

# การเปลี่ยนแปลงของอัตราการใส่หน้ากากอนามัยเมื่ออยู่นอกบ้านในช่วงโควิด-19: การวิเคราะห์จากภาพกล้องวงจรปิดโดยปัญญาประดิษฐ์

กิตยา กิตติยากร\*  
สุภาณี บุญมานันท์\*  
รัตนชัยนันท์ ธรรมสุจริต\*

ผู้รับผิดชอบบทความ: ทยา กิตติยากร

## บทคัดย่อ

**ภูมิหลัง:** โควิด-19 ได้คร่าชีวิตมนุษย์จำนวนมากและได้สร้างความเสียหายทางเศรษฐกิจไปทั่วโลก การใส่หน้ากากเป็นวิธีป้องกันการแพร่ระบาดที่ได้รับการยอมรับทางการแพทย์ แต่อัตราการใส่หน้ากากในแต่ละประเทศกลับไม่เหมือนกัน เนื่องด้วยวัฒนธรรม ความตื่นตัวและนโยบายรัฐ งานวิจัยที่ผ่านมาตั้งข้อสังเกตว่า พื้นที่ที่ใส่หน้ากาก หรือมีการบังคับใส่หน้ากากอนามัย/หน้ากากผ้ามีการแพร่ระบาดของโควิด-19 น้อยกว่าพื้นที่ที่ไม่ใส่หน้ากากอนามัย อย่างไรก็ตามมีงานศึกษาน้อยมากที่มีการประเมินอัตราการใส่หน้ากากโดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ ส่วนใหญ่ใช้การรายงานว่ามีกฎหมายบังคับใส่หน้ากาก หรือผลจากการตอบแบบสอบถาม online ดังนั้นหากมีวิธีประเมินอัตราการใส่หน้ากากโดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์จะเป็นประโยชน์ในการรณรงค์การใส่หน้ากาก งานวิจัยนี้จึงมีเป้าหมายที่จะพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์ที่จะวิเคราะห์ภาพจากกล้องวงจรปิดที่ใช้จริงในพื้นที่สาธารณะ เพื่อคำนวณอัตราการใส่หน้ากากอนามัย/หน้ากากผ้า และศึกษาความสัมพันธ์กับนโยบายหรือปัจจัยอื่นๆ **ระเบียบวิธี:** โครงการได้คัดเลือกกล้องวงจรปิด ที่ติดตั้งในพื้นที่สาธารณะในกรุงเทพมหานครฯ ตามความเหมาะสมของตำแหน่งและมุมมอง โดยทุกสัปดาห์จะรับวิดีโอภาพ 9 ชั่วโมงจากแต่ละกล้องเพื่อมาวิเคราะห์ด้วยปัญญาประดิษฐ์ ที่ได้ฝึกการแยกแยะใบหน้าใส่และไม่ใส่หน้ากากมาจากภาพในคลังภาพสาธารณะใน Internet การวิเคราะห์แบ่งเป็นส่วนภาพที่มีคนสัญจรหรือเคลื่อนไหว กับอีกส่วนที่คนไม่เคลื่อนไหวมากนัก เช่น แผงลอยข้างทางเดิน ภาพที่ผ่านการวิเคราะห์บางส่วนจะได้รับการทบทวนความแม่นยำโดยให้มนุษย์ตรวจสอบอีกที ซึ่งภาพส่วนนี้จะแม่นยำมากและใช้ในการวิเคราะห์เชิงลึกต่อเพื่อดูความสัมพันธ์กับปัจจัยต่างๆ **ผลการศึกษา:** ทางโครงการได้รับภาพจากกล้อง 39 ตัว ทุกสัปดาห์ ระหว่างวันที่ 1 เมษายน ถึง 15 พฤศจิกายน พ.ศ. 2564 ซึ่งภาพจากกล้อง 15 ตัวจะได้รับการตรวจสอบอีกครั้งด้วยมนุษย์หลังจากที่ได้รับผลกลับมาจากปัญญาประดิษฐ์ เหตุการณ์สำคัญในช่วงการศึกษามีดังต่อไปนี้: การประกาศบังคับใส่หน้ากากอนามัย/หน้ากากผ้าเมื่ออยู่นอกเคหสถาน และการติดเชือย่างรุนแรงระลอกที่ 4 ในประเทศไทย อัตราการใส่หน้ากากฯ โดยรวมในส่วนของคนสัญจร ก่อนการประกาศบังคับใส่หน้ากากฯ มีร้อยละ 89 (SD 10%) และเพิ่มขึ้นเป็นร้อยละ 92 (SD 9%) หลังออกประกาศฯ แต่การเพิ่มขึ้นนี้ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ( $p = 0.3$ ) เมื่อเปรียบเทียบอัตราการใส่หน้ากากฯ ก่อนระลอกที่ 4

\* คณะแพทยศาสตร์โรงพยาบาลรามาธิบดี มหาวิทยาลัยมหิดล

Received 30 March 2022; Revised 12 October 2022; Accepted 8 March 2023

**Suggested citation:** Kitiyakara T, Boonmanunt S, Thammasudjarit R. Changes in the mask wearing rate in public areas during the COVID-19 pandemic as determined by artificial intelligence and CCTV image analysis. Journal of Health Systems Research 2023;17(1):149-67.

ทยา กิตติยากร, สุภาณี บุญมานันท์, รัตนชัยนันท์ ธรรมสุจริต. การเปลี่ยนแปลงของอัตราการใส่หน้ากากอนามัยเมื่ออยู่นอกบ้านในช่วงโควิด-19: การวิเคราะห์จากภาพกล้องวงจรปิด โดยปัญญาประดิษฐ์. วารสารวิจัยระบบสาธารณสุข 2566;17(1):149-67.

กับ ช่วงครึ่งแรกของการแพร่ระบาดระลอกที่ 4 พบว่าอัตราการใส่หน้ากากฯ เพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ จากร้อยละ 92 ขึ้นเป็นร้อยละ 96 ( $p = 0.0039$ ) หลังจากจุดสูงสุดของการระบาดระลอกที่ 4 อัตราการใส่หน้ากากฯ ลดลงเหลือร้อยละ 94 แต่การลดลงนี้ไม่มีนัยสำคัญ การวิเคราะห์ทางสถิติยังพบว่า จำนวนคนติดเชื้อในสัปดาห์ก่อน วัน เวลา และชนิดพื้นที่ มีผลต่ออัตราการใส่หน้ากากฯ อย่างมีนัยสำคัญ การตรวจภาพใบหน้าที่ไม่ใส่หน้ากากฯ พบว่ามีภาพผู้ชาย ที่ไม่ใส่หน้ากากฯ มากกว่าผู้หญิงประมาณ 3 เท่า นอกจากนั้นยังสังเกตเห็นคนที่สูบบุหรี่ คนพูดคุยผ่านโทรศัพท์มือถือ ขอดาน และคนในชุมชน ไม่ใส่หน้ากากฯ สรุป: การศึกษานี้ได้ใช้ระบบปัญญาประดิษฐ์วิเคราะห์ภาพจากกล้องวงจรปิดในพื้นที่สาธารณะในชีวิตจริง เพื่อวิเคราะห์อัตราการใส่หน้ากากอนามัยและหน้ากากผ้า คนไทยในกรุงเทพมหานครฯ มีอัตราการใส่หน้ากากฯ ร้อยละ 89 ก่อนมีประกาศบังคับใส่หน้ากากอนามัยฯ และเพิ่มขึ้นเป็นร้อยละ 92 หลังจากมีประกาศฯ อย่างไรก็ตามอัตราการใส่หน้ากากฯ เพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ (ร้อยละ 96) ในช่วงการระบาดระลอกที่ 4 ปัจจัยที่สัมพันธ์กับการใส่หน้ากากคือ จำนวนผู้ป่วยที่รายงานในสัปดาห์ก่อน วัน เวลาและลักษณะพื้นที่ที่ติดตั้งกล้อง ปัจจัยเหล่านี้ รวมทั้งปัจจัยที่ได้จากการตรวจดูภาพของคนที่ไม่ใส่หน้ากากฯ และพฤติกรรมเสี่ยงที่ได้จากการตอบแบบสัมภาษณ์ อาจจะเป็นประเด็นที่นำมาใช้ณรงค์ให้ประชาชนใส่หน้ากากฯ เพิ่มขึ้นได้ในอนาคต

**คำสำคัญ:** การใส่หน้ากากอนามัย, โควิด-19, กล้องวงจรปิด, การวิเคราะห์ภาพ, ปัญญาประดิษฐ์

## Changes in the Mask Wearing Rate in Public Areas during the COVID-19 Pandemic as Determined by Artificial Intelligence and CCTV Image Analysis

Taya Kitiyakara, Suparee Boonmanunt, Ratchainant Thammasudjarit

Faculty of Medicine Ramathibodi Hospital, Mahidol University

Corresponding author: Taya Kitiyakara, tayakiti@gmail.com

### Abstract

**Background:** The COVID-19 pandemic has caused immense health and financial loss globally. Standard health precautions, including mask-wearing reduced its spread. Compliance with these measures varied between countries, depending on the culture, the public awareness and the policies enacted by the government. A higher rate of mask-wearing was thought to be more effective in limiting the spread of the disease and methods of monitoring mask-wearing would be useful for campaigns to increase mask-wearing. Although the mask-wearing rate has been estimated with questionnaires and episodic counting studies, there were very few reports visually documenting the rate of mask wearing sequentially over time. In the present study we developed an artificial intelligence (AI) system to analyze images from public CCTV (closed-circuit television) to document the rate of mask wearing in Bangkok, Thailand, and correlate the rate with public health policies and COVID-19 events and determine factors related to improper masking. **Methodology:** Public CCTV cameras in the Bangkok Metropolitan Area (BMA) were selected in view of their location and camera viewpoints. Every week, 9 hours of video clips from each of these cameras were downloaded and sent for analysis by an AI that had been trained to detect mask-wearing using pictures with and without masks from public databases. A number of the images was also visually checked for accuracy. The rate of mask-wearing was analyzed and correlated to public health measures and COVID-19 infections using panel regression analysis. The images of faces without masks were reviewed to understand factors related to not wearing masks. **Results:** 39 cameras were selected for weekly data download from 1 April to 15 November 2021. Of these 15 were validated fortnightly by humans. Important COVID-19 events over 8 months of the study included the announcement of the mask mandate and the peak infection of the 4<sup>th</sup> wave of infection in Thailand. The overall average rate of mask-wearing across BMA in the mobile population increased after the mask mandate from 89% (SD 10%) to 92% (SD 9%) but this did not reach statistical significance ( $p = 0.3$ ). However, comparing the mask-wearing rate from the mask mandate to the start of the 4<sup>th</sup> wave, and from the start to the peak

of infections of the 4<sup>th</sup> wave, the mask-wearing rate increased significantly from 92% to 96% ( $p = 0.0039$ ). Statistical analysis also revealed that the reported number of infections in the prior week, weekends, time of day, and type of location were significant factors associated with the mask-wearing behavior. Analyzing the images showed that males were approximately 3 times more likely to be seen without proper masking. **Conclusions:** The use of public CCTV and mask-detecting AI can be used for public monitoring of mask-wearing in the real-world. Bangkokians had a high mask-wearing rate in public areas with an 89% mask-wearing rate before the mask mandate. Although mask wearing increased after the mandate to 92%, the maximal rate of mask wearing (96%) correlated with the peak infection in Bangkok. Factors related to improper masking included the reported number of infected people in the prior week, weekends, time of day, and location type. These factors, as well as other factors seen from the CCTV images may be good targets for campaigns to increase proper mask wearing in the future.

**Keywords:** mask wearing, COVID-19, CCTV, image analysis, artificial intelligence

## ภูมิหลังและเหตุผล

โรคโควิด-19 ได้แพร่ระบาดและคร่าชีวิตมนุษย์มากกว่า 5,000,000 ชีวิตทั่วโลก (ข้อมูลจากศูนย์บริหารสถานการณ์โควิด-19 (ศบค.) วันที่ 23 พ.ย. 2564) พร้อมกับการสร้างปัญหาเศรษฐกิจในทุกประเทศ สำหรับประเทศไทย โควิด-19 ได้แพร่ระบาดเข้าหลายระลอก จากข้อมูลวันที่ 3 มีนาคม พ.ศ. 2565 มีผู้ป่วยสะสม 2,937,462 คน และการรายงานผู้เสียชีวิตสะสม 23,070 คน

เนื่องจากโควิด-19 เป็นโรคติดต่อทางหายใจ โดยมีน้ำลายหรือละอองฝอยจากทางหายใจเป็นพาหะกระจายเชื้อ ดังนั้นวิธีป้องกันที่ช่วยลดความเสี่ยงในการแพร่กระจายเชื้อ จึงทำได้โดยการลดการเดินทางพบปะผู้คน เว้นระยะห่างและใส่หน้ากากอนามัยหรือหน้ากากผ้า และหมั่นล้างมือ<sup>(1)</sup> มีหลักฐานจากข้อมูลสถานการณ์จริง ที่วิเคราะห์อัตราการติดเชื้อหลังจากมีการประกาศข้อบังคับให้ประชาชนใส่หน้ากากในพื้นที่สาธารณะ (mask mandate) พบว่าเมื่อเปรียบเทียบกับพื้นที่อื่นที่ไม่ได้ออกประกาศ หรือกับพื้นที่นั้นก่อนออกประกาศ การออกประกาศบังคับให้ทุกคนใส่หน้ากากในชุมชนมีผลทำให้อัตราการใส่หน้ากากเพิ่มขึ้นและอัตราการติดเชื้อลดลงในชุมชน ไม่ว่าจะเป็นระดับอำเภอ<sup>(2)</sup> หรือระดับรัฐ (state) ก็ตาม<sup>(3-5)</sup> ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการใส่หน้ากากในชุมชน (community mask wearing) มีประโยชน์ในการลดการแพร่ระบาดของโควิด-

19 อย่างมีนัยสำคัญ มีงานวิจัย meta-analysis รวบรวมผลการใส่หน้ากากอนามัย และมาตรการสาธารณสุข จากงานวิจัยที่ผ่านมา<sup>(6)</sup> ซึ่งพบว่า การใส่หน้ากากอนามัยอาจช่วยลดการแพร่ระบาดของโรคโควิด-19 ได้ถึงร้อยละ 53 ดังนั้น อัตราการใส่หน้ากากอนามัยในชุมชน จึงเป็นตัวแปรสำคัญตัวหนึ่งในการประเมินความเสี่ยงของการแพร่ระบาดของโควิด-19 ในพื้นที่ได้ นอกจากนี้ ความสามารถในการตรวจสอบอัตราการใส่หน้ากากฯ ในแต่ละพื้นที่ จะสามารถช่วยให้บุคลากรด้านสาธารณสุขเข้าไปส่งเสริม และกระตุ้นเตือนให้ประชาชนในพื้นที่นั้นๆ เคร่งครัดกับมาตรการการป้องกันการแพร่กระจายของโรคได้ หรือให้ชุมชนในพื้นที่บริหารจัดการความเสี่ยงของพื้นที่เองได้

แม้ว่าประชาชนในทวีปเอเชีย รวมทั้งในประเทศไทย จะใส่หน้ากากอนามัยหรือหน้ากากผ้า มากกว่าประชาชนในประเทศทางตะวันตก แต่ประชาชนมีแนวโน้มที่จะใส่หน้ากากฯ น้อยลงเรื่อยๆ อีกทั้ง SARS-CoV-2 ยังคงกลายพันธุ์อย่างต่อเนื่อง มีผลให้เชื้อไวรัสแพร่ระบาดได้ง่ายขึ้น ซึ่งเห็นได้จากการที่สายพันธุ์ alpha แพร่ได้ง่ายกว่าสายพันธุ์ดั้งเดิมและสายพันธุ์ delta และหลังจากนั้นสายพันธุ์ omicron สามารถแพร่ระบาดได้ง่ายขึ้นเรื่อย ๆ ตามลำดับ ในส่วนของประสิทธิผลของวัคซีนกับสายพันธุ์ใหม่ๆ นั้น ที่ผ่านมามีวัคซีนช่วยลดความรุนแรงของโรคจากสายพันธุ์ต่างๆ ได้ แต่ในอนาคตอาจจะมีสายพันธุ์ที่สามารถหลบวัคซีนได้

ดังนั้นมาตรการสำหรับการป้องกันการติดเชื้อ (standard preventive measures) ซึ่งได้แก่ การใส่หน้ากาก การล้างมืออย่างถูกต้องและการเว้นระยะห่าง ยังคงมีความสำคัญที่จะต้องปฏิบัติกันต่ออีกระยะยาว การมีเครื่องมือประเมินอัตราการใส่หน้ากากจริง เพื่อนำข้อมูลไปกระตุ้นเตือนให้ประชาชนในแต่ละพื้นที่ใส่หน้ากากอย่างเคร่งครัด โดยเฉพาะพื้นที่เสี่ยง จะช่วยให้ประเทศมีโอกาสควบคุมการแพร่ระบาดของโควิด-19 ได้ดีขึ้นด้วย

งานวิจัยที่ผ่านมา ได้ใช้วิธีการใส่หน้ากาก ดังต่อไปนี้ วิธีแรกคือ ใช้การมีหรือไม่มีประกาศบังคับให้ใส่หน้ากาก (mask-wearing mandate) ในพื้นที่<sup>(2,3)</sup> วิธีที่สอง ให้คนนับจำนวนคนใส่หน้ากากในภาพถ่ายสาธารณะ<sup>(7,8)</sup> วิธีที่สาม ซึ่งทำบ่อยสุดและง่ายสุด คือ ใช้แบบสอบถาม (self-reported questionnaire) ซึ่งส่วนมากเป็นการตอบแบบ online เช่น การสำรวจพฤติกรรมป้องกันการติดเชื้อโควิด-19 ในประเทศต่างๆ โดย Imperial College London ประเทศสหราชอาณาจักร ร่วมกับ YouGov<sup>(9)</sup> หรือ การสำรวจของวีโรจน์ ตั้งเจริญเสถียรที่ทำในประเทศไทย ร่วมกับกรมอนามัย<sup>(10,11)</sup> อย่างไรก็ตาม ข้อมูลจากการตอบแบบสอบถามอาจมีความลำเอียงอยู่ระดับหนึ่ง เพราะเป็นการตอบแบบสอบถามที่ตอบเอง วิธีสุดท้ายคือ การจ้างคนไปสังเกตการใส่หน้ากากในพื้นที่<sup>(12)</sup> ซึ่งจะแม่นยำแต่ทำลำบากกว่าวิธีอื่นๆ

ในปัจจุบัน การพัฒนาเทคโนโลยีด้านปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence: AI) และ machine learning ก้าวไกลและสามารถวิเคราะห์ภาพได้อย่างแม่นยำมากขึ้น จึงมีนักวิจัยหลายกลุ่มสนใจนำปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในการจัดการโควิด-19 หนึ่งในวิธีการนำปัญญาประดิษฐ์มาใช้ประโยชน์คือการวิเคราะห์อัตราการใส่หน้ากากเพื่อประเมินการใส่หน้ากากของประชาชน ซึ่งส่วนใหญ่ยังเป็นการเชิงทฤษฎีหรือทดลองขั้นต้น<sup>(13-16)</sup> โดยส่วนใหญ่งานวิจัยกลุ่มนี้จะใช้ภาพจากคลังภาพที่เปิดสาธารณะมาฝึกปัญญาประดิษฐ์ จากการทบทวนวรรณกรรมด้านการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์เพื่อการแยกแยะการใส่หรือไม่ใส่หน้ากาก

จะเห็นได้ว่ามีความพยายามพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ด้วยแนวทางการเขียนโปรแกรมที่หลากหลาย แต่ยังไม่ได้นำไปใช้ในชีวิตจริง<sup>(17-19)</sup> โดยเมื่อไม่นานมานี้ มีรายงานที่ตีพิมพ์แบบ pre-print ได้นำปัญญาประดิษฐ์ไปใช้กับภาพจริงจาก webcam ในประเทศสหรัฐอเมริกา<sup>(20)</sup> และมีงานจากโครงการระบบปัญญาประดิษฐ์ AiMASK ในประเทศไทย<sup>(21)</sup>

หากเปรียบเทียบกับวิธีประเมินการใส่หน้ากากทั้งสี่วิธีที่ได้กล่าวมา ระบบปัญญาประดิษฐ์นั้นมีทั้งจุดแข็งและจุดอ่อน ดังนี้ ระบบปัญญาประดิษฐ์มีค่าพัฒนาระบบที่สูงกว่าในตอนต้น และอาจจะใช้เฉพาะในพื้นที่ที่มีกล้องวงจรปิด อย่างไรก็ตามในปัจจุบันมีการใช้กล้องวงจรปิดอย่างแพร่หลาย โดยเฉพาะในพื้นที่ที่มีการสัญจรมาก (ซึ่งเป็นเป้าหมายของโครงการ) นอกจากนี้ เมื่อพัฒนาระบบแล้ว สามารถใช้ปัญญาประดิษฐ์ซ้ำพร้อมกันได้หลายพื้นที่อย่างต่อเนื่อง และวิเคราะห์ผลได้รวดเร็ว โดยไม่ต้องเพิ่มค่าใช้จ่ายมากนัก เนื่องจากเป็นเทคโนโลยีที่ขยายประสิทธิภาพได้ (scalable technology)

ในโครงการนี้ผู้วิจัยจึงพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์ที่สามารถแยกแยะและคำนวณอัตราการใส่หน้ากากอนามัยและหน้ากากผ้าจากภาพกล้องวงจรปิดในพื้นที่สาธารณะ จากนั้นนำข้อมูลมาวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงของอัตราการใส่หน้ากากฯ จากนโยบายหรือเหตุการณ์การติดเชื้อโควิด-19 รวมทั้งศึกษาปัจจัยเสี่ยงของการไม่ใส่หน้ากากฯ จากภาพ เพื่อนำไปใช้ในการรณรงค์การใส่หน้ากากฯ และควบคุมการแพร่ระบาดของโควิด-19

## ระเบียบวิธีศึกษา

### การพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์เพื่อแยกแยะคนที่ใส่และไม่ใส่หน้ากากอนามัยหรือหน้ากากผ้า

เพื่อพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ที่จะวิเคราะห์การใส่หน้ากาก บริษัท Sertis ใช้ปัญญาประดิษฐ์ที่สร้างมาจากระบบ MobileNetV11.0 ซึ่งมีโปรแกรมพื้นฐานจากการฝึกจากภาพจาก ImageNet dataset ชื่อ Retinamask<sup>(22)</sup>

และของ Earl และคณะ<sup>(23)</sup> มาก่อน ซึ่งเป็นคลังภาพที่มีภาพใบหน้าที่ไม่ใส่หน้ากากอนามัย รายละเอียดของกระบวนการฝึกและทดสอบปัญญาประดิษฐ์เป็นไปตามที่รายงานก่อนหน้านี้<sup>(24)</sup> เนื่องจากการศึกษานี้เป็นการใช้ข้อมูลจากกล้องสาธารณะ และด้วยความเคารพข้อมูลส่วนบุคคล (privacy) ของบุคคลในภาพ ทางโครงการจึงกำหนดให้ปัญญาประดิษฐ์ไม่มีการใช้ facial recognition หรือ tagging รายบุคคลใดๆ แม้ว่าการใช้ facial recognition หรือ tagging นั้น จะทำให้สามารถแยแยะว่าผู้ไม่ใส่หน้ากากอนามัยในภาพเป็นบุคคลเดิมที่เห็นซ้ำในภาพอื่นหรือไม่ ซึ่งจะทำให้การคำนวณอัตราการใส่หน้ากากในประชากร (true population rate of mask wearing) มีความแม่นยำมากขึ้น แต่การวิเคราะห์ภาพด้วย facial recognition อาจจะต้องใช้เวลามากขึ้นและพลังคอมพิวเตอร์มากขึ้นอีกด้วย

## การนิยาม การใส่หน้ากาก

การสอนปัญญาประดิษฐ์ให้วิเคราะห์ภาพว่า ‘ใส่หน้ากาก’ จะใช้ภาพที่ใส่หน้ากากปิดปากและจมูก หากใส่หน้ากากได้จมูกหรือใส่แบบเปิดจมูก AI จะวิเคราะห์และนับให้อยู่ในกลุ่ม ‘ไม่ใส่หน้ากาก’ สำหรับผลการวิเคราะห์ภาพปัญญาประดิษฐ์จะรายงานเป็นสามกลุ่ม คือ ‘ใส่หน้ากาก’ ‘ไม่ใส่หน้ากาก’ ‘ไม่มั่นใจ’ โดยใช้ความน่าจะเป็นผ่านระบบคัดกรองหลายชั้น confidence filter

## ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

### การคัดเลือกกล้องในกรุงเทพมหานคร

คณะผู้วิจัยรับภาพจากกล้องวงจรปิด (closed-circuit television: CCTV) ในพื้นที่สาธารณะในกรุงเทพมหานคร ซึ่งเราได้คัดเลือกกล้องเหล่านี้จากตำแหน่ง เขตในกรุงเทพฯ คุณภาพของกล้องและมุมภาพ โดยได้รับความอนุเคราะห์ข้อมูลกล้อง CCTV จากศูนย์กล้องวงจรปิด สำนักนโยบายการจราจรและขนส่งกรุงเทพมหานคร ทีมวิจัยได้รับข้อมูลกล้อง CCTV จากศูนย์กล้องวงจรปิด 4 ศูนย์ ได้แก่ ศูนย์กล้องวงจรปิดศาลาว่าการกรุงเทพมหานคร (เสาชิงช้า)

ศูนย์กล้องวงจรปิดสำนักงานเขตบางบอน ศูนย์กล้องวงจรปิดสำนักงานเขตบึงกุ่ม และศูนย์กล้องวงจรปิดสำนักงานเขตบางคอแหลม โดยทั้งหมด 35 กล้องต่อสัปดาห์ นอกจากนี้ ทางโครงการได้ประสานและรับภาพจากชุมชน 3 แห่ง ได้แก่ ชุมชนพระนครเรศ ชุมชนซอยสองพระ ชุมชนพระยาประสิทธิ์ ในแต่ละชุมชน ผู้วิจัยคัดเลือกสองกล้องเข้าโครงการ ได้แก่ กล้องที่มีภาพของถนนหลักของชุมชน และกล้องที่มีภาพในซอยเล็กในชุมชน

สำหรับการส่งข้อมูล footage มาวิเคราะห์ ทางศูนย์กล้องวงจรปิดและชุมชนจะส่งข้อมูลให้คณะผู้วิจัยสัปดาห์ละ 1 ครั้ง ในหนึ่งสัปดาห์จะมีข้อมูล 3 วันคือ วันอาทิตย์ วันจันทร์และวันพุธ ในแต่ละวัน มี 3 ช่วงเวลา คือ 07.00-08.00, 12.00-13.00, 16.00-17.00น. จากนั้นทางโครงการได้ดึงภาพนิ่งจาก คลิปกล้อง CCTV เพื่อวิเคราะห์ โดยดึงภาพทุก 3 วินาที จึงทำให้มี 1,200 ภาพต่อกล้องต่อชั่วโมงในการวิเคราะห์

## การตรวจความแม่นยำของข้อมูล

คณะผู้วิจัยตรวจสอบประเมินความแม่นยำของผลวิเคราะห์อัตราการใส่หน้ากากในภาพกล้อง CCTV โดยปัญญาประดิษฐ์ โดยเทียบกับการตรวจภาพด้วยมนุษย์ (ground truth) จากแต่ละกล้องว่าโดยรวมแล้วปัญญาประดิษฐ์มีความแม่นยำในการวิเคราะห์ภาพมากแค่ไหน (เช่น ความไว ความจำเพาะ) และเพื่อประเมินว่าปัจจัยหรือคุณสมบัติใดของกล้องที่ส่งผลต่อความแม่นยำของการวิเคราะห์ภาพโดยปัญญาประดิษฐ์ ทั้งนี้เราใช้ภาพจากกล้อง 15 ตัว เนื่องจากมีข้อจำกัดทางภาระงาน การตรวจสอบนี้จำเป็นต้องดูทุกภาพที่ปัญญาประดิษฐ์อ่านว่ามีภาพใบหน้าจากกล้องนั้น ซึ่งอาจจะมีหลายร้อยใบหน้าในแต่ละชั่วโมงจากหนึ่งกล้อง<sup>1</sup>

<sup>1</sup> ภาพจากกล้องอีก 20 ตัวที่ไม่ได้ validate นั้น แม้จะไม่ได้ใช้ในการวิเคราะห์ต่อเนื่อง แต่ใช้ในการดูแนวโน้ม (trend) ของการเปลี่ยนแปลงของอัตราการใส่หน้ากากอนามัย และเป็นกล้องสำรองหากกล้องหลัก 15 ตัวเสียระหว่างการศึกษา



ในขั้นต่อไปคณะผู้วิจัยทบทวนผลวิเคราะห์ของปัญญาประดิษฐ์จากกล้อง 15 ตัว อย่างต่อเนื่อง (validation) เพื่อดูความแม่นยำของการวิเคราะห์ระยะยาว และประเมินปัจจัยเสี่ยงที่สัมพันธ์กับการไม่ใส่หน้ากาก และเพื่อให้มีข้อมูลที่แม่นยำในการวิเคราะห์สถิติเชิงลึก ซึ่งกล้อง 15 ตัวนี้ได้รับการคัดเลือกจากตำแหน่งที่สนใจ เช่น ใกล้ตลาด

หรืออยู่ในเขตด้านตะวันตกของกรุงเทพฯ (ภาพที่ 1) ซึ่งเป็นพื้นที่เสี่ยงในช่วงแรกของการแพร่ระบาดและเป็นพื้นที่ที่ทางสำนักอนามัย กรุงเทพมหานคร ให้ความสนใจเป็นพิเศษ โดยการทบทวนผลแบบ validation จะทำทุก 2 สัปดาห์



ภาพที่ 1 แผนที่ตำแหน่งของกล้องที่ได้รับ validate ภาพในส่วนที่มีคนเคลื่อนที่ (mobile population)

สำหรับโครงการนี้ ผู้วิจัยกำหนดว่า ความแม่นยำของการวิเคราะห์อัตราการใส่หน้ากากของปัญญาประดิษฐ์เมื่อเปรียบเทียบกับที่ประเมินด้วยมนุษย์ ไม่ควรต่างกันร้อยละ 10 หากต่างกันไม่เกินร้อยละ 10 ถือว่าปัญญาประดิษฐ์และกล้องตัวนั้นมีความแม่นยำเพียงพอที่จะไม่ต้องตรวจ validate อย่างไรก็ตามเกณฑ์นี้ยังไม่มีกรกล่าว

ถึงในงานวิจัยที่ผ่านมา เพราะยังไม่มีกรรายงานใช้ปัญญาประดิษฐ์วิเคราะห์ภาพจากกล้อง CCTV ในพื้นที่สาธารณะอย่างต่อเนื่อง ที่ประเมินคุณสมบัติของกล้องวงจรปิด

ความแม่นยำของปัญญาประดิษฐ์คำนวณด้วยสมการดังต่อไปนี้

$$\text{Accuracy (100\%)} = 100 ((\text{mask rate GT} - \sqrt{(\text{mask rate AI} - \text{mask rate GT})^2}) / \text{mask rate GT})$$

โดย mask rate คืออัตราการใส่หน้ากากอนามัยที่ตรวจพบ และ GT คือ ground truth, AI คือ artificial intelligence

หลังจากที่มีการทบทวนผลวิเคราะห์ (validate)

ของกล้อง 15 ตัวหลายเดือน พบว่ามีกล้อง 5 ตัวที่มีความแม่นยำสูง ทำให้ทางโครงการสามารถใช้ข้อมูลทุกสัปดาห์ของกล้อง 5 ตัวนี้เพื่อทำการวิเคราะห์เพิ่มเติม โดยที่ไม่ต้องรับการ validate

## ปัจจัยที่สัมพันธ์กับการไม่ใส่หน้ากากจากการทบทวนภาพ

นอกจากนี้ ผู้ที่ทำการ validate ภาพ ยังได้บันทึกลักษณะต่างๆ ของคนที่ไม่ใส่หน้ากาก ได้แก่ เพศ อายุ (โดยประมาณการจากภาพ) พฤติกรรม (เช่น สูบบุหรี่ รับประทานอาหาร ดื่มน้ำ พูดคุยกับผู้อื่น คุยโทรศัพท์ ถูกลูกซื้อของ หรือวิ่งออกกำลังกาย) วิถีเดินทาง (เช่น เดิน ขี่จักรยาน ขี่จักรยานยนต์ นั่งรถเข็น) และ อาชีพ (เช่น มอเตอร์ไซด์รับจ้าง เจ้าของร้านหรือแผงลอย หรือขอทาน) หากสามารถแยกแยะได้ ซึ่งลักษณะต่างๆ เหล่านี้ได้ถูกกำหนดจากการทบทวนรูปใน 2 เดือนแรกของโครงการ

## การวิเคราะห์เชิงสถิติ สำหรับอัตราการใส่หน้ากากจากภาพกล้อง CCTV

เนื่องจากการศึกษาของ Goldberg และคณะ<sup>(25)</sup> ซึ่งพบว่า ข้อมูล ข่าวสารหรือข้อเสนอแนะทางสาธารณสุข มีส่วนสำคัญต่ออัตราการสวมใส่หน้ากากอนามัยในที่สาธารณะของกลุ่มตัวอย่างในประเทศสหรัฐอเมริกา ด้วยเหตุนี้ คณะผู้วิจัยจึงได้ศึกษาเพิ่มเติมว่า ปัจจัยระดับมหภาคที่เกี่ยวข้อง อันได้แก่การออกประกาศบังคับใส่หน้ากากอนามัยนอกเคหสถานฯ ช่วงเวลาที่ตรวจพบไวรัสสายพันธุ์เดลต้าครั้งแรก และจำนวนผู้ติดเชื้อในสัปดาห์ก่อนหน้า เป็นต้น มีความสัมพันธ์ทางสถิติกับอัตราการใส่หน้ากากในที่สาธารณะที่ตรวจจับได้จากกล้อง CCTV ในพื้นที่กรุงเทพมหานครหรือไม่ โดยใช้แบบจำลอง panel regression

เพื่อควบคุมปัจจัยต่างๆ ที่ไม่สามารถสังเกตหรือเก็บข้อมูลได้ (unobservable factors) สมการที่ (1) แสดงโครงสร้างของแบบจำลองหลักที่คณะผู้วิจัยใช้ในการหาความสัมพันธ์ทางสถิติ

$$Y_{dw} = \beta X_{dw} + \gamma Z_{dw} + \delta_m + \delta_d + \varepsilon_{dw} \quad \text{สมการที่ (1)}$$

โดยที่ ตัวแปร  $Y_{dw}$  คือ อัตราการใส่หน้ากากในที่สาธารณะที่ตรวจจับได้จากกล้อง CCTV (mask wearing rate) ในเขต  $d$  ในสัปดาห์ที่  $w$  ตัวแปร  $\delta_m$  คือ ตัวแปร

ควบคุมคงที่รายเดือน (month fixed effects) ซึ่งมีไว้เพื่อควบคุมผลกระทบที่ไม่สามารถสังเกตหรือเก็บข้อมูลได้ในเชิงมหภาคที่อาจส่งผลในวงกว้างต่อทุกๆ เขตในแต่ละเดือน เช่น ผลกระทบทางเศรษฐกิจ เป็นต้น ตัวแปร  $\delta_d$  คือ ตัวแปรควบคุมคงที่รายเขต (district fixed effects) ซึ่งมีไว้เพื่อควบคุมปัจจัยที่ไม่ผันแปรตามเวลาที่แตกต่างกันของแต่ละเขต เช่น จำนวนสถานพยาบาล หรือลักษณะทางภูมิศาสตร์อื่นๆ เช่น รูปแบบที่พักอาศัยของประชากรในพื้นที่ หรือจำนวนชุมชนแออัดในพื้นที่ นอกจากนี้ คณะผู้วิจัยยังได้เพิ่มตัวแปรควบคุมเพิ่มเติม  $Z_{dw}$  เช่น ช่วงเวลาหลังการประกาศบังคับให้สวมหน้ากากตลอดเวลาเมื่ออยู่ในที่สาธารณะ (compulsory mask wearing)<sup>2</sup> และ ช่วงเวลาหลังการตรวจพบเชื้อไวรัส COVID-19 สายพันธุ์เดลต้าเป็นครั้งแรก<sup>3</sup> เข้าไปในโครงสร้างของแบบจำลอง เพื่อเป็นการลดผลของความเบี่ยงเบนที่อาจเกิดขึ้นกับค่าสัมประสิทธิ์ของปัจจัยที่อาจมีความสัมพันธ์กับอัตราการใส่หน้ากากในที่สาธารณะ จากการที่ตัวแปรควบคุมเพิ่มเติมเหล่านี้ อาจมีความสัมพันธ์กับปัจจัยดังกล่าว

ทั้งนี้ สำหรับตัวแปร  $X_{dw}$  ซึ่งเป็นปัจจัยที่อาจมีความสัมพันธ์กับอัตราการใส่หน้ากากในที่สาธารณะนั้น เนื่องจากในปัจจุบันทางกระทรวงสาธารณสุขจะมีการประกาศจำนวนผู้ติดเชื้อ จำนวนผู้เสียชีวิต รวมถึงจำนวนผู้ป่วยของช่วงวันก่อนหน้า เป็นประจำทุกวัน ซึ่งข้อมูลดังกล่าว น่าจะเป็นข้อมูลที่ประชาชนส่วนใหญ่สามารถเข้าถึงได้ง่าย ไม่ว่าพวกเขาเหล่านั้นจะมีความต้องการที่จะต้องเดินทางออกจากบ้านหรือไม่ก็ตาม ทางคณะผู้วิจัยจึงได้ทำการทดสอบตัวแปรจำนวนผู้ติดเชื้อ COVID-19 ในช่วงสัปดาห์ก่อนหน้า

<sup>2</sup> อ้างอิงประกาศบังคับให้สวมหน้ากากอนามัยตลอดเวลาเมื่ออยู่ในที่สาธารณะ ณ วันที่ 25 เมษายน 2564 หรือช่วงสัปดาห์ที่ 17 ของปี ด้วยเหตุนี้ ก่อนสัปดาห์ที่ 17 เท่ากับ 0 และตั้งแต่สัปดาห์ที่ 17 เป็นต้นไป เท่ากับ 1

<sup>3</sup> อ้างอิงช่วงเวลาที่มีการตรวจพบเชื้อ COVID-19 สายพันธุ์เดลต้าเป็นครั้งแรกในพื้นที่กรุงเทพมหานคร เมื่อวันที่ 22 พฤษภาคม 2564 หรือช่วงสัปดาห์ที่ 21 ของปี ด้วยเหตุนี้ ก่อนสัปดาห์ที่ 21 เท่ากับ 0 และตั้งแต่สัปดาห์ที่ 21 เป็นต้นไป เท่ากับ 1

(total case<sub>t-1</sub>) โดยมีข้อสมมติฐานว่าข้อมูลข่าวสารเกี่ยวกับจำนวนผู้ติดเชื้อ COVID-19 ในช่วงเวลาที่ผ่านมา จะส่งผลต่อการตัดสินใจที่จะใส่หรือไม่ใส่หน้ากากในช่วงเวลาปัจจุบัน ในเวลาที่จะต้องมีการเดินทางออกนอกพื้นที่อยู่อาศัยหรืออยู่ในพื้นที่สาธารณะ นอกจากนี้ คณะผู้วิจัยยังได้ทำการทดสอบเพิ่มเติม กับตัวแปรอัตราผู้ติดเชื้อ COVID-19 ต่อประชากรหนึ่งแสนคน (case<sub>t-1</sub> per 100,000) ในช่วงสัปดาห์ก่อนหน้า ซึ่งเป็นหน่วยที่มักจะถูกใช้หรืออ้างอิงถึงในทางสาธารณสุข โดยเฉพาะอย่างยิ่งทางวิชาการ รวมถึงตัวแปรจำนวนผู้ติดเชื้อ COVID-19 ที่เพิ่มขึ้นในช่วงสัปดาห์ก่อนหน้า ( $\Delta totalcases_{t-1} = totalcases_{t-1} - totalcases_{t-2}$ ) ว่ามีความสัมพันธ์กับอัตราการใส่หน้ากากในที่สาธารณะหรือไม่

คณะผู้วิจัยทำการประมาณค่า standard errors โดยคำนึงถึงการกระจุกตัว (cluster) ในระดับเขต d และทำการปรับค่าด้วยการถ่วงน้ำหนักโดยจำนวนประชากร โดยอ้างอิงข้อมูลจำนวนประชากรในระดับเขตจากระบบสถิติทางการทะเบียน กรมการปกครอง กระทรวงมหาดไทย<sup>(26)</sup>

การทดสอบความสัมพันธ์ระหว่างอัตราการใส่หน้ากากจากภาพกล้องวงจรปิดกับปัจจัยอื่นๆ ได้แก่ วันทำงาน/สุดสัปดาห์ ช่วงเวลา ลักษณะของพื้นที่ (เช่น แหล่งชุมชน ย่านการค้า) โดย linear regression analysis และทำการควบคุมปัจจัยที่ไม่ผันแปรตามพื้นที่เพิ่มเติม โดยใช้

month fixed effects การวิเคราะห์ที่ใช้โปรแกรม R

นอกจากนี้ คณะผู้วิจัยได้ทำการตรวจสอบเพิ่มเติมถึงปัจจัยที่อาจส่งผลต่ออัตราการใส่หน้ากากในที่สาธารณะที่ตรวจจับได้จากกล้อง CCTV โดยใช้แบบจำลองโครงสร้างข้อมูลแบบตัดขวาง (cross-sectional data) และทำการควบคุมคุณลักษณะเชิงพื้นที่โดยตรงจากข้อมูลแทนที่จะเป็นการควบคุมโดยอ้อม โดยอาศัยโครงสร้างของตัวแบบจำลองดังเช่นสมการที่ (1)

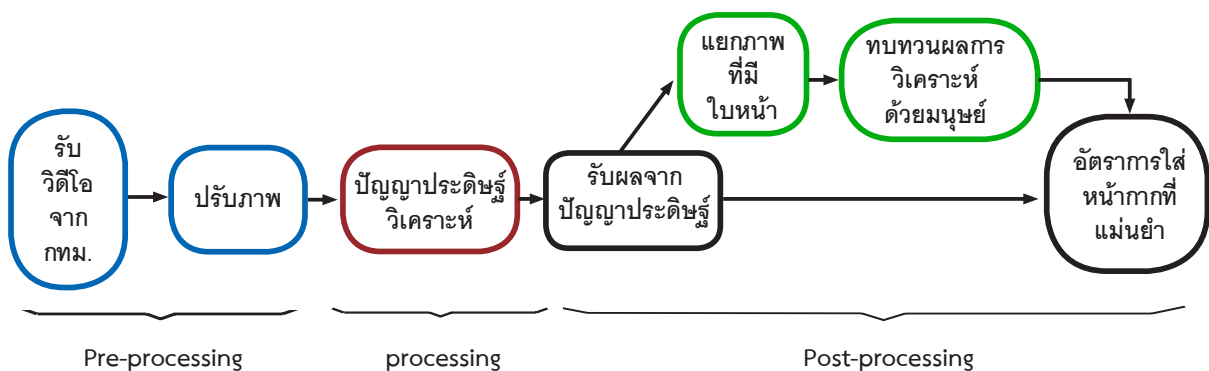
### การอนุมัติด้านจริยธรรม

โครงการนี้ได้รับการอนุมัติด้านจริยธรรมจากคณะกรรมการจริยธรรมโรงพยาบาลรามาธิบดี และมีหมายเลขอนุมัติ COA. MURA2020/1206

## ผลการศึกษา

### การจัดตั้งและการใช้งานระบบวิเคราะห์ด้วยปัญญาประดิษฐ์

ระบบวิเคราะห์ภาพด้วยปัญญาประดิษฐ์ที่ทางโครงการใช้มีระบบย่อย 3 ส่วน คือ (i) ระบบรับและปรับข้อมูลให้ปัญญาประดิษฐ์ (pre-processing) (ii) ระบบรับส่งข้อมูลและวิเคราะห์ภาพด้วยปัญญาประดิษฐ์ (processing) และ (iii) ระบบรายงานผลหลังการวิเคราะห์ (post-processing) ดังแสดงในภาพที่ 2



หมายเหตุ: ส่วนที่แสดงในกรอบสีเขียวเป็นกระบวนการที่ดำเนินการสำหรับบางกล้องบางสัปดาห์

ภาพที่ 2 แผนแสดงกระบวนการวิเคราะห์ภาพของปัญญาประดิษฐ์ซึ่งแบ่งเป็นสามส่วน pre-processing, processing และ post-processing



ในช่วงเวลาดำเนินการของโครงการ ตั้งแต่ 1 เมษายน ถึง 15 พฤศจิกายน พ.ศ. 2564 ทางโครงการได้วิเคราะห์ วิดีโอจากกล้อง CCTV ในกรุงเทพมหานครฯ จาก 43 กล้อง ในพื้นที่ 39 เขต ทั้งหมดนับเป็นจำนวนเวลาของ วิดีโอ 9,539 ชม. ซึ่งในวิดีโอทั้งหมดนี้มีภาพใบหน้าที่ยกมา ประดิษฐ์ตรวจพบ 1,725,682 ใบหน้า ซึ่งใบหน้าที่ผ่านด่าน กรองของโปรแกรมต่างๆ จนสามารถได้รับการวิเคราะห์ว่า ใส่หน้ากากทั้งหมดรวมเป็น 1,388,294 ใบหน้า

สำหรับภาพที่มีคนตรวจพบทวนความแม่นยำผล วิเคราะห์ของปัญญาประดิษฐ์ (validated images) เพื่อ ใช้ในการวิเคราะห์ในขั้นต่อไป ทางโครงการได้ตรวจภาพ คนเดินสัญจร จากกล้อง 15 ตัว และความยาวของวิดีโอ 1,000 ชม. รวมทั้งหมดเป็นภาพใบหน้า 303,801 ใบหน้า (ตำแหน่งของกล้องทั้ง 15 ตัว ตามแสดงในภาพที่ 1)

### ความแม่นยำของปัญญาประดิษฐ์

ผลวิเคราะห์จากปัญญาประดิษฐ์พบว่า ใบหน้าที่ไม่ ผ่านด่านคัดกรอง (confidence filter) และอ่านว่า ‘ไม่ มั่นใจ’ มีอัตราที่กว้าง จากร้อยละ 14.03 ถึง 72.66 ขึ้นอยู่ กับกล้องและช่วงเวลา โดยการตรวจพบทวนด้วยมนุษย์พบ ว่าหลายครั้งจะเป็นภาพที่ มัว หนามืด อยู่ไกล มุมสูง หรือ หันหน้าเฉียง ทำให้ความแม่นยำลดลง ซึ่งด้วยข้อสมมุติฐาน ว่า ทั้งผู้ที่ใส่หน้ากากและผู้ที่ไม่ใส่หน้ากากอนามัยต่างจะ มีความเสี่ยงที่ไม่แตกต่างกันสำหรับการมีใบหน้าที่มัว มืด ห่างไกลจากกล้อง ฯลฯ ดังนั้น ผู้วิจัยจึงตัดข้อมูลส่วน ‘ไม่ มั่นใจ’ นี้ออกจากการวิเคราะห์ในขั้นต่อไป

ผลการทดสอบความแม่นยำของปัญญาประดิษฐ์ พบ ว่า ความแม่นยำร้อยละ 40.00 ถึง 98.75 ขึ้นกับ คุณภาพ ของกล้อง ซึ่งสำหรับกล้องที่ให้ความแม่นยำเกินร้อยละ 90.00 จะมีคุณสมบัติระดับของ resolution-width, resolution height และ bitrate เกิน 1,900 pixel, 1,000 pixel และ 5,000 bit/sec ตามลำดับ

การประเมินความแม่นยำ ในด้านความไว ความจำเพาะ positive predictive value และ negative

predictive value ของปัญญาประดิษฐ์ด้วยภาพจากกล้อง 9 ตัว พบว่า ปัญญาประดิษฐ์ มี sensitivity = 0.91, specificity = 0.79, PPV = 0.98, NPV = 0.40 โดยรวม ซึ่งแปลว่าปัญญาประดิษฐ์ยังวิเคราะห์คลาดเคลื่อนระดับหนึ่ง โดยเฉพาะในด้าน NPV ซึ่งจะเป็นกลุ่มที่วิเคราะห์ออกมาว่าไม่ ใส่หน้ากาก (no-mask)

เมื่อผู้วิจัยเข้าไปตรวจภาพที่วิเคราะห์ผิด พบว่าในกลุ่ม no-mask มีหลายภาพที่ประชาชนใส่หน้ากากสีดำ สีชมพู หรือมีลวดลาย หรือมีเงาที่ใบหน้าสีเข้มจากแดด ทำให้ ปัญญาประดิษฐ์สับสนไม่อ่านว่าใส่หน้ากากอยู่ อย่างไรก็ตาม ปัญญาประดิษฐ์มีความแม่นยำสูงในกลุ่มที่อ่านมาว่า ใส่หน้ากาก (mask detected) เนื่องจากปัญญาประดิษฐ์ มีการกรองภาพผ่าน confidence filter หลายชั้น

### การเปลี่ยนแปลงของอัตราการใส่หน้ากากนอกบ้าน กับนโยบายการประกาศบังคับใส่หน้ากากนอกเคหสถาน และการติดเชื้อในกรุงเทพมหานคร

ข้อมูลสำหรับคนที่เดินสัญจรจากกล้องทั้ง กรุงเทพมหานคร สรุปได้ดังตารางที่ 1 จะเห็นได้ว่าการ ประกาศบังคับใส่หน้ากาก ทำให้ค่าเฉลี่ยการใส่หน้ากาก ของคนที่สัญจร เพิ่มขึ้นจาก 0.89 เป็น 0.92 อย่างไรก็ตาม ความแตกต่างนี้ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ (Wilcoxon signed-rank test,  $p = 0.3125$ ) ในขณะที่เมื่อมีจำนวน ผู้ติดเชื้อรายใหม่ในประเทศไทยสูงขึ้นจนแตะ 2,000 คน จนถึงวันที่มีการติดเชื้อในกรุงเทพมหานครมากที่สุด คือ วันที่ 13 สิงหาคม 2564 ทำให้อัตราการใส่หน้ากากของ คนที่เคลื่อนไหวสูงขึ้นเป็น 0.96 และมีนัยสำคัญทางสถิติ (Wilcoxon signed-rank test,  $p = 0.0039$ ) เมื่อเทียบกับช่วงระยะเวลาช่วงก่อนที่ติดเชื้อวันละ 2,000 คน ในทางกลับกันอัตราการใส่หน้ากาก ในช่วงหลังวันที่ 13 สิงหาคม เมื่อเทียบกับช่วงก่อนวันที่ 13 สิงหาคม (ช่วงเวลา #2 กับ #3 ในตารางที่ 1) เปลี่ยนแปลงอย่างไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ (Wilcoxon signed-rank test,  $p = 0.3894$ )

ตารางที่ 1 ค่าเฉลี่ยอัตราการใส่หน้ากากก่อนและหลังเหตุการณ์ที่สนใจสำหรับคนที่เคลื่อนไหวรวมทั้ง กทม.

| ช่วงเวลา | ช่วงวันที่              | เหตุการณ์                                                                             | จำนวนภาพ<br>(ชั่วโมง × ภาพ) | ค่าเฉลี่ย (SD) | Wilcoxon signed-rank test |
|----------|-------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------|----------------|---------------------------|
| 1        | 19/04/2021 - 24/04/2021 | ช่วงก่อนประกาศบังคับใส่หน้ากากฯ                                                       | 41 × 1200                   | 0.89 (0.10)    |                           |
| 2        | 25/04/2021 - 01/07/2021 | ช่วงหลังประกาศบังคับใส่หน้ากากฯ                                                       | 228 × 1200                  | 0.92 (0.09)    | 1 vs 2: $p = 0.3125$      |
| 3        | 02/07/2021 - 12/08/2021 | จากวันที่จำนวนผู้ติดเชื้อรายวันในประเทศไทยแตะ 2,000 คน ถึงวันที่ติดเชื้อสูงสุดใน กทม. | 231 × 1200                  | 0.96 (0.06)    | 2 vs 3: $p = 0.0039$ ***  |
| 4        | 13/08/2021 - 25/08/2021 | ช่วงหลังวันที่ติดเชื้อสูงสุดใน กทม.                                                   | 110 × 1200                  | 0.94 (0.09)    | 3 vs 4: $p = 0.3894$      |

หมายเหตุ: จำนวนภาพ คือ จำนวนชั่วโมงที่ผ่านการวิเคราะห์ที่ใช้ในการคำนวณ ซึ่งมี 1,200 ภาพต่อกล้องต่อชั่วโมงสำหรับการวิเคราะห์

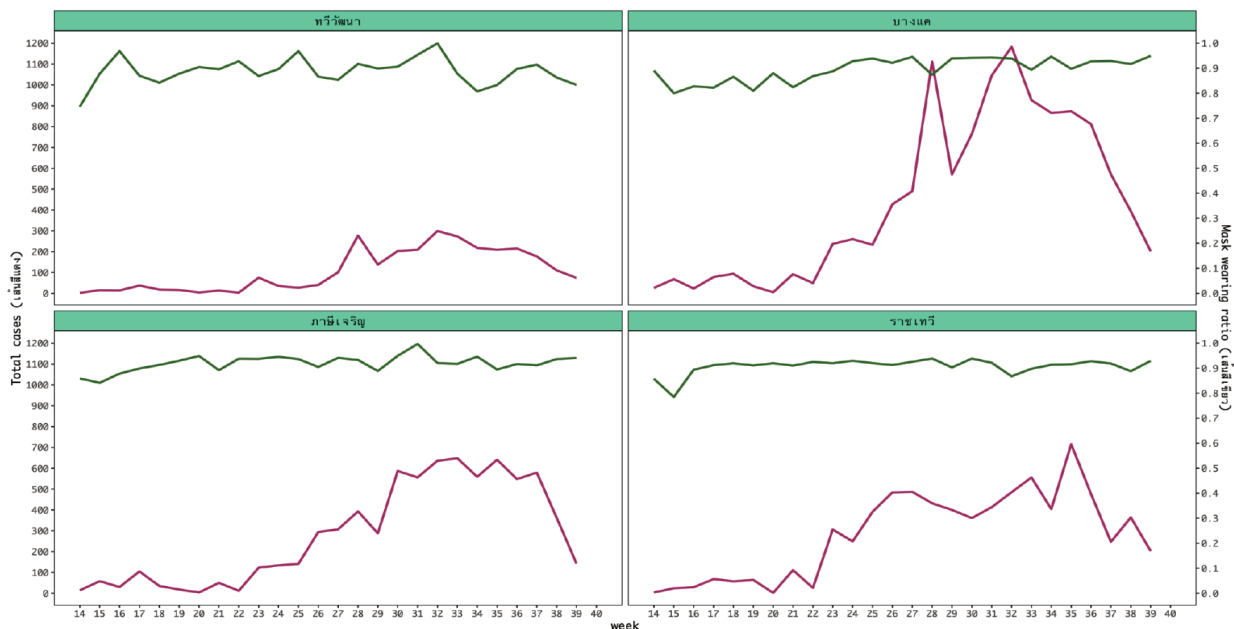
## ทวิแบบสำหรับพยากรณ์

คณะผู้วิจัยได้ทดลองนำอัตราการใส่หน้ากาก (mask wearing rate) มาสร้างตัวแบบสำหรับพยากรณ์จำนวนผู้ติดเชื้อ COVID-19 (total cases) ในช่วงสัปดาห์เดียวกัน โดยประยุกต์ใช้ตัวแบบการเรียนรู้ด้วยเครื่อง (machine learning model) ซึ่งความแม่นยำของผลการพยากรณ์ที่ได้นั้น ไม่เป็นที่น่าพอใจนัก ซึ่งอาจเป็นผลมาจากปัจจัยที่คณะผู้วิจัยไม่สามารถสังเกตหรือเก็บข้อมูลได้ (unobservable factors) เช่น อัตราการได้รับวัคซีนในแต่ละเขต หรือแม้แต่ลักษณะทางกายภาพ อย่างเช่น การกระจุยตัวของที่อยู่อาศัยหรือประชากรในพื้นที่ นอกจากนี้ การที่ค่าสหสัมพันธ์ (correlation) โดยรวม ระหว่างข้อมูลทั้งสอง มีค่าเท่ากับ 0.35 ซึ่งถึงแม้จะไม่สูงมากนัก แต่นั่นก็เป็นเครื่องบ่งชี้ว่า ตัวแปรทั้งสองมีแนวโน้มจะไปในทางเดียวกัน<sup>4</sup> (ภาพที่ 3 แสดงข้อมูลรายสัปดาห์ของทั้งจำนวน

ผู้ติดเชื้อ COVID-19 (total cases) ในเส้นสีแดง และอัตราการใส่หน้ากาก (mask wearing rate) ในเส้นสีเขียว ในช่วงสัปดาห์เดียวกัน) ซึ่งจะเป็นสิ่งที่ไม่สมเหตุสมผลเป็นอย่างมาก หากคณะผู้วิจัยคิดว่าการใส่หน้ากากช่วยลดการติดเชื้อ และคาดหวังว่าจะใช้ข้อมูลอัตราการใส่หน้ากากมาพยากรณ์จำนวนผู้ติดเชื้อ COVID-19 โดยตรง

ตารางที่ 2 แสดงค่าสัมประสิทธิ์จากโครงสร้างของแบบจำลองแบบต่างๆ โดยที่สมมติที่ 1-3 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ซึ่งได้จากการประมาณค่าสมการที่ (1) โดยที่ไม่มีการควบคุมปัจจัยที่อาจส่งผลต่อค่าสัมประสิทธิ์ระหว่างปัจจัยที่ต้องการทดสอบกับอัตราการใส่หน้ากากในที่สาธารณะที่ตรวจจับได้จากกล้อง CCTV จากผลการประมาณค่าที่แสดงในตาราง ตัวแปรที่คณะผู้วิจัยต้องการทดสอบทั้งสามตัวมีความสัมพันธ์ในเชิงบวกกับอัตราการใส่หน้ากาก อย่างไรก็ตาม จากการวิเคราะห์ตัวแปรจำนวนผู้ติดเชื้อ COVID-19 ในช่วงสัปดาห์ก่อนหน้า (total case-1) อัตราผู้ติดเชื้อ COVID-19 ต่อประชากรหนึ่งแสนคน และจำนวนผู้ติดเชื้อที่เปลี่ยนแปลงไปจากช่วงสัปดาห์ก่อน มีเพียงตัวแปรจำนวนผู้ติดเชื้อ COVID-19 ในช่วงสัปดาห์ก่อน

<sup>4</sup> ค่าสหสัมพันธ์โดยรวม ระหว่างอัตราการใส่หน้ากากในที่สาธารณะที่ตรวจจับได้จากกล้องวงจรปิดและ ข้อมูลจำนวนผู้ติดเชื้อ COVID-19 ในช่วงสัปดาห์ก่อนหน้า มีค่าเท่ากับ 0.35



หมายเหตุ: เส้นสีแดงคือจำนวนผู้ป่วยในเขตพื้นที่ เส้นสีเขียวคืออัตราการใส่หน้ากากอนามัย/หน้ากากผ้า

**ภาพที่ 3** ข้อมูลรายสัปดาห์ จำนวนผู้ติดเชื้อ COVID-19 (total cases) และอัตราการใส่หน้ากากในที่สาธารณะที่ตรวจจับได้จากกล้องวงจรปิด (mask wearing rate) ในช่วงสัปดาห์เดียวกัน

หน้า (total case<sub>t-1</sub>) เท่านั้น ที่มีนัยสำคัญทางสถิติ

โดยในส่วนของตัวแปรควบคุมเพิ่มเติม นั้น ทั้งตัวแปรช่วงเวลาหลังการประกาศบังคับใส่หน้ากากนอกเคหสถานฯ (compulsory mask mandate) และตัวแปรช่วงเวลาหลังการตรวจพบเชื้อ COVID-19 สายพันธุ์เดลต้าเป็นครั้งแรก (first delta variant case reported) ต่างก็มีความสัมพันธ์ในเชิงบวกกับอัตราการใส่หน้ากากในที่สาธารณะ อย่างไรก็ตาม มีเพียงตัวแปรช่วงเวลาหลังการประกาศบังคับให้สวมหน้ากากตลอดเวลาเมื่ออยู่ในที่สาธารณะเท่านั้นที่มีนัยสำคัญทางสถิติ

สมมติที่ 4-6 แสดงค่าสัมประสิทธิ์จากการประมาณค่าสมการที่ (1) โดยที่คณะผู้วิจัยได้ทำการควบคุมปัจจัยที่ไม่ผันแปรตามเวลาและไม่ผันแปรตามพื้นที่ โดยใช้ district fixed effects และ month fixed effects ตามลำดับ ตัวแปรที่คณะผู้วิจัยทดสอบทั้งสามตัวมีความสัมพันธ์ในเชิงบวกกับอัตราการใส่หน้ากาก และมีเพียงตัวแปรจำนวนผู้

ติดเชื้อ COVID-19 ในช่วงสัปดาห์ก่อนหน้า (total case<sub>t-1</sub>) เท่านั้น ที่มีนัยสำคัญทางสถิติ โดยที่ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรจำนวนผู้ติดเชื้อ COVID-19 ในช่วงสัปดาห์ก่อนหน้า ที่ได้จากการควบคุมปัจจัยที่ไม่ผันแปรตามเวลาและไม่ผันแปรตามพื้นที่นี้ (สมมติที่ 4) มีค่ามากกว่าค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการประมาณค่าโดยไม่มีการควบคุม (สมมติที่ 1) ทั้งนี้ จะเห็นได้ว่าทั้งตัวแปรช่วงเวลาหลังการประกาศบังคับใส่หน้ากากนอกเคหสถานฯ (compulsory mask mandate) และตัวแปรช่วงเวลาหลังการตรวจพบเชื้อ COVID-19 สายพันธุ์เดลต้าเป็นครั้งแรก (first delta variant case reported) ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ

เมื่อคณะผู้วิจัยควบคุมปัจจัยที่ไม่ผันแปรตามเวลาและไม่ผันแปรตามพื้นที่ ผลการประมาณค่าแสดงให้เห็นว่า ในทางสถิติแล้ว ตัวแปรจำนวนผู้ติดเชื้อ COVID-19 ในช่วงสัปดาห์ก่อนหน้า (total case<sub>t-1</sub>) เป็นตัวแปรที่สามารถบ่งชี้ถึงอัตราการใส่หน้ากากในที่สาธารณะได้อย่างมีนัยสำคัญ

ตารางที่ 2 ปัจจัยที่สัมพันธ์กับการใส่หน้ากากอนามัยในที่สาธารณะ

|                                       | Dependent variable: Mask wearing rate |                          |                          |                         |                         |                         |
|---------------------------------------|---------------------------------------|--------------------------|--------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|
|                                       | (1)                                   | (2)                      | (3)                      | (4)                     | (5)                     | (6)                     |
| Total cases <sub>t-1</sub>            | 0.000032**<br>(0.000016)              |                          |                          | 0.000047*<br>(0.000017) |                         |                         |
| Cases <sub>t-1</sub><br>(per 100,000) |                                       | 0.000028<br>(0.000019)   |                          |                         | 0.000013<br>(0.000028)  |                         |
| Δtotal cases <sub>t-1</sub>           |                                       |                          | 0.000027<br>(0.000028)   |                         |                         | 0.000005<br>(0.000012)  |
| Compulsory mask wearing               | 0.036170**<br>(0.014589)              | 0.036228**<br>(0.014748) | 0.030749*<br>(0.016413)  | 0.014253<br>(0.019618)  | 0.014300<br>(0.019835)  | 0.016042<br>(0.019595)  |
| First delta variant case reported     | 0.014359<br>(0.011584)                | 0.016634<br>(0.011898)   | 0.024101**<br>(0.010428) | -0.016995<br>(0.011788) | -0.018895<br>(0.012277) | -0.019282<br>(0.011362) |
| Observations                          | 104                                   | 104                      | 100                      | 104                     | 104                     | 100                     |
| Adjusted R2                           | 0.230                                 | 0.213                    | 0.143                    | 0.373                   | 0.342                   | 0.320                   |
| Month fixed effects                   | No                                    | No                       | No                       | Yes                     | Yes                     | Yes                     |
| District fixed effects                | No                                    | No                       | No                       | Yes                     | Yes                     | Yes                     |

หมายเหตุ: ตารางแสดงค่าสัมประสิทธิ์ของเฉพาะตัวแปรหลักที่คณะผู้วิจัยทำการตรวจสอบความสัมพันธ์ทางสถิติ ค่าสัมประสิทธิ์ที่แตกต่างกันในแต่ละสมการ เกิดจากการใช้โครงสร้างของแบบจำลองที่แตกต่างกัน โดยสมการที่ 1-3 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ซึ่งได้จากการประมาณค่าสมการที่ (1) โดยที่ไม่มีการควบคุมปัจจัยที่อาจส่งผลต่อค่าสัมประสิทธิ์ระหว่าง ปัจจัยที่ต้องการทดสอบ กับอัตราการใส่หน้ากากในที่สาธารณะที่ตรวจจับได้จากกล้องวงจรปิด ในขณะที่สมการที่ 4-6 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ซึ่งได้จากการประมาณค่าสมการที่ (1) โดยที่คณะผู้วิจัยได้ทำการควบคุมปัจจัยที่ไม่ผันแปรตามเวลา และไม่ผันแปรตามพื้นที่ โดยใช้ district fixed effects และ month fixed effects ตามลำดับ ค่า standard errors โดยคำนึงถึงการกระจุกตัว (cluster) ในระดับเขต แสดงอยู่ในวงเล็บ \*\*\* แสดงถึงระดับนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% \*\* แสดงถึงระดับนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 5% และ \* แสดงถึงระดับนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 10%

## ปัจจัยที่สัมพันธ์กับการไม่ใส่หน้ากากจากภาพกล้อง CCTV

จากการตรวจและนับลักษณะของคนที่ไม่ใส่หน้ากาก ในภาพ พบว่ามีผู้ชายไม่ใส่หน้ากากมากกว่าผู้หญิง ในอัตราส่วน 3:1 โดยรวมจากการวิเคราะห์อัตราส่วนของเพศ ในบรรดาภาพที่สามารถแยกแยะเพศ พบว่ามีผู้ชายที่ไม่ใส่หน้ากากระหว่างการเดินหรือนั่ง มากกว่าผู้หญิงเป็นอัตราส่วนประมาณ 2:1 แต่อัตราส่วนสำหรับกลุ่มที่ไม่ใส่

หน้ากากระหว่างขับขี่จักรยานยนต์มีผู้ชายสูงขึ้น เป็น 8:2 (ดังตารางที่ 3) อย่างไรก็ตามด้วยกระบวนการนับปัจจัยเสี่ยงระหว่างการ validate ภาพ ผู้วิจัยจะไม่ได้ข้อมูลพื้นฐานของจำนวนผู้ชายหรือผู้หญิงที่เดิน นั่งหรือขับขี่จักรยานยนต์ทั้งหมด (รวมผู้ที่ใส่หน้ากากด้วย) ทำให้ไม่สามารถคำนวณอัตราการใส่และไม่ใส่หน้ากากของแต่ละเพศ

ตารางที่ 3 อัตราส่วนจำนวน ชาย:หญิง ที่เห็นจากการตรวจภาพ ใบหน้าที่ไม่ใส่หน้ากาก ในส่วนภาพที่เป็นพื้นที่สัญญาณ (แบ่งกลุ่มด้วยกิจกรรมที่เห็นในรูป)

|             | ชาย (คน) | หญิง (คน) | อัตราส่วน ชาย:หญิง |
|-------------|----------|-----------|--------------------|
| เดิน        | 884      | 456       | 1.9 : 1            |
| นั่ง        | 181      | 90        | 2 : 1              |
| จักรยานยนต์ | 822      | 100       | 8.2 : 1            |
| รวม         | 1,887    | 646       | 2.9 : 1            |

จากภาพกล้อง CCTV จำนวน  $570 \times 1,200$  ภาพ<sup>5</sup> แสดงให้เห็นว่าจากผู้ที่ไม่ใส่หน้ากากทั้งหมด 2,447 คน เป็นผู้ชาย 1,819 คน (ร้อยละ 74.34) เราได้ทดสอบความสัมพันธ์อย่างง่าย (correlation) ระหว่างเพศกับลักษณะข้างต้น และพบว่าตัวแปรที่มีความสัมพันธ์ที่มีนัยสำคัญ (significant correlation) กับเพศชาย โดยมีค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ Pearson correlation coefficient (ค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์เป็นบวก หมายถึงผู้ชายทำกิจกรรมนั้นๆ มากกว่าผู้หญิง และค่าสัมประสิทธิ์เป็นลบ หมายถึงผู้ชายทำกิจกรรมนั้นๆ น้อยกว่าผู้หญิง) ดังต่อไปนี้: กำลังขับขี่จักรยานหรือจักรยานยนต์ (0.2638,  $p$ -value < 0.001), เป็นมอเตอร์ไซด์รับจ้าง (0.1403,  $p$ -value < 0.001), กำลังสูบบุหรี่ (0.0898,  $p$ -value < 0.001), กำลังนั่งหรือยืน (-0.0610,  $p$ -value = 0.0026), กำลังรับประทานหรือดื่มเครื่องดื่ม (-0.1401,  $p$ -value < 0.001), กำลังเดิน (-0.2107,  $p$ -value < 0.001)

จะเห็นได้ว่าในพื้นที่คนเดินสัญญาณ ในกลุ่มคนที่ไม่ใส่หน้ากาก จะมีอัตราส่วนเพศชายมากกว่าเพศหญิง ในคนที่ขับขี่จักรยานยนต์หรือเป็นมอเตอร์ไซด์รับจ้างหรือสูบบุหรี่ และมีอัตราส่วนเพศหญิงมากกว่าชายในการรับประทานหรือกำลังเดินอยู่

<sup>5</sup> จากภาพกล้อง CCTV จำนวน  $570 \times 1,200$  ภาพ เราเลือกเพียงภาพที่มีคนไม่ใส่หน้ากาก จากนั้นบันทึกจำนวนและลักษณะของคนที่ไม่ใส่หน้ากาก โดยไม่นับซ้ำคนเดิมที่มีอยู่ในภาพต่อเนื่อง

## การวิเคราะห์ปัจจัยที่สำคัญในการใส่หรือไม่ใส่หน้ากากด้วยสถิติ

ตารางที่ 4 แสดงค่าสัมประสิทธิ์จากโครงสร้างของแบบจำลองแบบต่างๆ โดยที่คณะผู้วิจัยได้ควบคุมปัจจัยที่ไม่ผันแปรตามพื้นที่เพิ่มเติม โดยใช้ month fixed effects ผลการประมาณค่า (ซึ่งแสดงในสองสทมภ์แรก) แสดงค่าสัมประสิทธิ์ ซึ่งได้จากการประมาณค่าแบบจำลอง โดยตัวแปรที่คณะผู้วิจัยต้องการทดสอบในที่นี้คือ 1) จำนวนใบหน้าทั้งหมดที่ตรวจจับได้ในแต่ละครั้งจากกล้อง CCTV แต่ละตัว (total faces detected) โดยคณะผู้วิจัยมีสมมติฐานว่าพื้นที่ที่มีคนสัญจรหนาแน่น (แสดงโดยจำนวนใบหน้าทั้งหมดที่ตรวจจับได้ในแต่ละภาพของกล้อง CCTV แต่ละตัว) จะมีอัตราการใส่หน้ากากที่สูงกว่าพื้นที่ที่มีคนสัญจรไปมาน้อยกว่า 2) ตัวแปรหุ่น (dummy variable) แสดงถึงผลกระทบที่แตกต่างกันของวันทำงาน (วันจันทร์ถึงวันศุกร์) และวันหยุดสุดสัปดาห์ 3) ตัวแปรหุ่นที่แสดงถึงผลกระทบของช่วงเวลาในการเดินทาง (07:00 12:00 และ 16:00) และ 4) ตัวแปรหุ่นที่แสดงถึงลักษณะเชิงพื้นที่ (“ริมถนน” “จุดเชื่อมต่อ” “แหล่งชุมชน” “ย่านการค้า” และ “ใกล้ตลาด”) ที่กล้อง CCTV แต่ละตัวถูกติดตั้งอยู่

ผลการประมาณค่าแบบไม่ถ่วงน้ำหนักในสทมภ์ที่ 1 บ่งชี้ว่ามีเพียงพื้นที่ที่มีคนสัญจรหนาแน่น และตัวแปรวันทำงานและวันหยุดสุดสัปดาห์ ที่มีความสัมพันธ์ในเชิงบวกอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติกับอัตราการใส่หน้ากาก อย่างไรก็ตามหากเราคำนวณค่าโดยใช้ค่าเฉลี่ยของจำนวนใบหน้าที่เราเห็น (average faces detected) ของกล้อง CCTV แต่ละตัวเป็นค่าถ่วงน้ำหนัก (สทมภ์ที่ 2) แล้ว ผลการประมาณค่าแสดงให้เห็นว่า มีเพียงตัวแปรช่วงเวลาการเดินทาง ที่มีความสัมพันธ์ในเชิงบวกอย่างมีนัยสำคัญกับอัตราการใส่หน้ากาก

เพื่อที่คณะผู้วิจัยจะสามารถตรวจสอบเพิ่มเติมถึงผลของตัวแปรที่ถูกใช้สำหรับถ่วงน้ำหนัก โดยใช้จำนวนใบหน้าทั้งหมดที่ตรวจจับได้ในแต่ละครั้งของกล้องวงจรปิดแต่ละตัว ผลการประมาณค่าในสทมภ์ที่ 3-5 ของตารางที่ 4



ตารางที่ 4 ปัจจัยอื่นๆ ที่อาจมีความสัมพันธ์กับอัตราการใส่หน้ากากอนามัยในที่สาธารณะ

|                      | Dependent variable: Mask wearing rate |                              |                            |                            |                            |
|----------------------|---------------------------------------|------------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|
|                      | (1)                                   | (2)                          | (3)                        | (4)                        | (5)                        |
| Total faces detected | 1.866e-05**<br>(8.026e-06)            | 6.620e-06<br>(6.843e-06)     |                            |                            |                            |
| Weekday              | 1.003e-02*<br>(5.285e-03)             | 7.692e-03<br>(5.286e-03)     | 0.009935*<br>(0.005297)    | 0.007391<br>(0.005276)     | 0.003593<br>(0.005664)     |
| Rush hour (07:00)    | 4.997e-03<br>(6.180e-03)              | 2.279e-02***<br>(6.312e-03)  | 0.008296<br>(0.006029)     | 0.024901***<br>(0.005923)  | 0.044404***<br>(0.007200)  |
| Rush hour (16:00)    | 3.023e-03<br>(6.186e-03)              | 1.035e-02*<br>(6.190e-03)    | 0.004938<br>(0.006145)     | 0.011629*<br>(0.006048)    | 0.023078***<br>(0.007552)  |
| จุดเชื่อมต่อ         | 1.071e-02<br>(1.073e-02)              | 1.096e-02<br>(1.314e-02)     | 0.010219<br>(0.010750)     | 0.010803<br>(0.013134)     | -0.009555<br>(0.014399)    |
| แหล่งชุมชน           | -6.207e-02***<br>(9.667e-03)          | -5.350e-02***<br>(1.157e-02) | -0.062407***<br>(0.009687) | -0.052776***<br>(0.011543) | -0.072954***<br>(0.012891) |
| ย่านการค้า           | -2.718e-02***<br>(1.028e-02)          | -2.177e-02*<br>(1.122e-02)   | -0.024148**<br>(0.010220)  | -0.019913*<br>(0.011058)   | -0.030622**<br>(0.012664)  |
| ใกล้ตลาด             | -2.273e-02**<br>(9.962e-03)           | -1.446e-02<br>(1.107e-02)    | -0.019246*<br>(0.009870)   | -0.012256<br>(0.010833)    | -0.021586*<br>(0.012053)   |
| Observations         | 1000                                  | 1000                         | 1000                       | 1000                       | 1000                       |
| Adjusted R2          | 0.144                                 | 0.111                        | 0.140                      | 0.111                      | 0.130                      |
| Weight               | No                                    | average faces<br>detected    | No                         | average faces<br>detected  | total faces<br>detected    |
| Month fixed effects  | Yes                                   | Yes                          | Yes                        | Yes                        | Yes                        |

หมายเหตุ: ตารางแสดงค่าสัมประสิทธิ์ของเฉพาะตัวแปรหลักที่คณะผู้วิจัยทำการตรวจสอบความสัมพันธ์ทางสถิติ ค่าสัมประสิทธิ์ที่แตกต่างกันในแต่ละสมการ เกิดจากการใช้แบบจำลองโครงสร้างข้อมูลแบบตัดขวาง โดยที่คณะผู้วิจัยได้ทำการควบคุมปัจจัยที่ไม่ผันแปรตามพื้นที่ โดยใช้ month fixed effects ค่า standard errors แสดงอยู่ในวงเล็บ \*\*\* แสดงถึงระดับนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% \*\* แสดงถึงระดับนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 5% และ \* แสดงถึงระดับนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 10%

จึงไม่มีตัวแปรที่แสดงถึงความหนาแน่นของบุคคลที่กำลังสัญจร ผลการประมาณค่าแบบไม่ถ่วงน้ำหนักที่ได้ในสมการที่ 3 มีความใกล้เคียงกับผลการประมาณค่าในสมการที่ 1 นั่นคือ ตัวแปรวันทำงานและวันหยุดสุดสัปดาห์ มีความสัมพันธ์ในเชิงบวกอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติกับอัตราการใส่หน้ากากและหากคำนวณโดยใช้ค่าเฉลี่ยของจำนวนใบหน้าทั้งหมด (total faces detected) ของกล้อง CCTV แต่ละตัวเป็น

ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักแล้ว ผลการประมาณค่าในสมการที่ 4 ก็มีความใกล้เคียงกับผลการประมาณค่าในสมการที่ 2 นั่นคือ ตัวแปรช่วงเวลาเดินทาง มีความสัมพันธ์ในเชิงบวกอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติกับอัตราการใส่หน้ากากในที่สาธารณะ

ผลการประมาณค่าในสมการที่ 5 แสดงผลการประมาณค่าโดยใช้จำนวนใบหน้าทั้งหมดที่ตรวจจับได้ในแต่ละครั้ง ของกล้อง CCTV แต่ละตัว เป็นตัวแปรสำหรับ

ถ่วงน้ำหนัก ผลการประมาณค่ายังคงแสดงให้เห็นว่า มีเพียงตัวแปร การเดินทางในตอนเช้า (07:00) และตอนเย็น (16:00) เมื่อเปรียบเทียบกับช่วงเวลาในการเดินทางในตอนกลางวัน (12:00) ที่มีความสัมพันธ์ในเชิงบวกอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติกับอัตราการใส่หน้ากาก โดยที่การเดินทางในช่วงเวลาเย็น (16:00) มีนัยสำคัญทางสถิติ ที่เพิ่มขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกับผลการประมาณค่าในสมการที่ 5

สำหรับปัจจัยเชิงพื้นที่ เมื่อเปรียบเทียบกับพื้นที่ ‘ริมถนน’ ที่มีอัตราการใส่หน้ากากมากที่สุด พื้นที่ ‘แหล่งชุมชน’ และ ‘ย่านการค้า’ มีความสัมพันธ์เชิงลบอย่างมีนัยสำคัญ และความสัมพันธ์ที่พบได้และไปในทางเดียวกันในทุกสมการ ซึ่งหมายความว่า พื้นที่ ‘แหล่งชุมชน’ และ ‘ย่านการค้า’ มีการใส่หน้ากากอนามัยน้อยกว่า ‘ริมถนน’ ส่วนพื้นที่ ‘ใกล้ตลาด’ มีแนวโน้มที่จะใส่น้อยกว่า แต่ไม่ชัดเจนเท่าแหล่งชุมชนหรือย่านการค้า

## วิจารณ์และข้อยุติ

ในงานศึกษานี้ผู้วิจัยได้พัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์ที่คำนวณอัตราการใส่หน้ากากจากภาพกล้อง CCTV ในพื้นที่สาธารณะในกรุงเทพมหานคร เพื่อใช้คำนวณอัตราการใส่หน้ากากในพื้นที่สาธารณะ เพื่อศึกษาผลของปัจจัยระดับมหภาค (ได้แก่ การออกประกาศบังคับใส่หน้ากากอนามัยนอกเคหสถานฯ ช่วงเวลาที่ตรวจพบไวรัสสายพันธุ์เดลต้าครั้งแรก และจำนวนผู้ติดเชื้อในสัปดาห์ก่อนหน้า) และเพื่อศึกษาปัจจัยที่สัมพันธ์กับการใส่หรือไม่ใส่หน้ากากอนามัย ซึ่งอาจเป็นประโยชน์ในการรณรงค์การใส่หน้ากากในพื้นที่สาธารณะ เมื่อเกิดโรคระบาดที่ติดต่อทางระบบทางหายใจได้

ผลการประเมินอัตราการใส่หน้ากากจากกล้อง CCTV ในกรุงเทพมหานคร ยืนยันว่าคนไทยใส่หน้ากากในอัตราที่สูงคล้ายกับประเทศอื่นในทวีปเอเชีย<sup>(27)</sup> ซึ่งในกรุงเทพมหานคร พบว่ามีการใส่หน้ากากร้อยละ 89-90 ก่อนการประกาศบังคับใส่หน้ากากนอกเคหสถานฯ และหลังประกาศบังคับใส่หน้ากากฯ อัตราการใส่หน้ากากสูง

ขึ้นเป็น ร้อยละ 92 แต่ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ อย่างไรก็ตามทางโครงการเพิ่งเริ่มเก็บข้อมูลภาพก่อนมีการประกาศไม่นาน ทำให้มีข้อมูลเปรียบเทียบไม่มาก บางกล้องมีข้อมูลไม่ต่อเนื่อง อีกทั้งอัตราการใส่หน้ากากนั้นสูงอยู่แล้ว

ตั้งแต่ต้นเดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2564 ที่มีรายงานจำนวนคนติดเชื้อไวรัส SARS-Cov-2 เกิน 2,000 คน/วัน จนถึงกลางเดือนสิงหาคม (ประมาณ 2/7/2564 – 13/8/64) มีคนติดเชื้อเพิ่มขึ้นสูงสุดในกรุงเทพมหานครก่อนจะลดลงในช่วงเวลาต่อมา ในช่วงเวลานั้นอัตราการใส่หน้ากากของประชาชนเพิ่มขึ้นเช่นกัน โดยเฉลี่ยอยู่ที่ประมาณร้อยละ 96 ซึ่งเป็นการเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติเมื่อเทียบกับช่วงเวลาก่อนเดือนกรกฎาคม และอัตราการใส่หน้ากากในช่วงกลางเดือนสิงหาคมนั้นเป็นอัตราที่สูงที่สุดที่เห็นในระยะเวลาศึกษาของโครงการ

จากข้อมูลในต่างประเทศ<sup>(5)</sup> ที่ระบุว่า อัตราการใส่หน้ากากที่สูงขึ้น (ซึ่งโดยส่วนมากจะวัดจากการมีกฎหมายประกาศบังคับใส่หน้ากาก มิใช่ข้อมูลเชิงประจักษ์ของอัตราการใส่หน้ากาก) จะช่วยลดการแพร่ระบาดของโควิด-19 ทางโครงการจึงวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างการใส่หน้ากากและอัตราการติดเชื้อ และพบว่าทั้งคู่มีความสัมพันธ์ที่ต่ำและไปในทางเดียวกัน ซึ่งเป็นทางที่ตรงกันข้ามกับเหตุผลที่ว่า การใส่หน้ากากจะป้องกันและลดการติดเชื้อ ผู้วิจัยวิเคราะห์ความสัมพันธ์เพิ่มเติมระดับรายเขตและใช้อัตราการติดเชื้อ 2 สัปดาห์หลังช่วงประเมินอัตราการใส่หน้ากาก แต่ก็ยังไม่พบความสัมพันธ์ที่จะชี้ว่าการใส่หน้ากากเพิ่มขึ้นจะลดการติดเชื้อ คณะผู้วิจัยคิดว่าเหตุผลที่งานศึกษานี้แตกต่างจากผลวิจัยในต่างประเทศ โดยเฉพาะในสหรัฐอเมริกา อาจเป็นเพราะ 1) อัตราการใส่หน้ากากของประเทศไทยกับของสหรัฐอเมริกาแตกต่างกันคนละระดับ โดยที่สหรัฐอเมริกามีการใส่หน้ากากเพียงร้อยละ 40-60<sup>(12,20)</sup> 2) การเปลี่ยนแปลงหรือความแตกต่างของอัตราการใส่หน้ากาก มีไม่มากในกรุงเทพมหานคร แต่ในส่วนของสหรัฐอเมริการะดับการเปลี่ยนแปลงของอัตราการใส่หน้ากากอนามัยจะค่อนข้างมาก โดยเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 40

เป็นร้อยละ 90 หลังมีกฎหมายบังคับใส่หน้ากาก<sup>(12)</sup>

นอกจากนั้น 3) ในช่วงเก็บข้อมูลของการศึกษานี้ มีการแพร่ระบาดของโคโรนาไวรัสสายพันธุ์ delta ซึ่งแพร่ระบาดได้ง่ายกว่าสายพันธุ์เดิมและสายพันธุ์ alpha<sup>(28,29)</sup> ที่แพร่ระบาดในช่วงงานวิจัยก่อนหน้านี้ ความแตกต่างด้านความง่ายในการแพร่ระบาดนี้ อาจจะทำให้ประสิทธิภาพของหน้ากากลดลง เพราะต้องใส่อย่างเคร่งครัดมากขึ้น ซึ่งอาจจะลดประสิทธิภาพในการป้องกันของหน้ากากสำหรับประชาชนที่ใส่หน้ากากไม่เคร่งครัดหรือไม่ถูกต้อง และทำให้ไม่เห็นประโยชน์ของการใส่หน้ากากอย่างมีนัยสำคัญในงานศึกษานี้ (แต่ก็ไม่ได้แปลว่า การใส่หน้ากากไม่มีประโยชน์ในการป้องกันการติดเชื้อ หากใส่อย่างถูกต้อง)

เหตุผลข้อสุดท้าย 4) จากการที่ทางโครงการรับข้อมูลจากไม่กี่กล้องในแต่ละเขตพื้นที่ ความแตกต่างของอัตราการใส่หน้ากากในแต่ละพื้นที่ที่ตรวจพบผ่านกล้องวงจรปิด อาจจะมาจากปัจจัยอื่นเป็นเหตุ เช่น ชนิดหรือลักษณะของพื้นที่ที่ติดตั้งกล้องวงจรปิด (ตลาด ทางเดิน หรือในชุมชน) มากกว่าความแตกต่างด้านพฤติกรรมการใส่หน้ากากของประชาชนในแต่ละเขตพื้นที่ของกรุงเทพฯ ประชาชนในกรุงเทพฯ แต่ละเขตพื้นที่อาจจะไม่มีอัตราการใส่หน้ากากที่แตกต่างกันมากนัก (เพราะไม่ได้มีกฎหมาย วัฒนธรรม หรือการรับสื่อที่แตกต่างกันเหมือนคนในแต่ละรัฐในสหรัฐอเมริกา) แต่ตัดสินใจว่าจะใส่หรือไม่ใส่หน้ากากตามสถานการณ์และความรู้สึกเสี่ยงที่ตัวเองประเมินในแต่ละช่วงเวลามากกว่า

อย่างไรก็ตาม การวิเคราะห์เพิ่มเติมนั้นพบว่า อัตราการใส่หน้ากากมีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ กับการรายงานตัวเลขจำนวนคนติดเชื้อหนึ่งสัปดาห์ก่อนช่วงที่ประเมินอัตราการใส่หน้ากาก (แต่ไม่สัมพันธ์กับตัวเลขที่แปลงเป็นอัตราการติดเชื้อต่อประชากร 100,000 คน หรือระดับการเปลี่ยนแปลงของตัวเลข)

ผลการศึกษายังแสดงให้เห็นว่า ความรู้สึกเสี่ยงหรือความกลัวการติดเชื้อเป็นปัจจัยสำคัญในการตัดสินใจใส่หน้ากากของประชาชน และมีผลต่ออัตราการใส่หน้ากาก

ดังที่เห็นได้จาก 1) อัตราการใส่หน้ากากเปลี่ยนแปลงเพิ่มขึ้นสูงสุด ในช่วงการระบาดที่รุนแรงที่สุดเดือนกรกฎาคม-สิงหาคม 2) อัตราการใส่หน้ากากที่ตรวจได้จากกล้อง CCTV สัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญกับจำนวนคนที่ติดเชื้อโควิด-19 ที่รายงานหนึ่งสัปดาห์ก่อนช่วงที่ประเมินอัตราการใส่หน้ากากที่ใช้วิเคราะห์ แต่อัตราการใส่หน้ากากไม่สัมพันธ์กับตัวเลขอัตราการติดเชื้อต่อประชากร 100,000 คน หรือการเปลี่ยนแปลงของจำนวนคนติดเชื้อจากสัปดาห์ก่อน ซึ่งอาจอธิบายได้ว่าประชาชนใช้ตัวเลขจำนวนคนติดเชื้อที่ได้ยินในรายงานทางสื่อสารสาธารณะมาเป็นข้อมูลช่วยประเมินความเสี่ยงของตัวเองในการติดโรคโควิด-19 อย่างไรก็ตามในสื่อไม่มีการรายงานตัวเลขเป็นอัตราผู้ติดเชื้อ COVID-19 ต่อประชากรหนึ่งแสนคน หรือจำนวนผู้ติดเชื้อที่เปลี่ยนแปลงไปจากช่วงสัปดาห์ก่อนหน้า สองตัวเลขนี้จึงไม่ได้ถูกนำมาใช้ในการประเมินความเสี่ยงและไม่สัมพันธ์กับอัตราการใส่หน้ากาก ซึ่งธนารักษ์ ธีระมั่นคงและคณะได้สังเกตการเปลี่ยนแปลงของอัตราการใส่หน้ากากตามการรายงานจำนวนผู้ติดเชื้อ และกล่าวถึงในรายงานเช่นกัน<sup>(21)</sup>

ปัจจัยอื่นที่งานศึกษาพบว่ามีความสัมพันธ์กับการไม่ใส่หน้ากาก คือ เพศและช่วงเวลาการเดินทาง สำหรับเพศ ผลการทบทวนภาพและนับจำนวนในภาพพบว่า ผู้ชายไม่ใส่หน้ากากมากกว่าผู้หญิงประมาณสองถึงสามเท่า ซึ่งอัตราส่วนจะแตกต่างกันไปขึ้นกับกลุ่มที่วิเคราะห์ อย่างเช่น กลุ่มคนเดินสัญจร หรือคนขับจักรยานยนต์ สำหรับงานวิจัยที่ผ่านมา ที่ศึกษาการใส่หน้ากากด้วยการตอบแบบสอบถาม แม้ว่าจะมีงานวิจัยบางเรื่องพบว่าชายและหญิงใส่หน้ากากเหมือนกัน<sup>(30)</sup> แต่งานวิจัยหลายเรื่องพบว่าผู้ชายใส่หน้ากากน้อยกว่าผู้หญิง<sup>(31,32)</sup> รวมทั้งงานวิจัยที่เป็นการเก็บข้อมูลเชิงประจักษ์ด้วย<sup>(12)</sup> เหตุผลที่อาจจะอธิบายผลนี้ได้ คือ 1) ผู้ชายอาจจะเดินสัญจรมากกว่าผู้หญิง 2-3 เท่า ในช่วงเวลาที่โครงการเก็บภาพจากกล้อง CCTV อย่างไรก็ตาม ทางโครงการไม่ได้นับจำนวนผู้ชายหรือผู้หญิงที่ใส่หน้ากากและเดินผ่านกล้องวงจรปิดจึงไม่มีตัวเลขมายืนยันข้อสันนิษฐานนี้ 2) ผู้ชายชอบมีพฤติกรรม

เสี่ยงในด้านต่างๆ (high risk behavior) มากกว่าผู้หญิง ซึ่งเป็นที่ยอมรับในด้านจิตวิทยา<sup>(33,34)</sup> และแขนงวิชาอื่นๆ เช่น ด้านกฎหมาย<sup>(35)</sup> หรือด้านการศึกษาอุบัติเหตุ<sup>(36)</sup> โดยผู้ชายอาจจะมีการประเมินความเสี่ยง (risk assessment) ไม่เหมือนผู้หญิง แต่ไม่ว่าเหตุผลจะเป็นอย่างไร การพบผู้ชายไม่ใส่หน้ากากในจำนวนที่มากกว่าผู้หญิงถึงสองหรือสามเท่า เป็นข้อมูลที่จะมีประโยชน์ในการณรงค์ให้ใส่หน้ากาก เพราะสามารถเล็งกลุ่มเป้าหมายในการณรงค์ได้มากขึ้น

ผลวิเคราะห์อัตราการใส่หน้ากากพบว่า ประชาชนใส่หน้ากากในช่วงสัปดาห์น้อยกว่าช่วงวันทำงานอย่างมีนัยสำคัญ และมีอัตราการใส่หน้ากากช่วงกลางวัน (12.00-13.00 น.) น้อยกว่าช่วงชั่วโมงเร่งด่วนช่วงเช้าและเย็น (07.00-08.00 น. และ 16.00-17.00 น.) อย่างมีนัยสำคัญเช่นกัน จากผลการวิเคราะห์อัตราการใส่หน้ากากในชั่วโมงเร่งด่วนช่วงเช้าจะสูงกว่าช่วงเย็น สอดคล้องกับการรายงานก่อนหน้านี้<sup>(21)</sup> อาจเป็นไปได้ว่าประชาชนอาจจะลดความระมัดระวังในช่วงสัปดาห์และช่วงพักรับประทานอาหารกลางวัน ส่วนช่วงเย็นอาจจะเป็นช่วงที่เหนื่อยจากการทำงานเลยมีการใส่หน้ากากน้อยกว่าในช่วงเช้า

สำหรับผลของการประกาศบังคับใส่หน้ากากเมื่ออยู่นอกเคหสถาน และนโยบายอื่นๆ กับอัตราการใส่หน้ากาก ผลวิเคราะห์พบว่าหลังประกาศบังคับใส่หน้ากาก อัตราการใส่หน้ากากเพิ่มขึ้นบ้างแต่ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ส่วนนโยบายอื่นๆ เกี่ยวกับการควบคุมการแพร่ระบาดของโรคโควิด-19 เช่น การมีเคอร์ฟิว หรือการปิดสถานที่เสี่ยงนั้น มีการปรับเปลี่ยนตามสถานการณ์หลายครั้ง ดังนั้นทางโครงการจึงไม่นำมาวิเคราะห์

งานศึกษานี้มีข้อจำกัดในด้านปัญญาประดิษฐ์ ที่ไม่ได้ใช้ระบบ facial recognition แบบระบุคนหรือ facial tagging ข้ามภาพในโปรแกรมของปัญญาประดิษฐ์ เนื่องจากทางคณะผู้วิจัยระงับเรื่องข้อมูลส่วนบุคคลของคนในภาพ และเพื่อให้องค์กรที่เข้าร่วมโครงการไม่กังวลว่าการนำภาพไปวิเคราะห์จะนำไปสู่ปัญหาต่อมา ทำให้การนับภาพใบหน้าอาจจะนับคนหนึ่งคนซ้ำได้ และต้องใช้สมมุติฐาน

ว่า โดยเฉลี่ยแต่ละคนจะเดินผ่านกล้องในระยะเวลาที่ไม่แตกต่างกันมากและจะมีการนับซ้ำเท่าๆ กัน รวมทั้งมีการแบ่งภาพวิเคราะห์โดยแยกส่วนที่มีคนนั่งหรือไม่ขยับเขยื้อน (เช่น เจ้าของแผงลอย หรือบริเวณคนสูบบุหรี่) ไปวิเคราะห์อีกส่วนเพื่อไม่ให้นับซ้ำมากขึ้น อีกข้อจำกัดคือ ผู้วิจัยไม่ได้กำหนดสอนปัญญาประดิษฐ์ให้แยกแยะการใส่หน้ากากได้ จมูกกับการไม่ใส่หน้ากากเลย แค่ให้แยกแยะว่าใส่หน้ากากอย่างถูกต้องหรือไม่ถูกต้อง (ที่รวมการใส่แบบเปิดจมูกและไม่ใส่หน้ากากเลยเข้าด้วยกัน) เพราะคิดว่าการเปิดจมูกกับการไม่ใส่หน้ากากเลย ไม่แตกต่างกันในการป้องกันการติดเชื้อไวรัส

สุดท้าย ด้วยภาระงานของผู้ส่งข้อมูล ระบบส่งข้อมูลและความหลากหลายของคุณภาพกล้องและความแม่นยำของปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งทำให้ต้องมีการทบทวนภาพเพื่อตรวจสอบความแม่นยำของผลการวิเคราะห์ ทำให้ทางโครงการไม่สามารถรับข้อมูลจำนวนมากได้และไม่สามารถมีข้อมูลที่ครอบคลุมทั่วทั้งกรุงเทพมหานคร จากหลายๆ ตำแหน่งในแต่ละเขต หรือจากพื้นที่นอกกรุงเทพมหานคร ทำให้ความมั่นใจในผลสรุป และ generalizability ของผลการศึกษาสำหรับพื้นที่อื่นๆ อาจจะลดลงบ้าง อย่างไรก็ตามข้อมูลในงานศึกษานี้ถือว่าเป็นข้อมูลที่ใหญ่ มีการติดตามอย่างต่อเนื่อง 8 เดือน และครอบคลุมช่วงเวลาสำคัญที่มีทั้งการออกประกาศบังคับใส่หน้ากากนอกเคหสถาน และช่วงที่มีการระบาดหนักในกรุงเทพมหานคร รวมทั้งมีการทบทวนความแม่นยำของข้อมูลก่อนการวิเคราะห์ ผู้วิจัยจึงคิดว่าผลมีความน่าเชื่อถือและเป็นประโยชน์สำหรับการเข้าใจพฤติกรรมใส่หน้ากากในกรุงเทพมหานคร

## สรุป

การศึกษานี้แสดงให้เห็นว่า อัตราการใส่หน้ากากในพื้นที่สาธารณะในกรุงเทพมหานคร ก่อนมีประกาศบังคับใส่หน้ากากเมื่ออยู่นอกเคหสถาน สูงประมาณร้อยละ 90 โดยเฉลี่ย และเพิ่มขึ้นเป็นร้อยละ 92 หลังมีประกาศ อย่างไรก็ตามในช่วงการระบาดที่รุนแรงของ SARS-CoV-2

ระหว่างเดือนกรกฎาคม-สิงหาคม พ.ศ. 2564 อัตราการใส่หน้ากากเพิ่มสูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญเป็นร้อยละ 96-97 ซึ่งการวิเคราะห์ทางสถิติพบว่าอัตราการใส่หน้ากากมีความสัมพันธ์กับจำนวนผู้ติดเชื้อในช่วงสัปดาห์ก่อน โดยสรุปแล้วงานศึกษานี้ชี้ให้เห็นว่า อัตราการใส่หน้ากากปรับเปลี่ยนตามระดับความกังวลของประชาชนเกี่ยวกับความเสี่ยงต่อการติดโควิด-19 ซึ่งแตกต่างจากผลการประเมินอัตราการใส่หน้ากากด้วยแบบสอบถาม online แสดงให้เห็นถึงประโยชน์ของการมีข้อมูลเชิงประจักษ์ ซึ่งข้อมูลเหล่านี้จะเป็นประโยชน์สำหรับผู้กำหนดนโยบาย หรือบุคลากรด้านสาธารณสุขที่ต้องสื่อสารหรือรณรงค์ให้ใส่หน้ากากอย่างถูกต้อง โดยเฉพาะในที่สาธารณะ

## กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยขอขอบพระคุณ ผู้ว่าราชการกรุงเทพมหานครฯ หัวหน้าและเจ้าหน้าที่ห้องกล้องวงจรปิด กรุงเทพมหานครฯ ผู้นำชุมชนทั้งสามชุมชนที่ร่วมโครงการ (ชุมชนซอยสองพระ ชุมชนพระยาประสิทธิ์ ชุมชนพระนครศ) บริษัทซีพี-ออลล์ จำกัด (มหาชน) สมาคมผู้ประกอบการเขตราชประสงค์ และ ทีมงานของรองเลขาธิการ สำนักงาน EEC คุณลักษณ ธรรมพิข และคุณทัศนีย์ เกียรติภัทรภรณ์ สำหรับความร่วมมือและที่สำคัญได้ให้ใช้ภาพจากกล้องวงจรปิดในโครงการ คณะผู้วิจัยขอขอบคุณ ดร.ศรัณย์ กมลทิพย์ อาจารย์ประจำคณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น ที่ช่วยวิเคราะห์ข้อมูล และบริษัท Opendream และ บริษัท Sertis ที่ช่วยบริหารจัดการระบบปัญญาประดิษฐ์ตลอดระยะเวลาของโครงการฯ

## References

1. Cheng VC, Wong SC, Chuang VW, So SY, Chen JH, Sridhar S, et al. The role of community-wide wearing of face mask for control of coronavirus disease 2019 (COVID-19) epidemic due to SARS-CoV-2. *J Infect.* 2020;81(1):107-14.
2. Van Dyke ME, Rogers TM, Pevzner E, Satterwhite CL, Shah HB, Beckman WJ, et al. Trends in county-level COVID-19 incidence in counties with and without a mask mandate -

- Kansas, June 1-August 23, 2020. *MMWR Morb Mortal Wkly Rep.* 2020;69(47):1777-81.
3. Lyu W, Wehby GL. Community use of face masks and COVID-19: evidence from a natural experiment of state mandates in The US. *Health Aff (Millwood).* 2020;39(8):1419-25.
4. Fischer CB, Adrien N, Silguero JJ, Hopper JJ, Chowdhury Al, Werler MM. Mask adherence and rate of COVID-19 across the United States. *PLoS One.* 2021;16(4):e0249891.
5. Adjodah D, Dinakar K, Chinazzi M, Fraiberger SP, Pentland A, Bates S, et al. Association between COVID-19 outcomes and mask mandates, adherence, and attitudes. *PLOS ONE.* 2021;16(6):e0252315.
6. Talic S, Shah S, Wild H, Gasevic D, Maharaj A, Ademi Z, et al. Effectiveness of public health measures in reducing the incidence of covid-19, SARS-CoV-2 transmission, and covid-19 mortality: systematic review and meta-analysis. *BMJ.* 2021;375:e068302.
7. Elachola H, Gozzer E, Rahman NMM, Ditekemena J, Pando-Robles V, Pa K, et al. Photo-epidemiology to estimate face covering use in select areas in Asia versus the Americas and Africa during the COVID-19 pandemic. *J Travel Med.* 2020;27(8):taaa121. doi: 10.1093/jtm/taaa121.
8. Soltanian AR, Omid T, Khazaei S, Bashirian S, Heidari Moghadam R, Jenabi E, et al. Assessment of mask-wearing adherence and social distancing compliance in public places in Hamadan, Iran, during the COVID-19 pandemic. *J Res Health Sci.* 2021 Aug 30;21(3):e00526. doi: 10.34172/jrhs.2021.61.
9. Institute of Global Health Innovation ICL. COVID-19 behaviour tracker 2020 [internet]. Available from: [https://public.tableau.com/profile/ighi#!/vizhome/ICLYouGovCovid-19Tracker\\_V0\\_3/1Specificpreventativebehaviourbycountry](https://public.tableau.com/profile/ighi#!/vizhome/ICLYouGovCovid-19Tracker_V0_3/1Specificpreventativebehaviourbycountry).
10. Department of Health, Ministry of Public Health. Anamai poll 5 health surveillance [internet]. 28 December 2020 - 8 January 2021 [cited 2022 Sep]. Available from: <https://sites.google.com/view/hia-surveillance/anamai-poll-covid/%E0%B8%84%E0%B8%A3%E0%B8%87%E0%B8%97-5>. (in Thai)
11. Department of Health, Ministry of Public Health. Anamai poll 15 health surveillance [internet]. 1 October -31 October 2021 [cited 2022 Sep]. Available from: <https://sites.google.com/view/hia-surveillance/anamai-poll-covid/%E0%B8%84%E0%B8%A3%E0%B8%87%E0%B8%97-15?authuser=0>. (in Thai)
12. Haischer MH, Beilfuss R, Hart MR, Opielinski L, Wrucke D, Zircgaitis G, et al. Who is wearing a mask? Gender-, age-, and location-related differences during the COVID-19 pandemic. *PLOS ONE.* 2020;15(10):e0240785.
13. Xinqi Fan, Mingie Jiang. RetinaFaceMask: a single stage face



- mask detector for assisting control of the COVID-19 pandemic [internet]. arXiv:2005.03950v3. 2020. Available from: <https://arxiv.org/abs/2005.03950>.
14. Qin B, Li D. Identifying facemask-wearing condition using image super-resolution with classification network to prevent COVID-19. *Sensors*. 2020;20(18):5236.
  15. Loey M, Manogaran G, Taha MHN, Khalifa NEM. Fighting against COVID-19: a novel deep learning model based on YOLO-v2 with ResNet-50 for medical face mask detection. *Sustain Cities Soc*. 2021;65:102600.
  16. Loey M, Manogaran G, Taha MHN, Khalifa NEM. A hybrid deep transfer learning model with machine learning methods for face mask detection in the era of the COVID-19 pandemic. *Measurement (Lond)*. 2021;167:108288.
  17. Tomás J, Rego A, Viciano-Tudela S, Lloret J. Incorrect face-mask-wearing detection using convolutional neural networks with transfer learning. *Healthcare*. 2021;9(8):1050.
  18. Sethi S, Kathuria M, Kaushik T. Face mask detection using deep learning: an approach to reduce risk of coronavirus spread. *Journal of biomedical informatics*. 2021;120:103848.
  19. Hussain GKJ, Priya R, Rajarajeswari S, Prasanth P, Niyazuddeen N. The face mask detection technology for image analysis in the Covid-19 surveillance system. *Journal of Physics: Conference Series*. 2021;1916(1):012084.
  20. Adhikarla E, Davidson BD. Face mask detection on real-world webcam images. *Proceedings of the Conference on Information Technology for Social Good (GoodIT '21)*. September 9–11, 2021, Roma, Italy. ACM, New York, NY, USA. 2021. p. 139–44. Available from: <https://doi.org/10.1145/3462203.3475903>.
  21. Kasem S, Paisan R, Ngamphol S, Panisa S, Natsuda K, Thanaruk T. Reflecting on public behavior with artificial intelligence-assisted detection of face mask wearing during the COVID-19 pandemic. *Research Square*. 2022.
  22. Deng J, Guo J, Zhou Y, Yu J, Kotsia I, Zafeiriou S. Retina-Face: single-stage dense face localisation in the wild. arXiv:190500641v2. 2019.
  23. Earp SWF, Noinongyao P, Cairns JA, Ganguly A. Face detection with feature pyramids and landmarks. arXiv:191200596v2. 2019.
  24. Sommana B, Watchareeruetai U, Ganguly A, Earp SWF, Kitiyakara T, Boonmanunt S, et al. Development of a face mask detection pipeline for mask-wearing monitoring in the era of the COVID-19 pandemic: a modular approach. arXiv:211215031v1 2021.
  25. Goldberg MH, Gustafson A, Maibach EW, Ballew MT, Bergquist P, Kotcher JE, et al. Mask-wearing increased after a government recommendation: a natural experiment in the U.S. during the COVID-19 pandemic. *Frontiers in Communication*. 2020;5.
  26. Official statistics registration systems [Internet]. [cited Sep 2022]. Available from: <https://stat.bora.dopa.go.th/stat/statnew/statMenu/newStat/home.php>. (in Thai)
  27. Tam SY, Tam VCW, Law HKW, Khaw ML, Lee SWY. Rationale for mass masking in controlling the COVID-19 pandemic. *Front Public Health*. 2021;9:665708.
  28. Liu Y, Rocklov J. The reproductive number of the Delta variant of SARS-CoV-2 is far higher compared to the ancestral SARS-CoV-2 virus. *J Travel Med*. 2021;28(7).
  29. Campbell F, Archer B, Laurenson-Schafer H, Jinnai Y, Konings F, Batra N, et al. Increased transmissibility and global spread of SARS-CoV-2 variants of concern as at June 2021. *Euro Surveill*. 2021;26(24).
  30. Howard MC. Gender, face mask perceptions, and face mask wearing: are men being dangerous during the COVID-19 pandemic? *Personality and Individual Differences*. 2021;170:110417.
  31. Palmer CL, Peterson RD. Toxic mask-ularity: the link between masculine toughness and affective reactions to mask wearing in the COVID-19 era. *Politics & Gender*. 2020;16(4):1044-51.
  32. Badillo-Goicoechea E, Chang T-H, Kim E, LaRocca S, Morris K, Deng X, et al. Global trends and predictors of face mask usage during the COVID-19 pandemic. *BMC Public Health*. 2021;21(1):2099.
  33. Salas-Rodriguez J, Gomez-Jacinto L, Hombrados-Mendieta I, Del Pino-Brunet N. Applying an evolutionary approach of risk-taking behaviors in adolescents. *Front Psychol*. 2021;12:694134.
  34. Pawłowski B, Atwal R, Dunbar RIM. Sex differences in everyday risk-taking behavior in humans. *Evolutionary Psychology*. 2008;6(1):147470490800600104.
  35. Estrada F, Bäckman O, Nilsson A. The darker side of equality? The declining gender gap in crime: historical trends and an enhanced analysis of staggered birth cohorts. *The British Journal of Criminology*. 2015;56(6):1272-90.
  36. Tamas V, Kocsor F, Gyuris P, Kovacs N, Czeiter E, Buki A. The young male syndrome—an analysis of sex, age, risk taking and mortality in patients with severe traumatic brain injuries. *Front Neurol*. 2019;10:366.