การเปรียบเทียบเทคนิคเหมืองข้อมูลในการจำแนกใบหน้า
Comparison of Data Mining Techniques In Face Recognition

ชลิตา เจริญเนตร,[1] จารี ทองคำ,[2] สิทธิชัย บุษหมั่น[3]
Chalita Chareonnet,[1] Jaree Thongkam,[2] Sittichai Budsmun[3]
Received: 18 August 2014 ; Accepted: 26 December 2014

บทคัดย่อ
การพยากรณ์และจำแนกใบหน้าแบบอัตโนมัติเป็นงานวิจัยที่ท้าทาย มีนักวิจัยมากมายได้ใช้เทคนิคเหมืองข้อมูลที่จะระบุเพศจากใบหน้า ปัจจุบันเทคนิคเหมืองข้อมูลเข้ามามีบทบาทในการจำแนกเช่น Support Vector Machine (SVM), Multilayer Perceptron (MLP), Naïve bay,K-Nearest Neighbor (K-NN) และ Decision Trees งานวิจัยนี้ได้นำเทคนิคเหมืองข้อมูลที่นิยมมาใช้ในการจำแนกใบหน้าของคนจำนวน 15 คน แต่ละคนมี 10 อิริยาบถที่แตกต่างกันออกไป จากฐานข้อมูลใบหน้าของ Yale Center for Computational Vision and Control โดยใช้ 10-fold Cross Validation โดยใช้ค่าความถูกต้อง ค่าเรียกคืน และค่าเอฟเมเซอในการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของแต่ละเทคนิคในการจำแนกใบหน้า จากการทดลองพบว่าเทคนิค MLP มีความถูกต้องของการจำแนกดีกว่าการจำแนกด้วย Support Vector Machine, Naïve bay, K-Nearest Neighbor และ Decision Trees

คำสำคัญ: ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน การรู้จำใบหน้า การจำแนก การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก ค่าคุณลักษณะเด่น

Abstract
Forecasting and automatic face recognition research is challenging. Several researchers have used data mining techniques to identify the gender from their faces. Thus, data mining techniques including Support Vector Machine (SVM), MultiLayer Perception (MLP), Naïve bay, K-Nearest Neighbor (K-NN) and Decision Trees, have played a greater role in classification problems and face recognition. In this paper, those data mining techniques are employed to recognize 15 people's face from different angles from Yale Center for Computational Vision. Control 10-fold cross validation, precision, recall and F-measure were utilized to evaluate the performance and effectiveness of SVM, MLP, Naïve bay, K-NN and Decision Trees. The experimental results showed that MLP is superior to SVM, Naïve bay, K-NN and Decision Trees.

Keywords : Support vector machine, Face recognition, classification, Principal Component Analysis, The Features

บทนำ
การรู้จำใบหน้ามีการศึกษาและพัฒนามาอย่างต่อเนื่อง ซึ่งการรู้จำใบหน้านั้นเป็นเรื่องที่ยากและท้าทายในการสร้างระบบคอมพิวเตอร์ให้มีความสามารถด้านการมองเห็นให้คล้ายหรือเทียบเท่ากับความสามารถของมนุษย์มากที่สุดและมีความสามารถในการจดจำและระบุตัวตนซึ่งกันและกันได้อย่างถูกต้องแม่นยำ แต่ในทางคอมพิวเตอร์นั้นเป็นสิ่งที่ยากและมีข้อจำกัดหลายอย่างไม่ว่าจะเป็นเรื่องของแสงสีผิวลักษณะท่าทางการแสดงออกทางใบหน้าการเปลี่ยนแปลงของใบหน้าตามกาลเวลารวมทั้งขนาดของข้อมูลที่ป้อนเข้าสู่คอมพิวเตอร์ที่มี

[1] *นิสิตปริญญาโท, [2]ผู้ช่วยศาสตราจารย์,[3] รองศาสตราจารย์, คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม อำเภอกันทรวิชัย จังหวัดมหาสารคาม 44150,*

[1] *Graduate students, [2]Assistant Professor, [3]Prof.,Faculty of Informatics Mahasarakham University, Kantharawichai District, Maha Sarakham, 44150, Thailand.*

[*] *Corresponding author; Sittichai Budsmun, Faculty of Science and Technology, Rajabhat Mahasarakham University, Maung District, MahaSarakham, 44000 Thailand.*

จำนวนมหาศาลและการคำนวณที่ซับซ้อนเหล่านี้ล้วนแล้วแต่เป็นสิ่งที่ท้าทายสำหรับการสร้างระบบมองเห็นในคอมพิวเตอร์ ในกระบวนการรู้จำใบหน้าแบ่งเป็นกระบวนการทำงานหลักๆ อยู่สองขั้นตอนคือขั้นตอนการหาคุณลักษณะเด่นของภาพต้นแบบไว้และขั้นตอนการหาวัดความคล้ายของข้อมูลต้นแบบและข้อมูลทดสอบ[1,2]

ในปัจจุบันได้มีนักวิจัยมากมายพยายามพัฒนาเทคนิควิธีในการรู้จำใบหน้า และใช้ขั้นตอนวิธีการจำแนกด้วยวิธีการต่างๆ เช่นในงานวิจัยของปรินทรและพิสิฐ รู้จำยี่ห้อและทะเบียนรถยนต์ โดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน(SVM)[3] ยังมีการนำโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ไปใช้กับเทคโนโลยีไบโอเมตริกส์เพื่อใช้ในการยืนยันตัวตน[4] งานวิจัยของมณีรัตน์ ที่ใช้ขั้นตอนวิธี Naïve Bay ในการจำแนกภาพยานพาหนะ[5]

การค้นหาเทคนิคเหมืองข้อมูลเพื่อสร้างโมเดลการวิเคราะห์โรคอัตโนมัติ โดยนิเวศ จิระวิชิตชัย เพื่อค้นหาเทคนิคด้านเหมืองข้อมูล เพื่อสร้างโมเดลการวิเคราะห์โรคอัตโนมัติทดสอบประสิทธิภาพในการจำแนก[6] งานวิจัยของ นรุตม์ บุตรพลอย การประยุกต์ Soft Computing และ k-Nearest Neighbor เพื่อใช้ประมาณค่าสูญหายของข้อมูล เป็นการหาสมาชิกที่มีความใกล้ชิดกับข้อมูลที่สูญหายมา k ตัว เพื่อมาประมาณค่า[7]

ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอการจำแนกข้อมูลด้วยขั้นตอนวิธีSupport Vector Machine (SVM), Artificial Neural Network , Naïve Bay, K-Nearest Neighbor และ Decision treesโดยในงานวิจัยนี้จะใช้การทดสอบความถูกต้องของโมเดลจำแนกข้อมูลแบบ K-fold Cross Validation ที่ค่อนข้างได้ผลดีในแง่ของความถูกต้องเพราะจะทำให้จำนวนของข้อมูลทั้งหมด ได้ผ่านขั้นตอนการจำแนก[8]

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

1. Support Vector Machine(SVM)

Support Vector Machine (SVM[9] คือ เทคนิคที่ใช้การสร้างสมการเส้นตรงเพื่อแบ่งเขตข้อมูล 2 กลุ่มออกจากกันโดย SVM พยายามสร้างเส้นแบ่งตรงกึ่งกลางระหว่างกลุ่มให้มีระยะห่างระหว่างขอบเขตของทั้งสองกลุ่มให้มากที่สุด SVM ใช้ฟังก์ชันแม็ปสำหรับย้ายข้อมูลจาก Input Space ไปยัง Feature Space และสร้างฟังก์ชันวัดความคล้ายที่เรียกว่า (Kernel Function) สามารถแสดงได้ดัง Figure 1

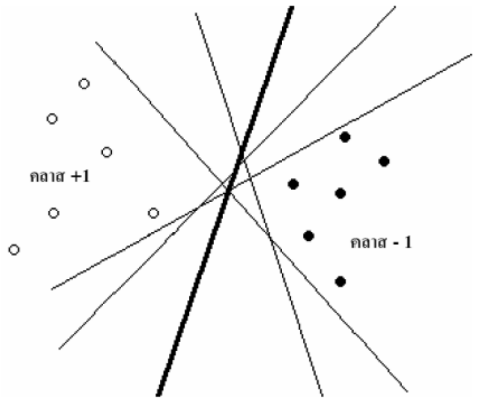


Figure 1 The concept of support vector Machine [9]

2. Multilayer Perceptron (MLP)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP[10] คือ เทคนิคที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียม โดยสร้างโครงสร้างเป็นแบบหลายๆชั้น ใช้สำหรับงานที่มีความซับซ้อนได้ผลเป็นอย่างดี โดยมีกระบวนการฝึกฝนเป็นแบบมีผู้สอน (Supervise) และใช้ขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับ (Back propagation) สำหรับการฝึกฝนกระบวนการส่งค่าย้อนกลับ ประกอบด้วย 2 ส่วนย่อย คือ การส่งผ่านไปข้างหน้า (Forward Pass) การส่งผ่านย้อนกลับ (Backward Pass) สำหรับการส่งผ่านไปข้างหน้า ข้อมูลจะผ่านเข้าโครงข่ายประสาทเทียมที่ชั้นข้อมูลเข้า และจะส่งผ่าน จากอีกชั้นหนึ่งไปสู่อีกชั้นหนึ่งจนกระทั่งถึงชั้นข้อมูลออก ส่วนการส่งผ่านย้อนกลับค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อจะถูกปรับเปลี่ยนให้สอดคล้องกับกฎการแก้ข้อผิดพลาด (Error-Correction) คือผลต่างของผลตอบที่แท้จริง (Actual Response) กับผลตอบเป้าหมาย (Target Response) เกิดเป็นสัญญาณผิดพลาด (Error Signal) ซึ่งสัญญาณผิดพลาดนี้จะถูกส่งย้อนกลับเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมในทิศทางตรงกันข้ามกับการเชื่อมต่อ และค่าน้ำหนักของการเชื่อมต่อจะถูกปรับจนกระทั่งผลตอบที่แท้จริงเข้าใกล้ผลตอบเป้าหมาย[11,12] สามารถแสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ได้ดัง Figure 2

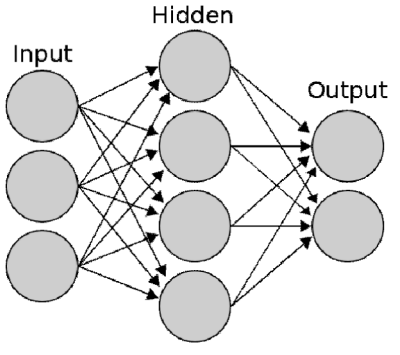


Figure 2 The architecture of Multilayer Perceptron[12]

3. Naive bay

Naive bay[13] คือ เทคนิควิธีการจำแนกที่ได้รับความนิยมและถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายในงานจำแนกหมวดหมู่เอกสาร เนื่องจากความเรียบง่ายของขั้นตอนวิธีและให้ประสิทธิภาพการจำแนกที่ดี Naive bay เป็นขั้นตอนวิธีที่มีพื้นฐานมาจากทฤษฎีเบย์ส (Bayes' Theorem) ซึ่งอาศัยหลักความน่าจะเป็นในการทำนายผลลัพธ์ โดยการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเพื่อใช้ในการสร้างเงื่อนไขความน่าจะเป็นสำหรับแต่ละความสัมพันธ์

4. K-Nearest Neighbor (K-NN)

K-Nearest Neighbor (K-NN)[14] คือเทคนิคที่มีการจำแนกประเภทข้อมูลโดยขึ้นกับข้อมูลที่มีคุณสมบัติใกล้เคียงที่สุด K ตัวจากข้อมูลบนชุดข้อมูลตัวอย่างทำงานโดยขึ้นกับระยะทางน้อยสุดจากสมาชิกใหม่ หรือข้อมูลที่ป้อนถาม(Input Query Instance) กับข้อมูลตัวอย่างฝึกฝนจะคำนวณหาเพื่อนบ้านที่ ใกล้ที่สุดK ตัว หลังจากนั้นเราจะรวบรวมสมาชิกที่ใกล้เคียงที่สุด K ตัวแล้วเลือกคลาสที่ สมาชิกส่วนใหญ่ที่ ในกลุ่มK ดังกล่าวสังกัดอยู่มากที่สุดให้กับสมาชิกใหม่ ข้อมูลการจำแนกโดยใช้ข้อมูลข้างเคียงK ตัว ประกอบด้วยแอททริบิวต์หลายตัวแปร X_i ซึ่งจะนำมาใช้ในการแบ่งกลุ่ม Y_i โดยระบุค่าตัวเลขจำนวนเต็มบวกให้กับ K ซึ่งค่านี้จะเป็นตัวบอกจำนวนของกรณี (case) ที่จะต้องค้นหาในการทำนายกรณีใหม่ อัลกอริทึมแบบ K-NN ได้แก่

1-NN, 2-NN , 3-NN , … K-NN

5. Decision trees

Decision trees[15] คือ เทคนิคที่ใช้ในการจำแนกโดยการทำงานของกระบวนการ ที่มีเงื่อนไขการตัดสินใจแสดงอยู่ในรูปของโหนด (Nodes) เชื่อมต่อกับเงื่อนไขการตัดสินใจอีกเงื่อนไขหนึ่งด้วยเส้นตรง โดยเส้นทางการตัดสินใจในแต่ละเงื่อนไขจะสิ้นสุดลงที่กิจกรรมวิธีนี้เป็นการใช้ผังต้นไม้ในการเขียนอธิบายการประมวลผลโดยจำลองกิ่งก้านสาขาของต้นไม้เป็นหลักโดยแตกจากรากทางซ้ายมือ แตกเป็นกิ่งอยู่ทางขวามือ แตกกิ่งไปเรื่อย ๆ จนครบเงื่อนไขทั้งหมดและกิ่งสุดท้ายของทุกกิ่งคือกิจกรรมที่ต้องกระทำ เมื่อเป็นตามเงื่อนไขนั้น สามารถแสดงได้ดัง Figure 3

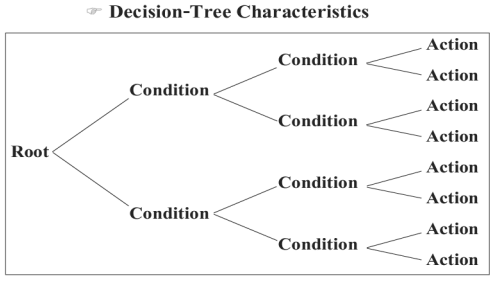


Figure 3 The concept of Decision trees[15]

วิธีดำเนินการวิจัย

วิธีในการดำเนินการวิจัยการวัดประสิทธิภาพขั้นตอนวิธีการจำแนก โดยใช้วิธีการดึงลักษณะเด่นของภาพใบหน้าทั้งภาพมาทำการจำแนกโดยนำภาพส่วนที่เป็นใบหน้าไปแปลงเป็นภาพระดับสีเทา จากนั้นจึงแบ่งภาพออกเป็นขนาด 2x2 หรือ 4 ส่วน แล้วนำแต่ละส่วนไปหาค่าคุณลักษณะเด่นของภาพด้วยวิธีวิเคราะห์องค์ประกอบหลักจากนั้นจึงทำการจำแนกข้อมูลและวัดประสิทธิภาพผลการทดลองที่ได้ สามารถแสดงได้ดัง Figure 4

Figure 4 Research procedures

เตรียมข้อมูลในการประมวลผล

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองกับฐานข้อมูลใบหน้า Yale สร้างโดย Yale Center for Computational Vision and Control ประกอบไปด้วยภาพใบหน้าจำนวน 150 ภาพ ของบุคคลจำนวน 15 คน คนละ 10 ภาพ มีการแสดงออกทางใบหน้าหลากหลาย ได้แก่ ภาพที่ลืมตา หลับตา มีรายละเอียดของใบหน้าใส่แว่น ไม่ใส่แว่น ภาพที่มีแสงเข้าจากทางด้านขวาของภาพ ทุกภาพเป็นภาพสี และภาพที่นำเข้ามาทำการทดลองจะเลือกเอาเฉพาะส่วนที่เป็นใบหน้าเท่านั้น

แปลงภาพใบหน้าจากภาพสีไปเป็นภาพระดับเทา

แยกระดับสีแต่ละพิกเซลออกจากกันในรูปแบบสี RGB จากนั้นนำค่าสี RGB มาเข้าสู่สมการเพื่อคำนวณหาค่าสีเทา และนำค่าที่ได้ไปแทนที่จุดพิกเซลเดิม สามารถคำนวณได้ในดังสมการที่ 3 และผลที่ได้จะแสดงดัง Figure 5

$$G' = 0.3R + 0.59G + 0.11B \quad (3)$$

จะได้ผลลัพธ์ดังภาพ[16,17]

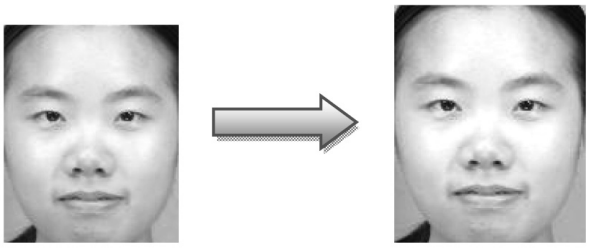


Figure 5 RGb to Gray scale

การแบ่งพื้นที่ของภาพใบหน้า

วิธีการแบ่งพื้นที่ภาพใบหน้าเพื่อหาค่าคุณลักษณะเด่นในการรู้จำ โดยจะแบ่งพื้นที่ภาพใบหน้าออกเป็นขนาด 2x2 สามารถแสดงได้ดัง Figure 6

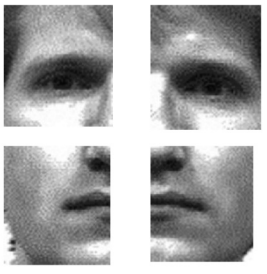


Figure 6 The partitioned facial images

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis)

วิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA)[18] เป็นวิธีที่ใช้ทฤษฎีใบหน้าไอเกน มาใช้แทนข้อมูลเวกเตอร์ภาพใบหน้าด้วยไอเกนเวกเตอร์ (Eigenvector) และได้มีการวิจัยในเรื่องการรู้จำโดยใช้วิธีวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก ในการหาค่าคุณลักษณะเด่นของใบหน้าที่ต้องการรู้จำและวิธีวิเคราะห์องค์ประกอบหลักยังให้ผลการทดลองที่มีประสิทธิภาพดี วิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักมีขั้นตอนการทำงานคือ[19,20]

1. ทำการแปลงโครงสร้างเมตริกซ์ ข้อมูลไปเป็นเวกเตอร์ 1 แถว

2. คำนวณหาไอเกนเวกเตอร์ที่สอดคล้องกันกับค่าไอเกน

3. นำไปคำนวณหาคุณลักษณะเด่นของภาพเพื่อนำไปทำการรู้จำและแปลงเมตริกซ์ภาพ ขนาด 1 แถว โดยการนำแต่ละแถวของเมตริกซ์ภาพมาเรียงต่อกันเป็นเวกเตอร์ขนาด1xD,D=N^2จะได้ชุดข้อมูลฝึกสอนดังนี้

โดยที่ $\vec{x}$ คือ เมตริกซ์ภาพขนาด 1 มิติ

$$\vec{m} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\vec{x_i} \quad (4)$$

นำข้อมูลไปคำนวณหาค่าความแปรปรวนร่วมของข้อมูล เมตริกซ์โควาเรียนซ์
(Covariance Matrix) จากสมการ

$$C = AA^T = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\vec{x_1} - \vec{m}\right)\left(\vec{x_1} - \vec{m}\right)^T \quad (5)$$

โดยที่ $\vec{m}$ คือ ค่าเฉลี่ยของภาพ
N คือ จำนวนภาพ
i คือ ภาพที่
C คือ เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม

$\vec{x}$ ที่ได้มาจากภาพที่ i ลบด้วยค่าเฉลี่ยของภาพ $\overrightarrow{X_i} = \vec{x_i} - \vec{m}$ และนำค่า C ไปคำนวณหาไอเกนเวกเตอร์ที่สอดคล้องกับค่าไอเกน ดังสมการ

$$C_u = \lambda_u \quad (6)$$

โดยที่ λ_u คือ ไอเกนเวกเตอร์ที่สอดคล้องกับค่าไอเกน

เรียงลำดับไอเกนเวกเตอร์ที่สอดคล้องกับค่าไอเกนจากมากไปน้อย แล้วคัดเอาเฉพาะค่าที่ไม่เท่ากับศูนย์ $U_{PCA} = [u_1, u_2, u_3, \ldots, u_{N-1}]$ แล้วทำการสกัดเอาลักษณะเด่นของภาพ เพื่อนำไปใช้ในการรู้จำจากสมการ

$$Y_k = U_d^T\left(\vec{x_k} - \vec{x}\right); k = 1, 2, \ldots, N \quad (7)$$

โดยที่ Y_k คือ ลักษณะเด่นภาพที่ k
d คือ ค่ามิติที่เลือกระหว่าง 1 ถึง N-1 และ K คือ จำนวนภาพ Nภาพ
U คือ ไอเกนเวกเตอร์ที่ไม่เท่ากับศูนย์

ตัวอย่างค่าคุณลักษณะเด่นของภาพจะสามารถแสดงได้ดัง Figure 7

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
299823	312289.3	322220.5	333178.9	342657.1	350221	358728	363085.8	372316.1	378022.3	376996.9	381371.1	380218.1
231328.7	233743.3	224109.5	229036.4	228326.6	224827.2	233386.1	227817.7	236133.4	231266.1	234998.5	237366.5	242404.1
192797.4	184517.8	188580.2	185500	190045.3	187360.4	191367.8	192115	193676.8	192591.2	196545.8	199548.4	206036.4
92903.53	95594.7	92056.13	93219.01	90382.54	95083.69	92839.4	98015.19	88387.1	105934.6	94332.18	111483.5	103324.5
169513.2	173826.2	170577.3	170947.9	176689	176613.2	174768.5	178610.9	175596.6	184141	185977.8	189637.3	195297.7
223262.5	226318.7	220482.9	223464.9	225057.4	232632.5	228099.7	238067.1	237238.7	240214.1	238334.6	243576.1	240080.5
229375.7	219541.6	203473.7	208481.8	231215.9	230731.5	240749.4	242889.8	251595.4	252371.6	271382.3	264015.8	276338.2
216103.6	213703.8	214353.6	214460.6	214349	218443.6	222057.4	221532.3	226396.4	228186	232311.2	233897.6	235341.5
323509.1	318525.1	320354.2	321313.9	320535	325883.8	326444.1	328555.8	332756.6	333319.9	335819.3	337496.6	335690.9
12664.7	8296.57	8766.301	12103.64	14238.45	13621.12	14386.45	16090.9	15580.3	14196.23	14062.9	11880.53	12717.78
202209.8	191218.9	194636.5	184017.3	191386.4	182351.7	184420.9	170513.3	175511.2	172354	182068.3	159951.6	160002.7
293671.4	296707.1	305150.5	304363.2	308857.9	313750.9	313841.8	318764.9	309242	314576	317819.5	310861.3	303537.3
220015.3	-98080.9	-118010	-125196	-119807	-133622	-105722	-68863	-45840.7	-10212.4	16818.7	21316.06	62389.13

Figure 7 The features of the principal component analysis

การวัดประสิทธิภาพ

การทดสอบประสิทธิภาพของระบบเพื่อวัดความถูกต้องและแม่นยำในการค้นหา ด้วยค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าเรียกคืน (Recall) และวัดประสิทธิภาพโดยรวมด้วยค่า F-Measure เป็นผลการเฉลี่ยของค่าความแม่นยำ และค่าเรียกคืน ซึ่งมีสูตรต่างๆ ดังนี้[21]

ค่าความแม่นยำ

$$\text{Precision (P)} = \frac{A}{A+B}\text{x}100 \quad (8)$$

ค่าเรียกคืน

$$\text{Recall (R)} = \frac{\text{A}}{A+C}\text{x}100 \quad (9)$$

ค่า F-Measure

$$\text{F-Measure} = \frac{2PR}{P+R}\text{x}100 \quad (10)$$

เมื่อ A = จำนวนข้อมูลที่ได้จากการสืบค้นและตรงตามความต้องการ

B = จำนวนข้อมูลที่ต้องตามความต้องการในฐานข้อมูลแต่ไม่ได้ค้นคืนมา

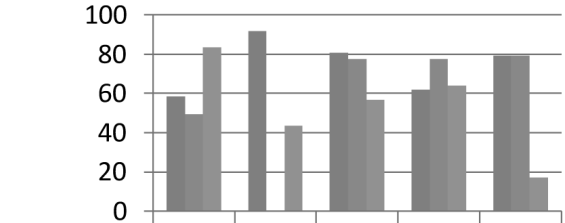
C = จำนวนข้อมูลที่ได้จากการสืบค้นแต่ไม่ตรงตามความต้องการ

ผลการทดลอง

การทำการทดลองครั้งนี้ได้ผู้วิจัยได้นำเอา Weka ซึ่งเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพเป็นที่นิยม และมีความหลากหลายในการทดลอง จะต้องทำการสุ่มเลือกข้อมูลชุดสอนและข้อมูลชุดทดสอบ แบบสุ่มความเที่ยงตรง 10-fold Cross Validation ในการค้นหาใบหน้าที่มีความเหมือนและใกล้เคียงกันโดยใช้ฐานข้อมูลภาพใบหน้าจำนวนทั้งหมด 150 ภาพ จากบุคคล 15 คน ทดลองนำข้อมูลภาพใบหน้าทั้งหมดจำแนกด้วยเทคนิค Support Vector Machine (SVM), Multilayer Perceptron (MLP), Naïve bay,K-Nearest Neighbor (K-NN) และ Decision Trees การทดลองที่สองการแบ่งข้อมูลออกเป็นขนาด 2x2 และจำแนกด้วยเทคนิค Support Vector Machine (SVM), Multilayer Perceptron (MLP), Naïve bay,,K-Nearest Neighbor (K-NN) และDecision Trees และการทดลองที่สามแบ่งภาพออกเป็นขนาด 2x2 แล้วนำไปหาค่าคุณลักษณะเด่นด้วยวิธีวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) จากนั้นจึงจำแนกด้วยเทคนิค Support Vector Machine (SVM), Multilayer Perceptron (MLP), Naïve bay,,K-Nearest Neighbor (K-NN) และ Decision Trees

การเปรียบเทียบค่าความแม่นยำของแบบจำลอง

ค่าความแม่นยำ (precision) เป็นค่าที่แสดงถึงความถูกต้องของการจำแนกใบหน้าจากใบหน้าที่อยู่ในกลุ่มเดียวกัน ในการทดลองนี้ได้ใช้ค่าความแม่นยำในการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง จากข้อมูลที่ไม่มีการแบ่งภาพ ข้อมูลที่มีการแบ่งภาพออกเป็นขนาด 2x2 และภาพที่ถูกแบ่งเป็นขนาน 2x2 แล้วจึงทำการหาค่าคุณลักษณะเด่นด้วยวิธี PCA จากการสร้างแบบจำลองเพื่อการพยากรณ์ด้วยเทคนิค Support Vector Machine (SVM), Multilayer Perceptron (MLP),Niave Bay,K-Nearest Neighbor (K-NN) และ Decision Trees ผลการทดลองสามารถแสดงได้ดัง Figure 8



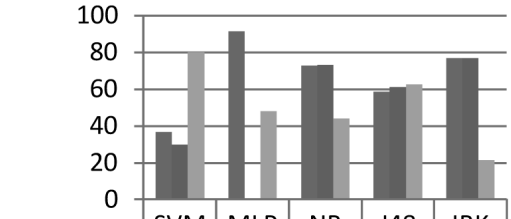
	SVM	MLP	NB	J48	IBK
Raw	58.4	91.4	80.5	61.9	79.2
2x2Raw	39.8	N/A	69.8	77.5	79.2
2x2+PCA	46.8	N/A	80.5	64.1	16.9

Figure 8 Precision of models

Figure 8 แสดงผลการวัดประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลอง ซึ่งการจำแนกด้วยเทคนิค MLP ของข้อมูลดิบมีค่า F-measure ดีกว่าเทคนิคอื่นๆ รองลงมาคือการจำแนกด้วยเทคนิค SVM ของข้อมูลที่แบ่งภาพออกเป็น 2x2 หรือ 4 ส่วน และนำไปหาค่าลักษณะเด่นของภาพ และเทคนิควิธีที่ให้ผลการจำแนกต่ำที่สุดคือ IBK ของข้อมูลที่แบ่งภาพออกเป็น 2x2 หรือ 4 ส่วน และนำไปหาค่าลักษณะเด่นของภาพ โดยผลการจำแนกของเทคนิค MLP ที่ใช้ข้อมูลการแบ่งภาพเป็น 2x2 ส่วน และไม่หาคุณลักษณะเด่นของภาพนั้นไม่สามารถแสดงผลได้เนื่องจากมีขนาดของมิติมากเกินไป

การเปรียบเทียบค่าเรียกคืนของแบบจำลอง

ค่าเรียกคืน (Recall) เป็นเป็นค่าที่แสดงถึงความถูกต้องของการจำแนกใบหน้าจากใบหน้าทั้งหมด ในการทดลองนี้ได้ใช้ค่าเรียกคืนในการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง ด้วยข้อมูลที่ไม่มีการแบ่งภาพ ข้อมูลที่มีการแบ่งภาพออกเป็นขนาด 2x2 และภาพที่ถูกแบ่งเป็นขนาน 2x2 และมีการหาค่าคุณลักษณะเด่นด้วยวิธี PCA จากการสร้างแบบจำลองเพื่อการพยากรณ์ด้วยเทคนิค Support Vector Machine (SVM), Multilayer Perceptron (MLP),Niave Bay,K-Nearest Neighbor (K-NN) และDecision Trees ผลการทดลองสามารถแสดงได้ดัง Figure 9



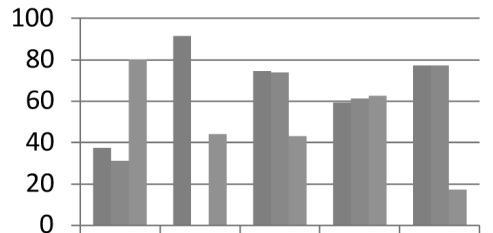
	SVM	MLP	NB	J48	IBK
Raw	36.7	91.3	72.7	58.7	76.7
2x2Raw	22	N/A	66	61.3	76.7
2x2_PCA	39.8	N/A	66.7	62.7	21.3

Figure 9 Recall of models

Figure 9 แสดงผลการวัดประสิทธิภาพความถูกต้องของแบบจำลอง ซึ่งการจำแนกด้วยเทคนิค MLP ของข้อมูลดิบมีค่า F-measure ดีกว่าเทคนิคอื่นๆ รองลงมาคือการจำแนกด้วยเทคนิค SVM ของข้อมูลที่แบ่งภาพออกเป็น 2x2 หรือ 4 ส่วน และนำไปหาค่าลักษณะเด่นของภาพ และเทคนิควิธีที่ให้ผลการจำแนกต่ำที่สุดคือ IBK ของข้อมูลที่แบ่งภาพออกเป็น 2x2 หรือ 4 ส่วน และนำไปหาค่าลักษณะเด่นของภาพ โดยผลการจำแนกของเทคนิค MLP ที่ใช้ข้อมูลการแบ่งภาพเป็น 2x2 ส่วน และไม่หาคุณลักษณะเด่นของภาพนั้น ไม่สามารถแสดงผลได้เนื่องจากมีขนาดของมิติมากเกินไป

การเปรียบเทียบค่า F-measure ของแบบจำลอง

ค่า F-measure เป็นการวัดประสิทธิภาพโดยรวมของแบบจำลอง ด้วยข้อมูลที่ไม่มีการแบ่งภาพ ข้อมูลที่มีการแบ่งภาพออกเป็นขนาด 2x2 และภาพที่ถูกแบ่งเป็นขนาน 2x2 และมีการหาค่าคุณลักษณะเด่นด้วยวิธี PCA จากการสร้างแบบจำลองเพื่อการพยากรณ์ด้วยเทคนิค Support Vector Machine (SVM), Multilayer Perceptron (MLP),Niave Bay,K-Nearest Neighbor (K-NN) และDecision Trees ผลการทดลองสามารถแสดงได้ดัง Figure 10



	SVM	MLP	NB	J48	IBK
Raw	37.5	91.4	74.7	59.2	77.1
2x2Raw	22.9	N/A	67	61.3	77.2
2x2+PCA	39.8	N/A	69.3	62.6	17.2

Figure 10 F-measure of models

Figure 10 แสดงผลการวัดประสิทธิภาพโดยรวมของแบบจำลอง ซึ่งการจำแนกด้วยเทคนิค MLP ของข้อมูลดิบมีค่า F-measure ดีกว่าเทคนิคอื่นๆ รองลงมาคือการจำแนกด้วยเทคนิค SVM ของข้อมูลที่แบ่งภาพออกเป็น 2x2 หรือ 4 ส่วน และนำไปหาค่าลักษณะเด่นของภาพ และเทคนิควิธีที่ให้ผลการจำแนกต่ำที่สุดคือ IBK ของข้อมูลที่แบ่งภาพออกเป็น 2x2 หรือ 4 ส่วน และนำไปหาค่าลักษณะเด่นของภาพ โดยผลการจำแนกของเทคนิค MLP ที่ใช้ข้อมูลการแบ่งภาพเป็น 2x2 ส่วน และไม่หาคุณลักษณะเด่นของภาพนั้น ไม่สามารถแสดงผลได้เนื่องจากมีขนาดของมิติมากเกินไป

สรุป และอภิปรายผล

จากการนำเทคนิคในเหมืองข้อมูลรวมถึง การวัดประสิทธิภาพการจำแนกโดยใช้เทคนิค SVM, MLP,Niave Bay,K-NN และDecision Trees เพื่อใช้ในการรู้จำใบหน้า ของภาพใบหน้าที่ไม่มีการแบ่งภาพออกเป็นขนาด 2x2 หรือ 4 ส่วน และข้อมูลที่มีการแบ่งภาพออกเป็นขนาด 2x2 ส่วน และข้อมูลที่มีการแบ่งภาพออกเป็นขนาด 2x2 ส่วน แล้วนำไปหาค่าคุณลักษณะเด่นด้วยวิธีวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) จากนั้นจึงวัดประสิทธิภาพของเทคนิควิธีการจำแนกต่างๆ โดยเทคนิควิธี MLP สามารถสร้างโมเดลที่มีประสิทธิภาพในการทำนายมากที่สุด ซึ่งให้ผลของค่าความแม่นยำ (Precision) เท่ากับ 91.4% ผลของค่าเรียกคืน (Recall) เท่ากับ 91.3% และผลของค่า F-measure เท่ากับ 91.4% จากข้อมูลดิบที่ไม่จำเป็นจะต้องมีการแบ่งภาพและหาค่าคุณลักษณะเด่นของภาพ[22] ที่ทำการเปรียบการจำแนกข้อมูลด้วย MLP และ SVM ผลการทดลองปรากฏว่า MLP ให้ผลการทำนายดีกว่า SVM

เอกสารอ้างอิง

[1] Poon Bruce AMA, Hong Y. PCA Based Face Recognition And Testing Criteria. Proceedings of the Eighth International Conference on Machine Learning and Cybernetics,Baoding; 12-15 July 2009; Baoding. IEEE; 2945 - 2949.

[2] สิทธิโชค มุกดาสกลภุบาล. การวัดประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีตัวจำแนก C4.5, ADTreeและ Naïve Bayes ในการจำแนกข้อมูลการซุกซ่อนสิ่งเสพย์ติดสำหรับไปรษณย์ระหว่างประเทศ 18 มิถุนายน 2551; เกษตรศาสตร์. มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์; 34-48.

[3] ปรินทร ไชยคำจันทร์, ทิสิฐ วัตะโส. ระบบรู้จำยี่ห้อและทะเบียนรถยนต์แบบอัตโนมัติโดยแสดงผลลัพธ์ทางเสียง. ขอนแก่น. 1-6.

[4] ศุภกานต์ พิมลธเรศ. เทคโนโลยีไบโอเมตริกบนโครงข่ายประสาทเทียม. มกราคม-มีนาคม 2553; มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย กรุงเทพมหานคร. 90-103.

[5] มณีรัตน์ บุญวงษ์. ระบบรู้จำภาพยานพาหนะ. กรุงเทพมหานคร: มหาวิทยาลัยศิลปากร; 2553.

[6] นรุตม์ บุตรพลอย. การประยุกต์ Soft Computing และ k-Nearest Neighbor เพื่อใช้ประมาณค่าสูญหายของข้อมูล. NTIC 2010; มหาวิทยาลัยราชภัฏกำแพงเพชร. 25-29.

[7] นิเวศ จิระวิชิตชัย. การค้นหาเทคนิคเหมืองข้อมูลเพื่อสร้างโมเดลการวิเคราะห์โรคอัตโนมัติ มหาวิทยาลัยราชภัฏสวนสุนันทา. มหาวิทยาลัยราชภัฏสวนสุนันทา; 131.

[8] Tomesh Verma R. PCA-LDA Based Face Recognition System & Results Comparison By Various Classification Techniques. 2010.

[9] C. Manop VK, S. Chunwiphat. SVM-Based Stator Fault Diagnosis for Induction Motors using DQ0 Voltage Components. International Journal of Innovative Computing, Information and Control, September 2010 2010; 64539-4553.

[10] Rosenblatt Fx. Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms. Spartan Books. Washington DC 1984:245-248.

[11] ราตรี จันทนะทรัพย์, นิดาพรรณ สุรีรัตนันท์. การรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์ไทยโดยใช้เทคนิคเฮาดอรฟดิสแทนซ์. 2005; 281-286.

[12] จิราพร สุดใหญ่. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการคัดเลือกคุณลักษณะข้อมูลสำหรับปัญหาการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบเอ็กซ์ทรีม. NCSEC 2010 17-19 พย. 2553; เทคโนโลยีราชมงคลอีสานวิทยาเขตสุรินทร์. 6.

[13] Hand DJ, Yu K. Idiot's Bayes — not so stupid after all? International Statistical Review 69 (3) 2001; 69[ISSN 0306-7734]: 385-398.

[14] Altman NS. An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression. The American Statistician 46 (3) 1992; 175–185.

[15] Quinlan JR. Simplifying decision trees. International Journal of Man-Machine Studies 27 (3) 1987; 221.

[16] Fuhua SHANG HW NM. Peak Depth Correction of Logging Curves Based on Hausdorff Distance. International Conference on Advanced Computer Theor and Engineering(CTE) 2010; 2010; 111-115.

[17] Yuankui HaZ W. A similarity measure based on Hausdorf distance for human face recognition. Proceedings - 18th Interational Conference on Patter Recognition; 2006; 2006; 1131-1134.

[18] Jackson JE. A User's Guide to Principal Components Wiley Series in Probability and Statistics: 1 DEC 2004:575.

[19] EAaD H. PCA and LDA based Neural Networks for Human Face Recognition. In: Face Recognitin Book I----, ed. 2007:558.

[20] Jian Yang DZ J-yY. Median LDA: A Robust Feature Extraction Method for Face Recognition. International Conference on Systems, Man, and Cybernetics; Taipei, Taiwan. 4208-4213.

[21] รุจิรา ธรรมสมบัติ, ทองพูล หีบไธสง. ระบบสนับสนุนการตัดสินใจเพื่อช่วยค้นหาโรงแรมในอำเภอหัวหิน โดยใช้ตารางการตัดสินใจ. The 5th National Conference on Computing and Information Technology; 887-892.

[22] ภรัณยา อำมฤครัตน์, ดร.พยุง มีสัจ. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการลดมิติข้อมูลและจำแนกข้อมูลโดยวิธีการทางเครือขายประสาทเทียม การประชุมทางวิชาการเสนอผลงานวิจัยระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 11. 2010:58-65.