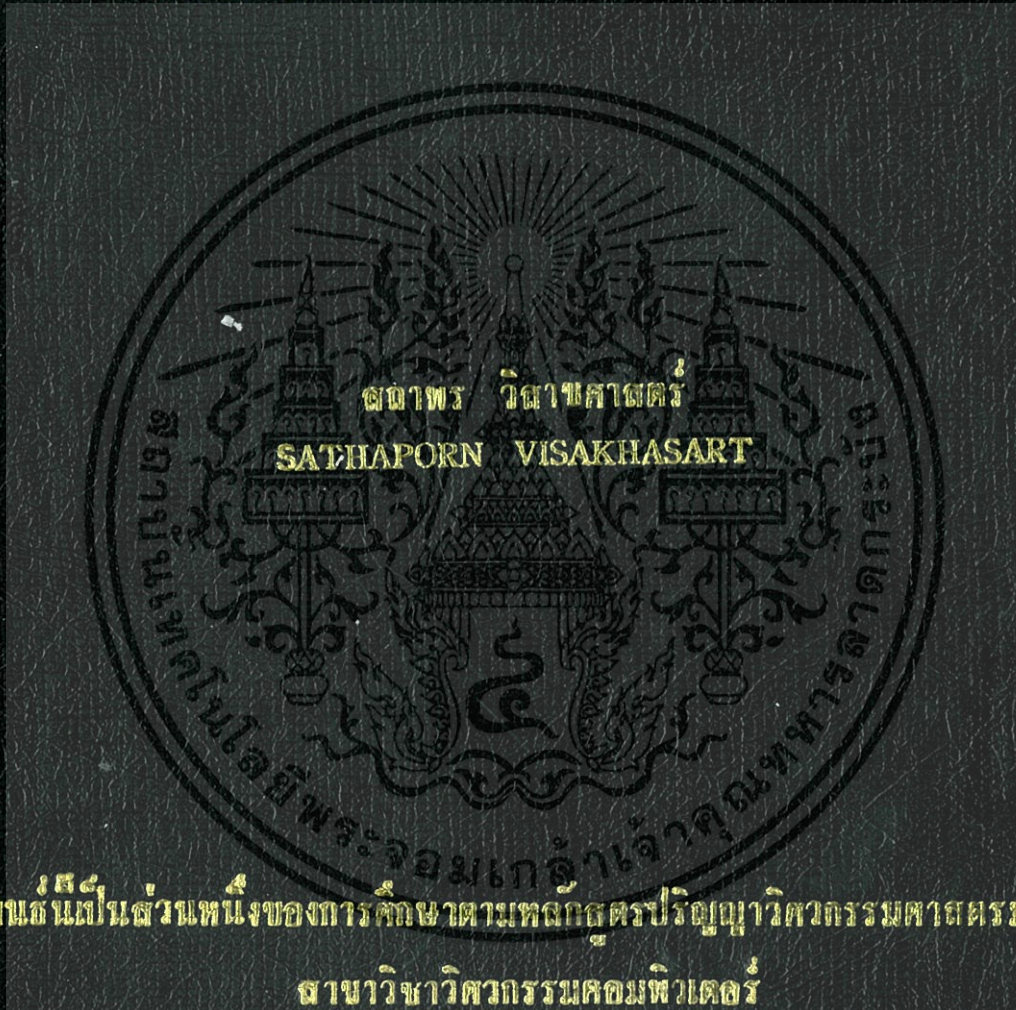


การออกแบบระบบฝังเข้าในไมโครคอนโทรลเลอร์ของอุปกรณ์ประมวลผลสัญญาณดิจิทัล  
จากระบบเลขทศนิยมไปเป็นระบบเลขจำนวนเต็มบนเอฟพีจีเอ

A DESIGN OF HIGH PERFORMANCE FPGA BASED FLOATING-POINT TO  
INTEGER ARITHMETIC FOR FACE RECOGNITION



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2552

KMITL-2009-EN-M-070-157

**สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง**

**การออกแบบระบบรู้จำใบหน้าบนรากฐานของการแปลงข้อมูลทางคณิตศาสตร์  
จากระบบเลขทศนิยมไปเป็นระบบเลขจำนวนเต็มบนเอฟพีจีเอ**

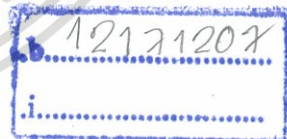
**A DESIGN OF HIGH PERFORMANCE FPGA BASED FLOATING-POINT TO  
INTEGER ARITHMETIC FOR FACE RECOGNITION**



T105548



เลขหมู่..... 2552  
เลขทะเบียน..... 105548  
วัน,เดือน,ปี..... 26 พ.ย. 2552



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต  
สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์  
คณะวิศวกรรมศาสตร์  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง  
พ.ศ.2552

**KMITL-2009-EN-M-070-157**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**A DESIGN OF HIGH PERFORMANCE FPGA BASED FLOATING-POINT TO  
INTEGER ARITHMETIC FOR FACE RECOGNITION**



**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT  
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF  
MASTER OF ENGINEERING IN COMPUTER ENGINEERING  
FACULTY OF ENGINEERING  
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG  
2009**

**KMITL-2009- EN-M-070-157**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



**COPYRIGHT 2009**

**FACULTY OF ENGINEERING**

**KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาติให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คณะวิศวกรรมศาสตร์  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง  
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การออกแบบสถาปัตยกรรมใหม่สำหรับระบบรู้จำใบหน้าบนรากฐานของการแปลงข้อมูลทางคณิตศาสตร์จากระบบเลขทศนิยมไปเป็นระบบเลขจำนวนเต็มบนเอฟพีจีเอ

Thesis Title A Design of High Performance FPGA based Floating-Point to Integer Architecture for Face Recognition

นักศึกษา นายสถาพร วิชาศาสตร์

รหัสประจำตัว 48060714

ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ผศ.ดร.อรฉัตร จิตต์โสภักตร์

หมายเลขวิทยานิพนธ์ KMITL-2009-EN-M-070-157

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์		ลายมือชื่อ
ผศ.ดร.สุรินทร์	กิตติชกรกุล	
รศ.ดร.สมศักดิ์	มิตะธา	
ดร.ปกรณ์	วิวัฒนจตุรพร	
ดร.ศุภกานต์	พิมพ์ธเรศ	
ผศ.ดร.อรฉัตร	จิตต์โสภักตร์	

วัน / เดือน / ปี ที่สอบ วันพฤหัสบดีที่ 8 ตุลาคม พ.ศ. 2552 เวลา 09.30-11.30 น.

สถานที่สอบ ณ อาคาร A ชั้น 3 ห้องประชุม 2

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

คณะวิศวกรรมศาสตร์ รับรองแล้ว



(รองศาสตราจารย์ ดร.กอบชัย เดชหาญ)

คณบดี คณะวิศวกรรมศาสตร์

วันที่ 8 ตุลาคม พ.ศ. 2552

สำนักทะเบียนและประมวลผล สจล.

วันที่ส่งเล่มวิทยานิพนธ์ฉบับสมบูรณ์

วันที่ 27 เดือน ต.ค. พ.ศ. 2552

ลงชื่อ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่ส่งมอบไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
แม้ว่ากรณีใด ๆ ก็ตาม อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การออกแบบสถาปัตยกรรมใหม่สำหรับระบบรู้จำใบหน้าบนรากฐานของการแปลงข้อมูลทางคณิตศาสตร์จากระบบเลขทศนิยมไปเป็นระบบเลขจำนวนเต็มบนเอฟพีจีเอ
นักศึกษา	นายสถาพร วิชาศาสตร์
รหัสนักศึกษา	48060714
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
พ.ศ.	2552
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	ผศ.ดร.อรฉัตร จิตต์โสภักดิ์

### บทคัดย่อ

ระบบรู้จำใบหน้าต้องอาศัยการคำนวณที่มีความแม่นยำสูง โดยความแม่นยำที่คำนวณได้จะขึ้นอยู่กับความละเอียดของทศนิยมที่ใช้ อย่างไรก็ตามการใช้ระบบเลขทศนิยมนั้นมีความซับซ้อนสิ้นเปลืองเวลาและทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ เมื่อนำมาประยุกต์ใช้งานจริงทำให้ประสิทธิภาพไม่สูงเท่าที่ควร โดยเฉพาะกับการประยุกต์ใช้งานแบบเวลาเสมือนจริง (Real-time) ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอการออกแบบสถาปัตยกรรมใหม่สำหรับระบบรู้จำใบหน้าบนรากฐานของระบบเลขจำนวนเต็ม โดยอาศัยการแปลงข้อมูลทางคณิตศาสตร์จากระบบเลขทศนิยมไปเป็นระบบเลขจำนวนเต็มบนเอฟพีจีเอด้วยโครงสร้าง FLOATIAs โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อลดการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ และเพิ่มความเร็วในการประมวลผล ในขณะที่ยังคงรักษาประสิทธิภาพการรู้จำใบหน้าที่สูงไว้ได้ ขั้นตอนการแปลงข้อมูลจะใช้พื้นฐานของการลดการเลื่อนบิตทำให้สามารถประมวลผลได้ภายในหนึ่งสัญญาณนาฬิกา โดยค่าจำนวนเต็มที่แปลงได้จะถูกนำไปคำนวณบน ALU ผลการทดลองจากการใช้สถาปัตยกรรมที่นำเสนอแสดงให้เห็นว่าระบบยังคงอัตราการรู้จำใบหน้าที่สูง โดยสามารถทำงานที่ความถี่ที่สูงกว่า 100 MHz หรือประมาณ 8 เท่าของความถี่ที่ใช้งานสำหรับ โครงสร้างแบบระบบเลขทศนิยม ยิ่งไปกว่านั้นการทำงานบนเอฟพีจีเอด้วยระบบเลขจำนวนเต็มสามารถลดทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ได้ถึง 50 % ของ โครงสร้างแบบเลขทศนิยม ซึ่งจากการทดสอบสถาปัตยกรรมที่นำเสนอยังคงรักษาประสิทธิภาพของอัตราการรู้จำใบหน้าที่สูงไว้ได้ อีกทั้งยังสามารถลดทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ และกระบวนการที่ทำให้เกิดความล่าช้าของระบบการรู้จำใบหน้าลงได้

<b>Thesis Title</b>	A Design of High Performance FPGA based Floating-Point to Integer Architecture for Face recognition
<b>Student</b>	Mr.Sathaporn Visakhasart
<b>Student ID</b>	48060714
<b>Degree</b>	Master of Engineering
<b>Program</b>	Computer Engineering
<b>Year</b>	2009
<b>Thesis Advisor</b>	Asst. Prof. Dr. Orachat Chitsobhuk

### ABSTRACT

The computation of face recognition requires floating-point arithmetic for high precision. However, Floating-point operations are costly and complex in terms of hardware implementation, which leads to impractical implementation for real time applications. Therefore, in this paper, a novel design of high performance FPGA based floating-point to integer arithmetic for face recognition under performance constrain is presented. The goal is to optimize the hardware cost and increase the processing speed while still maintains high recognition performance. The proposed conversion algorithm based on shift reduction can be completed within only a single clock cycle. Once the conversion has been done, all the calculation could be implemented on a simple ALU for integer computation. This results in much less computational complexity and hardware cost thus can help to significantly accelerate the recognition system. Several face recognition techniques are adopted to evaluate the accuracy of the proposed architecture using several standards face databases. The experimental results using the proposed architecture show high recognition rates in most of the cases. The design can achieve the speed greater than 100 MHz or approximately 8 times that of floating-point architecture. Moreover, with the FPGA based implementation, the hardware cost could be reduced at approximately 50% of the floating-point architecture. It has been proven that the proposed architecture preserves high recognition performance while encourages the reduction in hardware resources and processing delay.

# กิตติกรรมประกาศ

อันคุณงามความดีศรีประจักษ์

มโนภาพวัยเยาว์ยังตราตรึง

บทนิพนธ์บรรลุตัมฤทธิ์ผล

ช่วยเสริมสร้างความรู้คู่ปัญญา

อาจารย์อรฉัตรที่เคารพ

หล่อหลอมศิษย์ด้วยจิตและวิญญาณ

บัณฑิตดีเพราะมีครูคอยเกื้อหนุน

เปี่ยมฤทธิ์ไมตรีจิตที่ผูกพัน

ศิษย์ก้าวไกลมาถึงเพลา

ก้าวต่อไปด้วยความคิดด้วยพลัง

ลงลายลักสลักจิตคะเนถึง

หวนคิดถึงพระคุณบิดรมารดา

ประ โยชนันตนสร้างไว้ให้ศึกษา

อีกคุณค่าคณานับหลายประการ

สอนประสบการณ์เลิศล้ำมากแก่นสาร

คั่งสารธารไหลบรรจบประสพพลัน

ช่วยคำจุนยามศิษย์ลุ่มมิเสียหายน

ล้วนสุขสันต์เปรมปรีดีจวบวรงค์

นับเป็นที่ภาคภูมิใจคั่งที่หวัง

เป็นที่ตั้งแห่งความดีสืบต่อไป

คุณงามความดีและประ โยชนันที่ได้จากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบแด่บิดามารดาอันเป็นที่รักยิ่งและครูอาจารย์ที่เคารพรักทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้และประสบการณ์ที่ดีอันเป็นประ โยชนันแก่ข้าพเจ้า

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงตามวัตถุประสงค์ได้ด้วยความกรุณาของผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อรฉัตร จิตต์โสภาคย์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ซึ่งให้คำปรึกษา ข้อชี้แนะแนวทางในการแก้ปัญหาต่างๆ ทั้งด้านวิชาการ ด้านการดำเนินชีวิต ตลอดจนให้ความรู้ และความช่วยเหลือในหลายสิ่งหลายอย่างจนกระทั่งลุล่วงไปได้ด้วยดี ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงมา ณ. ที่นี้พร้อมกันนี้ข้าพเจ้าขอขอบพระคุณครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่าน ที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ อีกทั้งถ่ายทอดประสบการณ์อันเป็นประ โยชนันแก่ข้าพเจ้ามาโดยตลอด

ขอกราบขอบพระคุณคณะกรรมการการสอบที่ให้ความกรุณาในการชี้แนะและแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆ ของงานวิจัย

ขอขอบพระคุณคณาจารย์ทุกท่าน ที่ได้ให้ความรู้ต่างๆ ทั้งโดยตรง และ โดยอ้อม ตลอดจนนักวิจัยทุกท่านที่เอื้อเฟื่องานวิจัย จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอบคุณและขอบใจ พี่ เพื่อน และน้องภาควิชาคอมพิวเตอร์ทุกคน ที่คอยสอบถามด้วยความห่วงใย ให้ความช่วยเหลือ คำแนะนำ คำปลอบใจที่คิดตลอดมาและขอขอบคุณพิเศษสำหรับ “พี่น้อง” นายณรงค์ชัย มุ่งแสงกลาง “พี่น้อง” นายนพพล น้อยแก้ว “พี่น้อง” นายคมกริช มาเที่ยง “น้องน้อย” “น้องรุศ” “น้องป้อม” “น้องท็อป” และ “น้องเบน” รวมถึงผู้มีพระคุณทุกท่านที่มีได้เอื้อนามไว้ ณ. ที่นี้ ผู้วิจัยจึงขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง มา ณ. โอกาสนี้

# สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญรูป.....	IX
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	2
1.3 สมมุติฐานของการศึกษา.....	2
1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	3
1.5 ขอบเขตการวิจัย.....	3
1.6 ขั้นตอนของการศึกษา.....	3
1.7 เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย.....	4
1.8 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์.....	4
บทที่ 2 แนวคิดเบื้องต้นและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1 แนวคิดเบื้องต้น.....	5
2.1.1 แนวคิดเบื้องต้นของการรู้จำใบหน้า.....	5
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	10
2.2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้าด้วยซอฟต์แวร์.....	10
2.2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการนำเทคนิคของการรู้จำใบหน้ามาประยุกต์ใช้งานบน อุปกรณ์ทางอิเล็กทรอนิกส์.....	15
บทที่ 3 ความรู้พื้นฐานของระบบรู้จำใบหน้า.....	22
3.1 ความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้า.....	22
3.1.1 เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก.....	23
3.1.2 เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ.....	28
3.1.3 เทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ.....	31

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา IV ต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.1.4 เทคนิคเวฟเล็คพีซีเอ.....	33
3.1.5 การเปรียบเทียบความเหมือน.....	37
3.2 ความรู้พื้นฐานของการออกแบบระบบรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอ .....	38
3.2.1 มาตรฐานระบบเลขจำนวนจริง IEEE 754 สำหรับ Binary Floating-Point Arithmetic.....	43
<b>บทที่ 4 การออกแบบระบบของการรู้จำใบหน้า .....</b>	<b>54</b>
4.1. โครงสร้างการแปลงข้อมูลภาพจากเลขทศนิยมให้เป็นเลขจำนวนเต็มบนเอฟพีจีเอ ...	56
4.2. สถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอ .....	61
4.2.1. หน่วยควบคุมการทำงานแบบมัลติไปป์ไลน์ .....	64
4.2.2. หน่วยประมวลผลภาพใบหน้าที่ย่อ .....	68
4.2.2.1. ขั้นตอนการคำนวณค่าเซ็นเทอร์ริงและค่าสัมประสิทธิ์ภาพทดสอบ....	69
4.2.2.1.1. ลำดับขั้นตอนของการทำงาน.....	70
4.2.2.1.2. สถานะของการควบคุมการทำงาน.....	73
4.2.2.2. ขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาด.....	77
4.2.2.2.1. ลำดับขั้นตอนการทำงาน.....	77
4.2.2.2.2. สถานะของการควบคุมการทำงาน.....	80
4.2.2.3. ขั้นตอนการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาด.....	82
4.2.2.3.1. ลำดับขั้นตอนการทำงาน.....	82
4.2.2.3.2. สถานะของการควบคุมการทำงาน.....	84
4.2.3. หน่วยการรวมภาพใบหน้าที่ย่อ .....	86
4.2.3.1. ลำดับขั้นตอนการทำงาน.....	86
4.2.3.2. สถานะของการควบคุมการทำงาน.....	88
4.2.4. หน่วยการรู้จำค่าดัชนี .....	88
4.2.4.1. ลำดับขั้นตอนการทำงาน.....	88
4.2.4.2. สถานะของการควบคุมการทำงาน.....	90

# สารบัญ (ต่อ)

หน้า

บทที่ 5 ผลการทดลองและการวิเคราะห์.....	92
5.1 ฐานข้อมูลภาพใบหน้า .....	92
5.2 การเตรียมข้อมูลสำหรับสถาปัตยกรรมการเรียนรู้จำใบหน้า.....	93
5.2.1 เทคนิคพีซีเอ .....	93
5.2.2 เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ .....	94
5.2.3 เทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ .....	96
5.2.4 เทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอ .....	97
5.3 วิธีการทดลอง.....	102
5.4 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลการทดลอง .....	103
5.4.1 ผลการทดลองของโครงสร้าง FLOATIAs .....	103
5.4.2 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลการทดลองของสถาปัตยกรรมการเรียนรู้จำใบหน้า โดยใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอ .....	104
5.4.2.1 ผลการทดลองของอัตราการเรียนรู้จำใบหน้า .....	105
5.4.2.1 ผลการทดลองของเวลาที่ใช้ในการประมวลผล.....	109
5.4.2.3 ผลการทดลองของทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ .....	111
5.4.2.4 ผลการทดลองของอัตราความผิดพลาดของการเรียนรู้จำใบหน้า .....	113
5.4.3 ผลการทดลองเพื่อเปรียบเทียบ โครงสร้างของการเรียนรู้จำใบหน้าโดยใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอ กับ โครงสร้างของการเรียนรู้จำใบหน้าในรูปแบบต่างๆ ...	117
บทที่ 6 สรุปผลการทดลอง .....	120
6.1 สรุปและวิเคราะห์ผลการดำเนินงานวิจัย .....	120
6.2 แนวทางในการพัฒนาต่อและข้อเสนอแนะ .....	121
เอกสารอ้างอิง .....	122
ภาคผนวก.....	124
ภาคผนวก ก งานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์ .....	125
ประวัติผู้เขียน.....	139

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และ VI ต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 แสดงการเปรียบเทียบอัตราการรู้จำใบหน้าของ 4 เทคนิคของการรู้จำใบหน้า.....	20
3.1 แสดงการเปรียบเทียบความสามารถในด้านต่างๆ.....	40
3.2 แสดงตัวอย่างการเก็บค่าไบแอสที่เลขชี้กำลังค่าต่างๆ.....	45
3.3 แสดงการเปรียบเทียบรายละเอียดเพิ่มเติมระหว่าง SINGLE PRECISION และ DOUBLE PRECISION.....	45
3.4 แสดงตัวอย่างการแปลงเลขจำนวนจริงเป็นเลขจำนวนจริงในรูปแบบ SINGLE PRECISION....	46
3.5 แสดงตัวอย่างการปิดเศษแบบให้เป็นจำนวนเต็มทีใกล้เคียงที่สุด.....	47
3.6 แสดงการพิสูจน์และสรุปขั้นตอนพื้นฐานเลขจำนวนจริง.....	48
4.1 แสดงลักษณะของสัญญาณควบคุมและข้อมูลที่สัมพันธ์กับการควบคุมของ มัลติเพล็กซ์เซอร์	66
4.2 แสดงการเปรียบเทียบตำแหน่งของการเก็บข้อมูลในหน่วยความจำของเทคนิคของการรู้จำ ใบหน้า.....	67
4.3 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในช่วงขั้นตอนการคำนวณค่าเซ็นเซอร์และค่า สัมประสิทธิ์ภาพทดสอบช่วงแรก.....	75
4.4 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในช่วงขั้นตอนการคำนวณค่าเซ็นเซอร์และค่า สัมประสิทธิ์ภาพทดสอบช่วงที่สอง.....	77
4.5 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาด.....	81
4.6 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในขั้นตอนการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับ ค่าความ ผิดพลาด.....	85
4.7 แสดงตัวอย่างการจัดเรียงและการเปรียบเทียบข้อมูลของหน่วยการรู้จำคำดัชนี.....	89
4.8 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในขั้นตอนการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU และหน่วย การรู้จำคำดัชนี RIU.....	93
5.1 แสดงการสรุปขนาดของภาพและขนาดของเวกเตอร์ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบของแต่ละ เทคนิคของการรู้จำใบหน้า.....	101
5.2 แสดงการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์บนเอฟพีจีเอสำหรับการออกแบบส่วน โครงสร้าง FLOATIAS.....	104
5.3 ตารางแสดงอัตราการรู้จำใบหน้าของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าของระบบเลขทศนิยม [12] ด้วยการเปรียบเทียบกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้าทั้ง 15 รูปแบบ.....	106
5.4 ตารางแสดงอัตราการรู้จำใบหน้าของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าโดยใช้โครงสร้าง FLOATIAS ที่นำเสนอด้วยการเปรียบเทียบกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้า 15 รูปแบบ.....	107

## สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.5 ตารางแสดงเวลาที่ใช้ในการประมวลผลของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้า แบบมัลติไปป์ไลน์ และสถาปัตยกรรมแบบเลขจำนวนเต็ม.....	109
5.6 ตารางแสดงทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้า แบบมัลติไปป์ไลน์ และสถาปัตยกรรมแบบเลขจำนวนเต็ม.....	111
5.7 แสดงตัวแปรที่ใช้คำนวณหาค่าความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าต่อการรู้จำด้วยภาพใบหน้า ทดสอบหนึ่งครั้ง.....	114
5.8 แสดงอัตราความผิดพลาดของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าแบบมัลติไปป์ไลน์ด้วยระบบเลขทศนิยมด้วยการเปรียบเทียบกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้า 15 รูปแบบ .....	116
5.9 แสดงอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าของสถาปัตยกรรมของการรู้จำใบหน้าโดยใช้โครงสร้าง FLOATIAS ที่นำเสนอด้วยการเปรียบเทียบกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้า 15 รูปแบบ .....	117
5.10 แสดงการเปรียบเทียบ โครงสร้างของการรู้จำใบหน้า โดยใช้โครงสร้าง FLOATIAS ที่นำเสนอ กับ โครงสร้างของการรู้จำใบหน้าด้วยระบบเลขทศนิยมแบบมัลติไปป์ไลน์บน XILINX FPGA และ โครงสร้างของการรู้จำใบหน้าด้วยระบบเลขทศนิยมแบบขนานบน ALTERA FPGA....	119

# สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 แสดงข้อมูลทางกายภาพที่ใช้ในการระบุตัวบุคคล.....	7
2.2 แสดงการกระจายตัวของกลุ่มข้อมูลแบบสุ่ม (RANDOM DISTRIBUTION) .....	9
2.3 แสดงการกระจายตัวของกลุ่มข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ร่วมกัน (CORRELATED DATA).....	9
2.4 แสดงภาพจำลองใบหน้าไอเคนเฟส.....	11
2.5 แสดงกลุ่มของข้อมูลบน ไอเคนสเปซ.....	11
2.6 แสดงลักษณะของการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็นภาพใบหน้าที่ย่อย .....	12
2.7 แสดงแสดงคุณลักษณะของตัวกรองเกรอเบอร์เวฟเล็ก.....	13
2.8 แสดงตำแหน่งของลำดับของการแปลงเวฟเล็ก.....	13
2.9 แสดงภาพใบหน้าที่ประมวลผลด้วยกระบวนการแปลงเวฟเล็กลำดับที่ 1 .....	14
2.10 แสดงตัวอย่างการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละส่วนของภาพใบหน้าที่ย่อย.....	15
2.11 แสดงผลจากการเปรียบเทียบเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ และเทคนิคพีซีเอ .....	17
2.12 แสดง โครงสร้างของระบบรู้จำใบหน้าแบบขนานด้วยเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ.....	17
2.13 แสดงการเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างชุดฝึกและชุดทดสอบ.....	18
2.14 กราฟแสดงการเปรียบเทียบการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ของ 4 เทคนิคของการรู้จำใบหน้า.....	20
2.15 กราฟแสดงการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการประมวลผลของ 4 เทคนิคของการรู้จำใบหน้า... ..	21
2.16 แสดงกระบวนการทำงาน โดยรวมของระบบรู้จำใบหน้าแบบมัลติไปไลน์.....	21
3.1 แสดงลักษณะของการแปลงข้อมูลภาพให้อยู่ในรูปแบบเวกเตอร์ .....	23
3.2 แสดงพื้นที่ของภาพและพื้นที่ภาพใบหน้าในเชิงพิกัด.....	24
3.3 แสดงกระบวนการของเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ .....	29
3.4 แสดงกระบวนการของเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ .....	31
3.5 แสดงภาพจำลองการคำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนักของรูปภาพใบหน้าที่ย่อย .....	32
3.6 แสดงกระบวนการของเทคนิคเวฟเล็กพีซีเอ .....	33
3.7 แสดงภาพตัวอย่างของการแยกองค์ประกอบด้วยเวฟเล็ก .....	34
3.8 แสดงการแยกองค์ประกอบด้วยเวฟเล็ก .....	35
3.9 แสดงการสร้างกลับจากองค์ประกอบด้วยเวฟเล็ก .....	35
3.10 ภาพการประมวลผลด้วยกระบวนการเวฟเล็กทรานฟอร์มลำดับที่ 1 .....	36
3.11 แสดงลักษณะของภาพที่ทำการแปลงเวฟเล็กด้วย CDF9/7.....	37

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.12 แสดงภาพตัวอย่างชิพเอฟพีจีเอ .....	40
3.13 แสดงโครงสร้างภายในเอฟพีจีเอ.....	41
3.14 แสดงขั้นตอนออกแบบบนเอฟพีจีเอ .....	42
3.15 แสดงรูปแบบการจัดเก็บเลขจำนวนจริงแบบ SINGLE PRECISION (32 บิต) .....	43
3.16 แสดงรูปแบบการจัดเก็บเลขจำนวนจริงแบบ DOUBLE PRECISION (64 บิต) .....	44
3.17 แผนผังแสดงขั้นตอนการบวกหรือการลบจำนวนจริง .....	51
3.18 แผนผังแสดงขั้นตอนการคูณจำนวนจริง.....	53
4.1 แสดงภาพโครงสร้างโดยรวมของระบบรู้จำใบหน้า.....	55
4.2 แสดงภาพโครงสร้าง FLOATIAs .....	56
4.3 แสดงภาพโครงสร้างภายในของ FLOATIAs .....	57
4.4 แสดงภาพ โครงสร้างของ BIT SHIFTING UNIT .....	59
4.5 แสดงภาพตัวอย่างการเลือกช่วงของบิตเอาต์พุต.....	60
4.6 แสดงสถาปัตยกรรมของการรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอ .....	63
4.7 แสดงสถาปัตยกรรมของการทำงานระหว่างหน่วยควบคุมการทำงานแบบมัลติไปป์ไลน์และหน่วยประมวลผลภาพใบหน้าย่อย .....	64
4.8 แสดงสถาปัตยกรรมของการทำงานระหว่างหน่วยควบคุมการทำงานแบบมัลติไปป์ไลน์หนึ่งหน่วยต่อหน่วยประมวลผลภาพใบหน้าย่อย PEU จำนวนหนึ่งหน่วย .....	65
4.9 แสดงขั้นตอนการทำงานของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าในส่วนการประมวลผลภาพใบหน้าย่อย PEU หน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU และหน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU .....	69
4.10 แสดงแผนผังเวลาของขั้นตอนการคำนวณค่าเซ็นเซอร์และค่าสัมประสิทธิ์ภาพทดสอบช่วงแรกและช่วงที่สอง .....	71
4.11 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในช่วงขั้นตอนการคำนวณค่าเซ็นเซอร์และค่าสัมประสิทธิ์ภาพทดสอบด้วยการประมวลผลในช่วงแรก .....	74
4.12 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในช่วงขั้นตอนการคำนวณค่าเซ็นเซอร์และค่าสัมประสิทธิ์ภาพทดสอบด้วยการประมวลผลในช่วงที่สอง .....	76
4.13 แสดงการทำงานของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าในส่วนการประมวลผลภาพใบหน้าย่อยในขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาด.....	79
4.14 แสดงแผนผังเวลาของขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาด .....	79
4.15 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาด.....	80

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และXต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.16	แสดงการทำงานของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าในส่วนการประมวลผลภาพใบหน้าย่อยในขั้นตอนการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาด ..... 83
4.17	แสดงแผนผังเวลาของขั้นตอนการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาด..... 83
4.18	แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในขั้นตอนการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาด..... 85
4.19	แสดงการทำงานระหว่างหน่วยควบคุมการทำงานแบบมัลติไปป์ไลน์ และหน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU หน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU..... 86
4.20	แสดงการทำงานของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าในส่วนการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU และส่วนการรู้จำใบหน้า RIU ..... 87
4.21	แสดงแผนผังเวลาของการรวมข้อมูลแบบขนานของหน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU .... 88
4.22	แสดงแผนผังเวลาของหน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU ..... 90
4.23	แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานของหน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU และหน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU..... 92
5.1	แสดงลักษณะของการแบ่งภาพใบหน้าของเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ ..... 94
5.2	แสดงภาพจำลองการคำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนักสำหรับการแบ่งภาพใบหน้าเป็น 3 ภาพใบหน้าย่อยในแนวนอนตามองค์ประกอบของใบหน้า ..... 96
5.3	แสดงภาพจำลองการคำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนักสำหรับการแบ่งภาพใบหน้าเป็น 4 ภาพใบหน้าย่อยแบบสมมาตร ..... 96
5.4	แสดงภาพจำลองการแปลงเวฟเล็ต โดยนำเฉพาะแบนด์ย่อย LL มาใช้งานเท่านั้น ..... 97
5.5	แสดงภาพของการแปลงเวฟเล็ตในส่วนของแบนด์ย่อย LL สำหรับเทคนิคพีซีเอ ..... 98
5.6	แสดงภาพของการแปลงเวฟเล็ตในส่วนของแบนด์ย่อย LL สำหรับเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอและเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอด้วยการแบ่งภาพออกเป็น 3 ส่วนตามโครงสร้างใบหน้า ..... 98
5.7	แสดงภาพของการแปลงเวฟเล็ตในส่วนของแบนด์ย่อย LL สำหรับเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอและเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอด้วยการแบ่งภาพออกเป็นสี่ส่วนแบบสมมาตร ..... 99
5.8	แสดงการแปลงภาพให้อยู่ในรูปแบบข้อมูลเวกเตอร์แล้วทำการเก็บข้อมูลเป็นเลขทศนิยม ... 99
5.9	แสดงแบบจำลองการเก็บข้อมูลเลขทศนิยมของแต่ละเวกเตอร์ชุดข้อมูล ..... 100
5.10	แสดงเวกเตอร์ชุดข้อมูลขาเข้าของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้า..... 102
5.11	แสดงภาพการทดสอบผลของการรู้จำใบหน้าบนอุปกรณ์ทางอิเล็กทรอนิกส์ ..... 103
5.12	แสดงการทำงานของโครงสร้าง FLOATIAS ..... 104

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.13	กราฟแสดงค่าเฉลี่ยของอัตราการใช้ไฟฟ้าของชุดฐานข้อมูลทั้งหมดเพื่อทำการเปรียบเทียบกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้าทั้ง 15 รูปแบบ ..... 108
5.14	กราฟเวลาที่ใช้ในการประมวลผลของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าแบบมัลติไปป์ไลน์ และสถาปัตยกรรมแบบเลขจำนวนเต็มโดยใช้โครงสร้าง FLOATIAS ที่นำเสนอ..... 110
5.15	กราฟแสดงทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้เฉพาะส่วนของ SLICE ของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าแบบมัลติไปป์ไลน์ และสถาปัตยกรรมแบบเลขจำนวนเต็มโดยใช้โครงสร้าง FLOATIAS ที่นำเสนอ บน XILINX FPGA ..... 112
5.16	กราฟแสดงค่าเฉลี่ยของอัตราความผิดพลาดการรู้จำใบหน้าของชุดฐานข้อมูลทั้งหมดเพื่อทำการเปรียบเทียบกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้าต่างๆ ..... 115



## 1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

1. เพื่อออกแบบสถาปัตยกรรมของระบบการรู้จำใบหน้าบนรากฐานของการแปลงข้อมูลทางคณิตศาสตร์จากระบบเลขทศนิยมไปเป็นระบบเลขจำนวนเต็มบนเอฟพีจีเอ โดยการนำเทคนิคของการรู้จำใบหน้ามาประยุกต์ใช้ และยังคงสามารถรักษาอัตราการรู้จำใบหน้าที่สูงไว้ได้
2. ศึกษาและ พัฒนาระบบการรู้จำใบหน้า โดยนำข้อดีและข้อด้อยของเทคนิคต่างๆ มาประยุกต์ใช้กับสถาปัตยกรรมของการรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอด้วยชุดฐานข้อมูลมาตรฐานขนาดเล็กที่มีความหลากหลายของภาพใบหน้า
3. เพื่อวิเคราะห์รวมทั้งประเมินประสิทธิภาพ เพื่อสรุปหาเทคนิคที่เหมาะสมที่สุดสำหรับสถาปัตยกรรมของการรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอ โดยมีตัวแปรที่ใช้ในการวัดความเหมาะสม คือ เวลาที่ใช้ในการประมวลผล อัตราความถูกต้อง ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ และอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้า ที่ใช้ในการรู้จำภาพใบหน้า

## 1.3 สมมุติฐานของการศึกษา

การออกแบบสถาปัตยกรรมใหม่ของระบบการรู้จำใบหน้าบนรากฐานของระบบเลขจำนวนเต็ม โดยอาศัยการแปลงข้อมูลทางคณิตศาสตร์จากระบบเลขทศนิยมไปเป็นระบบเลขจำนวนเต็มบนเอฟพีจีเอ โดยนำสถาปัตยกรรมของการรู้จำใบหน้าแบบมัดติไปป์ไลน์ที่ใช้ระบบเลขทศนิยมในการประมวลผลมาพัฒนา ซึ่งจะทำการแปลงข้อมูลภาพจากเลขทศนิยมให้เป็นเลขจำนวนเต็ม ด้วยสถาปัตยกรรม FLOATIAs (Floating-Point to Integer Architecture for Face Recognition) ที่นำเสนอ โดยอาศัยหลักการลดการเลื่อนบิตของข้อมูล การแปลงข้อมูลภาพภายในระบบรู้จำใบหน้า นั้นจะทำการคำนวณบน ALU สำหรับระบบเลขจำนวนเต็ม (ALU Integer) โดยคาดว่าจะสามารถลดการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ และเพิ่มความเร็วในการประมวลผล แต่ในขณะที่ยังสามารถรักษาอัตราการรู้จำใบหน้าที่สูงไว้ได้ ดังนั้นงานวิจัยนี้จะทำการศึกษา และออกแบบสถาปัตยกรรมใหม่ของระบบรู้จำใบหน้าบนรากฐานของการแปลงข้อมูลทางคณิตศาสตร์จากระบบเลขทศนิยมไปเป็นระบบเลขจำนวนเต็มบนเอฟพีจีเอ นอกจากนี้ยังทำการประเมินประสิทธิภาพจาก 4 เทคนิคของการรู้จำใบหน้า เพื่อหาเทคนิคที่มีความเหมาะสมสำหรับสถาปัตยกรรมของการรู้จำใบหน้าที่น่าเสนอด้วย

## 1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย

เพื่อให้เป็นไปตามวัตถุประสงค์ของการออกแบบสถาปัตยกรรมใหม่บนรากฐานของการแปลงข้อมูลทางคณิตศาสตร์จากระบบเลขทศนิยมไปเป็นระบบเลขจำนวนเต็มบนเอฟพีจีเอ จะต้องทำความเข้าใจหลักการและทฤษฎีดังต่อไปนี้

1. หลักการทำงานเบื้องต้นของเอฟพีจีเอ
2. ทฤษฎีการออกแบบวงจรดิจิทัลเบื้องต้นบนเอฟพีจีเอ
3. รูปแบบมาตรฐานของระบบการแทนค่าเลขทศนิยม (IEEE754) และการออกแบบการแปลงระบบเลขทศนิยมเป็นเลขจำนวนเต็ม
4. ทฤษฎีของวิธีการรู้จำใบหน้าได้แก่ เทคนิคพีซีเอ เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ เทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ และเทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอ

## 1.5 ขอบเขตการวิจัย

งานวิจัยนี้จะทำการศึกษา และดำเนินงานวิจัยเพื่อทำการสร้างสถาปัตยกรรมใหม่บนรากฐานของการแปลงข้อมูลทางคณิตศาสตร์จากระบบเลขทศนิยมไปเป็นระบบเลขจำนวนเต็มบนเอฟพีจีเอ โดยใช้เทคนิคของการรู้จำใบหน้าทั้ง 4 เทคนิคดังนี้ เทคนิคพีซีเอ เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ เทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ และเทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอ มาใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของระบบการรู้จำใบหน้า ซึ่งจะทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในแต่ละเทคนิคด้วย 4 องค์ประกอบหลักคือ เวลาที่ใช้ในการประมวลผล อัตราการรู้จำใบหน้า ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้ และอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้า ด้วยภาพขนาด 32 x 32 จุดภาพ และชุดฐานข้อมูลขนาดเล็กจำนวน 7 ชุด

## 1.6 ขั้นตอนของการศึกษา

1. ศึกษาทฤษฎีเบื้องต้น งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ตลอดจนเทคนิคต่างๆ ทั้งข้อดีและข้อด้อยของเทคนิคที่นำมาประยุกต์ใช้สำหรับการรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอ
2. กำหนดวัตถุประสงค์และขอบเขตของงานวิจัย
3. เลือกเทคนิคต่างๆ จากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำรูปภาพใบหน้าซึ่งได้แก่ เทคนิคพีซีเอ เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ เทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ และเทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอ พร้อมทั้งสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอ เพื่อพัฒนาการรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอ
4. ตั้งสมมุติฐานของการศึกษา และวางแนวคิดของงานวิจัย โดยอ้างอิงทฤษฎีและหลักการที่เกี่ยวข้องเพื่อให้บรรลุตามวัตถุประสงค์ที่ได้กำหนดไว้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5. จัดเตรียมฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าที่ได้มาตรฐาน และมีความหลากหลายของภาพ ใบหน้า เพื่อนำมาใช้ทดสอบหาประสิทธิภาพของวิธีการที่นำเสนอ
6. ทำการออกแบบโครงสร้างทางด้านฮาร์ดแวร์สำหรับระบบการรู้จำใบหน้าด้วยเทคนิค ทั้ง 4 เทคนิค และทดลองกับฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าที่จัดเตรียมไว้ และทำการเก็บผลการทดลอง
7. นำผลการทดลองที่ได้มาวิเคราะห์ ประเมินผล และสรุปผลการทดลอง เพื่อนำเสนอ ผลงานวิจัย

## 1.7 เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

เครื่องมือ และอุปกรณ์ที่ใช้ในการวิจัย ได้แก่

1. เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล
2. ระบบปฏิบัติการ Windows XP
3. ซอฟต์แวร์ MATLAB เวอร์ชัน 7.6
4. ซอฟต์แวร์ Xilinx ISE 9.2i
5. ซอฟต์แวร์ ModelSim SE 6.3f

## 1.8 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้แบ่งออกเป็น 6 บท แต่ละบทประกอบด้วยเนื้อหาดังต่อไปนี้

บทที่ 1 กล่าวถึงความเป็นมา และความสำคัญของปัญหา ความมุ่งหมาย และวัตถุประสงค์ ของการศึกษา สมมุติฐานของการศึกษา รวมทั้งทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการศึกษา ขอบเขตของ การศึกษา และขั้นตอนของการศึกษา

บทที่ 2 กล่าวถึงแนวคิดเบื้องต้นและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้า ได้แก่ เทคนิคพีซีเอ เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ เทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ และเทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอ รวมถึง งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับสถาปัตยกรรมสำหรับการรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอ

บทที่ 3 กล่าวถึงความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย ซึ่งจะประกอบไปด้วยวิธีการคำนวณ การประมวลผลของเทคนิคที่นำมาประยุกต์ใช้ และอธิบายสถาปัตยกรรมสำหรับการรู้จำใบหน้าบน เอฟพีจีเอ

บทที่ 4 กล่าวถึงการออกแบบสถาปัตยกรรมใหม่บนรากฐานของการแปลงข้อมูลทาง คณิตศาสตร์จากระบบเลขทศนิยมไปเป็นระบบเลขจำนวนเต็มบนเอฟพีจีเอ

บทที่ 5 ผลการทดลอง และการวิเคราะห์ผลการทดลอง

บทที่ 6 ข้อเสนอแนะ และแนวทางในการพัฒนาต่อไปในอนาคต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 2

# แนวคิดเบื้องต้นและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ปัจจุบันงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำใบหน้าได้ปรากฏให้เห็นกันอย่างเด่นชัด ซึ่งมีการวิจัยและพัฒนาเทคนิคของการรู้จำใบหน้าอย่างต่อเนื่อง เพื่อให้ระบบการรู้จำใบหน้าเป็นไปในทิศทางที่สมบูรณ์แบบมากขึ้นในแง่ของเวลาในการประมวลผล และการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์อย่างเหมาะสม ซึ่งเนื้อหาในส่วนนี้จะกล่าวถึงแนวคิดเบื้องต้นและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยแบ่งออกเป็น 2 หัวข้อหลักดังนี้ หัวข้อแรกคือแนวคิดเบื้องต้นจะบรรยายถึง หลักการและเทคนิคเบื้องต้นของการรู้จำใบหน้า และหัวข้อสองคือ งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกล่าวถึง งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำใบหน้าทั้งในส่วนของเทคนิคและสถาปัตยกรรมบนเอฟพีจีเอ

### 2.1 แนวคิดเบื้องต้น

ในส่วนของแนวคิดเบื้องต้นจะแบ่งออกเป็น 2 หัวข้อดังนี้ หัวข้อแรกคือ แนวคิดเบื้องต้นของการสร้างระบบรู้จำใบหน้าด้วยเทคนิคต่างๆ และหัวข้อสองคือ แนวคิดเบื้องต้นของการสร้างระบบรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอ

#### 2.1.1 แนวคิดเบื้องต้นของการรู้จำใบหน้า

การรู้จำรูปแบบ (Pattern Recognition) เป็นสาขาย่อยหนึ่งของวิทยาการคอมพิวเตอร์มีการศึกษาอย่างแพร่หลาย คำว่า “รูปแบบ (Pattern)” สามารถแปลความหมายได้ในหลายลักษณะ โดยการรู้จำแบบรูปเป็นศาสตร์ที่มีวัตถุประสงค์เพื่อจำแนกวัตถุ (Objects) ออกเป็นประเภท (Classes) ตามรูปแบบของวัตถุ โดยในการคำนวณจะมีการใช้เทคนิคจากสาขาอื่นๆ มากมาย เช่น การประมวลผลสัญญาณปัญญาประดิษฐ์และสถิติรูปแบบในที่นี้หมายถึง รูปร่างหรือคุณลักษณะของวัตถุที่สนใจ โดยวัตถุนั้นอาจเป็นรูปธรรมหรือนามธรรมก็ได้หรือจะเป็นรูปแบบที่กระจายบนพื้นที่หรือเปลี่ยนแปลงตามเวลาก็ได้

องค์ประกอบหลักสำคัญของระบบการรู้จำแบบแบ่งได้เป็น 2 องค์ประกอบดังนี้

1. ลักษณะเด่น (Features) เป็นข้อมูลที่ป้อนให้กับตัวแยกประเภท เพื่อที่ตัวแยกประเภท จะได้ทำการแยก ข้อมูล หรือ วัตถุ ออกเป็นประเภท ได้ตามที่มีผู้ออกแบบได้คาดหมายเอาไว้

2. ตัวแยกประเภท (Classifiers) เป็นผู้ตัดสินใจแยกกลุ่มของวัตถุ ตามข้อมูลลักษณะเด่น โดยทั่วไปนิยมแบ่งออกเป็น 2 ประเภทด้วยกัน ได้แก่

- การแยกกลุ่มกลุ่มตามประเภทที่รู้ล่วงหน้าแล้ว (Prior Knowledge) และใช้ประโยชน์จากข้อมูลนั้นในการออกแบบตัวแยกประเภท
- การแยกประชากรวัตถุ ออกจากกันโดยไม่มีข้อมูลของกลุ่มการแบ่งล่วงหน้า แต่จะแบ่ง โดยการ ใช้ลักษณะที่มีร่วมกันในกลุ่มย่อยแต่ละกลุ่มของประชากร

การแบ่งกลุ่มข้อมูล (Data Clustering) เป็นวิธีการวิเคราะห์ข้อมูล ซึ่งใช้ในการเรียนรู้ของเครื่อง การทำเหมืองข้อมูล โดยจะแบ่งชุดข้อมูล (ลักษณะจะเป็นเวกเตอร์) ออกเป็นกลุ่ม (Cluster) นำข้อมูลที่มีคุณลักษณะเหมือนกัน หรือคล้ายกันจัดไว้ในกลุ่มเดียวกัน ขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการแบ่งกลุ่ม จะอาศัยความเหมือน (Similarity) หรือ ความใกล้ชิด (Proximity) โดยคำนวณจากการวัดระยะระหว่างเวกเตอร์ของข้อมูลเข้า โดยใช้การวัดระยะแบบต่างๆ เช่น การวัดระยะแบบยูคลิด (Euclidean Distance) การวัดระยะแบบแมนฮัตตัน (Manhattan Distance) การวัดระยะแบบเชบิเชฟ (Chebychev Distance)

ในปัจจุบันระบบการตรวจสอบและระบุตัวบุคคลจะใช้ข้อมูลทางกายภาพของคนเท่านั้นซึ่งเป็นข้อมูลทางวิทยาศาสตร์ จึงจะสามารถทำได้อย่างแม่นยำและน่าเชื่อถือข้อมูลทางกายภาพเหล่านั้น ได้แก่ ดีเอ็นเอ (DNA) ลายนิ้วมือ ม่านตา โครงสร้างมือ และ ภาพใบหน้า (แสดงดังรูปที่ 2.1) เป็นต้น สำหรับดีเอ็นเอเป็นระบบการตรวจสอบและระบุตัวบุคคลที่มีความแม่นยำสูงและไม่สามารถปลอมแปลงได้ อย่างไรก็ตามการตรวจสอบดีเอ็นเอจำเป็นต้องใช้ระยะเวลาในการตรวจสอบข้อมูลดีเอ็นเอภายในห้องปฏิบัติการ และมีค่าใช้จ่ายสูงดังนั้นการใช้ระบบตรวจสอบดีเอ็นเอจึงไม่สะดวกและยากที่จะทำได้ในทางปฏิบัติ ดังนั้นสำหรับอีกแขนงหนึ่งของการรู้จำรูปแบบที่สามารถทำงานได้อย่างสะดวกและรวดเร็วคือ “การรู้จำใบหน้า (Face Recognition)” ถือเป็นหนึ่งในระบบที่ใช้ในการพิสูจน์ยืนยันตัวบุคคล โดยใช้คุณลักษณะจำเพาะทางสรีระหรือที่เรียกว่า “Physiological Biometric” โดยระบบรู้จำภาพใบหน้าจะทำงานโดยการเปรียบเทียบใบหน้าจากภาพถ่ายดิจิทัลหรือภาพจากกล้องวิดีโอของบุคคลที่เราสนใจกับฐานข้อมูลใบหน้าที่มีอยู่ และเมื่อเปรียบเทียบเสร็จจะทำการแสดงผลใบหน้าที่อยู่ในฐานข้อมูลที่มีใบหน้าที่คล้ายคลึงกับภาพที่นำมาเปรียบเทียบออกมา การรู้จำใบหน้าได้เข้ามามีบทบาทกับชีวิตของมนุษย์อย่างเลี่ยงไม่ได้ โดยได้นำ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นวัตกรรมทางคอมพิวเตอร์เข้ามาใช้ในการระบุตัวบุคคลแทนการแยกแยะด้วยมนุษย์ ซึ่งแต่ละเทคนิคที่ใช้ในการรู้จำใบหน้าสามารถนำไปประยุกต์เพื่อใช้งานให้เกิดประโยชน์ในหลายๆ ด้าน เช่น ระบบรักษาความปลอดภัยโดยการตรวจจับภาพใบหน้าคนร้าย การระบุตัวบุคคล รวมไปถึงการทำทะเบียนประวัติของบุคคลต่างๆ ทั้งในส่วนราชการและเอกชน และการนำไปประยุกต์ใช้กับการเฝ้าระวังบุคคลต้องสงสัยในสถานที่ต่างๆ อาทิ เช่น สนามบิน สถานีรถไฟ และสถานที่ของทางราชการต่างๆ ซึ่งมีคนเข้าออกเป็นจำนวนมากในระบบรู้จำภาพใบหน้า โดยทั่วไปนั้นการค้นหาภาพใบหน้าจะเป็นกระบวนการที่อยู่ในส่วนแรกของระบบรู้จำ หากการค้นหาภาพใบหน้าสามารถทำได้ถูกต้อง ก็มีส่วนช่วยให้ระบบรู้จำทำงานได้อย่างถูกต้องและมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น แต่ปัญหาในระบบค้นหาภาพใบหน้ายังคงมีปัญหายุ่งยากอยู่หลายประการเช่น ขนาดของภาพใบหน้าที่ไม่เท่ากัน ภาพมีการหมุน ภาพมีสัญญาณรบกวนจากธรรมชาติ (เช่น แสงและความคมชัด) การที่จะสร้างระบบการรู้จำใบหน้าที่มีประสิทธิภาพได้นั้นจะต้องขึ้นอยู่กับเหตุผลหลายประการ เช่น แบบจำลองของภาพใบหน้าที่ใช้ในการค้นหา ซึ่งการสร้างแบบจำลองก็สามารถทำได้หลายวิธี เช่น ใช้วงรีในการค้นหาซึ่งเป็นประมาณโครงของภาพใบหน้า หรือใช้แบบจากภาพใบหน้า แต่วิธีการนี้ยังคงมีปัญหาในการเลือกภาพใบหน้าที่จะนำมาทำเป็นแบบจำลอง (Eigenface) อย่างไรก็ตามปัญหานี้ยังคงมีปัญหามากในการเลือกภาพใบหน้ายังคงเป็นปัญหาที่สำคัญอยู่ในปัจจุบันเช่น การเลือกภาพใบหน้ามาเป็นแบบจำลอง จำนวนภาพใบหน้าซึ่งหากมีจำนวนมากๆ การทำงานของระบบค้นหาภาพใบหน้าก็จะช้าลง ในการสร้างภาพจำลองนั้นทำได้หลายวิธี ดังนั้นจึงได้มีการพัฒนาทางด้านเทคนิคให้ดีขึ้นเป็นลำดับ โดยจะมุ่งเน้นเพื่อเพิ่มอัตราการรู้จำใบหน้าให้สูงขึ้นกว่าเทคนิคก่อนหน้า



รูปที่ 2.1 แสดงข้อมูลทางกายภาพที่ใช้ในการระบุตัวบุคคล<sup>1</sup>

หนึ่งในเทคนิคที่ใช้ในการรู้จำใบหน้าที่ทราบกันเป็นอย่างดีแพร่หลายคือ เทคนิคพีซีเอ (Principle Component Analysis: PCA) [1] เป็นเทคนิคพื้นฐานทางสถิติ โดยที่นำรูปภาพมาทำเป็นสับเซตของไอเกนเวกเตอร์หรือเรียกว่า “ไอเกนเฟส (Eigenface)” ซึ่งเทคนิคนี้สามารถลดมิติของข้อมูลบางส่วนที่ไม่จำเป็นของภาพใบหน้าโดยเทคนิคพื้นฐานของการรู้จำใบหน้าสามารถแยกกลุ่มของภาพใบหน้าจากกลุ่มภาพดั้งเดิมให้มีการแยกออกเป็นกลุ่มต่างๆ ของภาพใบหน้าได้ดีใน

<sup>1</sup> ที่มา: <http://biometrics.cylab.cmu.edu/>  
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

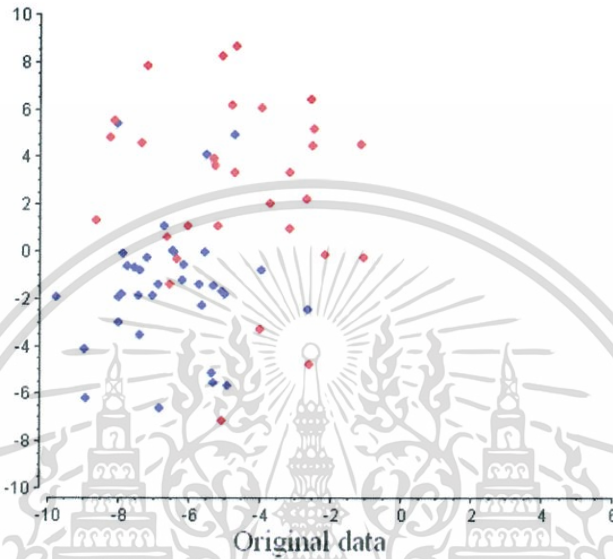
ระดับหนึ่ง โดยรูปที่ 2.2 จากงานวิจัยที่ [4] แสดงการกระจายตัวของข้อมูลแบบกลุ่มซึ่งเป็นเสมือนข้อมูลตั้งต้นที่ยังไม่ได้ทำการแยกกลุ่มของข้อมูล และสำหรับการหาความสัมพันธ์ของแต่ละกลุ่มของข้อมูลบน โคออดิเนตสเปซ (Coordinate Space) เดียวกันด้วยการใช้ไอเกนเฟสสามารถแยกกลุ่มข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ที่แตกต่างกันออกเป็นกลุ่มข้อมูลย่อยสองกลุ่มแสดงดังรูปที่ 2.3 จากงานวิจัยที่ [4] ถึงแม้ว่าการแปลง ไอเกนเฟสจะช่วยลดมิติของข้อมูล และยังทำให้การแยกกลุ่มข้อมูลได้ดีขึ้น แต่อัตราการรู้จำใบหน้ายังไม่สูงมากนักเมื่อเปรียบเทียบกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่องจนถึงปัจจุบัน

สำหรับเทคนิคพีซีเอ ไม่มีการแบ่งส่วนของภาพใบหน้าเป็นภาพใบหน้าที่ย่อยทำให้ความแปรปรวนทางด้านปริมาณแสง และการแสดงออกทางสีหน้า มีผลกระทบต่อประสิทธิภาพของเทคนิคพีซีเอ เป็นอย่างมาก ดังนั้นเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ (Modular Principal Component Analysis: MPCA) [3-5] เป็นหนึ่งในเทคนิคที่นำเทคนิคพีซีเอมาประยุกต์ โดยนำรูปภาพในหน้ามาทำการแบ่งเป็นส่วนย่อย N ส่วน ซึ่งในแต่ละส่วนย่อยนั้นจะประมวลผลด้วยอัลกอริทึมของเทคนิคพีซีเอ ถึงแม้ว่าเทคนิคนี้จะให้อัตราการรู้จำใบหน้าที่สูงกว่าเทคนิคพีซีเอแบบที่ประมวลผลทั้งภาพโดยไม่มี การแบ่งส่วนย่อย แต่ข้อเสียเปรียบคือเวลาที่ใช้ในการประมวลผล เนื่องจากเทคนิคนี้ไม่ได้คำนึงถึง ลักษณะของพื้นหลัง (Background) ของภาพถ่ายใบหน้า

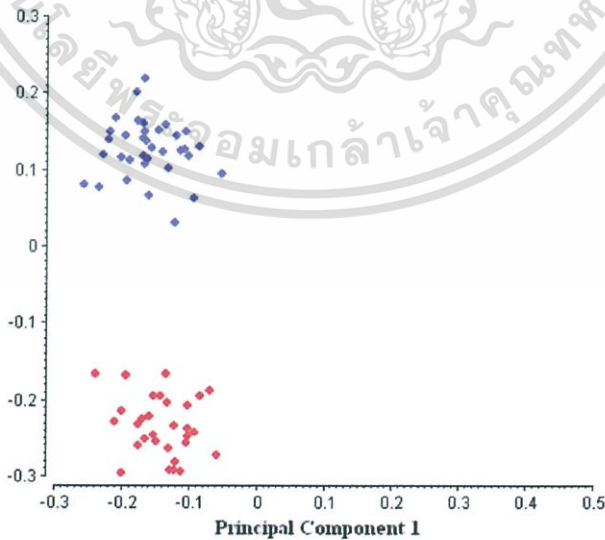
นอกจากนี้ในกรณีของภาพถ่ายใบหน้าที่มีการเปลี่ยนแปลงท่าทาง เช่น ลักษณะของการเอียงหน้าทางด้านซ้ายหรือขวา และลักษณะของการแสดงอารมณ์ทางใบหน้า เป็นกรณีที่ประสิทธิภาพของการรู้จำไม่ได้สูงเท่าที่ควร และยังคงเป็นข้อจำกัดของเทคนิคทั้งพีซีเอและมอดูลาร์พีซีเอ ซึ่งเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ (Weight Modular Principle Component: WMPCA) [6-8] เป็นอีกเทคนิคหนึ่งที่ประยุกต์มาจากเทคนิคพีซีเอ ซึ่งนำค่าถ่วงน้ำหนักเข้ามามีบทบาทสำคัญในการกำหนดความสำคัญของแต่ละส่วนย่อยตามส่วนต่างๆ ของภาพใบหน้า เช่น ตา จมูก และ ปาก จะถูกนำมาวิเคราะห์ และเพิ่มหรือลดค่าน้ำหนักลงไป โดยมีเป้าหมายเพื่อให้อัตราการรู้จำใบหน้าเพิ่มสูงขึ้น สำหรับกรณีของภาพใบหน้าที่มีการเปลี่ยนแปลงในลักษณะของการเอียงหน้าทางด้านซ้ายหรือขวา และลักษณะของการแสดงอารมณ์ทางใบหน้า ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าเวทมอดูลาร์พีซีเอ สามารถให้ประสิทธิภาพการรู้จำใบหน้าที่ดีกว่าเทคนิคพีซีเอและเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ ยิ่งไปกว่านั้นสำหรับกรณีของภาพใบหน้าที่มีปัจจัยเกี่ยวกับความเข้มแสง เทคนิคเวทมอดูลาร์ก็ให้อัตราการรู้จำใบหน้าที่สูงกว่าด้วยเช่นกัน

เทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอ (Wavelet PCA) เป็นอีกเทคนิคหนึ่งที่ประยุกต์มาจากเทคนิคพีซีเอ เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพในกรณีของรูปภาพใบหน้าที่มีความแปรปรวนทางด้านอารมณ์และแสงสว่าง โดยที่จะทำการเตรียมข้อมูลด้วยกระบวนการแปลงสัมประสิทธิ์เวฟเล็ต (Wavelet Transform) ของภาพถ่ายใบหน้า และนำส่วนของช่วงความถี่ LL (Subband LL) ของภาพที่ผ่านการแปลงภาพด้วยการแปลงสัมประสิทธิ์เวฟเล็ตแล้วมาใช้ในการประมวลผลด้วยเทคนิคพีซีเอ ถึงแม้ว่าประสิทธิภาพเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต ไม่ว่าจะในรูปแบบใดก็ตาม หากมีให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ของการรู้จำใบหน้าโดยใช้เทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอจะให้ผลที่ดีกว่าเทคนิคอื่นๆ แต่ยังคงใช้เวลาในการประมวลผลที่สูงกว่า เนื่องจากจุดเด่นของการเตรียมข้อมูลด้วยการแปลงเวฟเล็ตก่อนเข้าประมวลผลด้วยเทคนิคพีซีเอ ทำให้สามารถลดสิ่งรบกวน (Noise) ของภาพใบหน้าได้เป็นอย่างมาก ด้วยเหตุผลนี้การนำเทคนิคการแปลงเวฟเล็ตมาประยุกต์ใช้กับเทคนิคพีซีเอ ส่งผลให้อัตราการรู้จำใบหน้าสูงกว่าเทคนิคพีซีเออื่นๆ



รูปที่ 2.2 แสดงการกระจายตัวของกลุ่มข้อมูลแบบสุ่ม (Random Distribution)



รูปที่ 2.3 แสดงการกระจายตัวของกลุ่มข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ร่วมกัน (Correlated Data)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

นวัตกรรมทางด้านการรู้จำใบหน้าได้นำมาประยุกต์ใช้งานอย่างเห็นได้ชัด โดยในส่วนนี้จะกล่าวถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องแบ่งเป็น 2 ส่วนได้แก่ หัวข้อแรก กล่าวถึง งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้าด้วยซอฟต์แวร์ และหัวข้อที่สอง กล่าวถึง งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการนำเทคนิคของการรู้จำใบหน้ามาประยุกต์ใช้งานบนอุปกรณ์ทางอิเล็กทรอนิกส์

### 2.2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้าด้วยซอฟต์แวร์

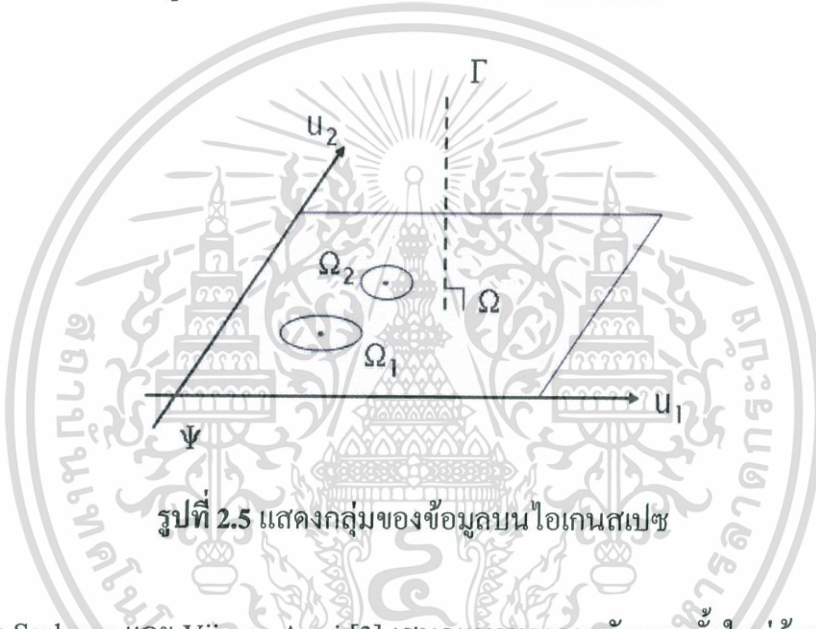
ในส่วนนี้เป็นการนำเสนอเทคนิคของการรู้จำใบหน้าด้วยการประมวลผลบนซอฟต์แวร์โดยจะมุ่งเน้นพัฒนาในส่วนของอัลตราการรู้จำใบหน้าเป็นส่วนใหญ่ ซึ่งงานวิจัยที่กล่าวในส่วนนี้มีความหลากหลายในการพัฒนาและมีการปรับปรุงให้มีประสิทธิภาพที่ดีขึ้นอย่างต่อเนื่อง ระบบรู้จำภาพใบหน้าเป็นหนึ่งในวิธีการพิสูจน์ยืนยันตัวตนบุคคล โดยใช้คุณลักษณะจำเพาะทางสรีระ และส่วนต่างๆ ของใบหน้าจากภาพถ่ายดิจิทัลหรือภาพจากกล้องดิจิทัลวีดีโอมาประมวลผล ขั้นตอนสำหรับการรู้จำภาพใบหน้าจะประกอบไปด้วย การค้นหาภาพใบหน้าโดยการแปลงให้อยู่ในรูปแบบของแม่แบบและนำไปเปรียบเทียบกับฐานข้อมูลใบหน้าหรือชุดข้อมูลฝึก (Training Dataset) ที่มีอยู่เพื่อหาบุคคลในฐานข้อมูลที่มีหน้าตาคล้ายคลึงกับภาพที่นำมาเปรียบเทียบกับมากที่สุดและแสดงผลเป็นใบหน้านั้นออกมา

M. Turk และ A. Pentland [1] และ Z. Buik และ S Loncaric [2] นำเสนอเทคนิคที่รู้จักกันอย่างแพร่หลายด้วยการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักที่เรียกกันโดยทั่วไปว่าเทคนิคพีซีเอเป็นเทคนิคที่คิดค้นในช่วงยุคแรกๆ ของการพัฒนาการรู้จำภาพใบหน้า ซึ่งอาศัยหลักการทางคณิตศาสตร์เรื่องเวกเตอร์ (Vector) มาใช้ในการทำงานเป็นหลัก โดยมีจุดเด่นในเรื่องของความสามารถในการลดมิติของข้อมูลบางส่วนที่ไม่จำเป็นของภาพใบหน้า ซึ่งเป็นหลักการพื้นฐานทางสถิติ ด้วยการวิเคราะห์ข้อมูลและเลือกเฉพาะข้อมูลที่มีความสำคัญเท่านั้น ส่วนข้อมูลที่ไม่สำคัญจะถูกตัดทิ้งไปทำให้ใช้ข้อมูลสำหรับรู้จำน้อยลง การลดมิติข้อมูลช่วยให้การรู้จำดีกว่าระบบเดิมที่ใช้ข้อมูลจริงที่มีมิติและความซ้ำซ้อนในข้อมูลที่มากเกินไป ซึ่งข้อมูลที่ถูกลดมิติด้วยเทคนิคนี้ จะมีความทนทานต่อสัญญาณรบกวนได้ดีกว่าระบบเดิมที่ยังไม่มีการลดมิติข้อมูล โดยภาพใบหน้าถูกแบ่งออกเป็นสับเซต (Subset) ของไอเกนเวกเตอร์ (Eigenvector) ซึ่งจะถูกรู้จักว่า “Eigenface” แสดงดังรูปที่ 2.4 โดยจะใช้ค่าสูงที่สุดจำนวน  $K$  ลำดับแรก เพื่อนำมาสร้างเป็นเมตริกซ์ของค่าไอเกนเฟส (Transformation Matrix Eigenface) ที่สามารถใช้เป็นภาพจำลองของภาพใบหน้าเพื่อทำการรู้จำดียิ่งขึ้น โดยจากเทคนิคนี้จะทำการรู้จำใบหน้าด้วยการหาระยะห่างบนไอเกนสเปซ (Eigen Space) ดังรูปที่ 2.5 แต่ยังมีข้อจำกัดเกี่ยวกับรูปภาพที่มีปัจจัยเกี่ยวกับมุมมองของแหล่งกำเนิดแสงที่ทำให้การรู้จำใบหน้าไม่สูงเท่าที่ควร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.4 แสดงภาพจำลองใบหน้าไอเกนเฟส<sup>2</sup>

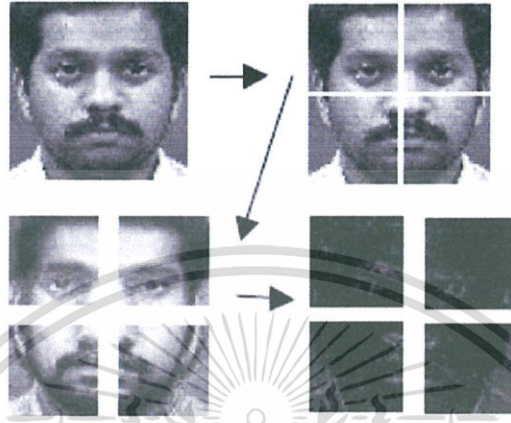


รูปที่ 2.5 แสดงกลุ่มของข้อมูลบนไอเกนสเปซ

Praveen Sankaran และ Vijayan Asari [3] เสนอแนวทางการพัฒนาครั้งใหม่ด้วยการนำเสนอการแบ่งส่วนของรูปภาพออกเป็นรูปภาพใบหน้าย่อยสำหรับการประมวลผลด้วยเทคนิคพีซีเอแสดงดังรูปที่ 2.6 จากงานวิจัยที่ [3] โดยเรียกเทคนิคใหม่นี้ว่า “เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ” ค่าไอเกนเฟสที่เกิดจากทุกรูปภาพใบหน้าย่อยนำมาหาค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม (Covariance Matrices) ของแต่ละภาพใบหน้าย่อย โดยจะมีการทำงานแยกย่อยในแต่ละส่วนของภาพใบหน้าด้วยเทคนิคพีซีเอ จากนั้นจึงทำการวัดความเหมือนของรูปภาพใบหน้าซึ่งงานวิจัยนี้ได้ใช้เทคนิค Mahalanobis Distance จากงานวิจัยที่ได้กล่าวมานี้แสดงให้เห็นว่าเมื่อทำการทดลองด้วยเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอกับฐานข้อมูลที่มีความหลากหลาย จากผลการทดลองแสดงให้เห็นถึงจุดเด่นของเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอคือ ให้ผลการรู้จำชุดข้อมูลภาพใบหน้าที่มีความแปรผันสูง (High Variant Face Database) ในแง่มุมของความเข้มแสง และสีหน้าอารมณ์ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อเปรียบเทียบกับเทคนิคพีซีเอ แต่ในทางกลับกันการทำงานกับชุดข้อมูลภาพใบหน้าที่มีความแปรผันต่ำ (Low Variant Face

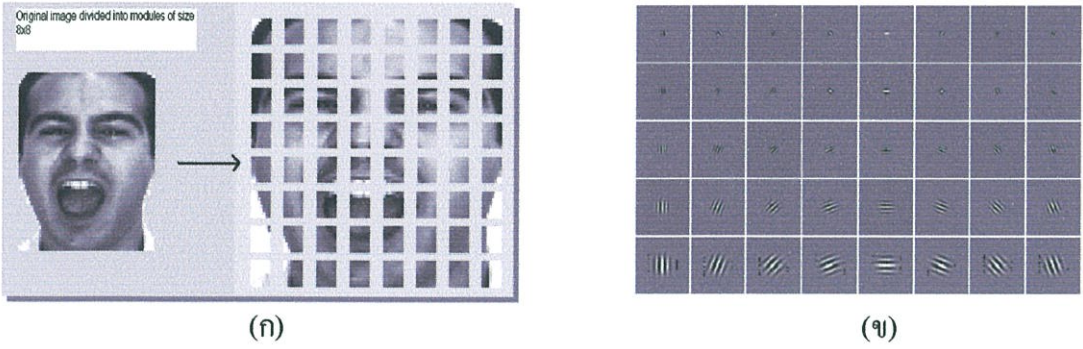
<sup>2</sup> ที่มา: <http://www.technovelgy.com>

Database) ในมุมมองเดียวกันจะให้ผลของอัตราการเรียนรู้จำใบหน้าที่ไม่แตกต่างจากเทคนิคพีซีเอแต่อย่างใด ด้วยเหตุนี้เพื่อให้ได้เทคนิคการเรียนรู้จำใบหน้าที่มีประสิทธิภาพดียิ่งขึ้น จำเป็นต้องพัฒนาเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอให้มีความสามารถในการรู้จำใบหน้าสำหรับทุกๆ รูปแบบการแปรผันของภาพใบหน้า



รูปที่ 2.6 แสดงลักษณะของการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็นภาพใบหน้าที่ย่อย

N.Gudur และ V.Asari [4] และ R. Gottumukkal, V.Asari. [5] เพิ่มความสามารถของเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ โดยการนำคุณลักษณะของตัวกรองเวฟเลตแบบเกรอเบออร์ (Gabor Wavelet Filter) มาประยุกต์ใช้ในเชิงของความถี่และทิศทาง เพื่อใช้เป็นตัวดำเนินการแทน ซึ่งให้ประสิทธิภาพที่ใกล้เคียงกับระบบการมองเห็นของมนุษย์ ด้วยคุณลักษณะของตัวกรองเวฟเลตแบบเกรอเบออร์ นี้ได้ถูกนำเสนอเพื่อประยุกต์ใช้กับงานด้านตัวอักษร (Texture) และการแบ่งประเภท (Discrimination) ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงนำจุดเด่นในด้านนี้มาประยุกต์ใช้กับเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ เพื่อเพิ่มอัตราการเรียนรู้จำใบหน้าให้สูงมากขึ้นกว่าเดิม โดยยังคงใช้การแบ่งภาพใบหน้าออกเป็นภาพใบหน้าที่ย่อยดังภาพที่ 2.7(ก) จากงานวิจัยที่ [4] ซึ่งนำคุณลักษณะของตัวกรองเกรอเบออร์เวฟเลตเข้ามาดำเนินการก่อน (Preprocessing) ที่จะเข้ากระบวนการของเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ โดยตัวกรองที่ใช้ในงานวิจัยนี้มีลักษณะดังรูปที่ 2.7(ข) จากงานวิจัยที่ [4] และจากผลการทดลองที่ได้แสดงให้เห็นว่าการนำคุณลักษณะของตัวกรองเกรอเบออร์เวฟเลตเข้ามาประยุกต์ใช้สามารถเพิ่มขีดความสามารถของเทคนิคพีซีเอ และเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ ด้วยการเพิ่มอัตราการเรียนรู้จำใบหน้าให้สูงมากขึ้นและลดความผิดพลาดของการแปรผันของความเข้มแสง และสีหน้าอารมณ์ โดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับชุดข้อมูลภาพ AR Database [4] อย่างไรก็ตาม เทคนิคการนำ Gabor Wavelet มาประยุกต์ใช้ยังคงมีข้อจำกัดคือ การรู้จำภาพใบหน้าจะให้ผลดีเมื่อใช้ไอเกนเฟสจำนวนน้อย แต่ถ้าเพิ่มจำนวนไอเกนเฟสขึ้น อัตราการเรียนรู้จำที่ได้จากเทคนิคนี้จะไม่แตกต่างจากอัตราการเรียนรู้จำที่ได้จากเทคนิคพีซีเอ เมื่อรูปภาพใบหน้าที่นำมาทดลองเป็นรูปภาพไม่แตกต่างกันมากนักเช่น รูปภาพใบหน้าตรง เป็นต้น

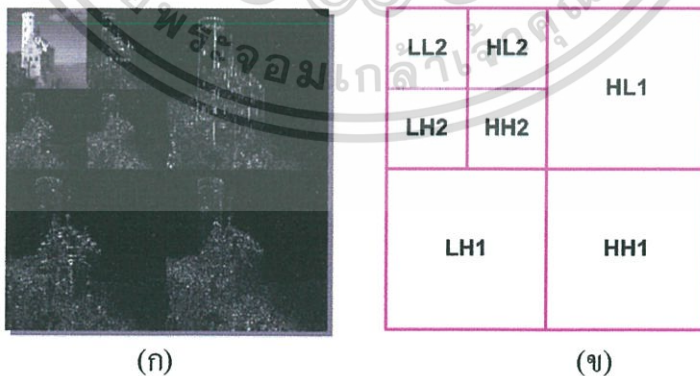


รูปที่ 2.7 แสดงแสดงคุณลักษณะของตัวกรองเกรอเบอร์เวฟเล็ท

(ก) แสดงการแบ่งภาพใบหน้าออกเป็นภาพใบหน้าย่อย

(ข) แสดงคุณลักษณะของตัวกรองเกรอเบอร์เวฟเล็ท

G.C.Feng, P.C.Yuen และ D.Q.Dai [6] นำเสนอเทคนิคของการเตรียมข้อมูลด้วยกระบวนการแปลงเวฟเล็ท (Wavelet Transform) ก่อนการประมวลผลด้วยเทคนิคพีซีเอ โดยนำค่าสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ทของทุกๆ แบนด์ย่อย (Wavelet Subband) ได้แก่ (LL, LH, HL, HH) มาประมวลผลด้วยเทคนิคพีซีเอ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้สามารถทำให้อัตราการเรียนรู้จำใบหน้าดีขึ้นด้วยลักษณะเด่นของเวฟเล็ทที่สามารถทนทานต่อสิ่งรบกวนในภาพได้ดี และเมื่อมีการประมวลผลด้วยชุดข้อมูลขนาดใหญ่ เทคนิคนี้สามารถลดเวลาในการประมวลผลได้ด้วยการเลือกจำนวนลำดับชั้นในการแปลงเวฟเล็ทที่สูงขึ้น ซึ่งจะทำให้ขนาดภาพใบหน้าที่ถูกนำไปประมวลผลมีขนาดเล็กลงจากข้อเด่นของการแปลงสัมประสิทธิ์เวฟเล็ทด้วยลำดับของเวฟเล็ท (Wavelet Level) คือถ้าลำดับของการแปลงเวฟเล็ทที่มากขึ้นจะทำให้ภาพมีขนาดเล็กลงตามลำดับแสดงดังรูปที่ 2.8(ก) และ 2.8(ข) จากผลการทดลองของงานวิจัยนี้ไม่ระบุไว้แบบใดบ้างที่เหมาะสมที่จะนำมาใช้ในการรู้จำใบหน้า และเทคนิคนี้ไม่เกี่ยวข้องกับรูปภาพใบหน้าที่มีปัจจัยเกี่ยวกับมุมมองของแหล่งกำเนิดแสงของรูปภาพ



รูปที่ 2.8 แสดงตำแหน่งของลำดับของการแปลงเวฟเล็ท<sup>3</sup>

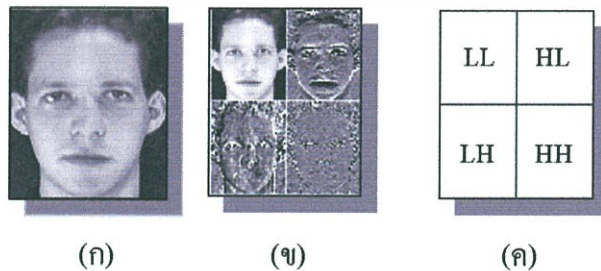
(ก) แสดงภาพของการแปลงเวฟเล็ทลำดับที่ 2 (Wavelet Level 2)

(ข) แสดงตำแหน่งของลำดับของการแปลงเวฟเล็ทลำดับที่ 2

<sup>3</sup> [http://en.wikipedia.org/wiki/Cohen-Daubechies-Feauveau\\_wavelet](http://en.wikipedia.org/wiki/Cohen-Daubechies-Feauveau_wavelet)

Wayo Puyati และ Aranya Walairacht [7] Minghua ZHAO, Peng LI and Zhifang LIU [8] และ Kumar, A.Pavan., Das, Sukhendu, Kamakoti, and V. [9] นำเสนอระบบการรู้จำใบหน้าที่สามารถทำงานได้ครอบคลุมการใช้งานกับชุดฐานข้อมูลที่มีความหลากหลายมากยิ่งขึ้น โดยการเตรียมข้อมูลด้วยกระบวนการวิเคราะห์เวฟเลตทรานฟอร์ม (Discrete Wavelet Transform) แล้วนำส่วนค่าสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเลตที่มีความถี่ต่ำในสับแบน LL ของเวฟเลตแสดงดังรูปที่ 2.9 จากงานวิจัยที่ [7] เข้ามาประมวลผลด้วยเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ ซึ่งเป็นการทำงานร่วมกันของสองเทคนิค ได้แก่ เทคนิคเวฟเลตพีซีเอและเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ อีกทั้งยังนำค่าถ่วงน้ำหนักเข้ามาทำงานร่วมกัน รวมเรียกเทคนิคนี้ว่า “Weighting Probability Values of Modular PCA and Wavelet PCA” สำหรับตัวอย่างการเพิ่มค่าน้ำหนักในแต่ละส่วนของภาพใบหน้าย่อยแสดงดังรูปที่ 2.10 (โดยที่ค่า 8, 10, 12 และ 12 ตามลำดับคือ ค่าที่ทำการรู้จำได้ถูกต้องและค่า  $M$  คือค่าของจำนวนภาพที่อยู่ในชุดข้อมูล) ซึ่งทั้งสองเทคนิคที่นำมาทำงานร่วมกันนี้มีจุดเด่นคือ เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอให้ผลที่ดีกับรูปภาพใบหน้าที่มีความแตกต่างกันมากในแต่ละส่วนของภาพใบหน้าย่อย และให้อัตราการรู้จำใบหน้าที่ดีสำหรับชุดข้อมูลภาพใบหน้าที่มีความเข้มแสง (Illuminate) และท่าทาง (Pose) ที่ต่างกันในแต่ละอิริยาบถ แต่ในขณะที่เทคนิคเวฟเลตพีซีเอ (Wavelet PCA) ให้ผลที่ดีกับข้อมูลที่มีสิ่งรบกวนในภาพ และลดขนาดรูปภาพให้มีขนาดเล็กลงเพื่อให้คงไว้เฉพาะ โครงใบหน้าถือได้ว่าเป็นข้อมูลที่มีความสำคัญอย่างมาก อีกทั้งยังให้ผลของอัตราการรู้จำใบหน้าที่ดีสำหรับภาพใบหน้าที่มีสิ่งรบกวนในภาพ และชุดข้อมูลภาพใบหน้าที่มีความแตกต่างกันน้อยในแต่ละส่วนของภาพใบหน้าย่อย

ดังนั้นการดำเนินการแปลงเวฟเลตก่อนที่จะเข้ากระบวนการของเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอและเพิ่มค่าน้ำหนักเข้ามา สามารถทำให้ประสิทธิภาพการรู้จำของระบบดียิ่งขึ้น อย่างไรก็ตามการดำเนินการสองเทคนิคพร้อมกันนี้ ถึงแม้ว่าจะทำการประมวลผลด้วยภาพใบหน้าที่เล็กลงแล้ว แต่การต้องดำเนินการให้นำหนักกับภาพใบหน้าย่อย ทำให้เป็นการเพิ่มขึ้นขั้นตอนในการทำงานของระบบรู้จำใบหน้า ส่งผลให้เวลาที่ใช้ในการประมวลผลโดยรวมทั้งระบบลดลงไม่มากเท่าที่ควร



รูปที่ 2.9 แสดงภาพใบหน้าที่ประมวลผลด้วยกระบวนการแปลงเวฟเลตลำดับที่ 1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.10 แสดงตัวอย่างการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละส่วนของภาพใบหน้าย่อย

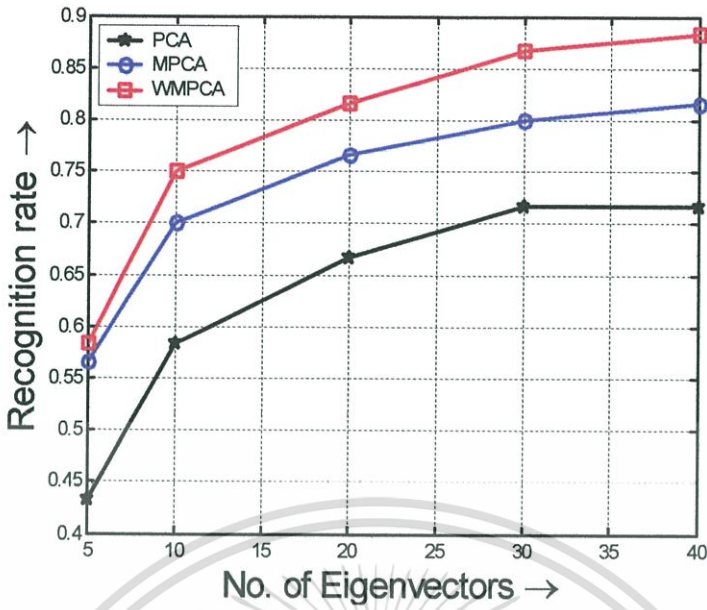
## 2.2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการนำเทคนิคของการรู้จำใบหน้ามาประยุกต์ใช้งานบนอุปกรณ์ทางอิเล็กทรอนิกส์

ณ.ปัจจุบันมีความเจริญก้าวหน้าทางด้านความรู้และเทคนิคในการรู้จำใบหน้าในหลากหลายรูปแบบ แสดงให้เห็นว่ายังคงมีความพยายามในการสร้างระบบการรู้จำภาพใบหน้าอย่างไม่ลดละด้วยความก้าวหน้าทางเทคโนโลยีในยุคนี้ ทำให้มีการศึกษาและพัฒนาระบบของการรู้จำมาโดยตลอดอย่างต่อเนื่อง ด้วยเหตุผลเพราะภาพใบหน้าสามารถทำการตรวจสอบ ได้ทันทีและสะดวกต่อผู้ที่ถูกตรวจสอบ โดยไม่มีอันตรายใดๆ หรือเกิดความยุ่งยากสามารถทำได้โดยบุคคลที่ถูกตรวจสอบไม่ทันรู้ตัว ส่งผลให้มีการสร้างระบบที่หลากหลายรูปแบบเช่น การใช้ระบบคอมพิวเตอร์เชื่อมต่อโดยตรงกับกล้องโดยมีการพัฒนาทางด้านซอฟต์แวร์เพื่อให้ได้ความถูกต้องสูงสุด แต่ก็นับว่าเป็นการประยุกต์ใช้งานทางด้านซอฟต์แวร์ที่สะดวกที่สุด ณ.เวลานี้ แต่ยังมีวิจัยในอีกหลายๆ ด้านที่มีการพัฒนาระบบรู้จำใบหน้าที่นอกเหนือจากที่ได้กล่าวมา หรือมีการพัฒนาเข้าสู่ระบบการทดแทนการใช้ระบบเดิมที่มีอยู่เพื่อเพิ่มทั้งความเร็วและสะดวกต่อการเปลี่ยนแปลงชุดข้อมูล ซึ่งม้งานวิจัยที่สร้างระบบรู้จำใบหน้าโดยใช้อุปกรณ์ทางอิเล็กทรอนิกส์เข้ามามีบทบาท ซึ่งเริ่มมีการพัฒนาโดยการนำเทคนิคของการรู้จำใบหน้าทางซอฟต์แวร์มาประยุกต์ใช้บนอุปกรณ์ทางอิเล็กทรอนิกส์โดยที่อุปกรณ์เหล่านั้นมีหลากหลายประเภทและมีคุณสมบัติที่แตกต่างกันได้แก่ไมโครคอนโทรลเลอร์ เอฟพีจีเอ และอุปกรณ์ประเภท ASIC (Application Specific IC) ขึ้นอยู่กับการใช้งานของผู้วิจัย แต่สำหรับข้อแตกต่างของอุปกรณ์แต่ละประเภทจะกล่าวต่อไปในบทที่ 3 ในมุมมองของการวิจัยเพื่อสร้างระบบการรู้จำใบหน้ารูปแบบใหม่นั้น ส่วนใหญ่เอฟพีจีเอถูกเลือกสำหรับการนำมาประยุกต์ใช้กับระบบรู้จำ เนื่องจากมีราคาที่ไม่สูงมากนักและง่ายต่อการปรับปรุงแก้ไข สามารถออกแบบให้ทำงานในรูปแบบขนาน ที่ทำงานได้อย่างอิสระ ส่งผลให้สามารถเพิ่มขีดความสามารถของระบบได้มาก อีกทั้งยังมีผู้ผลิตที่เกื้อหนุนให้เกิดส่วนของการจำลองการทำงาน (Simulation) โดยในส่วนนี้จะกล่าวถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการนำเทคนิคของการรู้จำใบหน้ามา

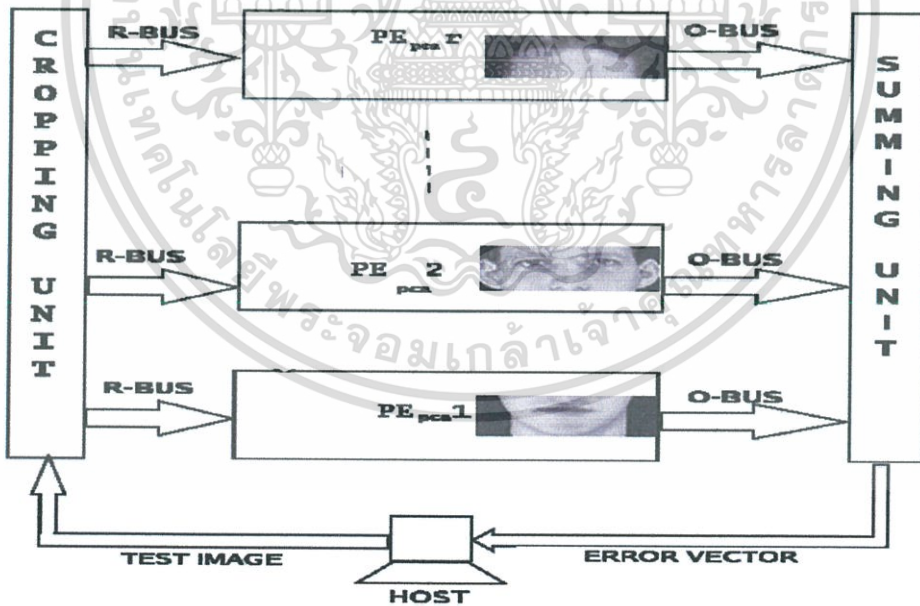
ประยุกต์ใช้งานบนเอฟพีจีเอ ซึ่งมีการพัฒนาระบบการรู้จำใบหน้าเพื่อเข้าใกล้ระบบที่มีความรวดเร็วและสมบูรณ์แบบต่อการใช้งาน โดยมีการคำนึงถึงความสัมพันธ์ของทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้และเวลาในการประมวลผลของอุปกรณ์ทางอิเล็กทรอนิกส์

A.Pavan Kumar, V. Kamakoti and S. Das [10], [11] ได้นำเสนอสถาปัตยกรรมแบบขนาน (Parallel Architecture) โดยงานวิจัยนี้ได้นำจุดเด่นของเทคนิคเวทมนตร์พีซีเอมาประยุกต์ใช้กับระบบการรู้จำใบหน้า เนื่องจากเทคนิคนี้ให้อัตราการรู้จำใบหน้าที่สูงแสดงดังรูปที่ 2.11 จากงานวิจัยที่ [11] และสามารถทำงานแบบขนานได้ด้วยการแยกการทำงานในแต่ละภาพใบหน้าที่น้อย ซึ่งการแยกการทำงานนี้ถือเป็นข้อเด่นของเทคนิคเวทมนตร์พีซีเอ ผู้วิจัยนี้ได้เลือกใช้โครงสร้างแบบขนานเพื่อให้เกิดความสอดคล้องกับเทคนิคทางซอฟต์แวร์ที่มีอยู่ในปัจจุบัน ซึ่งจะทำให้ใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่าการที่จะเลือกเทคนิคพีซีเอ ซึ่งทุกภาพใบหน้าที่น้อยจะถูกแยกประมวลผลโดยการแบ่งออกเป็นกระบวนการย่อยๆ ที่เรียกว่า “Process Element: PE” งานวิจัยนี้ได้ทำการสร้างโครงสร้างที่มีการแบ่งภาพใบหน้าที่น้อยตามแนวนอน (Horizontal Partition) ออกเป็นสามส่วนตามโครงสร้างใบหน้า ภายหลังจากประมวลผลในแต่ละส่วนภาพใบหน้าที่น้อยเสร็จแล้วต้องทำการเพิ่มค่าน้ำหนักให้กับส่วนย่อยทั้งหมด เนื่องจากเป็นเทคนิคเวทมนตร์พีซีเอที่จะต้องมีการเพิ่มค่าน้ำหนักให้กับส่วนของภาพใบหน้าที่น้อยด้วย จากนั้นนำส่วนของภาพใบหน้าที่น้อยมาหาผลรวมของภาพใบหน้าที่ถูกเพิ่มค่าน้ำหนักของทุกภาพใบหน้าที่น้อยมารวมกัน ในส่วนสุดท้ายที่เรียกว่า “Region Summing Unit” แสดงดังรูปที่ 2.12 จากงานวิจัยที่ [11] ส่วนการเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างชุดฝึก (Training Dataset) และชุดทดสอบ (Test Dataset) ใช้การคำนวณระยะห่างด้วยยูคลิดีเนียน (Euclidian Distance) ซึ่งแสดงดังรูปที่ 2.13 จากงานวิจัยที่ [11] แล้วทำการส่งค่าความผิดพลาด ( $e_r$ ) ออกจากโครงสร้างที่ใช้ในการคำนวณดังรูปที่ 2.12 สำหรับงานวิจัยนี้ใช้ชุดฐานข้อมูลภาพใบหน้าที่ชื่อว่า “Yale Face Databases” ในการประเมินประสิทธิภาพของโครงสร้างแบบขนาน โดยใช้จำนวนภาพใบหน้าในฐานะข้อมูลอยู่ที่ 15 ภาพใบหน้า จากภาพใบหน้าของบุคคล 5 คน คนละ 3 ภาพ และเลือกใช้จำนวนไอเคนเฟสที่ 3 ภาพแรกมาใช้ในการทดสอบ อย่างไรก็ตามข้อดีของสถาปัตยกรรมนี้ ได้แก่ ส่วนของกระบวนการย่อย (PE) หรือส่วนของการคำนวณในแต่ละใบหน้าที่น้อยที่ภายในส่วนนี้มีการทำงานแบบลำดับขั้น (Sequential Process) ซึ่งจะทำให้เกิดการหน่วงเวลาส่งผลให้ใช้เวลาในการประมวลผลที่มากและทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ของระบบการรู้จำใบหน้าที่สูงกว่าที่ควรจะเป็น ทำให้จากโครงสร้างนี้สามารถทำงานที่ความถี่สูงสุด (Maximum Frequency) ได้เพียง 33.33 MHz ดังนั้นเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของงานวิจัยนี้ เราจึงได้นำเสนองานวิจัยที่พัฒนาในส่วนของการย่อยที่มีการทำงานแบบลำดับขั้นให้มีการทำงานที่เร็วยิ่งขึ้นและใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ที่น้อยลงได้อีก เพื่อเข้าสู่ระบบที่มีการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์และใช้เวลาในการประมวลผลอย่างเหมาะสมต่อไป

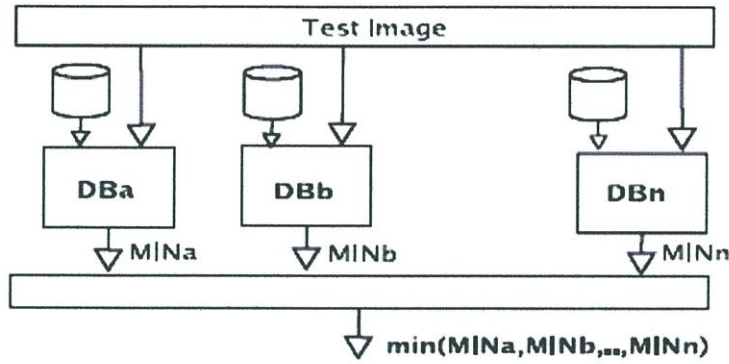
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.11 แสดงผลจากการเปรียบเทียบเทคนิคเวทมนอดูลาร์พีซีเอ เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ และเทคนิคพีซีเอ



รูปที่ 2.12 แสดงโครงสร้างของระบบรู้จำใบหน้าแบบขนานด้วยเทคนิคเวทมนอดูลาร์พีซีเอ



รูปที่ 2.13 แสดงการเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างชุดฝึกและชุดทดสอบ

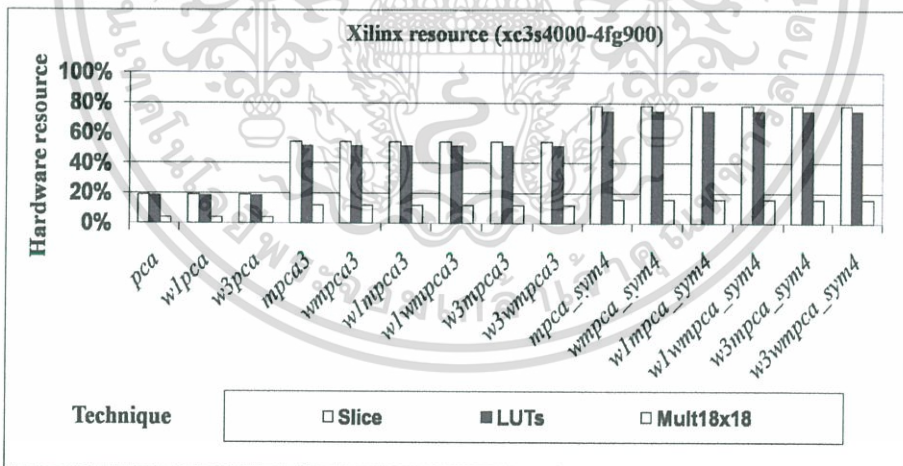
Sathaporn Visakhsart and Orachat Chitsobhuk [12] ได้นำเสนอสถาปัตยกรรมแบบมัลติไปป์ไลน์ (Multi-pipeline Architecture) สำหรับระบบการรู้จำใบหน้าบนเอฟพีซีเอแสดงดังรูปที่ 2.16 จากงานวิจัยที่ [12] เพื่อพัฒนาเข้าสู่ระบบที่มีประสิทธิภาพมากขึ้นในด้านของเวลาที่ใช้ในการประมวลผลและการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ โดยงานวิจัยนี้ได้พัฒนาในส่วนของกระบวนการย่อยหรือส่วนการประมวลผลของภาพใบหน้าย่อยที่มีลักษณะการทำงานแบบลำดับขั้นให้มีการทำงานแบบไปป์ไลน์ (Pipeline Process) เมื่อรวมการทำงานทั้งหมดของกระบวนการย่อย รวมแล้วเรียกว่า “มัลติไปป์ไลน์” ส่งผลทำให้เป็นจุดเด่นในเรื่องของการลดเวลาในการประมวลผลของระบบรู้จำใบหน้าได้เป็นอย่างมาก อีกทั้งยังสามารถออกแบบให้มีการวนซ้ำใช้ทรัพยากรเดิมทำให้ปริมาณการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์น้อยลงตามไปด้วย ซึ่งงานวิจัยนี้ได้นำเทคนิคของการรู้จำใบหน้าทั้ง 4 เทคนิคดังนี้ เทคนิคพีซีเอ เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ เทคนิคเวทอมอดูลาร์พีซีเอ และเทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอมาใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของโครงสร้างที่นำเสนอ โดยใช้ชุดฐานข้อมูลมาตรฐานที่มีความหลากหลายของภาพใบหน้าได้แก่ ฐานข้อมูล Yale [13] และฐานข้อมูล ORL [14] เพื่อนำมาวิเคราะห์หาเทคนิคที่เหมาะสมกับสถาปัตยกรรมแบบมัลติไปป์ไลน์ ในขณะที่ยังรักษาอัตราของการรู้จำใบหน้าที่สูงไว้ได้ โดยหลักที่ใช้ในการพิจารณาได้แก่ เวลาที่ใช้ในการประมวลผล อัตราของการรู้จำใบหน้า ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ และอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้า แต่เนื่องจากข้อจำกัดของอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ ในงานวิจัยนี้จึงได้จำกัดจำนวนภาพในการรู้จำอยู่ที่ 15 ภาพใบหน้าฐานข้อมูล โดยการทดลองจะทำการทดสอบใบหน้าทั้งหมด 7 กลุ่ม ได้แก่ ภาพหน้าตรง ภาพใบหน้าที่มีการแสดงอารมณ์ ภาพหน้าตรงที่มีการใส่แว่นตา ภาพใบหน้าที่มีการแสดงอารมณ์และใส่แว่นตา ภาพใบหน้าที่มีความแปรปรวนทางด้านสีผิว ภาพใบหน้าที่มีความแปรปรวนทางด้านสีผิวและใส่แว่นตา และภาพใบหน้าที่มีการก้มเงยของใบหน้า โดยในแต่ละกลุ่มจะสุ่มเลือกตัวแทน 15 ภาพ จากภาพใบหน้าของบุคคล 5 คน คนละ 3 ภาพ มาใช้ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในการทดสอบ และทำการแบ่งภาพเป็น 2 ลักษณะ คือ การแบ่งภาพใบหน้าแบบสมมาตร (Symmetric) 4 ส่วน และแบ่งภาพใบหน้าแบบแนวนอน 3 ส่วน ตามโครงสร้างใบหน้า เนื่องจากฐานข้อมูลที่ใช้มีขนาดเล็ก ดังนั้นการเลือกใช้จำนวนไอเกนเฟสที่ 4 ภาพแรก เพียงพอสำหรับการรู้จำภาพใบหน้า ซึ่งสามารถวิเคราะห์ผลการทดลองจากตารางและกราฟได้ดังนี้ ตารางแรกแสดงการเปรียบเทียบอัตราการใช้ภาพใบหน้าของ 4 เทคนิคของการรู้จำใบหน้า กราฟแรกแสดงการเปรียบเทียบการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ของทั้ง 4 เทคนิค และกราฟที่สองแสดงการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการประมวลผลของทั้ง 4 เทคนิค โดยแสดงดังตารางที่ 2.1 และรูปที่ 2.14 และ 2.15 ตามลำดับจากงานวิจัยที่ [12] จากตารางแรกแสดงอัตราการใช้ภาพใบหน้าของ 4 เทคนิคจะเห็นว่า เทคนิคพีซีเอ เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ และเทคนิคเวทอมอดูลาร์พีซีเอ ให้อัตราการใช้ภาพที่น้อยกว่าเทคนิคซึ่งมีการเตรียมข้อมูลก่อนเข้ากระบวนการรู้จำด้วยการแปลงเวฟเล็ตได้แก่ เทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอ เทคนิคเวฟเล็ตมอดูลาร์พีซีเอ และเทคนิคเวฟเล็ตเวทอมอดูลาร์พีซีเอ ซึ่งเทคนิคที่ใช้เวฟเล็ตให้อัตราการใช้ภาพใบหน้าที่สูงมาก แต่อย่างไรก็ตามควรพิจารณาในส่วนของทรัพยากรที่ใช้ไป และเวลาในการประมวลผล เพื่อหาเทคนิคที่เหมาะสมที่สุดกับโครงสร้างของงานวิจัยนี้ด้วยการวิเคราะห์จากรูปที่ 2.14 จะแสดงให้เห็นว่าการแบ่งภาพใบหน้าแบบสมมาตร 4 ส่วนนั้น ใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ที่สูงกว่าการแบ่งภาพใบหน้าแบบแนวนอน 3 ส่วน และเทคนิคพีซีเอซึ่งไม่ได้มีการแบ่งภาพใบหน้า แต่เมื่อพิจารณาในเรื่องของเวลาในการประมวลผลจากรูปที่ 2.15 ทำให้ทราบได้ว่าเทคนิคที่มีการแบ่งภาพใบหน้าแบบแนวนอน 3 ส่วนให้ความเหมาะสมที่สุดระหว่างทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์และเวลาที่ใช้ในการประมวลผล แต่เนื่องจากเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอมีการประมวลผลได้เร็วกว่าเทคนิคเวทอมอดูลาร์พีซีเอ (ที่มีการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนัก) แต่กลับให้อัตราการใช้ภาพใบหน้าใกล้เคียงกัน และด้วยการแปลงเวฟเล็ตลำดับที่หนึ่งมีการแปลงที่เร็วกว่าการเวฟเล็ตลำดับที่สาม ดังนั้นจากผลการทดลองทั้งหมดแสดงให้เห็นว่าเทคนิคที่ให้อัตราการใช้ภาพใบหน้าที่สูงใช้เวลาในการประมวลผลและทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์อย่างเหมาะสมที่สุดคือ เทคนิคเวฟเล็ตมอดูลาร์พีซีเอด้วยลำดับเวฟเล็ตลำดับที่หนึ่ง โดยที่ใช้การแบ่งภาพใบหน้าในแนวนอนให้เป็นสามส่วนภาพใบหน้าย่อย (WIMPCA3) มีความเหมาะสมกับโครงสร้างของการรู้จำใบหน้าแบบมัดติไปป์ไลน์ที่นำเสนอในงานวิจัยนี้

ตารางที่ 2.1 แสดงการเปรียบเทียบอัตราการเรียนรู้จำใบหน้าของ 4 เทคนิคของการรู้จำใบหน้า

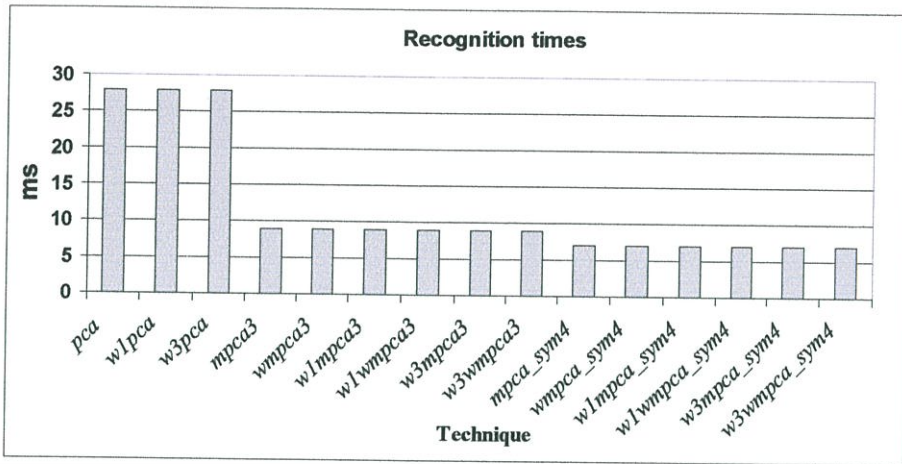
Recognition Rate								
Technique	db_1	db_2	db_3	db_4	db_5	db_6	db_7	Average performance
pca	73.33	96.66	93.33	60	40	73.33	100	76.66
w1pca	100	100	100	100	100	100	100	100
w3pca	100	100	100	100	100	100	100	100
mpca3	86.66	93.33	86.66	100	53.33	93.33	100	87.61
wmpca3	86.66	93.33	86.66	100	60	93.33	100	88.56
w1mpca3	100	100	100	100	100	100	100	100
w1wmpca3	100	100	100	100	100	100	100	100
w3mpca3	100	100	100	100	100	100	100	100
w3wmpca3	100	100	100	100	100	100	100	100
mpca_sym4	60	60	80	53.33	80	53.33	100	69.52
wmpca_sym4	40	40	60	46.66	60	53.33	100	57.14
w1mpca_sym4	100	100	100	100	100	100	100	100
w1wmpca_sym4	100	100	100	100	100	100	100	100
w3mpca_sym4	100	100	100	100	100	100	100	100
w3wmpca_sym4	100	100	100	100	100	100	100	100

db\_1: ภาพหน้าตรง db\_2: ภาพใบหน้าที่มีการแสดงอารมณ์ db\_3: ภาพหน้าตรงที่มีการใส่แว่นตา db\_4: ภาพใบหน้าที่มีการแสดงอารมณ์และใส่แว่นตา db\_5: ภาพใบหน้าที่มีความแปรปรวนทางค่านสีผิว db\_6: ภาพใบหน้าที่มีความแปรปรวนทางค่านสีผิวและใส่แว่นตา และ db\_7: ภาพใบหน้าที่มีการก้มเงยของใบหน้า

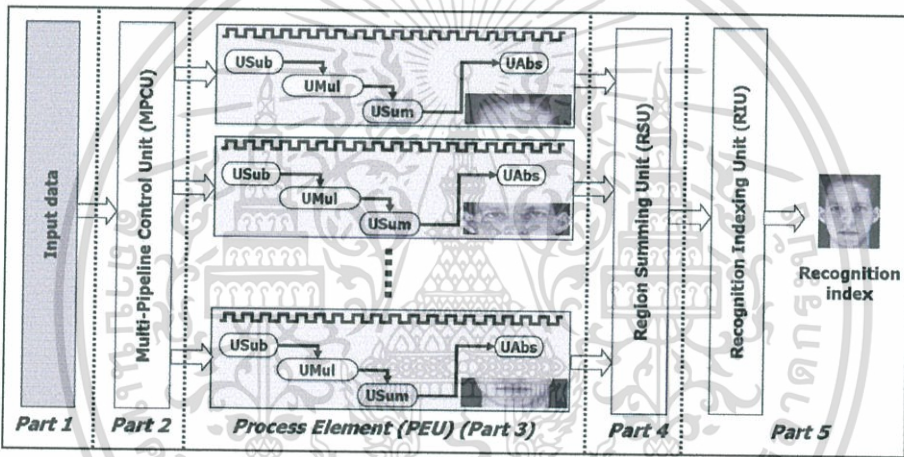


รูปที่ 2.14 กราฟแสดงการเปรียบเทียบการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ของ 4 เทคนิคของการรู้จำใบหน้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.15 กราฟแสดงการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการประมวลผลของ 4 เทคนิคของการรู้จำใบหน้า



รูปที่ 2.16 แสดงกระบวนการทำงาน โดยรวมของระบบรู้จำใบหน้าแบบฝังตัวไปไลน์

แต่อย่างไรก็ตามงานวิจัยนี้ใช้ระบบเลขทศนิยมความละเอียดสูงในการประมวลผลซึ่งสามารถให้ความถูกต้องที่สูงใกล้เคียงกับการประมวลผลบนซอฟต์แวร์มากที่สุด แต่ยังคงมีความซับซ้อนสิ้นเปลืองเวลา และทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ ทำให้เมื่อนำระบบเลขจำนวนจริงมาประยุกต์ใช้งานกับระบบรู้จำใบหน้าทำให้ประสิทธิภาพไม่สูงเท่าที่ควร โดยเฉพาะกับการประยุกต์ใช้งานแบบเวลาเสมือนจริง (Real-time) ดังนั้นเพื่อให้สามารถประยุกต์ใช้งานแบบเวลาเสมือนจริงได้เหมาะสม จำเป็นต้องมีการพัฒนา ปรับปรุงหรือเปลี่ยนแปลงระบบเพื่อลดปัญหาในจุดนี้ และทำให้การประยุกต์ใช้งานระบบรู้จำใบหน้าบนอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ เข้าสู่ระบบการรู้จำใบหน้าที่มีสมรรถนะแบบและใช้เวลาได้เสมือนจริงมากยิ่งขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ความรู้พื้นฐานของระบบรู้จำใบหน้า

ในช่วงทศวรรษที่ผ่านมาเทคโนโลยีทางการรับส่งและการจัดเก็บภาพได้พัฒนาไปอย่างรวดเร็ว ทำให้การจัดเก็บและวิเคราะห์ข้อมูลภาพมีความสะดวกรวดเร็วมากขึ้น ระบบการรู้จำใบหน้านับว่าเป็นงานประยุกต์อีกด้านที่ได้รับความนิยมจากการพัฒนาของเทคโนโลยีการรับส่งและจัดเก็บภาพด้วยการนำเทคโนโลยีสำหรับการระบุตัวบุคคลด้วยข้อมูลภาพทางชีวมิติ (Biometric) มาใช้เป็นข้อมูลทางคอมพิวเตอร์ในการสร้างระบบการรู้จำใบหน้า (Face Recognition) เพื่อประโยชน์ในการใช้งานจริงมีมากมายหลายด้าน เช่น การยืนยันหรือระบุตัวบุคคลซึ่งใช้ในงานรักษาความปลอดภัยในการเข้าออกอาคาร สถานที่สำคัญทางราชการ การยืนยันประวัติอาชญากร และการรู้จำเพื่อใช้ในลักษณะของการเข้ารหัสผ่าน เป็นต้น ซึ่งปัจจุบันได้มีบทบาทในชีวิตประจำวันของมนุษย์เป็นอย่างมาก ดังนั้นการสร้างระบบการรู้จำใบหน้าที่มีระบบการตรวจสอบและการระบุตัวบุคคลต้องมีความแม่นยำและรวดเร็วในการใช้งาน โดยการสร้างระบบรู้จำใบหน้าขั้นต้นในนามธรรมนั้นจะต้องทำการเปรียบเทียบใบหน้าบุคคลที่เราสนใจกับฐานข้อมูลใบหน้าที่มีอยู่ เริ่มจากอัลกอริทึมที่ใช้ในขั้นตอนการสร้างแม่แบบ ขั้นตอนการเปรียบเทียบซึ่งอาจแตกต่างกันไปขึ้นอยู่กับการออกแบบของแต่ละบุคคล แต่ไม่ว่าจะมีอัลกอริทึมในการทำงานในขั้นตอนการสร้างแม่แบบหรือขั้นตอนการเปรียบเทียบที่แตกต่างกันออกไป ขั้นตอนการทำงานหลักๆ ของระบบการรู้จำใบหน้าก็ยังคงทำงานที่คล้ายคลึงกัน

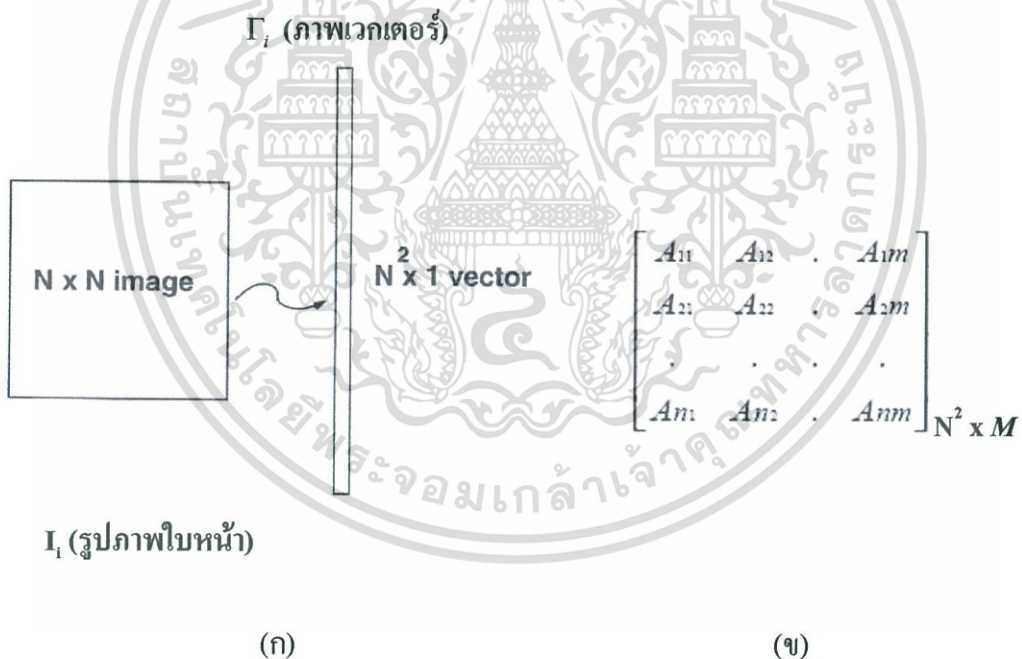
สำหรับเนื้อหาในบทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีพื้นฐานที่ควรทราบของระบบการรู้จำใบหน้า โดยแบ่งเนื้อหาออกเป็น 2 ส่วนหลักดังนี้ ส่วนแรกกล่าวถึงความรู้และทฤษฎีพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้า ซึ่งจะอธิบายเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายที่สามารถแบ่งเป็นหมวดหมู่หลักๆ ได้ 4 เทคนิค และการเปรียบเทียบความเหมือน (Similarity Classification) ของภาพใบหน้าสำหรับส่วนที่สองจะกล่าวถึงความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบระบบรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอ โดยกล่าวถึงมาตรฐานระบบเลขจำนวนจริงเพื่อใช้ในการออกแบบการคำนวณของระบบรู้จำใบหน้า

### 3.1 ความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้า

มีหลากหลายงานวิจัยและหลากหลายเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่ถูกนำเสนอและเป็นที่ยอมรับนำมาประยุกต์ใช้ในการสร้างระบบรู้จำใบหน้า แต่เทคนิคที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในปัจจุบันสามารถแบ่งได้เป็น 4 เทคนิคหลักๆ คือ เทคนิคพีซีเอ เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ เทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ และเทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอ

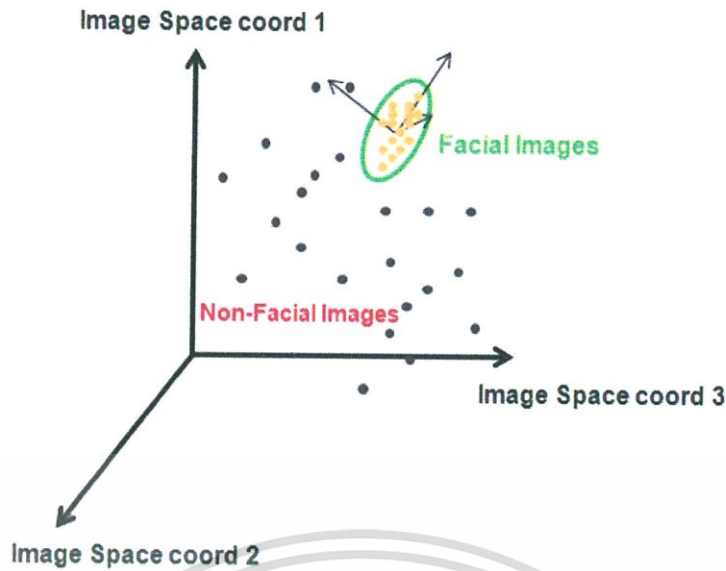
### 3.1.1 เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis: PCA)

วิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักพีซีเอเป็นวิธีการทางสถิติที่ใช้สร้างเมตริกซ์ของความแปรปรวนร่วม (Covariance Matrix) จากข้อมูลภาพ ซึ่งจะถูกนำไปใช้ในการสร้างภาพใบหน้าไอเกน (Eigen Faces) แสดงดังรูปที่ 3.2 แสดงให้เห็นแนวความคิดของหลักการไอเกนเฟสในเชิงพีชคณิตสำหรับการแยกแยะระหว่างภาพใบหน้าในกลุ่มเดียวกันและภาพใบหน้ากลุ่มอื่น ซึ่งการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักเป็นเทคนิคหนึ่งที่ใช้ในการลดขนาดข้อมูล โดยข้อมูลภาพใบหน้าจะต้องอยู่ในรูปแบบของเวกเตอร์ 1 มิติ แล้วนำเวกเตอร์ของทุกชุดข้อมูลมาจัดให้อยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์ (Matrix) ขณะที่เวกเตอร์ของชุดข้อมูลที่ 1 จะเป็นคอลัมน์ที่ 1 ของเมตริกซ์ เวกเตอร์ของชุดข้อมูลที่ 2 จะเป็นคอลัมน์ที่ 2 ของเมตริกซ์จนถึงเวกเตอร์ของชุดข้อมูลที่  $m$  จะเป็นคอลัมน์ที่  $m$  ของเมตริกซ์ ดังนั้นจะได้เมตริกซ์  $A$  ที่มีมิติเป็น  $n$  และ  $m$  โดยที่  $m$  หมายถึง ข้อมูลภาพที่ และ  $n$  หมายถึง มิติของชุดข้อมูลนั้นๆ ดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 แสดงลักษณะของการแปลงข้อมูลภาพให้อยู่ในรูปแบบเวกเตอร์

- (ก) แสดงการแปลงภาพในรูปแบบเมตริกซ์ไปเป็นภาพในรูปแบบเวกเตอร์  
 (ข) แสดงภาพในรูปแบบเมตริกซ์ขนาด  $N^2 \times M$



รูปที่ 3.2 แสดงพื้นที่ของภาพและพื้นที่ภาพใบหน้าในเชิงพิกัด

การคำนวณหาค่าไอเกนเฟสด้วยเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักมีขั้นตอนดังนี้

#### 3.1.1.1 การเตรียมภาพก่อนเข้าสู่ข้อมูล

ควรปรับภาพให้เป็นลำดับเช่น  $I_1, I_2, \dots, I_M$  (ชุดข้อมูลภาพ) โดย  $M$  เป็นจำนวนภาพในชุดฝึก (Training Dataset) ที่อยู่ในฐานข้อมูล

#### 3.1.1.2 การทำภาพใบหน้าให้อยู่ในรูปแบบเวกเตอร์

โดยแปลงเมตริกซ์ภาพแต่ละภาพ  $I_i$  ขนาด  $N \times N$  ให้เป็น เวกเตอร์ภาพ  $\Gamma_i$  ขนาด  $N^2 \times 1$  ดังแสดงในรูปที่ 3.1 (ก)

#### 3.1.1.3 การคำนวณค่าเฉลี่ยภาพใบหน้า

เวกเตอร์ภาพใบหน้าเฉลี่ย  $\psi$  ขนาด  $(N^2 \times 1)$  คำนวณได้โดยนำเวกเตอร์ภาพแต่ละภาพ  $\Gamma_i$  จำนวน  $M$  ภาพ มาทำการหาค่าเฉลี่ย คือ การหาค่าเฉลี่ยของทุกๆ ภาพใบหน้าในแต่ละมิติ

$$\psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (3.1)$$

#### 3.1.1.4 การหาค่ากลางภาพ (Centering)

เวกเตอร์ค่ากลางภาพ ( $\phi_i$ ) ขนาด  $N^2 \times 1$  คือ เวกเตอร์ภาพ  $\Gamma_i$  ที่ถูกเลื่อนไปด้วยเวกเตอร์ค่าเฉลี่ยภาพ  $\psi$  โดยนำเวกเตอร์ภาพ  $\Gamma_i$  มาทำการหาค่ากลางเทียบกับเวกเตอร์ค่าเฉลี่ยภาพ  $\psi$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\Phi_i = \Gamma_i - \psi \quad (3.2)$$

### 3.1.1.5 คำนวณหาค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม (Covariance Matrix C)

ค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม C สามารถหาได้เมตริกซ์ค่ากลางภาพ A ซึ่งสร้างจากเวกเตอร์ค่ากลางภาพของทุกๆภาพ  $M$  ภาพ ในฐานข้อมูล ตามความสัมพันธ์ที่ได้จากสมการที่ 3.3

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = AA^T \quad (N^2 \times N^2 \text{ matrix}) \quad (3.3)$$

เมื่อ  $A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_M]$  ( $N^2 \times M$  matrix)

ค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม C ที่ได้ จะมีขนาด  $N^2 \times N^2$  มิติ โดยทั่วไปแล้วขนาดของเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม C จะมีขนาดใหญ่ เนื่องจากขนาดของเมตริกซ์ C ขึ้นกับความละเอียดของจำนวนจุดภาพ  $N^2$  ซึ่งมีจำนวนจุดภาพสูง จึงทำให้การคำนวณไอเจนเวกเตอร์ (Eigenvector) เป็นไปได้ยาก ดังนั้นจึงจำเป็นต้องแปลงเมตริกซ์ให้อยู่ในรูปของโควารันต์เมตริกซ์ D ขนาด  $M \times M$  มิติ โดยขนาดของเมตริกซ์ D จะขึ้นกับจำนวนภาพในฐานข้อมูลแทน เพื่อลดขนาดของเมตริกซ์ในการหาไอเจนเวกเตอร์ ทำให้การหาไอเจนเวกเตอร์ทำได้ง่ายขึ้น ซึ่งสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างทั้งสองเมตริกซ์ดังต่อไปนี้

กำหนดให้  $e_i$  และ  $\lambda_i$  เป็นไอเจนเวกเตอร์และไอเจนแวลู (Eigenvalue) ของเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม C จะได้สมการที่ (3.4) สมการคำนวณค่าไอเจนเวกเตอร์และไอเจนแวลู

$$Ce_i = \lambda_i e_i \quad (3.4)$$

สำหรับขั้นตอนนี้จะทำการพิสูจน์ความคล้ายกันของเมตริกซ์ (Similarity Matrix) ระหว่างเมตริกซ์ C ที่มีขนาด  $N^2 \times N^2$  และเมตริกซ์ D ที่มีขนาด  $M \times M$  โดยการหาความสัมพันธ์ของเมตริกซ์ A และ D เพื่อพิสูจน์ว่าเมตริกซ์ D ให้ผลลัพธ์เหมือนกันกับเมตริกซ์ C หรือไม่ โดยกำหนดให้ค่าความสัมพันธ์ระหว่างไอเจนเวกเตอร์  $\hat{e}_i$  และไอเจนแวลู  $\mu_i$  ของเมตริกซ์  $D = A^T A$  (ขนาด  $M \times M$ ) ที่ขึ้นอยู่กับจำนวนภาพในฐานข้อมูล

จะสามารถทำการคำนวณค่าไอเจนเวกเตอร์และไอเจนแวลูได้ด้วยสมการ (3.5)

$$D\hat{e}_i = \mu_i \hat{e}_i \quad (3.5)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แทนค่า  $D$  สมการที่ (3.5) ด้วย  $A^T A$  ดังสมการที่ (3.6)

$$A^T A \hat{e}_i = \mu_i \hat{e}_i \quad (3.6)$$

สมการที่ (3.6) คูณด้วย  $A$  ทั้งสองข้างได้ดังสมการที่ (3.7)

$$AA^T A \hat{e}_i = \mu_i A \hat{e}_i \quad (3.7)$$

แทนค่า  $AA^T$  สมการที่ (3.7) ด้วย  $C$  จากสมการที่ (3.3) ดังสมการ (3.8)

$$C A \hat{e}_i = \mu_i A \hat{e}_i \quad (3.8)$$

จากนั้นจัดกลุ่มของสมการที่ (3.8) ให้อยู่ในรูปของสมการที่ (3.9) เพื่อความเข้าใจง่ายขึ้น

$$C(A \hat{e}_i) = \mu_i (A \hat{e}_i) \quad (3.9)$$

ดังนั้นสมการที่ (3.9) สัมพันธ์กับสมการที่ (3.4) ซึ่งเป็นสมการคำนวณค่าไอเกนเวกเตอร์  $e_i$  และไอเกนแวลู  $\lambda_i$  สัมพันธ์กับไอเกนเวกเตอร์  $\hat{e}_i$  และไอเกนแวลู  $\mu_i$  ดังสมการที่ (3.10) และ (3.11)

$$e_i = (A \hat{e}_i) \quad (3.10)$$

$$\lambda_i = \mu_i \quad (3.11)$$

จากสมการที่ 3.11 แสดงให้เห็นว่าสามารถลดมิติของข้อมูลในการคำนวณได้ด้วยการเปลี่ยนการคำนวณจากเมตริกซ์  $C$  ไปเป็นเมตริกซ์  $D$  เพื่อลดขนาดของเมตริกซ์จาก  $N \times N$  เป็น  $M \times M$  โดยที่  $M$  มีขนาดที่เล็กกว่า  $N$  โดยผลของการพิสูจน์สรุปได้ว่าสามารถใช้ค่าไอเกนแวลู  $\mu_i$  ของเมตริกซ์  $D$  เป็นค่าเดียวกันกับค่าไอเกนแวลู  $\lambda_i$  ของเมตริกซ์  $C$  แต่สำหรับการปรับใช้การคำนวณแบบเมตริกซ์  $D$  นั้นจะต้องมีการปรับค่าไอเกนเวกเตอร์ของเมตริกซ์  $D$  ให้มีความสัมพันธ์กับค่าของไอเกนเวกเตอร์ของเมตริกซ์  $C$  เพื่อให้ผลลัพธ์ที่ได้ออกมาเหมือนกันแต่ใช้เวลาในการประมวลผลที่น้อยลง

**3.1.1.6 การจัดเรียงลำดับค่าของไอเกนแวลู  $\lambda_i$**  สำหรับขั้นตอนนี้จะทำการเรียงค่าไอเกนแวลูจากมากไปหาน้อย โดยจะทำการเลือกไอเกนเวกเตอร์  $e_i$  ที่มีค่าไอเกนแวลูสูงที่สุดจำนวน  $K$  ลำดับแรก เนื่องจากไอเกนเวกเตอร์ที่มีค่าไอเกนแวลูสูงมีความสำคัญมากกว่าไอเกนเวกเตอร์ที่มีค่าไอเกนแวลูต่ำกว่า เพื่อนำมาสร้างเป็นเมตริกซ์ในการแปลงค่าของไอเกนเฟส (Eigenface Transformation Matrix) เมื่อไอเกนเฟส (Eigenface) คือ เมตริกซ์ที่มีแถวเวกเตอร์ (Row Vector) เป็นไอเกนเวกเตอร์ที่มีค่าไอเกนแวลูสูงที่สุด  $K$  ลำดับแรกดังสมการที่ (3.12)

$$\text{eigenface}' = \begin{bmatrix} \text{eigen vector}_1 \\ \text{eigen vector}_2 \\ \text{eigen vector}_3 \\ \vdots \\ \text{eigen vector}_K \end{bmatrix}_{K \times M} \quad (3.12)$$

### 3.1.1.6.1 กระบวนการทำงานในส่วนการฝึก (Training Set)

สำหรับขั้นตอนที่แล้วจะได้ค่าไอเกนเฟสดังสมการที่ 3.12 ซึ่งเป็นค่าที่ใช้ทั้งในขั้นตอนของส่วนการฝึกและส่วนการรู้จำใบหน้า โดยในส่วนนี้จะเป็นส่วนการฝึกจะทำการคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ของภาพในชุดฐานข้อมูล  $W_{\text{Trainset}}(i, j)$  มีขั้นตอนดังนี้

1. ภาพใบหน้าทุกภาพในชุดฐานข้อมูลจะต้องนำมาหาค่ากลางด้วยค่าเฉลี่ย  $\psi$  โดยสามารถใช้ค่าที่คี่ที่สุดของไอเกนเฟสจำนวน  $K$  ภาพแรก

$$\Phi_{\text{Trainset}}(i) = \Gamma_{\text{Trainset}}(i) - \psi \quad (3.13)$$

2. ค่าสัมประสิทธิ์ของภาพในชุดฐานข้อมูล  $W_{\text{Trainset}}(i, j)$  จะคำนวณได้โดยการนำค่ากลางจากผลลัพธ์ในสมการที่ 3.13 มาทำการโปรเจกต์ลงบนไอเกนสเปซ (Eigen Space) หรือทำการคำนวณจะนำค่ากลางภาพ ( $\Phi_{\text{Trainset}}(i)$ ) นำมาคูณด้วยค่าไอเกนเฟส จะทำให้ได้ผลลัพธ์คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของภาพในชุดฐานข้อมูล ดังสมการที่ 3.14

$$W_{\text{Trainset}}(i) = \text{eigenface}' \cdot \Phi_{\text{Trainset}}(i) \quad (3.14)$$

### 3.1.1.6.2 กระบวนการทำงานในส่วนการรู้จำใบหน้า

1. นำภาพที่จะใช้ในการรู้จำใบหน้าหรือภาพใบหน้าทดสอบมาทำการแปลงเมตริกซ์ภาพ  $I_{\text{Test}}$  ให้เป็นเวกเตอร์ภาพทดสอบ  $\Gamma_{\text{Test}}$  (โดยภาพใบหน้าจะต้องอยู่ตรงกลางและมีขนาดเท่ากัน)

2. ทำการหาค่ากลางภาพโดยนำค่าเฉลี่ยมาหักออกจากเวกเตอร์ภาพทดสอบ ดังสมการที่ 3.15

$$\Phi_{\text{Test}} = \Gamma_{\text{Test}} - \psi \quad (3.15)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. ทำการโปรเจกต์ลงบนไอเกนสเปซ (Eigen Space) หรือทางการคำนวณจะนำค่ากลางภาพมาคูณด้วยค่าไอเกนเฟส จะทำให้ได้ผลลัพธ์คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบ ดังสมการที่ 3.16

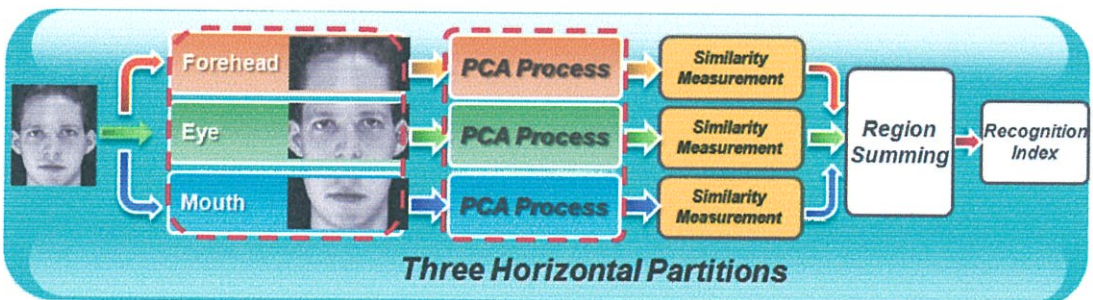
$$w_{Test} = \text{eigenface}' \cdot \Phi_{Test} \quad (3.16)$$

3.1.1.7. ขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาด ( $e_r$ ) สำหรับขั้นตอนนี้จะทำการหาค่าความผิดพลาด  $e_r$  โดยการเปรียบเทียบระยะความต่างด้วยวิธีการวัดแบบยูคลิดีเนียน (Euclidean Distance) ของค่าสัมประสิทธิ์ของส่วนการฝึก  $w_{Trainset(i)}$  และค่าสัมประสิทธิ์ของส่วนการรู้จำใบหน้า  $w_{Test}$  ดังสมการที่ 3.17 โดยที่ค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุดตรงกับลำดับของภาพใดในชุดฐานข้อมูล จะทำการรู้จำภาพใบหน้านั้นเพื่อใช้เป็นภาพผลลัพธ์ของการรู้จำ (Recognition Result)

$$e_r = \min_{1 \leq i \leq M} \|w_{Trainset(i)} - w_{Test}\| \quad (3.17)$$

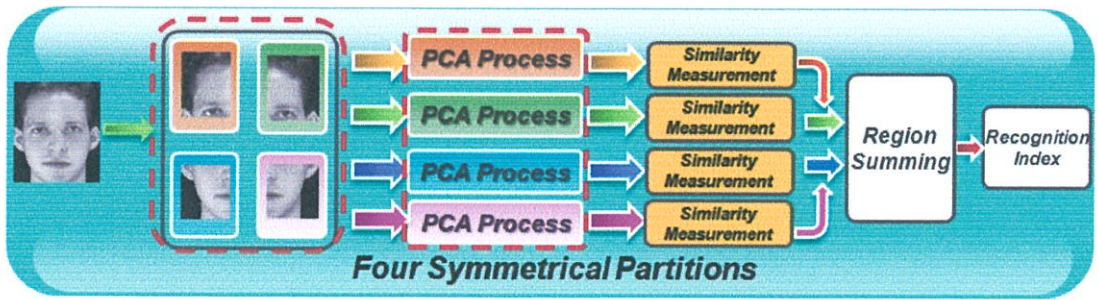
### 3.1.2 เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ (Modular Principal Component Analysis: MPCA)

เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอเป็นเทคนิคที่ถูกประยุกต์มาจากเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักพีซีเอ โดยรูปภาพจะถูกแบ่งออกเป็นรูปภาพใบหน้าย่อยแทนการใช้ภาพเต็มทั้งใบหน้า ก่อนนำรูปภาพมาประมวลผลด้วยเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักเพื่อคำนวณหาไอเกนเฟสของแต่ละรูปภาพใบหน้าย่อยดังแสดงในรูปที่ 3.3 โดยขั้นตอนการทำงานของเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอมีดังต่อไปนี้



(ก)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ข)

### รูปที่ 3.3 แสดงกระบวนการของเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ

(ก) แสดงกระบวนการของการแบ่งเป็น 3 รูปภาพใบหน้าย่อย

(ข) แสดงกระบวนการของการแบ่งเป็น 4 รูปภาพใบหน้าย่อย

ถ้ากำหนดให้  $M$  คือ จำนวนของรูปภาพใบหน้าในชุดฐานข้อมูล และ  $j$  มีค่าตั้งแต่  $1 \leq j \leq n_r$  โดยที่  $n_r$  เป็นจำนวนของรูปภาพใบหน้าย่อย

1. ทำการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็นรูปภาพใบหน้าย่อยโดยสามารถแบ่งออกเป็น 2 ลักษณะ ดังตัวอย่างรูปที่ 3.3 (ก) การแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 3 ภาพใบหน้าย่อยในแนวนอน ตามองค์ประกอบของใบหน้า (Horizontal Partition) โดยภาพย่อยแต่ละภาพจะมีขนาด  $(N/3 \times N)$  และรูปที่ 3.3 (ข) แสดงการแบ่งรูปภาพใบหน้าออกเป็น 4 ภาพใบหน้าย่อยแบบสมมาตร (Symmetrical Partition) โดยภาพย่อยแต่ละภาพจะมีขนาด  $(N/2 \times N/2)$
2. การคำนวณค่าเฉลี่ยของแต่ละรูปภาพใบหน้าย่อย ดังสมการที่ 18

$$\psi_j = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_{i,j} \quad (3.18)$$

เมื่อ  $\psi_j$  คือ เวกเตอร์ค่าเฉลี่ยของรูปภาพใบหน้าย่อยลำดับที่  $j$

$\Gamma_{i,j}$  คือ เวกเตอร์ของรูปภาพลำดับที่  $i$  ของแต่ละรูปภาพใบหน้าย่อยลำดับที่  $j$

3. การคำนวณค่าผลต่างระหว่างแต่ละรูปภาพใบหน้า  $\Gamma_{i,j}$  กับรูปภาพใบหน้าเฉลี่ย  $\psi_j$  แทนเมตริกซ์นี้ด้วยเมตริกซ์  $\Phi_{i,j}$

$$\Phi_{i,j} = \Gamma_{i,j} - \psi_j \quad (3.19)$$

4. คำนวณค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม  $D_j$  ซึ่งเป็นเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมของรูปภาพใบหน้าย่อยลำดับที่  $j$  ดังสมการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$D_j = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_{i,j} \Phi_{i,j}^T = A_j A_j^T \quad (3.20)$$

เมื่อ  $A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_M]$  ( $(N^2/n_r) \times M$  matrix)

- คำนวณหาค่าไอเกนแวลูและไอเกนเวกเตอร์จากค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม  $D_j$  จากนั้นเลือกค่าไอเกนเวกเตอร์ที่มีค่าไอเกนแวลูสูงสุด  $K$  อันดับแรก เพื่อสร้างเมตริกซ์สำหรับการแปลงค่าของไอเกนเฟส
- ดำเนินการขั้นตอนที่ 2 ถึง 5 จนกระทั่งครบทุกรูปภาพใบหน้าย่อยทั้งในส่วนของการแบ่งแบบ 4 ส่วนสมมาตร และการแบ่งแบบ 3 ส่วนตามแนวตั้ง

การคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ของแต่ละรูปภาพใบหน้าย่อย  $n_r$  สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 3.21 และสมการที่ 3.22 คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของส่วนการฝึก  $W_{Trainset(i,j)}$  โดยแบ่งเป็นรูปภาพใบหน้าย่อย  $j$  และค่าสัมประสิทธิ์ของส่วนการรู้จำใบหน้า  $W_{Test(j)}$  โดยแบ่งเป็นรูปภาพใบหน้าย่อย  $j$  ตามลำดับ

$$W_{Trainset(i,j)} = \text{eigenface}' \cdot [\Gamma_{Trainset(i,j)} - \psi_j] \quad (3.21)$$

$$W_{Test(j)} = \text{eigenface}' \cdot [\Gamma_{Test(j)} - \psi_j] \quad (3.22)$$

เมื่อ  $W_{Trainset(i,j)}$  และ  $W_{Test(j)}$  คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของของรูปภาพลำดับที่  $i$  รูปภาพใบหน้าย่อยลำดับที่  $j$  ของส่วนการฝึก และส่วนการรู้จำใบหน้า ตามลำดับ

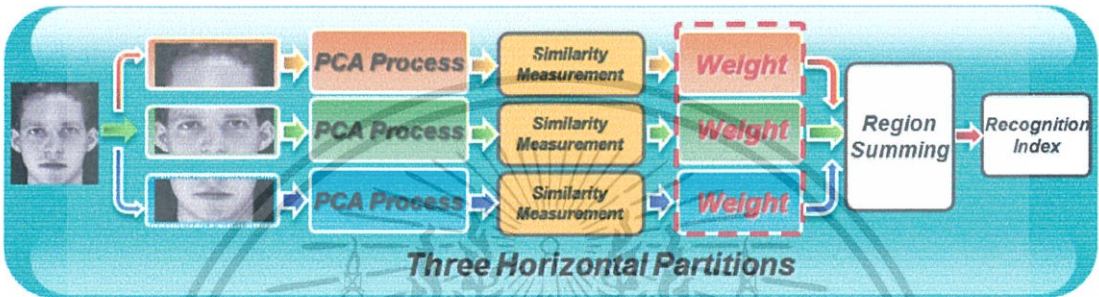
- การหาค่าความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้า  $e_r$  ทำได้โดยการเปรียบเทียบผลรวมของระยะความต่างของสัมประสิทธิ์ของส่วนการฝึก  $W_{Trainset(i,j)}$  และสัมประสิทธิ์ของส่วนการรู้จำใบหน้า  $W_{Test(j)}$  ของแต่ละภาพใบหน้าย่อยด้วยวิธีการวัดแบบยูคลิเดียน (Euclidean Distance) โดยการหาค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุดจะแสดงดังสมการที่ 3.23 โดยที่ค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุดตรงกับลำดับของภาพใดในชุดฐานข้อมูล จะทำการรู้จำภาพใบหน้านั้นเพื่อใช้เป็นภาพผลลัพธ์ของการรู้จำ

$$e_r = \min_{1 \leq i \leq M} \left[ \sum_{j=1}^{n_r} \left\| W_{Trainset(i,j)} - W_{Test(j)} \right\| \right] \quad (3.23)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.1.3 เทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ (Weight Modular Principal Component Analysis: WMPCA)

เทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอเป็นเทคนิคที่ถูกประยุกต์มาจากเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ โดยที่รูปภาพจะถูกแบ่งออกเป็นรูปภาพใบหน้าย่อยแล้วทำการหาค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละภาพใบหน้าย่อย ก่อนนำรูปภาพเหล่านั้นไปประมวลผลด้วยเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอเช่นเดียวกันกับมอดูลาร์พีซีเอ ดังแสดงในรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 แสดงกระบวนการของเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ

#### 3.1.3.1 การคำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight Value)

ค่าถ่วงน้ำหนักได้มาจากอัตราความถูกต้องในการเปรียบเทียบความเหมือนระหว่างค่าสัมประสิทธิ์ของชุดรูปภาพใบหน้าฝึกและชุดรูปภาพใบหน้าทดสอบ การคำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนักแสดงดังสมการที่ 3.24

$$Weight_j = \frac{n(T_j)}{M} \quad (3.24)$$

เมื่อ  $Weight_j$  คือ ค่าน้ำหนักความน่าจะเป็นของ รูปภาพใบหน้าย่อยที่  $j$

$n(T_j)$  คือ จำนวนครั้งของการรู้จำส่วนของภาพใบหน้าย่อยที่  $j$  ได้ถูกต้อง

$M$  คือ จำนวนของรูปภาพใบหน้าในชุดฝึก

ตัวอย่างเช่น มีชุดข้อมูลภาพทั้งหมด  $M = 15$  รูปภาพ ถูกประมวลผลด้วยเทคนิคอนุกรมพีซีเอแบบ 3 ส่วนตามแนวนอนและ 4 ส่วนแบบสมมาตร รูปที่ 3.5 (ก) และ (ง) แสดงจำนวนครั้งของการระบุตัวบุคคลได้อย่างถูกต้องในแต่ละรูปภาพใบหน้าย่อย สำหรับการแบ่งภาพ 3 ส่วนตามแนวนอนและ 4 ส่วนแบบสมมาตร ตามลำดับ โดยค่าจำนวนครั้งในการรู้จำถูกต้องนี้ จะถูกนำไปเฉลี่ยกับจำนวนภาพทั้งหมดในชุดฝึก เพื่อให้ได้ค่าถ่วงน้ำหนักสำหรับแต่ละภาพใบหน้าย่อย ดังแสดงในรูปที่ 3.5 (ค) และ 3.5 (ฉ)

8	10
12	12

(ก)

$\frac{8}{15}$	$\frac{10}{15}$
$\frac{12}{15}$	$\frac{12}{15}$

(ข)

0.53	0.66
0.80	0.80

(ค)

8
10
12

(ง)

$\frac{8}{15}$
$\frac{10}{15}$
$\frac{12}{15}$

(ฉ)

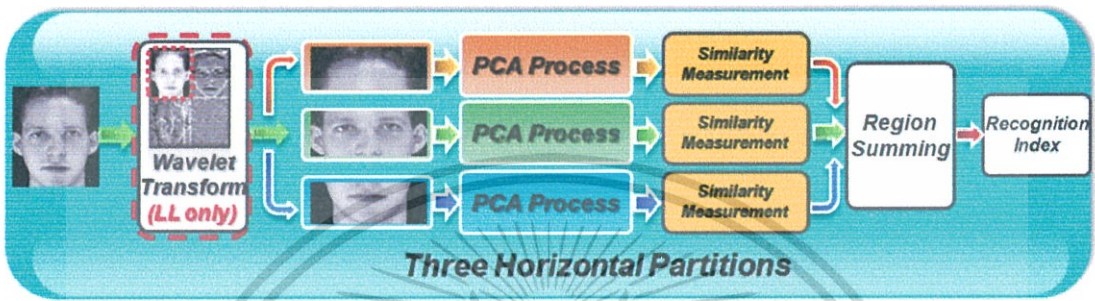
0.53
0.66
0.80

(จ)

รูปที่ 3.5 แสดงภาพจำลองการคำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนักของรูปภาพใบหน้าย่อย

### 3.1.4 เทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอ (Wavelet PCA)

เทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอคือ การนำกระบวนการแปลงเวฟเล็ต (Wavelet Transform) มาเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผลด้วยเทคนิคพีซีเอ เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ และเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ ดังแสดงในรูปที่ 3.6 โดยจะเรียกรวมเทคนิคนี้ว่า เทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอ สำหรับในส่วนนี้จะแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ กระบวนการแปลงเวฟเล็ต และส่วนการคำนวณของเทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอ



รูปที่ 3.6 แสดงกระบวนการของเทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอ

#### 3.1.4.1 กระบวนการแปลงเวฟเล็ต

กระบวนการเวฟเล็ตทรานฟอร์มเป็นเทคนิคแปลงค่าที่ใช้สำหรับแปลงค่าสัญญาณเพื่อลดความละเอียดของข้อมูลโดยใช้ตัวกรอง (Filter) โดยสามารถอธิบายด้วย Linear Decomposition ของฟังก์ชัน  $y(n)$  ได้ดังนี้

$$y(n) = \sum_k h(k)x(n-k) \quad (3.25)$$

เมื่อ  $k$  คือ ดัชนีของการรวม

$h(k)$  คือ ตัวกรอง

$x(n)$  คือ เซตของฟังก์ชันที่ต้องการแปลง

การทำงานนี้เรียกว่า “คอนโวลูชัน (Convolution)” แต่ละสัมประสิทธิ์ (Coefficients)  $h(i)$  เป็นตัวกระตุ้น (Impulse) ที่ตอบสนองกับระบบ เมื่อก้าวถึงเวฟเล็ตในรูปของ Continuous Wavelet Transform (CWT) สามารถแสดงได้ดังนี้

$$CWT(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x)\psi\left(\frac{x-\tau}{a}\right) dx \quad (3.26)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อฟังก์ชัน  $\psi$  คือ ฟังก์ชันพื้นฐานในการแปลงสัมประสิทธิ์เวฟเล็ต พารามิเตอร์  $a$  และ  $c$  คือ พารามิเตอร์ในส่วนของการสเกลความถี่ และการเลื่อนตำแหน่งตามลำดับ

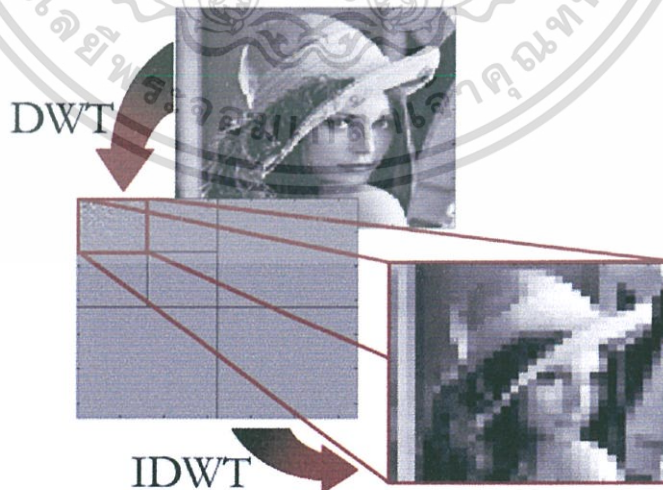
สำหรับข้อมูลที่เป็นรูปภาพจะเป็นสัญญาณแบบสองมิติและใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบ Discrete Wavelet Transform (DWT) 2 มิติ สามารถอธิบายด้วยสมการดังต่อไปนี้

$$DWT(j, k) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi \left( \frac{x}{2^j} - k \right) dx \quad (3.27)$$

เมื่อ  $j$  คือ ค่ายกกำลังของ Binary Scaling และ  $k$  คือ ค่าการเลื่อนตำแหน่งของตัวกรอง

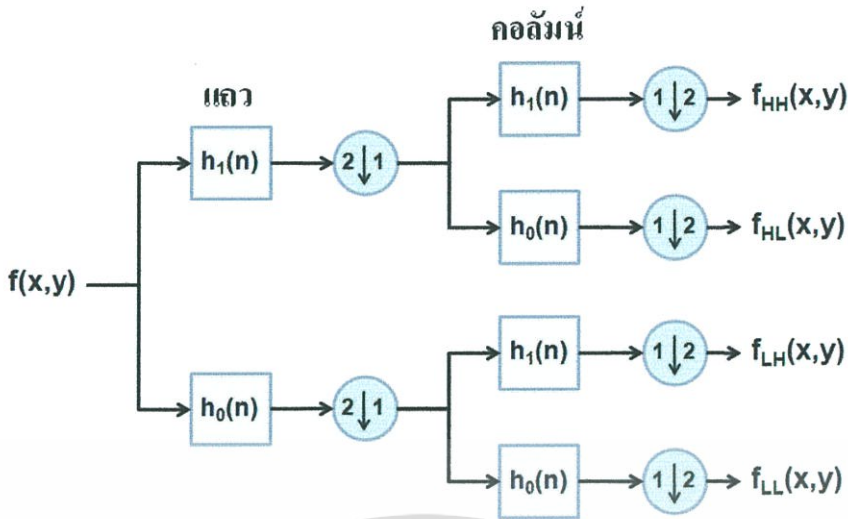
การแปลงดีสครีทเวฟเล็ต (DWT) ของข้อมูลภาพแบบ 2 มิติ ใช้หลักการแยกองค์ประกอบเป็นแบนด์ย่อย (Subband Decomposition) โดยมีวิธีแยกองค์ประกอบด้วยเวฟเล็ต (Wavelet Decomposition) แสดงดังรูปที่ 3.7 และ 3.8 กำหนดให้ ภาพต้นแบบ  $f(x, y)$  เมื่อทำการแปลงเวฟเล็ตด้วยตัวกรอง  $h_0(n)$  และ  $h_1(n)$  สำหรับกรองความถี่ต่ำและความถี่สูง ตามลำดับ โดยจะทำการกรองในแนวแถวและแนวคอลัมน์ สำหรับแต่ละมิติของข้อมูลภาพ ผลลัพธ์ที่ได้ คือ สัมประสิทธิ์เวฟเล็ตในแบนด์ LL ( $f_{LL}(x, y)$ ), LH ( $f_{LH}(x, y)$ ), HL ( $f_{HL}(x, y)$ ), และ HH ( $f_{HH}(x, y)$ )

ในการสร้างภาพย้อนกลับจากองค์ประกอบด้วยเวฟเล็ต (Wavelet Reconstruction) แสดงดังรูปที่ 3.9 กำหนดให้  $g_0(n)$  และ  $g_1(n)$  คือสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของการสร้างภาพย้อนกลับจากองค์ประกอบ (ตัวฟิลเตอร์ที่กรองความถี่ต่ำและสูงตามลำดับ)

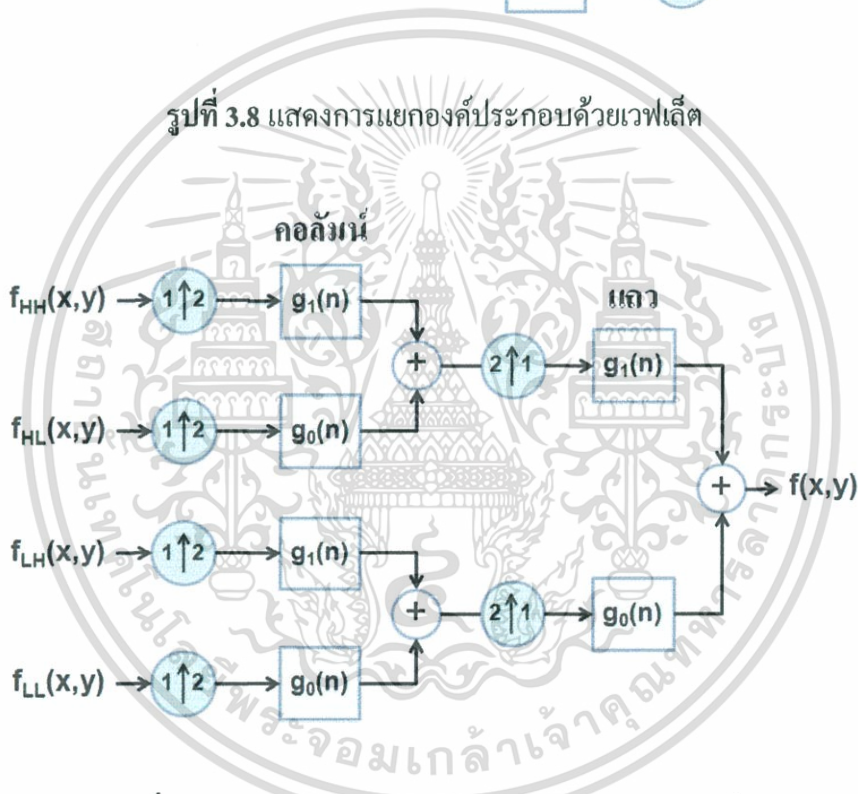


รูปที่ 3.7 แสดงภาพตัวอย่างของการแยกองค์ประกอบด้วยเวฟเล็ต<sup>4</sup>

<sup>4</sup> <http://cnx.org/content/m11670/latest/>



รูปที่ 3.8 แสดงการแยกองค์ประกอบด้วยเวฟเล็ต



รูปที่ 3.9 แสดงการสร้างกลับจากองค์ประกอบด้วยเวฟเล็ต

- 1↓2 คือ แผนภาพการลดข้อมูลตามแถวลงครึ่งหนึ่ง
- 2↓1 คือ แผนภาพการลดข้อมูลตามคอลัมน์ลงครึ่งหนึ่ง
- 2↑1 คือ แผนภาพการเพิ่มข้อมูลตามคอลัมน์ขึ้นเป็นสองเท่า
- 1↑2 คือ แผนภาพการเพิ่มข้อมูลตามแถวขึ้นเป็นสองเท่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับการแปลงคีสตรีทเวฟเล็ตของรูปภาพ  $m \times n$  จุด สามารถคำนวณได้เสมือนสัญญาณหนึ่งมิติ โดยการแปลงค่าในแถวของภาพแล้วจึงแปลงค่าในคอลัมน์ของรูปภาพ ผลของการแปลงค่าจะได้รูปที่ถูกแบ่งย่อยออกเป็น 4 แบนด์ย่อย (Subband) ประกอบด้วย LL, HL, LH และ HH แสดงดังรูปที่ 3.10 (ข) โดยแต่ละแบนด์ย่อยจะมีคุณลักษณะที่แตกต่างกันดังนี้

แบนด์ย่อย LL (Subband LL) คือ ภาพที่มีคล้ายกับภาพต้นแบบมากที่สุดแต่มีขนาดภาพลดลงเหลือครึ่งหนึ่งของภาพต้นแบบ โดยในส่วนนี้เกิดจากการผ่านตัวกรองความถี่ต่ำ (Low Frequency) ทั้งในแนวแถว (Horizontal Line) และแนวคอลัมน์ (Vertical Line)

แบนด์ย่อย LH (Subband LH) คือ ภาพที่เกิดจากการผ่านตัวกรองความถี่ต่ำในแนวแถว แล้วนำผลลัพธ์ที่ได้มาผ่านตัวกรองความถี่สูง (High Frequency) ในแนวคอลัมน์

แบนด์ย่อย HL (Subband HL) คือ ภาพที่เกิดจากการผ่านตัวกรองความถี่สูงในแนวแถวแล้วนำผลลัพธ์ที่ได้มาผ่านตัวกรองความถี่ต่ำในแนวคอลัมน์

แบนด์ย่อย HH (Subband HH) คือ ภาพที่เกิดจากการผ่านตัวกรองความถี่สูงทั้งในส่วนของแนวแถวและแนวคอลัมน์

สำหรับรูปที่ 3.10 คือ ภาพการประมวลผลด้วยกระบวนการเวฟเล็ตทรานฟอร์มลำดับที่ 1 (Level 1) 3.10 (ก) คือ รูปภาพดั้งเดิม 3.10 (ข) คือ แผนผังแสดงแบนด์ย่อยที่ถูกแยกย่อยหลังจากผ่านกระบวนการเวฟเล็ตทรานฟอร์มลำดับที่ 1 และ 3.10 (ค) แสดงแบนด์ย่อยของภาพ



รูปที่ 3.10 ภาพการประมวลผลด้วยกระบวนการเวฟเล็ตทรานฟอร์มลำดับที่ 1

#### 3.1.4.2 Cohen Daubechies Feauveau (CDF9/7)

CDF9/7 เป็นหนึ่งฟังก์ชันพื้นฐานของการแปลงสัมประสิทธิ์เวฟเล็ตที่เป็นที่นิยมใช้ โดยมีคุณสมบัติเป็นฟังก์ชันเวฟเล็ตแบบไบออร์โธโกนัล (Biorthogonal Wavelet) ซึ่งการแปลงเวฟเล็ตโดยใช้ฟังก์ชันพื้นฐาน CDF9/7 นี้มีความสามารถในการจับกลุ่ม (Capturing) ข้อมูลภาพที่ต้องการได้อย่างรวดเร็วด้วยการใช้จำนวนของค่าสัมประสิทธิ์ที่น้อย ดังนั้นเทคนิคของการแปลงเวฟเล็ตนี้ถูกนำมาประยุกต์ใช้กับงานทางด้านการประมาณสัญญาณ (Signal Approximation) สำหรับการเอ็กรีนเป็นเอกสารที่ส่งมวเรส ทวบกักรเจงนเพอการรศกเอ็เทอานน เมอญูชเตเห็นเบเจบระเเยชนทานการค้

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประมาณสัญญาณนี้เป็นปัญหาที่สำคัญของการแทนสัญญาณด้วยองค์ประกอบจำนวนน้อยที่สุดเท่าที่ความเป็นไปได้ ซึ่งคุณสมบัติการลดขนาดของข้อมูลภาพด้วยการแทนด้วยสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเลตจำนวนน้อยนี้เป็นพื้นฐานการบีบอัดภาพด้วยเวฟเลต เมื่อมีการแทนข้อมูลด้วยจำนวนสัมประสิทธิ์เวฟเลตจำนวนน้อย และมีบางส่วนถูกตัดทิ้งเพื่อให้สามารถบีบอัดข้อมูลได้ด้วยอัตราการบีบอัดที่สูงนี้ ทำให้มีการสูญเสียข้อมูลบางส่วนของภาพ และถือเป็นการบีบอัดแบบสูญเสีย (Lossy Data Compression) อย่างไรก็ดี สำหรับในปัจจุบันมีการนำ CDF9/7 มาประยุกต์ใช้กับงานหลากหลายประเภท เช่น การรู้จำใบหน้า และในส่วนของงานของ FBI (Federal Bureau of Investigation) สำหรับการใช้งานด้านการบีบอัดลายนิ้วมือ (Fingerprint Compression) ซึ่งสำหรับงานวิจัยนี้ได้นำ CDF9/7 มาประยุกต์ใช้ในการแปลงเวฟเลตก่อนที่จะนำมาประมวลผลด้วยเทคนิคของการรู้จำใบหน้า ซึ่งข้อมูลภาพที่ใช้การแปลงเวฟเลต CDF9/7 นี้จะสามารถลดสัญญาณรบกวนของข้อมูลภาพลงได้ดังแสดงในรูปที่ 3.11



รูปที่ 3.11 แสดงลักษณะของภาพที่ทำการแปลงเวฟเลตด้วย CDF9/7<sup>5</sup>

(ก) แสดงภาพดั้งเดิม

(ข) แสดงภาพการแปลงเวฟเลตลำดับที่ 1 ด้วย CDF9/7

### 3.1.5 การเปรียบเทียบความเหมือน (Similarity Measurement)

การวัดความคล้ายคลึงกันของข้อมูลหรือการเปรียบเทียบความเหมือนกันของข้อมูลสามารถวัดได้ด้วยการใช้การวัดค่าระยะทางแบบยูคลิเดียนเป็นการวัดระยะห่างระหว่างข้อมูลที่ตรงกันเปรียบเทียบความคล้ายคลึงกัน โดยระยะห่างระหว่างข้อมูล จะแปรผกผันกับความคล้ายคลึงกันของข้อมูล โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการวัดที่มีค่ามากกว่า แสดงว่าความคล้ายคลึงกันของข้อมูลมีน้อยกว่าหรือค่าที่วัดได้น้อยกว่าจะมีความคล้ายคลึงกันของข้อมูลมากกว่า ในงานวิจัยนี้ใช้เทคนิคการ

<sup>5</sup> <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/6449-cdf-97-wavelet-transform/>

จำแนกข้อมูลแบบยูคลิดีเนียน (Euclidean Classification) เนื่องจากเทคนิคการจำแนกแบบยูคลิดีเนียน เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับกลุ่มที่มีการกระจายแบบปกติ สำหรับการหาค่าฟังก์ชันของการจำแนก  $d_k(v)$  ระหว่างเวกเตอร์ที่ต้องการเปรียบเทียบ  $p$  กับเวกเตอร์อ้างอิง  $q$  จะได้สมการดังต่อไปนี้

$$d_k(v) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (3.28)$$

โดยที่  $[P] = [p_1, p_2, \dots, p_n]$  และ  $[q] = [q_1, q_2, \dots, q_n]$

ดังนั้นสำหรับ 1 มิติจะสามารถคำนวณระยะของการจำแนกแบบยูคลิดีเนียนจะคำนวณได้ดังนี้

$$d_k(v) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} = \|p_x - q_x\| \quad (3.29)$$

ในจำแนกกลุ่มของข้อมูลผลลัพธ์ที่ได้คือ จะทำการเลือกกลุ่มที่มีสมาชิก  $q$  ใกล้กับเวกเตอร์  $p$  มากที่สุด จำนวนของภาพใบหน้าที่ถูกระบุตัวบุคคลถูกต้องจะถูกนำไปคำนวณหาอัตราของการรู้จำใบหน้า อัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้า และการคำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนักของภาพใบย่อยต่อไป

### 3.2 ความรู้พื้นฐานของการออกแบบระบบรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอ

ในปัจจุบันเอฟพีจีเอที่ใช้กันทั่วไปมีอยู่ 4 ชนิด ได้แก่ Symmetrical Array, Row-Based, Hierarchical PLD และ Sea-of-Gates ซึ่งแต่ละชนิดก็มีลักษณะการเชื่อมต่อภายในและมีการโปรแกรมที่แตกต่างกันไป นอกจากนี้ในการแบ่งประเภทของเอฟพีจีเออาจแบ่งได้ตามเทคโนโลยีที่ใช้ในการโปรแกรม ซึ่งมีอยู่ 2 แบบ คือ การโปรแกรมโดยการทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงทางกายภาพของตัวชิพ และการโปรแกรมโดยการใช้หน่วยความจำ เอฟพีจีเอจัดเป็นอุปกรณ์สารกึ่งตัวนำชนิดโปรแกรมได้ที่มีโครงข่ายการเชื่อมต่อภายในแบบเมตริกซ์ โครงสร้างภายในของเอฟพีจีเอนั้นสามารถโปรแกรมให้มีหน้าที่การทำงานเหมือนลอจิกเกตพื้นฐาน เช่น AND, OR, XOR, NOT หรือรวมกันหลายๆ ชนิด (Combinational Logic) เพื่อให้ทำหน้าที่ที่มีความซับซ้อนเพิ่มขึ้น เช่น ตัวถอดรหัส (Decoder) หรือ ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ นอกจากนี้จะประกอบไปด้วยส่วนของวงจรถอดจิกแบบโปรแกรมได้แล้ว จะยังมีบล็อกของหน่วยความจำ (Ram Block) ซึ่งอาจจะสร้างด้วยฟลิปฟล็อปอย่างง่าย หรือ ใช้พื้นที่ของสารกึ่งตัวนำสร้างเป็นหน่วยความจำจริงๆ อยู่ภายในก็ได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

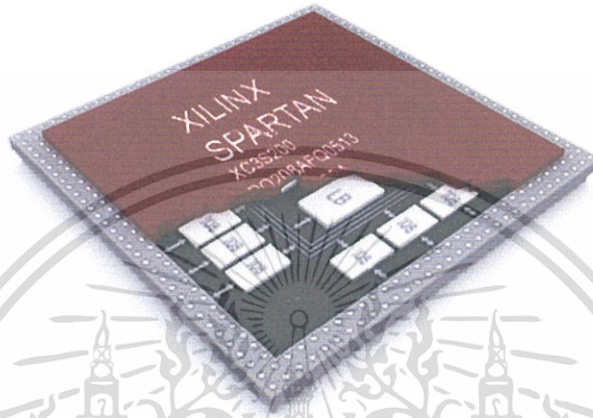
เอฟพีจีเอ คือ วงจรรวมชนิดหนึ่ง ที่พัฒนาหรือเพิ่มความสามารถให้ดีกว่า PLA/PLD (Programmable Logic Array/Programmable Logic Device) ซึ่งภายในประกอบไปด้วยเกตจำนวนมาก และความเร็วที่เพิ่มขึ้น สำหรับการรองรับการใช้งานในระบบที่มีความซับซ้อนมากขึ้นกว่า PLA/PLD ตัวเอฟพีจีเอนั้นเป็นส่วนผสมระหว่างฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ นั่นคือสามารถนำมาใช้งานเป็นฮาร์ดแวร์ที่สามารถโปรแกรมได้ (Programmable) หรือเปลี่ยนลักษณะของการทำงานได้ (Reconfigurable) เหมือนซอฟต์แวร์ ทำให้มีความยืดหยุ่นในการใช้งานสูง ทำให้เอฟพีจีเอเป็นที่นิยมมากขึ้นในปัจจุบัน นอกจากความง่ายในการออกแบบแล้ว ยังสามารถกำจัดความเสี่ยงในการออกแบบ เพราะสามารถนำมาโปรแกรมใหม่ได้ตลอดเวลา ต่างจากวงจรที่เป็นฮาร์ดแวร์ซึ่งไม่สามารถแก้ไขวงจรที่ออกแบบได้อีก โดยเอฟพีจีเอในปัจจุบันมีความจุเกตเพิ่มขึ้นมากกว่าช่วงเริ่มแรกที่มีเกตไม่มาก ซึ่งปัจจุบันสามารถทำได้หลายล้านตัวในชิพเอฟพีจีเอเพียงตัวเดียว ทำให้สามารถทำการ โปรแกรมวงจรที่ซับซ้อนและใหญ่ขึ้นได้ ซึ่งคุณสมบัติของเอฟพีจีเอส่วนใหญ่แล้ว ภายในจะประกอบไปด้วยลอจิกเซลล์ที่สามารถโปรแกรมได้ หน่วยความจำ (RAM) , DSP Block มีพอร์ต I/O เป็นจำนวนมาก และยังสามารถส่งข้อมูลแบบอนุกรมที่ความสูงมากกว่า 600Mb/s เมื่อนำไปเปรียบเทียบกับไมโครคอนโทรลเลอร์เช่น MSC-51 หรือ ตระกูล PIC แล้วเอฟพีจีเอมีข้อได้เปรียบมากกว่าตรงที่สามารถนำเอาวงจรที่ออกแบบทั้งหมด นำมาโปรแกรมไว้ในเอฟพีจีเอได้ โดยไม่ต้องต่อลอจิกเกตภายนอกเพิ่มเติม ทั้งยังสามารถจำลองไมโครคอนโทรลเลอร์ไว้ภายในตัวได้ด้วย อีกทั้งยังมีความเร็วของสัญญาณที่สูงกว่ามาก

ในการออกแบบวงจรดิจิทัลอิเล็กทรอนิกส์ที่มีเอฟพีจีเออยู่บนแผงวงจรด้วยนั้น จะช่วยให้ผู้ออกแบบสามารถลดขนาดของแผงวงจร รวมทั้งสามารถออกแบบได้รวดเร็ว ไม่ต้องทดสอบรายละเอียดภายในให้เสร็จสมบูรณ์ 100 % ก็สามารถออกแบบแผงวงจรได้ เมื่อได้รับแผงวงจรและประกอบอุปกรณ์ต่างๆ เสร็จแล้วค่อยกำหนดหน้าที่การทำงานของเอฟพีจีเอได้ในภายหลัง ต่างจากการออกแบบด้วยลอจิกเกตขนาดเล็กที่ต้องออกแบบทางเดินของลายทองแดงให้เสร็จสมบูรณ์ก่อน และไม่สามารถแก้ไขได้ในภายหลัง นอกจากนี้การใช้งานเอฟพีจีเอสามารถโปรแกรมการทำงานได้ในทุกขณะแม้แต่ขณะที่ส่งมอบงานแล้ว ก็ยังสามารถเข้าไปแก้ไขวงจรได้อย่างง่ายดาย จึงเป็นที่มาของคำว่า "Field Programmable" ซึ่งหมายถึง โปรแกรมได้ในภาคสนาม หรือ ที่หน้างาน ใดๆก็ตามตามข้อกำหนดของเอฟพีจีเอจะหายไปหลังจากปิดไฟเลี้ยง ดังนั้นจะต้องมีหน่วยความจำภายนอก (Flash Memory) มาคอยรักษาข้อกำหนดของเอฟพีจีเอไว้ ซึ่งเอฟพีจีเอจะมีกระบวนการอ่านข้อกำหนดนั้นโดยอัตโนมัติหลังจากได้รับไฟเลี้ยง

เอฟพีจีเอเป็นทางเลือกอีกทางหนึ่งของการรวมทั้งสองวิธีการออกแบบเข้าด้วยกันคือ การสร้างไมโครคอนโทรลเลอร์บนเอฟพีจีเอ โดยอาศัยความสามารถของตัวเอฟพีจีเอที่เป็นฮาร์ดแวร์ที่สามารถโปรแกรมได้ ซึ่งวิธีการนี้ทำให้เราได้ทั้งในส่วนของฮาร์ดแวร์ (FPGA) และซอฟต์แวร์ (Microcontroller) อยู่ในระบบเดียวกัน สามารถสร้างเป็นระบบร่วม (Co-design System) หรือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ระบบฝังตัว (Embedded System) โดยสามารถทำให้เสร็จสมบูรณ์ได้บนชิพเพียงตัวเดียว ทำให้ระบบมีขนาดเล็ก และทำงานที่ความเร็วสูง นอกจากนี้ทุกขั้นตอนตั้งแต่กระบวนการออกแบบ จนกระทั่งการ โปรแกรม และการปรับปรุงเปลี่ยนแปลงระบบนั้นสามารถปรับปรุงและเปลี่ยนแปลงได้ตลอด สำหรับภาพตัวอย่างของชิพเอฟพีจีเอแสดงดังรูปที่ 3.12 และ โครงสร้างภายในของ เอฟพีจีเอแสดงดังรูปที่ 3.13



รูปที่ 3.12 แสดงภาพตัวอย่างชิพเอฟพีจีเอ<sup>6</sup>

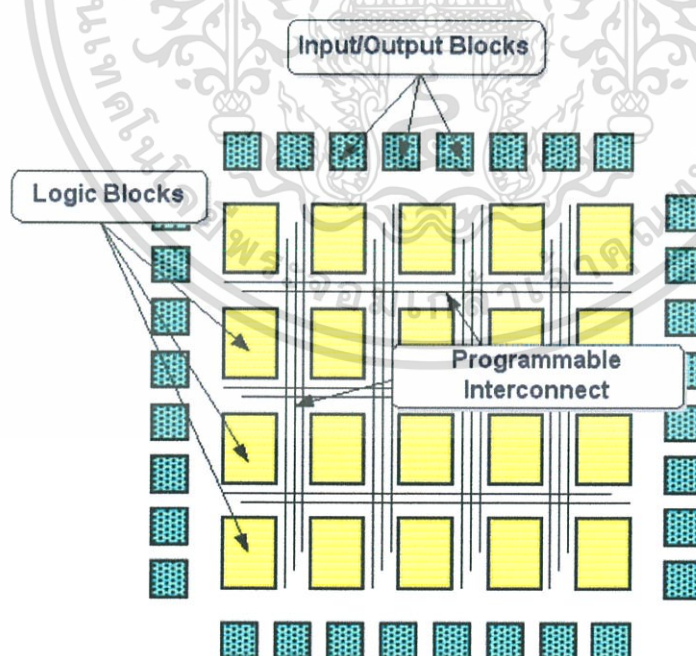
เอฟพีจีเอสามารถออกแบบ โดยใช้ภาษาชั้นสูงที่ง่ายต่อความเข้าใจของผู้ออกแบบทำให้ใช้เวลา ค่อนข้างน้อย เมื่อทำการเปรียบเทียบความสามารถในด้านต่างๆ ของไมโครคอนโทรลเลอร์ เอฟพีจีเอและอุปกรณ์ประเภท ASIC (Application Specific IC) สามารถสรุปได้ดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 แสดงการเปรียบเทียบความสามารถในด้านต่างๆ

	Microcontroller	FPGA	ASIC
ความเร็ว (Speed)	ช้า	เร็ว	เร็วมาก
พลังงาน (Power)	น้อย	ปานกลาง	น้อยมาก
ราคา (Cost)	น้อยมาก	ปานกลาง	มาก
เวลาพัฒนา (Development Time)	น้อย	น้อย	มาก
ความยืดหยุ่น (Flexibility)	มาก	ปานกลาง-มาก	น้อย

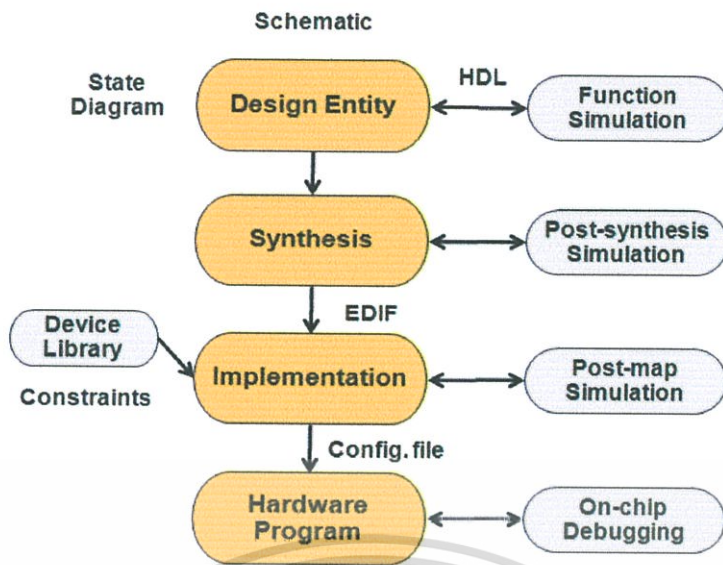
<sup>6</sup> <http://www.promwad.com/services/fpga.html>

จากการเปรียบเทียบความสามารถด้านต่างๆ จึงทำให้อุปกรณ์แต่ละชนิดมีความเหมาะสมกับประเภทของงานที่แตกต่างกัน ถ้าหากเป็นงานที่ไม่ต้องการความเร็วมาก และมีงบประมาณที่ค่อนข้างจำกัด เช่น ชุดควบคุมอุปกรณ์ขนาดเล็ก ก็ควรจะใช้ไมโครคอนโทรลเลอร์ที่มีราคาถูก แต่ ถ้าเป็นงานที่ต้องการความเร็วสูงและใช้การประมวลผลข้อมูลทีมาก ต้องการการส่งผ่านข้อมูลที่เร็ว เช่น งานทางด้าน DSP (Digital Signal Processing) งานทางด้านการประมวลผลภาพ (Image Processing) การบีบอัดข้อมูล (Data Compression) ก็ควรที่จะเลือกใช้เอฟพีจีเอซึ่งปัจจุบันมีการรวมเอาอุปกรณ์ต่างๆ เข้าไว้ในชิพ เช่น RISC Processor, Memory, DSP Block, Multi-gigabit Transceiver ทำให้สามารถออกแบบเป็นลักษณะของระบบบนชิพเดียวได้ ถึงแม้ว่าการทำงานของเอฟพีจีเอจะยังมีความเร็วที่ด้อยกว่า Application-specific Integrated Circuit (ASIC) และเมื่อเปรียบเทียบขนาดทางกายภาพพบว่า มีพื้นที่ในการใช้งานของวงจรที่ใหญ่กว่า รวมทั้งใช้กำลังงานมากกว่า ASIC อย่างไรก็ตาม เอฟพีจีเอมีข้อได้เปรียบในส่วนของการใช้เวลาในการพัฒนาผลิตภัณฑ์ (Time to Market) ที่น้อยกว่า สามารถแก้ไขวงจรได้ภายหลังจากที่ใช้งานจริง และมีค่าแรงในการดำเนินการที่ต่ำกว่า (Non-recurring Engineering) นอกจากนี้ยังมีเอฟพีจีเอชนิดที่โปรแกรมได้ครั้งเดียว (OTP) ซึ่งมีราคาที่สูงกว่าโดยเอฟพีจีเอชนิดนี้เมื่อโปรแกรมแล้วจะคล้ายกับ ASIC นอกจากนี้ยังมีการรวมหน่วยความจำกับโครงสร้างภายนอก เข้าไว้ในอุปกรณ์เอฟพีจีเอซึ่งจะยังคงอยู่แม้ปิดไฟเลี้ยง เรียกว่า “Complex Programmable Logic Devices :CPLD”



รูปที่ 3.13 แสดง โครงสร้างภายในเอฟพีจีเอ<sup>7</sup>

<sup>7</sup> <http://pirun.ku.ac.th/~b4555226/FPGA%20Architecture.html>  
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.14 แสดงขั้นตอนนอกแบบบนเอฟพีจีเอ

การออกแบบวงจรดิจิทัลด้วยเอฟพีจีเอเป็นการออกแบบฮาร์ดแวร์แทนที่จะเป็นซอฟต์แวร์หรือตัวโปรแกรมโดยตรงซึ่งมีขั้นตอนของการออกแบบแสดงดังรูปที่ 3.14 โดยแบ่งออกเป็นองค์ประกอบทั้งหมด 4 ส่วนหลักดังนี้

- **Design Entry** เป็นขั้นตอนการรับข้อมูลของการออกแบบเข้าไปในระบบ โดยทั่วไปสามารถทำได้หลายทาง เช่น โดยใช้ Schematic Design Entry ดึงอุปกรณ์มาจากไลบรารี (Library) ของเอฟพีจีเอหรือ โดยใช้ภาษา HDL อย่างเช่น VHDL หรือ Verilog ซึ่งออกแบบโดยใช้ภาษาชั้นสูงนั้นมีข้อดีก็คือไม่ขึ้นกับเทคโนโลยีหรือตัวชิพที่จะถูกโปรแกรม ดังนั้นผู้ออกแบบไม่จำเป็นต้องรู้ถึงลักษณะการเชื่อมต่อของวงจร ส่วนการทดสอบความถูกต้องเป็นในลักษณะการตรวจสอบระดับฟังก์ชันการทำงาน (Function Simulation) โดยใช้ซอฟต์แวร์สำหรับจำลองการทำงาน

- **Synthesis** ขั้นตอนนี้จะเกี่ยวข้องกับการแปลงแบบที่ได้จาก Schematic หรือ HDL ให้เป็นวงจรลอจิกโดยจะมีขั้นตอนย่อยๆ คือ การสังเคราะห์วงจร (Logic Synthesis) โดยปกติแล้วจะมีขั้นตอนการ Optimization ด้วยเพื่อให้ได้วงจรที่ใช้ทรัพยากรน้อยที่สุดหรือทำงานได้เร็วที่สุดผลลัพธ์จากขั้นตอนนี้จะเป็น EDIF (Electronic Design Intermediate Form) ซึ่งเป็นไฟล์ที่อธิบายการเชื่อมต่อ (Netlist) โดยไม่ขึ้นกับเทคโนโลยีใดๆ ที่จะนำมาใช้ ซึ่งหมายความว่า เป็นมาตรฐานที่ตัวเครื่องมือในการออกแบบ (Design Tools)

- **Implementation** หลังจากได้ไฟล์ของการเชื่อมต่อ (Netlist File) จะทำการแมป (MAP) ให้เข้ากับเทคโนโลยีหรือตัวชิพที่จะใช้งาน (Technology Mapping) โดยส่วนมากเอฟพีจีเอจะเป็นเทคโนโลยีแบบ LUT (Look-Up Table) และหลังจากนั้นก็ทำการวางตำแหน่ง (Placement) ของเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

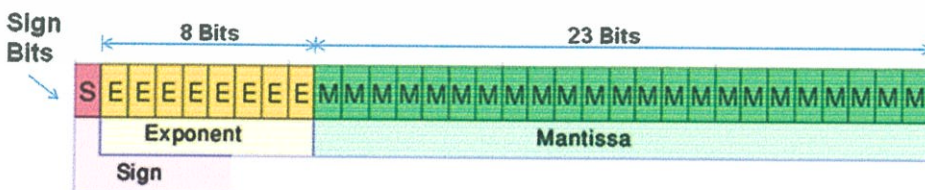
ลอจิกต่างๆ แล้วทำการเชื่อมต่อสายสัญญาณ (Routing) ผลลัพธ์สุดท้ายจะได้ไฟล์สำหรับโปรแกรมลงชิพ (Reconfiguration File)

● **Hardware Program** การโปรแกรมอุปกรณ์หรือชิพเอฟพีจีเอนั้นสามารถทำได้ทันที รวมทั้งการปรับเปลี่ยนแก้ไขได้ตลอดเวลา โดยกลับไปทำกระบวนการตั้งแต่ต้นก่อนที่จะทำการโปรแกรมทดสอบการทำงานจริงๆ ได้โดยไม่เกิดความเสียหาย ซึ่งเหมือนกับไมโครคอนโทรลเลอร์นั่นเอง ดังนั้นชิพเอฟพีจีเออาจถูกเรียกว่า ฮาร์ดแวร์ที่สามารถโปรแกรมได้ (Reprogrammable Hardware) ความสามารถของเอฟพีจีเอนั้นสูงกว่าไมโครคอนโทรลเลอร์ตามที่กล่าวมาข้างต้น โดยตัวชิพเอฟพีจีเอทำงานที่ความถี่ 300 MHz ซึ่งเร็วกว่า 1GHz 32bit processor (ที่ต้องทำการประมวลผลโปรแกรมที่ละบรรทัด) หลายเท่าตัว เนื่องจากการทำงานบนเอฟพีจีเอนั้นเป็นลักษณะของฮาร์ดแวร์ที่สามารถทำงานได้พร้อมๆ กันเป็นแบบขนาน

ดังนั้นในการสร้างระบบรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอจึงมีความเหมาะสมเป็นอย่างยิ่ง เพื่อพัฒนาให้ระบบของการรู้จำใบหน้าที่มีรูปแบบและมีประสิทธิภาพที่รวดเร็วกว่าการทำงานบนซอฟต์แวร์ ด้วยความสามารถที่เหมาะสมในด้านต่างๆ และด้วยความสามารถในการโปรแกรมได้ของเอฟพีจีเอ ทำให้สามารถออกแบบเป็นลักษณะของระบบใหญ่บนชิพเดียว (System on a Programmable Chip) ได้

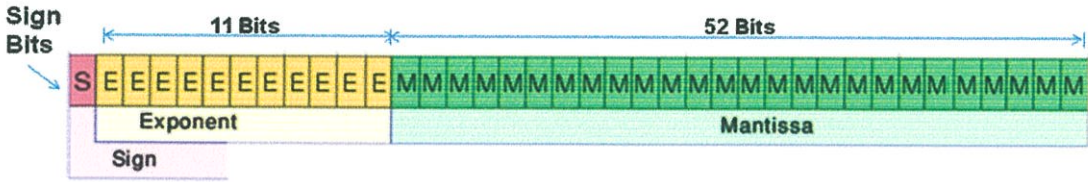
### 3.2.1 มาตรฐานระบบเลขจำนวนจริง IEEE 754 สำหรับ Binary Floating-Point Arithmetic

Institute of Electrical and Electronics Engineers 754 (IEEE754) เป็นมาตรฐานที่ถูกกำหนดขึ้น เพื่อใช้ในการจัดเก็บจำนวนจริง (Floating-point) ในระบบคอมพิวเตอร์ซึ่งตามมาตรฐาน IEEE 754 ได้จำแนกรูปแบบการจัดเก็บข้อมูลจำนวนจริงออกเป็น 2 รูปแบบ คือ การจัดเก็บเลขจำนวนจริงแบบ Single Precision และการจัดเก็บเลขจำนวนจริงแบบ Double Precision โดยจะแสดงดังรูปที่ 3.15 และ 3.16



รูปที่ 3.15 แสดงรูปแบบการจัดเก็บเลขจำนวนจริงแบบ Single Precision (32 บิต)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.16 แสดงรูปแบบการจัดเก็บเลขจำนวนจริงแบบ Double Precision (64 บิต)

สำหรับการแทนจำนวนจริงของเลขฐานสิบจะใช้การแทนตัวเลขทางคณิตศาสตร์เช่น 888,000 และ 0.0000888 สามารถเขียนให้อยู่ในรูป  $0.888 \times 10^6$  และ  $0.888 \times 10^{-6}$  ตามลำดับ จาก การแทนให้อยู่ในรูปแบบดังสมการที่ 3.30 สามารถทำได้ง่าย อีกทั้งยังนำไปประยุกต์ใช้งานกับ เลขฐานสองได้ด้วยเช่นกันดังสมการที่ 3.31

$$\pm M \times B^{\pm E} \quad (3.30)$$

$$(-1)^S 2^{\pm E} \times M \quad (3.31)$$

จากรูปที่ 3.15 แสดงรูปแบบการจัดเก็บเลขจำนวนจริงแบบ Single Precision หรือ โครงสร้างข้อมูลสำหรับเลขจำนวนจริง 32 บิต ซึ่งรูปแบบในการจัดเก็บเลขจำนวนจริงสามารถ จำแนกองค์ประกอบออกเป็น 3 ส่วนซึ่งในแต่ละส่วนมีความแตกต่างกันอย่างชัดเจน โดยจะอธิบาย ในแต่ละองค์ประกอบได้ดังนี้

1. S คือ Sign เป็นบิตที่ใช้ในการจัดเก็บเครื่องหมาย (Sign) ซึ่งลักษณะของการจัดเก็บ เครื่องหมายของเลขจำนวนจริงจะประกอบไปด้วยข้อมูลจำนวน 1 บิต โดยกำหนดจำนวนลบแทน ด้วย '1' และจำนวนบวก แทนด้วย '0'

2. E คือ Exponent เป็นบิตที่ใช้ในการจัดเก็บเลขชี้กำลัง (Exponent) จำนวน 8 บิต สำหรับ รูปแบบนี้เรียกว่า "Biased Representation" โดยจะใช้ค่าคงที่จำนวนหนึ่งที่เรียกว่า ค่าไบแอส (Bias) โดยจะใช้ค่านี้ในการหาค่าของเลขชี้กำลังที่แท้จริงได้ เนื่องจากช่วงข้อมูลของส่วนนี้มีค่า 8 บิตจะทำให้ มีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 255 โดยให้ค่าไบแอสมีค่าเท่ากับ 127 ดังนั้นเมื่อนำค่าไบแอสไปลบออก จากช่วงเดิมจะทำให้ได้เลขชี้กำลังให้อยู่ในช่วง -127 ถึง 128 โดยระบบเลขฐานที่ใช้คือ เลขฐานสอง (Binary) โดยค่าที่เก็บจะเป็นค่าไบแอส (Bias) ของ 127 แสดงดังตารางที่ 3.2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.2 แสดงตัวอย่างการเก็บค่าไบแอสที่เลขชี้กำลังค่าต่างๆ

Exponent (E)	Unbiased Exponent ( $e = E - 127$ )	Binary
+5	-122	1111010
0	-127	1111111
-10	-137	10001001
+128	1	00000001
-127	-254	11111110
-1	-128	10000000

3. พารามิเตอร์ M คือ Mantissa หรือ Fraction Part เป็นบิตใช้ในการจัดเก็บค่าของจำนวนเลขทศนิยม (Mantissa) ค่าของจำนวนทศนิยมเป็นค่านัยสำคัญ (Significant) ของจำนวนจริงจำนวน 23 บิต ซึ่งค่าที่นำมาใช้จะต้องเป็นค่าที่อยู่ในรูปแบบของ “Normalized Form” คือ ให้จุดไปอยู่หน้าเลขนัยสำคัญตัวแรกของทศนิยม บิตสูงสุดของระบบเลขฐานสอง ปกติจะเป็น ‘1’ เสมอ ดังนั้น M เป็นรูปแบบของเศษส่วน โดยทำให้อยู่ในรูปแบบทั่วไปได้ดังนี้

$$\frac{1}{B} \leq |M| < 1 \quad (3.32)$$

โดยที่  $M$  คือ ค่าของจำนวนทศนิยมที่เป็นไปได้  
 $B$  คือ ฐานของเลขชี้กำลัง (Base Exponent)

ตารางที่ 3.3 แสดงการเปรียบเทียบรายละเอียดเพิ่มเติมระหว่าง Single Precision และ Double Precision

Type	Sign	Exponent	Exponent Bias	Significant	Total
Single Precision	1	8	127	23	32
Double Precision	1	11	1023	52	64

สำหรับตารางที่ 3.3 แสดงการเปรียบเทียบรายละเอียดระหว่างเลขจำนวนจริงขนาด 32 บิตและ 64 บิต แต่สำหรับงานวิจัยนี้ใช้ระบบเลขจำนวนจริงขนาด 32 บิตในการทำงาน เพื่อให้ง่ายต่อการทำงานของเลขจำนวนจริงจึงต้องทำการนอร์มอลไลซ์ (Normalize) โดยให้บิตแรกมีค่าเป็น “1” เสมอ หน้าจุดทศนิยม ซึ่งตัวอย่างของเลขจำนวนจริงที่ทำการนอร์มอลไลซ์จะแสดงดังสมการที่ 3.33

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ การใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ใดเห็นไปใช้ขอสงวนสิทธิ์ในการคัดลอกหรือเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาตจากเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตัวอย่างแสดงการแทนค่าในรูปแบบของ Single Precision

$$(-1)^S 2^e \times 1.M \text{ (normalized)} \quad \text{สำหรับกรณี } E > 0 \quad (3.33)$$

$$(-1)^S 2^{-126} \times 0.M \text{ (denormalized)} \quad (3.34)$$

โดยให้

M คือ  $(M_{23}^{-1} + M_{22}^{-2} + M_i^{-n} + \dots + M_0^{-23})$  โดยที่  $M_i = 1$  หรือ  $0$

S คือ เครื่องหมาย เช่น '0' คือ ค่าบวก และ '1' คือ ค่าลบ

E คือ เลขชี้กำลัง โดยที่  $E_{\text{สูงสุด}} = 255$  และ  $E_{\text{น้อยสุด}} = 0$

e คือ Unbiased Exponent แสดงดังสมการที่ 3.33

$$e = E - 127(\text{bias}) \quad (3.35)$$

ตารางที่ 3.4 แสดงตัวอย่างการแปลงเลขจำนวนจริงเป็นเลขจำนวนจริงในรูปแบบ Single Precision

Sign(S)	Exponent(E)	Mantissa(M)	Value
0	00000000	000000000000000000000000	+0 (ค่าศูนย์บวก)
1	00000000	000000000000000000000000	-0 (ค่าศูนย์ลบ)
1	00000000	100000000000000000000000	$^{-126} -2 \times 0.(2) = -2 \times 0.5$
0	00000000	000000000000000000000001	$^{-126} +2 \times 0.(2) =$ (smallest value)
0	00000001	010000000000000000000000	$^{-126} +2 \times 1.(2) = +2 \times 1.25$
0	10000001	000000000000000000000000	$^{129-127} +2 \times 1.0 = 4$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.1.7.2 รูปแบบในการปัดเศษของระบบจำนวนจริง

รูปแบบในการปัดเศษของระบบจำนวนจริงแบ่งออกเป็น 5 ลักษณะ โดยจะทำการปัดเศษของระบบจำนวนจริงที่แตกต่างกันไป ได้แก่

#### 1. การปัดเศษให้เป็นจำนวนเต็มที่ใกล้เคียงที่สุด (Round-to-nearest Even)

การปัดเศษในรูปแบบนี้จัดเป็นรูปแบบที่เป็นมาตรฐาน โดยค่าจะถูกปัดขึ้นหรือลงตามตำแหน่งที่ต่ำกว่า โดยใช้หลักเกณฑ์ถ้าต่ำกว่า 5 ให้ตัดทิ้ง เช่น ถ้าค่าเกิน 0.5 ปัดขึ้น ค่าน้อยกว่า 0.5 ปัดลง แต่ถ้าค่าเท่ากับ 0.5 ถ้าปัดขึ้นจะทำให้เลขผิดไปทางบวกมากกว่าปกติ ถ้าปัดทิ้งเลขก็จะผิดไปทางลบมากกว่าปกติ การปัดเศษให้เป็นจำนวนเต็มที่ใกล้เคียงที่สุดแสดงดังตารางที่ 3.5

ตารางที่ 3.5 แสดงตัวอย่างการปัดเศษแบบให้เป็นจำนวนเต็มที่ใกล้เคียงที่สุด

ข้อมูลตั้งต้น	ข้อมูลที่ได้ทำการปัดเศษ
3.4	3
5.6	6
3.5	4
2.5	2

#### 2. การปัดเศษให้เป็นจำนวนศูนย์ (Round-to-Zero)

การปัดเศษในรูปแบบนี้เรียกว่า “Truncation หรือการปัดเศษทิ้งตลอด” ซึ่งไม่เป็นที่นิยมในการใช้งานเนื่องจากทำให้ข้อมูลมีการผิดไปมากกว่าปกติ เช่น ถ้าข้อมูลมีค่า 3.47 จะถูกปัดเป็น 3.4

#### 3. การปัดเศษขึ้น (Round-Up)

การปัดเศษในรูปแบบนี้จะทำการปัดเศษขึ้นตลอด เช่น ถ้าข้อมูลมีค่า 3.2 จะถูกปัดเป็น 4 ในขณะที่ข้อมูลมีค่า -3.2 จะถูกปัดเป็น -3

#### 4. การปัดเศษลง (Round-Down)

การปัดเศษในรูปแบบนี้จะตรงกันข้ามกับการปัดเศษในรูปแบบการปัดเศษขึ้น จะทำการปัดเศษลงตลอดเช่น ถ้าข้อมูลมีค่า 3.2 จะถูกปัดเป็น 3 ในขณะที่ข้อมูลมีค่า -3.2 จะถูกปัดเป็น -4

#### 5. การปัดเศษแบบช่วง (Round to Ward) $\pm \alpha$

วิธีนี้จะเก็บผลลัพธ์ไว้สองแบบ คือ แบบปัดขึ้นตลอดกับแบบปัดทิ้งตลอด ผลลัพธ์จะอยู่ระหว่างสองค่านี้ ซึ่งจะไม่ทราบว่าจะค่าไหน เรียกว่า “Interval Arithmetic” ซึ่งไม่ได้รับความนิยมในการใช้งาน แต่มีข้อดีในกรณีถ้าช่วงที่ได้แคบแสดงว่าการคำนวณแม่นยำ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.2.1.3 ภาคการคำนวณในรูปแบบของระบบเลขจำนวนจริง

การพิสูจน์และสรุปการทำงานพื้นฐานสำหรับการคำนวณในระบบเลขจำนวนจริงจะแสดงดังตารางที่ 3.5 สำหรับการบวกเลขจำนวนจริงจะต้องมีค่าของเลขชี้กำลังที่เท่ากัน ดังนั้นต้องใช้วิธีการเลื่อนจุดของฐานตัวใดตัวหนึ่ง แต่สำหรับการคูณสามารถทำการคำนวณได้ทันทีโดยไม่ต้องมีการปรับเลขฐาน ซึ่งจากการพิสูจน์ดังในตารางที่ 3.6 จะนำผลลัพธ์สุดท้ายไปใช้งานโดยภาคการคำนวณบวกและลบจะเป็นไปตามแผนผังดังรูปที่ 3.17 และภาคการคูณจะเป็นไปตามแผนผังดังรูปที่ 3.18 สำหรับส่วนของเครื่องหมายการบวก ( $\pm$ ) จะแยกตรวจสอบดังแสดงในรูปที่ 3.17 (ในส่วนการตรวจสอบ  $e_A > e_B$ ) ถ้าเลขชี้กำลังของตัวดำเนินการเอหรือบีที่มีค่ามากกว่าก็จะใช้เครื่องหมายของเลขชี้กำลังตัวนั้นเป็นผลลัพธ์ และสำหรับส่วนของเครื่องหมายการคูณจะนำส่วนของเครื่องหมายของตัวดำเนินการเอและบีมาทำการ Exclusive OR (XOR) กันเพื่อให้ได้เครื่องหมายของผลลัพธ์

ตารางที่ 3.6 แสดงการพิสูจน์และสรุปขั้นตอนพื้นฐานเลขจำนวนจริง

Floating-point Number	Arithmetic Operation
$Op_A = 2^{e_A} \times M_A^*$	$Op_A \pm Op_B = (2^{e_A} \times M_A) \pm (2^{e_B} \times M_B)$ $= 2^{e_B} \times ((2^{e_A - e_B} \times M_A) \pm M_B)$
$Op_B = 2^{e_B} \times M_B^*$	$Op_A \times Op_B = (2^{e_A} \times M_A) \times (2^{e_B} \times M_B)$ $= 2^{e_A + e_B} \times (M_A \times M_B)$

\*หมายเหตุ  $M_A$  และ  $M_B$  ความหมายเดียวกับ  $frac_A$  และ  $frac_B$  ตามลำดับ

ภาคการคำนวณในรูปแบบของระบบเลขจำนวนจริงมีหลายรูปแบบ เช่น ภาคการคำนวณบวก ภาคการคำนวณลบ ภาคการคูณ และภาคการหาร แต่สำหรับในส่วนนี้จะกล่าวถึงสามภาคการคำนวณแรกเท่านั้น โดยในแต่ละภาคการคำนวณนั้นจะมีขั้นตอนการทำงานที่ใกล้เคียงกันแตกต่างกันเพียงเล็กน้อย สำหรับภาคการคำนวณบวกและลบจะแตกต่างกันในส่วนของการตั้งและตัวลบโดยมีการตรวจสอบค่าของ  $e_A$  และ  $e_B$  แสดงขั้นตอนการทำงานดังรูปที่ 3.17 สำหรับภาคการคูณจะแสดงขั้นตอนการทำงานดังรูปที่ 3.18

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 1. ภาคคำนวณบวก (Adder Module) และภาคคำนวณลบ (Subtraction Module)

ภาคคำนวณบวกและภาคคำนวณลบของระบบเลขจำนวนจริงมีความซับซ้อนมากกว่าเลขจำนวนเต็ม (Integer) ขั้นตอนพื้นฐานของการบวกหรือการลบจำนวนจริงจะแสดงดังรูปที่ 3.17 ด้วยการดำเนินงานเดียวกันกับสมการการบวกลบดังตารางที่ 3.5 โดยผลลัพธ์ของการบวกลบเลขจำนวนจริงจะเกิดจากการดำเนินการของจำนวนสองจำนวน ซึ่งในแผนผังจำนวนสองจำนวนนั้นคือ  $Operand_A$  และ  $Operand_B$  โดยที่จำนวนทั้งสองมีส่วนประกอบที่เป็นไปตามรูปแบบของการเก็บเลขจำนวนจริง ได้แก่ Sign คือ เครื่องหมายของเลขจำนวนจริง e คือ เลขชี้กำลัง และ Mantissa หรือ frac คือ ส่วนทศนิยม จากข้อมูลขั้นต้นที่มีการเก็บที่สามารถเลือกใช้ข้อมูลในแต่ละส่วนได้อย่างอิสระ สำหรับขั้นตอนแรกจะทำการตรวจสอบส่วนที่เป็นเลขชี้กำลังระหว่างข้อมูลทั้งสอง ถ้าเลขชี้กำลังของเอมีค่ามากกว่าเลขชี้กำลังของบีจะดำเนินการตามขั้นตอนต่อไปทางด้านซ้ายโดยจะทำการเก็บข้อมูลของเลขชี้กำลังเอและบีไว้ใน  $e_L$  และ  $e_S$  ตามลำดับ ส่วนทศนิยมเอและบีเก็บไว้ใน  $frac_L$  และ  $frac_S$  ตามลำดับ แต่ถ้าสำหรับกรณีที่เลขชี้กำลังเอมีค่าน้อยกว่าเลขชี้กำลังบีจะดำเนินการตามขั้นตอนต่อไปทางด้านขวาโดยจะทำการเก็บข้อมูลของเลขชี้กำลังบีและเอไว้ใน  $e_L$  และ  $e_S$  ตามลำดับ และส่วนทศนิยมบีและเอไว้ใน  $frac_L$  และ  $frac_S$  ตามลำดับ สำหรับขั้นตอนถัดมาทำการหาค่าผลลบ (Diff) เพื่อหาส่วนต่างของเลขชี้กำลังด้วยการนำค่า  $e_L$  ลบด้วยค่า  $e_S$  จากนั้นในขั้นตอนถัดไปทำการเลื่อนบิตของข้อมูล  $frac_S$  ไปทางขวาตามจำนวนค่าของผลลบ ในขั้นตอนถัดมานำค่าที่ได้ทำการเลื่อนบิตเสร็จจากขั้นตอนที่แล้วมาทำการบวกหรือลบด้วยค่า  $frac_L$  แล้วทำการเก็บผลลัพธ์ไว้ในค่า  $Frac_O$  และนำค่า  $e_L$  เก็บไว้ในค่า  $e_O$  เพื่อใช้เป็นเลขชี้กำลังของผลลัพธ์ จากนั้นในขั้นตอนต่อมาทำการปิดเศษของค่า  $Frac_O$  เพื่อใช้เป็นส่วนทศนิยมของผลลัพธ์ และสำหรับในขั้นตอนถัดไปจะทำการตรวจสอบค่าผลลัพธ์ก่อนการทำการนอร์มอลไลซ์ ว่าอยู่ในกรณียกเว้นหรือไม่เช่น กรณีของการที่จำนวนของข้อมูลเกิน (Overflow) ถ้าไม่อยู่ในกรณีที่ยกเว้นจะทำการนอร์มอลไลซ์ค่าดังกล่าวเพื่อใช้เป็นผลลัพธ์สุดท้ายของภาคคำนวณบวกหรือภาคคำนวณลบของจำนวนจริง โดยที่ค่าผลลัพธ์ (Output) เกิดจากค่าเครื่องหมายโอเป็นผลลัพธ์ของการดำเนินการระหว่างเครื่องหมายเอและบี สำหรับอีกสองส่วนคือ ส่วนเลขชี้กำลัง โอ และส่วนทศนิยม โอ ซึ่งสองส่วนนี้สามารถคำนวณได้จากขั้นตอนข้างต้นที่ได้กล่าวไว้ก่อนหน้านี้

ตัวอย่างพื้นฐานการบวกลบเลขจำนวนจริงโดยจะกล่าวถึงส่วนของเลขทศนิยมเพียง 5 ตำแหน่งเท่านั้น

$$\begin{array}{r} 4 \\ 2 \times 1.1001 \\ 2 \\ + 2 \times 1.0010 \end{array}$$

ขั้นตอนที่ 1 นำจำนวนที่มีค่าของเลขชี้กำลังที่สูงกว่า ( $e_L$ ) ลบด้วยค่าของเลขชี้กำลังที่ต่ำกว่า ( $e_S$ )

$$e_L = 2^4, e_S = 2^2, \text{ ดังนั้นค่าผลต่างจะมีค่าเท่ากับ } 4 - 2 = 2$$

ขั้นตอนที่ 2 ทำการเลื่อนบิตส่วนทศนิยมของค่าของเลขชี้กำลังที่ต่ำกว่าไปทางขวาเท่ากับจำนวนค่าผลต่าง

$$\begin{array}{r} 1.1001\ 000 \\ + 0.0100\ 100 \end{array}$$

ขั้นตอนที่ 3 ทำการบวกของส่วนทศนิยม

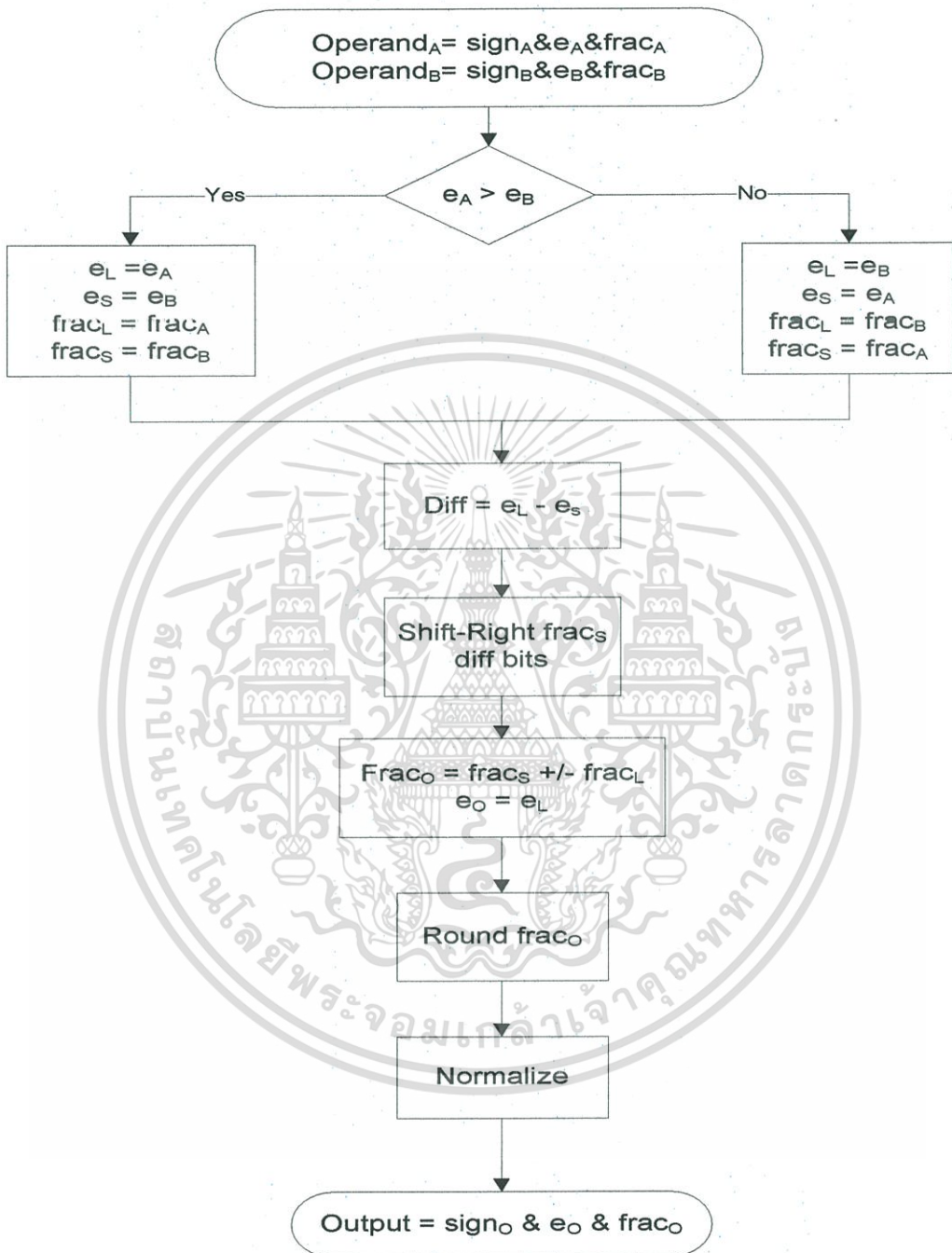
$$\begin{array}{r} 1.1001\ 000 \\ + 0.0100\ 100 \\ \hline 1.1101\ 100 \end{array}$$

ขั้นตอนที่ 4 ทำการปัดเศษให้เป็นจำนวนเต็มทีใกล้เคียงที่สุด

$$\text{frac}_0 = 1.1110$$

ขั้นตอนที่ 5 ทำการรวมค่าส่วนเลขยกกำลังจะได้ผลลัพธ์ดังนี้

$$2^4 \times 1.1110$$



รูปที่ 3.17 แผนผังแสดงขั้นตอนการบวกหรือการลบจำนวนจริง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2. ภาคคำนวณคูณ (Multiplier Module)

ภาคคำนวณคูณของระบบเลขจำนวนจริงมีความซับซ้อนใกล้เคียงกันกับภาคคำนวณบวกและภาคคำนวณลบ ขั้นตอนของภาคคำนวณคูณจำนวนจริงแสดงดังรูปที่ 3.18 ด้วยการทำงานเดียวกันกับสมการการคูณดังตารางที่ 3.5 โดยผลลัพธ์ของการคูณเลขในระบบจำนวนจริงเกิดจากการดำเนินการของจำนวนจริง 2 จำนวน ซึ่งในแผนผังจำนวนทั้งสองคือ  $Operand_A$  และ  $Operand_B$  โดยที่จำนวนทั้งสองมีส่วนประกอบที่เป็นไปตามรูปแบบของการเก็บเลขจำนวนจริงเช่นเดียวกับการใช้งานในภาคคำนวณบวกและภาคคำนวณลบ สำหรับขั้นตอนแรกจะนำส่วนของทศนิยมของทั้งเอและบีมาทำการคูณกันเพื่อให้ได้ส่วนทศนิยมของผลลัพธ์เป็น  $Frac_0$  และในขั้นตอนเดียวกันนี้จะนำส่วนของเครื่องหมายเอและบีมาทำการ Exclusive OR (XOR) กันเพื่อให้ได้ส่วนเครื่องหมายของผลลัพธ์ จากนั้นในขั้นตอนถัดไปนำส่วนของเลขชี้กำลังเอและบีมารวมเข้าด้วยกันแล้วทำการหักออกด้วยค่า 127 หรือค่าไบแอสเพื่อคำนวณหาเลขชี้กำลังของผลลัพธ์ สำหรับในขั้นตอนต่อมาจะทำการปิดเศษค่า  $Frac_0$  เพื่อคำนวณหาส่วนทศนิยมของผลลัพธ์ และสำหรับในขั้นตอนถัดไปทำการตรวจสอบค่าผลลัพธ์ก่อนการทำการนอร์มอไลซ์ว่าอยู่ในกรณียกเว้นหรือไม่ ซึ่งขั้นตอนนี้จะปฏิบัติการเช่นเดียวกันการตรวจสอบในขั้นตอนของภาคคำนวณบวกและภาคคำนวณลบ จากนั้นถ้าทำการตรวจสอบแล้วว่าไม่อยู่ในกรณียกเว้นจะทำการนอร์มอไลซ์ค่าผลลัพธ์นั้นเพื่อหาค่าผลลัพธ์สุดท้ายของภาคคำนวณคูณ โดยที่ค่าผลลัพธ์ (Output) เกิดจากส่วนเครื่องหมายโอ ส่วนเลขชี้กำลังโอ และส่วนทศนิยมโอ ซึ่งทั้ง 3 ส่วนนี้สามารถคำนวณได้จากขั้นตอนข้างต้นที่ได้กล่าวไว้ก่อนหน้านี้

ตัวอย่างพื้นฐานการคูณเลขจำนวนจริงโดยจะกล่าวถึงส่วนของเลขทศนิยมเพียง 5 ตำแหน่งเท่านั้น

$$\begin{array}{r} 100 \\ 2 \times 1.1001 \\ 110 \\ \times 2 \times 1.0010 \end{array}$$

ขั้นตอนที่ 1 ทำการคูณในส่วนของทศนิยมและคำนวณส่วนของเลขชี้กำลัง

$$1.1001$$

$$\times 1.0010$$

ดังนั้นผลลัพธ์จะได้เท่ากับ 1.11000010

$$\text{และสำหรับเลขชี้กำลังของผลลัพธ์จะเท่ากับ } e = \frac{100+110\text{-bias}}{2} = \frac{83}{2}$$

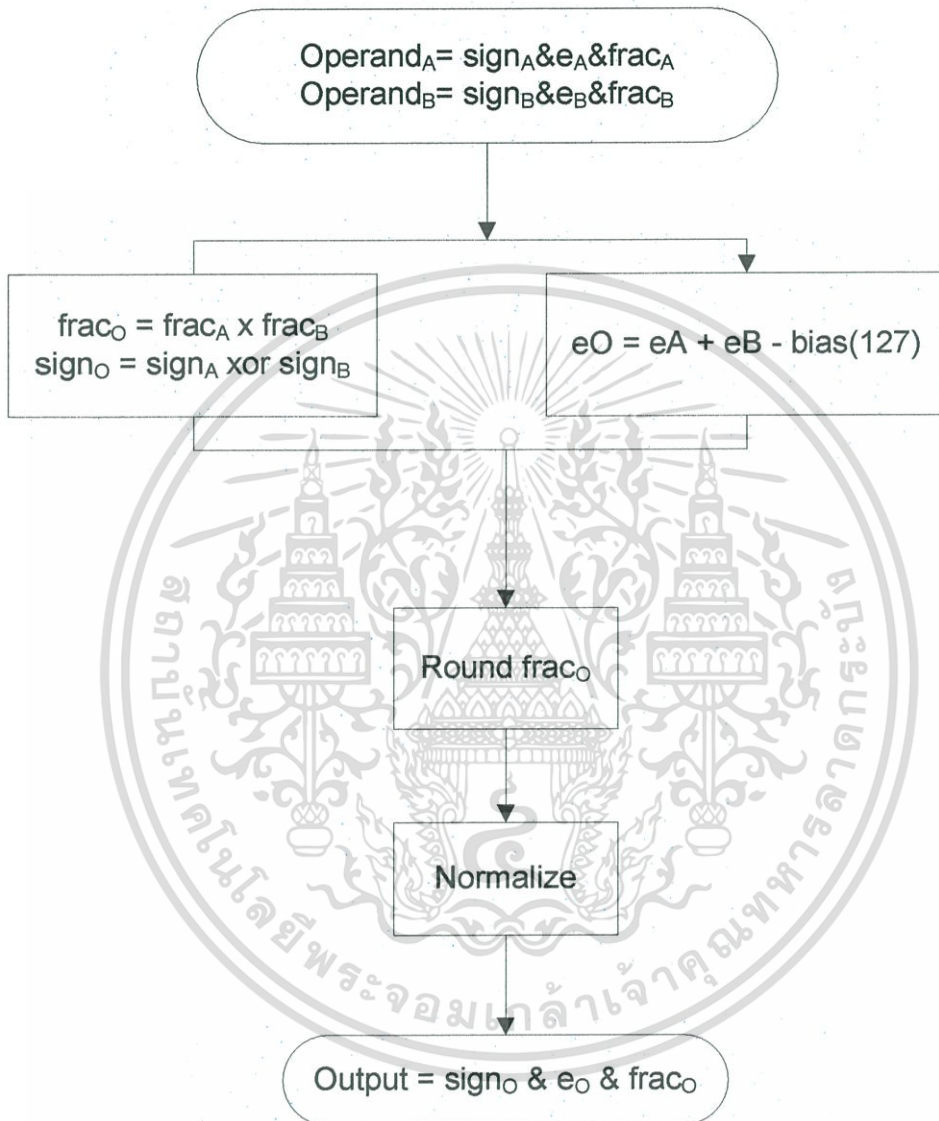
ขั้นตอนที่ 2 ทำการปิดเศษให้เป็นจำนวนเต็มที่ใกล้เคียงที่สุด

$$\text{frac} = 1.1100$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนที่ 3 ทำการรวมค่าส่วนเลขนยกกำลังจะได้ผลลัพธ์ดังนี้

$$\frac{83}{2} \times 1.1100$$



รูปที่ 3.18 แผนผังแสดงขั้นตอนการคูณจำนวนจริง

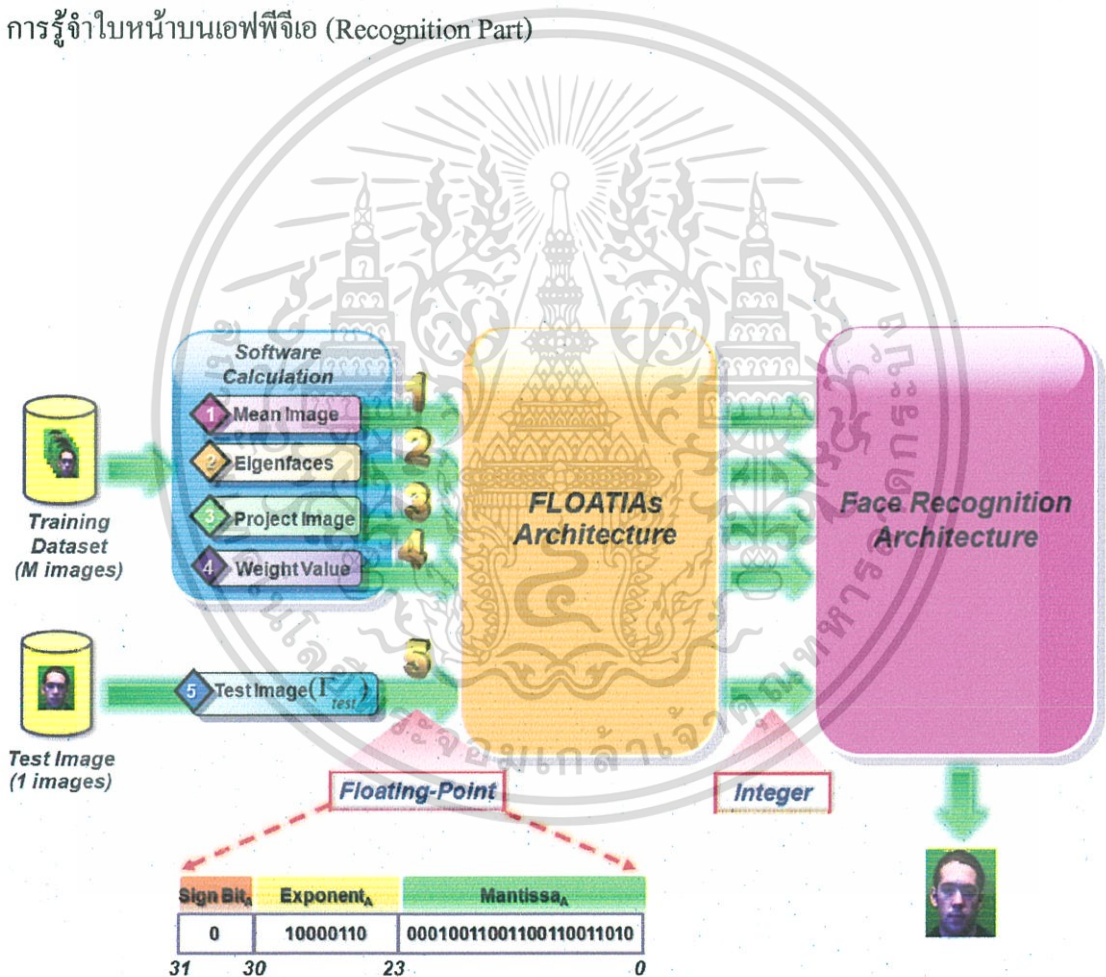
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## การออกแบบระบบของการรู้จำใบหน้า

ปัจจุบันแนวทางในด้านเทคนิคของการรู้จำใบหน้าบนซอฟต์แวร์ได้มีการพัฒนาและปรับปรุงคุณภาพอย่างต่อเนื่อง ประกอบกับอุปกรณ์ทางอิเล็กทรอนิกส์ที่เรียกว่า “เอฟพีจีเอ” ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในการประยุกต์ใช้งานกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้าเป็นอย่างมาก ดังนั้นจึงมีผู้เสนองานวิจัยจำนวนมากเกี่ยวกับการออกแบบระบบการรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอ หนึ่งในงานวิจัยเหล่านั้นถูกนำเสนอโดย Kumar, A.Pavan., Kamakoti, and V., Das, Sukhendu [11] ได้นำเสนอสถาปัตยกรรมแบบขนานสำหรับการรู้จำใบหน้าด้วยการแยกการทำงานในแต่ละภาพใบหน้าย่อย แต่ยังคงมีการทำงานแบบลำดับขั้น เพื่อพัฒนาให้ระบบมีความรวดเร็วและใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์น้อยลงจึงทำให้มีการพัฒนาขั้นตอนการทำงานแบบมัลติไปป์ไลน์ขึ้น โดย S.Visakhasart and O.Chitsobhuk [12] ได้พัฒนาในส่วนของกระบวนการประมวลผลของภาพใบหน้าย่อยที่มีลักษณะการทำงานแบบลำดับขั้นให้มีการทำงานไปป์ไลน์ (Pipeline Process) แต่สำหรับขั้นตอนการคำนวณในระบบยังคงเป็นการคำนวณด้วยระบบเลขทศนิยม (Floating-point Number) ทำให้ยังคงมีส่วนคำนวณที่ยังคงเหลืออยู่ อีกทั้งยังใช้เวลาและทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์สูงอีกด้วย ดังนั้นเพื่อพัฒนาให้ระบบมีความเร็วในการประมวลผลเพิ่มขึ้นและลดจำนวนการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ลง โดยที่ยังสามารถรักษาอัตราการรู้จำใบหน้าที่สูงไว้ได้ ในงานวิจัยนี้จึงนำเสนอการออกแบบสถาปัตยกรรมใหม่สำหรับระบบรู้จำใบหน้าบนรากฐานของระบบเลขจำนวนเต็ม ซึ่งใช้การแปลงข้อมูลทางคณิตศาสตร์จากระบบเลขทศนิยมไปเป็นระบบเลขจำนวนเต็มบนเอฟพีจีเอที่เรียกว่า “Floating-point To Integer Architecture for Face Recognition: FLOATIAS” เพื่อทำหน้าที่ลดความซับซ้อนของการประมวลผล ลดการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ และเพิ่มความเร็วในการประมวลผล อีกทั้งยังคงรักษาประสิทธิภาพการรู้จำใบหน้าที่สูงไว้ได้ ทำให้ระบบการรู้จำใบหน้าที่ออกแบบมีประสิทธิภาพในการเข้าสู่ระบบที่รวดเร็วและสมบูรณ์แบบต่อการใช้งานมากยิ่งขึ้น ขั้นตอนการแปลงข้อมูลจะใช้พื้นฐานของการลดการเลื่อนบิต ทำให้สามารถประมวลผลได้ภายในหนึ่งสัญญาณนาฬิกา สำหรับค่าจำนวนเต็มที่แปลงได้จะถูกนำไปคำนวณบน ALU ซึ่งต้องการความซับซ้อนและระยะเวลาในการประมวลผลการคำนวณที่ลดลงอย่างมากเมื่อเทียบกับการคำนวณบน FPU เดิม การประเมินประสิทธิภาพของระบบการรู้จำใบหน้าในงานวิจัยนี้ได้นำเทคนิคของการรู้จำใบหน้าทั้ง 4 เทคนิค ได้แก่ เทคนิคพีซีเอ เทคนิคมอดูล่าพีซีเอ เทคนิคเวทมอดูล่าพีซีเอ และ เทคนิคเวฟเลตพีซีเอ มาใช้ในการประเมิน และใช้ชุดฐานข้อมูลมาตรฐานที่มีความหลากหลายของภาพใบหน้า เพื่อนำมาวิเคราะห์หาเทคนิคที่เหมาะสมกับระบบการรู้จำใบหน้า โดยตัวแปรที่ใช้ในการพิจารณาได้แก่ อัตราการรู้จำใบหน้า เวลาที่ใช้ในเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การประมวลผล ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ และอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้า เพื่อนำมาวิเคราะห์หาเทคนิคซึ่งมีประสิทธิภาพในการระบุตัวบุคคล

ในบทนี้กล่าวถึงการออกแบบสถาปัตยกรรมของการรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอ โดยแบ่งออกเป็น 2 ส่วนหลักๆ ดังแสดงในรูปที่ 4.1 ส่วนแรก คือ โครงสร้างการแปลงข้อมูลภาพจากเลขทศนิยมให้เป็นเลขจำนวนเต็ม (FLOATIAs) ซึ่งจะมีหน้าที่หลักคือการแปลงข้อมูลภาพที่จะเข้าไปยังส่วนของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าที่เปรียบเสมือนเป็น โครงสร้างที่เพิ่มเติมเข้ากับส่วนของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าก่อนที่จะมีการประมวลผลภายใน เพื่อลดความซับซ้อนที่ใช้ในการคำนวณของระบบรู้จำทั้งหมด โดยทำการแปลงจากการคำนวณบนพื้นฐานของเลขทศนิยม เปลี่ยนไปเป็นการคำนวณบนพื้นฐานของเลขจำนวนเต็ม และส่วนที่ 2 คือ ส่วนสถาปัตยกรรมของการรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอ (Recognition Part)

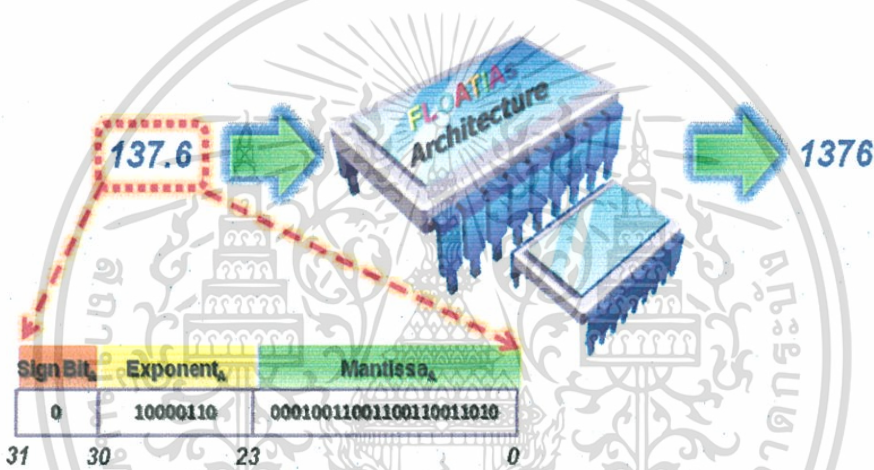


รูปที่ 4.1 แสดงภาพโครงสร้างโดยรวมของระบบรู้จำใบหน้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.1. โครงสร้างการแปลงข้อมูลภาพจากเลขทศนิยมให้เป็นเลขจำนวนเต็มบนเอฟพีจีเอ (Floating-point to Integer Arithmetic Structure for Face Recognition: FLOATIAs)

สำหรับแนวความคิดในการแปลงข้อมูลภาพจากพื้นฐานของเลขทศนิยมให้เป็นจำนวนเต็มนั้นมีจุดประสงค์หลักเพื่อลดความซับซ้อนและลดจำนวนการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ลง โดยสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้ามีการคำนวณภายในด้วยหน่วยคำนวณทางคณิตศาสตร์และลอจิกสำหรับเลขจำนวนเต็ม (Arithmetic Logic Unit: ALU Integer) ดังในรูปที่ 4.2 ได้แสดงภาพโครงสร้าง FLOATIAs ซึ่งใช้เป็นโครงสร้างสำหรับแปลงข้อมูลเลขทศนิยมไปเป็นจำนวนเต็มก่อน และใช้ผลลัพธ์เลขจำนวนเต็มจากโครงสร้างนี้ส่งต่อไปใช้งานในส่วนสถาปัตยกรรมของการรู้จำใบหน้าต่อไป ดังแสดงในภาพรวมของระบบรู้จำใบหน้าในรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.2 แสดงภาพโครงสร้าง FLOATIAs

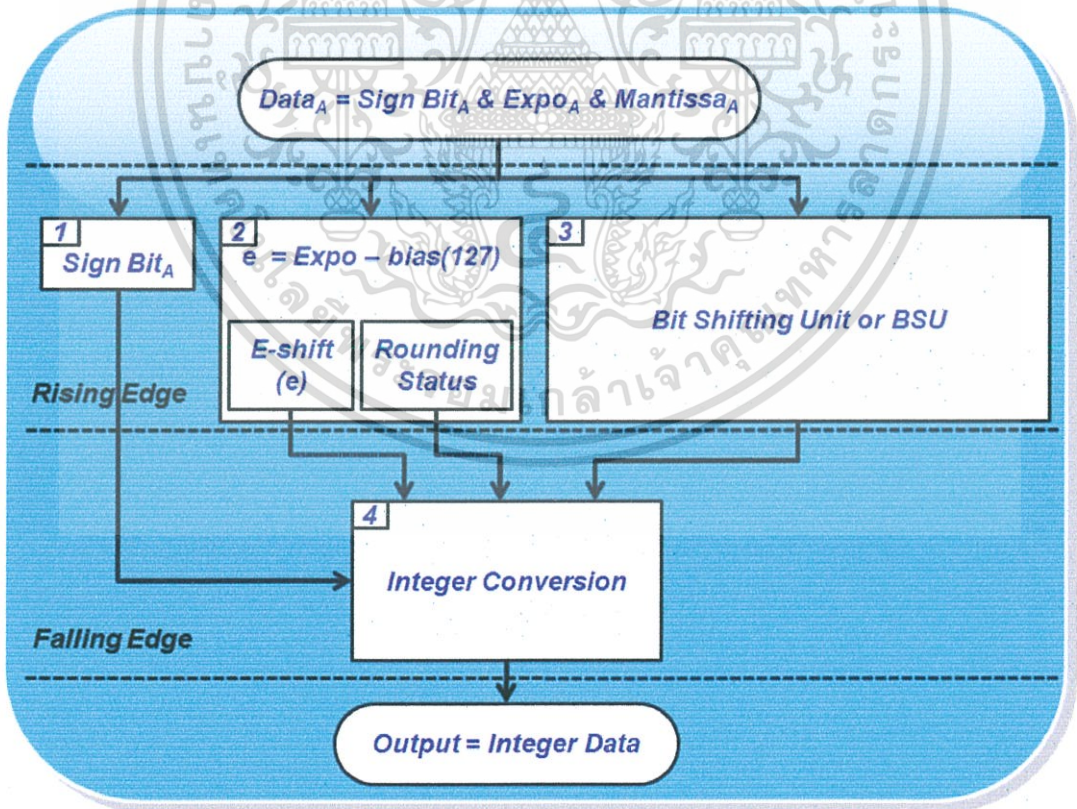
รูปแบบมาตรฐานของระบบเลขจำนวนทศนิยมอย่างหนึ่งที่ได้นำมาประยุกต์ใช้กับสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าในส่วนของโครงสร้าง FLOATIAs คือ IEEE 754 แบบ Single Precision ซึ่งปกติสำหรับการคำนวณระบบเลขทศนิยมจะมีการปิดให้มีค่าเป็นจำนวนเต็มตามแนวความคิดดังแสดงในรูปที่ 4.2 โดยอาศัยการเลื่อนตำแหน่งข้อมูล สำหรับการเลื่อนตำแหน่งข้อมูลที่เป็นเลขฐาน 10 นั้นต้องอาศัยการคูณด้วยตัวคูณ 10 แต่ด้วยการทำวิธีการคูณด้วยตัวคูณที่กำหนดต้องอาศัยการวนซ้ำเพื่อทำการเลื่อนตำแหน่งของข้อมูลไบนารีตามค่าของตัวคูณ และมักจะใช้เวลาในการประมวลผลต่อการแปลงหนึ่งครั้งค่อนข้างมาก อีกทั้งข้อมูลที่ได้ยังอยู่ในระบบเลขทศนิยมซึ่งทำให้การใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์และเวลาในการรู้จำภายในสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้ายังคงสูงอยู่ ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงนำเสนอส่วนของโครงสร้าง FLOATIAs ที่ถูกออกแบบมาเพื่อทำการปิดค่า โดยการแตกตัวคูณที่ต้องการใช้ในการปิดค่าทศนิยม จากค่าในระบบเลขฐาน 10 ให้เป็นตัวคูณในระบบเลขฐาน 2 เพื่อลดการคำนวณจากการคูณให้เป็นการเลื่อนบิต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และออกแบบโครงสร้าง FLOATIAs ให้สามารถทำการลดจำนวนรอบในการเลื่อนบิตลงเหลือเพียง 1 รอบสัญญาณนาฬิกาไม่ว่าค่าของตัวคูณในระบบเลขฐาน 2 จะมีค่าเป็นเท่าใดก็ตาม จากนั้นผลลัพธ์จากการปิดเศษที่ได้จะถูกแปลงต่อให้เป็นเลขจำนวนเต็มเพื่อส่งไปประมวลผลยังส่วนรู้จำไบหน้าต่อไป

โครงสร้าง FLOATIAs จะใช้ข้อมูลขาเข้าเป็นเลขทศนิยมแบบ Single Precision เรียกว่า “Data<sub>A</sub>” โดยจะแบ่งออกเป็นสามส่วนตามรูปแบบมาตรฐานของระบบเลขทศนิยมดังนี้ ส่วนของเครื่องหมายในนี้จะเรียกว่า “Sign Bit<sub>A</sub>” ส่วนของเลขชี้กำลังในนี้จะเรียกว่า “Expo<sub>A</sub>” และส่วนของทศนิยมในนี้จะเรียกว่า “Mantissa<sub>A</sub>” สำหรับโครงสร้างภายในของการแปลงข้อมูลนี้จะแสดงดังรูปที่ 4.3 ซึ่งแบ่งออกเป็น 4 ส่วนหลักๆ ได้แก่

1. ส่วนของเครื่องหมาย
2. ส่วนการคำนวณค่า E-Shift และส่วนสถานะการปิดเศษ (Rounding Status)
3. ส่วนการเลื่อนบิต (Bit Shifting Unit: BSU)
4. ส่วนการแปลงข้อมูลเป็นเลขจำนวนเต็ม (Integer Conversion)



รูปที่ 4.3 แสดงภาพโครงสร้างภายในของ FLOATIAs

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. ส่วนของเครื่องหมายจะเป็นบิตแรกของเลขทศนิยมขาเข้าในที่นี่เรียกว่า “เครื่องหมายเอ (Sign Bit<sub>A</sub>)” โดยที่เครื่องหมายนี้สามารถใช้เป็นเครื่องหมายของผลลัพธ์สุดท้ายของการแปลงข้อมูลได้ทันที แต่เครื่องหมายจะต้องถูกส่งเข้าไปยังส่วนของการแปลงข้อมูลไปเป็นเลขจำนวนเต็มซึ่งเป็นส่วนสุดท้ายในการประมวลผลของโครงสร้าง FLOATIAs

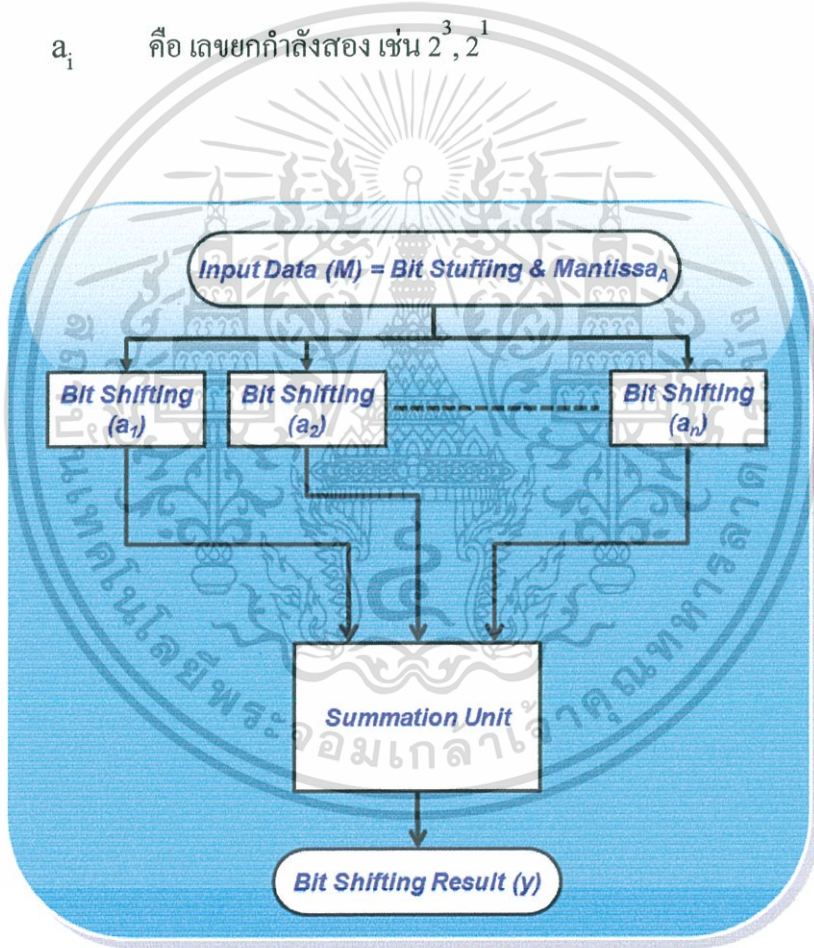
2. ส่วนการคำนวณค่า E-Shift (e) และส่วนสถานะของการปิดเศษ สำหรับค่าไบแอสที่มีค่าเท่ากับ 127 จะถูกเพิ่มเข้าไปในสมการการคำนวณของส่วนนี้ดังแสดงในรูปที่ 4.3 ดังสมการที่ 3.35 ซึ่งไม่ใช่ช่วงทั้งหมดของเลขชี้กำลังเอที่จะใช้ในการแทนค่าได้ สมการที่ 3.35 เปรียบเสมือนการกำหนดช่วงของข้อมูลผลลัพธ์ด้วยค่า E-Shift (e) และจากนั้นค่านี้จะต้องถูกส่งไปประมวลผลต่อในส่วนสุดท้ายคือ ส่วนของการแปลงข้อมูลไปเป็นเลขจำนวนเต็ม และสำหรับการทำงานในส่วนของการหาค่าสถานะของการปิดเศษจะมีการทำงานแบบขนานกันกับการคำนวณค่า E-shift ในช่วงแรกเพื่อทำให้เกิดความรวดเร็วในการคำนวณ และในส่วนนี้จะเป็นการคำนวณเช่นเดียวกันกับค่า E-shift ในตอนแรก แต่จะนำค่า E-shift ไปคำนวณสถานะของการปิดเศษล่วงหน้าโดยการนำค่าในส่วนของ BSU มาตรวจสอบบิตที่อยู่หลังจากบิตสุดท้ายที่จะถูกปิดค่าเป็นผลลัพธ์เพื่อทำการคาดเดาว่าผลลัพธ์ควรจะปิดเศษขึ้นหรือลง โดยสำหรับโครงสร้าง FLOATIAs จะใช้การปิดเศษที่เรียกว่า “การปิดเศษให้เป็นจำนวนเต็มที่ใกล้เคียงที่สุด (Round-to-nearest Even)” กล่าวคือค่า E-shift จะถูกคำนวณเพื่อใช้ใน 2 ส่วน คือ ส่วนที่ส่งต่อไปใช้สำหรับกำหนดช่วงของบิตผลลัพธ์สุดท้าย และส่วนการหาค่าสถานะของการปิดเศษที่จะมีการนำไปใช้เพื่อการคาดเดาการปิดเศษในส่วนการแปลงไปเป็นจำนวนเต็มต่อไป

3. ส่วนการเลื่อนบิต (Bit Shifting Unit: BSU) มีหน้าที่โดยตรง คือ การเลื่อนบิต แต่อย่างไรก็ตามการเลื่อนบิตในโครงสร้าง FLOATIAs จะใช้เทคนิคการลดการเลื่อนบิต (Shift Reduction) แนวความคิดของการเลื่อนบิตนี้เกิดจากการเลื่อนตำแหน่งจุดทศนิยมของระบบเลขฐาน 10 ไปข้างหน้าหนึ่งจุด (ในมุมมองของเลขฐานสิบ) เช่น จาก 137.6 ไปเป็น 1376 จะสังเกตได้ว่าการเลื่อนจุดทศนิยมในระบบเลขฐาน 10 เกิดจากการคูณด้วยค่าสิบ แต่สำหรับโครงสร้างที่นำเสนอตัวคูณฐาน 10 จะถูกแยกตัวประกอบ (Factor) ออกเป็น องค์ประกอบของตัวคูณย่อยๆ ในระบบเลขฐาน 2 (ยกกำลังสอง) ดังแสดงในสมการที่ 4.1 เช่น สำหรับกรณีที่ต้องการคูณด้วยค่าสิบเลขกำลังสองที่ใช้จะเป็นดังนี้  $10 = (2^3 + 2^1)$  ดังนั้นผลลัพธ์จากสมการของการเลื่อนบิตคือ  $y = (S_2^3 + S_2^1)$  โดยที่ S คือ ข้อมูลขาเข้า (Input Data) ผลลัพธ์จะเป็นการรวมกันของสองส่วนดังนี้ ส่วนแรก คือ บิตเพิ่มเติม (Bit Stuffing) ซึ่งบิตนี้จะขึ้นอยู่กับค่า E-shift ถ้ามีค่ามากกว่าศูนย์จะทำให้บิตที่เพิ่มเติมนี้มีค่าเป็นหนึ่ง ('1') แต่ถ้ามีค่าน้อยกว่าศูนย์จะทำให้บิตที่เพิ่มเติมนี้มีค่าเป็นศูนย์ ('0') ดังแสดงในรูปตัวอย่างที่ 4.5 และส่วนที่สอง คือ ส่วนของ Mantissa<sub>A</sub> จะถูกเลื่อนบิตไปทางซ้าย 3 ครั้ง และ 1 ครั้งตามการแยกเป็นองค์ประกอบย่อยของตัวคูณกำลังสอง หลักจากการเลื่อนบิตสำหรับองค์ประกอบย่อยของตัวคูณแล้ว จะนำผลลัพธ์ของการเลื่อนบิตทั้งสองนี้มารวมกันในส่วนการรวมค่าของการเลื่อนบิต

(Summation Unit) โดยให้  $2^3$  และ  $2^1$  เป็น โมดูล Bit Shifting ของ  $a_1$  และ  $a_2$  ดังโครงสร้างรูปที่ 4.4 ที่แสดงภาพโครงสร้างของ Bit Shifting Unit หรือเรียกว่า “BSU”

$$y = M \sum_{i=1}^n a_i \quad (4.1)$$

- โดยที่  $y$  คือ ผลลัพธ์ของการแปลงค่าจากเลขทศนิยมไปเป็นเลขจำนวนเต็ม  
 $M$  คือ ข้อมูลขาเข้า  
 $n$  คือ จำนวนขององค์ประกอบย่อยของตัวคูณกำลังสอง  
 $a_i$  คือ เลขยกกำลังสอง เช่น  $2^3, 2^1$



รูปที่ 4.4 แสดงภาพ โครงสร้างของ Bit Shifting Unit

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



สำหรับข้อมูลขาเข้าในส่วนของโครงสร้าง FLOATIAs จะรับเวกเตอร์ของชุดข้อมูลทั้ง 5 ค่ามาจากการคำนวณทางซอฟต์แวร์ดังแสดงในรูปที่ 4.1 โดยที่จำนวนของชุดข้อมูลทั้งหมดจะขึ้นอยู่กับจำนวนภาพใบหน้าย่อยที่จะใช้ในการประมวลผล ซึ่งจำนวนของภาพใบหน้าย่อยนี้จะสัมพันธ์กับเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่เกี่ยวข้องมาประมวลผล โดยที่ลักษณะของข้อมูลจะเป็นเวกเตอร์ของหนึ่งชุดข้อมูลมีจำนวนทั้งหมด 4 ค่าดังสมการที่ 4.7 ดังนี้

1. ค่าของสัมประสิทธิ์ของภาพในชุดฐานข้อมูล ( $W_{\text{trainset}}$ )
2. ค่าไอเกนเฟสของภาพใบหน้าทดสอบ (Eigenface')
3. ค่าความเข้มแสงของภาพใบหน้าทดสอบ ( $\Gamma_{\text{test}}$ )
4. ค่าภาพเฉลี่ย ( $\psi$ )

เวกเตอร์ของหนึ่งชุดข้อมูลที่มีจำนวน 4 ค่าซึ่งจะนำไปใช้เป็นข้อมูลขาเข้าของเทคนิคพีซีเอ เพราะเทคนิคนี้ใช้การประมวลผลด้วยภาพใบหน้าทั้งภาพ ส่วนเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอเวกเตอร์ของชุดข้อมูลจะขึ้นอยู่กับการแบ่งภาพใบหน้าเช่น ถ้ามีการแบ่งภาพใบหน้าเป็น 3 ภาพใบหน้าย่อยในแนวนอนตามองค์ประกอบของใบหน้าจะทำให้ข้อมูลที่ใช้ในการประมวลผลมีเวกเตอร์ของชุดข้อมูลจำนวน 3 ชุดข้อมูล โดยที่แต่ละชุดข้อมูลมีทั้งหมด 4 ค่าเช่นกัน แต่กรณีถ้ามีการแบ่งภาพใบหน้าเป็น 4 ภาพใบหน้าย่อยแบบสมมาตรจะทำให้ข้อมูลที่ใช้ในการประมวลผลมีเวกเตอร์ของชุดข้อมูลจำนวน 4 ชุดข้อมูล โดยที่แต่ละชุดข้อมูลมีทั้งหมด 4 ค่า แต่สำหรับเทคนิคเวทอมอดูลาร์พีซีเอ จะมีการเพิ่มจำนวนของข้อมูลขาเข้าอีกหนึ่งค่าคือ ค่าถ่วงน้ำหนัก เนื่องจากเทคนิคนี้มีการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักตามอัลกอริธึมที่เป็นไปตามทฤษฎีในบทที่ 2 ของวิทยานิพนธ์

## 4.2. สถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอ (Face Recognition Architecture)

สถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้า(Face Recognition Architecture) ที่นำเสนอจะรับข้อมูลเป็นเลขจำนวนเต็มจากส่วนโครงสร้าง FLOATIAs ดังแสดงในรูปที่ 4.1 ซึ่งงานวิจัยนี้ได้นำเสนอสถาปัตยกรรมแบบมัลติไปป์ไลน์ [12] มาประยุกต์ใช้ โดยการปรับโครงสร้างภายในให้มีการทำงานด้วยหน่วยคำนวณจำนวนเต็มทางคณิตศาสตร์และลอจิก ALU สำหรับอัลกอริธึมของการรู้จำใบหน้าที่จะนำมาใช้ในการออกแบบสถาปัตยกรรมของการรู้จำจะนำค่าโปรเจกชันของภาพทดสอบ (Project Image) ของ  $W_{\text{test}}$  มาเปรียบเทียบกับความแตกต่างกับค่าโปรเจกชันของภาพจากฐานข้อมูล  $W_{\text{trainset}}$  ดังสมการ 4.4 ซึ่งเป็นขั้นตอนของการเปรียบเทียบค่าความต่างด้วยการวัดค่าระยะยูคลิเดียน โดยค่าโปรเจกชันของภาพทดสอบและภาพจากฐานข้อมูลสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ 4.2 และ 4.3 ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การเปรียบเทียบระยะความแตกต่างจะขึ้นกับเทคนิคการรู้จำใบหน้าที่พิจารณา และผลลัพธ์ที่ได้จากการเปรียบเทียบค่าความแตกต่างนี้จะเป็นผลรวมการเปรียบเทียบระยะความแตกต่างของภาพใบหน้าย่อยทุกภาพ และผลลัพธ์การเปรียบเทียบค่าความแตกต่างนี้จะถูกนำมารู้จำ ดังสมการ 4.5 – 4.7 โดยสมการที่ 4.5 จะถูกใช้สำหรับรู้จำภาพใบหน้าที่ด้วยเทคนิคพีซีเอ ซึ่งพบว่าเทคนิคพีซีเอไม่มีการแบ่งภาพใบหน้าย่อย ผลลัพธ์การเปรียบเทียบระยะความแตกต่างจึงมีค่าเพียงชุดเดียว ส่วนการรู้จำใบหน้าที่ด้วยเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ เนื่องจากด้วยอัลกอริทึมของเทคนิคนี้มีการแบ่งภาพใบหน้าออกเป็นส่วนย่อยๆ การเปรียบเทียบระยะความแตกต่างจึงมีค่าตามจำนวนชุดของภาพใบหน้าย่อย ซึ่งจะถูกรวมระยะความแตกต่างของภาพใบหน้าย่อยเป็นค่าผลลัพธ์การเปรียบเทียบความแตกต่างสุดท้ายก่อนจึงนำไปทำการรู้จำ ดังสมการที่ 4.6 สำหรับเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอมีการเพิ่มเติมในส่วนของค่าถ่วงน้ำหนัก ดังนั้นค่าระยะความแตกต่างของภาพใบหน้าย่อย จะถูกนำมาถ่วงน้ำหนักก่อนนำมารวมคำนวณเป็นค่าผลลัพธ์การเปรียบเทียบความแตกต่างสุดท้ายก่อนการรู้จำ ดังสมการที่ 4.7 ส่วนเทคนิคการรู้จำบนพื้นฐานของค่าสัมประสิทธิ์เวฟเล็ต จะมีการเตรียมภาพด้วยการแปลงเวฟเล็ตก่อนจะทำการประมวลผลด้วยเทคนิคพีซีเอ เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ และเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ สถาปัตยกรรมที่ออกแบบในงานวิจัยนี้ ถูกพัฒนาให้มีความยืดหยุ่น สามารถปรับเปลี่ยน โครงสร้างตามเทคนิคการรู้จำทั้ง 4 เทคนิคได้โดยไม่ยุ่งยากซับซ้อน

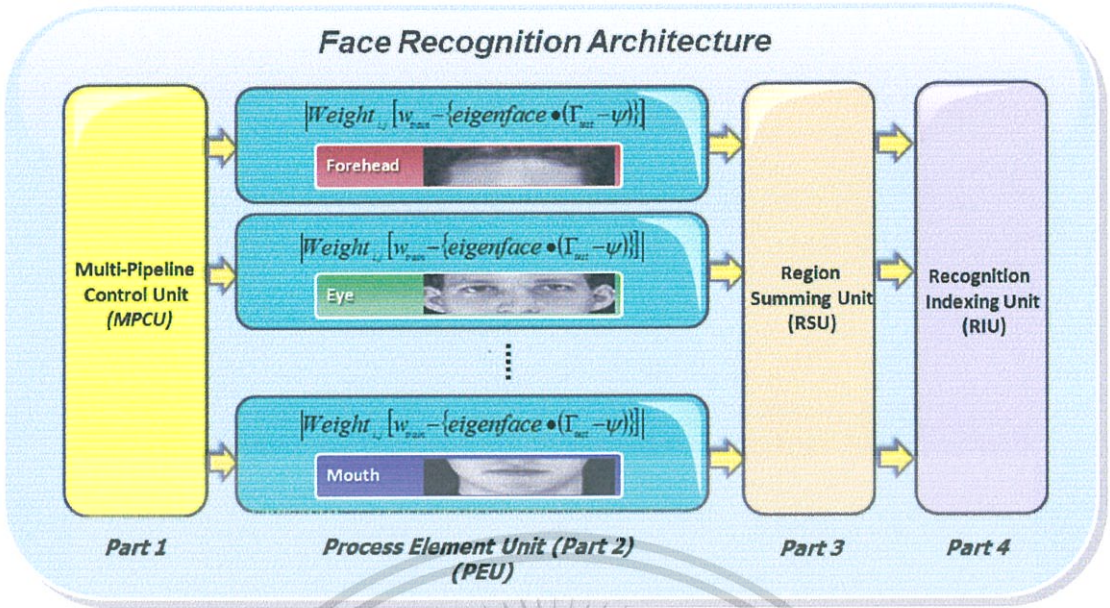
$$w_{Test(j)} = \text{eigenface}' \cdot [\Gamma_{Test(j)} - \psi_j] \quad (4.2)$$

$$w_{Trainset(i,j)} = \text{eigenface}' \cdot [\Gamma_{Trainset(i,j)} - \psi_j] \quad (4.3)$$

$$e_r = \min_{1 \leq i \leq M} \left\| w_{Trainset(i,j)} - w_{Test(j)} \right\| \quad (4.4)$$

โดยที่	i	มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง M
	j	มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง $n_r$
	M	คือ จำนวนภาพใบหน้าในชุดฐานข้อมูล
	$n_r$	คือ จำนวนของภาพใบหน้าย่อย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.6 แสดงสถาปัตยกรรมของการรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอ

$$e_{r(PCFA)} = \min_{1 \leq i \leq M} \left| w_{Trainset(i)} - \{eigenface \cdot (\Gamma_{Test} - \psi)\} \right| \quad (4.5)$$

$$e_{r(MPCA)} = \min_{1 \leq i \leq M} \left[ \sum_{j=1}^{nr} \left| w_{Trainset(i,j)} - \{eigenface \cdot (\Gamma_{Test(j)} - \psi)\} \right| \right] \quad (4.6)$$

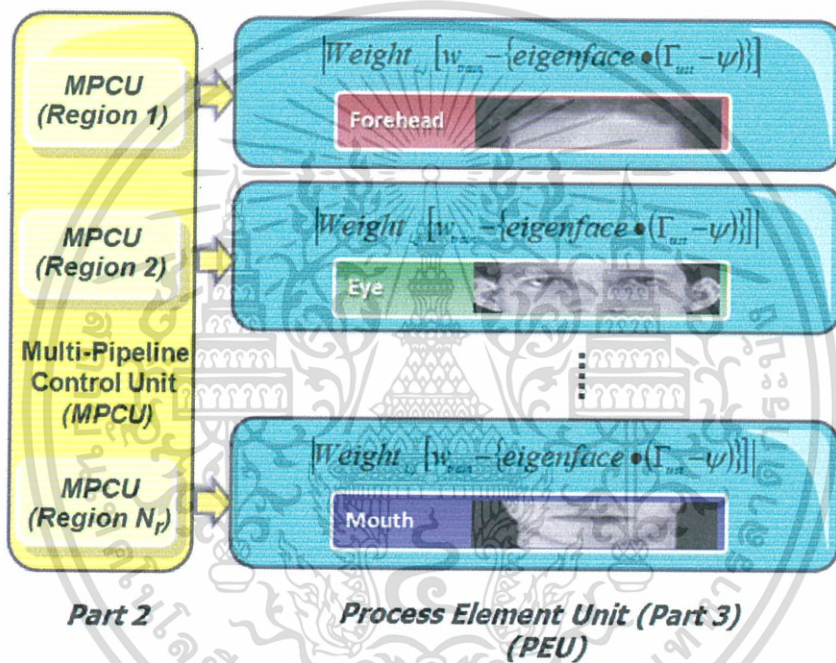
$$e_{r(WMPCA)} = \min_{1 \leq i \leq M} \left[ \sum_{j=1}^{nr} \left| Weight_j \left[ w_{Trainset(i,j)} - \{eigenface \cdot (\Gamma_{Test(j)} - \psi)\} \right] \right| \right] \quad (4.7)$$

สำหรับสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอแบ่งออกเป็น 4 ส่วนหลักได้แก่ หน่วยควบคุมการทำงานแบบมัลติไปป์ไลน์ (Multi-Pipeline Control Unit: MPCU) หน่วยประมวลผลภาพใบหน้าย่อย (Process Element Unit: PEU) หน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อย (Region Summing Unit: RSU) และหน่วยการรู้จำค่าดัชนี (Recognition Indexing Unit: RIU) ดังแสดงในรูปที่ 4.6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.2.1. หน่วยควบคุมการทำงานแบบมัลติไปป์ไลน์ (Multi-pipelined Control Unit: MPCU)

หน่วยควบคุมการทำงานแบบมัลติไปป์ไลน์ (MPCU) มีหน้าที่ควบคุมการรับเวกเตอร์ของชุดข้อมูลมาจากส่วนของโครงสร้าง FLOATIAs โดยที่ข้อมูลภาพจะมีการแปลงข้อมูลเป็นเลขจำนวนเต็มเรียบร้อยแล้ว เพื่อบริหารจัดการข้อมูลทั้งหมดให้กับหน่วยประมวลผลภาพใบหน้าย่อย หน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อย และหน่วยการรู้จำค่าดัชนี แต่สำหรับหน่วยประมวลผลภาพใบหน้าย่อยจะมีการควบคุมการทำงานให้เป็นแบบไปป์ไลน์และมีการทำงานขนานกันของแต่ละภาพใบหน้าย่อยรวมทั้งสองรูปแบบการทำงานนี้ว่า “มัลติไปป์ไลน์ (Multi-pipeline)” ดังแสดงในรูปที่ 4.7



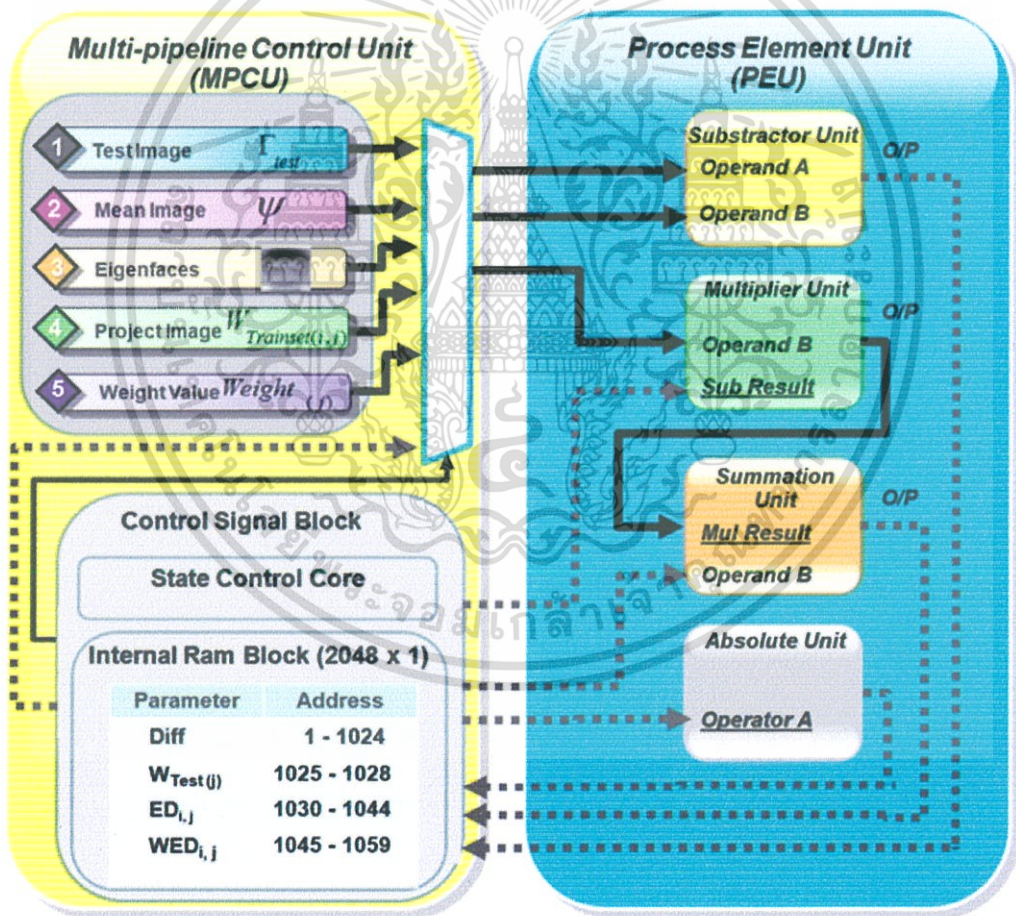
รูปที่ 4.7 แสดงสถาปัตยกรรมของการทำงานระหว่างหน่วยควบคุมการทำงานแบบมัลติไปป์ไลน์ และหน่วยประมวลผลภาพใบหน้าย่อย

ส่วนการควบคุมการทำงานแบบมัลติไปป์ไลน์นี้จะมีการติดต่อกับหน่วยต่างๆ ดังนี้ โดยรูปที่ 4.7 แสดงการทำงานระหว่างหน่วยควบคุมการทำงานแบบมัลติไปป์ไลน์และหน่วยประมวลผลภาพใบหน้าย่อย PEU สำหรับการดำเนินงานของสองหน่วยนี้จะมีการทำงานแยกกัน โดยให้หน่วยควบคุมมัลติไปป์ไลน์หนึ่งหน่วยต่อหน่วยประมวลผลภาพใบหน้าย่อย PEU จำนวนหนึ่งหน่วย ดังแสดงในรูปที่ 4.8 เนื่องจากการดำเนินงานทั้งสองหน่วยแยกกันอย่างอิสระทั้งในส่วนของหน่วยควบคุมและหน่วยประมวลผลภาพใบหน้าย่อยจึงทำให้ง่ายต่อการจัดการทั้งในเรื่องของข้อมูลภาพที่ไม่เท่ากัน เช่น เมื่อกำหนดให้มีการแบ่งภาพใบหน้าเป็น 3 ส่วนแต่ขนาดภาพ คือ 32 x 32 จุดภาพทำให้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การแบ่งภาพของข้อมูลนี้ได้เป็น  $11 \times 32$ ,  $10 \times 32$  และ  $11 \times 32$  จุดภาพเรียงตามลำดับของการแบ่งภาพใบหน้าย่อย 3 ส่วนตามโครงสร้างของใบหน้า

สำหรับหน่วยควบคุมการทำงานแบบมัลติไปป์ไลน์นี้ (ดังแสดงในรูปที่ 4.8) จะประกอบไปด้วยส่วนควบคุมการทำงานของระบบ (State Control Core) และส่วนของหน่วยความจำรวม โดยส่วนควบคุมการทำงานของระบบจะทำหน้าที่สั่งการทำงานให้กับส่วนต่างๆ ของระบบรู้อำ โดยจะส่งสัญญาณควบคุมไปยังภาคการคำนวณเลขจำนวนเต็มทางคณิตศาสตร์และลอจิกภายในหน่วยประมวลผลต่างๆ ทั้ง 4 ภาคการคำนวณ ได้แก่ ภาคการคำนวณผลต่าง (Subtractor Unit) ภาคการคำนวณผลคูณ (Multiplier unit) ภาคการคำนวณผลรวม (Summation Unit) ภาคการคำนวณค่าสัมบูรณ์ (Absolute unit) ที่อยู่ในส่วนของหน่วยประมวลผลภาพใบหน้าย่อย PEU โดยค่าสถานะการควบคุมนี้จะอธิบายละเอียดในส่วนของ PEU ในหัวข้อต่อไป



รูปที่ 4.8 แสดงสถาปัตยกรรมของการทำงานระหว่างหน่วยควบคุมการทำงานแบบมัลติไปป์ไลน์หนึ่งหน่วยต่อหน่วยประมวลผลภาพใบหน้าย่อย PEU จำนวนหนึ่งหน่วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การกำหนดข้อมูลสำหรับการประมวลผลที่จะป้อนให้กับภาคการคำนวณจะควบคุมการทำงานผ่านมัลติเพล็กซ์เซอร์ที่ทำหน้าที่เลือกข้อมูลให้กับภาคการคำนวณภายในว่าจะใช้ข้อมูลจากภายนอกหรือข้อมูลผลลัพธ์ที่เก็บไว้ในหน่วยความจำแรม เพื่อให้เกิดการวนซ้ำของภาคการคำนวณภายในได้ ทำให้ลดการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ได้ จากโครงสร้างการควบคุมข้อมูลของมัลติเพล็กซ์เซอร์จะทำให้การจัดการข้อมูลเป็นไปอย่างต่อเนื่อง ทำให้ภาคการคำนวณที่ใช้เกิดการว่างงานน้อยที่สุด โดยภาคการคำนวณที่รับข้อมูลจากการจัดการของมัลติเพล็กซ์เซอร์ จะมีเพียง 2 ภาคการคำนวณเท่านั้นคือ ภาคการคำนวณการหาผลต่าง และภาคการคำนวณผลคูณ โดยจะสังเกตได้จากรูปที่ 4.8 สัญญาณที่ใช้ในการควบคุม และค่าที่สัมพันธ์กับการควบคุมมัลติเพล็กซ์เซอร์ แสดงได้ดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 แสดงลักษณะของสัญญาณควบคุมและข้อมูลที่สัมพันธ์กับการควบคุมของมัลติเพล็กซ์เซอร์

สัญญาณควบคุม	ตัวดำเนินการ	ลักษณะของข้อมูล	
		ภาคการคำนวณลบ	ภาคการคำนวณคูณ
“000”	Op_A	ค่าภาพทดสอบจากข้อมูลภายนอก	ค่าผลต่างจากหน่วยความจำภายใน
	Op_B	ค่าเฉลี่ยจากข้อมูลภายนอก	ค่าไอเกนเฟสจากข้อมูลภายนอก
“001”	Op_A	-	ค่าผลต่างจากหน่วยความจำภายใน
	Op_B	-	ค่าไอเกนเฟสจากข้อมูลภายนอก
“010”	Op_A	-	ค่าความผิดพลาดจากหน่วยความจำภายใน
	Op_B	-	ค่าถ่วงน้ำหนักจากข้อมูลภายนอก
“100”	Op_A	ค่าสัมประสิทธิ์ของภาพในฐานะข้อมูลจากข้อมูลภายนอก	-
	Op_B	ค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบจากหน่วยความจำภายใน	-

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับอีกส่วนหนึ่งของส่วนควบคุม MPCU คือ ส่วนของหน่วยความจำภายในที่มีขนาด 2048x1 ทำหน้าที่เก็บข้อมูลผลลัพธ์จากการประมวลผลภายในระบบโดยจะแบ่งการเก็บข้อมูลออกเป็นส่วนๆ ตามตำแหน่งของหน่วยความจำ (Address) โดยมีตัวแปร (Parameter) ดังแสดงในตารางที่ 4.2 โดยจะแบ่งการอธิบายเป็นแต่ละเทคนิคของการรู้จำใบหน้าจะสังเกตได้ว่าการเก็บข้อมูลผลลัพธ์ลงในหน่วยความจำจะเป็นไปตามข้อมูลของพิกเซลของภาพที่ใช้ในการประมวลผล

ตารางที่ 4.2 แสดงการเปรียบเทียบตำแหน่งของการเก็บข้อมูลในหน่วยความจำของเทคนิคของการรู้จำใบหน้า

ตัวแปร	ตำแหน่งของหน่วยความจำแรม		
	เทคนิคพีซีเอ	เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ และ เทคนิคเวทอมอดูลาร์พีซีเอ 4 ส่วนแบบสมมาตร	3 ส่วนตาม โครงสร้าง ภาพใบหน้า
1.ค่าผลต่าง (Diff)	1 ถึง $N^2$	1 ถึง $(N^2/4)$	1 ถึง $(N^2/3)$
2.ค่าสัมประสิทธิ์ของ ภาพทดสอบ ( $W_{Test(j)}$ )	$(N^2 + 1)$ ถึง $(N^2 + K)$	$((N^2/4) + 1)$ ถึง $((N^2/4) + K)$	$((N^2/3) + 1)$ ถึง $((N^2/3) + K)$
3.ค่าความผิดพลาด ( $ED_{i,j}$ )	$(N^2 + K) + 1$ ถึง $(N^2 + K) + M$	$((N^2/4) + K) + 1$ ถึง $((N^2/4) + K) + M$	$((N^2/3) + K) + 1$ ถึง $((N^2/3) + K) + M$
4.ค่าความผิดพลาดที่ เพิ่มค่าถ่วงน้ำหนัก ( $WED_{i,j}$ )	$(N^2 + K + M) + 1$ ถึง $(N^2 + K + M) + M$	$((N^2/4) + K + M) + 1$ ถึง $((N^2/4) + K + M) + M$	$((N^2/3) + K + M) + 1$ ถึง $((N^2/3) + K + M) + M$

ตัวอย่างกรณีของเทคนิคพีซีเอใช้การประมวลผลทั้งภาพใบหน้าที่มีขนาด 32 x 32 จุดภาพจะทำให้ขนาดของเวกเตอร์ข้อมูลจะเท่ากับ 1024 x 1 หรือ  $N^2 = 1024$  และใช้ค่าไอเกนเฟสจำนวน 4 ค่าแรกทำให้  $K = 4$  โดยที่ภาพในฐานข้อมูลมีจำนวน 15 ภาพทำให้  $M = 15$  แสดงดังตารางที่ 4.2 สำหรับข้อมูลที่เป็นตัวเลขของตำแหน่งของเทคนิคพีซีเอนี้จะแสดงดังรูปที่ 4.8 และสำหรับตัวอย่างกรณีของเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอและเทคนิคเวทอมอดูลาร์พีซีเอใช้การประมวลผลโดยการแบ่งภาพใบหน้าออกเป็น 2 ลักษณะ คือ การแบ่งภาพใบหน้าออกเป็น 4 ภาพใบหน้าที่ย่อย และ 3 ภาพใบหน้าที่ย่อยดังในตาราง ถ้าให้ภาพตั้งต้นมีขนาด 32 x 32 จุดภาพจะทำให้ขนาดของเวกเตอร์ข้อมูลจะเท่ากับ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยมนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1024 x 1 หรือ  $N^2 = 1024$  แต่สำหรับการแบ่งภาพไบทน์ย่อยออกเป็นสี่ส่วนและสามส่วนจะทำให้การเก็บข้อมูลค่าผลต่างจะมีตำแหน่ง 1 ถึง  $(N^2/4)$  และตำแหน่ง 1 ถึง  $(N^2/3)$  ตามลำดับโดยใช้ค่าไอเกนเฟสจำนวน 4 ค่าแรกทำให้  $K = 4$  และภาพในชุดฐานข้อมูลมีจำนวน 15 ภาพทำให้  $M = 15$  ดังนั้นการเก็บข้อมูลผลลัพธ์ของสถาปัตยกรรมการรู้จำไบทน์ทั้งหมดจะเป็นไปตามตารางที่ 4.2

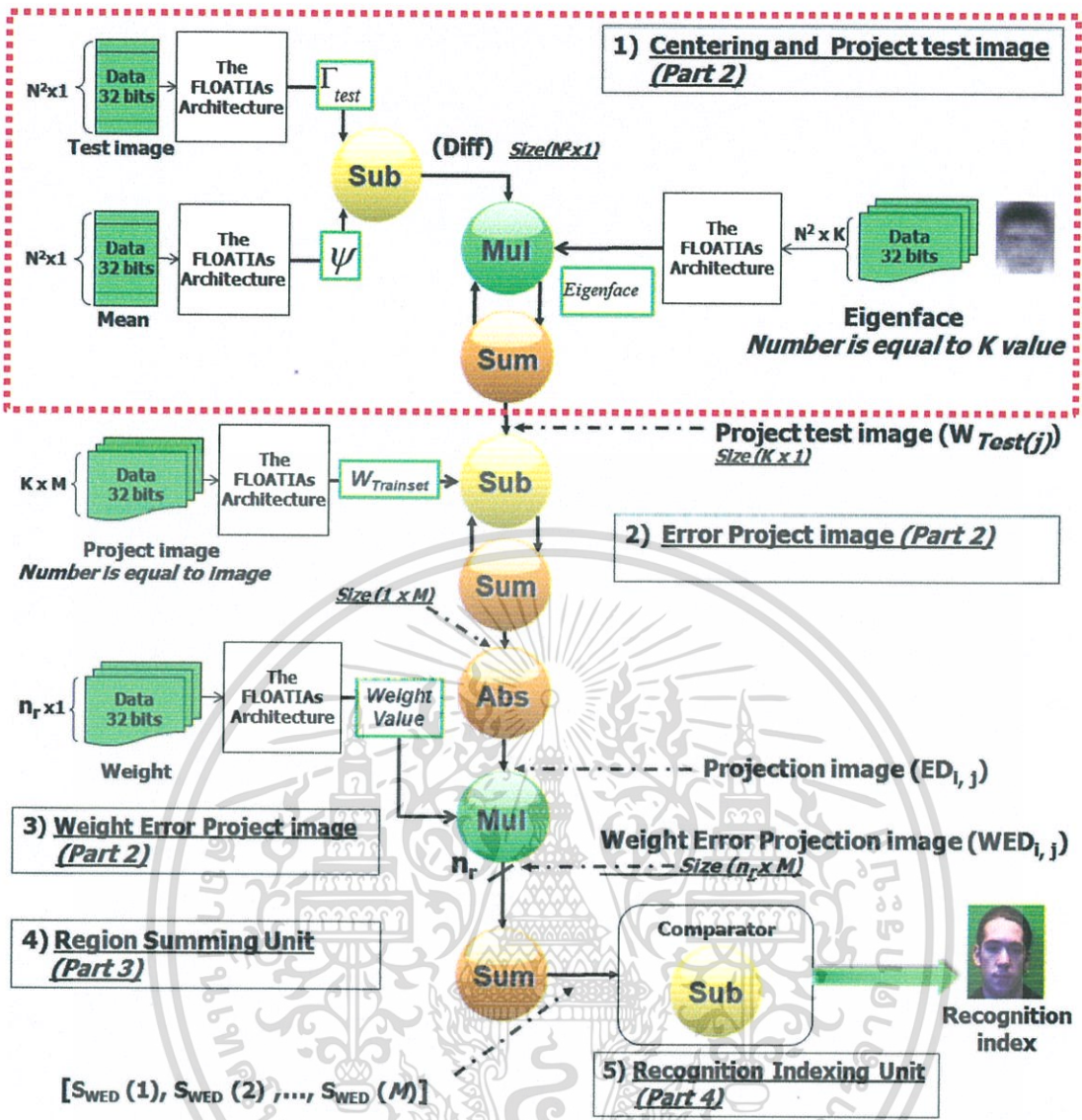
สำหรับหน่วยควบคุมการทำงานแบบมัลติไปป์ไลน์ MPCU (ส่วนที่ 1) นี้ทำหน้าที่ควบคุมการทำงานภายในของหน่วยประมวลผลภาพไบทน์ย่อย PEU (ส่วนที่ 2) ให้เป็นไปตามกระบวนการของมัลติไปป์ไลน์แล้ว อีกทั้งยังควบคุมการทำงานของหน่วยการรวมภาพไบทน์ย่อย RSU (ส่วนที่ 3) เพื่อให้ทำการรวมภาพในไบทน์ย่อยเข้าด้วยกัน และทำการควบคุมการทำงานของหน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU (ส่วนที่ 4) ดังแสดงในรูปที่ 4.19 เพื่อทำการรู้จำภาพไบทน์ที่มีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดเป็นผลลัพธ์ของสถาปัตยกรรมการรู้จำไบทน์

#### 4.2.2. หน่วยประมวลผลภาพไบทน์ย่อย (Process Element Unit: PEU)

หน่วยประมวลผลภาพไบทน์ย่อย PEU เป็นส่วนที่ 2 ของสถาปัตยกรรมการรู้จำไบทน์โดยหน่วยการประมวลผลนี้มีการทำงานแบบส่งต่อ ซึ่งจำนวนของหน่วยประมวลผลภาพไบทน์ย่อย PEU จะขึ้นอยู่กับจำนวนของภาพไบทน์ย่อยและการประมวลผลของภาพไบทน์ย่อยแต่ละภาพจะทำการประมวลผลด้วยหน่วย PEU ดังแสดงในรูปที่ 4.7 สำหรับในส่วนนี้จะใช้หน่วยคำนวณทางคณิตศาสตร์และลอจิกพื้นฐานจำนวน 4 หน่วยหลักเพื่อใช้ในการประมวลผลได้แก่ ภาคการบวก (Adder Unit) ภาคการลบ (Subtraction Unit) ภาคการคูณ (Multiplier Unit) และภาคการหาค่าสัมบูรณ์ (Absolute Unit: ABS) ซึ่งการใช้หน่วยคำนวณทางคณิตศาสตร์และลอจิกนอกจากจะทำให้ใช้เวลาในการประมวลผลที่น้อยและใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ที่ไม่มาก อีกทั้งในส่วนนี้มีการออกแบบให้มีกรวนซ้ำใช้หน่วยคำนวณทางคณิตศาสตร์และลอจิก ทำให้ปริมาณการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์น้อยลงอีกทางหนึ่งด้วย

สำหรับขั้นตอนการทำงานของหน่วยประมวลผลภาพไบทน์ย่อยจะมีขั้นตอนทั้งหมด 3 ขั้นตอนหลักได้แก่ 1.ขั้นตอนการทำงานเช่นเทอร์ริงและการโปรเจ็กภาพทดสอบ 2.ขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาด 3.ขั้นตอนการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาด ซึ่งในแต่ละขั้นตอนจะส่งผลลัพธ์ที่ได้มาเก็บไว้ในหน่วยความจำภายใน โดยจะแบ่งการเก็บข้อมูลออกเป็นส่วนๆ ตามตำแหน่งของหน่วยความจำที่ได้กล่าวไว้ก่อนหน้านี้ และสำหรับสถานะของการควบคุมขั้นตอนในการประมวลผลที่ใช้มีทั้งหมด 18 สถานะ เพื่อให้เป็นไปตามอัลกอริธึมของการรู้จำไบทน์ในแต่ละเทคนิคด้วยการส่งข้อมูลแบบไปป์ไลน์ การอธิบายการทำงานในแต่ละขั้นตอนจะมีการกล่าวถึงขั้นตอนและสถานะของการทำงานประกอบอธิบายเพื่อทราบถึงการควบคุมการทำงานภายในของหน่วยควบคุมการทำงานแบบมัลติไปป์ไลน์ MPCU

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.9 แสดงขั้นตอนการทำงานของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าในส่วนการประมวลผลภาพใบหน้าย่อย PEU หน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU และหน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU

4.2.2.1. ขั้นตอนการคำนวณค่าเซ็นเซอร์และค่าสัมประสิทธิ์ภาพทดสอบ (Centering and Project Test Image)

ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนแรกของการประมวลผลภาพใบหน้าย่อย PEU สำหรับจำนวนของภาคการคำนวณทางคณิตศาสตร์และลอจิกที่ใช้ในขั้นตอนแรกมีทั้งหมด 3 ภาคอันได้แก่ ภาคการคำนวณลบคือ “Sub” ภาคการคำนวณคูณคือ “Mul” และ ภาคการหาผลรวมคือ “Sum” โดยรูปที่ 4.9 จะแสดงขั้นตอนการทำงานของหน่วยประมวลผลภาพใบหน้าย่อย PEU หน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU และหน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU แต่สำหรับขั้นตอนนี้จะสนใจเฉพาะส่วนที่ 2 (Part 2) และสำหรับรูปที่ 4.10 จะแสดงการทำงานของขั้นตอนการคำนวณค่าเซ็นเซอร์และค่าสัมประสิทธิ์ภาพทดสอบด้วยแผนผังเวลา ซึ่งใช้ในการประกอบการอธิบายในส่วนของขั้นตอนในเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การประมวลผล สำหรับการอธิบายในส่วนนี้จะแบ่งเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ขั้นตอนการประมวลผลในช่วงแรกเป็นการหาค่าสัมประสิทธิ์ภาพทดสอบด้วยข้อมูลไอเกนเฟสค่าแรก ( $eigenface_1$ ) และขั้นตอนการประมวลผลในช่วงที่สองเป็นการหาค่าสัมประสิทธิ์ภาพทดสอบด้วยข้อมูลไอเกนเฟสค่าที่  $2 - K$  ( $eigenface_{2-K}$ ) โดยจะเป็นไปตามสมการที่ 4.8 การแบ่งส่วนของขั้นตอนนี้ออกเป็น 2 ส่วน เนื่องจากการหาค่าสัมประสิทธิ์ภาพทดสอบด้วยข้อมูลไอเกนเฟสค่าที่  $2 - K$  ใช้ค่าผลลัพท์ของผลต่างระหว่างค่าของภาพใบหน้าที่ใช้ในการทดสอบ ( $\Gamma_{test}$ ) และค่าภาพเฉลี่ย ( $\psi$ ) เป็นข้อมูลเดียวกัน ดังนั้นงานวิจัยนี้ได้ทำการออกแบบให้มีการทำงานเป็นสองส่วนโดยขั้นตอนช่วงแรกจะทำการประมวลผลเสร็จจะทำการเก็บข้อมูลลงหน่วยความจำภายใน หลังจากนั้นจะทำการประมวลผลในช่วงที่สองต่อไปทันทีโดยจะไม่ได้อ่านข้อมูลมาจากภายนอก แต่จะอ่านข้อมูลจากหน่วยความจำภายในแทนเพื่อจะได้ไม่ต้องทำการประมวลผลในส่วนของการหาค่าผลต่าง Diff อีกครั้งหนึ่ง

สำหรับการอธิบายขั้นตอนการคำนวณค่าเช่นเทอร์ริงและค่าสัมประสิทธิ์ภาพทดสอบของทั้งการประมวลผลในช่วงแรกและช่วงที่สองจะแบ่งออกเป็น 2 หัวข้อย่อยคือ ลำดับขั้นตอนของการทำงาน โดยจะอธิบายถึงลักษณะเชิงข้อมูลสำหรับการประมวลผล และอีกหัวข้อย่อยหนึ่งคือสถานะของการควบคุมการทำงาน (State Control) โดยจะอธิบายถึงลักษณะของการประมวลผลเชิงสถานะ เพื่อควบคุมการทำงานให้เป็นไปตามขั้นตอนในส่วนนี้

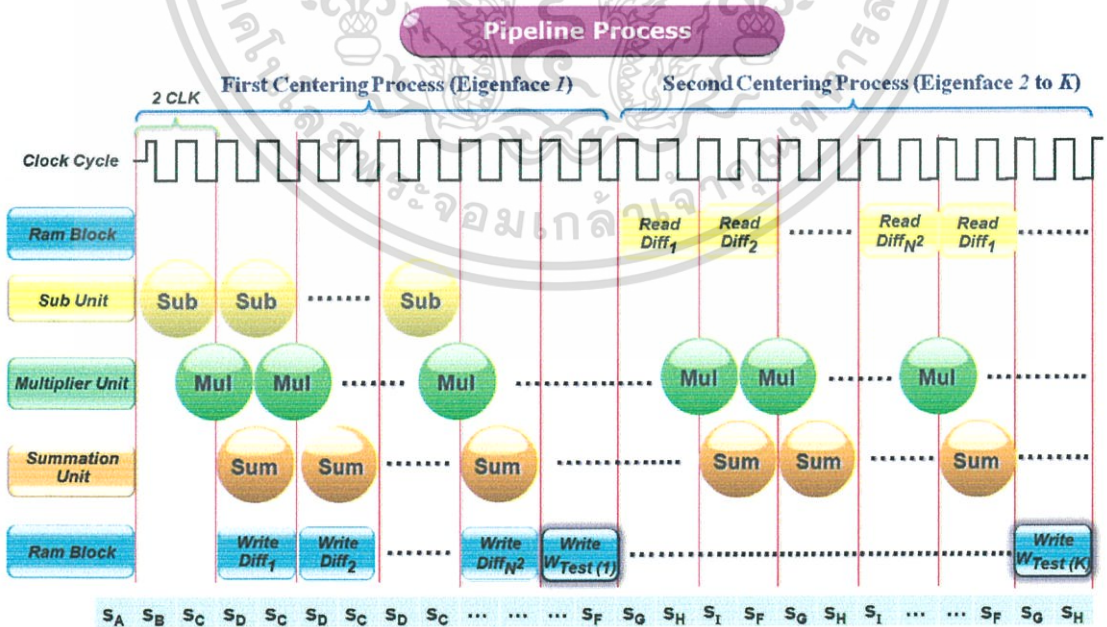
#### 4.2.2.1.1. ลำดับขั้นตอนของการทำงาน (Process Procedure)

##### 1. การประมวลผลในช่วงแรก (First Centering Process)

คือ ขั้นตอนการทำการเช่นเทอร์ริงเกิดจากการประมวลผลของข้อมูลภายนอก 2 ข้อมูลด้วยกันคือ ค่าของภาพใบหน้าที่ใช้ในการทดสอบ ( $\Gamma_{test}$ ) และค่าภาพเฉลี่ย ( $\psi$ ) ด้วยขนาด  $N^2 \times 1$  ที่เท่ากันทั้งสองค่า เพื่อทำการคำนวณค่าผลต่าง (Diff) ที่มีขนาด  $N^2 \times 1$  เช่นเดียวกัน โดยจะทำการเขียนข้อมูลผลลัพท์ของค่าผลต่าง Diff นี้ทุกค่าลงบนหน่วยความจำภายในดังแสดงในรูปที่ 4.10 จากนั้นนำค่าผลต่าง Diff ที่ได้จากขั้นตอนการทำเช่นเทอร์ริง มาทำการ โปรเจ็ค (Project) ลงบนไอเกนเฟสด้วยค่าไอเกนเฟสแรกก่อนเท่านั้น (ข้อมูล ไอเกนเฟสเป็นข้อมูลภายนอกขนาด  $(N^2 \times 1)$  จำนวน  $K$  ค่า) โดยจะใช้ภาคการคำนวณคูณในการทำการ โปรเจ็คดังแสดงในรูปที่ 4.9 และจากนั้นนำผลลัพท์จากการ โปรเจ็คมาประมวลผลต่อด้วยภาคการคำนวณการหาผลรวมเพื่อทำการหาผลรวมของค่าการ โปรเจ็คที่คำนวณได้กับค่าการ โปรเจ็คก่อนหน้า โดยกระบวนการทำงานของภาคการคำนวณ ในลักษณะของแผนผังเวลาจะแสดงดังรูปที่ 4.10 โดยแผนผังเวลาของขั้นตอนนี้จะสังเกตเห็นได้ว่าในขณะที่การประมวลผลด้วยข้อมูลที่กล่าวมาข้างต้นเพื่อให้ได้ผลลัพท์ค่าแรกมานั้นใน

ช่วงเวลาที่ทำการประมวลผลด้วยภาคการคำนวณการหาผลรวมจะทำการประมวลผลด้วยภาคการคำนวณลบด้วยข้อมูลค่าของภาพไบหน้าที่ใช้ในการทดสอบและค่าภาพเฉลี่ยค่าที่สองไปพร้อมๆ กัน จากการประมวลผลในขั้นตอนนี้เป็น การประมวลผลแบบไปป์ไลน์ โดยจะมีลักษณะการทำงานที่ยังไม่สิ้นสุดกระบวนการแต่ มีการประมวลผลข้อมูลค่าถัดไปแล้วทำให้ผลลัพธ์สุดท้ายของค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบ ( $W_{Test(j)}$ ) ที่ได้จะใช้เวลาในการประมวลผลที่เร็ว ซึ่งขั้นตอนการประมวลผลในช่วงแรกจะทำการประมวลผลจำนวน  $N^2$  รอบ (สำหรับกรณีเทคนิคพีซีเอด้วยภาพขนาด  $N \times N$  ทำให้มีจำนวนข้อมูลเท่ากับ  $N^2$ ) ดังนั้นเมื่อประมวลผลครบตามจำนวนรอบของข้อมูลแล้วจะทำให้ได้ผลลัพธ์ คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบ  $W_{Test(j)}$  ค่าแรกออกมา โดยจะทำการเขียนข้อมูลผลลัพธ์ของค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบ  $W_{Test(j)}$  ไปที่หน่วยความจำภายในดังแสดงในรูปที่ 4.10 ( $Write W_{Test(1)}$ ) โดยจะเป็นค่าผลลัพธ์ภาคการหาผลรวม Sum สุดท้ายของขั้นตอนช่วงการโปรเจ็กโอเคนเฟสค่าแรก

$$W_{Test(i,j)} = eigenface' \cdot [\Gamma_{Test(i,j)} - \psi] \quad (4.8)$$



รูปที่ 4.10 แสดงแผนผังเวลาของขั้นตอนการคำนวณค่าเซ็นเทอร์ริงและค่าสัมประสิทธิ์ภาพทดสอบ ช่วงแรกและช่วงที่สอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2. การประมวลผลในช่วงที่สอง (Second Centering Process)

คือ ขั้นตอนการทำเซ็นเตอร์ริงและการโปรเจ็กภาพทดสอบของการโปรเจกด้วยไอเกนเฟสค่าที่  $2 - K$  สำหรับขั้นตอนการประมวลผลในช่วงที่สองจะมีการทำงานที่แตกต่างจากช่วงแรกที่ได้อธิบายไปก่อนหน้านี้ โดยการโปรเจกค่าถัดไปนี้จะไม่ได้ใช้ข้อมูลจากภายนอกทั้งหมดแต่ข้อมูลที่ใช่คือ ไอเกนเฟสที่ 2 ถึง  $K$  ค่าได้จากข้อมูลภายนอกที่มีขนาด  $(N^2 \times 1)$  ดังสมการที่ 4.8 และค่าผลลัพธ์ของผลต่าง Diff จากช่วงแรกได้จากการอ่านข้อมูลจากหน่วยความจำภายในที่เก็บไว้ด้วยขนาดของข้อมูลเท่ากับ  $N^2$  โดยการประมวลผลส่วนไอเกนเฟสที่ 2 ถึง  $K$  ค่า (ดังแสดงในรูปที่ 4.9) ดังนั้นในขั้นตอนนี้จะทำการประมวลผลการโปรเจกด้วยภาคการคำนวณแรกคือ ภาคการคำนวณคูณ และจากนั้นนำผลลัพธ์จากการโปรเจกมาประมวลผลต่อด้วยภาคการคำนวณการหาผลรวม เพื่อทำการหาผลรวมของค่าการโปรเจกดังแสดงในรูปที่ 4.9 และ 4.10 (แสดงแผนผังเวลา) ซึ่งขั้นตอนนี้จะทำการประมวลผลจำนวน  $N^2$  รอบ (กรณีเช่นเดียวกันกับช่วงแรก) ดังนั้นเมื่อประมวลผลเสร็จสิ้นแล้วจะทำให้ได้ผลลัพธ์คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบ  $W_{\text{Test}(j)}$  ค่าที่สองออกมา โดยจะทำการเขียนข้อมูลผลลัพธ์ของค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบ  $W_{\text{Test}(j)}$  ค่าที่สองไปที่หน่วยความจำภายในดังแสดงในรูปที่ 4.10 จากนั้นจะทำการโปรเจกไอเกนเฟสค่าถัดไปจนครบ  $K$  ค่า ดังนั้นข้อมูลผลลัพธ์ทั้งหมดของช่วงที่สองจะถูกเขียนข้อมูลลงหน่วยความจำภายใน คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบ  $W_{\text{Test}(j)}$  ค่าที่  $2-K$  (สำหรับงานวิจัยนี้ได้ใช้ไอเกนเฟสจำนวน  $K = 4$  ค่า)

สำหรับการประมวลผลทั้งหมดของขั้นตอนการทำเซ็นเตอร์ริงและการโปรเจ็กภาพทดสอบจะทำให้ได้ผลลัพธ์ของคือ ค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบ  $W_{\text{Test}(j)}$  จำนวน  $1-K$  ค่าด้วยขนาด  $(K \times 1)$  โดยที่  $1 \leq j \leq n_r$  ซึ่งในขั้นตอนนี้จะทำการประมวลผลของทุกหน่วยการประมวลผลภาพไบหน้าย่อย PEU ทุกหน่วยไปพร้อมๆ กันแบบขนานดังรูปที่ 4.7

#### 4.2.2.1.2. สถานะของการควบคุมการทำงาน (Control State)

##### 1. สถานะของการประมวลผลในช่วงแรก

การควบคุมการประมวลผลในช่วงแรกนี้ จะเป็นการวนซ้ำเพื่อคำนวณค่าผลต่างของแต่ละอีลีเมนต์ (Element) ระหว่างเวกเตอร์ภาพทดสอบและภาพเวกเตอร์ภาพเฉลี่ย เมื่อคำนวณผลต่างเสร็จสิ้น จะนำค่าผลต่างของแต่ละอีลีเมนต์ไปโปรเจกบนแต่ละอีลีเมนต์ของไอเกนเฟสชุดที่ 1 และทำการรวมค่าผลการโปรเจกค่าผลต่างลงบนไอเกนเฟสของทุกอีลีเมนต์เพื่อใช้เป็นค่าสัมประสิทธิ์ของภาพ พร้อมทั้งจัดเก็บค่าผลต่างของแต่ละอีลีเมนต์ลงในหน่วยความจำทำเช่นนี้วนซ้ำจำนวน  $N^2$  รอบ สำหรับ  $N^2$  อีลีเมนต์

สถานะของการควบคุมการทำงานในช่วงแรกของขั้นตอนการคำนวณค่าเซ็นเซอร์ริงและค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบจะใช้สถานะของการทำงานจำนวน 4 สถานะดังแสดงในรูปที่ 4.10 (แสดงแผนผังเวลา) และรูปที่ 4.11 (แสดงสถานะของการทำงาน) ได้แก่  $S_A$ ,  $S_B$ ,  $S_C$  และ  $S_D$  โดยที่การทำงานจะเริ่มที่สถานะตามลำดับดังนี้

สถานะ  $S_A$  เป็นสถานะแรก ซึ่งในสถานะนี้จะทำการรีเซ็ตค่าคั้งนี้ สัญญาณการอ่านและเขียนของข้อมูล สัญญาณข้อมูลต่างๆ และสัญญาณมัลติเพล็กซ์เซอร์ที่ใช้ในการจัดการข้อมูลภายนอกและการอ่านข้อมูลจากหน่วยความจำ และจะทำการตั้งค่าการเลือกข้อมูลด้วยมัลติเพล็กซ์เซอร์ของการประมวลผลช่วงแรกด้วย โดยที่สถานะนี้ทำการอ่านค่าข้อมูลค่าเวกเตอร์ภาพเฉลี่ยเฉลี่ยและค่าเวกเตอร์ภาพทดสอบอีลีเมนต์แรกจากข้อมูลภายนอก พร้อมส่งสัญญาณให้คำนวณค่าผลต่างด้วยตัวประมวลผลภาคสลับในลำดับถัดไปดังรูปที่ 4.10

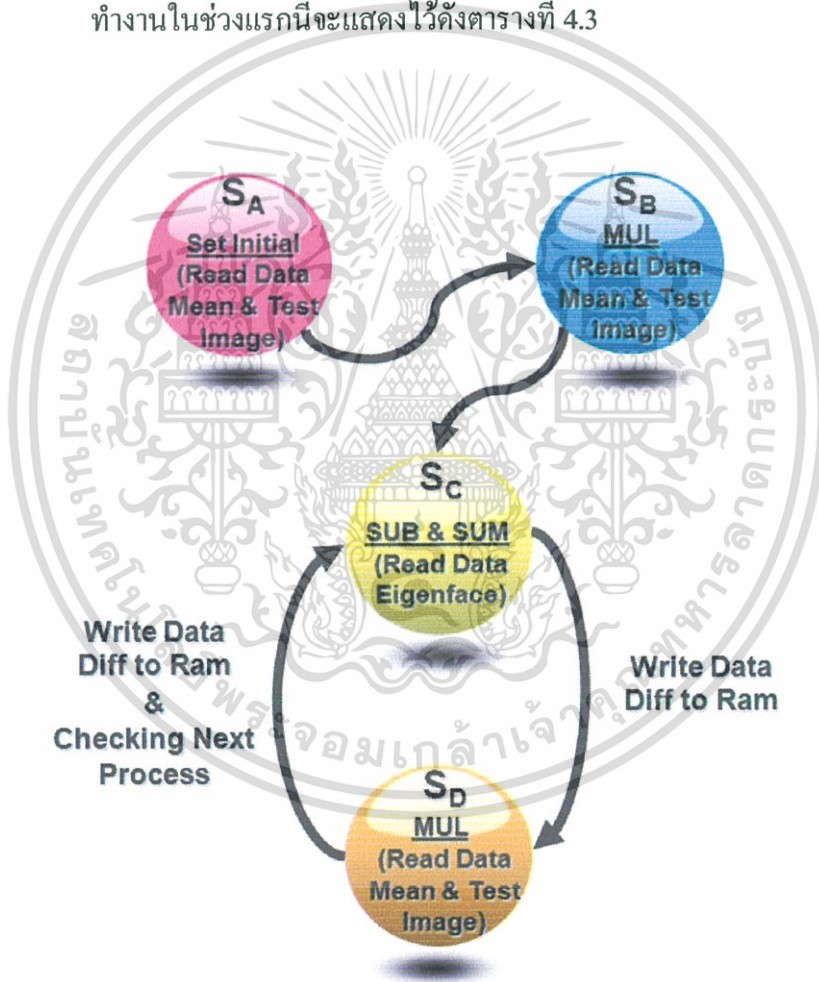
สถานะ  $S_B$  ทำการส่งสัญญาณควบคุมการคำนวณภาคคูณเพื่อทำการคูณค่าผลต่าง Diff และค่าไอเกนเฟส โดยที่สถานะนี้ยังทำการอ่านค่าข้อมูลค่าภาพเฉลี่ยและค่าภาพทดสอบอีลีเมนต์ต่อมาจากข้อมูลภายนอกเพื่อประมวลผลในลำดับถัดไป

สถานะ  $S_C$  จะส่งสัญญาณควบคุมการคำนวณภาคสลับเพื่อทำการคำนวณค่าผลต่างระหว่างค่าภาพเฉลี่ยและค่าภาพทดสอบอีลีเมนต์ปัจจุบัน (i) ที่ถูกอ่านค่าเข้ามาในสถานะก่อนหน้า และส่งสัญญาณควบคุมการทำงานของภาคการหาผลรวมจากผลของภาคคูณของอีลีเมนต์ลำดับก่อนหน้า (i-1) โดยในสถานะนี้จะทำการควบคุมให้ภาคการหาผลรวมของผลคูณของอีลีเมนต์ก่อนหน้า และ ภาคการหาผลต่างของอีลีเมนต์ต่อมาทำงานพร้อมกัน จากนั้นจะทำการเขียนข้อมูลผลต่างค่าก่อนหน้า ( $Diff_{i-1}$ ) ที่ได้ไปที่หน่วยความจำภายใน (ดัง

รูปที่ 4.11 คือ Write Data Diff to Ram) เพื่อเก็บไว้ใช้ในการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ของภาพสำหรับไอเกนซุคที่ 2 – K ต่อไป โดยไม่จำเป็นต้องคำนวณซ้ำ

สถานะ  $S_D$  ทำการส่งสัญญาณควบคุมการคำนวณภาคคูณเพื่อทำการคูณค่าผลต่าง Diff และค่าไอเกนเฟสของอีลิเมนต์ปัจจุบัน (i) โดยที่สถานะนี้ยังทำการอ่านค่าข้อมูลค่าภาพเฉลี่ยและค่าภาพทดสอบอีลิเมนต์ของลำดับถัดไป (i+1) จากข้อมูลภายนอกเพื่อประมวลผลในลำดับถัดไป

เมื่อทำขั้นตอนในสถานะ  $S_D$  เรียบร้อยแล้ว จะกลับไปทำขั้นตอนในสถานะ  $S_C$  วนซ้ำในสถานะ  $S_C$  และ  $S_D$  ไปจนกว่าจะครบทุกอีลิเมนต์ของเวกเตอร์ภาพทดสอบ ( $N^2$  รอบ) สำหรับตารางสรุปสถานะของการควบคุมการทำงานในช่วงแรกนี้จะแสดงไว้ดังตารางที่ 4.3



รูปที่ 4.11 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในช่วงขั้นตอนการคำนวณค่าเซ็นเทอร์ริงและค่าสัมประสิทธิ์ภาพทดสอบด้วยการประมวลผลในช่วงแรก

ตารางที่ 4.3 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในช่วงขั้นตอนการคำนวณค่าเซ็นเซอร์และค่าสัมประสิทธิ์ภาพทดสอบช่วงแรก

สถานะ	หลัก	ข้อมูล	พิเศษ	แรม
$S_A$	เริ่มการทำงาน	อ่านข้อมูลสำหรับภาคคำนวณลบ	เซตสัญญาณเริ่มต้น	
$S_B$	ประมวลผลด้วยภาคคำนวณคูณ	ป้อนข้อมูลกลับมายังภาคการหาผลรวม และ อ่านข้อมูลสำหรับภาคคำนวณลบใหม่	เลือกข้อมูลโดยใช้มัลติเพล็กซ์เซอร์	
$S_C$	ประมวลผลด้วยภาคการลบ และภาคการหาผลรวม	อ่านข้อมูลสำหรับภาคคำนวณคูณใหม่	การตรวจสอบสถานะของประมวลผลถัดไป	เขียนข้อมูลลงแรม (Diff)
$S_D$	ประมวลผลด้วยภาคคำนวณคูณ	ป้อนข้อมูลกลับมายังภาคการหาผลรวม และ อ่านข้อมูลสำหรับภาคคำนวณลบใหม่		

## 2.สถานะของการประมวลผลในช่วงที่สอง

ในช่วงที่สองนี้ จะทำการวนซ้ำเพื่อคำนวณ โปรเจกต์อิมเมจค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบสำหรับไอเกนเฟสที่  $2 - K$  แต่เนื่องจากได้ทำการเก็บค่าผลต่างของภาพทดสอบและภาพค่าเฉลี่ยแล้ว จึงไม่จำเป็นต้องคำนวณ ใช้เป็นการอ่านค่าผลต่างของแต่ละอิลีเมนต์มาทำการ โปรเจกต์กับไอเกนเฟสได้ทันที

สถานะของการควบคุมการทำงานในช่วงที่สองของขั้นตอนการคำนวณค่าเซ็นเซอร์และค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบจะใช้สถานะของการทำงานเป็นจำนวน 4 สถานะดังแสดงในรูปที่ 4.10 (แสดงแผนผังเวลา) และรูปที่ 4.12 (แสดงสถานะของการทำงาน) ได้แก่  $S_F$ ,  $S_G$ ,  $S_H$  และ  $S_I$

สถานะ  $S_F$  นี้จะเซตค่าการเลือกข้อมูลของมัลติเพล็กซ์เซอร์ และจะส่งสัญญาณควบคุมการคำนวณภาคการหาผลรวมของค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบดังแสดงในรูปที่ 4.12 โดยที่สถานะนี้จะทำการอ่านค่าข้อมูลค่าไอเกนเฟสค่าที่ (i) ของชุดต่อไป (j) จากข้อมูลภายนอก และอ่านค่าผลต่าง Diff (i) จากหน่วยความจำภายในเพื่อประมวลผลในลำดับถัดไป อีก

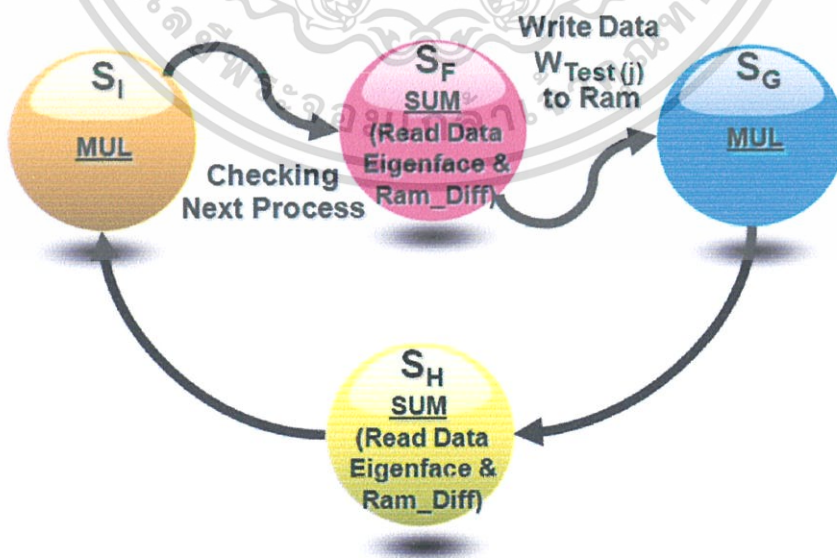
ทั้งยังทำการเขียนค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบ  $W_{Test(i-D)}$  ของไอเกนเฟส

ชุดที่ (j-1) ที่ได้จากการคำนวณเสร็จสิ้นในช่วงก่อนหน้าไปที่หน่วยความจำภายใน

สถานะ  $S_G$  จะทำการส่งสัญญาณควบคุมการคำนวณภาคการคูณเพื่อประมวลผลค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบของไอเกนเฟสค่าที่ (i) ของชุดที่ (j) โดยทำการคูณข้อมูลค่าไอเกนเฟส และค่าผลต่าง Diff

สถานะ  $S_H$  จะส่งสัญญาณควบคุมการคำนวณภาคการหาผลรวมของการหาค่าสัมประสิทธิ์ภาพทดสอบ และสถานะนี้จะทำการอ่านค่าข้อมูลค่าไอเกนเฟสค่าถัดไป (i+1) และค่าผลต่าง Diff (i+1) จากหน่วยความจำภายใน

สถานะ  $S_I$  จะทำการส่งสัญญาณสำหรับการคำนวณภาคการคูณ เพื่อไปเรียกค่าผลต่าง Diff (i) บนค่าไอเกนเฟสค่าที่ (i) และ เป็นสถานะที่ทำการตรวจสอบการวนซ้ำการทำงาน เพื่อทำการเปลี่ยนสถานะจาก  $S_I$  ไปเป็นสถานะแรก  $S_F$  ของขั้นตอนการประมวลผลถัดไป (Checking Next Process) ดังรูปที่ 4.12 ถ้ายังประมวลผลไม่ครบตามจำนวนข้อมูลขาเข้า จะทำการวนซ้ำกลับไปอยู่ที่ สถานะ  $S_F$  เพื่อทำการวนคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ของภาพจนครบทุกไอเกนเฟส แต่ถ้ามีการทำงานครบแล้ว จากนั้นจะทำการเปลี่ยนสถานะไปเป็นสถานะของขั้นตอนถัดไปคือ สถานะ  $S_J$  ซึ่งเป็นสถานะแรก ของขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาด สำหรับตารางสรุปสถานะของการควบคุมการทำงานในช่วงที่สองนี้จะแสดงไว้ดังตารางที่ 4.4



รูปที่ 4.12 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในช่วงขั้นตอนการคำนวณค่าเซ็นเซอร์และค่าสัมประสิทธิ์ภาพทดสอบด้วยการประมวลผลในช่วงที่สอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.4 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในช่วงขั้นตอนการคำนวณค่าเซ็นเซอร์และค่าสัมประสิทธิ์ภาพทดสอบช่วงที่สอง

สถานะ	หลัก	ข้อมูล	พิเศษ	แรม
$S_F$	ประมวลผลด้วยภาคการหาผลรวม	อ่านข้อมูลสำหรับภาคคำนวณคุณใหม่ และอ่านข้อมูลจากแรม(Diff)	เลือกข้อมูลโดยใช้มัดติเพ็กเซอร์	เขียนข้อมูลลงแรม ( $W_{Test(j)}$ )
$S_G$	ประมวลผลด้วยภาคคำนวณ	ป้อนข้อมูลกลับมายังภาคการหาผลรวม		
$S_H$	ประมวลผลด้วยภาคการหาผลรวม	อ่านข้อมูลสำหรับภาคคำนวณคุณใหม่		อ่านข้อมูลจากแรม (Diff)
$S_I$	ประมวลผลด้วยภาคคำนวณ	ป้อนข้อมูลกลับมายังภาคการหาผลรวม	การตรวจสอบสถานะของการประมวลผลถัดไป	

#### 4.2.2.2. ขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาด (Error Projection Image)

สำหรับการอธิบายขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาดนี้จะแบ่งออกเป็น 2 หัวข้อย่อยคือ ลำดับขั้นตอนของการทำงานและสถานะของการควบคุมการทำงาน เช่นเดียวกับขั้นตอนที่แล้ว

##### 4.2.2.2.1. ลำดับขั้นตอนการทำงาน

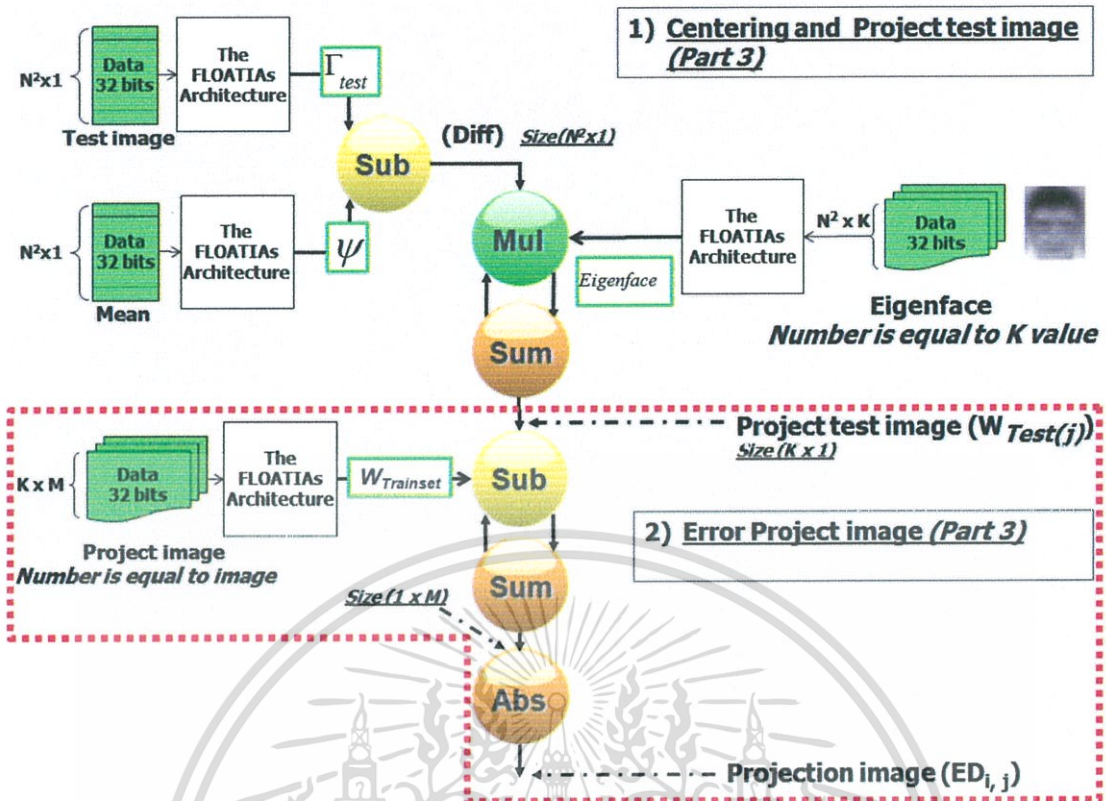
ขั้นตอนนี้เป็นขั้นที่ 2 ของการประมวลผลในส่วนของหน่วยประมวลผลภาพไบทีย่อย PEU สำหรับการทำงานในขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาดจะใช้ภาคการคำนวณทั้งหมดจำนวน 2 ภาคการคำนวณ ได้แก่ ภาคการคำนวณลบ และ ภาคการหาผลรวม สองภาคการคำนวณนี้เป็นภาคเดียวกันกับขั้นตอนการทำเซ็นเซอร์และการโปรเจ็กภาพทดสอบ เนื่องจากมีการวนใช้ทรัพยากรซ้ำและภาคคำนวณสุดท้ายของขั้นตอนนี้ คือ ภาคการหาค่าสัมบูรณ์ “Abs” ซึ่งจะแสดงดังรูปที่ 4.13 (แสดงขั้นตอนการทำงานของส่วนนี้) และรูปที่ 4.14 (แสดงการทำงานด้วยแผนผังเวลา) โดยทั้งสองรูปนี้ใช้ในการประกอบการอธิบายในส่วนของขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาดโดยจะเป็นไปตามสมการที่ 4.9 จากขั้นตอนการทำเซ็นเซอร์และการโปรเจ็กภาพทดสอบผลลัพธ์ที่ได้ คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบ  $W_{Test(j)}$  ทั้งหมด  $K$  ค่า โดยที่  $1 \leq j \leq n_r$  ดังนั้นขั้นตอนในการประมวลผลของส่วนนี้จะใช้ข้อมูลจำนวน 2 ค่าดังสมการที่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้เผยแพร่โดยไม่เสียค่าใช้จ่าย  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

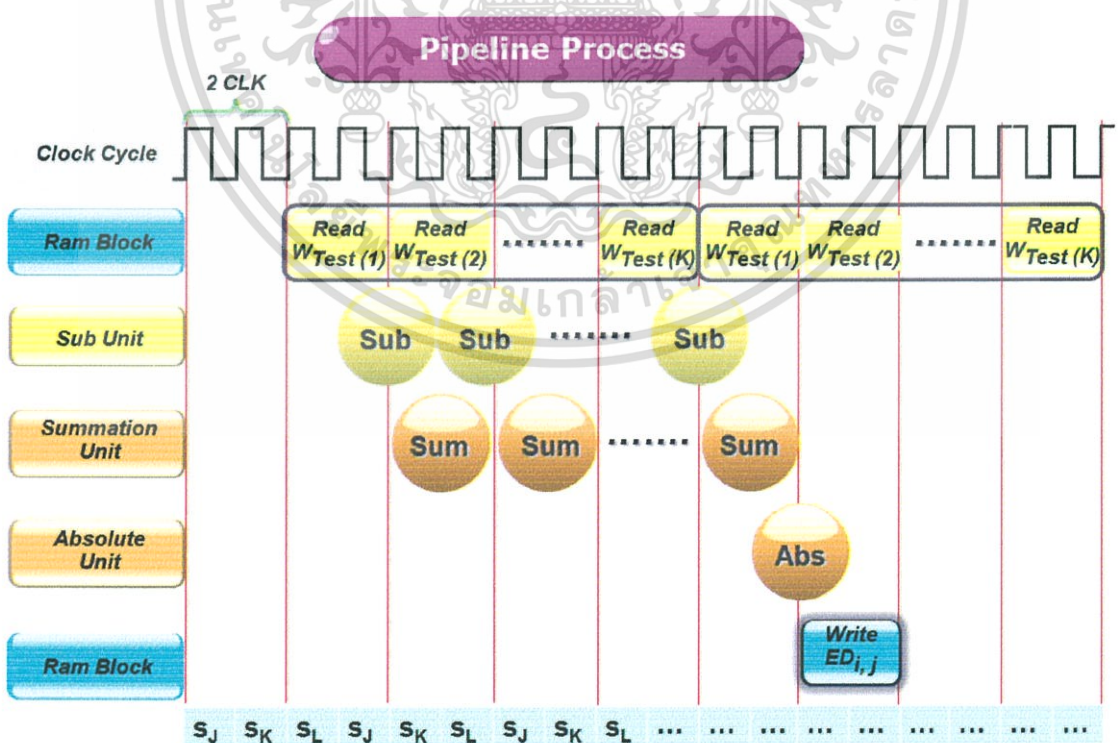
4.9 ได้แก่ ค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบ  $W_{Test(j)}$  มีจำนวน  $K$  ค่า โดยได้จากผลลัพธ์ในขั้นตอนที่แล้ว โดยจะอ่านข้อมูลจากหน่วยความจำภายใน และค่าสัมประสิทธิ์ของภาพในฐานข้อมูล ( $W_{Trainset(i,j)}$ ) ที่มีขนาด  $K \times 1$  จำนวน  $M$  ภาพเป็นข้อมูลภายนอก โดยที่  $M$  คือ จำนวนภาพที่อยู่ในฐานข้อมูล (สำหรับงานวิจัยนี้ได้ใช้ชุดฐานข้อมูลจำนวน 15 ค่า) ดังแสดงรูปที่ 4.13 โดยขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาดจะนำ 2 ข้อมูลดังกล่าวมาประมวลผลด้วยภาคคำนวณ Sub ดังแสดงรูปที่ 4.14 จากนั้นนำผลลัพธ์ที่ได้มาประมวลผลต่อด้วยภาคการหาผลรวม Sum เพื่อทำการหาผลรวมของค่าผลลัพธ์ที่คำนวณได้กับค่าผลลัพธ์ก่อนหน้า และในขณะที่ประมวลผลด้วยภาคการหาผลรวม Sum ในช่วงเวลาเดียวกันจะอ่านข้อมูลคู่ใหม่มาประมวลผลด้วยภาคการคำนวณ Sub จากการประมวลผลในขั้นตอนนี้เป็นการประมวลผลแบบส่งต่อ และจะวนซ้ำการทำงานจนครบ  $K$  รอบตามจำนวนของข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบ  $W_{Test(j)}$  ดังนั้นจะทำให้ได้ค่าผลลัพธ์ของความผิดพลาดโดยการเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างค่าสัมประสิทธิ์ของภาพในฐานข้อมูล  $W_{Trainset(1,1)}$  และค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบ  $W_{Test(1)}$  เป็นค่าแรกออกมาแล้วจะมีการวนซ้ำการทำงานจนครบ  $K$  รอบตามจำนวนของข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบ  $W_{Test(j)}$  ที่มีจำนวน  $K$  ค่า สำหรับแต่ละภาพไบทน้อยของภาพทดสอบ จากนั้นทำการประมวลผลต่อด้วยภาคการหาค่าสัมบูรณ์ Abs แล้วทำการเขียนข้อมูลเก็บไว้ในหน่วยความจำภายใน โดยจะทำการประมวลผลทั้งหมด  $M$  รอบ เพื่อให้ได้ค่าผลลัพธ์ของความผิดพลาด ( $ED_{i,j}$ ) ทั้งหมดจำนวน  $M$  ค่าเป็นชุดผลลัพธ์สุดท้ายของขั้นตอนนี้ดังแสดงในรูปที่ 4.14 โดยจะทำการประมวลผลของทุกภาพไบทน้อยๆ ไปพร้อมๆ กันด้วยการทำงานแบบขนาน ดังนั้นจะทำให้ได้ผลลัพธ์ของความผิดพลาด  $ED_{i,j}$  จำนวน  $M$  ค่าของทุกภาพไบทน้อย  $n_j$

$$ED(i,j) = W_{Trainset(i,j)} - W_{Test(j)} \quad (1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq n_r) \quad (4.9)$$

โดยที่ผลลัพธ์จะถูกส่งไปทำการประมวลในขั้นตอนถัดไปคือ ขั้นตอนการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาด (สำหรับกรณีของเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ) แต่ถ้าเป็นโครงสร้างของเทคนิคพีซีเอจะทำการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนัก  $Weight_j$  ค่าที่เท่ากับ 1 ถ้าเป็นเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอจะทำการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนัก  $Weight_j$  ด้วยข้อมูลภายนอกให้กับแต่ละภาพไบทน้อย  $j$

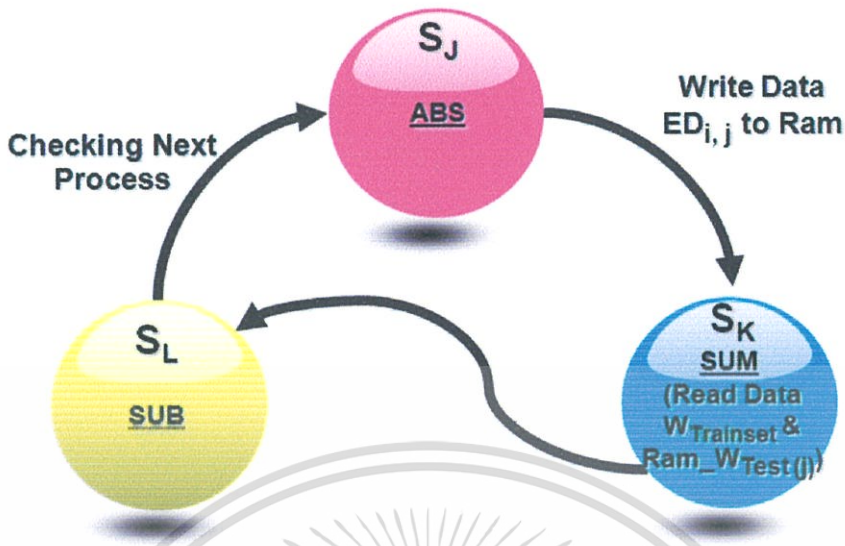


รูปที่ 4.13 แสดงการทำงานของสถาปัตยกรรมกรรูกำไบหน้าในส่วนการประมวลผลภาพใบหน้า  
ย่อยในขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาด



รูปที่ 4.14 แสดงแผนผังเวลาของขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.15 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาด

#### 4.2.2.2.2. สถานะของการควบคุมการทำงาน

สำหรับสถานะของการควบคุมการทำงานในขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาด Error Projection Image นี้จะใช้สถานะของการทำงานจำนวน 3 สถานะดังแสดงในรูปที่ 4.14 (แสดงแผนผังเวลา) และรูปที่ 4.15 (แสดงสถานะของการทำงาน) ได้แก่  $S_J$ ,  $S_K$  และ  $S_L$  โดยที่การทำงานจะเริ่มที่สถานะตามลำดับดังนี้

สถานะ  $S_J$  เป็นสถานะของการทำงานถัดจากสถานะ  $S_L$  โดยสถานะ  $S_J$  นี้จะเช็คค่าการเลือกข้อมูลของมัลติเพล็กซ์เซอร์ และจะส่งสัญญาณควบคุมการคำนวณภาคการหาค่าสัมบูรณ์ อีกทั้งยังทำการเขียนข้อมูลผลลัพธ์ค่าความผิดพลาด  $ED_{i,j}$  ที่ได้ไปที่หน่วยความจำภายใน (Write Data  $ED_{i,j}$  to Ram) ดังแสดงในรูปที่ 4.15

สถานะ  $S_K$  จะส่งสัญญาณควบคุมการคำนวณภาคการหาผลรวมและจะทำการอ่านค่าสัมประสิทธิ์ของภาพจากชุดฐานข้อมูล  $W_{Trainset}(i,j)$  ซึ่งเป็นข้อมูลภายนอก และค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบ  $W_{Test}(j)$  จากหน่วยความจำภายในเพื่อประมวลผลในลำดับถัดไป และสำหรับสถานะถัดไปคือ สถานะ  $S_L$  จะทำการส่งสัญญาณควบคุมการคำนวณภาคลบเพื่อคำนวณผลต่างระหว่างค่าสัมประสิทธิ์ของภาพจากชุดฐานข้อมูล

$W_{Trainset}(i,j)$  และค่าสัมประสิทธิ์ของภาพทดสอบ  $W_{Test}(j)$

สถานะ  $S_j$  จะทำการส่งสัญญาณเพื่อใช้ในการประมวลผลของภาคการคำนวณการหาค่าสัมบูรณ์ Abs และการเขียนข้อมูลลงหน่วยความจำอีกครั้งหนึ่ง โดยจะไม่ได้เขียนข้อมูลทุกครั้งที่มีการคำนวณแต่จะเขียนก็ต่อเมื่อทำการคำนวณไปแล้วเป็นจำนวน  $K$  ค่า (เพื่อหาค่าความผิดพลาด  $ED_{i,j}$  ของแต่ละภาพใบหน้าข้อมูลออกมา) ดังรูปที่ 4.14 จากนั้น

สถานะ  $S_L$  เป็นสถานะที่ทำการตรวจสอบขั้นตอนการประมวลผลเพื่อทำการเปลี่ยนสถานะไปเป็นสถานะแรกของขั้นตอนการประมวลผลถัดไป Checking Next Process ดังแสดงในรูปที่ 4.15 ถ้ายังทำงานไม่ครบตามจำนวน  $K$  ครั้ง จะทำการวนซ้ำจนครบทุกภาพใบหน้าในฐานข้อมูล จำนวน  $M$  ครั้ง แล้วจะทำการเปลี่ยนสถานะไปเป็นสถานะของขั้นตอนถัดไปคือสถานะ  $S_M$  ซึ่งเป็นสถานะแรกของขั้นตอนการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาด สำหรับตารางสรุปสถานะของการควบคุมการทำงานในขั้นตอนนี้จะแสดงไว้ดังตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.5 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาด

สถานะ	หลัก	ข้อมูล	พิเศษ	แรม
$S_j$	ประมวลผลด้วยภาคการหาค่าสัมบูรณ์(ณ.เวลาเดียวกันกับเขียนข้อมูลลงแรม)	ป้อนข้อมูลกลับมายังภาคการหาผลรวม	เลือกข้อมูล โดยใช้ มัลติเพล็กซ์เซอร์	เขียนข้อมูลลงแรม ( $ED_{i,j}$ )
$S_K$	ประมวลผลด้วยภาคการหาผลรวม RSU	อ่านข้อมูลสำหรับภาคคำนวณลบใหม่		อ่านข้อมูลจากแรม ( $W_{Test(j)}$ )
$S_L$	ประมวลผลด้วยภาคคำนวณลบ		การตรวจสอบสถานะของการประมวลผลถัดไป	

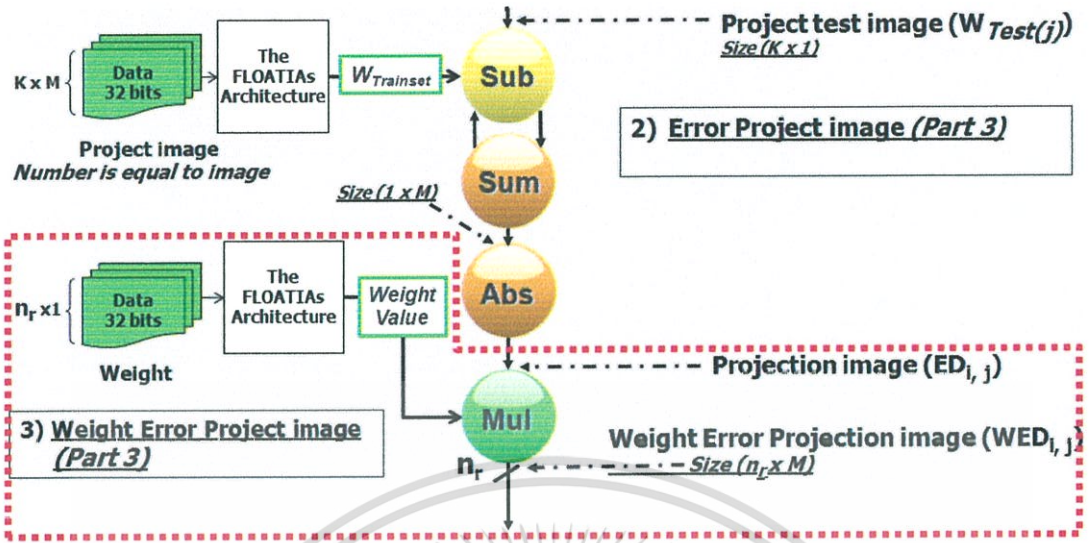
#### 4.2.2.3. ขั้นตอนการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาด (Weight Projection Image)

สำหรับการอธิบายการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาดนี้จะแบ่งออกเป็น 2 หัวข้อย่อยคือ ลำดับขั้นตอนของการทำงาน และ สถานะของการควบคุมการทำงาน

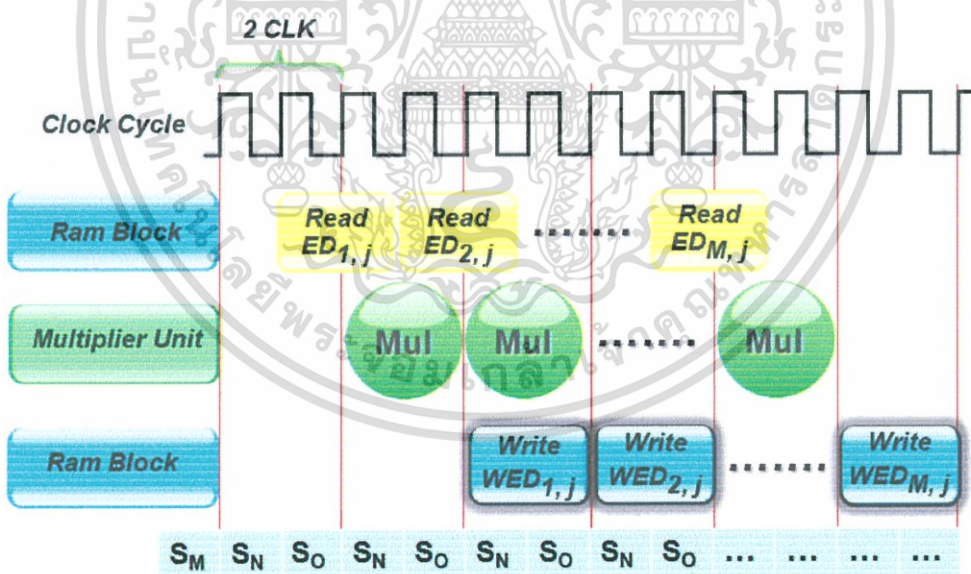
##### 4.2.2.3.1. ลำดับขั้นตอนการทำงาน

ขั้นตอนนี้เป็นขั้นที่ 3 ของการประมวลผลในส่วนของหน่วยประมวลผลภาพใบหน้าย่อย PEU ซึ่งเป็นขั้นตอนสุดท้ายของหน่วยประมวลผลนี้ ซึ่งจะมีการทำงานในขั้นตอนการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาด Weight Projection Image โดยใช้ภาคการคำนวณคูณเพียงภาคการคำนวณเดี่ยวแสดงดังรูปที่ 4.16 (แสดงขั้นตอนการทำงานของส่วนนี้) และรูปที่ 4.17 (แสดงการทำงานด้วยแผนผังเวลา) โดยทั้งสองรูปนี้ใช้ในการประกอบการอธิบายในส่วนของขั้นตอนการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาด โดยจะเป็นไปตามสมการที่ 4.10 จากขั้นตอนการหาค่าความผิดพลาดของขั้นตอนที่ผ่านมามีผลลัพธ์ที่ได้คือ ค่าความผิดพลาด  $ED_{i,j}$  ของภาพ  $i$  ทั้งหมดจำนวน  $M$  ภาพ และภาพย่อยที่  $j$  ทุกภาพใบหน้าย่อย  $N_r$  สำหรับขั้นตอนการประมวลผลในส่วนนี้จะใช้ค่าความผิดพลาด  $ED_{i,j}$  และ ค่าถ่วงน้ำหนัก ( $Weight_j$ ) สำหรับแต่ละใบหน้าย่อย  $j$  โดยค่าความผิดพลาด  $ED_{i,j}$  จะทำการอ่านข้อมูลจากหน่วยความจำภายใน และค่าถ่วงน้ำหนัก ( $Weight_j$ ) เป็นข้อมูลภายนอกที่ส่งเข้ามาประมวลผล โดยขั้นตอนการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาดจะประมวลผลด้วยภาคการคำนวณคูณ ดังแสดงในรูปที่ 4.17 จากนั้นจะได้ผลลัพธ์คือ ค่าความผิดพลาดที่ทำการถ่วงน้ำหนักแล้ว (Weight Error Projection:  $WED_{i,j}$ ) โดยจะทำการเขียนข้อมูลผลลัพธ์ดังกล่าวลงไปที่หน่วยความจำภายใน

$$WED_{i,j} = Weight_j (ED_{i,j}) \quad (4.10)$$



รูปที่ 4.16 แสดงการทำงานของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าในส่วนการประมวลผลภาพใบหน้า  
ย่อยในขั้นตอนการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาด



รูปที่ 4.17 แสดงแผนผังเวลาของขั้นตอนการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

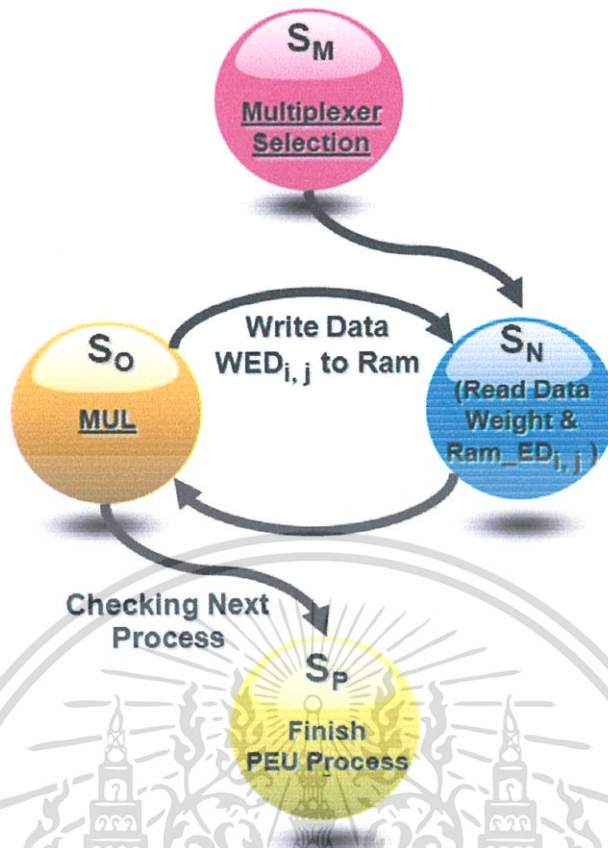
#### 4.2.2.3.2. สถานะของการควบคุมการทำงาน

สำหรับสถานะของการควบคุมการทำงานในขั้นตอนการเพิ่มค่าดวงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาดนี้จะใช้สถานะของการทำงานเป็นจำนวน 4 สถานะดังแสดงในรูปที่ 4.17 (แสดงแผนผังเวลา) และรูปที่ 4.18 (แสดงสถานะของการทำงาน) ได้แก่  $S_M$ ,  $S_N$ ,  $S_O$  และ  $S_P$  โดยที่การทำงานจะเริ่มที่

สถานะ  $S_M$  เป็นสถานะของการทำงานถัดจากสถานะ  $S_L$  โดยสถานะ  $S_M$  นี้จะเช็คค่าการเลือกข้อมูลของมัลติเพล็กซ์เซอร์ แล้วทำการเปลี่ยนเป็นสถานะถัดไปดังแสดงในรูปที่ 4.18

สถานะ  $S_N$  สำหรับสถานะนี้จะทำการอ่านค่าดวงน้ำหนัก  $Weight_j$  จากข้อมูลภายนอกและค่าความผิดพลาด  $ED_{i,j}$  จากหน่วยความจำภายในเพื่อประมวลผลในลำดับถัดไป จากนั้นจะทำการเปลี่ยนสถานะไปยังสถานะถัดไป

สถานะ  $S_O$  จะทำการส่งสัญญาณควบคุมการคำนวณภาคคูณ เพื่อประมวลผลข้อมูลระหว่างค่าดวงน้ำหนัก  $Weight_j$  และค่าความผิดพลาด  $ED_{i,j}$  อีกทั้งยังทำการเขียนข้อมูลผลลัพธ์ของการคำนวณภาคคูณ คือ  $WED_{i,j}$  ไปที่หน่วยความจำภายในดังแสดงในรูปที่ 4.17 สำหรับสถานะถัดไปจะกลับไปเป็นสถานะ  $S_N$  อีกครั้ง โดยที่สถานะจะเปลี่ยนสลับไปมาระหว่าง  $S_N$  และ  $S_O$  แต่เมื่อทำการเพิ่มค่าดวงน้ำหนักครบ  $M$  ภาพแล้วจะมีสถานะ  $S_O$  เป็นสถานะที่ทำการตรวจสอบขั้นตอนการประมวลผลเพื่อทำการเปลี่ยนสถานะไปเป็นสถานะแรกของหน่วยประมวลถัดไป Checking Next Process ดังแสดงในรูปที่ 4.18 ถ้ามีการทำงานครบตามจำนวน  $M$  ครั้งแล้วจะทำการเปลี่ยนสถานะเป็น  $S_P$  เพื่อให้หน่วยการประมวลผลถัดไปทราบว่าในทุกการประมวลผลของภาพไบทอน้ำย่อย PEU มีสถานะของการทำงานเสร็จทุกภาพไบทอน้ำย่อยแล้ว เนื่องจากการทดสอบมีการแบ่งภาพย่อยในรูปแบบสมมาตร (จำนวน 4 ภาพย่อย) และ รูปแบบตามแนวนอน ทำให้จำนวนภาพไบทอน้ำย่อยที่ใช้ทดสอบจะมีจำนวนของข้อมูลที่ไม่เท่ากัน เพื่อให้การทำงานของสถานะถัดไปทราบได้ว่าพร้อมที่จะทำการประมวลผลในขั้นตอนถัดไปหรือไม่ จากนั้นจะทำการเปลี่ยนสถานะไปเป็นสถานะของขั้นตอนถัดไปคือ สถานะ  $S_O$  ซึ่งเป็นสถานะแรกของหน่วยการรวมภาพไบทอน้ำย่อย RSU สำหรับตารางสรุปสถานะของการควบคุมการทำงานในขั้นตอนนี้จะแสดงไว้ดังตารางที่ 4.6



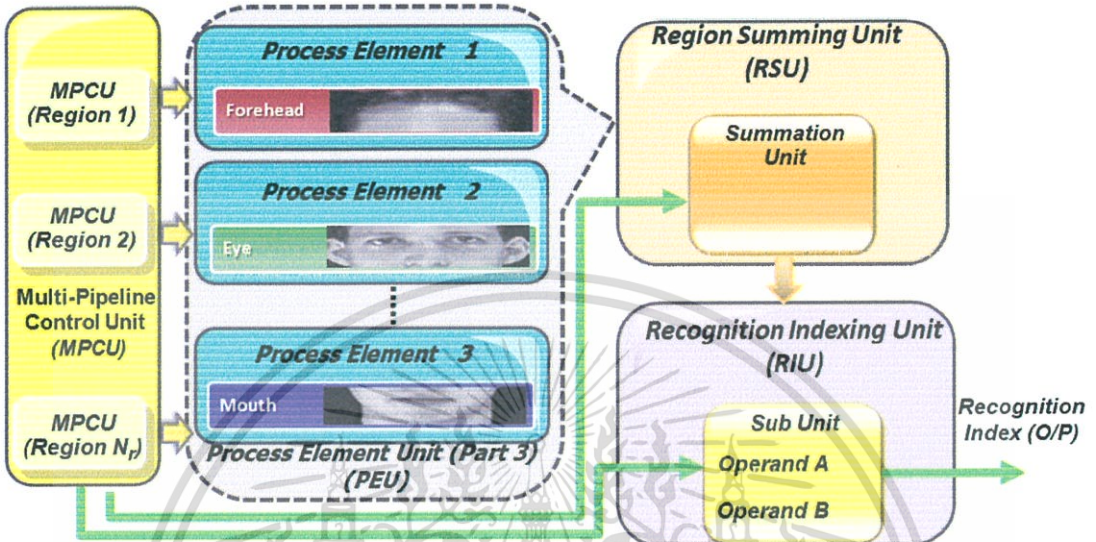
รูปที่ 4.18 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในขั้นตอนการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาด

ตารางที่ 4.6 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในขั้นตอนการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาด

สถานะ	หลัก	ข้อมูล	พิเศษ	แรม
$S_M$			เลือกข้อมูลโดยใช้ มัลติเพล็กซ์เซอร์	
$S_N$		อ่านข้อมูลสำหรับภาค คำนวณคูณใหม่		อ่านข้อมูล จากแรม ( $ED_{i,j}$ )
$S_O$	ประมวลผลด้วยภาค คำนวณคูณ		การตรวจสอบ สถานะของการ ประมวลผลถัดไป	เขียนข้อมูล ลงแรม ( $WED_{i,j}$ )
$S_P$	จบการทำงานหน่วย ประมวลผลภาพใบหน้า			

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกลักษณ์ของการออกแบบด้วยการทำงานแบบไปป์ไลน์ในหน่วยประมวลผลภาพย่อย PEU ในแต่ละหน่วยประมวลผล ส่งผลให้กระบวนการโดยรวมของส่วนนี้และทั้งระบบของการรู้จำมีการประมวลผลที่เร็ว อีกทั้งยังสามารถวนซ้ำทรัพยากรเดิมที่มีได้ ทำให้ลดการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ลงไปได้อีกทางหนึ่ง



รูปที่ 4.19 แสดงการทำงานระหว่างหน่วยควบคุมการทำงานแบบมัลติไปป์ไลน์ และหน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU หน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU

#### 4.2.3. หน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อย (Region Summing Unit: RSU)

สำหรับการอธิบายในส่วนของหน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อยนี้จะแบ่งออกเป็น 2 หัวข้อย่อยคือ ลำดับขั้นตอนของการทำงาน และ สถานะของการควบคุมการทำงาน

##### 4.2.3.1. ลำดับขั้นตอนการทำงาน

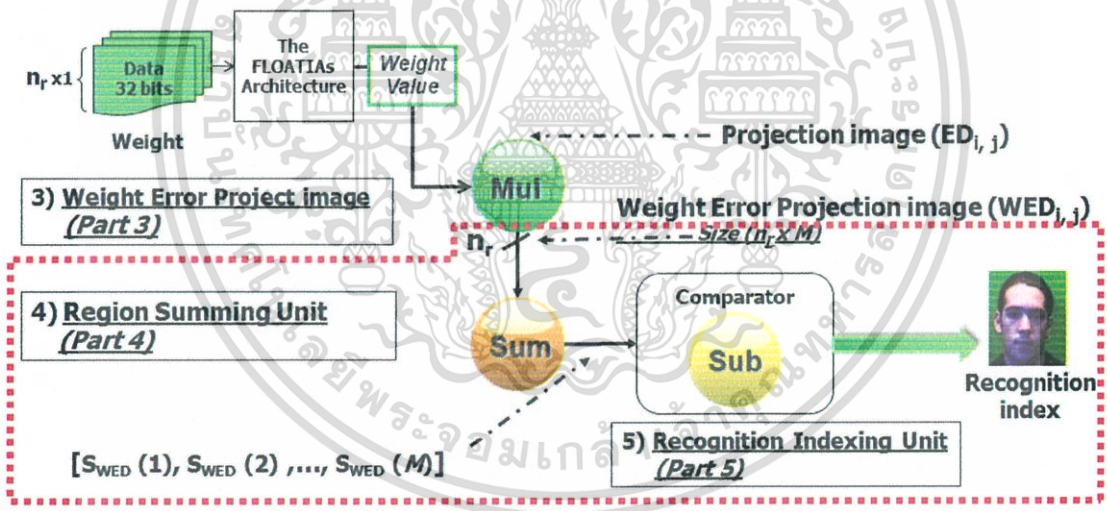
หน่วยการประมวลผลนี้เป็นขั้นตอนของการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU ซึ่งรูปที่ 4.20 (แสดงขั้นตอนการทำงานของส่วนนี้) และรูปที่ 4.21 (แสดงการทำงานด้วยแผนผังเวลา) จะใช้ในการประกอบการอธิบายในส่วนของหน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อยโดยจะเป็นไปตามสมการที่ 4.11 จากผลลัพธ์ในขั้นตอนของหน่วยประมวลผลภาพใบหน้าย่อย PEU ส่วนสุดท้าย คือ ค่าความผิดพลาดที่เพิ่มค่าถ่วงน้ำหนัก  $WED_{i,j}$  ของแต่ละหน่วยประมวลผลภาพใบหน้าย่อย  $N_p$  ซึ่งการทำงานในขั้นตอนนี้จะทำการรวมภาพย่อยของแต่ละภาพเข้าด้วยกันทั้งหมดจำนวน  $M$  ภาพใบหน้าในชุดฐานข้อมูลดังสมการที่ 4.11 โดยใช้หน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU ทำการหาผลรวมของค่าความผิดพลาดที่เพิ่มค่าถ่วงน้ำหนัก  $WED_{i,j}$  ของแต่ละหน่วยประมวลผลภาพใบหน้าย่อยไปพร้อมๆ กันดังแสดงในรูปที่ 4.20 และ 4.21

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ด้วยสมการที่ 4.11 เนื่องจากโดยส่วนมากข้อมูลของแต่ละหน่วยประมวลผลภาพใบหน้าย่อยจะมาพร้อมกัน เพื่อให้เกิดความรวดเร็วของการประมวลผล จะทำการรวมค่าความผิดพลาดที่เพิ่มค่าถ่วงน้ำหนัก  $WED_{i,j}$  ของภาพใบหน้าย่อยทุกภาพ ด้วยภาคการหาผลรวม เพื่อให้ได้ค่า  $S_{WED}(i)$  ดังสมการที่ 4.11 และทำการเขียนข้อมูลไปที่หน่วยความจำภายใน

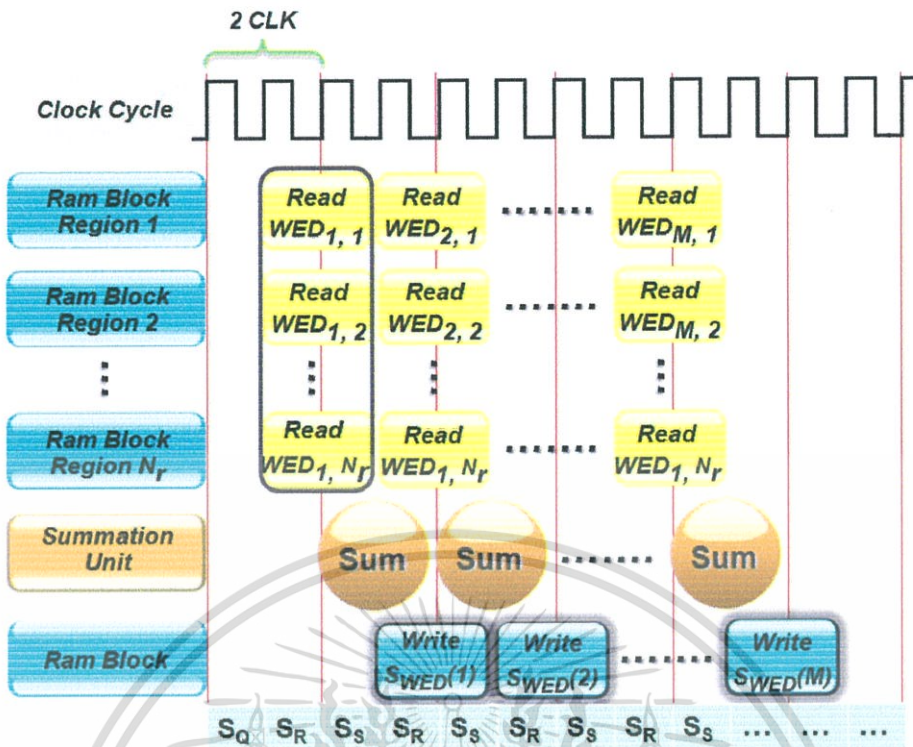
$$S_{WED}(i) = \sum_{j=1}^{n_r} WED_{i,j} \quad (4.11)$$

และจะทำการส่งข้อมูลค่าดัชนีผ่านรีจิสเตอร์จำนวน 2 ตัว ได้แก่ รีจิสเตอร์ดัชนีหลัก (Index Main Register) และรีจิสเตอร์ดัชนีเปรียบเทียบ (Index Comparison Register) เพื่อกำหนดหมายเลขภาพที่ทำการเปรียบเทียบ และทำการส่งข้อมูล  $S_{WED}(i)$  ไปยังหน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU ในส่วนถัดไป ที่ละภาพ  $i$  ของ ไป โดยที่หน่วยประมวลผลการรู้จำถัดไปจะรับข้อมูลผลลัพธ์นี้ไปประมวลผลแบบไปป์ไลน์



รูปที่ 4.20 แสดงการทำงานของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าในส่วนการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU และส่วนการรู้จำใบหน้า RIU

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.21 แสดงแผนผังเวลาของการรวมข้อมูลแบบขนานของหน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU

#### 4.2.3.2. สถานะของการควบคุมการทำงาน

สำหรับสถานะของการควบคุมการทำงานในขั้นตอนของการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU จะกล่าวรวมกับสถานะของการรู้จำค่าดัชนี RIU เนื่องจากมีการทำงานแบบส่งต่อ ดังนั้นการออกแบบจึงสร้างให้มีสถานะของการทำงานร่วมกันเพื่อง่ายและรวดเร็วต่อการส่งข้อมูลไปประมวลผลเพื่อหาค่าที่น้อยสุดเป็นผลลัพธ์ของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้า

#### 4.2.4. หน่วยการรู้จำค่าดัชนี (Recognition Indexing Unit: RIU)

สำหรับการอธิบายในส่วนของหน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU นี้จะแบ่งออกเป็น 2 หัวข้อย่อยคือ ลำดับขั้นตอนการทำงาน และ สถานะของการควบคุมการทำงาน

##### 4.2.4.1. ลำดับขั้นตอนการทำงาน

หน่วยการรู้จำค่าดัชนีนี้จะทำการรู้จำภาพใบหน้าที่ใกล้เคียงกับภาพใบหน้าทดสอบมากที่สุดด้วยการหาค่าที่น้อยที่สุดของผลลัพธ์จากหน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU ซึ่งขั้นตอนการทำงานแสดงดังรูปที่ 4.20 และรูปที่ 4.22 แสดงการทำงานด้วยแผนผังเวลาโดยใช้ในการประกอบการอธิบายในส่วนของหน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU และเป็นไปตามสมการที่ 4.12 สำหรับหน่วยการประมวลผลนี้จะใช้รีจิสเตอร์จำนวน 3 ตัว ได้แก่ รีจิสเตอร์ดัชนีหลัก (Index Main Register) รีจิสเตอร์ดัชนีเปรียบเทียบ (Compare Main Register) และรีจิสเตอร์การรู้จำ (Recognition

Index Register) และสำหรับภาคการคำนวณที่ใช้ในส่วนนี้ได้แก่ ภาคการคำนวณการลบ หนึ่งภาคการคำนวณ เพื่อทำการรู้จำค่าดัชนี โดยจะทำการเปรียบเทียบหาค่าดัชนีที่มีค่าน้อยที่สุดเพื่อเป็นคำตอบของการรู้จำ โดยที่ภาคการคำนวณการลบที่ใช้แล้วยังคงเป็นภาคการคำนวณการลบเดียวกันกับหน่วยการประมวลผลภาพย่อย PEU ส่งผลให้ลดการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ได้อีกทางหนึ่ง

จากผลลัพธ์ของหน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU คือ ค่าดัชนี  $S_{WED}(i)$  จำนวน  $M$  ค่า จะถูกส่งมาให้หน่วยการรู้จำค่าดัชนีทันทีหลังจากที่หน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU ประมวลผลได้ผลลัพธ์  $S_{WED}(1)$  โดยจะอ่านข้อมูลผลลัพธ์  $S_{WED}(i)$  มาทีละค่า โดยจะเก็บข้อมูลไว้ในรีจิสเตอร์ดัชนีหลัก Index Main และรีจิสเตอร์ดัชนีเปรียบเทียบ Compare Main โดยที่รีจิสเตอร์ดัชนีหลัก Index Main จะเป็นตัวที่บ่งบอกถึงค่าดัชนีหลักและข้อมูลในดัชนีหลักด้วย และสำหรับรีจิสเตอร์ดัชนีเปรียบเทียบ Compare Main จะเป็นตัวบ่งบอกถึงค่าดัชนีเปรียบเทียบและข้อมูลในดัชนีเปรียบเทียบด้วย ดังแสดงในตารางที่ 4.7

$$e_r = \min_{1 \leq i \leq M} [S_{WED}(i)] \quad (4.12)$$

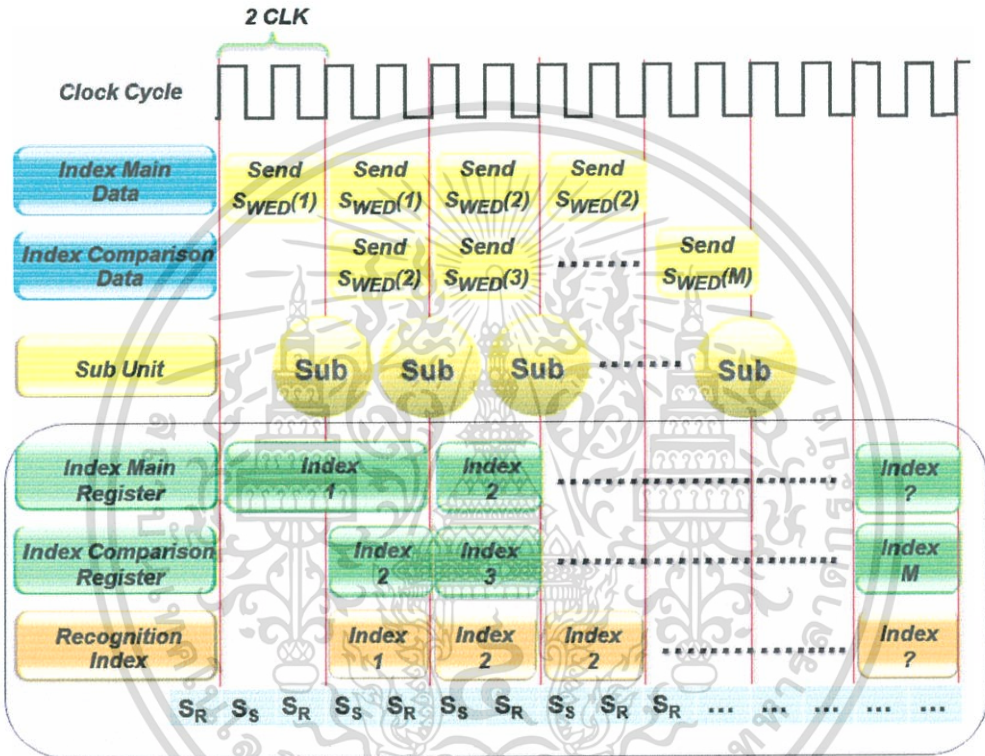
สำหรับขั้นตอนนี้จะทำการเปรียบเทียบข้อมูลผลลัพธ์  $S_{WED}(i)$  โดยจะอ่านข้อมูลไปที่รีจิสเตอร์ดัชนีหลัก Index Main และดัชนีเปรียบเทียบ Index Compare Register แล้วจะทำการประมวลผลด้วยภาคการคำนวณการลบ เพื่อหาค่าดัชนีที่น้อยที่สุดของผลลัพธ์จากหน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU โดยจะใช้รีจิสเตอร์การรู้จำ Recognition Index Register เก็บคำตอบของการเปรียบเทียบแล้วทำการส่งผลลัพธ์สุดท้ายของรีจิสเตอร์การรู้จำนี้ไปเป็นข้อมูลขาออกของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้า

ตารางที่ 4.7 แสดงตัวอย่างการจัดเรียงและการเปรียบเทียบข้อมูลของหน่วยการรู้จำค่าดัชนี

Register					Data
Recognition Index	Index Main	Index Compare	Main Data	Compare Data	$S_{WED}(i)$ Value
	1		$S_{WED}(1)$		$S_{WED}(1)$
		2		$S_{WED}(2)$	$S_{WED}(2)$
:		:	:	:	:
?		$M$	$S_{WED}(?)$		$S_{WED}(M)$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การประมวลผลระหว่างหน่วยการรวมภาพไบหน้าย่อย RSU และหน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU จะมีการทำงานแบบไปป์ไลน์ โดยหน่วยการรวมภาพไบหน้าย่อย RSU ทำการประมวลผลข้อมูลเสร็จสิ้นแล้วจะทำการส่งข้อมูลผลลัพธ์ค่า  $S_{WED}(1)$  มายังหน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU ซึ่งก็จะประมวลผลข้อมูล  $S_{WED}(1)$  แต่ในขณะที่ที่หน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU ยังประมวลผล  $S_{WED}(1)$  อยู่ หน่วยการรวมภาพไบหน้าย่อย RSU ก็จะประมวลผลค่า  $S_{WED}(2)$  ไปพร้อมกัน ดังนั้นด้วยการทำงานแบบส่งต่อระหว่าง 2 หน่วยดังกล่าวจะส่งผลทำให้ระบบโดยรวมสามารถทำงานได้เร็วขึ้นอีก



รูปที่ 4.22 แสดงแผนผังเวลาของหน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU

4.2.4.2. สถานะของการควบคุมการทำงาน

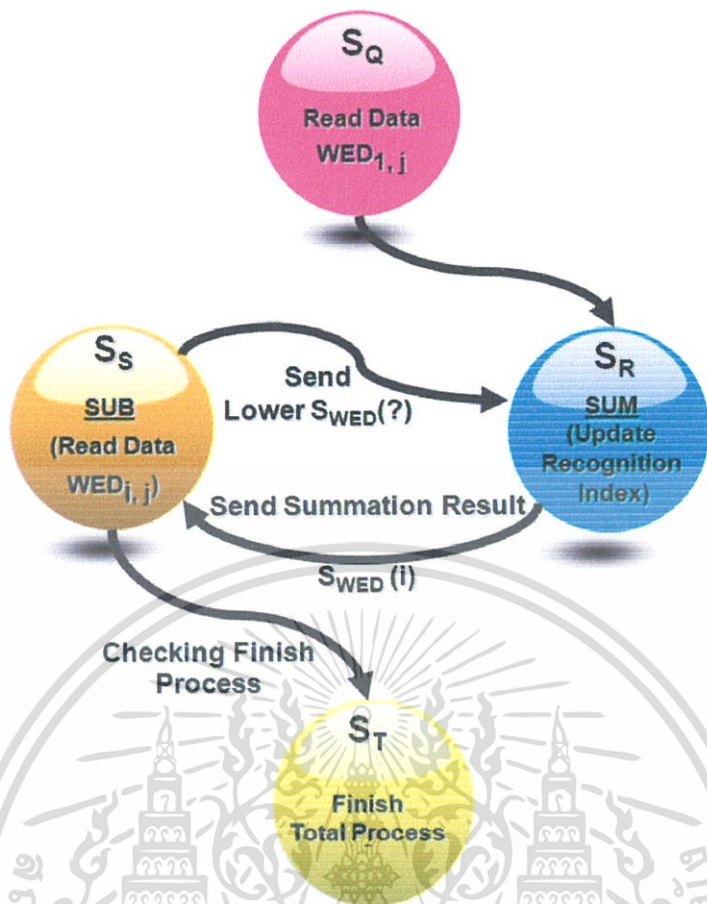
สำหรับสถานะของการควบคุมการทำงานในหน่วยการรวมภาพไบหน้าย่อย RSU และหน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU นี้จะใช้สถานะของการทำงานเป็นจำนวน 4 สถานะร่วมกันของทั้งสองขั้นตอนดังแสดงในรูปที่ 4.22 แสดงแผนผังเวลาและรูปที่ 4.23 แสดงสถานะของการทำงาน ซึ่งสถานะเหล่านั้นได้แก่  $S_Q$ ,  $S_R$ ,  $S_S$  และ  $S_T$  โดยที่การทำงานจะเริ่มต้นที่สถานะตามลำดับดังนี้

สถานะ  $S_Q$  เป็นสถานะของการทำงานถัดจากสถานะ  $S_p$  โดยสถานะ  $S_Q$  นี้จะทำการอ่านค่าการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับค่าความผิดพลาด  $WED_{i,j}$  ค่าแรก of ทุกภาพไบหน้าย่อยจากหน่วยความจำภายใน เพื่อประมวลผลในลำดับถัดไปดังแสดงในรูปที่ 4.21

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สถานะ  $S_R$  จะทำการส่งสัญญาณสำหรับการคำนวณภาคการหาผลรวม เพื่อประมวลผลข้อมูลค่า  $WED_{i,j}$  ของทุกภาพใบหน้าย่อย อีกทั้งยังทำการอ่านข้อมูลของค่า  $WED_{i,j}$  ค่าที่สองของทุกภาพใบหน้าย่อยไปยังสถานะถัดไป เพื่อทำการประมวลผลต่อไปแสดงดังตารางที่ 4.8 และ รูปที่ 4.23 อีกทั้งยังทำการปรับค่ารีจิสเตอร์ของการรู้จำ Recognition Index Register

สถานะ  $S_S$  สถานะนี้จะทำการส่งสัญญาณสำหรับการคำนวณภาคลบ เพื่อประมวลผลข้อมูลระหว่าง  $S_{WED}(i)$  ลำดับแรก และ  $S_{WED}(i)$  ของลำดับถัดไป เพื่อทำการเปรียบเทียบข้อมูล จากนั้นจะทำการส่งข้อมูลของค่า  $S_{WED}(i)$  ที่มีค่าน้อยกว่าไปทำการปรับข้อมูลภายในรีจิสเตอร์ของการรู้จำ Recognition Index Register ยังสถานะถัดไป และสถานะถัดไปจะวนกลับไปยังสถานะ  $S_R$  อีกครั้ง และสำหรับสถานะของการควบคุมการทำงานของทั้งสองหน่วยประมวลผลนี้จะสลับเปลี่ยนไปมาระหว่างสองสถานะ  $S_R$  และ  $S_S$  แต่ในขณะที่สลับเปลี่ยนไปมาของสถานะอยู่นั้นจะมีสถานะ  $S_S$  เป็นสถานะที่ทำการตรวจสอบขั้นตอนการประมวลผลเพื่อทำการเปลี่ยนสถานะไปเป็นสถานะสุดท้ายของหน่วยประมวลการรู้จำใบหน้า (Finish Process) ดังแสดงในรูปที่ 4.23 ถ้ามีการทำงานครบตามจำนวน  $M$  ภาพแล้วจะทำการเปลี่ยนสถานะเป็น  $S_T$  เพื่อให้ทราบว่า การประมวลผลได้เสร็จสิ้นทั้งกระบวนการสิ้นสุดการทำงานแล้วจะได้ค่าดัชนีของการรู้จำจากรีจิสเตอร์ของการรู้จำ Recognition Index Register และค่าของข้อมูลที่น้อยที่สุดเป็นผลลัพธ์สุดท้ายของหน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU



รูปที่ 4.23 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานของหน่วยการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU และ หน่วยการรู้จำคำดัชนี RIU

สรุปลักษณะการทำงานระหว่าง โครงสร้าง FLOATIAs และสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าจะทำงานอย่างสัมพันธ์กันโดยโครงสร้าง FLOATIAs จะทำหน้าที่รับข้อมูลที่เป็นระบบเลขทศนิยมแล้วทำการแปลงข้อมูลไปเป็นเลขจำนวนเต็ม และส่งผลลัพธ์เลขจำนวนเต็มแต่ละค่าเข้ามายังส่วนของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าทั้ง 4 หน่วยย่อย เพื่อทำการรู้จำใบหน้าแล้วส่วนสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้านี้จะส่งข้อมูลขาออกเป็นค่าดัชนีการรู้จำ และค่าผลลัพธ์จากการเปรียบเทียบที่น้อยที่สุด ซึ่งการทำงานภายในจะเป็นแบบมัดติไปป์ไลน์โดยมีการวนซ้ำของหน่วยประมวลผล อีกทั้งยังใช้ระบบภายในเป็นหน่วยคำนวณทางคณิตศาสตร์และลอจิกสำหรับเลขจำนวนเต็ม ทำให้การประมวลผลโดยรวมของระบบทำงานได้อย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.8 แสดงสถานะของการควบคุมการทำงานในขั้นตอนการรวมภาพใบหน้าย่อย RSU และ หน่วยการรู้จำค่าดัชนี RIU

สถานะ	หลัก	ข้อมูล	พิเศษ	แรม
$S_Q$				อ่านข้อมูล จากแรม ( $WED_{i,j}$ ค่าแรก)
$S_R$	ประมวลผลด้วย ภาคการหา ผลรวม Sum	เปรียบเทียบหาค่าน้อยสุดแล้วทำ การปรับปรุงข้อมูลในรีจิสเตอร์ การรู้จำ Recognition Register และรีจิสเตอร์ดัชนีหลัก Index Main Register	ส่งข้อมูลผลลัพธ์ ของการรวมภาพ ใบหน้าย่อย $S_{WED(i,j)}$	
$S_S$	ประมวลผลด้วย ภาคคำนวณลบ Sub		การตรวจสอบ สถานะของการ ประมวลผลถัดไป ส่งข้อมูล $S_{WED(i,j)}$ ต่ำกว่าเพื่อทำการ ปรับปรุงข้อมูลใน รีจิสเตอร์การรู้จำ Recognition Register	อ่านข้อมูล จากแรม ( $WED_{i,j}$ ค่าถัดไป)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 5

### ผลการทดลองและการวิเคราะห์

ในบทนี้จะกล่าวถึง การทดลอง ผลการทดลอง และการวิเคราะห์ผลที่ได้จากการทดสอบการทำงานของระบบการรู้จำใบหน้าบนรากฐานของการแปลงข้อมูลทางคณิตศาสตร์จากระบบเลขทศนิยมไปเป็นระบบเลขจำนวนเต็มบนการทำงานของเอฟพีจีเอ โดยจะทำการเปรียบเทียบกับงานวิจัย [11] ที่มีลักษณะของสถาปัตยกรรมแบบขนานที่ได้นำเทคนิคของการรู้จำใบหน้าของเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอมาประยุกต์ใช้งานบนเอฟพีจีเอ เนื่องจากเทคนิคดังกล่าวให้อัตราการรู้จำใบหน้าที่สูง และสามารถทำงานแบบขนานได้ด้วยการแยกการทำงานในแต่ละส่วนของภาพใบหน้าที่ย่อยๆ นอกจากนี้แล้วยังได้นำสถาปัตยกรรมแบบมัลติไปป์ไลน์จากงานวิจัยที่ [12] ที่มีลักษณะของสถาปัตยกรรมแบบขนานมาประยุกต์ใช้ในแต่ละหน่วยประมวลผลภาพใบหน้าที่ย่อยมีการทำงานไปป์ไลน์ สำหรับงานวิจัยที่ได้นำเสนอนจะนำเทคนิคของการรู้จำใบหน้าทั้ง 4 เทคนิคได้แก่ เทคนิคพีซีเอ เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ เทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ และเทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอ มาใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของระบบการรู้จำใบหน้า โดยใช้ชุดฐานข้อมูลมาตรฐานที่มีความหลากหลายของภาพใบหน้า ได้แก่ ฐานข้อมูล Yale [13] และฐานข้อมูล ORL [14] ซึ่งจะนำมาสร้างเป็นชุดข้อมูลขนาดเล็กจำนวน 7 ชุดฐานข้อมูล เพื่อนำมาวิเคราะห์หาเทคนิคที่เหมาะสมกับระบบการรู้จำใบหน้า ส่วนปัจจัยที่ใช้ในการพิจารณามี 4 ปัจจัย คือ อัตราการรู้จำใบหน้า เวลาที่ใช้ในการประมวลผลทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ และอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าที่สามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการระบุตัวบุคคลได้อย่างรวดเร็ว ในขณะที่ยังคงรักษาอัตราการรู้จำใบหน้าที่สูงสำหรับส่วนของการทดลองและผลการทดลองแบ่งออกเป็น 5 หัวข้อหลักๆ ได้แก่ ฐานข้อมูลภาพใบหน้า การเตรียมข้อมูลสำหรับสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้า วิธีการทดลอง ผลการทดลอง และส่วนสุดท้าย คือ การวิเคราะห์ผลการทดลอง ซึ่งจะสามารถอธิบายรายละเอียดในแต่ละหัวข้อได้ดังนี้

#### 5.1 ฐานข้อมูลภาพใบหน้า

ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าที่ใช้ในการทดลองประกอบด้วยฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale [13] และ ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ ORL [14] ซึ่งรายละเอียดของแต่ละฐานข้อมูลสามารถอธิบายดังนี้ ฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าของ Yale และ ORL เป็นฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้าแบบ Grayscale มีความละเอียด  $320 \times 243$  จุดภาพ และ  $92 \times 112$  จุดภาพตามลำดับ สำหรับการทดลองที่นำเสนอได้ทำการปรับขนาดภาพให้เหมาะสมกับงานวิจัยที่ [11] และ [12] คือ  $32 \times 32$  จุดภาพ เนื่องจากมีข้อจำกัดทางพื้นที่ที่ใช้งานบนอุปกรณ์ทางอิเล็กทรอนิกส์ และเพื่อทดสอบเอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นับญาติให้นำไปเผยแพร่บนสื่อออนไลน์โดยไม่ผ่านการขออนุญาตจากเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประสิทธิภาพงานวิจัยที่นำเสนอสำหรับภาพใบหน้าที่หลากหลาย จึงสร้างชุดฐานข้อมูลมาตรฐานที่มีความหลากหลายของภาพใบหน้าที่มี 7 ชุดฐานข้อมูล ได้แก่ ชุดฐานข้อมูลภาพหน้าตรง ชุดฐานข้อมูลภาพใบหน้าที่มีการแสดงอารมณ์ ชุดฐานข้อมูลภาพหน้าตรงที่มีการใส่แว่นตา ชุดฐานข้อมูลภาพใบหน้าที่มีการแสดงอารมณ์และใส่แว่นตา ชุดฐานข้อมูลภาพใบหน้าที่มีความแปรปรวนทางด้านสีผิว ชุดฐานข้อมูลภาพใบหน้าที่มีความแปรปรวนทางด้านสีผิวและใส่แว่นตา และชุดฐานข้อมูลภาพใบหน้าที่มีการก้มหรือเงยใบหน้าเล็กน้อย โดยในแต่ละชุดของฐานข้อมูลจะสุ่มเลือกตัวแทน 15 ภาพ จากภาพใบหน้าของบุคคลทั้งหมด 5 คน แต่ละคนจะถูกดึงภาพมา 3 ภาพ และใช้ค่าไอเกนเฟสจำนวน 4 ค่าแรกในการประมวลผล เพราะว่าการใช้ค่าไอเกนเฟส 4 ค่าแรกเป็นจำนวนที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการทดสอบระบบรู้จำใบหน้าทางฮาร์ดแวร์ อีกทั้งยังสามารถทำการเปรียบเทียบกับงานวิจัยที่ [11] และ [12] เพื่อให้เห็นความแตกต่างอย่างชัดเจนเพราะอัตราการเรียนรู้จำใบหน้านั้นมีการแปรผันตรงกับจำนวนของค่าไอเกนเฟสที่ใช้

## 5.2 การเตรียมข้อมูลสำหรับสถาปัตยกรรมการเรียนรู้จำใบหน้า

การเตรียมข้อมูลสำหรับสถาปัตยกรรมการเรียนรู้จำใบหน้าทั้ง 4 เทคนิค โดยที่จำนวนของชุดข้อมูลทั้งหมดจะขึ้นอยู่กับภาพใบหน้าที่น้อยที่จะใช้ในการประมวลผล และจำนวนของภาพใบหน้าที่น้อยก็จะสัมพันธ์กับเทคนิคของการรู้จำใบหน้า และข้อมูลสำหรับสถาปัตยกรรมการเรียนรู้จำใบหน้าจะมีลักษณะเป็นเวกเตอร์ สำหรับรายละเอียดการเตรียมข้อมูลของแต่ละเทคนิคสามารถอธิบายได้ดังนี้

### 5.2.1 เทคนิคพีซีเอ

สำหรับงานวิจัยนี้ได้แยกข้อมูลออกเป็นชุดๆ โดยแต่ละชุดข้อมูลภายในจะประกอบไปด้วยข้อมูลที่ได้จากคำนวณและเก็บข้อมูลเป็นเลขทศนิยมเรียงลำดับอย่างต่อเนื่อง ดังนั้นสำหรับงานวิจัยนี้จะเรียกชุดข้อมูลแต่ละชุดว่า “เวกเตอร์ของชุดข้อมูล” ส่วนเทคนิคพีซีเอจะประกอบไปด้วยข้อมูลภายในของเวกเตอร์ของชุดข้อมูลจำนวน 4 ชุดข้อมูล ซึ่งจะนำไปใช้เป็นข้อมูลขาเข้าของเทคนิคพีซีเอ เพราะเทคนิคนี้ใช้การประมวลผลด้วยภาพใบหน้าทั้งภาพดังแสดงในรูปที่ 5.1(ก) จะทำการคำนวณหาค่าทั้ง 4 ได้จากซอฟต์แวร์ที่เป็นไปตามทฤษฎีของเทคนิคพีซีเอในบทที่ 2 สำหรับเทคนิคพีซีเอจะทำการคำนวณและแปลงข้อมูลให้เป็นเลขทศนิยมตามรูปแบบ IEEE754 ดังแสดงในรูป 5.9 โดยแต่ละเวกเตอร์ของชุดข้อมูลจะมีลักษณะดังนี้

1.ค่าเฉลี่ยภาพ ( $\Psi$ ) มีลักษณะข้อมูลเป็นเลขทศนิยมขนาด  $1024 \times 1$  (จากภาพขนาด  $32 \times 32$  จุดภาพ) หาได้จากสมการที่ 3.1 ในบทที่ 3

2.ค่าไอเกนเฟส (Eigenface) มีลักษณะข้อมูลเป็นเลขทศนิยมขนาด  $1024 \times 1$  จำนวน 4 ชุด (ตามจำนวนไอเกนเฟสที่ใช้) ทำการหาค่าไอเกนเฟสจากค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมดังสมการที่ 3.3 ซึ่งค่าไอเกนเฟสที่นำมาใช้ต้องนำค่าไอเกนเวกเตอร์ที่ได้มาจัดเรียงตามไอเกนแวลูดังสมการที่ 3.12 ในบทที่ 3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.ค่าสัมประสิทธิ์ของภาพในชุดฐานข้อมูล  $W_{\text{Trainset}(i,j)}$  มีลักษณะข้อมูลเป็นเลขทศนิยมขนาด  $4 \times 1$  จำนวน 15 ชุด (ตามจำนวนภาพในชุดฐานข้อมูล) หาได้จากสมการที่ 3.14 ในบทที่ 3

4.ค่าความเข้มแสงของภาพใบหน้าทดสอบ ( $\Gamma_{\text{Test}}$ ) มีลักษณะข้อมูลเป็นเลขทศนิยมขนาด  $1024 \times 1$  (จากภาพขนาด  $32 \times 32$  จุดภาพ) จะต้องเตรียมข้อมูลตามขั้นตอนที่ 1 ในหัวข้อ 3.1.1.6.2 ในบทที่ 3

### 5.2.2 เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ

ส่วนเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอเวกเตอร์ของชุดข้อมูลจะขึ้นอยู่กับกระบวนการแบ่งภาพใบหน้า สำหรับงานวิจัยที่นำเสนอจะมีการแบ่งภาพใบหน้าเป็น 3 ภาพใบหน้าที่ย่อในแนวนอนตามองค์ประกอบของใบหน้า แต่ละภาพใบหน้าที่ย่อจะทำการแยกเวกเตอร์ข้อมูลออกเป็นส่วนๆ ตามจำนวนของภาพใบหน้าที่ย่อซึ่งแต่ละภาพใบหน้าที่ย่อจะมีจำนวนของเวกเตอร์ชุดข้อมูลที่จะเท่ากันหรือไม่เท่ากันขึ้นอยู่กับจำนวนของภาพใบหน้าที่ย่อ จึงทำให้ข้อมูลที่ใช้ในการประมวลผลนี้มีเวกเตอร์ของชุดข้อมูลแยกส่วนกันของแต่ละภาพใบหน้าที่ย่อ โดยจะแบ่งออกเป็น 3 ส่วนตามภาพใบหน้าที่ย่อ แต่ละชุดข้อมูลของภาพใบหน้าที่ย่อจะมีทั้งหมด 4 ค่าเช่นเดียวกับเวกเตอร์ข้อมูลของเทคนิคพีซีเอ แต่จะแตกต่างกันเล็กน้อยในส่วนของคุณค่าข้อมูลที่จะไม่เท่ากันกับเทคนิคพีซีเอ และสำหรับการแบ่งภาพใบหน้าเป็น 4 ภาพใบหน้าที่ย่อแบบสมมาตรจะทำให้ข้อมูลที่ใช้ในการประมวลผลมีเวกเตอร์ของชุดข้อมูลที่แยกส่วนกันของแต่ละภาพใบหน้าที่ย่อ โดยจะแบ่งออกเป็น 4 ส่วนตามภาพใบหน้าที่ย่อ แต่ละชุดข้อมูลของภาพใบหน้าที่ย่อจะมีทั้งหมด 4 ค่าเช่นเดียวกับเวกเตอร์ข้อมูลของเทคนิคพีซีเอ สำหรับเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอเมื่อทำการแบ่งภาพใบหน้าที่ย่อออกเป็นส่วนๆ แล้วจะทำการคำนวณและแปลงข้อมูลในแต่ละส่วนของภาพใบหน้าที่ย่อให้เป็นเลขทศนิยมตามรูปแบบมาตรฐานของ IEEE754 ดังแสดงในรูปที่ 5.9 ซึ่งในส่วนนี้จะจำแนกการอธิบายในส่วนของเวกเตอร์ของชุดข้อมูลตามการแบ่งภาพใบหน้าที่ย่อได้ดังนี้



(ก)

(ข)

(ค)

รูปที่ 5.1 แสดงลักษณะของการแบ่งภาพใบหน้าของเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ

(ก) แสดงภาพตั้งต้น

(ข) แสดงภาพการแบ่งภาพใบหน้าเป็น 3 ภาพใบหน้าที่ย่อ

(ค) แสดงภาพการแบ่งภาพใบหน้าเป็น 4 ภาพใบหน้าที่ย่อ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 1. การแบ่งภาพใบหน้าเป็นสามส่วนตามโครงสร้างใบหน้า

การแบ่งภาพใบหน้าเป็นสามส่วนตามโครงสร้างใบหน้าหรือกล่าวอีกนัยคือแบ่งภาพออกเป็น 3 ภาพใบหน้าที่ย่อยในแนวนอนตามองค์ประกอบของใบหน้าที่แสดงในรูปที่ 5.1(ข) ซึ่งแบ่งออกเป็น 3 ส่วน ได้แก่  $11 \times 32$ ,  $10 \times 32$  และ  $11 \times 32$  จุดภาพตามลำดับของภาพใบหน้า โดยจะกล่าวถึง 2 กรณี คือ  $11 \times 32$  และ  $10 \times 32$  จุดภาพ สำหรับการแบ่งภาพใบหน้าที่ย่อยจะมีเวกเตอร์ของชุดข้อมูล 3 ชุด การอธิบายในแต่ละเวกเตอร์ของชุดข้อมูลจะกล่าวถึงเวกเตอร์ของชุดข้อมูลหนึ่งๆ ที่มีข้อมูลภายในจำนวน 4 ค่าเท่านั้นและแต่ละค่าสามารถอธิบายได้ดังนี้

1. ค่าเฉลี่ยภาพ ( $\Psi$ ) มีลักษณะข้อมูลเป็นเลขทศนิยมขนาด  $352 \times 1$  และ  $320 \times 1$  (จากภาพขนาด  $11 \times 32$  จุดภาพ และภาพขนาด  $10 \times 32$  จุดภาพตามลำดับ) จะหาได้จากสมการที่ 3.18 ในบทที่ 3

2. ค่าไอเกนเฟสมีลักษณะข้อมูลเป็นเลขทศนิยมขนาด  $352 \times 1$  และ  $320 \times 1$  จำนวน 4 ชุด (ตามจำนวนไอเกนเฟสที่ใช้) ทำการหาค่าไอเกนเฟสจากค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมของภาพใบหน้าที่ย่อยดังสมการที่ 3.20 ซึ่งค่าไอเกนเฟสของภาพใบหน้าที่นำมาใช้ในการคำนวณนั้น จะต้องนำค่าไอเกนเวกเตอร์ที่ได้มาจัดเรียงตาม ไอเกนแวลูดังสมการที่ 3.12 ในบทที่ 3

3. ค่าสัมประสิทธิ์ของภาพในชุดฐานข้อมูล  $W_{\text{Trainset}(i,j)}$  มีลักษณะข้อมูลเป็นเลขทศนิยมขนาด  $4 \times 1$  จำนวน 15 ชุด (ตามจำนวนภาพในชุดฐานข้อมูล) จะหาได้จากสมการที่ 3.21 ในบทที่ 3

4. ค่าความเข้มแสงของภาพใบหน้าทดสอบ ( $\Gamma_{\text{Test}(j)}$ ) มีลักษณะข้อมูลเป็นเลขทศนิยมขนาด  $352 \times 1$  จะต้องเตรียมข้อมูลตามขั้นตอนที่ 1 ในหัวข้อ 3.1.1.6.2 ในบทที่ 3

## 2. การแบ่งภาพใบหน้าเป็นสี่ส่วนแบบสมมาตร

การแบ่งภาพใบหน้าเป็น 4 ภาพใบหน้าที่ย่อยแบบสมมาตร ซึ่งแบ่งออกเป็น 4 ส่วน ดังแสดงในรูปที่ 5.1(ค) แต่ละส่วนมีขนาดที่เท่ากันคือ  $16 \times 16$  จุดภาพสำหรับการแบ่งภาพใบหน้าที่ย่อยจะมีเวกเตอร์ของชุดข้อมูล 4 ชุด โดยการอธิบายในแต่ละเวกเตอร์ของชุดข้อมูลจะกล่าวถึงเวกเตอร์ของชุดข้อมูลหนึ่งๆ จะมีข้อมูลภายในจำนวน 4 ค่าเท่านั้น และแต่ละค่าสามารถอธิบายได้ดังนี้

1. ค่าเฉลี่ยภาพ ( $\Psi$ ) มีลักษณะข้อมูลเป็นเลขทศนิยมขนาด  $256 \times 1$  (จากภาพขนาด  $16 \times 16$  จุดภาพ) จะหาได้จากสมการที่ 3.18 ในบทที่ 3

2. ค่าไอเกนเฟสมีลักษณะข้อมูลเป็นเลขทศนิยมขนาด  $256 \times 1$  จำนวน 4 ชุด (ตามจำนวนไอเกนเฟสที่ใช้) ทำการหาค่าไอเกนเฟสจากค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมของภาพใบหน้าที่ย่อยดังสมการที่ 3.20 ซึ่งค่าไอเกนเฟสของภาพใบหน้าที่นำมาใช้ในการคำนวณนั้น จะต้องนำค่าไอเกนเวกเตอร์ที่ได้มาจัดเรียงตาม ไอเกนแวลูดังสมการที่ 3.12 ในบทที่ 3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.ค่าสัมประสิทธิ์ของภาพในชุดฐานข้อมูล  $W_{\text{Trainset}(i,j)}$  มีลักษณะข้อมูลเป็นเลขทศนิยม ขนาด  $4 \times 1$  จำนวน 15 ชุด (ตามจำนวนภาพในชุดฐานข้อมูล) จะหาได้จากสมการที่ 3.21 ในบทที่ 3

4.ค่าความเข้มแสงของภาพใบหน้าทดสอบ ( $\Gamma_{\text{Test}(j)}$ ) มีลักษณะข้อมูลเป็นเลขทศนิยม ขนาด  $256 \times 1$  จะต้องเตรียมข้อมูลตามขั้นตอนที่ 1 ในหัวข้อ 3.1.1.6.2 ในบทที่ 3

### 5.2.3 เทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ

สำหรับเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอจะมีการเพิ่มจำนวนของข้อมูลขาเข้าอีกหนึ่งค่า คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก ( $Weight(j)$ ) เนื่องด้วยเทคนิคดังกล่าวมีการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับแต่ละภาพใบหน้าย่อย ซึ่งค่าน้ำหนักที่ทำให้แต่ละภาพใบหน้าย่อยจะมีค่าไม่เท่ากันดังรูปที่ 5.2 และ 5.3 จำนวนเวกเตอร์ของชุดข้อมูลขึ้นอยู่กับจำนวนของภาพใบหน้าย่อยเหมือนกับเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ แต่ส่วนที่แตกต่างออกไปคือมีการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับแต่ละภาพใบหน้าย่อย โดยจากเวกเตอร์ของชุดข้อมูลชุดหนึ่งๆ จะมีข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์ของภาพภายในจำนวน 4 ค่า และจะทำการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักเข้าไปทำให้เวกเตอร์มีข้อมูลภายในจำนวน 5 ค่า จากนั้นทำการคำนวณและแปลงข้อมูลในแต่ละส่วนของภาพใบหน้าย่อยให้เป็นเลขทศนิยมตามรูปแบบมาตรฐานของ IEEE754 ดังแสดงในรูป 5.9

8	8/15	0.53
10	10/15	0.66
12	12/15	0.80

(ก) (ข) (ค)

รูปที่ 5.2 แสดงภาพจำลองการคำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนักสำหรับการแบ่งภาพใบหน้าเป็น 3 ภาพใบหน้าย่อยในแนวนอนตามองค์ประกอบของใบหน้า

8	10	$\frac{8}{15}$	$\frac{10}{15}$	0.53	0.66
12	12	$\frac{12}{15}$	$\frac{12}{15}$	0.80	0.80

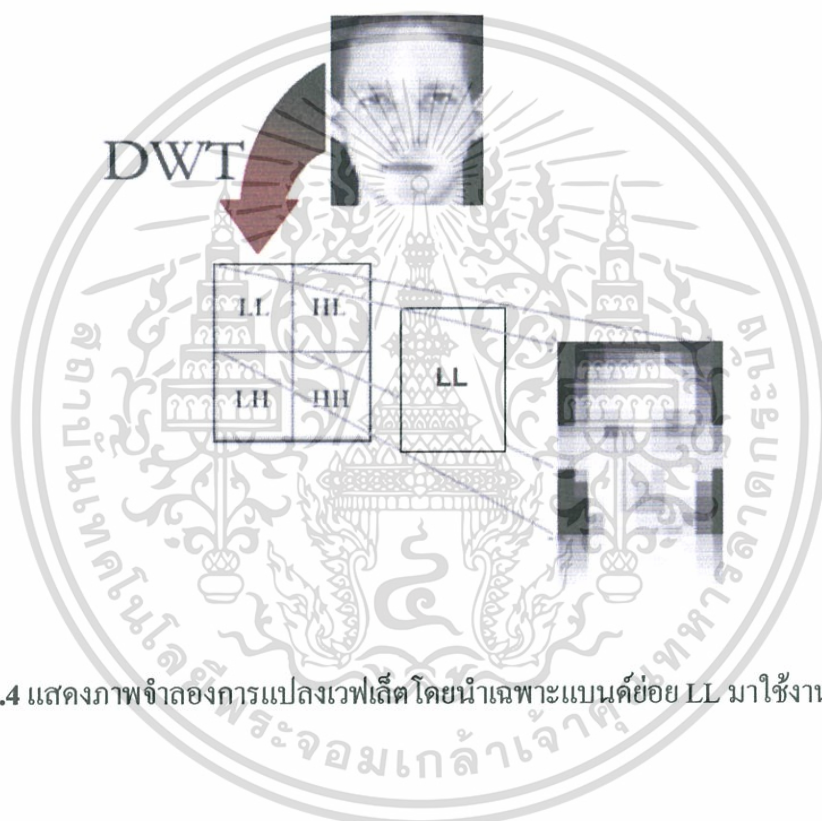
(ก) (ข) (ค)

รูปที่ 5.3 แสดงภาพจำลองการคำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนักสำหรับการแบ่งภาพใบหน้าเป็น 4 ภาพใบหน้าย่อยแบบสมมาตร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 5.2.4 เทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอ

เทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอจะต้องมีการเตรียมข้อมูลรูปภาพใบหน้าก่อนประมวลผลด้วยเทคนิคพีซีเอ เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ และเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ สำหรับงานวิจัยที่นำเสนอจะใช้เพียงส่วนของแบนด์ย่อย LL ในการประมวลผลต่อด้วยเทคนิคของการรู้จำใบหน้าทั้ง 3 เทคนิคข้างต้น จากนั้นจะทำการคำนวณและแปลงข้อมูลในแต่ละส่วนของภาพใบหน้าย่อยให้เป็นเลขทศนิยมตามรูปแบบมาตรฐานของ IEEE754 ดังแสดงในรูป 5.9 โดยจะแบ่งการอธิบายออกเป็น 3 ส่วนตามเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่

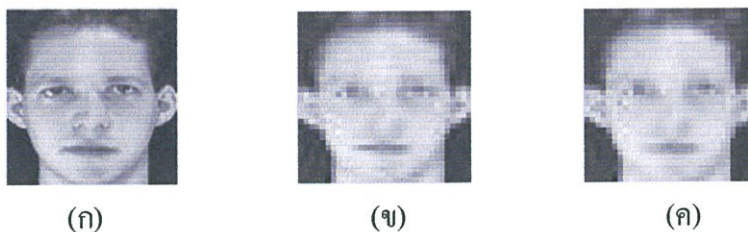


รูปที่ 5.4 แสดงภาพจำลองการแปลงเวฟเล็ต โดยนำเฉพาะแบนด์ย่อย LL มาใช้งานเท่านั้น

#### 1. การเตรียมข้อมูลด้วยการแปลงเวฟเล็ตของเทคนิคพีซีเอ

การประมวลผลด้วยกระบวนการแปลงเวฟเล็ตจะคำนวณหาแบนด์ย่อย LL เพื่อเตรียมพร้อมสำหรับการประมวลผลด้วยเทคนิคเวฟเล็ตพีซีเอ งานวิจัยที่นำเสนอได้ทำการทดลองการประมวลผลด้วยกระบวนการแปลงเวฟเล็ต ลำดับที่ 1 และ 3 ดังแสดงในรูปที่ 5.5 (ข) และ 5.5 (ค) ตามลำดับ การประมวลผลด้วยกระบวนการแปลงเวฟเล็ตทำให้รูปภาพใบหน้าสามารถลดสัญญาณรบกวนของรูปภาพใบหน้าได้ดี และเมื่อประมวลผลในระดับที่สูงขึ้นรูปภาพใบหน้าจะยังมีขนาดเล็กจนทำให้เหลือเพียงเค้าโครงของใบหน้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



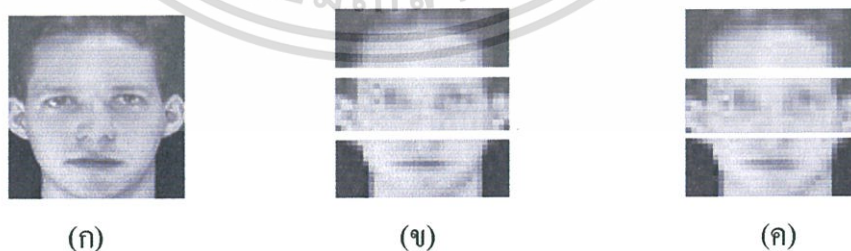
รูปที่ 5.5 แสดงภาพของการแปลงเวฟเล็ตในส่วนของแบนด์ย่อย LL สำหรับเทคนิคพีซีเอ

- (ก) แสดงตัวอย่างรูปภาพใบหน้าในชุดฐานข้อมูล รูปภาพใบหน้า
- (ข) แสดงภาพตัวอย่างของการประมวลผลด้วยกระบวนการแปลงเวฟเล็ตลำดับที่ 1
- (ค) แสดงภาพตัวอย่างของการประมวลผลด้วยกระบวนการแปลงเวฟเล็ตลำดับที่ 3

## 2. การเตรียมข้อมูลด้วยการแปลงเวฟเล็ตของเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอและเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ

การประมวลผลด้วยการแปลงเวฟเล็ตของเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอและเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอจะคำนวณหาแบนด์ย่อย LL เพื่อเตรียมพร้อมสำหรับการประมวลผลด้วยเทคนิคเวฟเล็ตงานวิจัยที่นำเสนอได้ทำการทดลองการประมวลผลด้วยกระบวนการแปลงเวฟเล็ต ลำดับที่ 1 และ 3 เช่นเดียวกับการเตรียมข้อมูลด้วยการแปลงเวฟเล็ตของเทคนิคพีซีเอในขั้นตอนที่ผ่านมา แต่จะต้องทำการแบ่งภาพใบหน้าในส่วนของแบนด์ย่อย LL แล้วจึงจะสามารถนำไปประมวลผลต่อด้วยเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอและเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ สำหรับการเตรียมข้อมูลภาพใบหน้าจะแสดงดังรูปที่ 5.6 และ 5.7 ตามลำดับ

สำหรับภาพที่ 5.6 (ก) คือ ตัวอย่างรูปภาพใบหน้าตัวอย่างหนึ่งในชุดฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้า รูปที่ 5.6 (ข) คือ ภาพแบนด์ย่อย LL ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการแปลงเวฟเล็ตลำดับที่ 1 ของรูปที่ 5.6 (ก) และ รูปที่ 5.6 (ค) คือ ภาพแบนด์ย่อย LL ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการแปลงเวฟเล็ตลำดับที่ 3 ของรูปที่ 5.6 (ก) โดยภาพใบหน้าทั้งหมดแบ่งภาพใบหน้าออกเป็น 3 ภาพใบหน้าย่อย



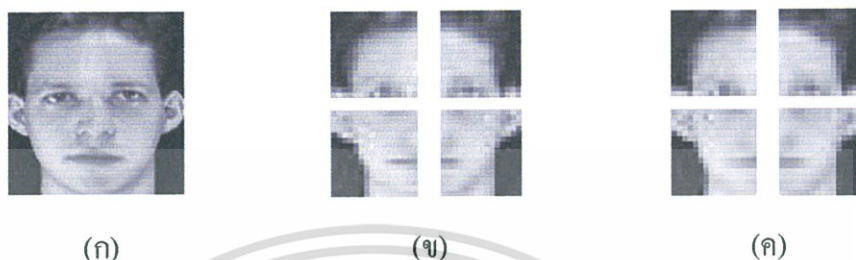
รูปที่ 5.6 แสดงภาพของการแปลงเวฟเล็ตในส่วนของแบนด์ย่อย LL สำหรับเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ

และเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอด้วยการแบ่งภาพออกเป็น 3 ส่วนตาม โครงสร้างใบหน้า

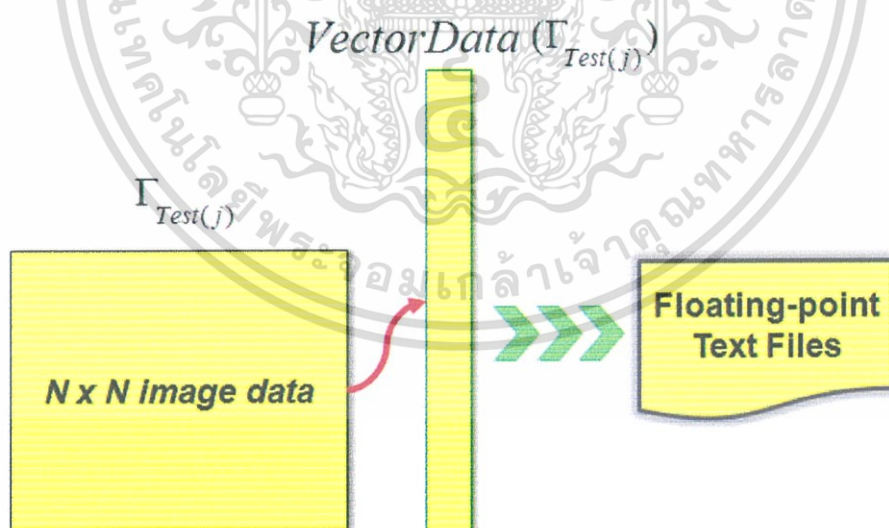
- (ก) แสดงตัวอย่างรูปภาพใบหน้าในชุดฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้า
- (ข) แสดงภาพตัวอย่างของการประมวลผลด้วยกระบวนการแปลงเวฟเล็ตลำดับที่ 1
- (ค) แสดงภาพตัวอย่างของการประมวลผลด้วยกระบวนการแปลงเวฟเล็ตลำดับที่ 3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยมนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับภาพที่ 5.7 (ก) คือ ตัวอย่างรูปภาพใบหน้าตัวอย่างหนึ่งในชุดฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้า รูปที่ 5.7 (ข) คือ ภาพแบนด์ย่อย LL ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการแปลงเวฟเล็ดลำดับที่ 1 ของรูปที่ 5.7 (ก) และ รูปที่ 5.7 (ค) คือ ภาพแบนด์ย่อย LL ที่ประมวลผลด้วยกระบวนการแปลงเวฟเล็ดลำดับที่ 3 ของรูปที่ 5.7 (ก) โดยภาพใบหน้าทั้งหมดแบ่งภาพใบหน้าออกเป็น 4 ภาพใบหน้าย่อย

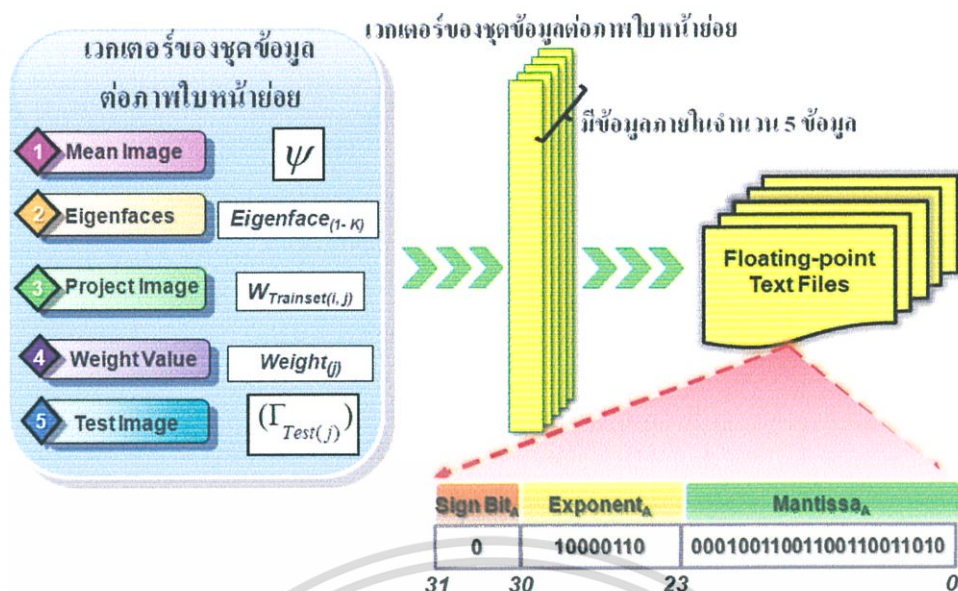


รูปที่ 5.7 แสดงภาพของการแปลงเวฟเล็ดในส่วนของแบนด์ย่อย LL สำหรับเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ และเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอด้วยการแบ่งภาพออกเป็นสี่ส่วนแบบสมมาตร  
 (ก) แสดงตัวอย่างรูปภาพใบหน้าในชุดฐานข้อมูลรูปภาพใบหน้า  
 (ข) แสดงภาพตัวอย่างของการประมวลผลด้วยกระบวนการแปลงเวฟเล็ดลำดับที่ 1  
 (ค) แสดงภาพตัวอย่างของการประมวลผลด้วยกระบวนการแปลงเวฟเล็ดลำดับที่ 3



รูปที่ 5.8 แสดงการแปลงภาพให้อยู่ในรูปแบบข้อมูลเวกเตอร์แล้วทำการเก็บข้อมูลเป็นเลขทศนิยม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.9 แสดงแบบจำลองการเก็บข้อมูลเลขทศนิยมของแต่ละเวกเตอร์ชุดข้อมูล

สำหรับตารางทั้งหมดในส่วนของผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลจะใช้ชื่อย่อ (Short Name) ในการแทนชื่อของแต่ละเทคนิคในตาราง เพื่อให้กระชับและง่ายต่อความเข้าใจในส่วนของผลการเปรียบเทียบผลการทดลอง ซึ่งชื่อย่อในแต่ละเทคนิคของตารางที่ 5.1 และตารางในส่วนของผลการทดลองจะแสดงได้ดังนี้

- PCA คือ การทดลองโดยใช้เทคนิคพีซีเอ
- MPCAx คือ การทดลองโดยใช้เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ โดยแบ่งภาพใบหน้าออกเป็น x ภาพใบหน้าย่อย
- WPCAx คือ การทดลองโดยใช้เทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ โดยแบ่งภาพใบหน้าออกเป็น x ภาพใบหน้าย่อยแล้วทำการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับภาพใบหน้าย่อยทั้ง x ส่วน
- WTPCA คือ การทดลองโดยใช้การแปลงเวฟเล็ดลำดับที่ T ก่อนประมวลผลด้วยเทคนิคพีซีเอ
- WTPCAx คือ การทดลองโดยใช้การแปลงเวฟเล็ดลำดับที่ T ก่อนประมวลผลด้วยเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ ซึ่งจะนำภาพผลลัพธ์จากการแปลงเวฟเล็ดในส่วนแบนด์ย่อย LL มาทำการแบ่งภาพใบหน้าออกเป็น x ภาพใบหน้าย่อยแล้วทำการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับภาพใบหน้าย่อยทั้ง x ส่วน
- WTWPCAx คือ การทดลองโดยใช้การแปลงเวฟเล็ดลำดับที่ T ก่อนประมวลผลด้วยเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ ซึ่งจะนำภาพผลลัพธ์จากการแปลงเวฟเล็ดในส่วนแบนด์ย่อย LL มาทำการแบ่งภาพใบหน้าออกเป็น x ภาพใบหน้าย่อยแล้วทำการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับภาพใบหน้าย่อยทั้ง x ส่วน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

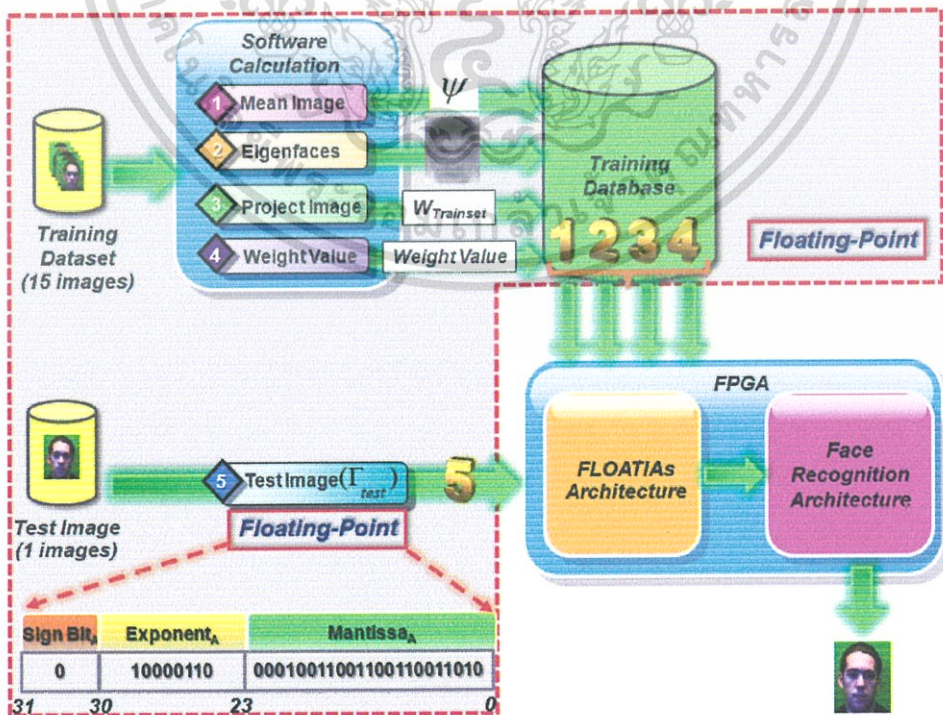
ตารางที่ 5.1 แสดงการสรุปขนาดของภาพและขนาดของเวกเตอร์ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบของแต่ละเทคนิคของการรู้จำใบหน้า

No.	Wavelet	level	Techniques	Partitions & Short Name	Image Size(Vector Data)			
1			PCA	1 PCA	32x32 (1024x1)			
2			MPCA	3 MPCA3	11x32 (352x1)	10x32 (320x1)	11x32 (352x1)	
3			MPCA	4 MPCA4	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)
4			WMPCA	3 WMPCA3	11x32 (352x1)	10x32 (320x1)	11x32 (352x1)	
5			WMPCA	4 WMPCA4	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)
6	Wavelet	1	PCA	1 W1PCA	32x32 (1024x1)			
7	Wavelet	1	MPCA	3 W1MPCA3	11x32 (352x1)	10x32 (320x1)	11x32 (352x1)	
8	Wavelet	1	MPCA	4 W1MPCA4	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)
9	Wavelet	1	WMPCA	3 W1WMPCA3	11x32 (352x1)	10x32 (320x1)	11x32 (352x1)	
10	Wavelet	1	WMPCA	4 W1WMPCA4	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)
11	Wavelet	3	PCA	1 W3PCA	32x32 (1024x1)			
12	Wavelet	3	MPCA	3 W3MPCA3	11x32 (352x1)	10x32 (320x1)	11x32 (352x1)	
13	Wavelet	3	MPCA	4 W3MPCA4	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)
14	Wavelet	3	WMPCA	3 W3WMPCA3	11x32 (352x1)	10x32 (320x1)	11x32 (352x1)	
15	Wavelet	3	WMPCA	4 W3WMPCA4	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)	16x16 (256x1)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

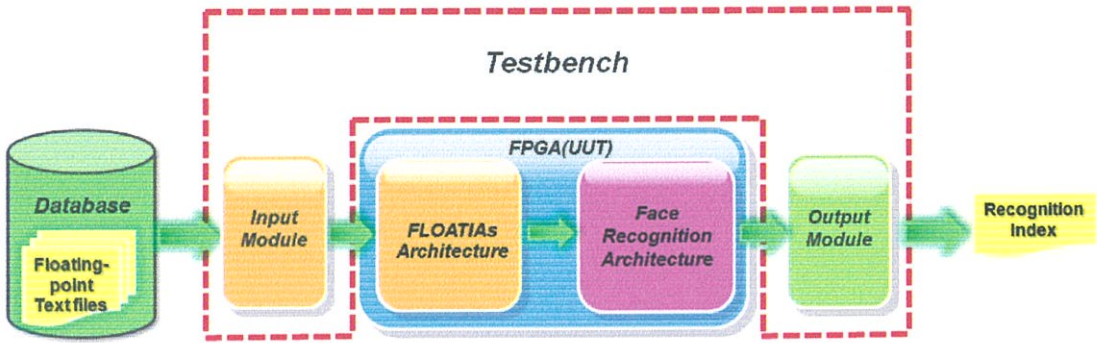
## 5.3 วิธีการทดลอง

สำหรับการทดลองสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าที่น่าเสนอนจะนำเวกเตอร์ชุดข้อมูลขาเข้าที่มีจำนวนของชุดข้อมูลที่ขึ้นอยู่กับแต่ละเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่ได้กล่าวไว้ข้างต้น ซึ่งทุกเวกเตอร์ชุดข้อมูลจะเป็นเลขทศนิยมตามรูปแบบมาตรฐานของ IEEE754 เพื่อใช้เป็นข้อมูลขาเข้าของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าที่น่าเสนอ ส่วนของโครงสร้างของการรู้จำใบหน้าจะทำการอ่านเวกเตอร์ชุดข้อมูลทั้งหมดที่เป็นค่าทศนิยมดังแสดงในรูปที่ 5.10 โดยเวกเตอร์ชุดข้อมูล (ในเส้นประสีแดง) จะถูกส่งเข้าไปในระบบและทำการประมวลผล สำหรับการทดสอบผลของการรู้จำใบหน้าบนอุปกรณ์ทางอิเล็กทรอนิกส์จะแสดงดังรูปที่ 5.11 ซึ่งจะมีส่วนของระบบทดสอบ (Testbench) เพิ่มเติมเข้ามา ซึ่งในส่วนนี้จะประกอบไปด้วย 2 ส่วนย่อย คือ ส่วนของโมดูลขาเข้า (Input Module) จะทำหน้าที่ดึงข้อมูลจากแฟ้มข้อมูลอักขระ (Text Files) ที่เก็บข้อมูลขาเข้าที่มีลักษณะเป็นเลขทศนิยมแล้วทำการส่งเวกเตอร์ข้อมูลเข้ามาประมวลผลในสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้า และส่วนโมดูลขาออก (Output Module) จะทำหน้าที่ส่งข้อมูลผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบที่เป็นผลลัพธ์ของค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุดและค่าดัชนีของภาพใบหน้าที่ถูกรู้จำ เพื่อใช้ในการคำนวณหาอัตราการรู้จำใบหน้าและอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าต่อไป สำหรับการทดลองที่น่าเสนอนจะมีเทคนิคที่ทดสอบทั้งหมด 4 เทคนิค คือ เทคนิคพีซีเอ เทคนิคมอดูลาร์พีซีเอ เทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอ และเทคนิคเวฟเล็ตของสามเทคนิคข้างต้น แต่เนื่องจากเทคนิคมอดูลาร์พีซีเอและเทคนิคเวทมอดูลาร์พีซีเอมีการแบ่งภาพใบหน้าออกเป็น 2 แบบ จึงทำให้เทคนิคของการทดสอบรวมทั้งหมดเป็น 15 เทคนิคดังตารางที่ 5.1



รูปที่ 5.10 แสดงเวกเตอร์ชุดข้อมูลขาเข้าของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.11 แสดงภาพการทดสอบผลของการรู้จำใบหน้าบนอุปกรณ์ทางอิเล็กทรอนิกส์

#### 5.4 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลการทดลอง

ในส่วนของการทดลองจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ส่วนแรก คือ การทดสอบและผลการทดสอบส่วนของโครงสร้าง FLOATIA's เพื่อเป็นการทดสอบการแปลงข้อมูลจากเลขทศนิยมไปเป็นเลขจำนวนเต็มด้วยการเลื่อนตำแหน่งของทศนิยมไปหนึ่งตำแหน่ง ส่วนที่สอง คือ ผลการทดลองของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าด้วยระบบเลขจำนวนเต็มที่ใช้การเลื่อนทศนิยมของข้อมูลไปหนึ่งตำแหน่งสำหรับการทดสอบระบบรู้จำ ซึ่งเทคนิคของการรู้จำใบหน้าทั้งหมดที่ใช้ในการทดลองมี 15 รูปแบบ และใช้ค่าโอเคนเฟสเป็นจำนวน 4 ค่าแรก สำหรับหลักในการพิจารณาเพื่อวิเคราะห์หาเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่มีความเหมาะสมกับสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าที่น่าเสนอจะใช้ผลการทดลองของการวัดปัจจัยทั้ง 4 อัน ได้แก่ อัตราของการรู้จำใบหน้า เวลาที่ใช้ในการประมวลผล ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ และอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้า โดยจะทดลองสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าด้วยชุดฐานข้อมูลที่มีความหลากหลายจำนวน 7 ชุดฐานข้อมูลดังที่ได้กล่าวไว้ข้างต้น

##### 5.4.1 ผลการทดลองของโครงสร้าง FLOATIA's

การทดสอบในส่วนของการโครงสร้าง FLOATIA's จะทำการทดสอบด้วยข้อมูลต่างๆ ว่ามีการเลื่อนตำแหน่งของข้อมูลถูกต้องหรือไม่ เพื่อใช้ข้อมูลนี้ส่งต่อไปยังสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าได้อย่างถูกต้อง ตัวอย่างเช่น ถ้ามีค่า 137.6 เป็นข้อมูลเข้ามาในโครงสร้างนี้ในช่วงขอบขาขึ้นของสัญญาณนาฬิกา "clk" แล้วทำการเลื่อนตำแหน่งทศนิยมได้อย่างถูกต้อง ผลลัพธ์ที่ได้จะต้องเป็นค่า 1376 เมื่อเวลาผ่านไปหนึ่งสัญญาณนาฬิกาจะแสดงผลลัพธ์ในช่วงของขอบขาขึ้นของสัญญาณนาฬิกา "clk" ถัดไป ซึ่งตัวอย่างการทดสอบด้วยการแปลงข้อมูลค่า 137.6 จะแสดงเป็นการจำลองการทำงาน (Simulation) ดังรูปที่ 5.12

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

	ข้อมูลขาเข้า (Input Data)	ข้อมูลขาออก (Output Data)
Messages		
t/dk	0	0
t/datain_floating	010000110000100110011001101010	0100001100001001100110011010
t/dataout_integer	1375	1376
t/sign_bit	0	0
t/exponent	134	134
t/mantissa	0000100010011001100110011010	0000100010011001100110011010
t/mantissa_l	0100010011001100110011010000	0100010011001100110011010000
t/mantissa_r	0001000100110011001100110100	0001000100110011001100110100
t/out_int_1	00101011000000000000000000100	100000000000000000000000000000
t/num	15	15
t/e_shift	10	10

รูปที่ 5.12 แสดงการทำงานของโครงสร้าง FLOATIAs

ตารางที่ 5.2 แสดงการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์บนเอฟพีจีเอสำหรับการออกแบบส่วนโครงสร้าง FLOATIAs

	จำนวนทั้งหมด	จำนวนที่ใช้	เปอร์เซ็นต์การใช้ (%)
Slice	1,920	275	14%
Slice Flip Flops	3,840	14	0%
4 input LUTs	3,840	512	13%
MULTI 18x18s	97	65	67%
GCLK	8	1	12%

5.4.2 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลการทดลองของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าโดยใช้

โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอ

สำหรับเนื้อหาในส่วนนี้จะกล่าวถึงผลการทดลอง โดยแบ่งเป็น 4 หัวข้อหลักๆ คือ การวิเคราะห์อัตราการรู้จำใบหน้า การวิเคราะห์เวลาที่ใช้ในการประมวลผล การวิเคราะห์ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้ และการวิเคราะห์อัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้า โดยผลการทดลองของแต่ละหัวข้อจะทำการเปรียบเทียบผลการทดลองที่ได้ในแต่ละเทคนิคกับชุดฐานข้อมูลทั้ง 7 ชุด เพื่อวิเคราะห์หาเทคนิคที่เหมาะสมสำหรับสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าที่ได้นำเสนอ อีกทั้งยังทำการเปรียบเทียบผลการทดลองระหว่างโครงสร้างแบบมัลติไปป์ไลน์ด้วยระบบเลขทศนิยม [12] กับโครงสร้างที่นำเสนอ แต่เนื่องจากการวิจัยของโครงสร้างแบบขนานด้วยระบบเลขทศนิยม [11] ได้ทำการทดลองเพียงเทคนิคเดียว คือ เทคนิคควมอดดูอาร์พีซีเอ ซึ่งมีการแบ่งภาพใบหน้าออกเป็น 3 เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาพใบหน้าย่อยตามองค์ประกอบของภาพใบหน้า (WMPCA3) ดังนั้นในส่วนของผลการทดลองจะทำการเปรียบเทียบกับงานวิจัยของโครงสร้างแบบขนาน [11] ได้เฉพาะในส่วนของเวลาที่ใช้ในการประมวลผล ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้ และความถี่สูงสุดที่วงจรสามารถทำงานได้ แต่ในงานวิจัยนี้ได้จำลองผลของอัตราการเรียนรู้ใบหน้าและอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าในระบบเลขทศนิยมโดยใช้ชุดฐานข้อมูลทั้ง 7 ชุดเช่นเดียวกับ โครงสร้างที่นำเสนอ เพื่อให้สามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับ โครงสร้างที่นำเสนอได้

#### 5.4.2.1 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลการทดลองของอัตราการเรียนรู้ใบหน้า

ในส่วนนี้จะกล่าวถึงอัตราความถูกต้องของการระบุตัวบุคคล โดยค่าอัตราการเรียนรู้ใบหน้า (Recognition Rate) สามารถคำนวณได้จากจำนวนรูปภาพใบหน้าทดสอบทั้งหมดที่ระบุตัวบุคคลถูกต้องต่อจำนวนรูปภาพใบหน้าในชุดฐานข้อมูล (สำหรับงานวิจัยนี้ใช้ 15 ภาพ) ดังแสดงในสมการที่ 5.1 ซึ่งอัตราการเรียนรู้ใบหน้าในแต่ละเทคนิคกับชุดฐานข้อมูลทั้ง 7 ชุดจะแสดงดังตารางที่ 5.3 และอัตราการเรียนรู้ใบหน้าเฉลี่ยของการทดลองจะแสดงดังรูปที่ 5.11

$$\text{อัตราการเรียนรู้ใบหน้า} = \frac{n(T)}{M} \quad (5.1)$$

เมื่อ  $n(T)$  คือ จำนวนครั้งของการรู้จำภาพใบหน้าได้ถูกต้อง  
 $M$  คือ จำนวนของรูปภาพใบหน้าในชุดฐานข้อมูล

ตารางที่ 5.3 แสดงอัตราการเรียนรู้ใบหน้าของสถาปัตยกรรมการเรียนรู้ใบหน้าของระบบเลขทศนิยม [12] และตารางที่ 5.4 แสดงอัตราการเรียนรู้ใบหน้าของสถาปัตยกรรมการเรียนรู้ใบหน้าของเลขจำนวนเต็มที่ใช้โครงสร้าง FLOATAs ที่นำเสนอ โดยการเปรียบเทียบกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้าทั้ง 15 รูปแบบจะแสดงในส่วนของแถว และผลการทดลองของชุดฐานข้อมูลทั้ง 7 แสดงในส่วนของคอลัมน์ สำหรับอัตราการเรียนรู้ใบหน้าจะมีความสำคัญ (Priority Order) เป็นลำดับแรกในการพิจารณาหาเทคนิคของการรู้จำที่เหมาะสมกับสถาปัตยกรรมที่นำเสนอ จากตารางทั้งสองจะทำการเปรียบเทียบผลการทดลองของอัตราการเรียนรู้ใบหน้าระหว่างเลขทศนิยมและเลขจำนวนเต็มที่นำเสนอ เมื่อทำการสังเกตผลการทดลองของทั้งสองตารางในส่วนที่มีการเน้นพิเศษด้วยกรอบสีแดงจะพบว่า โครงสร้างของการรู้จำด้วยระบบเลขจำนวนเต็มที่นำเสนอให้ผลของอัตราการเรียนรู้ใบหน้าไม่เท่ากับ โครงสร้างแบบทศนิยม โดยจะสังเกตได้อย่างชัดเจนจากกราฟของค่าเฉลี่ยของอัตราการเรียนรู้ใบหน้าของทุกชุดฐานข้อมูลดังแสดงในรูปที่ 5.13 บริเวณวงกลมสีแดงจะบ่งบอกถึงเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่ให้ผลของอัตราการเรียนรู้ใบหน้าที่ไม่เท่ากัน เนื่องจากโครงสร้างที่นำเสนอ ได้ทำการคำนวณ

เลขจำนวนเต็มที่มีตำแหน่งความละเอียดของทศนิยมเพียง 1 ตำแหน่ง แต่เนื่องจากเทคนิคดังกล่าวค่าความผิดพลาดในแต่ละกลุ่มของภาพใบหน้ามีความใกล้เคียงกันมาก ทำให้ต้องการตำแหน่งความละเอียดของทศนิยมที่ใช้ในการคำนวณที่สูงกว่าหนึ่งตำแหน่ง เพื่อให้ผลของอัตราการเรียนรู้จำใบหน้าถูกต้องเข้าใกล้กับโครงสร้างของเลขทศนิยม สำหรับงานวิจัยที่นำเสนอจะพิจารณาเฉพาะเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่ให้ผลของอัตราการเรียนรู้จำใบหน้าที่เท่ากันเท่านั้น เนื่องจากจุดประสงค์ของการเปรียบเทียบต้องการรักษาอัตราการเรียนรู้จำใบหน้าที่เทียบเท่ากับระบบเลขทศนิยมไว้ ดังนั้นจะไม่นำเทคนิคของการรู้จำในลำดับที่ 4, 5 และ 10 คือ MPCA3, WMPCA3 และ MPCA4 มาใช้ในการพิจารณาเลือกหาเทคนิคที่เหมาะสมกับสถาปัตยกรรมการเรียนรู้จำใบหน้าที่น่าสนใจ

ตารางที่ 5.3 ตารางแสดงอัตราการเรียนรู้จำใบหน้าของสถาปัตยกรรมการเรียนรู้จำใบหน้าของระบบเลขทศนิยม [12] ด้วยการเปรียบเทียบกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้าทั้ง 15 รูปแบบ

ลำดับ	เทคนิคการรู้จำใบหน้า	เลขทศนิยม [12]						
		DB_1	DB_2	DB_3	DB_4	DB_5	DB_6	DB_7
1	PCA	73.33	73.33	80	60	33.33	73.33	100
2	WIPCA	100	100	100	100	100	100	100
3	W3PCA	100	100	100	100	100	100	100
4	MPCA3	86.67	93.33	86.67	100	53.33	93.33	100
5	WMPCA3	80	93.33	86.67	86.67	53.33	93.33	100
6	W1MPCA3	100	100	100	100	100	100	100
7	W1WMPCA3	100	100	100	100	100	100	100
8	W3MPCA3	100	100	100	100	100	100	100
9	W3WMPCA3	100	100	100	100	100	100	100
10	MPCA4	60.00	86.67	66.67	73.33	53.33	60	100
11	WMPCA4	73.33	86.67	66.67	73.33	46.67	60	100
12	W1MPCA4	100	100	100	100	100	100	100
13	W1WMPCA4	100	100	100	100	100	100	100
14	W3MPCA4	100	100	100	100	100	100	100
15	W3WMPCA4	100	100	100	100	100	100	100

\*\*\*หมายเหตุ\*\*\* ส่วนที่เป็นกรอบสีแดงคือ ค่าของอัตราการเรียนรู้จำใบหน้าที่แตกต่างกันกับโครงสร้างของเลขจำนวนเต็ม

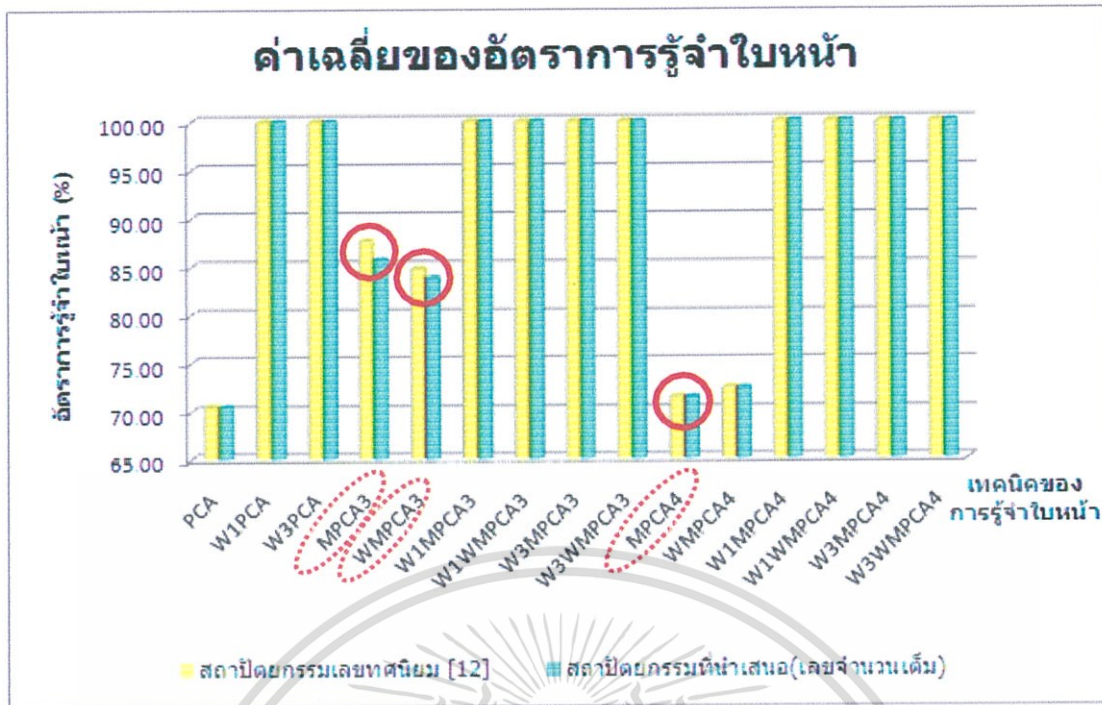
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.4 ตารางแสดงอัตราการเรียนรู้จำใบหน้าของสถาปัตยกรรมการเรียนรู้จำใบหน้าโดยใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอด้วยการเปรียบเทียบกับเทคนิคของการเรียนรู้จำใบหน้า 15 รูปแบบ

ลำดับ	เทคนิคการเรียนรู้จำใบหน้า	เลขจำนวนเต็ม (โครงสร้างที่นำเสนอ)						
		DB_1	DB_2	DB_3	DB_4	DB_5	DB_6	DB_7
1	PCA	73.33	73.33	80	60	33.33	73.33	100
2	WIPCA	100	100	100	100	100	100	100
3	W3PCA	100	100	100	100	100	100	100
4	MPCA3	86.67	93.33	80	100	46.67	93.33	100
5	WMPCA3	86.67	93.33	80	86.67	46.67	93.33	100
6	W1MPCA3	100	100	100	100	100	100	100
7	W1WMPCA3	100	100	100	100	100	100	100
8	W3MPCA3	100	100	100	100	100	100	100
9	W3WMPCA3	100	100	100	100	100	100	100
10	MPCA4	60	86.67	73.33	73.33	46.67	60	100
11	WMPCA4	73.33	86.67	66.67	73.33	46.67	60	100
12	W1MPCA4	100	100	100	100	100	100	100
13	W1WMPCA4	100	100	100	100	100	100	100
14	W3MPCA4	100	100	100	100	100	100	100
15	W3WMPCA4	100	100	100	100	100	100	100

\*\*\*หมายเหตุ\*\*\* ส่วนที่เป็นกรอบสีแดงคือ ค่าของอัตราการเรียนรู้จำใบหน้าที่แตกต่างกันกับโครงสร้างของเลขทศนิยม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.13 กราฟแสดงค่าเฉลี่ยของอัตราการเรียนรู้จำใบหน้าของชุดฐานข้อมูลทั้งหมดเพื่อทำการเปรียบเทียบกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้าทั้ง 15 รูปแบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

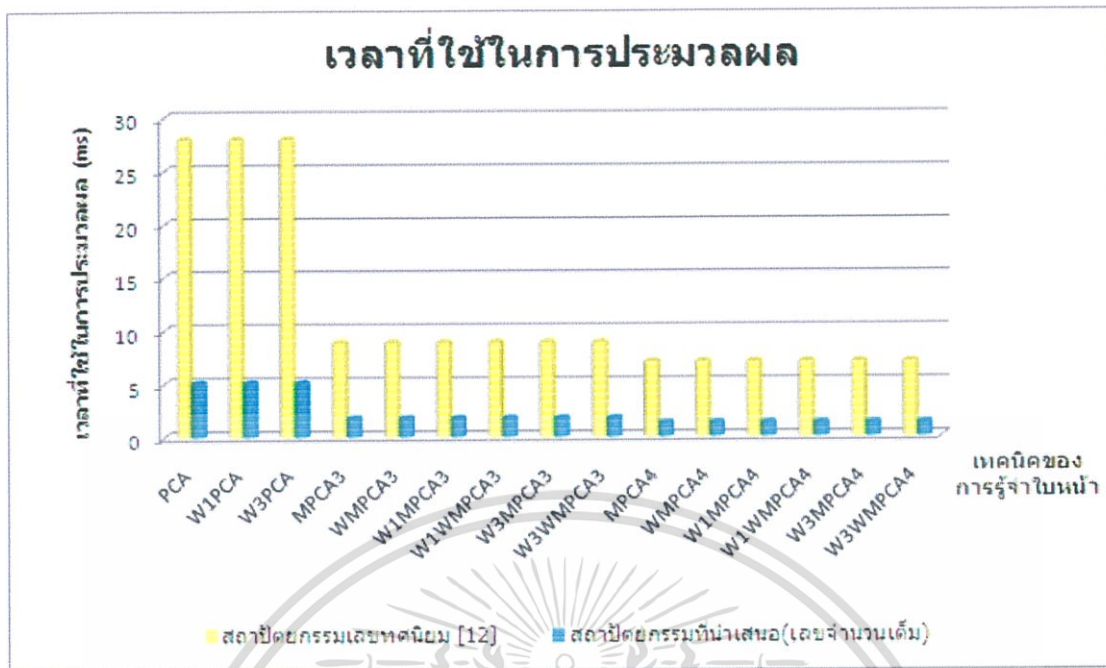
#### 5.4.2.1 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลการทดลองของเวลาที่ใช้ในการประมวลผล

สำหรับเวลาที่ใช้ในการประมวลผล (Time Consumption) มีความสำคัญเป็นลำดับที่สองของการพิจารณาซึ่งนับได้ว่ามีบทบาทสำคัญเป็นอย่างมาก เพื่อใช้ในการวิเคราะห์หาเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่ทำให้การประมวลผลที่เหมาะสมที่สุดจากผลการทดลองดังแสดงในตารางที่ 5.5 แสดงเวลาที่ใช้ในการประมวลผลของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าของระบบเลขทศนิยม [12] และสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าของเลขจำนวนเต็มที่ใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอ โดยจะทำการเปรียบเทียบกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้าทั้ง 15 รูปแบบจะแสดงในส่วนของแถว

ตารางที่ 5.5 ตารางแสดงเวลาที่ใช้ในการประมวลผลของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าแบบมัลติไปป์ไลน์ และสถาปัตยกรรมแบบเลขจำนวนเต็ม

ลำดับ	เทคนิคการรู้จำใบหน้า	เวลาที่ใช้ในการประมวลผล	
		<i>Xilinx FPGA (xc3s4000-5fg900)</i>	<i>Xilinx FPGA (xc3s4000-5fg900)</i>
		เลขทศนิยม [12] (โครงสร้างมัลติไปป์ไลน์)	เลขจำนวนเต็ม (โครงสร้างที่นำเสนอ)
1	PCA	27.94 ms	5.055 ms
2	W1PCA	27.94 ms	5.055 ms
3	W3PCA	27.94 ms	5.055 ms
4	MPCA3	8.84 ms	1.775 ms
5	WMPCA3	8.84 ms	1.775 ms
6	W1MPCA3	8.84 ms	1.775 ms
7	W1WMPCA3	8.84 ms	1.775 ms
8	W3MPCA3	8.84 ms	1.775 ms
9	W3WMPCA3	8.84 ms	1.775 ms
10	MPCA4	7.02 ms	1.308 ms
11	WMPCA4	7.02 ms	1.308 ms
12	W1MPCA4	7.02 ms	1.308 ms
13	W1WMPCA4	7.02 ms	1.308 ms
14	W3MPCA4	7.02 ms	1.308 ms
15	W3WMPCA4	7.02 ms	1.308 ms

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.14 กราฟเวลาที่ใช้ในการประมวลผลของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าแบบมัดติไปป์ไลน์ และสถาปัตยกรรมแบบเลขจำนวนเต็ม โดยใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอ

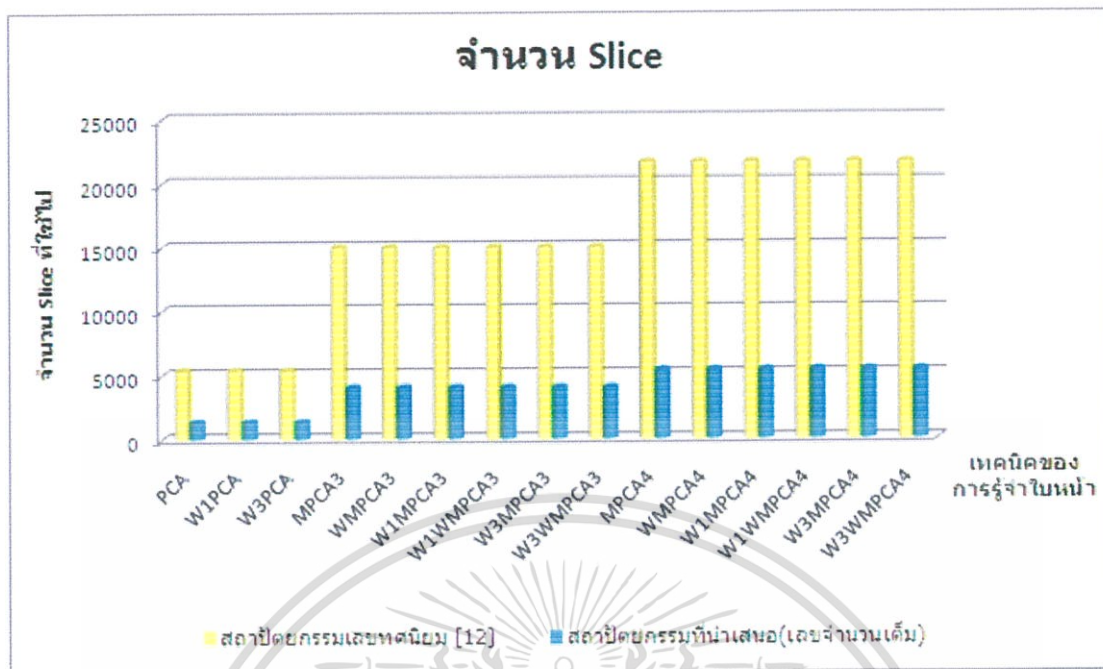
เมื่อทำการสังเกตผลการทดลองของในตารางที่ 5.5 จะเห็นได้ว่า โครงสร้างที่นำเสนอให้ผลของเวลาที่ใช้ในการประมวลผลที่น้อยกว่าโครงสร้างแบบมัดติไปป์ไลน์ที่เป็นระบบเลขทศนิยมในทุกเทคนิคของการรู้จำใบหน้าเพราะสถาปัตยกรรมของการรู้จำใบหน้าที่ใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอมีการคำนวณภายในด้วยหน่วยคำนวณทางคณิตศาสตร์และลอจิกสำหรับเลขจำนวนเต็ม ALU และมีการทำงานแบบไปป์ไลน์ในแต่ละภาพใบหน้าย่อย จึงทำให้ใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่าการใช้ระบบคำนวณแบบเลขทศนิยม และเพื่อให้เห็นความแตกต่างอย่างชัดเจน จะทำการพิจารณาที่รูปที่ 5.14 โดยกราฟจะแสดงเวลาที่ใช้ในการประมวลผลของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าแบบมัดติไปป์ไลน์และสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าแบบระบบเลขจำนวนเต็ม แต่อย่างไรก็ตามการวิเคราะห์ในส่วนของเวลาจะต้องพิจารณาไปพร้อมๆ กับผลของทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้ด้วย เนื่องจากในบางครั้งเทคนิคของการรู้จำใบหน้าอาจจะใช้เวลาน้อยแต่ใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์มากก็เป็นไปได้ ดังนั้นการคัดสรรเทคนิคของการรู้จำใบหน้าในลำดับความสำคัญที่สองและสามจะวิเคราะห์ไปด้วยกันในลำดับหัวข้อถัดไป

### 5.4.2.3 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลการทดลองของทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ (Hardware Cost)

สำหรับทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้ (Hardware Cost) มีความสำคัญเป็นลำดับที่สาม โดยจะทำการพิจารณาพร้อมกับผลการทดลองของเวลาที่ใช้ในการประมวลผลดังรูปที่ 5.12 ผลการทดลองของทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้แสดงดังตารางที่ 5.6 โดยแสดงทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้ของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าแบบมัลติไปป์ไลน์ด้วยระบบเลขทศนิยม [12] กับสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าของเลขจำนวนเต็ม โดยใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอพร้อมทั้งทำการเปรียบเทียบกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้าทั้ง 15 รูปแบบจะแสดงในส่วนของแถว

ตารางที่ 5.6 ตารางแสดงทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าแบบมัลติไปป์ไลน์ และสถาปัตยกรรมแบบเลขจำนวนเต็ม

ลำดับ	เทคนิคการรู้จำใบหน้า	ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ Xilinx FPGA (xc3s4000-5fg900)							
		เลขทศนิยม [12] (โครงสร้างมัลติไปป์ไลน์)				เลขจำนวนเต็ม (โครงสร้างที่นำเสนอ)			
		Slice	Slice FF	LUTs	Multi 18x18s	Slice	Slice FF	LUTs	Multi 18x18s
1	PCA	5,353	1,782	10,268	4	1,341	548	2,707	5
2	WIPCA	5,353	1,782	10,268	4	1,341	548	2,707	5
3	W3PCA	5,353	1,782	10,268	4	1,341	548	2,707	5
4	MPCA3	14,945	4,704	28,562	12	4,023	1,644	8,121	15
5	WMPCA3	14,945	4,704	28,562	12	4,023	1,644	8,121	15
6	WIMPCA3	14,945	4,704	28,562	12	4,023	1,644	8,121	15
7	WIWMPCA3	14,945	4,704	28,562	12	4,023	1,644	8,121	15
8	W3MPCA3	14,945	4,704	28,562	12	4,023	1,644	8,121	15
9	W3WMPCA3	14,945	4,704	28,562	12	4,023	1,644	8,121	15
10	MPCA4	21,619	8,298	41,437	16	5,364	2,192	10,818	20
11	WMPCA4	21,619	8,298	41,437	16	5,364	2,192	10,818	20
12	WIMPCA4	21,619	8,298	41,437	16	5,364	2,192	10,818	20
13	WIWMPCA4	21,619	8,298	41,437	16	5,364	2,192	10,818	20
14	W3MPCA4	21,619	8,298	41,437	16	5,364	2,192	10,818	20
15	W3WMPCA4	21,619	8,298	41,437	16	5,364	2,192	10,818	20



**รูปที่ 5.15** กราฟแสดงทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้เฉพาะส่วนของ Slice ของสถาปัตยกรรม การรู้จำใบหน้าแบบมัดดีไปป์ไลน์ และสถาปัตยกรรมแบบเลขจำนวนเต็ม โดยใช้ โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอ บน Xilinx FPGA

สำหรับการวิเคราะห์ผลการทดลองจะสังเกตได้ว่าสถาปัตยกรรมแบบเลขจำนวนเต็มโดยใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอมีจำนวนการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ที่น้อยกว่า โครงสร้างแบบมัดดีไปป์ไลน์ที่ใช้ระบบทศนิยมเพราะ โครงสร้างที่นำเสนอมีการประมวลผลภายใน ด้วยหน่วยคำนวณทางคณิตศาสตร์และลอจิกสำหรับเลขจำนวนเต็ม ALU ซึ่งปกติ ALU มีการใช้ จำนวนของทรัพยากรที่น้อยอยู่แล้ว จึงทำให้เป็นสาเหตุที่ทำให้มีการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ ที่น้อย และเมื่อทำการวิเคราะห์ร่วมกันระหว่างเวลาที่ใช้ในการประมวลผลและจำนวนการใช้ ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์เฉพาะส่วนของ Slice ดังรูปที่ 5.14 และ 5.15 ตามลำดับ สาเหตุที่ทำให้ การเปรียบเทียบเฉพาะส่วนของ Slice เนื่องจากทรัพยากรในส่วนอื่นๆ ก็มีลักษณะของกราฟไปใน ทิศทางเดียวกันและเพื่อให้เห็นการเปรียบเทียบหาเทคนิคที่เหมาะสมอย่างชัดเจน ดังนั้นเมื่อทำการ เปรียบเทียบทั้งสองกราฟจะให้ผลดังนี้

- 1.เทคนิคของการรู้จำใบหน้าลำดับที่ 1 - 3 ได้แก่ PCA, W1PCA และ W3PCA ตามลำดับ จะใช้เวลาในการประมวลผลค่อนข้างสูง แต่จะใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ค่อนข้างน้อย
- 2.เทคนิคของการรู้จำใบหน้าลำดับที่ 4 - 9 ได้แก่ MPCA3, W1MPCA3, W3MPCA3 W1W1MPCA3 และ W3W1MPCA3 ตามลำดับ จะใช้เวลาในการประมวลผลและจำนวนการใช้ ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ค่อนข้างปานกลาง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.เทคนิคของการรู้จำใบหน้าลำดับที่ 10 - 15 ได้แก่ MPCA4, W1MPCA4, W3MPCA4 W1WMPCA4 และ W3WMPCA4 ตามลำดับ จะใช้เวลาในการประมวลผลค่อนข้างน้อย แต่จะใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ค่อนข้างสูง

เมื่อทำการเปรียบเทียบผลการทดลองของเวลาที่ใช้ในการประมวลผลและจำนวนการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์แล้ว งานวิจัยที่นำเสนอจึงได้แนะนำเทคนิคของการรู้จำใบหน้าลำดับที่ 4 - 9 ได้แก่ MPCA3, WMPCA3, W1MPCA3, W3MPCA3 W1WMPCA3 และ W3WMPCA3 ตามลำดับ แต่อย่างไรก็ตามลำดับความสำคัญที่ใช้ในการพิจารณาในลำดับแรก คือ อัตราการรู้จำใบหน้า ซึ่งพบว่ามีเทคนิคที่ไม่ได้นำมาพิจารณาเนื่องจากมีอัตราการรู้จำที่ต่ำกว่า คือ เทคนิคของการรู้จำในลำดับที่ 4, 5 และ 10 ได้แก่ MPCA3, WMPCA3 และ MPCA4 ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่าเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่จะใช้พิจารณาในลำดับความสำคัญถัดไปมีจำนวน 4 เทคนิค คือ เทคนิคของการรู้จำใบหน้าลำดับที่ 6 - 9 ได้แก่ W1MPCA3, W1WMPCA3, W3MPCA3 และ W3WMPCA3 ตามลำดับ เนื่องจากเทคนิคของการรู้จำใบหน้าลำดับที่ 6 - 9 ใช้เวลาในการประมวลผลและจำนวนการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์อยู่ในระดับปานกลาง

#### 5.4.2.4 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลการทดลองของอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้า (False Alarm Rate)

การคำนวณหาค่าความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าที่ต่อการรู้จำด้วยภาพใบหน้าที่ทดสอบหนึ่งครั้ง  $FA(i)$  จะคำนวณได้จากสมการที่ 5.2 ซึ่งงานวิจัยที่นำเสนอใช้ภาพใบหน้าที่ทั้งหมดจำนวน  $A+B+C+D$  เท่ากับ 15 ภาพดังแสดงในตารางที่ 5.7 โดยที่จำนวนการค้นคืน (Retrieved) ทั้งหมด คือ  $A+B$  เท่ากับ 3 จำนวนที่ค้นคืนแล้วตรงกับความเป็นจริง (Relevant) คือ  $A+C$  เท่ากับ 3 และส่วนการหาอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้า (False Alarm Rate) จะหาได้จากผลรวมของค่าความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าที่ทั้งหมดต่อจำนวนรูปภาพใบหน้าที่ในชุดฐานข้อมูล (สำหรับงานวิจัยนี้ใช้ 15 ภาพ) แสดงดังสมการที่ 5.3

$$FA(i) = \frac{B}{(B + D)} \quad (5.2)$$

$$False\ Alarm\ Rate = \frac{\sum_{i=1}^M FA(i)}{M} \quad (5.3)$$

เมื่อ  $FA(i)$  คือ ค่าความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้า

$False\ Alarm\ Rate$  คือ อัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้า

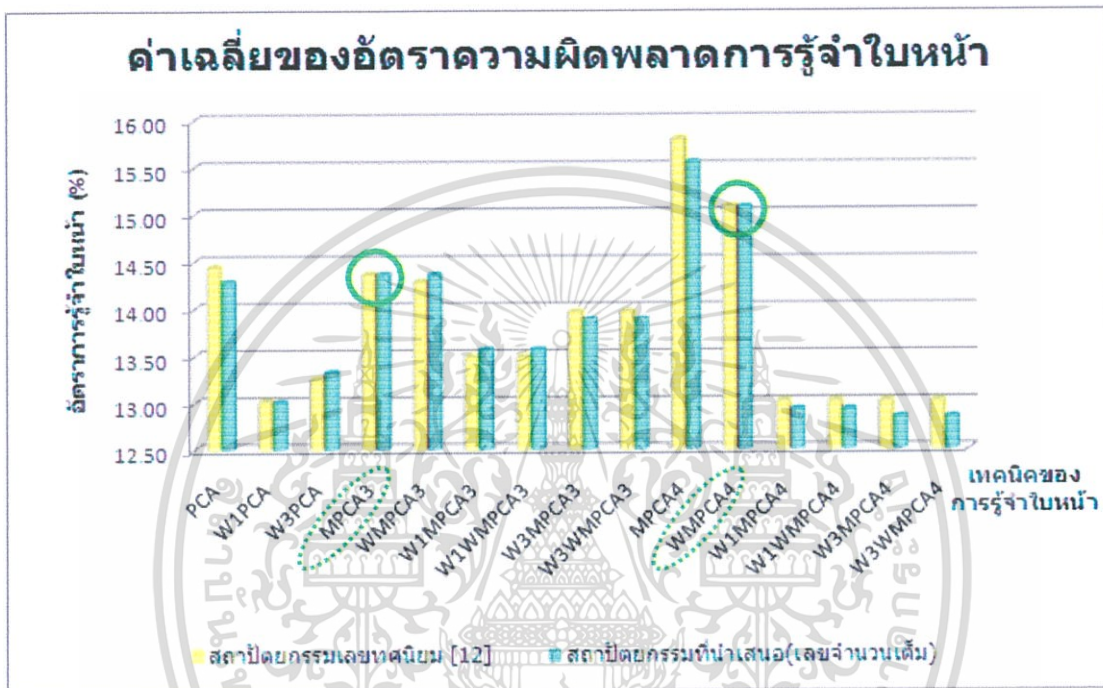
ตารางที่ 5.7 แสดงตัวแปรที่ใช้คำนวณหาค่าความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าต่อการรู้จำด้วยภาพ  
ใบหน้าทดสอบหนึ่งครั้ง

	จำนวนที่ตรงกับความเป็นจริง (Relevant)	จำนวนที่ไม่ตรงกับความเป็นจริง (Irrelevant)
จำนวนการค้นคืน (Retrieved)	A	B
จำนวนที่ไม่ได้ค้นคืน (Not Retrieved)	C	D

สำหรับอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้ามีความสำคัญเป็นลำดับที่ 4 หรือลำดับการพิจารณาลำดับสุดท้าย ซึ่งจากผลการทดลองดังตารางที่ 5.8 และ 5.9 จะแสดงอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าของระบบเลขทศนิยม [12] และสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าของเลขจำนวนเต็ม โดยใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอตามลำดับ โดยการเปรียบเทียบกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้าทั้ง 15 รูปแบบจะแสดงในส่วนของแถวและสำหรับผลการทดลองของชุดฐานข้อมูลทั้ง 7 ชุด จะแสดงในส่วนของคอลัมน์ จากตารางทั้งสองจะทำการเปรียบเทียบผลการทดลองของอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าระหว่างเลขทศนิยมและเลขจำนวนเต็มที่นำเสนอ เมื่อทำการสังเกตผลการทดลองของทั้งสองตารางในส่วนที่มีการเน้นพิเศษด้วยกรอบสีแดงจะพบว่า โครงสร้างที่นำเสนอให้ผลของอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าดีไม่เท่าโครงสร้างแบบทศนิยม โดยสังเกตได้อย่างชัดเจนจากกราฟของค่าเฉลี่ยของอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าของทุกชุดฐานข้อมูลดังแสดงในรูปที่ 5.16 บริเวณวงกลมสีเขียวจะบ่งบอกถึงเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่ให้ผลของอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าที่ดีเท่ากัน แต่เทคนิคอื่นๆ ที่ให้ผลของอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าที่ไม่เท่ากันเพราะอัลกอริทึมที่ใช้ในการประมวลผลของ โครงสร้างที่นำเสนอต้องการตำแหน่งความละเอียดของทศนิยมที่ใช้ในการคำนวณที่สูงกว่าหนึ่งตำแหน่ง เพื่อให้ผลของอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าเข้าใกล้กับ โครงสร้างของเลขทศนิยม สำหรับการพิจารณาเทคนิคของการรู้จำใบหน้าด้วยลำดับความสำคัญสุดท้ายนี้จะนำเทคนิคของการรู้จำใบหน้าลำดับที่ 6 – 9 ที่ได้จากการพิจารณาส่วนที่แล้วมาทำการวิเคราะห์ต่อไป ได้แก่ W1MPCA3, W1WMPCA3, W3MPCA3 และ W3WMPCA3 และเพื่อให้วิเคราะห์ผลการทดลองได้อย่างชัดเจนจะทำการพิจารณาด้วยรูปที่ 5.16 ซึ่งจะสังเกตได้ว่ามีเพียง 2 เทคนิคเท่านั้นที่ให้ผลการทดลองของอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าในระดับที่ใกล้เคียงกันระหว่าง โครงสร้างการรู้จำด้วยระบบเลขจำนวนเต็มและระบบเลขทศนิยม คือ เทคนิคของการรู้จำใบหน้าลำดับที่ 4 และ 11 ได้แก่ MPCA3 และ WMPCA4 แต่พบว่าเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่เหมาะสม คือ เทคนิคของการรู้จำใบหน้าลำดับที่ 6 และ 7 ซึ่งให้ผลของอัตราความ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าต่ำที่สุด ได้แก่ W1MPCA3 และ W1WMPCA3 ตามลำดับเท่านั้น โดยที่ทั้งสองเทคนิคมีขั้นตอนการทำงานที่ต่างกันตรงที่เทคนิค W1MPCA3 ไม่ต้องทำการเตรียมค่าถ่วงน้ำหนัก  $Weight_{ij}$  ในขณะที่เทคนิค W1WMPCA3 จะต้องทำการเตรียมข้อมูลก่อน ดังนั้นเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าที่ใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอ คือ เทคนิค W1MPCA3



รูปที่ 5.16 กราฟแสดงค่าเฉลี่ยของอัตราความผิดพลาดการรู้จำใบหน้าของชุดฐานข้อมูลทั้งหมดเพื่อทำการเปรียบเทียบกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้าต่างๆ

ตารางที่ 5.8 แสดงอัตราความผิดพลาดของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าแบบมัลติไปป์ไลน์ด้วยระบบเลขทศนิยมด้วยการเปรียบเทียบกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้า 15 รูปแบบ

ลำดับ	เทคนิคการรู้จำใบหน้า	เลขทศนิยม [12]						
		DB_1	DB_2	DB_3	DB_4	DB_5	DB_6	DB_7
1	PCA	12.78	13.89	13.33	13.33	19.44	14.44	13.89
2	W1PCA	14.44	12.78	13.33	11.11	13.89	11.67	13.89
3	W3PCA	13.89	12.78	13.33	11.67	15.56	11.11	14.44
4	MPCA3	13.89	12.78	12.78	13.33	18.33	13.89	15.56
5	WMPCA3	13.33	12.22	12.78	13.33	18.33	14.44	15.56
6	W1MPCA3	13.33	12.78	12.78	13.33	13.33	12.78	16.11
7	W1WMPCA3	13.33	12.78	12.78	13.33	13.33	12.78	16.11
8	W3MPCA3	13.89	13.33	13.33	13.33	13.89	13.89	16.11
9	W3WMPCA3	13.89	13.33	13.33	13.33	13.89	13.89	16.11
10	MPCA4	16.67	13.89	16.11	14.44	20.00	14.44	15.00
11	WMPCA4	16.11	12.22	15.56	14.44	17.78	14.44	15.00
12	W1MPCA4	13.33	13.33	13.33	11.67	13.33	12.22	13.89
13	W1WMPCA4	13.33	13.33	13.33	11.67	13.33	12.22	13.89
14	W3MPCA4	13.33	13.89	12.22	12.22	14.44	11.11	13.89
15	W3WMPCA4	13.33	13.89	12.22	12.22	14.44	11.11	13.89

\*\*\*หมายเหตุ\*\*\* ส่วนที่เป็นกรอบสีแดงคือ ค่าของอัตราการรู้จำใบหน้าที่แตกต่างกันกับโครงสร้างของเลขจำนวนเต็ม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.9 แสดงอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าของสถาปัตยกรรมของการรู้จำใบหน้า โดยใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอด้วยการเปรียบเทียบกับเทคนิคของการรู้จำใบหน้า 15 รูปแบบ

ลำดับ	เทคนิคการรู้จำใบหน้า	เลขจำนวนเต็ม (โครงสร้างที่นำเสนอ)						
		DB_1	DB_2	DB_3	DB_4	DB_5	DB_6	DB_7
1	PCA	13.33	13.89	13.33	13.33	17.78	14.44	13.89
2	WIPCA	14.44	12.78	13.33	11.11	13.89	11.67	13.89
3	W3PCA	13.89	12.78	13.33	11.67	16.11	11.11	14.44
4	MPCA3	13.89	12.78	12.78	13.33	18.33	13.89	15.56
5	WMPCA3	13.33	12.78	12.78	13.33	18.33	14.44	15.56
6	W1MPCA3	13.33	12.78	12.78	13.33	13.89	12.78	16.11
7	W1WMPCA3	13.33	12.78	12.78	13.33	13.89	12.78	16.11
8	W3MPCA3	13.89	13.33	13.33	13.33	13.33	13.89	16.11
9	W3WMPCA3	13.89	13.33	13.33	13.33	13.33	13.89	16.11
10	MPCA4	16.67	13.89	16.11	14.44	19.44	14.44	15.00
11	WMPCA4	16.11	12.22	15.56	14.44	17.78	14.44	15.00
12	W1MPCA4	13.33	13.33	13.33	11.67	12.78	12.22	13.89
13	W1WMPCA4	13.33	13.33	13.33	11.67	12.78	12.22	13.89
14	W3MPCA4	13.33	13.89	12.22	12.22	13.33	11.11	13.89
15	W3WMPCA4	13.33	13.89	12.22	12.22	13.33	11.11	13.89

\*\*\*หมายเหตุ\*\*\* ส่วนที่เป็นกรอบสีแดงคือ ค่าของอัตราการรู้จำใบหน้าที่แตกต่างกันกับโครงสร้างของเลขทศนิยม

#### 5.4.3 ผลการทดลองเพื่อเปรียบเทียบโครงสร้างของการรู้จำใบหน้าโดยใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอกับโครงสร้างของการรู้จำใบหน้าในรูปแบบต่างๆ

สำหรับผลการทดลองในตารางที่ 5.10 จะนำเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่เหมาะสมที่สุดกับสถาปัตยกรรมของการรู้จำใบหน้าที่ใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอจากขั้นตอนที่ผ่านมา คือเทคนิค W1MPCA3 มาทำการเปรียบเทียบกับอีกสองโครงสร้างได้แก่ สถาปัตยกรรมของการรู้จำใบหน้าแบบขนานด้วยระบบเลขทศนิยมบนการทำงานของ Altera (EP20K200EFC484-2X) จากงานวิจัย [11] และโครงสร้างแบบมัดติไปป์ไลน์ด้วยระบบเลขทศนิยมบนการทำงานของ Xilinx

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

(xc3s4000-5fg900) จากงานวิจัย [12] ซึ่งเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่ใช้ในการออกแบบโครงสร้างแบบขนานในงานวิจัย [11] คือ เทคนิค WMPA3 และเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่เหมาะสมกับโครงสร้างแบบมัลติไปป์ไลน์ที่ได้รายงานไว้ในงานวิจัย [12] คือ เทคนิค WMPA3 เช่นเดียวกับโครงสร้างที่ได้นำเสนอ ผลการทดลองแสดงดังตารางที่ 5.10 จะทำการเปรียบเทียบทั้ง 3 โครงสร้าง โดยจะแสดงทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้ ความถี่สูงสุดที่โครงสร้างสามารถทำได้ และเวลาที่ใช้ในการประมวลผลในการรู้จำใบหน้าจะแสดงในส่วนของแถว จากผลการทดลองจะพบว่าสถาปัตยกรรมของการรู้จำใบหน้าที่ใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอด้วยระบบเลขจำนวนเต็มใช้เวลาในการประมวลผลเท่ากับ 1.775 ms และความถี่สูงสุดที่ 107.3 MHz ซึ่งเร็วกว่าสถาปัตยกรรมของการรู้จำใบหน้าแบบมัลติไปป์ไลน์จากงานวิจัย [12] ซึ่งใช้เวลาประมวลผลถึง 8.84 ms และได้ความเร็วสูงสุดเพียง 13.33 MHz และเร็วกว่าอย่างเห็นได้ชัด เมื่อเทียบกับสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าแบบขนานจากงานวิจัย [11] ซึ่งใช้เวลาประมวลผลถึง 38 ms และได้ความเร็วสูงสุดเพียง 33.33 MHz แต่ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้ของ โครงสร้างที่นำเสนอมีปริมาณการใช้ Slice ที่น้อยกว่าโครงสร้างแบบมัลติไปป์ไลน์จากงานวิจัย [12] บนการทำงานของ Xilinx สำหรับในส่วนของการทำงานของ Altera ซึ่งไม่สามารถนำมาเปรียบเทียบได้กับจำนวน Slice บน Xilinx แต่จะใช้การวัดค่าอัตราการรู้จำภาพใบหน้าในหน่วยของเฟรมต่อวินาที (Frame per Sec: FPS) และค่าความคุ้มค่า (FPS per Gate) เป็นตัวแปรที่ใช้ในการเปรียบเทียบสามารถที่คำนวณได้จากสมการที่ 5.4 และ 5.5 ตามลำดับ โดยที่ค่าความคุ้มค่าคือ ค่าของเฟรมต่อวินาทีต่อหนึ่งหน่วยพื้นฐานของทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ จากตารางที่ 5.10 จะแสดงให้เห็นว่าผลการคำนวณของค่าเฟรมต่อวินาที FPS ของโครงสร้างที่นำเสนอให้ผลที่ดีกว่าโครงสร้างแบบขนาน [11] และ โครงสร้างแบบมัลติไปป์ไลน์ [12] ถึง 21 เท่า และ 5 เท่าตามลำดับ และค่าความคุ้มค่าทางด้านเวลาในการประมวลผลต่อหนึ่งหน่วยพื้นฐานของทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้โครงสร้างที่นำเสนอให้ผลที่ดีกว่าโครงสร้างแบบขนาน [11] และ โครงสร้างแบบมัลติไปป์ไลน์ [12] ถึง 42 เท่า และ 18 เท่าตามลำดับ

$$Frame\ per\ Sec(FPS) = \frac{1}{Time\ for\ recognition} \quad (5.4)$$

$$FPS\ per\ Gate = \frac{Frame\ per\ Sec}{HardwareCost} \quad (5.5)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.10 แสดงการเปรียบเทียบโครงสร้างของการรู้จำใบหน้าโดยใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอ กับ โครงสร้างของการรู้จำใบหน้าด้วยระบบเลขทศนิยมแบบมัดติไปป์ไลน์บน Xilinx FPGA และ โครงสร้างของการรู้จำใบหน้าด้วยระบบเลขทศนิยมแบบขนานบน Altera FPGA

	Altera (EP20K200EFC484-2X)	Xilinx (xc3s4000-5fg900)	
จำนวนทรัพยากรอิเล็กทรอนิกส์	เลขทศนิยม [11] (โครงสร้างขนาน)	เลขทศนิยม [12] (โครงสร้างมัดติไปป์ไลน์)	เลขจำนวนเต็ม (โครงสร้างที่นำเสนอ)
	เทคนิค WMPCA3	เทคนิค WIMPCA3	เทคนิค WIMPCA3
Hardware Cost	<b>Total Logic Element</b> 7,760	<b>Slice</b> 14,945	<b>Slice</b> 4,023
Clock Rate	33.33 Mhz	13.33 Mhz	107.3 Mhz
Time for Recognition	38 ms.	8.84 ms.	1.775 ms.
Frame per Sec (FPS)	26	113	563
ค่าความคุ้มค่า	0.0033	0.0075	0.1399

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 6

### สรุปผลการทดลอง

วิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอระบบการรู้จำใบหน้าบนเอฟพีจีเอด้วยการออกแบบสถาปัตยกรรมใหม่สำหรับระบบรู้จำใบหน้าบนรากฐานของระบบเลขจำนวนเต็ม โดยใช้การแปลงข้อมูลทางคณิตศาสตร์จากระบบเลขทศนิยมไปเป็นระบบเลขจำนวนเต็มด้วยโครงสร้าง FLOATIAs ซึ่งมีวัตถุประสงค์เพื่อลดการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ และเพิ่มความเร็วในการประมวลผล ขณะที่ยังคงรักษาประสิทธิภาพการรู้จำใบหน้าที่สูงไว้ได้ จากการออกแบบโครงสร้างของการรู้จำใบหน้าที่ได้นำเสนอและได้ทำการทดลองด้วยชุดข้อมูลจำนวน 7 ชุดฐานข้อมูล โดยปัจจัยที่ใช้ในการพิจารณามี 4 ปัจจัยโดยเรียงลำดับตามความสำคัญในการพิจารณาจากมากไปน้อยอันได้แก่ อัตราการรู้จำใบหน้า เวลาที่ใช้ในการประมวลผล ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์ และอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้า เพื่อนำมาวิเคราะห์หาเทคนิคที่เหมาะสมสำหรับสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าด้วยการใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอ นอกจากนี้ยังได้นำเทคนิคของการรู้จำใบหน้าที่เหมาะสมนั้นมาทำการเปรียบเทียบผลการทดลองกับ โครงสร้างของการรู้จำใบหน้าในงานวิจัยต่างๆ

#### 6.1 สรุปและวิเคราะห์ผลการดำเนินงานวิจัย

สำหรับงานวิจัยนี้ได้นำเสนอการออกแบบสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าที่ใช้โครงสร้าง FLOATIAs เพื่อให้ระบบของการรู้จำมีจำนวนการใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์และเวลาในการประมวลผลที่น้อยภายใต้ข้อจำกัดที่ต้องการรักษาความถูกต้องแม่นยำของอัตราการรู้จำใบหน้าที่สูงไว้ได้ ซึ่งเทคนิคของการรู้จำใบหน้า 4 เทคนิค หรือ 15 รูปแบบถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของ โครงสร้างที่นำเสนอด้วยการใช้ชุดฐานข้อมูลที่มีมาตรฐานและมีความหลากหลาย จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าที่ใช้การแปลงข้อมูลจากระบบเลขทศนิยมเป็นเลขจำนวนเต็มที่มีตำแหน่งความละเอียดของทศนิยมหนึ่งตำแหน่งบ่งบอกว่าเทคนิคของการรู้จำใบหน้า WIMPCA3 เป็นเทคนิคที่เหมาะสมที่สุดสำหรับสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าที่ใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอ ขณะที่ยังคงสามารถรักษาอัตราการรู้จำใบหน้าที่สูงไว้ได้ และให้ผลของอัตราความผิดพลาดของการรู้จำใบหน้าที่น้อยที่สุด อีกทั้งยังใช้ทรัพยากรทางอิเล็กทรอนิกส์และเวลาในการประมวลผลของการรู้จำใบหน้าอย่างเหมาะสมที่สุดด้วยความถี่สูงสุดกว่า 100 MHz ที่ทำงานได้ จากผลการทดลองของงานวิจัยที่นำเสนอได้แสดงถึงประสิทธิภาพของสถาปัตยกรรมการรู้จำใบหน้าที่ใช้โครงสร้าง FLOATIAs ด้วยเทคนิคของการรู้จำ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ไบหน้า WIMPCA3 ซึ่งเมื่อทำการเปรียบเทียบกับ โครงสร้างของเทคนิคการรู้จำไบหน้า WIMPCA3 แบบมัลติไปป์ไลน์ในระบบเลขทศนิยมบนการทำงานของ Xilinx จากผลการทดลอง แสดงให้เห็นว่าเทคนิคการรู้จำไบหน้า WIMPCA3 ของสถาปัตยกรรมการรู้จำไบหน้าที่ใช้ โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอให้อัตราการรู้จำไบหน้าที่สูงเท่าเทียมกับ โครงสร้างแบบมัลติไปป์ ไลน์ในระบบเลขทศนิยม และให้ผลของเวลาที่ใช้ในการประมวลผล และทรัพยากรทาง อิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้เหมาะสมที่ดีกว่า โครงสร้างแบบมัลติไปป์ไลน์ในระบบเลขทศนิยม [12] ด้วยความถี่สูงสุดในการทำงานที่สูงกว่าถึง 8 เท่าด้วยเช่นกัน และสำหรับการเปรียบเทียบผลการ ทดลองของสถาปัตยกรรมการรู้จำไบหน้าที่ใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอด้วยเทคนิคของการ รู้จำไบหน้า WIMPCA3 กับ โครงสร้างของเทคนิคการรู้จำไบหน้า WIMPCA3 แบบมัลติไปป์ไลน์ ในระบบเลขทศนิยม [12] บนการทำงานของ Xilinx และ โครงสร้างของเทคนิคการรู้จำไบหน้า WIMPCA3 แบบขนานในระบบเลขทศนิยม [11] บนการทำงานของ Altera จะเห็นได้ว่า สถาปัตยกรรมการรู้จำไบหน้าที่ใช้โครงสร้าง FLOATIAs ที่นำเสนอให้ผลของอัตราการรู้จำ ภาพ ไบหน้าสูงสุดที่ทำงานได้ จำนวนเฟรมต่อวินาที FPS ที่ดีกว่า 21 เท่าของ โครงสร้างแบบขนาน [11] และ 5 เท่าของ โครงสร้างแบบมัลติไปป์ไลน์ [12] และความคุ้มค่าของประสิทธิภาพการรู้จำต่อ หน่วยพื้นฐานต่อหน่วยพื้นฐานทรัพยากรอิเล็กทรอนิกส์ด้วยความคุ้มค่าที่สูงกว่าถึง 42 เท่าของ โครงสร้างแบบขนาน [11] และ 18 เท่าของ โครงสร้างแบบมัลติไปป์ไลน์ [12]

## 6.2 แนวทางการพัฒนาต่อและข้อเสนอแนะ

จากส่วนของการสรุปผลการทดลองจะสังเกตได้ว่าถ้ามีการเพิ่มตำแหน่งความละเอียดของ ทศนิยม (Precision) ในการประมวลผลของการรู้จำไบหน้าภายในระบบรู้จำที่ได้นำเสนอจะทำให้ เทคนิคของการรู้จำไบหน้าทั้ง 15 รูปแบบอาจจะมีอัตราการรู้จำไบหน้าที่สูงขึ้นตาม ซึ่งสามารถทำได้ โดยการปรับ โครงสร้างของ FLOATIAs ให้มีการเลื่อนตำแหน่งความละเอียดของทศนิยมให้สูงขึ้น จากนั้นจำเป็นจะต้องทำการทดลองหาตำแหน่งความละเอียดของทศนิยมที่เหมาะสมที่สุดของ สถาปัตยกรรมการรู้จำไบหน้าที่ใช้โครงสร้าง FLOATIAs เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้กับ ระบบรู้จำไบหน้าให้ดียิ่งขึ้นอีกทางหนึ่ง

## เอกสารอ้างอิง

- [1] M. Turk and A. Pentland, “**Eigenfaces for Recognition**”, *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1, 1991, pp. 71-86.
- [2] Z. Buik, S Loncaric, “**Face recognition from multi-pose image sequence**”, *Proc. 2nd Int. Symposium on Image and Signal Processing and Analysis*, 2001.
- [3] P. Sankaran and K.V. Asari, “**A multi-view approach on modular PCA for illumination and pose invariant face Recognition**”, *Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, 2004*, 13-15 Oct. 2004, pp. 165 - 170.
- [4] N.Gudur and V.Asari, “**Gabor Wavelet Based Modular PCA Approach for Expression and Illumination Invariant Face Recognition**”, *Applied Imagery and Pattern Recognition Workshop, 2006 (AIPR 2006)*, 35th IEEE Oct. 2006, pp 13.
- [5] Rajkiran Gottumukkal, Vijayan K.Asari., “**An improved face recognition technique based on modular PCA approach**”, *Pattern Recognition Letters, 2004*, Lett. 25(4) , pp 429-436.
- [6] G. C. Feng, P. C. Yuen, and D. Q. Dai, “**Human face recognition using PCA on wavelet subband**”, *J. Electron. Imaging*, vol. 9, pp. 226-233.
- [7] Wayo Puyati and Aranya Walairacht, “**Efficiency Improvement for Unconstrained Face Recognition by Weightening Probability Values of Modular PCA and Wavelet PCA**”, *Advanced Communication Technology, 2008, ICACT 2008*, 10th International Conference on, 17-20 Feb. 2008, vol. 2, pp 1449-1453.
- [8] Minghua ZHAO, Peng LI and Zhifang LIU, “**Face recognition based on wavelet transform weighted modular PCA**”, *Image and Signal Processing, 2008. , CISP '08*. Congress on, 27-30 May 2008, vol. 4, pp 589-593
- [9] Kumar, A.Pavan., Das, Sukhendu, Kamakoti, and V., “**Face Recognition Using Weighted Modular PCA.**”, *Proc. Int. Conf. on Neuro-Information Process, Lecture Notes in Computer Science 3316*, 2004 , pp. 362-367.
- [10] Kumar, A.Pavan., Kamakoti, V., Das, Sukhendu, “**An Architecture for Real-time Face Recognition using WMPCA**”, *Proc. of Fourth Indian Conf. Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 2004, 644-649.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [11] Kumar, A.Pavan., Kamakoti, and V., Das, Sukhendu, “**System-on-programmable-chip implementation for on-line face recognition**”, *Pattern Recognition Letters*, vol 28, Issue 3, Feb. 2007, pp 342-349.
- [12] Sathaporn Visakhasart and Orachat Chitsobhuk, “**Multi-Pipeline Architecture for face recognition on FPGA**”, *International Conference on Digital Image Processing, 2009, (ICDIP 2009)*, 7-9 March 2009, pp. 152-156.
- [13] “**Yale face databases**”, <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces>.
- [14] “**ORI, face databases**”, [http://www.uk.research.att.com/pub/data/orl\\_faces.zip](http://www.uk.research.att.com/pub/data/orl_faces.zip).



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



## ภาคผนวก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



**ภาคผนวก ก**

**งานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# International Conference on Digital Image Processing

(ICDIP 2009)



Bangkok, Thailand 7-9 March 2009



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## Multi-Pipeline Architecture for face recognition on FPGA

Sathoporn Visakhasart  
Faculty of Engineering  
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang,  
Bangkok, Thailand  
Email: Son\_solid@hotmail.com

Orachat Chitsobhuk  
Faculty of Engineering  
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang,  
Bangkok, Thailand  
Email: kcoracha@kmitl.ac.th

**Abstract**— In this paper, a new multi-pipeline architecture is proposed for face recognition system on FPGA. The proposed structure consists of four main units: Multi-Pipeline Control Unit (MPCU), Process Element Unit (PEU), Region Summing Unit (RSU), and Recognition Indexing Unit (RIU). Four recognition techniques: Principal Component Analysis (PCA), Modular PCA (MPCA), Weight MPCA (WMPCA), and Wavelet based techniques are adopted to evaluate the efficiency of the proposed architecture using several standard face databases. The experimental results show that the proposed architecture helps minimizing processing time through its multi-pipeline processes while still maintains high recognition rate. Moreover, the design has encouraged the reduction in hardware resources by utilizing the proposed reusable modules.

**Keywords**— component; Face recognition, Multi-pipeline, FPGA, PCA, MPCA, WMPCA, Performance comparison

### I. INTRODUCTION

Nowadays, face recognition plays an important role on various types of applications. Several face recognition techniques are proposed to compromise the benefits such as security, identification of personality, documentary profiles [1-8]. One of the well-known face recognition techniques is Principal Component Analysis Method (PCA) [1]. It is an appearance based algorithm using a statistical approach where face images are expressed as a subset of their eigenvectors and hence called eigenface. Its benefit is mainly on the dimensionality reduction of input data. Its recognition rate is not quite impressive compared to its modified approaches since it is applied on the entire image at once without partitioning a face image into sub-images. The variation in illumination and expression seriously affects the performance of PCA. Modular PCA Method (MPCA) [2-3] is one of the modified PCA methods, where a face image is divided into  $N$  sub-images. These regions are then processed using PCA algorithm. Although this method results in higher recognition rate, the main drawback is its time consumption. In addition, since this method does not take into account the location of key facial features, its recognition performance does not illustrate the substantial improvement over PCA under conditions of varying pose. Weight Modular PCA (WMPCA) [4-5] is

another modified MPCA method, which assigns a weight to each sub-image instead of equally weight as used in MPCA. Different parts of face (eyes, nose, and lips) are separately analyzed and the final decision is based on the weighted sum of errors obtained from separate modules. The recognition rate shows improvement over PCA and modular PCA in case of faces having variation in expression and illumination. Wavelet PCA [6-7] is also another modified PCA, where the face image is preprocessed using wavelet transform previously submitted to PCA. Even though the recognition performance using wavelet PCA outperforms the PCA and the other modified PCA methods, it requires greater time consumption.

In hardware point of view, the parallel architecture could be associated with the WMPCA to minimize the processing time [8]. Each sub-image is separately processed in each processing element (PE) thus weighted sum of the results from all the sub-images is calculated at the final stage. However, the internal PE process is still a sequential process, which results in a delay in the PE. This could be improved using the proposed multi-pipeline architecture, where all tasks in each PE are scheduled in pipe-lining manner. The designed architecture aims to minimize the time consumption while preserves the recognition performance. Furthermore, with the proposed pipe-line architecture, the reusable modules are encouraged for the reduction in hardware resources.

This paper is organized as followed. Section 2 presents face recognition techniques of PCA, MPCA, WMPCA and Wavelet based techniques of PCA, MPCA, and WMPCA. Section 3 details the proposed multi-pipeline architecture while the experimental results are illustrated in section 4 followed by a conclusion in section 5.

### II. PCA AND MODIFIED PCA METHODS

#### A. Principal Component Analysis Method

Normally, the face images of size  $N$  by  $N$  can be represented as a feature vector of size  $N^2$ . Since the face images contain similar structure, their feature vectors are usually correlated. These features vectors define the subspace of the face images, which is called "Training dataset". Let the number of trained images be  $M$ .

- 1) Prepare training dataset of M face images:  $I_1, I_2, \dots, I_m$ .
- 2) Represent each face image  $I_i$  as a vector  $I_i^T$  using transform matrices
- 3) Calculate the average image  $\psi$

$$\psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_{mn} \quad (1)$$

- 4) Center the face images to the average image resulting in the difference vector  $\phi_i$ .

$$\phi_i = \Gamma_i - \psi \quad (2)$$

- 5) Compute the covariance matrix C:

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \phi_n \phi_n^T = AA^T \quad (3)$$

where C is the covariance matrix corresponding to M face images,  $A = [\phi_1 \phi_2 \dots \phi_M]$  ( $N \times M$  matrix)

- 6) Calculate the eigenvalues and eigenvectors called eigenfaces, and choose the highest k eigenvectors for constructing the transformation matrix.
- 7) Calculate the project image (projection coefficients) by projecting the centered vector onto the eigenspace

$$w_{\text{trainset}} = \text{eigenface} \cdot [\Gamma_{\text{trainset}} - \psi] \quad (4)$$

$$w_{\text{test}} = \text{eigenface} \cdot [\Gamma_{\text{test}} - \psi] \quad (5)$$

where  $w_{\text{trainset}}$ ,  $w_{\text{test}}$  is the project image of training and test images respectively.

- 8) Compute Euclidian distance ( $e$ ) by:

$$e = \min |w_{\text{trainset}} - w_{\text{test}}| \quad (6)$$

### B. The modified PCA Methods

Three modified PCA methods: MPCA, WMPCA, and wavelet based method are depicted in this section. Modular PCA Method (MPCA) is a modified PCA method, where the images are separated into N equal sub-images, and then processed as in PCA. By dividing the face image into modules the local information is available and will remain unaffected even with variation in illumination and pose.

WMPCA is a modified MPCA, where the images are partitioned into several sub-images. The difference is that WMPCA computes the weighted sum of errors from all sub-images while regular MPCA weights them equally. The weight probability value of image  $i$  ( $Weight_{i,j}$ ) could be estimated as followed:

$$Weight_{i,j} = \frac{n(T_{i,j})}{N} \quad (7)$$

where  $n(T_{i,j})$  is the number of the correct  $j^{\text{th}}$  sub-image in image  $i$  and N is the number of images in the training dataset.

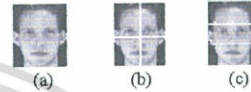


Figure 1. (a) an original image, (b) 4 symmetrical partitioned sub-images, and (c) 3 horizontal partitioned sub-images.

In wavelet based method, the face images must be transformed into frequency subbands prior to submitting to face recognition engines [6-7]. The image could be decomposed into LL, HL, LH, and HH subbands as shown in figure 2. The LL subband is an approximation at half resolution of the previous decomposition level.



Figure 2. (a) an original image, (b) images of Daubechies wavelet transform at level 1, and (c) wavelet decomposition subbands.

The effectiveness of the wavelet transform is to efficiently reduce the dimensionality of the input data resulting in the enhancement of the discriminative power of PCA subspace methods. Subspace methods project input faces into a new subspace where the recognition is carried out on the most promising eigenvectors. The technique requires low hardware cost thus maintains an accurate face recognition system.

### III. HARDWARE ARCHITECTURE

Since most face recognition algorithms partitions the face image into several sub-images, the parallel structure was proposed to process these sub-images independently in each PE process [8]. However, each PE was still implemented sequentially, which caused delay within the process. Therefore, in the proposed system, a new multi-pipeline process is introduced to overcome this drawback, which allows us to utilize most of the major modules. The weighted sum of the difference of eigenface projection could be measured as shown in (8).

$$e = \min_{1 \leq i \leq M} \left[ \sum_{j=1}^{nr} \left| \text{Weight}_{i,j} \cdot [w_{\text{mean}} - \{\text{eigenface} \cdot (\Gamma_{\text{test}} - \psi)] \right| \right] \quad (8)$$

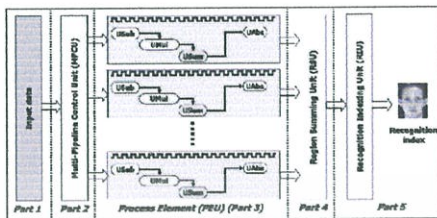


Figure 3. The overview of architecture.

#### A. The Propose Architecture

The proposed face recognition architecture can be divided into four main parts; Multi-Pipeline Control Unit (MPCU), Process Element Unit (PEU), Region Summing (RSU), and Recognition Indexing Unit (RIU) as illustrated in figure 3 and 4.

1) The MPCU is the multi-pipeline controller handling all the operations for the PEU, RSU, and RIU. It manages the input vectors for the other processing units in a pipelining manner. The input vectors consist of the test image, mean image, eigenface image, project image, and corresponding. The size of the input vector depends on the number of the partitioned regions for each adopted technique.

2) The PEU is a pipe-line processing unit. The number of PEUs relates to the number of partitioned regions, where one PEU is assigned for each partitioned region. The PEU performs centering process between the input test image and the mean image using the subtraction unit. The centering result of the test image is then projected onto the  $K$  eigenfaces to obtain the project test image using the multiplier and summing units. The project test image is a vector of  $K$  projection coefficients, which will be used to compare with those projection coefficients of the images in the database called the project images. The absolute of the difference between the project test image and the project image for each region is then weighted with the predefined weight. All these processes will be repeated for all  $M$ -project images. The comparison results are constructed as a weighted difference vector between the test image and the  $M$ -project images, which will be sent to further process in the RSU.

With the design of the proposed pipe-lining process, the centering process can be assigned to handle the second test image while the projecting process calculates the projection of the first test image and so on. As a result, all the operators

could be scheduled and reused efficiently throughout the PEU as illustrated in figure 4.

3) The RSU calculates the addition of the weighted difference vectors from all the partitioned regions for  $M$ -project images. The result is an aggregate weighted difference vector, which will be submitted to the RIU for final recognition result.

4) The RIU generates the final recognition index, where the aggregate weighted difference is minimum among the  $M$ -project images. It also ranks the recognition index obtained for each partitioned region. This information helps to improve the predefined weights in the next recognition cycle. It can be seen that the proposed recognition architecture is effectively designed and implemented in multi-pipelining manner. This encourages a reduction in recognition time and hardware cost via the reusable modules, while still preserves the high recognition rate.

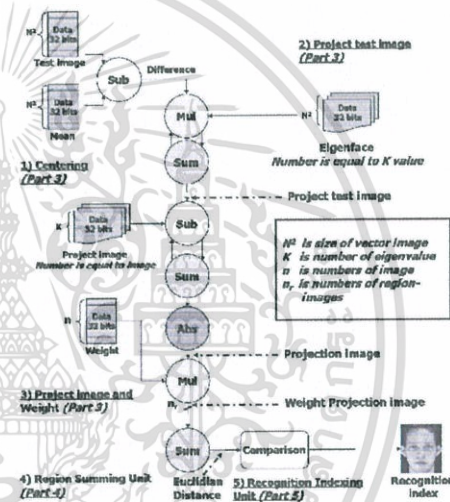


Figure 4. The proposed face recognition process.

#### IV. EXPERIMENT AND RESULTS

The face image datasets used in this paper include Yale face database [9] and ORL face database [10]. An example of face images is shown in figure 5. Due to the limitation of the hardware, only a small database of 5 subjects and 3 samples per subjects are used. The resolution of each face image is  $32 \times 32$  pixels. Samples of 5 subjects are selected



## REFERENCES

- [1] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No. 1, 1991, pp. 71-86.
- [2] N. Gudur and V. Asari, "Gabor Wavelet Based Modular PCA Approach for Expression and Illumination Invariant Face Recognition", Applied Imagery and Pattern Recognition Workshop, 2006 (AIPR 2006), 35th IEEE Oct. 2006, pp 13.
- [3] G. C. Feng, P. C. Yuen, and D. Q. Dai, "Human face recognition using PCA on wavelet subband", J. Electron. Imaging, vol. 9, pp. 226-233.
- [4] P. Sankaran and K.V. Asari, "A multi-view approach on modular PCA for illumination and pose invariant face Recognition", Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, 2004, 13-15 Oct. 2004, pp. 165 - 170.
- [5] Kumar, A.Pavan., Das, Sukhendu, Kamakoti, and V., 2004. Face Recognition Using Weighted Modular PCA. Proc. Int. Conf. on Neuro-Information Process, Lecture Notes in Computer Science 3316, 362-367.
- [6] Wayo Puyati and Arunya Walairacht, "Efficiency Improvement for Unconstrained Face Recognition by Weightening Probability Values of Modular PCA and Wavelet PCA", Advanced Communication Technology, 2008, ICACT 2008, 10th International Conference on, 17-20 Feb. 2008, vol. 2, pp 1449-1453.
- [7] Minghua ZHAO, Peng LI and Zhifang LIU "Face recognition based on wavelet transform weighted modular PCA", Image and Signal Processing, 2008., CISP '08. Congress on, 27-30 May 2008, vol. 4, pp 589-593
- [8] Kumar, A.Pavan., Kamakoti, and V., Das, Sukhendu, "System-on-programmable-chip implementation for on-line face recognition", Pattern Recognition Letters, vol 28, Issue 3, Feb. 2007, pp 342-349
- [9] "Yale face databases", <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>
- [10] "ORL face databases", [http://www.uk.research.att.com/pub/data/orl\\_faces.zip](http://www.uk.research.att.com/pub/data/orl_faces.zip)

TABLE I. FACE RECOGNITION RATE

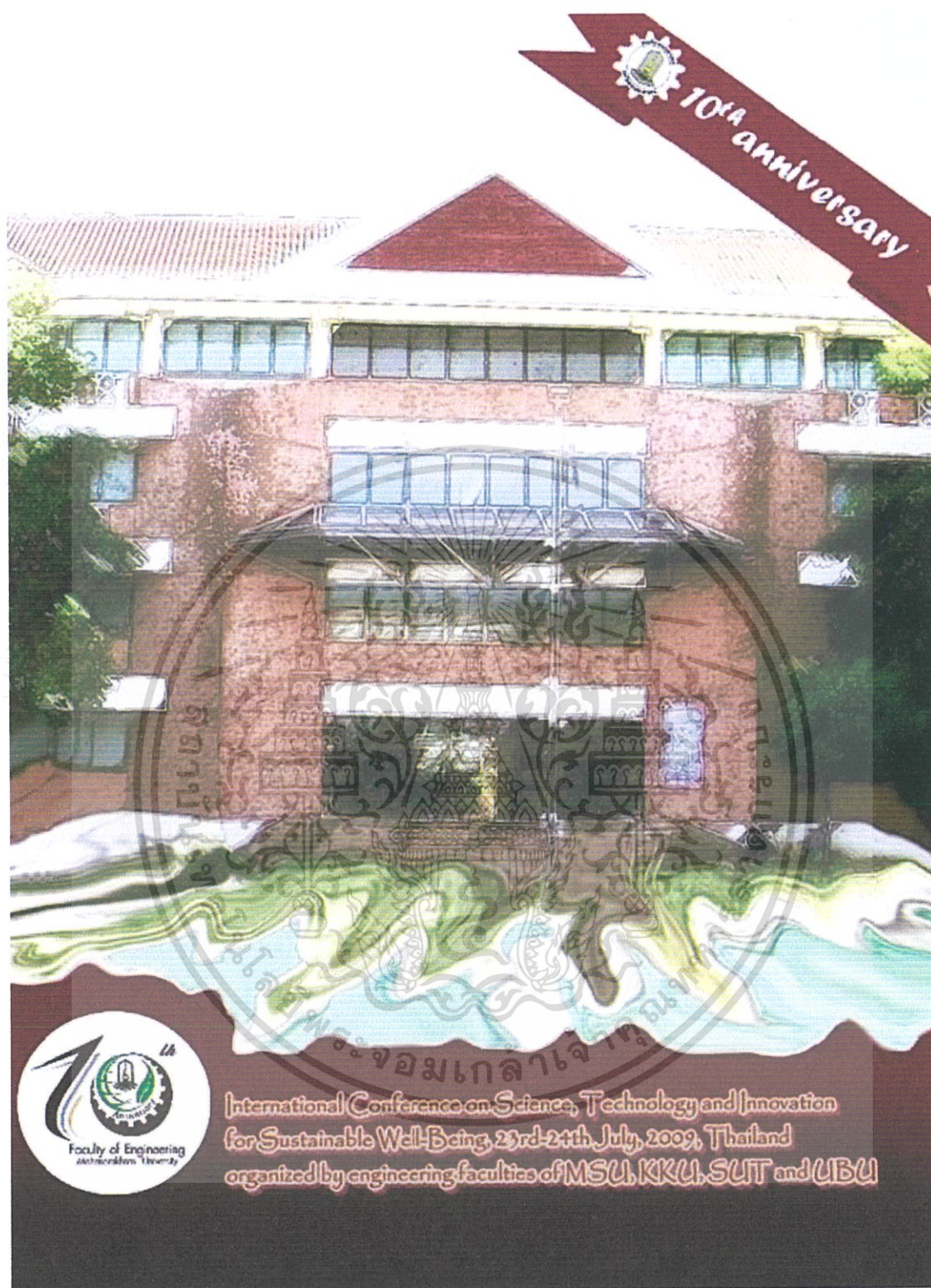
Technique	Recognition Rate							Average performance
	db 1	db 2	db 3	db 4	db 5	db 6	db 7	
pcsa	73.33	96.66	93.33	60	40	73.33	100	76.66
w1pcsa	100	100	100	100	100	100	100	100
w3pcsa	100	100	100	100	100	100	100	100
mpca3	86.66	93.33	86.66	100	53.33	93.33	100	87.61
wmpca3	86.66	93.33	86.66	100	60	93.33	100	88.56
w1wmpca3	100	100	100	100	100	100	100	100
w1wmpca3	100	100	100	100	100	100	100	100
w3wmpca3	100	100	100	100	100	100	100	100
w3wmpca3	100	100	100	100	100	100	100	100
mpca sym4	60	60	80	53.33	80	53.33	100	69.52
wmpca sym4	40	40	60	46.66	60	53.33	100	57.14
w1wmpca sym4	100	100	100	100	100	100	100	100
w1wmpca sym4	100	100	100	100	100	100	100	100
w3wmpca sym4	100	100	100	100	100	100	100	100
w3wmpca sym4	100	100	100	100	100	100	100	100

TABLE II. FALSE ALARM RATE

Technique	False Alarm Rate							Average performance
	db 1	db 2	db 3	db 4	db 5	db 6	db 7	
pcsa	13.33	12.77	13.88	13.33	17.77	13.88	13.88	14.12
w1pcsa	0	1.11	0	3.88	1.11	2.22	7.22	2.22
w3pcsa	0	3.33	0.55	5	4.44	4.44	5.55	3.33
mpca3	8.33	11.11	6.66	10	6.11	15	6.66	9.12
wmpca3	11.11	12.77	14.44	14.44	10	23.33	6.66	13.25
w1wmpca3	0	1.66	3.88	3.88	0	1.11	5	2.21
w1wmpca3	0	1.66	3.88	3.88	0	1.11	5	2.21
w3wmpca3	0	2.77	2.77	5.55	0.55	3.88	8.33	3.40
w3wmpca3	0	2.77	2.77	5.55	0.55	3.88	8.33	3.40
mpca sym4	0.44	10.55	5	10	5	12.77	11.66	7.91
wmpca sym4	15	16.66	10	13.33	10	11.66	11.11	12.53
w1wmpca sym4	0	5	2.22	5	0.55	2.22	8.33	3.33
w1wmpca sym4	0	5	2.22	5	0.55	2.22	8.33	3.33
w3wmpca sym4	1.11	8.88	0	0	0	0.55	7.77	2.61
w3wmpca sym4	1.11	8.88	0	0	0	0.55	7.77	2.61

db 1: Straight face database, db 2: Emotion face database, db 3: Straight face with glass database,  
 db 4: Emotion face with glass database, db 5: Variant skin color database,  
 db 6: Variant skin color with glass database, db 7: Bending face database

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



International Conference on Science, Technology and Innovation for Sustainable Well-Being  
(STISWB), 23-24 July 2009, Maharakham University, Thailand

# A Design of High Performance FPGA based Floating-Point to Integer Arithmetic for Face Recognition

Nopphol Noikaew, Sathaporn Visakhasart and Orachat Chitsobhuk  
Computer Engineering Department, Faculty of Engineering  
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang  
Bangkok, Thailand

Email: nop\_ce\_kmitl@yahoo.com, son\_solid@hotmail.com and kcoracha@kmitl.ac.th

## Abstract

The computation of face recognition requires floating-point arithmetic for high precision. However, Floating-point operations are costly and complex in terms of hardware implementation, which leads to impractical implementation for real time applications. Therefore, in this paper, a novel design of high performance FPGA based floating-point to integer arithmetic (FLOATIAS) for face recognition under performance constrain is presented. The goal is to optimize the hardware cost and increase the processing speed while still maintains high recognition performance. The proposed conversion algorithm based on shift reduction can be completed within only a single clock cycle. Once the conversion has been done, all the calculation could be implemented on a simple ALU for integer computation. This results in much less computational complexity and hardware cost thus can help to significantly accelerate the recognition system. Several face recognition techniques are adopted to evaluate the accuracy of the proposed architecture using several standards face databases. The experimental results using the proposed architecture show high recognition rates in most of the cases. The design can achieve the speed greater than 100 MHz or approximately 8 times that of floating-point architecture. Moreover, with the FPGA based implementation, the hardware cost could be reduced at approximately 50% of the floating-point architecture. It has been proven that the proposed architecture preserves high recognition performance while encourages the reduction in hardware resources and processing delay.

**Keywords:** Face Recognition, Floating-point to integer conversion, FPGA, PCA, MPCA

## 1. Introduction

Face recognition system is one of the most important applications for image analysis. Several face recognition techniques are applied in face, iris, fingerprints and palm. Its applications are becoming more important such as ATM machines, criminal identification, access restriction, identification of personality, documentary profiles etc. Several face recognition systems are proposed in the literature such as Principal Component Analysis (PCA) [1], Modular PCA (MPCA) [2-3], Weight Modular PCA (WMPCA) [3-4], Wavelet PCA [5-7].

The PCA based algorithm considers face as a single unit, which neglect the important fact that

different regions of face vary at different rates due to variations of illumination and expression.

The WMPCA algorithm divides face into 3 sub-images. Therefore, the parallel architecture for face recognition could be associated with the WMPCA in order to minimize the processing time [8]. Each sub-image is separated and processed in each processing element (PE), thus the weighted sum of the results from all the sub-images is calculated at the final stage. However, the internal PE process is still a sequential process, which causes considerable delay in the PE. Consequently, a multi-pipeline architecture [9] is designed for the PCA, MPCA, WMPCA and Wavelet based technique is proposed to





minimize the processing time and hardware cost. All tasks in each PE are scheduled in pipe-lining manner. Nevertheless, the multi-Pipeline architecture employs a floating-point arithmetic, which requires a large amount of processing time and hardware cost. Therefore, if we can convert from floating-point to integer arithmetic, all the calculation could be performed on a simple ALU for integer computation. This can reduce the computational complexity, optimize the hardware cost, and increase the processing speed, while still maintain high recognition performance. The proposed Floating-point To Integer Arithmetic Conversion (FLOATIAs) is designed based on shift reduction with the scaling of power of two. It not only converts the data types, but also conducts shift optimization to minimize the execution speed down to only a single clock cycle.

This paper is organized as followed. Section 2 presents the related architecture for face recognition system. Section 3 discusses the proposed FLOATIAs architecture while the experimental results are illustrated in section 4 followed by a conclusion in section 5.

2. The Related Architecture

Weighted modular PCA [8] separates the face image into sub-regions and performs recognition on each sub-region individually. Each face is horizontally split into a set of sub-regions such as eyes, nose and lips. Each sub-region is separately processed in each processing element unit (PEUs) thus weighted sum of the results from all the sub-images is calculated at the final stage. All of these computations are implemented in parallel as illustrated in Fig. 1.

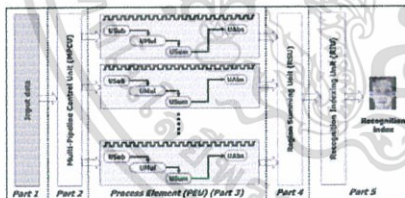


Fig.1: The related architecture

However, the internal PE process is still a sequential process, which caused processing delay. The parallel structure adopted from the

multi-pipeline architecture [9] is employed All the tasks in each PE are processed in pipeline. For each sub-region of PCA, MPCA, WMPCA and Wavelet based techniques, the calculation requires averaging the sub-regions, and calculating covariance matrix, eigenface, and the weight set as in PEU process. Thus, the number of PEUs depends on the number of partitioned regions, where one PEU is assigned for each region. All schedules are implemented based on multi-pipeline manner. The project image (projection coefficients) [9] can be estimated by projecting the centered vector onto the eigenspace follow as:

$$w_{trainset} = eigenface \cdot [\Gamma_{trainset} - \psi] \quad (1)$$

$$w_{test} = eigenface \cdot [\Gamma_{test} - \psi] \quad (2)$$

where  $w_{trainset}$ ,  $w_{test}$  are the project image of training and test images respectively.

Finally, the weighted sum of the difference of eigenface projection could be measured by equation (3).

$$e = \min_{1 \leq i \leq M} \left[ \sum_{j=1}^N |Weight_{ij} \cdot [w_{test} - (eigenface \cdot (\Gamma_{test} - \psi))]| \right] \quad (3)$$

Net error is obtained as a weighted sum of the error vectors of individual sub-region. The given face is classified and assigned to the class having the nearest Euclidean distance ( $e$ ) in face space by:

$$e = \min |w_{trainset} - w_{test}| \quad (4)$$

3. The Proposed Architecture

In this section, a new methodology for the floating-point to integer arithmetic conversion is proposed. The FLOATIAs is designed to implement on hardware based on FPGA for face recognition applications.

3.1. Floating-Point to Integer Conversion Algorithm

For face recognition system, hardware cost and time consumption could be minimized while still maintains high recognition performance. In general floating-point to integer conversion, the operation is performed by shifting the input according to the value of the multiplier. This could take several clock cycles, which is a time consuming task. To reduce computational complexity, the FLOATIAs is designed to



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



exploit the shift reduction with the scaling factor of power of two. As a result, the conversion can be completed within a single clock cycle. The computational accuracy must be denoted. The multi-pipeline architecture [9] is adopted in the proposed face recognition structure. The FLOATIAs is inserted into the PEUs to convert the floating-point input to the integer number before submitting to face recognition process as illustrated in Fig. 3. However, the error associated with the conversion must not disturb the performance of the application. In this paper, the recognition rate and false alarm rate are the main criterions to evaluate the success of associating the FLOATIAs to the proposed face recognition system.



Fig.2: The IEEE754 single precision for floating point standard representation

The IEEE754 single precision for floating point standard representation is employed in the proposed structure. The floating-point format requires 32 bits, which could be represented as the bit numbers from 0 to 31, left to right. The first bit is the sign bit, called "Sign Bit<sub>A</sub>". The next eight bits are the exponent bits, "Expo<sub>A</sub>", and the final 23 bits are the mantissa, called "Mantissa<sub>A</sub>".

The FLOATIAs architecture can be divided into 4 main parts: 1) Sign bit Part, 2) E-shift and Rounding Part, 3) Bit Shifting Unit (BSU), and 4) Integer conversion as illustrated in Fig. 4. Furthermore, three structures are implemented in parallel.

- 1) The Sign bit part is the sign of the integer output.
- 2) In the E-shift (e) and Rounding status calculation part, a bias of 127 is added to the actual exponent to make negative exponent possible without using a sign bit. Not the whole range of Expo<sub>A</sub> is used to represent numbers. As you may have seen from the above formula, the leading fraction bit before the decimal point is actually implicit and can be 1 or 0 depending on the exponent. The round-to-nearest-even rounding mode is adapted to the proposed FLOATIAs architecture. The value is rounded up or down to the nearest infinitely precise

result. If the leading fraction bit is exactly halfway, it should be rounded up to the nearest infinitely precise even.

3) In Bit Shifting Unit, the input data of BSU is a combination of Exponent value and Mantissa called "Data<sub>A</sub>" as shown in Fig. 2. Floating-point number is converted to integer number by BSU. Data<sub>A</sub> is multiplied by the power of 10 values (10<sup>1</sup>) and then rounded to the nearest integer. The scaling power of 10 is separated into scaling factors of power of 2, which the summation of all the power of 2 factors should be equal to the required power of 10. The power of 2 scaling is just shifting operation by the power, which is known and can be done immediately after loading the input. Each scaling factor is used to scale the input. All the results are then added up to achieve the conversion result. The entire conversion requires only a single clock cycle. This can help to significantly accelerate the recognition system.

For example, if we want the conversion to be a single precision, the input should be scaled with 10<sup>1</sup>. The required power of 2 factors should be added to 10<sup>1</sup>. Therefore, two scaling factors of 2<sup>3</sup> and 2<sup>1</sup> are chosen since 2<sup>3</sup>+2<sup>1</sup> = 10. As a result,  $y = (s2^3+s2^1)$  where s is Data<sub>A</sub>, which is shifted left by 1 and 3 times, respectively. Afterward, the Output Data<sub>A</sub> is the summation of the shift results as illustrated in Fig 5.

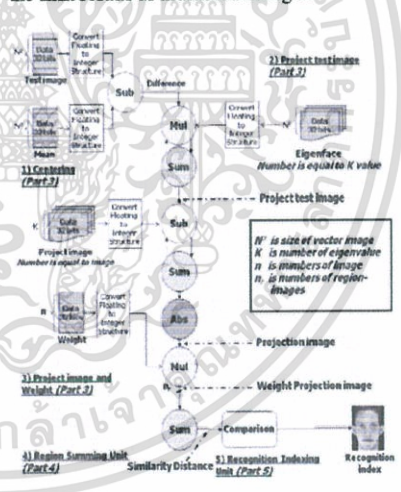


Fig.3: Face recognition process





4) The Integer Conversion part is to accumulate the results from all previous parts to form an integer result. The sign bit of the floating-point input can be directly used as a sign of the integer result. However, the final integer result must be determined from Output Data<sub>A</sub> and the Rounding status. The rounding status derived from Mantissa bits is used as a rounding condition for the final integer result.

The internal FLOATIAs architecture is scheduled in parallel to optimize the processing speed. Moreover, it encourages the computational reduction for face recognition system.

$$y = s \sum_{i=1}^n a_i \quad (4)$$

where  $y$  is the result of integer data,  $s$  is input floating number,  $n$  is number of factor,  $a_i$  is power of two such as:  $2^3, 2^1$

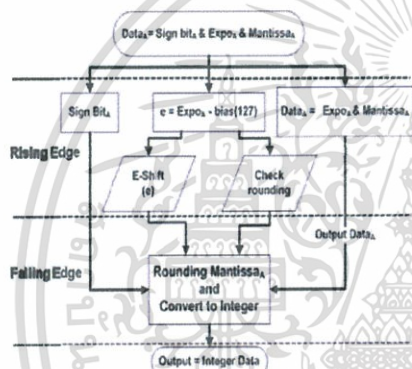


Fig.4: Internal FLOATIAs Architecture

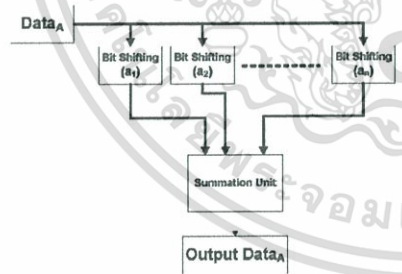


Fig.5: Bit Shifting Unit

#### 4. Experiment and Results

In the experiment, the input face vectors must be previously prepared for evaluating the performance of the PCA, MPCA and Wavelet based face recognition system. During the preparation of the training set, a covariance matrix and eigenfaces (K) of the training images are computed. Each training image is then projected onto eigenspace. Four eigenfaces and fifteen project images are analyzed. These test vectors and project images are processed in the proposed face recognition system. Finally, the recognition index is identified. The proposed architecture of floating-point to integer conversion is implemented on Xilinx FPGA (xc3s4000-5fg900). The face image datasets used in this paper include Yale face database [10] and ORL face database [11]. An example of face images is shown in Fig. 6. Due to the limitation of the hardware, only a small database of 5 subjects and 3 samples per subjects are exploited. The resolution of each face image is 32 x 32 pixels. Samples of 5 subjects are selected and grouped into 7 different test sets. Test set 1 - 6 [10] can be categorized into groups of straight faces, emotional faces, straight faces with glasses, emotional faces with glasses, faces with various skin colors, and faces with glasses and different skin colors respectively. Test set 7 [11] is a group of bending faces where the faces are positioned in different viewpoints.



Fig.6: An example of face image from training dataset

Table 2 to 5 presents face recognition rate and false alarm rate evaluated from PCA, MPCA and Wavelet based technique using 7 different test sets. From the experimental results, recognition rate and false alarm rate of floating-point and integer with a single precision conversion still maintains high recognition rate. Since the proposed conversion algorithm can be completed within only a single clock cycle, it is able to achieve the speed up to 5.98 times that of the floating-point implementation. It can reach





the maximum frequency at 110.52 MHz or approximately 8 times faster. The required hardware cost can be reduced about 50% lower. A comparison of the hardware cost, recognition speed, and processing time for floating-point [10] and integer (FLOATIAs) based face recognition is presented in Table 1. The success of the FLOATIAs comes from the integer computation of the face recognition, which can handle all the arithmetic operations in a simple ALU.

Table 1: A comparison of the hardware cost, recognition speed, and processing time

Precision	Floating-Point	Integer with a single precision conversion
Total Slice	5,353	144
Total LUTs	10,268	272
Maximum Frequency	13.33 MHz	110.52 MHz
Time Consumption	5.055 msec	0.845 msec

## 5. Conclusions

In this paper, a new design of high performance FPGA based floating-point to integer arithmetic, FLOATIAs, for face recognition system has been proposed. The design has encouraged the reduction in hardware cost and time consumption under an accuracy constraint. The proposed conversion algorithm can be completed within a single clock cycle while still maintains recognition performance. Face recognition techniques are adopted to evaluate the efficiency of the proposed architecture using several standard face databases. The experimental results show that a single precision is sufficient for PCA, Wavelet PCA and Wavelet MPCA technique. The recognition rate obtained from the integer based face recognition is comparable to that of the floating-point based architecture. However, a single precision is inadequate for the MPCA technique. It requires higher precision in order to achieve the similar performance to the floating-point based operations. Consequently, the FLOATIAs should be modified so that it could handle the scalable precision with equivalent speed.

## 6. References

- [1] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition", *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1, 1991, pp. 71-86.
- [2] N. Gudur and V. Asari, "Gabor Wavelet Based Modular PCA Approach for Expression and Illumination Invariant Face Recognition", *Applied Imagery and Pattern Recognition Workshop, 2006 (AIPR 2006)*, 35th IEEE Oct. 2006, pp 13.
- [3] G. C. Feng, P. C. Yuen, and D. Q. Dai, "Human face recognition using PCA on wavelet subband", *J. Electron. Imaging*, vol. 9, pp. 226-233.
- [4] P. Sankaran and K.V. Asari, "A multi-view approach on modular PCA for illumination and pose invariant face Recognition", *Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, 2004*, 13-15 Oct. 2004, pp. 165 - 170.
- [5] Kumar, A.Pavan., Das, Sukhendu, Kamakoti, and V., 2004. *Face Recognition Using Weighted Modular PCA*. *Proc. Int. Conf. on Neuro-Information Process, Lecture Notes in Computer Science* 3316, 362-367.
- [6] Wayo Puyati and Aranya Walairacht, "Efficiency Improvement for Unconstrained Face Recognition by Weighting Probability Values of Modular PCA and Wavelet PCA", *Advanced Communication Technology, 2008, ICACT 2008, 10th International Conference on*, 17-20 Feb. 2008, vol. 2, pp 1449-1453.
- [7] Mingma ZHAO, Peng LI and Zhiqiang LIU "Face recognition based on wavelet transform weighted modular PCA", *Image and Signal Processing, 2008., CISP '08, Congress on*, 27-30 May 2008, vol. 4, pp 589-593
- [8] Kumar, A.Pavan., Kamakoti, and V., Das, Sukhendu , "System-on-programmable-chip implementation for on-line face recognition", *Pattern Recognition Letters*, vol 28, Issue 3, Feb. 2007, pp 342-349
- [9] Sathaporn Visakhasart and Orachat Chitsobhuk, "Multi-Pipeline Architecture for face recognition on FPGA", *International Conference on Digital Image Processing, 2008, (ICDIP 2009)*, 7-9 March 2009, pp. 152-156.
- [10] "Yale face databases", <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>
- [11] "ORL face databases", [http://www.uk.research.att.com/pub/data/orl\\_faces.zip](http://www.uk.research.att.com/pub/data/orl_faces.zip)





Table 2: Show Recognition Rate of Floating-point

<i>Floating-Point</i>							
Technique	Db 1	Db 2	Db 3	Db 4	Db 5	Db 6	Db 7
pca	73.33333	73.33333	80	60	33.33333	73.33333	100
mpca3	86.66667	93.33333	86.66667	100	53.33333	93.33333	100
wlpca	100	100	100	100	100	100	100
wlmpca3	100	100	100	100	100	100	100

Table 3: Show Recognition Rate of integer with a single precision conversion

<i>Integer with a single precision conversion</i>							
Technique	Db 1	Db 2	Db 3	Db 4	Db 5	Db 6	Db 7
pca	73.33333	73.33333	80	60	33.33333	73.33333	100
mpca3	86.66667	93.33333	80	100	46.66667	93.33333	100
wlpca	100	100	100	100	100	100	100
wlmpca3	100	100	100	100	100	100	100

Table 4: Show False Alarm Rate of Floating-point

<i>Floating-Point</i>							
Technique	Db 1	Db 2	Db 3	Db 4	Db 5	Db 6	Db 7
pca	73.33333	73.33333	80	60	33.33333	73.33333	100
mpca3	86.66667	93.33333	86.66667	100	53.33333	93.33333	100
wlpca	100	100	100	100	100	100	100
wlmpca3	100	100	100	100	100	100	100

Table 5: Show False Alarm Rate of integer with a single precision conversion

<i>Integer with a single precision conversion</i>							
Technique	Db 1	Db 2	Db 3	Db 4	Db 5	Db 6	Db 7
pca	73.33333	73.33333	80	60	33.33333	73.33333	100
mpca3	86.66667	93.33333	80	100	46.66667	93.33333	100
wlpca	100	100	100	100	100	100	100
wlmpca3	100	100	100	100	100	100	100

*Db\_1 to Db\_7 are 7 difference test sets.*

*Db\_1: Straight face database, Db\_2: Emotion face database, Db\_3: Straight face with glass database, Db\_4: Emotion face with glass database, Db\_5: Variant skin color database, Db\_6: Variant skin color with glass database, Db\_7: Bending face database*



## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล นายสถาพร วิชาศาสตร์  
 วันเดือนปีเกิด วันที่ 21 กรกฎาคม 2526 จังหวัดกรุงเทพมหานคร  
 ที่อยู่ 59/19 หมู่ 3 ซอยสุวินทวงศ์1 ตำบลมีนบุรี อำเภอมีนบุรี เขตมีนบุรี  
 จังหวัดกรุงเทพฯ 10510

### ประวัติการศึกษา

พ.ศ. 2537 จบการศึกษาระดับประถมศึกษา จากโรงเรียนทรงวิทย์ศึกษา  
 อำเภอมีนบุรี เขตมีนบุรี จังหวัดกรุงเทพมหานคร  
 พ.ศ. 2543 จบการศึกษาระดับมัธยมศึกษาตอนต้นและตอนปลาย จากโรงเรียน  
 สาธิตมหาวิทยาลัยรามคำแหง ถนนรามคำแหง แขวงหัวหมาก  
 เขตบางกะปิ จังหวัดกรุงเทพมหานคร  
 พ.ศ. 2547 จบการศึกษาวិทยาสาตรบัณฑิต ภาควิชาฟิสิกส์ประยุกต์ สาขา  
 ไซลิคสเตทอิเล็กทรอนิกส์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหาร  
 ลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้