



การใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อทำนายและตรวจสอบทิศทางของสายอากาศสวิตซ์ลำคลื่น
แถบความถี่กว้าง

APPLICATION OF MACHINE LEARNING TECHNIQUES TO PREDICT AND VALIDATE
BEAM DIRECTION OF WIDEBAND BEAM-SWITCHED ANTENNA

วรกานต์ น้อยมี

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

2568

การใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อทำนายและตรวจสอบทิศทางของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่น
แถบความถี่กว้าง



ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ (วศ.ม.)
คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ
ปีการศึกษา 2568
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

APPLICATION OF MACHINE LEARNING TECHNIQUES TO PREDICT AND VALIDATE
BEAM DIRECTION OF WIDEBAND BEAM-SWITCHED ANTENNA



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

2025

Copyright of Srinakharinwirot University

ปริญญาานิพนธ์

เรื่อง

การใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อทำนายและตรวจสอบทิศทางของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่น

แถบความถี่กว้าง

ของ

วรกานต์ น้อยมี

ได้รับอนุมัติจากบัณฑิตวิทยาลัยให้นับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ (วศ.
ม.)

ของมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

(รองศาสตราจารย์ นายแพทย์ฉัตรชัย เอกปัญญาสกุล)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

คณะกรรมการสอบปากเปล่าปริญญาานิพนธ์

..... ที่ปรึกษาหลัก
(รองศาสตราจารย์ ดร.พิชญา ชัยปัญญา)

..... ประธาน
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สำราญ สันทาลุนัย)

..... กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศรีศุภางค์ ที่
วสุวรรณ)

ชื่อเรื่อง	การใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อทำนายและตรวจสอบทิศทางของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง
ผู้วิจัย	วรกานต์ น้อยมี
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
ปีการศึกษา	2568
อาจารย์ที่ปรึกษา	รองศาสตราจารย์ ดร. พิษญา ชัยปัญญา

งานวิจัยนี้ได้เสนอสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างที่ทำงานในย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ และสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 4 ทิศทาง ได้แก่ 0 องศา 90 องศา 180 องศา และ 270 องศา ด้วยการลัดวงจรบริเวณขอบของสายอากาศ และควบคุมการสวิตช์ลำคลื่นผ่านระบบไมโครคอนโทรลเลอร์ โดยใช้สายอากาศเพียงต้นเดียว เพื่อให้มีขนาดกะทัดรัดและลดต้นทุนการผลิต นอกจากนี้ได้มีการนำเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่องมาประยุกต์ใช้ในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและความกว้างแถบของสายอากาศ โดยใช้อัลกอริทึมแบบ Decision Tree, Random Forest และ K-Nearest Neighbors (KNN) ร่วมกับข้อมูลจำลองที่ได้จากโปรแกรม CST Studio Suite เพื่อประเมินความแม่นยำของแต่ละอัลกอริทึมโดยมีค่าป้อนเข้าจำนวน 4 ค่า ได้แก่ จำนวนรูทั้งหมดที่เจาะบนสายอากาศ จำนวนรูที่ลัดวงจร ตำแหน่งของการลัดวงจร และรัศมีของวงกลม ผลการทำนายแสดงให้เห็นว่า อัลกอริทึมแบบ Decision Tree มีค่าความแม่นยำในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและความกว้างแถบได้ดีที่สุด เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจากการจำลอง รวมไปถึงเมื่อนำสายอากาศไปสร้างจริงพบว่าสายอากาศสามารถทำงานได้ที่ย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ มีความกว้างแถบความถี่ 380 เมกะเฮิรตซ์ และสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ครบทั้ง 4 ทิศทางตามที่ออกแบบและทำนายไว้ แสดงถึงประสิทธิภาพของการเรียนรู้ของเครื่องในการออกแบบสายอากาศซึ่งสามารถประมวลผลได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำส่งผลให้ลดระยะเวลาในการออกแบบและทำนาย

คำสำคัญ : การสื่อสารไร้สายยุคที่ 5, สายอากาศสวิตช์ลำคลื่น, แถบความถี่กว้าง, การเรียนรู้ของเครื่อง

Title	APPLICATION OF MACHINE LEARNING TECHNIQUES TO PREDICT AND VALIDATE BEAM DIRECTION OF WIDEBAND BEAM-SWITCHED ANTENNA
Author	WORAKAN NOIMI
Degree	MASTER OF ENGINEERING
Academic Year	2025
Thesis Advisor	Associate Professor Pichaya Chaipanya , Ph.D.

This research presents a wideband beam-switching antenna operating at a frequency of 2.6 GHz, capable of switching its main beam in four directions: 0°, 90°, 180°, and 270°. The beam switching is achieved by short-circuiting specific edges of the antenna and controlled via a microcontroller system. A single antenna element is used to maintain a compact size and reduce production costs. In addition, machine learning techniques are applied to predict the main beam direction and bandwidth of the antenna. The algorithms used include Decision Tree, Random Forest, and K-Nearest Neighbors (KNN), utilizing simulated data obtained from CST Studio Suite. The input features for the prediction consist of four parameters: the total number of holes drilled into the antenna, the number of short-circuited holes, the positions of the short-circuits, and the radius of the circle. The prediction results show that the Decision Tree algorithm provides the highest accuracy in predicting both the main beam direction and bandwidth, compared to the simulation results. Furthermore, when the antenna was fabricated, it operated successfully at 2.6 GHz with 380 MHz and was able to switch its beam in all four directions as designed and measured. This demonstrates the effectiveness of machine learning in antenna design, offering fast and accurate performance, thereby reducing the design and prediction time.

Keyword : 5G wireless communications, Beam-switched antenna, Wideband, Machine Learning

กิตติกรรมประกาศ

ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร. พิชญญา ชัยปัญญา อาจารย์ที่ปรึกษาของการทำวิจัยในครั้งนี้ ซึ่งได้ให้คำแนะนำ ข้อเสนอแนะ และแนวทางในการดำเนินการวิจัยอย่างใกล้ชิด ด้วยความเอาใจใส่ อุตุน และเปิดโอกาสให้ข้าพเจ้าได้พัฒนาศักยภาพของตนเองอย่างเต็มที่ ทั้งยังเป็นแบบอย่างที่ดีในการทำงานอย่างมีระเบียบ

ข้าพเจ้าขอขอบพระคุณคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ทุกท่านที่ได้กรุณามาร่วมให้คำแนะนำอันเป็นประโยชน์ต่อการปรับปรุงและพัฒนาผลงานวิจัยให้มีความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น รวมถึงขอแสดงความขอบพระคุณคณาจารย์ทุกท่านในสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ที่ได้มอบความรู้และประสบการณ์อันมีคุณค่า ซึ่งเป็นรากฐานสำคัญในการดำเนินงานวิจัยนี้

นอกจากนี้ ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ เป็นอย่างสูง ที่ได้กรุณาให้การสนับสนุนทุนในการนำเสนองานวิจัย ซึ่งเป็นแรงผลักดันที่สำคัญให้ข้าพเจ้าสามารถดำเนินงานวิจัยจนบรรลุผลสำเร็จได้อย่างสมบูรณ์

ข้าพเจ้าขอแสดงความซาบซึ้งใจเป็นอย่างยิ่งต่อเพื่อนนักศึกษา และเพื่อนร่วมงานวิจัยที่ได้ร่วมแลกเปลี่ยนความคิดเห็น ให้กำลังใจ และช่วยเหลือในหลาย ๆ ด้าน ซึ่งเป็นกำลังใจสำคัญในการฝ่าฟันอุปสรรคต่าง ๆ จนสามารถดำเนินงานวิจัยฉบับนี้ได้อย่างราบรื่น

ท้ายที่สุด ข้าพเจ้าขอโน้มแสดงความขอบพระคุณจากใจต่อครอบครัวอันเป็นที่รัก โดยเฉพาะคุณพ่อคุณแม่ ที่เป็นแรงสนับสนุนที่สำคัญที่สุดในชีวิต ขอพระคุณในความรัก ความห่วงใย และกำลังใจที่มอบให้มาโดยตลอด

ข้าพเจ้าขออุทิศผลงานวิจัยฉบับนี้เป็นเครื่องแสดงความกตัญญูกตเวทิต่อทุกท่านที่กล่าวนามไว้ และแม้จะไม่สามารถเอ่ยนามได้ครบถ้วนทั้งหมดในที่นี้ ข้าพเจ้าขอโน้มรับว่า ทุกท่านล้วนเป็นส่วนหนึ่งของความสำเร็จในครั้งนี้ด้วยความเคารพอย่างสูง

วรกานต์ น้อยมี

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ	ช
สารบัญตาราง.....	ฅ
สารบัญรูปภาพ	ญ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	2
ความสำคัญของการวิจัย	2
ขอบเขตของการวิจัย	3
ประโยชน์ของงานวิจัย	4
บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	5
1. สายอากาศไมโครสตริป.....	5
2. สายอากาศแก่งชนิดสวิตช์ลำคลื่น.....	7
3. ความกว้างแถบ (Bandwidth).....	8
4. เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Techniques)	10
4.1 การทำงานของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง	10
4.2 อัลกอริทึมแบบ (Decision Tree).....	13
4.3 อัลกอริทึมแบบการสุ่มป่าไม้ (Random Forest).....	14
4.4 อัลกอริทึมแบบ K-Nearest Neighbors (KNN)	16

5. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	17
บทที่ 3 วิธีการดำเนินงาน	20
กรอบแนวความคิดในการทำงานวิจัย	20
1. การออกแบบสายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง	22
2. ชุดข้อมูลจำลองของสายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง เพื่อใช้ในเทคนิคการเรียนรู้ ของเครื่อง	28
3. การออกแบบเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้อัลกอริทึม	30
4. ผลการทำนายของการเรียนรู้ของเครื่อง 3 อัลกอริทึม	32
5. การทำนายของการเรียนรู้ของเครื่อง 3 อัลกอริทึมเปรียบเทียบกับผลการจำลองของโปรแกรม CST Studio	36
บทที่ 4 ผลการดำเนินงาน	40
4.1 สายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 1 เปิดวงจрд้านบน 0 องศา	42
4.2 สายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 2 เปิดวงจрд้านซ้าย 90 องศา	43
4.3 สายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 3 เปิดวงจрд้านล่าง 180 องศา	44
4.4 สายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 4 เปิดวงจрд้านขวา 270 องศา	45
บทที่ 5 สรุป อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	1
สรุปผลการวิจัย	1
อภิปรายผลการวิจัย	2
ข้อเสนอแนะ	3
บรรณานุกรม	4
ประวัติผู้เขียน	7

สารบัญตาราง

	หน้า
ตาราง 1 ชุดข้อมูลจำลองลำดับที่ 1-10	30
ตาราง 2 ค่า Hyperparameter ของอัลกอริทึมทั้ง 3 แบบ	31
ตาราง 3 ผลการทำนายอัลกอริทึมแบบการสุ่มป่าไม้ (Random forest)	33
ตาราง 4 ผลการทำนายอัลกอริทึมแบบ K-Nearest Neighbors (KNN)	34
ตาราง 5 ผลการทำนายอัลกอริทึมแบบ Decision Tree	35
ตาราง 6 ผลการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและความกว้างแถบของทั้ง 3 อัลกอริทึม เปรียบเทียบกับโปรแกรม CST Studio (ตัวหนา : ผลการทำนายที่สอดคล้องกับโปรแกรม CST ตัวบาง : ผลการทำนายที่ไม่สอดคล้องกับโปรแกรม CST)	37
ตาราง 7 ผลการวัดประสิทธิภาพของอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง 3 แบบ	39

สารบัญรูปภาพ

	หน้า
ภาพประกอบ 1 โครงสร้างสายอากาศไมโครสตริป	5
ภาพประกอบ 2 รูปร่างของสายอากาศไมโครสตริป (ก) สี่เหลี่ยมจัตุรัส (ข) สี่เหลี่ยมผืนผ้า (ช) ไคโพล (ค) วงกลม (ค) วงรี (ง) สามเหลี่ยม (ง) ส่วนหนึ่งของรูปทรงจาน (จ) วงแหวน (ฉ) ส่วนของวงแหวน	6
ภาพประกอบ 3 สายอากาศแก่งชนิดสวิตช์ลำคลื่น	8
ภาพประกอบ 4 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน.....	11
ภาพประกอบ 5 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน.....	11
ภาพประกอบ 6 การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง	12
ภาพประกอบ 7 ตัวอย่างการเรียนรู้อัลกอริทึมแบบ Decision Tree	14
ภาพประกอบ 8 ตัวอย่างการเรียนรู้อัลกอริทึมแบบ Random Forest	15
ภาพประกอบ 9 ตัวอย่างการเรียนรู้อัลกอริทึมแบบ KNN.....	17
ภาพประกอบ 10 กรอบแนวความคิดในการทำงานวิจัย	21
ภาพประกอบ 11 สายอากาศที่ได้ทำการออกแบบ	23
ภาพประกอบ 12 ค่า S_{11} ของสายอากาศ.....	24
ภาพประกอบ 13 สายอากาศที่ออกแบบให้มีการสวิตช์ลำคลื่นรูปแบบที่ 1 เจาะรูที่ขอบด้านใน วงกลม 28 จุด.....	24
ภาพประกอบ 14 แบบรูปการแผ่พลังงานรูปแบบที่ 1	25
ภาพประกอบ 15 สายอากาศที่ออกแบบให้มีการสวิตช์ลำคลื่นรูปแบบที่ 2 เจาะรูที่ขอบด้านใน วงกลม 32 จุด.....	25
ภาพประกอบ 16 แบบรูปการแผ่พลังงานรูปแบบที่ 2	26
ภาพประกอบ 17 สายอากาศที่ออกแบบให้มีการสวิตช์ลำคลื่นรูปแบบที่ 3 เจาะรูที่ขอบด้านใน วงกลม 24 จุด.....	26

ภาพประกอบ 18 แบบรูปการแผ่พลังงานรูปแบบที่ 3	27
ภาพประกอบ 19 สายอากาศที่ออกแบบให้มีการสวิตช์ลำคลื่นรูปแบบที่ 4 เจาะรูที่ขอบด้านใน วงกลม 20 จุด	27
ภาพประกอบ 20 แบบรูปการแผ่พลังงานรูปแบบที่ 4	28
ภาพประกอบ 21 แสดงขั้นตอนการทำงานของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง.....	32
ภาพประกอบ 22 โครงสร้างด้านหน้าสายอากาศ	40
ภาพประกอบ 23 โครงสร้างด้านหลังสายอากาศ	41
ภาพประกอบ 24 สายอากาศ สตัมป์ และบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ที่เชื่อมต่อเข้าด้วยกัน	41
ภาพประกอบ 25 ค่า S_{11} ของสายอากาศ	42
ภาพประกอบ 26 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศกรณีที่ 1	43
ภาพประกอบ 27 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศกรณีที่ 2	44
ภาพประกอบ 28 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศกรณีที่ 3	45
ภาพประกอบ 29 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศกรณีที่ 4	46

บทที่ 1

บทนำ

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันการสื่อสารแบบไร้สาย (Wireless Communication) เข้ามามีบทบาทสำคัญมากต่อชีวิตของมนุษย์ไม่ว่าจะทางด้านการแพทย์ ด้านการโทรคมนาคม หรือแม้แต่ทางด้านการสื่อสารก็เช่นกัน ซึ่งในด้านการสื่อสารที่เป็นระบบไร้สายในปัจจุบันถือว่ามีพัฒนาให้เข้ากับผู้ใช้งานในปัจจุบันเป็นอย่างมาก เนื่องจากประชากรที่มีเพิ่มมากขึ้น พื้นที่ในการรับ-ส่งสัญญาณที่มีรูปแบบที่หลากหลายมีทั้งพื้นที่ที่ห่างไกลหรือพื้นที่ที่ไม่มีสัญญาณ ซึ่งในปัจจุบันยุคของระบบสื่อสารยุคที่ 5 (5th Generation: 5G) มีการกำหนดช่วงความถี่ในการใช้งานอยู่ระหว่าง 410 เมกะเฮิร์ตซ์ ถึง 7.125 กิกะเฮิร์ตซ์ โดยในประเทศไทย สำนักงานคณะกรรมการกิจการกระจายเสียง กิจการโทรทัศน์ และกิจการโทรคมนาคมแห่งชาติ (กสทช.) ได้กำหนดการใช้งานย่านความถี่ 700 เมกะเฮิร์ตซ์ 2.6 กิกะเฮิร์ตซ์ และ 26 กิกะเฮิร์ตซ์ สำหรับ 5G โดยมุ่งเน้นการเพิ่มประสิทธิภาพด้านความเร็วในการอัปโหลดและดาวน์โหลดข้อมูลให้สูงขึ้น และด้านการเชื่อมต่อที่มีความสม่ำเสมอมากขึ้น โดยสายอากาศได้ถูกพัฒนาให้สามารถใช้งานได้ง่ายขึ้นและเหมาะกับการใช้งานของผู้ใช้งานในปัจจุบันเช่น มีขนาดเล็กลง สามารถรองรับได้หลายย่านความถี่ รวมถึงมีแบนด์วิดท์ที่กว้างเพื่อรองรับการใช้งาน

ในปัจจุบันเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) ได้รับความสนใจอย่างมาก เนื่องจากสามารถประมวลผลและวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึกได้อย่างมีประสิทธิภาพ เทคโนโลยีนี้สามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการออกแบบและการทำงานของสายอากาศได้หลายด้าน เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของสายอากาศ ซึ่งมีประโยชน์ในหลายด้าน เช่น การออกแบบสายอากาศที่เหมาะสม เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่องสามารถช่วยในการออกแบบสายอากาศให้ตรงกับข้อกำหนดต่าง ๆ ผ่านการเรียนรู้จากชุดข้อมูลจำลองเพื่อให้ได้สายอากาศที่มีประสิทธิภาพสูงสุดในเงื่อนไขต่าง ๆ โดยอาศัยกระบวนการเรียนรู้จากการทดลองและปรับปรุงอัลกอริทึมอย่างต่อเนื่อง รวมไปถึงการนำเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง มาใช้ในการทำนายทิศทางของการสวิตช์ลำคลื่น มีประโยชน์อย่างมากในด้านการเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของระบบสื่อสารไร้สาย โดยเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง ได้เรียนรู้จากชุดข้อมูลจำลอง เพื่อทำนายทิศทางที่เหมาะสมในการสวิตช์ลำคลื่นด้วยความสามารถในการวิเคราะห์และปรับปรุงจากข้อมูลที่มีจำนวนมาก ทำให้เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง ช่วยให้นักวิจัยและวิศวกรสามารถออกแบบและปรับปรุง

สายอากาศได้อย่างมีประสิทธิภาพ รวดเร็ว และสอดคล้องกับความต้องการที่เปลี่ยนแปลงอยู่เสมอในโลกของการสื่อสารไร้สาย

งานวิจัยนี้จึงนำเสนอสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างที่ทำงานที่ย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ซึ่งเป็นหนึ่งในความถี่ของ 5G และสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 4 ทิศทางโดยใช้สายอากาศเพียงต้นเดียวเพื่อให้มีขนาดที่เล็กลดความซับซ้อนและลดต้นทุนในการผลิต รวมไปถึงให้มีแบนด์วิดท์ที่กว้างเพื่อรองรับการใช้งานของผู้ใช้งาน จากนั้นจึงนำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาประยุกต์ใช้เพื่อทำนายทิศทางของการสวิตช์ลำคลื่นและความกว้างแถบจากการจำลองโดยพิจารณาจำนวนรูทั้งหมดที่เจาะบนสายอากาศ จำนวนรูที่ทำการจำลอง ตำแหน่งที่ทำการจำลอง และรัศมีของวงกลมโดยได้ใช้ชุดข้อมูลจำลองที่ได้จากการออกแบบในโปรแกรม CST Studio Suite ซึ่งในขั้นตอนการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและความกว้างแถบได้ใช้อัลกอริทึม 3 แบบ ได้แก่ Random Forest, K-Nearest Neighbors (KNN) และ Decision Trees มาใช้ในการทำนาย โดยแต่ละอัลกอริทึมจะประมวลผลจากชุดข้อมูล หลังจากที่ได้ผลลัพธ์จากแต่ละอัลกอริทึมแล้ว จะทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์เหล่านี้ เพื่อวัดประสิทธิภาพของแต่ละอัลกอริทึมว่ามีความแม่นยำและมีประสิทธิภาพในการทำนายทิศทางของการสวิตช์ลำคลื่นและความกว้างแถบมากเพียงใด ซึ่งอัลกอริทึมที่ให้ผลทำนายที่มีความแม่นยำมากที่สุดจะถือว่ามีประสิทธิภาพสูงสุดในการออกแบบการสวิตช์ลำคลื่น

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อออกแบบและสร้างสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างที่สามารถทำงานที่ย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ซึ่งเป็นหนึ่งในความถี่ของ 5G และสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 4 ทิศทาง
2. เพื่อนำการเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่องมาทำนายทิศทางลำคลื่นหลักและความกว้างแถบของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง
3. เพื่อศึกษาอัลกอริทึมที่มีความแม่นยำมากที่สุดที่สามารถทำนายทิศทางลำคลื่นหลักและความกว้างแถบของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง

ความสำคัญของการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ทำการออกแบบและสร้างสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างที่สามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 4 ทิศทาง โดยได้นำเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning, ML) มาประยุกต์ใช้กับสายอากาศเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการทำนายทิศทางและความกว้างแถบ

ของสายอากาศ นอกจากนี้ยังมีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมต่าง ๆ เพื่อค้นหาอัลกอริทึมที่มีความแม่นยำและเสถียรที่สุดในการทำนายทิศทางการสวิตช์ลำคลื่นและความกว้างแถบของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง

ขอบเขตของการวิจัย

1. ใช้โปรแกรม CST Studio Suite ในการออกแบบสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างที่สามารถทำงานที่ย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ซึ่งเป็นหนึ่งในความถี่ของ 5G และสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 4 ทิศทาง

2. นำผลการออกแบบสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างในโปรแกรม CST Studio Suite นำมาเป็นชุดข้อมูลจำลองโดยใช้ในเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องที่ได้เพื่อทำนายทิศทางของการสวิตช์ลำคลื่นหลักและความกว้างแถบของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง

3. ชุดข้อมูลมีค่าป้อนเข้า (Input) จำนวน 4 ค่า คือจำนวนรูทั้งหมดที่เจาะบนสายอากาศ จำนวนรูที่ทำการลัดวงจร ตำแหน่งที่ทำการลัดวงจร และรัศมีของวงกลม ค่าส่งออก (Output) จำนวน 2 ค่า คือ ค่าทิศทางของลำคลื่นหลักของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างซึ่งมีหน่วยเป็นองศาและค่าความกว้างแถบของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างซึ่งมีหน่วยเป็นเมกะเฮิรตซ์

4. ใช้ อัลกอริทึม 3 แบบ ได้แก่ Random Forest K-Nearest Neighbors (KNN) Decision Trees มาใช้ในการทำนายทิศทางลำคลื่นหลักของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างของสายอากาศแถบความถี่กว้าง

5. นำผลการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและความกว้างแถบด้วยการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาเปรียบเทียบกับผลทิศทางของลำคลื่นหลักและความกว้างแถบจากโปรแกรม CST Studio Suite เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของการทำนาย

6. นำผลการทำนายทิศทางลำคลื่นหลักและความกว้างแถบของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างด้วยการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องที่ได้จากอัลกอริทึมทั้ง 3 แบบ มาทำการเปรียบเทียบเพื่อวัดประสิทธิภาพว่าอัลกอริทึมแบบใดที่ให้ผลทำนายที่มีความแม่นยำมากที่สุดและมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยน้อยที่สุด

ประโยชน์ของงานวิจัย

1. ลดระยะเวลาและขั้นตอนในการออกแบบสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างได้
2. สายอากาศมีประสิทธิภาพในการตรวจสอบและการทำนายทิศทางของการสวิตช์ลำคลื่น



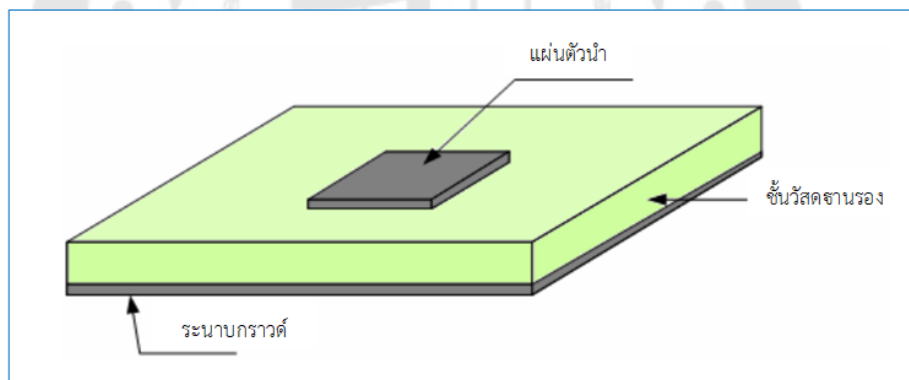
บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้ศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง และได้นำเสนอตามหัวข้อต่อไปนี้

1. สายอากาศไมโครสตริป
2. สายอากาศเก่งชนิดสวิตช์ลาคี่น
3. ความกว้างแถบ Bandwidth
4. เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Techniques, ML)
5. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1. สายอากาศไมโครสตริป

สายอากาศไมโครสตริปประกอบด้วยองค์ประกอบพื้นฐาน 4 ประเภท คือ แผ่นตัวนำ ระนาบกราวด์ (Ground Plane) ชั้นวัสดุฐานรอง (Substrate) และระบบ บั๊นกำลัง ดังภาพประกอบ 1 องค์ประกอบทั้งสี่นี้เป็นปัจจัยสำคัญที่กำหนดลักษณะคุณสมบัติของสายอากาศไมโครสตริป ซึ่งสามารถสรุปได้ดังนี้

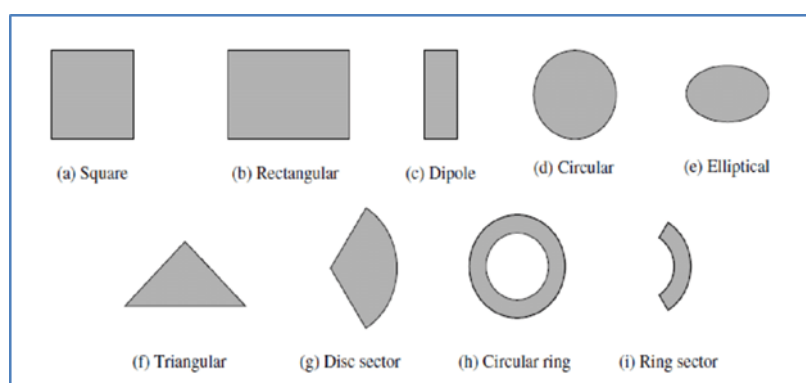


ภาพประกอบ 1 โครงสร้างสายอากาศไมโครสตริป

ที่มา: อาชีวะพนิต, น. (2564). การศึกษารูปแบบของสายอากาศแบบช่องเปิดรูปอักษรอี สำหรับการใช้งานในเครือข่ายไร้สาย. วิทยานิพนธ์, มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ. สืบค้นจาก <https://core.ac.uk/download/pdf/229880507.pdf>

1.1 แผ่นตัวนำของสายอากาศมีลักษณะเป็นแผ่นโลหะแบบบาง ทำหน้าที่เป็นตัวแผ่คลื่นและมีค่าความต้านทานต่ำทนต่อสภาวะแวดล้อมและการเกิดปฏิกิริยาต่าง ๆ ได้ดี สามารถยึดติดกับผิวของชั้นวัสดุฐานรองได้เป็นอย่างดีโดยทั่วไปทำจากทองแดง ทองคำ หรืออลูมิเนียม

แผ่นตัวนำ อาจมีรูปร่างต่าง ๆ ดังภาพประกอบ 2 วัสดุที่นำมาใช้ทำแผ่นตัวนำสายอากาศนี้ส่งผลต่อประสิทธิภาพของสายอากาศและความซับซ้อนในการผลิต นอกจากนี้แล้วขนาดและรูปร่างของแผ่นตัวนำของสายอากาศยังเป็นปัจจัยต่อการกำหนดความถี่ใช้งานซึ่งส่งผลต่อแบบรูปการแผ่พลังงานและค่าการสูญเสียย้อนกลับ ปัจจุบันแผ่นตัวนำสายอากาศที่นิยมใช้ส่วนใหญ่เป็นแผ่นตัวนำรูปสี่เหลี่ยมและวงกลมเนื่องจากการออกแบบและการผลิตสามารถทำได้ง่าย



ภาพประกอบ 2 รูปร่างของสายอากาศไมโครสตริป (ก) สี่เหลี่ยมจัตุรัส (ข) สี่เหลี่ยมผืนผ้า (ค) ไดโพล (ค) วงกลม (ค) วงรี (ง) สามเหลี่ยม (ง) ส่วนหนึ่งของรูปทรงจาน (จ) วงแหวน (ฉ) ส่วนของวงแหวน

ที่มา: พงษ์ศักดิ์ อิศรางกูร ณ อยุธยา. (ไม่ระบุปี). บทที่ 14: สายอากาศไมโครสตริป. สืบค้นจาก <http://pongsak.ee.engr.tu.ac.th/le428/chap14.pdf>

1.2 ชั้นวัสดุฐานรอง ชนิดและขนาดของชั้นวัสดุฐานรองเป็นปัจจัยสำคัญในการออกแบบสายอากาศ และยังเป็นองค์ประกอบสำคัญที่กำหนดคุณสมบัติทางไฟฟ้าของสายอากาศแบบไมโครสตริป การแผ่คลื่นของสายอากาศจะลดลงเมื่อค่าคงตัวไดอิเล็กตริก (Dielectric Constant) ของวัสดุฐานรองเพิ่มขึ้น โดยที่ความหนาของชั้นวัสดุฐานรองมีค่าคงที่และการแผ่คลื่นของสายอากาศจะเพิ่มขึ้นเมื่อความหนาของชั้นวัสดุฐานรองเพิ่มขึ้น

1.3 ระบายความร้อน โดยทั่วไปเป็นแผ่นโลหะขนาดใหญ่เมื่อเทียบกับแผ่นตัวนำสายอากาศซึ่งส่วนใหญ่ทำจากโลหะชนิดเดียวกันกับแผ่นตัวนำ โดยขนาดของแผ่นระบายความร้อนจะส่งผลกระทบต่อแบบรูปการแผ่พลังงาน เนื่องจากคลื่นเลี้ยวเบนที่บริเวณขอบของระบายความร้อน นอกจากนี้ยังส่งผลต่อการวิเคราะห์คุณสมบัติของสายอากาศอีกด้วย เนื่องจากการวิเคราะห์สายอากาศส่วนใหญ่สมมติให้แผ่นระบายความร้อนมีขนาดใหญ่กว่าแผ่นตัวนำสายอากาศมากจน

สามารถประมาณได้ว่าเป็นอนันต์ ขนาดที่จำกัดของระนาบกราวด์จะมีผลต่อพู่คลื่นหลัก (Main Lobe) น้อยมากแต่จะมีผลต่อการเกิดพู่หลัง (Back Lobe) ของแบบรูปการแผ่พลังงาน

1.4 ระบบป้อนกำลัง สายนำสัญญาณทำหน้าที่ในการจ่ายกำลังความถี่คลื่นวิทยุให้แก่สายอากาศไมโครสตริป สายนำสัญญาณเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลกระทบต่อความยากง่ายในการสร้างตำแหน่งของการเชื่อมต่อกันระหว่างระบบป้อนกำลังกับแผ่นตัวนำจะส่งผลกระทบต่อคุณสมบัติของสายอากาศ ไม่ว่าจะเป็นแบบรูปการแผ่พลังงานโพลาริเซชัน และประสิทธิภาพของสายอากาศ ระบบป้อนกำลังนี้สามารถทำได้หลากหลายลักษณะ เช่น การป้อนสัญญาณผ่านทางด้านหลังทะลุแผ่นระนาบกราวด์ โดยใช้สายแกนร่วม เป็นต้น

2. สายอากาศแก่งชนิดสวิตช์ลำคลื่น

สายอากาศแก่งได้ถูกนำมาใช้ในเชิงพาณิชย์มากขึ้นอันเป็นผลเนื่องมาจากเทคโนโลยีด้านการประมวลผลสัญญาณที่ซับซ้อนประกอบกับต้นทุนในการออกแบบมีราคาต่ำลง สายอากาศแก่งจึงถูกนำมาประยุกต์ใช้งานทางด้านการสื่อสารไร้สาย เพื่อแก้ปัญหาข้อจำกัดของช่องสัญญาณซึ่งมีอยู่จำกัดในขณะที่จำนวนผู้ใช้โทรศัพท์หรือการสื่อสารไร้สายเพิ่มมากขึ้น สายอากาศแก่งช่วยปรับปรุงความสามารถของระบบโดยสายอากาศแก่งสามารถหันพู่คลื่นหลักไปยังผู้ใช้งานหรือสัญญาณที่ต้องการและสามารถหันจุดศูนย์ไปยังทิศทางของสัญญาณแทรกสอดได้ เนื่องจากข้อดีของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นคือ มีระบบการสวิตช์ลำคลื่นที่ไม่ซับซ้อนเหมาะสมสำหรับควบคุมลำคลื่นของสายอากาศที่มีจำนวนไม่มาก โดยสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นประกอบด้วยสายอากาศชนิดเจาะจงทิศทางมีลักษณะลำคลื่นแคบ (Narrow Beam) มาจัดเรียงกันในทิศทางต่าง ๆ โดยขณะใช้งานระบบจะเลือกลำคลื่นหนึ่งจากหลาย ๆ ลำคลื่นเพื่อใช้ในการรับและการส่งสัญญาณ โดยทั่วไปลำคลื่นที่ถูกเลือกคือลำคลื่นที่มีทิศทางของสัญญาณที่แรงที่สุด ดังภาพประกอบ 3

2.1 หลักการทำงานของสายอากาศแก่งแบบสวิตช์ลำคลื่น มีดังนี้

1. สวิตช์ลำคลื่นเพื่อตรวจหาทิศทางความแรงของสัญญาณ
2. ตัวเลือกลำคลื่นจะทำการเลือกลำคลื่นหนึ่งลำคลื่นที่มีความแรงของสัญญาณแรงที่สุดโดยจะใช้ลำคลื่นที่เลือกไว้เมื่อผู้ใช้อยู่กับที่
3. ทำการเปลี่ยนลำคลื่นเดิมไปยังลำคลื่นใหม่ที่มีความแรงของสัญญาณดีกว่าเมื่อผู้ใช้เคลื่อนที่

2.2 ข้อดีของระบบสายอากาศเก่งแบบสวิตช์ลำคลื่น มีดังนี้

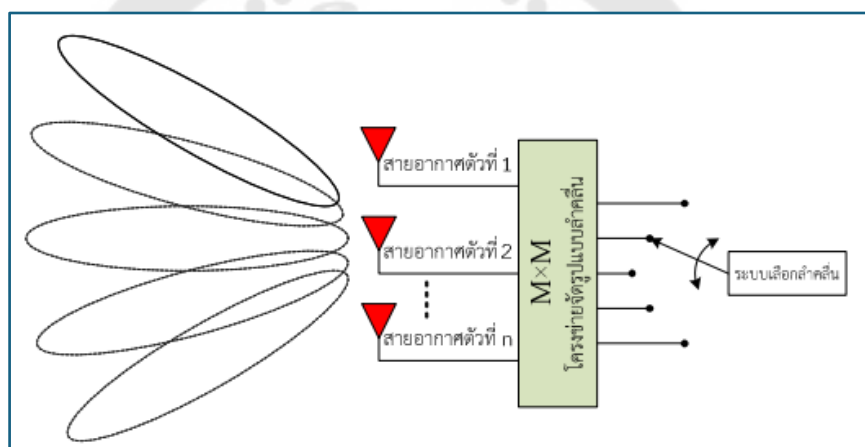
1. มีความซับซ้อนน้อยกว่าระบบสายอากาศเก่งแบบปรับตัวได้
2. ในกรณีที่ระบบใช้จำนวนสายอากาศไม่มากนักระบบสายอากาศเก่งแบบสวิตช์

ลำคลื่นจะมีประสิทธิภาพใกล้เคียงกับระบบสายอากาศเก่งแบบปรับตัวได้

2.3 ข้อเสียของระบบสายอากาศเก่งแบบสวิตช์ลำคลื่น มีดังนี้

1. มีอัตราการขยายของสัญญาณต่ำในทิศทางที่อยู่ระหว่างลำคลื่น
2. การลดจำนวนสัญญาณแทรกสอดมีข้อจำกัด
3. ในกรณีที่สัญญาณไม่ชัดเจน อาจเกิดความผิดพลาดในการเลือกสัญญาณ

อ้างอิงได้



ภาพประกอบ 3 สายอากาศเก่งชนิดสวิตช์ลำคลื่น

ที่มา: เนื่องวงษา, ค., พุดมพวง, ธ., & วงษ์เจริญ, จ. (2560). สายอากาศแถวลำดับไมโครสตริปจัดรูปแบบลำคลื่นสำหรับระบบ WLAN. วารสารวิชาการคณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม: เทพสตรี I-TECH, 12(1), 35–44. สืบค้นจาก <https://itech.tru.ac.th/2022/storage/journal>

3. ความกว้างแถบ (Bandwidth)

ความกว้างแถบ (Bandwidth) หมายถึง ช่วงความถี่หรือปริมาณข้อมูลที่ระบบสามารถรองรับได้ในช่วงเวลาหนึ่ง หรือช่วงความถี่ของคลื่นที่อุปกรณ์หรือระบบสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยความหมายของความกว้างแถบ อาจแตกต่างกันไปขึ้นอยู่กับบริบทในการใช้งานในด้านต่าง ๆ เช่น ในด้านการสื่อสารหรือเครือข่ายคอมพิวเตอร์ หมายถึงปริมาณข้อมูลที่ส่งผ่านเครือข่ายได้ในช่วงเวลาหนึ่ง ๆ ซึ่งมีหน่วยเป็นบิตต่อวินาที (bits per second, bps) หรือใน

หน่วยที่ใหญ่กว่า เช่น Mbps (Megabits per second) หรือ Gbps (Gigabits per second) ตัวอย่างเช่น ถ้าเครือข่ายมีความกว้างแถบ 100 Mbps หมายความว่าข้อมูลสามารถส่งผ่านได้สูงสุด 100 เมกะบิตต่อวินาที ในด้านวิทยุและการสื่อสารไร้สาย หมายถึงช่วงของความถี่ที่อุปกรณ์ เช่น สายอากาศหรือเครื่องรับส่งสัญญาณ สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ ตัวอย่างเช่น สายอากาศที่มีความกว้างแถบตั้งแต่ 1 กิกะเฮิรตซ์ ถึง 2 กิกะเฮิรตซ์ จะมีความกว้างแถบเท่ากับ 1 กิกะเฮิรตซ์ หมายความว่าสายอากาศนี้สามารถทำงานได้ในช่วงความถี่ระหว่าง 1 ถึง 2 กิกะเฮิรตซ์ ในระบบสัญญาณหรือการประมวลผลสัญญาณ หมายถึงช่วงของความถี่ที่สัญญาณสามารถส่งผ่านได้โดยที่ไม่เกิดการบิดเบือนหรือสูญเสียคุณภาพมากเกินไป สัญญาณที่มีแถบความถี่กว้างสามารถส่งข้อมูลได้มากกว่าภายในช่วงเวลาเท่ากัน เนื่องจากมีช่องความถี่ให้ใช้งานมากกว่า และในด้านการออกแบบสายอากาศ สำหรับความกว้างแถบจะบอกช่วงความถี่ที่สายอากาศสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพและตอบสนองต่อสัญญาณที่รับหรือส่งได้ดี โดยถูกระบุเป็นช่วงของความถี่ที่กำหนดจากจุดของค่าพารามิเตอร์บางอย่าง เช่น กำลังหรือค่าอัตราส่วนคลื่นนิ่ง (Standing Wave Ratio, SWR) อยู่ในขอบเขตที่ยอมรับได้ หลักการทำงานของความกว้างแถบใช้ในการกำหนดปริมาณข้อมูลหรือช่วงของความถี่ที่สามารถส่งผ่านได้ในระบบหรืออุปกรณ์ต่าง ๆ เช่น ระบบเครือข่ายคอมพิวเตอร์ การสื่อสารไร้สาย หรือระบบวิทยุ โดยการทำงานของความกว้างแถบ สามารถแบ่งได้ตามลักษณะดังต่อไปนี้

3.1 เครือข่ายคอมพิวเตอร์

หลักการทำงานของความกว้างแถบในเครือข่ายคือ การส่งข้อมูล (Data Transmission) ซึ่งข้อมูลที่ส่งผ่านเครือข่ายจะถูกแบ่งเป็นแพ็คเกจเล็ก ๆ (Data Packets) และ Bandwidth จะกำหนดความเร็วหรือปริมาณของข้อมูลที่สามารถส่งผ่านได้ในเวลาเดียวกัน โดยความล่าช้าและความเร็ว (Latency and Speed) จะกำหนดความเร็วในการรับส่งข้อมูล แต่ปัจจัยอื่น ๆ เช่น ความล่าช้า (Latency) จะมีผลต่อประสิทธิภาพในการใช้งานของเครือข่าย ตัวอย่างเช่น เครือข่ายที่มี Bandwidth สูงแต่มีความล่าช้ามาก อาจไม่สามารถตอบสนองตามการใช้งานจริงได้

3.2 ระบบสื่อสารไร้สายและสายอากาศ

หลักการทำงานมีการกำหนดช่วงความถี่ (Frequency Range) โดยระบบจะกำหนดช่วงของความถี่ที่สามารถใช้ได้ เช่น 800 เมกะเฮิรตซ์ ถึง 1 กิกะเฮิรตซ์ ซึ่งสัญญาณในช่วงนี้จะถูกส่งผ่านหรือรับได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยนอกเหนือจากช่วงความถี่ที่กำหนด หากมีการส่งสัญญาณในช่วงความถี่ที่กว้างเกินไปหรือนอกเหนือ Bandwidth ที่กำหนด สัญญาณจะถูกลดทอนหรือไม่สามารถส่งผ่านได้ดี

3.3 การส่งสัญญาณอนาล็อกและดิจิทัล

ในระบบการส่งสัญญาณ เช่น การสื่อสารอนาล็อกหรือดิจิทัล ความกว้างแถบจะสามารถกำหนดช่วงความถี่ที่สัญญาณสามารถส่งผ่านได้ เช่น ความกว้างแถบสัญญาณอนาล็อกหมายถึง ความกว้างของช่วงความถี่ที่สัญญาณสามารถใช้ในการส่งข้อมูลได้ ซึ่งถ้าความกว้างแถบกว้างขึ้น สัญญาณจะสามารถบรรจุข้อมูลได้มากขึ้น และความกว้างแถบสัญญาณดิจิทัลหมายถึงในการส่งข้อมูลดิจิทัล ความกว้างแถบจะมีความสัมพันธ์กับอัตราการส่งข้อมูล (Data Rate) โดยถ้าความกว้างแถบที่กว้างขึ้นจะสามารถส่งข้อมูลได้เร็วขึ้นและมากขึ้น

4. เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Techniques)

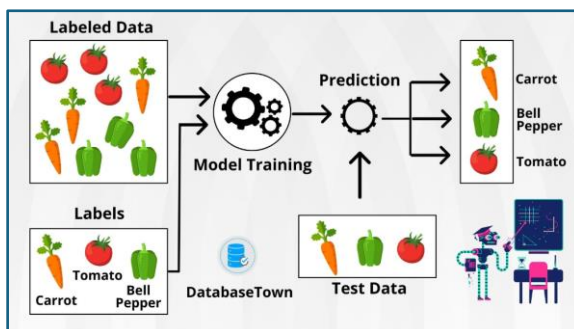
การเรียนรู้ของเครื่อง เป็นสาขาหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence, AI) โดยมีจุดประสงค์ เพื่อพัฒนาระบบให้มีความฉลาดและมีความสามารถเทียบเท่ามนุษย์หรือมากกว่ามนุษย์ เช่น ในด้านความเข้าใจ ในภาษา เสียงพูด การมองเห็น การใช้เหตุผลและการวางแผนเป็นต้น ระบบจึงจำเป็นที่จะต้องมีการเรียนรู้สถานการณ์ เพื่อที่จะสามารถวางแผนและตัดสินใจแก้ปัญหาได้เหมือนกับมนุษย์

4.1 การทำงานของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

หลักการของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง จะแบ่งออกเป็น 3 ประเภท ตามรูปแบบการเรียนรู้ด้วยกัน ดังนี้

4.1.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)

เป็นการทำให้คอมพิวเตอร์สามารถหาคำตอบของปัญหาได้ด้วยตัวเอง หลังจากมีการเรียนรู้จากชุดข้อมูลตัวอย่างไปแล้วจำนวนหนึ่ง ตัวอย่างเช่น หากป้อนข้อมูลให้กับคอมพิวเตอร์ เช่น รูปดินสอ เบื้องต้นคอมพิวเตอร์จะยังไม่รู้ว่ารูปที่ป้อนเข้าไป คือดินสอ ดังนั้นจึงต้องสอนให้คอมพิวเตอร์รู้จักเพื่อนำไปวิเคราะห์ว่า ดินสอจะมีลักษณะเป็นแท่งยาว ๆ และมีสีดำสำหรับเขียน เป็นต้น จากนั้นคอมพิวเตอร์จะนำข้อมูลดังกล่าวไปประมวลหรือจัดหมวดหมู่เพื่อให้หลังจากนี้สามารถแยกสิ่งของต่าง ๆ ออกได้ ดังภาพประกอบ 4

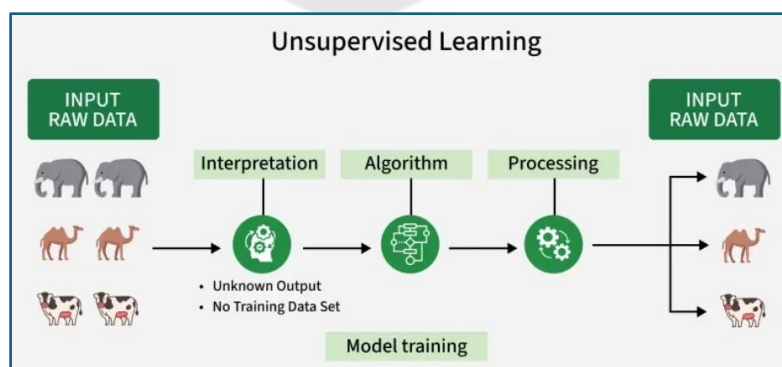


ภาพประกอบ 4 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน

ที่มา: DatabaseTown. (2023). Supervised Learning: Algorithms, Examples, and How It Works. สืบค้นจาก <https://databasetown.com/supervised-learning-algorithms/>

4.1.2 การเรียนรู้โดยไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning)

เป็นการเรียนรู้ที่สามารถเรียนรู้ได้ด้วยตนเอง โดยไม่ต้องมีค่าเป้าหมายของแต่ละข้อมูล ซึ่งวิธีการคือมนุษย์จะต้องใส่ข้อมูลต่าง ๆ และกำหนดสิ่งที่ต้องการจากข้อมูลเหล่านั้น จนทำให้วิเคราะห์จากการจำแนกและสร้างแบบแผนจากข้อมูลที่ได้รับมา ตัวอย่างเช่น การที่ป้อนข้อมูลรูปปากกาเข้าไป แต่ไม่ได้บอกว่ารูปที่ป้อนเข้าไปเป็นรูปปากกา เมื่อคอมพิวเตอร์นำไปวิเคราะห์คอมพิวเตอร์จะสามารถวิเคราะห์ได้ว่ารูปที่ใส่เข้าไปมีลักษณะอย่างไร แต่อาจจะไม่สามารถเอาไปประมวลหรือจัดหมวดหมู่ได้ โดยจะใช้วิธีการแบ่งกลุ่มแทน ซึ่งคอมพิวเตอร์อาจนำรูปปากกาไปจัดกลุ่มกับปากกาไฮไลต์ หรือเครื่องเขียนอื่น ๆ ที่มีปลายด้ามเป็นปุ่ม และใช้หมึกในการเขียนเหมือนกัน เป็นต้น ดังภาพประกอบ 5

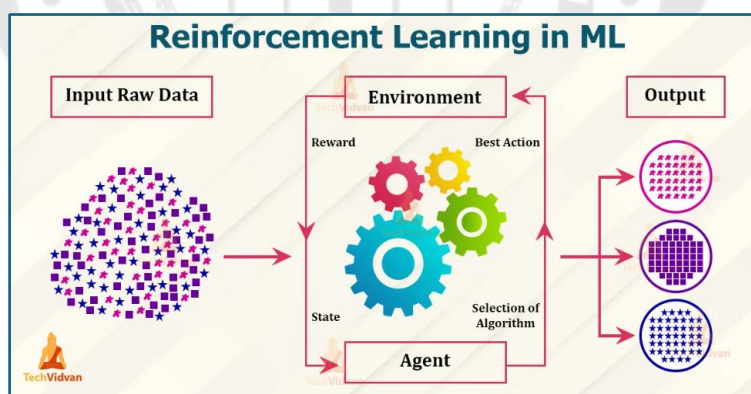


ภาพประกอบ 5 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน

ที่มา : GeeksforGeeks. (2025). Unsupervised Learning: What is Unsupervised Learning? สืบค้นจาก <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/unsupervised-learning/>

4.1.3 การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement Learning)

เป็นวิธีการเรียนรู้แบบหนึ่งที่ใช้การเรียนรู้เกิดมาจากการปฏิสัมพันธ์ระหว่างผู้เรียนรู้ (agent) กับสิ่งแวดล้อม (environment) ที่มีการเรียนรู้สิ่งต่าง ๆ จากผู้เรียนรู้ภายใต้การเลือกกระทำสิ่งต่าง ๆ ให้ได้ผลลัพธ์ที่มากที่สุด ผ่านการลองผิดลองถูกภายใต้สถานการณ์หรือระบบจำลองที่พัฒนาระบบการตัดสินใจให้ดีขึ้นเรื่อย ๆ ซึ่งก็คือการที่ได้กำหนดเงื่อนไขบางอย่างให้กับคอมพิวเตอร์ แล้วทำให้คอมพิวเตอร์บรรลุหรือทำตามเงื่อนไขนั้นให้ได้ ผ่านการลองผิดลองถูก โดยผู้พัฒนาอาจตั้งเป้าหมายและเงื่อนไขในการได้รับรางวัล ยกตัวอย่างเช่น Alpha Go เงื่อนไขของการเล่นเกมหมากล้อมให้ชนะคือ ใช้หมากของตนล้อมพื้นที่บนกระดาน ให้ครอบคลุมดินแดนมากกว่าคู่ต่อสู้ โดย Alpha Go จะเรียนรู้ว่าหากคู่ต่อสู้เดินหมากตัวไหน ตัวมันเองจะเดินหมากตัวไหน เพื่อให้บรรลุเงื่อนไขที่กำหนดไว้ นั่นคือการยึดพื้นที่บนกระดานให้ได้มากที่สุด ดังภาพประกอบ 6



ภาพประกอบ 6 การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง

ที่มา : TechVidvan Team. (2020). Reinforcement Learning Algorithms and Applications. สืบค้นจาก <https://techvidvan.com/tutorials/reinforcement-learning/>

โดยในงานวิจัยนี้มีการนำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอนมาประยุกต์ใช้ในการทำนายทิศทางของการสวิตช์ลำคลื่น โดยได้มุ่งเน้นศึกษาอัลกอริทึมทั้งหมด 3 แบบ คือ Decision Tree, Random Forest และ K-Nearest Neighbors (KNN) โดยมีรายละเอียดดังนี้

4.2 อัลกอริทึมแบบ (Decision Tree)

เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการสร้างโมเดลเพื่อทำนายค่าของข้อมูล โดยการแยกข้อมูลค่าป้อนเข้า (Input Data) ออกเป็นกลุ่มตามเกณฑ์ที่ตั้งไว้ การทำงานของอัลกอริทึมนี้มีลักษณะเป็นโครงสร้างต้นไม้ ซึ่งแบ่งปันข้อมูลออกเป็นส่วนย่อย ๆ ตามลักษณะเฉพาะที่ได้เลือกไว้จากข้อมูล

4.2.1 หลักการทำงานของอัลกอริทึมแบบ Decision Tree

ทำงานโดยการแบ่งข้อมูลเป็นกิ่งก้านย่อย ๆ ตามเกณฑ์เงื่อนไขต่าง ๆ ซึ่งจะช่วยให้การทำนายหรือ การตัดสินใจสำหรับข้อมูลใหม่มีความง่ายขึ้น การแบ่งข้อมูลออกเป็นสาขาย่อย ๆ จะดำเนินไปเรื่อย ๆ จนกว่าจะถึงจุดที่ไม่สามารถแบ่งต่อได้อีกโดยแต่ละใบจะบรรจุคำตอบของการทำนายสำหรับข้อมูลนั้น ๆ ไว้แล้ว

4.2.2 ข้อดีของอัลกอริทึมแบบ Decision Tree

4.2.2.1 เข้าใจง่าย เพราะอัลกอริทึมชนิดนี้ตัดสินใจง่ายต่อการอ่านและตีความ โดยเฉพาะเมื่อต้นไม้ไม่มีความซับซ้อนมาก

4.2.2.2 ไม่ต้องมีการปรับแต่งข้อมูลมาก

4.2.2.3 จัดการข้อมูลหลายประเภท ซึ่งสามารถใช้ได้ทั้งกับข้อมูลเชิงตัวเลขและข้อมูลที่เป็นหมวดหมู่

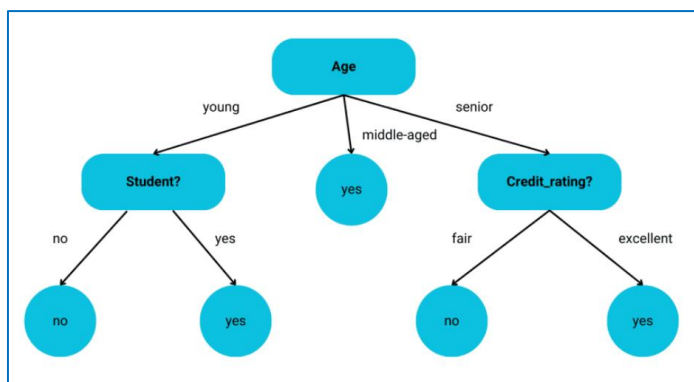
4.2.2.4 รองรับการทำงานร่วมกับหลายอัลกอริทึม โดยอัลกอริทึมชนิดนี้เป็นส่วนสำคัญในอัลกอริทึมที่ซับซ้อนกว่า เช่น อัลกอริทึมแบบป่าการสุ่ม หรือ อัลกอริทึมแบบการเพิ่มประสิทธิภาพเชิงเกรเดียนต์ (Gradient Descent)

4.2.3 ข้อเสียของอัลกอริทึมแบบ Decision Tree

4.2.3.1 อาจเกิดการเรียนรู้มากเกินไป เนื่องจากอัลกอริทึมชนิดนี้อาจเรียนรู้ข้อมูลมากเกินไป ทำให้ไม่สามารถทำนายข้อมูลใหม่ได้ดี โดยเฉพาะเมื่อมีการสร้างต้นไม้ที่มีความลึกมาก

4.2.3.2 มีความไวต่อการเปลี่ยนแปลงของข้อมูล เนื่องจากข้อมูลเพียงเล็กน้อย อาจทำให้โครงสร้างของต้นไม้เปลี่ยนแปลงไปมากได้

4.2.3.3 ไม่เหมาะสำหรับข้อมูลที่ซับซ้อนมาก เพราะสำหรับข้อมูลที่ซับซ้อนหรือมีหลายมิติ อาจจะต้องใช้เทคนิคอื่นเพิ่มเติม



ภาพประกอบ 7 ตัวอย่างการเรียนรู้อัลกอริทึมแบบ Decision Tree

ที่มา: Andrey Yukio. (2024). Getting Insights with Decision Tree Visualization. Kaggle. สืบค้นจาก <https://www.kaggle.com/code/andreyukio/getting-insights-with-decision-tree-visualization>

4.3 อัลกอริทึมแบบการสุ่มป่าไม้ (Random Forest)

เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้ในการจัดการปัญหาทั้งการจำแนกประเภท (Classification) และการทำนายค่าต่อเนื่อง (Regression) โดยอัลกอริทึมแบบ Random Forest เป็นการทำงานร่วมกันของหลาย ๆ ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Trees) ซึ่งจะสร้างป่า (Forest) ขึ้นมาโดยกระบวนการสุ่ม

4.3.1 หลักการทำงานของอัลกอริทึมแบบ Random Forest

เป็นการทำงานโดยการสร้างชุดของ Decision Trees หลาย ๆ ต้นจากการสุ่มตัวอย่างข้อมูลและคุณลักษณะ ซึ่งเรียกว่ากระบวนการสุ่มตัวอย่างข้อมูล เมื่อต้นไม้ทั้งหมดถูกสร้างเสร็จ อัลกอริทึมจะทำนายผลลัพธ์โดยใช้การตัดสินใจจากต้นไม้หลายต้นมารวมกัน

4.3.1.1 การสุ่มตัวอย่างข้อมูล (Bootstrapping) ในการสร้างต้นไม้แต่ละต้น อัลกอริทึมจะสุ่มตัวอย่างข้อมูลจากชุดข้อมูลทั้งหมด โดยที่ตัวอย่างอาจถูกเลือกซ้ำได้ทำให้ชุดข้อมูลที่นำมาใช้สร้างต้นไม้แต่ละต้นมีความแตกต่างกัน

4.3.1.2 การสุ่มคุณลักษณะ (Random Feature Selection) สำหรับการสร้างต้นไม้แต่ละต้น อัลกอริทึมจะสุ่มเลือกคุณลักษณะจากชุดข้อมูลที่มี โดยไม่ได้ใช้คุณลักษณะทั้งหมดในการตัดสินใจแต่ละครั้ง การสุ่มเลือกนี้ช่วยลดความสัมพันธ์กันระหว่างต้นไม้แต่ละต้น

4.3.1.3 การสร้างต้นไม้ตัดสินใจ (Building Decision Trees) ต้นไม้แต่ละต้นถูกสร้างขึ้นจากข้อมูลและคุณลักษณะที่ถูกสุ่มเลือกมา เมื่อสร้างเสร็จ ต้นไม้แต่ละต้นจะสามารถทำนายผลลัพธ์ได้

4.3.1.4 การทำนายผลลัพธ์ (Prediction) การทำนายการจำแนกประเภท (Classification) จะมีผลลัพธ์สุดท้ายจะมาจากการโหวตเสียงข้างมากของต้นไม้หลาย ๆ ต้น และในการทำนายค่าต่อเนื่อง (Regression) จะมีผลลัพธ์สุดท้ายจะมาจากการหาค่าเฉลี่ย (Averaging) ของค่าที่ได้จากการทำนายของต้นไม้แต่ละต้น

4.3.2 ข้อดีของอัลกอริทึมแบบ Random Forest

4.3.2.1 ลดปัญหาการเรียนรู้มากเกินไป โดยเนื่องจากอัลกอริทึมแบบ Random Forest ประกอบด้วย หลาย ๆ ต้นไม้ตัดสินใจที่ทำงานร่วมกัน ผลลัพธ์ที่ได้จะมีความแม่นยำมากขึ้น

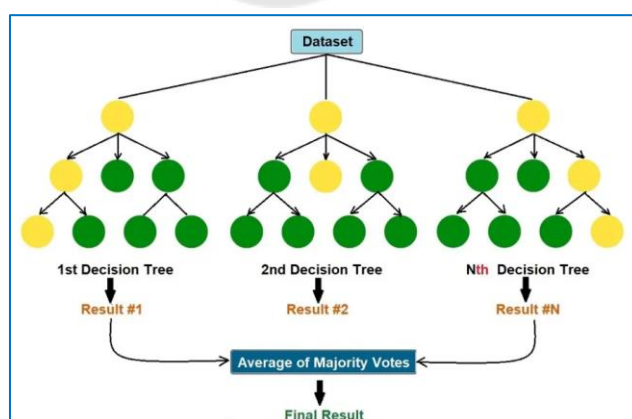
4.3.2.2 ทำงานได้ดีแม้มีข้อมูลที่สูญหายหรือผิดปกติ เนื่องจากการสุ่มตัวอย่างข้อมูลและการสุ่มคุณลักษณะ โดยการทำงานของอัลกอริทึมนี้สามารถทนต่อความแปรปรวนในข้อมูลได้ดี

4.3.2.3 สามารถจัดการกับคุณลักษณะจำนวนมากได้ดี มีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลที่มีคุณลักษณะจำนวนมากโดยไม่จำเป็นต้องลดขนาดข้อมูลลง

4.3.3 ข้อเสียของอัลกอริทึมแบบ Random Forest

4.3.3.1 การคำนวณที่ซับซ้อน เนื่องจากต้องสร้างต้นไม้หลายต้นทำให้ Random Forest ต้องใช้ทรัพยากรในการคำนวณมากกว่าต้นไม้ตัดสินใจเดี่ยว ๆ

4.3.3.2 ผลลัพธ์จากหลาย ๆ ต้นไม้ทำให้เกิดความยากในการตีความของโมเดล



ภาพประกอบ 8 ตัวอย่างการเรียนรู้อัลกอริทึมแบบ Random Forest

ที่มา: Kamdem, E. G., Tiam, F. F. K., Mambou Ngueyep, L. L., Wounabaissa, O., Lembo Nomo, H. R., & Kanmogne, A. (2025). Prediction rotary drilling penetration rate in lateritic soils using machine learning models. Discover Civil Engineering, 2, Article 53. สืบค้นจาก <https://doi.org/10.1007/s44290-025-00217-9>

4.4 อัลกอริทึมแบบ K-Nearest Neighbors (KNN)

เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องที่ง่าย โดยใช้ในงานการจำแนกประเภท (Classification) และการทำนายค่าต่อเนื่อง (Regression) ซึ่งหลักการของอัลกอริทึมแบบ KNN คือการหาค่าผลลัพธ์จากข้อมูลที่ใกล้เคียงที่สุด โดยไม่จำเป็นต้องสร้างโมเดลหรือสมการเชิงคณิตศาสตร์ใด ๆ

4.4.1 หลักการทำงานของ K-Nearest Neighbors (KNN)

KNN ทำงานโดยการค้นหาจุดข้อมูลที่อยู่ใกล้เคียง (Neighbors) ตามจำนวนที่กำหนด (K) ซึ่งอิงตามระยะห่างระหว่างข้อมูล จากนั้นทำการตัดสินใจหรือทำนายผลลัพธ์จากข้อมูลที่ใกล้เคียงเหล่านั้น โดยหากเป็นการจำแนกประเภท (Classification) เมื่อค้นหาข้อมูลที่ใกล้เคียงที่สุดจำนวน K ตัว อัลกอริทึมจะใช้วิธีการโหวตเสียงข้างมากโดยให้ผลลัพธ์เป็นประเภทที่มีจำนวนข้อมูลใกล้เคียงมากที่สุด และหากเป็นการทำนายแบบค่าต่อเนื่อง (Regression) อัลกอริทึมจะใช้การหาค่าเฉลี่ยของค่าจากข้อมูลที่ใกล้เคียงกัน

4.4.2 ข้อดีของอัลกอริทึมแบบ K-Nearest Neighbors (KNN)

4.4.2.1 เข้าใจง่ายและใช้งานง่าย ไม่จำเป็นต้องใช้กระบวนการฝึกฝนที่ซับซ้อน เพียงใช้แค่การคำนวณระยะทางและการโหวต

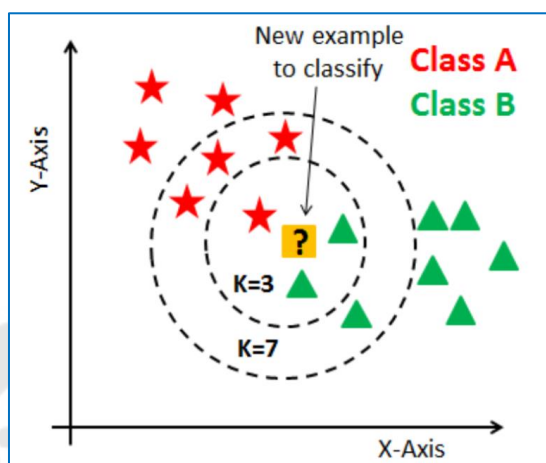
4.4.2.2 ไม่ต้องมีการปรับแต่งโมเดล เนื่องจากไม่มีพารามิเตอร์ที่ซับซ้อนในการตั้งค่า นอกจากค่า K สามารถใช้ได้ทั้งข้อมูลที่เป็นหมวดหมู่และข้อมูลเชิงตัวเลข

4.4.3 ข้อเสียของอัลกอริทึมแบบ K-Nearest Neighbors (KNN)

4.4.3.1 การคำนวณที่ช้าเมื่อข้อมูลมีขนาดใหญ่ เนื่องจากอัลกอริทึมนี้ต้องคำนวณระยะทางระหว่างข้อมูลใหม่กับข้อมูลในชุดข้อมูลทั้งหมด ทำให้ใช้ทรัพยากรมากเมื่อข้อมูลมีขนาดใหญ่

4.4.3.2 เกิดความผิดพลาดจากหน่วยข้อมูล เนื่องจากข้อมูลที่มีขนาดหน่วยต่างกันอาจทำให้การคำนวณระยะทางมีความผิดพลาด ดังนั้นจึงควรปรับข้อมูลให้อยู่ในขนาดเดียวกันก่อนที่จะนำมาใช้งาน

4.4.3.3 การเลือกค่า K มีผลต่อความแม่นยำ เนื่องจากการเลือกค่า K ที่ไม่เหมาะสมอาจทำให้การทำนายผลมีความแม่นยำที่น้อยลง โดยหากค่า K เล็กเกินไปอาจเกิด Overfitting หรือหากค่า K ใหญ่เกินไปอาจเกิดการเรียนรู้ที่น้อยเกินไป (Underfitting)



ภาพประกอบ 9 ตัวอย่างการเรียนรู้อัลกอริทึมแบบ KNN

ที่มา: KongRuksiam Studio. (2020, มกราคม 22). สรุปรูป Machine Learning (EP.4) (K-nearest Neighbors). Medium. สืบค้นจาก <https://kongruksiam.medium.com/สรุป-machine-learning-ep-4-เพื่อนบ้านใกล้ที่สุด-k-nearest-neighbors-787665f7c09d>

5. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการศึกษางานวิจัยด้านการออกแบบสายอากาศและเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง ทำให้พบว่าสายอากาศได้ถูกพัฒนาให้สามารถใช้งานได้ง่ายขึ้นและเหมาะกับการใช้งานของผู้ใช้งานในปัจจุบัน รวมถึงในปัจจุบันเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่องมีความสำคัญอย่างมาก เนื่องจากมีความสามารถในการประมวลผลและวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึกได้ ซึ่งสามารถนำเทคโนโลยีมาประยุกต์ใช้ในด้านกรออกแบบและการใช้งานสายอากาศได้ในหลาย ๆ ด้าน เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและการทำงานของสายอากาศมากยิ่งขึ้น

โดยงานวิจัยที่ทำการออกแบบสายอากาศต้นเดียวที่มีแบนด์วิดท์กว้าง เช่น งานวิจัย (1) เสนอการออกแบบสายอากาศแบบแพทช์เซาะร่องวงกลมที่มีขนาดเล็กและแบนด์วิดท์กว้าง ในการออกแบบสายอากาศนี้ เริ่มต้นด้วยการใช้แพทช์วงกลมและจากนั้นตัดร่องวงกลม 2 ร่องออกจากแพทช์เพื่อให้ได้แบนด์วิดท์กว้างและความกว้างลำคลื่นกำลังกว้าง โดยมีแบนด์วิดท์ 1.67

กิกะเฮิรตซ์ ความกว้างลำคลื่นกำลัง 100 องศาในระนาบ E ($\phi = 0$ องศา) และ 96 องศาในระนาบ H ($\phi = 90$ องศา)

งานวิจัย (2) เสนอการออกแบบสายอากาศไมโครสตริปรูปตัว E ที่มีแบนด์วิดท์กว้าง 213 เมกะเฮิรตซ์ บนวัสดุพื้นผิวที่มีความหนา 0.0620 โดยการเพิ่มแบนด์วิดท์ของสายอากาศรูปตัว E ได้เพิ่มการเซาะร่องสี่เหลี่ยมทำให้แบนด์วิดท์มีค่า 318 เมกะเฮิรตซ์ ซึ่งมากกว่าแบนด์วิดท์ที่ได้จากสายอากาศรูปตัว E ประมาณ 10%

งานวิจัย (3) เสนอการออกแบบสายอากาศไมโครสตริปรูปวงกลมที่มีการเซาะร่องสี่เหลี่ยมจัตุรัสตรงกลางเพื่อให้ได้โพลาริเซชันวงกลมที่ปรับได้ในย่านความถี่ 1000 เมกะเฮิรตซ์ ซึ่งให้แบนด์วิดท์ 1.2 % โดยการออกแบบนี้สายอากาศมีแบบรูปการแผ่พลังงานแบบบรอดไซด์ครอบคลุมแบนด์วิดท์ทั้งหมด พร้อมกับอัตราขยายมากกว่า 4 dBi การออกแบบที่เสนอนี้สามารถนำไปใช้ในสภาพแวดล้อมที่มีการสื่อสารเคลื่อนที่ในย่านความถี่ 1000 เมกะเฮิรตซ์ และสามารถปรับความถี่ตามที่ต้องการในช่วงที่กำหนดได้โดยการใช้ความยาวร่องที่เหมาะสม

งานวิจัยที่ออกแบบสายอากาศโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง เช่น งานวิจัย (4) ได้นำเสนอการออกแบบและการปรับแต่งสายอากาศไมโนโพลโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาช่วยในกระบวนการออกแบบสายอากาศ เพื่อออกแบบให้ได้ตามความถี่ที่ต้องการ โดยมีการใช้อัลกอริทึม 5 ชนิด ได้แก่ Decision Tree Random Forest XGBoost Regression K-Nearest Neighbor (KNN) และ Artificial Neural Network (ANN) โดยอัลกอริทึมแบบ KNN ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดด้วยความแม่นยำสูงถึง 98 เปอร์เซ็นต์ โดยการออกแบบสายอากาศที่ได้รับการปรับแต่งได้ถูกสร้างและทดสอบ ซึ่งยืนยันว่ามีย่านความถี่อยู่ระหว่าง 2.9 กิกะเฮิรตซ์ ถึง 21.6 กิกะเฮิรตซ์ มีแบบรูปการแผ่พลังงานในลักษณะเดียวกันในช่วงความถี่ที่ใช้งานทำให้เหมาะสมสำหรับการใช้งาน Ultra-Wideband (UWB)

งานวิจัย (5) นำเสนอการสร้างและประเมินผลการทำงานของสายอากาศไมโครสตริปแพตช์ โดยได้ใช้วิธีการเรียนรู้ของเครื่องมาประยุกต์ใช้ 7 ชนิด ได้แก่ convolutional neural network (CNN) linear regression (LR) random forest regression (RFR) decision tree regression (DTR) lasso regression ridge regression and extreme gradient boosting regression (XGB) เพื่อทำนายความถี่เรโซแนนซ์ของสายอากาศ โดยการประเมินผลการทำงานของอัลกอริทึมโดยอิงตามค่า Mean Square Error (MSE) Mean Absolute Error (MAE) Root Mean Square Error (RMSE) และค่าความแปรปรวน (variance score) ซึ่งจากผลการทำนาย

พบว่าอัลกอริทึมชนิด decision tree regression (DTR) มีผลการทำนายที่แม่นยำกว่าอัลกอริทึมชนิดอื่น ๆ

งานวิจัย (6) เสนอการออกแบบสายอากาศ RFID แบบคู่ย่านความถี่ F-shaped โดยใช้ในการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อให้สายอากาศทำงานในย่านความถี่ UHF 867 เมกะเฮิร์ตซ์ และย่านความถี่ WLAN 2.45 กิกะเฮิร์ตซ์ โดยได้ใช้อัลกอริทึม Random Forest ที่มีคะแนน R2 ที่ 99.96% และค่า mean squared error ที่ 0.0004

นอกจากนี้งานวิจัย (7) ได้นำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาใช้ในการปรับปรุงประสิทธิภาพของสายอากาศซึ่งอัลกอริทึมแบบ Linear Regression และอัลกอริทึมแบบ Gaussian Process Regression ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด

งานวิจัย (8) นำเสนอการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อทำนายค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนของสายอากาศไมโครสตริป โดยได้ใช้อัลกอริทึม Decision Tree Random Forest XG Boost และ KNN เมื่อนำมาผลลัพธ์มาเปรียบเทียบพบว่าอัลกอริทึมแบบ KNN ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด

บทที่ 3

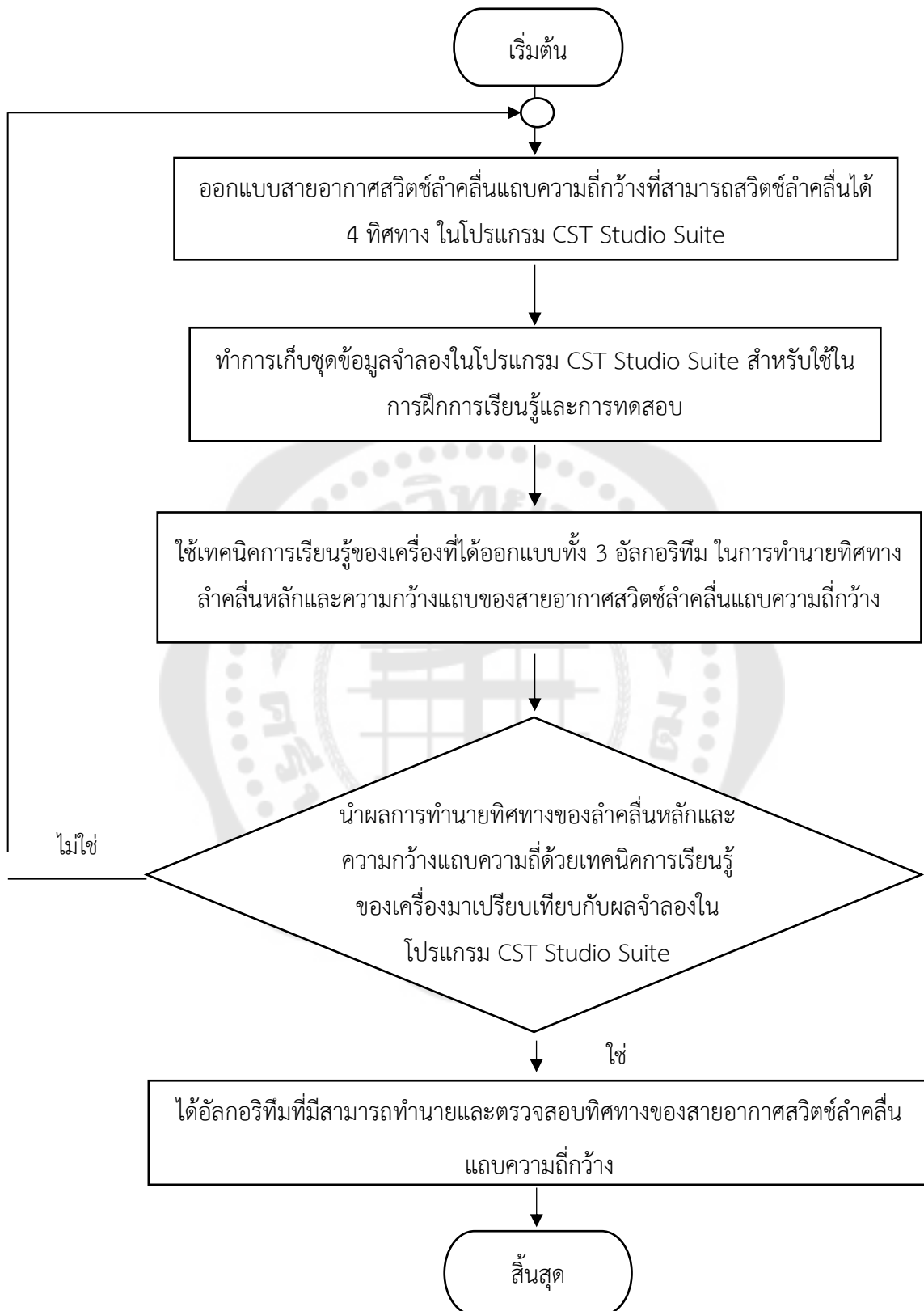
วิธีการดำเนินงาน

ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้ดำเนินการตามขั้นตอนดังนี้

1. ทำการออกแบบสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างที่สามารถทำงานที่ ย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ และสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 4 ทิศทาง ในโปรแกรม CST Studio Suite
2. ทำชุดข้อมูลจำลองของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง เพื่อใช้ใน เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง
3. ทำการออกแบบเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้อัลกอริทึม 3 แบบ ได้แก่ Random Forest K-Nearest Neighbors (KNN) Decision Trees ในการทำนายทิศทางลำคลื่น หลักและความกว้างแถบของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง

กรอบแนวความคิดในการทำงานวิจัย

กรอบแนวความคิดในการทำงานวิจัยนี้จะประกอบไปด้วยการออกแบบสายอากาศสวิตช์ ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง การจัดทำชุดข้อมูลจำลองของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง เพื่อใช้ในเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง และทำการออกแบบเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้ อัลกอริทึม 3 แบบ เพื่อทำนายทิศทางลำคลื่นหลักของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง โดยภาพรวมการทำงานแสดงดังในภาพประกอบ 10



1. การออกแบบสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง

สายอากาศที่ออกแบบจะมีความหนาชั้นวัสดุฐานรอง (h) เท่ากับ 1.6 มิลลิเมตร ค่าความหนาของแผ่นตัวนำและกราวด์เท่ากับ 0.03 มิลลิเมตร แผ่นตัวนำมีขนาดความกว้าง 190 มิลลิเมตร ยาว 190 มิลลิเมตร สายอากาศถูกออกแบบโดยมีค่าคงตัวไดอิเล็กตริก 4.4 และด้านบนของวัสดุฐานรองประกอบด้วยแผ่นทองแดงวงกลมรัศมี (a) ซึ่งสามารถหาได้จากสมการที่ 3.1

$$a = \frac{F}{\left\{ 1 + \frac{2h}{\pi \epsilon_r F} \left[\ln \left(\frac{\pi F}{2h} \right) + 1.7726 \right] \right\}^{\frac{1}{2}}} \quad (3.1)$$

เมื่อ a คือ รัศมีของแผ่นตัวนำ มีหน่วยเป็นเซนติเมตร
 h คือ ความหนาของวัสดุฐานรอง มีค่า 0.16 เซนติเมตร
 โดย

$$F = \frac{8.791 \times 10^9}{f_r \sqrt{\epsilon_r}} \quad (3.2)$$

เมื่อ f_r คือ ความถี่เรโซแนนซ์ มีค่า 2600 เมกะเฮิรตซ์
 ϵ_r คือ ค่าคงตัวไดอิเล็กตริกมีค่า 4.4

ดังนั้น

$$F = \frac{8.791 \times 10^9}{2.6 \times 10^9 \sqrt{4.4}} \quad (3.3)$$

$$F = 1.612 \quad (3.4)$$

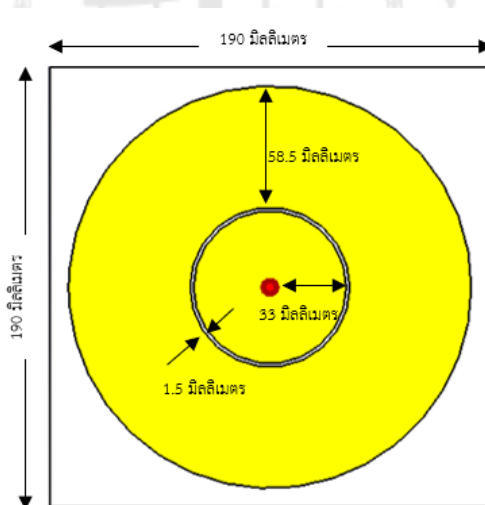
จะได้

$$a = \frac{1.612}{\left\{ 1 + \frac{2 \times 0.16}{\pi \times 4.4 \times 1.612} \left[\ln \left(\frac{\pi \times 1.612}{2 \times 0.16} \right) + 1.7726 \right] \right\}^{\frac{1}{2}}} \quad (3.5)$$

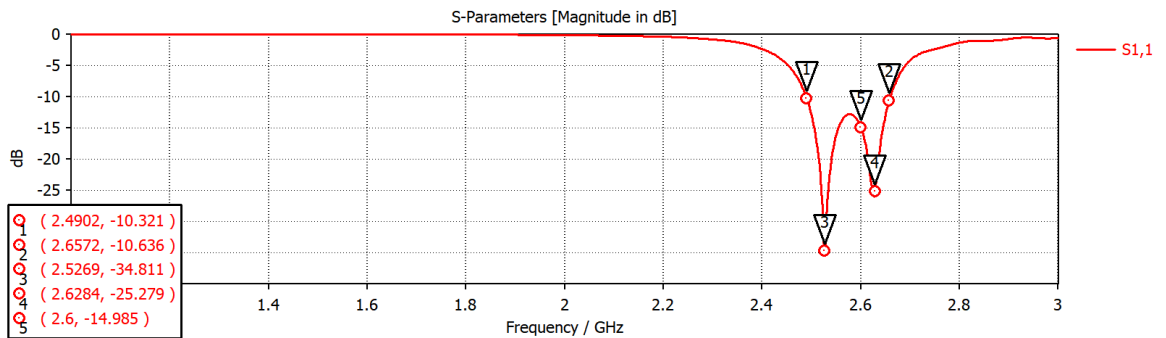
$a = 1.562$ เซนติเมตร

$a = 15.62$ มิลลิเมตร

เมื่อนำมาจำลองแบบสายอากาศไมโครสตริบในโปรแกรม CST Studio Suite โดยได้ใช้ขนาดวงกลมรัศมีเท่ากับ 15.62 มิลลิเมตร พบว่าสายอากาศมีค่า S_{11} ไม่เป็นไปตามที่ต้องการ เนื่องจากขนาดของวงกลมมีขนาดเล็กมาก ดังนั้นจึงทำการเพิ่มขนาดของเป็น 6 เท่ากับ 93.72 มิลลิเมตร และทำการปรับลดขนาดอีกเล็กน้อยเพื่อให้ได้ค่า S_{11} มีค่าต่ำที่ความถี่ที่ต้องการ และง่ายต่อการสร้างจริง โดยแผ่นตัวนำมีขนาดความกว้าง 190 มิลลิเมตร ยาว 190 มิลลิเมตร ดังนั้นในโครงการนี้จึงใช้ขนาดแผ่นตัวนำที่มีขนาดรัศมีเท่ากับ 93 มิลลิเมตร จากนั้นทำการเจาะรูเป็นรูปวงกลมข้างใน เพื่อให้เกิดความถี่เรโซแนนซ์ใหม่ที่ความถี่ที่สูงกว่า 2.6 กิกะเฮิรตซ์ โดยความถี่ใหม่เป็นความถี่ที่มีค่าใกล้เคียงกับความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ จึงสามารถเพิ่มแบนด์วิดท์ให้กับสายอากาศได้ ดังแสดงในภาพประกอบที่ 11 และ ค่า S_{11} ดังแสดงในภาพประกอบที่ 12 ซึ่งสายอากาศสามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.49 กิกะเฮิรตซ์ ถึง 2.65 กิกะเฮิรตซ์ มีแบนด์วิดท์กว้าง 160 เมกะเฮิรตซ์

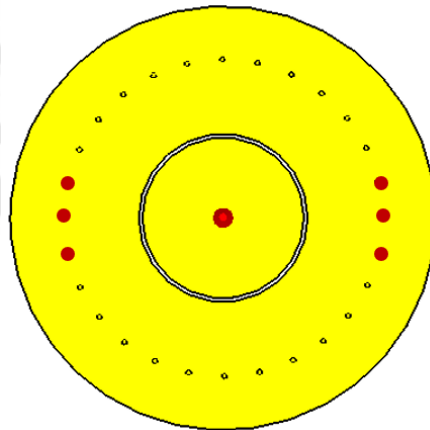


ภาพประกอบ 11 สายอากาศที่ได้ทำการออกแบบ

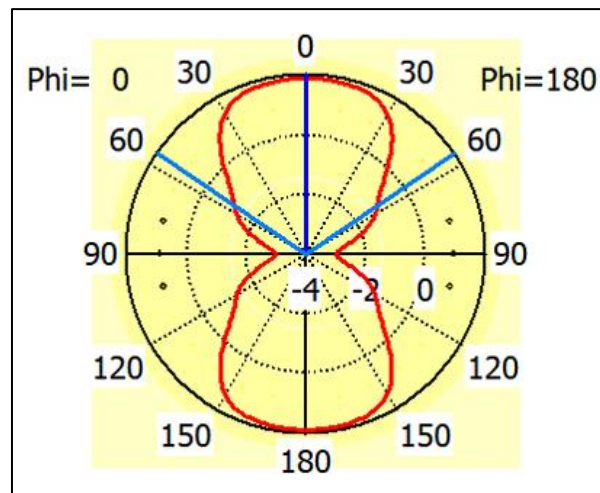


ภาพประกอบ 12 ค่า S_{11} ของสายอากาศ

จากนั้นเมื่อนำสายอากาศมาจำลองแบบการสวิตช์ลำคลื่น โดยการลัดวงจรที่ตัวสายอากาศซึ่งการลัดวงจรนี้จะทำให้การกระจายตัวของกระแสบนสายอากาศเปลี่ยนไป ส่งผลให้แบบรูปการแผ่พลังงานเปลี่ยนไป ในงานวิจัยนี้ทำการเจาะรูที่ขอบด้านในวงกลมของสายอากาศและทำการลัดวงจรด้วยจำนวนรูที่ต่างกัน ทำให้สายอากาศสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ในทิศทางที่ต่างกัน เช่นรูปแบบที่ 1 ออกแบบสายอากาศโดยเจาะรูที่ขอบด้านในวงกลม 28 จุด และลัดวงจรด้านซ้ายและขวาด้านละ 3 จุด ดังแสดงในภาพประกอบที่ 13 ซึ่งแบบรูปการแผ่พลังงาน มีทิศทางของลำคลื่นหลักคือ 0 องศา และ 180 องศา ซึ่งเป็นทิศทางที่ไม่ได้ทำการลัดวงจรดังแสดงในภาพประกอบที่ 14

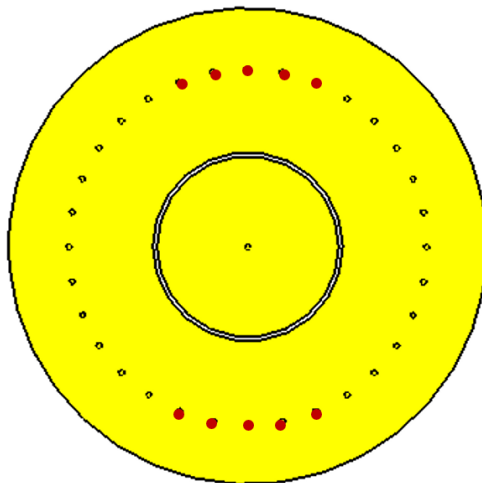


ภาพประกอบ 13 สายอากาศที่ออกแบบให้มีการสวิตช์ลำคลื่นรูปแบบที่ 1 เจาะรูที่ขอบด้านในวงกลม 28 จุด

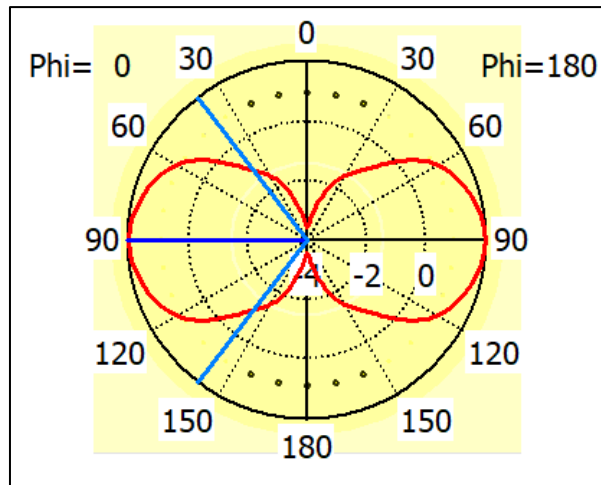


ภาพประกอบ 14 แบบรูปการแผ่พลังงานรูปแบบที่ 1

รูปแบบที่ 2 ออกแบบสายอากาศโดยเจาะรูที่ขอบด้านในวงกลม 32 จุด และลัดวงจรด้านบนและล่างด้านละ 5 จุด ดังแสดงในภาพประกอบที่ 15 ซึ่งแบบรูปการแผ่พลังงานมีทิศทางของลำคลื่นหลักคือ 90 องศา และ 270 องศา ซึ่งเป็นทิศทางที่ไม่ได้ทำการลัดวงจรดังแสดงในภาพประกอบที่ 16

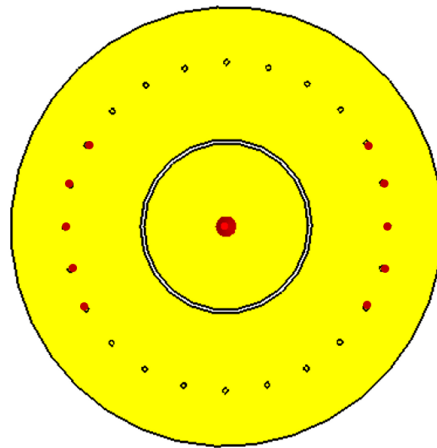


ภาพประกอบ 15 สายอากาศที่ออกแบบให้มีการลัดวงจรลำคลื่นรูปแบบที่ 2 เจาะรูที่ขอบด้านในวงกลม 32 จุด

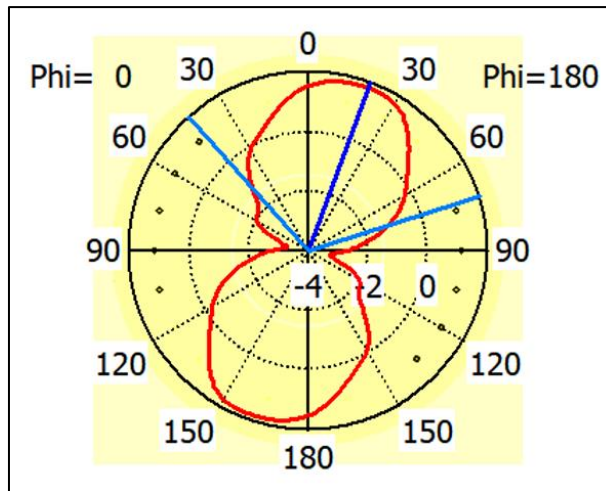


ภาพประกอบ 16 แบบรูปการแผ่พลังงานรูปแบบที่ 2

รูปแบบที่ 3 ออกแบบสายอากาศโดยเจาะรูที่ขอบด้านในวงกลม 24 จุด และลัดวงจรด้านซ้ายขวา ด้านละ 5 จุด ดังแสดงในภาพประกอบที่ 17 ซึ่งแบบรูปการแผ่พลังงานมีทิศทางของลำคลื่นหลักคือ 25 องศา และ 165 องศา ซึ่งเป็นทิศทางที่ไม่ได้ทำการลัดวงจรดังแสดงในภาพประกอบที่ 18

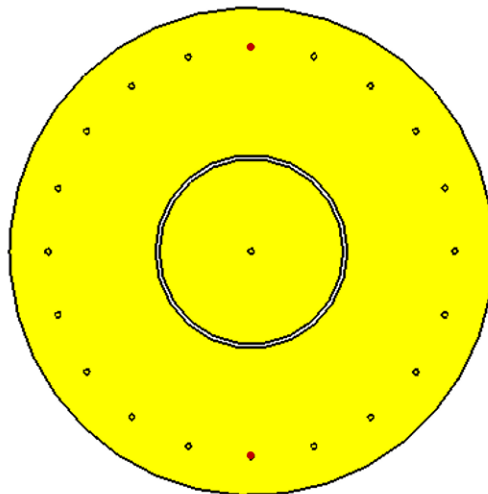


ภาพประกอบ 17 สายอากาศที่ออกแบบให้มีการสวิตซ์ลำคลื่นรูปแบบที่ 3 เจาะรูที่ขอบด้านในวงกลม 24 จุด

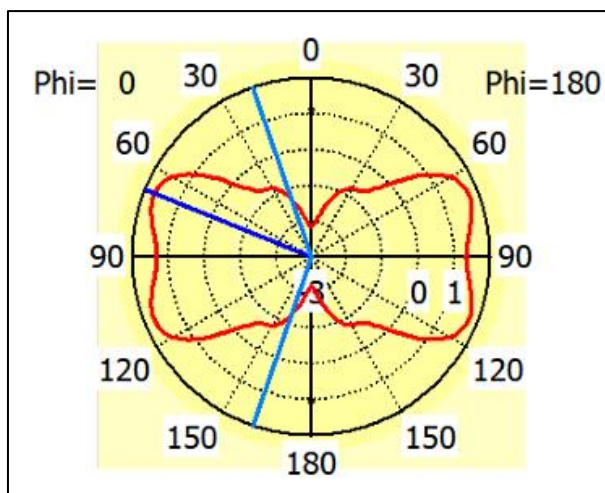


ภาพประกอบ 18 แบบรูปการแผ่พลังงานรูปแบบที่ 3

รูปแบบที่ 4 ออกแบบสายอากาศโดยเจาะรูที่ขอบด้านในวงกลม 20 จุด และลัดวงจรด้านบนและล่าง ด้านละ 1 จุด ดังแสดงในภาพประกอบที่ 19 ซึ่งแบบรูปการแผ่พลังงานมีทิศทางของลำคลื่นหลักคือ 65 องศา และ 245 องศา ซึ่งเป็นทิศทางที่ไม่ได้ทำการลัดวงจรดังแสดงในภาพประกอบที่ 20



ภาพประกอบ 19 สายอากาศที่ออกแบบให้มีการสวิตซ์ลำคลื่นรูปแบบที่ 4 เจาะรูที่ขอบด้านในวงกลม 20 จุด



ภาพประกอบ 20 แบบรูปการแผ่พลังงานรูปแบบที่ 4

2. ชุดข้อมูลจำลองของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง เพื่อใช้ในเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

ได้ทำการเก็บตัวอย่างชุดจำลองข้อมูลการสร้างสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างในโปรแกรม CST Studio Suite โดยได้เริ่มจากการออกแบบสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างแบบหลากหลายรูปแบบ ดังนี้ มีการออกแบบสร้างสายอากาศที่ได้ทำการเจาะรูที่ขอบด้านในวงกลม 5 แบบ คือ จำนวน 36 รู 32 รู 28 รู 24 รู และ 20 รู แต่ละรูมีระยะห่างเท่ากัน หลังจากนั้นได้ทำการจำลองแต่ละแบบในจำนวนรูที่ต่างกัน ซึ่งได้ทำการรวบรวมค่าทั้งหมดนำมาใช้ในเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อให้สามารถทำนายทิศทางลำคลื่นหลักและความกว้างแถบของสายอากาศได้ โดยใช้ค่าป้อนเข้า (Input) 4 ค่า คือ จำนวนรูทั้งหมดที่เจาะบนสายอากาศ จำนวนรูที่ทำการจำลอง ตำแหน่งที่ทำการจำลอง และรัศมีของวงกลม ค่าส่งออก (Output) จำนวน 2 ค่า คือ ค่าทิศทางของลำคลื่นหลักของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างซึ่งมีหน่วยเป็นองศา และค่าความกว้างแถบของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างซึ่งมีหน่วยเป็นเมกะเฮิรตซ์ ซึ่งได้แสดงค่าชุดข้อมูลจำลองลำดับที่ 1-10 ดังตารางที่ 1

โดยจากการทดลองจากข้อมูล พบว่าค่าป้อนเข้า (Input) 4 ค่า ได้แก่ จำนวนรูทั้งหมดที่เจาะบนสายอากาศ จำนวนรูที่ทำการจำลอง ตำแหน่งของการจำลอง และรัศมีของวงกลม มีอิทธิพลต่อทิศทางของลำคลื่นหลักและความกว้างแถบของสายอากาศ ประการแรกจำนวนรูทั้งหมดที่เจาะบนสายอากาศ มีความสัมพันธ์กับทิศทางของลำคลื่นหลัก ยกตัวอย่างเช่น เมื่อจำนวนรูมีค่ามาก เช่น 32 หรือ 36 รู จะช่วยเพิ่มความสามารถในการเลือกตำแหน่งสำหรับการจำลอง ส่งผลให้สามารถควบคุมการสวิตช์ทิศทางของลำคลื่นหลักได้อย่างหลากหลายยิ่งขึ้น

แต่เมื่อจำนวนรูมีค่าลดลง เช่น 20 หรือ 24 รู แม้โครงสร้างจะมีความซับซ้อนลดลง แต่ความสามารถในการควบคุมทิศทางถูกจำกัด ทำให้การเปลี่ยนทิศทางของลำคลื่นหลักเกิดขึ้นได้เพียงบางช่วงองศาเท่านั้น

ประการถัดมา จำนวนรูที่ทำการลัดวงจร มีผลกระทบเนื่องจากจำนวนรูที่ถูกลัดวงจรจะเป็นตัวกำหนดทิศทางของลำคลื่นหลัก ตัวอย่างเช่น ในกรณีที่ทำกรลัดวงจรเพียง 1-3 รู ทิศทางของลำคลื่นหลักจะเปลี่ยนไปในทิศทางที่กำหนด แต่จะมีความกว้างลำคลื่นที่กว้าง ทำให้เกิดการครอบคลุมบริเวณทิศทางใกล้เคียงกับที่ออกแบบมา ซึ่งเป็นทิศทางที่ไม่ต้องการส่งหรือรับสัญญาณ เป็นสาเหตุของการเกิดสัญญาณแทรกสอดที่มีค่ามากขึ้น ขณะที่ในกรณีที่มีการลัดวงจรถึง 8 รู จะทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของทิศทางลำคลื่นหลักอย่างชัดเจนและครอบคลุมทิศทางของลำคลื่นตามที่ได้ออกแบบไว้

ประการสุดท้าย รัศมีของวงกลมมีผลต่อค่า S_{11} ของสายอากาศ โดยเมื่อมีการเปลี่ยนแปลง ค่ารัศมี จะส่งผลให้ความถี่เรโซแนนซ์ของสายอากาศเกิดการเลื่อนตำแหน่งไปจากเดิม ทั้งนี้ จากการทดลองพบว่า เมื่อรัศมีของวงกลมอยู่ในช่วง 65 มิลลิเมตร ถึง 72 มิลลิเมตร ค่า S_{11} ที่ได้ยังมีการทำงานที่เหมาะสม โดยมีความกว้างแถบที่สามารถใช้งานได้อยู่ในช่วง 150 เมกะเฮิรตซ์ ถึง 170 เมกะเฮิรตซ์ ซึ่งเป็นค่าที่เพียงพอต่อการประยุกต์ใช้งานในระบบสื่อสารยุคที่ 5 ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์

จากการวิเคราะห์ทั้งหมดสามารถสรุปได้ว่า จำนวนรูทั้งหมดที่เจาะบนสายอากาศและจำนวนรูที่ลัดวงจร เป็นตัวแปรที่มีผลต่อการเปลี่ยนทิศทางของลำคลื่นหลักโดยตรง ขณะที่รัศมีของวงกลม มีบทบาทสำคัญในการกำหนดค่าความกว้างแถบของสายอากาศ ดังนั้น การออกแบบสายอากาศแถบความถี่กว้างที่สามารถสวิตซ์ทิศทางของลำคลื่นได้ 4 ทิศทาง จึงจำเป็นต้องพิจารณาปัจจัยทั้งสิ้น คือ จำนวนรูทั้งหมดที่เจาะบนสายอากาศ จำนวนรูที่ทำการลัดวงจร ตำแหน่งที่ทำการลัดวงจร และรัศมีของวงกลมร่วมกันอย่างเป็นระบบ

ตาราง 1 ชุดข้อมูลจำลองลำดับที่ 1-10

ลำดับ	ค่าป้อนเข้า (Input)				ค่าส่งออก (Output)	
	จำนวนรูทั้งหมด ที่ เจาะบน สายอากาศ	จำนวนรูที่ ทำการ ลัดวงจร	ตำแหน่งที่ ทำการ ลัดวงจร	รัศมีของ วงกลม (มิลลิเมตร)	ทิศทางของ ลำคลื่นหลัก (องศา)	ความกว้าง แถบ (เมกะเฮิรตซ์)
1	36	3	1	70	23	170
2	32	8	1	68	25	170
3	28	3	1	67	15	170
4	32	1	2	72	63	160
5	32	8	2	68	90	160
6	20	2	2	65	116	170
7	32	8	3	68	174	170
8	20	2	3	70	158	150
9	24	3	4	65	272	160
10	32	8	4	68	260	150

3. การออกแบบเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้อัลกอริทึม

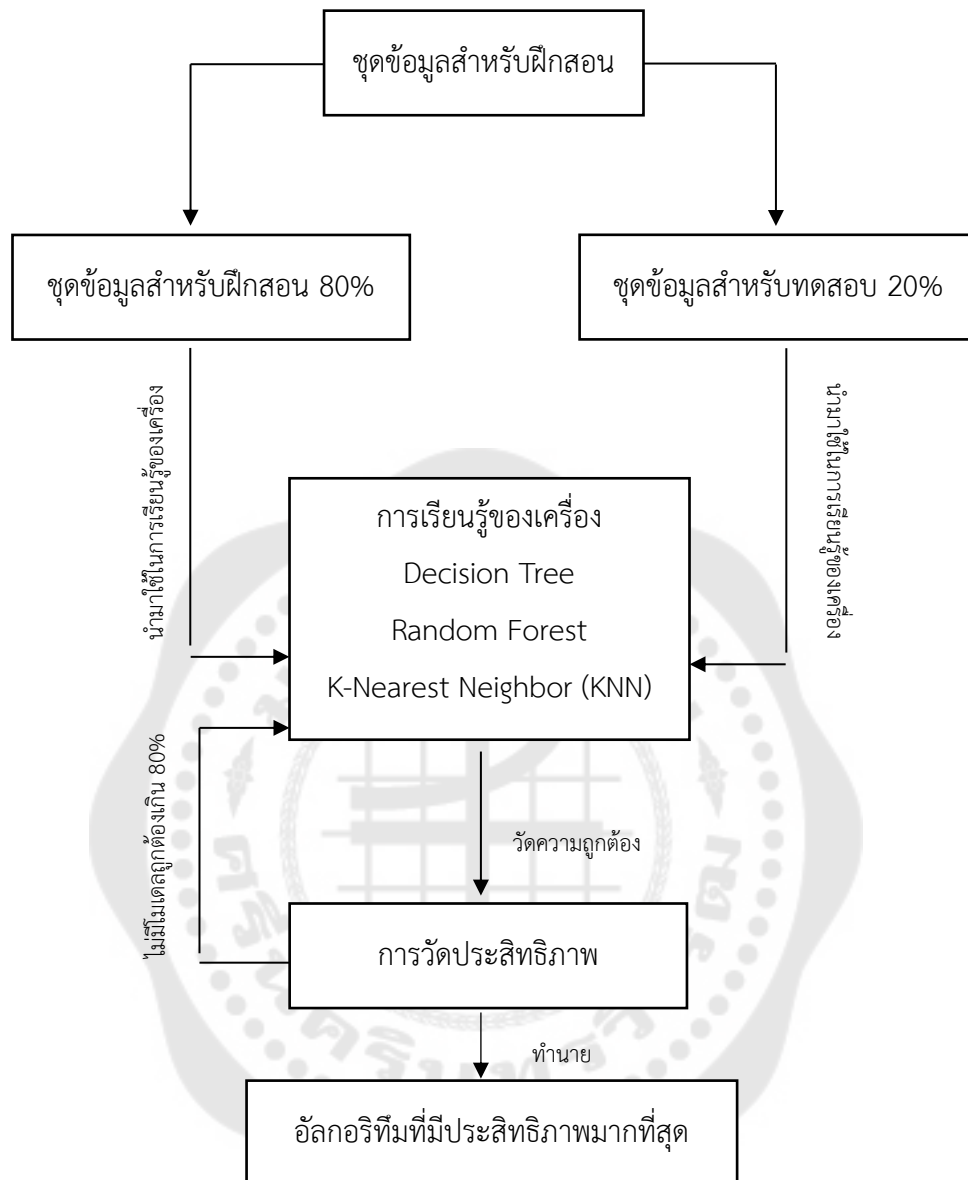
ได้ทำการออกแบบเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้อัลกอริทึม 3 แบบ ได้แก่ Random Forest K-Nearest Neighbors (KNN) และ Decision Trees เพื่อใช้ในการทำนายทิศทางลำคลื่นหลักและความกว้างแถบของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง ซึ่งได้ทำการเขียนโปรแกรมที่ได้ใช้อัลกอริทึม 3 แบบ ใน Google Colab ผ่านโปรแกรม Python โดยใช้ชุดข้อมูลจำลองที่ได้ทำการเก็บข้อมูลผ่านโปรแกรม CST Studio Suite มาใช้สำหรับการฝึกสอนและการทดสอบ ในกระบวนการนี้ได้มีการใช้คำสั่ง `train_test_split` จากไลบรารี Scikit-learn เพื่อการแบ่งชุดข้อมูลทั้งหมดจำนวน 200 ชุดออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอน (Training set) คิดเป็น 80% และชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Test set) คิดเป็น 20% และได้จัดเตรียมชุดข้อมูลจากการจำลองในโปรแกรม CST อีกจำนวน 10 ชุด เพื่อนำมาใช้ในการตรวจสอบความถูกต้องของผลการทำนาย โดยภายในโปรแกรมได้มีการออกแบบให้วัดค่าความแม่นยำ (Accuracy) โดยใช้คำสั่ง `accuracy_score` จากไลบรารี Scikit-learn ซึ่งค่าที่ได้แสดงเป็นเปอร์เซ็นต์ หากค่าดังกล่าวมีค่า 100% แสดงว่าแบบจำลองสามารถทำนายได้อย่างถูกต้องมาก และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Error: MAE) ใช้สำหรับวัดความคลาดเคลื่อน

ระหว่างค่าที่ทำนายได้กับค่าจริง โดยมีหน่วยเป็นองศาสำหรับการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก และเปอร์เซ็นต์ (%) สำหรับการทำนายความกว้างแถบ ซึ่งค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยที่ต่ำจะแสดงถึงความแม่นยำในการทำนายที่ดี จากนั้นเมื่อได้ผลลัพธ์จากการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก และความกว้างแถบจากอัลกอริทึมทั้ง 3 แบบ จะนำมาเปรียบเทียบกับผลการทำนายจากโปรแกรม CST Studio Suite เพื่อตรวจสอบความแม่นยำในการทำนายทิศทางและความกว้างแถบของสายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง และได้แสดงกรอบแนวความคิดในการทำงานของโปรแกรมซึ่งออกแบบโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้อัลกอริทึม 3 แบบ ดังภาพประกอบที่ 21 โดยแสดงค่า Hyperparameter ของอัลกอริทึมทั้งหมด 3 แบบที่ได้ทำการกำหนดดังแสดงในตารางที่ 2

ในการทดลองครั้งนี้ ได้ทำการเลือกใช้อัลกอริทึม KNN โดยได้ทำการทดสอบค่า K ตั้งแต่ 1 ถึง 20 เพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุด พบว่าหากเลือกค่า K มีค่ามากเกินไป ผลลัพธ์ที่ได้จะมีค่าความแม่นยำในการทำนายลดลง เนื่องจากโมเดลจะพิจารณาข้อมูลเพื่อนบ้านจำนวนมากเกินไป ทำให้เกิดการเฉลี่ยค่าผลลัพธ์ที่ทำให้โมเดลไม่สามารถจำแนกความแตกต่างของข้อมูลในแต่ละคลาสได้อย่างชัดเจน แต่การเลือกค่า K ที่มีค่าน้อยเกินไป โมเดลจะมีความไวต่อสัญญาณรบกวนหรือข้อมูลที่มีค่าผิดปกติมากเกินไป ส่งผลให้ค่าความแม่นยำของโมเดลลดลงเช่นกัน จากการวิเคราะห์ผลการทดลอง พบว่าค่า K ที่เหมาะสมคือ 7 ซึ่งผลการทดลองยืนยันว่าโมเดลสามารถสร้างขอบเขตการจำแนกที่มีความเหมาะสมในการแยกคลาสข้อมูลได้ชัดเจนยิ่งขึ้น ให้ค่าประสิทธิภาพในเชิงความแม่นยำ และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยที่สมมูลกว่าค่าของ K อื่น ๆ

ตาราง 2 ค่า Hyperparameter ของอัลกอริทึมทั้ง 3 แบบ

อัลกอริทึม	Hyperparameter	ค่าคงที่
Decision Tree	random_state	42
Random Forest	n_estimators	100
	random_state	42
KNN	n_neighbors	7



ภาพประกอบ 21 แสดงขั้นตอนการทำงานของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

4. ผลการทำนายของการเรียนรู้ของเครื่อง 3 อัลกอริทึม

จากการออกแบบการเรียนรู้ของเครื่องโดยได้ใช้อัลกอริทึม 3 แบบ ได้แก่ Random Forest, K-Nearest Neighbors (KNN) และ Decision Trees เพื่อใช้ในการทำนายทิศทางลำคลื่นหลักและความกว้างแถบของสายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง โดยได้ใช้ชุดข้อมูลจำลองที่ได้เก็บข้อมูลจากโปรแกรม CST Studio Suite มาใช้ในการทำนายทิศทางลำคลื่นหลักและความกว้างแถบโดยใช้ตัวอย่าง 10 ตัวอย่าง ซึ่ง 10 ตัวอย่างที่ใช้ในการทำนายมีค่าป้อนเข้า (Input) 4 ค่า คือ จำนวนรูทั้งหมดที่เจาะบนสายอากาศ จำนวนรูที่ทำการลัดวงจร ตำแหน่งที่ทำการ

ลัดวงจร และรัศมีของวงกลม ค่าส่งออก (Output) จำนวน 2 ค่า คือ ค่าทิศทางของลำคลื่นหลักของสายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างซึ่งมีหน่วยเป็นองศาและค่าความกว้างแถบของสายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างซึ่งมีหน่วยเป็นเมกะเฮิรตซ์ โดยผลการทำนายด้วยการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจากอัลกอริทึมทั้ง 3 แบบ มีความแม่นยำ ดังนี้

4.1 ผลการทำนายอัลกอริทึมแบบการสุ่มป่าไม้ (Random Forest)

จากการทำนายทิศทางลำคลื่นหลักมีความแม่นยำ 91.78% มีความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 30.24 องศา และการทำนายความกว้างแถบมีความแม่นยำ 98.54% มีความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 5.25% ดังแสดงในตารางที่ 3

ตาราง 3 ผลการทำนายอัลกอริทึมแบบการสุ่มป่าไม้ (Random forest)

ลำดับ	ค่าป้อนเข้า (Input)				ค่าส่งออก (Output)	
	จำนวนรูทั้งหมดที่เจาะบนสายอากาศ	จำนวนรูที่ทำการลัดวงจร	ตำแหน่งที่ทำการลัดวงจร	รัศมีของวงกลม (มิลลิเมตร)	ทิศทางของลำคลื่นหลัก (องศา)	ความกว้างแถบ (เมกะเฮิรตซ์)
1	36	3	1	70	25	170
2	32	8	1	68	155	170
3	28	3	1	67	25	160
4	32	1	2	72	165	160
5	32	8	2	68	85	170
6	20	2	2	65	155	170
7	20	2	3	70	165	170
8	32	8	3	68	155	170
9	24	3	4	65	255	160
10	32	8	4	68	265	170
ค่าความแม่นยำของการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก (%)					91.78	
ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก (องศา)					30.24	
ค่าความแม่นยำของการทำนายความกว้างแถบ (%)					98.54	
ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของการทำนายความกว้างแถบ (%)					5.25	

4.2 ผลการทำนายอัลกอริทึมแบบ K-Nearest Neighbors (KNN)

จากการทำนายทิศทางลำคลื่นหลักมีค่าความแม่นยำ 43.33% มีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 30.28 องศา และการทำนายความกว้างแถบมีค่าความแม่นยำ 56.67% มีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 6.68% ดังแสดงในตารางที่ 4

ตาราง 4 ผลการทำนายอัลกอริทึมแบบ K-Nearest Neighbors (KNN)

ลำดับ	ค่าป้อนเข้า (Input)				ค่าส่งออก (Output)	
	จำนวนรูทั้งหมด ที่ เจาะบน สายอากาศ	จำนวนรูที่ ทำการ ลัดวงจร	ตำแหน่งที่ ทำการ ลัดวงจร	รัศมีของ วงกลม (มิลลิเมตร)	ทิศทาง ของลำ คลื่นหลัก (องศา)	ความกว้าง แถบ (เมกะเฮิรตซ์)
1	36	3	1	70	25	180
2	32	8	1	68	155	170
3	28	3	1	67	25	160
4	32	1	2	72	115	160
5	32	8	2	68	85	170
6	20	2	2	65	155	170
7	20	2	3	70	165	170
8	32	8	3	68	85	170
9	24	3	4	65	155	160
10	32	8	4	68	155	160
ค่าความแม่นยำของการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก (%)					43.33	
ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก (องศา)					30.28	
ค่าความแม่นยำของการทำนายความกว้างแถบ (%)					56.67	
ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของการทำนายความกว้างแถบ (%)					6.68	

4.3 ผลการทำนายอัลกอริทึมแบบ Decision Tree

จากการทำนายทิศทางลำคลื่นหลักมีค่าความแม่นยำ 94.56% มีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 20.12 องศา และการทำนายความกว้างแถบมีค่าความแม่นยำ 99.03% มีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 3.50% ดังแสดงในตารางที่ 5

ตาราง 5 ผลการทำนายอัลกอริทึมแบบ Decision Tree

ลำดับ	ค่าป้อนเข้า (Input)				ค่าส่งออก (Output)	
	จำนวนรูทั้งหมด ที่ เจาะบน สายอากาศ	จำนวนรูที่ ทำการ ลัดวงจร	ตำแหน่งที่ ทำการ ลัดวงจร	รัศมีของ วงกลม (มิลลิเมตร)	ทิศทาง ของลำ คลื่นหลัก (องศา)	ความกว้าง แถบ (เมกะเฮิรตซ์)
1	36	3	1	70	25	170
2	32	8	1	68	25	150
3	28	3	1	67	15	170
4	32	1	2	72	65	160
5	32	8	2	68	85	150
6	20	2	2	65	65	170
7	20	2	3	70	165	170
8	32	8	3	68	155	150
9	24	3	4	65	275	160
10	32	8	4	68	265	150
ค่าความแม่นยำของการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก (%)					94.56	
ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก (องศา)					20.12	
ค่าความแม่นยำของการทำนายความกว้างแถบ (%)					99.03	
ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของการทำนายความกว้างแถบ (%)					3.50	

5. การทำนายของการเรียนรู้ของเครื่อง 3 อัลกอริทึมเปรียบเทียบกับผลการจำลองของโปรแกรม CST Studio

เพื่อประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องทั้ง 3 อัลกอริทึม ได้แก่ อัลกอริทึมแบบ Decision Tree อัลกอริทึมแบบ Random Forest และอัลกอริทึมแบบ K-Nearest Neighbors (KNN) ในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและความกว้างแถบ โดยใช้ชุดข้อมูลจำลองที่ได้ทำการเก็บข้อมูลผ่านโปรแกรม CST Studio Suite มาใช้สำหรับการฝึกสอนและการทดสอบ ในกระบวนการนี้ได้มีการใช้คำสั่ง train_test_split จากไลบรารี Scikit-learn เพื่อทำการแบ่งชุดข้อมูลทั้งหมดจำนวน 200 ชุดออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอน (Training set) คิดเป็น 80% และชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Test set) คิดเป็น 20% และได้จัดเตรียมชุดข้อมูลจากการจำลองในโปรแกรม CST อีกจำนวน 10 ชุดข้อมูล จากนั้นทำการประเมินประสิทธิภาพของแต่ละอัลกอริทึมดังต่อไปนี้ ค่าความแม่นยำ (Accuracy) ใช้สำหรับประเมินความถูกต้องของการทำนาย โดยใช้คำสั่ง accuracy_score จากไลบรารี Scikit-learn ซึ่งค่าที่ได้แสดงเป็นเปอร์เซ็นต์ หากค่าดังกล่าวมีค่า 100% แสดงว่าแบบจำลองสามารถทำนายได้อย่างถูกต้องมาก ต่อไปเป็นค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Error: MAE) ใช้สำหรับวัดความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าที่ทำนายได้กับค่าจริง โดยมีหน่วยเป็นองศาสำหรับการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก และเปอร์เซ็นต์ (%) สำหรับการทำนายความกว้างแถบ ซึ่งค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยที่ต่ำจะแสดงถึงความแม่นยำในการทำนายที่ดี จากผลการทำนายของการเรียนรู้ของเครื่องทั้ง 3 อัลกอริทึม ได้นำผลการทำนายมาเปรียบเทียบกับผลการจำลองจากโปรแกรม CST Studio เพื่อทำการตรวจสอบความถูกต้องของการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและความกว้างแถบ โดยในการทำนายได้ทำการทำนายทั้งหมด 10 ตัวอย่าง ซึ่งมีค่าป้อนเข้าจำนวน 4 ค่า และค่าส่งออกจำนวน 2 ค่า โดยเมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริงจากโปรแกรม CST Studio พบว่าอัลกอริทึมแบบ Decision Tree สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ถูก 8 ตัวอย่าง และความกว้างแถบได้ถูก 8 ตัวอย่าง อัลกอริทึมแบบ Random forest สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ถูก 5 ตัวอย่าง และความกว้างแถบได้ถูก 6 ตัวอย่าง และอัลกอริทึมแบบ KNN สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ถูก 4 ตัวอย่าง และความกว้างแถบได้ถูก 4 ตัวอย่าง โดยเกณฑ์ที่สามารถยอมรับได้ในการประเมินผลการทำนายนี้เป็นการกำหนดขอบเขตความคลาดเคลื่อนของทิศทางลำคลื่นหลัก กำหนดให้ความคลาดเคลื่อนแต่ละกรณีไม่เกิน ± 10 องศา โดยช่วงค่าความคลาดเคลื่อนดังกล่าวถือว่าอยู่ในขอบเขตที่ยอมรับได้ เนื่องจากการเบี่ยงเบนในระดับนี้ไม่ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของสายอากาศในการใช้งานจริง ทั้งนี้ การกำหนดเกณฑ์ดังกล่าวมีวัตถุประสงค์เพื่อให้การประเมินผลมีความสามารถใน

การทำนายของอัลกอริทึมได้อย่างชัดเจน นอกจากนี้ยังประเมินจากค่าความแม่นยำในการทำนายของทิศทางลำคลื่นหลักและความกว้างแถบ ดังตารางที่ 6

ตาราง 6 ผลการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและความกว้างแถบของทั้ง 3 อัลกอริทึมเปรียบเทียบกับโปรแกรม CST Studio (ตัวหนา : ผลการทำนายที่สอดคล้องกับโปรแกรม CST)
 ตัวบาง : ผลการทำนายที่ไม่สอดคล้องกับโปรแกรม CST)

ลำดับ	CST		Decision Tree		Random Forest		KNN	
	ลำคลื่นหลัก (องศา)	ความกว้างแถบ (เมกะเฮิรตซ์)	ลำคลื่นหลัก (องศา)	ความกว้างแถบ (เมกะเฮิรตซ์)	ลำคลื่นหลัก (องศา)	ความกว้างแถบ (เมกะเฮิรตซ์)	ลำคลื่นหลัก (องศา)	ความกว้างแถบ (เมกะเฮิรตซ์)
1	23	170	25	170	25	170	25	180
2	25	170	25	150	155	170	155	170
3	15	170	15	170	25	160	25	160
4	63	160	65	160	165	160	115	160
5	90	160	85	150	85	170	85	170
6	116	170	65	170	155	170	155	170
7	174	170	165	170	165	170	165	170
8	158	150	155	150	155	170	85	170
9	272	160	275	160	255	160	155	160
10	260	150	265	150	265	170	155	160

จากผลการทดลองที่แสดงในตารางที่ 6 พบว่าในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักอัลกอริทึมทั้ง 3 แบบ ให้ผลลัพธ์ที่แตกต่างจากค่าที่ได้จากโปรแกรม CST มากกว่าการทำนายค่าความกว้างแถบ เนื่องจากค่าของทิศทางลำคลื่นหลักเป็นข้อมูลเชิงมุมที่มีช่วงการกระจายตัวระหว่าง 0–360 องศา ทำให้ค่าผลลัพธ์มีการแปรผันได้มาก และทำให้อัลกอริทึมมีโอกาสทำนายคลาดเคลื่อนได้สูงกว่าข้อมูลที่อยู่ในช่วงจำกัด ในขณะที่การทำนายความกว้างแถบพบว่าผลลัพธ์จากทั้ง 3 แบบ มีความสอดคล้องกับค่าที่ได้จากโปรแกรม CST มากกว่า โดยค่าความกว้างแถบส่วนใหญ่อยู่ในช่วงใกล้เคียงกัน ซึ่งเป็นช่วงที่ค่าการกระจายตัวของข้อมูลไม่สูงเหมือนข้อมูลทิศทางลำคลื่นหลัก ส่งผลให้อัลกอริทึมสามารถเรียนรู้และทำนายค่าได้อย่างแม่นยำและมีความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยต่ำ อีกทั้งการเปรียบเทียบผลการทำนายทั้งทิศทางลำคลื่นหลักและ

ความกว้างแถบแสดงให้เห็นว่า แม้การทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก จะมีความคลาดเคลื่อนมากกว่าการทำนายของความกว้างแถบ แต่โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องที่นำมาใช้ยังคงสามารถสะท้อนแนวโน้มของข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ และแสดงให้เห็นถึงความสามารถของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในการนำมาประยุกต์ใช้กับงานด้านการออกแบบสายอากาศ

จากการวัดประสิทธิภาพของการเรียนรู้ของเครื่องทั้ง 3 อัลกอริทึมที่แสดงในตารางที่ 7 พบว่าอัลกอริทึมแบบ Decision Tree แสดงประสิทธิภาพโดยรวมได้ดีที่สุดในทั้งสองด้านของการทำนายทิศทางลำคลื่นหลักซึ่งมีค่าความแม่นยำคือ 94.56% และมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 20.12 องศา ในขณะที่การทำนายความกว้างแถบมีค่าความแม่นยำสูง 99.03% และมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 3.5% อัลกอริทึมแบบ Random Forest พบว่ามีประสิทธิภาพใกล้เคียงกับอัลกอริทึมแบบ Decision Tree โดยสามารถทำนายค่าความแม่นยำทิศทางลำคลื่นหลักได้ดีที่ 91.78% และมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 30.24 องศา ในด้านการทำนายความกว้างแถบมีความแม่นยำ 98.54% และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 5.25% แม้จะมีประสิทธิภาพสูง แต่อัลกอริทึมนี้มีความซับซ้อนในการประมวลผลผลลัพธ์ และใช้ทรัพยากรในการประมวลผลมากกว่าเมื่อเทียบกับ Decision Tree ในขณะที่อัลกอริทึมแบบ KNN ให้ผลลัพธ์ต่ำที่สุดในบรรดาของอัลกอริทึมทั้งสามแบบ โดยสามารถทำนายค่าความแม่นยำของทิศทางของลำคลื่นหลักได้เพียง 43.33% และมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 30.28 องศา ซึ่งแม้จะใกล้เคียงกับ Random Forest ในแง่ของค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย แต่ค่าความแม่นยำที่ต่ำมากสะท้อนถึงความไม่สามารถในการแยกแยะกลุ่มข้อมูลได้ อีกทั้งในด้านการทำนายความกว้างแถบ พบว่ามีความแม่นยำอยู่เพียง 56.67% และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสูงถึง 6.68% ซึ่งแสดงให้เห็นถึงข้อจำกัดของ KNN ในการจัดการกับข้อมูลที่มีลักษณะเชิงซับซ้อน ในการนำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาใช้ในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและความกว้างแถบ ได้ดำเนินการวัดประสิทธิภาพผลด้วยตัวชี้วัด ได้แก่ ค่าความแม่นยำ (Accuracy) และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Error: MAE) โดยการคำนวณได้ผ่านการเขียนโปรแกรมด้วยภาษา Python และใช้ไลบรารี Scikit-learn ในการประมวลผล ซึ่งค่าความแม่นยำหมายถึงอัตราส่วนของจำนวนตัวอย่างที่แบบจำลองสามารถทำนายได้ใกล้เคียงค่าจริง โดยกำหนดเงื่อนไขว่า ผลการทำนายถือว่ามีค่าถูกต้องหากค่าที่ทำนายได้มีความคลาดเคลื่อนจากค่าทิศทางจริงไม่เกิน ± 10 องศา ทั้งนี้ค่าทิศทางจริงและค่าทำนายถูกแปลงให้อยู่ในรูปแบบของช่วง (Binned Ranges) เช่น 0–10, 10–20, ... จนถึง 350–360 องศา แล้วคำนวณค่ากึ่งกลาง (Midpoint) ของแต่ละช่วงเพื่อใช้ในการเปรียบเทียบ โดยความแม่นยำถูกคำนวณเป็นเปอร์เซ็นต์จาก

$$Accuracy = 100 - \left(\left| \frac{PredictedValue - ActualValue}{360} \right| \times 100 \right) \quad (3.6)$$

และการทำนายค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Error: MAE) ใช้วัดความแตกต่างระหว่างค่าที่ทำนายได้กับค่าที่ศทางจริงโดย MAE ถูกคำนวณผ่านฟังก์ชัน `'mean_absolute_error()'` จากไลบรารี Scikit-learn โดยมีรูปแบบทั่วไปของการคำนวณจาก

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (3.7)$$

ตาราง 7 ผลการวัดประสิทธิภาพของอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง 3 แบบ

รายการวัดประสิทธิภาพ	Decision Tree	Random Forest	KNN
ค่าความแม่นยำของการทำนายทิศทางลำคลื่นหลัก (%)	94.56	91.78	43.33
ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของการทำนายทิศทางลำคลื่นหลัก (%)	5.59	8.40	8.41
ค่าความแม่นยำของการทำนายความกว้างแถบ (%)	99.03	98.54	56.67
ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของการทำนายความกว้างแถบ (%)	3.50	5.25	6.68

บทที่ 4

ผลการดำเนินงาน

ในบทนี้จะเป็นการสร้างสายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง และควบคุมการสวิตซ์ลำคลื่น จากที่ได้ออกแบบไว้ในบทที่ 3 โดยจะนำเสนอผลของการสร้างสายอากาศ ซึ่งประกอบไปด้วย ค่า S_{11} และแบบรูปการแผ่พลังงาน

สายอากาศที่ทำการสร้างจะมีความหนาชั้นวัสดุฐานรอง (h) เท่ากับ 1.6 มิลลิเมตร ค่าความหนาของแผ่นตัวนำและกราวด์เท่ากับ 0.03 มิลลิเมตร แผ่นตัวนำมีขนาดความกว้าง 190 มิลลิเมตร ยาว 190 มิลลิเมตร จากนั้นสายอากาศได้ถูกออกแบบโดยมีค่าคงตัวไดอิเล็กตริก 4.4 และด้านหน้าของสายอากาศประกอบด้วยแผ่นทองแดงวงกลมรัศมี 87 มิลลิเมตร จากนั้นทำการลัดวงจรโดยการใส่ลวดทองแดงทุกจุดของวงกลม ดังแสดงในภาพประกอบ 22 และด้านหลังของสายอากาศได้ติดตั้งตัวเก็บประจุและพินไดโอดทุกจุดของวงกลม โดยได้ทำการออกแบบทั้งหมด 4 กรณี ดังนี้

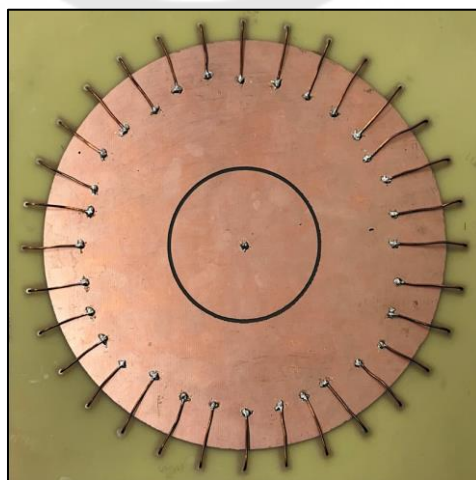
กรณีที่ 1 เปิดวงจรด้านบน 0 องศา 8 จุด และทำการลัดวงจรด้านล่าง 24 จุด

กรณีที่ 2 เปิดวงจรด้านซ้าย 90 องศา 8 จุด และทำการลัดวงจรด้านขวา 24 จุด

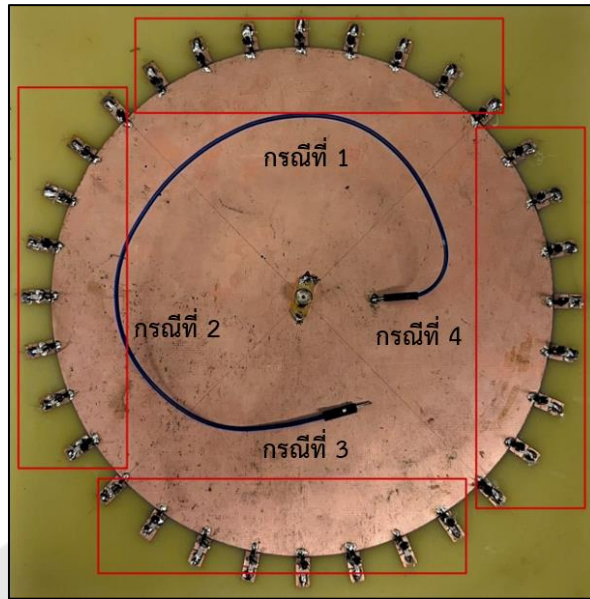
กรณีที่ 3 เปิดวงจรด้านล่าง 180 องศา 8 จุด และทำการลัดวงจรด้านบน 24 จุด

กรณีที่ 4 เปิดวงจรด้านขวา 270 องศา 8 จุด และทำการลัดวงจรด้านซ้าย 24 จุด

จากนั้นได้ทำการลัดวงจรที่ด้านหลังของสายอากาศดังแสดงในภาพประกอบที่ 23 จากนั้นนำสายอากาศ สดับ บอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์มาทำการเชื่อมต่อเพื่อวัดค่าต่าง ๆ ดังแสดงในภาพประกอบที่ 24



ภาพประกอบ 22 โครงสร้างด้านหน้าสายอากาศ



ภาพประกอบ 23 โครงสร้างด้านหลังสายอากาศ



ภาพประกอบ 24 สายอากาศ สตัม และบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ที่เชื่อมต่อเข้าด้วยกัน

หลังจากสร้างสายอากาศตามทีออกแบบไว้ เมื่อนำสายอากาศไปทำการวัดค่า S_{11} ในทั้ง 4 กรณี พบว่า ค่า S_{11} ที่ได้จากการวัดมีลักษณะใกล้เคียงกัน โดยมีค่าต่ำกว่า -10 dB ซึ่งเป็นเกณฑ์มาตรฐานที่ยอมรับได้สำหรับสายอากาศที่สามารถนำไปใช้งานจริงได้ ทั้งนี้ แม้ว่าผลการวัดในแต่ละกรณีจะปรากฏความแตกต่างเล็กน้อย แต่ความแตกต่างดังกล่าวอยู่ในระดับที่ไม่มีความสำคัญทางวิศวกรรมและไม่ก่อให้เกิดผลกระทบต่อสมรรถนะโดยรวมของสายอากาศ ดังนั้นจากผลการวัดสามารถสรุปได้ว่าสายอากาศที่สร้างขึ้นสามารถทำงานได้ในย่านความถี่ 2.48 กิกะเฮิรตซ์ ถึง 2.86 กิกะเฮิรตซ์ โดยมีแบนด์วิดท์รวม 380 เมกะเฮิรตซ์ ดังแสดงในภาพประกอบที่ 25

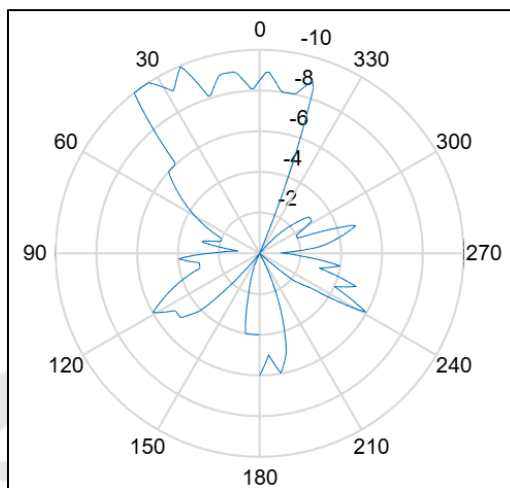


ภาพประกอบ 25 ค่า S_{11} ของสายอากาศ

4.1 สายอากาศสวิตช์ลำคลื่นกรณีที่ 1 เปิดวงจรด้านบน 0 องศา

ทำการวัดแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นกรณีที่ 1 เปิดวงจรด้านบน 0 องศา โดยแบบรูปการแผ่พลังงานมีทิศทางของลำคลื่นหลักคือ 28 องศา ซึ่งเป็นทิศทางที่ไม่ได้ทำการลัดวงจร เมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศที่ได้ทำการสร้าง กับแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศที่ได้ทำการออกแบบในบทที่ 3 พบว่าแบบรูปการแผ่พลังงานมีลำคลื่นหลักไปในทิศทางเดียวกัน ดังแสดงในภาพประกอบที่ 26 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่าอัลกอริทึม Decision Tree ทำนายค่าลำคลื่นหลักได้เท่ากับ 25 องศา Random Forest ทำนายได้ 155 องศา และ KNN ทำนายได้ 155 องศา โดยเมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริงจากโปรแกรม CST Studio ซึ่งมีค่าลำคลื่นหลักเท่ากับ 25 องศา จะเห็นได้ว่าอัลกอริทึม Decision Tree สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ ตรงกับค่าจริง ในขณะที่อัลกอริทึม Random Forest และ KNN มีค่าคลาดเคลื่อนอยู่ที่

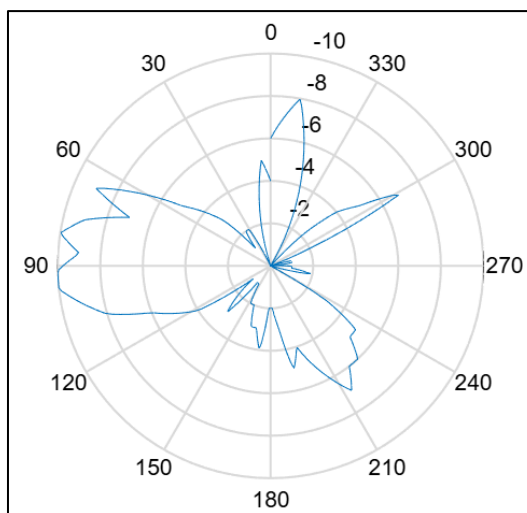
130 องศา ซึ่งถือว่าคลาดเคลื่อนเกินขอบเขต ± 10 องศาที่กำหนดไว้ ดังนั้นทำให้สามารถยืนยันได้ว่าอัลกอริทึม Decision Tree ที่นำมาทำนายสามารถใช้สนับสนุนการออกแบบของสายอากาศได้



ภาพประกอบ 26 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศกรณีที่ 1

4.2 สายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 2 เปิดวงจรด้านซ้าย 90 องศา

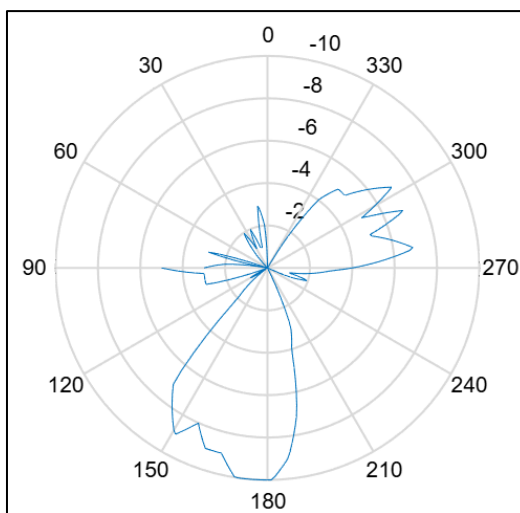
ทำการวัดแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 2 เปิดวงจรด้านซ้าย 90 องศา โดยแบบรูปการแผ่พลังงานมีทิศทางของลำคลื่นหลักคือ 90 องศา ซึ่งเป็นทิศทางที่ไม่ได้ทำการลัดวงจร เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศที่ได้ทำการสร้างกับ แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศที่ได้ทำการออกแบบในบทที่ 3 พบว่าแบบรูปการแผ่พลังงานมีลำคลื่นหลักไปในทิศทางเดียวกัน ดังแสดงในภาพประกอบที่ 27 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่าอัลกอริทึม Decision Tree ทำนายค่าลำคลื่นหลักได้เท่ากับ 85 องศา Random Forest ทำนายได้ 85 องศา และ KNN ทำนายได้ 85 องศา โดยเมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริงจากโปรแกรม CST Studio ซึ่งมีค่าลำคลื่นหลักเท่ากับ 90 องศา จะเห็นได้ว่าอัลกอริทึมทั้ง 3 แบบ สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ตรงกับค่าจริง ดังนั้นทำให้สามารถยืนยันได้ว่าเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องที่นำมาทำนายสามารถใช้สนับสนุนการออกแบบของสายอากาศได้



ภาพประกอบ 27 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศกรณีที่ 2

4.3 สายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 3 เปิดวงจрд้านล่าง 180 องศา

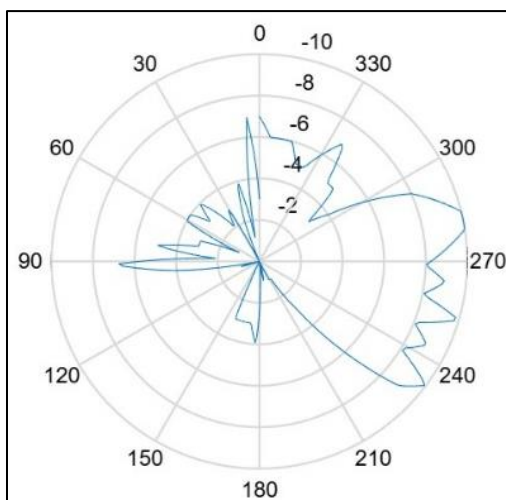
ทำการวัดแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 3 เปิดวงจрд้านล่าง 180 องศา โดยแบบรูปการแผ่พลังงานมีทิศทางของลำคลื่นหลักคือ 180 องศา ซึ่งเป็นทิศทางที่ไม่ได้ทำการลัดวงจร เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศที่ได้ทำการสร้าง กับ แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศที่ได้ทำการออกแบบในบทที่ 3 พบว่าแบบรูปการแผ่พลังงานมีลำคลื่นหลักไปในทิศทางเดียวกัน ดังแสดงในภาพประกอบที่ 28 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่าอัลกอริทึม Decision Tree ทำนายค่าลำคลื่นหลักได้เท่ากับ 165 องศา Random Forest ทำนายได้ 165 องศา และ KNN ทำนายได้ 165 องศา โดยเมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริงจากโปรแกรม CST Studio ซึ่งมีค่าลำคลื่นหลักเท่ากับ 174 องศา จะเห็นได้ว่าอัลกอริทึมทั้ง 3 แบบ สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นมีค่าคลาดเคลื่อนอยู่ที่ 9 องศา ซึ่งถือว่าคลาดเคลื่อนไม่เกินขอบเขต ± 10 องศาที่กำหนดไว้ ดังนั้นทำให้สามารถยืนยันได้ว่าเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องที่นำมาทำนายสามารถใช้สนับสนุนการออกแบบของสายอากาศได้



ภาพประกอบ 28 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศกรณีที่ 3

4.4 สายอากาศสวิตช์ลำคลื่นกรณีที่ 4 เปิดวงจрд้านขวา 270 องศา

ทำการวัดแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นกรณีที่ 4 เปิดวงจрд้านซ้าย 270 องศา โดยแบบรูปการแผ่พลังงานมีทิศทางของลำคลื่นหลักคือ 260 องศา ซึ่งเป็นทิศทางที่ไม่ได้ทำการลัดวงจร เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศที่ได้ทำการสร้าง กับ แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศที่ได้ทำการออกแบบในบทที่ 3 พบว่าแบบรูปการแผ่พลังงานมีลำคลื่นหลักไปในทิศทางเดียวกัน ดังแสดงในภาพประกอบที่ 29 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่าอัลกอริทึม Decision Tree ทำนายค่าลำคลื่นหลักได้เท่ากับ 265 องศา Random Forest ทำนายได้ 265 องศา และ KNN ทำนายได้ 155 องศา โดยเมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริงจากโปรแกรม CST Studio ซึ่งมีค่าลำคลื่นหลักเท่ากับ 260 องศา จะเห็นได้ว่าอัลกอริทึม Decision Tree และ Random Forest สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ตรงกับค่าจริง และ KNN มีค่าคลาดเคลื่อนอยู่ที่ 105 องศา ซึ่งถือว่าคลาดเคลื่อนเกินขอบเขต ± 10 องศาที่กำหนดไว้ ดังนั้นทำให้สามารถยืนยันได้ว่าอัลกอริทึม Decision Tree และ Random Forest ที่นำมาทำนายสามารถใช้สนับสนุนการออกแบบของสายอากาศได้



ภาพประกอบ 29 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศกรณีที่ 4

จากการดำเนินงานพบว่าผลการจำลองแบบสายอากาศด้วยโปรแกรม CST Studio Suite แสดงให้เห็นว่าแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศมีทิศทางของลำคลื่นหลัก และค่าความกว้างแถบตรงตามที่ได้ออกแบบไว้ อีกทั้งเมื่อมีการลัดวงจรในตำแหน่งต่าง ๆ พบว่าสายอากาศสามารถสวิตซ์ทิศทางของ ลำคลื่นได้อย่างชัดเจน และยังคงให้ค่าความกว้างแถบที่รองรับการสื่อสารในย่านความถี่ 5G ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ต่อมาได้มีการประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้อัลกอริทึม Decision Tree, Random Forest และ KNN เพื่อทำนายทั้งทิศทางของลำคลื่นหลัก และค่าความกว้างแถบ ซึ่งพบว่าอัลกอริทึม Decision Tree ให้ผลการทำนายที่มีความแม่นยำสูงที่สุด และมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยต่ำที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมอื่น ๆ โดยสามารถทำนายค่าทิศทางของลำคลื่นหลักและค่าความกว้างแถบได้ใกล้เคียงกับผลที่ได้จากการจำลองใน CST Studio Suite อย่างมาก รองลงมาคืออัลกอริทึม Random Forest ซึ่งให้ผลการทำนายที่ดีในระดับหนึ่ง และสุดท้ายคืออัลกอริทึม KNN ซึ่งมีค่าความคลาดเคลื่อนมากกว่าทั้งสองอัลกอริทึมแรก นอกจากนี้ค่าทิศทางของลำคลื่นหลักที่ได้จากการออกแบบในโปรแกรม การสร้างสายอากาศจริง และการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมีความสอดคล้องกันในทุกกรณี โดยค่าความกว้างแถบที่วัดได้จากสายอากาศจริงยังสามารถทำงานได้ในย่านความถี่ที่ออกแบบไว้ ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าสายอากาศที่ออกแบบและสายอากาศที่สร้างขึ้นจากผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง โดยเฉพาะอัลกอริทึม Decision Tree สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยการนำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาใช้ในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและแถบความถี่กว้างสามารถใช้ในการออกแบบสาย วิเคราะห์ และลดระยะเวลาในการพัฒนาสายอากาศ

บทที่ 5

สรุป อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

ในบทนี้จะเป็นการสรุปผลการสร้างสายอากาศสวิตช์แถบความถี่กว้าง และมีการสวิตช์ลำคลื่น 4 ทิศทาง รวมทั้งเสนอแนะแนวทางในการพัฒนางานให้ก้าวหน้าขึ้นในอนาคต โดยประกอบด้วย

1. สรุปผลการวิจัย
2. อภิปรายผลการวิจัย
3. ข้อเสนอแนะ

สรุปผลการวิจัย

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อออกแบบและสร้างสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างที่สามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ และสามารถสวิตช์ทิศทางของลำคลื่นได้ 4 ทิศทางผ่านการลัดวงจร ณ ตำแหน่งที่ออกแบบไว้ โดยได้ประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เพื่อทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและความกว้างแถบของสายอากาศที่ออกแบบไว้ ซึ่งขั้นตอนการดำเนินงานได้เริ่มจากการออกแบบสายอากาศในโปรแกรม CST Studio Suite โดยได้สร้างชุดข้อมูลจำลองทั้งหมด 200 ชุด โดยมีค่าป้อนเข้าคือ จำนวนรูที่เจาะบนสายอากาศ จำนวนรูที่ทำการลัดวงจร ตำแหน่งที่ทำการลัดวงจร และรัศมีของวงกลม ซึ่งมีค่าผลลัพธ์ที่ต้องการทำนายคือ ทิศทางของลำคลื่นหลัก และความกว้างแถบของสายอากาศ จากนั้นได้นำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยโดยได้ใช้อัลกอริทึม 3 แบบ ได้แก่ Decision Tree, Random Forest และ KNN เพื่อแก้ไขปัญหาที่ไม่สามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าพารามิเตอร์ของสายอากาศกับผลลัพธ์ที่ได้จากการจำลองโดยตรง ซึ่งจากการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและความกว้างแถบของสายอากาศแสดงให้เห็นว่า อัลกอริทึมแบบ Decision Tree สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและความกว้างแถบได้แม่นยำที่สุด รองลงมาคืออัลกอริทึมแบบ Random Forest และ KNN ตามลำดับ โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนของผลการทำนายเมื่อเปรียบเทียบกับค่าจากการจำลองในโปรแกรม CST Studio Suite ไม่เกินร้อยละ 20 เมื่อได้ผลการทำนายแล้ว ได้นำตัวอย่างที่ผ่านการทำนายมาใช้ในการสร้างสายอากาศจริง โดยด้านหลังของสายอากาศได้นำตัวเก็บประจุและพินไดโอดบัดกรีติดเข้าไปที่ตำแหน่งที่ได้ออกแบบไว้พร้อมกับหัวต่อสายนำสัญญาณและตัวเชื่อมต่อเข้ากับบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ จากนั้นทำการเขียนโปรแกรมเพื่อสั่งให้สายอากาศสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ตามกรณีที่ต้องการ และทำการติดตั้งไมโครคอนโทรลเลอร์เข้ากับสายอากาศ ซึ่งสามารถแบ่งออกเป็น 4 กรณี คือ

กรณีที่ 1 เปิดวงจรด้านบน 0 องศา กรณีที่ 2 เปิดวงจรด้านซ้าย 90 องศา กรณีที่ 3 เปิดวงจรด้านล่าง 180 องศา และกรณีที่ 4 เปิดวงจรด้านขวา 270 องศา จากนั้นจึงทำการวัดค่า S_{11} และแบบรูปการแผ่พลังงาน โดยทำการสวิตช์ลำคลื่น 4 ทิศทาง ตามที่ออกแบบไว้ โดยผลลัพธ์ของทุกกรณีพบว่าสายอากาศสามารถทำงานได้ตั้งแต่ย่านความถี่ 2.48 กิกะเฮิรตซ์ ถึง 2.86 กิกะเฮิรตซ์ มีค่าแบนด์วิดท์เท่ากับ 380 เมกะเฮิรตซ์ และแบบรูปการแผ่พลังงานมีทิศทางของลำคลื่นหลักตามที่ออกแบบและการทำงานทุกกรณี

อภิปรายผลการวิจัย

จากผลการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและความกว้างแถบของสายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง จำนวน 10 ตัวอย่าง โดยใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องทั้ง 3 อัลกอริทึม ได้แก่ Decision Tree, Random Forest และ KNN พบว่าอัลกอริทึมแบบ Decision Tree ให้ผลการทำนายที่มีความแม่นยำมากที่สุดในการบอราอัลกอริทึมทั้งหมด โดยสามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นได้ใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการจำลองในโปรแกรม CST Studio Suite มากที่สุด โดยมีค่าความแม่นยำในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักคือ 94.56% ค่าความแม่นยำในการทำนายความกว้างแถบคือ 99.03% ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก คือ 5.59% หรือ 20.12 องศา และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยในการทำนายความกว้างแถบคือ 3.5% โดยที่อัลกอริทึม แบบ Random Forest ให้ค่าความแม่นยำในการทำนายทิศทางลำคลื่นหลักคือ 91.78% มีค่าความแม่นยำในการทำนายความกว้างแถบคือ 98.54% โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก คือ 8.40% หรือ 30.24 องศา และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยในการทำนายความกว้างแถบคือ 5.25% ซึ่งสำหรับการทำนายค่าความกว้างแถบแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่ค่อนข้างดีในการประมวลผลข้อมูลหลายมิติ โดยเฉพาะด้านความกว้างแถบที่ผลการทำนายค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยใกล้เคียงกับ อัลกอริทึมแบบ Decision Tree ในขณะที่เดียวกันอัลกอริทึมแบบ KNN มีค่าความแม่นยำสำหรับการทำนายลำคลื่นหลักคือ 43.33% และในการทำนายความกว้างแถบคือ 56.67% ซึ่งถือว่าต่ำมากเมื่อเปรียบเทียบกับสองอัลกอริทึมแรก ทั้งยังมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักคือ 8.41% หรือ 30.28 องศา และมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยในการทำนายความกว้างแถบคือ 6.68% ซึ่งสะท้อนว่าอัลกอริทึมแบบ KNN ไม่เหมาะสำหรับการใช้งานกับข้อมูลประเภทนี้ ซึ่งอาจมีโครงสร้างเชิงตรรกะมากกว่าความต่อเนื่องในเชิงตำแหน่งหรือระยะห่างของข้อมูล จากผลการทำนายสามารถสรุปได้ว่า อัลกอริทึมแบบ Decision Tree มีความเหมาะสมที่สุดสำหรับการ

ประยุกต์ใช้ในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและค่าความกว้างแถบของสายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นแถบความถี่กว้าง เนื่องจากให้ผลการทำนายที่มีค่าความแม่นยำสูง มีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยต่ำ ทั้งนี้ผลการทดสอบสายอากาศที่สร้างจริงยังแสดงให้เห็นว่าสายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างสามารถทำงานได้ตามที่ออกแบบไว้ทุกกรณี

ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยฉบับนี้ได้ทำการออกแบบและสร้างสายอากาศสวิตซ์ลำคลื่นแถบความถี่กว้างโดยได้นำการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาประยุกต์ใช้ในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและความกว้างแถบรวมไปถึงสามารถสวิตซ์ลำคลื่นได้ 4 ทิศทาง ดังนั้นหากในอนาคตผู้ที่สนใจที่จะนำโครงการนี้ไปวิจัยหรือศึกษาต่อสามารถเพิ่มทิศทางของการสวิตซ์ลำคลื่นได้เพื่อรองรับการใช้งานในสถานการณ์ที่มีความซับซ้อนมากยิ่งขึ้น อีกทั้งสามารถเพิ่มอัลกอริทึมชนิดอื่นที่ใช้ในการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อให้สามารถเรียนรู้ข้อมูลที่ซับซ้อนได้ดีขึ้นและทำนายผลได้อย่างมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

บรรณานุกรม

1. Gupta RC, S; Koilpillai, R. David. Wide-band Circular Slot Cut Patch Antenna with Broad Beam-width for X band applications. 2022. p. 1–4.
2. Deshmukh AAM, Amita; Kudoo, Chinmay; Pawar, Shefali. E-shape Microstrip Antenna Backed By Pairs Of Slots Cut Ground Plane For Wideband Response. 8th International Conference on Advances in Computing and Communication (ICACC-2018); 2018: IEEE; 2018. p. 1–7.
3. Deshmukh AAZ, Priyal; Verma, Priyanka; Agrawal, Sudesh. Circular Polarized Tunable Square Slot Cut Elliptical Patch Microstrip Antenna. 2016 Online International Conference on Green Engineering and Technologies (IC-GET): IEEE; 2016. p. 1–4.
4. Ranjan PM, A.; Gupta, H.; Yadav, S.; Sharma, A. Ultra-Wideband CPW Fed Band-Notched Monopole Antenna Optimization Using Machine Learning. Progress In Electromagnetics Research M. 2022;108:27–38.
5. Haque MAS, N.; Sawaran Singh, N. S.; Rahman, M. A.; Hasan, M. N.; Islam, M.; Zakariya, M. A.; Paul, L. C.; Sharker, A. H.; Abro, G. E. M.; Hannan, M.; Pk, R. Dual Band Antenna Design and Prediction of Resonance Frequency Using Machine Learning Approaches. Applied Sciences. 2022;12(10505):1–18.
6. Nuray YA, N. 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.
7. Haque MAR, M. A.; Al-Bawri, S. S.; Yusof, Z.; Sharker, A. H.; Abdulkawi, W. M.; Saha, D.; Paul, L. C.; Zakariya, M. A. Machine Learning-based Technique for Gain and Resonance Prediction of Mid Band 5G Yagi Antenna. Scientific Reports. 2023;13(12590):1–22.
8. Jain RR, P.; Singhal, P. K.; Thakare, V. V. 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: IEEE; 2022.



ประวัติผู้เขียน

