



การทำนายทิศทางการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศรูปทรงก้นหอยแถบความถี่กว้างยิ่ง
โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง

PREDICTING THE BEAM SWITCHING DIRECTION OF AN ULTRA-WIDEBAND
SPIRAL ANTENNA USING MACHINE LEARNING

อรรถัย นิกมล

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

2567

การทำนายทิศทางการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศรูปทรงก้นหอยแถบความถี่กว้างยิ่ง
โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง



ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ (วศ.ม.)
คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ
ปีการศึกษา 2567
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

PREDICTING THE BEAM SWITCHING DIRECTION OF AN ULTRA-WIDEBAND
SPIRAL ANTENNA USING MACHINE LEARNING



ORATAI NIKORNPON

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of MASTER OF ENGINEERING
(Master of Engineering (Electrical and Computer Engineering))
Faculty of Engineering, Srinakharinwirot University

2024

Copyright of Srinakharinwirot University

ปริญญานิพนธ์

เรื่อง

การทำนายทิศทางการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศรูปทรงก้นหอยแถบความถี่กว้างยิ่ง

โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง

ของ

อรทัย นิกรพล

ได้รับอนุมัติจากบัณฑิตวิทยาลัยให้นับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ (วศ.
ม.)

ของมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

(รองศาสตราจารย์ นายแพทย์ฉัตรชัย เอกปัญญาสกุล)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

คณะกรรมการสอบปากเปล่าปริญญานิพนธ์

..... ที่ปรึกษาหลัก

(รองศาสตราจารย์ ดร.พิชญา ชัยปัญญา)

..... ประธาน

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นุชนาฏ สันทาลุนัย)

..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศรีศุภางค์ ที่
วสุวรรณ)

ชื่อเรื่อง	การทำนายทิศทางการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศรูปทรงก้นหอยแถบความถี่กว้างยิ่ง โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง
ผู้วิจัย	อรรถัย นิกรพล
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
ปีการศึกษา	2567
อาจารย์ที่ปรึกษา	รองศาสตราจารย์ ดร. พิชญ์ ชัยปัญญา

งานวิจัยนี้นำเสนอการทำนายทิศทางการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีแถบความถี่กว้างยิ่งโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม ประกอบด้วย Decision Trees, Random Forest, K-Nearest Neighbor, Naive Bayes, Neural Network, Logistic regression และ Support Vector Machine เพื่อช่วยในการแก้ปัญหาที่ไม่สามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งที่ทำการเจาะช่องของสายอากาศและทิศทางการสวิตช์ลำคลื่นได้ จึงได้มีการออกแบบสายอากาศเพื่อจัดทำชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอนการเรียนรู้ของเครื่อง โดยค่าที่ทำการป้อนเข้ามีจำนวน 2 ค่า คือ วงที่ทำการเจาะช่อง และองศาที่ทำการเจาะช่อง ค่าส่งออก คือค่าลำคลื่นหลักของสายอากาศที่ทำการจัดกลุ่ม เมื่อได้ชุดข้อมูล จึงนำไปฝึกสอน และทำการทดสอบการทำงานผ่านการทำนายผลลัพธ์จำนวน 10 ตัวอย่าง พบว่า Decision Trees และ Random Forest มีความถูกต้องในการทำนายมากที่สุดทั้ง 10 ตัวอย่าง และมีค่าความถูกต้องของโมเดลสูงสุดที่ 90 % และได้นำมาวัดประสิทธิภาพเพิ่มเติม โดยใช้ Weighted Precision Weighted Recall และ Weighted F1-Score พบว่า Random Forest มีประสิทธิภาพมากที่สุด และทำการยกตัวอย่างที่ได้ทำนายมาทำการสร้างชิ้นงานสายอากาศ โดยเลือกมา 3 กรณี คือกรณีที่ไม่มีลวดวงจร อีก 2 กรณีมาจากตัวอย่างการทำนาย และนำค่าลำคลื่นหลักที่ได้จากการสร้างมาทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์จากการจำลองบน CST Studio Suite และเปรียบเทียบกับผลที่ได้การทำนายจาก 7 อัลกอริทึม พบว่า สายอากาศที่ทำการสร้างมีค่าลำคลื่นหลักอยู่ในกลุ่มเดียวกันกับการจำลองบน CST Studio Suite และเหมือนกับ 3 อัลกอริทึม คือ Decision Trees Random Forest และ Naive Bayes จึงสรุปได้ว่า Random Forest มีประสิทธิภาพดีที่สุดในงานวิจัยนี้

คำสำคัญ : สายอากาศรูปทรงก้นหอย, การเรียนรู้ของเครื่อง, การสวิตช์ลำคลื่น, แถบความถี่กว้าง

Title

PREDICTING THE BEAM SWITCHING DIRECTION OF AN
ULTRA-WIDEBAND
SPIRAL ANTENNA USING MACHINE LEARNING

Author

ORATAI NIKORNPON

Degree

MASTER OF ENGINEERING

Academic Year

2024

Thesis Advisor

Associate Professor Pichaya Chaipanya , Ph.D.

This research aims to predict the beam switching direction of an ultra-wideband spiral antenna using seven machine learning algorithms: Decision Trees, Random Forest, K-Nearest Neighbor (KNN), Naive Bayes, Neural Network, Logistic Regression, and Support Vector Machine (SVM). Due to the lack of a clear correlation between the slotting position and the beam direction, a spiral antenna was designed to generate a dataset. The input features include the spiral turn and slotting angle, while the output is the main beam direction group. After training and testing all seven models, Decision Trees and Random Forest achieved the highest overall accuracy of 90% and perfect prediction on 10 test samples. Further performance evaluation showed that Random Forest had the highest weighted precision, weighted recall, and weighted F1-Score. To validate the predictions, three physical antennas were fabricated: one baseline case without short-circuiting and two other cases based on prediction results. The measured beam directions from the fabricated antennas aligned with CST Studio Suite simulations and predictions from Decision Trees, Random Forest, and Naive Bayes. These results indicate that Random Forest is the most reliable algorithm for predicting the beam switching direction in ultra-wideband spiral antenna design.

Keyword : Spiral Antenna, Machine Learning, Beam Switching, Ultra-Wideband

กิตติกรรมประกาศ

ปริญญานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยความสะดวกตากรุณาช่วยเหลือ และความเอาใจใส่เป็นอย่างดี ตลอดจนการให้คำแนะนำ และข้อคิดเห็นที่เป็นประโยชน์อย่างยิ่งสำหรับการปรับแก้ไขข้อบกพร่องจากคณะกรรมการผู้ควบคุมปริญญานิพนธ์ ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร. พิษณุ ชัยปัญญา ที่ได้ให้ความสะดวกตากรุณาเป็นที่ปรึกษาและให้ความช่วยเหลือชี้แนะแนวทางในสิ่งที่เป็นประโยชน์ต่อการศึกษาและการทำปริญญานิพนธ์นี้ด้วยความเอาใจใส่ตลอดมา ทำให้ปริญญานิพนธ์ฉบับนี้มีความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ โอกาสนี้

ขอกราบขอบพระคุณคณาจารย์เจ้าหน้าที่และกรรมการบริหารหลักสูตรสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒทุกท่าน ที่ได้กรุณาประสิทธิ์ประสาทความรู้ต่าง ๆ ให้แก่ผู้วิจัย ตลอดจนให้ความช่วยเหลือในการทำวิจัยครั้งนี้

ขอขอบคุณทุนสนับสนุนการนำเสนองานวิจัยจากบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒที่ทำให้งานวิจัยสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอขอบพระคุณพี่ ๆ และเพื่อน ๆ สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า รวมถึงบุคคลอีกหลายท่านที่ไม่ได้กล่าวนามไว้ ณ ที่นี้ที่ได้ให้ความช่วยเหลือและเป็นกำลังใจให้กับผู้วิจัยมาโดยตลอด

สุดท้ายนี้ ผู้วิจัยขอโน้มรำลึกถึงคุณบิดามารดาและครูอาจารย์ ที่อบรมสั่งสอนให้ความรู้เป็นกำลังใจและให้การสนับสนุนผู้วิจัยด้วยดีตลอดมา

อรรถัย นิกรพล

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ	ช
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญรูปภาพ	ฎ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	2
ความสำคัญของการวิจัย	2
ขอบเขตของการวิจัย	3
ประโยชน์ของงานวิจัย	3
บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	4
2.1 สายอากาศไมโครสตริป (Microstrip Antenna).....	4
2.1.1 โครงสร้างของสายอากาศไมโครสตริปสู่สี่เหลี่ยมผืนผ้า.....	5
2.1.2 แผ่นตัวนำ (Radiating Patch)	5
2.1.3 ชั้นวัสดุฐานรอง (Dielectric Substrate).....	6
2.2 ระบบสายอากาศแก่ง (Smart Antenna Systems).....	6
2.2.1 สายอากาศแก่งชนิดสวิตช์ลำคลื่น (Switched Beam Antennas)	6
2.2.2 สายอากาศแก่งชนิดปรับตัวได้ (Adaptive Antennas)	8
3. แบนด์วิดท์ (Bandwidth)	9

4. การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)	10
4.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)	10
4.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning)	11
4.3 การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement Learning)	11
5. การเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้ในการทำนาย	11
6. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	15
บทที่ 3 วิธีการดำเนินงาน	18
1. ออกแบบสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่น	18
2. การทำชุดข้อมูลสายอากาศรูปทรงก้นหอยสำหรับการเรียนรู้ของเครื่อง	22
3. การออกแบบการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม	24
4. ผลการทำนายของการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม	25
5. ผลการทำนายการเรียนรู้ของเครื่องเปรียบเทียบกับผลการจำลองบน CST Studio Suite ...	30
6. การวัดประสิทธิภาพการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม	31
บทที่ 4 ผลการศึกษา	34
1. การสร้างสายอากาศรูปทรงก้นหอย	34
1.1 การสร้างสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ไม่มีการสวิตช์ลำคลื่น	34
1.2 การสร้างสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่นรูปแบบที่ 1	38
1.3 การสร้างสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่นรูปแบบที่ 2	42
2. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของสายอากาศรูปทรงก้นหอยระหว่างการสร้างจริง การจำลอง บนโปรแกรม CST Studio Suite และการทำนายโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง	46
บทที่ 5 สรุป อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	47
สรุปผลการวิจัย	47
อภิปรายผลการวิจัย	48

ข้อเสนอแนะ	49
บรรณานุกรม	51
ประวัติผู้เขียน.....	54



สารบัญตาราง

	หน้า
ตาราง 1 ค่าพารามิเตอร์ของสายอากาศรูปทรงก้นหอย	20
ตาราง 2 ตัวอย่างชุดข้อมูลลำดับที่ 1-20	22
ตาราง 3 การจัดกลุ่มลำดับหลักของสายอากาศรูปทรงก้นหอย	23
ตาราง 4 ค่า Hyperparameter ของแต่ละอัลกอริทึม	24
ตาราง 5 ผลการทำนายของการสุ่มป่าไม้	26
ตาราง 6 ผลการทำนายของต้นไม้การตัดสินใจ	26
ตาราง 7 ผลการทำนายการหาค่าข้อมูลที่ใกล้เคียงที่สุด	27
ตาราง 8 ผลการทำนายของ Naive Bayes.....	28
ตาราง 9 ผลการทำนายของ Neural Network	28
ตาราง 10 ผลการทำนายของ Logistic Regression	29
ตาราง 11 ผลการทำนายของ Support Vector Machine.....	30
ตาราง 12 ผลการทำนายการเรียนรู้ของเครื่องเปรียบเทียบกับผลการจำลองบน CST	31
ตาราง 13 การวัดประสิทธิภาพการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม	33
ตาราง 14 ตารางแสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของสายอากาศรูปทรงก้นหอย	46

สารบัญรูปภาพ

หน้า

ภาพประกอบ 1 สายอากาศไมโครสตริปชนิดต่าง ๆ (ก) สายอากาศไมโครสตริปแผ่นรูปสี่เหลี่ยมผืนผ้า (ข) สายอากาศไมโครสตริปแบบช่องเปิด (ค) สายอากาศไมโครสตริปไดโพล.....	4
ภาพประกอบ 2 โครงสร้างพื้นฐานของสายอากาศไมโครสตริป	5
ภาพประกอบ 3 สายอากาศเก่งชนิดสวิตช์ลาคี่น	7
ภาพประกอบ 4 สายอากาศเก่งชนิดปรับตัวได้	8
ภาพประกอบ 5 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน.....	10
ภาพประกอบ 6 ตัวอย่างต้นไม้การตัดสินใจ	12
ภาพประกอบ 7 ตัวอย่างการสุ่มป่าไม้.....	12
ภาพประกอบ 8 ตัวอย่างการหาค่าข้อมูลที่ใกล้เคียงที่สุด.....	13
ภาพประกอบ 9 ตัวอย่างอัลกอริทึม Naive Bayes.....	13
ภาพประกอบ 10 ตัวอย่างอัลกอริทึม Logistic Regression	14
ภาพประกอบ 11 ตัวอย่างอัลกอริทึม Neural Network	14
ภาพประกอบ 12 ตัวอย่างอัลกอริทึม Support Vector Machine	15
ภาพประกอบ 13 รูปแบบโครงสร้างของสายอากาศรูปทรงก้นหอย.....	21
ภาพประกอบ 14 รูปแบบโครงสร้างของสายอากาศที่มีการสวิตช์ลาคี่นรูปแบบที่ 1	21
ภาพประกอบ 15 แสดงขั้นตอนการทำงานของการทำงานของเครื่อง	25
ภาพประกอบ 16 สายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการบ่อนไฟ	35
ภาพประกอบ 17 วงจรไฟฟ้าของสายอากาศรูปทรงก้นหอย.....	35
ภาพประกอบ 18 สายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ไม่มีการสวิตช์ลาคี่นจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite.....	35
ภาพประกอบ 19 สายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ไม่มีการสวิตช์ลาคี่น	36

[illegible]

ภาพประกอบ 37 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่น รูปแบบที่ 2 จำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite	45
ภาพประกอบ 38 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่น รูปแบบที่ 2	45



บทที่ 1

บทนำ

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันการสื่อสารไร้สายยุคที่ 5 (5G) มีความสำคัญเป็นอย่างมากในด้านการสื่อสารไร้สาย ไม่ว่าจะเป็นด้านประสิทธิภาพการถ่ายโอนข้อมูลผ่านการใช้งานของอินเทอร์เน็ตที่ต้องการความเร็ว ความละเอียดสูง การติดต่อสื่อสารที่มีประสิทธิภาพมากขึ้น รวมไปถึงการเปิดใช้งานแอปพลิเคชันที่มีขนาดใหญ่ และการรองรับการใช้งานที่มากขึ้นตามจำนวนประชากรที่เพิ่มขึ้น โดยประเทศไทยมีการใช้งานย่านความถี่ 3 ช่วง สำหรับการสื่อสารไร้สายยุคที่ 5 คือ 700 เมกะเฮิรตซ์ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ และ 26 กิกะเฮิรตซ์ ซึ่งแต่ละคลื่นความถี่จะมีคุณสมบัติที่แตกต่างกัน เช่น ย่าน 700 เมกะเฮิรตซ์ ใช้เพื่อส่งสัญญาณที่ไม่ต้องการความเร็วสูง โดยเน้นการครอบคลุมพื้นที่บริเวณกว้าง ย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ และ 26 กิกะเฮิรตซ์ ใช้สำหรับรับส่งสัญญาณที่ต้องใช้ความเร็วสูงเหตุผลดังกล่าวจึงส่งผลทำให้มีการใช้แบนด์วิดท์ที่มาก จึงได้มีการพัฒนาการเพิ่มแบนด์วิดท์โดยนำมาประยุกต์ใช้ร่วมกับสายอากาศ (Antenna) เพื่อให้ง่ายต่อการใช้งาน สายอากาศควรมีขนาดเล็กกะทัดรัด น้ำหนักเบา และใช้สายอากาศเพียงต้นเดียว ซึ่งหลักการทำงานของสายอากาศทำงานโดยการแพร่กระจายสัญญาณรอบทิศทาง รวมถึงทิศทางที่ต้องการและทิศทางที่ไม่ต้องการทำให้เกิดการแทรกสอดของสัญญาณขึ้นได้ ดังนั้นจึงนำเทคนิคการสวิตช์ลำคลื่นมาประยุกต์ใช้กับสายอากาศไมโครสตริปที่มีขนาดเล็ก น้ำหนักเบา เพื่อลดปัญหาสัญญาณแทรกสอด

ปัจจุบัน สายอากาศได้มีความหลากหลายในการนำมาประยุกต์ใช้งานร่วมกับเทคโนโลยีใหม่ ๆ เพื่อให้ง่ายต่อการใช้งานและการเข้าถึง จึงได้นำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ที่เป็นเทคโนโลยีที่ทำงานได้เปรียบเสมือนมนุษย์ ทั้งด้านการเรียนรู้ การวางแผน และการแก้ไขปัญหา ซึ่งเหมาะสมกับการนำมาประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีจำนวนมาก เพื่อลดความซับซ้อนของข้อมูล จึงนำเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) หรือเทคโนโลยีการเรียนรู้ ที่เป็นส่วนหนึ่งของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ มาประยุกต์ใช้กับสายอากาศ เพื่อช่วยในการลดความซับซ้อนของการออกแบบสายอากาศ รวมไปถึงประหยัดเวลาในการออกแบบสายอากาศ

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงนำเสนอสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่นเพียงต้นเดียว ที่มีแถบความถี่กว้างยังสามารถทำงานได้ครอบคลุมย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ซึ่งเป็นหนึ่งในความถี่ของ 5G โดยสายอากาศรูปทรงก้นหอยได้มีการออกแบบการสวิตช์ลำคลื่นจากการเจาะร่อง

วงของกันหอย และทำการเชื่อมวงของกันหอยเข้าด้วยกัน ซึ่งทิศทางของการสวิตช์ลำคลื่นไม่สามารถหาความสัมพันธ์กับตำแหน่งที่ทำการเจาะร่องของวงกันหอยได้ ดังนั้นจึงนำเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง มาช่วยในการทำนายทิศทางของการสวิตช์ลำคลื่นหลักของสายอากาศรูปทรงกันหอย โดยใช้ค่าป้อนเข้าให้กับโปรแกรมคือ วงที่ทำการเจาะร่องของสายอากาศรูปทรงกันหอย และองศาที่ทำการเจาะร่องของสายอากาศรูปทรงกันหอย ซึ่งค่าส่งออกที่ได้คือ ลำคลื่นหลักของสายอากาศรูปทรงกันหอยซึ่งมีหน่วยเป็นองศา โดยในงานวิจัยนี้ได้มีการเลือกใช้อัลกอริทึม 7 อัลกอริทึมคือ Decision trees, Random forest, K-Nearest Neighbor (KNN), Naive Bayes Neural Network, Logistic regression และ Support Vector Machine (SVM) โดยใช้ข้อมูลชุดเดียวกัน จากนั้นนำผลลัพธ์ที่ได้มาเปรียบเทียบกับว่าอัลกอริทึมชนิดใดสามารถทำนายทิศทางของการสวิตช์ลำคลื่นหลักของสายอากาศรูปทรงกันหอยได้มีประสิทธิภาพดีที่สุด

วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

- 1 เพื่อออกแบบและสร้างสายอากาศรูปทรงกันหอยให้มีแถบความถี่กว้างยิ่งครอบคลุมย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์
- 2 เพื่อนำการเรียนรู้ของเครื่องเข้ามาช่วยในการทำนายทิศทางของการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศรูปทรงกันหอย
- 3 เพื่อศึกษาอัลกอริทึมที่มีความถูกต้องที่สุดในการทำนายทิศทางของการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศรูปทรงกันหอย

ความสำคัญของการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้นำเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่องมาช่วยในการออกแบบสายอากาศรูปทรงกันหอย โดยเข้ามาช่วยในการทำนายทิศทางของการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศรูปทรงกันหอย เนื่องจากการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศรูปทรงกันหอยไม่สามารถหาความสัมพันธ์กับตำแหน่งเจาะร่องของสายอากาศเพื่อสร้างสถานะสวิตช์ได้ จึงใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่องมาประยุกต์ใช้กับการออกแบบสายอากาศรูปทรงกันหอย เพื่อลดระยะเวลาในการออกแบบ และได้ทิศทางของการสวิตช์ ลำคลื่นตามที่ต้องการ

ขอบเขตของการวิจัย

1 ออกแบบสายอากาศรูปทรงก้นหอยโดยใช้โปรแกรม CST Studio Suite ให้สายอากาศมีแถบความถี่กว้างยิ่งครอบคลุมย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์

2 ใช้ผลการออกแบบสายอากาศรูปทรงก้นหอยจากโปรแกรม CST Studio Suite มารวมเป็นชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอนของการเรียนรู้ของเครื่องประกอบด้วยค่าป้อนเข้า (Input) จำนวน 2 ค่า ได้แก่ค่าที่ทำการเซาะร่อง และองศาที่ทำการเซาะร่อง ค่าส่งออก (Output) ได้แก่ค่าลำคลื่นหลัก เพื่อทำนายทิศทางการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศรูปทรงก้นหอย

3 ใช้อัลกอริทึมของการเรียนรู้ของเครื่องทั้ง 7 อัลกอริทึม คือ Decision Trees, Random Forest, K-Nearest Neighbor (KNN), Naive Bayes, Neural Network, Logistic regression และ Support Vector Machine (SVM) ทำนายทิศทางการสวิตช์ลำคลื่น

4 นำผลที่ได้จากการทำนายของการเรียนรู้ของเครื่องมาเปรียบเทียบกับโปรแกรม CST Studio Suite เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของการทำนาย

5 ทำการเปรียบเทียบอัลกอริทึมของการเรียนรู้ของเครื่องทั้ง 7 อัลกอริทึมเพื่อหาอัลกอริทึมที่มีความถูกต้องที่สุดในการทำนายทิศทางการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศรูปทรงก้นหอย โดยอัลกอริทึมที่มีความถูกต้องที่สุดต้องมีค่าความถูกต้องมากกว่า 80 %

ประโยชน์ของงานวิจัย

- 1 สามารถรู้ทิศทางการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศรูปทรงก้นหอยได้
- 2 สามารถลดระยะเวลาในการออกแบบสายอากาศรูปทรงก้นหอย
- 3 สายอากาศทำงานครอบคลุมแถบความถี่กว้างยิ่งในย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์
- 4 สายอากาศสามารถรองรับการใช้งานจำนวนมากเนื่องจากมีแถบความถี่กว้าง

บทที่ 2

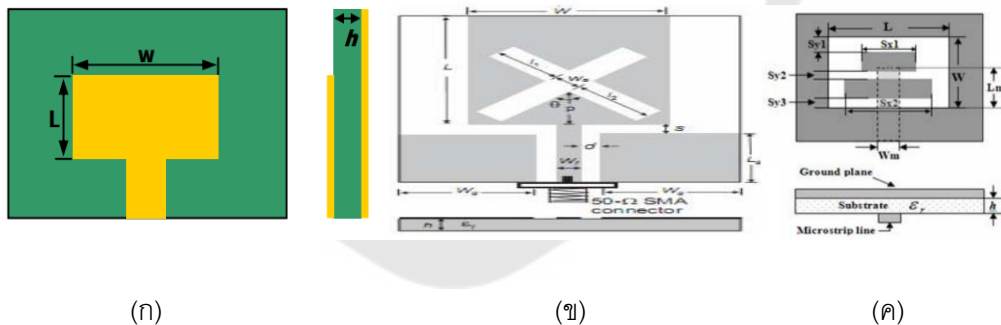
งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง และได้นำเสนอตามหัวข้อต่อไปนี้

- 1 สายอากาศไมโครสตริป
- 2 สายอากาศแ่ง
- 3 แบนด์วิดท์
- 4 การเรียนรู้ของเครื่อง
- 5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 สายอากาศไมโครสตริป (Microstrip Antenna)

สายอากาศสายอากาศแบบไมโครสตริปเป็นอุปกรณ์ที่มีความสำคัญในการรองรับการสื่อสารข้อมูลข่าวสารในปัจจุบันเป็นอย่างยิ่ง สำหรับสายอากาศไมโครสตริปนั้นมีอยู่ด้วยกันหลายชนิด ในแต่ละชนิดจะมีรูปแบบ และความเหมาะสมในการนำไปใช้งาน ตัวอย่างสายอากาศไมโครสตริปในรูปแบบต่าง ๆ ดังแสดงในภาพประกอบที่ 1

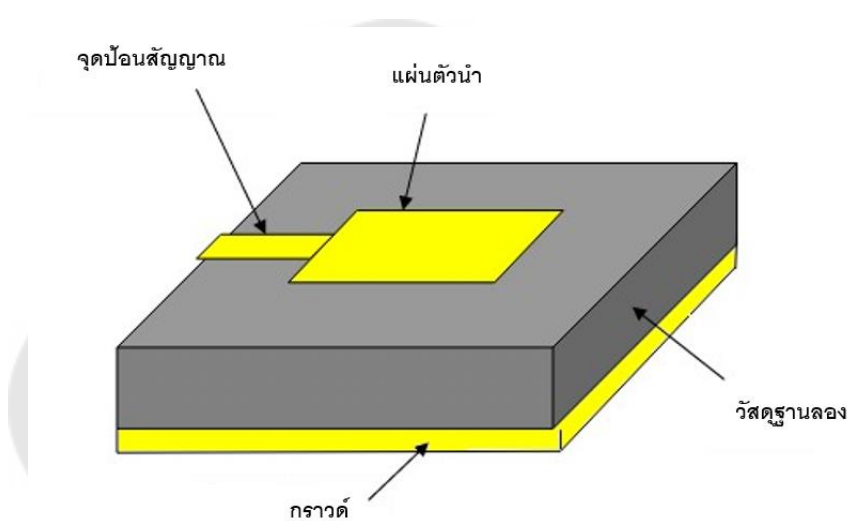


ภาพประกอบ 1 สายอากาศไมโครสตริปชนิดต่าง ๆ (ก) สายอากาศไมโครสตริปแผ่นรูปสี่เหลี่ยมผืนผ้า (ข) สายอากาศไมโครสตริปแบบช่องเปิด (ค) สายอากาศไมโครสตริปไดโพล

ที่มา: <https://core.ac.uk/download/pdf/229880507.pdf>

2.1.1 โครงสร้างของสายอากาศไมโครสตริปสี่เหลี่ยมผืนผ้า

คุณสมบัติของสายอากาศไมโครสตริป คือ มีขนาดเล็ก น้ำหนักเบา ราคาถูก ใช้งานได้ง่าย สามารถนำไปใช้งานร่วมกับวงจรหรืออุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ได้ และสายอากาศไมโครสตริปสามารถใช้งานในย่านความถี่ไมโครเวฟได้ดี ลักษณะโครงสร้างของสายอากาศไมโครสตริปจะประกอบไปด้วยส่วนที่เป็นแผ่นตัวนำ หรือแพทช์ (Patch) โดยทั่วไปจะมีรูปร่างเป็นสี่เหลี่ยม วงกลม และรูปแบบอื่น ๆ ซึ่งเป็นแผ่นที่แยกออกจากชั้นระนาบกราวด์ และชั้นวัสดุฐานรอง (Substrate) ที่มีค่าคงตัวไดอิเล็กทริก ดังแสดงในภาพประกอบที่ 2



ภาพประกอบ 2 โครงสร้างพื้นฐานของสายอากาศไมโครสตริป

ที่มา: <https://www.researchgate.net/figure/Structure>

2.1.2 แผ่นตัวนำ (Radiating Patch)

แผ่นตัวนำไฟฟ้าเป็นแผ่นโลหะแบบบาง ทำหน้าที่เป็นตัวแผ่พลังงาน มีความต้านทานที่ต่ำ ทนต่อสภาวะแวดล้อมและปฏิกิริยาต่าง ๆ ได้ แผ่นตัวนำนั้นทำจากทองแดง ทองคำ หรืออะลูมิเนียม อาจมีรูปร่าง ต่าง ๆ ตามรูปร่างเรขาคณิต โดยวัสดุที่ใช้ทำแผ่นตัวนำจะส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของสายอากาศ และความยากง่ายในการผลิตแผ่นตัวนำให้ออกมาเป็นตามที่ได้ออกแบบ นอกจากนี้ขนาดและรูปร่างของแผ่นตัวนำยังเป็นปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อความถี่ในการใช้งานแบบรูปการแผ่พลังงาน อินพุตอิมพีแดนซ์

2.1.3 ชั้นวัสดุฐานรอง (Dielectric Substrate)

ชั้นวัสดุฐานรองคือวัสดุไดอิเล็กทริกที่อยู่ระหว่างแผ่นตัวนำด้านบนและแผ่นกราวด์ในสายอากาศไมโครสตริป ทำหน้าที่รองรับแผ่นตัวนำและส่งผ่านคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าอย่างมีประสิทธิภาพ โดยมีผลต่อความถี่การทำงาน แบนด์วิดท์ และประสิทธิภาพในการแผ่รังสีของสายอากาศ รวมถึงการเลือกวัสดุฐานรองที่เหมาะสมซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญที่ช่วยให้สายอากาศทำงานได้ดีตามที่ออกแบบ

2.2 ระบบสายอากาศเก่ง (Smart Antenna Systems)

ระบบสายอากาศเก่งเป็นเทคโนโลยีขั้นสูง ที่ถูกนำมาใช้ในระบบสื่อสารไร้สาย เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการรับ และการส่งสัญญาณ เนื่องจากสามารถลดสัญญาณแทรกสอดรวมไปถึงการรองรับจำนวนผู้ใช้งานที่มีมากขึ้น โดยทั่วไปสายอากาศเก่งจะสามารถปรับทิศทางการแผ่ลำคลื่นไปในทิศทางที่ต้องการได้ เพื่อลดสัญญาณแทรกสอดจากทิศทางที่ไม่ต้องการ สายอากาศเก่งทำงานโดยการประสานงานระหว่าง สายอากาศแถวลำดับ และ ระบบก่อรูปลำคลื่น ซึ่งทำให้สามารถปรับปรุงทิศทางการคุณภาพของสัญญาณให้เหมาะสมตามความต้องการในการสื่อสาร ซึ่งจะทำให้การกำหนดให้สายอากาศแผ่ลำคลื่นหลักไปในทิศทางที่ต้องการ จะทำการหันจุดศูนย์ หรือพวยรอง (Side lobe) ไปยังทิศทางของสัญญาณแทรกสอด ส่งผลให้สัญญาณแทรกสอดมีค่าลดลง

ข้อดี คือ

- 1) สามารถส่งสัญญาณได้ไกลขึ้นและมีความครอบคลุมที่ดีขึ้น โดยเฉพาะในพื้นที่ที่มีอุปสรรคหรือสัญญาณรบกวน ทำให้การเชื่อมต่อไร้สายมีประสิทธิภาพมากขึ้น
- 2) ประหยัดพลังงาน เนื่องจากสามารถแผ่ลำคลื่นหลักไปยังผู้ใช้ได้โดยตรง ไม่ได้แผ่พลังงานรอบทิศทางจึงไม่สูญเสียพลังงานโดยไม่จำเป็น
- 3) ทำให้สัญญาณมีคุณภาพดีขึ้น ลดปัญหาการรบกวนของสัญญาณ และลดความสูญเสียจากการสะท้อนของคลื่น

สายอากาศเก่งสามารถแบ่งออกเป็น 2 ชนิดคือ สายอากาศเก่งชนิดสวิตช์ลำคลื่น (Switched Beam Antennas) และสายอากาศเก่งชนิดปรับตัวได้ (Adaptive Antennas)

2.2.1 สายอากาศเก่งชนิดสวิตช์ลำคลื่น (Switched Beam Antennas)

สายอากาศชนิดนี้จะเลือกทิศทางของการแพร่กระจายสัญญาณที่เหมาะสมที่สุดจากหลายทิศทางที่กำหนด ประกอบไปด้วยสายอากาศแถวลำดับ โครงข่ายก่อรูปลำคลื่น และตัวเลือกลำคลื่นดังแสดงในภาพประกอบที่ 3

หลักการทำงานมีดังนี้

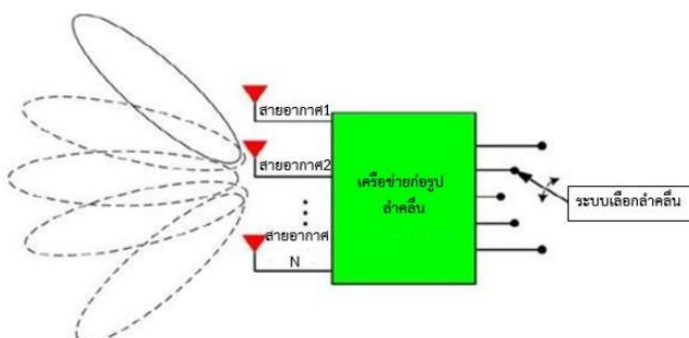
- 1) ทำการตรวจหาความแรงของสัญญาณจากทิศทางที่ดีที่สุด เพื่อทำการสวิตช์ลำคลื่นไปยังทิศทางนั้น
- 2) ทำการเลือกลำคลื่นที่มีความแรงของสัญญาณมากที่สุด สำหรับผู้ใช้งานที่อยู่ในทิศทางนั้น
- 3) เมื่อผู้ใช้งานเคลื่อนที่ จะทำการปรับลำคลื่นไปยังลำคลื่นที่มีความแรงของสัญญาณดีกว่าที่มีการออกแบบไว้ล่วงหน้า

ข้อดี คือ

- 1) ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของสัญญาณในทิศทางที่ต้องการ เนื่องจากสามารถสลับไปยังทิศทางที่มีการรับสัญญาณดีที่สุด ทำให้คุณภาพการเชื่อมต่อดีขึ้นและลดการรบกวน
- 2) ติดตั้งและใช้งานได้ง่ายกว่าระบบสายอากาศแบบปรับตัว เนื่องจากไม่ต้องใช้การประมวลผลซับซ้อนในการควบคุมทิศทางของลำคลื่น

ข้อเสีย คือ

- 1) ไม่สามารถปรับทิศทางของลำคลื่นอย่างละเอียดเพื่อเน้นการสื่อสารกับผู้ใช้ในตำแหน่งที่ไม่ตรงกับทิศทางที่ตั้งไว้
- 2) อาจเกิดความล่าช้าเล็กน้อยเมื่อต้องสลับลำคลื่นไปยังทิศทางที่เหมาะสม โดยเฉพาะเมื่อผู้ใช้งานในสภาพแวดล้อมที่เคลื่อนที่เร็ว



ภาพประกอบ 3 สายอากาศแบบชนิดสวิตช์ลำคลื่น

ที่มา: <https://www.slideshare.net/RajibKumar/smart-antenna>

2.2.2 สายอากาศแก่งชนิดปรับตัวได้ (Adaptive Antennas)

สายอากาศประเภทนี้มีจำนวนแบบรูปลำคลื่นไม่จำกัด สามารถปรับทิศทางการส่งและรับสัญญาณได้แบบเรียลไทม์ตามสภาพแวดล้อม และตำแหน่งของผู้ใช้ที่เปลี่ยนแปลงไป

หลักการทำงานมีดังนี้

1) เมื่อสัญญาณตกกระทบกับตัวสายอากาศที่มีหลายตัว (antenna array) สัญญาณจะถูกปรับเข้าสู่ระบบจากหลายทิศทางหรือหลายสายอากาศพร้อมกัน

2) สัญญาณที่ได้รับจากแต่ละสายอากาศจะถูกส่งไปที่ส่วนของ อัลกอริทึมแบบปรับตัว (Adaptive Algorithm) ซึ่งจะทำการวนหาค่าสัมประสิทธิ์การถ่วงน้ำหนัก เพื่อให้ได้สัญญาณที่มีคุณภาพดีที่สุด

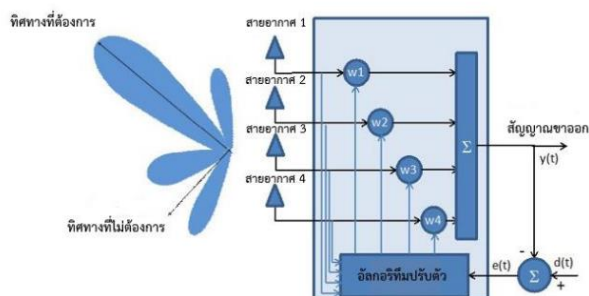
3) สัญญาณที่ได้รับจากแต่ละสายอากาศจะถูกคูณด้วยค่าสัมประสิทธิ์ที่คำนวณไว้ จากนั้นจะถูกรวมกันเพื่อสร้างสัญญาณสุดท้ายที่มีคุณภาพดีที่สุด ทำการวนซ้ำไปเรื่อย ๆ ดังแสดงในภาพประกอบที่ 4

ข้อดี คือ

- 1) เพิ่มคุณภาพของสัญญาณ เนื่องจากปรับลำคลื่นให้มุ่งเน้นไปที่ทิศทางของผู้ใช้
- 2) ลดสัญญาณแทรกสอด เนื่องจากปรับทิศทางลำคลื่นเพื่อลดการรับสัญญาณรบกวนจากทิศทางอื่น ๆ

ข้อเสีย คือ

- 1) มีความซับซ้อนในการออกแบบสูง จึงส่งผลให้มีต้นทุนที่สูงขึ้นด้วย
- 2) ต้องการใช้พลังงานสูงในการประมวลผลสัญญาณอย่างต่อเนื่องและการปรับทิศทางของลำคลื่น



ภาพประกอบ 4 สายอากาศแก่งชนิดปรับตัวได้

3. แบนด์วิดท์ (Bandwidth)

ความกว้างแถบ (Bandwidth) ของสายอากาศหมายถึง ช่วงความถี่ที่สายอากาศสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยที่การส่งและรับสัญญาณจะมีประสิทธิภาพสูงและมีการสูญเสียสัญญาณน้อยที่สุดในช่วงความถี่นั้น

กรณีสายอากาศแถบกว้าง (Broadband Antenna) ความกว้างแถบแสดงในอัตราส่วนระหว่างความถี่สูงสุดและความถี่ต่ำสุด ที่สายอากาศสามารถทำงานได้

กรณีสายอากาศแถบแคบ (Narrowband Antenna) ความกว้างแถบแสดงในเปอร์เซ็นต์ของผลต่างความถี่ เพื่อเทียบกับความถี่กลาง

เนื่องจากคุณลักษณะของสายอากาศ เช่น อิมพีแดนซ์อินพุต แบบรูป อัตราขยายการแยกขั้วคลื่น ที่ถูกใช้ในการพิจารณาความกว้างแถบ ไม่จำเป็นต้องเปลี่ยนแปลงหรือมีผลต่อความถี่เหมือนกัน จึงไม่มีการกำหนดคุณลักษณะโดยเฉพาะเพื่อนำมาหาความกว้างแถบความถี่ของสายอากาศ ดังนั้นวิธีการกำหนดแถบความกว้าง จึงแบ่งตามกลุ่มของคุณลักษณะต่าง ๆ ได้แก่

ความกว้างแถบจากแบบรูป (Pattern Bandwidth) เป็นความกว้างแถบที่พิจารณาจากผลที่เกิดจากแบบรูปการแผ่กำลัง เช่น อัตราขยาย ระดับของโหนดด้านข้าง ความกว้างลำคลื่น การแยกขั้วคลื่น และทิศทางของลำคลื่น เป็นต้น

ความกว้างแถบจากค่าอิมพีแดนซ์ (Impedance Bandwidth) เป็นความกว้างแถบที่พิจารณาจากผลที่เกิดจากค่าอิมพีแดนซ์ที่อินพุต เช่น ค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนกลับ (S_{11}) และค่าอัตราส่วนคลื่นนิ่ง (SWR) เป็นต้น

ความถี่กว้างยิ่ง

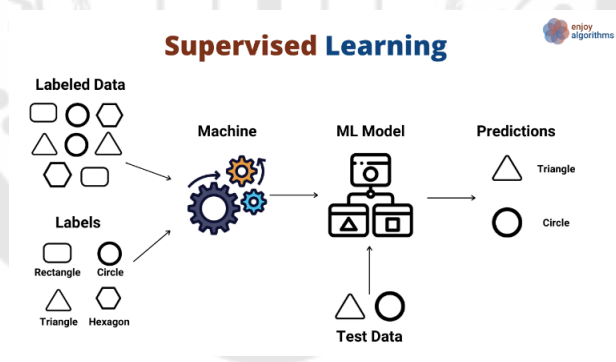
แถบความถี่กว้างยิ่ง (Ultra-Wideband :UWB) เป็นเทคโนโลยีการสื่อสารไร้สายที่ใช้การส่งสัญญาณหลาย ๆ ความถี่พร้อมกัน โดยทั่วไปจะครอบคลุมช่วงความถี่ 3.1 กิกะเฮิรตซ์ ถึง 10.6 กิกะเฮิรตซ์ ตามมาตรฐาน Federal Communications Commission (FCC) สัญญาณที่ส่งออกมีความกว้างของแถบความถี่ไม่น้อยกว่า 500 เมกะเฮิรตซ์ หรือมีความกว้างเกิน 20 % ของความถี่กลาง และอยู่ในช่วงความถี่ที่กำหนดจะถือว่าสัญญาณนั้นเป็นความถี่กว้างยิ่ง

4. การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) เป็นสาขาหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ที่มุ่งเน้นการพัฒนาอัลกอริทึมและอัลกอริทึมทางสถิติที่สามารถเรียนรู้จากข้อมูลและทำการตัดสินใจหรือตอบสนองต่อข้อมูลใหม่ได้ สามารถแยกการเรียนรู้ของเครื่องออกเป็น 3 ประเภท คือ การเรียนรู้แบบมีผู้สอน การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน และการเรียนรู้แบบเสริมกำลัง

4.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)

การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) คือ การทำให้คอมพิวเตอร์หรือโมเดลได้รับการฝึกสอนด้วยข้อมูลที่มีการกำกับหรือป้ายกำกับ (Labeled Data) ข้อมูลเหล่านี้จะประกอบด้วยค่าป้อนเข้าและค่าส่งออก หลังจากป้อนชุดข้อมูลตัวอย่างเข้าไป อัลกอริทึมจะวิเคราะห์ข้อมูลป้อนเข้าและค่าส่งออกที่สัมพันธ์กัน เพื่อสร้างฟังก์ชันการอนุมานที่จะใช้ในการทำนายผลลัพธ์จากข้อมูลใหม่ที่ยังไม่เคยเห็น และทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้กับคำตอบที่ถูกต้องหรือตั้งใจไว้ เพื่อระบุข้อผิดพลาดและปรับปรุงความถูกต้องในการทำนาย ดังภาพประกอบ 5 แบ่งออกเป็น



ภาพประกอบ 5 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน

ที่มา: <https://medium.com/@ngneha090/a-guide-to-supervised-learning>

4.1.1 การวิเคราะห์การถดถอย (Regression)

การวิเคราะห์การถดถอย เป็นการทำนายข้อมูลออกเป็นตัวเลข โดยชุดข้อมูลจะต้องมีค่าป้อนเข้าและค่าส่งออกที่มีความสัมพันธ์กัน หรือมีความต่อเนื่องกัน เช่นการทำนายการขายที่สัมพันธ์กับการโฆษณาบนโทรทัศน์

4.1.2 การจำแนกประเภท (Classification)

การจำแนกประเภท เป็นกระบวนการในการจัดประเภทของข้อมูลออกมาเป็นกลุ่มหรือหมวดหมู่ที่กำหนดไว้ล่วงหน้า โดยโมเดลจะเรียนรู้ข้อมูลที่มีการกำกับ (Label) และจะทำการจำแนกข้อมูลใหม่ให้เข้าสู่กลุ่มตามที่เคยได้เรียนรู้ เช่นการจำแนกภาพว่าเป็นแมวหรือสุนัข

4.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning)

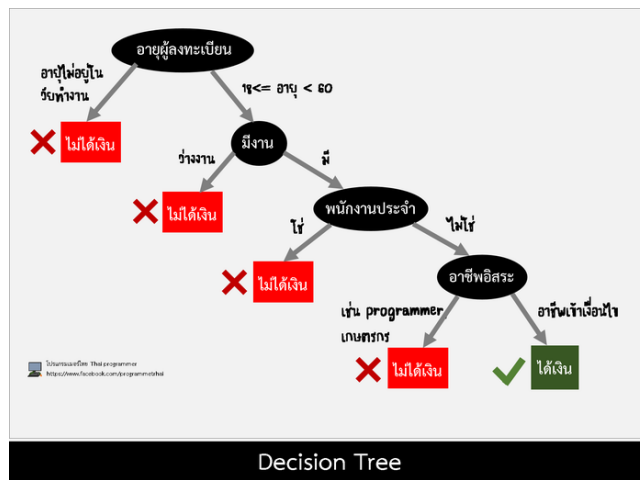
การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) คือ การทำให้เครื่องจักรนั้นสามารถเรียนรู้ได้ด้วยตนเอง โดยมนุษย์จะเป็นผู้ใช้ข้อมูลต่าง ๆ เข้าไป หลังจากนั้นก็กำหนดสิ่งที่ต้องการจากข้อมูล จะทำให้เครื่องจักรวิเคราะห์ และสามารถสร้างแบบแผนจากข้อมูลที่ได้รับมา

4.3 การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement Learning)

การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement Learning) คือ วิธีการเรียนรู้ที่ใช้การเรียนรู้จากการปฏิสัมพันธ์ (Interaction) ระหว่างผู้เรียน (Agent) กับสิ่งแวดล้อม (Environment) โดยการกำหนดเงื่อนไขบางอย่างให้กับคอมพิวเตอร์ และทำให้คอมพิวเตอร์ทำตามเงื่อนไขนั้นให้ได้

5. การเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้ในการทำนาย

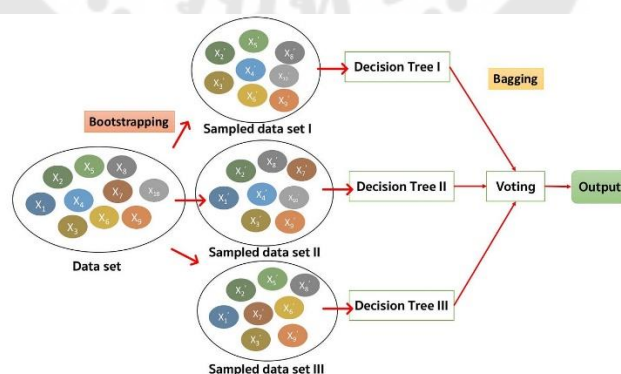
5.1 ต้นไม้การตัดสินใจ (Decision Tree) ชนิดการจำแนกประเภท คือโครงสร้างการตัดสินใจแบบลำดับขั้น สำหรับการจัดประเภทข้อมูลให้เป็นหมวดหมู่ หรือการจัดข้อมูลให้เป็นกลุ่มที่กำหนดไว้แล้ว เป็นหนึ่งในการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) ซึ่งโครงสร้างจะมี 3 ส่วนได้แก่ โหนดราก (Root Node) โหนดภายใน (Internal Nodes) และโหนดใบ (Leaf Nodes) โดยโหนดรากจะทำการเลือกคุณสมบัติที่สำคัญในการแยกข้อมูล และข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็นกลุ่มย่อย ๆ ในโหนดภายใน และโหนดใบจะบ่งบอกผลลัพธ์ของการตัดสินใจ ตัวอย่างต้นไม้การตัดสินใจ ดังแสดงในภาพประกอบที่ 6



ภาพประกอบ 6 ตัวอย่างต้นไม้การตัดสินใจ

ที่มา: <https://www.facebook.com/programmerthai/posts/ai>

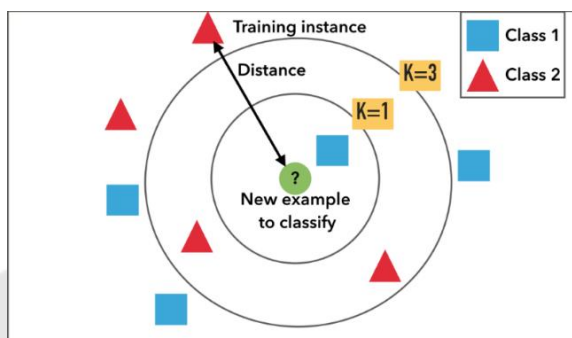
5.2 การสุ่มป่าไม้ (Random Forest) เป็นหนึ่งในการเรียนรู้แบบมีผู้สอน มีพื้นฐานมาจากต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) หลาย ๆ ต้น โดยต้นไม้แต่ละต้นจะมีการสุ่มเลือกคุณสมบัติแตกต่างกัน เมื่อแต่ละต้นทำนายผลลัพธ์ จะใช้การโหวตในการตัดสินใจเลือกคำตอบที่เหมือนกันมากที่สุด ออกมาเป็นผลลัพธ์สุดท้าย ตัวอย่างการทำงานของ การสุ่มป่าไม้ ดังแสดงในภาพประกอบที่ 7



ภาพประกอบ 7 ตัวอย่างการสุ่มป่าไม้

ที่มา: <https://medium.com/@witchapongdaroontham>

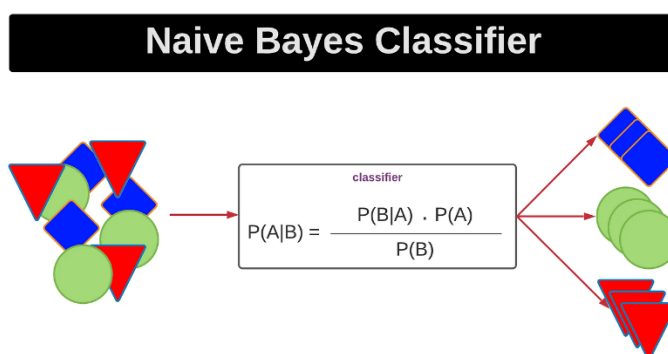
5.3 การหาค่าข้อมูลที่ใกล้เคียงที่สุด (K-Nearest Neighbor) ชนิดการจำแนกประเภท จะเป็นการแยกข้อมูลใหม่เข้าสู่กลุ่มหรือหมวดหมู่ที่มีการกำหนดไว้แล้ว โดยจะจำแนกประเภทจากการคำนวณระยะห่างระหว่างข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน และข้อมูลใหม่ที่ต้องการทำนายและสุดท้ายจะใช้การโหวตจากข้อมูลที่มีระยะใกล้ที่สุดในการตัดสินใจ ดังภาพประกอบ 8



ภาพประกอบ 8 ตัวอย่างการหาค่าข้อมูลที่ใกล้เคียงที่สุด

ที่มา: <https://kongruksiam.medium.com>

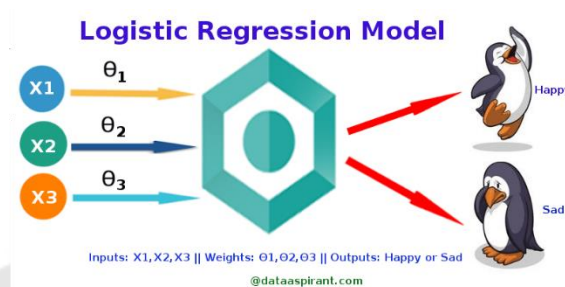
5.4 Naive Bayes เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการจำแนกประเภท ซึ่งใช้หลักการของทฤษฎีความน่าจะเป็นและอิงจากกฎของ Bayes ในการคำนวณความน่าจะเป็น Naive Bayes จะทำการคำนวณความน่าจะเป็นในแต่ละคลาส (Class) สำหรับชุดข้อมูลใหม่ที่ได้รับ และทำการจำแนกชุดข้อมูลนั้นให้กับคลาสที่มีความน่าจะเป็นสูงสุด ดังแสดงในภาพประกอบ 9



ภาพประกอบ 9 ตัวอย่างอัลกอริทึม Naive Bayes

ที่มา: <https://techntales.medium.com/na%C3>

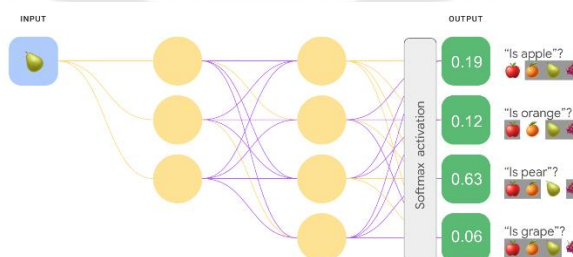
5.5 Logistic Regression เป็นอัลกอริทึมสำหรับการจำแนกในแต่ละคลาส (Class) ในการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งใช้สำหรับการทำนายผลลัพธ์ที่เป็นสองคลาส (binary classification) โดยใช้ฟังก์ชัน logistic เพื่อจำกัดผลลัพธ์ของการทำนายให้อยู่ระหว่าง 0 และ 1 ซึ่งเป็นไปตามความน่าจะเป็นของคลาส ดังแสดงในภาพประกอบที่ 10



ภาพประกอบ 10 ตัวอย่างอัลกอริทึม Logistic Regression

ที่มา: <https://techntales.medium.com/>

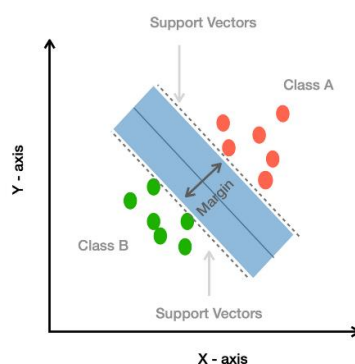
5.6 เครือข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เป็นโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องที่ได้แรงบันดาลใจจากการทำงานของสมองมนุษย์ โดยประกอบด้วยหน่วยประมวลผลขนาดเล็ก ๆ ที่เรียกว่า "นิวรอน" (neurons) ซึ่งเชื่อมต่อกันในรูปแบบของชั้น (layers) โดย Neural Network มีหลายประเภทที่ถูกออกแบบมาให้เหมาะสมกับปัญหาประเภทต่าง ๆ ในการเรียนรู้ของเครื่อง ตัวอย่างการทำงานของ Neural Network ดังแสดงในภาพประกอบ 11



ภาพประกอบ 11 ตัวอย่างอัลกอริทึม Neural Network

ที่มา: <https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/>

5.7 Support Vector Machine (SVM) เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้สำหรับการจำแนกในแต่ละคลาส (Class) และการทำนายค่า (regression) SVM จะสร้างเส้นแบ่ง หรือไฮเปอร์เพลน (hyperplane) ที่แยกข้อมูลของสองคลาสออกจากกัน เพื่อหาเส้นคั่น (Margin) และทำการแบ่งชุดข้อมูลโดยใช้ระยะห่างที่เกิดขึ้นของเส้นคั่น ดังแสดงในภาพประกอบ 12



ภาพประกอบ 12 ตัวอย่างอัลกอริทึม Support Vector Machine

ที่มา: <https://www.nerd-data.com/svm/>

6. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการศึกษางานวิจัยด้านการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่องร่วมกับสายอากาศพบว่า เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง ช่วยลดเวลาในการออกแบบสายอากาศ รวมถึงลดความซับซ้อนของการออกแบบสายอากาศได้โดย (1) ได้นำเสนอการใช้การเรียนรู้ด้วยเครื่องเพื่อทำนายความถูกต้องของความถี่สะท้อนและอัตราขยายของสายอากาศยากิอุตะ ที่ทำงานในย่านความถี่ n78 (3.3 กิกะเฮิรตซ์ - 3.8 กิกะเฮิรตซ์) โดยใช้วิธีการเรียนรู้ของเครื่องแบบถดถอยที่มีการควบคุม (Supervised Regression) และใช้อัลกอริทึมในการเปรียบเทียบผล 9 อัลกอริทึมและประเมินโดยใช้มาตรการหลายอย่าง เช่น ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error) ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error) ผลการทำนายทั้ง 9 อัลกอริทึมพบว่า Linear Regression ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดในการทำนายความถี่สะท้อน และ Gaussian Process Regression ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดในการทำนายอัตราขยาย นอกจากนี้ (2) ได้นำเสนอการประมาณค่า S_{11} ของสายอากาศแพตช์ไมโครสตริป โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องเข้ามาช่วยในการทำนาย และใช้ 4 อัลกอริทึมในการเปรียบเทียบผลลัพธ์ คือ Decision Tree Random Forest XG Boost และ KNN โดยพัฒนาขึ้นจากชุดข้อมูลเดียวกัน เมื่อทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์

พบว่าอัลกอริทึม KNN ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ต่อมา (3) ได้นำเสนอการใช้การเรียนรู้ของเครื่องออกแบบสายอากาศ RFID ทำงานใน 2 ย่านความถี่ มีชุดข้อมูล 625 ชุดตัวอย่าง โดยนำอัลกอริทึมจำนวน 6 อัลกอริทึม มาทำการเปรียบเทียบโดยใช้พารามิเตอร์เดียวกัน และอัลกอริทึม Random Forest มีค่า R2 score ที่ 99.96% และค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error) เท่ากับ 0.0004 จึงเป็นผลลัพธ์ที่ดีที่สุดเมื่อเทียบกับอัลกอริทึมชนิดอื่น งานวิจัย (4) ได้นำเสนอวิธีการออกแบบสายอากาศโมโนโพลที่ดีที่สุด โดยใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง 5 อัลกอริทึม ประกอบด้วย Decision Tree Random Forest XG Boost Regression K-Nearest Neighbor (KNN) และ Artificial Neural Network (ANN) ซึ่งผลลัพธ์ที่ดีที่สุดคืออัลกอริทึม KNN ที่มีความถูกต้องสูงถึง 98% งานวิจัย (5) ได้นำเสนอการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม มาทำนายประสิทธิภาพสายอากาศไมโครสตริป พบว่าอัลกอริทึม Decision Tree Regression มีประสิทธิภาพดีที่สุดเมื่อเทียบกับอัลกอริทึมอื่นและผลการจำลองยังเปรียบเทียบผลลัพธ์กับการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite และ ADS และยังมีการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีแถบความถี่กว้าง งานวิจัย (6) ได้นำเสนอการประยุกต์ใช้งานสายอากาศแบบเกลียวแขนเดียวอย่างง่ายสำหรับควบคุมทิศทาง ซึ่งสายอากาศเชื่อมต่อกันในรูปแบบตาข่ายขนาด 4×4 มีแบนด์วิดท์อยู่ในช่วง 3.3 กิกะเฮิรตซ์ ถึง 5 กิกะเฮิรตซ์ มีค่าคลื่นพุ่งไปทางด้านหลังเฉลี่ยน้อยกว่า -95 dB และมีการลดวงจรเพื่อปรับรูปแบบการแผ่พลังงาน นอกจากนี้ (7) นำเสนอสายอากาศแบบเกลียวแขนเดียวในรูปแบบสี่เหลี่ยมที่สามารถปรับทิศทางการแผ่พลังงานให้ครอบคลุมความถี่ 3.3 กิกะเฮิรตซ์ โดยสวิตช์ทั้งหมด 5 ตัวบนแขนของสายอากาศ มีไดโอดพินทำหน้าที่เป็นตัวสวิตช์ งานวิจัย (8) นำเสนอสายอากาศแบบเกลียวแขนเดียวในรูปแบบสี่เหลี่ยมที่สามารถปรับ ทิศทางการแผ่พลังงานให้ครอบคลุมความถี่ 3.3 กิกะเฮิรตซ์ โดยสวิตช์ทั้งหมด 7 ตัว บนแขนของสายอากาศมีสวิตช์ RF-MEMS ทำหน้าที่เปิดหรือปิดการเชื่อมต่อไฟฟ้าในสายอากาศเพื่อเปลี่ยนแปลงแบบรูปการแผ่พลังงาน งานวิจัย (9) ในบทความนี้นำเสนอสายอากาศโพลาริไซซ์แบบวงกลม (CP) ที่รองรับย่านความถี่กว้างและรับสัญญาณได้ทุกทิศทาง โดยสายอากาศนี้ประกอบด้วยส่วนนำสัญญาณแบบก้นหอย และตัวป้อนกำลังแบบไดโพล สายอากาศนี้สามารถรับสัญญาณโพลาริไซซ์แบบวงกลมได้ในย่านความถี่กว้างโดยมีค่า S_{11} ที่ -8 dB อยู่ที่ 12.5% และงานวิจัย (10) ได้นำเสนอสายอากาศหลายอินพุตหลายเอาต์พุต (Multiple Input Multiple Output: MIMO) แบบแถบความถี่กว้างยิ่ง (Ultra-Wideband: UWB) ที่มีขนาดกะทัดรัดและครอบคลุมเครือข่ายท้องถิ่นไร้สาย (WLAN) ครอบคลุมช่วงความถี่ 2.19 – 11.07 กิกะเฮิรตซ์ ยกเว้นช่วงความถี่ 2.86 กิกะเฮิรตซ์ ถึง 3.28 กิกะเฮิรตซ์ ซึ่งมีค่าสูงเกิน -10 dB และที่มีค่า $|S_{21}| \leq -20$ dB

จากงานวิจัย (1-5) มีการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาช่วยในการออกแบบสายอากาศด้วยการทำนายประสิทธิภาพของสายอากาศในรูปแบบของความถี่ S_{11} และอัตราขยาย โดยจะมีความแตกต่างในการเลือกใช้อัลกอริทึมเพื่อให้มีความเหมาะสมกับงานงานวิจัย (6-10) เป็นการออกแบบสายอากาศแถบความถี่กว้างโดยใช้สายอากาศรูปทรงก้นหอย ซึ่งมีการออกแบบที่แตกต่างกันเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ความถี่ที่ต้องการ โดยงานวิจัยนี้ได้ทำการออกแบบสายอากาศรูปทรงก้นหอยซึ่งมีความสัมพันธ์กับงานวิจัยที่ (6-10) โดยผลลัพธ์ที่พิจารณาคือแบนด์วิดท์ และเพิ่มผลลัพธ์ที่แตกต่างจากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องคือการลดวงจรระหว่างวงของก้นหอยเพื่อให้สายอากาศสามารถสวิตช์ค่าคลื่นได้ นอกจากนี้งานวิจัยนี้ได้ทำการเลือกใช้ 7 อัลกอริทึม คือ Decision Trees Random Forest KNN Naive Bayes Neural Network Logistic regression และ SVM ซึ่งมีอัลกอริทึมที่เหมือนและแตกต่างจากงานวิจัย(1-5) และยังมีการวัดประสิทธิภาพของโมเดลที่แตกต่างกัน โดยงานวิจัยที่กล่าวมาได้มีการวัดผลค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง และค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย ซึ่งเป็นการวัดผลของการวิเคราะห์การถดถอย อย่างไรก็ตาม งานวิจัยนี้ได้เลือกใช้การจำแนกประเภท จึงมีการวัดผลโดยใช้ค่าความถูกต้อง ค่า Weighted Precision Weighted Recall และ Weighted F1-Score ที่เป็นการวัดผลของการจำแนกประเภท นอกจากนี้จะใช้ค่าคลื่นหลักเพื่อเป็นค่าส่งออกในการพิจารณา ซึ่งเป็นการพิจารณาค่าส่งออกที่ต่างจากงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

บทที่ 3

วิธีการดำเนินงาน

ในการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ดำเนินการตามขั้นตอนดังนี้

- 1 ออกแบบสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่นผ่าน CST Studio Suite
- 2 จัดทำชุดข้อมูลสายอากาศรูปทรงก้นหอยสำหรับการเรียนรู้ของเครื่อง
- 3 การออกแบบการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม
- 4 ผลการทำนายของการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม
- 5 ผลการทำนายของการเรียนรู้ของเครื่องเปรียบเทียบผลการจำลองบน CST Studio Suite
- 6 การวัดประสิทธิภาพการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม

Suite

1. ออกแบบสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่น

ทำการออกแบบสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีแถบความถี่กว้างยิ่ง และทำงานในย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ บนโปรแกรม CST Studio Suite โดยที่ชั้นวัสดุฐานรองมีขนาดเท่ากับระนาบกราวด์ คือ $w_1 \times w_1$ และใช้วัสดุฐานรองมีค่าไดอิเล็กตริก (ϵ_r) เท่ากับ 4.30 โดยมีการกำหนดความหนาของชั้นวัสดุฐานรอง (d) มีค่าเท่ากับ 1.60 มิลลิเมตร และความหนาของระนาบกราวด์มีค่าเท่ากับ 0.03 มิลลิเมตร มีค่าพารามิเตอร์ของสายอากาศรูปทรงก้นหอยดังแสดงในตารางที่ 1 และสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ได้ทำการออกแบบ ดังแสดงในภาพประกอบที่ 13

การคำนวณหาขนาดของสายอากาศรูปทรงก้นหอย

โดยจะคำนวณหาความกว้างของเส้นของก้นหอย (w) จากสมการ

$$\frac{w}{d} = \begin{cases} \frac{8e^A}{e^{2A} - 2} & \text{for } \frac{w}{d} < 2 \\ \frac{2}{\pi} \left[B - 1 - \ln(2B - 1) + \frac{\epsilon_r - 1}{2\epsilon_r} \left\{ \ln(B - 1) + 0.39 - \frac{0.61}{\epsilon_r} \right\} \right] & \text{for } \frac{w}{d} > 2 \end{cases} \quad (3.1)$$

เมื่อ

$$A = \frac{Z_0}{60} \sqrt{\frac{\epsilon_r + 1}{2}} + \frac{\epsilon_r - 1}{\epsilon_r + 1} \left(0.23 + \frac{0.11}{\epsilon_r} \right) \quad (3.2)$$

$$B = \frac{377\pi}{2Z_0\sqrt{\epsilon_r}} \quad (3.3)$$

เมื่อ

Z_0 คือ ค่าอิมพีแดนซ์มีค่า 50 โอห์ม

d คือ ค่าความหนาของชั้นวัสดุฐานรอง มีค่าเท่ากับ 1.60 มิลลิเมตร

ϵ_r คือ ค่าไดอิเล็กทริก มีค่าเท่ากับ 4.30

เมื่อได้ความกว้างของเส้นของกันหอยแล้ว ต่อไปจะนำค่าที่ได้มาใช้ในการสมการวงกันหอยของอาร์คิมิดีส (Archimedean spiral) ในการคำนวณหารัศมีวงนอกนับจากจุดเริ่มต้นของกันหอย (r_2) หาได้จากสมการ

$$r_2 = a\phi \quad (3.4)$$

เมื่อ r_2 คือรัศมีของกันหอยรอบนอกนับจากจุดเริ่มต้นของกันหอย และ a คือค่าคงที่หาได้จาก

$$a = \left(\frac{g+w}{\pi} \right) \quad (3.5)$$

เมื่อ g คือช่องว่างระหว่างรอบของรูปทรงกันหอย และ w คือความกว้างของเส้นของรูปทรงกันหอยซึ่งสัมพันธ์กับสมการ

$$w = \frac{r_2 - r_1}{T} - g \quad (3.6)$$

เมื่อ r_1 คือรัศมีวงในสุดของรูปทรงกันหอย และ T คือจำนวนรอบของรูปทรงกันหอย คำนวณหา ϕ ได้จากสมการ

$$\frac{\pi}{2} < \phi < T \times \pi \quad (3.7)$$

คำนวณหาความถี่ต่ำสุด (f_L) ถึงความถี่สูงสุด (f_H) ครอบคลุมความถี่ที่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ จากสมการ

$$f_L = \frac{c}{2\pi r_2} \quad (3.8)$$

และ

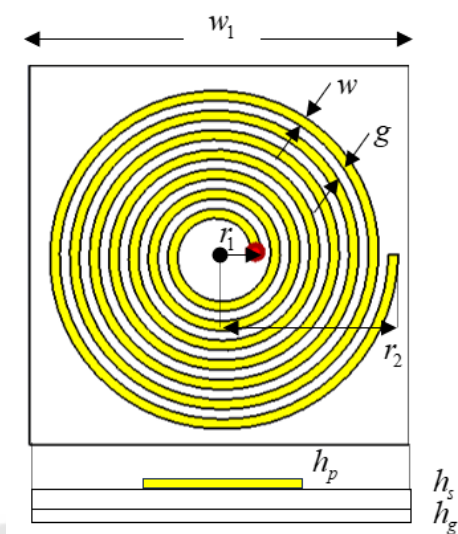
$$f_H = \frac{c}{2\pi r_1} \quad (3.9)$$

เมื่อ f_L คือความถี่ต่ำสุด f_H คือความถี่สูงสุด

จากการคำนวณค่าพารามิเตอร์ทั้งหมดจะได้ขนาดของ w_1 มีค่าเท่ากับ 120 มิลลิเมตร ค่าความกว้างของ w มีค่าเท่ากับ 3.11 มิลลิเมตร รัศมีของ r_1 มีค่าเท่ากับ 10 มิลลิเมตร รัศมีของ r_2 มีค่าเท่ากับ 53.54 มิลลิเมตร ค่าความกว้างของ g มีค่าเท่ากับ 3.11 มิลลิเมตร จำนวนรอบ T เท่ากับ 7 รอบ และทำการป้อนสัญญาณให้กับสายอากาศที่จุดเริ่มต้นของสายอากาศรูปทรงก้นหอย ดังแสดงในตาราง 1

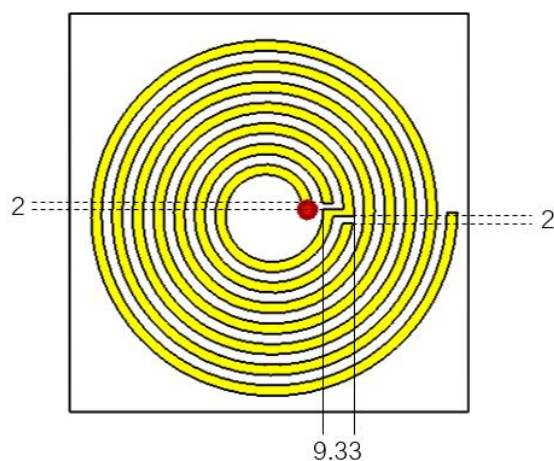
ตาราง 1 ค่าพารามิเตอร์ของสายอากาศรูปทรงก้นหอย

ตัวแปร	คำอธิบาย	ค่า (มิลลิเมตร)
r_2	รัศมีวงนอกของก้นหอยนับจากจุดเริ่มต้น	53.54
a	ค่าคงที่	6.22π
g	ช่องว่างระหว่างรอบของก้นหอย	3.11
w	ความกว้างของเส้นของรูปทรงก้นหอย	3.11
r_1	รัศมีวงในสุดของก้นหอย	10
T	จำนวนรอบของก้นหอย	7
w_1	ขนาดของวัสดุฐานรอง	120×120
w_2	ขนาดของระนาบกราวด์	120×120



ภาพประกอบ 13 รูปแบบโครงสร้างของสายอากาศรูปทรงก้นหอย

ทำการสวิตช์ลำคลื่นโดยการเจาะช่องแต่ละตำแหน่งของสายอากาศรูปทรงก้นหอย ทำให้สวิตช์ลำคลื่นไปในทิศทางที่ต่างกันได้ เช่นการสร้างสถานะสวิตช์ลำคลื่นรูปแบบที่ 1 โดยเจาะช่องที่ตำแหน่ง 0 องศา บริเวณด้านบนวงที่ 1 ของก้นหอย และบริเวณด้านล่างวงที่ 2 ของก้นหอยฝั่งทางด้านขวาของก้นหอย และทำการเชื่อมต่อกัน ดังแสดงในภาพประกอบที่ 14



ภาพประกอบ 14 รูปแบบโครงสร้างของสายอากาศที่มีการสวิตช์ลำคลื่นรูปแบบที่ 1

2. การทำชุดข้อมูลสายอากาศรูปทรงก้นหอยสำหรับการเรียนรู้ของเครื่อง

การทำชุดข้อมูลสายอากาศรูปทรงก้นหอยสำหรับการเรียนรู้ของเครื่อง เริ่มต้นจากการสร้างอัลกอริทึมสายอากาศบนรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่นบนโปรแกรม CST Studio Suite เพื่อรวบรวมค่าป้อนเข้าและค่าส่งออก ที่ใช้สำหรับการฝึกสอนการเรียนรู้ของเครื่อง โดยค่าป้อนเข้าค่าที่หนึ่งคือ วงที่ทำการเจาะช่องของสายอากาศ ค่าป้อนเข้าค่าที่สองคือตำแหน่งองศาที่เจาะช่องของสายอากาศ และค่าส่งออก คือค่าลำคลื่นหลักของสายอากาศรูปทรงก้นหอย โดยจะเก็บรวบรวมข้อมูลบนโปรแกรม Excel และทำการบันทึกเป็นนามสกุล CSV เพื่อนำไปใช้ในการฝึกสอนการเรียนรู้ของเครื่อง ดังแสดงในตารางที่ 2 และทำการจัดกลุ่มลำคลื่นหลักออกเป็นช่วงดังแสดงในตารางที่ 3 ซึ่งชุดข้อมูลที่ได้ทำการฝึกสอนในแต่ละกลุ่มมีชุดข้อมูลที่ไม่เท่ากัน เนื่องจากแบบรูปการแผ่พลังงานมีค่าไม่แน่นอนในบางกรณี ส่งผลให้ชุดข้อมูลบางกลุ่มมีมาก และบางกลุ่มมีน้อยสำหรับการฝึกสอนการเรียนรู้ของเครื่อง

ตาราง 2 ตัวอย่างชุดข้อมูลลำดับที่ 1-20

ลำดับ	วงที่	ตำแหน่งองศาที่เจาะช่อง	ลำคลื่นหลัก	จัดกลุ่ม
1	1	0	277	10
2	1	4	277	10
3	1	7	271	10
4	1	10	269	9
5	1	13	269	9
6	1	15	268	9
7	1	19	269	9
8	1	20	269	9
9	1	26	270	10
10	1	30	270	10
11	1	33	271	10
12	1	40	272	10
13	1	45	273	10
14	1	49	274	10

ตาราง 2 (ต่อ) ตัวอย่างชุดข้อมูลลำดับที่ 1-20

ลำดับ	วงที่	ตำแหน่งองศาที่เซาะร่อง	ลำคลื่นหลัก	จัดกลุ่ม
15	1	50	274	10
16	1	60	274	10
17	1	70	275	10
18	1	74	275	10
19	1	75	274	10
20	1	80	274	10

ตาราง 3 การจัดกลุ่มลำคลื่นหลักของสายอากาศรูปทรงก้นหอย

กลุ่ม	ช่วง
1	0-9
2	10-19
3	40-49
4	50-59
5	190-199
6	230-239
7	240-249
8	250-259
9	260-269
10	270-279
11	280-289
12	290-299
13	300-309
14	310-319
15	320-329
16	350-359

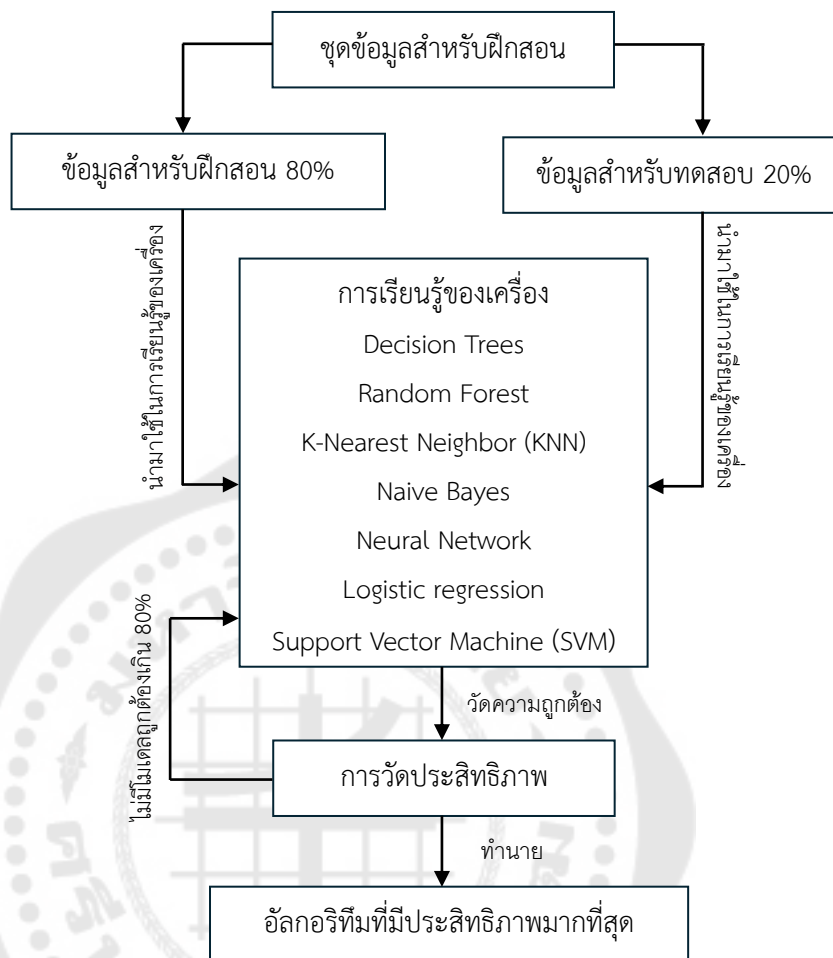
หมายเหตุ : การจัดกลุ่มลำคลื่นหลักของสายอากาศ ไม่สามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลฝึกสอนที่เท่ากันได้ เนื่องจากแบบรูปการแผ่พลังงานมีค่าไม่แน่นอนในบางกรณี ส่งผลชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอนมีกรณีไม่เท่ากัน

3. การออกแบบการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม

จากชุดข้อมูลการสวิตช์ลำคลื่นในหัวข้อที่แล้ว ทำให้เห็นว่าไม่สามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งเสาช่องและทิศทางการสวิตช์ลำคลื่นได้ จึงได้นำอัลกอริทึม 7 ชนิด คือ Decision trees, Random forest, KNN, Naive Bayes, Neural Network, Logistic regression และ SVM ที่เป็นส่วนหนึ่งของ supervised learning มาช่วยในการทำนายทิศทางการสวิตช์ลำคลื่น โดยใช้โปรแกรม python เวอร์ชัน 3.12.3 ในการสร้างอัลกอริทึมบน Visual studio code เพื่อสร้างอัลกอริทึมที่ใช้โมดูล Sci-kit learn เวอร์ชัน 1.5.0 และแบ่งชุดข้อมูลเป็นกลุ่มย่อยสำหรับการฝึกและทดสอบโดยใช้ train-test split และทำการทดสอบความถูกต้องโดยใช้ accuracy_score ซึ่งค่าป้อนเข้าของชุดข้อมูลคือ จำนวนวงที่ต้องการเสาช่องของกันหอยและองศาที่ใช้ในการเสาช่อง และค่าส่งออกของชุดข้อมูลคือค่าลำคลื่นหลัก ที่ทำการแบ่งข้อมูลเป็นช่วงไว้ รวมถึงมีการแสดงค่า Hyperparameter ของแต่ละอัลกอริทึมที่ได้ทำการกำหนดดังแสดงในตาราง 4 และนำผลลัพธ์จากการทำนายของ 7 อัลกอริทึมมาเทียบกับการจำลองบน CST Studio Suite เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของทิศทางการสวิตช์ลำคลื่น โดยมีขั้นตอนการทำงานของการเรียนรู้ของเครื่องดังแสดงในภาพประกอบ 15

ตาราง 4 ค่า Hyperparameter ของแต่ละอัลกอริทึม

อัลกอริทึม	Hyperparameter	ค่าคงที่
decision trees	random_state	42
Random forest	random_state	42
	n_estimators	400
KNN	n_neighbors	40
Naive Bayes	var_smoothing	1e-9
Neural Network	hidden_layer_sizes	100
	max_iter	500
	random_state	42
Logistic regression	max_iter	300
SVM	kernal	linear



ภาพประกอบ 15 แสดงขั้นตอนการทำงานของ机器学习ของเครื่อง

4. ผลการทำนายของ机器学习ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม

จากการออกแบบการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม ได้ทำการทดสอบการทำงานของ 7 อัลกอริทึมผ่านการทำนายผลลัพธ์จำนวน 10 ตัวอย่าง โดย 10 ตัวอย่างที่ใช้ในการทำนายนี้ได้ใช้ค่าป้อนเข้าเหมือนกันทั้งหมดคือ จำนวนวงที่ต้องการเช่ารถของกันหอยและองศาที่ใช้ในการเช่ารถของกันหอย ค่าส่งออกของชุดข้อมูลคือลำดับหลัก ที่ทำการแบ่งข้อมูลเป็นช่วง แต่ทำการปรับแบ่งชุดข้อมูลเป็นกลุ่มย่อยสำหรับการฝึกและทดสอบโดยใช้ train-test split ที่เท่ากัน เนื่องจากต้องการเปรียบเทียบแต่ละอัลกอริทึมว่าอัลกอริทึมใดมีความถูกต้องมากที่สุด จากการทำการทดสอบความถูกต้องโดยใช้คำสั่ง accuracy_score มีผลการทำนายและความถูกต้องของแต่ละอัลกอริทึมดังนี้

4.1 ผลการทำนายของการสุ่มป่าไม้ (Random forest)

ทำการทำนายค่าลำคลื่นหลักที่ได้ทำการจัดกลุ่มจำนวน 10 ตัวอย่าง โดยทำการแบ่งชุดฝึกสอนเป็น 80% ชุดทดสอบเป็น 20% และมีค่าความถูกต้อง 90% ดังแสดงในตาราง 5

ตาราง 5 ผลการทำนายของการสุ่มป่าไม้

NUMBER	INPUT		OUTPUT
	Spiral Number	Grooving Position	Main Beam (Group)
1	1	3	10
2	2	187	16
3	4	7	7
4	5	50	11
5	5	236	9
6	4	211	9
7	2	233	11
8	3	2	14
9	1	357	1
10	5	100	11

4.2 ผลการทำนายของต้นไม้การตัดสินใจ (Decision Tree)

ทำการทำนายค่าลำคลื่นหลักที่ได้ทำการจัดกลุ่มจำนวน 10 ตัวอย่าง โดยทำการแบ่งชุดฝึกสอนเป็น 80% ชุดทดสอบเป็น 20% และมีค่าความถูกต้อง 90% ดังแสดงในตาราง 6

ตาราง 6 ผลการทำนายของต้นไม้การตัดสินใจ

NUMBER	INPUT		OUTPUT
	Spiral Number	Grooving Position	Main Beam (Group)
1	1	3	10
2	2	187	16
3	4	7	7
4	5	50	11
5	5	236	9

ตาราง 6 (ต่อ) ผลการทำนายของต้นไม้การตัดสินใจ

NUMBER	INPUT		OUTPUT
	Spiral Number	Grooving Position	Main Beam (Group)
6	4	211	9
7	2	233	11
8	3	2	14
9	1	357	1
10	5	100	11

4.3 ผลการทำนายการหาค่าข้อมูลที่ใกล้เคียงที่สุด (K-Nearest Neighbor)

ทำการทำนายค่าลำดับหลักที่ได้ทำการจัดกลุ่มจำนวน 10 ตัวอย่าง โดยทำการแบ่งชุดฝึกสอนเป็น 80% ชุดทดสอบเป็น 20% และมีค่าความถูกต้อง 29% ดังแสดงในตาราง 7

ตาราง 7 ผลการทำนายการหาค่าข้อมูลที่ใกล้เคียงที่สุด

NUMBER	INPUT		OUTPUT
	Spiral Number	Grooving Position	Main Beam (Group)
1	1	3	10
2	2	187	1
3	4	7	1
4	5	50	10
5	5	236	7
6	4	211	14
7	2	233	14
8	3	2	1
9	1	357	1
10	5	100	10

4.4 ผลการทำนายของ Naive Bayes

ทำการทำนายค่าลำคลื่นหลักที่ได้ทำการจัดกลุ่มจำนวน 10 ตัวอย่าง โดยทำการแบ่งชุดฝึกสอนเป็น 80% ชุดทดสอบเป็น 20% และมีค่าความถูกต้อง 27% ดังแสดงในตาราง 8

ตาราง 8 ผลการทำนายของ Naive Bayes

NUMBER	INPUT		OUTPUT
	Spiral Number	Grooving Position	Main Beam (Group)
1	1	3	10
2	2	187	16
3	4	7	7
4	5	50	9
5	5	236	11
6	4	211	7
7	2	233	1
8	3	2	7
9	1	357	10
10	5	100	11

4.5 ผลการทำนายของ Neural Network

ทำการทำนายค่าลำคลื่นหลักที่ได้ทำการจัดกลุ่มจำนวน 10 ตัวอย่าง โดยทำการแบ่งชุดฝึกสอนเป็น 80% ชุดทดสอบเป็น 20% และมีค่าความถูกต้อง 39% ดังแสดงในตาราง 9

ตาราง 9 ผลการทำนายของ Neural Network

NUMBER	INPUT		OUTPUT
	Spiral Number	Grooving Position	Main Beam (Group)
1	1	3	10
2	2	187	1
3	4	7	7
4	5	50	11
5	5	236	7

ตาราง 9 (ต่อ) ผลการทำนายของ Neural Network

NUMBER	INPUT		OUTPUT
	Spiral Number	Grooving Position	Main Beam (Group)
6	4	211	7
7	2	233	1
8	3	2	14
9	1	357	1
10	5	100	9

4.6 ผลการทำนายของ Logistic Regression

ทำการทำนายค่าลำคลื่นหลักที่ได้ทำการจัดกลุ่มจำนวน 10 ตัวอย่าง โดยทำการแบ่งชุดฝึกสอนเป็น 80% ชุดทดสอบเป็น 20% และมีค่าความถูกต้อง 23% ดังแสดงในตาราง 10

ตาราง 10 ผลการทำนายของ Logistic Regression

NUMBER	INPUT		OUTPUT
	Spiral Number	Grooving Position	Main Beam (Group)
1	1	3	1
2	2	187	10
3	4	7	7
4	5	50	7
5	5	236	7
6	4	211	7
7	2	233	10
8	3	2	7
9	1	357	1
10	5	100	7

4.6 ผลการทำนายของ Support Vector Machine

การทำนายค่าลำคลื่นหลักที่ได้ทำการจัดกลุ่มจำนวน 10 ตัวอย่าง โดยทำการแบ่งชุดฝึกสอนเป็น 80% ชุดทดสอบเป็น 20% และมีค่าความถูกต้อง 45% ดังแสดงในตาราง 11

ตาราง 11 ผลการทำนายของ Support Vector Machine

NUMBER	INPUT		OUTPUT
	Spiral Number	Grooving Position	Main Beam (Group)
1	1	3	1
2	2	187	1
3	4	7	7
4	5	50	11
5	5	236	11
6	4	211	11
7	2	233	1
8	3	2	7
9	1	357	1
10	5	100	11

5. ผลการทำนายการเรียนรู้ของเครื่องเปรียบเทียบกับผลการจำลองบน CST Studio Suite

จากการทำนายการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม ได้นำผลการทำนายแต่ละอัลกอริทึมมาทำการเปรียบเทียบกับผลการจำลองที่ได้จากโปรแกรม CST Studio Suite เพื่อทำการตรวจสอบความถูกต้องของการทำนายทิศทางการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศรูปทรงก้นหอย ได้มีการทำนายทั้งหมด 10 ตัวอย่าง โดยมีค่าป้อนเข้าและค่าส่งออกเหมือนกัน โดย Random forest และ Decision Tree มีความถูกต้องทั้ง 10 ตัวอย่าง KNN มีความถูกต้อง 2 ตัวอย่าง Naive Bayes มีความถูกต้อง 1 ตัวอย่าง Neural Network มีความถูกต้อง 5 ตัวอย่าง Logistic regression มีความถูกต้อง 1 ตัวอย่าง และ Support Vector Machine (SVM) มีความถูกต้อง 4 ตัวอย่าง ดังตารางที่ 12 จากผลการทำนายจะเห็นได้ว่า Random forest และ Decision Tree มีความถูกต้องมากที่สุด รวมถึงมีความถูกต้องตรงกับโปรแกรม CST Studio Suite ทั้งหมด เนื่องจาก ทั้ง 2 อัลกอริทึมมีการทำงานของโปรแกรมที่คล้ายคลึงกัน คือโครงสร้างการตัดสินใจแบบลำดับขั้นที่จะประกอบด้วย 3 ส่วน คือโหนดรากที่ทำหน้าที่เลือกคุณสมบัติ โหนดภายในที่ทำ

การแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มย่อย และโหนดใบที่ทำการบอกผลลัพธ์ของการตัดสินใจ ซึ่งอัลกอริทึมทั้ง 2 อาจจะเลือกคุณสมบัติในการจัดการข้อมูลได้เป็นอย่างดี จึงทำให้มีความถูกต้องในการทำนายมากที่สุด

ตาราง 12 ผลการทำนายการเรียนรู้ของเครื่องเปรียบเทียบกับผลการจำลองบน CST

CST	ผลการทำนายการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม						
	Random forest	Decision Tree	KNN	Naive Bayes	Neural Network	Logistic regression	SVM
10	10	10	10	1	10	1	1
16	16	16	1	16	1	10	1
7	7	7	1	8	7	7	7
11	11	11	10	9	11	7	11
9	9	9	7	11	7	7	11
9	9	9	14	4	7	7	11
11	11	11	14	16	1	10	1
14	14	14	1	7	14	7	7
1	1	1	1	10	1	13	1
11	11	11	7	9	9	7	11

6. การวัดประสิทธิภาพการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม

เพื่อเป็นการตรวจสอบประสิทธิภาพของการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม ว่าสามารถทำนายทิศทางการสวิตช์ลำคลื่นมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด จึงทำการวัดความถูกต้องของอัลกอริทึมแต่ละชนิดโดยใช้คำสั่ง `accuracy_score` เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของการเรียนรู้ และตรวจสอบความถูกต้องของการทดสอบเนื่องจากมีการแบ่งชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอน 80% สำหรับทดสอบ 20% เพื่อนำมาเปรียบเทียบกับ 7 อัลกอริทึมมีการเกิด Overfitting มากน้อยเพียงใด และอัลกอริทึมไหนมีความถูกต้องมากที่สุด โดยอัลกอริทึมใดที่มีความถูกต้องที่มีค่าใกล้ 1 มากที่สุดจะถือว่าอัลกอริทึมนั้นมีความถูกต้องมากที่สุด และการเกิด Overfitting สามารถเปรียบเทียบได้จากค่า Training Accuracy และค่า Test Accuracy โดยทั้ง 2 ค่ามีค่าห่างกันไม่มากจะถือว่ามีการ Overfitting ที่น้อย แต่ถ้ามีค่าที่ห่างกันมากจะถือว่าข้อมูลมีการ Overfitting มาก จากตาราง 13 ซึ่งจะเห็นได้ว่า Random forest และ Decision Tree มีค่าความถูกต้องที่

ใกล้เคียงกันมาก แต่ Random forest มีค่าความถูกต้องที่สูงกว่าจึงถือว่า Random forest มีความถูกต้องมากที่สุดโดยค่า Accuracy ค่า Weighted Precision Weighted Recall และ Weighted F1-Score สามารถหาได้จาก

$$Accuracy = \frac{\text{Number of Correct Predictions}}{\text{Total Number of Predictions}} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3.10)$$

เมื่อ

TP คือ True Positive

TN คือ True Negative

FP คือ False Positive

FN คือ False Negative

$$Weighted\ Precision = \frac{\sum_{i=1}^N (Precision_i \times Support_i)}{\sum_{i=1}^N Support_i} \quad (3.11)$$

$$Weighted\ Recall = \frac{\sum_{i=1}^N (Recall_i \times Support_i)}{\sum_{i=1}^N Support_i} \quad (3.12)$$

$$Weighted\ F1-score = \frac{\sum_{i=1}^N (F1_i \times Support_i)}{\sum_{i=1}^N Support_i} \quad (3.13)$$

$$F1_i = \frac{2 \cdot Precision_i \cdot Recall_i}{Precision_i + Recall_i} \quad (3.14)$$

เมื่อ

$Support$ คือ จำนวนตัวอย่างจริงที่อยู่ในคลาส i

ตาราง 13 การวัดประสิทธิภาพการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม

อัลกอริทึม	Training Accuracy	Test Accuracy	Weighted Precision	Weighted Recall	Weighted F1-Score
Random forest	1.000	0.906	0.906	0.901	0.896
Decision Tree	1.000	0.902	0.897	0.901	0.893
KNN	0.230	0.294	0.183	0.294	0.225
Naive Bayes	0.310	0.274	0.192	0.274	0.205
Neural Network	0.470	0.392	0.380	0.392	0.353
Logistic regression	0.265	0.235	0.153	0.325	0.184
SVM	0.400	0.451	0.327	0.327	0.323

ในบทต่อไปจะอธิบายการสร้างสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ได้จากการทำนายทิศทางการสวิตช์ลำคลื่น พร้อมทั้งทำการวัดประสิทธิภาพของสายอากาศ และทำการเปรียบเทียบผลจากการทำนายโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องกับผลที่ได้จากโปรแกรม CST Studio Suite และผลที่วัดได้จากการสร้างสายอากาศจริง

บทที่ 4

ผลการศึกษา

ในบทนี้ได้ทำการอธิบายการสร้างสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ได้จากการทำนายทิศทางการสวิตช์ลำคลื่น เพื่อทำการวัดประสิทธิภาพของสายอากาศรูปทรงก้นหอย และนำไปเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite และที่ได้จากการทำนายโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องว่าสายอากาศสามารถทำงานได้ตามที่ออกแบบและทำนายไว้หรือไม่ โดยประกอบด้วย 2 หัวข้อ คือ

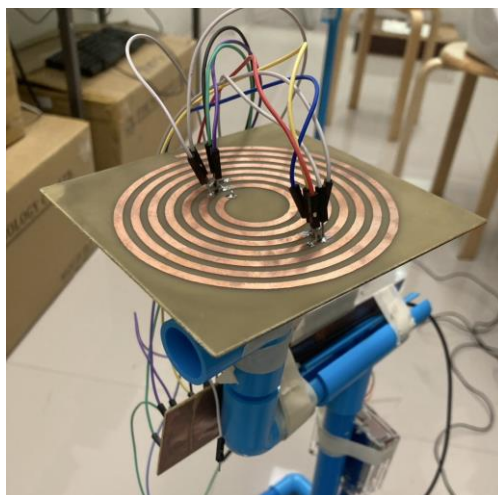
1 การสร้างสายอากาศรูปทรงก้นหอย

2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของสายอากาศรูปทรงก้นหอยระหว่างการสร้างจริง การจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite และการทำนายโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง

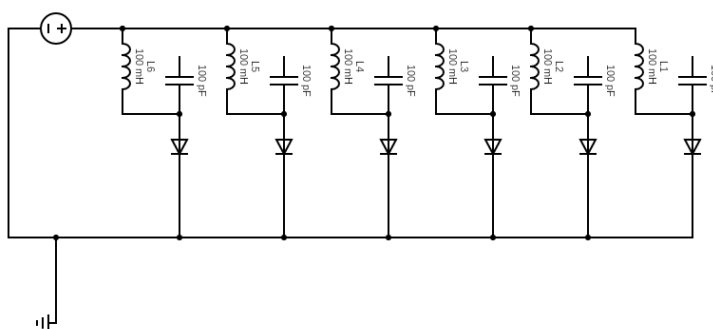
1. การสร้างสายอากาศรูปทรงก้นหอย

1.1 การสร้างสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ไม่มีการสวิตช์ลำคลื่น

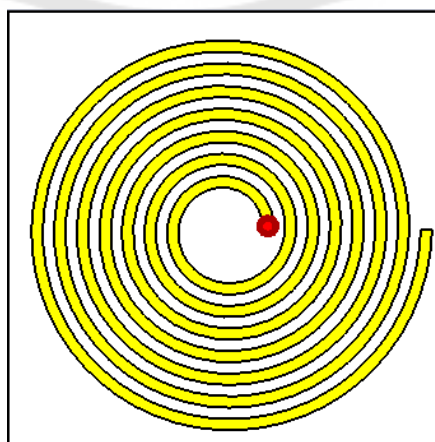
สายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ทำการสร้างมีขนาดที่ได้จากการคำนวณในบทที่ 3 ดังนี้ มีค่าความหนาของชั้นวัสดุฐานรองเท่ากับ 1.60 มิลลิเมตร มีค่าความหนาของแผ่นตัวนำและความหนาของระนาบกราวด์เท่ากับ 0.03 มิลลิเมตร มีความกว้างเท่ากับ 120 มิลลิเมตร ขนาดรัศมีวงในสุดของก้นหอยเท่ากับ 10 มิลลิเมตร ขนาดรัศมีวงนอกจากจุดเริ่มต้นของก้นหอยเท่ากับ 53.54 มิลลิเมตร ช่องว่างระหว่างรอบของก้นหอยเท่ากับ 3.11 มิลลิเมตร ความกว้างของก้นหอย 3.11 มิลลิเมตร และจำนวนรอบของก้นหอยเท่ากับ 7 รอบ ซึ่งการสร้างสายอากาศตามค่าพารามิเตอร์นี้ เป็นการสร้างสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่นตามที่ได้ออกแบบไว้ โดยเลือกมา 3 กรณี คือ ไม่มีการลัดวงจร ลัดวงจรกรณีที่ 1 และลัดวงจรกรณีที่ 2 ดังแสดงในภาพประกอบที่ 16 และมีวงจรไฟฟ้าที่ทำการบ่อนไฟแสดงในภาพประกอบที่ 17 สำหรับกรณีที่ ไม่มีการลัดวงจรโครงสร้างของสายอากาศที่จำลองแบบบนโปรแกรม CST Studio Suite แสดงในภาพประกอบที่ 18 เมื่อทำการสร้างชิ้นงานจริงได้ทำการบ่อนไฟให้กับไดโอดทั้งหมด 4 ตัว โดยแบ่งเป็น 2 คู่ คู่ละ 2 ตัวตามกรอบสี่เหลี่ยมในภาพประกอบที่ 19 ซึ่งจะเห็นว่าหากบ่อนไฟให้ไดโอดทั้ง 4 ตัวจะทำให้เส้นของก้นหอยทั้งหมดเชื่อมถึงกันดังวงจรไฟฟ้าที่แสดงในภาพประกอบที่ 20



ภาพประกอบ 16 สายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการป้อนไฟ

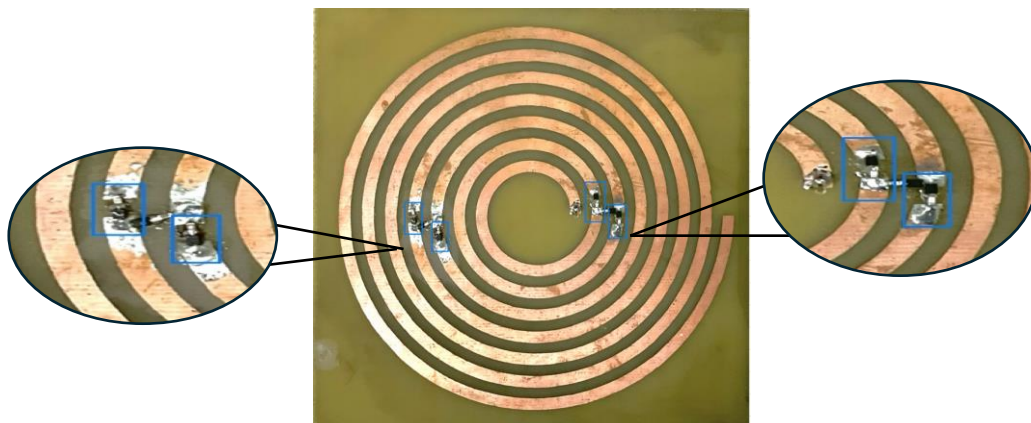


ภาพประกอบ 17 วงจรไฟฟ้าของสายอากาศรูปทรงก้นหอย

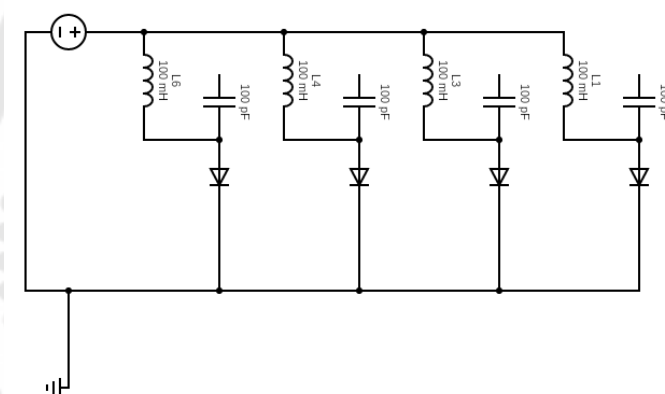


ภาพประกอบ 18 สายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ไม่มีการสวิตช์ลำคลื่นจำลองบนโปรแกรม CST

Studio Suite



ภาพประกอบ 19 สายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ไม่มีการสวิตช์ลำคลื่น

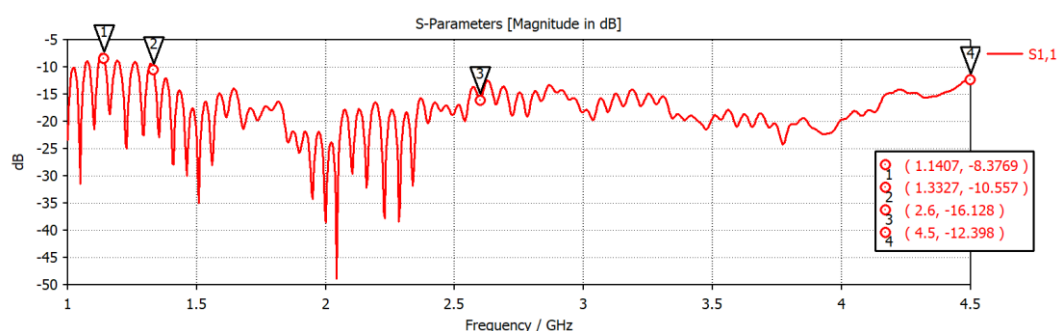


ภาพประกอบ 20 วงจรไฟฟ้าของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ไม่มีการสวิตช์ลำคลื่น

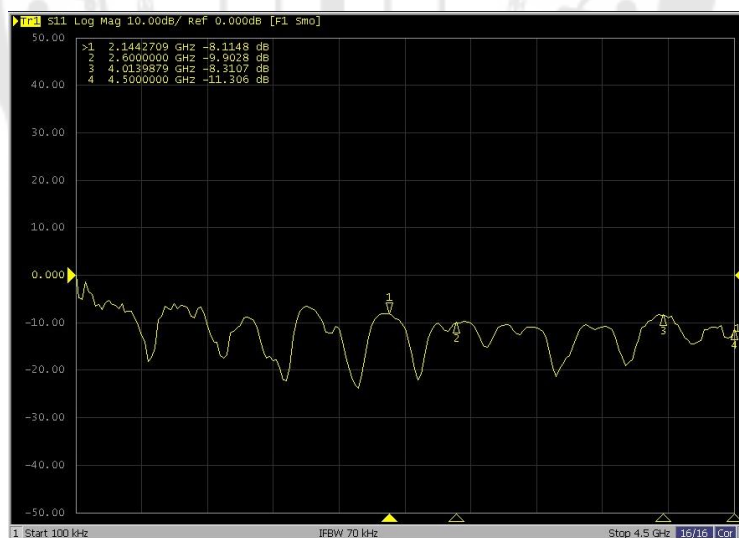
1.1.1 การวัดค่า S – parameter

หลังจากสร้างสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ไม่มีการสวิตช์ลำคลื่นได้นำมาทำการวัดค่า S_{11} เพื่อตรวจสอบว่าสายอากาศสามารถใช้งานในช่วงความถี่ที่ต้องการได้หรือไม่ โดยค่า S_{11} ที่ยอมรับได้สำหรับสายอากาศที่สามารถนำไปใช้งานในที่นี้กำหนดให้มีค่าต่ำกว่า -8 dB เนื่องจากสายอากาศที่ทำการสร้างจริงมีการติดตั้งตัวเก็บประจุและพินไดโอดแทนการเชื่อมด้วยลายทองแดง เพื่อให้สายอากาศสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้หลายกรณีในแผ่นเดียว ซึ่งพบว่าการติดตั้งตัวเก็บประจุและพินไดโอดส่งผลให้ S_{11} มีค่าสูงกว่าเมื่อเทียบกับแบบจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite ซึ่งไม่มีการตัดลายเส้นของก้นหอย ดังนั้นจึงได้ไปศึกษาเพิ่มเติมพบว่า มีงานวิจัยที่พิจารณาว่า S_{11} ที่ -8 dB (9, 10) ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงเลือกพิจารณาว่า S_{11} ที่มีค่าต่ำกว่า -8 dB พบว่าสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ไม่มีการสวิตช์ลำคลื่นที่ทำการจำลองบนโปรแกรม CST

Studio Suite สามารถทำงานได้ตั้งแต่ความถี่ 1.14 กิกะเฮิรตซ์ ถึง 4.5 กิกะเฮิรตซ์ และมีค่าแบนด์วิดท์เท่ากับ 3.36 กิกะเฮิรตซ์ แสดงในภาพประกอบที่ 21 เมื่อทำการเปรียบเทียบกับชิ้นงานที่ทำการสร้างพบว่าสามารถทำงานได้ตั้งแต่ความถี่ 2.14 กิกะเฮิรตซ์ ถึง 4.5 กิกะเฮิรตซ์ และมีค่าแบนด์วิดท์เท่ากับ 2.36 กิกะเฮิรตซ์ ซึ่งมีค่าที่ใกล้เคียงกัน และสามารถทำงานได้ครอบคลุมย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ดังแสดงในภาพประกอบที่ 22



ภาพประกอบ 21 ค่า S_{11} ของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ไม่มีการสวิตช์ลำคลื่นจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite

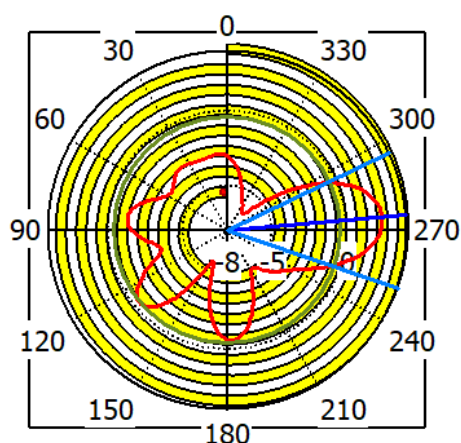


ภาพประกอบ 22 ค่า S_{11} ของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ไม่มีการสวิตช์ลำคลื่น

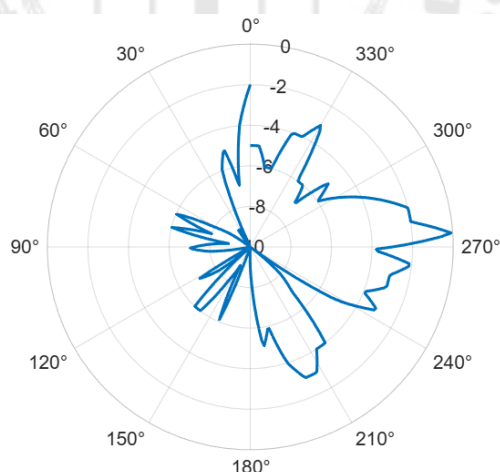
1.1.2 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศรูปทรงก้นหอย

จากนั้นทำการวัดแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ไม่มีการสวิตช์ลำคลื่นที่ย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ในการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite พบว่า

สายอากาศมีลำคลื่นหลักอยู่ที่ 275 องศา ดังแสดงในภาพประกอบที่ 23 และเมื่อทำการเปรียบเทียบแบบรูปการแผ่พลังงานของชิ้นงานสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ไม่มีการสวิตช์ลำคลื่น พบว่ามีค่าลำคลื่นหลักอยู่ที่ 275 องศา ซึ่งมีค่าลำคลื่นหลักที่เท่ากัน ดังแสดงในภาพประกอบที่ 24



ภาพประกอบ 23 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ไม่มีการสวิตช์ลำคลื่น
จำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite

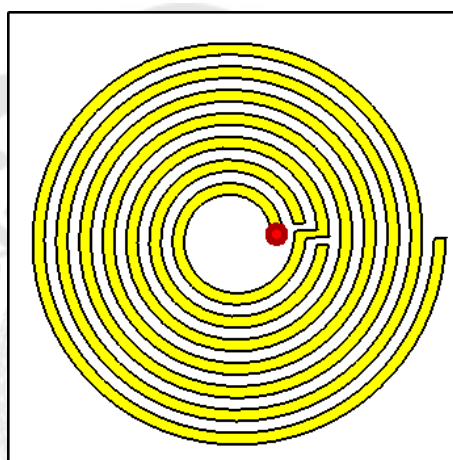


ภาพประกอบ 24 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ไม่มีการสวิตช์ลำคลื่น

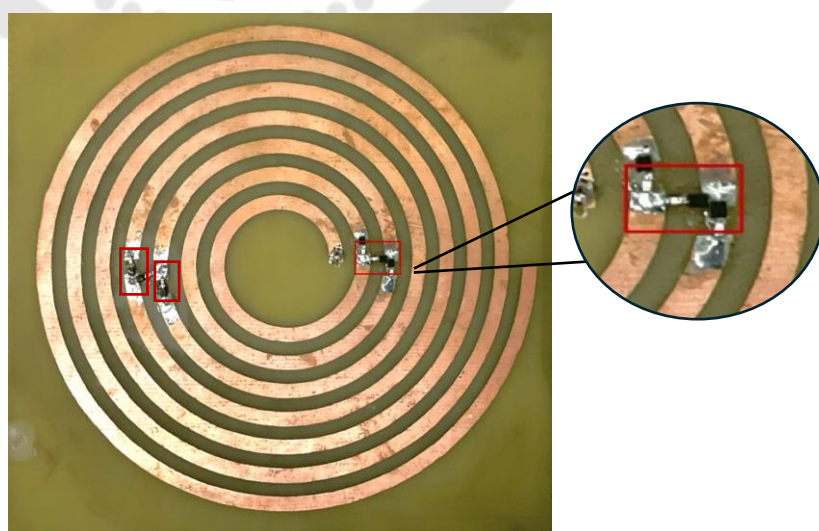
1.2 การสร้างสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่นรูปแบบที่ 1

สายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่นรูปแบบที่ 1 ได้ทำการสร้างร่วมกันในแผ่นเดียวกับสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ไม่มีการสวิตช์ลำคลื่น โดยการเพิ่มสถานะสวิตช์

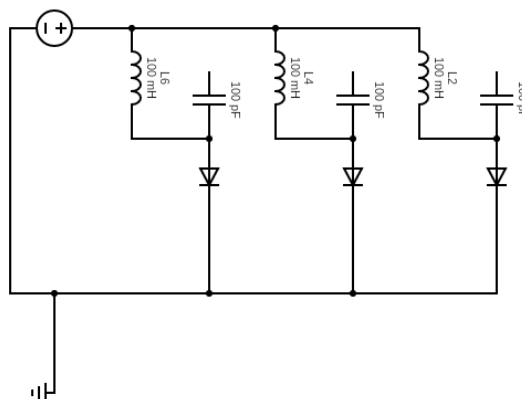
ล้าคลื่นจากการเซาะร่องที่ 3 องศา บริเวณด้านบนวงที่ 1 ของก้นหอยและบริเวณด้านล่างวงที่ 2 ของก้นหอย โครงสร้างสายอากาศจากการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite แสดงในภาพประกอบที่ 25 และทำการสร้างชิ้นงานจริงโดยทำการเชื่อมต่อสายทองแดงด้วยการติดตั้งตัวเก็บประจุและพินไดโอด เพื่อให้สามารถสวิตช์ล้าคลื่นได้หลายกรณีในแผ่นเดียว ดังนั้นจะทำการลัดวงจรโดยการป้อนไฟให้กับไดโอดทั้งหมด 3 ตัว โดยฝั่งขวาตรงกลาง 1 ตัวและฝั่งซ้าย 2 ตัวตามกรอบสีแดงดังแสดงในภาพประกอบที่ 26 ซึ่งจะเห็นว่าหากป้อนไฟให้ไดโอดทั้ง 3 ตัวจะทำให้ก้นหอยเชื่อมถึงกันที่ตำแหน่ง 3 องศา ดังวงจรไฟฟ้าที่แสดงในภาพประกอบที่ 27



ภาพประกอบ 25 สายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ล้าคลื่นรูปแบบที่ 1 จำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite



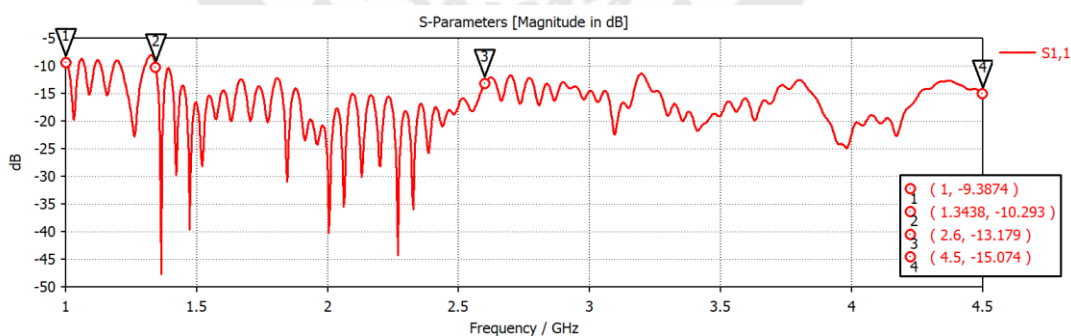
ภาพประกอบ 26 สายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ล้าคลื่นรูปแบบที่ 1



ภาพประกอบ 27 วงจรไฟฟ้าของสายอากาศรูปทรงกันหอยที่มีการสวิตช์ลําคี่ในรูปแบบที่ 1

1.2.1 การวัดค่า S – parameter

หลังจากจำลองสายอากาศรูปทรงกันหอยที่มีการสวิตช์ลําคี่ในรูปแบบที่ 1 บนโปรแกรม CST Studio Suite ได้นำมาทำการวัดค่า S_{11} พบว่าสายอากาศสามารถทำงานได้ตั้งแต่ความถี่ 1 กิกะเฮิรตซ์ ถึง 4.5 กิกะเฮิรตซ์ และมีค่าแบนด์วิดท์เท่ากับ 3.5 กิกะเฮิรตซ์ แสดงในภาพประกอบที่ 28 เมื่อทำการเปรียบเทียบกับชิ้นงานที่ทำการสร้างพบว่าสามารถทำงานได้ตั้งแต่ความถี่ 1.88 กิกะเฮิรตซ์ ถึง 4.5 กิกะเฮิรตซ์ และมีค่าแบนด์วิดท์เท่ากับ 2.62 กิกะเฮิรตซ์ ซึ่งสามารถทำงานได้ครอบคลุมย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ แสดงในภาพประกอบที่ 29



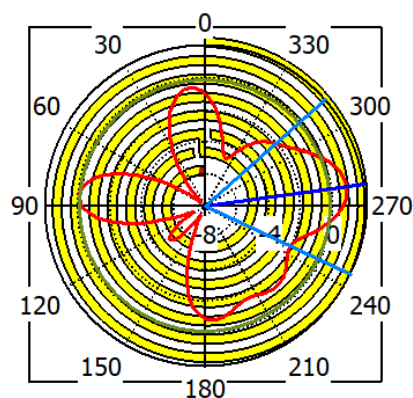
ภาพประกอบ 28 ค่า S_{11} ของสายอากาศรูปทรงกันหอยที่มีการสวิตช์ลําคี่ในรูปแบบที่ 1 จำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite



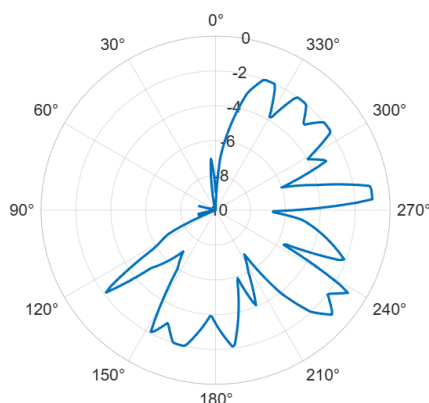
ภาพประกอบ 29 ค่า S_{11} ของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลาคี่รูปแบบที่ 1

1.2.2 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศรูปทรงก้นหอย

จากนั้นทำการวัดแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลาคี่รูปแบบที่ 1 ที่ย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ในการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite พบว่ามี ลาคี่หลักอยู่ที่ 277 องศา แสดงในภาพประกอบที่ 30 และเมื่อทำการเปรียบเทียบแบบรูปการแผ่พลังงานของชิ้นงานสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลาคี่รูปแบบที่ 1 พบว่ามีค่า ลาคี่หลักอยู่ที่ 277 องศา ซึ่งมีค่าลาคี่หลักที่เท่ากัน ดังแสดงในภาพประกอบที่ 31



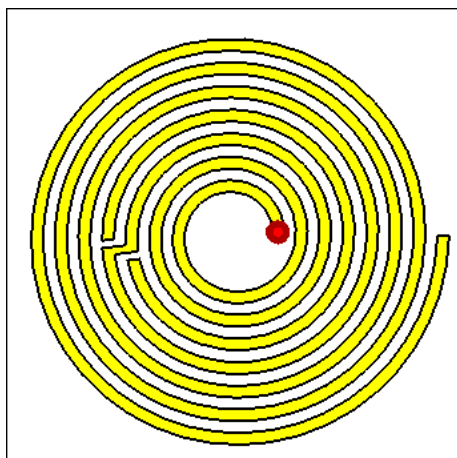
ภาพประกอบ 30 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลาคี่รูปแบบที่ 1 จำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite



ภาพประกอบ 31 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่น
รูปแบบที่ 1

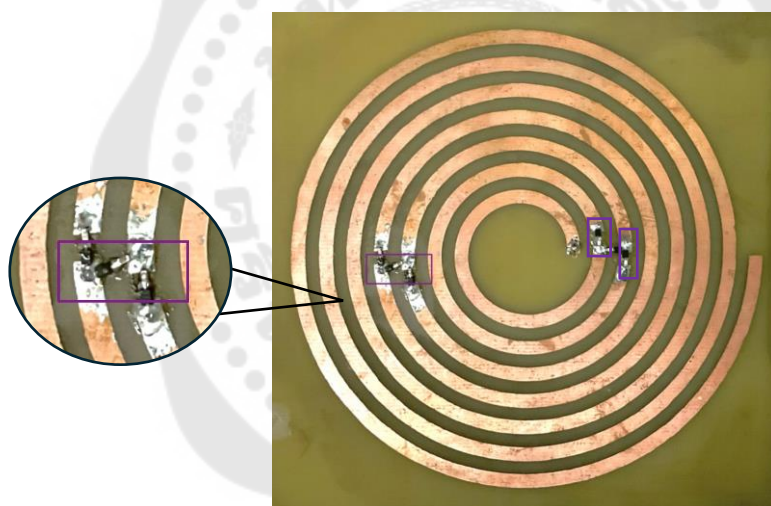
1.3 การสร้างสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่นรูปแบบที่ 2

สายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่นรูปแบบที่ 2 ได้ทำการสร้างร่วมกันในแผ่นเดียวกับสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ไม่มีการสวิตช์ลำคลื่น โดยการเพิ่มสถานะสวิตช์ลำคลื่นจากการเจาะรูที่ 187 องศา บริเวณด้านล่างวงที่ 2 ของก้นหอยและบริเวณด้านบนวงที่ 3 ของก้นหอย โดยโครงสร้างของสายอากาศจากการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite แสดงในภาพประกอบที่ 32 และทำการสร้างชิ้นงานจริงโดยทำการเชื่อมต่อสายทองแดงด้วยการติดตั้งตัวเก็บประจุและพินไดโอด เพื่อให้สามารถสวิตช์ลำคลื่นได้หลายกรณีในแผ่นเดียว ดังนั้นจะทำการลัดวงจรโดยการป้อนไฟให้กับไดโอดทั้งหมด 3 ตัว แบ่งออกเป็นฝั่งขวา 2 ตัว และฝั่งซ้ายตรงกลาง 1 ตัวตามกรอบสีม่วงที่แสดงในภาพประกอบที่ 33 ซึ่งจะเห็นว่าหากป้อนไฟให้ไดโอดทั้ง 3 ตัว จะทำให้เส้นของก้นหอยเชื่อมถึงกันที่ตำแหน่ง 187 องศา ดังวงจรไฟฟ้าที่แสดงในภาพประกอบที่ 34

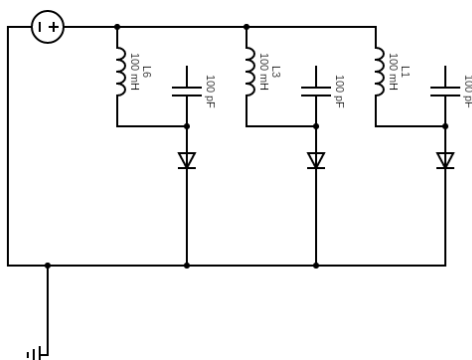


ภาพประกอบ 32 สายอากาศรูปทรงกังหันที่มีการสวิตช์ลาคี่รูปแบบที่ 2 จำลองบนโปรแกรม

CST Studio Suite



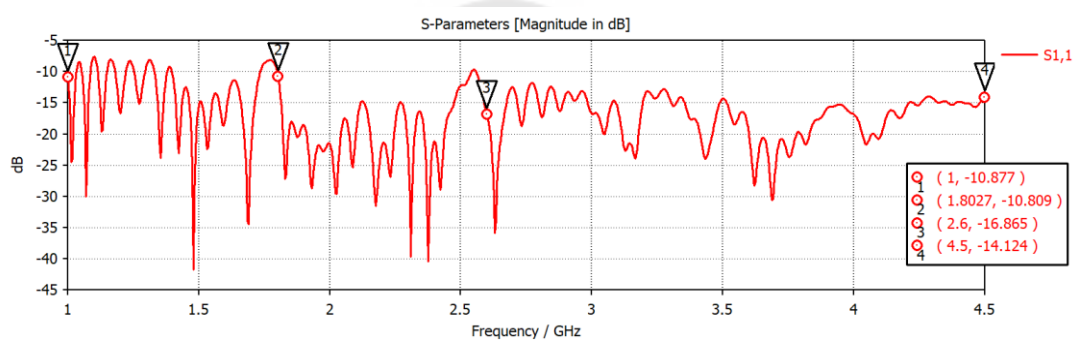
ภาพประกอบ 33 สายอากาศรูปทรงกังหันที่มีการสวิตช์ลาคี่รูปแบบที่ 2



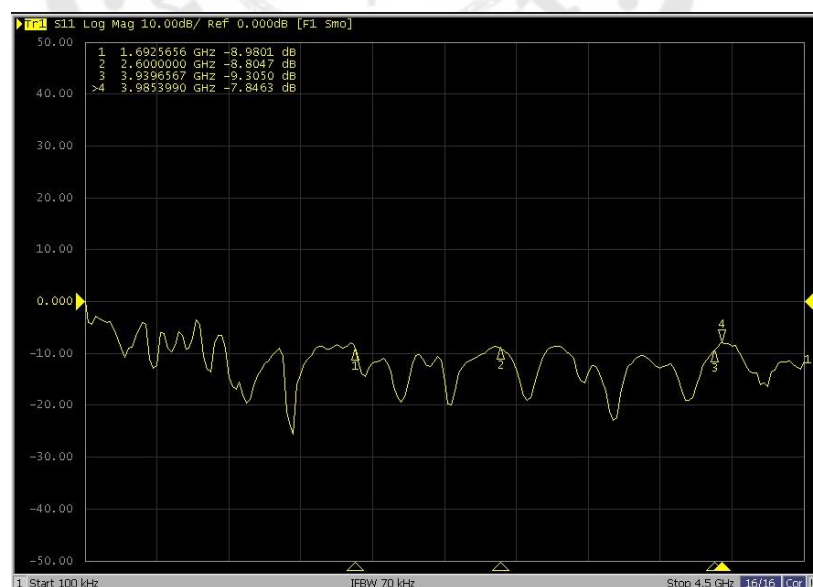
ภาพประกอบ 34 วงจรไฟฟ้าของสายอากาศรูปทรงกังหันที่มีการสวิตช์ลาคี่รูปแบบที่ 2

1.3.1 การวัดค่า S – parameter

หลังจากจำลองสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลําคี่ในรูปแบบที่ 2 บนโปรแกรม CST Studio Suite ได้นำมาทำการวัดค่า S_{11} พบว่าสายอากาศสามารถทำงานได้ตั้งแต่ความถี่ 1 กิกะเฮิรตซ์ ถึง 4.5 กิกะเฮิรตซ์ และมีค่าแบนด์วิดท์เท่ากับ 3.5 กิกะเฮิรตซ์ ดังแสดงในภาพประกอบที่ 35 เมื่อทำการเปรียบเทียบกับชิ้นงานที่ทำการสร้างพบว่าสามารถทำงานได้ตั้งแต่ความถี่ 1.69 กิกะเฮิรตซ์ ถึง 3.93 กิกะเฮิรตซ์ และมีค่าแบนด์วิดท์เท่ากับ 2.42 กิกะเฮิรตซ์ ซึ่งสามารถทำงานได้ครอบคลุมย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ดังแสดงในภาพประกอบที่ 36



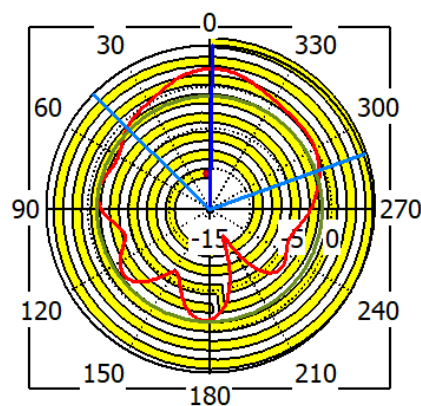
ภาพประกอบ 35 ค่า S_{11} ของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลําคี่ในรูปแบบที่ 2 จำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite



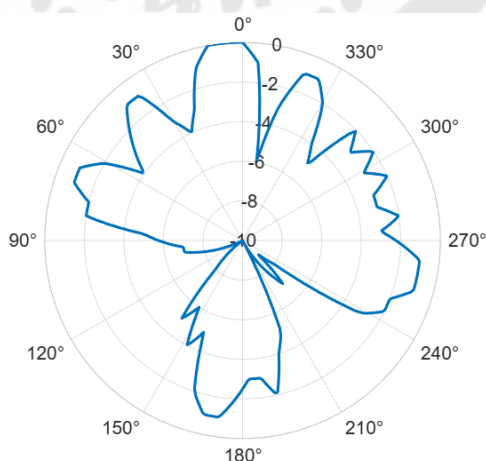
ภาพประกอบ 36 ค่า S_{11} ของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลําคี่ในรูปแบบที่ 2

1.2.2 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศรูปทรงก้นหอย

จากนั้นทำการวัดแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่นรูปแบบที่ 2 ที่ย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ในการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite พบว่าสายอากาศมีลำคลื่นหลักอยู่ที่ 359 องศา ดังแสดงในภาพประกอบที่ 37 และเมื่อทำการเปรียบเทียบแบบรูปการแผ่พลังงานของชิ้นงานสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่นรูปแบบที่ 2 พบว่ามีค่าลำคลื่นหลักอยู่ที่ 359 องศา ซึ่งมีค่าลำคลื่นหลักที่เท่ากัน ดังแสดงในภาพประกอบที่ 38



ภาพประกอบ 37 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่นรูปแบบที่ 2 จำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite



ภาพประกอบ 38 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีการสวิตช์ลำคลื่นรูปแบบที่ 2

2. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของสายอากาศรูปทรงก้นหอยระหว่างการสร้างจริง การจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite และการทำนายโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง

ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของสายอากาศรูปทรงก้นหอย โดยเปรียบเทียบค่าลำคลื่นหลักของสายอากาศ ซึ่งจะทำการเปรียบเทียบระหว่างการจำลองสายอากาศรูปทรงก้นหอยบนโปรแกรม CST Studio Suite และการสร้างสายอากาศจริง รวมถึงการทำนายโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง โดยทำการเลือกสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ได้ทำนายมา 2 ตัวอย่างคือสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ทำการเซาะร่องที่ 3 องศา วงที่ 1 และ 187 องศา วงที่ 2 พบว่าสายอากาศที่ทำการสร้างมีลำคลื่นหลักอยู่ในกลุ่มที่เหมือนกับการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite และมี 3 อัลกอริทึมที่ทำนายได้ตรงกับที่สร้างจริงคือ Random forest Decision trees และ Naive Bayes เนื่องจาก 3 อัลกอริทึมนี้สามารถเลือกคุณสมบัติที่ใช้จำแนกได้อย่างถูกต้องจึงสามารถทำนายได้ตรงกับการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite ดังแสดงในตารางที่ 14

ตาราง 14 ตารางแสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของสายอากาศรูปทรงก้นหอย

ตำแหน่งที่ ทำการ เซาะร่อง	วง องศา	CST	การเรียนรู้ของเครื่อง							สาย อากาศ จริง
			Random forest	Decision Tree	KNN	Naive Bayes	Neural Network	Logistic regression	SVM	
1	3	10	10	10	10	10	10	1	1	10
2	187	16	16	16	1	16	1	10	1	16

บทที่ 5

สรุป อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

ในบทนี้ได้ทำการสรุปผลเกี่ยวกับการทำนายการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศรูปทรงก้นหอยที่มีแถบความถี่กว้างยิ่งโดยการใช้นักเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม เพื่อวิเคราะห์อัลกอริทึมที่สามารถทำนายได้ถูกต้องมากที่สุด และมีความเหมาะสมมากที่สุด โดยแบ่งหัวข้อในการสรุปผลได้ดังต่อไปนี้

- 1 สรุปผลการวิจัย
- 2 อภิปรายผลการวิจัย
- 3 ข้อเสนอแนะ

สรุปผลการวิจัย

จากการออกแบบการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึม คือ Decision Trees Random Forest K-Nearest Neighbor (KNN) Naive Bayes Neural Network Logistic regression และ Support Vector Machine (SVM) เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาที่ไม่สามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งที่ทำการเจาะรูและทิศทางการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศรูปทรงก้นหอยแถบความถี่กว้างยิ่งได้ จึงได้นำการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึมมาทำนายทิศทางการสวิตช์ลำคลื่น โดยใช้ 10 ตัวอย่างในการทำนาย จากตารางที่ 11 พบว่า Decision Trees และ Random Forest ทำนายได้ถูกต้องทั้ง 10 ตัวอย่าง และเมื่อนำ 7 อัลกอริทึมมาวัดค่าความถูกต้องของโมเดล จากตารางที่ 12 พบว่า Decision Trees และ Random Forest มีค่าความถูกต้อง 90 % ซึ่งเป็นค่าความถูกต้องมากที่สุดจาก 7 อัลกอริทึม และได้นำมาวัดประสิทธิภาพเพิ่มเติม โดยใช้ Weighted Precision Weighted Recall และ Weighted F1-Score พบว่า Random Forest มีประสิทธิภาพมากที่สุด เมื่อได้ผลลัพธ์การทำนายจึงได้ยกตัวอย่างที่ได้ทำนายมาทำการสร้างชิ้นงานสายอากาศรูปทรงก้นหอยแถบความถี่กว้างยิ่ง โดยเลือกมา 3 กรณี คือ ไม่มีการลัดวงจร อีก 2 กรณีมาจากตัวอย่างที่ใช้ในการทำนาย คือ ลัดวงจรกรณีที่ 1 ทำการเจาะรูที่ 3 องศา วงที่ 1 ลัดวงจรกรณีที่ 2 ทำการเจาะรูที่ 187 องศา วงที่ 2 และทำการติดตั้งไดโอดกับตัวเก็บประจุแทนการเชื่อมด้วยลายทองแดง โดยกรณีที่ไม่มีการลัดวงจรได้ทำการป้อนไฟให้ไดโอด 4 ตัว ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ มีค่า S_{11} อยู่ที่ -9.9028 dB มีค่าแบนด์วิดท์เท่ากับ 2.36 กิกะเฮิรตซ์ และมีค่าลำคลื่นหลักที่ 275 องศา ลัดวงจรกรณีที่ 1 ได้ทำการป้อนไฟให้ไดโอด 3 ตัว ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์มีค่า S_{11} อยู่ที่

-14.675 dB มีค่าแบนด์วิดท์เท่ากับ 2.62 กิกะเฮิรตซ์ และมีค่าลำคลื่นหลักที่ 277 องศา (จัดอยู่ในกลุ่มที่ 10) ลัดวงจรกรณีที่ 2 ได้ทำการป้อนไฟให้ไดโอด 3 ตัว ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์มีค่า S_{11} อยู่ที่ -8.8047 dB มีค่าแบนด์วิดท์เท่ากับ 2.24 กิกะเฮิรตซ์ และมีค่าลำคลื่นหลักที่ 359 องศา (จัดอยู่ในกลุ่มที่ 16) โดยได้นำค่าลำคลื่นหลักของกรณีทำการลัดวงจรมาเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จากการจำลองบน CST Studio Suite และเปรียบเทียบกับผลที่ได้ทำการทำนายจาก 7 อัลกอริทึมจากตารางที่ 13 พบว่า สายอากาศรูปทรงก้นหอยที่ทำการสร้างมีค่าลำคลื่นหลักอยู่ในกลุ่มเหมือนกับที่จำลองบน CST Studio Suite และเหมือนกับ 3 อัลกอริทึม คือ Decision Trees Random Forest และ Naive Bayes

อภิปรายผลการวิจัย

จากตารางที่ 11 ที่นำการเรียนรู้ของเครื่อง 7 อัลกอริทึมคือ Decision Trees Random Forest K-Nearest Neighbor (KNN) Naive Bayes Neural Network Logistic regression และ Support Vector Machine (SVM) มาทำการทำนายค่าลำคลื่นหลักของสายอากาศรูปทรงก้นหอยแถบความถี่กว้าง 10 ตัวอย่างพบว่า Decision Trees และ Random Forest มีความถูกต้องทั้ง 10 ตัวอย่างซึ่งมีความถูกต้องมากที่สุดจากทั้งหมด 7 อัลกอริทึม และเมื่อนำมาวัดประสิทธิภาพ จากตาราง ที่ 12 พบว่า Decision Trees และ Random Forest มีความถูกต้องของโมเดลอยู่ที่ 90 % และมีค่า Weighted Precision, Weighted Recall และ Weighted F1-Score ใกล้เคียงกันมาก แต่ Random Forest มีค่า Weighted Precision และ Weighted F1-Score มากกว่า จึงสรุปได้ว่า Random Forest เหมาะสมกับการทำนายการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศรูปทรงก้นหอยมากที่สุด เนื่องจาก Decision Trees และ Random Forest มีความคล้ายคลึงกันในการทำงาน การเลือกคุณสมบัติ โดย Random Forest มีพื้นฐานจาก Decision Trees หลาย ๆ ต้น จึงมีความถูกต้องมากกว่าจากการโหวตผลลัพธ์สุดท้าย ดังนั้น Random Forest จึงมีประสิทธิภาพดีที่สุดในงานวิจัยนี้ และจากการสร้างสายอากาศรูปทรงก้นหอยแถบความถี่กว้าง พบว่าสายอากาศมีค่าลำคลื่นหลักอยู่ในกลุ่มเหมือนกับที่จำลองบน CST Studio Suite และเหมือนกับ 3 อัลกอริทึม คือ Decision Trees Random Forest และ Naive Bayes จึงสรุปได้ว่าสายอากาศรูปทรงก้นหอยสามารถทำงานได้ตามที่ออกแบบ

ข้อเสนอแนะ

จากการสร้างสายอากาศรูปทรงก้นหอยแถบความถี่กว้างยิ่งที่มีการลัดวงจรหลายกรณีในแผ่นเดียวแทนการสร้างกรณีละ 1 แผ่น พบว่าค่า S_{11} ของสายอากาศรูปทรงก้นหอยมีค่าคลาดเคลื่อนมากเมื่อเทียบจากการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite มีการคลาดเคลื่อนโดยค่า S_{11} นั้นมีค่าสูงขึ้นอย่างเห็นได้ชัด ถึงแม้ว่าจะมีค่าแบนด์วิดท์ประมาณเดิม ในอนาคตสำหรับงานวิจัยนี้จึงควรออกแบบสายอากาศรูปทรงก้นหอยให้มีค่า S_{11} ที่ต่ำมากกว่นี้ เพื่อให้สายอากาศรูปทรงก้นหอยสามารถทำงานได้ดีเมื่อมีการลัดวงจรหลายกรณีในการสร้างจริง และยังสามารถต่อยอดโดยการนำอัลกอริทึมชนิดอื่นมาใช้ในการทำนายได้ รวมถึงชุดข้อมูลที่ทำกรแบ่งกลุ่มสำหรับฝึกสอนการเรียนรู้ของเครื่องในงานวิจัยนี้มีชุดข้อมูลในแต่ละกลุ่มที่ไม่เท่ากัน เนื่องจากแบบรูปการแผ่พลังงานมีค่าไม่แน่นอนในบางกรณี ซึ่งอาจทำการเพิ่มชุดข้อมูลด้วยการปรับค่าพารามิเตอร์แผ่เพื่อให้ได้ชุดข้อมูลเพิ่มเติมที่เท่ากันในแต่ละกลุ่มเพื่อนำไปใช้ในการฝึกสอนการเรียนรู้ของเครื่อง

บรรณานุกรม

1. Md. Ashraful Haque MAR, Samir Salem Al-Bawri, Zubaida Yusoff, Adiba Haque Sharker, Wazie M. Abdulkawi, Dipon Saha, Liton Chandra Paul, M. A. Zakariya. Machine learning-based technique for gain and resonance prediction of mid band 5G Yagi antenna. Scientific Reports. 2023;13(12590).
2. Rachit Jain PR, P.K. Singhal, Vandana Vikas Thakare. Estimation of S11 Values of Patch Antenna Using Various Machine Learning Models. 2022 IEEE Conference on Interdisciplinary Approaches in Technology and Management for Social Innovation (IATMSI). 2022.
3. Yusuf Nuray NA. Designing of Dual Band F-Shaped RFID Antenna Using Machine Learning Techniques. Journal of Artificial Intelligence and Data Science (JAIDA). 2022;2(2):69–75.
4. Ranjan PM, Ankit; Gupta, Harshit; Yadav, Swati; Sharma, Anand. Ultra-Wideband CPW Fed Band-Notched Monopole Antenna Optimization Using Machine Learning. Progress In Electromagnetics Research M. 2022;108:27–38.
5. Haque MAS, Nayan; Sawaran Singh, Narinderjit Singh; Rahman, Md Afzalur; Hasan, Md. Nahid; Islam, Mirajul; Zakariya, Mohd Azman; Paul, Liton Chandra; Sharker, Adiba Haque; Abro, Ghulam E. Mustafa; Hannan, Md; Ripon, Pk. Dual Band Antenna Design and Prediction of Resonance Frequency Using Machine Learning Approaches. Applied Sciences. 2022;12(20):10505.
6. Falkner BJ ZH, Zhang W, Metaxas G, Mehta A, Ziegler V, et al. A low-profile wideband compressed single-arm spiral antenna array for mid-band 5G beam steering applications. Scientific Reports. 2022;12(1):13790
7. Gong L CK, Ramer R. A Reconfigurable Spiral Antenna with Wide Beam Coverage. 2013 IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium (APSURSI); Orlando, FL, USA: IEEE; 2013. p. 206–7.
8. Mehta AM-S, D. Spiral Antenna with Adaptive Radiation Pattern under Electronic Control. IEEE Antennas and Propagation Society Symposium; Monterey, CA, USA: IEEE;

2004. p. 843–6.

9. Liu XW, Z.; Yin, Y.; Ren, J.; Wu, J. A Compact Ultrawideband MIMO Antenna Using QSCA for High Isolation. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*. 2014;13:1497–500.
10. Matsunaga M. A Wideband Omnidirectional Circularly Polarized Spiral Antenna. *10th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP)*: IEEE; 2016. p. 1–2.



ประวัติผู้เขียน

