

การพยากรณ์อากาศยานอุบัติเหตุจากการวิเคราะห์และ จำแนกปัจจัยมนุษย์ด้วยเนออีฟเบย์

The Forecasting Aircraft Accident from Human Factors Analysis and Classification Systems by Naive Bayes

บุญญวัฒน์ อักษรกิตติ^{1*} และวรระฆมนต์ สันติศิริ¹

Boonyawat Aksornkitti^{1*} and Watsamon Santisiri¹

¹สถาบันเทคโนโลยีการบินและอวกาศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลตะวันออก

¹Institute of Aviation and Aerospace Technology, Rajamangala University of Technology Tawan-ok

*Corresponding author: boonyawatgun@gmail.com

Received: July 19, 2024

Revised: October 10, 2024

Accepted: October 16, 2024

บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้ มีวัตถุประสงค์เพื่อ (1) เพื่อวิเคราะห์สาเหตุการเกิดอากาศยานอุบัติเหตุ และ (2) เพื่อวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์อากาศยานอุบัติเหตุ ใช้การสุ่มตัวอย่างแบบไม่อาศัยความน่าจะเป็น ด้วยวิธีเฉพาะเจาะจงจากอากาศยานพาณิชย์แอร์บัส รุ่น A320-A321 ที่มีรายงานเกิดอุบัติเหตุช่วงการลงจอดและมีรายงานการสอบสวนอุบัติเหตุเสร็จสมบูรณ์ด้วยปัจจัย เช่น เวลา สภาพอากาศ จำนวนทางวิ่ง HFACS เป็นต้น ตั้งแต่ปี ค.ศ.2013-2023 ที่ จำนวน 67 ชุด แบ่งเป็น 2 ชุด คือ ชุดฝึกสอน จำนวน 54 ชุด และชุดทดสอบ จำนวน 13 ชุด เครื่องมือในการวิเคราะห์ข้อมูล คือ ค่าความถี่ ร้อยละ และเนออีฟเบย์ ผลการวิจัยพบว่า (1) สาเหตุการเกิดอากาศยานอุบัติเหตุ คือ ข้อจำกัดทางกายภาพ และข้อผิดพลาดของมนุษย์ เป็นต้น และ (2) ประสิทธิภาพการพยากรณ์อากาศยานอุบัติเหตุ ได้เท่ากับ 0.69

คำสำคัญ: พยากรณ์ อากาศยาน อุบัติเหตุ ปัจจัยมนุษย์ เนออีฟเบย์

Abstract

This research aim (1) to analyzes cause of aircraft accident and (2) to measure the efficiency of aircraft accident forecasting. Using non-probability sampling with purposive sampling method from Airbus commercial aircraft type A320-A321 which had an accident during landing and has completed investigate due to the factors such as time, weather condition, number of runways, and HFACS from year 2013-2023, total 67 datasets. All set were divided to train data to 54 datasets and testing data to 13 datasets. Data were analyzed by frequency, percentage, Naïve Bayes. Result found, (1) cause of aircraft accident are physical limitation and human error etc. (2) The efficiency of aircraft accident forecasting equal to 0.69.

Keywords: forecasting, aircraft, accident, human factors, naive bayes



บทนำ

นอกจากการขนส่งทางอากาศเป็นหนึ่งในวิธีการขนส่งที่ปลอดภัยที่สุดแล้ว ยังจำเป็นอย่างยิ่งต่อการพัฒนาสังคม เศรษฐกิจ และธุรกิจต่าง ๆ ทั่วโลก (De Castroverde, 2024) รวมถึงอุบัติเหตุในการขนส่งทางอากาศในเชิงพาณิชย์มีอัตรา น้อยมากเมื่อเทียบกับการขนส่งแบบอื่น (Rookeaw et al., 2022) อย่างไรก็ตามแม้ว่าโอกาสเกิดอุบัติเหตุในการขนส่ง ทางอากาศยานจะมีน้อยมาก แต่หากเกิดขึ้นมาแล้วย่อม อาจจะทำให้เกิดการบาดเจ็บ เสียชีวิต เสียทรัพย์สิน และ บริษัทที่เกี่ยวข้องหรือสายการบินอาจจะต้องสูญเสียชื่อเสียงตลอดจนความภักดีของผู้โดยสารที่มาใช้บริการส่งผล ให้เกิดความขาดทุนหรือล้มละลายได้ (Kitcharoen, 2021)

ทั้งนี้ คณะผู้วิจัยสามารถสังเคราะห์ข้อเท็จจริงจาก ข้อมูลงานวิจัยด้านการพยากรณ์อุบัติเหตุในอุตสาหกรรม การบินและส่วนที่เกี่ยวข้อง จากบทความและวรรณกรรม ดังนี้ เช่น Yeoum and Lee (2013); Ison (2015); Mathur et al. (2017); Kaji et al. (2019); Mehta et al. (2021); Caetano (2022); Silagyi and Liu (2023) พบว่า การพยากรณ์อากาศยานอุบัติเหตุที่นิยมใช้การเรียนรู้ ของเครื่องจักร (machine learning) เป็นเครื่องมือใน การพยากรณ์ เช่น การถดถอยโลจิสติกส์ (logistics regression) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (support vector machine) ป่าสุ่ม (random forest) เพื่อนบ้านใกล้ที่สุด (K nearest neighbors) เนออีฟเบย์ (Naive Bayes) และโครงข่าย ประสาทเทียม (artificial neural network) สำหรับ ตัวแปรต้นนั้น พบว่า เป็นรุ่นของอากาศยาน วัตถุประสงค์

ของภารกิจ สภาพอากาศยาน ดังงานวิจัยของ Mehta et al. (2021) เวลาในการเกิดอุบัติเหตุ ทางวิ่งที่ใช้ จำนวนลูกเรือ อายุของนักบิน ดังงานวิจัยของ Silagyi and Liu (2023) และเห็นด้านปัจจัยมนุษย์ ดังงานวิจัยของ Lazaro et al. (2024)

จากบทนำข้างต้นคณะผู้วิจัยสนใจจะทำงานวิจัยใน หัวข้อการพยากรณ์อากาศยานอุบัติเหตุจากการวิเคราะห์ และจำแนกปัจจัยมนุษย์ (HFACS) ด้วยเนออีฟเบย์ เนื่องจาก HFACS ถูกนำไปใช้วิเคราะห์ปัจจัยในสาเหตุการเกิดอุบัติเหตุ ในหลายด้านและเป็นการวิเคราะห์หาสาเหตุที่ละเอียด และเนออีฟเบย์เนื่องจากง่ายและรวดเร็วในการทำนาย ของชุดข้อมูลทดสอบและทำงานได้ดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องอื่น ๆ โดยมีวัตถุประสงค์ เพื่อวิเคราะห์สาเหตุการเกิดอากาศยานอุบัติเหตุและวัด ประสิทธิภาพการพยากรณ์

วัตถุประสงค์การวิจัย

1. เพื่อวิเคราะห์สาเหตุการเกิดอากาศยานอุบัติเหตุ
2. เพื่อวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์อากาศยาน อุบัติเหตุ

แนวคิดทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

การวิเคราะห์และจำแนกปัจจัยมนุษย์

การวิเคราะห์และจำแนกปัจจัยมนุษย์ หรือ Human Factors Analysis and Classification System--HFACS ได้ ถูกพัฒนาโดย Dr.Scott Shappell และ Dr.Doug Wiegmann

ซึ่งการวิเคราะห์นี้เดิมทีกองทัพเรือของสหรัฐอเมริกา ใช้เพื่อตรวจสอบและวิเคราะห์ปัจจัยมนุษย์ในแง่มุมต่าง ๆ ของการบิน สำหรับการวิเคราะห์นี้มีพื้นฐานมาจากแบบจำลองสวิสชีส (Swiss Cheese) ของศาสตราจารย์ James Reason ภายในแต่ละระดับของ HFACS ตามภาพ 1 โดยมีการแบ่งเป็น 4 ชั้น จากล่างขึ้นบน ดังนี้ (Skybrary, 2024)

1. การกระทำที่ไม่ปลอดภัย (unsafe act) ในที่นี้คือ ผู้ปฏิบัติงาน แบ่งออกเป็นสองประเภท คือ ข้อผิดพลาด (error) มีหมวดหมู่ย่อยอีก 3 ตัว และการละเมิด (violation) มีหมวดหมู่ย่อยอีก 2 ตัว

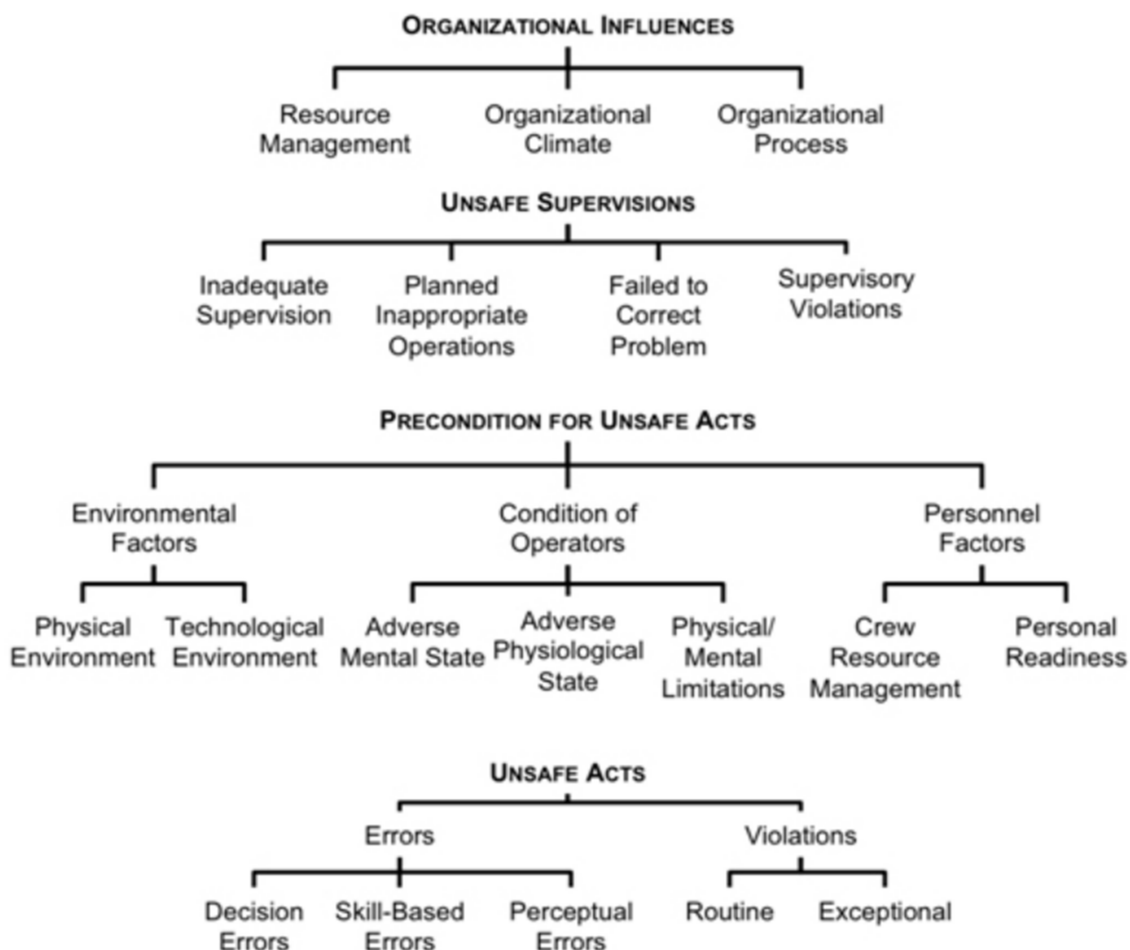
2. เงื่อนไขเบื้องต้นสำหรับการกระทำที่ไม่ปลอดภัย (preconditions for unsafe acts) แบ่งออกเป็นสามประเภท คือ ปัจจัยด้านสิ่งแวดล้อมรอบตัวผู้ปฏิบัติงาน (environmental factors) มีหมวดหมู่ย่อย 2 ตัว ปัจจัยด้านสภาพของผู้ปฏิบัติงาน (condition of operators)

มีหมวดหมู่ย่อย 3 ตัว และปัจจัยด้านบุคคล (personal factors) มี

3. หมวดหมู่ย่อย 2 ตัว

4. การกำกับดูแลที่ไม่ปลอดภัย (unsafe supervision) แบ่งออกเป็นสี่ประเภท คือ การกำกับดูแลที่ไม่เพียงพอ (inadequate supervision) วางแผนการดำเนินงานที่ไม่เหมาะสม (plan inappropriate operation) ไม่สามารถแก้ไขปัญหาได้ (fail to correct known problem) และการละเมิดการกำกับดูแล (supervisory violation)

5. อิทธิพลขององค์กร (organizational influences) แบ่งออกเป็นสามประเภท คือ การจัดการทรัพยากร (resource management) บรรยากาศขององค์กร (organizational climate) และ กระบวนการดำเนินงาน (operational process)



ภาพ 1 Human Factors Analysis and Classification System

Note. From *Human factors analysis and classification system* by Skybrary, 2024, retrieved from <https://skybrary.aero/articles/human-factors-analysis-and-classification-system-hfacs>

ขั้นตอนในการใช้ HFACS เพื่อประเมินปัจจัยสาเหตุของการเกิดอุบัติเหตุสามารถทำได้ ดังนี้ (Kinanti, 2024)

1. อ่าน วิเคราะห์ และระบุรายงานอุบัติเหตุ
2. ระบุสาเหตุของการเกิดอุบัติเหตุ ด้วยรายการตรวจสอบ (checklist)
3. ทำการจำแนกปัจจัยที่ก่อให้เกิดอุบัติเหตุ

ทั้งนี้ HFACS ได้ถูกนำไปใช้วิเคราะห์ปัจจัยในสาเหตุการเกิดอุบัติเหตุในหลายด้าน เช่น อุบัติหารกรรมเหมืองแร่ อุบัติหารกรรมการก่อสร้าง การให้บริการสาธารณะ เช่น ด้านการขนส่งทางบก ด้านการขนส่งทางราง ด้านการขนส่งทางอากาศ ด้านการขนส่งทางน้ำ และด้านการบริการสุขภาพ เป็นต้น (Jalali et al., 2023) ซึ่งคณะผู้วิจัยเลือกใช้เนื่องจากเป็นการวิเคราะห์ปัจจัยในสาเหตุการเกิดอุบัติเหตุในหลายด้านและเป็นการวิเคราะห์หาสาเหตุที่ละเอียดซึ่งจะทำให้การป้องกันเป็นไปอย่างยิ่งขึ้น

เนอ็ฟเบย์

เนอ็ฟเบย์ (Naive Bayes) เป็นการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised machine learning) ที่ได้รับความนิยมซึ่งใช้สำหรับงานจำแนกประเภท และเป็นส่วนหนึ่งของอัลกอริธึมปัญญาประดิษฐ์รูปแบบหนึ่งที่ใช้สำหรับสร้างเนื้อหาใหม่ ๆ (Generative AI) ได้อย่างหลากหลายแบบอัตโนมัติโดยไม่ต้องมีมนุษย์เข้ามาช่วย ทฤษฎีบทของเบย์ (Bayes' theorem) อธิบายความน่าจะเป็นของเหตุการณ์โดยอาศัยความรู้ก่อนหน้าเกี่ยวกับเงื่อนไขที่อาจเกี่ยวข้องกับเหตุการณ์นั้น ตาม (1) (Ray, 2024)

$$P(c|x) = \frac{P(x|c)P(c)}{P(x)} \quad (1)$$

โดยที่

$P(c|x)$ คือ ความน่าจะเป็นที่ข้อมูลที่มีแอตทริบิวต์เป็น x จะมีคลาส c

$P(x|c)$ คือ ความน่าจะเป็นซึ่งเป็นความน่าจะเป็นของตัวทำนายที่กำหนดคลาส

$P(c)$ คือ ความน่าจะเป็นก่อนหน้าของคลาส

$P(x)$ คือ ความน่าจะเป็นก่อนหน้าของตัวทำนาย

เนอ็ฟเบย์สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์อุบัติเหตุทางอากาศ เช่น งานวิจัยของ Caetano (2022); Kajic et al. (2019); Zhang and Mahadevan (2021); Zhao et al. (2022) ด้านการพยากรณ์ผลการแข่งขันกีฬา เช่น งานวิจัยของ Jongmuanwai and Poommarin (2022) ด้านการแพทย์ เช่น งานวิจัยของ Jirapanthong and Banluesapy (2022) เป็นต้น

ข้อดีและข้อจำกัดของเนอ็ฟเบย์ ข้อดี คือ ง่ายและรวดเร็วในการทำนายของชุดข้อมูลทดสอบ ทำงานได้ดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องอื่น ๆ เช่น การถดถอยโลจิสติกหรือแผนผังการตัดสินใจ และต้องการข้อมูลการฝึกน้อยกว่า และเหมาะสมกับตัวแบบหมวดหมู่มากกว่าตัวแปรตัวเลข ส่วนข้อจำกัด คือ หากความน่าจะเป็นเป็นศูนย์หรือมีทศนิยมที่มีจำนวนน้อยมาก ๆ จะส่งผลให้กับตัวแปรในหมวดหมู่ (Vadapalli, 2023)

การวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์

เมทริกซ์แห่งความสับสน (confusion matrix) คือ ตารางของผลลัพธ์การพยากรณ์และผลลัพธ์ของปัญหาการจำแนกประเภท ตามภาพ 2 (Satangmongkol, 2023)

จากภาพ 2 “Actual” คือ ค่าจริง “Forecasting” คือ ค่าพยากรณ์ “TP” คือ ค่าที่เราพยากรณ์ว่าเป็น Yes และค่าจริงก็เป็น Yes “FN” คือ ค่าที่เราพยากรณ์ว่าเป็น No แต่ค่าจริงเป็น Yes “FP” คือ ค่าที่เราพยากรณ์ว่าเป็น Yes แต่ค่าจริงเป็น No “TN” คือ ค่าที่เราพยากรณ์ว่าเป็น No และค่าจริงก็เป็น No โดยที่ค่า “TP” “FN” “FP” และ “TN” จะเป็นค่าความถี่จากการเปรียบเทียบจากค่าจริงและค่าพยากรณ์ ทั้งนี้ค่าจากเมทริกซ์แห่งความสับสนสามารถนำไปสร้างการวัดประสิทธิภาพต่าง ๆ (Simplilearn, 2024) ได้ดังนี้

1. Accuracy คือ การวัดประสิทธิภาพความถูกต้องโดยรวมของโมเดล โดยค่าจะอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 และยิ่งเข้าใกล้ 1 แสดงว่าการวัดประสิทธิภาพนั้นยิ่งดี (2)

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

2. Precision คือ การวัดประสิทธิภาพความสามารถของแบบจำลองในการจำแนกค่าบวกอย่างถูกต้อง โดยค่าจะอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 และยิ่งเข้าใกล้ 1 แสดงว่าการวัดประสิทธิภาพนั้นยิ่งดี (3)

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)} \quad (3)$$

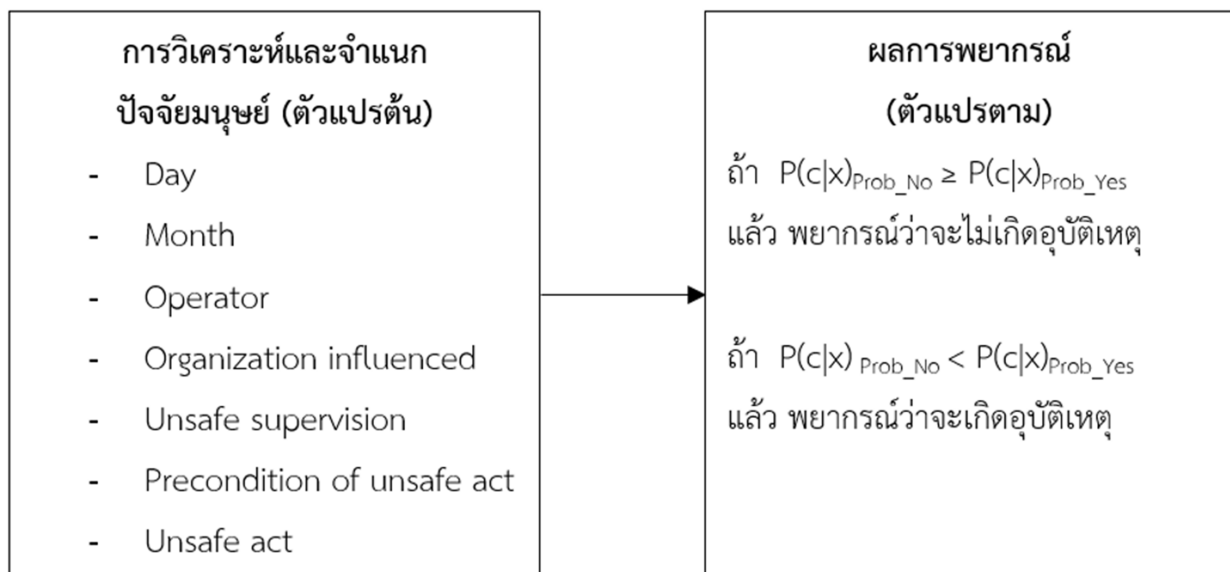
3. Recall คือ การวัดประสิทธิภาพความสามารถของแบบจำลองในการพยากรณ์ค่าบวก โดยค่าจะอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 และยิ่งเข้าใกล้ 1 แสดงว่าการวัดประสิทธิภาพนั้นยิ่งดี (4)

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (4)$$

Forecasting Actual	Yes	No
	TP	FN
Yes	TP	FN
No	FP	TN

ภาพ 2 Confusion matrix

กรอบแนวคิดการวิจัย



ภาพ 3 กรอบแนวคิดการวิจัย

วิธีดำเนินการวิจัย

คณะผู้วิจัยเก็บข้อมูลทุติยภูมิ (secondary data) อากาศยานอุบัติเหตุจากฐานข้อมูลต่างประเทศมาวิเคราะห์สาเหตุการเกิดอากาศยานอุบัติเหตุด้วยการวิเคราะห์และจำแนกปัจจัยมนุษย์ (วัตถุประสงค์ข้อที่ 1) ในการเก็บข้อมูล คณะผู้วิจัยได้ใช้การสุ่มตัวอย่างแบบเฉพาะเจาะจงมาจำนวน 67 ชุด จากนั้นนำมาแบ่งเป็น 2 ชุด คือ ชุดฝึกสอน (train data) จำนวน 54 ชุด คิดเป็นร้อยละ 80 และชุดทดสอบ (test data) จำนวน 13 ชุด คิดเป็นร้อยละ 20 (Maayan, 2023) จากนั้นนำชุดฝึกสอนมาสร้างการพยากรณ์อากาศยานอุบัติเหตุเพื่อวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ โดยเทียบกับชุดทดสอบ (วัตถุประสงค์ข้อที่ 2)

ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

งานวิจัยเรื่องนี้ใช้การสุ่มตัวอย่างแบบไม่อาศัยความน่าจะเป็น (nonprobability sample) ด้วยวิธีเฉพาะเจาะจง (purposive sampling) เนื่องจากสามารถให้คณะผู้วิจัยสามารถมุ่งเน้นเฉพาะประเด็นที่และรวบรวมข้อมูลเชิงลึกในหัวข้อที่สนใจได้ (Bisht, 2024) ตัวอย่างงานวิจัยด้านการพยากรณ์ที่มีการใช้การสุ่มตัวอย่างแบบไม่อาศัยความน่าจะเป็น ด้วยวิธีเฉพาะเจาะจง เช่น งานวิจัยของ Schmidinger et al. (2024); Sonny et al. (2023) เป็นต้น

โดยงานวิจัยเรื่องเก็บกลุ่มตัวอย่างจากข้อมูลอากาศยานพาณิชย์ที่มีรายงานเกิดอุบัติเหตุช่วงการลงจอด (landing) เนื่องจากมีสถิติอุบัติเหตุมากที่สุด (International Civil Aviation Organization, 2023) จากอากาศยานพาณิชย์แอร์บัส (Airbus) รุ่น A320-A321 เนื่องจากเป็นที่รุ่นที่มีสถิติส่งมอบให้สายการบิน (Statista, 2024) และเป็นที่นิยมมากที่สุดในโลก (Amati, 2024) ย้อนหลัง 10 ปี (ค.ศ.2013-2023) ที่มีรายงานการสอบสวนอุบัติเหตุเสร็จสมบูรณ์

ทำให้ได้จำนวนกลุ่มตัวอย่างทั้งหมด 67 ชุด จากนั้นนำมาแบ่งเป็น 2 ชุด คือ ชุดฝึกสอน จำนวน 54 ชุด คิดเป็นร้อยละ 80 และชุดทดสอบ จำนวน 13 ชุด คิดเป็นร้อยละ 20

เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

เครื่องมือที่ใช้การวิจัยในวัตถุประสงค์ข้อที่ 1 คณะผู้วิจัยได้ออกแบบตารางเก็บข้อมูลในโปรแกรมตารางสำหรับการคำนวณ (spreadsheet) และวัตถุประสงค์ข้อที่ 2 ใช้โปรแกรมที่เขียนด้วยภาษาคอมพิวเตอร์ในการเขียนสมการที่เกี่ยวข้อง

การเก็บรวบรวมข้อมูล

หลังจากที่ออกแบบตารางเสร็จเรียบร้อยแล้ว คณะผู้วิจัยเก็บข้อมูลทุติยภูมิจากเว็บไซต์วิเคราะห์อากาศยานอุบัติเหตุทางอากาศจากประเทศสหรัฐอเมริกา โดยจะเริ่มตั้งแต่ ค.ศ.2013-2023 ที่อากาศยานรุ่น A320 และ A321 ที่เกิดอุบัติเหตุตอนลงจอด และมีรายงานการสอบสวนอุบัติเหตุเสร็จสมบูรณ์

สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล

หลังจากเก็บรวบรวมข้อมูลเสร็จเรียบร้อยแล้วจะใช้สถิติพรรณนา (descriptive statistics) โดยการวิเคราะห์ความถี่ของข้อมูล (frequency) ค่าร้อยละ (percentage) ในการตอบวัตถุประสงค์ข้อที่ 1 และการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised machine learning) ด้วยเนอีฟเบย์ (Naive Bayes) ในการพยากรณ์ และสำหรับการวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ในวัตถุประสงค์ข้อที่ 2 ด้วยเมทริกซ์แห่งความสับสน (confusion matrix)

ผลการวิจัย

งานวิจัยเรื่องนี้มีผลการวิจัยแบ่งเป็น 2 หัวข้อ คือ (1) การวิเคราะห์สาเหตุการเกิดอากาศยานอุบัติเหตุ และ (2) การวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์อากาศยานอุบัติเหตุ

1. การวิเคราะห์สาเหตุการเกิดอากาศยานอุบัติเหตุ

จากภาพ 4 เวลาในการเกิดอุบัติเหตุเวลากลางวัน 41 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 61.19 และ เวลากลางคืน 26 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 38.81

จากภาพ 5 จำนวนทางวิ่งที่มีอุบัติเหตุมากที่สุด คือ 1 ทางวิ่ง จำนวน 26 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 38.81 และจำนวนทางวิ่งที่มีอุบัติเหตุน้อยที่สุด คือ 6 ทางวิ่ง จำนวน 1 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 1.49

จากภาพ 6 สภาพอากาศยานในช่วงเวลาที่เกิดอุบัติเหตุที่มีมากที่สุด คือ สภาพอากาศยานในช่วงเวลาที่เกิดอุบัติเหตุช่วงสภาพอากาศปกติ จำนวน 20 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 29.85 และ สภาพอากาศยานในช่วงเวลาที่เกิดอุบัติเหตุที่มีน้อยที่สุดสภาพอากาศที่มีพายุ จำนวน 1 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 1.49

จากภาพ 7 อิทธิพลของที่ส่งผลให้เกิดอุบัติเหตุเกิดมากที่สุดมาจากปัจจัย “Operational process” จำนวน 20 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 29.85 และน้อยที่สุดมาจากปัจจัย “Organization climate” คิดเป็นร้อยละ 1.49

จากภาพ 8 การกำกับดูแลที่ไม่ปลอดภัยที่ส่งผลให้เกิดอุบัติเหตุ เกิดมากที่สุดมาจากปัจจัย “Inadequate supervision” จำนวน 20 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 29.85 ของเหตุการณ์ทั้งหมด และน้อยที่สุดมาจากปัจจัย “Supervisory violation” คิดเป็นร้อยละ 0.00

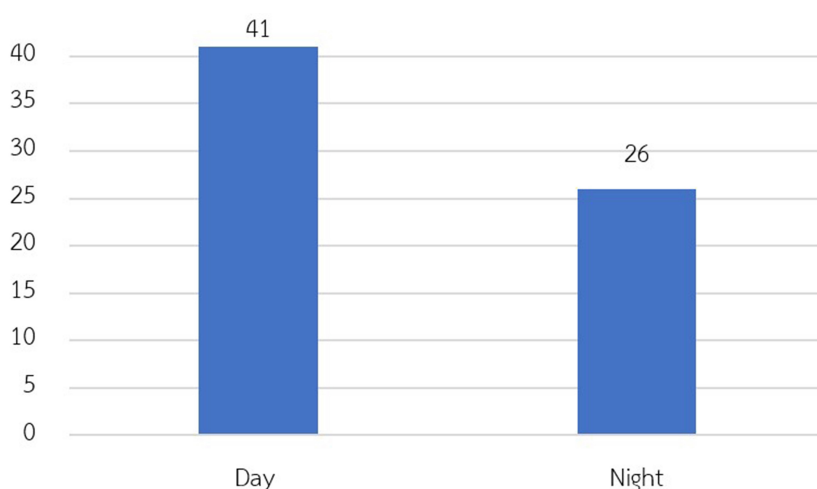
จากภาพ 9 ในกลุ่มของ “Condition of operators” ปัจจัยที่มีส่วนให้เกิดอุบัติเหตุมากที่สุด คือ ด้าน “Physical

limitation” จำนวน 17 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 25.37 ปัจจัยที่ไม่มีส่วนให้เกิดอุบัติเหตุคือ ด้าน “Adverse physiological” คิดเป็นร้อยละ 0.00 และเหตุการณ์ทั้ง 3 ไม่มีส่วนให้เกิดอุบัติเหตุ จำนวน 46 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 68.66

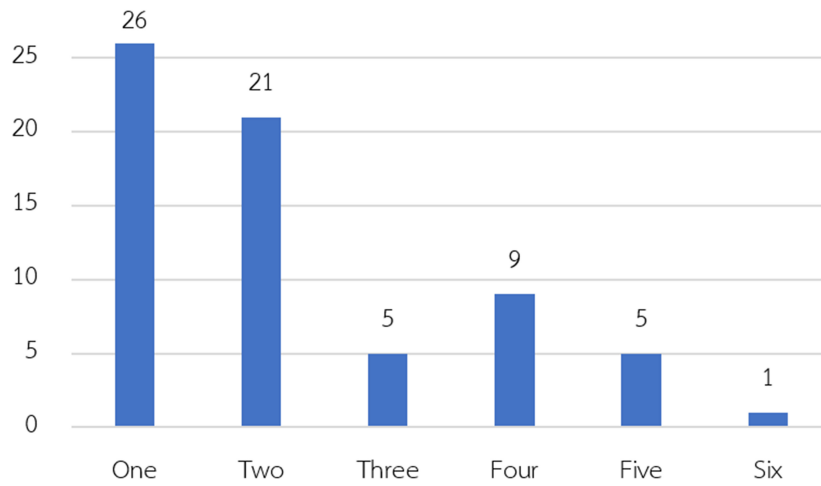
จากภาพ 10 ในกลุ่มของ “Condition of operators” ปัจจัยด้าน “Environmental factors (Technology)” มีส่วนให้เกิดอุบัติเหตุ 12 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 17.91 ของเหตุการณ์ทั้งหมด ปัจจัยด้าน “Personnel factors” มีส่วนให้เกิดอุบัติเหตุ 20 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 29.85 ของเหตุการณ์ทั้งหมด

จากภาพ 11 ความถี่ของการกระทำที่ไม่ปลอดภัยส่งผลให้เกิดอุบัติเหตุ “Error” มีส่วนให้เกิดอุบัติเหตุ 12 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 52.24 ของเหตุการณ์ทั้งหมด “Violation” มีส่วนให้เกิดอุบัติเหตุ 1 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 1.49 ของเหตุการณ์ทั้งหมด

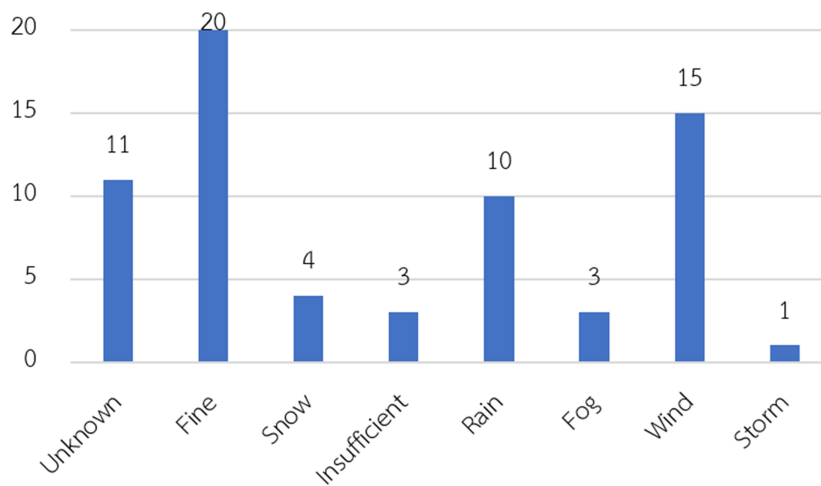
จากภาพ 12 ความถี่ของ “Incident (No)” มีทั้งหมด 41 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 61.19 ความถี่ของ “Accident (Yes)” มีทั้งหมด 26 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 38.81



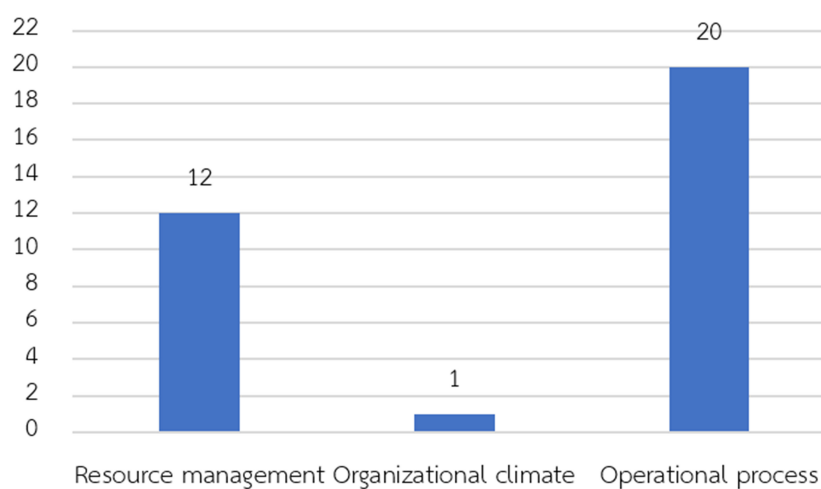
ภาพ 4 จำนวนความถี่ของเวลาในการเกิดอุบัติเหตุ



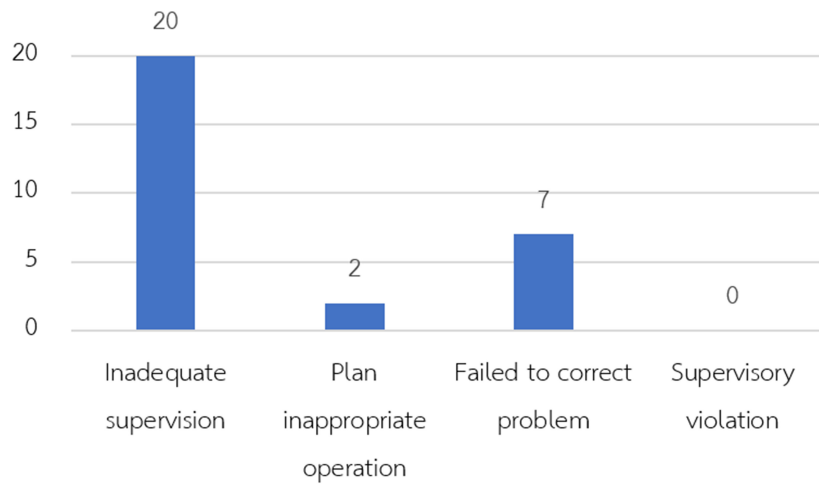
ภาพ 5 จำนวนความถี่ของจำนวนทางวิ่งของท่าอากาศยานที่เกิดอุบัติเหตุ



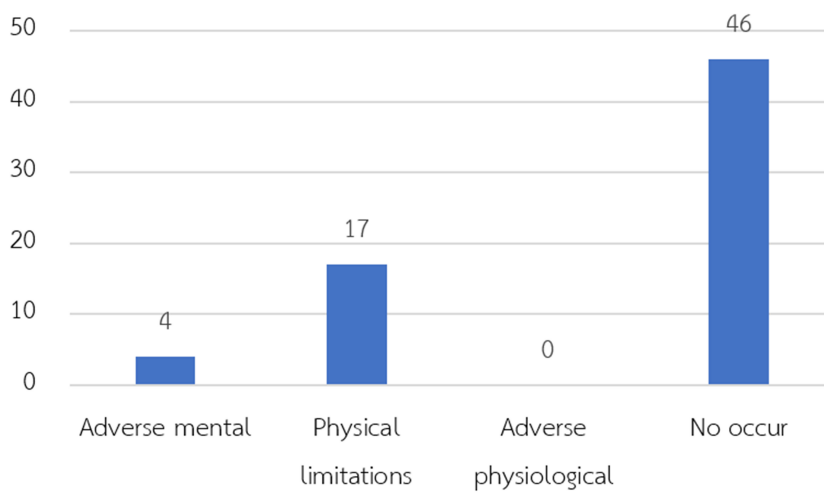
ภาพ 6 จำนวนความถี่ของสภาพอากาศยานในช่วงเวลาที่เกิดอุบัติเหตุ



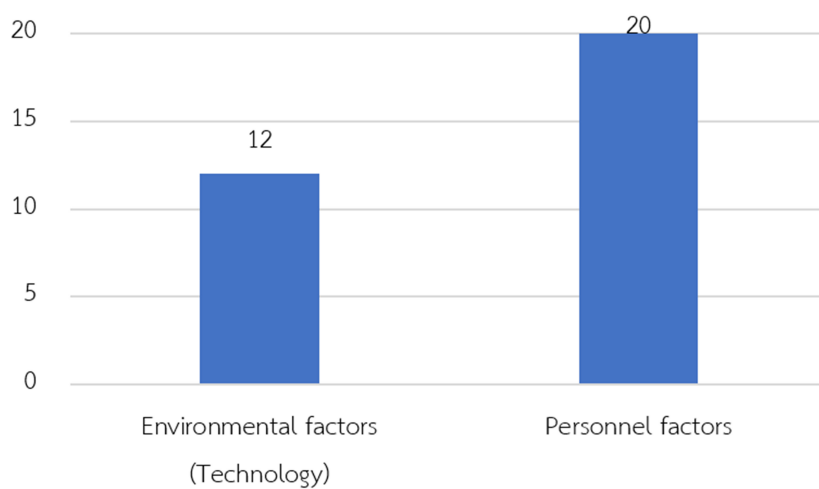
ภาพ 7 จำนวนความถี่ของอิทธิพลขององค์กรที่ส่งผลให้เกิดอุบัติเหตุ



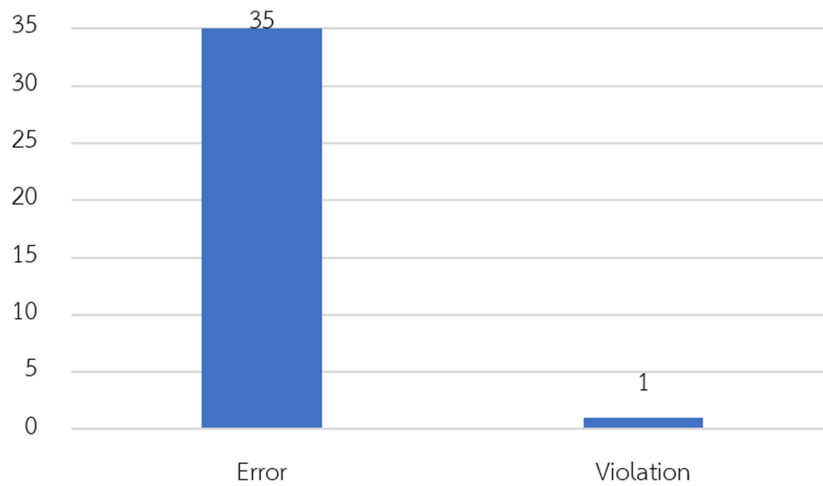
ภาพ 8 จำนวนความถี่ของการกำกับดูแลที่ไม่ปลอดภัยที่ส่งผลให้เกิดอุบัติเหตุ



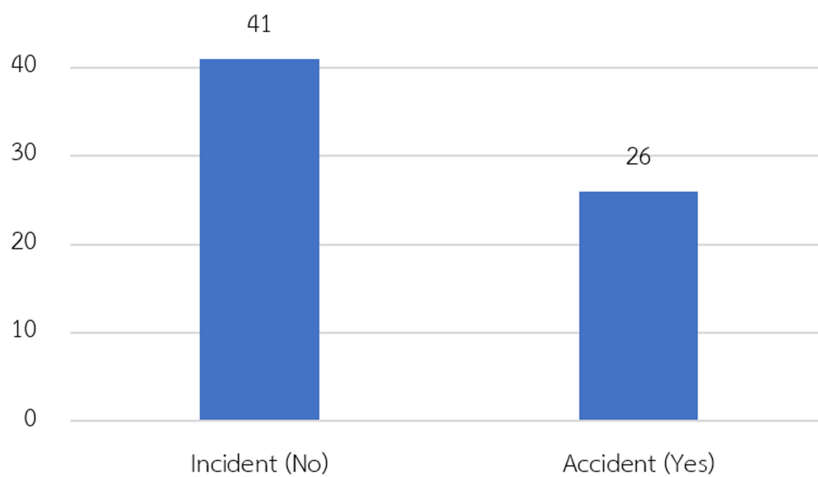
ภาพ 9 จำนวนความถี่ในกลุ่มของ “Condition of operators” 1



ภาพ 10 จำนวนความถี่ในกลุ่มของ “Condition of operators” 2



ภาพ 11 ความถี่ของการกระทำที่ไม่ปลอดภัยส่งผลให้เกิดอุบัติเหตุ



ภาพ 12 ความถี่ของการไม่เกิดและเกิดอุบัติเหตุ

2. การวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์อากาศยานอุบัติเหตุ

จากตาราง 1 “Prob_No” คือ ค่าความน่าจะเป็นที่จะไม่เกิดอุบัติเหตุ “Prob_Yes” คือ ค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดอุบัติเหตุ และ ถ้า “Prob_No” มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ “Prob_Yes” แล้วจะพยากรณ์ว่า ไม่เกิดอุบัติเหตุ แต่หาก “Prob_No” มีค่าน้อยกว่า “Prob_Yes” แล้วจะพยากรณ์ว่าเกิดอุบัติเหตุ

จากตาราง 2 “Actual” คือ ค่าจริงของชุดทดสอบ “Forecasting” คือ ค่าที่ได้จากการพยากรณ์จากชุดทดสอบ และเมื่อทำการเปรียบเทียบกันพบว่า สามารถพยากรณ์ได้ถูกต้องจำนวน 9 คู่ (true) และพยากรณ์ผิดจำนวน 4 คู่ (false) จากนั้นคณะผู้วิจัยได้ใช้สมการที่ 2-4 ในการวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์อากาศยานอุบัติเหตุ จากตาราง 3 และแสดงผลการวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ตาราง 4

ตาราง 1

การเปรียบเทียบค่า “Prob_No” กับค่า “Prob_Yes”

Number of test data	Prob_No	Prob_Yes	Result (Forecasting)
1	0.000002691171285	0.0000000000000000	No
2	0.000000696821136	0.000001853335900	Yes
3	0.000000509215446	0.000000029558786	No
4	0.000005226158522	0.000000351010587	No
5	0.000000469090192	0.000000021450647	No
6	0.000001141344964	0.0000000000000000	No
7	0.000000754393253	0.000000005419111	No
8	0.000000032260238	0.0000000000000000	No
9	0.0000000000000000	0.0000000000000000	No
10	0.000000003283631	0.000000453613682	Yes
11	0.000002273283240	0.000000258639380	No
12	0.000000130653963	0.000000077222329	No
13	0.000000016936625	0.000000441013302	Yes

ตาราง 2

การเปรียบเทียบค่าจริง “Actual” กับค่าพยากรณ์ “Forecasting”

Number of test data	Actual	Forecasting	Accuracy
1	No	No	True
2	No	Yes	False
3	No	No	True
4	No	No	True
5	No	No	True
6	No	No	True
7	No	No	True
8	No	No	True
9	Yes	No	False
10	Yes	Yes	True
11	Yes	No	False
12	Yes	No	False
13	Yes	Yes	True

ตาราง 3

เมทริกซ์แห่งความสับสนจากผลการพยากรณ์อากาศยานอุบัติเหตุ

Actual	Forecasting	
	Yes	No
Yes	2	3
No	1	7

ตาราง 4

แสดงผลการวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์

Accuracy	Precision	Recall
0.69	0.67	0.40

สรุปผลและอภิปรายผล

จากวัตถุประสงค์ข้อที่ 1 เพื่อวิเคราะห์สาเหตุการเกิดอากาศยานอุบัติเหตุ คณะผู้วิจัยได้ใช้สถิติพรรณนา โดยการวิเคราะห์ความถี่ของข้อมูล ค่าร้อยละ พบว่า หัวข้อความถี่ของอิทธิพลขององค์กรที่ส่งผลให้เกิดอุบัติเหตุมีมากที่สุด คือ ปัจจัย “Operational process” สอดคล้องกับคู่มือการสืบสวนสอบสวนอากาศยานอุบัติเหตุ ที่เน้นให้หน่วยงานที่เกี่ยวข้องกำหนดกฎเกณฑ์ของตนเองขึ้นในการปฏิบัติงานในการป้องกันอุบัติเหตุที่อาจเกิดขึ้น (International Civil Aviation Organization, 2016) การกำกับดูแลที่ไม่ปลอดภัยที่ส่งผลให้เกิดอุบัติเหตุ เกิดมากที่สุดมาจากปัจจัย “Inadequate supervision” ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Hutman (2023) ที่ส่วนใหญ่ผู้ปฏิบัติงานไม่ค่อยได้รับคำแนะนำที่เพียงพอจึงทำให้ได้รับอันตรายในการปฏิบัติงาน ในกลุ่มของ “Condition of operators” ปัจจัยที่มีส่วนให้เกิดอุบัติเหตุมากที่สุด คือ ด้าน “Physical limitation” สอดคล้องกับงานวิจัยของ Lyssakov and Lyssakova (2019) หากปัจจัยนี้เกิดขึ้นจะทำให้เกิดอุบัติเหตุได้มากกว่า “Adverse Mental” และ “Adverse Physiological” ปัจจัยด้าน “Personal factors” มีส่วนให้เกิดอุบัติเหตุ มากกว่าปัจจัยด้าน “Environmental factors (Technology)”

สอดคล้องกับงานวิจัยของ Niu and Krutkrongphan (2024) ว่าปัจจัยด้าน “Personal factors” มีผลมากกว่า “Environmental factors (Technology)” ในการเรียนรู้และปฏิบัติงาน การกระทำที่ไม่ปลอดภัย (Eiampan et al., 2022) ส่งผลให้เกิดอุบัติเหตุ “Error” มากกว่า “Violation” สอดคล้องกับงานวิจัยของ Mathavara and Ramachandran (2022) ที่สาเหตุการเกิดอุบัติเหตุมาจาก “Error” มากกว่า “Violation”

จากวัตถุประสงค์ข้อที่ 2 เพื่อวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์อากาศยานอุบัติเหตุ คณะผู้วิจัยได้ใช้การเรียนรู้แบบมีผู้สอน ด้วยวิธีเอนีฟเบย์ ในการพยากรณ์ ตามตาราง 1 และได้ค่าความแม่นยำ “Accuracy” ด้วยเมทริกซ์แห่งความสับสน ออกมาได้เท่ากับ 0.69 (หรือประมาณ 0.70) ตามตาราง 4 ซึ่งถือว่า ประสิทธิภาพในการพยากรณ์อยู่ในเกณฑ์ดี Hendricks (2024) และเมื่อพิจารณาจากชุดข้อมูลที่ 10 และ 13 (ที่พยากรณ์ว่า จะเกิดอุบัติเหตุ และเป็น การพยากรณ์ที่ถูกต้อง “True”) ในปัจจัย “Fail to correct problem” และ “Violation” พบว่า มีค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ “1” ทั้งนี้หากทำให้ทั้ง 2 ปัจจัยนี้ลดลงได้ก็อาจจะทำให้สามารถป้องกันอุบัติเหตุไม่ให้เกิดขึ้นได้เช่นกัน ยกตัวอย่างเช่น ปัจจัย “Fail to correct problem” อยู่ใน “Unsafe supervision” ดังนั้นในเหตุการณ์นี้อาจจะใช้

“Organizational influences” หัวข้อ “Operational Process” ในกระบวนการกำกับดูแลให้ความรู้ในด้านที่เกี่ยวข้องตลอดจนมีบทลงโทษหากผู้ปฏิบัติบกพร่องต่อหน้าที่ และปัจจัย “Violation” อยู่ใน “Unsafe act” ดังนั้นในเหตุการณ์นี้อาจจะสืบหาสาเหตุว่าทำไมผู้ปฏิบัติถึงจงใจฝ่าฝืนและอาจจะใช้ “Organizational influences” หัวข้อ “Operational Process” กำหนดบทลงโทษไม่ให้ผู้ปฏิบัติทำการแบบนี้อีก

ทั้งนี้ จากข้อเสนอแนะในวัตถุประสงค์ข้อที่ 2 อาจจะเป็นการทำให้โอกาสในการเกิดอุบัติเหตุที่ลดลงเพราะสถิติการเกิดอุบัติเหตุที่นั้นไม่สามารถทำให้เป็นศูนย์ได้เนื่องจากหลายปัจจัย เช่น สภาพอากาศ หรือความประมาทของผู้ปฏิบัติเอง แต่ทั้งนี้บริษัทที่เกี่ยวข้องหรือสายการบินจะมีผลกำไรมากขึ้นหากอัตราการเกิดอุบัติเหตุลดลง ตลอดจนส่งผลให้ผู้โดยสารกลับมาใช้บริการซ้ำอีกครั้ง (Granja et al., 2024)



References

- Amati, G. (2024). *Top 5: Airbus' most popular commercial aircraft designs*. Retrieved from <https://simpleflying.com/airbus-most-popular-designs-list>
- Bisht, R. (2024). *What is purposive sampling? methods, techniques, and examples*. Retrieved from <https://bit.ly/4fhMhPG>
- Caetano, M. (2022). Aviation accident and incident forecasting combining occurrence investigation and meteorological data using machine learning. *Aviation*, 27(1), 47-56. <https://doi.org/10.3846/aviation.2023.18641>
- De Castroverde. (2024). *What are the safest forms of transportation?*. Retrieved from <https://www.dlgteam.com/blog/what-are-the-safest-forms-of-transportation/>
- Eiampan, T., Wongkamchang, P., Kosanwat, P., Ruaengmaneeya, N., & Thothong, W. (2022). Safety risk management of human factors in flight operations with the Royal Thai Air Force vertical take-off and landing solar power UAV according to the standards of the International Civil Aviation Organization. *EAU Heritage Journal Science and Technology*, 16(2), 91-104. (in Thai)
- Granja, U., Sanchez, J. M., & Rodriguez, J. V. (2024). Assessing economic performance and aviation accidents using zero-inflated and over-dispersed panel data models. *Journal of Air Transport Management*, 118, 102599. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2024.102599>
- Hendricks, R. (2024). *What is a good accuracy score in machine learning?*. Retrieved from <https://bit.ly/4fGiC2o>
- Hutman, H., Ellis, M. V., Moore, J. A., Roberson, K. L., McNamara, M. L., Peterson, L. P., Taylor, E. J., & Zhou, S. (2023). Supervisees' perspectives of inadequate, harmful, and exceptional clinical supervision: Are we listening?. *The Counseling Psychologist*, 51(5), 719-755. <https://doi.org/10.1177/00110000231172504>

- International Civil Aviation Organization. (2023). *Accident statistics*. Retrieved from <https://www.icao.int/safety/iStars/Pages/Accident-Statistics.aspx>
- International Civil Aviation Organization. (2016). *Aircraft accident and incident investigation* (7th ed). Quebec, Canada: ICAO
- Ison, D. C. (2015). Comparative analysis of accident and non-accident pilots. *Journal of Aviation Technology and Engineering*, 4(2), 20–31. <https://bit.ly/4fCy2Vg>
- Jalali, M., Dehghan, H., Habibi, E., & Khakzad, N. (2023). Application of “Human Factor Analysis and Classification System” (HFACS) model to the prevention of medical errors and adverse events: A systematic review. *International Journal of Preventive Medicine*, 14, 127. https://doi.org/10.4103/ijpvm.ijpvm_123_22
- Jirapanthong, W., & Banluesapy, S. (2022). Towards machine learning algorithm for screening prediction of Covid-19 patients. *Journal of Information Science and Technology*, 12(1), 47-60. (in Thai)
- Jongmuanwai, B., & Poommarin, K. (2022). The developing of prediction model Premier League football results with datamining technique. *Journal of Applied Information Technology*, 8(2), 92-101. (in Thai)
- Kaji, D., Mehta, D., Sanghani, D., Shah, H., & Malvankar, R. (2019). Study of prediction algorithms on aviation accident dataset using rapid miner. *International Research Journal of Engineering and Technology*, 6(4), 1,670-1,672. <https://www.irjet.net/archives/V6/i4/IRJET-V6I4355.pdf>
- Kinanti, L. (2024). *Human factors analysis and classification system*. Retrieved from <https://ewdpi.ub.ac.id/human-factors-analysis-and-classification-system-hfacs/>
- Kitcharoen, K. (2021). Factors influencing Thai customer loyalty towards a Thailand based airlines company. *Journal of Humanities and Social Science Nakhon Phanom University*, 11(2), 1-16. (in Thai)
- Lazaro, F. L., Nogueira, R. R., Valerio, D., & Santos, L. M. (2024). Human factors as predictor of fatalities in aviation accidents: A neural network analysis. *Applied Sciences*, 14(2), 640. <https://doi.org/10.3390/app14020640>
- Lyssakov, N., & Lyssakova, E. (2019). Human factor as a cause of aircraft accidents. In *International Scientific-Practical Conference “Psychology of Extreme Professions”* (pp.130-132). Arkhangelsk region, Russia: Northern (Arctic) Federal University.
- Maayan, G. D. (2023). *A practical guide to working with testing and training data in ml projects*. Retrieved from <https://bit.ly/3CuFOSI>
- Mathavara, K., & Ramachandran, G. (2022). *Role of human factors in preventing aviation accidents: An insight*. London: IntechOpen Limited.

- Mathur, P., Khatri, S. K., & Sharma, M. (2017). Prediction of aviation accidents using logistic regression model. *In International Conference on Infocom Technologies and Unmanned Systems* (pp.725-728). United Arab Emirates: Amity University Dubai.
- Mehta, J., Vatsaraj, V., Shah, J., & Godbole, A. (2021). Airplane crash severity prediction using machine learning. *In 12th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies* (pp.1-6). Kharagpur, India: IEEE. doi: 10.1109/ICCCNT51525.2021.9579711
- Niu, L., & Krutkrongphan, S. (2024). The influencing of personal factors, external factors, and environmental factors on online learning satisfaction: A case of Sias university in Zhengzhou, China. *Procedia of Multidisciplinary Research*, 2(5), 1-9. <https://bit.ly/4fFDUgp>
- Ray, S. (2024). *Naive Bayes classifier explained*. Retrieved from <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2017/09/naive-bayes-explained/>
- Rookeaw, S., Huangsuwan, S., Noitonglek, K., & Payon, J. (2022). Aircraft accidents in commercial aviation part 1 statistics and facts of the accidents. *EAU Heritage Journal Science and Technology*, 13(3), 30-42. (in Thai)
- Satangmongkol, K. (2023). *Confusion matrix*. Retrieved from <https://datarockie.com/blog/confusion-matrix-explained/>. (in Thai)
- Schmidinger, J., Schroter, I., Gebbers, R., & Vogel, S. (2024). Effect of training sample size, sampling design and prediction model on soil mapping with proximal sensing data for precision liming. *Precision Agriculture*, 25, 1,529-1,555. <https://doi.org/10.1007/s11119-024-10122-3>
- Silagyi, D. V., & Liu, D. (2023). Prediction of severity of aviation landing accidents using support vector machine models. *Accident Analysis and Prevention*, 187(2023), 1-20. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2023.107043>
- Simplilearn. (2024). *What is a confusion matrix in machine learning?*. Retrieved from <https://bit.ly/40zhZTY>
- Skybrary. (2024). *Human factors analysis and classification system*. Retrieved from <https://skybrary.aero/articles/human-factors-analysis-and-classification-system-hfacs>
- Sonny, B. R., Isip, M. N., Liongson, G. J., & Marquez, J. P. (2023). Road safety management: assessment of the accident severity of identified areas and development of accident prediction model in the city of San Fernando, Pampanga. *International Journal of Progressive Research in Science and Engineering*, 4(6), 70-79. <https://journal.ijprse.com/index.php/ijprse/article/view/898>
- Statista. (2024). *Airbus beats Boeing for deliveries in 2024*. Retrieved from <https://bit.ly/40CnAbZ>

- Vadapalli, P. (2023). *Naive Bayes explained: Function, advantages & disadvantages*. Retrieved from <https://www.upgrad.com/blog/naive-bayes-explained/>
- Yeoum, J. M., & Lee, Y. H. (2013). A study on prediction modeling of Korea military aircraft accident occurrence. *International Journal of Industrial Engineering*, 20(9-10), 562-573.
<https://doi.org/10.23055/ijietap.2013.20.9-10.1138>
- Zhang, X., & Mahadevan, S. (2021). Bayesian network modeling of accident investigation reports for aviation safety assessment. *Reliability Engineering and System Safety*, 209, 107371.
<https://doi.org/10.1016/j.ress.2020.107371>
- Zhao, L., Zhang, L., & Wang, J. (2022). Text mining classification and prediction of aviation accidents based on TF-IDF-SVR method. In *4th International Conference on Frontiers Technology of Information and Computer (ICFTIC), Qingdao, China, 2022* (pp. 322-327). Qingdao, China: IEEE

