

การศึกษาการเปรียบเทียบเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง
สำหรับการกำหนดหลุมจอดอากาศยาน
ON THE STUDY OF COMPARISON OF MACHINE LEARNING TECHNIQUES
FOR APRON ALLOCATION ASSIGNMENT



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
พ.ศ. 2566

KMITL-2023-EN-M-027-049

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ON THE STUDY OF COMPARISON OF MACHINE LEARNING TECHNIQUES
FOR APRON ALLOCATION ASSIGNMENT



A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRICAL AND COMPUTER ENGINEERING
SCHOOL OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
2023

KMITL-2023-EN-M-027-049

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2023

SCHOOL OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การศึกษาการเปรียบเทียบเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับการกำหนดหลุมจอดอากาศยาน
นักศึกษา	นางสาวเสาวลักษณ์ ชีระพันธ์พงศ์
รหัสประจำตัว	64601159
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
พ.ศ.	2566
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.ชวลิต เบญจางคประเสริฐ

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอการเปรียบเทียบอัลกอริทึมที่ใช้ในการกำหนดหลุมจอดอากาศยานสำหรับอากาศยานขาเข้า โดยตำแหน่งหลุมจอดอากาศยาน แบ่งออกเป็น 2 ประเภท ได้แก่ ระยะทางใกล้หรือไกลจากอาคารเทียบท่าอากาศยาน ซึ่งใช้ข้อมูลทางสถิติของหลุมจอดของอากาศยานจากการบันทึกข้อมูลกระบวนการบินภาคพื้น ประกอบด้วย 5 ปัจจัย ได้แก่ การระบุอากาศยาน (Aircraft Identification) เวลาที่อากาศยานมาถึงโดยประมาณ (Estimate Time Of Arrival: ETOA) พื้นที่หลุมจอดอากาศยาน (Area of Apron) ประเภทของอากาศยาน (Type of Aircraft) และหลุมจอดเป้าหมาย (Target of Stand Location) เป็นข้อมูลนำเข้าของระบบ โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ได้แก่ อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Kernel Support Vector Machine) ประกอบด้วย เรเดียลเบสิสฟังก์ชัน (Gaussian RBF) ซิกมอยด์ (Sigmoid) และพหุนามเกาส์เซียน (Gaussian Polynomial) การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression) และ โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ข้อมูลแบ่งเป็น 2 กลุ่ม โดยที่เป็น Training Data ร้อยละ 80 เพื่อใช้ในการสอนและจดจำของโมเดล และ Testing Data ร้อยละ 20 ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้หลังจากทดสอบกับ testing data โดยผลการประเมินประสิทธิภาพของการทำนาย ใช้ตัวแปรในการประเมิน ได้แก่ ความเที่ยงตรง (Accuracy) ค่าความระลึก (Recall) เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ความแม่นยำ (Precision) และ Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) หลังทำการเปรียบเทียบอัลกอริทึมต่าง ๆ พบว่า อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) เป็นอัลกอริทึมที่มีความแม่นยำสูงสุด และเป็นเทคนิคที่มีความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดเหมาะสมที่จะใช้ในการระบุหลุมจอดอากาศยาน ช่วยลดเวลาในการตัดสินใจของผู้ควบคุมจราจรทางอากาศในการเลือกพื้นที่จอดอากาศยาน และลดการกระจายของเวลาที่ไม่ได้ใช้งาน ซึ่งสามารถเพิ่มความจุและประสิทธิภาพของสนามบินได้

Thesis	ON THE STUDY OF COMPARISON OF MACHINE LEARNING TECHNIQUES FOR APRON ALLOCATION ASSIGNMENT
Student	Miss Sawaluck Teerapanpong
Student ID.	64601159
Degree	Master of Engineering
Program	Electrical and Computer Engineering
Year	2023
Thesis Advisor	Assoc.Prof.Dr.Chawalit Benjangkaprasert

ABSTRACT

This thesis proposes the comparison of the Machine Learning algorithm used to determine aircraft stand for arrival flight. The two categories of aircraft stand location are near or far distance from the airport concourse building. The thesis used statistical data of aircraft standoffs from ground flight process data recording, consisting of 5 factors: Aircraft Identification, Estimate Time Of Arrival (ETOA), Area of Apron, Type of Aircraft and Target of Stand Location are input data for the system. It uses machine learning techniques such as Support Vector Machine algorithms (SVM), Kernel Support Vector Machines including Radial Basis Functions (Gaussian RBF), Sigmoid and Gaussian Polynomial, Logistic Regression analysis, and Artificial Neural Networks to solve aircraft stand location assignment problems and provide reasonable aircraft parking services. Dataset were divided into 80:20 proportions, with 80% training data used for teaching and remembering the model, and 20% to testing data. The evaluation variables were Accuracy, Recall, Confusion Matrix, Precision and Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve). The Support Vector Machine algorithm is the most accurate algorithm and have the lowest tolerances suitable for Apron allocation assignment. This reduces the decision time of air traffic controllers in selecting an aircraft parking area and reduced the distribution of idle periods which can increase airport capacity and efficiency.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จได้ด้วยความกรุณาจากอาจารย์ที่ปรึกษา รศ.ดร.ชวลิต เบญจางคประเสริฐ ที่ให้ความช่วยเหลือ ให้คำชี้แนะช่วยแก้ปัญหาตลอดจนให้ความรู้และประสบการณ์ที่ดีแก่ข้าพเจ้า

ขอขอบคุณ ดร.ไอศูรย์ กาญจนสุรัตน์ ที่คอยให้คำปรึกษาและชี้แนะแนวทางการแก้ไขและให้คำแนะนำตลอดจนข้อชี้แนะ จนในที่สุดทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลงได้

ขอขอบคุณ บริษัทวิทยุการบินแห่งประเทศไทยจำกัด ที่ให้ข้อมูลทางสถิติด้านการบินเพื่อใช้ในการศึกษาวิจัยนี้

สำหรับคุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้กับบิดามารดา ซึ่งเป็นที่รักและเคารพยิ่ง ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้และถ่ายทอดประสบการณ์ที่ดีให้แก่ข้าพเจ้า

เสาวลักษณ์ ธีระพันธ์พงศ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญรูป.....	VIII
1. บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	2
1.3 สมมุติฐานของการศึกษา.....	2
1.4 ขอบเขตการวิจัย.....	3
1.5 ขั้นตอนของการศึกษา.....	3
2. หลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1 การควบคุมจราจรทางอากาศ.....	4
2.1.1 การทำงานของ ATC.....	4
2.1.2 การนำเครื่องบินออกจากสนามบิน.....	4
2.1.3 การนำเครื่องบินเข้ามายังสนามบิน.....	8
2.1.4 การควบคุมจราจรทางอากาศบริเวณท่าอากาศยาน.....	9
2.1.5 การควบคุมจราจรทางอากาศเขตประชิดท่าอากาศยาน.....	10
2.1.6 การควบคุมจราจรทางอากาศตามเส้นทางบิน.....	11
2.1.7 ชุดข้อมูล.....	12
2.2 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning).....	13
2.2.1 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM).....	14
2.2.2 เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM Kernel).....	16
2.2.3 การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression).....	18
2.2.4 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network).....	19
2.3 การวัดประสิทธิภาพ.....	22
2.3.1 เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix).....	23

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.3.2 The area under the receiver operating characteristic (ROC).....	25
curve (AUC)	
2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	26
2.4.1 การกำหนดประตุนามบินสำหรับประตุนเฉพาะของสายการบิน	26
2.4.2 การแก้ปัญหการกำหนดประตุนนามบินโดยใช้แนวทางอัลกอริทึมทางพันธุกรรม..	27
2.4.3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมเมตาฮิวริสติกกับปัญหการกำหนด.....	27
ประตุนนามบิน	
2.4.4 ปัญหการจัดตารางการให้บริการภาคพื้นดินของเครื่องบินและ.....	28
อัลกอริทึมพาร์เธโน-เจเนติกด้วยกฎฮิวริสติกแบบไฮบริด	
2.4.5 แนวทาง Particle swarm optimization ที่ได้รับการปรับปรุงเพื่อแก้ปัญหการ.....	28
มอบหมายประตุนเครื่องบิน	
3. การออกแบบและวิธีการทดสอบอัลกอริทึม.....	29
3.1 กระบวนการสร้างแบบจำลอง.....	29
3.1.1 กระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	31
3.1.2 กระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	32
3.1.3 กระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก.....	33
3.1.4 กระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม.....	34
3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูล.....	36
3.2.1 ชุดข้อมูล.....	37
3.3 การสำรวจข้อมูล (Exploratory Data Analysis: EDA).....	38
3.4 การเตรียมข้อมูล (Data Preparation).....	42
3.5 อัลกอริทึมของแบบจำลองของการทำนาย.....	43
3.5.1 อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM).....	44
3.5.2 อัลกอริทึมเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	44
(Kernel Support Vector Machine: Kernel SVM)	
3.5.3 อัลกอริทึมการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression).....	46
3.5.4 อัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN).....	47
3.6 การประเมินผล.....	47

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.6.1 ความเที่ยงตรง.....	49
3.6.2 ค่าความระลึก	49
3.6.3 ความแม่นยำ.....	49
3.6.4 Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve).....	49
4. ผลการดำเนินการ.....	51
4.1 ประสิทธิภาพการจำแนกประเภท.....	51
4.1.1 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	53
4.1.2 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	54
ประเภทเรเดียลเบสิสฟังก์ชัน	
4.1.3 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	56
ประเภทซิกมอยด์	
4.1.4 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	57
ประเภทพหุนามเกาส์เซียน	
4.1.5 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก.....	58
4.1.6 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม.....	59
5. สรุปปัญหาและแนวทางการแก้ไข.....	62
5.1 สรุปและวิจารณ์ผลการทดลอง.....	62
5.2 ข้อเสนอแนะ.....	63
บรรณานุกรม.....	64
ภาคผนวก ก. ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์.....	67
ประวัติผู้เขียน.....	69

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 2.1 Confusion Matrix.....	23
ตารางที่ 3.1 พารามิเตอร์ที่ใช้สำหรับอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม.....	35
ตารางที่ 3.2 ประเภทของข้อมูลจากการรวบรวมสถิติสำหรับกระบวนการบินภาคพื้นดิน.....	36
ตารางที่ 3.3 ชุดข้อมูลตัวอย่างจากการเก็บรวบรวมสถิติสำหรับ กระบวนการบินภาคพื้นดิน.....	37
ตารางที่ 3.4 ปัจจัยที่ใช้ในการฝึกแบบจำลอง.....	42
ตารางที่ 3.5 ชุดข้อมูลตัวอย่างจากการเตรียมข้อมูล.....	43
ตารางที่ 3.6 ข้อมูลที่ใช้สำหรับการสร้างและประเมิน แบบจำลองการทำนายตำแหน่งหลุมจอดของอากาศยาน.....	44
ตารางที่ 3.7 สรุป Parameter ที่ใช้สำหรับอัลกอริทึมเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	46
ตารางที่ 3.8 สรุป Parameter ที่ใช้สำหรับอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม.....	47
ตารางที่ 4.1 ชุดข้อมูลหลุมจอดป้อนเข้า.....	53
ตารางที่ 4.2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกหลุมจอดอากาศยาน.....	61

สารบัญรูปภาพ

	หน้า
รูปที่ 2.1 การควบคุมจราจรทางอากาศ.....	4
รูปที่ 2.2 แผนการบิน.....	7
รูปที่ 2.3 Electronic Flight Strip.....	8
รูปที่ 2.4 สรุปขั้นตอนการบิน.....	9
รูปที่ 2.5 การควบคุมจราจรทางอากาศบริเวณท่าอากาศยาน.....	10
รูปที่ 2.6 การควบคุมจราจรทางอากาศเขตประชิดท่าอากาศยาน.....	11
รูปที่ 2.7 การควบคุมจราจรทางอากาศตามเส้นทางบิน.....	11
รูปที่ 2.8 การแบ่งพื้นที่การควบคุมจราจรทางอากาศ.....	12
รูปที่ 2.9 พื้นที่ลานจอดเครื่องบินของสนามบิน VTBS.....	13
รูปที่ 2.10 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเชิงเส้น.....	16
รูปที่ 2.11 เคอร์เนล Gaussian RBF.....	17
รูปที่ 2.12 เคอร์เนล Sigmoid.....	17
รูปที่ 2.13 เคอร์เนล Polynomial.....	17
รูปที่ 2.14 การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก.....	19
รูปที่ 2.15 โครงข่ายเพอร์เซปตรอน.....	20
รูปที่ 2.16 โครงข่ายเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น.....	20
รูปที่ 2.17 The area under the receiver operating characteristic (ROC) curve (AUC).....	26
รูปที่ 3.1 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลล่วงหน้า.....	30
รูปที่ 3.2 ขั้นตอนทั่วไปของการจัดประเภทการจัดการลานจอดด้วยอัลกอริทึมแมชชีนเลิร์นนิง.....	31
รูปที่ 3.3 กระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	32
รูปที่ 3.4 กระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	32
รูปที่ 3.5 กระบวนการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของอัลกอริทึมเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	33
รูปที่ 3.6 กระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก.....	34
รูปที่ 3.7 กระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม.....	34
รูปที่ 3.8 กระบวนการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม.....	35
รูปที่ 3.9 พื้นที่ลานจอดอากาศยานของสนามบิน VTBS.....	38
รูปที่ 3.10 ขั้นตอนการสำรวจข้อมูล.....	39

สารบัญรูปภาพ (ต่อ)

	หน้า
รูปที่ 3.11 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลหลุมจอดอากาศยานเป้าหมาย กับ Feature อื่น ๆ	40
รูปที่ 3.12 เมทริกซ์สหสัมพันธ์ (Correlation Metrix) ระหว่างข้อมูลหลุมจอดอากาศยานเป้าหมายกับ Feature อื่น ๆ	41
รูปที่ 3.13 ผลลัพธ์ของการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของเคอร์เนล RBF.....	45
รูปที่ 3.14 ผลลัพธ์ของการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของเคอร์เนล Sigmoid.....	46
รูปที่ 3.15 ผลลัพธ์ของการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของเคอร์เนล Polynomial.....	46
รูปที่ 3.16 การประเมินผลในการการทำนายตำแหน่งหลุมจอดของอากาศยาน.....	48
รูปที่ 3.17 ตำแหน่งต่าง ๆ ของ Confusion Matrix.....	49
รูปที่ 4.1 แผนผังการดำเนินงานจำแนกหลุมจอดอากาศยาน.....	52
รูปที่ 4.2 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	53
รูปที่ 4.3 ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve)..... ของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	54
รูปที่ 4.4 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน..... ประเภทเรเดียลเบสิสฟังก์ชัน	55
รูปที่ 4.5 ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve)..... ของอัลกอริทึมเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทเรเดียลเบสิสฟังก์ชัน	55
รูปที่ 4.6 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทซิกมอยด์.....	56
รูปที่ 4.7 ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve)..... ของอัลกอริทึมเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทซิกมอยด์	56
รูปที่ 4.8 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน..... ประเภทพหุนามเกาส์เซียน	57
รูปที่ 4.9 ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve)..... ของอัลกอริทึมเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทพหุนามเกาส์เซียน	57
รูปที่ 4.10 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก.....	58
รูปที่ 4.11 ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve)..... ของการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก	58
รูปที่ 4.12 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม.....	59

สารบัญรูปภาพ (ต่อ)

หน้า

รูปที่ 4.13 ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve).....	59
ของโครงข่ายประสาทเทียม	
รูปที่ 4.14 ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve).....	60
ของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องประเภทต่าง ๆ	



บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบัน อุตสาหกรรมการบินเติบโตขึ้นเป็นอย่างมากส่งผลให้ปริมาณการจราจรทางอากาศเพิ่มขึ้น ทั้งนี้เพื่อให้การจราจรทางอากาศดำเนินไปได้ด้วยความปลอดภัย รวดเร็ว เป็นระเบียบ และมีประสิทธิภาพ ดังนั้นการควบคุมจราจรทางอากาศจึงเป็นสิ่งสำคัญในการจัดการให้อากาศยานสามารถทำการบินได้อย่างปลอดภัยนับตั้งแต่เริ่มทำการบินจนกระทั่งถึงท่าอากาศยานปลายทาง การจัดการจราจรทางอากาศจัดทำขึ้นเพื่อป้องกันไม่ให้อากาศยานชนกัน รวมถึงการป้องกันไม่ให้อากาศยานชนกับสิ่งกีดขวางทั้งในพื้นที่ปฏิบัติการบินหรือสิ่งกีดขวางอื่น ๆ ขณะทำการบิน อีกทั้งยังทำให้การจราจรทางอากาศเกิดความคล่องตัวและเป็นระเบียบ

การควบคุมจราจรทางอากาศบริเวณท่าอากาศยานและภาคพื้นดินที่สนามบินเป็นหนึ่งในสิ่งสำคัญต่อการดำเนินงานด้านการบินทั้งหมด อีกทั้งยังเป็นคอขวดสำคัญในระบบขนส่งทางอากาศทั่วโลก เนื่องจากปริมาณการเดินทางทางอากาศที่เพิ่มขึ้นและการเติบโตของสนามบิน ทำให้การบริการภาคพื้นดินที่สนามบินมีความซับซ้อน ส่งผลให้ใช้เวลาในการบริการเพิ่มขึ้นสำหรับกระบวนการปฏิบัติงานภาคพื้นดินของสนามบิน สนามบินจำนวนมากพบปัญหาความล่าช้าของเที่ยวบินและแก้ไขโดยการลดระยะเวลาที่จำเป็นสำหรับบริการภาคพื้นดินของสนามบิน ในขณะที่ยังคงปลอดภัยและสามารถรองรับเที่ยวบินเพิ่มเติมได้ การจัดการที่ผิดพลาดของบริการการจัดการลานจอดทำให้เกิดความล่าช้าของการบริการภาคพื้นดินของสนามบินคิดเป็นร้อยละ 15.45 ของความล่าช้าทั้งหมดที่สนามบินกลางขนาดใหญ่ ด้วยเหตุนี้ การจัดการหลุมจอดหรือลานจอดอากาศยานจึงเป็นจุดสนใจหลักของการแก้ไขปัญหาความล่าช้าในการจัดการภาคพื้นดินของสนามบินและเป็นการเพิ่มขีดความสามารถของสนามบินเพื่อรองรับเที่ยวบินเพิ่มเติม

อีกแง่มุมหนึ่งของบริการภาคพื้นดินของสนามบินรวมถึงบริการการจัดการลานจอด ผู้ปฏิบัติงานภาคพื้นดินจะได้รับประโยชน์จากการระบุตำแหน่งหลุมจอดหรือประตูสนามบิน ซึ่งเหมาะสมกับปัจจัยหลายประการ ได้แก่ การลงจอดบนรันเวย์ ประเภทอากาศยาน และเวลามาถึงของอากาศยาน ซึ่งจะช่วยลดเวลาที่ต้องใช้สำหรับการประมวลผลภาคพื้นดินบนสนามบิน เป็นการเพิ่มความจุของเที่ยวบิน โดยบริการการจัดการลานจอดที่สนามบินส่วนใหญ่ให้บริการแบบ "มาก่อนได้ก่อน" ตามลำดับของเที่ยวบินที่มาถึง แม้ว่าวิธีนี้จะเป็นวิธีที่สมเหตุสมผลและตรงไปตรงมา แต่ก็ไม่ได้ปรับใช้ทรัพยากรให้เหมาะสมหรือประหยัดเวลา ด้วยเหตุดังกล่าวทำให้การกำหนดประตูขึ้นเครื่องที่สนามบินจึงเป็นปัจจัยหลักและกลยุทธ์ที่กำหนดไว้ล่วงหน้าสำหรับการดำเนินงานสนามบินในการ

จัดการจราจรทางอากาศ นอกจากนี้ยังเป็นกิจกรรมที่สำคัญในการลดความล่าช้าของสนามบิน ปรับปรุงประสิทธิภาพการดำเนินงานภาคพื้นดิน และลดต้นทุนการบริการ

ดังนั้น วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงเสนอแบบจำลองอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประกอบด้วยพหุนาม เกาส์เซียน (Gaussian) เรเดียลเบสิสฟังก์ชัน (Gaussian RBF) และ ซิกมอยด์ (Sigmoid) การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression) และ โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) โดยอ้างอิงจากปัจจัยข้อมูลนำเข้า 5 ประการ ได้แก่ การระบุอากาศยาน เวลาถึงโดยประมาณ (Estimate Time Of Arrival: ETOA) พื้นที่หลุมจอด ประเภทของอากาศยาน และหลุมจอดเป้าหมาย เป็นอัลกอริทึมในการแก้ปัญหาการกำหนดประตูทางออกขึ้นเครื่อง (Gate) และจัดบริการปฏิบัติการลานจอดอากาศยานอย่างสมเหตุสมผล โดยมีเป้าหมายเพื่อลดระยะเวลาที่ต้องใช้ในการให้บริการภาคพื้นดินของสนามบิน ในขณะที่ยังคงปลอดภัยและสามารถรองรับเพิ่มเติมได้

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

1. เพื่อศึกษาอัลกอริทึมในการแก้ปัญหาการกำหนดหลุมจอดอากาศยาน
2. เพื่อลดระยะเวลาและระยะห่างที่ต้องใช้ในการให้บริการภาคพื้นดินของสนามบินในขณะที่ยังคงปลอดภัยและสามารถรองรับความจุอากาศยานเพิ่มเติมได้

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

การใช้อัลกอริทึมในการช่วยกำหนดหลุมจอดอากาศยาน โดยใช้ข้อมูลทางสถิติของหลุมจอดของอากาศยาน ได้แก่ การระบุอากาศยาน (Aircraft Identification) เวลาที่อากาศยานมาถึงโดยประมาณ (Estimate Time Of Arrival: ETOA) พื้นที่หลุมจอดอากาศยาน (Area of Apron) ประเภทของอากาศยาน (Type of Aircraft) และหลุมจอดเป้าหมาย (Target of Stand Location) เป็นข้อมูลนำเข้าของระบบ โดยใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง ได้แก่ อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Kernel Support Vector Machine) ประกอบด้วย เรเดียลเบสิสฟังก์ชัน (Gaussian RBF) ซิกมอยด์ (Sigmoid) และพหุนามเกาส์เซียน (Gaussian Polynomial) การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression) และ โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ความเที่ยงตรง (Accuracy) ค่าความระลึก (Recall) เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ความแม่นยำ (Precision) และ Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) ในการประเมินความแม่นยำของการระบุหลุมจอดอากาศยาน จะสามารถกำหนดหลุมจอดอากาศยานได้อย่างแม่นยำ ช่วยลดเวลาดัดสินใจเลือกพื้นที่จอดที่เลือก และลดการกระจายของช่วงเวลาที่ไม่ได้ใช้งาน ซึ่งสามารถเพิ่มความจุและประสิทธิภาพของสนามบินได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.4 ขอบเขตการวิจัย

1. ใช้ข้อมูลทางสถิติของหลุมจอดของอากาศยาน ได้แก่ การระบุอากาศยาน (Aircraft Identification) เวลาที่อากาศยานมาถึงโดยประมาณ (Estimate Time Of Arrival: ETOA) พื้นที่หลุมจอดอากาศยาน (Area of Apron) ประเภทของอากาศยาน (Type of Aircraft) และหลุมจอดเป้าหมาย (Target of stand location) เป็นข้อมูลนำเข้าของระบบ ข้อมูลที่ใช้ในรายงานระบุตำแหน่งของหลุมจอดอากาศยานเป็นข้อมูลสถิติที่ใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้นซึ่งได้มาจากบริษัทวิทยุการบินแห่งประเทศไทยจำกัด
2. ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ได้แก่ อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Kernel Support Vector Machine) ประกอบด้วย เรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน (Gaussian RBF) ซิกมอยด์ (Sigmoid) และพหุนามเกาส์เซียน (Gaussian Polynomial) การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression) และ โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ในการแก้ปัญหการกำหนดหลุมจอดอากาศยานและจัดบริการปฏิบัติการลานจอดอากาศยานอย่างสมเหตุสมผล
3. กำหนดผลลัพธ์ของระบบ คือ ตำแหน่งของหลุมจอดอากาศยานขาเข้า โดยสามารถระบุได้ว่าใกล้หรือไกลจากอาคารเทียบท่าอากาศยาน
4. ในการประเมินประสิทธิภาพของการทำนาย ใช้ตัวแปรในการประเมิน ได้แก่ ความเที่ยงตรง (Accuracy) ค่าความระลึก (Recall) เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ความแม่นยำ (Precision) และ Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) ในการประเมินความแม่นยำของการระบุหลุมจอดอากาศยาน

1.5 ขั้นตอนของการศึกษา

ในการจัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ มีขั้นตอนในการดำเนินงานดังนี้

1. ศึกษาความเป็นมา วัตถุประสงค์ สมมติฐาน และศึกษางานวิจัยอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง
2. ศึกษาทฤษฎีพื้นฐานเกี่ยวกับอัลกอริทึมที่ใช้ในการวิเคราะห์และจำแนกข้อมูล
3. การเก็บรวบรวมข้อมูลทางด้านสถิติของการใช้หลุมจอดในปัจจุบัน
4. วิเคราะห์ เลือกใช้ทฤษฎี และอัลกอริทึมที่เหมาะสมกับการจำแนกหลุมจอด
5. เขียนโปรแกรม และทำการทดลองการประมวลผล
6. วิเคราะห์ผลการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกหลุมจอด
7. เลือกโมเดลที่มีประสิทธิภาพสูงสุดเพื่อประยุกต์ในการใช้งานจริง
8. ดำเนินการติดตั้ง พร้อมทดสอบกระบวนการทำงาน
9. วิเคราะห์ผลการทำงาน และปรับแก้ไขกระบวนการทำงานให้มีประสิทธิภาพ
10. สรุปผลการทำงาน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2

หลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 การควบคุมจราจรทางอากาศ

ในการควบคุมจราจรทางอากาศมีส่วนสำคัญ คือ การทำงานของ Air Traffic Controller การนำเครื่องบินเข้าและเครื่องบินออก

2.1.1 การทำงานของ ATC

ATC ย่อมาจากคำว่า Air Traffic Control หมายถึง การควบคุมการจราจรทางอากาศ ขณะเดียวกัน เจ้าหน้าที่ที่ทำหน้าที่ดังกล่าวเรียกว่า Air Traffic Controller ในการให้บริการควบคุมจราจรทางอากาศนั้น แสดงดังรูปที่ 2.1 มีวัตถุประสงค์หลัก 3 ประการ [1] ดังนี้

- เพื่อป้องกันการเกิดอุบัติเหตุระหว่างอากาศยานที่บินอยู่ในอากาศ
- เพื่อป้องกันการเกิดอุบัติเหตุระหว่างอากาศยานกับสิ่งกีดขวางภาคพื้น
- เพื่อให้การจราจรทางอากาศเป็นไปด้วยความสะดวก รวดเร็ว และปลอดภัย



รูปที่ 2.1 การควบคุมจราจรอากาศ [1]

2.1.2 การนำเครื่องบินออกจากสนามบิน

เมื่อต้องการนำเครื่องบินออกจากสนามบิน นักบินต้องทำแผนการบิน หรือที่เรียกว่า Flight Plan แสดงดังรูปที่ 2.2 ส่งให้กับ ATC ได้รับทราบ ประกอบด้วยข้อมูลสำคัญได้แก่ รุ่นเครื่องบิน อุปกรณ์ประจำเครื่อง สนามบินปลายทาง สนามบินสำรอง กรณีเครื่องลงสนามบิน เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ปลายทางไม่ได้ เชื้อเพลิงในเครื่องบิน เส้นทางบินที่จะไป ความเร็ว เพดานบินที่ต้องการ (ความสูงที่นักบินขอมาคจะเป็นความสูงที่เครื่องบินสามารถประหยัดเชื้อเพลิงได้มากที่สุด แต่บางครั้ง ATC ไม่สามารถให้ความสูงตามที่ขอได้ เนื่องจากการจราจรที่คับคั่ง) เวลาที่คาดว่าจะวิ่งขึ้น เวลาที่คาดว่าจะไปถึง รวมถึงเวลาที่จะผ่านเข้าไปยังเขตประเทศต่าง ๆ (หากเป็นการบินระหว่างประเทศ) และข้อมูลสำคัญอีกมากมาย

เมื่อ ATC ได้รับข้อมูลทั้งหมดแล้ว ก็จะตรวจสอบสภาพอากาศและทบทวนแผนการบินอีกครั้ง ก่อนพิมพ์ข้อมูลลงในแถบกระดาษรายงานความคืบหน้าของเที่ยวบินที่เรียกว่า Flight Progress Strip หรือปัจจุบันใช้เป็น Electronic Flight Strip แสดงดังรูปที่ 2.3 แถบกระดาษนี้ใช้ในการติดตามดูแลเครื่องบินไปตลอดเส้นทาง โดยมีการ Update ข้อมูลอยู่ตลอดเวลา หลังจากนักบินได้รับอนุญาตให้นำเครื่องออกได้ แถบรายงานการบินจะถูกส่งต่อไปยัง Ground Controller หรือเจ้าหน้าที่ควบคุมภาคพื้นดิน นักบินต้องติดต่อกับเจ้าหน้าที่หอบังคับการบิน เพื่อขอติดเครื่องยนต์และขอ Push Back (การดันเครื่องถอยหลัง กรณีจอดเทียบอาคารผู้โดยสาร) เมื่อเครื่องพร้อม นักบินต้องทำการติดต่อ Ground Controller อีกครั้ง เพื่อขอขับเคลื่อน (Taxi) สำหรับวิ่งขึ้นในลำดับต่อไปและเมื่อเครื่องบินใกล้ถึงรันเวย์ การควบคุมจราจรภาคพื้นก็จะถูกโอนต่อไปให้กับหอบังคับการบิน (Local Controller หรือ Tower)

หากทุกอย่างเรียบร้อยและปลอดภัย Tower ซึ่งทำหน้าที่ควบคุมการขึ้น-ลงของเครื่องบินทั้งหมดในสนามบินนั้น จะอนุญาตให้นำเครื่องขึ้นได้ ด้วยประโยคที่ว่า “Cleared for Takeoff” และแจ้งความถี่วิทยุใหม่ให้กับนักบินได้รับทราบ เพื่อใช้ในการติดต่อหลังจากนำเครื่องขึ้นแล้ว โดยความถี่ใหม่นี้เป็นของ Departure Controller (เจ้าหน้าที่ควบคุมเครื่องขาออก) ซึ่งประจำการอยู่ที่ TRACON (Terminal Radar Approach Control) ขณะเดียวกันนักบินจะเปิดใช้งานอุปกรณ์ที่เรียกว่า Transponder ทำหน้าที่ตรวจจับสัญญาณวิทยุที่เข้ามา แล้วส่งสัญญาณพร้อมข้อมูลที่เข้ารหัสแล้วตอบกลับไป อันประกอบด้วยข้อมูลเที่ยวบิน ความสูง ความเร็ว จุดหมายปลายทาง ซึ่งจะปรากฏบนหน้าจอเรดาร์ของเจ้าหน้าที่ควบคุม แต่สำหรับเครื่องบินรุ่นใหม่ อุปกรณ์นี้ทำงานโดยอัตโนมัติ

Departure Controller ให้ข้อมูลกับนักบินถึงระยะห่างจากเครื่องบินแต่ละลำ พร้อมกับกำหนดทิศทาง ความเร็ว เพดานบิน ซึ่งนักบินต้องปฏิบัติตาม หรืออาจแจ้งให้นักบินนำเครื่องบินไปตามเส้นทางขาออกมาตรฐาน (SID : Standard Instrument Departure) จนกระทั่ง Departure Controller เห็นว่าเครื่องเข้าสู่เส้นทางที่ต้องการแล้ว หรือมีความปลอดภัยแล้ว จึงส่งต่อการควบคุมให้ ศูนย์ควบคุมการจราจรทางอากาศตามเส้นทางบิน (Area Control) ซึ่งมีการแบ่งเขต

การทำงานไว้ชัดเจน และทำหน้าที่คอยดูแลจนกระทั่งเครื่องบินนั้นเดินทางถึงที่หมาย หรือพ้นเขตประเทศไปแล้ว

การควบคุมการจราจรทางอากาศในเส้นทางบิน แบ่งระดับการช่วยเหลือตามประเภทของเครื่องบินไว้ 2 กลุ่ม คือ เครื่องบินที่บินโดยไม่มีอุปกรณ์ช่วยเหลือมากนัก กล่าวคือ บินตามกฎอาศัยทัศนวิสัยเป็นตัวตัดสินใจ (Visual Flight Rule : VFR) อีกกลุ่ม คือ เครื่องบินที่มีอุปกรณ์เครื่องวัดประกอบการบิน (Instrument Flight Rule : IFR) เครื่องบินในกลุ่มหลังนี้ต้องทำแผนการบินส่งให้กับศูนย์ควบคุมและต้องรับฟังคำแนะนำตลอดเวลาบิน ซึ่งศูนย์ควบคุมการจราจรทางอากาศจะดูแลให้เครื่องบินกลุ่มนี้อยู่ในตำแหน่งและเส้นทางที่เหมาะสม

อุปกรณ์ที่ใช้ในการควบคุมที่เรียกว่า อุปกรณ์ติดตามอากาศยานอัตโนมัติ (Automatic Dependent Surveillance : ADS) ใช้ในการส่งสัญญาณแจ้งตำแหน่งของเครื่องบิน เป็นพิกัดเส้นรุ้ง เส้นแวง เพิ่มความแม่นยำในการระบุตำแหน่งและเป็นประโยชน์มากในเส้นทางบินเหนือมหาสมุทร

ขณะอากาศยานบินไปตามเส้นทางนั้น เมื่อถึงจุดรายงานตำแหน่ง นักบินต้องติดต่อแจ้งข้อมูลให้กับศูนย์ควบคุมฯ ได้ทราบ ในขณะเดียวกันศูนย์ควบคุมฯ มีการแจ้งข้อมูลให้กับนักบินทราบตลอดเวลาเช่นกัน ผู้ควบคุมการจราจรทางอากาศอาจสั่งให้เปลี่ยนเส้นทางบิน หรือเปลี่ยนความสูง ขึ้นอยู่กับสภาพอากาศ หรือความคับคั่งของเครื่องบินในเส้นทางบินนั้น ดังนั้น เที่ยวบินหนึ่ง ๆ อาจไม่ได้ทำการบินตามแผนการบินที่แจ้งไว้แต่แรกก็ได้ เพราะ ATC จะคำนึงถึงความปลอดภัยเป็นหลัก

 International Flight Plan		
U.S. Department of Transportation Federal Aviation Administration		
PRIORITY ADDRESSEE(S)		
<=FF		
FILING TIME ORIGINATOR <=		
SPECIFIC IDENTIFICATION OF ADDRESSEE(S) AND / OR ORIGINATOR		
3 MESSAGE TYPE 7 AIRCRAFT IDENTIFICATION 8 FLIGHT RULES TYPE OF FLIGHT		
<=(FPL <=		
9 NUMBER TYPE OF AIRCRAFT WAKE TURBULENCE CAT. 10 EQUIPMENT <=		
13 DEPARTURE AERODROME TIME <=		
15 CRUISING SPEED LEVEL ROUTE		
16 DESTINATION AERODROME TOTAL EET ALTN AERODROME 2ND ALTN AERODROME <=		
18 OTHER INFORMATION		
<=		
SUPPLEMENTARY INFORMATION (NOT TO BE TRANSMITTED IN FPL MESSAGES)		
19 ENDURANCE PERSONS ON BOARD EMERGENCY RADIO		
E/ P/ R/ UHF VHF ELT		
SURVIVAL EQUIPMENT JACKETS LIGHT FLUORES UHF VHF		
POLAR DESERT MARITIME JUNGLE L F U V		
DINGHIES NUMBER CAPACITY COVER COLOR <=		
D/ C/		
AIRCRAFT COLOR AND MARKINGS		
A/		
REMARKS <=		
N/		
PILOT-IN-COMMAND <=		
C/)<=		
FILED BY ACCEPTED BY ADDITIONAL INFORMATION		

FAA Form 7233-4 (7/15)

รูปที่ 2.2 แผนการบิน [2]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Sector SNA: all flights(8)									
TYPE/W	1	ADEP		ENTRY	MID01	MID02	EXITS		
CALLSIGN1	A1234			FL xxx	FL xxx	FL xxx	FL xxx		
W 8 P 1 TailNo	ADES								
TYPE/W	1	ADEP		ENTRY	MID01	MID02	EXITS		
CALLSIGN2	A1234			FL xxx	FL xxx	FL xxx	FL xxx		
W 8 P 1 TailNo	ADES								
TYPE/W	1	ADEP		ENTRY	MID01	MID02	EXITS		
CALLSIGN3	A4500			FL xxx	FL xxx	FL xxx	FL xxx		
W 8 P 1 TailNo	ADES								
TYPE/W	1	ADEP		ENTRY	MID01	MID02	EXITS		
CALLSIGN4	A7600			FL xxx	FL xxx	FL xxx	FL xxx		
W 8 P 1 TailNo	ADES								
TYPE/W	1	ADEP		ENTRY	MID01	MID02	EXITS		
CALLSIGN5	A1111			FL xxx	FL xxx	FL xxx	FL xxx	STATE	NONRVSM
N 8 P 1 TailNo	ADES								

รูปที่ 2.3 Electronic Flight Strip [3]

2.1.3 การนำเครื่องบินเข้ามายังสนามบิน

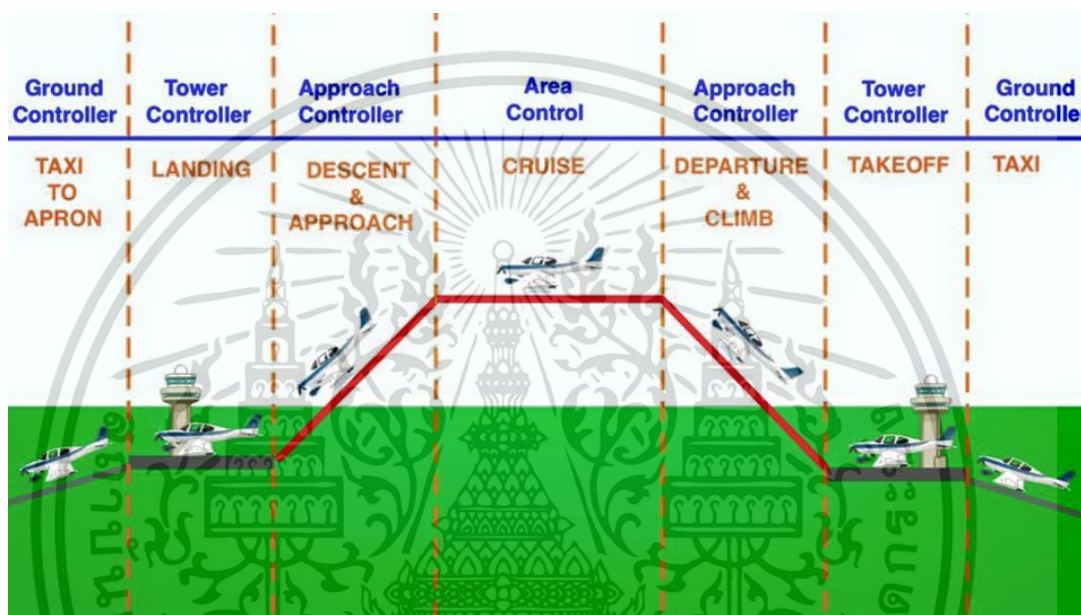
การส่งต่อการควบคุมดำเนินไปจนเครื่องใกล้ถึงจุดหมาย Area Control ที่ใกล้กับสนามบินปลายทางรับรู้แผนการบินที่สนามบินต้นทางส่งต่อกันมา โดยแจ้งให้นักบินลดเพดานบินลงในระยะห่างจากสนามบินที่เหมาะสม รวมทั้งปรับทิศทางบินให้เข้าสู่จรวดการร่อนลงสนามบิน ซึ่งเป็นแนวกบินที่กำหนดไว้แล้วสำหรับแต่ละสนามบิน

เมื่ออากาศยานบินเข้าเขตรัศมี 50 ไมล์ทะเลจากสนามบิน เครื่องจะถูกส่งต่อเข้าเขตการควบคุมของ Approach Control ของสนามบินนั้น ซึ่งดูแลนำเครื่องเข้าสู่สนามบินตามเส้นทางขาเข้ามาตรฐาน (STAR : Standard Terminal Arrival Route) ที่ถูกออกแบบเส้นทางไว้แล้ว โดยคำนึงถึงความเหมาะสมตามสภาพพื้นที่ สภาพการจราจรโดยรวม รวมถึงสนามบินรอบข้าง มากำหนดเป็นเส้นทางที่จะช่วยให้การควบคุมเครื่องบินปลอดภัยที่สุด

เมื่อเข้าสู่แนวร่อนสุดท้าย ห่างจากสนามบินราว 5-10 ไมล์ทะเลหรือจนกระทั่ง Approach Controller เห็นว่าปลอดภัยแล้ว จากนั้นส่งต่อการควบคุมให้กับหอบังคับการบิน (Tower) หรือ (Local Controller) หอบังคับการบินซึ่งคอยดูแลเครื่องขึ้น/ลงทั้งหมด พิจารณาว่าสามารถนำเครื่องลงได้หรือไม่ ขณะนั้น นักบินอาศัยเครื่องช่วยเดินอากาศ โดยจับสัญญาณวิทยุที่ส่งจากอุปกรณ์ ILS : Instrument Landing System เพื่อนำเครื่องร่อนลงสู่สนามบินตรงจุดกึ่งกลางรันเวย์ โดยมีระบบไฟส่องสว่างบอกแนวขอบรันเวย์และมุมร่อนที่ถูกต้อง เป็นตัวช่วยให้ปลอดภัยขึ้นอีกระดับหนึ่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขณะที่เครื่องบินกำลังร่อนลง Tower จะตรวจสอบรันเวย์ว่าปราศจากสิ่งกีดขวางหรือไม่ โดยใช้ทั้งเรดาร์ภาคพื้นดิน (สำหรับสุวรรณภูมิ) และกล้องส่องทางไกล เมื่อทุกอย่างเรียบร้อย (Clear) จึงอนุญาตให้นำเครื่องบินลงได้ ด้วยประโยคว่า “Cleared to Land” เมื่อเครื่องบินออกจากรันเวย์เรียบร้อยแล้ว จะส่งต่อการควบคุมไปให้ Ground Controller ในขั้นสุดท้าย เพื่อนำเครื่องบินไปสู่จุดจอด เป็นอันสิ้นสุดขั้นตอนการควบคุมการจราจรทางอากาศ สามารถสรุปขั้นตอนการบินทั้งหมด แสดงดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 สรุปขั้นตอนการบิน

2.1.4 การควบคุมจราจรทางอากาศบริเวณท่าอากาศยาน [4]

การควบคุมจราจรทางอากาศบริเวณท่าอากาศยาน ให้บริการควบคุมจราจรทางอากาศ ณ บริเวณท่าอากาศยาน โดยแต่ละท่าอากาศยานทำการควบคุมจราจรทางอากาศครอบคลุมรัศมี 5 - 10 ไมล์ทะเลโดยรอบท่าอากาศยาน ที่ความสูงตั้งแต่พื้นดินถึง 2,000 ฟุต โดยเฉลี่ย แสดงดังรูปที่ 2.5 นอกจากนี้ยังมีหน้าที่ และความรับผิดชอบในการควบคุมจราจรทางอากาศ ให้กับอากาศยานบนทางวิ่ง ทางขับ ลานจอด ในพื้นที่รับผิดชอบบริเวณโดยรอบท่าอากาศยาน โดยผู้ควบคุมจราจรทางอากาศจะปฏิบัติงานอยู่บนหอบังคับการบิน และมีงานที่รับผิดชอบดังนี้ คือ

2.1.4.1 Ground Control

สามารถแบ่งหน้าที่ความรับผิดชอบได้ ดังนี้

- รับผิดชอบการควบคุมจราจรทางอากาศของอากาศยานบนทางขับ และลานจอดให้ขับเคลื่อนด้วยความปลอดภัย เป็นระเบียบ และรวดเร็ว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- ให้คำอนุญาตการขับเคลื่อนของอากาศยาน และพาหนะอื่น ๆ บนทางขับ/ลานจอด

- แจ้งข่าวสารข้อมูลแก่นักบิน และหน่วยสนับสนุนภาคพื้นดินหรือหน่วยงานอื่นที่เกี่ยวข้อง ในการอำนวยความสะดวกให้แก่อากาศยานที่มาใช้บริการ

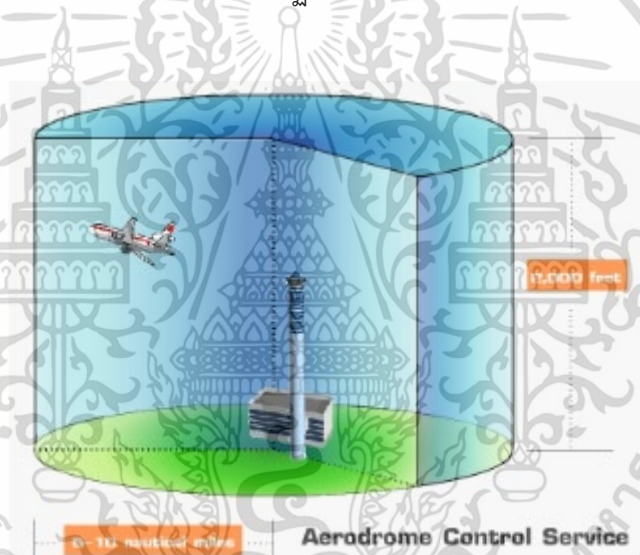
2.1.4.2 Local Control หรือ Tower Control

สามารถแบ่งหน้าที่ที่ความรับผิดชอบได้ ดังนี้

- รับผิดชอบการควบคุมจราจรทางอากาศบนทางวิ่งและอากาศยานโดยรอบท่าอากาศยานหรือตามพื้นที่ที่กำหนดในเขตจราจรโดยรอบ ท่าอากาศยาน

- กำหนดทางวิ่งขึ้น-ลง ให้เหมาะสมกับสภาพอากาศ (สวนทางกับทิศทางลม) ติดต่อประสานงานกับ Approach Control ในการจัดลำดับให้แก่อากาศยานเข้า-ออก

- แจ้งเตือนนักบินให้ปฏิบัติตามข้อกำหนดการบิน

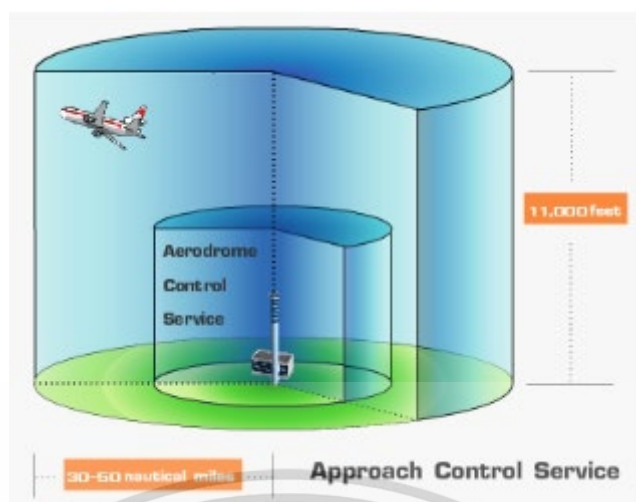


รูปที่ 2.5 การควบคุมจราจรทางอากาศบริเวณท่าอากาศยาน

2.1.5 การควบคุมจราจรทางอากาศเขตประชิดท่าอากาศยาน [5]

ให้บริการที่ความสูงตั้งแต่ 2,000 - 11,000 ฟุต ยกเว้นการควบคุมจราจรทางอากาศเขตประชิดท่าอากาศยาน ท่าอากาศยานกรุงเทพ จะขยายรัศมีทำการออกไปประมาณ 50 ไมล์ทะเล โดยรอบท่าอากาศยาน ณ ที่ความสูงตั้งแต่พื้นดินถึง 16,000 ฟุต แสดงดังรูปที่ 2.6 เพื่อให้มีพื้นที่เพียงพอในการทำงาน เนื่องจากเป็นเขตที่มีจำนวนเที่ยวบินหนาแน่นที่สุด และเพื่อเป็นการลดขั้นตอนการทำงาน ให้สามารถส่งมอบความรับผิดชอบระหว่างท่าอากาศยานกรุงเทพ กับท่าอากาศยานใกล้เคียง เช่น อุตะเภ และกำแพงแสนได้โดยตรง โดยไม่ต้องผ่านการควบคุมของ Area Control การควบคุมจราจรทางอากาศ เขตประชิดท่าอากาศยาน

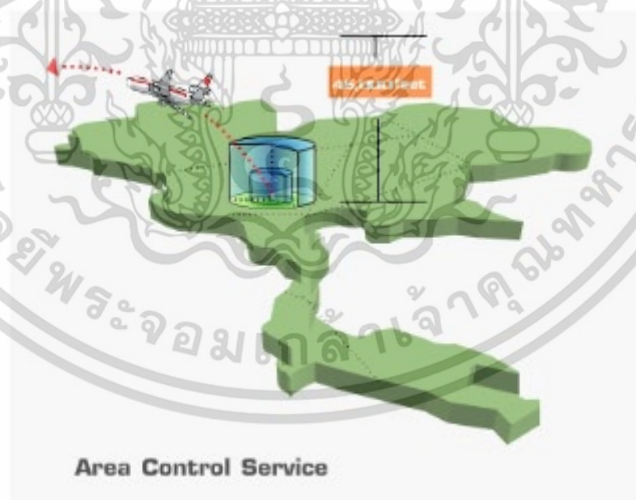
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.6 การควบคุมจราจรทางอากาศเขตประชิดท่าอากาศยาน

2.1.6 การควบคุมจราจรทางอากาศตามเส้นทางบิน [6]

รับผิดชอบดูแลการจัดการจราจรทางอากาศตามเส้นทางบินทั่วอาณาเขตของประเทศไทย (Bangkok FIR) โดยมี กลุ่มงานควบคุมจราจรทางอากาศเส้นทางบินกรุงเทพ ซึ่งรู้จักกันดีในนามของ ศูนย์ควบคุมจราจรทางอากาศ (Bangkok Area Control Centre) แสดงดังรูปที่ 2.7 สามารถแบ่งการควบคุมได้เป็น 8 ส่วน (Sectors) แสดงดังรูปที่ 2.8 คือ



รูปที่ 2.7 การควบคุมจราจรทางอากาศตามเส้นทางบิน

Sector 1 บริเวณภาคใต้ตอนบนของประเทศ

Sector 2 บริเวณภาคตะวันออก และ ภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนล่างของประเทศ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Sector 3 บริเวณภาคตะวันออกเฉียงใต้ของประเทศ

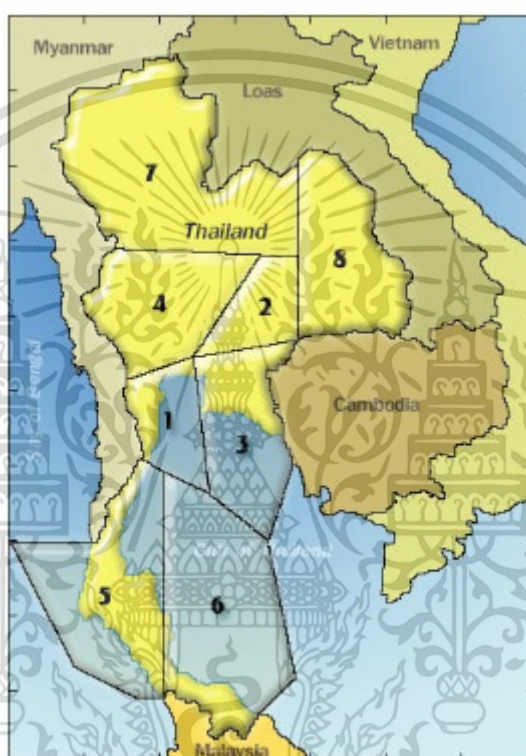
Sector 4 บริเวณภาคตะวันตก และ ภาคเหนือตอนล่างของประเทศ

Sector 5 บริเวณภาคใต้ตอนล่างฝั่งตะวันตกของประเทศ

Sector 6 บริเวณภาคใต้ตอนล่างฝั่งตะวันออกของประเทศ

Sector 7 บริเวณภาคเหนือตอนบนของประเทศ

Sector 8 บริเวณภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนบนของประเทศ



รูปที่ 2.8 การแบ่งพื้นที่การควบคุมจราจรทางอากาศ

2.1.7 ชุดข้อมูล

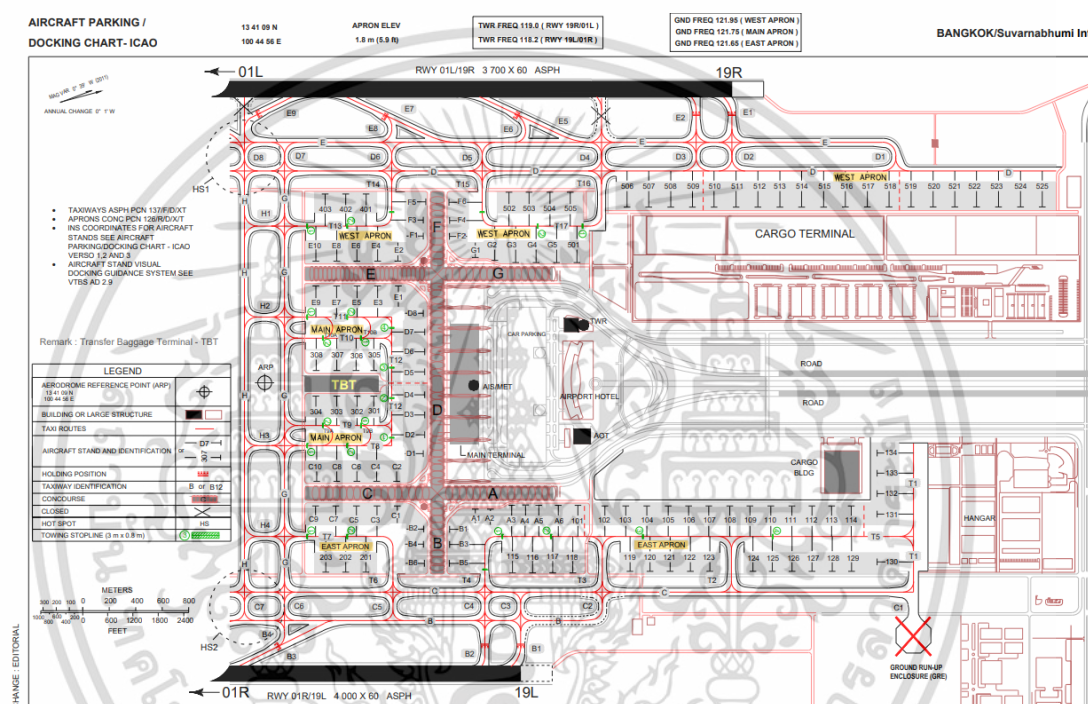
2.1.7.1 สนามบินสุวรรณภูมิ (VTBS)

สนามบินสุวรรณภูมิ (VTBS) เป็นสนามบินหลักที่ใหญ่ที่สุดในประเทศไทย ให้บริการภาคพื้นดินตลอด 24 ชั่วโมง และสามารถรองรับทั้งสายการบินพาณิชย์และผู้ให้บริการขนส่งสินค้าจากทั่วโลก มีรันเวย์ที่ใช้งานทั้งหมด 2 ทางวิ่ง คือ 01R/19L และ 01L/19R โดยมีหลุมจอดทั้งหมด 124 หลุมจอดดังรูปที่ 2.9 แบ่งเป็น 3 ส่วน คือ ลานทิศตะวันออก ลานหลัก และลานด้านตะวันตก โดยลานใกล้เคียงมากที่สุดคือลานหลัก ประกอบด้วยหลุมจอดทั้งหมด 26 หลุมจอด ลานด้านตะวันออก 54 หลุมจอดและลานด้านตะวันตก 44 หลุมจอด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การเคลื่อนตัวภาคพื้นของเครื่องบิน ยานพาหนะ และบุคลากรภายในพื้นที่สนามบิน ต้องได้รับการอนุมัติล่วงหน้าจากผู้ควบคุมการจราจรทางอากาศ ภายในโซนการเคลื่อนตัว นักบินจะนำเครื่องบินไปและออกจากสนามบินโดยการควบคุมจากผู้ควบคุมภาคพื้นดิน นักบินจะได้รับการเตือนถึงลักษณะสำคัญของการรักษาความระมัดระวังตลอดเวลา

ข้อมูลที่ใช้ในกระบวนการสร้างแบบจำลองใช้เพื่อระบุตำแหน่งหลุมจอดของเครื่องบิน เป็นข้อมูลทางสถิติที่ได้จากบริษัท วิศุการบินแห่งประเทศไทย จำกัด เป็นข้อมูลสถิติสำหรับกระบวนการบินภาคพื้นดินในเดือนตุลาคมและพฤศจิกายน 2564 ซึ่งรวม 61 วัน



รูปที่ 2.9 พื้นที่ลานจอดเครื่องบินของสนามบิน VTBS [7]

2.2 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

ในวิทยานิพนธ์นี้ อัลกอริทึมการเรียนรู้ใช้เทคนิคทางสถิติจากข้อมูลการจัดเตรียมเพื่อให้ได้ความสามารถในการเรียนรู้และระบุตำแหน่งของเครื่องบินซึ่งเครื่องบินเข้าควรตั้งอยู่ใกล้หรือไกลถึงประตูขึ้นเครื่องโดยพิจารณาจากเครื่องบินแต่ละลำ สำหรับการศึกษาและสร้างอัลกอริทึมที่สามารถเรียนรู้และคาดการณ์ข้อมูล โดยสร้างแบบจำลองจากอินพุตตัวอย่างผ่านกระบวนการฝึกอบรม [9] อัลกอริทึมดังกล่าวสามารถเอาชนะคำสั่งโปรแกรมแบบคงที่อย่างเคร่งครัดโดยการคาดการณ์หรือการตัดสินใจจากข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กระบวนการเรียนรู้ของเครื่องแบ่งออกเป็น 4 ขั้นตอน ในการเริ่มต้น การประมวลผลล่วงหน้าเป็นกระบวนการในการทำความสะอาดชุดข้อมูลของการดำเนินการจราจรทางอากาศเพื่อเตรียมใช้งานกับแบบจำลองการจัดประเภทการจัดการหลุมจอด ประมวลผลข้อมูลล่วงหน้าโดยแบ่งเป็นชุดฝึกอบรมและชุดทดสอบ ต่อจากนั้น การฝึกโมเดลเป็นกระบวนการที่อัลกอริทึมได้รับการฝึกอบรมโดยใช้ข้อมูลการฝึกจนกว่าจะได้โมเดลที่ถูกต้องและมีข้อผิดพลาดน้อยที่สุด จากนั้น กระบวนการทดสอบจะใช้โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องฝึกอบรมเพื่อคาดการณ์ข้อมูลการทดสอบใหม่ ขั้นตอนสุดท้ายคือการประเมินแบบจำลองโดยการวิเคราะห์ผลเวลาที่ใช้ในการตัดสินใจและเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายของโมเดลต่าง ๆ โมเดลที่นำมาใช้ในวิทยานิพนธ์นี้ได้แก่ อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประกอบด้วยพหุนาม เกาส์เซียน (Gaussian) เรเดียลเบสิสฟังก์ชัน (Gaussian RBF) และ ซิกมอยด์ (Sigmoid) การวิเคราะห์ ความถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression) และ โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

2.2.1 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM) [8]

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine : SVM) เป็นเทคนิคหนึ่งที่ได้รับคามนิยมอย่างแพร่หลายในงานที่เกี่ยวข้องกับการจัดจำรูปแบบตลอดจนการแก้ปัญหาการจัดกลุ่ม (Classification Problem) โดยอาศัยหลักการของการหาสัมผัสประสิทธิ์ของสมการเพื่อสร้างเส้นแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลที่ถูกป้อนเข้าสู่กระบวนการสอนให้ระบบเรียนรู้ โดยเน้นไปยังเส้นแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลได้ดีที่สุด (Optimal Separating Hyperplane) แสดงดังรูปที่ 2.10 เมื่อพิจารณาข้อมูลที่ประกอบด้วยข้อมูล 2 กลุ่มดังสมการที่ (2.1)

$$D = \{(x_i, y_i); i = 1, 2, \dots, n\} \quad (2.1)$$

$$\text{เมื่อ } x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}) \in R^m$$

$$y_i \in \{1, -1\} \text{ โดย } 1 \text{ คือข้อมูลกลุ่ม } 1 \text{ และ } -1 \text{ คือข้อมูลกลุ่ม } 2$$

ซึ่งเป็นการกำหนดกลุ่มเป้าหมายให้ SVM โดยที่ SVM นั้นมุ่งเป้าเพื่อหาฟังก์ชันการตัดสินใจที่สามารถแบ่งแยกค่าที่ไม่ทราบได้ดังสมการที่ (2.2) และ (2.3)

$$f(x) = \text{sign}\{\sum_{k=1}^{n_v} w_k \phi_k(x) \phi_k(x_k) + b\} \quad (2.2)$$

$$\phi(x) = [\phi_1(x_1), \phi_2(x_2), \dots, \phi_n(x_{n_v})]^T \quad (2.3)$$

กลุ่มข้อมูล x จากสมการที่ (2.3) ไม่สามารถแบ่งแยกได้ด้วยสมการเส้นตรงแต่จะถูกแปลงให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถใช้สมการเส้นตรงแบ่งแยกได้ โดยใช้เคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel Function) ดังสมการที่ (2.4)

$$K(x, x_k) = \varphi(x)\varphi(x_k) \quad (2.4)$$

เมื่อ $\varphi(x)$ แทน ฟังก์ชันสำหรับแปลงข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นให้เป็นข้อมูลที่อยู่ในรูปเชิงเส้นสามารถแบ่งแยกได้

w_k แทน ค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงจาก feature space ไปสู่ output space

b แทน ค่าโน้มน้าวจิตใจ (Bias)

x_k แทน ซัพพอร์ตเวกเตอร์ โดย $k = 1, 2, \dots, n_v$

n_v แทน จำนวนซัพพอร์ตเวกเตอร์

วิธีการที่ใช้ในการหาเส้นแบ่งที่ดีที่สุดคือการเพิ่มเส้นขอบ (Margin) ให้กับเส้นแบ่งทั้งสองข้าง และ สร้างเส้นขอบที่สัมผัสกับค่าข้อมูลใน feature space ที่ไกลที่สุด ดังนั้นเส้นแบ่งที่มีเส้นขอบกว้างที่สุด จึงเป็นเส้นแบ่งที่ดีที่สุดและเรียกตำแหน่งการสัมผัสข้อมูลที่ไกลที่สุดจากการเพิ่มขอบนี้ว่า “ซัพพอร์ต เวกเตอร์” (Support Vector) เนื่องจากในบางกรณีการแบ่งแยกกลุ่มไม่สามารถทำได้ถูกต้องโดยสมบูรณ์

ดังนั้นจึงต้องมีการกำหนดตัวแปรสำหรับยอมรับค่าความผิดพลาดโดยการเพิ่มตัวแปร ε (slack variable) ดังสมการที่ (2.5) และ (2.6) ดังนี้

$$w^T x + b \geq y - \varepsilon_i \quad \text{เมื่อกำหนดให้ } y = 1 \quad (2.5)$$

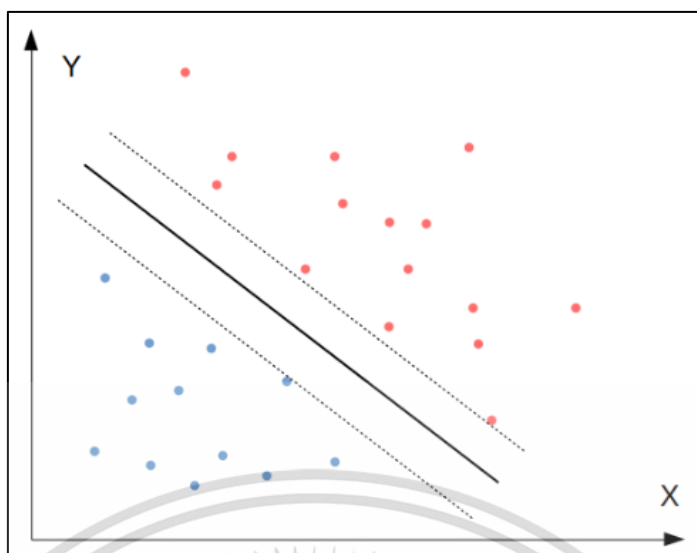
$$w^T x + b \leq y + \varepsilon_i \quad \text{เมื่อกำหนดให้ } y = -1 \quad (2.6)$$

จากการกำหนดค่า $\varepsilon_i > 0$ ทำให้โครงสร้างของซัพพอร์ตเวกเตอร์เมทซินบรรลุนิพจน์ประสงคใน 2 ส่วนคือการเพิ่มระยะแบ่งแยกให้มากที่สุดและลดข้อผิดพลาดในการทำนายให้ต่ำที่สุด ดังสมการที่ (2.7)

$$\text{Minimize} = \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^N \varepsilon_i \quad (2.7)$$

$$\text{โดยที่ } y(w^T \varphi(x) + b) + \varepsilon_i - 1 \geq 0$$

$$\varepsilon_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N$$



รูปที่ 2.10 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเชิงเส้น

2.2.2 เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM Kernel)

จากสมการ (2.5) - (2.6) ในหัวข้อ 2.2.1 สามารถขยายไปสู่กรณีของตัวแยกประเภทไม่เชิงเส้นได้โดยใช้ "เคอร์เนลฟังก์ชัน" โดยที่เวกเตอร์อินพุต x ถูกเชื่อมโยงครั้งแรกกับพื้นที่มิติที่สูงกว่าผ่านการเชื่อมโยงแบบไม่เชิงเส้น $\varphi(x_j)$ ซึ่งจำแนกตามตัวแยกประเภทเชิงเส้นในพื้นที่ที่แมปนี้ตามเกณฑ์ในสมการที่ (2.7)

$$f(x_i) = \sum_{k=1}^{N_i} y_k \alpha_k K(x_i, s_k) + b \quad (2.8)$$

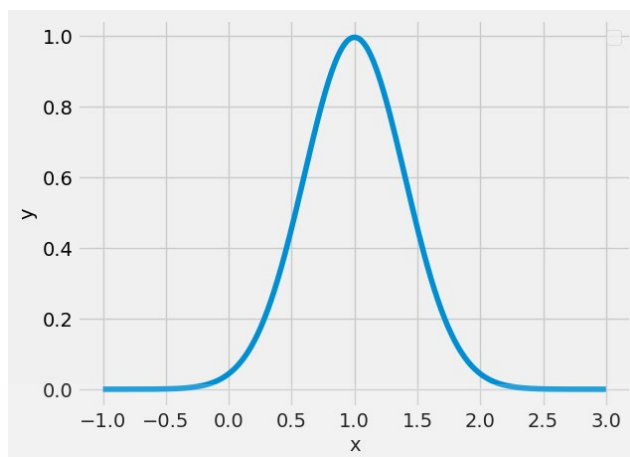
โดยที่ $s_k, k = 1, 2, \dots, N$, คือเวกเตอร์สนับสนุน ซึ่งสอดคล้องกับตัวอย่างการฝึกอบรมที่อยู่ด้านในหรือบนขอบการตัดสินใจของตัวแยกประเภท ซึ่งกำหนดไว้ในระหว่างขั้นตอนการฝึกอบรม

ด้วยแนวคิดเคอร์เนล $K(x_i, x_j) = \varphi^T(x_i)\varphi(x_j)$ ฟังก์ชันตัวแยกประเภทซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่เป็นผลลัพธ์สามารถเขียนใหม่เป็น สำหรับ เคอร์เนล ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน จะใช้ฟังก์ชันเคอร์เนล 3 ฟังก์ชัน แสดงกราฟได้ดังรูปที่ 2.11-2.13 ตามลำดับ ประกอบด้วยฟังก์ชัน ต่อไปนี้

2.2.2.1 เคอร์เนล Gaussian RBF

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.9)$$

เมื่อ $\sigma > 0$ เป็นค่าคงที่ที่กำหนดความกว้างของเคอร์เนล และ $\gamma = 1/2\sigma^2$



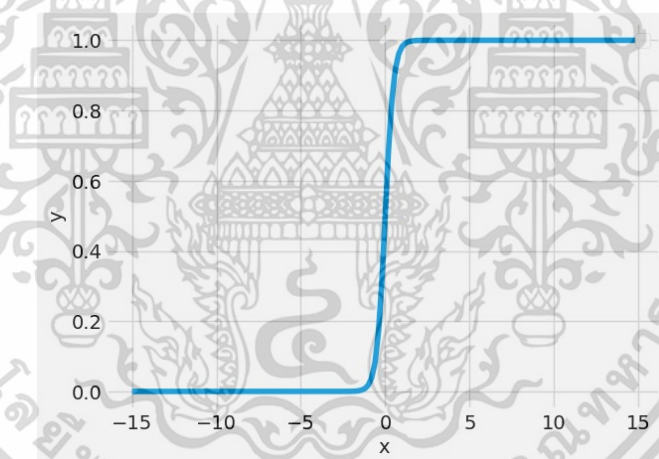
รูปที่ 2.11 เคอร์เนล Gaussian RBF

2.2.2.2 เคอร์เนล Sigmoid

$$K(x, y) = \tanh(kx \cdot y - \delta)$$

(2.10)

เมื่อ δ เป็นค่าสัมประสิทธิ์



รูปที่ 2.12 เคอร์เนล Sigmoid

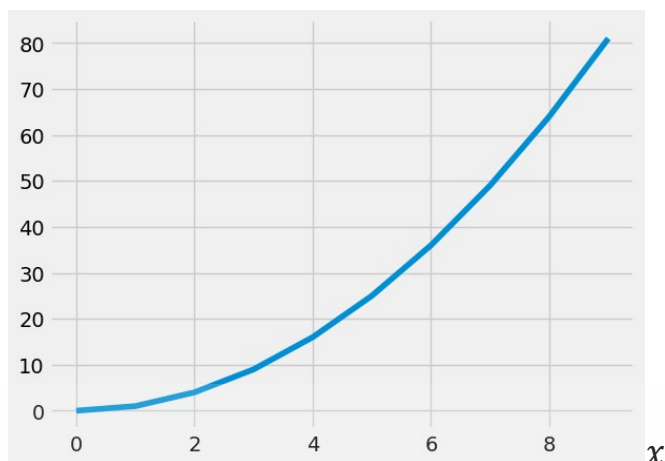
2.2.2.3 เคอร์เนล Polynomial

$$K(x, y) = (x^T y + 1)^p$$

(2.11)

โดยที่ $p > 0$ คือค่าคงที่ที่กำหนดลำดับเคอร์เนล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.13 เคอร์เนล Polynomial

2.2.3 การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression)

การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก เป็นเทคนิคการวิเคราะห์สมการถดถอยโลจิสติก เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามและตัวแปรอิสระและนำสมการความถดถอยที่ได้ไปประมาณหรือพยากรณ์ค่าตัวแปรตาม เมื่อกำหนดค่าตัวแปรอิสระ จำนวนกลุ่มของตัวแปรตามมี 2 กลุ่มจะเรียกว่าการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก 2 กลุ่ม (Binary Logistic Regression) จำนวนกลุ่มของตัวแปรตามมีมากกว่า 2 กลุ่มจะเรียกว่าการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติกพหุกลุ่ม (Multinomial Logistic Regression)

สำหรับการวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติกพหุกลุ่ม สมการพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบการวิเคราะห์จะเป็นสมการแสดงความน่าจะเป็นของการเกิดเหตุการณ์ที่สนใจ (Probability of Event) ดังสมการที่ (2.12) และ (2.13)

$$\gamma = \frac{e^{u_i}}{\sum_{k=1}^j e^{u_k}} \quad (2.12)$$

$$\gamma = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \quad (2.13)$$

โดยที่ γ แทน ค่าความน่าจะเป็นของการเกิดเหตุการณ์ γ

β_n แทน สัมประสิทธิ์ความถดถอยโลจิสติก

e แทน Exponential function

i แทน ตัวแปรตามที่ i

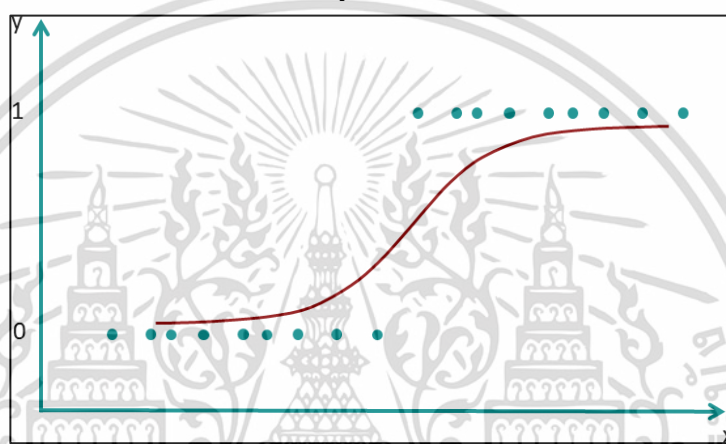
j แทน จำนวนตัวแปรตามทั้งหมด

Logit Model

เมื่อ y มีค่ามากกว่า 2 ค่า เช่น $J > 2$ จะได้ Logit จำนวน $J - 1$ ค่าโดยที่แต่ละค่าจะเปรียบเทียบกับ Baseline Category เช่น ถ้าให้ Baseline Category เป็นค่าคงที่ J จะได้ว่า Logit ของ Category ที่ I จะเป็น

$$\log \left[\frac{p(\text{Category } i)}{p(\text{Category } J)} \right] = b_{i0} + b_{i1}x_1 + \dots + b_{ip}x_p \quad (2.14)$$

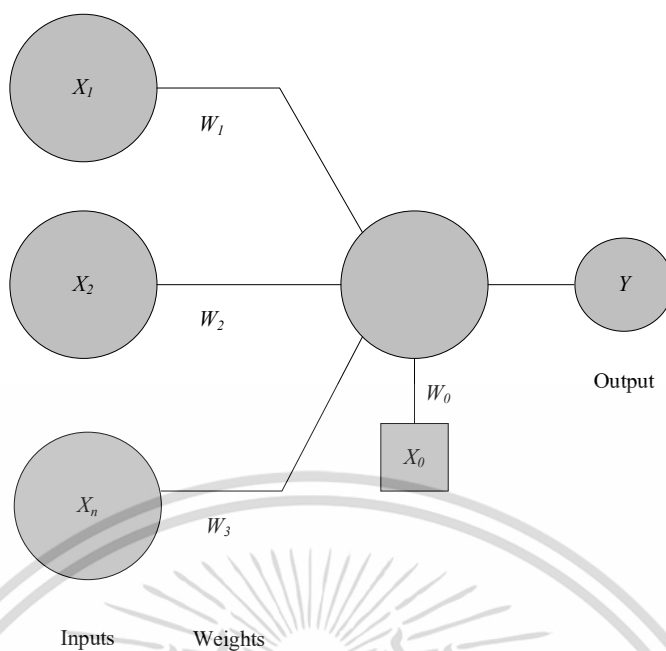
จึงทำให้มีสัมประสิทธิ์ $b_{i0}, b_{i1}, \dots, b_{ip}$ สำหรับ Category ที่ i สำหรับ Baseline Category ควรจะมีค่า $b_0 = b_1 = \dots = b_p = 0$



รูปที่ 2.14 การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก

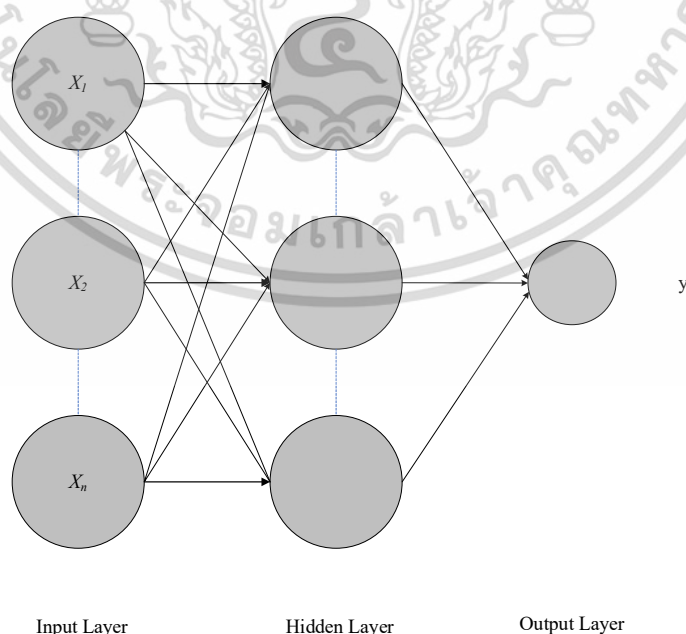
2.2.4 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียม [9], [10] เป็นกระบวนการ ทางคณิตศาสตร์ที่จำลองมาจากการทำงานของระบบสมองของมนุษย์เพื่อนำมาใช้ประโยชน์ในการตัดสินใจ การทำนาย การจำแนก และอื่น ๆ รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมพื้นฐานประกอบด้วยเซลล์ประสาท (Neuron) เพียง 1 เซลล์ ซึ่งเรียกว่าสถาปัตยกรรมเพอร์เซปตรอน [12] (Perceptron Architecture) โดยที่อินพุตต่าง ๆ จะถูกส่งผ่านกลุ่มใยประสาทนำเข้า (Dendrites) เข้าสู่เซลล์ประสาทเพื่อทำการประมวลผลและส่งผลลัพธ์ออกมาทางแกนประสาท (Axon) โดยการประมวลผลจะใช้ผลรวมของผลคูณ (Sum of Product) ของข้อมูลอินพุตและค่าน้ำหนัก (Weight) ที่ใยประสาทนำเข้าตัวอย่างของรูปแบบสถาปัตยกรรมเพอร์เซปตรอน ดังแสดงในรูปที่ 2.15 โดยข้อมูล x_1 ถึง x_3 คือข้อมูลอินพุต w_1 ถึง w_3 คือ ค่าน้ำหนัก และ y คือ เอาต์พุตที่ได้จากการประมวลผลของเซลล์ประสาท



รูปที่ 2.15 โครงข่ายเพอร์เซปตรอน

โครงข่ายเพอร์เซปตรอนเป็นพื้นฐานและเป็นต้นแบบของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดอื่น ๆ ในงานวิจัยนี้ได้ใช้สถาปัตยกรรมเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น [11] (Multi-Layer Perceptron: MLP) และใช้ขั้นตอนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ [13] (Back Propagation Learning Algorithm) ซึ่งวิธีการนี้สามารถแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนได้อย่างมีประสิทธิภาพสถาปัตยกรรมเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้นจะประกอบด้วยชั้นอินพุต (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นเอาต์พุต (Output Layer) แสดงดังรูปที่ 2.16



รูปที่ 2.16 โครงข่ายเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ข้อมูลที่เข้ามาจะถูกส่งไปคำนวณในชั้นซ่อนเพื่อหาผลรวมของผลคูณของข้อมูลเข้าและค่าน้ำหนัก แสดงดังสมการที่ (2.15)

$$y = \sum_{i=0}^n x_i, w_i \quad (2.15)$$

โดยที่ y แทน ค่าผลรวมของผลคูณข้อมูลเข้า (x_i) และน้ำหนัก (w_i)
 i แทน จำนวนข้อมูลเข้าหรือจำนวนค่าน้ำหนัก

นำผลลัพธ์ที่ได้ไปคำนวณในฟังก์ชันการแปลงถ่ายทอดข้อมูล (Sigmoid Function) ดังสมการที่ (2.16)

$$\phi = g(y) = \frac{1}{1+e^{-y}} \quad (2.16)$$

y แทน ค่าผลรวมของผลคูณข้อมูลเข้า (x_i) และน้ำหนัก (w_i)

จากผลลัพธ์ของชั้นซ่อนก็จะถูกส่งไปยังชั้นเอาต์พุต ซึ่งในส่วนของชั้นเอาต์พุตจะมีการเปรียบเทียบกับค่าผลลัพธ์ที่ประมวลผลได้และผลลัพธ์เป้าหมาย ซึ่งถ้าได้ผลลัพธ์ที่ยอมรับได้ก็จะหยุดการปรับค่าน้ำหนัก แต่ถ้ายังไม่อยู่ในช่วงของผลลัพธ์ที่ยอมรับได้ ก็จะเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ซึ่งจะเป็นกระบวนการปรับค่าน้ำหนักจนกว่าจะได้ค่าที่เหมาะสม โดยสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (2.17) และ (2.18)

$$\delta_k = \phi_k(1 - \phi_k)(T_k - \phi_k) \quad (2.17)$$

$$\delta_l = \phi_l(1 - \phi_l)(\sum_{k \in \phi} w_{kl} \delta_k) \quad (2.18)$$

โดย δ_k แทน ค่าความผิดพลาดที่คำนวณจากชั้นผลลัพธ์
 δ_l แทน ค่าความผิดพลาดที่คำนวณจากชั้นซ่อน
 T_k แทน ค่าผลลัพธ์เป้าหมาย
 ϕ_k แทน ค่าผลลัพธ์ที่ประมวลผลได้จากชั้นผลลัพธ์
 ϕ_l แทน ค่าผลลัพธ์ที่ประมวลผลได้จากชั้นซ่อน
 w แทน ค่าน้ำหนัก
 k และ l แทน ดัชนีของโหนดชั้นผลลัพธ์และชั้นซ่อน

ในกรณีค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลและผลลัพธ์เป้าหมายยังมีความแตกต่างกันสูงจะกระทำการปรับค่าน้ำหนักเพื่อหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสมกับงาน การปรับค่าน้ำหนักแสดงดังสมการที่ (2.19) และ (2.20)

$$w_i^{new} = w_i^{old} + \Delta w_i \quad (2.19)$$

$$\Delta w_i = \delta_i x_i \quad (2.20)$$

โดย	w_i^{new}	แทน ค่าน้ำหนักใหม่ที่ได้จากการคำนวณ
	w_i^{old}	แทน ค่าน้ำหนักเก่า
	Δw_i	แทน อัตราการเปลี่ยนแปลง
	α	แทน อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)
	δ_i	แทน ค่าความผิดพลาดของผลลัพธ์
	x_i	แทน ค่าข้อมูลชั้นนำเข้า
	i	แทน จำนวนข้อมูลเข้าหรือจำนวนค่าน้ำหนัก

การทำงานของสถาปัตยกรรมเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น และใช้การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ จะกระทำฝึกสอน (Train) โดยการปรับค่าน้ำหนักไปจนกระทั่งได้ค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุดหรือได้ค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ เมื่อได้ค่าน้ำหนักที่เหมาะสมแล้วก็จะนำไปใช้ทดสอบ (Test) และนำผลลัพธ์ที่ได้ทำการทดสอบไปคำนวณด้วยฟังก์ชันการแปลงถ่ายทอดข้อมูล (Threshold Function) เพื่อให้ได้คำตอบที่เป็นจริงหรือเท็จ ใช่หรือไม่ใช่ หรือ “0” หรือ “1” ดังสมการที่ (2.21)

$$f(x) = \begin{cases} 1 & , if \ x > T \\ 0 & , if \ x \leq T \\ Random & , if \ x = T \end{cases} \quad (2.21)$$

ค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลจะเป็น 1 ในกรณีที่ค่าผลลัพธ์ x มีค่ามากกว่าค่า Threshold เปรียบเสมือนการตัดสินใจว่าใช่ ค่าผลลัพธ์จะเป็น 0 ในกรณีที่ค่าผลลัพธ์ x มีค่าน้อยกว่า Threshold เปรียบเสมือนการตัดสินใจว่าไม่ใช่และถ้าค่าผลลัพธ์ที่ได้เท่ากับค่า Threshold ให้ทำการสุ่มการตัดสินใจว่าจะเป็น “0” หรือ “1”

2.3 การวัดประสิทธิภาพ

อัลกอริทึม ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน การวิเคราะห์

ความถดถอยโลจิสติก และโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับตัววัดประสิทธิภาพ 2

เอกสารนี้เป็นเอกสารลิขสิทธิ์สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อได้รู้เนื้อหาแล้วให้รีบไปใช้ประโยชน์ในการศึกษา

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประเภท ได้แก่ confusion matrix และ The area under the receiver operating characteristic (ROC) curve (AUC) ตัวชี้วัดประสิทธิภาพข้างต้นมีลักษณะดังต่อไปนี้

2.3.1 เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix)

เมทริกซ์ความสับสน เป็นการสร้างผลของการทำนายออกมา 2 ประเภท ได้แก่ Positive Class เป็นคลาสของข้อมูลที่น่าสนใจ ต้องการทราบ และ Negative Class เป็นคลาสของข้อมูลที่ไม่ได้สนใจ สามารถสลับเปลี่ยนกันได้ตามวัตถุประสงค์เพราะเป็นนิยามว่าสนใจกลุ่มของข้อมูล กลุ่มไหน และตาราง Confusion Matrix เป็นเครื่องมือที่สำคัญในการประเมินวัดความแม่นยำและประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ทำนายกับข้อมูลที่เกิดขึ้นจริง แสดงดังตารางที่ 2.1 โดยสามารถแบ่งรูปแบบผลการทำนาย เป็นดังนี้

True Positive (TP) คือข้อมูลที่ทำการทำนายตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้นจริง คือทำนายว่าจริงและสิ่งที่เกิดขึ้นก็คือจริง

True Negative (TN) คือข้อมูลที่ทำการทำนายตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้นจริง คือแบบจำลองทำนายว่าไม่จริงและสิ่งที่เกิดขึ้นก็คือไม่จริง

False Positive (FP) คือข้อมูลที่แบบจำลองทำการทำนายแล้วไม่ถูกต้องกับสิ่งที่เกิดขึ้นจริง คือแบบจำลองทำนายว่าจริง แต่สิ่งที่เกิดขึ้นก็คือไม่จริง

False Negative (FN) คือข้อมูลที่แบบจำลองทำการทำนายแล้วไม่ถูกต้องกับสิ่งที่เกิดขึ้นจริง คือทำนายว่าไม่จริง แต่สิ่งที่เกิดขึ้นก็คือจริง

ตารางที่ 2.1 Confusion Matrix

		Actual Values	
		Negative	Positive
Predicted Values	Negative	True Negative (TN)	False Positive (FP)
	Positive	False Negative (FN)	True Positive (TP)

สามารถใช้ข้อมูลของ Confusion Matrix ในตารางที่แทนด้วยค่าความถี่มาคำนวณวัดความแม่นยำและประสิทธิภาพของโมเดล ในรูปแบบต่าง ๆ ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3.1.1 ค่าความถูกต้อง (Accuracy)

Accuracy คือ ความถูกต้องของกลุ่มที่ทำนายถูกต้องกับการทำนายทั้งหมด แสดงดังสมการที่ (2.22)

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2.22)$$

2.3.1.2 ค่าความระลึก (Recall)

Recall หรือ True Positive Rate (TPR) หรือ Sensitivity คือ การเทียบอัตราส่วนการทำนายที่ถูกต้องต่อจำนวนของที่เป็นจริงทั้งหมด หรือการที่เราเอาตัวจริงออกมาได้หรืออัตราส่วนที่ไปเลือกตัวจริง ได้มากแค่ไหน หรืออัตราการหา True Positive เทียบกับ True Positive ทั้งหมด แสดงดังสมการที่ (2.23)

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.23)$$

2.3.1.3 ค่าความเที่ยงตรง (Precision)

Precision คือ ค่าที่สนใจผลการทำนาย (Prediction) ว่าเป็นกลุ่มที่สนใจเท่าไร หรือกลุ่มของ Positive ผลที่ทำนายถูกเท่าไร แสดงดังสมการที่ (2.24)

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.24)$$

2.3.1.4 False Positive Rate

False Positive Rate (FPR) คือ ค่าของอัตราการทำนายผิดเทียบกับข้อมูล Negative ทั้งหมด แสดงดังสมการที่ (2.25)

$$False\ positive\ rate\ (FPR) = \frac{FP}{TN+FP} \quad (2.25)$$

2.3.1.5 F-Score

F-Score คือเป็นค่าที่สะท้อนค่า Recall กับ Precision พร้อมกัน เป็น General Term ที่ไม่ได้ระบุค่าเบต้า (Beta) เป็นการให้ค่าน้ำหนัก (Weight) ค่า Precision กับ Recall ว่า F ค่านี้จะสะท้อนค่าอะไรมากกว่ากัน ถ้าค่าเบต้าเท่ากับ 0.5 จะสะท้อน Precision ออกมามากกว่าและค่าเบต้าเท่ากับ 2 จะสะท้อนค่า Recall ออกมามากกว่า Precision สำหรับ F1-score คือ F-score ที่ระบุค่าเบต้าเท่ากับ 1 แสดงดังสมการที่ (2.26)

$$F1 - Score = \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (2.26)$$

2.3.2 The area under the receiver operating characteristic (ROC) curve (AUC)

Precision-Recall Curve จะแสดงให้เห็นค่า Precision และ Recall มีการ Tradeoff กัน โดยมีสาเหตุมาจากค่า Precision สูง และค่า Recall จะน้อยลง หรือ Precision น้อยและค่า Recall จะสูง ซึ่งขึ้นอยู่กับค่า Threshold ในการเลือกกลุ่ม Positive ที่สนใจ ถ้าตั้งค่า Threshold สูงมาก โอกาสที่จะได้กลุ่ม Positive ก็จะน้อยลง เพราะการตั้งมาตรฐานไว้มากก็จะมีโอกาสทำให้พลาดในการเลือกกลุ่มที่ควรจะเป็น Positive แต่ปล่อยกลุ่มพวกนี้ไปเก็บมาไม่ครบ กรณีนี้จะทำให้ False Negative เพิ่มขึ้น และถ้าค่า Precision สูง แต่ค่า Recall จะลดลง แต่ถ้าค่า Recall สูง ค่า Precision จะลดลง

Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) เป็นวิธีที่นิยมใช้ในการวัดประสิทธิภาพความถูกต้องของการพยากรณ์ พื้นที่ใต้กราฟ ROC ที่มีค่ามากแสดงว่าแบบจำลองนั้นมีผลการทำนายที่ถูกต้องมาก ROC Curve เป็นกราฟที่มีความสัมพันธ์ระหว่างแกน Y แทน Sensitivity (True Positive Rate) กับแกน x แทน 1-Specificity (False Positive Rate) แสดงดังรูปที่ 2.19 ถ้าค่าของ Sensitivity และ 1-Specificity มีค่าสูงกราฟ ROC Curve จะโค้งเข้าหามุมซ้ายบน ซึ่งเป็นผลการทำนายที่มีประสิทธิภาพสูง ดังรูปที่ 2.17 หรือพื้นที่ใต้กราฟโค้ง ROC Curve เป็นการบ่งชี้ความถูกต้องหรือความน่าเชื่อถือของตัวแบบจำลองการทำนาย ถ้าแบบจำลองการทำนายใดที่มีพื้นที่ใต้กราฟ ROC Curve (ROC AUC) มากสุดถือว่ามีประสิทธิภาพมากที่สุด

2.3.2.1 ค่าความไว (Sensitivity)

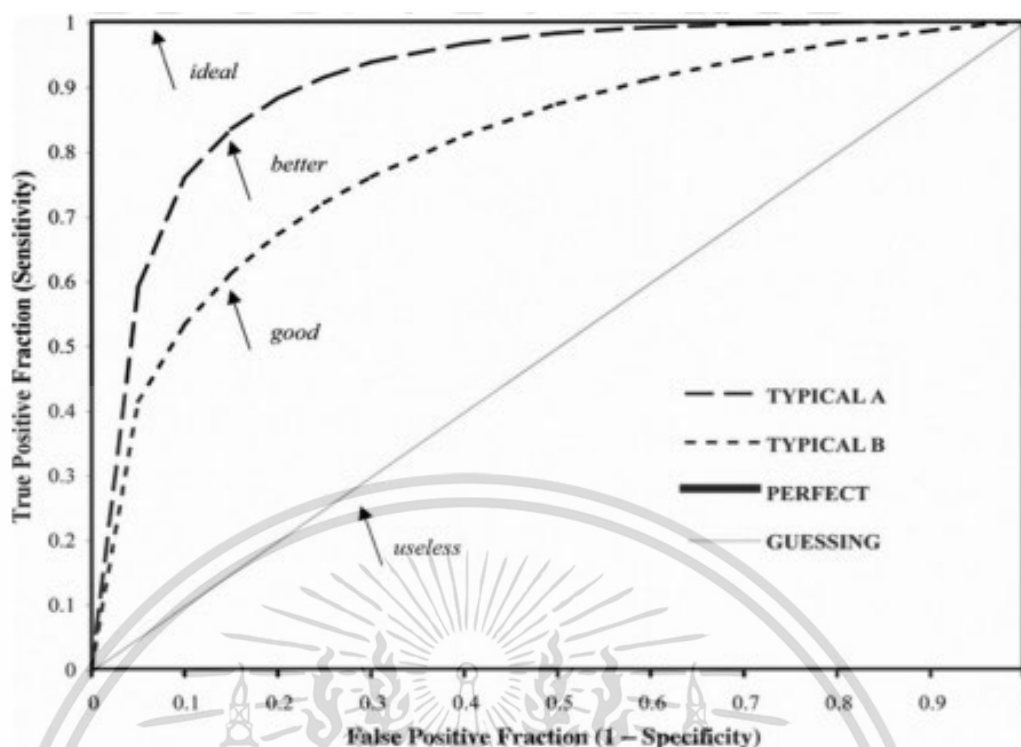
Sensitivity หรือ True Positive Rate (TPR) คือค่า Recall แสดงดังสมการที่ (2.25)

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.25)$$

2.3.2.2 Specificity

Specificity หรือ True Negative Rate (TNR) คือ อัตราส่วนของผลการทำนายของกลุ่มข้อมูลที่ไม่สนใจ (Negative Class) ที่ทำนายถูกต้อง ต่อจำนวนเหตุการณ์ทั้งหมดที่เป็นกลุ่มข้อมูลที่ไม่สนใจ (Negative Class) แสดงดังสมการที่ (2.26)

$$Specificity = \frac{TN}{FP+TN} \quad (2.26)$$



รูปที่ 2.17 The area under the receiver operating characteristic (ROC) curve (AUC)

2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.4.1 การกำหนดประตูสนามบินสำหรับประตูเฉพาะของสายการบิน (Airport gate assignments for airline-specific gates) [14]

Ching-Hui Tang และ Wei-Chung Wang ศึกษาการกำหนดประตูสนามบินสำหรับประตูเฉพาะสายการบินจากมุมมองของสายการบิน โดยมีวัตถุประสงค์ 4 ประการที่พิจารณา ได้แก่ การเพิ่มจำนวนเที่ยวบินขาออกสูงสุดที่กำหนดให้กับประตูขึ้นเครื่องที่มีระยะทางสั้นไปยังห้องรับรอง VIP ของสายการบินเป้าหมาย การเพิ่มจำนวนเที่ยวบินขาเข้าสูงสุดที่กำหนดให้กับประตูที่มีระยะทางสั้นถึงด่านศุลกากร การเพิ่มจำนวนเที่ยวบินขาเข้าสูงสุดที่กำหนด และเที่ยวบินขาออกที่ตามมาซึ่งกำหนดไปยังประตูทางออกเดียวกันหากให้บริการโดยเครื่องบินลำเดียวกัน การลดจำนวนเที่ยวบินที่กำหนดให้กับประตูระยะไกล เพื่อสามารถใช้เป็นพื้นฐานสำหรับการศึกษาการกำหนดประตูขึ้นเครื่องเฉพาะของสายการบินจากมุมมองทั้งทางทฤษฎีและทางปฏิบัติ

2.4.2 การแก้ปัญหการกำหนดประตูสนามบินโดยใช้แนวทางอัลกอริทึมทางพันธุกรรม (Solving Airport Gate Assignment Problem Using Genetic Algorithms Approach) [15]

Ghazouani และคณะ ศึกษาการกำหนดเครื่องบินที่มาถึงไปยังประตูที่ว่างโดยใช้ตารางเวลา รายวันที่แน่นอน นำวิธีการใหม่โดยใช้อัลกอริทึมทางพันธุกรรม (Genetic Algorithms: GA) เพื่อแก้ปัญหการกำหนดประตูสนามบิน (Gate Assignment Problem: GAP) กลยุทธ์การเข้ารหัส ประกอบด้วย การแสดงโครโมโซมด้วยเวกเตอร์ของจำนวนเต็ม ดัชนีของแต่ละยีนแสดงถึงหมายเลข เที่ยวบินและค่าของมันเป็นแสดงถึงประตูที่จะกำหนดเที่ยวบิน วิธีที่ใช้สร้างประชากรเริ่มต้นนั้นขึ้นอยู่กับฮิวริสติกที่แตกต่างกันสามแบบและการเรียงลำดับเกิดแบบสุ่ม วิธีการเลือกคือ 'การเลือกตามสัดส่วนที่เหมาะสม' ที่รู้จักกันในชื่อ 'การเลือกวงล้อรูเล็ต' นอกจากนี้โอเปอเรเตอร์ครอสโอเวอร์หนึ่งจุด และสองจุดแล้ว นักวิจัยยังออกแบบโอเปอเรเตอร์ Greedy procedure Crossover (GPX) การทดลองนี้ขึ้นอยู่กับการใช้สถานการณ์สมมติที่สร้างขึ้นตามลักษณะทางกายภาพของสนามบินตุนิสการ์ และใช้ตารางการบินที่แตกต่างกัน การเปรียบเทียบระหว่างวิธีการเชิงกำหนด ฮิวริสติกอย่างง่าย และ GA ได้แสดงให้เห็นประสิทธิภาพของแนวทางสุดท้ายในแง่ของคุณภาพของโซลูชัน เมื่อมุ่งแก้ปัญหาที่มีขนาดใหญ่ เพื่อกำหนดการกำหนดค่าที่ดีที่สุดของ GA นักวิจัยได้เปรียบเทียบตัวดำเนินการแบบไขว้ที่แตกต่างกัน และสังเกตเห็นว่าการใช้ GPX ช่วยเพิ่มความเร็วของการบรรจบกันของอัลกอริทึมไปสู่โซลูชันที่ดีกว่า

2.4.3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมเมตาฮิวริสติกกับปัญหการกำหนดประตูสนามบิน (The comparison of the metaheuristic algorithms performances on airport gate assignment problem) [16]

Aktel และคณะ ศึกษาปัญหการกำหนดประตูสนามบินโดยมีวัตถุประสงค์เพื่อลดจำนวน เที่ยวบินที่ไม่มีผู้โดยสารและระยะทางเดินเท้าทั้งหมดให้เหลือน้อยที่สุดเพื่อแก้ปัญหา เสนออัลกอริทึมการค้นหาแบบทาบู (Tabu Search: TS) ใหม่ ซึ่งใช้แนวทางความน่าจะเป็นเป็นเกณฑ์ในการค้นหา เราเปรียบเทียบเมตาฮิวริสติกสองแบบ ได้แก่ TS และการหลอมจำลอง (Simulated Annealing: SA) อัลกอริทึมที่ใช้เป็นเกณฑ์มาตรฐาน เปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมและวิเคราะห์ปัญหาที่มีขนาดต่างกัน การทดลองแสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมเมตาฮิวริสติกที่เสนอใหม่ให้ผลลัพธ์เป็นไปตามที่คาดหวัง

2.4.4 ปัญหาการจัดตารางการให้บริการภาคพื้นดินของเครื่องบินและอัลกอริทึมพาร์เธโน-เจเนติกด้วยกฎฮิวริสติกแบบไฮบริด (Aircraft Ground Service Scheduling Problems and Partheno-Genetic Algorithm With Hybrid Heuristic Rule) [17]

Fei Tang และคณะ จัดกำหนดการเพิ่มประสิทธิภาพบริการภาคพื้นดิน โดยสามารถอธิบายได้ว่าเป็นปัญหาการปรับให้เหมาะสมหลายเที่ยวบินหลายบริการที่มีข้อจำกัดของกรอบเวลาที่แตกต่างกัน การมอบหมายลูกเรือบริการภาคพื้นดินและการเพิ่มประสิทธิภาพลำดับบริการเที่ยวบินจะมีผลกระทบโดยตรงต่อต้นทุนความล่าช้าของเที่ยวบินและต้นทุนงานบริการเที่ยวบิน เพื่อลดต้นทุนที่ได้รับผลกระทบจากบริการภาคพื้นดิน นักวิจัยจึงเสนออัลกอริทึม partheno-Genetic พร้อมกฎฮิวริสติกแบบไฮบริดเพื่อใช้แผนการจัดตารางงานที่ประสานงานระหว่างบริการหลายประเภท ตั้งเป้าที่จะลดผลรวมของต้นทุนการล่าช้าของเที่ยวบินและต้นทุนการเดินทางของบริการภาคพื้นดินให้น้อยที่สุด และได้สร้างโมเดลการเพิ่มประสิทธิภาพปัญหาหลายเที่ยวบินพร้อมกันและตามลำดับเวลา

2.4.5 แนวทาง Particle swarm optimization ที่ได้รับการปรับปรุงเพื่อแก้ปัญหาการมอบหมายประตูเครื่องบิน (An Improved Particle swarm optimization (PSO) Approach to Solve the Flight Gate Assignment Problem) [18]

Ping Yan และคณะ ศึกษาปัญหาการกำหนดประตูขึ้นลงของเที่ยวบิน โดยพิจารณาทั้งคุณภาพการบริการผู้โดยสารและระยะทางแท็กซี่บินในหน้าที่วัตถุประสงค์ มีการสร้างแบบจำลองการกำหนดประตูการบินที่มีประสิทธิภาพมากขึ้น จากแบบจำลองนี้ เสนออัลกอริทึมการเพิ่มประสิทธิภาพการจับกลุ่มอนุภาคที่ได้รับการปรับปรุงเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าว รูปแบบการเข้ารหัสเที่ยวบินสู่ประตูแบบใหม่ได้รับการออกแบบมาเพื่อแปลงเวกเตอร์ตำแหน่งอนุภาคให้เป็นลำดับความสำคัญของประตูสำหรับแต่ละเที่ยวบิน กฎการเปรียบเทียบการเลือกตัวrnaเมนต์บางข้อใช้เพื่ออัปเดตเวกเตอร์ตำแหน่งของอนุภาคซึ่งส่วนเล็ก ๆ ของบุคคลที่เป็นไปได้จะถูกเก็บไว้ในกระบวนการทำซ้ำของ PSO เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของอัลกอริทึม PSO กลยุทธ์การค้นหาในท้องถิ่นที่ยึดตามการดำเนินการ swap ถูกนำมาใช้เพื่อใช้ประโยชน์จากละติจูดที่มากขึ้นของพื้นที่การค้นหาเพื่อยึดจุดสูงสุดทั่วโลก อัลกอริทึมได้รับการทดสอบตามข้อมูลการปฏิบัติงานจำลองจากสนามบินจริง ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมสามารถบรรลุประสิทธิภาพที่ดี

บทที่ 3

การออกแบบและวิธีการทดสอบอัลกอริทึม

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ มีการออกแบบและวิธีการทดสอบอัลกอริทึม ดังนี้

1. กระบวนการสร้างของแบบจำลอง
2. การเก็บรวบรวมข้อมูล
3. การสำรวจข้อมูล (Exploratory Data Analysis: EDA)
4. การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)
5. อัลกอริทึมของแบบจำลองการทำนาย
6. การประเมินผล

3.1 กระบวนการสร้างแบบจำลอง

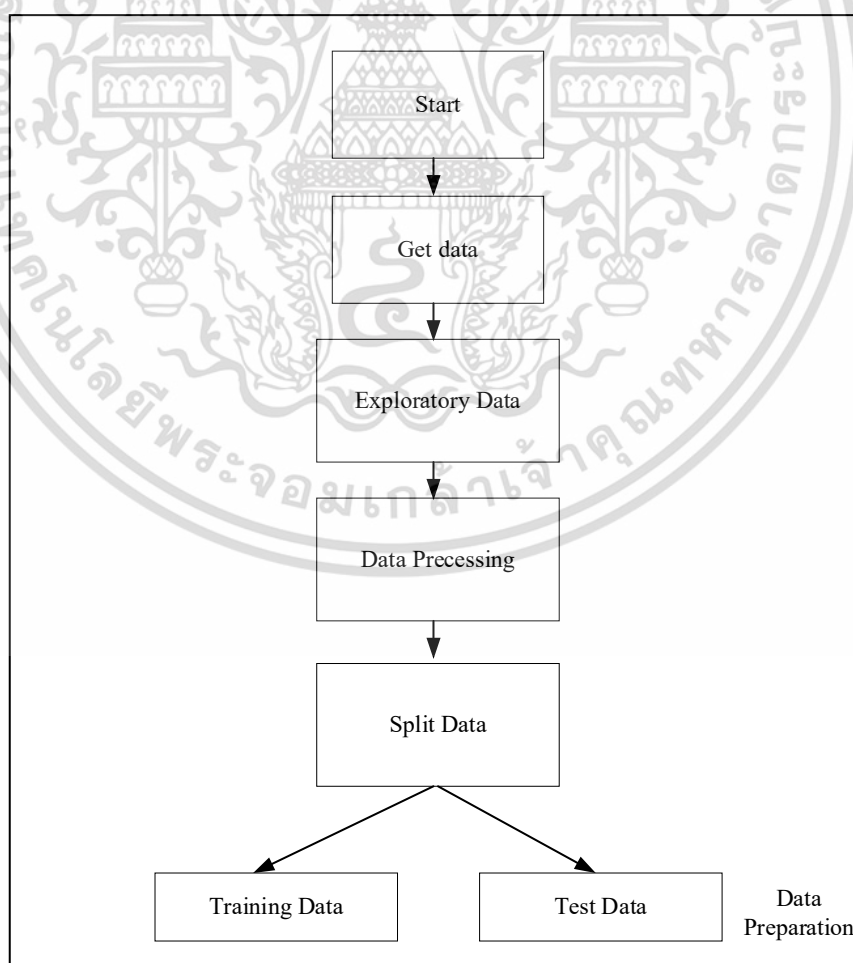
ในวิทยานิพนธ์นี้ ทำความเข้าใจปัญหา จากการศึกษาขอบเขตของวิทยานิพนธ์ และกระบวนการวิเคราะห์เป้าหมาย สามารถกำหนดวัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์ได้คือ การสร้างแบบจำลองในการแก้ปัญหาการกำหนดประตูทางออกขึ้นเครื่อง/หลุมจอดอากาศยาน สำหรับเป็นเครื่องมือช่วยเจ้าหน้าที่ควบคุมจราจรทางอากาศภาคพื้น ช่วยตัดสินใจในส่วนของการกำหนดหลุมจอดสำหรับอากาศยานที่มาถึงสนามบิน และสามารถช่วยลดระยะเวลาและระยะห่างที่ต้องใช้ในการให้บริการภาคพื้นดินของสนามบินในขณะที่ยังคงปลอดภัยและสามารถรองรับความจุอากาศยานเพิ่มเติมได้

อัลกอริทึมการเรียนรู้ใช้เทคนิคทางสถิติจากข้อมูลการจัดเตรียมเพื่อให้ได้ความสามารถในการเรียนรู้และระบุตำแหน่งของอากาศยานซึ่งอากาศยานเข้าควรตั้งอยู่ ใกล้หรือไกลถึงประตูขึ้นเครื่อง โดยพิจารณาจากอากาศยานแต่ละลำ ขั้นตอนทั่วไปของการจัดประเภทการจัดการลานจอดด้วยอัลกอริทึมแมชชีนเลิร์นนิง สำรองการศึกษาและสร้างอัลกอริทึมที่สามารถเรียนรู้และคาดการณ์ข้อมูลโดยสร้างแบบจำลองจากข้อมูลป้อนเข้าตัวอย่างผ่านกระบวนการฝึกอบรม [19] อัลกอริทึมดังกล่าวสามารถเอาชนะคำสั่งโปรแกรมแบบคงที่อย่างเคร่งครัดโดยการคาดการณ์หรือการตัดสินใจจากข้อมูล

กระบวนการเรียนรู้ของเครื่องแบ่งออกเป็น 4 ขั้นตอน แสดงดังรูปที่ 3.1 โดยเริ่มจากขั้นตอนการเตรียมข้อมูลล่วงหน้า ได้แก่ การนำเข้าข้อมูล การสำรวจข้อมูล (Exploratory Data Analysis : EDA) การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ กับหลุมจอดอากาศยานเป้าหมาย กระบวนการจัดการชุดข้อมูลของการดำเนินการจราจรทางอากาศได้ถูกแปลงเป็นข้อมูลตัวเลขก่อนนำเข้าฝึกสอนแบบจำลองการทำนาย เพื่อเตรียมใช้งานกับแบบจำลองการจัดการประเภทการจัดการลาน

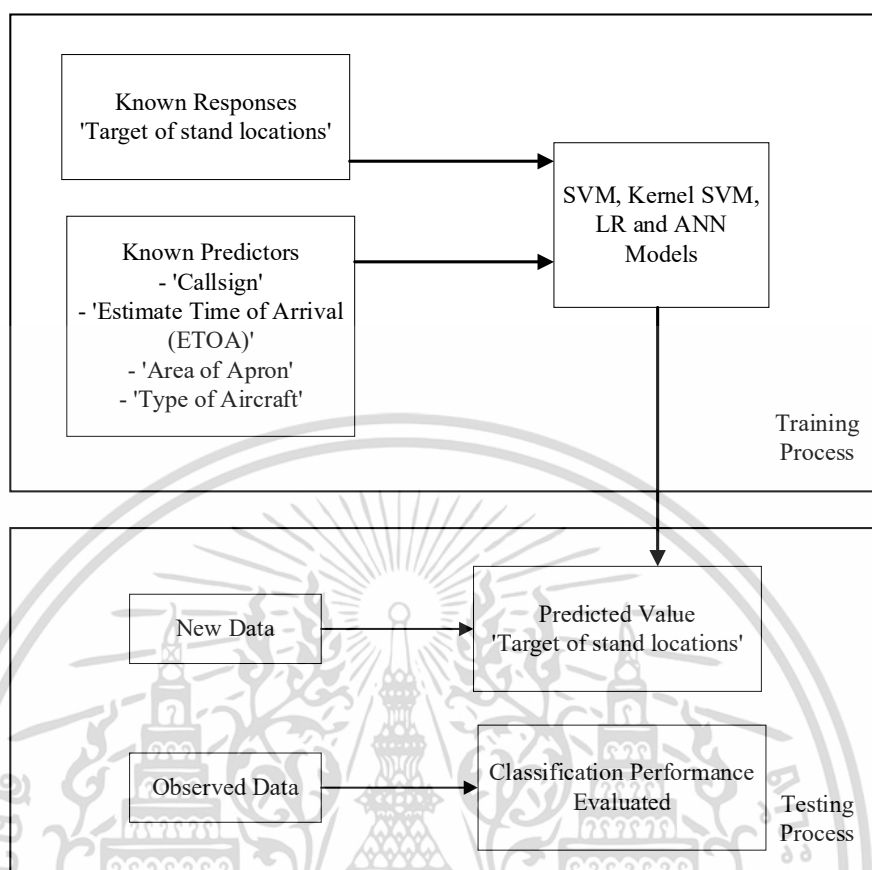
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จุด ประมวลผลข้อมูลล่วงหน้า โดยแบ่งเป็นชุดฝึกอบรมและชุดทดสอบ ต่อจากนั้น การฝึกโมเดล เป็นกระบวนการที่อัลกอริทึมได้รับการฝึกอบรมโดยใช้ข้อมูลการฝึกจนกว่าจะได้โมเดลที่ถูกต้องและมีข้อผิดพลาดน้อยที่สุด โดยอัลกอริทึมที่ใช้ในวิทยานิพนธ์นี้ ได้แก่ อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Kernel Support Vector Machine) ประกอบด้วย เรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน (Gaussian RBF) ซิกมอยด์ (Sigmoid) และพหุนามเกาส์เซียน (Gaussian Polynomial) การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression) และ โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) จากนั้น กระบวนการทดสอบจะใช้โมเดล การเรียนรู้ของเครื่องฝึกอบรมเพื่อคาดการณ์ข้อมูลการทดสอบใหม่ ขั้นตอนสุดท้าย คือ การประเมินแบบจำลอง (Evaluate Model) โดยการวิเคราะห์ผลหลุมจอตอากาศยานและเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายของโมเดลต่าง ๆ โดยใช้รายงาน Classification Report ประกอบด้วย ค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความระลึก (Recall) เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ค่าความเที่ยงตรง (Precision) และ Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) ในการประเมินความแม่นยำของการระบุหลุมจอตอากาศยาน กระบวนการสร้างแบบจำลองทั้งหมดแสดงดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.1 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลล่วงหน้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกรศึกษาเท่านั้น ไม่ควรเผยแพร่ให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

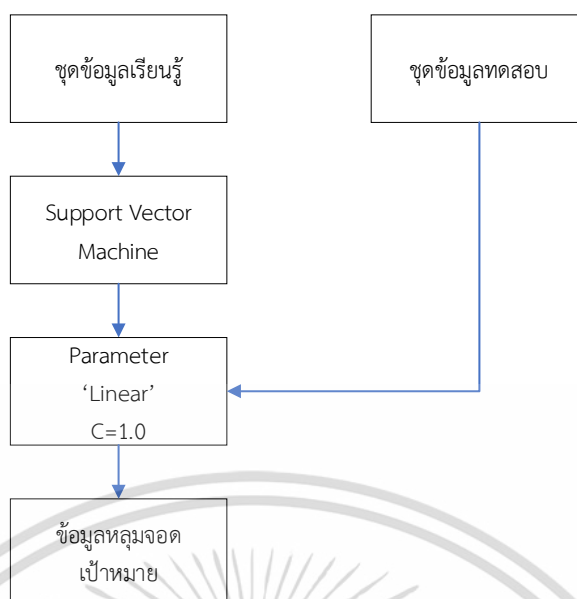


รูปที่ 3.2 ขั้นตอนทั่วไปของการจัดประเภทการจัดการลานจอดด้วย
อัลกอริทึมแมชชีนเลิร์นนิง

3.1.1 กระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ในกระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ต้องดำเนินการนำชุดข้อมูลเรียนรู้ เข้าสู่อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบเชิงเส้นตรงที่มีค่าพารามิเตอร์ C เป็นค่าเริ่มต้นคงที่เท่ากับ 1.0 และได้ข้อมูลประเภทหลุมจอดเป้าหมายเป็นข้อมูลเอาต์พุต แสดงดังรูปที่

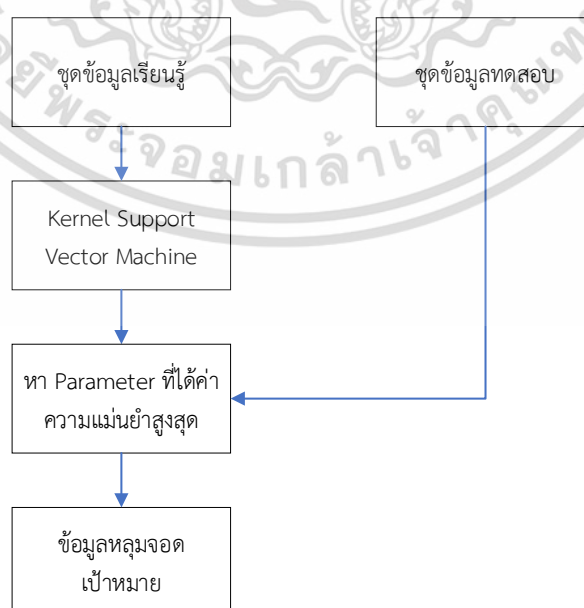
3.3



รูปที่ 3.3 กระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

3.1.2 กระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

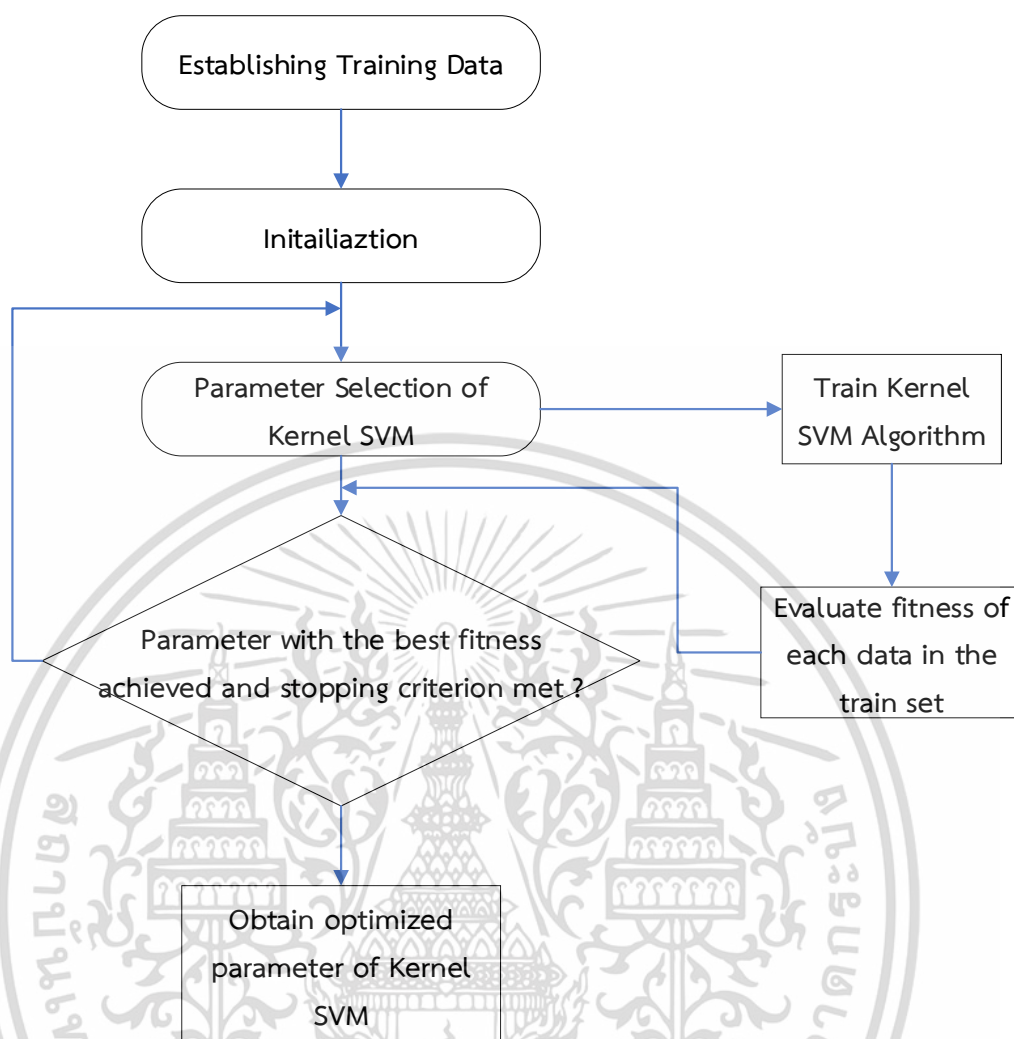
ในกระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 3.4 เริ่มจากการดำเนินการนำชุดข้อมูลเรียนรู้ เข้าสู่อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนรูปแบบต่าง ๆ ได้แก่ เรเดียลเบสฟังก์ชัน (Gaussian RBF) ซิกมอยด์ (Sigmoid) และพหุนามเกาส์เซียน (Gaussian Polynomial) โดยทำการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ ได้แก่ C และ GAMMA ด้วยชุดข้อมูลเรียนรู้ จนกว่าจะได้ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์เหมาะสมในการจัดประเภทหลุมจอดอากาศยานเป้าหมายได้ แสดงดังรูปที่ 3.5



รูปที่ 3.4 กระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

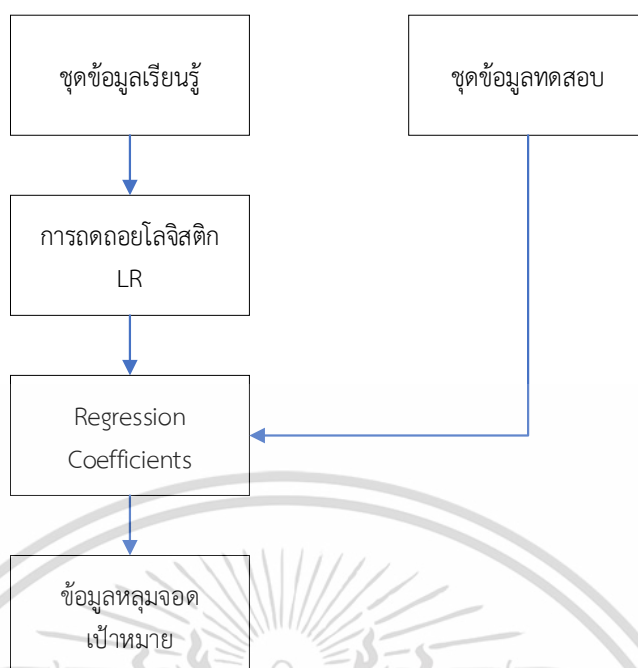
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.5 กระบวนการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของอัลกอริทึมเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

3.1.3 กระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก

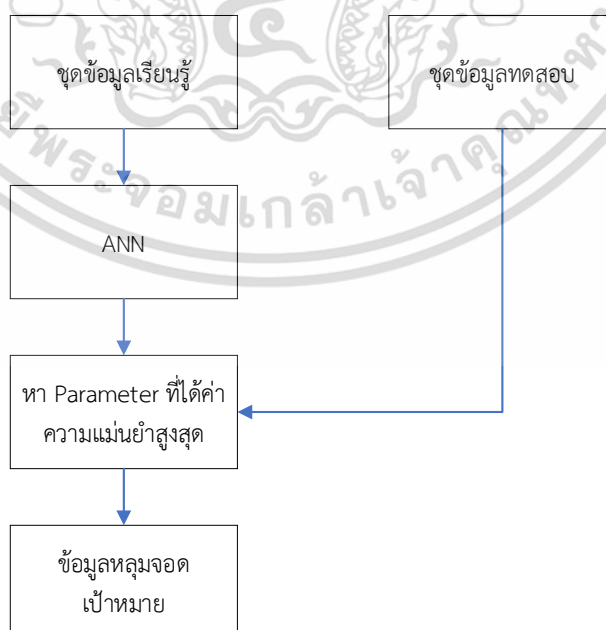
ในกระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก ต้องดำเนินการนำชุดข้อมูลเรียนรู้ เข้าสู่อัลกอริทึมการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก และกำหนด `random_state` เพื่อความสามารถในการทำซ้ำ และกำหนด Regression Coefficient เท่ากับค่าเริ่มต้น 1.0 และได้ข้อมูลประเภทหลุมจอดเป้าหมายเป็นข้อมูลเอาต์พุต แสดงดังรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 กระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก

3.1.4 กระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม

ในกระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 3.7 เริ่มจากการดำเนินการนำชุดข้อมูลเรียนรู้ เข้าสู่อัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นทำการปรับพารามิเตอร์ประกอบด้วยพารามิเตอร์ตามตารางที่ 3.1 จนได้ค่าที่เหมาะสมที่สุดที่ทำให้ได้การจำแนกประเภทของหลุมจอดอากาศยานที่แม่นยำที่สุด แสดงดังรูปที่ 3.8

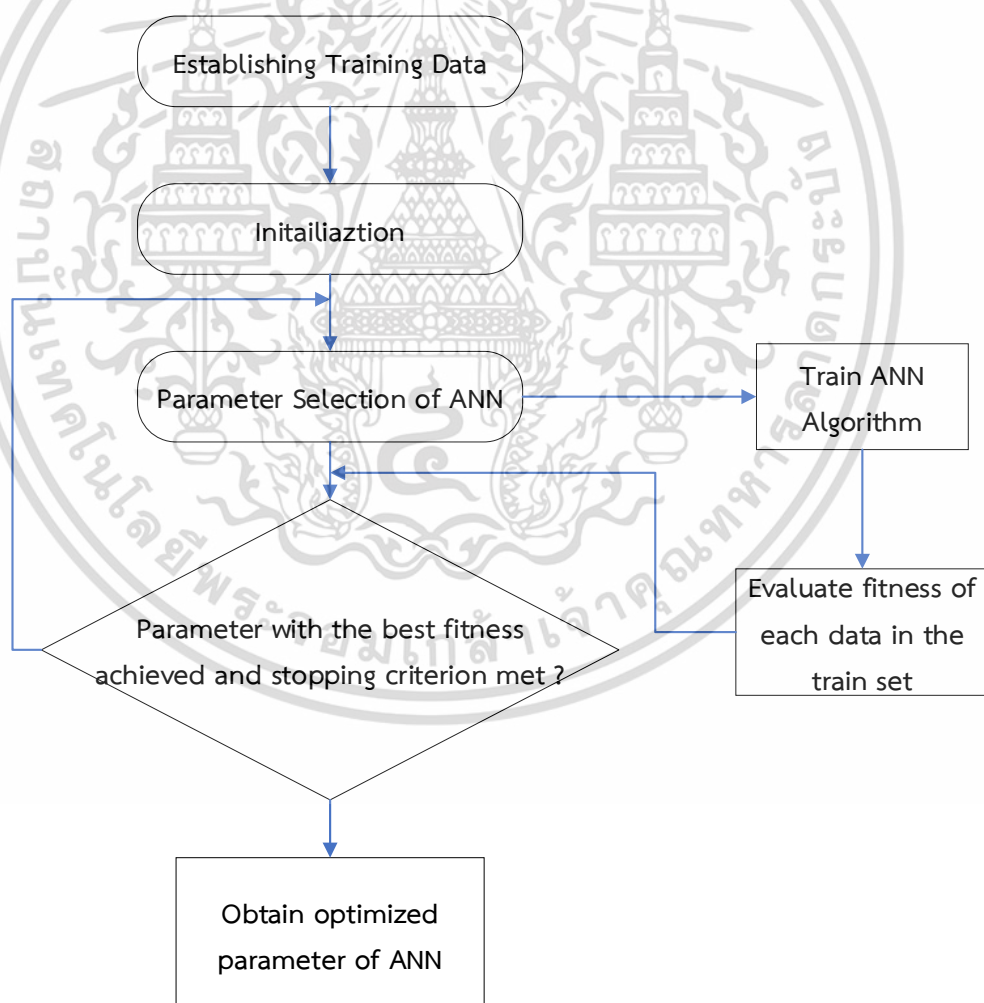


รูปที่ 3.7 กระบวนการสร้างแบบจำลองของอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.1 พารามิเตอร์ที่ใช้สำหรับอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม

Parameters	Value
จำนวนโหนดในชั้นอินพุต (Layers of model)	1-5
ชั้นฮิดเดน (Hidden Layers)	1-3
Optimization/Solver	Adaptive Moment Estimation (Adam), Root Mean Square Propagation (RMSProp)
ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function)	Rectified Linear Unit (ReLU), Sigmoid
Learning Rate	adaptive with early stopping



รูปที่ 3.8 กระบวนการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูล

ในวิทยานิพนธ์นี้ใช้ข้อมูลในกระบวนการสร้างแบบจำลองใช้เพื่อระบุตำแหน่งหลุมจอดของอากาศยาน เป็นข้อมูลทางสถิติที่ได้จากบริษัท วิทยุการบินแห่งประเทศไทย จำกัด เป็นข้อมูลสถิติสำหรับกระบวนการบินภาคพื้นดิน ซึ่งประกอบด้วย 7 คอลัมน์ ได้แก่ การระบุอากาศยาน (Aircraft Identification) เวลาที่อากาศยานมาถึงโดยประมาณ (Estimate Time of Arrival: ETOA) ชื่อสายการบิน (AIRLINE NAME) ประเภทของอากาศยาน (Type of Aircraft) ชื่อหลุมจอดอากาศยาน (Position of Stand: PSTA) พื้นที่หลุมจอดอากาศยาน (AREA OF APRON) และหลุมจอดเป้าหมาย (Target) ประเภทของข้อมูลแสดงดังตารางที่ 3.2 โดยข้อมูลที่นำมาใช้เป็นสถิติสำหรับกระบวนการบินภาคพื้นดินในเดือนตุลาคมและพฤศจิกายน 2564 รวม 61 วัน จำนวนรวม 60000 ตัวอย่าง ข้อมูลตัวอย่างที่รับจากการเก็บรวบรวมสถิติ แสดงดังตารางที่ 3.3

ตารางที่ 3.2 ประเภทของข้อมูลจากการรวบรวมสถิติสำหรับกระบวนการบินภาคพื้นดิน

ข้อมูลตัวแปร (Variable)	ความหมาย (Description)
การระบุอากาศยาน (Aircraft Identification)	เรียกอีกอย่างว่า Callsign เพื่อระบุตัวตนของอากาศยานแต่ละลำ
เวลาที่อากาศยานมาถึงโดยประมาณ (Estimate Time of Arrival: ETOA)	เวลาที่มาถึงโดยประมาณของอากาศยานแต่ละลำ ในหน่วย UTC
ชื่อสายการบิน (AIRLINE NAME)	ชื่อที่ใช้ในการระบุสายการบิน
ประเภทของอากาศยาน (Type of Aircraft)	ประเภทของอากาศยาน ได้แก่ อากาศยานพาณิชย์ และอากาศยานขนส่ง
ชื่อหลุมจอดอากาศยาน (Position of Stand: PSTA)	ชื่อที่ใช้ในการระบุหลุมจอดอากาศยาน
พื้นที่หลุมจอดอากาศยาน (Area of Apron)	แสดงบริเวณตำแหน่งของหลุมจอด ได้แก่ ลานทิศ ตะวันออก ลานหลัก และลานด้านตะวันตก
หลุมจอดเป้าหมาย (Target)	แสดงระยะทางจากหลุมจอดถึงอาคารเทียบท่าอากาศยาน แบ่งเป็น 2 ประเภท ได้แก่ ใกล้กับอาคารเทียบท่าอากาศยาน และ ไกลจากอาคารเทียบท่าอากาศยาน

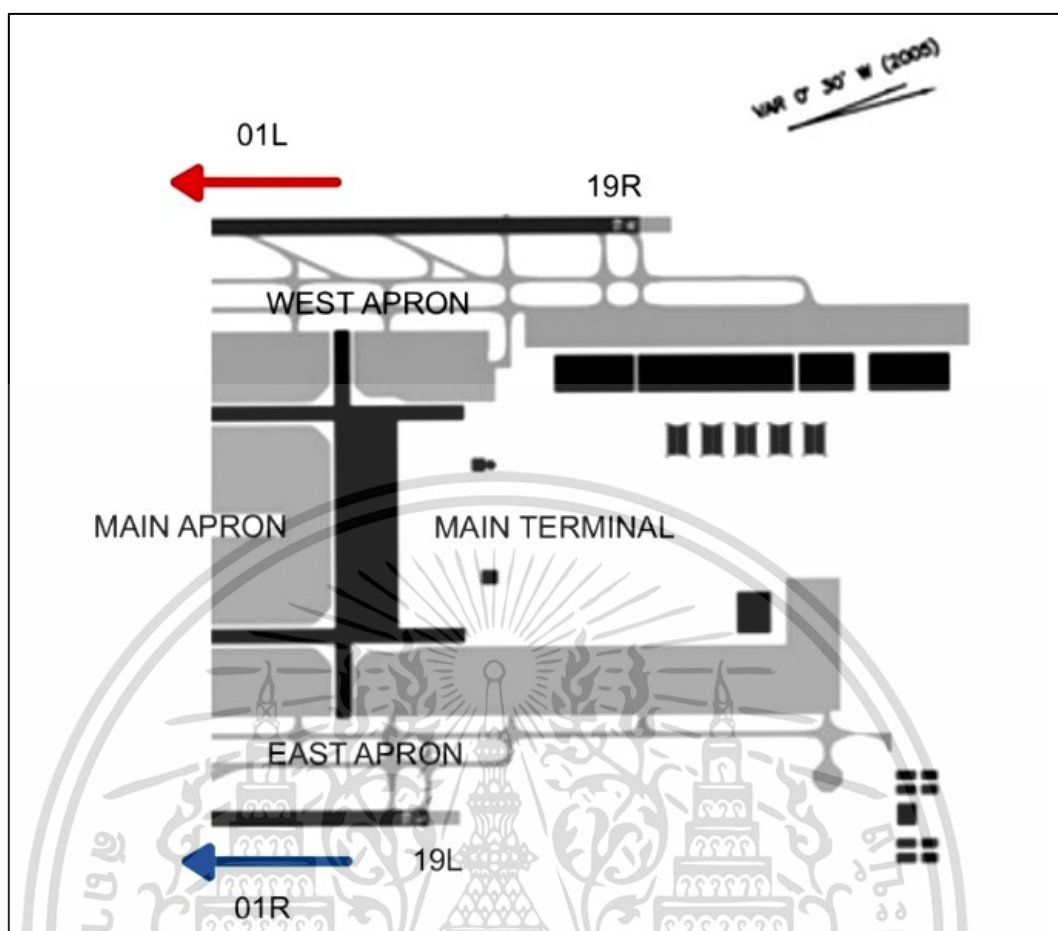
ตารางที่ 3.3 ชุดข้อมูลตัวอย่างจากการเก็บรวบรวมสถิติสำหรับกระบวนการบินภาคพื้นดิน

Aircraft Identification	Estimate Time of Arrival (ETOA)		AIRLINE NAME (IATA)	Type of Aircraft	Position of Stand (PSTA)	AREA OF APRON	Target of stand location
	hour	min					
847	09	15	NH	Transport	F5	west	far
331	01	25	RH	Commercial	519	west	near
308	03	35	TG	Transport	304	main	near
25	00	45	OS	Transport	E6	west	far
211	03	30	BR	Transport	515	west	near
811	00	20	XJ	Transport	522	west	near
4351	04	30	GI	Transport	516	west	near
430	06	10	EY	Transport	E4	west	far
8203	00	40	VZ	Transport	F3	west	far
338	23	25	TG	Transport	514	east	near
511	01	40	3K	Transport	F2	west	far
9811	06	50	B	Transport	521	east	near
7982	7	40	CV	Commercial	515	east	near

3.2.1 ชุดข้อมูล

วิทยานิพนธ์นี้ใช้ข้อมูลสถิติสำหรับกระบวนการบินภาคพื้นดินของสนามบินสุวรรณภูมิ (VTBS) ซึ่งเป็นสนามบินหลักที่ใหญ่ที่สุดในประเทศไทย ให้บริการภาคพื้นดินตลอด 24 ชั่วโมง และสามารถรองรับทั้งสายการบินพาณิชย์และผู้ให้บริการขนส่งสินค้าจากทั่วโลก มีรันเวย์ที่ใช้งานทั้งหมด 2 รันเวย์ ได้แก่ รันเวย์ 01R/19L และ รันเวย์ 01L/19R โดยมีหลุมจอดอากาศยาน จำนวน 124 หลุมจอด แสดงดังรูปที่ 3.9 แบ่งเป็น 3 ส่วนพื้นที่ ได้แก่ ลานทิศตะวันออก ลานหลัก และลานด้านตะวันตก โดยลานใกล้เคียงมากที่สุด คือ ลานหลัก ประกอบด้วยหลุมจอดทั้งหมด 26 หลุมจอด ลานด้านตะวันออก 54 หลุมจอด และลานด้านตะวันตก 44 หลุมจอด [7]

การเคลื่อนตัวภาคพื้นของอากาศยาน ยานพาหนะ และบุคลากรภายในพื้นที่สนามบินจะต้องได้รับการอนุมัติล่วงหน้าจากผู้ควบคุมการจราจรทางอากาศ (ATC) ภายในโซนการเคลื่อนตัว นักบินจะนำอากาศยานไปและออกจากสนามบินโดยการควบคุมจากผู้ควบคุมภาคพื้นดิน นักบินจะได้รับการเตือนถึงลักษณะสำคัญของการรักษาความปลอดภัยอย่างระมัดระวังตลอดเวลา



รูปที่ 3.9 พื้นที่ลานจอดอากาศยานของสนามบิน VTBS [7]

3.3 การสำรวจข้อมูล (Exploratory Data Analysis: EDA)

การสำรวจข้อมูลเป็นขั้นตอนในการทำความเข้าใจกับตัวแปรต่าง ๆ ในชุดข้อมูล การทำความเข้าใจข้อมูล และวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างหลุมจอดอากาศยานเป้าหมายกับ Feature อื่น ๆ ประกอบด้วย การระบุอากาศยาน (Aircraft Identification) เวลาที่อากาศยานมาถึงโดยประมาณ (Estimate Time of Arrival: ETOA) ชื่อสายการบิน (AIRLINE NAME) ประเภทของอากาศยาน (Type of Aircraft) ชื่อหลุมจอดอากาศยาน (Position of Stand: PSTA) พื้นที่หลุมจอดอากาศยาน (AREA OF APRON) แสดงขั้นตอนดังรูปที่ 3.10 ซึ่งในขั้นตอนนี้จะเป็นการรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องสำหรับการวิเคราะห์ โดยควรพิจารณาแหล่งที่มาของข้อมูล ความน่าเชื่อถือ และจำนวนข้อมูลมีปริมาณมากพอต่อการนำไปใช้วิเคราะห์ เมื่อพิจารณาแหล่งที่มาของข้อมูลของวิทยานิพนธ์นี้ ถือได้ว่าแหล่งข้อมูลมีความน่าเชื่อถือ เนื่องจากเป็นข้อมูลทางสถิติสำหรับกระบวนการบินภาคพื้นดินที่ได้จากบริษัท วิทยุการบินแห่งประเทศไทย จำกัด ซึ่งเป็นหน่วยงานที่ปฏิบัติงานในการควบคุมจราจรทางอากาศของประเทศไทย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

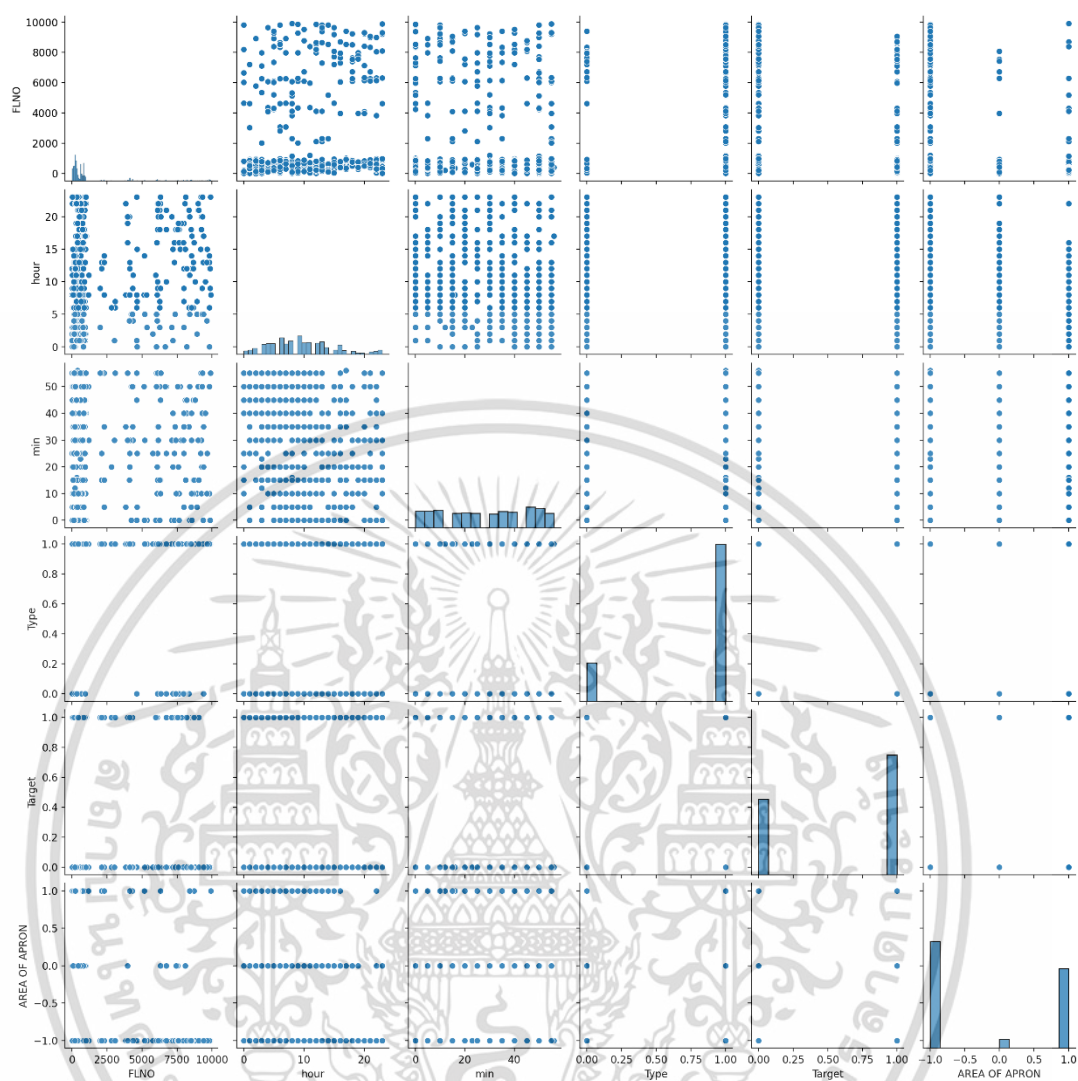
ในขั้นตอนของการสำรวจ และทำความสะอาดข้อมูล เป็นการระบุค่าผิดปกติที่ขาดหายไป และแยกตัวแปรที่สำคัญและกำจัดตัวแปรที่อาจจะทำให้การวิเคราะห์ผิดเพี้ยนไป ลบข้อมูลบางส่วนที่ซ้ำและไม่ครบถ้วน โดยหลังจากขั้นตอนนี้ ทำให้เหลือข้อมูลที่สามารถนำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง จำนวน 36,600 ระเบียบ จากเดิมก่อนทำความสะอาดซึ่งมีข้อมูลทั้งหมด 60,000 ระเบียบ

สำหรับขั้นตอนการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ ผู้วิจัยจัดทำกราฟและเมตริกสหสัมพันธ์ (Correlation Metrix) โดยใช้ไลบรารี Seaborn เพื่อหาความสัมพันธ์ของข้อมูลหลุมจอดอากาศยาน เป้าหมายกับ Feature อื่น ๆ แสดงดังรูปที่ 3.11 และ 3.12 พบว่า หลุมจอดเป้าหมาย (Target of stand location) มีความสัมพันธ์กับพื้นที่หลุมจอดอากาศยาน (Area of Apron) การระบุอากาศยาน (Aircraft Identification) เวลาที่อากาศยานมาถึงโดยประมาณ (Estimate Time Of Arrival: ETOA) และประเภทของอากาศยาน (Type of Aircraft) ตามลำดับ



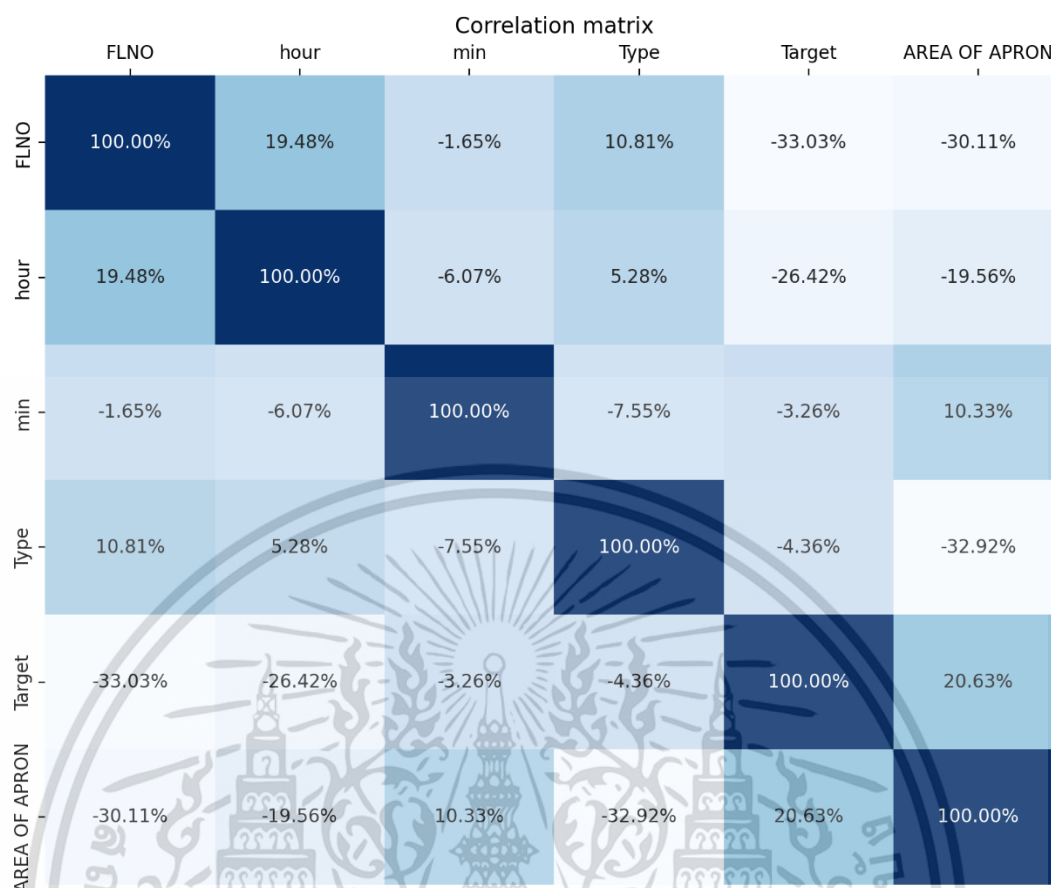
รูปที่ 3.10 ขั้นตอนการสำรวจข้อมูล

Scatter plot of independence variables



รูปที่ 3.11 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลหลุมจอดอากาศยานเป้าหมาย
กับ Feature อื่น ๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.12 เมทริกซ์สหสัมพันธ์ (Correlation Metrix) ระหว่างข้อมูลหลุมจอดอากาศยาน
เป้าหมายกับ Feature อื่น ๆ

ดังนั้น ในวิทยานิพนธ์นี้ใช้ข้อมูลในกระบวนการสร้างแบบจำลองใช้เพื่อระบุตำแหน่งหลุมจอดของอากาศยาน โดยผ่านการจัดเรียงข้อมูลในรูปแบบตารางที่เข้าใจง่าย ลบข้อมูลบางส่วนและเลือกข้อมูลที่จำเป็นเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลอง มีปัจจัย 4 ประการที่ใช้ในการฝึกแบบจำลองดังแสดงในตารางที่ 3.4 ประกอบด้วย การระบุอากาศยาน (Aircraft Identification) เวลาที่อากาศยานมาถึงโดยประมาณ (Estimate Time Of Arrival: ETOA) พื้นที่หลุมจอดอากาศยาน (Area of Apron) ประเภทของอากาศยาน (Type of Aircraft)

ตารางที่ 3.4 ปัจจัยที่ใช้ในการฝึกแบบจำลอง

ตัวแปร	ความหมาย
การระบุอากาศยาน (Aircraft Identification)	เรียกอีกอย่างว่า Callsign เพื่อระบุตัวตนของอากาศยานแต่ละลำ
เวลาที่อากาศยานมาถึงโดยประมาณ (Estimate Time of Arrival: ETOA)	เวลาที่มาถึงโดยประมาณของอากาศยานแต่ละลำ ในหน่วย UTC
พื้นที่หลุมจอดอากาศยาน (Area of Apron)	แสดงบริเวณตำแหน่งของหลุมจอด ได้แก่ - ลานทิศตะวันออก กำหนดให้เท่ากับ 0 - ลานหลัก กำหนดให้เท่ากับ 1 - ลานด้านตะวันตก กำหนดให้เท่ากับ -1
ประเภทของอากาศยาน (Type of Aircraft)	ประเภทของอากาศยาน ได้แก่ - อากาศยานพาณิชย์ กำหนดให้เท่ากับ 0 - อากาศยานขนส่ง กำหนดให้เท่ากับ 1
หลุมจอดเป้าหมาย (Target of stand location)	แสดงระยะทางจากหลุมจอดถึงอาคารเทียบท่าอากาศยาน แบ่งเป็น 2 ประเภท ได้แก่ - ใกล้กับอาคารเทียบท่าอากาศยาน กำหนดให้เท่ากับ 0 - ไกลจากอาคารเทียบท่าอากาศยาน กำหนดให้เท่ากับ 1

3.4 การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

ขั้นตอนนี้เป็นการศึกษาคัดเลือกตัวอย่างข้อมูล สำหรับนำมาใช้เป็นชุดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองทำนายแบบอากาศยานในเบื้องต้น ต้องทำการคัดเลือกข้อมูลที่มีความสมบูรณ์ (No Missing value) จนได้ผลลัพธ์ คือ ชุดข้อมูลที่เหมาะสมกับการสร้างแบบจำลอง โดยจำนวนชุดข้อมูลที่สมบูรณ์และเหมาะสมต่อการสร้างแบบจำลองมีจำนวน 36,600 ระเบียบ แบ่งเป็น 2 คลาสค่าตอบประเภทหลุมจอดอากาศยาน ได้แก่ พื้นที่หลุมจอดใกล้กับอาคารเทียบท่าอากาศยาน กำหนดให้เท่ากับ 0 และไกลจากอาคารเทียบท่าอากาศยาน กำหนดให้เท่ากับ 1 ชุดข้อมูลตัวอย่างหลังจากการเตรียมข้อมูล แสดงดังตารางที่ 3.5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.5 ชุดข้อมูลตัวอย่างจากการเตรียมข้อมูล

FLNO	hour	min	Type	AREA OF APRON	Target
847	9	15	1	-1	1
331	1	25	0	-1	0
308	3	35	1	0	0
25	0	45	1	-1	1
211	3	30	1	-1	0
811	0	20	1	-1	0
4351	4	30	1	-1	0
430	6	10	1	-1	1
8203	0	40	1	-1	1
338	23	25	1	-1	0

3.5 อัลกอริทึมของแบบจำลองของการทำนาย

ในการสร้างแบบจำลองการทำนายตำแหน่งหลุมจอดของอากาศยาน แบ่งข้อมูล (Split Data) ออกเป็นข้อมูลฝึกสอน (Training Set) และข้อมูลทดสอบ (Test Set) ในอัตราส่วน 80:20 และ Training set แบ่งข้อมูลเป็น Train : 80 และ Validation : 20 โดยใช้เทคนิคการสุ่มตัวอย่างแบบชั้นภูมิ (Stratified sampling) ในการแบ่งข้อมูล โดยแยกข้อมูลออกเป็นกลุ่ม ๆ หรือแบ่งเป็นชั้นภูมิก่อน แล้วจึงสุ่มอย่างง่ายเพื่อให้ได้ข้อมูลตามสัดส่วนที่กำหนด สำหรับระยะจากหลุมจอดถึงอาคารเทียบท่าอากาศยาน แสดงดังตารางที่ 3.6 แบ่งเป็น 2 ระดับคือ 0 คือระยะจากหลุมจอดใกล้จากอาคารเทียบท่าอากาศยาน และ 1 คือระยะจากหลุมจอดไกลจากอาคารเทียบท่าอากาศยาน ขั้นตอนนี้เป็นารสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการจำแนกประเภทข้อมูล (Classification) ได้แก่ อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Kernel Support Vector Machine) ประกอบด้วย เรเดียลเบสิสฟังก์ชัน (Gaussian RBF) ซิกมอยด์ (Sigmoid) และพหุนามเกาส์เซียน (Gaussian Polynomial) การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression) และ โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) โดยใช้ชุดข้อมูล จำนวน 36,600 ระเบียบ ที่ได้จากขั้นตอนที่ผ่านมา ซึ่งการดำเนินการ มีรายละเอียด ดังนี้

ตารางที่ 3.6 ข้อมูลที่ใช้สำหรับการสร้างและประเมินแบบจำลองการทำนายตำแหน่งหลุมจอดของอากาศยาน

ข้อมูลทั้งหมด		
36,600 ระเบียบ		
Training Set (80%)		Test Set (20%)
29,280		7,320
Train (80%)	Validation (20%)	
23,424	5,856	

1. ทำการ Normalization ข้อมูลที่เป็นตัวเลข ได้แก่ การระบุอากาศยาน เวลามาถึงโดยประมาณ (ETOA) พื้นที่หลุมจอด ประเภทของอากาศยาน และหลุมจอดเป้าหมาย เพื่อควบคุมความซ้ำซ้อนของข้อมูลหลักเลี่ยงความผิดปกติของข้อมูล ซึ่งอาจจะส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของแบบจำลอง

2. ประมวลผลสร้างแบบจำลองโดยใช้เครื่องคอมพิวเตอร์แม่ข่ายที่มีคุณลักษณะ คือ หน่วยประมวลผลกลาง (CPU) แบบ 8 แกนหลัก (8 core) และมีหน่วยความจำหลัก (RAM) ชนิด ECC DDR4 จำนวน 32 GB.

3. ใช้โปรแกรม Google Colaboratory ในการสร้างแบบจำลอง

4. ใช้เทคนิค Classification โดยเลือกอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Kernel Support Vector Machine) ประกอบด้วย เรเดียลเบสิสฟังก์ชัน (Gaussian RBF) ซิกมอยด์ (Sigmoid) และพหุนามเกาส์เซียน (Gaussian Polynomial) การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression) และ โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) สำหรับสร้างการทำนายตำแหน่งหลุมจอดของอากาศยาน โดยมีการกำหนดค่าของแต่ละวิธีการ ดังนี้

3.5.1 อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM)

ใช้ค่าดั้งเดิมของการจำแนกประเภทข้อมูล (Classification) ประเภทอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine)

3.5.2 อัลกอริทึมเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Kernel Support Vector Machine: Kernel SVM)

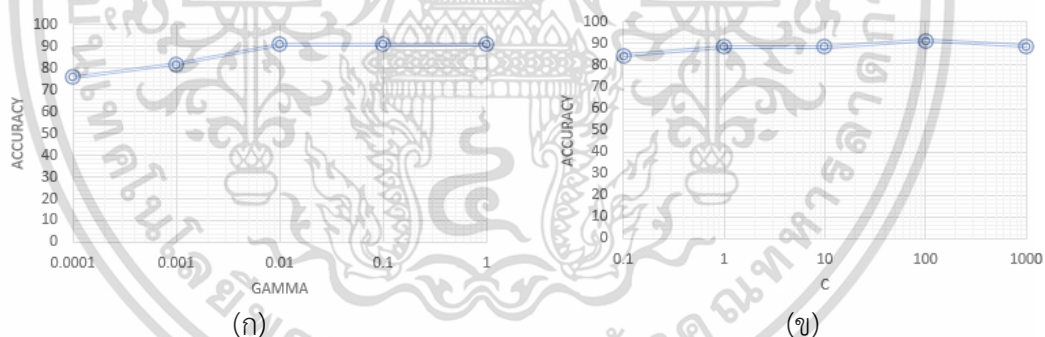
ผู้วิจัยกำหนดความแม่นยำของโมเดลที่ดีที่สุดในส่วนแรกโดยการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ผลลัพธ์ของการปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แสดงไว้ในรูปที่ 3.13-3.15 ตามลำดับ ในรูปที่ 3.13 ผู้วิจัยแก้ไขพารามิเตอร์ GAMMA และ C ของเคอร์เนล RBF ในรูปที่ 3.13 (ก) ผู้วิจัยปรับ C โดยใช้ GAMMA คงที่ 0.01 ในรูปที่ 3.13 (ข) ผู้วิจัยปรับ GAMMA โดยใช้ค่าคงที่ C เท่ากับ 1 จะเห็นได้ว่าเมื่อ C คือ 100 และ GAMMA เป็น 0.01 เคอร์เนล RBF จะมีความแม่นยำสูงสุด

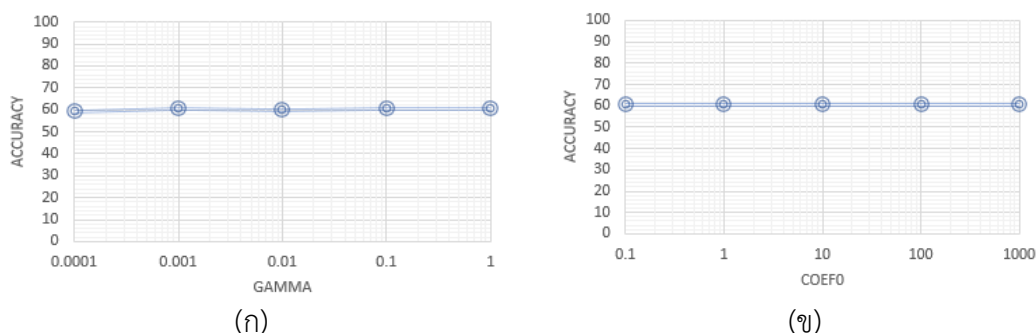
หลังจากนั้น รูปที่ 3.14 จะแก้ไขพารามิเตอร์ เคอร์เนล Sigmoid, COEF0 และ GAMMA ในรูปที่ 3.14 (ก) ผู้วิจัยพยายามปรับค่า GAMMA โดยใช้ค่าคงที่ COEF0 0.1 จากนั้นในรูปที่ 3.14 (ข) ผู้วิจัยพยายามปรับ COEF0 โดยใช้ค่าคงที่ของ GAMMA 1 จะเห็นได้ว่าเมื่อ COEF0 เป็น 0.1 และ GAMMA เป็น 1 เคอร์เนล Sigmoid จะมีความแม่นยำสูงสุด

จากนั้น เมื่อ degree=3 รูปที่ 3.15 จะแก้ไขพารามิเตอร์ของเคอร์เนล Polynomial, COEF0 และ GAMMA ในรูปที่ 3.15 (ก) ผู้วิจัยพยายามปรับค่า GAMMA ด้วยค่าคงที่ COEF0 1 จากนั้นในรูปที่ 3.15 (ข) ผู้วิจัยพยายามปรับ COEF0 ด้วยค่าคงที่ของ GAMMA 1 จะเห็นได้ว่าเมื่อ COEF0 เป็น 1 โดยที่ GAMMA เป็น 1 จะพบว่า เคอร์เนล Polynomial มีความแม่นยำสูงสุด

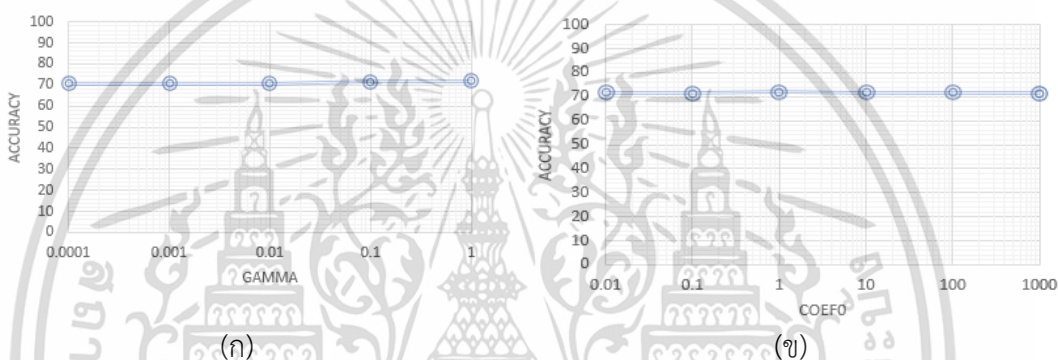
สุดท้าย ผู้วิจัยแยกตำแหน่งหลุมจอตจากชุดข้อมูลการฝึกเพื่อตรวจสอบความถูกต้องของการฝึก ดังแสดงในตารางที่ 3.7 ความแม่นยำในการฝึกซ้อมของชุดการฝึกค่อนข้างสูง เคอร์เนล RBF มีความแม่นยำสูงสุด รองลงมาคือเคอร์เนล Polynomial, ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเชิงเส้น และเคอร์เนล Sigmoid



รูปที่ 3.13 ผลลัพธ์ของการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของเคอร์เนล RBF (ก) ความแม่นยำของเคอร์เนล RBF เมื่อ $C=1$ และปรับเปลี่ยน GAMMA, (ข) ความแม่นยำของเคอร์เนล RBF เมื่อ GAMMA=0.1 และปรับเปลี่ยน C



รูปที่ 3.14 ผลลัพธ์ของการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของเคอร์เนล Sigmoid (ก) ความแม่นยำของเคอร์เนล Sigmoid เมื่อ $COEF0=0.1$ และปรับเปลี่ยน $COEF0$, (ข) ความแม่นยำของเคอร์เนล Sigmoid เมื่อ $GAMMA=1$ และปรับเปลี่ยน $GAMMA$



รูปที่ 3.15 ผลลัพธ์ของการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของเคอร์เนล Polynomial (ก) เคอร์เนล Polynomial เมื่อ $COEF0=1$, ดีกรี=3 และปรับเปลี่ยน $GAMMA$, (ข) ความแม่นยำของเคอร์เนล Polynomial เมื่อ $GAMMA=1$, ดีกรี=3 และปรับเปลี่ยน $COEF0$

ตารางที่ 3.7 สรุป Parameter ที่ใช้สำหรับอัลกอริทึมเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

SVM Machine Learning Type	Parameter	Accuracy on training set (%)
Linear	-	68.28
RBF	$C=100$, $GAMMA=0.01$	90.58
Sigmoid	$GAMMA=1$, $COEF0=0.1$	60.00
Polynomial	degree=3, $GAMMA=1$, $COEF0=1$	72.47

3.5.3 อัลกอริทึมการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression)

การจำแนกประเภทข้อมูล (Classification) ประเภทการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression) หาความชันที่เหมาะสมที่สุดสำหรับปัจจัยต่าง ๆ โดยการใช้การประมาณค่า

ความน่าจะเป็นสูงสุด เช่น ฟังก์ชันโลจิสติกมาตรฐานมีการย่อเล็กสุด หรือแนวลาดเอียงเกือบเอกสารถึงเป็นเอกลักษณ์สำหรับใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล เมื่อใช้เทคนิคนี้ในการคำนวณค่าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.5.4 อัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN)

อัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียมเป็นโมเดลที่ใช้ Multi-layer Perceptron (MLP) MLP เป็นรูปแบบการฝึกอบรมภายใต้การดูแลซึ่งเรียนรู้ที่จะจำแนกผลลัพธ์ตามข้อมูลการฝึกอบรมเป็นตัวแยกประเภทที่ไม่ใช่เชิงเส้นที่เลียนแบบกิจกรรมของระบบประสาทโดยใช้เลเยอร์และโหนดที่ซ่อนอยู่ MLP ยอมรับอาร์เรย์ของอินพุตและนำเข้าค่าสัมประสิทธิ์ของโหนดเลเยอร์ที่ซ่อนอยู่โดยใช้ข้อมูลการฝึกอบรมที่เข้ามา เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพเอาต์พุตของ MLP ต้องปรับพารามิเตอร์จำนวนหนึ่งโดยผู้วิจัยทำการปรับพารามิเตอร์ต่าง ๆ พบว่าหลังกำหนดจำนวนโหนดในชั้นอินพุต (Layers of Model) เท่ากับ 5 มีค่าความถูกต้องของการฝึกมากที่สุดเท่ากับร้อยละ 70.40 และพารามิเตอร์ประกอบอื่น ๆ แสดงในตารางที่ 3.8 ประกอบด้วย ชั้นซ่อน (Hidden Layers) เท่ากับ 3 ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function) คือ Rectified Linear Unit (ReLU) ใช้ Optimization/Solver คือ Adaptive Moment Estimation (Adam) แบบ โดยมีจำนวนการทำซ้ำจะขึ้นอยู่กับเงื่อนไขจนกว่าใกล้จะหยุด และมีเปอร์เซ็นต์ความสูญเสียเท่ากับ 58.20 เปอร์เซนต์ ตามลำดับ

ตารางที่ 3.8 สรุป Parameter ที่ใช้สำหรับอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม

Parameters	Value
จำนวนโหนดในชั้นอินพุต (Layers of model)	5
ชั้นฮิดเดน (Hidden Layers)	3
Optimization/Solver	Adaptive Moment Estimation (Adam)
ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function)	Rectified Linear Unit (ReLU)
Learning Rate	adaptive with early stopping
Iteration	147
Loss	58.20

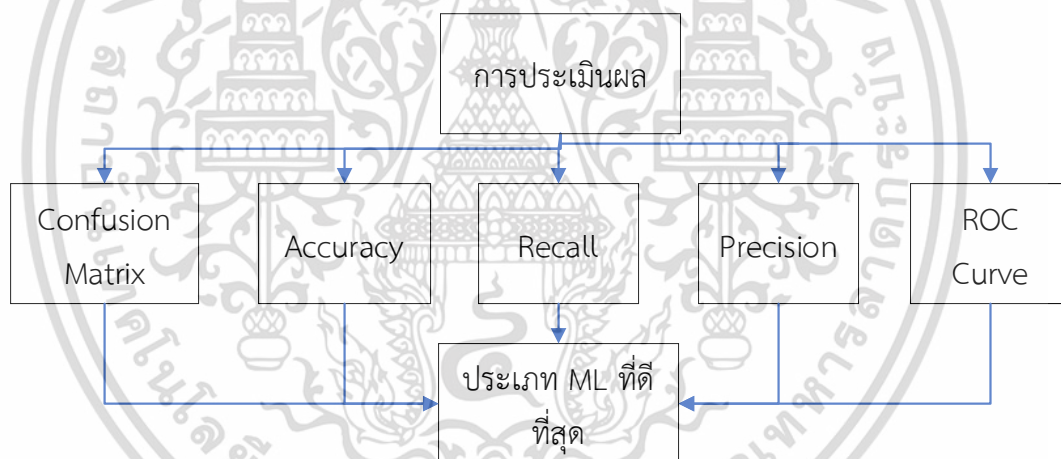
3.6 การประเมินผล

การประเมินผลเป็นการประเมินความสามารถของแบบจำลองในการการทำนายตำแหน่งหลุมจอดของอากาศยาน ได้แก่ ค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความระลึก (Recall) เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ค่าความเที่ยงตรง (Precision) และ Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) ในการประเมินความแม่นยำของการระบุหลุมจอด แสดงดังรูปที่ 3.16 ซึ่งหากผลการประเมินค่าของแบบจำลองไม่เหมาะสมต่อการนำไปใช้ประโยชน์ จำเป็นต้อง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ย้อนกลับไปขั้นตอนก่อนหน้านี้ เพื่อเปลี่ยนแปลงแก้ไขชุดข้อมูลทดสอบให้ได้ผลลัพธ์ตามที่ต้องการ ดังนั้นเพื่อให้ได้แบบจำลองทำนายตำแหน่งหลุมจอดของอากาศยาน ที่แม่นยำและมีประสิทธิภาพ โดยการพิจารณาค่าในตำแหน่งต่าง ๆ ของ Confusion Matrix รายละเอียด แสดงดังรูปที่ 3.17 ประกอบด้วย

1. TP (True Positive) คือ ผลการทำนายตำแหน่งหลุมจอดอากาศยานที่อยู่ใกล้กับอาคาร เทียบท่าอากาศยานได้ถูกต้องตามค่าที่คาดหวัง
2. TN (True Negative) คือ ผลการทำนายตำแหน่งหลุมจอดอากาศยานที่อยู่ไกลจาก อาคารเทียบท่าอากาศยานได้ถูกต้องตามค่าที่คาดหวัง
3. FP (False Positive) คือ ผลการทำนายตำแหน่งหลุมจอดอากาศยานที่อยู่ใกล้กับอาคาร เทียบท่าอากาศยานไม่ถูกต้องตามค่าที่คาดหวัง
4. FN (False Negative) คือ ผลการทำนายตำแหน่งหลุมจอดอากาศยานที่อยู่ไกลจาก อาคารเทียบท่าอากาศยานไม่ถูกต้องตามค่าที่คาดหวัง



รูปที่ 3.16 การประเมินผลในการการทำนายตำแหน่งหลุมจอดของอากาศยาน

		Actual Values	
		Negative	Positive
Predicted Values	Negative	True Negative (TN)	False Positive (FP)
	Positive	False Negative (FN)	True Positive (TP)

รูปที่ 3.17 ตำแหน่งต่าง ๆ ของ Confusion Matrix

จากนั้น สามารถนำข้อมูลต่าง ๆ ที่ได้จากการ Confusion Matrix มาวัดคุณภาพเพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง ดังนี้

3.6.1 ค่าความถูกต้อง

ค่าความถูกต้อง คือ การกำหนดความแม่นยำของอัลกอริทึมเป็นอัตราส่วนของจำนวนการคาดคะเนที่ถูกต้องและจำนวนการคาดคะเนทั้งหมด แสดงถึงความถูกต้องของการทำนายทั้งหมดของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

3.6.2 ค่าความระลึก

ค่าความระลึก คือ การคำนวณจากจำนวนการคาดคะเนที่ถูกต้องหารด้วยจำนวนการคาดคะเนทั้งหมด เรียกอีกอย่างว่า การเรียกคืน (REC) หรือ อัตราบวกจริง (TPR) แสดงถึงความถูกต้องของประเด็นที่สนใจของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

3.6.3 ค่าความเที่ยงตรง

ค่าความเที่ยงตรง คือ การคำนวณจากจำนวนของการคาดคะเนในเชิงบวกที่ถูกต้องหารด้วยจำนวนการคาดคะเนในเชิงบวกทั้งหมด แสดงถึงสัดส่วนที่เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องสามารถทำนายประเด็นที่สนใจทั้งหมด

3.6.4 Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve)

Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) คือกราฟความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูล 2 ค่าที่ได้จาก Confusion Matrix ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.6.4.1 ค่าความไว (Sensitivity หรือ Recall) คือ สัดส่วนความถูกต้องของผลการทำนายที่เราสนใจ (True Positive) หรือเรียกว่าอัตราความถูกต้องของการทำนายจากเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (True Positive Rate) อยู่ในแกน y

3.6.4.2 ค่าความจำเพาะ (Specificity) คือ สัดส่วนความถูกต้องของผลการทำนายที่ไม่ได้สนใจ (True Negative) โดยจะนำค่าดังกล่าวมาลบออกจาก 1 (1-Specificity) เพื่อสร้างข้อมูลในแกน x หรือเรียกว่าอัตราความผิดพลาดของการทำนายจากเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (False Positive Rate)

และเมื่อนำเส้น Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) มาคำนวณพื้นที่ใต้กราฟจะได้ค่า Area Under ROC Curve หรือพื้นที่ใต้กราฟ ROC (AUC) ซึ่งแสดงถึงประสิทธิภาพของการทำนาย โดยหาก AUC มีค่าเท่ากับ 1 หมายถึงเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องสามารถทำนายข้อมูลได้ถูกต้องทั้งหมด

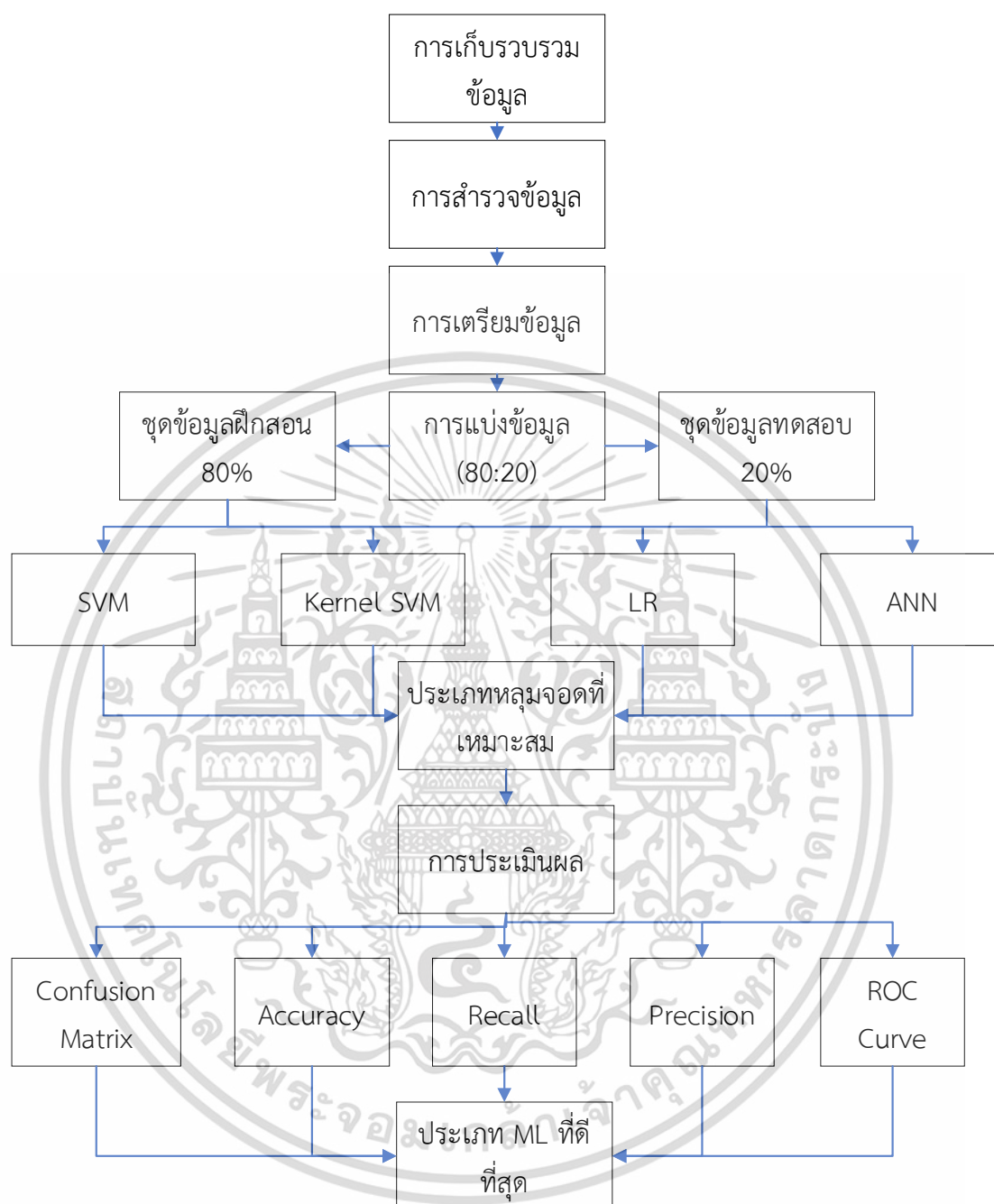
บทที่ 4

ผลการดำเนินการ

ในบทนี้จะกล่าวถึงผลลัพธ์ที่ได้จากการดำเนินงาน ซึ่งประกอบด้วยผลการวิจัยฉบับนี้ ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาข้อมูล และวัดค่าประสิทธิภาพของการจัดการลานจอด โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง 4 ประเภท ได้แก่ ได้แก่ อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Kernel Support Vector Machine) ประกอบด้วย เรเดียลเบสิสฟังก์ชัน (Gaussian RBF) ซิกมอยด์ (Sigmoid) และพหุนามเกาส์เซียน (Gaussian Polynomial) การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression) และโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ในการแก้ปัญหาการกำหนดหลุมจอดอากาศยาน และใช้ตัวแปรในการประเมิน ได้แก่ ความเที่ยงตรง (Accuracy) ค่าความระลึก (Recall) เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ความแม่นยำ (Precision) และ Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) ในการประเมินความแม่นยำของการระบุหลุมจอดอากาศยาน ตามรูปที่ 4.1

4.1 ประสิทธิภาพการจำแนกประเภท

เพื่อตรวจสอบประสิทธิภาพการจำแนกหลุมจอด ผู้วิจัยแบ่งข้อมูลทดสอบ มีชุดข้อมูลหลุมจอดป้อนเข้าตามตารางที่ 4.1 เพื่อกำหนดความถูกต้องในชุดทดสอบเมื่อนำเข้าข้อมูลไปยังแบบจำลองโดยใช้พารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของแต่ละโมเดลมีให้ จากนั้นจึงสร้างเมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) สำหรับเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องประเภทต่าง ๆ ได้แก่ อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประกอบด้วยพหุนามเกาส์เซียน เรเดียลเบสิสฟังก์ชัน และซิกมอยด์ การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก และโครงข่ายประสาทเทียม แสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่ทำนายไว้กับค่าที่สังเกตได้ของหลุมจอด โดยแสดงเป็นตารางขนาด 2x2 ที่เกิดขึ้นจากการนับจำนวนผลลัพธ์ทั้ง 4 ของตัวแยกประเภทไบนารี ดังนี้



รูปที่ 4.1 แผนผังการดำเนินงานจำแนกหลุมจอดอากาศยาน

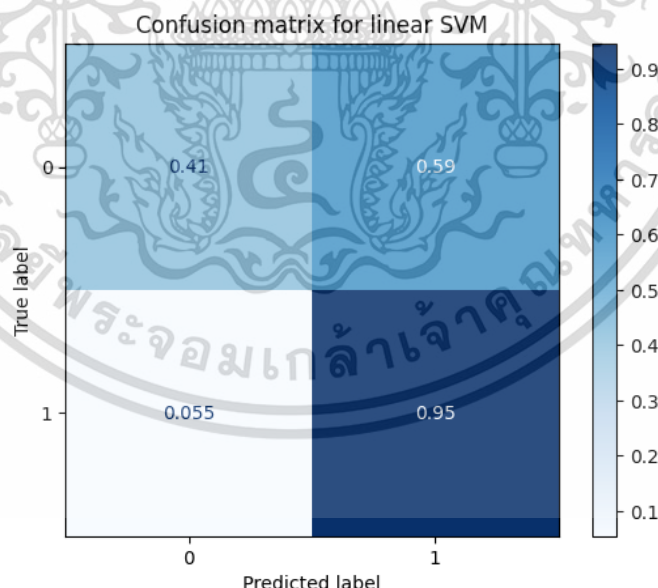
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.1 ตารางชุดข้อมูลหลุมจอดป้อนเข้า

Aircraft Identification	Estimate Time of Arrival (ETOA)		AIRLINE NAME (IATA)	Type of Aircraft	Position of Stand (PSTA)	AREA OF APRON	Target of stand location
	hour	min					
847	09	15	NH	Transport	F5	west	far
331	01	25	RH	Commercial	519	west	near
308	03	35	TG	Transport	304	main	near
25	00	45	OS	Transport	E6	west	far
211	03	30	BR	Transport	515	west	near
811	00	20	XJ	Transport	522	west	near
4351	04	30	G	Transport	516	west	near
430	06	10	EY	Transport	E4	west	far
8203	00	40	VZ	Transport	F3	west	far
338	23	25	TG	Transport	514	east	near
511	01	40	3K	Transport	F2	west	far
9811	06	50	9	Transport	521	east	near
7982	7	40	CV	Commercial	515	east	near

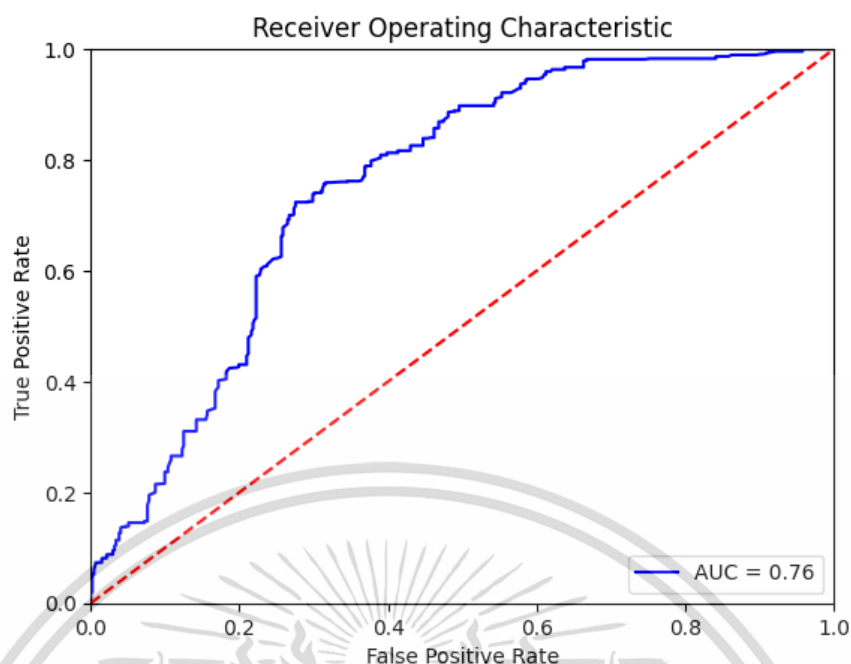
4.1.1 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

พบว่ามีการทำนายหลุมจอดเป้าหมายที่ไกลจากอาคารเทียบท่าอากาศยานถูกต้อง คิดเป็นร้อยละ 41 และ ไม่ถูกต้อง ร้อยละ 59 และสำหรับหลุมจอดเป้าหมายที่ใกล้กับอาคารเทียบท่าอากาศยานถูกต้อง ร้อยละ 95 และ ไม่ถูกต้อง ร้อยละ 5 แสดงดังรูปที่ 4.2 และได้ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) คิดเป็นร้อยละ 76 แสดงดังรูปที่ 4.3



รูปที่ 4.2 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

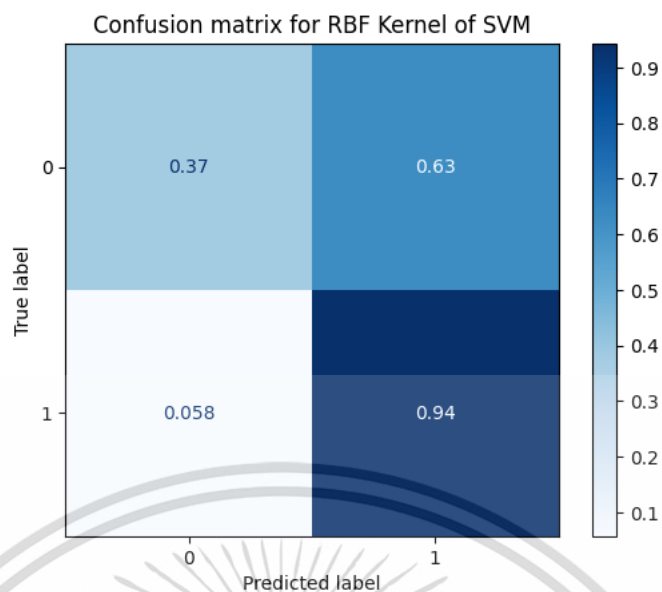
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



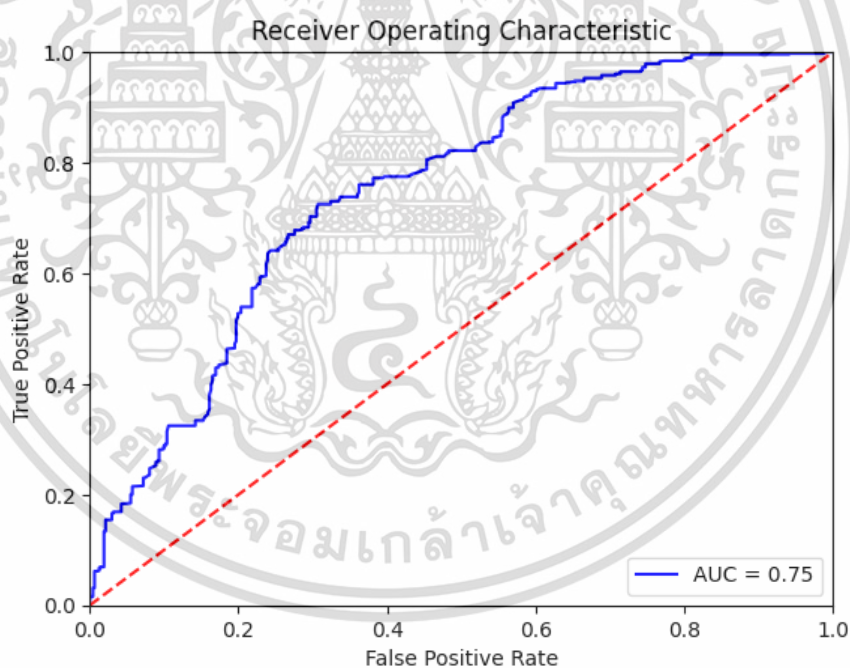
รูปที่ 4.3 ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve)
ของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

4.1.2 เมตริกซ์ความสับสน สำหรับเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทเรเดียลเบสิสฟังก์ชัน

พบว่าการทำนายหลุมจอดเป้าหมายที่ไกลจากอาคารเทียบท่าอากาศยานถูกต้อง คิดเป็นร้อยละ 37 และ ไม่ถูกต้อง ร้อยละ 63 และสำหรับหลุมจอดเป้าหมายที่ใกล้กับอาคารเทียบท่าอากาศยานถูกต้อง ร้อยละ 94 และ ไม่ถูกต้อง ร้อยละ 5.8 แสดงดังรูปที่ 4.4 และได้ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) คิดเป็นร้อยละ 75 แสดงดังรูปที่ 4.5



รูปที่ 4.4 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับเคอร์เนลซ์พพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน
ประเภทเรเดียลเบสิสฟังก์ชัน

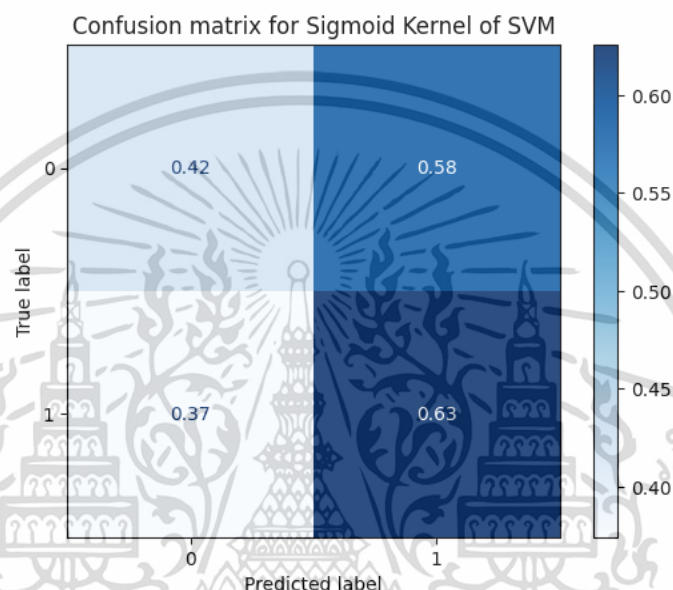


รูปที่ 4.5 ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve)
ของอัลกอริทึมเคอร์เนลซ์พพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทเรเดียลเบสิสฟังก์ชัน

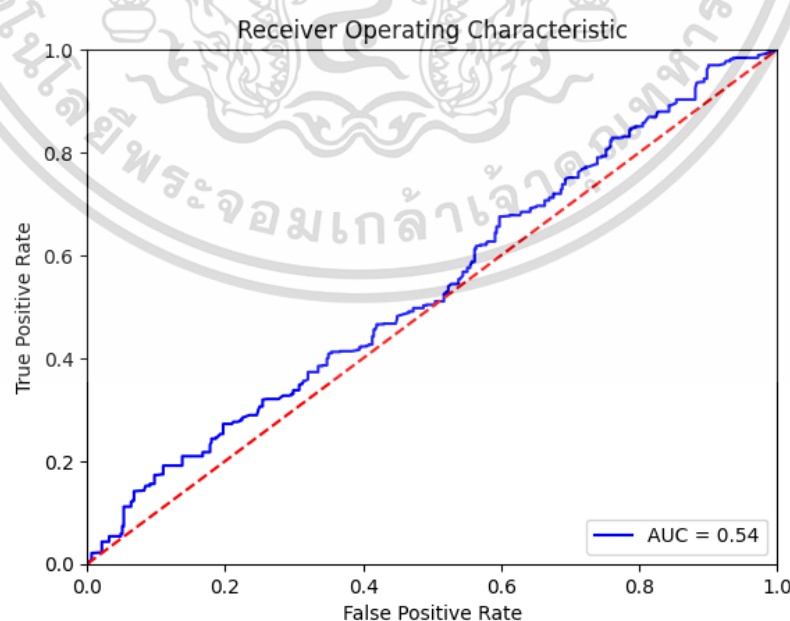
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.3 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทซิกมอยด์

พบว่ามีการทำนายหลุมจอตเป้าหมายที่ไกลจากอาคารเทียบท่าอากาศยานถูกต้อง คิดเป็นร้อยละ 42 และ ไม่ถูกต้อง ร้อยละ 58 และสำหรับหลุมจอตเป้าหมายที่ใกล้กับอาคารเทียบท่าอากาศยานถูกต้อง ร้อยละ 63 และ ไม่ถูกต้อง ร้อยละ 37 แสดงดังรูปที่ 4.6 และได้ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) คิดเป็นร้อยละ 54 แสดงดังรูปที่ 4.7



รูปที่ 4.6 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทซิกมอยด์

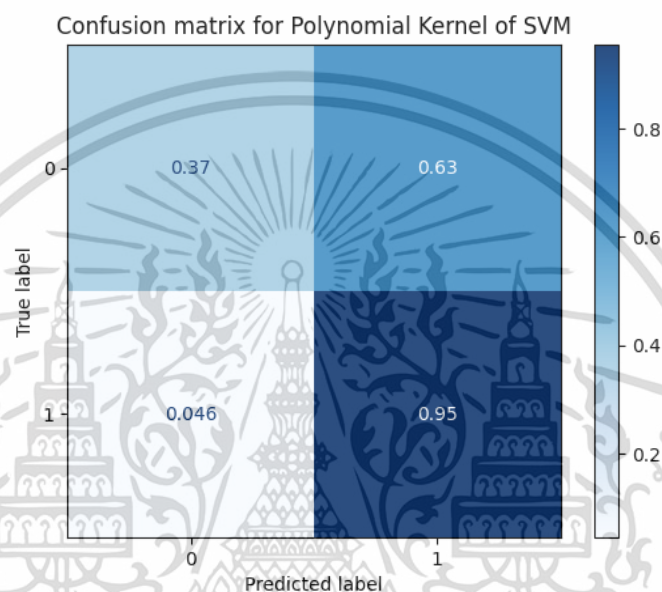


รูปที่ 4.7 ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve)

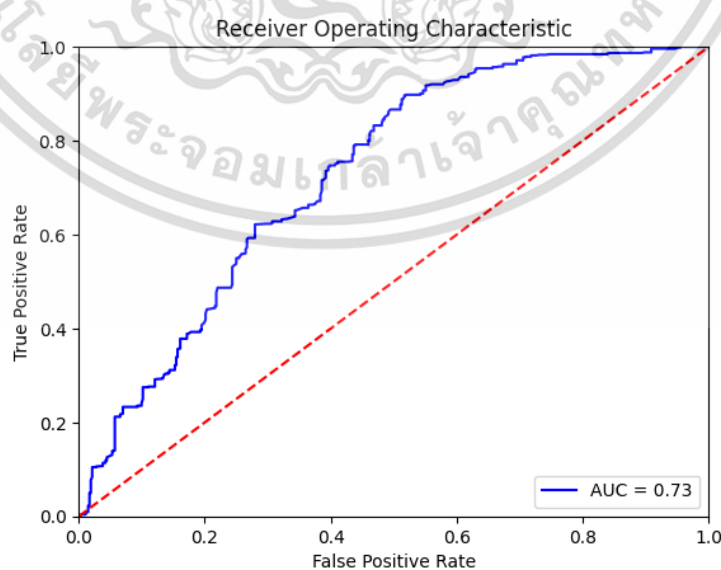
ของอัลกอริทึมเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทซิกมอยด์ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.4 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับเคอร์เนลซ์พอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทพหุนามเกาส์เซียน

พบว่ามีการทำนายหลุมจอดเป้าหมายที่ไกลจากอาคารเทียบท่าอากาศยานถูกต้อง คิดเป็นร้อยละ 37 และ ไม่ถูกต้อง ร้อยละ 63 และสำหรับหลุมจอดเป้าหมายที่ใกล้กับอาคารเทียบท่าอากาศยานถูกต้อง ร้อยละ 95 และ ไม่ถูกต้อง ร้อยละ 4.6 แสดงดังรูปที่ 4.8 และได้ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) คิดเป็นร้อยละ 73 แสดงดังรูปที่ 4.9



รูปที่ 4.8 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับเคอร์เนลซ์พอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทพหุนามเกาส์เซียน

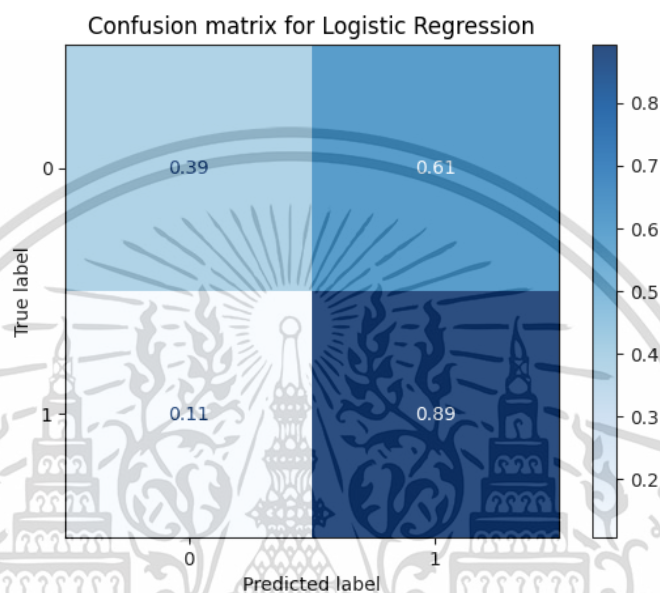


รูปที่ 4.9 ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve)

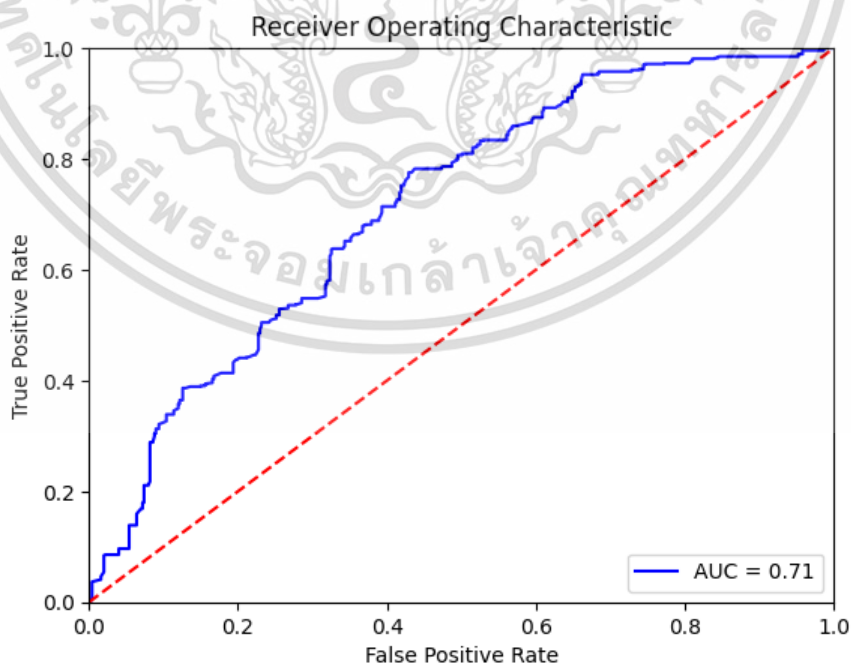
ของอัลกอริทึมเคอร์เนลซ์พอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทพหุนามเกาส์เซียน เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อเผยแพร่ให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.5 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก

พบว่ามีการทำนายหลุมจอดเป้าหมายที่ไกลจากอาคารเทียบท่าอากาศยานถูกต้อง คิดเป็นร้อยละ 39 และ ไม่ถูกต้อง ร้อยละ 61 และสำหรับหลุมจอดเป้าหมายที่ใกล้กับอาคารเทียบท่าอากาศยานถูกต้อง ร้อยละ 89 และ ไม่ถูกต้อง ร้อยละ 11 แสดงดังรูปที่ 4.10 และได้ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) คิดเป็นร้อยละ 71 แสดงดังรูปที่ 4.11



รูปที่ 4.10 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก



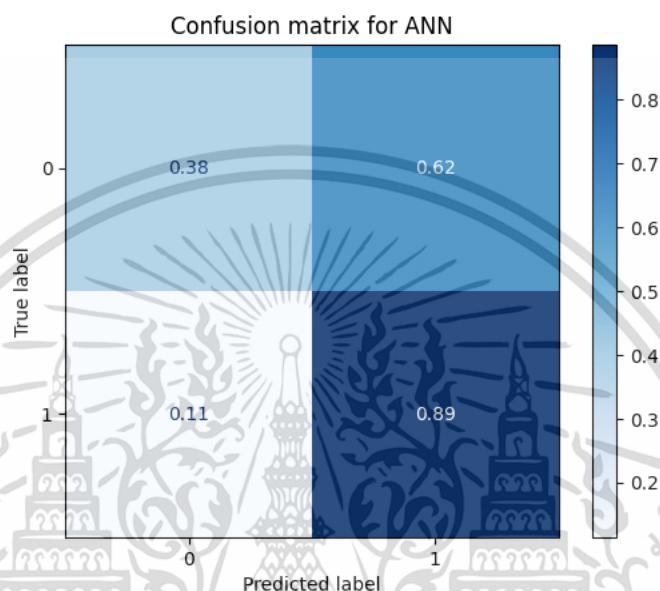
รูปที่ 4.11 ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve)

ของการวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก

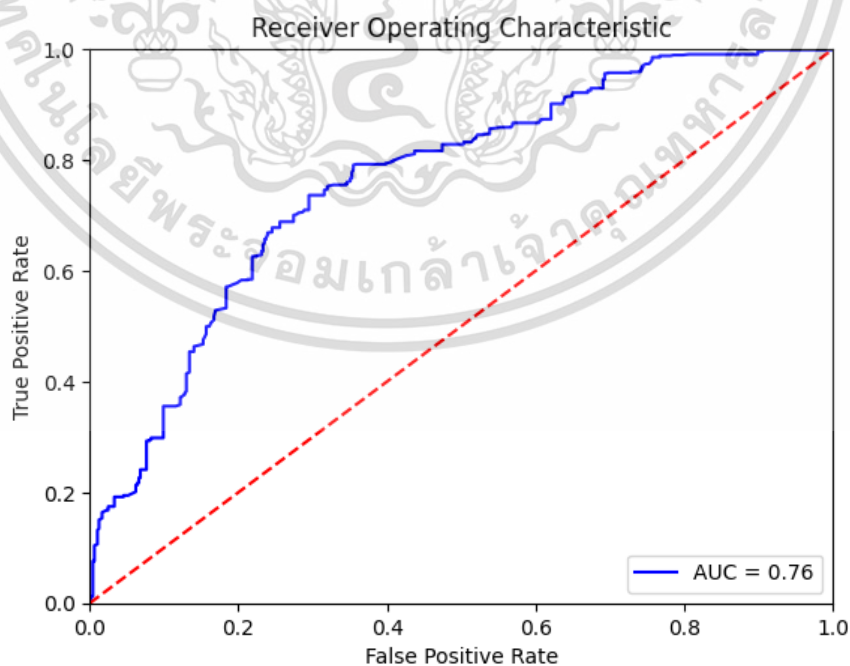
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.6 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม

พบว่ามีการทำนายหลุมจอดเป้าหมายที่ไกลจากอาคารเทียบท่าอากาศยานถูกต้อง คิดเป็นร้อยละ 38 และ ไม่ถูกต้อง ร้อยละ 62 และสำหรับหลุมจอดเป้าหมายที่ใกล้กับอาคารเทียบท่าอากาศยานถูกต้อง ร้อยละ 89 และ ไม่ถูกต้อง ร้อยละ 11 แสดงดังรูปที่ 4.12 และได้ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) คิดเป็นร้อยละ 76 แสดงดังรูปที่ 4.13



รูปที่ 4.12 เมทริกซ์ความสับสน สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม

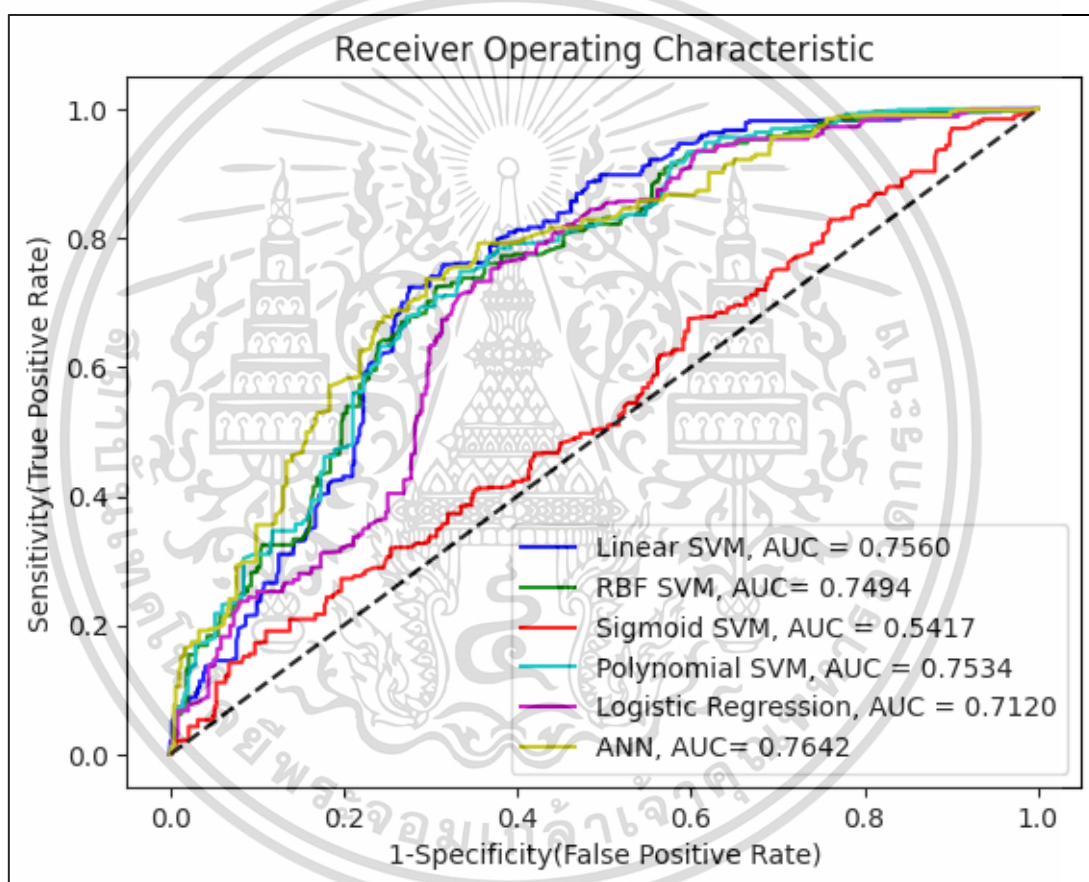


รูปที่ 4.13 ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve)

ของโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากนั้นทำการสร้างกราฟความสัมพันธ์ระหว่างอัตราความถูกต้องของการทำนายจากเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (True Positive Rate) เทียบกับอัตราความผิดพลาดของการทำนายจากเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (False Positive Rate) แสดงดังรูปที่ 4.14 พบว่าค่า Area Under ROC Curve หรือพื้นที่ใต้กราฟ ROC (AUC) ของโครงข่ายประสาทเทียม มีค่ามากที่สุดเท่ากับร้อยละ 76.42 อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เท่ากับร้อยละ 75.60 เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทเรเดียลเบสฟังก์ชัน เท่ากับร้อยละ 74.94 เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทพหุนามเกาส์เซียน เท่ากับร้อยละ 72.93 การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก เท่ากับร้อยละ 71.45 และ เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทซิกมอยด์ ร้อยละ 54.17 เรียงจากมากไปน้อยตามลำดับ



รูปที่ 4.14 ผล Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) ของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องประเภทต่าง ๆ

จากนั้นจัดทำตารางการเปรียบเทียบความถูกต้องของการจัดหมวดหมู่และประสิทธิภาพการทำนายของชุดทดสอบสำหรับในวิทยานิพนธ์นี้ โดยใช้ตัวชี้วัดความเที่ยงตรง ค่าความระลึก ความแม่นยำ แสดงดังตารางที่ 4.2 พบว่า สำหรับมุมมองของความเที่ยงตรง อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน มีค่าความเที่ยงตรงมากที่สุด ตามด้วยเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทเรเดียลเบสฟังก์ชัน เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทพหุนามเกาส์เซียน การวิเคราะห์ความ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ถดถอยโลจิสติก โครงข่ายประสาทเทียม และเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทซิกมอยด์ เรียงจากมากไปน้อย โดยมีค่าเท่ากับร้อยละ 74.19 72.49 73.06 71.36 68.69 และ 54.69 ตามลำดับ

สำหรับมุมมองค่าความระลึก มีความสอดคล้องกับค่าความเที่ยงตรง โดยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน มีค่าความระลึกมากที่สุด ตามด้วยเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทพหุนามเกาส์เซียน เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทเรเดียลเบสิสฟังก์ชัน การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก โครงข่ายประสาทเทียม และเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทซิกมอยด์ เรียงจากมากไปน้อย โดยมีค่าเท่ากับร้อยละ 74.19 73.06 72.49 71.36 68.69 และ 54.69 ตามลำดับ

สำหรับความแม่นยำ มีความสอดคล้องกับค่าความเที่ยงตรงและค่าความระลึก โดยอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน มีค่าความระลึกมากที่สุด ตามด้วยเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทพหุนามเกาส์เซียน เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน) ประเภทเรเดียลเบสิสฟังก์ชัน การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก โครงข่ายประสาทเทียม และเคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประเภทซิกมอยด์ เรียงจากมากไปน้อย โดยมีค่าเท่ากับร้อยละ 76.09 75.67 74.35 71.77 68.57 และ 54.91 ตามลำดับ

จากการประเมินประสิทธิภาพของการระบุหลุมจอตอากาศยาน จากตัวชี้วัด ได้แก่ ความเที่ยงตรง (Accuracy) ค่าความระลึก (Recall) และ Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) พบว่าอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) เป็นอัลกอริทึมที่มีค่าจากการประเมินประสิทธิภาพในมุมมองรวมดีที่สุด

ตารางที่ 4.2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกหลุมจอตอากาศยาน

Machine learning model	Accuracy (%)	Recall (%)	Precision (%)	AUC (%)
Linear SVM	74.19	74.19	76.09	75.60
RBF SVM	72.41	73.06	75.67	74.94
Sigmoid SVM	72.49	72.49	74.35	54.17
Polynomial SVM	71.36	71.36	71.77	75.34
Logistic Regression	68.69	68.69	68.57	71.20
ANN	54.69	54.69	54.91	76.42

บทที่ 5

สรุปผลวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปและวิจารณ์ผลการทดลอง

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เน้นที่เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) สำหรับการจัดการลานจอดสำหรับเที่ยวบินขาเข้า วิธีการที่เสนอ คือ การสร้างแบบจำลองและคาดการณ์การดำเนินงานภาคพื้นสนามบินและสนับสนุนการประเมินประสิทธิภาพการดำเนินงานของสนามบิน การลดเวลาในการตัดสินใจของผู้ควบคุมจราจรทางอากาศในเลือกพื้นที่จอดอากาศยาน และลดการกระจายของช่วงเวลาที่ไม่ได้ใช้งาน ซึ่งสามารถเพิ่มความจุและประสิทธิภาพของสนามบิน ด้วยประโยชน์เพิ่มเติมของการลดการเผาไหม้เชื้อเพลิงและการปล่อยมลพิษ และลดต้นทุนความล่าช้าของเที่ยวบินและต้นทุนงานบริการ

ผู้วิจัยได้ดำเนินการหาแบบจำลองที่เหมาะสมพร้อมข้อมูลการแบ่งพื้นที่ที่เหมาะสมซึ่งเครื่องบินควรจอดใกล้หรือไกลจากอาคารเทียบท่าอากาศยาน เพื่ออำนวยความสะดวกในการจัดการหลุมจอด ซึ่งช่วยลดเวลาที่ใช้ในกระบวนการบริการภาคพื้นดินและเพิ่มความสามารถในการบินโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง 4 ประเภท ได้แก่ อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) เคอร์เนลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Kernel Support Vector Machine) ประกอบด้วย เรเดียลเบสฟังก์ชัน (Gaussian RBF) ซิกมอยด์ (Sigmoid) และพหุนามเกาส์เซียน (Gaussian Polynomial) การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression) และ โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ในการแก้ปัญหาการกำหนดหลุมจอดอากาศยาน และ ใช้ตัวแปรในการประเมิน ได้แก่ ความเที่ยงตรง (Accuracy) ค่าความระลึก (Recall) เมตริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ความแม่นยำ (Precision) และ Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve) ในการประเมินความแม่นยำของการระบุหลุมจอดอากาศยาน พบว่า อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) เป็นโมเดลที่ดีที่สุดที่มีความแม่นยำสูงสุด และเป็นเทคนิคที่มีความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด เหมาะสมที่จะใช้ในการระบุหลุมจอดอากาศยาน

5.2 ข้อเสนอแนะ

1. วิทยานิพนธ์นี้สามารถนำไปใช้ในการศึกษาเพิ่มเติมเกี่ยวกับการระบุจุดจอดอากาศยานแบบเรียลไทม์ และสามารถใช้ร่วมกับเครื่องมือการจัดการจราจรทางอากาศอื่น ๆ เพื่อให้การบริหารจัดการภาคพื้นดินของสนามบินได้ดียิ่งขึ้น รวดเร็วและตรงต่อเวลาในการจัดการกับความล่าช้าของเที่ยวบิน ส่งผลให้ระบบบริหารจัดการสนามบินโดยรวมดีขึ้นด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. สามารถเพิ่มค่าความเที่ยงตรง (Accuracy) ให้กับแบบจำลองได้โดยการเพิ่มจำนวนข้อมูลฝึกฝน (Training data) เพื่อใช้ในการฝึกฝนแบบจำลอง
3. สามารถนำแบบจำลองที่ได้ ประยุกต์ใช้กับการจำแนกหลุมจอดของสนามบินอื่น ๆ ในประเทศไทย เพื่อเพิ่มความหลากหลายของชุดข้อมูล และสนามบินปลายทางที่ต้องการใช้งาน
4. สามารถทดลองใช้ เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ประเภทอื่น ๆ ในการจำแนกหลุมจอด เพื่อเพิ่มการเปรียบเทียบแบบจำลองที่หลากหลายมากยิ่งขึ้น



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

- [1] AEROTHAI. “ขั้นตอนการควบคุมจราจรทางอากาศ.” [Online] เข้าได้จาก : <https://www.aerothai.co.th/th/services/ขั้นตอนการควบคุมจราจรทางอากาศ>. เข้าถึงเมื่อ 10 ธ.ค. 2565
- [2] นิรนาม. “Flight plan.” [Online] เข้าได้จาก : https://en.wikipedia.org/wiki/Flight_plan. เข้าถึงเมื่อ 10 ธ.ค. 2565
- [3] นิรนาม. “Flight Progress Strips.” [Online] เข้าได้จาก : <https://www.skybrary.aero/articles/flight-progress-strips>. เข้าถึงเมื่อ 10 ธ.ค. 2565
- [4] AEROTHAI. “การควบคุมจราจรทางอากาศบริเวณท่าอากาศยาน.” [Online] เข้าได้จาก : <https://www.aerothai.co.th/th/services/การควบคุมจราจรทางอากาศบริเวณท่าอากาศยาน>. เข้าถึงเมื่อ 10 ธ.ค. 2565
- [5] AEROTHAI. “การควบคุมจราจรทางอากาศเขตประชิดท่าอากาศยาน.” [Online] เข้าได้จาก : <https://www.aerothai.co.th/th/services/การควบคุมจราจรทางอากาศเขตประชิดท่าอากาศยาน>. เข้าถึงเมื่อ 10 ธ.ค. 2565
- [6] AEROTHAI. “การควบคุมจราจรทางอากาศตามเส้นทางบิน.” [Online] เข้าได้จาก : <https://www.aerothai.co.th/th/services/การควบคุมจราจรทางอากาศตามเส้นทางบิน>. เข้าถึงเมื่อ 10 ธ.ค. 2565
- [7] CAAT. “VTBS — BANGKOK/ SUVARNABHUMI INTERNATIONAL AIRPORT.” [Online] เข้าได้จาก : <https://aip.caat.or.th/2020-04-23-AIRAC/html/eAIP/VT-AD-2.VTBS-en-GB.html>. เข้าถึงเมื่อ 10 ธ.ค. 2565
- [8] scikit learn. “Support Vector Machines.” [Online] เข้าได้จาก : <https://scikit-learn.org/stable/modules/svm.html>. เข้าถึงเมื่อ 16 ธ.ค. 2565
- [9] C. Bishop. “Neural Networks for Pattern Recognition.” Oxford, New York, 1995.
- [10] C.K. Chui, X. Li, and H.N. Mhaskar, “Neural networks for localized approximation.” Center for Approximation Theory Report, 1993.
- [11] A. Pinkus, “Approximation theory of the MLP model in Neural Networks,” Acta Numerica, pp. 143-195.
- [12] T.L. Fine, “Feedforward Neural Network Methodology,” New York: Springer-Verlag, 1999.

- [13] Z. G. Hong and D. Y. Ping, "Research on Airport Apron Service Based on Particle Swarm Optimization," Proc. Int. Conf. on Management Science and Engineering, 2013, pp. 484-488.
- [14] C. H. Tang, W. C. Wang, "Airport Gate Assignments for Airline-Specific Gates," J. Air Transport Management, no. 30, 2013, pp. 10-16.
- [15] H. Ghazouani, M. Hammami, and O. Korbaa, "Solving Airport Gate Assignment Problem using Genetic Algorithms Approach," Proc. Int. Conf. on Advanced Logistics and Transport, 2015, pp. 175-180.
- [16] A. Aktel, B. Yagmahan, T. Özcan, M. M. Yenisey, E. Sansarci, "The Comparison of the Metaheuristic Algorithms Performances on Airport Gate Assignment Problem," J. Transportation Research Procedia. no. 22, 2017, pp. 469-478.
- [17] F. Tang, S. Liu, X. Dong and B.Cui, "Aircraft ground service scheduling problems and partheno-genetic algorithm with hybrid heuristic rule," Proc. of Int. Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems, 2017, pp. 551-555.
- [18] P. Yan, M. H. Jiao and Y. Yuan, "An Improved PSO Approach to Solve the Flight Gate Assignment Problem," Proc. Int. Conf. on Chinese Control And Decision Conference, 2019, pp. 4303-4307.
- [19] ZHAO Gui-hong and DU Ya-ping, "Research on Airport Apron Service Based on Particle Swarm Optimization," In 2013 International Conference on Management Science and Engineering 20th Annual Conference Proceedings, 2013, DOI:<https://doi.org/10.1109/ICMSE.2013.6586325>

ภาคผนวก ก ผลงานวิจัยที่ได้รับตีพิมพ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลงานที่ได้รับการตีพิมพ์

- [1] I. Kanjanasurat, B. Purahong, S. Teerapanpong, C. Benjangkprasert, “Comparison of Support Vector Machine for Apron Allocation,” 3rd International Conference On Industrial Control Network And System Engineering Research (ICNSER 2022), May 2022, pp. 34-39.
- [2] B. Purahong, S. Teerapanpong, N. Satayarak and C. Benjangkprasert, “Comparison of logistic regression and artificial neural network model for apron allocation assignment”, Journal of Physics: Conference series, vol. 2497(012013), 2023, pp.1-6.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล นางสาวเสาวลักษณ์ อีระพันธ์พงศ์
 วัน เดือน ปีเกิด 9 ธันวาคม 2537
 สถานที่เกิด สมุทรปราการ
 ที่อยู่ 247 ถ.เฉลิมพระเกียรติร.9 แขวงประเวศ เขตประเวศ กรุงเทพฯ 10250
 โทร. 092-595-2553
 ประวัติการศึกษา 2559 หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม
 สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ประสบการณ์การทำงานและผลงานทางวิชาการที่ได้รับการยอมรับ

พ.ศ. 2561-ปัจจุบัน ตำแหน่งวิศวกรจราจรทางอากาศ
 บริษัทวิทยุการบินแห่งประเทศไทย จำกัด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้