

การเรียนรู้คิวเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำสำหรับการกำหนดมุมของ
สายอากาศส่งหลายตัวในเครือข่ายไร้สาย

MULTI-AGENT DEEP Q-LEARNING FOR DETERMINING MULTIPLE
TRANSMIT ANTENNA TILTS IN WIRELESS NETWORKS

ธนัสสรณ์ วงศ์พัชรธรรม

TANUTSORN WONGPHATCHARATHAM

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ (หลักสูตรสหวิทยาการ)

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2566

KMITL-2023-EN-M-027-082

MULTI-AGENT DEEP Q-LEARNING FOR DETERMINING MULTIPLE
TRANSMIT ANTENNA TILTS IN WIRELESS NETWORKS

TANUTSORN WONGPHATCHARATHAM

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRICAL AND COMPUTER ENGINEERING
(MULTI-DISCIPLINARY PROGRAM)
SCHOOL OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
2023
KMITL-2023-EN-M-027-082

COPYRIGHT 2023

SCHOOL OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การเรียนรู้คิวเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำสำหรับการกำหนดมุมของสายอากาศส่งหลายตัวในเครือข่ายไร้สาย
นักศึกษา	นายธน์สรณ์ วงศ์พัชรธรรม
รหัสประจำตัว	64601063
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ (หลักสูตรสหวิทยาการ)
พ.ศ.	2566
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	ผศ.ดร.เวธิต ภาคย์พิสุทธิ์

บทคัดย่อ

การกำหนดค่าของสายอากาศมีผลต่อคุณภาพของการสื่อสารในเครือข่ายไร้สาย เนื่องจากสัญญาณที่ได้รับจะได้รับผลกระทบจากสัญญาณรบกวนที่ไม่ต้องการ เพื่อเพิ่มอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณแทรกสอดบวกสัญญาณรบกวนหรือคุณภาพของการสื่อสาร เครื่องส่งและมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศจะต้องได้รับการปรับให้เหมาะสม วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอการใช้การเรียนรู้คิวแบบหลายตัวกระทำ (Multi-agent Q-learning) เพื่อปรับกำลังส่งในช่องสัญญาณแทรกสอด (Interference Channel) ให้เหมาะสม และใช้การเรียนรู้คิวเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำ (Multi-agent Deep Q-learning) เพื่อปรับมุมเอียงในระนาบแนวตั้งสายอากาศที่ติดตั้งที่สถานีฐานภายในเครือข่ายไร้สาย (Wireless Networks) ให้เหมาะสม นอกจากนี้ ยังมีการใช้อัตราขยายของสายอากาศสามมิติ แบบจำลองการสูญเสียเชิงวิถีของ Ericsson และแบบจำลองความสูงเชิงเลข (Digital Elevation Model, DEM) เพื่อส่งเสริมการเรียนรู้คิวเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำ การจำลองแสดงให้เห็นว่าทั้งการเรียนรู้คิวแบบหลายตัวกระทำและการเรียนรู้คิวเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำสามารถทำให้คุณภาพสัญญาณที่ดีได้

Thesis	Multi-Agent Deep Q-Learning for Determining Multiple Transmit Antenna Tilts in Wireless Networks
Student	Mr. Tanutsorn Wongphatcharatham
Student ID.	64601063
Degree	Master of Engineering
Program	Electrical and Computer Engineering (Multi-Disciplinary Program)
Year	2023
Thesis Advisor	Asst. Prof. Dr. Watid Phakphisut

ABSTRACT

The antenna configuration involves the quality of communication in wireless networks, since the received signal generally suffers from unwanted interference. To maximize signal to interference plus noise ratio or quality of communication, the transmit power and the antenna tilt must be optimized. This thesis proposes to use multi-agent Q-learning to optimize the transmit power in interference channel and use multi-agent deep Q-learning to optimize the antenna tilt installed at a base station in mobile communication networks. We also use the three-dimensional antenna gain, the Ericsson path loss model, and the digital elevation model (DEM) to facilitate the multi-agent deep Q-learning. The simulation indicates that both multi-agent Q-learning and multi-agent deep Q-learning provide good signal quality.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยความกรุณาจากอาจารย์ที่ปรึกษา ผศ.ดร.เวธิต ภาควิชาฟิสิกส์ ที่ให้คำแนะนำในการทำวิจัย ตลอดจนปรับปรุงแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ ด้วยความเอาใจใส่เป็นอย่างดี อีกทั้งยังช่วยปลูกฝังทัศนคติที่ในการทำงาน และชี้แนะแนวทางการใช้ชีวิตให้เหมาะกับการเรียนในระดับบัณฑิตศึกษา ผู้วิจัยตระหนักถึงความตั้งใจจริงและความทุ่มเทของอาจารย์ และขอขอบคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้

ขอขอบคุณคณาจารย์และเจ้าหน้าที่ทุกท่านที่ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ ตลอดจนให้คำแนะนำทางด้านวิชาการ ทำให้ผู้เขียนได้มีความรู้ และทักษะที่จะนำไปใช้ในการทำวิจัย รวมทั้งขอขอบคุณเพื่อน พี่ น้องทุกคนในห้องปฏิบัติการวิจัยการสื่อสารและการบันทึกข้อมูลที่คอยร่วมทุกข์ร่วมสุข และเป็นกำลังใจที่ดีมาโดยตลอด

ขอขอบคุณที่ ๆ ในบริษัท แอดวานซ์ ไวร์เลส เน็ตเวิร์ค จำกัด (Advanced Wireless Network Company Limited, AWN) ที่ให้ข้อมูลและคำแนะนำต่าง ๆ เพื่อใช้ในการงานวิจัยนี้

ขอขอบคุณบิดา มารดา และบุคคลในครอบครัวทุกท่านที่เป็นกำลังใจและเป็นแรงผลักดันสำคัญที่ทำให้ผู้วิจัยสามารถจัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จนสำเร็จลุล่วง

ผู้วิจัยหวังว่า วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะมีประโยชน์อยู่ไม่น้อย จึงขอมอบส่วนดีทั้งหมดแก่คณาจารย์และผู้ที่มีส่วนเกี่ยวข้องทุกท่าน สำหรับข้อบกพร่องต่าง ๆ ที่อาจจะเกิดขึ้น ผู้วิจัยขอน้อมรับผิดเพียงผู้เดียวและยินดีรับฟังคำแนะนำจากทุกท่านที่เข้ามาศึกษาเพื่อเป็นประโยชน์ในการพัฒนา งานวิจัยต่อไป

ธนัสสรณ์ วงศ์พัชรธรรม

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อ.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญรูป.....	VIII
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของวิทยานิพนธ์.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์	2
1.3 ขอบเขตของการศึกษา	2
1.4 ส่วนประกอบของวิทยานิพนธ์	3
บทที่ 2 แบบจำลองช่องสัญญาณแทรกสอดและช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่.....	4
2.1 เครือข่ายไร้สาย	4
2.2 แบบจำลองช่องสัญญาณแทรกสอด.....	5
2.3 แบบจำลองช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่	6
2.3.1 แบบจำลองความสูงเชิงเลข.....	8
2.3.2 การคำนวณระยะห่างระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ.....	8
2.3.3 แบบจำลองการสูญเสียเชิงวิถี	9
2.3.4 อัตราขยายของสายอากาศแบบ 3 มิติ	13
2.3.5 การคำนวณหามุมระหว่างเครื่องส่งระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ.....	16
2.3.6 ค่าคุณภาพของช่องสัญญาณสื่อสารไร้สาย.....	18
บทที่ 3 การหาค่าเหมาะสมที่สุดและการเรียนรู้ควิ.....	19
3.1 การหาค่าเหมาะสมที่สุดด้วยวิธีการ DIFFERENTIAL EVOLUTION	19
3.2 การหาค่าเหมาะสมที่สุดด้วยวิธีการ WEIGHTED MINIMUM MEAN SQUARE ERROR.....	22
3.3 การเรียนรู้ควิ.....	23
3.4 การเรียนรู้ควิเชิงลึก.....	25
3.4.1 การเรียนเชิงลึก.....	25

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.4.2 การเรียนรู้ควิควเชิงลึก	30
บทที่ 4 การออกแบบการเรียนรู้ควิควสำหรับการกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่งและมุมในระนาบ แนวตั้งของสายอากาศ.....	33
4.1 การเรียนรู้ควิควแบบหลายตัวกระทำสำหรับการกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่ง.....	33
4.1.1 ผลกระทบของการกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่งในช่องสัญญาณแทรกสอด	33
4.1.2 การออกแบบการเรียนรู้ควิควแบบหลายตัวกระทำ.....	34
4.2 การเรียนรู้ควิควเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำสำหรับการกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของ สายอากาศ.....	37
4.2.1 ผลการจำลองการสูญเสียเชิงวิถีในพื้นที่ปทุมธานี.....	37
4.2.2 ผลการจำลองอัตราขยายสายอากาศแบบ 3 มิติ.....	38
4.2.3 ผลการจำลองช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่.....	38
4.2.4 ผลกระทบของการกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศในช่องสัญญาณ สื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่.....	40
4.2.5 การออกแบบการเรียนรู้ควิควเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำ.....	41
บทที่ 5 ผลการทดลองและอภิปรายผล	45
5.1 การกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่ง	45
5.1.1 ผลการทดลองค่าเหมาะสมด้วยวิธีการ WMMSE.....	45
5.1.2 ผลการทดลองการเรียนรู้ควิควแบบหลายตัวกระทำ	45
5.2 การกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ	48
5.2.1 ผลการทดลองค่าเหมาะสมด้วยวิธีการ Differential Evolution.....	48
5.2.2 ผลการทดลองการเรียนรู้ควิควเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำ	51
บทที่ 6 สรุปผลและข้อเสนอแนะ	55
6.1 สรุปผล	55
6.1.1 การกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่ง	55
6.1.2 การกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ	55
6.2 ข้อเสนอแนะ	56

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
เอกสารอ้างอิง.....	57
ประวัติผู้เขียน.....	60

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
ตารางที่ 2.1 ค่า a_0, a_1, a_2 และ a_3 ในสภาพแวดล้อมต่าง ๆ.....	13
ตารางที่ 5.1 ค่าของพารามิเตอร์ที่ใช้ในการจำลอง.....	46
ตารางที่ 5.2 sum-rate เฉลี่ยของแต่ละ K	46
ตารางที่ 5.3 quality ก่อนและหลังปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศด้วยวิธีการ DE.....	49
ตารางที่ 5.4 quality ก่อนและหลังปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศด้วย การเรียนรู้ควิเชิงลึก แบบหลายตัวกระทำ	52

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
รูปที่ 2.1 การรับส่งข้อมูลด้วยเทคนิค Multiple-Input and Multiple-Output.....	4
รูปที่ 2.2 ระบบสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่กรณีดาวนลิงก์ (Downlink).....	5
รูปที่ 2.3 รูปแบบช่องสัญญาณแทรกสอด	6
รูปที่ 2.4 ช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่ เมื่อ $K = 2$ และ $J = 3$	7
รูปที่ 2.5 ตัวอย่างพื้นที่ที่ระดับความสูงไม่เท่ากัน	7
รูปที่ 2.6 ความแตกต่างระหว่าง DEM และ DSM.....	8
รูปที่ 2.7 ระยะห่างระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ.....	9
รูปที่ 2.8 ค่า $A(f, d)$ เมื่อมีระยะห่างระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับที่ความถี่ต่าง ๆ	10
รูปที่ 2.9 ค่า G_{AREA} เทียบกับความถี่.....	11
รูปที่ 2.10 มุมในระนาบแนวตั้ง θ ระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับในมุมมองด้านข้าง	14
รูปที่ 2.11 มุมในระนาบแนวนอน ϕ ระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับในมุมมองด้านบน	14
รูปที่ 2.12 ช่วงของมุมในระนาบแนวตั้งและแนวนอน.....	14
รูปที่ 2.13 มุมแนวตั้งระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับเมื่อ $h_{dem}^b > h_{dem}^r$	17
รูปที่ 2.14 มุมแนวตั้งระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับเมื่อ $h_{dem}^b < h_{dem}^r$	17
รูปที่ 2.15 มุมแนวนอนระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ	18
รูปที่ 3.1 บล็อกไดอะแกรมขั้นตอนของ DE	19
รูปที่ 3.2 ส่วนต่อประสานระหว่างตัวกระทำกับสภาพแวดล้อม	24
รูปที่ 3.3 ตัวอย่างตารางคิว	25
รูปที่ 3.4 ตัวอย่างโครงสร้างของ Neural Network	25
รูปที่ 3.5 ตัวอย่างโครงสร้างพื้นฐานของโหนดของโครงข่ายประสาทเทียม	26
รูปที่ 3.6 ลักษณะของฟังก์ชัน Sigmoid.....	27
รูปที่ 3.7 ลักษณะของฟังก์ชัน Tanh.....	28
รูปที่ 3.8 ตัวอย่างโครงสร้างของโครงข่ายคิว.....	31
รูปที่ 4.1 ฟังก์ชันการแจกแจงสะสมเมื่อ $K = \{2,3,4\}$ เมื่อใช้การจัดสรรกำลังแบบสุ่ม	33
รูปที่ 4.2 ฟังก์ชันการแจกแจงสะสมเมื่อ $K = \{2,3,4\}$ เมื่อใช้การจัดสรรกำลังสูงสุด.....	34
รูปที่ 4.3 ตัวกระทำ 2 ตัวแลกเปลี่ยนกำลังส่งซึ่งกันและกัน.....	34
รูปที่ 4.4 ตัวกระทำจำนวน 2 ตัว เลือกกำลังส่ง a_k และรับสถานะ s_k	36

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
รูปที่ 4.5 ผลการจำลองการสูญเสียเชิงวิถิ Ericsson	37
รูปที่ 4.6 ผลการจำลองการสูญเสียเชิงวิถิ Ericsson เมื่อเพิ่มสัญญาณรบกวน.....	37
รูปที่ 4.7 รูปแบบการแพร่กระจายคลื่นของสายอากาศแบบ 2 มิติ	38
รูปที่ 4.8 รูปแบบการแพร่กระจายคลื่นของสายอากาศแบบ 3 มิติ	38
รูปที่ 4.9 ผลการจำลองกำลังสัญญาณที่ได้จากเครื่องส่งที่ติดตั้งสายอากาศมุม Azimuth 315 องศา และมีมุมในระนาบแนวตั้ง 0 องศา	39
รูปที่ 4.10 ผลการจำลองกำลังสัญญาณที่ได้จากเครื่องส่งที่ติดตั้งสายอากาศมุม Azimuth 315 องศา และมีมุมในระนาบแนวตั้ง 3 องศา	39
รูปที่ 4.11 ผลการจำลองกำลังสัญญาณที่ได้จากเครื่องส่งที่ติดตั้งสายอากาศมุม Azimuth 315 องศา และมีมุมในระนาบแนวตั้ง 6 องศา	40
รูปที่ 4.12 ผลการจำลองกำลังสัญญาณที่ได้จากเครื่องส่งที่ติดตั้งสายอากาศมุม Azimuth 315 องศา และมีมุมในระนาบแนวตั้ง 10 องศา	40
รูปที่ 4.13 ผลการจำลองกำลังสัญญาณที่ไม่มีการกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ ให้เหมาะสม เมื่อ $K = 2$	41
รูปที่ 4.14 ผลการจำลองกำลังสัญญาณที่ไม่มีการกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ ให้เหมาะสม เมื่อ $K = 4$	41
รูปที่ 4.15 ตัวกระทำ 2 ตัวแลกเปลี่ยนค่าคุณภาพและมุมเอียงของสายอากาศซึ่งกันและกัน	43
รูปที่ 4.16 ตัวกระทำจำนวน 2 ตัว เลือกมุมเอียง α_k และรับสถานะ s_k	44
รูปที่ 5.1 ฟังก์ชันการแจกแจงสะสมเมื่อ $K = \{2,3,4\}$ เมื่อใช้การจัดสรรกำลังด้วย WMMSE [1]..	45
รูปที่ 5.2 CDF ของข้อมูลที่สร้างแบบสุ่มเฉลี่ย 10,000 ข้อมูล เมื่อ $K = 2$	47
รูปที่ 5.3 CDF ของข้อมูลที่สร้างแบบสุ่มเฉลี่ย 10,000 ข้อมูล เมื่อ $K = 3$	47
รูปที่ 5.4 CDF ของข้อมูลที่สร้างแบบสุ่มเฉลี่ย 10,000 ข้อมูล เมื่อ $K = 4$	48
รูปที่ 5.5 ผลการจำลองกำลังสัญญาณก่อนการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ ด้วยวิธีการ DE เมื่อ $K = 2$	50
รูปที่ 5.6 ผลการจำลองกำลังสัญญาณหลังการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ ด้วยวิธีการ DE เมื่อ $K = 2$	50

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
รูปที่ 5.7 ผลการจำลองกำลังสัญญาณก่อนการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ ด้วยวิธีการ DE เมื่อ $K = 4$	51
รูปที่ 5.8 ผลการจำลองกำลังสัญญาณหลังการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ ด้วยวิธีการ DE เมื่อ $K = 4$	51
รูปที่ 5.9 ผลการจำลองกำลังสัญญาณก่อนการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ ด้วยการ เรียนรู้คิวเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำเมื่อ $K = 2$	53
รูปที่ 5.10 ผลการจำลองกำลังสัญญาณหลังการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ ด้วยการ เรียนรู้คิวเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำเมื่อ $K = 2$	53
รูปที่ 5.11 ผลการจำลองกำลังสัญญาณก่อนการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ ด้วยการ เรียนรู้คิวเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำเมื่อ $K = 4$	54
รูปที่ 5.12 ผลการจำลองกำลังสัญญาณหลังการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ ด้วยการ เรียนรู้คิวเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำเมื่อ $K = 4$	54

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของวิทยานิพนธ์

ปัจจุบัน การใช้งานเครือข่ายสื่อสารไร้สาย ได้แก่ การสื่อสารมาตรฐาน IEEE 802.11 และการสื่อสารมาตรฐาน 3GPP New Radio ได้รับความนิยมอย่างมาก ทำให้ผู้ใช้บริการจำเป็นต้องติดตั้งเครื่องส่งจำนวนมากเพื่อรองรับความต้องการใช้งานอินเทอร์เน็ตความเร็วสูง โดยทั่วไป ผู้ใช้บริการจะได้รับการสื่อสารความเร็วสูง ก็ต่อเมื่อ เครื่องส่งและเครื่องรับใช้ดัชนีรูปแบบการเข้ารหัสและการมอดูเลชัน (Modulation and Coding Scheme Index) หรือค่า MCS Index ลำดับสูง อย่างไรก็ตาม ในเครือข่ายสื่อสารไร้สายที่มีจำนวนเครื่องส่งหนาแน่น เครื่องรับมักจะได้รับสัญญาณรบกวนจากเครื่องส่งที่ไม่ต้องการ ส่งผลให้ เครื่องรับได้รับสัญญาณที่มีคุณภาพลดลงและจำเป็นต้องใช้รูปแบบการสื่อสารที่มีค่า MCS Index ลำดับต่ำ การออกแบบเครือข่ายสื่อสารไร้สายจึงจำเป็นต้องทำให้เครื่องรับได้รับสัญญาณที่มีคุณภาพสูง การออกแบบเครือข่ายสื่อสารไร้สาย เช่น การกำหนดกำลังของเครื่องส่ง การเลือกใช้สายอากาศ การติดตั้งสายอากาศ จึงมีความสำคัญอย่างยิ่ง เนื่องจากการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ นี้ ส่งผลต่อปริมาณของสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นในระบบ

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จะพิจารณาช่องสัญญาณสื่อสารไร้สาย จำนวน 2 ช่องสัญญาณ ได้แก่ ช่องสัญญาณแทรกสอด (Interference Channel) และช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่ (Mobile Communication Channel) ในงานวิจัย [1] ได้ศึกษาปัญหาการกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่งในช่องสัญญาณแทรกสอด โดยนำเสนออัลกอริทึมค่าเฉลี่ยผลต่างกำลังสองน้ำหนักต่ำสุด (Weight Minimum Mean Square Error) หรืออัลกอริทึม WMMSE เพื่อกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่งซึ่งทำให้อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณแทรกสอดบวกสัญญาณรบกวน (Signal to Interference plus Noise Ratio, SINR) ของเครื่องรับมีค่าสูงสุด อย่างไรก็ตาม อัลกอริทึมดังกล่าวจะมีความซับซ้อนสูง เนื่องจากการทำงานมีลักษณะการวนซ้ำ ทำให้ในงานวิจัย [2] ได้ศึกษาการใช้โครงข่ายปัญญาประดิษฐ์ในการกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่ง ทั้งนี้ ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายปัญญาประดิษฐ์ ยังคงใช้ผลที่ได้จากการคำนวณด้วยอัลกอริทึม WMMSE ทำให้ไม่เหมาะสมต่อการใช้งานจริงที่ช่องสัญญาณมีการเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา ในงานวิจัย [3] ได้นำเสนอโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Neural Network, DNN) ในการกำหนดกำลังส่งของช่องสัญญาณ โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกนี้ถูกออกแบบให้มีการทำงานร่วมกัน เรียกว่าการเรียนรู้ควเชิงลึกแบบหลายตัว

กระทำ (Multi-agent Deep Q-learning) ทำให้ การกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่งมีความซับซ้อนสูง ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จึงนำเสนอการเรียนรู้ควิแบบหลายตัวกระทำ (Multi-agent Q-learning) เพื่อลดความซับซ้อนในการกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่งในช่องสัญญาณแทรกสอด

สำหรับช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่ งานวิจัย [4] ได้นำเสนอโครงข่าย ปัญญาประดิษฐ์ร่วมกับเทคนิค Transfer Learning เพื่อใช้ศึกษาค่ากำลังสัญญาณรับอ้างอิง (Reference Signal Received Power, RSRP) เมื่อสายอากาศมีการกำหนดมุมเอียงแบบต่าง ๆ อย่างไรก็ตาม งานวิจัยดังกล่าวจะไม่ได้ศึกษาผลกระทบต่อคุณภาพของสัญญาณ งานวิจัย [5] ได้นำเสนอการใช้การเรียนรู้ควิ (Q-learning) สำหรับการปรับมุมเอียงของสายอากาศแบบอัตโนมัติ เพื่อให้สัญญาณในพื้นที่ต่าง ๆ มีคุณภาพสูง อย่างไรก็ตาม ตัวกระทำการปรับสายอากาศจะไม่มี การแลกเปลี่ยนข้อมูลซึ่งกันและกัน ทำให้ วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จึงนำเสนอการเรียนรู้ควิเชิงลึกแบบหลาย ตัวกระทำ (Multi-agent Deep Q-learning) เพื่อปรับสายอากาศที่ติดตั้งในสถานีส่ง ๆ เพื่อให้ เครื่องรับได้รับคุณภาพของสัญญาณสูงสุด ในแบบจำลองช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่จะมี การประยุกต์ใช้ อัตราขยายของสายอากาศแบบสามมิติ [6] แบบจำลองการสูญเสียเชิงวิถีของ Ericsson [7] และใช้ข้อมูลความสูงระดับน้ำทะเลเพื่อรับระดับความสูงของเครื่องส่งและเครื่องรับ เพื่อจำลองการติดตั้งสายอากาศบนสถานีส่งสัญญาณและจำลองสัญญาณที่ได้รับในพื้นที่ปทุมธานี

1.2 วัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์

- 1) เพื่อประยุกต์ใช้การเรียนรู้ควิในการกำหนดกำลังส่งสัญญาณในช่องสัญญาณแทรกสอด
- 2) เพื่อประยุกต์ใช้การเรียนรู้ควิเชิงลึกในการกำหนดมุมของสายอากาศในช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่

1.3 ขอบเขตของการศึกษา

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จะพิจารณาช่องสัญญาณสื่อสารไร้สาย จำนวน 2 ช่องสัญญาณ ได้แก่ ช่องสัญญาณแทรกสอด (Interference Channel) และช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่ (Mobile Communication Channel) โดยช่องสัญญาณแทรกสอดจะใช้ช่องสัญญาณที่ถูกนำเสนอในงานวิจัย [8] สำหรับช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่ จะใช้แบบจำลองการสูญเสียเชิงวิถีของ Ericsson ร่วมกับอัตราขยายของสายอากาศแบบสามมิติ [6] เท่านั้น

1.4 ส่วนประกอบของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์นี้จะกล่าวถึงแบบจำลองช่องสัญญาณแทรกสอดและช่องสัญญาณสื่อสาร โทรศัพท์เคลื่อนที่ในบทที่ 2 อธิบายการหาค่าเหมาะสมที่สุดและการเรียนรู้คิวในบทที่ 3 จากนั้นอธิบายการออกแบบการเรียนรู้คิวสำหรับการกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่งและมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศในบทที่ 4 ผลการทดลองและการอภิปรายผลจะนำเสนอในบทที่ 5 และในบทที่ 6 จะเป็นการสรุปผลและข้อเสนอแนะ

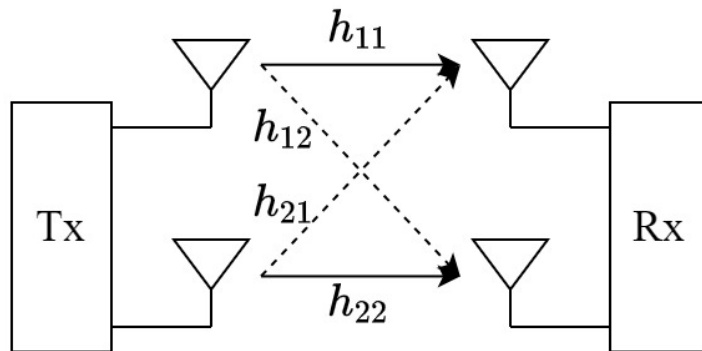
บทที่ 2

แบบจำลองช่องสัญญาณแทรกสอดและช่องสัญญาณสื่อสาร โทรศัพท์เคลื่อนที่

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ใช้แบบจำลองช่องสัญญาณของเครือข่ายไร้สายจำนวน 2 ชนิด ได้แก่ แบบจำลองช่องสัญญาณแทรกสอด (Interference Channel, IC) [8] และแบบจำลองช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่ (Mobile Communication Channel) ซึ่งมีรายละเอียด ดังนี้

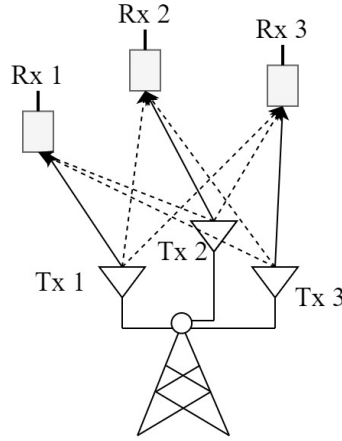
2.1 เครือข่ายไร้สาย

ในระบบสื่อสารไร้สายปัจจุบันนิยมใช้เทคนิค Multiple-Input and Multiple-Output (MIMO) ซึ่งเป็นเทคโนโลยีการส่งและรับข้อมูลที่ใช้เสาส่งและรับสัญญาณจำนวนหลายต้น โดยมีจุดประสงค์อย่างใดอย่างหนึ่งระหว่างการลดความผิดพลาดและการเพิ่มอัตราข้อมูล ตัวอย่างลักษณะช่องสัญญาณของ MIMO แสดงดังรูปที่ 2.1 เส้นทึบแสดงถึงช่องสัญญาณหลักและเส้นประแสดงถึงช่องสัญญาณแทรกสอด ซึ่งจะพบว่าเสารับสัญญาณจะได้รับสัญญาณจากช่องสัญญาณหลักและช่องสัญญาณแทรกสอดเสมอ



รูปที่ 2.1 การรับส่งข้อมูลด้วยเทคนิค Multiple-Input and Multiple-Output

นอกจากนี้ เมื่อพิจารณาการส่งข้อมูลของระบบสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่กรณีดาวนลิงก์ (Downlink) จะพบว่า เสารับสัญญาณจะได้รับสัญญาณจากช่องสัญญาณหลักและช่องสัญญาณแทรกสอดเช่นกัน ตัวอย่าง สถานีฐานที่ติดตั้งเสาส่งสัญญาณจำนวน 3 ต้น แต่ละเสาสัญญาณจะส่งสัญญาณไปยังเครื่องรับที่ต้องการ ซึ่งเครื่องรับมักจะได้รับสัญญาณจากเสาสัญญาณอื่นๆ ดังรูปที่ 2.2 เส้นทึบแสดงถึงช่องสัญญาณหลักและเส้นประแสดงถึงช่องสัญญาณแทรกสอด



รูปที่ 2.2 ระบบสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่กรณีดาวนลิงก์ (Downlink)

2.2 แบบจำลองช่องสัญญาณแทรกสอด

จากรูปที่ 2.1 และ 2.2 ทั้ง 2 รูปต่างก็สามารถนำมาสร้างเป็นแบบจำลองช่องสัญญาณแทรกสอด (Interference Channel, IC) [8] ซึ่งประกอบด้วยเครื่องส่งสัญญาณจำนวน K เครื่อง และเครื่องรับสัญญาณจำนวน K เครื่อง ดังแสดงในรูปที่ 2.3 เส้นทึบแสดงถึงช่องสัญญาณหลักและเส้นประแสดงถึงช่องสัญญาณแทรกสอด สมมติให้เครื่องส่งและเครื่องรับทั้งหมดมีสายอากาศจำนวน 1 ต้น ให้ $|h_{kk}|^2$ คืออัตราขยายช่องสัญญาณระหว่างเครื่องส่ง k และเครื่องรับ k และให้ $|h_{lk}|^2$ คืออัตราขยายช่องสัญญาณระหว่างเครื่องส่ง l และเครื่องรับ k โดย $|h_{kk}|^2 \in \mathbb{R}$ และ $|h_{lk}|^2 \in \mathbb{R}$ ช่องสัญญาณ $|h_{kk}|^2$ และ $|h_{lk}|^2$ จะถูกสุ่มให้มีการแจกแจงแบบจางหายเรย์ลีย์ (Rayleigh Fading Distribution) ดังนั้น อัตราส่วนสัญญาณต่อการรบกวนบวกสัญญาณรบกวน (Signal-to-Interference-Plus-Noise Ratio, SINR) ของเครื่องรับ k มีค่าเท่ากับ $SINR_k$ และความจุของช่องสัญญาณของเครื่องรับสัญญาณ k มีค่าเท่ากับ C_k โดยที่ค่าดังกล่าวสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (2.1) และ (2.2) ตามลำดับ

$$SINR_k \triangleq \frac{|h_{kk}|^2 p_k}{\sum_{l \neq k} |h_{lk}|^2 p_l + \sigma_k^2} \quad (2.1)$$

$$C_k = \log_2 \left(1 + \frac{|h_{kk}|^2 p_k}{\sum_{l \neq k} |h_{lk}|^2 p_l + \sigma_k^2} \right) \quad (2.2)$$

และ sum-rate สำหรับเครื่องรับทั้งหมดคำนวณได้จากสมการที่ (2.3)

$$\text{sum-rate} = \sum_{k=1}^K \log_2 \left(1 + \frac{|h_{kk}|^2 p_k}{\sum_{l \neq k} |h_{lk}|^2 p_l + \sigma_k^2} \right) \quad (2.3)$$

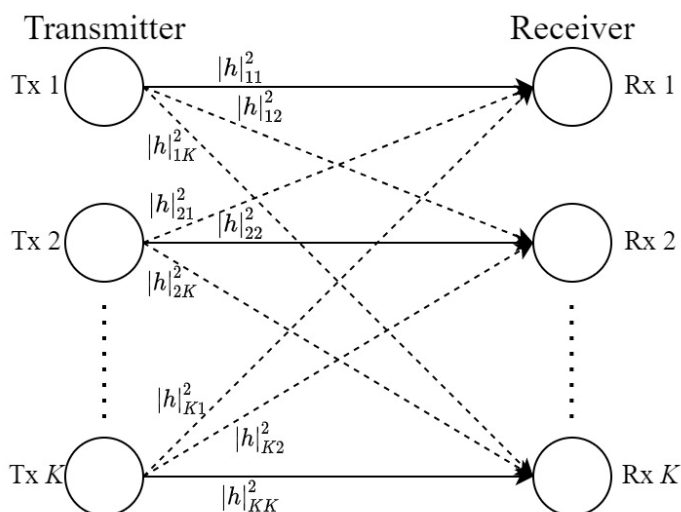
โดยที่

σ_k^2 คือกำลังของสัญญาณรบกวนที่เครื่องรับ $k, \forall k = 1, 2, \dots, K$

$p_k \in [0, p_{\max}]$ คือกำลังส่งของเครื่องส่ง k

$p_l \in [0, p_{\max}]$ คือกำลังส่งของเครื่องส่ง l

p_{\max} คือกำลังส่งสูงสุด



รูปที่ 2.3 รูปแบบช่องสัญญาณแทรกสอด

2.3 แบบจำลองช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่

นอกจากแบบจำลองช่องสัญญาณแทรกสอดที่นำเสนอไปในหัวข้อก่อนหน้านี้ ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จะพิจารณาแบบจำลองช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่กรณีดาวนลิงก์ (Downlink) ที่มีการติดตั้งสายอากาศแบบมีทิศทางและพิจารณาการลดทอนสัญญาณจากการสูญเสียเชิงวิถีเท่านั้น โดยจะกำหนดให้ช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่ประกอบด้วยสถานีฐาน 1 สถานีที่มีเครื่องส่ง K เครื่อง และเครื่องรับ J เครื่อง-ตัวอย่างของ $K = 2$ และ $J = 3$ แสดงดังรูปที่ 2.4 และเมื่อพิจารณาดำแหน่งของเครื่องส่งและเครื่องรับในพื้นที่ต่าง ๆ อาจมีความสูงเทียบกับระดับน้ำทะเลแตกต่างกันดังรูปที่ 2.5 ทำให้ในงานวิจัยนี้จะนำแบบจำลองความสูงเชิงเลข (Digital Elevation Model, DEM) มาปรับแก้ความสูงของเครื่องส่งและเครื่องรับ โดยเครื่องส่งแต่ละเครื่องติดตั้งสายอากาศที่มีรูปแบบเหมือนกัน เครื่องรับที่ j^{th} จะได้รับกำลังสัญญาณจากเครื่องส่งที่ k^{th} ซึ่งกำลังสัญญาณนั้นจะสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (2.4)

$$P_{k,j}^R = P_k^T + G_{k,j}(\theta, \phi) - PL_{k,j} \quad (2.4)$$

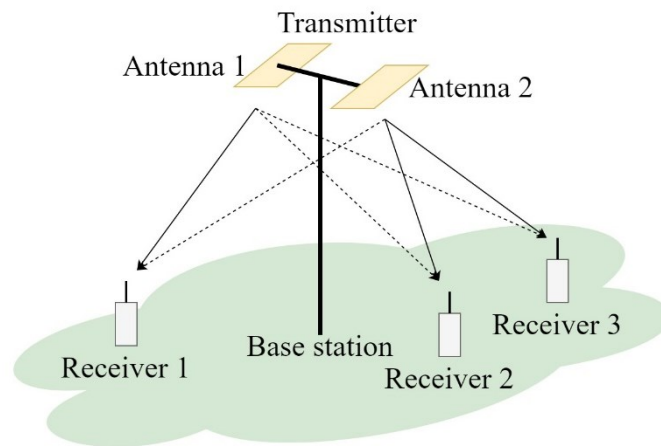
โดยที่

$P_{k,j}^R$ คือกำลังสัญญาณที่เครื่องรับที่ j^{th} ที่ได้จากเครื่องส่งที่ k^{th}

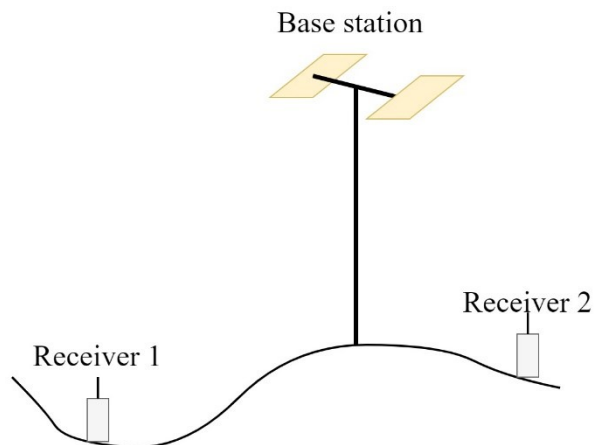
P_k^T คือกำลังส่งของเครื่องส่งที่ k^{th}

$G_{k,j}(\theta, \phi)$ คืออัตราขยายของสายอากาศแบบสามมิติระหว่างเครื่องส่งที่ k^{th} และเครื่องรับที่ j^{th}

$PL_{k,j}$ คือค่าการสูญเสียเชิงวิถีระหว่างเครื่องส่งที่ k^{th} และเครื่องรับที่ j^{th}



รูปที่ 2.4 ช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่ เมื่อ $K = 2$ และ $J = 3$

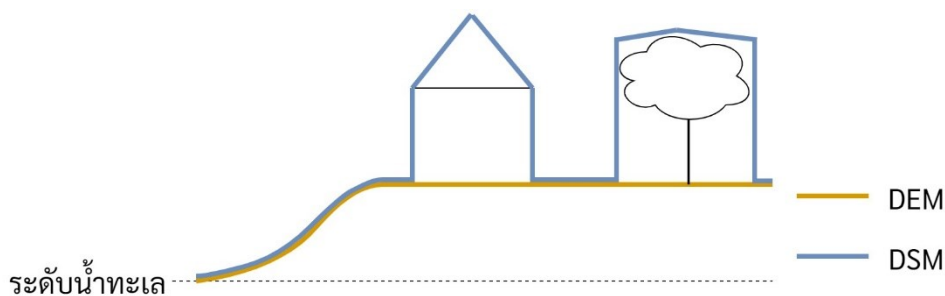


รูปที่ 2.5 ตัวอย่างพื้นที่ที่ระดับความสูงไม่เท่ากัน

2.3.1 แบบจำลองความสูงเชิงเลข

แบบจำลองความสูงเชิงเลข (Digital Elevation Model, DEM) และแบบจำลองพื้นผิวเชิงเลข (Digital Surface Model, DSM) เป็นแบบจำลองข้อมูลลักษณะทางภูมิศาสตร์ของพื้นผิวและชั้นความสูงในลักษณะของดิจิทัล ความแตกต่างระหว่าง DEM และ DSM แสดงดังรูปที่ 2.6 เส้นสีน้ำตาลแสดงถึง DEM และเส้นสีฟ้าแสดงถึง DSM โดย DEM จะเป็นความสูงจากระดับน้ำทะเลถึงความสูงของพื้นดิน ส่วน DSM จะเป็นความสูงจากระดับน้ำทะเลถึงยอดของสิ่งปลูกสร้าง ต้นไม้ และอื่น ๆ บนพื้นดิน

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จะใช้ข้อมูล DEM ซึ่งบ่งชี้ค่าความสูงของพื้นที่ต่าง ๆ เทียบกับระดับน้ำทะเล มาปรับแก้ความสูงของเครื่องส่งและเครื่องรับในพื้นที่ต่าง ๆ โดยข้อมูล DEM นี้ ได้มาจากเซิร์ฟเวอร์ขององค์การบริหารการบินและอวกาศแห่งชาติ (National Aeronautics and Space Administration, NASA)



รูปที่ 2.6 ความแตกต่างระหว่าง DEM และ DSM

2.3.2 การคำนวณระยะห่างระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ

การคำนวณระยะห่างระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับจะใช้สูตร Haversine สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (2.5) ตัวอย่างแสดงดังรูปที่ 2.7 โดยที่ d_1 และ d_2 คือระยะห่างระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับตัวที่ 1 และ 2 ตามลำดับ

$$d = R \times c \quad (2.5)$$

โดยที่

d คือระยะห่างระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ หน่วยเมตร

R คือรัศมีของโลก มีค่าประมาณ 6,371,000 เมตร

c สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (2.6)

$$c = 2 \cdot \arctan2\left(\sqrt{a}, \sqrt{(1-a)}\right) \quad (2.6)$$

โดยที่

a สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (2.7)

$$a = \sin^2\left(\frac{\Delta lat}{2}\right) \cdot \cos(lat_T) \cdot \cos(lat_R) \cdot \sin^2\left(\frac{\Delta lng}{2}\right) \quad (2.7)$$

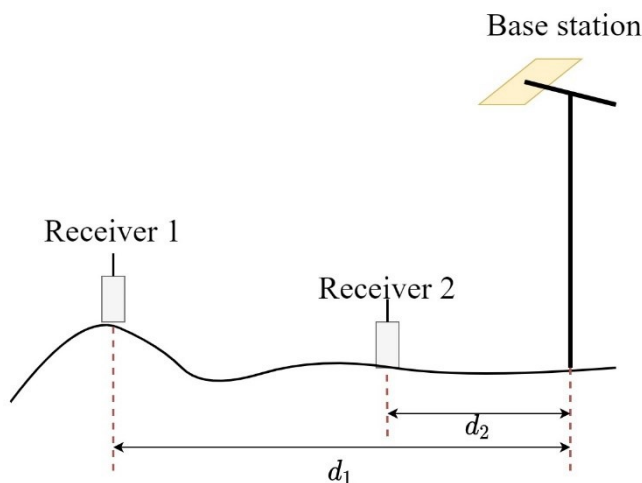
โดยที่

lat_T คือพิกัดละติจูดของเครื่องส่ง

lat_R คือพิกัดละติจูดของเครื่องรับ

Δlat คือผลต่างระหว่างพิกัดละติจูดของเครื่องส่งและเครื่องรับ

Δlng คือผลต่างระหว่างพิกัดลองจิจูดของเครื่องส่งและเครื่องรับ



รูปที่ 2.7 ระยะห่างระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ

2.3.3 แบบจำลองการสูญเสียเชิงวิถี

การสูญเสียเชิงวิถีคือการลดลงของความหนาแน่นของพลังงานของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า ขณะที่แพร่กระจายจากจุดหนึ่งไปยังจุดหนึ่ง การสูญเสียเชิงวิถีจะมีค่าแตกต่างกันขึ้นอยู่กับการแพร่กระจายในพื้นที่ว่าง การแพร่กระจายในพื้นที่ที่มีสิ่งกีดขวางซึ่งเกิดเหตุการณ์ การหักเห การเลี้ยวเบน และการสะท้อนของคลื่น เป็นต้น นอกจากนี้ยังได้รับผลกระทบจากรูปทรงของภูมิประเทศ สภาพแวดล้อม และระยะห่างระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ หรือแม้กระทั่งความสูงและตำแหน่งของสายอากาศ

แบบจำลองการสูญเสียเชิงวิถีมีหลายแบบจำลอง ตัวอย่าง แบบจำลองการสูญเสียเชิงวิถีมีดังนี้

2.2.4.1 แบบจำลองการสูญเสียเชิงวิถี Okumura

แบบจำลองการสูญเสียเชิงวิถี Okumura [7] ใช้ได้กับความถี่สูงถึง 3,000 เมกะเฮิร์ตซ์ (Megahertz, MHz) ระยะห่างระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับสามารถห่างได้ถึงประมาณ 100 กิโลเมตร ค่าการสูญเสียเชิงวิถี Okumura สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (2.8)

$$PL_{Okumura} = L_f + A(f, d) - G(h_b) - G(h_r) - G_{AREA} \quad (2.8)$$

โดยที่

$PL_{Okumura}$ คือค่าการสูญเสียเชิงวิถี Okumura

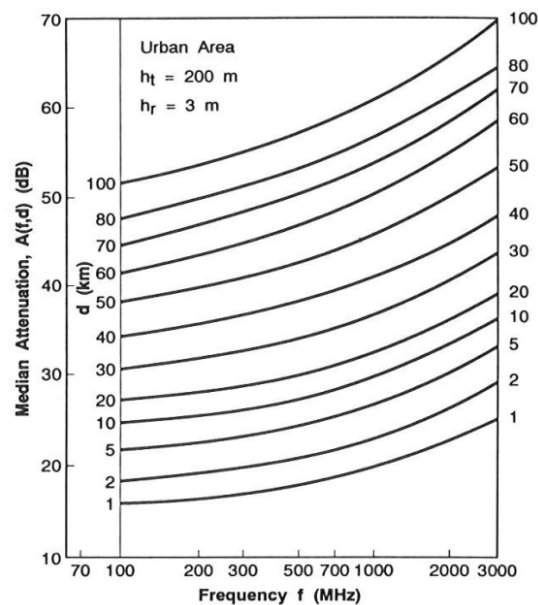
L_f คือการสูญเสียเชิงวิถีจากพื้นที่ว่าง คำนวณได้จากสมการที่ (2.9)

$A(f, d)$ คือค่าการลดทอนตัวกลาง (Median Attenuation) แปรผันตามระยะห่างระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับและความถี่ แสดงดังรูปที่ 2.8

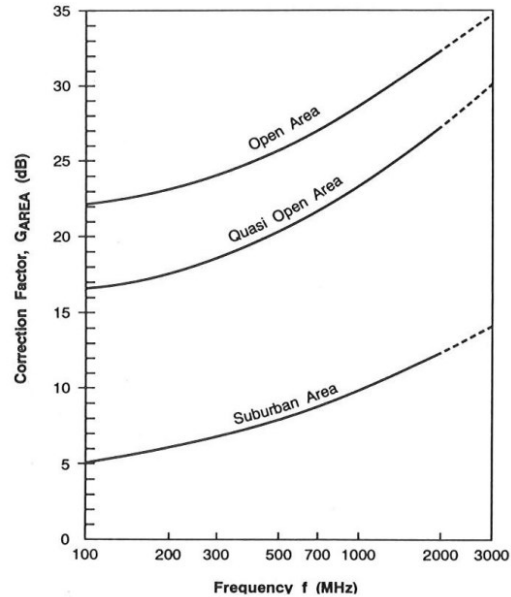
$G(h_b)$ คืออัตราขยายของสายอากาศสถานีฐาน (Base Station Antenna Gain) คำนวณได้จากสมการที่ (2.10)

$G(h_r)$ คืออัตราขยายของเครื่องรับ (Receiver Gain) คำนวณได้จากสมการที่ (2.11)

G_{AREA} คือค่า Collection Factor หรืออัตราขยายของพื้นที่ (Area Gain) แปรผันตามความถี่ แสดงดังรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.8 ค่า $A(f, d)$ เมื่อมีระยะห่างระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับที่ความถี่ต่าง ๆ [7]



รูปที่ 2.9 ค่า G_{AREA} เทียบกับความถี่ [7]

$$L_f = 20 \log \left(\frac{4\pi df}{c} \right) \quad (2.9)$$

โดยที่

d คือระยะห่างระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ หน่วยเมตร

f คือความถี่ของสายอากาศ หน่วยเฮิรตซ์ (Hz)

c คือความเร็วของแสง มีค่าประมาณ 3×10^8 หน่วยเมตรต่อวินาที

$$G(h_b) = \begin{cases} 10 \log \left(\frac{h_b}{200} \right), & h_b \leq 30 \\ 20 \log \left(\frac{h_b}{200} \right), & 30 < h_b \leq 1000 \end{cases} \quad (2.10)$$

โดยที่

h_b คือความสูงของ Base Station Antenna หน่วยเมตร

$$G(h_r) = \begin{cases} 10 \log \left(\frac{h_r}{3} \right), & h_r \leq 3 \\ 20 \log \left(\frac{h_r}{3} \right), & 3 < h_r \leq 10 \end{cases} \quad (2.11)$$

โดยที่

h_r คือความสูงของเครื่องรับ หน่วยเมตร

2.2.4.2 แบบจำลองการสูญเสียเชิงวิถี Hata

แบบจำลองการสูญเสียเชิงวิถี Hata [9] ใช้ได้กับความถี่ระหว่าง 150-1500 MHz ระยะห่างระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับสามารถห่างได้ถึงประมาณ 10 กิโลเมตร ในขณะที่ความสูงของเครื่องรับสามารถอยู่ที่ 1-10 เมตร ค่าการสูญเสียเชิงวิถี Hata สามารถคำนวณได้โดยแบ่งเป็นสภาพแวดล้อม 3 กรณี ดังนี้

1) ค่าการสูญเสียเชิงวิถี Hata สภาพแวดล้อมในเมือง คำนวณได้จากสมการที่ (2.12)

$$PL_{Hata,U} = 69.55 + 26.16 \log(f) - 13.82 \log(h_b) - C_H + [44.9 - 6.55 \log(h_b)] \log(d) \quad (2.12)$$

โดยที่

$PL_{Hata,U}$ คือค่าการสูญเสียเชิงวิถี Hata สภาพแวดล้อมในเมือง

f คือความถี่ของสายอากาศ หน่วย MHz

h_b คือความสูงของ Base Station Antenna หน่วยเมตร

d คือระยะทางระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ หน่วยกิโลเมตร

C_H สามารถคำนวณได้โดยแบ่งเป็น 2 กรณี คือเมืองขนาดเล็กหรือกลางตั้งสมการที่ (2.13) และเมืองขนาดใหญ่ตั้งสมการที่ (2.14)

$$C_H = 0.8 + (1.1 \log(f) - 0.7)h_r - 1.56 \log(f) \quad (2.13)$$

$$C_H = \begin{cases} 8.29(\log(1.54h_r))^2 - 1.1, & 150 \leq f < 200 \\ 3.2(\log(11.75h_r))^2 - 4.97, & 200 \leq f \leq 1500 \end{cases} \quad (2.14)$$

โดยที่

h_r คือความสูงของเครื่องรับ หน่วยเมตร

2) ค่าการสูญเสียเชิงวิถี Hata สภาพแวดล้อมชานเมือง คำนวณได้จากสมการที่ (2.15)

$$PL_{Hata,SU} = PL_{Hata,U,s} - 2 \left(\log \left(\frac{f}{28} \right) \right)^2 - 5.4 \quad (2.15)$$

โดยที่

$PL_{Hata,U,s}$ คือค่าการสูญเสียเชิงวิถี Hata สภาพแวดล้อมในเมืองขนาดเล็ก

f คือความถี่ของสายอากาศ หน่วย MHz

3) ค่าการสูญเสียเชิงวิถี Hata สภาพแวดล้อมแบบเปิด คำนวณได้จากสมการที่ (2.16)

$$PL_{Hata,O} = PL_{Hata,U,s} - 4.78(\log(f))^2 - 18.33(\log(f)) - 40.94 \quad (2.16)$$

โดยที่

$PL_{Hata,U,s}$ คือแบบจำลองการสูญเสียเชิงวิถี Hata สภาพแวดล้อมในเมืองขนาดเล็ก

f คือความถี่ของสายอากาศ หน่วย MHz

2.2.4.3 แบบจำลองการสูญเสียเชิงวิถี Ericsson

แบบจำลองการสูญเสียเชิงวิถี Ericsson [7] ใช้ได้กับความถี่สูงถึง 1900 MHz ค่าการสูญเสียเชิงวิถี Ericsson สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (2.17)

$$PL_{Ericsson} = a_0 + a_1 \log(d) + a_2 \log(h_b) + a_3 \log(h_b) \log(d) - 3.2(\log(11.75h_r))^2 + 44.49 \log(f) - 4.78(\log(f))^2 \quad (2.17)$$

โดยที่

$PL_{Ericsson}$ คือค่าการสูญเสียเชิงวิถี Ericsson

a_0, a_1, a_2, a_3 คือค่าคงที่ ขึ้นอยู่กับสภาพแวดล้อมดังตารางที่ 2.1

h_b คือความสูงของ Base Station Antenna หน่วยเมตร

h_r คือความสูงของเครื่องรับ หน่วยเมตร

d คือระยะทางระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ หน่วยกิโลเมตร

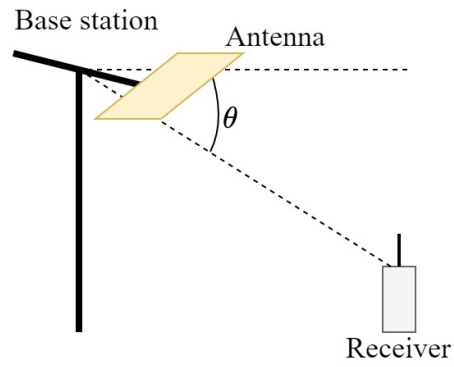
f คือความถี่ของสายอากาศ หน่วย MHz

ตารางที่ 2.1 ค่า a_0, a_1, a_2 และ a_3 ในสภาพแวดล้อมต่าง ๆ

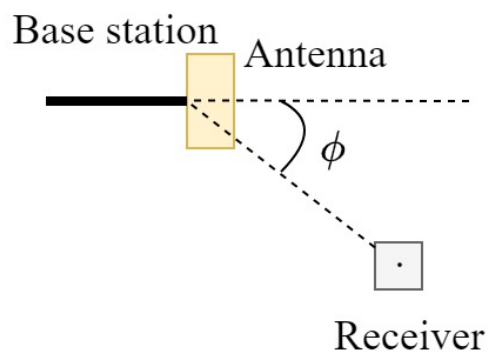
สภาพแวดล้อม	a_0	a_1	a_2	a_3
พื้นที่ตัวเมือง	36.20	30.20	12.00	0.10
พื้นที่ชานเมือง	43.20	68.93	12.00	0.10
พื้นที่ชนบท	45.95	100.60	12.00	0.10

2.3.4 อัตราขยายของสายอากาศแบบ 3 มิติ

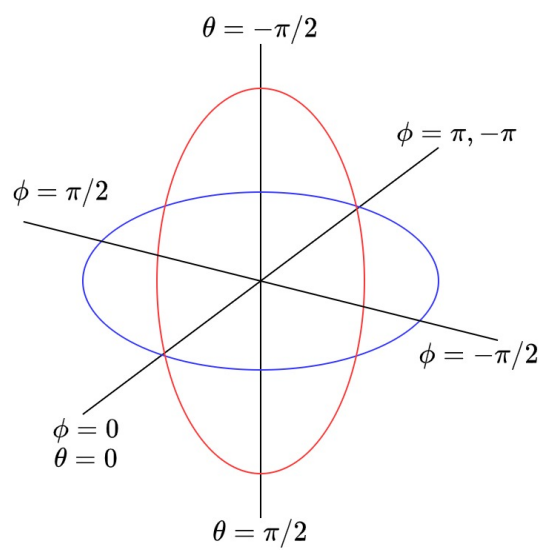
ในวิทยานิพนธ์นี้จะใช้การคำนวณอัตราขยายของสายอากาศสามมิติที่นำเสนอในงานวิจัย [6] ซึ่งเป็นวิธีการที่พัฒนาจากงานวิจัย [10] พิจารณามุมระหว่างเครื่องส่งที่ k^{th} และเครื่องรับที่ j^{th} ประกอบด้วยมุม θ ซึ่งเป็นมุมระหว่างเครื่องส่งที่ k^{th} และเครื่องรับที่ j^{th} ในระนาบแนวตั้งแสดงดังรูปที่ 2.10 และ ϕ เป็นมุมในระนาบแนวนอน แสดงดังรูปที่ 2.11 ช่วงของมุมในระนาบแนวตั้ง θ ถูกกำหนดไว้ในช่วง $[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$ และช่วงของมุมในระนาบแนวนอนถูกกำหนดไว้ในช่วง $[-\pi, \pi]$ ดังรูปที่ 2.12



รูปที่ 2.10 มุมในระนาบแนวตั้ง θ ระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับในมุมมองด้านข้าง



รูปที่ 2.11 มุมในระนาบแนวนอน ϕ ระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับในมุมมองด้านบน



รูปที่ 2.12 ช่วงของมุมในระนาบแนวตั้งและแนวนอน

อัตราขยายของสายอากาศสามมิติระหว่างเครื่องส่งที่ k^{th} และเครื่องรับที่ j^{th} สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (2.18)

$$G_{k,j}(\theta, \phi) = G_{ant} + \hat{G}(\theta, \phi) \quad (2.18)$$

โดยที่

$G_{k,j}(\theta, \phi)$ คืออัตราขยายของสายอากาศสามมิติระหว่างเครื่องส่งที่ k^{th} และเครื่องรับที่ j^{th}

G_{ant} คืออัตราขยายของสายอากาศในหน่วย dBi

$\hat{G}(\theta, \phi)$ คำนวณได้จากสมการที่ (2.19)

$$\hat{G}(\theta, \phi) = \hat{G}_H(\theta, \phi)W_3(\theta, \phi) + \hat{G}_V(\theta, \phi)[1 - W_3(\theta, \phi)] \quad (2.19)$$

โดยที่

$\hat{G}_H(\theta, \phi)$ คำนวณได้จากสมการที่ (2.20)

$\hat{G}_V(\theta, \phi)$ คำนวณได้จากสมการที่ (2.21)

$W_3(\theta, \phi)$ คือฟังก์ชันน้ำหนัก (Weight Function) คำนวณได้จากสมการที่ (2.24)

$$\hat{G}_H(\theta, \phi) = G_{\theta_1}(\phi)W_1(\theta) + G_{\theta_2}(\phi)[1 - W_1(\theta)] \quad (2.20)$$

โดยที่

$G_{\theta_1}(\phi)$ คำนวณได้จากสมการที่ (2.25)

$G_{\theta_2}(\phi)$ คำนวณได้จากสมการที่ (2.26)

$W_1(\theta)$ คือฟังก์ชันน้ำหนัก (Weight Function) คำนวณได้จากสมการที่ (2.22)

$$\hat{G}_V(\theta, \phi) = G_{\phi_1}(\theta)W_1(\phi) + G_{\phi_2}(\theta)[1 - W_2(\phi)] \quad (2.21)$$

โดยที่

$G_{\phi_1}(\theta)$ คำนวณได้จากสมการที่ (2.27)

$G_{\phi_2}(\theta)$ คำนวณได้จากสมการที่ (2.28)

$W_2(\phi)$ คือฟังก์ชันน้ำหนัก (Weight Function) คำนวณได้จากสมการที่ (2.23)

$$W_1(\theta) = 1 - \frac{2|\theta|}{\pi} \quad (2.22)$$

$$W_2(\phi) = 1 - \frac{|\phi|}{\pi} \quad (2.23)$$

$$W_3(\theta, \phi) = \frac{2}{\pi} \left| \left(\frac{\pi}{4} - |\theta| + \frac{\pi}{2} - \left| \left(\frac{\pi}{2} - |\phi| \right) \right| \right) \right| \quad (2.24)$$

$$G_{\theta_1}(\phi) = G_H(\theta = 0, \phi) \quad (2.25)$$

$$G_{\theta_2}(\phi) = \begin{cases} G_V(\theta = -\frac{\pi}{2}, \phi), & -\frac{\pi}{2} \leq \theta \leq 0 \\ G_V(\theta = \frac{\pi}{2}, \phi), & 0 < \theta \leq \frac{\pi}{2} \end{cases} \quad (2.26)$$

$$G_{\phi_1}(\theta) = G_V(\theta, \phi = 0) \quad (2.27)$$

$$G_{\phi_2}(\theta) = G_V(\theta, \phi = \pi) \quad (2.28)$$

โดยที่

G_H คือค่าการสูญเสียของสายอากาศในแนวนอน

G_V คือค่าการสูญเสียของสายอากาศในแนวนอนตั้ง

2.3.5 การคำนวณหามุมระหว่างเครื่องส่งระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ

การคำนวณหามุมแนวตั้งระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ สามารถคำนวณได้จากสมการที่

(2.29) ตัวอย่างแสดงดังรูปที่ 2.13 และ 2.14

$$\theta = \begin{cases} \tan^{-1}\left(\frac{d}{|h_{dem}^b - h_{dem}^r|}\right), & h_{dem}^b > h_{dem}^r \\ -\tan^{-1}\left(\frac{|h_{dem}^b - h_{dem}^r|}{d}\right), & h_{dem}^b < h_{dem}^r \\ 0, & h_{dem}^b = h_{dem}^r \end{cases} \quad (2.29)$$

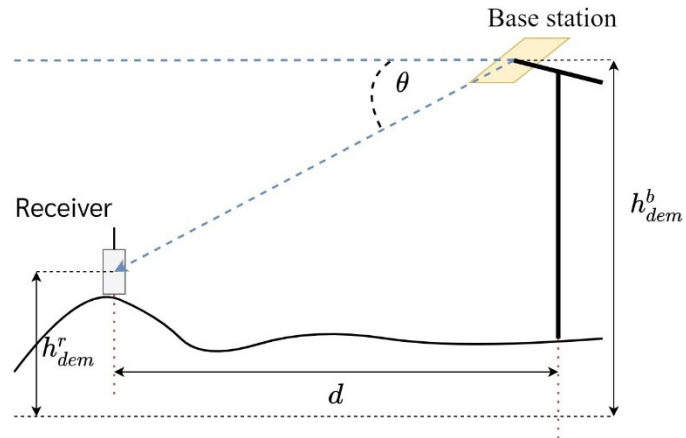
โดยที่

θ คือมุมแนวตั้งระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ

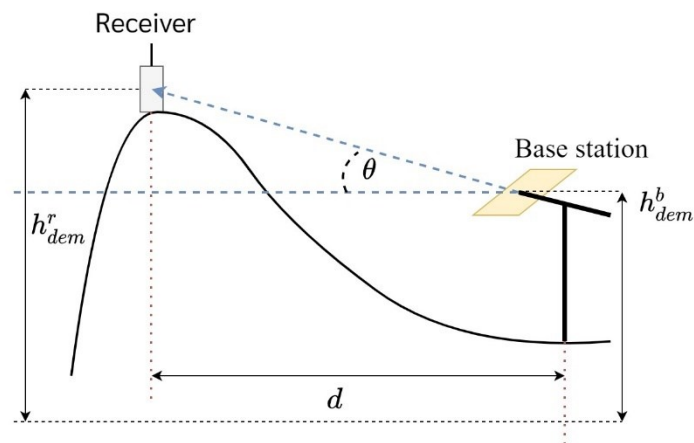
d คือระยะทางระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ หน่วยเมตร

h_{dem}^b คือความสูงของ Base Station Antenna จากระดับน้ำทะเล หน่วยเมตร

h_{dem}^r ความสูงของเครื่องรับจากระดับน้ำทะเล หน่วยเมตร



รูปที่ 2.13 มุมแนวตั้งระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับเมื่อ $h_{dem}^b > h_{dem}^r$



รูปที่ 2.14 มุมแนวตั้งระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับเมื่อ $h_{dem}^b < h_{dem}^r$

การคำนวณมุมแนวนอนระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ สามารถคำนวณได้จากสมการที่

(2.30) ตัวอย่างแสดงดังรูปที่ 2.15

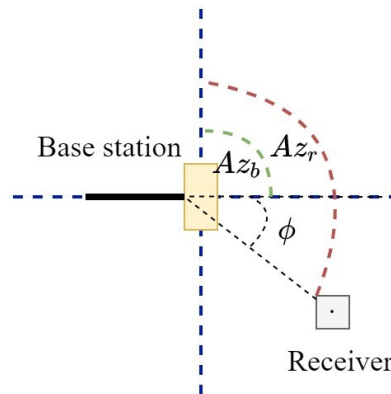
$$\phi = |Az_b - Az_r| \quad (2.30)$$

โดยที่

ϕ คือมุมแนวนอนระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ

Az_b คือมุมทิศ (Azimuth) ของเครื่องส่ง

Az_r คือมุมทิศของเครื่องรับ



รูปที่ 2.15 มุมแนวอนนระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ

2.3.6 ค่าคุณภาพของช่องสัญญาณสื่อสารไร้สาย

ค่าคุณภาพของช่องสัญญาณสื่อสารไร้สายของแต่ละเครื่องส่งที่ k^{th} คำนวณได้จากสมการที่ (2.31)

$$\text{quality}_k = \sum_j P_{k,j}^R - \frac{\sum_{i \neq k} P_{i,j}^R}{K-1} \quad (2.31)$$

โดยที่

quality_k คือค่าคุณภาพของแต่ละเครื่องส่งที่ k^{th}

$P_{k,j}^R$ คือกำลังสัญญาณที่เครื่องรับที่ j^{th} ที่ได้จากเครื่องส่งที่ k^{th}

$P_{i,j}^R$ คือกำลังสัญญาณแทรกสอดที่เครื่องรับที่ j^{th} ที่ได้จากเครื่องส่งที่ i^{th}

K คือจำนวนของเครื่องส่ง

จากสมการที่ (2.31) สามารถคำนวณคุณภาพรวมได้จากสมการที่ (2.32)

$$\text{quality}_{total} = \sum_{k=1}^K \text{quality}_k \quad (2.32)$$

โดยที่

quality_{total} คือค่าคุณภาพรวมของทุกเครื่องส่ง

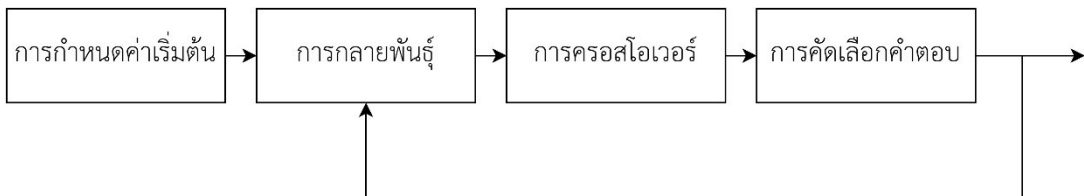
quality_k คือค่าคุณภาพของแต่ละเครื่องส่งที่ k^{th}

บทที่ 3

การหาค่าเหมาะที่สุดและการเรียนรู้ควิ

3.1 การหาค่าเหมาะที่สุดด้วยวิธีการ Differential Evolution

Differential Evolution (DE) [11] เป็นวิธีการที่ใช้หาค่าเหมาะที่สุดของปัญหาที่มีเงื่อนไขการทำให้ค่าตอบของสมการมากที่สุดหรือน้อยที่สุด ในตอนเริ่ม จะมีการกำหนดค่าเริ่มต้น (Initialization) จากนั้น DE จะเข้าสู่กระบวนการพัฒนาค่าตอบ ได้แก่ การกลายพันธุ์ (Mutation) การครอสโอเวอร์ (Crossover) และการคัดเลือกค่าตอบ (Selection) โดยที่กระบวนการพัฒนาค่าตอบนี้จะวนซ้ำไปเรื่อย ๆ จนกว่าจะได้ค่าตอบเพียงหนึ่งเดียวหรือจนกว่าจะครบจำนวนรอบที่กำหนด บล็อกไดอะแกรมขั้นตอนของ DE แสดงดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 บล็อกไดอะแกรมขั้นตอนของ DE

การคำนวณแต่ละขั้นตอนมีรายละเอียดดังนี้

1) การกำหนดค่าเริ่มต้น

สร้างเวกเตอร์เป้าหมาย \mathbf{x}_i แบบสุ่มด้วยขอบเขตพารามิเตอร์ที่กำหนดไว้จำนวน N_p ชุด โดยแต่ละเวกเตอร์จะมีความยาว W ซึ่งเท่ากับจำนวนของตัวแปรที่ต้องการหาค่าตอบ เมทริกซ์ \mathbf{x} แสดงดังสมการที่ 3.1

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_i \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{Np} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \begin{pmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,j} & \cdots & x_{1,Np} \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,j} & \cdots & x_{2,Np} \end{pmatrix} \\ \vdots \\ \begin{pmatrix} x_{i,1} & x_{i,2} & \cdots & x_{i,j} & \cdots & x_{i,Np} \end{pmatrix} \\ \vdots \\ \begin{pmatrix} x_{W,1} & x_{W,2} & \cdots & x_{W,j} & \cdots & x_{W,Np} \end{pmatrix} \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

2) การกลายพันธุ์

สร้างเวกเตอร์ \mathbf{m}_i ด้วยสมการที่ (3.2) จำนวน N_p ชุด เมทริกซ์ \mathbf{m} จะมีขนาดเท่ากับ เมทริกซ์ \mathbf{x}

$$\mathbf{m}_i = \mathbf{x}_a + F(\mathbf{x}_b - \mathbf{x}_c) \quad (3.2)$$

โดยที่

\mathbf{m}_i คือเวกเตอร์กลายพันธุ์ที่ i

\mathbf{x}_a \mathbf{x}_b และ \mathbf{x}_c คือเวกเตอร์ซึ่งสุ่มจากเวกเตอร์เป้าหมายที่สร้างไว้

$F \in [0,2]$ คือ Weighing Factor

3) การครอสโอเวอร์

สร้างเมทริกซ์ \mathbf{v} ที่มีขนาดเท่ากับเมทริกซ์ \mathbf{x} และ \mathbf{m} โดยค่าในเมทริกซ์ $v_{i,j}$ ได้จากสมการที่ (3.3)

$$v_{i,j} = \begin{cases} m_{i,j}, & \text{rand} \leq CR \\ x_{i,j}, & \text{rand} > CR \end{cases} \quad (3.3)$$

โดยที่

$v_{i,j}$ คือค่าในเมทริกซ์ครอสโอเวอร์ตำแหน่งแถวที่ i หลักที่ j

$m_{i,j}$ คือค่าในเมทริกซ์กลายพันธุ์ตำแหน่งแถวที่ i หลักที่ j

$x_{i,j}$ คือค่าในเมทริกซ์เป้าหมายตำแหน่งแถวที่ i หลักที่ j

$\text{rand} \in (0,1)$ คือค่าสุ่ม

$CR \in (0,1)$ คือค่าคงที่ของการครอสโอเวอร์ (Crossover Constant)

4) การคัดเลือกคำตอบ

คัดเลือกเวกเตอร์คำตอบด้วยสมการที่ (3.4) และ (3.5) เมื่อมีเงื่อนไขการทำให้คำตอบของสมการ $f(\cdot)$ มากที่สุดและน้อยที่สุด ตามลำดับ เมทริกซ์คำตอบจะมีขนาดเท่ากับเมทริกซ์ \mathbf{x}

$$\mathbf{x}_i^{New} = \begin{cases} \mathbf{x}_i, & f(\mathbf{x}_i) \geq f(\mathbf{v}_i) \\ \mathbf{v}_i, & f(\mathbf{x}_i) < f(\mathbf{v}_i) \end{cases} \quad (3.4)$$

$$\mathbf{x}_i^{New} = \begin{cases} \mathbf{x}_i, & f(\mathbf{x}_i) < f(\mathbf{v}_i) \\ \mathbf{v}_i, & f(\mathbf{x}_i) \geq f(\mathbf{v}_i) \end{cases} \quad (3.5)$$

โดยที่

\mathbf{x}_i^{New} คือเวกเตอร์คำตอบที่ i

$m_{i,j}$ คือค่าในเมทริกซ์กลายพันธุ์ตำแหน่งแถวที่ i หลักที่ j

$x_{i,j}$ คือค่าในเมทริกซ์เป้าหมายตำแหน่งแถวที่ i หลักที่ j

$f(\cdot)$ คือสมการปัญหา

5) การทำซ้ำ

กำหนดเมทริกซ์ $\mathbf{x} = \mathbf{x}^{New}$ จากนั้นทำซ้ำ 1) ถึง 5) ไปเรื่อย ๆ จนกว่าค่าในเมทริกซ์จะเป็นค่าเดียวกันทุกค่าหรือจนกว่าจะครบจำนวนรอบที่กำหนด

นอกจากนี้การใช้ DE นั้นอาจมีการกำหนดฟังก์ชันข้อจำกัด (Constrain) ด้วย เช่น ขอบเขตของตัวแปรแต่ละตัว ผลรวมหรือผลต่างของตัวแปรบางตัวต้องมีค่าไม่เกินค่าใด ๆ เป็นต้น หนึ่งในกลยุทธ์ที่นำมาช่วยแก้ปัญหาการใช้งาน DE ร่วมกับฟังก์ชันข้อจำกัด คือการกำหนดมีฟังก์ชันการลงโทษ (Penalty Function) [12] เป็นส่วนหนึ่งของฟังก์ชันปัญหา ซึ่งฟังก์ชันการลงโทษนี้จะเปลี่ยนแปลงฟังก์ชันปัญหา ซึ่งสามารถสร้างโดยการนำฟังก์ชันปัญญหารวมกับฟังก์ชันลงโทษ ดังสมการที่ (3.6)

$$F(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) + FP \left(\sum_k \max\{0, g_k(\mathbf{x})\} + \sum_l |h_l(\mathbf{x})| \right) \quad (3.6)$$

โดยที่

$F(\mathbf{x})$ คือสมการปัญหาใหม่

$f(\mathbf{x})$ คือสมการปัญหาเดิม

FP คือ Penalty Factor

$g(\mathbf{x})$ คือฟังก์ชันข้อจำกัดที่จำกัดด้วยเครื่องหมาย \leq หรือเครื่องหมาย \geq ตัวอย่างสมการข้อจำกัดดังสมการที่ (3.7) และสมการที่ (3.8)

$h(\mathbf{x})$ คือฟังก์ชันข้อจำกัดที่จำกัดด้วยเครื่องหมายเท่ากับ ตัวอย่างดังสมการที่ (3.9)

k คือจำนวนของฟังก์ชัน $g(\mathbf{x})$

l คือจำนวนของฟังก์ชัน $h(\mathbf{x})$

ตัวอย่างเช่น สมมติฟังก์ชันปัญหา คือ

$$x_1 - 3x_2 - 2x_3 \quad (3.7)$$

ซึ่งคำตอบที่ต้องการต้องสอดคล้องกับสมการต่อไปนี้

$$x_1 + x_2 \leq 5 \quad (3.8)$$

$$x_3 - x_2 \geq 5 \quad (3.9)$$

$$x_2 + \frac{x_3}{2} = 5 \quad (3.10)$$

ดังนั้น จะได้ฟังก์ชันข้อจำกัดดังสมการที่ (3.11) (3.12) และ (3.13)

$$g_1(\mathbf{x}) = x_1 + x_2 - 5 \quad (3.11)$$

$$g_2(\mathbf{x}) = -x_3 + x_2 + 5 \quad (3.12)$$

$$h_1(\mathbf{x}) = x_2 + \frac{x_3}{2} - 5 \quad (3.13)$$

3.2 การหาค่าเหมาะสมที่สุดด้วยวิธีการ Weighted Minimum Mean Square Error

Weighted Minimum Mean Square Error (WMMSE) [1] เป็นอัลกอริทึมวนซ้ำที่ใช้แก้ปัญหาการหาค่ากำลังส่งในช่องสัญญาณแทรกสอด ที่ทำให้ค่า sum-rate สูงสุด ซึ่งอัลกอริทึม WMMSE จะทำการวนซ้ำจนกว่าจะถึงเงื่อนไขที่กำหนด เช่น การวนซ้ำถึงจำนวนที่กำหนด การวนซ้ำจนให้คำตอบเหมือนเดิมติดต่อกันหลายครั้ง และการวนซ้ำให้คำตอบที่ต่างจากเดิมเพียงเล็กน้อย เป็นต้น รายละเอียดการหาค่ากำลังส่งที่เหมาะสมที่สุดที่ทำให้ค่า sum-rate สูงสุดในช่องสัญญาณแทรกสอด แสดงในอัลกอริทึมที่ 3.1

อัลกอริทึม 3.1 อัลกอริทึมการหาค่ากำลังส่งที่เหมาะสมที่สุดที่ทำให้ค่า sum-rate สูงสุดในช่องสัญญาณแทรกสอด

เริ่มต้น:

กำหนดค่า v_k^0 โดยที่ $0 \leq v_k^0 \leq \sqrt{p_{\max}}$, $\forall k$

คำนวณค่า $u_k^0 = \frac{|h_{kk}|v_k^0}{\sum_{l \neq k} |h_{lk}|^2(v_l^0)^2 + \sigma_k^2}$, $\forall k$

คำนวณค่า $w_k^0 = \frac{1}{1 - u_k^0 |h_{kk}|v_k^0}$, $\forall k$

วนซ้ำ

อัปเดต u_k ด้วย:

$$u_k^t \leftarrow \frac{|h_{kk}|v_k^t}{\sum_{l \neq k} |h_{lk}|^2(v_l^t)^2 + \sigma_k^2}, \quad \forall k$$

อัปเดต w_k ด้วย:

$$w_k^t \leftarrow \frac{1}{1 - u_k^t |h_{kk}|v_k^t}, \quad \forall k$$

อัปเดต v_k ด้วย:

$$v_k^t \leftarrow \sum_k \log_2(w_k^t), \quad \forall k$$

จบการวนซ้ำ

$$p_k = (v_k)^2, \quad \forall k$$

3.3 การเรียนรู้คว

การเรียนรู้คว (Q-learning) เป็นการเรียนรู้แบบเสริมกำลังชนิดหนึ่ง ซึ่งเป็นแนวทางการเรียนรู้ของ AI ซึ่งมีลักษณะที่เหมือนกับการเรียนรู้ของมนุษย์ เรียนรู้จากการลองผิดลองถูก และพยายามค้นหาวิธีทางที่ดีที่สุด จากรูปที่ 3.2 ขั้นตอนการเรียนรู้ของตัวกระทำ (Agent) เริ่มต้นด้วยการส่งสถานะ (State) s_t ไปยังตัวกระทำ จากนั้นตัวกระทำจะตัดสินใจดำเนินการกระทำ (Action) กับสภาพแวดล้อม (Environment) หลังจากนั้น สภาพแวดล้อมจะส่งสถานะถัดไป s_{t+1} และให้รางวัล r_{t+1} แก่ตัวกระทำ กระบวนการนี้ดำเนินต่อไปโดยดำเนินการกระทำที่สถานะ s_t กลายเป็นสถานะถัดไป s_{t+1} และได้รับรางวัล r_{t+1} ดังนั้น รางวัลที่คาดหวังจากตัวกระทำ ณ เวลาขั้นตอนที่ t จึงถูกกำหนดโดย $E\{\gamma^t r(s_t, a_t) | s_0 = s\}$ ตัวกระทำมุ่งหวังที่จะหาวิธีทางที่เหมาะสม π^* ซึ่งเป็นการกระทำที่ดีที่สุด $a = \pi^*(s)$ ณ สถานะ s โดยการเพิ่มรางวัลสะสมที่คาดหวังให้สูงสุด ฟังก์ชันค่า $V^\pi(s)$ ถูกกำหนดให้เป็นรางวัลสะสมที่คาดหวัง ภายใต้วิธีทางที่กำหนด π สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.14)

$$V^\pi(s) = r(s, \pi^*(s)) + \gamma \sum_{s' \in S} P_{s,s'}(\pi(s)) V^\pi(s') \quad (3.14)$$

โดยที่

$V^\pi(s)$ คือฟังก์ชันค่า

$P_{s,s'}(\pi(s))$ คือความน่าจะเป็นในการเปลี่ยนสถานะจากสถานะ s เป็นสถานะถัดไป s' หลังจากดำเนินการตามวิธีทาง $\pi(s)$

$\gamma \in (0,1]$ คือปัจจัยส่วนลด (Discount Factor)

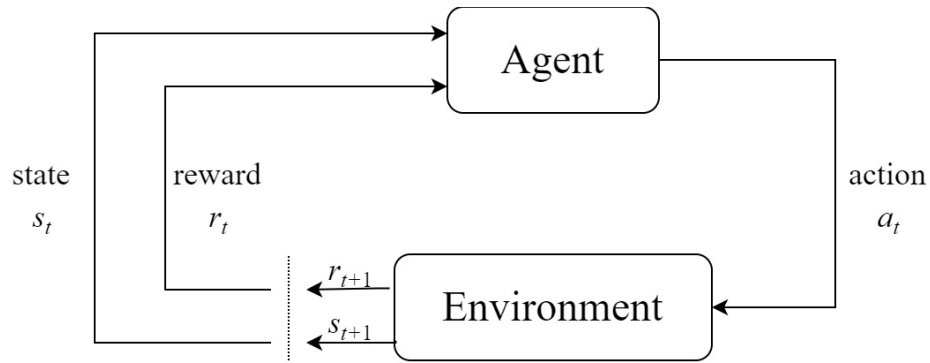
$r(s, \pi^*(s))$ คือรางวัลที่สถานะ s ภายใต้วิธีทางที่เหมาะสมที่สุด $\pi^*(s)$

ฟังก์ชันค่าที่เหมาะสมที่สุด $V^*(s)$ สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.15)

$$V^*(s) = \max_a \left(r(s, a) + \gamma \sum_{s' \in S} P_{s,s'}(a) V^*(s') \right) \quad (3.15)$$

และวิธีทางที่เหมาะสมที่สุด $\pi^*(s)$ สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.16)

$$\pi^*(s) = \operatorname{argmax}_a \left(\sum_{s' \in S} P_{s,s'}(a) V^*(s') \right) \quad (3.16)$$



รูปที่ 3.2 ส่วนต่อประสานระหว่างตัวกระทำกับสภาพแวดล้อม [13]

จากสมการที่ (3.14) ความน่าจะเป็นในการเปลี่ยนแปลงของแต่ละการกระทำ a ต่อแต่ละสถานะ s ไม่เป็นที่รู้จัก เพื่อแก้ปัญหานี้ ได้มีการแนะนำการเรียนรู้คิว (Q-learning) [14] โดยในการเรียนรู้คิวจะใช้ตารางคิว (Q-table) ในการเก็บฟังก์ชันค่าของสถานะ s และการกระทำ a แสดงตัวอย่างดังรูปที่ 3.3 และหากสมมติให้การกระทำ a ถูกเลือกในสถานะ s และสิ้นสุดที่สถานะ s' ค่าคิว (Q-value) ที่เวลา t สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.17)

$$Q(s_t, a_t) = r(s_t, a_t) + \gamma \max Q(s_{t+1}, a_{t+1}) \quad (3.17)$$

โดยที่

$Q(s_t, a_t)$ คือ ค่าคิวเมื่อสถานะเป็น s และการกระทำเป็น a ณ เวลาที่ t
 $r(s_t, a_t)$ คือรางวัลเมื่อสถานะเป็น s และการกระทำเป็น a ณ เวลาที่ t

ค่าคิวสามารถอัปเดตได้จากสมการที่ (3.18)

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow (1 - \alpha)Q(s_t, a_t) + \alpha[r(s_t, a_t) + \gamma \max Q(s_{t+1}, a_{t+1})] \quad (3.18)$$

โดยที่

$\alpha \in (0,1]$ คืออัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)

และวิถีทางที่เหมาะสมที่สุด π^* ณ เวลา t สามารถหาได้จากสมการที่ (3.19)

$$\pi^*(s_t) = \operatorname{argmax}_a(Q(s_t, a_t)) \quad (3.19)$$

โดยที่

$\pi^*(s_t)$ คือวิถีทางที่เหมาะสมที่สุดเมื่อสถานะเป็น s ณ เวลา t

	a_1	a_2
State	$Q(s_1, a_1)$	$Q(s_1, a_2)$
	$Q(s_2, a_1)$	$Q(s_2, a_2)$
	\vdots	\vdots
	$Q(s_n, a_1)$	$Q(s_n, a_n)$

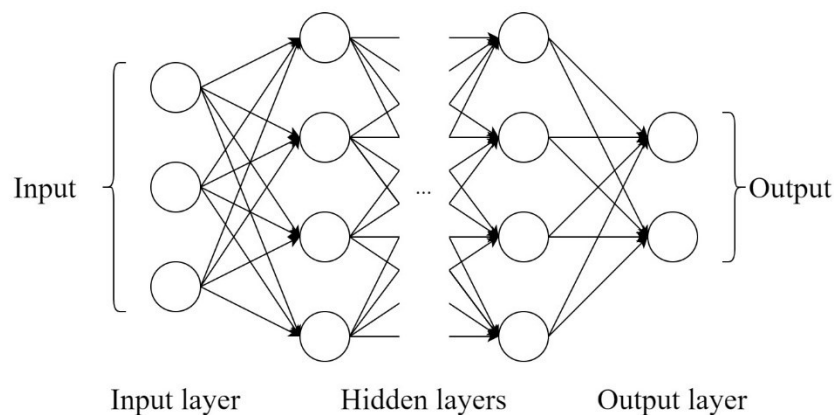
รูปที่ 3.3 ตัวอย่างตารางคิว

นอกจากนี้ ตัวกระทำมีสองตัวเลือกในการดำเนินการกระทำคือ การสำรวจ (Exploration) หรือการกระทำแบบสุ่ม และการหาประโยชน์ (Exploitation) หรือการกระทำโดยใช้วิถีทาง π^* ในการเลือกว่าจะดำเนินการแบบใด จะใช้วิธีการ ϵ -greedy [13] โดยกำหนดให้ $\epsilon \in [0,1]$ เป็นความน่าจะเป็นที่ตัวกระทำจะสำรวจ ในวิธีการนี้ จะสร้างหมายเลขสุ่ม $e \in [0,1]$ ขึ้นมา ถ้า $e < \epsilon$ ตัวกระทำจะดำเนินการแบบสุ่ม และถ้า $e \geq \epsilon$ ตัวกระทำจะดำเนินการโดยใช้วิถีทาง π^*

3.4 การเรียนรู้คิวเชิงลึก

3.4.1 การเรียนเชิงลึก

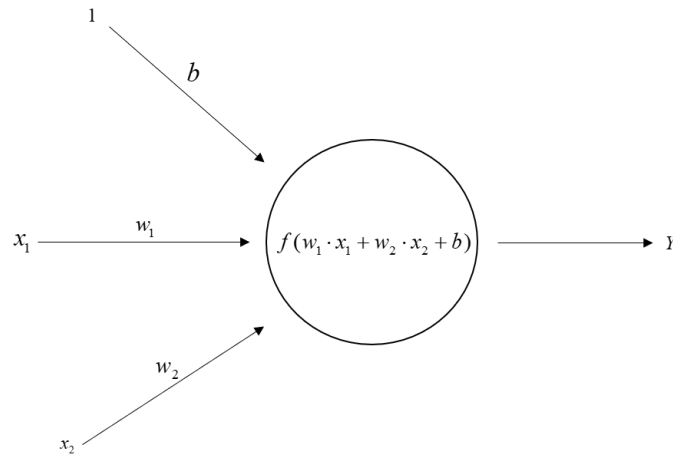
การเรียนเชิงลึกมีลักษณะเป็นโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Neural Network) ที่ประกอบด้วยโหนดต่าง ๆ ที่เรียงตัวกันลักษณะเป็นชั้น (Layer) แบ่งเป็น 3 ประเภท ประกอบด้วยชั้นอินพุต (Input Layer) 1 ชั้น ชั้นซ่อน (Hidden Layer) มากกว่า 1 ชั้นและชั้นเอาต์พุต (Output Layer) 1 ชั้น ดังรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 ตัวอย่างโครงสร้างของ Neural Network

3.4.1.1 โหนดของโครงข่ายประสาทเทียม

โหนดย่อยของโครงข่ายประสาทเทียม (Node) จำแนกได้เป็น 3 ประเภทได้แก่ โหนดอินพุต (Input Node) โหนดเอาต์พุต (Output Node) และโหนดซ่อน (Hidden Node) โดยโหนดแต่ละประเภทจะมีโครงสร้างพื้นฐานที่เหมือนกัน แสดงตัวอย่างดังรูปที่ 3.5



รูปที่ 3.5 ตัวอย่างโครงสร้างพื้นฐานของโหนดของโครงข่ายประสาทเทียม

สามารถเขียนเป็นสมการทั่วไปได้ดังสมการที่ (3.20)

$$Y = f\left(\sum_{i=1}^n x_i w_i + b\right) \quad (3.20)$$

โดยที่

x คือค่าอินพุต

w คือค่าน้ำหนัก

b คือค่า bias

n คือจำนวนอินพุต

Y คือค่าเอาต์พุต

$f(.)$ คือฟังก์ชันกระตุ้น

อย่างไรก็ตาม ค่า Bias ไม่ต้องจำเป็นต้องเท่ากับ 1 เสมอและอาจมีค่าน้ำหนักคุณอยู่ด้วย

3.4.1.2 ฟังก์ชันกระตุ้น

ฟังก์ชันกระตุ้นของโครงข่ายประสาทเทียม (Activation Function) คือฟังก์ชันที่รับผลรวมการประมวลผลทั้งหมดจากทุกอินพุตภายใน 1 โหนด และพิจารณาส่งต่อค่าเอาต์พุต ตัวอย่างของฟังก์ชันกระตุ้นมีดังนี้

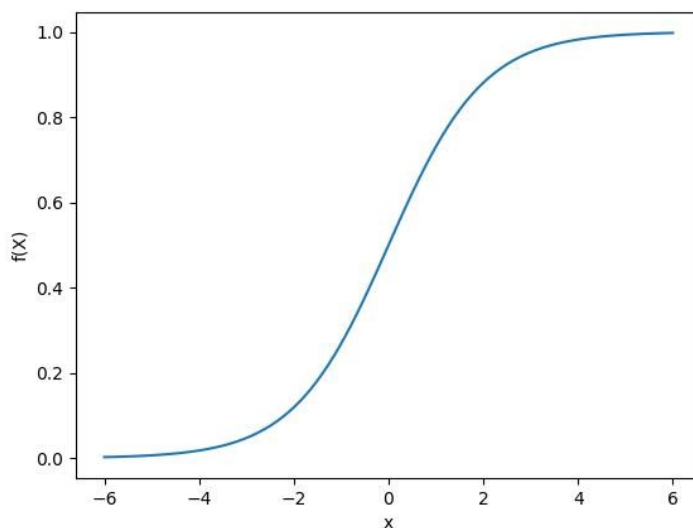
1) ฟังก์ชัน Sigmoid [15] เป็นฟังก์ชันที่มีสมการดังสมการที่ (3.21) และมีลักษณะเป็นกราฟดังรูปที่ 3.6

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.21)$$

โดยที่

$f(x)$ คือค่าเอาต์พุตของฟังก์ชัน Sigmoid

x คือค่าอินพุต



รูปที่ 3.6 ลักษณะของฟังก์ชัน Sigmoid

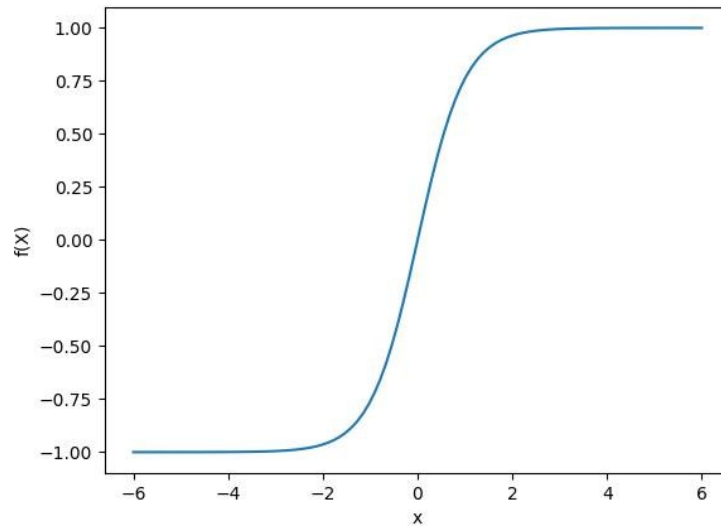
2) ฟังก์ชัน Hyperbolic Tangent (Tanh) [15] เป็นฟังก์ชันที่มีสมการดังสมการที่ (3.22) และมีลักษณะเป็นกราฟดังรูปที่ 3.7

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (3.22)$$

โดยที่

$f(x)$ คือค่าเอาต์พุตของฟังก์ชัน Tanh

x คือค่าอินพุต



รูปที่ 3.7 ลักษณะของฟังก์ชัน Tanh

3.4.1.3 การฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียม

การฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียมทำได้ด้วยวิธี Backpropagation [16] โดยเริ่มจากการหาค่าความผิดพลาด (Error) ที่คำนวณได้จากเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม และนำมาเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมายที่คาดหวังของเอาต์พุต จากนั้นทำการอัปเดตโครงข่ายประสาทเทียมโดยนำค่าความผิดพลาดที่ได้แพร่กลับไปยังค่าน้ำหนักในโครงข่ายประสาทเทียม โดยการอัปเดตค่าน้ำหนักจะใช้ Optimizer ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่ใช้สำหรับลดค่าความผิดพลาด ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้น โดยการอัปเดตค่าน้ำหนักจะเปลี่ยนแปลงมากหรือน้อยนั้นขึ้นอยู่กับค่าอัตราการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

การคำนวณค่าความผิดพลาดมีหลายวิธี โดยแต่ละวิธีจะมีฟังก์ชันการสูญเสียที่ต่างกัน แสดงตัวอย่างดังนี้

1) ฟังก์ชันการสูญเสีย Mean Square Error สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.23)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Target_i - Y_i)^2 \quad (3.23)$$

โดยที่

MSE คือค่าฟังก์ชันการสูญเสีย Mean Square Error

n คือจำนวนอินพุต

$Target$ คือค่าเป้าหมายที่คาดหวังของเอาต์พุต

Y คือเอาต์พุตที่ได้

2) ฟังก์ชันการสูญเสีย Mean Absolute Error สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.24)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Target_i - Y_i| \quad (3.24)$$

โดยที่

MAE คือค่าฟังก์ชันการสูญเสีย Mean Absolute Error

n คือจำนวนอินพุต

Target คือค่าเป้าหมายที่คาดหวังของเอาต์พุต

Y คือเอาต์พุตที่ได้

นอกจากนี้ Optimizer นั้นมีหลากหลายชนิด โดยแต่ละชนิดจะมีการอัปเดตค่าน้ำหนักที่ต่างกัน แสดงตัวอย่างดังนี้

1) การเคลื่อนลงตามความชัน (Gradient Descent) [17] สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.25)

$$w_{t+1} = w_t - \alpha \frac{\partial E}{\partial w_t} \quad (3.25)$$

โดยที่

w_{t+1} คือค่าน้ำหนักใหม่

w_t คือค่าน้ำหนักปัจจุบัน

α คือค่าอัตราการเรียนรู้

E คือค่าความผิดพลาด

2) Adaptive Moment Estimation (Adam) [18] สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.26)

$$w_{t+1} = w_t - \hat{m}_t \left(\frac{\alpha}{\sqrt{\hat{v}_t + \epsilon}} \right) \quad (3.26)$$

โดยที่

w_{t+1} คือค่าน้ำหนักใหม่ ณ เวลา $t + 1$

w_t คือค่าน้ำหนักปัจจุบัน ณ เวลา t

α คือค่าอัตราการเรียนรู้

ϵ คือค่าคงที่ขนาดเล็ก มีค่าประมาณ 10^{-8}

\hat{m}_t คำนวณได้จากสมการที่ (3.27)

\hat{v}_t คำนวณได้จากสมการที่ (3.29)

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t} \quad (3.27)$$

โดยที่

m_t คำนวณได้จากสมการที่ (3.28)

β_1 คือค่าคงที่มีค่าเป็น 0.9

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) \left(\frac{\partial L}{\partial w_t} \right) \quad (3.28)$$

โดยที่

L คือฟังก์ชันการสูญเสีย

$$\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \quad (3.29)$$

โดยที่

v_t คำนวณได้จากสมการที่ (3.30)

β_2 คือค่าคงที่มีค่าเป็น 0.999

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) \left(\frac{\partial L}{\partial w_t} \right)^2 \quad (3.30)$$

โดยที่

L คือฟังก์ชันการสูญเสีย

นอกจากนี้ การคำนวณย้อนกลับนั้น เมื่อผ่านฟังก์ชันกระตุ้นจะคำนวณโดยใช้สมการอนุพันธ์อันดับที่ 1 แทนการคำนวณปกติ ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.31)

$$f'(x) = f(x)(1 - f(x)) \quad (3.31)$$

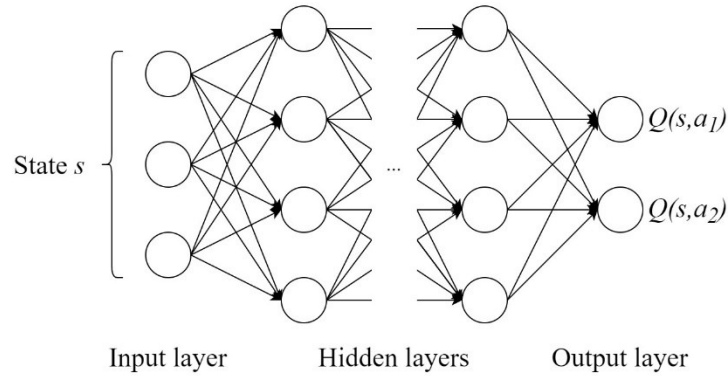
โดยที่

$f'(x)$ คืออนุพันธ์อันดับที่ 1 ของฟังก์ชันกระตุ้น

$f(x)$ คือฟังก์ชันกระตุ้น

3.4.2 การเรียนรู้ควเชิงลึก

การเรียนรู้ควเชิงลึก (Deep Q-learning) [19] มีแนวคิดและขั้นตอนการเรียนรู้คล้ายกับการเรียนรู้คว แต่มีส่วนที่แตกต่างกันคือ การเรียนรู้ควเชิงลึกจะไม่ใช้ตารางคว ในการเก็บฟังก์ชันค่าของสถานะ s และการกระทำ a แต่จะใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายฟังก์ชันค่าของแต่ละการกระทำ a ของสถานะ s ตัวอย่างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการเรียนรู้ควเชิงลึกแสดงดังรูปที่ 3.8 ในที่นี้ โครงข่ายประสาทเทียมของการเรียนรู้ควเชิงลึกจะถูกเรียกว่าโครงข่ายคว (Q-network)



รูปที่ 3.8 ตัวอย่างโครงสร้างของโครงข่ายคิว

เนื่องจากการเรียนรู้คิวเชิงลึก ใช้โครงข่ายคิวทำให้การอัปเดตค่าคิวต่างจากการเรียนรู้คิวที่ใช้ตารางคิว สำหรับการอัปเดตโครงข่ายคิวจำเป็นต้องใช้อัลกอริทึมของตัวเพิ่มประสิทธิภาพ (Optimizer) ในฟังก์ชันการสูญเสียระหว่างค่าจริงและค่าที่ทำนายได้ นอกจากนี้ การเรียนรู้คิวเชิงลึกยังใช้เทคนิคที่เรียกว่า Experience Replay [19] ซึ่งสามารถฝึกฝนโครงข่ายคิวได้อย่างมีประสิทธิภาพ เทคนิค Experience Replay ไม่เพียงแค่อัปเดตโครงข่ายคิวจากขั้นตอนเวลาล่าสุดเพื่ออัปเดตโครงข่ายคิวเท่านั้น แต่จะเก็บประสบการณ์ล่าสุดไว้ในหน่วยความจำ จากนั้นจึงสุ่มเลือกชุดของประสบการณ์ในหน่วยความจำเพื่ออัปเดตโครงข่ายคิว

นอกจากนี้ การเรียนรู้คิวเชิงลึกไม่ได้มีเพียงโครงข่ายคิวเดียว แต่มี 2 โครงข่ายคิว ได้แก่ Online Q-network Q และ Target Q-network \hat{Q} โดย Online Q-network จะใช้หาการกระทำ a ที่เหมาะสมที่สุดในแต่ละช่วงเวลา t และคำนวณเอาต์พุตในฟังก์ชันการสูญเสีย สำหรับ Target Q-network ใช้คำนวณพจน์ Target ในฟังก์ชันการสูญเสีย ดังนั้น ฟังก์ชันการสูญเสีย L จึงสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.32)

$$L(\delta) = \left(r_t + \gamma \max_{a_{t+1}} \hat{Q}(s_{t+1}, a_{t+1}; \delta^-) - Q(s, a; \delta) \right)^2 \quad (3.32)$$

โดยที่

$Q(s_t, a_t; \delta)$ คือค่า $Q(s_t, a_t)$ ที่ได้จากการทำนายโดยใช้ Online Q-network

$\hat{Q}(s_{t+1}, a_{t+1}; \delta^-)$ คือค่า $Q(s_t, a_t)$ ที่คาดหวังที่ได้จากการทำนายโดยใช้ Target Q-network

δ คือค่าน้ำหนักของ Online Q-network

δ^- คือค่าน้ำหนักของ Target Q-network

$\gamma \in (0,1]$ คือปัจจัยส่วนลด (Discount Factor)

สำหรับการอัปเดตค่าน้ำหนักในแต่ละครั้ง จะอัปเดตเฉพาะค่าน้ำหนัก δ ของ Online Q-network Q ส่วนค่าน้ำหนัก δ^- ของ Target Q-network \hat{Q} จะอัปเดตในทุก ๆ C ครั้ง โดยจะอัปเดตให้ค่าน้ำหนัก δ^- เท่ากับค่าน้ำหนัก δ ณ เวลานั้น

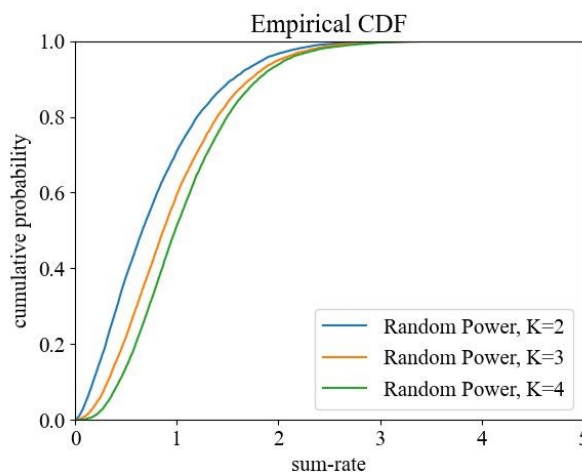
บทที่ 4

การออกแบบการเรียนรู้ควิสำหรับการกำหนดกำลังส่งของ เครื่องส่งและมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ

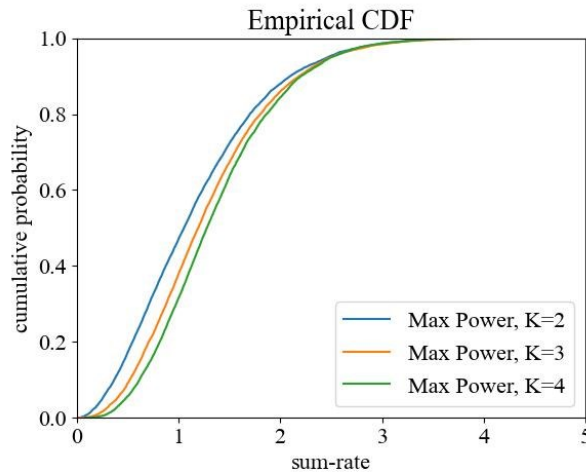
4.1 การเรียนรู้ควิแบบหลายตัวกระทำสำหรับการกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่ง

4.1.1 ผลกระทบของการกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่งในช่องสัญญาณแทรกสอด

พิจารณาช่องสัญญาณแทรกสอดจำนวน 3 ช่องสัญญาณ ซึ่งแต่ละช่องสัญญาณจะมีจำนวนเครื่องส่งและเครื่องรับ K ต่างกัน ได้แก่ $K = \{2,3,4\}$ เมื่อกำหนดให้กำลังส่งของเครื่องส่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 โดยกำลังส่งของเครื่องส่งในแต่ละช่องสัญญาณมีการกระจายตัวเป็นแบบสุ่ม จะทำให้ค่า sum-rate ของแต่ละช่องสัญญาณมีฟังก์ชันการแจกแจงสะสม (Cumulative Distribution Function, CDF) ดังรูปที่ 4.1 และเมื่อกำหนดให้กำลังส่งของเครื่องส่งมีค่าสูงสุด ซึ่งมีค่าเท่ากับ 1 จะทำให้ค่า sum-rate ของแต่ละช่องสัญญาณมีฟังก์ชันการแจกแจงสะสมดังรูปที่ 4.2 แต่ละเส้นแสดงผลลัพธ์ของค่า sum-rate ที่ได้จากช่องสัญญาณที่มีจำนวนเครื่องส่งและเครื่องรับ $K = \{2,3,4\}$ โดยแต่ละช่องสัญญาณมีการทดสอบจำนวน 10,000 ครั้ง จากรูปแสดงให้เห็นว่าค่า sum-rate จะมากขึ้นเมื่อ K เพิ่มขึ้น



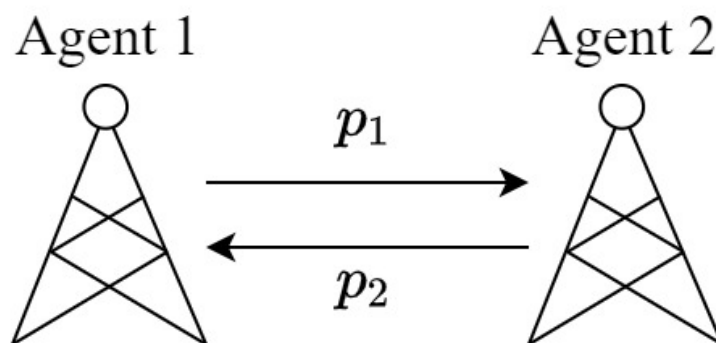
รูปที่ 4.1 ฟังก์ชันการแจกแจงสะสมเมื่อ $K = \{2,3,4\}$ เมื่อใช้การจัดสรรกำลังแบบสุ่ม



รูปที่ 4.2 ฟังก์ชันการแจกแจงสะสมเมื่อ $K = \{2,3,4\}$ เมื่อใช้การจัดสรรกำลังสูงสุด

4.1.2 การออกแบบการเรียนรู้ควิแบบหลายตัวกระทำ

ในส่วนนี้ จะพิจารณาการจัดสรรกำลังส่งของเครื่องส่งแต่ละเครื่องที่ทำให้ค่า sum-rate ของช่องสัญญาณมีค่าสูงสุด ดังนั้น ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำเสนอการกำหนดกำลังส่งของแต่ละเครื่องส่งด้วยการเรียนรู้ควิแบบหลายตัวกระทำ เครื่องส่งสัญญาณแต่ละตัวจะถูกควบคุมโดยตัวกระทำ โดยแต่ละตัวกระทำหรือเครื่องส่งจะทราบกำลังส่งของตัวกระทำอื่นดังแสดงในรูปที่ 4.3 ก่อนที่กระบวนการฝึกฝนจะเริ่มต้นขึ้น ค่าเริ่มต้นในตารางควิจะถูกตั้งค่าเป็น 0 ทั้งหมด และในกระบวนการฝึกฝนจะใช้ ϵ -greedy เพื่อเลือกการกระทำหรือกำลังส่งของเครื่องส่ง จากนั้น ตัวกระทำจะได้รับรางวัลและมีการกำหนดสถานะใหม่พร้อมอัปเดตค่าในตารางควิ รายละเอียดแสดงในอัลกอริทึมที่ 4.1 เมื่อตัวกระทำทั้งหมดดำเนินการกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่งเสร็จสิ้น จะถูกนับเป็นหนึ่งรอบ ในวิทยานิพนธ์นี้จะกำหนดให้ตัวกระทำดำเนินการจำนวน 2 รอบก่อนที่จะสุ่มสภาพแวดล้อมใหม่ รายละเอียดแสดงในอัลกอริทึมที่ 4.2



รูปที่ 4.3 ตัวกระทำ 2 ตัวแลกเปลี่ยนกำลังส่งซึ่งกันและกัน

อัลกอริทึม 4.1 อัลกอริทึมการเรียนรู้ควิสำหรับเครื่องส่งสัญญาณแต่ละตัว

เริ่มต้น: กำหนดค่าควิเริ่มต้น

เรียนรู้:

วนซ้ำ

กำหนดสถานะ $s_t \in S$

สร้างตัวเลขสุ่ม e ระหว่าง 0 ถึง 1

ถ้า $e < \epsilon$ ทำ

 เลือกการกระทำแบบสุ่ม

มิฉะนั้น

 เลือกการกระทำ $a_t = \operatorname{argmax}_{a_t} Q(s_t, a_t)$

จบเงื่อนไข

ดำเนินการกระทำ a_t

รับรางวัล r_t

สังเกตสถานะถัดไป s_{t+1}

อัปเดตตารางควิด้วย:

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow (1 - \alpha)Q(s_t, a_t) + \alpha[r(s_t, a_t) + \gamma \max_{a_{t+1}} Q(s_{t+1}, a_{t+1})]$$

$s_t = s_{t+1}$

จบการวนซ้ำ

อัลกอริทึม 4.2 การฝึกฝนการเรียนรู้ควิแบบหลายตัวกระทำ

รอบ = 1

สำหรับ รอบ ≤ 2 ทำ

 สำหรับ เครื่องส่ง k ทั้งหมด ทำ

 เรียนรู้ ใช้อัลกอริทึมที่ 4.1 หรือ 4.3

 จบการวนซ้ำ

 รอบ = รอบ + 1

จบการวนซ้ำ

สถานะ การกระทำ และรางวัลของการเรียนรู้ควิแต่ละตัวจะถูกกำหนดไว้ดังนี้

1) สถานะของตัวกระทำ k ประกอบด้วย $|h|_{kk}$ ค่าเฉลี่ยของ $|h|_{ki}, \forall i = 1, 2, \dots, K$ และกำลังส่งทั้งหมดของตัวกระทำอื่น ตัวอย่างแสดงดังรูปที่ 4.4 โดยตัวกระทำลำดับที่ 1 จะมีสถานะ

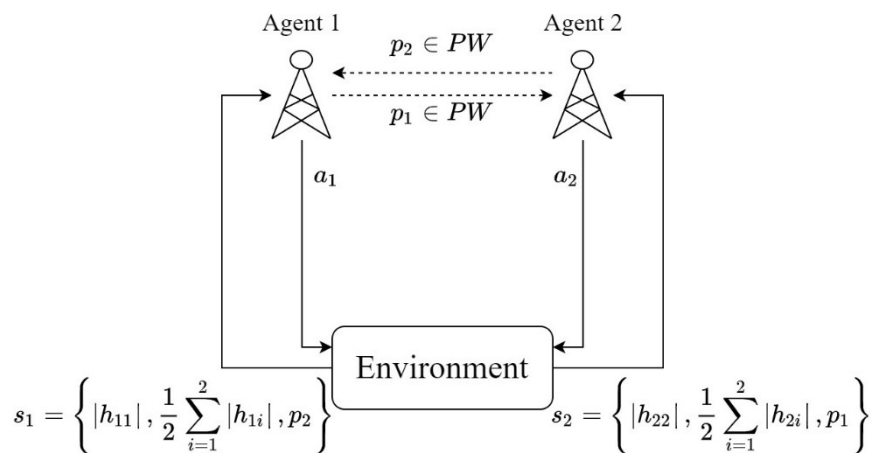
$$s_1 = \left\{ |h|_{11}, \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 |h|_{1i}, p_2 \right\}$$

2) การกระทำ a_k ของตัวกระทำลำดับที่ k คือระดับกำลังส่ง PW ระหว่าง 0 ถึง p_{\max} จำนวนของการกระทำสามารถกำหนดด้วยค่า D โดยที่ D เป็นจำนวนเต็ม ดังนั้น กำลัง PW จึงถูกกำหนดโดยสมการที่ (4.1)

$$PW = \left\{ 0, \frac{p_{\max}}{D-1}, \frac{2p_{\max}}{D-1}, \dots, p_{\max} \right\} \quad (4.1)$$

3) หลังจากตัวกระทำลำดับที่ k ดำเนินการกระทำ a_k ตัวกระทำจะได้รับรางวัล $r_k = 0$ เมื่อ sum-rate ของการกระทำปัจจุบันต่ำกว่าการกระทำก่อนหน้า ในทางกลับกัน หาก sum-rate ปัจจุบันไม่น้อยกว่า sum-rate จากในการกระทำครั้งก่อน รางวัลจะเป็น sum-rate ดังนั้นเงื่อนไขของการได้รับรางวัลเป็นไปดังสมการที่ (4.2)

$$r_k = \begin{cases} 0, & \text{sum-rate ณ เวลา } t < \text{sum-rate ณ เวลา } t-1 \\ \text{sum-rate}, & \text{sum-rate ณ เวลา } t \geq \text{sum-rate ณ เวลา } t-1 \end{cases} \quad (4.2)$$

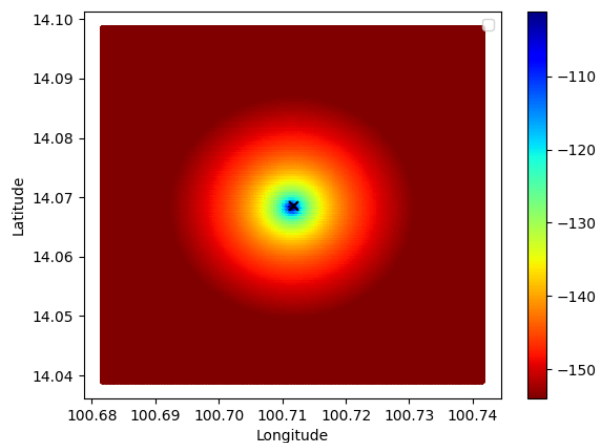


รูปที่ 4.4 ตัวกระทำจำนวน 2 ตัว เลือกกำลังส่ง a_k และรับสถานะ s_k

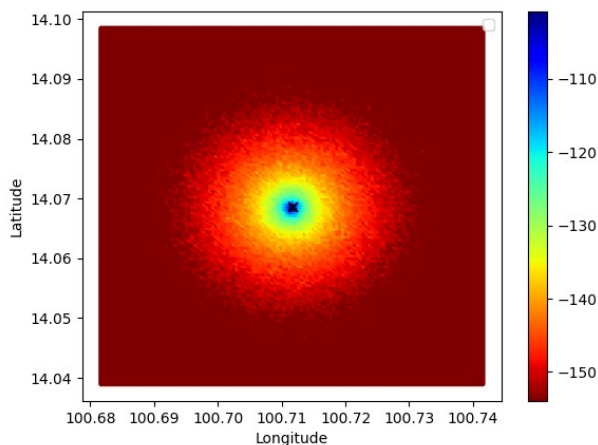
4.2 การเรียนรู้คิวเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำสำหรับการกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ

4.2.1 ผลการจำลองการสูญเสียเชิงวิถีในพื้นที่ปทุมธานี

ในส่วนนี้ จะแสดงผลการจำลองการสูญเสียเชิงวิถี Ericsson ที่ตำแหน่งละติจูดที่ 14.038643 ถึง 14.098643 และตำแหน่งลองจิจูดที่ 100.68169 ถึง 100.74169 ซึ่งเป็นพื้นที่เขตเมืองในอำเภอคลองห้า จังหวัดปทุมธานี โดยที่ตำแหน่งของเครื่องส่งที่มีสายอากาศจะอยู่ที่ตำแหน่งละติจูดที่ 14.068643 และลองจิจูดที่ 100.71169 ซึ่งเป็นจุดกึ่งกลางของพื้นที่นี้ ผลที่ได้แสดงดังรูปที่ 4.5 และเมื่อเพิ่มสัญญาณรบกวนที่สร้างขึ้นจากการแจกแจงปกติที่มีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และความแปรปรวนเป็น 1 ผลที่ได้แสดงดังรูปที่ 4.6



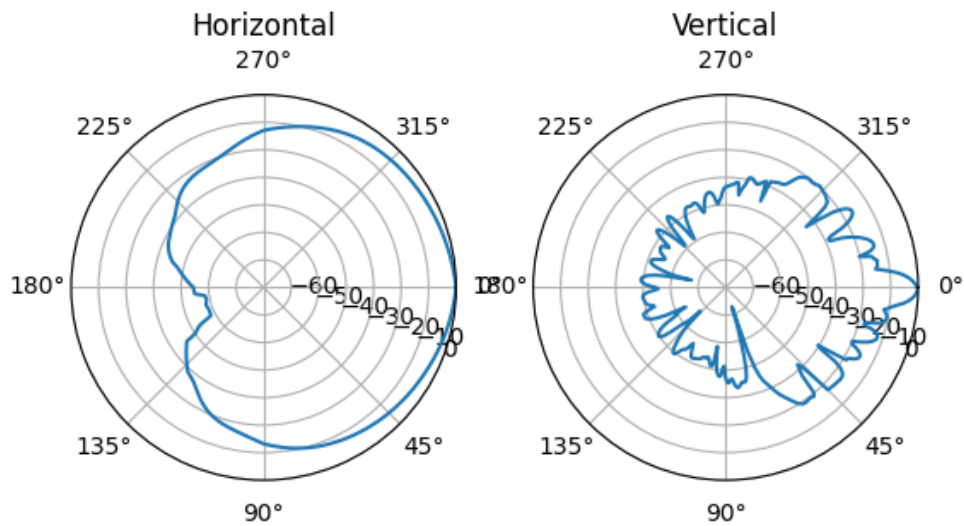
รูปที่ 4.5 ผลการจำลองการสูญเสียเชิงวิถี Ericsson



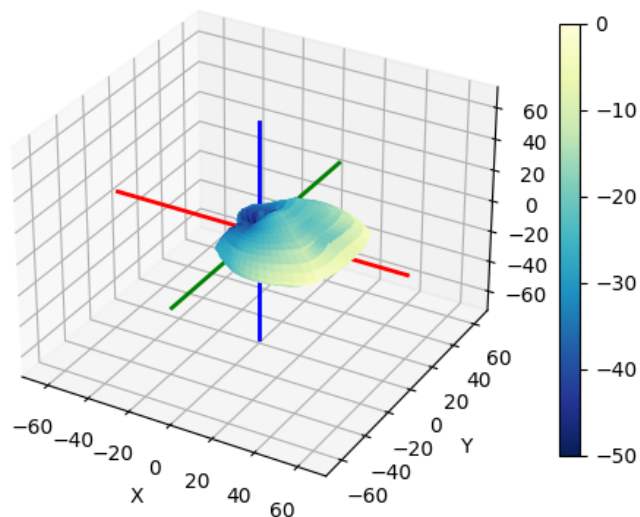
รูปที่ 4.6 ผลการจำลองการสูญเสียเชิงวิถี Ericsson เมื่อเพิ่มสัญญาณรบกวน

4.2.2 ผลการจำลองอัตราขยายสายอากาศแบบ 3 มิติ

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จะสมมุติให้สายอากาศมีรูปแบบการแพร่กระจายคลื่น (Radiation Pattern) แบบ 2 มิติดังรูปที่ 4.7 เมื่อใช้การคำนวณอัตราขยายสายอากาศแบบ 3 มิติ [6] จะได้การแพร่กระจายคลื่น ดังรูปที่ 4.8



รูปที่ 4.7 รูปแบบการแพร่กระจายคลื่นของสายอากาศแบบ 2 มิติ

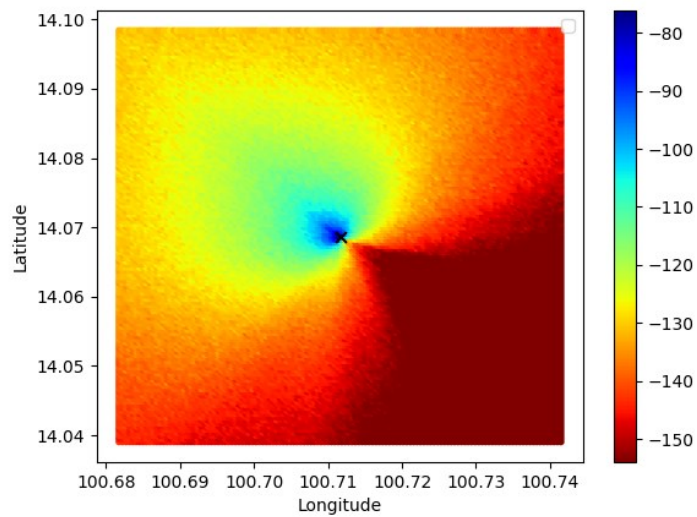


รูปที่ 4.8 รูปแบบการแพร่กระจายคลื่นของสายอากาศแบบ 3 มิติ

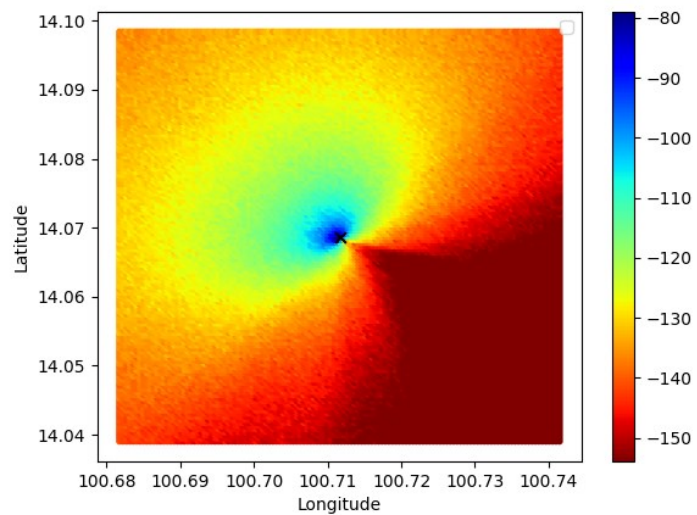
4.2.3 ผลการจำลองช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่

ในหัวข้อนี้จะแสดงผลการจำลองกำลังสัญญาณที่ได้จากเครื่องส่งที่มีสายอากาศ ดังรูปที่ 4.8 โดยมีการสูญเสียเชิงวิถี Ericsson ที่เพิ่มสัญญาณรบกวน เมื่อเครื่องส่งติดตั้งสายอากาศหันไปทางมุม

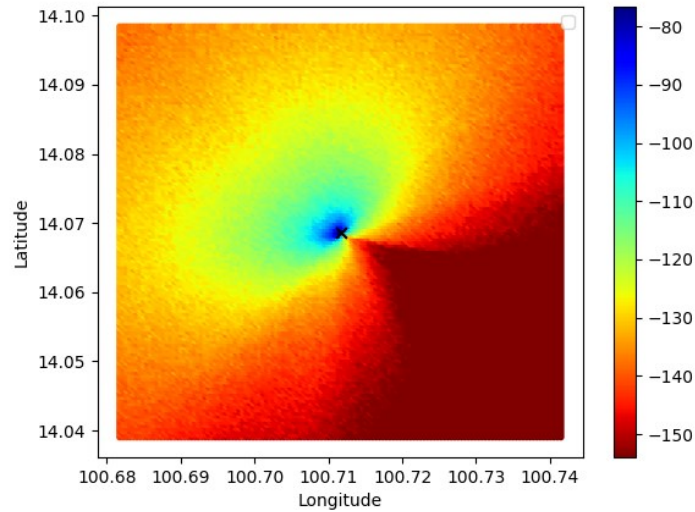
Azimuth 315 องศา และมีมุมในระนาบแนวตั้ง 0 3 6 และ 10 องศา ผลการจำลองกำลังสัญญาณที่ได้จากเครื่องส่ง แสดงดังรูปที่ 4.9 4.10 4.11 และ 4.12 ตามลำดับ



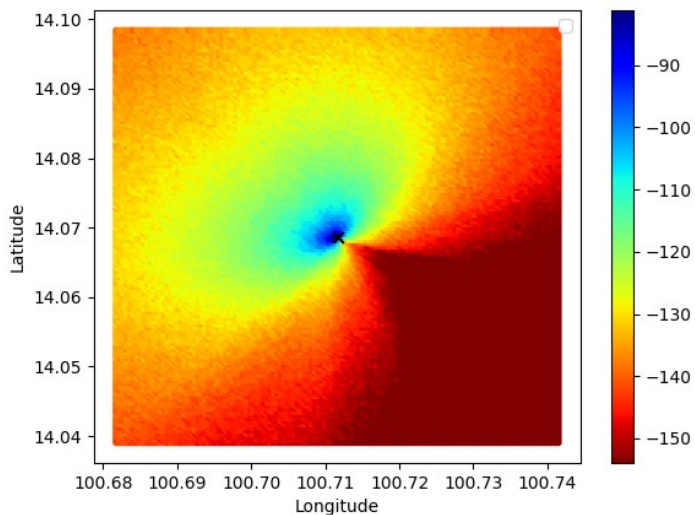
รูปที่ 4.9 ผลการจำลองกำลังสัญญาณที่ได้จากเครื่องส่งที่ติดตั้งสายอากาศมุม Azimuth 315 องศา และมีมุมในระนาบแนวตั้ง 0 องศา



รูปที่ 4.10 ผลการจำลองกำลังสัญญาณที่ได้จากเครื่องส่งที่ติดตั้งสายอากาศมุม Azimuth 315 องศา และมีมุมในระนาบแนวตั้ง 3 องศา



รูปที่ 4.11 ผลการจำลองกำลังสัญญาณที่ได้จากเครื่องส่งที่ติดตั้งสายอากาศมุม Azimuth 315 องศา และมีมุมในระนาบแนวตั้ง 6 องศา

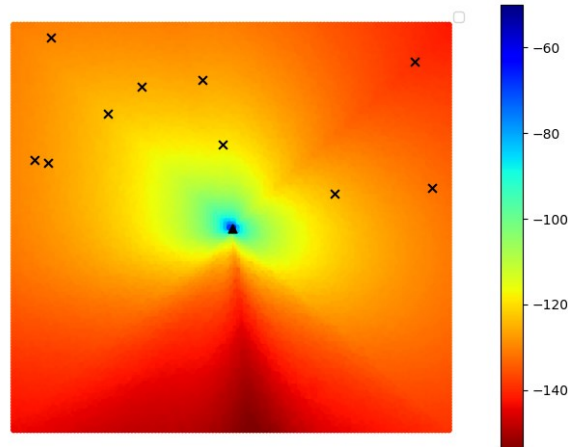


รูปที่ 4.12 ผลการจำลองกำลังสัญญาณที่ได้จากเครื่องส่งที่ติดตั้งสายอากาศมุม Azimuth 315 องศา และมีมุมในระนาบแนวตั้ง 10 องศา

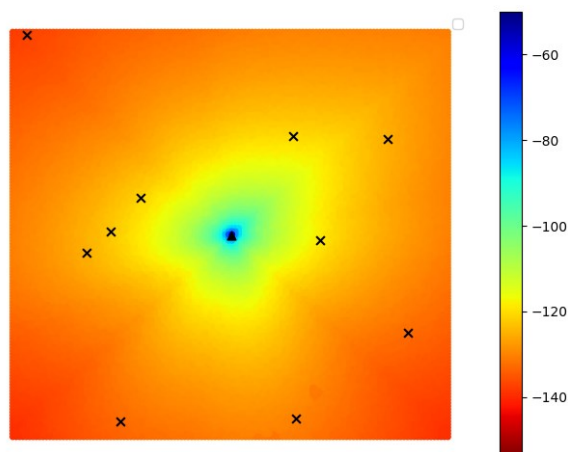
4.2.4 ผลกระทบของการกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศในช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่

พิจารณาช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่จำนวน 2 ช่องสัญญาณ ซึ่งแต่ละช่องสัญญาณจะมีจำนวนเครื่องส่ง K และเครื่องรับ J ต่างกัน ได้แก่ $K = \{2,4\}$ และ $J = 10$ สำหรับช่องสัญญาณ $K = 2$ สายอากาศจะถูกติดตั้งที่มุม Azimuth 315 และ 45 สำหรับช่องสัญญาณ $K = 4$ สายอากาศจะถูกติดตั้งที่มุม 315 45 135 และ 225 ในที่นี้จะกำหนดให้มุม

เอียงของสายอากาศมีค่าต่างกัน ทำให้ค่า **quality** และการแพร่กระจายของแต่ละช่องสัญญาณต่างกัน ดังรูปที่ 4.13 และ 4.14 จากรูปแสดงให้เห็นว่า ไม่ว่าจะ เป็นช่องสัญญาณที่มี $K = 2$ หรือ $K = 4$ หากกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งไม่เหมาะสม จะทำให้การแพร่กระจายของสัญญาณไม่ดี ส่งผลให้ค่า $quality_{total}$ มีค่าที่ไม่ดีด้วย



รูปที่ 4.13 ผลการจำลองกำลังสัญญาณที่ไม่มีการกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศให้เหมาะสม เมื่อ $K = 2$



รูปที่ 4.14 ผลการจำลองกำลังสัญญาณที่ไม่มีการกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศให้เหมาะสม เมื่อ $K = 4$

4.2.5 การออกแบบการเรียนรู้คิวเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำ

ในส่วนนี้ จะพิจารณาการจัดสรรมุมเอียงของสายอากาศแต่ละตัวที่ทำให้ผลรวมของค่าคุณภาพสูงขึ้น ดังนั้น มุมเอียงของสายอากาศแต่ละตัวจะถูกควบคุมโดยตัวกระทำ โดยแต่ละตัวกระทำจะทราบค่าคุณภาพและมุมเอียงของตัวกระทำอื่นดังแสดงในรูปที่ 4.15 ก่อนที่กระบวนการฝึกฝนจะเริ่มต้นขึ้น ค่าน้ำหนักในโครงข่ายคิว จะใช้ค่าเริ่มต้นเป็นค่าสุ่มทั้งหมด และในกระบวนการ

ฝึกฝนจะใช้ ϵ -greedy เพื่อเลือกการกระทำหรือมุมเอียงของสายอากาศ จากนั้น ตัวกระทำจะได้รับรางวัลและมีการกำหนดสถานะใหม่และอัปเดตค่าน้ำหนักในโครงข่ายคิวรายละเอียดแสดงในอัลกอริทึมที่ 4.3 เมื่อตัวกระทำทั้งหมดดำเนินการเลือกมุมเอียงของสายอากาศเสร็จสิ้น การดำเนินการจะถูกลบเป็นหนึ่งรอบ ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะกำหนดให้ตัวกระทำทั้งหมดดำเนินการจำนวน 2 รอบก่อนที่จะสุ่มสภาพแวดล้อมใหม่ รายละเอียดแสดงในอัลกอริทึมที่ 4.2

อัลกอริทึม 4.3 อัลกอริทึมการเรียนรู้คิวเชิงลึกสำหรับสายอากาศแต่ละตัว

เริ่มต้น:

กำหนดขนาดของ Replay Memory D

กำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้น δ ของ Online Q-network Q ด้วยการสุ่ม

กำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้น δ^- ของ Target Q-network \hat{Q} ด้วย $\delta^- = \delta$

เรียนรู้:

วนซ้ำ

กำหนดสถานะ $s_t \in S$

สร้างตัวเลขสุ่ม e ระหว่าง 0 ถึง 1

ถ้า $e < \epsilon$ ทำ

เลือกการกระทำแบบสุ่ม

มิฉะนั้น

เลือกการกระทำ $a_t = \operatorname{argmax}_{a_t} Q(s_t, a_t; \delta)$

จบเงื่อนไข

ดำเนินการกระทำ a_t

รับรางวัล r_t

สังเกตสถานะถัดไป s_{t+1}

เก็บ (s_t, a_t, r_t, s_{t+1}) ใน D

สุ่มตัวอย่างมินิแบทช์แบบสุ่ม (Random Mini-batch) (s_w, a_w, r_w, s_{w+1}) จาก D

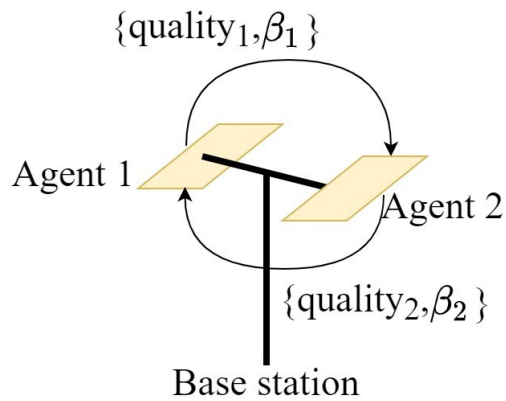
กำหนด $y_w = \begin{cases} r_w \\ r_w + \gamma \max_{a_{w+1}} Q(s_{w+1}, a_{w+1}; \delta^-) \end{cases}$

$s_t = s_{t+1}$

ฝึกฝนและอัปเดต Online Q-network Q ด้วยอินพุต s_w และเอาต์พุต y_w

ทุก ๆ ขั้นตอนที่ C กำหนดให้ $\hat{Q} = Q$

จบการวนซ้ำ



รูปที่ 4.15 ตัวกระทำ 2 ตัวแลกเปลี่ยนค่าคุณภาพและมุมเอียงของสายอากาศซึ่งกันและกัน

สถานะ การกระทำ และรางวัลของการเรียนรู้ควิซเชิงลึกแต่ละตัวจะถูกกำหนดไว้ดังนี้

1) สถานะของตัวกระทำ k ประกอบด้วย $quality_k$ มุมเอียงทั้งหมดของตัวกระทำอื่น ตัวอย่างแสดงดังรูปที่ 4.16 โดยตัวกระทำลำดับที่ 1 จะมีสถานะ

$$s_1 = \left\{ |h|_{11}, \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 |h|_{1i}, p_2 \right\}$$

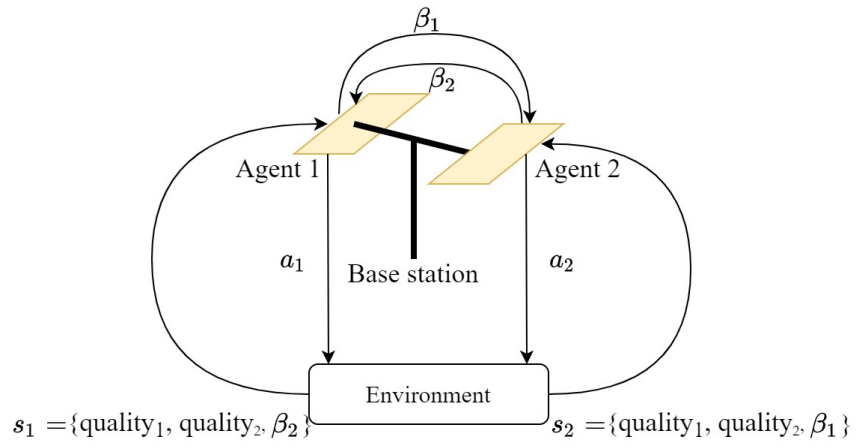
2) การกระทำ a_k ของตัวกระทำลำดับที่ k คือระดับมุมเอียง AT ระหว่าง 0 ถึง β_{\max} ดังนั้น จำนวนของการกระทำที่เป็นไปได้ คือ $\beta_{\max} + 1$ ดังนั้น กำลัง AT จึงถูกกำหนดโดยสมการที่ (4.3)

$$AT = \{0, 1, 2, \dots, \beta_{\max}\} \quad (4.3)$$

3) รางวัลจะได้รับหลังจากตัวกระทำลำดับที่ k ดำเนินการกระทำ a_k มีค่าเท่ากับ $r_k \in \{0, R\}$ โดยที่ R คือค่าคุณภาพรวมของทุกเครื่องส่ง สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (4.4) ตัวกระทำจะได้รับรางวัล $r_k = 0$ เมื่อ R ของการกระทำปัจจุบันมีค่าต่ำกว่าการกระทำก่อนหน้า ในทางกลับกัน หาก R ของการกระทำปัจจุบันมีค่าไม่น้อยกว่าการกระทำก่อนหน้า รางวัลจะเป็น $r_k = R$ ดังนั้น เงื่อนไขของการได้รับรางวัลเป็นไปดังสมการที่ (4.5)

$$R = \text{quality}_{total} \quad (4.4)$$

$$r_k = \begin{cases} 0, & R \text{ ณ เวลา } t < R \text{ ณ เวลา } t - 1 \\ R, & R \text{ ณ เวลา } t \geq R \text{ ณ เวลา } t - 1 \end{cases} \quad (4.5)$$



รูปที่ 4.16 ตัวกระทำจำนวน 2 ตัว เลือกมุมเอียง a_k และรับสถานะ s_k

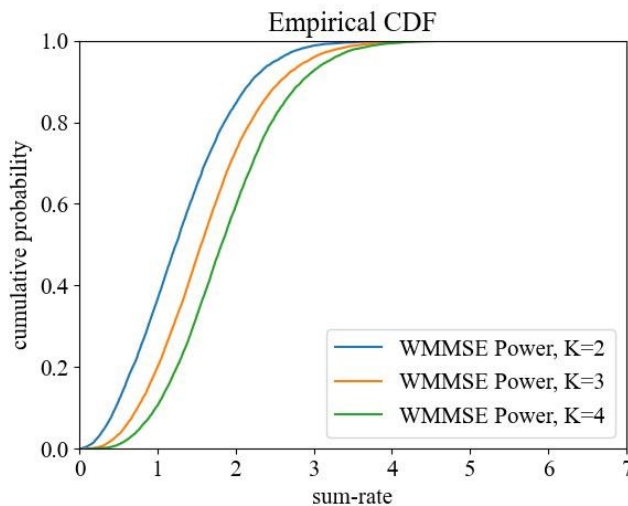
บทที่ 5

ผลการทดลองและอภิปรายผล

5.1 การกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่ง

5.1.1 ผลการทดลองค่าเหมาะสมด้วยวิธีการ WMMSE

พิจารณาช่องสัญญาณแทรกสอดจำนวน 3 ช่องสัญญาณ ซึ่งแต่ละช่องสัญญาณจะมีจำนวนเครื่องส่งและเครื่องรับ K ต่างกัน ได้แก่ $K = \{2,3,4\}$ เมื่อกำหนดให้กำลังส่งของเครื่องส่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 โดยกำลังส่งของเครื่องส่งในแต่ละช่องสัญญาณจะถูกทำให้เหมาะสมด้วยวิธีการ WMMSE [1] ทำให้ค่า sum-rate ของแต่ละช่องสัญญาณมีฟังก์ชันการแจกแจงสะสมดังรูปที่ 5.1 แต่เส้นแสดงผลลัพธ์ของค่า sum-rate ที่ได้จากช่องสัญญาณที่มีจำนวนเครื่องส่งและเครื่องรับ $K = \{2,3,4\}$ โดยแต่ละช่องสัญญาณมีการทดสอบจำนวน 10,000 ครั้ง จากรูปแสดงให้เห็นว่าค่า sum-rate จะมากขึ้นเมื่อ K เพิ่มขึ้น



รูปที่ 5.1 ฟังก์ชันการแจกแจงสะสมเมื่อ $K = \{2,3,4\}$ เมื่อใช้การจัดสรรกำลังด้วย WMMSE [1]

5.1.2 ผลการทดลองการเรียนรู้ควิบบแบบหลายตัวกระทำ

ผลการทดลองจะประเมินประสิทธิภาพ sum-rate ของการเรียนรู้ควิบบแบบหลายตัวกระทำสำหรับช่องสัญญาณแทรกสอด ในการจำลอง จะพิจารณาเครือข่ายที่แตกต่างกัน 3 เครือข่าย ซึ่งแต่ละเครือข่ายจะมีจำนวนเครื่องส่งและเครื่องรับ K ต่างกัน โดยจะใช้ $K = \{2,3,4\}$ โดยมีการใช้การจัดสรรกำลังสูงสุด การจัดสรรกำลังแบบสุ่ม และการจัดสรรกำลังด้วยอัลกอริทึม WMMSE [1] ในการ

เปรียบเทียบประสิทธิภาพ การจัดสรรกำลังสูงสุดจะกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่งทั้งหมดเป็น p_{\max} การจัดสรรกำลังแบบสุ่มเกิดจากการแจกแจงแบบสม่ำเสมอ นั่นคือกำลังส่ง $p_k \sim Uniform(0, p_{\max}), \forall k$ กำหนดค่าของพารามิเตอร์ที่ใช้ในการจำลองดังตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 ค่าของพารามิเตอร์ที่ใช้ในการจำลอง

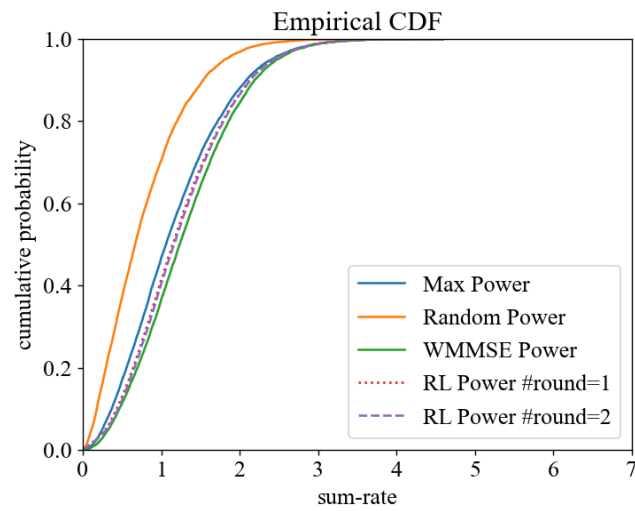
พารามิเตอร์	ค่า
α	0.05
γ	0.5
D	11
p_{\max}	1

ในรูปที่ 5.2 5.3 และ 5.4 แสดงฟังก์ชันการแจกแจงสะสม (Cumulative Distribution Function, CDF) ของ sum-rate โดยแต่ละเส้นแสดงผลลัพธ์ที่ได้จากข้อมูลที่สร้างแบบสุ่มโดยเฉลี่ย 10,000 ข้อมูล หากพิจารณาที่ CDF=0.5 เมื่อ $K = \{2,3,4\}$ sum-rate ที่ได้จากการเรียนรู้คิวแบบหลายตัวกระทำที่เสนอนั้นมากกว่าที่ได้รับจากการจัดสรรกำลังสูงสุดประมาณ $\{0.10,0.22,0.37\}$ และน้อยกว่าการจัดสรรกำลังด้วยอัลกอริทึม WMMSE ประมาณ $\{0.07,0.15,0.19\}$ นอกจากนี้ยังแสดงให้เห็นว่าการดำเนินการกระทำ 2 รอบให้ sum-rate ที่ดีกว่าการดำเนินการกระทำ 1 รอบ

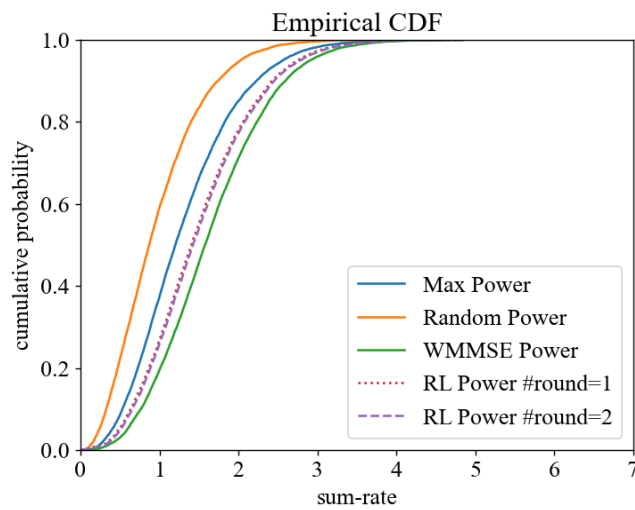
ค่าเฉลี่ยของ sum-rate ของแต่ละ K แสดงไว้ในตารางที่ 5.2 และเมื่อ $K = \{2,3,4\}$ ค่าเฉลี่ยของ sum-rate ของการเรียนรู้คิวแบบหลายตัวกระทำจะมากกว่าการจัดสรรกำลังสูงสุดประมาณ $\{0.09,0.20,0.34\}$ และน้อยกว่าการจัดสรรกำลังด้วยอัลกอริทึม WMMSE ประมาณ $\{0.05,0.14,0.19\}$

ตารางที่ 5.2 sum-rate เฉลี่ยของแต่ละ K

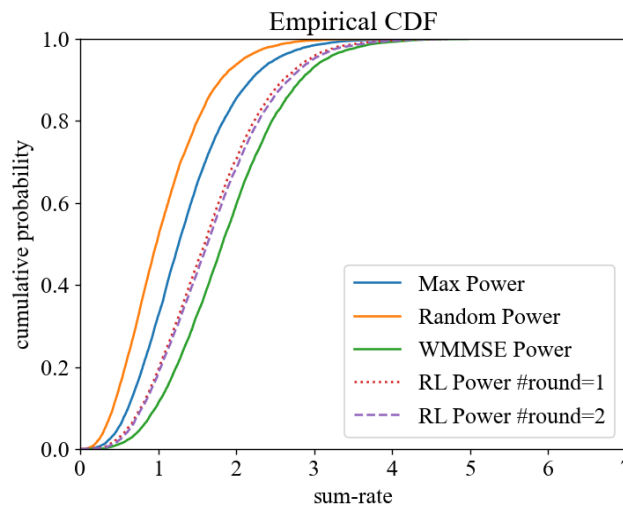
K	sum-rate เฉลี่ย				
	กำลังจากการเรียนรู้คิว (RL power)		กำลังสูงสุด (Max Power)	สุ่มกำลัง (Random Power)	กำลังจากอัลกอริทึม WMMSE (WMMSE Power)
	กระทำ 1 รอบ (# round 1)	กระทำ 2 รอบ (# round 2)			
2	1.23	1.25	1.16	0.78	1.30
3	1.48	1.50	1.30	0.96	1.64
4	1.65	1.69	1.35	1.07	1.88



รูปที่ 5.2 CDF ของข้อมูลที่สร้างแบบสุ่มเฉลี่ย 10,000 ข้อมูล เมื่อ $K = 2$



รูปที่ 5.3 CDF ของข้อมูลที่สร้างแบบสุ่มเฉลี่ย 10,000 ข้อมูล เมื่อ $K = 3$



รูปที่ 5.4 CDF ของข้อมูลที่สร้างแบบสุ่มเฉลี่ย 10,000 ข้อมูล เมื่อ $K = 4$

5.2 การกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ

5.2.1 ผลการทดลองค่าเหมาะสมที่สุดด้วยวิธีการ Differential Evolution

ในหัวข้อนี้จะแสดงผลการหาค่ามุมในระนาบแนวตั้งที่เหมาะสมที่สุดของสายอากาศด้วยวิธีการ Differential Evolution เมื่อกำหนดให้เครื่องส่งติดตั้งสายอากาศจำนวน 2 และ 4 ต้น กรณีเครื่องส่งที่ติดตั้งสายอากาศจำนวน 2 ต้น จะกำหนดให้สายอากาศถูกติดตั้งที่มุม Azimuth 315 และ 45 กรณีเครื่องส่งที่ติดตั้งสายอากาศจำนวน 4 ต้น จะกำหนดให้สายอากาศถูกติดตั้งที่มุม Azimuth 315 45 135 และ 225 ในที่นี้จะพิจารณาการจัดสรรมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศแต่ละตัวที่ทำให้ผลรวมของค่าคุณภาพสูงสุดด้วยวิธีการ DE ซึ่งมีรายละเอียดในการหาค่าตอบดังนี้

1) เป้าหมาย คือ การหาค่ามุมเหมาะสมที่สุดที่ทำให้สมการค่าคุณภาพดังสมการที่ (2.31) มีค่าสูงสุด

2) เงื่อนไข คือ ค่าของมุมในระนาบแนวตั้งทุกค่าเป็นจำนวนเต็ม

3) ข้อจำกัด คือ ขอบเขตของมุมในระนาบแนวตั้งอยู่ในช่วง $[0, \beta_{\max}]$ ดังนั้น ค่าที่เป็นไปได้จะเป็นดังสมการที่ (4.3)

ดังนั้น จะได้ฟังก์ชันข้อจำกัดสำหรับโครงข่ายที่มีสายอากาศ 2 ตัว ดังสมการที่ (5.1) และ (5.2) และโครงข่ายที่มีสายอากาศ 4 ตัว ดังสมการที่ (5.1) (5.2) (5.3) และ (5.4)

$$0 \leq \beta_1 \leq \beta_{\max} \quad (5.1)$$

$$0 \leq \beta_2 \leq \beta_{\max} \quad (5.2)$$

$$0 \leq \beta_3 \leq \beta_{\max} \quad (5.3)$$

$$0 \leq \beta_4 \leq \beta_{\max} \quad (5.4)$$

เขียนเป็นฟังก์ชันข้อจำกัดใหม่ได้ดังสมการที่ (5.5) (5.6) (5.7) และ (5.8)

$$g_1(\mathbf{x}) = \beta_1 - \beta_{\max} \quad (5.5)$$

$$g_2(\mathbf{x}) = \beta_2 - \beta_{\max} \quad (5.6)$$

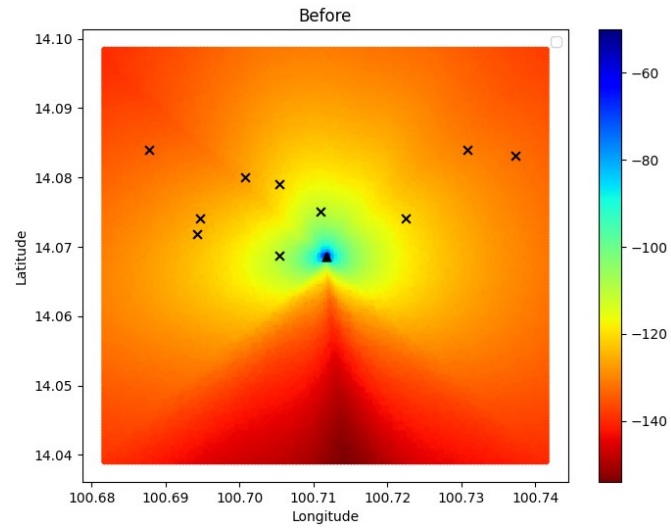
$$g_3(\mathbf{x}) = \beta_3 - \beta_{\max} \quad (5.7)$$

$$g_4(\mathbf{x}) = \beta_4 - \beta_{\max} \quad (5.8)$$

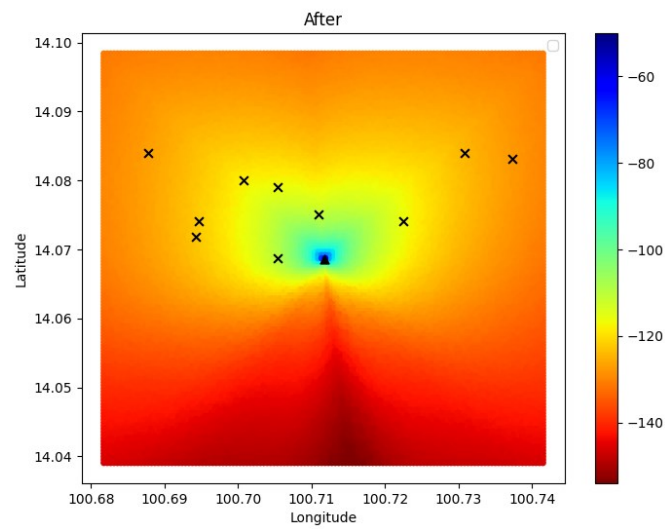
รูปที่ 5.5 และ 5.6 แสดงผลการจำลองกำลังสัญญาณก่อนและหลังการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศด้วยวิธีการ Differential Evolution (DE) เมื่อ $K = 2$ และรูปที่ 5.7 และ 5.8 แสดงผลการจำลองกำลังสัญญาณก่อนและหลังการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศด้วยวิธีการ DE เมื่อ $K = 4$ โดย **quality** ก่อนและหลังปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศแสดงดังตารางที่ 5.3 และ **quality_{total}** หลังจากปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศเมื่อ $K = \{2,4\}$ นั้นมีค่ามากกว่าเดิมประมาณ {68.6993,28.1749}

ตารางที่ 5.3 **quality** ก่อนและหลังปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศด้วยวิธีการ DE

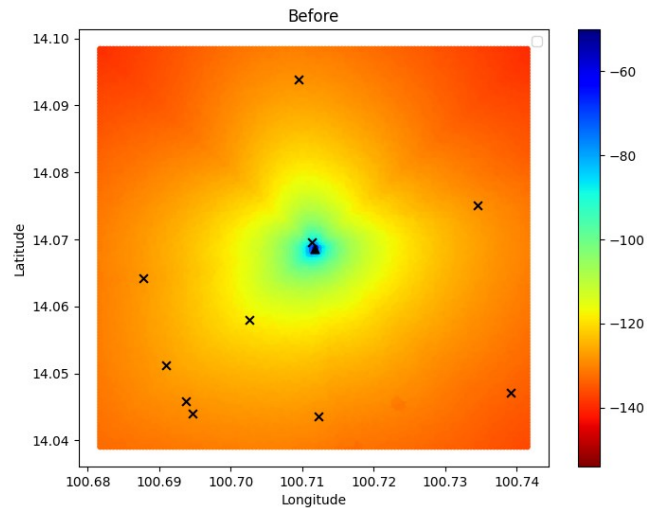
K	Azimuth	quality ก่อนปรับ	quality หลังปรับ
2	315	58.6230	102.1495
	45	25.9584	51.1312
4	315	0	0
	45	31.8386	45.1571
	135	31.2802	19.9951
	225	116.3980	142.5395



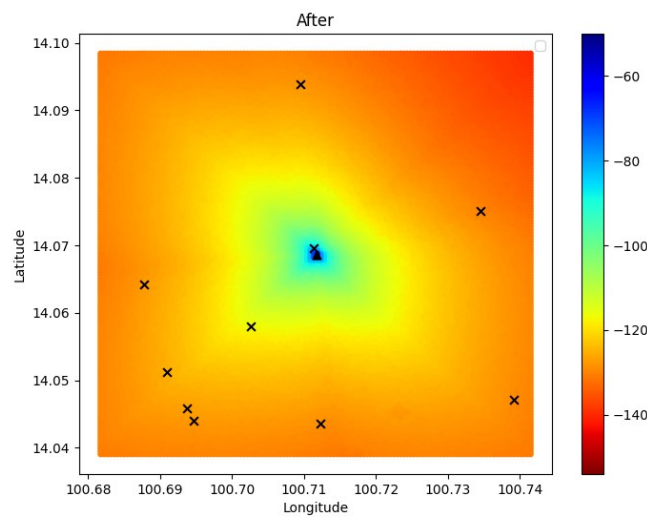
รูปที่ 5.5 ผลการจำลองกำลังสัญญาณก่อนการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ
ด้วยวิธีการ DE เมื่อ $K = 2$



รูปที่ 5.6 ผลการจำลองกำลังสัญญาณหลังการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ
ด้วยวิธีการ DE เมื่อ $K = 2$



รูปที่ 5.7 ผลการจำลองกำลังสัญญาณก่อนการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ
ด้วยวิธีการ DE เมื่อ $K = 4$



รูปที่ 5.8 ผลการจำลองกำลังสัญญาณหลังการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ
ด้วยวิธีการ DE เมื่อ $K = 4$

5.2.2 ผลการทดลองการเรียนรู้คิวเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำ

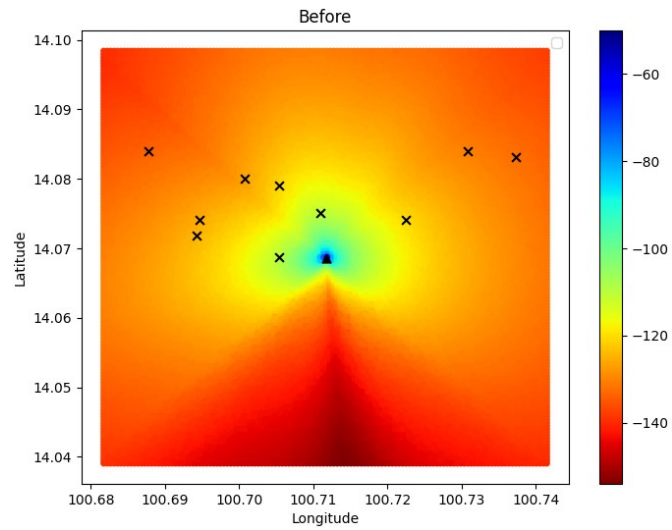
ผลการทดลองจะประเมินประสิทธิภาพ $quality_{total}$ ของการเรียนรู้คิวเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำสำหรับช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่ ซึ่งใช้อัตราการเรียนรู้ $\alpha = 0.05$ และ Discount Factor $\gamma = 0.5$ และขนาดของ Experience Replay = 100,000 Q-network มี Hidden Layer 3 ชั้น ซึ่งแต่ละชั้นใช้ 60 โหนด ในการจำลอง จะใช้ $K = \{2,4\}$ และ $J = 10$ และ

มุม Azimuth ของแต่ละสายอากาศเมื่อ $K = 2$ คือ {315,45} และเมื่อ $K = 4$ คือ {315,45,135,225}

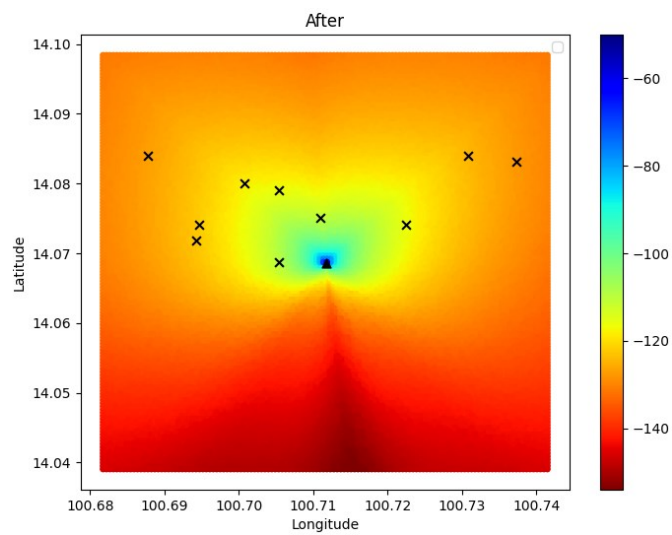
ในส่วนนี้ จะพิจารณาสภาพแวดล้อมที่ใช้การสุ่มสภาพแวดล้อมแบบเดียวกับผลการทดลองใน 5.2.1 รูปที่ 5.9 และ 5.10 แสดงผลการจำลองกำลังสัญญาณก่อนและหลังการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศด้วยตัวกระทำเมื่อ $K = 2$ และรูปที่ 5.11 และ 5.12 แสดงผลการจำลองกำลังสัญญาณก่อนและหลังการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศด้วยตัวกระทำเมื่อ $K = 4$ โดย **quality** ก่อนและหลังปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศแสดงดังตารางที่ 5.4 และ **quality_{total}** หลังจากปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศเมื่อ $K = \{2,4\}$ นั้นมีค่ามากกว่าเดิมประมาณ {68.6993,19.5507}

ตารางที่ 5.4 **quality** ก่อนและหลังปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศด้วยการเรียนรู้ควิเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำ

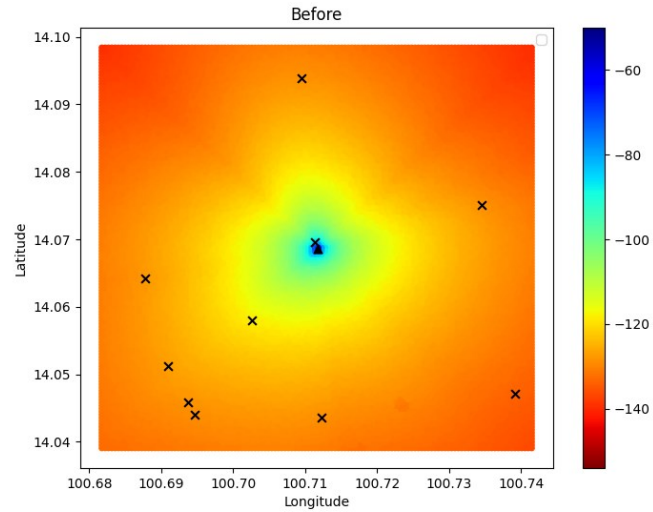
K	Azimuth	quality ก่อนปรับ	quality หลังปรับ
2	315	58.6230	102.1495
	45	25.9584	51.1312
4	315	0	16.5557
	45	31.8386	31.9435
	135	31.2802	23.9583
	225	116.3980	126.6100



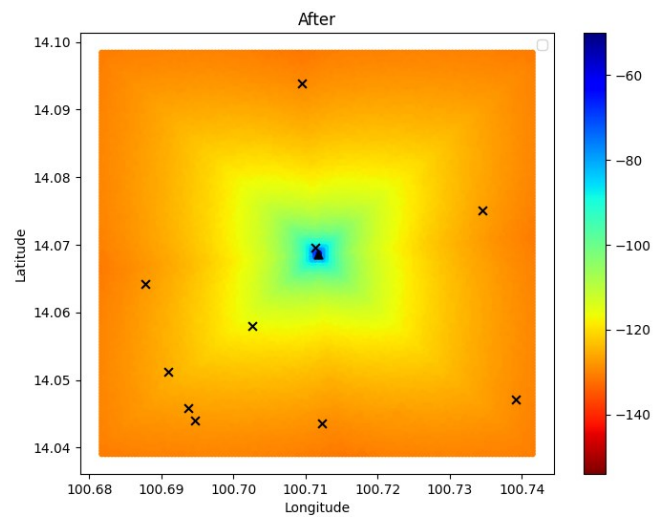
รูปที่ 5.9 ผลการจำลองกำลังสัญญาณก่อนการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ
ด้วยการเรียนรู้คิวเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำเมื่อ $K = 2$



รูปที่ 5.10 ผลการจำลองกำลังสัญญาณหลังการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ
ด้วยการเรียนรู้คิวเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำเมื่อ $K = 2$



รูปที่ 5.11 ผลการจำลองกำลังสัญญาณก่อนการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ
ด้วยการเรียนรู้ควิเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำเมื่อ $K = 4$



รูปที่ 5.12 ผลการจำลองกำลังสัญญาณหลังการปรับมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ
ด้วยการเรียนรู้ควิเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำเมื่อ $K = 4$

บทที่ 6

สรุปผลและข้อเสนอแนะ

6.1 สรุปผล

ในวิทยานิพนธ์นี้ นำเสนองานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการกำหนดค่ากำลังส่งและมุมของสายอากาศในช่องสัญญาณสื่อสารไร้สาย ได้แก่ การกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่งด้วยการเรียนรู้ควิแบบหลายตัวกระทำ และการกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศด้วยการเรียนรู้ควิเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำ ทั้งนี้ การกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่งจะทดลองกับช่องสัญญาณแทรกสอด โดยมีเป้าหมายทำให้ค่า sum-rate มากขึ้น และการกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศจะทดลองกับช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่ โดยมีเป้าหมายทำให้ค่า $quality_{total}$ มากขึ้น

6.1.1 การกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่ง

การกำหนดกำลังส่งของเครื่องส่งที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์เล่มนี้ ใช้การเรียนรู้ควิแบบหลายตัวกระทำเพื่อทำให้ค่า sum-rate ในช่องสัญญาณแทรกสอดเพิ่มมากขึ้น ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าเมื่อจำนวนเครื่องส่งและเครื่องรับ คือ เมื่อ $K = \{2,3,4\}$ ค่าเฉลี่ยของ sum-rate ที่ได้จากการเรียนรู้ควิแบบหลายตัวกระทำนั้นมากกว่าค่าเฉลี่ยของ sum-rate ที่ได้รับการจัดสรรพลังงานสูงสุด ประมาณ $\{0.09, 0.20, 0.34\}$ แต่น้อยกว่าการจัดสรรพลังงานด้วยวิธีการ WMMSE ประมาณ $\{0.05, 0.14, 0.19\}$

6.1.2 การกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศ

การกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์เล่มนี้ ใช้การเรียนรู้ควิเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำเพื่อทำให้ค่า $quality_{total}$ ในช่องสัญญาณสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่เพิ่มมากขึ้น ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าเครื่องส่งสามารถกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศได้เมื่อ $K = 2$ และ $J = 10$ ค่า $quality_{total}$ ที่ได้จากการเรียนรู้ควิเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำนั้นเท่ากับค่า $quality_{total}$ ที่ได้รับการกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งด้วยวิธี Differential Evolution (DE) อยู่ที่ 97.1341 และเมื่อ $K = 4$ และ $J = 10$ ค่า $quality_{total}$ ที่ได้จากการเรียนรู้ควิเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำนั้นน้อยกว่าค่า $quality_{total}$ ที่ได้รับการกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งด้วยวิธี DE ประมาณ 8.6242

6.2 ข้อเสนอแนะ

การกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศของวิทยานิพนธ์เล่มนี้ แม้ว่าการเรียนรู้ควิซเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำจะทำให้ค่า $quality_{total}$ ดีขึ้นได้ แต่ก็น้อยกว่าวิธีการ DE ดังนั้นประสิทธิภาพของการเรียนรู้ควิซเชิงลึกแบบหลายตัวกระทำสำหรับสภาพแวดล้อมที่มีสายอากาศ 4 ตัวยังสามารถพัฒนาให้ดีกว่านี้ได้ นอกจากนี้ยังสามารถพัฒนาให้มีการกำหนดกำลังส่งร่วมกับการกำหนดมุมในระนาบแนวตั้งของสายอากาศพร้อมกันได้

เอกสารอ้างอิง

- [1] Q. Shi, M. Razaviyayn, Z.-Q. Luo, and C. He, "An iteratively weighted MMSE approach to distributed sum-utility maximization for a MIMO interfering broadcast channel," **IEEE Transactions on Signal Processing**, vol. 59, no. 9, 2011, pp. 4331–4340.
- [2] H. Sun, X. Chen, Q. Shi, M. Hong, X. Fu and N. D. Sidiropoulos, "Learning to Optimize: Training Deep Neural Networks for Interference Management", in **IEEE Transactions on Signal Processing**, vol. 66, no. 20, October 2018, pp. 5438-5453.
- [3] Y. S. Nasir and D. Guo, "Multi-Agent Deep Reinforcement Learning for Dynamic Power Allocation in Wireless Networks", in **IEEE Journal on Selected Areas in Communications**, vol. 37, no. 10, October 2019, pp. 2239-2250.
- [4] C. Parera, Q. Liao, I. Malanchini, C. Tatino, A. E. C. Redondi and M. Cesana, "Transfer Learning for Tilt-Dependent Radio Map Prediction," in **IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking**, vol. 6, no. 2, June 2020, pp. 829-843.
- [5] N. Dandanov, H. Al-Shatri, A. Klein, and V. Poulkov, "Dynamic selfoptimization of the antenna tilt for best trade-off between coverage and capacity in mobile networks", **Wireless Pers. Commun.**, vol. 92, no. 1, 2017, pp. 251–278.
- [6] N. R. Leonor, R. F. S. Caldeirinha, M. G. Sánchez and T. R. Fernandes, "A Three-Dimensional Directive Antenna Pattern Interpolation Method", in **IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters**, vol. 15, 2016, pp. 881-884.
- [7] J. Milanovic, S. Rimac-Drlje and K. Bejuk, "Comparison of propagation model accuracy for WiMAX on 3.5GHz", **14th IEEE International conference on electronic circuits and systems Morocco**, 2007, pp. 111-114.

- [8] M. Hong and Z.-Q. Luo, "Signal processing and optimal resource allocation for the interference channel", in **Academic Press Library in Signal Processing**, New York, USA: Academic, 2013.
- [9] M. Hata, "Empirical formula for propagation loss in land mobile radio services," in **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, vol. 29, no. 3, Aug. 1980, pp. 317-325.
- [10] F. Gil, A. R. Claro, J. M. Ferreira, C. Pardelinha, and L. M. Correia, "A 3-D extrapolation model for base station antennas' radiation patterns", in **Proc. IEEE VTC-Fall**, Amsterdam, The Netherlands, Sep. 1999, pp. 1341–1345.
- [11] R. Storn, "On the usage of differential evolution for function optimization," **Proceedings of North American Fuzzy Information Processing**, Berkeley, CA, USA, 1996, pp. 519-523.
- [12] H. Wazir, M. A. Jan, W. K. Mashwani and T. Shah, "A penalty function based differential evolutionary algorithm for constrained optimization," **Nucleus**, vol. 53, no. 1, 2016, pp. 155–166.
- [13] R. Sutton and A. Barto, "**Reinforcement Learning: An Introduction**", 2nd ed. MIT Press, 2018.
- [14] C.J. Watkins, P. Dayan, "Q-learning", **Mach. Learn.**, vol. 8, 1992, pp. 279–292.
- [15] Shiv Ram Dubey, Satish Kumar Singh, and Bidyut Baran Chaudhuri, "Activation functions in deep learning: A comprehensive survey and benchmark", **Neurocomputing**, 2022.
- [16] Sekhar, C.; Meghana, P.S., "A Study on Backpropagation in Artificial Neural Networks", **Asia-Pacific Journal of Neural Networks and Its Applications**, vol.4, 2020, pp. 21–28.
- [17] P. Baldi, "Gradient descent learning algorithm overview: a general dynamical systems perspective," in **IEEE Transactions on Neural Networks**, vol. 6, no. 1, Jan. 1995, pp. 182-195.

- [18] D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization", **International Conference on Learning Representations**, 2014.
- [19] V. Mnih et al., "Human-level control through deep reinforcement learning", **Nature**, vol. 518, no. 7540, 2015, pp. 529-533.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นายธนัสสรณ์ วงศ์พีชธรรม
วัน เดือน ปีเกิด	15 ธันวาคม 2541
ที่อยู่	252 หมู่ 1 ตำบลรอบเวียง อำเภอเมืองเชียงราย จังหวัดเชียงราย 57000 โทร. 081-765-7523
ประวัติการศึกษา	2563 วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม (เกียรตินิยมอันดับ 2) สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ผลงานวิจัยที่ได้นำเสนอในงานประชุมวิชาการ

พ.ศ. 2565	Multi-Agent Q-Learning for Power Allocation in Interference Channel 2022 37th International Technical Conference on Circuits Systems, Computers and Communications (ITC CSCC)
-----------	--