | 9 |

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

| | หน้า |
|--|------|
| 3.3 ประมวลผลเทคนิค Proposed 2DPCA | 10 |
| 3.4 การทดลอง..... | 11 |
| 4. การทดลอง..... | 12 |
| 4.1 การเตรียมข้อมูลเพื่อใช้ในการทดลอง..... | 12 |
| 4.2 การทดลองประสิทธิภาพ เทคนิค PCA, 2DPCA และ Proposed 2DPCA บนฐานข้อมูล The Database of Face AT& T และ Yale Face Database..... | 13 |
| 4.3 การทดลองประสิทธิภาพ เทคนิค PCA, 2DPCA และ Proposed 2DPCA บนฐานข้อมูล The Extended Yale face database B+..... | 17 |
| 4.4 ผลการเปรียบเทียบเวลาในการประมวลผล..... | 19 |
| 5. สรุปผลการวิจัย..... | 20 |
| บรรณานุกรม..... | 22 |
| ประวัติผู้เขียน..... | 23 |

สารบัญรูป

| รูปที่ | หน้า |
|--|------|
| 3.1 การแปลงรูปเป็นเวกเตอร์ของ PCA | 8 |
| 3.2 กระบวนการประมวลผลการรู้จำใบหน้าด้วยเทคนิค 2DPCA..... | 9 |
| 3.3 กระบวนการประมวลผลการรู้จำใบหน้าด้วยเทคนิค Proposed 2DPCA | 10 |
| 4.1 รูปภาพตัวอย่างจากฐานข้อมูลรูปภาพ AT&T..... | 12 |
| 4.2 รูปภาพตัวอย่างจากฐานข้อมูลรูปภาพ The Yale Face Database | 12 |
| 4.3 รูปภาพตัวอย่างจากฐานข้อมูลรูปภาพ The Extended Yale Face Database B+ | 13 |
| 4.4 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค PCA ในแต่ละช่วงของการเลือกไอเกนเวกเตอร์แบบ 1-N บนฐานข้อมูล The Database of Face AT& T | 13 |
| 4.5 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค 2DPCA และ Proposed 2DPCA ในแต่ละช่วงของการเลือก ไอเกนเวกเตอร์แบบ 1-N บนฐานข้อมูล The Database of Face AT& T | 14 |
| 4.6 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค PCA ในแต่ละช่วงของการเลือกไอเกนเวกเตอร์แบบ 1-N บนฐานข้อมูล Yale Face Database | 14 |
| 4.7 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค 2DPCA และ Proposed 2DPCA ในแต่ละช่วงของการเลือก ไอเกนเวกเตอร์แบบ 1-N บนฐานข้อมูล Yale Face Database..... | 15 |
| 4.8 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค PCA ในแต่ละช่วงของการเลือกไอเกนเวกเตอร์แบบ M-N บนฐานข้อมูล The Database of Face AT& T | 15 |
| 4.9 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค 2DPCA และ Proposed 2DPCA ในแต่ละช่วงของการเลือก ไอเกนเวกเตอร์แบบ M-N บนฐานข้อมูล The Database of Face AT& T | 16 |
| 4.10 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค PCA ในแต่ละช่วงของการเลือกไอเกนเวกเตอร์แบบ M-N บนฐานข้อมูล Yale Face Database | 16 |
| 4.11 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค 2DPCA และ Proposed 2DPCA ในแต่ละช่วงของการเลือก ไอเกนเวกเตอร์แบบ M-N บนฐานข้อมูล Yale Face Database | 17 |
| 4.12 การรู้จำ (%) ของเทคนิค PCA ในแต่ละช่วงของการเลือกไอเกนเวกเตอร์แบบ 1-N บน ฐานข้อมูล The Extended Yale face database B+ | 17 |
| 4.13 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค 2DPCA และ Proposed 2DPCA ในแต่ละช่วงของการเลือก ไอเกนเวกเตอร์แบบ 1-N บนฐานข้อมูล The Extended Yale face database B+ | 18 |

สารบัญรูป (ต่อ)

| รูปที่ | หน้า |
|--|------|
| 4.14 การรู้จำ (%) ของเทคนิค PCA ในแต่ละช่วงของการเลือกไอเจนเวกเตอร์แบบ M-N บนฐานข้อมูล The Extended Yale face database B+ | 18 |
| 4.15 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค 2DPCA และ Proposed 2DPCA ในแต่ละช่วงของการเลือก ไอเจนเวกเตอร์แบบ M-N บนฐานข้อมูล The Extended Yale face database B+ | 19 |



สารบัญตาราง

| ตารางที่ | หน้า |
|--|------|
| 4.1 เปรียบเทียบเวลาในการประมวลผลของแต่ละเทคนิค | 19 |
| 5.1 ผลการรู้จำแบบเลือกไอเคนปกติ และแบบเลือกไอเคนช่วงความถี่สูงของแต่ละเทคนิค | 20 |
| 5.2 ผลการรู้จำแบบเลือกไอเคนปกติ และแบบเลือกไอเคนช่วงความถี่สูงของเทคนิค PCA บนฐานข้อมูล AT& T | 21 |
| 5.3 ผลการรู้จำแบบเลือกไอเคนปกติ และแบบเลือกไอเคนช่วงความถี่สูงของเทคนิค PCA และเทคนิค I-2DPCA บนฐานข้อมูล Yale | 21 |



VIII

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาของปัญหา

ในปัจจุบันเทคโนโลยีการประมวลผลภาพ (Image Processing) ถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายเพื่ออำนวยความสะดวกทั้งในการทำงาน และในชีวิตประจำวัน เช่น การโฟกัสใบหน้า อัตโนมติในการถ่ายภาพ การตรวจจับกลุ่มเมฆและพายุในการพยากรณ์อากาศ หรือการตรวจจับความเร็วในการเคลื่อนที่ของรถในการควบคุมวินัยจราจร ผู้ศึกษาได้ตระหนักถึงความสำคัญของเทคโนโลยีที่มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง และเริ่มมีบทบาทในการดำเนินชีวิตของเรามากขึ้นเรื่อยๆ โดยเทคโนโลยีที่เราสนใจศึกษาคือ เทคโนโลยีการรู้จำใบหน้า ซึ่งเป็นประโยชน์ สามารถอำนวยความสะดวกได้อย่างมากในชุมชน หรือองค์กรขนาดใหญ่

โดยการทำงานของระบบรู้จำใบหน้าประกอบด้วย 2 ขั้นตอน คือการตรวจจับใบหน้า และการรู้จำใบหน้า โดยผู้ศึกษาได้มุ่งเน้นไปที่เทคโนโลยีการรู้จำใบหน้า ซึ่งเทคนิคหนึ่งที่ยอมรับในปัจจุบันคือ PCA (Principal Component Analysis) ซึ่งเป็นเทคนิคสำหรับลดขนาดข้อมูลแต่สามารถเก็บส่วนประกอบสำคัญของข้อมูลไว้ได้ อีกทั้งยังง่ายต่อการพัฒนา ศึกษา แต่ข้อจำกัดของเทคนิค PCA ในการรู้จำใบหน้า คือเรื่องความไม่ทนทานต่อแสงเงาของภาพ ขนาดของรูปภาพ จำนวนรูปภาพ การเอียงของใบหน้า ส่งผลกระทบต่อความแม่นยำของ PCA อย่างมาก อีกทั้งยังใช้เวลาในการคำนวณค่อนข้างมาก

ด้วยเหตุนี้ จึงมีงานวิจัยมากมาย ที่ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อแก้ปัญหาเหล่านี้ เช่น 2DPCA ที่ช่วยแก้ปัญหาคความไม่แม่นยำอันเกิดจากเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม (Covariance Matrix) ที่คำนวณแบบ PCA และลดเวลาที่ใช้ในการประมวลผลในขั้นตอนของการสกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction) หลังจากที่ 2DPCA ได้ถูกพัฒนาออกมา ก็ได้มีผู้ที่พยายามจะพัฒนา 2DPCA เป็น (2D)²PCA ให้มีความแม่นยำเพิ่มขึ้น โดยใช้การคำนวณหาเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมแบบสองทิศทาง ซึ่งทำให้ได้ผลลัพธ์การรู้จำที่ดีขึ้น

อย่างไรก็ตาม จากที่ผู้วิจัยได้นำเทคนิค PCA และ 2DPCA มาทำการศึกษา พบว่าเมื่อนำมาใช้กับรูปภาพที่มีปัญหาเรื่องแสงเงาเป็นหลัก ก็ยังได้ผลลัพธ์ของความแม่นยำไม่ดีเท่าที่ควร งานวิจัยนี้ จึงมุ่งเพื่อพัฒนาเทคนิคใหม่เพื่อลดปัญหาดังกล่าว

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

- 1) เพื่อพัฒนาขั้นตอนวิธีแบบปรับปรุง 2DPCA ให้มีประสิทธิภาพในการรู้จำใบหน้า

เอกสารนี้เป็นเอกสาร **สูง** ขึ้นไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.3 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในโครงการ

- 1) ทฤษฎีการรู้จำใบหน้าด้วย PCA
- 2) ทฤษฎีการรู้จำใบหน้าด้วย 2DPCA

1.4 ขอบเขตโครงการ

- 1) งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการวัดประสิทธิภาพของเทคนิค PCA และ 2DPCA ด้วยการทดสอบจากชุดรูปภาพจากฐานข้อมูล The Database of Face AT& T, Yale Face Database และ The Extended Yale face database B+
- 2) พัฒนาปรับปรุงเพื่อหาวิธีการที่มีประสิทธิภาพดีขึ้นในการรู้จำใบหน้าที่ได้รับผลกระทบจากแสงและเงา โดยปราศจากการเอียง หรือการหันข้างของใบหน้า โดยมีพื้นฐานจากเทคนิคแบบ PCA และ 2DPCA

1.5 ขั้นตอนของการศึกษา

- 1) ศึกษาการรู้จำใบหน้าด้วยเทคนิค PCA และ 2DPCA
- 2) ออกแบบการทดลอง
- 3) ทดลอง
- 4) วิเคราะห์ผลการทดลอง
- 5) ทดลองปรับปรุงประสิทธิภาพของเทคนิค PCA และ 2DPCA
- 6) สรุปผลและจัดทำรายงาน

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การรู้จำใบหน้า

การรู้จำใบหน้า คือ การใช้คอมพิวเตอร์ช่วยในการตรวจจับ และแสดงข้อมูลบุคคล โดยเปรียบเทียบกับใบหน้าในฐานข้อมูลด้วยการใช้หลักการทางคณิตศาสตร์ มาช่วยในการคำนวณ เพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถทำการแยกแยะเอกลักษณ์โดยแบบอัตโนมัติ

2.1.1 การสกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction)

การสกัดองค์ประกอบที่สำคัญของข้อมูลออกมา โดยเลือกส่วนที่มีความสำคัญเพื่อยังคงความเป็นเอกลักษณ์ของข้อมูลไว้ โดยเทคนิคที่ใช้ในการสกัดคุณลักษณะสำหรับงานวิจัยนี้คือ PCA และ 2DPCA

2.1.2 การจำแนกกลุ่มข้อมูล (Classification)

การจำแนกแยกแยะเพื่อหาภาพที่ใกล้เคียงกับภาพทดสอบมากที่สุด โดยเปรียบเทียบกับภาพที่อยู่ในฐานข้อมูลรูปภาพ ด้วยเทคนิค เช่น ระยะทางแบบยูคลิด (Euclidian Distance)

หลังจากผู้วิจัยได้ศึกษาเทคนิค PCA และ 2DPCA เพื่อใช้ในการรู้จำใบหน้าที่มีการฐานข้อมูล The Database of Face AT& T และฐานข้อมูล Yale Face Database พบว่า ในฐานข้อมูล Yale Face Database ประกอบด้วยภาพใบหน้าคนที่ได้รับผลกระทบของแสงและเงา ทำให้ผลการรู้จำที่ได้ต่ำกว่าเมื่อเทียบกับผลการรู้จำจากฐานข้อมูล The Database of Face AT& T จากเนื้อหาข้างต้นผู้วิจัยจึงตั้งสมมติฐานว่า แสงและเงาเป็นปัจจัยหนึ่งที่ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพการรู้จำของภาพใบหน้าคน ในหัวข้อถัดไปผู้วิจัยได้ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องเพิ่มเติม โดยพบว่าม้งานวิจัยที่ได้พัฒนาเทคนิค PCA ที่น่าสนใจดังหัวข้อถัดไป

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ผู้วิจัยได้ศึกษาค้นคว้างานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำใบหน้าด้วยเทคนิคแบบ PCA และ 2DPCA เพื่อใช้เป็นพื้นฐานในการวิจัย ซึ่งพอสรุปได้ดังนี้

ในปี 1987 ได้มีผู้ศึกษา [1] การสร้างไอเกนใบหน้า (Eigenface) เพื่อใช้ในการรู้จำใบหน้า โดยไอเกนใบหน้าได้จากการประยุกต์ใช้เทคนิค PCA โดยการวิเคราะห์ความเข้มข้นของพิกเซลในภาพ เพื่อแยกแยะองค์ประกอบหลักของภาพ การสร้างไอเกนใบหน้า ทำโดยนำภาพใบหน้าที่มีความละเอียดเดียวกัน และมีตำแหน่งตา จมูก ปากอยู่ตำแหน่งเดียวกันในภาพ แล้วทำการแปลงภาพเป็นเวกเตอร์ นำเวกเตอร์ภาพแต่ละภาพมาเก็บในหนึ่งเมทริกซ์เดียว จากนั้นหาเวกเตอร์เฉลี่ย เพื่อ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นำไปพลบออกจากเมทริกซ์ แล้วจึงทำการคำนวณหาความแปรปรวนของเมทริกซ์ และคำนวณหาไอเกนเวกเตอร์ ซึ่งก็คือไอเกนไบหน้ำนั่นเอง

ในปี 1991 ได้มีผู้ศึกษา [2] การรู้จำไบหน้าด้วยไอเกนไบหน้าเพื่อนำมาประยุกต์ใช้งานสำหรับการรู้จำไบหน้าที่มีประสิทธิภาพและรวดเร็ว เพราะการลดมิติของข้อมูล ทำให้ข้อมูลมีขนาดเล็กลง แต่ก็มีข้อจำกัดในด้านประสิทธิภาพ เนื่องจากปัจจัยทางด้านสภาพแวดล้อมของภาพ เช่น พื้นหลังของรูปภาพ แสง ขนาด และการเอียงของศีรษะ จากผลการทดสอบในงานวิจัยนี้โดยใช้ภาพที่แตกต่างกันในสภาพแสง ขนาด และการเอียงของศีรษะ พบว่าสามารถจดจำไบหน้าได้ถูกต้อง 96% แต่สำหรับภาพที่มีความแตกต่างของแสงจะสามารถจดจำไบหน้าได้ความถูกต้องเพียง 85% และเมื่อทดสอบการรู้จำไบหน้าที่มีการเอียงของศีรษะพบว่าได้ความถูกต้องเพียง 64%

ในปี 2004 ได้มีผู้ศึกษา [3] ได้มีการปรับปรุงประสิทธิภาพของเทคนิค PCA โดยนำไปประยุกต์ใช้งานกับการรู้จำไบหน้าด้วยวิธีแบบ Two-Dimensional PCA (2DPCA) โดยแต่เดิมในขั้นตอนการคำนวณค่าเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม (Covariance Matrix) จะถูกสร้างจากความสัมพันธ์ของเวกเตอร์ภาพไบหน้าคนไปเป็นคิดจากภาพไบหน้าคน 2 มิติโดยตรง ซึ่งจากการทดลองพบว่าเทคนิค 2DPCA ให้ผลลัพธ์ในการรู้จำไบหน้าที่มีความแม่นยำกว่า PCA แบบเดิม จากฐานข้อมูลที่มีความแตกต่างกันของแสงและการแสดงสีหน้า นอกจากนี้เทคนิค 2DPCA ยังใช้เวลาในการคำนวณน้อยกว่าเทคนิค PCA แบบดั้งเดิมอีกด้วย

ในปี 2008 ได้มีผู้ศึกษา [4] เพื่อพิสูจน์ว่า 2DPCA มีความสมมูลกับ PCA แบบ Block-based ชนิด Line-based เนื่องจากสมการของทั้งสองเทคนิค สามารถทำให้อยู่ในรูปเดียวกันได้ จึงทำให้ค่าที่คำนวณออกมาได้มีค่าสมมูลกัน ซึ่งจากการทดลอง พบว่า 2DPCA หรือ Line-based PCA นั้น ให้ผลการรู้จำที่แม่นยำกว่าเทคนิค PCA แบบเดิม หรือเทคนิค PCA แบบ Block-based นั่นเอง

ในปี 2005 ได้มีผู้ศึกษา [5] และได้เกิดแนวความคิดเกี่ยวกับ 2DPCA ว่าเดิมเป็นการคำนวณหาเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมในแนวคอลัมน์เพียงอย่างเดียว จึงได้เสนอแนวความคิด (2D)²PCA ที่ใช้การคำนวณหาเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมทั้งแนวคอลัมน์และแนวแถว ทำให้เกิดประสิทธิภาพมากกว่าแบบ 2DPCA ดั้งเดิม อีกทั้งยังใช้เวลาในการประมวลผลน้อยลงด้วย

ในปี 2008 ได้มีผู้ศึกษา นำ (2D)²PCA มาพัฒนาเพิ่มเติม [6] โดยใช้หลักการ Linear Transformation Matrix โดยยังคงหลักการเดียวกับ (2D)²PCA ทำให้ได้ความแม่นยำมากขึ้น แต่ใช้เวลาประมวลผลมากกว่าทั้งแบบ 2DPCA และ (2D)²PCA

จะเห็นได้ว่าแต่ละงานวิจัย มุ่งปรับปรุงประสิทธิภาพในการรู้จำในแบบต่างๆ แต่ยังไม่มีการผู้ที่มุ่งทดลองปรับปรุงการแก้ปัญหาด้านแสงเงาโดยใช้การเลือกช่วงของ Eigenvector ตามที่ผู้วิจัยได้ตั้งสมมติฐานไว้

2.3 การหาเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม

การหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่างๆ ของรูปภาพ จะใช้การคำนวณหาเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม (Covariance Matrix) โดยรูปภาพจะถูกแปลงให้อยู่ในรูปแบบเมทริกซ์ จากนั้นจะนำมาคำนวณหาเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม ซึ่งค่าที่ได้จะบ่งบอกถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่างๆ หากค่าเป็นบวก จะหมายถึง ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรนั้นมีความสัมพันธ์ไปในทิศทางเดียวกัน หากค่าเป็นลบ จะหมายถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตัวแปรนั้นมีความสัมพันธ์แบบสวนทางกัน และหากค่าที่ได้เป็นศูนย์ จะหมายถึง ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตัวแปรนั้นไม่มีความสัมพันธ์กันเลย โดยเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมที่ได้จะมีขนาด $N \times N$ เมื่อ N คือจำนวนตัวแปร ซึ่งสมการสำหรับหาเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมเป็น ดังนี้

$$\begin{aligned} \text{Cov}_X &= \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_i - M)(X_i - M)^T \\ M &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \end{aligned} \quad (2.1)$$

โดยที่ X = เมทริกซ์รูปภาพ

M = เมทริกซ์ค่าเฉลี่ยของรูปภาพ

2.4 การหาไอเกนเวกเตอร์และค่าไอเกน

ไอเกนเวกเตอร์ (Eigenvector) เป็นเวกเตอร์ที่สามารถหาได้จาก เมทริกซ์จัตุรัส (Square Matrix) หากเมทริกซ์จัตุรัส มีขนาด $N \times N$ ก็จะได้ไอเกนเวกเตอร์จำนวน N เวกเตอร์ โดยต้องเป็นเวกเตอร์ที่ไม่ใช่เวกเตอร์ศูนย์ ที่เมื่อนำไปใช้ในการแปลงเชิงเส้นจะเกิดการเปลี่ยนแปลงของระยะทาง แต่ไม่เปลี่ยนทิศทาง สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$A \cdot v = \lambda \cdot v \quad (2.2)$$

โดยที่ A = เมทริกซ์ $m \times m$

v = เวกเตอร์ขนาด $m \times 1$ ซึ่งไม่เป็นเวกเตอร์ศูนย์

λ = สเกลาร์ (Scalar) หรือ ค่าไอเกน (Eigenvalue)

สามารถคำนวณหาค่าไอเกนได้จากสมการดังนี้

$$\det(A - \lambda I) = 0 \quad (2.3)$$

2.5 การคำนวณหาระยะทางแบบยุคลิด

ระยะทางแบบยุคลิด (Euclidian Distance) เป็นวิธีในการหาระยะทางระหว่างจุดสองจุดที่ได้จากการนำภาพในชุดฝึกสอน และภาพที่ใช้ทดสอบมาฉายผ่าน ไอเกนใบหน้าทีเลือกไว้ จากนั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์หรือการสงวนสิทธิ์ในเนื้อหา กรุณาอย่าเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จะทำการคำนวณหาระยะห่างระหว่างภาพทดสอบกับภาพในชุดฝึกสอนแต่ละภาพ ภาพในชุดฝึกสอนที่มีระยะทางใกล้กับภาพทดสอบมากที่สุด จะถูกเลือกเป็นผลลัพธ์ในการรู้จำ โดยระยะทางแบบยุคลิดมีสูตรในการคำนวณดังสมการ

$$d(p,q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - p_i)^2} \quad (2.4)$$

โดยที่ d = ระยะห่างระหว่างภาพ p และภาพ q

q_i = คือ จุดที่ i บน q

p_i = คือจุดที่ i บน p

2.6 การรู้จำใบหน้าด้วยวิธีแบบไอเกนใบหน้า

การรู้จำใบหน้าด้วยวิธีแบบไอเกนใบหน้า (Eigenface) เป็นวิธีที่ใช้หลักการของ PCA (Principal Component Analysis) ซึ่งเป็นกระบวนการที่ประยุกต์ใช้วิธีทางคณิตศาสตร์ เพื่อสกัดเอาข้อมูลที่มีความสำคัญออกมาจากกลุ่มข้อมูลจำนวนมาก ทำให้ช่วยลดขนาดของมิติของข้อมูลลงได้ เมื่อนำมาประยุกต์ใช้กับการรู้จำใบหน้าจะสามารถทำงานได้เร็ว โดยทำการแปลงรูปภาพที่จะใช้เรียนรู้จำนวน M ภาพ ซึ่งเป็นรูปภาพขนาด 2 มิติ ($N \times N$) ไปเป็นเวกเตอร์ Γ_i ขนาด $N^2 \times 1$ มิติ จากนั้นทำการคำนวณไอเกนเวกเตอร์จากสมการ

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (2.5)$$

เมื่อ Ψ คือเวกเตอร์เฉลี่ยของใบหน้าทั้งหมดที่ใช้ในการฝึกสอน สามารถคำนวณหาค่าผลต่างระหว่างใบหน้าแต่ละใบหน้าที่กับไอเกนเวกเตอร์ได้ด้วยสมการ

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (2.6)$$

สามารถคำนวณหาเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม C ได้จากสมการ

$$\begin{aligned} C &= \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T \\ &= AA^T \end{aligned} \quad (2.7)$$

เมื่อ $A = [\Phi_1 \ \Phi_2 \ \dots \ \Phi_M]$ ซึ่งสามารถนำมาคำนวณหาไอเกนเวกเตอร์ v_i ได้จากสมการ

$$A^T A v_i = \mu_i v_i \quad (2.8)$$

เมื่อคูณ A เข้าไปในทั้งสองข้างของสมการ จะได้สมการคือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ไอเกนเวกเตอร์ และค่าไอเกน ของ AA^T และ $A^T A$ จะมีค่าเหมือนกัน แต่ไอเกนเวกเตอร์ และค่าไอเกนของ $A^T A$ จะมีขนาด M ซึ่งเล็กกว่าของ AA^T ที่มีขนาด N^2 ดังนั้นจะคำนวณหา ไอเกนเวกเตอร์ของเมทริกซ์ $A^T A$

เมื่อได้ไอเกนเวกเตอร์ และค่าไอเกน จะเลือกไอเกนเวกเตอร์ ที่มีค่าไอเกนสูงสุด K ตัวแรก เก็บไว้ ซึ่งก็คือไอเกนไบหน้า หรือองค์ประกอบหลักที่สำคัญที่จะนำไปใช้ในการรู้จำไบหน้าใน ขั้นตอนต่อไป

การรู้จำไบหน้าด้วยวิธีแบบไอเกนไบหน้า จะนำรูปภาพมาหาหน้าหนักโดยการฉายภาพ (Projection) ไปยังไอเกนไบหน้า ด้วยสมการ

$$\omega_k = u_k^T (\Gamma - \Psi) \quad (2.10)$$

ค่าน้ำหนักที่ได้จะถูกเก็บไว้ในเวกเตอร์ $\Omega^T = [\omega_1, \omega_2 \dots \omega_k]$ จากนั้นจะนำมา คำนวณหาระยะห่างระหว่างภาพไบหน้าที่ใช้ทดสอบกับภาพไบหน้าที่ใช้ในการเรียนรู้ ด้วยการหา ระยะทางแบบยุคลิดระหว่างไบหน้าทั้งสอง

$$\epsilon^2 = \|\Omega - \Omega_k\|^2 \quad (2.11)$$

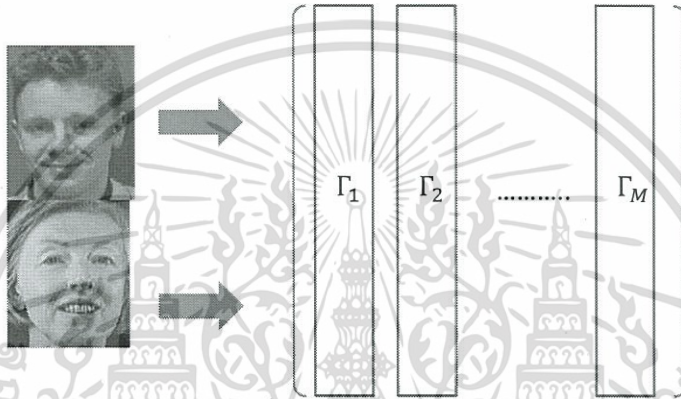
เมื่อ Ω_k คือไบหน้าแต่ละไบหน้าที่ใช้ในการเรียนรู้ และ Ω คือไบหน้าที่ใช้ในการทดสอบ ไบหน้าที่ได้จากการรู้จำจะเป็นไบหน้าที่มีระยะห่างระหว่างไบหน้าที่ใช้ทดสอบกับไบหน้าที่ใช้ในการเรียนรู้ น้อยที่สุด

บทที่ 3

การดำเนินงานวิจัย

3.1 ประมวลผลรูปภาพด้วยเทคนิค PCA

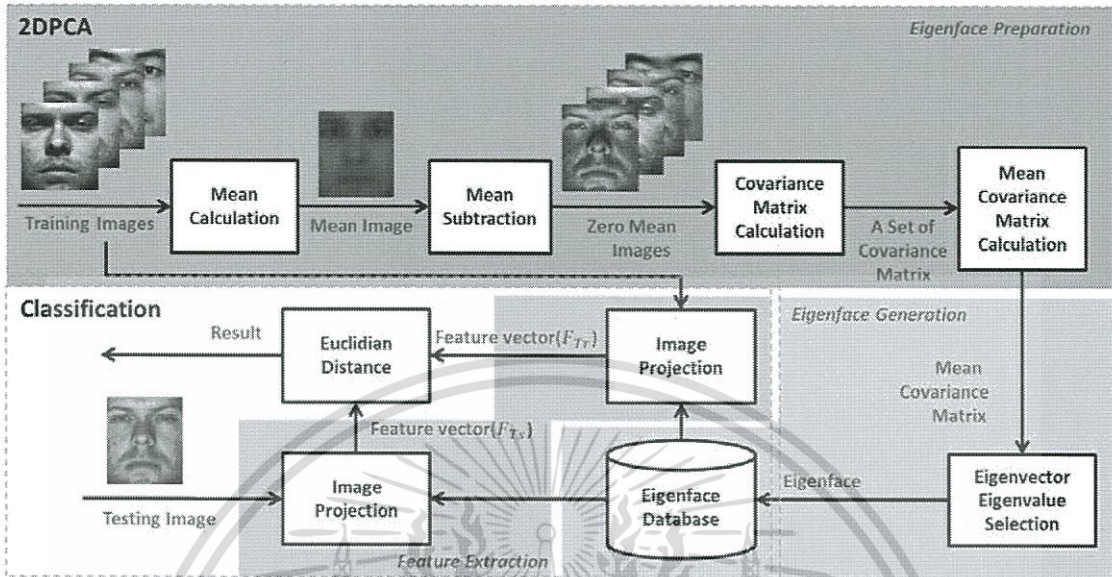
ในขั้นแรกจะนำชุดภาพที่จะใช้ฝึกสอนแต่ละภาพมาแปลงให้อยู่ในรูปแบบของเวกเตอร์ แล้วเรียงต่อกันในแนวคอลัมน์เก็บไว้ในรูปเมทริกซ์ โดยนำชุดรูปภาพมาจากรฐานข้อมูลรูปภาพที่เตรียมไว้ เมทริกซ์ที่ได้จะมีลักษณะดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 การแปลงรูปเป็นเวกเตอร์ของ PCA

หลังจากได้เมทริกซ์ฝึกสอนแล้วจะหาภาพเฉลี่ยด้วยสมการที่ 2.5 จากนั้นนำเมทริกซ์ภาพฝึกสอนมาลบด้วยเมทริกซ์ภาพเฉลี่ยด้วยสมการ 2.6 นั้นจะสร้างเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม จากเมทริกซ์ที่ปรับลดด้วยภาพเฉลี่ยแล้ว ตามสมการที่ 2.7 ขั้นตอนต่อไปคือการหาไอเกนเวกเตอร์ และค่าไอเกนจากเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม โดยเป็นไปตามสมการที่ 2.9 จะนำไอเกนเวกเตอร์มาเรียงตามค่าไอเกนจากมากไปน้อย แล้วเลือกมาจำนวน k ตัวแรก จะได้ไอเกนไบหน้าเพื่อนำไปใช้ในการรู้จำใบหน้าในขั้นตอนต่อไป

3.2 ประมวลผลด้วยเทคนิค 2DPCA



รูปที่ 3.2 กระบวนการประมวลผลการรู้จำใบหน้าด้วยเทคนิค 2DPCA

3.2.1 2DPCA

- นำชุดรูปภาพที่ใช้ในการฝึกสอนมาผ่านกระบวนการในการหาภาพเฉลี่ยของใบหน้าทุกหน้าโดยการนำใบหน้าทุกใบหน้าแปลงเป็นเมทริกซ์ แล้วนำมาบวกรวมกันหารด้วยจำนวนใบหน้าทั้งหมด ดังสมการ

$$\bar{A} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_i \quad (3.1)$$

- คำนวณหาเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม จากชุดภาพฝึกสอนที่ลบด้วยค่าเฉลี่ยแต่ละภาพ แล้วหาค่าเฉลี่ยของเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมดังสมการ

$$G = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \text{cov}(A_i - \bar{A}) \quad (3.2)$$

- คำนวณหาค่าไอเกนเวกเตอร์และค่าไอเกน โดยใช้ค่าจาก G
- เลือกไอเกนเวกเตอร์มา k ตัว เพื่อเป็น Principal Components ในการสกัดคุณลักษณะในกระบวนการ Projection

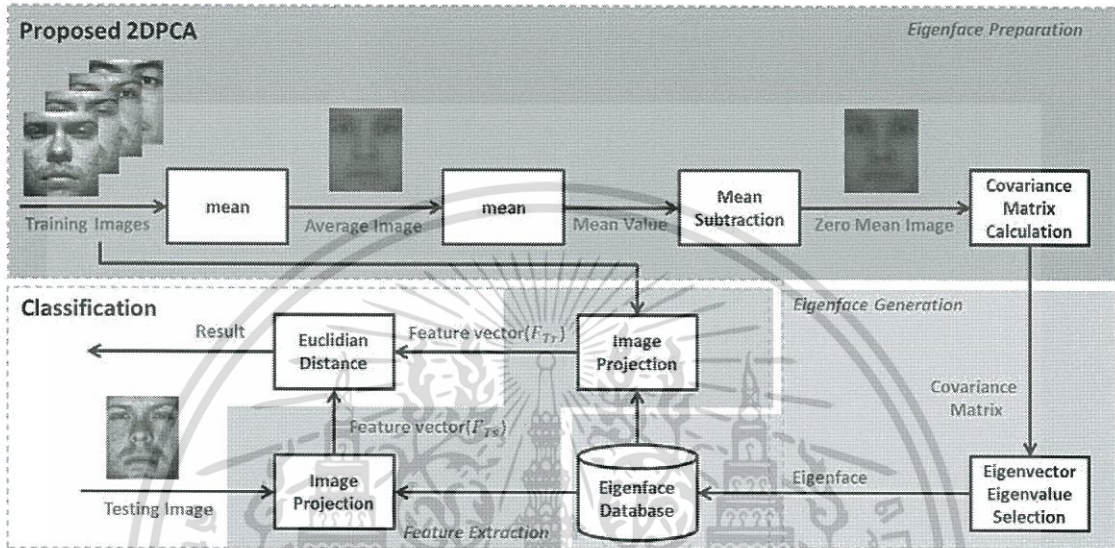
3.2.3 Classification

- นำภาพที่ใช้ฝึกสอน และภาพที่ใช้ทดสอบมา Project กับไอเกนใบหน้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- นำภาพที่ใช้ทดสอบที่ได้มาเปรียบเทียบกับภาพที่ใช้ฝึกสอนทุกภาพด้วยการหา ระยะทางแบบยุคลิด ภาพที่มีระยะห่างกับภาพที่ใช้ทดสอบน้อยที่สุด คือภาพที่เป็น ผลลัพธ์จากการรู้จำ

3.3 ประมวลผลด้วยเทคนิค 2DPCA ที่ถูกปรับปรุง



รูปที่ 3.3 กระบวนการประมวลผลการรู้จำใบหน้าด้วยเทคนิค Proposed 2DPCA

3.3.1 Feature Extraction

- นำชุดรูปภาพที่ใช้ในการฝึกสอนมาผ่านกระบวนการในการหาภาพเฉลี่ยของใบหน้า ทุกหน้าโดยการนำใบหน้าทุกใบหน้าแปลงเป็นเมทริกซ์ แล้วนำมาบวกรวมกัน หา ด้วยจำนวนใบหน้าทั้งหมด ดังสมการ

$$A = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_i \quad (3.3)$$

- นำภาพเฉลี่ยมาหาค่าเฉลี่ย M โดย M ที่ได้จะเป็นค่าคงที่ค่าหนึ่ง
- นำภาพเฉลี่ย A ที่ได้ลบออกด้วยค่าเฉลี่ย M จะได้เมทริกซ์ LH ดังสมการ

$$LH = A - M \quad (3.4)$$

- คำนวณหาเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมจากเมทริกซ์ LH โดยใช้สมการ

$$Cov_{LH} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (LH_i - M)(LH_i - M)^T \quad (3.5)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.2 Data Decomposition

- 1) คำนวณหาค่าไอเกนเวกเตอร์ และค่าไอเกน โดยใช้ค่าจาก Cov_{LH}
- 2) เลือกไอเกนเวกเตอร์มา k ตัว เพื่อเป็น Principal components ในการสกัดคุณลักษณะ ในกระบวนการ Projection

3.3.3 Classification

- 1) นำภาพที่ใช้ฝึกสอน และภาพที่ใช้ทดสอบมา Project กับไอเกนไบหน้า
- 2) นำภาพที่ใช้ทดสอบที่ได้มาเปรียบเทียบกับกับภาพที่ใช้ฝึกสอนทุกภาพด้วยการหา ระยะทางแบบยุคลิด ภาพที่มีระยะห่างกับภาพที่ใช้ทดสอบน้อยที่สุด คือภาพที่เป็น ผลลัพธ์จากการรู้จำ

3.4 การทดลอง

- การเลือกไอเกนเฟส แบบ 1-N
- การเลือกไอเกนเฟส แบบ M-N



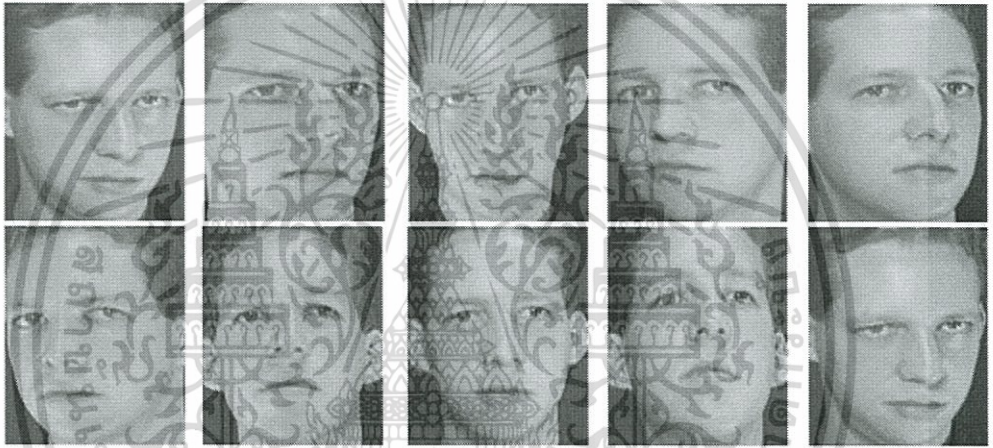
บทที่ 4

ผลการทดลอง

4.1 การเตรียมข้อมูลเพื่อใช้ในการทดลอง

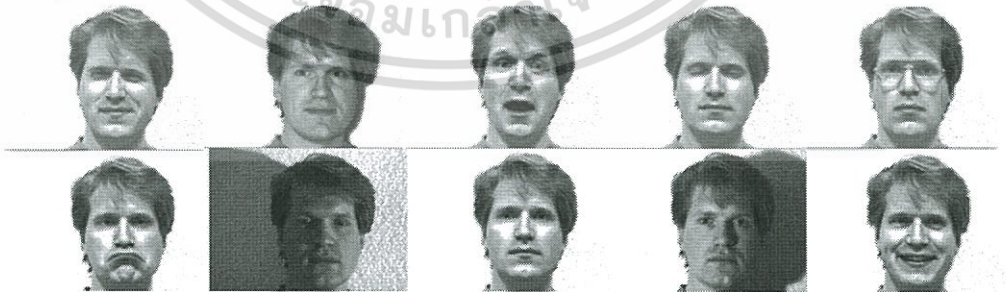
ใช้ข้อมูลภาพใบหน้าจากฐานข้อมูลจำนวน 3 ฐานข้อมูล แต่ละภาพจะมีการแสดงสีหน้าแตกต่างกัน และมีความแตกต่างกันของเงา ทิศทางของแสง นำภาพเหล่านั้นมาผ่านกระบวนการประกอบคีย์

- AT&T “The Database of Faces” เป็นฐานข้อมูลรูปภาพของบุคคลจำนวน 40 คน ภาพเป็นสีขาวเทา ความละเอียดของรูปภาพ ขนาด 92x112 พิกเซล



รูปที่ 4.1 รูปภาพตัวอย่างจากฐานข้อมูลรูปภาพ AT&T

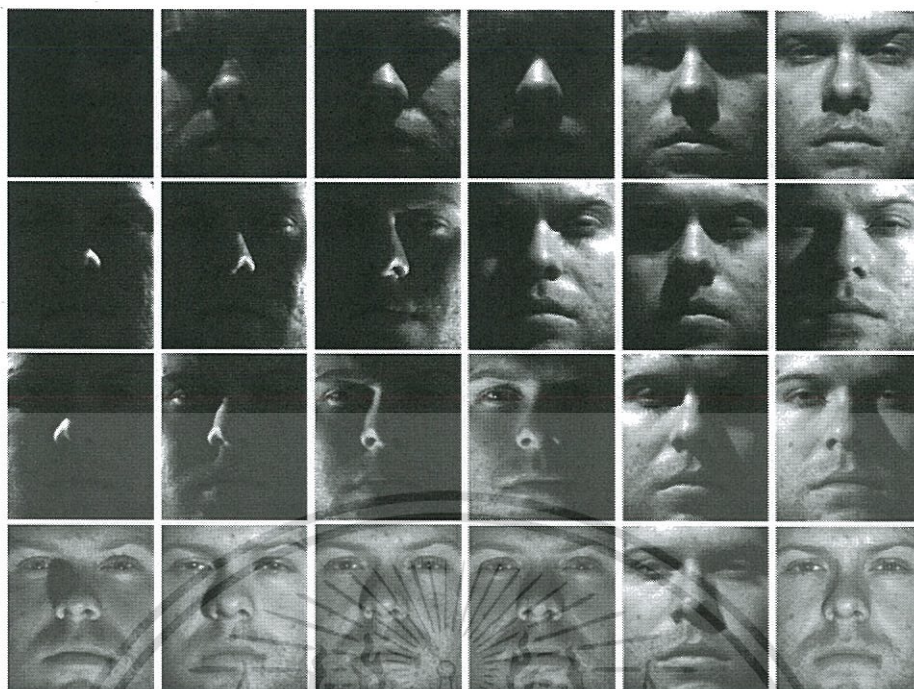
- The Yale Face Database เป็นฐานข้อมูลรูปภาพขาวเทาของบุคคล 15 คน ความละเอียดของรูปภาพขนาด 320x243 พิกเซล



รูปที่ 4.2 รูปภาพตัวอย่างจากฐานข้อมูลรูปภาพ The Yale Face Database

- The Extended Yale face database B+ เป็นฐานข้อมูลภาพที่มีองค์ประกอบเรื่องแสง ไม่มีการแสดงอารมณ์ทางใบหน้า มีทั้งหมด 38 คน คนละ 65 ภาพ เป็นภาพขาวเทา ความละเอียด 168x192 พิกเซล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

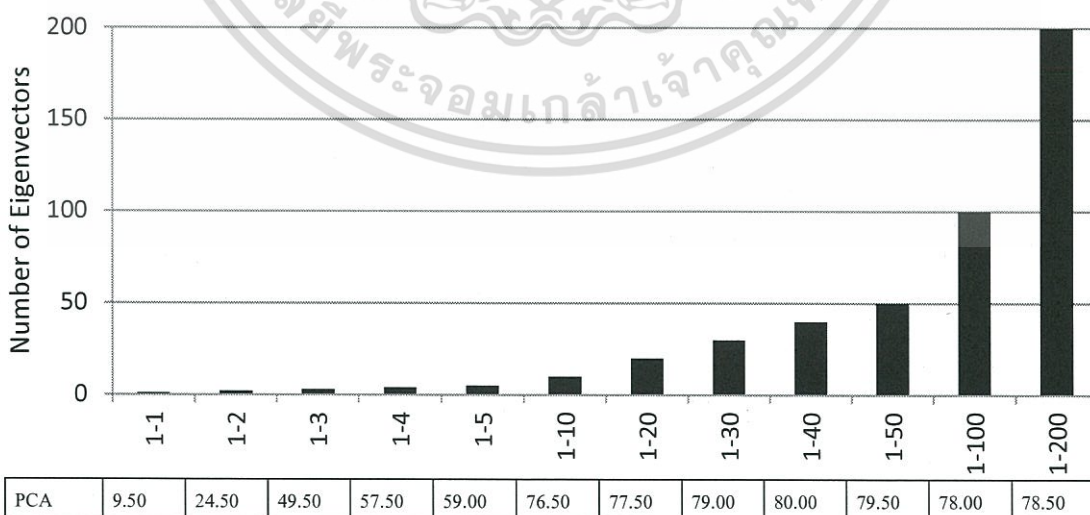


รูปที่ 4.3 รูปภาพตัวอย่างจากฐานข้อมูลรูปภาพ The Extended Yale face database B+

4.2 การทดลองประสิทธิภาพ เทคนิค PCA, 2DPCA และ Proposed 2DPCA บนฐานข้อมูล The Database of Face AT& T และ Yale Face Database

4.2.1 การทดสอบโดยการเลือกช่วงของไอเกนแบบ 1-N เพื่อหาค่าที่ดีที่สุด

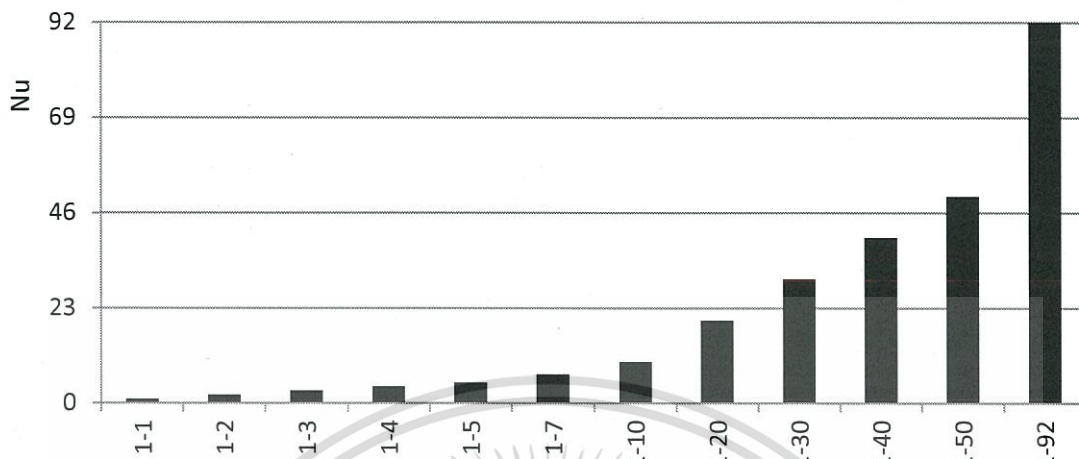
- 1) ทดสอบบนฐานข้อมูล The Database of Face AT& T
 - เทคนิค PCA



รูปที่ 4.4 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค PCA ในแต่ละช่วงของการเลือกไอเกนเวกเตอร์แบบ 1-N บนฐานข้อมูล The Database of Face AT& T

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- เทคนิค 2DPCA และ Proposed 2DPCA

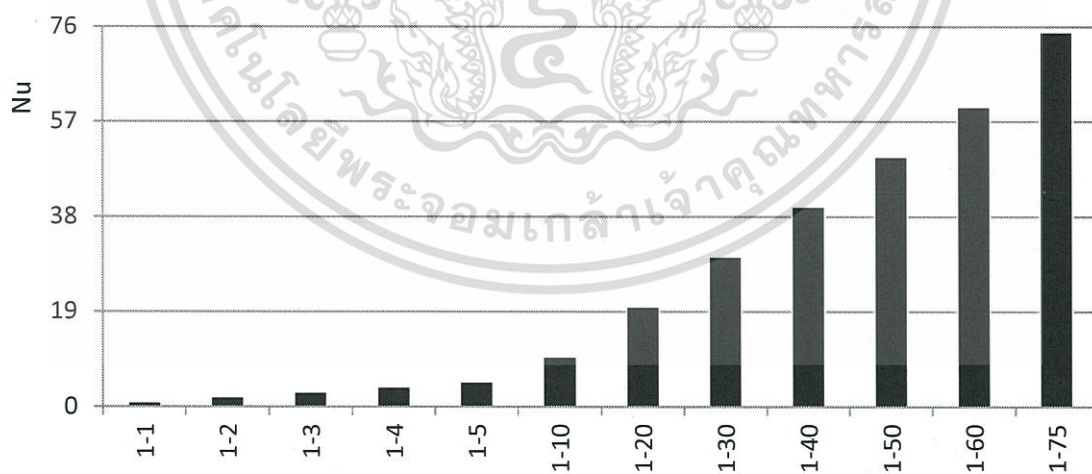


| | | | | | | | | | | | | |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 2DPCA | 79.00 | 88.00 | 89.50 | 88.50 | 89.00 | 90.00 | 91.00 | 89.50 | 90.50 | 90.50 | 90.50 | 90.50 |
| I-2DPCA | 81.50 | 87.50 | 89.00 | 89.50 | 89.00 | 91.00 | 90.00 | 90.00 | 90.50 | 91.00 | 90.50 | 90.50 |

รูปที่ 4.5 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค 2DPCA และ Proposed 2DPCA ในแต่ละช่วงของการเลือกไอเจนเวกเตอร์แบบ 1-N บนฐานข้อมูล The Database of Face AT& T

2) ทดสอบบนฐานข้อมูล Yale Face Database

- เทคนิค PCA

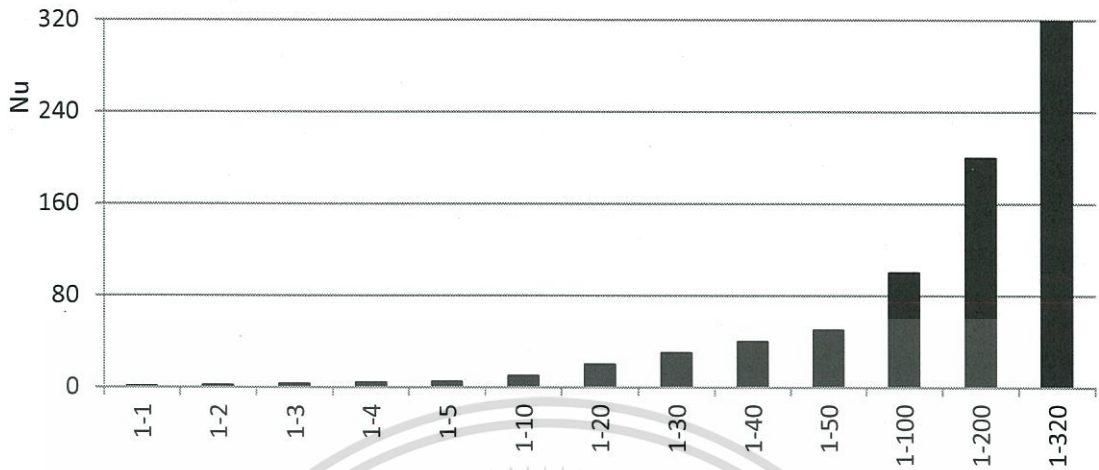


| | | | | | | | | | | | | |
|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| PCA | 31.11 | 51.11 | 57.78 | 72.22 | 72.22 | 77.78 | 81.11 | 81.11 | 81.11 | 81.11 | 81.11 | 81.11 |
|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|

รูปที่ 4.6 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค PCA ในแต่ละช่วงของการเลือกไอเจนเวกเตอร์แบบ 1-N บนฐานข้อมูล Yale Face Database

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- เทคนิค 2DPCA และ Proposed 2DPCA



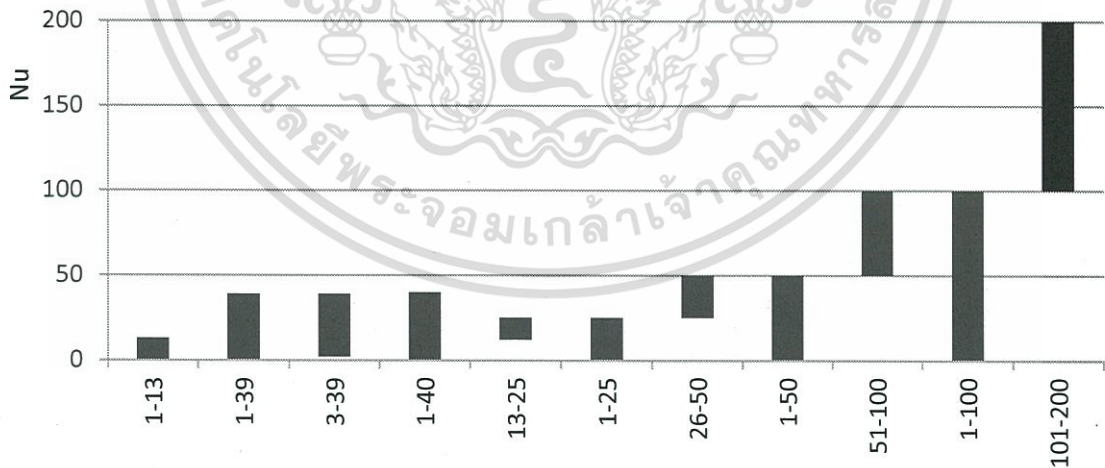
| | | | | | | | | | | | | | |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 2DPCA | 86.67 | 93.33 | 95.56 | 88.89 | 90.00 | 93.33 | 91.11 | 91.11 | 91.11 | 91.11 | 91.11 | 91.11 | 91.11 |
| I-2DPCA | 90.00 | 91.11 | 88.89 | 85.56 | 86.67 | 88.89 | 88.89 | 88.89 | 88.89 | 88.89 | 88.89 | 91.11 | 91.11 |

รูปที่ 4.7 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค 2DPCA และ Proposed 2DPCA ในแต่ละช่วงของการเลือกไอเจนเวกเตอร์แบบ 1-N บนฐานข้อมูล Yale Face Database

4.2.2 การทดสอบโดยการเลือกช่วงของไอเจนแบบ M-N เพื่อหาค่าที่ดีที่สุด

1) ทดสอบบนฐานข้อมูล The Database of Face AT& T

- เทคนิค PCA

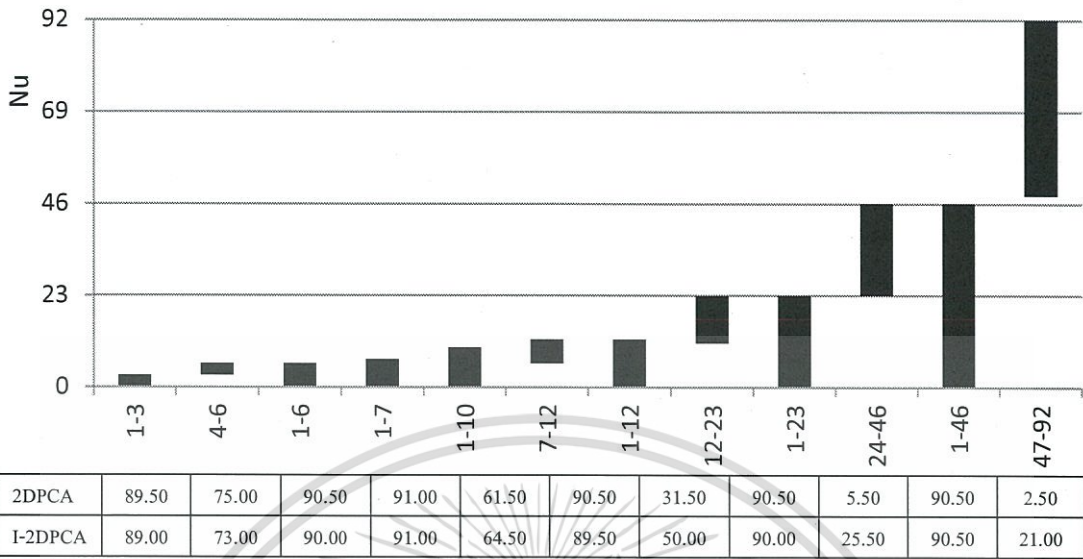


| | | | | | | | | | | | |
|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| PCA | 77.50 | 80.00 | 81.00 | 80.00 | 66.50 | 78.00 | 52.00 | 79.50 | 36.50 | 78.00 | 16.50 |
|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|

รูปที่ 4.8 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค PCA ในแต่ละช่วงของการเลือกไอเจนเวกเตอร์แบบ M-N บนฐานข้อมูล The Database of Face AT& T

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

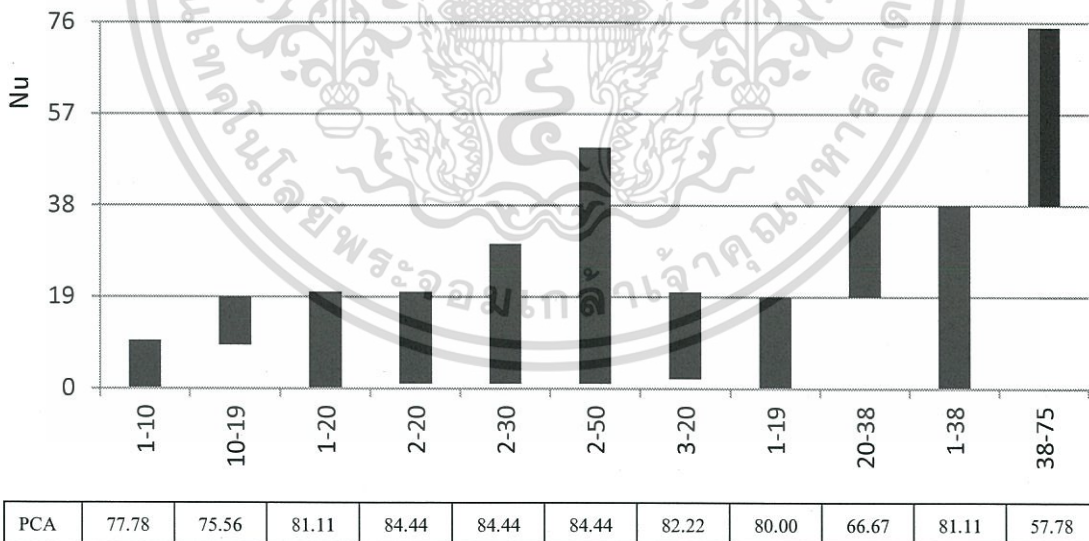
- เทคนิค 2DPCA และ Proposed 2DPCA



รูปที่ 4.9 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค 2DPCA และ Proposed 2DPCA ในแต่ละช่วงของการเลือกไอเจนเวกเตอร์แบบ M-N บนฐานข้อมูล The Database of Face AT& T

2) ทดสอบบนฐานข้อมูล Yale Face Database

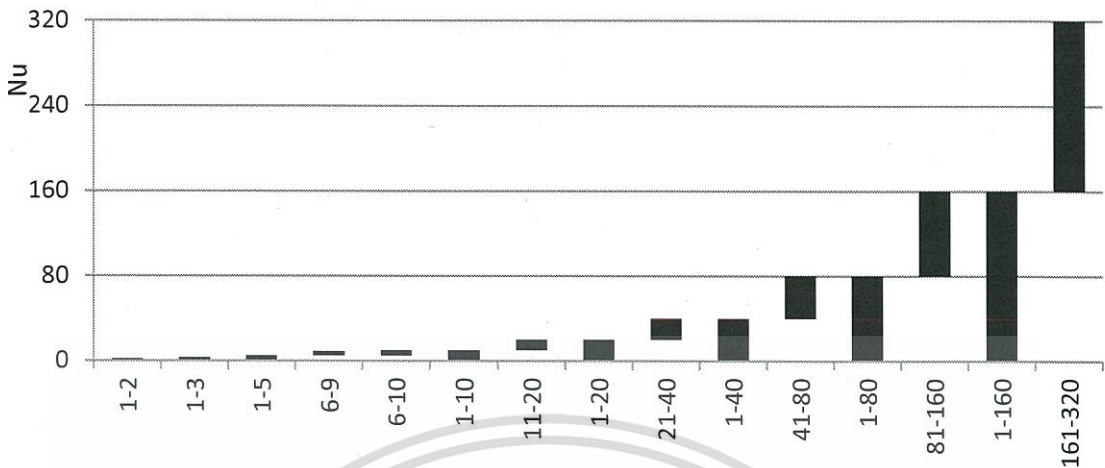
- เทคนิค PCA



รูปที่ 4.10 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค PCA ในแต่ละช่วงของการเลือกไอเจนเวกเตอร์แบบ M-N บนฐานข้อมูล Yale Face Database

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- เทคนิค 2DPCA และ Proposed 2DPCA



| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 2DPCA | 93.33 | 95.56 | 90.00 | 85.56 | 86.67 | 93.33 | 81.11 | 91.11 | 71.11 | 91.11 | 52.22 | 91.11 | 42.22 | 91.11 | 40.00 |
| 1-2DPCA | 91.11 | 88.89 | 86.67 | 95.56 | 95.56 | 88.89 | 92.22 | 88.89 | 84.44 | 88.89 | 90.00 | 88.89 | 86.67 | 91.11 | 88.89 |

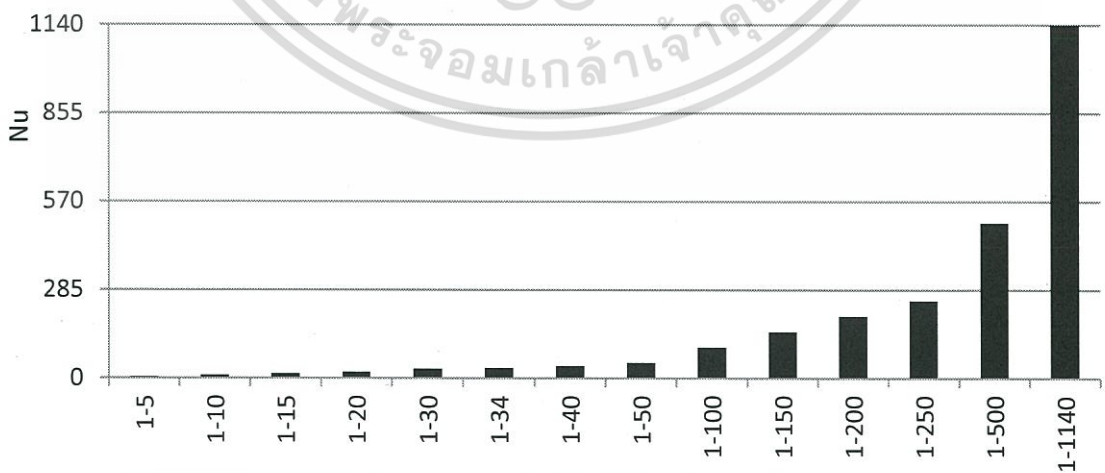
รูปที่ 4.11 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค 2DPCA และ Proposed 2DPCA ในแต่ละช่วงของการเลือกไอแกนเวกเตอร์แบบ M-N บนฐานข้อมูล Yale Face Database

4.3 การทดลองประสิทธิภาพ เทคนิค PCA, 2DPCA และ Proposed 2DPCA บนฐานข้อมูล The Extended Yale face database B+

ทำการทดสอบกับฐานข้อมูล The Extended Yale face database B+ โดยแบ่งออกเป็น

4.3.1 การทดสอบโดยการเลือกช่วงของไอแกนแบบ 1-N เพื่อหาค่าที่ดีที่สุด

- เทคนิค PCA

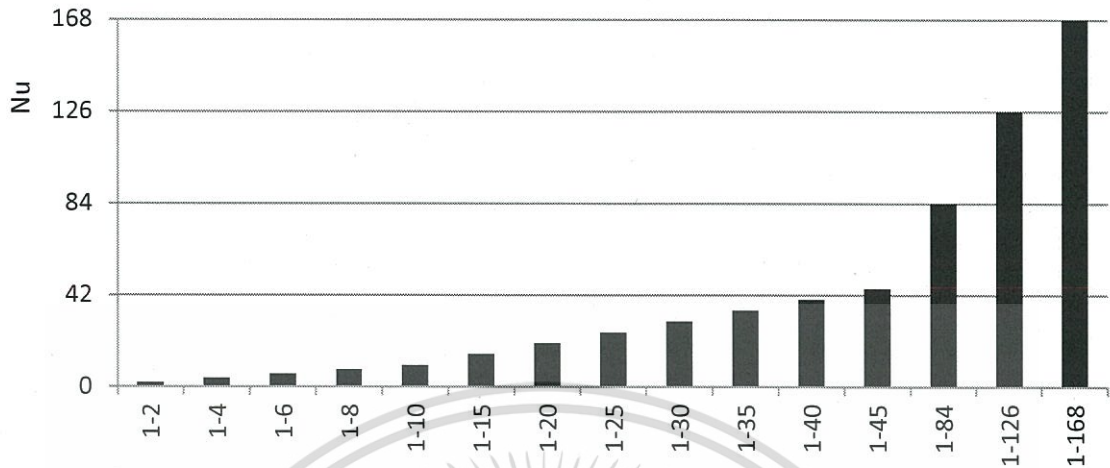


| | | | | | | | | | | | | | | |
|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| PCA | 51.43 | 52.27 | 52.45 | 52.59 | 52.68 | 52.68 | 52.72 | 52.77 | 52.81 | 52.81 | 52.81 | 52.85 | 52.85 | 52.81 |
|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|

รูปที่ 4.12 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค PCA ในแต่ละช่วงของการเลือกไอแกนเวกเตอร์แบบ 1-N บน

เอกสารนี้เป็นเอกสารฐานข้อมูล The Extended Yale face database B+ นี้ ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- เทคนิค 2DPCA และ I-2DPCA ที่เกิดจากการปรับปรุง



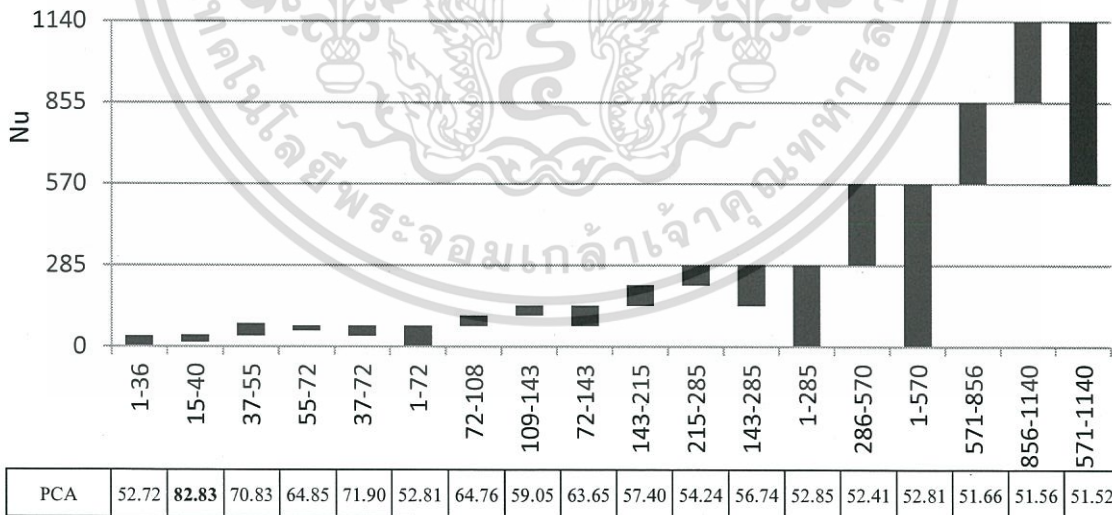
รูปที่ 4.13 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค 2DPCA และ Proposed 2DPCA ในแต่ละช่วงของการเลือก

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 2DPCA | 90.14 | 82.52 | 85.37 | 86.75 | 87.73 | 88.85 | 89.43 | 89.70 | 89.74 | 89.74 | 89.79 | 89.79 | 89.92 | 89.96 | 89.96 |
| I-2DPCA | 91.57 | 92.42 | 92.69 | 88.22 | 88.72 | 88.67 | 89.07 | 89.56 | 89.79 | 89.74 | 89.74 | 89.74 | 89.79 | 89.88 | 89.96 |

ไอเกนเวกเตอร์แบบ 1-N บนฐานข้อมูล The Extended Yale face database B+

4.3.2 การทดสอบโดยการเลือกช่วงของไอเกนแบบ M-N เพื่อหาค่าที่ดีที่สุด

เทคนิค PCA

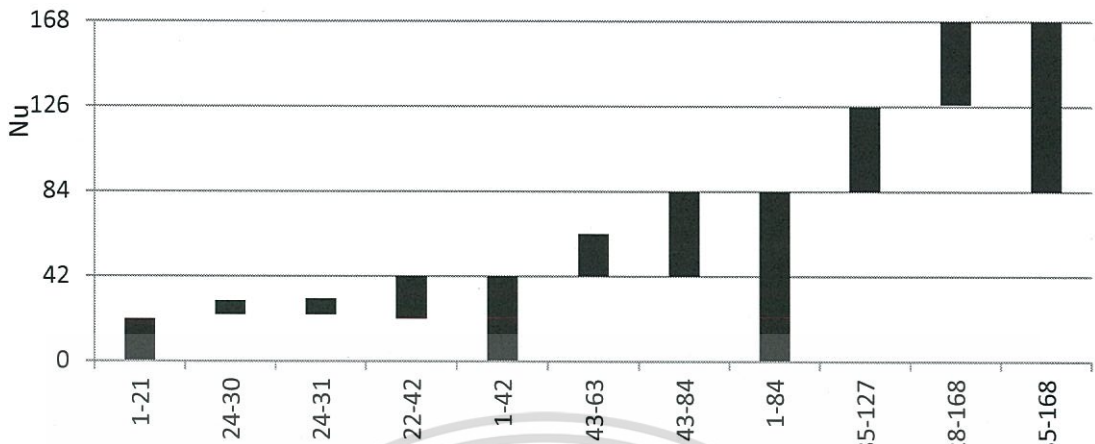


รูปที่ 4.14 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค PCA ในแต่ละช่วงของการเลือกไอเกนเวกเตอร์แบบ M-N

บนฐานข้อมูล The Extended Yale face database B+

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- เทคนิค 2DPCA



| | | | | | | | | | | | |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 2DPCA | 89.47 | 92.28 | 92.28 | 91.61 | 89.79 | 86.17 | 85.15 | 89.92 | 72.75 | 62.17 | 69.89 |
| I-2DPCA | 89.25 | 93.71 | 93.93 | 93.00 | 89.74 | 93.18 | 92.95 | 89.79 | 90.86 | 88.98 | 90.10 |

รูปที่ 4.15 ผลการรู้จำ (%) ของเทคนิค 2DPCA และ Proposed 2DPCA ในแต่ละช่วงของการเลือกไอเจนเวกเตอร์แบบ M-N บนฐานข้อมูล The Extended Yale face database B+

4.4 ผลการเปรียบเทียบเวลาในการประมวลผล

ตารางที่ 4.1 เปรียบเทียบเวลาในการประมวลผลของแต่ละเทคนิค

| | 1-N | | | M-N | | |
|--------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| | 1DPCA | 2DPCA | 2DPCA2 | 1DPCA | 2DPCA | 2DPCA2 |
| Covariance | 0.95828 | 0.5145 | 0.07592 | 1.0402 | 0.51871 | 0.07712 |
| Eigenvectors | 0.21593 | 0.00273 | 0.00228 | 0.2293 | 0.00254 | 0.00238 |
| Projection | 1.65812 | 0.2549 | 0.31956 | 1.00991 | 0.32274 | 0.31269 |
| Sum | 2.83233 | 0.77213 | 0.39775 | 2.27941 | 0.84399 | 0.39219 |

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย

จากผลการทดลองประสิทธิภาพ เทคนิค PCA, 2DPCA และ I-2DPCA แบบปกติ ที่ผลการทดลองจากฐานข้อมูล The Yale Face Database แยกว่าผลจากฐานข้อมูล The Database of Face AT&T ซึ่งความแตกต่างระหว่างสองฐานข้อมูลนี้คือ ภาพหน้าใน The Yale Face Database มีการแสดงอารมณ์ สีหน้า และมีแสงเงายูบ่นภาพ ในขณะที่ภาพในฐาน The Database of Face AT&T เป็นเพียงการเปลี่ยนมุมของใบหน้าเล็กน้อยเท่านั้น

ผู้ศึกษาจึงได้ทำการทดสอบ นำภาพเดียวกัน มาทำการปรับแสง ผลคือ ภาพเดียวกันเมื่อนำมาปรับความสว่างให้แตกต่างกัน เมื่อนำมาทดสอบพบว่าให้ผลลัพธ์ของการรู้จำที่แตกต่างกัน ผู้ศึกษาจึงสันนิษฐานว่าแสงเงาเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพการรู้จำของ PCA

ผู้ศึกษาจึงได้ลองใช้วิธีการเลือกไอแกนใบหน้าแบบช่วง เพื่อหลีกเลี่ยงปัญหาด้านแสงเงา ซึ่งเป็นความถี่ต่ำของภาพ ซึ่งอยู่ใน Order ต่ำที่อยู่ตำแหน่งแรกๆ ของเมทริกซ์ผลที่ได้คือ

ตารางที่ 5.1 ผลการรู้จำแบบเลือกไอแกนปกติ และแบบเลือกไอแกนช่วงความถี่สูงของแต่ละเทคนิค

| เทคนิค | ผลการรู้จำ เมื่อเลือกไอแกนเวกเตอร์แบบปกติ (%) | ผลการรู้จำ เมื่อเลือกช่วงไอแกนเวกเตอร์แบบเลือกความถี่ต่ำ (%) | ปริมาณผลการรู้จำที่พัฒนาขึ้น (%) |
|---------|---|--|----------------------------------|
| PCA | 52.85 | 82.83 | 29.98 |
| 2DPCA | 90.14 | 92.28 | 2.14 |
| I-2DPCA | 92.69 | 93.93 | 1.24 |

จึงสรุปได้ว่า แสงเงามีผลกระทบต่อความถูกต้องในการรู้จำใบหน้า และการเลือก ไอแกนใบหน้าโดยหลีกเลี่ยงช่วง order แรกๆ ซึ่งมีความถี่ต่ำ สามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการรู้จำภาพที่มีแสงเงาได้

จะเห็นว่าช่วงค่าไอแกนเวกเตอร์ที่ให้ประสิทธิภาพในการรู้จำที่ดีขึ้นจะอยู่ในช่วงแรกๆ มากกว่าที่จะเป็นช่วงกลาง หรือช่วงท้ายๆ แม้เราจะได้ตั้งสมมุติฐานไว้ว่า ค่าไอแกนเวกเตอร์ช่วงท้ายๆ จะเป็นข้อมูลความถี่สูง ซึ่งน่าจะใช้ในการรู้จำใบหน้าที่มีปัญหาเรื่องแสงเงาได้ดีกว่า แต่เมื่อพิจารณาจากค่าไอแกน ของไอแกนเวกเตอร์จะพบว่า ค่าไอแกนในช่วงแรกๆ จะมีค่าสูงกว่าอย่างมาก แล้วจึงลดลงอย่างเห็นได้ชัด

จากรูป 3.7.1 3.7.2 และ 3.7.3 จะเห็นได้ว่าไอเกนไบหน้าตัวแรกๆเพียงไม่กี่ตัวเท่านั้น ที่มีค่าไอเกนสูง ซึ่งค่าไอเกนที่สูงแสดงว่า ข้อมูลในช่วงนั้นจะเก็บรายละเอียดที่สำคัญของรูปภาพไว้ได้มากกว่าช่วงหลังๆ ดังนั้นการเลือกช่วงไอเกนเวกเตอร์ตามที่เราได้สันนิษฐานไว้ตอนต้น จึงไม่ได้ให้ประสิทธิภาพที่เพิ่มขึ้นเท่ากับการเลือกในช่วงที่มีค่าไอเกนสูงๆ ดังเช่นจากผลการทดลอง

- PCA ช่วงที่ดีที่สุดคือ 15 - 40 จาก 1 - 168
- 2DPCA ช่วงที่ดีที่สุดคือ 24-30 จาก 1 - 1140
- I-2DPCA ช่วงที่ดีที่สุดคือ 24-31 จาก 1 - 1140

เมื่อทดลองนำวิธีการเลือกไอเกนเฟสแบบ M-N ไปใช้กับ Database of Face AT& T และ Yale Face Database ผลที่ได้คือ

ตารางที่ 5.2 ผลการรู้จำแบบเลือกไอเกนปกติ และแบบเลือกไอเกนช่วงความถี่สูงของเทคนิค PCA บนฐานข้อมูล AT& T

| เทคนิค | ผลการรู้จำในฐานข้อมูล AT& T (%) | |
|--------|---------------------------------|--------------|
| | แบบปกติ | แบบเลือกช่วง |
| PCA | 80 | 81 |

ตารางที่ 5.3 ผลการรู้จำแบบเลือกไอเกนปกติ และแบบเลือกไอเกนช่วงความถี่สูงของเทคนิค PCA และเทคนิค I-2DPCA บนฐานข้อมูล Yale

| เทคนิค | ผลการรู้จำในฐานข้อมูล Yale (%) | |
|---------|--------------------------------|--------------|
| | แบบปกติ | แบบเลือกช่วง |
| PCA | 81.11 | 84.44 |
| I-2DPCA | 91.11 | 95.56 |

วิเคราะห์ผลการวัดประสิทธิภาพด้านเวลาในการประมวลผล

จากตารางที่ 4.1 จะเห็นได้ว่า I-2DPCA ใช้เวลาในการประมวลผลเร็วกว่า 2DPCA เนื่องจากใช้เวลาในการคำนวณเมทริกซ์ความแปรปรวนน้อยกว่ามาก

บรรณานุกรม

- [1] L. Sirovich and M. Kirby, "**Low-dimensional procedure for the characterization of human faces,**" J. Opt. Soc. Am. A, vol. 4, no. 3, pp. 519–524, Mar. 1987.
- [2] M. Turk and A. Pentland, "**Eigenfaces for recognition,**" Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, Winter 1991.
- [3] J. Yang, D. Zhang, A. F. Frangi, and J.-Y. Yang, "**Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition,**" IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 26, no. 1, pp. 131–137, Jan. 2004.
- [4] L. Wang, X. Wang, X. Zhang, and J. Feng, "**The equivalence of two-dimensional PCA to line-based PCA,**" Pattern Recognition Letters, vol. 26, no. 1, pp. 57–60, Jan. 2005.
- [5] D. Zhang and Z.-H. Zhou, "**Two-directional two-dimensional PCA for efficient face representation and recognition,**" Neurocomputing, vol. 69, no. 1–3, pp. 224–231, Dec. 2005.
- [6] Y.-G. Kim, Y.-J. Song, U.-D. Chang, D.-W. Kim, T.-S. Yun, and J.-H. Ahn, "**Face recognition using a fusion method based on bidirectional 2DPCA,**" Applied Mathematics and Computation, vol. 205, no. 2, pp. 601–607, Nov. 2008.
- [7] A. S. Georghiades, P. N. Belhumeur, and D. J. Kriegman, "**From Few to Many: Illumination Cone Models for Face Recognition under Variable Lighting and Pose,**" IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intelligence, vol. 23, no. 6, pp. 643–660, 2001.
- [8] J. J. Gerbrands, "**On the relationships between SVD, KLT and PCA,**" Pattern Recognition, vol. 14, no. 1–6, pp. 375–381, 1981.
- [9] K. Woraratpanya and T. Titijaroonrog, "**Printed Thai Character Recognition Using Standard Descriptor,**" in The 9th International Conference on Computing and Information Technology (IC2IT2013), P. Meesad, H. Unger, and S. Boonkroong, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2013, pp. 165–173.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ นางสาวมนต์มรกต สรน้อย
 วัน เดือน ปีเกิด 6 ตุลาคม 2535
 ที่อยู่ 11 ซอยราษฎร์อุทิศ 21/3 ถนนราษฎร์อุทิศ แขวงแสนแสบ เขตมีนบุรี
 จังหวัดกรุงเทพมหานคร 10510
 ประวัติการศึกษา วิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
 สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ชื่อ นางสาวศวิตา ตีลาบูรณพงศ์
 วัน เดือน ปีเกิด 18 กันยายน 2534
 ที่อยู่ 455/280 ซอยจรัญสนิทวงศ์ 35 ถนนจรัญสนิทวงศ์ แขวงบางขุนศรี เขต
 บางกอกน้อย กรุงเทพมหานคร 10700
 ประวัติการศึกษา วิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
 สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

AN IMPROVED 2DPCA FOR FACE RECOGNITION

Monmorakot Soranoi¹ and Savita Leelaburanapong²

Faculty of Information Technology, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok

Emails: it54070075@it.kmitl.ac.th, it54070088@it.kmitl.ac.th

ABSTRACT

Principal component analysis (PCA) is one of the successful techniques for applying to face recognition, but its challenge still remains for solving in illumination effect condition. This paper proposes an improved 2DPCA (I-2DPCA) for over-whelming the face recognition in illumination effects. The pro-posed method is based on two assumptions. The first assumption is to create the covariance matrix that can effectively decompose the components of illumination effects from the eigenfaces. This avoids the illumination effect problem. The second assumption is to select the suitable eigenvectors that can significantly improve the recognition rate. Based on the Extended Yale Face Database B+ containing 60 illumination conditions, the experimental results show that not only does the proposed method decrease the computing time, but it also improves the recognition rate up to 95.93%.

Index Terms - Face Recognition; Illumination Effects; PCA; 2DPCA

1. INTRODUCTION

Although face recognition, which is one of the biometric authentications, has been continually researched and applied in many applications, it still requires the performance improvement for applying in uncontrollable environment, especially in illumination effects.

Principal component analysis (PCA) proposed by Karl Pearson in 1901 is a well-known technique for reducing matrix dimension. In 1987, Sirovich et al. [2] introduced PCA for face recognition. Since then, many papers have attempted to improve the PCA approach for the better result in applying to face recognition. The main issue of the conventional PCA method is that 2D images must be transformed into 1D image vectors, thus leading to a high dimensional image vector space. This makes it difficult to evaluate the accurate covariance matrix due to its large size and the small number of training images. Therefore, two-dimensional principal component analysis (2DPCA) introduced by Jian et al. [3] was pro-posed to overcome this problem. The 2DPCA method is based on a 2D image instead of a 1D vector for

constructing the covariance matrix. Consequently, it can improve the efficiency of the covariance matrix by reducing the computing time in feature extraction, and increasing the accuracy of recognition rate. In addition, Wang et al. [4] showed that 2DPCA is equivalent to block-based PCA and its performance is still higher than typical rectangle block-based PCA on FERET database. Daoqiang et al. [5] realized that 2DPCA requires more coefficients than PCA to get a higher accuracy rate. Thus $(2D)^2$ PCA was proposed to solve this problem. The $(2D)^2$ PCA method computes two covariance matrices of row and column directions, and then uses these matrices to project images together. This method archives the higher accuracy rate and consumes computing time less than 2DPCA. Furthermore, Young et al. [6] introduced a bidirectional 2DPCA method to archive the higher accuracy rate. The conventional 2DPCA method was modified by applying a linear transformation matrix, using two covariance matrices which are the row and column covariance matrices. As a result, this method archives the higher accuracy rate than 2DPCA and $(2D)^2$ PCA, but consumes the higher computing time in the recognition phase.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

As mentioned in previous paragraph, the evolution of PCA methods focuses on the improvement of recognition rate and computing time. However, a few papers [7] have reported that PCA achieves in applying to face recognition in illumination effects. For this reason, based on the successful 2DPCA, this paper proposes an improved 2DPCA (I-2DPCA) for eliminating the illumination effects on face recognition. In order to achieve the purpose, the conventional 2DPCA method is modified in two factors. The former factor is reducing the number of zero mean images of the conventional 2DPCA by obtaining mean value from the mean image.

Then the mean image is subtracted by this mean value to create a single zero mean image. This technique can reduce the number of zero mean images from N to 1, thus reducing the time-consuming in training procedure. The latter factor is to select the suitable principal components derived from the covariance matrix of the single zero mean image. The lower order of the principal components contains the illumination effects. In order to eliminate these effects, the higher order of the principal components is suitably selected to form the eigenfaces for feature extraction.

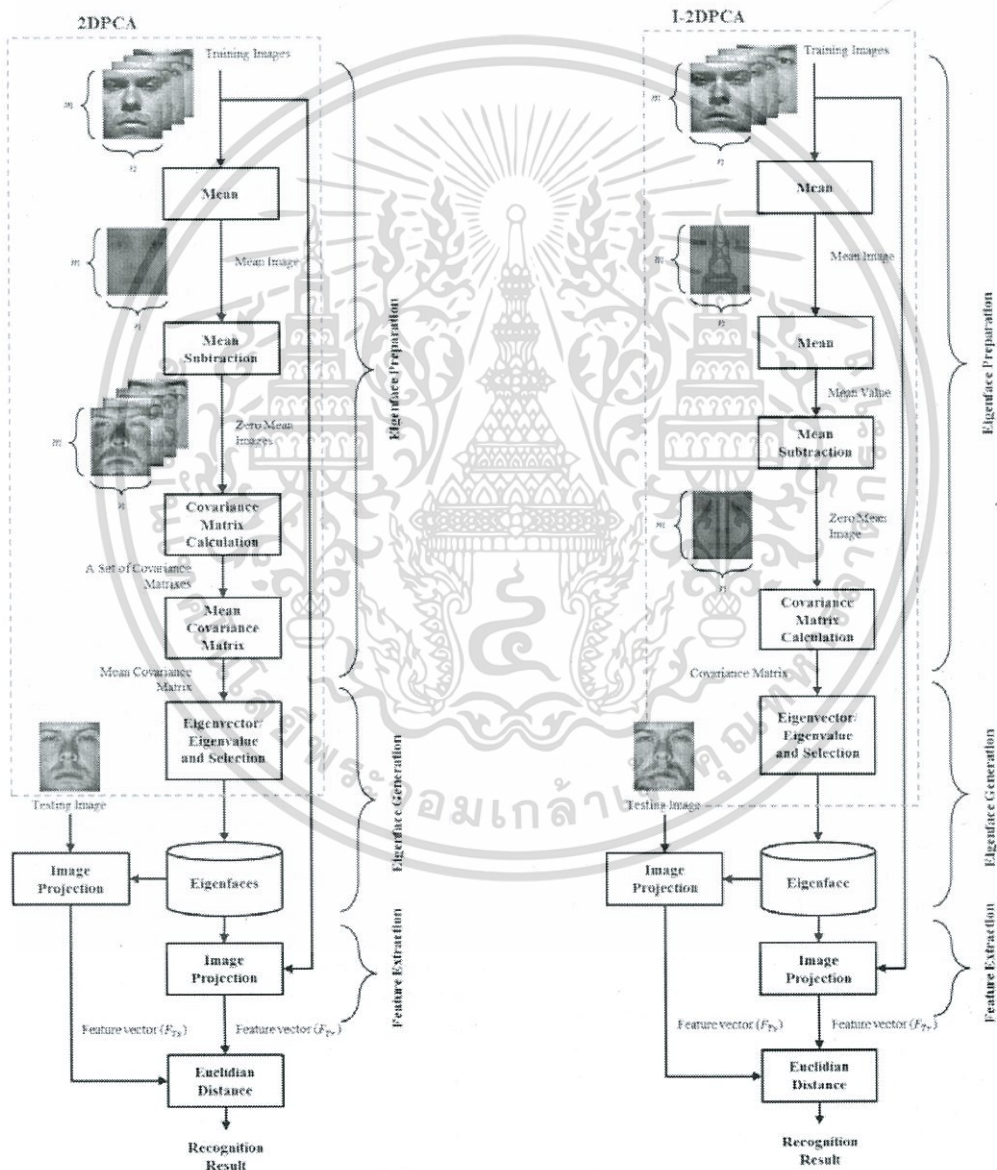


Figure 1. Face recognition based on PCA approaches: (a) a 2DPCA approach and (b) an improved 2DPCA approach.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

experimental results are discussed. Finally, the conclusion is presented in section V.

2. PROPOSED METHOD

In this section, I-2DPCA is proposed for overcoming face recognition in illumination effects. The overall framework of the proposed method is schematically depicted in Fig. 1 and the manipulation details are described as the following procedures.

A. Eigenface Preparation

All training images, T_i , are averaged in order to generate an averaging image, $A_{m \times n}$, by using (1).

$$A_{m \times n} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_i \quad (1)$$

where N is a number of training images.

The mean value, M , is obtained by averaging the $A_{m \times n}$ image. This mean value is used to calculate a zero-mean image by subtracting M from the averaging image as defined by (2).

$$LH_{m \times n} = A_{m \times n} - M. \quad (2)$$

Consequently, the zero-mean image, $LH_{m \times n}$, contains merely variance of the averaging image. In this way, only a single zero-mean image derived from the $LH_{m \times n}$ image is used to generate the covariance matrix by using (3). This can greatly reduce the computing time.

$$Cov_{LH} = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^n (LH_i)(LH_i)^T \quad (3)$$

On the other hand, the conventional 2DPCA method requires N -zero-mean images for constructing a set of covariance matrices as illustrated in Fig. 1(a). Then, all covariance matrices are averaged their coefficients to form a single one which is applied to an eigenface generation phase.

B. Eigenface Generation

Eigenface, a set of eigenvectors, is a heart of face recognition. It plays a role in extracting features from face images in the projection step. This paper proposes the effective eigenface that can avoid an illumination problem. It is the fact that the lowest order eigenvector derived from the covariance matrix commonly contains illumination change components. Therefore, the selection of a suitable range of eigenvectors is essential to exclude the illumination effects, thus increasing the recognition performance. In other words, the eigenvectors should not include the illumination

components. The suitable range of the eigenvectors is in the higher order. This makes I-2DPCA different from the conventional PCA and 2DPCA methods.

C. Feature Extraction

Feature extraction is a procedure to extract key characteristics of images. Here, all training images are projected onto the eigenface so as to form a set of feature vectors, F_{tr} .

At the same way, the testing image is also projected onto the eigenface

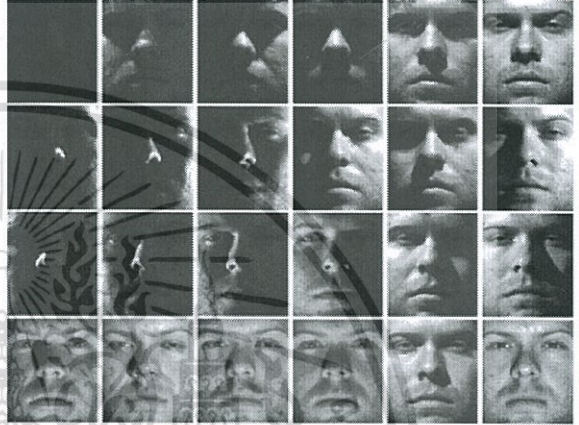


Figure 2. A part of Extended Yale Face Database B+.



Figure 3. Recognition accuracy of the conventional PCA method when the eigenvectors are selected from low-order to high-order.

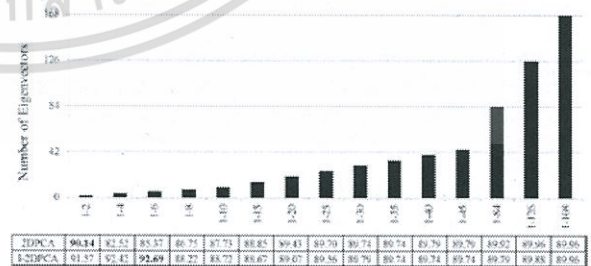


Figure 4. A comparison of recognition accuracy of the conventional 2DPCA [3] and proposed methods when the eigenvectors are selected from low-order to high-order.

so as to form a feature vector, F_{ts} . In order to classify the testing image based on the eigenface, both F_{tr} and F_{ts} derived from training and testing

higher order selection of eigenvectors can improve the accuracy rate in the set of images with illumination change, since it can avoid the illumination components which are located in the low order of eigenvectors. Fig. 7 shows a part of experimental results of the illumination effects on face recognition that the proposed method can effectively recognized, whereas the base-line algorithm [3] fails in this case. This achievement depends on the following factors; (i) creating the covariance matrix that can effectively decompose the components of illumination effects from the eigenfaces, and (ii) selecting the suitable eigenvectors that can significantly improve the recognition rate.

Furthermore, when it is evaluated the performance in terms of computing time in three important phases; eigenface preparation, eigenface generation, and feature extraction, I-2DPCA totally consumes computing time less than both the conventional PCA and 2DPCA methods as illustrated in Table I. The main reason of this advantage is that the proposed method reduces the number of zero-mean images from N to 1 for obtaining the covariance matrix. Therefore, in training phase, the proposed method can run faster than the conventional 2DPCA method [3]. Based on the experimental results as illustrated in Table I, I-2DPCA computes faster than the conventional PCA and 2DPCA methods almost two times, when the eigenvectors are selected from low-order to high-order. In the same way, Table II also shows that I-2DPCA out-performs the conventional PCA and 2DPCA methods.

Table 1. A comparison of time-consuming of the conventional PCA, 2DPCA, and I-2DPCA methods, when the eigenvectors are selected from low-order to high-order.

| Procedures | PCA [9] | 2DPCA [3] | I-2DPCA |
|-----------------------|---------|-----------|---------------|
| Eigenface Preparation | 0.9583 | 0.5145 | 0.0759 |
| Eigenface Generation | 0.2159 | 0.0027 | 0.0023 |
| Feature Extraction | 1.6581 | 0.2549 | 0.3196 |
| Total Computing Time | 2.8323 | 0.7721 | 0.3978 |

Table 2. A comparison of time-consuming of the conventional PCA, 2DPCA, and I-2DPCA, when the eigenvectors are selected in different intervals.

| Procedures | PCA [9] | 2DPCA [3] | I-2DPCA |
|-----------------------|---------|-----------|---------------|
| Eigenface Preparation | 1.0402 | 0.5187 | 0.0771 |
| Eigenface Generation | 0.2293 | 0.0025 | 0.0024 |
| Feature Extraction | 1.0099 | 0.3227 | 0.3127 |
| Total Computing Time | 2.2794 | 0.8440 | 0.3922 |

4. CONCLUSION

This paper proposes an improved 2DPCA for overcoming face recognition in illumination effects. The main contributions of the proposed methods are (i) speeding up the computing time of the training step by using a single zero mean image for creating the covariance matrix, and (ii) increasing the accuracy of face recognition in illumination effects by selecting the suitable intervals of eigenvectors. Based on the Extended Yale Face Database B, the experimental results show that not only does the proposed method increase the computing time, but it also improves the recognition rate up to 95.93%.

REFERENCE

- [1] K. Woraratpanya and T. Titijaronrog, "Printed Thai character recognition using standard descriptor," in the 9th International Conference on Computing and Information Technology (IC²IT2013), Springer Berlin Heidelberg, pp. 165–173, 2013.
- [2] L. Sirovich and M. Kirby, "Low-dimensional procedure for the characterization of human faces," *J. Opt. Soc. Am. A*, vol. 4, no. 3, pp. 519–524, Mar. 1987.
- [3] J. Yang, D. Zhang, A. F. Frangi, and J.-Y. Yang, "Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intelligence*, vol. 26, no. 1, pp. 131–137, Jan. 2004.
- [4] L. Wang, X. Wang, X. Zhang, and J. Feng, "The equivalence of two-dimensional PCA to line-based PCA," *Pattern Recogn. Lett.*, vol. 26, no. 1, pp. 57–60, Jan. 2005.
- [5] D. Zhang and Z.-H. Zhou, "Two-directional two-dimensional PCA for efficient face representation and recognition," *Neurocomputing*, vol. 69, no. 1–3, pp. 224–231, Dec. 2005.
- [6] Y.-G. Kim, Y.-J. Song, U.-D. Chang, D.-W. Kim, T.-S. Yun, and J.-H. Ahn, "Face recognition using a fusion method based on bidirectional 2DPCA," *Appl Math Comput*, vol. 205, no. 2, pp. 601–607, Nov. 2008.
- [7] L. Zhao and Y. H. Yang, "Theoretical analysis of illumination in PCA-based vision systems," *Pattern Recogn*, vol. 32, no. 4, pp. 547–564, 1999.
- [8] A. S. Georghiadis, P. N. Belhumeur, and D. J. Kriegman, "From few to many: illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intelligence*, vol. 23, no. 6, pp. 643–660, 2001.
- [9] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neurosci*, Vol. 3, No. 1, pp. 71–86, 1991.