

การเลือกส่วนประกอบบนใบหน้าการตูนแบบอัตโนมัติโดยใช้มุมมองมนุษย์

Automatic Face Composition selection using perception based

จตุรงค์ มไหสวริยะ^{1*}, ผศ. ดร. ธนาสัย สุคนธ์พันธุ์²

Jaturong Mahaisavariya^{1*}, Tanasai Sucontphunt²

คณะสถิติประยุกต์ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์

118 ถ.เสรีไทย เขตบางกะปิ กรุงเทพฯ 10240

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้เป็นการนำเสนอระบบการเลือกรูปร่างของส่วนประกอบบนใบหน้าการตูนที่เหมาะสม เพื่อสร้างใบหน้าการตูนจากรูปถ่ายเพียงรูปเดียวที่ไม่ต้องพึ่งการตัดสินใจของมนุษย์ ซึ่งระบบนี้ใช้ข้อมูลที่ได้จากการเรียนรู้ของผู้เชี่ยวชาญในการเลือกส่วนประกอบบนใบหน้าของการตูนที่เหมาะสม โดยงานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองเพื่อหาตัวจำแนกกลุ่มที่เหมาะสมเพื่อเสนอผลสรุปการเปรียบเทียบระหว่างตัวจำแนกกลุ่มกับผลการสำรวจเพื่อหาผู้ที่ให้ผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำมากที่สุด โดยได้ผลสรุปของตัวจำแนกที่ดีที่สุดของแต่ละส่วนประกอบดังนี้ การเลือกรูปร่างคิ้ว วิธี CentroidVectorLength ให้ผลลัพธ์ดีที่สุด การเลือกรูปร่างตา CrossVectorLength จำแนกโดยโครงข่ายประสาท ให้ผลลัพธ์ดีที่สุด การเลือกรูปร่างโครงหน้า วิธี CrossVectorLength ให้ผลลัพธ์ดีที่สุด การเลือกรูปร่างปากใช้วิธี CentroidVectorAngle จำแนกโดยต้นไม้ตัดสินใจ ให้ผลลัพธ์ดีที่สุด และ การเลือกรูปร่างจมูก วิธี CentroidVectorLength ให้ผลลัพธ์ดีที่สุด ถึงแม้ว่าระบบนี้จะไม่สามารถแทนที่การทำงานทั้งหมดของผู้เชี่ยวชาญได้ทั้งหมด แต่รูปร่างการตูนและรูปร่างมนุษย์ที่ถูกนำมาใช้สามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้หลากหลายประเภท เช่น ในการสร้างตัวละครในเกม สื่อสังคมออนไลน์ และอุตสาหกรรมบันเทิงต่างๆ

คำสำคัญ: การจดจำใบหน้า, มุมมองมนุษย์, ใบหน้าการตูน

Abstract

This research presents experiment evaluation of algorithms to selecting the appropriate facial cartoon shapes for generating cartoon face by using only one photo without human decision. Each algorithm which has highest precision from selecting testing data compare with shapes selected by specialist who specialize in composing cartoon face. Form the experiment, the most accurate classifier and observation will consider as the most appropriate algorithm for selecting each facial component i.e. eye brow used CentroidVectorLength and Neural Net, eye used CrossVectorLength and Decision Tree, Face shape used CrossVectorLength and Decision Tree, mouth used CentroidVectorAngle and Decision Tree and nose used CentroidVectorLength and Decision Tree. Even system cannot replace into all automatic system but this work can be applied to various applications such as game, social media and entertainment business.

Keyword: Face Recognition, Perception-based, Cartoon face

¹ นักศึกษาปริญญาโท² อาจารย์ประจำคณะสถิติประยุกต์ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์

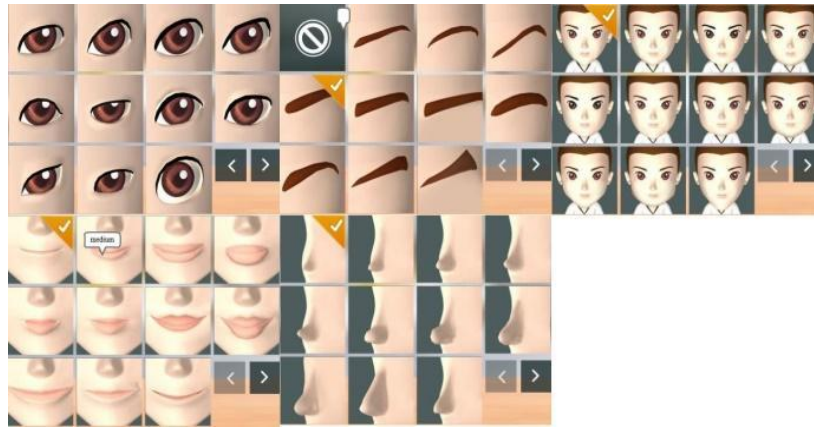
1.บทนำ

การสร้างใบหน้าการ์ตูนให้มีอัตลักษณ์คล้ายคลึงกับใบหน้าจริงของมนุษย์ เป็นเรื่องที่ต้องใช้ทักษะความสามารถ และประสบการณ์ของผู้ที่สร้างใบหน้าการ์ตูน แอปพลิเคชันในการสร้างหน้าการ์ตูนอย่างง่าย มักจะมีแบบการ์ตูนสำเร็จรูปให้ผู้ใช้สามารถเลือกได้ทีละส่วน ตัวอย่างเช่น แอปพลิเคชัน Minockio (ภาพที่ 1) ที่มีฟังก์ชันให้ผู้ใช้สามารถเลือกแต่ละส่วนประกอบบนใบหน้าได้หลากหลายแบบตามต้องการ แต่ยังไม่ผลลัพธ์ไม่เป็นที่น่าพอใจต่อผู้ใช้ เนื่องจากการพิจารณาความเหมือนของใบหน้าการ์ตูนกับใบหน้ามนุษย์ จำเป็นต้องพิจารณาเป็นภาพรวมทั้งใบหน้า ไม่แยกส่วนพิจารณาตามอย่างเช่นปัจจุบัน และเมื่อหน้าทุกส่วนประกอบๆ ที่เลือกมาเปรียบเทียบรวมกันทั้งใบหน้า กลับได้ผลลัพธ์ที่ไม่คล้ายคลึงกับใบหน้าของต้นแบบมากนัก สำหรับผู้ใช้ทั่วไปที่ไม่มีทักษะและประสบการณ์ขั้นตอนดังกล่าวเป็นขั้นตอนที่ต้องใช้ความเชี่ยวชาญและใช้เวลานานมาก จึงเป็นสาเหตุให้เป็นหน้าที่ของผู้เชี่ยวชาญจาก Minockio ทำหน้าที่แทน อย่างไรก็ตาม แม้ว่าผู้เชี่ยวชาญจะทำผลงานออกมาเป็นที่พึงพอใจต่อผู้ใช้ แต่ด้วยขั้นตอนการเลือกส่วนประกอบๆ ใช้เวลาค่อนข้างนานและอาจจะต้องทำซ้ำหลายครั้งจนกว่าจะได้ใบหน้าการ์ตูน 1 ใบหน้า หากผู้เชี่ยวชาญใช้ระยะเวลานานในการทำขั้นตอนเหล่านี้ อาจส่งผลให้คุณภาพของผลงานลดลง และจำนวนผลงานที่ได้อาจลดลงด้วย ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมุ่งหมายที่จะเปลี่ยนขั้นตอนการเลือกส่วนประกอบๆ ทั้ง 5 ส่วน คือ ตา คิ้ว โกรงหน้า ปาก และจมูก (ภาพที่ 2) จากทำโดยมนุษย์ไปเป็นระบบอัตโนมัติ เพื่อลดขั้นตอนการทำงานของผู้ใช้ และเพิ่มจำนวนผลงานให้มากขึ้นในระยะเวลาเท่าเดิม

รูปร่างของแต่ละส่วนประกอบๆ ของมนุษย์และการ์ตูนมีความแตกต่างกัน ทั้งขนาด ตำแหน่ง และความเอียง หากพิจารณาแยกแต่ละส่วนประกอบๆ ระหว่างมนุษย์และการ์ตูนโดยตรง อาจได้ผลลัพธ์ไม่แม่นยำนัก เนื่องจากมนุษย์ไม่สามารถมองเห็นรายละเอียดต่าง ๆ ถึงระดับพิกัดจุดได้ จึงต้องนำข้อมูลมนุษย์ผ่านกระบวนการแปลง (Transformation) ปรับขนาด ย้ายตำแหน่ง และหมุน ให้ใกล้เคียงกับข้อมูลการ์ตูน จากนั้นนำข้อมูลที่ถูกแปลงมาหาความสัมพันธ์ของรูปร่างระหว่างมนุษย์และการ์ตูนจากชุดที่มีรูปแบบ 2 มิติ ข้อมูลสอนทั้งหมดได้จากการใช้งานของผู้เชี่ยวชาญจาก Minockio ผ่านแอปพลิเคชัน Minockio (ภาพที่ 1) ส่วนขั้นตอนวิธีที่นำมาใช้เปรียบเทียบมีหลากหลายวิธี โดยขั้นตอนวิธีที่ถูกเลือกมานี้จะเลือกรูปร่างของส่วนประกอบๆ ทั้ง 5 ส่วนที่เหมาะสม



ภาพที่ 1 แอปพลิเคชันสำหรับสร้างใบหน้าการ์ตูน ผู้ใช้สามารถเลือกได้ส่วนประกอบๆ ได้ตามต้องการ



ภาพที่ 2 ส่วนประกอบฯ 5 ส่วน มีหลากหลายประเภท ตา 26 แบบ , คิ้ว 14 แบบ , โครงหน้า 17 แบบ , ปาก 24 แบบ , จมูก 18 แบบ

2.ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

จุดมุ่งหมายหลักของงานวิจัยนี้คือเลือกส่วนประกอบบนใบหน้าทั้ง 5 ส่วน แบบอัตโนมัติ และผลลัพธ์ที่ได้ใกล้เคียงกับการตัดสินใจโดยมนุษย์ โดยไม่ต้องสร้างใบหน้าการ์ตูนขึ้นมาใหม่ และยังคงรักษาเอกลักษณ์ของศิลปินไว้ โดยที่ระบบการจดจำใบหน้าโดยทั่วไป จะมีการทำงานอยู่ 3 รูปแบบ คือ 1. แต่ละส่วนประกอบฯ จะถูกแยกนำมาพิจารณา (Feature - Based Method) 2. ใช้ทุกส่วนประกอบฯ รวมถึงสีผิวผ่านขั้นตอนวิธีพร้อมกันทั้งหมด (Holistic - Matching Method) 3. เลือกใช้แบบวิธีผสมทั้ง 2 ขั้นตอนวิธีเข้าด้วยกัน (Hybrid Method) คือ Feature - Based Method และ Holistic - Matching Method (Chellappa, Phillips, Rosenfeld, Zhao, 2003, pp. 399–458).

- Feature - Based Method แยกส่วนประกอบฯ ออกมาเป็นส่วน ๆ ก่อนเข้าสู่กระบวนการแยกประเภท (Campadelli & Lantarotti, 2003, p. 182) แยกจุดบนใบหน้า (Landmarks) และสร้างเป็นเจตเวกเตอร์ (Jet Vector) นำไปเปรียบเทียบกับฐานข้อมูลภาพที่สอดคล้องกัน (Brijesh, Divyarajsinh, Parmar, 2013, pp. 84-86) โดยใช้คุณลักษณะทางเรขาคณิต และรูปแบบการจับคู่ในกระบวนการจดจำใบหน้า (Samal & Starovoirov, 1999)

- Holistic - Matching Method จะทำการนำข้อมูลใบหน้าทั้งใบหน้าเข้าสู่ขั้นตอนวิธีจดจำใบหน้า (Face Recognition) (Matthew & Pentland, 1991, pp. 586–591) เช่น การใช้ Eigenfaces จำแนกข้อมูลใบหน้าด้วยวิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด (Nearest Neighbor) (Jalled, 2017) ซึ่งวิธีนี้ไม่เหมาะสมกับการใช้กับฐานข้อมูลที่มีขนาดใหญ่ เพราะจะทำให้การทำงานช้าลงมาก การนำภาพวาดใช้ในกระบวนการจดจำใบหน้าโดยใช้วิธีการ Principle Component Analysis (PCA) ช่วยในขั้นตอนการสืบหาผู้ต้องสงสัยเพื่อคลี่คลายคดี (Priya & Santhi, 2016, pp. 346–350).

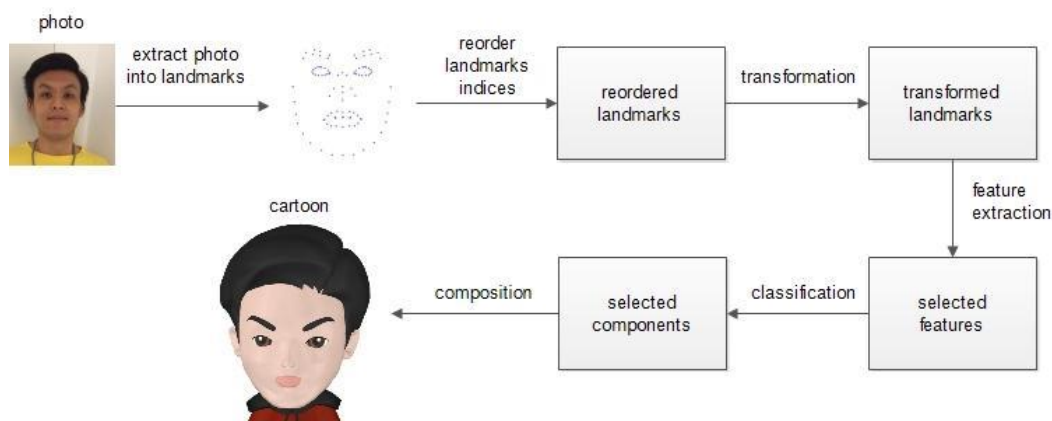
- Hybrid method ผสมผสานระหว่าง Holistic - Matching Method และ Feature - Based method ได้แตกภาพออกมาเป็นเวกเตอร์จากจุดบนใบหน้า (Feature Vector) จากนั้นผ่านกระบวนการ Linear Discriminant Analysis (LDA) ก่อนเข้าสู่กระบวนการจดจำใบหน้า (Annadurai & Saradha, 2004) ได้ใช้วิธีการแบบผสมผสาน ในการจดจำใบหน้าภายใต้การตกกระทบของแสงที่แตกต่างกัน (Kaliemoorthi & Ramkumar, 2011, pp. 113-117)

งานวิจัยหลักที่เน้นการสร้างหน้าการ์ตูนจากรูปถ่าย โดยสร้างหน้าการ์ตูนจากการใช้เทคนิคภาพล้อเลียน (Caricature) เพื่อหาค่าเกินความจริง (Exaggeration) ที่เหมาะสม (Mahaisavariya & Sucontphunt, 2018) ซึ่งเป้าหมายและการทำงานแตกต่างจากงานวิจัยนี้ ที่เน้นขั้นตอนการจำแนกกลุ่มและการค้นหารูปร่างที่เหมาะสมโดยตรง ซึ่งสามารถใช้เป็นส่วนต่อขยายจากงาน (Mahaisavariya & Sucontphunt, 2018) งานวิจัยนี้เป็นส่วนขยายของ (Mahaisavariya & Sucontphunt, 2019) ซึ่งเน้นการหาความสัมพันธ์ของรูปร่างระหว่างการ์ตูนและมนุษย์จากมุมมอง

มนุษย์ผ่านขั้นตอนการแปลง ในส่วนของการค้นหาได้ ส่วนงานที่เน้นการนำใบหน้า 3 มิติของคนและการดูมาผสมกัน สำหรับระบบที่ไม่มี Library รูปร่างให้เลือกดังเช่นงานนี้ (Sucontphunt, 2014) ส่วนงานเน้นการสร้างใบหน้า 3 มิติ หากมีตัวอย่างของใบหน้า 3 มิติที่เคยสร้างไว้ให้เลือก อย่างไรก็ตาม ทุกระบบที่กล่าวมาไม่สามารถใช้ค้นหา Library รูปร่างที่มีในระบบที่เหมาะสมได้ (Guo, Liu, Tong, Zhou, W 2016)

3.วิธีดำเนินการวิจัย

ขั้นตอนการทำงานทั้งหมดของระบบ (ภาพที่ 3) เริ่มต้นจากการนำรูปถ่าย 1 รูป แปลงเป็นพิกัดจุดบนใบหน้า ด้วยเครื่องมือ FaceGen (www.facegen.com) ซึ่งใบหน้าในรูปถ่ายจะต้องไม่มีสิ่งใดมาปิดบัง เช่น แว่นตา ผม หรือ หมวก พิกัดจุดที่ได้จะมีทั้งหมด 75 พิกัดจุด แบ่งออกตาม 5 ส่วนประกอบๆ คือ ตา 16 จุด คิ้ว 8 จุด โกรงหน้า 17 จุด ปาก 24 จุด และจมูก 10 จุด เมื่อได้ข้อมูลพิกัดจุดของมนุษย์ทั้งหมดแล้ว นำพิกัดจุดมาเรียงลำดับให้ตรงกับลำดับพิกัดจุดของการ์ตูน เนื่องจากขนาดรูปร่างใบหน้าของมนุษย์มีขนาดใหญ่กว่าของการ์ตูน และตำแหน่งจุดกลางภาพ (Centroid) ไม่ได้อยู่ตำแหน่งเดียวกัน รวมถึงความเอียงของตา และคิ้วไม่เท่ากับของการ์ตูน จึงต้องนำพิกัดจุดทั้งหมดที่ได้จากขั้นตอนการเรียงลำดับมาผ่านขั้นตอนการแปลง (Transformation) ซึ่งมี 3 ขั้นตอนย่อยคือ การปรับขนาด (Scaling) การย้าย (Translation) และการหมุน (Rotation)



ภาพที่ 3 ภาพรวมการทำงานของระบบ โดยเริ่มจากการนำรูปถ่ายใบหน้ามนุษย์แปลงเป็นพิกัดจุดตามส่วนประกอบบนใบหน้า ทั้ง 5 ส่วน ขั้นตอนที่สอง จัดลำดับของพิกัดจุดของมนุษย์ให้ตรงกับลำดับพิกัดจุดของการ์ตูน ขั้นตอนที่สาม แปลงรูปร่างของใบหน้ามนุษย์ให้ใกล้เคียงกับใบหน้าที่การ์ตูน ขั้นตอนทีสี่ ค้นหาความสัมพันธ์ของข้อมูลทั้ง 2 ผ่านขั้นตอนวิธีต่าง ๆ และนำผลลัพธ์มาเลือกส่วนประกอบๆ ที่เหมาะสม

เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างส่วนประกอบบนใบหน้าที่การ์ตูนกับมนุษย์ จึงต้องปรับขนาดส่วนประกอบๆ มนุษย์ให้ใกล้เคียงกับส่วนประกอบๆ การ์ตูนมากที่สุด โดยใช้การจำแนกประเภททำนายกลุ่ม (Cluster) การ์ตูนของข้อมูลทดสอบมนุษย์ ด้วยข้อมูลสอนมนุษย์ และแบบ (Library) ของการ์ตูนซึ่งถูกเลือกโดยผู้เชี่ยวชาญ ค่าที่ใช้ในการจำแนกประเภท มีตัวแปรดังนี้

trainingArea คือ พื้นที่ของรูปร่างของข้อมูลสอนมนุษย์

trainingWidth คือ ความยาวเวกเตอร์ของระนาบ x ที่ยาวที่สุดของข้อมูลสอนมนุษย์

trainingHeight คือ ความยาวเวกเตอร์ของระนาบ y ที่ยาวที่สุดของข้อมูลสอนมนุษย์

testingArea คือ พื้นที่ของรูปร่างของข้อมูลทดสอบมนุษย์

testingWidth คือ คือ ความยาวเวกเตอร์ของระนาบ x ที่ยาวที่สุดของข้อมูลทดสอบมนุษย์

testingHeight คือ ความยาวเวกเตอร์ของระนาบ y ที่ยาวที่สุดของข้อมูลทดสอบมนุษย์

trainingCluster คือ กลุ่มที่ถูกเลือกโดยผู้เชี่ยวชาญจาก Minockio

นำผลลัพธ์ซึ่งเป็นกลุ่มของส่วนประกอบๆ การ์ตูนสำหรับข้อมูลทดสอบมนุษย์ไปหาค่าเฉลี่ย (Mean) รูปร่างของแต่ละกลุ่ม จากนั้นนำค่าเฉลี่ยของแต่ละกลุ่มหาค่าความยาวเวกเตอร์ของระนาบ x ที่ยาวที่สุด และความยาวเวกเตอร์ของระนาบ y ที่ยาวที่สุด

ชื่อกลุ่ม	ความยาวเวกเตอร์ของระนาบ x ที่ยาวที่สุด	ความยาวเวกเตอร์ของระนาบ y ที่ยาวที่สุด
A	1.7340	0.7260
B	1.7613	0.9817
...	...	...
N	1.7820	0.7390

ตารางที่ 1 ข้อมูลของตการ์ตูนแบ่งตามกลุ่ม (Cluster) แสดงความยาวเวกเตอร์ของระนาบ x ที่ยาวที่สุด และความยาวเวกเตอร์ของระนาบ y ที่ยาวที่สุด

นำความยาวเวกเตอร์ของระนาบ x ที่ยาวที่สุด และความยาวเวกเตอร์ของระนาบ y ที่ยาวที่สุดของแต่ละกลุ่ม (Cluster) การ์ตูนที่ได้จากขั้นตอนการจำแนกประเภทมาคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์เพื่อนำไปปรับขนาดของส่วนประกอบบนใบหน้าของข้อมูลทดสอบมนุษย์ ดังสมการ

testingHuman คือ เมตริกซ์พิกัดจุดของข้อมูลทดสอบมนุษย์

cartoonWidth คือ ความยาวเวกเตอร์ของระนาบ x ที่ยาวที่สุดของแต่ละกลุ่มของการ์ตูน

cartoonHeight คือ ความยาวเวกเตอร์ของระนาบ y ที่ยาวที่สุดของแต่ละกลุ่มของการ์ตูน

coefficientWidth คือ ค่าสัมประสิทธิ์จากการเปรียบเทียบความยาวเวกเตอร์ของระนาบ x ที่ยาวที่สุดระหว่างข้อมูลทดสอบมนุษย์และการ์ตูน

coefficientHeight คือ ค่าสัมประสิทธิ์จากการเปรียบเทียบความยาวเวกเตอร์ของระนาบ y ที่ยาวที่สุดระหว่างข้อมูลทดสอบมนุษย์และการ์ตูน

$$\text{coefficientWidth} = \frac{\text{cartoonWidth}}{\text{testingWidth}} \quad (1)$$

$$\text{coefficientHeight} = \frac{\text{cartoonHeight}}{\text{testingHeight}} \quad (2)$$

$$\text{scaleHuman} = \text{coefficient} \times \text{testingHuman} \quad (3)$$

จากทดลองพิจารณาเปรียบเทียบส่วนประกอบๆ การ์ตูนและมนุษย์โดยปรับขนาดให้ใกล้เคียงกันมากที่สุด พบว่าขนาดของส่วนประกอบๆ มนุษย์ใหญ่กว่าส่วนประกอบๆ การ์ตูน หากแบบของส่วนประกอบๆ อยู่ในกลุ่ม (Cluster) ที่มีขนาดรูปร่างใหญ่กว่าปกติ เช่น ตาโต คิ้วหนา ใบหน้าแบนกว้าง จมูกใหญ่ และริมฝีปากที่หนา ปรับขนาดโดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์ที่อยู่ในระนาบตรงข้ามกับส่วนกว้างสุดของส่วนประกอบๆ ซึ่งแตกต่างกันไปตามแต่ละส่วนประกอบๆ ดังแสดงในตารางที่ 2

ส่วนประกอบบนใบหน้า	coefficientWidth	coefficientHeight
ตา	A, B, E, H, K, L, M, N	C, D, F, G, I, J
คิ้ว	A, B, D, F	C, E, G, H
จมูก	-	A, B, C, D, E, F, G, H, I
ปาก	A, B, C, D, E, F, G, H, I, J, K	-
โครงหน้า	A, B, F	C, D, E

ตารางที่ 2 ค่าสัมประสิทธิ์ใช้ในการปรับขนาดของแต่ละส่วนประกอบบนใบหน้า

หลังจากทั้ง 5 ส่วนประกอบ ของมนุษย์ ถูกปรับขนาด จากนั้นเป็นขั้นตอนการย้ายตำแหน่ง โดยจะย้ายตำแหน่งจุดกึ่งกลางของรูปร่าง (Centroid) ของการ์ตูนและมนุษย์ให้มาอยู่ในตำแหน่งจุดกำเนิด (Origin) เหมือนกัน ต่อมาเมื่อเข้าสู่ขั้นตอนการหมุน ซึ่งมีเพียง 2 ส่วนประกอบ คือ คิ้ว และตาเท่านั้นที่คิดเป็นนอกแบบให้รูปร่างของการ์ตูนมีลักษณะเอียงมากกว่าปกติ ส่วนโครงหน้า ปาก และจมูก ของมนุษย์และการ์ตูนอยู่ในระนาบเดียวกัน ขั้นตอนการหมุนตาและคิ้วของมนุษย์ จะหมุนให้เส้นผ่านกลาง (Convex) ในแนวกว้าง (แกน x) ของมนุษย์ขนานกับเส้นผ่านกลางของการ์ตูน เมื่อส่วนประกอบ ของมนุษย์ผ่านขั้นตอนการแปลงให้รูปร่างใกล้เคียงกับส่วนประกอบ ของการ์ตูนมากที่สุดแล้ว จึงนำข้อมูลพิกัดจุดทั้ง 2 ไปหาความสัมพันธ์ของรูปร่าง มีขั้นตอนวิธีในการหาความสัมพันธ์ดังนี้

จำนวนพิกัดจุดของแต่ละส่วนประกอบ = $j = \{1, 2, \dots, n\}$

- ผลต่างความยาวเวกเตอร์จากพิกัดจุด j ไปยังพิกัดจุด $j+1$ ระหว่างมนุษย์และการ์ตูน เรียกวิธีนี้ว่า VectorLength

- ผลต่างความเอียงเวกเตอร์จากพิกัดจุด j ไปยังพิกัดจุด $j+1$ เมื่อเทียบกับแกน x ระหว่างมนุษย์และการ์ตูน เรียกวิธีนี้ว่า VectorAngle

- ผลต่างความยาวเวกเตอร์จากพิกัดจุดกลาง (Centroid) ไปยังพิกัดจุด j ระหว่างมนุษย์และการ์ตูน เรียกวิธีนี้ว่า CentroidVectorLength

- ผลต่างความเอียงเวกเตอร์จากพิกัดจุดกลาง (Centroid) ไปยังพิกัดจุด j เมื่อเทียบกับแกน x ระหว่างมนุษย์และการ์ตูน เรียกวิธีนี้ว่า CentroidVectorAngle

- ผลต่างความยาวเวกเตอร์จากพิกัดจุด j ไปยังพิกัดจุด j' (ที่ไม่ใช่เท่ากับ j) ระหว่างมนุษย์และการ์ตูน เรียกวิธีนี้ว่า CrossVectorLength

- ผลต่างความเอียงเวกเตอร์จากพิกัดจุด j ไปยังพิกัดจุด j' เมื่อเทียบกับแกน x ระหว่างมนุษย์และการ์ตูน เรียกวิธีนี้ว่า CrossVectorAngle

ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนวิธีทั้งหมดเรียกว่า “คุณลักษณะ” มีทั้งหมด 3 กลุ่มข้อมูลคือ

กลุ่มที่ 1 ชุดข้อมูลสอนของมนุษย์

กลุ่มที่ 2 ชุดข้อมูลสอนของการ์ตูน (ได้จากการเลือกผ่านแอปพลิเคชัน Minockio โดยผู้เชี่ยวชาญ) และ

กลุ่มที่ 3 ชุดข้อมูลทดสอบของมนุษย์

นำคุณลักษณะจากข้อมูลกลุ่มที่ 1 และ 3 ไปผ่านกระบวนการจำแนกประเภท (Classification) เพื่อทำนายหาแบบ (Library) การ์ตูนสำหรับข้อมูลทดสอบมนุษย์ โดยเลือกการจำแนกประเภท 5 วิธีมาใช้ ดังนี้

- k-Nearest Neighbors สามารถใช้กับข้อมูลที่มีจำนวนกลุ่มหลายกลุ่มได้ดี แต่ได้ผลลัพธ์ไม่ดีนักเมื่อใช้งานกับชุดข้อมูลที่มีคุณลักษณะ โดยตัวแปร k ในขั้นตอนนี้มีค่าเท่ากับ 1

- Neural Network จัดการกับคุณลักษณะที่มีความสัมพันธ์ซับซ้อนได้ดี แต่ใช้เวลาในการประมวลผลค่อนข้างนาน และต้องใช้ข้อมูลในการสอนจำนวนมาก จำนวนรอบในการจำแนกกลุ่มโดยวิธีนี้คือ 100, 500 และ 1,000 รอบ
- Decision Tree สามารถรู้ขั้นตอนต่าง ๆ ในกระบวนการจำแนกกลุ่มได้ และใช้งานได้ทั้งข้อมูลประเภทต่อเนื่อง (Continuous) และไม่ต่อเนื่อง (Non-Continuous) โดยค่าความลึกสูงสุดที่ใช้ในวิธีนี้คือ 100 ชั้น และค่า Criterion คือ Information Gain
- Naïve Bayes
- Linear Discriminant Analysis

4.ผลการทดลอง

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นให้ผลลัพธ์เหมือนกับมนุษย์เป็นผู้เลือกแต่ละส่วนประกอบบนใบหน้าด้วยตนเอง (Perception-Based) ดังนั้นจึงใช้แบบที่ถูกเลือกโดยผู้เชี่ยวชาญเป็นต้นแบบที่เหมาะสมของใบหน้านั้น ๆ ซึ่งแบบของแต่ละส่วนประกอบบนใบหน้าจะถูกจำแนกกลุ่มโดยคิลปิน (Clustering) โดยแบบที่มีลักษณะคล้ายกันจะถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มเดียวกัน เช่น ตาที่มีลักษณะที่เล็กถูกจัดให้อยู่กลุ่มเดียวกัน หรือโครงหน้าที่มีลักษณะยาวหรือลักษณะแบนกว้าง ก็ให้อยู่ในกลุ่มที่แตกต่างกันไป

ในการทดลองนี้ใช้ข้อมูลทดสอบทั้งหมด 15 ตัวอย่าง และข้อมูลสอนทั้งหมด 261 ตัวอย่าง ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนการจำแนกกลุ่มคือแบบที่ถูกเลือกแล้ว ซึ่งแตกต่างกันไปแต่ละวิธีการจำแนกกลุ่ม นำผลลัพธ์ที่ผ่านขั้นตอนการหาความสัมพันธ์ทั้ง 6 ขั้นตอนวิธี คือ VectorLength, VectorAngle, CentroidVectorLength, CentroidVectorAngle, CrossVectorLength, CrossVectorAngle ผ่านกระบวนการจำแนกกลุ่ม และนำผลลัพธ์ที่ผ่านกระบวนการจำแนกกลุ่มและไม่ผ่านการจำแนกกลุ่มมาเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้จากผู้เชี่ยวชาญ หากกลุ่ม (Cluster) ของผลลัพธ์โดยตรงกับผลกลุ่มของผลลัพธ์จากผู้เชี่ยวชาญ ถือว่าเลือกได้เหมาะสมเป็นมุมมองเดียวกับผู้เชี่ยวชาญ

ภาพที่ 4 – 9 แสดงผลลัพธ์ของการเปรียบเทียบในรูปแบบของ Heatmap ของข้อมูลทดสอบ 15 ตัวอย่าง โดยแบ่งผลลัพธ์ออกเป็น 2 กลุ่มคือ กลุ่มที่ 1. ผ่านขั้นตอนการหาความสัมพันธ์และผ่านขั้นตอนการจำแนกกลุ่ม กลุ่มที่ 2. ผ่านขั้นตอนการหาความสัมพันธ์แต่ไม่ผ่านขั้นตอนการจำแนกกลุ่ม แต่ละตารางแบ่งตามแต่ละส่วนประกอบฯ ซึ่งตัวเลขที่แสดงแต่ละช่องคือ อัตราความแม่นยำ มีหน่วยเป็นเปอร์เซ็นต์ โดยข้อมูลแบ่งตามแถวคือขั้นตอนวิธีที่ใช้หาความสัมพันธ์ของรูปร่าง ส่วนแบ่งตามคอลัมน์คือ ขั้นตอนการจำแนกกลุ่ม (Classification) และไม่ผ่านขั้นตอนการจำแนกกลุ่ม (Without Classification)

	Neural Net 100	Neural Net 500	Neural Net 1000	k-NN (k=1)	Decision Tree Information Gain	Linear Discriminant Analysis	Naïve Bayes	Naïve Bayes (Full)	No Classifier
VectorLength	66.67	60.00	46.67	60.00	53.33	20.00	73.33	60.00	20.00
VectorAngle	33.33	26.67	26.67	0.00	26.67	33.33	13.33	20.00	20.00
CentroidVectorLength	66.67	86.67	80.00	60.00	60.00	26.67	33.33	80.00	26.67
CentroidVectorAngle	26.67	33.33	33.33	40.00	20.00	13.33	26.67	20.00	26.67
CrossVectorLength	80.00	80.00	60.00	60.00	93.33	20.00	33.33	80.00	13.33
CrossVectorAngle	26.67	26.67	26.67	6.67	13.33	20.00	13.33	20.00	6.67

ภาพที่ 4 เปรียบเทียบแต่ละขั้นตอนวิธี และกระบวนการจำแนกกลุ่มของตา

	Neural Net 100	Neural Net 500	Neural Net 1000	k-NN (k=1)	Decision Tree Information Gain	Linear Discriminant Analysis	Naïve Bayes	Naïve Bayes (Full)	No Classifier
VectorLength	53.33	60.00	60.00	53.33	46.67	60.00	53.33	60.00	53.33
VectorAngle	53.33	53.33	40.00	46.67	33.33	53.33	46.67	13.33	53.33
CentroidVectorLength	60.00	86.67	93.33	73.33	66.67	66.67	66.67	80.00	53.33
CentroidVectorAngle	53.33	40.00	33.33	53.33	46.67	53.33	46.67	33.33	33.33
CrossVectorLength	73.33	80.00	80.00	60.00	66.67	6.67	80.00	66.67	53.33
CrossVectorAngle	46.67	33.33	33.33	53.33	26.67	13.33	20.00	53.33	53.33

ภาพที่ 5 เปรียบเทียบแต่ละขั้นตอนวิธี และกระบวนการจำแนกกลุ่มของคิ้ว

	Neural Net 100	Neural Net 500	Neural Net 1000	k-NN (k=1)	Decision Tree Information Gain	Linear Discriminant Analysis	Naïve Bayes	Naïve Bayes (Full)	No Classifier
VectorLength	13.33	26.67	26.67	33.33	26.67	20.00	33.33	20.00	6.67
VectorAngle	26.67	26.67	26.67	33.33	26.67	13.33	33.33	26.67	13.33
CentroidVectorLength	20.00	33.33	33.33	40.00	26.67	6.67	33.33	33.33	40.00
CentroidVectorAngle	13.33	46.67	40.00	13.33	33.33	40.00	13.33	26.67	26.67
CrossVectorLength	40.00	46.67	46.67	33.33	53.33	13.33	40.00	40.00	13.33
CrossVectorAngle	33.33	33.33	33.33	46.67	40.00	33.33	53.33	26.67	40.00

ภาพที่ 6 เปรียบเทียบแต่ละขั้นตอนวิธี และกระบวนการจำแนกกลุ่มของโครงหน้า

	Neural Net 100	Neural Net 500	Neural Net 1000	k-NN (k=1)	Decision Tree Information Gain	Linear Discriminant Analysis	Naïve Bayes	Naïve Bayes (Full)	No Classifier
VectorLength	20.00	26.67	20.00	13.33	20.00	20.00	20.00	20.00	26.67
VectorAngle	26.67	26.67	26.67	6.67	13.33	26.67	20.00	20.00	13.33
CentroidVectorLength	20.00	20.00	26.67	13.33	26.67	26.67	20.00	20.00	13.33
CentroidVectorAngle	26.67	20.00	20.00	20.00	33.33	20.00	6.67	26.67	26.67
CrossVectorLength	20.00	26.67	20.00	13.33	20.00	20.00	20.00	20.00	13.33
CrossVectorAngle	13.33	13.33	13.33	13.33	6.67	20.00	20.00	26.67	0.00

ภาพที่ 7 เปรียบเทียบแต่ละขั้นตอนวิธี และกระบวนการจำแนกกลุ่มของปาก

	Neural Net 100	Neural Net 500	Neural Net 1000	k-NN (k=1)	Decision Tree Information Gain	Linear Discriminant Analysis	Naïve Bayes	Naïve Bayes (Full)	No Classifier
VectorLength	40.00	40.00	40.00	26.67	13.33	46.67	33.33	20.00	13.33
VectorAngle	66.67	46.67	46.67	33.33	46.67	60.00	40.00	40.00	26.67
CentroidVectorLength	66.67	60.00	60.00	53.33	73.33	66.67	40.00	73.33	13.33
CentroidVectorAngle	40.00	33.33	26.67	46.67	66.67	26.67	26.67	20.00	13.33
CrossVectorLength	66.67	66.67	66.67	53.33	73.33	0.00	60.00	73.33	13.33
CrossVectorAngle	46.67	40.00	40.00	40.00	46.67	66.67	46.67	33.33	6.67

ภาพที่ 8 เปรียบเทียบแต่ละขั้นตอนวิธี และกระบวนการจำแนกกลุ่มของจมูก

Facial Components	Algorithm	Classifier	Accuracy
Eye	CrossVectorLength	Decision Tree (critition: Information Gain)	93.33%
Eyebrow	CentroidVectorLength	Neural Net (1000 loops)	93.33%
Faceshape	CrossVectorLength	Decision Tree (critition: Information Gain)	53.33%
Nose	CentroidVectorLength	Decision Tree (critition: Information Gain)	73.33%
Mouth	CentroidVectorAngle	Decision Tree (critition: Information Gain)	33.33%

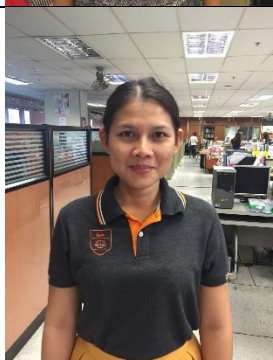
ตารางที่ 3 สรุปการเลือกขั้นตอนวิธี และการจำแนกกลุ่ม

คู่ Classifier และ Feature Vectors ที่แม่นยำที่สุดในแต่ละส่วนประกอบฯ ตามตารางที่ 2 นำมาสร้างใบหน้า การ์ตูนที่มาจากรูปถ่ายต้นแบบโดยอัตโนมัติ ได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 9 ซึ่งผลลัพธ์เป็นที่น่าพอใจ ได้ข้อสังเกตจากการทดลอง พบว่า ปัจจัยที่ใช้ในการเลือกแต่ละขั้นตอนวิธี และการจำแนกกลุ่มคือ ความแม่นยำ และจำนวนคุณลักษณะที่ใช้ ยิ่งจำนวนคุณลักษณะมากเท่าใด โอกาสเกิด Noise ย่อมมีมากขึ้นและมีโอกาสทำให้ความแม่นยำลดน้อยลง และยังส่งผลต่อระยะเวลาที่ใช้ในขั้นตอนต่าง ๆ ด้วย

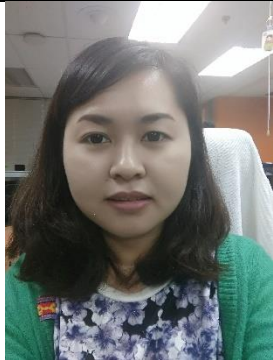
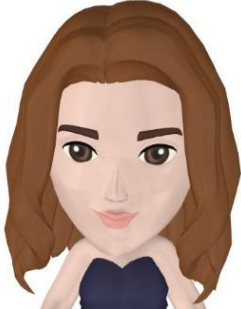
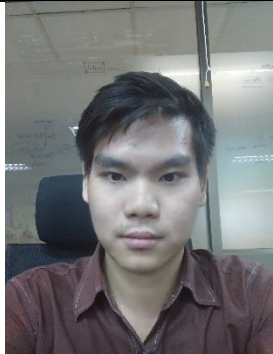
5.สรุป

ระบบนี้ได้นำเสนอขั้นตอนวิธีในการเลือกส่วนประกอบฯ 5 ส่วนคือ คิ้ว ตา ปาก จมูก และโครงหน้า โดยอัตโนมัติ ผลลัพธ์ที่ได้ใกล้เคียงกับการถูกเลือกโดยผู้เชี่ยวชาญ (Perception-Based) ถึงแม้ว่าระบบนี้จะไม่สามารถแทนที่การทำงานทั้งหมดของผู้เชี่ยวชาญได้ เนื่องจากยังมีองค์ประกอบส่วนอื่นที่ระบบนี้ยังไม่ครอบคลุม เช่น สีผม สี

ผิว หนด เครา ไฟ และอื่น ๆ แต่ก็สามารถนำไปใช้เป็นค่าเริ่มต้นสำหรับใช้ปรับแต่งเพื่อช่วยลดขั้นตอนในการทำงานได้ และสามารถปรับปรุงผลลัพธ์ให้ดียิ่งขึ้นโดยการเพิ่มประเภทหรือแบบของแต่ละส่วนประกอบๆ ของการ์ตูน หรือเพิ่มข้อมูลสอนของมนุษย์เพื่อให้ได้ค่าเฉลี่ยที่แม่นยำมากขึ้น หรือเปลี่ยนเครื่องมือที่ใช้ตรวจจับและแตกจุดบนใบหน้า

ใบหน้ามนุษย์	เลือกโดยผู้เชี่ยวชาญ	เลือกโดยอัตโนมัติ
		
		
		
		

ตารางที่ 3 ผลลัพธ์ใบหน้าการ์ตูนจากการทดลอง (1)

ใบหน้ามนุษย์	เลือกโดยผู้เชี่ยวชาญ	เลือกโดยอัตโนมัติ
		
		
		
		

ตารางที่ 4 ผลลัพธ์ใบหน้าการ์ตูนจากการทดลอง (2)

ใบหน้ามนุษย์	เลือกโดยผู้เชี่ยวชาญ	เลือกโดยอัตโนมัติ
		
		
		
		

ตารางที่ 5 ผลลัพธ์ใบหน้าการ์ตูนจากการทดลอง (3)

ใบหน้ามนุษย์	เลือกโดยผู้เชี่ยวชาญ	เลือกโดยอัตโนมัติ
		
		
		

ตารางที่ 6 ผลลัพธ์ใบหน้าการ์ตูนจากการทดลอง (4)

6.เอกสารอ้างอิง

- Chellappa, R., Phillips, P.J., Rosenfeld, A., Zhao, W. (2003). **Face Recognition: A Literature Survey**. ACM Computing Surveys, 35(4), 399-458.
- Pentland, A.P. & Turk, M.A. (1991). **Face Recognition Using Eigenfaces**. Proceedings 1991 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (586-591). Maui, USA.
- Jalled, F. (2017). *Face Recognition Machine Vision System Using Eigenfaces*. New York, USA: Computer Research Repository.
- Vijaya Santhi, S. & Vishnu Priya, R. (2016). **PCA Based Face Sketch Synthesis using Eigen Transformation**. International Journal of Computer Science and Mobile Computing, 5(3), 346-350.

- Mehta, B.B. & Parmar, D.N. (2013). **Face Recognition Methods & Applications**. International Journal of Computer Technology & Applications, 4(1), 84-86.
- Campadelli, P. & Lanza, R. (2003). **A face recognition system based on local feature characterization**. In J. Kittler & M.S. Nixon (Eds), International Conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication (182-189). Guildford, UK.
- Samal, D. & Starovoitov, V. (1999). **A GEOMETRIC APPROACH TO FACE RECOGNITION**. In A.E. Çetin, L. Akarun, A. Ertüzün, M.N. Gurcan, & Y. Yardimci (Eds). IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing (NSIP'99). Turkey: University Printhouse.
- Annadurai, S. & Saradha, A. (2005). **A Hybrid Feature Extraction Approach for Face Recognition Systems**. International Journal on Graphics Vision and image processing, 5, 23-30.
- Kaliyamoorathi, S. & Ramkumar. (2011). **A Hybrid Approach to Face Recognition under Varying Illumination**. International Journal of Computer Science & Engineering Technology, 1(3), 113-117.
- Suontphunt, T. (2014). **3D Artistic Face Transformation with Identity Preservation**. In C. Christie & T.Y. Li (Eds), Proceeding of Smart Graphics LNCS (154-165). Taipei, Taiwan.
- Suontphunt, T. & Mahaisavariya, J. (2018). **Automatic Cartoon Face Composition using Caricature Traits**. In A. Campilho, F. Karray, & B.T.H. Romeny (Eds.), Proceeding of ICIAR 2018 Image Analysis and Recognition - LNCS (497-504). Porto, Portugal.
- Suontphunt, T. & Mahaisavariya, J. (2019). **Automatic Face Composition selection using perception based**. Proceeding of NSCIC 2019 The 4th Nation Science and Technology Conference (35-44). Songkla, Thailand.
- Zhou, J., Tong, X., Liu, Z., Guo, B. (2016). **3D cartoon face generation by local deformation mapping**. Visual Computer, 32(6-8), pp. 717-727.

<https://facegen.com/>