การประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึก สำหรับสภาพแวดล้อมรถไฟความเร็วสูง

DEEP LEARNING-BASED CHANNEL ESTIMATION

FOR HIGH-SPEED TRAIN ENVIRONMENTS

อภิชญา สิริวณิชพงศ์

APHITCHAYA SIRIWANITPONG

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2566

KMITL-2023-EN-M-027-092

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

DEEP LEARNING-BASED CHANNEL ESTIMATION FOR HIGH-SPEED TRAIN ENVIRONMENTS

APHITCHAYA SIRIWANITPONG

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT

OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF

MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRICAL AND COMPUTER ENGINEERING

SCHOOL OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2023

KMITL-2023-EN-M-027-092

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COPYRIGHT 2023

SCHOOL OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับสภาพแวดล้อมรถไฟความเร็วสูง
นักศึกษา	นางสาวอภิชญา สิริวณิชพงศ์
รหัสประจำตัว	64601167
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
พ.ศ.	2566
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.พิสิฐ บุญศรีเมือง

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอการประมาณค่าช่องสัญญาณโทรศัพท์เคลื่อนที่ด้วยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับสภาพแวดล้อมรถไฟความเร็วสูง โดยพิจารณาระบบการสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่ในสภาพแวดล้อมตามเส้นทางรถไฟซึ่งมีคุณสมบัติสัมประสิทธิ์ของช่องสัญญาณคงที่เนื่องจากเส้นทางเดินรถไฟของรถไฟมีตารางเวลาที่แน่นอนและทราบเส้นทางล่วงหน้า ดังนั้นจึงนำข้อดีของคุณสมบัติการสื่อสารลักษณะนี้มาใช้ในงานวิจัยนี้ งานวิจัยขอเสนออัลกอริทึมการประมาณค่าช่องสัญญาณโทรศัพท์เคลื่อนที่ด้วยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับสภาพแวดล้อมรถไฟความเร็วสูง ซึ่งโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกที่ใช้ คือ โครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ (The convolutional neural network: CNN) เป็นโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกที่ถูกฝึกด้วยชุดข้อมูลผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณในสภาพแวดล้อมตามเส้นทางรถไฟที่มีการจางหายหลายทางและสัญญาณรบกวนเกาส์เซียน ผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณถูกประมาณค่าด้วยสัญลักษณ์นำร่องโดยวิธีการประมาณค่าแบบเดิม นอกจากนี้ยังใช้ผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณเพื่อเลือกผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณที่ใกล้เคียงสัญญาณที่ถูกส่งมากที่สุดสำหรับการชดเชยการจางหายแบบหลายทาง การตอบสนองของช่องสัญญาณโดยประมาณจะถูกส่งไปยังโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ โดยจัดประเภทและจำแนกลักษณะผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณ จากนั้นจึงเลือกผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณที่เหมาะสมที่สุดเพื่อปรับสัญญาณที่ได้รับ ผลการจำลองแสดงให้เห็นว่าประสิทธิภาพของอัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึกมีประสิทธิภาพดีกว่าอัลกอริทึมทั่วไป นอกจากนี้ วิธีการที่นำเสนอยังให้ประสิทธิภาพอัตราบิตผิดพลาด (Bit Error Rate: BER) ที่ดีกว่า เนื่องจากการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกสามารถจัดหมวดหมู่คุณลักษณะของลักษณะช่องสัญญาณที่แตกต่างกันซึ่งมีคุณสมบัติการจางหายหลายทางและปรากฏการณ์ดอปเปลอร์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Thesis	DEEP LEARNING-BASED CHANNEL ESTIMATION FOR HIGH-SPEED TRAIN ENVIRONMENTS
Student	Miss Aphitchaya Siriwanitpong
Student ID.	64601167
Degree	Master of Engineering
Program	Electrical and Computer Engineering
Year	2023
Thesis Advisor	Assoc.Prof.Dr.Pisit Boonsrimuang

ABSTRACT

This thesis proposes the channel estimation algorithm of mobile communications based on deep learning for high-speed train environments. A mobile communication system in the railway track environment provides constant channel coefficient property as trains travel on a predetermined route and speed. Therefore, we take advantage of the channel characteristic of this communication. This thesis proposes a mobile channel estimation algorithm based on a deep learning network. The convolutional neural network (CNN) is a deep learning network trained with a channel frequency response (CFR) dataset on railway track environments with different multi-path fading and noises. The CFR can be estimated using the known pilot symbol as the conventional methods. The estimated CFR is also used to select the right CFR for multi-path fading compensation. The estimated channel response is input to the CNN, classifying them by recognizing estimated channel characteristics and then choosing the most properly estimated channel to equalize the received signal in the data channel. The simulation results show that the performance of the deep learning algorithms outperforms that of the conventional algorithms. Furthermore, the proposed method delivers better bit error rate (BER) performance because the deep learning-based channel estimation can categorize the features of the channel characteristics with different multi-path, Doppler shifts.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จได้ด้วยความกรุณาจากอาจารย์ที่ปรึกษา รศ.ดร.พิสิฐ บุญศรีเมือง ที่ให้ความช่วยเหลือ ให้คำชี้แนะช่วยแก้ปัญหาตลอดจนให้ความรู้และประการณ์ที่ดีแก่ข้าพเจ้า

ขอขอบพระคุณคณาจารย์สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบังทุก ๆ ท่านได้กรุณาให้คำแนะนำตลอดจนข้อชี้แนะจนในที่สุดทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลงได้

ขอขอบคุณเพื่อน ๆ พี่ ๆ และน้อง ๆ ที่ช่วยสนับสนุน ให้คำปรึกษาและเสนอความคิดเห็นจนทำให้วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จอย่างสมบูรณ์

สุดท้ายต้องขอขอบคุณบิดา มารดา ครอบครัวอันเป็นที่รักยิ่งที่ให้การอบรมเลี้ยงดู ให้ความรัก ความอบอุ่น ให้การสนับสนุนในทุก ๆ เรื่องและเป็นกำลังใจที่ดีให้ข้าพเจ้าเสมอมา

อภิชญา สิริวณิชพงศ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย..... I

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ..... II

กิตติกรรมประกาศ..... III

สารบัญ..... IV

สารบัญตาราง..... VII

สารบัญรูป..... VIII

บทที่ 1 บทนำ..... 1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา..... 1

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา..... 2

1.3 สมมุติฐานของการศึกษา..... 2

1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย..... 3

1.5 ขอบเขตการวิจัย..... 3

1.6 ขั้นตอนของการศึกษา..... 3

บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง..... 5

2.1 ระบบการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก..... 5

2.1.1 พื้นฐานของระบบการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก..... 5

2.1.2 คุณสมบัติการตั้งฉาก..... 6

2.1.3 การทำงานของการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก..... 7

2.2 สัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน..... 11

2.3 ช่องสัญญาณ..... 12

2.3.1 การสูญเสียเชิงวิถี..... 13

2.3.2 ชาโดว์อิง..... 14

2.3.3 การจางหายหลายทาง..... 14

2.3.4 การกระจายดอปเปลอร์..... 15

2.3.5 แบบจำลองช่องสัญญาณ..... 16

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.4 การประมาณค่าช่องสัญญาณ 20
2.4.1 โครงสร้างสัญลักษณ์นำร่อง 21
2.4.2 การประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด 23
2.5 ลำดับ Zadoff–Chu 25
2.6 การเรียนรู้เชิงลึก 25
2.6.1 การเรียนรู้ภายใต้การดูแล 26
2.6.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ดูแล 26
2.6.3 การเรียนรู้แบบเสริมแรง 26
2.7 โครงข่ายประสาท 27
2.7.1 ส่วนประกอบของโครงข่ายประสาท 27
2.7.2 ฟังก์ชันกระตุ้น 29
2.8 โครงข่ายประสาทแบบป้อนไปข้างหน้า 32
2.9 ฟังก์ชันข้อผิดพลาด 35
2.10 การแพร่กระจายย้อนกลับ 36
2.11 โครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ 38
2.11.1 ชั้นขาเข้า 38
2.11.2 ชั้นสหสัมพันธ์ 40
2.11.3 ชั้นพูลลิ่ง 40
2.11.4 ชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ 41
2.11.5 ชั้นขาออก 41

บทที่ 3 วิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณสำหรับเส้นทางรถไฟด้วยโครงข่ายเรียนรู้เชิงลึก 44
3.1 ระบบการสื่อสาร 44
3.2 ช่องสัญญาณที่ใช้ในงานวิจัย 47
3.3 แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการประมาณค่าช่องสัญญาณ 49
3.3.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ 1D 49

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.3.2 การฝึกโครงข่าย 53

3.3.3 การเตรียมข้อมูลสำหรับโครงข่ายสหสัมพันธ์ 54

3.4 การทำงานของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ในระบบ 59

บทที่ 4 การวิเคราะห์และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีที่นำเสนอ 60

4.1 พารามิเตอร์ที่ใช้ในการจำลองระบบ 60

4.2 ผลความแม่นยำของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ 61

4.3 ผลการเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดของการประมาณค่าช่องสัญญาณ 64

บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ 66

เอกสารอ้างอิง 68

ภาคผนวก ก. ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทำวิทยานิพนธ์และได้รับการตีพิมพ์ 70

ประวัติผู้เขียน 71

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 3.1 ค่าตัวกรองในชั้นสหสัมพันธ์ 51

ตารางที่ 3.2 คลาสของข้อมูลสำหรับโครงข่ายสหสัมพันธ์ 54

ตารางที่ 3.3 ตัวแปรการฝึกฝนโครงข่ายสหสัมพันธ์ 58

ตารางที่ 4.1 ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้สำหรับการจำลองระบบ 60

ตารางที่ 4.2 ความแม่นยำของค่าตัวกรองในชั้นสหสัมพันธ์..... 62

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

หน้า

รูปที่ 2.1 สัญญาณคลื่นพาห์ย่อยในแกนเวลา....6
รูปที่ 2.2 สัญญาณคลื่นพาห์ย่อยในแกนความถี่....7
รูปที่ 2.3 แผนผังการทำงานเครื่องรับส่งระบบการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก [4]....9
รูปที่ 2.4 สัญญาณการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากที่ใส่ช่วงเวลาป้องกัน....11
รูปที่ 2.5 สัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน....12
รูปที่ 2.6 แผนผังช่องสัญญาณจางหาย....13
รูปที่ 2.7 การจางหายหลายทาง....14
รูปที่ 2.8 ความสัมพันธ์ของทิศทางความเร็วและทิศทางของสัญญาณ....15
รูปที่ 2.9 ผลตอบสนองช่องสัญญาณ....17
รูปที่ 2.10 ดีเลย์โปรไฟล์....18
รูปที่ 2.11 ฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของไรเซียนและเรย์ลี....20
รูปที่ 2.12 การจัดเรียงสัญลักษณ์นำร่อง....22
รูปที่ 2.13 โครงข่ายประสาท....28
รูปที่ 2.14 ฟังก์ชันเชิงเส้น....30
รูปที่ 2.15 ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิคแทงก์เจนท์....30
รูปที่ 2.16 ฟังก์ชันซิกมอยด์....31
รูปที่ 2.17 ฟังก์ชัน ReLU....31
รูปที่ 2.18 ไดอะแกรมโครงข่ายประสาทสองชั้น [7]....35
รูปที่ 2.19 การคำนวณของ δ_j สำหรับหน่วยซ่อน ที่ j....37
รูปที่ 2.20 การทำงานของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์....39
รูปที่ 3.1 แบบจำลองระบบการสื่อสารด้วยอัลกอริทึมที่นำเสนอ....47
รูปที่ 3.2 ดีเลย์โปรไฟล์ของช่องสัญญาณที่ 1....47
รูปที่ 3.3 ดีเลย์โปรไฟล์ของช่องสัญญาณที่ 2....48
รูปที่ 3.4 ดีเลย์โปรไฟล์ของช่องสัญญาณที่ 3....48

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

หน้า

รูปที่ 3.5 ดีเลย์โปรไฟล์ของช่องสัญญาณที่ 4 49

รูปที่ 3.6 โครงสร้างโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ 1D 50

รูปที่ 3.7 ไดอะแกรมการประมาณค่าช่องสัญญาณที่นำเสนอ..... 53

รูปที่ 3.8 การเตรียมข้อมูล $\hat{\boldsymbol{H}}$ สำหรับโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ 54

รูปที่ 3.9 ข้อมูลขาเข้าของโครงข่ายสหสัมพันธ์ ที่ SNR=30 dB..... 55

รูปที่ 3.10 ข้อมูลขาเข้าของโครงข่ายสหสัมพันธ์ ที่ SNR=10 dB..... 56

รูปที่ 3.11 ข้อมูลขาเข้าของโครงข่ายสหสัมพันธ์ ที่ SNR=0 dB..... 57

รูปที่ 4.1 เส้นทางเดินรถไฟ..... 61

รูปที่ 4.2 เมทริกซ์การประเมินผลลัพธ์การทำนาย สำหรับการตรวจจับช่องสัญญาณที่มีความเร็ว 50 กม./ชม. และ 300 กม./ชม. 63

รูปที่ 4.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณโดยประมาณกับอัลกอริทึมต่างๆ 64

รูปที่ 4.4 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของ BER กับอัลกอริทึมที่แตกต่างกันบนรถไฟความเร็ว 50 กม./ชม. และ 300 กม./ชม. 65

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การสื่อสารไร้สาย เช่น การสื่อสารระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่แบบรังผึ้ง (Cellular) ยุคใหม่ เช่น 3GPP-LTE, Mobile WiMAX, IMT-Advanced, ข่ายงานบริเวณเฉพาะที่แบบไร้สาย (Wireless LAN) เช่น IEEE 802.11a, IEEE 802.11n และระบบการออกอากาศ (Broadcast) บนพื้นฐานของเทคโนโลยีการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก (Orthogonal frequency division multiplexing: OFDM) ประสิทธิภาพของระบบการสื่อสารไร้สายขึ้นอยู่กับสภาพแวดล้อมของช่องการสื่อสารมากกว่าการสื่อสารผ่านสายสัญญาณเนื่องจากความอ่อนไหวของช่องสัญญาณ ซึ่งถือว่าเป็นหนึ่งในความท้าทายที่ทำให้การวิเคราะห์ระบบการสื่อสารไร้สายนั้นยากขึ้นโดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับการสื่อสารในสภาพแวดล้อมที่มีความเร็วสูง เช่น การสื่อสารด้วยยานพาหนะ การสื่อสารทางรถไฟ ลักษณะเหล่านี้นำไปสู่ช่องสัญญาณที่เปลี่ยนตามเวลาอย่างรวดเร็ว ซึ่งรวมถึงตัวแปร เช่น สัญญาณมัลติพาธ ปรากฏการณ์ดอปเปลอร์ เป็นต้น ซึ่งอาจทำลายคุณสมบัติการตั้งฉากกันของเทคโนโลยีการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก ส่งผลให้เกิดการรบกวนกันระหว่างช่อง (Inter-Channel Interference: ICI) และ สัญญาณรบกวนระหว่างสัญลักษณ์ (Inter symbol Interference: ISI) [1]

สัญญาณที่ถูกส่งผ่านช่องสัญญาณที่เปลี่ยนแปลงตามเวลาอย่างรวดเร็วนั้นจะต้องถูกประมาณค่าสัญญาณและชดเชยในฝั่งเครื่องรับ การประมาณค่าช่องสัญญาณโดยใช้สัญลักษณ์นำร่อง (Pilot symbols) ที่ทั้งเครื่องส่งและเครื่องรับทราบค่า เพื่อกู้คืนสัญญาณภาครับ วิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณโดยทั่วไปประกอบด้วยการประมาณค่าช่องสัญญาณในแกนความถี่และในแกนเวลา การประมาณค่าช่องสัญญาณในแกนเวลาสามารถประมาณค่าได้โดยตรงด้วยผลตอบสนองอิมพัลส์ของช่องสัญญาณ (channel impulse response: CIR) ให้ประสิทธิภาพสูงแต่ตามมาด้วยความซับซ้อน สำหรับการประมาณค่าช่องสัญญาณในแกนความถี่ด้วยผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณ (channel frequency response: CFR) ซึ่งถูกประมาณค่าสัญลักษณ์นำร่องและที่สัญลักษณ์ข้อมูลจะถูกประมาณค่าในช่วง (Interpolation) วิธีที่ใช้ในการประมาณค่าช่องสัญญาณในแกนความถี่ เช่น กำลังสองน้อยที่สุด (least-square : LS), ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยต่ำสุดแบบเชิงเส้น (the linear minimum mean square error: LMMSE) [2] วิธีการประมาณค่าโดยทั่วไป ไม่เหมาะกับการสื่อสารในสภาพแวดล้อมที่มีความเร็วสูงเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าว อัลกอริทึมการประมาณค่าช่องสัญญาณสำหรับช่องสัญญาณความเร็วสูงได้รับการออกแบบโดยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning network)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ปัจจุบันการเรียนรู้เชิงลึกถูกนำมาใช้กันอย่างแพร่หลายเนื่องจากประสิทธิภาพในการคำนวณและความสามารถในการจัดการกับข้อมูลจำนวนมากได้ดี ในระบบการสื่อสารการเรียนรู้เชิงลึกถูกใช้เพื่อวิเคราะห์ระบบต่างๆ เช่น การตรวจหาข้อมูล การตอบกลับข้อมูลสถานะช่อง (Channel State Information: CSI) สำหรับโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ (Convolutional Neural Network: CNN) ซึ่งเป็นหนึ่งในโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกที่ใช้เพื่อจำแนกข้อมูลด้วยวิธีการสหสัมพันธ์ งานวิจัยนี้เลือกใช้โครงข่ายนี้สำหรับการจำลองระบบ

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

การใช้งานการสื่อสารไร้สายส่วนมากเป็นแบบเคลื่อนที่ จึงมีลักษณะของช่องสัญญาณที่มีความซับซ้อนมากขึ้น ซึ่งเกิดจากการจางหายของช่องสัญญาณและปรากฏการณ์ดอปเปลอร์ นอกจากนี้ยังมีสัญญาณรบกวนทั่วไปรวมอยู่ด้วย ลักษณะช่องสัญญาณดังกล่าวทำให้สมรรถนะของระบบสื่อสารลดลง ดังนั้นการประมาณค่าช่องสัญญาณจึงมีความสำคัญสำหรับการสื่อสารอย่างมาก เนื่องจากค่าความผิดพลาดของข้อมูลที่ได้รับขึ้นอยู่กับความแม่นยำของการประมาณค่าช่องสัญญาณ ซึ่งความแม่นยำของการประมาณค่าช่องสัญญาณนั้นแปรผกผันกับความเร็วของการเคลื่อนที่ กล่าวคือ หากการสื่อสารอยู่ในสภาพแวดล้อมที่มีการเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูงจะส่งผลให้ความแม่นยำของการประมาณค่าช่องสัญญาณลดลง เพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าว การประมาณค่าช่องสัญญาณจึงต้องได้รับการปรับปรุงให้มีค่าความแม่นยำมากที่สุด เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของระบบ

การประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยวิธีดั้งเดิมขณะที่เครื่องรับเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูง ส่งผลทำให้ค่าความผิดพลาดของข้อมูลที่ได้รับมากกว่าการประมาณค่าช่องสัญญาณขณะเครื่องรับเคลื่อนที่ด้วยความเร็วต่ำ ดังนั้นเพื่อแก้ปัญหาที่เกิดขึ้นขณะเครื่องรับเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูง วิทยานิพนธ์นี้จึงนำเสนอวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึก โดยมีความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาว่าการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึก สามารถเพิ่มประสิทธิภาพการสื่อสารโดยแก้ไขบิตที่ผิดพลาดของสัญญาณที่ได้รับซึ่งผ่านช่องสัญญาณที่มีลักษณะการจางหายหลายทาง ดอปเปลอร์ และสัญญาณรบกวนทั่วไปขณะที่เครื่องรับเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูงได้ดีกว่าการประมาณช่องสัญญาณด้วยวิธีการดั้งเดิม โดยกำหนดสภาพแวดล้อมของการสื่อสารระหว่างภาคส่งและภาครับเกิดขึ้นในสภาพแวดล้อมของรถไฟความเร็วสูง

1.3 สมมุติฐานของการศึกษา

วิทยานิพนธ์นี้ นำเสนอวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกในสภาพแวดล้อมของรถไฟความเร็วสูง มีสมมติฐานของการศึกษาดังต่อไปนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1) ระบบการสื่อสารที่มีช่องสัญญาณแบบเคลื่อนที่ความเร็วสูงซึ่งมีลักษณะของการจางหายหลายทาง ดอปเปลอร์ และสัญญาณรบกวนทั่วไป ทำให้การประมาณค่าช่องสัญญาณแบบดั้งเดิมมีประสิทธิภาพต่ำกว่าระบบการสื่อสารที่มีช่องสัญญาณแบบเคลื่อนที่ด้วยความเร็วต่ำ

2) วิธีการที่นำเสนอโดยใช้โครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อจดจำค่าการตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณสำหรับการเลือกใช้งานค่าการประมาณค่าช่องสัญญาณที่มีค่าผิดพลาดน้อยที่สุด โดยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกสามารถจดจำและจำแนกช่องสัญญาณได้อย่างแม่นยำ ส่งผลให้การคำนวณค่าชดเชยมีค่าผิดพลาดน้อยที่สุด

3) ค่าความผิดพลาดของข้อมูลจากการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกมีประสิทธิภาพดีกว่าการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยวิธีการดั้งเดิม

1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย

วิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณแบบดั้งเดิมเมื่อมีสัญญาณรบกวนเกิดขึ้นในระหว่างการรับส่งสัญญาณจะทำให้สัญญาณที่ได้รับเกิดการเปลี่ยนแปลงทำให้ประสิทธิภาพของการประมาณค่าช่องสัญญาณลดลง ส่งผลให้เกิดข้อผิดพลาดของข้อมูลที่ได้รับ เพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวงานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึก โดยใช้ข้อดีของการจดจำและจำแนกประเภทข้อมูลของโครงข่ายเรียนรู้เชิงลึกในการแก้ไขปัญหานี้

1.5 ขอบเขตการวิจัย

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกในสภาพแวดล้อมของรถไฟความเร็วสูงโดยพิจารณาในระบบการสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่ในสภาพแวดล้อมตามเส้นทางรถไฟมีคุณสมบัติสัมประสิทธิ์ของช่องสัญญาณคงที่ เนื่องจากเส้นทางเดินรถไฟของรถไฟมีตารางเวลาที่แน่นอนและทราบเส้นทางล่วงหน้า สำหรับความเร็วของการเคลื่อนที่ ที่ความเร็วมากกว่า 250 กิโลเมตรต่อชั่วโมงใช้แทนการสื่อสารกรณีพิเศษ เช่น กรณีสภาพแวดล้อมรถไฟความเร็วสูง [3] ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงกำหนดให้ความเร็วของรถไฟเป็นความเร็วปกติ 50 กิโลเมตรต่อชั่วโมงและความเร็วสูง 300 กิโลเมตรต่อชั่วโมง

1.6 ขั้นตอนของการศึกษา

วิทยานิพนธ์นี้เสนอโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการประมาณค่าช่องสัญญาณในสภาพแวดล้อมของเส้นทางรถไฟ โดยนำเสนอแบ่งเป็นส่วนต่างๆ ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1 อธิบายที่มา โดยจะกล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา สมมติฐานของการศึกษา ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย ขอบเขตของการวิจัยของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

บทที่ 2 อธิบายทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้โดยกล่าวถึงการรับส่งสัญญาณด้วยระบบการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก ลักษณะของช่องสัญญาณที่ใช้ในการสื่อสารและสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นขณะส่งสัญญาณ และการประมาณค่าช่องสัญญาณเพื่อชดเชยสัญญาณที่ถูกรบกวนให้เหมือนสัญญาณที่ส่งมากที่สุด นอกจากนี้ยังอธิบายเกี่ยวกับโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกที่นำมาใช้งานในงานวิจัยนี้ด้วย

บทที่ 3 อธิบายรูปแบบการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการจัดประเภทช่องสัญญาณ ซึ่งรวมถึงโครงสร้างและการฝึกอบรมโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึก

บทที่ 4 อธิบายผลการจำลองการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกโดยเปรียบเทียบกับการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยวิธีการดั้งเดิม

ส่วนสุดท้ายบทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะสำหรับการนำเสนอการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกในสภาพแวดล้อมของรถไฟความเร็วสูง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 ระบบการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก

2.1.1 พื้นฐานของระบบการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก

ในการสื่อสารแบบไร้สายที่ต้องใช้งานความถี่ในการรับส่งข้อมูล แต่ความถี่ที่ใช้งานนั้นมีอยู่อย่างจำกัด ดังนั้น เพื่อให้การส่งข้อมูลไม่เกิดการรบกวนกันและทำให้สามารถสื่อสารได้อย่างมีประสิทธิภาพ จึงต้องมีการแบ่งความถี่ที่ใช้ในการรับส่งข้อมูล โดยใช้หลักการพื้นฐาน คือการแบ่งข้อมูลออกเป็นหลายๆ ส่วนที่ขนานกัน แล้วส่งออกไปด้วยคลื่นพาห์ (Carrier) ที่มีความถี่ที่แตกต่างกัน เรียกวิธีการนี้ว่าการมัลติเพล็กซ์แบบแบ่งช่วงความถี่หรือแบบเอฟดีเอ็ม (Frequency Division Multiplexing: FDM) แต่เนื่องจากมีการใช้งานคลื่นพาห์หลายความถี่ จึงต้องมีการกำหนดระยะห่างของความถี่ระหว่างคลื่นพาห์ย่อยให้อยู่ห่างกันเพียงพอที่จะไม่ทำให้เกิดการทับซ้อนกันทางความถี่ของแต่ละคลื่นพาห์ โดยการใช้ช่วงความถี่ป้องกัน (Guard Band) เพื่อป้องกันไม่ให้เกิดการรบกวนซึ่งกันและกัน จึงทำให้เสียช่วงความถี่ในการใช้งานไป ดังนั้น เพื่อปรับปรุงและเพิ่มประสิทธิภาพในการใช้งานช่องสัญญาณและเพื่อรองรับการใช้งานของผู้ใช้งานจำนวนมากโดยใช้แถบความถี่ให้คุ้มค่าที่สุด จึงพัฒนาเป็นการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก (Orthogonal Frequency Division Multiplexing: OFDM) ด้วยการส่งสัญญาณไปบนคลื่นพาห์ย่อย (Subcarrier) ที่ตั้งฉากกัน (Orthogonality) [1] ซึ่งเทคโนโลยีนี้เป็นรากฐานสำหรับการมอดูเลตต่างๆ รวมถึง 802.11 WLAN, 802.16 WiMAX และ 3GPP LTE

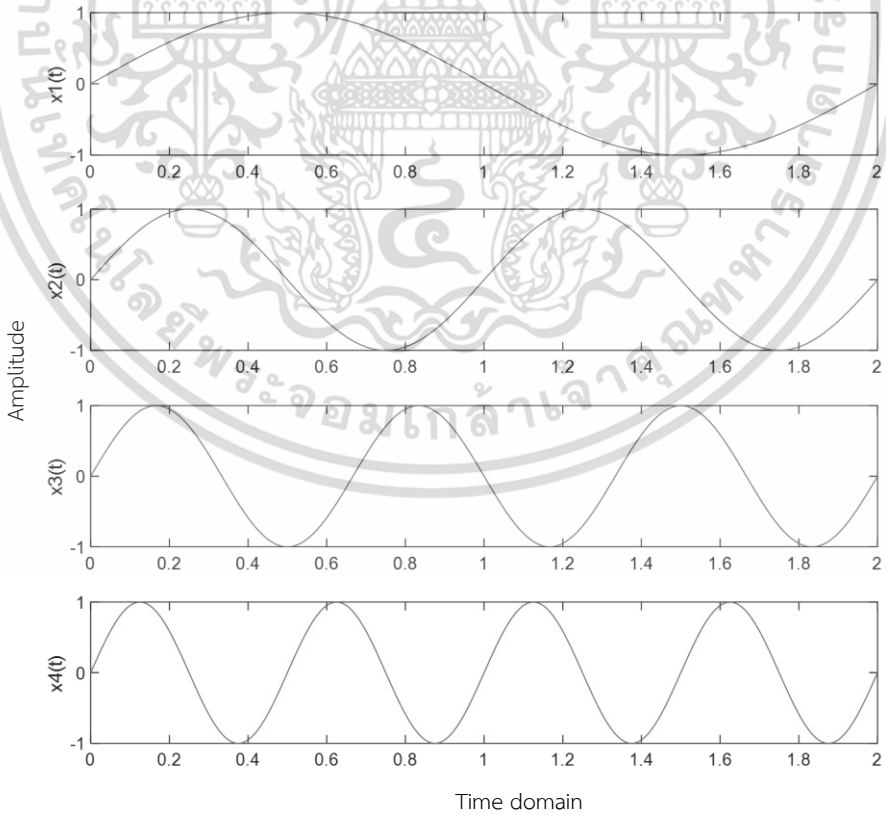
การมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก (Orthogonal Frequency Division Multiplexing: OFDM) เป็นรูปแบบการมอดูเลตหลายคลื่นพาหะแบบดิจิทัลที่มีพื้นฐานมาจากการมอดูเลตคลื่นพาห์ย่อยเดียว (Single subcarrier) โดยใช้หลายคลื่นพาห์ย่อย ภายในช่องสัญญาณเดียวกัน แทนการส่งชุดข้อมูลที่มีอัตราสูงด้วยคลื่นพาห์ย่อยเพียงรายเดียวการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก ใช้ประโยชน์จากคลื่นพาห์ย่อยจำนวนมากที่ตั้งฉากกันและอยู่ชิดกันโดยชุดข้อมูลจะถูกส่งแบบขนานกัน คลื่นพาห์ย่อยแต่ละคลื่นพาห์ถูกมอดูเลตด้วยรูปแบบการมอดูเลตแบบดิจิทัลทั่วไป เช่น Quadrature Phase Shift Keying (QPSK), 16 Quadrature Amplitude Modulation (QAM) เป็นต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.2 คุณสมบัติการตั้งฉาก

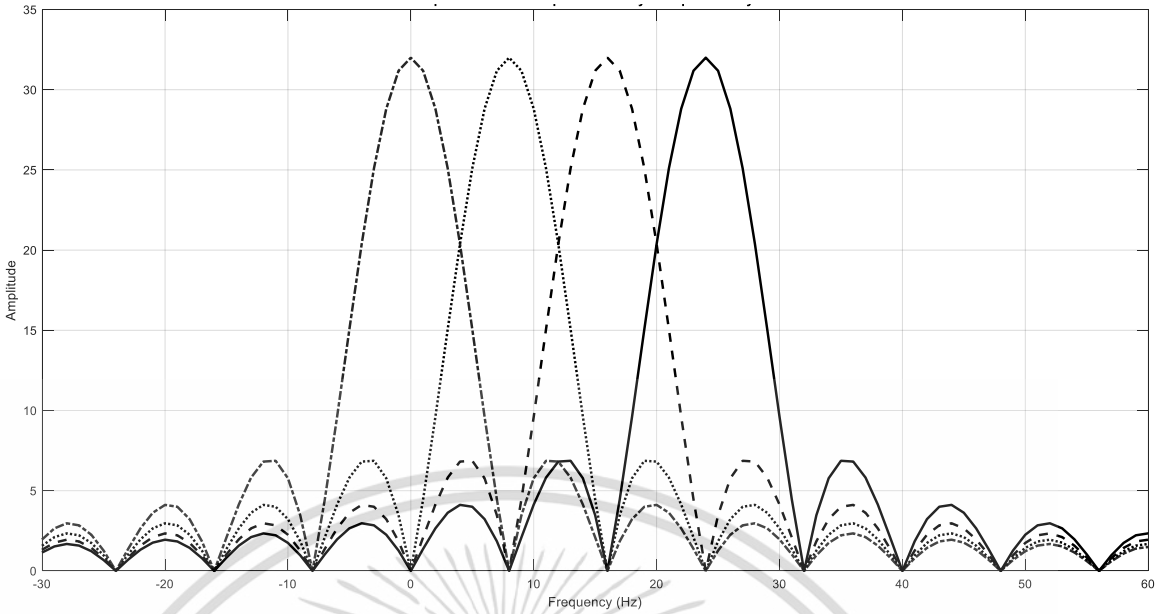
เพื่อให้การใช้งานช่องสัญญาณและแถบความถี่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ จึงลดช่องว่างระหว่างคลื่นพาห์โดยให้สัญญาณแต่ละสัญญาณทางความถี่มีการซ้อนทับกันแบบตั้งฉากซึ่งกันและกันโดยเป็นอิสระร่วมกัน ซึ่งทำให้สามารถส่งสัญญาณหลายๆ สัญญาณพร้อมกันในช่องสัญญาณเดียวกันโดยไม่เกิดการรบกวนกัน (Interference) โดยสัญญาณคลื่นพาห์ย่อยแต่ละคลื่นพาห์ถูกสร้างจากสัญญาณไซนูซอยด์ (Sinusoid Signal) สำหรับความถี่เบสแบนด์ (Baseband Frequency) ของแต่ละคลื่นพาห์ย่อยจะเท่ากับจำนวนเต็มของส่วนกลับทางเวลาของสัญลักษณ์ (Symbol Time) ซึ่งทำให้คลื่นพาห์ย่อยแต่ละคลื่นพาห์มีจำนวนรอบ (Cycle) เป็นจำนวนเต็มต่อหนึ่งสัญลักษณ์ กล่าวคือถ้าคลื่นพาห์เป็นฮาร์มอนิก ดังนั้นคลื่นพาห์ย่อยแต่ละคลื่นพาห์จึงมีคุณสมบัติการตั้งฉากซึ่งกันและกัน [2]

จากรูปที่ 2.1 คลื่นพาห์ย่อย $x_1(t)$ $x_2(t)$ $x_3(t)$ และ $x_4(t)$ มีความถี่ต่างกัน โดยที่คลื่นพาห์ย่อยแต่ละคลื่นพาห์มีเฟสเป็นศูนย์ เมื่อพิจารณาที่เวลาเท่ากัน คลื่นพาห์ย่อยมีจำนวนลูกคลื่นเป็นจำนวนเต็มได้แก่ 1 2 3 และ 4 ลูกคลื่นตามลำดับ ซึ่งสัญญาณคลื่นพาห์ย่อย $x_2(t)$ $x_3(t)$ และ $x_4(t)$ เป็นฮาร์มอนิกของคลื่นพาห์ย่อย $x_1(t)$ และเมื่อรวมสัญญาณคลื่นพาห์ย่อยเข้าด้วยกันจะได้แล้วแปลงสัญญาณคลื่นพาห์ย่อยในแกนเวลาเป็นสัญญาณในแกนความถี่ ดังแสดงในรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.1 สัญญาณคลื่นพาห์ย่อยในแกนเวลา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.2 สัญญาณคลื่นพาห์ย่อยในแกนความถี่

จากรูปที่ 2.2 คลื่นพาห์ย่อยที่ส่งแต่ละคลื่นพาห์ย่อยจะส่งผลให้เกิดสเปกตรัมของฟังก์ชันซิงก์ (Sinc Function) ที่มีกลีบข้างที่สร้างสเปกตรัมที่ซ้อนทับกันระหว่างคลื่นพาห์ย่อย ซึ่งส่งผลให้เกิดการรบกวนของคลื่นพาห์ย่อย แต่ยกเว้นเมื่อคลื่นพาห์ย่อยที่มีระยะห่างแบบตั้งฉาก โดยแต่ละความแรงสูงสุดของคลื่นพาห์ย่อยจะสอดคล้องกับค่าว่างของคลื่นพาห์ย่อยอื่นๆ ดังแสดงในรูป และการทับซ้อนของพลังงานสเปกตรัมนี้ไม่รบกวนความสามารถของระบบในการกู้คืนสัญญาณเดิมกลับมาที่ภาครับ โดยการคูณสัญญาณขาเข้าด้วยชุดสัญญาณไซน์ซอยด์ที่ทราบค่าเพื่อกู้คืนชุดข้อมูลเดิมที่ส่งไป

การใช้คลื่นพาห์ย่อยแบบตั้งฉากช่วยให้มีคลื่นพาห์ย่อยต่อความกว้างช่องสัญญาณมากขึ้น ส่งผลให้ประสิทธิภาพสเปกตรัมเพิ่มขึ้น และในสัญญาณการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก ที่สมบูรณ์มีมุมฉากป้องกันการรบกวนระหว่างคลื่นพาห์ย่อยที่ทับซ้อนกัน ซึ่งในระบบการมัลติเพล็กซ์แบบแบ่งช่วงความถี่ (FDM) การทับซ้อนกันในสเปกตรัมของสัญญาณที่อยู่ติดกันจะส่งผลให้เกิดการรบกวน แต่ในระบบการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก คลื่นพาห์ย่อยจะรบกวนซึ่งกันและกันก็ต่อเมื่อสูญเสียมุมฉากไปเท่านั้น เช่น ข้อผิดพลาดของความถี่จะทำให้ความถี่ของคลื่นพาห์ย่อยเปลี่ยนไป ดังนั้นค่าว่างของสเปกตรัมจะไม่ถูกจัดแนวอีกต่อไป ส่งผลให้เกิดการรบกวนระหว่างคลื่นพาห์ย่อย

2.1.3 การทำงานของการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก

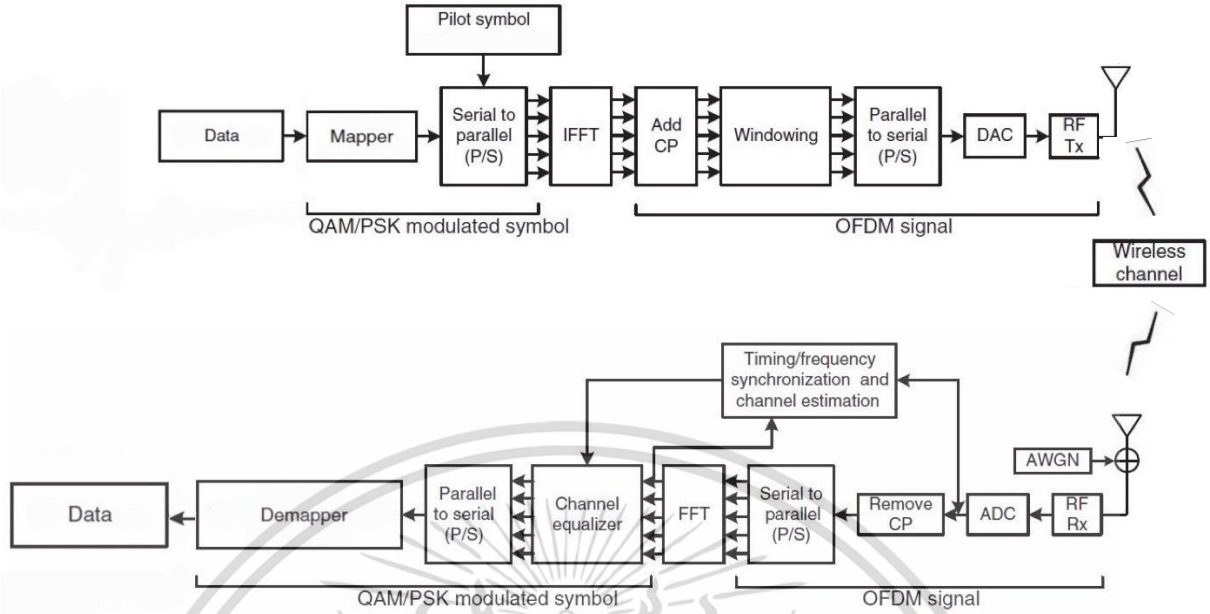
การสร้างสัญญาณอนาล็อก (Analog Signal) ในระบบการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากที่มีคลื่นพาห์ย่อยจำนวนมาก ต้องใช้วงจรกำเนิดความถี่ (Oscillator) จำนวนเท่ากับจำนวนคลื่นพาห์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ย่อย ทำให้เกิดความซับซ้อนของเครื่องรับและเครื่องส่งเนื่องจากต้องมีวงจรกำเนิดความถี่เพื่อรองรับการทำงานความถี่ที่หลากหลาย ดังนั้นจึงต้องสร้างสัญญาณการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากแบบดิจิตอล (Digital Signal) โดยใช้การรวมกันของการประมวลผลสัญญาณดิจิตอล คือ การแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว (Fast Fourier Transform: FFT) และการแปลงกลับของการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว (Inverse Fast Fourier Transform: IFFT) การแปลงสัญญาณนี้มีความสำคัญสำหรับระบบการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากเนื่องจากการใส่ข้อมูลขาเข้าที่มอดูเลตแบบดิจิตอล หรือสัญลักษณ์ข้อมูล (Data Symbols) ในคลื่นพาห์ย่อยแบบมุมฉาก โดยหลักการแล้วการแปลงกลับของการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว จะรับข้อมูลขาเข้าในแกนความถี่ซึ่งคือตัวเลขเชิงซ้อนที่แทนเคลื่อนพาห์ย่อยที่มอดูเลตและแปลงเป็นข้อมูลเอาต์พุตในแกนเวลา ในรูปแบบสัญญาณ การมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก

ในระบบการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก ที่ปรับใช้แบบดิจิตอล บิตขาเข้าจะถูกจัดกลุ่มและแปลงเป็นสัญลักษณ์ข้อมูลที่เป็นจำนวนเชิงซ้อนซึ่งแสดงเป็นจุดกลุ่มดาว (Constellation Point) สัญลักษณ์แหล่งที่มาที่ซับซ้อนเหล่านี้ถูกสร้างโดยเครื่องส่งในแกนความถี่และเป็นขาเข้าไปยังบล็อกการแปลงกลับของการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว ที่แปลงข้อมูลเป็นแกนเวลา การแปลงกลับของการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว จำนวน N ครั้งโดยที่ N คือจำนวนคลื่นพาห์ย่อยในระบบ ซึ่งสัญลักษณ์ขาเข้า N แต่ละตัวมีช่วงเวลาสัญลักษณ์ T วินาที โดยสัญลักษณ์ข้อมูลขาเข้าเป็นค่าเชิงซ้อน ดังนั้นจึงระบุทั้งแอมพลิจูดและเฟสของคลื่นพาห์ย่อยนั้น ผลลัพธ์การแปลงกลับของการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว เป็นผลรวมของคลื่นพาห์ย่อย N ทั้งหมด ดังนั้นบล็อกการแปลงกลับของการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว จึงมีวิธีง่ายๆ ในการปรับข้อมูลไปยัง N คลื่นพาห์ย่อยแบบมุมฉาก โดยสัญญาณแกนเวลาที่เป็นผลมาจากการแปลงกลับของการแปลงฟูเรียร์แบบเร็วจะถูกส่งผ่านช่องสัญญาณวิทยุ และที่เครื่องรับ บล็อกการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว (FFT) ประมวลผลสัญญาณที่ได้รับและแปลงสัญญาณเป็นสัญญาณในแกนความถี่ซึ่งใช้ในการกู้คืนบิตข้อมูลเดิม ตามแผนผังการรับส่งสัญญาณของระบบการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก รูปที่ 2.3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.3 แผนผังการทำงานเครื่องรับส่งระบบการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก [4]

2.1.3.1 การมอดดูเลตและดีมอดดูเลตสัญญาณ

เครื่องส่งในระบบติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก แปลงบิตข้อมูลเป็นชุดของสัญลักษณ์ QPSK หรือ QAM และต่อมาถูกแปลงเป็นข้อมูลแบบขนาน N โดยสัญลักษณ์ N แต่ละสัญลักษณ์ที่แปลงจากอนุกรมเป็นขนาน (Series To Parallel) ถูกส่งไปโดยคลื่นพาห์ย่อยที่แตกต่างกัน เมื่อ $X_l[k]$. คือสัญลักษณ์การส่ง l th ที่คลื่นพาห์ย่อย k th , $l = 0,1,2,\ldots,\infty$ และ $k = 0,1,2,\ldots,N-1$ เนื่องจากการแปลงจากอนุกรมเป็นขนาน ระยะเวลาของการส่งสัญลักษณ์ N จะขยายเป็น NT_s ซึ่งสัญลักษณ์การมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก หนึ่งสัญลักษณ์มีความยาวเท่ากับ T_{sym} โดยให้ $\Psi_{l.k}(t)$ แทนสัญญาณการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก l th ที่คลื่นพาห์ย่อย k th ซึ่งกำหนดได้ดังสมการนี้

$$\Psi_{l.k}(t) = \begin{cases} e^{j2\pi f_k\left(t - lT_{sym}\right)} & , \ 0 < t \le T_{sym} \\ 0 & , \ \text{elsewhere} \end{cases} . \qquad (2.1)$$

ดังนั้นสัญญาณเบสแบนด์ของสัญญาณการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก ในแกนเวลาแบบต่อเนื่องแสดงได้ดังสมการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$x_l(t) = \sum_{l=0}^{\infty}\sum_{k=0}^{N-1} X_l[k] e^{j2\pi f_k\left(t - lT_{sym}\right)} \tag{2.2}$$

โดยสามารถแปลงสัญญาณเบสแบนด์ของสัญญาณการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากในแกนเวลาแบบต่อเนื่องจากสมการ (2.2) ให้สอดคล้องกับสัญลักษณ์การมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากแบบไม่ต่อเนื่องทางเวลา เมื่อให้เวลาชักค่าตัวอย่าง $t = lT_{sym} + nT_s$ และ $T_s = \frac{T_{sym}}{N}$ และ $f_k = \frac{k}{T_{sym}}$

$$x_l[n] = \sum_{k=0}^{N-1} X_l[k] e^{\frac{j2\pi kn}{N}} \tag{2.3}$$

จากสมการ (2.3) สัญญาณถูกแปลงเป็นการแปลงกลับของการแปลงฟูเรียร์เวลาไม่ต่อเนื่อง (Inverse Discrete Fourier Transform: IDFT) ของข้อมูล QPSK หรือ QAM เมื่อ $n = 0,1,2,\ldots,N-1$ โดยสามารถคำนวณด้วยอัลกอริทึมการแปลงกลับของการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว

ในส่วนของภาครับ เมื่อพิจารณาสัญญาณเบสแบนด์ของสัญญาณการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากที่ภาครับดังสมการ (2.4) และเมื่อไม่มีคำนึงถึงผลกระทบจากช่องสัญญาณและสัญญาณรบกวน การรวมของมอดูเลตสามารถทำให้อยู่ในรูปสัญญาณไม่ต่อเนื่องทางเวลา ดังสมการ (2.5) และสามารถคำนวณโดยใช้อัลกอริทึมการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว (FFT) [4]

$$y_l(t) = \sum_{k=0}^{N-1} X_l[k] e^{j2\pi f_k\left(t - lT_{sym}\right)}, lT_{sym} < t \le lT_{sym} + nT_s \tag{2.4}$$

$$\begin{aligned} Y_l[k] &= \sum_{n=0}^{N-1} y_l[n] e^{-\frac{j2\pi kn}{N}} \\ &= \sum_{n=0}^{N-1} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} X_l[i] e^{\frac{j2\pi in}{N}} \right\} e^{-\frac{j2\pi kn}{N}} \end{aligned} \tag{2.5}$$

2.1.3.2 ช่วงเวลาป้องกัน

การรับส่งสัญญาณในระบบการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากผ่านช่องสัญญาณจางหายหลายทาง จึงทำให้เกิดการแทรกสอดระหว่างสัญลักษณ์ (Inter-Symbol Interference: ISI) และการแทรกสอดระหว่างสัญญาณคลื่นพาห์ย่อย (Inter-Carrier Interference: ICI) ดังนั้น เพื่อเป็น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การป้องกันผลกระทบดังกล่าวจึงต้องมีช่วงเวลาป้องกัน (Guard Interval: GI) ให้กับสัญญาณ โดยการคัดลอกส่วนท้ายของสัญลักษณ์มาใส่ด้านหน้าของสัญลักษณ์ ซึ่งช่วงเวลาป้องกันของสัญญาณต้องมีค่ามากกว่าค่าหน่วงเวลาที่เกิดจากการจางหายหลายทาง

รูปที่ 2.4 สัญญาณการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากที่ใส่ช่วงเวลาป้องกัน

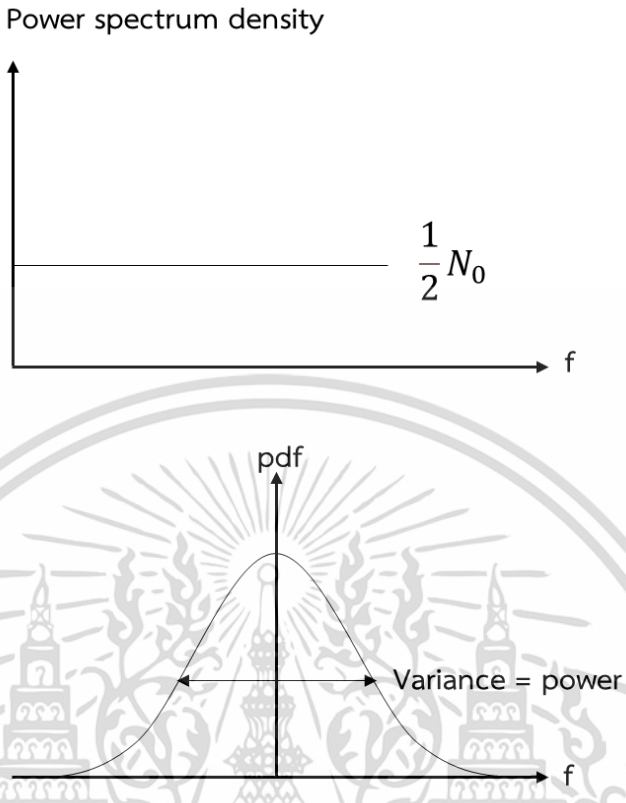
จากรูปที่ 2.4 สัญลักษณ์การมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากมีช่วงเวลาป้องกัน T_g ดังนั้นจึงมีเวลาต่อหนึ่งสัญลักษณ์การมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก $T_{sym} = T_g + T_{sub}$ เมื่อ T_{sub} คือช่วงเวลาสัญลักษณ์การมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก ที่ไม่มีช่วงเวลาป้องกัน และ T_d คือเวลาที่หน่วงไปจากการจางหายหลายทางของช่องสัญญาณ โดย T_g ต้องมีค่ามากกว่า T_d

2.2 สัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน

การรบกวนในระบบสื่อสารนั้น จะมีสัญญาณรบกวนทั่วไปเกิดขึ้นและเข้ามารบกวนระบบสื่อสารที่ความถี่เดียวกันเสมอ สัญญาณรบกวนปกติเกิดจากสัญญาณรบกวนจากอุณหภูมิและสัญญาณรบกวนจากไฟฟ้าซึ่งไปขยายสัญญาณเกิดคุณสมบัติเกาส์เซียนขาว (White Gaussian Noise) ซึ่งสัญญาณรบกวนทั่วไปเรียกว่า สัญญาณรบกวนเกาส์เซียนขาวแบบบวก (Additive White Gaussian Noise: AWGN) เป็นตัวแปรสุ่มต่อเนื่องที่มีความหนาแน่นแถบความถี่แบบยูนิฟอร์ม (Uniform Spectrum Density) ที่มีค่าความถี่บวกและลบเท่ากัน โดยมีการกระจายของแอมพลิจูดลักษณะรูประฆังคว่ำ เรียกว่า การแจกแจงเกาส์เซียน (Gaussian Distribution) ดังแสดงในรูปที่ 2.5

$$\Phi(f) = \frac{1}{2} N_0 \tag{2.6}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



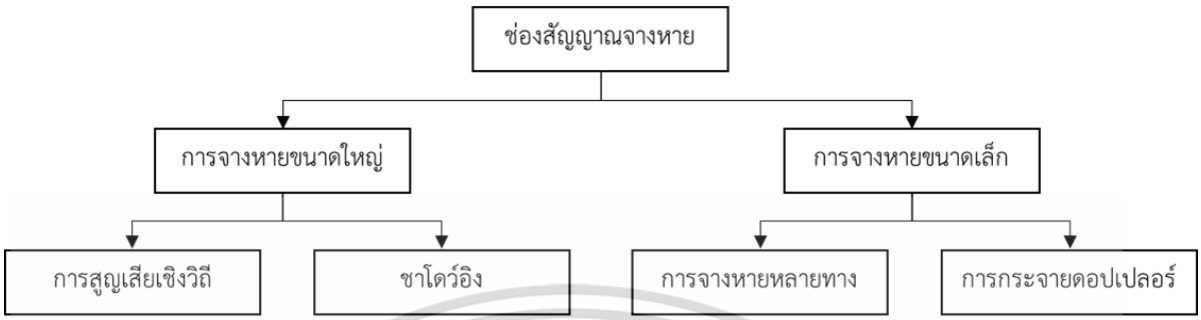
รูปที่ 2.5 สัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน

2.3 ช่องสัญญาณ

การรับส่งสัญญาณไร้สายโดยผ่านช่องสัญญาณที่มีการเปลี่ยนแปลงสภาพแวดล้อมของเส้นทางของสัญญาณจึงทำให้สัญญาณที่ภาครับเกิดการผันผวน เรียกว่าการจางหายของสัญญาณ (Fading) ลักษณะของช่องสัญญาณการจางหายสามารถแบ่งได้ 2 ประเภท คือ การจางหายขนาดเล็ก (Small-Scale Fading) และการจางหายขนาดใหญ่ (Large-Scale Fading) การจางหายขนาดใหญ่เกิดขึ้นเมื่อลูกข่ายเคลื่อนที่ผ่านระยะทางไกล เช่น ระยะทางระหว่างสถานีฐาน ทำให้เกิดการสูญเสียในเส้นทางของสัญญาณจากระยะทางและสิ่งกีดขวางขนาดใหญ่ เช่น ตึกอาคาร ต้นไม้ คือลักษณะกระบวนการจางหายแบบช้า โดยการสูญเสียในเส้นทางระหว่างภาคส่งและภาครับประจำที่ การจางหายขนาดใหญ่มีลักษณะเป็นการสูญเสียเชิงวิถี (Path Loss) และชาโดว์อิง (Shadowing) ในอีกทางหนึ่ง การจางหายขนาดเล็กคือการที่ระดับสัญญาณเปลี่ยนแปลงระดับสัญญาณอย่างรวดเร็ว เนื่องจากการรบกวนแบบเสริมกัน (Constructive Interference) และการรบกวนแบบหักล้างกัน (Destructive Interference) ของสัญญาณหลายทิศทางเมื่อภาครับเคลื่อนที่ในระยะสั้นๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ดังนั้นคุณลักษณะของช่องสัญญาณต่างๆ จึงมีผลต่อความแรงและคุณภาพของสัญญาณที่ได้รับ ดังแสดงในแผนผังรูปที่ 2.6



รูปที่ 2.6 แผนผังช่องสัญญาณจางหาย

2.3.1 การสูญเสียเชิงวิถี

แบบจำลองการแพร่กระจายสัญญาณในอากาศ (Free-Space Propagation) ถูกใช้เพื่อคาดการณ์ความแรงของสัญญาณที่ได้รับในสภาพแวดล้อมที่เป็นเส้นตรงตามแนวสายตา (Line Of Sight: LOS) โดยไม่มีสิ่งกีดขวางระหว่างภาคส่งและภาครับ ซึ่งเป็นลักษณะของการสื่อสารดาวเทียม สามารถแสดงกำลังของสัญญาณที่ได้รับได้ดังสมการ

$$P_r = P_t G_t G_r \left(\frac{\lambda}{4\pi d}\right)^2 \tag{2.7}$$

เมื่อกำหนดให้ P_r คือ กำลังของสัญญาณภาครับ หน่วยเป็น วัตต์

P_t คือ กำลังของสัญญาณภาคส่ง หน่วยเป็น วัตต์

G_t คือ อัตราขยายสายอากาศภาคส่ง

G_r คือ อัตราขยายสายอากาศภาครับ

λ คือ ความยาวคลื่น หน่วยเป็น เมตร

d คือ ระยะทางระหว่างสายอากาศภาครับและสายอากาศภาคส่ง หน่วยเป็น เมตร

จากสมการที่ (2.7) การสูญเสียเชิงวิถีในอากาศ (Free-Space Path Loss) $PL_F(d)$ แสดงได้ดังสมการ

$$PL_F(d)[dB] = 10log\left(\frac{P_t}{P_r}\right) = -10log\left(\frac{G_t G_r \lambda^2}{(4\pi d)^2}\right) \tag{2.8}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

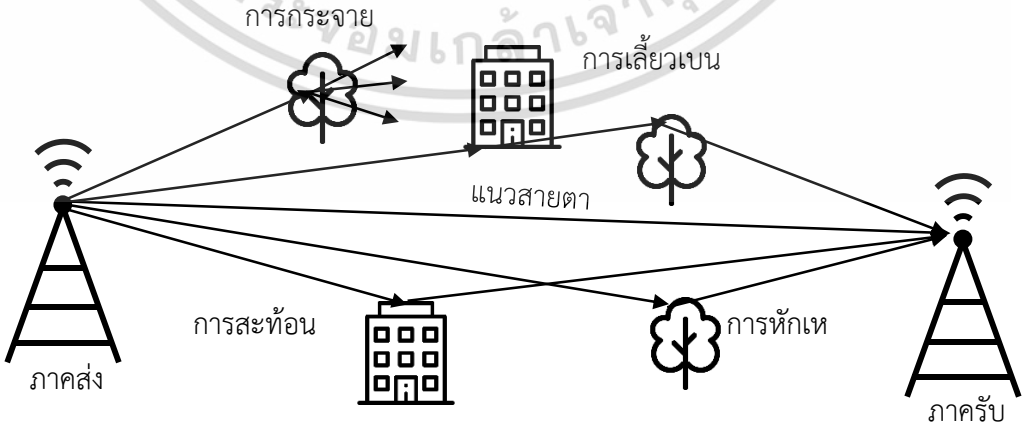
2.3.2 ชาโดว์อิง

เป็นการจางหายที่เกิดจากการเดินทางของสัญญาณจากภาคส่งมายังภาครับถูกสิ่งกีดขวางหรืออาคารสูงบัง ทำให้สัญญาณที่เดินทางมายังภาครับไม่เป็นสัญญาณเส้นตรงส่งผลให้ความแรงของของสัญญาณลดลง แต่เมื่อเส้นทางของสัญญาณได้ผ่านสิ่งกีดขวางไป ความแรงของสัญญาณก็กลับมาดีเท่าเดิม ดังนั้นความแรงของสัญญาณจึงมีการเปลี่ยนแปลงเสมอในลักษณะแบบสุ่ม และมีการแจกแจงล็อกปรกติ (Log-normal Distribution) เมื่อ $\mu_{\psi_{dB}}$ คือค่าเฉลี่ย (เดซิเบล) ψ_{dB} คือตัวแปรแบบสุ่มที่แจกแจงแบบเกาส์เซียน และ $\sigma_{\psi_{dB}}$ คือค่าความแปรปรวน ดังแสดงในสมการ

$$p(\psi) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\psi_{dB}}} \exp\left[-\frac{(\psi_{dB} - \mu_{\psi_{dB}})^2}{2\sigma^2_{\psi_{dB}}} \right], \quad \psi > 0 \tag{2.9}$$

2.3.3 การจางหายหลายทาง

การจางหายหลายทิศทางเป็นการจางหายขนาดเล็กเนื่องจากสัญญาณเกิดการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วทั้งแอมพลิจูดและเฟสในช่วงเวลาสั้นๆ โดยสัญญาณที่ถูกส่งไปยังภาครับแพร่กระจายทั้งแบบสัญญาณเส้นตรง (Direct Signal) หรือ เส้นแนวสายตา (Line-of-Sight : LOS) และสัญญาณทางอ้อม (Indirect Signal) หรือ เส้นไม่เป็นแนวสายตา (Non-Line-Of-Sight : NLOS) โดยสัญญาณเส้นตรงคือสัญญาณที่เดินทางเป็นแนวเส้นตรงจากภาคส่งมายังภาครับ และสัญญาณทางอ้อม คือสัญญาณซึ่งแพร่กระจายสัญญาณระหว่างภาคส่งและภาครับที่มีสิ่งกีดขวางเส้นทางของสัญญาณ เช่น ต้นไม้ อาคาร สิ่งก่อสร้างต่างๆ ทำให้สัญญาณเกิดการหักเห การสะท้อน รวมถึงการจางหาย ซึ่งเรียกผลกระทบที่เกิดขึ้นเหล่านี้ว่า การจางหายหลายทาง (Multipath Fading) ดังแสดงในรูปที่ 2.7



รูปที่ 2.7 การจางหายหลายทาง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3.4 การกระจายดอปเปลอร์

การกระจายดอปเปลอร์ (Doppler Effect) คือ ปรากฏการณ์ที่เกิดขึ้นเมื่อภาครับมีการเคลื่อนที่ส่งผลให้สัญญาณมีการเปลี่ยนแปลงความถี่ของสัญญาณต่างจากสัญญาณเดิม เช่น เมื่อภาครับเคลื่อนที่เข้าหาภาคส่ง ความถี่ของสัญญาณที่ได้รับเพิ่มขึ้นกว่าเดิมแต่เมื่อเคลื่อนที่ออกจากกันความถี่ของสัญญาณที่ได้รับลดลงกว่าเดิม [5] ดังนั้นความถี่ f_r ของสัญญาณที่ได้รับ แสดงดังสมการ

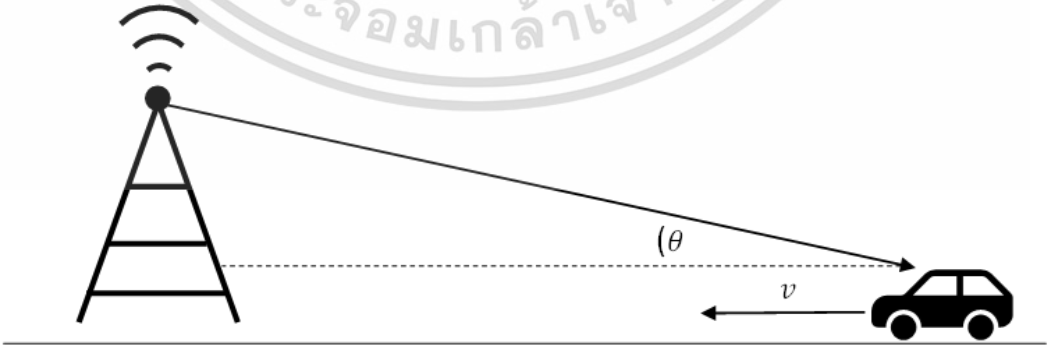
$$f_r = f_c - f_d \tag{2.10}$$

โดยที่ f_c คือ ความถี่ของคลื่นพาห์ และ f_d คือความถี่ดอปเปลอร์ ซึ่งความถี่ดอปเปลอร์แสดงได้ดังสมการ

$$f_d = \frac{1}{2\pi}\frac{\Delta\phi}{\Delta t} \tag{2.11}$$

$$f_d = \frac{v}{\lambda}cos\theta \tag{2.12}$$

จากสมการที่ (2.11) เมื่อ Δt คือช่วงเวลาในการเคลื่อนที่ของภาครับ ซึ่งมีระยะทาง $\Delta d = v\Delta t\cos\theta$ ซึ่งความแตกต่างของ $\Delta\phi = 2\pi v\Delta t\cos\theta_n / \lambda$ ทำให้เฟสมีการเปลี่ยนแปลง และจากสมการที่ (2.12) v แทนความเร็วของการเคลื่อนที่ λ แทนความยาวคลื่นของคลื่นพาห์ และ θ แทนมุมระหว่างสัญญาณจากภาคส่งและทิศทางการเคลื่อนที่ของภาครับ ดังแสดงในรูปที่ 2.8 และ $vcos\theta$ แทนองค์ประกอบความเร็วของภาครับในทิศทางของภาคส่ง



รูปที่ 2.8 ความสัมพันธ์ของทิศทางความเร็วและทิศทางของสัญญาณ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3.5 แบบจำลองช่องสัญญาณ

ในระบบเชิงเส้น เมื่อสัญญาณขาเข้าผ่านช่องสัญญาณ แทนด้วยผลตอบสนองอิมพัลส์ (Impulse Response) ที่มีการเปลี่ยนแปลงตามเวลา ทำให้สัญญาณขาออกเกิดการเปลี่ยนแปลงตั้งแต่ช่วงเวลา $t=0$ แสดงความสัมพันธ์ในรูปของสมการ ปริพันธ์คอนโวลูชัน (Convolution Integral) ในแกนเวลาได้ดังสมการ (2.13) และเมื่อแปลงสัญญาณด้วยการแปลงการวิเคราะห์ฟูเรียร์ (Fourier Transform) สัญญาณในแกนความถี่ได้ดังสมการ (2.14)

$$y(t)=\int_{0}^{\infty}x(\tau)\cdot h(t-\tau)\,\mathrm{d}\tau \tag{2.13}$$

เมื่อกำหนดให้ $x(t)$ คือ สัญญาณขาเข้าของระบบ

$y(t)$ คือ สัญญาณขาออกของระบบ

$h(t)$ คือ ผลตอบสนองอิมพัลส์ช่องสัญญาณ (Channel Impulse Response)

t คือ เวลา

$$Y(\omega)=X(\omega)H(\omega) \tag{2.14}$$

เมื่อกำหนดให้ $Y(\omega)$ คือ สัญญาณขาออกของระบบ

$X(\omega)$ คือ สัญญาณขาเข้าของระบบ

ω คือ ความถี่เชิงมุม เมื่อ $\omega=2\pi f$ ให้ f คือ ความถี่

$H(\omega)$ คือ ผลตอบสนองความถี่ช่องสัญญาณ (Channel Frequency Response) โดยสามารถเขียนในรูปเชิงซ้อน ได้ดังสมการ (2.15) และผลตอบสนองมุมเฟสได้ดังสมการ (2.16)

$$H(\omega)=\left|H(\omega)\right|e^{j(\omega)} \tag{2.15}$$

เมื่อกำหนดให้ $|\,|$ คือ ค่าสัมบูรณ์

ω คือ จำนวนเชิงซ้อน

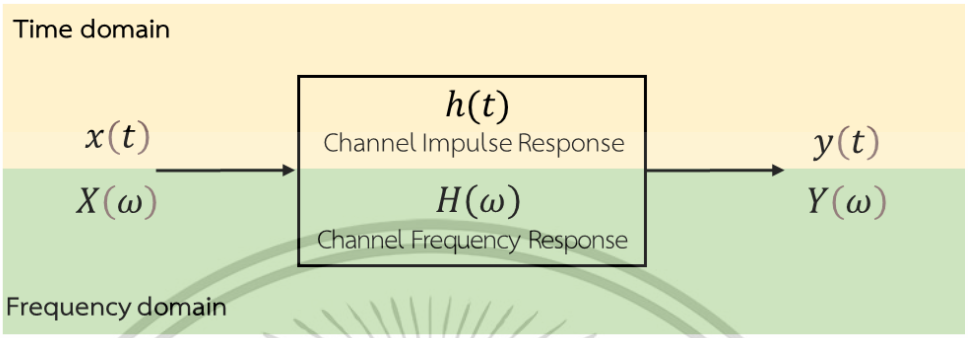
$\left|H(\omega)\right|$ คือ แอมพลิจูดของจำนวนเชิงซ้อน

$$\theta(\omega)=\tan^{-1}\frac{\mathrm{Im}\,H(\omega)}{\mathrm{Re}\,H(\omega)} \tag{2.16}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อกำหนดให้ θ คือ เฟสของผลตอบสนอง

$\mathbf{Im}$ คือจำนวนเชิงซ้อน และ $\mathbf{Re}$ คือจำนวนจริง



รูปที่ 2.9 ผลตอบสนองช่องสัญญาณ

ช่องสัญญาณที่มีการจางหายหลายทาง ทำให้สัญญาณแต่ละเส้นทางเกิดการหน่วงเวลาที่ต่างกัน τ_p ซึ่งมีการเปลี่ยนแปลงของเฟส θ_p แบบสุ่มอยู่ระหว่างช่วง $[0, 2\pi]$ โดยสัญญาณแต่ละเส้นทางมีการแจกแจงแบบเรย์ลี (Rayleigh Distribution) คือ ระดับสัญญาณจะลดลงอย่างคงที่ ผลตอบสนองช่องสัญญาณ (Channel Response) $h_k(p)$ ที่มีการเปลี่ยนแปลงตามเวลา แสดงได้ดังสมการ

$$h_k(p) = \sum_{p=1}^{P} \rho_p e^{j\theta_p} \delta\left(k - \tau_p\right) \tag{2.17}$$

เมื่อกำหนดให้ p คือ จำนวนเส้นทางของสัญญาณ

τ_p คือ ค่าหน่วงเวลาของเส้นทาง p

θ_p คือ ค่าเฟสของเส้นทาง p

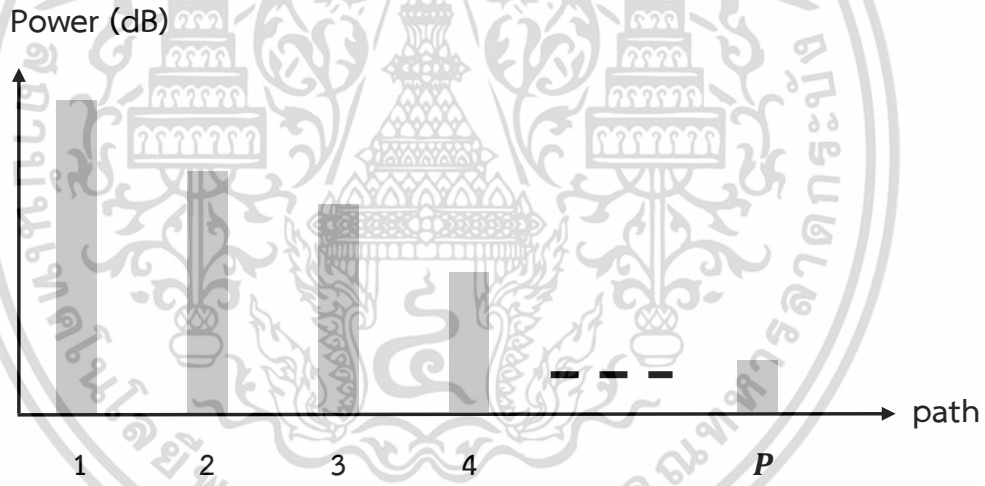
ρ_p คือ ค่ากำลังของเส้นทาง p

ผลตอบสนองช่องสัญญาณดังกล่าว เมื่อเปลี่ยนให้อยู่ในรูปแกนความถี่ด้วยวิธีการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว จะได้ผลตอบสนองความถี่ช่องสัญญาณ $H_n(p)$ ดังแสดงในสมการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$
\begin{aligned}
H_n(p) &= \sum_{k=0}^{N-1} h_k(p) e^{-\frac{j2\pi nk}{N}} \\
&= \sum_{k=0}^{N-1}\sum_{p=1}^{P} \rho_p e^{j\theta_p} \delta(k-\tau_p) e^{-\frac{j2\pi nk}{N}} \\
&= \sum_{p=1}^{P} \rho_p e^{j\theta_p} \sum_{k=0}^{N-1} \delta(k-\tau_p) e^{-\frac{j2\pi nk}{N}} \\
&= \sum_{p=1}^{P} \rho_p e^{j\theta_p} e^{-\frac{j2\pi n(k-\tau_p)}{N}}
\end{aligned}
\qquad (2.18)
$$

สมการที่ (2.18) คือแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของผลรวมกำลังงานสัญญาณในช่วงเวลาต่างๆ ซึ่งสามารถแสดงในรูปของดีเลย์โปรไฟล์ (Delay Profile) ของช่องสัญญาณ ดังแสดงในรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.10 ดีเลย์โปรไฟล์

โดยทั่วไปแล้วสภาพแวดล้อมของการแพร่กระจายสัญญาณมีทั้งสัญญาณเส้นแนวสายตา (Line-of-Sight : LOS) และสัญญาณเส้นไม่เป็นแนวสายตา (Non-Line-Of-Sight : NLOS) อย่างที่อธิบายไปในหัวข้อก่อนหน้า ดังนั้น ฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น หรือ ลักษณะทางสถิติของช่องสัญญาณจางหายหลายทางที่มีสัญญาณเส้นแนวสายตา (Line-of-Sight : LOS) เป็นแบบจำลองลักษณะช่องสัญญาณกระจายแบบไรเชียน (Rician) และช่องสัญญาณที่มีเฉพาะสัญญาณเส้นไม่เป็นแนวสายตา (Non-Line-Of-Sight : NLOS) เป็นแบบจำลองลักษณะช่องสัญญาณกระจายแบบเรย์ลี (Rayleigh)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ดังนั้น เมื่อพิจารณาสัญญาณที่ได้รับในสภาพแวดล้อมการแพร่สัญญาณของระบบการสื่อสารไร้สายด้วยผลรวมของสัญญาณที่ได้รับจากจำนวนการกระจายที่ไม่จำกัดซึ่งแสดงได้ในรูปของตัวแปรสุ่มแบบเกาส์เซียน (Gaussian Random Variable) ให้ X คือ แอมพลิจูดของตัวแปรสุ่มแบบเรย์ลี (Rayleigh) แสดงได้ดังฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น (Probability Density Function: PDF)

$$f(x) = \frac{x}{\sigma^2} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \tag{2.19}$$

เมื่อกำหนดให้ $2\sigma^2 = E\{X^2\}$ และถ้าให้ X คือตัวแปรสุ่มแบบไรเซียน (Rician) สามารถแสดงได้ดังฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น (PDF) ได้ดังสมการ

$$f(x) = \frac{x}{\sigma^2} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} I_0\left(\frac{xc}{\sigma^2}\right) \tag{2.20}$$

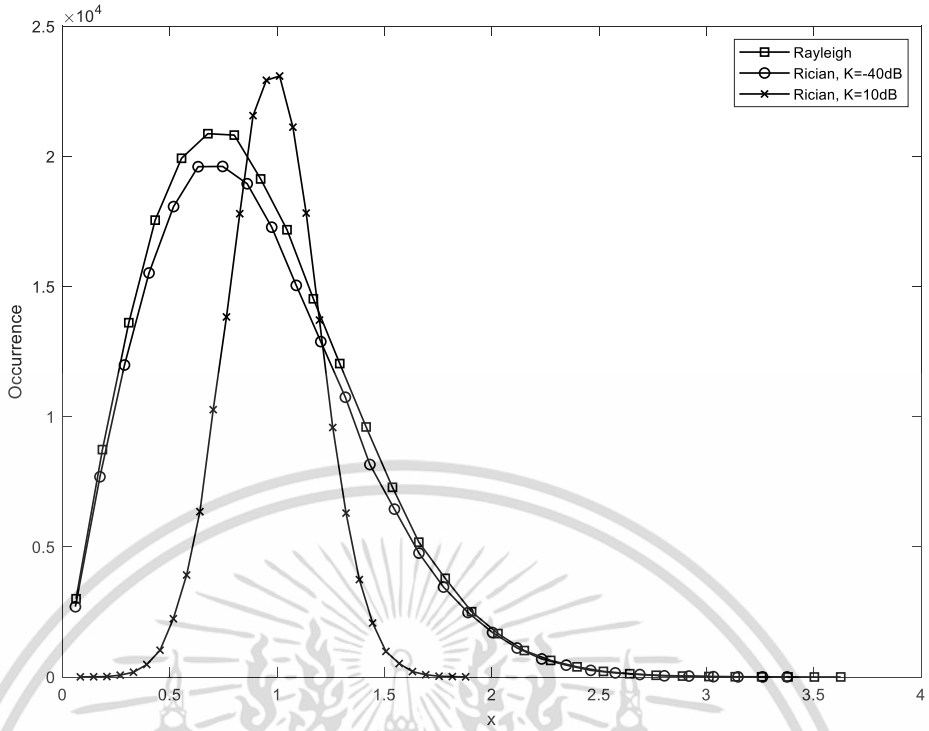
เมื่อกำหนดให้ I_0 คือ ฟังก์ชันเบสเซลอันดับศูนย์ (Zeroth-Order Bessel Function) จากสมการข้างต้นสามารถเขียนในรูปของดัชนี K ไรเซียน (Rician K-factor) ดังสมการ

$$K = \frac{c^2}{\sigma^2} \tag{2.21}$$

เมื่อกำหนดให้ c^2 คือ กำลังส่วนประกอบพิเศษ (the specular component power) และ $2\sigma^2$ คือ กำลังส่วนประกอบกระจาย (scattering component power)

จากสมการที่ (2.21) ถ้าช่องสัญญาณมีส่วนประกอบของสัญญาณเส้นแนวสายตา (Line-of-Sight : LOS) คือ $K = 0$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.11 ฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นของไรเชียนและเรย์ลี

2.4 การประมาณค่าช่องสัญญาณ

เมื่อสัญญาณมาถึงภาครับที่ผ่านปรากฏการณ์ที่มีผลกระทบต่อสัญญาณ ทำให้สัญญาณที่ได้รับผิดเพี้ยนไปจากสัญญาณที่ส่ง ดังนั้นจึงต้องมีการคำนวณค่าช่องสัญญาณที่ใกล้เคียงช่องสัญญาณจริงมากที่สุดเพื่อใช้ในการกู้คืนสัญญาณที่ได้รับให้ใกล้เคียงสัญญาณที่ส่งมามากที่สุด โดยวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณ คือ การส่งสัญลักษณ์ข้อมูลที่ทราบทั้งภาครับและภาคส่ง หรือ เรียกว่า สัญลักษณ์นำร่อง (Pilot Symbol) ซึ่งใช้เทคนิคการประมาณค่าระหว่างช่วง (Interpolation) เพื่อประมาณค่าผลตอบสนองช่องสัญญาณ การเลือกเทคนิคการประมาณค่าช่องสัญญาณสำหรับระบบการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากนั้น ต้องคำนึงถึงแง่มุมต่างๆ ของการใช้งาน รวมถึงประสิทธิภาพ และความซับซ้อนในการคำนวณด้วย [4] D.Swamy, “Wireless Communication Systems: From RF Subsystems to 4G Enabling Technologies,” Cambridge University Press, 2010

การประมาณค่าช่องสัญญาณนั้น สามารถทำได้ทั้งในแกนเวลาและแกนความถี่ โดยการประมาณค่าช่องสัญญาณในแกนเวลาจะคำนวณด้วยผลตอบสนองอิมพัลส์ของช่องสัญญาณ (Channel Impulse Response: CIR) ที่มีประสิทธิภาพสูงและมีความซับซ้อนมาก ส่วนการประมาณค่าช่องสัญญาณในแกนความถี่นั้นมักจะเกี่ยวกับการวิเคราะห์คุณลักษณะของสัญญาณในแต่ละความถี่ด้วยผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณ (Channel Frequency Response: CFR) ซึ่งถูกประมาณ

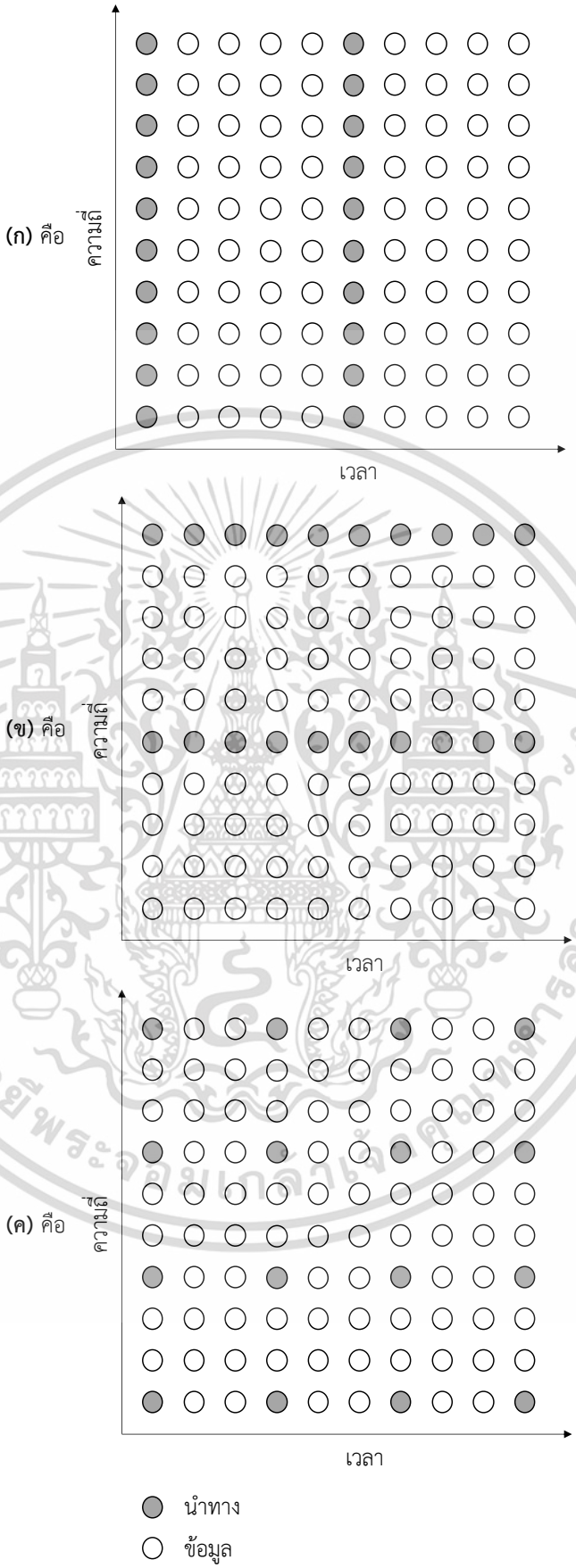
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค่าสัญลักษณ์นำร่องและที่สัญลักษณ์ข้อมูลจะถูกประมาณค่าในช่วง (Interpolation) วิธีที่ใช้ในการประมาณค่าช่องสัญญาณในแกนความถี่ เช่น กำลังสองน้อยที่สุด (Least-Square : LS), ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยต่ำสุดแบบเชิงเส้น (The Linear Minimum Mean Square Error: LMMSE) ซึ่งสามารถทำได้โดยใช้เทคนิคการแปลงฟูเรียร์ (Fourier Transform) ซึ่งช่วยแยกสัญญาณออกเป็นความถี่ที่ต่างกันได้ การประมาณค่าช่องสัญญาณในแกนความถี่มักจะใช้สำหรับการวิเคราะห์สัญญาณที่มีคุณสมบัติซ้ำกันเป็นระยะห่างเท่า ๆ กันในแต่ละช่วงเวลา เช่น สัญญาณที่ซ้ำตัวในแต่ละวันหรือสัญญาณที่เกิดขึ้นเป็นจังหวะ (Periodic Signal) เป็นต้น

2.4.1 โครงสร้างสัญลักษณ์นำร่อง

โครงสร้างของสัญลักษณ์นำร่องสามารถแบ่งออกเป็น 3 ประเภท ได้แก่ โครงสร้างแบบบล็อก (Block) ดังรูปที่ 2.12 (ก) ซึ่งจะส่งการนำร่องในทุกคลื่นพาห์ย่อยใน 1 สัญลักษณ์การมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากเป็นบางช่วงเวลา ซึ่งต้องใช้เทคนิกการประมาณค่าในช่วงของแกนเวลาสำหรับการประมาณค่าช่องสัญญาณ เหมาะสำหรับช่องสัญญาณเลือกความถี่แต่สำหรับช่องสัญญาณจางหายอย่างรวดเร็วอาจจะมากเกินความจำเป็น โครงสร้างแบบคอมบ์ (Comb) ดังรูปที่ 2.12 (ข) ค่านำร่องจะถูกใส่ไปในคลื่นพาห์บางคลื่นพาห์ของสัญลักษณ์การมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากทุกสัญลักษณ์ในทุกช่วงเวลา ซึ่งต้องใช้เทคนิคการประมาณค่าในช่วงของแกนความถี่สำหรับการประมาณค่าช่องสัญญาณเหมาะสำหรับช่องสัญญาณจางหายอย่างรวดเร็ว และโครงสร้างแบบกระจาย (Scattered) ดังรูปที่ 2.12 (ค) ซึ่งค่านำร่องถูกจัดแบบกระจายในแกนความถี่และแกนเวลา โดยค่านำร่องจะถูกใส่ไปในคลื่นพาห์บางคลื่นพาห์ของสัญลักษณ์การมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากและในบางเวลา ซึ่งจะช่วยเพิ่มคลื่นพาห์ในการส่งข้อมูล ทำให้ส่งข้อมูลได้มากขึ้น มีประสิทธิภาพและได้ความเร็วที่สูงขึ้นได้ แต่ต้องมีการคำนวณที่ซับซ้อนในการประมาณค่าช่องสัญญาณ เนื่องจากต้องประมาณค่าในช่วงทั้งในแกนความถี่และแกนเวลา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.12 การจัดเรียงสัญลักษณ์นำร่อง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.4.2 การประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด

เมื่อส่งสัญลักษณ์นำร่องมายังภาครับซึ่งเป็นค่าที่ทราบทั้งภาครับและภาคส่ง ดังนั้นจึงสามารถคำนวณหาการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณที่เกิดขึ้นภายในช่องสัญญาณได้ โดยมีเทคนิคการประมาณค่าในช่วงหลายวิธี เช่น กำลังสองน้อยที่สุด (Least-Square : LS) และ ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยต่ำสุด (Minimum-Mean-Square-Error: MMSE) ที่นิยมใช้งาน

เมื่อกำหนดให้สัญลักษณ์นำร่อง จำนวน N คลื่นพาห์ย่อย ในรูปของเมกตริกแสดงได้ดังนี้

$$\mathbf{X}=\begin{bmatrix} X[0] & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & X[1] & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & X[N\text{-}1] \end{bmatrix} \tag{2.22}$$

โดย $X[k]$ แทนการนำร่องที่ k th คลื่นพาห์ย่อย เมื่อ $E\{X[k]\}=0$ และ $Var\{X[k]\}=\sigma_x^2$, $k=0,1,2,\ldots,N-1$ ซึ่ง $\mathbf{X}$ คือเมกตริกทแยงมุมเพราะทุกคลื่นพาห์ย่อยมีคุณสมบัติตั้งฉากกัน และช่องสัญญาณ คือ $H[k]$ สำหรับทุกคลื่นพาห์ย่อย k และสัญญาณที่ได้รับ $Y[k]$ แทนด้วยสมการนี้

$$\begin{aligned}\mathbf{Y} \triangleq \begin{bmatrix} Y[0] \\ Y[1] \\ \vdots \\ Y[N-1] \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} X[0] & 0 & \ldots & 0 \\ 0 & X[1] & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 \\ 0 & \ldots & 0 & X[N-1] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H[0] \\ H[1] \\ \vdots \\ H[N-1] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} Z[0] \\ Z[1] \\ \vdots \\ Z[N-1] \end{bmatrix} \\ &= \mathbf{XH}+\mathbf{Z}\end{aligned} \tag{2.23}$$

ให้ $\mathbf{H}$ คือ เวกเตอร์ช่องสัญญาณ ซึ่ง $\mathbf{H}=\left[H[0],H[1],\ldots,H[N-1]\right]^T$

$\mathbf{Z}$ คือ เวกเตอร์สัญญาณรบกวน ซึ่ง $\mathbf{Z}=\left[Z[0],Z[1],\ldots,Z[N-1]\right]^T$ เมื่อ $E\{Z[k]\}=0$ และ $Var\{Z[k]\}=\sigma_x^2$, $k=0,1,2,\ldots,N-1$

วิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณแบบกำลังสองน้อยที่สุด (LS) คำนวณหาช่องสัญญาณที่ถูกประมาณค่า $\hat{\mathbf{H}}$ จากช่องสัญญาณ $\mathbf{H}$ ซึ่งคำนวณตามฟังก์ชันสูญเสีย (Cost Function) ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\begin{aligned} J\left(\hat{\mathbf{H}}\right) &= \left\|\mathbf{Y}-\mathbf{X}\hat{\mathbf{H}}\right\|^2 \\ &= \left(\mathbf{Y}-\mathbf{X}\hat{\mathbf{H}}\right)^H\left(\mathbf{Y}-\mathbf{X}\hat{\mathbf{H}}\right) \\ &= \mathbf{Y}^H\mathbf{Y}-\mathbf{Y}^H\mathbf{X}\hat{\mathbf{H}}-\hat{\mathbf{H}}^H\mathbf{X}^H\mathbf{Y}+\hat{\mathbf{H}}^H\mathbf{X}^H\mathbf{X}\hat{\mathbf{H}} \end{aligned} \tag{2.24}$$

โดยการตั้งค่าอนุพันธ์ของฟังก์ชันที่เกี่ยวกับ $\hat{\mathbf{H}}$ เข้าใกล้ศูนย์

$$\frac{\partial J\left(\hat{\mathbf{H}}\right)}{\partial\hat{\mathbf{H}}} = -2\left(\mathbf{X}^H\mathbf{Y}\right)^* + 2\left(\mathbf{X}^H\mathbf{X}\hat{\mathbf{H}}\right)^* = 0 \tag{2.25}$$

และ $\mathbf{X}^H\boldsymbol{X}\hat{\mathbf{H}} = \mathbf{X}^H\mathbf{Y}$ ซึ่งคำนวณสมการเพื่อประมาณค่าช่องสัญญาณได้ดังนี้

$$\hat{\mathbf{H}}_{LS} = \left(\mathbf{X}^H\mathbf{X}\right)^{-1}\mathbf{X}^H\mathbf{Y} = \mathbf{X}^{-1}\mathbf{Y} \tag{2.26}$$

กำหนดให้แต่ละส่วนประกอบของค่าประมาณช่องสัญญาณ $\hat{\mathbf{H}}_{LS}$ โดย $\hat{H}_{LS}\left[k\right], k = 0,1,2,\ldots,N-1$ เนื่องจาก $\mathbf{X}$ ถูกสันนิษฐานว่าเป็นเส้นทแยงมุมเนื่องจากไม่มีเงื่อนไข ICI จึงสามารถเขียนประมาณการช่องสัญญาณ $\hat{\mathbf{H}}_{LS}$ สำหรับแต่ละคลื่นพาห์ย่อยได้ดังนี้

$$\hat{H}_{LS}\left[k\right] = \frac{Y\left[k\right]}{X\left[k\right]} \tag{2.27}$$

การกู้คืนสัญญาณสามารถคำนวณได้จากการปรับสัญญาณให้เท่ากัน (Equalization) โดยวิธีการ Zero-Forcing (ZF) สัญญาณที่ถูกชดเชยจากผลกระทบของช่องสัญญาณ $\hat{X}$ ดังแสดงในสมการนี้

$$\hat{\mathbf{X}} = \hat{\mathbf{H}}^{-1}\mathbf{Y} = \hat{\mathbf{H}}^{-1}(\mathbf{XH}+\mathbf{Z}) \tag{2.28}$$

$$\hat{\mathbf{X}} = \mathbf{X}+\hat{\mathbf{H}}^{-1}\mathbf{Z} \tag{2.29}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5 ลำดับ Zadoff–Chu

ลำดับ Zadoff–Chu เป็นชุดตัวเลขจำนวนเชิงซ้อนแบบหลายเฟสที่มีฟังก์ชันของการกระจาย โดยฟังก์ชันของการกระจายตัวที่กระจัดกระจายแบบไม่สม่ำเสมอกันนั้นจะมีลักษณะเป็น ศูนย์สำหรับสัญญาณล้าหลัง นอกจากการล้าหลังของค่าศูนย์ ฟังก์ชันที่มีคุณสมบัตินี้จะถูกเรียกว่า ลำดับที่สมบูรณ์ (Perfect Sequences) ในที่นี้ลำดับที่สมบูรณ์เกิดขึ้นเช่นเดียวกับลำดับที่มีการกระจัดกระจายแบบไม่สม่ำเสมอ (Periodic Sequences) และเป็นไปไม่ได้ที่จะสร้างความยาวที่ แน่นอนของลำดับที่มีการกระจัดกระจายแบบสม่ำเสมอ (Aperiodic Sequences) ส่วนลำดับที่ สมบูรณ์อื่นๆ ถูกรู้จักในนาม Frank Sequences และ Gcl Sequences

อย่างไรก็ตามลำดับเหล่านี้ถูกสร้างขึ้นจากหนึ่งหรือหลายราก ลำดับ Zadoff-Chu ใช้ในมาตรฐานโทรศัพท์เคลื่อนที่สำหรับ 3GPP Long Term Evolution (LTE) คุณสมบัติความสัมพันธ์อัตโนมัติ (Autocorrelation) จะประเมินประสิทธิภาพของลำดับ Zadoff-Chu นอกจากนี้ในระบบจริง คุณสมบัติการกระจัดกระจายแบบสม่ำเสมอไม่สามารถวิเคราะห์และพิสูจน์ได้นอกจากทำการจำลองเท่านั้น

ลำดับ Zadoff–Chu สามารถเกิดขึ้นในขอบเขตใดๆ แต่ไม่สามารถนิยามหรือกำหนดโดยสูตรที่ แตกต่างในความยาวที่เป็นคู่ (Even Length) หรือความยาวที่เป็นคี่ (Odd Length) ในโปรแกรม MATLAB ลำดับ Zadoff–Chu สามารถเขียนได้ดังสมการต่อไปนี้

$$u_{(R,k)} = \begin{cases} e^{\frac{-j2\pi Rk\left(1+\frac{k+1}{2}\right)}{K}}, & for\ K\ is\ odd \\ e^{\frac{-j2\pi Rk\left(1+\frac{k}{2}\right)}{K}}, & for\ K\ is\ even \end{cases} \qquad (2.30)$$

เมื่อ $k = 0,1,...,K-1$ เป็นจำนวนเต็มบวกใดๆ ที่มีนัยสำคัญมากกว่า 1 และ R คือจำนวนใดๆ ที่เป็นจำนวนเฉพาะของ K

2.6 การเรียนรู้เชิงลึก

การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เป็นส่วนหนึ่งของ การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เพื่อให้เข้าใจการเรียนรู้เชิงลึก จำเป็นจะต้องเข้าใจพื้นฐานของการเรียนรู้ของเครื่องเป็นอันดับแรก อัลกอริทึมของการเรียนรู้ของเครื่องคืออัลกอริทึมการเรียนรู้ที่สามารถเรียนรู้จากข้อมูลได้ Mitchell (1997) ให้คำนิยามว่า “โปรแกรมคอมพิวเตอร์เรียนรู้จากประสบการณ์ E เกี่ยวกับงาน T

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และมีการวัดประสิทธิภาพ P โดยประสิทธิภาพของงาน T ที่ถูกวัดด้วย P ปรับปรุงด้วยประสบการณ์ E” [6]

1) งาน, T : โครงข่ายถูกนำไปใช้กับงานประเภทต่างๆ เช่น การจำแนกข้อมูล การทำนายข้อมูลในอนาคต การแปล การตรวจจับความผิดปรกติ การเติมคำที่ขาดหายไป การประมาณค่าความหนาแน่น เป็นต้น

2) การวัดประสิทธิภาพ, P : การประเมินความสามารถของอัลกอริทึมการเรียนรู้ สำหรับงานประเภทการจำแนกข้อมูลจะวัดจากความแม่นยำของแบบจำลอง โดยการวัด อัตราการผิดพลาด

3) ประสบการณ์, E : ถูกแบ่งออกเป็นการเรียนรู้ภายใต้การดูแล การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ดูแล และการเรียนรู้แบบเสริมแรง

2.6.1 การเรียนรู้ภายใต้การดูแล

ในการเรียนรู้ภายใต้การดูแลเป็นประเภทการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้บ่อยที่สุด และเกี่ยวข้องกับการฝึกฝนแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลที่มีป้ายกำกับ ในการเรียนรู้ภายใต้การดูแลอัลกอริทึมจะเรียนรู้ที่จะเชื่อมโยงข้อมูลขาเข้ากับป้ายกำกับข้อมูลขาออกโดยการค้นหารูปแบบและความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลขาเข้าและข้อมูลขาออก การเรียนรู้ประเภทนี้เรียกว่าการกำกับดูแลเนื่องจากเครื่องถูกควบคุมหรือชี้นำโดยข้อมูลที่มีป้ายกำกับ การเรียนรู้ประเภทนี้ นิยมใช้กับการจำแนกประเภท (Classification) และ การถดถอย (Regression)

2.6.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ดูแล

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ดูแลเกี่ยวข้องกับการฝึกแบบจำลองเกี่ยวกับข้อมูลที่ไม่มีป้ายกำกับ และค้นหารูปแบบและความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ในข้อมูล การเรียนรู้ประเภทนี้จะใช้เมื่อข้อมูลที่ป้อนไม่มีป้ายกำกับหรือเมื่อเราต้องการค้นหารูปแบบที่ไม่รู้จักในข้อมูล ประเภทของการเรียนรู้ของเครื่องนี้มักใช้สำหรับงานคลัสเตอร์ (Clustering) และ การลดขนาด (Dimensionality Reduction)

2.6.3 การเรียนรู้แบบเสริมแรง

การเรียนรู้แบบเสริมแรงคือการเรียนรู้ของเครื่องประเภทหนึ่งที่เกี่ยวข้องกับการฝึกฝนแบบจำลองเพื่อทำการตัดสินใจตามข้อเสนอแนะที่ได้รับจากสภาพแวดล้อม ในการเรียนรู้แบบเสริมแรง เครื่องจักรจะเรียนรู้โดยการโต้ตอบกับสภาพแวดล้อมและจะได้รับข้อเสนอแนะในรูปแบบของรางวัลหรือการลงโทษ อัลกอริทึมจึงเรียนรู้ที่จะตัดสินใจที่จะได้รางวัลมากขึ้นเรื่อยๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.7 โครงข่ายประสาท

เพื่อเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพของการทำงานของโครงข่ายสำหรับข้อมูลที่มีความซับซ้อนมากขึ้นและข้อมูลที่มีจำนวนมากขึ้นจึงพัฒนาเป็นการเรียนรู้เชิงลึก โดยการเรียนรู้เชิงลึกเป็นการใช้โครงข่ายประสาทเพื่อเรียนรู้และคาดการณ์จากข้อมูล ซึ่งเลียนแบบการทำงานมาจากโครงข่ายประสาทของมนุษย์ โดยคำว่า ลึก (Deep) หมายถึงโครงข่ายที่มีจำนวนหลายชั้น (Layers) ทำให้สามารถเรียนรู้ข้อมูลที่มากความซับซ้อนและเป็นลำดับชั้นได้ การนำการเรียนรู้เชิงลึกมาใช้งานได้ปฏิวัติวงการต่างๆ มากมาย เช่น คอมพิวเตอร์วิทัศน์ การประมวลผลภาษาธรรมชาติ การรู้จำเสียงและวิทยาการหุ่นยนต์ นอกจากนี้ ยังนำไปใช้กับงานที่หลากหลาย เช่น การจำแนกภาพ การตรวจจับวัตถุ การรู้จำคำพูด และการแปลภาษา การเรียนรู้เชิงลึกให้ผลลัพธ์ที่น่าประทับใจในปัญหาที่ท้าทายมากมาย และมีศักยภาพในการเปลี่ยนแปลงอุตสาหกรรมต่างๆ ตั้งแต่การดูแลสุขภาพ การเงิน ไปจนถึงการขนส่ง อย่างไรก็ตาม โมเดลการเรียนรู้เชิงลึกมักจะซับซ้อนและเน้นการคำนวณ ซึ่งต้องการข้อมูลและทรัพยากรการคำนวณจำนวนมากเพื่อฝึกฝนและทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ

แนวคิดหลักของการเรียนรู้เชิงลึกคือการเรียนรู้คุณสมบัติจากข้อมูลโดยตรงแทนที่จะอาศัยคุณสมบัติที่สร้างขึ้นโดยมนุษย์ ซึ่งทำได้โดยการใช้โครงข่ายประสาทที่ประกอบด้วยหลายชั้น โดยแต่ละชั้นจะเรียนรู้รายละเอียดต่างๆ จากข้อมูลในระดับที่แตกต่างกัน ชั้นล่างเรียนรู้รูปแบบทั่วไปที่เรียบง่าย ในขณะที่ชั้นที่สูงขึ้นเรียนรู้รูปแบบที่ซับซ้อนมากขึ้น ซึ่งการเลียนแบบการทำงานมาจากโครงข่ายประสาทของมนุษย์ในกระบวนการฝึกฝนสำหรับโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกจะใช้ชุดข้อมูลขนาดใหญ่เพื่อปรับน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนซ้ำๆ ของโครงข่ายประสาทเพื่อลดข้อผิดพลาดระหว่างผลลัพธ์ที่คาดการณ์และผลลัพธ์จริง โดยทั่วไปจะทำโดยใช้ตัวแปรของการไล่ระดับสีแบบสุ่ม เช่น Adam หรือ RMSprop-โดยหนึ่งในการใช้งานของการเรียนรู้เชิงลึกที่เป็นที่นิยมมากที่สุดคือการจำแนก โดยโครงข่ายประสาทที่ใช้ คือ โครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ (Convolutional Neural Networks: CNNs)

2.7.1 ส่วนประกอบของโครงข่ายประสาท

โครงข่ายประสาทถูกจำลองมาจากโครงข่ายประสาทของมนุษย์ ประกอบไปด้วยเซลล์ประสาท (Neuron) หรือ หน่วย (Unit) จำนวนมาก ซึ่งแต่ละเซลล์ประสาทมีองค์ประกอบดังนี้

1) ข้อมูลขาเข้า (Input): x ข้อมูลที่ป้อนเข้าเซลล์ประสาทเพื่อให้โครงข่ายเรียนรู้

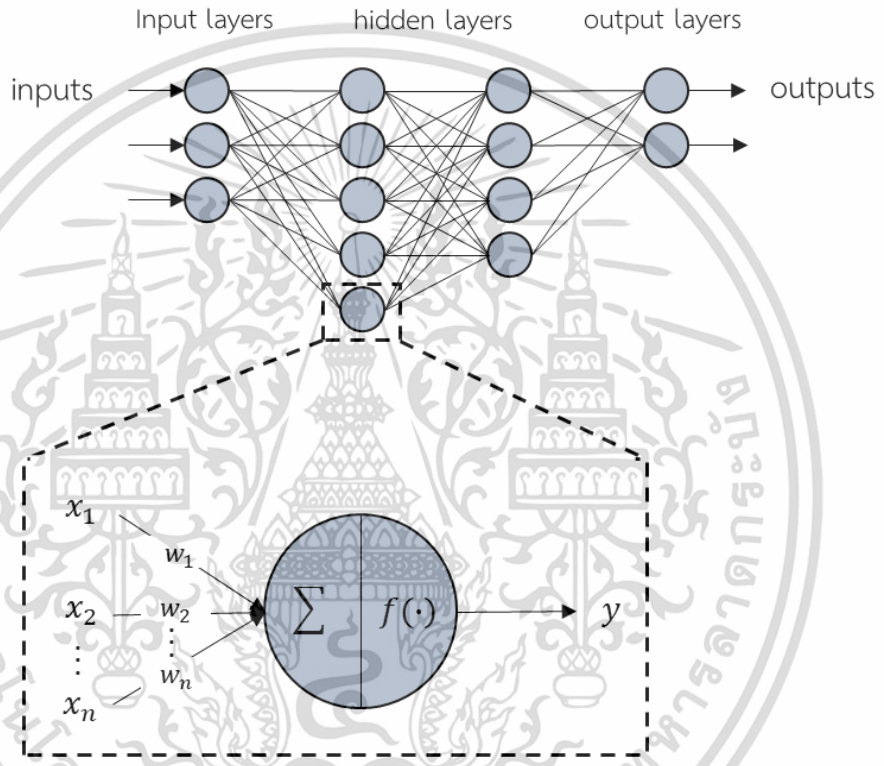
2) ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight): w สำหรับกำหนดผลต่อการทำนายของแต่ละลักษณะเฉพาะโดยได้จากการเรียนรู้ของโครงข่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3) ฟังก์ชันผลรวม (Summation Function) เป็นผลรวมของข้อมูลขาเข้า ค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าเบี่ยงเบน (Bias)

4) ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ฟังก์ชันสำหรับการเลือกช่วงของการแปลงข้อมูล เพื่อใช้ทำการตัดสินใจว่าจะส่งสัญญาณข้อมูลใด

5) ข้อมูลขาออก (Output): y ผลลัพธ์จริงที่เกิดจากกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาท



รูปที่ 2.13 โครงข่ายประสาท

อีกวิธีในการทำความเข้าใจโครงข่ายประสาท คือการพิจารณาสมการถดถอย (Linear Regression) ซึ่งใช้สำหรับการสร้างระบบที่เมื่อป้อนข้อมูลขาเข้า x สมการจะทำนายข้อมูลขาออก y โดยข้อมูลขาออกของแบบสมการถดถอย คือฟังก์ชันเชิงเส้นของข้อมูลขาเข้า เมื่อให้ $\hat{y}$ คือ ข้อมูลขาออกของแบบจำลองซึ่งทำนายค่า y ดังสมการ

$$\hat{y} = w^T x \tag{2.31}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ w คือ เวกเตอร์ของค่าถ่วงน้ำหนัก (Weights) ที่เป็นค่าสัมประสิทธิ์ที่คูณกับ x เพื่อกำหนดว่าคุณสมบัติที่มีผลต่อการทำนาย ถ้าหากคุณสมบัติของ x_i มีค่าถ่วงน้ำหนัก w_i เป็นค่าบวกจะเพิ่มค่าของคุณสมบัติ x_i นั้นทำให้มีผลต่อการทำนายค่า $\hat{y}$ มากขึ้น หรือ มีความสัมพันธ์กับข้อมูลขาออกมากขึ้นตามไปด้วย ซึ่งในทางตรงกันข้ามถ้า w_i มีค่าเป็นลบ จะมีความสัมพันธ์กับข้อมูลขาออกน้อยลง แต่ถ้าหาก w_i เป็นศูนย์จะไม่สามารถบอกถึงความสัมพันธ์ของข้อมูลขาเข้าและข้อมูลขาออกได้

โครงข่ายประสาท เป็นโครงข่ายเพราะประกอบด้วยฟังก์ชันต่างๆ มากมายเข้าด้วยกัน ตัวอย่างเช่น โครงข่ายมีสามฟังก์ชัน $f(1)$, $f(2)$ และ $f(3)$ เชื่อมต่อกันเป็นลูกโซ่ เพื่อสร้าง $f(x)=f(3)\big(f(2)\big(f(1)(x)\big)\big)$ โดย $f(1)$ เรียกว่าชั้นแรกของโครงข่าย $f(2)$ เรียกว่าชั้นที่สอง เป็นต้น โดยที่ชั้นแรก เรียนกว่า ชั้นขาเข้า (Input Layers) และชั้นสุดท้ายเรียกว่าชั้นขาออก (Output Layers) สำหรับการทำงานของชั้นภายในโครงข่ายจะถูกสร้างด้วยอัลกอริทึมการเรียนรู้ ดังนั้น จึงเรียนว่า ชั้นซ่อน (Hidden Layers) ในแต่ละชั้นที่ซ่อน ของโครงข่ายมักจะมีค่าเป็นเวกเตอร์ มิติของชั้นที่ซ่อน เหล่านี้จะกำหนดความกว้าง (Width) ของแบบจำลองโครงข่าย แต่ละองค์ประกอบของเวกเตอร์คือเซลล์ประสาท แทนที่จะคิดว่าชั้น (Layers) เป็นตัวแทนของฟังก์ชันเวกเตอร์ต่อเวกเตอร์ เราอาจนึกถึงชั้น ที่ประกอบด้วยหน่วย (Unit) ต่างๆ มากมายที่ทำหน้าที่คู่ขนานกัน โดยแต่ละหน่วยเป็นตัวแทนของฟังก์ชันเวกเตอร์ต่อสเกลาร์ และมีลักษณะคล้ายเซลล์ประสาทในแง่ที่ว่าได้รับข้อมูลจากหน่วยอื่น ๆ และคำนวณค่าการทำงานของมันเอง ดังแสดงในรูปที่ 2.13

2.7.2 ฟังก์ชันกระตุ้น

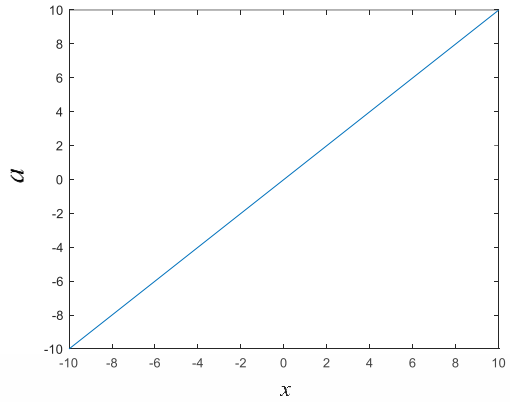
ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) หรือเรียกอีกชื่อว่า ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) ซึ่งมีหลากหลายชนิดไม่ว่าจะเป็นฟังก์ชันเชิงเส้น หรือ ฟังก์ชันไม่เป็นเชิงเส้น โดยการเลือกใช้ขึ้นอยู่กับปัญหาของการนำไปใช้ โดยฟังก์ชันกระตุ้นเมื่อใช้งานในชั้นซ่อนนิยมใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) หรือเมื่อใช้งานในชั้นขาออก นิยมใช้ฟังก์ชันเชิงเส้นเพื่อทำนายความน่าจะเป็นของความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลขาเข้ากับข้อมูลขาออก โดยฟังก์ชันกระตุ้นที่นิยมใช้งาน ได้แก่

1) ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear Function)

เมื่อกำหนดให้ x คือ ข้อมูลขาเข้า และ a คือ ข้อมูลขาออกซึ่งมีค่าเท่ากับข้อมูลขาเข้า

$$a = x \tag{2.32}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

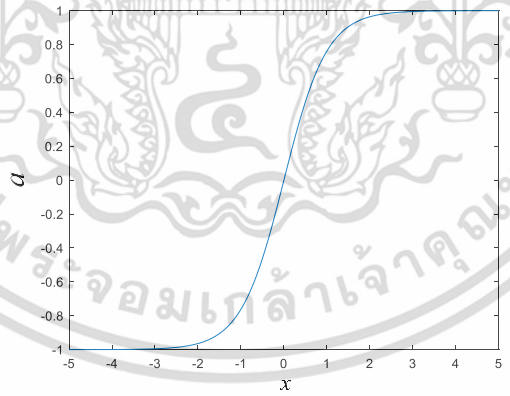


รูปที่ 2.14 ฟังก์ชันเชิงเส้น

2) ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิคแทงก์เจนท์ (Hyperbolic Tangent Function: Tanh Function)

เมื่อกำหนดให้ x คือ ข้อมูลขาเข้า และ a คือ ข้อมูลขาออกซึ่งอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 โดยมีค่ากลางเป็น 0 ส่งผลให้การหาค่าเหมาะสมที่สุด (Optimization) นั้นทำได้ง่าย

$$a = \frac{e^{x} - e^{-x}}{e^{x} + e^{-x}} \tag{2.33}$$



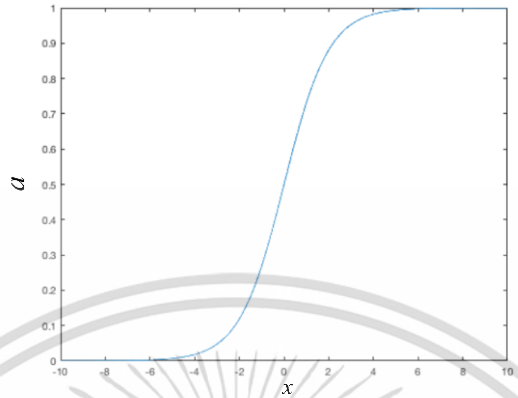
รูปที่ 2.15 ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิคแทงก์เจนท์

3) ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function)

เมื่อกำหนดให้ x คือ ข้อมูลขาเข้า และ a คือ ข้อมูลขาออกมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ซึ่งฟังก์ชันซิกมอยด์มีข้อจำกัด คือ การลู่เข้าจะเกิดขึ้นช้า ถ้าความชันของฟังก์ชันมีค่าน้อย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$a = \frac{1}{1+e^{(-x)}} \tag{2.34}$$

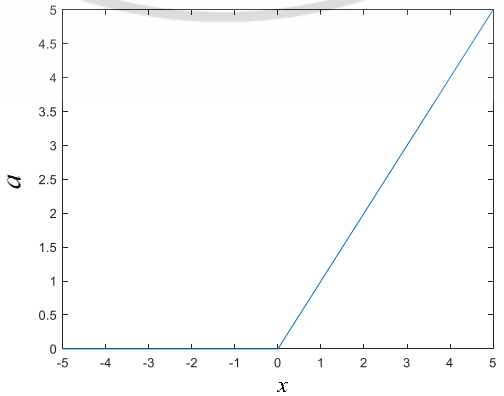


รูปที่ 2.16 ฟังก์ชันซิกมอยด์

4) ฟังก์ชัน ReLU (Rectified Linear Unit Function)

เมื่อกำหนดให้ x คือ ข้อมูลขาเข้า และ a คือ ข้อมูลขาออกซึ่งเท่ากับข้อมูลขาเข้า แต่ถ้าข้อมูลขาเข้าต่ำกว่า 0 ข้อมูลขาออกจะเท่ากับ 0 ข้อดีของฟังก์ชันคือระดับความชันทำให้การลู่เข้ามีประสิทธิภาพดีกว่าฟังก์ชันซิกมอยด์ และฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิคแทงก์เจนท์ แต่มีข้อจำกัดคือ ฟังก์ชันนี้สามารถใช้ได้แค่ในชั้นซ่อน (Hidden layer) โดยไม่สามารถใช้ในชั้นข้อมูลขาออกได้ เนื่องจากชั้นข้อมูลขาออกต้องมีผลลัพธ์เป็นค่าความน่าจะเป็น นอกจากนี้ฟังก์ชันนี้อาจเกิดปัญหาเซลล์ประสาทตายได้ เนื่องจากถ้าข้อมูลขาเข้าของฟังก์ชันมีค่าสูงจะทำให้การถ่วงน้ำหนักถูกปรับปรุงมากจนหยุดทำงาน

$$a = \begin{cases} x, x > 0 \\ 0, x \leq 0 \end{cases} \tag{2.35}$$



รูปที่ 2.17 ฟังก์ชัน ReLU

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5) ฟังก์ชันซอฟท์แม็ค (Softmax Function)

เมื่อกำหนดให้ x คือ ข้อมูลขาเข้า และ a คือ ข้อมูลขาออกซึ่งอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ฟังก์ชันซอฟท์แม็คนิยมใช้ในชั้นขาออกชั้นสุดท้ายของโครงข่ายเนื่องจากเป็นฟังก์ชันที่มีการคำนวณในรูปแบบความน่าจะเป็น

$$a = \frac{e^{(x)}}{\sum_k e^{(-x_k)}} \tag{2.36}$$

2.8 โครงข่ายประสาทแบบป้อนไปข้างหน้า

โครงข่ายประสาทแบบป้อนไปข้างหน้า (Feedforward Neural Networks) หรือ เพอร์เซปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptrons: MLPs) เป็นแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกที่เป็นแบบจำลองหลัก วัตถุประสงค์หลักของการป้อนไปข้างหน้าคือเพื่อสร้างฟังก์ชันที่แม่นยำที่สุด ตัวอย่างเช่น ฟังก์ชันสำหรับการจำแนกประเภทข้อมูล $y=f(x)$ โดยจับคู่ข้อมูลขาเข้า x กับหมวดหมู่ y โครงข่ายประสาทแบบป้อนไปข้างหน้าจะกำหนดการเชื่อมโยงระหว่างข้อมูลขาเข้าและหมวดหมู่ที่กำหนดด้วยฟังก์ชันที่ใกล้เคียงที่สุด โดยข้อมูลจะผ่านฟังก์ชันที่ถูกสร้างจาก x จากนั้นผ่านฟังก์ชัน $f(\cdot)$ ไปยังข้อมูลขาออก y

ซึ่งแบบจำลองเชิงเส้นสำหรับการถดถอยหรือการจำแนกได้มีพื้นฐานจากชุดค่าผสมเชิงเส้นของฟังชันพื้นฐานไม่เป็นเชิงเส้นคงที่ $\phi_j(\mathbf{X})$ แสดงได้ดังสมการ

$$y(\mathbf{X},\mathbf{W}) = f\left(\sum_{j=1}^{M} w_j \phi_j(\mathbf{X})\right) \tag{2.37}$$

กำหนดให้ $f(\cdot)$ คือ ฟังก์ชันกระตุ้นไม่เป็นเชิงเส้น เพื่อขยายแบบจำลองโดยการสร้างฟังก์ชันพื้นฐาน ที่ขึ้นกับตัวแปรและให้ตัวแปรสามารถถูกปรับปรุงได้ขณะฝึกฝนตลอดจนสัมประสิทธิ์ของค่าถ่วงน้ำหนัก

จากข้างต้นจึงนำไปสู่แบบจำลองโครงข่ายประสาทพื้นฐาน ดังรูปที่ 2.18 ซึ่งสามารถอธิบายได้ด้วยชุดของการแปลงเชิงฟังก์ชัน โดยที่ชั้นที่ซ่อน มี M หน่วย เชื่อมต่อกับชุดข้อมูลขาเข้า เมื่อ $j=1,2,\ldots,M$ จะได้ชุดค่าผสมเชิงเส้นของข้อมูลขาเข้า โดย (1) คือ ชั้นแรกของโครงข่าย ดังสมการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$a_j = \sum_{i=1}^{D} w_{ji}^{(1)} x_i + w_{j0}^{(1)} \tag{2.38}$$

กำหนดให้ x_i คือ ข้อมูลขาเข้าจำนวน D หน่วย เมื่อ $i = 1, 2, \ldots, D$

$w_{ji}^{(1)}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก

$w_{j0}^{(1)}$ คือ ค่าเบี่ยงเบน

a_j คือ การกระตุ้น ซึ่งมีฟังก์ชันการกระตุ้น $h(\cdot)$

$$z_j = h\left(a_j\right) \tag{2.39}$$

ซึ่งจำนวนเท่ากับข้อมูลขาออกของสมการที่ (2.37) ในบริบทของโครงข่ายประสาทจะเรียกว่าหน่วยซ่อน (Hidden) โดยฟังก์ชัน $h(\cdot)$ ที่นิยมใช้งานโดยทั่วไปคือฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) หรือ ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิคแทงก์เจนท์ (Hyperbolic Tangent Function: Tanh Function) จากสมการที่ (2.37) ค่าจะรวมกันเชิงเส้นอีกครั้งเพื่อกระตุ้นหน่วยขาออก โดยหน่วยข้อมูลขาออกแสดงได้ดังสมการ

$$a_k = \sum_{i=1}^{M} w_{ki}^{(2)} z_i + w_{k0}^{(2)} \tag{2.40}$$

เมื่อกำหนดให้ข้อมูลขาออกจำนวน K หน่วย เมื่อ $k = 1, 2, \ldots, K$ ในขั้นตอนสุดท้ายการกระตุ้นหน่วยข้อมูลขาออกได้ถูกแปลงด้วยฟังก์ชันที่เหมาะสม เพื่อให้ได้ชุดของข้อมูลขาออก y_k

$$y_k = \sigma\left(a_k\right) \tag{2.41}$$

สำหรับการเลือกฟังก์ชันที่เหมาะสมถูกกำหนดด้วยคุณลักษณะของข้อมูลและการกระจายของค่าเป้าหมาย ดังนั้นสำหรับปัญหาการถดถอยทั่วไป ฟังก์ชันกระตุ้นที่ถูกนำมาใช้แก้ปัญหาคือการระบุเอกลักษณ์ที่เหมือนกัน ดังสมการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$y_k = a_k \tag{2.42}$$

และสำหรับปัญหาการจำแนกประเภท แต่ละการกระตุ้นหน่วยข้อมูลขาออกจะถูกแก้ด้วยฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) ดังสมการ

$$\sigma(a) = \frac{1}{1+\exp(-a)} \tag{2.43}$$

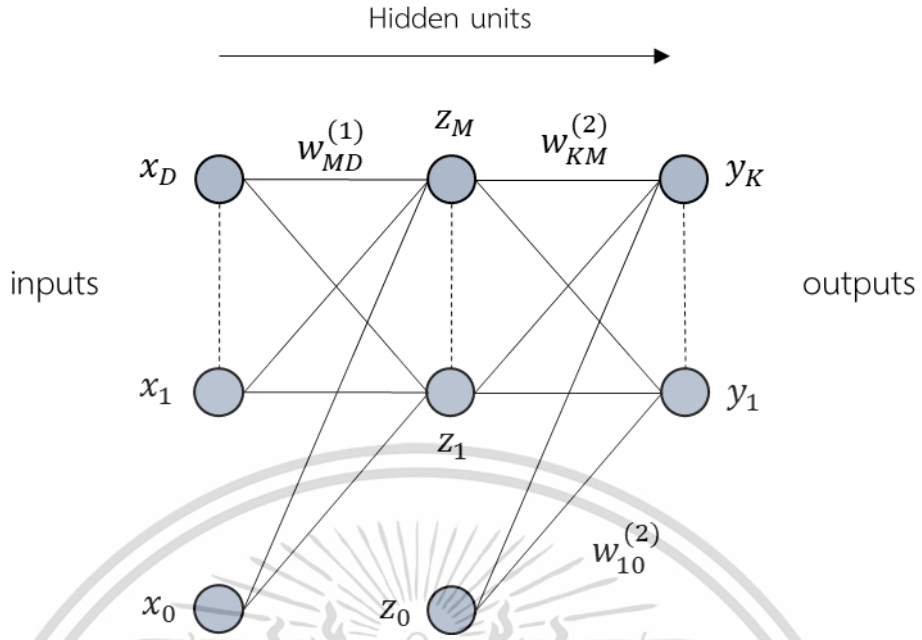
และสำหรับปัญหาการจำแนกประเภทหลายประเภท ข้อมูลขาออกจะถูกแก้ด้วยฟังก์ชันซอฟท์แม็ค (Softmax Function) ดังสมการ

$$\sigma(a) = \frac{\exp(a)}{\sum_k \exp(-a_k)} \tag{2.44}$$

โครงข่ายประสาท คือ ตัวประมาณสากล (Universal Approximator) ซึ่งโครงข่ายสามารถประมาณค่าของฟังก์ชันที่ต่อเนื่องต่างๆ จากข้อมูลขาเข้าได้ แต่ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับการออกแบบชั้นที่ซ่อน โดยโครงข่ายประสาทสามารถเขียนสมการทั้งหมด ได้ดังสมการ

$$y(\mathrm{X},\mathrm{W}) = \sigma\left(\sum_{i=1}^{M} w_{ki}^{(2)} h\left(\sum_{i=1}^{D} w_{ji}^{(1)} x_i + w_{j0}^{(1)}\right) + w_{k0}^{(2)}\right) \tag{2.45}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.18 ไดอะแกรมโครงข่ายประสาทสองชั้น [7]

โครงข่ายประสาทในรูปที่ 2.18 ชั้นขาเข้า ชั้นที่ซ่อนและชั้นขาออก แสดงด้วยหน่วยและเส้นถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมต่อระหว่างแต่ละหน่วยโดยค่าเบี่ยงเบนถูกกำหนดโดยเส้นเชื่อมจากหน่วยขาเข้าเพิ่มเติม x_0 และหน่วยซ่อน เพิ่มเติม z_0

2.9 ฟังก์ชันข้อผิดพลาด

การวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายคือการคำนวณหาข้อผิดพลาดของข้อมูลขาออกของโครงข่ายเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมาย และเพื่อสร้างโครงข่ายการเรียนรู้จึงต้องออกแบบอัลกอริทึมที่จะปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก ของโครงข่ายได้ เพื่อลดข้อผิดพลาดลงโดยการฝึกฝนโครงข่ายด้วยชุดข้อมูลจำนวนมาก ฟังก์ชันข้อผิดพลาด (Loss Functions) คำนวณหาความผิดพลาดของข้อมูลขาออกของโครงข่ายประสาทสำหรับปัญหา การถดถอย แสดงดังสมการ

$$E(w) = \frac{1}{2}\sum_{n=1}^{N}\left\{y(x_n, w) - t_n\right\}^2 \tag{2.46}$$

เมื่อกำหนดให้ $y(x_n, w)$ ได้จากสมการ (2.45) และกำหนดให้เวกเตอร์ $\{x_n\}$ คือข้อมูลขาเข้าจำนวน N และมีค่าเป้าหมายเป็นเวกเตอร์ $\{t_n\}$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับปัญหาการจำแนกประเภท 2 ประเภท ตัวอย่างเช่น กำหนดค่าเป้าหมายเป็น 1 ในข้อมูลประเภทแรก และกำหนดค่าเป้าหมายเป็น 0 ในข้อมูลประเภทที่สอง สำหรับโครงข่ายประสาทที่มีฟังก์ชันกระตุ้นข้อมูลขาออกเป็นฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid) สามารถอธิบายความน่าจะเป็นของคำตอบได้ดังสมการ (2.47) และสมการคำนวณหาข้อผิดพลาดได้ดังสมการ (2.48)

$$p\left(t|x,w\right)=y\left(x,w\right)^{t}\left\{1-y\left(x,w\right)\right\}^{1-t} \tag{2.47}$$

$$E\left(w\right)=-\sum_{n=1}^{N}\left\{t_{n}\ln y_{n}+\left(1-t_{n}\right)\ln\left(1-y_{n}\right)\right\} \tag{2.48}$$

สำหรับปัญหาการจำแนกประเภทหลายประเภทที่ข้อมูลขาเข้าเป็นประเภทใดประเภทหนึ่งเท่านั้นและฟังก์ชันกระตุ้นข้อมูลขาออกเป็น ฟังก์ชันซอฟท์แม็ค (Softmax Function) ซึ่งสมการความน่าจะเป็นของข้อมูลขาออกแสดงในสมการ (2.49) และสมการคำนวณหาข้อผิดพลาดได้ดังสมการ (2.50)

$$p\left(t_{k}=1|x\right)=y_{k}\left(x,w\right) \tag{2.49}$$

$$E\left(w\right)=-\sum_{n=1}^{N}\sum_{k=1}^{K}\left\{t_{kn}\ln y_{k}\left(x_{n},w\right)\right\} \tag{2.50}$$

2.10 การแพร่กระจายย้อนกลับ

ความสำคัญของการแพร่กระจายย้อนกลับ (Backpropagation) คือการคำนวณหาค่า w ที่ปรับปรุงแล้วจากข้อผิดพลาด $E(w)$ ที่อธิบายไปในข้อ 2.9 เพื่อให้ข้อมูลขาออกใกล้เคียงค่าเป้าหมายที่สุด ซึ่งอัลกอริทึมการหาค่าเหมาะสมที่สุด (Optimization) ที่เป็นที่รู้จักอย่างมากคือวิธีการเคลื่อนลงตามความชัน (Gradient Descent) ดังสมการ

$$w^{(r+1)}=w^{(r)}-\eta\nabla E\left(w^{(r)}\right) \tag{2.51}$$

เมื่อกำหนดให้ η คือ ขนาดขั้น (Step Size) และ $-\nabla E$ คือ เวกเตอร์ทิศทางที่ไปถึงจุดต่ำสุดเพื่อประเมินความชันของฟังก์ชันข้อผิดพลาดสำหรับการคำนวณการแพร่กระจายย้อนกลับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การหาค่าเหมาะสมที่สุดสำหรับค่า w ด้วยวิธีการในสมการที่ (2.51) ต้องคำนวณหาอนุพันธ์ย่อยก่อนเพื่อใช้ในการคำนวณ $\nabla E\left(w^{(r)}\right)$ โดยการคำนวณหาอนุพันธ์แสดงได้ดังสมการ

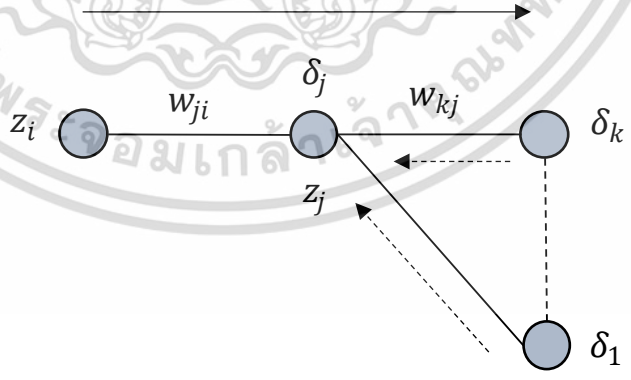
$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial a_j}\frac{\partial a_j}{\partial w_{ji}} = \delta_j z_i \tag{2.52}$$

เมื่อกำหนดให้ $\delta \triangleq \frac{\partial E}{\partial a_j}$ และเมื่อพิจารณาสมการที่ (2.50) หาข้อผิดพลาดสำหรับหน่วยขาออกและสำหรับหน่วยซ่อน ดังสมการที่ (2.53) และ (2.54) ตามลำดับ

$$\delta_k = y_k - t_k \tag{2.53}$$

$$\delta_j = \frac{\partial E}{\partial a_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial a_k}\frac{\partial a_k}{\partial w_j} = h'\left(a_j\right)\sum_k w_{kj}\delta_k \tag{2.54}$$

จากสมการข้างต้น จุดที่รวมทุกหน่วย k ที่หน่วย j เชื่อมต่อกัน แสดงค่า δ_j สำหรับหน่วยซ่อน ที่ j โดยคำนวณได้จากการแพร่กระจาย δ ย้อนกลับที่ k หรือ จากชั้นที่สูงกว่าในโครงข่ายประสาท ดังแสดงในรูปที่ 2.19 โดยลูกศรทึบหมายถึงทิศทางของการแพร่ข้อมูลไปข้างหน้า และลูกศรเส้นประหมายถึงทิศทางการแพร่ย้อนกลับของข้อมูลผิดพลาด



รูปที่ 2.19 การคำนวณของ δ_j สำหรับหน่วยซ่อน ที่ j

นอกจากวิธีการเคลื่อนลงตามความชัน (Gradient Descent) ยังมีวิธีการสำหรับการหาค่าเหมาะสมที่สุด (Optimization) อื่นๆ ที่เป็นที่นิยม เช่น อัลกอริทึม Adam (Adaptive Moment

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Estimation) ซึ่งสิ่งที่แตกต่างจากแลกอริทึมอื่นๆ โดยถูกพัฒนาให้สามารถปรับค่าอัตราการฝึกฝน (Learning Rrates) โครงข่ายและแก้ปัญหาการแกว่งของตัวแปรที่เกิดในอัลกอริทึมการเคลื่อนลงตามความชันทำให้ใช้เวลาน้อยลง สำหรับการแก้ไขปัญหาที่แตกต่างกันเนื่องจากแต่ละปัญหาการคำนวณมีความซับซ้อนต่างกัน เพื่อให้ได้โครงข่ายการเรียนรู้ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด และใช้เวลาในการคำนวณน้อยที่สุด

2.11 โครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์

โครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ (Convolutional Neural Network: CNN) ถูกนำเสนอครั้งแรกโดย LeCun et al. ที่มีลักษณะการทำงานด้วยวิธีการสหสัมพันธ์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเพื่อคำนวณหาลักษณะของรูปภาพ โดยชั้นที่มีการคำนวณด้วยวิธีการสหสัมพันธ์จะเรียกว่าผังคุณลักษณะเฉพาะ (Feature Map) ต่อมา มีการนำเสนอโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ “LeNet-5” โดยมีการพัฒนาโครงสร้างของโครงข่ายนี้ โดยการเพิ่มชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ (Fully-Connected Layer) ซึ่งชั้นนี้มีการทำงานเหมือนโครงข่ายประสาทแบบ MLPs ซึ่งมีการใช้อย่างแพร่หลาย

โครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ เป็นโครงข่ายประสาทชนิดพิเศษ ใช้สำหรับข้อมูลที่มีความเชื่อมโยงกัน เช่น ข้อมูลที่เปลี่ยนแปลงทางเวลา ซึ่งเป็นข้อมูลหนึ่งมิติ หรือ ข้อมูลรูปภาพ ซึ่งเป็นข้อมูลสองมิติ โครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ มีกระบวนการคำนวณของ สหสัมพันธ์ (Convolution) ซึ่งเป็นการคำนวณชนิดพิเศษของการคำนวณเชิงเส้น ทั้งนี้โครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ มีการทำงานที่แตกต่างจากโครงข่ายทั่วไปคือมีสกัดคุณลักษณะพิเศษของข้อมูลเพื่อให้เป็นจุดเด่นในการเรียนรู้ของโครงข่าย ที่มีหน้าที่แค่จำแนกข้อมูลหรือจัดกลุ่มข้อมูลเท่านั้น ซึ่งโครงสร้างของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ ประกอบด้วยชั้นหลัก ดังนี้ ชั้นขาเข้า (Input Layer) ชั้นสหสัมพันธ์ (Convolution Layer) ชั้นพูลลิ่ง (Pooling Layer) ชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ (Fully-Connected Layer) และชั้นขาออก (Output Layer) ดังแสดงในรูปที่ 2.20 โดยมีรายละเอียดของชั้นสำคัญๆ ดังนี้

2.11.1 ชั้นขาเข้า

ชั้นขาเข้า (Input Layer) เป็นชั้นแรกของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ โดยการกำหนดลักษณะของชั้นขาเข้าพิจารณาจากลักษณะของข้อมูลที่ป้อนให้โครงข่ายเรียนรู้ เช่น

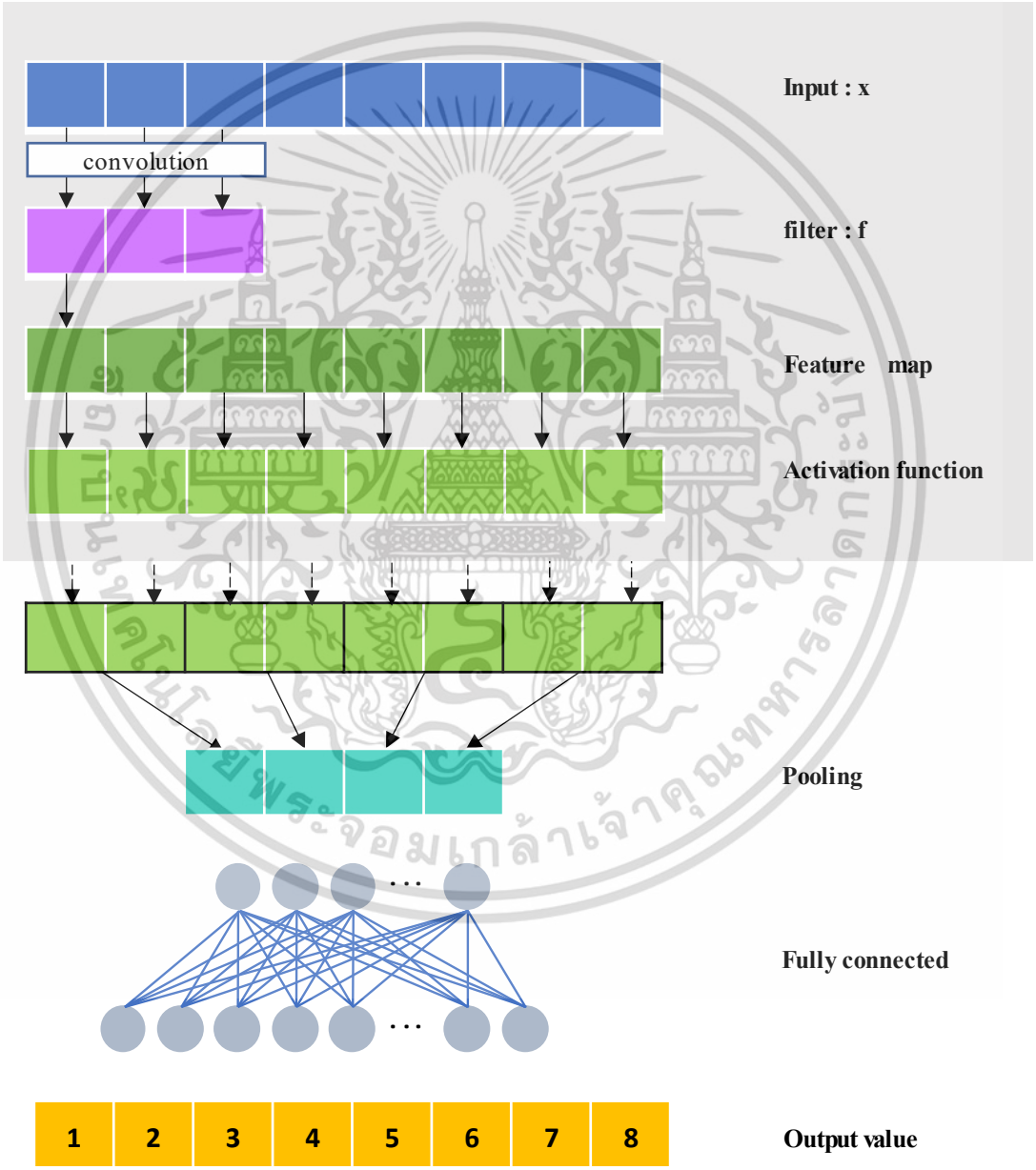
- ข้อมูลชุดลำดับ : เป็นข้อมูลสเกลาร์(Scalar) ที่เกี่ยวข้องกับจำนวนของคุณลักษณะ (Features)

- ข้อมูลรูปภาพ : ขนาดของข้อมูลเป็นเวกเตอร์ที่มี 2 องค์ประกอบ คือ [h c] เมื่อ h คือ ความสูง (Height) ของรูปภาพ และ c คือ จำนวนช่องสี (Channel) ซึ่งสำหรับภาพสี จำนวนช่องสีแบ่งตามแม่สีหลัก ได้แก่ สีแดง สีเขียวและสีฟ้า หรือ RGB และ สำหรับภาพขาวดำจะมีค่าเป็น 1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- ข้อมูลรูปภาพ 2 มิติ : ขนาดของข้อมูลเป็นเวกเตอร์ที่มี 3 องค์ประกอบ คือ [h w c] เมื่อ h คือ ความสูง (Height) ของรูปภาพ w คือ ความกว้าง (Width) ของรูปภาพและ c คือ จำนวนช่องสี (Channel) ของรูปภาพ

- ข้อมูลรูปภาพ 3 มิติ : ขนาดของข้อมูลเป็นเวกเตอร์ที่มี 3 องค์ประกอบ คือ [h w d c] เมื่อ h คือ ความสูง (Height) ของรูปภาพ w คือ ความกว้าง (Width) ของรูปภาพ d คือความลึก (Depth) ของรูปภาพ และ c คือ จำนวนช่องสี (Channel) ของรูปภาพ



รูปที่ 2.20 การทำงานของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.11.2 ชั้นสหสัมพันธ์

การสหสัมพันธ์ คือการคำนวณด้วยการคูณแบบผลคูณจุด (Dot Product) ระหว่างส่วนของข้อมูลขาเข้าและตัวกรอง (Filter) หรือ เคอร์เนล (Kernel) เพื่อสกัดลักษณะเด่นของข้อมูล โดยตัวกรองจะถูกกำหนดด้วยจำนวนและขนาดซึ่งจะมีผลกับผลลัพธ์ ผลลัพธ์ของการคำนวณจะได้ผังคุณลักษณะเฉพาะ (Feature Map) ในชั้นนี้ ข้อมูลขาเข้าจะถูกคำนวณกับตัวกรองโดยตัวกรองเคลื่อนที่บนข้อมูลแต่ละหน่วยจนครบทั้งหมด ดังแสดงดังสมการ

$$\hat{x} = f\left(f_n * x\right) \tag{2.55}$$

เมื่อกำหนดให้ f_n คือตัวกรอง, $\hat{x}$ คือผลลัพธ์การสหสัมพันธ์ที่ผ่านการคำนวณด้วยฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อปรับค่าสำหรับการส่งต่อไปชั้นถัดไป และ * คือการสหสัมพันธ์ และ $f(\cdot)$ คือ ฟังก์ชันกระตุ้น ซึ่งฟังก์ชันกระตุ้นที่นิยมใช้ในโครงข่ายนี้ เช่น ฟังก์ชันเรคติไฟด์เชิงเส้น (Rectified Linear Unit: ReLU) หรือ ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิคแทงก์เจนท์ (Hyperbolic Tangent Function: Tanh Function) เป็นต้น

2.11.3 ชั้นพูลลิ่ง

หน้าที่ของชั้นพูลลิ่ง (Pooling Layer) คือ ลดขนาดของผังคุณลักษณะเฉพาะ (Feature Map) ที่ได้จากชั้นสหสัมพันธ์เพื่อลดความซับซ้อนของการคำนวณของโครงข่าย สำหรับการคำนวณมีได้หลายรูปแบบขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูลและเป้าหมายของผลลัพธ์ โดยข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็นช่วงๆ เพื่อเลือกค่าในแต่ละช่วงตามฟังก์ชันที่เลือกใช้ โดยฟังก์ชันมีหลายวิธีดังนี้

1) ชั้นพูลลิ่งค่าเฉลี่ย (Average Pooling Layer) ผังคุณลักษณะเฉพาะถูกลดขนาดลงด้วยการเลือกเฉพาะค่าเฉลี่ยจากช่วงของข้อมูล

2) ชั้นพูลลิ่งค่าเฉลี่ยแบบทั้งหมด (Global Average Pooling Layer) ผังคุณลักษณะเฉพาะถูกลดขนาดลงด้วยการเลือกเฉพาะค่าเฉลี่ยจากช่วงของข้อมูล ซึ่งช่วงของชั้นนี้แบ่งทั้งในแนวความสูงและแนวความกว้างของข้อมูล

3) ค่ามากที่สุด (Max Pooling Layer) ผังคุณลักษณะเฉพาะถูกลดขนาดลงด้วยการเลือกเฉพาะค่ามากที่สุดในแต่ละช่วงของข้อมูล แสดงดังสมการ

$$x' = \max\left(\hat{x}\right) \tag{2.56}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.11.4 ชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ

ชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ (Fully-Connected Layer) มีลักษณะการทำงานเหมือน MLPs มีหน้าที่จำแนกประเภทของข้อมูลซึ่งทุกหน่วยของชั้นนี้จะเชื่อมต่อกันอย่างสมบูรณ์แบบและทุกหน่วยของชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบเชื่อมต่อกับทุกหน่วยของชั้นก่อนหน้า สำหรับปัญหาการจำแนก ชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบนี้รวมทุกคุณลักษณะของข้อมูลเพื่อจำแนกข้อมูล ดังนั้นขนาดข้อมูลขาออกของชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบชั้นสุดท้ายมีขนาดเท่ากับจำนวนคลาสของชุดข้อมูล และสำหรับปัญหาการถดถอย ขนาดของข้อมูลเท่ากับจำนวนของตัวแปรตอบสนอง

ถ้าข้อมูลขาเข้าของชั้นนี้เป็นลำดับ (Sequence) ชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบทำงานแบบอิสระในแต่ละขั้น เช่น ถ้าชั้นก่อนชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบมีข้อมูลขาออก คือ X ซึ่งข้อมูลขาออกของชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ คือ Z ดังนั้น ที่ขั้นเวลา t การป้อนที่สอดคล้องกับข้อมูลขาออก Z คือ $WX_t + b_t$ เมื่อกำหนดให้ X_t คือข้อมูลที่ได้จากชั้นก่อนหน้าลำดับที่ t และ W คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก b คือค่าเบี่ยงเบน

นอกจากนี้ ชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบยังสามารถปรับอัตราการเรียนรู้และตัวแปรที่เป็นมาตรฐานสำหรับชั้นที่ใช้ค่าของตัวแปรที่บันทึกไว้ ถ้าไม่ปรับค่าตัวแปรใดๆ การฝึกฝนโครงข่ายก็จะใช้ค่าเริ่มต้น

2.11.5 ชั้นขาออก

ชั้นสุดท้ายของโครงข่าย เชื่อมต่อกับชั้นการเชื่อมโยงเพื่อกำหนดข้อมูลขาออกมีหน้าที่คำนวณผลลัพธ์เพื่อจำแนกข้อมูล โดยการคำนวณหาค่าความน่าจะเป็นของประเภทข้อมูลด้วยฟังก์ชันต่างๆ

1) ชั้นซอฟท์แม็ค (Softmax Layer) และชั้นการจำแนก (Classification Layer)

ชั้นซอฟท์แม็คใช้ฟังก์ชันซอฟท์แม็คกับข้อมูลขาเข้า และชั้นการจำแนกคำนวณค่าข้อผิดพลาดข้ามเอนโทรปีสำหรับการจำแนกประเภทและงานการจำแนกประเภทแบบถ่วงน้ำหนักด้วยคลาสที่มีความสัมพันธ์กัน สำหรับปัญหาการจำแนก การสร้างโครงข่ายจะเรียงชั้นซอฟท์แม็คและชั้นการจำแนกต่อจากชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ (Fully-Connected Layer) จากสมการฟังก์ชันซอฟท์แม็คซึ่งเป็นฟังก์ชันกระตุ้นของหน่วยขาออกที่เชื่อมต่อกับชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบชั้นสุดท้ายสำหรับปัญหาการจำแนกประเภทหลายคลาส โดยความน่าจะเป็นแสดงได้ดังสมการ

$$P\left(c_r \mid x, \theta\right) = \frac{P\left(x, \theta \mid c_r\right) P\left(c_r\right)}{\sum_{j=1}^{k} P\left(x, \theta \mid c_j\right) P\left(c_j\right)} \tag{2.57}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$= \frac{e^{(a_r(x,\theta))}}{\sum_{j=1}^{k} e^{(a_j(x,\theta))}}$$

เมื่อกำหนดให้ $0 \le P(c_r|x,\theta) \le 1$

$$\sum_{j=1}^{k} P(c_r|x,\theta) = 1$$

$$a_r = \ln\left(P(x,\theta|c_r)P(c_r)\right)$$

$P(x,\theta|c_r)$ คือ ความน่าจะเป็นอย่างมีเงื่อนไขของตัวอย่างคลาส r

$P(c_r)$ คือ ความน่าจะเป็นของคลาสก่อนหน้า

สำหรับโครงข่ายการจำแนกทั่วไป โดยปกติชั้นการจำแนกจะเชื่อมต่อจากชั้นซอฟท์แม็คในชั้นการจำแนก การฝึกฝนโครงข่ายจะนำค่าจากฟังก์ชันซอฟท์แม็คและกำหนดข้อมูลขาเข้าแต่ละข้อมูลด้วยหนึ่งในคลาสเฉพาะที่สัมพันธ์กัน K ซึ่งใช้ฟังก์ชันข้ามเอนโทรปีสำหรับรูปแบบการเข้ารหัส 1 จาก K ดังสมการ

$$\text{loss} = -\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\sum_{i=1}^{K} w_i t_{ni} \ln y_{ni} \qquad (2.58)$$

เมื่อกำหนดให้ N คือ จำนวนตัวอย่าง

K คือ จำนวนของคลาส

w_i คือ ค่าถ่วงน้ำหนักสำหรับคลาส i

t_{ni} คือ ตัวบ่งชี้ของตัวอย่างลำดับที่ n ของคลาสลำดับที่ i

y_{ni} คือ ข้อมูลขาออกสำหรับตัวอย่างลำดับที่ n ของคลาสลำดับที่ i

2) ชั้นการถดถอย (Regression Layer)

ชั้นการถดถอยจะคำนวณการสูญเสียข้อผิดพลาดแบบ Half Mean-Squared-Error สำหรับงานการถดถอย ซึ่งสำหรับปัญหาการถดถอยทั่วไป ชั้นการถดถอยต้องเชื่อมต่อกับชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบชั้นสุดท้าย โดยค่า Mean-Squared-Error แสดงได้ดังสมการ

$$\text{MSE} = \sum_{i=1}^{R} \frac{(t_i - y_i)^2}{R} \qquad (2.59)$$

เมื่อกำหนดให้ R คือ จำนวนของผลตอบสนอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

t_i คือ ข้อมูลขาออกของเป้าหมาย

y_i คือ การทำนายของโครงข่ายสำหรับผลตอบสนองลำดับที่ i

สำหรับฟังก์ชันข้อผิดพลาดของชั้นการถดถอย คือ ฟังก์ชัน Half Mean-Squared-Error ของผลตอบสนองที่ถูกทำนายใช้สำหรับรูปภาพและโครงข่ายการถดถอยแบบลำดับต่อหนึ่ง

$$\text{loss} = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{R}\left(t_i - y_i\right)^2 \tag{2.60}$$

และโครงข่ายการถดถอยแบบลำดับต่อลำดับ ใช้ฟังก์ชันเดียวกันสำหรับแต่ละขั้นเวลา

$$\text{loss} = \frac{1}{2S}\sum_{i=1}^{S}\sum_{i=1}^{R}\left(t_{ij} - y_{ij}\right)^2 \tag{2.61}$$

เมื่อกำหนดให้ S คือความยาวลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3

วิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณสำหรับเส้นทางรถไฟด้วยโครงข่ายเรียนรู้เชิงลึก

จากบทที่ 2 ได้อธิบายการสื่อสารระหว่างภาครับและภาคส่งด้วยเทคนิคการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากและการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least-Square : LS) ซึ่งเป็นวิธีการที่ใช้งานกันในปัจจุบัน การประมาณค่าช่องสัญญาณดังกล่าวใช้เพื่อชดเชยสัญญาณที่ได้รับ นอกจากนี้ยังอธิบายถึงโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ (CNN) ที่ใช้สำหรับการจำแนกประเภทข้อมูลจากข้อมูลที่ป้อนให้โครงข่ายจดจำและเรียนรู้ ดังนั้นในบทที่ 3 นี้ จะอธิบายงานวิจัยที่จำลองระบบสื่อสารด้วยโปรแกรม MATLAB ซึ่งพิจารณาการสื่อสารในสภาพแวดล้อมตามเส้นทางรถไฟซึ่งมีคุณสมบัติสัมประสิทธิ์ช่องสัญญาณคงที่ เมื่อรถไฟเดินทางในเส้นทางที่มีตารางเวลาที่แน่นอนและทราบเส้นทางล่วงหน้า และนำเสนอโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการประมาณค่าช่องสัญญาณ โดยนำเสนอแบ่งเป็นสองส่วนใหญ่ๆ โดยส่วนแรกอธิบายระบบการสื่อสาร ลักษณะการสื่อสารสภาพแวดล้อมและลักษณะของช่องสัญญาณ ส่วนที่สอง อธิบายรูปแบบการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการจัดประเภทช่องสัญญาณ ซึ่งรวมถึงโครงสร้างและการฝึกอบรมโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึก

3.1 ระบบการสื่อสาร

การส่งสัญญาณของระบบการสื่อสารไร้สายระหว่างภาคส่งและภาครับด้วยเทคโนโลยีการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากข้อมูลที่ถูกส่งจากภาคส่งจะถูกมอดูเลตและส่งด้วยคลื่นพาห์ย่อยทั้งในแกนความถี่และแกนเวลาเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการส่งสัญญาณในช่องสัญญาณที่เปลี่ยนแปลงตามเวลา งานวิจัยนี้จำลองสัญญาณซึ่งถูกออกแบบด้วยสัญญาณการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก จำนวน N คลื่นพาห์ย่อย โดยจำนวนตัวอย่างสัญญาณการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก กำหนดด้วย n ซึ่งมีตั้งแต่ 0 ถึง $N-1$ สำหรับแต่ละคลื่นพาห์ย่อย สัญญาณภาคส่งในแกนเวลาที่ถูกเปลี่ยนจากสัญญาณในแกนความถี่ด้วยการแปลงกลับของการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว (IFFT) แสดงดังสมการ

$$x_n = \sum_{m=0}^{N-1} X_m \mathrm{e}^{\frac{j2\pi nm}{N}} \quad ,0 \le n \le N-1 \tag{3.1}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สัญญาณในแกนเวลาจะถูกเพิ่มช่วงเวลาป้องกันในทุกๆสัญญาณลักษณ์เพื่อป้องกันการเกิดการแทรกสอดระหว่างสัญลักษณ์ จากนั้นสัญญาณจะถูกเพิ่มสัญลักษณ์นำร่อง $\mathbf{X_p}$ เพื่อใช้สำหรับการประมาณค่าช่องสัญญาณ โดยรูปแบบสัญลักษณ์นำร่องของสัญญาณจากภาคส่งได้ถูกสร้างจากลำดับ Zadoff-Chu ชุดลำดับนี้ ซึ่งถูกสร้างจากหนึ่งหรือหลายๆ ราก และรูปแบบโครงสร้างของสัญลักษณ์นำร่องเป็นโครงสร้างแบบบล็อก (Block) เมื่อสัญญาณจากภาคส่งที่มีสัญลักษณ์นำร่องรวมอยู่ถูกส่งผ่านช่องสัญญาณไรเชียน (Rician) ซึ่งเป็นช่องสัญญาณที่จำลองสภาพแวดล้อมบริเวณเส้นทางรถไฟ โดยลักษณะการเดินรถไฟมีความเร็วและเส้นทางรถไฟเส้นทางเดิมที่มีตารางเวลาที่แน่นอนและทราบเส้นทางล่วงหน้า ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงถือว่าช่องสัญญาณมีคุณสมบัติของสัมประสิทธิ์ช่องสัญญาณคงที่ ที่ภาครับ สัญญาณที่ได้รับซึ่งผ่านช่องสัญญาณที่จำลองและได้รับสัญญาณรบกวนทั่วไป ดังแสดงในสมการ

$$y_n = h_n * x_n + z_n \tag{3.2}$$

เมื่อให้ * คือสัญญาณลักษณ์การสหสัมพันธ์ y_n คือสัญญาณที่ได้รับ z_n คือสัญญาณรบกวน และ h_n คือผลตอบสนองอิมพัลส์ของช่องสัญญาณ ซึ่งแสดงดังสมการ

$$h_n = \sum_{l=0}^{L-1} h_l \mathrm{e}^{j2\pi f_{D_l} T \frac{n}{N}} \delta(\lambda - \tau_l), 0 \le n \le N-1 \tag{3.3}$$

เมื่อกำหนดให้ h_l คือ ผลตอบสนองอิมพัลส์ของช่องสัญญาณของเส้นทางการแพร่คลื่นลำดับที่ l

f_{D_l} คือ ความถี่ดอปเปลอร์

λ คือ ค่าหน่วงเวลา

และ τ_l คือ เวลาที่หน่วง

สัญญาณการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากที่ได้รับถูกเปลี่ยนให้อยู่ในรูปของแกนความถี่โดยให้ N จำนวนการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว แสดงดังสมการ (3.4)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$Y_m = \sum_{n=0}^{N-1}\sum_{l=0}^{L-1} X_n H_l^{(m-n)} e^{\frac{j2\pi \ln}{N}} + W_n \quad (3.4)$$

เมื่อกำหนดให้ Y_m คือ สัญญาณที่ได้รับ W_n คือสัญญาณรบกวนและ $H_l^{(m-n)}$ คือ ช่องสัญญาณ จากภาคส่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปของเวกเตอร์ได้ดังนี้ ซึ่งแสดงได้สมการ

$$\mathbf{Y}=\mathbf{HX}+\mathbf{W} \quad (3.5)$$

เมื่อกำหนดให้

$\mathbf{Y} = \left[\mathrm{Y}_0, \mathrm{Y}_1, \ldots, \mathrm{Y}_{\mathrm{N}-1}\right]^{\mathrm{T}}$ คือเวกเตอร์ของสัญญาณภาครับ

$\mathbf{H} = \left[H_0, H_1, \ldots, H_{N-1}\right]^{T}$ คือเวกเตอร์ของช่องสัญญาณ

$\mathbf{X} = \left[X_0, X_1, \ldots, X_{N-1}\right]^{T}$ คือเวกเตอร์ของสัญญาณภาคส่ง

$\mathbf{W} = \left[W_0, W_1, \ldots, W_{N-1}\right]^{T}$ คือเวกเตอร์ของสัญญาณรบกวนที่มีค่าความแปรปรวนแบบเกาส์เซียนค่าเฉลี่ย zero

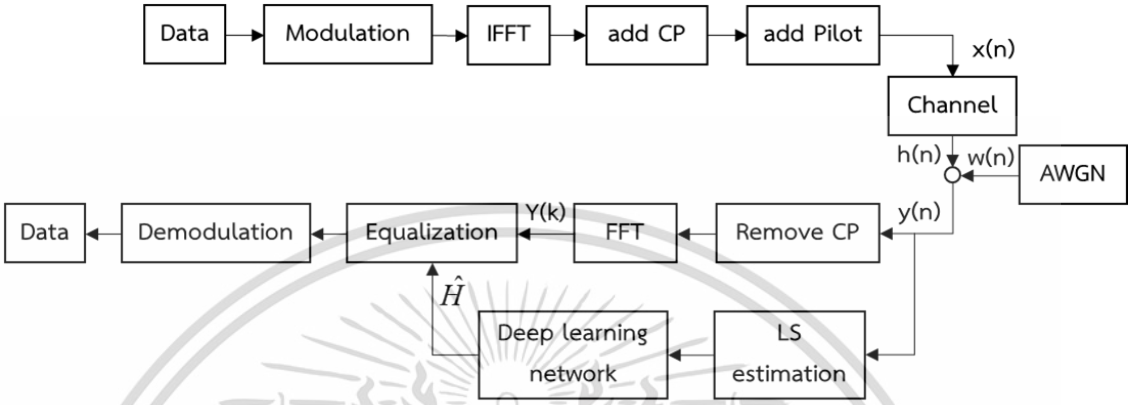
จากนั้น สัญลักษณ์นำร่องในสัญญาณการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉากที่ได้รับจะถูกแยกออกมาเพื่อใช้คำนวณการประมาณค่าช่องสัญญาณ การประมาณค่าช่องสัญญาณถูกประมาณค่าและปรับปรุงค่าสัญญาณด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (LS) ดังสมการ (3.6) และปรับค่าสัญญาณด้วยวิธี Zero Forcing (ZF)

$$\hat{\mathbf{H}} = \mathbf{X_p}^{-1}\mathbf{Y_p} \quad (3.6)$$

เมื่อกำหนดให้ $\hat{\mathbf{H}}$ คือผลตอบสนองความถี่ที่ถูกประมาณค่าแล้วที่สัญลักษณ์นำร่องในรูปแกนความถี่ซึ่งสัญลักษณ์นำร่องเป็นค่าที่ภาครับทราบค่าจึงสามารถคำนวณหาค่าการเปลี่ยนแปลงของสัญลักษณ์ได้ โดยสัญลักษณ์นำร่องที่ถูกส่ง $\mathbf{X_p}$ และสัญลักษณ์นำร่องที่ได้รับ $\mathbf{Y_p}$ ซึ่งผ่านช่องสัญญาณ จากนั้น สัญญาณข้อมูลที่ได้รับสามารถถูกชดเชยค่าด้วย $\hat{\mathbf{H}}$ เพื่อปรับสัญญาณให้ใกล้เคียงสัญญาณที่ถูกส่งมามากที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

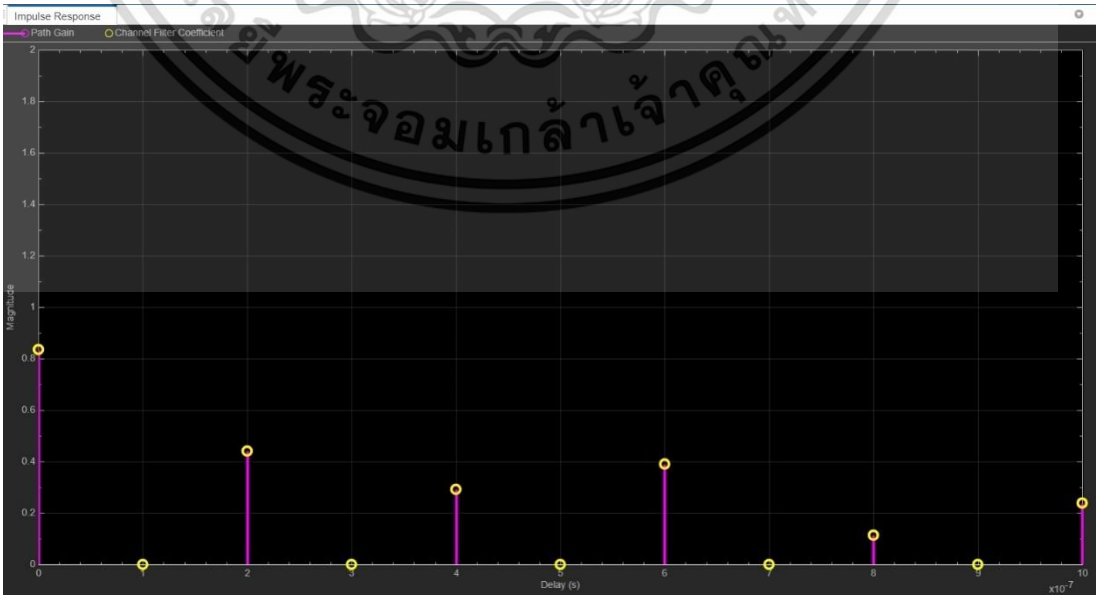
สำหรับงานวิจัยนี้ ขั้นตอนการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยโครงข่ายประสาทแบบสหสัมพันธ์ คือให้โครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์จดจำและจำแนกประเภทของช่องสัญญาณด้วยผลตอบสนองความถี่ที่ถูกประมาณค่าแล้ว หรือ $\hat{\mathbf{H}}$



รูปที่ 3.1 แบบจำลองระบบการสื่อสารด้วยอัลกอริทึมที่นำเสนอ

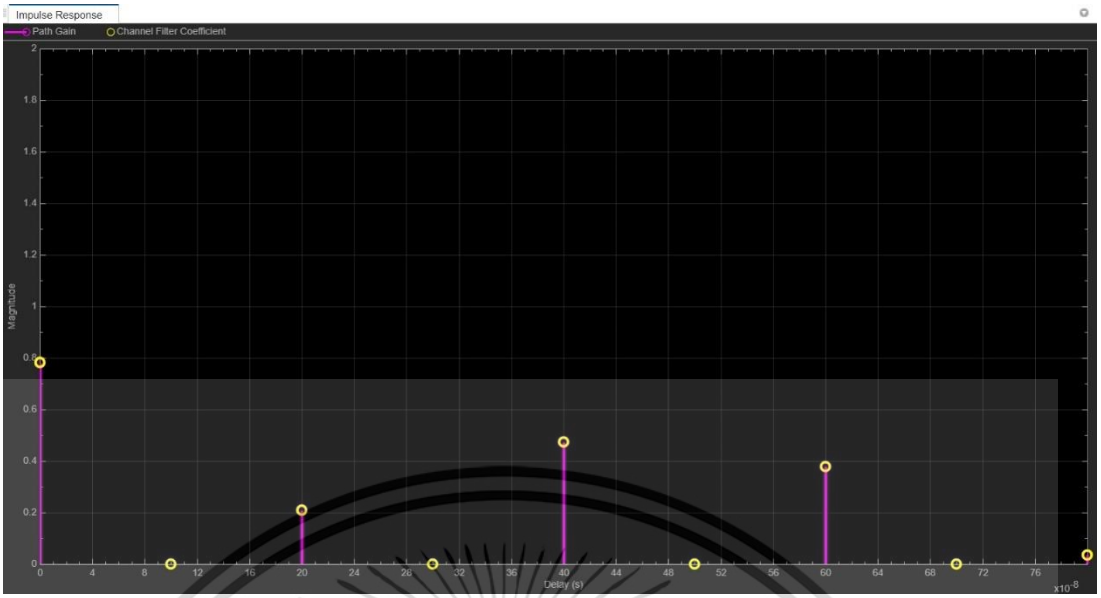
3.2 ช่องสัญญาณที่ใช้ในงานวิจัย

ช่องสัญญาณของการสื่อสารในงานวิจัยนี้ได้จำลองระบบการสื่อสารไร้สายในสภาพแวดล้อมเส้นทางรถไฟความเร็วสูง โดยกำหนดให้เส้นทางเดินรถไฟมีลักษณะช่องสัญญาณที่แตกต่างกันจำนวน 4 ช่องสัญญาณ ซึ่งมีลักษณะของกำลังงานสัญญาณในช่วงเวลาต่างๆ แสดงดังรูปของดีเลย์โปรไฟล์ (Delay Profile) ของช่องสัญญาณในรูปที่ 3.2 - 3.5



รูปที่ 3.2 ดีเลย์โปรไฟล์ของช่องสัญญาณที่ 1

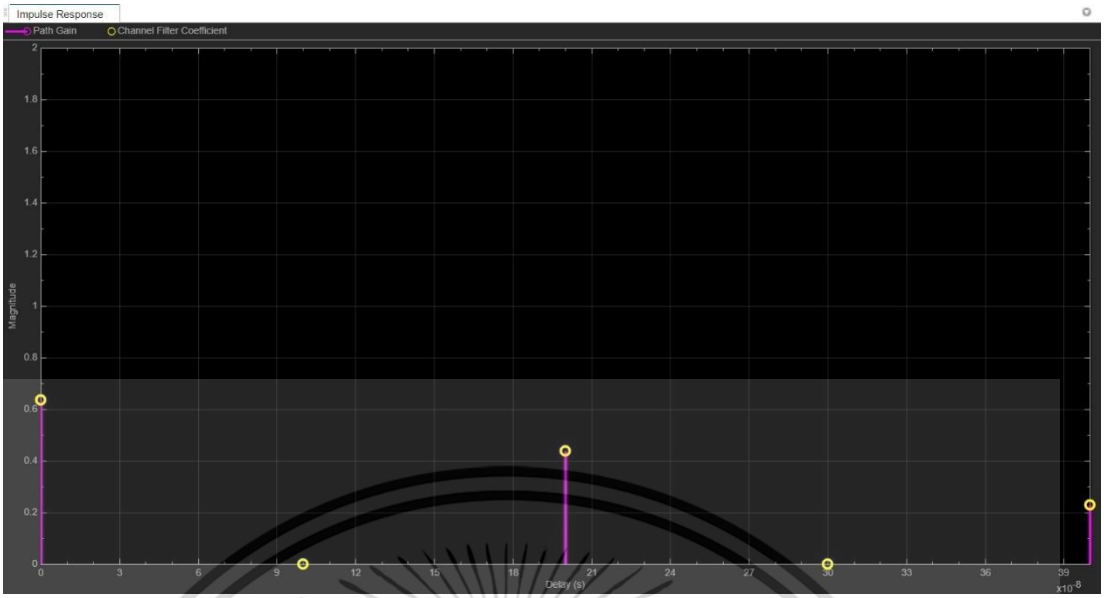
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.3 ดีเลย์โปรไฟล์ของช่องสัญญาณที่ 2

รูปที่ 3.4 ดีเลย์โปรไฟล์ของช่องสัญญาณที่ 3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.5 ดีเลย์โปรไฟล์ของช่องสัญญาณที่ 4

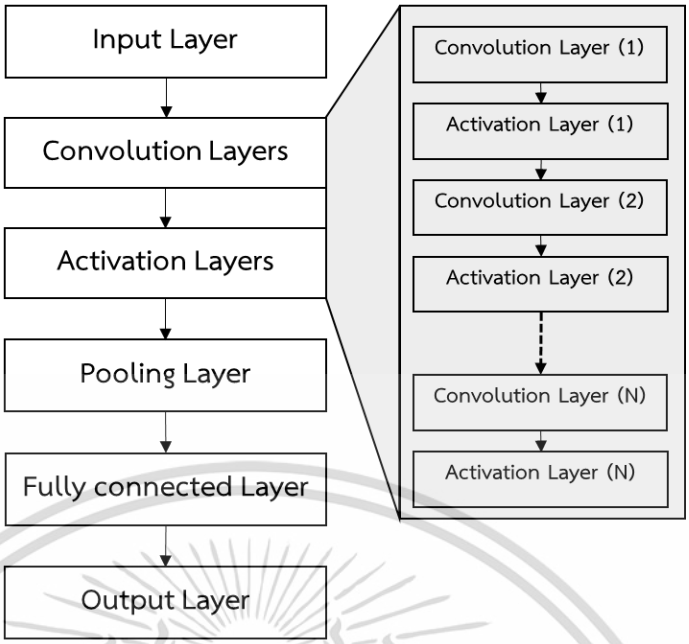
3.3 แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการประมาณค่าช่องสัญญาณ

สำหรับส่วนนี้ อธิบายเกี่ยวกับโครงข่ายเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ 1-D (1D CNN) ซึ่งถูกเลือกใช้เนื่องจากโครงข่ายนี้เหมาสำหรับข้อมูลที่เป็นลำดับ ชุดข้อมูลตามเวลาและข้อมูลสัญญาณ สำหรับงานวิจัยนี้เลือกใช้ โครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ 1D เพื่อคัดแยกช่องสัญญาณที่มีสัญญาณรบกวนเกิดขึ้นและเลือกใช้ช่องสัญญาณที่ถูกประมาณค่าที่ดีที่สุดสำหรับการชดเชยสัญญาณที่ได้รับ

3.3.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ 1D

สัมประสิทธิ์ของช่องสัญญาณโทรศัพท์เคลื่อนที่ตามเส้นทางรถไฟจะถูกจำแนกด้วยโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ 1D เพื่อเลือกใช้ค่าสัมประสิทธิ์ที่แม่นยำมากที่สุดสำหรับการชดเชยสัญญาณให้ใกล้เคียงสัญญาณที่ส่ง โดยงานวิจัยนี้ออกแบบโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ 1 D โดยมีชั้น (Layers) หลักๆ ดังนี้ ชั้นขาเข้า (Input Layer) ชั้นสหสัมพันธ์ (Convolution Layer) ชั้นพูลลิ่ง (Pooling Layer) ชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ (Fully-Connected Layer) และชั้นขาออก (Output Layer) ดังแสดงในรูปที่ 3.6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.6 โครงสร้างโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ 1D

โดยแต่ละชั้นของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ 1D งานวิจัยได้เลือกใช้และกำหนดคุณสมบัติแต่ละชั้น ดังนี้

3.3.1.1 ชั้นขาเข้า

งานวิจัยนี้พิจารณาเลือกประเภทของชั้นขาเข้าด้วยข้อมูลที่ต้องการจำแนก คือ ผลตอบสนองความถี่ที่ถูกประมาณค่าแล้ว หรือ $\hat{\boldsymbol{H}}$ โดยข้อมูลดังกล่าวเป็นชุดข้อมูลที่เป็นลำดับและมีขนาดเท่าจำนวนการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว

3.3.1.2 ชั้นสหสัมพันธ์

งานวิจัยได้กำหนดจำนวนชั้น และตัวแปรของตัวกรอง (Filter) ในแต่ละชั้น ได้แก่ จำนวนและขนาดตัวกรองของชั้นสหสัมพันธ์ (Convolution Layers) ของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ 1D ที่แตกต่างกัน เพื่อเลือกชั้นสหสัมพันธ์ที่ดีที่สุดสำหรับข้อมูล โดยกำหนดให้มีชั้นสหสัมพันธ์ตั้งแต่ 1 ชั้น จนถึง 6 ชั้น ซึ่งแต่ละชั้นมีขนาดและจำนวนของตัวกรองที่แตกต่างกัน ซึ่งเริ่มต้นด้วยขนาดของตัวกรองที่เล็ก คือ 3 และเพิ่มจำนวนชั้นที่มีขนาดของตัวกรองที่เพิ่มขึ้นในชั้นถัดไปจนถึงชั้นที่ 6 ที่มีขนาดตัวกรองใหญ่สุดคือ 9 เนื่องจากงานวิจัยจะคำนวณจากความละเอียดมากแล้วค่อยๆ ลดความละเอียดลงเพื่อคำนวณในภาพรวมของข้อมูลมากขึ้น ดังนั้นการกำหนดดังกล่าวเพื่อต้องการวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายที่สามารถทำนายผลลัพธ์ได้แม่นยำมากที่สุด โดยมีรายละเอียดการกำหนดชั้นสหสัมพันธ์ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.1 ค่าตัวกรองในชั้นสหสัมพันธ์

จำนวนชั้น	ขนาดของตัวกรอง(จำนวนของตัวกรอง)
1	3(32)
2	3(64),3(32)
3	5(64),3(64),3(32)
4	5(64), 5(32),3(64),3(32)
5	9(64),5(64), 5(32),3(64),3(32)
6	9(64),9(32),5(64), 5(32),3(64),3(32)

3.3.1.3 ชั้นกระตุ้น

เมื่อข้อมูลผ่านการคำนวณจากชั้นสหสัมพันธ์แล้ว เพื่อเตรียมข้อมูลสำหรับการดำเนินการชั้นถัดไป โครงข่ายจะคำนวณปรับค่าของลักษณะเฉพาะด้วยฟังก์ชันกระตุ้น โดยฟังก์ชันกระตุ้นที่โครงข่ายที่นำเสนอเลือกใช้ คือฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิคแทงก์เจนท์ (Tanh Function) เนื่องจากข้อมูลเป็นได้ทั้งค่าบวกและค่าลบ ดังนั้นเพื่อให้การกำหนดขอบเขตของข้อมูลให้สอดคล้องกับข้อมูลขาเข้า จึงเลือกใช้ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิคแทงก์เจนท์ ที่มีขอบเขตระหว่าง -1 และ 1

3.3.1.4 ชั้นพลูลิ่ง

ข้อมูลจากชั้นกระตุ้นจะถูกส่งเข้าสู่ชั้นพลูลิ่ง เพื่อคำนวณลดขนาดของข้อมูล โดยดึงเฉพาะส่วนข้อมูลที่สำคัญๆ ในแต่ละช่วงของข้อมูล จึงสามารถเพิ่มความเร็วในการคำนวณได้ งานวิจัยนี้เลือกใช้การพลูลิ่งเฉลี่ย (Average Pooling) ซึ่งเป็นการลดขนาดของผังคุณลักษณะเฉพาะ (Feature Map) ในแบบจำลองโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ โดยใช้การหาค่าเฉลี่ยของกลุ่มของพิกเซลในตัวกรองที่กำหนดไว้ โดยการหาค่าเฉลี่ยจะช่วยให้ผังคุณลักษณะเฉพาะใหม่ที่ได้จะมีการกระจายค่าที่เหมือนกันกับผังคุณลักษณะเฉพาะก่อนหน้าและเหมาะสมสำหรับงานที่ต้องการประมวลผลที่เน้นความสมบูรณ์และไม่เน้นรายละเอียดอย่างมาก สามารถอธิบายการพลูลิ่งเฉลี่ยได้ดังนี้

<u>ขั้นตอนที่ 1</u> กำหนดขนาดของตัวกรองและการเลื่อน (Stride)

ตัวกรองคือช่องที่ใช้ในการสกัดฟีเจอร์จากพิกเซลที่อยู่ในบริเวณเดียวกันของผังคุณลักษณะเฉพาะ และการเลื่อน (Stride) คือการเคลื่อนที่ของตัวกรองในการสกัดฟีเจอร์บนผังคุณลักษณะเฉพาะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนที่ 2 สกัดฟีเจอร์จากพิกเซลในบริเวณของตัวกรองโดยใช้ค่าการเลื่อนในการเคลื่อนที่

สำหรับการพลูลิ่งเฉลี่ย จะหาค่าเฉลี่ยของพิกเซลทั้งหมดในบริเวณของตัวกรอง แล้วนำค่าเฉลี่ยนั้นมาเป็นพิกเซลในผังคุณลักษณะเฉพาะใหม่

ขั้นตอนที่ 3 ทำซ้ำขั้นตอน 2 จนกว่าจะสกัดฟีเจอร์จากพิกเซลทุกตัวในผังคุณลักษณะเฉพาะ แล้วจึงได้ ผังคุณลักษณะเฉพาะใหม่ที่มีขนาดเล็กลงจากผังคุณลักษณะเฉพาะเดิม

การใช้การพลูลิ่งเฉลี่ย นั้นมีประโยชน์ในกรณีที่ต้องการลดขนาดของผังคุณลักษณะเฉพาะ และเน้นความสมบูรณ์ของรูปภาพแทนการจับรายละเอียดที่เล็กมากๆ ที่อาจจะไม่สำคัญต่อการจำแนกข้อมูล

3.3.1.5 ชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ

ชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ เป็นชั้นที่นำมาใช้ในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเพื่อทำนายหรือจำแนกประเภทของข้อมูล ซึ่งมีการทำงานเหมือน MLPs โดยจะรับข้อมูลจากชั้นก่อนหน้า (เช่น Convolutional Layer หรือ Pooling Layer) แล้วนำมาประมวลผลด้วยค่าถ่วงน้ำหนักและฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อสร้างผลลัพธ์ที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกหรือทำนาย สามารถอธิบายกระบวนการทำงานของชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ ได้ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 แปลงผังคุณลักษณะเฉพาะในชั้นก่อนหน้าเป็นเวกเตอร์

ในการจำแนกหรือทำนายประเภทข้อมูล เราต้องใช้ข้อมูลในรูปแบบของเวกเตอร์เพื่อให้เหมาะสมกับการประมวลผล โดยการแปลงผังคุณลักษณะเฉพาะเป็นเวกเตอร์สามารถทำได้โดยการเรียงพิกเซลผังคุณลักษณะเฉพาะเป็นเวกเตอร์แล้วเรียงต่อกัน

ขั้นตอนที่ 2 คูณผังคุณลักษณะเฉพาะด้วยเมกทริกซ์ค่าถ่วงน้ำหนัก

เมกทริกซ์ถ่วงน้ำหนักเป็นเมทริกซ์ขนาด N x M โดย N คือจำนวนคุณลักษณะในชั้นก่อนหน้าและ M คือจำนวนเชิงเส้นของชั้นย่อยของชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบปัจจุบัน ซึ่งการคูณเวกเตอร์คุณลักษณะด้วยเมกทริกซ์ถ่วงน้ำหนักจะสร้างเวกเตอร์ผลคูณของเวกเตอร์คุณลักษณะกับแต่ละเชิงเส้นของเมกทริกซ์ถ่วงน้ำหนัก

3.3.1.6 ชั้นขาออก

ชั้นสุดท้ายของโครงข่าย มีหน้าที่คำนวณผลลัพธ์เพื่อจำแนกข้อมูล ซึ่งชั้นขาออกจะมีจำนวนเชิงเส้นเท่ากับจำนวนประเภทที่ต้องการจำแนกหรือทำนาย หรือ เรียกว่า คลาส สำหรับ

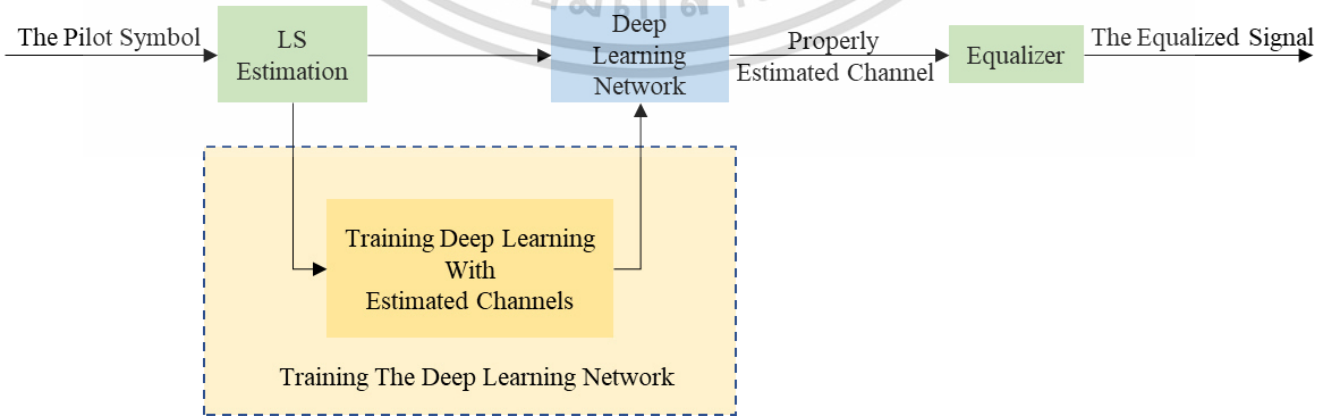
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โครงข่ายการประมาณค่าช่องสัญญาณนั้นจะมีจำนวนเท่ากับจำนวนคลาสที่ต้องการ โดยการคำนวณความน่าจะเป็นของแต่ละคลาสด้วยชั้นการจำแนก (Classification Layer) จะคำนวณการสูญเสียเอนโทรปีข้ามสำหรับการจำแนกประเภทและงานการจำแนกแบบถ่วงน้ำหนักด้วยคลาส ชั้นการจำแนก จะคาดคะเนจำนวนประเภทผลลัพธ์จากขนาดขาออกของชั้นก่อนหน้า ตัวอย่างเช่น หากต้องการระบุจำนวนประเภทผลลัพธ์ K ของโครงข่าย สามารถรวมชั้นที่เชื่อมต่ออย่างสมบูรณ์ที่มีขนาดข้อมูลขาออก K และชั้นซอฟท์แม็ค (Softmax) ก่อนชั้นการจำแนก

3.3.2 การฝึกโครงข่าย

โครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ 1D ถูกฝึกด้วยชุดข้อมูลของช่องสัญญาณที่ถูกประมาณค่าด้วยสัญลักษณ์นำร่อง หรือ ผลตอบสนองความถี่ช่องสัญญาณ (CFR) $\hat{\mathbf{H}}$ ซึ่งสัญญาณเดินทางผ่านช่องสัญญาณแบบไรเชียน ซึ่งมีดอปเปลอร์สเปกตรัมของแบบจำลองของ Jake ในสภาพแวดล้อมของเส้นทางเดินรถไฟที่มีสภาพแวดล้อมที่หลากหลายเมื่อรถไฟกำลังเดินทาง ดังนั้นโครงข่ายจำเป็นต้องจำแนกสัญญาณที่มีลักษณะช่องสัญญาณและความเร็วที่แตกต่างกัน

สัญญาณถูกสร้างขึ้นและรวบรวมด้วยอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (Signal to noise ratio: SNR) หลากหลายค่า โดยช่องสัญญาณถูกประมาณค่าด้วยสัญลักษณ์นำร่องที่ได้รับซึ่งเป็นสัญลักษณ์นำร่องที่ทราบค่า ดังนั้นข้อมูลขาเข้าของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ คือ ผลตอบสนองความถี่ช่องสัญญาณของช่องสัญญาณต่างๆ และ ข้อมูลขาออกหรือ คลาส คือประเภทของช่องสัญญาณ ซึ่งใช้สำหรับการฝึกฝนโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ โดยข้อมูลขาเข้าและขาออกใช้สำหรับการฝึกฝนให้โครงข่ายจดจำลักษณะข้อมูลของแต่ละคลาส และจำลองความสัมพันธ์ของข้อมูลทั้งสองเพื่อที่โครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์สามารถจำแนกคลาสของข้อมูลขาออกได้ดังแสดงในกรอบเส้นประในรูปที่ 3.7

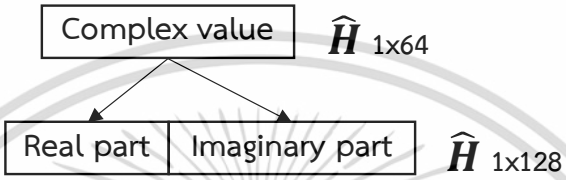


รูปที่ 3.7 ไดอะแกรมการประมาณค่าช่องสัญญาณที่นำเสนอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.3 การเตรียมข้อมูลสำหรับโครงข่ายสหสัมพันธ์

ข้อมูลขาเข้าเป็นสัญญาณที่ประเมินโดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (LS) ซึ่งข้อมูลเป็นจำนวนเชิงซ้อนที่ไม่สามารถป้อนให้กับโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ 1D ได้ ดังนั้น จึงต้องเตรียมข้อมูลโดยการแยกข้อมูลออกเป็นส่วนจริงและส่วนจินตภาพ ดังแสดงในรูปที่ 3.8 จากนั้นจึงต่อส่วนจริงและส่วนจินตภาพเข้าด้วยกัน



รูปที่ 3.8 การเตรียมข้อมูล $\hat{H}$ สำหรับโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์

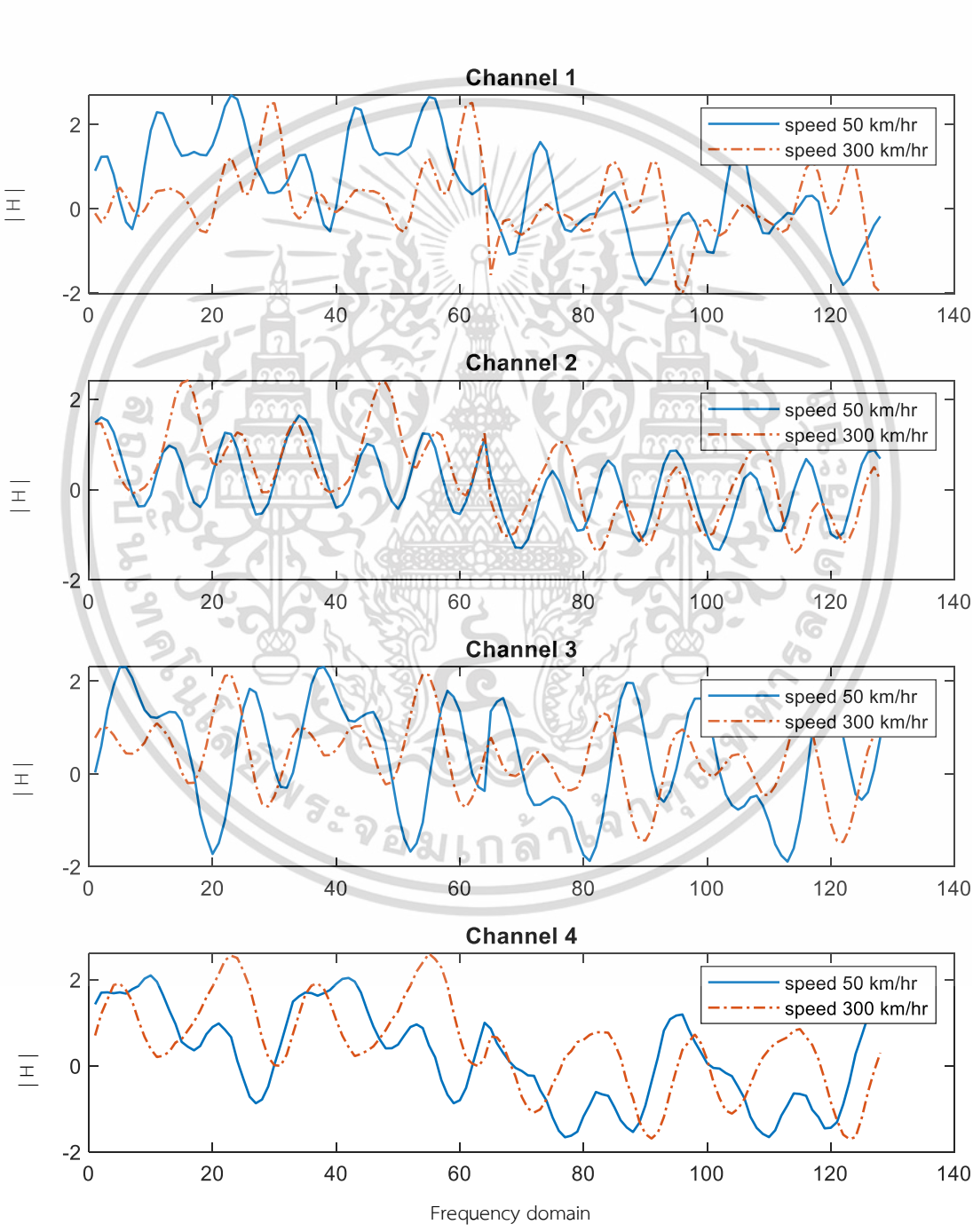
งานวิจัยนี้จำลองระบบการสื่อสารไร้สายในสภาพแวดล้อมเส้นทางรถไฟความเร็วสูง กำหนดให้เส้นทางเดินรถไฟมีลักษณะช่องสัญญาณที่แตกต่างกันจำนวน 4 ช่องสัญญาณและกำหนดความเร็วรถไฟที่แตกต่างกัน คือ ความเร็วปกติ 50 กิโลเมตรต่อชั่วโมง และความเร็วสูง 300 กิโลเมตรต่อชั่วโมง ดังนั้น ชุดข้อมูลขาเข้าสำหรับโครงข่ายสหสัมพันธ์จึงถูกจำแนกประเภท หรือ คลาส ซึ่งเป็นข้อมูลขาออกของโครงข่ายสหสัมพันธ์ ดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 คลาสของข้อมูลสำหรับโครงข่ายสหสัมพันธ์

ลำดับคลาส	ความเร็วรถไฟ (กม./ชม.)	ช่องสัญญาณ	รหัสคลาส
1	50	1	50(1)
2	50	2	50(2)
3	50	3	50(3)
4	50	4	50(4)
5	300	1	300(1)
6	300	2	300(2)
7	300	3	300(3)
8	300	4	300(4)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

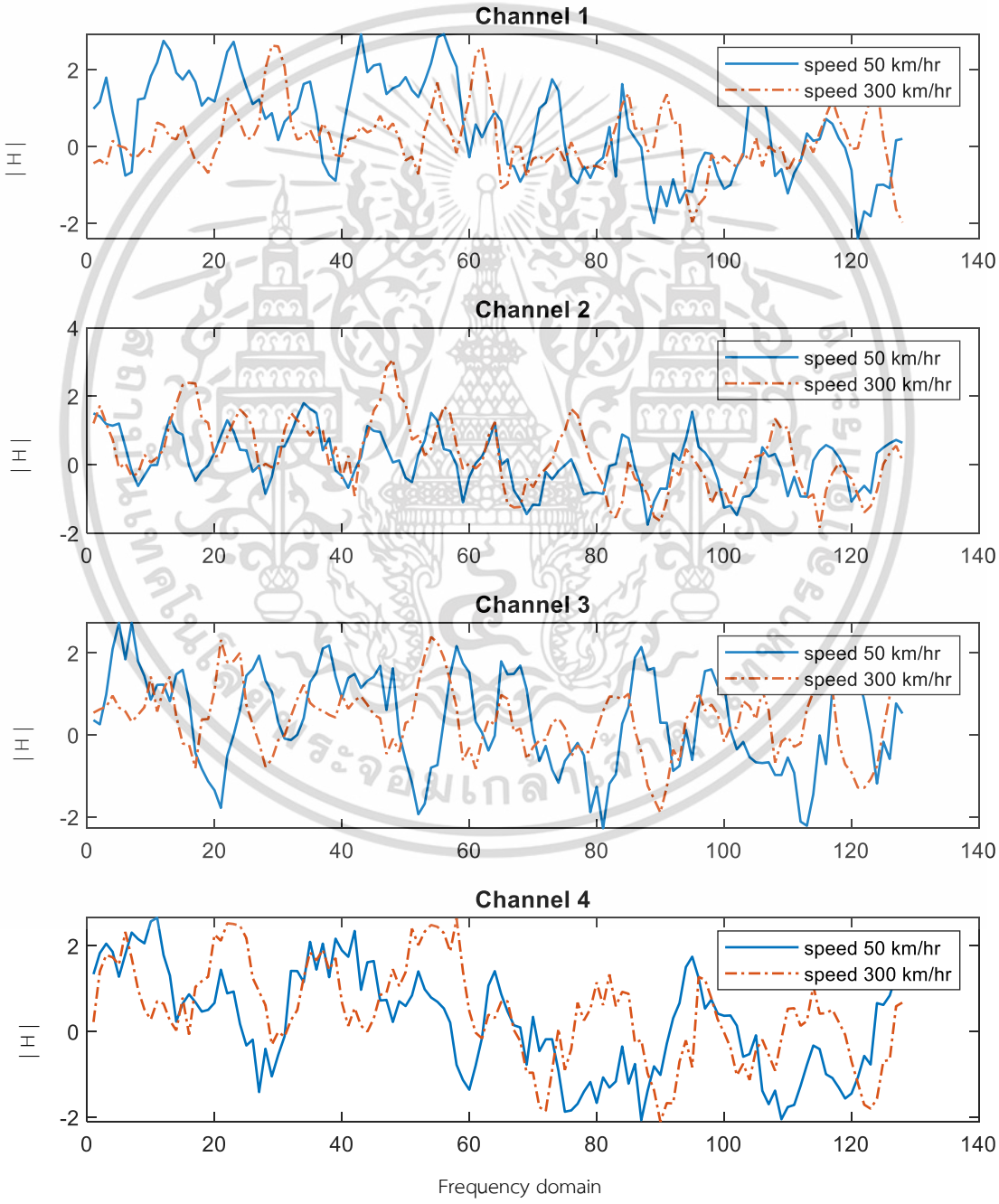
การเก็บข้อมูลเพื่อฝึกฝนโครงข่ายสหสัมพันธ์ต้องมีคุณภาพและสามารถแยกความแตกต่างได้ เพื่อป้องกันการสับสนของโครงข่ายสหสัมพันธ์ จากรูปที่ 3.9 แสดงข้อมูลขาเข้าซึ่งผ่านการเตรียมข้อมูลแล้ว โดยค่าผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณมีค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (SNR) 30 dB สังเกตได้ว่าค่าผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณของแต่ละคลาส มีลักษณะแตกต่างกันทุกคลาส ดังนั้นโครงข่ายสหสัมพันธ์จึงสามารถเรียนรู้และจำแนกข้อมูลดังกล่าวได้



รูปที่ 3.9 ข้อมูลขาเข้าของโครงข่ายสหสัมพันธ์ ที่ SNR=30 dB

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

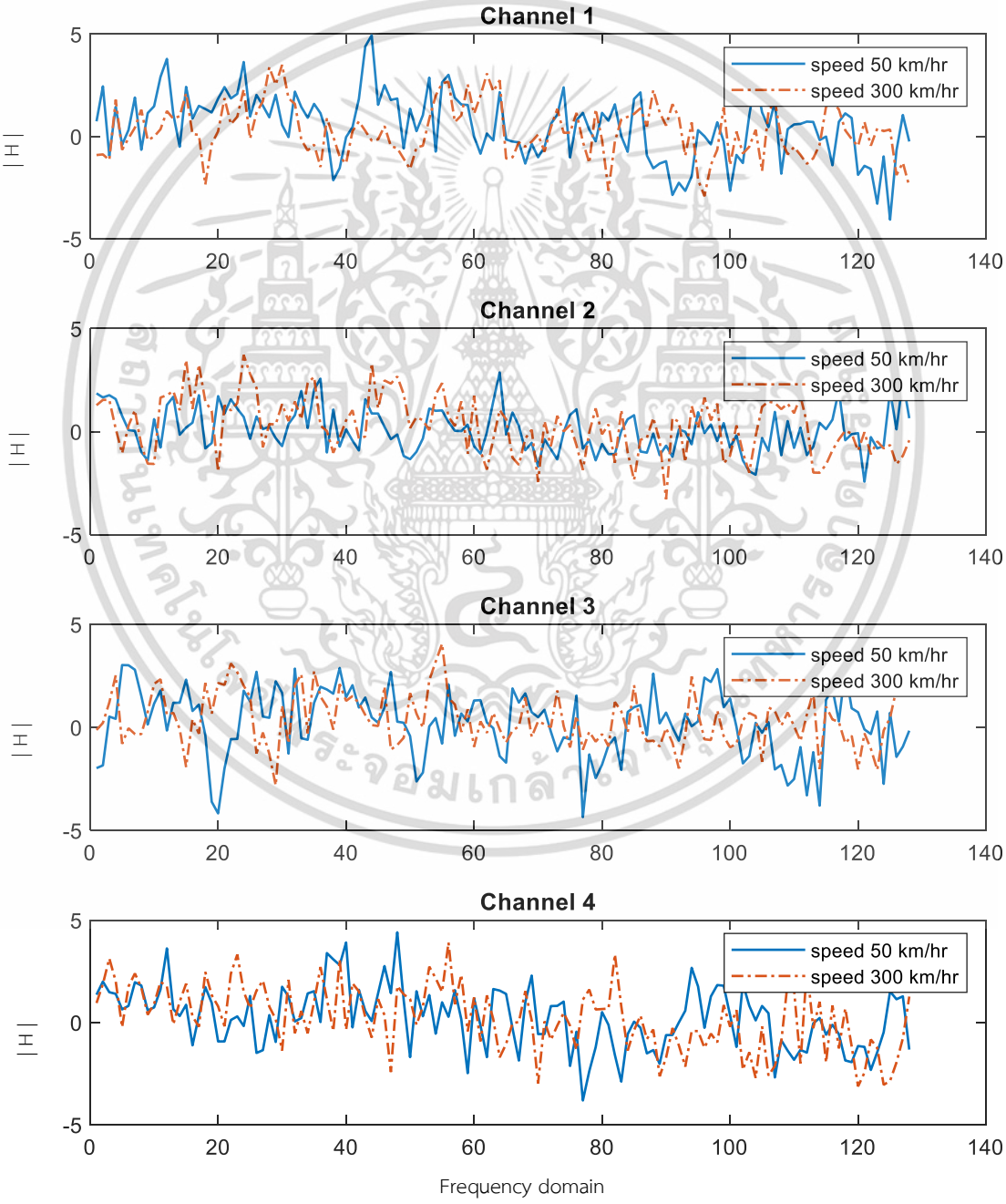
นอกจากนี้ผลตอบสนองช่องความถี่ที่มีค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนสูงมีลักษณะสัญญาณเรียบทำให้สามารถแยกประเภทของแต่ละคลาสได้ชัดเจน อย่างไรก็ตามเมื่อพิจารณาค่าผลตอบสนองช่องความถี่ที่มีค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนลดลง ดังแสดงในรูปที่ 3.10 แสดงข้อมูลขาเข้าซึ่งผ่านการเตรียมข้อมูลแล้ว โดยค่าผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณมีค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน 10 dB พบว่าค่าผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณมีลักษณะไม่เรียบ หรือ แกว่งเล็กน้อยเนื่องจากสัญญาณรบกวนแต่ยังคงสามารถแยกประเภทข้อมูลได้



รูปที่ 3.10 ข้อมูลขาเข้าของโครงข่ายสหสัมพันธ์ ที่ SNR=10 dB

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แต่เมื่อพิจารณาค่าผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณที่มีค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน 0 dB ดังแสดงในรูปที่ 3.11 พบว่าสัญญาณมีการแกว่งอย่างมาก ส่งผลต่อความแม่นยำในการจำแนกข้อมูลของโครงข่ายสหสัมพันธ์ เนื่องจากถ้าข้อมูลไม่มีคุณภาพและไม่ชัดเจนหรือมีลักษณะใกล้เคียงกัน โครงข่ายสหสัมพันธ์จะเกิดความสับสนและไม่สามารถตัดสินใจเพื่อจำแนกข้อมูลได้ ดังนั้นวิทยานิพนธ์นี้ จึงคัดเลือกค่าผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณที่มีค่าค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนระหว่าง 10 dB และ 30 dB เนื่องจากเป็นข้อมูลที่มีคุณภาพและสามารถแยกความแตกต่างได้อย่างชัดเจน



รูปที่ 3.11 ข้อมูลขาเข้าของโครงข่ายสหสัมพันธ์ ที่ SNR=0 dB

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การฝึกฝนโครงข่ายสหสัมพันธ์ต้องกำหนดวิธีการฝึกฝนโดยการเลือกอัลกอริทึมการหาค่าเหมาะสมที่สุด (Optimization) วิทยานิพนธ์นี้เลือกอัลกอริทึมการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบ Adam (Adaptive Moment Estimation) เนื่องจากอัลกอริทึมดังกล่าวมีการทำงานที่รวดเร็ว นอกจากนี้ตัวแปรสำหรับการฝึกฝนโครงข่ายที่กำหนด คือ MiniBatchSize และ MaxEpochs โดยมีรายละเอียดดังนี้

1) MiniBatchSize คือ ชุดย่อยของชุดข้อมูลการฝึกที่ใช้ในการหาค่าเหมาะสมที่สุดจากค่าของฟังก์ชันข้อผิดพลาดเพื่อปรับปรุงค่าน้ำหนัก ขนาดที่จะใช้สำหรับการฝึกซ้ำแต่ละรอบ ต้องระบุเป็นจำนวนเต็มบวก โดยการกำหนดขนาดข้อมูลจะขึ้นอยู่กับประสิทธิภาพของหน่วยประมวลผล ถ้าหน่วยประมวลผลมีประสิทธิภาพสูงสามารถกำหนดขนาดข้อมูลได้มากขึ้น อย่างไรก็ตาม หากขนาดชุดย่อยไม่แบ่งจำนวนตัวอย่างข้อมูลการฝึกฝนเท่าๆ กัน การฝึกฝนโครงข่ายจะละทิ้งข้อมูลการฝึกฝนที่ไม่พอดีกับขนาดชุดย่อยของแต่ละยุค

2) MaxEpochs คือ จำนวนสูงสุดของยุคที่จะใช้สำหรับการฝึกฝนโครงข่าย ต้องระบุเป็นจำนวนเต็มบวก ซึ่งการฝึกฝนโครงข่ายด้วยชุดข้อมูลการฝึกฝนที่มีทั้งหมด 1 ครั้ง จะนับเป็น 1 ยุค การฝึกฝนโครงข่ายซ้ำๆ หลายครั้ง เพื่อลดค่าของฟังก์ชันข้อผิดพลาดและเพิ่มค่าความแม่นยำของโครงข่าย

จำนวนข้อมูลค่าผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณสายในสภาพแวดล้อมเส้นทางรถไฟกำหนดให้เส้นทางเดินรถไฟมีลักษณะช่องสัญญาณที่แตกต่างกันจำนวน 4 ช่องสัญญาณและกำหนดให้มีความเร็วรถไฟที่แตกต่างกัน 2 ความเร็ว โดยมีค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนระหว่าง 10 dB และ 30 dB ดังนั้น วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จึงมีชุดข้อมูลค่าผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณสำหรับการฝึกฝนโครงข่าย 168 ตัวอย่าง และการฝึกฝนโครงข่ายสหสัมพันธ์กำหนดตัวแปรการฝึกฝนดังตาราง

ตารางที่ 3.3 ตัวแปรการฝึกฝนโครงข่ายสหสัมพันธ์

ตัวแปรการฝึกฝน	ค่าตัวแปร
trainingOptions	Adam
MiniBatchSize	32
MaxEpochs	15

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.4 การทำงานของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ในระบบ

จากรูปที่ 3.7 เป็นไดอะแกรมสำหรับระบบการประมาณช่องสัญญาณด้วยการเรียนรู้เชิงลึกในเครื่องรับ ขั้นแรก สัญลักษณ์นำร่องที่ทราบค่าถูกประมาณค่าด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (LS) จากนั้นค่าช่องสัญญาณที่ประมาณค่าแล้ว หรือ ผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณ (CFR) จะถูกปรับจากจำนวนเชิงซ้อนเป็นข้อมูลขาเข้าสำหรับโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกแบบโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ ซึ่งการเตรียมข้อมูลขาเข้าเหมือนกับการเตรียมข้อมูลการฝึกฝน โดยผลลัพธ์ของโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกแบบโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ คือคลาสของช่องสัญญาณซึ่งเป็นข้อมูลจากการฝึกฝนให้โครงข่ายจดจำจากนั้น ข้อมูลขาออกของโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกแบบโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์จะถูกคำนวณด้วยอัลริทึมในการดึงค่าช่องสัญญาณที่ประมาณไว้อย่างเหมาะสม ซึ่งได้จากค่าเฉลี่ยของค่าช่องสัญญาณที่ถูกประมาณค่าแล้วจำนวนมากมีค่าใกล้เคียงกับสัญญาณในอุดมคติ ดังนั้น ผลลัพธ์ที่ได้คือช่องสัญญาณที่ประมาณไว้อย่างเหมาะสมและถูกนำไปใช้เพื่อคำนวณการชดเชยสัญญาณรบกวนของสัญญาณที่ได้รับต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4
การวิเคราะห์และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีที่นำเสนอ

จากบทที่ 3 อธิบายวิธีการจำลองระบบและการจำลองโครงข่ายเพื่อใช้สำหรับการประมาณค่าช่องสัญญาณโทรศัพท์เคลื่อนที่ ดังนั้น บทนี้ต้องการนำเสนอผลการจำลองระบบการสื่อสารด้วยวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณต่างๆ เพื่อตรวจสอบประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยการเรียนรู้เชิงลึกที่นำเสนอเปรียบเทียบกับวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณแบบเดิม โดยวัดประสิทธิภาพของการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกเปรียบเทียบกับวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณแบบเดิม และวัดความแม่นยำของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ สำหรับความสามารถในการจำแนกประเภทช่องสัญญาณซึ่งจะส่งผลต่อประสิทธิภาพของระบบด้วย

4.1 พารามิเตอร์ที่ใช้ในการจำลองระบบ

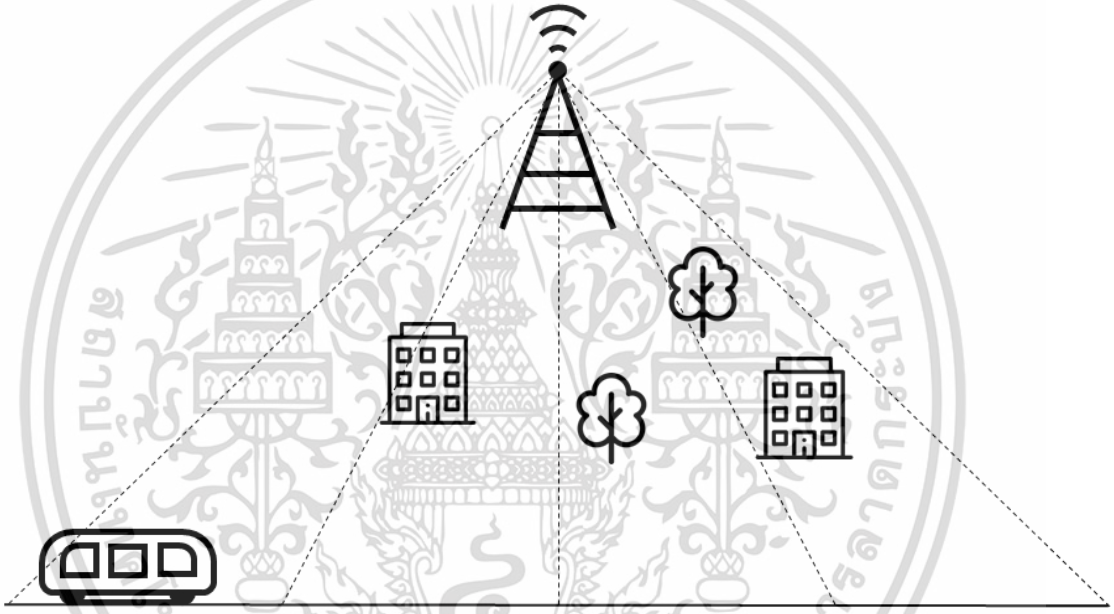
การจำลองระบบการสื่อสารด้วยวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณต่างๆ ในสภาพแวดล้อมเส้นทางรถไฟ โดยเส้นทางรถไฟมีสภาพแวดล้อมแต่ละช่วงต่างกันเมื่อรถไฟกำลังเดินทาง จึงมีหลายช่องสัญญาณ ซึ่งกำหนดให้มีลักษณะช่องสัญญาณที่แตกต่างกันจำนวน 4 ช่องสัญญาณและความเร็วรถไฟที่แตกต่างกัน คือ ความเร็วปกติ 50 กิโลเมตรต่อชั่วโมง และความเร็วสูง 300 กิโลเมตรต่อชั่วโมง พารามิเตอร์การจำลองที่ใช้ในการประมาณค่าช่องสัญญาณแสดงอยู่ในตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้สำหรับการจำลองระบบ

Parameter	Value
Allocated Frequency Bandwidth	5 MHz
Radio Frequency	2 GHz
Number of FFT Points	64
Number of Data Sub-Carriers	64
Number of Data Symbols (L)	10
Number of Pilot Sub-Carriers	64
Number of Pilot Symbol	1
Modulation Techniques	QPSK
Model of Channel	Rician channel
SNR	0 – 30 dB

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 4.1 วิทยานิพนธ์นี้จำลองเส้นทางรถไฟ โดยกำหนดให้เส้นทางเดินรถไฟมีลักษณะช่องสัญญาณที่แตกต่างกันจำนวน 4 ช่องสัญญาณ สำหรับเส้นทางเดินรถไฟตลอดสาย และกำหนดให้รถไฟวิ่งด้วยความเร็ว 50 กิโลเมตรต่อชั่วโมงและความเร็ว 300 กิโลเมตรต่อชั่วโมง ดังนั้นการกำหนดคลาสสำหรับข้อมูลเพื่อให้โครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกจำแนกประเภทของข้อมูลค่าผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณ จึงแบ่งได้ 8 คลาส คือ รถไฟวิ่งด้วยความเร็ว 50 กิโลเมตรต่อชั่วโมงตลอดเส้นทางเดินรถไฟที่มีลักษณะช่องสัญญาณต่างกัน 4 ช่องสัญญาณ และ รถไฟวิ่งด้วยความเร็ว 300 กิโลเมตรต่อชั่วโมงตลอดเส้นทางเดินรถไฟที่มีลักษณะช่องสัญญาณต่างกัน 4 ช่องสัญญาณ



รูปที่ 4.1 เส้นทางเดินรถไฟ

4.2 ผลความแม่นยำของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์

การเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูงที่ตรวจพบในช่องสัญญาณแบบหลายเส้นทางนั้นสำคัญต่อความแม่นยำของการตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณ จากบทที่ 3 งานวิจัยนี้ได้จำลองชั้นสหสัมพันธ์ที่แตกต่างกันเพื่อเลือกชั้นที่ดีที่สุดสำหรับการเพิ่มประสิทธิภาพโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ โดยจำกำหนดให้มีชั้นสหสัมพันธ์ตั้งแต่ 1 ชั้น จนถึง 6 ชั้น ซึ่งแต่ละชั้นมีขนาดและจำนวนของตัวกรองที่แตกต่างกัน ซึ่งเริ่มต้นด้วยขนาดของตัวกรองที่เล็ก คือ 3 และเพิ่มจำนวนชั้นที่มีขนาดของตัวกรองที่เพิ่มขึ้นในชั้นถัดไปจนถึงชั้นที่ 6 ที่มีขนาดตัวกรองใหญ่สุดคือ 9 เมื่อทดลองการทำงานของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ พบว่าจำนวนชั้นสหสัมพันธ์ที่เพิ่มขึ้นส่งผลให้ความแม่นยำเพิ่มขึ้นเช่นกัน และค่าความแม่นยำเริ่มคงที่เมื่อมีจำนวนชั้นสหสัมพัทธ์ 5 ชั้น ตารางที่ 4.2 แสดงความแม่นยำ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในการตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึก ดังนั้นจึงเลือกชั้นสหสัมพันธ์จำนวน 5 ชั้น โดยมีขนาดของตัวกรอง คือ ขนาด 9 จำนวน 64 ตัวกรอง, ขนาด 5 จำนวน 64 ตัวกรอง,ขนาด 5 จำนวน 32 ตัวกรอง,ขนาด 3 จำนวน 64 ตัวกรอง และขนาด 3 จำนวน 32 ตัวกรอง

ตารางที่ 4.2 ความแม่นยำของค่าตัวกรองในชั้นสหสัมพันธ์

จำนวนชั้น	ขนาดของตัวกรอง(จำนวนของตัวกรอง)	ความแม่นยำ (%)
1	3(32)	50.59
2	3(64),3(32)	82.14
3	5(64),3(64),3(32)	94.04
4	5(64), 5(32),3(64),3(32)	94.04
5	9(64),5(64), 5(32),3(64),3(32)	99.40
6	9(64),9(32),5(64), 5(32),3(64),3(32)	99.40

เมื่อกำหนดชั้นต่างๆ ของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์แล้ว จึงนำไปใช้งานระบบจำลองการสื่อสารพบว่าประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์สามารถพิจารณาจากความแม่นยำของโครงข่ายในการจำแนกข้อมูลจากเมทริกซ์การประเมินผลลัพธ์การทำนาย (Confusion Matrix) ดังแสดงในรูปที่ 4.2 เมทริกซ์การประเมินผลลัพธ์การทำนาย เมทริกซ์แถว แสดงข้อมูลที่คาดการณ์ไว้ (True Class) หรือ เป้าหมายของคลาสลักษณะช่องสัญญาณ และเมทริกซ์คอลัมน์ แสดงข้อมูลที่โครงข่ายทำนายได้ (Predicted Class) หรือ ผลลัพธ์ของคลาสลักษณะช่องสัญญาณ ซึ่งคลาส 50(1) 50(2) 50(3) และ 50(4) คือการจำลองการเดินรถไฟด้วยความเร็ว 50 กิโลเมตรต่อชั่วโมงตลอดเส้นทางเดินรถไฟ และคลาส 300(1) 300(2) 300(3) และ 300(4) คือการจำลองการเดินรถไฟด้วยความเร็ว 300 กิโลเมตรต่อชั่วโมงตลอดเส้นทางเดินรถไฟ

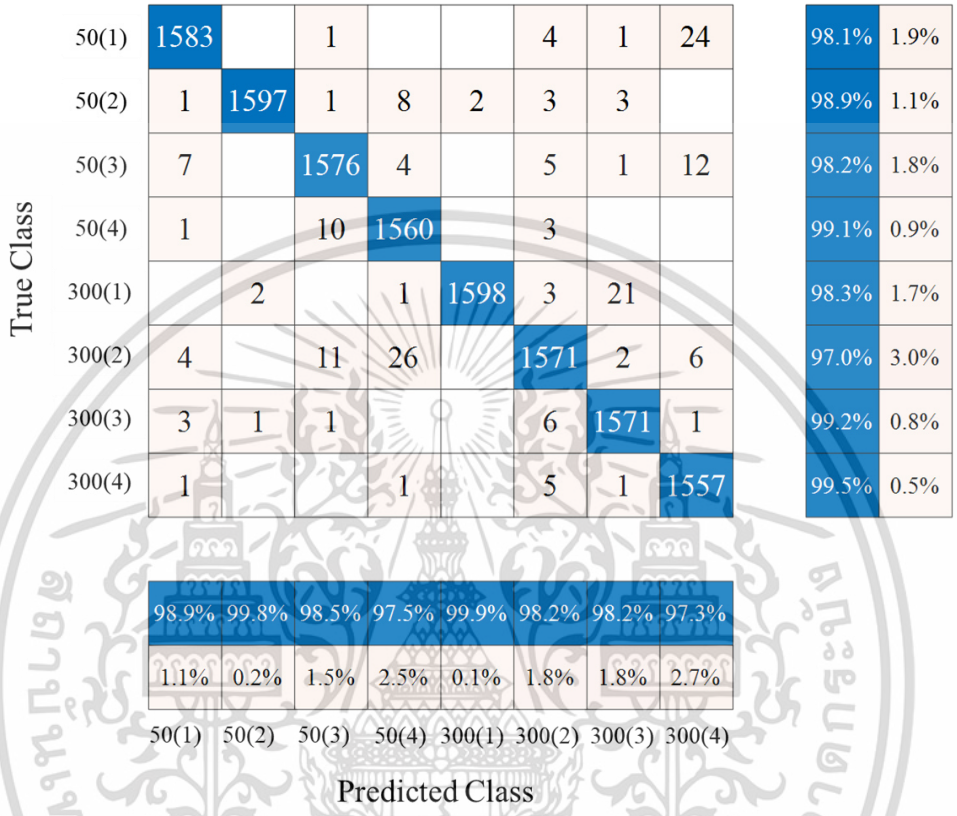
เมื่อพิจารณาค่าของเมทริกซ์การประเมินผลลัพธ์การทำนาย ค่าของช่องในแนวทแยงแทนค่าข้อมูลที่โครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์สามารถทำนายได้ตรงกับค่าเป้าหมายอย่างถูกต้อง ดังนั้นผลการจำลองแสดงให้เห็นว่าโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกแบบโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ สามารถจำแนกลักษณะช่องสัญญาณที่มีคุณสมบัติดอปเปลอร์และช่องสัญญาณหลายเส้นทางที่แตกต่างกันด้วยความแม่นยำในการทำนายข้อมูลประมาณ 98 % ซึ่งคำนวณได้ดังสมการ

$$accuracy = \frac{T}{N} \tag{4.1}$$

เมื่อกำหนดให้ T คือ ค่าข้อมูลที่โครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์สามารถทำนายได้ตรงกับค่าเป้าหมายอย่างถูกต้อง และ N คือ ค่าข้อมูลทั้งหมด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ดังนั้นความสามารถในการจำแนกช่องสัญญาณของโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ที่มีความเร็วของรถไฟในช่องสัญญาณหลายเส้นทางที่แตกต่างกัน สามารถใช้เพื่อเพิ่มความแม่นยำของการประมาณค่าช่องสัญญาณและการชดเชยสัญญาณได้ ซึ่งจะแสดงในผลการจำลองในรูปที่ 4.2



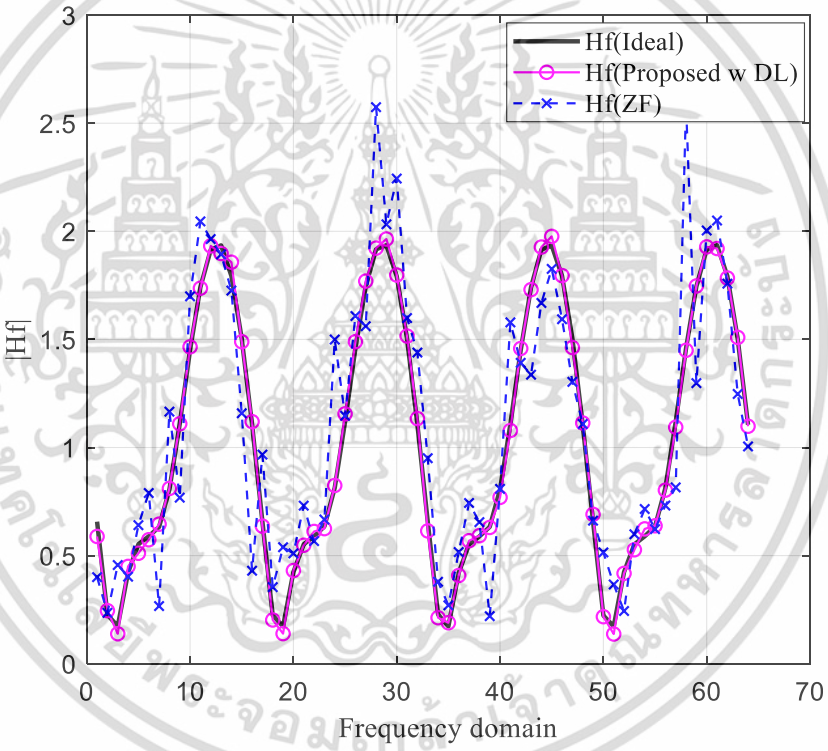
รูปที่ 4.2 เมทริกซ์การประเมินผลลัพธ์การทำนาย สำหรับการตรวจจับช่องสัญญาณที่มีความเร็ว 50 กม./ชม. และ 300 กม./ชม.

เมื่อประเมินผลลัพธ์การทำงานของโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกแบบสหสัมพันธ์แล้ว การจำลองนี้สามารถวิเคราะห์และเปรียบเทียบความแม่นยำของการประมาณค่าช่องสัญญาณจากผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณและประสิทธิภาพของอัตราข้อผิดพลาด (Bit Error Rate: BER) เมื่อเครื่องรับใช้อัลกอริทึมที่แตกต่างกันภายใต้ช่องสัญญาณแบบจางหายหลายเส้นทาง และความเร็วของรถไฟเป็นต้น

จากรูปที่ 4.3 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณโดยการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยอัลกอริทึมต่างๆ ได้แก่ การประมาณค่าช่องสัญญาณเมื่อสัญญาณไม่มีสัญญาณรบกวน หรือ สัญญาณในอุดมคติ (Ideal) การประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกที่นำเสนอ (Deep Learning: DL) และวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณแบบดั้งเดิม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

(Zero Forcing: ZF) ที่อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (Signal To Noise Ratio: SNR) เท่ากับ 10 dB สังเกตได้ว่า ค่าผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณด้วยวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณแบบดั้งเดิมมีการแกว่งของสัญญาณมากกว่าวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณอื่นๆ และเมื่อพิจารณาค่าผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณจากวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณแบบดั้งเดิมและวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณที่นำเสนอด้วยอัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึก พบว่าค่าผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณจากวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณที่นำเสนอ มีลักษณะใกล้เคียงกับการประมาณค่าช่องสัญญาณในอุดมคติ อย่างไรก็ตาม วิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณแบบดั้งเดิมนั้นแสดงค่าผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณที่มีความแม่นยำน้อยกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณที่นำเสนอ



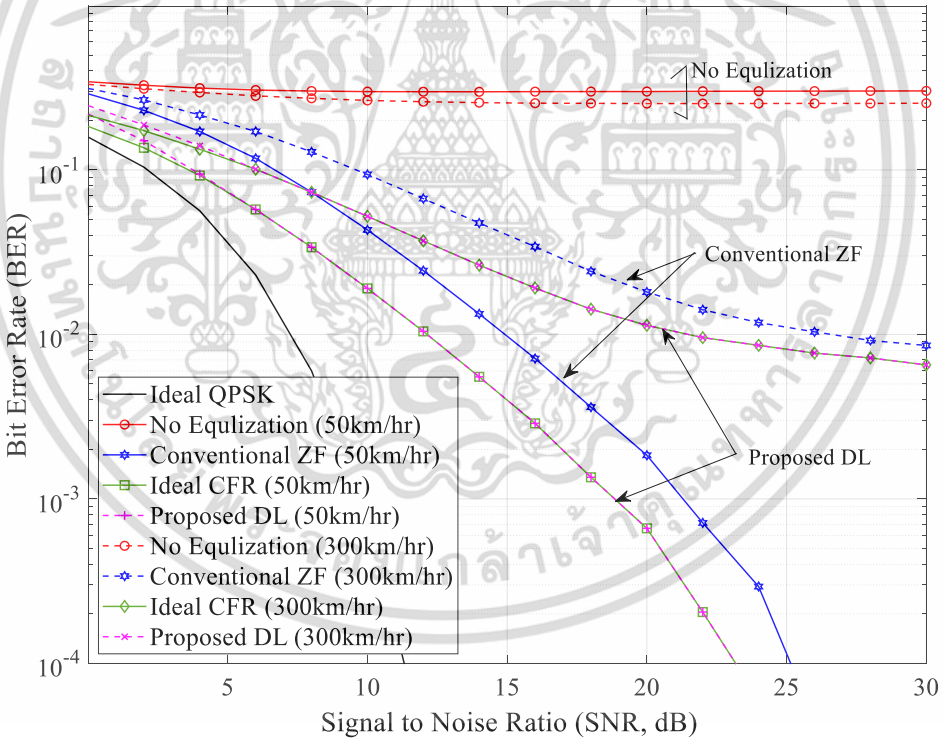
รูปที่ 4.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณโดยประมาณกับอัลกอริทึมต่างๆ

4.3 ผลการเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดของการประมาณค่าช่องสัญญาณ

จากรูปที่ 4.4 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัตราบิตผิดพลาดกับอัลกอริทึมที่แตกต่างกันบนรถไฟความเร็ว 50 กิโลเมตรต่อชั่วโมง และ 300 กิโลเมตรต่อชั่วโมง โดยประสิทธิภาพของอัตราบิตผิดพลาดจะลดลงเมื่อช่องสัญญาณมีคุณสมบัติจางหายไปหลายเส้นทาง และความถี่ดอปเปลอร์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรถไฟที่ความเร็ว 50 กิโลเมตรต่อชั่วโมง และ 300 กิโลเมตรต่อชั่วโมง ซึ่งประสิทธิภาพของอัตราบิตผิดพลาด จะคงที่เมื่ออัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (SNR) เพิ่มขึ้นโดยไม่มีการชดเชยสัญญาณ อย่างไรก็ตาม วิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยการเรียนรู้เชิงลึกที่นำเสนอ (DL) นั้นแสดงประสิทธิภาพอัตราบิตผิดพลาดที่ดีที่สุด ซึ่งมีประสิทธิภาพใกล้เคียงกับการประมาณค่าช่องสัญญาณที่สมบูรณ์แบบหรืออุดมคติ (Ideal) เมื่อมีอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (SNR) มากกว่า 5 dB นอกจากนี้ การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัตราบิตผิดพลาดระหว่างวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณที่นำเสนอ (DL) กับวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณแบบดั้งเดิม (ZF) แสดงให้เห็นว่าวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณที่นำเสนอนั้นให้ประสิทธิภาพดีกว่าวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณวิธีดั้งเดิม (ZF) โดยเฉพาะอย่างยิ่งที่อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (SNR) ต่ำ ผลการจำลองสามารถยืนยันว่าการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยการเรียนรู้เชิงลึกที่นำเสนอสามารถชดเชยการจางหายไปของช่องสัญญาณที่มีคุณลักษณะการจางหายหลายเส้นทางภายใต้รถไฟความเร็วสูงโดยการปรับปรุงประสิทธิภาพของอัตราบิตผิดพลาดที่มีสัญลักษณ์นำร่องเดียวกัน



รูปที่ 4.4 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของ BER กับอัลกอริทึมที่แตกต่างกันบนรถไฟความเร็ว 50 กม./ชม. และ 300 กม./ชม.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

การสื่อสารไร้สายเป็นการสื่อสารที่มีความอ่อนไหวต่อลักษณะของช่องสัญญาณที่มีการเปลี่ยนแปลงตามเวลาที่เปลี่ยนไป โดยลักษณะต่างๆ ของช่องสัญญาณที่เกิดขึ้น เกิดจากธรรมชาติของคลื่น เช่น การจางหายหลายทาง เกิดจากการเดินทางของคลื่นผ่านสิ่งกีดขวาง ทำให้สัญญาณที่ได้รับของภาครับเกิดการหน่วงเวลาของแต่ละสัญญาณที่มาถึงภาครับ หรือจะเป็นปรากฏการณ์ดอปเปลอร์ที่เกิดจากการเคลื่อนที่ของภาครับ ทำให้ความถี่ของสัญญาณที่ได้รับเปลี่ยนแปลงไป เป็นต้น จากลักษณะช่องสัญญาณที่เกิดขึ้นส่งผลต่อคุณภาพของสัญญาณที่ได้รับ ดังนั้นเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวจึงเกิดเทคนิคการสร้างสัญญาณที่สามารถทนต่อการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณได้ โดยการส่งข้อมูลด้วยระบบการมัลติเพล็กซ์ความถี่ตั้งฉาก การเพิ่มช่วงเวลาป้องกันสำหรับสัญญาณ นอกจากนี้ที่ภาครับของสัญญาณมีการคำนวณการประมาณค่าช่องสัญญาณเพื่อใช้สำหรับการชดเชยสัญญาณที่ได้รับให้มีความใกล้เคียงสัญญาณที่ถูกส่งออกมาจากภาคส่งมากที่สุด

ในปัจจุบันเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เข้ามามีส่วนสำคัญกับงานและชีวิตประจำวันของผู้คนมากขึ้น เพื่อช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของงานต่างๆ มากขึ้น ซึ่งการเรียนรู้ของเครื่องที่มีความซับซ้อนในการทำงานขึ้นและมีความสามารถมากขึ้น โดยมีความใกล้เคียงกับโครงสร้างการทำงานของระบบประสาทของมนุษย์ ซึ่งเรียกว่า การเรียนรู้เชิงลึก การเรียนรู้เชิงลึกมีหลายประเภทขึ้นอยู่กับข้อมูล โดยหน้าที่หลักๆ ได้แก่ การวิเคราะห์ค่าในอนาคต การจำแนกประเภทของข้อมูล เป็นต้น

ดังนั้นเพื่อเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพในการชดเชยสัญญาณที่ได้รับและการประมาณค่าช่องสัญญาณสำหรับสัญญาณที่เดินทางผ่านช่องสัญญาณที่มีการเปลี่ยนแปลงจากสภาพแวดล้อมที่มีการเคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูง งานวิจัยนี้จึงนำการเรียนรู้เชิงลึกมาเป็นเครื่องมือสำหรับการประมาณค่าช่องสัญญาณ โดยการจำลองระบบการสื่อสารโทรศัพท์เคลื่อนที่ในสภาพแวดล้อมตามเส้นทางรถไฟ ซึ่งมีลักษณะการเดินรถไฟที่มีความเร็วกำหนดและผ่านบริเวณเส้นทางรถไฟเส้นทางเดิมในช่วงเวลาที่แน่นอน ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงถือว่าช่องสัญญาณมีคุณสมบัติของสัมประสิทธิ์ช่องสัญญาณคงที่ งานวิจัยจึงได้นำเสนอการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยการเรียนรู้เชิงลึก โดยออกแบบโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกแบบโครงข่ายประสาทสหสัมพันธ์ เพื่อจดจำและจำแนกประเภทของช่องสัญญาณที่ได้รับและเลือกใช้ช่องสัญญาณที่ใกล้เคียงกับช่องสัญญาณจริงมากที่สุดเพื่อนำไปชดเชยสัญญาณที่ได้รับ โดยจากผลการทดลองสามารถสรุปได้ว่าความเร็วสูงของรถไฟทำให้ประสิทธิภาพการสื่อสารขณะเคลื่อนที่ลดลง โดยเฉพาะอย่างยิ่งในกรณีที่ใช้ความเร็วสูงถึง 300 กิโลเมตรต่อชั่วโมง โดยพิจารณาจากประสิทธิภาพอัตราบิตผิดพลาดของระบบสื่อสาร อย่างไรก็ตาม คุณสมบัติของรถไฟ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ความเร็วสูงที่มีเส้นทางรถไฟที่กำหนดไว้ล่วงหน้าและมีตารางเวลาที่แน่นอน ในสภาพแวดล้อมของเส้นทางรถไฟความเร็วสูงสามารถใช้ประโยชน์ได้โดยการใช้โครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการประมาณค่าช่องสัญญาณด้วยค่าผลตอบสนองความถี่ของช่องสัญญาณและการชดเชยสัญญาณ ผลการจำลองของวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณที่นำเสนอแสดงให้เห็นว่า วิธีการดังกล่าวให้ประสิทธิภาพอัตราบิตผิดพลาด ที่ดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณแบบดั้งเดิม โดยที่ทั้งสองวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณนั้นมีสัญลักษณ์นำร่องจำนวนเท่ากัน ด้วยผลการจำลองทั้งหมดนี้เป็นการยืนยันว่าวิธีการประมาณค่าช่องสัญญาณที่นำเสนอนั้น สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพอัตราบิตผิดพลาด ได้ดีกว่าวิธีอื่นๆ ภายใต้เงื่อนไขของช่องสัญญาณเดียวกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสารอ้างอิง

[1] D. P. Suksompong. **Introduction to OFDM and its PAPR Drawback.**

[2] อ. สิงหพันธุ์. **“การประมาณค่าความถี่ดอปเปอรสำหรับระบบโอเอฟดีเอ็มในช่องสัญญาณ.”** วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม คณะวิศวกรรมศาสตร์, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบังสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2557

[3] "**Universal Mobile Telecommunications System (UMTS); LTE; Requirements for Evolved UTRA (E-UTRA) and Evolved UTRAN (E-UTRAN) (3GPP TR 25.913 version 9.0.0 Release 9)**," European Telecommunications Standards Institute, 2009.

[4] J. Kim, Y. S. Cho, W. Y. Yang and C. G. Kang. **MIMO-OFDM wireless communications with MATLAB.** John Wiley & Sons (Asia) Pte Ltd, 2010.

[5] D. P. Agrawal and Q.-A. Zeng. **Introduction to Wireless and Mobile Systems.** Global Engineering: Christopher, 2011.

[6] I. G. a. Y. B. a. A. Courville. **Deep Learning.** MIT Press, 2016.

[7] C. M. Bishop. **Pattern Recognition and Machine Learning.** Springer, 2006.

[8] M. and P. **The Statistical of Neural networks in Social Science Research.** 1943.

[9] M. Hsieh and C. Wei, **"Channel estimation for OFDM systems based on comb-type pilot arrangement in frequency selective fading channels,"** in IEEE Trans. on Consumer Electron., vol. 44, no. 1, 1998.

[10] L. Yue-liang, J. Yu-zhong and Z. Wei, **"Interpolation Algorithm of Zadoff-Chu Sequence,"** in 2011 International Conference on Mechatronic Science, Electric Engineering and Computer, 2011.

[11] C. Wang, E. Au, D. Murch, W. H. Mow, R. S. Cheng and V. Lau, **"On the performance of the MIMO zero-forcing receiver in the presence of channel estimation error,"** in IEEE Trans. Wireless Commun., vol. 6, no. 3, pp. 805–810, 2007.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

[12] Y. Liao, Y. Hua, X. Dai, H. Yao, and X. Yang, **"ChanEstNet: A deep learning based channel estimation for high-speed scenarios,"** in Proc. IEEE Int. Commun. Conf. (ICC), Shanghai, China, May 2019, pp. 1

[13] L. Chih-Peng and H. Wei-Chieh, **"A constructive representation for the Fourier dual of the Zadoff–Chu sequences,"** IEEE Transactions on Information Theory, vol. 53, pp. 4221-4224, 2007.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก.
ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทำวิทยานิพนธ์และได้รับการตีพิมพ์

Aphitchaya Siriwanitpong, Pornpawit Boonsrimuang, Kazuo Mori and Pisit Boonsrimuang, **" A Deep Learning-Based Channel Estimation for High-Speed Train Environments,"** 19th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON), May. 2022.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นางสาวอภิชญา สิริวณิชพงศ์
ที่อยู่	กรุงเทพมหานคร
Email	aphitchaya.siriwanitpong@gmail.com
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2560 วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (เกียรตินิยมอันดับ1)
	สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม
	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ความชำนาญเฉพาะด้าน	wireless communication, channel estimation

ประสบการณ์การทำงานและผลงานวิจัย

พ.ศ. 2562-ปัจจุบัน	วิศวกรปฏิบัติการ สำนักงานคณะกรรมการกิจการกระจายเสียง
	กิจการโทรทัศน์ และกิจการโทรคมนาคมแห่งชาติ(สำนักงาน กสทช.)
พ.ศ. 2560-2562	Specialist Engineer บริษัท ซีเมนส์ โมบิลิตี้ จำกัด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้