

การวิเคราะห์ภาพใบหน้า 3 มิติ สำหรับการระบุตัวตน
และยืนยันตัวบุคคล



นายวิทวัส วิทยาไกรเลิศ

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2556

**3D FACIAL ANALYSIS FOR PERSONEL
IDENTIFICATION AND VERIFICATION**



**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Master of Engineering in Computer Engineering
Suranaree University of Technology
Academic Year 2013**

การวิเคราะห์ภาพใบหน้า 3 มิติ สำหรับการระบุตัวตน และยืนยันตัวบุคคล

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(รศ. ดร.กิตติศักดิ์ เกิดประสพ)

ประธานกรรมการ

(ผศ. ดร.ปรเมศวร์ ห่อแก้ว)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

(ผศ. สมพันธ์ ชาญศิลป์)

กรรมการ

(ศ. ดร.ชูกิจ ลิมปิจำนงค์)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการและนวัตกรรม

(รศ. ร.อ. ดร.กนต์ธร ชำนิประศาสน์)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

วิทวัส วิทยาไกรเลิศ : การวิเคราะห์ภาพใบหน้า 3 มิติ สำหรับการระบุตัวตน และยืนยันตัวบุคคล (3D FACIAL ANALYSIS FOR PERSONEL IDENTIFICATION AND VERIFICATION) อาจารย์ที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปรเมศวร์ ห่อแก้ว, 81 หน้า.

งานวิจัยนี้ได้สังเกตเห็นความสำคัญของการรู้จำใบหน้า (Face recognition) เพื่อการใช้งานในระบบรักษาความปลอดภัยทั้งในหน่วยงานภาครัฐ และในองค์กรเอกชน โดยที่จุดเด่นของระบบการรู้จำใบหน้า คือ การที่ระบบต้องการการปฏิสัมพันธ์กับผู้น้อยมาก ซึ่งในบางกรณีผู้ใช้อาจไม่รู้ตัวเลยว่าได้ผ่านระบบรักษาความปลอดภัยมาแล้ว ในปัจจุบันการรู้จำใบหน้าโดยใช้เทคนิคการสร้างแบบจำลองนั้นได้รับการพัฒนาไปอย่างต่อเนื่อง โดยงานวิจัยนี้จะนำเสนอวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพแบบจำลองใบหน้าสามมิติความละเอียดสูง ซึ่งเป็นการพัฒนาต่อจากแบบจำลองรูปลักษณะ (Active appearance models) โดยผู้วิจัยได้สังเกตเห็นการใช้วิธีการสร้างแบบจำลองด้วยอัลกอริทึมการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal component analysis) ซึ่งเป็นวิธีการเดิมที่มีข้อจำกัดในการวิเคราะห์องค์ประกอบพื้นผิวของภาพถ่าย ซึ่งการปรับปรุงขั้นตอนวิธีในการสร้างแบบจำลองด้วยการใช้อัลกอริทึมการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ (Independent component analysis) จะสามารถช่วยเสริมสร้างความแข็งแกร่งให้กับแบบจำลองได้ ในงานวิจัยนี้ยังได้เพิ่มเติมเกี่ยวกับการสร้างแบบจำลองใบหน้าให้อยู่ในรูปแบบสามมิติ โดยการสร้างแผนภาพความลึก (Depth map) และข้อเสนอแนะในการนำแบบจำลองใบหน้าสามมิติความละเอียดสูงไปประยุกต์ใช้งานจริงด้วย

VITAVAT VITAYAKAILERT : 3D FACIAL ANALYSIS FOR PERSONEL
IDENTIFICATION AND VERIFICATION. THESIS ADVISOR :
ASST. PROF. PARAMATE HORKAEW, Ph.D., 81 PP.

ACTIVE APPEARANCE MODEL/INDEPENDENT COMPONENT
ANALYSIS/FACE RECOGNITION

This research recognizes the importance of face recognition. Current face recognition techniques have continuously developed based on parametric models. This research presents a method for modeling and extracting high-resolution three-dimensional face model, which is an extension of the active appearance models. It was observed that creating a model using principal component analysis, which is previously adopted elsewhere, is restricted only to analysis of the texture composition of an image. In this work, the face model is strengthened by incorporating independent component analysis in to the appropriate portion of the model. Furthermore, the statistical face models were built upon the 3D framework by using depth map. This thesis also includes the recommendations for building the high-resolution three-dimensional face model in practical applications.

School of Computer Engineering

Academic Year 2013

Student's Signature _____

Advisor's Signature _____

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลงด้วยดี ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณบุคคล และกลุ่มบุคคลต่าง ๆ ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา แนะนำ และช่วยเหลืออย่างดียิ่ง ทั้งในด้านวิชาการ และด้านการดำเนินงานวิจัยดังต่อไปนี้

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปรเมศวร์ ห่อแก้ว อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่ให้คำปรึกษาในการทำงานวิจัย การจัดการรูปแบบ และช่วยตรวจทานความถูกต้องของวิทยานิพนธ์ รองศาสตราจารย์ ดร.กิตติศักดิ์ เกิดประสพ รองศาสตราจารย์ ดร.นิตยา เกิดประสพ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พิชโยทัย มหัทธนาภิวัฒน์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กะชา ชาญศิลป์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ สมพันธ์ ชาญศิลป์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ชาญวิทย์ แก้วกลี อาจารย์สุภาพร บุญฤทธิ์ อาจารย์วิชัย ศรีสุรภัย และอาจารย์ศรีัญญา กาญจนวัฒนา อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี คุณกัลญา พับโพธิ์ เลขานุการสาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ และคุณดารณี ทิพย์ทอง ผู้ช่วยสอนสาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ที่ให้ความช่วยเหลือในงานด้านเอกสาร นักศึกษาบัณฑิตสาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ และนักศึกษابัณฑิตสาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศทุกท่านที่ให้คำปรึกษาและช่วยเหลือด้วยดีมาโดยตลอด คุณสิริลักษณ์ ยอดสร้อย ที่คอยให้กำลังใจและคอยอยู่เคียงข้างกัน นอกจากนี้ขอขอบคุณครู อาจารย์ทั้งในอดีตและปัจจุบันที่ให้ความรู้แก่ผู้วิจัยจนประสบความสำเร็จในชีวิต

ท้ายที่สุดที่จะลืมไม่ได้ ขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา ที่ให้กำเนิด อบรม เลี้ยงดูด้วยความรัก และส่งเสริมการศึกษาเป็นอย่างดีโดยตลอด ทำให้ผู้วิจัยมีความรู้ ความสามารถ มีจิตใจที่เข้มแข็ง รวมทั้งเป็นกำลังใจที่ยิ่งใหญ่แก่ผู้วิจัย จนทำให้ผู้วิจัยประสบความสำเร็จในชีวิตเรื่อยมา

วิทวัส วิทยาไกรเลิศ

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย)	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ)	ข
กิตติกรรมประกาศ	ค
สารบัญ	ง
สารบัญตาราง	ช
สารบัญรูป	ฉ
บทที่	
1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมา	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย	5
1.3 สมมติฐานการวิจัย	5
1.4 ขีดกลางเบื้องต้น	6
1.5 ขอบเขตของการวิจัย	6
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	6
2 ปรัชญ์วรรณกรรม	7
2.1 การระบุตัวตนด้วยใบหน้า (Face Recognition)	7
2.1.1 วัตถุประสงค์ในการระบุตัวตนด้วยใบหน้า	9
2.1.2 กระบวนการระบุตัวตนด้วยใบหน้า	9
2.2 การสร้างแบบจำลองสำหรับการระบุตัวตนด้วยใบหน้า (Face Model)	10
2.2.1 แบบจำลองใบหน้าด้วยวิธีไอเกนเฟส (Eigenface Model)	10
2.2.2 แบบจำลองใบหน้าด้วยวิธี ASM (Active Shape Model)	13
2.2.3 แบบจำลองใบหน้าด้วยวิธี AAM (Active Appearance Model)	16
2.3 การวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ	20
2.3.1 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal component analysis)	20

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.3.2	การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ (Independent component analysis)	22
2.3.3	การเปรียบเทียบ PCA กับ ICA	23
2.4	แผนภาพความลึก (Stereo Deptmap)	25
2.5	Rasberry Pi	26
2.6	ภาษาซีชาร์ป (C Sharp)	27
2.7	โปรแกรม Microsoft Visual Studio	28
2.8	โปรแกรม Matlab	29
2.9	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	30
3	วิธีดำเนินการวิจัย	32
3.1	กรอบแนวคิดของการวิจัย	32
3.1.1	กรอบแนวคิดแบบที่ 1 : การเปรียบเทียบแบบจำลองรูปร่างจาก PCA กับ ICA	32
3.1.2	กรอบแนวคิดแบบที่ 2 : การเปรียบเทียบแบบจำลองพื้นผิวจาก PCA กับ ICA	33
3.1.3	กรอบแนวคิดแบบที่ 3 : การเปรียบเทียบแบบจำลองรูปลักษณะจาก PCA กับ ICA	35
3.2	การออกแบบอัลกอริทึม	36
3.2.1	อัลกอริทึมแบบจำลองรูปร่าง (Active Shape Model)	36
3.2.2	อัลกอริทึมแบบจำลองพื้นผิว (Active Texture Model)	37
3.2.3	อัลกอริทึมแบบจำลองรูปลักษณะ (Active Appearance Model)	39
3.2.4	อัลกอริทึมแบบจำลองรูปลักษณะสามมิติ (3D Active Appearance Model)	40
3.3	การพัฒนาและใช้งานโปรแกรม	41
3.3.1	การสร้าง landmark	42
3.3.2	การสร้าง training set	43
3.3.3	การจัดการข้อมูลต่าง space	44

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.3.4	การสร้างแบบจำลอง	45
3.3.5	การสร้างแผนรูปความลึก	45
3.3.6	Raspberry Pi	46
3.4	เครื่องมือ	47
3.4.1	เครื่องมือในการพัฒนา	47
3.4.2	เครื่องมือในทดสอบ	47
3.4.3	เครื่องมือในทดสอบประยุกต์ใช้งาน	48
3.4.4	เครื่องมือวัดประสิทธิภาพ	48
4	ผลการทดลอง	49
4.1	ข้อมูลที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพ	50
4.2	ผลการสังเคราะห์รูปใบหน้าจากแบบจำลอง	51
4.2.1	การสังเคราะห์ใบหน้าจากแบบจำลองรูปร่างใบหน้า	51
4.2.2	การสังเคราะห์ใบหน้าจากแบบจำลองพื้นผิวใบหน้า	53
4.2.3	การสังเคราะห์ใบหน้าจากแบบจำลองรูปลักษณะใบหน้า	54
4.3	ผลการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์	56
4.3.1	การแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์จากแบบจำลองรูปร่าง	56
4.3.2	การแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์จากแบบจำลองพื้นผิว	57
4.3.3	การแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์จากแบบจำลองรูปลักษณะ	57
4.4	การวัดประสิทธิภาพความเป็นปึกแผ่น	58
4.4.1	การวัดประสิทธิภาพความเป็นปึกแผ่นของแบบจำลองรูปร่าง	58
4.4.2	การวัดประสิทธิภาพความเป็นปึกแผ่นของแบบจำลองพื้นผิว	59
4.4.3	การวัดประสิทธิภาพความเป็นปึกแผ่นของแบบจำลองรูปลักษณะ	60
4.5	การวัดประสิทธิภาพความเฉพาะเจาะจง	61
4.6	การวัดประสิทธิภาพการตรวจสอบข้อมูลภายนอก	63
4.6.1	การวัดประสิทธิภาพการตรวจสอบข้อมูลภายนอก ของแบบจำลองรูปร่าง	63

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.6.2	การวัดประสิทธิภาพการตรวจสอบข้อมูลภายนอก ของแบบจำลองพื้นผิว.....	64
4.6.3	การวัดประสิทธิภาพการตรวจสอบข้อมูลภายนอก ของแบบจำลองรูปลักษณะ.....	64
4.7	แนวทางการนำแบบจำลองไปใช้งานในสภาวะแวดล้อมจริง.....	65
4.7.1	Face Recognition.....	65
4.7.2	Raspberry Pi.....	66
4.8	อภิปรายผล.....	67
5	สรุปผลการวิจัย.....	68
5.1	สรุปผลการวิจัย.....	69
5.2	ปัญหาและข้อเสนอแนะ.....	69
	รายการอ้างอิง.....	71
	ภาคผนวก	
	ภาคผนวก ก. บทความผลงานวิจัยที่นำเสนอในการประชุมวิชาการ ICSEC 2013.....	74
	ประวัติผู้เขียน.....	81

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 ตารางเปรียบเทียบแบบจำลองจากวิธีการ Eigenface, ASM และ AAM.....	20
2.2 ตารางเปรียบเทียบการทำงานของ PCA กับ ICA.....	24
2.3 ตารางคุณสมบัติทางกายรูปของ Raspberry Pi.....	26
2.4 ตารางเปรียบเทียบค่างานวิจัย.....	31



สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
1.1 Google Glasses.....	2
1.2 Facebook.....	2
1.3 การเปรียบเทียบภาพใบหน้า กับแบบจำลองรูปลักษณ์โดยวิธีการ AAM.....	3
1.4 แผนรูปการทำงานของอัลกอริทึม AAM.....	4
2.1 โทรศัพท์มือถือพร้อมกล้องถ่ายภาพ.....	8
2.2 ขั้นตอนการระบุตัวตนด้วยใบหน้า.....	9
2.3 ขั้นตอนการสร้าง Eigenface.....	11
2.4 ตัวอย่าง Eigenface.....	11
2.5 รูปต้นฉบับ กับรูปสังเคราะห์จากแบบจำลอง.....	12
2.6 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองรูปร่าง.....	13
2.7 ความเปลี่ยนแปลงของหัวใจ เมื่อพารามิเตอร์เปลี่ยนแปลงระหว่าง $\pm 2\sigma$	15
2.8 ความเปลี่ยนแปลงของมือ เมื่อพารามิเตอร์เปลี่ยนแปลงระหว่าง $\pm 2\sigma$	15
2.9 การวางตัวของแบบจำลองรูปร่างของหัวใจ.....	15
2.10 การวางตัวของแบบจำลองรูปร่างของมือ.....	16
2.11 การสังเคราะห์รูปใบหน้าจากแบบจำลองรูปร่าง.....	16
2.12 การสังเคราะห์รูปใบหน้าจากแบบจำลองพื้นผิว.....	17
2.13 การสังเคราะห์รูปใบหน้าจากแบบจำลองรูปลักษณ์.....	18
2.14 แผนผังแสดงวิธีการสร้างแบบจำลองรูปลักษณ์.....	19
2.15 รูปต้นฉบับ กับรูปจากแบบจำลองรูปลักษณ์.....	20
2.16 ตัวอย่างรูปเปรียบเทียบ amplitude spectrum กับ phase spectrum.....	23
2.17 ตัวอย่างแผนภาพความถี่จากรูปต้นแบบ.....	25
2.18 Raspberry Pi.....	26
2.19 เครื่องเกมสจาก Raspberry Pi.....	27
2.20 ตัวอย่างโค้ดโปรแกรมภาษา C#.....	27
2.21 ตัวอย่างโปรแกรม Microsoft Visual Studio.....	28

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
2.22 ตัวอย่างโปรแกรมประยุกต์.....	28
2.23 ตัวอย่างโปรแกรม Matlab	29
2.24 ตัวอย่างโปรแกรมภาษา Matlab.....	29
3.1 กรอบแนวคิดแบบที่ 1 : การเปรียบเทียบแบบจำลองรูปร่างใบหน้าจาก PCA กับ ICA.....	32
3.2 กรอบแนวคิดแบบที่ 2 : การเปรียบเทียบแบบจำลองพื้นผิวใบหน้าจาก PCA กับ ICA.....	34
3.3 กรอบแนวคิดแบบที่ 3 : การเปรียบเทียบแบบจำลองรูปลักษณะใบหน้าจาก PCA กับ ICA.....	35
3.4 อัลกอริทึมแบบจำลองรูปร่าง (Active Shape Model).....	37
3.5 อัลกอริทึมแบบจำลองพื้นผิว (Active Texture Model).....	38
3.6 อัลกอริทึมแบบจำลองรูปลักษณะ (Active Appearance Model).....	39
3.7 อัลกอริทึมแบบจำลองรูปลักษณะสามมิติ (3D Active Appearance Model).....	40
3.8 โครงสร้างข้อมูล Landmark.....	41
3.9 รูปการออกแบบโครงสร้างบริเวณดวงตา.....	42
3.10 รูปการออกแบบโครงสร้างใบหน้าสมบูรณ์.....	42
3.11 ตัวอย่าง training set.....	43
3.12 รูปแสดงความแตกต่างของ Landmark จากหลายข้อมูล.....	44
3.13 รูปแสดงความแตกต่างของ Node จากหลายข้อมูล.....	44
3.14 ตัวอย่างการสร้างแบบจำลองโดยใช้รูปถ่ายสองมุมมอง (Stereo Vision).....	45
3.15 ตัวอย่างการสร้างแบบจำลองโดยใช้รูปถ่ายหนึ่งมุมมอง.....	45
3.16 ระบบปฏิบัติการ Raspbian.....	46
4.1 ตัวอย่างข้อมูลรูปถ่ายใบหน้า.....	50
4.2 ตัวอย่างข้อมูลรูปถ่ายใบหน้าที่ได้รับการแปลงให้อยู่ในรูปแบบสามมิติ.....	51
4.3 แสดงผลการสังเคราะห์รูปใบหน้าด้วยแบบจำลองรูปร่างสองมิติ.....	52
4.4 แสดงผลการสังเคราะห์รูปใบหน้าด้วยแบบจำลองรูปร่างสามมิติ.....	52
4.5 แสดงผลการสังเคราะห์รูปใบหน้าด้วยแบบจำลองพื้นผิวสองมิติ.....	53
4.6 แสดงผลการสังเคราะห์รูปใบหน้าด้วยแบบจำลองพื้นผิวสามมิติ.....	54

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.7 แสดงผลการสังเคราะห์รูปใบหน้าด้วยแบบจำลองรูปลักษณะสองมิติ.....	55
4.8 แสดงผลการสังเคราะห์รูปใบหน้าด้วยแบบจำลองรูปลักษณะสามมิติ.....	55
4.9 แสดงการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์ด้วยแบบจำลองรูปร่างสองมิติ.....	56
4.10 แสดงการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์ด้วยแบบจำลองรูปร่างสามมิติ.....	56
4.11 แสดงการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์ด้วยแบบจำลองพื้นผิวสองมิติ.....	57
4.12 แสดงการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์ด้วยแบบจำลองพื้นผิวสามมิติ.....	57
4.13 แสดงการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์ด้วยแบบจำลองรูปลักษณะสองมิติ.....	58
4.14 แสดงการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์ด้วยแบบจำลองรูปลักษณะสามมิติ.....	58
4.15 ผลการวัดประสิทธิภาพ Compactness ของแบบจำลองรูปร่างสองมิติ.....	59
4.16 ผลการวัดประสิทธิภาพ Compactness ของแบบจำลองรูปร่างสามมิติ.....	59
4.17 ผลการวัดประสิทธิภาพ Compactness ของแบบจำลองพื้นผิวสองมิติ.....	60
4.18 ผลการวัดประสิทธิภาพ Compactness ของแบบจำลองพื้นผิวสามมิติ.....	60
4.19 ผลการวัดประสิทธิภาพ Compactness ของแบบจำลองรูปลักษณะสองมิติ.....	61
4.20 ผลการวัดประสิทธิภาพ Compactness ของแบบจำลองรูปลักษณะสามมิติ.....	61
4.21 ผลการวัดประสิทธิภาพ Specificity ของแบบจำลองสองมิติ.....	62
4.22 ผลการวัดประสิทธิภาพ Specificity ของแบบจำลองสามมิติ.....	62
4.23 ผลการวัดประสิทธิภาพ LOOC ของแบบจำลองรูปร่างสองมิติ.....	63
4.24 ผลการวัดประสิทธิภาพ LOOC ของแบบจำลองรูปร่างสามมิติ.....	63
4.25 ผลการวัดประสิทธิภาพ LOOC ของแบบจำลองพื้นผิวสองมิติ.....	64
4.26 ผลการวัดประสิทธิภาพ LOOC ของแบบจำลองพื้นผิวสามมิติ.....	64
4.27 ผลการวัดประสิทธิภาพ LOOC ของแบบจำลองรูปลักษณะสองมิติ.....	65
4.28 ผลการวัดประสิทธิภาพ LOOC ของแบบจำลองรูปลักษณะสามมิติ.....	66
4.29 แสดงผลการสังเคราะห์รูปใบหน้าจากการปรับพารามิเตอร์ด้วย Conjugate Gradient.....	66
4.30 แสดงผลตรวจจับรูปใบหน้าด้วย Raspberry Pi.....	66

บทที่ 1

บทนำ

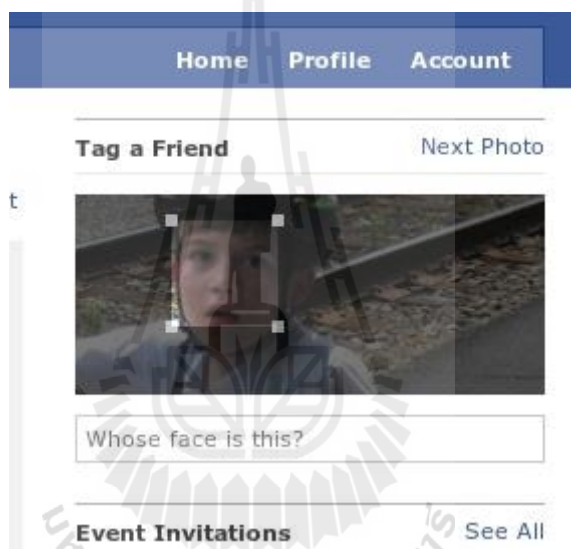
1.1 ความเป็นมา

การระบุตัวตนด้วยใบหน้า เป็นส่วนหนึ่งของวิชาคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (Computer Vision) ซึ่งเป็นการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีชีวภาพ (Biometric) โดยการนำเอาข้อมูลภาพถ่ายใบหน้ามาทำการวิเคราะห์เปรียบเทียบกับฐานข้อมูล เพื่อให้ทราบว่าบุคคลในภาพถ่ายในตรงกับคนใด หรือระบุว่าเป็นบุคคลที่อยู่ในฐานข้อมูลหรือไม่ สำหรับงานวิจัยในด้านการระบุตัวตนด้วยใบหน้าที่มีจุดประสงค์หลักในการระบุตัวบุคคล หรือตรวจสอบบุคคลที่ต้องการได้ถูกต้องเสมือนเป็นการระบุตัวบุคคลด้วยมนุษย์ ประโยชน์ที่สำคัญมักอยู่ในงานระบบงานรักษาความปลอดภัย และงานอื่น ๆ อีกหลายด้าน เช่น การระบุตัวอาชญากร การระบุตัวเจ้าหน้าที่ในองค์กร การระบุตัวผู้ใช้คอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลของผู้เสียชีวิต และการสร้างแบบจำลองใบหน้าเสมือนเพื่องานทางการแพทย์หรือความบันเทิง เป็นต้น ในการรู้จำใบหน้าได้รับการวิจัยมาเวลายาวนานกว่าสิบปี โดยได้รับความสนใจจากทั้งนักวิจัยในสาขาคอมพิวเตอร์ และสาขาอื่น ๆ เนื่องจากความรู้ในเชิงลึกของการรู้จำใบหน้าสามารถสะท้อนการทำงานของระบบสมองได้ โดยในปัจจุบันทิศทางการวิจัยมุ่งเน้นไปสู่การเพิ่มประสิทธิภาพในการระบุตัวตน และการสร้างความเข้าใจปัจจัยที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพในการระบุตัวตน เพื่อการเสริมสร้างความสมบูรณ์แบบให้กับระบบรู้จำใบหน้า (Face Recognition Homepage, 2555)

การตื่นตัวต่อระบบรู้จำใบหน้าที่มีมากขึ้นในทุกวันนี้ เนื่องจากอุปกรณ์ในชีวิตประจำวันเริ่มมีการติดตั้งกล้องมากขึ้น เช่น โทรศัพท์เคลื่อนที่ ประตูหน้าบ้าน และแว่นตา เป็นต้น ข่วงการจดสิทธิบัตรเกี่ยวข้องกับระบบรู้จำใบหน้าของบริษัทกูเกิล (Google Inc.) และการเข้าซื้อกิจการซึ่งเกี่ยวข้องกับระบบรู้จำใบหน้าของบริษัทเฟซบุ๊ก (Facebook Inc.) ก็นับสิ่งยืนยันถึงความน่าสนใจได้เป็นอย่างดี เนื่องจากบริษัทเหล่านี้ในแต่ละวันจะได้รับข้อมูลรูปภาพมหาศาล การนำสารสนเทศออกมาจากรูปภาพเหล่านี้ได้ ก็จะช่วยส่งเสริมการผลิตสินค้าในด้านที่เกี่ยวข้องได้ เช่น ในอนาคตผู้ใช้เฟซบุ๊กอาจไม่ต้องระบุชื่อเข้าใช้เพียงมีกล้องเว็บแคม (Webcam) สำหรับเข้าสู่ระบบผ่านการระบุตัวตนด้วยใบหน้า หรือผู้สวมใส่แว่นกugelอาจไม่จำเป็นต้องจํารายชื่อและที่อยู่ของบุคคลตรงหน้าอีกต่อไป เนื่องจากแว่นตาจะแสดงให้เห็นข้อมูลชื่อและที่อยู่เมื่อได้ทำการระบุตัวตนด้วยใบหน้าแล้วผ่านกล้องและจอภาพขนาดเล็กที่ติดมากับแว่นตาได้ เป็นต้น



รูปที่ 1.1 Google Glasses (<http://www.bornrich.com>, 2556)



รูปที่ 1.2 Facebook (<http://www.zupdates.com>, 2556)

นอกจากนี้ระบบการรู้จำใบหน้ายังมีจุดเด่นที่ไม่จำเป็นต้องสัมผัสร่างกายผู้ใช้งาน หรือผู้ที่ถูกตรวจสอบโดยตรงได้อีกด้วย ส่งผลให้มีความเป็นไปได้ที่จะตรวจสอบบุคคลต้องสงสัยได้โดยที่บุคคลนั้นไม่รู้ตัวว่ากำลังถูกตรวจสอบ หรือติดตามคนหายผ่านรูปถ่ายที่ได้รับการอัปโหลดอย่างมากมายบนเครือข่ายอินเทอร์เน็ต ซึ่งไม่ว่าทางไหนการระบุตัวตนด้วยใบหน้าก็ช่วยก่อประโยชน์ให้กับสังคมได้ทั้งสิ้น

วิธีการรู้จำใบหน้าสามารถแบ่งออกได้เป็น 3 กลุ่มใหญ่ คือ วิธีการขั้นพื้นฐาน (General algorithm) วิธีการประยุกต์ 2 มิติ (2D Techniques) และวิธีการประยุกต์ 3 มิติ (3D Models) โดยวิธีการขั้นพื้นฐานเป็นการนำกระบวนการวิธีทางสถิติ หรือกระบวนการอื่น ๆ มาใช้โดยตรง เช่น Principal component analysis และ Local binary patterns เป็นต้น ส่วนวิธีการประยุกต์ 2 มิติเป็น

การใช้วิธีการขั้นพื้นฐานร่วมกับกระบวนการวิธีที่ได้รับการพัฒนาขึ้นมาโดยเฉพาะ เช่น Active appearance models และ Kernel methods เป็นต้น และวิธีการประยุกต์ 3 มิติเป็นการขยายกระบวนการวิจจากวิธีการประยุกต์ 2 มิติด้วยการเพิ่มขั้นตอนการสร้างมิติที่ 3 เช่น Morphable model และ Stereo matching เป็นต้น (Xiaozheng and Yongsheng, 2009)

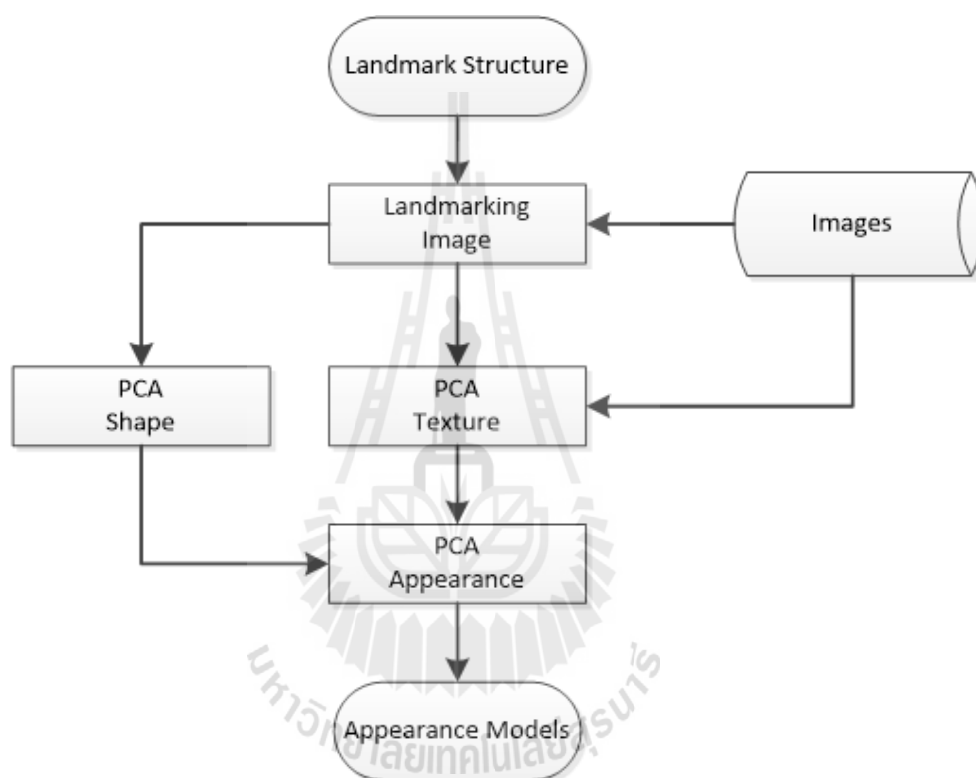
ในปี ค.ศ. 1995 T.F. Cootes และคณะ ได้นำเสนอกระบวนการวิธีในการรู้จำใบหน้าด้วยการสร้างแบบจำลอง 2 มิติแสดงให้เห็นรูปร่าง (Shape) ต่อมาในปี ค.ศ. 1998 T.F. Cootes และคณะ ได้ทำการพัฒนาแบบจำลอง 2 มิติที่มีทั้งรูปร่าง (Shape) และพื้นผิว (Texture) โดยตั้งชื่อว่า “Active Appearance Models” (AAM)



รูปที่ 1.3 การเปรียบเทียบภาพใบหน้า (ซ้าย) กับแบบจำลองรูปลักษณะโดยวิธีการ AAM (ขวา)
(T.F. Cootes และคณะ, 1998)

AAM ใช้วิธีการทางสถิติที่ชื่อว่า Principal component analysis (PCA) เพื่อสร้างแบบจำลองโดยใช้องค์ประกอบหลักที่ในการอธิบายรูปร่าง และพื้นผิวของใบหน้า โดยการใช้แบบจำลองสุดท้ายที่รวมทั้งสองคุณสมบัตินี้เข้าด้วยกันเรียกว่า “Appearance Models” ซึ่งวิธีการนี้สามารถลดการเก็บข้อมูลของแต่ละใบหน้าได้ โดยการเก็บเฉพาะองค์ประกอบหลักสำหรับการอธิบายองค์ประกอบที่มีร่วมกันของทุกใบหน้าเรียกว่า “Appearance Vector” และพารามิเตอร์ขององค์ประกอบหลักสำหรับแต่ละใบหน้าเรียกว่า “Appearance Basis” และมีจุดเด่นที่การเรียกคืนข้อมูลที่มีความสมบูรณ์เสมือนภาพต้นแบบดังแสดงในรูปที่ 1.3 (T.F. Cootes และคณะ, 1998)

โดยขั้นตอนการสร้างแบบจำลองด้วยอัลกอริทึม AAM เริ่มต้นจาก การระบุตำแหน่งสำคัญบนรูปภาพใบหน้า เพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลอง แล้วนำข้อมูลตำแหน่งที่ได้มาสร้างแบบจำลองรูปร่างด้วยการใช้วิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก จากนั้นนำข้อมูลความเข้มของจุดภาพ (Pixel) มาสร้างแบบจำลองพื้นผิวด้วยการใช้วิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก สุดท้ายนำ Basis ของทั้งสองแบบจำลอง (Shape Basis and Texture Basis) มาสร้างแบบจำลองรูปลักษณะด้วยการใช้วิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก ดังแสดงไว้ในรูปที่ 1.4



รูปที่ 1.4 แผนรูปการทำงานของอัลกอริทึม AAM

จากรูปจะเห็นว่าวิธีการหาองค์ประกอบทางสถิติของพื้นผิวใน AAM ใช้เทคนิค PCA ซึ่งงานวิจัยของ Marian Stewart Bartlett, Javier R. Movellan และ Terrence J. Sejnowski ในปี 2002 ได้ให้ความรู้ใหม่ว่าการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักนั้น อาจไม่เหมาะสมในการนำมาใช้วิเคราะห์ความเข้มของจุดภาพใบหน้า โดยมีการนำเสนอให้ใช้วิธีการ Independent component analysis (ICA) ซึ่งสามารถนำมาใช้วิเคราะห์ความเข้มของจุดภาพใบหน้าได้ดีกว่าวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก โดยในงานวิจัยนั้นได้แสดงผลการทดลองที่แสดงให้เห็นว่าผลลัพธ์ของการนำแบบจำลองที่ได้ไปใช้แล้วให้ผลดีขึ้นกว่าเดิม ทำให้ผู้วิจัยมีแนวคิดว่าการปรับเปลี่ยนขั้นตอนการ

วิเคราะห์องค์ประกอบทางสถิติของพื้นผิวของอัลกอริทึม AAM จากการใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักมาเป็นการใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ

ดังนั้นการพัฒนาระบบการรู้จำใบหน้าด้วยกระบวนการวิธี AAM โดยการประยุกต์ใช้เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระในการสร้างแบบจำลองพื้นผิวจึงเป็นงานวิจัยที่น่าสนใจ และเพื่อเป็นการยืนยันแนวคิดทางการวิจัยให้ครอบคลุมจึงขยายแนวคิดไปสู่การวิเคราะห์องค์ประกอบทางสถิติของรูปร่าง และการวิเคราะห์องค์ประกอบทางสถิติของรูปลักษณ์อีกด้วย โดยผู้วิจัยมีความคาดหวังว่า แบบจำลองสำหรับระบบการรู้จำใบหน้าที่ได้รับการพัฒนาขึ้นในงานวิจัยชิ้นนี้จะสามารถเพิ่มประสิทธิภาพแบบจำลองเพื่อให้สามารถนำไปใช้งานในกับระบบการรู้จำใบหน้าให้ดีขึ้นได้

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

วัตถุประสงค์หลักในของงานวิจัยนี้ คือ การศึกษาและพัฒนาระบบการสร้างแบบจำลองใบหน้าด้วยกระบวนการวิธี AAM โดยปรับปรุงวิธีการสร้างแบบจำลองรูปร่าง แบบจำลองพื้นผิว และแบบจำลองรูปลักษณ์ ด้วยการประยุกต์ใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระเปรียบเทียบกับวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก โดยมีวัตถุประสงค์ย่อยดังนี้

1.2.1 เพื่อศึกษาและพัฒนากระบวนการสร้างแบบจำลองใบหน้าสามมิติความละเอียดสูงของรูปร่างใบหน้าด้วยกระบวนการวิธี AAM

1.2.2 เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพแบบจำลองใบหน้าที่สร้างโดยกระบวนการวิธี AAM ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ

1.2.3 เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองใบหน้าที่สร้างโดยกระบวนการวิธี AAM ปกติกับกระบวนการวิธี AAM ที่ปรับปรุงด้วยเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ

1.2.4 เพื่อเสนอแนวทางการนำแบบจำลองไปใช้งาน

1.3 สมมติฐานการวิจัย

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาและพัฒนาระบบการรู้จำใบหน้าด้วยกระบวนการวิธี AAM โดยปรับปรุงวิธีการสร้างแบบจำลองรูปร่าง แบบจำลองพื้นผิว และแบบจำลองรูปลักษณ์ ด้วยการประยุกต์ใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ โดยมีสมมติฐานการวิจัยดังนี้

1.3.1 สามารถสร้างแบบจำลองใบหน้าสามมิติความละเอียดสูงของรูปร่างใบหน้า ด้วยกระบวนการวิธี AAM ได้

1.3.2 สามารถเพิ่มประสิทธิภาพแบบจำลองใบหน้าที่สร้างโดยกระบวนการวิธี AAM ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระได้

1.3.3 สามารถแสดงให้เห็นผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองใบหน้าที่สร้างโดยกระบวนการวิธี AAM ปกติ กับกระบวนการวิธี AAM ที่ปรับปรุงด้วยเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ

1.3.4 สามารถเสนอแนวทางการนำแบบจำลองไปใช้งาน

1.4 ข้อตกลงเบื้องต้น

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาและพัฒนากระบวนการรู้จำใบหน้าด้วยกระบวนการวิธี AAM โดยการปรับปรุงวิธีการสร้างแบบจำลองรูปร่าง แบบจำลองพื้นผิว และแบบจำลองรูปลักษณ์ ด้วยการประยุกต์ใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ โดยมีข้อตกลงในการใช้งานระบบดังต่อไปนี้

1.4.1 ข้อมูลรูปถ่ายที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง ต้องได้รับการบันทึกภายใต้ข้อกำหนดที่เหมาะสม มีองค์ประกอบทางใบหน้าที่ครบสมบูรณ์ สามารถเข้ากันได้กับกลไกการทำงานของระบบ

1.4.2 ระบบที่พัฒนาขึ้นมีลำดับการทำงานที่แน่นอน โดยยอมรับการตอบสนองต่อผู้ใช้อย่างเป็นขั้นตอน ไม่สามารถข้ามขั้นตอนได้

1.4.3 เมื่อระบบได้ดำเนินการมาอย่างถูกต้อง โดยสมบูรณ์แล้วผู้ใช้งานจะสามารถบันทึกแบบจำลองใบหน้าเพื่อนำไปใช้งานต่อไปได้

1.5 ขอบเขตของการวิจัย

การวิจัยนี้เป็นการศึกษาและพัฒนากระบวนการรู้จำใบหน้าด้วยกระบวนการวิธี AAM โดยการปรับปรุงวิธีการสร้างแบบจำลองรูปร่าง แบบจำลองพื้นผิว และแบบจำลองรูปลักษณ์ ด้วยการประยุกต์ใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ และแบบจำลองที่ได้จะอยู่ในรูปแบบสามมิติ โดยการประยุกต์ใช้วิธีการหาแผนภาพความลึก

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.6.1 ผู้ใช้สามารถสร้างแบบจำลองสามมิติความละเอียดสูงของรูปถ่ายใบหน้า โดยการใช้วิธีการทางสถิติได้

1.6.2 ผู้ใช้สามารถยืนยันตัวตนโดยใช้แบบจำลองสามมิติที่ได้พัฒนาขึ้นได้

1.6.3 ผู้ใช้สามารถทำความเข้าใจแนวทางการนำแบบจำลองไปใช้งานได้

บทที่ 2

ปรัทัศนัวรรณกรรม

เนื้อหาในบทนี้ประกอบด้วยการทบทวนวรรณกรรม และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยมีรายละเอียดของการระบุตัวตนด้วยใบหน้า การสร้างแบบจำลองใบหน้าด้วยวิธีการ Eigenface การสร้างแบบจำลองใบหน้าด้วยวิธีการ Active shape model การสร้างแบบจำลองใบหน้าด้วยวิธีการ Active appearance model การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ แผนภาพความลึก Raspberry Pi ภาษาซีชาร์ป โปรแกรม Microsoft Visual Studio โปรแกรม Matlab และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การระบุตัวตนด้วยใบหน้า (Face Recognition)

ในปี 1964 มีการนำเสนองานด้านการระบุตัวตนด้วยใบหน้าอยู่น้อย แต่ก็มีข้อมูลที่แน่ชัดเกี่ยวกับงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการระบุตัวตนด้วยรูปถ่ายใบหน้า โดยในตอนนั้นมีการดำเนินการวิจัยโดยใช้วิธีการนำรูปถ่ายหนึ่งรูปมาค้นในฐานข้อมูลเพื่อค้นหาชุดรูปที่คล้ายคลึงกัน แต่ในขณะนั้นได้พบแล้วว่าความยากของปัญหานี้อยู่ที่ความแปรปรวนของข้อมูลภายในรูปที่จะนำมาเปรียบเทียบกันในเรื่องของการหมุน การเอียงหัว ความเข้มแสง การแสดงออกของสีหน้า และริ้วรอยที่เกิดขึ้นเมื่อเวลาเปลี่ยนไป ในเวลานั้นการระบุตำแหน่งขององค์ประกอบบนใบหน้าใช้แรงงานคนในการระบุตำแหน่งจุดอ้างอิงที่ถูกต้อง เพื่อให้การวัดระยะขององค์ประกอบที่สำคัญบนรูปใบหน้าเช่น ปาก ตา จมูก และโครงใบหน้า เป็นต้น ข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนดังกล่าวจะถูกเก็บเป็นฐานข้อมูลของค่าระยะทางซึ่งจะทำการบันทึกลงในคอมพิวเตอร์ โดยการระบุตัวตนจะใช้ค่าระยะทางจากฐานข้อมูลนั้นและข้อมูลระยะทางที่ได้จากการระบุตำแหน่งอ้างอิงบนรูปที่ต้องการตรวจสอบแล้วคำนวณหาค่าระยะทางที่สั้นที่สุด โดยหากค่าความแตกต่างมีค่าน้อยหมายถึงมีความเหมือนมาก แต่ในที่สุดวิธีการดังกล่าวก็ไม่อาจประสบความสำเร็จได้ เนื่องจากการเก็บข้อมูลสองระยะทางในสองมิติจากรูปถ่ายนั้น ไม่เพียงพอให้คอมพิวเตอร์แยกแยะความแตกต่างของแต่ละบุคคล หรือแม้แต่ระบุความเหมือนของบุคคลคนเดียวกันที่หันหน้าบิดเบือนไปจากเดิม ซึ่งใบหน้ามนุษย์ในความจริงแล้วอยู่ในรูปแบบสามมิติ หากต้องการระบุตัวตนโดยอาศัยการวัดระยะทางจึงต้องมีการคำนวณระยะทางให้ครบในแบบสามมิติ ซึ่งปัญหาเหล่านี้เองได้กลายมาเป็นแนวทางการทำวิจัยในสาขางานการระบุตัวตนด้วยใบหน้าในเวลาต่อมา (Wikipedia, 2555)



รูปที่ 2.1 โทรศัพท์มือถือพร้อมกล้องถ่ายภาพ (<http://gfxdrop.com>, 2556)

ปัจจุบันเทคโนโลยีการบันทึกภาพได้รับการพัฒนาจนมีประสิทธิภาพสูงมาก แต่ขนาดของอุปกรณ์ที่เล็กลงช่วยให้สามารถพกพาไปบันทึกภาพได้ในทุกที่ที่ต้องการ ด้วยต้นทุนราคาที่ถูกลงรวมทั้งความสะดวกรวดเร็วทำให้มีการบันทึกข้อมูลด้วยรูปถ่ายมีมากขึ้น ดังจะเห็นได้ว่าประชาชนทั่วไปก็มีโทรศัพท์ที่สามารถถ่ายรูปได้กันแทบทุกคน ในระดับองค์กรทั้งภาคเอกชน และภาครัฐก็มีการใช้กล้องวงจรปิดช่วยในการรักษาความปลอดภัยกันมากขึ้น ซึ่งรูปถ่ายเหล่านี้ได้ช่วยในการบันทึกเรื่องราวในชีวิตประจำวันจนถึงเหตุการณ์สำคัญต่าง ๆ บ่อยครั้งที่พบว่ารูปถ่ายถูกใช้ในการระบุตัวผู้กระทำความผิด ตั้งแต่คดีลักเล็กขโมยน้อยจนกระทั่งคดีก่อการร้าย ในอีกด้านหนึ่งการนำเอารูปถ่ายใบหน้ามาระบุตัวตน เพื่อใช้ในการรักษาความปลอดภัยก็เป็นอีกทางเลือกหนึ่ง

ใบหน้าเป็นส่วนของร่างกายที่ถูกปิดบังน้อยที่สุด การระบุตัวตนด้วยใบหน้าจึงเป็นมิตรต่อผู้ใช้เนื่องจากการถ่ายรูปนั้นไม่จำเป็นต้องมีการสัมผัสทางกายภาพ หรือต้องอาศัยความจำเหมือนรหัสผ่าน และสามารถช่วยลดการใช้ทรัพยากร เช่น คุกกี้แฉ หรือ คีย์การ์ด ได้เป็นอย่างดี ด้วยเหตุนี้การระบุตัวตนด้วยใบหน้าจึงได้รับความนิยม ในงานรักษาความปลอดภัยที่ใช้รูปถ่ายบุคคลมาระบุตัวตนนั้นจำเป็นต้องอาศัยความสามารถในการประมวลผลภาพ เป้าหมายสูงสุดของนักวิจัยในพื้นที่นี้คือการทำให้คอมพิวเตอร์สามารถเลียนแบบระบบการมองเห็นของมนุษย์ เพื่อระบุตัวบุคคลอย่างถูกต้อง แต่การก้าวไปสู่ขั้นอุดมคตินั้นนับเป็นความท้าทายอย่างมาก เนื่องจากในปัจจุบันปัญหาสภาพกลางแจ้ง, การเปลี่ยนแปลงท่าทาง, การปกปิดบางส่วน ฯลฯ นั้นยังไม่มีวิธีการใดที่สามารถจัดการได้ทั้งหมดโดยสมบูรณ์ แม้มีการนำเสนอการประยุกต์รวมหลายวิธีการแล้ว ก็เป็นเพียงการเสริมสร้างประสิทธิภาพให้เพียงพอต่อการใช้งานในสภาพแวดล้อมจริงเท่านั้น วิธีการหนึ่งซึ่งนิยมใช้ในการรู้จำใบหน้า คือ การสร้างแบบจำลองใบหน้า อัลกอริทึมสำหรับการสร้างแบบจำลองซึ่งเป็นที่ยอมรับ เช่น Eigenface, Active shape models และ Active appearance models เป็นต้น ได้รับการพัฒนาต่อเนื่อง เพื่อให้สามารถสร้างแบบจำลองที่มีความถูกต้อง และใกล้เคียงกับตัวอย่างข้อมูลจริง (Rabia Jafri and Hamid R. Arabnia, 2009)

2.1.1 วัตถุประสงค์ในการระบุตัวตนด้วยใบหน้า

โดยพื้นฐานแล้วมนุษย์เราใช้การมองหน้ากันเพื่อระบุว่าเป็นใคร ซึ่งการระบุตัวตนด้วยใบหน้านั้นสามารถจะนำมาประยุกต์ใช้ในงานรักษาความปลอดภัยได้เป็นอย่างดี ดังจะเห็นได้จากการระบุตัวคนร้าย โดยใช้รูปถ่ายใบหน้านั้นเป็นวิธีการที่เป็นสากลซึ่งสามารถทำความเข้าใจได้ หรือการยืนยันตัวบุคคลเพื่อเข้าใช้ส่วนที่ถูกจำกัดสิทธิ รัฐบาลของประเทศสหรัฐอเมริกาได้เล็งเห็นความสำคัญของการระบุตัวตนด้วยใบหน้าอย่างมาก โดยมีการทำการวิจัยในด้านการระบุตัวตนด้วยใบหน้าที่อย่างต่อเนื่องตั้งแต่ปี 1993 จนถึงปัจจุบัน โดยการพัฒนาระบุอัตราความผิดพลาดลดลงครึ่งหนึ่งทุก ๆ สองปีของการพัฒนา

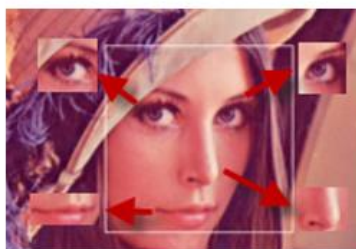
ในภาคธุรกิจก็หันมาให้ความสนใจต่อระบบการระบุตัวตนด้วยใบหน้าอย่างชัดเจน เช่น Facebook บริษัทโซเชียลเน็ตเวิร์คได้เข้าซื้อกิจการ Face.com ซึ่งเป็นบริษัทที่มีซอฟต์แวร์จดจำใบหน้าทั้งบนเดสก์ท็อปและมือถือ จากอิสราเอล และ Google บริษัทเสิร์ชเอนจินก็ได้จดสิทธิบัตรใน ชื่อ "Method and system for automated annotation of persons in video content" ซึ่งเป็นความสามารถจดจำบุคคลในวิดีโอด้วยรูปใบหน้า เป็นต้น (<http://www.blognone.com/topics/facial-recognition>, 2556)

2.1.2 กระบวนการระบุตัวตนด้วยใบหน้า

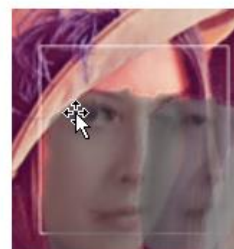
กระบวนการระบุตัวตนด้วยใบหน้าสามารถแบ่งการทำงานออกเป็น 3 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนที่ 1 การสกัดใบหน้าออกจากส่วนอื่น ๆ ในรูปถ่าย ขั้นตอนที่ 2 การวิเคราะห์หาลักษณะประกอบต่าง ๆ เช่น ตำแหน่ง ขนาด สีส้นของใบหน้า และองค์ประกอบภายในใบหน้า ขั้นตอนที่ 3 การระบุตัวตนของบุคคลในรูปเทียบกับฐานข้อมูลรูปถ่ายบุคคลที่ได้ทำการเก็บรวบรวมไว้ก่อนแล้ว ดังแสดงในรูปที่ 2.2



ขั้นตอนที่ 1



ขั้นตอนที่ 2



ขั้นตอนที่ 3

รูปที่ 2.2 ขั้นตอนการระบุตัวตนด้วยใบหน้า

2.2 การสร้างแบบจำลองสำหรับการระบุตัวตนด้วยใบหน้า (Face Model)

จากขั้นตอนการระบุตัวตนด้วยใบหน้านั้นจะเห็นได้ว่าหากไม่มีฐานข้อมูลใบหน้าแล้ว ก็จะไม่สามารถระบุได้ว่ารูปใบหน้าที่นำมาตรวจสอบนั้นเป็นใคร หรือจะจำแนกบุคคลที่ไม่เกี่ยวข้องได้อย่างไร ด้วยเหตุนี้การสร้างแบบจำลองใบหน้า ซึ่งเป็นรูปแบบหนึ่งของฐานข้อมูลใบหน้าจึงเข้ามามีส่วนสำคัญ เนื่องจากการเก็บรูปใบหน้าทั้งรูปลงในฐานข้อมูลอาจไม่ใช้ความคิดที่ดีนัก เพราะนับวันที่เทคโนโลยีการบันทึกภาพก็ดีขึ้นขนาดของรูปที่ก็จะมากขึ้นตามไปด้วย การสร้างแบบจำลองจะเปลี่ยนข้อมูลรูปถ่ายให้อยู่ในรูปแบบชุดตัวเลขที่มีขนาดเล็ก แต่ก็มีข้อมูลเพียงพอที่จะใช้ในการระบุตัวตน

สำหรับอัลกอริทึมที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองซึ่งเป็นที่รู้จัก และเป็นที่ยอมรับถึงประสิทธิภาพ โดยสามารถสังเคราะห์ข้อมูลกลับมามีความสมบูรณ์ได้สูง และเป็นที่ยอมรับใช้อย่างต่อเนื่อง เช่น Eigenface, Active shape models และ Active appearance models เป็นต้น อัลกอริทึมเหล่านี้ล้วนมีจุดร่วมกันที่วิธีการได้มาซึ่งแบบจำลองนั้นอาศัยวิธีการทางสถิติ เพื่อค้นหาวิธีการลดปริมาณข้อมูลที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลตัวอย่าง

2.2.1 แบบจำลองใบหน้าด้วยวิธีไอเกนเฟส (Eigenface Models)

Eigenfaces ได้รับการพัฒนาโดย Sirovich และ Kirby ในปี 1987 ซึ่งเป็นชุดของเวกเตอร์ที่ใช้ในการระบุตัวตนด้วยใบหน้าของมนุษย์ วิธีการนี้เป็นหนึ่งในวิธีการที่ประสบความสำเร็จเป็นครั้งแรกของเทคโนโลยีการจดจำใบหน้า eigenvector เนื่องจากเป็นวิธีการที่สามารถสังเคราะห์ภาพใบหน้าขึ้นมาใหม่ได้โดยอาศัยข้อมูลจากแบบจำลอง นอกจากนั้นยังสามารถจัดเก็บข้อมูลพารามิเตอร์ของใบหน้าของบุคคลในรูปชุดตัวเลขเพียงเล็กน้อยได้อีกด้วย ซึ่งการสร้างแบบจำลองไอเกนเฟสสามารถหาได้จากขั้นตอนวิธีที่ได้ประยุกต์ใช้วิธีการทางสถิติที่เรียกว่า Principle component analysis (PCA) ในการระบุรูปใบหน้าที่ได้รับความนิยมจนถึงปัจจุบัน ซึ่งเป็นผลลัพธ์จากการวิเคราะห์ความเข้มของ pixel ในรูปถ่ายใบหน้า เพื่อหาองค์ประกอบหลักในการระบุรูปใบหน้าภายในฐานข้อมูล

แบบจำลองไอเกนเฟสมีจุดเด่นที่ความเรียบง่ายของขั้นตอนวิธี และผลลัพธ์ที่เพียงพอ แต่มีจุดด้อย คือ เป็นการวิเคราะห์ความเข้มของจุดโดยรวมทั้งรูป ส่งผลให้ไม่สามารถวิเคราะห์ความแตกต่างเฉพาะคุณสมบัติได้อย่างถูกต้องแม่นยำ เทคนิคที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองไอเกนเฟส นอกจากการใช้ในการระบุตัวตนด้วยใบหน้าแล้ว เทคนิคนี้ยังใช้สำหรับการวิเคราะห์ลายมือ อารมณ์ ฝิปาก จดจำเสียง ดีความท่าทางมือ / ภาษามือ และการวิเคราะห์รูปทางการแพทย์ ดังนั้นในงานวิจัยอาจไม่ได้เรียกว่า Eigenface แต่เรียกว่า Eigenimage แทน (Vijaya Lata และคณะ, 2009)

1. Prepare a training set.
2. Subtract the mean.
3. Calculate the eigenvectors and eigenvalues.
4. Choose the principal components.

รูปที่ 2.3 ขั้นตอนการสร้าง Eigenface

ขั้นตอนการสร้าง Eigenface แสดงดังรูปที่ 2.3 โดยเริ่มจากเตรียมชุดข้อมูลฝึกของรูป ซึ่งควรจะได้จากการถ่ายภาพได้สภาพแสงเดียวกัน และจะต้องมีตาและปากอยู่ในตำแหน่งเดียวกัน รูปทุกรูปต้องได้รับการปรับความละเอียดให้ตรงกัน รูปแต่ละรูปจะถือว่าเป็นหนึ่งในเวกเตอร์ โดย การเรียงแถวของพิกเซลในรูปดั่งนั้นเวกเตอร์ จึงมีความยาวเท่ากับความกว้างคูณความสูงของรูป สำหรับการดำเนินการนี้เวกเตอร์ชุดข้อมูลฝึกจะถูกเก็บไว้ในที่เมทริกซ์เดียว จากนั้นจึงนำเมทริกซ์มาลบด้วยเวกเตอร์เฉลี่ย หาความแปรปรวนของเมทริกซ์ แล้วทำการคำนวณ eigenvector และ eigenvalue ของเมทริกซ์ eigenvectors ของเมทริกซ์ความแปรปรวนนี้เป็นผลลัพธ์ เรียกว่า Eigenfaces มีลักษณะของแต่ละเวกเตอร์ดังแสดงในรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 ตัวอย่าง Eigenface

ในการใช้งาน Eigenface ไม่จำเป็นต้องใช้องค์ประกอบทั้งหมดก็ได้ เพราะนั่นเท่ากับว่าไม่ได้ทำอะไรเลยกับข้อมูลรูป แต่สามารถเลือกองค์ประกอบหลักที่มีความสำคัญสูงโดยการวิเคราะห์ค่า eigenvalue Eigenfaces เหล่านี้เป็นตัวแทนของทั้งใบหน้าที่มีอยู่ และที่ไม่เคยมีอยู่ การเลือกองค์ประกอบหลักแม้จะให้ผลที่ดีในด้านขนาดข้อมูล และการคำนวณ แต่ก็ส่งผลกระทบต่อความสมบูรณ์ด้วย



รูปที่ 2.5 (ซ้าย)รูปต้นฉบับ (ขวา)รูปสังเคราะห์จากแบบจำลอง

การคำนวณ PCA โดยตรงนั้นเรียกได้ว่าเป็นการสูญเสียทรัพยากรโดยเปล่าประโยชน์ ตัวอย่างเช่นการคำนวณข้อมูลรูปขนาด 100×100 พิกเซลในแต่ละรูปต้องใช้พื้นที่ 10,000 บิต และความแปรปรวนร่วมเมทริกซ์ S เป็นเมทริกซ์จาก $10,000 \times 10,000 = 10^8$ องค์ประกอบ แต่ในกรณีที่จำนวนตัวอย่างการฝึกมีค่าน้อยกว่ามิติ ความแปรปรวนเมทริกซ์จะถูกจำกัดด้วยจำนวนตัวอย่างการฝึก องค์ประกอบหลักสามารถคำนวณได้ง่ายขึ้นด้วยการแปลงสมการเพียงเล็กน้อย

$$Sv_i = TT^Tv_i = \lambda_i v_i \quad (2.1)$$

$$T^TTu_i = \lambda_i u_i \quad (2.2)$$

$$TT^TTu_i = \lambda_i Tu_i \quad (2.3)$$

ให้ T เป็นเมทริกซ์จากตัวอย่างการฝึกอบรม preprocessed ซึ่งแต่ละคอลัมน์มีรูปใบหน้าหนึ่งรูปซึ่งลบค่าเฉลี่ยแล้ว เมทริกซ์แปรปรวนนั้นจะสามารถคำนวณ $S = TT^T$ แต่ TT^T คือเมทริกซ์ที่มีขนาดใหญ่ ซึ่งถ้าหากใช้ $T^T T$ แทนจะช่วยให้เมทริกซ์มีขนาดลดลงได้ และจะเห็นได้ว่าหากทำการคูณทางด้านหน้าของทั้งสองข้างของสมการด้วย T ผลคือถ้า U_i เป็น eigenvector ของ $T^T T$ แล้ว $V_i = TU_i$ เป็น eigenvector ของ S ถ้าเรามีการฝึกอบรมชุดรูปใบหน้า 300 รูป 100×100 พิกเซล, เมทริกซ์ $T^T T$ เป็นเมทริกซ์ 300×300 ซึ่งจัดการง่ายกว่า $10,000 \times 10,000$

2.2.2 แบบจำลองใบหน้าด้วยวิธี ASM (Active Shape Model)

แบบจำลองรูปร่าง (ASM) พัฒนาโดย Tim Cootes และ Chris Taylor ในปี 1995 เป็นแบบจำลองทางสถิติของรูปร่างของวัตถุที่สามารถปรับตัวให้พอดี กับรูปร่างของวัตถุในรูปใหม่ได้ เทคนิคนี้ได้รับการใช้กันอย่างแพร่หลายในการวิเคราะห์รูปร่างของของภาพถ่ายต่าง ๆ ซึ่งรวมถึงภาพถ่ายของใบหน้า ชิ้นส่วนประกอบเครื่องจักรกล และรูปทางการแพทย์ ทั้งแบบ 2D และ 3D

เริ่มต้นจากการเตรียมชุดข้อมูลฝึก โดยการออกแบบโครงสร้างรูปร่าง เรียกว่า Landmark ซึ่งประกอบด้วยจุดซึ่งระบุตำแหน่งที่มีความสำคัญบนรูปถ่าย นำค่าตำแหน่งนั้นมาเรียกต่อกันในรูปแบบเวกเตอร์ ดังสมการที่ 2.4

1. Prepare a training set.
2. Alignment Landmark.
3. Subtract the mean.
4. Calculate the eigenvectors and eigenvalues.
5. Choose the principal components.

รูปที่ 2.6 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองรูปร่าง

$$X = (x_1, y_1, \dots, x_n, y_n)^T \quad (2.4)$$

จากนั้นทำการจัดรูปร่าง คือการย้ายเวกเตอร์ของรูปร่างตัวอย่างเพื่อให้เข้าใกล้เวกเตอร์ของรูปร่างเฉลี่ย โดยการทำเช่นนี้จะช่วยลดสัญญาณรบกวน เนื่องจากความแตกต่างของรูปร่างให้เหลือเพียงแค่ความแตกต่างที่แท้จริงเท่านั้น วิธีการจัดรูปร่าง คือการหาค่าความแตกต่างน้อยที่สุด ดังสมการที่ 2.5 ระหว่างเซตข้อมูลที่ 1 กับ เซตข้อมูลที่ 2 ซึ่งปรับค่าโดยใช้สมการการ transformation

ดังสมการที่ 2.6 ในงานวิจัยของ T.F. Cootes และคณะ ในปี 1995 ได้นำเสนอการใช้สมการ เพื่อหา transformation parameters โดยการใช้สมการที่ 2.10 ทำการหาค่าเฉลี่ยของรูปร่างใหม่ และทำซ้ำจนกว่าค่าเฉลี่ยของรูปร่างใหม่จะคงที่

$$E = (x_1 - M(s, \theta)[x_2] - t)^T W (x_1 - M(s, \theta)[x_2] - t) \quad (2.5)$$

$$M(s, \theta) \begin{bmatrix} x_{jk} \\ y_{jk} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} (s \cos \theta)x_{jk} - (s \sin \theta)y_{jk} \\ (s \sin \theta)x_{jk} + (s \cos \theta)y_{jk} \end{pmatrix} \quad (2.6)$$

$$t = (t_x, t_y, \dots, t_x, t_y)^T \quad (2.7)$$

$$a_x = s \cos \theta \quad (2.8)$$

$$a_y = s \sin \theta \quad (2.9)$$

$$\begin{pmatrix} X_2 & -Y_2 & W & 0 \\ Y_2 & X_2 & 0 & W \\ Z & 0 & X_2 & Y_2 \\ 0 & Z & -Y_2 & X_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_x \\ a_y \\ t_x \\ t_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_1 \\ Y_1 \\ C_1 \\ C_2 \end{pmatrix} \quad (2.10)$$

$$X_i = \sum_{k=0}^{n-1} w_k x_{ik} \quad (2.11)$$

$$Y_i = \sum_{k=0}^{n-1} w_k y_{ik} \quad (2.12)$$

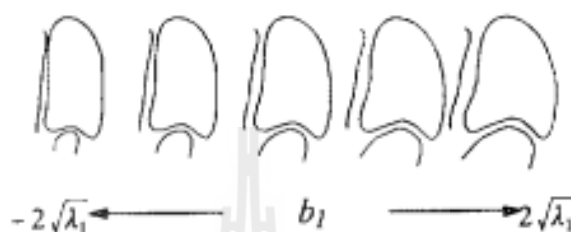
$$Z = \sum_{k=0}^{n-1} w_k (x_{2k}^2 + y_{2k}^2) \quad (2.13)$$

$$W = \sum_{k=0}^{n-1} w_k \quad (2.14)$$

$$C_1 = \sum_{k=0}^{n-1} w_k (x_{1k}x_{2k} + y_{1k}y_{2k}) \quad (2.15)$$

$$C_2 = \sum_{k=0}^{n-1} w_k (y_{1k}x_{2k} - x_{1k}y_{2k}) \quad (2.16)$$

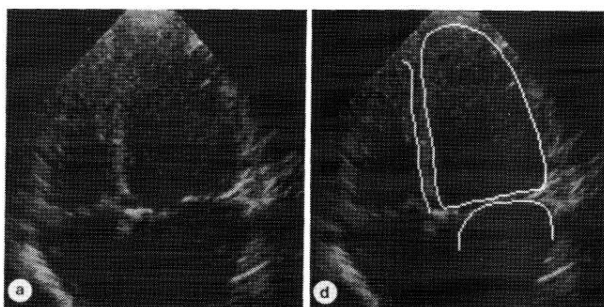
ขั้นตอนต่อไป คือการลบเวกเตอร์ด้วยค่าเฉลี่ย จากนั้นทำกระบวนการ PCA ต่อก็จะได้แบบจำลองรูปร่าง ซึ่งแบบจำลองนี้มีคุณสมบัติที่สามารถแสดงให้เห็นรูปแบบความแตกต่างของข้อมูลที่น่ามาฝึกได้โดยแสดงในรูปความเปลี่ยนแปลงของพารามิเตอร์ดังรูปที่ 2.7 และรูปที่ 2.8 นอกจากนี้ผู้คิดค้นยังได้นำเสนอวิธีการปรับแบบจำลองให้เข้ารูปที่เข้ามาใหม่ได้ดังรูปที่ 2.9 และรูปที่ 2.10



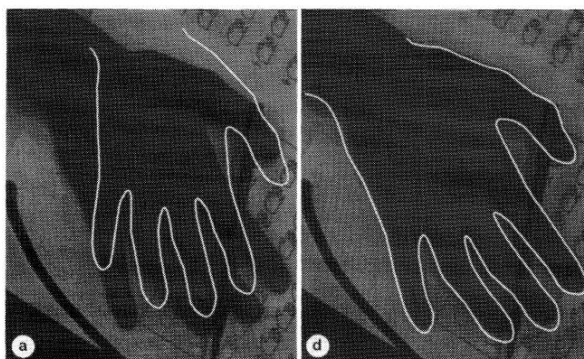
รูปที่ 2.7 ความเปลี่ยนแปลงของหัวใจ เมื่อพารามิเตอร์เปลี่ยนแปลงระหว่าง $\pm 2\sigma$



รูปที่ 2.8 ความเปลี่ยนแปลงของมือ เมื่อพารามิเตอร์เปลี่ยนแปลงระหว่าง $\pm 2\sigma$



รูปที่ 2.9 การวางตัวของแบบจำลองรูปร่างของหัวใจ



รูปที่ 2.10 การวางตัวของแบบจำลองรูปร่างของมือ

2.2.3 แบบจำลองใบหน้าด้วยวิธี AAM (Active Appearance Model)

Active appearance models (AAM) คือ ขั้นตอนวิธีที่ได้รับการพัฒนาขึ้นเพื่อสร้างแบบจำลองรูปลักษณะสองมิติที่ประกอบด้วยส่วนของแบบจำลองรูปร่าง และแบบจำลองพื้นผิว ซึ่งจุดเด่นของ AAM คือการค้นคืนแบบจำลองได้เสมือนจริง และสามารถสังเคราะห์แบบจำลองที่มีความเปลี่ยนแปลงทางรูปร่าง และพื้นผิวได้

ในการสร้างแบบจำลองรูปลักษณะนั้น เริ่มต้นด้วยการสร้างแบบจำลองรูปร่างก่อนโดยการ ใช้ PCA (T.F. Cootes, 1995) เซตข้อมูลรูปร่างนี้มีส่วนประกอบย่อย คือ จุดทุกจุดเป็นองค์ประกอบของพื้นผิว (Surface) โดยแต่ละพื้นผิวประกอบด้วยเส้นขอบ (Edge) สามเส้น และจุด (Node) สามจุด เซตข้อมูลฝึกลอยู่ในรูปเวกเตอร์ โดยมีขนาดเท่ากับสองเท่าของจำนวนจุดจำนวนจุดในข้อมูลแบบสองมิติ และสามเท่าของจำนวนจุดในข้อมูลแบบสามมิติ การหาค่าสถิติของรูปร่าง คือ การหาองค์ประกอบหลักเพื่อใช้อธิบายรูปร่าง

$$x = \bar{x} + P_s b_s \quad (2.17)$$



รูปที่ 2.11 การสังเคราะห์รูปใบหน้าจากแบบจำลองรูปร่าง

ขั้นต่อมา คือการสร้างแบบจำลองพื้นผิวโดยใช้ PCA เซตข้อมูลพื้นผิวนั้นได้มาหลังจากขั้นตอนการจัดรูปร่างแล้ว โดยการหารูปร่างเฉลี่ยของเซตข้อมูลรูปร่างที่ผ่านการจัดรูปร่างแล้ว จากนั้นหาค่าพื้นผิวภายในรูปร่างเฉลี่ยทั้งหมดโดยใช้เทคนิค Barycentric เพื่อหาตำแหน่งของพื้นผิวบนรูปเดิมมาวาดใหม่บนรูปร่างเฉลี่ย ซึ่งเป็นการย้าย space ให้พื้นผิวของแต่ละใบหน้าสามารถนำมาวิเคราะห์ร่วมกันได้

$$G = (g_1, g_2, \dots, g_{m-1}, g_m)^T \quad (2.18)$$

$$g = \bar{g} + P_g b_g \quad (2.19)$$

เซตข้อมูลพื้นผิวนั้นต้องทำการชดเชยพื้นผิว คือการย้ายเวกเตอร์ของพื้นผิวตัวอย่างเพื่อให้เข้าใกล้เวกเตอร์ของพื้นผิวเฉลี่ย โดยการทำเช่นนี้จะช่วยลดสัญญาณรบกวนเนื่องจากความแตกต่างของพื้นผิวให้เหลือเพียงแค่ความแตกต่างที่แท้จริงเท่านั้น วิธีการชดเชยพื้นผิวหาได้จากสองตัวแปร คือ α และ β ด้วยสมการที่ 2.20 แล้วทำการหาค่าเฉลี่ยของพื้นผิวใหม่ และทำซ้ำจนกว่าค่าเฉลี่ยของพื้นผิวใหม่จะไม่เปลี่ยนแปลง

$$g = (g_{im} - \beta 1) / \alpha \quad (2.20)$$

$$\alpha = g_{im} \cdot \bar{g} \quad (2.21)$$

$$\beta = (g_{im} \cdot 1) / n \quad (2.22)$$



รูปที่ 2.12 การสังเคราะห์รูปใบหน้าจากแบบจำลองพื้นผิว

แล้วจึงนำพารามิเตอร์ของแบบจำลองรูปร่าง และแบบจำลองพื้นผิว มาสร้างแบบจำลองรูปลักษณะโดยใช้ PCA เช่นเดียวกัน (T.F. Cootes, 1998)

$$b = Qc \quad (2.23)$$

$$b = \begin{pmatrix} W_s b_s \\ b_g \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} W_s P_s^T (x - \bar{x}) \\ P_g^T (g - \bar{g}) \end{pmatrix} \quad (2.24)$$

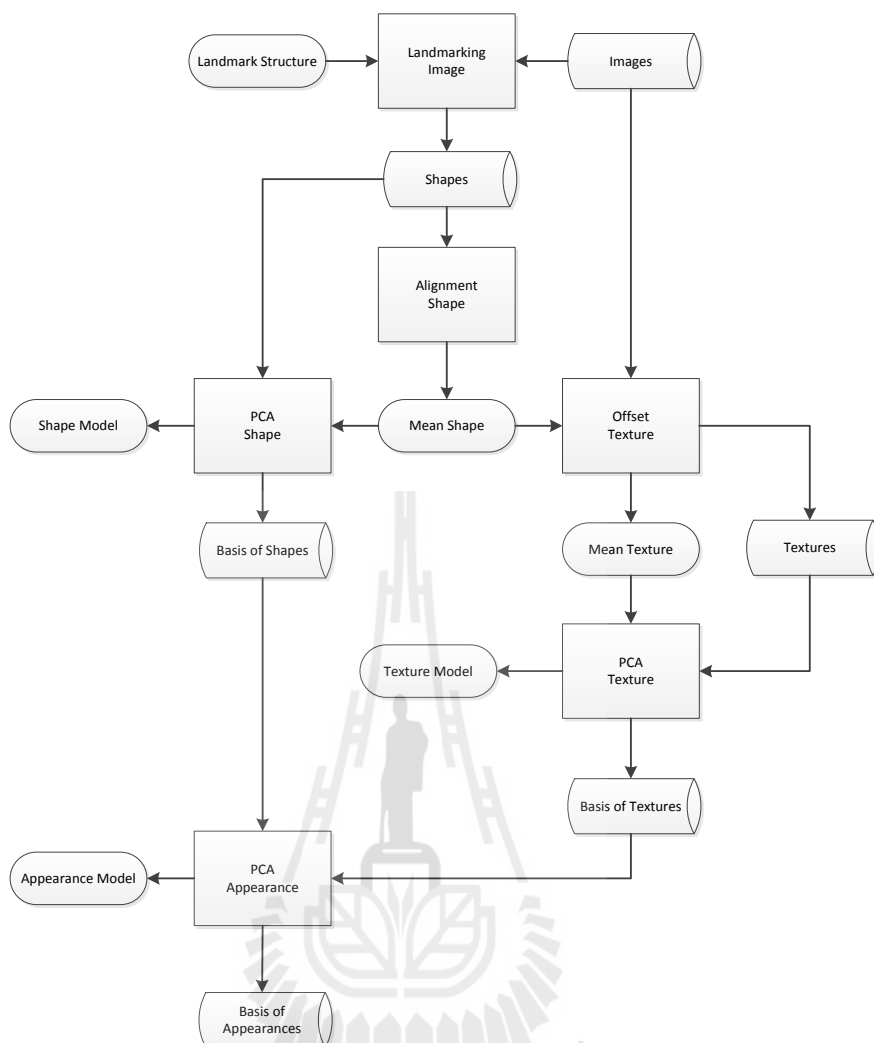
$$Q = \begin{pmatrix} Q_s \\ Q_g \end{pmatrix} \quad (2.25)$$

$$x = \bar{x} + P_s W_s Q_s c \quad (2.26)$$

$$g = \bar{g} + P_g Q_g c \quad (2.27)$$



รูปที่ 2.13 การสังเคราะห์รูปใบหน้าจากแบบจำลองรูปลักษณะ



รูปที่ 2.14 แผนผังแสดงวิธีการสร้างแบบจำลองรูปลักษณะ

T.F. Cootes และคณะ ได้นำเสนอวิธีการในการตีความรูปโดยใช้แบบจำลองที่มีทั้งรูปทรงและพื้นผิว ซึ่งสามารถเรียกคืนตัวอย่างได้อย่างสมบูรณ์ โดยได้มีการนำเสนอวิธีการจัดการกับองค์ประกอบที่สร้างข้อผิดพลาดให้การวิเคราะห์องค์ประกอบที่สำคัญ รวมถึงวิธีการนำแบบจำลองไปใช้ในงานจับคู่เพื่อสนับสนุนการรู้จำด้วย

สังเกตว่ามีขั้นตอนวิเคราะห์องค์ประกอบถึงสามครั้ง และทุกครั้งใช้ PCA ซึ่งในองค์ประกอบเชิงเส้นทั่วไบนั้นการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักอาจให้ผลที่ดี แต่สำหรับพื้นผิวรูปถ่ายใบหน้าแล้ว องค์ประกอบหลักหมายถึง amplitude ซึ่งตามธรรมชาติแล้ว amplitude ของรูปถ่ายใบหน้าไม่ได้มีข้อมูลข่าวสารที่สำคัญ



รูปที่ 2.15 รูปต้นฉบับ (ซ้าย) รูปจากแบบจำลองรูปลักษณะ(ขวา)

ในปี 2002 งานวิจัยของ M. S. Bartlett และคณะได้แสดงผลศึกษาโดยแสดงให้เห็นว่าการวิเคราะห์รูปถ่ายใบหน้าโดยใช้วิธี Independent component analysis (ICA) ให้ผลที่ดีกว่าการใช้ PCA (M. S. Bartlett, 2002)

ตารางที่ 2.1 ตารางเปรียบเทียบแบบจำลองจากวิธีการ Eigenface, ASM และ AAM

คุณสมบัติ	Eigen face	ASM	AAM
ลักษณะแบบจำลอง	พื้นผิว	รูปร่าง	รูปร่างและพื้นผิว
การวิเคราะห์พื้นผิว	ตามลำดับ		อ้างอิง pixel ด้วย Barycentric coordinates
การจัดข้อมูลต่าง space	ไม่มี	Alignment using Matrix Transformation	Alignment using Matrix Transformation

2.3 การวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ

2.3.1 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal component analysis)

Principal component analysis (PCA) ถูกประดิษฐ์ขึ้นในปี 1901 โดย Karl Pearson ซึ่งเป็นขั้นตอนทางคณิตศาสตร์ที่ใช้แปลงชุดข้อมูลจากความสัมพันธ์ที่เป็นไปได้ไปสู่ชุดค่าตัวแปรเชิงเส้นที่ไม่เกี่ยวข้องกัน เรียกว่า ‘องค์ประกอบหลัก’ การแปลงนี้จะกำหนดให้องค์ประกอบหลักแรกมีค่าความแปรปรวนมากที่สุด กล่าวคือ สามารถจำแนกชุดข้อมูลเดิมได้ชัดเจนที่สุด และแต่ละ

องค์ประกอบที่เป็นไปได้จะต้องตั้งฉากกับองค์ประกอบก่อนหน้าเสมอ ส่งผลให้องค์ประกอบหลักได้รับการรับประกันที่จะเป็นอิสระต่อกัน ส่วนมากแล้วจะถูกใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล และการสร้างแบบจำลองสำหรับการทำนาย

$$X = PB \quad (2.28)$$

PCA สามารถหาได้จากการหา eigenvalue และ eigenvector ของเมทริกความแปรปรวนของข้อมูลที่ได้รับการปรับค่าปกติโดยใช้ค่าเฉลี่ยแล้ว ผลที่ได้จากการทำ PCA คือ ค่าคะแนนองค์ประกอบของแต่ละข้อมูล และเวกเตอร์องค์ประกอบหลัก ซึ่งจำนวนองค์ประกอบหลักที่ได้จะมีจำนวนน้อยกว่าหรือเท่ากับจำนวนตัวแปรเดิม PCA เป็นวิธีการที่เหมาะสมกับการวิเคราะห์ตัวแปรเวกเตอร์หลายตัวที่มีคุณลักษณะเหมือนกัน

PCA มีคุณสมบัติสำคัญในการลดมิติของข้อมูล การจำแนกข้อมูลที่ไม่เข้ากับชุดข้อมูล และการระบุข้อมูลภายในชุดข้อมูล บางครั้ง PCA จึงถูกตีความว่าสามารถเผยให้เห็นโครงสร้างภายในของข้อมูลซึ่งอธิบายความแปรปรวนในข้อมูลได้ดีที่สุด ด้วยความสะดวกในการนำมาใช้งานที่หลากหลาย และสามารถอธิบายข้อมูลได้ง่ายจึงทำให้ PCA ได้ถูกนำมาใช้วิเคราะห์ข้อมูลรูปถ่ายใบหน้าสำหรับการสร้างแบบจำลองใบหน้า ซึ่งในเบื้องต้นนั้นวิธีการนี้สามารถทำงานได้เป็นอย่างดี แต่การพัฒนาต่อเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพบนวิธีนี้ดูเหมือนจะเป็นไปได้ยาก การศึกษาค้นคว้าหาวิธีการใหม่ ๆ ที่เพื่อใช้แทน PCA น่าจะเป็นแนวทางที่ดีกว่า

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก คือ วิธีการคำนวณสำหรับการแยกองค์ประกอบที่สามารถใช้อธิบายชุดข้อมูลได้ทุกชุด หรืออีกนัยหนึ่งคือการหาองค์ประกอบซึ่งมีอยู่ร่วมกันในทุกชุดข้อมูล โดยวิธีการเริ่มจากหาค่าเฉลี่ยของสมาชิก (สมการที่ 2.29) แล้วนำค่าเฉลี่ยมาที่ได้มาลบกับสมาชิกแต่ละตัว (สมการที่ 2.30) จากนั้นนำค่าความต่างนั้นมาหา covariance (สมการที่ 2.31) และสุดท้ายนำค่า convolution มาหา eigenvector และ eigenvalue (สมการที่ 2.32) (Principal component analysis, 2555; T.F. Cootes และคณะ, 1995)

$$\bar{x} = \sum_{i=1}^N x_i \quad (2.29)$$

$$dx_i = x_i - \bar{x} \quad (2.30)$$

$$S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ((dx_i)(dx_i)^T) \quad (2.31)$$

$$Sp_k = \lambda_k p_k \quad (2.32)$$

2.3.2 การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ (Independent component analysis)

Independent component analysis (ICA) เป็นวิธีการจำแนกต้นกำเนิดที่มองไม่เห็น (blind source separation) ในทางการประมวลผลสัญญาณแล้วหมายถึงวิธีการคำนวณสำหรับการแยกสัญญาณผสมออกเป็นส่วนเดิมองค์ประกอบย่อย โดยสมมติว่าองค์ประกอบย่อยไม่ใช่สัญญาณแจกแจงปกติ และองค์ประกอบนั้นเป็นองค์ประกอบอิสระขององค์ประกอบย่อยอื่น แต่การได้มาของแบบจำลองด้วยวิธีการนี้ต้องอาศัยการปรับพารามิเตอร์ เพื่อหาค่าแบบจำลองที่ดีที่สุด ทำให้วิธีการนี้ยากต่อการอธิบายที่มาของแบบจำลองที่ได้

$$X = W^{-1}S \quad (2.33)$$

Joint Approximate Diagonalization of Eigen-matrices (JADE) ได้รับการพัฒนาเพื่อการประมวลผลสัญญาณที่มีความซับซ้อนในการสื่อสารทางดิจิทัล การพัฒนาอย่างต่อเนื่องทำให้สามารถนำมาใช้กับสัญญาณข้อมูลจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ JADE เป็นกระบวนการทำ ICA แบบหนึ่งที่จะช่วยให้ ICA มีพารามิเตอร์ที่ครบถ้วน ตรงนี้เองที่ทำให้ JADE กลายเป็นจุดแข็งสำหรับ ICA โดยการบังคับร่วมกันของเมทริกซ์สะสม ซึ่งทำให้มีประสิทธิภาพทางสถิติที่ดีเป็นผลจากการสะสมค่าสถิติลำดับที่ 2 และ 4 ขณะที่การเพิ่มอย่างรวดเร็วของประสิทธิภาพนั้นมาจากการบังคับร่วมกัน วิธีการนี้ประสบความสำเร็จในการทำงานกับข้อมูลจริง เช่น ในโทรศัพท์มือถือ เรดาร์ของสนามบิน และการทำงานกับข้อมูลทางการแพทย์ก็ให้ผลที่ดีเช่นเดียวกัน แต่ข้อจำกัดคือการหาต้นกำเนิดด้วยวิธีนี้สิ้นเปลืองหน่วยความจำมาก

การวิเคราะห์องค์ประกอบแบบอิสระ คือ วิธีการคำนวณสำหรับการแยกสัญญาณหลายตัวแปรออกเป็นองค์ประกอบย่อยสมมติโดยอิสระทางสถิติรวมกันของสัญญาณที่ไม่ใช่ Gaussian (Independent component analysis, 2555)

อีกในหนึ่งมัน คือ เทคนิคการวิเคราะห์สมาชิกทางสถิติลำดับสูงของสัญญาณผสมที่แยกไม่ออก (Blind Signal) โดยการเน้นคำว่า “Blind” ซึ่งหมายความว่าไม่สามารถสังเกตเห็นสัญญาณต้นทางได้และขาดข้อมูลเกี่ยวกับสัญญาณผสม (C. Bugli, P. Lambert, 2006)

ในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้กระบวนการวิธี Joint Approximate Diagonalization of Eigen-Matrices (JADE) เพื่อหาองค์ประกอบแบบอิสระ โดยมีขั้นตอนตามงานวิจัยของ J.F.Cardoso,A. Souloumiac ในปี ค.ศ. 1993

$$X = AS \quad (2.34)$$

โดยการตั้งสมมติฐานว่า X_i คือสัญญาณได้จากแหล่งกำเนิด S_i ซึ่งได้รับผลกระทบโดยการแลกเปลี่ยนปัจจัยที่ซับซ้อนกับเวกเตอร์ A_i (C. Bugli, P. Lambert, 2006)

2.3.3 การเปรียบเทียบ PCA กับ ICA

โดยพื้นฐานแล้วการทำงานของ PCA คือการแยกองค์ประกอบของชุดข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่อธิบายได้ง่าย โดยวิธีการคำนวณอยู่บนพื้นฐานของค่าความแปรปรวนของชุดข้อมูล ซึ่งในทางสถิติแล้วค่าความแปรปรวนนั้นเป็นข้อมูลสถิติลำดับต่ำ ส่วนการทำงานของ ICA คือการค้นหาลักษณะการเปลี่ยนแปลง ซึ่งก่อให้เกิดสัญญาณรบกวนต่อองค์ประกอบต้นกำเนิดด้วยกันแล้วกลายเป็นชุดข้อมูลนั้น โดยวิธีการพื้นฐานจะใช้การปรับพารามิเตอร์จนกว่าจะหาค่าที่เหมาะสมได้ แต่ด้วยอัลกอริทึม JADE ทำให้สามารถหาค่าพารามิเตอร์ที่แน่นอนได้โดยใช้เทคนิค Cumulant ซึ่งในทางสถิติแล้วแล้วค่า Cumulant นั้นเป็นข้อมูลสถิติลำดับสูง



รูปที่ 2.16 ตัวอย่างรูปเปรียบเทียบ amplitude spectrum กับ phase spectrum
(ซ้าย)รูปต้นแบบ (กลาง)รูปที่ถูกนำ phase spectrum ออก (ขวา) รูปที่สลับ phase spectrum
(Marian Stewart Bartlett, Javier R. Movellan, และ Terrence J. Sejnowski 2002)

Marian S.B. และคณะ ได้นำเสนอผลงานวิจัยที่แสดงให้เห็นการเปรียบเทียบ PCA และ ICA โดยอธิบายว่า รูปถ่ายใบหน้าประกอบไปด้วย Amplitude และ Phase ซึ่งข้อมูลสำคัญของ 픽เซลในรูปถ่ายนั้นอยู่ในส่วนของ Phase แต่ PCA นั้นตอบสนองต่อ Amplitude มากกว่า ดังนั้นการเลือกใช้ ICA ในการวิเคราะห์ข้อมูลรูปถ่ายจึงให้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพที่สูงกว่า

PCA คือ เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบซึ่งเป็นที่รู้จักอย่างแพร่หลายเนื่องจากเป็นอัลกอริทึมที่สามารถทำความเข้าใจได้โดยง่าย โดยทั้ง PCA และ ICA ต่างก็สามารถอธิบายข้อมูลได้เช่นเดียวกันแต่แตกต่างกันที่วิธีการ กล่าวคือ PCA ใช้วิธีการอธิบายโดยใช้องค์ประกอบที่มีร่วมกันของข้อมูลแต่ละตัว ซึ่งหมายถึงสถิติอันดับที่หนึ่งและสอง

แต่ ICA ใช้วิธีการอธิบายโดยใช้องค์ประกอบที่เป็นแหล่งกำเนิดร่วมกันของข้อมูลแต่ละตัว ซึ่งหมายถึงสถิติอันดับที่สูง โดยในงานวิจัยของ Marian Stewart Bartlett และคณะในปี ค.ศ. 2002 ได้อธิบายความแตกต่างไว้อย่างชัดเจนด้วยการนำเสนอการวิเคราะห์ข้อมูลจุดรูปว่า ข้อมูลความเข้มของจุดรูปนั้นมียังองค์ประกอบที่สำคัญคือ phase spectrum (รูปที่ 2.16) แต่ PCA มีความอ่อนไหวต่อ amplitude spectrum ส่วน ICA มีความอ่อนไหวต่อ phase spectrum มากกว่า

ตารางที่ 2.2 ตารางเปรียบเทียบการทำงานของ PCA กับ ICA

	PCA	ICA
Proper	dimension reduction	blind source separation
order statistics	Second-order statistics	Higher-order statistics
Focus	uncorrelated and Gaussian components	independent and non-Gaussian components
transformation	Orthogonal transformation	Non-orthogonal transformation
Image Sensitive	Amplitude	Phase

ในการวิเคราะห์ข้อมูลรูปโดยใช้วิธีการทางสถิตินั้นได้รับการความนิยมนมาก โดยเฉพาะ PCA แต่มีงานวิจัยบางส่วนที่หาวิธีการพัฒนาผลงานโดยการผสมผสานการวิเคราะห์สองวิธีเข้าด้วยกัน เช่น ในปี 2005 Jing Wang และ Chein-I Chang ได้นำเสนอ “Mixed PCA/ICA spectral/spatial compression for hyperspectral imagery” โดยการเลือกองค์ประกอบหลักที่ได้จาก PCA และองค์ประกอบอิสระที่ได้จาก ICA มาใช้ร่วมกัน (Jing Wang, 2005) และ ในปี 2008 XiaoGuang Lu และคณะ ได้นำเสนองานเกี่ยวกับ “a mixed PCA/ICA transform is developed for

Synthetic Aperture Radar image feature extraction. Experimental results indicate the method can improve the recognition performance slightly compared to PCA and ICA.” (XiaoGuang Lu, 2008)

ในงานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นไปในส่วนการวิเคราะห์องค์ประกอบต่าง ๆ ของรูปถ่ายใบหน้า เพื่อสร้างแบบจำลองใบหน้าที่มีประสิทธิภาพสูง โดยจะการศึกษาวิธีการสร้างแบบจำลองใบหน้าทางสถิติใน 3 รูปแบบ คือ shape model, texture model และ appearance model ซึ่งจะทำการเปรียบเทียบแบบจำลองที่ได้ โดยการใช้วิธีการสร้างแบบจำลองด้วยวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก เปรียบเทียบกับ วิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ ซึ่งผลการทดลองจะแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ได้จากวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบทั้งสองแบบ รวมถึงการออกแบบแนวทางในการนำวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบทั้งสองแบบมาใช้งานร่วมกัน เพื่อให้สามารถสร้างแบบจำลองใบหน้าที่จากการวิเคราะห์องค์ประกอบต่าง ๆ ของรูปถ่ายใบหน้าที่มีประสิทธิภาพที่สูงขึ้นได้

2.4 แผนภาพความลึก (Stereo Depthmap)

รูปแผนรูปความลึก หรือ Depth Map คือรูป Gray scale ที่ใช้ระบุความลึกของรูป ซึ่งเป็นผลลัพธ์จากการคำนวณด้วยวิธีการเฉพาะ โดยปกติค่าความลึกจะมีค่าตั้งแต่ 0-255 โดยวิธีการเก็บข้อมูล 8 บิต ($2^8 = 256$) ความลึกของวัตถุซึ่งเทียบกับมุมมองในคอมพิวเตอร์ โดยโทนสีขาวมีความลึกตื้น สีเทาถึงปานกลาง และสีดำลึกที่สุด โดยการไล่เฉดสีตามความลึกของแนวแกน z การคำนวณแผนรูปความลึกนั้นมีหลายวิธี แต่โดยมากจะใช้ทฤษฎีการคำนวณจากรูปสองมุมมอง เช่น Stereoscopic reconstruction และ Graph Cut เป็นต้น ในบางกรณีก็ใช้อุปกรณ์อื่นๆ ช่วย เช่น กล้องเลเซอร์ และอินฟราเรด เป็นต้น



รูปที่ 2.17 ตัวอย่างแผนภาพความลึก(ขวา) จากรูปต้นแบบ(ซ้าย)

(Andrea F. Abate, Michele Nappi, Daniel Riccio และGabriele Sabatino 2007)

2.5 Raspberry Pi

เนื่องจากการทำงานของระบบรู้จำใบหน้าในปัจจุบันนิยม การตั้งกล้องบันทึกภาพทั้งหมด แล้วส่งไปที่เซิร์ฟเวอร์เพื่อประมวลผล ซึ่งพบว่าการส่งข้อมูลปริมาณมากไปในระบบเครือข่าย ในงานวิจัยนี้ต้องการนำเสนอให้ทำการลดข้อมูลจัดส่ง โดยการเลือกใช้คอมพิวเตอร์วงจรเดี่ยวในการตรวจจับใบหน้าแล้วครอบข้อมูลเฉพาะส่วนที่เป็นใบหน้า ส่งกลับไปเซิร์ฟเวอร์สำหรับการประมวลผลต่อไป

Raspberry Pi คือคอมพิวเตอร์วงจรเดี่ยว ที่ได้รับการออกแบบมาให้มีขนาดเล็กมาก แต่มาด้วยประสิทธิภาพ สามารถติดตั้งระบบปฏิบัติการลินุกซ์ในหลายเวอร์ชัน (Raspbian, Debian GNU/Linux, Fedora, and Arch Linux ARM) ซึ่งมีการออกแบบให้มีส่วนติดต่อทางอิเล็กทรอนิกส์ จึงทำให้ raspberry pi เป็นอุปกรณ์ที่สามารถส่งงานอุปกรณ์ฮาร์ดแวร์ผ่านทาง GPIO ได้โดยตรง



รูปที่ 2.18 Raspberry Pi

ตารางที่ 2.3 ตารางคุณสมบัติทางกายภาพของ Raspberry Pi

Power	2.5 W (model A), 3.5 W (model B)
CPU	ARM1176JZF-S (armv6k) 700 MHz speeds up to 1 GHz.
Storage capacity	SD card slot (SD or SDHC card)
Memory	256 MByte (Model A) 512 MByte (Model B rev 2) 256 MByte (Model B rev 1)
Graphics	Broadcom VideoCore IV



รูปที่ 2.19 เครื่องเกมสจาก Raspberry Pi (<http://www.digitaltrends.com/>, 2556)

Raspberry Pi ได้รับการนำไปใช้งานที่หลากหลาย เช่น การสร้างเครื่องเกมสแบบพกพา การสร้างส่วนเชื่อมต่อคอมพิวเตอร์ระบบเก่าเข้ากับอินเทอร์เน็ต และฮาร์ดดิส การสร้างระบบควบคุมอุณหภูมิของเครื่องปรับอากาศ การสร้างระบบจำลองการ Cluster การสร้างระบบควบคุมหุ่นยนต์ การทำงานด้วยเสียง และระบบส่วนกลางเชื่อมต่ออินเทอร์เน็ต

2.6 ภาษาซีชาร์ป (C Sharp)

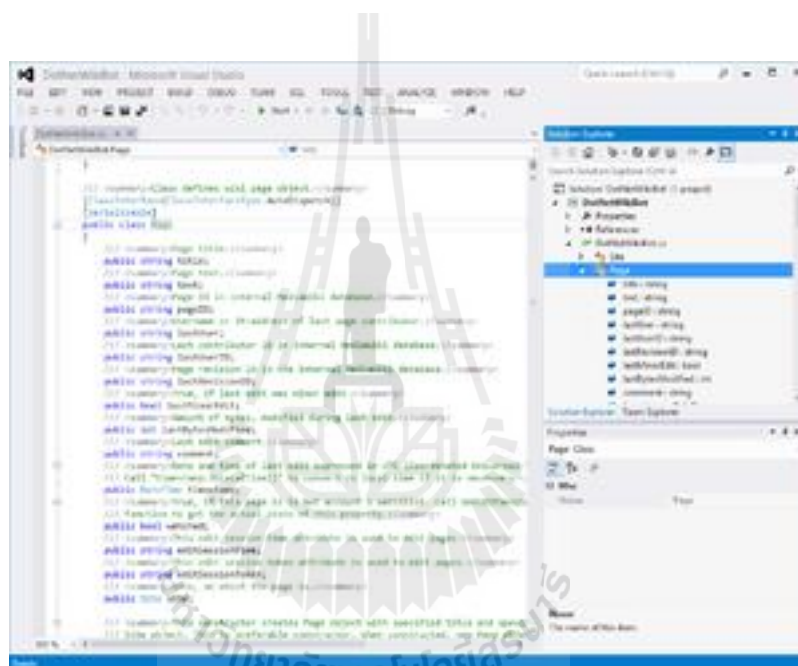
ภาษาซีชาร์ป เป็นภาษาที่ได้รับการพัฒนาโดยบริษัทไมโครซอฟท์ โดยการต่อยอดมาจากภาษาซีพลัสพลัส (C++) ซึ่งภาษาซีชาร์ปเป็นภาษาโปรแกรมเชิงวัตถุที่ทำงานบนเฟรมเวิร์กคอตเน็ต จุดแข็งของภาษาซีชาร์ปที่มีวิวัฒนาการมาอย่างต่อเนื่อง สอดคล้องกับการพัฒนาระบบปฏิบัติการวินโดวส์ของบริษัทไมโครซอฟท์ มีความสามารถที่ช่วยสนับสนุนให้การออกแบบและพัฒนาโปรแกรมบนระบบปฏิบัติการวินโดวส์ในรูปแบบการตอบสนองผู้ใช้ด้วยกราฟิก (Graphic user interface) เป็นไปได้อย่างสะดวกรวดเร็ว ยิ่งไปกว่านั้นยังสามารถเชื่อมโยงกับรหัสต้นกำเนิดของโปรแกรมในภาษาอื่น ๆ ได้อีกด้วย

```
public class ExampleClass
{
    public static void Main ()
    {
        System.Console.WriteLine ("Hello, world!");
    }
}
```

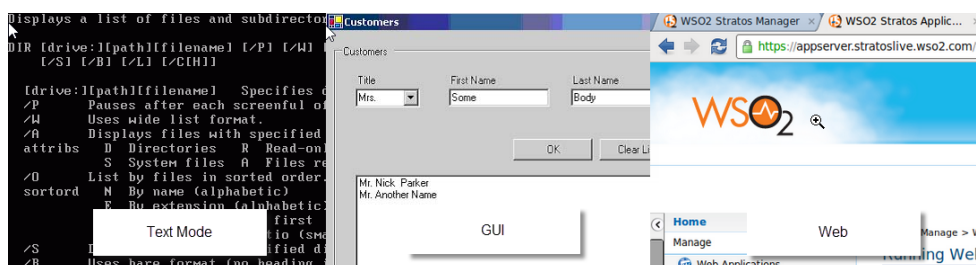
รูปที่ 2.20 ตัวอย่างโค้ดโปรแกรมภาษา C# (วิกิพีเดีย, 2555)

2.7 โปรแกรม Microsoft Visual Studio

Microsoft Visual Studio คือ เครื่องมือสำหรับใช้พัฒนาโปรแกรมประยุกต์ในรูปแบบการตอบสนองผู้ใช้ด้วยข้อความ (Text mode) โปรแกรมประยุกต์ในรูปแบบการตอบสนองผู้ใช้ด้วยกราฟิกอินเตอร์เฟซ กราฟิก (Graphic user interface) และเว็บแอปพลิเคชัน (Web application) ได้รับการสร้างขึ้นโดยบริษัทไมโครซอฟท์เพื่อให้ผู้พัฒนาโปรแกรมบนระบบปฏิบัติการวินโดวส์ (Windows Operating System) ซึ่งซอฟต์แวร์ตัวนี้สามารถใช้ในการพัฒนาโปรแกรมในภาษาซีชาร์ป ภาษาวิซวลเบสิก และภาษาอื่น ๆ ด้วยเฟรมเวิร์กคอตเนตบนระบบปฏิบัติการวินโดวส์ ซึ่งสามารถ



รูปที่ 2.21 ตัวอย่างโปรแกรม Microsoft Visual Studio (วิกิพีเดีย,2555)



รูปที่ 2.22 ตัวอย่างโปรแกรมประยุกต์

2.9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในการศึกษาการสร้างแบบจำลองใบหน้าสามมิติโดยใช้กระบวนการวิธี AAM ด้วยเทคนิค ICA ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาค้นคว้างานวิจัยในอดีตที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาแบบจำลองใบหน้าสามมิติโดยใช้กระบวนการวิธี AAM ด้วยเทคนิค ICA ดังสรุปในตารางที่ 2.4 และมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

งานวิจัยของ T.F.Cootes และคณะ (1998) ได้นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ใบหน้าโดยการสร้างแบบจำลองใบหน้าที่มีทั้งรูปร่างและพื้นผิว โดยให้ชื่อว่า “Active Appearance Models” แบบจำลองนี้ได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางทั้งในงานวิจัยระบบรู้จำใบหน้าและงานวิจัยด้านการสร้างแบบจำลองอื่น ๆ

งานวิจัยของ Marian Stewart และคณะ (2002) ได้เสนอการใช้ ICA แทน PCA ในการวิเคราะห์รูปใบหน้า ซึ่งแสดงให้เห็นข้อมูลที่น่าสนใจเกี่ยวกับจุดแข็งและจุดอ่อนที่สำคัญของกระบวนการวิธี ICA เทียบกับ PCA โดยได้ข้อสรุปว่าการวิเคราะห์รูปถ่ายซึ่งข้อมูลสำคัญอยู่ใน phase spectrum ควรใช้ ICA

งานวิจัยของ C. Bugli and P. Lambert (2006) ได้ทำการเปรียบเทียบการใช้กระบวนการวิธี PCA เทียบกับ ICA โดยทำการวิเคราะห์ข้อมูล Electroencephalograms โดยระบุว่าผลการวิเคราะห์สัญญาณโดย PCA ที่ได้รับความนิยมแต่ได้รับข้อมูลที่เป็นประโยชน์น้อยกว่าการใช้ ICA โดยในที่นี้ได้นำเสนอการหา IC ด้วยวิธี JADE

งานวิจัยของ Christian Martin และคณะ (2008) ได้ทำการศึกษาความเป็นไปได้ในการนำระบบการรู้จำใบหน้าไปใช้งานในรูปแวดล้อมจริง โดยเป็นระบบที่ทำงานแบบ real-time ซึ่งได้เลือกใช้วิธีการแบบ AAM โดยระบุว่าการทำงานบนระบบ mobile ด้วย robot นั้นให้ประสิทธิภาพที่ดี

งานวิจัยของ Chun-Wei Chen and Chieh-Chih Wang (2008) ได้นำเสนอวิธีการใช้งานแบบจำลองรูปลักษณะสามมิติที่สร้างโดยวิธีการ AAM กับกระบวนการระบุสองมิติ ทำให้การระบุตัวตนมีประสิทธิภาพสูงขึ้นได้ แต่การจัดการความเปลี่ยนแปลงด้านท่าทางยังคงเป็นปัญหาอยู่

บทความวิจัยที่เกี่ยวข้องประกอบด้วย “ก” แทนงานวิจัยของ T.F.Cootes และคณะ (1998) “ข” แทนงานวิจัย Marian Stewart และคณะ (2002) “ค” แทนงานวิจัยของ C. Bugli and P. Lambert (2006) “ง” แทนงานวิจัยของ Christian Martin และคณะ (2008) “จ” แทนงานวิจัยของ Chun-Wei Chen and Chieh-Chih Wang (2008) และ “ฉ” แทนงานวิจัย การวิเคราะห์ภาพใบหน้า 3 มิติ สำหรับการระบุตัวตน และยืนยันตัวบุคคล (งานวิจัยของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้)

ตารางที่ 2.4 ตารางเปรียบเทียบค่างานวิจัย

กระบวนการทำงาน	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง					
	ก	ข	ค	ง	จ	ฉ
กระบวนการวิธีสร้างแบบจำลอง						
PCA	✓	✓	✓	✓	✓	✓
ICA	✓	✓				✓
ลักษณะแบบจำลอง						
Texture Model	✓					
Active Appearance Model			✓	✓	✓	✓
อื่นๆ		✓				
ลักษณะข้อมูล						
รูปใบหน้า	✓		✓	✓	✓	✓
สัญญาณไฟฟ้า		✓				
การพัฒนา						
โปรแกรมประยุกต์	✓	✓		✓	✓	✓
โปรแกรมประยุกต์ Real time			✓			
รูปแบบแบบจำลอง						
2D	✓		✓	✓		✓
3D					✓	✓
อื่น ๆ		✓				

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

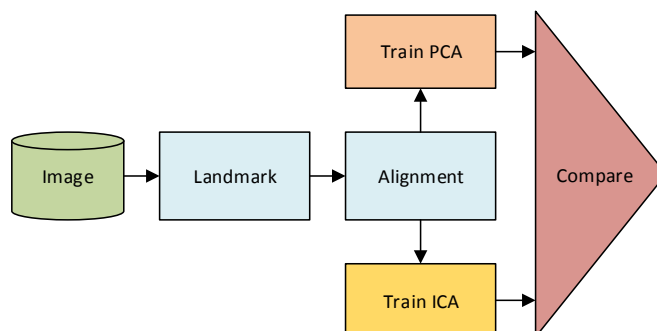
งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ที่จะพัฒนาการสร้างแบบจำลองรูปลักษณะใบหน้าสามมิติ ด้วยวิธีการ Active Appearance Model เพื่อให้ได้แบบจำลองรูปลักษณะใบหน้าสามมิติที่มีประสิทธิภาพในการนำไปใช้ระบุตัวตน โดยการออกแบบโปรแกรมให้สามารถสร้างแบบจำลองใบหน้าสามมิติได้โดยผู้ทั่วไปได้ ซึ่งในบทนี้จะนำเสนอถึงกรอบแนวคิดของการวิจัย วิธีการวิจัย และเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย โดยมีรายละเอียดดังนี้

3.1 กรอบแนวคิดของการวิจัย

ในงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์หลักในการเปรียบเทียบแบบจำลองใบหน้า ที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติด้วยวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) กับการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ (ICA) บนวิธีการสร้างแบบจำลองสามรูปแบบ คือ การสร้างแบบจำลองรูปร่าง การสร้างแบบจำลองพื้นผิว และการสร้างแบบจำลองรูปลักษณะ นอกจากนี้เพื่อให้เห็นถึงความชัดเจนของประสิทธิภาพที่ได้จากแบบจำลอง ข้อมูลที่ใช้จึงมีทั้งแบบสองมิติและสามมิติ

3.1.1 กรอบแนวคิดแบบที่ 1 : การเปรียบเทียบแบบจำลองรูปร่างจาก PCA กับ ICA

จุดมุ่งหมายของโปรแกรม คือ การทดลองสร้างแบบจำลองรูปร่างโดยวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติด้วยวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก เปรียบเทียบกับการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระโดยมีกรอบแนวคิด ดังรูปที่ 3.1



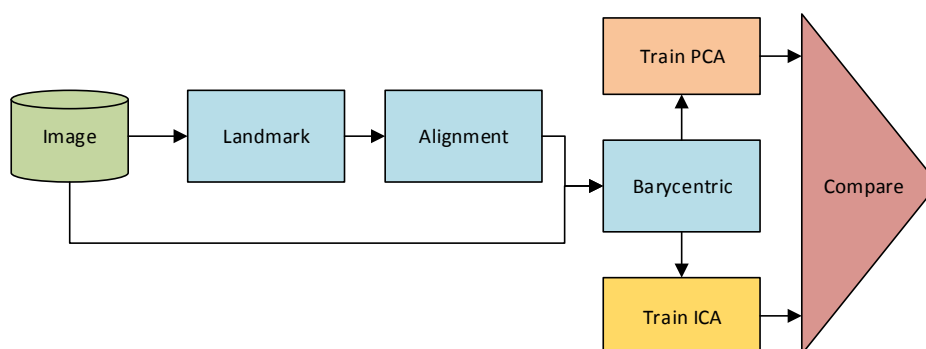
รูปที่ 3.1 กรอบแนวคิดแบบที่ 1 : การเปรียบเทียบแบบจำลองรูปร่างใบหน้าจาก PCA กับ ICA

จากกรอบแนวคิดประกอบไปด้วย 6 ส่วน คือ

- 1) ข้อมูลรูป (Image) เป็นข้อมูลรูปถ่ายใบหน้าสำหรับการสร้างแบบจำลอง ซึ่งควรเป็นรูปหน้าตรง ไม่การบิดบัง สภาพแสงสม่ำเสมอ
- 2) การกำหนดจุด (Landmark) เป็นส่วนที่ใช้ระบุตำแหน่งขององค์ประกอบต่างๆบนใบหน้า การระบุตำแหน่งสามารถกระทำโดยผู้ใช้ทั่วไป โดยการใช้เมาส์ลากรอบใบหน้าเพื่อระบุขอบเขตของใบหน้า แล้วจะได้การวางตำแหน่ง Landmark แบบคร่าวๆ จากนั้นผู้ใช้สามารถใช้เมาส์เลือกตำแหน่งของจุด ระบุตำแหน่งไปยังส่วนที่ต้องการได้ เมื่อเสร็จขั้นตอนนี้แล้วผู้ใช้งานบันทึกข้อมูลสำหรับใช้ในขั้นตอนต่อไป
- 3) การปรับ (Alignment) เป็นส่วนที่ใช้ปรับ Landmark ให้อยู่บน space เดียวกัน ขั้นตอนนี้กระทำโดยระบบอัตโนมัติ ช่วยให้ Landmark วางทับซ้อนกันได้ใกล้เคียงกันที่สุด โดยไม่สูญเสียรูปทรงเดิม ด้วยการใช้สมการ transformation matrix
- 4) การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Train PCA) ขั้นตอนนี้กระทำโดยระบบอัตโนมัติ โดยโปรแกรมจะทำการเรียกชุดคำสั่งสำเร็จที่ได้จากโปรแกรม Matlab เพื่อใช้ในการคำนวณหาแบบจำลอง
- 5) การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ (Train ICA) ขั้นตอนนี้กระทำโดยระบบอัตโนมัติ โดยโปรแกรมจะทำการเรียกชุดคำสั่งสำเร็จที่ได้จากโปรแกรม Matlab เพื่อใช้ในการคำนวณหาแบบจำลอง
- 6) การเปรียบเทียบแบบจำลอง (Compare) ขั้นตอนนี้กระทำโดยระบบอัตโนมัติ โดยทำการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้วิธีการวัดความเป็นปึกแผ่น ความเฉพาะเจาะจง และการตรวจสอบข้อมูลภายนอก

3.1.2 กรอบแนวคิดแบบที่ 2 : การเปรียบเทียบแบบจำลองพื้นผิวจาก PCA กับ ICA

จุดมุ่งหมายของโปรแกรม คือ การทดลองสร้างแบบจำลองพื้นผิวโดยวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติด้วยวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก เปรียบเทียบกับการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระโดยมีกรอบแนวคิด ดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 กรอบแนวคิดแบบที่ 2 : การเปรียบเทียบแบบจำลองพื้นผิวใบหน้าจาก PCA กับ ICA

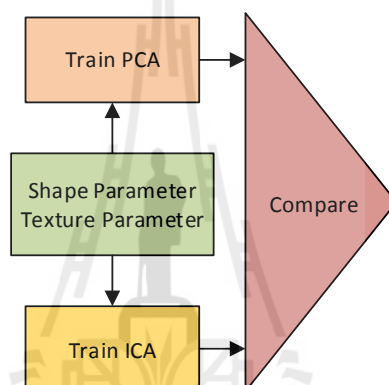
จากกรอบแนวคิดประกอบไปด้วย 6 ส่วน คือ

- 1) ข้อมูลรูป (Image) เป็นข้อมูลรูปถ่ายใบหน้าสำหรับการสร้างแบบจำลอง ซึ่งควรเป็นรูปหน้าตรง ไม่การบิดเบือน สภาพแสงสม่ำเสมอ
- 2) การกำหนดจุด (Landmark) เป็นส่วนที่ใช้ระบุตำแหน่งขององค์ประกอบต่าง ๆ บนใบหน้า การระบุตำแหน่งสามารถกระทำโดยผู้ใช้ทั่วไป โดยการใช้เมาส์ลากกรอบใบหน้าเพื่อระบุขอบเขตของใบหน้า แล้วจะได้รับการวางตำแหน่ง Landmark แบบคร่าวๆ จากนั้นผู้ใช้งานสามารถใช้เมาส์เลือกตำแหน่งของจุด ระบุตำแหน่งไปยังส่วนที่ต้องการได้ เมื่อเสร็จขั้นตอนนี้แล้วผู้ใช้งานบันทึกข้อมูลสำหรับใช้ในขั้นตอนต่อไป
- 3) การปรับ (Alignment) เป็นส่วนที่ใช้ปรับ Landmark ให้อยู่บน space เดียวกัน ขั้นตอนนี้กระทำโดยระบบอัตโนมัติ ช่วยให้ Landmark วางทับซ้อนกันได้ใกล้เคียงกันที่สุด โดยไม่สูญเสียรูปทรงเดิม ด้วยการใช้สมการ transformation matrix
- 4) การระบุตำแหน่งพื้นผิว (Barycentric) เป็นส่วนที่ดำเนินการดึงข้อมูลพื้นผิวจากรูปถ่ายใบหน้าในแต่ละตัวอย่าง ในตำแหน่งที่ตรงกันกับรูปร่างใบหน้าเฉลี่ย โดยใช้สมการ Barycentric
- 5) การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Train PCA) ขั้นตอนนี้กระทำโดยระบบอัตโนมัติ โดยโปรแกรมจะทำการเรียกชุดคำสั่งสำเร็จที่ได้จากโปรแกรม Matlab เพื่อใช้ในการคำนวณหาแบบจำลอง
- 6) การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ (Train ICA) ขั้นตอนนี้กระทำโดยระบบอัตโนมัติ โดยโปรแกรมจะทำการเรียกชุดคำสั่งสำเร็จที่ได้จากโปรแกรม Matlab เพื่อใช้ในการคำนวณหาแบบจำลอง

7) การเปรียบเทียบแบบจำลอง (Compare) ขั้นตอนนี้กระทำโดยระบบอัตโนมัติ โดยทำการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้วิธีการวัดความเป็นปึกแผ่น ความเฉพาะเจาะจง และการตรวจสอบข้อมูลภายนอก

3.1.3 กรอบแนวคิดแบบที่ 3 : การเปรียบเทียบแบบจำลองรูปลักษณ์จาก PCA กับ ICA

จุดมุ่งหมายของโปรแกรม คือ การทดลองสร้างแบบจำลองรูปร่างโดยวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติด้วยวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก เปรียบเทียบกับการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระโดยมีกรอบแนวคิด ดังรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3 กรอบแนวคิดแบบที่ 3 : การเปรียบเทียบแบบจำลองรูปลักษณ์ใบหน้าจาก PCA กับ ICA

จากกรอบแนวคิดประกอบไปด้วย 4 ส่วน คือ

- 1) ข้อมูลพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) และพารามิเตอร์พื้นผิว (Texture Parameter) ข้อมูลนี้ได้มาจากแบบจำลองรูปร่าง และแบบจำลองพื้นผิว
- 2) การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Train PCA) ขั้นตอนนี้กระทำโดยระบบอัตโนมัติ โดยโปรแกรมจะทำการเรียกชุดคำสั่งสำเร็จที่ได้จากโปรแกรม Matlab เพื่อใช้ในการคำนวณหาแบบจำลอง
- 3) การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ (Train ICA) ขั้นตอนนี้กระทำโดยระบบอัตโนมัติ โดยโปรแกรมจะทำการเรียกชุดคำสั่งสำเร็จที่ได้จากโปรแกรม Matlab เพื่อใช้ในการคำนวณหาแบบจำลอง

4) การเปรียบเทียบแบบจำลอง (Compare) ขั้นตอนนี้กระทำโดยระบบอัตโนมัติ โดยทำการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้วิธีการวัดความเป็นปึกแผ่น ความเฉพาะเจาะจง และการตรวจสอบข้อมูลภายนอก

3.2 การออกแบบอัลกอริทึม

จากกรอบแนวคิดของงานวิจัยทั้งสาม ผู้วิจัยได้จำแนกอัลกอริทึมของการทดลองออกเป็นสี่อัลกอริทึม คือ อัลกอริทึมแบบจำลองรูปร่าง (Active Shape Model) อัลกอริทึมแบบจำลองพื้นผิว (Active Texture Model) อัลกอริทึมแบบจำลองรูปลักษณ์ (Active Appearance Model) และอัลกอริทึมแบบจำลองรูปลักษณ์สามมิติ (3D Active Appearance Model) โดยทั้งสี่อัลกอริทึมอ้างอิงจากอัลกอริทึม Active Appearance Model

3.2.1 อัลกอริทึมแบบจำลองรูปร่าง (Active Shape Model)

เริ่มต้นโดยการออกแบบโครงสร้างของแบบจำลองรูปร่าง เรียกว่า Landmark โดยจุดนี้นับเป็นหัวใจสำคัญ เนื่องจากความสมบูรณ์ของแบบจำลองใบหน้านั้นขึ้นอยู่กับโครงสร้าง การออกแบบโครงสร้างจึงต้องให้ครอบคลุมองค์ประกอบสำคัญของใบหน้าที่จะสามารถสังเกตได้อย่างชัดเจน เช่น ขอบใบหน้าด้านล่าง ริมฝีปาก ดวงตา และขอบบนคิ้ว เป็นต้น

ขั้นตอนถัดมา คือ การสร้างเซตข้อมูลฝึกโดยใช้โครงสร้างที่ออกแบบไว้วางลงบนรูปถ่ายใบหน้า และปรับตำแหน่งให้ตรงกับจุดสำคัญในแต่ละรูป

แบบจำลองรูปร่าง คือ ผลลัพธ์ของการนำข้อมูลตำแหน่งของการวางโครงสร้าง ในแต่ละจุดมาวิเคราะห์ด้วยวิธีการทางสถิติ แบบจำลองรูปร่างมีคุณสมบัติที่ดีในการระบอบองค์ประกอบภายในใบหน้า เช่น ขนาด รูปร่าง และตำแหน่ง ขององค์ประกอบที่โนดเป็นตัวระบุ ข้อมูลอยู่ในรูปเวกเตอร์ ดังสมการที่ 3.1 ข้อมูลที่ได้จากการทำ Landmark บนรูปถ่ายใบหน้าที่มีความแตกต่างกันทั้งขนาด และตำแหน่ง การใช้ข้อมูลปฐมภูมิเหล่านี้มาวิเคราะห์อาจจะส่งผลให้เกิดสัญญาณรบกวน จนทำให้ผลการวิเคราะห์ข้อมูลผิดพลาดได้ T.F.Cootes และคณะจึงได้เสนอวิธีการปรับค่าตัวแปรให้อยู่บนพื้นที่เดียวกันโดยใช้การแปลงค่าสองมิติ จากนั้นทำการปรับชุดข้อมูลให้กระจายตัวอยู่ระหว่างค่าเฉลี่ย ดังสมการ 3.3 ขั้นตอนสุดท้ายก่อนทำการสร้างแบบจำลองรูปร่างคือทำการปรับค่าปกติเพื่อให้ข้อมูลทั้งหมดอยู่ในช่วง -1 ถึง 1 สามารถทำได้โดยใช้สมการ 3.4 แล้วจึงใช้ข้อมูลนั้นสำหรับหาแบบจำลองรูปร่างได้ โดยใช้วิธีการทางสถิติดังสมการที่ 3.5

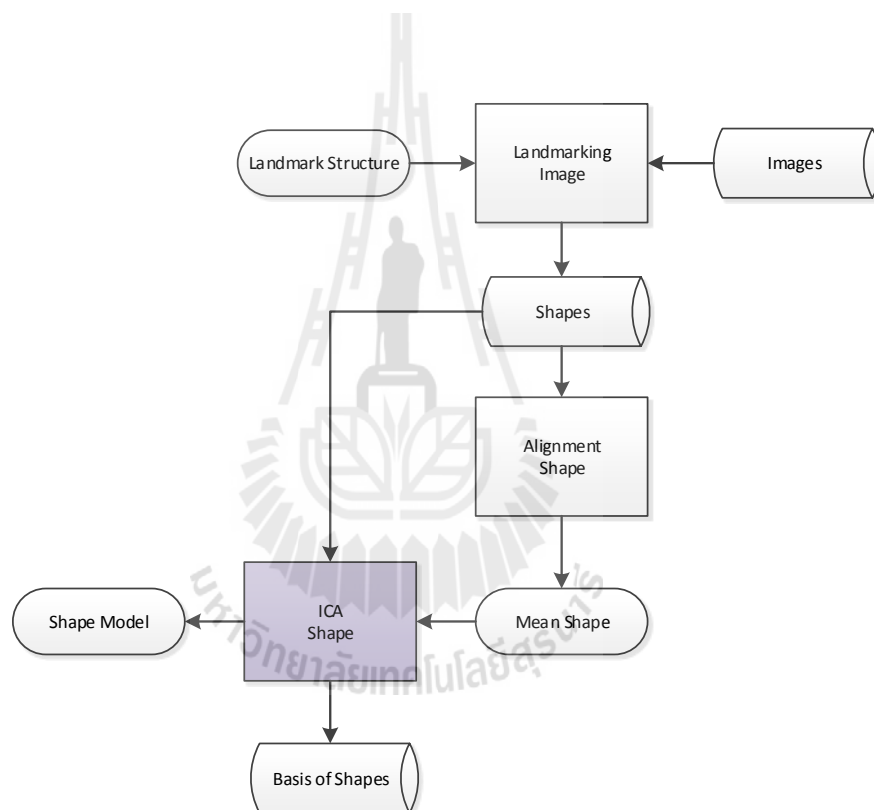
$$x_i = [x_{i1}, y_{i1}, x_{i2}, y_{i2}, \dots, x_{ik}, y_{ik}, \dots, x_{iN}, y_{iN}]^T \quad (3.1)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N x_i \quad (3.2)$$

$$dx_i = x_i - \bar{x} \quad (3.3)$$

$$tx_{ik} = \frac{dx_{ik}}{DX_{max}} \quad (3.4)$$

$$x_i = \bar{x} + [(P_s b_{is}) \cdot DX_{max}] \quad (3.5)$$



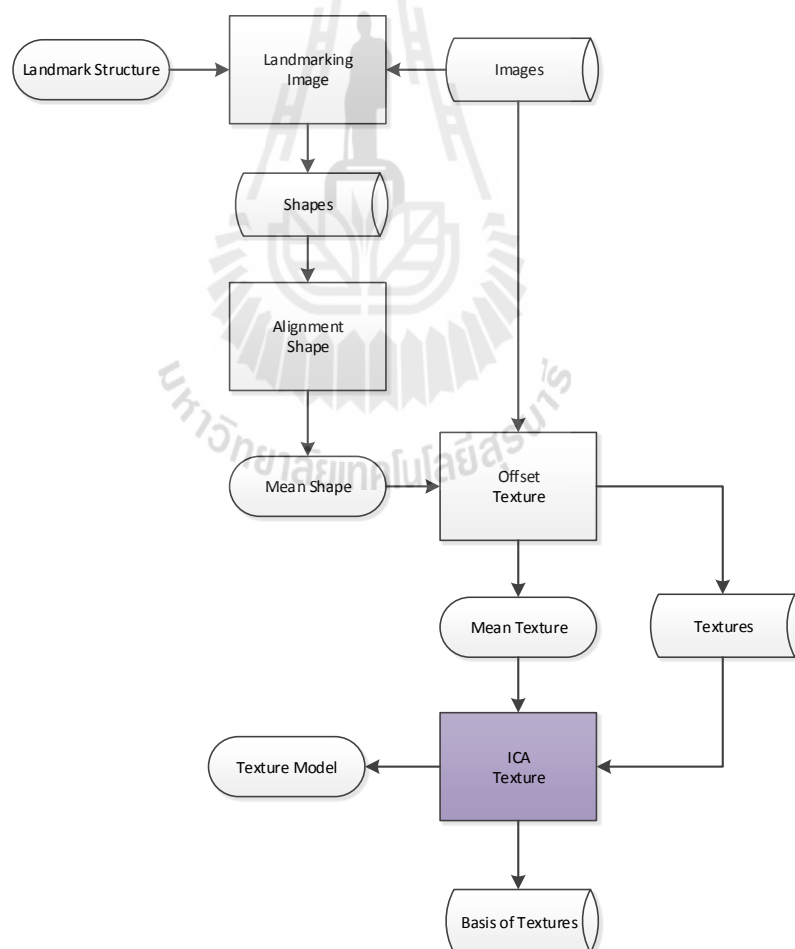
รูปที่ 3.4 อัลกอริทึมแบบจำลองรูปร่าง (Active Shape Model)

3.2.2 อัลกอริทึมแบบจำลองพื้นผิว (Active Texture Model)

เริ่มต้นโดยการออกแบบโครงสร้างเช่นเดียวกับการสร้างแบบจำลองรูปร่าง

ขั้นตอนถัดมาคือการสร้างชุดข้อมูลฝึกเช่นเดียวกับการสร้างแบบจำลองรูปร่าง

แบบจำลองพื้นผิว คือ ผลลัพธ์ของการนำข้อมูลพิกเซลภายใน landmark มาวิเคราะห์ด้วยวิธีการทางสถิติ แบบจำลองพื้นผิว มีคุณสมบัติที่ดีในการระบอบุคประกอบสัภายในใบหน้า เนื่องจากข้อมูลพิกเซลนั้นมีความแตกต่างด้านจำนวน และตำแหน่งของแต่ละรูป เพื่อได้ข้อมูลที่มีจำนวนและ ตำแหน่งที่ตรงกัน T.F.Cootes และคณะได้เสนอให้ใช้สมการทางเลขาคณิตที่สามารถระบุตำแหน่งที่เรียกว่า Barycentric coordinate โดยการใช้ค่าเฉลี่ยข้อมูลรูปร่างเป็นมาตรฐานจากนั้นให้ดึงข้อมูลพื้นผิวบนรูปจริงมาวัดใหม่บนตำแหน่งของรูปร่างเฉลี่ย ข้อมูลอยู่ในรูปเวกเตอร์ ดังสมการที่ 3.6 จากนั้นทำการหาค่าเฉลี่ยพื้นผิวดังสมการที่ 3.7 แล้วปรับชุดข้อมูลให้กระจายตัวอยู่ระหว่างค่าเฉลี่ย ดังสมการ 3.8 ขั้นตอนสุดท้ายก่อนทำการสร้างแบบจำลองพื้นผิวคือทำการปรับค่าปกติเพื่อให้ข้อมูลทั้งหมดอยู่ในช่วง -1 ถึง 1 สามารถทำได้โดยใช้สมการ 3.9 แล้วจึงใช้ข้อมูลนั้นสำหรับหาแบบจำลองพื้นผิวได้ โดยการใช้วิธีการทางสถิติดังสมการที่ 3.10



รูปที่ 3.5 อัลกอริทึมแบบจำลองพื้นผิว (Active Texture Model)

$$g_i = [g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{il}, g_{il}, \dots, g_{iM}, g_{iM},]^T \quad (3.6)$$

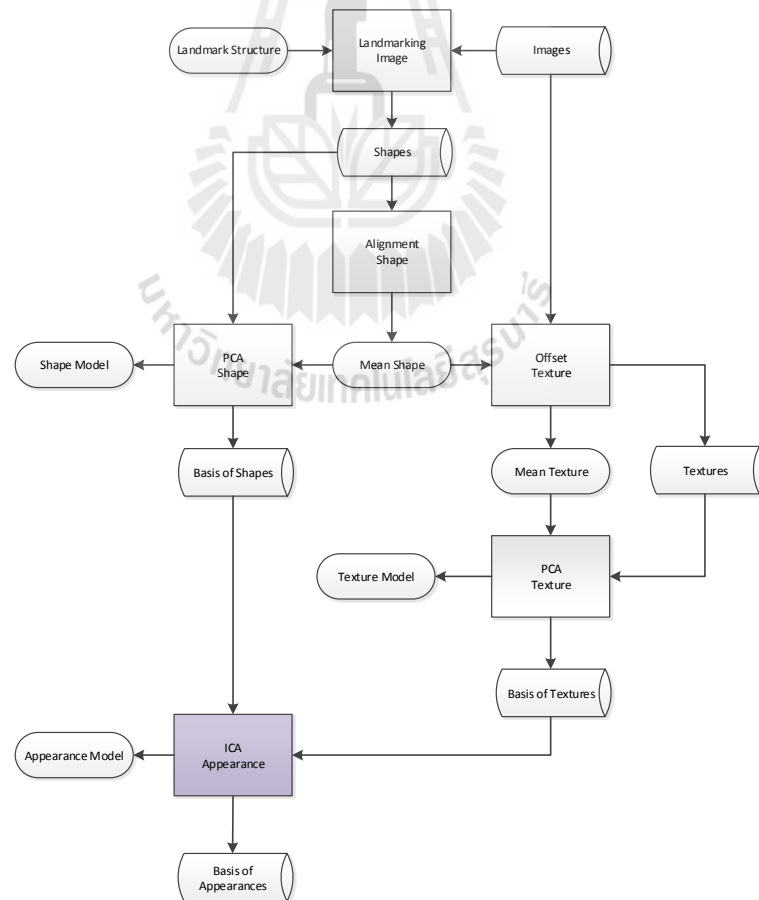
$$\bar{g} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N g_i \quad (3.7)$$

$$dg_i = g_i - \bar{g} \quad (3.8)$$

$$tg_{il} = \frac{dg_{il}}{DG_{max}} \quad (3.9)$$

$$g_i = \bar{g} + [(P_g b_{ig}) \cdot DG_{max}] \quad (3.10)$$

3.2.3 อัลกอริทึมแบบจำลองรูปลักษณ์ (Active Appearance Model)



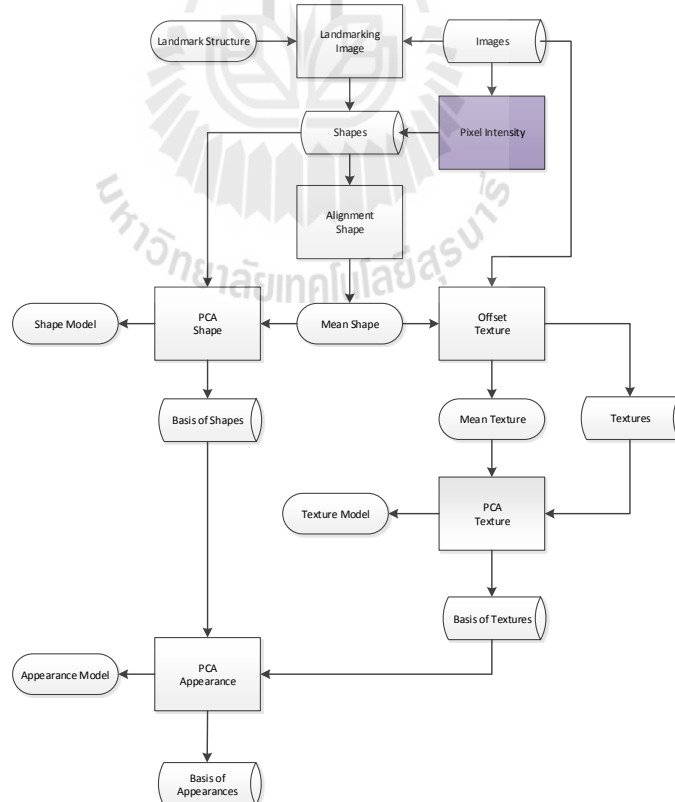
รูปที่ 3.6 อัลกอริทึมแบบจำลองรูปลักษณ์ (Active Appearance Model)

แบบจำลองรูปลักษณะ คือ ผลลัพธ์ของการนำค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองรูปทรงและค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองพื้นผิว มาวิเคราะห์ด้วยวิธีการทางสถิติ แบบจำลองรูปลักษณะ มีคุณสมบัติที่ดีในการระบอบคัพระกอบภายในใบหน้าได้อย่างครบถ้วน ทั้งขนาด รูปร่าง ตำแหน่ง และสีส่น ในการสร้างแบบจำลองรูปลักษณะนี้ T.F.Cootes และคณะได้นำเสนอให้นำค่าน้ำหนักของข้อมูลสำหรับแบบจำลองรูปร่างและค่าน้ำหนักของข้อมูลสำหรับแบบจำลองพื้นผิว มาใช้ร่วมกัน โดยการจัดรูปข้อมูลใหม่สมการที่ 3.11 แล้วจึงใช้ข้อมูลนั้นสำหรับหาแบบจำลองรูปลักษณะได้ โดยการใช้วิธีการทางสถิติดังสมการที่ 3.12

$$b_{ia} = \begin{bmatrix} b_{is} \\ b_{ig} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_s^T \left[\frac{(x_i - \bar{x})}{DX_{max}} \right] \\ p_s^T \left[\frac{(g_i - \bar{g})}{DG_{max}} \right] \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

$$b_a = P_a c \quad (3.12)$$

3.2.4 อัลกอริทึมแบบจำลองรูปลักษณะสามมิติ (3D Active Appearance Model)



รูปที่ 3.7 อัลกอริทึมแบบจำลองรูปลักษณะสามมิติ (3D Active Appearance Model)

ในการสร้างแบบจำลองรูปลักษณะสามมิติ จำเป็นต้องเพิ่มตัวแปรมิติความลึกให้กับการสร้างแบบจำลองรูปร่างให้มีมิติที่สาม ซึ่งวิธีการสร้างความลึกนี้สามารถทำได้โดยการใช้ค่าความเข้มสี

3.3 การพัฒนาและใช้งานโปรแกรม

การพัฒนาโปรแกรมสร้างแบบจำลองรูปลักษณะจากวิธีการ AAM งานวิจัยนี้โดยเลือกใช้ภาษา C# เป็นภาษาหลัก เนื่องจากความสามารถของเฟรมเวิร์คดอทเน็ตที่มากู้กับภาษา C# นั้นสามารถช่วยสนับสนุนให้การพัฒนาโปรแกรมประยุกต์บนระบบปฏิบัติการวินโดวส์เป็นไปอย่างสะดวก และรวดเร็ว โดยในขั้นตอนการวิเคราะห์ห่อหุ้มประกอบนั้นได้ทำการเรียกใช้โปรแกรม Matlab เนื่องจาก Matlab มีได้รับการออกแบบมาเพื่อการคำนวณทางคณิตศาสตร์ที่ซับซ้อน โดยเฉพาะทำให้ช่วยอำนวยความสะดวกและลดระยะเวลาการพัฒนาไปได้มาก ขั้นตอนการพัฒนาโปรแกรมมีดังนี้

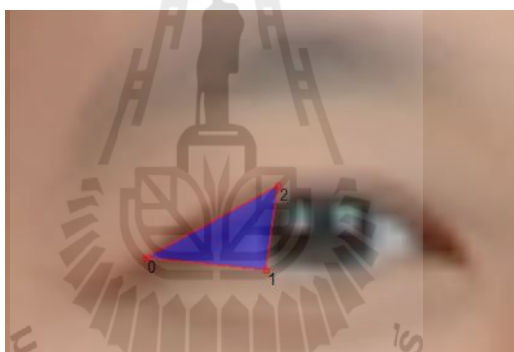
```
struct Nodes {
    public int X;
    public int Y;
    public List<int> Edges;
    public List<int> Surfaces; };
struct Edges {
    public int N1;
    public int N2;
    public List<int> Surfaces; };
struct Surfaces {
    public int N1;
    public int N2;
    public int N3;
    public List<int> Edges; };
```

รูปที่ 3.8 โครงสร้างข้อมูล Landmark

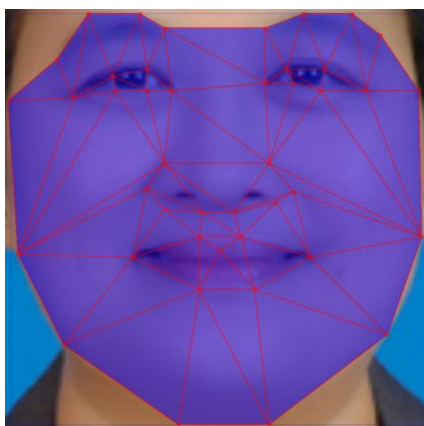
3.3.1 การสร้าง landmark

Landmark คือ โครงสร้างที่ใช้ระบุตำแหน่งขององค์ประกอบบนใบหน้า ซึ่งมีความสำคัญมากในการออกแบบ เพราะหากออกแบบได้ไม่ละเอียดพอจะทำให้แบบจำลองใบหน้ามีข้อมูลไม่เพียงพอต่อการระบุตัวบุคคล ในทางกลับกันหากออกแบบละเอียดเกินไปย่อมส่งผลให้เป็นภาระต่อผู้ใช้ซึ่งต้องทำการวางตำแหน่งให้ตรงกับจุดที่มีความสำคัญนั้นอย่างครบถ้วน Landmark มีองค์ประกอบสามส่วนคือ node edge และ surface โดยในแต่ละ surface จะประกอบด้วย 3 node และ 3 edge เสมอ

ในงานวิจัยนี้ได้ออกแบบโครงสร้างข้อมูล surface จะมีการเก็บข้อมูลลำดับของ node ทั้ง 3 node และ edge ทั้ง 3 edge โครงสร้างข้อมูล edge จะมีการเก็บข้อมูลลำดับของ node ทั้ง 2 node และ surface ทั้ง 1-2 surface และ โครงสร้างข้อมูล node จะเก็บข้อมูลตำแหน่งสองมิติ(X,Y) รายการ edge และรายการ surface ที่เกี่ยวข้องดังแสดงในรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.9 รูปการออกแบบโครงสร้างบริเวณดวงตา

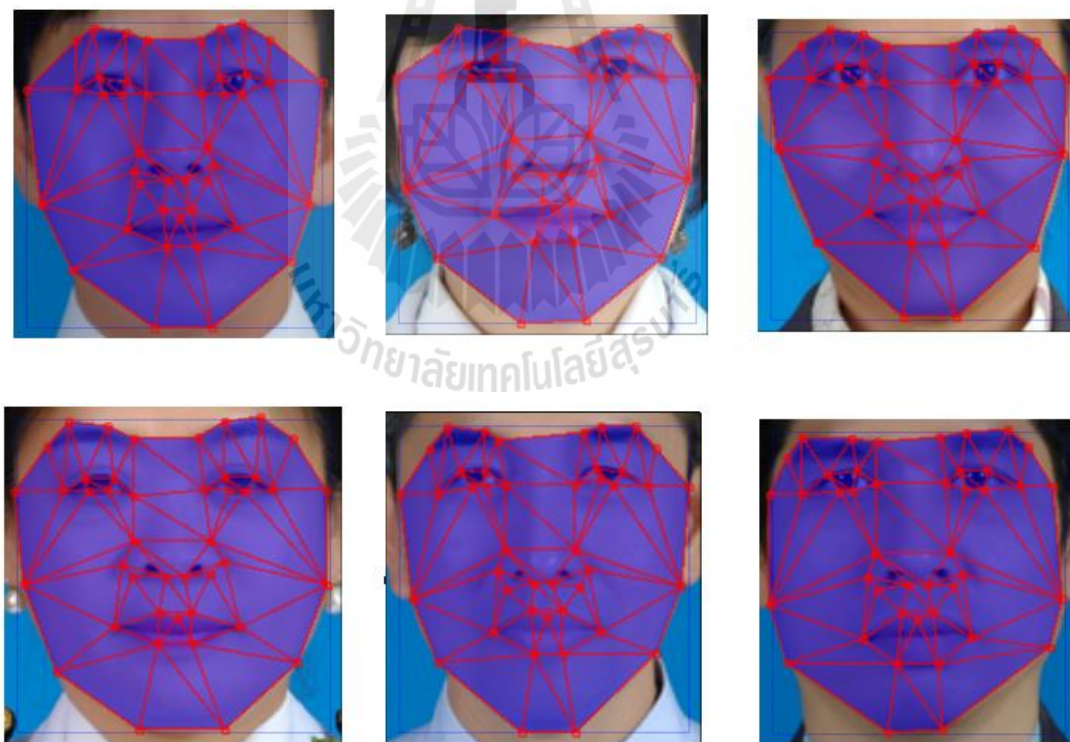


รูปที่ 3.10 รูปการออกแบบโครงสร้างใบหน้าสมบูรณ์

ในงานวิจัยนี้ได้ออกแบบ Landmark ให้ครอบคลุมส่วนของใบหน้าส่วนล่างตั้งแต่คาง ขอบ ใบหน้าด้านซ้ายและขวา จนขึ้นมาถึงบริเวณคิ้ว ดังแสดงในรูปที่ 3.10 ในการออกแบบนี้เน้น องค์ประกอบสำคัญภายในใบหน้า คือ ปาก จมูก ตา และโครงใบหน้า จะเห็นได้ทำการยกเว้น บริเวณหน้าผากเนื่องจากในบางครั้งบริเวณที่จะได้รับการปิดบังได้ง่ายจากเส้นผม

3.3.2 การสร้าง training set

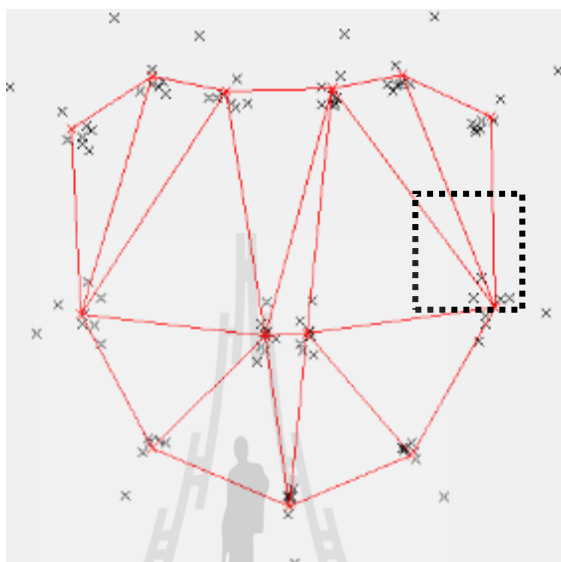
ในขั้นตอนนี้ได้ทำการออกแบบโปรแกรมให้เป็นมิตรต่อผู้ใช้งานมากขึ้น โดยให้ผู้ใช้งานเปิดไฟล์ รูปใบหน้าขึ้นมา จากนั้น ลากเมาส์เพื่อระบุขอบเขตใบหน้า แล้วโปรแกรมจะทำการวาง Landmark ลงในพื้นที่ดังกล่าวซึ่งนับว่าใกล้เคียงกับตำแหน่งที่แท้จริงของจุดต่างๆมาก จากนั้นผู้ใช้งานสามารถย้าย จุดอ้างอิงต่างๆ ได้ตามความเหมาะสม แล้วจึงทำการบันทึกข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบ XML โดยไฟล์ที่ได้ นั้นจะประกอบด้วยโครงสร้าง Landmark ตำแหน่งของ Node และ Texture ของรูปถ่ายใบหน้า นั้นๆ



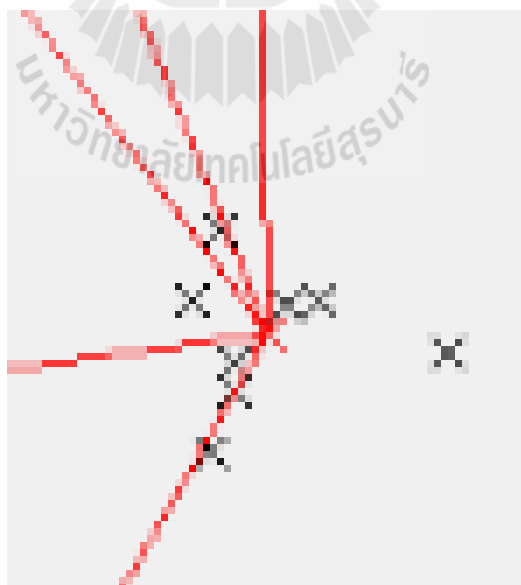
รูปที่ 3.11 ตัวอย่าง training set

3.3.3 การจัดการข้อมูลต่าง space

ในขั้นตอนนี้ได้ใช้การปรับค่าโดยใช้การแปลงค่าสองมิติตามที่ T.F.Cootes และคณะจึงได้เสนอเพื่อปรับค่าตัวแปรให้อยู่บนพื้นที่เดียวกัน



รูปที่ 3.12 รูปแสดงความแตกต่างของ Landmark จากหลายข้อมูล



รูปที่ 3.13 รูปแสดงความแตกต่างของ Node จากหลายข้อมูล

3.3.4 การสร้างแบบจำลอง

ในส่วนนี้จะทำการสร้างฟังก์ชันการคำนวณ PCA และ ICA ในโปรแกรม Matlab แล้วสร้างชุดคำสั่งสำเร็จรูปในรูปแบบ DLL สำหรับภาษา C# จากนั้นนำข้อมูลมาจัดเรียงให้อยู่ในรูปแบบแมทริกโดยข้อมูลตัวอย่างจะเรียกตัวเป็นเวกเตอร์โดยแนวดิ่ง แล้วส่งแมทริกนั้นไปยังฟังก์ชันที่ได้จาก Matlab

3.3.5 การสร้างแผนรูปความลึก

โปรแกรมสร้างแบบจำลองรูปลักษณะสามมิติด้วยการประยุกต์ใช้แผนรูปความลึกเน้นการต่อยอดเพื่อการสร้างแบบจำลองสามมิติ โดยการใช้แนวคิดพื้นฐานของรูปถ่ายสองมุมมอง ในการออกแบบนั้นได้ทำการนำข้อมูลรูปถ่ายสองมุมมองมาระบุตำแหน่งสำคัญโดยใช้ Landmark จากนั้นจึงคำนวณค่าความลึกดังแสดงในรูปที่ 3.14



รูปที่ 3.14 ตัวอย่างการสร้างแบบจำลองโดยใช้รูปถ่ายสองมุมมอง (Stereo Vision)



รูปที่ 3.15 ตัวอย่างการสร้างแบบจำลองโดยใช้รูปถ่ายหนึ่งมุมมอง

แต่ในงานวิจัยนี้รูปถ่ายใบหน้าซึ่งมีอยู่แล้วเป็นรูปถ่ายหน้าตรงด้านเดียวการใช้วิธีการดังกล่าวจึงทำไม่ได้ งานวิจัยนี้จึงได้ออกแบบวิธีการใหม่ขึ้นมาทดแทน คือการนำค่าความเข้มของพื้นผิวมาใช้แทนค่าความลึกของใบหน้า แล้วใช้ข้อมูลนั้นเพื่อเติมในส่วนของมิติที่สามในส่วนจากรูปร่าง ดังแสดงในรูปที่ 3.15

3.3.6 Raspberry Pi

ในการใช้งานในสภาพจริงการนำคอมพิวเตอร์ขนาดใหญ่ไปติดตั้งตามสถานที่ต่าง ๆ ขอมสร้างภาระความลำบากในหลายด้าน เช่น การขนส่ง การติดตั้ง เป็นต้น การพัฒนา Embedded system ที่สามารถทำงานได้เช่นเดียวกัน แต่มีขนาดเล็กจึงเป็นทางเลือกที่ดีกว่า Raspberry Pi เป็นอุปกรณ์ที่สามารถประมวลผลรูปถ่ายจากอุปกรณ์บันทึกภาพ สามารถติดต่อสื่อสารผ่านระบบการสื่อสารแบบไร้สาย รวมถึงการแสดงผลบนจอภาพคอมพิวเตอร์แบบมาตรฐานได้



รูปที่ 3.16 ระบบปฏิบัติการ Raspbian (<http://myraspberrypiexperience.blogspot.com/>, 2556)

โดยการใช้ระบบปฏิบัติการ Linux ที่ชื่อว่า Raspbian ทำให้ระบบที่พัฒนามีราคาถูกตอบสนองต่อการใช้งานในสภาพจริงได้ ประกอบกับระบบปฏิบัติการนี้สามารถติดตั้งตัวประมวลผลภาษา C++ และภาษา Python ได้ รวมถึงการติดตั้งชุดคำสั่งสำหรับการประมวลผลภาพที่มีชื่อว่า OpenCV ซึ่งเป็นเครื่องมือสนับสนุนการทำงานด้านการประมวลผลภาพที่มีประสิทธิภาพอย่างหนึ่งได้อีกด้วย

3.4 เครื่องมือ

ในหัวข้อนี้จะอธิบายถึงเครื่องมือที่ใช้ในการทำวิจัย ซึ่งหมายถึงอุปกรณ์ฮาร์ดแวร์ ซอฟต์แวร์ และวิธีการวัดประสิทธิภาพ โดยมีรายละเอียดดังนี้

3.4.1 เครื่องมือในการพัฒนา

3.4.1.1 เครื่องคอมพิวเตอร์สำหรับการพัฒนาโปรแกรมสร้างแบบจำลองรูป 3 มิติ ด้วยกระบวนการวิธี Active appearance models มีรายละเอียดดังนี้

1. หน่วยประมวลผลกลาง : Intel Core i5-2450M 2.50GHz
2. หน่วยความจำหลัก : DDR3 2.00 GB
3. หน่วยความจำสำรอง : HDD 600GB
4. อุปกรณ์เสริมอื่น ๆ เช่น เมาส์ แป้นพิมพ์ และจอภาพ เป็นต้น

3.4.1.2 ระบบปฏิบัติการและโปรแกรมประยุกต์สำหรับการพัฒนาโปรแกรมสร้างแบบจำลองรูป 3 มิติ ด้วยกระบวนการวิธี Active appearance models มีรายละเอียดดังนี้

1. ระบบปฏิบัติการ : Windows 7 Professional 32 bit
2. เครื่องมือในการพัฒนา : Visual Studio 2010
3. เครื่องมือเสริมในการพัฒนา : Matlab 2011

3.4.2 เครื่องมือในการทดสอบ

3.4.2.1 เครื่องคอมพิวเตอร์สำหรับการทดสอบโปรแกรมสร้างแบบจำลองรูป 3 มิติ ด้วยกระบวนการวิธี Active appearance models มีรายละเอียดดังนี้

1. หน่วยประมวลผลกลาง : Intel Core i7-2600K 3.40GHz
2. หน่วยความจำหลัก : DDR3 16.00 GB
3. หน่วยความจำสำรอง : HDD 500GB
4. อุปกรณ์เสริมอื่น ๆ เช่น เมาส์ แป้นพิมพ์ และจอภาพ เป็นต้น

3.4.2.2 ระบบปฏิบัติการและโปรแกรมประยุกต์สำหรับการทดสอบโปรแกรมสร้างแบบจำลองรูป 3 มิติ ด้วยกระบวนการวิธี Active appearance models มีรายละเอียดดังนี้

1. ระบบปฏิบัติการ : Windows 7 Ultimate 64 bit
2. เครื่องมือเสริมในการทดสอบ : Matlab Runtime

3.4.3 เครื่องมือในทดสอบประยุกต์ใช้งาน

3.4.3.1 เครื่องคอมพิวเตอร์สำหรับการทดสอบประยุกต์ใช้งานจริงบน Embedded system มีรายละเอียดดังนี้

1. กระดานอิเล็กทรอนิกส์ Raspberry Pi
2. กระดานอิเล็กทรอนิกส์ Raspberry Pi Camera Module
3. อุปกรณ์สื่อสาร USB WiFi
4. พลังงานสำรอง : Raspberry Pi Battery Pack
5. อุปกรณ์เสริมอื่น ๆ เช่น สายเชื่อมต่อ เม้าส์ แป้นพิมพ์ และจอภาพ เป็นต้น

ต้น

3.4.3.2 ระบบปฏิบัติการและ โปรแกรมประยุกต์สำหรับการทดสอบประยุกต์ใช้งานจริงบน Embedded system มีรายละเอียดดังนี้

1. ระบบปฏิบัติการ : Raspbian

3.4.4 เครื่องมือวัดประสิทธิภาพ

การวัดประสิทธิภาพนั้นจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ การวัดคุณสมบัติของแบบจำลองที่ได้รับการปรับปรุงแล้ว เช่น compactness, generalization และ specificity เป็นต้น และการวัดความถูกต้องโดยการนำแบบจำลองที่ได้รับการปรับปรุงแล้วไปทดสอบการทำงานในการระบุตัวตนบุคคลในสถานการณ์จริงด้วย Embedded system

บทที่ 4

ผลการทดลอง

ในบทนี้จะกล่าวถึง ผลการทดลองสังเคราะห์แบบจำลองตามวิธีการที่ได้ออกแบบไว้ในบทที่ผ่านมา โดยเริ่มต้นด้วยการแสดงข้อมูลที่ใช้ในการสังเคราะห์แบบจำลอง จากนั้นจึงแสดงผลการทดลองซึ่งแบ่งออกเป็นสองส่วน คือ ผลการสังเคราะห์แบบจำลอง และผลการวัดประสิทธิภาพแบบจำลองที่ได้

ในส่วนผลการสังเคราะห์แบบจำลองได้แสดงการสังเคราะห์ไบนารี โดยใช้แบบจำลองในส่วนนี้แบ่งออกเป็นสามส่วนหลัก คือ การสังเคราะห์รูปร่างไบนารี การสังเคราะห์พื้นผิวไบนารี และการสังเคราะห์แบบรูปลักษณะไบนารี แล้วยังแบ่งออกเป็นสองรูปแบบย่อย คือ รูปแบบสองมิติ และรูปแบบสามมิติ รวมไปถึงการแสดงผลการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์โดยแสดงในรูปแบบกราฟสองมิติ

ในส่วนผลวัดการประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ได้ทั้งหมดนั้น ดำเนินการโดยใช้เครื่องมือวัดประสิทธิภาพซึ่งสามารถแสดงให้เห็นความคุณสมบัติของแบบจำลองในสามด้าน ดังนี้

- ความเป็นปึกแผ่น หมายถึง จำนวน โหมดของแบบจำลองน้อยที่สุดที่ต้องใช้สำหรับการสังเคราะห์ไบนารีขึ้นใหม่ให้สมบูรณ์
- ความเฉพาะเจาะจง หมายถึง ความครอบคลุมของแบบจำลองต่อพารามิเตอร์ที่เป็นไปได้ภายในแบบจำลอง
- การตรวจสอบข้อมูลภายนอก หมายถึง ความสามารถในการตรวจสอบข้อมูลที่ไม่ได้อยู่ในชุดฝึก อีกในหนึ่งคือความเป็นสากลของแบบจำลอง

และในตอนท้ายได้นำเสนอสรุปการแนวทางในการนำแบบจำลองที่ได้ไปใช้งาน โดยการเชื่อมโยงแนวคิดกับอุปกรณ์คอมพิวเตอร์แบบเดี่ยว (Single broad computer)

4.1 ข้อมูลที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพ

ในการทดลองได้ทำการเตรียมข้อมูลรูปถ่ายใบหน้า ซึ่งมีลักษณะสำคัญคือเป็นรูปถ่ายหน้าตรง มีสภาพแสงสม่ำเสมอตลอดทั้งภาพ สำหรับการทดลองและวัดประสิทธิภาพในงานวิจัยนี้ใช้รูปถ่ายทั้งสิ้น 32 ตัวอย่าง โดยข้อมูลได้จากการนำรูปถ่ายใบหน้ามาทำการกำหนด Landmark เพื่อระบุตำแหน่งที่มีความสำคัญบนใบหน้าสำหรับนำมาวิเคราะห์หาลักษณะประกอบและสร้างแบบจำลองใบหน้า ในการทดลองได้กำหนดจุดสำคัญบนใบหน้าไว้ 43 จุด แต่เนื่องจากไม่ได้จำกัดขอบเขตรูปและขนาดของรูปจำนวนจุดข้อมูลพื้นผิวจึงได้จากการปรับขนาดรูปร่างเฉลี่ยโดยอัตโนมัติ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้คือจุดพื้นผิวเฉลี่ยขนาด 138x146 pixel ข้อมูลทั้งหมดถูกบันทึกอยู่ในรูปแบบแฟ้มข้อมูล XML โดยแยกแต่ละตัวอย่าง และอีกหนึ่งแฟ้มข้อมูลเฉลี่ย



รูปที่ 4.1 ตัวอย่างข้อมูลรูปถ่ายใบหน้า

ต่อมาจึงนำข้อมูลที่เตรียมไว้มาแปลงเป็นข้อมูลสามมิติ โดยการวิเคราะห์ค่าความเข้มของจุดภาพ แล้วสร้างระยะความลึกจำลองขึ้นมาใหม่ จากรูปถ่ายหน้าตรงหนึ่งรูป ซึ่งวิธีการนี้ให้ค่าความแม่นยำไม่สูงมากนัก แต่มีความสะดวกรวดเร็วในการประมวลผลเป็นอย่างมาก



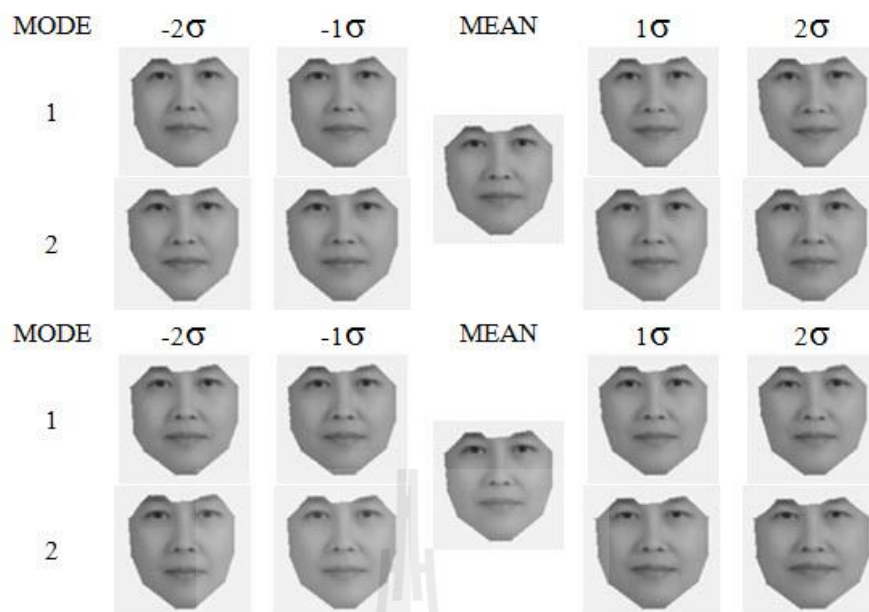
รูปที่ 4.2 ตัวอย่างข้อมูลรูปถ่ายใบหน้าที่ได้รับการแปลงให้อยู่ในรูปแบบสามมิติ

4.2 ผลการสังเคราะห์รูปใบหน้าจากแบบจำลอง

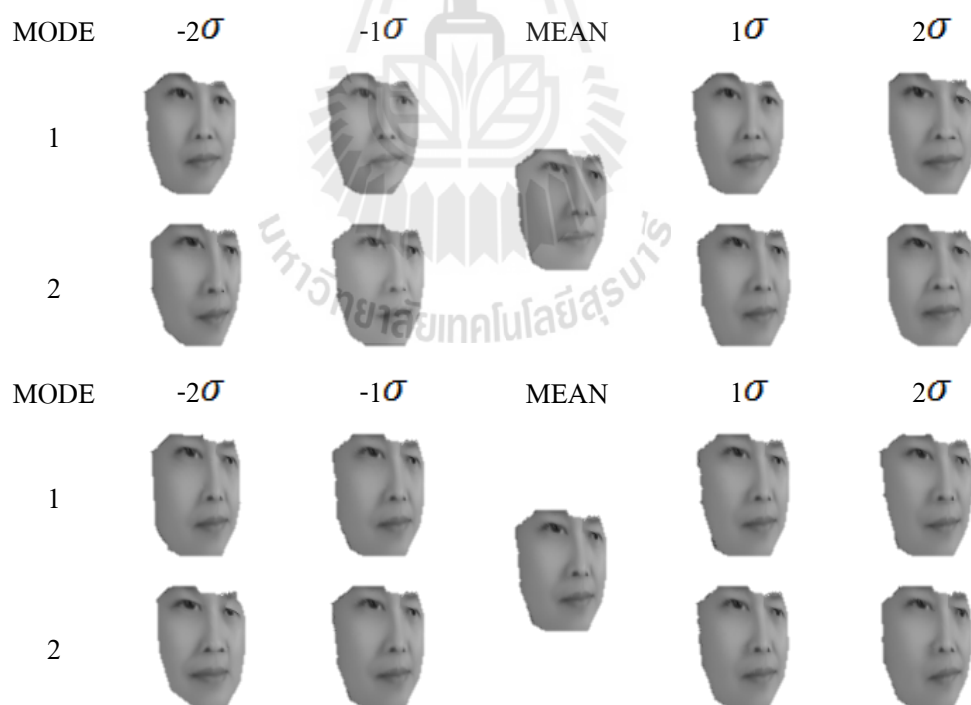
ในส่วนนี้จะแสดงให้เห็นถึงผลการทดลอง โดยแสดงในรูปแบบของการสังเคราะห์รูปใบหน้าขึ้นมาใหม่โดยอาศัยแบบจำลองที่ได้จากการทดลอง โดยแต่ละรูปจะประกอบด้วยสองส่วนคือส่วนบนแสดงผลการสร้างรูปใบหน้าจากวิธีการ PCA และส่วนล่างแสดงผลการสร้างรูปใบหน้าจากวิธีการ ICA ในทั้งสองส่วนจะมีองค์ประกอบเหมือนกันคือ มีรูปใบหน้าเฉลี่ยอยู่ส่วนกลาง ด้านซ้ายคือความเปลี่ยนแปลงของพารามิเตอร์ในโหมดที่หนึ่งและสองไปในทางลบ และด้านซ้ายคือความเปลี่ยนแปลงของพารามิเตอร์ในโหมดที่หนึ่งและสองไปในทางบวก

4.2.1 การสังเคราะห์ใบหน้าจากแบบจำลองรูปร่างใบหน้า

ข้อมูลสำหรับการวัดประสิทธิภาพแบบจำลองรูปร่างประกอบด้วยจุดจำนวน 43 จุด ทำการจัดข้อมูลในรูปเวกเตอร์โดยการเรียงลำดับ x และ y ตามลำดับ โดยข้อมูลทั้งหมดมีขนาด 86×32 ผลการทดลองสังเคราะห์แบบจำลองรูปร่างสองมิติ และสามมิติ แสดงดังรูปที่ 4.3 และรูปที่ 4.4 ตามลำดับ ในรูปประกอบด้วยโหมดหนึ่งและโหมดสอง



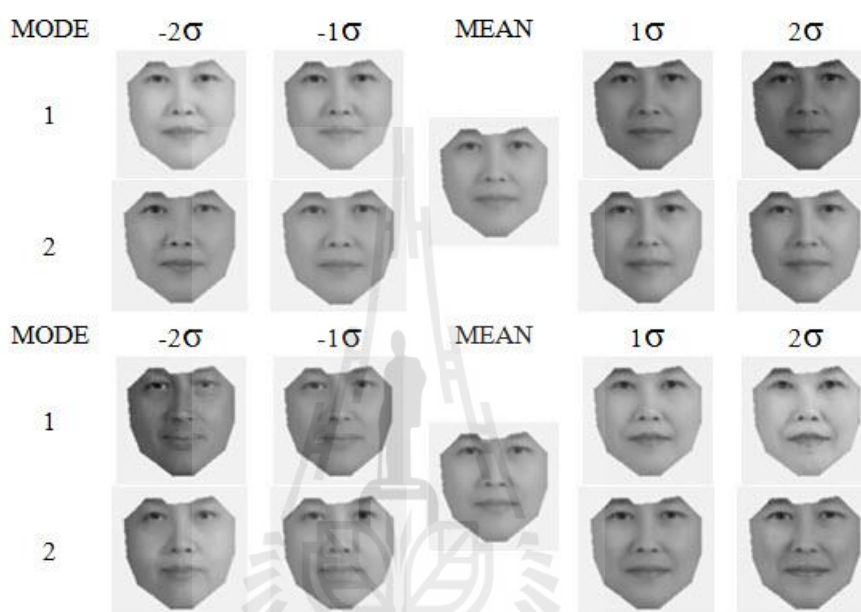
รูปที่ 4.3 แสดงผลการสังเคราะห์รูปใบหน้าด้วยแบบจำลองรูปร่างสองมิติ



รูปที่ 4.4 แสดงผลการสังเคราะห์รูปใบหน้าด้วยแบบจำลองรูปร่างสามมิติ

4.2.2 การสังเคราะห์ใบหน้าจากแบบจำลองพื้นผิวใบหน้า

ข้อมูลสำหรับการวัดประสิทธิภาพแบบจำลองพื้นผิว ประกอบด้วยจุดรูปจากรูปที่ถูกวาดลงบนรูปร่างเฉลี่ยโดยใช้วิธีการ Barycentric coordinate ได้ข้อมูลจำนวน 11050 pixel โดยข้อมูลทั้งหมดมีขนาด 11050x32 ผลการทดลองสังเคราะห์แบบจำลองพื้นผิวสองมิติ และสามมิติ แสดงดังรูปที่ 4.5 และรูปที่ 4.6 ตามลำดับ ในรูปประกอบด้วยโหนดหนึ่งและโหนดสอง



รูปที่ 4.5 แสดงผลการสังเคราะห์รูปใบหน้าด้วยแบบจำลองพื้นผิวสองมิติ



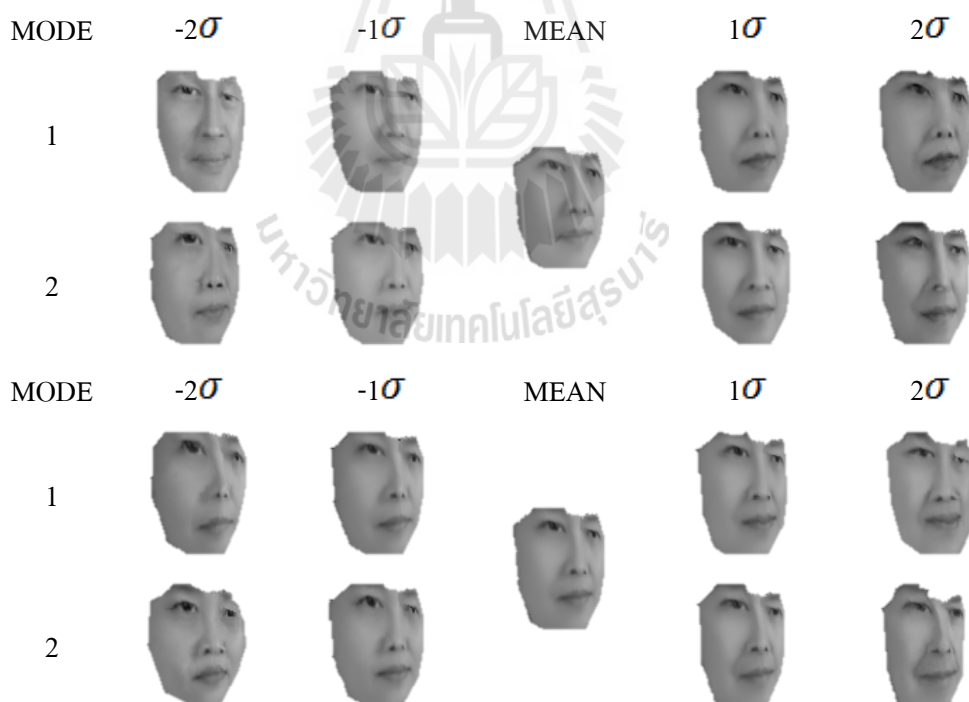
รูปที่ 4.6 แสดงผลการสังเคราะห์รูปใบหน้าด้วยแบบจำลองพื้นผิวสามมิติ

4.2.3 การสังเคราะห์ใบหน้าจากแบบจำลองรูปลักษณะใบหน้า

ข้อมูลสำหรับการวัดประสิทธิภาพแบบจำลองรูปลักษณะประกอบด้วยการวัดรูปร่างและพารามิเตอร์พื้นผิว ทำการจัดข้อมูลในรูปเวกเตอร์โดยการเรียงลำดับพารามิเตอร์รูปร่างและพารามิเตอร์พื้นผิว ตามลำดับ โดยข้อมูลทั้งหมดมีขนาด 64×32 ผลการทดลองสังเคราะห์แบบจำลองรูปลักษณะสองมิติ และสามมิติ แสดงดังรูปที่ 4.7 และรูปที่ 4.8 ตามลำดับ ในรูปประกอบด้วยโหมดหนึ่งและโหมดสอง



รูปที่ 4.7 แสดงผลการสังเคราะห์รูปใบหน้าด้วยแบบจำลองรูปลักษณะสองมิติ



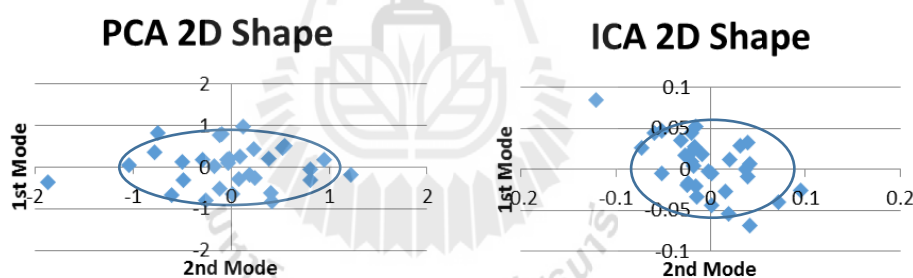
รูปที่ 4.8 แสดงผลการสังเคราะห์รูปใบหน้าด้วยแบบจำลองรูปลักษณะสามมิติ

4.3 ผลการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์

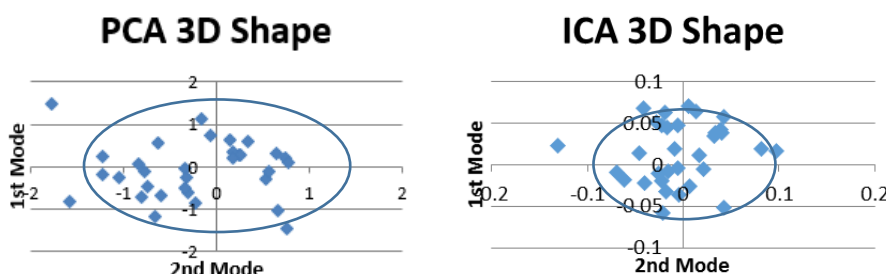
ในส่วนนี้จะแสดงให้เห็นถึง ผลการทดลองโดยแสดงในรูปแบบของกราฟผลการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์โดยใช้แบบจำลองที่ได้จากการทดลอง โดยแต่ละรูปจะประกอบด้วยสองส่วน คือ ส่วนซ้ายแสดงผลการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์จากวิธีการ PCA และส่วนขวาแสดงผลการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์จากวิธีการ ICA ในทั้งสองส่วนจะมีองค์ประกอบเหมือนกันคือ แกนนอนเป็นค่าพารามิเตอร์ลำดับที่หนึ่ง แกนตั้งเป็นพารามิเตอร์ลำดับที่สอง และวงกลมซึ่งแสดงขอบเขตสองเท่าของส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

4.3.1 การแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์จากแบบจำลองรูปร่าง

ผลการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์จากแบบจำลองรูปร่างนี้ จะแสดงให้เห็นถึงความครอบคลุมพารามิเตอร์ของทั้ง 32 ตัวอย่างที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองในสองโหมดแรก สำหรับการเปรียบเทียบผลข้อมูลรูปร่างสองมิติแสดงดังรูปที่ 4.9 และการเปรียบเทียบข้อมูลรูปร่างสามมิติแสดงดังรูปที่ 4.10



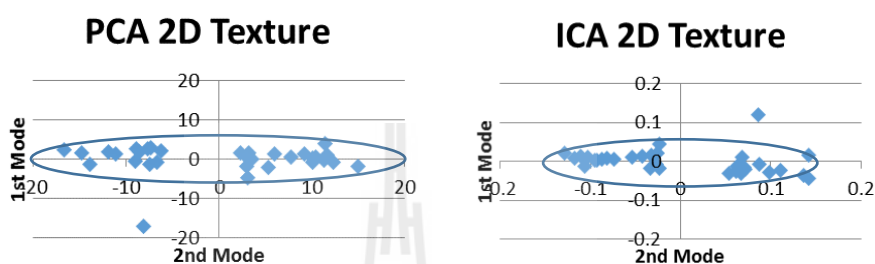
รูปที่ 4.9 แสดงการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์ด้วยแบบจำลองรูปร่างสองมิติ



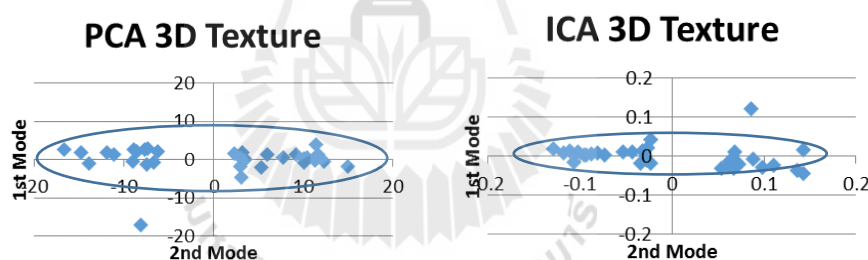
รูปที่ 4.10 แสดงการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์ด้วยแบบจำลองรูปร่างสามมิติ

4.3.2 การแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์จากแบบจำลองพื้นผิว

ผลการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์จากแบบจำลองพื้นผิวนี้ จะแสดงให้เห็นถึงความครอบคลุมพารามิเตอร์ของทั้ง 32 ตัวอย่างที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองในสองโหมดแรก สำหรับการเปรียบเทียบผลข้อมูลพื้นผิวสองมิติแสดงดังรูปที่ 4.11 และการเปรียบเทียบข้อมูลพื้นผิวสามมิติแสดงดังรูปที่ 4.12



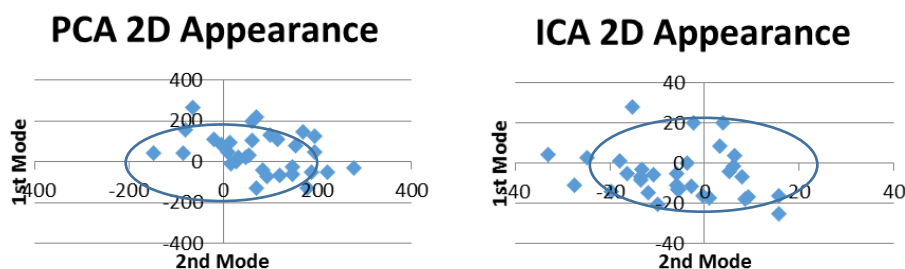
รูปที่ 4.11 แสดงการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์ด้วยแบบจำลองพื้นผิวสองมิติ



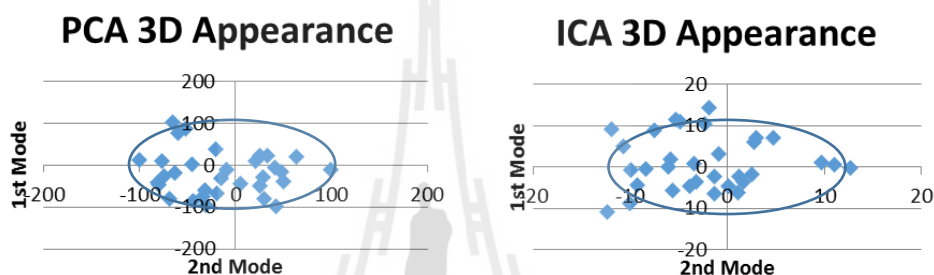
รูปที่ 4.12 แสดงการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์ด้วยแบบจำลองพื้นผิวสามมิติ

4.3.3 การแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์จากแบบจำลองรูปลักษณะ

ผลการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์จากแบบจำลองรูปลักษณะนี้ จะแสดงให้เห็นถึงความครอบคลุมพารามิเตอร์ของทั้ง 32 ตัวอย่างที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองในสองโหมดแรก สำหรับการเปรียบเทียบผลข้อมูลรูปลักษณะสองมิติแสดงดังรูปที่ 4.13 และการเปรียบเทียบข้อมูลรูปลักษณะสามมิติแสดงดังรูปที่ 4.14



รูปที่ 4.13 แสดงการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์ด้วยแบบจำลองรูปลักษณะสองมิติ



รูปที่ 4.14 แสดงการแจกแจงข้อมูลพารามิเตอร์ด้วยแบบจำลองรูปลักษณะสามมิติ

4.4 การวัดประสิทธิภาพความเป็นปึกแผ่น

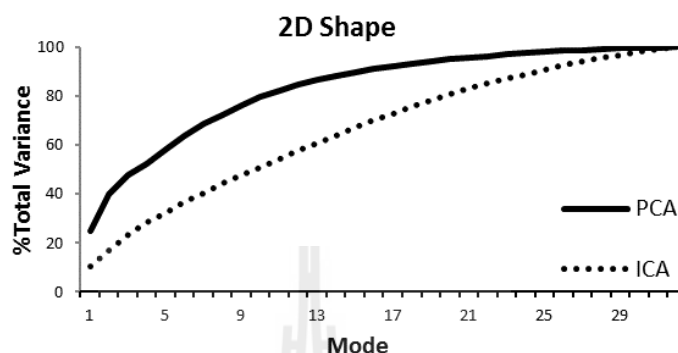
ในการวัดความเป็นปึกแผ่นนั้น จะแสดงให้เห็นจำนวนโหมดของแบบจำลองน้อยที่สุด ที่ต้องใช้สำหรับการสังเคราะห์ใบหน้าขึ้นใหม่ให้สมบูรณ์ ในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้เครื่องมือที่ชื่อว่า Compactness

Compactness คือ การวัดค่าความครอบคลุมข้อมูลของแบบจำลองในจำนวนโหมดที่ต่างกัน ซึ่งหาได้โดยทำการแสดงให้เห็นเปอร์เซ็นต์ความแปรปรวนของแบบจำลอง เทียบกับจำนวนโหมด โดยหากจำนวนของโหมดที่ใช้ในการสังเคราะห์ข้อมูลมีค่าน้อย และให้เปอร์เซ็นต์ความสมบูรณ์ของข้อมูลสูงแสดงว่าเป็นแบบจำลองที่ดี

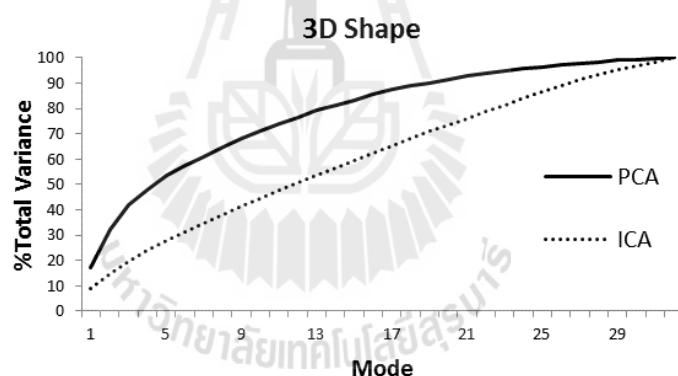
4.4.1 การวัดประสิทธิภาพความเป็นปึกแผ่นของแบบจำลองรูปร่าง

สำหรับการเปรียบเทียบผลข้อมูลรูปร่างสองมิติแสดงดังรูปที่ 4.15 แสดงให้เห็นว่าเพื่อให้แบบจำลองครอบคลุมข้อมูล 95% สามารถใช้แบบจำลองเพียง 21 โหมด และ 28 โหมด จากวิธีการ PCA และวิธีการ ICA ตามลำดับ

สำหรับการเปรียบเทียบผลข้อมูลรูปร่างสามมิติแสดงดังรูปที่ 4.16 แสดงให้เห็นว่าเพื่อให้แบบจำลองครอบคลุมข้อมูล 95% สามารถใช้แบบจำลองเพียง 24 โหมด และ 29 โหมด จากวิธีการ PCA และวิธีการ ICA ตามลำดับ



รูปที่ 4.15 ผลการวัดประสิทธิภาพ Compactness ของแบบจำลองรูปร่างสองมิติ

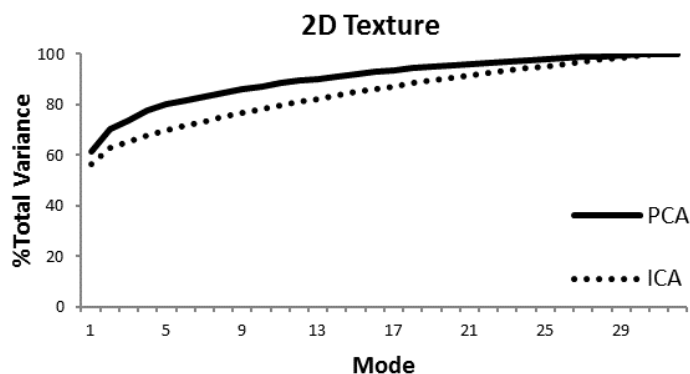


รูปที่ 4.16 ผลการวัดประสิทธิภาพ Compactness ของแบบจำลองรูปร่างสามมิติ

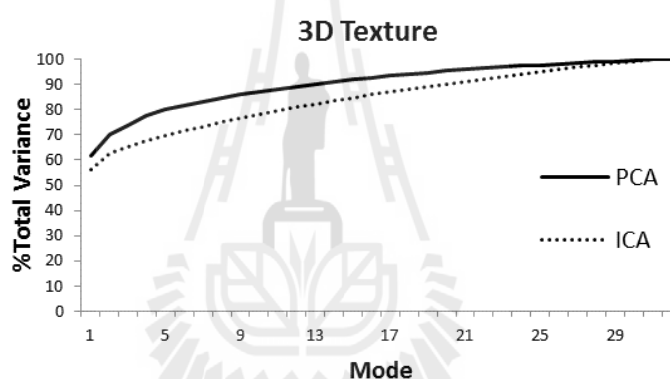
4.4.2 การวัดประสิทธิภาพความเป็นปีกแผ่นของแบบจำลองพื้นผิว

สำหรับการเปรียบเทียบผลข้อมูลพื้นผิวสองมิติแสดงดังรูปที่ 4.17 แสดงให้เห็นว่าเพื่อให้แบบจำลองครอบคลุมข้อมูล 95% สามารถใช้แบบจำลองเพียง 20 โหมด และ 25 โหมด จากวิธีการ PCA และวิธีการ ICA ตามลำดับ

สำหรับการเปรียบเทียบผลข้อมูลพื้นผิวสามมิติแสดงดังรูปที่ 4.18 แสดงให้เห็นว่าเพื่อให้แบบจำลองครอบคลุมข้อมูล 95% สามารถใช้แบบจำลองเพียง 20 โหมด และ 25 โหมด จากวิธีการ PCA และวิธีการ ICA ตามลำดับ



รูปที่ 4.17 ผลการวัดประสิทธิภาพ Compactness ของแบบจำลองพื้นผิวสองมิติ

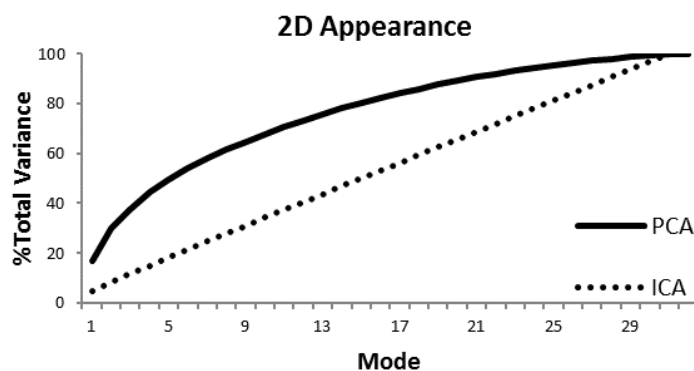


รูปที่ 4.18 ผลการวัดประสิทธิภาพ Compactness ของแบบจำลองพื้นผิวสามมิติ

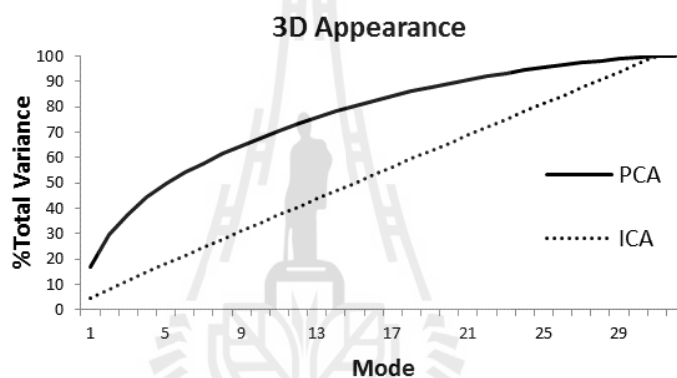
4.4.3 การวัดประสิทธิภาพความเป็นปีกแผ่นของแบบจำลองรูปลักษณะ

สำหรับการเปรียบเทียบผลข้อมูลรูปลักษณะสองมิติแสดงดังรูปที่ 4.19 แสดงให้เห็นว่าเพื่อให้แบบจำลองครอบคลุมข้อมูล 95% สามารถใช้แบบจำลองเพียง 25 โหมด และ 30 โหมด จากวิธีการ PCA และวิธีการ ICA ตามลำดับ

สำหรับการเปรียบเทียบผลข้อมูลรูปลักษณะสามมิติแสดงดังรูปที่ 4.20 แสดงให้เห็นว่าเพื่อให้แบบจำลองครอบคลุมข้อมูล 95% สามารถใช้แบบจำลองเพียง 25 โหมด และ 30 โหมด จากวิธีการ PCA และวิธีการ ICA ตามลำดับ



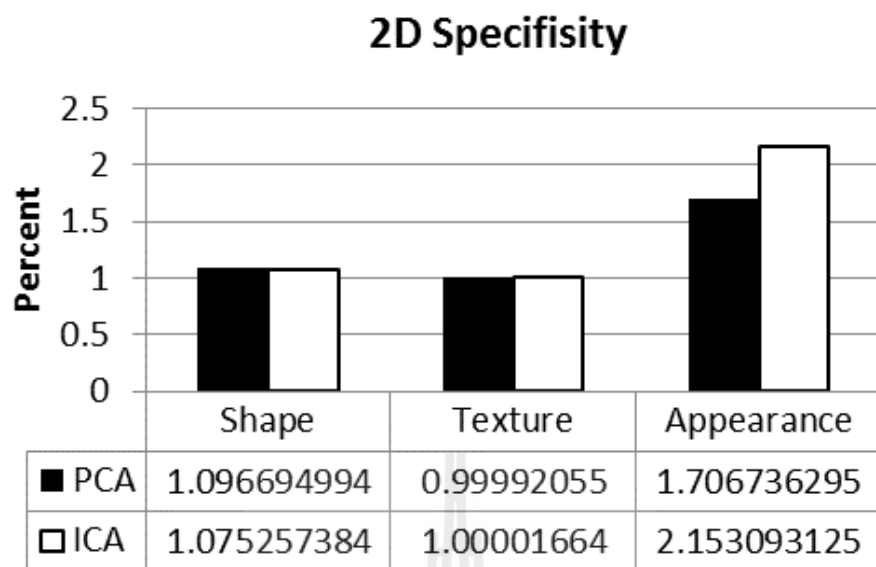
รูปที่ 4.19 ผลการวัดประสิทธิภาพ Compactness ของแบบจำลองรูปลักษณะสองมิติ



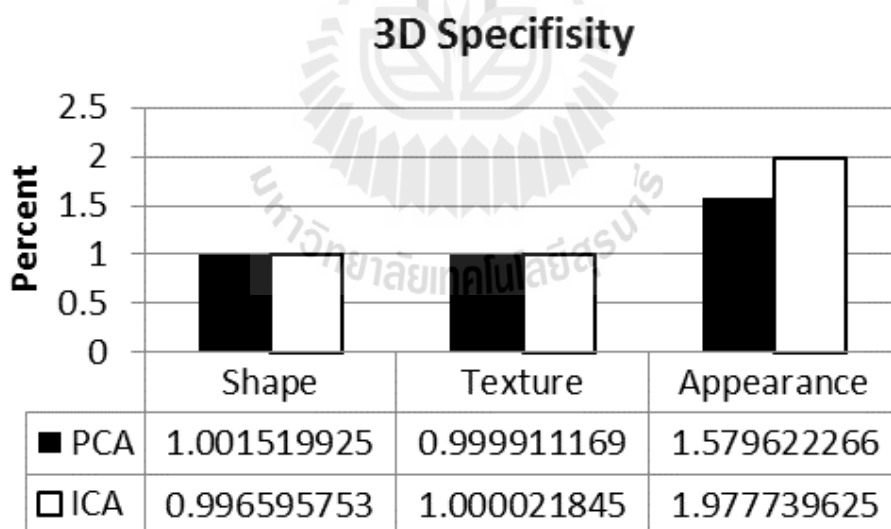
รูปที่ 4.20 ผลการวัดประสิทธิภาพ Compactness ของแบบจำลองรูปลักษณะสามมิติ

4.5 การวัดประสิทธิภาพความเฉพาะเจาะจง

ในการวัดประสิทธิภาพความเฉพาะเจาะจง สำหรับงานวิจัยนี้ได้เลือกเครื่องมือที่มีชื่อว่า Specificity ซึ่งเป็นการหาความครอบคลุมข้อมูลภายในของแบบจำลอง คำนวณได้โดยการสุ่มข้อมูลพารามิเตอร์ในช่วง $\pm 3\sigma$ แล้ววัดค่า error กับข้อมูลพารามิเตอร์ที่มีค่าระยะห่างน้อยที่สุด โดยทำการวัดประสิทธิภาพจำนวน 3200 รอบ (32 ตัวอย่าง x 100 ครั้ง) แล้วหาค่าเฉลี่ยเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ PCA กับ ICA



รูปที่ 4.21 ผลการวัดประสิทธิภาพ Specificity ของแบบจำลองสองมิติ



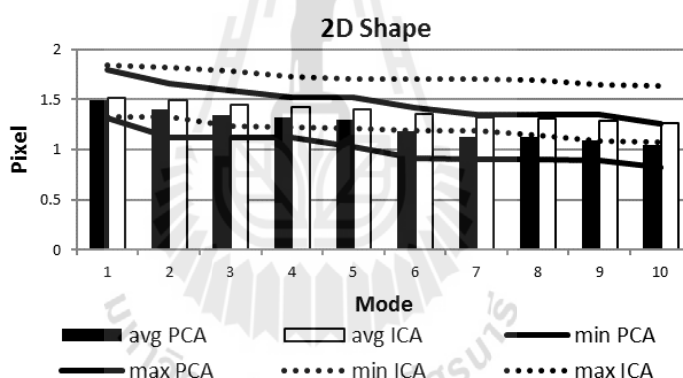
รูปที่ 4.22 ผลการวัดประสิทธิภาพ Specificity ของแบบจำลองสามมิติ

4.6 การวัดประสิทธิภาพการตรวจสอบข้อมูลภายนอก

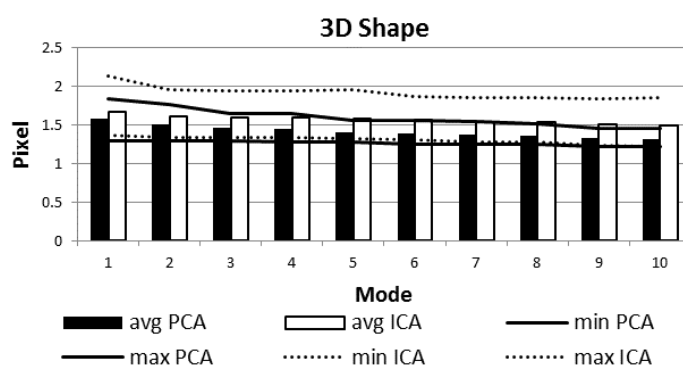
Leave one out cross validation (LOOC) คือ เครื่องมือที่ใช้สำหรับที่จะวัดข้อมูลชนิดเดียวกันซึ่งไม่อยู่ในชุดข้อมูลฝึก เริ่มขั้นตอนวัดประสิทธิภาพโดยนำเอาข้อมูลวัดประสิทธิภาพออกจากชุดฝึกหนึ่งตัวอย่างแล้วใช้ข้อมูลที่เหลือในการสังเคราะห์แบบจำลองจากนั้นนำข้อมูลที่เอาออกในตอนต้นนั้น กลับมาหา error จากแบบจำลองที่ได้โดยใช้วิธีวิเคราะห์หาคงเหลือ ทำเช่นเดียวกันนี้กับข้อมูลทั้งหมด นำค่าเฉลี่ยที่ได้มาแสดงในรูปแบบกราฟแท่งแบบมีขอบบนและขอบล่าง ในรูปแสดงค่า error เทียบกับจำนวนโหนดที่ใช้ในการเรียกคืนข้อมูลเดิม

4.6.1 การวัดประสิทธิภาพการตรวจสอบข้อมูลภายนอกของแบบจำลองรูปร่าง

จากรูปที่ 4.23 แสดงให้เห็นการเปรียบเทียบผลของข้อมูลรูปร่างสองมิติพบว่าวิธีการ PCA มีแนวโน้มการลดลงของค่า error สูงกว่า วิธีการ ICA และจากรูปที่ 4.24 แสดงให้เห็นการเปรียบเทียบผลของข้อมูลรูปร่างสามมิติพบว่าวิธีการ PCA มีแนวโน้มการลดลงของค่า error สูงกว่า วิธีการ ICA



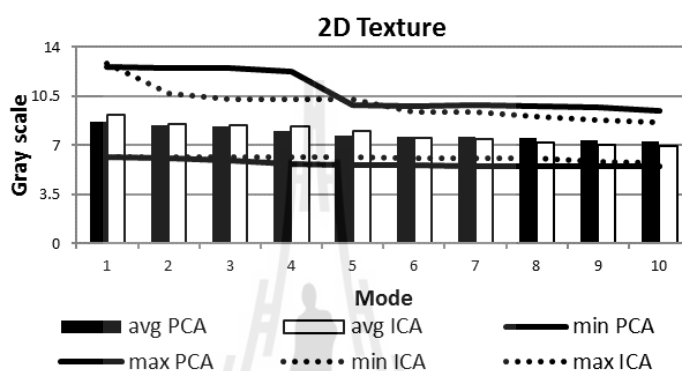
รูปที่ 4.23 ผลการวัดประสิทธิภาพ LOOC ของแบบจำลองรูปร่างสองมิติ



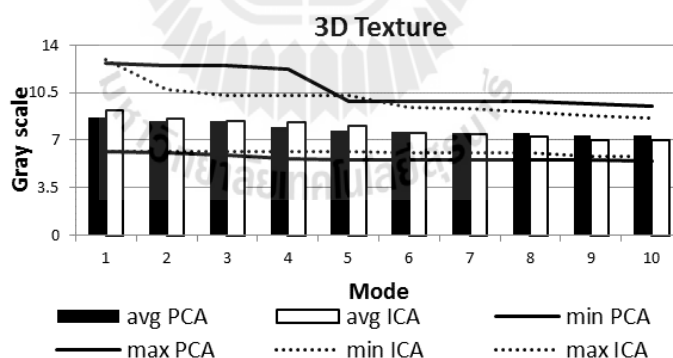
รูปที่ 4.24 ผลการวัดประสิทธิภาพ LOOC ของแบบจำลองรูปร่างสามมิติ

4.6.2 การวัดประสิทธิภาพการตรวจสอบข้อมูลภายนอกของแบบจำลองพื้นผิว

จากรูปที่ 4.25 แสดงให้เห็นการเปรียบเทียบผลของข้อมูลพื้นผิวสองมิติพบว่าวิธีการ PCA มีแนวโน้มการลดลงของค่า error สูงกว่า วิธีการ ICA จนถึงโหมดที่หก วิธีการ ICA กลับมีแนวโน้มการลดลงของค่า error สูงกว่า วิธีการ PCA และจากรูปที่ 4.26 แสดงให้เห็นการเปรียบเทียบผลของข้อมูลพื้นผิวสามมิติพบว่าวิธีการ PCA มีแนวโน้มการลดลงของค่า error สูงกว่า วิธีการ ICA จนถึงโหมดที่หก วิธีการ ICA กลับมีแนวโน้มการลดลงของค่า error สูงกว่า วิธีการ PCA



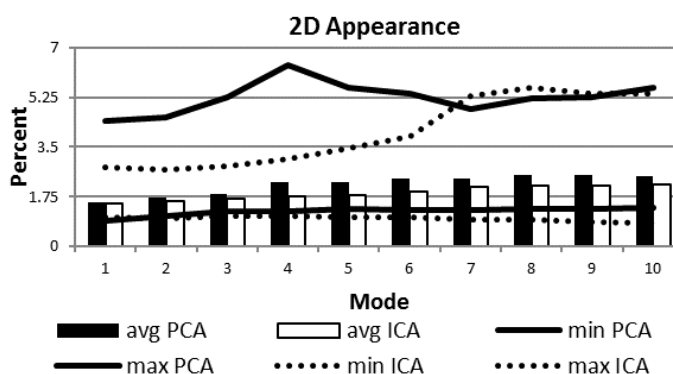
รูปที่ 4.25 ผลการวัดประสิทธิภาพ LOOC ของแบบจำลองพื้นผิวสองมิติ



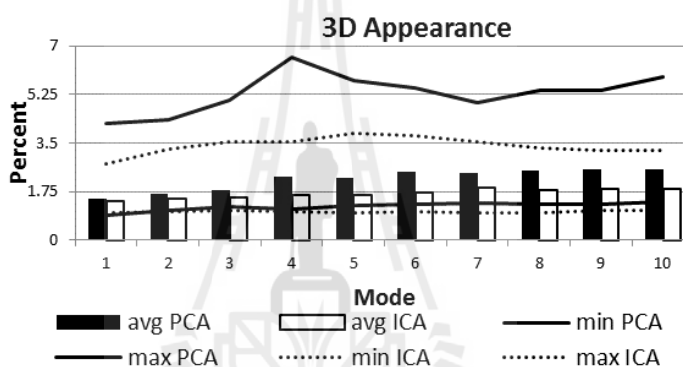
รูปที่ 4.26 ผลการวัดประสิทธิภาพ LOOC ของแบบจำลองพื้นผิวสามมิติ

4.6.3 การวัดประสิทธิภาพการตรวจสอบข้อมูลภายนอกของแบบจำลองรูปลักษณะ

จากรูปที่ 4.27 แสดงให้เห็นการเปรียบเทียบผลของข้อมูลรูปลักษณะสองมิติพบว่าวิธีการ ICA มีแนวโน้มของค่า error ต่ำกว่า วิธีการ PCA และจากรูปที่ 4.28 แสดงให้เห็นการเปรียบเทียบผลของข้อมูลรูปลักษณะสามมิติพบว่าวิธีการ ICA มีแนวโน้มของค่า error ต่ำกว่า วิธีการ PCA



รูปที่ 4.27 ผลการวัดประสิทธิภาพ LOOC ของแบบจำลองรูปลักษณะสองมิติ



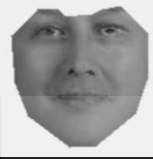
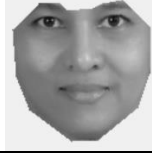
รูปที่ 4.28 ผลการวัดประสิทธิภาพ LOOC ของแบบจำลองรูปลักษณะสามมิติ

4.7 แนวทางการนำแบบจำลองไปใช้งานในรูปแวดล้อมจริง

4.7.1 Face Recognition

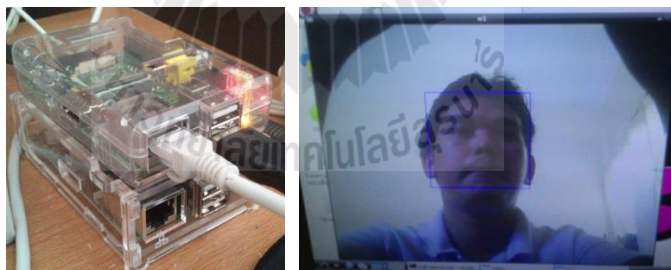
Conjugate Gradient เป็นวิธีการหนึ่งในการปรับค่าพารามิเตอร์โดยอัตโนมัติ โดยการสร้างฟังก์ชันตรวจสอบผลการปรับพารามิเตอร์ให้กับระบบ แล้ว Conjugate Gradient จะทำการสุ่มค่าพารามิเตอร์เพื่อหาพารามิเตอร์ที่ให้ค่า Error น้อยที่สุด

สำหรับการระบุตัวตน แบบจำลองนี้สามารถทำการสังเคราะห์ใบหน้าบุคคลที่ต้องการตรวจสอบได้ด้วยการใช้พารามิเตอร์เพียงไม่กี่ตัว ในรูปที่ 4.29 แสดงการปรับพารามิเตอร์จากหน้าเฉลี่ยไปยังใบหน้าจริงของบุคคลที่มีตัวตนด้วยวิธีการ Conjugate gradient

MEAN	Conjugate Gradient	Real Face
		
		
		
		

รูปที่ 4.29 แสดงผลการสังเคราะห์รูปใบหน้าจากการปรับพารามิเตอร์ด้วย Conjugate Gradient

4.7.2 Raspberry Pi



รูปที่ 4.30 แสดงผลตรวจจับรูปใบหน้าด้วย Raspberry Pi

เพื่อความสะดวกในการใช้งานในหน่วยงานระบบฝังตัวนับเป็นทางเลือกที่น่าสนใจในงานวิจัยนี้ได้ สอบการทำงานคอมพิวเตอร์ขนาดเล็กชื่อว่า Raspberry Pi พบว่ามีความประสิทธิภาพสูงพอที่จะประมวลผลรูปซึ่งมีความละเอียดสูงได้ ในรูปที่ 4.30 แสดงการตรวจจับใบหน้าโดยใช้ชุดคำสั่งสำเร็จรูป OpenCV ด้วยภาษา C++

4.8 อภิปรายผล

การวัดประสิทธิภาพทำให้พบข้อสังเกตว่าเมื่อข้อมูลได้รับผลกระทบเช่นในกรณีที่เพิ่มมิติ ความลึกในข้อมูลรูปร่างจากสองมิติเป็นสามมิตินั้นมีการเปลี่ยนแปลงของผลลัพธ์ไม่ต่างกัน โดยมีข้อสรุปดังนี้

การวัดประสิทธิภาพความเป็นปึกแผ่นโดยสรุปแล้วข้อมูลสองมิติและข้อมูลสามมิติ ไม่มีความแตกต่างกัน คือ PCA มีค่าความเป็นปึกแผ่นสูงกว่า ICA

การวัดประสิทธิภาพความเฉพาะเจาะจง โดยส่วนใหญ่แล้ววิธีการ PCA กับวิธีการ ICA ไม่มีความแตกต่างกันมากนัก แต่สังเกตได้ว่าในกรณีของข้อมูลสามมิติแบบจำลองรูปร่าง และแบบจำลองรูปลักษณะมีค่า error ลดลงเล็กน้อยซึ่งช่วยยืนยันได้เป็นอย่างดีว่าข้อมูลสามมิติส่งผลต่อความแม่นยำของการระบุตัวตนด้วยใบหน้า

การวัดประสิทธิภาพการตรวจสอบข้อมูลภายนอก สามารถทำให้เห็นถึงผลการวัดประสิทธิภาพที่ชัดเจนเนื่องจากมีความสอดคล้องทั้งในแบบจำลองสองมิติและสามมิติ โดยสรุปได้ดังนี้

- แบบจำลองรูปร่างพบว่า PCA มีประสิทธิภาพสูงกว่า ICA
- แบบจำลองพื้นผิวพบว่า ICA มีประสิทธิภาพสูงกว่า PCA
- แบบจำลองรูปลักษณะพบว่า ICA มีประสิทธิภาพสูงกว่า PCA



บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย

ปัจจุบันขนาดของอุปกรณ์การบันทึกข้อมูลที่เล็กลง ช่วยให้สามารถพกพาไปบันทึกข้อมูลได้ในทุกที่ที่ต้องการ เทคโนโลยีได้รับการพัฒนาจนมีประสิทธิภาพสูง สามารถบันทึกข้อมูลด้วยความละเอียดสูงได้ รวมไปถึงความสะดวกรวดเร็วทำให้มีการบันทึกข้อมูลด้วยรูปถ่ายมีมากขึ้น ทั้งสามารถแบ่งปันรูปถ่ายนั้นผ่านระบบโซเชียลเน็ตเวิร์กตลอดเวลา ส่งผลให้ข้อมูลรูปถ่ายมีมากมายการประมวลสารสนเทศจากรูปถ่ายกำลังได้รับการตอบรับจากองค์กรขนาดใหญ่ เช่น Microsoft, Apple, Google และ Facebook เป็นต้น หนึ่งในสารสนเทศสำคัญที่กำลังเป็นที่จับตามองคือ รูปถ่ายใบหน้าและการระบุตัวตนด้วยใบหน้า ในภาครัฐก็มีการใช้กล้องวงจรปิดช่วยในการรักษาความปลอดภัยกันเพิ่มมากขึ้น ซึ่งช่วยให้สามารถบันทึกเหตุการณ์สำคัญต่าง ๆ ได้ บ่อยครั้งที่พบว่ารูปถ่ายถูกใช้ในการระบุตัวผู้กระทำความผิด ตั้งแต่คดีลักเล็กขโมยน้อยจนกระทั่งคดีก่อการร้าย

งานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นไปที่การพัฒนาแบบจำลองใบหน้าที่มีประสิทธิภาพสูง เพื่อตอบสนองเทคโนโลยีที่มีการพัฒนาไปข้างหน้า แบบจำลองที่ได้ทำการออกแบบนี้เป็นการพัฒนาจากแบบจำลองรูปลักษณะ ซึ่งเป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงในการนำมาระบุตัวตนด้วยใบหน้า ผลที่คาดหวังจากงานวิจัยนี้คือ ได้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการระบุตัวตนด้วยใบหน้าสามมิติด้วยความละเอียดสูง และแบบจำลองสามารถนำมาใช้ประโยชน์ได้จริง โดยสามารถใช้งานได้โดยผู้ใช้ทั่วไป

ในขั้นตอนการพัฒนางานวิจัยนี้ได้ทำการพัฒนาระบบซอฟต์แวร์ที่รองรับการทำงานแบบยืดหยุ่นได้ โดยแบ่งการทำงานออกเป็น 4 ส่วนดังนี้

1. การสร้างโครงสร้าง Landmark
2. การสร้างชุดข้อมูลฝึก
3. การสร้างแบบจำลองใบหน้า
4. การสังเคราะห์ใบหน้าจากแบบจำลอง

ในส่วนของการทดลองงานวิจัยนี้ทำการทดลองสร้างแบบจำลองใบหน้าในสามรูปแบบ คือ แบบจำลองรูปร่าง แบบจำลองพื้นผิว และ แบบจำลองรูปลักษณะ โดยใช้ข้อมูลสองแบบ คือ ข้อมูลใบหน้าสองมิติ และข้อมูลใบหน้าสามมิติ ด้วยวิธีการวิเคราะห์ทางสถิติสองวิธีการคือ การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก และการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ

ในส่วนของการวัดประสิทธิภาพนั้น ในงานวิจัยนี้ได้เลือกทดสอบคุณสมบัติสำคัญสามประการของแบบจำลองที่ได้จากการทดลอง ดังนี้

- ความเป็นปึกแผ่น หมายถึง จำนวนโหนดของแบบจำลองน้อยที่สุดที่ต้องใช้สำหรับการสังเคราะห์ใบหน้าขึ้นใหม่ให้สมบูรณ์
- ความเฉพาะเจาะจง หมายถึง ความครอบคลุมของแบบจำลองต่อพารามิเตอร์ที่เป็นไปได้ภายในแบบจำลอง
- การตรวจสอบข้อมูลภายนอก หมายถึง ความสามารถในการตรวจสอบข้อมูลที่ไม่ได้อยู่ในชุดฝึก อีกในหนึ่งคือความเป็นสากลของแบบจำลอง

5.1 สรุปผลการวิจัย

ในการวัดประสิทธิภาพแบบจำลองทั้งสามแบบ คือ shape model, texture model และ appearance model โดยเปรียบเทียบแบบจำลองที่ได้จาก PCA กับ ICA พบว่า ในการสร้าง shape model นั้น การเลือกใช้ PCA จะทำให้ได้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงกว่าการใช้ ICA ในการสร้าง texture model นั้น การเลือกใช้ ICA จะทำให้ได้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงกว่าการใช้ PCA ในการสร้างแบบ ในการสร้าง appearance model นั้น การเลือกใช้ PCA หรือ ICA ก็จะทำให้ได้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพไม่ต่างกันมากนัก หากเลือกใช้ ICA แม้จะให้ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดต่ำ แต่อาจมีปัญหาด้านทรัพยากรทั้ง memory และ time ได้

ในงานวิจัยได้นำเสนอวิธีการสร้างแบบจำลอง ด้วยการพัฒนาวิธีการสร้างแบบจำลองรูปลักษณะ (Active Appearance Model) ซึ่งผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าในส่วน of แบบจำลองพื้นผิวหากมีการเปลี่ยนมาใช้วิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ แล้วจะสามารถเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลองรูปลักษณะได้ และการใช้ข้อมูลสามมิติสามารถสร้างแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงกว่าการใช้ข้อมูลสองมิติ สิ่งที่ต้องพัฒนาต่อไปคือการนำแบบจำลองไปใช้งานจริงในสภาวะแวดล้อมจริง ซึ่งงานวิจัยนี้ได้แนะนำการใช้คอมพิวเตอร์บอร์ดเดี่ยว ชื่อว่า Raspberry Pi

5.2 ปัญหาและข้อเสนอแนะ

ในการทำงานวิจัยที่ต้องเตรียมข้อมูลทดลองด้วยตัวเอนั้น จำเป็นต้องอาศัยความรู้ความเข้าใจเกี่ยวกับสิ่งที่ต้องการศึกษาเป็นอย่างดี เนื่องจากหากเกิดการเตรียมข้อมูลไม่ครบสมบูรณ์แล้วจะส่งผลสืบเนื่องให้เกิดกรณีเลวร้ายที่สุดในสองทาง หนึ่งคือการต้องกลับไปเริ่มต้นเตรียมข้อมูลใหม่อีกครั้ง และอีกทางคือการสร้างตัวเก็บข้อมูลเสริมทำให้เกิดความสับสนเมื่อการทดสอบมีขนาดใหญ่ขึ้นนั่นเอง ดังนั้นการทดลองที่ดีควรดำเนินการศึกษาข้อมูลเล็กไปสู่การศึกษาข้อมูลขนาดใหญ่

นอกจากนี้การเลือกใช้เครื่องมือในการทดลองก็มีแนวทางที่ควรพิจารณาดังนี้ คือ ประสิทธิภาพของเครื่องมือ ความสะดวกในการใช้งาน และความเข้ากันได้กับเครื่องมือที่มีอยู่แล้ว เช่น ในงานวิจัยนี้ได้เริ่มต้นการพัฒนาด้วยภาษา C# ซึ่งมีประสิทธิภาพในการสร้างส่วนติดต่อกับผู้ใช้ อีกทั้งมีเครื่องมือช่วยให้นักพัฒนาทำงานได้อย่างสะดวก แต่เมื่อต้องทำงานกับการคำนวณทางสถิติการเลือกใช้ Matlab เป็นทางเลือกที่ช่วยให้การพัฒนาเป็นไปอย่างรวดเร็วขึ้นได้ เพราะ Matlab มีช่องทางการเชื่อมต่อกับ C# ที่เป็นไปได้



รายการอ้างอิง

- Andrea F. Abate, Michele Nappi, Daniel Riccio, and Gabriele Sabatino, "2D and 3D face recognition: A survey," **Pattern Recognition Letters** 28, p.p. 1885–1906, 2007
- Bruce A. Draper, Kyungim Baek, Marian Stewart Bartlett, and J. Ross Beveridge, "Recognizing faces with PCA and ICA," **Computer Vision and Image Understanding** 91, p.p. 115–137, 2003
- C. Bugli and P. Lambert, "Comparison between Principal Component Analysis and Independent Component Analysis in Electroencephalograms Modelling," **Biometrical Journal** 48, vol. 5, p.p. 1–16, 2006
- Francois Cardoso, JADE. Available at: <http://bsp.teithe.gr/members/downloads/Jade.html> (Accessed: 17 June 2013).
- Facebook. Available at : <http://www.facebook.com> (Accessed: 17 June 2013)
- J.F. Cardoso and A. Souloumiac, "Blind beamforming for non-Gaussian signals," **IEEE PROCEEDINGSF**, Vol. 140, No. 6, p.p. 362-370, 1993
- JUN ZHANG, YONG YAN, and MARTIN LADES, "Face Recognition: Eigenface, Elastic Matching, and Neural Nets," **PROCEEDING OF THE IEEE**, Vol. 85, No.9, p.p. 1423-1435, 1997
- Jian Yang, Zhang, D., and Jing-Yu Yang, "Is ICA significantly better than PCA for face recognition?," **Computer Vision, 2005. ICCV 2005. Tenth IEEE International Conference**, Vol. 1, p.p. 198-203, 2005
- Jing Wang and Chein-I Chang, "Mixed PCA/ICA spectral/spatial compression for hyperspectral imagery," Proc. SPIE 5995, **Chemical and Biological Standoff Detection III**, 2005
- Kyungim Baek , Bruce A. Draper , J. Ross Beveridge , and Kai She, "PCA vs. ICA: a comparison on the FERET data set," in **Proc. of the 4th International Conference on Computer Vision, ICCV'02**, 2002

- Kresimir Delac, Mislav Grgic, and Sonja Grgic, "Independent comparative study of PCA, ICA, and LDA on the FERET data set," **International Journal of Imaging Systems and Technology**, Vol. 15, Issue 5, pages 252–260, 2005
- Khamiss Masaoud, S. Algabary and Omar, Khairuddin, "A Comparative Study of Face Recognition Using Improved AAM, PCA and ICA via Feret Date Base," **European Journal of Scientific Research**; Dec 2010, Vol. 48 Issue 2, p263, 2010
- Matthew Turk and Alex Pantland, "Eigenfaces for Recognition," **Journal of Cognitive Neuroscience**, vol. 3, Number 1, p.p. 71-86, Massachusetts Institute of Technology, 1991
- Marian Stewart Bartlett, Javier R. Movellan, and Terrence J. Sejnowski, "Face Recognition by Independent Component Analysis," **IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS**, Vol. 13, NO. 6, p.p. 1450-1464, 2002
- M. Uzümcü, A.F. Frangi, M. Sonka, J.H.C. Reiber, and B.P.F. Lelieveldt, "ICA vs. PCA Active Appearance Models: Application to Cardiac MR Segmentation," **In Proc. MICCAI 2003**, LNCS 2878, p.p. 451-458, 2003
- Martin, C., Werner, U., and Gross, H.-M., "A real-time facial expression recognition system based on Active Appearance Models using gray images and edge images," **Automatic Face & Gesture Recognition**, 2008. FG '08. 8th IEEE International Conference, p.p. 1-6, 2008
- Mayank Agarwal, Nikunj Jain, Mr. Manish Kumar, and Himanshu Agrawal, "Face Recognition Using Eigen Faces and Artificial Neural Network," **International Journal of Computer Theory and Engineering**, Vol. 2, No. 4, August, 2010
- Marijeta Slavković and Dubravka Jevtić, "Face Recognition Using Eigenface Approach," **SERBIAN JOURNAL OF ELECTRICAL ENGINEERING**, Vol. 9, No. 1, p.p. 121-130, 2012
- Peter N. Belhumeur, Joao P. Hespanha, and David J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection," **IEEE TRANS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE**, Vol. 19, NO. 7, p.p. 711-720, 1997
- Prof. Y. Vijaya Lata, Chandra Kiran Bharadwaj Tungathurthi, H. Ram Mohan Rao, Dr. A. Govardhan, and Dr. L. P. Reddy, "Facial Recognition using Eigenfaces by PCA," **International Journal of Recent Trends in Engineering**, Vol. 1, No. 1, May 2009

- Paramate Horkaew, "Analysis of CMR Perfusion Imaging based on Statistical Appearance Models," **Proceedings of the Second International Conference on Knowledge and Smart Technologies**, 2010
- P. Aishwarya and Karnan Marcus, "Face recognition using multiple eigenface subspaces," **Journal of Engineering and Technology Research** Vol. 2(8), pp. 139-143, August 2010
- Rabia Jafri and Hamid R. Arabnia, "A Survey of Face Recognition Techniques," **Journal of Information Processing Systems**, Vol.5, No.2, p.p. 41-68, 2009
- T.F. Cootes, C.J. Taylor, D.H. Cooper, and J. Graham, "Active shape models – their training and application," **Computer Vision and Image Understanding**, Vol. 61, No. 1, p.p. 38-59, 1995
- T.F. Cootes, G. J. Edwards, and C. J. Taylor. "Active appearance models," **ECCV**, 2:484–498, 1998
- Thomas Heseltine, Nick Pears, Jim Austin, and Zezhi Chen, "Face Recognition: A Comparison of Appearance-Based Approaches," **Proc. VIIth Digital Image Computing: Techniques and Applications**, Sun C., Talbot H., Ourselin S. and Adriaansen T. (Eds.), p.p.59-68, 10-12 Dec. 2003, Sydney
- XiaoGuang Lu, Ping Han, and Renbiao Wu, "Research on mixed PCA/ICA for SAR image feature extraction", **Signal Processing**, 2008. ICSP 2008. 9th International Conference on, 2008
- Xiaozheng Zhang and Yongsheng Gao, "Face recognition across pose: A review," **Pattern Recognition** 42, p.p. 2876—2896, 2009



ภาคผนวก ก

บทความผลงานวิจัยที่น่าสนใจในการประชุมวิชาการ ICSEC 2013

**The 2013 International Computer Science
and Engineering Conference**

วันที่ 4 – 6 กันยายน 2556

ณ ประเทศไทย

On Building PCA/ ICA Deformable Facial Models

Vitavat Vitayakailert* and Paramate Horkaew

School of Computer Engineering
Suranaree University of Technology
Nakhonratchasima, Thailand
spynin@hotmail.com

Abstract—Face recognition is one of the most widely adopted fields in computational bio-metrics due to its ability to make identification while being less intrusive. Despite its success in many industrial applications, the most reliable solutions have thus far been based on an Eigenface approach. The Deformable appearance model, on the other hand, has recently attracted much interest from the Computer Vision research community due to its rather more flexible nature. As such, much effort has been made on enhancing its reliability and efficiency to on par with its renowned counterpart. Emerging ideas have been focusing on including non-linearity on not only facial boundaries but also on its texture elements, so that more realistic facial synthesis can be made. The main contribution of this paper is therefore to build on top of an AAM framework the non-linear facial appearance model with ICA. To this end, experiments on comparing with existing scheme were made, and with their pros and cons discussed. Statistical analyses suggest an optimal configuration, upon which an improved deformable face model may be built.

Keywords—AAM, ICA and Face Recognition

I. INTRODUCTION

Picture recording technology has greatly been advanced since its emergence a century ago. Further miniaturizing the involving parts has enabled its mobility and as a result made picture taking experience pervasive and more versatile. With the much lower cost per shot taken and along with the rapid growth of social network media, photography has been leaping to its newest height. Among the most frequently taken and shared photos in the internet today are interestingly food and face [28]. In addition to these recreations, the government officials have increasingly adopted closed circuit television (CCTV) for security measure and crime prevention. The purpose of the CCTV is not only limited to recording typical everyday events but also helping to identify the culprits involving in criminal activities ranging from petty crimes to terrorists. In general, the identifications have been made based on their appearance and most importantly faces. In many organizations, personal face identification for security and administrative purpose has also widely employed.

Face is the least obscured part of the human body. Further, acquiring a face sample is also least intrusive as it does not require close physical contact. It is therefore one of the most preferred choice of bio-metric in various areas. Employing face in user privacy protection is also more desirable than says password, key or even electronic card, since it does not require remembering nor demand additional materials and resources

apart from the person herself. What the scenario mentioned above have in common is that they entail three processing abilities, *i.e.*,

- 1) *Facial extraction from the image,*
- 2) *Facial component analyses, which include size, color, and peripheral landmarks, and*
- 3) *Comparing the facial attributes against those stored in the database for identification and/or verification.*

The ultimate ambition of the facial recognition research has been to emulate the human vision system and neurological functions to most correctly identify a person. Despite this simple designation, approaching this ideality has been a great challenge, because of open air illumination irregularities, face motions and perspective, and partial occlusions, *etc.* [19]. To date, there has not been a unified solution to completely tackle these impeding factors. There are nevertheless, many hybrid and integrating approaches that have been proposed [16] and that can deal better with actual setups. Amongst these most prominent schemes are Eigenface, Active Shape Models and Active Appearance Models [20]. Their continual development and tuning so far has been proved promising in the real-life applications with relatively high accuracy. [16,19,20]

Inspired by the recent success in a non-linear higher order statistics, namely the Independent Component Analysis (ICA) [2], the main contribution of this paper is to augment the conventional Active Appearance Model (AAM) with the ICA to better engage with non-linear variations nature of the texture element [7]. Differing from other works, we propose the empirical statistical analyses, based on which an optimal model configuration is recommended. The preliminary results suggest improvements over the general AAM.

II. MATERIAL AND METHODS

A. Related Literatures

Eigenface is a statistical facial analysis technique adapted from the so called the Principle Component Analysis (PCA) method. Up until most recently, it has been widely used in many facial recognition applications. The technique is based on analyzing statistical variation of pixel intensities in a collection of face images and then determining the underlying principal components. These components form the bases in querying the database during the subsequent identification. Its noted features are procedural simplicity and quite reasonable

recognition accuracy. Its major drawback, however, is its rigid matrix domain, on which the PCA is performed, ignoring correspondences between individual landmarks across the entire dataset. This assumption that each pixel refers to the same facial parts is often violated in the real life situation, where human faces differ not only in texture but also in shape. Accordingly, it limits the applicability of the Eigenface to only relatively low resolution images, where such discrepancies are not so pronounced [1,21,26].

AAM is a similar statistical based technique. However, instead of comparing the pixels in a common rectangular grid, it measures the overall appearance, defined as the variation of texture and shape over the deformable frame. As a consequent, it is more closely resemble to what actually perceived by hu-

man vision system. On building the AAM, it starts off with creating a Statistical Shape Model using PCA [3], followed by a Statistical Texture Model of the same dataset. The resulting model parameters are then combined, yielding the Statistical Appearance Model [6]. It is worth noting here that, these steps relied on the PCA to create the linear bases that expand the underlying variations. These bases are only acceptable to some extent in most image processing applications. This linear hypothesis unfortunately does not always hold, especially in real facial images, where the amplitude of pixel intensity does not contain crucial information. According to M. S. Bartlett *et al.*, it was suggested that facial analysis based on ICA gives better result than its PCA counterpart [7]. Table 1 summarizes the differences between AAM and Eigenface.

Comparing Items	AAM	Eigenface
Model Attributes	<i>Texture and Shape</i>	<i>Texture</i>
Texture Analysis	<i>Shape Corresponding Pixels, relative to Barycentric Coordinates</i>	<i>Ordered by Matrix Frame</i>
Organizing Data from Different Space	<i>Alignment using Matrix Transformation</i>	<i>None</i>

Table 1 Comparison between AAM and Eigenface Characteristics

In statistical image analysis, PCA scheme has been widely accepted. There are however quite a few works that suggest the combination with the non-linear ICA models. In 2005, for instance the authors proposed a mixed PCA and ICA spectral/spatial compression for hyperspectral imagery [13]. Later in mixing PCA/ICA was found in synthetic aperture radar image feature extraction [18]. Their experimental results indicated the improvement on the recognition performance, compared to either of the PCA or ICA alone.

The focus of this paper is set on facial components analysis for building a high efficient (compact yet accurate) synthetic deformable facial model. The paper firstly investigates the related schemes, which are shape, texture and appearance models. The respective models created using PCA and ICA were later that compared. The experimental results showed different characteristics between these model. Finally, deduced from these comparison, the recommendations on building appropriate deformable facial model, capable of more efficient recognition are given, with guidelines on adopting the models in real world applications suggested.

B. Statistical Image Analysis

Principal Component Analysis (PCA)

PCA is a statistical paradigm that transforms the plausible variations in a dataset into an orthogonal linear bases, called Principal Components (PC). The transformation designates the first component to be the most variant one. The subsequent smaller components are always orthogonal to its precedence, thereby guaranteeing complete independency among these PCs. Its governing equations are expressed as $\mathbf{X} = \mathbf{PB}$, where

$\mathbf{X}$, $\mathbf{P}$ and $\mathbf{B}$ are the data vector, PCs matrix and corresponding parameters vector, respectively.

Should there be any correlation amongst spatial variables under the Gaussian distribution hypothesis, PCA can reduce the original dimensions into fewer significant ones (*i.e.*, those with larger variances), discriminate any outlier, and identify spatial members. With its intuitive interpretation of the vector space, PCA has thus been widely applied in describing face images in various recognition schemes. Care should be taken, however that PCA assumes linear combination properties of the bases. It is therefore prone to approximation error beyond its linear region, for instances, object in naturally lit scene, skin tone complexion, or other non-linearity.

Independent Component Analysis (ICA)

Independent Component Analysis (ICA) is a method used in Blind Source Separation. In signal processing, ICA is a computational method used to separate a composite signal into components, whose distributions is not necessarily normal but is independent to each other. However, deriving an optimal ICA model with such properties requires complex parameter tuning, making it non-trivial to determine its underlying interpretation. An ICA formulation is expressed below [7].

$$\mathbf{X} = \mathbf{W}^{-1}\mathbf{S} \quad (1)$$

Where $\mathbf{X}$, $\mathbf{W}$, and $\mathbf{S}$ are the data vector, weighting matrix and source vectors, respectively.

Joint Approximation of Eigen Matrices (JADE) [2] has been developed to efficiently extract ICA from digital signal, by means of joint diagonalization of the cumulative matrices of the higher orders (2^{nd} and 4^{th}) statistics, despite however the cost of abundant memory resources [27].

PCA versus ICA

Basically, PCA extracts the uncorrelated bases that can describe more concisely the data under observation, by analyzing their variance. The ICA on the other hand recovers the varying components which form the noise that perturbs the original sources. The resultant bases from both methods are characterized as those with “highest variance” versus “most relevant”, respectively [10]. Marian SB. *et. al.*, [7] presented in their work empirically, the comparison between PCA and ICA. They elaborated that a facial image consists of both magnitude and phase and the most significant information in terms of

discrimination is contained in the phase components. Unfortunately, it was revealed further that PCA was more responsive to the magnitude, rendering it inferior than the ICA based model. This is partly reflected from their definitions, where the PCA focuses on finding the representative bases that the underlying data have in common, while the ICA hypothesizes that these data are originated from multiple sources and contaminated with noise. It thus aims to find these sources which in congregation represent the underlying data.

Table 2 lists their results, showing the differences between PCA and ICA properties in more details.

Comparing Items	PCA	ICA
Property	<i>Dimension Reduction</i>	<i>Blind Source Separation</i>
Order of Statistics	<i>Second-order Statistics</i>	<i>Higher-order Statistics</i>
Focus	<i>Uncorrelated and Gaussian components</i>	<i>Independent and non-Gaussian components</i>
Transformation	<i>Orthogonal transformation</i>	<i>Non-orthogonal transformation</i>
Image Sensitivity	<i>Amplitude</i>	<i>Phase</i>

Table 2 Comparison between PCA and ICA Properties

III. BUILDING FACE MODEL

This section describes the procedures taken in building the 3 statistical model, *i.e.*, shape, texture and appearance models.

A. Shape Model

The most crucial step toward building a statistical shape model is designing the configuration of the compositing mesh. It should be able to cover the entire area of interest, with fiducial nodes placed on expressive facial landmarks. These landmarks should be easily identifiable and available in all of the samples found in the dataset. Fig 1 show a sample mesh configuration with 43 nodes, which were coincided with lips, eyes, eyebrows and chin *etc.*, as advised in [3].

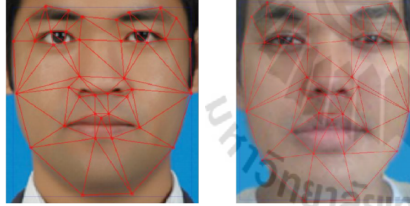


Fig 1 Model Configuration

The subsequent step was to construct a training set which consists of 32 images. In this study, the configuration template was overlaid on each image and then had its nodes adjusted by a user to coincide with underlying facial structure.

The shape model was constructed by using statistical analysis of the corresponding node coordinates (x_i, y_i) , describing the facial parts, in a vector form.

$$x_i = [x_{i1}, y_{i1}, x_{i2}, y_{i2}, \dots, x_{iN}, y_{iN}]^T \quad (2)$$

Since the landmarks were obtained from different images with varying size and locations. This inconsistency in the primary shape could lead to noise and hence error in the subsequent analysis. T.F. Cootes *et. al.*, [3] suggested to first aligning the training shapes in a common reference frame. Once the training set was properly aligned, it was normalized so that the coordinates extended between -1 and 1 , for the ease of computation. From these normalized data, the covariance matrix was computed and the Eigen vectors and the respective Eigen values were extracted.

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N x_i \quad (3)$$

$$dx_i = x_i - \bar{x} \quad (4)$$

$$tx_{ik} = \frac{dx_{ik}}{DX_{max}} \quad (5)$$

$$x_i = \bar{x} + [(P_s b_{is}) \cdot DX_{max}] \quad (6)$$

Where $\mathbf{x}$ is a shape vector, N is the number of shapes in the training set, P_s and b_s are the bases and shape parameters vector, and DX is the data extent used in normalization, respectively.

B. Texture Model

The texture model was built by analyzing the variation of texture elements contained within the shape facets. It should be noted here that, unlike the Eigenface approach where the frame of reference is rigid, the numbers and locations of the texture elements varied across the training set, depending on governing shape. In order to properly sample the pixels in their respective locations, the barycentric interpolation was adopted. To this end, the sampling was made by calculating relative coordinates with respect to covering polygon in the equivalent triangular mesh. This mesh was simply obtained by triangulating the control points of the average shape. Note also

that since topologically all the shapes are exactly identical, the triangulations thus remained unchanged. Furthermore, to reduce bias due to varying intensity shift, normalization was imposed on these grey level vectors, as described below.

$$g_i = [g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{iL}, g_{iL}, \dots, g_{iM}, g_{iM}]^T \quad (7)$$

$$\bar{g} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N g_i \quad (8)$$

$$dg_i = g_i - \bar{g} \quad (9)$$

$$tg_{il} = \frac{dg_{il}}{DG_{max}} \quad (10)$$

$$g_i = \bar{g} + [(P_g b_{ig}) \cdot DG_{max}] \quad (11)$$

Where $\mathbf{g}$ is the texture vector, $\mathbf{P}_g$ and $\mathbf{b}_g$ are the bases and the texture parameters, respectively.

C. Appearance model

The appearance model describes a face in terms of both shape and texture. It was reconstructed by concatenating the shape and model parameter vectors of each sample. The component analyses were then performed on these vectors, similar to shape and texture models.

$$b_{ia} = \begin{bmatrix} b_{is} \\ b_{ig} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_s^T \left[\frac{(x_i - \bar{x})}{DX_{max}} \right] \\ P_g^T \left[\frac{(g_i - \bar{g})}{DG_{max}} \right] \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$b_a = P_a c \quad (13)$$

Where $\mathbf{b}$ is the texture vector, $\mathbf{P}_a$ and $\mathbf{c}$ are the bases and the appearance parameters, respectively.

IV. EXPERIMENT RESULT

This study employed 32 sample images with varying size and resolution. Without the lack of generalization, each image was resized to 138 by 146 pixels. The configuration of shape model consisted of 43 nodes, resulting in 86 degrees of freedom (x and y). Fig 2 depicts the shape models built from PCA (top) and ICA (bottom). Each model illustrates 2 modes of principal (independent) variations.



Fig 2 Facial Shape Models built from PCA (top) and ICA (bottom)

To assess the texture model, a total of 10941 pixels in the referent barycentric coordinates were taken from each sample. PCA and ICA were then applied to 32 projected images. Fig 3 illustrated the texture models computed by using PCA (top) and ICA (bottom), respectively.



Fig 3 Facial Texture Models built from PCA (top) and ICA (bottom)

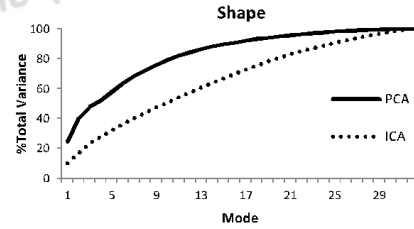
Finally, the appearance model was constructed by applying the PCA and ICA to respective concatenated shape and texture parameters PCA and ICA. Fig 4 shows the appearance models computed by using PCA (top) and ICA (bottom), respectively. Each model illustrates 2 modes of variations.



Fig 4 Appearance Models built from PCA (top) and ICA (bottom)

A. Compactness

The compactness measures the total variance captured by the model against the number of mode include in the reconstruction. The graphs below compared the number of modes PCA and ICA models required to reconstruct 95% of total variance. To achieve such high degree of accuracy, the PCA and ICA based shape models require 21 and 28 modes. Similarly, PCA and ICA based texture models require 20 and 25 modes. Finally PCA and ICA based appearance models require 25 and 30 modes.



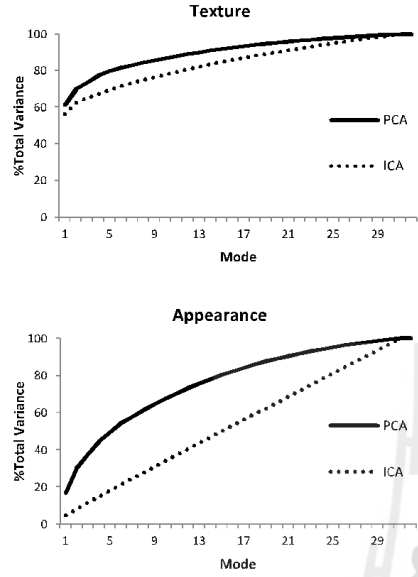


Fig 5 Compactness of shape, texture and appearance models

B. Specificity

The models were assessed for its specificity (the ability to generate only plausible instances which could only be implied by training set). It started off by randomly synthesizing an instance within $\pm 3\sigma$ variance coverage, and then computing the residue after the projection on the closest training sample. This process was repeated 3200 times (32 samples $\times$ 100 rounds each). The specificity errors of the PCA and ICA based shape models were 1.10 and 1.08. For the texture model the respective errors were 1.00 and 1.00. Finally, the appearance model exhibited the errors of 1.71 and 2.15.

C. Leave One Out Cross (LOOC) Validation

The leave one out cross validation (LOOC) is a tool to measure the ability to extract unseen objects. LOOC was computed by removing a sample from the training set and a PCA was applied to the remaining instances. This model was used as the projection space, on which the removed instance was projected and the residue was calculated. This step was repeated with each object removed. The the maximum, mean, and minimum residues were plotted. It can be seen from the graphs that the PCA models have lower averaged error and by including a few modes could accurately recover the unseen face. The ICA ones exhibit a similar trend of error but require

more components to be able to reconstruct the unseen sample. For the appearance, both model performed equally well.

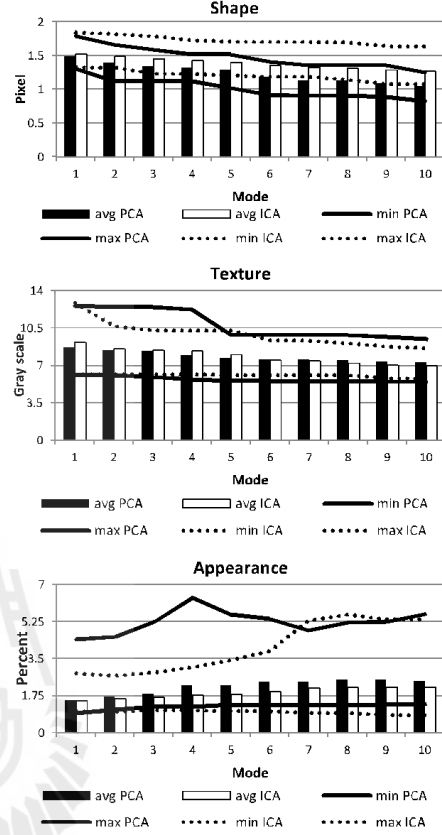


Fig 6 LOOC analyses of shape, texture and appearance models

V. DISCUSSIONS AND FUTURE WORKS

In this paper, we have so far demonstrated the process of building PCA and ICA based shape, texture and appearance model. Visual inspection was illustrated and numerical analyses were reported. Based on these findings, it was revealed that when building deformable model of facial structures, the PCA performed better than ICA. As for the texture model, they did equally well in terms of specificity whereas ICA could generalize slightly better, *i.e.*, being able to capture unseen data in LOOC. Based on these same analyses, PCA and ICA gave similar average error. When considering the more preferable choice in an actual facial model implementation, however, ICA exhibited narrower MIN-MAX gap, making the

expected error more predictable than its counterparts, with a trade-off regarding computational resource consumption.

Within the last few years, there had been many publications compared the recognition performances between PCA and ICA based techniques, most particularly based on mere resultant statistical components. The following implications however seemed unclear, since both techniques differ in both intents and purposes. Despite the similar paradigm to the previous works on comparing statistical models [15, 22], facial based identifications [7, 8, 11, 12, 14] and the performance thereof [10], this study was not set on auditioning and contesting each technique against the other. Its primary target was to develop a higher efficient AAM under certain limitations and impeding factors, for examples, non-linearity and computing resources. This paper also provides evidentiary supports and measures that suggest the suitable statistics for facial model. These guidelines in turn serve as the preliminary milestone toward building 3D facial model for more efficient recognition schemes, which are currently ongoing at our laboratory.



Fig 7 A 3D facial model showing both shape and texture

VI. ACKNOWLEDGMENT

The authors would like to thank the Division of Personnel for providing facial images, employed in this study and the Center for Computer Service for allocating a Virtual Server for database storage.

VII. REFERENCES

- [1] Matthew Turk and Alex Pentland, "Eigenfaces for Recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 3, Number 1, p.p. 71-86, Massachusetts Institute of Technology, 1991
- [2] J.F. Cardoso and A. Souloumiac, "Blind beamforming for non-Gaussian signals," *IEEE PROCEEDINGS-F*, Vol. 140, No. 6, p.p. 362-370, 1993
- [3] T.F. Cootes, C.J. Taylor, D.H. Cooper, and J. Graham, "Active shape models - their training and application," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 61, No. 1, p.p. 38-59, 1995
- [4] Peter N. Belhumeur, Joao P. Hespanha, and David J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection," *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, Vol. 19, NO. 7, p.p. 711-720, 1997
- [5] JUN ZHANG, YONG YAN, and MARTIN LADIES, "Face Recognition: Eigenface, Elastic Matching, and Neural Nets," *PROCEEDING OF THE IEEE*, Vol. 85, No.9, p.p. 1423-1435, 1997
- [6] T.F. Cootes, G. J. Edwards, and C. J. Taylor, "Active appearance models," *ECCV*, 2:484-498, 1998
- [7] Marian Stewart Bartlett, Javier R. Movellan, and Terrence J. Sejnowski, "Face Recognition by Independent Component Analysis," *IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS*, Vol. 13, NO. 6, p.p. 1450-1464, 2002
- [8] Kyungim Baek, Bruce A. Draper, J. Ross Beveridge, and Kai She, "PCA vs. ICA: a comparison on the FERET data set," in *Proc. of the 4th International Conference on Computer Vision, ICCV'02*, 2002
- [9] Thomas Heseltine, Nick Pears, Jim Austin, and Zezhi Chen, "Face Recognition: A Comparison of Appearance-Based Approaches," *Proc. VIIth Digital Image Computing: Techniques and Applications*, Sun C., Taihot II., Ourselin S. and Adriaansen T. (Eds.), p.p.59-68, 10-12 Dec. 2003, Sydney
- [10] M. Uzümcü, A.F. Frangi, M. Sonka, J.I.I.C. Reiber, and B.P.F. Lelieveldt, "ICA vs. PCA Active Appearance Models: Application to Cardiac MR Segmentation," In *Proc. MICCAI 2003*, LNCS 2878, p.p. 451-458, 2003
- [11] Bruce A. Draper, Kyungim Baek, Marian Stewart Bartlett, and J. Ross Beveridge, "Recognizing faces with PCA and ICA," *Computer Vision and Image Understanding* 91, p.p. 115-137, 2003
- [12] Jian Yang, Zhang, D., and Jing-Yu Yang, "Is ICA significantly better than PCA for face recognition?," *Computer Vision*, 2005. ICCV 2005. Tenth IEEE International Conference, Vol. 1, p.p. 198-203, 2005
- [13] Jing Wang and Chin-I Chang, "Mixed PCA/ICA spectral/spatial compression for hyperspectral imagery," *Proc. SPIE 5995, Chemical and Biological Standoff Detection III*, 2005
- [14] Kresimir Delac, Mislav Grigic, and Sonja Grigic, "Independent comparative study of PCA, ICA, and LDA on the FERET data set," *International Journal of Imaging Systems and Technology*, Vol. 15, Issue 5, pages 252-260, 2005
- [15] C. Bugli and P. Lambert, "Comparison between Principal Component Analysis and Independent Component Analysis in Electroencephalograms Modelling," *Biometrical Journal* 43, vol. 5, p.p. 1-16, 2006
- [16] Andrea F. Abate, Michele Nappi, Daniel Riccio, and Gabriele Sabatino, "2D and 3D face recognition: A survey," *Pattern Recognition Letters* 28, p.p. 1885-1906, 2007
- [17] Martin, C., Werner, U., and Gross, H.-M., "A real-time facial expression recognition system based on Active Appearance Models using gray images and edge images," *Automatic Face & Gesture Recognition*, 2008. FG '08. 8th IEEE International Conference, p.p. 1-6, 2008
- [18] XiaoGuang Lu, Ping Han, and Renbiao Wu, "Research on mixed PCA/ICA for SAR image feature extraction," *Signal Processing*, 2008. ICSP 2008. 9th International Conference on, 2008
- [19] Rabia Jafri and Humid R. Arabnia, "A Survey of Face Recognition Techniques," *Journal of Information Processing Systems*, Vol.5, No.2, p.p. 41-68, 2009
- [20] Xiaozheng Zhang and Yongsheng Gao, "Face recognition across pose: A review," *Pattern Recognition* 42, p.p. 2876-2896, 2009
- [21] Prof. Y. Vijaya Lata, Chandra Kivan Bharadwaj Tungathurthi, H. Ram Mohan Rao, Dr. A. Govardhan, and Dr. L. P. Reddy, "Facial Recognition using Eigenfaces by PCA," *International Journal of Recent Trends in Engineering*, Vol. 1, No. 1, May 2009
- [22] Khamiss Masaoud, S. Algabary and Omar, Khairuddin, "A Comparative Study of Face Recognition Using Improved AAM, PCA and ICA via Feret Date Base," *European Journal of Scientific Research*, Dec 2010, Vol. 48 Issue 2, p263, 2010
- [23] Paramate Horkaew, "Analysis of CMR Perfusion Imaging based on Statistical Appearance Models," *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge and Smart Technologies*, 2010
- [24] Mayank Agarwal, Nikunj Jain, Mr. Manish Kumar, and Himanshu Agrawal, "Face Recognition Using Eigen Faces and Artificial Neural Network," *International Journal of Computer Theory and Engineering*, Vol. 2, No. 4, August, 2010
- [25] P. Aishwarya and Karan Marcus, "Face recognition using multiple eigenface subspaces," *Journal of Engineering and Technology Research* Vol. 2(8), pp. 139-143, August 2010
- [26] Marijeta Slavković and Dubravka Jevtić, "Face Recognition Using Eigenface Approach," *SERBIAN JOURNAL OF ELECTRICAL ENGINEERING*, Vol. 9, No. 1, p.p. 121-130, 2012
- [27] Francois Cardoso, JADI. Available at: <http://hsp.teiie.gr/members/downloads/Jadi.html> (Accessed: 17 June 2013).
- [28] Facebook. Available at : <http://www.facebook.com> (Accessed: 17 June 2013)

ประวัติผู้เขียน

นายวิทวัส วิทยาโกเรเลส เกิดเมื่อวันที่ 18 กันยายน พ.ศ. 2531 ที่ อำเภอพุทไธสง จังหวัดบุรีรัมย์ เริ่มเข้าศึกษาชั้นประถมศึกษาตอนต้น ที่โรงเรียนเทศบาลหนึ่ง อำเภอเมือง จังหวัดบุรีรัมย์ จากนั้นได้เข้าศึกษาต่อในระดับชั้นประถมศึกษา ที่โรงเรียนอนุบาลพุทไธสง อำเภอพุทไธสง และศึกษาต่อชั้นมัธยมศึกษาตอนต้น ที่โรงเรียนพุทไธสง อำเภอพุทไธสง แล้วจึงกลับมาศึกษาต่อชั้นมัธยมศึกษาตอนปลาย ที่โรงเรียนบุรีรัมย์พิทยาคม อำเภอเมือง จังหวัดบุรีรัมย์ ปีการศึกษา 2550 ได้เข้าศึกษาต่อระดับปริญญาตรีในสาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี และสำเร็จการศึกษาเมื่อปี พ.ศ. 2553 ภายหลังสำเร็จการศึกษาในระดับปริญญาตรี ได้เข้าศึกษาในระดับปริญญาโท สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ในปี 2554

ในระหว่างการศึกษาได้รับความอนุเคราะห์อย่างยิ่งจากจากอาจารย์ประจำวิชา DIGITAL LABORATORY และอาจารย์ประจำวิชา OBJECT - ORIENTED TECHNOLOGY ได้รับความไว้วางใจให้เป็นผู้ช่วยสอนปฏิบัติการ นอกจากนี้ยังมีผลงานการศึกษาวิจัยดังนี้

- **THE THAI WORD SEGMENTATION FRAMEWORK IN PROLOG**, The 37th Congress on Science and Technology of Thailand (STT37), Thailand.
- **SPEEDUP K-MEANS USING ROTATION BASED TRANSFORMATION**, The 11th WSEAS International Conference on COMPUTATIONAL INTELLIGENCE, MAN-MACHINE SYSTEMS and CYBERNETICS (CIMMACS '12), Singapore.
- **ON BUILDING PCA/ ICA DEFORMABLE FACIAL MODELS** (ภาคผนวก ก), 2013 International Computer Science and Engineering Conference (ICSEC 2013) , Thailand.