



การรู้จำใบหน้าแบบหลายมุมมองโดยใช้เทคนิคผสมผสานการแบ่งภาพ และการจับคู่ภาพมุมมองจริง

Across Pose Face Recognition using Hybrid Image Partition and Real View-Based Matching

มาลีรัตน์ โสตานิล (Maleerat Sodanil)* และ อมรศักดิ์ อมรธนานันท์ (Armornsak Armornthanun)*

บทคัดย่อ

ปัญหาและความท้าทายอย่างหนึ่งของระบบรู้จำใบหน้า คือ มุมมองของใบหน้า (Pose of Face) ซึ่งงานวิจัยชิ้นนี้มุ่งเน้นที่จะแก้ปัญหาและเพิ่มประสิทธิภาพของการรู้จำใบหน้าด้วยวิธีการผสมผสานระหว่างเทคนิคการแบ่งภาพและการจับคู่ภาพหลายมุมมอง เป้าหมายของการแบ่งภาพเพื่อหาพื้นที่ส่วนที่มีความใกล้เคียงกับใบหน้ามากที่สุด โดยในการแบ่งภาพได้นำเอาเทคนิค Local Binary Pattern มาช่วยในการหาค่า Histogram ของพื้นที่ จากนั้นหาค่าน้ำหนักด้วย Chi-Square Statistic ผลจากการดำเนินการโดยการทดสอบด้วยฐานข้อมูลใบหน้า GTAV, FEI และ INDIAN เปรียบเทียบกับเทคนิคการรู้จำใบหน้าแบบ EigenFace และ EigenFace ที่ใช้ฐานข้อมูลมุมมองจริง พบว่าสามารถเพิ่มประสิทธิภาพการรู้จำใบหน้าแบบหลายมุมมองได้ดีกว่าเทคนิคที่ได้กล่าวมาแล้วข้างต้น

คำสำคัญ: การรู้จำใบหน้า, ใบหน้าแบบหลายมุมมอง, การจับคู่ภาพมุมมองจริง, การแบ่งภาพ, โลคอลไบนารีแพทเทิร์น

Abstract

The problem and challenge of face recognition is the pose of a face. The proposed approach aims to solve and increase performance of face recognized by combining Image Partition techniques with Real View-base Matching techniques. The objective of Image Partition techniques is to find the parts which match the closest to the face inputted by relying on Local Binary Pattern methods in order to calculate the histogram of each partitioned area of the image. After that, the

weight is calculated using Chi-Square Statistics. In the experiment, three face databases were applied namely GTAV, FEI, and INDIAN. These are employed to compare recognition rates by the proposed approach to EigenFace and EigenFace using Real View-based Matching. The results of the experiment, we found that our proposed technique has improved the recognition rates which are higher than the existing ones.

Keyword: Face Recognition, Pose of Face, Real View-based Matching, Image Partition, Local Binary Pattern.

1. บทนำ

การรู้จำใบหน้า (Face Recognition) เป็นโปรแกรมประยุกต์ประเภทวิเคราะห์ภาพซึ่งถือว่ามีความท้าทายอย่างยิ่งในระบบอัตโนมัติ เนื่องมาจากข้อจำกัดของมนุษย์ทั้งทางด้านการคำนวณและเวลาในการทำงาน แต่คอมพิวเตอร์มีหน่วยประมวลผลที่เกือบจะไร้ขีดจำกัดสามารถประมวลผลได้เร็วกว่ามนุษย์มาก ปัจจุบันได้มีการนำเทคนิคการรู้จำใบหน้าไปใช้กับระบบต่างๆ อย่างกว้างขวาง เช่น ระบบพิสูจน์และยืนยันตัวตน (Authentication and Identification Systems) ระบบเฝ้าระวังและติดตาม (Surveillance and Tracking Systems) เป็นต้น ทั้งนี้สิ่งสำคัญของการรู้จำใบหน้า คือ ความถูกต้องของการรู้จำ ดังนั้นนักวิจัยได้พยายามคิดค้นเทคนิคใหม่ๆ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการรู้จำใบหน้า

โดยทั่วไปภาพใบหน้าที่นำมาใช้ในระบบรู้จำใบหน้าจะเป็นแบบใบหน้าที่ตรงซึ่งไม่ยืดหยุ่นเมื่อนำไปใช้งานจริง เนื่องจากภาพใบหน้าของแต่ละบุคคลสามารถเคลื่อนไหวปรับเปลี่ยนไป

* ภาควิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ได้หลายมุมมองและหลายองศา (Pose of Face) ซึ่งหากยังคงใช้เทคนิคการรู้จำใบหน้าแบบเดิมก็จะทำให้ประสิทธิภาพและความแม่นยำของระบบลดลง

จากปัญหาของภาพใบหน้าแบบหลายมุมมอง เทคนิคที่นำไปใช้ในการแก้ปัญหาอยู่หลายเทคนิคด้วยกัน โดยหนึ่งในหลายๆ เทคนิคที่ได้รับความนิยมในการนำไปใช้ คือ การจับคู่ภาพแบบมุมมองจริง (Real View-based Matching) [1] เนื่องจากเป็นวิธีที่ไม่ซับซ้อน และปัจจุบันมีฐานข้อมูลใบหน้า (Face Database) ที่สนับสนุนภาพใบหน้าแบบมุมมองจริงเพิ่มมากขึ้น เช่น ฐานข้อมูล GTAV [8], FEI [9], และ INDIAN [10] แต่วิธีนี้ยังคงมีประสิทธิภาพในการรู้จำไม่มากนัก ดังนั้นเพื่อพัฒนาให้วิธีนี้มีประสิทธิภาพเพิ่มมากขึ้น ผู้วิจัยจึงได้เพิ่มเทคนิคการแบ่งภาพ (Image Parition) เข้าไปผสมผสานกับการจับคู่ภาพแบบมุมมองจริงซึ่งเทคนิคการแบ่งภาพมีจุดประสงค์เพื่อหาพื้นที่แต่ละส่วนของภาพที่ใกล้เคียงกับใบหน้ามากที่สุด โดยอาศัยหลักการทำงานของ Local Binary Pattern (LBP) [2], [3] ในการเก็บคุณสมบัติทางด้านพื้นผิว (Texture Description)

2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การรู้จำใบหน้า

การรู้จำใบหน้า (Face Recognition) [6] โดยทั่วไปแล้วการรู้จำใบหน้าสามารถจำแนกตามกรรมวิธีออกเป็น 4 ประเภทด้วยกัน ได้ดังนี้

2.1.1 วิธีการทางคณิตศาสตร์และแม่แบบ (Geometric/Template Based Approaches)

Geometric Feature-based ใช้วิธีในการวิเคราะห์คุณสมบัติของใบหน้าร่วมกับความสัมพันธ์ทางเรขาคณิต เช่น การใช้เทคนิค Elastic Bunch Graph Matching เป็นต้น

Template-based methods การทำงานของเทคนิคนี้ คือ การเปรียบเทียบภาพที่ต้องการกับชุดภาพที่มีอยู่ก่อนแล้ว โดยต้องผ่านกระบวนการแปลงชุดภาพให้อยู่ในรูปของแม่แบบก่อนสามารถทำได้หลายวิธี เช่น Support Vector Machines (SVM), Principal Component Analysis (PCM), Linear Discriminant Analysis (LDA), Kernel Methods เป็นต้น

2.1.2 วิธีการแบบแยกส่วนและแบบองค์รวม (Piecemeal/Holistic Approaches)

เกิดขึ้นจากแนวความคิดที่ว่า การระบุใบหน้าสามารถดำเนินการได้จากรายละเอียดเพียงบางส่วนหรืออีกนัยหนึ่ง คือ

ไม่มีความจำเป็นต้องเก็บคุณลักษณะของใบหน้าทุกส่วนก็สามารถระบุใบหน้าได้ จากแนวคิดดังที่ได้กล่าว นักวิจัยได้พยายามที่จะใช้การอนุมานความเกี่ยวข้องของคุณลักษณะต่างๆ บนใบหน้า เช่น บางเทคนิคพยายามที่จะใช้คุณลักษณะของดวงตาร่วมกับคุณลักษณะอื่นๆ แต่วิธีนี้ยังไม่เป็นที่นิยมมากนัก เนื่องจากความจริงแล้วคุณลักษณะต่างๆ บนใบหน้าล้วนสำคัญ และมีความสัมพันธ์ซึ่งกันและกันนั้นเป็นเหตุที่ทำให้ในปัจจุบันหลายๆ เทคนิคยังคงใช้การรู้จำแบบองค์รวม (Holistic) มากกว่า

2.1.3 วิธีสกัดคุณสมบัติใบหน้าจริงและการจำลองโมเดล (Appearance-based/Model-based Approaches)

Appearance-based เป็นวิธีที่พิจารณาข้อมูลดิบที่ได้จากใบหน้าซึ่งอยู่ในรูปของเวกเตอร์จากนั้นใช้เครื่องมือทางสถิติในการสกัดคุณสมบัติของใบหน้าออกมาเพื่อใช้ในการเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้วิธีนี้สามารถแบ่งได้เป็น 2 ลักษณะด้วยกันคือแบบ Linear และ Non-linear โดยแบบ Linear มุ่งเน้นที่จะลดขนาดของเวกเตอร์ในการโปรเจกชันเพื่อเป็นตัวแทนคุณสมบัติของแต่ละใบหน้า ตัวอย่างเทคนิคที่ใช้ เช่น PCA, LDA และ Independent Component Analysis (ICA) ในส่วนของ Non-linear จะค่อนข้างซับซ้อนกว่า เทคนิคที่นิยมใช้คือ KernelPCA (KPCA)

Model-based เป็นวิธีที่มุ่งเน้นการสร้างโมเดลจำลองใบหน้าขึ้นมาเพื่อใช้ในการรู้จำ โดยสามารถแบ่งได้ 2 วิธีด้วยกันคือ 2 มิติและ 3 มิติ ซึ่งวิธี Model-based สามารถที่จะประยุกต์เพื่อใช้จำแนกใบหน้าที่เป็นแบบหลายมุมมองได้อีกด้วย เทคนิคที่นำมาใช้ เช่น Elastic Bunch Graph Matching และ 3D Morphable Models เป็นต้น

2.1.4 วิธีจับคู่แม่แบบ สถิติ และโครงข่ายประสาทเทียม (Template/Statistical/Neural Network Approaches)

Template Matching กำหนดให้แพทเทิร์นเป็นตัวแทนของกลุ่มตัวอย่าง โมเดล พิกเซล เส้นโค้ง พื้นผิว ซึ่งโดยปกติฟังก์ชันการรู้จำจะใช้ความสัมพันธ์หรือระยะทางในการรู้จำ

Statistical Approach กำหนดให้แพทเทิร์นเป็นตัวแทนของคุณสมบัติ ดังนั้นฟังก์ชันการรู้จำก็คือฟังก์ชันการจำแนก

Neural Network กำหนดให้แพทเทิร์น สามารถมีตัวแทนได้หลากหลาย โดยวิธีนี้สามารถทำงานผสมผสานกับเทคนิคอื่นได้อีกด้วย ตัวอย่างเช่น Neural network with Gabor filters, Neural network with Hidden Markov Models, Neural network with Fuzzy logic เป็นต้น



ภาพที่ 1 ใบหน้าแบบหลายมุมมองของฐานข้อมูล GTAV

2.2 การรู้จำใบหน้าแบบหลายมุมมอง

ระบบรู้จำใบหน้าที่มีอยู่ส่วนใหญ่สามารถทำงานได้ดีกับลักษณะใบหน้าที่เป็นหน้าตรงอย่างไรก็ตามในทางปฏิบัติภาพใบหน้าที่ต้องการค้นหามักจะเป็นภาพที่ได้จากกล้องวงจรปิดซึ่งภาพที่ได้ส่วนใหญ่จะเป็นภาพในลักษณะหลายมุมมองจากปัญหาที่เกิดขึ้น วิธีที่นำมาใช้ในการแก้ไขปัญหาในขอบเขตของภาพ 2 มิติ โดยงานวิจัยของ X.Zhang [1] ได้จำแนกออกเป็น 3 วิธีด้วยกัน คือ 1) Pose-tolerant Feature Extraction 2) Real View-based Matching 3) 2D Pose Transformation แต่ละวิธีมีข้อดีข้อเสียแตกต่างกันไป ในที่นี้จะขอกล่าวถึงเฉพาะวิธี Real View-based Matching หรือ การจับคู่ภาพมุมมองจริง ซึ่งเป็นวิธีที่นำเอาฐานข้อมูลใบหน้าแบบมุมมองจริงของแต่ละบุคคลมาใช้แทนแบบเดิมทำให้ประสิทธิภาพการรู้จำเพิ่มมากขึ้น ในขณะที่เดียวกันฐานข้อมูลก็มีขนาดใหญ่ขึ้นด้วย

2.3 การจับคู่ภาพมุมมองจริง

การจับคู่ภาพมุมมองจริง คือ เทคนิคที่ใช้ในการแก้ปัญหาภาพใบหน้าแบบหลายมุมมองอย่างหนึ่งโดยจัดเป็นวิธีที่ง่ายและตรงไปตรงมา หลักการพื้นฐานคือการเพิ่มฐานข้อมูลที่เป็นแบบมุมมองจริงให้มีความหลากหลายในแต่ละบุคคล เช่น ฐานข้อมูลใบหน้า GTAV ที่มีองศาการหมุนของใบหน้าตั้งแต่ 0, ±30, ±45, ±60 และ ±90 องศา ดังแสดงตามภาพที่ 1 โดยปกติไม่นิยมนำมาใช้โดยตรงแต่จะนำมาประยุกต์ใช้ร่วมกับเทคนิคอื่นเพื่อให้เกิดประสิทธิภาพมากขึ้น เช่น งานวิจัย A Mosaicing Scheme for Pose-Invariant Face Recognition [7] ได้นำเอาเทคนิคนี้มาใช้งานร่วมกับเทคนิค Face Mosaicing ซึ่งสามารถให้ผลการรู้จำใบหน้าที่ถูกต้องถึง 97.92%

ในงานวิจัยชิ้นนี้ผู้วิจัยได้นำเสนองานวิจัยซึ่งนำเทคนิคการ

จับคู่ภาพแบบมุมมองจริงมาใช้งานร่วมกับเทคนิคการแบ่งภาพ (Image Partition) และเทคนิค Local Binary Pattern เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพอัตราการรู้จำเช่นกัน

2.4 โลคอลไบนารีแพทเทิร์น

Local Binary Pattern (LBP) เป็นเทคนิคที่มีประสิทธิภาพมากในการเก็บคุณสมบัติทางด้านพื้นผิว การทำงานพื้นฐานของ LBP คือคำนวณค่าค่าหนึ่งเพื่อใช้เป็นตัวแทนของพื้นที่ขนาด 3x3 พิกเซล โดยใช้จุดศูนย์กลางของพื้นที่เป็นค่าที่ใช้อ้างอิงในการคำนวณ ผลที่ได้จะอยู่ในรูปของแพทเทิร์นของเลขฐานสองซึ่งสามารถแปลงเป็น Histogram เพื่อแสดงคุณสมบัติทางด้านพื้นผิวของภาพได้ ดังภาพที่ 2 แสดงการทำงานพื้นฐานของ LBP

ต่อมา LBP ได้ถูกพัฒนาให้มีประสิทธิภาพมากขึ้นโดยวิธีปรับรูปแบบการทำงานเป็นแบบวงกลม ทำให้สามารถนำไปใช้งานได้ยืดหยุ่นมากขึ้น โดยวิธีการนี้ได้เพิ่มตัวแปรขึ้นมา 2 ตัวคือตัวแปร P แทนจำนวนตำแหน่งรอบจุดศูนย์กลางซึ่งอาจมี 8 จุด หรือ 16 จุดต่อจุดศูนย์กลาง 1 ตำแหน่งและตัวแปร R คือรัศมีระหว่างตำแหน่ง P กับจุดศูนย์กลางของวงกลม ดังภาพที่ 3 แสดงตัวอย่าง LBP แบบวงกลม P=8, R=2 หรืออาจเขียนได้อีกแบบคือ $LBP_{8,2}$ ซึ่งหากเลือกใช้ P=8 แสดงว่า LBP สามารถมีค่าที่เป็นตัวแทนของพื้นที่ได้ 2^8 ค่า

จากขบวนการทำงานข้างต้นสามารถนำมาเขียนเป็นสมการเพื่อคำนวณค่า LBP ของแต่ละพื้นที่ได้ดังนี้ [8]

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{n=0}^{N-1} f(i_n - i_c) 2^n \quad (1)$$

เมื่อ i_c คือค่าของพิกเซลตำแหน่งศูนย์กลาง i_n คือค่าของพิกเซลรอบตำแหน่งศูนย์กลางของพื้นที่ x_c, y_c ใดๆ คือจำนวนบิตในทีนี้คือ 8 และฟังก์ชัน $f(x)$ สามารถแทนค่าได้ดังนี้ [8]

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

จากสมการที่ 1 ค่า LBP แต่ละพื้นที่สามารถคำนวณหาได้น่าหนักได้ ซึ่งจากงานวิจัยเรื่อง Face Recognition with Local Binary Pattern [4] ได้นำเอา Chi-Square Statistic (χ^2) มาใช้เพื่อหาค่าน้ำหนักของแต่ละพื้นที่ สามารถเขียนสมการได้ดังนี้

$$c^2 = (S, M) = \sum_i \frac{(S_i - M_i)^2}{S_i + M_i} \quad (3)$$

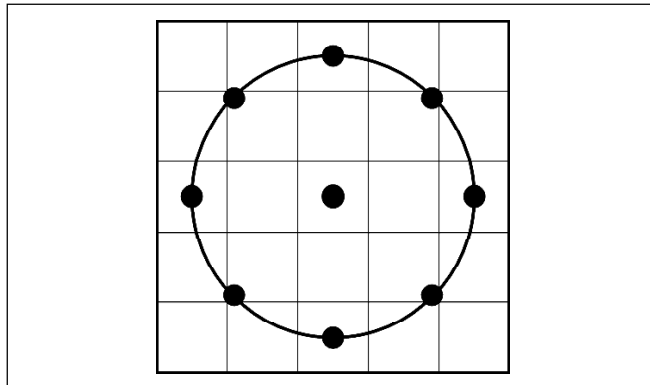
เมื่อ S คือค่า LBP ที่คำนวณได้ M คือค่า LBP ที่คาดหวัง และ i คือจำนวนแพทเทิร์นทั้งหมดของพื้นที่นั้นๆ



3 x 3 Pixel Data	Threshold	Weight
8 5 2	1 0 0	1 2 4
9 5 4	1 1 0	128 32 8
1 7 6	0 1 1	64 32 16

Pattern = 10110001
LBP = 128 + 32 + 16 + 1 = 177

ภาพที่ 2 พื้นฐานการทำงานของ Local Binary Pattern



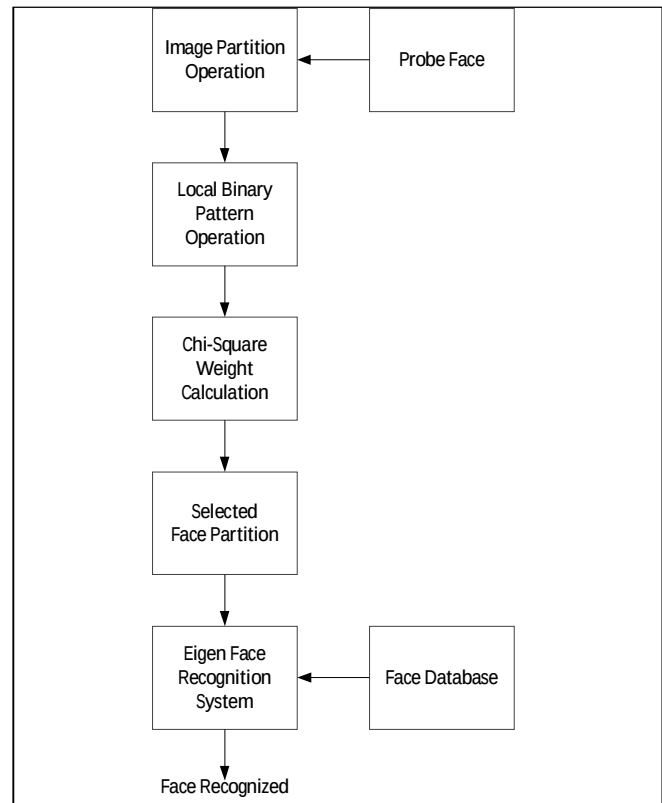
ภาพที่ 3 Local Binary Pattern แบบวงกลมเมื่อ $P=8$, $R=2$

3. วิธีดำเนินการวิจัย

การรู้จำใบหน้าที้นำมาใช้ในงานวิจัยนี้มีพื้นฐานมาจากการรู้จำใบหน้า Eigen Face Recognition [5] ซึ่งเป็นการรู้จำที่เหมาะสมกับใบหน้าแบบตรงจากนั้นมาปรับปรุงเพิ่มประสิทธิภาพให้สามารถรู้จำใบหน้าในแบบหลายมุมมอง โดยเริ่มจากขั้นตอนการเพิ่มฐานข้อมูลใบหน้าที่เป็นแบบมุมมองจริง ฐานข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยครั้งนี้ประกอบไปด้วยฐานข้อมูล GTAV, FEI และ INDIAN โดยกำหนดให้ภาพใบหน้าที่ใช้ในงานวิจัยเป็นโทนสีเทา (Grayscale) มีขนาด 200 X 200 พิกเซล โดยขั้นตอนการทำงานแสดงตามภาพที่ 4 สามารถอธิบายขั้นตอนการทำงานได้ดังนี้

3.1 Image Partition Operation ทำหน้าที่ในการแบ่งภาพออกเป็นพื้นที่ขนาด $M \times N$ ซึ่งในงานวิจัยนี้กำหนดการแบ่งภาพออกเป็นขนาด 4x4, 4x8, 8x4 และ 8x8 โดยพื้นที่ที่ได้จะถูกนำไปผ่านขั้นตอนของ LBP และหาค่าน้ำหนักต่อไปดังแสดงตามภาพที่ 5 แสดงการแบ่งภาพออกเป็นขนาดต่างๆ เพื่อนำไปใช้กับขั้นตอนของ LBP

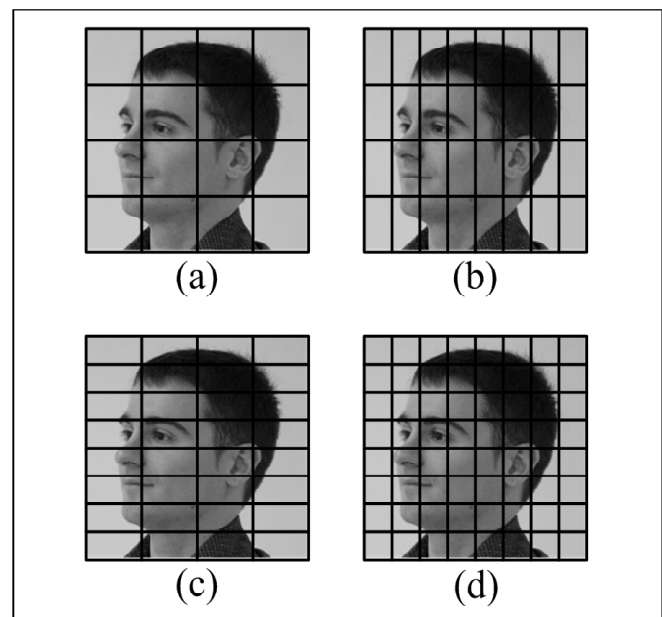
3.2 Local Binary Pattern ทำหน้าที่ในการเก็บคุณสมบัติด้านพื้นผิวเพื่อนำไปคำนวณค่า Histogram ของพื้นที่แต่ละส่วน ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้นำเอา LBP มาใช้ 3 โหมดด้วยกันคือ $LBP_{8,1}$, $LBP_{8,1.5}$ และ $LBP_{8,2}$ ผลที่ได้จากขบวนการทำงานของ



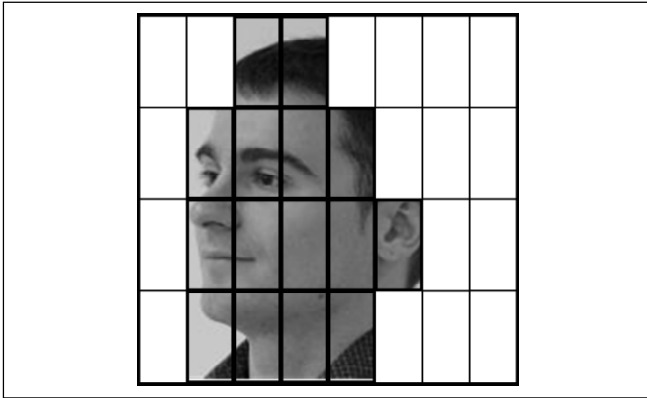
ภาพที่ 4 ขั้นตอนการทำงานของการรู้จำใบหน้าในงานวิจัยนี้

LBP จะถูกนำไปหาค่าน้ำหนักต่อไป

3.3 Chi-Square Weight Calculation คำนวณหาค่าน้ำหนักของแต่ละพื้นที่ด้วยค่าที่ได้จากขบวนการของขั้นตอน LBP ซึ่งผลจากการคำนวณเพื่อหาค่าน้ำหนักนี้จะเป็นตัวชี้ว่าพื้นที่ไหนที่มีความใกล้เคียงใบหน้าบ้าง



ภาพที่ 5 (a)(b)(c)(d) ภาพใบหน้าจากฐานข้อมูล GTAV ซึ่งถูกแบ่งเป็นพื้นที่ขนาด 4x4, 4x8, 8x4 และ 8x8 ตามลำดับ



ภาพที่ 6 ภาพเสมือนจากข้อมูลที่ผ่านขั้นตอน LBP และคำนวณค่าน้ำหนัก โดยพื้นที่สีขาวคือพื้นที่ซึ่งโดนตัดทิ้ง

3.4 Selected Face Partition คือพื้นที่บางส่วนจากภาพใบหน้าทั้งหมดซึ่งพื้นที่เหล่านี้เป็นพื้นที่ที่มีความใกล้เคียงกับภาพใบหน้าหรือส่วนใดส่วนหนึ่งของใบหน้าประกอบอยู่ดังแสดงตามภาพที่ 6 เป็นภาพเสมือนจากข้อมูลที่ผ่านขั้นตอนการขึ้นต้นแล้ว

3.5 EigenFace Recognition System เป็นขั้นตอนการรู้จำใบหน้าแบบ Template-based โดยมีวิธีการคือ ฐานข้อมูลใบหน้าจะต้องถูกแปลงให้เป็นใบหน้าแบบไอเกน (EigenFace) ซึ่งสามารถทำได้โดยการหาค่าความต่างของใบหน้าแต่ละหน้าเทียบใบหน้าเฉลี่ยทั้งหมดในฐานข้อมูล จากนั้นนำไปคำนวณเพื่อหาค่า Eigenvector และนำไปสร้างเป็นใบหน้าแบบไอเกนตามลำดับการระบุใบหน้าที่ต้องการอาศัยวิธีคำนวณของ Euclidean Distance เพื่อคำนวณหาระยะห่างระหว่างใบหน้าทดสอบกับใบหน้าในฐานข้อมูล ซึ่งหากใบหน้าใดในฐานข้อมูลมีระยะห่างน้อยที่สุด แสดงว่าใบหน้านั้นมีความใกล้เคียงกับใบหน้าทดสอบมากที่สุด

4. ผลการดำเนินงาน

จากการทดสอบวัดค่าประสิทธิภาพของอัตราการรู้จำ โดยการเปรียบเทียบระหว่างการรู้จำใบหน้าแบบ Eigen Face, Eigen Face แบบใช้ฐานข้อมูลมุมมองจริงและการรู้จำที่ได้นำเสนอในงานวิจัยคือ Hybrid Image Partition and Real View-based Matching ซึ่งในการทดสอบได้นำเอาฐานข้อมูลใบหน้าทั้ง 3 ฐานข้อมูลคือ GTAV, FEI และ INDIAN มาใช้ทดสอบ ผลที่ได้คือ วิธีการรู้จำใบหน้าแบบ Hybrid มีอัตราการรู้จำที่ดีกว่าทั้ง 2 แบบโดยการรู้จำแบบ EigenFace มีอัตราการรู้จำประมาณ 63.33% การรู้จำแบบ EigenFace

แบบใช้ฐานข้อมูลมุมมองจริงมีอัตราการรู้จำประมาณ 61.67% และการรู้จำแบบ Hybrid Image Partition and Real View-based Matching มีอัตราการรู้จำประมาณ 84.97% ดังแสดงตามตารางที่ 1

ตารางที่ 1 เปรียบเทียบอัตราการรู้จำใบหน้าโดยใช้เทคนิคที่ได้วิจัยกับการรู้จำแบบอื่น

Database	Eigen	Real View-base	Hybrid	Hybrid	Hybrid
		Matching	(LBP _{8,1})	(LBP _{8,1.5})	(LBP _{8,2})
GTAV	57%	60%	83.25%	83.50%	83.25%
FEI	68%	68%	87.25%	90%	90.75%
INDIAN	65%	57%	81%	82.50%	83.25%

ในขณะเดียวกันผู้วิจัยได้ทำการทดสอบประสิทธิภาพของอัตรารู้จำแบบ Hybrid โดยกำหนดตัวแปรของการทดสอบคือโหมดการทำงานของ LBP ซึ่งแบ่งออกเป็น 3 โหมดด้วยกันคือ LBP_{8,1} LBP_{8,1.5} และ LBP_{8,2} จากนั้นผู้วิจัยได้ทำการทดสอบประสิทธิภาพของวิธีรู้จำแบบ Hybrid ทั้ง 3 โหมดโดยตัวแปรที่ใช้ในการทดลองคือวิธีการแบ่งภาพออกเป็นขนาดต่างๆ ในการทดสอบได้แบ่งออกเป็น 4 รูปแบบคือ 4x4, 4x8, 8x4 และ 8x8 โดยทำการทดสอบทั้ง 3 ฐานข้อมูล ผลที่ได้คือ ฐานข้อมูล GTAV สามารถให้อัตราการรู้จำที่มีประสิทธิภาพสูงสุดที่โหมด LBP_{8,1.5} ด้วยการแบ่งภาพขนาด 4x8 มีอัตราการรู้จำอยู่ที่ 85% ฐานข้อมูล FEI สามารถให้อัตราการรู้จำที่มีประสิทธิภาพสูงสุด

ตารางที่ 2 เปรียบเทียบอัตราการรู้จำใบหน้าโดยใช้เทคนิคที่ได้วิจัยกับวิธีการแบ่งภาพออกเป็นขนาดต่างๆ

Database	Window Size	Hybrid	Hybrid	Hybrid
		(LBP _{8,1})	(LBP _{8,1.5})	(LBP _{8,2})
GTAV	4x4	83%	83%	84%
	4x8	84%	85%	84%
	8x4	83%	83%	82%
	8x8	83%	83%	83%
FEI	4x4	88%	91%	92%
	4x8	88%	91%	91%
	8x4	87%	89%	90%
	8x8	86%	89%	90%
INDIAN	4x4	80%	82%	82%
	4x8	80%	81%	84%
	8x4	81%	83%	83%
	8x8	83%	84%	84%

ที่โหนด $LBP_{8,2}$ ด้วยการแบ่งภาพขนาด 4×4 มีอัตราการรู้จำอยู่ที่ 92% และฐานข้อมูล INDIAN สามารถให้อัตราการรู้จำที่มีประสิทธิภาพสูงสุดที่โหนด $LBP_{8,1.5}$ และ $LBP_{8,2}$ ด้วยการแบ่งภาพขนาด 4×8 และ 8×8 มีอัตราการรู้จำอยู่ที่ 84% ดังแสดงตามตารางที่ 2

5. สรุป

งานวิจัยที่พัฒนาขึ้นด้วยวิธีการผสมผสานระหว่างเทคนิคการแบ่งภาพและเทคนิคการจับคู่ภาพมุมมองจริง (Hybrid Image Partition and Real View-based Matching) สามารถเพิ่มประสิทธิภาพอัตราจำได้ในระดับดี ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการจำแบบ EigenFace และ EigenFace แบบใช้ฐานข้อมูลมุมมองจริง พบว่าการรู้จำใบหน้าที่วิจัยขึ้นมีประสิทธิภาพที่ดีกว่า โดยมีอัตราการรู้จำเฉลี่ยที่ 84.97%

แนวทางการวิจัยต่อ คือการเพิ่มขอบเขตการรู้จำไปสู่การแก้ปัญหาลักษณะอื่นๆ เช่น Occlusions, Illumination, Expression เป็นต้น ทั้งนี้ยังรวมไปถึงการใช้ภาพที่มีความละเอียดเพิ่มมากขึ้นที่ 16 และ 32 บิต/พิกเซล นอกจากนี้ผู้วิจัยได้วางแนวคิดที่จะนำเทคนิคการรู้จำใบหน้าแบบอื่น เช่น Gabor filters, Neural Network, LDA, KPCA เข้ามาใช้ในการงานวิจัยเพื่อทดสอบหาประสิทธิภาพการรู้จำ ในงานวิจัยลำดับต่อไปด้วย

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] X. Zhang, Y. Gao, "Face recognition across pose: A review," *Pattern Recognition* 42, pp. 2876-2896, 2009.
- [2] T. Ojara, M. Pietikainen, D. Harwood, "A comparative study of texture measures with classification based on

feature distributions," *Pattern Recognition* 29, pp. 51-59, 1996.

- [3] T. Ojara, M. Pietikainen, T. Maenpaa, "Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, No. 7, pp. 971-987, 2002.
- [4] T. Ahonen, A. Hadid, M. Pietikainen, "Face Recognition with Local Binary Patterns," *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2004.
- [5] M. Turk, A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 3, no. 1, 1991.
- [6] I. Marques, M. Grana, *Face Recognition Algorithms*, Universidad del Pais Vasco, June 16, 2010.
- [7] R. Singh, M. Vatsa, A. Ross, A. Noore, "A Mosaicing Scheme for Pose-Invariant Face Recognition," *IEEE Trans*, 2007.
- [8] G. Heusch, Y. Rodriguez, S. Marcel, "Local Binary Patterns as an Image Preprocessing for Face Authentication," *IEEE..*
- [9] F. Tarres, A. Rama, "GTAV Face Database," Available online at <http://gpstsc.upc.es/GTAV/ResearchAreas/UPCFaceDatabase/GTAVFaceDatabase.htm>.
- [10] FEI, "FEI Face Database," Available online: <http://fei.edu.br/~cet/facedatabase.html>.
- [11] V. Jain, A. Mukherjee, "INDIAN Face Database," Available online at <http://vis-www.cs.umass.edu/~vidit/IndianFaceDatabase>.