



วิธีการปัญญาประดิษฐ์แบบผสมสำหรับการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแนวตั้งในเครือข่ายที่ต่างกัน

HYBRID ARTIFICIAL INTELLIGENCE SCHEME FOR VERTICAL HANDOVER IN
HETEROGENEOUS NETWORKS

สุวัชร พชรเสถียรวงศ์

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

2566

วิธีการปัญญาประดิษฐ์แบบผสมสำหรับการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแนวดิ่งในเครือข่ายที่ต่างกัน



สุวพัชร พัชรเสถียรวงศ์

ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ
ปีการศึกษา 2566
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

HYBRID ARTIFICIAL INTELLIGENCE SCHEME FOR VERTICAL HANDOVER IN
HETEROGENEOUS NETWORKS



SUWAPHAT PHATCHARASATHIANWONG

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of MASTER OF ENGINEERING
(Electrical Engineering)

Faculty of Engineering, Srinakharinwirot University

2023

Copyright of Srinakharinwirot University

ปริญญานิพนธ์

เรื่อง

วิธีการปัญญาประดิษฐ์แบบผสมสำหรับการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแนวตั้งในเครือข่ายที่ต่างกัน

ของ

สุวพัชร พัชรเสถียรวงศ์

ได้รับอนุมัติจากบัณฑิตวิทยาลัยให้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

ของมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

(รองศาสตราจารย์ นายแพทย์ฉัตรชัย เอกปัญญาสกุล)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

คณะกรรมการสอบปากเปล่าปริญญานิพนธ์

..... ที่ปรึกษาหลัก ประธาน
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุนิสา คุณารักษ์) (ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กำพล วรดิษฐ์)

..... กรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.ประมวล ชูรัตน์)

ชื่อเรื่อง	วิธีการปัญญาประดิษฐ์แบบผสมสำหรับการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแนวตั้งในเครือข่ายที่ต่างกัน
ผู้วิจัย	สุวัชร พชรเสถียรวงศ์
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
ปีการศึกษา	2566
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุนิศา คุณารักษ์

การสื่อสารไร้สายปัจจุบันต้องการความเร็วในการใช้งาน รวมถึงการเชื่อมต่อที่สม่ำเสมอและมีศักยภาพ หนึ่งในกระบวนการที่สำคัญคือการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณซึ่งเกี่ยวข้องกับการเคลื่อนที่ของผู้ใช้บริการ โดยจำเป็นต้องย้ายการเชื่อมต่อจากสถานีฐานหนึ่งไปยังอีกสถานีฐานหนึ่ง กระบวนการนี้จำเป็นต้องมีความต่อเนื่องเพื่อไม่ให้เกิดการชะงักหรือสะดุดในการให้บริการ งานวิจัยฉบับนี้จึงนำเสนอกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแนวตั้งในเครือข่ายที่ต่างกันโดยใช้วิธีปัญญาประดิษฐ์แบบผสมระหว่างวิธีจาก Double Q-Learning (DQL) และ Long Short-Term Memory (LSTM) โดยพิจารณาความแรงของสัญญาณ ปริมาณข้อมูล และเวลาเริ่มต้นในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ มาเป็นอินพุตของกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแนวตั้ง ผลลัพธ์ที่ได้จากการศึกษาเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีปัญญาประดิษฐ์แบบผสมจาก Q-Learning (QL) และ Long Short-Term Memory (LSTM) พบว่าวิธีที่นำเสนอสามารถช่วยลดจำนวนการเกิดปิงปองเอฟเฟกต์ และการเปลี่ยนถ่ายที่ไม่จำเป็น โดยมีค่าเฉลี่ยร้อยละ 13.86 และ 10.68 ตามลำดับ

คำสำคัญ : การเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ, ปัญญาประดิษฐ์แบบไฮบริด, โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว, การเรียนรู้ดับเบิ้ลคิว, ปิงปองเอฟเฟกต์, ความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณวิทยุ

Title	HYBRID ARTIFICIAL INTELLIGENCE SCHEME FOR VERTICAL HANDOVER IN HETEROGENEOUS NETWORKS
Author	SUWAPHAT PHATCHARASATHIANWONG
Degree	MASTER OF ENGINEERING
Academic Year	2023
Thesis Advisor	Assistant Professor Sunisa Kunarak , Ph.D.

Current wireless communication requires high operational speed, along with consistent and robust connections. One crucial process is the handover, which involves the movement of users, necessitating the transfer of connections from one base station to another. This process must be continuous to prevent service interruptions or disruptions. This research presents a vertical handover process in heterogeneous networks using a hybrid artificial intelligence method. The proposed method employs a hybrid intelligence combining Double Q-Learning (DQL) and Long Short-Term Memory (LSTM), considering signal strength, data volume, and initial handover time as inputs for the vertical handover process. The results, compared to a hybrid intelligence using Q-Learning (QL) and Long Short-Term Memory (LSTM), indicate that the proposed method effectively reduces the rates of ping-pong effect and unnecessary handovers by an average of 13.86% and 10.68%, respectively.

Keyword : Handover, Hybrid Artificial Intelligence, Long-Short Term Memory, Double-Q Learning, Ping-Pong Effect, Radio Link Failure

กิตติกรรมประกาศ

ปริญญานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุณิศา คุณารักษ์ อาจารย์ที่ปรึกษาปริญญานิพนธ์ ผู้ให้ความอนุเคราะห์เสียสละเวลา เอาใจใส่ ให้ข้อคิดเห็น ติดตามและคอยให้คำแนะนำช่วยเหลือตลอดจนแนวทางแก้ไข ในการทำปริญญานิพนธ์ ตลอดระยะเวลาการศึกษา ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ โอกาสนี้

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กำพล วรดิษฐ์ ที่ให้ความเมตตากรุณา เป็นประธานกรรมการสอบปริญญานิพนธ์ครั้งนี้ และขอกราบขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร. ประมวล ชูรัตน์ ที่ให้ความอนุเคราะห์เป็นกรรมการสอบปริญญานิพนธ์ และให้ข้อคิดเห็นเพื่อการปรับปรุงแก่ผู้วิจัย ทำให้ปริญญานิพนธ์ฉบับนี้มีความสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ ท่านคณาจารย์ และคณะกรรมการบริหารหลักสูตรสาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒทุกท่าน ที่ได้กรุณาประสิทธิ์ประสาทความรู้ต่างๆ ให้แก่ข้าพเจ้า ตลอดจนให้ความช่วยเหลือในการทำวิจัยเสมอมา

ผู้วิจัยขอขอบคุณทุนการศึกษาจากคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ และขอขอบคุณทุนอุดหนุนการวิจัยจากบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒที่มีส่วนทำให้ งานวิจัยลุล่วงไปได้

สุดท้ายนี้ ผู้วิจัยขอน้อมรำลึกถึงคุณบิดา มารดา และครูบาอาจารย์ ที่คอยอบรมสั่งสอน และให้การสนับสนุนด้วยดีตลอดมา ผู้วิจัยหวังว่าปริญญานิพนธ์ฉบับนี้คงเป็นประโยชน์สำหรับหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง และผู้ที่สนใจศึกษาต่อไป

สุวพัชร พัทธเสถียรวงศ์

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ	ช
สารบัญตาราง.....	ณ
สารบัญรูปภาพ	ญ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	2
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย	3
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการวิจัย	3
บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1 การทบทวนวรรณกรรม.....	4
2.2 ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI).....	10
2.3 กระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ (Handover Management)	14
2.4 เครือข่ายระคน (Heterogeneous Network: HetNet)	17
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	19
3.1 กรอบแนวความคิดของงานวิจัย	19
3.2 วิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณสำหรับเครือข่ายไร้สาย (Handover)	20
3.3 สถาปัตยกรรมของระบบ.....	26
3.4 ตัวแปรที่ใช้ในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ สำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกัน	27

บทที่ 4.....	33
ผลการดำเนินการวิจัย	33
4.1 จำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่ไม่จำเป็น.....	36
4.2 จำนวนการเกิดบิงปองเอฟเฟกต์.....	37
4.3 จำนวนการเกิดความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณ.....	38
บทที่ 5.....	39
สรุป อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	39
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	39
5.2 อภิปรายผลการวิจัย	40
5.3 ข้อเสนอแนะ	42
บรรณานุกรม	43
ประวัติผู้เขียน.....	47

สารบัญตาราง

หน้า

ตาราง 1 ตารางสรุปผลการทบทวนวรรณกรรม	9
ตาราง 2 แสดงค่าความแรงของสัญญาณที่ผู้ใช้ได้รับ สำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกัน	28
ตาราง 3 แสดงค่าปริมาณทราฟฟิก สำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกัน	28
ตาราง 4 แสดงค่าแอปพลิเคชันของเวลาจริง สำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกัน	30
ตาราง 5 ตัวแปรสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว	31
ตาราง 6 ตัวแปรสำหรับการเรียนรู้ด้วยเครื่อง	32
ตาราง 7 ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้สำหรับจำลองสถานการณ์	34
ตาราง 8 ค่าพารามิเตอร์สำหรับโครงข่าย LSTM	35
ตาราง 9 ค่าพารามิเตอร์สำหรับโครงข่าย Q Learning และ Double-Q Learning	35
ตาราง 10 จำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแนวดิ่ง สำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกัน	41
ตาราง 11 จำนวนการเกิดปิงปองเอฟเฟกต์ และจำนวนการเกิดความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณวิทยุ	41

สารบัญรูปภาพ

หน้า

ภาพประกอบ 1 โครงข่ายประสาทเทียม Deep Q-Network (DQN)	12
ภาพประกอบ 2 กรอบแนวความคิดของงานวิจัย	19
ภาพประกอบ 3 กระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแบบดั้งเดิมที่เคยถูกนำเสนอมาก่อน	20
ภาพประกอบ 4 กระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณโดยวิธีที่นำเสนอ	24
ภาพประกอบ 5 ขั้นตอนการเรียนรู้ด้วยตัวเอง และการคำนวณรางวัล	25
ภาพประกอบ 6 สถาปัตยกรรมของระบบ	26
ภาพประกอบ 7 แผนภาพแสดงความต้องการแบนด์วิดท์ และเวลาแฝงสำหรับแอปพลิเคชัน	29
ภาพประกอบ 8 แสดงตำแหน่งผู้ใช้งานและสถานีฐานที่ให้บริการ	33
ภาพประกอบ 9 แสดงเหตุการณ์เปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแนวตั้ง สำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกัน	36
ภาพประกอบ 10 จำนวนการเกิดปิงปองเอฟเฟกต์	37
ภาพประกอบ 11 จำนวนการเกิดความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณ	38

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การสื่อสารในปัจจุบัน เป็นเทคโนโลยีไร้สายซึ่งต้องการความเร็วในการอัปโหลด (Upload) และดาวน์โหลด (Download) ที่สูงขึ้น ต้องการการเชื่อมต่อแบบสม่ำเสมอและมีศักยภาพเมื่อเทียบกับเครือข่ายในอดีตที่ผ่านมา หากพูดถึงกระบวนการที่เกี่ยวข้องกับการสื่อสารแล้ว หนึ่งในกระบวนการที่สำคัญในปัจจุบัน คือ กระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ (Handover: HO) เป็นกระบวนการที่สำคัญและเกี่ยวเนื่องกับผู้ใช้งานโดยตรง เป็นกระบวนการที่ผู้ใช้งานมีการเคลื่อนที่ และจำเป็นต้องเคลื่อนย้ายการเชื่อมต่อจากสถานีฐาน (Base Station: BS) ที่ให้บริการ ไปยังสถานีฐานที่ให้บริการถัดไป ซึ่งระยะห่างระหว่างสถานีฐานที่ให้บริการและผู้ใช้งาน มีผลต่อความแรงของสัญญาณที่ผู้ใช้งานได้รับ (Received Signal Strength: RSS) เมื่อเกิดการเคลื่อนตัวของผู้ใช้งานห่างออกจากสถานีฐานที่ให้บริการอยู่ ณ ขณะนั้น จะส่งผลให้ความแรงสัญญาณที่ผู้ใช้งานได้รับลดลง และจำเป็นต้องหาสถานีฐานใกล้เคียงที่อยู่ในระยะการให้บริการ เพื่อทำการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณของอุปกรณ์ ยกตัวอย่างเช่น ผู้ใช้งานมีการใช้งานอุปกรณ์สื่อสารในการประชุม หรือใช้งานแอปพลิเคชัน บนพาหนะที่มีการเคลื่อนที่และจำเป็นต้องเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณเนื่องจากสถานีฐานที่ให้บริการ ณ ขณะนั้นมีระยะห่างและมีผลต่อความแรงของสัญญาณที่ผู้ใช้งานได้รับ หากไม่ทำการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ หรือเกิดความล้มเหลวในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ ผู้ใช้งานจะไม่สามารถใช้งานบริการดังกล่าวได้หรือเกิดความชะงักกระหว่างการให้บริการ ดังนั้นควรมีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแบบต่อเนื่อง เพื่อไม่ให้ส่งผลกระทบต่อผู้ใช้งาน การพัฒนาเทคโนโลยีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณสื่อสารไร้สายในปัจจุบัน จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาการจัดการการเข้าถึงเครือข่ายให้มีประสิทธิภาพ มีความราบรื่นและความรวดเร็วในการรับ-ส่งข้อมูล เพื่อให้เกิดคุณภาพการบริการ (Quality of Service: QoS) เป็นที่น่าพึงพอใจแก่ผู้ใช้งาน ด้วยเหตุนี้กระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณระหว่างสถานีฐานที่ให้บริการ กับอุปกรณ์ของผู้ใช้งานบนเครือข่ายที่แตกต่างกัน (Heterogeneous Networks: HetNets) อาทิเช่น อุปกรณ์ที่เชื่อมต่อไร้สายความเร็วสูงบนโทรศัพท์มือถือ (Mobile Data) อุปกรณ์ที่เชื่อมต่อเครือข่ายแบบไร้สาย (Mobile Network) หรือ Wireless Fidelity (Wi-Fi) จึงต้องการวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่มีความเสถียร ไม่เกิดปัญหาการขาดช่วงหรือเกิดรอยต่อ (Seamless Switching) ขณะเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ เพื่อให้ผู้ใช้งานไม่รู้สึกสะดุดหรือติดขัด ขณะใช้งานอุปกรณ์บนเครือข่ายที่หลากหลาย โดยปัจจุบันได้มีการนำปัญญาประดิษฐ์ (Artificial

Intelligent: AI) มาประยุกต์ใช้ในการพัฒนาวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ เพื่อให้เกิดกระบวนการ การเรียนรู้ด้วยตนเองและสามารถหาที่มาของปัญหาที่เกิดขึ้นเพื่อนำมาเป็นเหตุผลอ้างอิงในการตัดสินใจแก้ไขปัญหาได้

ดังนั้น สิ่งที่ผู้วิจัยต้องการศึกษาสำหรับวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแนวตั้งในเครือข่ายที่ต่างกันนี้ คือ วิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่สามารถลดจำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่ไม่จำเป็น (Unnecessary Handover) และสามารถลดปัญหาที่เกิดขึ้นระหว่างกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ อาทิเช่น ลดเวลาแฝง (Latency) ลดการสูญเสียแพ็คเกจ (Packet Loss) ปิงปองเอฟเฟกต์ (Ping-Pong Effect) และความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณวิทยุ (Radio Link Failure: RLF) ที่เกิดขึ้นจากการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่เร็ว หรือช้าเกินไป อันเป็นผลมาจากตำแหน่งที่ตั้งของอุปกรณ์ภายในเซลล์ที่ใช้บริการ เมื่อเกิดปัญหาดังกล่าว อาจทำให้ผู้ใช้งานรู้สึกไม่พึงพอใจต่อการใช้บริการ เนื่องจากเกิดการสะดุด หรือรู้สึกถึงความไม่ต่อเนื่องเมื่อใช้บริการ อีกทั้งเมื่อผู้ใช้งานอยู่บริเวณขอบหรือส่วนที่ไม่ต่อเนื่องระหว่างเซลล์ อาจทำให้เกิดปัญหาอัปสัญญาณ ทำให้สัญญาณหลุดหายระหว่างกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ

ปริญญานิพนธ์ฉบับนี้จึงเป็นการวิจัยเพื่อนำเสนอวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณสำหรับเทคโนโลยี LTE, 5G และ Wi-Fi6 (IEEE 802.11ax) โดยมุ่งเน้นศึกษาวิธีการส่งต่อในแนวตั้ง (Vertical Handover) เป็นวิธีเปลี่ยนช่องสัญญาณไปยังเครือข่ายต่างชนิดกัน ซึ่งมีนักวิจัยจำนวนมากได้นำเสนอวิธีการต่างๆ ที่แตกต่างกัน ผู้วิจัยจึงได้นำเสนอวิธีเปลี่ยนช่องสัญญาณในแนวตั้งร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไฮบริด (Hybrid) ซึ่งเกิดจากโครงข่าย การเรียนรู้ดับเบิลคิว (Double Q-Learning: DQL) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว (Long Short-Term Memory: LSTM) มาร่วมช่วยในการตัดสินใจของวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ เพื่อหลีกเลี่ยงการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่ไม่จำเป็น และได้การส่งผ่านข้อมูลที่มีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยพิจารณาร่วมกับความต้องการบริการ คุณลักษณะเครือข่าย ระยะทาง และรูปแบบการเคลื่อนที่ของผู้ใช้งาน จากนั้นการส่งเปลี่ยนช่องสัญญาณที่ไร้รอยต่อจะเกิดขึ้นจริงผ่านกลไกการส่งมอบที่นำเสนอในเอกสารฉบับนี้

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1.2.1 เพื่อศึกษากระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแนวตั้ง ร่วมกับการศึกษาโครงข่ายประสาทเทียมชนิดต่างๆ เพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ

1.2.2 เพื่อศึกษาพารามิเตอร์ที่มีผลต่อการจัดการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ สำหรับเครือข่ายต่างชนิดกัน ได้แก่ ความแรงของสัญญาณ ปริมาณข้อมูล (Bandwidth) และเวลาเริ่มต้นในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ (Time-to-Trigger: TTT)

1.2.3 เพื่อนำเสนอวิธีเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแบบไร้รอยต่อสำหรับเครือข่ายสื่อสารไร้สาย โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไฮบริด ซึ่งเกิดจากโครงข่ายการเรียนรู้ดับเบิลคิวและโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว

1.2.4 เพื่อพัฒนาวิธีเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณให้มีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้น

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1.3.1 ออกแบบโครงข่ายไร้สายของเครือข่ายที่แตกต่างกัน 3 ชนิด ได้แก่ LTE, 5G และ Wi-Fi 6 (IEEE 802.11ax) ให้เครือข่ายทั้งสามชนิดสามารถเชื่อมโยงการทำงานร่วมกันได้

1.3.2 ออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบไฮบริด โดยใช้ความแรงของสัญญาณ ปริมาณข้อมูล และเวลาเริ่มต้นในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ เป็นอินพุตสำหรับฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมให้เกิดการเรียนรู้ และเกิดกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ

1.3.3 ออกแบบอัลกอริทึมที่จะนำมาใช้สำหรับวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณด้วยวิธีไฮบริดซึ่งเกิดจากโครงข่ายการเรียนรู้ดับเบิลคิวและโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว

1.3.4 ประเมินประสิทธิภาพของวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแนวตั้ง ร่วมกับปัญญาประดิษฐ์แบบผสม เปรียบเทียบกับวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแบบดั้งเดิมที่เคยถูกนำเสนอมาก่อน

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับการวิจัย

1.4.1 สามารถลดจำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่ไม่จำเป็น

1.4.2 ทำให้วิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณมีประสิทธิภาพมากขึ้นโดยไม่เกิดรอยต่อของการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ ให้ผู้ใช้งานสามารถใช้บริการได้อย่างต่อเนื่องขณะมีการเคลื่อนที่

1.4.3 สามารถลดปัญหาที่เกิดขึ้นระหว่างกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ อาทิเช่น ลดเวลาแฝง ลดการสูญเสียแพ็คเก็ต ปิงปองเอฟเฟกต์ และความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณวิทยุ

บทที่ 2

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การทบทวนวรรณกรรม

จากการศึกษาวิจัยเกี่ยวกับกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ เป็นกระบวนการสำคัญสำหรับการจัดการอุปกรณ์เคลื่อนที่ในเครือข่าย เป็นการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณหรืออินการเชื่อมต่อที่ใช้งานอยู่ของผู้ใช้งานจากเซลล์ที่ให้บริการไปยังเซลล์เป้าหมาย ในขณะที่ต้องรักษาคุณภาพการให้บริการ วิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ เป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของเครือข่ายในระบบโทรคมนาคมแบบเซลลูลาร์ เนื่องจากอุปกรณ์เคลื่อนที่ของผู้ใช้ (User Equipment: UE) มีการเคลื่อนที่ข้ามเซลล์ ดังนั้นจึงจำเป็นต้องเชื่อมต่อสถานีฐาน บริเวณใกล้เคียง ที่ให้ความแรงของสัญญาณที่สูงกว่าเพื่อรักษาการเชื่อมต่อ กระบวนการทั้งหมดเรียกว่า การเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ ซึ่งเป็นหนึ่งในรายละเอียดที่สำคัญของการจัดการการเคลื่อนที่

วิธีการดังกล่าวถูกนำไปใช้เพื่อวัตถุประสงค์ที่แตกต่างกัน โดยมีค่าพารามิเตอร์สำหรับตัดสินใจดำเนินการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณพื้นฐาน คือ การเปลี่ยนแปลงค่าความแรงของสัญญาณที่ได้รับจากการให้บริการและเซลล์เป้าหมาย มีตัวชี้วัดพื้นฐานสองตัวที่แสดงถึงความแรงของสัญญาณที่ได้รับ ได้แก่ กำลังสัญญาณที่ได้รับอ้างอิง และคุณภาพสัญญาณอ้างอิงที่ได้รับ (Reference Signal Received Quality: RSRQ) ค่าตัวชี้วัดความแรงของสัญญาณจะแสดงถึงกำลังสัญญาณที่ได้รับ ในขณะที่คุณภาพสัญญาณอ้างอิงที่ได้รับเป็นเมตริกซ์ที่ซับซ้อนมากขึ้น ซึ่งแสดงถึงพลังงานสัญญาณที่ได้รับโดยเฉลี่ย โดยกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณสามารถแบ่งออกได้เป็น 4 ขั้นตอนดังนี้ คือ ระยะการวัด (Measurement Phase) ระยะการเตรียมเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ (Handover Preparation Phase) ระยะการดำเนินการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ (Handover Execution) และความสมบูรณ์ของการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ (Handover Completion Phase)

ในขั้นตอนเริ่มต้นอุปกรณ์เคลื่อนที่ของผู้ใช้จะวัดค่าความแรงของสัญญาณที่ได้รับ จากการให้บริการจากเซลล์ต้นทาง และเซลล์บริเวณใกล้เคียงหรือเป้าหมาย หากตรงตามเงื่อนไขอุปกรณ์เคลื่อนที่ของผู้ใช้จะรายงานการวัดค่าไปยังเซลล์ต้นทาง เมื่อเซลล์ต้นทางได้รับรายงานการวัดจากการให้บริการ ขั้นตอนการเตรียมเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณจะเริ่มต้นขึ้น ในระยะนี้ผู้ใช้ให้บริการของเซลล์ต้นทางจะส่งข้อความร้องขอเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณไปยังเซลล์เป้าหมายและตอบกลับด้วยข้อความตอบรับการให้บริการเซลล์ต้นทางเมื่อได้รับข้อความรับทราบจากเซลล์เป้าหมาย เซลล์ต้นทางจะส่งสัญญาณวิทยุควบคุม (Radio Resource Control: RRC) ไปยังอุปกรณ์เคลื่อนที่ของผู้ใช้เพื่อบอกว่ากำลังแยกออกจากเซลล์ต้นทาง และเริ่มต้นซิงโครไนซ์ (Synchronization) กับเซลล์เป้าหมาย

หลังจากการชิงโครไนซ์แล้ว อุปกรณ์เคลื่อนที่ของผู้ใช้จะส่งข้อความเสร็จสิ้นการกำหนดค่าการเชื่อมต่อใหม่ไปยังเซลล์เป้าหมาย ถือเป็นขั้นตอนที่เสร็จสมบูรณ์

ได้มีผู้ศึกษาวิจัย วิธีการเพิ่มประสิทธิภาพของการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณสำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกัน ในบทความ [1] ได้กล่าวถึงวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพในการพัฒนาเพื่อกำหนดหรือประเมินการตั้งค่าที่เหมาะสมและดีที่สุดของ (Handover Control Parameters: HCPs) เช่น เวลาเริ่มต้น และจุดเริ่มต้นการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ แต่ด้วยความซับซ้อน ความต้องการที่สูง และโครงสร้างของเครือข่ายที่แตกต่างกันที่มีความหนาแน่นสูง จึงต้องการเทคนิคการเพิ่มประสิทธิภาพสำหรับการทำงานในอนาคต ผู้เขียนจึงได้ศึกษาเทคนิคการเพิ่มประสิทธิภาพการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ โดยการตรวจสอบอัลกอริทึมต่างๆ ที่มุ่งเน้นไปที่การเพิ่มประสิทธิภาพ Mobility Robustness (MRO) ซึ่งเป็นฟังก์ชันการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยตนเองที่สำคัญสำหรับเครือข่าย 4G และ 5G จากบทความนี้พบว่าการเสนอแนวทางหลายอย่างเพื่อควบคุมการเพิ่มประสิทธิภาพตนเองของการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ ตั้งแต่วิธีการทั่วไปที่มีการอัปเดตพารามิเตอร์ตามจำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ วิธีการปรับน้ำหนักถ่วงเฉลี่ย วิธีที่ใช้การเรียนรู้ของเครื่องจักรเข้ามาช่วย วิธีการฟัซซีลอจิก วิธีการทางสถิติ และทฤษฎีเกมส์ Multi-Attributes Decision Making Techniques (MADM)

การเพิ่มประสิทธิภาพของการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณวิธีที่หนึ่ง จากบทความ [2],[3] ผู้เขียนได้นำการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning: DL) มาใช้งาน โดยมีพื้นฐานมาจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ (Recurrent Neural Network: RNN) คือโครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่ง ที่ออกแบบมาเพื่อแก้ไขปัญหาระบบที่ข้อมูลมีลำดับ (Sequence) ใช้หลักการป้อนข้อมูล (Feed) สถานะภายในของโครงข่ายให้กลับมาเป็นอินพุตใหม่ คู่กับอินพุตปกติ หรือเรียกว่าชั้นซ่อน เพื่อช่วยให้โครงข่ายเกิดการเรียนรู้และจดจำรูปแบบ (Pattern) ของลำดับอินพุตเข้าได้ดียิ่งขึ้น ซึ่งในบทความนี้ผู้เขียนได้นำชั้นกว่าของ โครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำที่ถูกพัฒนาแล้วมาใช้ในวิจัย คือโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนกลับโดยใช้หน่วยความจำระยะยาว และโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ประตูสัญญาณ (Gated Recurrent Units: GRU) สำหรับคาดการณ์ปริมาณทราฟฟิกเปรียบเทียบกับปริมาณทราฟฟิกที่เกิดขึ้นจริง โดยมีจำนวนการฝึกอบรมโครงข่ายประสาทเทียมจำนวน 5 รอบ ผลลัพธ์ที่ได้คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวสามารถคาดการณ์ได้แม่นยำ 53% และโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ประตูสัญญาณสามารถคาดการณ์ได้แม่นยำถึง 72.6% จากนั้นทำการเพิ่มรอบจำนวนการฝึกอบรมเป็น 100 และ 200 รอบ พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว สามารถคาดการณ์ได้แม่นยำยิ่งขึ้นอยู่

ที่ 92.1% และ 92.5% ตามลำดับ โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ประตูลัญญูณก็เช่นเดียวกันสามารถคาดการณ์ได้แม่นยำยิ่งขึ้นอยู่ที่ 91.9% และ 92.0% จึงสามารถสรุปได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว มีความสามารถในการคาดการณ์มากกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ประตูลัญญูณเมื่อมีจำนวนการฝึกอบรมโครงข่ายมากขึ้น ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ประตูลัญญูณได้ถูกพัฒนามาจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวซึ่งมีการพัฒนาเพื่อลดความซับซ้อนในการทำงานของโครงข่าย เนื่องจากจำนวนหน่วยย่อยในเซลล์จำนวนมาก จะมีผลต่อประสิทธิภาพในการวิเคราะห์และประเมินผลที่ได้ แต่อย่างไรก็ตามจากผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวเหมาะกับการนำมาใช้งานวิเคราะห์ชุดข้อมูลที่มีขนาดใหญ่ มากกว่าการนำมาใช้งานวิเคราะห์ชุดข้อมูลที่มีขนาดเล็ก

การเพิ่มประสิทธิภาพของการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณวิธีที่สอง จากบทความ [4] ผู้เขียนได้เสนอวิธีลดเวลาในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ และเพิ่มทวูพุดของระบบได้ โดยการเปรียบเทียบระหว่างการนำเสนอโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวแบบหลายชั้นสำหรับการคำนวณเวลาของอุปกรณ์ ที่ผู้ใช้งานใช้ดาวน์โหลดข้อมูล ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมมี 200 เลเยอร์ แต่ละเลเยอร์ประกอบด้วยคุณลักษณะ 84 ประการ ที่ถูกนำมาใช้เป็นอินพุตของโครงข่าย และฝึกโครงข่ายโดยใช้ข้อมูล ขนาด 32 แบตช์ (batch) เพื่อให้โครงข่ายสามารถสรุปเวลาในการดาวน์โหลดของอุปกรณ์ เปรียบเทียบกับการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว แบบหลายชั้นประกอบด้วย AutoEncoder (AE) ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซพตรอน (Multi-Layer-Perceptron: MLP) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้ที่ไม่ต้องอาศัยผู้สอน (Unsupervised Machine Learning) เรียนรู้ฟังก์ชันการทำงานเพื่อประมาณค่าเอาต์พุตที่เหมือนกับอินพุต และบีบอัดข้อมูลเพื่อช่วยจำแนกระหว่างคุณลักษณะทั่วไปและคุณลักษณะที่สามารถนำมาใช้งานได้ ซึ่งการฝึกฝนดังกล่าวสามารถลดเวลาในการดาวน์โหลดได้อย่างชาญฉลาด ซึ่งการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบผสมผสานดังกล่าวสามารถเพิ่มจำนวนการดาวน์โหลด หรือการจำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณให้มีจำนวนเพิ่มขึ้นได้ ซึ่งดีกว่าการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณโดยทั่วไป โดยอัลกอริทึมการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่ผู้เขียนนำเสนอจะเลือกเซลล์เป้าหมาย หรือสถานีฐานให้บริการที่ต้องการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณจากการพิจารณาคุณภาพการให้บริการเพียงอย่างเดียว แต่หากพิจารณาตัวแปรอื่นๆ ซึ่งจำเป็นต้องนำมาพิจารณาร่วมในวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ อาทิเช่น ความแรงของสัญญาณ ซึ่งหากสัญญาณมีความแรงน้อย อาจส่งผลทำให้การดาวน์โหลดนั้นล้มเหลวได้ เนื่องจากการนำคุณภาพการให้บริการมา

เป็นตัวเลือกในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณอย่างเดียว อาจส่งผลเสียเมื่อมีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในระยะเวลาสั้นๆ และทำให้เกิดปึงปองเอฟเฟกต์ได้

การเพิ่มประสิทธิภาพของการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณวิธีที่สาม จากบทความ [5] ผู้เขียนได้เสนอวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ โดยนำการเรียนรู้ของเครื่องมาใช้เป็นอัลกอริทึมในการฝึกอบรมเพื่อลดเวลาแฝงภายในเครือข่าย โดยเริ่มจากการนำผลลัพธ์ที่ได้จากการวัดเครือข่าย LTE ในพื้นที่จริง นำข้อมูลจากสถานีฐานหลายแห่งในแต่ละพื้นที่มาใช้ในการจำลอง โดยใช้ยานความถี่ต่ำและกลางจากผู้ให้บริการ รายใหญ่ที่สุดรายหนึ่งในเอเชีย ซึ่งเครือข่ายดังกล่าวถูกนำไปใช้ในเมือง และมีสถานีฐานมากกว่า 100 แห่ง ซึ่งผู้เขียนได้ชี้ให้เห็นว่าปัญหาหนึ่งของการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณของเครือข่าย ประการแรกเครือข่ายมีหลายชั้นความถี่ (Frequency Layer) และแต่ละชั้นยังประกอบด้วยเซลล์อีกจำนวนหนึ่ง ซึ่งในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ อุปกรณ์จะทำการวัดค่าความแรงสัญญาณในแต่ละชั้นความถี่เพื่อเลือกเซลล์ที่แรงที่สุด การวัดประเภทนี้เรียกว่า inter-frequency measurements และในขณะที่ทำการวัดภายในชั้นความถี่เดียวกันเรียกว่า intra-frequency measurements โดยการวัดข้อมูลของเครือข่ายส่วนใหญ่ได้รับการกำหนดค่าให้เป็นแบบอิงตามเหตุการณ์ หรือจะรายงานเมื่อมีเหตุการณ์เกิดขึ้น ที่กำหนดให้อุปกรณ์เคลื่อนที่ของผู้ใช้ปลายทางรายงานการวัดไปยังเครือข่ายเมื่อมีสัญญาณแจ้งเตือนว่ามีการพบ เซลล์ข้างเคียงที่มีสัญญาณแรงกว่าขีดจำกัดที่ระบุไว้ จำนวนชุดข้อมูลเริ่มต้นประกอบด้วยตัวอย่างประมาณ 70,000 ข้อมูล และทำการแบ่งตัวอย่างเพื่อหาตัวอย่างที่เหมาะสมสำหรับการเรียนรู้ของเครื่อง โดยตั้งเป้าหมายของฟังก์ชัน X สำหรับตัวอย่างที่เหมาะสมอยู่ที่ 0.5 ดังนั้นเซลล์ที่ใช้สำหรับการทำนายมีตัวอย่างโดยเฉลี่ย 3,000 ตัวอย่าง ผลลัพธ์จากการนำการเรียนรู้ของเครื่องมาใช้งานร่วมกับโมเดลต่างๆ พบว่าการเรียนรู้ของเครื่องทำให้ความสามารถในการเลือกเซลล์ มีความแม่นยำมากขึ้น แต่ทั้งนี้เมื่อประเภทคลาสภายในเซลล์มีมากกว่าสามคลาสขึ้นไป ความแม่นยำในการทำนายจะลดลง

การเพิ่มประสิทธิภาพของการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณวิธีที่สี่ เพื่อลดจำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณและปรับปรุงความเร็วของกระบวนการ [6] ผู้เขียนได้นำการเรียนรู้ด้วยแบบจำลองเชิงลึก (Double Deep Q-Network: DDQN) มาเป็นอัลกอริทึมในการฝึกโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อใช้แก้ปัญหาความซับซ้อนของวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณสำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกัน โดยจำลองสถานการณ์การเชื่อมต่อระหว่างผู้ใช้งานและสถานีฐาน ตำแหน่งเริ่มต้นของผู้ใช้งานถูกสร้างขึ้นแบบสุ่มและมีการกระจายตัวอย่างสม่ำเสมอภายในพื้นที่จำลอง เคลื่อนที่แบบเส้นตรงที่ความเร็ว 5-30 m/s เมื่อถึงขอบเขตของพื้นที่จะมีการสุ่มเลือกทิศทางใหม่ให้เคลื่อนที่ต่อไป ซึ่งสถานการณ์จำลองดังกล่าวถูกกำหนดให้มีผู้ใช้งานจำนวน 20 คน และเริ่มฝึกโครงข่ายจนได้ค่าที่เหมาะสมที่สุด

ผู้เขียนจึงนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกอบรมมาใช้ในขั้นตอนตัดสินใจของกระบวนการเปลี่ยนถ่ายสัญญาณ ซึ่งผู้ใช้งานจะเลือกสถานีฐานที่สอดคล้องกับเอาต์พุตสูงสุดของโครงข่ายประสาทเทียม ผู้เขียนได้ทำการเปรียบเทียบอัลกอริทึมในบทความกับอัลกอริทึมที่เลือกใช้สถานีฐานที่มีค่าความแรงของสัญญาณที่ผู้ใช้งานได้รับสูงสุด และอัลกอริทึมที่เลือกใช้สถานีฐานแบบสุ่ม ในสถานการณ์เดียวกัน ตั้งขึ้นตอนเวลาเป็น 100 และทดลองซ้ำ 500 ครั้ง โดยมีจำนวนครั้งการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณโดยเฉลี่ย ภายใต้ความเร็วที่แตกต่างกัน จำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณโดยเฉลี่ยภายใต้ความเร็วที่แตกต่างกันที่ผู้เขียนนำเสนอทั้งหมดลดลง 13.90% และ 24.63% และสำหรับผู้ใช้งานที่มีการเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูงกว่า 15m/s จำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณเฉลี่ยจะลดลง 16.82% และ 27.02% จากนั้น ผู้เขียนกำหนดหมายเลขผู้ใช้ที่แตกต่างกันและใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกอบรม เพื่อศึกษาอัตราการบล็อกและจำนวนทรูพุตของระบบทั้งหมดภายใต้จำนวนผู้ใช้ที่แตกต่างกัน จากผลลัพธ์จะเห็นได้ว่าอัลกอริทึมที่ผู้เขียนเสนอสามารถลดอัตราการบล็อกเฉลี่ยลง 0.168 และ 0.264 และสามารถเพิ่มทรูพุตได้ 4.53% และ 12.36% ซึ่งสามารถสรุปได้ว่าการนำการเรียนรู้ด้วยแบบจำลองเชิงลึกมาใช้ในกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณสามารถลดจำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ อัตราการบล็อก และสามารถเพิ่มทรูพุตของระบบได้ แต่หากพิจารณาถึงความเร็วของการเคลื่อนที่ในปัจจุบัน ผู้ใช้งานส่วนใหญ่ยังไม่ได้เคลื่อนที่เป็นเส้นตรง และอาจมีความเร็วการเคลื่อนที่โดยเฉลี่ยมากกว่า 30m/s เนื่องจากการเดินทางโดยอาศัยรถยนต์ หรือรถไฟความเร็วสูง ซึ่งเป็นสาเหตุให้ประสิทธิภาพของการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณโดยรวมลดลง

การเพิ่มประสิทธิภาพของการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณวิธีที่ห้า จากบทความ [7] ผู้เขียนต้องการลดปัญหาปิงปองเอฟเฟกต์ และความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณวิทยุ ซึ่งเป็นปัญหาที่เกิดจากความต้องการบริการคุณภาพที่สูงขึ้น จำนวนสถานีฐานจึงเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง และเครือข่ายมีความหนาแน่นสูง ดังนั้นจึงเกิดการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณเพิ่มมากขึ้นในเครือข่าย 5G และ Beyond ผู้เขียนจึงได้เสนออัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงเสริมกำลังเชิงลึกแบบดับเบิล (Double Deep Reinforcement Learning: DDRL) เพื่อลดจำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่ไม่จำเป็น โดยตั้งค่าโปรแกรมจำลองให้มีความสมจริงและสอดคล้องกับข้อกำหนดเฉพาะของโครงการความร่วมมือรุ่นที่สาม (3rd Generation Partnership Project: 3GPP) ซึ่งพิจารณาจากเครือข่ายเซลล์ลาร์ระดับ L (tier-L) ซึ่งประกอบด้วยสถานีฐานจำนวน N ในเครือข่ายประกอบด้วยเซลล์หลักเหลี่ยม 7 เซลล์ โดยแต่ละเซลล์แบ่งออกเป็น 3 ส่วน และแต่ละส่วนมี 1 สถานีฐาน และไม่มีการรบกวนสถานีฐานระดับ I ส่งผลให้ค่าอัตราส่วนของกำลังสัญญาณต่อกำลังของสัญญาณแทรกสอด

บวกล้างสัญญาณ (Signal to Interference Noise Ratio: SINR) ถูกบิดเบือนไป ผู้เขียนจึงใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบการเรียนรู้ด้วยเครื่องเชิงลึกมาใช้ในขั้นตอนการเรียนรู้เพื่อเลือกสถานะพื้นฐาน โดยใช้ค่าอัตราส่วนของกำลังสัญญาณต่อกำลังของสัญญาณแทรกสอดบวกล้างสัญญาณเป็นพารามิเตอร์หลัก ร่วมกับการพิจารณาความแรงของสัญญาณ และค่าสูญเสียกำลัง (Path Loss) จากสถานะพื้นฐานที่อยู่บริเวณใกล้เคียงทั้งหมด ต่อมาการเรียนรู้เชิงเสริมกำลังเชิงลึกแบบดับเบิลจะเลือกดำเนินการสุ่มตัวอย่างขนาดเล็กที่มีขนาด N จากบัพเฟออร์ และสถานะปัจจุบันของตัวอย่าง N จะถูกส่งไปยังเครือข่าย เครือข่ายจะคาดการณ์ค่า Q สำหรับตัวอย่างทั้งหมดและบันทึกไว้ในบัพเฟออร์ จากนั้นตัวอย่างถัดไปถูกส่งไปยังเครือข่ายอีกครั้งเพื่อคำนวณหาค่าสูงสุด เพื่อให้ได้ค่าที่ดีที่สุด และจะทำซ้ำขั้นตอนเหล่านี้ไปเรื่อยๆ และใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้แบบ off-policy เพื่อให้สามารถโต้ตอบกับสภาพแวดล้อมแบบเรียลไทม์และสามารถเลือกสถานะพื้นฐานในแต่ละช่วงเวลาได้ทันที ซึ่งอัลกอริทึมที่ผู้เขียนนำเสนอมีการพิจารณาจากสภาพแวดล้อม และค่าอัตราส่วนของกำลังสัญญาณต่อกำลังของสัญญาณแทรกสอดบวกล้างสัญญาณจากสถานะพื้นฐานในแต่ละวินาที ในขณะที่การตัดสินใจเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณจะเกิดขึ้นทุกๆ 5 วินาที โดยการฝึกอบรมโมเดลมากกว่า 50,000 ครั้ง และเพิ่มกระบวนการประเมินเพิ่มเติมมากกว่า 100 ครั้ง โดยแต่ละขั้นตอนใช้เวลา 100 วินาที ซึ่งหากเทียบกับกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแบบ 3GPP จะสังเกตได้ว่า การเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแบบ 3GPP จะเกิดจำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่ไม่จำเป็นค่อนข้างมาก และก่อให้เกิดปัญหาป้องกันออฟเฟกต์ และความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณวิทยุ

จากการทบทวนวรรณกรรมข้างต้น [2] – [7] เราสามารถสรุปโดยสังเขปได้ตามตารางที่ 1 ดังนี้

ตาราง 1 ตารางสรุปผลการทบทวนวรรณกรรม

อัลกอริทึม	Deep Learning (LSTM / GRU)	Hybrid (Multi-Layer LSTM & MLP)	Machine Learning	Machine (DDQN)	Hybrid Machine Learning (DDRL & DDQN)
วัตถุประสงค์	- คาดการณ์การ รับส่งข้อมูลเครือข่าย	- ลดความล่าช้าใน การเปลี่ยนถ่าย ช่องสัญญาณ - เพิ่มปริมาณทรูพุต	- ลดความล่าช้าใน การเปลี่ยนถ่าย ช่องสัญญาณ	- ลดจำนวนการ เปลี่ยนถ่าย ช่องสัญญาณ - ปรับปรุงเวลาของ กระบวนการ	- ลดป้องกันออฟ เฟกต์ หรือความ ล้มเหลวของการ เชื่อมต่อสัญญาณ วิทยุ

ตาราง 1 ตารางสรุปผลการทบทวนวรรณกรรม (ต่อ)

อินพุต	- ความหนาแน่น	- คุณภาพการ	- ความแรงของ	- ความเร็วในการ	- ค่าอัตราส่วนของ
พารามิเตอร์	ข้อมูล	บริการ	สัญญาณที่ผู้ใช้ ได้รับ	เคลื่อนที่ - ความแรงของ สัญญาณที่ผู้ใช้ ได้รับ	กำลังสัญญาณต่อ กำลังของ สัญญาณแทรก สอดบวกสัญญาณ - ความแรงของ สัญญาณที่ผู้ใช้ ได้รับ - ค่าสูญเสียกำลัง
อัลกอริทึม	Deep Learning (LSTM / GRU)	Hybrid (Multi-Layer LSTM & MLP)	Machine Learning	Machine (DDQN)	Hybrid Machine Learning (DDRL & DDQN)
ข้อเสีย	LSTM เหมาะสำหรับ การวิเคราะห์ชุด ข้อมูลขนาดใหญ่ มากกว่าใช้ในการ วิเคราะห์ชุดข้อมูล ขนาดเล็ก	พิจารณาอินพุต พารามิเตอร์เฉพาะ QoS เท่านั้น	สำหรับเครือข่ายที่ ซับซ้อน การใช้ เพียง Machine Learning จะทำให้ ความแม่นยำใน การทำนายลดลง	บทความจำลอง การเคลื่อนที่เป็น เส้นตรง ซึ่งไม่ สอดคล้องกับ สถานการณ์ใน ปัจจุบัน	-

2.2 ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI)

2.2.1 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML)

จากบทความ [8],[9] การเรียนรู้ของเครื่อง เป็นเพียงส่วนหนึ่งของเทคโนโลยี AI ที่ช่วยให้เครื่อง หรือระบบต่างๆ ได้รู้จักกับรูปแบบพื้นฐานของอัลกอริทึมและชุดข้อมูลที่ได้ป้อนเข้าไป เพื่อทำการเรียนรู้รูปแบบอัตโนมัติผ่านข้อมูลและประสบการณ์ด้วยตัวเอง ให้เครื่องจักรสามารถทำการค้นหา แยกแยะ วิเคราะห์ สรุป และคำนวณหาค่าความน่าจะเป็น เพื่อพัฒนาวิธีการแก้ไขปัญหาให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น และหาแนวทางแก้ไขได้อย่างเหมาะสม โดยเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง สามารถแบ่งออกเป็น 3 ประเภท คือ

2.2.1.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning: SL) เป็นการสร้างโมเดลเพื่อแปลงข้อมูลขาเข้า (input) เป็นเป้าหมาย การจะสร้างโมเดลใช้การเรียนรู้แบบมีผู้สอน จำเป็นต้องมีชุดข้อมูลที่มีทั้งอินพุตและข้อมูลเป้าหมาย ซึ่งสามารถแบ่งย่อยออกเป็น 2 แบบ คือ

2.2.1.1.1 การจำแนกประเภท (Classification) คือการนำข้อมูลเป้าหมายมาเป็นชนิดของข้อมูล

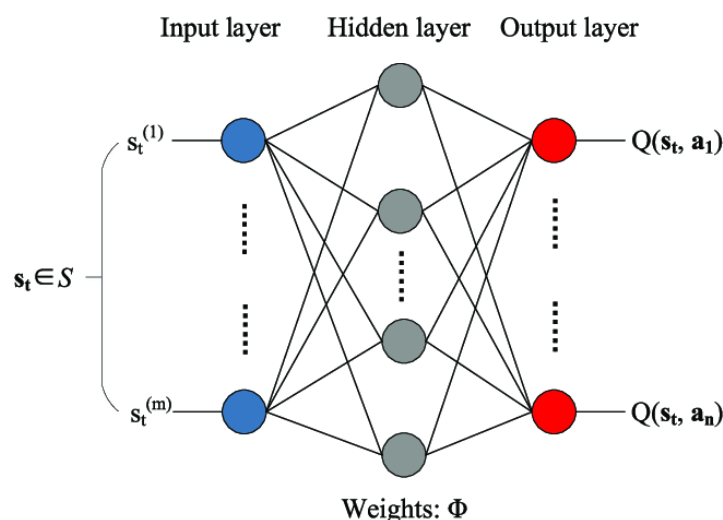
2.2.1.1.2 การถดถอย (Regression) คือการมีข้อมูลเป้าหมายเป็นตัวเลข

2.2.1.2 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Unsupervised Learning: UL) เป็นการสร้างโมเดลโดยใช้ข้อมูลอินพุต เพียงอย่างเดียว ไม่จำเป็นต้องใช้ข้อมูลเป้าหมาย โดยสามารถแบ่งการใช้งานได้ 2 แบบ คือ

2.2.1.2.1 การลดมิติของข้อมูล (Dimensionality Reduction) เพื่อลดความซับซ้อนของข้อมูลก่อนนำไปใช้ต่อ

2.2.1.2.2 การจัดกลุ่มข้อมูลตามคุณลักษณะ (Clustering)

2.2.1.3 การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement Learning: RL) หรือการเรียนรู้จากการลองผิดลองถูกจากเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นในอดีตหรือระบบจำลอง หรือการคาดการณ์แบบสุ่ม เพื่อพัฒนาการตัดสินใจให้ดียิ่งขึ้นนอกจากนี้บทความ [10] ได้กล่าวถึง โครงข่ายประสาทเทียมแบบการเรียนรู้เชิงเสริมกำลังเชิงลึกแบบดับเบิล ที่พร้อมที่จะปฏิวัติวงการปัญญาประดิษฐ์ และแสดงถึงขั้นตอนการเรียนรู้ที่มีความเข้าใจในระดับที่สูงขึ้นของการเปลี่ยนแปลงระบบสื่อสารในปัจจุบัน การเรียนรู้เชิงลึกช่วยให้การเรียนรู้แบบเสริมกำลังสามารถขยายไปสู่การแก้ไขปัญหาที่เคยมองว่ายาก เช่น การเรียนรู้การเล่นวิดีโอเกมโดยตรงจากพิกเซล โครงข่ายประสาทเทียมแบบการเรียนรู้เชิงเสริมกำลังเชิงลึกแบบดับเบิล ยังสามารถนำไปใช้กับวิทยาการหุ่นยนต์ ทำให้สามารถเรียนรู้การควบคุมหุ่นยนต์ได้โดยตรงในโลกแห่งความเป็นจริง โดยในบทความนี้ยังกล่าวถึงการเรียนรู้ดับเบิลคิวเชิงลึกเมื่อพิจารณาถึงหนึ่งในองค์ประกอบหลักของการเรียนรู้ดับเบิลคิวเชิงลึกจะพบว่าการเรียนรู้ดับเบิลคิวเชิงลึกเป็นฟังก์ชันประมาณการสำหรับคิวฟังก์ชันซึ่งเป็นพื้นฐานสำคัญที่เกี่ยวข้องกับการเรียนรู้แบบเสริมกำลัง ซึ่งแตกต่างกับการเรียนรู้แบบคิวที่ใช้ค่า คิวเพียงค่าเดียวที่เป็นค่าสูงสุดมาใช้ในการอัปเดตโครงข่าย ซึ่งอาจทำให้ได้ค่าที่สูงเกินกว่าที่ควรจะได้ โดยการเรียนรู้ดับเบิลคิวเชิงลึกจะใช้ค่าคิวเป็นสองเท่าของการเรียนรู้แบบคิวในการอัปเดตโครงข่าย จึงทำให้ได้ผลลัพธ์ที่ดียิ่งขึ้น โดยมีการเปลี่ยนแปลงเล็กน้อยในขั้นตอนการอัปเดต



ภาพประกอบ 1 โครงข่ายประสาทเทียม Deep Q-Network (DQN)

ที่มา: Zhao J, Zhang Y, Nie Y, Liu J. Intelligent Resource Allocation for Train-to-Train Communication: A Multi-Agent Deep Reinforcement Learning Approach [11]

จากการศึกษาเกี่ยวกับการเรียนรู้แบบคิวเพิ่มเติม [12] พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบการเรียนรู้เชิงเสริมกำลังเชิงลึกถูกนำมาใช้งานเพื่อพัฒนา และลดความซับซ้อนในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณสำหรับเครือข่ายเซลลูลาร์ในปัจจุบัน ภายใต้มาตรฐาน 3GPP โดยการจำลองเครือข่ายแบบเต็มรูปแบบ (Full Stack) เสมือนสถานการณ์จริง โดยใช้ตำแหน่งสถานีฐานและวิถีของยานพาหนะในโลกแห่งความเป็นจริง และใช้พารามิเตอร์ ตัวชี้วัดความแรงของสัญญาณเป็นข้อมูลอินพุตของโครงข่าย ผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นว่าการนำโครงข่ายประสาทเทียมแบบการเรียนรู้เชิงเสริมกำลังเชิงลึกมาใช้สามารถสามารถลดเวลาแฝงได้ถึง 11.56 วินาที และสามารถลดการสูญเสียแพ็คเกจได้ 25.73% ต่อการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณหนึ่งครั้ง เมื่อเทียบกับพื้นฐาน A3 RSRP HO ซึ่งให้ประสิทธิภาพที่ดีขึ้นสำหรับเครือข่าย 5G

2.2.2 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

จากการศึกษาบทความ [13] เขียนได้นำเสนอวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณโดยใช้เทคนิคที่แตกต่างกัน บนเครือข่าย 5G โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก เข้ามาช่วยในกระบวนการตัดสินใจเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ นำมาใช้สำหรับการจำแนกประเภทของปัญหา โดยการเรียนรู้เชิงลึกสามารถแบ่งแยกได้ว่าผู้ใช้งานอาจพบกับปัญหาปิงปองเอฟเฟกต์ หรือความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณวิทยุ การเรียนรู้เชิงลึกจะทำการแจ้งให้อุปกรณ์กำหนดระยะเวลาขอการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณใหม่ เพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าว นอกจากนี้ปัญห่อีกอย่างหนึ่งที่พบเกี่ยวกับการ

เปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณบนเครือข่าย 5G คือการเปลี่ยนแปลงค่าค่าอัตราส่วนของกำลังสัญญาณต่อกำลังของสัญญาณแทรกสอดบวกสัญญาณ การเปลี่ยนแปลงอัตราส่วนระหว่างสัญญาณกับสัญญาณรบกวน ซึ่งเป็นตัวชี้วัดคุณภาพของสัญญาณ ซึ่งพบว่าการเปลี่ยนแปลงค่าอัตราส่วนของกำลังสัญญาณต่อกำลังของสัญญาณแทรกสอดบวกสัญญาณของอุปกรณ์เกิดจากการเคลื่อนไหวของอุปกรณ์ ซึ่งพบได้มากบนเครือข่าย 5G โดยการเปลี่ยนแปลงค่าอัตราส่วนของกำลังสัญญาณต่อกำลังของสัญญาณแทรกสอดบวกสัญญาณดังกล่าวเป็นผลทำให้อุปกรณ์ตัดสินใจเชื่อมต่อเครือข่ายในบางกรณี ดังนั้นผู้เขียนจึงพยายามออกแบบอัลกอริทึมการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่สามารถควบคุมโดยอุปกรณ์บนเครือข่าย 5G โดยพิจารณาการเปลี่ยนแปลงค่าอัตราส่วนของกำลังสัญญาณต่อกำลังของสัญญาณแทรกสอดบวกสัญญาณและใช้การเรียนรู้เชิงลึกเข้าช่วยและปัจจัยสุดท้ายเนื่องจากปัญหาความล้มเหลวในการเชื่อมต่อสัญญาณวิทยุที่พบบ่อยซึ่งมาจากผลกระทบต่อคุณภาพการใช้งานของแอปพลิเคชันแบบเรียลไทม์ เช่น การประชุมทางวิดีโอ การซื้อขายอิเล็กทรอนิกส์ และเกมออนไลน์ เป้าหมายของผู้เขียนบทความนี้จึงเป็นการลดจำนวนการเกิดความล้มเหลวในการเชื่อมต่อสัญญาณวิทยุ ในขณะที่ลดจำนวนการเกิด PP ไปด้วย ซึ่งบทความที่กล่าวมาได้มีการเปรียบเทียบระหว่างเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกกับเทคนิคดังต่อไปนี้

1) อัลกอริทึมการเชื่อมต่อที่ดีที่สุด (Best Connection: BC) คือวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ (Handover Management: HOM) ของอุปกรณ์ปลายทาง ถูกตั้งค่าเป็น 0dB ดังนั้นอุปกรณ์ปลายทางแต่ละตัวจะถูกเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณไปที่เซลล์เสมอด้วยค่าตัวชี้วัดความแรงของสัญญาณที่ดีที่สุด

2) อัลกอริทึมวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแบบคงที่ (Constant HOM: CH) คือวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณของอุปกรณ์ปลายทางถูกตั้งค่าเป็น 3dB

3) อัลกอริทึมการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณด้วยตนเอง (Self-tuning Handover Algorithm: SHA) คือ วิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณของอุปกรณ์ปลายทางถูกตั้งค่าเป็น 2dB โดยประเมินจากค่าของ ตัวชี้วัดความแรงของสัญญาณและคุณภาพสัญญาณอ้างอิงที่ได้รับของอุปกรณ์ปลายทาง

4) อัลกอริทึมการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแบบปรับได้ (Adaptive Handover Algorithm: AHA) คือ วิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณของอุปกรณ์ปลายทางได้รับการประเมินโดยใช้ค่าตัวชี้วัดความแรงของสัญญาณและคุณภาพสัญญาณอ้างอิงที่ได้รับของอุปกรณ์ปลายทางที่อยู่ภายใต้สภาวะแวดล้อมที่ไม่แน่นอน

5) อัลกอริทึมการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่รับรู้เส้นทาง (Route-aware Handover Algorithm: RHA) : คือ การที่เซลล์เป้าหมายจะถูกกำหนดโดยเซลล์ที่มีค่าอัตราส่วนของกำลังสัญญาณต่อกำลังของสัญญาณแทรกสอดบวกสัญญาณโดยประมาณต่ำกว่า หรือมีค่า $Q_{out} = -8$ dB และไม่เพิ่มขึ้นมากกว่าค่า $Q_{in} = -6$ dB ใน 1 วินาที โดยที่ค่าอัตราส่วนของกำลังสัญญาณต่อกำลังของสัญญาณแทรกสอดบวกสัญญาณจะได้รับการประเมินโดยวิธีของอุปกรณ์ปลายทางในอนาคต

โดยสุดท้ายในบทความนี้ได้สรุปเกี่ยวกับการเรียนรู้เชิงลึก เป็นอัลกอริทึมทั่วไปที่สามารถนำมาใช้และให้ผลการจำแนกที่แม่นยำสูงสำหรับการแยกประเภทของปัญหา ซึ่งสอดคล้องกับเป้าหมายของผู้วิจัยคือการลดปัญหาการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่ต้องการลด ping-pong effect และความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณวิทยุ

และเมื่อศึกษาเพิ่มเติมเกี่ยวกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวมาในบทความ [14] ผู้เขียนได้นำโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำและโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวมาปรับใช้กับการพิจารณาการให้บริการเครือข่ายและการให้บริการทั้งหมดของสถานีฐาน โดยใช้สถานีฐานอยู่ใกล้เคียงกัน 3-4 แห่ง และใช้แอปพลิเคชันบนมือถือดึงข้อมูลการใช้งาน เพื่อเปรียบเทียบข้อมูลสถานีฐาน ซึ่งสามารถระบุสถานีฐานให้เป็น 3G Base Station / 4G LTE / 5G โดยอ้างอิงจากการวัดย่านความถี่และ ปริมาณข้อมูลของสถานีฐาน เพื่อตรวจสอบเครือข่ายว่าพารามิเตอร์ใดบ้างที่ส่งผลต่อการตัดสินใจเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ ผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นว่าค่าตัวชี้วัดความแรงของสัญญาณ คุณภาพสัญญาณอ้างอิงที่ได้รับ ความแรงของสัญญาณ และประเภทของอุปกรณ์ที่เชื่อมต่อ มีผลต่อการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ

2.3 กระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ (Handover Management)

ปัจจุบันระบบสื่อสารเครือข่ายเซลลูลาร์ มีอัตราการรับ-ส่งข้อมูลค่อนข้างสูง เนื่องจากจำนวนอุปกรณ์ที่ใช้งานมีมากกว่าหนึ่งเครื่อง ต่อหนึ่งผู้ใช้งาน อีกทั้งยังมีปัจจัยที่เข้ามาเกี่ยวข้องกับวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ คือ ความเร็วในการเคลื่อนที่ของอุปกรณ์ เช่น การเคลื่อนที่ของอุปกรณ์ ขณะอยู่บนรถไฟความเร็วสูง เมื่อเกิดการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณบ่อยครั้ง ผู้ใช้งานอาจประสบปัญหาความล้มเหลวในการเชื่อมต่อสัญญาณวิทยุ การเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ หรือการโอนถ่ายข้อมูลจะล้มเหลวเมื่อเกิดเวลาแฝง มากกว่า 42 มิลลิวินาที ซึ่งเป็นสาเหตุหนึ่งที่ส่งผลให้การสื่อสารหยุดชะงัก ความเร็วของการเคลื่อนที่และเวลาในการเริ่มต้นกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณจึงถือเป็นตัวแปรสำคัญ ผู้วิจัยจึงได้ทำการศึกษาเพิ่มเติมเกี่ยวกับการลดเวลาแฝงเพื่อให้กระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณเป็นไปอย่างต่อเนื่องมากที่สุด โดยพบว่าบทความ

[15] ได้มีการเสนอวิธีประเมินและลดเวลาแฝงในกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณเมื่อมีการเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูง 300-400 กม./ชม. ความถี่ของการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณจะเพิ่มขึ้น กระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณจะใช้ทรัพยากรจำนวนมาก โดยไม่จำเป็นเนื่องจากเวลาของระบบที่เพิ่มขึ้น และก่อให้เกิดความล้มเหลวของความล้มเหลวในการเชื่อมต่อสัญญาณวิทยุก่อนที่จะโอนถ่ายข้อมูลเข้าถึงสถานีฐานใหม่ได้ ทริกเกอร์ลิงก์ (Trigger Link) เป็นขั้นตอนสำคัญในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณหากทริกเกอร์ไม่ถูกต้อง กระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณอาจล้มเหลว ส่งผลให้เกิดความล่าช้าหรือข้อมูลสูญหาย ดังนั้นจุดเริ่มต้นจึงมีความสำคัญต่อการถ่ายโอนข้อมูล การกำหนดจุดตัดสินใจเพื่อเริ่มต้นกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณนั้นมีความสำคัญ ที่ผ่านมามีหลายงานวิจัยที่น่าสนใจ เช่น การกำหนดจุดตัดสินใจของการถ่ายโอนข้อมูล โดยใช้ค่าเกณฑ์เป็นเงื่อนไขในการตัดสินใจ ค่านี้จะขึ้นอยู่กับสัญญาณที่อุปกรณ์สามารถรับได้จากสถานีฐานใหม่ เมื่อเทียบกับ สถานีฐานเก่าที่ใช้บริการ โดยความเข้มของสัญญาณที่อุปกรณ์รับได้จะมีค่ามากพอเมื่อการส่งข้อมูลมีความผิดพลาดต่ำ กระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณจะเกิดขึ้น เมื่อค่าความเข้มของสัญญาณต่ำกว่าเกณฑ์ จุดเริ่มต้นของกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณจะเกิดขึ้นเมื่ออุปกรณ์มีความเข้มของสัญญาณต่ำกว่าค่าที่กำหนดซึ่งส่งผลให้กระบวนการ (Link-Going-Down: LGD) เปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณเริ่มทำงาน และยังมีงานวิจัยอื่นๆ ที่ได้นำวิธีการฟัซซีลอจิก Fuzzy Logic มาใช้เป็นกลไกในการกำหนดจุดตัดสินใจ กล่าวคือ จะเริ่มต้นกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณโดยใช้อินพุต ค่าความเข้มของสัญญาณ ความเร็ว และระยะทางตรรกศาสตร์คลุมเครือ (Distance to Fuzzy Logic) มาใช้กำหนดเงื่อนไขในการกำหนดจุดเริ่มต้น การเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ

จากบทความ [16] ได้กล่าวถึงปัญหาหลักในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแนวตั้งระหว่างเครือข่ายประเภทต่างๆ การเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในเครือข่ายไร้สาย ไม่เพียงแต่จะพิจารณาในส่วนของการพารามิเตอร์เท่านั้น แต่ยังต้องมองถึงภาพรวมของการให้บริการ สภาพแวดล้อม และปัจจัยอื่นๆ ที่อาจมีส่วนเกี่ยวข้อง ดังนั้นจากการศึกษาในขั้นต้นเกี่ยวกับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ ผู้วิจัยจึงเห็นควรศึกษาเพิ่มเติมเกี่ยวกับการนำการเรียนรู้ของเครื่อง และการเรียนรู้เชิงลึก มาใช้ร่วมกันเป็นวิธีการปัญญาประดิษฐ์แบบผสม (Hybrid Artificial Intelligence) โดยใช้การเรียนรู้แบบเปิดควหรืออีกชื่อว่า ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ตัวชี้วัดความแรงของสัญญาณ ปริมาณข้อมูล และเวลาเริ่มต้นในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณมาใช้ในการศึกษาคั้งนี้

การเรียนรู้ด้วยวิธี Q-learning สามารถแสดงได้ดังสมการที่ 1

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[r + \gamma Q(s', \arg \max_{a'} Q(s', a')) - Q(s, a)] \quad (1)$$

โดยที่ $Q(s, a)$ คือ ความแรงของสัญญาณจากสถานะพื้นฐานที่ให้บริการ (Serving)

α คือ ค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)

r คือ ค่าที่ได้หลังจาก α มีการดำเนินการในขั้นตอน s

s' คือ ค่าถัดไปหลังจาก α มีการดำเนินการในขั้นตอน s

γ คือ ค่าลดทอน

$\arg \max_{a'} Q(s', a')$ คือตัวแปรเพิ่มค่าคิว ให้สูงสุดในขั้นตอน s'

และโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว สามารถแสดงได้ดังสมการที่ 2-1 ถึง 2-6

1) ประตูกำหนดการลืม (Forget State) คือประตูที่มีหน้าที่ในการกำหนดข้อมูลที่เข้ามาในสถานะของเซลล์ควรเก็บหรือทิ้ง

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2)$$

2) ประตูอินพุต (Input Gate) คือประตูที่มีหน้าที่รับข้อมูลอินพุตเข้ามาใหม่แล้วทำการบันทึกข้อมูลลงในแต่ละโหนด

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3)$$

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (4)$$

3) อัปเดตสถานะของเซลล์ (Update Cell State) จะทำหน้าที่รับข้อมูลอินพุตข้อมูล โดยฟังก์ชันซิกมอยด์จะทำหน้าที่เลือกกว่าข้อมูลส่วนใดในสถานะของเซลล์จะถูกส่งออกเป็นเอาต์พุต

$$c_t = f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \tilde{c}_t \quad (5)$$

4) ประตูเอาต์พุต (Output Gate) คือประตูที่มีหน้าที่เตรียมการส่งออกข้อมูลโดยดูจากสถานะของเซลล์ที่ผ่านกระบวนการคำนวณต่างๆ เรียบร้อยแล้ว

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (6)$$

5) ชั้นซ่อน (Hidden State) เป็นขั้นตอนนำข้อมูลก่อนหน้า มารวมเข้ากับข้อมูลอินพุตตัวใหม่

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \quad (7)$$

โดยที่ W_f, W_i, W_c, W_o คือ น้ำหนักเฉพาะสำหรับแต่ละเกต

b_f, b_i, b_c, b_o คือ เวกเตอร์ไบแอสเฉพาะสำหรับแต่ละเกต

σ คือ ฟังก์ชันการเปิดใช้งานซิกมอยด์

$\tanh$ คือ ฟังก์ชันการเปิดใช้งานไฮเพอร์โบลิคแทนเจนต์

$[h_{t-1}, x_t]$ แสดงถึงการเชื่อมโยงกันของ h_{t-1} และ x_t

2.4 เครือข่ายระยะคน (Heterogeneous Network: HetNet)

ในปัจจุบันยังคงมีการวิจัยอย่างกว้างขวางในการพัฒนาเทคโนโลยีเครือข่ายไร้สาย ซึ่งมีเป้าหมายในการวิจัยที่สอดคล้องกันคือการให้บริการการสื่อสารที่มีความหน่วงแฝงต่ำ ในยุคที่อยู่ระหว่างการพัฒนาเครือข่าย 6G เพื่อยกระดับขีดความสามารถของการสื่อสาร และรองรับจำนวนการเชื่อมต่ออุปกรณ์ไร้สายให้มีจำนวนมากขึ้น และยังเป็นยุคที่มุ่งเน้นวิจัยเกี่ยวกับเทคโนโลยี Internet of Things (IoT) เช่นเดียวกันกับเครือข่ายไร้สาย Wi-Fi6 (IEEE 802.11ax) เครือข่ายไร้สายสำหรับอุปกรณ์และเมืองอัจฉริยะ อย่างไรก็ตาม ไม่ว่าจะในยุคไหนปัญหาที่ยังคงพบเห็นได้อย่างต่อเนื่อง คือปัญหาการขาดแคลนช่องสัญญาณ เนื่องจากจำนวนที่ต้องการการเข้าถึงมีเพิ่มมากขึ้นตามเทคโนโลยีที่เปลี่ยนแปลงไป

2.4.1 เทคโนโลยี LTE

Long Term Evolution (LTE) ถูกสร้างขึ้นโครงการความร่วมมือรุ่นที่สามเป็นมาตรฐานสำหรับการสื่อสารบรอดแบนด์ไร้สายสำหรับอุปกรณ์พกพาและเทอร์มินัลข้อมูลตามมาตรฐาน Global System for Mobile Communications (GSM) และ Universal Mobile Telecommunications System (UMTS) หลังจากทีระบบ 3G UMTS ได้รับการพัฒนาแล้ว จำเป็นต้องมีการสร้างมาตรฐานที่ดีขึ้นสำหรับระบบโทรคมนาคม จึงนำไปสู่การสร้าง LTE ซึ่งเป็นมาตรฐานที่คล้ายกับ 4G แต่ไม่ใช่ 4G LTE ไม่เพียงหมายถึงความเร็วข้อมูลที่เร็วขึ้นและประสิทธิภาพที่ดีขึ้นเท่านั้น แต่ยังหมายถึงต้นทุนการดำเนินงานของผู้ที่นำไปใช้ที่ลดลงด้วย

2.4.2 เทคโนโลยี 5G

5G เป็นเทคโนโลยีเครือข่ายเซลลูลาร์รุ่นที่ 5 ซึ่งพัฒนาต่อจาก 4G LTE เปิดตัวครั้งแรกในปี 2019 ซึ่งไม่ใช่แค่ความก้าวหน้าทางเทคโนโลยีที่เพิ่มขึ้น แต่เป็นเทคโนโลยีที่ก้าวกระโดดอย่างแท้จริง ความแตกต่างที่ใหญ่ที่สุดอย่างหนึ่งระหว่าง 5G กับรุ่นก่อนคือความเร็ว 5G ให้ความเร็วตามทฤษฎีสูงสุด 10 กิกะบิตต่อวินาที ซึ่งเร็วกว่าความเร็วสูงสุดตามทฤษฎี 300Mbps ของ 4G LTE-Advanced มากกว่า 30 เท่า เทคโนโลยีนี้ยังใช้แถบความถี่ที่สูงกว่ารุ่นก่อนๆ และสามารถปรับใช้ได้คลื่นมิลลิเมตร (millimeter-waves) ย่านความถี่ต่ำ (low-band) ช่วงกลาง (mid-band) หรือแถบความถี่สูง (high-band) ตั้งแต่ 24 GHz ถึง 66 GHz ลักษณะนี้ที่เปลี่ยนแปลงไปนี้ช่วยให้ถ่ายโอนข้อมูลได้เร็วขึ้นอย่างมากรวมถึงมีความจุแบนด์วิดท์ที่เพิ่มสูงขึ้น

2.4.3 เทคโนโลยี 6G

6G เป็นเทคโนโลยีเครือข่ายเซลลูลาร์รุ่นที่ 6 ซึ่งจะมาแทนที่ 5G คาดว่าจะเริ่มใช้ภายในปี 2030 เทคโนโลยีใหม่นี้จะใช้คลื่นความถี่ที่สูงกว่า 5G โดยทำงานในคลื่นมิลลิเมตร 30-300 กิกะเฮิรตซ์ จนถึงคลื่นความถี่เทราเฮิรตซ์ (Terahertz Wave: THz) 300-3,000 กิกะเฮิรตซ์ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการเชื่อมต่อ ให้การครอบคลุม และความน่าเชื่อถือที่ดีขึ้น เป็นเทคโนโลยีที่จะมาปฏิวัติวงการสื่อสาร นั่นคือสังคมอัจฉริยะที่มุ่งเน้นระบบอัตโนมัติ และมีความหน่วงต่ำ ช่วยให้ผู้คนและธุรกิจสามารถนำมาใช้งานได้ เช่น บ้านอัจฉริยะ เมืองอัจฉริยะ ระบบขนส่งอัตโนมัติ และยังสามารถนำมาใช้ด้านการแพทย์ได้อีกด้วย

2.4.4 เทคโนโลยี Wi-Fi6 (IEEE 802.11ax)

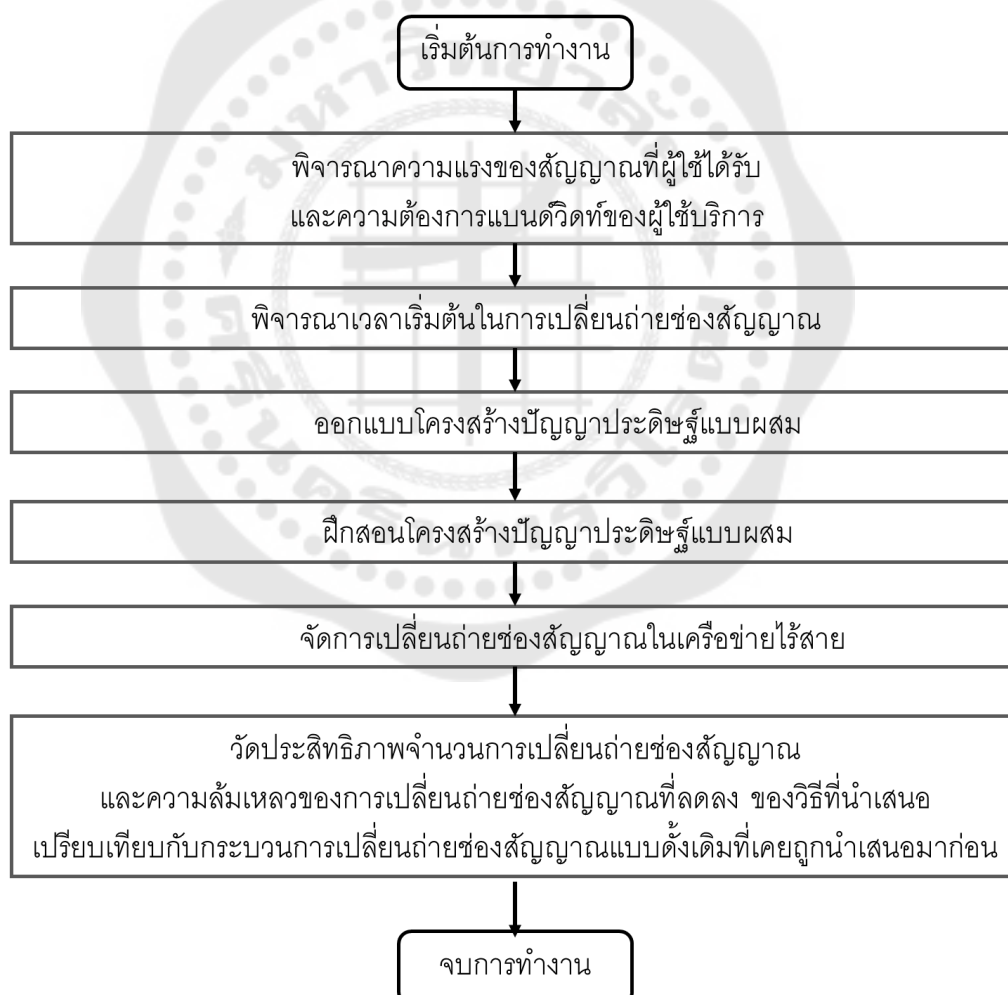
Wi-Fi 6 (IEEE 802.11ax) คือเทคโนโลยี Wi-Fi เจเนอเรชันใหม่ ซึ่งวิวัฒนาการจากเดิม 802.11ac ที่เน้นการเพิ่มอัตราข้อมูล 802.11ax คือเทคโนโลยีที่ได้รับการออกแบบมาเพื่อปรับปรุงวิธีการทำงานของเครือข่าย Wi-Fi โดยเพิ่มความเร็วและความครอบคลุมให้ดีขึ้น รวมถึงลดความแออัดของการใช้งาน ทำให้ผู้ใช้ทุกคนได้รับประสบการณ์การใช้งานที่ดีขึ้น โดยสามารถเชื่อมต่ออุปกรณ์หลายสิบเครื่องพร้อมกันกับจุดเชื่อมต่อแต่ละจุด โดยทำงานในสภาพแวดล้อมที่มีจุดเชื่อมต่อหลายจุดรบกวนในบริเวณใกล้เคียงได้ เพื่อประโยชน์ทั้งย่านความถี่ 2.4 GHz และ 5 GHz ใน สภาพแวดล้อมที่หลากหลาย: บ้าน โรงเรียน ธุรกิจ หอสมุด พิพิธภัณฑ์ และอื่นๆ

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

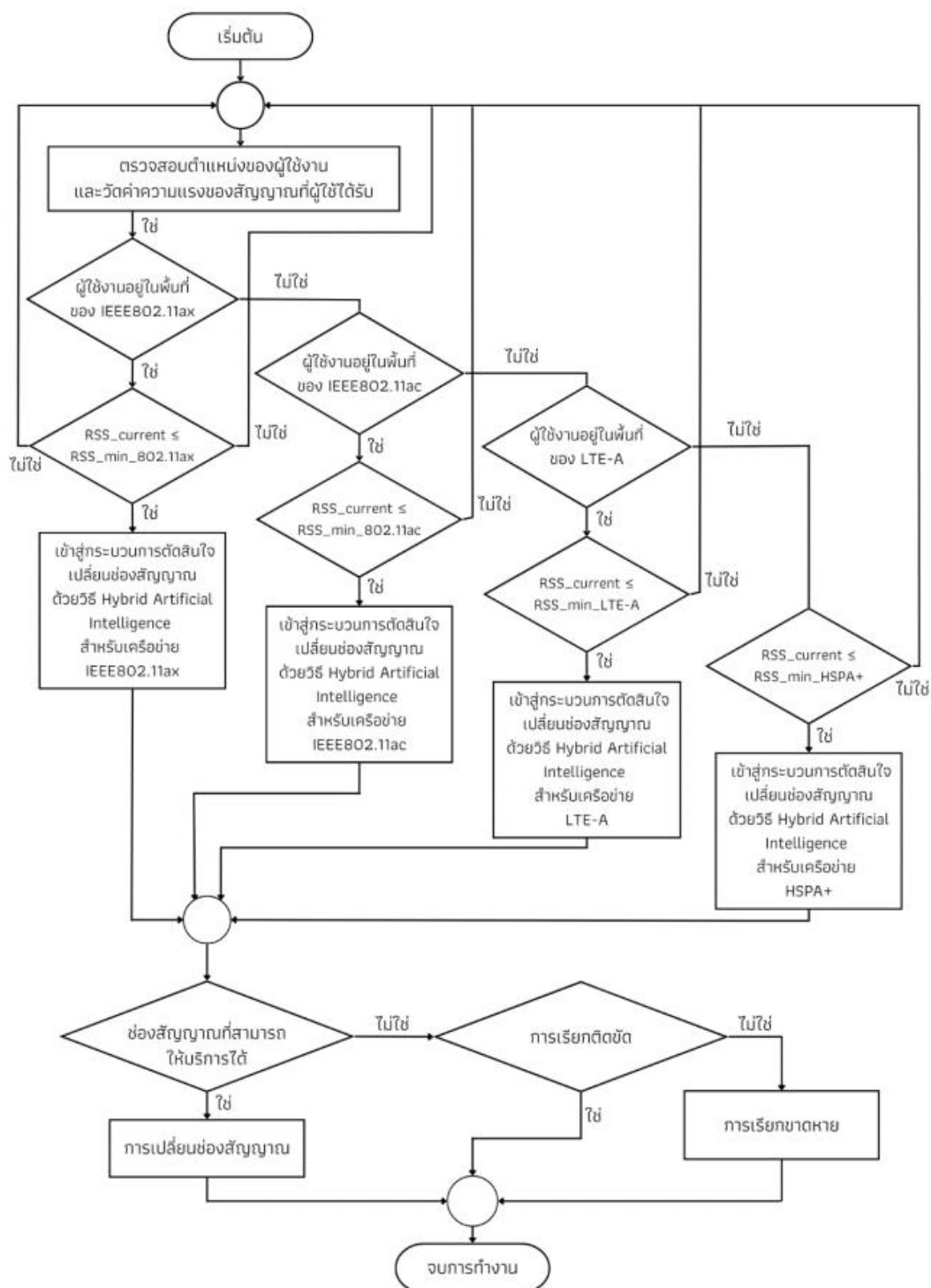
3.1 กรอบแนวความคิดของงานวิจัย

การเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแนวตั้งเป็นวิธีการที่ช่วยให้ผู้ใช้สามารถสลับการใช้งานระหว่างเครือข่ายที่แตกต่างกัน (เช่น LTE, 5G, Wi-Fi6) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการใช้งานและปรับปรุงคุณภาพการบริการ การใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว ร่วมกับการเรียนรู้ด้วยแบบจำลอง เป็นวิธีการที่ใช้การเรียนรู้เชิงลึกและการเสริมกำลังในการตัดสินใจ เปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณให้ได้ผลลัพธ์ที่ดียิ่งขึ้น



ภาพประกอบ 2 กรอบแนวความคิดของงานวิจัย

3.2 วิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณสำหรับเครือข่ายไร้สาย (Handover)



ภาพประกอบ 3 กระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแบบดั้งเดิมที่เคยถูกนำเสนอมาก่อน

จากบทความ [17] ได้มีการนำเสนอวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณสำหรับเครือข่ายไร้สายโดยใช้วิธีการปัญญาประดิษฐ์แบบไฮบริดโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว ร่วมกับการเรียนรู้แบบคิวดูโดยพิจารณาความแรงของสัญญาณที่ผู้ใช้ได้รับ ความต้องการแบนด์วิดท์ และปริมาณทราฟฟิกในแต่ละเครือข่ายมาเป็นอินพุตของวิธีการ ซึ่งสามารถลดจำนวนการเปลี่ยนช่องสัญญาณ (Number of Handovers) จำนวนการเรียกขาดหาย (Dropped Calls) และจำนวนการเรียกติดขัด (Blocked Calls) โดยมีค่าเฉลี่ยร้อยละ 17.14, 29.17 และ 19.05 เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนกลับโดยใช้หน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว และมีรูปแบบกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณบางส่วนเป็นไปตามภาพประกอบ 3 เราจึงได้พัฒนาวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณเพิ่มเติมโดยการใช้ และนำเวลาเริ่มต้นในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณมาเป็นอินพุตเพิ่มเติม และใช้วิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณโดยใช้วิธีการปัญญาประดิษฐ์แบบไฮบริดโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว ร่วมกับการเรียนรู้แบบคิวดู และเน้นปรับปรุงระยะการดำเนินการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ เพื่อลดอัตราการเกิดบิงปองเอฟเฟกต์ ความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณ การเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณโดยไม่จำเป็น ซึ่งเป็นสาเหตุให้เกิด การเรียกขาดหาย (Dropped Calls) การเรียกติดขัด (Blocked Calls) และเพิ่มเวลาแฝงระหว่างกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณสำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกัน ดังภาพประกอบ 4 ในขั้นตอนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณเราได้เพิ่มเวลาเริ่มต้นในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณให้เป็นหนึ่งในเงื่อนไขการตัดสินใจ เพื่อช่วยให้ระบบสามารถเก็บข้อมูลและประเมินผลการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแต่ละช่วงเวลาให้ดีขึ้น ซึ่งสามารถอธิบายเป็นลำดับขั้นตอนได้ ดังนี้

3.2.1 การติดตามตำแหน่งและสภาพเครือข่ายของผู้ใช้ (User Mobility and Network Conditions Monitoring)

3.2.1.1 รวบรวมข้อมูลตำแหน่งของผู้ใช้งาน (User Location) เพื่อติดตามตำแหน่งของผู้ใช้งานในเครือข่ายอย่างแม่นยำ

3.2.1.2 กำหนดความเร็วและทิศทางการเคลื่อนที่ของผู้ใช้ (User Speed and Direction) เพื่อตรวจสอบและคาดการณ์การเคลื่อนที่ของผู้ใช้ในอนาคต เพื่อให้สามารถประเมินความเร็วและทิศทางการเคลื่อนที่จากข้อมูลตำแหน่งที่รวบรวมได้

3.2.1.3 ตรวจสอบและประเมินสถานะของเครือข่าย เช่น ความแรงของสัญญาณ ปริมาณทราฟฟิก และแบนด์วิดท์ โดยรวบรวมข้อมูลจากสถานีฐานและอุปกรณ์ผู้ใช้งาน

3.2.2 การรวบรวมข้อมูลและการเตรียมข้อมูล (Data Collection and Preprocessing)

3.2.2.1 รวบรวมข้อมูล (Data Collection) เพื่อรวบรวมข้อมูลที่จำเป็นสำหรับการวิเคราะห์และทำนาย ทั้งข้อมูลตำแหน่งผู้ใช้ ความเร็ว ทิศทางการเคลื่อนที่ ความแรงของสัญญาณ ปริมาณทราฟฟิก และแบนด์วิธจากสถานีฐานและอุปกรณ์ผู้ใช้

3.2.2.2 การเตรียมข้อมูล (Data Preprocessing) เพื่อปรับปรุงและเตรียมข้อมูลให้เหมาะสมสำหรับการนำไปใช้งานในขั้นตอนต่อไป โดยจัดการกับข้อมูลที่ขาดหายหรือข้อมูลที่ไม่ถูกต้อง เช่น การเติมข้อมูลที่ขาดหาย การลบข้อมูลที่ผิดพลาด และการปรับขนาดข้อมูล (Normalization)

3.2.3 การทำนายโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว (LSTM-Based Prediction)

3.2.3.1 สร้างโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว เพื่อทำนายข้อมูลอนาคตจากข้อมูลประวัติ เช่น ความแรงของสัญญาณ ปริมาณทราฟฟิก และแบนด์วิธ โดยการสร้างและฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว ด้วยข้อมูลที่รวบรวมมา โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกในการทำนาย

3.2.3.2 สกัดฟีเจอร (Feature Extraction) เพื่อสกัดฟีเจอรที่สำคัญจากข้อมูลที่รวบรวมมาเพื่อเลือกฟีเจอรที่มีความสำคัญที่สุด

3.2.4 การคำนวณค่ารางวัล (Reward Calculation)

3.2.4.1 ฟังก์ชันการให้รางวัล (Reward Function) เพื่อกำหนดฟังก์ชันการให้รางวัลที่พิจารณาจากหลายปัจจัย เช่น ความแรงของสัญญาณ ปริมาณทราฟฟิก แบนด์วิธ และสถานะเครือข่ายปัจจุบัน โดยกำหนดฟังก์ชันการให้รางวัลที่ให้ค่ารางวัลสูงสำหรับการตัดสินใจที่เหมาะสม และค่ารางวัลต่ำสำหรับการตัดสินใจที่ไม่เหมาะสม

3.2.4.2 คำนวณค่ารางวัล (Reward Calculation) สำหรับการตัดสินใจเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ โดยการใช้ฟังก์ชันการให้รางวัลในการคำนวณค่ารางวัลสำหรับการตัดสินใจในแต่ละสถานการณ์ ดังภาพประกอบ 5

3.2.4.2.1 การประเมินรางวัลจากความแรงของสัญญาณ โดยให้รางวัลสำหรับระดับสัญญาณที่สูงขึ้น ซึ่งแสดงถึงคุณภาพการเชื่อมต่อที่ดีขึ้น และกำหนดค่าความแตกต่าง (Hysteresis) เป็น 3dB เพื่อหลีกเลี่ยงการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่ไม่จำเป็น

3.2.4.2.2 การประเมินรางวัลจากปริมาณทราฟฟิก โดยลดรางวัลในกรณีที่ปริมาณการใช้งาน (Traffic) สูงเกินไป ซึ่งอาจทำให้เกิดความแออัดในเครือข่าย

3.2.4.2.3 การประเมินรางวัลจากแบนด์วิดท์ โดยให้รางวัลตามปริมาณ แบนด์วิดท์ผู้ใช้งานใช้

3.2.5 การเรียนรู้ระดับเบิลคิว

3.2.5.1 กำหนดสถานะ (State Definition) เพื่อกำหนดสถานะของระบบ เช่น ความแรงของสัญญาณ ปริมาณทราฟฟิก แบนด์วิดท์ และสถานะเครือข่ายปัจจุบัน ที่สามารถเกิดขึ้นได้ในระบบ

3.2.5.2 การเลือกการกระทำ (Action Selection) เพื่อเลือกการกระทำที่เหมาะสม เช่น เปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณไปยังเครือข่ายอื่น (LTE, 5G, Wi-Fi6) หรืออยู่ในเครือข่ายปัจจุบัน โดยใช้วิธีการเรียนรู้ระดับเบิลคิวในการประเมินค่าคิวของการกระทำต่างๆ และเลือกการกระทำที่มีค่าคิวสูงสุด

3.2.5.3 การอัปเดตค่าคิว (Q-Value Update) อัปเดตค่าคิวตามผลลัพธ์ที่ได้จากการกระทำและรางวัลที่ได้รับ โดยใช้สูตรการอัปเดตค่าคิวของการเรียนรู้แบบระดับเบิลคิวในการปรับปรุงค่าให้แม่นยำยิ่งขึ้น

3.2.6 การตัดสินใจเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ (Decision Making)

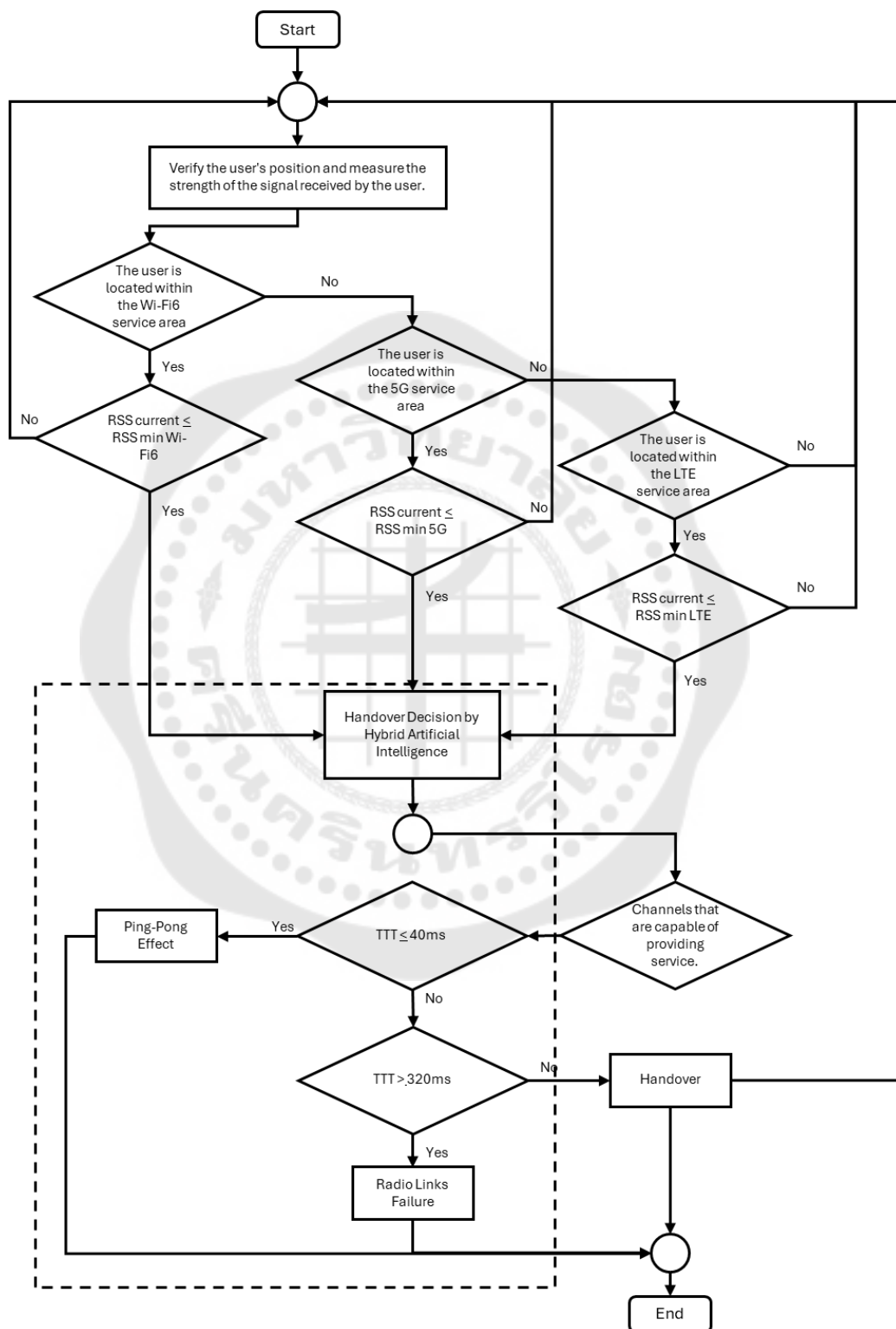
3.2.6.1 การตัดสินใจเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ ทำการตัดสินใจเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณโดยพิจารณาจากค่าคิว และค่ารางวัลที่ประเมินได้ โดยใช้ค่าคิวที่ได้จากการเรียนรู้ระดับเบิลคิวในการตัดสินใจเลือกการกระทำที่เหมาะสมที่สุด

3.2.6.2 การตรวจสอบค่าเวลาเริ่มต้นในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ เพื่อให้มั่นใจว่าการตัดสินใจเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณมีความเสถียรและไม่เกิดปฏิกิริยาฟลอปที่เกิดขึ้น และความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณ โดยการตรวจสอบว่าเงื่อนไขการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณเป็นไปตามค่าเวลาเริ่มต้นต่ำสุด และสูงสุดในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ ที่กำหนด

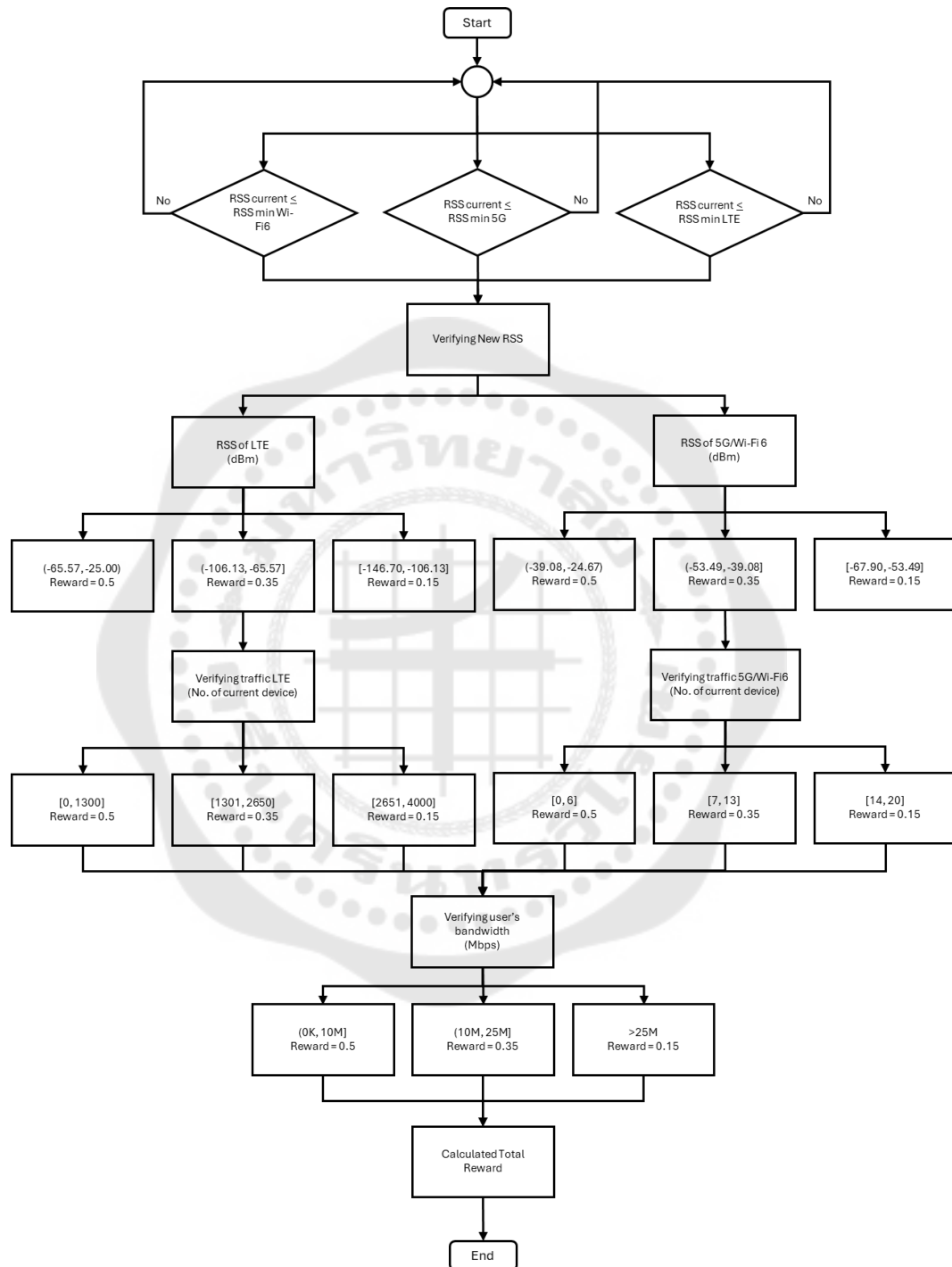
3.2.7 การดำเนินการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ (Handover Execution)

3.2.7.1 เริ่มกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ (Handover Initiation) เพื่อเริ่มกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณตามการตัดสินใจที่ได้ โดยส่งคำสั่งไปยังอุปกรณ์ผู้ใช้และสถานีฐานที่เกี่ยวข้อง

3.2.7.2 เสร็จสิ้นกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ (Handover Completion) และยืนยันว่าผู้ใช้ได้เชื่อมต่อกับเครือข่ายใหม่อย่างสมบูรณ์ โดยการตรวจสอบและยืนยันว่าการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณเสร็จสิ้นและผู้ใช้สามารถใช้งานเครือข่ายใหม่ได้อย่างไม่มีปัญหา



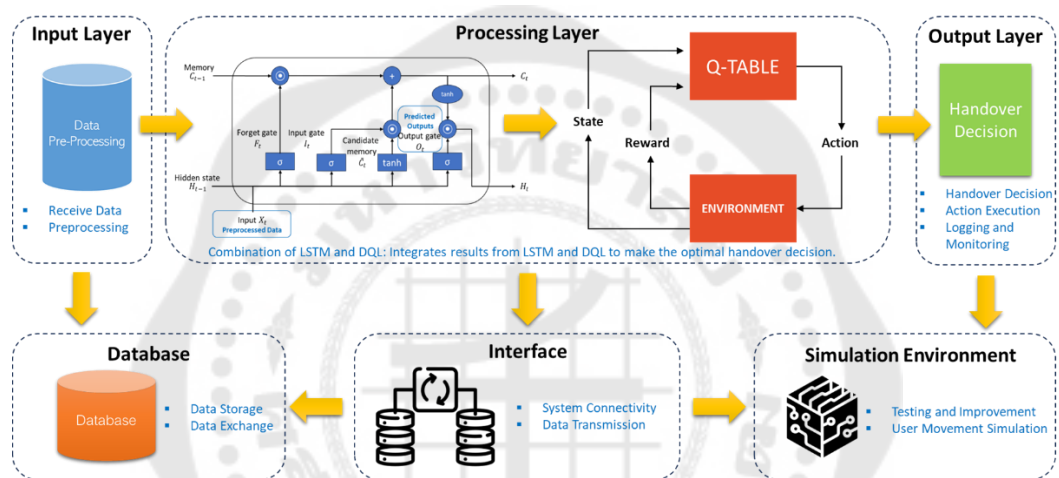
ภาพประกอบ 4 กระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณโดยวิธีที่นำเสนอ



ภาพประกอบ 5 ขั้นตอนการเรียนรู้ระดับเบ็ดตัว และการคำนวณรางวัล

3.3 สถาปัตยกรรมของระบบ

สถาปัตยกรรมของระบบในงานวิจัยนี้ เป็นการเสนอปัญญาประดิษฐ์แบบผสมสำหรับวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณสำหรับทั้งพื้นที่กลางแจ้ง และพื้นที่ในร่ม โดยพิจารณาจากความแรงของสัญญาณที่ผู้ใช้ได้รับจากสถานีฐานบริเวณใกล้เคียงร่วมกับค่าสูญเสียกำลัง ซึ่งเกิดขึ้นจากระยะทางในขณะที่ผู้ใช้งานมีการเคลื่อนที่ ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับสมมติฐานผู้ใช้งานอาจมีการเคลื่อนที่หรือไม่มีการเคลื่อนที่ก็ได้ และอาจมีการใช้งานแอปพลิเคชันแบบเรียลไทม์ที่แตกต่างกัน ซึ่งส่งผลให้ปริมาณข้อมูลหรือความต้องการแบนด์วิธของผู้ใช้งานแตกต่างกัน



ภาพประกอบ 6 สถาปัตยกรรมของระบบ

ซึ่งแนวคิดการออกแบบสถาปัตยกรรมของระบบจัดการการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวร่วมกับการเรียนรู้ดับเปิดคือ ประกอบด้วยสามเลเยอร์หลักและส่วนประกอบที่สนับสนุนเพิ่มเติม ดังนี้

3.3.1 ชั้นนำเข้า (Input Layer)

มีหน้าที่รับข้อมูลจากแหล่งต่างๆ เพื่อใช้ในการประมวลผล ประกอบด้วย ความแรงของสัญญาณที่ผู้ใช้ได้รับ ปริมาณทราฟฟิก ตำแหน่งของผู้ใช้งาน ความเร็วในการเคลื่อนที่ และปริมาณแบนด์วิธ

3.3.2 ชั้นประมวลผล (Processing Layer)

ทำหน้าที่ประมวลผลข้อมูลที่ได้รับและทำการตัดสินใจเกี่ยวกับการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ ประกอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว ใช้ในการประมวลผลข้อมูลลำดับเวลาเพื่อทำนายแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณที่ผู้ใช้ได้รับและ

ปริมาณกราฟฟิก การเรียนรู้ดับเบิลคิวจะนำมาใช้ในการตัดสินใจเกี่ยวกับการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ และโมดูลรวมผลลัพธ์ (Integration Modules) จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวร่วมกับการเรียนรู้ดับเบิลคิว เพื่อทำการตัดสินใจขั้นสุดท้าย

3.3.3 ชั้นส่งออก (Output Layer)

ทำหน้าที่แสดงผลลัพธ์และการตัดสินใจเกี่ยวกับการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณให้กับระบบเครือข่าย และเก็บบันทึกและตรวจสอบผลลัพธ์การตัดสินใจ

3.3.4 ฐานข้อมูล (Database)

ทำหน้าที่เก็บข้อมูลที่จำเป็นสำหรับการประมวลผลและการตัดสินใจ ประกอบด้วย ข้อมูลที่ผ่านมาในอดีต (Historical Data) และข้อมูลปัจจุบัน (Real-time Data)

3.3.5 อินเทอร์เฟซ (Interfaces)

ทำหน้าที่เชื่อมต่อระหว่างระบบต่างๆ เพื่อให้ข้อมูลไหลเวียนได้อย่างราบรื่น

3.3.6 สภาพแวดล้อมจำลอง (Simulation Environment)

ทำหน้าที่จำลองการทำงานของระบบเพื่อทดสอบและปรับปรุงประสิทธิภาพ ได้แก่ จำลองการเคลื่อนที่ของผู้ใช้และผลกระทบต่อสัญญาณ และจำลองปริมาณกราฟฟิกในเครือข่ายเพื่อทดสอบความสามารถในการจัดการการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ

3.4 ตัวแปรที่ใช้ในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ สำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกัน

3.4.1 ความแรงของสัญญาณที่ผู้ใช้ได้รับ (Received Signal Strength: RSS)

3.4.1.1 ความแรงของสัญญาณที่ผู้ใช้ได้รับ สำหรับเครือข่ายไร้สาย โดยสามารถแสดงได้ดังสมการที่ 1

$$RSS(d)(dBm) = P_t - PL \quad (8)$$

โดยที่ d คือ ระยะห่างระหว่างตัวส่งและตัวรับ

P_t คือ ค่ากำลังส่งสัญญาณของสถานีฐาน เท่ากับ 1 วัตต์

PL คือ ค่าลดทอนของสัญญาณ

3.4.1.2 ความแรงของสัญญาณที่ผู้ใช้ได้รับ สำหรับเครือข่ายไร้สาย โดยทำการหาค่าลดทอนของสัญญาณ สำหรับพื้นที่กลางแจ้งสามารถแสดงได้ดังสมการที่ 2 และการหาค่าลดทอนของสัญญาณ สำหรับพื้นที่ในร่ม สามารถแสดงได้ดังสมการที่ 3

$$PL(dB) = 128.1 + 37.6 * \log(d) \quad (9)$$

และ

$$PL(dB) = 38.5 + 30 * \log(d) + n \quad (10)$$

โดยที่ d คือ ระยะห่างระหว่างตัวส่งและตัวรับ

n คือ ตัวประกอบการสูญเสียการเจาะผนัง ถ้าระยะห่างน้อยกว่าหรือเท่ากับ 10 เมตร $n = 7$ dB ถ้าระยะห่างมากกว่า 10 เมตรและน้อยกว่าหรือเท่ากับ 20 เมตร $n = 10$ dB และในกรณีที่ระยะห่างมากกว่า 20 เมตร $n = 15$ dB

ตาราง 2 แสดงค่าความแรงของสัญญาณที่ผู้ใช้ได้รับ สำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกัน

ชนิดของเครือข่าย	ช่วงต่ำ (dBm)	ช่วงกลาง (dBm)	ช่วงสูง (dBm)
4G LTE Advanced	[-146.70, -106.13]	(-106.13, -65.57]	(-65.57, -25.00)
5G IEEE 802.11ac	[-67.90, -53.49]	(-53.49, -39.08]	(-39.08, -24.67)
Wi-Fi6 802.11ax			

ที่ ม ๑ : Choothong Y, Kunarak S, and Duangjan T, editors. Handover in Next Generation Wireless Networks based on Hybrid Artificial Intelligence. The 45th Electrical Engineering Conference (EECON-45); 2022 16-18 November 2022; Nakhon Nayok, Thailand. [18]

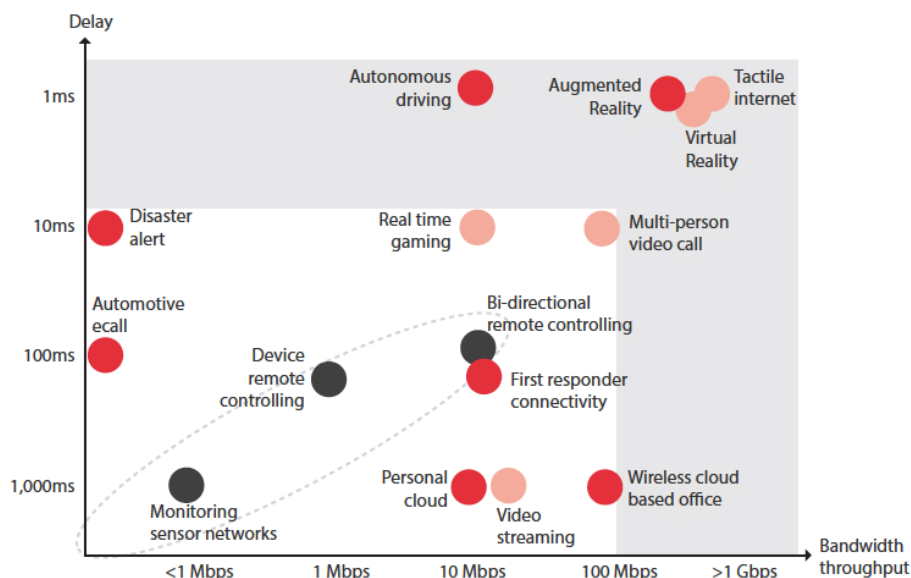
3.4.2 ปริมาณทราฟฟิก (Traffic Load)

ตาราง 3 แสดงค่าปริมาณทราฟฟิก สำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกัน

ชนิดของเครือข่าย	ช่วงต่ำ (คน)	ช่วงกลาง (คน)	ช่วงสูง (คน)
4G LTE Advanced	[0, 1300]	[1301, 2650]	[2651, 4000]
5G IEEE 802.11ac	[0, 6]	[7, 13]	[14, 20]
Wi-Fi6 802.11ax			

ที่มา: Kunarak, S., Suleesathira, R. (2013). Algorithmic vertical handoff decision and merit network selection across heterogeneous wireless networks. WSEAS Transactions on Communications, 12, 1-13.[19]

3.4.3 ความต้องการแบนด์วิดท์



ภาพประกอบ 7 แผนภาพแสดงความต้องการแบนด์วิดท์ และเวลาแฝงสำหรับแอปพลิเคชัน

ที่มา: Xu L. Context aware traffic identification kit (TriCK) for network selection in future HetNets/5G networks 2017 [20]

3.4.3.1 แอปพลิเคชันของเวลาจริง (Real-Time Application) มีความต้องการแบนด์วิดท์ที่แตกต่างกันตามลักษณะการใช้งานโดยสามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ประเภท ได้แก่

3.4.3.1.1 ความต้องการแบนด์วิดท์คงที่ เช่น การใช้งานแอปพลิเคชัน การเฝ้าสังเกต (Monitor) หรือการควบคุมระยะไกล (Remote control)

3.4.3.1.2 ความต้องการแบนด์วิดท์ไม่คงที่ เช่น การใช้งานแอปพลิเคชันเกมส์ วีดิโอสตรีมมิง (Video streaming) วีดิโอคอล (Video call) การใช้งานแอปพลิเคชันการสื่อสารที่ต้องมีการโต้ตอบแบบทันที (Tactile Internet) และแอปพลิเคชันการจำลองสภาพแวดล้อมเสมือนจริง (Virtual reality)

3.4.3.1.3 ความต้องการแบนด์วิดท์สำหรับการรับ-ส่งข้อมูล เช่น แอปพลิเคชันพื้นที่จัดเก็บข้อมูลส่วนตัว (Personal cloud) พื้นที่จัดเก็บข้อมูลสำนักงาน และระบบขับเคลื่อนไร้คนขับ (Autonomous driving)

ตาราง 4 แสดงค่าแอปพลิเคชันของเวลาจริง สำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกัน

ชนิดของเครือข่าย	ช่วงต่ำ (bps)	ช่วงกลาง (bps)	ช่วงสูง (bps)
4G LTE Advanced			
5G IEEE 802.11ac	(0K, 10M]	(10M, 25M]	>25M
Wi-Fi6 802.11ax			

3.4.4 เวลาเริ่มต้นในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ

จากบทความ [21] เวลาเริ่มต้นในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ จะเกิดขึ้นเมื่อค่าความแรงของสัญญาณจากสถานีฐานเป้าหมาย มีค่ามากกว่าค่าความแรงของสัญญาณจากสถานีฐานที่ให้บริการรวมกับค่าชดเชย โดยที่ค่าพารามิเตอร์ควบคุมการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ ในส่วนของการจัดการการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ และเวลาเริ่มต้นในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ ถูกเลือกใช้ตามมาตรฐาน 3GPP [22] สำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกันซึ่งมีค่าพารามิเตอร์ ของการจัดการการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณเท่ากับ $[-1, 0, 1, 2, 3]$ (dB) และมีค่าเวลาเริ่มต้นในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณเท่ากับ $[40, 80, 160, 480]$ (ms)

3.4.5 ตัวแปรสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว

ตัวแปรที่ใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการทำนายข้อมูล มีดังนี้

3.4.5.1 ขนาดของข้อมูลนำเข้า (Input Size) เป็นตัวกำหนดจำนวนพีเจอรที่ป้อนเข้าไปในโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวในแต่ละขั้นตอนของลำดับ

3.4.5.2 เลเยอร์ (Layer) เป็นตัวกำหนดโครงสร้างของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวว่ามีกี่เลเยอร์ และแต่ละเลเยอร์มีประเภทใดบ้าง โดยการศึกษาครั้งนี้เราใช้ 3 เลเยอร์ได้แก่

3.4.5.2.1 ชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์ (Fully Connected Layer) จะเชื่อมต่อทุกหน่วยความจำในเลเยอร์ก่อนหน้ากับทุกหน่วยความจำในเลเยอร์นี้ หรือมีหน้าที่ช่วยในการเรียนรู้ความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นระหว่างพีเจอรต่างๆ

3.4.5.2.2 ชั้นซอฟต์แมกซ์ (Softmax Layer) แปลงค่าเอาต์พุตจากเลเยอร์ชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์ให้เป็นค่าความน่าจะเป็นที่ผลรวมเท่ากับ 1 ซึ่งสามารถตีความได้เป็นความน่าจะเป็นของแต่ละประเภท และช่วยในการทำให้อัลกอริทึมของโมเดลสามารถใช้ในการตัดสินใจจำแนกประเภทได้อย่างเหมาะสม

3.4.5.2.3 ชั้นจำแนกประเภท (Classification Layer) ใช้ในการคำนวณค่าสูญเสียและความแม่นยำ รวมถึงการตัดสินใจเลือกประเภทที่มีความน่าจะเป็นสูงที่สุดเป็นผลลัพธ์ของโมเดล

3.4.5.3 จำนวนหน่วยในโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว (Number of LSTM Units) เป็นตัวกำหนดจำนวนหน่วยความจำภายในแต่ละเลเยอร์

3.4.5.4 จำนวนรอบการฝึก (Max Epochs) เป็นตัวกำหนดจำนวนรอบการฝึกที่จะใช้ในการฝึกโมเดลบนข้อมูลการฝึก

3.4.5.5 ขนาดของชุดข้อมูลย่อย (Mini Batch Size) เป็นตัวกำหนดขนาดของชุดข้อมูลย่อยที่ใช้ในการปรับปรุงน้ำหนักของโมเดลในแต่ละรอบการฝึก

ตาราง 5 ตัวแปรสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว

ขนาดของข้อมูลนำเข้า	4
เลเยอร์	Fully Connected, Softmax Layer, Classification Layer
จำนวนหน่วย	50
จำนวนรอบการฝึก	300
ขนาดของชุดข้อมูลย่อย	100

3.4.6 ตัวแปรสำหรับการเรียนรู้ดับเบิ้ลคิว

ในตัวแปรในวิธีการเรียนรู้ดับเบิ้ลคิวประกอบด้วย 2 ตัวแปรหลัก คือ สถานะ และการกระทำ และถูกนำมาใช้พัฒนาวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแนวดิ่งให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น และการเรียนรู้จะถูกปรับปรุงเมื่อมีการกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ ปัจจัยส่วนลด และอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม

3.4.6.1 สถานะ เป็นตัวแปรที่แสดงถึงสถานะของระบบในขณะนั้น

3.4.6.2 การกระทำ เป็นตัวแปรที่ทำหน้าที่เลือกการกระทำที่เหมาะสมที่สุดในการปรับปรุงคุณภาพการบริการและประสิทธิภาพการใช้งานเครือข่าย

3.4.6.3 อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) มีหน้าที่ควบคุมอัตราส่วนที่ค่าคิในปัจจุบันจะถูกปรับปรุงตามค่ารางวัลที่ได้รับและค่าประมาณของค่าคิในอนาคต โดยค่าต่ำทำให้เกิดการเรียนรู้ช้าแต่มั่นคง ส่วนค่าสูงทำให้เกิดการเรียนรู้เร็วแต่ไม่เสถียร

3.4.6.4 ปัจจัยส่วนลด (Discount Factor) มีหน้าที่กำหนดระดับความสำคัญของรางวัลในอนาคตในการปรับปรุงค่าคิว โดยค่าต่ำทำให้การเรียนรู้เน้นค่านวณรางวัลในปัจจุบัน ส่วนค่าสูงทำให้เกิดการเรียนรู้การค่านวณรางวัลในระยะยาว

3.4.6.5 อัตราการสำรวจ (Exploration Rate) มีหน้าที่ควบคุมการตัดสินใจระหว่างการสำรวจทางเลือกใหม่และการใช้ประสบการณ์ที่มีอยู่ โดยค่าต่ำทำให้เน้นการใช้ค่าที่ดีที่สุดในการตัดสินใจ และค่าสูงทำให้เน้นการสำรวจการกระทำใหม่ๆ มากขึ้น

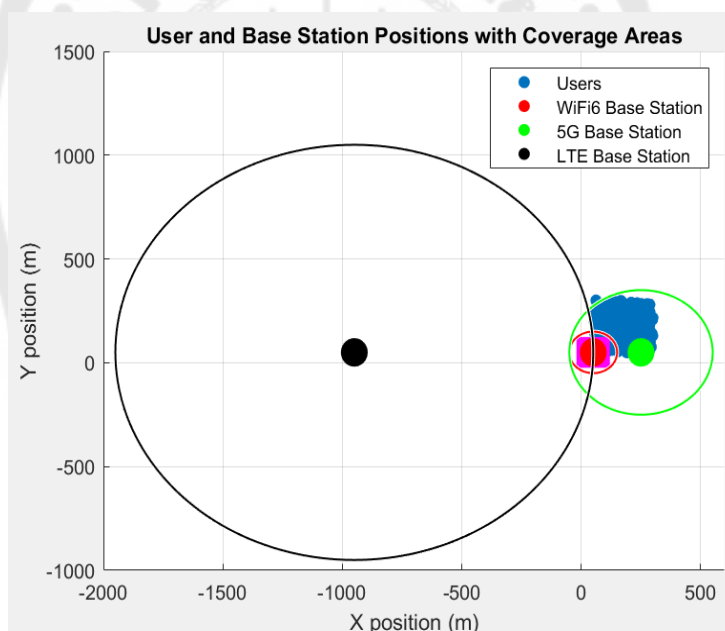
ตาราง 6 ตัวแปรสำหรับการเรียนรู้ด้วยเบลลิก

สถานะ (State)	ความแรงของสัญญาณ
	ปริมาณทราฟฟิก
	แบนด์วิดท์
	สถานะเครือข่ายปัจจุบัน
การกระทำ (Action)	ไม่เปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ
	เปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณไปยังเครือข่าย LTE
	เปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณไปยังเครือข่าย 5G
	เปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณไปยังเครือข่าย Wi-Fi6
อัตราการเรียนรู้	
ปัจจัยส่วนลด	มีค่าอยู่ระหว่าง 0-1
อัตราการสำรวจ	

บทที่ 4

ผลการดำเนินการวิจัย

วิธีปัญญาประดิษฐ์แบบผสมสำหรับการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแนวตั้งในเครือข่ายที่ต่างกัน จะโดยเริ่มต้นจากการจำลองสถานการณ์เสมือนจริงภายในอาคารขนาด 100x100 เมตร สูง 20 ชั้นและแต่ละชั้นให้มีผู้ใช้งานจำนวน 50 ราย โดยกลุ่มจำนวนผู้ใช้งานทั้งหมดจำนวน 1,000 ราย แบ่งออกเป็น 20% อยู่ภายนอกอาคาร และ 80% อยู่ภายในอาคาร โดยสามารถเคลื่อนที่ได้ด้วยความเร็ว 0-10 กิโลเมตร/ชั่วโมง และมีการใช้งานเครือข่าย 5G, Wi-Fi6 และ LTE แบบสุ่มตามรัศมีการให้บริการ โดยสถานีฐาน Wi-Fi6 ให้อยู่กลางตึก และมีรัศมีการให้บริการ 15 เมตร สถานีฐาน 5G อยู่ห่างจากอาคาร 200 เมตร และมีรัศมีการให้บริการ 35 เมตร ส่วนสถานีฐาน LTE ให้อยู่ตรงข้ามกับสถานีฐาน 5G และอยู่ห่างจากอาคาร 900 เมตร มีรัศมีการให้บริการ 1,500 เมตร ดังภาพประกอบ 5



ภาพประกอบ 8 แสดงตำแหน่งผู้ใช้งานและสถานีฐานที่ให้บริการ

ซึ่งค่าพารามิเตอร์ที่ใช้สำหรับจำลองสถานการณ์ ค่าพารามิเตอร์สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว และค่าพารามิเตอร์สำหรับโครงข่ายการเรียนรู้คิวและ การเรียนรู้ดับเบิ้ลคิวที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้เป็นไปตามตาราง 7-9

ตาราง 7 ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้สำหรับจำลองสถานการณ์

พารามิเตอร์	ค่าที่ใช้
จำนวนชั้น	20
ผู้ใช้งานต่อชั้น	50
จำนวนผู้ใช้งานทั้งหมด	1000
ผู้ใช้งานภายนอกอาคาร	200 (20% of Total Users)
ผู้ใช้งานภายในอาคาร	800 (80% of Total Users)
ความเร็วในการเคลื่อนที่ของผู้ใช้งาน	0 ถึง 10 กิโลเมตร/ชั่วโมง
ทิศทางการเคลื่อนที่ของผู้ใช้งาน	0 ถึง 2π
ตำแหน่งของสถานีฐาน Wi-Fi6	กลางตึก
ตำแหน่งของสถานีฐาน 5G	อยู่ห่างจากอาคาร 200 เมตร
ตำแหน่งของสถานีฐาน LTE	อยู่ตรงข้ามกับสถานีฐาน 5G และอยู่ห่างจากอาคาร 900 เมตร
ช่วงความแรงสัญญาณที่ผู้ใช้ได้รับบนเครือข่าย Wi-Fi6 (dBm)	[-67.90, -24.67]
ช่วงความแรงสัญญาณที่ผู้ใช้ได้รับบนเครือข่าย 5G (dBm)	[-67.90, -24.67]
ช่วงความแรงสัญญาณที่ผู้ใช้ได้รับบนเครือข่าย LTE (dBm)	[-165.16, -54.00]
ช่วงปริมาณทราฟฟิก Wi-Fi6 (UE)	[10, 20]
ช่วงปริมาณทราฟฟิก 5G (UE)	[2000, 4000]
ช่วงปริมาณทราฟฟิก LTE (UE)	[3000, 4000]
ช่วงความต้องการแบนด์วิธของผู้ใช้งาน (Mbps)	[0, 25]
เวลาดำสุดเริ่มต้นในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ (Minimum Time-to-Trigger) (ms)	40
เวลาสูงสุดเริ่มต้นในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ (Maximum Time-to-Trigger) (ms)	320
เวลาในการเตรียมการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ (Handover Preparation Time) (ms)	20
ค่า Hysteresis (dB)	3

ตาราง 8 ค่าพารามิเตอร์สำหรับโครงข่าย LSTM

พารามิเตอร์	ค่าที่ใช้
จำนวนข้อมูลนำเข้า (Input Size)	4
เลเยอร์ (Layer)	Fully Connected, Softmax Layer, Classification Layer
จำนวนหน่วย LSTM (Number of LSTM Units)	50
จำนวนรอบการฝึก (Max Epochs)	300
ขนาดมินิแบทช์ (Mini Batch Size)	100

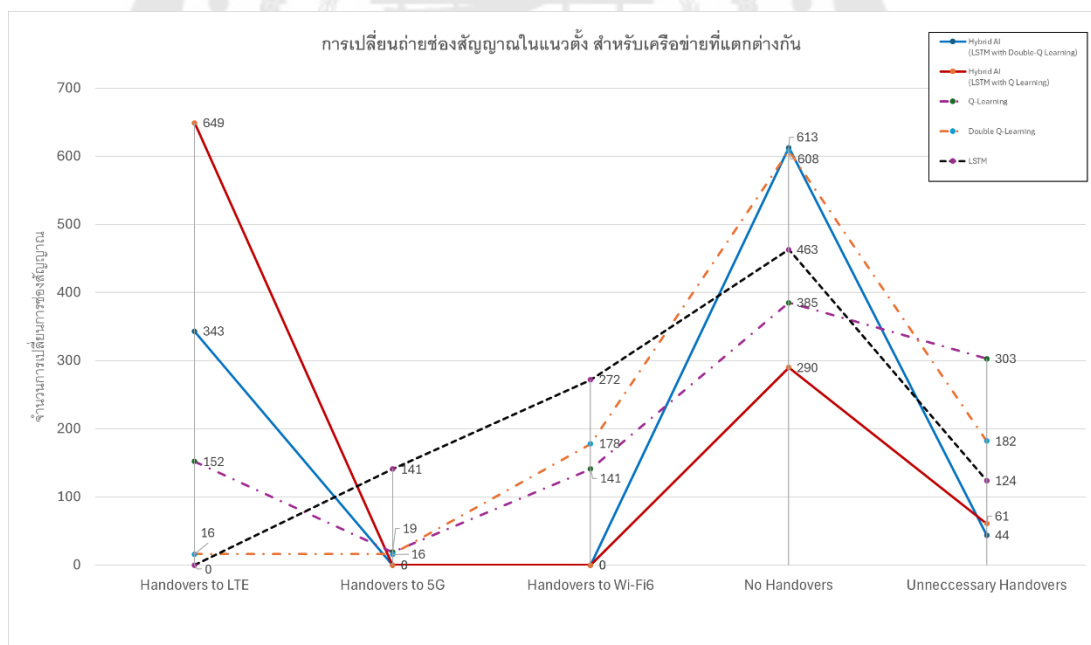
ตาราง 9 ค่าพารามิเตอร์สำหรับโครงข่าย Q Learning และ Double-Q Learning

พารามิเตอร์	ค่าที่ใช้
จำนวนสถานะ (Number of States)	3
จำนวนการกระทำ (Number of Actions)	4
อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate: α)	0.1
ปัจจัยส่วนลด (Discount Factor: γ)	0.9
อัตราการสำรวจ (Exploration Rate: ϵ)	0.9

ผลลัพธ์ที่ได้จากการศึกษาและทดสอบวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในครั้งนี้ ซึ่งมีขนาดกลุ่มตัวอย่าง 1,000 ราย โดยใช้อัลกอริทึมต่างๆ เพื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแนวดิ่ง ร่วมกับปัญญาประดิษฐ์แบบผสม เปรียบเทียบกับวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแบบดั้งเดิมที่เคยถูกนำเสนอมาก่อน สามารถแบ่งเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นได้ดังนี้

4.1 จำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่ไม่จำเป็น

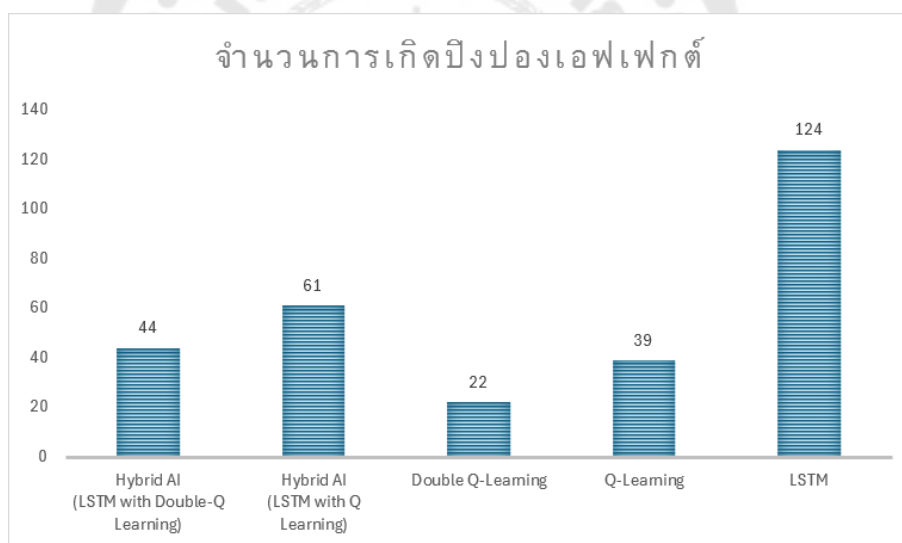
สามารถวัดประสิทธิภาพจำนวนการเปลี่ยนช่องสัญญาณที่ไม่จำเป็น จากจำนวนที่เกิดขึ้นระหว่างวิธีวิธีปัญญาประดิษฐ์แบบผสมสำหรับการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวร่วมกับการเรียนรู้ด้วยวิธีที่นำเสนอ เปรียบเทียบกับอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว อัลกอริทึมการเรียนรู้ด้วยวิธี และอัลกอริทึมการเรียนรู้ด้วยวิธีที่นำเสนอ และอัลกอริทึมแบบผสมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวร่วมกับการเรียนรู้ด้วยวิธี ตามภาพประกอบ 9 แสดงให้เห็นว่าวิธีที่นำเสนอสามารถลดจำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่ไม่จำเป็นได้ดีกว่า โดยมีค่าเฉลี่ยร้อยละ 14.43, 37.34, 16.34 และ 10.68 ตามลำดับ ส่งผลให้สามารถลดเวลาแฝงจากการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณบ่อยครั้งและป้องกันการสูญเสียแพ็คเกจ ลดการใช้ทรัพยากรเครือข่าย และป้องกันการเกิดปิงปองเอฟเฟกต์ ความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณ การเรียกขาดหาย และการเรียกติดขัดได้ ซึ่งจะทำให้ผู้ใช้งานสามารถใช้งานการสื่อสารได้อย่างต่อเนื่องไร้รอยต่อ



ภาพประกอบ 9 แสดงเหตุการณ์เปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแนวตั้ง สำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกัน

4.2 จำนวนการเกิดปิงปองเอฟเฟกต์

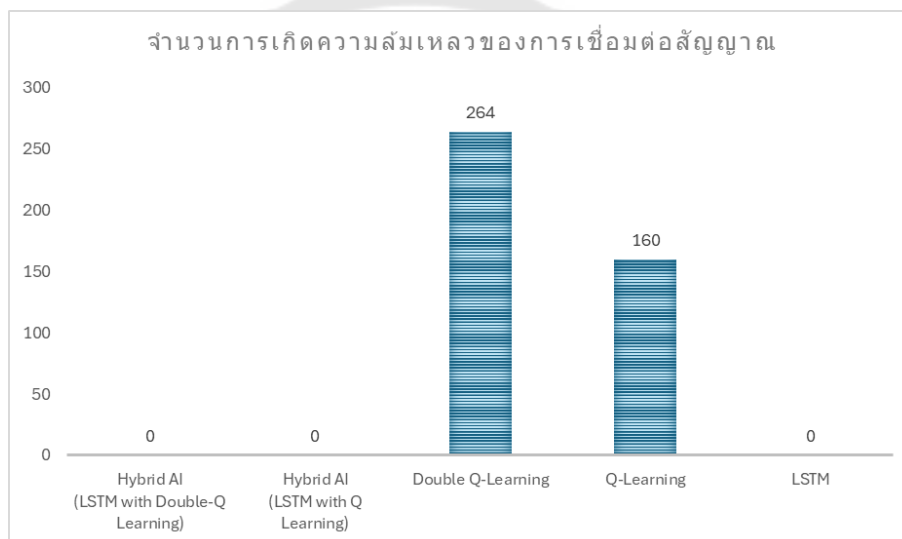
สามารถวัดประสิทธิภาพจำนวนการเกิดปิงปองเอฟเฟกต์ จากจำนวนที่เกิดขึ้นระหว่างวิธีวิธีปัญญาประดิษฐ์แบบผสมสำหรับการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวร่วมกับการเรียนรู้ด้วยวิธีเปิดใจที่นำเสนอ เปรียบเทียบกับเปรียบเทียบด้วยอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว และอัลกอริทึมแบบผสมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวร่วมกับการเรียนรู้ด้วยวิธี ตามภาพประกอบ 10 แสดงให้เห็นว่าวิธีที่นำเสนอสามารถลดจำนวนการเกิดปิงปองเอฟเฟกต์ได้ดีกว่า โดยมีค่าเฉลี่ยร้อยละ 19.60 และ 13.86 ตามลำดับ ส่งผลให้เครือข่ายทำงานได้อย่างราบรื่นและมีประสิทธิภาพสูงขึ้น อีกทั้งยังสามารถช่วยลดการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่ไม่จำเป็น และป้องกันการเกิดการเรียกขาดหายหรือการเรียกติดขัดได้ ซึ่งจะทำให้ผู้ใช้งานสามารถใช้งานการสื่อสารได้อย่างต่อเนื่องตลอดระยะเวลาการสื่อสาร



ภาพประกอบ 10 จำนวนการเกิดปิงปองเอฟเฟกต์

4.3 จำนวนการเกิดความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณ

สามารถวัดประสิทธิภาพจำนวนการเกิดความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณจากจำนวนที่เกิดขึ้นระหว่างวิธีวิธีปัญญาประดิษฐ์แบบผสมสำหรับการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวรวมกับการเรียนรู้ด้วยแบบเปิดคิวนำเสนอ เปรียบเทียบกับอัลกอริทึมการเรียนรู้ด้วยแบบเปิดคิวนำเสนอ ตามภาพประกอบ 11 แสดงให้เห็นว่าวิธีที่นำเสนอสามารถลดจำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่ไม่จำเป็นได้ดีกว่า โดยมีค่าเฉลี่ยร้อยละ 68.57 และ 26.32 ตามลำดับ ส่งผลให้สามารถลดปัญหาการเรียกขานหาย การเรียกติดขัด และทำให้การสื่อสารของผู้ใช้งานมีประสิทธิภาพมากขึ้น



ภาพประกอบ 11 จำนวนการเกิดความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณ

บทที่ 5

สรุป อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

ในงานวิจัยวิธีการปัญญาประดิษฐ์แบบผสมสำหรับการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแนวดิ่งในเครือข่ายที่ต่างกัน ผู้วิจัยได้ทำการออกแบบสถาปัตยกรรมของอัลกอริทึมรวมไปถึงวิธีการดำเนินงานในกระบวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น และเป็นไปตามวัตถุประสงค์ของการวิจัย โดยสามารถสรุปผลการวิจัยได้โดยแบ่งออกเป็นหัวข้อดังนี้

- 1.สรุปผลการวิจัย
- 2.อภิปรายผลการวิจัย
- 3.ข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

วิธีการปัญญาประดิษฐ์แบบผสมสำหรับการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแนวดิ่งในเครือข่ายที่ต่างกัน โดยใช้อัลกอริทึมแบบไฮบริดซึ่งเกิดจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวร่วมกับการเรียนรู้ดับเบิ้ลคิว ผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นถึงความสอดคล้องของการลดจำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่ไม่จำเป็น ลดจำนวนการเกิดบิงปองเอฟเฟกต์ และลดจำนวนการเกิดความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณได้ เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นเป็นการเรียนรู้เชิงลึกที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลำดับที่สามารถจดจำข้อมูลในระยะยาวได้ ช่วยในการทำนายความแรงของสัญญาณในอนาคต รวมถึงการเปลี่ยนแปลงของทราฟฟิก และความต้องการใช้แบนด์วิดท์ของผู้ใช้งาน ซึ่งการทำนายเหล่านี้มีความสำคัญเนื่องจากช่วยให้ระบบสามารถตัดสินใจได้ล่วงหน้าและเตรียมการสำหรับการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณได้อย่างมีประสิทธิภาพ เช่นเดียวกันกับการเรียนรู้ดับเบิ้ลคิว อัลกอริทึมที่ถูกพัฒนาเพิ่มเติมจากการเรียนรู้คิว โดยใช้ตารางคิวสองตาราง (Two Q-Tables) เพื่อช่วยลดปัญหาการประมาณค่าที่มากเกินไป (Overestimation Bias) ที่มักเกิดขึ้นในการเรียนรู้คิวแบบดั้งเดิม การเรียนรู้ดับเบิ้ลคิวทำงานโดยการสลับใช้งานตารางคิวทั้งสองในการอัปเดตค่าและการเลือกการกระทำ ซึ่งช่วยเพิ่มความแม่นยำในการเรียนรู้จากประสบการณ์ที่ผ่านมา และทำให้อัลกอริทึมสามารถตัดสินใจเกี่ยวกับการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณได้อย่างมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

5.2 อภิปรายผลการวิจัย

การจำลองสถานการณ์เปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ โดยใช้วิธีการปัญญาประดิษฐ์แบบผสม สำหรับการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแนวตั้งในเครือข่ายที่ต่างกัน โดยใช้อัลกอริทึมแบบไฮบริด ซึ่งเกิดจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวรวมกับการเรียนรู้ดับเบิลคิว ร่วมกับการตั้งค่าที่หลากหลายรวมถึงการจำลองการเคลื่อนที่และตำแหน่งของผู้ใช้งาน จำนวน 1000 คน ในสภาพแวดล้อมทั้งภายในและภายนอกอาคาร และมีการกำหนดพารามิเตอร์ต่างๆ เช่น จำนวนผู้ใช้ต่อชั้น และพิกัดผู้ใช้งาน ตามรูปแบบความเร็วและทิศทางการเคลื่อนที่แบบสุ่ม นอกจากนี้ยังได้กำหนดพิกัดสถานีฐานสำหรับเครือข่าย Wi-Fi6, 5G และ LTE ซึ่งทุกสถานีฐานมีรัศมีครอบคลุมที่กำหนดไว้

การจำลองนี้ได้นำไปสู่การพัฒนาโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว ซึ่งใช้สำหรับการเรียนรู้ลักษณะของการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณอย่างชาญฉลาด โดยมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว และการฝึกโมเดลเพื่อทำนายการตัดสินใจการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่เหมาะสมที่สุด โดยอาศัยข้อมูลความแรงของสัญญาณที่ผู้ใช้งานได้รับ ปริมาณทราฟฟิก ปริมาณข้อมูลของผู้ใช้งานแต่ละราย และได้ผสานเทคนิคการเรียนรู้ดับเบิลคิว เข้ากับโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว ในการเรียนรู้การตัดสินใจในการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณซึ่งเป็นการใช้ประโยชน์จากตารางคิวสองตารางในการปรับปรุงความสามารถในการทำนายและการตัดสินใจของโมเดล

โดยผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวรวมกับการเรียนรู้ดับเบิลคิว สำหรับวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแนวตั้ง สำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกัน สามารถลดการส่งมอบที่ไม่จำเป็น และลดจำนวนการเกิดปิงปองเอฟเฟกต์ได้ดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับใช้วิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแบบใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวรวมกับการเรียนรู้คิว โดยมีค่าเฉลี่ยร้อยละ 10.68 และ 13.86 ตามลำดับ เช่นเดียวกันเมื่อเปรียบเทียบวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแนวตั้ง สำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกัน แบบใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวรวมกับการเรียนรู้ดับเบิลคิว สามารถลดจำนวนความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณวิทยุ ได้ดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับใช้วิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแบบการเรียนรู้คิว และวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณแบบการเรียนรู้ดับเบิลคิว โดยมีค่าเฉลี่ยร้อยละ 68.57 และ 26.32ตามลำดับ โดยมีผลลัพธ์เหตุการณ์เปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ จำนวนการส่งมอบที่ไม่จำเป็น จำนวนการเกิด

ปิงปองเอฟเฟกต์ และจำนวนการเกิดความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณวิทยุ เป็นไปตามตาราง 10 และ 11

ตาราง 10 จำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแนวตั้ง สำหรับเครือข่ายที่แตกต่างกัน

	Handovers to LTE	Handovers to 5G	Handovers to Wi-Fi6	No Handovers	Unnecessary Handovers
LSTM	0	141	272	463	124
Double Q- Learning	16	16	178	608	182
Q-Learning	152	19	141	385	303
Hybrid AI (LSTM & Q- Learning)	649	0	0	290	61
Hybrid AI (LSTM & Double Q-Learning)	343	0	0	613	44

ตาราง 11 จำนวนการเกิดปิงปองเอฟเฟกต์ และจำนวนการเกิดความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณวิทยุ

	Ping-Pong Effect	Radio Link Failure
LSTM	124	0
Double Q-Learning	22	160
Q-Learning	39	264
Hybrid AI (LSTM & Q-Learning)	61	0
Hybrid AI (LSTM & Double Q- Learning)	44	0

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 การพัฒนางานวิจัยนี้เกี่ยวข้องกับการจำลองการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณ และการใช้อัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาวร่วมกับการเรียนรู้แบบเปิดตัว สามารถดำเนินการได้หลายด้านเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและความเป็นไปได้ในการนำไปใช้จริง โดยอาจพัฒนาการทำนายการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่ซับซ้อนขึ้น โดยการใช้ข้อมูลเชิงลึกจากผลการเรียนรู้ เช่น การวิเคราะห์ความผิดพลาดประเภทต่างๆ และการปรับใช้กลยุทธ์เพื่อการเรียนรู้ที่มีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น ร่วมกับการกำหนดพารามิเตอร์เพิ่มเติมเช่น สภาพอากาศ อุปสรรคต่างๆ ซึ่งสามารถมีผลต่อการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณได้เช่นเดียวกัน

5.3.2 การพัฒนางานวิจัยนี้ ในอนาคตสามารถเลือกพิจารณาอัลกอริทึมอื่น หรือวิธีปัญญาประดิษฐ์แบบผสมแบบอื่นๆ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพ ศักยภาพ และความแม่นยำในการทำนายและการตัดสินใจสำหรับวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแนวตั้ง ในเครือข่ายที่ต่างกันได้

5.3.3 งานวิจัยนี้ เลือกการวัดผลลัพธ์ในรูปแบบของจำนวนการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณที่ไม่จำเป็น จำนวนการเกิดปิงปองเอฟเฟกต์ และจำนวนการเกิดความล้มเหลวของการเชื่อมต่อสัญญาณ จึงสามารถพัฒนาโดยการเลือกพิจารณาผลลัพธ์ในรูปแบบอื่นๆ หรือรูปแบบที่แตกต่างกันเพื่อให้ได้มุมมองหรือผลลัพธ์ที่ดีกว่าได้สำหรับวิธีการเปลี่ยนถ่ายช่องสัญญาณในแนวตั้ง ในเครือข่ายที่ต่างกันได้

บรรณานุกรม

1. Tashan W, Shayea I, Aldirmaz-Colak S, Ergen M, Azmi MH, Alhammadi A. Mobility Robustness Optimization in Future Mobile Heterogeneous Networks: A Survey. IEEE Access [Internet]. 2022; 10:[45522-41 pp.]. Available from: Retrieved from: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9762467>.
2. Paropkari RA, Thantharate A, Beard C. Deep-Mobility: A Deep Learning Approach for an Efficient and Reliable 5G Handover. 2022 International Conference on Wireless Communications Signal Processing and Networking (WiSPNET) [Internet]. 2022 24-26 March 2022:[244-50 pp.]. Available from: Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/document/9767158>.
3. Shubyn B, Maksymyuk T. Intelligent Handover Management in 5G Mobile Networks based on Recurrent Neural Networks. 2019 3rd International Conference on Advanced Information and Communications Technologies (AICT) [Internet]. 2019 2-6 July 2019:[348-51 pp.]. Available from: Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/document/8847734>.
4. Ali Z, Miozzo M, Giupponi L, Dini P, Denic S, Vassaki S. Recurrent Neural Networks for Handover Management in Next-Generation Self-Organized Networks. 2020 IEEE 31st Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications [Internet]. 2020 31 Aug.-3 Sept. 2020:[1-6 pp.]. Available from: Retrieved from: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9217178>.
5. Zhohov R, Palaos A, Rydén H, Moosavi R, Berglund J. Reducing Latency: Improving Handover Procedure Using Machine Learning. 2021 IEEE 93rd Vehicular Technology Conference (VTC2021-Spring) [Internet]. 2021 25-28 April 2021:[1-5 pp.]. Available from: Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/document/9448875>.
6. Zhang C, Li X, Liu C. DDQN Based Handover Scheme in Heterogeneous Network. 2022 14th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP) [Internet]. 2022 1-3 Nov. 2022:[176-80 pp.]. Available from: Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/document/10039208>.
7. Verma S, Abhirami S, Kumar A, Amuru SD. Double Deep Reinforcement Learning

assisted Handovers in 5G and Beyond Cellular Networks. 2023 15th International Conference on COMMunication Systems & NETWORKS (COMSNETS) [Internet]. 2023 3-8 Jan. 2023:[466-70 pp.]. Available from: Retrieved From:

<https://ieeexplore.ieee.org/document/10041356>.

8. Kim Y, Ahn S, You C, Cho S. A Survey on Machine Learning-based Medium access control technology for 6G requirements. 2021 IEEE Region 10 Symposium (TENSYP) [Internet]. 2021 23-25 Aug. 2021:[1-4 pp.]. Available from: Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/document/9550841>.

9. Tang F, Mao B, Kawamoto Y, Kato N. Survey on Machine Learning for Intelligent End-to-End Communication Toward 6G: From Network Access, Routing to Traffic Control and Streaming Adaption. IEEE Communications Surveys & Tutorials [Internet]. 2021; 23(3):[1578-98 pp.]. Available from: Retrieved form <https://ieeexplore.ieee.org/document/9403380>.

10. Arulkumaran K, Deisenroth MP, Brundage M, Bharath AA. Deep Reinforcement Learning: A Brief Survey. IEEE Signal Processing Magazine [Internet]. 2017; 34(6):[26-38 pp.]. Available from: Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/document/8103164>.

11. Zhao J, Zhang Y, Nie Y, Liu J. Intelligent Resource Allocation for Train-to-Train Communication: A Multi-Agent Deep Reinforcement Learning Approach. IEEE Access [Internet]. 2020; 8:[8032-40 pp.]. Available from: Retrieved from: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8949541>.

12. Tan K, Bremner D, Kernec JL, Sambo Y, Zhang L, Imran MA. Intelligent Handover Algorithm for Vehicle-to-Network Communications With Double-Deep Q-Learning. IEEE Transactions on Vehicular Technology [Internet]. 2022; 71(7):[7848-62 pp.]. Available from: Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/document/9762537>.

13. Huang ZH, Hsu YL, Chang PK, Tsai MJ. Efficient Handover Algorithm in 5G Networks using Deep Learning. GLOBECOM 2020 - 2020 IEEE Global Communications Conference [Internet]. 2020 7-11 Dec. 2020:[1-6 pp.]. Available from: Retrieved form <https://ieeexplore.ieee.org/document/9322618>.

14. Shubyn B, Lutsiv N, Syrotynskyi O, Kolodii R. Deep Learning based Adaptive

Handover Optimization for Ultra-Dense 5G Mobile Networks. 2020 IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET) [Internet]. 2020 25-29 Feb. 2020:[869-72 pp.]. Available from: Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/document/9088595>.

15. Poolnisai P, Puchalard R. Wireless Networks Trigger Point for Seamless Handover. 2019 7th International Electrical Engineering Congress (iEECON) [Internet]. 2019 6-8 March 2019:[1-4 pp.]. Available from: Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/document/8938993/authors#authors>.

16. Shiwei G. An Improved KNN Based Decision Algorithm for Vertical Handover in Heterogeneous Wireless Networks. 2021 40th Chinese Control Conference (CCC) [Internet]. 2021 26-28 July 2021:[3011-6 pp.]. Available from: Retrieved From: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9550412>.

17. CHOOTHONG Y, Kunarak S. HANDOVER MANAGEMENT IN NEXT GENERATION WIRELESS NETWORKS BASED ON HYBRID ARTIFICIAL INTELLIGENCE. iThesis Srinakharinwirot University. 2022. Available from: Retrived from: <http://ir-thesis.swu.ac.th/dspace/handle/123456789/2330>.

18. Choothong Y, Kunarak S, Duangjan T, editors. Handover in Next Generation Wireless Networks based on Hybrid Artificial Intelligence. The 45th Electrical Engineering Conference (EECON-45) [Internet]. 2022 16-18 November 2022.

19. Kunarak S, Suleesathira, R. . Algorithmic vertical handoff decision and merit network selection across heterogeneous wireless networks. WSEAS Transactions on Communications 2013. p. 1-13.

20. Xu L. Context aware traffic identification kit (TriCK) for network selection in future HetNets/5G networks 2017:[1-5 pp.]. Available from: Retrieved from: https://www.researchgate.net/figure/Bandwidth-and-latency-requirements-for-different-applications-2_fig1_320649138.

21. Alhammadi A, Roslee M, Alias MY, Shayea I, Alraih S. Dynamic Handover Control Parameters for LTE-A/5G Mobile Communications. 2018 Advances in Wireless and Optical Communications (RTUWO) [Internet]. 2018 15-16 Nov. 2018:[39-44 pp.]. Available from:

Retrieved from: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8587895>.

22. 3GPP. Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); Mobility enhancements in heterogeneous networks.2017. Available from: Retrieved from: <http://www.3gpp.org/dynareport/36839.htm>.



ประวัติผู้เขียน

