

การวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อจำนวนการรับชมมิวสิกวิดีโอ
บนแพลตฟอร์มออนไลน์โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักร

Analyzing the factors influencing the number of music video views
on online platforms using machine learning techniques.

ยอธธง รอดแก้ว¹, ทิพา เพ็ญสุข², นิสานาถ ขันธวิสุตร³

Yodthong Rodkaew¹, Tiwa Pensook², Nisanath Khanthawisooth³

E-mail: yodthong_rod@utcc.ac.th

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อจำนวนการรับชมของมิวสิกวิดีโอบนแพลตฟอร์มออนไลน์ โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลและการเรียนรู้ของเครื่องจักรข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาเป็นชุดข้อมูลมิวสิกวิดีโอจำนวน 101 รายการ ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลเกี่ยวกับประเภทเพลง ระยะเวลาของวิดีโอ อายุของมิวสิกวิดีโอ และลักษณะภาพของวิดีโอ เช่น สีเฉลี่ยของภาพและการปรากฏของใบหน้าในเฟรม ในการวิเคราะห์ได้ใช้เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจและป่าสุ่ม เพื่อประเมินความสำคัญของตัวแปรต่าง ๆ ต่อจำนวนการรับชม ผลการศึกษาพบว่าปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อจำนวนการรับชมมากที่สุดคืออายุของมิวสิกวิดีโอ รองลงมาคือลักษณะสีของภาพ ความยาวของวิดีโอ และการปรากฏของใบหน้าในเฟรม ขณะที่ประเภทเพลงมีอิทธิพลต่อจำนวนการรับชมในระดับรองลงมา ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่าปัจจัยด้านลักษณะภาพและระยะเวลาของวิดีโอมีบทบาทสำคัญต่อพฤติกรรมการรับชมมิวสิกวิดีโอ ซึ่งสามารถนำไปใช้เป็นแนวทางในการออกแบบและผลิตสื่อวิดีโอในอนาคตได้

คำสำคัญ: การเรียนรู้ของเครื่องจักร, มิวสิกวิดีโอ, การสกัดคุณลักษณะ

¹ yodthong_rod@utcc.ac.th, ² tiwa_pen@utcc.ac.th, ³ nisanath_kha@utcc.ac.th, สาขาวิชาดิจิทัลเกมชุมชน คณะ
วิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย ถนนวิภาวดีรังสิต เขตดินแดง กรุงเทพฯ 10400

Abstract

This research aims to study the factors influencing the number of music video views on online platforms using data analysis and machine learning techniques. The dataset used in this study consisted of 101 music videos, comprising information about music genre, video duration, video age, and video visual characteristics. For example, the average color of an image and the appearance of faces in a frame were factors analyzed using decision trees and random forests to assess the importance of various variables to the number of views. The study found that the most influential factor in the number of views was the age of the music video, followed by the color style of the image, video length, and the appearance of faces in the frame. Music genre had a lesser influence on the number of views. The research indicates that image characteristics and video length play a significant role in music video viewing behavior, which can be used as a guideline for future video design and production.

Keywords: Machine Learning, Music Video, Feature Extraction.

1. ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันแพลตฟอร์มสื่อออนไลน์ เช่น YouTube ได้กลายเป็นช่องทางหลักในการเผยแพร่มิวสิกวิดีโอของศิลปินทั่วโลก จำนวนการรับชมของมิวสิกวิดีโอจึงเป็นตัวชี้วัดสำคัญที่สะท้อนถึงความนิยมและความสำเร็จของผลงานเพลง อย่างไรก็ตาม ปัจจัยที่ส่งผลต่อจำนวนการรับชมของมิวสิกวิดีโอไม่ได้ขึ้นอยู่กับความนิยมของศิลปินเพียงอย่างเดียว แต่ยังเกี่ยวข้องกับองค์ประกอบของวิดีโอ เช่น ลักษณะภาพ ระยะเวลาของวิดีโอ และรูปแบบการนำเสนอ

ในช่วงหลายปีที่ผ่านมา ได้มีการนำเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลและการเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning) มาใช้ในการศึกษาพฤติกรรมผู้ชมสื่อออนไลน์เพิ่มมากขึ้น งานวิจัยนี้จึงมุ่งศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างลักษณะของมิวสิกวิดีโอกับจำนวนการรับชม โดยใช้เทคนิค Machine Learning ในการวิเคราะห์ข้อมูล

2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยในด้านการวิเคราะห์สื่อดิจิทัลและวิดีโอออนไลน์ได้มีการนำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาใช้ในการวิเคราะห์พฤติกรรมผู้ชม เช่น การใช้ต้นไม้ตัดสินใจ[1] (Decision Tree) และ ป่าสุ่ม[2] (Random Forest) ในการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความนิยมของวิดีโอ นอกจากนี้ งานวิจัยบางส่วนยังได้วิเคราะห์ลักษณะภาพของวิดีโอ เช่น สีของภาพ และองค์ประกอบของภาพ เพื่อศึกษาความสัมพันธ์กับพฤติกรรมการรับชมของผู้ใช้

งานวิจัยก่อนหน้านี้จำนวนมากได้ศึกษาการวิเคราะห์เนื้อหาของวิดีโอออนไลน์และปัจจัยที่ส่งผลต่อความนิยมของวิดีโอ เช่น งานของ Cha et al. (2007) [3] ที่วิเคราะห์รูปแบบการใช้งาน YouTube ในระดับระบบ และงานของ Datta et al. (2006) [4] ที่ศึกษาคุณลักษณะด้านความสวยงามของภาพโดยใช้วิธีการคำนวณ นอกจากนี้ยังมีงานวิจัยด้านการสกัดคุณลักษณะของวิดีโอ (multimedia feature extraction) ที่นำลักษณะภาพและวิดีโอมาใช้ในการวิเคราะห์เนื้อหาและจัดทำดัชนีวิดีโอ (Snoek & Worring, 2005) [5]

งานวิจัยในระยะหลังยังพบว่าคุณลักษณะของวิดีโอ เช่น ระยะเวลาของวิดีโอ องค์ประกอบของภาพ และการปรากฏของบุคคลภายในวิดีโอ อาจมีความสัมพันธ์กับระดับความสนใจของผู้ชม (Trzciński & Rokita, 2017) [6] โดยเทคนิคการวิเคราะห์วิดีโอสมัยใหม่มักอาศัยการเรียนรู้ของเครื่องและโครงข่ายประสาทเทียมในการสกัดลักษณะสำคัญของวิดีโอ เช่น งานของ Simonyan & Zisserman (2014) [7]

งานวิจัยนี้จึงนำแนวคิดดังกล่าวมาประยุกต์ใช้กับการวิเคราะห์มิวสิกวิดีโอ โดยพิจารณาคุณลักษณะด้านภาพ เช่น สีของภาพ การปรากฏของใบหน้า และองค์ประกอบของวิดีโอ เพื่อศึกษาความสัมพันธ์กับความนิยมของมิวสิกวิดีโอ

3. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

3.1 เพื่อศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อจำนวนการรับชมของมิวสิกวิดีโอบนแพลตฟอร์มออนไลน์

3.2 เพื่อวิเคราะห์ลักษณะภาพของมิวสิกวิดีโอ เช่น สีเฉลี่ยของภาพ และการปรากฏของใบหน้าในเฟรม

3.3 เพื่อใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักร เช่น ต้นไม้ตัดสินใจ และป่าสุ่ม ในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรต่าง ๆ

4. วิธีดำเนินการวิจัย

งานวิจัยในด้านการวิเคราะห์สื่อดิจิทัลและวิดีโอออนไลน์ได้มีการนำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาใช้ในการวิเคราะห์พฤติกรรมผู้ชม เช่น การใช้ Decision Tree และ Random Forest ในการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความนิยมของวิดีโอ นอกจากนี้ งานวิจัยบางส่วนยังได้วิเคราะห์ลักษณะภาพของวิดีโอ เช่น สีของภาพ และองค์ประกอบของภาพ เพื่อศึกษาความสัมพันธ์กับพฤติกรรมการรับชมของผู้ใช้

4.1 ชุดข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาประกอบด้วยมิวสิกวิดีโอจำนวน 101 รายการ แม้ว่าขนาดของชุดข้อมูลจะค่อนข้างเล็ก แต่ก็เพียงพอสำหรับการวิเคราะห์เชิงสำรวจคุณลักษณะทางภาพในมิวสิกวิดีโอ ซึ่งรวบรวมจากหลากหลายประเทศและประเภทเพลง เช่น J-Pop, K-Pop และ E-Pop ข้อมูลแต่ละรายการประกอบด้วยข้อมูลพื้นฐานของวิดีโอ เช่น ปีที่เผยแพร่ ระยะเวลาของวิดีโอ ประเภทเพลง และจำนวนการรับชม ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ลักษณะของชุดข้อมูลมิวสิกวิดีโอที่ใช้ในการศึกษา

รายการ	รายละเอียด
จำนวนมิวสิกวิดีโอ	101 รายการ
แหล่งข้อมูล	YouTube
ขนาดวิดีโอที่ใช้ประมวลผล	320 × 180 พิกเซล
จำนวนเฟรมที่ใช้วิเคราะห์	เฟรมจากวิดีโอทั้งหมด
Feature ด้านภาพ	HSV Color (Hue, Saturation, Value)
Feature ด้านใบหน้า	Face detection, face size, face position
Feature ด้านวิดีโอ	Video duration, video age
Feature ด้านประเภทเพลง	Rock, E-Pop, J-Pop, K-Pop, Rap, Dance, อื่นๆ
ตัวแปรเป้าหมาย	log(View count)
เครื่องมือประมวลผล	OpenCV, dlib
เครื่องมือวิเคราะห์ข้อมูล	Python, JupyterLab

ตารางที่ 2 การกระจายของมิวสิกวิดีโอตามประเทศ

ประเทศ	จำนวนการรับชมเฉลี่ย (หน่วย: ล้านครั้ง)
CN	6

JP	7
KO	11
TH	13
LT	56
US	197
UK	217

ในตารางที่ 2 แสดงค่าเฉลี่ยจำนวนการรับชมของมิวสิกวิดีโอจากประเทศต่าง ๆ โดยค่าที่นำเสนอเป็นค่าที่แปลงกลับจาก $\log(\text{view})$ เพื่อให้สามารถตีความจำนวนการรับชมได้ง่ายขึ้น

ตารางที่ 3 ประเภทของมิวสิกวิดีโอ

ประเภท	จำนวน	ร้อยละ %
Rock	28	27.7%
E-Pop	21	20.8%
J-Pop	19	18.8%
K-Pop	11	10.9%
Rap	4	4.0%
Dance	1	1.0%
อื่นๆ	17	16.8%

ตารางที่ 3 แสดงการกระจายของแนวเพลงในชุดข้อมูล โดยพบว่าแนว Rock มีจำนวนมากที่สุดคิดเป็นประมาณ 27.7% ของทั้งหมด รองลงมาคือ E-Pop และ J-Pop ตามลำดับ ขณะที่แนว Rap และ Dance มีสัดส่วนค่อนข้างน้อย โครงสร้างของชุดข้อมูลจึงมีแนวโน้มเอนเอียงไปทาง Pop และ Rock ซึ่งอาจมีผลต่อรูปแบบการเรียนรู้ของโมเดล

4.2 การจำแนกคุณลักษณะของข้อมูล

ในการวิเคราะห์ลักษณะภาพของวิดีโอ ได้ทำการประมวลผลเฟรมของมิวสิกวิดีโอเพื่อดึงคุณลักษณะดังนี้

- ค่าเฉลี่ยของสีในระบบ HSV (Hue, Saturation, Value)

- ความแปรผันของสีในวิดีโอ
- การตรวจจับใบหน้าในเฟรม (Face Detection)
- ขนาดและตำแหน่งของใบหน้าในภาพ

4.3 การเรียนรู้ของเครื่องจักรและการวิเคราะห์ข้อมูล

ในการวิเคราะห์ข้อมูล ได้ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ได้แก่ Decision Tree และ Random Forest เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ กับจำนวนการรับชมของมิวสิกวิดีโอ โดยจำนวนการรับชมถูกแปลงเป็นค่า $\log(\text{view})$ เพื่อให้การวิเคราะห์มีความเสถียรมากขึ้น

ในการสร้างแบบจำลอง Machine Learning ข้อมูลถูกแบ่งออกเป็นสองส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอน (Training set) และชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Testing set) ในอัตราส่วน 80:20 เพื่อใช้ประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง

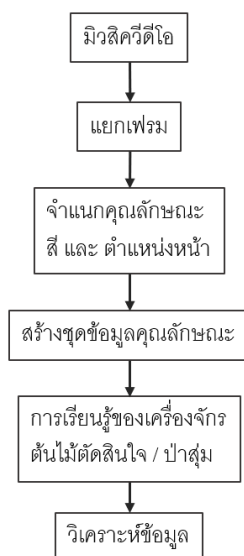
แบบจำลอง Random Forest ถูกสร้างโดยใช้ต้นไม้ตัดสินใจจำนวน 500 โดยตัวแปรเป้าหมายคือค่า $\log(\text{View count})$ ซึ่งถูกใช้เพื่อลดการกระจายตัวของข้อมูลจำนวนการรับชม

4.4 ขั้นตอนการประมวลผลข้อมูล

ในงานวิจัยนี้ กระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลประกอบด้วยหลายขั้นตอน ตั้งแต่การรวบรวมข้อมูลมิวสิกวิดีโอ การประมวลผลเฟรมของวิดีโอ การสกัดคุณลักษณะของภาพ และการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักร โดยขั้นตอนเริ่มจากการนำมิวสิกวิดีโอเข้าสู่กระบวนการประมวลผลด้วย OpenCV [8] เพื่อดึงเฟรมจากวิดีโอ จากนั้นทำการวิเคราะห์ลักษณะภาพในแต่ละเฟรม เช่น ค่าเฉลี่ยของสีในระบบ HSV และการตรวจจับใบหน้าด้วยไลบรารี dlib [9]

คุณลักษณะที่ได้จากการสกัดข้อมูลจะถูกนำมารวมกับข้อมูลพื้นฐานของวิดีโอ เช่น อายุของวิดีโอ ระยะเวลาของวิดีโอ และประเภทเพลง เพื่อใช้เป็นตัวแปรนำเข้าในแบบจำลอง Machine Learning ได้แก่ Decision Tree และ Random Forest

รูปที่ 1 แสดงขั้นตอนตั้งแต่การนำมิวสิกวิดีโอเข้าสู่กระบวนการประมวลผล การดึงเฟรมของวิดีโอ การสกัดคุณลักษณะของภาพ เช่น ค่า HSV และการตรวจจับใบหน้า การสร้างชุดข้อมูล และการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักร



รูปที่ 1 กระบวนการวิเคราะห์มิวสิกวีดีโอ

4.5 การประเมินผลแบบจำลอง

ประสิทธิภาพของแบบจำลองถูกประเมินโดยใช้ค่าทางสถิติ ได้แก่ ค่า R^2 (Coefficient of Determination) และ Mean Squared Error (MSE) ซึ่งใช้วัดความสามารถของแบบจำลองในการทำนายจำนวนการรับชมของมิวสิกวีดีโอ ค่า R^2 แสดงถึงสัดส่วนของความแปรปรวนของข้อมูลที่สามารถอธิบายได้โดยแบบจำลอง ขณะที่ค่า MSE ใช้ประเมินความคลาดเคลื่อนของค่าที่ทำนายเมื่อเทียบกับค่าจริง

5. ผลการวิจัย

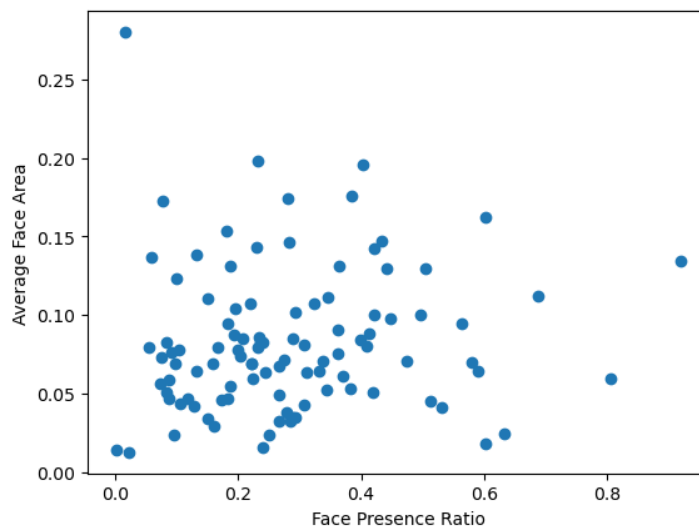
5.1 ภาพใบหน้าที่ปรากฏในมิวสิกวีดีโอ

ในการวิเคราะห์ลักษณะภาพของมิวสิกวีดีโอ ได้ทำการตรวจจับใบหน้าจากเฟรมของวีดีโอโดยใช้ไลบรารี dlib และคำนวณอัตราส่วนของพื้นที่ใบหน้าต่อพื้นที่ภาพ (face presence ratio) รวมถึงขนาดเฉลี่ยของใบหน้าที่ปรากฏในเฟรม

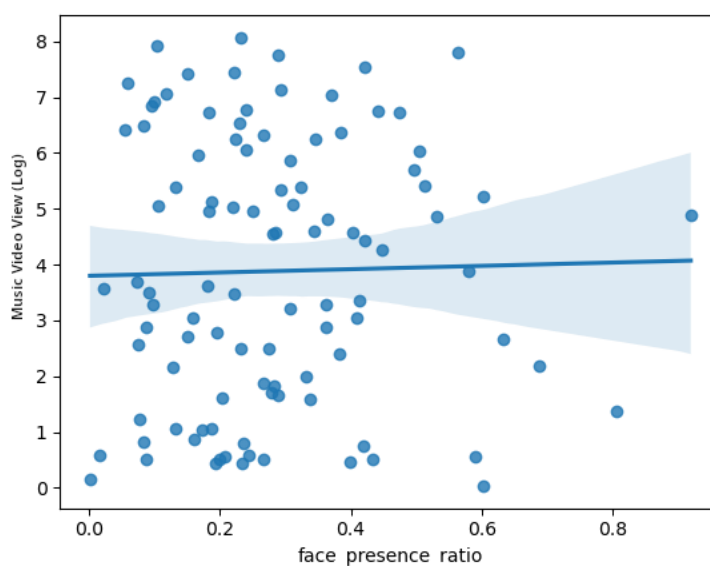
รูปที่ 2 แสดงการกระจายของขนาดใบหน้าและอัตราส่วนการปรากฏของใบหน้าในมิวสิกวีดีโอ ซึ่งพบว่ามิวสิกวีดีโอส่วนใหญ่มีการปรากฏของใบหน้าในระดับต่ำถึงปานกลาง แสดงให้เห็นว่าภาพในมิวสิกวีดีโอไม่ได้เน้นเฉพาะการแสดงใบหน้าของศิลปินเท่านั้น แต่ยังประกอบด้วยฉากและองค์ประกอบภาพอื่น ๆ

นอกจากนี้ เมื่อพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างอัตราส่วนของใบหน้าที่ปรากฏกับจำนวนการรับชมของมิวสิกวีดีโอ ดังแสดงในรูปที่ 3 พบว่าไม่มีความสัมพันธ์ที่ชัดเจนระหว่างตัวแปรทั้งสอง โดยมิวสิกวีดีโอที่มีจำนวนการรับชมสูงไม่ได้จำเป็นต้องมีการปรากฏของใบหน้าในสัดส่วนที่สูงเสมอไป

ผลการวิเคราะห์ดังกล่าวสะท้อนให้เห็นว่าการปรากฏของใบหน้าในวิดีโออาจมีบทบาทต่อการดึงดูดความสนใจของผู้ชมในระดับหนึ่ง แต่ไม่ได้เป็นปัจจัยหลักที่กำหนดจำนวนการรับชมของมิวสิกวิดีโอเมื่อเทียบกับปัจจัยอื่น เช่น อายุของวิดีโอ หรือองค์ประกอบด้านสีของภาพ



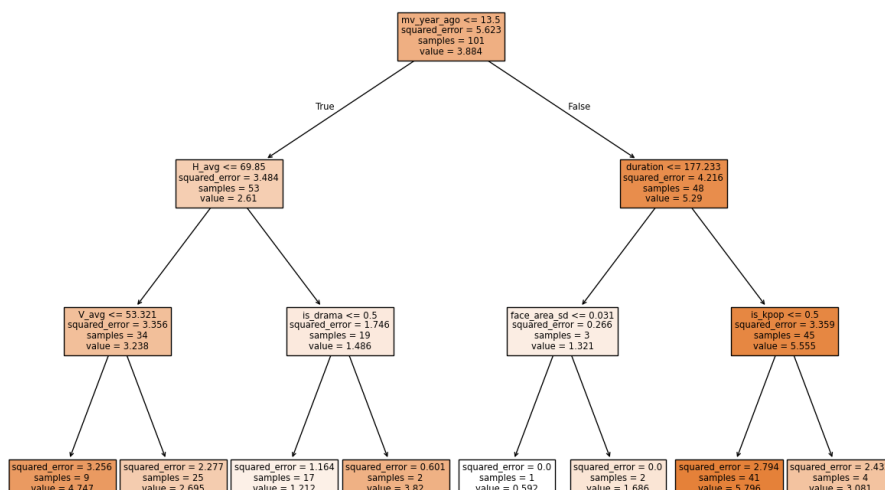
รูปที่ 2 ขนาดของใบหน้าและอัตราส่วนใบหน้าที่ปรากฏ



รูปที่ 3 จำนวนรับชมและอัตราส่วนใบหน้าที่ปรากฏ

5.2 ต้นไม้ตัดสินใจ

ข้อมูลถูกแบ่งเป็นชุดฝึกสอน (Training set) และชุดทดสอบ (Testing set) ในอัตราส่วน 80:20 เพื่อใช้ประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง ผลการวิเคราะห์ด้วย Decision Tree พบว่าอายุของมิวสิกวิดีโอเป็นตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อจำนวนการรับชมมากที่สุด รองลงมาคือความยาวของวิดีโอและลักษณะสีของภาพ

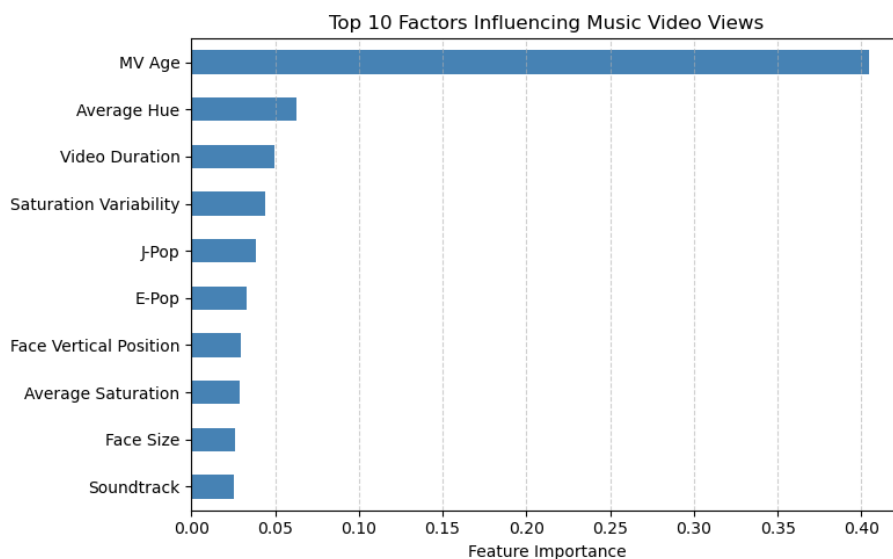


รูปที่ 4 ตัวอย่างโครงสร้าง Decision Tree สำหรับวิเคราะห์จำนวนการรับชมมิวสิกวิดีโอ

5.3 ป่าสุ่ม

แบบจำลอง Random Forest ถูกสร้างโดยใช้ต้นไม้ตัดสินใจจำนวน 500 ต้น เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างคุณลักษณะของมิวสิกวิดีโอกับจำนวนการรับชม จากการวิเคราะห์พบว่าอายุของมิวสิกวิดีโอ (Video Age) เป็นตัวแปรที่มีความสำคัญสูงสุด รองลงมาคือลักษณะสีของภาพ เช่น ค่าเฉลี่ยของ Hue และ Saturation รวมถึงความยาวของวิดีโอ (Video Duration) นอกจากนี้ยังพบว่าการปรากฏของใบหน้าในเฟรมมีผลต่อจำนวนการรับชมในระดับหนึ่ง ขณะที่ประเภทเพลงมีความสำคัญต่อแบบจำลองในระดับรองลงมา

ในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง พบว่า Random Forest ให้ค่า R^2 เท่ากับ 0.869 ในชุดฝึกสอน และ 0.247 ในชุดทดสอบ โดยมีค่า Mean Squared Error (MSE) เท่ากับ 0.688 และ 4.966 ตามลำดับ ผลลัพธ์ดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถอธิบายข้อมูลฝึกสอนได้ดี แต่ประสิทธิภาพในการทำนายข้อมูลใหม่ยังอยู่ในระดับปานกลาง ซึ่งอาจเกิดจากขนาดชุดข้อมูลที่จำกัดและการมีปัจจัยภายนอกจำนวนมากที่ไม่ได้รวมอยู่ในการศึกษา เช่น ความนิยมของศิลปิน การประชาสัมพันธ์ และอิทธิพลของอัลกอริทึมของแพลตฟอร์มออนไลน์ ในรูปที่ 5 แสดงค่าความสำคัญของตัวแปร (Feature Importance) ที่ได้จากแบบจำลอง Random Forest

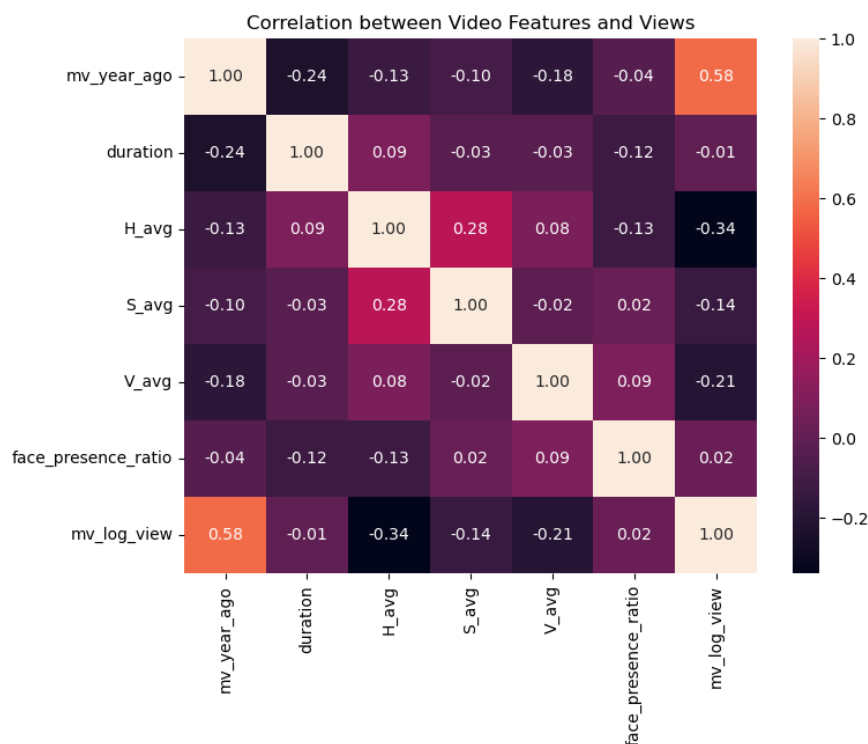


รูปที่ 5 ความสำคัญของตัวแปร (Feature Importance) จาก Random Forest

5.4 คุณลักษณะและจำนวนการรับชม

ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสำคัญ เช่น อายุของวิดีโอ ความยาวของวิดีโอ ลักษณะสีของภาพในระบบ HSV และอัตราส่วนของใบหน้าปรากฏในเฟรม กับจำนวนการรับชมของมิวสิกวิดีโอ โดยพบว่าอายุของมิวสิกวิดีโอ (mv_year_ago) มีความสัมพันธ์เชิงบวกกับจำนวนการรับชมมากที่สุด โดยมีค่าสหสัมพันธ์ประมาณ 0.58 ซึ่งสอดคล้องกับผลการวิเคราะห์จากแบบจำลอง Machine Learning ที่พบว่าอายุของวิดีโอเป็นตัวแปรที่มีความสำคัญสูงสุด แสดงในรูปที่ 6

ในขณะที่ตัวแปรด้านลักษณะสีของภาพ เช่นค่าเฉลี่ยของ Hue, Saturation และ Value มีความสัมพันธ์กับจำนวนการรับชมในระดับต่ำถึงปานกลาง โดยเฉพาะค่า Hue ซึ่งมีความสัมพันธ์เชิงลบกับจำนวนการรับชมเล็กน้อย แสดงให้เห็นว่าลักษณะสีของวิดีโออาจมีผลต่อรูปแบบการรับชม แต่ไม่ใช่ปัจจัยหลักเมื่อเทียบกับอายุของวิดีโอ นอกจากนี้ยังพบว่าความยาวของวิดีโอ (duration) และอัตราส่วนของใบหน้าปรากฏในเฟรม (face_presence_ratio) มีความสัมพันธ์กับจำนวนการรับชมในระดับต่ำ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าปัจจัยด้านองค์ประกอบของภาพอาจมีบทบาทรองเมื่อเทียบกับปัจจัยด้านเวลา



รูปที่ 6 ความสัมพันธ์ระหว่างคุณลักษณะของมิวสิกวิดีโอและจำนวนการรับชม

จากการวิเคราะห์ค่า Hue เฉลี่ยของมิวสิกวิดีโอจำนวน 101 รายการ พบว่าโทนสีที่ปรากฏมากที่สุดคือ Green (41.6%) รองลงมาคือ Yellow (19.8%) และ Cyan (19.8%) ตามลำดับ ขณะที่โทนสี Blue (7.9%) และ Red (10.9%) ปรากฏในสัดส่วนที่ต่ำกว่า ส่วนค่า Saturation โดยเฉลี่ยอยู่ในระดับปานกลาง แสดงให้เห็นว่ามิวสิกวิดีโอส่วนใหญ่ในชุดข้อมูลไม่ได้ใช้สีที่มีความอิ่มตัวสูงมากนัก

ผลการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลอง Random Forest พบว่าคุณลักษณะด้านสีของภาพ (Hue, Saturation และ Value) มีความสำคัญต่อการทำนายจำนวนการรับชมในระดับสูง เมื่อพิจารณาร่วมกับข้อมูลในตารางที่ 4 พบว่ามิวสิกวิดีโอที่มีโทนสี Yellow และ Red มีจำนวนการรับชมเฉลี่ยสูงที่สุด โดยมีค่าเฉลี่ย $\log(\text{view})$ เท่ากับ 4.75 และ 4.63 ตามลำดับ ขณะที่กลุ่ม Green มีค่าเฉลี่ย 4.06 ส่วนกลุ่ม Cyan และ Blue มีค่าเฉลี่ยต่ำกว่าที่ 2.92 และ 2.21 ตามลำดับ

อย่างไรก็ตาม กลุ่ม Green มีจำนวนตัวอย่างมากที่สุด (41.6%) ขณะที่กลุ่ม Red และ Blue มีจำนวนตัวอย่างค่อนข้างน้อย จึงควรตีความผลลัพธ์ดังกล่าวด้วยความระมัดระวัง นอกจากนี้ การวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์ยังพบว่าความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างค่าสีกับจำนวนการรับชมอยู่ในระดับต่ำถึงปานกลาง จึงยังไม่สามารถสรุป

ได้อย่างชัดเจนว่าโทนสีใดส่งผลต่อจำนวนการรับชมโดยตรง ผลลัพธ์ดังกล่าวสะท้อนว่าสีอาจมีอิทธิพลร่วมกับปัจจัยอื่นของมิวสิกวิดีโอ เช่น เนื้อหา การกำกับภาพ ความนิยมของศิลปิน และช่วงเวลาเผยแพร่

โดยรวมแล้ว มิวสิกวิดีโอในชุดข้อมูลนี้มีแนวโน้มใช้โทนสีธรรมชาติในช่วง Green-Yellow เป็นหลัก ซึ่งอาจสัมพันธ์กับการถ่ายทำในสภาพแวดล้อมจริงหรือการใช้เทคนิค color grading ที่เน้นความสมจริงของภาพ ทั้งนี้ ควรมีการศึกษาเพิ่มเติมด้วยชุดข้อมูลที่มีขนาดใหญ่ขึ้นเพื่อยืนยันผลลัพธ์ดังกล่าว

ตารางที่ 4 ผลของค่าสีเรียงตามการรับชม

ค่าสี (Hue)	จำนวน	ร้อยละ %	จำนวนรับชมโดยเฉลี่ย (Log)
เหลือง (Yellow)	20	19.8	4.75
แดง (Red)	11	10.9	4.63
เขียว (Green)	42	41.6	4.06
ฟ้า (Cyan)	20	19.8	2.92
น้ำเงิน (Blue)	8	7.9	2.21

6. อภิปรายผล

จากผลการวิเคราะห์พบว่าปัจจัยด้านเวลาและลักษณะภาพของวิดีโอมีอิทธิพลต่อจำนวนการรับชมมากกว่าประเภทเพลง ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่าการออกแบบองค์ประกอบของวิดีโอ เช่น โทนสี การปรากฏของศิลปินในเฟรม และความยาวของวิดีโอ อาจมีผลต่อการดึงดูดความสนใจของผู้ชม มิวสิกวิดีโอที่มีอายุการเผยแพร่ยาวนานย่อมมีโอกาสสะสมจำนวนการรับชมได้มากกว่า จึงทำให้ตัวแปรอายุของวิดีโอมีความสำคัญสูงในแบบจำลอง

ผลการศึกษายังสะท้อนให้เห็นว่าองค์ประกอบด้านภาพของมิวสิกวิดีโอ เช่น โทนสีของภาพ และการปรากฏของใบหน้าในเฟรม อาจมีบทบาทต่อความสนใจของผู้ชมบนแพลตฟอร์มออนไลน์ โดยวิดีโอที่มีการปรากฏของศิลปินหรือบุคคลในเฟรมอย่างชัดเจนอาจช่วยเพิ่มความรู้สึกเชื่อมโยงกับผู้ชม

นอกจากนี้ อายุของวิดีโอเป็นตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับจำนวนการรับชมสูงที่สุดในชุดข้อมูลที่ศึกษา ซึ่งอาจสะท้อนผลของการสะสมยอดรับชมตามระยะเวลา เนื่องจากมิวสิกวิดีโอที่เผยแพร่มาเป็นเวลานานย่อมมีโอกาสได้รับการรับชมมากกว่าวิดีโอที่เพิ่งเผยแพร่ ลักษณะดังกล่าวเป็นคุณสมบัติเฉพาะของข้อมูลบนแพลตฟอร์มวิดีโอออนไลน์ที่จำนวนการรับชมสามารถเพิ่มขึ้นได้อย่างต่อเนื่องตามเวลา ดังนั้น การตีความผลลัพธ์ควรพิจารณาพร้อมกับข้อจำกัดดังกล่าว และงานวิจัยในอนาคตอาจพิจารณาใช้ตัวชี้วัดอื่น เช่น จำนวนการ

รับชมเฉลี่ยต่อปี อัตราการเติบโตของยอดรับชม หรือจำนวนการรับชมในช่วงเวลาเริ่มต้นหลังการเผยแพร่ เพื่อแยกผลกระทบจากระยะเวลาการเผยแพร่ออกจากคุณลักษณะของมิวสิกวิดีโอได้ชัดเจนยิ่งขึ้น

7.สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อจำนวนการรับชมของมิวสิกวิดีโอบนแพลตฟอร์มออนไลน์ โดยใช้เทคนิค Machine Learning โดยใช้ข้อมูลมิวสิกวิดีโอจำนวน 101 รายการ ผลการศึกษาพบว่าอายุของวิดีโอ ลักษณะสีของภาพ และความยาวของวิดีโอเป็นปัจจัยที่มีอิทธิพลสำคัญต่อจำนวนการรับชม ขณะที่ประเภทเพลงมีอิทธิพลในระดับรองลงมา ผลการศึกษานี้สามารถนำไปใช้เป็นแนวทางในการออกแบบและผลิตมิวสิกวิดีโอให้สอดคล้องกับพฤติกรรมการรับชมของผู้ชมในแพลตฟอร์มออนไลน์

อย่างไรก็ตาม งานวิจัยนี้มีข้อจำกัดบางประการ เช่น ขนาดของชุดข้อมูลที่มีจำนวนไม่มาก และการเลือกตัวอย่างมิวสิกวิดีโอจากบางประเทศเป็นหลัก งานวิจัยในอนาคตอาจขยายชุดข้อมูลให้ครอบคลุมวิดีโอจากประเทศและแนวเพลงที่หลากหลายมากขึ้น เพื่อเพิ่มความแม่นยำของแบบจำลอง อิทธิพลของอายุวิดีโออาจสะท้อนผลของการสะสมยอดรับชมตามระยะเวลาการเผยแพร่ จึงควรตีความผลลัพธ์ร่วมกับข้อจำกัดดังกล่าว

ผลการศึกษานี้สามารถนำไปใช้เป็นแนวทางในการออกแบบและผลิตมิวสิกวิดีโอ เพื่อเพิ่มโอกาสในการดึงดูดความสนใจของผู้ชมบนแพลตฟอร์มออนไลน์อื่นๆ ได้ต่อไปในอนาคต

8.เอกสารอ้างอิง

Quinlan, J. R. (1986). Induction of decision trees. Machine Learning.

Breiman, L. (2001). Random forests. Machine Learning.

Cha, M., et al. (2007). I Tube, You Tube, everybody tubes: Analyzing the world's largest user generated content video system.

Datta, R., Joshi, D., Li, J., & Wang, J. (2006). Studying aesthetics in photographic images using a computational approach. In ECCV 2006.

Snoek, C. G. M., & Worring, M. (2005). Multimodal video indexing: A review of the state-of-the-art. Multimedia Tools and Applications.

- Trzciński, T., & Rokita, P. (2017). Predicting popularity of online videos using support vector regression. *IEEE Transactions on Multimedia*.
- Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Two-stream convolutional networks for action recognition in videos. In *NIPS*.
- Bradski, G. (2000). The OpenCV library.
- King, D. E. (2009). Dlib-ml: A machine learning toolkit.