



การเพิ่มประสิทธิภาพของการสวิตช์ลำคลื่นในสายอากาศต้นเดี่ยวโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง  
ENHANCEMENT OF BEAM SWITCHING IN SINGLE ELEMENT ANTENNA USING  
MACHINE LEARNING



กัญญาพัชร แสงจันทร์

การเพิ่มประสิทธิภาพของการสวิตช์ล้าคลื่นในสายอากาศต้นเดี่ยวโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง



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

ENHANCEMENT OF BEAM SWITCHING IN SINGLE ELEMENT ANTENNA USING  
MACHINE LEARNING



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

ปริญญานิพนธ์

เรื่อง

การเพิ่มประสิทธิภาพของการสวิตช์ลำคลื่นในสายอากาศต้นเดี่ยวโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง

ของ

กัญญาพัชร แสงจันทร์

ได้รับอนุมัติจากบัณฑิตวิทยาลัยให้นับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร  
วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ (วศ.ม.)  
ของมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

(รองศาสตราจารย์ นายแพทย์จัตตชัย เอกปัญญากุล)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

คณะกรรมการสอบปากเปล่าปริญญานิพนธ์

..... อาจารย์ที่ปรึกษา  
(รองศาสตราจารย์ ดร.พิชญา ชัยปัญญา)

..... ประธานกรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นุชนาฏ สันทาลุณย์)

..... กรรมการ  
(อาจารย์ ดร.ศรีสุภางค์ ทิวสุวรรณ)

ชื่อเรื่อง	การเพิ่มประสิทธิภาพของการสวิตช์ลำคลื่นในสายอากาศต้นเดียวโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง
ผู้วิจัย	กัญญาพัชร แสงจันทร์
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
ปีการศึกษา	2568
อาจารย์ที่ปรึกษา	รองศาสตราจารย์ ดร.พิชญา ชัยปัญญา

งานวิจัยนี้นำเสนอการออกแบบและพัฒนาสายอากาศไมโครสตริปต้นเดี่ยวรูปวงกลมที่ทำงานที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ซึ่งเป็นย่านความถี่ของระบบสื่อสารไร้สายยุคที่ 5 โดยสายอากาศสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 8 ทิศทาง ได้แก่ 0, 45, 90, 135, 180, 225, 270 และ 315 องศา ด้วยการลัดวงจรที่ขอบของสายอากาศ พร้อมทั้งประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและสัมประสิทธิ์การสะท้อน โดยในงานนี้ใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง 4 รูปแบบ ได้แก่ Gradient Regression, Lasso Regression, Linear Regression และ Random Forest โดยใช้ข้อมูลจำนวน 140 ชุดจากโปรแกรม CST Studio Suite ตัวแปรป้อนเข้าจำนวน 4 ตัวแปรได้แก่ ระยะห่างระหว่างจุดลัดวงจร จำนวนรูในการลัดวงจร ทิศทางในการลัดวงจร และรัศมีตั้งแต่จุดศูนย์กลางไปยังตำแหน่งรูที่ลัดวงจร และค่าป้อนออกจำนวน 2 ตัวแปร ได้แก่ ทิศทางของลำคลื่นหลักในหน่วยองศา และสัมประสิทธิ์การสะท้อนในหน่วย dB ผลการทำนายพบว่า Lasso Regression, Linear Regression และ Random Forest สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้อย่างถูกต้องทุกกรณี และ Random Forest ให้ผลการทำนายสัมประสิทธิ์การสะท้อนใกล้เคียงค่าจริงมากที่สุด จากนั้นได้นำค่าที่ได้ไปสร้างสายอากาศจริงโดยใช้ฟินไดโอดควบคุมด้วยไมโครคอนโทรลเลอร์ ซึ่งผลการทดสอบยืนยันว่าสายอากาศสามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ และสวิตช์ลำคลื่นได้ครบทั้ง 8 ทิศทางตามที่ออกแบบและทำนายด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง แสดงให้เห็นว่าการประยุกต์ใช้การเรียนรู้ของเครื่องสามารถช่วยทำนายและปรับปรุงการออกแบบสายอากาศได้อย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้ยังลดเวลาและความซับซ้อนในการจำลองทางแม่เหล็กไฟฟ้าเมื่อเทียบกับการออกแบบดั้งเดิม

คำสำคัญ: การเรียนรู้ของเครื่อง, สายอากาศไมโครสตริปต้นเดียว, การสวิตช์ลำคลื่น, การสื่อสารไร้สายยุคที่ 5

Title	ENHANCEMENT OF BEAM SWITCHING IN SINGLE ELEMENT ANTENNA USING MACHINE LEARNING
Author	KANYAPAT SANGCHAN
Degree	MASTER OF ENGINEERING
Academic Year	2025
Advisor	Associate Professor Pichaya Chaipanya, Ph.D.

This research presents the design and development of a single circular microstrip antenna operating at 2.6 GHz for fifth-generation (5G) wireless communication systems. The proposed antenna enables beam switching in eight directions ( $0^{\circ}$ – $315^{\circ}$ ) through short-circuiting at the antenna edges. Machine learning techniques are applied to predict the main beam direction and return loss using four algorithms: Gradient Regression, Lasso Regression, Linear Regression, and Random Forest. A total of 140 datasets obtained from CST Studio Suite are used, with four input parameters related to the short-circuit configuration and two output parameters corresponding to the main beam direction and return loss. The results indicate that Lasso Regression, Linear Regression, and Random Forest accurately predict the main beam direction, while Random Forest provides the most accurate estimation of the return loss. A prototype antenna fabricated using PIN diodes controlled by a microcontroller confirms successful operation at 2.6 GHz with beam switching in all eight directions. These results demonstrate that the application of machine learning can effectively assist in predicting and improving antenna design, while reducing the time and complexity of electromagnetic simulations compared with conventional design.

Keywords: Machine Learning, Single-element microstrip antenna, Switch beam, 5G wireless communication

## กิตติกรรมประกาศ

ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณอย่างสูงต่อ รองศาสตราจารย์ ดร. พิชญา ชัยปัญญา อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ผู้ให้คำแนะนำ ชี้แนะแนวทาง และดูแลอย่างใกล้ชิดตลอดการทำวิจัย ท่านได้ถ่ายทอดความรู้และประสบการณ์อย่างเต็มที่ พร้อมมอบกำลังใจและความเมตตาอันมีคุณค่า ซึ่งช่วยให้ข้าพเจ้าพัฒนาทักษะทางวิชาการและดำเนินงานวิจัยจนสำเร็จลุล่วงด้วยดี ข้าพเจ้าขอขอบพระคุณ คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ที่สละเวลาให้คำแนะนำอันเป็นประโยชน์ต่อการพัฒนาผลงานให้สมบูรณ์ยิ่งขึ้น รวมถึง คณาจารย์สาขาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ที่มอบความรู้และแนวคิดอันทรงคุณค่าเป็นพื้นฐานสำคัญในการวิจัยครั้งนี้ นอกจากนี้ ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณต่อบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ที่ได้ให้การสนับสนุนและอำนวยความสะดวกด้านการดำเนินงานทางวิชาการ ตลอดจนแนวทางในการจัดทำวิทยานิพนธ์ ซึ่งช่วยให้ข้าพเจ้าสามารถดำเนินงานวิจัยให้สำเร็จลุล่วงได้อย่างสมบูรณ์ ข้าพเจ้าขอขอบคุณ เพื่อนนักศึกษาและเพื่อนร่วมงานวิจัยทุกท่าน ที่ให้คำปรึกษา กำลังใจ และความช่วยเหลือตลอดระยะเวลาการทำงาน ซึ่งเป็นแรงใจสำคัญในการก้าวผ่านอุปสรรคต่าง ๆ ท้ายที่สุด ข้าพเจ้าขอโน้มแสดงความขอบพระคุณจากใจต่อ ครอบครัวอันเป็นที่รัก โดยเฉพาะ คุณพ่อและคุณแม่ ที่เป็นกำลังใจและแรงสนับสนุนที่สำคัญที่สุดในชีวิต ขอขอบพระคุณในความรัก ความเข้าใจ และความห่วงใยที่มอบให้มาโดยตลอด ข้าพเจ้าขออุทิศผลงานวิจัยฉบับนี้เป็นเครื่องแสดงความกตัญญูกตเวทิต่อทุกท่านที่ได้กล่าวนามไว้ และแม้จะไม่สามารถเอยนามได้ครบถ้วน ข้าพเจ้าขอโน้มรับว่าทุกท่านล้วนมีส่วนร่วมในความสำเร็จของงานวิจัยฉบับนี้ด้วยความเคารพอย่างสูง

กัญญาพัชร แสงจันทร์

# สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย .....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ .....	จ
กิตติกรรมประกาศ .....	ฉ
สารบัญ .....	ช
สารบัญตาราง .....	ฌ
สารบัญรูปภาพ .....	ญ
บทที่ 1 บทนำ .....	1
ความเป็นมาและความสำคัญ .....	1
วัตถุประสงค์ของงานวิจัย .....	3
ความสำคัญของการวิจัย .....	3
ขอบเขตงานวิจัย .....	3
ประโยชน์ของงานวิจัย .....	4
บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....	5
1. สายอากาศไมโครสตริป .....	5
2. สายอากาศแก่งานิตสวิทช์ลำคลื่น (switched beam antennas) .....	6
3. เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Techniques) .....	7
1. อัลกอริทึมแบบป่าสุ่ม (Random Forest) .....	8
2. อัลกอริทึมแบบการถดถอยเชิงเส้น (Linear regression: LR) .....	10
3. อัลกอริทึมการถดถอยแบบกราเดียนต์ (Gradient Regression) .....	11

4. อัลกอริทึมการถดถอยเชิงเส้นแบบลาสโซ (Lasso Regression).....	13
4. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....	15
บทที่ 3 วิธีการดำเนินงาน.....	18
กรอบแนวความคิดในการทำงานวิจัย.....	18
1. การออกแบบสายอากาศไมโครสตริปตันเดี่ยวรูปวงกลม.....	18
2. ชุดข้อมูลจำลองของสายอากาศไมโครสตริปรูปวงกลม สำหรับการเรียนรู้ของเครื่อง .....	29
3. การออกแบบการเรียนรู้ของเครื่อง 4 อัลกอริทึม .....	30
4. ผลการทำนายของการเรียนรู้ของเครื่อง 4 อัลกอริทึม.....	32
5. การทำนายของการเรียนรู้ของเครื่อง เปรียบเทียบกับผลการจำลองในโปรแกรม CST Studio Suite .....	38
บทที่ 4 ผลการดำเนินงาน .....	41
บทที่ 5 สรุป อภิปรายผล และ ข้อเสนอแนะ .....	54
สรุปผลวิจัย .....	54
อภิปรายผล .....	56
ข้อเสนอแนะ .....	57
บรรณานุกรม .....	58
ภาคผนวก.....	60
ภาคผนวก ก บทควมวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์ในที่ประชุมวิชาการ .....	61

## สารบัญตาราง

	หน้า
ตาราง 1 แสดงการเปรียบเทียบข้อดี และข้อเสียของ 4 อัลกอริทึม .....	15
ตาราง 2 ตัวอย่างชุดข้อมูลจำลองที่ได้จากโปรแกรม CST Studio Suite .....	30
ตาราง 3 ค่า Hyperparameter ของอัลกอริทึมทั้ง 4 แบบ .....	32
ตาราง 4 ผลการทำนายของ Gradient Regression.....	34
ตาราง 5 ผลการทำนายของ Lasso Regression .....	35
ตาราง 6 ผลการทำนายของ Linear Regression.....	36
ตาราง 7 ผลการทำนายของ Random Forest .....	37
ตาราง 8 ผลการนำนายทิศทางการลำคลื่นและสัมประสิทธิ์การสะท้อนของการเรียนรู้ด้วยเครื่อง เปรียบเทียบกับผลที่ได้จากโปรแกรม CST Studio Suite .....	39
ตาราง 9 ผลการวัดประสิทธิภาพของทั้ง 4 อัลกอริทึม.....	40
ตาราง 10 ผลการทำนายทิศทางการสวิตซ์ลำคลื่นหลัก และผลการทำนายทิศทางการสะท้อนของทั้ง 4 อัลกอริทึม เปรียบเทียบกับโปรแกรม CST Studio suite.....	53
ตาราง 11 ผลการทำนายทิศทางการสวิตซ์ลำคลื่นหลัก และผลการทำนายทิศทางการสะท้อนจากจากสายอากาศที่สร้างขึ้น เปรียบเทียบกับผลจากโปรแกรม CST Studio suite..	53

## สารบัญรูปภาพ

หน้า

ภาพประกอบ 1 แสดงถึงย่านความถี่ในยุคการสื่อสารไร้สายยุคที่ 5 .....	1
ภาพประกอบ 2 สายอากาศแก่งชนิดสวิตซ์ลำคลื่น .....	7
ภาพประกอบ 3 อัลกอริทึม Random Forest.....	9
ภาพประกอบ 4 อัลกอริทึมแบบ Gradient Regression .....	13
ภาพประกอบ 5 อัลกอริทึม Lasso Regression.....	14
ภาพประกอบ 6 สายอากาศที่ได้ทำการออกแบบ .....	20
ภาพประกอบ 7 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศ .....	20
ภาพประกอบ 8 ค่า $S_{11}$ ของสายอากาศ .....	20
ภาพประกอบ 9 การสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 1 เปิดวงจรด้านบนที่ 0 องศา .....	21
ภาพประกอบ 10 แบบรูปการแผ่พลังงานกรณีที่ 1 เปิดวงจรด้านบนที่ 0 องศา.....	21
ภาพประกอบ 11 ค่า $S_{11}$ ของสายอากาศกรณีที่ 1 เปิดวงจรด้านบนที่ 0 องศา.....	22
ภาพประกอบ 12 การสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 2 เปิดวงจรด้านซ้ายบนที่ 45 องศา.....	22
ภาพประกอบ 13 แบบรูปการแผ่พลังงานกรณีที่ 2 เปิดวงจรด้านซ้ายบนที่ 45 องศา .....	22
ภาพประกอบ 14 ค่า $S_{11}$ ของสายอากาศกรณีที่ 2 เปิดวงจรด้านซ้ายบนที่ 45 องศา .....	23
ภาพประกอบ 15 การสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 3 เปิดวงจรด้านซ้ายที่ 90 องศา.....	23
ภาพประกอบ 16 แบบรูปการแผ่พลังงานกรณีที่ 3 เปิดวงจรด้านซ้ายที่ 90 องศา .....	23
ภาพประกอบ 17 ค่า $S_{11}$ ของสายอากาศกรณีที่ 3 เปิดวงจรด้านซ้ายที่ 90 องศา .....	24
ภาพประกอบ 18 การสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 4 เปิดวงจรด้านซ้ายล่างที่ 135 องศา.....	24
ภาพประกอบ 19 แบบรูปการแผ่พลังงานกรณีที่ 4 เปิดวงจรด้านซ้ายล่างที่ 135 องศา .....	24
ภาพประกอบ 20 ค่า $S_{11}$ ของสายอากาศกรณีที่ 4 เปิดวงจรด้านซ้ายล่างที่ 135 องศา.....	25
ภาพประกอบ 21 การสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 5 เปิดวงจรด้านล่างที่ 180 องศา .....	25

ภาพประกอบ 22	แบบรูปการแผ่พลังงานกรณีที่ 5 เปิดวงจรด้านล่างที่ 180 องศา.....	25
ภาพประกอบ 23	ค่า $S_{11}$ ของสายอากาศกรณีที่ 5 เปิดวงจรด้านล่างที่ 180 องศา.....	26
ภาพประกอบ 24	การสวิตช์ลำคลื่นกรณีที่ 6 เปิดวงจรด้านขวาล่างที่ 225 องศา .....	26
ภาพประกอบ 25	แบบรูปการแผ่พลังงานกรณีที่ 6 เปิดวงจรด้านขวาล่างที่ 225 องศา.....	26
ภาพประกอบ 26	ค่า $S_{11}$ ของสายอากาศกรณีที่ 6 เปิดวงจรด้านขวาล่างที่ 225 องศา.....	27
ภาพประกอบ 27	การสวิตช์ลำคลื่นกรณีที่ 7 เปิดวงจรด้านขวาที่ 270 องศา .....	27
ภาพประกอบ 28	แบบรูปการแผ่พลังงานกรณีที่ 7 เปิดวงจรด้านขวาที่ 270 องศา.....	27
ภาพประกอบ 29	ค่า $S_{11}$ ของสายอากาศกรณีที่ 7 เปิดวงจรด้านขวาที่ 270 องศา.....	28
ภาพประกอบ 30	การสวิตช์ลำคลื่นกรณีที่ 8 เปิดวงจรด้านขวาบนที่ 315 องศา .....	28
ภาพประกอบ 31	แบบรูปการแผ่พลังงานกรณีที่ 8 เปิดวงจรด้านขวาบนที่ 315 องศา.....	28
ภาพประกอบ 32	ค่า $S_{11}$ ของสายอากาศกรณีที่ 8 เปิดวงจรด้านขวาบนที่ 315 องศา.....	29
ภาพประกอบ 33	แสดงค่าป้อนเข้า 4 จำนวนเข้าที่ใช้ในการออกแบบสายอากาศ.....	30
ภาพประกอบ 34	แสดงภาพด้านหน้าของสายอากาศ .....	42
ภาพประกอบ 35	แสดงภาพด้านหลังของสายอากาศ.....	42
ภาพประกอบ 36	แสดงการต่อสแต็บ บอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ และสายอากาศ เชื่อมต่อเข้าด้วยกัน.....	42
ภาพประกอบ 37	แสดงค่าค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนของสายอากาศจริง .....	43
ภาพประกอบ 38	แสดงแบบรูปการแผ่พลังงานสายอากาศที่สร้างจริงกรณีที่ 1 .....	44
ภาพประกอบ 39	แสดงแบบรูปการแผ่พลังงานจากสายอากาศจริงกรณีที่ 2 .....	45
ภาพประกอบ 40	แสดงแบบรูปการแผ่พลังงานจากสายอากาศจริงกรณีที่ 3 .....	46
ภาพประกอบ 41	แสดงแบบรูปการแผ่พลังงานจากสายอากาศจริงกรณีที่ 4 .....	47
ภาพประกอบ 42	แสดงแบบรูปการแผ่พลังงานจากสายอากาศจริงกรณีที่ 5 .....	48
ภาพประกอบ 43	แสดงแบบรูปการแผ่พลังงานจากสายอากาศจริงกรณีที่ 6 .....	49

ภาพประกอบ 44 แสดงแบบรูปการแผ่พลังงานจากสายอากาศจริงกรณีที่ 7 ..... 50

ภาพประกอบ 45 แสดงแบบรูปการแผ่พลังงานจากสายอากาศจริงกรณีที่ 8 ..... 51



# บทที่ 1

## บทนำ

### ความเป็นมาและความสำคัญ

ในปัจจุบันในยุคการสื่อสารไร้สายยุคที่ 5 (5TH GENERATION: 5G) เข้ามามีบทบาทสำคัญกับการใช้ชีวิตของเรามากขึ้นโดยเฉพาะในด้านการสื่อสารที่ต้องการคุณภาพของสัญญาณสูงและการตอบสนองที่รวดเร็ว อีกทั้งการสื่อสารไร้สาย (WIRELESS COMMUNICATION) ทำให้เราสามารถติดต่อสื่อสารกับผู้คนที่อยู่ระยะไกลได้อย่างมีคุณภาพ เทคโนโลยีการสื่อสารไร้สายยุคที่ 5 มีการจัดสรรช่วงความถี่ออกเป็นสามกลุ่มหลัก ได้แก่ ย่านความถี่ต่ำ (LOW-BAND) มีความถี่ต่ำกว่า 1 กิกะเฮิรตซ์ ย่านความถี่ปานกลาง (MID-BAND) มีช่วงความถี่อยู่ที่ 1 ถึง 6 กิกะเฮิรตซ์ และ ย่านความถี่สูง (HIGH-BAND) มีช่วงความถี่มากกว่า 24 กิกะเฮิรตซ์ เพื่อรองรับความต้องการด้านความเร็ว การครอบคลุมพื้นที่ และคุณภาพการเชื่อมต่อที่แตกต่างกันดังแสดงในภาพประกอบ 1 โดยงานวิจัยนี้เลือกใช้ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ซึ่งอยู่ในกลุ่มของย่านความถี่ปานกลาง เนื่องจากเป็นช่วงที่มีความสมดุลระหว่างการครอบคลุมพื้นที่ใช้งาน และเป็นย่านที่นิยมใช้สำหรับการพัฒนาสำหรับสายอากาศ โดยการสื่อสารไร้สายในปัจจุบันมีการพัฒนาสายอากาศให้มีขนาดเล็ก ต้นทุนต่ำ สามารถรับและส่งสัญญาณไปในทิศทางของผู้ใช้งานได้ถูกต้อง และครอบคลุมพื้นที่ของผู้ใช้งานได้ โดยในการใช้งานของสายอากาศไมโครสตริปแบบต้นเดียว เมื่อสายอากาศเกิดการแพร่กระจายของสัญญาณไปในทิศทางที่ไม่ต้องการ อาจเกิดการแทรกสอดของสัญญาณจึงทำให้มีการนำเทคนิคการสวิตช์ลำคลื่นมาใช้งานเพื่อช่วยให้สายอากาศสามารถสวิตช์ลำคลื่นไปยังทิศทางที่ต้องการ และเพื่อลดการเกิดการแทรกสอดของสัญญาณ อีกทั้งสายอากาศต้นเดียวยังมีขนาดเล็กต้นทุนต่ำ และง่ายต่อการออกแบบและใช้งาน



ภาพประกอบ 1 แสดงถึงย่านความถี่ในยุคการสื่อสารไร้สายยุคที่ 5

ที่มา: <https://droidsans.com/5g-low-mid-high-band-differences/>

ปัจจุบันเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง (MACHINE LEARNING: ML) เป็นเครื่องมือที่ได้รับความนิยมในหลากหลายสาขา หนึ่งในนั้นคือการนำมาพัฒนาเกี่ยวกับการออกแบบสายอากาศ เนื่องจากผลลัพธ์ที่ได้จากการออกแบบสายอากาศอาจมีผลลัพธ์ที่เปลี่ยนไปหากทำการปรับค่า พารามิเตอร์ต่าง ๆ เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง จึงเป็นเครื่องมือที่ตอบโจทย์ในการนำมาแก้ปัญหาดังกล่าว เนื่องจากเทคโนโลยีนี้สามารถวิเคราะห์ข้อมูลที่มีความซับซ้อนให้มีความเหมาะสม เพื่อลดปัญหาของความซับซ้อนและระยะเวลาในการประมวลผล การใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่องเข้ามาช่วย ทำให้สามารถพัฒนาสายอากาศได้อย่างแม่นยำ รวดเร็ว และมีประสิทธิภาพมากขึ้น

งานวิจัยนี้จึงนำเสนอการออกแบบสายอากาศไมโครสตริปต้นเดี่ยวรูปวงกลมที่สามารถทำงานได้ที่ย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ซึ่งเป็นหนึ่งในความถี่ของการสื่อสารไร้สายยุคที่ 5 โดยสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 8 ทิศทางได้แก่ที่ 0 องศา 45 องศา 90 องศา 135 องศา 180 องศา 225 องศา 270 องศา และ 315 องศา ตามลำดับ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อให้ครอบคลุมพื้นที่ได้ครบ 360 องศา ลดการแทรกสอดของสัญญาณ และเพิ่มประสิทธิภาพในการส่งสัญญาณไปยังทิศทางที่ต้องการ และมีการนำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเข้ามาประยุกต์ใช้ในการออกแบบสายอากาศ โดยในงานวิจัยนี้ได้นำองค์ความรู้จากการศึกษาวิจัยต่าง ๆ มาปรับใช้ในการออกแบบสายอากาศโดยนำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาช่วยในการทำนายสัมประสิทธิ์การสะท้อนซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญที่มีผลต่อประสิทธิภาพของสายอากาศ และเพิ่มการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก ซึ่งเป็นตัวกำหนดคุณภาพของการกระจายลำคลื่น เพื่อให้สามารถควบคุมและกำหนดทิศทางของลำคลื่นหลักได้อย่างแม่นยำ ตามความต้องการในการสวิตช์ ลำคลื่นทั้ง 8 ทิศทางอย่างมีประสิทธิภาพ โดยได้เก็บชุดข้อมูลที่ออกแบบสายอากาศในโปรแกรม CST Studio Suite เพื่อนำมาใช้ในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก และสัมประสิทธิ์การสะท้อนของสายอากาศ โดยนำอัลกอริทึมของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาประยุกต์ใช้ในการทำนาย 4 แบบ คือ อัลกอริทึมการถดถอยแบบกราเดียนต์ (Gradient Regression) อัลกอริทึมการถดถอยแบบลาสโซ (Lasso Regression) อัลกอริทึมแบบการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) และ อัลกอริทึมแบบป่าสุ่ม (Random Forest) จากนั้นนำผลลัพธ์ของอัลกอริทึมทั้ง 4 แบบ ที่ได้ทำการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและสัมประสิทธิ์การสะท้อนมาเปรียบเทียบกันว่าอัลกอริทึมชนิดใดให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด

### วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. เพื่อออกแบบสายอากาศไมโครสตริปต้นเดี่ยวรูปวงกลมโดยสามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิร์ตซ์ และสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 8 ทิศ
2. เพื่อนำเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่องมาทำนายลำคลื่นหลัก และสัมประสิทธิ์การสะท้อนของสายอากาศ
3. เพื่อศึกษาอัลกอริทึมที่ให้ผลการทำนายที่มีความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดในการทำนายการสวิตช์ลำคลื่น และสัมประสิทธิ์การสะท้อน

### ความสำคัญของการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ทำการออกแบบสายอากาศไมโครสตริปต้นเดี่ยวรูปวงกลม ให้สามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 8 ทิศทาง โดยใช้ความรู้ของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาช่วยในการพัฒนาสายอากาศให้สามารถทำนายลำคลื่นหลักและสัมประสิทธิ์การสะท้อนได้ เนื่องด้วยในการออกแบบการสวิตช์ลำคลื่นสามารถออกแบบได้หลากหลายไม่ว่าจะเป็น ตำแหน่งการวางจุดลัดวงจร หรือแม้แต่จำนวนของจุดลัดวงจรที่สามารถออกแบบได้หลายแบบ ดังนั้นการนำการเรียนรู้ของเครื่องมาพัฒนาการทำนายลำคลื่นหลัก และสัมประสิทธิ์การสะท้อน สามารถเพิ่มประสิทธิภาพได้ และลดเวลาในการออกแบบสายอากาศได้

### ขอบเขตงานวิจัย

1. ออกแบบสายอากาศไมโครสตริปต้นเดี่ยวรูปวงกลมโดยใช้โปรแกรม CST Studio Suite โดยให้สายอากาศสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 8 ทิศทาง สามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิร์ตซ์
2. นำผลที่ได้จากการออกแบบการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศไมโครสตริปต้นเดี่ยวจากโปรแกรม CST Studio Suite นำมาเป็นชุดข้อมูลที่ใช้ในการจำลองข้อมูลด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อการทำนายลำคลื่นหลักและสัมประสิทธิ์การสะท้อนของสายอากาศไมโครสตริปแบบต้นเดี่ยว
3. ชุดข้อมูลค่าป้อนเข้า (Input) จำนวน 4 ตัวแปร ได้แก่ ระยะห่างระหว่างจุดลัดวงจร จำนวนรูในการลัดวงจร ทิศทางในการลัดวงจร และรัศมีตั้งแต่จุดศูนย์กลางไปยังตำแหน่งรูที่ลัดวงจร ค่าส่งออก (Output) จำนวน 2 ตัวแปร ได้แก่ ทิศทางของลำคลื่นหลักในหน่วยองศา และสัมประสิทธิ์การสะท้อนในหน่วย dB

4. ใช้อัลกอริทึมของการเรียนรู้ของเครื่อง 4 แบบ ได้แก่ Gradient Regression, Lasso Regression, Linear Regression และ Random Forest มาใช้ในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและสัมประสิทธิ์การสะท้อนของสายอากาศไมโครสตริปแบบต้นเดียว

5. นำผลการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและสัมประสิทธิ์การสะท้อน จากเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาเปรียบเทียบกับโปรแกรม CST Studio Suite เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของการทำนาย

6. นำผลการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักและสัมประสิทธิ์การสะท้อนจากทั้ง 4 แบบ มาเปรียบเทียบเพื่อพิจารณาว่าอัลกอริทึมใดมีประสิทธิภาพในการทำนายได้ดีที่สุด โดยพิจารณาอัลกอริทึมที่มีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเข้าใกล้ 1 มากที่สุด และ ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเข้าใกล้ 0 มากที่สุด เพื่อระบุอัลกอริทึมที่ให้ผลการทำนายที่มีความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด

7. นำค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการทำนายไปสร้างสายอากาศ จากนั้นทำการวัดวงจรถอบของสายอากาศ และทำการติดตั้งเก็บประจุ ฟินไดโอด จากนั้นนำสายอากาศเชื่อมต่อกับบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์สำหรับการสวิตช์ลำคลื่น 8 ทิศทาง

8. ทำการเปรียบเทียบผลทิศทางลำคลื่นหลัก และค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนที่ได้จากการวัดสายอากาศจริง ผลจากการทำนายด้วยอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง และผลการจำลองจาก CST Studio Suite เพื่อเปรียบเทียบผลของสายอากาศว่าสอดคล้องกันหรือไม่

### **ประโยชน์ของงานวิจัย**

1. สามารถนำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาพัฒนาสายอากาศให้สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักในหน่วยองศาและสัมประสิทธิ์การสะท้อน

2. สามารถลดระยะเวลาในการออกแบบสายอากาศไมโครสตริปต้นเดียวรูปวงกลมได้

3. สายอากาศสวิตช์ลำคลื่นต้นเดียวสามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการสื่อสารไร้สาย โดยเพิ่มความแรงของสัญญาณที่ต้องการและลดสัญญาณแทรกสอดได้

## บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้ศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง และได้นำเสนอตามหัวข้อต่อไปนี้

1. สายอากาศไมโครสตริป
2. สายอากาศแ่งชนิดสวิตช์ลำคลื่น
3. เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Techniques)
4. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

### 1. สายอากาศไมโครสตริป

สายอากาศไมโครสตริปประกอบด้วย แผ่นตัวนำ (Radiating patch) ระนาบกราวด์ (Ground Plane) ชั้นวัสดุฐานรอง (Substrate) โดยสามารถสรุปคุณลักษณะคุณสมบัติของสายอากาศไมโครสตริปได้ดังนี้

1.1 แผ่นตัวนำ (Radiating patch) แผ่นตัวนำมีลักษณะเป็นแผ่นโลหะแบบบาง ทำหน้าที่เป็นตัวแผ่พลังงาน และมีค่าความต้านทานต่ำ ทนต่อสภาวะแวดล้อมและการเกิดปฏิกิริยาได้ดี สามารถยึดติดกับผิวของชั้นวัสดุฐานรองได้เป็นอย่างดี โดยทั่วไปทำจากทองแดง ทองคำ หรืออลูมิเนียม แผ่นตัวนำอาจมีรูปร่างต่าง ๆ เช่น สี่เหลี่ยมผืนผ้า สี่เหลี่ยมจัตุรัส วงกลม วงรี เป็นต้น วัสดุที่นำมาใช้ทำแผ่นตัวนำนี้ จะส่งผลต่อประสิทธิภาพของสายอากาศและความยากง่ายในการผลิต นอกจากนี้แล้วขนาดและรูปร่างของแผ่นตัวนำยังเป็นปัจจัยที่กำหนดความถี่ใช้งาน และส่งผลต่อแบบรูปการแผ่พลังงาน รวมถึงอินพุตอิมพีแดนซ์ ปัจจุบันแผ่นตัวนำที่ใช้ส่วนใหญ่เป็นแผ่นตัวนำรูปวงกลมและสี่เหลี่ยม เนื่องจากการผลิตและปรับแต่งสามารถทำได้ง่ายและคุณสมบัติไม่ต่างไปจากแผ่นตัวนำรูปอื่นมากนัก

1.2 ชั้นวัสดุฐานรอง (Substrate) ชนิดและขนาดของชั้นวัสดุฐานรองเป็นปัจจัยสำคัญอย่างหนึ่งในการออกแบบ และเป็นองค์ประกอบสำคัญที่กำหนดคุณสมบัติทางไฟฟ้าและคุณสมบัติทางกลของสายอากาศไมโครสตริป การแผ่พลังงานของสายอากาศจะลดลงเมื่อค่าคงตัวไดอิเล็กตริกสัมพัทธ์ของวัสดุฐานรองเพิ่มขึ้น โดยที่ความหนาของชั้นวัสดุฐานรองมีค่าคงที่ การแผ่พลังงานของสายอากาศจะเพิ่มขึ้นเมื่อความหนาของชั้นวัสดุฐานรองเพิ่มขึ้น การเลือกวัสดุเพื่อใช้เป็นวัสดุฐานรองจะต้องคำนึงถึงสมบัติทางกล สมบัติทางเคมี ความคงทนต่อสภาวะแวดล้อม เช่น ความชื้น อุณหภูมิที่เปลี่ยนแปลง ความสามารถในการยึดติดกับผิวโลหะได้ดี ความเรียบของ

ผิวซึ่งเพิ่มประสิทธิภาพในการยึดติดกับโลหะและสามารถผลิตเป็นชั้นวัสดุฐานรองขนาดใหญ่สำหรับแผงสายอากาศได้

1.3 ระนาบกราวด์ (Ground Plane) เป็นแผ่นโลหะขนาดใหญ่เมื่อเทียบกับแผ่นตัวนำสายอากาศ ซึ่งส่วนใหญ่ทำจากโลหะชนิดเดียวกันกับสายอากาศ โดยขนาดของระนาบกราวด์จะส่งผลกระทบต่อแบบรูปการแผ่กระจายคลื่น เนื่องจากคลื่นเดี่ยวบนที่บริเวณขอบของระนาบกราวด์ นอกจากนี้ยังส่งผลต่อการวิเคราะห์คุณสมบัติของสายอากาศอีกด้วย เนื่องจากการวิเคราะห์สายอากาศส่วนใหญ่จะสมมุติว่าแผ่นระนาบกราวด์มีขนาดใหญ่กว่าแผ่นตัวนำสายอากาศมากจนสามารถประมาณได้ว่าเป็นอนันต์ ขนาดที่จำกัดของระนาบกราวด์จะมีผลต่อลำคลื่นหลัก (main lobe) น้อยมาก แต่จะทำให้เกิดลำคลื่นด้านหลังของแบบรูปการแผ่กระจายคลื่น

## 2. สายอากาศแก่งชนิดสวิตซ์ลำคลื่น (switched beam antennas)

ระบบสายอากาศแก่ง (smart antenna systems) ได้ถูกพัฒนาขึ้นครั้งแรกในช่วงปี พ.ศ. 2473 โดยได้พัฒนามาจากเทคโนโลยีของสายอากาศแถวลำดับที่มีการปรับเฟส (phased array) ร่วมกับเทคโนโลยีการประมวลผลสัญญาณ ซึ่งเริ่มแรกมีจุดประสงค์ที่จะนำมาใช้งานในระบบเรดาร์ แต่ในปัจจุบัน ระบบสายอากาศแก่งได้ถูกนำมาใช้ในระบบสื่อสารไร้สายอย่างแพร่หลาย เนื่องจากระบบสายอากาศแก่งสามารถลดสัญญาณแทรกสอดและสามารถรองรับจำนวนผู้ใช้งานที่มีมากขึ้นได้ โดยทั่วไปสายอากาศแก่งมักจะหมายถึงระบบซึ่งสามารถแก้ไขหรือตัดแปลงรูปแบบลำคลื่นเพื่อให้ชี้ไปในทิศทางที่สนใจ และสามารถลดสัญญาณแทรกสอดได้โดยการหันจุดศูนย์ (null) ไปยังทิศทางของสัญญาณแทรกสอด โดยสายอากาศแก่งชนิดสวิตซ์ลำคลื่นจะมีจำนวนแบบรูปลำคลื่นจำกัด และจะหันลำคลื่นได้โดยการสวิตซ์ สายอากาศแบบสวิตซ์ลำคลื่นประกอบไปด้วยสายอากาศแถวลำดับโครงข่ายกักรูปลำคลื่นและตัวเลือกลำคลื่น ดังแสดงในภาพประกอบ 2 ซึ่งหลักการทำงานของสายอากาศแก่งชนิดสวิตซ์ลำคลื่นมีดังนี้

2.1 สวิตซ์ลำคลื่นเพื่อตรวจหาทิศทางความแรงของสัญญาณ

2.2 ตัวเลือกลำคลื่นจะทำการเลือกลำคลื่นหนึ่งลำคลื่นที่มีความแรงของสัญญาณแรงที่สุด และจะใช้ลำคลื่นที่เลือกไว้เมื่อผู้ใช้อยู่กับที่

2.3 เปลี่ยนลำคลื่นเดิมไปยังลำคลื่นใหม่ที่มีความแรงของสัญญาณดีกว่าหรือเมื่อผู้ใช้เคลื่อนที่ไปยังส่วนอื่น

ข้อดีของสายอากาศแก่งแบบสวิตซ์ลำคลื่นสามารถสรุปได้ดังนี้

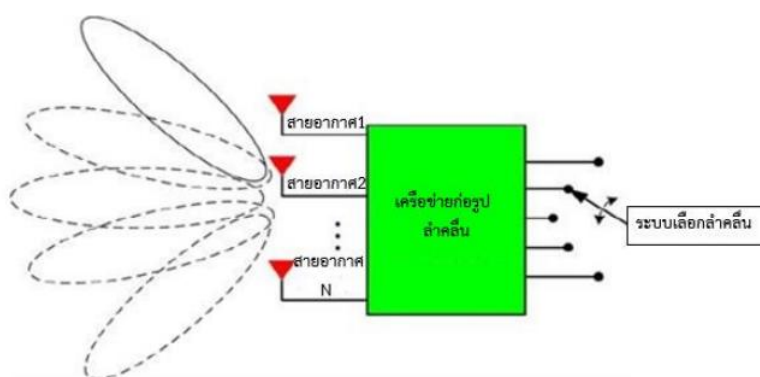
2.1 มีความซับซ้อนน้อยเมื่อเทียบกับระบบสายอากาศแก่งแบบปรับลำคลื่น

2.2 ในกรณีที่ใช้จำนวนสายอากาศไม่มากนัก ระบบสายอากาศเก่งแบบสวิตช์ลำคลื่นจะมีประสิทธิภาพใกล้เคียงกับระบบสายอากาศเก่งแบบปรับลำคลื่น

ข้อเสียของสายอากาศเก่งแบบสวิตช์ลำคลื่นสามารถสรุปได้ดังนี้

2.1 มีอัตราขยายของสัญญาณต่ำในทิศทางที่อยู่ระหว่างลำคลื่น

2.2 การลดจำนวนสัญญาณแทรกสอดมีข้อจำกัด



ภาพประกอบ 2 สายอากาศเก่งชนิดสวิตช์ลำคลื่น

ที่มา: <https://www.slideshare.net/slideshow/smart-antenna/4898388>

### 3. เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Techniques)

เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) คือ การเรียนรู้ของคอมพิวเตอร์โดยอาศัย ข้อมูล เพื่อใช้ในการทำนายหรือช่วยในการตัดสินใจได้ เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องสามารถแบ่งประเภทได้ 3 ประเภท คือ

3.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องประเภทนี้ ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ (training data) ของคอมพิวเตอร์จะระบุผลลัพธ์ (target value) ที่ต้องการไว้ โดยคอมพิวเตอร์จะเรียนรู้ความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ป้อนเข้า (input) กับผลลัพธ์ที่ออกมาจากข้อมูลก่อนหน้าที่มีเพื่อให้สามารถทำนายหรือตัดสินใจได้ ปัญหาที่ใช้การเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอนในการแก้ปัญหาสามารถแบ่งได้เป็น 2 แบบคือ

3.1.1 ปัญหาเชิงถดถอย (Regression) เป็นปัญหาที่ต้องการผลลัพธ์ออกมาเป็นค่าตัวเลข

3.1.2 ปัญหาเชิงแบ่งประเภท (Classification) เป็นปัญหาที่ต้องการผลลัพธ์ออกมาเป็นกลุ่มหรือประเภทของข้อมูล

3.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning) เป็นการเรียนรู้ของเครื่องที่ตรงกันข้ามกับการเรียนรู้แบบมีผู้สอน คือ ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของคอมพิวเตอร์จะไม่มีกระบวนการผลลัพธ์ที่ต้องการไว้ โดยคอมพิวเตอร์จะเรียนรู้เพื่อจัดกลุ่มข้อมูลจากคุณสมบัติหรือลักษณะจำเพาะของข้อมูลที่คล้ายกันให้อยู่ด้วยกัน และสร้างขอบเขตเพื่อจำแนกข้อมูลเหล่านั้น

3.3 การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement learning) เป็นการเรียนรู้ของเครื่องที่คล้ายกับการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนคือจะใช้ข้อมูลที่ไม่มีการระบุผลลัพธ์ในการเรียนรู้ของคอมพิวเตอร์ แต่สิ่งที่ต่างกันคือในการเรียนรู้ของคอมพิวเตอร์จะมีคะแนนเข้ามาเกี่ยวข้องโดยจะคำนวณว่าในสถานการณ์นั้นจะต้องทำอย่างไรเพื่อให้ได้คะแนน หรือผลลัพธ์สูงที่สุด เช่น การคำนวณทิศทางการบินหมากรุก เป็นต้น

โดยในงานวิจัยนี้ได้นำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอนมาประยุกต์ใช้ในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก และสัมประสิทธิ์การสะท้อนโดยใช้อัลกอริทึม 4 แบบในการทำนาย ได้แก่ Gradient Regression, Lasso Regression, Linear Regression และ Random Forest โดยแต่ละอัลกอริทึมมีรายละเอียดดังนี้

#### 1. อัลกอริทึมแบบป่าสุ่ม (Random Forest)

นิยมนำมาใช้งานกับการเรียนรู้ของเครื่องในช่วงทศวรรษที่ผ่านมาเนื่องจากมีประสิทธิภาพในการจัดหมวดหมู่ที่ดี มีความสามารถในการปรับขนาดได้และใช้งานง่าย Random Forest ถือเป็นกลุ่มของอัลกอริทึมแบบต้นไม้ตัดสินใจ (Decision tree) โดยอัลกอริทึม Random Forest ถูกพัฒนาเพื่อลดจุดอ่อนของการเรียนรู้แบบต้นไม้ตัดสินใจ และลดการทำให้เกิด overfitting ใน Random forest นั้นจะประกอบด้วยต้นไม้หลายต้นและจะสุ่มเลือกคุณลักษณะของชุดข้อมูลมาฝึกสอน จากนั้นจะนำผลที่ได้จากต้นไม้แต่ละต้นมาให้น้ำหนักโดยการโหวต และนำผลโหวตที่มากที่สุดมาเป็นคำตอบ โดยค่าการทำนายของอัลกอริทึม Random Forest สามารถหาได้จาก

$$\hat{y} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T h_t(x) \quad (1)$$

เมื่อ  $\hat{y}$  คือ ค่าที่โมเดลทำนาย

$T$  คือ จำนวนต้นไม้ในป่า

$h_t(x)$  คือ ผลลัพธ์จากต้นไม้ลำดับที่  $T$  เมื่อป้อนข้อมูล  $x$

ข้อดีของ Random Forest

1.1 มีความแม่นยำสูง โดยทำการรวมการตัดสินใจของหลาย ๆ ต้นไม้ ซึ่งจะช่วยลดโอกาสเกิดการจำข้อมูลมากเกินไปเมื่อเทียบกับต้นไม้เดี่ยว

1.2 ลดการเกิดการ Overfitting ได้ดี เมื่อทำการการปรับพารามิเตอร์ที่เหมาะสม เช่นจำนวนต้นไม้ หรือจำนวนฟีเจอร์ที่ใช้สุ่มในแต่ละรอบ

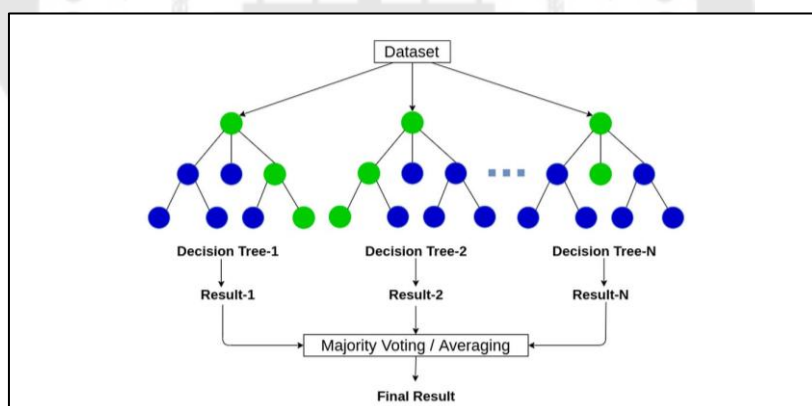
1.3 ใช้งานได้ทั้งปัญหาเชิงแบ่งประเภท และปัญหาเชิงถดถอย จึงสามารถนำไปใช้ได้หลากหลายประเภทของปัญหา

#### ข้อเสียของ Random Forest

1.1 มีความซับซ้อนและตีความยาก ถึงแม้ว่าจะมีความแม่นยำสูง แต่ไม่สามารถอธิบายผลลัพธ์ได้ง่ายเหมือนกับ Decision Tree

1.2 ใช้ทรัพยากรมากในการทำนาย โดยต้องการหน่วยประมวลผลและหน่วยความจำมากขึ้น เมื่อจำนวนต้นไม้ในป่ามาก

1.3 การเทรนหรือทำนายข้อมูลอาจใช้เวลานานกว่าโมเดลอื่น ๆ เนื่องจากความซับซ้อนในการทำนาย



ภาพประกอบ 3 อัลกอริทึม Random Forest

ที่มา: <https://medium.com/@abhishekjainindore24/everything-about-random-forest-9>

## 2. อัลกอริทึมแบบการถดถอยเชิงเส้น (Linear regression: LR)

Linear regression เป็นเทคนิคทางสถิติที่ใช้เชื่อมโยงตัวแปรบางตัวกับเป้าหมายที่เกี่ยวข้องกันซึ่งมักแสดงออกมาในรูปแบบตัวเลขในพื้นที่เชิงเส้น และถือเป็นหนึ่งในวิธีการถดถอยที่ง่ายที่สุดในการพัฒนารูปแบบในสภาพแวดล้อมที่มีความไม่แน่นอนแบบสโตแคสติกโดยหาค่าการทำนายของอัลกอริทึม Linear Regression หาได้จาก

$$\hat{y} = b_0 + b_1 x \quad (2)$$

เมื่อ	$\hat{y}$	คือ ค่าที่ทำนาย
	$b_0$	คือ ค่าคงที่
	$b_1$	คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปร
	$x$	คือ ตัวแปรที่ใช้ในการทำนาย

### ข้อดีของ Linear Regression

2.1 ความเรียบง่ายและเข้าใจง่าย Linear Regression เป็นอัลกอริทึมที่มีความเรียบง่ายและใช้สมการเชิงเส้นตรง ทำให้เข้าใจได้ง่ายและประยุกต์ใช้งานได้รวดเร็ว

2.2 ใช้ทรัพยากรน้อย อัลกอริทึมนี้ไม่ต้องการการประมวลผลที่สูงมาก จึงสามารถทำงานได้ดีในระบบที่มีข้อจำกัดของทรัพยากร

2.3 เหมาะสำหรับข้อมูลที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้น หากข้อมูลมีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงระหว่างตัวแปรตามและตัวแปรอิสระ Linear Regression จะสามารถให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำและมีประสิทธิภาพสูง

2.4 ดีความผลลัพธ์ได้ง่าย คำนวณที่ได้จาก Linear Regression สามารถบอกถึงความสำคัญของตัวแปรอิสระแต่ละตัวที่มีต่อการทำนายผล

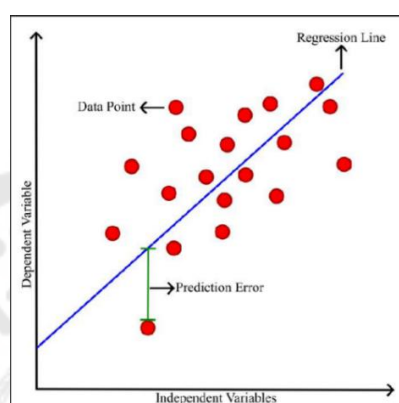
### ข้อเสียของ Linear Regression

2.1. ไม่เหมาะกับข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้น Linear Regression ไม่สามารถจัดการกับข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ซับซ้อนหรือไม่เป็นเชิงเส้นได้ เช่น ข้อมูลที่มีการเปลี่ยนแปลงแบบโค้งหรือมีรูปแบบที่ซับซ้อนกว่าเส้นตรง

2.2. ไวต่อค่าที่เบี่ยงเบนออกจากค่าปกติ (Outliers) ซึ่งมีผลกระทบมากกับ Linear Regression ซึ่งอาจทำให้ค่าทำนายเบี่ยงเบนและไม่แม่นยำ

2.3. ปัญหา Overfitting ในกรณีที่มีตัวแปรอิสระมากเกินไป โดยเฉพาะเมื่อมีความสัมพันธ์ซ้อนกันระหว่างตัวแปร อาจเกิด Overfitting ได้ ทำให้โมเดลทำงานได้ไม่แม่นยำเมื่อเจอกับข้อมูลใหม่

2.4. มีสมมติฐานบางอย่างที่จำกัด เช่น ความสัมพันธ์เชิงเส้น ความแปรปรวนคงที่ เป็นต้น ถ้าสมมติฐานเหล่านี้ไม่เป็นไปตามข้อจำกัดประสิทธิภาพของโมเดลจะลดลง



ภาพประกอบ 4 อัลกอริทึมแบบ Linear Regression

ที่มา: [https://www.researchgate.net/figure/Linearregressionmodel\\_fig1\\_381857](https://www.researchgate.net/figure/Linearregressionmodel_fig1_381857)

634

### 3. อัลกอริทึมการถดถอยแบบกราเดียนต์ (Gradient Regression)

Gradient Regression มักจะหมายถึงอัลกอริทึมที่ใช้เทคนิค Gradient Descent ร่วมกับ Linear Regression หรือ Logistic Regression เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด โดยการลดข้อผิดพลาด (Error Minimization) อย่างต่อเนื่องจนกระทั่งได้ค่าใกล้เคียงจุดที่มีข้อผิดพลาดต่ำที่สุด Gradient Regression เป็นเทคนิคที่ปรับค่าน้ำหนัก (Weights) และค่าคงที่ (Bias) ที่เล็กลงเรื่อยๆ ตามแนวทางที่ลดค่า Loss Function เช่น Mean Squared Error (MSE) สำหรับ Linear Regression หรือ Cross Entropy สำหรับ Logistic Regression โดยอาศัยการคำนวณหาความชัน (Gradient) ของ Loss Function ในแต่ละรอบ โดยโมเดลของอัลกอริทึม Gradient Regression สามารถหาได้จาก

$$F_M(x) = F_0(x) + \sum_{m=1}^M \gamma_m h_m(x) \quad (3)$$

- เมื่อ  $F_M(x)$  คือ โมเดลสุดท้ายหลังสร้างต้นไม้ครบ  $M$  ต้น
- $F_0(x)$  คือ ค่าตั้งต้น หรือ initial model
- $h_m(x)$  คือ โมเดลต้นไม้ลำดับที่  $m$  ที่ถูกทำนายเพื่อลดข้อผิดพลาด
- $\gamma_m$  คือ ค่า weight ของต้นไม้ลำดับที่  $m$
- $M$  คือ จำนวนต้นไม้ทั้งหมด

### ข้อดีของ Gradient Regression

3.1 ทำงานได้กับฟังก์ชันหลายรูปแบบ Gradient Regression สามารถใช้ได้กับทั้ง Linear Regression, Logistic Regression และโมเดลอื่น ๆ ที่มี Loss Function ที่สามารถหาความชันได้

3.2 มีประสิทธิภาพสูงในการหาค่าเหมาะสมที่สุด Gradient Regression สามารถหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดได้อย่างรวดเร็ว โดยเฉพาะเมื่อมีตัวแปรจำนวนมาก

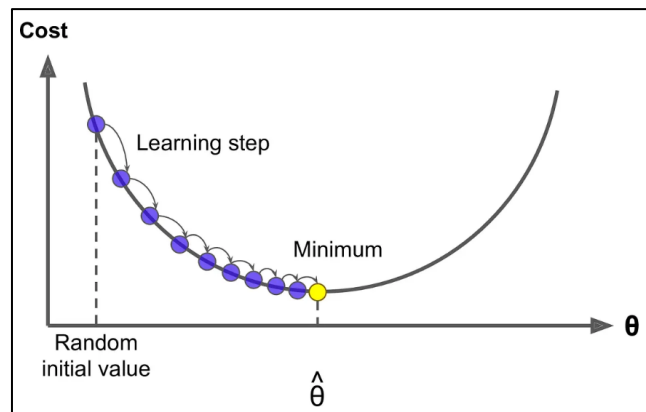
3.3 ยืดหยุ่นในการใช้งาน สามารถปรับการทำงานได้โดยการเปลี่ยนค่า Learning Rate หรือใช้เทคนิคต่าง ๆ เช่น Stochastic Gradient Descent (SGD) หรือ Mini-batch Gradient Descent เพื่อประสิทธิภาพที่ดีขึ้น

### ข้อเสียของ Gradient Descent

3.1 การเลือกค่า Learning Rate การตั้งค่า Learning Rate ที่ไม่เหมาะสมอาจทำให้การหาค่าพารามิเตอร์ล้มเหลว เช่น ถ้าค่าสูงไป การหาค่าพารามิเตอร์อาจไม่เสถียรหรืออาจข้ามจุดที่ดีที่สุดไป หากต่ำไปอาจใช้เวลานานเกินไป

3.2 ไวต่อค่า Local Minimum สำหรับฟังก์ชันที่มีหลายจุดต่ำสุด Gradient Descent อาจติดอยู่ที่ Local Minimum แทนที่จะไปถึง Global Minimum

3.3 ต้องคำนวณซ้ำหลายครั้ง การอัปเดตพารามิเตอร์ทีละเล็กละน้อยทำให้ต้องคำนวณซ้ำหลายครั้ง ซึ่งใช้เวลามาก โดยเฉพาะกับชุดข้อมูลที่มีขนาดใหญ่



ภาพประกอบ 4 อัลกอริทึมแบบ Gradient Regression

ที่มา: Gradient Descent in Machine Learning: A mathematical guide | by Chamuditha Kekulawala | Medium

#### 4. อัลกอริทึมการถดถอยเชิงเส้นแบบลาสโซ (Lasso Regression)

Lasso Regression ย่อมาจาก Least Absolute Shrinkage and Selection Operator เป็นเทคนิคการทำ Linear Regression ที่เพิ่มการลงโทษ (Penalty) สำหรับค่าสัมประสิทธิ์ (Coefficients) ที่มีค่ามากเกินไป หรือไม่สำคัญ โดยใช้ค่า L1 Regularization เพิ่มเข้าไปใน Loss Function ทำให้บางค่าสัมประสิทธิ์กลายเป็นศูนย์ ซึ่งจะช่วยในการเลือกตัวแปรและลดปัญหาข้อมูลเกินความจำเป็น โดยค่าเกรเดียนต์ของฟังก์ชันความผิดพลาดของอัลกอริทึม Lasso Regression สามารถหาได้จาก

$$J(\beta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2 + \lambda \sum_{j=1}^n |\beta_j| \quad (4)$$

เมื่อ  $J(\beta)$  คือ เกรเดียนต์ของฟังก์ชันความผิดพลาด

$y_i$  คือ ค่าจริงของข้อมูล

$\hat{y}_i$  คือ ค่าที่โมเดลทำนายได้

$m$  คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

$\beta_j$  คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปร

$\lambda$  คือ ค่าควบคุมความแรงของ L1 regularization

$|\beta_j|$  คือ ค่าสัมบูรณ์ของสัมประสิทธิ์

### ข้อดีของ Lasso Regression

4.1 การเลือกตัวแปรอัตโนมัติ Lasso Regression สามารถกำหนดค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรบางตัวให้เป็นศูนย์ได้ ซึ่งเทียบเท่ากับการตัดตัวแปรนั้นออกจากโมเดล ช่วยลดความซับซ้อนของโมเดลและเลือกตัวแปรที่มีผลสำคัญจริง ๆ

4.2 ลด Overfitting การลงโทษในรูปแบบ L1 Regularization ช่วยลด Overfitting ได้โดยการควบคุมไม่ให้ค่าสัมประสิทธิ์มีค่ามากเกินไป ทำให้โมเดลสามารถทำงานได้ดีขึ้นกับข้อมูลใหม่

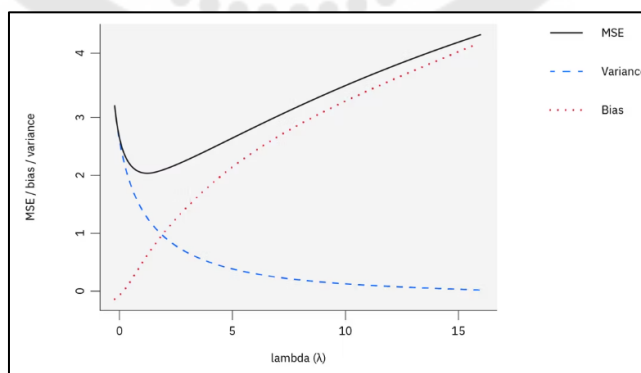
4.3 ความสามารถในการตีความ เนื่องจาก Lasso Regression จะเลือกเฉพาะตัวแปรที่สำคัญเท่านั้น โมเดลที่ได้จึงมีตัวแปรน้อยลงและตีความผลลัพธ์ได้ง่ายกว่า

### ข้อเสียของ Lasso Regression

4.1 อาจไม่เหมาะกับข้อมูลที่มีตัวแปรจำนวนมาก ในกรณีที่ข้อมูลมีตัวแปรอิสระจำนวนมากซึ่งมีความสัมพันธ์กันสูง Lasso Regression อาจไม่เลือกตัวแปรที่ถูกต้องและทำให้ค่าประมาณไม่แม่นยำ

4.2 ไม่สามารถจัดการกับตัวแปรที่มีความสัมพันธ์สูงกันได้ดี Lasso Regression จะทำให้ตัวแปรบางตัวมีค่าสัมประสิทธิ์เป็นศูนย์ ซึ่งอาจเป็นปัญหาหากตัวแปรหลายตัวมีความสัมพันธ์กันสูง เพราะอาจทำให้ตัวแปรสำคัญบางตัวถูกตัดออกไป

4.3 การเลือกค่าพารามิเตอร์เรมดา ซึ่งมีผลต่อการทำงานของ Lasso Regression การตั้งค่าที่ไม่เหมาะสมอาจทำให้โมเดลมีตัวแปรน้อยหรือมากเกินไป



ภาพประกอบ 5 อัลกอริทึม Lasso Regression

ที่มา: <https://www.linkedin.com/pulse/lasso-regression-clearly-explained>

ตาราง 1 แสดงการเปรียบเทียบข้อดี และข้อเสียของ 4 อัลกอริทึม

อัลกอริทึม	ข้อดี	ข้อเสีย
Random Forest	มีความเสถียร และรองรับข้อมูลไม่เป็นเชิงเส้นได้ดี	โมเดลมีความซับซ้อน อธิบายได้ยาก และใช้เวลาในการฝึกฝนนาน
Linear regression	โครงสร้างมีความเรียบง่าย ใช้เวลาฝึกฝนเร็ว และเหมาะกับข้อมูลเชิงเส้น	ไม่เหมาะกับข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้น และอาจเกิดความคลาดเคลื่อน
Gradient Regression	รองรับข้อมูลไม่เป็นเชิงเส้น ให้ความคลาดเคลื่อนต่ำ	มีความเสี่ยงต่อการเกิด Overfitting หากปรับพารามิเตอร์ไม่เหมาะสม และใช้เวลาฝึกนาน
Lasso Regression	สามารถคัดเลือกคุณสมบัติที่สำคัญของข้อมูลได้ และช่วยลดปัญหา Overfitting ของโมเดล	ไม่เหมาะกับข้อมูลซับซ้อน หรือไม่เป็นเชิงเส้น

#### 4. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในปัจจุบันสายอากาศที่ได้รับความนิยมเพื่อนำมาใช้เพิ่มประสิทธิภาพในการสื่อสาร ได้แก่ สายอากาศที่สามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ เนื่องจากการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศสามารถช่วยเพิ่มความแรงของสัญญาณในทิศทางที่ต้องการ และสามารถลดการแทรกสอดของสัญญาณที่มาจากทิศทางที่ไม่ต้องการได้ นอกจากนี้สายอากาศสวิตช์ลำคลื่นแบบต้นเดี่ยวยังเป็นที่นิยมเนื่องจากขนาดเล็กใช้ต้นทุนในการผลิตน้อยและง่ายต่อการออกแบบ ทำให้ได้รับความนิยมเป็นอย่างมาก โดยในการศึกษาวิจัยที่การออกแบบสายอากาศไมโครสตริปต้นเดี่ยวยุคใหม่ เช่น งานวิจัย (1) เสนอสายอากาศไมโครสตริปที่สามารถปรับทิศทางลำคลื่นได้ 360 องศา ในระนาบมุมกวาดโดยใช้แผ่นไมโครสตริปทรงกลม ซึ่งมีแบบรูปการแผ่พลังงานแบบรอบตัว พร้อมกับแถบสี่เหลี่ยมผืนผ้าจำนวน 24 แถบที่มีหน้าที่ในการปรับทิศทางลำคลื่น 360 องศา ด้วยความละเอียดมุมที่ไม่เท่ากัน คือระหว่าง 10 องศา ถึง 23 องศา ซึ่งเชื่อมต่อกันรอบองค์ประกอบของแผ่นตัวนำรูปวงกลมโดยใช้ไดโอดพิน เมื่อสถานะของไดโอดเปิดทิศทางใด ลำคลื่นหลักจะแผ่พลังงานไปในทิศทางนั้น นอกจากนี้ยังสามารถเปิดสถานะของไดโอดได้หลายตัวพร้อมกันเพื่อควบคุมความกว้างของลำคลื่น โดยการปิดสถานะของไดโอดทั้งหมดจะทำให้เกิดการกระจายลำคลื่นแบบรอบทิศทาง โดยสายอากาศสามารถทำงานได้ที่ความถี่ 3.79 กิกะเฮิร์ตซ์ ในกรณีที่มีการแผ่พลังงานรอบทิศทางมีค่าอัตราขยายของสายอากาศคือ 0.52 dBi และในกรณีที่มีการสวิตช์ลำคลื่นสามารถทำงานได้ที่ความถี่ 3.21 กิกะเฮิร์ตซ์ ถึง 3.54 กิกะเฮิร์ตซ์ มีค่าอัตราขยายของสายอากาศคือ 1.79 dBi งานวิจัยที่ (2) งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการออกแบบสายอากาศไมโครสตริปแบบปรับเปลี่ยนโครงสร้างได้ (Reconfigurable Microstrip Antenna) สำหรับประยุกต์ใช้งานในการ

สลับลำคลื่นแบบปรับตัว (Adaptive Beam-switching) โดยใช้โครงสร้างตัวแผ่รังสีแบบวงแหวนร่อง (Patch-slot-ring) สายอากาศนี้ถูกออกแบบให้ทำงานที่ความถี่ 5.8 GHz โดยใช้เทคนิคการจัดวางพินไดโอดแบบไม่สมมาตร เพื่อทำหน้าที่ควบคุมและสลับทิศทางของรูปแบบการแผ่พลังงานได้ทั้งหมด 4 สถานะ (States) ดังนี้ ระนาบแนวตั้ง (Elevation Plane) สามารถเบนลำคลื่นหลักได้ที่มุม +30 องศา (State 1) และ -35 องศา (State 2) ซึ่งให้ขอบเขตการสแกนลำคลื่นกว้างรวม 65 องศา และระนาบแนวราบ (Azimuth Plane): สามารถเบนลำคลื่นหลักได้ที่มุม +22.5 องศา (State 3) และ -22.5 องศา (State 4) ซึ่งให้ขอบเขตการสแกนลำคลื่นกว้างรวม 45 องศา โดยถึงแม้ว่าสายอากาศที่ออกแบบจะมีการสลับทิศทางของลำคลื่นไปมา แต่สายอากาศยังคงสามารถรักษาความสัมพันธ์การสะท้อน และความถี่เรโซแนนซ์ให้สามารถทำงานได้ที่ 5.8 GHz ในทุกสถานะการทำงาน ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการรับส่งสัญญาณมีความเสถียรและมีประสิทธิภาพสูง ช่วยลดความซับซ้อนและขนาดของอุปกรณ์ลงได้ งานวิจัยที่ (3) งานวิจัยนี้เป็นการออกแบบสายอากาศต้นเดียวยุทธวงกลม ที่สามารถทำงานได้ที่ความถี่ 5.8 กิกะเฮิรตซ์ และสามารถสวิตช์ลำคลื่นในระนาบแนวตั้งได้ 5 ทิศทาง ได้แก่ มุม -45°, -30°, 0°, +30° และ +45° โดยงานวิจัยนี้ใช้การสวิตช์ลำคลื่นด้วยเทคนิคพาราซีติก โดยวางแผ่นตัวนำรอบแผ่นวงกลมหลัก และติดตั้งสวิตช์พินไดโอดเพื่อควบคุมการทำงานของแผ่นพาราซีติก การเปิดและปิดสวิตช์จะทำให้ทิศทางของลำคลื่นหลักเกิดการเปลี่ยนแปลง โดยผลการวิจัยพบว่าแบบรูปการแผ่พลังงาน สายอากาศสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ตามที่ออกแบบ และทำงานได้ที่ความถี่ 5.8 กิกะเฮิรตซ์ อีกทั้งยังมีอัตราขยายของสายอากาศอยู่ที่ 8.92 dBi งานวิจัยที่ (4) ได้ทำการออกแบบสายอากาศแบบสวิตช์ ลำคลื่น Yagi-Uda สำหรับเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายโดยสายอากาศสามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.45 กิกะเฮิรตซ์ ประกอบไปด้วยสายอากาศ Yagi-Uda แปรต้นที่จัดเรียงเป็นรูปวงกลม ซึ่งสามารถปรับเปลี่ยนทิศทางของ ลำคลื่นทั้งหมด 8 ทิศทาง โดยสามารถเปลี่ยนทิศทางของลำคลื่นหลักได้ที่ละ 45 องศา ผ่านไดโอดพินโดยผลจากการจำลองพบว่าสายอากาศสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 8 ทิศทางซึ่งสามารถครอบคลุมได้ 360 องศา ความกว้างของลำคลื่นหลักประมาณ 60 องศา โดยมีค่าอัตราขยายของลำคลื่นหลักมากกว่า 5.5 dBi และลดขนาดของลำคลื่นด้านข้างลง 11 dB เมื่อเทียบกับลำคลื่นหลัก ในปัจจุบันมีการนำเครื่องมือการเรียนรู้ของเครื่องเข้ามาพัฒนาสายอากาศเพื่อลดระยะเวลาในการออกแบบและเพิ่มประสิทธิภาพของสายอากาศ เนื่องด้วยความซับซ้อนของพารามิเตอร์ ที่ใช้ในการออกแบบ โดยการการเรียนรู้ของเครื่องสามารถประเมินและวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึกได้อย่างเหมาะสม เช่น งานวิจัยที่ (5) ได้ทำการนำเสนอการออกแบบและปรับแต่งสายอากาศแบบต้นเดียว โดยในการออกแบบสายอากาศจะใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องซึ่ง

สามารถช่วยลดระยะเวลาในออกแบบสายอากาศ โดยใช้อัลกอริทึม 5 แบบ ได้แก่ Decision Tree, Random Forest, XGBoost Regression, K-Nearest Neighbor (KNN) และ Artificial Neural Network (ANN) ในการทำนายความถี่เรโซแนนซ์ของสายอากาศ โดยพบว่า KNN ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดด้วยความแม่นยำสูงถึง 98% สายอากาศมีช่วงความถี่ระหว่าง 2.9 กิกะเฮิรตซ์ ถึง 21.6 กิกะเฮิรตซ์ งานวิจัยที่ (6) ได้นำการเรียนรู้ด้วยเครื่องมาประยุกต์ใช้ในการออกแบบของสายอากาศโดยใช้อัลกอริทึมทั้งหมด 7 วิธี เช่น CNN, Linear Regression, Random forest, Decision tree Regression, Lasso Regression, Ridge Regression, และ XGBoost Regression เพื่อประมาณค่าความถี่เรโซแนนซ์ของสายอากาศ ประสิทธิภาพของโมเดลทั้ง 7 อัลกอริทึมนี้ถูกประเมินโดยใช้ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ความผิดพลาดสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) ความผิดพลาดกำลังสองรากเฉลี่ย (RMSE) และคะแนนความแปรปรวน (variance score) โดยผลการทำนายของ Decision tree Regression (DTR) พบว่าอัลกอริทึมมีค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำที่สุด ซึ่งแสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึม DTR เป็นอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดเมื่อเทียบกับอัลกอริทึมอื่น ๆ งานวิจัยที่ (7) นำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาใช้เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของสายอากาศ Quasi-Yagi-Uda โดยจากการศึกษาพบว่าอัลกอริทึม Linear Regression และ Gaussian Process Regression ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดในการทำนายค่าความถี่และกำลังขยายของสายอากาศ งานวิจัยที่ (8) เสนอการออกแบบสายอากาศ RFID แบบ F-shape ย่านความถี่คูโดยใช้การเรียนรู้ด้วยเครื่อง เพื่อให้สายอากาศทำงานในย่านความถี่ 867 เมกะเฮิรตซ์ ในย่านความถี่สูงพิเศษ (UHF) และ 2.45 กิกะเฮิรตซ์ ในระบบ WLAN โดยประกอบด้วยตัวอย่างทั้งหมด 625 ตัวอย่าง พบว่าอัลกอริทึม Random Forest มีค่าความถูกต้องอยู่ที่ 99.96% และค่าความผิดพลาดอยู่ที่ 0.0004 โดยเป็นผลลัพธ์ที่ดีที่สุด และในงานวิจัยที่ (9) นำวิธีการเรียนรู้ของเครื่องมาทำนายพารามิเตอร์สัมประสิทธิ์การสะท้อนของสายอากาศไมโครสตริป โดยใช้อัลกอริทึมเช่น Decision Tree, Random Forest, XGBoost และ KNN เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ ที่ได้พบว่าโมเดลที่ใช้ KNN ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าอัลกอริทึมอื่น ๆ

### บทที่ 3

## วิธีการดำเนินงาน

ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้ดำเนินการตามขั้นตอนดังนี้

1. ทำการออกแบบสายอากาศไมโครสตริปต้นเดี่ยวรูปวงกลมที่สามารถทำงานได้ที่ย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ และสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 8 ทิศทาง
2. ทำชุดข้อมูลจำลองของการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศไมโครสตริปต้นเดี่ยวรูปวงกลม เพื่อใช้เป็นข้อมูลป้อนเข้าและข้อมูลส่งออกของการเรียนรู้ของเครื่อง
3. ทำการออกแบบเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้อัลกอริทึม 4 แบบ ได้แก่ Gradient Regression, Lasso Regression, Linear Regression และ Random Forest ในการทำนายทิศทางลำคลื่นหลักและสัมประสิทธิ์การสะท้อนของสายอากาศไมโครสตริปต้นเดี่ยวที่สามารถทำงานได้ที่ย่านความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ และสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 8 ทิศทาง

#### กรอบแนวความคิดในการทำงานวิจัย

กรอบแนวความคิดในการทำงานวิจัยนี้ประกอบด้วยการออกแบบสายอากาศไมโครสตริปต้นเดี่ยวรูปวงกลมที่สามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ และสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 8 ทิศทาง ในการออกแบบการสวิตช์ลำคลื่นทั้ง 8 ทิศทาง ได้ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อให้สามารถกำหนดตำแหน่งสำหรับการลัดวงจรที่ขอบของสายอากาศได้อย่างมีประสิทธิภาพ พร้อมทั้งรองรับการกระจายลำคลื่นครอบคลุม 360 องศา โดยกำหนดทิศทางไว้ที่ ได้แก่ 0, 45, 90, 125, 180, 225, 270 และ 315 องศาตามลำดับ นอกจากนี้การออกแบบดังกล่าวยังช่วยลดปัญหาการแทรกสอดของสัญญาณ ซึ่งอาจส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพโดยรวมของการรับส่งข้อมูล ในการจัดทำชุดข้อมูลของสายอากาศไมโครสตริปต้นเดี่ยวรูปวงกลม เพื่อใช้เป็นข้อมูลป้อนเข้าและข้อมูลส่งออก การเรียนรู้ของเครื่อง และทำการออกแบบเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้อัลกอริทึม 4 แบบเพื่อทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก และสัมประสิทธิ์การสะท้อนของสายอากาศไมโครสตริปต้นเดี่ยวที่สามารถสวิตช์ลำคลื่นได้

#### 1. การออกแบบสายอากาศไมโครสตริปต้นเดี่ยวรูปวงกลม

สายอากาศที่ออกแบบจะมีความหนาของชั้นวัสดุฐานรอง ( $h$ ) ที่ 1.6 มิลลิเมตร ความหนาของแผ่นตัวนำและระนาบกราวด์ 0.03 มิลลิเมตร ขนาดของแผ่นแผ่นตัวนำมีความกว้าง 150 มิลลิเมตร และมีความยาว 150 มิลลิเมตร โดยสายอากาศที่ออกแบบมีค่าคงตัวไดอิเล็กตริก 4.4 สายอากาศต้นเดี่ยวรูปวงกลมนี้มีขนาดรัศมีคือ  $a$  ซึ่งสามารถหาได้จาก

$$a = \frac{F}{\left\{1 + \frac{2h}{\pi \epsilon_r F} \left[ \ln \left( \frac{\pi F}{2h} \right) + 1.7726 \right] \right\}^{\frac{1}{2}}} \quad (5)$$

เมื่อ  $a$  คือ รัศมีของแผ่นตัวนำ มีหน่วยเป็นเซนติเมตร

$h$  คือ ความหนาของชั้นวัสดุฐานรองมีค่า 0.16 เซนติเมตร

โดยที่  $F$  สามารถหาได้จาก

$$F = \frac{8.791 \times 10^9}{f_r \sqrt{\epsilon_r}} \quad (6)$$

เมื่อ  $f_r$  คือ ค่าความถี่เรโซแนนซ์มีค่าเท่ากับ 2.6 กิกะเฮิรตซ์

$\epsilon_r$  คือ ค่าคงตัวไดอิเล็กทริกมีค่า 4.4

ดังนั้น

$$F = \frac{8.791 \times 10^9}{2.6 \times 10^9 \sqrt{4.4}}$$

$$F = 1.612$$

จะได้

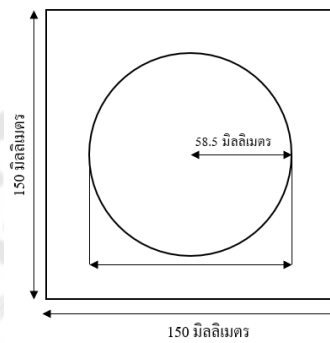
$$a = \frac{1.612}{\left\{1 + \frac{2 \times 0.16}{\pi \times 4.4 \times 1.612} \left[ \ln \left( \frac{\pi \times 1.612}{2 \times 0.16} \right) + 1.7726 \right] \right\}^{\frac{1}{2}}}$$

$$a = 1.562 \text{ มิลลิเมตร}$$

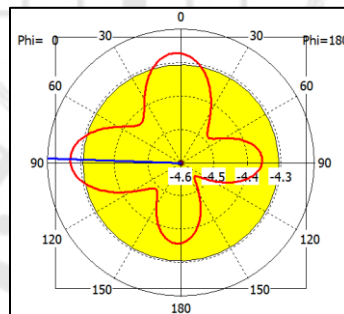
$$a = 15.62 \text{ เซนติเมตร}$$

ดังนั้นในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอสายอากาศไมโครสตริปต้นเดียวยูปรวงกลมที่ขนาดรัศมี 515.62 มิลลิเมตร จากนั้นทำการนำรัศมีที่ได้ไปออกแบบที่โปรแกรม CST Studio Suite พบว่าความถี่ที่สายอากาศสามารถทำงานได้หรือค่า  $S_{11}$  ไม่เป็นไปตามที่ต้องการเนื่องจากขนาดของวงกลมมีขนาดเล็กมาก ซึ่งอาจส่งผลต่ออัตราขยายของสายอากาศอีกด้วย จึงทำการเพิ่มขนาด  $a$  เป็น 4 เท่าของรัศมีเดิม ทำให้แผ่นตัวนำมีขนาดรัศมีเป็น 62.48 มิลลิเมตร จากนั้นทำการปรับลดขนาดของรัศมีลงเล็กน้อยเพื่อให้ค่า  $S_{11}$  มีค่าต่ำที่ความถี่ที่ต้องการ โดยขนาดของแผ่นตัวนำที่สามารถทำงานได้ในย่านความถี่ที่ต้องการมีขนาดของรัศมีกับ 58.5 มิลลิเมตร ดังแสดงในภาพประกอบ 6 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศแสดงในภาพประกอบ 7 และใน

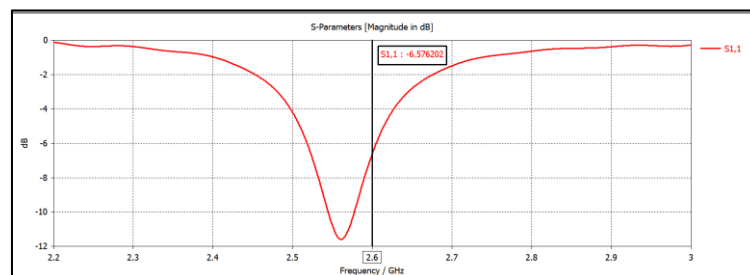
ภาพประกอบ 8 แสดงค่า  $S_{11}$  ของสายอากาศ แสดงให้เห็นว่าหลังจากการปรับค่าพารามิเตอร์ของสายอากาศที่ออกแบบแล้ว ยังคงให้ค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนต่ำกว่า 10 เดซิเบล เนื่องจากการในการออกแบบจุดบ่อนสัญญาณไม่ได้ใช้วิธีการบ่อนแบบไมโครสตริบ แต่เป็นการบ่อนสัญญาณที่ตำแหน่งกึ่งกลางของสายอากาศ ส่งผลให้การแมตซ์อิมพีแดนซ์ไม่สอดคล้องกับค่าที่ออกแบบไว้ ดังนั้นจึงทำการปรับค่าพารามิเตอร์ของสายอากาศเพิ่มเติม เพื่อให้ค่า  $S_{11}$  อยู่ในช่วงที่เหมาะสมและสามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์



ภาพประกอบ 6 สายอากาศที่ได้ทำการออกแบบ



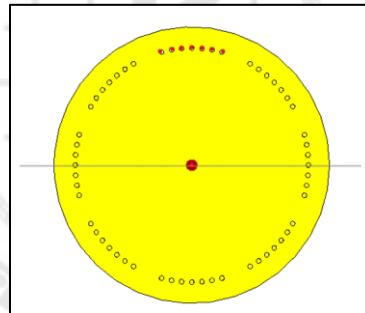
ภาพประกอบ 7 แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศ



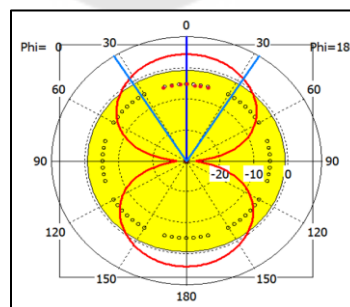
ภาพประกอบ 8 ค่า  $S_{11}$  ของสายอากาศ

จากนั้นเมื่อนำสายอากาศมาจำลองแบบการสวิตช์ลำคลื่น โดยเจาะรูที่ขอบด้านในของวงกลมเพื่อลัดวงจรซึ่งเป็นจุดที่มีการกระจายตัวของกระแสต่ำที่สุด โดยในการลัดวงจรที่ขอบของสายอากาศจะส่งผลต่อแบบรูปการแผ่พลังงาน และการกระจายตัวของกระแสบนสายอากาศเปลี่ยนแปลงไป โดยจำนวนรูในการเจาะเพื่อลัดวงจรในงานวิจัยนี้กำหนดไว้เบื้องต้นคือ 56 รู ซึ่งสามารถสวิตช์ลำคลื่นไปยังทิศทางที่ต้องการได้ โดยสามารถแบ่งออกเป็น 8 กรณีตามทิศทางของลำคลื่นหลักดังนี้

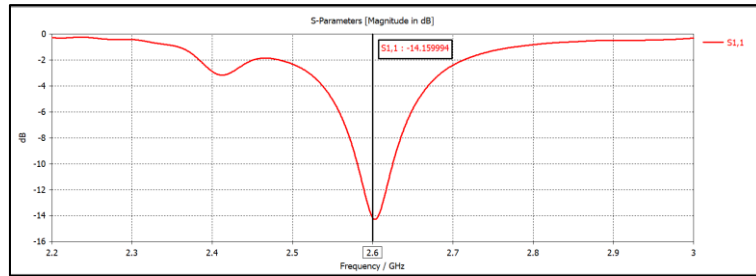
กรณีที่ 1 ออกแบบสายอากาศโดยการเจาะรูที่ขอบของสายอากาศจำนวน 56 รู และลัดวงจรที่ขอบของสายอากาศจำนวน 49 รู โดยจุดสีแดงแสดงถึงทิศทางการเปิดวงจรที่ 0 องศา ดังภาพประกอบ 9 และ แบบรูปการแผ่พลังงานโดยมีทิศทางลำคลื่นหลักที่ 0 องศา ซึ่งเป็นทิศทางเดียวกับทิศทางที่ทำการเปิดวงจรดังภาพประกอบ 10 และสายอากาศที่ออกแบบมีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ประมาณ 14.16 dB ซึ่งสามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ดังภาพประกอบ 11



ภาพประกอบ 9 การสวิตช์ลำคลื่นกรณีที่ 1 เปิดวงจรด้านบนที่ 0 องศา



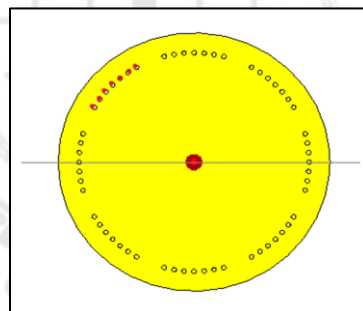
ภาพประกอบ 10 แบบรูปการแผ่พลังงานกรณีที่ 1 เปิดวงจรด้านบนที่ 0 องศา



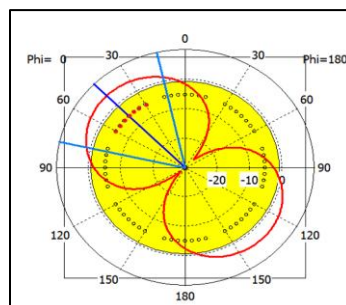
ภาพประกอบ 11 ค่า  $S_{11}$  ของสายอากาศกรณีที่ 1 เปิดวงจรด้านบนที่ 0 องศา

กรณีที่ 2 ออกแบบสายอากาศโดยการเจาะรูที่ขอบของสายอากาศจำนวน 56 รู และลัดวงจรที่ขอบของสายอากาศจำนวน 49 รู โดยจุดสีแดงแสดงถึงทิศทางการเปิดวงจรที่ 45 องศา ดังแสดงในภาพประกอบ 12 และแบบรูปการแผ่พลังงานมีทิศทางการลำคลื่นหลักที่ 45 องศา ซึ่งเป็นทิศทางเดียวกับทิศทางที่ทำการเปิดวงจรภาพประกอบ 13 และสายอากาศที่ออกแบบมีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ประมาณ 14.11 dB ซึ่งสามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ดังภาพประกอบ

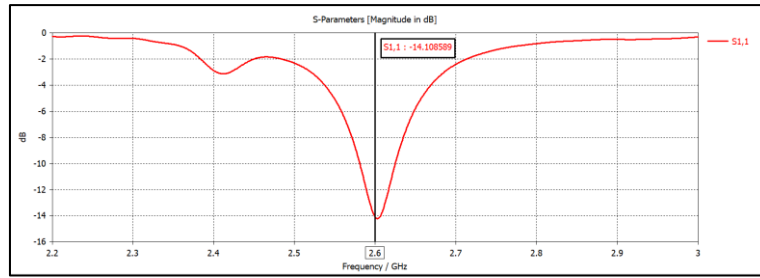
14



ภาพประกอบ 12 การสวิตช์ลำคลื่นกรณีที่ 2 เปิดวงจรด้านซ้ายบนที่ 45 องศา

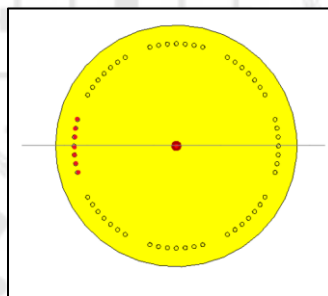


ภาพประกอบ 13 แบบรูปการแผ่พลังงานกรณีที่ 2 เปิดวงจรด้านซ้ายบนที่ 45 องศา

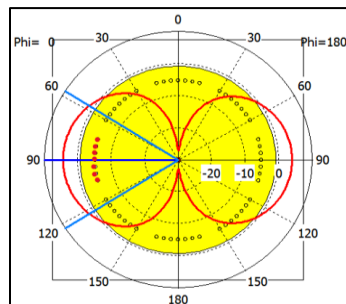


ภาพประกอบ 14 ค่า  $S_{11}$  ของสายอากาศกรณีที่ 2 เปิดวงจรด้านซ้ายบนที่ 45 องศา

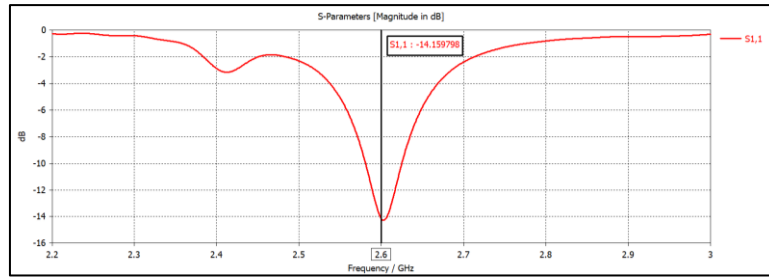
จากกรณีที่ 3 ออกแบบสายอากาศโดยการเจาะรูที่ขอบของสายอากาศจำนวน 56 รู และ ลัดวงจรที่ขอบของสายอากาศจำนวน 49 รู โดยจุดสีแดงแสดงถึงทิศทางการเปิดวงจรที่ 90 องศา ดังแสดงในภาพประกอบ 15 และแบบรูปการแผ่พลังงานมีทิศทางลำคลื่นหลักที่ 90 องศา ซึ่งเป็น ทิศทางเดียวกับทิศทางที่ทำให้การเปิดวงรดังภาพประกอบ 16 และสายอากาศที่ออกแบบมีค่า สัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ประมาณ 14.16 dB ซึ่งสามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ดัง ภาพประกอบ 17



ภาพประกอบ 15 การสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 3 เปิดวงจรด้านซ้ายที่ 90 องศา

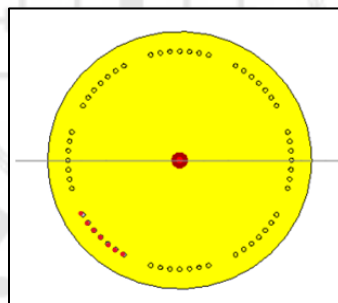


ภาพประกอบ 16 แบบรูปการแผ่พลังงานกรณีที่ 3 เปิดวงจรด้านซ้ายที่ 90 องศา

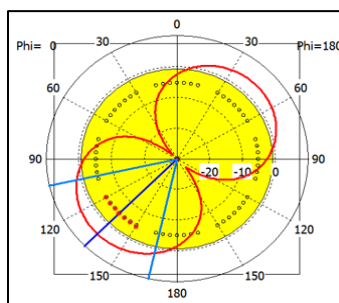


ภาพประกอบ 17 ค่า  $S_{1,1}$  ของสายอากาศกรณีนี้ที่ 3 เปิดวงจรด้านซ้ายที่ 90 องศา

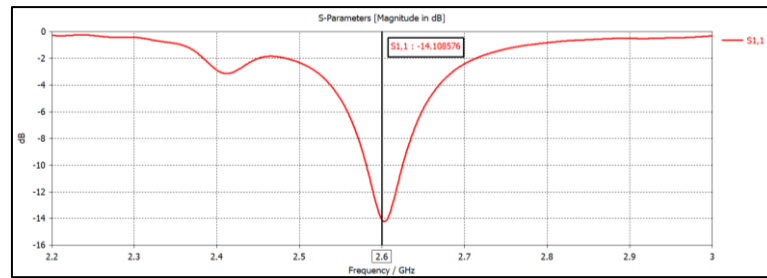
จากกรณีนี้ที่ 4 ออกแบบสายอากาศโดยการเจาะรูที่ขอบของสายอากาศจำนวน 56 รู และ ลัดวงจรที่ขอบของสายอากาศจำนวน 49 รู โดยจุดสีแดงแสดงถึงทิศทางการเปิดวงจรที่ 135 องศา ดังแสดงในภาพประกอบ 18 และแบบรูปการแผ่พลังงานมีทิศทางลำคลื่นหลักที่ 135 องศา ซึ่งเป็นทิศทางเดียวกับทิศทางที่ทำการเปิดวงจรดังภาพประกอบ 19 และสายอากาศที่ออกแบบมี ค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ประมาณ 14.11 dB ซึ่งสามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ดังภาพประกอบ 20



ภาพประกอบ 18 การสวิตซ์ลำคลื่นกรณีนี้ที่ 4 เปิดวงจรด้านซ้ายล่างที่ 135 องศา

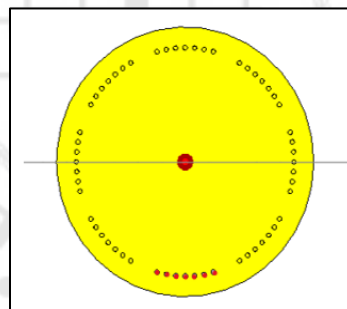


ภาพประกอบ 19 แบบรูปการแผ่พลังงานกรณีนี้ที่ 4 เปิดวงจรด้านซ้ายล่างที่ 135 องศา

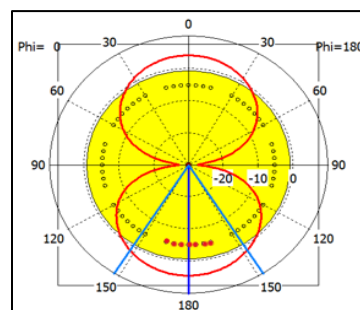


ภาพประกอบ 20 ค่า  $S_{11}$  ของสายอากาศกรณีนี้ที่ 4 เปิดวงจรด้านซ้ายล่างที่ 135 องศา

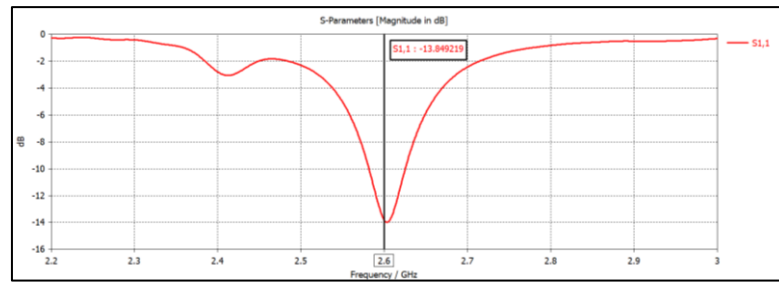
จากกรณีนี้ที่ 5 ออกแบบสายอากาศโดยการเจาะรูที่ขอบของสายอากาศจำนวน 56 รู และ ลัดวงจรที่ขอบของสายอากาศจำนวน 49 รู โดยจุดสีแดงแสดงถึงทิศทางกรเปิดวงจรที่ 180 องศา ดังแสดงในภาพประกอบ 21 และแบบรูปการแผ่พลังงานมีทิศทางลำคลื่นหลักที่ 180 องศา ซึ่งเป็น ทิศทางเดียวกับทิศทางที่ทำการเปิดวงจรดังภาพประกอบ 22 และสายอากาศที่ออกแบบมีค่า สัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ประมาณ 13.85 dB ซึ่งสามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ดัง ภาพประกอบ 23



ภาพประกอบ 21 การสวิตซ์ลำคลื่นกรณีนี้ที่ 5 เปิดวงจรด้านล่างที่ 180 องศา

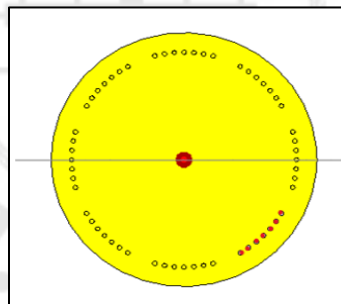


ภาพประกอบ 22 แบบรูปการแผ่พลังงานกรณีนี้ที่ 5 เปิดวงจรด้านล่างที่ 180 องศา

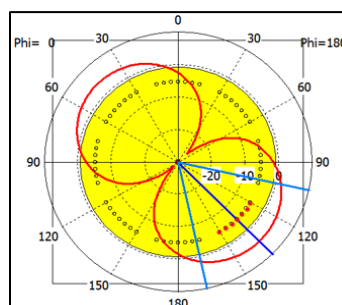


ภาพประกอบ 23 ค่า  $S_{11}$  ของสายอากาศกรณีที่ 5 เปิดวงจрд้านล่างที่ 180 องศา

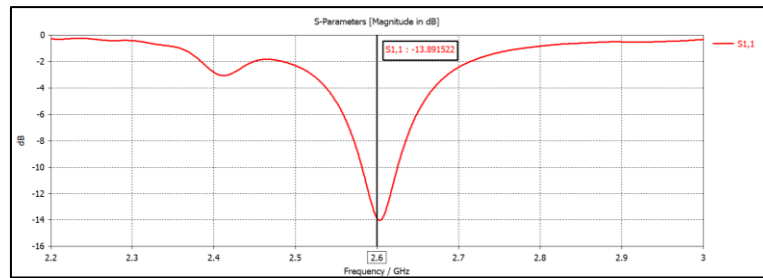
จากกรณีที่ 6 ออกแบบสายอากาศโดยการเจาะรูที่ขอบของสายอากาศจำนวน 56 รู และ ลัดวงจรที่ขอบของสายอากาศจำนวน 49 รู โดยจุดสีแดงแสดงถึงทิศทางการเปิดวงจรที่ 180 องศา ดังแสดงในภาพประกอบ 24 และแบบรูปการแผ่พลังงานมีทิศทางลำคลื่นหลักที่ 180 องศา ซึ่งเป็น ทิศทางเดียวกับทิศทางที่ทำการเปิดวงจรดังภาพประกอบ 25 และสายอากาศที่ออกแบบมีค่า สัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ประมาณ 13.89 dB ซึ่งสามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ดัง ภาพประกอบ 26



ภาพประกอบ 24 การสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 6 เปิดวงจрд้านขวาล่างที่ 225 องศา

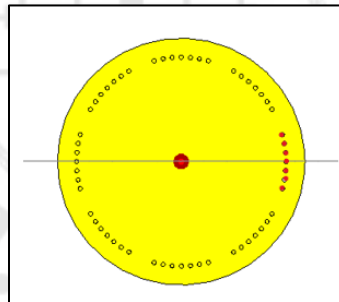


ภาพประกอบ 25 แบบรูปการแผ่พลังงานกรณีที่ 6 เปิดวงจрд้านขวาล่างที่ 225 องศา

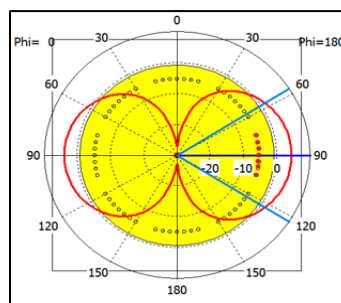


ภาพประกอบ 26 ค่า  $S_{11}$  ของสายอากาศกรณีที่ 6 เปิดวงจрд้านขวาล่างที่ 225 องศา

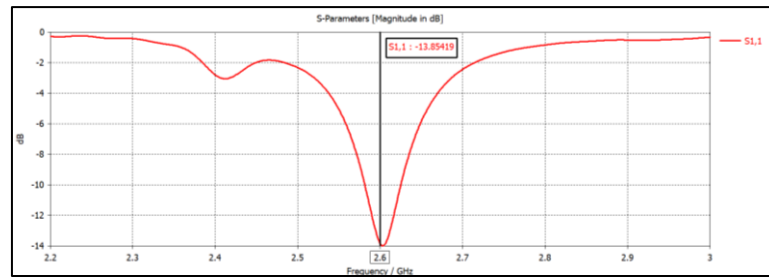
จากกรณีที่ 7 ออกแบบสายอากาศโดยการเจาะรูที่ขอบของสายอากาศจำนวน 56 รู และ ลัดวงจรที่ขอบของสายอากาศจำนวน 49 รู โดยจุดสีแดงแสดงถึงทิศทางกรเปิดวงจรถที่ 270 องศา ดังแสดงในภาพประกอบ 27 และแบบรูป การแผ่พลังงานมีทิศทางลัดคลื่นหลักที่ 270 องศา ซึ่งเป็น ทิศทางเดียวกับทิศทางที่ทำการเปิดวงจรถที่ภาพประกอบ 28 และสายอากาศที่ออกแบบมีค่า สัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ประมาณ 13.85 dB ซึ่งสามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ดัง ภาพประกอบ 29



ภาพประกอบ 27 การสวิตซ์ลัดคลื่นกรณีที่ 7 เปิดวงจรด้านขวาที่ 270 องศา

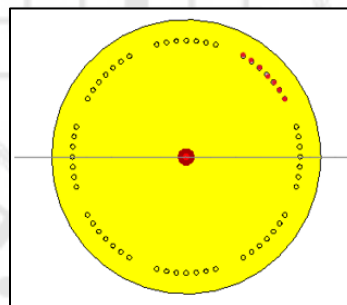


ภาพประกอบ 28 แบบรูปการแผ่พลังงานกรณีที่ 7 เปิดวงจรด้านขวาที่ 270 องศา

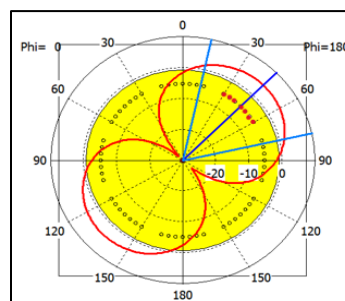


ภาพประกอบ 29 ค่า  $S_{11}$  ของสายอากาศกรณีที่ 7 เปิดวงจрд้านขวาที่ 270 องศา

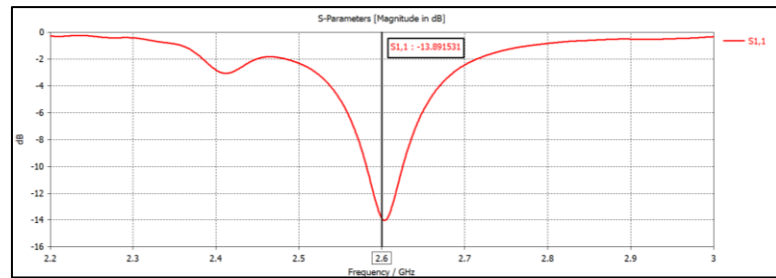
จากกรณีที่ 8 ออกแบบสายอากาศโดยการเจาะรูที่ขอบของสายอากาศจำนวน 56 รู และ ลัดวงจรถอบของสายอากาศจำนวน 49 รู โดยจุดสีแดงแสดงถึงทิศทางกรเปิดวงจรถอบที่ 90 องศา ดังแสดงในภาพประกอบ 30 และแบบรูป การแผ่พลังงานมีทิศทางลำคลื่นหลักที่ 315 องศา ซึ่งเป็น ทิศทางเดียวกับทิศทางที่ทำการเปิดวงจรถอบภาพประกอบ 31 และสายอากาศที่ออกแบบมีค่า สัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ประมาณ 13.89 dB ซึ่งสามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ดังภาพประกอบ 32



ภาพประกอบ 30 การสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 8 เปิดวงจรด้านขวาบนที่ 315 องศา



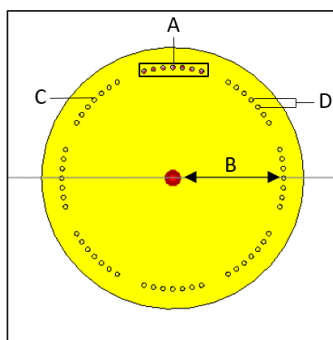
ภาพประกอบ 31 แบบรูปการแผ่พลังงานกรณีที่ 8 เปิดวงจรด้านขวาบนที่ 315 องศา



ภาพประกอบ 32 ค่า  $S_{11}$  ของสายอากาศกรณีสี่ 8 เปิดวงจрд้านขวามือที่ 315 องศา

## 2. ชุดข้อมูลจำลองของสายอากาศไมโครสตริปวงกลม สำหรับการเรียนรู้ของเครื่อง

เนื่องจากการออกแบบสายอากาศไมโครสตริปวงกลมพบว่า ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการออกแบบสามารถเปลี่ยนแปลงได้หลายค่า จึงใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเข้ามาช่วยในการพัฒนาสายอากาศ โดยการเก็บตัวอย่างชุดข้อมูลที่ได้จากสร้างสายอากาศจากโปรแกรม CST Studio Suite ด้วยการเจาะรูด้านในวงกลมเพื่อลัดวงจรที่ขอบของสายอากาศ 4 แบบ ได้แก่ 40 รู 56 รู 72 รู และ 88 รู โดยที่มีระยะห่างระหว่างรูไม่เท่ากัน จากนั้นทำการลัดวงจรเพื่อให้เกิดทิศทางของลำคลื่นหลักในกรณีต่าง ๆ ทั้ง 8 กรณี ซึ่งผลที่ได้จากการทำนายของการเรียนรู้ของเครื่องคือ ทิศทางของลำคลื่นหลักและสัมประสิทธิ์การสะท้อนของสายอากาศ โดยค่าที่ใช้ในการป้อนเข้าหรือค่าป้อนเข้า (Input) ที่ใช้มีทั้งหมด 4 จำนวน ได้แก่ ทิศทางในการลัดวงจร (A) รัศมีตั้งแต่จุดศูนย์กลางไปยังตำแหน่งรูที่ลัดวงจร (B) จำนวนรูในการลัดวงจร (C) และระยะห่างระหว่างจุดลัดวงจร (D) ดังแสดงในภาพประกอบ 33 และค่าป้อนออก (Output) จำนวน 2 ค่า ได้แก่ ทิศทางของลำคลื่นหลักในหน่วยองศา และสัมประสิทธิ์การสะท้อนในหน่วย dB ตัวอย่างชุดข้อมูลจำลองที่ได้จากโปรแกรม CST Studio Suite แสดงดังตาราง 2 โดยทิศทางในการลัดวงจรเพื่อทำการสวิตช์จะใช้ตัวเลข 1 ถึง 8 แทนทิศทางที่ใช้ในการสวิตช์ลำคลื่น ได้แก่ 0, 45, 90, 125, 180, 225, 270 และ 315 องศาตามลำดับ จากการจำลองด้วยโปรแกรม CST Studio Suite พบว่าผลการจำลองลำดับที่ 1 และลำดับที่ 10 ซึ่งกำหนดการสวิตช์ลำคลื่นที่ 0 องศาเหมือนกัน ให้ผลลัพธ์แตกต่างกัน โดยลำดับที่ 10 ให้ทิศทางลำคลื่นหลักตรงกับทิศทางการเปิดวงจร ขณะที่ลำดับที่ 1 มีทิศทางเบี่ยงเบนไปที่ 7 องศา ทั้งนี้เนื่องจากการปรับค่าพารามิเตอร์ในการจำลองส่งผลต่อคุณลักษณะของสายอากาศ ทำให้ทิศทางลำคลื่นหลักและค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนอาจมีค่าไม่เท่ากันได้ จึงได้นำการเรียนรู้ของเครื่องมาช่วยวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของพารามิเตอร์ดังกล่าว



ภาพประกอบ 33 แสดงค่าป้อนเข้า 4 จำนวนเข้าที่ใช้ในการออกแบบสายอากาศ

ตาราง 2 ตัวอย่างชุดข้อมูลจำลองที่ได้จากโปรแกรม CST Studio Suite

ลำดับ	ค่าป้อนเข้า (Input)				ค่าป้อนออก (Output)	
	ทิศทางการ ลัดวงจร (A)	รัศมีตั้งแต่จุด ศูนย์กลางไปยัง ตำแหน่งรูที่ ลัดวงจร (มม.) (B)	จำนวนรูในการ ลัดวงจร (มม.) (C)	ระยะห่าง ระหว่างจุด ลัดวงจร (มม.) (D)	ทิศทางของลำ คลื่นหลัก (องศา)	สัมประสิทธิ์ การสะท้อน (dB)
1	1	49	35	4	7	13.52
2	2	49	63	4	45	12.97
3	3	48	49	6	90	10.06
4	4	51	35	6	135	14.26
5	5	48.5	49	5	180	13.03
6	6	49.5	35	5	225	9.494
7	7	50	49	4.5	270	11.96
8	8	49.5	63	4.5	315	13.42
9	6	49.5	63	4	180	13.40
10	1	51	77	4	0	13.23

### 3. การออกแบบการเรียนรู้ของเครื่อง 4 อัลกอริทึม

ในการออกแบบเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้อัลกอริทึม 4 แบบได้แก่ Gradient Regression, Lasso Regression, Linear Regression และ Random Forest โดยทำการเขียนโปรแกรมของอัลกอริทึมทั้ง 4 แบบ ด้วยโปรแกรม Python ผ่านทาง Google Colab โดยใช้ชุดการทดลองที่ได้จากการออกแบบด้วยโปรแกรม CST Studio Suite ซึ่งได้ออกแบบทั้งหมด 140 ตัวอย่างและเก็บข้อมูลการออกแบบไว้ด้วยโปรแกรม Microsoft Excel จากนั้นนำข้อมูลที่ได้มาใช้

ในการช่วยฝึกการเรียนรู้และทดสอบโดยให้อัลกอริทึมทำการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก และสัมประสิทธิ์การสะท้อน โดยในการแบ่งข้อมูลได้มีการใช้คำสั่ง `train_test_split` จากไลเบอรี Scikit-learn ในการแบ่งข้อมูลจากข้อมูลที่ได้จากการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite ทั้งหมด 140 ชุดออกเป็น 2 ส่วนได้แก่ ชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอน (Training set) จำนวน 112 ตัวอย่าง คิดเป็น 80 เปอร์เซ็นต์ และชุดข้อมูลในการทดสอบ (test set) จำนวน 28 ตัวอย่าง คิดเป็น 20 เปอร์เซ็นต์ และจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite อีกจำนวน 10 ชุดข้อมูล เพื่อใช้ในการประเมินค่าความถูกต้องของอัลกอริทึมในการทำนาย โดยเกณฑ์ที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลมี 2 ค่าได้แก่ ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย ด้วยคำสั่ง `mean_absolute_error` จากไลเบอรี Scikit-learn เพื่อใช้ในการประเมินความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยระหว่างผลจากการทำนายและผลที่ได้จากการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ด้วยคำสั่ง `r2_score` จากไลเบอรี Scikit-learn โดยผลที่ได้จะแสดงถึงความแปรปรวนของผลการทำนายกับผลที่ได้จากการจำลอง โดยเกณฑ์ในการประเมินทั้ง 2 จะถูกนำมาพิจารณาว่าอัลกอริทึมใดมีผลในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักในหน่วยองศา และค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนในหน่วย dB ที่มีความคลาดเคลื่อนต่ำสุด เพื่อแสดงถึงความถูกต้องของอัลกอริทึม โดยแสดงค่า Hyperparameter ของทั้ง 4 อัลกอริทึมในตาราง 3 ในการทดลองโมเดล Lasso Regression ได้มีการปรับค่า `alpha` หลายค่าเพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุดต่อชุดข้อมูล โดยเริ่มจากค่าเริ่มต้นของไลบรารีที่กำหนดไว้คือ `alpha` เท่ากับ 1 จากนั้นได้ทดลองเพิ่มค่า `alpha` พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (*MAE*) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (*R*<sup>2</sup>) ของโมเดลแยกลง จึงดำเนินการทดลองปรับลดค่า `alpha` ลงเป็น 1, 0.1, 0.01 และ 0.001 ผลการทดลองพบว่า `alpha` เท่ากับ 0.01 ให้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจที่ดีที่สุด โดยเมื่อทำการปรับลดค่าต่ำกว่า 0.01 พบว่าไม่ทำให้ประสิทธิภาพของโมเดลดีขึ้น จึงเลือกใช้ค่า `alpha` ที่ 0.01 ซึ่งเป็นค่าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับงานวิจัยนี้ จากนั้นนำผลที่ได้มาทำการเปรียบเทียบเพื่อพิจารณาว่าอัลกอริทึมใดมีประสิทธิภาพในการทำนายโดยพิจารณาอัลกอริทึมที่มีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเข้าใกล้ 1 มากที่สุด และ ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเข้าใกล้ 0 มากที่สุด เพื่อระบุโมเดลที่ให้ผลการทำนายที่มีความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด และในอัลกอริทึม Gradient Regression มีการปรับค่า `n_estimators` เท่ากับ 75 โดยทำการทดลองปรับค่าจำนวนตัวเรียนรู้ย่อย (weak learners) หลายระดับ พบว่าเมื่อเพิ่มค่า `n_estimators` มากกว่า 100 ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจแยกลง ซึ่งบ่งชี้ว่าโมเดลเกิดการเรียนรู้มากเกินไป (overfitting) ดังนั้นจึงทำการปรับลดค่า `n_estimators` ลงจนพบว่าค่า 75 ให้ประสิทธิภาพการ

ทำนายที่ดีที่สุด โดยในงานวิจัยนี้อัลกอริทึม Random Forest และ Linear Regression ได้ใช้ค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นในการสร้างแบบจำลอง เนื่องจากจากการทดลองปรับค่าพารามิเตอร์พบว่าการเปลี่ยนแปลงค่าพารามิเตอร์ไม่ส่งผลให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยดีขึ้น ดังนั้นจึงเลือกใช้ค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นเพื่อให้โมเดลมีความเรียบง่ายและเสถียรในการทำนาย

ตาราง 3 ค่า Hyperparameter ของอัลกอริทึมทั้ง 4 แบบ

อัลกอริทึม	Hyperparameter	ค่าคงที่
Random Forest	n_estimators	100
	random_state	42
Linear regression	fit_intercept	True
Gradient Regression	learning_rate	0.1
	n_estimators	75
Lasso Regression	alpha	0.01

#### 4. ผลการทำนายของการเรียนรู้ของเครื่อง 4 อัลกอริทึม

จากการออกแบบการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้อัลกอริทึม 4 แบบ ได้แก่ Gradient Regression, Lasso Regression, Linear Regression และ Random Forest เพื่อทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก และสัมประสิทธิ์การสะท้อน ด้วยชุดข้อมูลจำลองที่ได้จากโปรแกรม CST Studio Suite โดยใช้ข้อมูล 10 ตัวอย่าง ซึ่งมีค่าที่ใช้ในการป้อนเข้าหรือค่าป้อนเข้ามีทั้งหมด 4 ตัวแปร ได้แก่ ระยะห่างระหว่างจุดลัดวงจร จำนวนรูในการลัดวงจร ทิศทางในการลัดวงจร และรัศมีตั้งแต่จุดศูนย์กลางไปยังตำแหน่งรูที่ลัดวงจรและค่าป้อนออกจำนวน 2 ตัวแปร ได้แก่ ทิศทางของลำคลื่นหลักในหน่วยองศา และสัมประสิทธิ์การสะท้อนในหน่วย dB เนื่องจากค่าป้อนเข้าและค่าป้อนออกเป็นข้อมูลต่อเนื่องซึ่งสามารถเปลี่ยนแปลงได้ในช่วงตัวเลข การใช้วิธีแบบ Regression จึงเหมาะสมในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างค่าป้อนเข้าและค่าป้อนออก โดยการให้ข้อมูลจากโปรแกรม CST Studio Suite โดยเกณฑ์ที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของแต่ละโมเดลประกอบด้วย 2 ค่าได้แก่ ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination:  $R^2$ ) ซึ่งแสดงถึงระดับความถูกต้องของผลการทำนาย ค่านี้ใช้วัดว่าแบบจำลองการทำนาย อธิบายความแปรปรวนของข้อมูลเป้าหมายว่ามีมากน้อยเพียงใด โดยถ้าหากค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจยิ่งมีค่าเข้าใกล้ 1 หมายความว่าโมเดลสามารถทำนายได้ใกล้เคียงกับค่าจริง และหากมีค่าเข้าใกล้ 0 หมายความว่า โมเดลไม่สามารถอธิบายความแปรปรวนใดของข้อมูลได้ โดยสามารถหาได้จาก

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (7)$$

และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Error: *MAE*) ซึ่งแสดงถึงความต่างเฉลี่ยระหว่างค่าที่โมเดลทำนายกับค่าจริง หากมีค่าเท่ากับ 0 หมายความว่าผลการทำนายตรงกับค่าจริงทั้งหมด แต่หากมีค่ามากกว่า 0 หมายความว่าผลการทำนายมีความคลาดเคลื่อนจากค่าจริง อย่างไรก็ตามหากค่า ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยมีค่าต่ำ แสดงว่าโมเดลสามารถทำนายได้ใกล้เคียงค่าจริงโดยสามารถหาค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยได้จาก

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (8)$$

โดยผลการทำนายจากเกณฑ์ประเมินประสิทธิภาพของแต่ละโมเดลจะถูกนำมาวิเคราะห์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมทั้งสี่แบบ โดยการประเมินแบ่งออกเป็นสองส่วนได้แก่ ทิศทางลำคลื่นหลักและค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อน โดยใช้ตัวชี้วัดดังต่อไปนี้ ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจของทิศทางลำคลื่นหลัก ( $R^2_{\text{mainbeam}}$ ) ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจของค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อน ( $R^2_{\text{returnloss}}$ ) ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยทิศทางของลำคลื่นหลัก ( $MAE_{\text{mainbeam}}$ ) และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของสัมประสิทธิ์การสะท้อน ( $MAE_{\text{returnloss}}$ ) โดยพิจารณาอัลกอริทึมที่มีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเข้าใกล้ 1 มากที่สุด และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเข้าใกล้ 0 มากที่สุด เพื่อระบุโมเดลที่ให้ผลการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก และสัมประสิทธิ์การสะท้อนดีที่สุด โดยมีผลการทำนายของแต่ละอัลกอริทึมดังนี้

#### 4.1 ผลการทำนายของ Gradient Regression

ทำการทำนายค่าลำคลื่นหลักและสัมประสิทธิ์การสะท้อนจากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 10 ตัวอย่าง แสดงดังตาราง 4 โดยผลที่ได้จากการทำนายคือ

ค่าสัมประสิทธิ์การตัดคลื่นในทิศทางลำคลื่นหลัก ( $R^2_{\text{mainbeam}}$ ) 0.95

ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยทิศทางลำคลื่นหลัก ( $MAE_{\text{mainbeam}}$ ) 1.14

ค่าสัมประสิทธิ์การตัดคลื่นในสัมประสิทธิ์การสะท้อน ( $R^2_{\text{returnloss}}$ ) 0.90

ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมประสิทธิ์การสะท้อน ( $MAE_{\text{returnloss}}$ ) 0.52

ตาราง 4 ผลการทำนายของ Gradient Regression

ลำดับ	ค่าส่งออก (Output)				ค่าส่งออก (Output)	
	ทิศทางในการ ลัดวงจร (A)	รัศมีตั้งแต่จุด ศูนย์กลางไป ยังตำแหน่งรูที่ ลัดวงจร (มม.) (B)	จำนวนรูในการ ลัดวงจร(มม.) (C)	ระยะห่าง ระหว่างจุด ลัดวงจร(มม.) (D)	ทิศทางของลำ คลื่นหลัก (องศา)	สัมประสิทธิ์ การสะท้อน (dB)
1	1	49	35	4	0.1	15.75
2	2	49	63	4	43.04	12.87
3	3	48	49	6	90	18.37
4	4	51	35	6	135	13.11
5	5	48.5	49	5	180	13.76
6	6	49.5	35	5	225	13.84
7	7	50	49	4.5	272.3	13.74
8	8	49.5	63	4.5	314.89	11.97
9	6	49.5	63	4	225	17.69
10	1	51	77	4	0.1	14.02

#### 4.2 ผลการทำนายของ Lasso Regression

ทำการทำนายค่าลำคลื่นหลักและสัมประสิทธิ์การสะท้อนจากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 10 ตัวอย่าง แสดงดังตาราง 5 โดยผลที่ได้จากการทำนายคือ

ค่าสัมประสิทธิ์การตัดคลื่นใจทิศทางลำคลื่นหลัก ( $R^2_{\text{mainbeam}}$ ) 1

ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยทิศทางลำคลื่นหลัก (MAE\_ mainbeam) 0

ค่าสัมประสิทธิ์การตัดคลื่นใจสัมประสิทธิ์การสะท้อน ( $R^2_{\text{returnloss}}$ ) 1.90

ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมประสิทธิ์การสะท้อน (MAE\_ returnloss) 0.27

ตาราง 5 ผลการทำนายของ Lasso Regression

ลำดับ	ค่าส่งออก (Output)				ค่าส่งออก (Output)	
	ทิศทางในการ ลัดวงจร (A)	รัศมีตั้งแต่จุด ศูนย์กลางไป ยังตำแหน่งรูที่ ลัดวงจร (มม.) (B)	จำนวนรูในการ ลัดวงจร(มม.) (C)	ระยะห่าง ระหว่างจุด ลัดวงจร(มม.) (D)	ทิศทางของลำ คลื่นหลัก (องศา)	สัมประสิทธิ์การ สะท้อน (dB)
1	1	49	35	4	0	13.56
2	2	49	63	4	45	14.02
3	3	48	49	6	90	14.01
4	4	51	35	6	135	11.46
5	5	48.5	49	5	180	14.05
6	6	49.5	35	5	225	13.21
7	7	50	49	4.5	270	13.03
8	8	49.5	63	4.5	315	13.48
9	6	49.5	63	4	225	14.96
10	1	51	77	4	0	12.31

### 4.3 ผลการทำนายของ Linear Regression

ทำการทำนายค่าลำคลื่นหลักและสัมประสิทธิ์การสะท้อนจากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 10 ตัวอย่าง แสดงดังตาราง 6 โดยผลที่ได้จากการทำนายคือ

ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจทิศทางลำคลื่นหลัก ( $R^2_{\text{mainbeam}}$ ) 1

ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยทิศทางลำคลื่นหลัก (MAE\_ mainbeam) 0

ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจสัมประสิทธิ์การสะท้อน ( $R^2_{\text{returnloss}}$ ) 1.54

ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมประสิทธิ์การสะท้อน (MAE\_ returnloss) 0.24

ตาราง 6 ผลการทำนายของ Linear Regression

ลำดับ	ค่าส่งออก (Output)				ค่าส่งออก (Output)	
	ทิศทางในการ ลัดวงจร (A)	รัศมีตั้งแต่จุด ศูนย์กลางไป ยังตำแหน่งรูที่ ลัดวงจร (มม.) (B)	จำนวนรูในการ ลัดวงจร(มม.) (C)	ระยะห่าง ระหว่างจุด ลัดวงจร(มม.) (D)	ทิศทางของลำ คลื่นหลัก (องศา)	สัมประสิทธิ์ การสะท้อน (dB)
1	1	49	35	4	0	13.73
2	2	49	63	4	45	14.92
3	3	48	49	6	90	13.66
4	4	51	35	6	135	11.58
5	5	48.5	49	5	180	13.87
6	6	49.5	35	5	225	13.31
7	7	50	49	4.5	270	13.12
8	8	49.5	63	4.5	315	13.38
9	6	49.5	63	4	225	14.53
10	1	51	77	4	0	12.33

#### 4.4 ผลการทำนายของ Random Forest

ทำการทำนายค่าลำคลื่นหลักและสัมประสิทธิ์การสะท้อนจากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 10 ตัวอย่าง แสดงดังตาราง 7 โดยผลที่ได้จากการทำนายคือ

ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจทิศทางลำคลื่นหลัก ( $R^2_{\text{mainbeam}}$ ) 1

ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยทิศทางลำคลื่นหลัก (MAE\_ mainbeam) 0

ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจสัมประสิทธิ์การสะท้อน ( $R^2_{\text{returnloss}}$ ) 0.81

ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมประสิทธิ์การสะท้อน (MAE\_ returnloss) 0.21

ตาราง 7 ผลการทำนายของ Random Forest

ลำดับ	ค่าส่งออก (Output)				ค่าส่งออก (Output)	
	ทิศทางในการ ลัดวงจร (A)	รัศมีตั้งแต่จุด ศูนย์กลางไป ยังตำแหน่งรูที่ ลัดวงจร (มม.) (B)	จำนวนรูในการ ลัดวงจร(มม.) (C)	ระยะห่าง ระหว่างจุด ลัดวงจร(มม.) (D)	ทิศทางของลำ คลื่นหลัก (องศา)	สัมประสิทธิ์การ สะท้อน (dB)
1	1	49	35	4	0	12.83
2	2	49	63	4	45	12.05
3	3	48	49	6	90	12.13
4	4	51	35	6	135	13.19
5	5	48.5	49	5	180	13.65
6	6	49.5	35	5	225	12.84
7	7	50	49	4.5	270	13.72
8	8	49.5	63	4.5	315	12.31
9	6	49.5	63	4	225	13.10
10	1	51	77	4	0	13.83

## 5. การทำนายของการเรียนรู้ของเครื่อง เปรียบเทียบกับผลการจำลองในโปรแกรม CST Studio Suite

ในการวิจัยนี้ได้นำอัลกอริทึมจากเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาประยุกต์ใช้ในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก และสัมประสิทธิ์การสะท้อน โดยใช้โมเดลการทำนายจำนวน 4 แบบ ได้แก่ Gradient Regression, Lasso Regression, Linear Regression และ Random Forest จากนั้นผลการทำนายที่ได้จะถูกนำมาเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากการจำลองด้วยโปรแกรม CST Studio Suite เพื่อประเมินประสิทธิภาพและความคลาดเคลื่อนของแต่ละอัลกอริทึม โดยชุดข้อมูลที่ได้จากการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite 140 ตัวอย่าง จะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วนได้แก่ ข้อมูลสำหรับชุดฝึกสอน (Training set) จำนวน 112 ตัวอย่าง คิดเป็น 80 เปอร์เซ็นต์ และข้อมูลในการทดสอบ (test set) จำนวน 28 ตัวอย่าง คิดเป็น 20 เปอร์เซ็นต์ของตัวอย่างทั้งหมด ทำการแบ่งชุดข้อมูลด้วยคำสั่ง `train_test_split` จากไลเบอรี Scikit-learn และข้อมูลที่ใช้ในการประเมินความถูกต้องของอัลกอริทึมจากโปรแกรม CST Studio Suite อีกจำนวน 10 ชุดข้อมูล โดยเกณฑ์ที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของแต่ละโมเดลประกอบด้วย 2 ค่าได้แก่ ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจด้วยคำสั่ง `r2_score` จากไลเบอรี Scikit-learn ซึ่งแสดงถึงระดับความถูกต้องของผลการทำนาย โดยค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจใช้วัดแบบจำลองเพื่ออธิบายถึงความแปรปรวนระหว่างค่าข้อมูลจริงกับค่าแบบจำลอง และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย ด้วยคำสั่ง `mean_absolute_error` จากไลเบอรี Scikit-learn ซึ่งแสดงถึงความต่างเฉลี่ยระหว่างค่าที่โมเดลทำนายกับค่าจริง โดยค่าที่ใช้ในการบ่อนเข้ามีทั้งหมด 4 จำนวน ได้แก่ ทิศทางในการลัดวงจร รัศมีตั้งแต่จุดศูนย์กลางไปยังตำแหน่งรูที่ลัดวงจร จำนวนรูในการลัดวงจร และระยะห่างระหว่างจุดลัดวงจร และค่าที่ใช้ในการบ่อนออกจำนวน 2 ค่า ได้แก่ ทิศทางของลำคลื่นหลักในหน่วยองศา และสัมประสิทธิ์การสะท้อนในหน่วย dB จากนั้นทำการเปรียบเทียบผลที่ได้จากการทำนาย และผลที่ได้จากการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของการทำนายจากข้อมูลทั้งหมด 10 ตัวอย่าง ซึ่งพบว่าอัลกอริทึมที่สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ใกล้เคียงที่สุดได้แก่ Lasso Regression, Linear Regression และ Random Forest โดยผลที่ได้จากการเรียนรู้ของเครื่องสามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ตรงกับผลที่ได้จากการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite 9 ตัวอย่าง จากชุดข้อมูลจำนวน 10 ชุด และอัลกอริทึม Gradient Regression สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ตรง 5 ตัวอย่าง จากชุดข้อมูล 10 ชุดข้อมูล และสัมประสิทธิ์การสะท้อนจากการทำนายมีค่าใกล้เคียงกับการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite โดยเมื่อพิจารณาค่าของสัมประสิทธิ์การสะท้อนของอัลกอริทึมทั้ง 4 แบบ พบว่าอัลกอริทึมที่สามารถทำนายผลได้ใกล้เคียงที่สุดได้แก่ Random Forest ดังแสดงในตาราง 8 โดยในงานด้าน

สายอากาศค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนเป็นตัวบ่งชี้ว่ามีพลังงานสะท้อนกลับมากน้อยเพียงใด จากสายอากาศหรืออุปกรณ์ ซึ่งโดยทั่วไปสายอากาศที่สามารถใช้งานได้จะต้องมีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนที่มากกว่า 10 dB โดยผลที่ได้จากการทำนายสามารถทำนายค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนได้ใกล้เคียงกับผลที่ได้จากการออกแบบจากโปรแกรม CST Studio Suit โดยผลของสัมประสิทธิ์การสะท้อนมีค่าที่มากกว่า 10 dB ซึ่งผลของสัมประสิทธิ์การสะท้อนที่ได้จากอัลกอริทึม Random Forest เมื่อเปรียบเทียบกับผลการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suit คิดเป็นความคลาดเคลื่อนไม่เกิน 11 เปอร์เซ็นต์ หรือ ไม่เกิน  $\pm 5$  dB

ตาราง 8 ผลการนำนายทิศทางของลำคลื่นและสัมประสิทธิ์การสะท้อนของการเรียนรู้ด้วยเครื่องเปรียบเทียบกับผลที่ได้จากโปรแกรม CST Studio Suite

ลำดับ	CST		Gradient Regression		Lasso Regression		Linear Regression		Random Forest	
	ลำคลื่นหลัก	สัมประสิทธิ์การสะท้อน	ลำคลื่นหลัก	สัมประสิทธิ์การสะท้อน	ลำคลื่นหลัก	สัมประสิทธิ์การสะท้อน	ลำคลื่นหลัก	สัมประสิทธิ์การสะท้อน	ลำคลื่นหลัก	สัมประสิทธิ์การสะท้อน
1	7	13.52	0.1	15.75	0	13.56	0	13.73	0	12.83
2	45	12.97	43.04	12.87	45	14.02	45	14.92	45	12.05
3	90	10.06	90	18.37	90	14.01	90	13.66	90	12.13
4	135	14.26	135	13.11	135	11.46	135	11.58	135	13.19
5	180	13.03	180	13.76	180	14.05	180	13.87	180	13.65
6	225	9.49	225	13.84	225	13.21	225	13.31	225	12.84
7	270	11.96	272.3	13.74	270	13.03	270	13.12	270	13.72
8	315	13.42	314.89	11.97	315	13.48	315	13.38	315	12.31
9	225	13.40	225	17.69	225	14.96	225	14.53	225	13.10
10	0	13.23	0.1	14.02	0	12.31	0	12.33	0	13.83

จากการวัดประสิทธิภาพของทั้ง 4 อัลกอริทึม โดยการคำนวณด้วยไลบรารี Scikit learn บนโปรแกรม Python เมื่อทำการพิจารณาทิศทางของสายอากาศ พบว่าค่าสัมประสิทธิ์การตัดคลื่นใจของทิศทางของสายอากาศของอัลกอริทึม Lasso Regression, Linear Regression และ Random Forest มีค่าเท่ากันคือ 1 หมายความว่าสามารถทำนายได้ตรงกับค่าจริง และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของทิศทางของสายอากาศของอัลกอริทึม Lasso Regression, Linear Regression และ Random Forest ที่มีค่าเท่ากันคือ 0 หมายความว่าอัลกอริทึมทั้ง 3 สามารถทำนายได้แม่นยำกว่า Gradient Regression ซึ่งมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 1.14 จากนั้นทำการ

พิจารณาสัมประสิทธิ์การสะท้อนพบว่า ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจของสัมประสิทธิ์การสะท้อนที่ดีที่สุดเมื่อพิจารณาจากค่าที่ใกล้เคียง 1 ที่สุด ได้แก่ Gradient Regression มีค่า 0.90 รองลงมา ได้แก่ Random Forest , Linear Regression และ Lasso Regression ซึ่งมีค่าเป็น 0.81, 1.54 และ 1.90 ตามลำดับ และเมื่อพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของสัมประสิทธิ์การสะท้อนพบว่าค่าที่ใกล้เคียง 0 มากที่สุดได้แก่ Random Forest มีค่า 0.21 รองลงมาได้แก่ Linear Regression, Lasso Regression และ Gradient Regression มีค่า 0.24, 0.27 และ 0.52 ตามลำดับ ดังนั้นเมื่อพิจารณาจากเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพโดยรวมทั้งค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย สำหรับทิศทางของลำคลื่นหลักของสายอากาศพบว่า อัลกอริทึมที่สามารถทำนายค่าได้ดีที่สุดได้แก่ อัลกอริทึม Lasso Regression, Linear Regression และ Random Forest โดยอัลกอริทึมดังกล่าวมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยต่ำสุด ส่งผลให้ผลการทำนายสามารถระบุทิศทางของลำคลื่นหลักได้ตรงทุกกรณี และในการพิจารณาสัมประสิทธิ์การสะท้อน เมื่อพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยร่วมกันพบว่า อัลกอริทึม Random Forest ให้ผลลัพธ์โดยรวมเหมาะสมที่สุดสำหรับการทำนายสัมประสิทธิ์การสะท้อนของสายอากาศ เนื่องจากสามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ดีและมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยต่ำที่สุดดังแสดงในตาราง 9

ตาราง 9 ผลการวัดประสิทธิภาพของทั้ง 4 อัลกอริทึม

รายการวัดประสิทธิภาพ	Gradient Regression	Lasso Regression	Linear Regression	Random Forest
ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจของทิศทางของสายอากาศ ( $R^2_{\text{mainbeam}}$ )	0.95	1	1	1
ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของทิศทางของสายอากาศ (MAE_ mainbeam)	1.14	0	0	0
ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจของสัมประสิทธิ์การสะท้อน ( $R^2_{\text{returnloss}}$ )	0.90	1.90	1.54	0.81
ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของสัมประสิทธิ์การสะท้อน (MAE_ returnloss)	0.52	0.27	0.24	0.21

## บทที่ 4

### ผลการดำเนินงาน

ในบทนี้ได้นำเสนอการสร้งสายอากาศแบบต้นเดี่ยวที่สามารถสวิตซ์ลำคลื่นได้ 8 ทิศทาง โดยอาศัยค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากชุดข้อมูลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ตามที่ได้ นำเสนอไว้ในบทที่ 3 โดยค่าพารามิเตอร์ที่ได้ถูกนำมาใช้ในการสร้งสายอากาศจริง พร้อมทั้งทำ การทดสอบประสิทธิภาพของสายอากาศ โดยพิจารณาจากแบบรูปการแผ่พลังงาน และค่า สัมประสิทธิ์การสะท้อนของสายอากาศ ทั้งนี้ได้ทำการเปรียบเทียบผลที่ได้จากสายอากาศจริงกับ ผลการจำลองจากโปรแกรม CST Studio Suite เพื่อประเมินความสอดคล้องของผลลัพธ์ และ ตรวจสอบความถูกต้องของการออกแบบที่ได้จากการประมวลผลของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง โดยสายอากาศที่สร้งมีความหนาของชั้นวัสดุฐานรอง ( $h$ ) ที่ 1.6 มิลลิเมตร ความหนาของแผ่น ตัวนำและระนาบกราวด์ 0.03 มิลลิเมตร ขนาดของแผ่นแผ่นตัวนำมีความกว้าง 150 มิลลิเมตร และมีความยาว 150 มิลลิเมตร โดยสายอากาศที่ออกแบบมีค่าคงตัวไดอิเล็กตริก 4.4 โดยในการ สร้งสายอากาศได้ใช้ค่าป้อนเข้าของชุดข้อมูลลำดับที่ 5 ดังแสดงในตาราง 1 โดยเป็นสายอากาศ ต้นเดี่ยวรูปวงกลมมีขนาดรัศมีคือ 48.5 มิลลิเมตร ทั้งด้านหน้าและด้านหลังของสายอากาศ จากนั้นทำการเจาะรูที่ขอบของสายอากาศโดยแบ่งออกเป็น 8 ทิศทาง ทำการเจาะรูทั้งหมด 56 รู ที่ ขอบของสายอากาศ และมีระยะห่างระหว่างรู 5 มิลลิเมตร โดยจำนวนรูที่ใช้ในการเปิดวงจรมี ทั้งหมด 7 รู จากนั้นทำการลัดวงจรที่ขอบของสายอากาศด้วยลวดทองแดง ดังภาพประกอบ 34 และที่ด้านหลังของสายอากาศทำการบัดกรีอุปกรณ์ได้แก่ ฟินไดโอด และตัวเก็บประจุ ทุกจุดของ วงกลมดังภาพประกอบ 35 โดยแบ่งออกเป็น 8 กรณีดังนี้

กรณีที่ 1 เปิดวงจรที่ด้านบน 0 องศา 7 รู จากนั้นทำการลัดวงจรด้านที่เหลือ 49 รู

กรณีที่ 2 เปิดวงจรที่ด้านซ้ายบน 45 องศา 7 รู จากนั้นทำการลัดวงจรด้านที่เหลือ 49 รู

กรณีที่ 3 เปิดวงจรที่ด้านซ้าย 90 องศา 7 รู จากนั้นทำการลัดวงจรด้านที่เหลือ 49 รู

กรณีที่ 4 เปิดวงจรที่ด้านซ้ายล่าง 135 องศา 7 รู จากนั้นทำการลัดวงจรด้านที่เหลือ 49 รู

กรณีที่ 5 เปิดวงจรที่ด้านล่าง 180 องศา 7 รู จากนั้นทำการลัดวงจรด้านที่เหลือ 49 รู

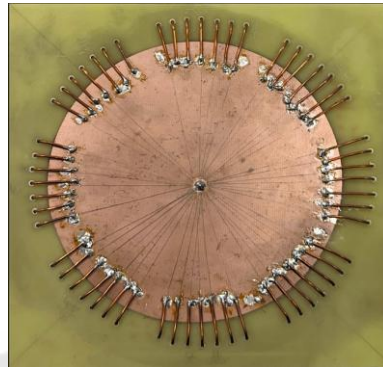
กรณีที่ 6 เปิดวงจรที่ด้านขวาล่าง 225 องศา 7 รู จากนั้นทำการลัดวงจรด้านที่เหลือ 49 รู

กรณีที่ 7 เปิดวงจรที่ด้านขวา 270 องศา 7 รู จากนั้นทำการลัดวงจรด้านที่เหลือ 49 รู

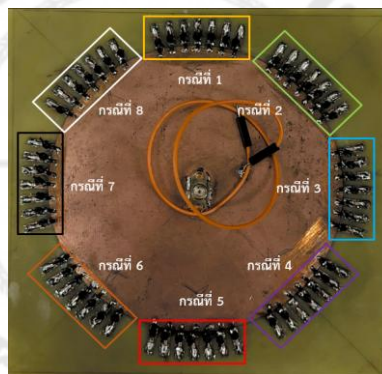
กรณีที่ 8 เปิดวงจรที่ด้านบนขวา 315 องศา 7 รู จากนั้นทำการลัดวงจรด้านที่เหลือ 49 รู

ทำการวัดผลโดยนำสายอากาศเชื่อมต่อกับสลับเพื่อทำการแก้ไขให้สายอากาศสามารถทำงานได้ที่ ความถี่ที่ต้องการนั่นคือที่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ และใช้บอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ เพื่อควบคุมการจ่าย

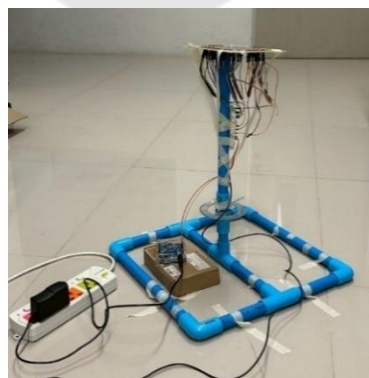
แรงดันไฟฟ้าให้กับพินไดโอด ซึ่งทำหน้าที่ในการควบคุมการเปิดหรือลัดวงจรของแต่ละชุดตามทิศทางที่ต้องการสำหรับการสวิตช์ลำคลื่น



ภาพประกอบ 34 แสดงภาพด้านหน้าของสายอากาศ

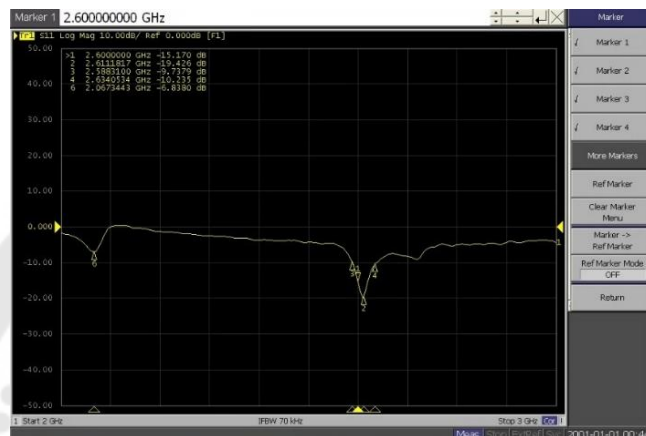


ภาพประกอบ 35 แสดงภาพด้านหลังของสายอากาศ



ภาพประกอบ 36 แสดงการต่อสตีบ บอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ และสายอากาศ เชื่อมต่อเข้าด้วยกัน

จากนั้นทำการวัดสัมประสิทธิ์การสะท้อนของสายอากาศของทั้ง 8 กรณี ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิร์ตซ์ พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ 15.17 dB ดังภาพประกอบ 37 โดยค่าที่ได้ อยู่ในช่วงที่มากกว่า 10 dB ซึ่งถือว่าเป็นค่าที่เหมาะสมต่อการทำงานของสายอากาศ ผลการวัดยัง แสดงให้เห็นว่าสายอากาศทั้ง 8 กรณี มีลักษณะค่าการสะท้อนที่ใกล้เคียงกัน แสดงให้เห็นว่าสายอากาศในแต่ละกรณีสามารถทำงานได้ดีที่ความถี่ที่ออกแบบ 2.6 กิกะเฮิร์ตซ์



ภาพประกอบ 37 แสดงค่าค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนของสายอากาศจริง

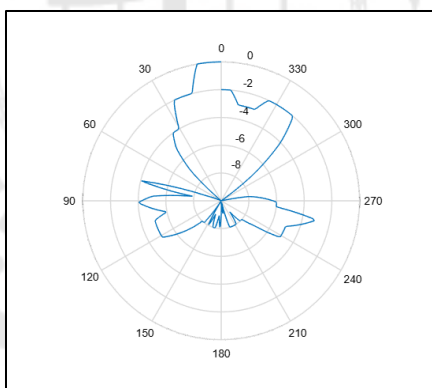
จากนั้นนำค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากกระบวนการเรียนรู้ของเครื่องมาใช้ในการสร้างสายอากาศจริง และทำการวัดผลลัพธ์ของแบบรูปการแผ่พลังงาน เปรียบเทียบกับผลที่ได้จากการจำลองสายอากาศในโปรแกรม CST Studio Suite และผลที่ได้จากการทำงานของแต่ละกรณีเป็นดังนี้

#### 4.1 สายอากาศการสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 1 เปิดวงจрд้านบนที่ 0 องศา

กรณีที่ 1 เปิดวงจрд้านบนที่ 0 องศาจำนวน 7 รู โดยทำการปิดวงที่เหลือของสายอากาศจำนวน 49 รู พบว่าสายอากาศที่จำลองด้วยโปรแกรม CST Studio Suite เปิดวงจрдที่ 0 องศา มีทิศทางของลำคลื่นหลักอยู่ที่ 0 องศา และเมื่อทำการวัดแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศจริงที่ทำการเปิดวงจрдที่ 0 องศา พบว่าลำคลื่นหลักของสายอากาศคือ 0 องศา ในกรณีนี้พบว่าแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศที่ทิศทาง 0 องศา ให้ผลไม่เท่ากัน เนื่องจากกระบวนการวัดเริ่มต้นที่ 0 องศา และทำการหมุนสายอากาศจนครบ 360 องศา ส่งผลให้ค่าที่วัดได้ในตำแหน่งเริ่มต้นและตำแหน่งสุดท้ายมีค่าแตกต่างกัน ทั้งนี้อาจเกิดจากความไม่เสถียรของอุปกรณ์จ่ายไฟหรืออุปกรณ์วัด ทำให้แบบรูปการแผ่พลังงานที่ได้มีความไม่ต่อเนื่อง ดังแสดงในภาพประกอบ 38 เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทำนายของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่า

อัลกอริทึม Random Forest, Lasso Regression และ Linear Regression สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ถูกต้อง ซึ่งตรงกับผลการจำลอง CST Studio Suite และผลการวัดจริงที่ 0 องศา ในขณะที่อัลกอริทึม Gradient Regression ทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักคลาดเคลื่อนไป 2.83 องศา

ค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ที่ได้จากการจำลอง CST Studio Suite พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนประมาณ 14.16 dB และจากการสร้างสายอากาศจริง พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ 15.17 dB เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทำนายของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่าอัลกอริทึม Random Forest Regression, Lasso Regression, Linear Regression และ Gradient Regression มีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนดังนี้ 14.63 dB, 14.47 dB, 14.32 dB และ 14.13 dB ตามลำดับ ดังนั้นค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนของการจำลองจาก CST Studio suit จากการสร้างสายอากาศจริง และผลจากการทำนายมีค่าใกล้เคียงกัน แสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมทั้งสองสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรของสายอากาศได้อย่างมีประสิทธิภาพ



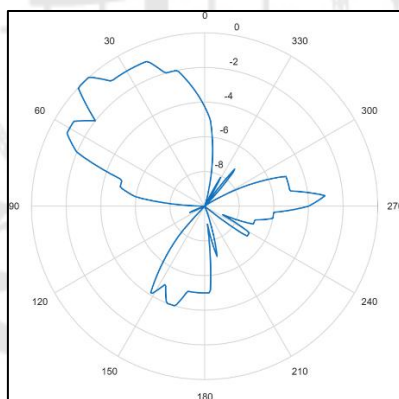
ภาพประกอบ 38 แสดงแบบรูปการแผ่พลังงานสายอากาศที่สร้างจริงกรณีที่ 1

#### 4.2 สายอากาศการสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 2 เปิดวงจรด้านซ้ายบนที่ 45 องศา

กรณีที่ 2 เปิดวงจรด้านซ้ายบนที่ 45 องศาจำนวน 7 รู โดยทำการปิดวงที่เหลือของสายอากาศจำนวน 49 รู พบว่าสายอากาศที่จำลองด้วยโปรแกรม CST Studio Suite เปิดวงจรที่ 45 องศา มีทิศทางของลำคลื่นหลักอยู่ที่ 45 องศา และเมื่อทำการวัดแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศจริงที่ทำการเปิดวงจรที่ 45 องศา พบว่าลำคลื่นหลักของสายอากาศคือ 45 องศา ดังแสดงในภาพประกอบ 39 เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทำนายของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง

พบว่าอัลกอริทึม Random Forest, Lasso Regression และ Linear Regression สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ถูกต้อง ซึ่งตรงกับผลการจำลอง CST Studio Suite และผลการวัดจริงที่ 45 องศา ในขณะที่อัลกอริทึม Gradient Regression ทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักคลาดเคลื่อนไป 0.03 องศา

ค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิร์ตซ์ ที่ได้จากการจำลอง CST Studio Suite พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนประมาณ 14.11 dB และจากการสร้างสายอากาศจริง พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ 15.17 dB เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทำนายของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่าอัลกอริทึม Random Forest Regression, Lasso Regression, Linear Regression และ Gradient Regression มีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนดังนี้ 14.58 dB, 14.49 dB, 14.36 dB และ 14.12 dB ตามลำดับ ดังนั้นค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนของการจำลองจาก CST Studio suit จากการสร้างสายอากาศจริง และผลจากการทำนายมีค่าใกล้เคียงกัน แสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมทั้งสองสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรของสายอากาศได้อย่างมีประสิทธิภาพ



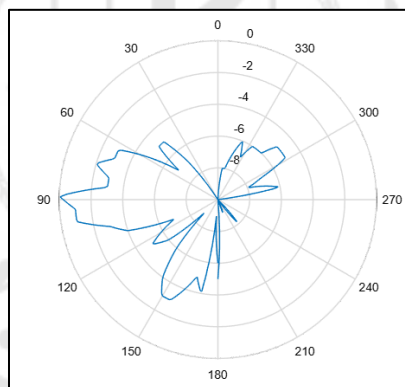
ภาพประกอบ 39 แสดงแบบรูปการแผ่พลังงานจากสายอากาศจริงกรณีที่ 2

#### 4.3 สายอากาศการสวิตช์ลำคลื่นกรณีที่ 3 เปิดวงจрд้านซ้ายที่ 90 องศา

กรณีที่ 3 เปิดวงจрд้านซ้ายที่ 90 องศาจำนวน 7 รู โดยการปิดวงจರೆที่เหลือของสายอากาศจำนวน 49 รู พบว่าสายอากาศที่จำลองด้วยโปรแกรม CST Studio Suite เปิดวงจರೆที่ 90 องศา มีทิศทางของลำคลื่นหลักอยู่ที่ 90 องศา และเมื่อทำการวัดแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศจริงที่ทำการเปิดวงจರೆที่ 90 องศา พบว่าลำคลื่นหลักของสายอากาศคือ 90 ดังแสดงในภาพประกอบ 40 เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทำนายของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่า

อัลกอริทึม Random Forest, Lasso Regression, Linear Regression และ Gradient Regression สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ถูกต้อง ซึ่งตรงกับผลการจำลอง CST Studio Suite และผลการวัดจริงที่ 90 องศา

ค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ที่ได้จากการจำลอง CST Studio Suite พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนประมาณ 13.85 dB และจากการสร้างสายอากาศจริง พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ 15.17 dB เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทำนายของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่าอัลกอริทึม Random Forest Regression, Lasso Regression, Linear Regression และ Gradient Regression มีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนดังนี้ 14.52 dB, 14.50 dB, 14.40 dB และ 13.69 dB ตามลำดับ ดังนั้นค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนของการจำลองจาก CST Studio suit จากการสร้างสายอากาศจริง และผลจากการทำนายมีค่าใกล้เคียงกัน แสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมทั้งสองสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรของสายอากาศได้อย่างมีประสิทธิภาพ



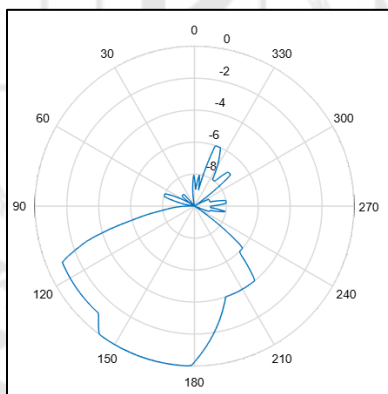
ภาพประกอบ 40 แสดงแบบรูปการแผ่พลังงานจากสายอากาศจริงกรณีที่ 3

#### 4.4 สายอากาศการสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 4 เปิดวงจрд้านซ้ายล่างที่ 135 องศา

กรณีที่ 4 เปิดวงจрд้านซ้ายล่างที่ 135 องศาจำนวน 7 รู โดยการปิดวงจรที่เหลือของสายอากาศจำนวน 49 รู พบว่าสายอากาศที่จำลองด้วยโปรแกรม CST Studio Suite เปิดวงจรที่ 135 องศา มีทิศทางของลำคลื่นหลักอยู่ที่ 135 องศา และเมื่อทำการวัดแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศจริงที่ทำการเปิดวงจรที่ 135 องศา พบว่าลำคลื่นหลักของสายอากาศคือ 135 องศา ดังแสดงในภาพประกอบ 41 เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทำนายของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่าอัลกอริทึม Random Forest, Lasso Regression และ Linear Regression

สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ถูกต้อง ซึ่งตรงกับผลการจำลอง CST Studio Suite และผลการวัดจริงที่ 135 องศา ในขณะที่อัลกอริทึม Gradient Regression ทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักคลาดเคลื่อนไป 2.41 องศา

ค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ที่ได้จากการจำลอง CST Studio Suite พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนประมาณ 14.11 dB และจากการสร้างสายอากาศจริง พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ 15.17 dB เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทำนายของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องพบว่าอัลกอริทึม Random Forest Regression, Linear Regression, Lasso Regression และ Gradient Regression มีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนดังนี้ 14.51 dB, 14.46 dB, 14.44 dB และ 14.08 dB ตามลำดับ ดังนั้นค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนของการจำลองจาก CST Studio suit จากการสร้างสายอากาศจริง และผลจากการทำนายมีค่าใกล้เคียงกัน แสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมทั้งสองสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรของสายอากาศได้อย่างมีประสิทธิภาพ



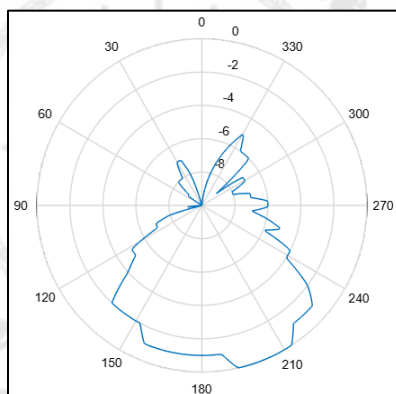
ภาพประกอบ 41 แสดงแบบรูปการแผ่พลังงานจากสายอากาศจริงกรณีที่ 4

#### 4.5 สายอากาศการสวิตช์ลำคลื่นกรณีที่ 5 เปิดวงจรด้านล่างที่ 180 องศา

กรณีที่ 5 เปิดวงจรด้านล่างที่ 180 องศาจำนวน 7 รู โดยทำการปิดวงจรถัดที่เหลือของสายอากาศจำนวน 49 รู พบว่าสายอากาศที่จำลองด้วยโปรแกรม CST Studio Suite เปิดวงจรถัดที่ 180 องศา มีทิศทางของลำคลื่นหลักอยู่ที่ 180 องศา และเมื่อทำการวัดแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศจริงที่ทำการเปิดวงจรถัดที่ 180 องศา พบว่าลำคลื่นหลักของสายอากาศคือ 180 องศา ดังแสดงในภาพประกอบ 42 เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทำนายของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องพบว่าอัลกอริทึม Random Forest, Lasso Regression, Linear Regression และ Gradient

Regression สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ถูกต้อง ซึ่งตรงกับผลการจำลอง CST Studio Suite และผลการวัดจริงที่ 180 องศา

ค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนที่ความถี่ กิกะเฮิรตซ์ ที่ได้จากการจำลอง CST Studio Suite พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนประมาณ 13.85 dB และจากการสร้างสายอากาศจริงพบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ 15.17 dB เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทำนายของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่าอัลกอริทึม Random Forest Regression, Lasso Regression, Linear Regression และ Gradient Regression มีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนดังนี้ 14.52 dB, 14.47 dB, 14.40 dB และ 14.10 dB ตามลำดับ ดังนั้นค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนของการจำลองจาก CST Studio suit จากการสร้างสายอากาศจริง และผลจากการทำนายมีค่าใกล้เคียงกัน แสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมทั้งสองสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรของสายอากาศได้อย่างมีประสิทธิภาพ



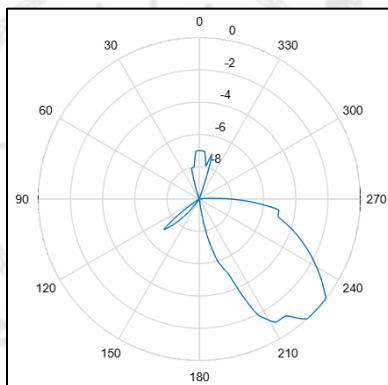
ภาพประกอบ 42 แสดงแบบรูปการแผ่พลังงานจากสายอากาศจริงกรณีที่ 5

#### 4.6 สายอากาศการสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 6 เปิดวงจрд้านขวาล่างที่ 225 องศา

กรณีที่ 6 เปิดวงจрд้านขวาล่างที่ 225 องศาจำนวน 7 รู โดยทำการปิดวงจรที่เหลือของสายอากาศจำนวน 49 รู พบว่าสายอากาศที่จำลองด้วยโปรแกรม CST Studio Suite เปิดวงจรที่ 225 องศา มีทิศทางของลำคลื่นหลักอยู่ที่ 225 องศา และเมื่อทำการวัดแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศจริงที่ทำการเปิดวงจรที่ 225 องศา พบว่าลำคลื่นหลักของสายอากาศคือ 225 องศา ดังแสดงในภาพประกอบ 43 เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทำนายของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่าอัลกอริทึม Random Forest, Lasso Regression, Linear Regression และ

Gradient Regression สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ถูกต้อง ซึ่งตรงกับผลการจำลอง CST Studio Suite และผลการวัดจริงที่ 225 องศา

ค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ที่ได้จากการจำลอง CST Studio Suite พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนประมาณ 13.89 dB และจากการสร้างสายอากาศจริง พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ 15.17 dB เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทำนายของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่าอัลกอริทึม Random Forest Regression, Lasso Regression, Linear Regression และ Gradient Regression มีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนดังนี้ 14.69 dB, 14.47 dB, 14.34 dB และ 14.07 dB ตามลำดับ ดังนั้นค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนของการจำลองจาก CST Studio suite จากการสร้างสายอากาศจริง และผลจากการทำนายมีค่าใกล้เคียงกัน แสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมทั้งสองสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรของสายอากาศได้อย่างมีประสิทธิภาพ



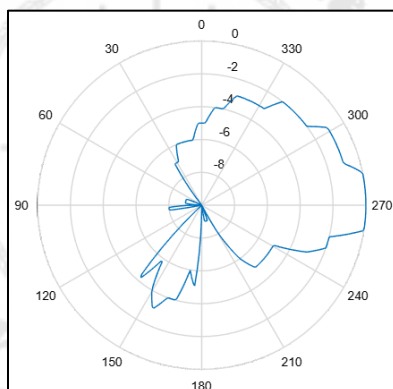
ภาพประกอบ 43 แสดงแบบรูปการแผ่พลังงานจากสายอากาศจริงกรณีที่ 6

#### 4.7 สายอากาศการสวิตซ์ลำคลื่นกรณีที่ 7 เปิดวงจрд้านขวาที่ 270 องศา

กรณีที่ 7 เปิดวงจрд้านขวาที่ 270 องศาจำนวน 7 รู โดยทำการปิดวงจರೆที่เหลือของสายอากาศจำนวน 49 รู พบว่าสายอากาศที่จำลองด้วยโปรแกรม CST Studio Suite เปิดวงจರೆที่ 270 องศา มีทิศทางของลำคลื่นหลักอยู่ที่ 270 องศา และเมื่อทำการวัดแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศจริงที่ทำการเปิดวงจರೆที่ 270 องศา พบว่าลำคลื่นหลักของสายอากาศคือ 270 องศา ดังแสดงในภาพประกอบ 44 เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทำนายของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่าอัลกอริทึม Random Forest, Lasso Regression, Linear Regression สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ถูกต้อง ซึ่งตรงกับผลการจำลอง CST Studio Suite และผลการวัดจริงที่

270 องศา ในขณะที่อัลกอริทึม Gradient Regression ทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักคลาดเคลื่อนไป 0.07 องศา

ค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ที่ได้จากการจำลอง CST Studio Suite พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนประมาณ 13.85 dB และจากการสร้างสายอากาศจริง พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ 15.17 dB เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทำนายของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่าอัลกอริทึม Lasso Regression, Random Forest Regression, Linear Regression และ Gradient Regression มีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนดังนี้ 14.55 dB, 14.54 dB, 14.28 dB และ 14.09 dB ตามลำดับ ดังนั้นค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนของการจำลองจาก CST Studio suit จากการสร้างสายอากาศจริง และผลจากการทำนายมีค่าใกล้เคียงกัน แสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมทั้งสองสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรของสายอากาศได้อย่างมีประสิทธิภาพ



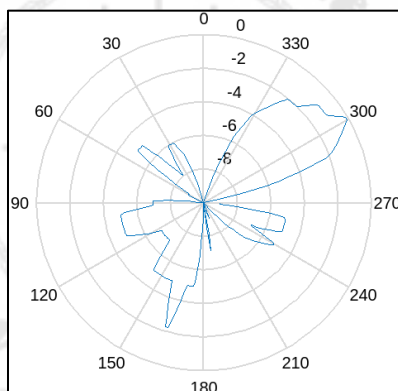
ภาพประกอบ 44 แสดงแบบรูปการแผ่พลังงานจากสายอากาศจริงกรณีที่ 7

#### 4.8 สายอากาศการสวิตช์ลำคลื่นกรณีที่ 8 เปิดวงจрд้านขวามือที่ 315 องศา

กรณีที่ 8 เปิดวงจрд้านขวามือที่ 315 องศาจำนวน 7 รู โดยทำการปิดวงจรที่เหลือของสายอากาศจำนวน 49 รู พบว่าสายอากาศที่จำลองด้วยโปรแกรม CST Studio Suite เปิดวงจรที่ 315 องศา มีทิศทางของลำคลื่นหลักอยู่ที่ 315 องศา และเมื่อทำการวัดแบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศจริงที่ทำการเปิดวงจรที่ 315 องศา พบว่าลำคลื่นหลักของสายอากาศคือ 315 องศา ดังแสดงในภาพประกอบ 45 เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทำนายของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่าอัลกอริทึม Random Forest, Lasso Regression, Linear Regression สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ถูกต้อง ซึ่งตรงกับผลการจำลอง CST Studio Suite และผลการ

วัดจริงที่ 270 องศา ในขณะที่อัลกอริทึม Gradient Regression ทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักคลาดเคลื่อนไป 0.86 องศา

ค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ ที่ได้จากการจำลอง CST Studio Suite พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนประมาณ 13.89 dB และจากการสร้างสายอากาศจริง พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ 15.17 dB เมื่อเปรียบเทียบกับผลการทำนายของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่าอัลกอริทึม Lasso Regression, Random Forest Regression, Linear Regression และ Gradient Regression มีค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนดังนี้ 14.59 dB, 14.55 dB, 14.23 dB และ 13.74 dB ตามลำดับ ดังนั้นค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนของการจำลองจาก CST Studio suite จากการสร้างสายอากาศจริง และผลจากการทำนายมีค่าใกล้เคียงกัน แสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมทั้งสองสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรของสายอากาศได้อย่างมีประสิทธิภาพ



ภาพประกอบ 45 แสดงแบบรูปการแผ่พลังงานจากสายอากาศจริงกรณีที่ 8

จากการสร้างสายอากาศต้นเตี่ยวที่สามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 8 ทิศทาง โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการออกแบบ CST Studio suite เพื่อใช้ในการฝึกสอนการทำนายและสร้างสายอากาศจริงโดยได้ทำการทดสอบประสิทธิภาพของสายอากาศโดยให้ทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก และค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อน พร้อมเปรียบเทียบผลลัพธ์กับการจำลองด้วย CST Studio Suite โดยผลการทำนายของโมเดลแสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึม Random Forest, Lasso Regression และ Linear Regression สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ถูกต้องและใกล้เคียงกับผลการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite สำหรับอัลกอริทึม Gradient Regression พบว่ามีค่าคลาดเคลื่อนในบางกรณี แต่ยังสามารถทำนายได้ใกล้เคียงกับค่าจริง และ

เมื่อพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนพบว่ามีการสะท้อนที่ใกล้เคียงกัน แสดงให้เห็นว่าสายอากาศในแต่ละกรณีสามารถทำงานได้ดีที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ และค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนจากการทำนายของอัลกอริทึมทั้ง 4 แบบมีค่าใกล้เคียงกับผลจากการจำลอง CST Studio Suite โดยมีค่าอยู่ในช่วง 13.7 ถึง 14.7 dB ซึ่งแสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ของตัวแปรสายอากาศและให้ผลลัพธ์ได้อย่างถูกต้องดังแสดงในตาราง 10 และจากการเปรียบเทียบผลการจำลองด้วยโปรแกรม CST Studio Suite และผลการวัดจากสายอากาศที่สร้างจริง พบว่าทิศทางของลำคลื่นหลักในกรณีที่ 1, 2, 3, 6 และ 7 ตรงกับผลที่ได้จากการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite แต่บางกรณีมีผลคลาดเคลื่อนจากผลการจำลอง โดยเฉพาะในกรณีที่ 4, 5 และ 8 ซึ่งทิศทางของลำคลื่นหลักที่วัดได้มีความคลาดเคลื่อนจากค่าที่ได้จากโปรแกรม CST Studio Suite โดยผลการจำลองลำคลื่นหลักมีค่า 135, 180 และ 315 องศา สำหรับกรณีที่ 4, 5 และ 8 ตามลำดับ ซึ่งผลการวัดจากสายอากาศจริงที่วัดได้คือ 165, 200 และ 300 สำหรับกรณีที่ 4, 5 และ 8 ตามลำดับ ซึ่งความคลาดเคลื่อนดังกล่าวอาจเกิดจากกระบวนการสร้างและการติดตั้งอุปกรณ์สำหรับการสวิตซ์ลำคลื่น เช่น ความไม่สมบูรณ์ในการบัดกรีพินไดโอด ตัวเก็บประจุ ลวดทองแดง รวมถึงสายไฟที่ใช้เชื่อมต่อกับบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ ส่งผลให้ตำแหน่งของอุปกรณ์บางส่วนแตกต่างจากที่ออกแบบไว้ในขั้นตอนการจำลอง ถึงแม้ว่าจะเกิดความคลาดเคลื่อนระหว่างผลการจำลองจากโปรแกรม CST Studio Suite และผลการวัดจากสายอากาศจริง แต่แบบรูปการแผ่พลังงานของสายอากาศจริงยังแสดงให้เห็นว่าสายอากาศสามารถสวิตซ์ลำคลื่นไปยังทิศทางที่ต้องการ และสามารถครอบคลุมพื้นที่เป้าหมายของการสวิตซ์ลำคลื่นได้ตามวัตถุประสงค์ของการออกแบบ และเมื่อพิจารณาสัมประสิทธิ์การสะท้อนพบว่าผลจากการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite และสายอากาศจริงมีค่าใกล้เคียงกัน โดยมีค่าอยู่ในช่วง 13.7 ถึง 14.2 dB ดังแสดงในตาราง 11 ดังนั้นการสร้างสายอากาศจากค่าพารามิเตอร์ที่ได้จาก CST และการเรียนรู้ของเครื่อง สายอากาศสามารถทำงานได้จริงที่ตามการออกแบบ ทั้งในด้านทิศทางของลำคลื่นหลักและค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อน แสดงให้เห็นว่าเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการช่วยทำนายและปรับปรุงการออกแบบสายอากาศ ช่วยให้สามารถลดระยะเวลาในการออกแบบ และเพิ่มประสิทธิภาพของสายอากาศได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ตาราง 10 ผลการทำนายทิศทางการสวิตช์ลำคลื่นหลัก และผลการทำนายทิศทางของสัมประสิทธิ์การสะท้อนของทั้ง 4 อัลกอริทึม เปรียบเทียบกับโปรแกรม CST Studio suite

ลำดับ	CST		Gradient Regression		Lasso Regression		Linear Regression		Random Forest	
	ลำคลื่นหลัก	สัมประสิทธิ์การสะท้อน	ลำคลื่นหลัก	สัมประสิทธิ์การสะท้อน	ลำคลื่นหลัก	สัมประสิทธิ์การสะท้อน	ลำคลื่นหลัก	สัมประสิทธิ์การสะท้อน	ลำคลื่นหลัก	สัมประสิทธิ์การสะท้อน
	1	0	14.16	2.83	14.13	0	14.47	0	14.32	0
2	45	14.11	45.03	14.12	45	14.49	45	14.36	45	14.58
3	90	13.85	90.00	13.69	90	14.50	90	14.40	90	14.52
4	135	14.11	137.41	14.08	135	14.44	135	14.46	135	14.51
5	180	13.85	180.00	14.10	180	14.47	180	14.40	180	14.52
6	225	13.89	225.00	14.07	225	14.47	225	14.34	225	14.69
7	270	13.85	269.93	14.09	270	14.55	270	14.28	270	14.54
8	315	13.89	314.14	13.74	315	14.59	315	14.23	315	14.55

ตาราง 11 ผลการทำนายทิศทางการสวิตช์ลำคลื่นหลัก และผลการทำนายทิศทางของสัมประสิทธิ์การสะท้อนจากจากสายอากาศที่สร้างขึ้น เปรียบเทียบกับผลจากโปรแกรม CST Studio suite

ลำดับ	CST Studio Suite		สายอากาศจริง	
	ลำคลื่นหลัก	สัมประสิทธิ์การสะท้อน	ลำคลื่นหลัก	สัมประสิทธิ์การสะท้อน
1	0	14.16	0	15.17
2	45	14.11	45	15.17
3	90	13.85	90	15.17
4	135	14.11	165	15.17
5	180	13.85	200	15.17
6	225	13.89	225	15.17
7	270	13.85	270	15.17
8	315	13.89	300	15.17

## บทที่ 5

### สรุป อภิปรายผล และ ข้อเสนอแนะ

บทนี้สรุปผลการออกแบบและสร้างสายอากาศต้นเดี่ยวที่สามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 8 ทิศทางด้วยการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง พร้อมทั้งเสนอแนวทางสำหรับการพัฒนาต่อยอด เพื่อให้สายอากาศมีประสิทธิภาพมากขึ้นและสามารถนำไปใช้งานได้หลากหลายยิ่งขึ้นในอนาคต โดยเนื้อหาในบทนี้ประกอบด้วย

1. สรุปผลวิจัย
2. อภิปรายผล
3. ข้อเสนอแนะ

#### สรุปผลวิจัย

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการออกแบบและสร้างสายอากาศต้นเดี่ยวที่สามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ 8 ทิศทาง โดยสายอากาศสามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ สำหรับการสื่อสารไร้สายยุคที่ 5 หลักการทำงานของสายอากาศอาศัยการลัดวงจรที่ขอบของสายอากาศเพื่อควบคุมทิศทางของสวิตช์ของลำคลื่นหลัก โดยใช้โปรแกรม CST Studio Suite ในการจำลองเพื่อตรวจสอบประสิทธิภาพของสายอากาศ โดยมีข้อมูลจำลองจำนวน 140 ชุด เพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับการฝึกสอน โดยมีค่าป้อนเข้าคือ ทิศทางในการลัดวงจร รัศมีตั้งแต่จุดศูนย์กลางไปยังตำแหน่งรูที่ลัดวงจร จำนวนรูในการลัดวงจร และระยะห่างระหว่างจุดลัดวงจร ซึ่งมีค่าป้อนออก ได้แก่ ทิศทางของลำคลื่นหลักในหน่วยองศา และสัมประสิทธิ์การสะท้อนในหน่วย dB โดยประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและลดระยะเวลาในการออกแบบ โดยใช้อัลกอริทึม 4 แบบ ได้แก่ Gradient Regression, Lasso Regression, Linear Regression และ Random Forest จากผลการทำนายพบว่า อัลกอริทึม Lasso Regression, Linear Regression และ Random Forest ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักโดยมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเท่ากับ 1 และมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเท่ากับ 0 ซึ่งแสดงถึงความถูกต้องในการสวิตช์ลำคลื่นโดยสามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ตรงกับผลที่ได้จากการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite ได้ทุกกรณี ในขณะที่อัลกอริทึม Gradient Regression มีผลของค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจคือ 0.95 และมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยคือ 1.14 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าผลการทำนายของอัลกอริทึม Gradient Regression มีความคลาดเคลื่อนในบางกรณี แต่ยังสามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นได้ใกล้เคียงกับค่าจริง เมื่อทำการเปรียบเทียบกับผลที่ได้จากการจำลองจากโปรแกรม CST Studio Suite พบว่าทำนายได้ถูกต้อง 5 กรณีจากทั้งหมด 8 กรณี

และเมื่อทำการพิจารณาผลการทำนายค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนพบว่า อัลกอริทึม Gradient Regression มีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจคือ 0.90 ซึ่งมีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างพารามิเตอร์ของสายอากาศกับค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนได้ และรองลงมาคือ Random Forest, Linear Regression และ Lasso Regression โดยมีค่า 0.81, 1.54 และ 1.90 ตามลำดับ และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ Random Forest คือ 0.21 ซึ่งมีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองมีความคลาดเคลื่อนในการทำนายค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนที่ต่ำ รองลงมาคือ Linear Regression, Lasso Regression และ Gradient Regression ซึ่งมีค่า 0.24, 0.27 และ 0.52 ตามลำดับ ถึงแม้ว่าอัลกอริทึม Gradient Regression จะให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจของสัมประสิทธิ์การสะท้อนสูงที่สุด ซึ่งแสดงถึงความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ดี แต่กลับมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยในการทำนายสูงที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมอื่น แสดงให้เห็นว่ายังมีความคลาดเคลื่อนของค่าที่ทำนายได้ในเชิงปริมาณ แต่อัลกอริทึม Random Forest สามารถอธิบายความแปรปรวนของพารามิเตอร์ของสายอากาศได้อย่างเหมาะสม พร้อมทั้งให้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของการทำนายต่ำที่สุด ซึ่งสะท้อนถึงความเสถียรและความสอดคล้องของผลการทำนายกับข้อมูลจริง ดังนั้นเมื่อพิจารณาผลการประเมินประสิทธิภาพโดยรวมของสัมประสิทธิ์การตัดสินใจและค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยจึงสรุปได้ว่า อัลกอริทึม Random Forest มีความเหมาะสมที่สุดสำหรับการทำนายค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อน โดยผลของค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนที่ได้มีค่าใกล้เคียงกับผลที่ได้จากการจำลองบนโปรแกรม CST Studio Suite โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนไม่เกิน  $\pm 5$  dB จากนั้นนำค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการทำนายของอัลกอริทึมมาใช้ในการสร้างสายอากาศต้นแบบจริง โดยด้านหน้าของสายอากาศลวดจริงที่ขอบของสายอากาศด้วยลวดทองแดง และด้านหลังบัดกรีตัวเก็บประจุและพินไดโอด จากนั้นนำสายอากาศเชื่อมต่อกับบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์เพื่อทำการสวิตช์ลำคลื่นของสายอากาศ โดยสายอากาศสามารถสวิตช์ลำคลื่นได้ครบทั้ง 8 ทิศทาง ได้แก่ 0, 45, 90, 135, 180, 225, 270 และ 315 องศาตามลำดับ จากการทดสอบพบว่าสายอากาศสามารถทำงานได้ที่ความถี่ 2.6 กิกะเฮิรตซ์ โดยทิศทางของลำคลื่นหลักที่วัดได้ตรงตามผลจากการจำลองที่ออกแบบด้วยโปรแกรม CST และผลการทำนายด้วยการเรียนรู้ของเครื่องในทุกกรณี ซึ่งจากการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องพบว่าอัลกอริทึม Random Forest สามารถช่วยทำนายและปรับปรุงการออกแบบสายอากาศได้อย่างมีประสิทธิภาพมากที่สุด ทำให้ลดเวลาการจำลองและสามารถคาดการณ์ผลการทำงานได้ใกล้เคียงกับการทดลองจริง

## อภิปรายผล

จากงานวิจัยผลการทำนายของการเรียนรู้ของเครื่องในการทำนายทิศทางของลำคลื่นหลัก และสัมประสิทธิ์การสะท้อน จากข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน 140 ตัวอย่าง โดยใช้อัลกอริทึม 4 แบบ ได้แก่ Gradient Regression, Lasso Regression, Linear Regression และ Random Forest โดยเกณฑ์ที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึมมี 2 ค่า ได้แก่ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย พบว่าอัลกอริทึมที่สามารถทำนายทิศทางของลำคลื่นหลักได้ดีที่สุดได้แก่ Lasso Regression, Linear Regression และ Random Forest เนื่องจากอัลกอริทึมสามารถจัดการกับข้อมูลที่เป็นเชิงเส้น (linear relationships) ของข้อมูลของที่มีความสัมพันธ์ที่เป็นเชิงเส้นได้ดีกว่าโมเดลของอัลกอริทึม Gradient Regression ซึ่งเป็นโมเดลที่เหมาะสมกับข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear relationships) โดยมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเป็น 1 และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเป็น 0 เนื่องจากข้อมูลในส่วนนี้เป็นข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ที่เป็นเชิงเส้นสูง ทำให้มีผลของค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยที่สมบูรณ์ในการทำนาย ในขณะที่อัลกอริทึม Gradient Regression มีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ 0.95 ซึ่งสามารถอธิบายความแปรผันของทิศทางสายอากาศได้ดี และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเป็น 1.14 หมายความว่าโดยเฉลี่ยแล้วการทำนายทิศทางจะคลาดเคลื่อนไปจากค่าจริง และเมื่อทำการพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อน โดยพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยรวมกัน พบว่าอัลกอริทึม Random Forest สามารถทำนายค่าของสัมประสิทธิ์การสะท้อนซึ่งเป็นค่าที่มีความซับซ้อนและแปรผันได้ง่ายกว่าเมื่อเทียบกับทิศทางของลำคลื่นได้แม่นยำกว่าอัลกอริทึมอื่น เมื่อพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจที่ 0.81 และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย ที่ 0.21 อัลกอริทึม Random Forest สามารถจัดการกับความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนของปัจจัยที่มีผลต่อการสะท้อนกลับของสายอากาศได้ดีกว่าอัลกอริทึมเชิงเส้นอื่น ๆ และเมื่อพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนของอัลกอริทึม Lasso Regression และ Linear Regression ที่มีค่าของข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นพบว่าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจที่มีค่าสูงคือ 1.90 และ 1.54 ตามลำดับ ซึ่งมีค่าเกิน 1 อาจเกิดจากการ Overfitting ของข้อมูล หรือความไม่เหมาะสมในการปรับแต่งค่าของพารามิเตอร์ซึ่งอาจส่งผลกระทบต่อการทำนายได้ และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของสัมประสิทธิ์การสะท้อนอยู่ที่ 0.27 และ 0.24 ตามลำดับ ซึ่งเป็นค่าที่ค่อนข้างต่ำแสดงว่ามีค่าความคลาดเคลื่อนที่น้อยมากแต่ยังไม่ใช่ว่าที่น้อยที่สุดเมื่อเทียบกับ Random Forest เมื่อพิจารณาอัลกอริทึม Gradient Regression ที่สามารถทำนายค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจของสัมประสิทธิ์การสะท้อนได้ใกล้เคียง 1 ที่สุด เมื่อเทียบกับอัลกอริทึมแบบ Random Forest, Lasso Regression

และ Linear Regression คือ 0.90 แสดงว่าสามารถอธิบายความแปรผันของสัมประสิทธิ์การสะท้อนได้เกือบ 90 % ซึ่งสูงกว่า Random Forest อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยซึ่งเป็นตัวชี้วัดความถูกต้องของการทำนายค่าจริงอัลกอริทึม Gradient Regression มีค่า 0.52 ซึ่งสูงที่สุดในบรรดาอัลกอริทึมทั้ง 4 ชนิด ถึงแม้ว่า Gradient Regression จะเป็น Boosting Algorithm ที่เรียนรู้ข้อผิดพลาดของโมเดลก่อนหน้าและจัดการกับความไม่เป็นเชิงเส้นได้ดี แต่ในกรณีนี้ Random Forest ซึ่งใช้ Decision Trees หลายต้นซึ่งทำงานแบบขนานกัน อาจมีความสามารถในการลดความแปรปรวน (variance) ของการทำนายและปรับตัวเข้ากับโครงสร้างข้อมูลได้ดีกว่า โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของสัมประสิทธิ์การสะท้อนต่ำที่สุด 0.21 ดังนั้นจากการพิจารณาอัลกอริทึมทั้ง 4 แบบ พบว่าอัลกอริทึมที่มีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจและความคลาดเคลื่อนของสัมประสิทธิ์การสะท้อนต่ำสุดได้แก่ Random Forest โดยเมื่อพิจารณาจากเกณฑ์ที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึมทั้ง 2 ค่า ได้แก่ ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย พบว่าสามารถทำนายสัมประสิทธิ์การสะท้อนได้ใกล้เคียงกับค่าจริง

### ข้อเสนอแนะ

1. เพิ่มประสิทธิภาพการทำนายของสายอากาศ ด้วยการศึกษอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องอื่น ๆ ที่ซับซ้อนยิ่งขึ้น เช่น Neural Networks หรือ Deep Learning เพื่อวิเคราะห์ว่าสามารถลดค่าความคลาดเคลื่อนของทิศทางของลำคลื่นหลัก และสัมประสิทธิ์การสะท้อนของสายอากาศได้หรือไม่
2. ขยายขอบเขตข้อมูลเพื่อลดข้อผิดพลาดและเพิ่มการเรียนรู้ของอัลกอริทึม เนื่องจากงานวิจัยนี้ใช้ชุดข้อมูลในการฝึกสอน 140 ตัวอย่าง ซึ่งถือว่ายังเป็นจำนวนที่ไม่มากนัก การรวบรวมข้อมูลจำลองด้วยโปรแกรม CST Studio Suite เพิ่มเติมให้มีจำนวนมากขึ้น ซึ่งอาจช่วยให้โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องสามารถลดข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้นในการทำนายพารามิเตอร์ที่ซับซ้อนและแปรผันง่าย เช่น สัมประสิทธิ์การสะท้อน เป็นต้น

## บรรณานุกรม

1. Sourave Deb HRT, and Muhammad Asad Rahman. Design of a Microstrip Antenna Having 360° Beam Steering Capability in Azimuth Plane. 2022 IEEE Conference on Electrical and Computer Engineering (ICECE); Dhaka, Bangladesh2022. p. 262–5.
2. Nair SVSA, Max J. Reconfigurable Antenna With Elevation and Azimuth Beam Switching. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters. 2010;9:367-70.
3. Adan FHO, M. N.; Rahim, H. A.; Kamarudin, M. R.; Jusoh, M.; Alaydrus, M.; Yasin, M. N. M.; Majid, H. A.; Sabapathy, T.; Awal, M. R.; Alomainy, A., editor Switchable Beam Antenna with Five Planar Element using PIN Diode in Elevation Plane. 2020 2nd International Conference on Broadband Communications, Wireless Sensors and Powering (BCWSP); 2020; Yogyakarta, Indonesia: IEEE.
4. Hoang Nam Dao MK, and Dinh Thanh Le. A Design of Switched-Beam Yagi-Uda Antenna for Wireless Sensor Networks. 2016 IEEE Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC); Hanoi, Vietnam2016. p. 374–9.
5. P. Ranjan AM, H. Gupta, S. Yadav, and A. Sharma. Ultra-Wideband CPW Fed Band-Notched Monopole Antenna Optimization Using Machine Learning. Progress In Electromagnetics Research M. 2022;108:27–38.
6. M. A. Haque NS, N. S. Sawaran Singh, M. A. Rahman, M. N. Hasan, M. Islam, M. A. Zakariya, L. C. Paul, A. H. Sharker, G. E. M. Abro, M. Hannan, and R. Pk. Dual Band Antenna Design and Prediction of Resonance Frequency Using Machine Learning Approaches. Applied Sciences. 2022;12(10505):1–18.
7. M. A. Haque MAR, S. S. Al-Bawri, Z. Yusof, A. H. Sharker, W. M. Abdulkawi, D. Saha, L. C. Paul, and M. A. Zakariya. Machine Learning-based Technique for Gain and Resonance Prediction of Mid Band 5G Yagi Antenna. Scientific Reports. 2023;13(12590):1–22.
8. Akcam YNaN. 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.

9. R. Jain PR, P. K. Singhal, and V. V. 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); Indore, India2022. p. 1–5.





ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

บทความวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์ในที่ประชุมวิชาการ

ผลงานวิจัยที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ได้รับการตีพิมพ์และนำเสนอในที่ประชุมวิชาการระดับนานาชาติ โดยบทความดังกล่าวเป็นส่วนหนึ่งของงานวิจัยในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ รายละเอียดของบทความมีดังต่อไปนี้

**ชื่อบทความ (Title):**

Enhancement of Beam Switching in Single Element Antenna Using Machine Learning

**ผู้เขียน (Authors):**

นางสาวกัญญาพัชร แสงจันทร์ และ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. พิชญา ชัยปัญญา

**สถานะผู้วิจัยในบทความ:**

ผู้วิจัยเป็นผู้เขียนลำดับแรก (First Author)

**ชื่อการประชุมวิชาการ:**

SICE International Symposium on Control Systems 2025 (ISCS 2025)

**ระดับการประชุม:**

ระดับนานาชาติ

**สถานที่จัดประชุม:**

Osaka, Japan

**วันที่จัดประชุม:**

วันที่ 3-5 มีนาคม พ.ศ. 2568

**ปีที่ตีพิมพ์:**

พ.ศ. 2568

**เลขหน้า:**

pp. 76-80

**DOI / ISBN:**

10.23919/SICEISCS65372.2025.10947648

ทั้งนี้เนื่องจากข้อจำกัดด้านลิขสิทธิ์ของเอกสารการประชุมวิชาการ จึงแสดงเฉพาะข้อมูลรายละเอียดของบทความที่ได้รับการตีพิมพ์ในภาคผนวกนี้



