

ระบบรู้จำใบหน้าผู้ก่อการร้ายด้วยการตรวจสอบสีผิวบุคคลและไอ เกินเฟส

Terrorists Face Recognition System with Color Skin Detection and Eigen Face

พิศณู ภูมิชัย

สาขาวิชาวิศวกรรมป้องกันประเทศ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

สุรพันธ์ เอื้อไพบูลย์

สาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อนำเสนอวิธีการสำหรับการรู้จำใบหน้าผู้ก่อการร้าย โดยอิงจากหลักการ Eigenface ซึ่งเป็นวิธีการที่ใช้อย่างแพร่หลายในปัจจุบัน โดยงานวิจัยนี้ใช้สำหรับภาพใบหน้าผู้ก่อการร้ายระดับสีขนาดสองมิติ วิธีการคือในขั้นตอนแรกใช้วิธีการตรวจสอบค่าสีจากระบบสี HSV และวิธีการ Haar like feature ในการหาใบหน้าผู้ก่อการร้าย ต่อจากนั้นใช้วิธีการ Eigenface ในการหาคุณลักษณะเด่นบนใบหน้า เพื่อให้ได้ ไอเกินเวกเตอร์ หลังจากนั้นนำไอเกินเวกเตอร์ที่ได้จาก ภาพทดลองและภาพทดสอบทั้งหมด มาหาระยะทางแบบยุคลิด สุดท้ายนำผลการทดลองที่ได้จากวิธีการ ไอเกินเฟส มาเปรียบเทียบกับผลการทดลองที่ได้จากวิธี Linear discriminant analysis ซึ่งมีการเพิ่มสัญญาณรบกวน Salt and Pepper noise เข้าไปด้วยทั้งสองวิธีการ ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าผลลัพธ์ที่ได้สำหรับวิธีการรู้จำภาพใบหน้าผู้ก่อการร้ายให้ค่าความถูกต้องถึง 100% เปอร์เซ็นต์ และเมื่อเพิ่มสัญญาณรบกวนให้ผลความถูกต้อง 98.85% สำหรับวิธีการ Linear discriminant analysis นั้น ให้ผลความถูกต้อง 95.8% เปอร์เซ็นต์ และเมื่อเพิ่มสัญญาณรบกวนให้ผลความถูกต้อง 94.81% จากผลดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าวิธีการที่ใช้ในงานวิจัยนี้ ให้ผลลัพธ์ที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด

คำสำคัญ : ไอเกินเฟส ไอเกินเวกเตอร์ รู้จำใบหน้าผู้ก่อการร้าย Haar like feature ระยะทางแบบยุคลิด

Linear discriminant analysis

Abstract

This paper aimed to introduce an alternative method for terrorists face recognition system based on Eigenface in which commonly used nowadays. The 2D RGB images were used in this research. First, HSV and Haar like feature were applied for face detecting occasionally. Second, Eigenface was used for feature extraction and retrieved Eigenvectors. Third, calculate the distances between eigenvectors retrieved from the test and training data using Euclidean method. Finally, the results from Eigenface method and Linear Discriminant analysis were then compared. The Salt and Pepper noise were added in all images used in this research. The results from the method used in this research based on Eigenface yielded 100 percent accuracy without noise and 98.85 percent accuracy when noise was added. The Linear Discriminant Analysis method gave 95.8 and 94.81 percent accuracy respectively. Hence, judging from the percent of accuracy, it can be concluded that the method used in this research provided the best result for the face recognition application.

Keywords : Eigenface, Eigen vector, Terrorists face recognition, Haar like feature, Euclidean Distance,

Linear discriminant analysis

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. บทนำ

ในปัจจุบัน การรักษาความปลอดภัยในการเข้าใช้อาคารหรือระบบคอมพิวเตอร์ และเครือข่ายอาจกระทำได้ด้วยวิธีต่าง ๆ กัน ตั้งแต่การใช้กุญแจ การใช้รหัสผ่าน หรือการใช้บัตรแถบแม่เหล็ก ซึ่งบางครั้งอาจถูกผู้อื่นลักลอบนำไปใช้หรือลอกเลียนแบบได้ ตลอดจนผู้ใช้เองบางครั้งอาจลืมทำให้ไม่สามารถเข้าใช้งานได้ การใช้ลักษณะเฉพาะทางชีวภาพของแต่ละบุคคลในการพิสูจน์ตัวตนของมนุษย์ ซึ่งเป็นเอกลักษณ์เฉพาะตน การนำมาใช้ในการพิสูจน์ตัวตนจึงเพิ่มความเชื่อถือมากขึ้น เช่น การใช้ลายนิ้วมือ ม่านตา ใบหน้า เสียงพูด และอื่นๆ จึงมีการนำเทคโนโลยีนี้มาช่วยในการพิสูจน์ตัวตน เพื่อเพิ่มความปลอดภัยในการเข้า-ออกอาคาร การเข้าใช้งานระบบต่าง ๆ เช่น ระบบคอมพิวเตอร์และเครือข่าย การตรวจสอบและรู้จำใบหน้ามนุษย์ เป็นสิ่งที่สามารถตรวจจับภาพ และบันทึกภาพได้จากระยะไกล เทคนิคการรู้จำใบหน้าที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้งาน ได้อย่างกว้างขวาง ได้แก่ การค้นคืนภาพ การทำดัชนีภาพ งานทางด้านรักษาความปลอดภัย ช่วยผู้รักษากฎหมายในการจับตัวผู้กระทำผิดช่วยในการตรวจสอบผู้ใช้งาน ของระบบเครือข่ายคอมพิวเตอร์ การจัดการระบบบริหารงานบุคคล เช่น งานตรวจสอบเวลาการทำงาน ช่วยในการตรวจสอบตัวบุคคลในการซื้อขายสินค้าผ่านทางอินเทอร์เน็ต การจัดการเรื่องการพิสูจน์ตัวบุคคลของสถาบันการเงิน เป็นต้น [1]

การแยกคุณลักษณะเด่นต่างๆ ของภาพใบหน้าที่นิยมใช้มี 4 วิธี [2] ดังต่อไปนี้

1.1 วิธีการเชิงเลขาคณิต (Geometry-based methods) การแยกคุณลักษณะต่างๆ ของภาพใบหน้า [3] วิธีนี้ใช้หลักการของเรขาคณิต เช่น ความสัมพันธ์ของตำแหน่งและขนาดขององค์ประกอบบนใบหน้า เป็นต้น

1.2 วิธีการเปรียบเทียบภาพต้นแบบ (Template based methods) [4] เป็นวิธีที่ใช้หลักการเปรียบเทียบกับภาพ

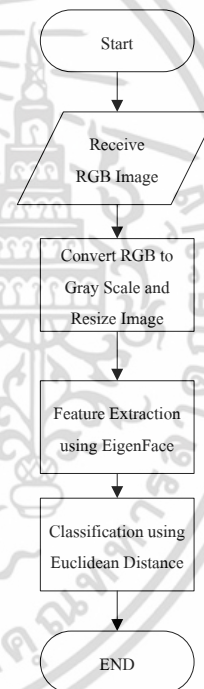
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ต้นแบบ เช่น ภาพตา ปาก จมูก เป็นต้น เพื่อเลือกภาพที่มีคุณลักษณะใกล้เคียงกับภาพต้นแบบมากที่สุด

1.3 วิธีการแบ่งตัดภาพสี (Color Segmentation Techniques) [5] ใช้หลักการของการแยกสีผิวออกจากภาพพื้นหลังหรือส่วนที่เป็นเสื้อผ้า

1.4 วิธีการลักษณะที่ปรากฏ (Appearance-based approaches) [6] ใช้หลักการของลักษณะความแตกต่างขององค์ประกอบบนใบหน้า เช่น ตา ปาก จมูก เป็นต้น

ในส่วนต่อไปอธิบายในส่วนของการดึงบริเวณใบหน้าโดยใช้สีผิว ในส่วนที่ 3 จะอธิบายในเรื่องของการแบ่งกลุ่มและตัดสินใจ ผลการทดลองของวิธีที่นำเสนอ ส่วนที่ 4 ให้ผลสรุป



รูปที่ 1 Flowchart การทำงาน

2. ขั้นตอนในการเสนอ

2.1 การตัดพื้นหลังออกจากภาพโดยใช้สี HSV

ระบบสี HSV (Hue, Saturation, Value) หรือ HSB (Hue, Saturation, Brightness) เป็นระบบสีที่นิยมใช้กันในกลุ่มนักแต่งภาพ เนื่องจากเป็นระบบสีที่ใกล้เคียงกับความคิดของมนุษย์ได้ดีกว่าระบบสี RGB โดย Hue คือสีของภาพ, Saturation คือ ปริมาณความอิ่มตัวของสี ยังมีค่า

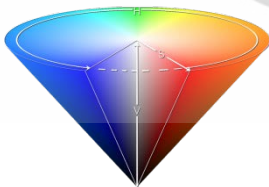
นี้มาก ภาพจะมีสีสดข้มมีน้อย ภาพจะยังมีสีน้อยลง จนในที่สุดจะกลายเป็นรูปที่ลักษณะแบบ Grayscale และ Value หรือ Brightness เป็นค่าที่แสดงถึงปริมาณความสว่างของภาพ หากมีค่ามากภาพจะยิ่งมีความสว่างมาก ในการตัดพื้นหลังออกจากภาพใช้วิธีการแปลงค่าสีจาก RGB เป็น HSV และทำการหาช่วงของสีของพื้นหลัง ในเอกสารนี้เราใช้สี HSV ในการประมาณส่วนของใบหน้าผู้ก่อการร้ายอย่างคร่าวๆ ที่ซึ่ง HSV สามารถแปลงจาก RGB ได้ดังนี้

$$v = \max, \quad (1)$$

$$S = \begin{cases} \frac{\max - \min}{\max} & \text{if } \max \neq 0 \\ 0 & \text{if } \max = 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$H = \begin{cases} -60, & \text{if } (S = 0) \\ \frac{(G - B)}{\max - \min} \times 60, & \text{if } (R = \max) \\ 2 + \frac{(B - R)}{\max - \min} \times 60, & \text{if } (G = \max) \\ 4 + \frac{(R - G)}{\max - \min} \times 60, & \text{if } (B = \max) \end{cases} \quad (3)$$

เมื่อ $\max = \sup (R, \sup (G, B))$ คือค่าสูงสุดของหนึ่งจุดสี RGB และ $\min = \inf (R, \inf (G, B))$ คือค่าต่ำสุดของหนึ่งจุดสี RGB ตามลำดับ ในงานวิจัยนี้มีการเลือกสีบริเวณใบหน้าดังนี้ ค่าสีของบริเวณใบหน้าอยู่ในช่วง 0.00 – 0.10 ค่าปริมาณความอิ่มตัวของสี ของบริเวณใบหน้าอยู่ในช่วง 0.10 – 0.50 ค่าปริมาณความสว่างของสีของบริเวณใบหน้าอยู่ในช่วง 0.50 – 0.85



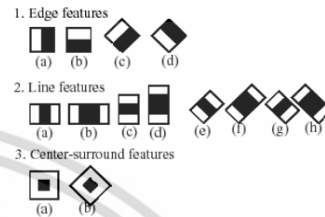
รูปที่ 2 โมเดลสี HSV ในรูปแบบโคน (Cone)

2.2. การตรวจจับใบหน้าโดยการใช้วิธี Haar like-feature

หลังจากได้บริเวณคร่าวๆของใบหน้ามาแล้วนั้น ในขั้นตอนนี้ทำการตรวจจับใบหน้าโดยการใช้ Haar like-

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Features ตามวิธีของ Viola และ Jones [7] ซึ่งเป็นวิธีการตรวจจับและตีความวัตถุภายในภาพ ด้วยการสร้าง Feature ที่แสดงถึงผลต่างระหว่างพื้นที่ส่วนสีขาว และส่วนที่เป็นสีดำ ซึ่ง Feature สามารถเปลี่ยนแปลงขนาด และตำแหน่งได้ ใช้สำหรับการตรวจจับลักษณะบนภาพแบบต่าง เช่น เส้นตรง, วงกลม เป็นต้น



รูปที่ 3 รูปแบบของ Features สำหรับการตรวจจับลักษณะแบบต่างๆ

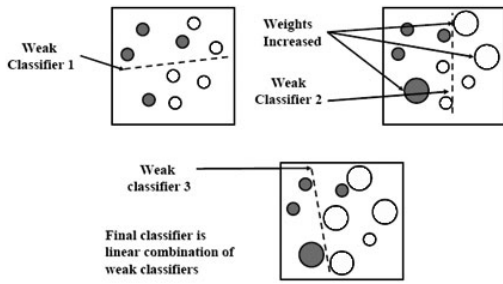
ในการทำ Haar like-Feature นั้น จำเป็นต้องมีภาพตัวอย่างจำนวนมาก ซึ่งมีสองลักษณะคือ Positive Image คือรูปที่มี Object นั้นๆประกอบอยู่ในภาพ และ Negative Image คือภาพใดๆที่ไม่มี Object ที่เราต้องการอยู่ในภาพ

ด้วยหลักการของ AdaBoost (Adaptive Boost) ซึ่งเป็นกระบวนการหา Feature ที่มีลักษณะใกล้เคียง และแตกต่างกับภาพนำเข้า สำหรับการจัดประเภทของภาพ มีกระบวนการดังนี้

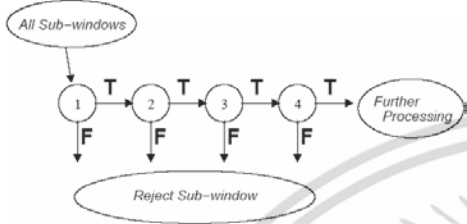
- เริ่มแรกกำหนด ค่าน้ำหนักให้กับ Feature ที่วิ่งหาภายในภาพตัวอย่าง
- หาบริเวณที่ประกอบด้วย ส่วนที่เราต้องการ
- เพิ่มค่า น้ำหนักให้กับส่วนที่เหลือ เฉพาะลักษณะที่เราต้องการ ที่ยังไม่ได้ แบ่งลักษณะไว้
- ทำวนเช่นนี้ซ้ำไปเรื่อยๆ จนสุดท้าย นำบริเวณที่ได้ทั้งหมดมารวมกัน จะได้รับบริเวณของ Object ที่เราต้องการหา และลักษณะในส่วนต่างๆภายใน Object นั้น

Cascade Classifiers เป็นการตีความหมายของภาพ ตามลักษณะภายในภาพ โดยตัดส่วนของ Sub window ที่เป็น Negative ออกไปก่อน แล้วใช้ส่วนที่เป็น Positive วิ่งวนภายในภาพ โดยเปลี่ยนลักษณะการตรวจจับ

ไปเรื่อยๆ จนสามารถระบุได้ว่าภาพดังกล่าวเป็นภาพอะไร



รูปที่ 4 การทำงานของ Adaboost



รูปที่ 5 การทำงานของ Haar Cascade Classifier

2.3 การดึงคุณลักษณะเด่น

หลังจากได้ใบหน้าจากขั้นตอนก่อนมาแล้วนั้น ในขั้นตอนนี้ทำการหาและอธิบายเกี่ยวกับทฤษฎีการดึงคุณลักษณะเด่นของใบหน้าโดยใช้การลดมิติข้อมูลด้วยวิธี Eigenface ดังนี้

2.3.1 การดึงคุณลักษณะเด่นโดยใช้ Eigenface [8 - 9]

ขั้นตอนที่ 1 รับภาพอินพุท (Input images) และ ค่าเฉลี่ยของรูปภาพ กำหนดให้รูปภาพใบหน้าผู้ของบุคคลเป็น $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M$ เมื่อ M เป็นจำนวนของรูปภาพของภาพใบหน้าผู้ก่อการร้าย และกำหนดให้ค่าเฉลี่ยของรูปภาพใบหน้าผู้ก่อการร้าย (Ψ) เป็น

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \tag{4}$$

ในเอกสารนี้ใช้ Γ เป็น 150 เนื่องจากข้อมูลการสอนมี 150 ภาพ
 ขั้นตอนที่ 2 หาลักษณะความแตกต่างของภาพ การดึงคุณลักษณะเด่นออกจากภาพ ทำได้โดยหาความแตกต่างของภาพ จากภาพอินพุทของหน้าแต่ละคน(Φ)กับภาพเฉลี่ยของภาพหน้าคน(Ψ) โดยสามารถทำได้โดยใช้สมการที่ 5

$$\Phi_n = \Gamma_n - \Psi \tag{5}$$

ในเอกสารนี้ใช้ Φ เป็นขนาด $38,416 \times 150$ เนื่องจากข้อมูลการสอนแต่ละภาพมีขนาด 196×196 และมี 150 ภาพ
 ขั้นตอนที่ 3 การคำนวณหาค่า Covariance Matrix (Covariance Matrix Calculation) หลังจากนั้น จึงได้นำภาพความแตกต่างที่ได้ไปทำให้เป็นภาพเวกเตอร์ซึ่งมีขนาดความกว้างเท่ากับ 1 จุดภาพ คูณด้วยความกว้างของภาพ คูณด้วยความกว้างของภาพ ($1 \times (w \times h)$) จึงนำมาหา Correlation ของภาพความแตกต่างโดยการสร้าง Covariance Matrix ดังสมการที่ 6 และ 7

$$C = \frac{1}{M} \left[\sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T \right] \tag{6}$$

$$C = AA^T; A = [\Phi_1 \Phi_2 \Phi_3 \dots \Phi_M] \tag{7}$$

ในเอกสารนี้ใช้ C เป็นขนาด $38,416 \times 150$ เนื่องจากข้อมูลการสอนแต่ละภาพมีขนาด 196×196 และมี 150 ภาพ
 ขั้นตอนที่ 4 การคำนวณหา ค่า Eigenvector (Eigenvector Calculation) เมื่อได้ Covariance Matrix มาแล้วจะทำการหาเวกเตอร์เจาะจง (Eigenvector, u_k) และค่าเจาะจง (Eigenvalue, λ_k) โดยวิธีการแก้ค่าตัวแปรของสมการเชิงเส้นจาก Covariance Matrix ผลที่ได้ออกมาจะเป็นภาพไอเก้น ω_k โดยที่ k มีจำนวนเท่ากับจำนวนภาพการสอน

$$\Omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M] \tag{8}$$

ในเอกสารนี้ใช้ Ω เป็นขนาด $38,416 \times 150$ เนื่องจากข้อมูลการสอนแต่ละภาพมีขนาด 196×196 และมี 150 ภาพ
 เช่นกัน ขั้นตอนที่ 5 การคำนวณหา ค่าเวกเตอร์น้ำหนัก (Vector of weights calculation) เมื่อภาพได้ถูกแปลงไปสู่ยังบริเวณ ของเวกเตอร์เจาะจง (Eigen space) ที่แทนลักษณะของภาพหน้าคน จากนั้นเวกเตอร์เจาะจงจะถูกนำไปใช้หาเวกเตอร์น้ำหนัก โดยสมาชิกของเวกเตอร์ของน้ำหนักหาได้จากสมการที่ 9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาค้นคว้าเท่านั้น เมื่อผู้เผยแพร่เห็นนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\omega_k = U_k^T (T_k - \Psi) \quad (9)$$

โดยที่ U_k เป็นเวกเตอร์เฉพาะซึ่งจะใช้เวกเตอร์นำหนักนี้ในการอธิบายลักษณะของใบหน้าแต่ละหน้าคน โดยส่วนแรกจะเก็บเวกเตอร์นำหนัก ของชุดข้อมูลสำหรับสอนเอาไว้เพื่อใช้เป็นตัวเปรียบเทียบกับข้อมูลภาพที่เก็บเข้ามาเปรียบเทียบกับหน้าคน ซึ่งสามารถแยกแยะลักษณะของแต่ละหน้าคนได้ตามขั้นตอนถัดไป ในเอกสารนี้ใช้

2.3.2 การหาคุณลักษณะเด่น โดยการใช้ Linear Discriminate Analysis (LDA)

Linear Discriminate Analysis (LDA) การวิเคราะห์จำแนกประเภทเชิงเส้น [10] เป็นเทคนิคที่ใช้สำหรับการเรียนรู้แบบมีผู้สอนใช้เทคนิคการหากลุ่มของปริมาณ (Base vector) โดย W_k เป็นเวกเตอร์ของกลุ่มตัวอย่าง สามารถแสดงสมการ W_k ได้ดังนี้

$$W_{opt} = \frac{\arg \max_w |w^T s_c w|}{|w^T s_v w|} \quad (10)$$

$$= [w_1, w_2, \dots, w_L]$$

โดยที่ $\{W_x | 1 \leq K \leq L\}$ ให้ L เป็นมิติของชุดข้อมูล s_c และ s_v เป็นเมตริกที่อยู่ใน class สามารถคำนวณหาเมตริก s_c และ s_v ได้จากสมการ 11 และสมการ 12

$$s_c = \sum_{k=1}^a M_x (U_k - U)(U_k - U)^T \quad (11)$$

$$s_v = \sum_{k=1}^a \sum_{x_u=x_k} M_x (U_k - U)(U_k - U)^T \quad (12)$$

เมื่อ a แทนจำนวน class และ $X \notin R^n$ เป็นข้อมูล

X_k แทน ข้อมูลทดสอบของ class k

μ_k แทนข้อมูลทั้งหมดของ class k

M_k คือ จำนวนข้อมูลที่ใส่ทดสอบใน class k ถ้า s_v เป็น non-singular ที่ใช้ค้นหา w_k จากสมการ 10 ซึ่ง L แรกจะมีขนาดใหญ่กว่าไอเกน $\{W_x | 1 \leq K \leq L\}$

3. กระบวนการตัดสินใจ (Classification and Decision) [11-12]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เป็นวิธีการวัดระยะที่สั้นที่สุดแบบ Euclidean Distance d_e) ซึ่งการวัดแบบ Euclidean Distance จะมีลักษณะกับการหาค่าความผิดพลาด ดังสมการที่ 13

$$d_e = \|\Omega_k - \Omega_\mu\| \quad (13)$$

Ω_k คือค่าคุณลักษณะเด่นของภาพทดสอบ

Ω_μ คือค่าคุณลักษณะเด่นของภาพการสอน

4. ผลการทดลองการรู้จำ

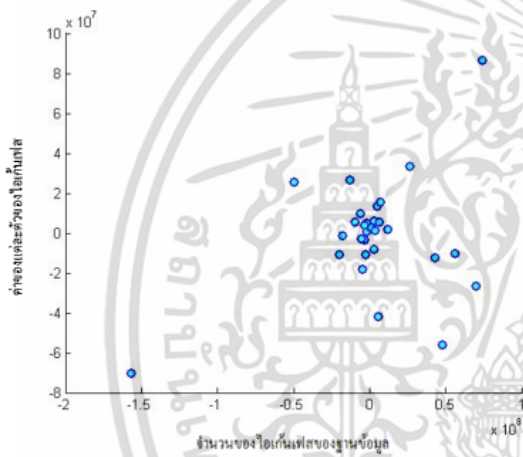
ฐานข้อมูลสำนักงานตำรวจแห่งชาติ ประกอบไปด้วยภาพใบหน้าของบุคคลจำนวน 150 คน คนละ 1 ภาพ รวมทั้งสิ้น 150 ภาพ มีการให้แสงในตำแหน่งที่ต่างกัน เป็นภาพระดับสีเทา นำมาปรับขนาดเป็น 196x196 พิกเซล ระบบการสอนมีส่วนประกอบของภาพหน้าใบหน้า 100 ภาพ สำหรับข้อมูลการสอน การทดลองเป็นการพิจารณาการดึงเวกเตอร์คุณลักษณะเด่นโดยใช้วิธี Eigenface และข้อมูลทดสอบมีภาพหน้าใบหน้า 50 ภาพ สำหรับวิธีการหาอัตราความถูกต้อง ในเอกสารนี้ใช้สมการตามข้างล่าง

$$Accuracy(\%) = \left(\frac{In - Out}{Total} \right) \times 100 \quad (14)$$

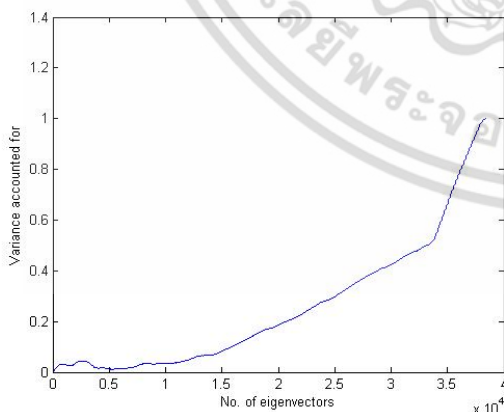
ในตารางที่ 1 อธิบายผลการทดลองโดยการเปรียบเทียบวิธีที่นำมาเสนอกับวิธี LDA, ICA และแบบเรขาคณิต (Geometry) และในทุกวิธีทำการเพิ่มสัญญาณรบกวนในภาพ ซึ่งสัญญาณรบกวนเราใช้แบบ Salt and pepper noise ไล่เป็น 20% ของภาพทั้งหมด รูปที่ 6 แสดงจุดที่ใกล้เคียงกันของ ไอเกนเฟส ซึ่งหาได้จากค่าที่มีนัยสำคัญของแต่ละไอเกนเฟสระหว่างฐาน ข้อมูลกับภาพทดสอบที่ 1 โดยเวกเตอร์ที่มีนัยสำคัญมาก ค่าลักษณะเฉพาะก็จะมากเช่นกัน ค่าความแปรปรวนทางคณิตศาสตร์ถูกใช้แสดงการกระจายตัวของข้อมูลที่เกิดขึ้น ในเอกสารนี้เราเลือกค่านัยสำคัญของแต่ละภาพเพียง 1 ค่า ซึ่งแกนแนวนอนหมายถึงจำนวนของ ไอเกนเฟสของฐานข้อมูลและแนวแกนตั้งหมายถึงค่าของแต่ละตัวของ ไอเกนเฟส และรูปที่ 7 แสดงจำนวนของ ไอเกนเฟสของฐานข้อมูล ซึ่งแกนแนวนอนหมายถึงจำนวนของ ไอเกนเฟสของฐานข้อมูลและแนวแกนตั้งหมายถึงค่าความแปรปรวน

ตารางที่ 1 ผลการทดลอง

Method	Accuracy
LDA เพิ่ม Noise	94.81%
LDA ไม่เพิ่ม Noise	95.80%
ICA เพิ่ม Noise	91.50%
ICA ไม่เพิ่ม Noise	94.66%
Geometry-based methods เพิ่ม Noise	82.73%
Geometry-based methods ไม่เพิ่ม Noise	89.41%
Proposed เพิ่ม Noise	98.85%
Proposed ไม่เพิ่ม Noise	100%



รูปที่ 6 แสดงจุดที่ใกล้เคียงกันระหว่างฐานข้อมูลกับภาพทดสอบที่ 1



รูปที่ 7 แสดงจำนวนของ ไอเกนเฟสของฐานข้อมูล

5. สรุป

การรู้จำหน้าใบหน้าเป็นงานที่ไม่ง่ายต่อการจดจำรูปแบบ งานวิจัยนี้มีการนำเสนอวิธีการรู้จำใบหน้า โดยการแยกบริเวณใบหน้าโดยใช้สีผิวและดึงเวกเตอร์คุณลักษณะ

เด่นโดยใช้ ไอเกนเฟสและตัดสินใจโดยใช้วิธี Euclidean Distance การค้นคว้าในอนาคต ในงานวิจัยนี้ต้องการค้นคว้าการดึงคุณลักษณะเด่นของภาพใบหน้าให้มีความคล้ายคลึงกับเนื้อหาสาระของภาพใบหน้าให้มากที่สุด

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] K. Masakul and S. Tungsatityangkul, "Biometrics," <http://www.spu.ac.th/~bmetric/index.htm>.
- [2] E. Bagherian and R. W. O. K. Rahmat, "Facial feature extraction for face recognition: a review," International Symposium, Vol. 2, pp. 1-9, 2008.
- [3] T. Kanade, "Computer Recognition of Human faces," Basel and Stuttgart: Birkhauser, 1997.
- [4] A. Yuille, D. Cohen, and P. Hallinan, "Facial feature extraction from faces using deformable templates," Proc. IEEE Computer Soc. Conf. On Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 104-109, 1989.
- [5] T.C. Chang, T.S. Huang, and C. Novak, "Facial feature extraction from colour images", Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition, Vol. 2, pp. 39-43, Oct, 1994.
- [6] Y. Tian, T. Kanade, and J.F. Cohn, "Evaluation of Gaborwavelet - based facial action unit recognition in image sequences of increasing complexity," Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 218 -223, May, 2002.
- [7] P. Viola and M.J. Jones, "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features," IEEE CVPR, 2001.
- [8] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, 1991.
- [9] D. Xu, S. Yan, L. Shang, M. Li, W. Ma and Z. Liu, "Parallel Image Matrix Compression for Face Recognition," IEEE International Multimedia Modelling Conference (MMM'05), pp. 1-7, 12 - 14 January, 2005.
- [10] D.P. Huttenlocher, G.A. Klanderman, and W.J. Rucklidge, "Comparing Images Using the Hausdorff Distance," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15, No. 9, pp. 850-863, Sept., 1993.
- [11] A.K. Jain, Fundamentals of Digital Image Processing, Prentice-Hall International, Inc. 1989.
- [12] A.K. Jain, "Advances in Mathematical Models for Image Processing," Proceedings IEEE69, No. 5, pp. 502-528, May, 1981.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้