

การตรวจจับผู้ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์จากภาพถ่าย โดยเทคนิคการรู้จำสีแก้มและความกว้างขนาดดวงตา

Photo Detection of Alcohol Drinking by Recognizing Cheek Color and Eye Width Techniques

พิศาล บุญมาวาสนาสง* และสุนันธา สดสี

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

แขวงวงศ์สว่าง เขตบางซื่อ กรุงเทพมหานคร 10800

Pisan Boonmawasnasong* and Sunantha Sodsee

Faculty of Information Technology, King Mongkut's University of Technology North Bangkok,
Wongsawang, Bangsue, Bangkok 10800

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอกระบวนการตรวจจับผู้ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์จากภาพถ่ายโดยเทคนิคการรู้จำสีแก้มและความกว้างของขนาดดวงตา ด้วยวิธี neural network แบบแพร่กระจายย้อนกลับ งานวิจัยฉบับนี้ใช้เทคนิค Haar-like feature ในการค้นหาใบหน้าบุคคลจากภาพถ่าย และใช้เทคนิค region of interest ในการระบุพื้นที่แก้ม เพื่อรู้จำสีของแก้ม และท้ายที่สุดเทคนิค circle hough transform ถูกใช้ในการหาความกว้างของขนาดดวงตา ในงานวิจัยฉบับนี้ภาพถ่ายที่นำมาใช้ในการทดสอบได้จากกลุ่มตัวอย่างบุคคลเพศชายและหญิงที่ดื่มและไม่ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์จำนวน 100 ภาพ แบ่งเป็นภาพเพื่อสร้างโมเดลการรู้จำ (training data) และภาพเพื่อทดสอบ (test data) จากการทดสอบการตรวจจับภาพถ่ายผู้ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ ระหว่าง support vector machine (SVM), decision tree (C4.5), K-nearest neighbor (KNN), Naïve Bayes, Ada-boost cascade, Bayesian, template matching และ neural network แบบเชิงเส้น/เพอร์เซ็ปตรอน และแบบแพร่กระจายย้อนกลับ แสดงให้เห็นว่า neural network แบบแพร่กระจายย้อนกลับ ให้ผลลัพธ์ค่าความถูกต้อง (accuracy) สูงที่สุดเท่ากับร้อยละ 98

คำสำคัญ : ภาพถ่ายผู้ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์; การตรวจจับภาพใบหน้า; การรู้จำสีแก้ม; การตรวจจับความกว้างของขนาดดวงตา; neural network แบบแพร่กระจายย้อนกลับ

Abstract

The research on “Photo detection of alcohol drinking by recognizing cheek color and eye width techniques” is aimed to detect the alcohol drinking by concerning the portrait of people. It utilizes the

effective classifier, which is the backpropagation neural network with the combination of cheek color recognition and eye width techniques to classify the photos of alcohol drinker. Herein, the Haar-like feature technique is applied for recognizing the face from photos. From the given face area, the region of interest technique is used to identify the cheek area and its color, and the width of the eye is detected by the circle hough transform technique. For testing the proposed work, realistic samples of 100 photos from alcohol and non-alcohol drinkers are used. The given photos are divided to training and test photos. The existing classifiers, such as support vector machine (SVM), decision tree (C4.5), K-nearest neighbor (KNN), Naïve Bayes, Ada-boost cascade, Bayesian, template matching and neural networks, are applied to group the photos into alcohol and non-alcohol drinkers. The results showed that the backpropagation neural network presented the highest accuracy of 98 %.

Keywords: photo of alcohol drinker; face detection; cheeks color recognition; eye width detection; back propagation neural network

1. บทนำ

แอลกอฮอล์เป็นเครื่องดื่มที่ส่งผลต่อระบบประสาทส่วนกลาง ซึ่งผู้ดื่มจะเสียการทรงตัว พูดไม่ชัด และที่รุนแรง คือ หมดสติ สิ่งเหล่านี้ไม่เพียงแต่มีผลเสียต่อสุขภาพของผู้ดื่มเองแล้ว ยังมีผลกระทบต่อสังคมส่วนรวม เฉพาะอย่างยิ่งปัญหาเกี่ยวกับอุบัติเหตุที่เกิดจากผู้ดื่มแอลกอฮอล์แล้วขับซิริลยนต์หรือจักรยานยนต์ ซึ่งเป็นสาเหตุสำคัญของการเกิดอุบัติเหตุ จากการเก็บข้อมูลของศูนย์อำนวยการป้องกันและลดอุบัติเหตุทางถนน ช่วง 7 ปี ล่าสุด คือ พ.ศ. 2553-2559 พบว่าในช่วงเทศกาลจะมีการเกิดอุบัติเหตุสูงสุด โดยในช่วงเทศกาลสงกรานต์ (7 วันอันตราย) ในปี พ.ศ. 2556 มีสถิติสูงถึง 3,977 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 40.66 [1] ของการเกิดอุบัติเหตุทั้งหมด และอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นในช่วงเทศกาลปีใหม่ (7 วันอันตราย) ในปี พ.ศ. 2554 มีสถิติสูงถึง 4,395 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 41.97 [2] ของการเกิดอุบัติเหตุทั้งหมด โดยสาเหตุหลักมาจากการดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ แล้วขณะขับรถยนต์หรือรถจักรยานยนต์ ซึ่งหลายหน่วยงานหาทางป้องกัน เช่น มูลนิธิเมาไม่ขับได้ผลักดันให้บังคับใช้กฎหมายการ

ตรวจวัดระดับแอลกอฮอล์จากเลือด ที่เกิน 50 มิลลิกรัมเปอร์เซ็นต์ ถือว่าบุคคลดังกล่าวเป็นบุคคลที่ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ [3] หรือหน่วยงาน สำนักงานกองทุนสนับสนุนการส่งเสริมสุขภาพ (สสส.) [4] ซึ่งได้รณรงค์และประชาสัมพันธ์อย่างต่อเนื่อง

การตรวจจับผู้ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์จากภาพถ่ายใบหน้าสามารถเป็นกระบวนการหนึ่งในการลดอุบัติเหตุ เมื่อกรณีผู้ขับซิริลยนต์หรือจักรยานยนต์หลีกเลี่ยงการวัดระดับแอลกอฮอล์ในเลือดจากการกำหนดของกฎหมาย งานวิจัยของ Koukiou และ Anasassopoulos [6] และงานวิจัยของ Takahashi และคณะ [5] นำเสนอการตรวจจับผู้ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์จากภาพถ่ายใบหน้าด้วยกล้องปกติและกล้องอินฟราเรด ซึ่งแสดงให้เห็นว่าภาพถ่ายใบหน้าสามารถนำมาระบุการดื่มแอลกอฮอล์ของบุคคลได้อย่างมีนัยสำคัญ จากงานวิจัยดังกล่าวผู้วิจัยมีวัตถุประสงค์ในการเพิ่มประสิทธิภาพการตรวจจับผู้ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์จากภาพถ่ายใบหน้าด้วยกล้องปกติ โดยพิจารณาร่วมกันระหว่างการรู้จำสีแก้มและความกว้างขนาดดวงตาจากภาพถ่าย ร่วมกับการทำงานของตัว

จำแนก (classifier) และเปรียบเทียบความถูกต้องในการตรวจจับผู้ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์จากภาพถ่ายระหว่างตัวจำแนกที่มีอยู่ในปัจจุบัน

2. กระบวนการวิจัย

2.1 ตัวจำแนก (classifier)

ตัวจำแนก (classifier) นำมาใช้ในการตรวจจับหรือจดจำข้อมูลภาพอย่างมีประสิทธิภาพ โดย

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นศึกษาตัวจำแนกหลายประเภท ได้แก่ (1) support vector machine ซึ่งมีความสามารถในการจัดหมวดหมู่ และการทำนาย (regression) บนการเรียนรู้จากสถิติของข้อมูล (2) C4.5 ตัวจำแนกในรูปแบบต้นไม้ตัดสินใจที่ได้รับความนิยมอย่างกว้างขวาง และ (3) K-nearest neighbor algorithm จะจำแนกข้อมูลโดยพิจารณาจากข้อมูลเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด K ตัว (ตารางที่ 1 และ 2)

ตารางที่ 1 การทบทวนวรรณกรรมของงานวิจัยที่ใช้ตัวจำแนกในการจับกลุ่มข้อมูลภาพ

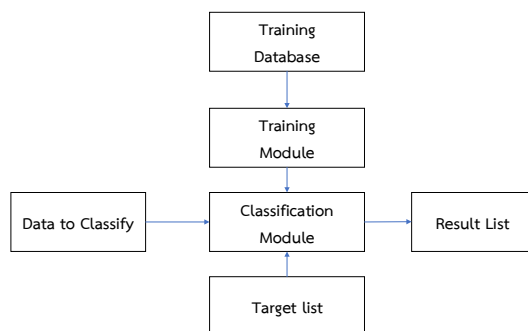
งานวิจัย	ปี	ตัวจำแนก	ผลการวิจัย
Experiments on detection of drinking from face images using neural networks [5]	2015	- Decision tree (c45) - Neural network	ผลการเปรียบเทียบการจำแนกการตรวจสอบสถานะของการดื่มสุราและขับรถโดยใช้กล้อง เพื่อหาค่าความถูกต้อง พบว่า neural network มีค่าความถูกต้องที่ 77.3 % ซึ่งเป็นวิธีการที่ดีที่สุด
Face locations suitable drunk persons identification [6]	2013	- Neural network	การจำแนกการระบุตัวตนในการตรวจสอบคนเมา โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมบนภาพอินฟราเรดของใบหน้า ซึ่งใบหน้ามีความโดดเด่นเมื่อเปรียบเทียบกับส่วนอื่นของร่างกาย ที่จะนำเสนอการเปลี่ยนแปลงอย่างมีนัยสำคัญต่อการดื่มสุรา
การประยุกต์ใช้เบย์เซียนและการประมวลผลภาพสำหรับการคัดแยกมะม่วง [7]	2559	- Bayesian - Support vector machine	เปรียบเทียบการจำแนกภาพถ่ายมะม่วงตามลักษณะความสุก/ดิบ ด้วยวิธีการคัดแยกเชิงคุณลักษณะ จากการคัดแยกภาพสี RGB และความเข้มข้นของค่าสีร่วมกับการวิเคราะห์ค่าทางสถิติจากภาพผลมะม่วงจำนวน 100 ภาพ โดย Bayesian ให้ผลลัพธ์ความถูกต้อง 88 % และ support vector machine ให้ผลลัพธ์ความถูกต้อง 83 %
A face detection method used for color images [8]	2015	- Support vector machine - Decision tree (c45) - Naive Bayes	เปรียบเทียบการตรวจจับภาพใบหน้าด้วยการใช้ภาพสี โดยการทดสอบภาพใบหน้าเดี่ยวและภาพหลายใบหน้า ซึ่งงานวิจัยนี้ได้ใช้ YCbCr ในการแบ่งส่วนพื้นที่สีผิว จำนวน 200 ภาพใบหน้า พบว่าการตรวจสอบด้วยวิธี support vector machine มีความแม่นยำสูงที่สุดและจัดภาพใบหน้าเดี่ยวจะมีความถูกต้องสูง 87.9 %
การปรับปรุงอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการจำแนกข้อมูลภาพใบโอเมตริกซ์ [9]	2014	- Support vector machine	การจำแนกข้อมูลภาพใบโอเมตริกซ์ ในการลดเวลาในการจำแนกข้อมูล ทั้งหมด 3 โมเดล ได้แก่ SVM-linear, SVM-poly และ Bio-SVM พบว่าการใช้เทคนิคการลดมิติข้อมูลด้วยการวิเคราะห์จำแนกซึ่งเทคนิคนี้เหมาะสมกับข้อมูลใบโอเมตริกซ์ ด้วยการใช้อัตราประกอบเพียง 1 % ของขนาดข้อมูลก็เพียงพอสำหรับการจำแนกความถูกต้อง

ตารางที่ 2 ตัวอย่างตัวจำแนกในการตรวจจับหรือจดจำข้อมูลภาพ

งานวิจัย	ปี	กระบวนการ	ผลการวิจัย
การควบคุมการทำงานของสมาร์ตโฟนด้วยเทคนิคการตรวจจับดวงตาบนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์สำหรับผู้พิการทางแขน [10]	2015	- Haar-like feature detection - Region of interest	การพัฒนาอัลกอริทึมในการควบคุมเคอร์เซอร์บนอุปกรณ์สมาร์ตโฟน ด้วยเทคนิคการตรวจจับตำแหน่งและการเคลื่อนที่ของดวงตา เพื่อช่วยเหลือผู้พิการหรือผู้ป่วยที่มีความบกพร่องในการใช้แขน มือ และนิ้วมือ โดยการวิจัยได้นำทฤษฎีการประมวลผลภาพดิจิทัล ได้แก่ ตัวจำแนกของฮาร์ และการหาบริเวณที่สนใจ ร่วมกับไลบรารี OpenCV เพื่อหาตำแหน่งการเคลื่อนที่ของดวงตา ในการควบคุมทิศทางของการเคลื่อนที่ของเคอร์เซอร์ โดยการใช้ดวงตาในการควบคุมทิศทางของการเคลื่อนที่ของเคอร์เซอร์ด้วยอุปกรณ์ไมโครคอนโทรลเลอร์ โดยในการทดลองได้ค่าความถูกต้องอยู่ที่ 78 %
การพัฒนาการตรวจสอบจอแสดงผล LED ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ภาพอินทรีกัล [11]	2015	- Haar-like feature - AdaBoost - Cascade classifiers	การพัฒนาเกี่ยวกับระบบตรวจสอบภาพการแสดงผลหน้าจอ LED ของเครื่องเสียงรถยนต์ ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและใช้การประมวลผลภาพ ด้วยการใช้ Haar-like feature ซึ่งยึดหลักการเรียนรู้แบบ AdaBoost และวิธีการแยกภาพแบบ cascade ซึ่งจะช่วยให้บริเวณพื้นหลังของภาพถูกตัดออกไปอย่างรวดเร็ว เพื่อช่วยให้ค้นหาจุดสนใจได้รวดเร็วยิ่งขึ้น ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองจากภาพในสถานะแวดล้อมจริง โดยใช้ภาพแสดงผลหน้าจอ LED ของเครื่องเสียงรถยนต์ ทั้งหมด 6 รุ่น แต่ละรุ่นมีจุดสนใจ 7 จุด แต่ละจุดจะตรวจสอบซ้ำ 10 ครั้ง พบว่าระบบตรวจสอบภาพได้ถูกต้องทั้งสิ้น 401 ภาพ จาก 420 ภาพ คิดเป็น 95.48 %
การประเมินขนาดของผลล้าในข้อด้วยเทคนิคการประมวลผลด้วยภาพ [12]	2557	- Canny edge detection - Circular hough transform	การพัฒนากระบวนการคัดแยกกลายแบบข้อโดยใช้เทคนิคการประมวลผลภาพด้วยกล้องแบบ charge coupled device (CCD) โดยการวิเคราะห์เริ่มจากการแปลงภาพสีแบบ HSV เพื่อทำการแยกส่วนประกอบในภาพ ได้แก่ กิ่ง ก้าน และ ใบ ออกไปเพื่อให้เลือกแต่ผลล้าและแปลงภาพในโหมดสีเทา (gray scale) และใช้วิธีการ canny edge detection เพื่อตรวจสอบและค้นหาส่วนประกอบของภาพที่มีลักษณะเป็นวงกลมที่ใกล้เคียงกับรูปร่างของผลล้าในขั้นตอนถัดไป คือ การใช้ circular hough transform เพื่อค้นหาลักษณะวงกลมในภาพเพื่อใช้เป็นตัวแทนของผลล้าในการประเมินขนาดและการระบุตำแหน่งของผลล้าแต่ละผลในข้อ โดยการพัฒนาระบบดังกล่าวสามารถตรวจสอบความถูกต้องได้ 79 %
ตัวควบคุมผู้ใช้สำหรับการรู้จำใบหน้า [13]	2013	- Haar-like feature	การพัฒนาตัวควบคุมผู้ใช้สำหรับการรู้จำใบหน้า เพื่อนำไปใช้ในการพัฒนารักษาความปลอดภัย โดยตัวควบคุมดังกล่าวมีฟังก์ชันในการตรวจจับใบหน้า face detection ด้วยเทคนิค Haar-like feature โดยอาศัยเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักหรือ principle component analysis ซึ่งการทำงานของเทคนิคดังกล่าว มี 2 ขั้นตอนหลัก คือ ส่วนของการเรียนรู้ training phase และส่วนของการนำไปใช้งาน working phase ซึ่งผลการทดลองพบว่ามีประสิทธิภาพในการรู้จำมีความถูกต้องโดยเฉลี่ยเท่ากับ 86 %

2.2 การตรวจจับใบหน้าและองค์ประกอบ (face and object detection) [14,15]

กระบวนการตรวจจับใบหน้าและองค์ประกอบจากภาพถ่ายสามารถทำได้โดยอาศัยหลักการการหารูปร่างทรงเรขาคณิตในภาพใบหน้า เช่น กระบวนการ Haar-like feature จะใช้ลักษณะตัวกรองตามพื้นฐานของวิธี Haar wavelet จะมีลักษณะเป็นสี่เหลี่ยม ภาพจะถูกกรองด้วยตัวกรองที่มีขนาดแตกต่างกันตามรูปร่างของใบหน้า ร่วมกับกระบวนการ region of interest (ROI) จะตีกรอบล้อมรอบบริเวณที่คาดว่าจะจะเป็นบริเวณที่สนใจ เพื่อนำภาพเฉพาะส่วนดังกล่าวมาใช้ในการประมวลผล และกระบวนการค้นหาพื้นที่วงกลมในภาพ สามารถทำได้ด้วยวิธี circle hough transform เช่นเดียวกับการหาองค์ประกอบในภาพรูปทรงอื่น ๆ



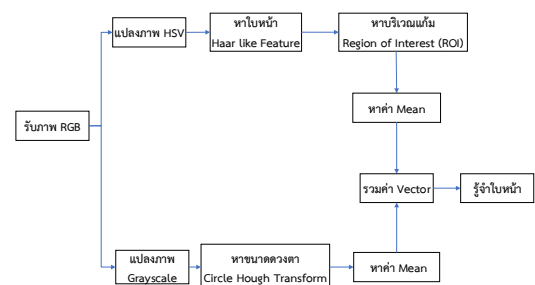
รูปที่ 1 กรอบแนวคิดของงานวิจัย

2.3 กระบวนการการตรวจจับผู้ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์จากภาพถ่ายโดยเทคนิคการรู้จำสีแก้มและความกว้างของขนาดดวงตา [10-13]

แนวคิดหลักของงานวิจัยนี้ คือ การจำแนกภาพถ่ายใบหน้าบุคคลที่ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ และภาพถ่ายใบหน้าบุคคลที่ไม่ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์จากการใช้ 2 คุณลักษณะเด่น คือ การใช้สีของแก้มและขนาดของดวงตาร่วมกับตัวจำแนก เพื่อให้ได้

ประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลภาพสูงสุด โดยกรอบแนวคิดของงานวิจัยนี้แสดงดังรูปที่ 1 ประกอบด้วย 3 กระบวนการหลัก คือ (1) การเรียนรู้เพื่อสร้างโมเดลการจำแนกจากข้อมูลเรียนรู้ (2) การจำแนกข้อมูลทดสอบ และ (3) การแสดงผลการจำแนก ทั้งนี้ความถูกต้องของการจำแนกข้อมูลทดสอบขึ้นอยู่กับประสิทธิภาพของโมเดลการจำแนกที่ถูกสร้างขึ้น ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงนำหลักการการรู้จำสีแก้มและความกว้างของขนาดดวงตาจากภาพถ่ายประยุกต์ในโมเดลการจำแนก

กระบวนการตรวจจับผู้ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์จากภาพถ่าย โดยเทคนิคการรู้จำสีแก้มและความกว้างขนาดดวงตาร่วมกับตัวจำแนก แสดงดังรูปที่ 2 โดยแบ่งเป็น (1) การตรวจจับใบหน้าจากภาพถ่ายด้วยวิธี Haar-like feature (2) การตรวจจับขนาดดวงตาโดยวิธี circle hough transform และ (3) การตรวจจับสีแก้มโดยวิธี region of interest (ROI) โดยกระบวนการ 1-3 จะนำมาสร้างเป็นตัวแทนภาพถ่ายเพื่อเข้าสู่ขั้นตอนที่ (4) การจำแนกข้อมูลภาพ ซึ่งจะแสดงผลลัพธ์ออกมาเป็น 2 กลุ่ม คือ บุคคลที่ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ และบุคคลที่ไม่ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์



รูปที่ 2 กระบวนการตรวจจับผู้ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์จากภาพถ่ายโดยเทคนิคการรู้จำสีแก้มและความกว้างขนาดดวงตา

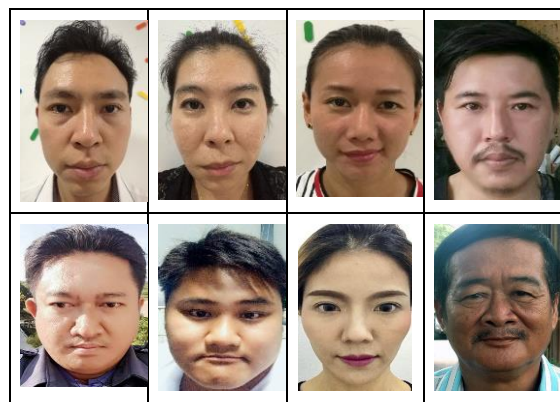
3. ผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ทดสอบความสามารถในการจำแนกภาพถ่ายใบหน้าผู้สวมเครื่องตี้มแอลกอฮอล์ และภาพถ่ายใบหน้าผู้ไม่สวมเครื่องตี้มแอลกอฮอล์ ซึ่งภาพถ่ายใบหน้าต้องเป็นบุคคลเชื้อชาติไทย เป็นภาพถ่ายหน้าตรง ไม่สวมหมวกหรือใส่แว่นตา สามารถมองเห็นใบหน้าชัดเจน ภาพถ่ายไม่เบลอ คุณภาพแสงปกติ และไม่ผ่านการแต่งหน้า โดยเก็บข้อมูลจริงจากภาพถ่ายใบหน้ากลุ่มตัวอย่างเพศชายและหญิง จำนวน 50 คน โดยแบ่งเป็นภาพถ่ายใบหน้าผู้สวมเครื่องตี้ม

แอลกอฮอล์ จำนวน 50 ภาพ และภาพถ่ายใบหน้าผู้ไม่สวมเครื่องตี้มแอลกอฮอล์ จำนวน 50 ภาพ (รูปที่ 3 และ 4) เพื่อแสดงประสิทธิภาพของงานวิจัยที่นำเสนอ การทดสอบจึงแบ่งเป็น 3 ด้าน ดังนี้ (1) ประสิทธิภาพการตรวจจับองค์ประกอบภาพ (2) การจำแนกภาพถ่ายบุคคลที่สวมเครื่องตี้มและไม่สวมเครื่องตี้มแอลกอฮอล์โดยตัวจำแนก 8 รูปแบบ และ (3) การจำแนกภาพถ่ายบุคคลที่สวมเครื่องตี้มและไม่สวมเครื่องตี้มแอลกอฮอล์โดย neural network รูปแบบต่าง ๆ



รูปที่ 3 ตัวอย่างภาพถ่ายใบหน้าบุคคลเพศชายและหญิงที่สวมเครื่องตี้มแอลกอฮอล์



รูปที่ 4 ตัวอย่างภาพถ่ายใบหน้าบุคคลเพศชายและหญิงที่ไม่สวมเครื่องตี้มแอลกอฮอล์

3.1 การตรวจจับองค์ประกอบภาพ

3.1.1 การตรวจจับดวงตาด้วยเทคนิค circle hough transform เพื่อตรวจจับดวงตาในลักษณะต่าง ๆ ของภาพถ่ายบุคคลทั้งหมด 100 ภาพ โดยแบ่งเป็นภาพถ่ายใบหน้าผู้สวมเครื่องตี้มแอลกอฮอล์ และภาพถ่ายใบหน้าผู้ไม่สวมเครื่องตี้มแอลกอฮอล์ พบว่าเทคนิค circle hough transform สามารถตรวจจับดวงตาได้อย่างถูกต้องร้อยละ 97

3.1.2 การตรวจจับใบหน้าด้วยเทคนิค Haar-like feature เพื่อตรวจจับใบหน้าในลักษณะต่าง ๆ ของภาพถ่ายบุคคลทั้งหมด 100 ภาพ โดย

แบ่งเป็นภาพถ่ายใบหน้าผู้สวมเครื่องตี้มแอลกอฮอล์ และภาพถ่ายใบหน้าผู้ไม่สวมเครื่องตี้มแอลกอฮอล์ พบว่าเทคนิค Haar-like feature สามารถตรวจจับใบหน้าจากภาพถ่ายได้อย่างถูกต้องร้อยละ 98

3.1.3 การตรวจจับแก้มในภาพถ่ายใบหน้าด้วยเทคนิค region of interest เพื่อตรวจจับแก้มในลักษณะต่าง ๆ ของภาพถ่ายบุคคลทั้งหมด 100 ภาพ โดยแบ่งเป็นภาพถ่ายใบหน้าผู้สวมเครื่องตี้มแอลกอฮอล์ และภาพถ่ายใบหน้าผู้ไม่สวมเครื่องตี้มแอลกอฮอล์ พบว่าเทคนิค region of interest สามารถตรวจจับแก้มจากภาพถ่ายได้อย่างถูกต้องร้อยละ 93

3.2 การทดสอบการจำแนกภาพถ่ายบุคคลที่ ดื่มเครื่องดื่มและไม่ดื่มแอลกอฮอล์

การทดสอบการจำแนกบุคคลที่ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ ผู้วิจัยถ่ายภาพบุคคล 50 คน ในช่วงเวลากลางวันจากสภาวะแวดล้อมจริง 100 ภาพ โดยแบ่งเป็นภาพใบหน้าบุคคลก่อนและหลังดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ เมื่อพิจารณาภาพบุคคลก่อนดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ พบว่าค่าเฉลี่ยสีบริเวณแก้มเท่ากับ 134.316 และขนาดดวงตาเฉลี่ยเท่ากับ 18.84 เมื่อพิจารณาภาพบุคคลหลังดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ พบว่าค่าเฉลี่ยสีบริเวณแก้มเท่ากับ 135.515 ซึ่งเพิ่มขึ้น 1.199 และขนาดดวงตาเฉลี่ยเท่ากับ 17.54 ซึ่งมีขนาดลดลง 1.3 จากการทดสอบนี้แสดงให้เห็นว่าภาพถ่ายบุคคลที่ดื่มแอลกอฮอล์จะมีค่าเฉลี่ยสีบริเวณแก้มสูง และขนาดดวงตาเฉลี่ยต่ำกว่าภาพถ่ายบุคคลที่ไม่ดื่มแอลกอฮอล์

เพื่อทดสอบประสิทธิภาพการจำแนก ผู้วิจัยได้ทดสอบความถูกต้องของตัวจำแนกที่เป็นที่นิยมประเภทต่าง ๆ กัน จำนวน 8 รูปแบบ ได้แก่ support vector machine, decision tree (C4.5), K-nearest neighbor, Naïve Bayes, Ada-boost cascade, Bayesian, template matching และ neural network ร่วมกับเทคนิคการรู้จำสีแก้มและการตรวจจับขนาดของดวงตา โดยแบ่งข้อมูลภาพถ่ายบุคคลเป็น training data และ test data ซึ่งประกอบด้วยภาพใบหน้าบุคคลก่อนและหลังดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ ผลการทดสอบแสดงดังตารางที่ 3

การทดสอบแสดงให้เห็นว่า neural network ร่วมกับเทคนิคการรู้จำสีแก้มและการตรวจจับขนาดของดวงตาให้ร้อยละความถูกต้องสูงที่สุด เท่ากับ 82.326 และ Bayesian ร่วมกับเทคนิคการรู้จำสีแก้มและการตรวจจับขนาดของดวงตาให้ร้อยละความถูกต้องต่ำที่สุดเท่ากับ 45.0992 จาก

ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่า neural network นำเสนอค่าความถูกต้องสูงที่สุดเนื่องจาก neural network อาศัยกระบวนการเรียนรู้ (learning) และค่าผิดพลาด (error) เพื่อพัฒนาผลลัพธ์ให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

ตารางที่ 3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกภาพถ่ายบุคคลที่ดื่มและไม่ดื่มแอลกอฮอล์ของตัวจำแนกต่าง ๆ

ตัวจำแนก	ร้อยละความถูกต้อง
Neural network	82.3260
Support vector machine	72.5490
K-nearest neighbor (K-NN)	56.8627
Template matching	49.0196
Naïve Bayes	47.0588
Decision tree (C4.5)	47.0588
Ada-boost cascade	47.0588
Bayesian	45.0992

3.3 การทดสอบการจำแนกภาพถ่ายบุคคลที่ ดื่มและไม่ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ด้วย neural network

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกภาพถ่ายบุคคลที่ดื่มและไม่ดื่มแอลกอฮอล์ของตัวจำแนกต่าง ๆ ร่วมกับการรู้จำสีแก้มและการตรวจจับขนาดของดวงตา พบว่า neural network แสดงผลลัพธ์ค่าความถูกต้องสูงที่สุด ในงานวิจัยฉบับนี้ ผู้วิจัยจึงทดสอบ neural network 3 รูปแบบ ได้แก่ แบบเชิงเส้น (linear filters neural network) แบบเพอร์เซ็ปตรอน (perceptron neural network) และแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (backpropagation neural network) และประเมินผลการทดสอบด้วย confusion matrix ดังนี้

ตารางที่ 4 การทดสอบการจำแนกด้วย neural network วิธีต่าง ๆ

วิธีการ	เชิงเส้น	เพอร์เซ็ปตรอน	แพร่กระจายย้อนกลับ
True Positive	42	48	49
False Positive	8	2	1
False Negative	1	4	1
True Negative	49	46	49

True Positive (TP) หมายถึง ค่าคลาสเป้าหมาย คือ YES และตัวแบบทำนาย YES

False Negative (FN) หมายถึง ค่าคลาสเป้าหมาย คือ YES แต่ตัวแบบทำนาย NO

True Negative (TN) หมายถึง ค่าคลาสเป้าหมาย คือ NO และตัวแบบทำนาย NO

False Positive (FP) หมายถึง ค่าคลาสเป้าหมาย คือ NO แต่ตัวแบบทำนาย YES

ผลการทดสอบแสดงดังตารางที่ 4 การทดสอบการจำแนกด้วย neural network วิธีต่าง ๆ

จากตารางที่ 4 แสดงให้เห็นว่า neural network แบบแพร่กระจายย้อนกลับร่วมกับเทคนิคการรู้จำสีแก้มและการตรวจจับขนาดของดวงตาสามารถตรวจจับภาพถ่ายบุคคลที่ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ได้สูงที่สุด จำนวน 49 ภาพ จากจำนวนทั้งหมด 50 ภาพ และสามารถตรวจจับภาพถ่ายบุคคลที่ไม่ดื่มแอลกอฮอล์ได้สูงถึง 49 ภาพ จากจำนวนทั้งหมด 50 ภาพ ในขณะที่ neural network แบบเชิงเส้นร่วมกับเทคนิคการรู้จำสีแก้มและการตรวจจับขนาดของดวงตาสามารถตรวจจับภาพถ่ายบุคคลที่ดื่มแอลกอฮอล์ได้ต่ำที่สุด จำนวน 42 ภาพ จากจำนวนทั้งหมด 50 ภาพ แต่สามารถตรวจจับภาพถ่ายบุคคลที่ไม่ดื่มแอลกอฮอล์ได้สูงถึง 49 ภาพ จากจำนวนทั้งหมด 50 ภาพ

เมื่อพิจารณาถึงร้อยละความถูกต้องในการจำแนกของ neural network ทั้ง 3 แบบ ผลการทดสอบแสดงดังตารางที่ 5 ร้อยละความถูกต้องในการจำแนกของ neural network ทั้ง 3 แบบ

ตารางที่ 5 ร้อยละความถูกต้องในการจำแนกของ neural network ทั้ง 3 แบบ

วิธีการ	Accuracy	True positive rate	False positive rate	Specificity/ Precision	Sensitivity/ Recall	F-Measure
แบบแพร่กระจายย้อนกลับ	98	98	98	2	2	98
แบบเพอร์เซ็ปตรอน	94	92.3077	96	4	7.6923	96
แบบเชิงเส้น	91	97.6744	86	14	2.3256	84

ตารางที่ 5 แสดงให้เห็นว่า neural network แบบแพร่กระจายย้อนกลับร่วมกับเทคนิคการรู้จำสีแก้มและการตรวจจับขนาดของดวงตา มีค่าร้อยละความถูกต้องในการจำแนกสูงที่สุด โดยมีค่า

accuracy = 98, true positive rate = 98, false positive rate = 98, specificity/precision = 2, sensitivity/recall = 2 และ F-measure = 98 ในขณะที่ neural network แบบเชิงเส้นร่วมกับ

เทคนิคการรู้จำสีแก้มและการตรวจจับขนาดของดวงตามีค่าร้อยละความถูกต้องในการจำแนกต่ำที่สุด โดยมีค่า $accuracy = 91$, $true\ positive\ rate = 97.6744$, $false\ psitive\ rate = 86$, $specificity/precision = 14$, $sensitivity/recall = 2.3256$ และ $F-measure = 84$ จากผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับค่าความผิดพลาด สามารถพัฒนาผลลัพธ์ให้มีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีอื่น

4. สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้นำเสนอการพัฒนาการตรวจจับผู้ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์จากภาพถ่ายใบหน้า โดยเทคนิคการรู้จำสีแก้มและความกว้างขนาดดวงตาร่วมกับตัวจำแนก ภาพถ่ายใบหน้าผู้ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์และภาพถ่ายใบหน้าผู้ไม่ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ โดยเก็บข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างเพศชายและหญิง จำนวน 50 คน แบ่งเป็นภาพถ่ายใบหน้าผู้ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ จำนวน 50 ภาพ และภาพถ่ายใบหน้าผู้ไม่ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ จำนวน 50 ภาพ

การตรวจจับองค์ประกอบของภาพ พบว่าการตรวจจับดวงตาด้วยเทคนิค circle hough transform เพื่อตรวจจับดวงตาในลักษณะต่าง ๆ ของภาพถ่าย ได้ค่าความถูกต้องร้อยละ 97 การตรวจจับใบหน้าด้วยเทคนิค Haar-like feature เพื่อตรวจจับใบหน้าจากภาพถ่ายได้ค่าความถูกต้องร้อยละ 98 และการตรวจจับแก้มด้วยเทคนิค region of interest ได้ค่าความถูกต้องร้อยละ 93

การทดสอบการจำแนกภาพถ่ายบุคคลที่ดื่มเครื่องดื่มและไม่ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ ด้วยการทดสอบความถูกต้องของตัวจำแนก จำนวน 8 รูปแบบ ได้แก่ support vector machine, decision tree (C4.5), K-nearest neighbor, Naïve Bayes, Ada-boost cascade, Bayesian, template matching

และ neural network ร่วมกับเทคนิคการรู้จำสีแก้มและการตรวจจับขนาดของดวงตา โดยแบ่งข้อมูลภาพถ่ายบุคคลเป็น training data และ test data ซึ่งประกอบด้วยภาพใบหน้าบุคคลก่อนและหลังดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ พบว่ารูปแบบ neural network ให้ค่าร้อยละความถูกต้องสูงที่สุด เท่ากับ 82.326 ในขณะที่ รูปแบบ Bayesian ให้ค่าร้อยละความถูกต้องต่ำที่สุด เท่ากับ 45.0992

งานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้ทดสอบ neural network 3 รูปแบบ ได้แก่ แบบเชิงเส้น (linear filters neural network) แบบเพอร์เซ็ปตรอน (perceptron neural network) และแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (back propagation neural network) จากการประเมินผลการทดสอบด้วย the confusion matrix พบว่าแบบแพร่กระจายย้อนกลับ ร่วมกับเทคนิคการรู้จำสีแก้มและการตรวจจับขนาดของดวงตา มีค่าร้อยละความถูกต้องในการจำแนก ได้ค่าความถูกต้องในการจำแนกสูงที่สุด โดยมีค่า $accuracy = 98$, $true\ positive\ rate = 98$, $false\ positive\ rate = 98$, $specificity/precision = 2$, $sensitivity/recall = 2$ และ $F-measure = 98$ ในขณะที่แบบเชิงเส้นร่วมกับเทคนิคการรู้จำสีแก้มและการตรวจจับขนาดของดวงตามีค่าร้อยละความถูกต้องในการจำแนกต่ำที่สุด โดยมีค่า $accuracy = 91$, $true\ positive\ rate = 97.6744$, $false\ positive\ rate = 86$, $specificity/precision = 14$, $sensitivity/recall = 2.3256$ และ $F-measure = 84$

สำหรับงานวิจัยในอนาคต ผลลัพธ์ของการจำแนกจะให้ความสำคัญต่อภาพถ่ายใบหน้าหลายรูปแบบ เช่น ทิศทางการเอียงของใบหน้า คุณภาพของแสง-เงาที่แตกต่างกัน การกำหนดระยะห่างในการถ่ายภาพ การถ่ายภาพใบหน้าบุคคลได้มากกว่าหนึ่งบุคคลในภาพเดียว รวมถึงความละเอียดของภาพถ่าย

ซึ่งปัจจัยเหล่านี้ส่งผลต่อความแม่นยำในกระบวนการวิจัย สำหรับการจับภาพใบหน้าด้วยโทรศัพท์มือถือ ควรสร้าง application เพื่อให้ง่ายแก่การจับภาพ และสามารถถ่ายภาพใบหน้าที่ตรงตามความต้องการ

5. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณผู้ร่วมการทดลองทุกท่าน สำหรับภาพถ่ายใบหน้าก่อนดื่มและหลังดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ ขอขอบคุณสำนักงานคณะกรรมการการอาชีวศึกษา และคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

6. รายการอ้างอิง

- [1] ศูนย์อำนวยการป้องกันและลดอุบัติเหตุทางถนน, สถิติอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นในช่วงเทศกาลสงกรานต์ (7 วันอันตราย) ระหว่าง พ.ศ. 2553-2559, แหล่งที่มา : <http://www.roadsafetythailand.com/main/index.php/data-statisticth/statongkranday>, 15 มกราคม 2560.
- [2] ศูนย์อำนวยการป้องกันและลดอุบัติเหตุทางถนน, สถิติอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นในช่วงเทศกาลสงกรานต์ (7 วันอันตราย) ระหว่าง พ.ศ. 2553-2559, แหล่งที่มา : <http://www.roadsafetythailand.com/main/index.php/data-statisticth/statanddatanewyearmenu>, 15 มกราคม 2560.
- [3] มุลนิธิมาไม่ขับ, กฎหมายว่าด้วยการตรวจวัดคนดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์จากเลือด ที่เกิน 50 มิลลิกรัมเปอร์เซ็นต์, แหล่งที่มา : <http://www.ddd.or.th/categories/view/3>, 10 ตุลาคม 2560.
- [4] สำนักงานกองทุนสนับสนุนการสร้างเสริมสุขภาพ, กิจกรรมโครงการด้านการลดละเลิกแอลกอฮอล์, แหล่งที่มา : <http://www.thaihealth.or.th/tag/ดื่มสุรา>, 10 ตุลาคม 2560.
- [5] Koukiou, G. and Anasassopoulos, V., 2013, Face locations suitable drunk persons identification, Afr. J. Biomet. Forensics 13: 165-168.
- [6] Takahashi, K., Hiramatsu, K. and Tetsuishi, M., 2015, Experiments on detection of drinking from face images using neural networks, Afr. J. Soft Comput. Machine 15: 97-101.
- [7] พิระพล คำพันธ์, อรณิข ปิแห่ และจิรารัตน์ เอี่ยมสอาด, 2559, การประยุกต์ใช้เบย์เซียนและการประมวลผลภาพสำหรับการคัดแยกกะมั่ว, ว.วิจัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรมและวิศวกรรม 1: 11-20.
- [8] Wang, W.C., 2015, A face detection method used for color images, Int. J. Signal Process 8: 257-266
- [9] รติพร จันทร์กลั่น, 2557, การปรับปรุงอัลกอริทึมซอฟต์แวร์คอมพิวเตอร์แมชชีนสำหรับการจำแนกข้อมูลภาพไปโอเมตริกซ์, วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี, นครราชสีมา, 103 น.
- [10] วริสรา สุรนันท์ และมหศักดิ์ เกตุฉ่ำ, 2558, การควบคุมการทำงานของสมาร์ทโฟนด้วยเทคนิคการตรวจจับดวงตาบนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์สำหรับผู้พิการทางแขน, น. 181-186, การประชุมแห่งชาติด้านเทคโนโลยีสารสนเทศและคอมพิวเตอร์ ครั้งที่ 11.
- [11] อรรณพ สาขะจันทร์ และจักรี ศรีนนท์ฉัตร, 2558, การพัฒนาการตรวจสอบจอแสดงผล LED ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ภาพอินทรีกัล, น. 168-173, การประชุมแห่งชาติด้านเทคโนโลยีสารสนเทศและคอมพิวเตอร์ครั้งที่ 11.

- [12] ชวโรจน์ ใจสิน, 2557, การประเมินขนาดของผล
ลำไยสดในช่อด้วยเทคนิคการประมวลผลด้วย
ภาพ, วิทยานิพนธ์ปริญญาเอก, มหาวิทยาลัย
เกษตรศาสตร์, กรุงเทพฯ, 132 น.
- [13] วศิษฐ์ จันสด และศรายุทธ รัตนตรัย, 2013, ตัว
ควบคุมผู้ใช้สำหรับการรู้จำใบหน้า, น. 697-704,
การประชุมวิชาการเทคโนโลยีสารสนเทศและ
คอมพิวเตอร์แห่งชาติ ครั้งที่ 9.
- [14] mns-smartpro, ระบบวิเคราะห์ใบหน้า, แหล่ง
ที่มา : [http://www.mnsmartpro.com/Blog/
ระบบวิเคราะห์ใบหน้า-blog.aspx](http://www.mnsmartpro.com/Blog/ระบบวิเคราะห์ใบหน้า-blog.aspx), 10 ตุลาคม
2560.
- [15] Social Profiles, ระบบวิเคราะห์ใบหน้า, แหล่ง
ที่มา : [http://kokzard.blogspot.com/2012/
04/ face- recognition- algorithm. html](http://kokzard.blogspot.com/2012/04/face-recognition-algorithm.html), 10
ตุลาคม 2560.