

การวิเคราะห์และการประเมินแบบจำลองการทำนายอากาศยานบนพื้นฐานข้อมูลของเป้าหมาย ไม่ทราบฝ่ายอัตโนมัติ

Analyzing and Evaluating Aircraft Prediction Models based on Automatic Targets with Unidentified Orientation Data

^{1*}วีรยุทธ เพชรหมาก และ ^{2#}ปัทกร อันชื่น

^{1,2}สำนักบัณฑิตศึกษา โรงเรียนนายเรืออากาศนวมินทกษัตริยาธิราช

^{1*}Weerayut Petchmak, and ^{2#}Patikorn Anchuen

^{1,2} Office of Graduate Studies, Navaminda Kasatriyadhiraj Royal Air Force Academy

*weerayut_pe@rtaf.mi.th, #patikorn_an@rtaf.mi.th

Received: April 4, 2024

Revised: August 19, 2024

Accepted: August 26, 2024

บทคัดย่อ

แบบจำลองการทำนายอากาศยานถูกพัฒนาขึ้นเพื่อระบุประเภทและแบบของอากาศยานจากข้อมูลเป้าหมายไม่ทราบฝ่ายซึ่งเป็นปัจจัยในการตัดสินใจกลยุทธ์ทางทหารเพื่อให้เกิดความได้เปรียบทางยุทธวิธี อากาศยานที่สำคัญประกอบด้วย อากาศยานขับไล่โจมตี อากาศยานลำเลียง เฮลิคอปเตอร์ และอากาศยานที่ใช้สำหรับการฝึก อากาศยานเหล่านี้ล้วนมีความสามารถสร้างความเสียหายและเป็นภัยต่อความมั่นคงของชาติหากถูกระบุว่าเป็นเป้าหมายไม่ทราบฝ่ายบนจอเรดาร์ของระบบเรดาร์ป้องกันภัยทางอากาศในกองทัพอากาศ อากาศยานแต่ละประเภทมีแบบของอากาศยานที่หลากหลาย ซึ่งแต่ละแบบมีความสามารถในการทำภารกิจที่แตกต่างกัน เช่น บินในระยะไกล การบรรทุก ทั้งระเบิดและ โจมตี และสอดแนม ด้วยเหตุนี้การป้องกันภัยทางอากาศจำเป็นต้องระบุประเภทและแบบของอากาศยานได้อย่างมีประสิทธิภาพเพื่อสามารถตัดสินใจในกลยุทธ์การตอบโต้ที่เหมาะสม แม้ว่าจะมีการศึกษาการสร้างแบบจำลองการทำนายอากาศยานจากงานวิจัยในอดีต พบว่าเป็นเพียงการทำนายเพื่อระบุประเภทหรือทำนายแบบอากาศยานเพียงเท่านั้นซึ่งมีข้อจำกัดในการนำไปใช้งาน ดังนั้นแบบจำลองการทำนายอากาศยานมีความจำเป็นที่จะต้องถูกนำมาพิจารณาจากวิธีการที่เหมาะสมกับความต้องการในการระบุประเภทและแบบอากาศยาน งานวิจัยนี้ดำเนินการวิเคราะห์และประเมินแบบจำลองการทำนายอากาศยานที่ใช้เทคนิคการจำแนกประเภทข้อมูลที่ทันสมัย ได้แก่ Neural Network, Decision Tree, Random Forest, K-Nearest Neighbors, Support Vector Machine, Naïve Bayes, Adaptive Boosting, Gradient Boosting และ Stochastic Gradient Descent การประเมินแบบจำลองดำเนินการผ่านค่าทางสถิติที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกข้อมูล เช่น Area under ROC, Classification Accuracy, Precision, Recall และ Matthews Correlation Coefficient ผลการวิจัยพบว่า แบบจำลองที่มีความเหมาะสมและประสิทธิภาพสูงสุดในการนำไปใช้ ได้แก่ แบบจำลองที่พัฒนาจากเทคนิค Neural Network และ Random Forest ตามลำดับ

คำสำคัญ: ขั้นตอนวิธีทันสมัย, เหมืองข้อมูล, ระบบอาวุธที่ชาญฉลาด, ระบบเรดาร์, เป้าหมายไม่ทราบฝ่าย

Abstract

The aircraft prediction model has been developed to identify the type and model of aircraft based on unknown target data. This serves as a crucial factor in military strategic decision-making to gain a tactical advantage. The essential aircraft types encompass fighters, transporters, helicopters, and training aircraft. These aircraft types have the capability to cause harm and pose a threat to national security when identified as unidentified targets on radar screens of air defense radar systems within the Air Force. Each type of aircraft encompasses various models, each with distinct capabilities tailored for different mission profiles, such as long-range flight, cargo transport, bombing, attack, and reconnaissance. For this reason, effective air defense necessitates the accurate identification of aircraft types and models, enabling strategic decision-making for appropriate response strategies. Although there have been studies on constructing aircraft prediction models from past research, it was found that they primarily focused on predicting types or specific models of aircraft, revealing limitations in their practical application. Therefore, the aircraft prediction model is imperative to be considered based on methods that align with the requirements for identifying the type and model of aircraft. This research analyzes and evaluates aircraft prediction models using modern classification techniques, including Neural Network, Decision Tree, Random Forest, K-Nearest Neighbors, Support Vector Machine, Naïve Bayes, Adaptive Boosting, Gradient Boosting, and Stochastic Gradient Descent. The model evaluation is conducted through statistical metrics relevant to classification, such as Area under the ROC Curve, Classification Accuracy, Precision, Recall, and Matthews Correlation Coefficient. The findings indicate that the most suitable and effective models for practical application are those developed using Neural Network and Random Forest techniques, respectively.

Keywords: State-of-the-Art Algorithm, Data Mining, Smart Weapon Systems, Radar System, Unknown Target

1. บทนำ

อากาศยานแต่ละประเภทมีความสามารถและการใช้งานแตกต่างกันไปตามวัตถุประสงค์ ที่มักพบเห็นกันโดยทั่วไปก็คือ เครื่องบินพาณิชย์ มีวัตถุประสงค์เพื่อใช้สำหรับขนส่งผู้โดยสารและสัมภาระ ทั้งภายในประเทศและระหว่างประเทศ หรืออาจมีการดัดแปลงเพื่อใช้ในการขนส่งสินค้าขนาดใหญ่ที่ต้องการขนส่งทางอากาศ [1] อากาศยานประเภทดังกล่าวนี้มีแผนการบิน (Flight Plan) ที่ส่งให้หน่วยควบคุมการจราจรทางอากาศเพื่อขอรับการอนุญาตทำการบินได้อย่างปลอดภัย [2] อากาศยานทางการทหารมีวัตถุประสงค์ทางการทหารซึ่งมีทั้งอากาศยานปีกนิ่งและปีกหมุน โดยแบ่งเป็นหน้าที่ออกเป็น อากาศยานต่อสู้ซึ่งจะมีการติดตั้งอาวุธที่มีไว้สำหรับภารกิจโจมตีฝ่ายศัตรู และอากาศยานที่ไม่ทำหน้าที่ต่อสู้ซึ่งมีไว้สำหรับทำภารกิจสนับสนุน เช่น พีก ขนส่ง เติมเชื้อเพลิง และตรวจการ เป็นต้น [3] อากาศยานทางการทหารเหล่านี้มักจะถูกแยกประเภทให้เป็น อากาศยานประเภทขับไล่โจมตี (fighter) อากาศยานประเภทลำเลียง (transporter) เฮลิคอปเตอร์ (helicopter) อากาศยานใช้สำหรับการฝึก (training) [4] นอกจากนี้อากาศยานแต่ละประเภทก็จะมีแบบอากาศยานที่แตกต่างกันออกไป เช่น อากาศยานประเภทขับไล่โจมตี (fighter) ประกอบด้วยหลายแบบอากาศยานที่มีการพัฒนาและมีความสามารถในการโจมตีหลากหลายรูปแบบ [5] อากาศยานประเภทและแบบเหล่านี้ล้วนเป็นภัยต่อความมั่นคงเมื่อไม่สามารถตรวจและพิสูจน์

ฝ่ายอากาศยานนั้นจากภาคพื้นได้ หรืออาจมีเหตุที่อากาศยานนั้นฝ่าฝืนไม่ปฏิบัติตามกฎหมายว่าด้วยการเดินอากาศ จึงจำเป็นที่จะต้องมีการสกัดกั้นอากาศยานเพื่อไม่ให้เกิดการกระทำอันอาจเป็นภัยต่อความมั่นคงแห่งราชอาณาจักร [6]

การป้องกันภัยทางอากาศเป็นภารกิจที่สำคัญในการปกป้องอธิปไตยของชาติ เพื่อลบล้างหรือลดประสิทธิภาพของอากาศยานหรืออาวุธของข้าศึกภายหลังที่ขึ้นสู่อากาศ [7] โดยจะมีขั้นตอนในการค้นหา การพิสูจน์ฝ่าย การสกัดกั้น และการทำลาย [8] โดยขั้นตอนแรกที่มีความสำคัญคือการค้นหาวัตถุที่มีความเร็วบนท้องฟ้า เมื่อมีการตรวจพบอากาศยานที่ไม่มีข้อมูลอยู่ในแผนการบิน โดยสิ่งที่ตรวจพบนี้จะถูกเรียกว่า เป้าหมายไม่ทราบฝ่าย การพิสูจน์ฝ่ายจากระบบเรดาร์เป็นกระบวนการที่สำคัญซึ่งจะต้องดำเนินการอย่างรวดเร็วเพื่อให้ทราบถึงประเภทและแบบอากาศยานสำหรับเป็นข้อมูลในการตัดสินใจกลยุทธ์ทางทหารสำหรับการจัดการของกองทัพอากาศ ในการจัดอากาศยานรบสมรรถนะสูงขึ้นบินสกัดกั้น และแจ้งหน่วยต่อสู้อากาศยานให้พร้อมป้องกันฐานบิน เป็นต้น การใช้ระบบเรดาร์เพื่อเก็บข้อมูลและค่าปัจจัยที่สำคัญของระบบจำเป็นที่จำเป็นต้องมีการทดสอบอยู่เป็นประจำเพื่อให้ระบบมีความเชื่อถือได้ (reliability) ของข้อมูลที่ได้รับจากระบบเรดาร์ [9] นอกจากนี้ แบบจำลองเพื่อใช้ในการระบุประเภทและแบบอากาศยานจะต้องมีความแม่นยำและมีประสิทธิภาพเพื่อให้ได้มาซึ่งข้อมูลในการการพิสูจน์ฝ่าย

จากงานวิจัยที่ผ่านมาได้มีการศึกษาการสร้างแบบจำลองการทำนายอากาศยานจากงานวิจัยในอดีต ซึ่งพบว่าการสร้างแบบจำลองเพื่อจำแนกประเภทอากาศยานอย่างอัตโนมัติระบุได้เพียงประเภทของอากาศยานเท่านั้น ซึ่งยังมีข้อจำกัดในการพิจารณาแบบอากาศยาน [4] ต่อมาได้มีการพัฒนาการสร้างแบบจำลองเพื่อใช้ในการระบุประเภทอากาศยานขับไล่โจมตีซึ่งมีอยู่หลายแบบซึ่งจำเป็นต้องอาศัยขั้นตอนวิธี (algorithm) ที่สามารถนำมาใช้จำแนกข้อมูลที่มีความซับซ้อนได้ [5] อย่างไรก็ตามแบบงานวิจัยเหล่านี้ยังมีข้อจำกัดในการนำไปประยุกต์ใช้งานที่ไม่ครอบคลุม ดังนั้นแบบจำลองการทำนายอากาศยานจึงมีความจำเป็นที่จะต้องถูกนำมาพิจารณาจากวิธีการที่เหมาะสมกับความต้องการในการระบุประเภทและแบบอากาศยาน

งานวิจัยนี้ดำเนินการวิเคราะห์และประเมินแบบจำลองการทำนายอากาศยานที่ถูกสร้างโดยใช้วิธีการที่ทันสมัยจากขั้นตอนวิธีที่หลากหลายทั้ง 9 ขั้นตอนวิธีที่นิยมนำมาใช้ในการสร้างแบบจำลองเพื่อจำแนกข้อมูลสำหรับประยุกต์ใช้ในการสร้างแบบจำลองในงานวิจัยนี้เพื่อระบุประเภทและแบบของอากาศยานเพื่อชี้ให้เห็นขั้นตอนวิธีที่เหมาะสมและมีประสิทธิภาพต่อการนำไปประยุกต์ใช้งานได้อย่างครอบคลุม

2. ขอบเขตงานวิจัย

งานวิจัยนี้เป็นการประเมินและวิเคราะห์แบบจำลองการทำนายอากาศยาน เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองของแต่ละขั้นตอนวิธีที่ อีกทั้งยังมีการวิเคราะห์ตัวแปรทำนายที่เหมาะสมเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองในแต่ละขั้นตอนวิธี โดยใช้เฉพาะชุดข้อมูลที่ตรวจจับได้จากระบบเรดาร์ และใช้ปัจจัย (parameter) ในการวิเคราะห์แบบจำลองเพียง 11 ปัจจัยเท่านั้น ซึ่งในงานวิจัยนี้ประกอบด้วยชุดข้อมูล 30,000 ชุด มีประเภทอากาศยาน 4 ประเภท ได้แก่ อากาศยานประเภทขับไล่โจมตี อากาศยานประเภทลำเลียง เฮลิคอปเตอร์ และอากาศยานใช้สำหรับการฝึก และมีแบบอากาศยานที่แตกต่างกัน 72 ลักษณะ

3. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

การสร้างแบบจำลองการทำนายอากาศยานบนพื้นฐานข้อมูลของเป้าหมายไม่ทราบฝ่ายเพื่อให้ได้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพจำเป็นต้องมีการวิเคราะห์และประเมินแบบจำลอง ในการสร้างแบบจำลองสิ่งสำคัญที่ให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้นคือการวิเคราะห์ปัจจัยที่ใช้ในการทำนาย โดยจะต้องมีการคัดเลือกปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความถูกต้องของแบบจำลอง และนอกจากนี้การประเมินแบบประสิทธิภาพแบบจำลองที่ถูกสร้างขึ้นจากหลายขั้นตอนวิธีที่ทันสมัยจะทำให้ช่วยระบุได้ว่าขั้นตอนวิธีใดที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง โดยการคัดเลือกปัจจัยและขั้นตอนวิธีที่ถูกนำมาใช้ในการสร้างแบบจำลองจะถูกอธิบายดังต่อไปนี้

3.1 การเลือกปัจจัย

การคัดเลือกปัจจัยในการใช้สร้างแบบจำลองและทำนายมีส่วนสำคัญในการทำให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้น การพิจารณาปัจจัยเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองที่ละเอียดจำเป็นต้องมีการกำหนดค่าขีดแบ่งที่เหมาะสมเพื่อคัดเลือกปัจจัยที่ผ่านเกณฑ์สำหรับนำไปใช้งานเป็นตัวทำนายเพื่อให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพมากขึ้น [10] ในงานวิจัยนี้ได้กำหนดค่าให้ค่าความถูกต้อง (accuracy) ที่สร้างแบบจำลองจากปัจจัยเดียวต้องมีค่ามากกว่า 0.8 โดยตีความว่าปัจจัยที่ผ่านการพิจารณาคือปัจจัยที่มีระดับอิทธิพลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองสูงมาก [11] ซึ่งแต่ละปัจจัยที่ผ่านการคัดเลือกจะถูกนำไปใช้สร้างแบบจำลองด้วยขั้นตอนวิธีที่ทันสมัยเพื่อพิจารณาขั้นตอนวิธีที่เหมาะสมและมีประสิทธิภาพ

3.2 การสร้างแบบจำลอง

การวิเคราะห์แบบจำลองจำเป็นต้องพิจารณาจากขั้นตอนวิธีที่ทันสมัยและมีความเป็นไปได้ในการนำไปประยุกต์ใช้งาน ปัจจุบันขั้นตอนวิธีที่มีการใช้งานกันอย่างแพร่หลายได้รับการศึกษาและพัฒนาเพื่อนำไปประยุกต์ใช้กับงานด้านการประมวลผลข้อมูลเพื่อสร้างฟังก์ชันในการทำนายและจำแนกโดยการได้มาซึ่งแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพนั้นขึ้นอยู่กับคุณลักษณะของชุดข้อมูลที่นำไปใช้สร้างโมเดลและขั้นตอนวิธีที่เหมาะสม ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงได้มีการนำทั้ง 9 ขั้นตอนวิธีที่ทันสมัยและเป็นที่ยอมรับมาใช้ในการสร้างแบบจำลองและวิเคราะห์ซึ่งมีดังนี้

3.1.1. Neural Network คือ โมเดลคณิตศาสตร์ที่ถูกออกแบบมาเพื่อจำลองการทำงานของระบบประสาทในสมองของมนุษย์ โดยมีโครงสร้างทางคณิตศาสตร์ที่ประกอบด้วยชั้นนำเข้าข้อมูล (input layer) ชั้นซ่อน (hidden layer) ชั้นส่งออก (output layer) โดยมีการเชื่อมต่อกันแต่ละโหนดมีการรับข้อมูลเข้า (input) และส่งข้อมูลออก (output) โดยส่งผ่านการประมวลผลที่ต่างกันตามฟังก์ชันการกระตุ้น (activation function) ที่กำหนดไว้ การปรับค่าพารามิเตอร์ภายในโครงข่ายเพื่อให้สามารถทำนายผลลัพธ์ของข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน เพื่อให้โมเดลสามารถจำแนกและวิเคราะห์ข้อมูลอย่างมีประสิทธิภาพ การกำหนดฟังก์ชันการกระตุ้น การเลือกและปรับค่าพารามิเตอร์ และการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล โดยการทดสอบกับชุดข้อมูลทดสอบ [12]

3.1.2. Decision Tree เป็นขั้นตอนวิธีที่ใช้สำหรับงานการตัดสินใจและจำแนกประเภทโดยโครงสร้างของต้นไม้ที่ประกอบด้วยการตัดสินใจต่อเนื่องโดยพิจารณาข้อมูลตัวอย่างและคุณลักษณะ (features) ของข้อมูล โดยแต่ละโหนดในต้นไม้จะแทนคำตอบหรือคำสำคัญในการตัดสินใจ เช่น การจำแนกประเภทของวัตถุ การตัดสินใจเพื่อวินิจฉัยโรค หรือการตัดสินใจในการลงทุน [13]

3.1.3. Random Forest เป็นขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการจำแนกและพยากรณ์ โดยพัฒนามาจากการรวมกันของหลายๆ decision Tree เข้าด้วยกัน โดยเรียกว่าป่าไม้ (forest) ในแต่ละ decision Tree จะถูกสร้างขึ้น โดยการสุ่มเลือกข้อมูลจากชุดข้อมูลสำหรับการฝึกและเลือกคุณลักษณะ (features) ในการแบ่งแยกระหว่างกลุ่มข้อมูล โดยขั้นตอนวิธีนี้มีความสามารถในการลดปัญหาการเรียนรู้เกินขอบเขต (overfitting) ที่อาจเกิดขึ้นกับวิธีการ ต้นไม้การตัดสินใจ โดยมีหลักการเลือกผลลัพธ์ที่ได้ด้วยการโหวตเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่เชื่อถือได้มากยิ่งขึ้น [14]

3.1.4. K-Nearest Neighbors (K-NN) เป็นขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการจำแนกคุณลักษณะ (features) ที่มีการพิจารณาของข้อมูลในชุดข้อมูล และการจำแนกประเภทของข้อมูลโดยการดูถึงค่าความคล้ายคลึงกับข้อมูลที่อยู่ใกล้เคียงกันที่สุดจัดให้อยู่ในกลุ่มเดียวกัน การทำงานของขั้นตอนวิธีนี้เมื่อมีข้อมูลใหม่เข้ามา อัลกอริทึมจะหาข้อมูลที่ใกล้เคียงกันที่สุดจากชุดข้อมูลที่มีอยู่ โดยการคำนวณระยะห่าง (distance) ระหว่างข้อมูลใหม่กับข้อมูลในชุดข้อมูล จากนั้นจะเลือกข้อมูลที่ใกล้เคียงกันที่สุด K ตัวอย่าง โดยทั่วไปแล้ว K จะเป็นจำนวนเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดที่จะถูกเลือกได้ [15]

3.1.5. Support Vector Machine (SVM) เป็นอีกหนึ่งขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการจำแนกคุณลักษณะ (features) โดยมีการแบ่งกลุ่มข้อมูลจากการสร้างเส้นแบ่ง hyperplane เพื่อทำให้ข้อมูลในแต่ละกลุ่มอยู่ใกล้กับ margin โดยจะมองตัวอย่างข้อมูลที่อยู่บริเวณขอบของ margin นั้นเป็น support vectors ซึ่งมีความสำคัญในการกำหนดเส้นแบ่ง ขั้นตอนวิธีนี้มีความขึ้น

หุ่นในการใช้งานเนื่องจากสามารถใช้ kernel functions เพื่อปรับการแบ่งกลุ่มข้อมูลในพื้นที่ที่ไม่เป็นเส้นตรงได้ เช่น linear polynomial และ radial basis function เป็นต้น SVM มักถูกใช้ในการจำแนกประเภทของข้อมูลที่มีลักษณะมากมาย เช่น การจำแนกประเภทของภาพ การตรวจจับวัตถุ การจำแนกประเภทของข้อความ หรือการจำแนกประเภทของข้อมูลที่มีคุณลักษณะที่ซับซ้อน [16]

3.1.6. Naïve Bayes เป็นวิธีการจำแนกประเภท (classification) ที่ใช้วิธีการทางสถิติและประยุกต์ใช้กับงานที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกประเภทของข้อมูล โดยมีพื้นฐานมาจากทฤษฎีบทของ Bayes ซึ่งเป็นหลักการทางสถิติที่ใช้ในการคำนวณความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ต่าง ๆ จากพิจารณาเงื่อนไขหรือข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับเหตุการณ์นั้น ๆ ในรูปแบบของความน่าจะเป็นจะมีการสมมติเงื่อนไขที่เป็นอิสระต่อกัน (independent) โดย Naïve Bayes มักนิยมใช้งานที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกประเภทของข้อมูลเชิงข้อความ (text classification) เช่น การกรองอีเมลสแปม, การจำแนกประเภทข่าว, หรือการจำแนกประเภทของเอกสารต่าง ๆ อื่น ๆ และเป็นอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพและง่ายต่อการประยุกต์ใช้งานในกรณีที่มีจำนวนตัวอย่างข้อมูลที่มากพอสมควร [17]

3.1.7. Adaptive Boosting (AdaBoost) เป็นวิธีการเรียนรู้แบบจำลองเชิงเส้น (ensemble learning) ที่ใช้ในการประมวลผลข้อมูลที่มีการเรียนรู้แบบจำลองหลายตัวเพื่อสร้างโมเดลที่มีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยในแต่ละรอบของการเรียนรู้ AdaBoost จะเรียนรู้จากข้อมูลเพื่อสร้างโมเดลตัวใหม่ โดยเป็นวิธีการที่เป็นที่นิยมในการจำแนกประเภทของข้อมูล เช่น การจำแนกประเภทของภาพ, การจำแนกประเภทของข้อความ, หรือการจำแนกประเภทของลูกค้าในธุรกิจล่วงหน้า โดยมีความสามารถในการปรับและประมวลผลข้อมูลที่ซับซ้อนอย่างมีประสิทธิภาพและแม่นยำได้ดีในรูปแบบของโมเดลที่เป็นจำลองหลายตัวในการจำแนกประเภทข้อมูลให้ถูกต้อง [18]

3.1.8. Gradient Boosting มักจะถูกนำมาประยุกต์ใช้ในข้อมูลที่มีความซับซ้อน โดยขั้นตอนวิธีนี้มีความสามารถในการเรียนรู้และปรับปรุงโมเดลโดยใช้การปรับพารามิเตอร์และกระบวนการทางคณิตศาสตร์อย่างเฉพาะเจาะจงในการลดความคลาดเคลื่อนของโมเดลในแต่ละรอบการปรับปรุงโดยทำให้ได้โมเดลที่มีประสิทธิภาพและความแม่นยำสูงขึ้นตามการเรียนรู้และการปรับปรุงในแต่ละรอบไปเรื่อย ๆ จนกว่าค่าคลาดเคลื่อนจะเล็กมากๆ หรือถูกกำหนดไว้ล่วงหน้า ทำให้เหมาะสมสำหรับการใช้งานกับข้อมูลที่มีลักษณะซับซ้อนและข้อมูลที่มีขนาดใหญ่ [19]

3.1.9. Stochastic Gradient Descent (SGD) เป็นเทคนิคหนึ่งในการอัปเดตพารามิเตอร์ของแบบจำลองโดยใช้การคำนวณ gradient ของฟังก์ชันความคลาดเคลื่อนบนชุดข้อมูลเพียงบางส่วน (mini batch) ที่สุ่มมาจากชุดข้อมูลเต็ม เพื่อลดการคำนวณที่ใช้เวลานานและให้การอัปเดตพารามิเตอร์เป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น [20]

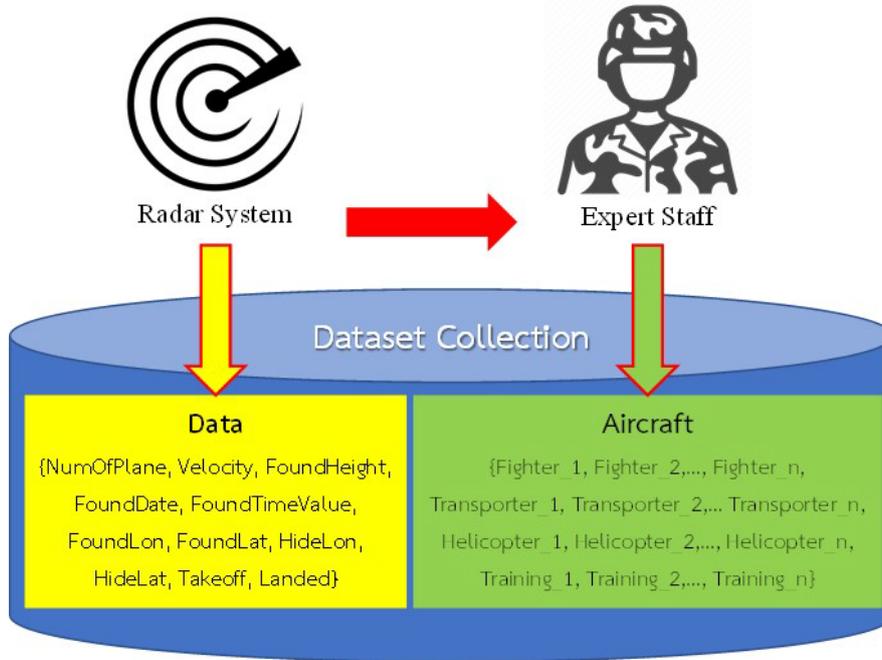
4. การดำเนินการวิจัย

การสร้างแบบจำลองการทำนายอากาศยานบนพื้นฐานข้อมูลของเป้าหมายไม่ทราบฝ่ายอัตโนมัติจำเป็นต้องอาศัยข้อมูลที่ถูกรวบรวมจากระบบวิเคราะห์ความเคลื่อนไหวกำลังทางอากาศของกองทัพอากาศ ผ่านกระบวนการวิเคราะห์เป้าหมายและตรวจสอบความถูกต้องจากเจ้าหน้าที่ผู้เชี่ยวชาญ จากนั้นข้อมูลเหล่านี้จะถูกคัดเลือกเพื่อใช้ดำเนินการในการสร้างแบบจำลองจาก 9 ขั้นตอนวิธีที่ได้รับความนิยมแล้วถูกนำไปวิเคราะห์และประเมินผลซึ่งการดำเนินการวิจัยจะถูกอธิบายได้ดังต่อไปนี้

4.1 ข้อมูล และเครื่องมือ

ข้อมูลที่ได้จากระบบเรดาร์จะถูกเก็บรวบรวมเป็นค่าปัจจัยต่างๆ แสดงไว้ในตารางที่ 1 ประกอบด้วย NumOfPlane Velocity FoundHeight FoundDate FoundTimeValue FoundLon FoundLat HideLon HideLat Takeoff และ Landed [5] โดยที่ข้อมูลของอากาศยานจะถูกวิเคราะห์จากผู้เชี่ยวชาญ (expert staff) เพื่อประเมินประเภทและแบบอากาศยาน ผลลัพธ์ที่ได้จะนำมาซึ่งชุดข้อมูลที่ประกอบด้วยค่าปัจจัยและผลการประเมิน และจะถูกเก็บรวบรวมไว้ในฐานข้อมูลเป็นจำนวนมาก โดยชุดข้อมูลในงานวิจัยนี้ประกอบด้วยชุดข้อมูล 30,000 ชุด โดยมีประเภทและแบบอากาศยานที่แตกต่างกัน 72 ลักษณะ

โดยชุดข้อมูลจากระบบเรดาร์และข้อมูลอากาศยานที่ถูกประเมินจากผู้เชี่ยวชาญที่ถูกเก็บรวบรวมไว้ในฐานข้อมูลถูกแสดงดังรูปที่ 1 และเนื่องจากจำนวนข้อมูลของอากาศยานในแต่ละประเภทมีจำนวนที่แตกต่างกันจึงเกิดความไม่สมดุลของข้อมูล (Imbalance) ซึ่งจะส่งผลต่อประสิทธิภาพการทำนายผลของแบบจำลอง ดังนั้น ผู้วิจัยจึงได้ทำการแก้ไขโดยใช้วิธี Under Sampling เพื่อลดจำนวนข้อมูลของแต่ละคลาสค่าตอบให้มีจำนวนที่ใกล้เคียงกันมากที่สุด จึงจะถูกนำไปใช้ในการวิเคราะห์และการประเมินแบบจำลองการทำนายอากาศยาน [4]

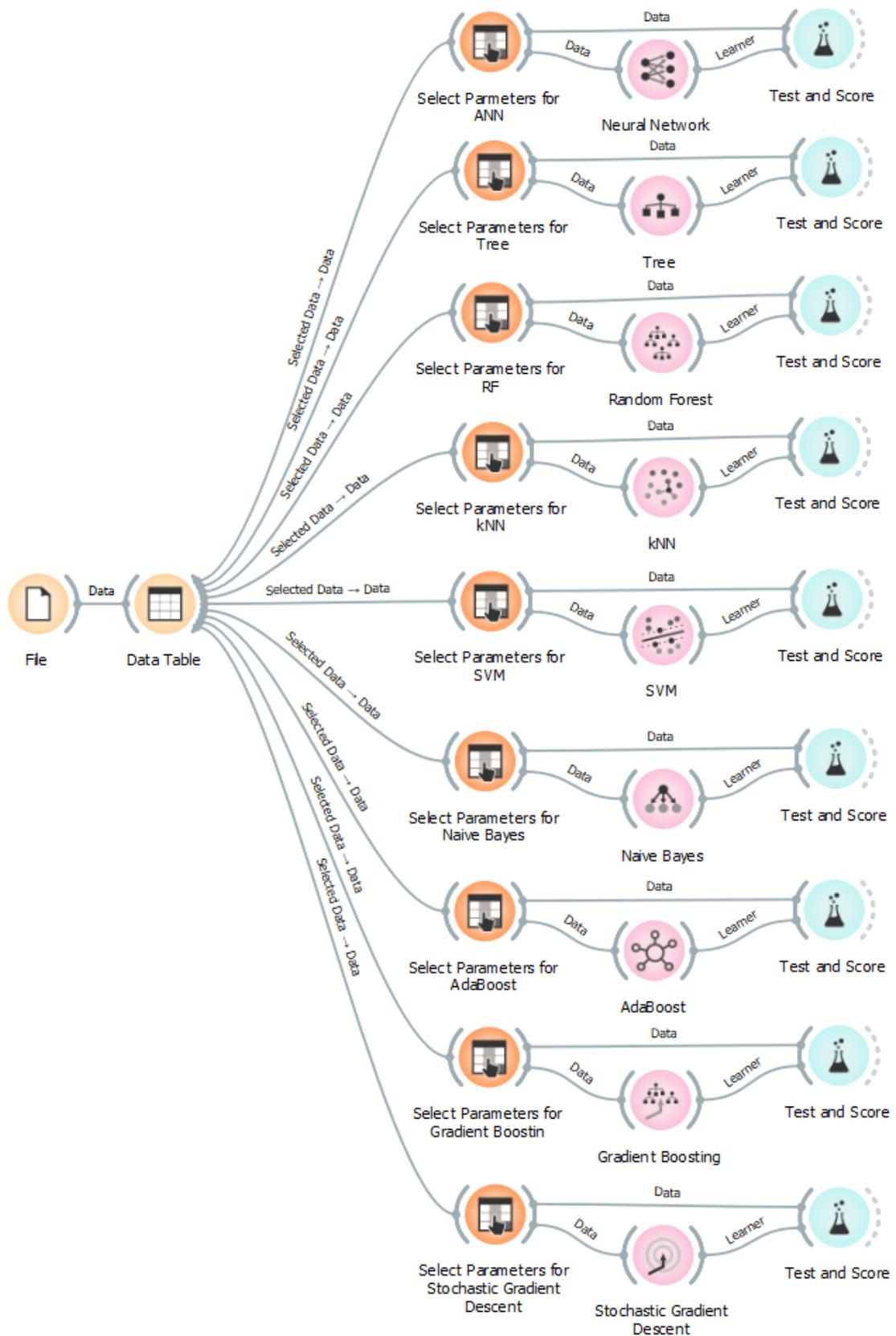


รูปที่ 1 ชุดข้อมูลจากระบบเรดาร์และข้อมูลอากาศยานที่ถูกประเมินจากผู้เชี่ยวชาญ

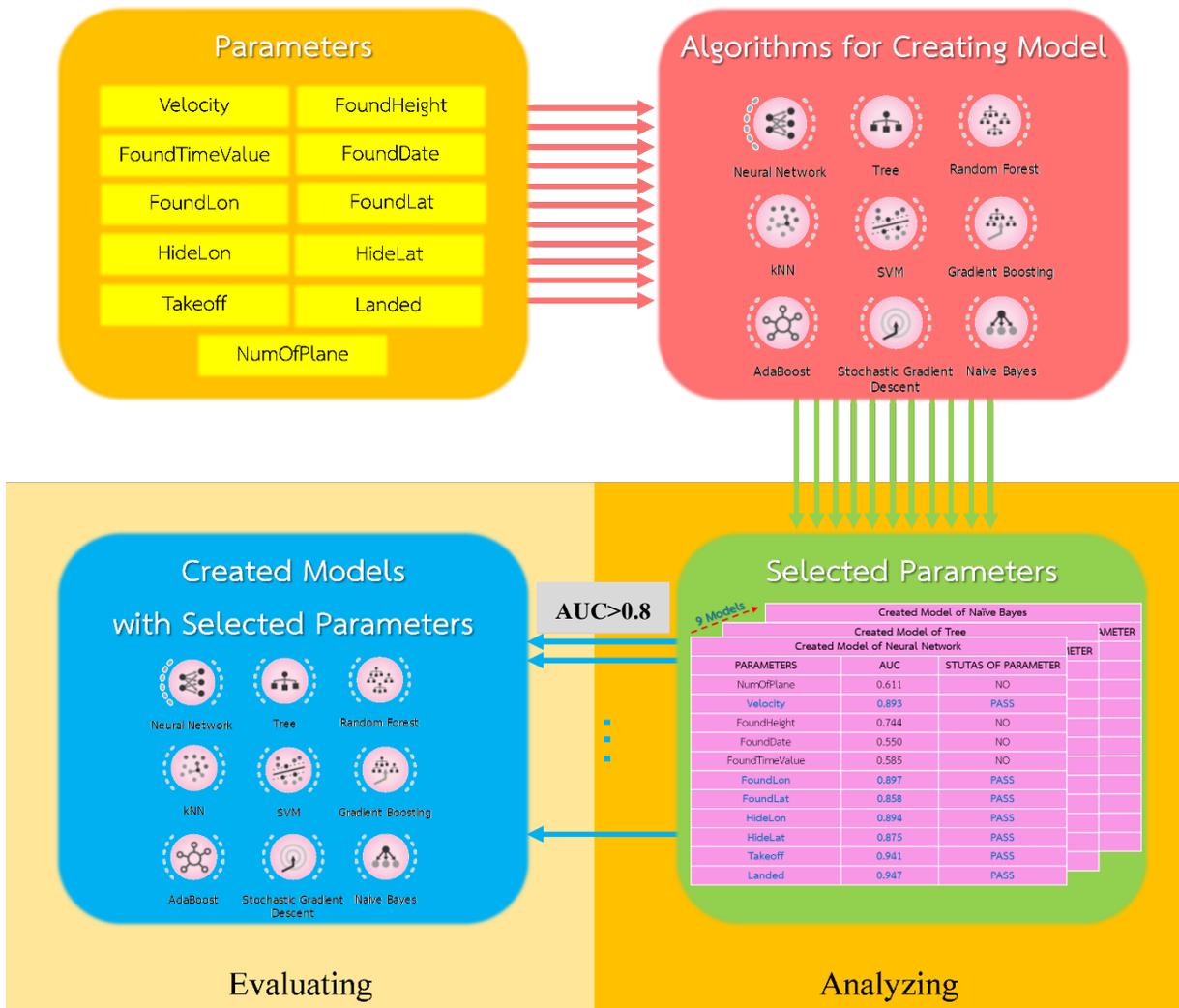
ตารางที่ 1 ข้อมูลที่ถูกคัดเลือกจากระบบเรดาร์ [5]

ปัจจัย (parameter)	ความหมาย	ช่วงของข้อมูล
NumOfPlane	หมายเลขอากาศยาน	[1-150]
Velocity	ความเร็วของอากาศยาน	[0-33,000] กิโลเมตรต่อชั่วโมง
FoundHeight	ความสูงที่ถูกตรวจพบ	[0-160,000] ฟุต
FoundDate	วันที่ถูกตรวจพบ	[Mon, Tue, Wed, Thu, Fri, Sat, Sun]
FoundTimeValue	ช่วงเวลาที่ถูกตรวจพบ	[0-23]
FoundLon	ลองจิจูดที่ถูกตรวจพบ	[92-108]
FoundLat	ละติจูดที่ถูกตรวจพบ	[1-29]
HideLon	ลองจิจูดที่หายจากระบบเรดาร์	[92-108]
HideLat	ละติจูดที่หายจากระบบเรดาร์	[1-29]
Takeoff	รหัสสนามบินที่เครื่อง Take Off	[1-32]
Landed	รหัสสนามบินที่เครื่อง Landing	[1-35]

ชุดข้อมูลทั้งหมดจะถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์และการประเมินแบบจำลองด้วยเครื่องมือที่เป็นที่นิยมและใช้งานอย่างแพร่หลายด้วยโปรแกรม Open-Source ของ Orange Data Mining Toolbox in Python [21] ดังที่แสดงในรูปที่ 2 โดยมีการนำชุดข้อมูลที่ถูกเก็บรวบรวมในฐานข้อมูลมาใช้งาน และมีการนำขั้นตอนวิธีทั้ง 9 ที่ได้ระบุไว้ในหัวข้อที่ 3.2 มาใช้ในการสร้างแบบจำลองซึ่งในกระบวนการดำเนินการวิจัยจะถูกอธิบายในหัวข้อถัดไป



รูปที่ 2 สถาปัตยกรรมในการสร้างแบบจำลองด้วย Orange Data Mining Toolbox in Python



รูปที่ 3 ขั้นตอนในการดำเนินการวิเคราะห์และการประเมินแบบจำลอง

4.2 ขั้นตอนดำเนินการ

การวิเคราะห์และการประเมินแบบจำลองการทำนายอากาศยานจะถูกดำเนินการด้วยการดังรูปที่ 3 โดยขั้นแรก ข้อมูล parameters จะถูกแยกเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลอง โดยการสร้างแบบจำลองจะใช้ทีละ parameter เพื่อดำเนินการหาค่า Area under ROC (AUC) ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้กำหนดให้ค่า AUC ของ parameter แต่ละตัวต้องมากกว่า 0.8 โดยค่าขีดแบ่งนี้ (threshold) ได้ถูกกำหนดไว้จากการทดลองด้วยวิธี trial and error เมื่อพบว่า parameter ตัวที่มีค่า AUC มากกว่าค่า threshold จึงจะถูกนำไปใช้ในการสร้างแบบจำลองด้วยตัวทำนายหลายปัจจัยซึ่งจะทำให้ประสิทธิภาพของแบบจำลองเพิ่มขึ้น ดังนั้นขั้นนี้จะเป็นการวิเคราะห์ parameter โดยแบบจำลองที่ถูกสร้างจากขั้นตอนวิธีที่แตกต่างกันอาจจะใช้ parameter เป็นตัวทำนายที่แตกต่างกัน

เมื่อทำการคัดเลือก parameter เพื่อใช้สร้างแบบจำลองในแต่ละขั้นตอนวิธี แบบจำลองที่ถูกสร้างจะถูกนำไปประเมินประสิทธิภาพด้วยเครื่องมือในการวิเคราะห์และประเมินผลซึ่งจะถูกอธิบายไว้ในหัวข้อถัดไป

4.3 เครื่องมือในการวิเคราะห์และประเมิน

การประเมินผลลัพธ์ของ 9 ขั้นตอนวิธีจะถูกพิจารณาจากวิธีการที่หลากหลายจากค่าทางสถิติที่ถูกนำมาใช้ในงานที่เป็นลักษณะจำแนกข้อมูล (classification) โดยมีรายละเอียดดังนี้ [21]

Area under ROC (AUC) คือ พื้นที่ใต้เส้นโค้งซึ่งเป็นการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการในการจำแนกเพื่อใช้วัดประสิทธิภาพ โดยกรณีที่ AUC ของแบบจำลองที่มีความแม่นยำสูงจะมีค่าเข้าใกล้ 1 ในขณะที่ค่าที่ต่ำลงจะแสดงถึงความไม่แม่นยำของแบบจำลองการจำแนก

Classification Accuracy (AC) คือ อัตราส่วนของจำนวนของตัวอย่างที่ถูกจำแนกถูกต้องต่อต่อจำนวนทั้งหมดของตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบ ค่า CA อาจไม่เหมาะสมในบางงานที่มีข้อมูลไม่สมดุล (imbalanced data) หรือมีความสำคัญของการทำนายที่แตกต่างกัน (class imbalance) ซึ่งจะทำให้การประเมินความสามารถของแบบจำลองเกิดความเบี่ยงเบนได้

Precision (PREC) คือ อัตราส่วนของตัวอย่างที่ทำนายถูกต้องเป็น True Positives (TP) เมื่อเทียบกับจำนวนทั้งหมดของตัวอย่างที่ทำนายว่าเป็น positive class หรือ TP และ False Positives (FP) โดย PREC มักถูกใช้เมื่อความสำคัญของการลดความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากการจำนวน FP สูง

Recall (RECAL) คือ อัตราส่วนของตัวอย่างตัวอย่างที่ทำนายถูกต้องเป็น TP เมื่อเทียบกับจำนวนของตัวอย่างที่ทำนายถูกต้องว่าเป็น TP รวมกับ จำนวนของตัวอย่างที่ทำนายว่าไม่ใช่ False negatives (FN) โดย มักถูกใช้เมื่อความสำคัญของการระบุ positive class ที่เป็นจริงมีความสำคัญมากกว่าความสำคัญของการลดความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากการระบุ FN

Matthews Correlation Coefficient (MMC) คือ ตัวชี้วัดประสิทธิภาพที่ใช้ในการประเมินความแม่นยำของแบบจำลองการจำแนกข้อมูล โดยที่ค่าบวกที่ใกล้เคียง 1 จะแสดงถึงความแม่นยำในการจำแนกข้อมูล MMC ถูกใช้เป็นที่นิยมในงานที่มีความสำคัญที่สูงในการจำแนกคลาสที่มีจำนวนตัวอย่างไม่สมดุลกัน อย่างเช่น กรณีที่คลาสที่ต้องการจำแนกมีจำนวนตัวอย่างที่น้อยเมื่อเปรียบเทียบกับคลาสอื่น หรือกรณีที่คลาสที่ต้องการจำแนกมีน้ำหนักที่สำคัญมากกว่าคลาสอื่น

5. ผลการวิจัย

จากผลการทดลองในส่วนของการวิเคราะห์ค่าปัจจัยทั้ง 11 ปัจจัย จะถูกนำไปใช้สร้างแบบจำลองแบบปัจจัยเดียว โดยมีการพิจารณาจาก AUC ของแบบจำลองที่ได้ถูกสร้างในแต่ละปัจจัยเมื่อมีค่ามากกว่า 0.8 ปัจจัยนั้นจะถูกเลือกเพื่อนำไปใช้ในการสร้างแบบจำลองแบบหลายปัจจัย ทั้ง 9 ขั้นตอนวิธีนั้น พบว่ามีปัจจัยที่ถูกเลือกแตกต่างกัน ดังแสดงในตารางที่ 2 ในแบบจำลองที่ถูกสร้างด้วยขั้นตอนวิธี Neural Network จะใช้ Velocity FoundLon FoundLat HideLon HideLat Takeoff และ Landed เพื่อนำไปใช้ในการสร้างแบบจำลองหลายปัจจัยที่มีประสิทธิภาพ สำหรับขั้นตอนวิธี Random Forest มีการคัดเลือกปัจจัยที่มีผลต่อการทำนาย เช่นเดียวกับ Neural Network นอกจากนี้การวิเคราะห์สร้างแบบจำลองด้วยขั้นตอนวิธี SVM จะใช้เพียง FoundLon Takeoff และ Landed เพียงเท่านั้น สำหรับการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองด้วยขั้นตอนวิธี Decision Tree พบว่ามีค่าปัจจัย Takeoff และ Landed ไม่เหมาะสม Not Applicable (N/A) กับการนำมาใช้สร้างแบบจำลองกับวิธีดังกล่าว ในขณะที่การวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองด้วยขั้นตอนวิธี Stochastic Gradient Descent ก็พบว่ามีค่าปัจจัยที่ผ่านเงื่อนไข ดังนั้น Stochastic Gradient Descent จึงไม่ถูกพิจารณาเพื่อสร้างแบบจำลองเนื่องจากคุณลักษณะของขั้นตอนวิธีดังกล่าวอาจส่งผลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ไม่ดี โดยการวิเคราะห์จากขั้นตอนการคัดเลือกปัจจัย

ตารางที่ 2 AUC ของแต่ละปัจจัยจาก 9 ขั้นตอนวิธี

PARAMETERS	AUC								
	Neural Network	Decision Tree	Random Forest	K-NN	SVM	Naïve Bayes	AdaBoost	Gradient Boosting	Stochastic Gradient Descent
NumOfPlane	0.611	0.609	0.611	0.566	0.573	0.608	0.552	0.609	0.549
Velocity	0.893	0.902	0.903	0.771	0.799	0.844	0.762	0.897	0.619
FoundHeight	0.744	0.762	0.762	0.605	0.623	0.705	0.579	0.764	0.517
FoundDate	0.550	0.649	0.728	0.693	0.500	0.708	0.503	0.559	0.500
FoundTimeValue	0.585	0.617	0.616	0.544	0.512	0.565	0.576	0.573	0.504
FoundLon	0.897	0.910	0.913	0.807	0.832	0.819	0.846	0.905	0.573
FoundLat	0.858	0.896	0.912	0.800	0.763	0.810	0.833	0.686	0.585
HideLon	0.894	0.912	0.915	0.814	0.797	0.819	0.845	0.849	0.552
HideLat	0.875	0.907	0.912	0.811	0.785	0.816	0.848	0.713	0.594
Takeoff	0.941	N/A	0.939	0.819	0.909	0.938	0.873	0.899	0.733
Landed	0.947	N/A	0.945	0.816	0.890	0.944	0.876	0.913	0.745
Number of Selected Parameters	7	5	7	6	3	7	6	5	0

*ปัจจัยที่มีค่า AUC มากกว่า 0.800 จะถูกเลือกเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลอง

ในส่วนของการประเมินแบบจำลองจะถูกนำไปประเมินประสิทธิภาพด้วยเครื่องมือในการประเมินผลทางสถิติ ได้แก่ AUC CA PREC RECALL และ MMC ซึ่งอธิบายในหัวข้อที่ 4.3 ผลลัพธ์ที่ได้ถูกแสดงในตารางที่ 3 ซึ่งพบว่าเมื่อพิจารณาจากพื้นที่ใต้เส้นโค้ง AUC ที่แสดงถึงความแม่นยำในการทำนายพบว่าแบบจำลองที่ถูกสร้างด้วยขั้นตอนวิธี Neural Network มีค่า AUC เท่ากับ 0.990 ซึ่งมีความแม่นยำที่สุดเมื่อเทียบกับขั้นตอนวิธีที่เหลือ ในขณะที่ Gradient Boosting มีค่า AUC เท่ากับ 0.782 ซึ่งมีความแม่นยำน้อยที่สุด ในการพิจารณาความแม่นยำในการจำแนกคุณลักษณะนั้นพบว่าการสร้างแบบจำลองด้วยขั้นตอนวิธี Random Forest มีค่า CA เท่ากับ 0.847 ในขณะที่ Neural Network มีค่าห่างกันเพียงเล็กน้อย โดยมี CA เท่ากับ 0.832 ในทางตรงข้ามขั้นตอนวิธี SVM จะมีค่า CA น้อยที่สุดเท่ากับ 0.460 ในการประเมินผลของ PREC และ RECALL ขั้นตอนวิธี K-NN จะให้ผลลัพธ์ที่ต่ำที่สุด และในส่วนของ MMC พบว่ามีเพียง 2 ขั้นตอนวิธีที่มีค่ามากกว่า 0.8 ซึ่งได้แก่ Neural Network และ Random Forest

ตารางที่ 3 ผลลัพธ์ของ 9 ขั้นตอนวิธีที่ถูกสร้างแบบจำลองจากปัจจัยที่ถูกเลือก

Algorithm	Neural Network	Decision Tree	Random Forest	K-NN	SVM	Naïve Bayes	AdaBoost	Gradient Boosting	Stochastic Gradient Descent
AUC	0.990	0.925	0.981	0.917	0.935	0.983	0.941	0.782	N/A
CA	0.832	0.808	0.847	0.710	0.460	0.736	0.712	0.663	N/A
PREC	0.808	0.804	0.834	0.687	0.474	0.778	0.700	0.788	N/A
RECALL	0.832	0.808	0.847	0.710	0.460	0.736	0.712	0.663	N/A
MMC	0.813	0.788	0.830	0.677	0.412	0.711	0.680	0.637	N/A

ผลที่ได้จากการวิเคราะห์และการประเมินแบบจำลองการทำนายอากาศยานในการระบุประเภทและแบบอากาศยานนั้นพบว่า ชุดข้อมูลที่ถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์และประเมินแบบจำลองซึ่งมีอยู่ทั้งหมด 30,000 ชุด และมีคุณลักษณะในการจำแนกที่แตกต่างกัน 72 คุณลักษณะ พบว่า ในส่วนของการวิเคราะห์ค่าปัจจัยที่ใช้ที่ละเอียดในการสร้างแบบจำลองเพื่อพิจารณา AUC ที่ต้องมีค่ามากกว่า 0.8 ซึ่งในแต่ละขั้นตอนวิธีที่มีค่าปัจจัยที่ถูกเลือกมีความแตกต่างกันทั้งนี้เป็นผลมาจากลักษณะของข้อมูลตัวแปรต้นที่มีรูปแบบที่เหมาะสมกับแต่ละขั้นตอนวิธีแตกต่างกัน จะเห็นได้ว่า Neural Network Decision Tree และ Naïve Bayes มีปัจจัยที่ผ่านการคัดเลือกเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองถึง 7 ปัจจัยจาก 11 ปัจจัย ในขณะที่ Stochastic Gradient Descent ไม่มีปัจจัยใดที่ผ่านการคัดเลือก ในส่วนของการประเมินแบบจำลองพบว่าแบบจำลองที่ถูกสร้างจากขั้นตอนวิธีที่มีการคัดเลือกจำนวนปัจจัยที่มากกว่าย่อมส่งผลต่อค่า AUC และ CA ที่สูงกว่าแบบจำลองที่ถูกสร้างจากขั้นตอนวิธีที่มีการคัดเลือกจำนวนปัจจัยที่น้อยกว่า อย่างไรก็ตามจากผลลัพธ์ที่ได้มีการพิจารณา AUC CA PREC RECALL และ MMC นั้น จะพบว่าแบบจำลองที่ถูกสร้างด้วยขั้นตอนวิธี Neural Network และ Random Forest จะให้ประสิทธิภาพที่เหนือกว่าขั้นตอนวิธีอื่น

6. สรุป

อากาศยานแต่ละประเภทมีความสามารถและการใช้งานแตกต่างกันไปตามวัตถุประสงค์ที่แตกต่างกัน ในขณะที่อากาศยานทางการทหารมีวัตถุประสงค์ที่ถูกสร้างสำหรับการปฏิบัติการทางทหารซึ่งล้วนเป็นภัยต่อความมั่นคงเมื่อไม่สามารถตรวจและพิสูจน์ฝ่ายอากาศยานนั้นจากภาคพื้น ได้การพิสูจน์ฝ่ายจากระบบเรดาร์เป็นกระบวนการที่สำคัญซึ่งต้องดำเนินการอย่างรวดเร็วเพื่อให้ทราบถึงประเภทและแบบอากาศยานสำหรับเป็นข้อมูลในการตัดสินใจกลยุทธ์ทางทหารสำหรับการจัดการของกองทัพอากาศ ในการจัดอากาศยานรบสมรรถนะสูงขึ้นบินสกัดกั้น และแจ้งหน่วยต่อสู้อากาศยานให้พร้อมป้องกันฐานบิน โดยการวิเคราะห์และการประเมินแบบจำลองการทำนายอากาศยานซึ่งพบว่าขั้นตอนวิธีที่มีประสิทธิภาพในการสร้างแบบจำลองนั้น ได้แก่ Neural Network และ Random Forest ตามลำดับ ในขณะที่ตัวแปรที่เหมาะสมต่อการนำมาใช้ในการสร้างแบบจำลองเพื่อระบุประเภทและแบบอากาศยาน ได้แก่ Velocity FoundLon FoundLat HideLon HideLat Takeoff และ Landed ซึ่งจะทำให้ประสิทธิภาพในการทำนายโดยรวมมีความแม่นยำยิ่งขึ้น

7. ข้อเสนอแนะ

ประสิทธิภาพของแบบจำลองนอกจากจะขึ้นอยู่กับการวิเคราะห์ปัจจัยที่เหมาะสมและการเลือกขั้นตอนวิธีที่มีประสิทธิภาพแล้วยังขึ้นอยู่กับคุณภาพของชุดข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง การรวบรวมชุดข้อมูลที่เป็นตัวแทน (representative) เมื่อมีการพิจารณาให้ครอบคลุมประเภทและแบบอากาศยาน เมื่อนำไปใช้งานจริงจำเป็นต้องมีการสกัดข้อมูล (data extraction) ด้วยวิธีที่มีประสิทธิภาพจะช่วยให้การดำเนินการเป็นไปอย่างอัตโนมัติ

8. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนข้อมูลจากระบบวิเคราะห์ความเคลื่อนไหวกำลังทางอากาศประเทศเพื่อนบ้าน จากกรมข่าวทหารอากาศเพื่อใช้ในการวิเคราะห์และการประเมินแบบจำลองในการระบุประเภทและแบบอากาศยาน และขอขอบพระคุณ นาวาอากาศเอก ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ภูมิพัฒน์ ดวงกลาง ที่คอยให้คำแนะนำตลอดทั้งช่วยชี้แนะแนวทางการพัฒนางานวิจัยนี้จนสำเร็จลุล่วง

9. เอกสารอ้างอิง

- [1] Cai, Y., Rajaram, D., & Mavris, DN. (2019). Multi-mission multi-objective optimization in commercial aircraft conceptual design. *AIAA Aviation 2019 Forum*.
- [2] กองการบิน. (2019). **คู่มือการบินติดตามการเปลี่ยนแปลงทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม**. สำนักงานปลัดกระทรวงทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม.
- [3] Mancini, A., Zamboni, J., & Moerland, E. (2021). A knowledge-based methodology for the initiation of military aircraft configurations. *AIAA Aviation 2021 Forum*.
- [4] Daungklang, P., & Kruakao, R. (2019). Models for automatic aircraft type prediction. *NKRAFA Journal of Science and Technology*. 15:1–8.
- [5] Anchuen, P., & Phisutthangkoon, N. (2022). A Model of Fighter Aircraft Classification Based on Information of Unknown Target Using Artificial Neural Networks. *Journal of Applied Research on Science and Technology*. 21(2):89–103.
- [6] พระราชบัญญัติว่าด้วยการปฏิบัติต่ออากาศยานที่กระทำผิดกฎหมาย (ฉบับ ๓) พ.ศ. ๒๕๕๓. (๒๕๕๓, ๒๒ พฤศจิกายน).
- [7] Mekruksavanich, S. (2020). ระบบฐานข้อมูลเทคโนโลยีป้องกันประเทศ. *Defence Technology Academic Journal*. 2(5):4–15.
- [8] Khera, KK. (2020). **Air Defence Command-A Bold Test Case**. Institute for Defense Studies & Analyses (IDSA).
- [9] Petchmak, W., Daungklang, P., & Anchuen, P. (2023). Comparing Coverage Models of Radar: Evaluating Viewshed Against Ground Truth Detection. 2023 8th International STEM Education Conference (iSTEM-Ed). Ayutthaya, Thailand: IEEE. p. 1-4. doi: 10.1109/iSTEM-Ed59413.2023.10305727.
- [10] Uthansakul, P., Anchuen, P., Uthansakul, M., & Ahmad, K. A. (2020). Estimating and Synthesizing QoE Based on QoS Measurement for Improving Multimedia Services on Cellular Networks Using ANN Method. *IEEE Transactions on Network and Service Management*. 17(1):389–402. doi: 10.1109/TNSM.2019.2946091.
- [11] James, DE. (1996). **Straightforward statistics for the behavioral sciences**. Thomson Brooks/Cole Publishing Co.
- [12] Li, Z., Liu, F., Yang, W., Peng, S., & Zhou, J. (2021). A survey of convolutional neural networks: analysis, applications, and prospects. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*.
- [13] Costa, V.G., & Pedreira, C.E. (2023). Recent advances in decision trees: An updated survey. *Artificial Intelligence Review*. 56(5):4765–800.
- [14] Hu, J., & Szymczak, S. (2023). A review on longitudinal data analysis with random forest. *Brief Bioinform*. 24(2).
- [15] Bansal, M., Goyal, A., & Choudhary, A. (2022). A comparative analysis of K-nearest neighbor, genetic, support vector machine, decision tree, and long short term memory algorithms in machine learning. *Decision Analytics Journal*. 3:100071.
- [16] Cervantes, J., García-Lamont, F., Rodríguez-Mazahua, L., & López, A. (2020). A comprehensive survey on support vector machine classification: *Applications, challenges and trends*. *Neurocomputing*. 408:189–215.
- [17] Chen, S., Liu, Y., Yin, Y., Pan, Q., & Guo, Y. (2020). A novel selective naïve Bayes algorithm. *Knowledge-Based Systems*. 192:105361.

- [18] Bahad, P., & Saxena, P. (2020). Study of adaboost and gradient boosting algorithms for predictive analytics. In: International Conference on Intelligent Computing and Smart Communication 2019: Proceedings of ICSC 2019. Singapore: Springer.
- [19] Velthoen, J., Moerland, E., Jansen, B., & Heskes, T. (2023). Gradient boosting for extreme quantile regression. *Extremes*. 26(4):639–67.
- [20] Liu, Y., Gao, Y., & Yin, W. (2020). An improved analysis of stochastic gradient descent with momentum. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 33:18261–71.
- [21] Demsar, J., Curk, T., Erjavec, A., Gorup, C., Hocevar, T., & Milutinovic, M. (2013). data mining toolbox in Python. *the Journal of machine Learning research*. 14:2349-2353.