

อิควอลไลเซอร์ไม่เชิงเส้นสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็ก

NONLINEAR EQUALIZERS FOR MAGNETIC RECORDING CHANNELS



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2564

KMITL-2021-EN-D-018-061

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# NONLINEAR EQUALIZERS FOR MAGNETIC RECORDING CHANNELS

RATI WONGSATHAN

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT

OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF

DOCTOR OF ENGINEERING IN TELECOMMUNICATIONS ENGINEERING

SCHOOL OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2021

KMITL-2021-EN-D-018-061

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2021

SCHOOL OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	อิกวอไลเซอร์ไม่เชิงเส้นสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็ก
นักศึกษา	นายรติ วงษ์สถาน
รหัสประจำตัว	60601158
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2564
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	ศ. ดร. พรชัย ทรัพย์นิธิ

### บทคัดย่อ

ในช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่มีความหนาแน่นการบันทึกสูง ความผิดเพี้ยนไม่เชิงเส้น (Nonlinear distortions) ที่เกิดจากกระบวนการเขียนและอ่าน ร่วมกับการแทรกสอดสัญลักษณ์ (Inter-symbol interference) ที่เพิ่มขึ้นเป็นอุปสรรคที่สำคัญต่อการพัฒนาระบบจัดเก็บข้อมูลดิจิทัลเชิงแม่เหล็ก ในงานวิจัยก่อนหน้านี้ได้แก้ปัญหาที่ภาครับโดยใช้อิกวอไลเซอร์และตัวตรวจหา ได้แก่ เทคนิคผลตอบสนองครึ่งจะเป็นมากที่สุด (Partial-response maximum-likelihood, PRML), โวลเทราอิกวอไลเซอร์ (Volterra equalizer, VE), และ มัลติเลเยอร์เพอเซปตรอนนิวรัลเน็ตเวิร์คอิกวอไลเซอร์ (Multi-layered perceptron neural networks equalizer, MLPNNE) อย่างไรก็ตามประสิทธิภาพการตรวจหาอย่างไม่ดีเท่าที่ควร

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนออิกวอไลเซอร์ไม่เชิงเส้นแบบปรับตัว 2 ชนิด สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็ก คือ อิกวอไลเซอร์ผสมระหว่าง VE กับ MLPNNE ( $h$ MLPNN-VE) และ ฟัซซีลอจิกอิกวอไลเซอร์ (Fuzzy logic equalizer, FLE) โดยพารามิเตอร์ของ FLE จะใช้เจเนติกอัลกอริทึมแบบหลายจุดประสงค์ (Multi-objective genetic algorithm, MOGA) เพื่อคัดเลือกกฎฟัซซีที่สำคัญพร้อมกับปรับค่าพารามิเตอร์ เมื่อทดสอบอิกวอไลเซอร์กับช่องสัญญาณโวลเทรา (Volterra channels) สำหรับระบบการบันทึกเชิงแม่เหล็กแวนด์ตั้ง ผลการจำลองพบว่า อิกวอไลเซอร์ที่นำเสนอ คือ FLE-MOGA ให้ประสิทธิภาพการปรับปรุงอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (Signal-to-noise ratio, SNR) ที่อัตราผิดพลาดบิต =  $10^{-4}$  ดีกว่า FLE-GA,  $h$ MLPNN-VE, MLPNNE, VE, และ PRML ประมาณ 1 ถึง 12 dB รวมถึงมีความซับซ้อนต่ำที่สุดและให้ความน่าเชื่อถือจากเกณฑ์วัดสารสนเทศอะไคเคะ (Akaike's information criterion) สูงที่สุด นอกจากนี้เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการตรวจหาของ FLE กับ นิวโร-ฟัซซีอิกวอไลเซอร์ (Neuro-fuzzy equalizer, NFE) ซึ่งเป็นอิกวอไลเซอร์ผสมระหว่าง NNE และ FLE ที่นิยมใช้ในช่องสัญญาณไม่เชิงเส้น พบว่า NFE ให้ประสิทธิภาพการปรับปรุง SNR ดีกว่า FLE แต่มีข้อเสียด้านความซับซ้อนและความน่าเชื่อถือ นอกจากนี้เมื่อตรวจสอบความทน (Robustness) และ สามัญการ (Generalization) ของอิกวอไลเซอร์ที่นำเสนอกับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่ได้รับผลกระทบจากสัญญาณรบกวนจิตเตอร์ของสื่อบันทึก (Jitter media noise) พบว่า FLE ให้ประสิทธิภาพการปรับปรุง SNR ดีกว่าอิกวอไลเซอร์อื่น

<b>Thesis</b>	Nonlinear equalizers for magnetic recording channels
<b>Student</b>	Mr. Rati Wongsathan
<b>Student ID.</b>	60601158
<b>Degree</b>	Doctor of Engineering
<b>Program</b>	Electrical Engineering
<b>Year</b>	2021
<b>Thesis Advisor</b>	Prof. Dr. Pornchai Supnithi

## ABSTRACT

Nonlinear distortions (NLDs) caused by read-write process interacted with the inter-symbol interference (ISI) arising in high magnetic recording (MR) density channels are a major hindrance of the magnetic storage system for digital data. To overcome the problems, at the receiver front, previous research used the various equalizers and detectors including the partial-response maximum-likelihood technique (PRML), Volterra equalizer (VE), and multi-layered perceptron neural networks equalizer (MLPNNE). However, the performances in detecting are not effective enough.

In this thesis, we propose two types of nonlinear adaptive equalizers for the detection of nonlinear MR channels: the hybrid VE and MLPNNE (*hMLPNN-VE*) and fuzzy logic equalizer (FLE). For the FLE, the multi-objective GA (MOGA) is employed to optimize the fuzzy rules while fine-tuning the parameters. In the test, the simulation results through the Volterra channels in the perpendicular magnetic recording system show that the proposed FLE-MOGA outperforms the FLE-GA, *hMLPNN-VE*, MLPNNE, VE, and PRML/VD about 1–12 dB of signal-to-noise ratio (SNR) gains at the bit error rate (BER) of  $10^{-4}$ . Moreover, it provides the lowest computational complexity, and achieves the most reliability which is identified by the Akaike's information criterion (AIC). Furthermore, when compared to the hybrid neural network and fuzzy logic equalizer or neuro-fuzzy equalizer (NFE), which gains more attention in detecting nonlinear channels, the NFE outperforms the FLE with regards to the SNR improvement, but it provides more complexity and less reliability. In addition, in order to investigate the robustness and the generalization of the proposed equalizers, the MR channels in the presence of transition-jitter media noise is used in testing. It is shown that the proposed FLEs outperform the others.

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะสำเร็จลุล่วงไปไม่ได้ ถ้าหากขาดคำแนะนำชี้แนะและขัดเกลาของ ศาสตราจารย์ ดร. พรชัย ทรัพย์นิธิ ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ โดยผู้เขียนได้รับคำแนะนำแนวทางการทำวิจัย และสนับสนุนทุนวิจัยในระหว่างที่ผู้เขียนกำลังทำวิจัย นอกจากนี้ยังเป็นแบบอย่างทรงคุณคติที่ดีในการทำงาน การทำวิจัย และการใช้ชีวิต ซึ่งผู้เขียนรู้สึกโชคดีเป็นอย่างมากที่ได้ทำงานร่วมกับอาจารย์ และหวังว่าจะมีโอกาสได้เรียนรู้วิธีการทำงานในอนาคตเป็นอาจารย์อีกในอนาคต นอกจากนี้ผู้เขียนขอขอบพระคุณอาจารย์ทุกท่านในภาควิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง (KMITL) ที่ให้คำแนะนำเกี่ยวกับงานวิจัยของผู้เขียนในวิชาสัมมนา ผู้เขียนขอขอบคุณกัลยาณมิตรทุกคนจากห้องปฏิบัติการวิจัยการสื่อสารและสนเทศศาสตร์ด้านอวกาศและชั้นบรรยากาศ ภาควิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม ตลอดระยะเวลาที่ผู้เขียนทำวิจัย ขอขอบคุณมหาวิทยาลัยนอร์ท-เชียงใหม่ที่เอื้อเวลาให้ได้มาศึกษาต่อ และสุดท้ายนี้ผู้เขียนขอระลึกถึงพระคุณบิดาและมารดา และสมาชิกในครอบครัวทุกคน

รติ วงษ์สถาน

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญรูป.....	VIII
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของวิทยานิพนธ์.....	1
1.2 ขอบเขตของงานวิจัย.....	3
บทที่ 2 แบบจำลองโวลเทร่าและความไม่เป็นเชิงเส้นของช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็ก.....	5
2.1 แบบจำลองโวลเทร่าและช่องสัญญาณโวลเทร่า.....	6
2.2 แบบจำลองโวลเทร่าสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็ก.....	13
2.2.1 แบบจำลองโวลเทร่าสำหรับความไม่เป็นเชิงเส้นของกระบวนการเขียน.....	16
2.2.2 แบบจำลองโวลเทร่าสำหรับความไม่เป็นเชิงเส้นของกระบวนการอ่าน.....	21
2.2.2.1 ความไม่เป็นเชิงเส้นจากความอิ่มตัวของหัวอ่าน (Reader saturation).....	21
2.2.2.2 ความไม่เป็นเชิงเส้นจากความสมมาตรของสัญญาณพัลส์เอกเทต (Isolated pulse asymmetry).....	22
2.2.2.3 แบบจำลองโวลเทร่าสำหรับช่องสัญญาณอ่านที่ไม่เชิงเส้น.....	23
2.3 การสร้างแบบจำลองโวลเทร่าสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็ก.....	28
บทที่ 3 การอิกควอลไลซ์ไม่เชิงเส้นแบบปรับตัว (Nonlinear adaptive equalization).....	32
3.1 อิกควอลไลเซอร์เชิงเส้นแบบดั้งเดิม (Conventional linear equalizer).....	33
3.1.1 Zero Forcing Equalizer (ZFE) .....	35
3.1.2 อิกควอลไลเซอร์แบบข้อผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยน้อยสุด (Minimum mean squared-error-based equalizer).....	37

3.1.3	อิกวอไลเซอร์แบบกำลังสองเฉลี่ยน้อยสุด (Least mean square algorithm-based equalizer).....	37
3.1.4	อิกวอไลเซอร์แบบกำลังสองน้อยสุดแบบเวียนเกิด (Recursive least square-based equalizer).....	39
3.2	อิกวอไลเซอร์ผลตอบสนองบางส่วนที่ใช้ประมวลผลช่องสัญญาณ การบันทึกเชิงแม่เหล็กในปัจจุบัน.....	39
3.3	อิกวอไลเซอร์ไม่เชิงเส้นแบบดั้งเดิม (Conventional Nonlinear Equalizer).....	43
3.3.1	อิกวอไลเซอร์แบบป้อนกลับค่าตัดสินใจ (Decision feedback equalizer, DFE) .....	43
3.3.2	โวลเทราอิกวอไลเซอร์ (Volterra equalizer, VE).....	45
3.4	อิกวอไลเซอร์ชนิดโครงข่ายประสาท (Neural Networks Equalizer, NNE).....	49
3.5	อิกวอไลเซอร์ผสมระหว่าง MLPNN และ VE (hMLPNN-VE) ที่นำเสนอ.....	53
บทที่ 4	การอิกวอไลซ์ชนิดฟัซซีลอจิก (Fuzzy logic equalization).....	55
4.1	การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับฟัซซีลอจิกอิกวอไลเซอร์.....	56
4.2	ฟัซซีลอจิกอิกวอไลเซอร์ที่นำเสนอ (The proposed fuzzy logic equalizer, FLE).....	64
4.2.1	ระบบฟัซซีลอจิก (Fuzzy logic system).....	64
4.2.2	ฟัซซีลอจิกอิกวอไลเซอร์.....	65
4.2.3	การหาผลเฉลยที่เหมาะสมที่สุดด้วยเจเนติกอัลกอริทึม (Genetic algorithm optimization).....	67
4.2.4	การออกแบบฟัซซีลอจิกอิกวอไลเซอร์ด้วยเจเนติกอัลกอริทึม.....	72
4.3	นิวโร-ฟัซซีอิกวอไลเซอร์ (Neuro-fuzzy equalizer, NFE).....	80
4.3.1	ระบบนิวโร-ฟัซซี (Neuro-fuzzy system, NFS).....	80
4.3.2	การออกแบบนิวโร-ฟัซซีอิกวอไลเซอร์ (Neuro-fuzzy equalizer, NFE).....	83
บทที่ 5	ผลการจำลองประสิทธิภาพของเทคนิคอิกวอไลเซอร์.....	85
5.1	ผลการจำลองช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กไม่เชิงเส้นด้วยแบบจำลองโวลเทรา.....	86
5.2	การออกแบบอิกวอไลเซอร์เชิงเส้นและไม่เชิงเส้นแบบดั้งเดิม.....	91
5.2.1	การออกแบบอิกวอไลเซอร์แบบผลตอบสนองบางส่วนร่วมกับ วงจรตรวจหาแบบวีเทอร์บี สำหรับเทคนิคผลตอบสนองบางส่วน ควรจะเป็นมากที่สุด (Partial Response Maximum Likelihood, PRML).....	93

5.2.2 การออกแบบโวลเทรารีควอลไลเซอร์ (Volterra equalizer design).....	94
5.2.3 การออกแบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอนนิวัลเน็ตเวิร์คอีควอลไลเซอร์ (MLPNNE design).....	96
5.2.4 การออกแบบไฮบริดมัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอน-โวลเทรารีควอลไลเซอร์ (hMLPNN-VE design).....	97
5.3 การออกแบบฟัซซีลอจิกอีควอลไลเซอร์ (Fuzzy logic equalizer design).....	98
5.4 ประสิทธิภาพของอีควอลไลเซอร์สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็กไม่เชิงเส้น.....	101
5.4.1 ประสิทธิภาพด้านอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (SNR performances).....	103
5.4.2 ความซับซ้อน (Complexity).....	108
5.4.3 ความน่าเชื่อถือการตรวจหาโดยใช้เกณฑ์วัดสารสนเทศอะไคเคะ (Akaike's information criterion, AIC).....	111
5.5 ประสิทธิภาพของ FLE สำหรับช่องสัญญาณจิตเตอร์.....	113
5.6 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการตรวจหาระหว่างฟัซซีอีควอลไลเซอร์และ นิวโร-ฟัซซีอีควอลไลเซอร์.....	116
5.6.1 การออกแบบนิวโร-ฟัซซีอีควอลไลเซอร์ (Neuro-fuzzy equalizer, NFE).....	116
5.6.2 ประสิทธิภาพการตรวจหาของ NFE เทียบกับ FLE.....	118
บทที่ 6 สรุปผลและข้อเสนอแนะในงานวิจัย.....	119
6.1 สรุปผลการวิจัย.....	119
6.2 ข้อเสนอแนะในงานวิจัย.....	120
เอกสารอ้างอิง.....	121
ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์.....	137
ประวัติผู้เขียน.....	138

## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 พารามิเตอร์ของฟังก์ชันไม่เชิงเส้นของแบบจำลอง 3M สำหรับช่องสัญญาณอ่าน.....	25
4.1 สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับฟิสิกส์ลอจิกอิกควอลิเซอร์สำหรับช่องสัญญาณต่างๆ.....	63
4.2 รูปแบบโครโมโซมสำหรับหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดของ FLE ด้วย GA.....	73
4.3 รูปแบบโครโมโซมสำหรับหาค่าพารามิเตอร์และจำนวนกฎฟิสิกส์ที่เหมาะสมที่สุดของ FLE ด้วย MOGA.....	75
4.4 กฎฟิสิกส์ที่ออกแบบและปรับลดจำนวนกฎที่ไม่สำคัญด้วย MOGA .....	77
5.1 โครโมโซมสำหรับกระบวนการ GA ในการออกแบบ FLE.....	99
5.2 โครโมโซมสำหรับกระบวนการ MOGA ในการออกแบบ FLE.....	99
5.3 พารามิเตอร์ของ GA และ MOGA สำหรับการหาผลเฉลยของพารามิเตอร์ของ FLE.....	99
5.4 กฎฟิสิกส์สำหรับ FLE ที่ออกแบบกฎด้วย GA.....	100
5.5 กฎฟิสิกส์สำหรับ FLE ที่ออกแบบด้วย MOGA.....	100
5.6 พารามิเตอร์สำคัญสำหรับวงจรตรวจหาและอิกควอลิเซอร์แบบต่าง ๆ.....	103
5.7 พารามิเตอร์ของช่องสัญญาณโวลเทราและพารามิเตอร์อื่นๆ ที่ใช้ทดสอบอิกควอลิเซอร์.....	104
5.8 การนับจำนวนการคูณแต่ละรอบการทำงานของอิกควอลิเซอร์.....	110
5.9 เปรียบเทียบความน่าเชื่อถือของอิกควอลิเซอร์ที่นำเสนอ.....	112
5.10 การเปรียบเทียบความซับซ้อนและความน่าเชื่อถือของอิกควอลิเซอร์.....	118

## สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 แผนภาพบล็อกของแบบจำลองโวลเทราของช่องสัญญาณที่เป็นระบบ SISO.....	6
2.2 แผนภาพบล็อกของแบบจำลอง Tri-TVM (3, 2).....	11
2.3 แผนภาพบล็อกของช่องสัญญาณโวลเทรา.....	12
2.4 เครื่องจำกัดสถานะแบบไม่เป็นเชิงเส้นของช่องสัญญาณโวลเทรา สำหรับค่าอินพุต/เอาต์พุต $a_k / f_i(\mathbf{a})$ โดย $\mathbf{a} = (a_k, a_{k-1}, a_{k-2})$ .....	12
2.5 แผนภาพเทรลลิสของช่องสัญญาณโวลเทรา.....	12
2.6 เทคโนโลยีการบันทึกแม่เหล็ก (ก) แนวนอน และ (ข) แนวตั้ง [26].....	13
2.7 แผนภาพบล็อกระบบบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบดิจิทัลในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ [27].....	14
2.8 แผนภาพบล็อกสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็กที่เป็นเชิงเส้น.....	14
2.9 ตำแหน่งการเปลี่ยนสถานะบิตเปลี่ยนสถานะสำหรับระบบบันทึก PMR [34].....	16
2.10 สนามลบล้างสภาพแม่เหล็กนอร์มัลไลซ์เทียบกับสนามแม่เหล็กจากหัวเขียน [35] .....	17
2.11 การรั่วซึมบริเวณขอบเกรนแม่เหล็ก (Percolation) [34].....	18
2.12 ไดพลัสเอดโคของความไม่เป็นเชิงเส้นที่เกิดจาก NLTS และ NLAD [37].....	19
2.13 ช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็กไม่เชิงเส้นสำหรับแบบจำลองการลบล้างบางส่วน [40].....	19
2.14 เส้นโค้งของฟังก์ชันถ่ายโอนของหัวอ่านแบบ MR ที่ระดับความอิมิตัวต่างๆ [37].....	21
2.15 การลดทอนของสัญญาณอ่านสำหรับหัวอ่านที่ระดับความหนาแน่นการบันทึกเชิงเส้นต่างๆ [37].....	22
2.16 สัญญาณพัลส์ไดบิตที่เกิดจากความอิมิตัวของหัวอ่านที่ระดับการบันทึกต่างๆ [37].....	22
2.17 ความไม่สมมาตรของพัลส์ไดบิตที่ระดับความหนาแน่นการบันทึกต่างๆ [43].....	23
2.18 (ก) แบบจำลองช่องสัญญาณอ่านที่ไม่เชิงเส้นสำหรับหัวอ่านแบบ MR และ (ข) การชดเชยความไม่เชิงเส้นด้วยแบบจำลองผกผันความไม่เชิงเส้นของหัวอ่าน MR [44].....	24
2.19 แบบจำลองโวลเทราสำหรับช่องสัญญาณอ่านที่ไม่เชิงเส้น.....	25
2.20 แผนภาพบล็อกของแบบจำลองโวลเทราที่ตัดปลาย (TVM) ที่มีเคอร์เนลสูงสุดอันดับสาม สำหรับช่องสัญญาณอ่านที่ไม่เชิงเส้นของระบบบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแนวนอน.....	26
2.21 เคอร์เนลอันดับ 1 ของแบบจำลองโวลเทราที่ตัดปลายของช่องสัญญาณไม่เชิงเส้น สำหรับระบบบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบ LMR [48].....	26
2.22 เคอร์เนลอันดับ 2 และ 3 ( $C_1^{(2)}(t)$ , $C_2^{(2)}(t)$ , และ $C_3^{(2)}(t)$ ) ของแบบจำลองโวลเทราที่ตัดปลาย ของช่องสัญญาณไม่เชิงเส้น สำหรับระบบบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบ LMR [48].....	27

## VIII

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.23 การเปรียบเทียบความแม่นยำของเอาต์พุตของสัญญาณอ่านที่ไม่เชิงเส้นของระบบบันทึก	
ข้อมูลเชิงแม่เหล็กแวนอนที่ได้จากแบบจำลอง (ก) โวลเทรา และ (ข) เชิงเส้น [48].....	27
2.24 แบบจำลองของสัญญาณที่ไม่เป็นเชิงเส้น.....	28
2.25 แบบจำลองของช่องสัญญาณไม่เชิงเส้นที่มีความจำจำกัด.....	28
3.1 แบบจำลองของสัญญาณการสื่อสารดิจิทัลที่ภาครับใช้อีควอไลเซอร์.....	33
3.2 อีควอไลเซอร์เชิงเส้นที่มีโครงสร้างแบบตัวกรองตามขวาง (Linear transversal equalizer.....	34
3.3 อีควอไลเซอร์เชิงเส้นที่มีโครงสร้างเป็นตัวกรองแลตติซ (Linear lattice equalizer.....	35
3.4 แผนภาพบล็อกของช่องสัญญาณและ ZFE.....	35
3.5 เทคนิคผลตอบสนองบางส่วนควรจะเป็นมากที่สุดร่วมกับตัวตรวจหาวิเทอริ	
สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็ก.....	40
3.6 อีควอไลเซอร์ป้อนกลับค่าตัดสินใจ.....	43
3.7 อีควอไลเซอร์แบบป้อนกลับที่ใช้ตารางค้นหาปรับค่าสัมประสิทธิ์ของตัวกรอง.....	44
3.8 โครงสร้างของโวลเทราอีควอไลเซอร์.....	45
3.9 การอีควอไลซ์ช่องสัญญาณ PR4 ที่สร้างจากแบบจำลองการลบบางส่วน (PE)	
ด้วยโวลเทราอีควอไลเซอร์.....	48
3.10 การอีควอไลซ์ช่องสัญญาณ PR4 ที่สร้างจากแบบจำลองโวลเทรา (VM)	
ด้วยโวลเทราอีควอไลเซอร์.....	48
3.11 การอีควอไลซ์ช่องสัญญาณ PR4 ที่สร้างจากแบบจำลองการลบบางส่วน (PE)	
ด้วย PR4 equalizer ร่วมกับวงจรตรวจหาวิเทอริที่มีการปรับปรุงเมทริกซ์สาขาของทรอลิส.....	48
3.12 ตัวอย่างโครงสร้างของอีควอไลเซอร์ชนิดโครงข่ายประสาทที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น.....	49
3.13 อีควอไลเซอร์ชนิดโครงข่ายประสาทแบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอน (MLPNNE)	
ร่วมกับวงจรขีดเริ่มเปลี่ยน.....	50
3.14 โครงสร้างอีควอไลเซอร์ชนิดโครงข่ายประสาทเทียมแบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอน (MLPNNE).....	50
3.15 อีควอไลเซอร์ผสม MLPNNE และ VE (hMLPNN-VE) ที่นำเสนอ.....	53
4.1 อีควอไลเซอร์เชิงเส้นแบบปรับตัวที่ปรับค่าพารามิเตอร์ด้วยอัลกอริทึมปรับตัว	
สำหรับช่องสัญญาณไม่เชิงเส้น.....	56
4.2 อีควอไลเซอร์เชิงเส้นแบบปรับตัวที่เพิ่มการป้อนกลับการตัดสินใจ (ADFE) .....	57
4.3 ช่องสัญญาณการสื่อสารและอีควอไลเซอร์แบบเบย์.....	57
4.4 โครงสร้างของอีควอไลเซอร์แบบเบย์ที่สร้างจากเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน (RBF) .....	58
4.5 โครงสร้างของอีควอไลเซอร์แบบ NBEST.....	59

4.6 ช่องสัญญาณการสื่อสารและฟuzzyลอจิกคิวไอเซอร์ (FLE) .....	60
4.7 โครงสร้างของ FLE แบบ Fuzzy Adaptive Filter (FAF) .....	61
4.8 ระบบฟuzzyลอจิก.....	64
4.9 ช่องสัญญาณโวลเทราและฟuzzyลอจิกคิวไอเซอร์ที่ปรับให้เหมาะที่สุดด้วย GA/MOGA.....	65
4.10 ความสัมพันธ์ระหว่างอินพุต-เอาต์พุต ( $S_k, \tilde{a}_{k-D}$ ) สำหรับช่องสัญญาณโวลเทราที่ระดับ SNR ต่างๆ (a) 5, (b) 10, (c) 15 และ (d) 20 dB.....	67
4.11 ขั้นตอนวิธีสำหรับกระบวนการเจเนติกอัลกอริทึม.....	68
4.12 การคัดเลือกประชากรโดยใช้วิธีวงล้อรูเล็ต.....	70
4.13 การสร้างโครโมโซมที่ประกอบด้วยพารามิเตอร์ของ FLE.....	76
4.14 การเข้ารหัสไบนารีแต่ละพารามิเตอร์ในโครโมโซมเพื่อเข้าสู่กระบวนการ GA.....	76
4.15 แปลงรหัสไบนารีเป็นเลขฐานสิบสำหรับพารามิเตอร์แต่ละตัว.....	76
4.16 ค่าพารามิเตอร์ของ FLE ที่ได้จากการแปลงเลขฐานสิบ.....	77
4.17 รูปร่าง GMF ของตัวแปรอินพุต $s_k$ และ $s_{k-1}$ และค่าพารามิเตอร์อิสระ $\theta$ .....	77
4.18 กระบวนการอนุมานกฎด้วยตัวดำเนินการ MIN สำหรับ FLE.....	79
4.19 โครงสร้างของระบบนิวโร-ฟuzzyที่มีการอนุมานแบบ Takagi-Sugeno Kang.....	81
4.20 ช่องสัญญาณโวลเทราที่ภาครับใช้การตรวจหาด้วยนิวโร-ฟuzzyคิวไอเซอร์.....	83
4.21 โครงสร้างนิวโร-ฟuzzyคิวไอเซอร์.....	84
5.1 แบบจำลองโวลเทราสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็ก.....	86
5.2 โวลเทราเคอร์เนลอันดับ 0 – 3 สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็กแนวตั้ง ที่มีความยาวของช่องสัญญาณ $L=7$ และความหนาแน่นนอร์มัลไลซ์การบันทึกข้อมูล $ND=3$ .....	88
5.3 องค์ประกอบของสัญญาณอ่านกลับบางส่วนที่ปราศจากสัญญาณรบกวนของช่องสัญญาณโวลเทรา (a) สัญญาณไบอัส, (b) ผลตอบสนองเชิงเส้น, (c)-(e) ผลตอบสนองไม่เชิงเส้นอันดับ 2 และ (f)-(j) ผลตอบสนองไม่เชิงเส้นอันดับ 3.....	89
5.4 สัญญาณอ่านกลับที่ได้จากแบบจำลองโวลเทราและสัญญาณอ่านกลับจริง สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็กไม่เชิงเส้น.....	90
5.5 แผนภาพบล็อกของแบบจำลองโวลเทราที่มีเคอร์เนลสูงสุดอันดับ 3 สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็ก.....	90
5.6 เส้นแบ่งการตัดสินใจโดยวิธี K-means clustering สำหรับแบ่งกลุ่มบิตข้อมูล 1 และ -1.....	91
5.7 ระยะทางแบบยูคลิดระหว่างจุดเซนทรอยด์ของกลุ่มบิตข้อมูล -1 และ 1.....	92

5.8 ความสัมพันธ์ระหว่างค่า MSE ที่เอาต์พุตของอิควอไลเซอร์กับ ความยาวแท็บของทาร์เก็ต ( $L$ ) และ อิควอไลเซอร์ ( $2K+1$ ) สำหรับอิควอไลเซอร์ผลตอบสนองบางส่วนที่ใช้เทคนิค PRML.....	93
5.9 สัมประสิทธิ์ของอิควอไลเซอร์ผลตอบสนองบางส่วน.....	94
5.10 ค่า MSE ที่เอาต์พุตของอิควอไลเซอร์ของโวลเทราอิควอไลเซอร์ที่มีจำนวนแท็บดีเลย์ต่างๆ.....	94
5.11 ค่า MSE ของโวลเทราอิควอไลเซอร์ที่มีอันดับของโวลเทราเคอร์เนลต่างๆ.....	95
5.12 ค่า MSE สำหรับโวลเทราอิควอไลเซอร์ VE(5, 3) ที่ระดับ SNR ต่าง ๆ.....	95
5.13 สัมประสิทธิ์ของโวลเทราอิควอไลเซอร์ที่ระดับ SNR ต่าง ๆ.....	96
5.14 ค่า MSE ของ MLPNNE ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุต ( $N_1$ ) และชั้นซ่อน ( $N_2$ ) ต่างๆ.....	97
5.15 ค่า MSE ที่เอาต์พุตของ $h$ MLPNN-VE ที่ใช้จำนวนโหนดในชั้นซ่อนของ MLPNN ต่างๆ.....	98
5.16 การลู่เข้าสู่ผลเฉลยของโครโมโซมสำหรับกระบวนการ (ก) GA และ (ข) MOGA.....	100
5.17 ฟังก์ชันสมาชิกภาพของ $s_{k-1}$ และ $s_k$ สำหรับ (ก) FLE-GA และ (ข) FLE-MOGA.....	101
5.18 แบบจำลองช่องสัญญาณที่ไม่เป็นเชิงเส้นและวงจรตรวจหาแบบวีเทอร์บี ที่มีการปรับปรุงเมตริกสาขาของเทอร์ลิส.....	101
5.19 แผนภาพเทอร์ลิสที่เมตริกสาขาสร้างจากผลตอบสนองของช่องสัญญาณโวลเทรา.....	102
5.20 อัตราผิดพลาดบิต ( $\log_{10}(\text{BER})$ ) เทียบกับ SNR (dB) สำหรับอิควอไลเซอร์ ที่ใช้เทคนิค PRML, VE, MLPNNE และ $h$ MLPNN-VE สำหรับช่องสัญญาณ การบันทึกแม่เหล็กแนวตั้งไม่เชิงเส้น.....	104
5.21 อัตราผิดพลาดบิต ( $\log_{10}(\text{BER})$ ) เทียบกับ SNR สำหรับอิควอไลเซอร์ที่นำเสนอกับ อิควอไลเซอร์ที่ใช้เทคนิค NP-PRML, GPRML-MLPNNE และ NP-GPRML-MLPNNE สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็กแนวตั้งไม่เชิงเส้น.....	105
5.22 อัตราผิดพลาดบิต ( $\log_{10}(\text{BER})$ ) เทียบกับ SNR (ในหน่วย dB) สำหรับ $h$ MLPNN-VE และ MLPNNE ที่มีจำนวนชั้นซ่อนสองชั้น.....	106
5.23 อัตราผิดพลาดบิต ( $\log_{10}(\text{BER})$ ) เทียบกับ SNR (ในหน่วย dB) สำหรับ พีชชีลอจิกอิควอไลเซอร์และอิควอไลเซอร์อื่น ๆ สำหรับช่องสัญญาณ การบันทึกแม่เหล็กในแนวตั้งไม่เชิงเส้น.....	107
5.24 แบบจำลองช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็กที่ได้รับผลของสัญญาณรบกวนจิตเตอร์.....	114
5.25 ช่องสัญญาณการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กที่ได้รับผลกระทบจากสัญญาณรบกวน จิตเตอร์ที่ประมาณด้วยการกระจายอนุกรมเทย์เลอร์.....	114

5.26 สัญญาณอ่านกลับของช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็กแนวตั้งที่จำลอง ภายใต้สัญญาณรบกวนจิตเตอร์.....	115
5.27 อัตราผิดพลาดบิต ( $\log_{10}(\text{BER})$ ) เทียบกับ SNR (ในหน่วย dB) ระหว่าง FLE กับ hMLPNN-VE สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็กในแนวตั้ง ที่ได้รับผลจากสัญญาณรบกวนสื่อบันทึก.....	115
5.28 โครงสร้างของนิวโร-ฟิวซีอิกควอลไลเซอร์สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็กไม่เชิงเส้น.....	116
5.29 ฟังก์ชันสมาชิกภาพแบบเกาส์ของอินพุตของ NFE.....	117
5.30 อัตราผิดพลาดบิต ( $\log_{10}(\text{BER})$ ) เทียบกับ SNR (ในหน่วย dB) สำหรับฟิวซีอิกควอลไลเซอร์ และนิวโร-ฟิวซีอิกควอลไลเซอร์ สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็กไม่เชิงเส้น.....	118



# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ที่มาและความสำคัญของวิทยานิพนธ์

ในอุตสาหกรรมดิจิทัลจำเป็นต้องเพิ่มความหนาแน่นการบันทึก (Recording density) ของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์สำหรับระบบการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบดิจิทัลอย่างต่อเนื่องเพื่อตอบสนองความต้องการในการจัดเก็บข้อมูลที่เพิ่มสูงขึ้นในปัจจุบัน แต่การบีบอัดข้อมูลลงในสื่อบันทึกแม่เหล็กทำให้เกิดปัญหาการแทรกสอดระหว่างสัญลักษณ์ (Inter-symbol interference, ISI) ขึ้นในช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็ก (Magnetic recording channels) นอกจากนี้กระบวนการเขียนและอ่านข้อมูล (Read and write process) ส่งผลให้เกิดความไม่เชิงเส้น (Nonlinearities) ร่วมด้วย โดยกระบวนการเขียนทำให้เกิดการเลื่อนตำแหน่งเปลี่ยนสถานะไม่เชิงเส้น (Nonlinear transition shift, NLTS) และ ความผิดเพี้ยนของแอมพลิจูดไม่เชิงเส้น (Nonlinear amplitude distortion, NLAD) [1] ซึ่ง NLTS เกิดจากการหักล้างระหว่างสนามเขียนของบิตเปลี่ยนสถานะสองตัวที่อยู่ติดกัน ส่งผลให้ตำแหน่งการเปลี่ยนสถานะปัจจุบันเลื่อนตำแหน่งไปจากเดิมที่ควรจะเป็น ส่วน NLAD เกิดจากการรั่ว (Percolation) ของอนุภาคแม่เหล็ก ณ บริเวณที่มีการเปลี่ยนสถานะ เนื่องจากความกว้างของแทร็ก (Track width) ที่บันทึกข้อมูลแคบ และสื่อวัสดุแม่เหล็กที่มีค่าสนามลบล้างสภาพความเป็นแม่เหล็ก (Coercivity) ต่ำ ทำให้เกิดการลบล้างบางส่วน (Partial erasure) ระหว่างบิตที่เขียนซ้อนทับกันส่งผลให้แอมพลิจูดของสัญญาณอ่านกลับ (Read-back signal) ทางภาครับลดลงแบบไม่เชิงเส้น สำหรับกระบวนการอ่าน ความไม่เชิงเส้นเกิดจากการทำงานของเซนเซอร์ในหัวอ่านที่สถานะอิ่มตัว ทำให้เกิดความอิ่มตัวของหัวอ่าน (Reader saturation) และ ความอสมมาตรของสัญญาณพัลส์เอกเทศ (Isolated pulse asymmetry) [2] ซึ่งความอิ่มตัวของหัวอ่านเกิดจากแอมพลิจูดของสัญญาณอินพุตมีค่าเกินช่วงการทำงานที่เป็นเชิงเส้นของหัวอ่านทั้งทางด้านบวกและลบส่งผลให้เกิดการลดลงของค่ายอดของผลตอบสนองการเปลี่ยนสถานะ ส่วนความอสมมาตรของสัญญาณพัลส์เอกเทศเกิดจากหัวอ่านมีความเข้มสนามแม่เหล็กไม่เท่ากันในทุกทิศทางทำให้รูปร่างพัลส์เปลี่ยนสถานะด้านบวกและด้านลบไม่สมมาตรกัน ส่งผลให้สัญญาณอ่านกลับเกิดความผิดเพี้ยนไม่เชิงเส้น (Nonlinear distortions, NLD) ซึ่งปริมาณความอิ่มตัวของหัวอ่านและความอสมมาตรของสัญญาณพัลส์เอกเทศนี้จะเพิ่มขึ้นตามความหนาแน่นการบันทึก

ปัญหา NLTS ถูกแก้ไขโดยใช้เทคนิคการชดเชยก่อนการเขียน (Write pre-compensation) [3] แต่การหาปริมาณ NLTS นั้นค่อนข้างยาก นอกจากนี้ปัจจุบันยังไม่มีเครื่องมือวัดปริมาณของ NLTS ใดๆก็ตามตามความไม่เชิงเส้นที่เกิดจาก NLAD ส่งผลมากกว่า NLTS ดังนั้นความไม่เชิงเส้นจากกระบวนการเขียนอาจพิจารณาเฉพาะผลของ PE ส่วนความอสมมาตรของสัญญาณพัลส์เอกเทศถูก

จัดการด้วยวิธีแก้ไขความอสมมาตรของแอมพลิจูด (Amplitude asymmetric correction) [2]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์เพื่อการศึกษาค้นคว้าเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้เผยแพร่เป็นการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อย่างไรก็ตามการชดเชยที่ภาคส่งอาจยังไม่เพียงพอ และอาจส่งผลให้เกิดความผิดเพี้ยนอื่นตามมาทำให้สัญญาณอ่านกลับเกิดความผิดเพี้ยนไม่เชิงเส้นและเมื่อส่งผ่านเข้าไปในภาครับทำให้การประมวลผลสัญญาณมีความยุ่งยากและทำให้อิควอลไลเซอร์ (Equalizer) ที่ทำงานร่วมกับวงจรตรวจหา (Detector) ทำงานผิดพลาด ส่งผลให้ประสิทธิภาพการตรวจหาลดลง

สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่มีความหนาแน่นการบันทึกต่ำ การประมวลผลสัญญาณของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ที่ใช้อิควอลไลเซอร์ผลตอบสนองอิมพัลส์จำกัด (Finite impulse response, FIR) แบบผลตอบสนองบางส่วน (Partial response, PR) หรือ แบบผลตอบสนองบางส่วนทั่วไป (Generalized PR, GPR) ร่วมกับวงจรตรวจหาลำดับควรจะเป็นมากที่สุด (Maximum likelihood sequence detection, MLSD) ที่สร้างด้วยอัลกอริทึมวิเทอร์บี (Viterbi algorithm) [4] ซึ่งเรียกว่า เทคนิคผลตอบสนองบางส่วน/บางส่วนทั่วไปควรจะเป็นมากที่สุด (PR/GPR Maximum Likelihood, PRML/GPRML) พบว่าให้ประสิทธิภาพการตรวจหาที่ดี แต่เมื่อนำมาใช้ตรวจหาสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่มีความหนาแน่นการบันทึกสูงยังไม่มีประสิทธิภาพเท่าที่ควร เนื่องจากค่าคลาดเคลื่อนระหว่างเอาต์พุตของอิควอลไลเซอร์และเอาต์พุตที่ต้องการเกิดสหสัมพันธ์ (Correlation) ขึ้น ทำให้อิควอลไลเซอร์มีลักษณะเป็นสัญญาณรบกวนแบบสี (Colored noise) รวมถึงเกิดการขยายสัญญาณรบกวน (Noise enhancement) ที่ขาเข้าของวงจรตรวจหาวิเทอร์บี ทำให้อัตราการผิดพลาดบิต (Bit error rate) สูงขึ้น ส่งผลให้ประสิทธิภาพการทำงานของวงจรตรวจหาแบบวิเทอร์บีลดลง เนื่องจากวงจรตรวจหาแบบวิเทอร์บีจะทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพมากที่สุดเมื่อสัญญาณที่จะเข้าไปในวงจรตรวจหาเป็นสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนแบบบวก (Additive White Gaussian Noise, AWGN)

งานวิจัยก่อนหน้าได้แก้ไขปัญหาค่าความไม่เชิงเส้นที่เกิดขึ้นที่ภาครับโดยใช้อิควอลไลเซอร์ชนิดป้อนกลับการตัดสินใจ (Decision feedback equalizer, DFE) และ โวลเทราอิควอลไลเซอร์ (Volterra equalizer, VE) ซึ่งเป็นอิควอลไลเซอร์ไม่เชิงเส้นแบบดั้งเดิม (Conventional nonlinear equalizer) อย่างไรก็ตาม DFE ต้องใช้วงจรกรองเชิงเส้นสองชุด คือ วงจรกรองไปข้างหน้าและวงจรกรองป้อนกลับซึ่งไม่เหมาะสมในทางปฏิบัติ และการประมวลผลของตัวกรองทั้งสองยังมีลักษณะเป็นแบบเชิงเส้น ส่วน VE ปรับปรุงประสิทธิภาพของการตรวจหาได้ไม่เต็มที่เท่าที่ควรเมื่อเทียบกับความซับซ้อนที่เพิ่มขึ้นตามความยาวของหน่วยความจำช่องสัญญาณ ดังนั้นจึงมีการพัฒนาอิควอลไลเซอร์ไม่เชิงเส้นแบบปรับตัว (Nonlinear adaptive equalizer) ที่มีโครงสร้างเป็นโครงข่ายประสาทหรือนิวรัลเน็ตเวิร์คขึ้น เรียกว่า นิวรัลเน็ตเวิร์คอิควอลไลเซอร์ (Neural network equalizer, NNE) ที่นิยมคือ มัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอนนิวรัลเน็ตเวิร์คอิควอลไลเซอร์ (Multilayer perceptron NNE, MLPNNE) แต่ประสิทธิภาพการตรวจหาจะถูกปรับปรุงเมื่อเพิ่มจำนวนชั้นซ่อน (Hidden layer) ของนิวรัลเน็ตเวิร์คซึ่งทำให้เกิดความซับซ้อนเพิ่มขึ้นตามมา จากเหตุผลข้างต้นแสดงให้เห็นว่า โจทย์วิจัยที่ยังเปิดกว้างอยู่ คือ การออกแบบและสร้างอิควอลไลเซอร์ไม่เชิงเส้นที่ให้ประสิทธิภาพการตรวจหาสูง

เอกสารนี้แต่มีความซับซ้อนต่ำสำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 1.2 ขอบเขตงานวิจัย

งานวิจัยในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเสนอการออกแบบและสร้างอิกวอลไลเซอร์ไม่เชิงเส้นเพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพการตรวจหาสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่ไม่เชิงเส้นของระบบการบันทึกเชิงแม่เหล็กแนวตั้ง (Perpendicular magnetic recording, PMR) ซึ่งเป็นเทคโนโลยีที่ใช้กับฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ในปัจจุบัน โดยจะนำเสนออิกวอลไลเซอร์ไม่เชิงเส้น 2 ชนิด คือ อิกวอลไลเซอร์ผสมระหว่าง VE และ MLPNNE (Hybrid MLPNN-VE) หรือเรียกว่า hMLPNN-VE และ ฟัชซีลอจิกอิกวอลไลเซอร์ (Fuzzy logic equalizer, FLE) โดย hMLPNN-VE เป็นอิกวอลไลเซอร์ผสมที่อาศัยการประมวลผลสัญญาณไม่เชิงเส้น 2 ครั้ง คือ จากชุดผสมผลคูณของสัญญาณอินพุตตามกระบวนการของ VE และ จากฟังก์ชันไม่เชิงเส้นในเพอร์เซปตรอนของ MLPNNE ทำให้ประสิทธิภาพการตรวจหาที่ได้เทียบเท่ากับ MLPNNE ที่มีจำนวนชั้นซ่อนสองชั้นแต่ให้ความซับซ้อนต่ำกว่า อย่างไรก็ตามพื้นฐานของอิกวอลไลเซอร์นี้มีโครงสร้างหลักเป็นนิวรัลเน็ตเวิร์คทำให้เกิดความซับซ้อนสูงและต้องการชุดข้อมูลในการฝึกสอนจำนวนมาก ส่วน FLE เป็นอิกวอลไลเซอร์ไม่เชิงเส้นที่ไม่มีโครงสร้างของนิวรัลเน็ตเวิร์คสร้างขึ้นจากหลักการระบบฟัชซีลอจิก (Fuzzy logic system) ซึ่งมีโครงสร้างคล้ายกับ MLPNNE แต่ใช้การประมวลผลเชิงภาษา (Linguistic processing) ร่วมกับการประมวลผลเชิงตัวเลข (Numerical processing) ผ่านกฎที่ใช้ตัดสินเอาต์พุตจำนวนมากเพื่อตรวจจับพลวัตของช่องสัญญาณไม่เชิงเส้นต่างจากอิกวอลไลเซอร์อื่นที่ใช้เฉพาะการประมวลผลเชิงตัวเลขผ่านกฎการตัดสินเอาต์พุตเพียงกฎเดียว

ในการปรับค่าพารามิเตอร์ของ hMLPNN-VE จะใช้อัลกอริทึมการแพร่ย้อนกลับ (Back-propagation algorithm, BPA) เพื่อทำให้เงื่อนไขค่าผิดพลาดของการตรวจหามีค่าต่ำสุด ส่วนการปรับค่าพารามิเตอร์รวมถึงการออกแบบกฎฟัชซีของ FLE จะใช้เจเนติกอัลกอริทึม (Genetic algorithm, GA) ซึ่งเป็นการหาผลเฉลยเหมาะสมสุดแบบพหุคูณ (Stochastic optimization) ที่จำลองเอาแนวคิดการวิวัฒนาการของสิ่งมีชีวิตมาใช้ในการคำนวณเชิงตัวเลขด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่มีวิวัฒนาการของผลเฉลยอยู่ในขั้นตอนการค้นหาผลเฉลย ซึ่งแตกต่างจากวิธีการอื่นคือมีการผสม (Crossover) และตัดแปลง (Mutation) ผลเฉลยตามกระบวนการเจเนติก และคัดเลือกผลเฉลยที่ดีกว่าเพื่อสร้างชุดผลเฉลยที่ดียิ่งขึ้น นอกจากนี้เพื่อลดความซับซ้อนของ FLE และเพื่อให้ได้ FLE เหมาะสมที่สุด จะเพิ่มเงื่อนไขบางประการลงไปในพื้นที่จุดประสงค์เดียวของ GA เรียกว่า เจเนติกอัลกอริทึมแบบหลายจุดประสงค์ (Multi-objective GA, MOGA) เพื่อลดกฎฟัชซีที่ไม่มีความสำคัญ (Redundant rule) ออกไปพร้อมกับการปรับค่าพารามิเตอร์ของ FLE

การทดสอบประสิทธิภาพการตรวจหาระหว่างอิกวอลไลเซอร์ที่นำเสนอกับอิกวอลไลเซอร์อื่น จะใช้ช่องสัญญาณโวลเทรรา (Volterra channels) ที่จำลองความไม่เชิงเส้นของช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กซึ่งได้รับผลกระทบจาก NLAD และ ความอึดตัวของหัวอ่าน โดยจะวัดประสิทธิภาพการตรวจหาจากการปรับปรุงอัตราส่วนกำลังสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (Signal-to-noise ratio, SNR)

และ ความซับซ้อน (Complexity) ของจำนวนการคูณ (Multiplication counts) ต่อหนึ่งรอบการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาค้นคว้าเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้เผยแพร่บนเว็บไซต์เป็นการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประมวลผลเอาต์พุตของอิควอไลเซอร์ รวมไปถึงความน่าเชื่อถือ (Reliability) จากเกณฑ์วัดสารสนเทศอะไคเคะ (Akaike's information criterion, AIC) ที่พิจารณาจากค่าคลาดเคลื่อนของการตรวจหาเทียบกับจำนวนพารามิเตอร์ของอิควอไลเซอร์ นอกจากนี้จะเปรียบเทียบประสิทธิภาพการตรวจหาระหว่าง FLE กับ อิควอไลเซอร์แบบนิวโร-ฟัซซี (Neuro-fuzzy equalizer, NFE) ซึ่งเป็นอิควอไลเซอร์ผสมระหว่าง NNE และ FLE ที่นิยมใช้กับช่องสัญญาณการสื่อสารดิจิทัลในปัจจุบัน และเพื่อทดสอบความทน (Robustness) และสามัญการ (Generalization) ของอิควอไลเซอร์ที่นำเสนอ จะทดสอบประสิทธิภาพการตรวจหากับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่ได้รับผลกระทบจากสัญญาณรบกวนจitter ของสื่อบันทึก (Media jitter noise) ซึ่งเป็นสัญญาณรบกวนที่ขึ้นอยู่กับแบบข้อมูล (Pattern-dependent noise) ทำให้เกิดการเลื่อนตำแหน่งของพัลส์เปลี่ยนสถานะในกระบวนการเขียนข้อมูลในระบบบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กที่มีความหนาแน่นการบันทึกสูง เมื่อรวมกับ AWGN จะส่งผลให้วงจรตรวจหาประสิทธิภาพลดลง

ในวิทยานิพนธ์นี้ประกอบด้วยเนื้อหา 6 บท โดย**บทที่ 1** จะแนะนำจุดประสงค์รวมถึงขอบเขตของงานวิจัยนี้ จากนั้นใน**บทที่ 2** จะบรรยายถึงการจำลองช่องสัญญาณไม่เชิงเส้นของระบบการสื่อสารแบบดิจิทัลด้วยแบบจำลองโวลเทรา โดยเน้นไปที่ช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กซึ่งเป็นช่องสัญญาณที่ศึกษาในงานวิจัยนี้ นอกจากนี้จะอธิบายถึงสาเหตุของความไม่เชิงเส้นของกระบวนการเขียนและอ่านข้อมูลในช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็ก ในตอนท้ายของบทนี้จะอธิบายถึงขั้นตอนการสร้างแบบจำลองโวลเทราสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กของระบบ PMR ใน**บทที่ 3** จะทบทวนเทคนิคการอิควอไลซ์เชิงเส้นและไม่เชิงเส้นทั้งแบบดั้งเดิมและแบบปรับตัว รวมทั้งกล่าวถึงการออกแบบและสร้าง hMLPNN-VE ซึ่งเป็นอิควอไลเซอร์แบบผสมที่นำเสนอขึ้นใหม่ ต่อมาใน**บทที่ 4** จะอธิบายถึง FLE ซึ่งเป็นอิควอไลเซอร์ที่นำเสนอขึ้นใหม่ โดยจะทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับ FLE ก่อนจากนั้นจะอธิบายขั้นตอนการสร้างและออกแบบ FLE โดยใช้ GA และ MOGA สำหรับการตรวจหาของช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็ก หลังจากนั้นใน**บทที่ 5** จะแสดงผลการออกแบบและทดสอบประสิทธิภาพด้านต่างๆ ของอิควอไลเซอร์ที่นำเสนอขึ้นใหม่เทียบกับอิควอไลเซอร์อื่นๆ รวมทั้ง NFE โดยทดสอบกับช่องสัญญาณโวลเทราสำหรับระบบการบันทึกเชิงแม่เหล็กแนวตั้งที่มีความหนาแน่นการบันทึกสูง รวมถึงช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่ได้รับผลกระทบจากสัญญาณรบกวนจitter ของสื่อบันทึก, และใน**บทที่ 6** ซึ่งเป็นบทสุดท้ายจะสรุปผลที่ได้รับและข้อเสนอแนะเกี่ยวกับงานวิจัยนี้

## บทที่ 2

# แบบจำลองโวลเทราและความไม่เป็นเชิงเส้นของ ช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็ก

ในระบบการสื่อสารแบบดิจิทัล สัญญาณจะถูกส่งไปในช่องสัญญาณที่มีแถบความถี่จำกัด (Band-limited channels) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพด้านความถี่แต่ทำให้เกิดปัญหาการแทรกสอดระหว่างสัญลักษณ์ (Inter-symbol interference, ISI) ขึ้น นอกจากนี้การติดตั้งวงจรขยายกำลัง (Power amplifier) รวมถึงเซ็นเซอร์ต่างๆ ที่ภาครับและภาคส่งเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพด้านกำลัง แต่อุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์เหล่านี้มักจะทำหน้าที่สภาวะอ้อมตัว ทำให้สัญญาณเกิดความผิดเพี้ยนไม่เชิงเส้น (Nonlinear distortions, NLD) ซึ่งเป็นปัญหาที่สำคัญ หากไม่จำกัดหรือลดความรุนแรงของ NLD ที่เกิดขึ้นจะทำให้อีควอไลเซอร์ (Equalizer) ที่ทำงานร่วมกับวงจรตรวจหา (Detector) มีความซับซ้อนและเกิดข้อผิดพลาด ส่งผลให้ประสิทธิภาพรวมของระบบลดลง เพื่อการจัดการแทรกสอดสัญลักษณ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear ISI) ที่ภาคส่งแก้ปัญหาด้วยการชดเชยล่วงหน้าความไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear pre-compensation) ส่วนที่ภาครับจะใช้การอีควอไลซ์ (Equalization) สำหรับเทคนิคมาตรฐานของการอีควอไลซ์จะเริ่มจากการสร้างแบบจำลองช่องสัญญาณเพื่อนำไปออกแบบและทดสอบอีควอไลเซอร์ ซึ่งโดยทั่วไปช่องสัญญาณการสื่อสารมักถูกจำลองด้วยแบบจำลองเชิงเส้นเพื่อให้ง่ายต่อการระบุคุณลักษณะช่องสัญญาณและลดความซับซ้อนหน่วยประมวลผลสัญญาณ อย่างไรก็ตามในทางปฏิบัติช่องสัญญาณมีลักษณะเปลี่ยนแปลงตามเวลาและไม่เชิงเส้น ดังนั้นแบบจำลองเชิงเส้นจึงไม่เหมาะสม เพื่อแก้ปัญหานี้การจำลองความไม่เป็นเชิงเส้นของช่องสัญญาณการสื่อสารจะใช้แบบจำลองไม่เชิงเส้นซึ่งที่นิยมใช้ในงานด้านต่างๆ ทางวิศวกรรมศาสตร์ รวมถึงการจำลองช่องสัญญาณการสื่อสาร คือ แบบจำลองโวลเทรา (Volterra model) [5-11]

ในบทนี้จะอธิบายถึงความไม่เป็นเชิงเส้นที่เกิดขึ้นกับช่องสัญญาณการสื่อสารแบบดิจิทัลและการสร้างแบบจำลองของช่องสัญญาณไม่เชิงเส้นโดยแบบจำลองโวลเทรา โดยจะเน้นไปที่ช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็ก (Magnetic recording channels) เนื่องจากเป็นช่องสัญญาณที่ศึกษาในวิทยานิพนธ์นี้ ซึ่งความไม่เป็นเชิงเส้นในกระบวนการบันทึกเชิงแม่เหล็กสำหรับระบบที่มีความหนาแน่นการบันทึกสูงเกิดจากสาเหตุ 2 ประการ คือ จากกระบวนการเขียน (Write process) ได้แก่ การเลื่อนตำแหน่งเปลี่ยนสถานะแบบไม่เชิงเส้น (Nonlinear transition shift, NLTS) และ ความผิดเพี้ยนไม่เชิงเส้นของแอมพลิจูด (Nonlinear amplitude distortions, NLAD) และ จากกระบวนการอ่าน (Read process) ได้แก่ ความอิ่มตัวของหัวอ่าน (Reader saturation) และความอสมมาตรของสัญญาณพัลส์เอกเทศ (Isolated pulse asymmetry) ในตอนท้ายของบทนี้จะอธิบายขั้นตอนการจำลองช่องสัญญาณโวลเทรา (Volterra channels) สำหรับระบบการบันทึกแม่เหล็กแนวตั้ง (Perpendicular magnetic recording) ซึ่งเป็นเทคโนโลยีที่ใช้ในปัจจุบัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

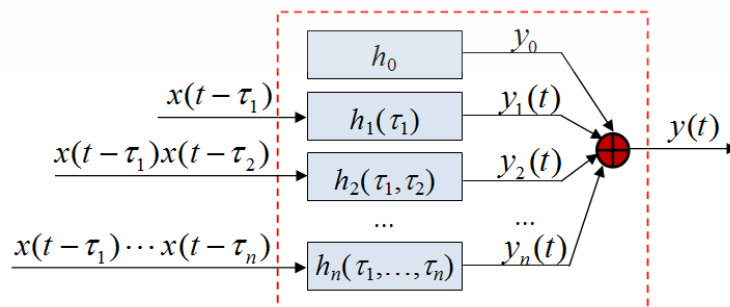
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.1 แบบจำลองโวลเทราและช่องสัญญาณโวลเทรา

โดยทั่วไปแบบจำลองเชิงเส้นแบบแท็ปดีเลย์ไลน์ (Tapped delay line, TDL) ได้แก่ ผลตอบสนองอิมพัลส์จำกัด (Finite impulse response, FIR) [12]-[14] และ ผลตอบสนองอิมพัลส์ไม่จำกัด (Infinite Impulse Response, IIR) [15]-[16] ไม่สามารถตรวจจับพลวัตของช่องสัญญาณไม่เชิงเส้นได้สมบูรณ์ [17]-[18] ดังนั้นแบบจำลองไม่เชิงเส้นจึงเหมาะสมกว่าและที่นิยมใช้คือแบบจำลองโวลเทรา (Volterra model, VM) [5]-[11] พิจารณาแบบจำลองโวลเทราค่าจริงที่ต่อเนื่องทางเวลา (Real-valued continuous-time VM) ที่มีหน่วยความจำอนันต์สำหรับช่องสัญญาณที่เป็นระบบ Single-input single-output (SISO) (รูปที่ 2.1) โดยที่อินพุต  $x(t)$  และเอาต์พุต  $y(t)$  คือสัญลักษณ์ข่าวสาร ( $a_k$ ) และสัญญาณเอาต์พุตของภาคส่ง ตามลำดับ ความสัมพันธ์ระหว่าง  $x(t)$  และ  $y(t)$  ในรูปแบบปริพันธ์ผลการประสานหลายมิติ (Multidimensional convolution integral) ระหว่างฟังก์ชันผลตอบสนองอิมพัลส์ หรือ โวลเทราเคอร์เนล (Volterra kernel)  $h(\cdot)$  ที่แสดงคุณลักษณะความไม่เป็นเชิงเส้นอันดับต่างๆ กับ ชุดผสมผลคูณของข้อมูลอินพุต (Combinations of input products) ที่หน่วงเวลา  $x(t-\tau_1)x(t-\tau_2)\dots x(t-\tau_n)$ , เมื่อ  $\tau$  คือ เวลาหน่วง, ของอนุกรมโวลเทรา (Volterra series) แสดงได้ดังนี้ [19]

$$\begin{aligned} y(t) &= \sum_{n=0}^{\infty} y_n(t) \\ &= h_0 + \int_{-\infty}^{\infty} h_1(\tau_1)x(t-\tau_1)d\tau_1 + \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h_2(\tau_1, \tau_2)x(t-\tau_1)x(t-\tau_2)d\tau_1d\tau_2 + \dots \\ &\quad + \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} h_n(\tau_1, \dots, \tau_n)x(t-\tau_1)\dots x(t-\tau_n)d\tau_1d\tau_2\dots d\tau_n + \dots \end{aligned} \quad (2.1)$$

เมื่อ  $h_0$  คือ เคอร์เนลอันดับศูนย์,  $h_1(\cdot)$  คือ เคอร์เนลอันดับหนึ่งหรือผลตอบสนองอิมพัลส์,  $h_2(\cdot)$  คือ เคอร์เนลอันดับสองหรือฟังก์ชันถ่ายโอนไม่เชิงเส้นแบบควอดราติก, และ  $h_n(\cdot)$  คือ เคอร์เนลอันดับ  $n$  หรือฟังก์ชันถ่ายโอนไม่เชิงเส้นเชิงเส้นอันดับที่  $n$



รูปที่ 2.1 แผนภาพบล็อกของแบบจำลองโวลเทราของสำหรับระบบ SISO

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ใดเห็นประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากสมการ (2.1) เอาต์พุต  $y(t)$  เป็นผลรวมของค่าไบอัส ( $y_0$ ), ผลตอบสนองเชิงเส้น ( $y_1$ ) ผลตอบสนองไม่เชิงเส้นแบบควอดราติก (Quadratic order nonlinearity) ( $y_2$ ), ผลตอบสนองไม่เชิงเส้นแบบคิวบิก (Cubic order nonlinearity) ( $y_3$ ) และ ผลตอบสนองไม่เชิงเส้นอันดับสูง นอกจากนี้ทุกพจน์ใน (2.1) ยกเว้นพจน์ที่เป็นค่าไบอัสจะอยู่ในรูปผลการประสาน (Convolution) ดังนั้นแบบจำลองโวลเทรากล่าวว่าเป็นแบบจำลองที่มีหน่วยความจำ กรณีระบบการสื่อสารไร้สายแบบดิจิทัลที่ข้อมูลอินพุตเป็นแบบไบนารี โดยที่  $a_k = \{\pm 1\}$  ดังนั้น สมการ (2.1) สามารถเปลี่ยนให้อยู่ในรูปดิซีรีส์ของอนุกรมอนันต์ (Infinite series),  $y(t = kT) = y(k)$ , ดังนี้

$$y(k) = h_0 + \sum_{i=1}^{\infty} \left\{ \sum_{n_1=0}^{\infty} \dots \sum_{n_i=0}^{\infty} h_i(n_1, \dots, n_i) \prod_{j=1}^i a(k - n_j) \right\} \quad (2.2)$$

$$\triangleq f(a_k, a_{k-1}, \dots)$$

เมื่อ  $h_i(n_1, \dots, n_i)$  คือ โวลเทร่าเคอร์เนลอันดับที่  $i$  ที่มีเวลาหน่วง  $kT$  สำหรับอินพุตตัวแรกเป็น  $n_1$ , อินพุตตัวที่สองเป็น  $n_2, \dots$ , อินพุตตัวที่  $i$  เป็น  $n_i$  ตามลำดับ โดย  $T$  คือ คาบเวลาของสัญลักษณ์ (Symbol period) และ  $f(\cdot)$  คือ ฟังก์ชันถ่ายโอนไม่เชิงเส้นของช่องสัญญาณดิซีรีส์

เนื่องจากแบบจำลองโวลเทร่าเหมาะสำหรับจำลองช่องสัญญาณที่มีความไม่เป็นเชิงเส้นระดับต่ำ (Soft nonlinearity)<sup>1</sup> กรณีแบบจำลองโวลเทร่าสำหรับช่องสัญญาณที่มีความไม่เป็นเชิงเส้นรุนแรงต้องใช้อินพุตโวลเทร่าอันดับสูงทำให้แบบจำลองมีความซับซ้อน ในทางปฏิบัติช่องสัญญาณมีความยาวหน่วยความจำ (Channel memory) ที่จำกัดและอันดับความไม่เชิงเส้นถูกจำกัด (ส่วนใหญ่มีอันดับไม่เกิน 3) ดังนั้น VM (2.2) จะถูกเปลี่ยนให้อยู่ในรูปแบบจำลองโวลเทร่าที่ตัดปลาย (Truncated Volterra model, TVM) เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์  $TVM(P, L)$  และแสดงได้ดังนี้

$$\hat{y}(k) = \sum_{i=1}^P y_k^{(i)} = h_0 + \sum_{i=1}^P \sum_{n_1=0}^{L-1} \sum_{n_2=0}^{L-1} \dots \sum_{n_i=0}^{L-1} h_i(n_1, \dots, n_i) \times \prod_{j=1}^i a(k - n_j) \quad (2.3)$$

$$\triangleq f_{TVM}(a_k, a_{k-1}, \dots, a_{k-L+1})$$

เมื่อ  $P$  คือ อันดับสูงสุดของความไม่เป็นเชิงเส้น,  $L$  คือ ความยาวหน่วยความจำหรือจำนวนหน่วยหน่วงเวลา (Time-delayed unit), และ  $f_{TVM}(\cdot)$  คือ ฟังก์ชันถ่ายโอนไม่เชิงเส้นของ TVM สำหรับช่องสัญญาณดิซีรีส์ที่มีความจำที่จำกัด จะเห็นว่า TVM (2.3) เป็นการขยายผลของ FIR หรือ  $TVM(1, L)$  ไปสู่ผลตอบสนองไม่เชิงเส้นของการประสานหลายมิติของ  $TVM(P, L)$  ซึ่งจำนวนพารามิเตอร์หรือโวลเทร่าเคอร์เนลของ  $TVM(N_{TVM})$  คำนวณได้ดังนี้

<sup>1</sup> Soft หรือ Weak nonlinearity คือ ความไม่เป็นเชิงเส้นที่มีฟังก์ชันถ่ายโอนประกอบด้วยพจน์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นจำนวนหนึ่งพจน์ เช่น  $f(x) = 1/(a+bx^2)$ ,  $f(x) = x^3 - 2x + 1$  เป็นต้น  
เอกสารนี้เป็นลิขสิทธิ์ของสถาบันวิจัยระบบราง การนำเอกสารนี้ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$N_{TVM} = 1 + \sum_{i=1}^P L^i \quad (2.4)$$

จะเห็นว่าจำนวนพารามิเตอร์ของ TVM เพิ่มขึ้นแบบฟังก์ชันเลขยกกำลังตามค่า  $L$  และ  $P$  ที่เพิ่มขึ้น ดังนั้น กรณีที่  $L$  และ  $P$  มีค่ามากจะเกิดโวลเทราเคอร์เนลขึ้นจำนวนมาก ทำให้ TVM มีความซับซ้อน ส่งผลให้ใช้เวลานานและเกิดความยุ่งยากในการคำนวณหาค่าพารามิเตอร์เหล่านั้น ซึ่งนับว่าเป็นข้อเสียที่สำคัญของ VM โดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับระบบที่มีการประมวลผลแบบทันที

นอกจากนี้จะเห็นว่า TVM (2.3) มีคุณสมบัติเป็นเชิงเส้นเทียบกับพารามิเตอร์ (โวลเทราเคอร์เนล) ซึ่งแสดงให้อยู่ในรูปเมทริกซ์ได้ดังนี้

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{H} \quad (2.5)$$

เมื่อ

$\mathbf{Y} = [y(k), y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-N+1)]^T$  คือ เวกเตอร์สัญญาณเอาต์พุตขนาด  $N \times 1$

โดย  $N$  คือ ความยาวของข้อมูลเอาต์พุต,

$\mathbf{H} = [h_1(0), h_1(1), \dots, h_1(L-1), h_2(0,0), h_2(0,1), \dots, h_2(0, L-1), h(1,0), \dots, h_2(L-1, L-1), \dots, h_i(L-1, \dots, L-1)]^T$

คือ เวกเตอร์สัมประสิทธิ์ของโวลเทราเคอร์เนล ขนาด  $(N_{TVM} - 1) \times 1$ , และ

$\mathbf{A} = [A_1(0), A_1(1), \dots, A_1(L-1), A_2(0,0), A_2(0,1), \dots, A_2(0, L-1), A_2(1,0), \dots, A_2(L-1, L-1), \dots, A_i(L-1, \dots, L-1)]$

คือ เมทริกซ์อินพุต ขนาด  $(N_{TVM} - 1) \times 1$  ซึ่งประกอบด้วยเวกเตอร์ชุดผสมผลคูณของสัญลักษณ์,  $A_i$ , ที่สอดคล้องกับอันดับของโวลเทราเคอร์เนลในเมทริกซ์  $\mathbf{H}$  โดย

$$A_1(0) = [a(k), a(k-1), a(k-2), \dots, a(k-N+2), a(k-N+1)]^T$$

$$A_1(1) = [a(k-1), a(k-2), a(k-3), \dots, a(k-N+1), a(k-N)]^T$$

$$A_1(L-1) = [a(k-L+1), a(k-L), a(k-L-1), \dots, a(k-L-N+3), a(k-L-N+2)]^T$$

$$A_2(0,0) = [a^2(k), a^2(k-1), a^2(k-2), \dots, a^2(k-N+2), a^2(k-N+1)]^T$$

$$A_2(0,1) = [a(k)a(k-1), a(k-1)a(k-2), a(k-2)a(k-3), \dots, a(k-N+2)a(k-N+1)]^T$$

$$A_2(0, L-1) = [a(k)a(k-L+1), a(k-1)a(k-L), \dots, a(k-N+1)a(k-L-N+1)]^T$$

$$A_2(1,0) = [a(k-1)a(k), a(k-2)a(k-1), a(k-3)a(k-2), \dots, a(k-N+1)a(k-N+2)]^T$$

$$A_2(L-1, L-1) = [a^2(k-L+1), a^2(k-L), a^2(k-L-1), \dots, a^2(k-L-N+2)]^T$$

$$A_i(L-1, \dots, L-1) = [a^P(k-L+1), a^P(k-L), a^P(k-L-1), \dots, a^P(k-L-N+2)]^T$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เพื่อให้เห็นภาพจะยกตัวอย่างกรณี TVM (2, 3) เมื่อ  $N=3$  ที่มีจำนวนโวลเทราเคอร์เนลคำนวณจาก (2.4) คือ  $N_{TVM} = 13$  (ได้แก่  $h_1(0), h_1(1), h_1(2), h_2(0,0), \dots, h_2(2,2)$ ) ดังนั้นระบบสมการ (2.5) แสดงได้ดังนี้

$$\begin{bmatrix} y(k) \\ y(k-1) \\ y(k-2) \end{bmatrix} = h_0 + \begin{bmatrix} a(k) & a(k-1) & a(k-2) \\ a(k-1) & a(k-2) & a(k-3) \\ a(k-2) & a(k-3) & a(k-4) \\ a^2(k) & a^2(k-1) & a^2(k-2) \\ a(k)a(k-1) & a(k-1)a(k-2) & a(k-2)a(k-3) \\ a(k)a(k-2) & a(k-1)a(k-3) & a(k-2)a(k-4) \\ a(k-1)a(k) & a(k-2)a(k-1) & a(k-3)a(k-2) \\ a^2(k-1) & a^2(k-2) & a^2(k-3) \\ a(k-1)a(k-2) & a(k-2)a(k-3) & a(k-4)a(k-5) \\ a(k-2)a(k) & a(k-3)a(k-1) & a(k-4)a(k-2) \\ a(k-2)a(k-1) & a(k-3)a(k-2) & a(k-4)a(k-3) \\ a^2(k-2) & a^2(k-3) & a^2(k-4) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_1(0) \\ h_1(1) \\ h_1(2) \\ h_2(0,0) \\ h_2(0,1) \\ h_2(0,2) \\ h_2(1,0) \\ h_2(1,1) \\ h_2(1,2) \\ h_2(2,0) \\ h_2(2,1) \\ h_2(2,2) \end{bmatrix}^T$$

สำหรับระบบแบบ causal ที่  $h_i(n_1, n_2, \dots, n_i) = 0$  เมื่อ  $n_i < 0$  โวลเทราเคอร์เนลจะมีลักษณะสมมาตรและลำดับเวลาหน่วง  $n_1, n_2, \dots, n_i$  ไม่ส่งผลต่อ  $\prod_{j=1}^i a(k-n_j)$  [20] เช่น  $h_2(0,1) = h_2(1,0)$ ,  $h_3(1,0,0) = h_3(0,0,1)$  เป็นต้น ทำให้จำนวนพารามิเตอร์ของ TVM ลดลง ดังนั้น TVM (2.3) จะเปลี่ยนเป็น TVM รูปแบบสามเหลี่ยม (Triangular form) หรือ Tri-TVM ( $P, L$ ) ดังนี้

$$\begin{aligned} \tilde{y}(k) &= h_0 + \sum_{i=1}^P \sum_{n_1=0}^{L-1} \sum_{n_2=n_1}^{L-1} \dots \sum_{n_i=n_{i-1}}^{L-1} h_i^{tri}(n_1, \dots, n_i) \times \prod_{j=1}^i a(k-n_j) \\ &\triangleq f_{Tri-TVM}(a_k, a_{k-1}, \dots, a_{k-L+1}) \end{aligned} \quad (2.6)$$

เมื่อ  $f_{Tri-TVM}(\cdot)$  คือ ฟังก์ชันถ่ายโอนไม่เชิงเส้นของ TVM สำหรับช่องสัญญาณดีสครีตที่มีความจำที่จำกัดที่มีรูปแบบสามเหลี่ยม

สมการ (2.6) สามารถเขียนให้อยู่ในรูปเมทริกซ์ ได้ดังนี้

$$\mathbf{Y} = \tilde{\mathbf{A}}\tilde{\mathbf{H}} \quad (2.7)$$

เมื่อ

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{H}} &= [h_1(0), h_1(1), \dots, h_1(L-1), h_2(0,0), h_2(0,1), \dots, h_2(0, L-1), h_2(1,1), \dots, h_2(1, L-1), \\ &\quad \dots, h_2(L-1, L-1), \dots, h_i(L-1, \dots, L-1)]^T \subset \mathbf{H} \end{aligned}$$

คือ เวกเตอร์ของเคอร์เนล ขนาด  $(N_{Tri-TVM} - 1) \times 1$ ,

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\tilde{\mathbf{A}} = [\mathbf{A}_1(0), \mathbf{A}_1(1), \dots, \mathbf{A}_1(L-1), \mathbf{A}_2(0,0), \mathbf{A}_2(0,1), \dots, \mathbf{A}_2(0,L-1), \mathbf{A}_2(1,1), \dots, \mathbf{A}_2(L-1,L-1), \dots, \underbrace{\mathbf{A}_i(L-1, \dots, L-1)}_i] \subset \mathbf{A}$$

คือ เมทริกซ์อินพุตขนาด  $N \times (N_{Tri-TVM} - 1)$  ซึ่งประกอบด้วยเวกเตอร์ชุดผสมผลคูณของสัญลักษณ์ที่สอดคล้องกับอันดับของโวลเทราเคอร์เนล

จำนวนพารามิเตอร์ของ Tri-TVM ( $P, L$ ) (2.6) แสดงได้ดังนี้

$$N_{Tri-TVM} = 1 + \sum_{i=1}^P \frac{(L-1+i)!}{(L-1)!i!} \quad (2.8)$$

กรณีตัวอย่างของช่องสัญญาณที่มีความยาวหน่วยความจำของช่องสัญญาณ  $L=3$  และอันดับของความไม่เป็นเชิงเส้น  $P=3$  ดังนั้น TVM (3, 3) จะมีจำนวนโวลเทราเคอร์เนลเกิดขึ้นทั้งหมด 40 ตัว (2.4) ในขณะที่ Tri-TVM (3, 3) มีจำนวนโวลเทราเคอร์เนลเพียง 20 ตัว (2.8) และเมื่อเพิ่ม  $L$  เป็น 5, TVM (3, 5) จะมีจำนวนโวลเทราเคอร์เนลเพิ่มขึ้นเป็น 259 ตัว ขณะที่ Tri-TVM (3, 5) มีจำนวนโวลเทราเคอร์เนลเพิ่มขึ้นเป็น 84 ตัวเท่านั้น

ผลเฉลยเมทริกซ์  $\mathbf{H}$  (2.5) และ  $\tilde{\mathbf{H}}$  (2.7) ภายใต้เงื่อนไขที่ทำให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยต่ำสุด (Minimum mean square error, MMSE) ด้วยวิธีของ Wiener-hopf [21] แสดงดังนี้

$$\mathbf{H} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{Y} \quad (2.9)$$

นอกจากนี้ในการแก้ระบบสมการ (2.5) และ (2.7) นิยมใช้ระเบียบวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least Square method, LS) เช่น ระเบียบวิธีเฉลี่ยกำลังสองน้อยที่สุด (Least Mean Square method, LMS) [22] และ ระเบียบวิธีกำลังสองน้อยที่สุดแบบเวียนเกิด (Recursive Least Square method, RLS) [23] เป็นต้น เพื่อทำให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองที่ถ่วงน้ำหนัก

$$E(N_{iter}) = \sum_{k=0}^{N_{iter}} v^{N_{iter}-k} (y(k) - \tilde{\mathbf{A}}(N_{iter}) \tilde{\mathbf{H}}(k))^2 \quad (2.10)$$

มีค่าน้อยที่สุด

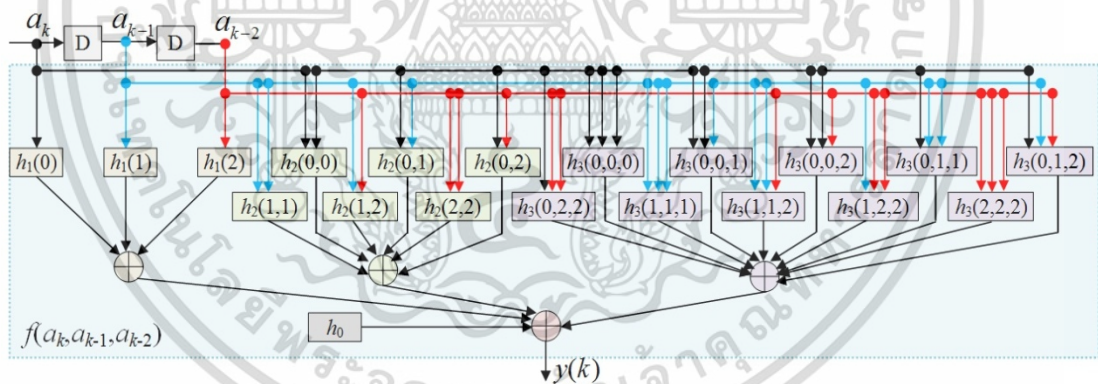
เมื่อ  $v$  คือ แฟคเตอร์ถ่วงน้ำหนัก (Weight factor) และ  $N_{iter}$  คือ จำนวนรอบการปรับค่า

วิธีหาผลเฉลยตามสมการ (2.9) เหมาะสมกว่าระเบียบวิธี LS เนื่องจากใช้จำนวนคำสั่งต่อวินาที (Flops) ในการประมวลผลน้อยกว่าแต่สำหรับระบบที่ต้องการผลตอบสนองทันที พบว่าประสิทธิภาพของวิธีนี้จะลดลงทันทีเมื่อความยาวหน่วยความจำของช่องสัญญาณและอันดับความไม่เป็นเชิงเส้นเพิ่มขึ้น เนื่องจากความซับซ้อนในการคำนวณเชิงเลขของเคอร์เนลจะเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พิจารณาตัวอย่าง กรณี TVM (2.6) สำหรับช่องสัญญาณโวลเทราที่มีความยาวของความจำช่องสัญญาณ  $L = 3$  แบบจำลอง Tri-TVM ที่มีอันดับความไม่เป็นเชิงเส้นเป็น  $P = 3$  ดังนั้น Tri-TVM (3, 3) (รูปที่ 2.2) ที่มีจำนวนพารามิเตอร์หรือโวลเทราเคอร์เนล 20 ตัว แสดงได้ดังนี้

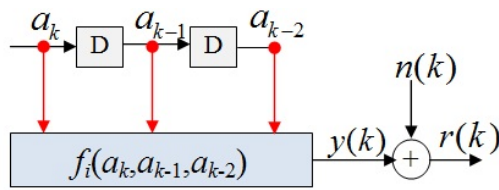
$$\begin{aligned} \tilde{y}(k) &= h_0 + \sum_{i=1}^3 \sum_{n_1=0}^2 \sum_{n_2=n_1}^2 \sum_{n_3=n_2}^2 h_i^{tri}(n_1, n_2, n_3) \times \prod_{j=1}^i a(k-n_j) \\ &= h_0 \\ &\quad + h_1(0)a(k) + h_1(1)a(k-1) + h_1(2)a(k-2) \\ &\quad + h_2(0,0)a^2(k) + h_2(0,1)a(k)a(k-1) + h_2(0,2)a(k)a(k-2) \\ &\quad \quad + h_2(1,1)a^2(k-1) + h_2(1,2)a(k-1)a(k-2) \\ &\quad \quad + h_2(2,2)a^2(k-2) \\ &\quad + h_3(0,0,0)a^3(k) + h_3(0,0,1)a^2(k)a(k-1) \\ &\quad \quad + h_3(0,0,2)a^2(k)a(k-2) + h_3(0,1,1)a(k)a^2(k-1) \\ &\quad \quad + h_3(0,1,2)a(k)a(k-1)a(k-2) + h_3(0,2,2)a(k)a^2(k-2) \\ &\quad \quad + h_3(1,1,1)a^3(k-1) + h_3(1,1,2)a^2(k-1)a(k-2) \\ &\quad \quad + h_3(1,2,2)a(k-1)a^2(k-2) + h_3(2,2,2)a^3(k-2) \\ &\triangleq f_{Tri-TVM}(a_k, a_{k-1}, a_{k-2}) \end{aligned}$$



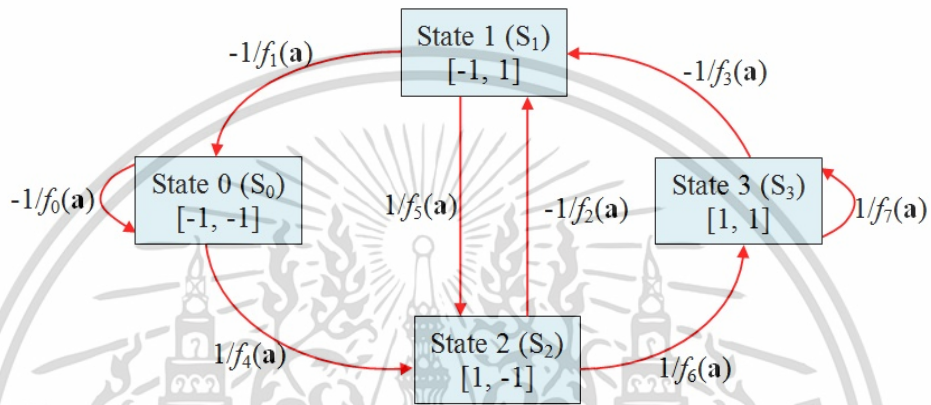
รูปที่ 2.2 แผนภาพบล็อกของแบบจำลอง Tri-TVM (3, 3)

แบบจำลอง Tri-TVM (3, 3) แสดงเป็นแผนภาพบล็อกของช่องสัญญาณโวลเทราแสดงดังรูปที่ 2.3 และอธิบายด้วยเครื่องสถานะจำกัดไม่เชิงเส้น (Nonlinear finite state machine) [24] ดังรูปที่ 2.4 ซึ่งจำลองให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงของอินพุต, สถานะเริ่มต้น (Start state), สถานะต่อไป (Next state), และเอาต์พุตช่องสัญญาณ โดยที่เอาต์พุตของการเปลี่ยนสถานะ คือ  $f(a_k, a_{k-1}, a_{k-2})$  หรือ  $f_i(\mathbf{a})$  นอกจากนี้สามารถเขียนเป็นแผนภาพเทรลลิส (Trellis diagram) ที่มีจำนวน 4 สถานะ ดังรูปที่ 2.5 เมื่อข้อมูลอินพุต  $a_k \in \{\pm 1\}$

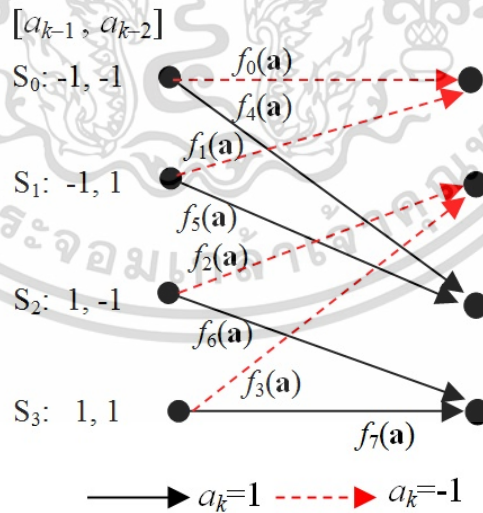
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.3 แผนภาพบล็อกของช่องสัญญาณโวลเทรา



รูปที่ 2.4 เครื่องจำกัดสถานะแบบไม่เป็นเชิงเส้นของช่องสัญญาณโวลเทรา สำหรับค่าอินพุต/เอาต์พุต  $a_k / f_i(\mathbf{a})$ ,  $\mathbf{a} = (a_k, a_{k-1}, a_{k-2})$

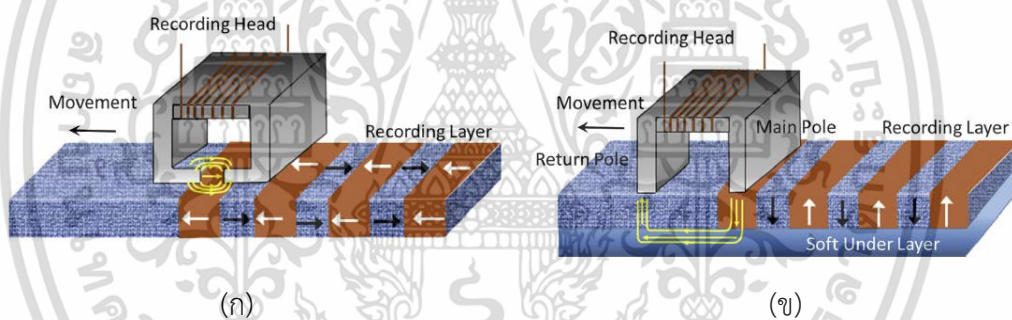


รูปที่ 2.5 แผนภาพทรานสิชของช่องสัญญาณโวลเทรา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.2 แบบจำลองโวลเทราสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็ก

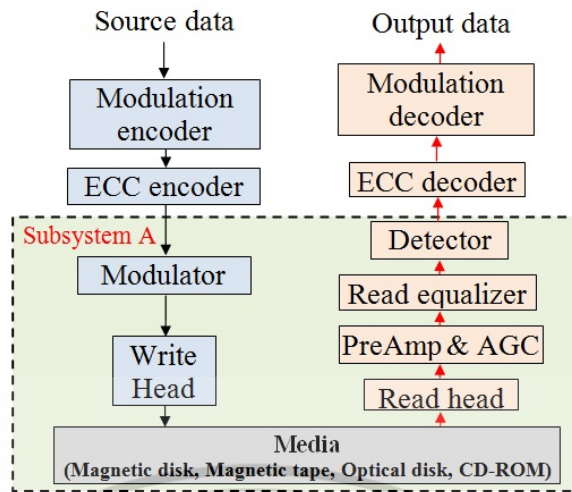
ในระบบการบันทึกเชิงแม่เหล็กแบบดิจิทัล (Digital magnetic recording) ข้อมูลถูกจัดเก็บลงในสื่อบันทึกแม่เหล็กที่เคลือบด้วยแผ่นฟิล์มบางของสารที่มีสมบัติความเป็นแม่เหล็กประกอบด้วยเกรนเชิงแม่เหล็ก (Magnetic grain) ขนาดเล็กระดับนาโนเมตร ซึ่งจะถูกเปลี่ยนสภาพความเป็นแม่เหล็ก (Magnetization) ของแต่ละเกรนให้ชี้ไปในทิศทางเดียวกันหรือตรงกันข้ามกับสนามแม่เหล็กของหัวเขียน (Write head) ซึ่งเหมาะในการจัดเก็บข้อมูลแบบไบนารีของอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ต่างๆ ดังนั้น ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ (Hard disk drive) จึงมีบทบาทสำคัญในการจัดเก็บข้อมูลสื่อแม่เหล็ก ปัจจุบันมีเทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลสำหรับฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ 2 แบบ คือ การบันทึกแม่เหล็กแนวอน (Longitudinal magnetic recording, LMR) และ การบันทึกแม่เหล็กแนวตั้ง (Perpendicular magnetic recording, PMR) โดยระบบ LMR จะสร้างทิศสภาพความเป็นแม่เหล็กขนานกับระนาบของสื่อบันทึก (รูปที่ 2.6 (ก)) ส่วนเทคโนโลยี PMR จะสร้างทิศสภาพความเป็นแม่เหล็กตั้งฉากกับระนาบของสื่อบันทึก (รูปที่ 2.6 (ข)) ทำให้สามารถบีบอัดข้อมูลให้มีความหนาแน่นเชิงพื้นที่ (Areal density) ได้สูงกว่าระบบ LMR มากกว่า 5 เท่า [25]



รูปที่ 2.6 เทคโนโลยีการบันทึกแม่เหล็ก (ก) แนวอน และ (ข) แนวตั้ง [26]

ระบบบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบดิจิทัลในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์แสดงดังรูปที่ 2.7 สำหรับกระบวนการเขียน เมื่อข้อมูลถูกส่งไปวงจรเข้ารหัสมอดูเลชัน (Modulation encoder) และวงจรเข้ารหัสแก้ไขข้อผิดพลาด (Error correcting code encoder, ECC) จะได้บิตที่ถูกบันทึก (Recorded bit) ส่งไปยังวงจรมอดูเลต (Modulator) เพื่อแปลงให้อยู่ในกระแสไฟฟ้าเขียนแล้วป้อนเข้าไปในหัวเขียนเพื่อเขียนข้อมูลลงในสื่อบันทึก ทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงสภาพแม่เหล็กสำหรับกระบวนการอ่าน เมื่อหัวอ่านเคลื่อนมาถึงบริเวณที่มีการเปลี่ยนแปลงสภาพแม่เหล็กจะเกิดแรงเคลื่อนไฟฟ้าย้อนกลับตามกฎของฟาราเดย์ (Faraday's law) ทำให้ได้สัญญาณอ่านกลับ (Read-back signal) ที่จะถูกส่งเข้าไปประมวลผลในช่องสัญญาณอ่าน (Read channel) ซึ่งประกอบด้วยวงจรกรองผ่านต่ำ, วงจรซิกตัวอย่าง, อีควอไลเซอร์, และ ตัวตรวจหา เอาต์พุตที่ได้จะเข้าสู่วงจรถอดรหัสแก้ไขข้อผิดพลาด (ECC decoder) และวงจรถอดรหัสมอดูเลชัน (Modulation decoder) เพื่อประมาณบิตข้อมูลข่าวสาร

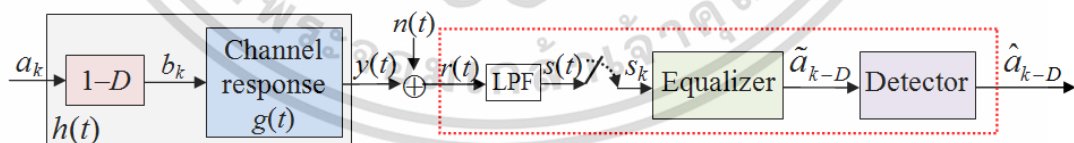
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.7 แผนภาพบล็อกระบบบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบดิจิทัลในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ [27]

ช่องสัญญาณของระบบย่อย A (Subsystem A) ในรูปที่ 2.7 แสดงเป็นแผนภาพบล็อกดังรูปที่ 2.8 เมื่อลำดับข้อมูลอินพุตแบบไบนารี  $a_k = \{0,1\}$  ที่มีคาบเวลาสัญลักษณ์เป็น  $T$  ผ่านเข้าไปยังวงจรรอนุพันธ์อุดมคติ (Ideal differentiator) ที่มีฟังก์ชันถ่ายโอนเป็น  $1-D$  เมื่อ  $D$  คือ ตัวดำเนินการถ่วงเวลา  $T$  หน่วย จะได้ลำดับข้อมูลเปลี่ยนแปลงสถานะ (Transition sequence),  $b_k = a_k - a_{k-1} \in \{-1,0,1\}$  ผ่านเข้าไปในช่องสัญญาณที่มีผลตอบสนองอิมพัลส์ (Impulse response)  $g(t)$  จะได้ผลตอบสนองพัลส์เปลี่ยนแปลงสถานะ (Transition pulse response) ซึ่งเป็นเอาต์พุตของช่องสัญญาณ  $y(t)$  ดังนี้

$$y(t) = \sum_k b_k g(t - kT) \tag{2.11}$$



รูปที่ 2.8 แผนภาพบล็อกสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็กที่เป็นเชิงเส้น

ผลตอบสนองอิมพัลส์  $g(t)$  ของระบบ LMR ซึ่งจำลองด้วยลอเรนซ์เซียนพัลส์ (Lorentzian pulse) [28] แสดงได้ดังนี้

$$g(t) = \frac{1}{1 + (2t / PW_{50})^2} \tag{2.12}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วน  $g(t)$  ของระบบ PMR แสดงได้ดังนี้ [29]

$$g(t) = \frac{1}{2} \operatorname{erf} \left( \sqrt{\frac{4 \log 2}{PW_{50}^2}} t \right) \quad (2.13)$$

เมื่อ  $\operatorname{erf}(y) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^y e^{-x^2} dx$  และ  $PW_{50}$  คือ ความกว้างของพัลส์  $g(t)$  (Width at half of the peak amplitude) สำหรับระบบ LMR และ ความกว้างของอนุพันธ์ผลตอบสนองอิมพัลส์  $g'(t)$  สำหรับระบบ PMR ที่วัด ณ จุดครึ่งหนึ่งของจุดสูงสุดของพัลส์

เมื่อหัวอ่านเคลื่อนที่มายังบริเวณที่มีการเปลี่ยนแปลงสถานะของสภาพแม่เหล็กติดกันสองครั้ง สัญญาณรวมที่ได้จะเรียกว่า สัญญาณพัลส์ไดบิต (Dibit pulse)  $h(t) = g(t) - g(t-T)$  โดยไม่สูญเสียคุณลักษณะทั่วไป จะได้ความสัมพันธ์ที่สมมูลกับสมการ (2.11) ดังนี้

$$y(t) = \sum_k a_k h(t - kT) \quad (2.14)$$

จะเห็นว่าสมการ (2.11) และ (2.14) ต่างก็แสดงคุณลักษณะของช่องสัญญาณในรูปการคอนโวลูชันระหว่างผลตอบสนองและข้อมูลอินพุต รวมถึงการแทรกสอดระหว่างสัญลักษณ์ที่เป็นเชิงเส้น (Linear ISI) โดยผลตอบสนองไดบิตนี้ถือว่าเป็นตัวแทนของช่องสัญญาณการบันทึกข้อมูลในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์

ในระบบการบันทึกเชิงแม่เหล็ก ความหนาแน่นของการบันทึกนอร์แมลไลซ์ (Normalized recording density, ND) จะบ่งบอกว่าบริเวณ  $PW_{50}$  จัดเก็บข้อมูลได้จำนวนกี่บิต นิยามโดย [30]

$$ND = \frac{PW_{50}}{T} \quad (2.15)$$

เมื่อ ND มีค่าเพิ่มขึ้นนั่นคือโอกาสที่สัญญาณพัลส์เปลี่ยนแปลงสถานะที่อยู่ใกล้กันจะเกิดการซ้อนทับกับความถี่สูง ทำให้ความรุนแรงของ ISI เพิ่มขึ้น

สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่ความหนาแน่นการบันทึกต่ำ สัญญาณอ่านกลับ  $r(t)$  สามารถแสดงในรูปผลรวมเชิงเส้นของสัญญาณพัลส์เปลี่ยนแปลงสถานะได้โดยอาศัยคุณสมบัติการซ้อนทับ (Superposition) ตามทฤษฎีการกล้ำแอมพลิจูดของสัญญาณพัลส์ (Pulse amplitude modulation, PAM) ดังนั้นช่องสัญญาณสามารถจำลองด้วยแบบจำลองเชิงเส้น [31]-[32] ภายใต้การแทรกสอดสัญลักษณ์และสัญญาณรบกวน อย่างไรก็ตามแบบจำลองเชิงเส้นของช่องสัญญาณอาจไม่เหมาะสมที่สุดในกรณีที่ความหนาแน่นการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กเพิ่มขึ้น เนื่องจากข้อมูลถูกบีบให้อยู่ใกล้กันมากขึ้นจึงทำให้สนามการเปลี่ยนแปลง (Transition field) ของบิตข้อมูลปัจจุบันเกิดสภาพ

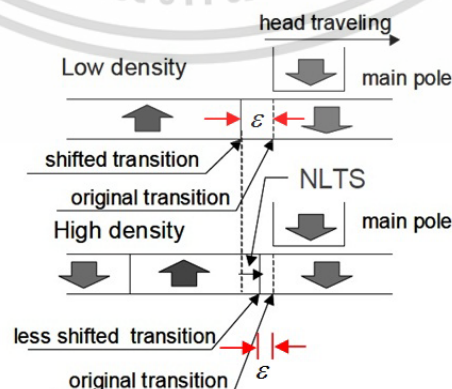
เอกสารนี้  
ลบล้างแม่เหล็ก (Demagnetization) สูงขึ้นจากบิตข้อมูลที่ถูกเขียนไปก่อนหน้านี้ ทำให้ช่องสัญญาณมี

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ความไม่เป็นเชิงเส้นและสัญญาณเอาต์พุตเกิดความผิดเพี้ยน ดังนั้นคุณสมบัติการซ้อนทับจึงไม่เป็นจริง สำหรับกรณีนี้ ทำให้การประมวลผลสัญญาณทางภาครับมีความยุ่งยากและทำให้ไอคิวไลเซอร์แบบเชิงเส้นร่วมกับวงจรตรวจหาที่สร้างจากแบบจำลองเชิงเส้นของช่องสัญญาณทำงานผิดพลาด ส่งผลให้ประสิทธิภาพโดยรวมของระบบลดลง [33] ดังนั้นการชดเชยความไม่เป็นเชิงเส้นทั้งทางภาคส่งของกระบวนการเขียนหรือการออกแบบและสร้างวงจรตรวจหาทางภาครับของกระบวนการอ่านจึงต้องอาศัยการระบุคุณลักษณะความไม่เป็นเชิงเส้นและแบบจำลองไม่เชิงเส้นที่เหมาะสม การสร้างแบบจำลองโวลเทราสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กจะพิจารณาจากความไม่เป็นเชิงเส้นที่เกิดขึ้นจากกระบวนการเขียนและอ่าน ซึ่งจะอธิบายในหัวข้อ 2.2.1 และ 2.2.2 ตามลำดับ

### 2.2.1 แบบจำลองโวลเทราสำหรับความไม่เป็นเชิงเส้นของกระบวนการเขียน

ความผิดเพี้ยนไม่เชิงเส้นจากกระบวนการเขียนในระบบการบันทึกเชิงแม่เหล็กส่วนใหญ่เกิดจาก 2 สาเหตุ [1] คือ การเลื่อนตำแหน่งเปลี่ยนสถานะไม่เชิงเส้น (Nonlinear transition shift, NLTS) และ ความผิดเพี้ยนเชิงไม่เชิงเส้นของแอมพลิจูด (Nonlinear amplitude distortion, NLAD) โดย NLTS เกิดจากบิตข้อมูลที่เขียนลงไปบนสื่อบันทึกถูกบีบให้อยู่ใกล้กันมากขึ้นในระบบบันทึกเชิงแม่เหล็กที่มีความหนาแน่นการบันทึกสูง ทำให้สนามแม่เหล็กสถิต (Magnetostatic field) ของการเปลี่ยนสถานะที่ถูกเขียนเข้าไปยังสื่อบันทึกก่อนหน้ามีทิศทางตรงกันข้ามกับสนามแม่เหล็กของหัวเขียนที่จะทำการเขียนบิตเปลี่ยนสถานะตัวถัดไป ส่งผลให้ตำแหน่งการเปลี่ยนสถานะปัจจุบันเลื่อนตำแหน่งไปจากเดิมที่ควรจะเป็น สำหรับระบบ LMR ตำแหน่งการเปลี่ยนสถานะของบิตเปลี่ยนสถานะตัวที่สองจะถูกเลื่อนออกจากตำแหน่งที่เปลี่ยนสถานะของบิตตัวแรก ทำให้ตำแหน่งการเปลี่ยนสถานะถูกเขียนลงไปบนสื่อบันทึกก่อนที่ควรจะเป็น [34] ซึ่งตรงกันข้ามกับระบบ PMR ที่ตำแหน่งการเปลี่ยนสถานะของบิตตัวที่สองจะถูกหน่วงเข้ามาหาตำแหน่งการเปลี่ยนสถานะก่อนหน้าดังแสดงในรูปที่ 2.9 อย่างไรก็ตามในระบบ PMR ใช้เกรเดียนต์สนามเขียนที่มีค่าสูงสำหรับหัวอ่าน-เขียนแบบ Single-pole [34] ทำให้ปริมาณการเลื่อนตำแหน่งการเปลี่ยนสถานะมีค่าน้อยมาก



รูปที่ 2.9 ตำแหน่งการเปลี่ยนสถานะบิตเปลี่ยนสถานะสำหรับระบบบันทึก PMR [34]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้เผยแพร่เป็นการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กระบวนการเกิด NLTS ในสื่อบันทึกแม่เหล็กพิจารณาจากเงื่อนไขที่บิตเปลี่ยนสถานะถูกเขียนลงในสื่อบันทึก ณ ตำแหน่ง  $x_0$  ดังนี้ [33]

$$H_d(x_0 - \varepsilon) + H_h(x_0 - \varepsilon) = H_c \quad (2.16)$$

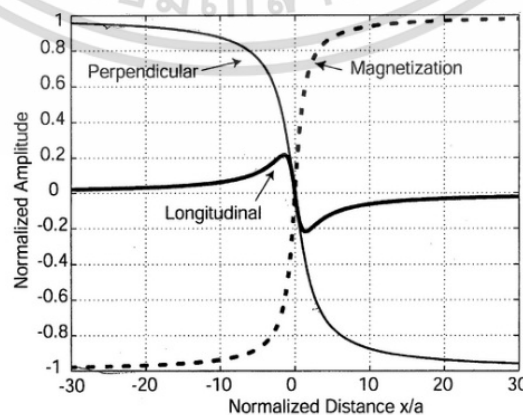
เมื่อ  $H_d$  คือ สนามการลบล้างสภาพแม่เหล็ก (Demagnetization field) ที่เกิดจากบิตเปลี่ยนสถานะก่อนหน้า,  $H_h$  คือ สนามเขียน (Write field),  $H_c$  คือ สภาพลบล้างแม่เหล็ก (Coercivity) และ  $\varepsilon$  คือ ปริมาณการเลื่อนตำแหน่งการเปลี่ยนสถานะ

กรณีที่  $\varepsilon$  มีค่าน้อยๆ เมื่อกระจายอนุกรมเทย์เลอร์รอบจุด  $x_0$  จะได้

$$\varepsilon \approx \frac{H_d(x_0)}{\left( \frac{dH_h}{dx} \Big|_{x=x_0} \right)} \quad (2.17)$$

เมื่อ  $dH_h/dx$  คือ เกรเดียนต์สนามเขียน และ  $x$  คือ ระยะทางของตำแหน่งการเปลี่ยนสถานะใหม่เทียบกับตำแหน่งการเปลี่ยนสถานะก่อนหน้า

จากสมการ (2.17) ค่า  $\varepsilon$  แปรผันตรงกับ  $H_d$  ในสื่อบันทึกและแปรผกผันกับ  $dH_h/dx$  เนื่องจาก  $H_d$  ในสื่อบันทึกของระบบ LMR และ PMR ต่างกัน (รูปที่ 2.10) (เมื่อ  $a$  คือ ความกว้างของการเปลี่ยนสถานะ) ดังนั้นในการเขียนบิตเปลี่ยนสถานะที่ติดกันสองบิตเข้าไปในสื่อบันทึก ทำให้ปริมาณการเลื่อนตำแหน่งการเปลี่ยนสถานะของทั้งสองระบบต่างกัน กรณีระบบ PMR เมื่อระยะทางที่วัดจากตำแหน่งที่ต้องการเขียนบิตเทียบกับตำแหน่งเปลี่ยนสภาวะก่อนหน้าเพิ่มขึ้น ปริมาณ NLTS จะเพิ่มขึ้นจนคงที่สอดคล้องกับปริมาณของ  $H_d$  ซึ่งตรงกันข้ามกับระบบ LMR ที่ปริมาณการเลื่อนตำแหน่งการเปลี่ยนสถานะจะลดลงและเข้าสู่ศูนย์เมื่อระยะทางเพิ่มขึ้น

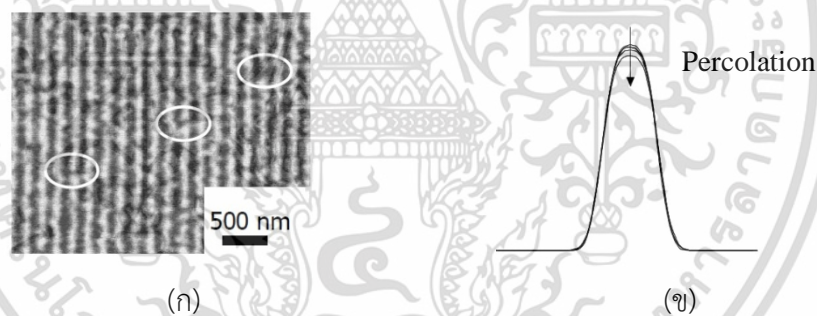


รูปที่ 2.10 สนามลบล้างสภาพแม่เหล็กนอร์มัลไลซ์เทียบกับสนามแม่เหล็กจากหัวเขียน [35]

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

วิธีการหนึ่งที่ยอมรับใช้แก้ไข NLTS คือ เทคนิคการชดเชยก่อนการเขียน (Write pre-compensation) [3] เช่นวิธี Dibit pre-compensation และ วิธี Two-level pre-compensation โดยช่วงเวลาของกระแสเขียนในการเขียนบิตเปลี่ยนสถานะถัดไป อย่างไรก็ตามการหาปริมาณการเลื่อนการเปลี่ยนสถานะก่อนที่จะเขียนบิตเปลี่ยนสถานะลงไปค่อนข้างยากและยังไม่มีเครื่องมือวัดปริมาณของ NLTS ดังนั้นการวัดปริมาณของ NLTS จึงถูกนำเสนอด้วยวิธีการต่างๆ เช่น วิธีเปรียบเทียบกับผลตอบสนองบิตข้อมูลกับการเปลี่ยนสถานะเอกเทศ (Isolated transition) เพื่อระบุตำแหน่งต่างๆ ที่เกิด NLTS [36], การเขียนลำดับสุ่มเทียม (Pseudorandom sequence) แล้ววัดผลตอบสนองอิมพัลส์เชิงเส้นและพัลส์เอคโค (Echo pulse) เพื่อระบุตำแหน่ง NLTS [37], การระบุคุณลักษณะของความไม่เป็นเชิงเส้นจากโวลเทราเคอร์เนล [9] เป็นต้น

ส่วนความผิดเพี้ยนไม่เชิงเส้นของแอมพลิจูด หรือ NLAD เกิดจากการรั่วหรือไหลซึมของอนุภาคแม่เหล็ก ณ บริเวณที่มีการเปลี่ยนสถานะ ดังรูปที่ 2.11 (ก) [1] เนื่องจากความกว้างของแทร็ก (Track width) ที่แคบ และสื่อวัสดุแม่เหล็กมีค่าสภาพลบล้างต่ำเนื่องจากกระบวนการผลิตใช้ส่วนผสมของสารแม่เหล็กที่เป็นสารไดอิเล็กทริกในปริมาณที่น้อยเกินไป [34] ทำให้เกิดการลบล้างบางส่วน (Partial erasure, PE) ระหว่างบิตที่เขียนซ้อนทับกันหรืออยู่ชิดกันส่งผลให้แอมพลิจูดของสัญญาณลดลงแบบไม่เชิงเส้น แสดงดังรูปที่ 2.11 (ข)



รูปที่ 2.11 การรั่วซึมบริเวณขอบเกรนแม่เหล็ก (Percolation) [34]

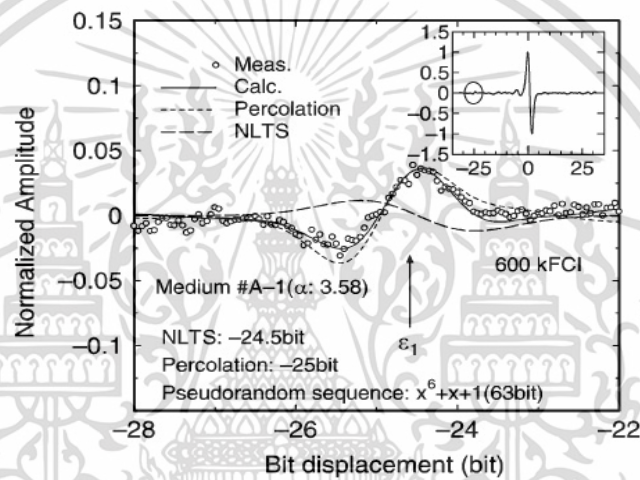
ผลรวมความไม่เป็นเชิงเส้น (Total nonlinearity,  $NL_{Tot}$ ) ที่เกิดจาก NLTS และ NLAD สำหรับกระบวนการเขียนหาได้จากความสัมพันธ์ต่อไปนี้ [3]

$$NL_{Tot} = \sqrt{\varepsilon^2 - \sqrt{3\varepsilon\alpha} + \alpha^2} \quad (2.18)$$

เมื่อ  $\alpha$  คือ อัตราการลดลงของแอมพลิจูด (Amplitude reduction ratio) จากผลของ NLAD

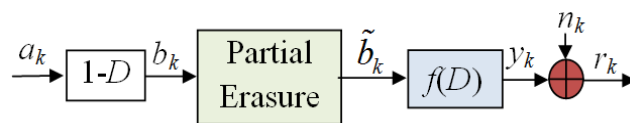
การวัดความไม่เป็นเชิงเส้นรวมเพื่อระบุคุณลักษณะของความผิดเพี้ยนไม่เชิงเส้นของสัญญาณเขียนนิยมใช้เทคนิคการสกัดไดพัลส์ (Dipulse extraction technique) หรือวิธีลำดับสุ่มเทียม [37] เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เพื่อตรวจสอบ NLTS และ PE ตัวอย่างเช่น เทคนิคการสกัดไดพัลส์เอคโค (Dipulse echo extraction) ด้วยลำดับสุ่มเทียมที่มีความยาวสูงสุดเป็น  $63 (2^6 - 1)$  หรือ PRS-6 คุณสมบัติของความไม่เป็นเชิงเส้นสำหรับระบบ PMR ถูกวัดค่าและคำนวณแสดงได้ดังรูปที่ 2.12 จะเห็นว่าผลรวมความไม่เป็นเชิงเส้น (เส้นทึบ) ที่ได้จากการจำลองสอดคล้องกับพัลส์เอคโคที่ได้จากการวัดจริง (สัญลักษณ์วงกลม) โดยพัลส์เอคโคที่เกิดจาก NLAD (เส้นประ) และ พัลส์เอคโคที่เกิดจาก NLTS (เส้นแตก) จะเห็นว่าช่วงของพัลส์เอคโคที่เกิดจาก NLTS มีทิศทางเดียวกับพัลส์ซึ่งแตกต่างกับระบบ LMR ดังนั้นจึงต้องใช้การชดเชยล่วงหน้าค่าลบ (Negative pre-compensation) ส่วนช่วงของพัลส์เอคโคที่เกิดจาก NLAD จะกลับทิศกับพัลส์หลักและมีอิทธิพลมากกว่า NLTS ดังนั้นความไม่เป็นเชิงเส้นรวมจึงต้องใช้การชดเชยล่วงหน้าค่าบวก (Positive pre-compensation)



รูปที่ 2.12 ไดพัลส์เอคโคของความไม่เป็นเชิงเส้นที่เกิดจาก NLTS และ NLAD [37]

เนื่องจากความไม่เป็นเชิงเส้นที่เกิดจาก NLAD ส่งผลมากกว่าที่เกิดจาก NLTS ดังนั้นความไม่เป็นเชิงเส้นจากกระบวนการเขียนอาจพิจารณาเฉพาะผลของ PE ซึ่งแบบจำลองความไม่เป็นเชิงเส้นของกระบวนการเขียนแสดงดังรูปที่ 2.13 การจำลองกระบวนการ PE มีหลายรูปแบบที่แตกต่างกัน สำหรับแบบจำลองความไม่เป็นเชิงเส้นของกระบวนการ PE ใน [40] จะให้  $\tilde{b}_k = \alpha_k b_k$  เป็นบิตเปลี่ยนสถานะที่ได้รับผลกระทบจากการเปลี่ยนสถานะบิตข้างเคียงที่ติดกัน 1 ครั้ง เมื่อ  $0 < \alpha_k < 1$  และ  $\tilde{b}_k = \alpha_k^2 b_k$  เป็นบิตเปลี่ยนสถานะที่ได้รับผลกระทบจากการเปลี่ยนสถานะที่ติดกัน 2 ครั้ง



รูปที่ 2.13 ช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็กไม่เชิงเส้นสำหรับแบบจำลองการลบข้างบางส่วน [40]  
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พิจารณาช่องสัญญาณเขียน (Write channel) ที่ได้รับผลกระทบจาก PE (รูปที่ 2.13) สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กแบบ PR4 ของระบบ LMR ซึ่งมีผลตอบสนองของช่องสัญญาณเป็น  $H(D)=1-D^2$  และกำหนดให้  $r_k = f(a_k)$  เมื่อ  $f(\cdot)$  คือ ฟังก์ชันที่ไม่เป็นเชิงเส้นจะได้

$$r(D) = a(D)H(D) + N(D) = a(D)(1-D)(1+D) + N(D)$$

ดังนั้น

$$r(D) = \tilde{b}(D)(1+D) + N(D)$$

หรือพิจารณาในโดเมนของเวลาจะได้

$$r_k = \tilde{b}_k + \tilde{b}_{k-1} + n_k = b_k \cdot g_\alpha(b_{k+1}, b_{k-1}) + b_{k-1} \cdot g_\alpha(b_k, b_{k-2}) + n_k$$

เมื่อ  $g_\alpha$  คือ ฟังก์ชันการเลื่อนสถานะ ที่กำหนดโดย

$$g_\alpha(x, y) = \begin{cases} 1 & , x = y = 0 \\ \alpha^2 & , |x| = |y| = 2 \\ \alpha & , otherwise \end{cases}$$

ซึ่งสามารถเขียน  $g_\alpha(x, y)$  ให้อยู่ในรูปของฟังก์ชันต่อไปนี้

$$g_\alpha(x, y) = \left(1 + \left(\alpha - \frac{1}{4}\right)x^2\right) \left(1 + \left(\alpha - \frac{1}{4}\right)y^2\right)$$

ดังนั้นเมื่อแทน  $g_\alpha(x, y)$  ลงไปจะได้

$$r_k = b_k \left(1 + \frac{\alpha-1}{4}b_{k+1}^2\right) \left(1 + \frac{\alpha-1}{4}b_{k-1}^2\right) + b_{k-1} \left(1 + \frac{\alpha-1}{4}b_k^2\right) \left(1 + \frac{\alpha-1}{4}b_{k-2}^2\right) + n_k$$

และเนื่องจาก  $a_k^2 = 1$  และ  $a_k^3 = a_k$  สำหรับการกล้ำสัญญาณเชิงดิจิทัลแบบ Binary Phase Shift Keying (BPSK) และ  $b_k = a_k - a_{k-1}$  ดังนั้น

$$\begin{aligned} r_k = & A_\alpha(a_k - a_{k-2}) + B_\alpha(a_{k+1} - a_{k-3} - a_{k+1}a_{k-1}a_k + a_{k-1}a_{k-2}a_{k-3}) \\ & + C_\alpha(a_k a_{k-2} a_{k-3} - a_k a_{k-1} a_{k-3} - a_{k+1} a_k a_{k-2} + a_{k+1} a_{k-1} a_{k-2}) + n_k \end{aligned} \quad (2.19)$$

เมื่อ  $A_\alpha = (1+\alpha)/2$ ,  $B_\alpha = (1-\alpha^2)/4$ , และ  $C_\alpha = (1-\alpha)^2/4$

จะเห็นว่า (2.19) แสดงความสัมพันธ์ไม่เป็นเชิงเส้นระหว่างเอาต์พุตของช่องสัญญาณและบิตเอกสารนี้ ข้อมูลอินพุตโดยมีความไม่เป็นเชิงเส้นอันดับสาม ซึ่งถือว่าเป็นรูปแบบหนึ่งของแบบจำลองโวลเทรา ค่าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.2.2 แบบจำลองโวลเทร่าสำหรับความไม่เป็นเชิงเส้นของกระบวนการอ่าน

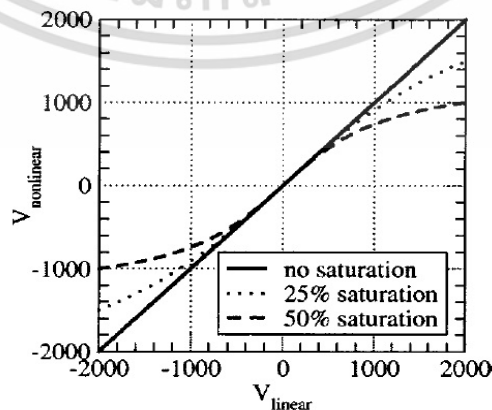
ความไม่เป็นเชิงเส้นที่เกิดจากกระบวนการอ่านมีสาเหตุมาจากหัวอ่าน (Head) โดยเฉพาะหัวอ่านแบบ Magneto-resistive (MR head) ซึ่งนิยมใช้ในระบบบันทึกเชิงแม่เหล็กที่จะทำการตรวจจับการเปลี่ยนแปลงฟลักซ์แม่เหล็ก ณ ตำแหน่งที่มีการเปลี่ยนสถานะสภาพความเป็นแม่เหล็ก ส่งผลให้เกิดพัลส์แรงดันไฟฟ้าขึ้นตามสภาพความเป็นแม่เหล็กในสื่อบันทึก อย่างไรก็ตามทรานสดิวเซอร์ (Transducer) ที่ใช้เป็นเซ็นเซอร์ในหัวอ่านแบบ MR มีฟังก์ชันถ่ายโอนไม่เชิงเส้น ทำให้สัญญาณพัลส์เอกเทศ (Isolated pulse) ที่ได้เกิดความอสมมาตรและอิมพัลส์ ส่งผลให้สัญญาณอ่านกลับเกิดความผิดเพี้ยนไม่เชิงเส้น นอกจากนี้สื่อบันทึกที่พื้นผิวมีความขรุขระ (Asperity) ทำให้เกิดความขรุขระเชิงความร้อน (Thermal asperity, TA) ส่งผลให้เกิดแรงดันไฟฟ้าชั่วครู่ (Transient voltage) ผสมเข้าไปในสัญญาณอ่านกลับ [41] ซึ่งเป็นปัญหาที่สำคัญต่อกระบวนการตรวจหาข้อมูลในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์เพราะทำให้ระบบกู้คืนเวลา (Timing recovery) ที่ควบคุมการซิกตัวอย่างสูญเสียการเข้าจังหวะส่งผลให้ประสิทธิภาพโดยรวมของระบบลดลง แต่ปัญหานี้แก้ไขด้วยอัลกอริทึมการตรวจหาและแก้ไข TA [42] ดังนั้นความไม่เป็นเชิงเส้นของกระบวนการอ่านจึงพิจารณาจาก 2 สาเหตุหลัก คือ ความอิมพัลส์ของหัวอ่านและความอสมมาตรของพัลส์ของสัญญาณพัลส์เอกเทศ

### 2.2.2.1 ความไม่เป็นเชิงเส้นจากความอิมพัลส์ของหัวอ่าน (Reader saturation)

ความอิมพัลส์ของหัวอ่านเกิดจากแอมพลิจูดของสัญญาณอินพุตมีค่าเกินช่วงการทำงานที่เป็นเชิงเส้นของหัวอ่านทั้งทางด้านบวกและลบ (รูปที่ 2.14) ส่งผลให้เกิดการลดลงของค่ายอดของผลตอบสนองการเปลี่ยนสถานะ ซึ่งฟังก์ชันถ่ายโอนที่ไม่เชิงเส้นจะแปลงสัญญาณอ่านกลับเชิงเส้น  $V_{linear}$  เป็นสัญญาณอ่านกลับไม่เชิงเส้น  $V_{nonlinear}$  ได้ดังนี้ [37]

$$V_{nonlinear} = V_s \times \tan^{-1}(V_{linear} / V_s) \quad (2.20)$$

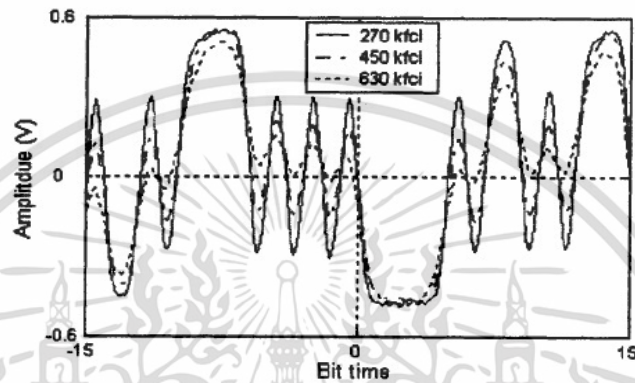
เมื่อ  $V_s$  คือ ปริมาณความอิมพัลส์ที่สอดคล้องกับระดับความไม่เชิงเส้น



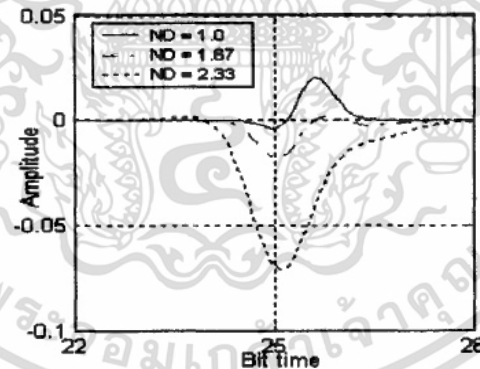
รูปที่ 2.14 เส้นโค้งของฟังก์ชันถ่ายโอนของหัวอ่านแบบ MR ที่ระดับความอิมพัลส์ต่างๆ [37]

เอกสารนี้เป็นเอกสารลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ไม่สามารถนำออกเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาตจากมหาวิทยาลัยได้

ปริมาณความอึดตัวของหัวอ่านจะเพิ่มขึ้นตามความหนาแน่นการบันทึกที่เพิ่มขึ้น ส่งผลให้องค์ประกอบของสัญญาณอ่านกลับที่มีความถี่ต่ำมีการลดลงของแอมพลิจูดเล็กน้อย ส่วนองค์ประกอบของสัญญาณอ่านกลับที่มีความถี่สูงจะเกิดการลดทอนแอมพลิจูดอย่างรุนแรง ดังแสดงในรูปที่ 2.15 ซึ่งเป็นตัวอย่างสัญญาณอ่านกลับที่ระดับความหนาแน่นการบันทึกต่างๆ สำหรับระบบ PMR นอกจากนี้ความอึดตัวของหัวอ่านยังส่งผลกระทบต่อ NLTs จากกระบวนการเขียน ทำให้พัลส์เอเคโค้ดของ NLTs เปลี่ยนจากค่าบวกเป็นลบแสดงดังรูปที่ 2.16



รูปที่ 2.15 การลดทอนของสัญญาณอ่านกลับที่ระดับความหนาแน่นการบันทึกต่างๆ [37]



รูปที่ 2.16 สัญญาณพัลส์ไคบิตที่เกิดจากความอึดตัวของหัวอ่านที่ระดับการบันทึกต่างๆ [37]

#### 2.2.2.2) ความไม่เป็นเชิงเส้นจากความอึดตัวของสัญญาณพัลส์เอเคเทค

##### (Isolated pulse asymmetry)

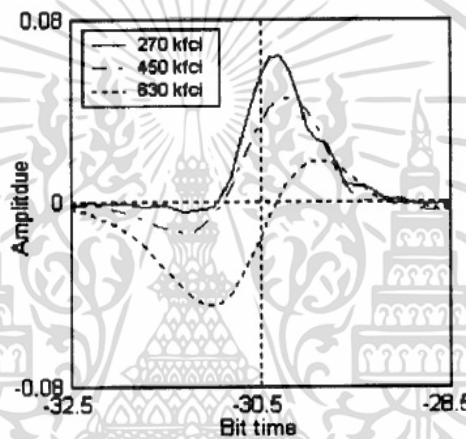
ส่วนความอึดตัวของแอมพลิจูดของสัญญาณพัลส์เอเคเทคเกิดจากจากหัวอ่าน MR มีความเข้มสนามแม่เหล็กไม่เท่ากันในทุกทิศทางทำให้รูปร่างพัลส์เปลี่ยนสถานะด้านบวกและลบไม่สมมาตรกัน [2] ซึ่งความอึดตัวนี้จะเพิ่มขึ้นตามความหนาแน่นการบันทึก พิจารณาตัวอย่างของสัญญาณ

พัลส์ไคบิตที่ได้จากเทคนิคการสกัดพัลส์ไคบิตสำหรับระบบ PMR เมื่อความหนาแน่นของการบันทึกไม่ต่ำกว่า 1.0 ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เชิงเส้นเป็น 270, 450, และ 830 kfc (kilo flux changes/inch) หรือเทียบได้กับ  $ND = 1.0, 1.87,$  และ  $2.33$  ตามลำดับ ดังรูปที่ 2.17 จะเห็นว่าพัลส์ไดบิตไม่มีความสมมาตรและเปลี่ยนจากพัลส์ค่าบวกเป็นพัลส์ค่าลบหรือกลับขั้ว (Reverse polarity) ความอสมมาตรของยอดพัลส์ (Peak amplitude asymmetry,  $As$ ) ซึ่งบ่งถึงความไม่เป็นเชิงเส้นของหัวอ่านแบบ MR นิยามโดย [43]

$$As = \frac{V_p - V_n}{V_p + V_n} \quad (2.21)$$

เมื่อ  $V_p$  และ  $V_n$  คือ แอมพลิจูดทางบวกและลบของผลตอบสนองพัลส์เปลี่ยนสถานะเอกเทศ



รูปที่ 2.17 ความอสมมาตรของพัลส์ไดบิตที่ระดับความหนาแน่นการบันทึกต่างๆ [43]

ความอสมมาตรของพัลส์ไดบิตถูกแก้ไขด้วยวงจรแก้ไขความอสมมาตรของแอมพลิจูด (Amplitude asymmetric correction) [2] อย่างไรก็ตามผลกระทบจากทั้งความอสมมาตรและความอสมมาตรของหัวอ่านแบบ MR ทำให้พัลส์เปลี่ยนสถานะเอกเทศเกิดความอสมมาตรส่งผลให้สัญญาณอ่านกลับมีความผิดเพี้ยนที่ไม่เป็นเชิงเส้นและไม่มีคุณสมบัติการซ้อนทับ เมื่อผ่านเข้าไปในกระบวนการตรวจหาของช่องสัญญาณเชิงเส้นจะทำให้เกิดข้อผิดพลาดจำนวนมาก

### 2.2.2.3) แบบจำลองโวลเทราสำหรับช่องสัญญาณอ่านไม่เชิงเส้น

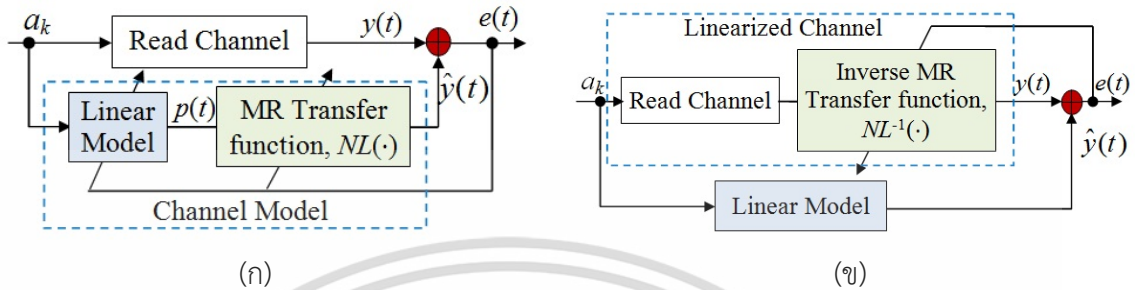
พิจารณาแผนภาพบล็อกของช่องสัญญาณอ่านที่ได้รับผลกระทบจากความไม่เป็นเชิงเส้นของหัวอ่านแบบ MR ดังรูปที่ 2.18 (ก) โดยแบบจำลองของหัวอ่านแบบ MR ถูกจำลองเป็นช่องสัญญาณเชิงเส้นต่อกับฟังก์ชันถ่ายโอนที่ไม่เป็นเชิงเส้นของหัวอ่านแบบ MR,  $NL(\cdot)$ , ที่มีรูปแบบไร้ความจำ [44] เอาต์พุตของช่องสัญญาณอ่านแสดงได้ดังนี้

$$y(t) = NL\left(\sum a(k)h(t-kT) + b\right) + c \quad (2.22)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้ในงานเพื่อการศึกษาค้นคว้าเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการศึกษา

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ  $h(t)$  คือ ผลตอบสนองไดบริตของช่องสัญญาณเชิงเส้น,  $b$  คือ ไบอัสเนื่องจากความอสมมาตรของพัลส์ และ  $c$  คือ พารามิเตอร์ในการลดทอนค่า DC จากความอสมมาตร



รูปที่ 2.18 (ก) แบบจำลองช่องสัญญาณอ่านที่ไม่เชิงเส้นสำหรับหัวอ่านแบบ MR และ (ข) การชดเชยความไม่เชิงเส้นด้วยแบบจำลองผกผันความไม่เชิงเส้น [44]

ความผิดเพี้ยนของสัญญาณอ่านกลับที่เกิดจากหัวอ่านแบบ MR ที่มีฟังก์ชันถ่ายโอนไม่เชิงเส้น  $NL(\cdot)$  ถูกนำเสนอหลายรูปแบบ เช่น ฟังก์ชันเชิงเส้น [45] แบบจำลองฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (Hyperbolic tangent model, HTM) [45] ซึ่งอาศัยความคล้ายระหว่างฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์กับฟังก์ชันถ่ายโอนของหัวอ่าน MR และ แบบจำลองฟังก์ชันพหุนามดีกรีสาม (3<sup>rd</sup> order polynomial model, 3M) [44] เป็นต้น แสดงได้ดังนี้

$$NL(p(t)) = p(t) + \lambda \quad (2.23)$$

$$NL_{HTM}(p(t)) = g \frac{1 - \exp(-2p(t)/g)}{1 + \exp(-2p(t)/g)} \quad (2.24)$$

และ

$$NL_{3M}(p(t)) = p(t) + \alpha p^2(t) - \beta p^3(t) \quad (2.25)$$

ตามลำดับ

เมื่อ  $p(t)$  คือ ผลตอบสนองเชิงเส้นของช่องสัญญาณ และ  $\lambda$ ,  $g$ ,  $\alpha$  และ  $\beta$  คือ พารามิเตอร์ของฟังก์ชันถ่ายโอนที่สอดคล้องกับความอสมมาตรของสัญญาณพัลส์เดี่ยวและความอิมพัลส์ของหัวอ่าน

ในการทดสอบพบว่าแบบจำลอง HTM และ 3M มีประสิทธิภาพดีกว่าแบบจำลองเชิงเส้น และเมื่อนำฟังก์ชันถ่ายโอนผกผันของความไม่เชิงเส้นไปใช้ชดเชยความไม่เชิงเส้นทำให้ได้แบบจำลองเชิงเส้น (Linearized model) ดังรูปที่ 2.18 (ข) กรณีแบบจำลอง 3M (2.25) ซึ่งเป็น

แบบจำลองระบุคุณลักษณะความไม่เชิงเส้นได้ง่ายกว่าแบบจำลองอื่น พารามิเตอร์  $\alpha$  และ  $\beta$  ของเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้เพื่อการวิจัยเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้เผยแพร่โดยระบบอัตโนมัติการวิจัยนี้ไม่ได้รับการสนับสนุนจากสำนักงานการวิจัยแห่งชาติ (วช.) กระทรวงการอุดมศึกษา วิทยาศาสตร์ วิจัยและนวัตกรรม

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

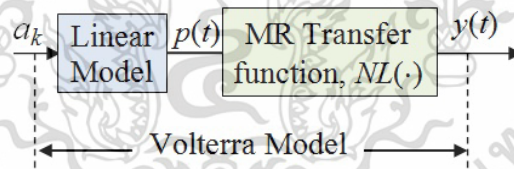
แบบจำลองจะสอดคล้องกับผลของความไม่สามารถของพัลส์เปลี่ยนสถานะเอกเทศและความไม่อิ่มตัวของหัวอ่าน MR ตามลำดับ [46] ตัวอย่างของพารามิเตอร์ที่ใช้จำลองความไม่เป็นเชิงเส้นของแบบจำลอง 3M แสดงดังตารางที่ 2.1 [47]

ตารางที่ 2.1 พารามิเตอร์ของฟังก์ชันไม่เชิงเส้นของแบบจำลอง 3M สำหรับช่องสัญญาณอ่าน

กรณี	ฟังก์ชันพหุนาม	ความอสมมาตร
1	$y = x$	0
2	$y = x + 0.10x^2 - 0.05x^3$	10%
3	$y = x + 0.25x^2 - 0.15x^3$	30%

พิจารณาระบบ LMR ความไม่เป็นเชิงเส้นของกระบวนการอ่านที่เกิดขึ้นจากความอสมมาตรของสัญญาณพัลส์เอกเทศหรือสัญญาณพัลส์ Lorentzian ที่ถูกแก้ไข (Modified Lorentzian function) [48-49] ถูกจำลองด้วยฟังก์ชันถ่ายโอน  $NL(\cdot)$  แบบฟังก์ชันพหุนามอันดับสามที่มีรูปแบบไร้ความจำ (รูปที่ 2.19) โดยค่าสัมประสิทธิ์หาได้จากพารามิเตอร์ความอสมมาตร ( $A_s$ ) แสดงได้ดังนี้

$$NL(p(t)) = \left(1 - \frac{A_s}{4}\right)p(t) + A_s \cdot p^2(t) + \frac{A_s}{4}p^3(t) \quad (2.26)$$



รูปที่ 2.19 แบบจำลองโวลเทราสำหรับช่องสัญญาณอ่านที่ไม่เชิงเส้น

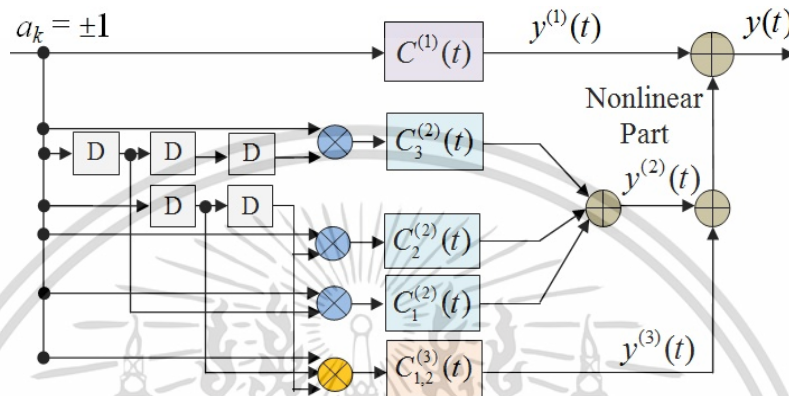
เมื่อจำลองช่องสัญญาณอ่านที่ไม่เชิงเส้นของระบบ LMR ด้วยแบบจำลองโวลเทราตัดปลายหรือ TVM (3, 10) เอาต์พุตของช่องสัญญาณแสดงได้ดังนี้

$$y(t) = \sum_{k=0}^{10} a_k C^{(1)}(t - kT) + \sum_{k=0}^{10} a_k a_{k-1} C_1^{(2)}(t - kT) + \sum_{k=0}^{10} a_k a_{k-2} C_2^{(2)}(t - kT) + \sum_{k=0}^{10} a_k a_{k-3} C_3^{(2)}(t - kT) + \sum_{k=0}^{10} a_k a_{k-1} a_{k-2} C_{1,2}^{(3)}(t - kT) \quad (2.27)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

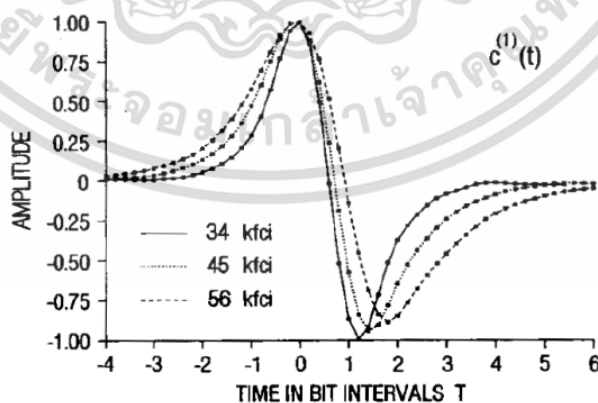
เมื่อ  $C^{(1)}(t)$  คือ เคอร์เนลอันดับหนึ่งหรือผลตอบสนองไต่บิต,  $C_1^{(2)}(t)$ ,  $C_2^{(2)}(t)$ , และ  $C_3^{(2)}(t)$  คือ เคอร์เนลผลตอบสนองที่ไม่เป็นเชิงเส้นอันดับ 2 ระหว่างบิตที่มีระยะห่างทางเวลา ( $kT$ ) เทียบกับบิต  $a_k$  เป็น 1, 2, และ 3 ตามลำดับ และ  $C_{1,2}^{(3)}(t)$  คือ เคอร์เนลผลตอบสนองที่ไม่เป็นเชิงเส้นอันดับ 3 ระหว่างบิตที่มีระยะห่างทางเวลาเทียบกับบิต  $a_k$  เป็น 1 และ 2 ตามลำดับ

แบบจำลอง VM (2.27) แสดงเป็นแผนภาพบล็อกได้ดังรูปที่ 2.20



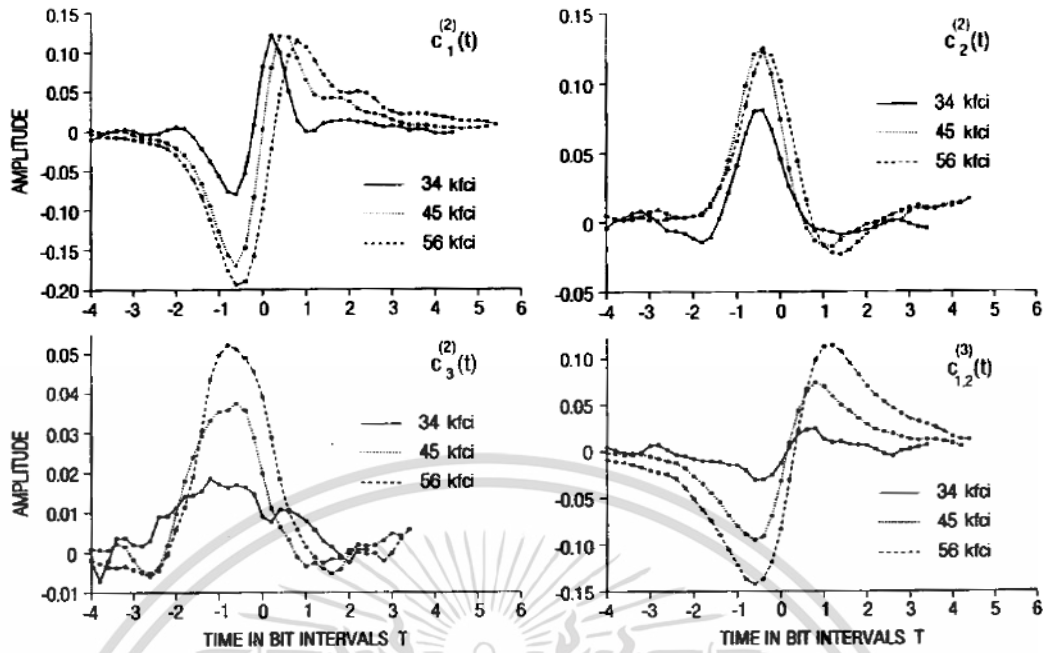
รูปที่ 2.20 แผนภาพบล็อกของแบบจำลองโวลเทราที่ตัดปลาย (TVM) ที่มีเคอร์เนลสูงสุดอันดับสาม สำหรับช่องสัญญาณอ่านที่ไม่เชิงเส้นของระบบบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแวนอน

ส่วนแอมพลิจูดของ  $C^{(1)}(t)$  แสดงดังรูปที่ 2.21, และ  $C^{(2)}(t)$  และ  $C^{(3)}(t)$  แสดงดังรูปที่ 2.22 ที่ความหนาแน่นการบันทึก 3 ระดับคือ 34, 45 และ 56 kfc/i จะเห็นว่าความไม่เป็นเชิงเส้นขึ้นอยู่กับเคอร์เนลอันดับสองเป็นหลักเนื่องจากมีแอมพลิจูดเป็น 15% ของเคอร์เนลอันดับหนึ่ง



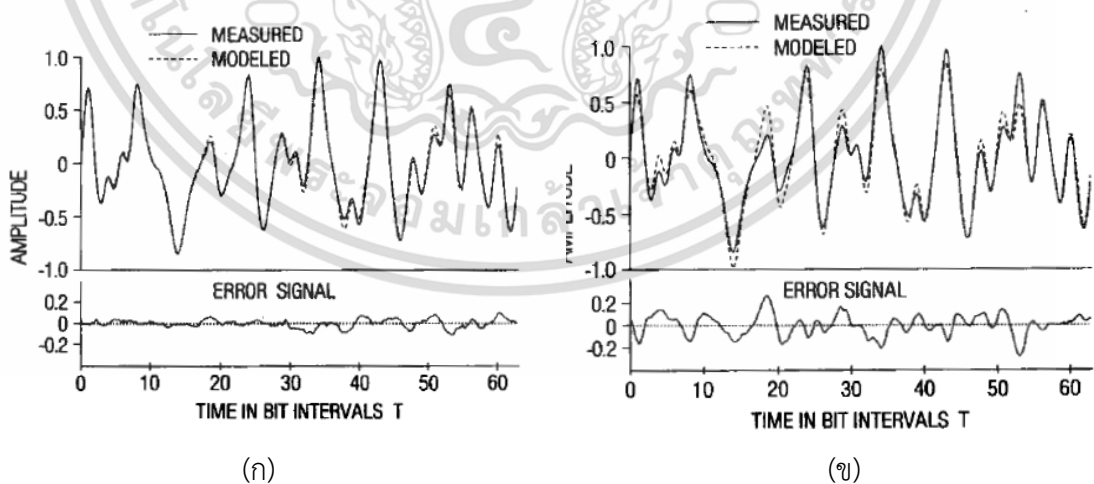
รูปที่ 2.21 เคอร์เนลอันดับ 1 ของแบบจำลองโวลเทราที่ตัดปลายของช่องสัญญาณไม่เชิงเส้น สำหรับระบบบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบ LMR [48]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.22 คอร์เนลันต์อันดับ 2 และ 3 ( $C_1^{(2)}(t)$ ,  $C_2^{(2)}(t)$ , และ  $C_3^{(2)}(t)$ ) ของแบบจำลองโวลเทราที่ตัดปลายของช่องสัญญาณไม่เชิงเส้น สำหรับระบบบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบ LMR [48]

เมื่อเปรียบเทียบเอาต์พุตของสัญญาณอ่านกลับจากแบบจำลองโวลเทราและแบบจำลองเชิงเส้นเทียบกับสัญญาณที่วัดจริงดังรูปที่ 2.23 (ก) และ (ข) ตามลำดับ จะเห็นว่าแบบจำลองโวลเทราให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่า



รูปที่ 2.23 เปรียบเทียบความแม่นยำของเอาต์พุตของสัญญาณอ่านที่ไม่เชิงเส้นของระบบบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแวนอนที่ได้จากแบบจำลอง (ก) โวลเทรา และ (ข) เชิงเส้น [48]

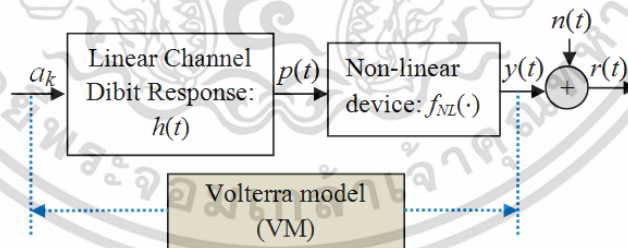
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.3 การสร้างแบบจำลองโวลเทราสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็ก

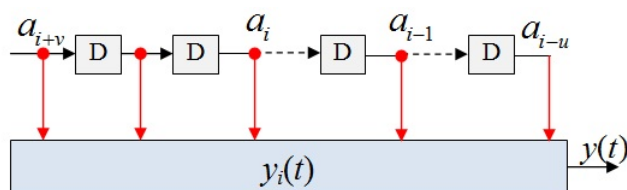
พิจารณาแผนภาพบล็อกช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กไม่เชิงเส้น (รูปที่ 2.24) ลำดับอินพุต  $a_k = \{\pm 1\}$  ชนิดลำดับไบนารีแบบสุ่มเทียม (Pseudorandom Binary Sequence, PRBS) ถูกป้อนเข้าสู่ช่องสัญญาณที่มีผลตอบสนองไวดิบิต (Dibit response),  $h(t) = g(t) - g(t - T)$  เมื่อ  $g(t)$  คือผลตอบสนองอิมพัลส์ของช่องสัญญาณ, สัญญาณเอาต์พุต  $p(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} a_k h(t - kT)$  ที่ได้จะถูกป้อนเข้าสู่ฟังก์ชันถ่ายโอนไม่เชิงเส้น  $NL(\cdot)$  จะได้เอาต์พุตของช่องสัญญาณที่ปราศจากสัญญาณรบกวนที่มีความต่อเนื่องทางเวลา  $y(t)$  เนื่องจากสมบัติทางกายภาพของช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่มีลักษณะเป็นแบบหน่วยความจำที่จำกัด (Finite memory) ดังนั้น ในช่วงเวลา  $t^{th}$  ใดๆ  $[(i-1)T, iT]$ ,  $y(t)$  จะขึ้นอยู่กับลำดับบิตอินพุตที่มีความยาวจำกัดเป็น  $L = u + v + 1$ ,  $(a_{i-u}, \dots, a_i, \dots, a_{i+v})$  โดย  $\sigma_i = [a_{i-u}, \dots, a_{i-1}, a_{i+1}, \dots, a_{i+v}]$  แทนสถานะของความจำช่องสัญญาณ (รูปที่ 2.25) จากสมมติฐานนี้ นิยามให้  $y(t)$  เป็นผลรวมที่ไม่ทับซ้อนของสัญญาณ ดังนี้

$$y(t) \triangleq \sum_i y_i(t; a_i, \sigma_i) \tag{2.28}$$

เมื่อ  $y(i, \tau) = y(t = iT + \tau)$ ,  $\tau \in [0, T]$ , คือ สัญญาณชิพ (Signal chip) ที่ได้รับผลจากบิตข้อมูล  $(a_{i-u}, \dots, a_{i+v})$  ซึ่งเป็นองค์ประกอบย่อยของเอาต์พุตของสัญญาณที่ปราศจากสัญญาณรบกวน โดยจะมีค่าเป็นศูนย์นอกช่วง  $(0, T)$  สำหรับช่องสัญญาณที่มีหน่วยความจำเป็น  $L$  ดังนั้นรูปสัญญาณทั้งหมดที่เป็นไปได้ของสัญญาณชิพจะมีจำนวนไม่เกิน  $2^L$  รูปแบบ



รูปที่ 2.24 แบบจำลองโวลเทราของช่องสัญญาณไม่เชิงเส้น



เอกสารนี้ **รูปที่ 2.25** แบบจำลองของช่องสัญญาณไม่เชิงเส้นที่ปราศจากสัญญาณรบกวนและมีความจำที่จำกัดว่าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในทางปฏิบัติสัญญาณ  $y(t)$  จะถูกซัดตัวอย่างด้วยอัตราการซัดตัวอย่างเกิน (Oversampling, OSR),  $\rho$ , เมื่อ  $\rho = T/T_s$  โดย  $T_s$  คือ เวลาในการซัดตัวอย่างของสัญญาณเอาต์พุต, ดังนั้นสัญญาณชิพในช่วงเวลาที่  $k$  คือ  $y_{k,i} = y(t = (k+i)T/\rho)$  อนุกรมโวลเทราแบบจำกัดของสัญญาณชิพอ่านกลับ (Readback signal chip) จะแสดงได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
 y(i, \tau) &= f^{(0)}(\tau) + \sum_{k_1=u}^{-v} a_{i-k_1} f_{k_1}^{(1)}(\tau) + \dots \\
 &+ \sum_{k_1=u}^{-v+l-1} \sum_{k_2=k_1-1}^{-v+l-2} \dots \sum_{k_l=k_{l-1}-1}^{-v} a_{i-k_1} a_{i-k_2} \dots a_{i-k_l} f_{k_1, k_2, \dots, k_l}^{(l)}(\tau) \\
 &+ \dots + a_{i-u} a_{i-u+1} \dots a_{i+v} f_{u, u-1, \dots, -v}^{(L)}(\tau), \quad i = \dots -1, 0, 1, \dots
 \end{aligned} \tag{2.29}$$

เมื่อ  $f_{\dots}^{(l)}(\tau)$  คือ เคอร์เนลชิพ (Kernel chips)

ผลรวมจำนวนพจน์ด้านขวามือของสมการ (2.29) จำนวน  $2^L$  พจน์ ประกอบด้วย พจน์แรกเป็นพจน์ที่ไม่ขึ้นอยู่กับข้อมูลอินพุต (Data-independent term)  $f^{(0)}(\tau)$ ,  $L$  พจน์ถัดมาเกี่ยวข้องกับข้อมูลอินพุตที่เป็นบิตเดียว  $f_{k_1}^{(1)}(\tau)$ , และ  ${}^L C_l$  พจน์ต่อมาก็คือ  $f_{k_1, k_2, \dots, k_l}^{(l)}(\tau)$  จะเป็นพจน์ที่เกี่ยวข้องกับผลคูณของข้อมูลอินพุตจำนวน  $l$  บิต,  $l \in \{2, \dots, L\}$ , ที่แตกต่างกันสำหรับ  $k_1, k_2, \dots, k_l$  เนื่องจากสมการ (2.29) สามารถแสดงให้อยู่ในรูปที่ชัดเจนสำหรับ  $L$ -tuple ที่แตกต่างกัน ดังนั้นจะเกิดระบบสมการเชิงเส้นจำนวน  $2^L$  สมการที่เป็นความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณชิพจำนวน  $2^L$  แบบ (ที่ได้จากการจำลองหรือวัดค่า) ที่สอดคล้องกับเคอร์เนลชิพจำนวน  $2^L$  ตัวที่ไม่ทราบค่า ซึ่งโดยทั่วไปการวัดค่าสัญญาณชิพสำหรับทุกๆ  $L$ -tuple ของ  $(a_{i-u}, \dots, a_{i+v})$  ที่แตกต่างกันมักนิยมสร้างจากสัญญาณสุ่มเทียมไบนารีที่เป็นรายคาบ (Periodic PRBS),  $\{\tilde{a}_k\} = (\tilde{a}_0, \tilde{a}_1, \dots, \tilde{a}_{M-1})$  ที่มีความยาว  $M = 2^L - 1$  โดยการแปลงค่า 0 และ 1 ของลำดับ PRBS ไปเป็น 1 และ -1 ตามลำดับ เซตของลำดับสัญญาณรายคาบที่สร้างจากลำดับ PRBS จะใช้คุณสมบัติการเลื่อนหน้าต่าง (Window property) [50] ดังสมการ

$$\{(\tilde{a}_{(k-u) \bmod M}, \dots, \tilde{a}_{(k+v) \bmod M}), k = 0, \dots, M\} \tag{2.30}$$

เมื่อ MOD แทนการกระทำแบบมอดุโล ซึ่งสมบัติการเลื่อนหน้าต่างจะรับประกันว่าเมื่อเลื่อนหน้าต่างที่มีความยาว  $L$  ของลำดับ PRBS จะทำให้เกิด tuple ที่มีความยาว  $L$  แตกต่างกัน  $M$  แบบสำหรับกรณี tuple ที่หายไปคือบิตข้อมูลที่เป็น -1 ทั้งหมดซึ่งเป็นสภาวะที่สัญญาณชิพหายไป จะถูกเพิ่มเข้าไปในบรรทัดสุดท้ายของ  $L$ -tuples เมื่อนำบิตข้อมูลที่เป็นอินพุตในแต่ละ tuple แทนค่าลงไป ในสมการ (2.29) จะได้รูปแบบของเมทริกซ์ดังนี้

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H} \times \mathbf{F} \tag{2.31}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ  $\mathbf{Y}$  คือ เมทริกซ์ของสัญญาณชีพขนาด  $M \times OSR$ , โดยที่  $\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}(0) \mathbf{Y}(1) \dots \mathbf{Y}(M)]^T$  เมื่อ  $\mathbf{Y}(k) = \{y_0, y_1, \dots, y_{OSR-1}\}$  ซึ่ง  $y_k$  คือ สัญญาณที่สุ่มจากสัญญาณชีพแต่ละสัญญาณที่สอดคล้องกับแต่ละ  $L$ -tuple,  $\mathbf{H}$  คือ เมทริกซ์ฮาดามาร์ดขนาด  $M \times M$  ซึ่งมีสมาชิกเป็น  $-1$  หรือ  $1$  และมีสมบัติออร์โธโกนัล กล่าวคือ  $\mathbf{H} \times \mathbf{H}^T = (M+1)\mathbf{I}$  เมื่อ  $\mathbf{I}$  คือ เมทริกซ์เอกลักษณ์ และ  $\mathbf{F}$  คือ เมทริกซ์ของเคอร์เนลชีพซึ่ง  $\mathbf{F} = [f_{-v}^{(0)} f_{-v}^{(1)} \dots f_u^{(1)} f_{-v+d_1, -v}^{(2)} \dots f_{u, u-d_1}^{(2)} \dots f_{-v+d_{L-1}, -v}^{(L)} \dots f_{u, u-d_{L-1}}^{(L)}]^T$  มีขนาด  $M \times OSR$  เมื่อ  $d_i$  คือ ดัชนีที่บอกถึงระยะห่างทางเวลาระหว่างบิตข้อมูล

เพื่อให้เกิดความเข้าใจสำหรับผู้อ่านจะยกตัวอย่างการสร้างระบบสมการ (2.31) ในกรณีที่  $L=3, u=1, v=1$  และใส่ชุดของบิตข้อมูล 3-tuple ที่แตกต่างกัน 8 ชุด สำหรับลำดับ PRBS ของ  $a_k = [1 \ 1 \ 1 \ -1 \ 1 \ -1 \ -1]$  ลงในสมการ (2.29) จะได้

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Y}(0) \\ \mathbf{Y}(1) \\ \mathbf{Y}(2) \\ \mathbf{Y}(3) \\ \mathbf{Y}(4) \\ \mathbf{Y}(5) \\ \mathbf{Y}(6) \\ \mathbf{Y}(7) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_{0,0} & y_{0,1} & y_{0,2} & y_{0,3} & y_{0,4} & y_{0,5} & y_{0,6} & y_{0,7} \\ y_{1,0} & y_{1,1} & y_{1,2} & y_{1,3} & y_{1,4} & y_{1,5} & y_{1,6} & y_{1,7} \\ y_{2,0} & y_{2,1} & y_{2,2} & y_{2,3} & y_{2,4} & y_{2,5} & y_{2,6} & y_{2,7} \\ y_{3,0} & y_{3,1} & y_{3,2} & y_{3,3} & y_{3,4} & y_{3,5} & y_{3,6} & y_{3,7} \\ y_{4,0} & y_{4,1} & y_{4,2} & y_{4,3} & y_{4,4} & y_{4,5} & y_{4,6} & y_{4,7} \\ y_{5,0} & y_{5,1} & y_{5,2} & y_{5,3} & y_{5,4} & y_{5,5} & y_{5,6} & y_{5,7} \\ y_{6,0} & y_{6,1} & y_{6,2} & y_{6,3} & y_{6,4} & y_{6,5} & y_{6,6} & y_{6,7} \\ y_{7,0} & y_{7,1} & y_{7,2} & y_{7,3} & y_{7,4} & y_{7,5} & y_{7,6} & y_{7,7} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & -1 & - & - & - & - \\ 1 & 1 & -1 & -1 & - & - & - & 1 \\ 1 & -1 & -1 & - & - & - & 1 & 1 \\ -1 & -1 & - & - & -1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & - & - & - & 1 & 1 & 1 & - \\ - & - & - & 1 & 1 & 1 & - & 1 \\ - & - & 1 & 1 & 1 & -1 & - & - \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_{-v}^{(0)} \\ f_{-v}^{(1)} \\ f_{-v}^{(2)} \\ f_{-v}^{(3)} \\ f_{-v}^{(4)} \\ f_{-v}^{(5)} \\ f_{-v}^{(6)} \\ f_{-v}^{(7)} \end{bmatrix}$$

นอกจากนี้อาศัยคุณสมบัติบางประการของเมทริกซ์ฮาดามาร์ด คือ  $\mathbf{H}^{-1} = \mathbf{H}^T / (M+1)$  ดังนั้นการแก้ระบบสมการ (2.31) จะกระทำได้โดยไม่ต้องอาศัยการหาอินเวอร์ส ซึ่งจะเป็นการรับประกันว่าสามารถหาเคอร์เนลชีพได้ เนื่องจากฮาดามาร์ดเมทริกซ์เป็นเมทริกซ์นอนซิงกูลาร์ ดังนั้น

$$\mathbf{F} = \frac{\mathbf{H}^T \mathbf{Y}}{M+1} \quad (2.32)$$

สัญญาณอ่านกลับจะถูกแสดงในรูปของอนุกรมของโวเทราโดยการรวมสัญญาณชีพทั้งหมด  $y(t) = \sum y_i(\tau - iT)$  จากสมการ (2.29) ได้ดังนี้

$$\begin{aligned} y(t) &= y^{(0)}(t) + \sum_k a_k C^{(1)}(t - kT) + \dots + \\ &\sum_k \sum_{d_1=1}^{u+v-1+2} \dots \sum_{d_{l-1}=d_{l-2}+1}^{u+v} a_k a_{k-d_1} \dots a_{k-d_{l-1}} C_{d_1, \dots, d_{l-1}}^{(l)}(t - kT) + \dots + \\ &\sum_k a_k a_{k-1} a_{k-2} \dots a_{k-u-v} C_{1, \dots, u+v}^{(L)}(t - kT) \end{aligned} \quad (2.33)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อโวลเทราเคอร์เนล  $C_{d_1, \dots, d_{l-1}}^{(l)}(t)$  จำนวน  $2^{L-1}$  เทอม ถูกสร้างจากการรวมแบบไม่ซ้อนทับของเคอร์เนลชีพ  $f_{k_1, k_2, \dots, k_l}^{(l)}(t)$  ที่เกี่ยวข้องดังนี้

$$C^{(l)}(t) = \sum_{k=-v}^u f_k^{(l)}(t - kT), \quad (2.34)$$

และ

$$C_{d_1, \dots, d_{l-1}}^{(l)}(t) = \sum_{k=-v}^{u-d_{l-1}} f_{k+d_{l-1}, \dots, k+d_1, k}^{(l)}(t - kT), \quad l = 2, \dots, L \quad (2.35)$$

โดยที่โวลเทราเคอร์เนลจะถูกกำกับด้วยดัชนีระยะห่างทางเวลาของบิตข้อมูล  $d_i$  เมื่อ  $i = 1, \dots, l-1$

สมการ (2.33) ได้บรรยายถึงความเป็นเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้นอย่างสมบูรณ์สำหรับเอาต์พุตของช่องสัญญาณ คุณลักษณะของผลตอบสนองส่วนที่เป็นเชิงเส้นถูกกำหนดโดยโวลเทราเคอร์เนลอันดับ 1,  $C^{(1)}(t)$ , และมีรูปร่างของสัญญาณเป็นพัลส์ไคบิต ส่วนการผิดเพี้ยนที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear Distortion, NLD) ถูกกำหนดโดยโวลเทราเคอร์เนลอันดับสูง,  $C^{(l)}(t)$ ,  $l = 2, \dots, L$ , และ ความยุ่งยากซับซ้อนของแบบจำลองโวลเทรา คือ จำนวนเคอร์เนลที่มีมากถึง  $2^{L-1}$  ซึ่งในทางปฏิบัติสามารถจำกัดเฉพาะเคอร์เนลที่มีนัยสำคัญเท่านั้น เนื่องจากเคอร์เนลซึ่งขึ้นอยู่กับผลคูณของบิตข้อมูลที่ระยะห่างทางเวลาของบิตต่างๆ กันจะมีค่าน้อยมากเมื่อ  $d_{l-1} > 4$  ซึ่งการตัดเคอร์เนลที่ไม่สำคัญไม่ส่งผลต่อการคำนวณเคอร์เนลที่เหลือเนื่องจากสมบัติออโรโกนัลของเมทริกซ์ฮาดามาร์ด

### บทที่ 3

## การอควอไลซ์ไม่เชิงเส้นแบบปรับตัว (Nonlinear adaptive equalization)

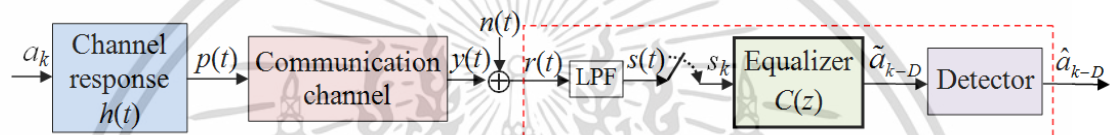
ในบทนี้จะกล่าวถึงเทคนิคการอควอไลซ์ (Equalization) สำหรับช่องสัญญาณการสื่อสารดิจิทัลที่ได้รับผลกระทบจากการแทรกสอดระหว่างสัญลักษณ์ (Inter-symbol interference, ISI) และความไม่เชิงเส้น (Nonlinearities) ด้วยอควอไลเซอร์เชิงเส้นแบบดั้งเดิม (Conventional linear equalizer) ได้แก่ Zero Forcing Equalizer, อควอไลเซอร์แบบข้อผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยที่น้อยที่สุด (Minimum mean squared error-based equalizer), อควอไลเซอร์แบบกำลังสองเฉลี่ยที่น้อยที่สุด (Least mean square-based equalizer), และอควอไลเซอร์แบบกำลังสองเฉลี่ยที่น้อยที่สุดแบบเวียนเกิด (Recursive Least Square-based equalizer) ในส่วนของช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กซึ่งเป็นช่องสัญญาณที่ทำการศึกษาคือ ทบทวนการประมวลผลสัญญาณของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ที่ใช้อควอไลเซอร์แบบผลตอบสนองบางส่วน (Partial response equalizer) ร่วมกับวงจรตรวจหาลำดับที่ควรจะเป็นมากที่สุด (Maximum likelihood sequence detection) ที่สร้างจากอัลกอริทึมวีเทอร์บี (Viterbi algorithm) เรียกว่า เทคนิคผลตอบสนองบางส่วนควรจะเป็นมากที่สุด (Partial Response Maximum Likelihood) [61] รวมถึงอควอไลเซอร์ไม่เชิงเส้นแบบดั้งเดิมซึ่งถูกพัฒนาเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการตรวจหา ได้แก่ อควอไลเซอร์แบบป้อนกลับการตัดสินใจ (Decision feedback equalizer, DFE) และ โวลเทราอควอไลเซอร์ (Volterra equalizer, VE) อย่างไรก็ตามพบว่า DFE ต้องอาศัยวงจรกรองเชิงเส้นสองชุด ซึ่งไม่เหมาะสมในทางปฏิบัติ ส่วน VE ปรับปรุงประสิทธิภาพของการตรวจหาไม่ดีเท่าที่ควรเมื่อเทียบกับความซับซ้อนที่เพิ่มขึ้น

นอกจากนี้จะทบทวนอควอไลเซอร์ไม่เชิงเส้นแบบปรับตัว (Nonlinear adaptive equalizer) ที่ใช้กับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็ก คือ มัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอนนิวิรัลเน็ตเวิร์ค (Multilayer perceptron neural network equalizer, MLPNNE) ซึ่ง MLPNNE ที่มีชั้นซ่อนหนึ่งชั้น ซึ่งพบว่าให้ประสิทธิภาพการตรวจหาไม่ดีเท่าที่ควร การใช้ MLPNNE ที่มีชั้นซ่อนมากกว่าหนึ่งชั้นสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพการตรวจหาได้แต่ความซับซ้อนจะเพิ่มขึ้นมาก ในบทนี้จะได้นำเสนอแนวคิดในการออกแบบและสร้างอควอไลเซอร์แบบผสมขึ้นระหว่าง VE และ MLPNNE เรียกว่า Hybrid MLPNN-VE (hMLPNN-VE) อควอไลเซอร์ผสมนี้จะประกอบด้วยผลการประมวลผลสัญญาณไม่เชิงเส้น 2 ครั้ง คือ ความไม่เชิงเส้นที่เกิดจากชุดผสมผลคูณของลำดับสัญญาณอ่านกลับที่ถูกซัดตัวอย่างตามกระบวนการสร้างอินพุตของ VE และ ฟังก์ชันไม่เชิงเส้นในเพอร์เซปตรอนแต่ละโหนดในชั้นซ่อนของนิวิรัลเน็ตเวิร์คของ MLPNNE ซึ่งพบว่าประสิทธิภาพการตรวจหาของ hMLPNN-VE ดีเทียบเท่ากับ MLPNNE ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น แต่มีความซับซ้อนต่ำกว่าซึ่งจะพิสูจน์ให้เห็นต่อไปในบทที่ 5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.1 อีควอลไลเซอร์เชิงเส้นแบบดั้งเดิม (Conventional linear equalizer)

อีควอลไลเซอร์ (Equalizer) คือ หน่วยประมวลผลสัญญาณที่สำคัญทางภาครับของระบบสื่อสารดิจิทัล ใช้ประมาณส่วนกลับ (Reciprocal) ผลตอบสนองเชิงความถี่ของช่องสัญญาณบนช่วงความถี่ที่พิจารณา ต่างจากวงจรกรองแบบแมทช์ (Matched filter) [51] ที่มีผลตอบสนองเชิงความถี่เท่ากับช่องสัญญาณ โดยทั่วไปอีควอลไลเซอร์จะวางไว้ระหว่างวงจรถักตัวอย่าง (Sampler) และวงจรตรวจหา (Detector) (รูปที่ 3.1) หน้าที่หลักของอีควอลไลเซอร์ คือ กำจัดการแทรกสอดระหว่างสัญลักษณ์ (Inter-symbol interference, ISI) และ สัญญาณรบกวนเกาส์สีขาวแบบบวก (Additive white Gaussian noise) ทำให้การตรวจหาสัญลักษณ์มีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้นและลดอัตราข้อผิดพลาดบิต (Bit error rate, BER) หรือ อัตราข้อผิดพลาดสัญลักษณ์ (Symbol error rate, SER)



รูปที่ 3.1 ช่องสัญญาณการสื่อสารดิจิทัลที่ภาครับประกอบด้วยอีควอลไลเซอร์และตัวตรวจหา

อีควอลไลเซอร์จำแนกตามฟังก์ชันถ่ายโอนได้เป็น 2 ประเภท คือ อีควอลไลเซอร์เชิงเส้นและอีควอลไลเซอร์ไม่เชิงเส้น ลักษณะที่สำคัญของอีควอลไลเซอร์เชิงเส้น คือ มีโครงสร้างป้อนไปข้างหน้า (Feed-forward structure) และไม่มีการป้อนกลับพารามิเตอร์ใดๆ เพื่อนำมาปรับค่าสัมประสิทธิ์ของอีควอลไลเซอร์ อีควอลไลเซอร์นี้ให้ประสิทธิภาพเหมาะสมที่สุดสำหรับช่องสัญญาณที่ได้รับผลกระทบจาก ISI เชิงเส้นและมีความรุนแรงของสัญญาณรบกวนต่ำ ส่วนอีควอลไลเซอร์ไม่เชิงเส้นจะมีโครงสร้างที่ป้อนกลับพารามิเตอร์เพื่อนำมาปรับค่าสัมประสิทธิ์ของอีควอลไลเซอร์ หรือ มีโครงสร้างภายในที่ประกอบด้วยฟังก์ชันถ่ายโอนที่ไม่เชิงเส้น ใช้ปรับปรุงประสิทธิภาพของอีควอลไลเซอร์เชิงเส้นกรณีที่ช่องสัญญาณได้รับผลกระทบจาก ISI ไม่เชิงเส้นและสัญญาณรบกวนที่มีระดับความรุนแรงสูง รวมถึงความผิดเพี้ยนไม่เชิงเส้นที่เกิดจากการทำงานของอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ในระบบการสื่อสารดิจิทัล พิจารณาอีควอลไลเซอร์เชิงเส้นซึ่งสามารถแบ่งตามโครงสร้างได้ 2 แบบ คือ วงจรกรองตามขวาง (Transversal filter) และ วงจรกรองแบบแลตติซ (Lattice filter) โดยตัวกรองตามขวางที่มีฟังก์ชันถ่ายโอนแบบผลตอบสนองอิมพัลส์จำกัด (Finite impulse response, FIR) มีโครงสร้างแสดงดังรูปที่ 3.2 [52] ประกอบด้วยแท็ปดีเลย์ไลน์ (Tapped delay line, TDL) ของสัญญาณอินพุตที่ซีกตัวอย่าง,  $s_k$ , ความยาว  $2K + 1$  แท็ป, เมื่อ  $K$  คือ เลขจำนวนนับ, ซึ่ง

$$s_k = \sum_n a_{k-n} h_n + n_k \quad (3.1)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ  $h(t) = h_T(t) * h_C(t) * h_R(t)$  คือ ผลตอบสนองอิมพัลส์ของสัญญาณรวม,  $h_T(t)$  คือ ฟังก์ชันถ่ายโอนของวงจรกรองภาคส่ง,  $h_C(t)$  คือ ผลตอบสนองอิมพัลส์ของช่องสัญญาณ,  $h_R(t)$  คือ ฟังก์ชันถ่ายโอนของวงจรกรองภาครับ,  $n_k$  คือ สัญญาณรบกวนทางด้านเอาต์พุตของวงจรกรองภาครับ โดย  $n(t) = w(t) * h_R(t)$  และ  $*$  คือ ตัวดำเนินการคอนโวลูชัน (Convolution operator)

เอาต์พุตของวงจรกรองตามขวางที่หน่วงเวลาในรูปดิสครีต  $\tilde{a}_{k-D}$  คำนวณได้จาก

$$\tilde{a}_{k-D} = \sum_{n=-K}^K c_n s_{k-n} \quad (3.2)$$

โดยที่  $c_n$  คือ สัมประสิทธิ์ของตัวกรอง



รูปที่ 3.2 อีควอไลเซอร์เชิงเส้นที่มีโครงสร้างแบบตัวกรองตามขวาง (Linear transversal equalizer)

ส่วนอีควอไลเซอร์เชิงเส้นที่มีโครงสร้างเป็นตัวกรอง FIR แบบแลตติซ (Lattice filter) [53] แสดงดังรูปที่ 3.3 สัญญาณอินพุตทางภาครับ ( $s_k$ ) จะถูกแปลงให้อยู่ในรูปของสัญญาณข้อผิดพลาดไปข้างหน้าและย้อนกลับ (Forward and backward error signal) คือ  $f_n(k)$  และ  $b_n(k)$  ตามลำดับ ก่อนนำไปคูณกับสัมประสิทธิ์ของวงจรกรอง เอาต์พุตของอีควอไลเซอร์ที่หน่วงเวลา  $\tilde{a}_{k-D}$  แสดงได้ดังนี้

$$\tilde{a}_{k-D} = \sum_{n=1}^N C_n b_n \quad (3.3)$$

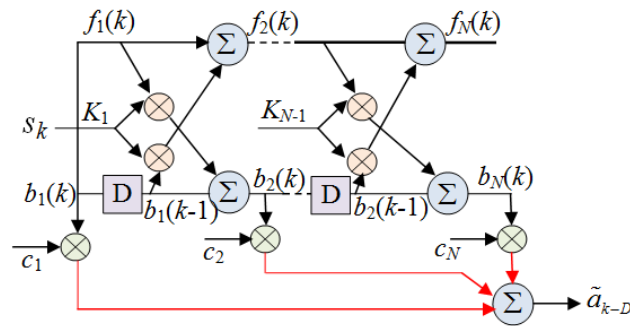
เมื่อ

$$f_n(k) = f_{n-1}(k) + k_n b_{n-1}(k-1) \quad (3.4)$$

และ

$$b_n(k) = b_{n-1}(k-1) + k_n f_{n-1}(k-1) \quad (3.5)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.3 อีควอลไลเซอร์เชิงเส้นที่มีโครงสร้างเป็นตัวกรองแลตติซ (Linear lattice equalizer)

นอกจากนี้อีควอลไลเซอร์เชิงเส้นที่เป็นวงจรกรองตามขวาง สามารถแบ่งออกตามอัลกอริทึมที่ใช้หาสัมประสิทธิ์ของตัวกรอง ได้แก่ Zero Forcing Equalizer (ZFE) อีควอลไลเซอร์แบบข้อผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยที่น้อยที่สุด (Minimum mean squared-error, MMSE) อีควอลไลเซอร์แบบกำลังสองเฉลี่ยที่น้อยที่สุด (Least mean square, LMS) และอีควอลไลเซอร์แบบกำลังสองน้อยที่สุดแบบเวียนเกิด (Recursive Least Square, RLS) ซึ่งจะกล่าวในหัวข้อ 3.1.1 – 3.1.4 ตามลำดับ

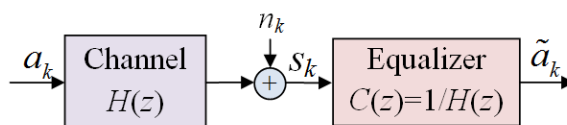
### 3.1.1 Zero Forcing Equalizer (ZFE)

วงจร ZFE (รูปที่ 3.3) [54] เป็นอีควอลไลเซอร์เชิงเส้นที่มีฟังก์ชันถ่ายโอนผกผันต่อผลตอบสนองเชิงความถี่ของช่องสัญญาณ สำหรับกรณีที่ไม่มีสัญญาณรบกวน ZFE จะทำให้ ISI มีค่าเป็นศูนย์ (Zero forcing) ในทางปฏิบัติ ZFE จึงเหมาะกับช่องสัญญาณที่มี ISI แต่นักว่าสัญญาณรบกวน [55] สำหรับช่องสัญญาณที่มีผลตอบสนองเชิงความถี่ในรูปผลตอบสนองอิมพัลส์ที่มีความยาวจำกัด  $L$  เป็น  $H(z) = \sum_{k=0}^{L-1} h_k z^{-k}$  ดังนั้นฟังก์ชันถ่ายโอนของ ZFE คือ  $C(z) = 1/H(z)$  โดยที่

$$C(z) = \left( \sum_{k=0}^{L-1} h_k z^{-k} \right)^{-1} = c_0 + c_1 z^{-1} + c_2 z^{-2} + \dots \tag{3.6}$$

เมื่อ  $z^{-1}$  คือ หน่วยหน่วงเวลา (Unit delay,  $D$ )

จากสมการ (3.6) จะเห็นว่า แม้ผลตอบสนองอิมพัลส์ของช่องสัญญาณจะมีความยาวจำกัด แต่ผลตอบสนองอิมพัลส์ของ ZFE มีความยาวอนันต์



รูปที่ 3.4 แผนภาพบล็อกของช่องสัญญาณและ ZFE  
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ขอสงวนสิทธิ์ในเนื้อหา ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พิจารณา ZFE แบบผลตอบสนองเต็ม (Full response ZFE) [54] กรณีไม่มีสัญญาณรบกวน จะได้  $\tilde{a}(z) = A(z)$  ดังนั้นจากเงื่อนไขการบังคับให้ ISI เป็นศูนย์ (Zero forcing) เอาต์พุตแสดงได้ดังนี้

$$\tilde{a}(z) = S(z)C(z) \quad (3.7)$$

เมื่อ  $S(z) = A(z)H(z)$  ดังนั้น  $\tilde{a}(z) = A(z)H(z)C(z)$  และจาก  $\tilde{a}(z) = A(z)$  จะได้ว่าอิกวอไลเซอร์แบบผลตอบสนองเต็มจะมีผลตอบสนองอิมพัลส์  $C(z) = 1/H(z)$

กรณีที่มีสัญญาณรบกวนเอาต์พุตของอิกวอไลเซอร์มีค่าเท่ากับอินพุตบวกกับสัญญาณรบกวน  $\tilde{a}(z) = A(z) + W(z)$ ,  $W(z) = N(z)/H(z)$  จะได้ [56]

$$\tilde{a}(z) = A(z) + \frac{N(z)}{H(z)} \quad (3.8)$$

จะเห็นว่า ZFE ให้เอาต์พุตมีค่าเท่ากับอินพุตบวกกับสัญญาณรบกวน

แม้ว่า ZFE จะกำจัด ISI ได้ แต่องค์ประกอบของ  $W(z) = N(z)/H(z)$  เมื่อ  $H(z)$  มีสเปกตรัมค่าศูนย์ (Spectral null) ที่ความถี่ใดๆ ทำให้  $W(z)$  มีค่าเป็นอนันต์จึงไม่สามารถหาส่วนผกผันของช่องสัญญาณได้ นอกจากนี้กรณีบางความถี่ที่มีผลตอบสนองความถี่ต่ำ ZFE จะชดเชยโดยการเพิ่มขนาดของผลตอบสนองของอิกวอไลเซอร์ ผลที่ตามมา คือ เกิดการขยายสัญญาณรบกวน (Noise enhancement) เข้าไปในวงจรถรวจหา ในทางปฏิบัติจึงไม่นิยมใช้อิกวอไลเซอร์แบบผลตอบสนองเต็มมาใช้ ปัญหานี้อาจแก้ไขโดยใช้อิกวอไลเซอร์แบบ MMSE ด้วยการบวกเพิ่มที่ตัวส่วนของ  $C(z)$  ดังนี้  $C(z) = 1/(H(z) + k)$ , เมื่อ  $k$  คือ ค่าที่เกี่ยวข้องกับผลตอบสนองช่องสัญญาณ และ SNR, นอกจากนี้อาจแก้ไขโดยใช้ ZFE แบบผลตอบสนองบางส่วน (Partial response ZFE)

ในการหาสัมประสิทธิ์ของ ZFE ที่เป็นตัวกรองแบบ FIR (รูปที่ 3.2) กรณีที่ทราบผลตอบสนองเชิงความถี่ของช่องสัญญาณ ระบบสมการ (3.1) จะเปลี่ยนให้อยู่ในรูปเมทริกซ์ดังนี้

$$\tilde{\mathbf{a}}_{k-D} = \mathbf{S}\mathbf{C}_{\text{opt}} \quad (3.9)$$

จะได้เวกเตอร์ค่าแท้ปล่องน้ำหนักเหมาะที่สุดตามวิธีการของ Wiener-Hopf ดังนี้ [57]

$$\mathbf{C}_{\text{opt}} = \mathbf{S}^{-1}\tilde{\mathbf{a}}_{k-D} \quad (3.10)$$

เมื่อ  $\mathbf{S}$  คือ เมทริกซ์อัตโนมัติสหสัมพันธ์ของอินพุต  $s_k$  (Auto-correlation matrix) ขนาด  $(2K+1) \times (2K+1)$  และ  $\tilde{\mathbf{a}}$  คือ เวกเตอร์สหสัมพันธ์ข้าม (Cross-correlation vector) ขนาด  $(2K+1)$  ระหว่าง

เวกเตอร์อินพุต  $\mathbf{S}_k$  และ เอาต์พุต  $\tilde{\mathbf{a}}_{k-D}$  เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในทางปฏิบัติมักไม่ทราบผลตอบสนองเชิงความถี่ของช่องสัญญาณ นอกจากนี้การแก้ระบบสมการ (3.9) ด้วยการแปลงผกผันของเมทริกซ์ไม่เหมาะสมในการประมวลผลทางปฏิบัติ ดังนั้นอัลกอริทึมปรับตัว (Adaptive algorithm) เช่น ระเบียบวิธีกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด (LMS), ระเบียบวิธีกำลังสองน้อยที่สุดแบบเวียนเกิด (RLS) เป็นต้น จะถูกนำมาใช้หาสัมประสิทธิ์ของ ZFE ด้วยกระบวนการวนซ้ำจนลู่เข้าผลเฉลยที่เหมาะสมที่สุดภายใต้เงื่อนไขที่กำหนด

### 3.1.2 อีควอลไลเซอร์แบบข้อผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด

(Minimum mean squared-error-based equalizer)

พิจารณาจากเงื่อนไขที่ทำให้ข้อผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Mean square error, MSE) ระหว่างสัญญาณเอาต์พุตของอีควอลไลเซอร์กับสัญญาณเอาต์พุตที่ต้องการ มีค่าต่ำที่สุด จะได้ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวกรองตามขวางเหมาะสมที่สุดสำหรับอีควอลไลเซอร์เชิงเส้นที่มีความยาวเท่าที่ไม่จำกัดที่ได้จากการแปลงผกผัน Z (Inverse Z-transform) แสดงได้ดังนี้ [58]

$$C(z) = \frac{\overline{H}(z^{-1})}{H(z)H(z^{-1}) + N_0} \quad (3.11)$$

เมื่อ  $H(z)$  คือ การแปลง  $z$  ของช่องสัญญาณ  $h_k$  และ  $N_0/2$  คือ ความหนาแน่นสเปกตรัมของ  $w(t)$  ถ้า  $N_0$  มีค่าน้อยมาก  $C(z)$  จะประมาณได้จากค่าผกผันของ  $H(z)$

### 3.1.3 อีควอลไลเซอร์แบบกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด

(Least mean square algorithm-based equalizer)

อัลกอริทึมปรับตัวที่ใช้ปรับสัมประสิทธิ์ของอีควอลไลเซอร์เพื่อให้ค่า MSE มีค่าน้อยที่สุด ที่นิยมใช้ คือ ระเบียบวิธีกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด (Least Mean Square Algorithm, LMS) เนื่องจากเป็นวิธีที่ง่ายแต่มีประสิทธิภาพ สัมประสิทธิ์ที่ถูกปรับค่าที่เวลา  $n+1$  แสดงได้ดังนี้

$$c_k(n+1) = c_k(n) - \frac{1}{2} \mu \nabla_{c_k} (|e_n|^2) \quad (3.12)$$

เมื่อ  $\mu$  คือ ความกว้างช่วงคำนวณ (Step size) สำหรับปรับค่าถ่วงน้ำหนัก,  $e_n = d_n - \tilde{a}_{k-d}$  คือ ค่าคลาดเคลื่อนที่เอาต์พุตของอีควอลไลเซอร์, และ  $\nabla_{c_k} (|e_n|^2)$  คือ เกรเดียนต์ของ  $e_n$  เทียบกับ  $c_k$

เมื่อแก้สมการ (3.12) โดยแทนค่า  $\tilde{a}_{k-d}$  จาก (3.9) จะได้สมการที่ใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของระเบียบวิธี LMS ดังนี้ [59]

$$c_k(n+1) = c_k(n) + \mu e_n \tilde{a}_{n-k} \quad (3.13)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หรือเขียนให้อยู่ในรูปเวกเตอร์ได้ดังนี้

$$\mathbf{C}_{n+1} = \mathbf{C}_n + \mu \mathbf{e}_n \mathbf{S}_n \quad (3.14)$$

เมื่อ  $\mathbf{C}_n$  คือ เวกเตอร์แก้ค่าถ่วงน้ำหนักของอิกวอไลเซอร์ที่เวลา  $n$

การลู่เข้าสู่ผลเฉลยสำหรับระเบียบวิธี LMS มี 2 แบบ คือ ค่าเฉลี่ยของเวกเตอร์สัมประสิทธิ์  $E[\mathbf{C}]$  ลู่เข้าสู่  $\mathbf{C}_{opt}$  (3.10) และได้ค่า MSE เหมาะที่สุด โดยแบบแรกการลู่เข้าสู่ผลเฉลยจะขึ้นอยู่กับ การเลือกความกว้างช่วงค่านวน หากเลือกให้มีค่าน้อยเกินไปจะทำให้การลู่เข้าสู่ผลเฉลยช้า ในทางกลับกันหากเลือกให้มีค่ามากเกินไปจะทำให้การลู่เข้าสู่ผลเฉลยอย่างรวดเร็วแต่จะไม่มีเสถียร ณ จุดที่ค่าคลาดเคลื่อนต่ำสุด ดังนั้น ความกว้างช่วงค่านวนที่เหมาะสมควรมีค่าดังนี้ [8]

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}} \quad (3.15)$$

เมื่อ  $\lambda_{\max}$  คือ ค่าลักษณะเฉพาะ (Eigen value) ที่มากที่สุดของเมตริกอัตราสหสัมพันธ์ของอินพุตอิกวอไลเซอร์ อัตราการลู่เข้าตามเงื่อนไขนี้จะถูกจำกัดด้วยการกระจายตัวของค่าไอเกน  $\lambda_{\max} / \lambda_{\min}$ ,  $\lambda_{\min}$  คือ ค่าลักษณะเฉพาะที่น้อยที่สุดของเมตริกอัตราสหสัมพันธ์ของอินพุตอิกวอไลเซอร์

การเลือกความกว้างช่วงค่านวนตามเงื่อนไขข้างต้นไม่ได้รับประกันการลู่เข้าสู่ MSE เหมาะที่สุด ความกว้างช่วงค่านวนเหมาะสมที่สุดเมื่อพิจารณาถึงค่า MSE ที่เหมาะสม แสดงได้ดังนี้ [60]

$$0 < \mu < \frac{2}{(2k+1)\lambda_{\max}} \quad (3.16)$$

นอกจากนี้เพื่อให้การปรับค่ามีความเสถียรจะใช้อัลกอริทึม sign-sign LMS [61] ที่พิจารณาเฉพาะเครื่องหมายของ  $e_k$  และ  $s_{k-n}$  ในการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของอิกวอไลเซอร์ แสดงได้ดังนี้

$$c_n(k+1) = c_n(k) - \alpha \operatorname{sgn}(e_k) \operatorname{sgn}(S_{k-n}) \quad (3.17)$$

เมื่อ  $\operatorname{sgn}(\cdot)$  คือ Signum function มีค่าเป็น +1 หรือ -1 สำหรับค่าบวกหรือค่าลบ ตามลำดับ ดังนั้นสัมประสิทธิ์ที่ถูกปรับค่าจาก (3.17) จะถูกลดรูปเป็น

$$c_n(k+1) = c_n(k) \pm \alpha \quad (3.18)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.1.4 อีควอลไลเซอร์แบบกำลังสองน้อยสุดแบบเวียนเกิด (Recursive least square-based equalizer)

อีควอลไลเซอร์ที่ปรับค่าพารามิเตอร์ด้วยระเบียบวิธีกำลังสองน้อยสุดแบบเวียนเกิด (Recursive least square, RLS) ซึ่งเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพมากกว่าระเบียบวิธี LMS แต่มีความซับซ้อนและการคำนวณที่ยุ่งยากมากกว่า เวกเตอร์สัมประสิทธิ์ของวงจรกรอง  $\mathbf{C}$  แสดงได้ดังนี้

$$\mathbf{C}(k+1) = \mathbf{C}(k) + \mathbf{e}(k) \cdot \mathbf{K}(k) \quad (3.19)$$

เมื่อ  $\mathbf{K}$  คือ gain vector นิยามได้ดังนี้

$$\mathbf{K}(k) = \frac{\mathbf{P}(k) \cdot \mathbf{S}(k)}{\delta + \mathbf{S}^T(k) \cdot \mathbf{P}(k) \cdot \mathbf{S}(k)} \quad (3.20)$$

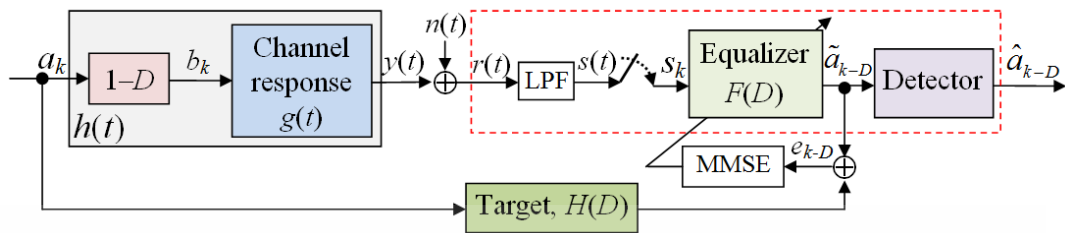
เมื่อ  $\delta$  คือ forgetting factor ซึ่งจะถ่วงน้ำหนักค่าคลาดเคลื่อนในอดีตให้มีค่าอยู่ในช่วง  $(0, 1]$  นั่นคือ ถ้า  $\delta$  เข้าใกล้ 0 ค่าคลาดเคลื่อนในอดีตจะถูกลดทอนลงแบบเอกซ์โปเนนเชียล, และ  $\mathbf{P}$  คือ เมทริกซ์อัตรสหสัมพันธ์ผกผันของอินพุต  $s_k$  โดยที่

$$\mathbf{P}(k+1) = \delta^{-1} \mathbf{P}(k) - \delta^{-1} \mathbf{K}(k) \cdot \mathbf{u}^T(k) \cdot \mathbf{P}(k) \quad (3.21)$$

## 3.2 อีควอลไลเซอร์ที่ใช้ประมวลผลช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กในปัจจุบัน

สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่มีความหนาแน่นการบันทึกต่ำ การประมวลผลสัญญาณของฮาร์ดดิสก์ไทรฟ์ในระยะแรกใช้อีควอลไลเซอร์เชิงเส้นแบบผลตอบสนองอิมพัลส์จำกัด (FIR) ด้วยเทคนิคผลตอบสนองบางส่วนควรจะเป็นมากที่สุด (Partial Response Maximum Likelihood, PRML) [62] ซึ่งเป็นการทำงานร่วมกันระหว่างอีควอลไลเซอร์แบบผลตอบสนองบางส่วน (Partial response, PR) และวงจรตรวจหาลำดับที่ควรจะเป็นมากที่สุด (Maximum-likelihood sequence detector, MLSD) [63] ที่สร้างด้วยอัลกอริทึมวีเทอร์บี (Viterbi algorithm, VA) [64] (รูปที่ 3.5) วงจรตรวจหา PRML มีการทำงาน 2 ขั้นตอน คือ ขั้นแรกจะปรับรูปร่างของสัญญาณที่ได้รับด้วยอีควอลไลเซอร์ (Equalizer)  $F(D)$  ให้เป็นไปตามรูปร่างของทาร์เก็ต (Target)  $H(D)$  ที่ต้องการ และขั้นที่สองจะถอดรหัสข้อมูลโดยวงจรตรวจหาวีเทอร์บีที่สร้างจากทาร์เก็ตที่กำหนดซึ่งจะถูกนำไปใช้ในการสร้างแผนภาพเทรลลิส (Trellis diagram) ของวงจรตรวจหาวีเทอร์บี ทาร์เก็ตควรมีความยาวแท้ที่เหมาะสมจะทำให้วงจรตรวจหาวีเทอร์บีมีความซับซ้อนต่ำ นอกจากนี้ทาร์เก็ตที่มีสัมประสิทธิ์เป็น

จำนวนจริง (Generalized partial response, GPR) สามารถเพิ่มประสิทธิภาพของระบบได้ โดยเฉพาะช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็กที่มีความหนาแน่นของการบันทึกสูง



รูปที่ 3.5 เทคนิคผลตอบสนองบางส่วนควรจะเป็นมากที่สุดร่วมกับตัวตรวจหาวิเทอร์บี สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็ก

การออกแบบทาร์เก็ตมีหลายวิธี เช่น การออกแบบให้ผลตอบสนองทาร์เก็ตมีรูปร่างเหมือนกับผลตอบสนองสองไคบิต (Dibit response) ของช่องสัญญาณ [65], การออกแบบทาร์เก็ตที่ทำให้กำลังรวมของสัญญาณรบกวนที่ด้านเอาต์พุตของอิกวอไลเซอร์มีค่าน้อยที่สุด [66], การออกแบบทาร์เก็ตที่ทำให้อัตราส่วนค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณที่ต้องการต่อค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณรบกวนประสิทธิผล (Effective signal-to-noise ratio) ที่ด้านเอาต์พุตของอิกวอไลเซอร์มีค่ามากที่สุด [67], การออกแบบทาร์เก็ตด้วยวิธีข้อผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยที่น้อยที่สุด (Minimum mean-squared error, MMSE) [63] เป็นต้น พิจารณาการออกแบบทาร์เก็ตด้วยวิธี MMSE ซึ่งเป็นวิธีที่ง่ายและเหมาะสมในทางปฏิบัติ วิธีการนี้จะได้ทาร์เก็ตหลายรูปแบบตามเงื่อนไขบังคับ (Constraint) ที่กำหนดลงไป ในระหว่างกระบวนการออกแบบพร้อมกับอิกวอไลเซอร์ที่ทำการปรับปรุงของสัญญาณให้เหมือนกับทาร์เก็ต เมื่อกำหนดให้อิกวอไลเซอร์มีจำนวนแท็ปเป็น  $N = 2K + 1$  แท็ป โดยสมมติให้แท็ปกลางอยู่ที่เวลา  $k = 0$  และ  $a_k = \{\pm 1\}$  คือ ลำดับข้อมูลอินพุตแบบสุ่มซึ่งถูกส่งไปประมวลผลผ่านช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็กที่ไม่เชิงเส้นซึ่งได้รับผลกระทบจากสัญญาณรบกวนเกาส์สีขาวแบบบวก (Additive white Gaussian noise, AWGN),  $n_k$ , จะได้สัญญาณอ่านกลับ ( $r_k$ ) ถูกส่งเข้าสู่วงจรกรอง (Filter) และวงจรซีกตัวอย่าง (Sampler) ที่ให้เอาต์พุตเป็นลำดับข้อมูล  $s_k$  ที่ผ่านเข้าสู่อิกวอไลเซอร์เพื่อประมาณเอาต์พุต  $\tilde{a}_{k-D}$  ที่ใกล้เคียงกับข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ,  $a_{k-D}$ , มากที่สุด โดยอิกวอไลเซอร์แบบ PR สามารถเขียนให้อยู่ในรูปของสมการทางคณิตศาสตร์ในโดเมน  $D$  ได้ดังนี้

$$F(D) = \sum_{k=-K}^K f_k D^k \quad (3.22)$$

เมื่อ  $D$  คือ ตัวหน่วงเวลา  $T$  หน่วย,  $2K + 1$  คือ ความยาวแท็ปของอิกวอไลเซอร์ที่สอดคล้องกับความยาวแท็ปของทาร์เก็ต  $L$  ในทำนองเดียวกันฟังก์ชันของทาร์เก็ตในรูปโดเมน  $D$  แสดงได้ดังนี้ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาค้นคว้า ไม่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$H(D) = \sum_{k=0}^{L-1} h_k D^k \quad (3.23)$$

โดยที่  $f_k$  และ  $h_k$  เป็นค่าสัมประสิทธิ์ที่เป็นจำนวนจริงสำหรับแต่ละแท่งของอิกวอลไลเซอร์และทาร์เก็ต ซึ่งการออกแบบทาร์เก็ตด้วยวิธีการ MMSE จะคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ของ  $F(D)$  และ  $H(D)$  ไปพร้อมกัน เพื่อให้ข้อผิดพลาดของอิกวอลไลเซอร์และของทาร์เก็ตมีค่าน้อยที่สุด โดยลดค่าคลาดเคลื่อนระหว่างเอาต์พุตของอิกวอลไลเซอร์และเอาต์พุตของทาร์เก็ต ( $e_{k-D}$ ) ให้มีค่าน้อยที่สุด

$$E[e_{k-D}^2] = E\left[\left((s_k * f_k) - (a_k * h_k)\right)^2\right] \quad (3.24)$$

เมื่อ  $E[\cdot]$  คือ ตัวดำเนินการค่าคาดหวัง สมการ (3.24) เขียนให้อยู่ในรูปเมทริกซ์ได้ดังนี้

$$E[e_{k-D}^2] = \mathbf{F}^T \mathbf{R} \mathbf{F} + \mathbf{H}^T \mathbf{A} \mathbf{H} - 2 \mathbf{F}^T \mathbf{P} \mathbf{H} \quad (3.25)$$

เมื่อ  $\mathbf{R}$  คือ เมทริกซ์อัตโนมัติสหสัมพันธ์ (Auto-correlation matrix) ขนาด  $N \times N$  ของข้อมูล  $s_k$ ,  $\mathbf{A}$  คือ เมทริกซ์อัตโนมัติสหสัมพันธ์ (Auto-correlation matrix) ขนาด  $K \times K$  ของข้อมูล  $a_k$  และ  $\mathbf{P}$  คือ เมทริกซ์สหสัมพันธ์ (Cross-correlation matrix) ขนาด  $N \times K$  ระหว่างข้อมูล  $a_k$  และ  $s_k$

การทำให้ค่า  $E[\cdot]$  มีค่าน้อยที่สุดโดยเทียบกับ  $\mathbf{F}$  และ  $\mathbf{H}$  ซึ่งต้องมีการกำหนดบังคับเงื่อนไขบังคับลงไป เพื่อหลีกเลี่ยงการได้ผลลัพธ์  $\mathbf{F} = \mathbf{0}$  และ  $\mathbf{H} = \mathbf{0}$  (Trivial solutions) ในที่นี้จะใช้เงื่อนไขบังคับแบบโมนิก (Monic constraint) [63] ซึ่งกำหนดให้  $h_0 = 1$  ถ้ากำหนดเวกเตอร์แนวตั้ง  $\mathbf{I}$  ขนาด  $L \times 1$  นั้นมีสมาชิกตัวแรกมีค่าเท่ากับ 1 สมาชิกตัวอื่นๆเท่ากับศูนย์  $\mathbf{I} = [1 \ 0 \ \dots \ 0]^T$  ดังนั้น เงื่อนไขแบบโมนิกสามารถเขียนให้อยู่ในรูปของเมทริกซ์ คือ  $\mathbf{I}^T \mathbf{G} = 1$  ดังนั้น (3.25) จะเขียนให้อยู่ในรูปของ

$$MSE = \mathbf{F}^T \mathbf{R} \mathbf{F} + \mathbf{G}^T \mathbf{A} \mathbf{G} - 2 \mathbf{F}^T \mathbf{P} \mathbf{G} - 2\lambda(\mathbf{I}^T \mathbf{G} - 1) \quad (3.26)$$

เมื่อ  $\lambda$  คือ ตัวคูณลากรางจ์ (Lagrange multiplier)

เพื่อให้ MSE (3.26) มีค่าน้อยที่สุด โดยการหาอนุพันธ์ของ MSE เทียบกับ  $\mathbf{F}$  และ  $\mathbf{H}$  และให้มีค่าเท่ากับศูนย์ จะได้ผลเฉลยของ  $\lambda$ ,  $\mathbf{F}$  และ  $\mathbf{H}$  ดังนี้

$$\lambda = \frac{1}{\mathbf{I}^T (\mathbf{A} \mathbf{P}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{P})^{-1} \mathbf{I}} \quad (3.27)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการศึกษาไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\mathbf{H} = \lambda (\mathbf{A} - \mathbf{P}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{P})^{-1} \mathbf{I}, \quad (3.28)$$

และ

$$\mathbf{F} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{P}\mathbf{G} \quad (3.29)$$

สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่สื่อบันทึกเป็นแผ่นฟิล์มบาง (Thin film) และมีความหนาแน่นการบันทึกข้อมูลสูง ทำให้เกิดการแทรกสอดระหว่างสัญญาณที่รุนแรงและสัญญาณรบกวนบนสื่อแม่เหล็ก (Media noise) ที่มีความไม่เป็นอิสระ รวมถึงความไม่เป็นเชิงเส้นอื่นๆ เช่น การลบล้างบางส่วน (Partial Erasure, PE), การเลื่อนตำแหน่งของการเปลี่ยนสถานะแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear transition shift, NLTS), ความผันแปรของความกว้างสัญญาณพัลส์ (Pulse width variation) เป็นต้น ทำให้อีควอลไลเซอร์ที่ใช้เทคนิค PRML ไม่ให้ประสิทธิภาพเท่าที่ควร [68-70] เนื่องจากเกิดการขยายสัญญาณรบกวน (Noise enhancement) ที่ขาเข้าของวงจรตรวจหาวิเทอร์บี และค่าคลาดเคลื่อนระหว่างเอาต์พุตของอีควอลไลเซอร์แบบบางส่วนและเอาต์พุตของผลตอบสนองทาร์เก็ตเกิดการคอรีเลชันทำให้สัญญาณรบกวนที่เข้าสู่วงจรตรวจหามีลักษณะเป็นสัญญาณรบกวนแบบสี (Colored noise) ส่งผลให้ประสิทธิภาพการทำงานของวงจรตรวจหาลดลง เนื่องจากวงจรตรวจหาแบบวีเทอบีจะมีประสิทธิภาพมากที่สุดเมื่อสัญญาณที่จะเข้าไปในวงจรตรวจหาเป็นสัญญาณ AWGN [70] เพื่อแก้ไขปัญหานี้อีควอลไลเซอร์ไม่เชิงเส้นจึงถูกพัฒนาขึ้น

### 3.3 อีควอลไลเซอร์ไม่เชิงเส้นแบบดั้งเดิม (Conventional Nonlinear Equalizer)

อีควอลไลเซอร์เชิงเส้นแบบต่างๆ ที่ได้กล่าวไปในหัวข้อ 3.1 เหมาะสำหรับช่องสัญญาณที่ได้รับผลกระทบจาก ISI เชิงเส้น และ AWGN [71] อย่างไรก็ตามสำหรับช่องสัญญาณการสื่อสารดิจิทัลที่ได้รับผลกระทบจาก ISI ไม่เชิงเส้น และสัญญาณรบกวนต่างๆ ที่รุนแรง ทำให้สัญญาณทางภาครับเกิดความผิดเพี้ยนทำให้ยากต่อการตรวจหา ตัวอย่างเช่น ช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็กที่มีความหนาแน่นการบันทึกสูง ที่กระบวนการเขียนข้อมูลจากกระแสไฟฟ้าเขียน (Write current) มีความไม่เป็นเชิงเส้นสูง [30] เมื่อนำอีควอลไลเซอร์แบบ PR ที่ใช้เทคนิค PRML (หัวข้อ 3.2) ซึ่งจัดว่าเป็นอีควอลไลเซอร์แบบเชิงเส้นมาใช้งาน ทาร์เก็ตที่ใช้จะต้องมีจำนวนแท็ปมากขึ้นเพื่อให้ผลตอบสนองทาร์เก็ตใกล้เคียงกับผลตอบสนองช่องสัญญาณ ส่งผลให้วงจรตรวจหาวิเทอร์บีมีความซับซ้อนเพิ่มขึ้นและให้ประสิทธิภาพในการตรวจหาไม่ดีเท่าที่ควร ดังนั้นอีควอลไลเซอร์ไม่เชิงเส้น (Nonlinear equalizer) จึงถูกพัฒนาขึ้น ซึ่งพบว่าให้ประสิทธิภาพด้านการปรับปรุงอัตราส่วนกำลังสัญญาณต่อกำลังสัญญาณรบกวนดีกว่าอีควอลไลเซอร์เชิงเส้น อีควอลไลเซอร์ไม่เชิงเส้นมีหลายแบบแตกต่างกันไปตามวิธีที่ใช้ในการออกแบบ หรือ ลักษณะภายในโครงสร้างของอีควอลไลเซอร์ หรือ ฟังก์ชันถ่ายโอนของอีควอลไลเซอร์ ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงอีควอลไลเซอร์ไม่เชิงเส้นแบบดั้งเดิมซึ่งนิยมใช้ในช่องสัญญาณการสื่อสารดิจิทัลรวมถึงช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็ก ได้แก่ อีควอลไลเซอร์แบบป้อนกลับค่าตัดสินใจ (Decision feedback equalizer, DFE) และ โวลเทราอีควอลไลเซอร์ (Volterra equalizer, VE) ใน

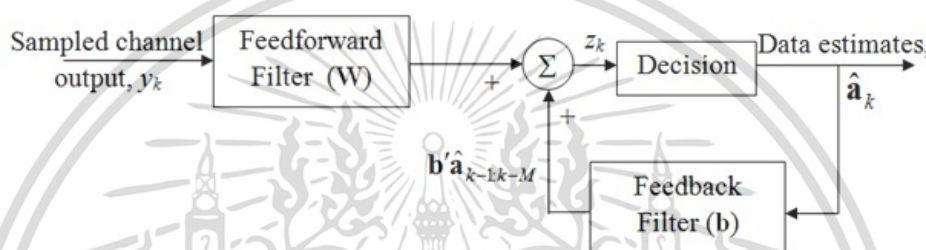
หัวข้อ 3.3.1 และ 3.3.2 ต่อไปตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.3.1 อีควอลไลเซอร์แบบป้อนกลับค่าตัดสิน (Decision feedback equalizer, DFE)

อีควอลไลเซอร์แบบป้อนกลับค่าตัดสิน (DFE) [72-73] (รูปที่ 3.6) ประกอบด้วยตัวกรองไปข้างหน้า (Feed forward filter) และตัวกรองป้อนกลับ (Feedback filter) โดยตัวกรองไปข้างหน้าจะอีควอลไลซ์ช่องสัญญาณและกำจัด ISI ส่วนตัวกรองป้อนกลับจะรับบิตข้อมูลที่ทำการตัดสินก่อนหน้านี้เพื่อประมาณ ISI และนำไปหักล้างกับเอาต์พุตจากอีควอลไลเซอร์ไปข้างหน้า ข้อดีของ DFE คือ ISI ถูกกำจัดโดยไม่มีการขยายสัญญาณรบกวน แต่ข้อเสีย คือ บิตก่อนหน้าที่ตัดสินผิดพลาดทำให้เกิดการแพร่ของค่าผิดพลาด (Error propagation) ไปยังบิตข้อมูลที่นำมาใช้ประมาณ ISI ทำให้เกิดความผิดพลาดในการประมาณค่าบิตถัดไป [74] นอกจากนี้การใช้ตัวกรองสองชุดไม่เหมาะสมในทางปฏิบัติ



รูปที่ 3.6 อีควอลไลเซอร์ป้อนกลับค่าตัดสิน (DFE)

เอาต์พุตของ DFE ที่ใช้ตัวกรองแบบ FIR โดยมีจำนวนแท็ปของสัมประสิทธิ์ของวงจรกรองเป็น  $L$  และ  $M$  สำหรับอีควอลไลเซอร์ไปข้างหน้าและย้อนกลับตามลำดับ แสดงได้ดังนี้

$$\begin{aligned} z_k &= \sum_{l=0}^{L-1} w_l y_{k+l} + \sum_{m=1}^M b_m \hat{a}_{k-m} \\ &= \mathbf{w}^T \mathbf{y}_{k+L-1:k} + \mathbf{b}^T \hat{\mathbf{a}}_{k-1:k-M} \end{aligned} \quad (3.30)$$

เมื่อ  $\mathbf{y}_{k+L-1:k} = [y_{k+L-1} \dots y_k]^T$  คือ เวกเตอร์เอาต์พุตช่องสัญญาณ ( $y_k = x_k + n_k$ ,  $n$  คือ สัญญาณรบกวน) และ  $\mathbf{w} = [w_0 \dots w_{L-1}]^T$  และ  $\mathbf{b} = [b_1 \dots b_M]^T$  คือ เวกเตอร์สัมประสิทธิ์ของอีควอลไลเซอร์ไปข้างหน้าและย้อนกลับ ซึ่งสัมประสิทธิ์ของตัวกรองหาได้จากการทำให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย  $E[\varepsilon_k^2]$  มีค่าต่ำสุด เมื่อ  $\varepsilon_k = \hat{a}_k - z_k$  ซึ่งจะได้ผลเฉลยแสดงดังนี้

$$[\mathbf{w}^T \mathbf{b}^T] = \mathbf{p}^T \mathbf{R}^{-1} \quad (3.31)$$

เมื่อ

$$\mathbf{p}^T \triangleq E\{[\mathbf{y}_{k+L-1:k}^T \mathbf{a}_{k-1:k-M}^T] a_k\} \quad (3.32)$$

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และ

$$R \triangleq E \left\{ \left[ \mathbf{y}_{k+L-1:k}^T \mathbf{a}_{k-1:k-M}^T \right] \left[ \mathbf{y}_{k+L-1:k} \mathbf{a}_{k-1:k-M} \right] \right\} \quad (3.33)$$

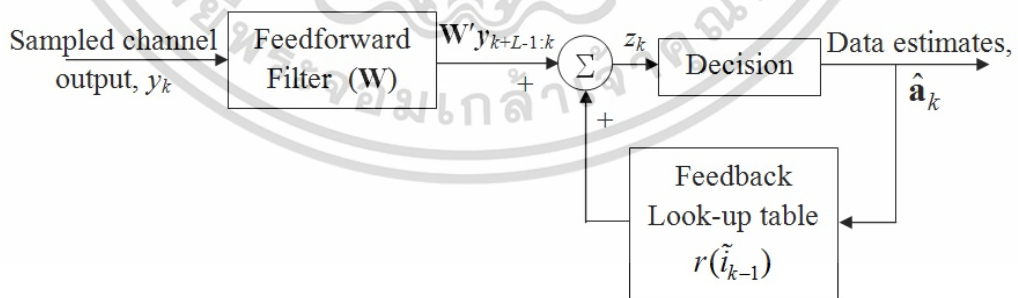
คือ ค่าสหสัมพันธ์ข้ามระหว่างบิตข้อมูลที่ประมาณค่าได้ ณ ปัจจุบัน ( $a_k$ ) และเวกเตอร์ร่วมระหว่างเอาต์พุตของช่องสัญญาณกับบิตข้อมูลที่ตัดสินใจก่อนหน้านี้ และ เมทริกซ์อัตโนมัติสหสัมพันธ์ร่วมระหว่างเอาต์พุตของช่องสัญญาณกับข้อมูลที่ตัดสินใจก่อนหน้านี้กับบิตข้อมูลที่ตัดสินใจก่อนหน้านี้ ตามลำดับ

เมื่อสมมติให้เอาต์พุตจากการตัดสินใจมีความแม่นยำ ดังนั้นค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจะมีค่าต่ำสุด แสดงได้ดังนี้

$$\sigma_{mmse}^2 = E \{ a_k^2 \} - \mathbf{p}' \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p} \quad (3.32)$$

สัมประสิทธิ์ของตัวกรองจะถูกปรับค่าโดยใช้วิธีต่างๆ เช่น ระเบียบวิธี LMS, ระเบียบวิธี RLS เป็นต้น นอกจากนี้สัมประสิทธิ์ของตัวกรองป้อนกลับอาจปรับค่าโดยใช้ตารางค้นหา (Look-up table) เรียกว่า Adaptive DFE with a look-up table [73] ซึ่งมีโครงสร้างแสดงดังรูปที่ 3.7 โดยให้  $M$  เป็นจำนวนของลำดับบิตข้อมูลเอาต์พุตที่ตัดสินใจและนำมาจัดเรียงให้อยู่ในรูปของเวกเตอร์เพื่อใช้เป็นตารางค้นหาโดยมีการระบุตำแหน่งที่จะถูกแปลงค่าเป็นเอาต์พุตโดยใช้ค่าประจำตำแหน่งในตาราง  $\tilde{i}_{k-1}$  ทั้งหมด  $2^M$  ตำแหน่ง โดยที่

$$0 \leq \tilde{i}_{k-1} = \sum_{m=0}^{M-1} \frac{1}{2} (a_{k-1-m} + 1) 2^m \leq 2^M - 1 \quad (3.33)$$



รูปที่ 3.7 อีควอลไลเซอร์แบบป้อนกลับที่ใช้ตารางค้นหาปรับค่าสัมประสิทธิ์ของตัวกรอง

เวกเตอร์เอาต์พุตของตารางค้นหาที่สอดคล้องกับตำแหน่งต่างๆ แสดงได้ดังนี้

$$\mathbf{s}(\tilde{i}_{k-1}) = [s_0(\tilde{i}_{k-1}), s_1(\tilde{i}_{k-1}), \dots, s_{2^M-1}(\tilde{i}_{k-1})]^T \quad (3.34)$$

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่  $s_m(\tilde{i}_{k-1}) = \delta_{m i_{k-1}}$  และเอาต์พุตของผลตอบสนองของวงจรกรองย้อนกลับที่เรียกว่า RAM คือ

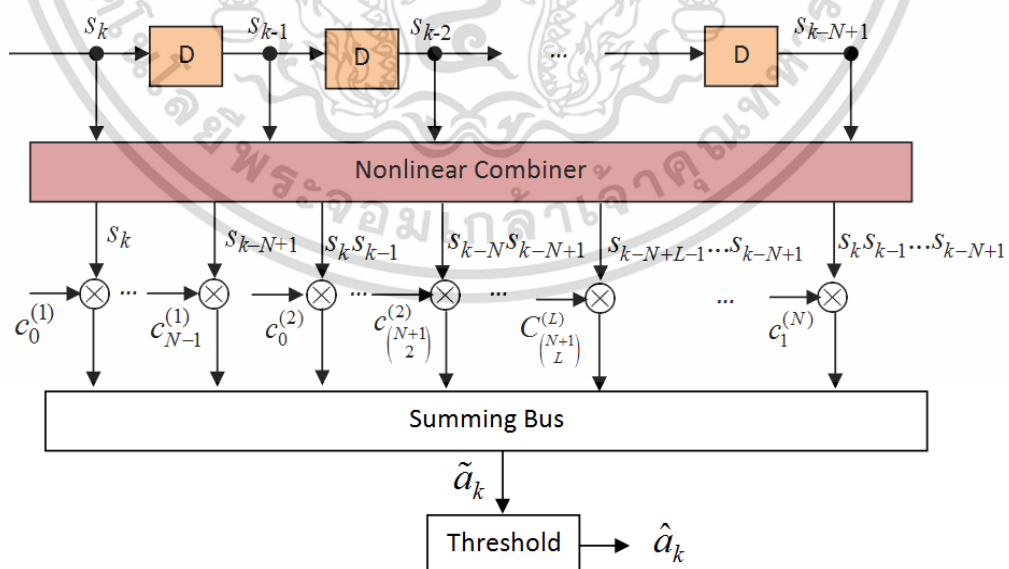
$$r(\tilde{i}_{k-1}) = \tilde{\mathbf{b}}^T \mathbf{s}(\tilde{i}_{k-1}) \quad (3.35)$$

โดยที่  $\tilde{\mathbf{b}} = [b_0 \cdots b_{2^M-1}]^T$  เป็นค่าสัมประสิทธิ์ที่สอดคล้องกับตำแหน่งของ RAM ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบกับ DFE แบบดั้งเดิมจะเห็นว่า  $\hat{a}_{k-1:k-M}$  ถูกแทนที่ด้วย  $\mathbf{s}(\tilde{i}_{k-1})$  และ  $\mathbf{b}$  แทนด้วย  $\tilde{\mathbf{b}}$

อย่างไรก็ตามเนื่องจากตัวกรองไปข้างหน้าซึ่งเป็นตัวกรองเชิงเส้นแบบ FIR จึงอาจพิจารณาได้ว่า DFE เป็นอิกวอลไลเซอร์แบบเชิงเส้นประเภทหนึ่งได้ นอกจากนี้เส้นแบ่งขอบเขตการตัดสินใจ (Decision boundary) ระหว่างบิตข้อมูลที่แตกต่างกันมีลักษณะเป็นแบบเส้นตรง หรือ Hyperplane ซึ่งทำให้เกิดข้อจำกัด ดังนั้นการใช้อิกวอลไลเซอร์ไม่เชิงเส้นที่ให้เส้นแบ่งขอบเขตการตัดสินใจไม่เชิงเส้นจึงเหมาะสมกว่า ยกตัวอย่างเช่น โวลเทราอิกวอลไลเซอร์ ซึ่งจะกล่าวถึงในหัวข้อต่อไป

### 3.3.2 โวลเทราอิกวอลไลเซอร์ (Volterra equalizer, VE)

โวลเทราอิกวอลไลเซอร์ (VE) ถูกเสนอขึ้นครั้งแรกโดย Benedetto และ Biglieri ปี ค.ศ. 1983 สำหรับช่องสัญญาณการสื่อสารดาวเทียม [75-76] มีลักษณะเป็นตัวกรองตามขวาง (รูปที่ 3.8) ต่อมา VE ถูกพัฒนาและนำมาใช้กับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่ไม่เชิงเส้น โดยนำมาใช้เป็นวงจรกรองย้อนกลับใน DFE เรียกว่า Volterra-DFE [77] และถูกนำมาใช้เป็นอิกวอลไลเซอร์แบบ PR ร่วมกับวงจรตรวจหาวิเทอร์บี เรียกว่า VE-PRML [78] นอกจากนี้บางช่องสัญญาณได้ใช้ VE ร่วมกับตัวกรอง Noise whitening และ MLSD เรียกว่า VE-NW-MLSD [79]



รูปที่ 3.8 โครงสร้างของโวลเทราอิกวอลไลเซอร์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในการออกแบบและสร้าง VE นั้นไม่มีการอ้างอิงทฤษฎีหรือสมมติฐานใดๆ แต่เป็นการสร้างขึ้นจากความคล้ายคลึง (Analogous) กับแบบจำลองโวลเทรา (Volterra model) ของช่องสัญญาณซึ่งอาจพิจารณาการอิควไลซ์ด้วย VE ว่าเป็นการอินเวอร์สของสัญญาณแบบ  $p^{\text{th}}$ -order inverse [80] ของ Zero-forcing VE ที่บังคับให้เคอร์เนล (Kernel) หรือสัมประสิทธิ์ของอิควไลเซอร์ที่อันดับสูงกว่า  $p$  เป็นศูนย์ ดังนั้นเงื่อนไขของการออกแบบ VE คือ เคอร์เนลอันดับ 1 ของช่องสัญญาณต้องเป็น minimum-phase ซึ่งเป็นเงื่อนไขจำเป็นในการหาอินเวอร์สของช่องสัญญาณ

พิจารณา VE ที่มีโครงสร้างดังรูปที่ 3.8 โดยอินพุตของอิควไลเซอร์ซึ่งเป็นสัญญาณอ่านกลับที่ถูกซัดตัวอย่าง  $s_k, s_{k-1}, \dots, s_{k-N}$  จำนวน  $N+1$  ตัว จะถูกนำไปสู่ตัวรวมอินพุตที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear combiner) ซึ่งจะให้ค่าเอาต์พุตในลักษณะต่างๆ ได้แก่ สัญญาณเดี่ยว ( $s_k, s_{k-1}, \dots, s_{k-N}$ ) จำนวน  $N+1$  แท็บ ซึ่งจะถูกนำไปคูณกับสัมประสิทธิ์ของตัวกรองอันดับหนึ่ง หรือ เคอร์เนลอันดับหนึ่ง  $c_0^{(1)}, c_1^{(1)}, \dots, c_N^{(1)}$ , ผลคูณสัญญาณอินพุต 2 ตัว ( $s_k s_{k-1}, s_k s_{k-2}, \dots, s_k s_{k-1}, s_{k-N+1} s_{k-N}$ ) จำนวน  $\binom{N+1}{2}$  แท็บ ซึ่งจะถูกนำไปคูณกับเคอร์เนลอันดับสอง,  $c_0^{(2)}, c_1^{(2)}, \dots, c_{\binom{N+1}{2}}^{(2)}$ , ..., ผลคูณสัญญาณอินพุต  $L$  ตัว จำนวน  $\binom{N+1}{L}$  แท็บ ซึ่งจะถูกนำไปคูณกับเคอร์เนลอันดับที่  $L$ ,  $c_0^{(L)}, c_1^{(L)}, \dots, c_{\binom{N+1}{L}}^{(L)}$ , ..., และ ผลคูณสัญญาณอินพุต  $N+1$  ตัว ( $s_k s_{k-1} \dots s_{k-N}$ ) จำนวน 1 แท็บ ซึ่งจะถูกนำไปคูณกับ เคอร์เนลอันดับที่  $N$  ( $c_0^{(N)}$ ) โดยที่ซูปเปอร์สคริปต์ของ  $c$  จะแสดงอันดับของเคอร์เนล, ดังนั้น เอาต์พุตของ VE แสดงได้ดังนี้

$$\begin{aligned} \tilde{a}_k = & \sum_{n_1=0}^{N-1} s_{k-n_1} c_{n_1}^{(1)} + \sum_{n_1=0}^{N-1} \sum_{n_2=n_1+1}^{N-1} s_{k-n_1} s_{k-n_2} c_{n_1, n_2}^{(2)} + \\ & \sum_{n_1=0}^{N-1} \sum_{n_2=n_1+1}^{N-1} \sum_{n_3=n_2+1}^{N-1} s_{k-n_1} s_{k-n_2} s_{k-n_3} c_{n_1, n_2, n_3}^{(3)} + \dots + \\ & \sum_{n_1=0}^{N-1} \dots \sum_{n_L=n_{L-1}+1}^{N-1} s_{k-n_1} s_{k-n_2} \dots s_{k-n_L} c_{n_1, n_2, \dots, n_L}^{(L)} + \\ & s_k s_{k-1} \dots s_{k-N} c_{n_1, n_2, \dots, n_N}^{(N)} \end{aligned} \quad (3.36)$$

จะเห็นว่าสมการ (3.36) คล้ายกับเอาต์พุตของช่องสัญญาณไม่เชิงเส้นที่จำลองด้วยแบบจำลองโวลเทราสมการ (2.6)

$$\tilde{y}(k) = h_0 + \sum_{i=1}^P \sum_{n_1=0}^{L-1} \sum_{n_2=n_1}^{L-1} \dots \sum_{n_i=n_{i-1}}^{L-1} h_i^{(ri)}(n_1, \dots, n_i) \times \prod_{j=1}^i a(k-n_j) \quad (2.6)$$

สมการ (3.36) เขียนให้อยู่ในรูปของเวกเตอร์ได้ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\tilde{a}_k = \mathbf{c}^T \mathbf{R}_k \quad (3.37)$$

เมื่อ

$$\mathbf{c} = \begin{bmatrix} c_0^{(1)} \\ c_1^{(1)} \\ \vdots \\ C_{n_1, n_2, \dots, n_N}^{(N)} \end{bmatrix}, \mathbf{R}_k = \begin{bmatrix} s_k \\ s_{k-1} \\ \vdots \\ s_k s_{k-1} \cdots s_{k-N+1} \end{bmatrix} \quad (3.38)$$

พิจารณาการหาสัมประสิทธิ์ของ VE ซึ่งใช้เงื่อนไขของ MMSE ดังนั้น จะหาค่าสัมประสิทธิ์ของอิกวอไลเซอร์ ดังนี้

$$\min[\mathbf{c}^T \mathbf{R}_k - a_{k-D}]^2 = \min\{\mathbf{c}^T \mathbf{S} \mathbf{c} - 2 \operatorname{Re}\{\mathbf{c}^T \mathbf{g}\} + E[a_{k-D}]^2\} \quad (3.39)$$

เมื่อ  $\mathbf{S} = E[\mathbf{R}_k \mathbf{R}_k^T]$ ,  $\mathbf{g} = E[a_{k-D} \mathbf{R}_k]$  และอนุพันธ์ของ (3.39) เทียบกับ  $\mathbf{c}$  จะได้ระบบสมการเชิงเส้น

$$\mathbf{S} \mathbf{c} = \mathbf{g} \quad (3.40)$$

เมื่อแก้สมการจะได้

$$\mathbf{c}_{opt} = \mathbf{S}^{-1} \mathbf{g} \quad (3.41)$$

นอกจากนี้สามารถปรับค่าสัมประสิทธิ์ของ VE โดยใช้ระเบียบวิธี LMS (3.11) แต่จะปรับค่าสัมประสิทธิ์ของอิกวอไลเซอร์แต่ละอันดับด้วยความกว้างช่วงค่านวณ ( $\mu$ ) ที่ต่างกัน (Multiple step-sizes) [78] ตัวอย่างเช่น VE ที่มีเคอร์เนลสูงสุดเป็นอันดับ 3 สัมประสิทธิ์จะถูกปรับค่าดังนี้

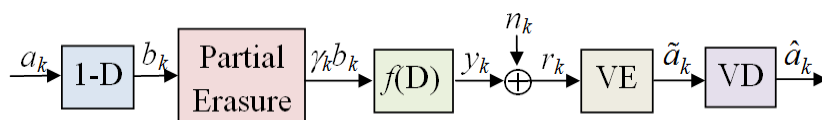
$$\mathbf{c}(k+1) = \mathbf{c}(k) + \mathbf{M}_D e(k) \mathbf{U}^T \quad (3.42)$$

เมื่อ  $\mathbf{c} = [\underbrace{c_1 \cdots c_n}_{n \text{ term}}; \underbrace{c_{11} \cdots c_{mn}}_{mn \text{ term}}; \underbrace{c_{111} \cdots c_{rst}}_{rst \text{ term}}]^T$  และ  $\mathbf{M}_D$  คือ เมทริกซ์ทแยงมุม (Diagonal matrix) ที่มี

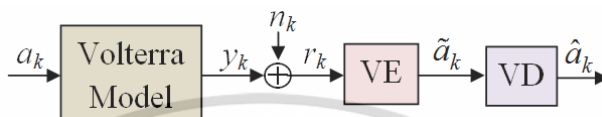
สมาชิกในแนวทแยงเป็นขนาดสเกล  $\mu_1$ ,  $\mu_2$ , และ  $\mu_3$  สำหรับเคอร์เนลอันดับ 1, 2, และ 3 ตามลำดับ

พิจารณาตัวอย่างการนำ VE ไปใช้กับช่องสัญญาณแบบ PR4 ซึ่งจำลองความไม่เชิงเส้นด้วยแบบจำลอง 2 แบบ คือ แบบจำลองการลบบางส่วน (Partial erasure, PE) [40] รูปที่ 3.9 และแบบจำลองโวลเทรา [81] รูปที่ 3.10

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

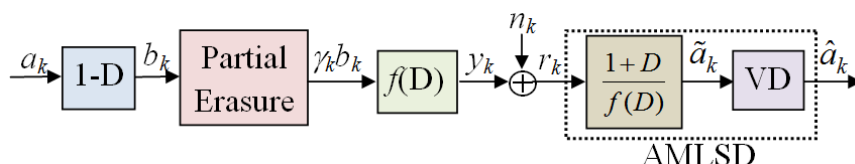


รูปที่ 3.9 การอิกวไลซ์ช่องสัญญาณ PR4 ที่สร้างจากแบบจำลองการลบบางส่วน (PE)  
ด้วยโวลเทราอิกวไลเซอร์



รูปที่ 3.10 การอิกวไลซ์ช่องสัญญาณ PR4 ที่สร้างจากแบบจำลองโวลเทรา (VM)  
ด้วยโวลเทราอิกวไลเซอร์

โดยแบบจำลอง PE จะจำลองให้มีการลดทอนของแอมพลิจูดของสัญญาณเอาต์พุตของช่องสัญญาณแม่เหล็กที่เกิดจากการลบข้างสนามแม่เหล็กบางส่วนขณะที่มีการเปลี่ยนสถานะแม่เหล็กด้วยพารามิเตอร์  $\gamma$  เมื่อ  $0 < \gamma < 1$  สำหรับการบันทึกแม่เหล็กที่มี ND สูง กำหนดให้  $b_k$  ถูกลดทอนเป็น  $\gamma b_k$  เมื่อมีการเปลี่ยนสถานะแม่เหล็กหนึ่งครั้ง และ  $b_k$  ถูกลดทอนเป็น  $\gamma^2 b_k$  เมื่อมีการเปลี่ยนสถานะแม่เหล็กติดต่อกันสองครั้ง โดยผลของการเลื่อนของตำแหน่งการเปลี่ยนสถานะแม่เหล็ก (Position-shifted) จะสมมติว่าถูกกำจัดไปโดยเทคนิคการชดเชยการเขียน (Write pre-compensation) ประสิทธิภาพการปรับปรุง SNR ของ VE จะถูกเปรียบเทียบกับอิกวไลเซอร์เชิงเส้นแบบ LMS ที่มี TDL จำนวน 5 แท็บ ร่วมกับ VD เรียกว่า LE-LMS+PR4ML นอกจากนี้ อิกวไลเซอร์ทั้งสองแบบจะถูกเปรียบเทียบกับอิกวไลเซอร์ที่เหมาะสมที่สุด (Optimal equalizer) คือ PR4 equalizer ร่วมกับวงจรถรจหาวิเทอร์บีที่มีจำนวน 11 สถานะใน trellis จัดเป็นวงจรถรจหาลำดับที่ควรจะเป็นมากที่สุดโดยประมาณ (Approximate maximum-likelihood sequence detector, AMLSD) หรือ 11-state AMLSD Viterbi receiver diagram [40] (รูปที่ 3.11) เมื่อสมมติว่าทราบข้อมูลของความไม่เป็นเชิงเส้น ของช่องสัญญาณ

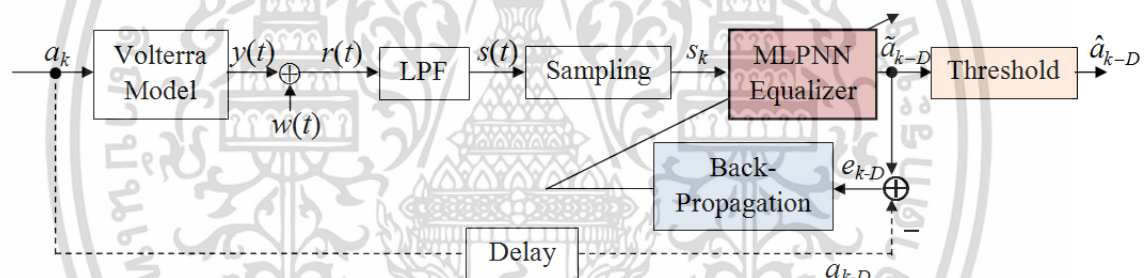


รูปที่ 3.11 การอิกวไลซ์ช่องสัญญาณ PR4 ที่สร้างจากแบบจำลองการลบบางส่วน (PE)

ด้วย PR4 equalizer ร่วมกับวงจรถรจหาวิเทอร์บีที่มีการปรับปรุงเมทริกซ์สาขาของเทรลลิส  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.4 อีควอลไลเซอร์ชนิดโครงข่ายประสาท (Neural Networks Equalizer, NNE)

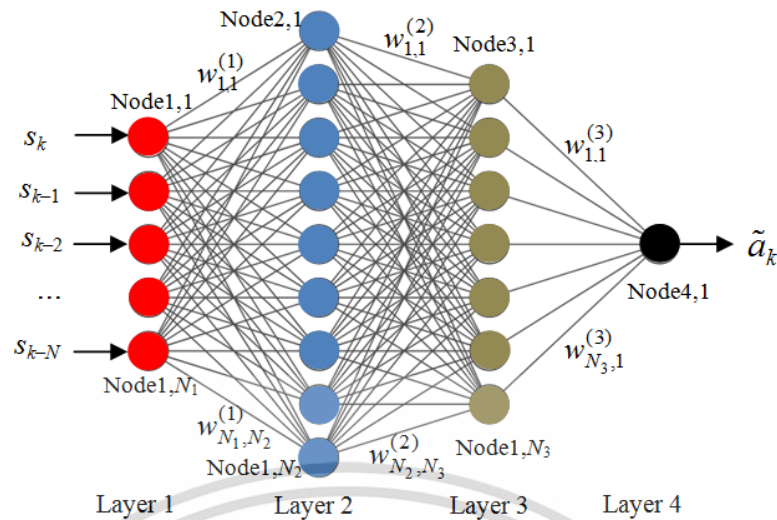
อีควอลไลเซอร์แบบโครงข่ายประสาทหรือนิวรัลเน็ตเวิร์คอีควอลไลเซอร์ (Neural Network Equalizer, NNE) [82-83] เป็นอีควอลไลเซอร์ไม่เชิงเส้นแบบปรับตัว (Nonlinear adaptive equalizer, NAE) ที่ใช้หลักการปัญญาประดิษฐ์ ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของอีควอลไลเซอร์เชิงเส้นและไม่เชิงเส้นแบบดั้งเดิม เช่น วงจรกรองตามขวาง อีควอลไลเซอร์แบบป้อนกลับ การตัดสิน และ VE เป็นต้น NNE นิยมนำมาใช้ในการอีควอลไลซ์ช่องสัญญาณการสื่อสารดิจิทัล [84-90] เนื่องจากมีรูปแบบที่ไม่ซับซ้อนและง่ายต่อการออกแบบเพื่อนำไปใช้ในการสร้างหน่วยประมวลผลจริง นอกจากนี้พบว่าให้ประสิทธิภาพการตรวจหาที่ดี รวมถึงสามารถลดผลกระทบของความผิดเพี้ยนไม่เชิงเส้นได้ดี [91] NNE มีข้อดีที่ไม่จำเป็นต้องมีความเข้าใจหรือทราบคุณลักษณะช่องสัญญาณทั้งหมดล่วงหน้า [92] นอกจากนี้ NNE ให้ประสิทธิภาพการปรับปรุง SNR ดีกว่าอีควอลไลเซอร์เชิงเส้นแบบดั้งเดิม ในการนำ NNE มาใช้ในการประมวลผลของช่องสัญญาณการสื่อสารดิจิทัล (รูปที่ 3.12) NNE ทำหน้าที่เป็นตัวกรองร่วมกับวงจรซีดีเริ่มเปลี่ยนเพื่อจำแนกบิตข้อมูลเอาต์พุต ดังนั้น NNE จึงถูกพิจารณาว่ามีลักษณะการทำงานแบบตัวจำแนก (Classifier)



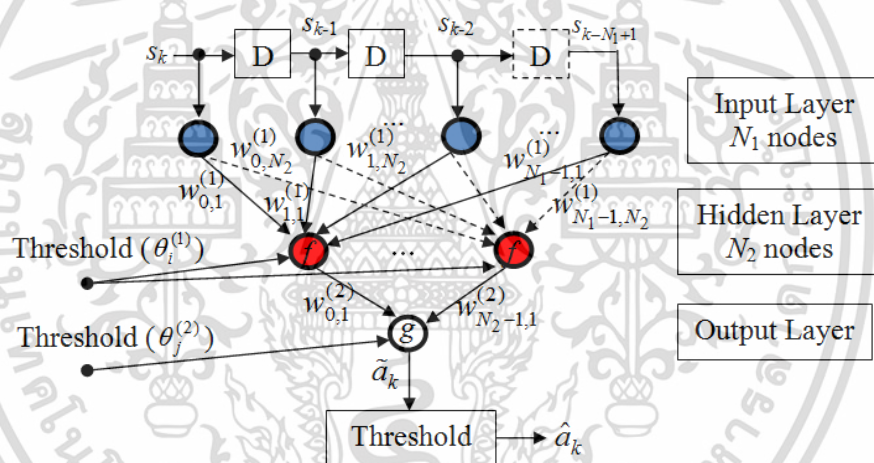
รูปที่ 3.12 อีควอลไลเซอร์ชนิดโครงข่ายประสาทแบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอน (MLPNN) ร่วมกับวงจรซีดีเริ่มเปลี่ยน

พิจารณาตัวอย่างของ NNE ดังรูปที่ 3.13 ที่ประกอบด้วย 4 ชั้น คือ ชั้นอินพุต (ชั้นที่ 1), ชั้นซ่อน (ชั้นที่ 2 และ ชั้นที่ 3) และ ชั้นเอาต์พุต (ชั้นที่ 4) โดยแต่ละชั้นจะประกอบด้วยจำนวนโหนด (Node) หรือหน่วยประมวลผล จะเห็นว่าเมื่อจำนวนโหนดของแต่ละชั้นโดยเฉพาะชั้นซ่อนเพิ่มขึ้นจะทำให้มีการเชื่อมต่อระหว่างโหนดมากขึ้น ทำให้ NNE มีโครงสร้างซับซ้อนส่งผลให้การทำงานของ NNE มีความซับซ้อนไปด้วยซึ่งจะทำให้ผู้ออกแบบไม่เข้าใจถึงหลักการทำงานภายในโครงข่าย ดังนั้นในงานวิจัยส่วนใหญ่รวมถึงในงานวิจัยนี้จะพิจารณาเฉพาะ NNE ประเภทป้อนค่าไปข้างหน้า (Feedforward neural network, FNN) แบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอน (Multilayer perceptron neural network equalizer, MLPNNE) ที่ประกอบด้วย 3 ชั้น คือชั้นอินพุต (Input layer) ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นเอาต์พุต (Output layer) (รูปที่ 3.14)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.13 ตัวอย่างโครงสร้างของอควอลไซเซอร์ชนิดโครงข่ายประสาทที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น



รูปที่ 3.14 โครงสร้างอควอลไซเซอร์ชนิดโครงข่ายประสาทเทียม  
แบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซพตรอน (MLPNN)

ชั้นอินพุตจะรับเวกเตอร์สัญญาณอ่านกลับที่ผ่านวงจรรองความถี่ต่ำผ่านและซีกตัวอย่าง  $\mathbf{S}_k = [s_k, s_{k-1}, \dots, s_{k-N_1+1}]^T$  เข้ามายังแท็ปต์ดีเลย์ไลน์จำนวน  $N_1$  แท็ป ที่สอดคล้องกับโหนดในชั้นอินพุตจำนวน  $N_1$  โหนด (เช่นเดียวกับวงจรกรองแบบ FIR) โดยสัญญาณอินพุตเหล่านี้จะถูกนำไปคูณกับค่าถ่วงน้ำหนัก  $w_{i,j}^{(1)}$  ระหว่างโหนดที่  $i$  ในชั้นอินพุตและโหนดที่  $j$  ในชั้นซ่อน ผลรวมเชิงเส้นของผลคูณนี้จะถูกแปลงด้วยฟังก์ชันถ่ายโอนไม่เชิงเส้น (Nonlinear transfer function)  $f(\cdot)$  ของโหนดในชั้นซ่อน เพื่อแปลงค่าเป็นเอาต์พุตของแต่ละโหนดในชั้นซ่อน ซึ่งเอาต์พุตนี้จะถูกนำไปคูณกับค่าถ่วงน้ำหนัก  $w_{j,1}^{(2)}$  ระหว่างโหนดที่  $j$  ในชั้นซ่อน และโหนดของชั้นเอาต์พุต ผลรวมเชิงเส้นของผลคูณระหว่างเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอาต์พุตของแต่ละโหนดในชั้นซ่อนกับค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุต จะถูกแปลงเป็นค่าเอาต์พุตด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear function)  $g(\cdot)$  ซึ่งจะได้เอาต์พุตของ MLPNNE ดังนี้

$$\tilde{a}_k = g \left( \sum_{j=0}^{N_2-1} w_{j1}^2 f \left( \sum_{i=0}^{N_1-1} w_{i(j+1)}^{(1)} s_{n-i} + \theta_i^{(1)} \right) + \theta_j^{(2)} \right) \quad (3.43)$$

เมื่อ  $\theta_i^{(1)}$  และ  $\theta_j^{(2)}$  คือ ค่าไบอัส (Bias) ของชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต ตามลำดับ

โดยทั่วไปฟังก์ชันถ่ายโอนหรือฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) ของแต่ละโหนดในชั้นซ่อนจะใช้ฟังก์ชันไม่เชิงเส้นแบบเดียวกันซึ่งมีหลายรูปแบบ เช่น ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (Hyperbolic tangent), ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid function), ฟังก์ชันเกาส์เซียน (Gaussian function) เป็นต้น ฟังก์ชันกระตุ้นที่จะนำมาใช้ในงานวิจัยนี้ คือ ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ ซึ่งแสดงได้ดังนี้

$$f(u) = \frac{1 - e^{-au}}{1 + e^{-au}} \quad (3.44)$$

การฝึกสอน NNE เพื่อให้ได้ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด โดยทั่วไปนิยมใช้กระบวนการแพร่ย้อนกลับ (Back propagation algorithm, BPA) [93-94] (รูปที่ 3.12) วิธีการนี้อาศัยหลักการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสทั้งหมดของ MLPNNE เพื่อให้

$$MSE(w_{i,j}^{(1)}, w_{j,1}^{(2)}, \theta_i^{(1)}, \theta_j^{(2)}) = E[(a_k - \tilde{a}_k)^2] \quad (3.45)$$

มีค่าน้อยที่สุด

ในกระบวนการ BPA ค่าถ่วงน้ำหนักและไบอัสระหว่างชั้นอินพุตกับชั้นซ่อน ( $w_{ij}$ ) และระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุต ( $w_{j1}$ ) จะถูกปรับค่าด้วยกระบวนการฝึกสอนวนซ้ำตามเงื่อนไข ด้วยชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน  $\mathbf{s}_k = \{a_{k-D}\}$  โดยในรอบแรกของการทำงานจะให้ค่าถ่วงน้ำหนักทุกค่ามีค่าเริ่มต้นน้อยๆ ด้วยการสุ่มค่าขึ้นมา จากนั้นเอาต์พุตของอิควอลไลเซอร์  $\tilde{a}_k$  จะถูกเปรียบเทียบกับบิตอินพุต  $a_{k-D}$  เพื่อหาค่าคลาดเคลื่อนในรอบการคำนวณที่  $n$ ,  $\delta_n^0$  ดังนี้

$$\delta_n^0 = \tilde{a}_{k,n} - a_{k-D,n} \quad (3.46)$$

ค่าคลาดเคลื่อนของโหนดในชั้นซ่อนรอบการคำนวณที่  $n$ ,  $\delta_{j,n}^h$ , จะหาได้โดยการแพร่ค่าคลาดเคลื่อนจากชั้นเอาต์พุตย้อนกลับไปยังชั้นซ่อน ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\delta_{j,n}^h = \delta_n^0 w_{j,n} f' \left( \sum_{i=0}^{N_1-1} w_{i,j,n} s_{n-i} \right) \quad (3.47)$$

เมื่อ  $f'(\cdot)$  คืออนุพันธ์ของ  $f(\cdot)$  เทียบกับ  $w_{ij}$

ค่าถ่วงน้ำหนัก  $w_{ij,n}$  และ  $w_{j1,n}$  จะถูกปรับค่าด้วยพารามิเตอร์  $\delta$  ดังสมการต่อไปนี้

$$\delta w_{j,n} = \beta_n \delta_n^0 f' \left( \sum_{i=0}^{N_1-1} w_{i,j,n} s_{n-i} \right) \quad (3.48)$$

$$\delta w_{ij,n} = \beta_n \delta_{j,n}^h s_{n-i} \quad (3.49)$$

และค่าถ่วงน้ำหนักที่ถูกปรับค่า แสดงได้ดังนี้

$$w_{j,n+1} = w_{j,n} + \delta w_{j,n} + \eta \delta w_{j,n-1} \quad (3.50)$$

$$w_{ij,n+1} = w_{ij,n} + \delta w_{ij,n} + \eta \delta w_{ij,n-1} \quad (3.51)$$

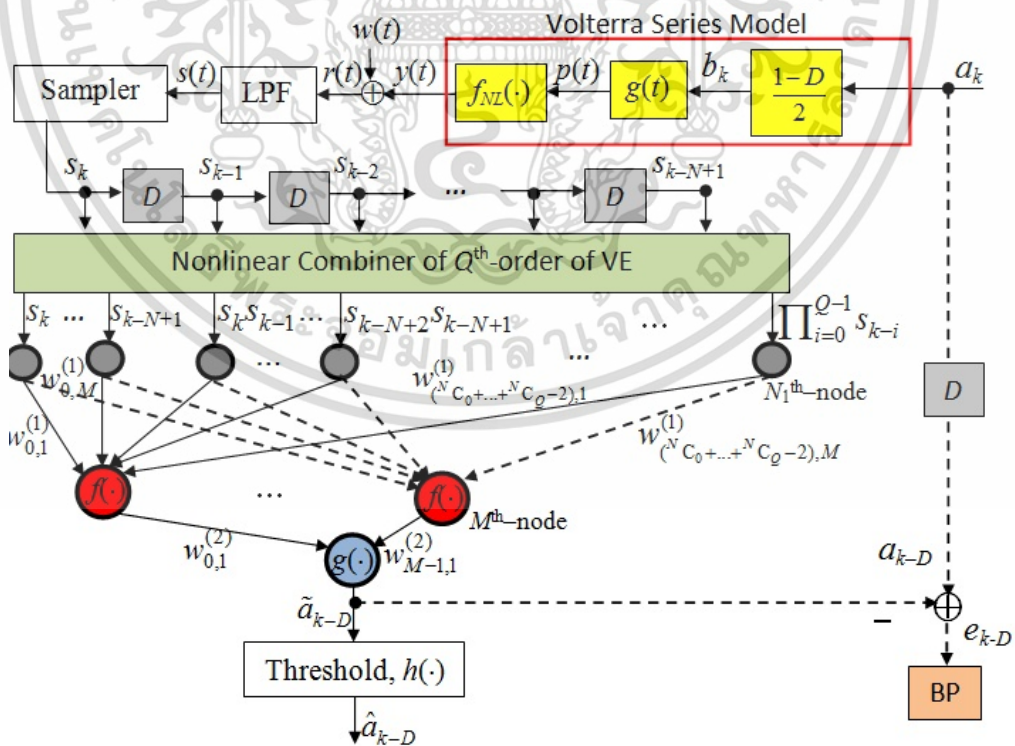
เมื่อ  $\beta_n$  และ  $\eta$  คือ อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) ที่เปลี่ยนแปลงในแต่ละรอบการคำนวณและค่าโมเมนตัม (Momentum) ที่เป็นค่าคงตัว ตามลำดับ

ในช่วงแรกของการฝึกสอนจะให้อัตราการเรียนรู้มีค่าที่ต่ำๆ เช่น 0.1 สำหรับกรณีของช่องสัญญาณที่ไม่เชิงเส้นและมีค่าเป็น 0.001 สำหรับช่องสัญญาณเชิงเส้น [95] และเมื่อเวลาผ่านไปจะกำหนดให้มีค่าลดลงแบบฟังก์ชันเชิงเส้น ส่วนค่าโมเมนตัมกำหนดให้มีค่าคงที่ตลอดการวนซ้ำโดยให้มีค่าสูงๆ เช่น 0.85 เป็นต้น โดยทั่วไปค่าค่าไบอัส ( $\theta$ ) จะกำหนดให้มีค่าเป็นศูนย์เนื่องจากในการฝึกสอนโครงข่ายด้วย BPA ในรอบการทำงานที่สูงขึ้น พบว่าค่าไบอัสจะมีค่าน้อยมาก อย่างไรก็ตามการฝึกสอนด้วย BPA มีข้อจำกัดที่สำคัญคือการลู่เข้าสู่ผลเฉลยที่ช้ามาก เนื่องจากการค้นหาด้วยเกรเดียนต์ของค่าคลาดเคลื่อนเทียบกับค่าถ่วงน้ำหนักซึ่งต้องอาศัยการหาค่าอนุพันธ์อันดับหนึ่ง นอกจากนี้มักติดอยู่ในผลเฉลยเฉพาะที่ (Local solution)

ในงานวิจัยนี้จะผสมผสานของข้อดีระหว่าง VE และ MLPNNE เพื่อนำมาสร้างอิกวอลไซเซอร์ผสม เรียกว่า Hybrid MLPNN-VE (hMLPNN-VE) รายละเอียดของอิกวอลไซเซอร์นี้ จะกล่าวถึงในหัวข้อต่อไป

### 3.5 อีควอลไลเซอร์ผสมระหว่าง MLPNN และ VE (hMLPNN-VE) ที่นำเสนอ [96]

เนื่องจาก VE มีจุดเด่นในการสร้างอินพุตที่เป็นชุดผสม (Combinations) ของผลคูณระหว่างสัญญาณย้อนกลับที่ซีกตัวอย่างด้วยตัวรวมความไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear combiner) (รูปที่ 3.8) ทำให้เกิดแบบของความไม่เป็นเชิงเส้นของอินพุต (Nonlinear input patterns) ส่งผลให้เอาต์พุตของ VE ที่มีลักษณะคล้ายกับเอาต์พุตของช่องสัญญาณที่ได้จากแบบจำลองโวลเทรา (VM) ส่วน MLPNN มีข้อดี คือ เกิดการเรียนรู้ของโครงข่ายเมื่อได้รับการฝึกสอนแบบมีผู้เชี่ยวชาญ (Supervised learning) ที่อาศัยชุดข้อมูลในการฝึกสอนที่เพียงพอเพื่อปรับค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายเพื่อให้ได้เอาต์พุตที่ต้องการด้วยอัลกอริทึมการแพร่ย้อนกลับ (BPA) อย่างไรก็ตามปัญหาการจดจำรูปแบบของข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนมากเกินไปโดยไม่เกิดการเรียนรู้ (Overfitting) เป็นข้อจำกัดหนึ่งของวิธีนี้ นอกจากนี้โครงสร้างของ MLPNN ที่มีความซับซ้อนมากเกินไป (Overrating) ทำให้ผลเฉลยพารามิเตอร์ของนิวรัลเน็ตเวิร์คไม่ลู่เข้าสู่ผลเฉลยวงกว้าง (Global solution) ทำให้ MLPNN ไม่เกิดประสิทธิภาพเท่าที่ควร เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพและลดความซับซ้อนของ MLPNN จึงเกิดแนวคิดในการผสมผสานระหว่าง VE และ MLPNN เพื่อสร้างเป็นอีควอลไลเซอร์ผสม เรียกว่า hMLPNN-VE รายละเอียดของ hMLPNN-VE จะเริ่มต้นจากการพิจารณาแผนภาพบล็อกของช่องสัญญาณการบันทึกแม่เหล็กที่ไม่เป็นเชิงเส้นที่จำลองด้วยแบบจำลองโวลเทราและภาครับประกอบด้วย hMLPNN-VE ร่วมกับวงจรซีดีเริ่มเปลี่ยน ดังรูปที่ 3.15



รูปที่ 3.15 อีควอลไลเซอร์ผสม MLPNN และ VE (hMLPNN-VE) ที่นำเสนอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หลักการของ  $hMLPNN-VE$  คือ การนำเอาเวกเตอร์อินพุตที่เป็นชุดผสมผลคูณของสัญญาณอ่านกลับของ  $VE$  ( $\mathbf{S}$ ) ซึ่งถือว่ามีการประมวลผลไม่เชิงเส้นในขั้นตอนแรกส่งไปประมวลผลแบบไม่เป็นเชิงเส้นครั้งที่สองด้วยหน่วยมัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอน (MLP) ที่อยู่ในโหนดของชั้นซ่อนของ MLPNNE อีกครั้ง หรืออาจกล่าวได้ว่าเกิดการประมวลผลแบบไม่เชิงเส้นสองครั้ง จากรูปที่ 3.15 สมมติให้สัญญาณอ่านกลับที่ซักร้อยอย่างจำนวน  $N$  ตัว ผ่านเข้าสู่ตัวรวมความไม่เชิงเส้นของ  $VE$  ที่มีเคอร์เนลหรือสัมประสิทธิ์ตัวกรองอันดับสูงสุดเป็นอันดับที่  $Q$  (เพื่อลดความซับซ้อน โดยการตัดโวลเทราเคอร์เนลอันดับสูงที่มีค่าน้อยออกไป) จะได้เอาต์พุตของตัวรวมความไม่เชิงเส้นที่สร้างผลคูณของสัญญาณอ่านกลับจำนวน  $N_1$  พจน์ ซึ่งจะถูกพิจารณาเป็นอินพุตของ MLPNNE ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ  $N_1$  ด้วย ในเบื้องต้นกำหนดให้จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเป็น  $M$  จะได้เอาต์พุตของ  $hMLPNN-VE$  ( $N, Q, M$ ) แสดงได้ดังนี้

$$\hat{a}_{k-D} = h \left[ g \left( \sum_{j=0}^{M-1} w_{j,1}^{(2)} \tanh \left( \sum_{p=1}^Q \sum_{i=0}^{C_p-1} w_{(i-1+N C_0+\dots+N C_{p-1}),(j+1)}^{(1)} \prod_{r=0}^{p-1} s_{k-i} \right) \right) \right] \quad (3.52)$$

เมื่อ

$$\mathbf{S} = [s_k, s_{k-1}, \dots, s_{k-N+1}, s_k s_{k-1}, \dots, s_{k-N+2} s_{k-N+1}, \dots, s_k s_{k-1} s_{k-2} \dots s_{k-N+1}]^T, \quad (3.53)$$

คือ เวกเตอร์ของผลคูณของสัญญาณใน  $\mathbf{S}_k$  ที่ออกจากตัวรวมความไม่เชิงเส้น,  $w_{i,j}^{(1)}$  และ  $w_{j,1}^{(2)}$  คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่ถูกปรับค่าจากโหนดอินพุตตัวที่  $i$  ไปยังโหนดซ่อนตัวที่  $j$  และ จากโหนดซ่อนตัวที่  $j$  ไปยังโหนดเอาต์พุต และ  $g(\cdot)$  และ  $h(\cdot)$  คือฟังก์ชันเชิงเส้นและฟังก์ชันซีกจำกัดสองระดับตามลำดับ ค่าถ่วงน้ำหนักของนิวรัลเน็ตเวิร์คของ  $hMLPNN-VE$  จะถูกปรับค่าด้วย BPA เช่นเดียวกับ MLPNNE

## บทที่ 4

### การอีควอไลซ์ชนิดฟัซซีลอจิก

#### (Fuzzy logic equalization)

สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กไม่เชิงเส้น การใช้อีควอไลเซอร์เชิงเส้นแบบผลตอบสนองบางส่วน (Partial response equalizer) ร่วมกับวงจรตรวจหาลำดับที่ควรจะเป็นมากที่สุด (Maximum likelihood sequence detection) ที่สร้างจากอัลกอริทึมวิเทอร์บี (Viterbi algorithm) อาจทำให้การอีควอไลซ์ไม่สมบูรณ์และส่งผลให้วงจรตรวจหาวิเทอร์บีให้ประสิทธิภาพไม่ดีเท่าที่ควร อีควอไลเซอร์ไม่เชิงเส้นแบบดั้งเดิม ได้แก่ อีควอไลเซอร์ป้อนกลับการตัดสินใจ (Decision feedback equalizer, DFE) [97-99] และ โวลเทรราอีควอไลเซอร์ (Volterra equalizer, VE) [78] ได้ถูกนำมาใช้ แต่พบว่าประสิทธิภาพการตรวจหาไม่ดีเท่าที่ควรเทียบกับความซับซ้อนที่เพิ่มขึ้น ปัจจุบันอีควอไลเซอร์ไม่เชิงเส้นแบบปรับตัว (Nonlinear adaptive equalizer, NLAE) ได้ถูกพัฒนาขึ้น เช่น อีควอไลเซอร์โครงข่ายประสาทเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น (Multilayer Perceptron Neural networks equalizer, MLPNNE) [100-103] เป็นต้น นอกจากนี้งานวิจัยนี้ได้นำเสนออีควอไลเซอร์ hybrid MLPNN-VE (*h*MLPNN-VE) [96] ที่เป็นการผสมผสานระหว่าง VE และ MLPNNE (รายละเอียดกล่าวไว้ในบทที่ 3) อย่างไรก็ตาม *h*MLPNN-VE มีความซับซ้อนค่อนข้างสูงเนื่องจากโครงสร้างพื้นฐานเป็นแบบโครงข่ายประสาท ดังนั้น NLAE ที่มีประสิทธิภาพในการตรวจหาสูงและมีความซับซ้อนต่ำจึงเป็นทางเลือกในการพัฒนาการตรวจหาช่องสัญญาณ

ในบทนี้จึงได้นำเสนอ NLAE ชนิดฟัซซีลอจิกอีควอไลเซอร์ (Fuzzy logic equalizer, FLE) ที่ใช้หลักการระบบฟัซซีลอจิก (Fuzzy logic system) [104] ซึ่งมีโครงสร้างคล้ายกับ MLPNNE แต่ใช้การประมวลผลเชิงภาษา (Linguistic processing) ร่วมกับเชิงตัวเลข (Numerical processing) ผ่านฐานกฎฟัซซี (Fuzzy rule base) แทนการประมวลผลเชิงตัวเลขอย่างเดียวของโครงข่ายประสาท ประสิทธิภาพของ FLE จึงขึ้นอยู่กับการออกแบบกฎฟัซซีของผู้เชี่ยวชาญที่มีประสบการณ์เกี่ยวกับระบบที่ทำการศึกษา อย่างไรก็ตามสำหรับการอีควอไลซ์ของช่องสัญญาณไม่เชิงเส้นนั้น การใช้ประสบการณ์ผ่านการสังเกตรูปแบบอินพุต-เอาต์พุตรวมถึงการปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ด้วยวิธีการลองผิดลองถูก (Trial and Error) ทำให้ได้ผลเฉลยไม่เหมาะสมที่สุด งานวิจัยนี้จะนำเอาเจเนติกอัลกอริทึม (Genetic algorithm, GA) [105] ซึ่งเป็นเทคนิคการค้นหาผลเฉลยเชิงวิวัฒนาการมาใช้ในการออกแบบกฎฟัซซีรวมถึงปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ของ FLE และเรียกอีควอไลเซอร์นี้ว่า **FLE-GA** นอกจากนี้เพื่อลดความซับซ้อนจากกฎฟัซซีที่มีจำนวนมาก จะเพิ่มเงื่อนไขบางประการลงไปในฟังก์ชันจุดประสงค์ของ GA ทำให้ได้เจเนติกอัลกอริทึมแบบหลายจุดประสงค์ (Multi-objective GA, MOGA) เพื่อนำไปหาจำนวนกฎฟัซซีที่เหมาะสมพร้อมกับปรับค่าพารามิเตอร์ของ FLE ซึ่งจะช่วยลดมิติการค้นหาผลเฉลยลงทำให้ได้ FLE ที่เหมาะสมขึ้น และเรียกอีควอไลเซอร์นี้ว่า **FLE-MOGA**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

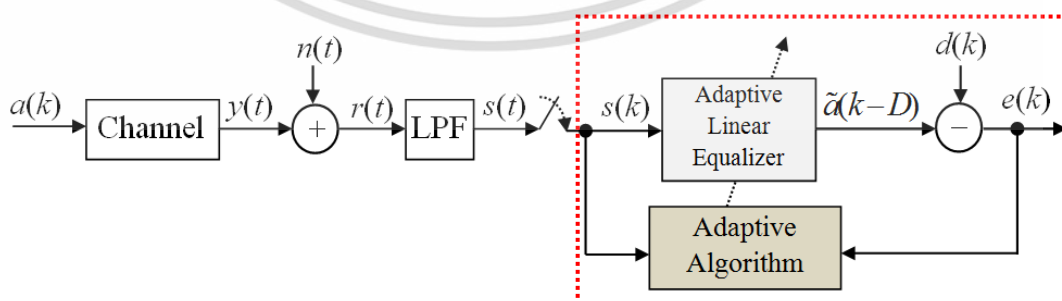
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นอกจากนี้ในบทนี้จะกล่าวถึง NLAE ชนิดนิวโร-ฟัซซีอีควอลไลเซอร์ (Neuro-fuzzy equalizer, NFE) ซึ่งเป็นอีควอลไลเซอร์ผสมระหว่างโครงข่ายประสาทและฟัซซีลอจิก ที่นิยมใช้ในการอีควอลไลซ์ช่องสัญญาณการสื่อสารในปัจจุบัน รวมถึงอธิบายการออกแบบและสร้าง NFE เพื่อนำไปเปรียบเทียบกับประสิทธิภาพการตรวจหากับ FLE-GA และ FLE-MOGA ที่นำเสนอในงานวิจัยนี้

#### 4.1 การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับฟัซซีลอจิกอีควอลไลเซอร์

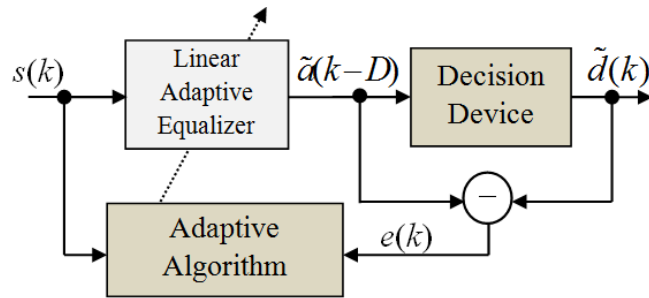
เพื่อให้เข้าใจหลักการของฟัซซีลอจิกอีควอลไลเซอร์ (Fuzzy Logic Equalizer, FLE) และฟังก์ชันการตัดสินใจ (Decision function) ของ FLE เบื้องต้นจะพิจารณาอีควอลไลเซอร์แบบเบย์ (Bayesian Equalizer) [106] ซึ่งเป็นอีควอลไลเซอร์ที่เหมาะสมที่สุด (Optimal equalizer) และฟังก์ชันการตัดสินใจแบบเบย์ (Bayesian decision function) ที่สร้างจากหลักความน่าจะเป็นอะโพสเทอริออร์สูงสุด (Maximum A Posteriori Probability, MAP) [107] รวมถึงความสัมพันธ์ระหว่างอีควอลไลเซอร์แบบเบย์ กับ FLE (ซึ่งพัฒนามาจากอีควอลไลเซอร์แบบเบย์) จากนั้นจะทบทวนงานวิจัยต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับ FLE รวมถึงการนำ FLE ไปใช้ในการอีควอลไลซ์ช่องสัญญาณการสื่อสาร

พิจารณาระบบการสื่อสารดิจิทัลที่ช่องสัญญาณได้รับผลกระทบจากการแทรกสอดระหว่างสัญลักษณ์ทั้งแบบเชิงเส้นและไม่เชิงเส้น (Linear/Nonlinear inter-symbol interference, ISI) ทางภาครับเมื่อใช้อีควอลไลเซอร์เชิงเส้นแบบปรับตัว (Linear Adaptive Equalizer, LAE) [108-109] ในการอีควอลไลซ์ช่องสัญญาณ (รูปที่ 4.1) พบว่า LAE ให้ประสิทธิภาพดีสำหรับช่องสัญญาณเชิงเส้นแต่ประสิทธิภาพจะลดลงในกรณีช่องสัญญาณไม่เชิงเส้น [110-113] ดังนั้น LAE จึงถูกปรับปรุงโดยการป้อนกลับข้อมูลเอาต์พุตที่ได้ถูกประมาณค่าไปปรับค่าพารามิเตอร์ของตัวกรอง เรียกว่า อีควอลไลเซอร์ปรับตัวแบบป้อนกลับการตัดสินใจ (Adaptive Decision Feedback Equalizer, ADFE) [114] (รูปที่ 4.2) อย่างไรก็ตามลักษณะของ ADFE ยังคงมีลักษณะเป็นแบบตัวกรองเชิงเส้น นอกจากนี้หากเอาต์พุตที่ถูกประมาณค่าผิดพลาด จะเกิดการแพร่ค่าผิดพลาด (Error propagation) นั้นไปยังตัวกรอง ซึ่งเป็นปัญหาหลักของ ADFE



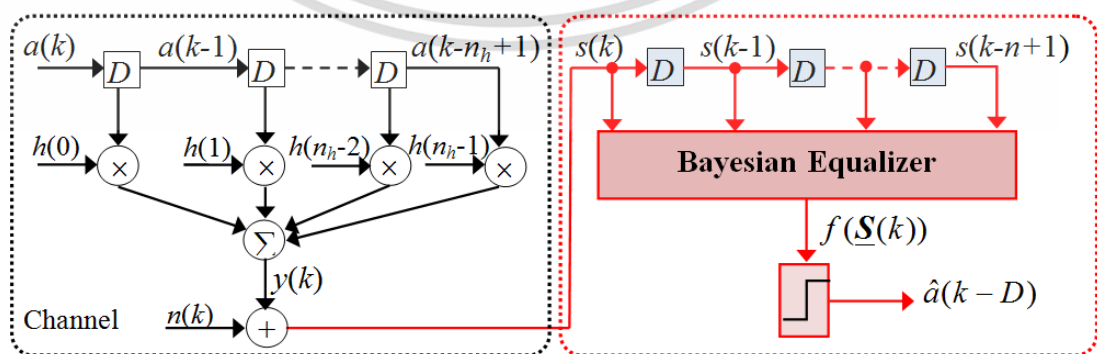
รูปที่ 4.1 อีควอลไลเซอร์เชิงเส้นแบบปรับตัวที่ปรับค่าพารามิเตอร์ด้วยอัลกอริทึมปรับตัว สำหรับช่องสัญญาณไม่เชิงเส้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.2 อีควอลไลเซอร์เชิงเส้นแบบปรับตัวที่เพิ่มการป้อนกลับการตัดสินใจ (ADFE)

ต่อมาการตรวจหาลำดับแบบควรจะเป็นสูงสุด (Maximum Likelihood Sequence Detection, MLSD) ด้วยอัลกอริทึมวิเทอร์บี (Viterbi Algorithm) [115-116] ได้ถูกนำมาใช้ในการอีควอลไลซ์ช่องสัญญาณ พบว่าวงจรตรวจหาวิเทอร์บี (Viterbi Detector, VD) มีสมรรถภาพในการทำงานดีที่สุดในภายใต้เงื่อนไขที่สัญญาณรบกวนด้านเข้าของ VD เป็นแบบสัญญาณรบกวนเกาส์สีขาวแบบบวก (Additive white Gaussian noise, AWGN) [117] แต่ความซับซ้อนของ VD จะเพิ่มขึ้นตามความยาวของ ISI นอกจากนี้กระบวนการ MLSD จำเป็นต้องทราบข้อมูลข่าวสารของช่องสัญญาณล่วงหน้า เช่น จำนวนแท็บของผลตอบสนองอิมพัลส์จำกัด (Finite Impulse Response, FIR) พารามิเตอร์ของช่องสัญญาณ เป็นต้น ซึ่งในทางปฏิบัติที่ภาครับไม่มีข้อมูลดังกล่าว ดังนั้นจึงต้องเพิ่มตัวประมาณช่องสัญญาณ (Channel estimator) [118] เพื่อหาค่าสเกลาร์สถานะช่องสัญญาณ (Scalar channel states) ในการนำไปสร้างเมตริกสาขาของ VD เพื่อแก้ปัญหาคความซับซ้อนของ VD การตรวจหาโดยการตัดสินใจแบบสัญลักษณ์ (Symbol-based decision detection) ด้วยอีควอลไลเซอร์แบบเบย์ [107] จึงถูกนำมาใช้สำหรับการประมวลผลสัญญาณไม่เชิงเส้น โครงสร้างของอีควอลไลเซอร์แบบเบย์แสดงดังรูปที่ 4.3 ซึ่งให้ค่าเอาต์พุตด้วยฟังก์ชันการตัดสินใจที่เหมาะสมที่สุด (Optimal decision function)  $f_{opt}(s(k))$  ที่หาจากทฤษฎีความน่าจะเป็นของเบย์ (Baye's probability theory) [119] ดังนี้



รูปที่ 4.3 ช่องสัญญาณการสื่อสารและอีควอลไลเซอร์แบบเบย์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$f_{opt}(\mathbf{S}(k)) = \sum_{i=1}^{N_s^+} (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{S}(k) - \mathbf{c}_i^+\|^2}{2\sigma^2}\right) - \sum_{i=1}^{N_s^-} (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{S}(k) - \mathbf{c}_i^-\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4.1)$$

เมื่อ  $\mathbf{S}(k)$  คือ เวกเตอร์อินพุตของอิกวอลเซอร์,  $\sigma^2$  คือ ความแปรปรวนของสัญญาณรบกวน,  $n$  คือ จำนวนอินพุตของอิกวอลเซอร์,  $N_s^+$  และ  $N_s^-$  คือ จำนวนสถานะช่องสัญญาณค่าบวกและค่าลบ ตามลำดับ และ  $\mathbf{c}_i^+ \in \mathbb{R}^m$  และ  $\mathbf{c}_i^- \in \mathbb{R}^m$  คือ ค่าสถานะช่องสัญญาณค่าบวกและลบ ตามลำดับ

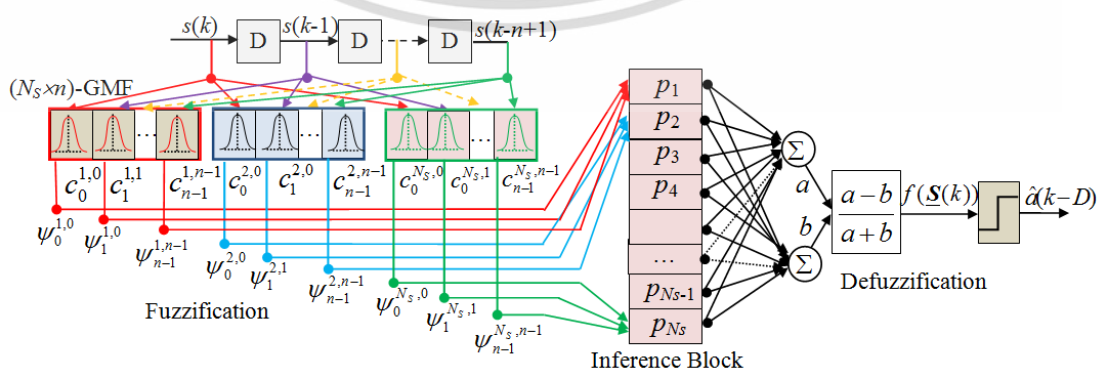
ในการส่งข้อมูลแบบไบนารี การพิจารณาเฉพาะเครื่องหมายของเอาต์พุตก็เพียงพอต่อการถอดรหัส ดังนั้นพจน์  $(2\pi\sigma^2)^{-n/2}$  สามารถตัดทิ้งได้ และ (4.1) จะเขียนใหม่ได้ดังนี้

$$f(\mathbf{S}(k)) = \sum_{i=1}^{N_s} p_i \exp\left(-\frac{\|\mathbf{S}(k) - \mathbf{c}_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4.2)$$

เมื่อ  $N_s$  คือ จำนวนสถานะช่องสัญญาณ และ  $p_i$  คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่สอดคล้องกับค่าเฉลี่ยของฟังก์ชันเกาส์เซียน  $\mathbf{c}_i$  โดยที่  $p_i = 1$  เมื่อ  $\mathbf{c}_i \in N_s^+$  และ  $p_i = -1$  เมื่อ  $\mathbf{c}_i \in N_s^-$  จะเห็นว่าแต่ละสถานะที่  $i$  ประกอบด้วย  $n$  องค์ประกอบ นั่นคือ  $\mathbf{c}_i = [c_{i0}, c_{i1}, \dots, c_{i(n-1)}]^T \in \mathbb{R}^n$  เมื่อเปลี่ยนค่าประจำแบบกำลังสอง (Squared norm) ที่อยู่ในรูปผลบวกให้เป็นผลคูณ (4.2) จะเขียนใหม่ได้ดังนี้

$$f(\mathbf{S}(k)) = \sum_{i=1}^{N_s} p_i \left\{ \prod_{l=0}^{n-1} \exp\left(-\frac{\|s(k-l) - c_{il}\|^2}{2\sigma^2}\right) \right\} \quad (4.3)$$

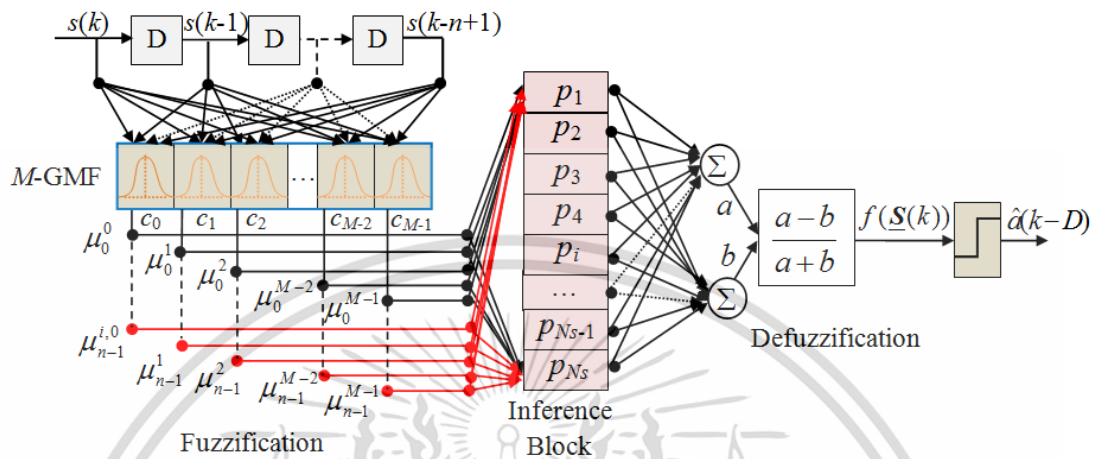
เมื่อ  $c_{il}$  คือองค์ประกอบที่  $l+1$  ของเวกเตอร์สถานะช่องสัญญาณ  $\mathbf{c}_i$  ที่สอดคล้องกับลำดับที่  $l+1$  ของเวกเตอร์อินพุต  $\mathbf{S}(k)$  จะเห็นว่า (4.3) เหมือนกับเอาต์พุตของเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน (Radial basis function, RBF) [120] ดังนั้น RBF (รูปที่ 4.4) จึงถูกนำมาประมาณอิกวอลเซอร์แบบเบย์



รูปที่ 4.4 โครงสร้างของอิกวอลเซอร์แบบเบย์ที่สร้างจากเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน (RBF)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานภายในเท่านั้น เมื่ออยู่ภายใต้เงื่อนไขการใช้งาน  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นอกจากนี้ ในงานของ [121] ได้เสนออีควอไลเซอร์แบบเบย์ที่นอร์แมลไลซ์และใช้ค่าสเกลาร์ของสถานะช่องสัญญาณ (Normalized Bayesian equalizer with Scalar Channel State, NBEST) ซึ่งมีโครงสร้างแสดงดังรูปที่ 4.5



รูปที่ 4.5 โครงสร้างของอีควอไลเซอร์แบบ NBEST

อีควอไลเซอร์แบบเบย์ที่ประมาณด้วย NBEST มีฟังก์ชันการตัดสินใจแสดงได้ดังนี้

$$f(\mathbf{S}(k)) = \frac{\sum_{i=1}^{N_s} p_i \left\{ \prod_{l=0}^{n-1} \exp \left( \frac{-\|s(k-l) - c_{il}\|^2}{2\sigma^2} \right) \right\}}{\sum_{i=1}^{N_s} \left\{ \prod_{l=0}^{n-1} \exp \left( \frac{-\|s(k-l) - c_{il}\|^2}{2\sigma^2} \right) \right\}} \quad (4.4)$$

เมื่อวิเคราะห์ฟังก์ชันการตัดสินใจของ FLE แบบ NBEST (4.4) จะเห็นว่าอีควอไลเซอร์นี้ประกอบด้วยสถานะช่องสัญญาณจำนวน  $N_s$  โดยแต่ละสถานะมีมิติ  $n$  ซึ่งจำนวน สเกลาร์สถานะช่องสัญญาณ  $M = 2^{N_s}$  จะถูกนำมาใช้เป็นค่าเฉลี่ยของฟังก์ชันเกาส์เซียน  $c_{il}$  สำหรับแต่ละองค์ประกอบ  $n$  ของแต่ละสถานะช่องสัญญาณ ดังนั้น (4.4) จึงเขียนให้อยู่ในรูปดังนี้

$$f(\mathbf{S}(k)) = \frac{\sum_{i=1}^{N_s} p_i \left\{ \prod_{l=0}^{n-1} \phi_l^{ij} \right\}}{\sum_{i=1}^{N_s} \left\{ \prod_{l=0}^{n-1} \phi_l^{ij} \right\}} \quad (4.5)$$

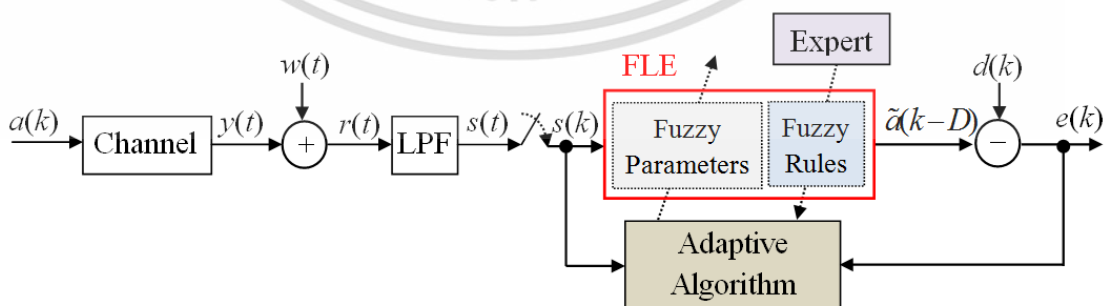
เมื่อ  $\phi_l^{ij}$  คือเบซิสฟังก์ชัน แสดงได้ดังนี้  
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\phi_l^{ij} = \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{s(k-l) - c_l^{ij}}{\sigma} \right)^2 \right] \quad (4.6)$$

และ  $c_l^{ij}$  คือค่าเฉลี่ยที่สอดคล้องกับค่าสเกลาร์สถานะช่องสัญญาณตัวที่  $j+1$  สำหรับอินพุตตัวที่  $l+1$  ของ  $\mathbf{S}(k)$  ซึ่ง  $0 < l \leq (n-1)$  และ  $0 \leq j \leq (M-1)$  ส่วน  $i$  คือ สถานะช่องสัญญาณซึ่ง  $1 \leq i \leq N_s$

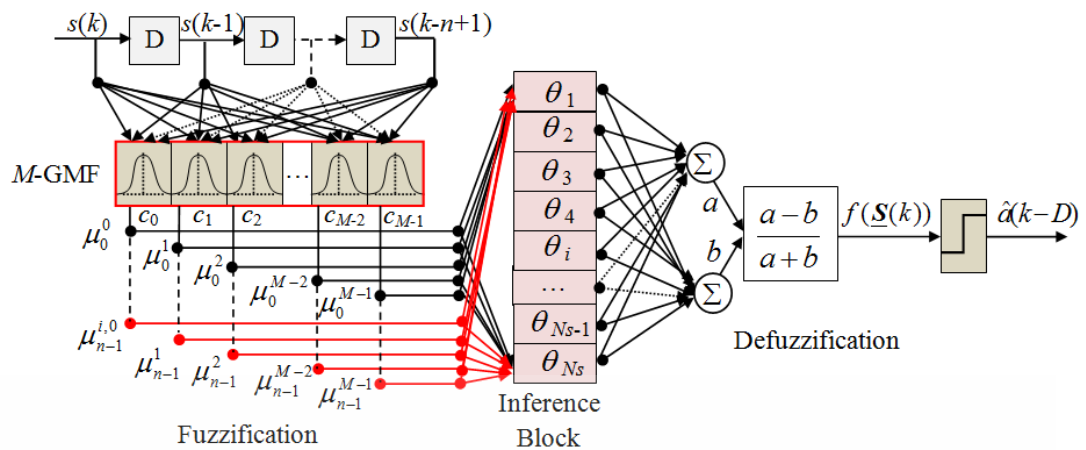
ฟัซซีลอจิกอัลกอริทึม (Fuzzy Logic Algorithm, FLA) [122] มีความโดดเด่นและแตกต่างจากวิธีอื่น ๆ ที่อาศัยการประมวลผลสัญญาณจากข้อมูลเชิงตัวเลข (Numerical information) เท่านั้น แต่ FLA จะประมวลผลสัญญาณโดยใช้ทั้งข้อมูลเชิงตัวเลขและข้อมูลเชิงภาษา (Linguistic information) หรือพจน์ฟัซซี (Fuzzy term) ผ่านกฎการควบคุมหรือกฎการตัดสินใจ เรียกว่า กฎฟัซซี (Fuzzy rules) ซึ่ง FLA ประสบความสำเร็จมากในการแก้ปัญหาต่างๆ ทางด้านวิศวกรรมโดยเฉพาะปัญหาที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกลักษณะ (Classification) [123-125] ซึ่งการอิควอไลซ์ช่องสัญญาณอาจพิจารณาได้ว่าเป็นปัญหาการจำแนกข้อมูลหนึ่ง ดังนั้น FLA จึงถูกนำมาสร้างเป็น FLE (รูปที่ 4.6) ที่ประกอบด้วยกฎฟัซซีจำนวนมากที่อยู่ในรูปแบบ IF...THEN... ของข้อตั้งหรือส่วนเหตุ (Antecedent part) และ ข้อตามหรือส่วนผล (Consequent part) ซึ่งถูกสร้างขึ้นโดยอาศัยประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญ (Expert) ผ่านการสังเกตความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณอินพุตและเอาต์พุต ส่วนพารามิเตอร์ของ FLE จะถูกปรับค่าด้วยอัลกอริทึมแบบปรับตัว (Adaptive algorithm) เพื่อให้ได้ฟังก์ชันการตัดสินใจที่เหมาะสมที่สุด

สำหรับการนำ FLE มาประมาณอิควอไลเซอร์แบบเบย์นั้น FLE ที่มีลักษณะแบบตัวกรองปรับตัว (Fuzzy Adaptive Filter, FAF) ถูกเสนอขึ้นครั้งแรกในงานวิจัยของ Wang และ Mendel (1993) [126] (ขณะที่ทฤษฎีฟัซซีเซตถูกเสนอขึ้นในปี 1965 โดย Lotfi A. Zadeh) โดยที่ FAF มีโครงสร้างแสดงดังรูปที่ 4.7 ซึ่งเป็นอิควอไลเซอร์อันดับที่  $n$  ตามความยาวของเวกเตอร์อินพุตของอิควอไลเซอร์  $\mathbf{S}(k) = [s(k), \dots, s(k-n+1)]^T$  ประกอบด้วย 3 ส่วนหลัก คือ การฟัซซีฟิเคชัน (Fuzzification) การอนุมานกฎ (Inference rules) และ การดีฟัซซีฟิเคชัน (Defuzzification)



รูปที่ 4.6 ช่องสัญญาณการสื่อสารและฟัซซีลอจิกอิควอไลเซอร์ (FLE)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.7 โครงสร้างของ FLE แบบ Fuzzy Adaptive Filter (FAF)

ฟังก์ชันการตัดสิน,  $f_k(\mathbf{S}(k))$ , ของ FAF แสดงได้ดังนี้

$$f_k(\mathbf{S}(k)) = \frac{\sum_{i=1}^{N_c} \theta_i \left\{ \prod_{l=0}^{n-1} \psi_l^{ij} \right\}}{\sum_{i=1}^{N_c} \left\{ \prod_{l=0}^{n-1} \psi_l^{ij} \right\}} \quad (4.7)$$

เมื่อ  $\psi_l^{ij}$  คือ ฟังก์ชันสมาชิกภาพ (Membership function) ซึ่งเทียบเท่ากับ  $\phi_l^{ij}$  (4.6) ซึ่งใช้ค่าสเกลาร์ของสถานะช่องสัญญาณแทนค่าเฉลี่ยของฟังก์ชัน  $c_l^{ij}$  ที่สอดคล้องกับฟังก์ชันสมาชิกภาพตัวที่  $j+1$  และอินพุตตัวที่  $l+1$  ส่วน  $\theta_i$  คือพารามิเตอร์อิสระ (Free parameters) ที่จะถูกปรับค่าระหว่างกระบวนการฝึกสอน ในที่นี้  $N_c = M^n$  คือ จำนวนชุดผสมที่เป็นไปได้ของฟังก์ชันสมาชิกภาพของอินพุตแต่ละตัว นอกจากนี้ฟังก์ชันการตัดสิน (4.5) เขียนให้อยู่ในรูปของผลรวมเชิงเส้นแบบถ่วงน้ำหนักของฟังก์ชันเบซีสฟังก์ชัน (Fuzzy basis function, FBF) [128-129] ได้ดังนี้

$$f_{\text{fbf}}(\mathbf{S}(k)) = \frac{\prod_{l=0}^{n-1} \psi_l^j}{\sum_{i=1}^{N_c} \left\{ \prod_{l=0}^{n-1} \psi_l^j \right\}} \quad (4.8)$$

จะเห็นว่า FBF ใช้การฟัซซิฟิเคชันเชิงเดี่ยว (Singleton fuzzification) ด้วยการอนุมานกฎแบบผลคูณ (Product inference) และใช้การดีฟัซซิฟิเคชัน (Defuzzification) แบบวิธีจุดศูนย์กลาง (Center of Gravity, CoG)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประสิทธิภาพของ FLE แบบ FAF ที่มีฟังก์ชันการตัดสินใจ (4.7) ได้ถูกปรับปรุงโดยลดความซับซ้อนของ FLE ลงด้วยการเปลี่ยนการอนุมานกฎแบบผลคูณของเอาต์พุตของแต่ละกฎใน  $N_S$  ให้เป็นการอนุมานแบบค่าต่ำสุด (Minimum Inference) [129] เนื่องจากเอาต์พุตของฟังก์ชันสมาชิกภาพแบบเกาส์เซียนของแต่ละอินพุตซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง  $0 < \phi_l^j \leq 1$  ดังนั้นผลคูณของเอาต์พุตจะมีค่าต่ำกว่าค่าเอาต์พุตที่มีค่าน้อยที่สุด ดังนั้นการเปรียบเทียบค่าต่ำสุดระหว่างเอาต์พุตของฟังก์ชันสมาชิกภาพของแต่ละอินพุตหรือการอนุมานแบบค่าต่ำสุดจึงถูกนำมาใช้แทนที่การประมาณค่าการอนุมานแบบผลคูณ ทำให้ลดการใช้จำนวนตัวกระทำทางคณิตศาสตร์แบบคูณลง ซึ่งเหมาะสมในการนำไปใช้งานจริง รวมถึงการสร้างฮาร์ดแวร์ ฟังก์ชันการตัดสินใจของ FLE แบบ FAF (4.7) เขียนใหม่ได้เป็น

$$f_k(\mathbf{S}(k)) = \frac{\sum_{i=1}^{N_S} p_i \left\{ \min_{l=0}^{n-1} \phi_l^{ij} \right\}}{\sum_{i=1}^{N_S} \left\{ \min_{l=0}^{n-1} \phi_l^{ij} \right\}} \quad (4.9)$$

ในที่นี้  $\min_{l=0}^{n-1}$  จะเลือกค่าเอาต์พุตที่มีค่าต่ำที่สุดของฟังก์ชันสมาชิกภาพระหว่างอินพุต  $n$  ตัว

เมื่อพิจารณากฎที่มีระยะทางแบบยุคลิดระหว่างเวกเตอร์อินพุตของอิกวอลไฮเซอร์และค่าเฉลี่ยของฟังก์ชันสมาชิกภาพน้อยที่สุดจะให้เอาต์พุตที่มีค่ามากที่สุด ส่วนกฎอื่นๆ จะให้เอาต์พุตที่มีค่าน้อยกว่า ดังนั้น [129] ได้เปลี่ยนการดีฟัซซิฟิเคชันแบบ CoG ซึ่งอยู่ในรูปของผลรวมเชิงเส้นที่มีค่าถ่วงน้ำหนักคือ  $p_i = \pm 1$  ตาม (4.5) ของ NBEST และ (4.7) ของ FAF เป็นการดีฟัซซิฟิเคชันแบบค่าสูงสุด (Maximum defuzzification) ดังนั้นฟังก์ชันการตัดสินใจที่ใช้การดีฟัซซิฟิเคชันแบบค่าสูงสุด ร่วมกับการอนุมานกฎแบบผลคูณ (Prod-Max Inference) และ ร่วมกับการอนุมานกฎแบบค่าต่ำสุด (Prod-Min Inference) แสดงได้ดังนี้

$$f(\mathbf{S}(k)) = \frac{p_{\max} \max_{i=1}^{N_S} \left\{ \prod_{l=0}^{n-1} \phi_l^{ij} \right\}}{\max_{i=1}^{N_S} \left\{ \prod_{l=0}^{n-1} \phi_l^{ij} \right\}} \quad (4.10)$$

$$f(\mathbf{S}(k)) = \frac{p_{\max} \max_{i=1}^{N_S} \left\{ \min_{l=0}^{n-1} \phi_l^{ij} \right\}}{\max_{i=1}^{N_S} \left\{ \min_{l=0}^{n-1} \phi_l^{ij} \right\}} \quad (4.11)$$

ตามลำดับ

ในที่นี้  $\max_{i=1}^{N_S}$  สอดคล้องกับค่าที่มากที่สุดจากการอนุมานแบบผลคูณหรือแบบค่าต่ำสุด

และ  $p_{\max}$  คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่สอดคล้องกับกฎที่ให้ค่าอนุมานมากที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับ FLE สำหรับช่องสัญญาณการสื่อสารต่างๆ รวมถึงข้อดีและข้อเสียของ FLE แต่ละแบบแสดงในตาราง 4.1

ตารางที่ 4.1 สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับพีซีแอลจิกอิควอไลเซอร์สำหรับการอิควอไลซ์ช่องสัญญาณต่างๆ

อ้างอิง	ประเภทของ FLE	ช่องสัญญาณ	ข้อดี	ข้อเสีย
[126], [130- 131]	RLS-FLE และ LMS-FLE	Nonlinear channel	ให้สมรรถนะ BER ใกล้เคียงกับอิควอไลเซอร์ที่เหมาะสมที่สุด	มีความซับซ้อนในการคำนวณสูง และ ต้อง ท ราบ ข้อมูล ของ ช่องสัญญาณ
[120], [129]	Bayesian (RBF) equalizer	Nonlinear channel	ให้ฟังก์ชันการตัดสินใจที่เหมาะสมที่สุดแบบเบย์	มีความซับซ้อนในการคำนวณสูง และ ต้อง ท ราบ ข้อมูล ของ ช่องสัญญาณ
[132]	CFAE	QAM	ประมวลผลสัญญาณ ค่าเชิงซ้อน	ไม่รับประกันการลู่เข้าสู่ผลเฉลยที่เหมาะสมที่สุด
[129]	FLE-NBEST	Nonlinear channel with co-channel	ให้ฟังก์ชันการตัดสินใจใกล้เคียงกับอิควอไลเซอร์ที่เหมาะสมที่สุด	ต้องใช้พารามิเตอร์ค่าเริ่มต้นที่เหมาะสม เพื่อลู่เข้าของผลเฉลยที่เหมาะสมที่สุด
[129]	FLE-FAF	interference		เกิดการตัดสินใจที่ไม่จำเป็น
[128]	FLE-PLMF	Nonlinear channel	นำไปใช้งานได้จริงร่วมกับเทคโนโลยี VLSI และมีความซับซ้อนในการคำนวณต่ำ	ประสิทธิภาพต่ำกว่า FLE ที่ใช้ฟังก์ชันสมาชิกภาพแบบเกาส์
[133]	Type-2 FAE	Nonlinear time varying channel	ให้ฟังก์ชันการตัดสินใจไม่เป็นเชิงเส้นที่แม่นยำเท่ากับอิควอไลเซอร์แบบเบย์	ใช้จำนวนชุดข้อมูลในการฝึกสอนจำนวนมาก
[134]	RLS-PLFE	Time variant channel with ISI and AWGN	นำไปใช้งานได้จริงร่วมกับเทคโนโลยี VLSI ความซับซ้อนในการคำนวณต่ำ	ประสิทธิภาพต่ำกว่าพีซีแอลจิกอิควอไลเซอร์ที่ใช้ฟังก์ชันสมาชิกภาพแบบเกาส์เซียน
[135]	2-D fuzzy LMS filter	Mobile channels	ใช้ได้กับช่องสัญญาณที่เปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว	มีความซับซ้อนในการคำนวณสูงกว่า FLE แบบหนึ่งมิติ
[136]	FLE	Power line communication channels	กำจัด Impulsive noise ได้ดีเหมาะกับการใช้ใน LAN	-
[137]	EKF-FLE	Optical communication channels	กำจัด Impulsive noise ได้ดี ให้ประสิทธิภาพดีกว่า LMF-FLE และ RLS-FLE	-
[138]	INF-FLE			

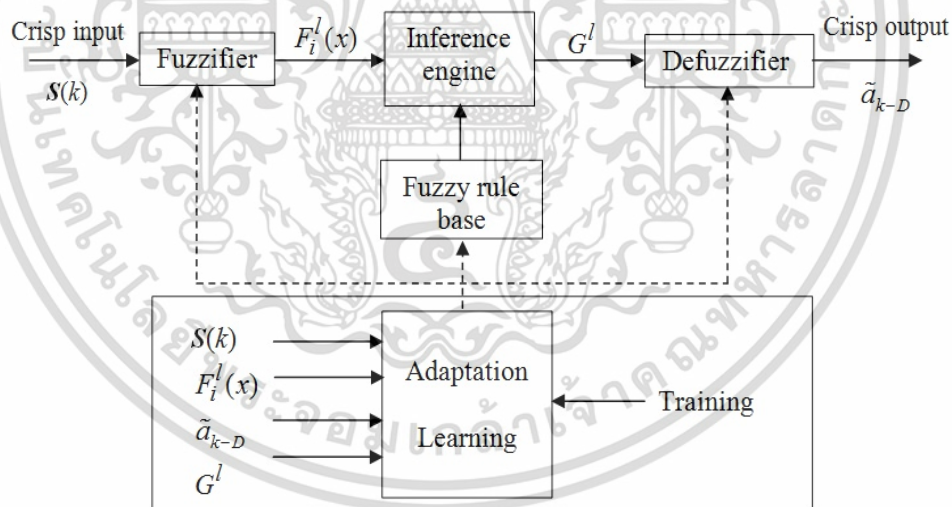
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 4.2 ฟัชซีลอจิกอีควอลไลเซอร์ที่นำเสนอ

### (The proposed fuzzy logic equalizer, FLE)

#### 4.2.1 ระบบฟัชซีลอจิก (Fuzzy logic system)

ระบบฟัชซี (Fuzzy logic system) เป็นระบบด้านคอมพิวเตอร์ที่ทำงานโดยอาศัยทฤษฎีฟัชซีลอจิกหรือตรรกศาสตร์คลุมเครือ (Fuzzy logic) ที่คิดค้นด้วย L.A. Zadeh (ค.ศ. 1965) [122] ซึ่งมีหลักการว่าทุกสิ่งบนโลกแห่งความเป็นจริงไม่ใช่มีเฉพาะสิ่งที่มีความแน่นอนเท่านั้น แต่อาจเกิดขึ้นอย่างไม่เที่ยง (Inexact) และไม่แน่นอน (Uncertain) หรือกล่าวได้ว่าเป็นสิ่งที่คลุมเครือ (Fuzzy) ซึ่งเป็นลักษณะทางธรรมชาติที่เกิดขึ้นทั่วไป ฟัชซีลอจิกเป็นเครื่องมือที่ช่วยในการตัดสินใจภายใต้ความไม่แน่นอนของข้อมูลโดยยอมให้มีความยืดหยุ่นได้ จัดเป็นตรรกะหลายระดับที่ไม่ใช่มีเพียงค่าใดค่าหนึ่ง แต่ฟัชซีลอจิกจะใช้การกำหนดระดับความเป็นสมาชิก โดยใช้ค่าตัวเลขตั้งแต่ศูนย์ถึงหนึ่ง ฟัชซีลอจิกประมวลผลโดยใช้กฎที่กำหนดหรือนิยามขึ้นจากผู้สร้างระบบหรือผู้เชี่ยวชาญ ทำให้เกิดความสะดวกในการปรับแต่งระบบเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพ ระบบฟัชซีลอจิก (รูปที่ 4.8) ประกอบด้วยองค์ประกอบหลัก 3 ส่วน คือ การฟัชซีฟิเคชัน (Fuzzification) ระบบการอนุมานกฎ (Fuzzy Inference System, FIS) และการดีฟัชซีฟิเคชัน (Defuzzification)



รูปที่ 4.8 ระบบฟัชซีลอจิก

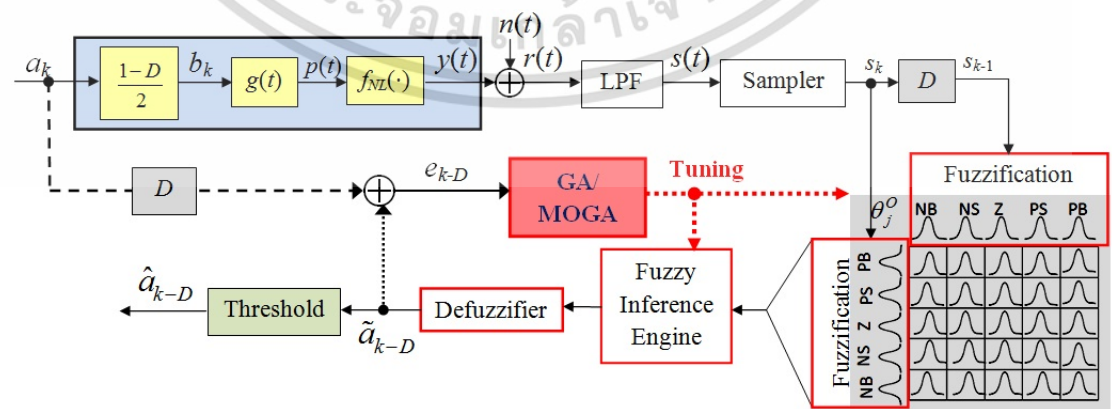
โดยทั่วไปขั้นตอนแรกในการออกแบบระบบฟัชซีลอจิก คือ การสร้างฟังก์ชันสมาชิกภาพ (Membership Function, MF) รวมถึงเลือกชนิดของ MF และจำนวน MF ที่เหมาะสมสำหรับตัวแปรอินพุต-เอาต์พุตที่ครอบคลุมโดเมนของอินพุต-เอาต์พุต (Universe of Discourse, UOD) โดย MF จะใช้ในการแปลงค่าคริปส์อินพุต (Crisp input) หรือค่าอินพุตที่เป็นค่าที่ชัดเจนให้เป็นค่าฟัชซีอินพุต (Fuzzy input) ในกระบวนการฟัชซีฟิเคชันและใช้แปลงกลับค่าฟัชซีเอาต์พุต (Fuzzy output) เป็นค่าคริปส์เอาต์พุต (Crisp output) ในกระบวนการดีฟัชซีฟิเคชัน

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

output) ให้เป็นค่าคริปส์เอาต์พุต (Crisp output) ในกระบวนการดีฟัซซีฟิเคชัน MF ที่นิยมใช้ได้แก่ ฟังก์ชันสมาชิกภาพแบบสามเหลี่ยม (Triangular MF, TMF) ฟังก์ชันสมาชิกภาพแบบสี่เหลี่ยมคางหมู (Trapezoidal MF, TrMF) และ ฟังก์ชันสมาชิกภาพแบบเกาส์ (Gaussian MF, GMF) ค่าฟัซซีอินพุตและเอาต์พุตจะแสดงด้วยค่าความเป็นสมาชิกภาพ (Degree of MF),  $\mu \in [0,1]$ , ในขั้นตอนที่ 2 ตัวแปรฟัซซีอินพุตที่ถูกแปลงค่าแล้วจะถูกส่งไปเป็นตัวแปรฟัซซีเอาต์พุตโดยผ่านการอนุมานด้วยกฎของฟัซซีที่มีรูปแบบ IF..THEN... ของส่วนข้อตั้ง (Antecedent) และส่วนข้อตาม (Consequent) ตามลำดับ ซึ่งส่วนนี้เปรียบเสมือนฟังก์ชันการแปลงเช่นเดียวกับหน่วยประมวลผลที่ไม่เป็นเชิงเส้นของโหนดในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาท และในขั้นตอนสุดท้ายจะแปลงกลับค่าฟัซซีเอาต์พุตเป็นค่าคริปส์เอาต์พุตในกระบวนการดีฟัซซีฟิเคชันโดยใช้วิธีค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักฟัซซี (Fuzzy Weight Average, FWA) [139] เมื่อใช้ระบบการอนุมานกฎฟัซซีแบบ Mamdani (Mamdani fuzzy inference system, M-FIS) [140] หรือ วิธีจุดศูนย์ถ่วง (CoG) [141] เมื่อใช้การอนุมานกฎฟัซซีแบบ Takagi-Sugeno (Takagi-Sugeno FIS, TS-FIS) [142]

4.2.2 ฟัซซีลอจิกอีควอลไลเซอร์ (Fuzzy logic equalizer, FLE)

สำหรับฟัซซีลอจิกอีควอลไลเซอร์ (FLE) (รูปที่ 4.9) ที่ใช้หลักการของ FLS ตัว Fuzzifier จะทำหน้าที่แปลงค่าคริปส์อินพุตของสัญญาณอ่านกลับที่ภาครับ  $s(k)$  ไปเป็นค่าฟัซซี  $\mu(s(k))$  (4.12) ตามกระบวนการฟัซซีฟิเคชัน โดย  $\mathbf{S}(k) = [s(k), s(k-1), \dots, s(k-N)]^T$  คือ คอลัมน์เวกเตอร์อินพุตค่าจริงของสัญญาณอ่านกลับที่ช่วงเวลาขนาด  $N+1$ ,  $s(k) \in \text{UOD}$  โดยที่  $\text{UOD} \equiv [C_1^-, C_1^+] \times [C_2^-, C_2^+] \times \dots \times [C_{N+1}^-, C_{N+1}^+] \subset \mathbf{R}^{N+1}$  เมื่อ  $C_i^-$  และ  $C_i^+$  เป็นขอบล่างและบนของตัวแปรอินพุต  $i$  ในการออกแบบ FLE จำนวนฟังก์ชันสมาชิกภาพแบบเกาส์เซียน (GMF) ของตัวแปรอินพุตตัวที่  $i$  ( $M_i$ ) แต่ละตัวจะเขียนแทนด้วยตัวแปรภาษา  $F_i^l$  เมื่อ  $l=1,2,\dots,M_i$  ได้แก่ NB (Negative big), NS (Negative small), ..., Z (Zero), PS (Positive small) และ PB (Positive big)



รูปที่ 4.9 ช่องสัญญาณโวลเทราและฟัซซีลอจิกอีควอลไลเซอร์ที่ปรับให้เหมาะสมที่สุดด้วย GA/MOGA เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\mu_{F_i^l}(s(k-i+1)) = \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{s(k-i+1) - c_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right] \quad (4.12)$$

เมื่อ  $c_i^l$  คือค่าเฉลี่ย และ  $\sigma_i^l$  คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของ GMF

ในขั้นตอนการอนุมานกฎฟัซซีจะใช้การอนุมานกฎฟัซซีแบบ M-FIS เพราะมีความซับซ้อนในการประมวลผลน้อยกว่าแบบ TSK-FIS [143] กฎของฟัซซีทั้งหมดจะถูกสร้างขึ้นตามรูปแบบของตัวอย่างกฎที่  $j$  ดังนี้

$$R^j : \text{IF } s_k \text{ is } F_1^l \text{ and } s_{k-1} \text{ is } F_2^l \text{ and } \dots \text{ and } s_{k-N} \text{ is } F_{N+1}^l, \text{ THEN } \tilde{a}_{k-D,j} \text{ is } G_j^o$$

เมื่อ  $j = 1, 2, \dots, \prod_{i=1}^{N+1} M_i$  และ  $\tilde{a}_{k-D} \in R$ ,  $G_j^o$  คือ ตัวแปรภาษาตัวที่  $O$  ของตัวแปรเอาต์พุต  $j$

เมื่อ  $O = 1, 2, \dots, M_O$  โดยที่  $M_O \leq \prod_{i=1}^{N+1} M_i$

ในขั้นตอนการดีฟัซซีฟิเคชัน ฟังก์ชันการตัดสินของ FLE,  $f_k(\mathbf{S}(k))$  ภายใต้กฎฟัซซีทั้งหมด  $\prod_{i=1}^{N+1} M_i$  กฎ ด้วยวิธีเฉลี่ยแบบถ่วงน้ำหนัก แสดงได้ดังนี้

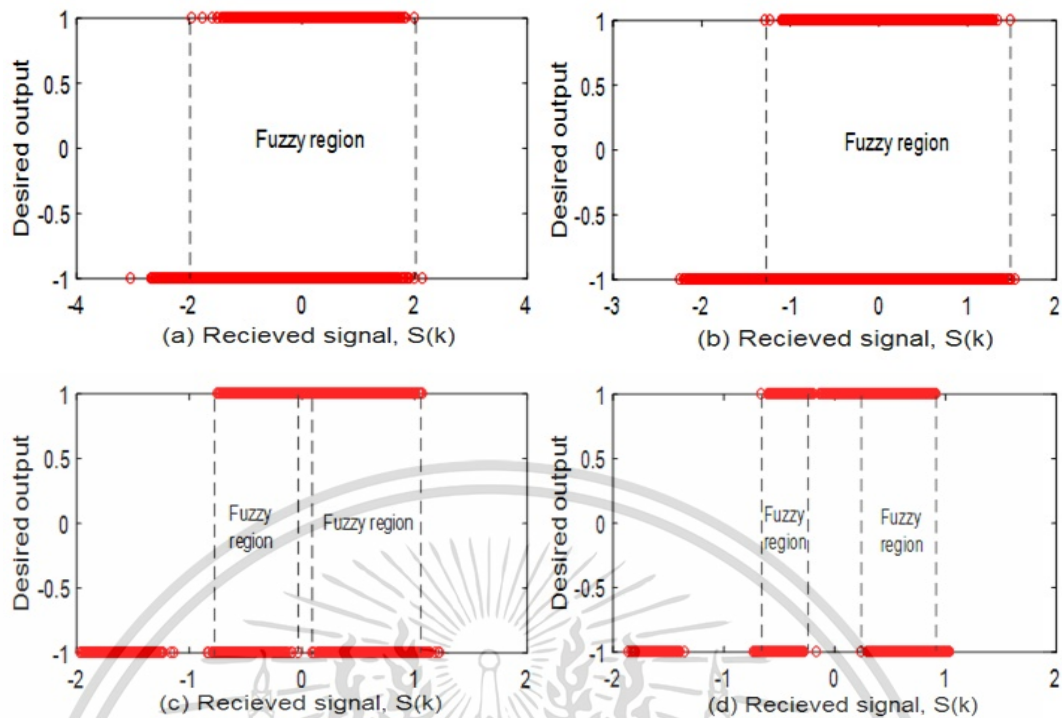
$$f_k(\mathbf{S}(k)) = \frac{\sum_{j=1}^{\prod_{i=1}^{N+1} M_i} \theta_j^o \left( \prod_{i=1}^{N+1} \mu_{F_i^l}(s_{k-i+1}) \right)}{\sum_{j=1}^{\prod_{i=1}^{N+1} M_i} \left( \prod_{i=1}^{N+1} \mu_{F_i^l}(s_{k-i+1}) \right)}, \quad (4.13)$$

เมื่อ  $\theta_j^o$  คือพารามิเตอร์อิสระในที่นี้คือค่าเฉลี่ยของ GMF ( $G_j^o$ ) ณ จุดที่ค่าความเป็นสมาชิกภาพ  $\mu_{G_j^o}$  มีค่าสูงสุดและแปรค่าในช่วง  $[-1, 1]$  จาก (4.13) จะเห็นว่า  $f_k(\mathbf{S}(k))$  มีความเหมาะสมเนื่องจากส่วนมีค่าไม่เป็นศูนย์เพราะ GMF มีค่ามากกว่าศูนย์ สำหรับ  $\mathbf{S}(k) \in \text{UOD}$

โดยทั่วไปการกำหนดช่วงของ UOD มีความสำคัญเพราะจะส่งผลกระทบต่อค่าเอาต์พุตของ FLE ในที่นี้ช่วงของ UOD ที่เหมาะสมหาได้จากการทดลองพล็อตกราฟระหว่างข้อมูลอินพุต-เอาต์พุต ( $\mathbf{S}_k, \hat{a}_{k-D}$ ) ที่ระดับ SNR ต่างๆ ของช่องสัญญาณโวลเทรา ซึ่งแสดงดังรูปที่ 4.10 จะเห็นว่าเอาต์พุตของช่องสัญญาณมีความคลุมเครือ นั่นคือค่าเป็นบวกหรือลบได้แม้ว่าสัญญาณอินพุตจะเป็นค่าบวกหรือค่าลบก็ตาม ซึ่งความคลุมเครือนี้จะเพิ่มมากขึ้นที่ระดับ SNR ต่ำๆ ดังนั้นจึงกำหนดให้ UOD จะแปรค่าในช่วง  $[-3, 2.5] \times [-3, 2.5] \times \dots \times [-3, 2.5]$  นอกจากนี้การเลือกจำนวน GMF สำหรับแต่ละอินพุต, การออกแบบกฎฟัซซี, และการปรับค่าพารามิเตอร์ของ FLE เป็นสิ่งที่สำคัญมากในการสร้าง FLE เหมาะที่สุด ซึ่งโดยทั่วไปมักจะใช้ประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญในการออกแบบกฎฟัซซีและใช้การลองผิดลองถูกในการปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ต่างๆ สำหรับในงานวิจัยนี้เพื่อให้ได้ FLE เหมาะที่สุด งานวิจัยนี้จะใช้เจเนติกอัลกอริทึมในการออกแบบรวมทั้งปรับค่าพารามิเตอร์ของ FLE ซึ่ง

จะอธิบายในหัวข้อต่อไป เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.10 ความสัมพันธ์ระหว่างอินพุต-เอาต์พุต ( $S_k, \hat{a}_{k-D}$ ) สำหรับช่องสัญญาณไวลเทราที่ระดับ SNR ต่างๆ (a) 5 dB, (b) 10 dB, (c) 15 dB และ (d) 20 dB

#### 4.2.3 การหาผลเฉลยที่เหมาะสมที่สุดด้วยเจเนติกอัลกอริทึม (Genetic algorithm optimization)

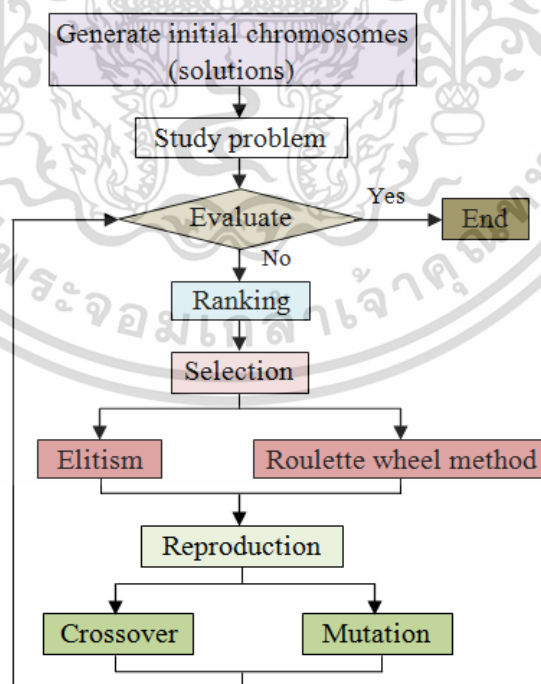
เจเนติกอัลกอริทึม (GA) นำเสนอโดย John Holland (1975) และ Goldberg (1994) [144] โดยจำลองเอาแนวคิดการวิวัฒนาการของสิ่งมีชีวิตมาใช้กับการคำนวณเชิงตัวเลขด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่มีวิวัฒนาการของผลเฉลยอยู่ในขั้นตอนการค้นหาค่าผลเฉลย GA เป็นวิธีค้นหาค่าผลเฉลยที่เหมาะสมที่สุดที่ค่อนข้างใหม่จัดอยู่ในกลุ่มของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence) มีความสามารถในการค้นหาค่าตอบอย่างชาญฉลาดโดยเลียนแบบหลักการคัดเลือกทางธรรมชาติ (Natural selection) และหลักการทางสายพันธุ์ (Genetic principle) ตามทฤษฎีวิวัฒนาการของ Charles Darwin ที่ระบุว่า “สิ่งมีชีวิตที่ปรับตัวให้เข้ากับสภาวะแวดล้อมได้อย่างเหมาะสมจึงจะอยู่รอด (Survival of the fittest)” การค้นหาค่าผลเฉลยของ GA อาศัยการวนซ้ำพร้อมกับการสุ่มค่าผลเฉลย (Random search) เพื่อหาผลลัพธ์ที่ดีที่สุดที่แตกต่างกันในแต่ละครั้งของการทำซ้ำ จุดเด่นที่สำคัญของวิธีนี้ คือ ทนต่อความผิดพลาดในการค้นหาค่าผลเฉลยจากโจทย์ปัญหาที่มีความซับซ้อน เนื่องจากเป็นกระบวนการค้นหาที่ไม่มีความเฉพาะเจาะจงกับแบบจำลองหรือลักษณะเฉพาะของข้อมูลแบบใดแบบหนึ่ง วิธีการค้นหาค่าผลเฉลยจึงคล้ายกับการค้นหาวิธี Hill climbing แต่แตกต่างที่มีการผสมผลเฉลยที่มีความเหมาะสมและคัดเลือกผลเฉลยที่ดีกว่าเพื่อสร้างชุดของผลเฉลยที่ดียิ่งขึ้น มากกว่าการเปรียบเทียบค่าตอบข้างเคียงเพื่อปรับทิศทางการค้นหา (Gradient search)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตัวอย่างของงานวิจัยทางด้านวิศวกรรมศาสตร์ที่มีการประยุกต์ใช้ GA ได้แก่ การประมวลผลสัญญาณดิจิทัล [145-146] การประมวลผลสัญญาณภาพและการมองเห็น [147], ระบบควบคุม [148], ระบบการสื่อสารและโทรคมนาคม [149], อิเล็กทรอนิกส์ [150], ระบบไฟฟ้ากำลัง [151] เป็นต้น สำหรับการประยุกต์ใช้ GA ในระบบการสื่อสารดิจิทัล เช่น การประมาณสัมประสิทธิ์ของช่องสัญญาณการสื่อสาร (Channel estimation) [152]-[153], การหาค่าเหมาะที่สุดของอิกวอลไลเซอร์ สำหรับช่องสัญญาณการสื่อสาร [154]-[156] เป็นต้น

GA มีการทำงานเช่นเดียวกับวัฏจักรของการดำรงชีวิตของสิ่งมีชีวิตเพื่อให้เกิดความอยู่รอดได้ในธรรมชาติ การปรับตัวได้แสดงถึงการมีวิวัฒนาการของสิ่งมีชีวิตนั้น เช่นเดียวกันในมุมมองของ GA ผลเฉลยที่สามารถปรับตัวให้มีวิวัฒนาการจะนำไปสู่การกลายเป็นผลเฉลยที่ดีกว่าและดีที่สุดตามกระบวนการของวัฏจักรที่สำคัญ 3 ประการคือ การคัดเลือกสายพันธุ์ (Selection) การปฏิบัติการทางสายพันธุ์ (Genetic operation) และ การแทนที่ (Replacement) ผลเฉลยที่ดีที่สุดที่ต้องการจากกระบวนการ GA จะอยู่ในรูปของโครโมโซมในกลุ่มของประชากร ระบบจะใช้การประเมินค่าความเหมาะสม (Fitness value) ของโครโมโซมโดยการพิจารณาจากฟังก์ชันจุดประสงค์ (Objective function) ที่สอดคล้องกับปัญหาที่พิจารณา เพื่อตรวจสอบความเหมาะสมของผลเฉลยที่ได้จากกระบวนการ ณ เวลาหนึ่งๆ กระบวนการ GA แสดงดังรูปที่ 4.11 โดยมีขั้นตอนที่สำคัญ 5 ขั้นตอนคือ การสร้างประชากรเริ่มต้น (Initial population), การประเมินค่า (Evaluation), การคัดเลือก (Selection), การข้ามสายพันธุ์ (Crossover) และ การกลายพันธุ์ (Mutation) อธิบายได้ดังนี้



รูปที่ 4.11 ขั้นตอนวิธีสำหรับกระบวนการเจเนติกอัลกอริทึม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นที่ 1 การสร้างประชากรเริ่มต้น (Generating initial population) ประชากรหรือโครโมโซมจำนวน  $N$  ตัวจะถูกสร้างขึ้นแบบสุ่ม ในแต่ละโครโมโซมจะประกอบไปด้วยยีนส์ (Gene) หรือพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ต้องการหาคำตอบ ดังนั้นรูปแบบที่ง่ายที่สุดในกระบวนการ GA คือ กำหนดโครโมโซมตัวที่  $j$  ( $\mathbf{X}_j$ ) ให้อยู่ในรูปเวกเตอร์พารามิเตอร์แบบสตริง (String of variable) ดังนี้

$$\mathbf{X}_j = [x_1, x_2, \dots, x_L], \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (4.14)$$

เมื่อ  $x_i, i = 1, 2, \dots, L$  คือ ยีนส์หรือพารามิเตอร์ต่างๆ ในชุดโครโมโซม (ผลเฉลย) และ  $N$  เป็นจำนวนโครโมโซมในชุดประชากรหนึ่งในแต่ละรอบวิวัฒนาการของ GA

กระบวนการ GA จะพิจารณาผลเฉลยของระบบที่อยู่ในรูปแบบของโครโมโซมว่า จีโนไทป์ (Genotype) ซึ่งเป็นรูปแบบที่ยีนส์แต่ละตัวถูกเข้ารหัสไว้เพื่อให้ GA สามารถเข้าใจและทำงานด้วยได้ ตัวอย่างการเข้ารหัสที่เป็นที่นิยมได้แก่ การเข้ารหัสแบบสายอักขระเลขฐานสอง (Binary string encoding), การเข้ารหัสแบบจำนวนเต็ม (Integer encoding) และการเข้ารหัสแบบค่าจริง (Real-valued encoding) เป็นต้น ส่วนความยาวของโครโมโซมหรือสายอักขระ (String) จะถูกกำหนดตามความต้องการและมักขึ้นอยู่กับตัวแปรที่ต้องการหาคำตอบและการแทนค่าตัวแปรเหล่านั้น จากนั้นทำการเข้ารหัสให้ยีนด้วยรูปแบบที่เหมาะสม การเลือกวิธีการเข้ารหัสขึ้นอยู่กับลักษณะโจทย์ปัญหานั้นๆ โดยไม่มีกฎเกณฑ์ตายตัวในการเลือกวิธีการเข้ารหัส ในกรณีที่พารามิเตอร์ที่ต้องการปรับค่าเข้ารหัสด้วยสายอักขระเลขฐานสอง และพารามิเตอร์ตัวที่  $k$  มีค่าอยู่ในช่วง  $[L_k, U_k]$  และ ความยาวของสายอักขระเลขฐานสองแต่ละพารามิเตอร์ ( $N_{bit}$ ) จะแสดงดังสมการ

$$N_{bit,k} = \left\lceil \log_2 \left( \frac{U_k - L_k}{\delta_k} \right) \right\rceil \quad (4.15)$$

เมื่อ  $\lceil \cdot \rceil$  คือ สัญลักษณ์การปัดเศษขึ้นให้เป็นจำนวนเต็ม และ  $\delta_k$  คือ ระดับความแม่นยำ (Precision level) ที่ต้องการของพารามิเตอร์ตัวที่  $k$

ค่าเลขฐานสอง ( $B_{k,i}$ ) ของพารามิเตอร์ตัวที่  $k$  สำหรับแต่ละรอบการทำงานที่  $i$  จะถูกเปลี่ยนเป็นค่าจริงเลขฐานสิบ ( $D_{k,i}$ ) ด้วยสมการ

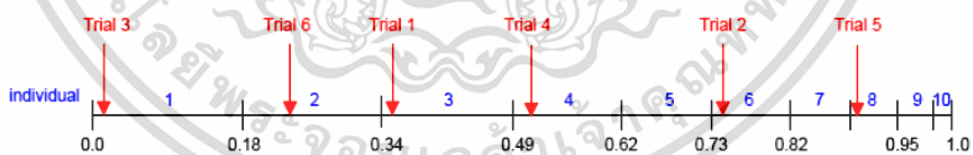
$$D_{k,i} = L_k + \frac{(U_k - L_k)}{2^{N_{bit,k}} - 1} \times B_{k,i} \quad (4.16)$$

เมื่อมีการถอดรหัสโครโมโซมจะได้ผลเฉลยจริงของปัญหา ผลเฉลยที่ดีที่สุดจะได้รับการสนับสนุนให้มีการถ่ายทอดต่อไปเพื่อให้ได้ผลเฉลยตัวใหม่ที่ดีขึ้น ส่วนผลเฉลยที่ไม่ดีจะไม่ถูกสนับสนุน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตเห็นเป็นประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นที่ 2 การประเมินค่า (Evaluation) โครโมโซมทุกตัวจะต้องมีค่าที่บ่งบอกถึงความเหมาะสม เพื่อพิจารณาว่าสมควรถูกเลือกไปสืบสายพันธุ์ต่อหรือไม่ ดังนั้นจึงต้องมีการให้ค่าความเหมาะสม (Fitness value) กับแต่ละโครโมโซม โดยสมการความเหมาะสมที่เลือกใช้จะต้องสอดคล้องกับปัญหา โครโมโซมที่มีอยู่ในประชากรของผลเฉลยจะถูกประเมินค่าเปรียบเทียบกับค่าความเหมาะสม ซึ่งมีความสัมพันธ์กับค่าวัตถุประสงค์ที่คำนวณได้จากการถอดรหัสโครโมโซมแต่ละโครโมโซมไปเป็นค่าจริงของปัญหา โดยทั่วไปถ้าเป็นปัญหาการหาค่ามากที่สุด (Maximization problem) จะสามารถนำค่าวัตถุประสงค์ไปใช้แทนค่าเหมาะสมได้เลย แต่ถ้าเป็นปัญหาการหาเงื่อนไขค่าน้อยสุด (Minimization problem) จะต้องเปลี่ยนค่าวัตถุประสงค์ด้วยฟังก์ชันที่เหมาะสมเพื่อหาค่าความเหมาะสมต่อไป

ขั้นที่ 3 การคัดเลือก (Selection) โครโมโซมที่จะนำมาเป็นประชากรรุ่นถัดไปจะถูกคัดเลือกซึ่งมีหลายวิธี เช่น การคัดเลือกแบบวงล้อรูเล็ต (Roulette Wheel) (โครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีกว่ามีโอกาสถูกเลือกมากกว่า), การคัดเลือกแบบ stochastic universal sampling, การคัดเลือกแบบจัดลำดับที่ (Score ranking) (เลือกประชากรที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุด), การคัดเลือกแบบ Elitist (คัดลอกโครโมโซมที่ดีที่สุดไว้ก่อนโดยไม่ต้องผ่านการคัดเลือก) เป็นต้น การเลือกใช้การคัดเลือกรูปแบบใดขึ้นอยู่กับผู้ทดลองและความเหมาะสมสำหรับปัญหานั้นๆ โดยการคัดเลือกแบบวงล้อรูเล็ตเป็นกระบวนการคัดเลือกที่ได้รับความนิยมมากที่สุด โดยนำเอาประชากรมาเรียงต่อกันในช่วง 0 ถึง 1 ดังรูปที่ 4.12 กำหนดให้โครโมโซมแต่ละตัวมีช่วงความยาวแตกต่างกันไปตามค่าความเหมาะสมของโครโมโซมนั้นๆ เมื่อสุ่มตัวเลขขึ้นมาตามจำนวนครั้งที่เท่ากับโครโมโซมที่ต้องการคัดเลือก โครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมสูงจะมีความยาวมากกว่าและมีโอกาสที่จะสุ่มเจอได้มากกว่า จะเห็นว่าจากรูปโครโมโซมหมายเลข 9 และ 10 มีโอกาสน้อยมากที่จะถูกคัดเลือก



รูปที่ 4.12 การคัดเลือกประชากรโดยใช้วิธีวงล้อรูเล็ต

ขั้นที่ 4 การแลกเปลี่ยนหรือการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) นำโครโมโซมพ่อแม่สองตัวมาแลกเปลี่ยนยีนระหว่างกันเพื่อสร้างโครโมโซมลูกซึ่งอาจมีความเหมาะสมที่ดีกว่าเดิมหรือด้อยกว่าเดิมก็ได้ โดยจำนวนโครโมโซมที่จะนำมาทำการครอสโอเวอร์นั้นขึ้นอยู่กับความน่าจะเป็นของการครอสโอเวอร์ (Probability of crossover,  $P_c$ ) ซึ่งหากต้องการให้ทุกๆ โครโมโซมมีส่วนร่วมในการครอสโอเวอร์จะกำหนดให้ค่า  $P_c = 1$  รูปแบบของการครอสโอเวอร์มีหลายแบบ ตัวอย่างเช่น การครอสโอ

เวอร์แบบจุดเดียว (Single-point crossover) วิธีการนี้โครโมโซมของต้นกำเนิดสายพันธุ์สองตัวอย่างเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้ใช้ระบบออนไลน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ละหนึ่งส่วนที่จุดแบ่ง ณ ตำแหน่งใดๆ หนึ่งจุดจากการสุ่มในสายโครโมโซมจะรวมตัวกันเพื่อสร้างเป็นโครโมโซมรุ่นใหม่ หากต้องการให้โครโมโซมรุ่นใหม่มีความหลากหลายครอบคลุมพื้นที่ของบริเวณคำตอบที่เป็นเป็นไปได้ (Feasible solution) เพื่อให้เกิดความรวดเร็วในการลู่เข้าคำตอบ การครอสโอเวอร์แบบสองจุด (Double-points crossover) หรือ การครอสโอเวอร์แบบหลายจุด (Multiple-point crossover) ก็จะทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของโครโมโซมรุ่นใหม่ได้มากกว่า ซึ่งอาจทำให้ออกาสในการลู่เข้าสู่คำตอบที่มีอัตราที่สูงกว่า นอกจากนี้หากต้องการให้มีการแลกเปลี่ยนโครโมโซมที่ตำแหน่งต่างๆ บนโครโมโซม สามารถกำหนดตำแหน่งการเปลี่ยนแปลงเหล่านั้นได้โดยใช้ตัวพราง (Crossover mask) ซึ่งมีความยาวเท่ากับโครโมโซมผลเฉลย โดยบิต 1 ในแมสค์คือตำแหน่งที่มีการครอสโอเวอร์และบิต 0 คือตำแหน่งที่ไม่มีการครอสโอเวอร์ ซึ่งลักษณะแบบนี้เรียกว่า การครอสโอเวอร์แบบสม่ำเสมอ (Uniform crossover)

ขั้นที่ 5 การเปลี่ยนรูปหรือการกลายพันธุ์ (Mutation) เป็นการเปลี่ยนแปลงเชิงตัวเลขของโครโมโซมที่เลียนแบบการเปลี่ยนแปลงยีนในโครโมโซมของสิ่งมีชีวิตซึ่งอาจส่งผลให้เกิดคุณลักษณะที่ดีหรือไม่ดีก็ได้ แต่สำหรับกระบวนการเจเนติกอัลกอริทึมการกลายพันธุ์มีวัตถุประสงค์เพื่อให้การค้นหาผลเฉลยสามารถหลุดพ้นออกจากคำตอบที่เหมาะสมเฉพาะที่ (Local optimum) ตัวอย่างที่เห็นได้ชัดคือกรณีที่มีการเข้ารหัสบิตโครโมโซมอยู่ในระบบเลขฐานสอง การมิวเทชันจะสุ่มตำแหน่งที่ต้องการเปลี่ยนแปลงบิตขึ้นมา แล้วเปลี่ยนค่าของบิตจาก 0 เป็น 1 และจาก 1 เป็น 0 การมิวเทชันอาจจะพิจารณาได้ว่าเป็นการทำให้เกิดความหลากหลายขึ้นในกลุ่มประชากรเช่นเดียวกับการครอสโอเวอร์ อย่างไรก็ตามความน่าจะเป็นในการมิวเทชัน (Probability of mutation,  $P_m$ ) ซึ่งเป็นค่าที่แสดงถึงจำนวนบิตที่จะถูกเปลี่ยนแปลงต่อจำนวนบิตทั้งหมดในโครโมโซมเป็นพารามิเตอร์ที่ต้องคำนึงถึง ในงานวิจัยส่วนใหญ่กำหนดให้ความน่าจะเป็นนี้ให้อยู่ในระดับที่ค่อนข้างต่ำเพื่อป้องกันไม่ให้โครโมโซมประชากรเกิดการเปลี่ยนแปลงในทิศทางที่มีความคล้ายคลึงกันไปหมด นอกจากนี้อัตราการกลายพันธุ์ขึ้นอยู่กับขนาดของประชากรเพื่อให้การสำรวจพื้นที่ในการค้นหาคำตอบเป็นไปอย่างทั่วถึง การกลายพันธุ์มีหลายแบบ เช่น การเปลี่ยนรูปแบบจุดเดียว (One-point mutation), การเปลี่ยนรูปแบบสองจุด (Two-point mutation), การเปลี่ยนรูปแบบหลายจุด (Multiple-point mutation) เป็นต้น

หลังจากที่ปฏิบัติการทางสายพันธุ์ทั้งการข้ามสายพันธุ์และการกลายพันธุ์เรียบร้อยแล้ว จะได้โครโมโซมรุ่นใหม่ที่จะถูกนำไปแทนที่ประชากรรุ่นเก่า เพื่อให้ประชากรรุ่นใหม่ที่มีคุณภาพดีกว่า หมายถึงได้ผลเฉลยที่เหมาะสมกว่า กลยุทธ์ในการแทนที่ของกระบวนการเจเนติกอัลกอริทึมแบ่งได้เป็น 2 วิธีคือ การแทนที่ประชากรทั้งรุ่น และการแทนที่ประชากรแบบบางส่วน ซึ่งการแทนที่ประชากรทั้งรุ่นนั้นเป็นวิธีการที่ง่ายเนื่องจากไม่ต้องผ่านขั้นตอนการคัดเลือกประชากรที่จะถูกแทนที่ แต่ข้อเสียคือประชากรรุ่นเก่าที่มีคุณภาพดีกว่าจะถูกแทนที่ด้วยประชากรรุ่นใหม่ที่บางตัวอาจจะมีคุณภาพด้อยกว่า ทางออกสำหรับวิธีนี้คือเก็บรักษาประชากรที่มีคุณภาพดีรุ่นเก่าไว้จำนวนหนึ่งทุกๆ ครั้งของรอบการทำงาน เพื่อไม่ให้ผลเฉลยที่ดีถูกทำลายไป เรียกว่า การคัดเลือกหัวกะทิ (Elitist strategy) ส่วนการแทนที่ประชากรบางส่วนนั้นจะต้องมีการคัดเลือกประชากรที่จะถูกแทนที่ ซึ่งโดย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ปกติจะพิจารณาจากค่าความเหมาะสมของโครโมโซมตัวเอง โครโมโซมรุ่นเก่าจะถูกแทนที่ด้วยโครโมโซมรุ่นใหม่เพียง 1 หรือ 2 ตัวเท่านั้น

จากกระบวนการเจเนติกอัลกอริทึมข้างต้นจะเห็นว่าสิ่งที่ต้องพิจารณา ได้แก่ การเข้ารหัส การประเมินค่าความเหมาะสม การคัดเลือก การปฏิบัติการทางสายพันธุ์ และการแทนที่ นอกจากนี้เพื่อให้เกิดประสิทธิภาพมากที่สุดจะต้องพิจารณาพารามิเตอร์อื่นๆ ด้วย ได้แก่ ขนาดของประชากร, วิธีการข้ามสายพันธุ์, วิธีการกลายพันธุ์ และอัตราการข้ามสายพันธุ์และอัตราการกลายพันธุ์ เป็นต้น หากกำหนดค่าพารามิเตอร์ได้เหมาะสมจะทำให้ผลเฉลยเข้าสู่ค่าที่เหมาะสมที่สุดได้อย่างรวดเร็ว แต่หากกำหนดค่าไม่เหมาะสมอาจส่งผลให้ใช้เวลาในการลู่ออกค่าที่เหมาะสมที่สุดหรืออาจจะหาผลเฉลยเหมาะสมที่สุดไม่ได้ โดยการกำหนดขนาดของประชากรที่น้อยเกินไป อาจทำให้เจเนติกอัลกอริทึมไม่สามารถค้นหาคำตอบที่ดีจากกลุ่มคำตอบที่สุ่มมาได้ แต่หากกำหนดขนาดของประชากรที่มากเกินไป อาจทำให้ใช้เวลาในการค้นหาคำตอบนาน นอกจากนี้ยังไม่มีกฎตายตัวในการกำหนดวิธีและอัตราการข้ามสายพันธุ์และการเปลี่ยนรูป มีหลายงานวิจัยที่แนะนำให้กำหนดอัตราการข้ามสายพันธุ์ไว้ที่ระดับสูงประมาณ 60 ถึง 90 เปอร์เซ็นต์ ในขณะที่ให้กำหนดอัตราการกลายพันธุ์ไว้ในระดับที่ต่ำมาก ประมาณ 0 ถึง 5 เปอร์เซ็นต์ ปัจจุบันมีงานวิจัยที่มุ่งเน้นการหาค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดสำหรับเจเนติกอัลกอริทึม แต่ผลวิจัยที่ได้พบว่าไม่มีค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดสำหรับทุกปัญหา และผลลัพธ์ที่ได้จากเจเนติกอัลกอริทึมนั้นอาจไม่ใช่ค่าที่ดีที่สุดเสมอไป ค่าที่ได้ อาจจะเป็นเพียงคำตอบแบบวงแคบเฉพาะถิ่น หรือคำตอบที่เป็นไปได้ (Feasible Solution) เท่านั้น

เนื่องจากการค้นหาผลเฉลยแบบเจเนติกอัลกอริทึมไม่ต้องการผลเฉลยที่อยู่ในรูปแบบปิด (Closed form) และแม้ว่าปัญหาจะมีความแตกต่างกันแต่ในส่วนของกระบวนการของเจเนติกอัลกอริทึมยังมีความเหมือนกันอยู่ ดังนั้นจึงมีซอฟต์แวร์เกี่ยวกับเจเนติกอัลกอริทึมจำนวนมาก เช่น GENESIS, GENeSyS, BUGS, TOLKIEN, GA Toolbox เป็นต้น อย่างไรก็ตามสำหรับงานวิจัยนี้เพื่อให้ได้ผลเฉลยเหมาะสมที่สุดของ FLE คือ การออกแบบกฎฟuzzyรวมถึงจำนวนกฎฟuzzyที่เหมาะสม และพารามิเตอร์ทั้งหมดของระบบ โปรแกรมเจเนติกอัลกอริทึมจะถูกเขียนรหัสคำสั่งบนโปรแกรม MATLAB แทนการใช้โปรแกรมสำเร็จรูป

#### 4.2.4 การออกแบบฟuzzyลอจิกอิควอลิเซอร์ด้วยเจเนติกอัลกอริทึม

ขั้นตอนแรกในการออกแบบและสร้าง FLE คือ การเลือกฟังก์ชันสมาชิกภาพและจำนวนฟังก์ชันสมาชิกภาพที่เหมาะสมสำหรับตัวแปรอินพุตและเอาต์พุต ซึ่งมีความสำคัญมากเนื่องจากจะส่งผลกระทบต่อความแม่นยำของเอาต์พุตของ FLE [157] โดยในงานวิจัยนี้ GMF จะถูกเลือกใช้ เป็นเบสิสฟังก์ชันเพื่อให้ได้ฟังก์ชันการตัดสินใจที่ใกล้เคียงกับฟังก์ชันการตัดสินใจแบบเบย์ ส่วนจำนวน GMF เหมาะที่สุดของตัวแปรอินพุตแต่ละตัวและตัวแปรเอาต์พุตจะหาจากการทดลองทุกชุดผสม ส่วนค่าพารามิเตอร์  $c_i^j$  และ  $\sigma_i^j$  ของ GMF ในส่วนข้อตั้งของกฎฟuzzyสำหรับอินพุตของอิควอลิเซอร์และ

พารามิเตอร์อิสระ ( $\theta^o$ ) ในส่วนข้อตามของกฎฟuzzyสำหรับเอาต์พุตของอิกวอไลเซอร์รวมทั้งกฎฟuzzy จะถูกปรับค่าและคัดเลือกด้วยเจเนติกอัลกอริทึม (GA)

ฟังก์ชันการตัดสินใจที่เหมาะสมที่สุดของ FLE,  $f_k : \text{UOD} \rightarrow R$  จะสร้างขึ้นด้วยการฝึกสอนจากคู่ อันดับอินพุต-เอาต์พุตของ  $S(k) - a(k - D)$  ที่เวลา  $k$  ใดๆ ที่ทำให้

$$J = E[a(k - D) - f_k(S(k))]^2 \quad (4.17)$$

มีค่าน้อยที่สุด

นอกจากนี้กฎฟuzzyที่ไม่สำคัญ (Redundant rules) จะถูกปรับลดด้วย GA หลายจุดประสงค์ (Multi-objective GA, MOGA) (รูปที่ 4.9) เมื่อสัญญาณอ่านกลับที่หน่วงจำนวน  $N + 1$  ตัว  $s(k), s(k - 1), \dots, s(k - N)$  ถูกแปลงค่าคริปส์เป็นค่าฟuzzyด้วย GMF จำนวน  $M_i, i = 1, 2, \dots, N + 1$  และเอาต์พุตฟuzzy  $a(k - D)$  ที่ประกอบด้วย GMF จำนวน  $M_o$  ดังนั้นจำนวนพารามิเตอร์ของ FLE คือ  $(N + 1) \times M_i \times 2 + M_o \times 1$  และกฎของฟuzzyจำนวน  $\prod_{i=1}^{N+1} M_i$  กฎ จะถูกปรับค่าด้วย กระบวนการ GA/MOGA

ขั้นตอนการหาผลเฉลยของ FLE ด้วย GA เป็นดังนี้ โครโมโซมจำนวน  $M_{pop}$  ตัว ซึ่งแทนชุด ผลเฉลยที่ประกอบด้วยยีนส์หรือพารามิเตอร์ของ FLE จะถูกสร้างขึ้นมาอย่างสุ่มและมีรูปแบบแสดงใน ตาราง 4.2 โครโมโซมตัวที่  $M_{ch}$  เมื่อ  $ch = 1, 2, \dots, M_{pop}$  มีลักษณะคล้ายกับเวกเตอร์ของพารามิเตอร์ ที่แต่ละตัวถูกเข้ารหัสแบบไบนารีและมีความยาวของรหัสเป็น  $N_{bit}$  ซึ่งจะถูกแปลงค่าให้เป็นจำนวน จริงเพื่อนำไปใช้ในการคำนวณของขั้นตอนฟuzzyฟิเคชัน (4.12) และดีฟuzzyฟิเคชัน (4.13) โดย พารามิเตอร์ของ GMF ( $c_i^l$  และ  $\sigma_i^l$ ) และพารามิเตอร์อิสระ  $\theta^o$  จะถูกนอร์มัลไลซ์ให้อยู่ในช่วง  $[C_i^-, C_i^+]$  และ  $[-1, 1]$  ตามลำดับ เอาต์พุตของแต่ละโครโมโซมคือ  $\tilde{a}_{k-D}$  จะถูกนำมาเปรียบเทียบกับ เอาต์พุตที่ต้องการ ( $a_{k-D}$ ) ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย  $MSE_{Gen^h}(c_{i,Gen^h}^l, \sigma_{i,Gen^h}^l, \theta_{j,Gen^h}^o)$  ที่ได้จะถูกนำไป หาค่าฟังก์ชันความเหมาะสม (Fitness function) ในแต่ละรอบการทำงานที่  $Gen$  ดังนี้

$$F_{M_{ch}, Gen}^{GA} = \frac{M_{pop}}{-\log[MSE_{Gen}(c_{i,Gen}^l, \sigma_{i,Gen}^l, \theta_{j,Gen}^o)] + 1} \quad (4.18)$$

**ตารางที่ 4.2** รูปแบบโครโมโซมสำหรับหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดของ FLE ด้วย GA

$M_{ch}$ chromosome	Antecedent part				Consequent part	Rules
	Genes	$s_k$	$s_{k-1}$	...	$s_{k-N}$	
Parameters	$(c_1^l, \sigma_1^l)$	$(c_2^l, \sigma_2^l)$	...	$(c_{N+1}^l, \sigma_{N+1}^l)$	$\theta_1^o, \theta_2^o, \dots, \theta_{M_o}^o$	{1}

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในแต่ละรอบของขั้นตอนโปรแกรมเจเนติกอัลกอริทึม โครโมโซมทั้งหมดจะถูกจัดอันดับด้วยค่าฟังก์ชันฟิตเนส  $F_{M_{ch},Gen}^{GA}$  (4.17) โดยโครโมโซมที่มีอันดับสูง (ค่าฟังก์ชันฟิตเนสต่ำ) จำนวนหนึ่งจะถูกรักษาไว้และส่งผ่านไปรอบการทำงานถัดไปโดยไม่ถูกเปลี่ยนแปลง ด้วยเทคนิคการคัดเลือก (Selection) แบบ Elitism preserve [158] เพื่อคงค่าความเหมาะสมไม่ให้เกิดการลดลงตลอดกระบวนการ GA ส่วนโครโมโซมที่เหลือจะถูกส่งไปคัดเลือกด้วยวิธีวงล้อรูเล็ต (Roulette wheel method) [159] โครโมโซมรุ่นพ่อแม่ที่ถูกคัดเลือกจะผ่านเข้าสู่กระบวนการพันธุกรรม คือ การข้ามสายพันธ์ (Crossover) และการกลายพันธ์ (Mutation) ด้วยความน่าจะเป็น  $P_C$  และ  $P_M$  ตามลำดับ เพื่อสร้างโครโมโซมรุ่นลูก หลังจากแทนที่โครโมโซมรุ่นเก่าด้วยโครโมโซมรุ่นใหม่ที่มีความเหมาะสมกว่าแล้ว กระบวนการพันธุกรรม (การคัดเลือก, การข้ามสายพันธ์ และการกลายพันธ์) จะวนซ้ำจนพบเงื่อนไขหยุดทำงาน เช่น จำนวนรอบสูงสุดของโปรแกรม ( $Max_{iter}$ ) เป็นต้น

การใช้ GA ที่มีวัตถุประสงค์เดียวในการปรับค่าพารามิเตอร์ของ FLE ข้างต้น ผลเฉลยของ GA ได้จากการพิจารณาฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่เน้นเฉพาะการทำให้ค่า MSE มีค่าต่ำสุดเท่านั้น อย่างไรก็ตามจำนวนกฎของฟuzzyที่สร้างขึ้นจากกระบวนการ GA ที่มีจำนวนมากอาจเกิดกฎที่ซ้ำและไม่สำคัญ (Redundant rules) ส่งผลให้การปรับปรุงความแม่นยำไม่ดีเท่าที่ควรเทียบกับความซับซ้อนที่เพิ่มขึ้น ทำให้ประสิทธิภาพการทำงานของอีควอลเซอร์ลดลง ดังนั้นการลดจำนวนกฎที่ไม่มีความจำเป็นออกไปนอกจากทำให้ความซับซ้อนของ FLE ลดลงยังทำให้มิติของการหาค่าผลเฉลยของ GA ลดลง ส่งผลดีต่อการค้นหาผลเฉลยโดยทำให้อัตราการเข้าสู่ผลเฉลยเพิ่มขึ้น การเพิ่มเงื่อนไขของการหาจำนวนกฎที่เหมาะสมลงไปในฟังก์ชันจุดประสงค์ (4.17) เพื่อสร้างฟังก์ชันหลายจุดประสงค์ (Multi-objective function) สำหรับ GA (MOGA) จะทำให้ได้ผลเฉลยที่สอดคล้องกับหลายวัตถุประสงค์ได้ [160] โดยผลเฉลยเหมาะที่สุดจะต้องให้ผลที่เหมาะสมและอยู่ในระดับที่ยอมรับได้สำหรับทุกจุดประสงค์ที่กำหนดขึ้น

กระบวนการสร้าง FLE ด้วย MOGA (FLE-MOGA) คล้ายกับกระบวนการสร้าง FLE-GA และมีรูปแบบของโครโมโซมเช่นเดียวกับ GA ที่แสดงในตาราง 4.2 แต่จะเพิ่มยีนส์ของการคัดเลือกกฎฟuzzyในส่วนปลายของโครโมโซม ดังแสดงในตาราง 4.3 โดยกฎฟuzzyจำนวน  $\prod_{i=1}^{N+1} M_i$  กฎจะถูกสร้างขึ้นแบบสุ่มจากตัวเลข 0 และ 1 โดยที่ “0” หมายถึงไม่นำกฎนั้นมาพิจารณา ส่วน “1” หมายถึงนำกฎนั้นมาทำการประมวลผลในการอนุมานกฎฟuzzy ดังนั้นจำนวนกฎฟuzzyทั้งหมด  $\prod_{i=1}^{N+1} M_i$  กฎจะถูกลดลงไปจำนวน  $q$  กฎ เมื่อ  $q$  คือจำนวนของ 0 โดยวิธีการนี้ฟังก์ชันค่าความเหมาะสมจะถูกปรับเปลี่ยนให้มี 2 ส่วน คือ ส่วนที่ใช้ในการพิจารณา MSE และส่วนที่พิจารณาจำนวนกฎฟuzzy ดังนี้

$$F_{M_{ch},Gen}^{MOGA} = \frac{M_{pop}}{-\log[MSE_{Gen}(c_{i,Gen}^l, \sigma_{i,Gen}^l, \theta_{j,Gen}^o)] + 1} + K \frac{NR_{Gen-1}}{NR_{Gen}}, \quad (4.19)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ  $NR_{Gen-1}$  และ  $NR_{Gen}$  คือ จำนวนกฎฟuzzyที่รอบการทำงาน  $Gen-1$  และ  $Gen$  ตามลำดับ และ  $K$  คือ ค่าพารามิเตอร์ที่เป็นร้อยละของพจน์ขวามือเทียบกับค่าพิตเนสทั้งหมด จะเห็นว่าวัตถุประสงค์ทั้งสองเทอมมีความขัดแย้งกันโดยในเทอมแรกมีวัตถุประสงค์ต้องการให้ MSE มีค่าต่ำสุดดังนั้นในเทอมแรกจะให้น้ำหนักน้อยเพื่อให้ได้โครโมโซมที่มีความเหมาะสมสูง ส่วนเทอมที่สองต้องการให้มีจำนวนกฎน้อยที่สุดเพื่อลดความซับซ้อนลงทำให้มีค่ามาก ดังนั้นผลเฉลยที่เหมาะสมที่สุดจะต้องประนีประนอมให้วัตถุประสงค์ทั้งสองมีความเหมาะสม

ตารางที่ 4.3 รูปแบบโครโมโซมสำหรับหาค่าพารามิเตอร์และจำนวนกฎฟuzzyที่เหมาะสมที่สุดของ FLE ด้วย MOGA

$M_{ch}$ chromosome	Antecedent part				Consequent part	Rules
Genes	$s_k$	$s_{k-1}$	...	$s_{k-N}$	Free parameters	
Parameters	$(c'_1, \sigma'_1)$	$(c'_2, \sigma'_2)$	...	$(c'_{N+1}, \sigma'_{N+1})$	$\theta_1^o, \theta_2^o, \dots, \theta_q^o$	{1,0}

ตัวอย่างการคำนวณพารามิเตอร์ของฟuzzyลอจิกคิวไลเซอร์ด้วย GA/MOGA

เพื่อให้เข้าใจวิธีการหาค่าพารามิเตอร์ของ FLE ด้วย GA/MOGA จะกำหนดให้จำนวนแท็บอินพุตของ FLE เป็น 2 แท็บ สำหรับ  $s_k$  และ  $s_{k-1}$  โดยกำหนดขอบเขตของตัวแปรอินพุตทั้งสองให้อยู่ระหว่าง  $[-3, 2.5]$  และเลือกใช้ฟังก์ชันสมาชิกภาพแบบเกาส์เซียน (GMF) ที่รองรับการแปลงค่าคริปส์ของ  $s_k$  และ  $s_{k-1}$  เป็นค่าฟuzzyให้มีจำนวนเป็น  $M_1 = 3$  และ  $M_2 = 3$  ตามลำดับ โดยมีตัวแปรภาษาที่ใช้กำกับฟังก์ชันสมาชิกคือ  $I = \{NB, Z, PB\}$  โดยแต่ละ GMF จะมีพารามิเตอร์เกี่ยวข้อง 2 ตัว คือ ค่ากลาง ( $c$ ) และ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( $\sigma$ ) ดังนั้นพารามิเตอร์ของ  $s_k$  และ  $s_{k-1}$  คือ

$$c_1^{NB}, c_1^Z, c_1^{PB}, \sigma_1^{NB}, \sigma_1^Z, \sigma_1^{PB} \text{ และ } c_2^{NB}, c_2^Z, c_2^{PB}, \sigma_2^{NB}, \sigma_2^Z, \sigma_2^{PB} \text{ ตามลำดับ}$$

ซึ่งจะเกิดจำนวนกฎของ FLE ทั้งหมด 9 กฎ ( $3 \times 3$ ),  $R_i, i=1,2,\dots,9$  โดยจำนวนพารามิเตอร์อิสระสำหรับกฎที่  $i$  ( $\theta_i$ ) ที่เป็นส่วนผลของกฎฟuzzy กำหนดให้มีจำนวน 3 ตัวคือ  $\theta^{NB}, \theta^Z, \theta^{PB}$  โดย  $\theta_i \in [-1,1]$  ดังนั้นจำนวนพารามิเตอร์ของ FLC ที่ต้องปรับค่ามีจำนวน 24 ตัว (ได้แก่ พารามิเตอร์ของ GMF จำนวน 12 ตัว, พารามิเตอร์อิสระจำนวน 3 ตัว และ กฎฟuzzyจำนวน 9 ตัว) ในการคัดเลือกและปรับค่าพารามิเตอร์ของ FLE ด้วย MOGA แสดงเป็นขั้นตอนดังนี้

ขั้นที่ 1 สร้างสายโครโมโซม (ผลเฉลย) จำนวน  $M_{pop}$  โครโมโซมที่ประกอบด้วยยีนส์ (พารามิเตอร์) ของ FLE จำนวน 24 ตัว มีลักษณะแสดงดังรูปที่ 4.13

ขั้นที่ 2 สุ่มค่าพารามิเตอร์ทั้งหมดด้วยเลขไบนารีที่มีความยาวของแต่ละพารามิเตอร์ขึ้นอยู่กับระดับความแม่นยำที่ต้องการ ตามสมการที่ (4.15) เมื่อให้ระดับความแม่นยำเป็น  $\sigma = 1/10$  สำหรับ

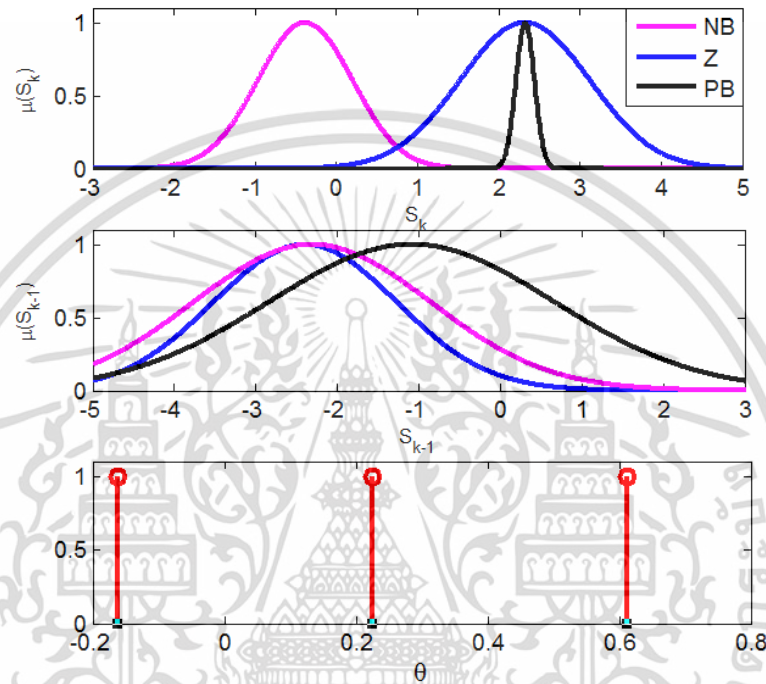
พารามิเตอร์ของ GMF และ  $L_k = -3, U_k = 2.5$  จะได้ความยาวบิตของพารามิเตอร์ของ GMF ( $c$  เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ดูแลเห็นไปใช้ประโยชน์ในการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



Ch. 1	-0.38	2.33	2.33	0.59	0.80	0.11	-2.39	-2.30	-1.08	1.13	1.46	1.76	-0.16	0.61	0.23	1	3	1	0	2	0	0	0	1
Ch. 2	-1.95	1.80	2.15	0.66	0.47	0.70	-2.30	1.63	1.98	0.64	1.55	0.76	-0.55	-0.48	0.29	3	2	0	2	0	3	3	0	0
Ch. 3	-2.13	-2.04	-2.04	0.54	0.54	0.49	-2.21	-0.29	0.75	1.97	1.22	1.31	0.48	-0.42	1.00	3	1	0	1	2	0	0	0	0

$c_1^{NB}$   $c_1^Z$   $c_1^{PB}$   $\sigma_1^{NB}$   $\sigma_1^Z$   $\sigma_1^{PB}$   $c_2^{NB}$   $c_2^Z$   $c_2^{PB}$   $\sigma_2^{NB}$   $\sigma_2^Z$   $\sigma_2^{PB}$   $\theta^{NB}$   $\theta^Z$   $\theta^{PB}$   $R_1$   $R_2$   $R_3$   $R_4$   $R_5$   $R_6$   $R_7$   $R_8$   $R_9$

รูปที่ 4.16 ค่าพารามิเตอร์ของ FLE ที่ได้จากการแปลงเลขฐานสิบ



รูปที่ 4.17 รูปร่าง GMF ของตัวแปรอินพุต  $s_k$  และ  $s_{k-1}$  และค่าพารามิเตอร์อิสระ  $\theta$

ตารางที่ 4.4 กฎฟuzzyที่ออกแบบและปรับลดจำนวนกฎที่ไม่สำคัญด้วย MOGA

	$s_{k-1}$	NB	Z	PB
$s_k$				
NB		1 (Rule1)	3 (Rule4)	1 (Rule7)
Z		0 (Rule2)	2 (Rule5)	0 (Rule8)
PB		0 (Rule3)	0 (Rule6)	1 (Rule9)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กฎที่ 1: If  $s_k$  is NB and  $s_{k-1}$  is NB Then  $\theta$  is NB (1)

กฎที่ 2: -

กฎที่ 3: -

กฎที่ 4: If  $s_k$  is NB and  $s_{k-1}$  is Z Then  $\theta$  is PB (3)

กฎที่ 5: If  $s_k$  is Z and  $s_{k-1}$  is Z Then  $\theta$  is Z (2)

กฎที่ 6: -

กฎที่ 7: If  $s_k$  is NB and  $s_{k-1}$  is PB Then  $\theta$  is NB (1)

กฎที่ 8: -

กฎที่ 9: If  $s_k$  is PB and  $s_{k-1}$  is PB Then  $\theta$  is NB (1)

ขั้นที่ 5 นำสัญญาณอ่านกลับที่แซมปลิ่งที่ใช้ในการฝึกสอน FLE มาดำเนินการตามกระบวนการของฟuzzy 3 ขั้นตอน คือ กระบวนการฟuzzyฟิเคชั่น การอนุมานกฎด้วยวิธีค่าต่ำสุด (Min) และ การดีฟuzzyฟิเคชั่น ด้วยวิธี COG แสดงดังรูปที่ 4.18 ยกตัวอย่างเช่น เมื่อ  $s_k = 0$  และ  $s_{k-1} = -0.43$

กระบวนการฟuzzyฟิเคชั่น: ค่าครีสป์ของ  $s_k$  และ  $s_{k-1}$  จะถูกแปลงเป็นค่าฟuzzyตามสมการ (4.12) ดังนี้

$$\mu_{F_i}(s(k-i+1)) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{s(k-i+1)-c_i'}{\sigma_i'}\right)^2\right] \quad (4.12)$$

ดังนั้น สำหรับ  $s_k$  ;

$$\mu_{F_1^{NB}}(s(k)) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{s(k)-c_1^{NB}}{\sigma_1^{NB}}\right)^2\right] = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{0-(-0.38)}{0.59}\right)^2\right] = 0.81$$

$$\mu_{F_1^Z}(s(k)) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{0-(2.33)}{0.80}\right)^2\right] = 0.014$$

$$\mu_{F_1^{PB}}(s(k)) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{0-(2.33)}{0.11}\right)^2\right] = 0$$

สำหรับ  $s_{k-1}$  ;

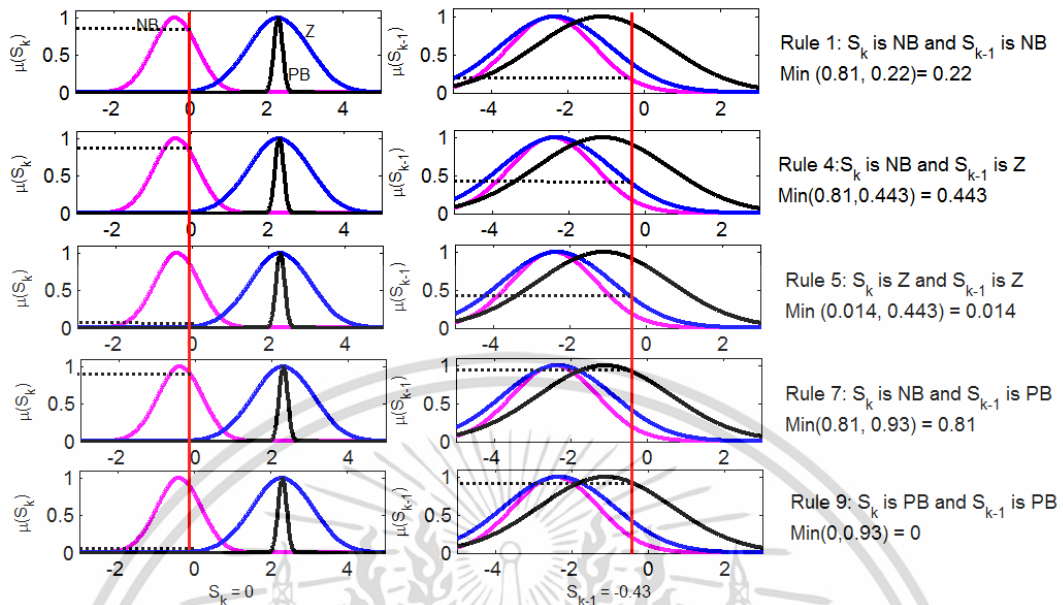
$$\mu_{F_2^{NB}}(s(k-1)) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{s(k-1)-c_2^{NB}}{\sigma_2^{NB}}\right)^2\right] = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{-0.43-(-2.39)}{1.13}\right)^2\right] = 0.222$$

$$\mu_{F_2^Z}(s(k-1)) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{-0.43-(-2.3)}{1.46}\right)^2\right] = 0.443$$

$$\mu_{F_2^{PB}}(s(k-1)) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{-0.43-(1.08)}{1.76}\right)^2\right] = 0.692$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การอนุมานกฎด้วย ตัวดำเนินการ Min ได้ผลลัพธ์แสดงดังรูปที่ 4.18



รูปที่ 4.18 กระบวนการอนุมานกฎด้วยตัวดำเนินการ MIN สำหรับ FLE

นำเอาตัดพุดของกฎที่สำคัญจากตารางที่ 4.4 นั่นคือ กฎที่ 1:  $\theta_1 = \theta_{NB} = -0.16$ , กฎที่ 4:  $\theta_3 = \theta_{PB} = 0.61$ , กฎที่ 5:  $\theta_2 = \theta_Z = 0.23$ , กฎที่ 7:  $\theta_1 = \theta_{NB} = -0.16$ , และ กฎที่ 9:  $\theta_1 = \theta_{NB} = -0.16$  ไปคูณกับค่า Min ที่สอดคล้องกับแต่ละกฎเพื่อหาค่าเฉลี่ยแบบ COG ตามสมการ (4.13) จะได้

$$f_k(\underline{S}(k)) = \frac{\sum_{j=1}^{N+1} M_j \theta_j^O \left( \prod_{i=1}^{N+1} \mu_{F_i^l}(s_{k-i+1}) \right)}{\sum_{j=1}^{N+1} M_j \left( \prod_{i=1}^{N+1} \mu_{F_i^l}(s_{k-i+1}) \right)} = \frac{\sum_{j=1}^9 \theta_j^O \left( \prod_{i=1}^2 \mu_{F_i^l}(s_{k-i+1}) \right)}{\sum_{j=1}^9 \left( \prod_{i=1}^2 \mu_{F_i^l}(s_{k-i+1}) \right)}$$

$$= \frac{-0.16 \times 0.22 + 0.61 \times 0.443 + 0.23 \times 0.014 + (-0.16) \times 0.81 + (-0.16 \times 0)}{0.22 + 0.443 + 0.014 + 0.81 + 0} = 0.1$$

ขั้นที่ 6 เมื่อนำโครโมโซมแต่ละตัวทดสอบกับข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน  $\underline{S}_k - a_{k-D}$  จะได้ค่าผิดพลาด  $e_k = a_{k-D} - f_k(\underline{S}(k))$   $e_k = a_{k-D} - f_k(\underline{S}(k))$  ที่นำไปใช้หาค่าฟิตเนสของสมการจุดประสงค์ของ GA เพื่อคัดเลือกโครโมโซมที่มีความเหมาะสมเข้าสู่กระบวนการของเจเนติกอัลกอริทึมต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 4.3 นิวโร-ฟัชชีอิกวอลไลเซอร์ (Neuro-fuzzy equalizer, NFE)

โครงข่ายประสาทหรือนิวรัลเน็ตเวิร์ค (Neural Networks, NNs) และระบบฟัชชีลอจิก (Fuzzy logic system, FLS) ต่างก็มีข้อดีและข้อเสียแตกต่างกัน โดย NN มีข้อดีที่สามารถเรียนรู้และจดจำรูปแบบความสัมพันธ์ต่างๆ ของอินพุต-เอาต์พุตได้และสามารถแสดงความสัมพันธ์นั้นด้วยหน่วยประมวลผลที่ซ่อนอยู่ภายในชั้นซ่อนของโครงข่าย แต่ข้อเสียคือไม่สามารถอธิบายเหตุผลของการตัดสินใจได้ นอกจากนี้การเรียนรู้ของโครงข่ายต้องอาศัยชุดข้อมูลฝึกสอนจำนวนมากและมีอัตราการรู้เข้าสู่ผลเฉลยวงกว้างต่ำ ในขณะที่ FLS มีจุดเด่นในการใช้เหตุผลในเชิงตรรกะกับความสัมพันธ์ที่คลุมเครือได้เหมือนความคิดของมนุษย์ สามารถอธิบายการตัดสินใจจากกฎฟัชชี แต่ข้อเสียคือไม่สามารถเรียนรู้และปรับเปลี่ยนกฎต่างๆ ด้วยตัวเอง ต้องอาศัยผู้เชี่ยวชาญในการสังเกตความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุตกับข้อมูลเอาต์พุตรวมถึงการลองผิดลองถูกเพื่อกำหนดและออกแบบกฎ ดังนั้นการนำเอาวิธีทั้งสองมาผสมผสานกันเพื่อสร้างเป็นระบบผสม เรียกว่า ระบบโครงข่ายประสาทแบบฟัชชี หรือ ระบบนิวโร-ฟัชชี (Neuro-fuzzy system, NFS) คาดว่าจะทำให้เกิดระบบที่ดีขึ้น โดย NFS นี้สามารถทำการฝึกสอนเพื่อให้โครงข่ายเกิดการเรียนรู้ผ่านกฎของฟัชชี อาจกล่าวได้ว่า NFS เป็นระบบฟัชชีที่มีการเรียนรู้โดยอาศัยโครงข่ายประสาท รายละเอียดของ NFS รวมถึงนิวโร-ฟัชชีอิกวอลไลเซอร์ (Neuro-fuzzy equalizer, NFE) จะกล่าวถึงต่อไป ในหัวข้อ 4.3.1 และ 4.3.2

#### 4.3.1 ระบบนิวโร-ฟัชชี (Neuro-fuzzy system, NFS)

ระบบนิวโร-ฟัชชี (NFS) [161] เป็นระบบฟัชชีที่อาศัยโครงข่ายประสาทในการสร้างกฎฟัชชี โดยโครงข่ายประสาทใช้การเรียนรู้เพื่อสร้างฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบไม่เป็นเชิงเส้นของข้อมูลเชิงตัวเลขและการคำนวณแบบขนาน ส่วนฟัชชีแสดงความรู้ของระบบในรูปแบบของภาษาโดยอาศัยความเข้าใจหรือตรรกะของมนุษย์ จึงทำให้ระบบนี้มีการทำงานที่ใกล้เคียงกับมนุษย์ สถาปัตยกรรมของระบบจึงเป็นแบบขนานโดยใช้เพียงหนึ่งโครงข่ายเพื่อแสดงกระบวนการทั้งหมดของฟัชชี รูปแบบของ NFS มีหลายประเภท เช่น Cooperative Neuro-Fuzzy System (CoNFS) [162], Concurrent Neuro-Fuzzy System (CNFS) [162], Hybrid Neuro-Fuzzy System (hNFS) [163] เป็นต้น โดย hNFS เป็นระบบนิวโร-ฟัชชีที่นิยมใช้และมีลักษณะเป็นแบบระบบนิวโร-ฟัชชีแบบปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, ANFIS) ซึ่งเป็นระบบอนุมานฟัชชีบนฐานโครงข่ายประสาท โครงสร้างของ NFS นี้จะคล้ายกับระบบโครงข่ายประสาทแบบหลายชั้น (Multilayer Perceptron Neural Network, MLPNN)

ระบบนิวโร-ฟัชชีแบบปรับตัวได้ หรือ ANFIS เสนอโดย J.S.R Jang (1993) [164] เป็นระบบอนุมานฟัชชีบนฐานโครงข่ายที่ปรับตัวได้ด้วยการเรียนรู้แบบโครงข่ายประสาทซึ่งสร้างมาจากระบบฟัชชีที่มีการอนุมานแบบ Takagi-Sugeno Kang (TSK-FIS) [142] แสดงดังรูปที่ 4.19 ประกอบด้วย 5 ชั้น และมีชั้นซ่อน 3 ชั้น ชั้นซ่อนแรกจะทำหน้าที่แปลงค่าข้อมูลอินพุตไปเป็นค่าฟังก์ชันสมาชิกภาพ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

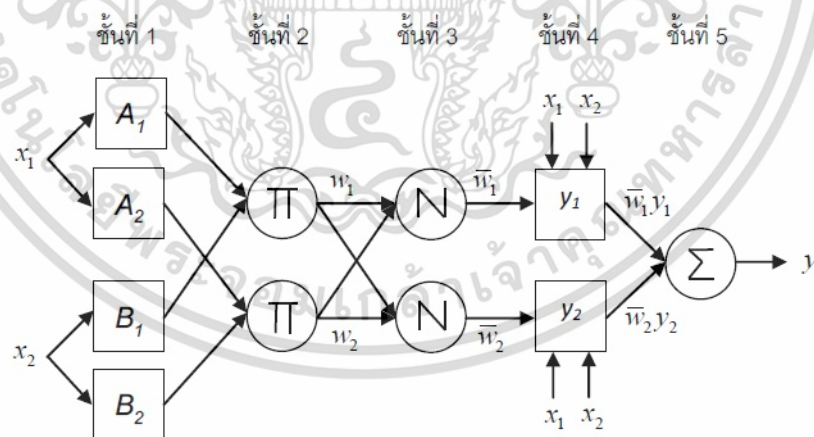
ชั้นช้อนที่สองจะใช้โอเปอร์เรเตอร์แบบ T-norm คำนวณในส่วนข้อตั้งของกฎ (Rule's antecedent) และชั้นช้อนที่สามจะนอร์มัลไลซ์ค่าเอาต์พุตที่ได้จากชั้นช้อนที่สอง เพื่อคำนวณหาข้อตามของกฎ (Rule's consequent) พิจารณา ANFIS (รูปที่ 4.19) ที่มีโครงสร้างพื้นฐานอย่างง่ายสำหรับกรณีที่มีข้อมูลอินพุต 2 ตัวคือ  $x_1$  และ  $x_2$  และมีข้อมูลเอาต์พุตคือ  $y$  ส่วนการอนุมานกฎของฟัซซีใช้การอนุมานแบบ TSK อันดับหนึ่ง (Type-1 TSK NFS) [142] ตัวอย่างกฎฟัซซีแสดงดังนี้

$$\text{กฎข้อที่ 1: ถ้า } x_1 \text{ คือ } A_1 \text{ และ } x_2 \text{ คือ } B_1 \text{ แล้ว } y_1 = p_{1,1}x_1 + p_{1,2}x_2 + p_{0,1}$$

$$\text{กฎข้อที่ 2: ถ้า } x_1 \text{ คือ } A_1 \text{ และ } x_2 \text{ คือ } B_2 \text{ แล้ว } y_2 = p_{2,1}x_1 + p_{2,2}x_2 + p_{0,2}$$

$$\text{กฎข้อที่ } R: \text{ ถ้า } x_1 \text{ คือ } A_1 \text{ และ } x_2 \text{ คือ } B_2 \text{ แล้ว } y_R = p_{1,R}x_1 + p_{2,R}x_2 + p_{0,R}$$

โดยที่  $A_1, A_2, B_1$  และ  $B_2$  เป็นตัวแปรภาษา ส่วน  $\{p_{ij}\}$  เป็นพารามิเตอร์ที่อยู่ในส่วนข้อตามของกฎของฟัซซี เมื่อ  $i=1,2$  และ  $j=1,2,\dots,R$  โดย  $R$  คือจำนวนกฎฟัซซี เมื่อ  $p_{ij}$  เป็นจำนวนจริงใดๆ กรณีที่  $p_{ij}=0, i>0$  จะเรียกว่า TSK อันดับศูนย์ (Type-0 TSK NFS) [142] โหนดที่เป็นสี่เหลี่ยมคือ โหนดที่มีพารามิเตอร์ที่สามารถปรับค่าได้ กรณีที่ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นแบบเกาส์ ค่าพารามิเตอร์ที่ต้องปรับค่า คือ ค่าจุดศูนย์กลาง (Center,  $c$ ) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( $\sigma$ ) ส่วนโหนดที่เป็นวงกลมคือ โหนดที่ไม่สามารถปรับค่าพารามิเตอร์ได้ พิจารณา TSK-NFS ดังรูปที่ 4.19 เมื่อ  $[x_i]^T$  คือเวกเตอร์อินพุต,  $i=1,2,\dots,N$  โดยที่  $N$  คือ จำนวนอินพุต และ  $NR$  คือจำนวนของกฎฟัซซี การทำงานของโหนดในแต่ละชั้น อธิบายได้ดังนี้



รูปที่ 4.19 โครงสร้างของระบบนิเวศฟัซซีที่มีการอนุมานแบบ Takagi-Sugeno Kang

**ชั้นที่ 1** การแปลงค่าฟัซซี (Fuzzification layer) โดยค่าคริปส์ของตัวแปรอินพุต  $x_i$  จะถูกแปลงให้เป็นค่าฟัซซีด้วยฟังก์ชันสมาชิกภาพที่สอดคล้องกับตัวแปรภาษา (Linguistic variable) (ได้แก่  $A_1, A_2, B_1$  และ  $B_2$  ในรูปที่ 4.19) กรณีที่ใช้ฟังก์ชันสมาชิกภาพแบบเกาส์ (Gaussian membership function, GMF) ค่าความเป็นสมาชิกภาพของอินพุตจะแสดงได้ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$u_{ij}^{(1)} = \exp\left(-\frac{(x_i^{(1)} - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right), \quad j = 1, 2, \dots, NR \quad (4.20)$$

เมื่อ  $c_{ij}$  และ  $\sigma_{ij}$  คือ ค่ากลางหรือค่าเฉลี่ยและความกว้างฐานหรือส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของฟังก์ชันเกาส์เซียน ตามลำดับ สำหรับกฎฟัซซีที่  $j$  ของตัวแปรอินพุตตัวที่  $i$

**ชั้นที่ 2** โหนดของกฎฟัซซี (Fuzzy rule nodes layer) ชั้นนี้ทำหน้าที่เชื่อมส่วนข้อตั้งของกฎฟัซซี เช่น เชื่อมด้วยตัวกระทำ AND แล้วหาผลลัพธ์ด้วยวิธีการของ MIN (ค่าต่ำสุด) หรือ PROD (ผลคูณ) เป็นต้น อัตราขยายการปรับตัว (Adaptation Gain)  $w_j$  ซึ่งเป็นเอาต์พุตของชั้นนี้ แสดงดังนี้

$$u_j^{(2)} = w_j = \text{MIN}_i \{u_{ij}^{(1)}\} \quad (4.21)$$

และ

$$u_j^{(2)} = w_j = \prod_i u_{ij}^{(1)} \quad (4.22)$$

สำหรับตัวกระทำ MIN และ AND ตามลำดับ

**ชั้นที่ 3** การนอร์มัลไลเซชัน (Normalization layer) ชั้นนี้จะนำ  $w_j$  ซึ่งเป็นผลลัพธ์ในชั้นที่สองมานอร์มัลไลซ์ ดังนี้

$$u_j^{(3)} = \bar{w}_j = \frac{w_j}{\sum_{j=1}^R w_j} \quad (4.23)$$

**ชั้นที่ 4** ชั้นส่วนผล (Consequent layer) ชั้นนี้จะนำเอาต์พุตจากชั้นที่ 3 และตัวแปรอินพุตทุกตัวในชั้นที่ 1 เข้าสู่โหนดส่วนผลหรือส่วนข้อตามของกฎฟัซซี เพื่อสร้างผลรวมเชิงเส้นที่สอดคล้องกับอันดับของ TSK ที่ใช้ในการอนุมานกฎ สำหรับ TSK อันดับหนึ่ง เอาต์พุตของชั้นนี้ แสดงได้ดังนี้

$$u_j^{(4)} = u_j^{(3)} \left( p_{0j} + \sum_i^L p_{ij} x_i \right) \quad (4.24)$$

**ชั้นที่ 5** ชั้นเอาต์พุต (Output layer) คล้ายกับการดีฟัซซิฟิเคชัน (Defuzzification) ของการอนุมานแบบ Mamdani ชั้นนี้จะรวมเอาต์พุตทั้งหมดจากชั้นที่ 4 เพื่อสร้างค่าเอาต์พุต ( $y$ ) ดังนี้

$$y = u^{(5)} = \sum_{j=1}^R u_j^{(4)} = \sum_{j=1}^R u_j^{(3)} \left( p_{0j} + \sum_i^L p_{ij} x_i \right) \quad (4.25)$$

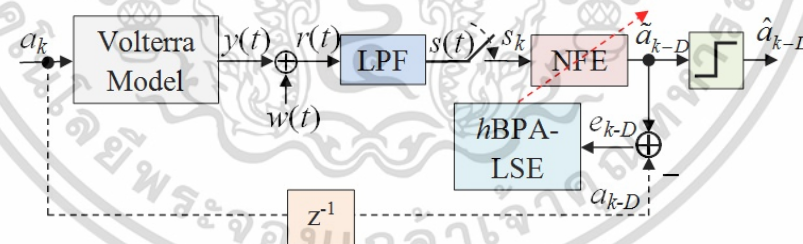
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้  $j=1$  ในเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่ให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับการเรียนรู้ของระบบ NFS แบบ ANFIS แบ่งเป็นสองส่วน คือ การปรับพารามิเตอร์ข้อตั้งหรือเหตุของกฎ ได้แก่ พารามิเตอร์ของฟังก์ชันเกาส์เซียน ( $c$  และ  $\sigma$ ) ด้วยวิธีความลาดชันที่สุด (Steepest descent method) ของค่าผิดพลาด ส่วนใหญ่นิยมใช้ BPA ซึ่งเป็นขั้นตอนการคำนวณย้อนกลับ (Backward pass) และ การปรับพารามิเตอร์ข้อตามหรือผลของกฎ ( $p$ ) ด้วยระเบียบวิธี LMS ซึ่งเป็นขั้นตอนการคำนวณไปข้างหน้า (Forward pass) ทำให้ NFS สามารถแก้ปัญหาคาดการณ์การเรียนรู้ด้วยตัวเองในระบบฟัซซีและปัญหาคาดการณ์ความสามารถในการอธิบายเหตุผลของโครงข่ายประสาท ปัญหาใหญ่ในการออกแบบ NFS คือการหาค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายด้วย BPA ซึ่งมักจะเกิดปัญหาผลเฉลยจะติดอยู่ในวงแคบ และขึ้นอยู่กับวิธีการเลือกค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นที่เหมาะสม

#### 4.3.2 การออกแบบนิวโร-ฟัซซีอีควอลไลเซอร์ (Neuro-fuzzy equalizer, NFE)

ระบบนิวโร-ฟัซซี (Neuro-fuzzy system, NFS) มีลักษณะเอาต์พุตคล้ายกับฟังก์ชันการตัดสินใจของอีควอลไลเซอร์แบบเบย์ (4.1) ที่ใช้โครงข่ายแบบเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน ดังนั้นจึงเกิดแนวคิดนำเอา NFS มาสร้างเป็นนิวโร-ฟัซซีอีควอลไลเซอร์ (NFE) แผนภาพบล็อกไดอะแกรมของช่องสัญญาณโวลเทราที่ภาครับมี NFE เป็นตัวตรวจหาแสดงดังรูปที่ 4.20 โครงสร้างของ NFE ที่ออกแบบจะเขียนแทนด้วย  $NFE(N, [M_1, M_2, \dots, M_N], NR)$  เมื่อ  $N$  คือจำนวนอินพุตของสัญญาณอ่านกลับที่หน่วยเวลา,  $M_1, M_2, \dots$  และ  $M_N$  คือ จำนวน GMF สำหรับอินพุตตัวที่ 1 - ตัวที่  $N$  และ  $NR$  คือจำนวนกฎของฟัซซีที่สร้างเอง (Self-generated rule) จากผลคูณของจำนวน GMF ของอินพุตแต่ละตัว นั่นคือ  $NR = M_1 \times M_2 \times \dots \times M_N$  กฎ จากรูปที่ 4.21 แสดง NFE(2, [5,5], 25)



รูปที่ 4.20 ช่องสัญญาณโวลเทราที่ภาครับใช้การตรวจหาด้วยนิวโร-ฟัซซีอีควอลไลเซอร์

รายละเอียดของขั้นตอนการทำงานของ NFE ทั้ง 5 ชั้น เป็นดังนี้ ชั้นที่ 1 อินพุตซึ่งเป็นสัญญาณอ่านกลับที่หน่วยเวลาของ  $s_k$  และ  $s_{k-1}$  จะถูกนอร์มัลไลซ์ให้อยู่ในช่วง  $[-1, 1]$  โดยแต่ละอินพุตจะประกอบด้วย GMF จำนวน 5 ตัวคือ NB, NS, Z, PS และ PB ค่าความเป็นสมาชิกภาพของ  $s_k (\mu_{s_k})$  และ  $s_{k-1} (\mu_{s_{k-1}})$  จะถูกคำนวณในชั้นนี้ ดังนั้นพารามิเตอร์ของ GMF คือ  $c$  และ  $\sigma$  จะต้องถูกปรับค่า ชั้นที่ 2 ประกอบด้วยกฎฟัซซีจำนวน 25 กฎ โดยเอาต์พุตจากชั้นที่ 1 จะถูกอนุมานด้วยการอนุมานกฎแบบ Sugeno อันดับ 1 แบบผลคูณ ซึ่งแสดงตัวอย่างของกฎที่  $j$  ได้ดังนี้

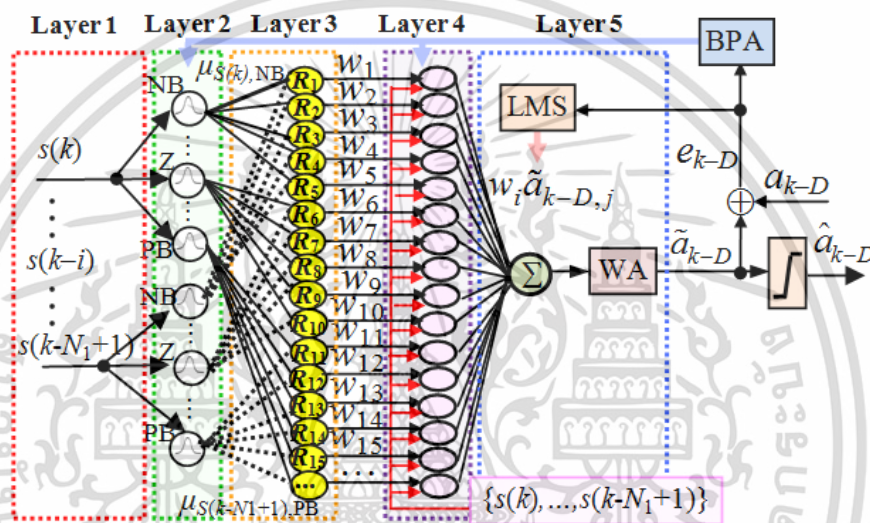
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการเรียนการสอนเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้ใช้แบบเรียนด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Rule  $j^{\text{th}}$ : IF  $s_k$  is NB and  $s_{k-1}$  is NB THEN  $\tilde{a}_{k-D,j} = p_{1,j}s_k + p_{2,j}s_{k-1} + p_{0,j}$

เมื่อ  $j=1,2,\dots,25$  และ  $p_{0,j}, p_{1,j}$  และ  $p_{2,j}$  คือ พารามิเตอร์อิสระในส่วนของตามของกฎฟuzzy เออต์พุตในส่วนผลของกฎ  $\tilde{a}_{k-D,j}$  ที่สอดคล้องกับค่าถ่วงน้ำหนัก ตัว  $w_j = \mu_{s_k} \times \mu_{s_{k-1}}$  จะถูกนำมาประมวลผลในชั้นที่ 4 และ 5 แสดงได้ดังนี้

$$\tilde{a}_{k-D} = \frac{\sum_{j=1}^{25} w_j \tilde{a}_{k-D,j}}{\sum_{j=1}^{25} w_j} \quad (4.26)$$



รูปที่ 4.21 โครงสร้างนิวโร-ฟuzzyคิวไลเซอร์

ดังนั้นจะเกิดพารามิเตอร์ของ NFE ทั้งหมด 95 ตัว ได้แก่ พารามิเตอร์ของ GMF ( $c$  และ  $\sigma$ ) จำนวน 20 ( $2 \times 5 \times 2$ ) ตัว และพารามิเตอร์  $p$  จำนวน 75 ( $25 \times 3$ ) ตัว พารามิเตอร์ทั้งหมดของ NFE จะถูกปรับค่าด้วยกระบวนการผสมระหว่าง BPA และ LMS เพื่อให้ฟังก์ชันจุดประสงค์

$$J(\mathbf{C}, \boldsymbol{\sigma}, \mathbf{P}) = E \left[ (a_k - \tilde{a}_{k-D})^2 \right] \quad (4.27)$$

มีค่าน้อยที่สุด

เมื่อ  $\mathbf{C}$  และ  $\boldsymbol{\sigma}$  คือ เวกเตอร์ขนาด  $10 \times 1$  ของพารามิเตอร์ของฟังก์ชันสมาชิกภาพเกาส์เซียน ได้แก่  $c$  และ  $\sigma$  ตามลำดับและ  $\mathbf{P}$  คือ เมตริกซ์พารามิเตอร์อิสระขนาด  $25 \times 3$  ของ  $p_0, p_1,$  และ  $p_2$

ในบทต่อไปจะแสดงขั้นตอนการออกแบบและผลการออกแบบของอิคคิวไลเซอร์ต่างๆ พร้อมกับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการตรวจหาของอิคคิวไลเซอร์ที่นำเสนอกับอิคคิวไลเซอร์อื่นๆ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 5

### ผลการจำลองประสิทธิภาพของเทคนิคอควอไลเซอร์

ในบทนี้จะกล่าวถึงการออกแบบและผลการออกแบบอควอไลเซอร์ รวมถึงแสดงผลการจำลองการอควอไลซ์และเปรียบเทียบประสิทธิภาพการตรวจหาของอควอไลเซอร์สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่ไม่เชิงเส้นซึ่งจำลองด้วยแบบจำลองโวลเทรา (Volterra model) โดยมีอควอไลเซอร์ที่ทำการศึกษา 5 แบบ ได้แก่ แบบที่ 1 อควอไลเซอร์ผลตอบสนองบางส่วนร่วมกับวงจรตรวจหาควรจะเป็นมากที่สุด (Partial Response Maximum Likelihood, PRML) ที่ใช้กับระบบบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กในปัจจุบัน แบบที่ 2 โวลเทราอควอไลเซอร์ (Volterra equalizer, VE) ซึ่งเป็นอควอไลเซอร์ไม่เชิงเส้นแบบดั้งเดิม แบบที่ 3 มัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอนนิวรัลเน็ตเวิร์กอควอไลเซอร์ (Multilayer perceptron neural network equalizer, MLPNNE) ซึ่งเป็นอควอไลเซอร์ไม่เชิงเส้นแบบปรับตัว และ แบบที่ 4 อควอไลเซอร์ผสมระหว่าง VE และ MLPNNE (Hybrid MLPNN-VE) หรือ *h*MLPNN-VE และ แบบที่ 5 ฟัซซีลอจิกอควอไลเซอร์ (Fuzzy logic equalizer, FLE) ซึ่งแบบที่ 4 และ แบบที่ 5 เป็นอควอไลเซอร์ที่นำเสนอขึ้นใหม่

สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอควอไลเซอร์จะใช้เกณฑ์ในการพิจารณา 3 แบบ คือ (1) การปรับปรุงอัตราส่วนกำลังสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (Signal-to-Noise ratio improvement) (2) ความซับซ้อน (Complexity) โดยวัดจากจำนวนการคูณ (Multiplications) ในแต่ละรอบการประมวลผลเพื่อตัดสินใจข้อมูลเอาต์พุต 1 บิต และ (3) ความน่าเชื่อถือโดยพิจารณาจากเกณฑ์วัดสารสนเทศอะไคเคะ (Akaike's information criterion, AIC) [172] ซึ่งเป็นเกณฑ์ที่เกี่ยวข้องกับค่าคลาดเคลื่อนจากการตรวจหาเทียบกับจำนวนพารามิเตอร์ของอควอไลเซอร์ นอกจากนี้เพื่อทดสอบความทน (Robustness) และสามัญการ (Generalization) ของอควอไลเซอร์ที่นำเสนอในงานวิจัยนี้ คือ *h*MLPNN-VE และ FLE จะใช้ช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่ได้รับผลกระทบจากสัญญาณรบกวนจitter ของสื่อบันทึก (Media jitter noise) เป็นช่องสัญญาณในการทดสอบนอกเหนือจากช่องสัญญาณโวลเทรา รวมทั้งจะเปรียบเทียบประสิทธิภาพการตรวจหาระหว่าง FLE กับ นิวโร-ฟัซซีอควอไลเซอร์ (Neuro-fuzzy equalizer, NFE) ซึ่งเป็นอควอไลเซอร์ผสมระหว่าง NNE และ FLE ที่นิยมใช้ในการตรวจหาสำหรับช่องสัญญาณการสื่อสารดิจิทัลในปัจจุบัน ผลการจำลองสถานการณ์บนคอมพิวเตอร์ในบทนี้ประกอบด้วย 4 ส่วน คือ ส่วนที่ 1 ผลการจำลองช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กไม่เชิงเส้นด้วยแบบจำลองโวลเทรา ส่วนที่ 2 ผลการออกแบบของอควอไลเซอร์แบบ PRML ร่วมกับวงจรตรวจหาวิเทอร์บี (Viterbi detector), VE, MLPNNE, และ *h*MLPNN-VE ส่วนที่ 3 ผลการออกแบบ FLE โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึม (Genetic algorithm, GA) และ GA แบบหลายจุดประสงค์ (Multi-objective GA, MOGA) และ ส่วนที่ 4 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการตรวจหาระหว่างอควอไลเซอร์ต่างๆ ด้วยเกณฑ์ข้างต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 5.1 ผลการจำลองช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กไม่เชิงเส้น ด้วยแบบจำลองโวลเทรา

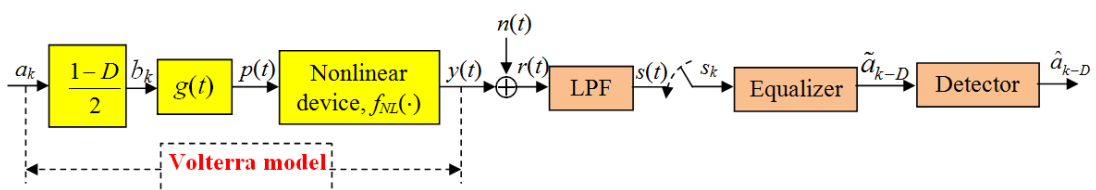
ในงานวิจัยนี้จะใช้ช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กสำหรับระบบบันทึกในแนวตั้ง (Perpendicular magnetic recording channels, PMR) ที่ไม่เชิงเส้น เป็นช่องสัญญาณในการศึกษาและทดสอบประสิทธิภาพของอิควไลเซอร์ที่นำเสนอขึ้น ซึ่งการสร้างแบบจำลองช่องสัญญาณของระบบ PMR (รูปที่ 5.1) จะกำหนดให้ช่องสัญญาณมีความยาวความจำช่องสัญญาณ (Channel memory) ( $L$ ) เป็น 7 นั่นคือเอาต์พุตที่ถูกตรวจวัดหนึ่งบิตจะพิจารณาจากข้อมูลอินพุตจำนวน 7 บิต ได้แก่  $a_k, \dots, a_{k-6}$  และความหนาแน่นนอร์มัลไลซ์ของการบันทึกข้อมูล (Normalized density, ND) กำหนดให้มีค่าเป็น 3 โดยใช้อินพุตที่เป็นลำดับไบนารีสุ่มเทียม (Pseudo random binary sequence, PRBS),  $a_k$ , เมื่อ  $a_k \in \{\pm 1\}$ , ซึ่งมีความยาวของบิตเป็น  $T$  สร้างจากตัวกำเนิดพหุนาม (Polynomial generator)  $g(x) = x^7 + x^3 + 1$  ซึ่งเมื่อผ่านวงจร Differentiator จะได้ลำดับบิตข้อมูลเปลี่ยนสถานะ  $b_k \in \{0, \pm 1\}$  เมื่อ '0' หมายถึง ไม่มีการเปลี่ยนสถานะ และ '+1' หมายถึง มีการเปลี่ยนสถานะในทิศที่ตรงกันข้ามกัน ลำดับข้อมูล  $b_k$  จะผ่านเข้าสู่ช่องสัญญาณ PMR ที่มีผลตอบสนองพัลส์เปลี่ยนสถานะ (Transition pulse) แสดงได้ดังนี้

$$g(t) = \frac{1}{2} \operatorname{erf} \left( \sqrt{\frac{4 \log 2}{\text{PW}_{50}^2}} t \right) \quad (2.13)$$

เมื่อ  $\operatorname{erf}(y) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^y e^{-x^2} dx$  คือ ฟังก์ชันข้อผิดพลาด (Error function) และ  $\text{PW}_{50}$  คือ ความกว้างของอนุพันธ์ของ  $g(t)$  วัด ณ ตำแหน่งที่สัญญาณของพัลส์มีความสูงเป็นครึ่งหนึ่งของความสูงสุด

จากนั้นสัญญาณที่เป็นผลตอบสนองไคบิต (Dibit response)  $p(t)$  จะถูกป้อนเข้าสู่ช่องสัญญาณไม่เชิงเส้นที่ถูกจำลองให้มีความเพี้ยนเชิงแอมพลิจูด (Amplitude distortions) ด้วยฟังก์ชันไม่เชิงเส้น  $f_{NL}(\cdot)$  จะได้เอาต์พุตของช่องสัญญาณที่ปราศจากสัญญาณรบกวน  $y(t)$  ทางภาครับสัญญาณอ่านกลับที่ถูกรบกวน (Noisy readback signal),  $r(t)$  แสดงได้ดังนี้

$$r(t) = y(t) + n(t) \quad (5.1)$$



รูปที่ 5.1 แบบจำลองโวลเทราสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่ไม่เชิงเส้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารลิขสิทธิ์สงวนไว้สำหรับใช้เพื่อการวิจัยในเพื่อการศึกษาเท่านั้น มิใช่เพื่อเผยแพร่หรือใช้ประโยชน์ทางการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ  $n(t)$  คือ สัญญาณรบกวนเกาส์สีขาวแบบบวก (Additive white Gaussian noise, AWGN) ที่มีสเปกตรัมกำลังทั้งสองด้าน (Two-sided power spectral density) เป็น  $N_0/2$

สัญญาณอ่านกลับ  $r(t)$  จะถูกส่งไปยังวงจรกรองผ่านต่ำ (Low pass filter, LPF) และ ถูกชักตัวอย่างสัญญาณด้วยอัตราความถี่  $1/T$  จะได้ลำดับข้อมูลที่ถูกชักตัวอย่าง  $\{s_k\}$  ที่อยู่ห่างกัน 1 บิตเซลล์ ซึ่งจะถูส่งไปยังอีควอไลเซอร์เพื่อจัดการแทรกสอดระหว่างสัญลักษณ์ (Inter-symbol interference) และวงจรตรวจหา (Detector) จะถอดรหัสลำดับข้อมูล  $\{\hat{a}_{k-D}\}$  เพื่อหาลำดับข้อมูลที่ควรจะเป็นมากที่สุด  $\{\hat{a}_{k-D}\}$

ในการจำลองสถานการณ์จะนิยามให้อัตราส่วนของสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (Signal-to-noise ratio, SNR) มีค่าเป็น

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \left( \frac{E_i}{N_o} \right) \quad (5.2)$$

และมีหน่วยเป็น เดซิเบล (dB), เมื่อ  $E_i$  คือ พลังงานของสัญญาณที่เป็นผลตอบสนองแบบอิมพัลส์

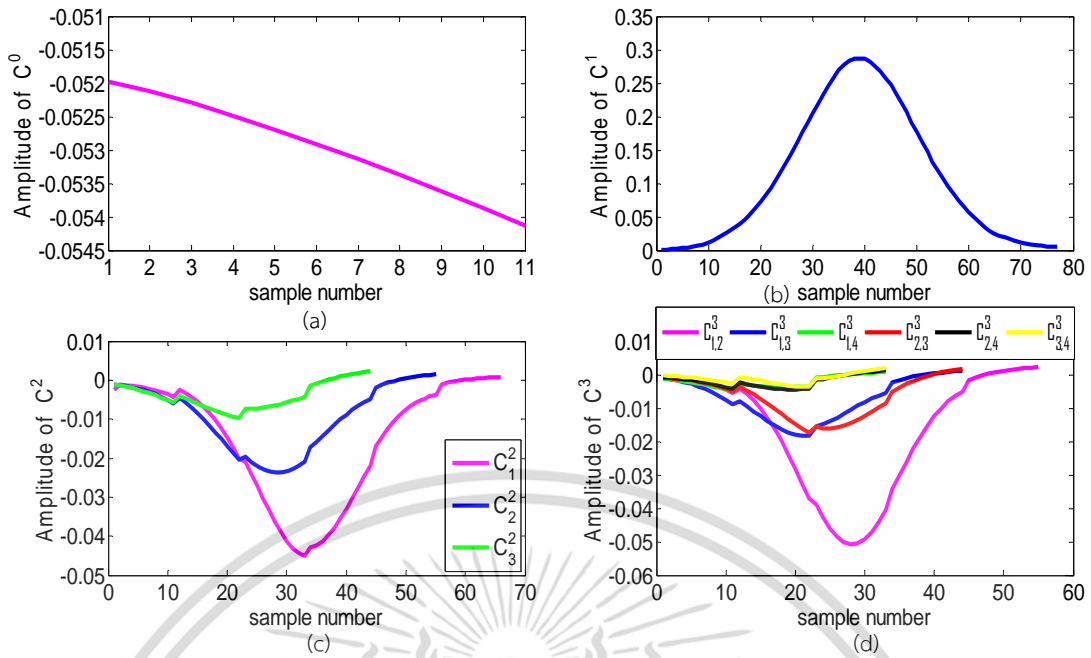
ในงานวิจัยนี้ จะใช้ฟังก์ชันความไม่เป็นเชิงเส้น  $f_{NL}(p(t)) = p(t) - 0.25p^2(t) - 0.45p^3(t)$  ซึ่งเป็นฟังก์ชันพหุนามอันดับสามและมีสัมประสิทธิ์เป็นค่าลบ เพื่อลดทอนแอมพลิจูดของ  $p(t)$  เอาต์พุตของช่องสัญญาณหรือสัญญาณอ่านกลับบางส่วนที่ปราศจากสัญญาณรบกวน  $y(t)$  จะถูกจำลองด้วยแบบจำลองโวลเทราที่ถูกตัด (Truncated Volterra model, TVM) ที่มีโวลเทราเคอร์เนลอันดับสูงสุดเป็นอันดับสาม (3<sup>rd</sup>-order Volterra Kernel),  $C^{(3)}(t)$  ตามกระบวนการสร้างแบบจำลองที่ได้กล่าวในบทที่ 2 หัวข้อ 2.3 เมื่อกำหนดให้ช่องสัญญาณ PMR มี  $L=7$  และ  $ND=3$  โดยใช้อัตราการชักตัวอย่างเกิน (Oversampling, OVR) เท่ากับ 11,  $y(t)$  จะแสดงได้ดังนี้

$$\begin{aligned} y(t) &\approx \sum_{n=0}^3 y^{(n)}(t) \\ &= C^{(0)}(t) + \sum_k a_k C^{(1)}(t-kT) + \sum_k \sum_{n_1=0}^6 a_k a_{k-n_1} C_{n_1}^{(2)}(t-kT) \\ &\quad + \sum_k \sum_{n_1=0}^5 \sum_{n_2=n_1+1}^6 a_k a_{k-n_1} a_{k-n_2} C_{n_1, n_2}^{(3)}(t-kT) \end{aligned} \quad (5.3)$$

โดยที่โวลเทราเคอร์เนลอันดับ 0 – 3,  $C^{(0)}(t) - C^{(3)}(t)$  แสดงดังรูปที่ 5.2 (a)-(d) ตามลำดับ สำหรับเคอร์เนลอันดับ 2 และ 3 จะพิจารณาเคอร์เนลที่มีความสำคัญเท่านั้น (ขนาดของแอมพลิจูดมากกว่า 0.005) ซึ่งได้แก่  $C_1^2(t), C_2^2(t)$ , และ  $C_3^2(t)$  และ  $C_{1,2}^3(t), C_{1,3}^3(t), C_{1,4}^3(t), C_{2,3}^3(t), C_{2,4}^3(t)$  และ

$C_{3,4}^3(t)$  ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.2 โวลเทราเคอร์เนลอันดับ 0 – 3 สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กระบบแนวตั้งที่มีความยาวของช่องสัญญาณ  $L=7$  และความหนาแน่นนอร์มัลไลซ์การบันทึกข้อมูล  $ND=3$

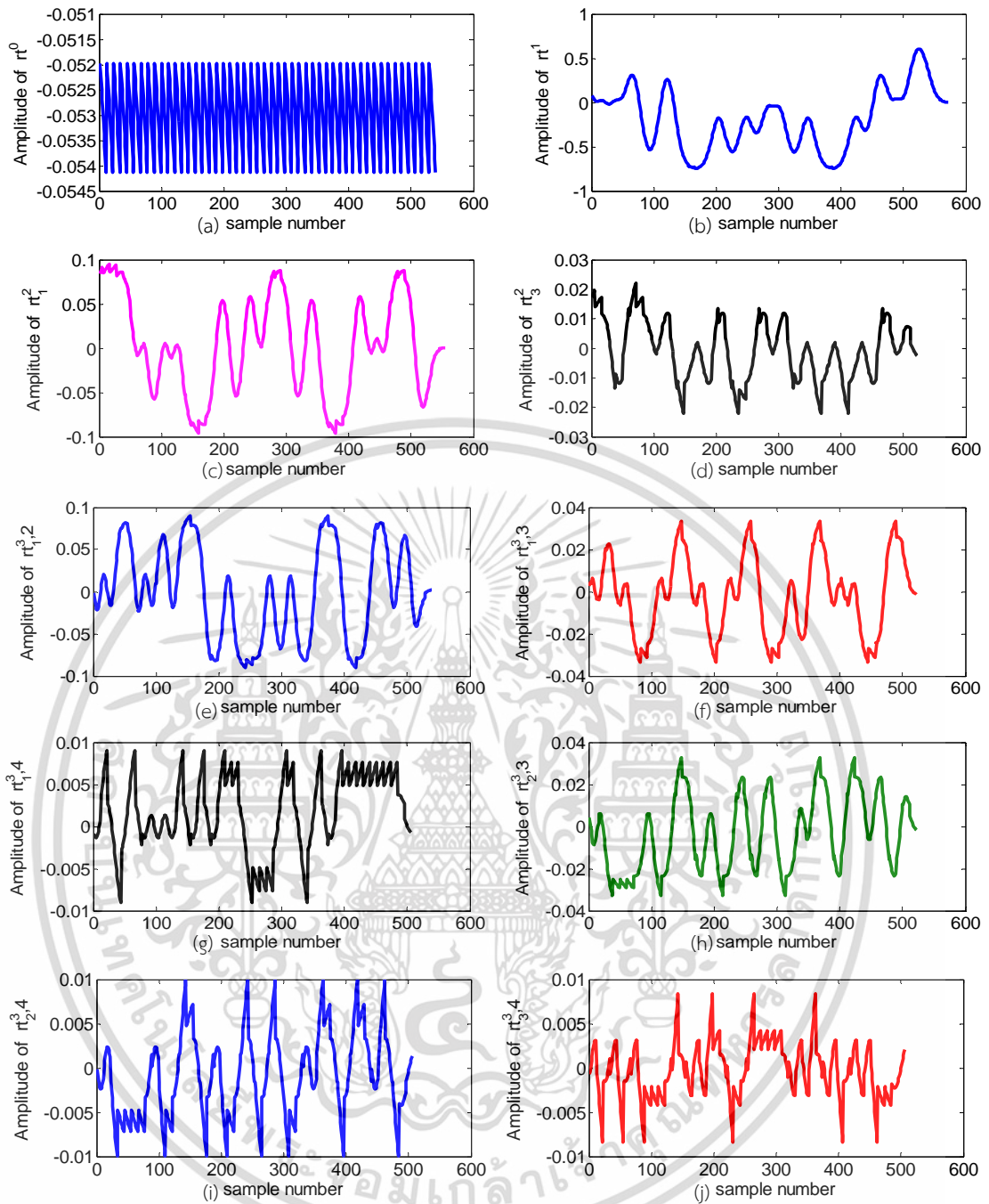
จากสมการ (5.3) องค์ประกอบของสัญญาณ  $y(t)$  ได้แก่ สัญญาณไบอัสที่ไม่ขึ้นอยู่กับข้อมูลอินพุต คือ  $y^{(0)}(t) = C^{(0)}(t)$ , ผลตอบสนองอิมพัลส์ของช่องสัญญาณ คือ  $y^{(1)}(t)$ , และผลตอบสนองไม่เชิงเส้นที่ขึ้นอยู่กับรูปแบบข้อมูลอินพุต คือ  $y^{(2)}(t)$  และ  $y^{(3)}(t)$  ที่ใช้โวลเทราเคอร์เนลที่สำคัญบางตัว แสดงได้ดังสมการ (5.4) และ (5.5) ตามลำดับ

$$y^{(2)}(t) = \sum_k a_k a_{k-1} C_1^{(2)}(t-kT) + \sum_k a_k a_{k-2} C_2^{(2)}(t-kT) + \sum_k a_k a_{k-3} C_3^{(2)}(t-kT) \quad (5.4)$$

$$y^{(3)}(t) = \sum_k a_k a_{k-1} a_{k-2} C_{1,2}^{(3)}(t-kT) + \sum_k a_k a_{k-1} a_{k-3} C_{1,3}^{(3)}(t-kT) + \sum_k a_k a_{k-1} a_{k-4} C_{1,4}^{(3)}(t-kT) + \sum_k a_k a_{k-2} a_{k-3} C_{2,3}^{(3)}(t-kT) + \sum_k a_k a_{k-2} a_{k-4} C_{2,4}^{(3)}(t-kT) + \sum_k a_k a_{k-3} a_{k-4} C_{3,4}^{(3)}(t-kT) \quad (5.5)$$

สัญญาณชิพ (Signal chips)  $y^{(0)}(t)$ ,  $y^{(1)}(t)$ ,  $y^{(2)}(t)$  และ  $y^{(3)}(t)$  แสดงดังรูปที่ 5.3 (a), 5.3 (b), 5.3 (c)-(e), และ 5.3 (f)-(j) ตามลำดับ

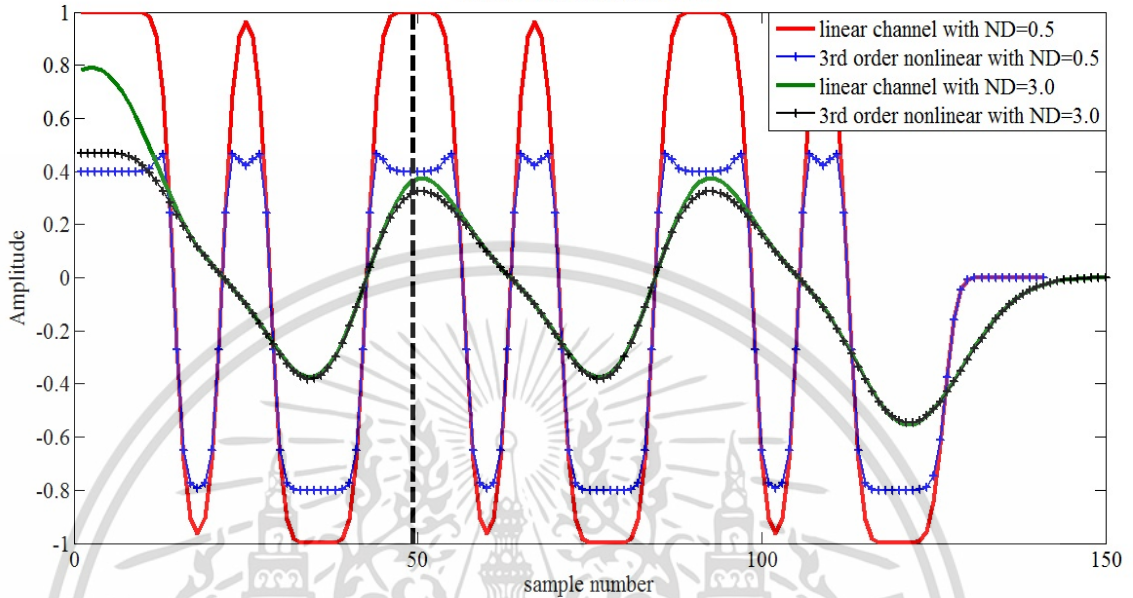
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



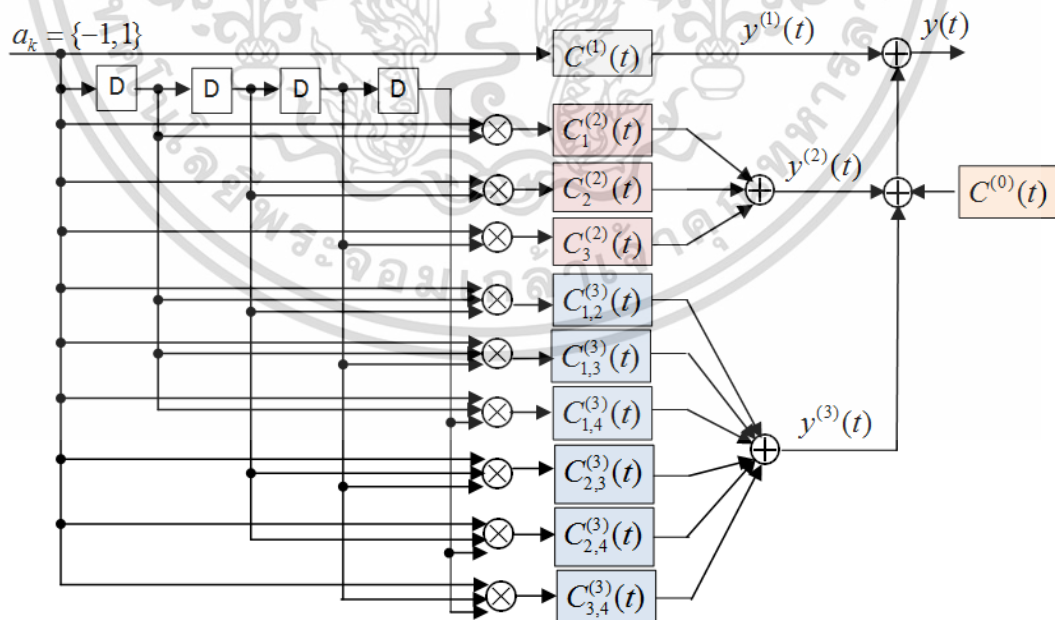
รูปที่ 5.3 องค์ประกอบของสัญญาณอ่านกลับบางส่วนที่ปราศจากสัญญาณรบกวนจากช่องสัญญาณโวลเทรา (a) สัญญาณไบอัส, (b) ผลตอบสนองเชิงเส้น, (c)-(e) ผลตอบสนองไม่เชิงเส้นอันดับ 2 และ (f)-(j) ผลตอบสนองไม่เชิงเส้นอันดับ 3

สัญญาณ  $y(t)$  สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กไม่เชิงเส้นในระบบบันทึกแนวตั้งที่มี  $ND = 3$  แสดงดังรูปที่ 5.4 (เส้นสีดำ) เปรียบเทียบกับเอาต์พุตของช่องสัญญาณเชิงเส้น (เส้นสีเขียว) จะเห็นว่าสัญญาณเอาต์พุตที่ได้มีรูปร่างของสัญญาณที่ผิดเพี้ยนเชิงขนาดโดยมีแอมพลิจูดลดลงอยู่ในช่วง  $[-0.4, 0.4]$  ซึ่งขนาดที่ลดลงนี้รุนแรงกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับ สัญญาณ  $y(t)$  (เส้นสีน้ำเงิน) เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กรณีที่มี  $ND = 0.5$  ซึ่งมีแอมพลิจูดลดลงอยู่ในช่วง  $[-0.8, 0.4]$  เทียบกับเอาต์พุตของสัญญาณเชิงเส้น (เส้นสีแดง) ส่วนแผนภาพบล็อกของช่องสัญญาณโวลเทราที่มีเคอร์เนลสูงสุดเป็นอันดับ 3 แสดงดังรูปที่ 5.5



รูปที่ 5.4 สัญญาณอ่านกลับที่ได้จากแบบจำลองโวลเทราของช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กไม่เชิงเส้นสำหรับระบบการบันทึกแนวตั้ง

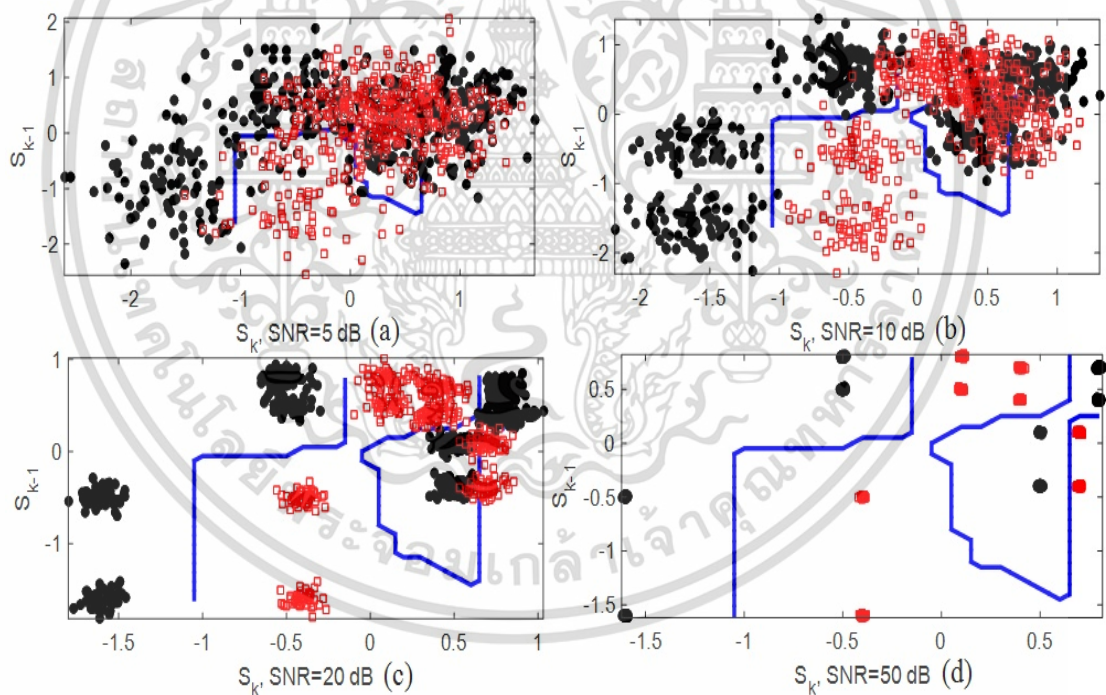


รูปที่ 5.5 แผนภาพบล็อกของแบบจำลองโวลเทราที่มีเคอร์เนลสูงสุดอันดับ 3 สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่ไม่เชิงเส้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 5.2 การออกแบบอิกวอไลเซอร์เชิงเส้นและไม่เชิงเส้นแบบดั้งเดิม

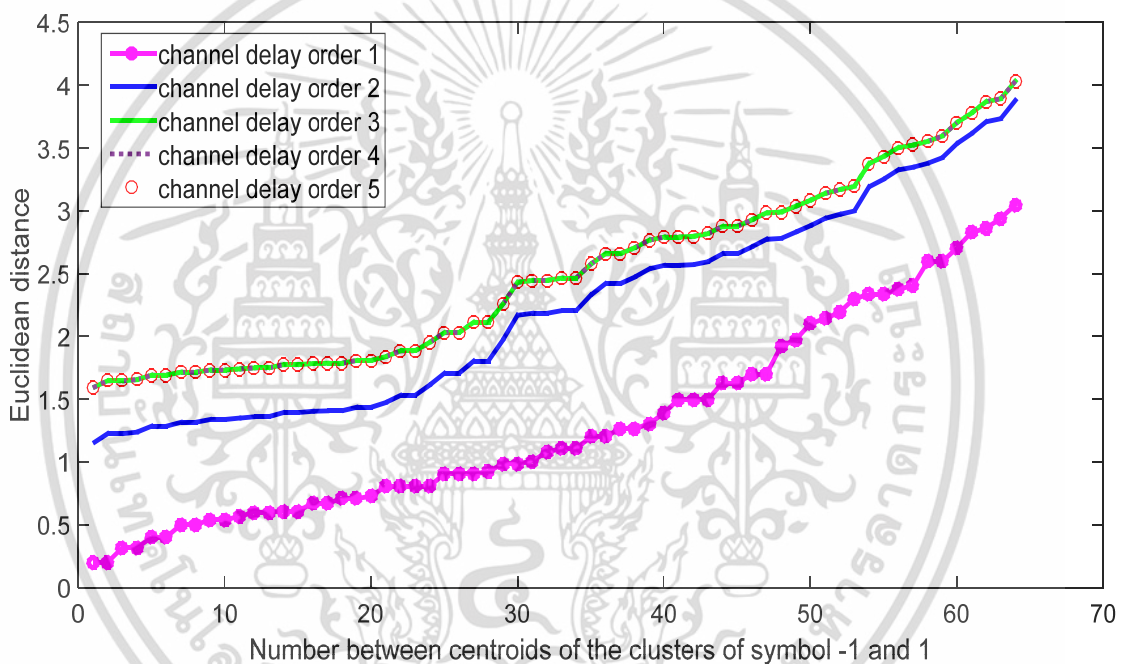
ในการออกแบบอิกวอไลเซอร์จะต้องกำหนดจำนวนแท็ปติลย์ของอิกวอไลเซอร์ที่เหมาะสม พิจารณากรณีที่อินพุตของอิกวอไลเซอร์มีจำนวนแท็ปติลย์เป็น 2 ( $s_k$  และ  $s_{k-1}$ ) จะมีสัญญาณเอาต์พุตของช่องสัญญาณที่ปราศจากสัญญาณรบกวน  $y(t)$  ที่เป็นไปได้ทั้งหมด 16 รูปแบบ ซึ่งจะถูกกำหนดให้เป็นตำแหน่งจุดเซนทรอยด์ (Centroid) ของกลุ่มข้อมูล (Cluster) ที่เป็นบิตข้อมูล -1 และ 1 โดยจะแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลทั้งสองกลุ่มด้วยเส้นแบ่งการตัดสินใจ (Boundary decision line) ที่สร้างด้วยวิธี K-means clustering แสดงดังรูปที่ 5.6 โดยสัญลักษณ์ “□” สีแดง และ “○” สีดำ แทนบิตข้อมูล 1 และ -1 ตามลำดับ จะเห็นว่าเส้นแบ่งการตัดสินใจ (เส้นสีน้ำเงิน) มีความไม่เป็นเชิงเส้นสูง โดยบริเวณด้านซ้ายมือของเส้นแบ่งการตัดสินใจมีความน่าจะเป็นในการเกิดบิตข้อมูล -1 ในขณะที่ด้านขวาบนของเส้นแบ่งการตัดสินใจไม่สามารถระบุบิตข้อมูล -1 หรือ 1 ได้อย่างชัดเจน เนื่องจากจุดเซนทรอยด์ของกลุ่มข้อมูลระหว่างบิตข้อมูล -1 กับ 1 ค่อนข้างอยู่ติดกัน โดยเฉพาะที่ระดับ SNR ต่ำๆ ตัวอย่างเช่นที่ระดับ SNR เป็น 5 dB (รูปที่ 5.6 (a))



รูปที่ 5.6 เส้นแบ่งการตัดสินใจโดยวิธี K-means clustering สำหรับแบ่งกลุ่มบิตข้อมูล 1 และ -1

ตัวอย่างข้างต้นเป็นการใช้กราฟฟิกในสองมิติเพื่ออธิบายให้เห็นภาพที่ชัดเจนเมื่อเลือกจำนวนแท็ปติลย์ไลน์ของอินพุต  $s_{k-N}$  จำนวน 2 แท็ป ( $N=1$ ) สำหรับจำนวนแท็ปติลย์ที่มีค่าเพิ่มขึ้น การแสดงให้เห็นภาพของเส้นแบ่งการตัดสินใจในมิติที่สูงขึ้นทำได้ยาก นอกจากนี้จะมีจำนวนจุดเซนทรอยด์เพิ่มขึ้นเป็น  $(2^{N+2} \times 2)$  จุด ดังนั้นเพื่อแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการจำแนกบิตข้อมูลสองกลุ่มไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จะใช้ระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean distance) ระหว่างจุดเซนทรอยด์ของบิตข้อมูล +1 และ -1 เป็นตัวชี้วัดความยากง่ายในการตรวจหาบิตข้อมูล โดยจำนวนจุดเซนทรอยด์ที่มีจำนวนมากสำหรับระยะทางยูคลิดน้อยๆ แสดงว่าการตรวจหาบิตข้อมูลมีความยาก สำหรับกรณีที่แท่งปติเลย์ของอิกวอไลเซอร์มีค่าระหว่าง 1 – 5 ความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนจุดเซนทรอยด์ของบิตข้อมูล 1 และ -1 กับระยะทางแบบยูคลิดแสดงดังรูปที่ 5.7 จะเห็นว่าระยะทางยูคลิดระหว่างจุดเซนทรอยด์ของกลุ่มบิตข้อมูล -1 และ 1 มีค่าเพิ่มขึ้นเมื่อจำนวนแท่งปติเลย์ของอิกวอไลเซอร์มีค่าเพิ่มขึ้นซึ่งทำให้การตรวจหาบิตข้อมูลเอาต์พุตมีความง่ายขึ้น โดยระยะทางยูคลิดจะมีค่าเพิ่มขึ้นจนกระทั่งจำนวนแท่งปติเลย์ของอิกวอไลเซอร์มีค่าเป็น 4 ( $N = 3$ ) ดังนั้นจำนวนแท่งปติเลย์ของอินพุตของอิกวอไลเซอร์จึงควรกำหนดให้มีค่าระหว่าง 2-5



รูปที่ 5.7 ระยะทางแบบยูคลิดระหว่างจุดเซนทรอยด์ของกลุ่มบิตข้อมูล -1 และ 1

ต่อไปจะกล่าวถึงผลการออกแบบและสร้างอิกวอไลเซอร์เชิงเส้น คือ อิกวอไลเซอร์แบบผลตอบสนองบางส่วน (Partial response, PR) ร่วมกับวงจรตรวจหาแบบวีเทอร์บี สำหรับเทคนิคผลตอบสนองบางส่วนควรจะเป็นมากที่สุด (Partial Response Maximum Likelihood, PRML) (หัวข้อ 5.2.1), และอิกวอไลเซอร์ไม่เชิงเส้นแบบดั้งเดิม ได้แก่ โวลเทราอิกวอไลเซอร์ (VE) (หัวข้อ 5.2.2), มัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอนนิเวรัลเน็ตเวิร์คคืออิกวอไลเซอร์ (MLPNN) (หัวข้อ 5.2.3) และอิกวอไลเซอร์ผสมระหว่าง MLPNN และ VE ( $h$ MLPNN-VE) (หัวข้อ 5.2.4) ส่วนผลการออกแบบ FLE ด้วย GA และ MOGA จะแสดงในหัวข้อ 5.3 โดย  $h$ MLPNN-VE, FLE-GA และ FLE-MOGA เป็น

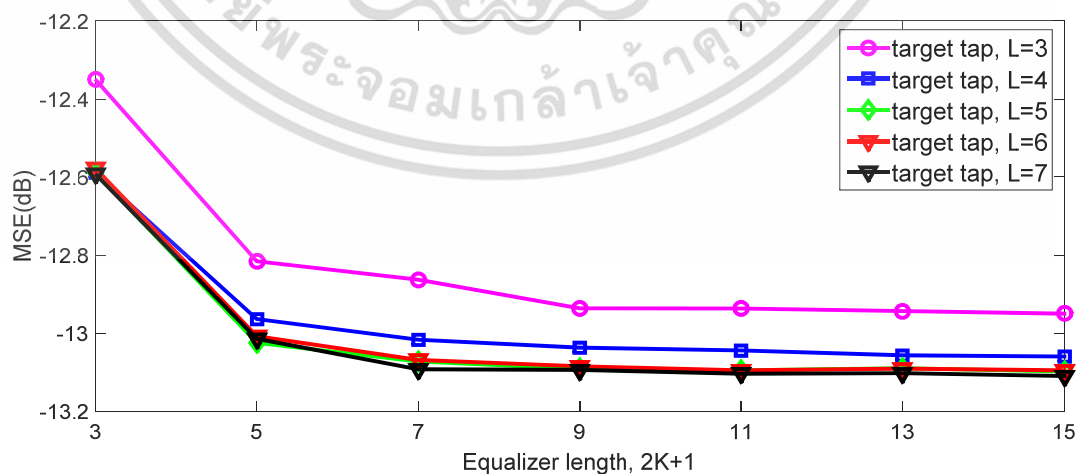
อิกวอไลเซอร์ที่น่าเสนอขึ้นใหม่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 5.2.1 การออกแบบอีควอไลเซอร์แบบผลตอบสนองบางส่วนร่วมกับวงจรถวหาแบบวีเทอร์บี สำหรับเทคนิคผลตอบสนองบางส่วนควรจะเป็นมากที่สุด (Partial Response Maximum Likelihood, PRML)

ในการออกแบบทาร์เก็ต  $G(D)$  และอีควอไลเซอร์  $F(D)$  สำหรับอีควอไลเซอร์ผลตอบสนองบางส่วนสำหรับเทคนิคผลตอบสนองบางส่วนควรจะเป็นมากที่สุด หรือ PRML ซึ่งใช้ค่าสัมประสิทธิ์ที่เป็นจำนวนจริง ด้วยวิธี MMSE โดยใช้เงื่อนไขข้อบังคับของโมนิค จะคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ของ  $F(D)$  และ  $G(D)$  พร้อมกันตามสมการ (3.28) - (3.29) การออกแบบมี 2 ขั้นตอน ขั้นตอนแรกจะหาความยาวแท็ปของทาร์เก็ต ( $L_{Tar}$ ) และอีควอไลเซอร์ ( $N_{Eq}$ ) ที่เหมาะสม โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดกำลังสอง (MSE) ที่เอาต์พุตของอีควอไลเซอร์ เมื่อใช้  $L_{Tar}$  จำนวน 1 – 3 แท็ป ประสิทธิภาพที่ได้วัดจาก MSE ค่อนข้างต่ำ แสดงถึง ข้อเสียของอีควอไลเซอร์เชิงเส้นสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่ไม่เชิงเส้น ในการทดลองจึงใช้  $L_{Tar}$  ที่มีความยาวตั้งแต่ 3 – 7 แท็ป และ  $N_{Eq}$  ( $2K + 1$ ) ที่มีความยาวตั้งแต่ 3 – 15 แท็ป ผลการทดลองแสดงดังรูปที่ 5.8 จะเห็นว่าเมื่อ  $L_{Tar}$  และ  $N_{Eq}$  เพิ่มขึ้น ค่า MSE จะมีค่าลดลงจนคงที่เมื่อ  $L_{Tar} = 5$  และ  $N_{Eq} = 9$  ดังนั้นความยาวแท็ปทาร์เก็ตที่เหมาะสมคือ 5 ซึ่งจะได้จำนวนสถานะของเทรลลิสในวงจรถวหาวีเทอร์บีเป็น  $16 (2^{5-1})$

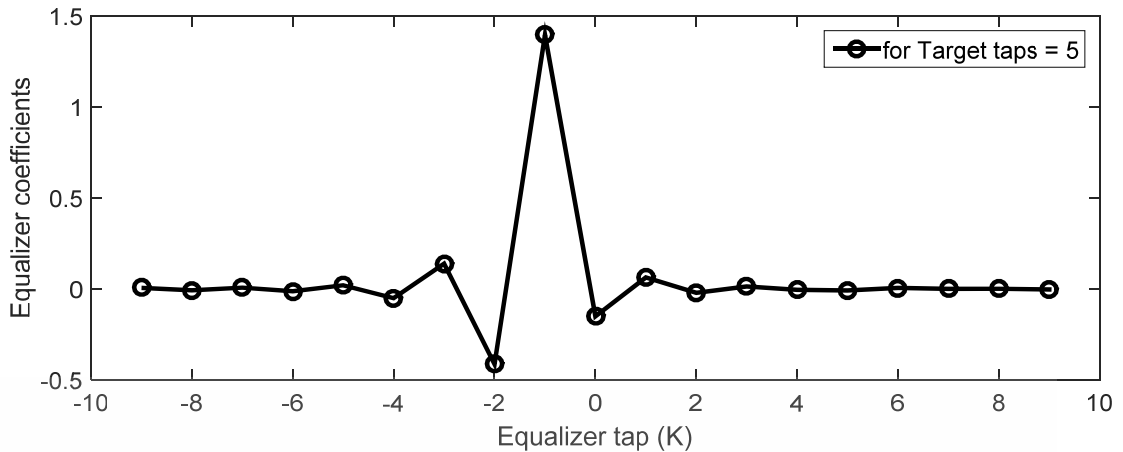
ขั้นตอนที่สองจะหาสัมประสิทธิ์ของอีควอไลเซอร์ซึ่งแสดงดังรูปที่ 5.9 จะเห็นว่าเมื่อจำนวนความยาวของแท็ปอีควอไลเซอร์เพิ่มขึ้น สัมประสิทธิ์ของแท็ปที่อยู่ด้านข้างทั้งสองด้านมีค่าเข้าใกล้ศูนย์ เมื่อตัดแท็ปที่สัมประสิทธิ์มีค่าน้อยมากออกไปโดยไม่ส่งผลกระทบต่อการทำงานของอีควอไลเซอร์ ดังนั้นจำนวนแท็ปของอีควอไลเซอร์ที่เหมาะสม คือ  $N_{Eq} = 9 (K = 4)$  ดังนั้นอีควอไลเซอร์ผลตอบสนองบางส่วนที่สองคล้องกับผลตอบสนองของทาร์เก็ตสำหรับเทคนิค PRML ที่ได้สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กไม่เชิงเส้นจะเขียนแทนด้วย PRML(5, 9)



รูปที่ 5.8 ความสัมพันธ์ระหว่าง MSE ที่เอาต์พุตของอีควอไลเซอร์ กับ ความยาวแท็ปของทาร์เก็ต

( $L_{Tar}$ ) และ อีควอไลเซอร์ ( $N_{Eq}$ ) สำหรับอีควอไลเซอร์ผลตอบสนองบางส่วนที่ใช้เทคนิค PRML

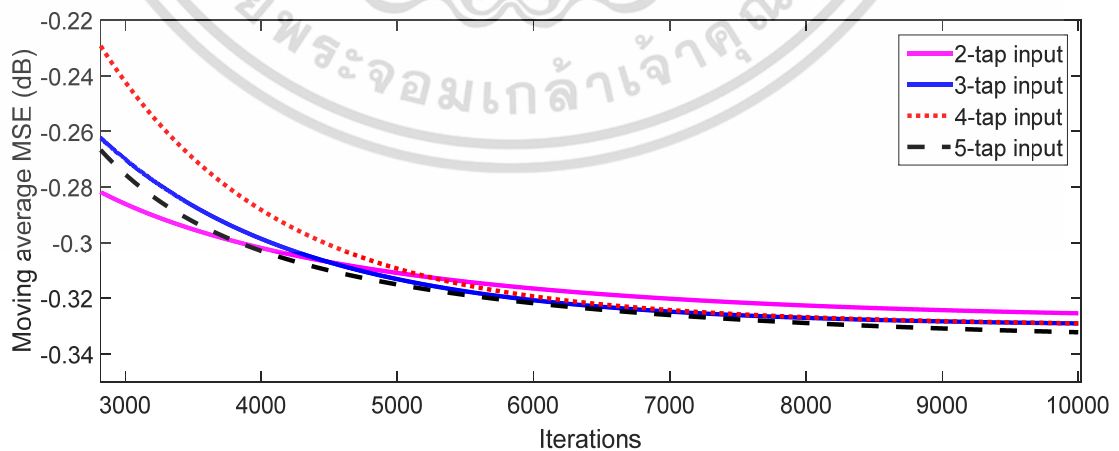
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.9 สัมประสิทธิ์ของอีควอไลเซอร์ผลตอบสนองบางส่วน

### 5.2.2 การออกแบบโวลเทราอีควอไลเซอร์ (Volterra equalizer design)

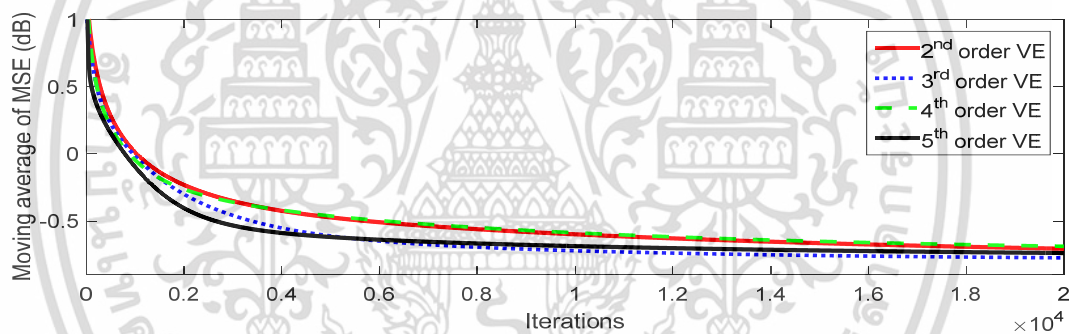
ในการออกแบบโวลเทราอีควอไลเซอร์ (VE) จะพิจารณาการเลือกจำนวนแท็ปดีเลย์ของอินพุตของอีควอไลเซอร์ ( $N$ ) และจำนวนอันดับสูงสุดของโวลเทราเคอร์เนลของ VE ( $q$ ) เป็นอันดับแรก จากนั้นจะปรับค่าถ่วงน้ำหนักหรือสัมประสิทธิ์ของ VE ภายหลัง ซึ่งจำนวนพจน์ที่เป็นชุดผสมผลคูณของสัญญาณอินพุตที่ซิกตัวอย่าง  $s_k, s_{k-1}, \dots, s_{k-N}$  ที่สร้างขึ้นจากตัวกำเนิดความไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear combiner) คือ  $\sum_i \binom{N}{i} C_i = 2^N - 1$  เมื่อ  $i = 1, \dots, q$  โดยชุดผสมผลคูณของสัญญาณอินพุตของ VE คือ  $[s_k, s_{k-1}, \dots, s_{k-N+1}, s_k s_{k-1}, \dots, s_k s_{k-N+1}, \dots, s_k s_{k-1} \dots s_{k-N+1}]^T$  ซึ่งการคัดเลือกจำนวนแท็ปดีเลย์ของอินพุตและอันดับของโวลเทราเคอร์เนลของ VE ที่เหมาะสม จะพิจารณาจากค่า MSE ที่เอาต์พุตของ VE และเพื่อให้โครงสร้างของ VE ไม่มีความซับซ้อน จำนวนแท็ปดีเลย์ของอินพุตที่จะถูกนำมาทดสอบกำหนดให้มีจำนวนอยู่ระหว่าง 2 – 5 ผลการทดลองแสดงดังรูปที่ 5.10



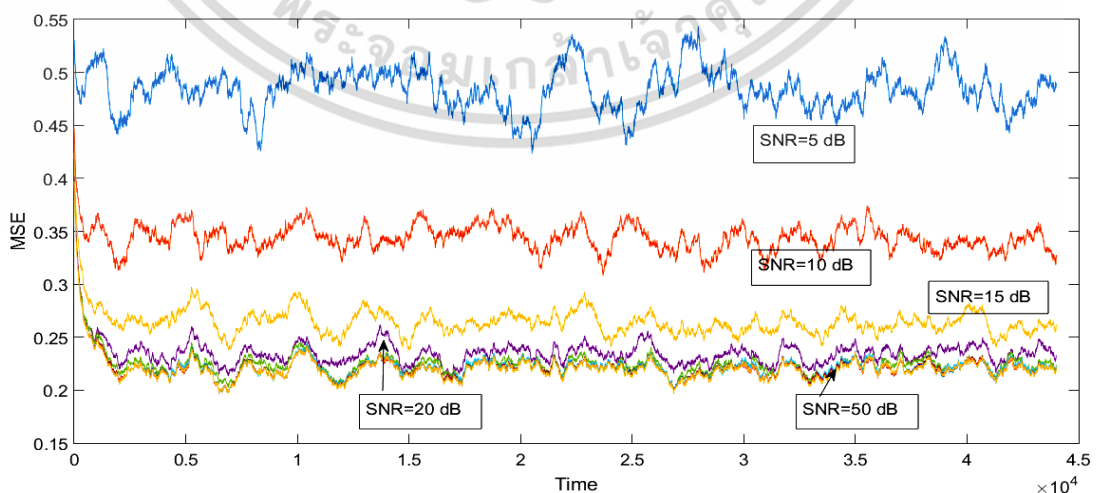
รูปที่ 5.10 ค่า MSE ที่เอาต์พุตของโวลเทราอีควอไลเซอร์ที่จำนวนแท็ปดีเลย์ต่างๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 5.10 จะเห็นว่าจำนวนแท่งปติเลย์ที่เหมาะสม คือ  $N=5$  เนื่องจากให้ค่า MSE ที่ต่ำสุด ซึ่งจำนวนแท่งปติเลย์ของอินพุตของ VE ที่คัดเลือกนี้ จะส่งผลให้ตัวกำเนิดความไม่เป็นเชิงเส้นสร้างชุดผสมผลคูณอินพุตสำหรับ VE ที่แตกต่างกันทั้งหมด 31 แบบ ( $2^5 - 1$ ) ดังนั้นจะเกิดสัมประสิทธิ์หรือโวลเทราเคอร์เนลของ VE จำนวน 31 ตัว ซึ่งจำนวนพารามิเตอร์ที่เกิดขึ้นจำนวนมากนี้ทำให้การปรับค่าสัมประสิทธิ์ของค่าถ่วงน้ำหนักมีความยุ่งยากและอาจไม่ลู่เข้าสู่ผลเฉลยวงกว้าง ดังนั้นจึงกำหนดอันดับโวลเทราเคอร์เนลของ VE มีค่าอยู่ระหว่าง 2 – 5 ผลการหาค่าอันดับของโวลเทราเคอร์เนลของ VE แสดงดังรูปที่ 5.11 ซึ่งจะเห็นว่าจำนวนอันดับของโวลเทราเคอร์เนลที่เหมาะสม คือ  $q=3$  เนื่องจากให้ค่า MSE ต่ำสุด ดังนั้นจะเหลือค่าถ่วงน้ำหนักที่จะถูกปรับค่าในขั้นตอนต่อไปเพียง  $5+{}^5C_2+{}^5C_3 = 25$  ตัว โดย VE ที่ได้จากการออกแบบสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กไม่เชิงเส้นจะเขียนแทนด้วยสัญลักษณ์  $VE(N, q) = VE(5, 3)$  เมื่อได้โครงสร้างของ VE ที่เหมาะสมแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของ VE ในที่นี้จะใช้ระเบียบวิธี LMS โดยจะเลือกใช้ค่าความกว้างช่วงคำนวณ (Step size)  $\mu = 0.004$  การลู่เข้าสู่ผลเฉลยของวิธี LMS ที่ระดับ SNR = 5, 10, ..., 50 dB แสดงดังรูปที่ 5.12 ซึ่งจะเห็นว่าที่ระดับ SNR ต่ำๆ จะมีค่า MSE สูงกว่าที่ระดับ SNR สูงๆ



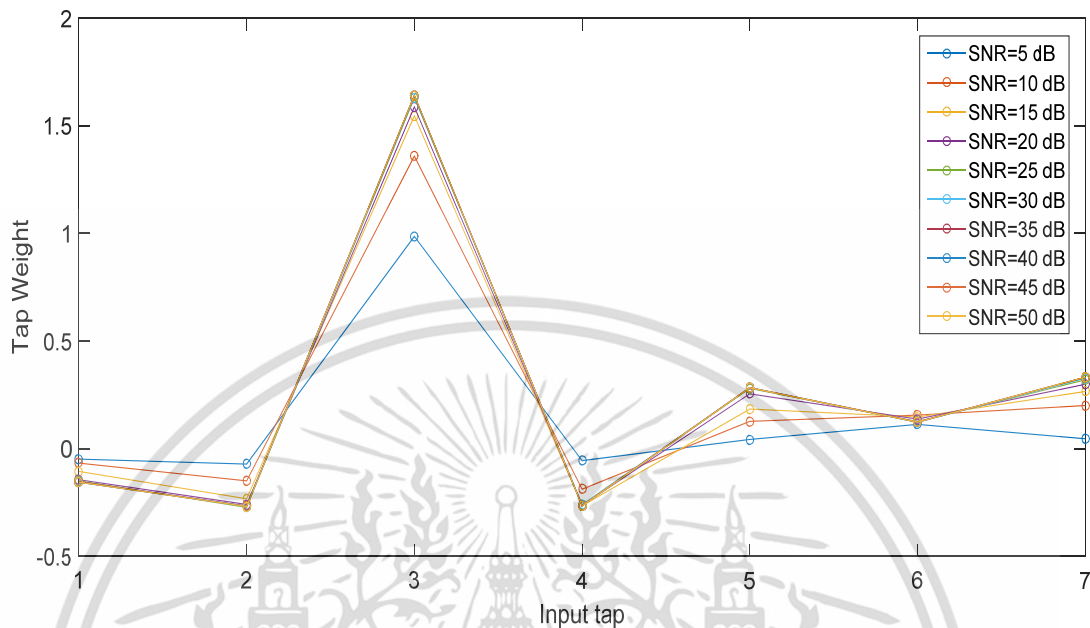
รูปที่ 5.11 ค่า MSE ของโวลเทราเคอร์เนลที่อันดับของโวลเทราเคอร์เนลต่างๆ



รูปที่ 5.12 ค่า MSE สำหรับโวลเทราเคอร์เนล VE(5, 3) ที่ระดับ SNR ต่าง ๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการศึกษาวิจัยเท่านั้น เมื่อผู้ใดเห็นเป็นประโยชน์ในการนำ  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นอกจากนี้สัมประสิทธิ์ของโวลเทราเคอร์เนลของ VE ที่ระดับ SNR ต่าง ๆ ที่ได้มีค่าไปในทิศทางเดียวกัน ดังแสดงในรูปที่ 5.13

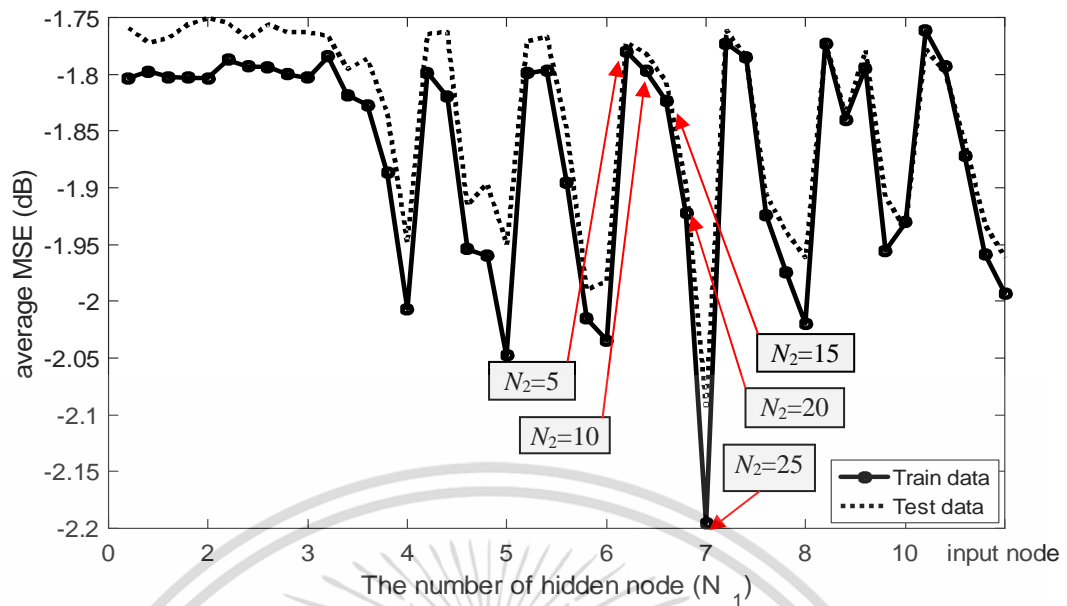


รูปที่ 5.13 สัมประสิทธิ์ของโวลเทราเคอร์เนลของ VE ที่ระดับ SNR ต่าง ๆ

### 5.2.3 การออกแบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอนนิวรัลเน็ตเวิร์คคิวโวลเทราเคอร์ (MLPNNE design)

ในการออกแบบ MLPNNE ร่วมกับขีดวงจรมีเปลี่ยน (รูปที่ 3.13) จำนวนโหนดของชั้นอินพุต ( $N_1$ ) จำนวนชั้นซ่อน ( $N_H$ ) และจำนวนโหนดของชั้นซ่อน ( $N_2$ ) จะถูกกำหนดให้เป็น 2-10 โหนด, 1 ชั้น, และ 5, 10, 15, 20, 25 โหนด ตามลำดับ ซึ่งจะได้รูปแบบชุดผสมของโครงสร้าง MLPNNE ที่แตกต่างกัน 45 แบบ และเพื่อหลีกเลี่ยงการจดจำเฉพาะข้อมูลอินพุต-เอาต์พุต  $S(k) - \{a_{k-D}\}$  ที่ใช้ในการฝึกสอนโดยปราศจากการเรียนรู้หรือ over-fitting การทดลองจะใช้วิธี K-fold cross-validation เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพการเรียนรู้ของนิวรัลเน็ตเวิร์ค จากการทดลองซ้ำหลาย ๆ ครั้ง ผลการทดสอบเพื่อหาจำนวนโหนดในชั้นอินพุต ( $N_1$ ) และชั้นซ่อน ( $N_2$ ) ที่เหมาะสมแสดงดังรูปที่ 5.14 จะเห็นว่า  $N_1 = 7$  และ  $N_2 = 25$  เป็นค่าที่เหมาะสม ดังนั้น MLPNNE( $N_1, N_2$ ) ที่เหมาะสมสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กไม่เชิงเส้นจะเขียนแทนด้วย MLPNNE(7, 25) ซึ่งเกิดค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นอินพุตและชั้นซ่อนจำนวน 175 ตัว ( $7 \times 25$ ) และระหว่างชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตจำนวน 25 ตัว ( $25 \times 1$ ) ดังนั้นจะมีพารามิเตอร์ที่ต้องปรับค่าทั้งหมด 200 ตัว ซึ่งจะใช้วิธีการปรับค่าด้วยอัลกอริทึมการแพร่ย้อนกลับ สมการ (3.46)-(3.51) โดยใช้ค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning rate)  $\beta$  เป็น 0.01 และค่าโมเมนตัม (Momentum)  $\eta$  เป็น 0.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

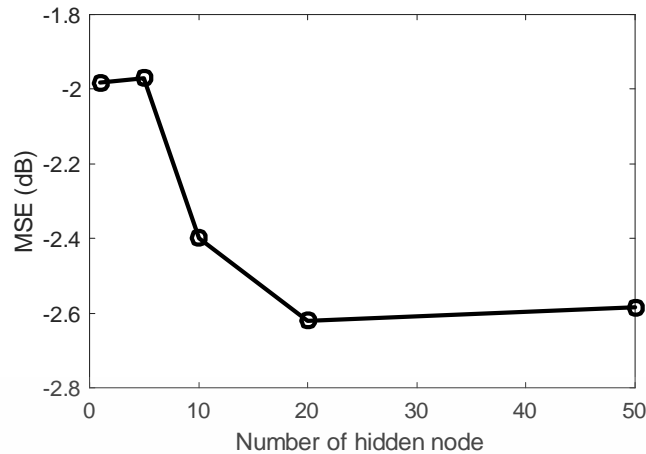


รูปที่ 5.14 ค่า MSE ของ MLPNNE ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุต ( $N_1$ ) และชั้นซ่อน ( $N_2$ ) ต่างๆ

#### 5.2.4 การออกแบบไฮบริดมัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอน-โวลเทราอีควอลไลเซอร์ (hMLPNN-VE design)

การออกแบบ hybrid MLPNN-VE (hMLPNN-VE) จะใช้จำนวนแท็ปดีเลย์ของอินพุตที่ได้จากการออกแบบของ  $VE(N, q) = VE(5, 3)$  ในหัวข้อ 5.2.2 ข้างต้น คือ  $N = 5$  ส่วนอันดับของโวลเทราเคอร์เนลที่ได้จากการออกแบบคือ  $q = 3$  ซึ่งจะเกิดอินพุตที่เป็นลำดับผลคูณของ  $s_k, \dots, s_{k-4}$  ถึง 31 ตัว ซึ่งเมื่อนำลำดับผลคูณของอินพุตนี้จะนำมาใช้เป็นอินพุตของ MLPNNE( $N_1, N_2$ ) จะทำให้เกิดพารามิเตอร์ค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นอินพุตและชั้นซ่อนเป็น  $31 \times N_2$  ซึ่งไม่เหมาะสม ดังนั้นจะปรับลดอันดับของโวลเทราเคอร์เนลเป็น  $Q = 2$  จะได้ชุดผสมผลคูณของ  $s_k, \dots, s_{k-4}$  จำนวน 15 ตัว ( $5 + {}^5C_2$ ) ซึ่งทำให้พารามิเตอร์ค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นอินพุตและชั้นซ่อนลดลงประมาณครึ่งเท่าเป็น  $15 \times N_2$  ดังนั้นการออกแบบ hMLPNN-VE ( $N, Q, N_2$ ) จะเหลือเพียงการคัดเลือกจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมของนิรวัลเน็ตเวิร์คซึ่งผลการคัดเลือกแสดงดังรูปที่ 5.15 จะเห็นว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของ MLPNN ที่ทำให้ค่า MSE มีค่าต่ำที่สุด คือ  $N_2 = 20$  โหนด อย่างไรก็ตามจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ได้นี้ทำให้เกิดจำนวนพารามิเตอร์ของค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นอินพุตและชั้นซ่อน และระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุตทั้งหมด 320 ตัว ( $N_1 \times N_2 + N_2 \times 1 = 15 \times 20 + 20 \times 1$ ) จึงมีแนวโน้มที่ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จะเข้าสู่ผลเฉลยเฉพาะที่เมื่อใช้การปรับค่าด้วยวิธีการแพร่ย้อนกลับ ทำให้ MLPNNE ไม่มีประสิทธิภาพ ดังนั้นจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมจึงควรเป็น  $N_2 = 10$  โหนด ซึ่งจะทำให้จำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องปรับค่าลดลงเหลือเพียง 160 ตัว ( $15 \times 10 + 10 \times 1$ ) ทำให้โครงสร้างที่เหมาะสมของ hMLPNN-VE คือ hMLPNN-VE(5, 2, 10)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.15 ค่า MSE ที่เอาต์พุตของ  $h$ MLPNN-VE ที่ใช้จำนวนโหนดในชั้นซ่อนของ MLPNNE

### 5.3 การออกแบบฟัซซีลอจิกอิกวอไลเซอร์ (Fuzzy logic equalizer design)

ในงานวิจัยนี้ได้ออกแบบฟัซซีลอจิกอิกวอไลเซอร์ (Fuzzy logic equalizer, FLE) โดยใช้ GA ในการสร้างฐานข้อมูลกฎฟัซซี (Fuzzy rule base) และปรับค่าพารามิเตอร์ของ FLE, และ MOGA เพื่อลดกฎฟัซซีที่ไม่สำคัญ (Redundant fuzzy rules) ออกไป ทำให้ได้ FLE ที่มีความซับซ้อนลดลง ในการสร้าง FLE-GA และ FLE-MOGA จะใช้สัญญาณอ่านกลับที่ซีกตัวอย่าง  $S(k)$  ที่สอดคล้องกับ บิตข้อมูล  $a_{k-D}$  ที่ได้จากแบบจำลองโวลเทราในการฝึกสอน (Training) และ ทดสอบ (Testing) เพื่อให้ FLE ที่ออกแบบมีความซับซ้อนต่ำจะกำหนดให้จำนวนแท็ปติลีย์ของ FLE เป็น 2 นั่นคือ  $S_k = [s_k \ s_{k-1}]^T$  ส่วนจำนวนฟังก์ชันสมาชิกภาพแบบเกาส์ (GMF) ที่ใช้แปลงค่าคริปส์เป็นค่าฟัซซีบน โดเมนของอินพุตของอิกวอไลเซอร์ ( $s_k$  และ  $s_{k-1}$ ) และแปลงค่าฟัซซีกลับเป็นค่าคริปส์บนโดเมนของ เอาต์พุต ( $a_{k-D}$ ) ที่เหมาะสม คือ  $M_1, M_2$  และ  $M_0$  ตามลำดับ โดยที่  $M_1 = [2, \dots, 10]$ ,  $M_2 = [2, \dots, 10]$  และ  $M_0 = [2, \dots, 10]$  ซึ่งจะได้จำนวนชุดผสมทั้งหมด  $9^3$  แบบ โดยพิจารณาจากค่า MSE ที่เอาต์พุต ของอิกวอไลเซอร์ จากการทดลองพบว่า  $M_1 = M_2 = 5$  และ  $M_0 = 5$  ให้ค่า MSE ต่ำที่สุด ดังนั้นตัว แปรอินพุตและเอาต์พุตแต่ละตัวของ FLE จะใช้ GMF จำนวน 5 ตัว และถูกกำกับด้วยตัวแปรภาษา คือ  $I = \{NB, NS, Z, PS, PB\}$  ดังนั้นจะทำให้เกิดจำนวนพารามิเตอร์ คือ ค่ากลาง ( $c$ ) และ ส่วน เบี่ยงเบนมาตรฐาน ( $\sigma$ ) ของ GMF สำหรับอินพุตของอิกวอไลเซอร์ 20 ตัว ( $2 \times 5 \times 2$ ) และพารามิเตอร์ อิสระ ( $\theta^0$ ) ณ ตำแหน่งที่ GMF มีค่าสูงสุดสำหรับเอาต์พุต 5 ตัว รวมถึงจะได้กฎของฟัซซี ( $NR$ ) ทั้งหมด 25 กฎ ( $M_1 \times M_2 = 5 \times 5$ ) ซึ่งพารามิเตอร์เหล่านี้จะถูกปรับค่าด้วย GA และ MOGA

ในกระบวนการ GA และ MOGA จะใช้โครโมโซมแทนชุดผลเฉลยซึ่งประกอบด้วยยีนส์หรือ พารามิเตอร์จำนวน 50 ตัว แสดงในตารางที่ 5.1 และ ตารางที่ 5.2 ตามลำดับ โดยพารามิเตอร์ของ อินพุตอิกวอไลเซอร์  $s(k)$  และ  $s(k-1)$  จะถูกนอร์มัลไลซ์ให้อยู่ใน UOD  $\equiv [-3, 2.5] \times [-3, 2.5]$  และ  $\theta^0$  ถูกนอร์มัลไลซ์ให้อยู่ในช่วง  $[-1, 1]$  พารามิเตอร์ต่างๆ ของ GA/MOGA สรุปในตารางที่ 5.3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้โดยไม่เสียค่าใช้จ่าย

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.1 รูปแบบโครโมโซมสำหรับกระบวนการ GA ในการออกแบบ FLE

โครโมโซม	อินพุตของอิกวอลเซอร์		พารามิเตอร์อิสระ	กฎฟัซซี
ยีนส์	$s_{k-1}$	$s_k$	$a_{k-D}$	-
พารามิเตอร์	$(c'_1, \sigma'_1)$	$(c'_2, \sigma'_2)$	$\theta_1^o, \theta_2^o, \dots, \theta_5^o$	{1}
จำนวนพารามิเตอร์	1-10	11-20	21-25	26-50

ตารางที่ 5.2 รูปแบบโครโมโซมสำหรับกระบวนการ MOGA ในการออกแบบ FLE

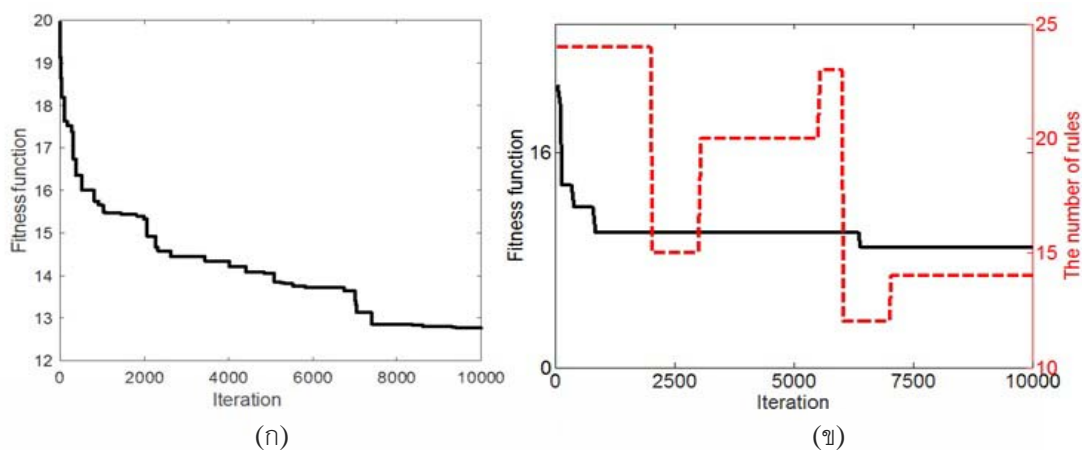
โครโมโซม	อินพุตของอิกวอลเซอร์		พารามิเตอร์อิสระ	กฎฟัซซี
ยีนส์	$s_{k-1}$	$s_k$	$a_{k-D}$	-
พารามิเตอร์	$(c'_1, \sigma'_1)$	$(c'_2, \sigma'_2)$	$\theta_1^o, \theta_2^o, \dots, \theta_5^o$	{0, 1}
จำนวนพารามิเตอร์	1-10	11-20	21-25	26-50

ตารางที่ 5.3 พารามิเตอร์ของ GA และ MOGA สำหรับการหาผลเฉลยของพารามิเตอร์ของ FLE

พารามิเตอร์/กระบวนการ	ปริมาณ/เทคนิค
จำนวนโครโมโซม ( $M_{pop}$ )	20
จำนวนบิตของแต่ละยีนส์ในโครโมโซม ( $N_{bit}$ )	12
การคัดเลือก	Roulette wheel
การครอสโอเวอร์	Two-point crossover
ความน่าจะเป็นของการครอสโอเวอร์ ( $P_c$ )	0.9
การมิวเตชัน	Multiple point mutation
ความน่าจะเป็นของการมิวเตชัน ( $P_M$ )	0.1
Forgetting factor ( $\delta$ )	0.99
จำนวนรอบสูงสุดของ GA ( $iter_{max}$ )	10,000

การเข้าสู่ผลเฉลยของโครโมโซมตามกระบวนการ GA และ MOGA แสดงดังรูปที่ 5.16 (a) และ (b) ตามลำดับ สำหรับ MOGA จำนวนกฎของฟัซซีแปรค่าระหว่าง 12–25 กฎ โดยเข้าสู่จำนวนกฎฟัซซีที่สำคัญ คือ 14 ซึ่งลดจำนวนกฎฟัซซีที่ไม่สำคัญลง 11 กฎ (ลดความซับซ้อนลง 44%) กฎฟัซซีที่ได้จากการออกแบบด้วยวิธี GA และ MOGA แสดงดังตาราง 5.4 และ ตาราง 5.5 ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.16 การลู่เข้าสู่ผลเฉลยของโครโมโซมสำหรับกระบวนการ (ก) GA และ (ข) MOGA

ตารางที่ 5.4 กฎฟuzzyสำหรับ FLE ที่ออกแบบกฎด้วย GA

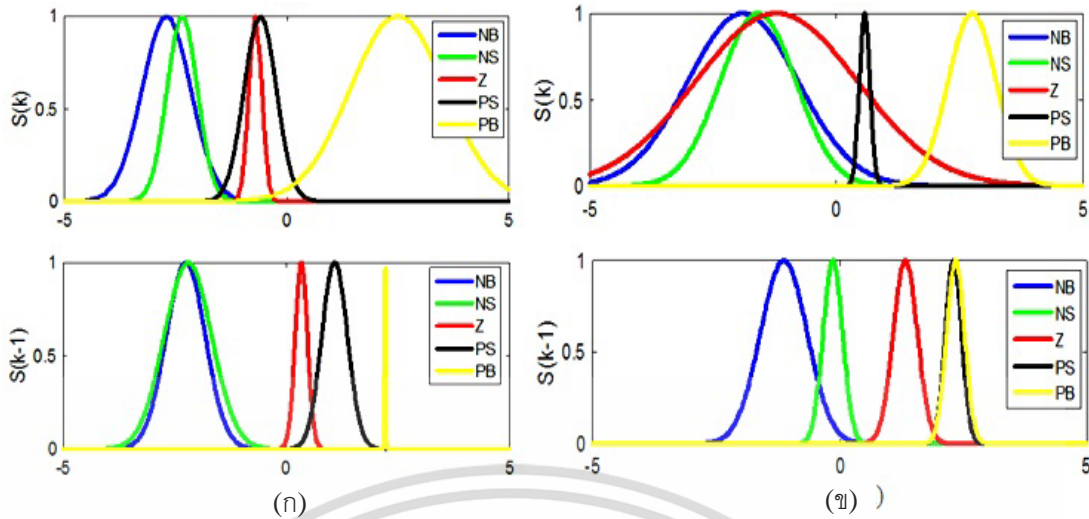
$s(k) \backslash s(k-1)$	$NB$	$NS$	$Z$	$PS$	$PB$
$NB$	-0.89	-0.89	0.30	-0.96	0.30
$NS$	0.30	0.30	0.99	0.30	-0.89
$Z$	0.49	-0.89	-0.89	-0.89	0.99
$PS$	0.99	-0.89	0.49	0.99	-0.96
$PB$	0.30	0.99	-0.96	0.30	0.49

ตารางที่ 5.5 กฎฟuzzyสำหรับ FLE ที่ออกแบบด้วย MOGA

$s(k) \backslash s(k-1)$	$NB$	$NS$	$Z$	$PS$	$PB$
$NB$	-	-	-0.95	-0.95	-
$NS$	-0.95	0.98	0.98	0.98	-0.95
$Z$	-	0.93	-	-0.95	0.98
$PS$	0.98	0.98	0.98	-	-
$PB$	-	-	-	-	-0.95

ส่วนรูปร่างของ GMF สำหรับอินพุต  $s(k)$  และ  $s(k-1)$  ของ FLE-GA และ FLE-MOGA แสดงดังรูปที่ 5.17 (ก) และ (ข) ตามลำดับ

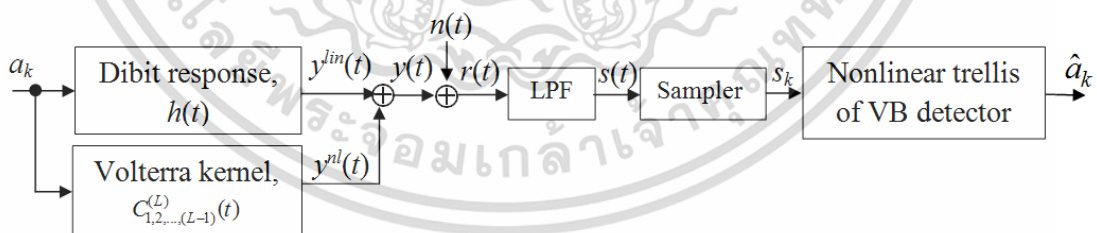
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.17 พังก์ชันสมาชิกภาพของ  $s_{k-1}$  และ  $s_k$  สำหรับ (ก) FLE-GA และ (ข) FLE-MOGA

### 5.4 ประสิทธิภาพของอีควอไลเซอร์สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็ก

ในการวัดประสิทธิภาพของอีควอไลเซอร์แบบเชิงเส้นและไม่เชิงเส้นที่ได้ศึกษาในงานวิจัยนี้ สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กไม่เชิงเส้นจะใช้อีควอไลเซอร์แบบเทรลลิสไม่เชิงเส้น (Nonlinear trellis-based equalizer) เป็นตัวเปรียบเทียบประสิทธิภาพสำหรับอีควอไลเซอร์ต่างๆ โดยสร้างจากวงจรตรวจหาอีเทอร์บีที่มีการปรับปรุงเมตริกสาขาของเทรลลิสให้สอดคล้องกับผลตอบสนองของแบบจำลองโวลเทราของช่องสัญญาณที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear trellis of VB detector) [112] (รูปที่ 5.18)



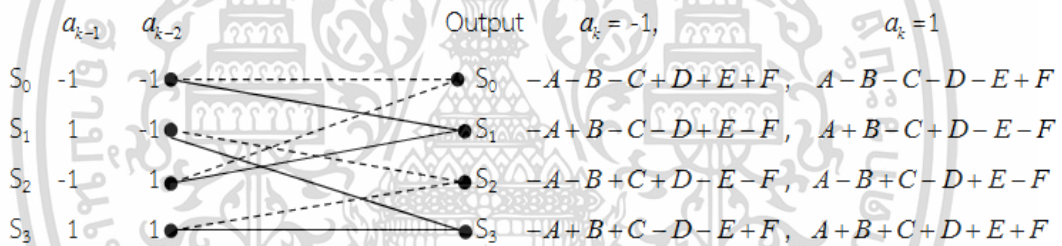
รูปที่ 5.18 แบบจำลองช่องสัญญาณที่ไม่เชิงเส้นและวงจรตรวจหาแบบอีเทอร์บีที่มีการปรับปรุงเมตริกสาขาของเทรลลิส

เมื่อสมมติว่าทราบข้อมูลข่าวสารของช่องสัญญาณล่วงหน้า ในที่นี้คือช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กในแนวตั้งไม่เชิงเส้นที่ใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของอีควอไลเซอร์ จำลองโดยแบบจำลองโวลเทราที่ถูกตัด (TVM) ที่มีคอร์เนลสูงสุดอันดับสาม (5.9) อย่างไรก็ตามเมื่อตัดพจน์ของเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค่าคงตัวที่เกิดจากผลตอบสนองในกรณีที่ไม่มีสัญญาณอินพุต ( $y^{(0)}(t)$ ) และเมื่อพิจารณาพจน์สุดท้ายที่เกี่ยวข้องกับคอร์เนลอันดับสาม ( $y^{(3)}(t)$ ) โดยมีสัมประสิทธิ์เป็นผลคูณของ  $a_k a_{k-1} a_{k-2}$  พบว่าแอมพลิจูดของคอร์เนลนี้มีค่าน้อยมาก (รูปที่ 5.2) เมื่อเทียบกับคอร์เนลของพจน์ที่เป็นเชิงเส้น ( $y^{(1)}(t)$ ) และไม่เป็นเชิงเส้นอันดับสอง ( $y^{(2)}(t)$ ) จึงทำการประมาณโดยการตัดพจน์ทั้งสองทิ้งไป ทำให้ได้แบบจำลองอนุกรมโวลเทราที่ลดความซับซ้อน (Reduced complexity Volterra model, RCVM) และเอาต์พุตที่เป็นดีสครีตของช่องสัญญาณ RCVM แสดงได้ดังนี้

$$y_k = 0.6a_k + 0.2a_{k-1} + 0.2a_{k-2} - 0.25a_k a_{k-1} - 0.25a_k a_{k-2} - 0.2a_{k-1} a_{k-2} \quad (5.6)$$

ในการสร้างเทรลิสไม่เชิงเส้นของวงจรตรวจหาวิเทอร์บี จะกำหนดให้มีจำนวนสถานะเป็น 4 โดยเมตริกสาขาจะสอดคล้องกับสัมประสิทธิ์ของเอาต์พุตของช่องสัญญาณซึ่งแสดงได้ดังรูปที่ 5.19 เมื่อ  $A=0.6, B=0.2, C=0.2, D=-0.25, E=-0.25$ , และ  $F=-0.2$  โดยเส้นประแทนอินพุต  $a_k = -1$  และเส้นทึบแทนอินพุต  $a_k = 1$



รูปที่ 5.19 แผนภาพเทรลิสที่เมตริกสาขาสร้างจากผลตอบสนองของช่องสัญญาณโวลเทรา

การตรวจสอบประสิทธิภาพของอิกวอลไลเซอร์และตัวตรวจหาที่นำเสนอ จะใช้ตัวชี้วัด 3 ตัว คือ (1) อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (Signal to noise ratio, SNR) ที่อัตราผิดพลาดบิต (Bit error rate, BER)  $BER = 10^{-4}$ , (2) ความซับซ้อน (Complexity) ที่พิจารณาจากจำนวนตัวดำเนินการคูณต่อหนึ่งรอบการทำงาน (Multiplications per epoch) และ (3) ความน่าเชื่อถือ (Reliability) พิจารณาจากเกณฑ์วัดสารสนเทศอะไคเคะ (Akaike's information criterion, AIC) [172] ที่วัดจากความแม่นยำในการตรวจหาเทียบกับจำนวนพารามิเตอร์ของอิกวอลไลเซอร์ ซึ่งจะแสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในหัวข้อที่ 5.4.1 – 5.4.3 ตามลำดับ

พารามิเตอร์ของอิกวอลไลเซอร์เชิงเส้นและไม่เชิงเส้นที่จะนำมาทดสอบและเปรียบเทียบประสิทธิภาพการตรวจหาของช่องสัญญาณการบันทึกลงแม่เหล็กไม่เชิงเส้น ได้สรุปไว้ในตาราง 5.6

ตารางที่ 5.6 พารามิเตอร์สำคัญสำหรับวงจรตรวจหาและอิควอไลเซอร์แบบต่าง ๆ

อิควอไลเซอร์	พารามิเตอร์	ปริมาณ	สัญลักษณ์
1) PRML ( $L_{Tar}, N_{Eq}$ )	- จำนวนแท็บของทาร์เก็ต ( $L_{Tar}$ )	5	PRML(5, 9)
	- จำนวนแท็บของอิควอไลเซอร์ PR ( $N_{Eq}$ )	9	
2) VE( $N, q$ )	- จำนวนแท็บดีเลย์ของอินพุต ( $N$ )	5	VE(5, 3)
	- อันดับของคอร์เนลของ VE ( $q$ )	3	
3) MLPNNE ( $N_1, N_2$ )	- จำนวนแท็บดีเลย์ของอินพุต ( $N_1$ )	7	MLPNNE (7,25)
	- จำนวนโหนดในชั้นซ่อน ( $N_2$ )	25	
4) hMLPNN- VE( $N, Q, N_2$ )	- จำนวนแท็บดีเลย์ของอินพุต ( $N$ )	5	hMLPNN- VE(5,2,10)
	- อันดับของคอร์เนลของ VE ( $Q$ )	2	
	- จำนวนโหนดในชั้นซ่อนของ MLPNN ( $N_2$ )	10	
5) FLE-GA ( $N, [M_1, M_2, M_o], NR$ )	- จำนวนแท็บดีเลย์ของอินพุต ( $N$ )	2	FLE-GA (2, [5,5,5], 25)
	- จำนวน GMF ของอินพุต $s_k$ และ $s_{k-1}$ ( $M_1$ และ $M_2$ )	5	
	- จำนวน GMF ของตัวแปรเอาต์พุต $\theta^o$ ( $M_o$ )	5	
	- จำนวนกฎฟัซซี ( $NR$ )	25	
6) FLE-MOGA ( $N, [M_1, M_2, M_o], NR$ )	- จำนวนแท็บดีเลย์ของอินพุต ( $N$ )	2	FLE-MOGA (2, [5,5,3], 14)
	- จำนวน GMF ของอินพุต $s_k$ และ $s_{k-1}$ ( $M_1$ และ $M_2$ )	5	
	- จำนวน GMF ของตัวแปรเอาต์พุต $\theta^o$ ( $M_o$ )	3	
	- จำนวนกฎฟัซซี ( $NR$ )	14	

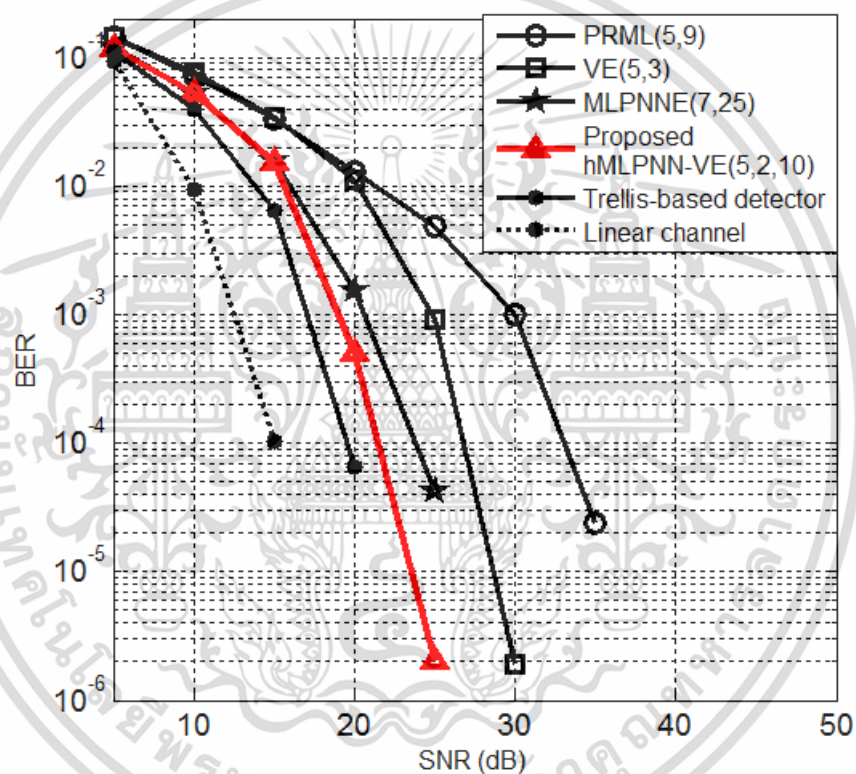
#### 5.4.1 ประสิทธิภาพด้านอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (SNR performances)

เบื้องต้นจะเปรียบเทียบประสิทธิภาพการปรับปรุง SNR ณ BER =  $10^{-4}$  ของอิควอไลเซอร์เชิงเส้น คือ PRML(5, 9) และอิควอไลเซอร์ไม่เชิงเส้นดั้งเดิม ได้แก่ VE(5, 3), MLPNNE(7, 25) และ hMLPNN-VE(5,2,10) ซึ่งเป็นอิควอไลเซอร์ที่นำเสนอขึ้นใหม่ ในการตรวจหาเอาต์พุตของช่องสัญญาณบันทึกเชิงแม่เหล็กไม่เชิงเส้นที่จำลองด้วยแบบจำลองโวลเทรา พารามิเตอร์ของช่องสัญญาณ สรุปในตาราง 5.7 ผลการทดสอบแสดงดังรูปที่ 5.20 จะเห็นว่าเทคนิค PRML ซึ่งถูกออกแบบบนสมมติฐานที่ให้สัญญาณอ่านกลับเป็นผลรวมเชิงเส้นของสัญญาณพัลส์เปลี่ยนสถานะ [166] ดังนั้นความไม่เชิงเส้นที่ผ่านเข้าไปในวงจรตรวจหา จึงทำให้เกิด BER สูงกว่าอิควอไลเซอร์อื่น ส่วน VE(5, 3) ปรับปรุง SNR ได้ 7 dB เทียบกับ PRML อย่างไรก็ตามที่ระดับ SNR ต่ำ ๆ ประสิทธิภาพของ VE ต้องได้รับการปรับปรุง นอกจากนี้จะเห็นว่า MLPNNE(7, 25) ให้ประสิทธิภาพดีกว่า VE(5,3) และ PRML(5,9) ตามลำดับ โดยปรับปรุง SNR ได้ 2 และ 9 dB ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตาราง 5.7 พารามิเตอร์ของช่องสัญญาณโวลเทราและพารามิเตอร์อื่นๆ ที่ใช้ทดสอบอิควอไลเซอร์

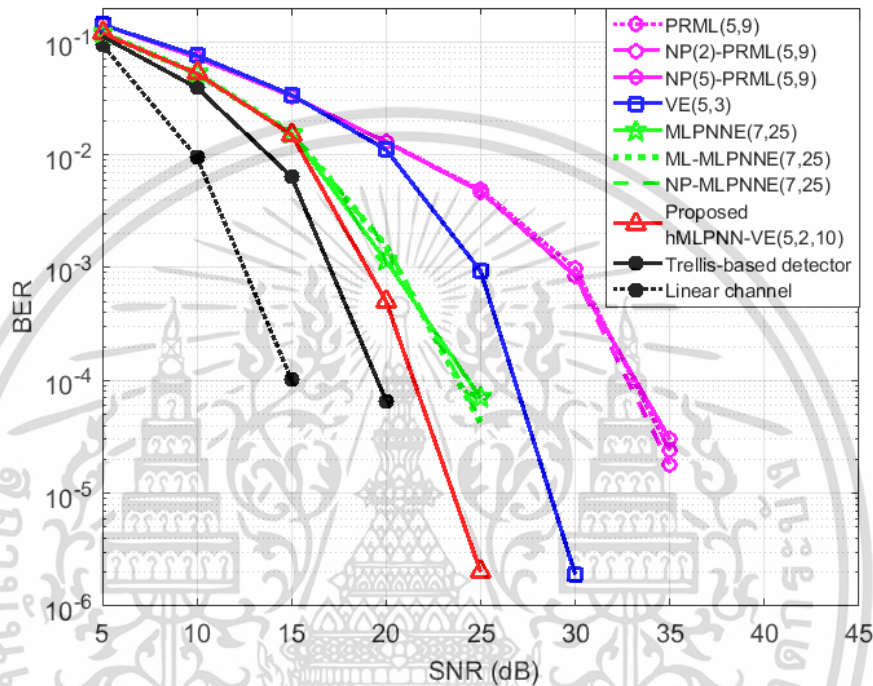
พารามิเตอร์	ตัวแปร/สัญลักษณ์	ปริมาณ
ความยาวความจำช่องสัญญาณ	$L$	4
ความหนาแน่นการบันทึกนอร์แมลไลซ์	ND	3.0
อันดับโวลเทราเคอร์เนล	$P$	3
จำนวนเซกเตอร์ของข้อมูลอินพุต	-	500
จำนวนบิตต่อเซกเตอร์	-	4096
อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนที่ใช้ทดสอบ	SNR	5-50 dB



รูปที่ 5.20 อัตราผิดพลาดบิต ( $\log_{10}(\text{BER})$ ) เทียบกับ SNR (dB) สำหรับอิควอไลเซอร์ที่ใช้เทคนิค PRML, VE, MLPNNE และ อิควอไลเซอร์ที่นำเสนอแบบ hMLPNN-VE เทียบกับอิควอไลเซอร์แบบ เทรลลิสสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กไม่เชิงเส้นในระบบบันทึกแนวตั้ง

นอกจากนี้อิควอไลเซอร์และตัวตรวจหาบางชนิดซึ่งไม่ได้กล่าวถึงรายละเอียดในการออกแบบ และสร้าง ถูกนำมาทดสอบเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้าน SNR กับอิควอไลเซอร์ที่นำเสนอ ได้แก่ (1) เทคนิค Noise-Predictive Maximum-Likelihood, NPML [166] ซึ่งนำวงจรกรองทำนายนัยสัญญาณรบกวน (Noise predictor, NP) ร่วมกับตัวตรวจหาแบบ PRML หรือ NP[d]-PRML เมื่อ  $d$  คือ จำนวนแท็ปของวงจรกรองทำนายนัยสัญญาณรบกวน เพื่อกำจัดการขยายสัญญาณรบกวนจากเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้เผยแพร่ในเชิงวิชาการโดยไม่ว่ากรรมใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อิกวอไลเซอร์ ซึ่งจากการออกแบบจะได้ NP[2]-PRML(5,9) และ NP[5]-PRML(5,9), (2) MLPNNE ที่ทำหน้าที่เป็นอิกวอไลเซอร์แบบผลตอบสนองบางส่วนทั่วไปพร้อมกับวงจรตรวจหาแบบวีเทอปี เรียกว่า GPRML-MLPNNE และ (3) วงจรกรองทำนายสัญญาณรบกวน ร่วมกับ GPRML-MLPNNE เรียกว่า NP[ $q$ ]-GPRML-MLPNNE ได้แก่ GPRML-MLPNNE(7, 25) และ NP-GPRML-MLPNNE(7, 25) ผลการทดสอบประสิทธิภาพแสดงดังรูปที่ 5.21

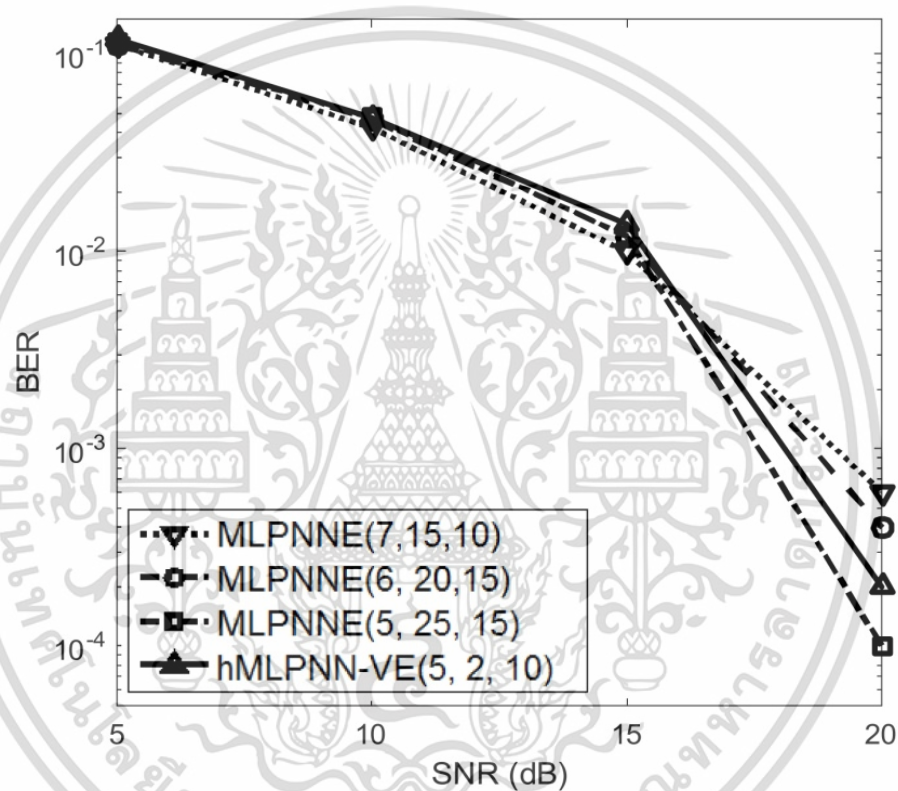


รูปที่ 5.21 อัตราผิดพลาดบิต ( $\log_{10}(\text{BER})$ ) เทียบกับ SNR สำหรับอิกวอไลเซอร์ที่นำเสนอคือ hMPLNN-VE กับ อิกวอไลเซอร์ที่ใช้เทคนิค NP-PRML, GPRML-MLPNNE และ NP-GPRML-MLPNNE สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กแนวตั้งไม่เชิงเส้น

จากรูปที่ 5.21 จะเห็นว่าประสิทธิภาพในการตรวจหาลำดับข้อมูลของ PRML และ NP-PRML ไม่แตกต่างกัน ทั้งนี้จากกล่าวได้ว่าวงจรกรองทำนายที่ใช้มีลักษณะเป็นแบบวงจรกรองเชิงเส้นแบบ FIR ไม่สามารถจัดการสัญญาณรบกวนไม่เชิงเส้นได้ ส่วนกรณีของ GPRML-MLPNNE และ NP-GPRML-MLPNNE ให้ประสิทธิภาพไม่แตกต่างกันและใกล้เคียงกับ MLPNNE อย่างไรก็ตามจากรูปที่ 5.20 และ 5.21 จะเห็นว่า hMPLNN-VE(5,2,10) ให้ประสิทธิภาพในการตรวจหาที่ดีที่สุดสำหรับช่องสัญญาณนี้ เมื่อเปรียบเทียบกับ MLPNNE(7, 25), VE(5, 3), และ PRML(5,9) โดยปรับปรุงประสิทธิภาพของ SNR ได้ 3, 5, และ 10 dB ตามลำดับ ซึ่งสาเหตุที่ hMPLNN-VE ให้ประสิทธิภาพสูงกว่าอิกวอไลเซอร์อื่นๆ เนื่องจากการประมวลผลแบบไม่เป็นเชิงเส้นสองครั้ง คือ จากตัวรวมความไม่เชิงเส้นของ VE และจากฟังก์ชันการแปลงไม่เชิงเส้นของเพอร์เซปตรอนของ MLPNN ซึ่งอาจเทียบเท่ากับการประมวลผลด้วย MLPNNE ที่ใช้จำนวนชั้นซ่อนสองชั้น

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

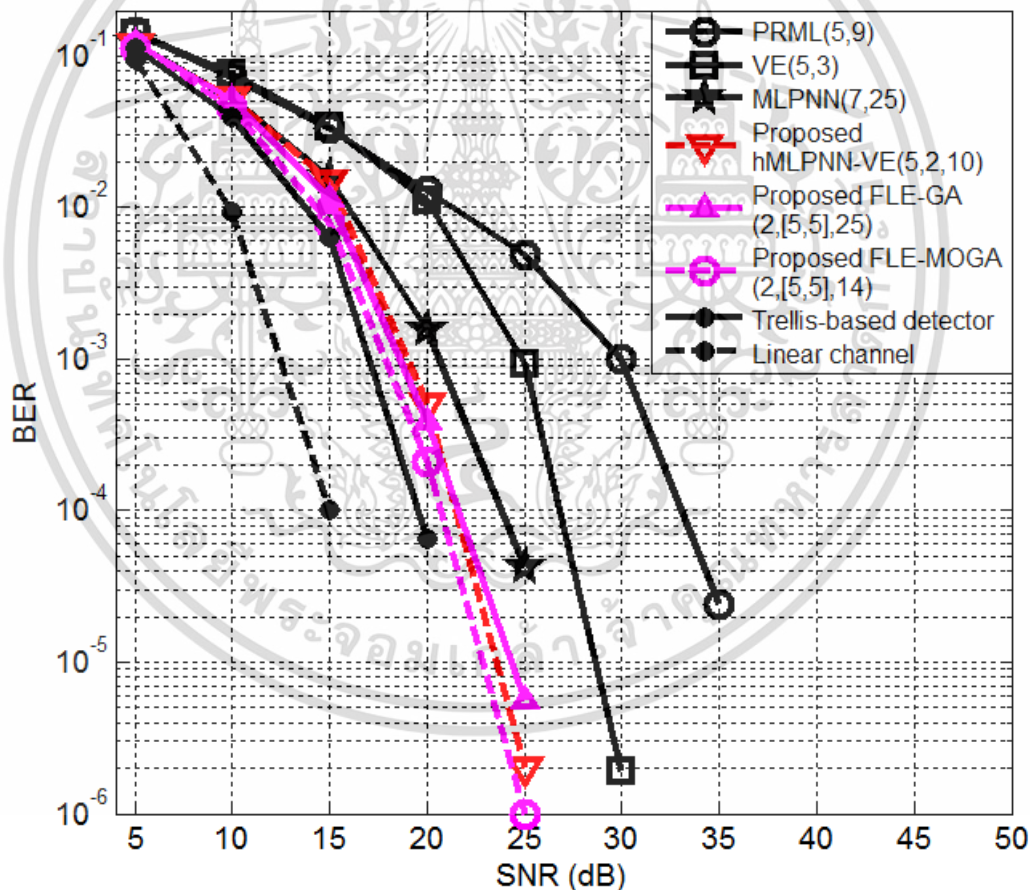
เพื่อพิสูจน์ข้อสันนิษฐานข้างต้น จึงได้ออกแบบ MLPNNE ที่มีจำนวนชั้นซ่อนสองชั้น (Double-hidden layer MLPNNE) คือ MLPNNE( $N_1, N_2, N_3$ ) เมื่อ  $N_3$  ค่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่สอง จะถูกนำมาเปรียบเทียบกับ hMLPNN-VE จากการออกแบบและปรับค่าพารามิเตอร์จะได้ MLPNNE( $N_1, N_2, N_3$ ) เหมาะที่สุด 3 แบบ ได้แก่ MLPNNE(7, 15, 10), MLPNNE(6, 20, 15), และ MLPNNE(5, 25, 15) ผลการทดสอบการตรวจหาสำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กไม่เชิงเส้นแสดงดังรูปที่ 5.22 จะเห็นว่าประสิทธิภาพที่ได้ใกล้เคียงกับ hMLPNN-VE แต่มีความซับซ้อนมากกว่า ซึ่งจะกล่าวถึงประเด็นความซับซ้อนนี้ในหัวข้อ 5.4.2 ต่อไป



รูปที่ 5.22 อัตราผิดพลาดบิต ( $\log_{10}(\text{BER})$ ) เทียบกับ SNR (ในหน่วย dB) สำหรับ hMLPNN-VE และ MLPNNE ที่มีจำนวนชั้นซ่อนสองชั้น

นอกจากนี้จากรูปที่ 5.20 จะเห็นว่าประสิทธิภาพของวงจรตรวจหาวีเทอร์บีที่สร้างเทรลลิสไม่เชิงเส้นให้ประสิทธิภาพที่ดีที่สุด โดยที่ระดับ  $\text{BER}=10^{-4}$  สามารถปรับปรุง SNR ได้ 2 dB, 5 dB, 7 dB, และ 12 dB เมื่อเทียบกับ hMLPNN-VE, MLPNNE, VE, และ PRML ตามลำดับ อย่างไรก็ตามในกรณีที่ไม่มีการนำข้อมูลข่าวสารของช่องสัญญาณ การสร้างวงจรตรวจหาที่เหมาะสมที่สุดไม่สามารถทำได้ นอกจากนี้จะเห็นว่ายังมีช่องว่างของ SNR ที่ต้องการปรับปรุงมากกว่า 7 dB ที่ระดับ  $\text{BER}=10^{-4}$  ระหว่างช่องสัญญาณไม่เชิงเส้นและช่องสัญญาณเชิงเส้น

เพื่อตรวจสอบประสิทธิภาพการปรับปรุงประสิทธิภาพด้าน SNR จะทดสอบสมรรถนะของ FLE-GA และ FLE-MOGA ที่นำเสนอขึ้นใหม่เปรียบเทียบกับอิควอไลเซอร์อื่น ๆ ผลการทดสอบแสดงดังรูปที่ 5.23 จะเห็นว่า FLE-MOGA ปรับปรุง SNR เพิ่มขึ้น ประมาณ 1dB, 1dB, 3 dB, 6 dB และ 12 dB ที่ระดับ BER= $10^{-4}$  เทียบกับ FLE-GA, hMLPNN-VE, MLPNNE, VE และ PRML ตามลำดับ สาเหตุที่ FLE-MOGA และ FLE-MOGA มีประสิทธิภาพดีกว่าอิควอไลเซอร์แบบอื่น เนื่องจาก FLE มีหน่วยประมวลผลเชิงตัวเลขและหน่วยประมวลผลเชิงภาษาผ่านกฎของฟิชซี ต่างจากอิควอไลเซอร์อื่นๆ ที่มีการประมวลผลเชิงตัวเลขเท่านั้น นอกจากนี้พารามิเตอร์และจำนวนกฎฟิชซีของ FLE-MOGA ถูกปรับให้มีความเหมาะสมที่สุดด้วยฟังก์ชันหลายจุดประสงค์ ทำให้ค่าคลาดเคลื่อนที่เอาต์พุตของ FLE ลดลง พร้อมกับลดจำนวนกฎของฟิชซีที่ไม่จำเป็น ทำให้จำนวนพารามิเตอร์ของระบบลดลง ส่งผลให้การค้นหาผลเฉลยเข้าสู่ผลเฉลยวงกว้าง ทำให้ FLE-MOGA มีสมรรถนะสูงกว่าอิควอไลเซอร์อื่น ๆ ที่นำเสนอ



รูปที่ 5.23 อัตราผิดพลาดบิต ( $\log_{10}(\text{BER})$ ) เทียบกับ SNR (ในหน่วย dB) ของฟิชซีลอจิก อิควอไลเซอร์และอิควอไลเซอร์อื่น ๆ เทียบกับอิควอไลเซอร์แบบเทรลลิส สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่ไม่เชิงเส้นในระบบการบันทึกแนวตั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 5.4.2 ความซับซ้อน (Complexity)

อิกวอไลเซอร์ที่นำเสนอจะถูกเปรียบเทียบความซับซ้อนที่วัดจากจำนวนการคูณ (Multiplications) ในแต่ละรอบการประมวลผลเอาต์พุตหนึ่งบิต รวมถึงจำนวนพารามิเตอร์ของอิกวอไลเซอร์และตัวตรวจหา มีรายละเอียดดังนี้

(1) อิกวอไลเซอร์ที่ใช้เทคนิค PRML หรือ PRML( $L_{Tar}, N_{Eq}$ ) เมื่อ  $L_{Tar}$  คือ ความยาวทาร์เก็ต และ  $K$  คือ ความยาวอิกวอไลเซอร์ ดังนี้

- จำนวนพารามิเตอร์ (สัมประสิทธิ์ของทาร์เก็ตและอิกวอไลเซอร์) คือ  $L_{Tar} + K$
- จำนวนการคูณพิจารณาได้ 2 ส่วน คือ ผลคูณของคอนโวลูชันของอินพุต  $S_k$  กับ สัมประสิทธิ์แต่ละแท่งของอิกวอไลเซอร์ จำนวน  $K$  และการหาเมตริกสาขาด้วยระยะทางยูคลิดตามจำนวนสถานะทั้งหมดในแผนภาพเทรลิส คือ  $2^{L_{Tar}}$  จำนวน  $2^{L_{Tar}}$  ดังนั้นจำนวนการคูณทั้งหมดคือ  $N_{Eq} + 2^{L_{Tar}}$

(2) VE( $N, q$ ) เมื่อ  $N$  คือ จำนวนแท่งของสัญญาณอินพุตของอิกวอไลเซอร์ และ  $q$  คือ อันดับสูงสุดของโวลเทราเคอร์เนล พิจารณาสมการ

$$\begin{aligned} \tilde{a}_{k-D} = & \sum_{n_1=0}^N s_{k-n_1} K_{n_1}^{(1)} + \sum_{n_1=0}^N \sum_{n_2=n_1+1}^{N-1} s_{k-n_1} s_{k-n_2} K_{n_1, n_2}^{(2)} + \dots + \\ & \sum_{n_1=0}^N \sum_{n_2=n_1+1}^{N-1} \dots \sum_{n_q=n_{q-1}+1}^{N-q+1} s_{k-n_1} s_{k-n_2} \dots s_{k-n_q} K_{n_1, n_2, \dots, n_q}^{(q)} \end{aligned} \quad (3.36)$$

จะเห็นว่าจะมีจำนวนโวลเทราเคอร์เนลที่เกิดขึ้นแต่ละอันดับ  $i$  คือ  ${}^N C_i$  ซึ่งเทียบได้กับแท่งของอิกวอไลเซอร์ ในกรณีของ VE คือค่าถ่วงน้ำหนัก ดังนี้

- จำนวนพารามิเตอร์ของ VE ทั้งหมด คือ  $\sum_{i=1}^q {}^N C_i$  ตัว
- โดยแต่ละพจน์ใน (3.36) จะมีจำนวนการคูณระหว่าง  $s_{k-i}$  และการคูณกับ  $K_i$  เช่น พจน์ที่ 1 (พจน์เชิงเส้น) มีจำนวนการคูณ  ${}^N C_1 \times 1$ , พจน์ที่ 2 (พจน์ไม่เชิงเส้นอันดับ 2) มีจำนวนการคูณ  ${}^N C_2 \times 2$ , พจน์ที่ 3 จะมีจำนวนการคูณ  ${}^N C_3 \times 3$ , ..., พจน์ที่  $q$  จะมีจำนวนการคูณ  ${}^N C_q \times q$  ดังนั้นจะมีจำนวนการคูณทั้งหมด คือ  $\sum_{i=1}^q {}^N C_i \times i$

(3) MLPNNE( $N, M$ ) เมื่อ  $N$  คือ จำนวนโหนดชั้นอินพุต และ  $M$  คือ จำนวนโหนดในชั้นซ่อน และมีจำนวน 1 โหนดในชั้นเอาต์พุต พิจารณาเอาต์พุตที่ได้จาก MLPNNE( $N, M$ )

$$\tilde{a}_{k-D} = h \left[ g \left( \sum_{j=0}^{M-1} w_{j,1}^{(2)} \tanh \left( \sum_{i=0}^{N-1} w_{i,(j+1)}^{(1)} s_{k-i} \right) \right) \right] \quad (3.43)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- จำนวนพารามิเตอร์ (ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างโหนดชั้นอินพุตกับชั้นซ่อน และ โหนดชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุต)  $N \times M + M \times 1$
- จำนวนการคูณพิจารณาได้ 2 ส่วน: ส่วนที่ 1 คือ ผลคูณอินพุตของอิกวอไลเซอร์  $S_k$  กับ ค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นอินพุตกับชั้นซ่อน  $w^{(1)}$  กับ ผลคูณของเอาต์พุตของชั้นซ่อนหลังจากผ่านตัวแปลงเชิงเส้นที่เป็นฟังก์ชันแทนเจนต์ไฮเพอร์โบลิก กับ ค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุต  $w^{(2)}$  จำนวน  $N \times M + M \times 1$  และ ส่วนที่ 2 พิจารณาจากการกระจายอนุกรมเทย์เลอร์ที่  $x = u$  เมื่อ  $\tanh(x) = (x-u) + (x-u)^3 / 3 + O(x^4)$  และ  $|x-u| \leq \pi / 2$  จะใช้จำนวนการคูณ 3 ตัว ดังนั้นการแปลงไม่เชิงเส้นของโหนดในชั้นซ่อนแต่ละโหนดจะใช้จำนวนการคูณ  $3 \times M$  ตัว ดังนั้นจำนวนการคูณ ทั้งหมดคือ  $M \times (N + 4)$

(4) MLPNNE ( $N, M, P$ ) ที่มีชั้นซ่อนจำนวน 2 ชั้นเมื่อ  $N$  คือ จำนวนโหนดชั้นอินพุต และ  $M$  คือ จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 1,  $P$  คือ จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 2 และมีจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเป็น 1 พิจารณาเอาต์พุตที่ได้จาก MLPNNE ( $N, M, P$ )

$$\tilde{a}_{k-D} = h \left[ g \left( \sum_{k=0}^{P-1} w_{k,1}^{(3)} \tanh \left( \sum_{j=0}^{M-1} w_{j,k}^{(2)} \tanh \left( \sum_{i=0}^{N-1} w_{i,(j+1)}^{(1)} S_{k-i} \right) \right) \right) \right] \quad (5.7)$$

- จำนวนพารามิเตอร์ (ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างโหนดชั้นอินพุตกับชั้นซ่อน และ โหนดชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุต) เป็น  $N \times M + M \times P + P \times 1$
- จำนวนการคูณ พิจารณาเช่นเดียวกับ MLPNNE ( $N, M$ ) โดยมีจำนวนการคูณทั้งหมดคือ  $M \times (N + 3) + P \times (M + 4)$

(5) hMLPNN-VE ( $N, Q, M$ ) เมื่อ  $N$  คือ จำนวนแท่งปติลย์ของอินพุต,  $Q$  คือ อันดับของโวลเทราเคอร์เนลของ VE, และ  $M$  คือ จำนวนโหนดในชั้นซ่อนของ MLPNN พิจารณา

$$\tilde{a}_{k-D} = h \left[ g \left( \sum_{j=0}^{M-1} w_{j,1}^{(2)} \tanh \left( \sum_{p=1}^Q \sum_{i=0}^{N C_p - 1} w_{(i-1+N C_0 + \dots + N C_{p-1}), (j+1)}^{(1)} \prod_{r=0}^{p-1} S_{k-i} \right) \right) \right] \quad (3.52)$$

- จำนวนพารามิเตอร์หาได้จากผลคูณของโหนดชั้นอินพุต ซึ่งอาจพิจารณาได้ว่าโวลเทราเคอร์เนลที่สร้างขึ้นจากตัวรวมความไม่เป็นเชิงเส้น (รูปที่ 3.15) ซึ่งมีค่าเป็น  $\sum_{i=0}^Q {}^N C_i$  และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของ MLPNN ดังนั้น จำนวนพารามิเตอร์ทั้งหมด คือ  $M \times \sum_{i=0}^Q {}^N C_i$
- จำนวนการคูณ พิจารณาจาก (3.52) และ จากจำนวนการคูณของ MLPNNE ข้างต้น จะได้จำนวนการคูณทั้งหมดคือ  $4M + \sum_{i=1}^Q {}^N C_i \times (i-1 + M)$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยมนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

(6) FLE-GA( $N, [M_1, M_2, M_0], NR$ ) และ FLE-MOGA( $N, [M_1, M_2, M_0], NR$ ) เมื่อ  $N$  คือ จำนวนอินพุต,  $M_1$  และ  $M_2$  คือ จำนวนฟังก์ชันสมาชิกภาพแบบเกาส์ของอินพุต  $s_k$  และ  $s_{k-1}$  ตามลำดับ และ  $M_0$  คือ จำนวนพารามิเตอร์อิสระของเอาต์พุต ( $\theta$ )

- จำนวนพารามิเตอร์ของ FLE-GA ได้แก่ พารามิเตอร์ของแต่ละ GMF จำนวน 2 ตัวคือ ค่ากลาง  $c$  และ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน  $\sigma$  และพารามิเตอร์อิสระของเอาต์พุต ดังนั้นจำนวนพารามิเตอร์ทั้งหมดคือ  $(M_1 + M_2) \times 2 + M_0$
- จำนวนการคูณ พิจารณาจาก 2 ส่วน คือ ส่วนที่ 1 ความเป็นสมาชิกภาพของ GMF (4.12) ของ  $s_k, s_{k-1}$  และ  $\tilde{a}_{k-D}$  โดยกระจายฟังก์ชันเอกซ์โปเนนเชียลด้วยอนุกรมเทย์เลอร์ที่  $x=u$ ,  $e^{x-u} = 1 + (x-u) + (x-u)^2/2 + O(x^3)$ , เมื่อ  $|x-u| < 1$  จะใช้จำนวนการคูณ 2 ตัว ดังนั้นจะได้จำนวนการคูณ  $(M_1 + M_2) \times 6$  และ ส่วนที่ 2 การตีพีชชีพีเคชัน (4.13) ต้องใช้จำนวนการคูณ  $NR \times (N-1) + NR \times N$  ตัว เพราะฉะนั้นจำนวนการคูณทั้งหมดคือ  $(M_1 + M_2) \times 6 + NR \times (2N-1)$

จำนวนพารามิเตอร์ของอิกวอไลเซอร์ ( $N_K$ ) และจำนวนการคูณในแต่ละรอบการประมวลผลเอาต์พุตหนึ่งบิต สรุปไว้ในตาราง 5.8

ตาราง 5.8 การนับจำนวนการคูณแต่ละรอบการคำนวณหนึ่งบิตเอาต์พุตของอิกวอไลเซอร์

อิกวอไลเซอร์		จำนวนการคูณ	จำนวนพารามิเตอร์ ( $N_K$ )
สัญลักษณ์	ผลการออกแบบ		
1) PRML( $N, K$ )	PRML(5,9)	$2^N + K = 41$	$N + K = 14$
2) VE( $N, q$ )	VE(5, 3)	$\sum_{i=1}^q {}^N C_i \times i = 55$	$\sum_{i=1}^q {}^N C_i = 25$
3) MLPNNE( $N, M$ )	MLPNNE(7, 25)	$M \times (N + 4) = 275$	$N \times M + M = 200$
4) MLPNNE( $N, M, P$ )	MLPNNE (7, 15, 10)	$M \times (N + 3) +$ $P \times (N + 4) = 490$	$N \times M + M \times P +$ $P \times 1 = 265$
5) hMLPNN-VE( $N, Q, M$ )	hMLPNN-VE (5, 2, 10)	$\sum_{i=1}^Q {}^N C_i \times (i - 1 + M)$ $+ 4M = 200$	$M \times \sum_{i=0}^Q {}^N C_i$ $= 160$
6) FLE-GA ( $N, [M_1, M_2, M_0], NR$ )	FLE-GA (2, [5, 5, 5], 25)	$(M_1 + M_2) \times 6$ $+ NR(2N - 1) = 135$	$2(M_1 + M_2) + M_0$ $= 25$
7) FLE-MOGA ( $N, [M_1, M_2, M_0], NR$ )	FLE-MOGA (2, [5, 5, 3], 14)	102	23

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตาราง 5.8 จะเห็นว่าอิควอไลเซอร์แบบ PRML และ VE มีความซับซ้อนในการคำนวณต่ำ เนื่องจากมีจำนวนการคูณแต่ละรอบการทำงานค่อนข้างต่ำ ส่วน MLPNNE และ hMLPNN-VE มีความซับซ้อนในการคำนวณที่สูงกว่าสองแบบแรก และ FLE มีความซับซ้อนในการคำนวณปานกลาง เมื่อเปรียบเทียบกับอิควอไลเซอร์อื่น

#### 5.4.3 ความน่าเชื่อถือการตรวจหาโดยใช้เกณฑ์วัดสารสนเทศอะไคเคะ (Akaike's information criterion, AIC)

เกณฑ์วัดสารสนเทศอะไคเคะ (AIC) นำเสนอโดย Akaike (1973) [167] เป็นเกณฑ์การคัดเลือกแบบจำลอง (Model selection criterion) ที่ให้ค่าเอาต์พุตที่มีความแม่นยำที่สุดและมีความน่าเชื่อถือ (Reliability) โดยพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อนร่วมกับกับข้อมูลสารสนเทศ (Information) ของค่าสังเกตและใช้แนวคิดจากการหาค่าต่ำสุดของความแปรปรวนของข้อมูลสารสนเทศตามหลักการของ Kulback-Leiber (1951) ข้อดีของเกณฑ์นี้ คือ ข้อมูลที่พิจารณาไม่จำเป็นต้องมีการแจกแจงแบบปกติ ดังนั้นข้อมูลที่นำมาพิจารณาอาจจะมีการแจกแจงแบบพัวซอง การแจกแจงแบบพหุนาม เป็นต้น เกณฑ์การคัดเลือกแบบจำลองโดย AIC ของแบบจำลองที่  $k$  คำนวณจากสูตรต่อไปนี้

$$AIC_k = -2 \sum_{i=1}^n \log f(\mathbf{X}_i | \boldsymbol{\beta}) + 2N_k \quad (5.8)$$

เมื่อ  $\mathbf{X}$  คือ เวกเตอร์ของตัวแปรอิสระหรือตัวแปรอินพุต,  $n$  คือ จำนวนข้อมูลหรือขนาดของตัวอย่าง,  $\boldsymbol{\beta}$  คือ เวกเตอร์ของพารามิเตอร์หรือสัมประสิทธิ์ของตัวแปรอินพุต และ  $N_k$  คือ จำนวนพารามิเตอร์ของแบบจำลอง

สำหรับข้อมูลที่มีขนาดใหญ่ และค่าคลาดเคลื่อน ( $e$ ) มีการแจกแจงปกติ สมการ (5.8) จะเขียนใหม่ได้เป็น [168]

$$AIC_k = n(\ln(2\pi) + 1) + n \ln(\sigma_e^2) + 2N_k \quad (5.9)$$

เมื่อ

$$\sigma_e^2 = \frac{SSE}{n} \quad (5.10)$$

โดยที่  $SSE$  คือ ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสอง

เมื่อต้องการเปรียบเทียบแบบจำลอง จะตัดเทอมแรกของสมการ (5.9) ออกไป จะได้

$$AIC_k = n \ln \left( \frac{SSE}{n} \right) + 2N_k \quad (5.11)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นอกจากนี้ Sawa [169] ได้พัฒนาเกณฑ์การคัดเลือกโมเดลโดยดัดแปลง AIC ด้วยแนวคิดของเบย์ เรียกว่า เกณฑ์วัดสารสนเทศของเบย์ (Bayesian Information Criteria, BIC) ซึ่ง **BIC** จะเลือกตัวแบบที่ให้ค่าต่ำสุด เป็นตัวแบบที่ถูกต้องโดยแสดงได้ดังนี้ [170]

$$BIC = n \ln \left( \frac{SSE}{n} \right) + \frac{2(p+1)n\sigma^2}{SSE} - \frac{2n^2\sigma^4}{SSE^2} \quad (5.12)$$

เมื่อ  $\sigma^2$  เป็นค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง

เนื่องจาก BIC มีการคำนวณที่ซับซ้อนกว่า AIC แต่ให้ผลที่มีแนวโน้มเช่นเดียวกัน ดังนั้นในงานวิจัยนี้จะใช้เกณฑ์ของ AIC เพื่อระบุความน่าเชื่อถือของอิควอไลเซอร์แต่ละชนิด โดย AIC จะนำค่าคลาดเคลื่อนระหว่างเอาต์พุตของอิควอไลเซอร์ ( $\tilde{a}$ ) กับเอาต์พุตที่ต้องการ ( $a$ ) มาพิจารณาร่วมกับจำนวนพารามิเตอร์ที่ใช้ในอิควอไลเซอร์แต่ละชนิด ดังนี้

$$AIC_K = n \ln \left( \frac{\sum_{i=1}^n (a_i - \tilde{a}_i)^2}{n} \right) + 2N_K \quad (5.13)$$

ตัวอย่างเช่น กรณีของฟลิวอิดอิควอไลเซอร์ (FLE) ที่มีจำนวนพารามิเตอร์ ( $N_K$ ) จำนวน 25 ตัว เมื่อใช้ข้อมูลในการทดสอบจำนวน 500 เซ็กเตอร์ และแต่ละเซ็กเตอร์ ประกอบด้วย 4096 บิต และผลรวมค่าคลาดเคลื่อนที่ได้การจำลอง คือ  $1.43 \times 10^3$  ดังนั้น จะได้ค่า  $AIC_{FLE}$  ประมาณ -703 เป็นต้น ในการคำนวณ AIC ของอิควอไลเซอร์ จะนำจำนวนพารามิเตอร์ในตาราง 5.8 มาใช้ซึ่งผลที่ได้แสดงในตาราง 5.9 พบว่า ตัวตรวจหาและอิควอไลเซอร์ที่มีความน่าเชื่อถือเรียงลำดับจากมากไปน้อย คือ FLE-MOGA, FLE-GA, hMLPNN-VE, VE, PRML และ MLPNN ตามลำดับ

ตาราง 5.9 เปรียบเทียบความน่าเชื่อถือของอิควอไลเซอร์ที่น่าเสนอ

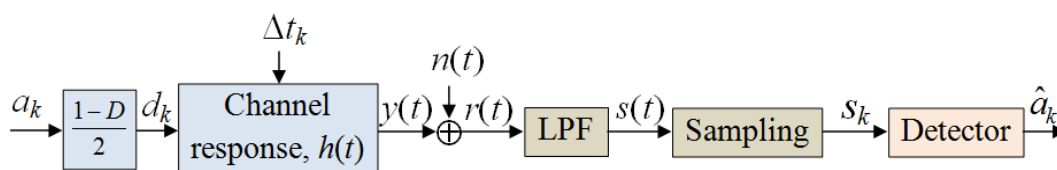
อิควอไลเซอร์	AIC
PRML(5,9)	-253
VE(5, 3)	-273
MLPNNE(7, 25)	-189
MLPNNE(7, 15, 10)	-470
hMLPNN-VE(5, 2, 10)	<b>-690</b>
FLE-GA (2,[5,5,5], 25)	<b>-703</b>
FLE-MOGA(2,[5,5,3],14)	-253

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การทดสอบประสิทธิภาพของอีควอไลเซอร์สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กที่ไม่เชิงเส้น พบว่า *hFLE-MOGA* ให้ประสิทธิภาพด้านการปรับปรุง SNR ดีกว่าอีควอไลเซอร์ไม่เชิงเส้นแบบอื่นๆ คือ *hFLE-GA*, *hMLPNN-VE*, *MLPNN* และ *VE* ประมาณ 3 – 6 dB รวมถึงลดความซับซ้อนที่พิจารณาจากจำนวนการคูณในแต่ละรอบการตรวจหาข้อมูลเอาต์พุตหนึ่งบิตและเพิ่มความน่าเชื่อถือของการตรวจหาด้วย AIC ที่พิจารณาจากค่าคลาดเคลื่อนที่เอาต์พุตของอีควอไลเซอร์เทียบกับจำนวนพารามิเตอร์ เพื่อสนับสนุนผลที่ได้ข้างต้น หัวข้อต่อไปจะทดสอบความทน (Robustness) ของ FLE สำหรับการตรวจหาช่องสัญญาณที่ได้รับผลกระทบจากสัญญาณรบกวนจitter (Jitter noise channel) รวมถึงเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ FLE กับนิวโร-ฟัซซีอีควอไลเซอร์ (Neuro-fuzzy equalizer, NFE) ซึ่งเป็นอีควอไลเซอร์ที่นิยมนำมาใช้กับช่องสัญญาณการสื่อสารแบบดิจิทัล

## 5.5 ประสิทธิภาพของ FLE สำหรับช่องสัญญาณจitter

สัญญาณรบกวนจitter (Media jitter noise) [171] เป็นสัญญาณรบกวนชนิดหนึ่งที่แฝงมากับรูปแบบของข้อมูลข่าวสาร ซึ่งจัดว่าเป็นสัญญาณรบกวนที่ขึ้นอยู่กับแบบข้อมูล (Pattern-dependent noise) ทำให้เกิดการเลื่อนตำแหน่งของพัลส์เปลี่ยนสถานะในกระบวนการเขียนข้อมูลในระบบบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กที่มีความหนาแน่นการบันทึกสูง ระดับความรุนแรงของสัญญาณรบกวนจitter ของสื่อบันทึกนี้จะขึ้นอยู่กับแบบข้อมูลที่เขียนลงไปบนสื่อบันทึก เมื่อร่วมกับสัญญาณรบกวนเกาส์สีขาวแบบบวก (AWGN) จะส่งผลให้วงจรตรวจหาประสิทธิภาพลดลง เทคนิคต่างๆ จึงถูกนำมาใช้เพื่อเปลี่ยนสัญญาณรบกวนให้มีลักษณะเป็นสัญญาณรบกวนสีขาว (White noise) ก่อนที่จะส่งเข้าไปยังวงจรถอดรหัสข้อมูลด้วยวงจรตรวจหาวิเทอร์บี เช่น เทคนิคการทำนายสัญญาณรบกวนที่ขึ้นอยู่กับข้อมูล (Pattern-dependent noise-predictive, PDNP) [172], การทำนายสัญญาณรบกวนโดยการป้อนกลับบางส่วน (Partial local feedback noise prediction) [173-174] เป็นต้น พิจารณาช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กแนวตั้งที่ได้รับผลกระทบจากสัญญาณรบกวนสื่อบันทึก (รูปที่ 5.24) ที่ใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของ FLE โดยจำลองให้มีลักษณะเป็น การเลื่อนตำแหน่งของการเปลี่ยนสถานะแบบสุ่ม (Random transition shift) โดยสัญญาณรบกวนสื่อบันทึกจะเกิดขึ้นเมื่อเกิดการเลื่อนตำแหน่งของการเปลี่ยนสถานะส่งผลให้สัญญาณพัลส์เปลี่ยนสถานะของหัวอ่านเปลี่ยนไปจากตำแหน่งที่ควรจะเป็น



รูปที่ 5.24 แบบจำลองช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่ได้รับผลของสัญญาณรบกวนจitter เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

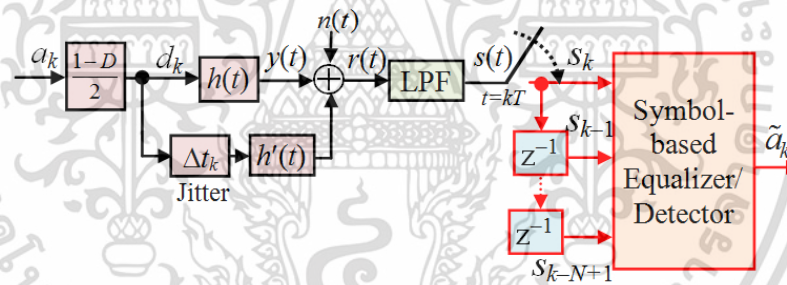
ในการสร้างแบบจำลองสัญญาณรบกวนรอบวงจิตเตอร์ที่สลับกันทางเวลา (Timing jitter,  $\Delta t_k$ ) จะถูกจำลองให้เป็นตัวแปรสุ่มแบบเกาส์เซียนที่ตัดปลายให้อยู่ในช่วง  $(-T/2, T/2)$  โดยมีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์และมีความแปรปรวนเป็น  $\sigma_\Delta^2$  โดยที่  $\sigma_\Delta$  ถูกกำหนดเป็นจำนวนเปอร์เซ็นต์ของบิตเซลล์  $T (\sigma_\Delta/T)\%$  เมื่อ  $d_k = 0$  ดังนั้น  $\Delta t_k = 0$  สัญญาณอ่านกลับแสดงได้ดังนี้

$$r(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_k g(t - kT + \Delta t_k) + w(t) \quad (5.14)$$

สมมติให้  $\Delta t_k$  มีค่าน้อยมาก เมื่อกระจายเทอม  $g(t - kT + \Delta t_k)$  ด้วยอนุกรมเทย์เลอร์ สมการ (5.14) จะจัดรูปใหม่ดังนี้

$$r(t) \approx \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_k g(t - kT) + \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_k \Delta t_k g'(t - kT) + w(t) \quad (5.15)$$

และแบบจำลองช่องสัญญาณรูปที่ 5.24 จะเขียนใหม่ดังรูปที่ 5.25



รูปที่ 5.25 ช่องสัญญาณการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กที่ได้รับผลกระทบจากสัญญาณรบกวนจิตเตอร์ที่ประมาณด้วยการกระจายอนุกรมเทย์เลอร์

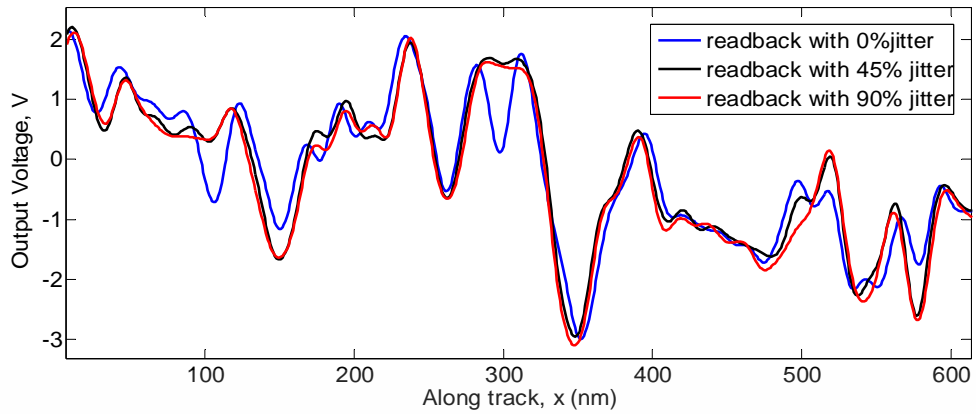
กำลังสัญญาณรบกวนที่อินพุตของอิกวไลเซอร์สำหรับกรณีที่มีสัญญาณจิตเตอร์ร่วมกับสัญญาณ AWGN คือ  $\sigma^2 = \sigma_w^2 + \sigma_\Delta^2$  ดังนั้นอัตราส่วนกำลังสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน จะเขียนได้เป็น

$$\text{SNR}_2 (\text{dB}) = 20 \log_{10} (V / \sigma) \quad (5.16)$$

ส่วนสัญญาณอ่านกลับสมการ (5.15) ที่ได้จากการจำลองช่องสัญญาณการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กสำหรับระบบบันทึกแม่เหล็กแนวตั้งที่ได้รับผลกระทบจากสัญญาณรบกวนจิตเตอร์ แสดงดัง

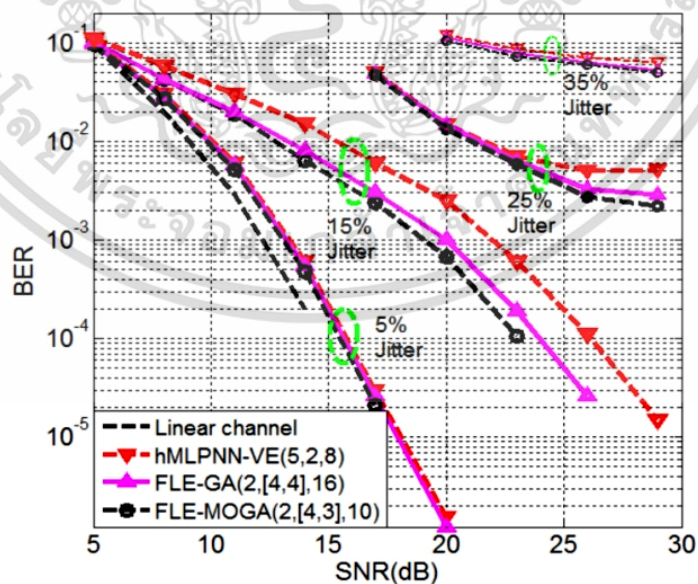
รูปที่ 5.26

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.26 สัญญาณอ่านกลับของช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กภายใต้สัญญาณรบกวนจิตเตอร์

สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการตรวจหาของ  $h$ MLPNN-VE กับ FLE-GA และ FLE-MOGA ของช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กแนวตั้งภายใต้สัญญาณรบกวนจิตเตอร์ การออกแบบอิควอลไลเซอร์ดังกล่าวสำหรับช่องสัญญาณนี้ทำได้เช่นเดียวกับช่องสัญญาณโวลเทรา ที่ได้กล่าวถึงในหัวข้อ 5.2.2 และ 5.3 ซึ่งไม่ได้กล่าวถึงในที่นี้ ผลการออกแบบที่ระดับ  $\text{SNR}_2 = 20$  dB จะได้อิควอลไลเซอร์ที่เหมาะสม คือ  $h$ MLPNN-VE(5, 2, 8), FLE-GA(2, [4, 4], 16), และ FLE-MOGA(2, [4, 3], 10) ผลการทดสอบ ที่ระดับ  $\sigma_A/T = 5\% - 35\%$  แสดงดังรูปที่ 5.27 พบว่า FLE และ  $h$ MLPNN-VE สามารถตรวจหาได้ดีถึงระดับ  $\sigma_A/T = 15\%$  ที่ระดับ  $\text{BER} = 10^{-3}$  นอกจากนี้ FLE ให้ประสิทธิภาพการปรับปรุง SNR ดีกว่า  $h$ MLPNN-VE ประมาณ 2.5 – 4 dB ที่ระดับ  $\text{BER} = 10^{-4}$



รูปที่ 5.27 อัตราผิดพลาดบิต ( $\log_{10}(\text{BER})$ ) เทียบกับ SNR (ในหน่วย dB) ระหว่าง FLE กับ

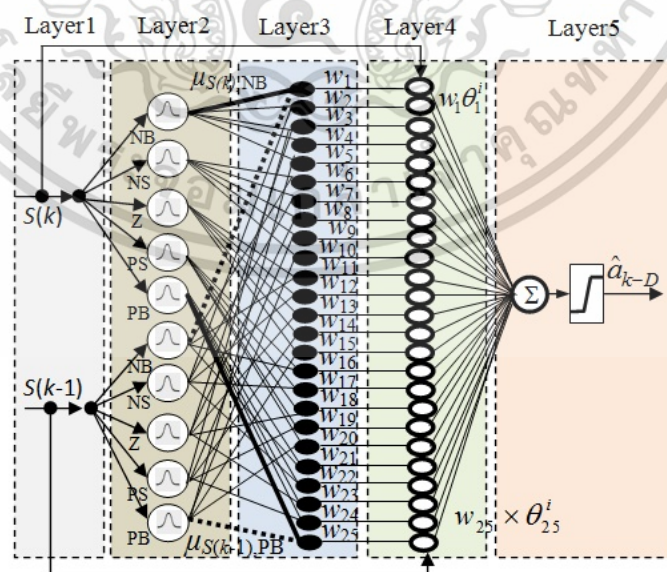
$h$ MLPNN-VE สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่ได้รับผลจากสัญญาณรบกวนสื่อบันทึก  
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตเห็นไปใช้ประโยชน์ในการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 5.6 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการตรวจหาระหว่างฟัซซีคิวโอไลเซอร์และนิวโร-ฟัซซีคิวโอไลเซอร์

### 5.6.1 การออกแบบนิวโร-ฟัซซีคิวโอไลเซอร์ (Neuro-fuzzy equalizer, NFE)

นิวโร-ฟัซซีคิวโอไลเซอร์ (NFE) ที่ออกแบบสำหรับช่องสัญญาณโวลเทรารูปที่ 4.21 ประกอบด้วย 5 ชั้น และเขียนแทนด้วย  $NFE(N, [M_1, M_2, \dots, M_N], NR)$  เมื่อ  $N$  คือ จำนวนแท็บของสัญญาณอ่านกลับที่ช่วงเวลา  $s_k, s_{k-1}, \dots, s_{k-N+1}$  ซึ่งเป็นอินพุตของ NFE,  $M_1, M_2, \dots,$  และ  $M_N$  คือ จำนวนฟังก์ชันสมาชิกภาพแบบเกาส์เซียน (GMF) สำหรับอินพุตแต่ละตัว, และ  $NR$  คือ จำนวนกฎฟัซซีที่เกิดขึ้นเอง (Self-generated fuzzy rule) ซึ่ง  $NR = M_1 \times M_2 \times \dots \times M_N$  กฎ

ในการออกแบบ NFE จะแบ่งเป็น 2 ชั้นตอน คือ ชั้นที่ 1 ออกแบบโครงสร้างของ NFE ได้แก่ ค่าที่เหมาะสมของพารามิเตอร์  $N, M_1, \dots, M_N$  และ  $NR$  และ ชั้นที่ 2 ปรับค่าพารามิเตอร์ของ GMF ได้แก่ ค่ากลาง ( $c$ ) และ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( $\sigma$ ) ด้วย BPA รวมถึงพารามิเตอร์ข้อตามหรือผลของกฎ ( $P$ ) ด้วยระเบียบวิธี LMS เพื่อลดความซับซ้อนของจะกำหนดให้  $N = 2$  นั่นคือ  $S_k = [s_k \ s_{k-1}]^T$  พารามิเตอร์  $M_1$  และ  $M_2$  กำหนดให้อยู่ในช่วง 2 – 7 นั่นคือ  $NR$  จะอยู่ระหว่าง 4 – 49 กฎ การหาค่าของ  $M_1$  และ  $M_2$  จะใช้ชุดข้อมูลอินพุต-เอาต์พุต ( $S_k, a_{k-D}$ ) ในการฝึกสอน โดยพิจารณาจากค่า MSE ที่เอาต์พุตของ NFE และทำการทดลองซ้ำกันหลายๆ ครั้ง ผลการทดลองพบว่า โครงสร้างของ NFE เหมาะที่สุด คือ NFE(2, [5,5], 25) แสดงดังรูปที่ 5.28 ดังนั้นจะมีพารามิเตอร์ของ NFE เกิดขึ้นทั้งหมด 95 ตัว ได้แก่ พารามิเตอร์ของ GMF จำนวน 20 ( $2 \times 5 \times 2$ ) ตัว และพารามิเตอร์  $p$  จำนวน 75 ( $25 \times 3$ ) ตัว



รูปที่ 5.28 โครงสร้างของนิวโร-ฟัซซีคิวโอไลเซอร์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในขั้นที่ 1 อินพุตซึ่งเป็นสัญญาณอ่านกลับที่หน่วงเวลาของ  $s_k$  และ  $s_{k-1}$  จะถูกนอร์มัลไลซ์ให้อยู่ในช่วง  $[-1, 1]$  โดยแต่ละอินพุตจะถูกแปลงเป็นค่าฟัซซีด้วย GMF จำนวน 5 ตัว ที่มีตัวแปรภาษากำกับ คือ  $\{NB, NS, Z, PS, PB\}$  ค่าความเป็นสมาชิกภาพของ  $s_k, (\mu_{s_k})$  และ  $s_{k-1}, (\mu_{s_{k-1}})$  จะถูกคำนวณในขั้นนี้ ในขั้นที่ 2 จะนำเอาต์พุตที่ได้จากขั้นที่ 1 มาใช้ในการอนุมานกฎฟัซซีแบบ Sugeno อันดับ 1 แบบผลคูณ จำนวน 25 กฎ ตัวอย่างของกฎที่  $j$  ได้ดังนี้

$$Rule\ j^{th}: \text{IF } s_k \text{ is } NB \text{ and } s_{k-1} \text{ is } NB \text{ THEN } \tilde{a}_{k-D,j} = p_{1,j}s_k + p_{2,j}s_{k-1} + p_{0,j}$$

เมื่อ  $j=1,2,\dots,25$  และ  $p_{0,j}, p_{1,j}$  และ  $p_{2,j}$  คือ พารามิเตอร์ในส่วนผลของกฎฟัซซี

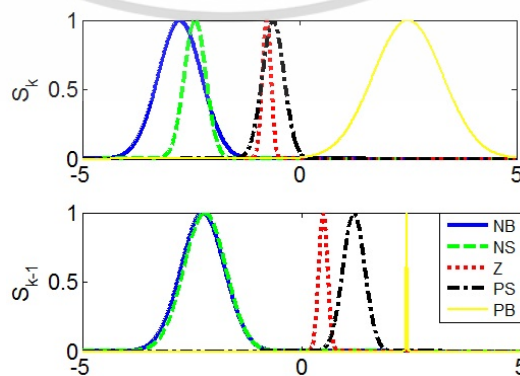
ในขั้นที่ 3 จะหาค่าอัตราขยายการปรับตัวหรือค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละกฎ,  $w_j = \mu_{s_k} \times \mu_{s_{k-1}}$  เอาต์พุตในส่วนผลของกฎ  $\tilde{a}_{k-D,j}$  ที่สอดคล้องกับค่าถ่วงน้ำหนักจะถูกนำมาประมวลผลในขั้นที่ 4 และในขั้นที่ 5 จะได้เอาต์พุตของ NFE แสดงดังนี้

$$\tilde{a}_{k-D} = \frac{\sum_{j=1}^{25} w_j \tilde{a}_{k-D,j}}{\sum_{j=1}^{25} w_j} \quad (5.17)$$

พารามิเตอร์ทั้งหมดของ NFE จะถูกปรับค่าด้วยกระบวนการผสมระหว่าง BPA และ LMS เพื่อให้ทำให้ฟังก์ชันจุดประสงค์

$$J(\mathbf{C}, \boldsymbol{\sigma}, \mathbf{P}) = E \left[ (a_k - \tilde{a}_{k-D})^2 \right] \quad (5.18)$$

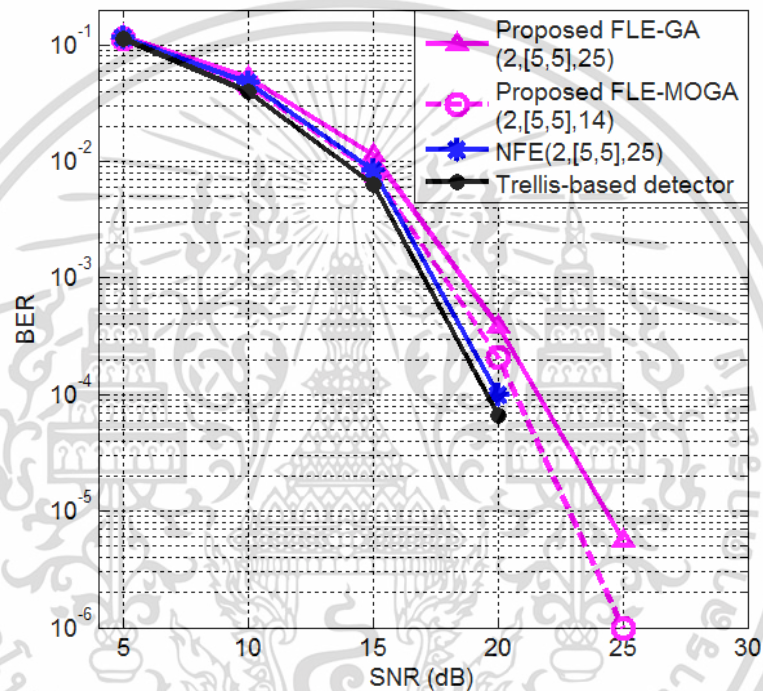
มีค่าน้อยที่สุด เมื่อ  $\mathbf{C}$  และ  $\boldsymbol{\sigma}$  คือ คอลัมน์เวกเตอร์ขนาด  $10 \times 1$  ที่ประกอบด้วยพารามิเตอร์ของ GMF ได้แก่  $c$  และ  $\sigma$ , ตามลำดับและ  $\mathbf{P}$  คือ เมตริกซ์พารามิเตอร์อิสระขนาด  $25 \times 3$  ของ  $[\mathbf{P}_0 \ \mathbf{P}_1 \ \mathbf{P}_2]$  เมื่อ  $\mathbf{P}_0 = [p_{0,1}, \dots, p_{0,25}]^T$ ,  $\mathbf{P}_1 = [p_{1,1}, \dots, p_{1,25}]^T$  และ  $\mathbf{P}_2 = [p_{2,1}, \dots, p_{2,25}]^T$  เป็นเวกเตอร์ของพารามิเตอร์  $p$  ซึ่งรูปร่างของ GMF ที่ได้แสดงดังรูปที่ 5.29 ส่วนพารามิเตอร์  $p$  ไม่แสดง ณ ที่นี้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ 5.29 ฟังก์ชันสมาชิกภาพแบบเกาส์ของอินพุตของ NFE ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 5.6.2 ประสิทธิภาพการตรวจหาของ NFE เทียบกับ FLE

สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กที่ไม่เชิงเส้นที่จำลองด้วยแบบจำลองโวลเทรา (หัวข้อ 5.1) ผลการตรวจหาด้วย NFE เทียบกับ FLE แสดงดังรูปที่ 5.30 จะเห็นว่า NFE ให้ประสิทธิภาพการปรับปรุง SNR ดีกว่าประมาณ 1 – 2 dB ที่ระดับ BER =  $10^{-4}$  อย่างไรก็ตามเมื่อพิจารณาความซับซ้อนจากจำนวนการคูณของแต่ละรอบการประมวลผลและจำนวนของพารามิเตอร์ของอิควอไลเซอร์ ( $N_k$ ) รวมทั้งความน่าเชื่อถือของอิควอไลเซอร์ที่วัดจากค่า AIC ในตารางที่ 5.10 พบว่า FLE-MOGA และ FLE-GA มีความซับซ้อนต่ำกว่าและมีความน่าเชื่อถือกว่า NFE



รูปที่ 5.30 อัตราผิดพลาดบิต ( $\log_{10}(\text{BER})$ ) เทียบกับ SNR (ในหน่วย dB) สำหรับพีซีแอลจิก อิควอไลเซอร์และนิวโร-พีซีอิควอไลเซอร์ สำหรับช่องสัญญาณการบันทึกเชิงแม่เหล็กไม่เชิงเส้น

ตารางที่ 5.10 การเปรียบเทียบความซับซ้อนและความน่าเชื่อถือของอิควอไลเซอร์

อิควอไลเซอร์	จำนวนการคูณ	จำนวนพารามิเตอร์	AIC
FLE-GA (2,[5,5,5], 25)	135	25	-690
FLE-MOGA(2,[5,5,5],14)	102	23	-703
NFE(2,[5,5],25)*	$(M_1 \times 6) + (M_2 \times 6) +$ $(N - 1) \times NR + 3 \times NR = 160$	$(M_1 + M_2) \times 2 +$ $3 \times NR = 95$	-550

\* การคำนวณหาเอาต์พุตในชั้นที่ 5 ของ NFE ( $N, [M_1, M_2], NR$ ) (5.17) ต้องใช้จำนวนการคูณทั้งหมดเป็น  $(N - 1) \times NR + 3 \times NR$  เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 6

# สรุปผลและข้อเสนอแนะในงานวิจัย

### 6.1 สรุปผลการวิจัย

ในวิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนออีควอลไลเซอร์ไม่เชิงเส้นแบบปรับตัว (Nonlinear adaptive equalizers) 2 ชนิด ได้แก่ อีควอลไลเซอร์ผสมระหว่างโวลเทราอีควอลไลเซอร์ (Volterra equalizer, VE) กับ มัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอนนิวรัลเน็ตเวิร์ค (Multi-layer perceptron neural network equalizer, MLPNNE) หรือ *h*MLPNN-VE และ ฟัซซีลอจิกอีควอลไลเซอร์ (Fuzzy logic equalizer, FLE) สำหรับการตรวจหาสัญลักษณ์ที่ภาครับของช่องสัญญาณการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กที่ไม่เชิงเส้น (Nonlinear magnetic recording channels) ของเทคโนโลยีการบันทึกแม่เหล็กแนวตั้ง (Perpendicular magnetic recording, PMR) ที่มีความหนาแน่นการบันทึกสูง ซึ่งจำลองด้วยแบบจำลองโวลเทรา (Volterra model) เมื่อนำไปทดสอบการตรวจหาบนช่องสัญญาณโวลเทรา (Volterra channels) ที่ได้รับผลกระทบจากความผิดเพี้ยนแอมพลิจูดไม่เชิงเส้น (Nonlinear amplitude distortions) และการแทรกสอดระหว่างสัญลักษณ์ (Inter-symbol interference) พบว่า *h*MLPNN-VE สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (Signal-to-noise ratio, SNR) ได้ดีกว่า VE และ MLPNNE รวมถึงเทคนิคผลตอบสนองบางส่วนควรจะเป็นมากที่สุด (Partial response maximum likelihood, PRML) ร่วมกับตัวตรวจหาวีเทอโรบี (Viterbi detector, VD) ซึ่งเป็นเทคนิคหลักที่ใช้ในการประมวลผลสัญญาณของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ เนื่องจาก *h*MLPNN-VE มีการประมวลผลสัญญาณไม่เชิงเส้นสองครั้งทำให้สามารถประมวลผลช่องสัญญาณไม่เชิงเส้นได้ดี อย่างไรก็ตามพื้นฐานของอีควอลไลเซอร์นี้มีโครงสร้างเป็นนิวรัลเน็ตเวิร์คทำให้มีความซับซ้อนสูงและต้องการชุดข้อมูลในการฝึกสอนจำนวนมาก ส่วน FLE ที่ประมวลผลสัญญาณผ่านกฎฟัซซี (Fuzzy rules) จำนวนมากเพื่อตรวจจับพลวัตของช่องสัญญาณไม่เชิงเส้น ซึ่งต่างจากอีควอลไลเซอร์อื่นๆ ที่กล่าวมาทั้งหมดที่ใช้เพียงหนึ่งกฎในการประมาณค่าเอาต์พุต การออกแบบกฎของฟัซซีรวมทั้งพารามิเตอร์ของ FLE ในงานวิจัยนี้ จะเสี่ยงไม่ใช่ประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญ และการลองผิดลองถูก แต่จะใช้เจเนติกอัลกอริทึมหลายจุดประสงค์ (Multi-objective genetic algorithm, MOGA) ซึ่งเป็นการค้นหาผลเฉลยพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดของ FLE พร้อมกับลดจำนวนกฎฟัซซีที่ไม่จำเป็น (Redundant rules) ลงไป ส่งผลให้ FLE ที่ได้มีความซับซ้อนลดลงถึง 44% เมื่อทดสอบกับช่องสัญญาณโวลเทรา พบว่า FLE ให้ประสิทธิภาพการปรับปรุง SNR สูงกว่าอีควอลไลเซอร์อื่นๆ ได้แก่ PRML(Viterbi detector), VE, MLPNNE, และ *h*MLPNN-VE ประมาณ 2–12 dB ที่อัตราผิดพลาดบิต (Bit error rate) เป็น  $10^{-4}$  นอกจากนี้เพื่อทดสอบความทน (Robustness) และ

สามัญการ (Generalization) สำหรับการตรวจหาของอีควอลไลเซอร์ที่นำเสนอ ด้วยช่องสัญญาณ

PMR ภายใต้สัญญาณรบกวนจitterสื่อบันทึก (Media jitter noise) พบว่า FLE ให้ประสิทธิภาพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้เผยแพร่เป็นการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ดีกว่าอิกวอไลเซอร์อื่น และยังสามารถทำงานได้ดีเมื่อระดับจิตเตอร์เพิ่มขึ้นถึง 15% นอกจากนั้นเมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ FLE กับนิวโร-ฟัซซีอิกวอไลเซอร์ (Neuro-fuzzy equalizer, NFE) ซึ่งเป็นอิกวอไลเซอร์ผสมระหว่าง NNE และ FLE ที่นิยมใช้กับช่องสัญญาณการสื่อสารดิจิทัลในปัจจุบันพบว่า FLE ให้ประสิทธิภาพการปรับปรุง SNR ต่ำกว่า NFE เล็กน้อย แต่มีความซับซ้อนและความน่าเชื่อถือที่วัดจากเกณฑ์วัดสารสนเทศอะไคเคะ (Akaike's Information Criterion, AIC) สูงกว่า

## 6.2 ข้อเสนอแนะในงานวิจัย

ในอนาคตอิกวอไลเซอร์ไม่เชิงเส้นที่น่าเสนอควรนำไปสร้างเพื่อใช้ในทางปฏิบัติเพื่อตรวจสอบประสิทธิภาพที่ได้จริงเทียบกับที่ได้จากการจำลองสถานการณ์บนคอมพิวเตอร์ เพื่อเป็นการพิสูจน์ให้เห็นจริงถึงสมรรถนะของอิกวอไลเซอร์ที่ได้นำเสนอไป เนื่องจาก NFE ให้ประสิทธิภาพการปรับปรุง SNR ได้ดีกว่าอิกวอไลเซอร์อื่นๆ สำหรับช่องสัญญาณโวลเทรา แต่มีข้อเสียด้านความซับซ้อนและความน่าเชื่อถือ ดังนั้นในอนาคต NFE จึงเป็นทางเลือกหนึ่งที่น่าสนใจในการนำมาพัฒนาปรับปรุงให้มีความซับซ้อนลดลงและเพิ่มความน่าเชื่อถือ นอกจากนี้อัลกอริทึมการหาค่าผลเฉลยเหมาะที่สุดของพารามิเตอร์สำหรับอิกวอไลเซอร์นอกเหนือจากเจเนติกอัลกอริทึม (GA) ควรนำมาใช้เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพการตรวจหาและลดความซับซ้อนของอิกวอไลเซอร์

## เอกสารอ้างอิง

- [1] M. Hashimoto, K. Miura, H. Muraoka, H. Aoi, and Y. Nakamura, "Influence of transition percolation on media noise in perpendicular double layered media," **IEEE Trans. Magn.**, vol. 39, no. 5, pp. 2624-26, Sept. 2003.
- [2] P. Luo, K. Toev, F. Liu, M. Lederman, M. Krounbi, M. Re, M. Mallery, G. Bellesis, and S. Marshall, "Experimental study of asymmetry effects in perpendicular recording," **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 39, no. 5, pp. 2222-24, Sept., 2003.
- [3] X. Che, "Nonlinearity measurements and write compensation studies for a PRML recording channel," **IEEE Trans. Magn.**, vol. 31, no.6, pp. 3021-26, Nov. 1995.
- [4] T. Evgeniou, M. Pontil, and T. Poggio, "Statistical learning theory: a primer," **Int. J. of Comp. Vision**, vol. 38, pp. 9-13, 2000.
- [5] P. Banelli and S. Cacopardi, "Theoretical analysis and performance of OFDM signals in nonlinear AWGN channels," **IEEE Trans. on Commun.**, vol. 48, no. 3, pp. 430-441, Mar. 2000.
- [6] N. Petrochilos and K. Witrissal, "Semi-blind source separation for memoryless Volterra channels in UWB and its uniqueness," **In IEEE Workshop on Sensor Array and Multichannel Processing**, pp. 566-570, Waltham, MA, USA, Jul. 2006.
- [7] S. Benedetto, E. Biglieri, and R. Daffara, "Modeling and performance evaluation of nonlinear satellite link-A Volterra series approach," **IEEE Trans. on Aerospace Electronic Systems**, vol. AES-15, no. 4, pp. 494-507, Jul. 1979.
- [8] S. Benedetto, "Nonlinear equalization of digital satellite channels," **IEEE J. on Selected Areas in Comm.**, vol. SAC-1, no. 1, pp. 57-62, Jan. 1983.
- [9] R. Hermann, "Volterra modeling of digital magnetic saturation recording channels", **IEEE Tran. Magn.**, vol. 26, no. 5, pp. 2125-27, 1990.
- [10] M.F. Mesriya, P.J. McLane, and L.L. Campbell, "Maximum likelihood sequence estimation of binary sequences transmitted over bandlimited nonlinear channels," **IEEE Trans. Commun.**, vol. 25, no. 7, pp. 633-643, 1977.
- [11] J.M.W Bergmans, S. Mita, and M. Izumita, "Characterization of digital recording channels," **Philips J. Res.**, vol. 44, pp. 57-96, 1989.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [12] C. Mehlfuhrer and M. Rupp, "Approximation and resampling of tapped delay line channel models with guaranteed channel properties," **IEEE Int. Conf. In Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP April 2008**, pp. 2869-72, 2008.
- [13] M. Baruah, A. Misra, K.K. Sarm, and N. Mastorakis, "Adaptive NARMA equalization of nonlinear ITU channels," **19<sup>th</sup> Int. Conf. on Circuits, Systems, Communications and Computers**, Greece, pp. 149-153, July 2015.
- [14] X. Zhao, V. Kolmonen, S. Geng, and P. Vainikainen, "Tapped delay line channel models for indoor MIMO radio channel at 5 GHz," **34<sup>th</sup> European Microwave Conf. 2004**, 12-14 Oct. 2004, Amsterdam, The Netherlands, 2004.
- [15] K. Vanbleu, M. Moonen, and G. Leus, "Linear and decision-feedback per tone equalization for DMT-based transmission over IIR channels," **IEEE Trans. on Signal Processing**, vol. 54, no. 1, pp. 258-273, Jan. 2006.
- [16] G.M. Raz and B.D. Van Veen, "Blind equalization and identification of nonlinear and IIR systems-a least squares approach," **IEEE Trans. on Signal Processing**, vol. 48, no. 1, pp. 192-200, Jan. 2000.
- [17] S. Billings, "Identification of nonlinear systems- a survey," **Proc. IEE, Pt. D**, vol. 127, pp. 272-285, Nov. 1980.
- [18] J. Sjöberg, Q. Zhang, L. Ljung, A. Benveniste, B. Delyon, P.-Y. Glorennec, H. Hjalmarsson, and A. Juditsky, "Nonlinear black-box modeling in system identification: A unified overview," **Automatica**, vol. 31, pp. 1691-1724, 1995.
- [19] M. Schelzen, **The Volterra and Wiener Theories of Non-linear System**, New York: Wiley, 1980.
- [20] C.A.R. Fernandes, J.C.M. Mota, and G. Favier, "Volterra modeling for nonlinear communication channels," **Learning and Nonlinear Models (L&NLM) Journal**, vol. 8, no. 2, pp. 71-92, 2010.
- [21] G.H. Golub and C.F.V. Loan, **Matrix computation**, 3<sup>rd</sup> ed. John Hopkins University Press: Baltimore, MD, USA: 1996
- [22] S.S. Haykin and B. Widrow, **Least-Mean-Square Adaptive Filters**, Wiley, 2003.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [23] M.H. Hayes, **Recursive Least Squares. Statistical Digital Signal Processing and Modeling**, Wiley, p. 541, 1996.
- [24] B. Benammar, N. Thomas, C. Poulliat, M.-L. Boucheret, and M. Dervin, “A comparison of iterative receivers for the nonlinear satellite channel,” **16<sup>th</sup> Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC 2015)**, 29 June 2015 - 1 July 2015, Stockholm, Sweden, 2015.
- [25] N. Honda, “Social impact of mass storage,” in **Proc. of the Ninth Perpendicular Magnetic Recording Conference (PRMC 2010)**, May 17 – 19, 2010, Sendai Japan, 2010.
- [26] B. Tudu and A. Tiwari, “Recent developments in perpendicular magnetic anisotropy thin films for data storage applications,” **Vacuum**, vol. 146, pp. 329-341, 2017.
- [27] J. Moon, “The role of signal processing in data-storage,” **IEEE Signal Processing Magazine**, vol. 15, no. 4, pp. 54-72, July 1998.
- [28] J.G. Proakis, “Equalization techniques for high-density magnetic recording,” **IEEE Signal Processing Magazine**, vol. 15, no. 4, pp. 73-82, July 1998.
- [29] M.F. Erden, I. Ozgunes, E.M. Kurtas, and W. Eppler, “General transformation filters in perpendicular recording architectures,” **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 35, no. 5, pp. 2324-36, 2002.
- [30] J.W.M. Bergmans, **Digital baseband transmission and recording**. Boston/London/Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1996.
- [31] W.M. Bergmans, “Density improvements in digital magnetic recording by decision feedback equalization,” **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 22, no. 3, pp. 157-162, May 1986.
- [32] J. Moon and L.R. Carley, “Performance comparison of detection methods in magnetic recording,” **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 26, no. 6, pp. 3155-72, Nov. 1990.
- [33] A.Kavcic and J.M.F. Moura, “Correlation-sensitive adaptive sequence detection,” **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 34, no. 3, pp. 763-771, May 1998.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [34] K. Miura, K. Seki, M. Hashimoto, H. Muraoka, H. Aoi, and Y. Nakamura, "Optimization of precompensation for NLTS in perpendicular magnetic recording," **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 42, no. 10, pp. 2297-2299, Oct. 2006.
- [35] K. Senanam and R.H. Victora, "Theoretical study of nonlinear transition shift in double-layer perpendicular media," **IEEE Trans. on Magnetism**, vol. 38, no. 4, pp. 1664-1669, July 2002.
- [36] C. Tsang and Y. Tang, "Time domain study of proximity-effect induced transition shifts," **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 27, no. 2, pp. 795-802, Mar. 1991.
- [37] D. Palmer, P. Ziperovich, R. Wood, and T.D. Howell, "Identification of nonlinear write effects using pseudorandom sequences," **IEEE Trans. on Magn.** vol. 23, no. 5, pp. 2377-79, Sept. 1987
- [38] F. Lim and A. Kavcic, "Optimal precompensation for partial erasure and nonlinear transition shift in magnetic recording using dynamic programming," **Global Telecommunications Conference, 2005. GLOBECOM'05. IEEE**, vol. 1, Jan. 2005.
- [39] I. Kaitsu, R. Inamura, J. Toda, and T. Morita, "Ultra high density perpendicular magnetic recording technologies," **FUJITSU Sci. Tech. J.**, vol. 42, no. 1, pp. 122-130, Jan. 2006.
- [40] I. Lee, T. Yamauchi, and J. Cioffi, "Performance comparison of receivers in a simple partial erasure model," **IEEE Trans. on Magn.**, pp. 1465-1469, Jul. 1994.
- [41] R.D. Hempstead, "Thermally induced pulses in magnetoresistive heads," **IBM J. Res. Develop.**, vol. 18, pp. 547-550, Nov., 1974.
- [42] M.F. Erden and E.M. Kurtas, "Thermal asperity detection and cancellation in perpendicular magnetic recording systems," **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 40, no. 3, pp. 1732-37, May 2004.
- [43] H. Sawaguchi and Y. Nishida, "Performance evaluation for FDTS/DF on MR nonlinear channels," **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 32, no. 5, pp. 3938-40, Sept. 1996.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [44] B. Liu, Y. Lee, H. Mutoh, and H.K. Garg, "The effect of MR head nonlinearity on MDFE and PRML performance," **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 33, pp. 2764-2766, Sept. 1997.
- [45] T. Sugawara, Y. Uehara, T. Oshima, M. Takagi, K. Shimoda, and H. Mutoh, "A nonlinear model for magnetic recording channel with an MR Head," **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 34, no. 1, 1998.
- [46] P.A. Ziperovich, "Performance degradation of PRML channels due to nonlinear distortions," **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 27, pp. 4825-4827, Nov. 1991.
- [47] B. Liu, Y.X. Lee, "The effect of MR head nonlinearity on MDFE and PRML performance," **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 33, no. 5, pp. 2764-66, Sept. 1997.
- [48] T. Sugawara, Y. Uehara, T. Oshima, M. Takagi, K. Shimoda, and H. Mutoh, "A nonlinear model for magnetic recording channel with an MR Head," **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 34, no. 1, 1998.
- [49] C. Tjhai and P.J. Davey, "Novel soft-feedback equalization method for multilevel magnetic recording," **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 43, no. 6, pp. 2280-82, July 2007.
- [50] F.J MacWilliams, N.J.A Sloane, "Pseudo-Random Sequence and Arrays", **Proc. of the IEEE**, vol. 64, no. 12, pp. 1715-29, Dec. 1976.
- [51] J.W.M. Bergmans, "Partial response techniques and robustness in data equalization," Ph. D. Thesis, Eindhoven: Technische Universiteit Eindhoven, 1987, DOI: 10.6100/IR270153
- [52] T. Ericson, "Structure of optimum receiving filters in data transmission system," **IEEE Trans. on Information Theory**, vol. IT-17, pp. 352-353, May 1971.
- [53] B. Oumer, "Channel equalization linear, nonlinear, blind and time domain and interference cancellation," Electrical and Computer Engineering Department, Arba Minch Institute of Technology, Arba Minch, Ethiopia, May 2015.
- [54] R.W. Lucky, "Automatic Equalization for Digital Communications," **Bell Syst. Tech. J.**, vol. 44, pp. 547-588, April 1965.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [55] Y. Jiang, M. K. Varanasi, and L. Jian, "Performance analysis of ZF and MMSE equalizers for MIMO system: An in-dept study of the high SNR regime," **IEEE Trans. on Information Theory**, vol. 57, no. 4, pp. 2008-2026, 2011.
- [56] J. Mark and W. Zhuang, **Wireless Communications and Networking**, Prentice Hall, p. 139, 2003.
- [57] S. Haykin, **Adaptive Filter Theory**, 2nd Ed., Englewood Clifts, NJ, Prentice Hall, 1991.
- [58] J.G. Proakis, **Digital Communications**, 2nd Ed., New York, NY, McGraw-Hill, 1989.
- [59] B. Widrow, J. McCool, and M. Ball, "The complex LMS algorithm," **Proc. of the IEEE**, vol. 63, no. 4, pp. 719-720, April 1975.
- [60] R.D. Gitlin, J.F. Hayes, and S.B. Weinstein, **Data Communication Principles**, Plenum Press, New York, NY, 1992.
- [61] B.-E. Jun, D.-J. Park, and Y.-W. Kim, "Convergence analysis of sign-sign LMS algorithm for adaptive filters with correlated Gaussian data," **Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1988. ICASSP-88.**, vol. 2, pp. 1380-83, 1995.
- [62] R.D. Cideciyan, F. Dolivo, R. Hermann, W. Hirt, and W. Schott, "A PRML system for digital magnetic recording," **IEEE J. Selected Areas Commun.**, vol. 10, no. 1, pp. 38-56, 1992.
- [63] J. Moon and W. Zeng, "Equalization for maximum likelihood detector," **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 31, no. 2, pp. 1083-1088, 1995.
- [64] G.D. Forney, "Maximum-likelihood sequence estimation of digital sequences in the presence of intersymbol interference," **IEEE Trans. on Information Theory**, vol. IT-18, no. 3, pp. 363-378, 1972.
- [65] T. Oenning and J. Moon, "Partial response maximum likelihood detection for perpendicular recording," **IEEE International Conference on Magnetics (INTERMAG 2000)**, p. HT-08, 2000.
- [66] D.G. Messerfschmitt, "Design of finite impulse response for the Viterbi algorithm and decision-feedback equalizer," in **Proc. of ICC'74**, pp. 37D-1-5, June, 1974.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [67] J. Fitzpatrick, J. K. Wolf, and L. Barbosa, "New equalizer targets for sampled magnetic recording system," in **Proc. of the 25<sup>th</sup> Asilomar Conference on Signals Systems and Computers**, pp. 30-34, November 1991.
- [68] J.J. Winders, "The Viterbi algorithm applied to noisy channels with intersymbol interference," **Theses and Dissertations**, Paper 2397, Lehigh University. 1980.
- [69] M. Siu and A. Chan, "A robust Viterbi algorithm against impulsive noise with application to speech recognition," **IEEE Trans. on. Audio Speech and Language Processing**, vol. 14, no. 6, pp. 2122-33, Dec. 2006.
- [70] M.H. Hayes, **Statistical digital signal processing and modeling**. John Wiley & Sons Inc., New York, 1996.
- [71] E.A. Lee and D.G. Messerschmitt, **Digital Communications**. Boston, MA: Kluwer, 1988.
- [72] Y. Kim and H.-S. Lee, "A decision-feedback equalizer with pattern-dependent feedback for magnetic recording channels," **IEEE Trans. on Commun.**, vol. 49, no. 1, pp. 9-13, Jan. 2001.
- [73] K.D. Fisher and J.M. Cioffi, "An adaptive RAM-DFE for storage channels," **IEEE Trans. On Commun.**, vol. 39, no. 11, 1991.
- [74] S.U.H. Qureshi, "Adaptive equalization," **Proc. IEEE**, vol. 73, no. 9, pp. 1349-1387, 1985.
- [75] J. Malone and M.A. Wickert, "Practical Volterra equalizer for wideband satellite communications with TWTA nonlinearities," **2011 Digital Signal Processing and Signal Processing Education Meeting (DSP/SPE)**, pp. 48-53, 2011.
- [76] S. Im, "Adaptive equalization of nonlinear digital satellite channels using a frequency-domain Volterra filter," **Proc. of MILCOM'96 IEEE Military Communication Conference**, McLean, VA, USA, vol. 3, pp. 843-848, 1996.
- [77] J.-Y. Lin, C.-H. Wei, "Adaptive Volterra-DFE and timing recovery in digital magnetic recording system," **Proc. of IEEE Int. Symposium on Circuits and Systems-ISCAS'94**, 30 May-2 June 1994, London UK, 1994.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [78] W.E. Ryan and A. Gutierrez, "Performance of adaptive Volterra equalizers on nonlinear magnetic recording channels," **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 31, no. 6, Nov. 1995.
- [79] Z. Wan, Z. Yu, L. Shu, C. Liang, W. Zhang, T. Zhang, J. Li, and K. Xu, "Volterra equalizer with MLSD for 100 Gb/s PAM4 over up to 160m OM3-MMF using 20 GHz class 850nm VCSEL," **Proc. SPIE 11048, 17<sup>th</sup> Int. Conf. on Optical Communications and Networks (ICOCN2018)**, 110480N, Feb. 2019.
- [80] M. Schetzen, "Theory of pth-order inverses of nonlinear systems," **IEEE Trans. Circuits Syst.**, vol. CAS-23, no. 5, pp. 285-291, May, 1976.
- [81] E. Biglieri, E. Chiaberto, G.P. Maccone, and E. Viterbo, "Compensation of nonlinearities in high-density magnetic recording channels," **IEEE Trans. Magn.**, vol. 30, no. 6, pp. 5079-5086, Nov. 1994.
- [82] M. Meyer and G. Pfeiffer, "Multilayer perceptron based decision feedback equalizers for channels with intersymbol interference," **Proc. Inst. Electr. Eng.**, vol. 140, no. 6, pp. 420-424, Dec. 1993.
- [83] S. Siu, G. J. Gibson, and C.F.N. Cowan, "Decision feedback equalization using neural network structures and performance comparison with standard architecture," in **Proc. IEEE Inst. Electr. Eng.**, vol. 137, pp. 221-225, 1990.
- [84] S.K. Nair and J. Moon, "Simplified Nonlinear Equalizers," **IEEE Trans. On Magn.**, vol. 31, no. 6, pp. 3051-3053, Nov. 1995.
- [85] S.K. Nair and J. Moon, "Data Storage Channel Equalization Using Neural Networks," **IEEE Trans. On Neural Networks**, vol. 8, no. 5, 1997.
- [86] H. Osawa, T. Shimizu, T. Nakaoka, Y. Okamoto, H. Saito, H. Muraoka, and Y. Nakamura, "Simplification of Neural Network Equalizer for Perpendicular Magnetic Recording," **Elec. and Comm. In Japan**, part 2, vol. 89, no. 2, 2006.
- [87] G.J. Gibson, S. Siu and C.F.N. Cowan, "Multilayer perceptron structures applied to adaptive equalizers for data communications," in **IEEE Proc. ICASSP**, Glasgow, Scotland, pp. 1183-1186, May 1989.
- [88] J.C. Patra and R.N. Pal, "A functional link artificial neural networks for adaptive channel equalization," **Signal Processing**, vol. 43, pp. 181-195, 1995.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [89] G. de Veciana and A. Zakho, "Neural net-based continuous phase modulation receivers," **IEEE Trans. Commun.**, vol. 40, pp. 1396-1408, 1990.
- [90] S.H. Bang and B.J. Sheu, "A neural-based continuous phase modulation receivers," **IEEE Trans. Commun.**, vol. 40, pp. 1396-1408, 1992.
- [91] A. Amari, P. Ciblat, and Y. Jaouen, "Fifth-order Volterra series based nonlinear equalizer for long-haul high data rate optical fiber communications," **2014 48<sup>th</sup> Asilomar Conf. on Signals, Systems and Computers**, Pacific Grove, CA, USA, Nov. 2014.
- [92] J. M. Cioffi, W. L. Abbott, H. K. Thapar, C. M. Melas, and K.D. Fisher, "Adaptive equalization in magnetic-disk storage channels," **IEEE Commun, Magn.** vol. 28, no. 2, pp. 14-29, Feb. 1990.
- [93] N. Benvenutoa and F. Piazza, "On the complex backpropagation algorithm," **IEEE Trans. Signal Process.**, vol. 40, no. 4, pp. 967-969, Apr. 1992.
- [94] G. Georgiou and C. Koutsougeras, "Complex domain backpropagation," **IEEE Trans. Circuits Syst. II**, vol. CAS 39, no. 5, pp. 330-334, May 1992.
- [95] S.K. Nair, J. Moon, "Nonlinear equalization for data storage channels," **IEEE Conf. on Commun. ICC'94**, June, 1994.
- [96] R. Wongsathan, W. Phakphisut, and P. Supnithi, "Performance of the hybrid MLPNN based VE (hMLPNN-VE) for the nonlinear PMR channels," **AIP Advances**, vol. 8, pp. 1-5, 2018.
- [97] S.U.H. Qureshi, "Adaptive equalization," **Proc. IEEE**, vol. 73, no. 9, pp. 1349-1387, 1985.
- [98] K.D. Fisher and J.M. Cioffi, "An adaptive RAM-DFE for storage channels," **IEEE Trans. On Commun.**, vol. 39, no. 11, pp. 1559-1568, 1991.
- [99] J.H. Park, Y. Whang, and K.S. Kim, "Low complexity MMSE-SIC equalizer employing time-domain recursion for OFDM systems," **IEEE Signal Processing Letters**, vol. 15, pp. 633-636, 2008.
- [100] D.R. Hush and B.G. Horne, Progress in supervised neural networks: what's new since Lippmann?, **IEEE Signal Processing Magazine**, pp. 8-39, 10 January 1993.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [101] D.S. Broomhead and D. Lowe, "Multivariable function interpolation and adaptive networks," **Complex Systems**, vol. 2, pp. 321-255, 1988.
- [102] C.A. Micchelli, "Interpolation of scattered data: distance matrix and conditionally positive functions," **Constructive Approximation**, vol. 2, no. 1, pp. 11-22, 1986.
- [103] S. Haykin, **Neural Networks- A Comprehensive Foundation**, Macmillan, New York, 1994.]
- [104] C.-T. Lin, C.-F. Juang, An adaptive neural fuzzy filter and its applications, **IEEE Trans. System Man Cybernet - Part-B: Cybernetics**, vol. 27 pp. 635-65, August 1997.
- [105] D. E. Goldberg, "Computer-aided pipeline operation using genetic algorithms and rule learning," **Engineering with computers**, vol. 3, pp. 35-47, 1987.
- [106] R.O. Duda, P.E. Hart, **Pattern Classification and Scene Analysis**, Wiley, New York, 1973.
- [107] R. Bassett, J. Deride, "Maximum a posteriori estimators as a limit of Bayes estimators," **J. Math. Program**, vol. 174, no. 1-2, pp. 129-144, March 2019.
- [108] D.D. Falconer, "Adaptive equalization of channel nonlinearity in QAM data transmission system," **Bell Syst. Tech. J.**, vol. 57, pp. 2589-2611, Sept, 1978.
- [109] M.U. Otaru, A. Zerguine, and L. Cheded, "Adaptive channel equalization: A simplified approach using the quantized-LMF algorithm," **2008 IEEE Int. Symposium on Circuits and Systems**, Seattle, WA, USA, pp. 1136-39, 2008.
- [110] S. Benedetto and E. Biglieri, "Nonlinear equalization of digital satellite channels," **9<sup>th</sup> AIAA Conf. Comm. Satellite Syst.**, San Diego, CA USA, Mar. 1982.
- [111] K.S. Turitsyn and S.K. Turitsyn, "Nonlinear communication channels with capacity above the linear Shannon limit," **Optics Letters**, vol. 37, no. 17, pp. 3600-2, Sept. 2012.
- [112] O. Agazzi, D.G. Messerschmitt, and D.A. Hodges, "Nonlinear echo cancellation of data signals," **IEEE Trans. Commun.**, vol. COMM-30, pp. 2421-2433, Nov., 1982.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [113] S. Moon and T. N. Hwang, "Coordinated training of noise removing networks," **Proc. Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing**, vol. 1, pp. 573-576, 1993.
- [114] B. Widrow, and M.E. Hoff Jr., Adaptive switching circuits, in **IRE WESCON Conv.**, Stanford University, pp. 94-104, 4 August 1960.
- [115] G.D. Forney, "The Viterbi algorithm," **Proceedings of the IEEE** 61, pp. 268-278, March 1973.
- [116] F.R. Magee Jr., J.G.Proakis, Adaptive maximum-likelihood sequence estimation for digital signaling in the presence of intersymbol interference, **IEEE Trans. Inform. Theory**, vol. IT-19, pp. 120-124, January 1973.
- [117] P. Singh and K. Vasudevan, "Near optimum detection of TCM signals in coloured noise," **2011 IEEE 5<sup>th</sup> Int. Conf. on Internet Multimedia Systems Architecture and Application**, Dec. 2011, Bangalore, India, 2011.
- [118] S. Chen, B. Mulgrew, and S. McLaughlin, "Adaptive Bayesian equalizer with decision feedback," **IEEE Trans. Signal Processing**, vol. 41, pp. 2918-2927, Sept 1993.
- [119] L. A. Zadeh, "The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning," **Inform. Sci.**, vol. 8, pp. 199-249, 1975.
- [120] S. Chen, B. Mulgrew, and S. McLaughlin, "A clustering technique for digital communications channel equalization using radial basis function network," **IEEE Trans. Neural Networks**, vol. 4, pp. 570-579, July 1993.
- [121] S. Chen, S. McLaughlin, and B. Mulgrew, "Complex-valued radial basis function network, Part II: Application to digital communications channel equalization," **Signal Processing**, vol. 36, no. 2, pp. 175-188, 1994.
- [122] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets," **Information and Control**, vol. 8, no. 3, pp. 338-353, 1965.
- [123] C.-T. Lin, C.-F. Juang, "An adaptive neural fuzzy filter and its applications," **IEEE Trans. System Man Cybernet - Part-B: Cybernetics**, vol. 27, pp. 635-656, August 1997.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [124] F.M.F Mascioli, and G. Matinelli, “A constructive approach to neuro-fuzzy networks,” **Eurasip**, vol. 64, pp. 347-377, 1998.
- [125] S.K. Pal, S. Mitra, Multilayer perceptron, fuzzy sets, and classification, **IEEE Trans. Neural Networks**, vol. 3, pp. 683-697, September 1992.
- [126] L.X. Wang and J.M. Mendel, “An RLS fuzzy adaptive filter, with application to nonlinear channel equalization,” **Second IEEE International Conference on Fuzzy Systems**, San Francisco, CA, USA, 1993, vol. 2, 1993.
- [127] H.M. Kim and J.M. Mendel, “Fuzzy basis function: Comparison with other basis functions,” **IEEE Trans. Fuzzy Syst.**, vol. 3, pp. 158-167, May 1995.
- [128] M. Zakhama and D. Massicotte, “A systolic architecture for channel equalization based on a piecewise linear fuzzy logic algorithm,” **Proc. of the 1999 IEEE Canadian Conf. on Electrical and Computer Engineering**, Edmonton, Alberta Canada, May 9 – 12 1999.
- [129] S.K. Patra and B. Mulgrew, “Efficient architecture for Bayesian equalization using fuzzy filters,” **IEEE Trans. On Circuits AND System—II Analog And Digital Signal Processing**, vol. 42, no. 7, pp. 812-820, July 1998.
- [130] L.X. Wang, L.X. “Fuzzy adaptive filters, with application to nonlinear channel equalization,” **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, vol. 1, no. 3, pp. 161-170, 1993.
- [131] Sarwal P. and M.D. Srinath, “A fuzzy logic system for channel equalization,” **IEEE Transactions on Fuzzy System**, vol. 3, no. 2, pp. 246-249, 1995.
- [132] K. Y. Lee, “Complex fuzzy adaptive filter with LMS algorithm,” **IEEE Trans. On Signal Processing**, vol. 44, no. 2, pp. 424-427, Feb. 1996.
- [133] Q. Liang and J.M. Mendel, “Equalization of nonlinear time-varying channels using type-2 fuzzy adaptive filters,” **IEEE Trans. on Fuzzy Systems**, vol. 8, no. 5, pp. 551-563, Oct. 2000.
- [134] H.M. Conde, J.C.S. Garda, and J.A.D. Mendez “Fuzzy equalizer in VLSI,” **2<sup>nd</sup> Int. Conf. on Elect. and Electron. Eng.**, Mexico city, Mexico, pp. 239-242, 2005.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [135] Z. Yong-Ning, Z. Li-Dong, and W. Shi-Qi, "An adaptive fuzzy filter based on two different sets for nonlinear channel estimation," **2006 6<sup>th</sup> Int. Conf. on ITS Telecommunications Proceedings**, June 2006, Chengdu, China.
- [136] M.V. Riberio, "On fuzzy-DFE-LMS and fuzzy-DFE-RLS algorithms to equalize power line channels," **IEEE Int. Symposium on Industrial Electronics, 2003. ISIE'03**, vol. 2, no. 9-11, pp. 1001-1006, June 2003.
- [137] W.K. Wong and H.S. Lim, "A robust and effective fuzzy adaptive equalizer for power line communication channels," **Neurocomputing**, vol. 71, pp. 311-322, 2007.
- [138] E. Parzen, "On estimation of a probability density function and mode," **Annals of Mathematical Statistics**, vol. 33, no. 3, pp. 1065-1076, 1961.
- [139] T.-S. Liou, M.J.J. Wang, "Fuzzy weighted average: an improved algorithm", **Fuzzy Sets and Systems**, no. 49, pp. 307-315, 1992.
- [140] E.H. Mamdani, "Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant," **Proceedings of the Institution of Electrical Engineers**, vol. 121, no. 12, pp. 1585-1588, 1974.
- [141] X.-H. Yuan, Z.-L. Liu, and E. Stanley Lee, "Centre-of-gravity fuzzy systems based on normal fuzzy," **Computers & Mathematics with Applications**, vol. 61, no. 9, pp. 2879-98, May 2011.
- [142] A.K. Lohani, N.K. Goel, and K.K.S. Bhatia, "Takagi-Sugeno fuzzy inference system for modeling stage-discharge relationship". **Journal of Hydrology**. vol. 331, no. 1, pp. 146-160, 2006.
- [143] A. Haman, N.D. Geogranas, "Comparison of Mamdani and Sugeno Fuzzy Inference Systems for Evaluating the Quality of Experience of Hapto-Audio-Visual Applications", **HAVE 2008 -IEEE International Workshop on Haptic Audio Visual Environments and their Applications**, 2008
- [144] D.E. Goldberg, J.H. Holland, "Genetic Algorithms and Machine Learning," **Machine Learning**, vol. 3, pp. 95-99, 1988.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [145] K.F. Man, K.S. Tang, and S. Kwang, **Genetic algorithm for control and signal processing**, Springer, Berlin, 2004.
- [146] S. Emiroglu and Y. Uyaroglu, “Genetic algorithm (GA) based-delayed feedback control of chaotic behavior in the voltage mode controlled direct current (DC) drive system,” *Zeitschrift für Naturforschung A*, vol. 76, no. 1, pp. 13-21, 2021
- [147] C. Salem, D. Azar, and S. Tokajian, “An Image Processing and Genetic Algorithm-based Approach for the Detection of Melanoma in Patients,” *Methods Inf Med.*, vol. 57, no. 1, pp. 74-80, 2018.
- [148] H. Cao, P. Ning, X. Wen and T. Yuan, "A Genetic Algorithm Based Motor Controller System Automatic Layout Method," *2019 10th International Conference on Power Electronics and ECCE Asia (ICPE 2019 - ECCE Asia)*, pp. 1499-1504, 2019.
- [149] S.J. Kao, K.C. Hsiao, and F.M. Chang, “Radio resource allocation using genetic algorithm in heterogeneous networks,” *Int. J. of Commun. Syst.*, vol. 32, no. 15, pp. 1-14, 2019.
- [150] F. de Paulis, R. Cecchetti, C. Olivieri, S. Piersanti, A. Orlandi, and M. Buecker, “Efficient Iterative Process Based on an Improved Genetic Algorithm for Decoupling Capacitor Placement at Board Level,” *Electronics*, vol. 8, no. 11, 2019.
- [151] D.H. Huamannahui and L.A. Gallego Pareja, “Chu and Beasley Genetic Algorithm to Solve the Transmission Network Expansion Planning Problem Considering Active Power Losses,” *IEEE Latin America Transactions*, vol. 19, no. 11, pp. 1967–1975, 2021.
- [152] A. Ghasemmehdi, V. Asghari, and M. Ardebilipour, “Genetic Algorithm Assisted Channel Estimation for Multi-user Communication Systems,” *Proc. of the 8<sup>th</sup> WSEAS International Conference on Multimedia System & Signal Processing*, Hangzhou, China, April 16-18, pp. 132-136, 2006.
- [153] Q. Xiao, H. Jin, and X. Zhang, “Power Line Communications Networking Method Based on Hybrid Ant Colony and Genetic Algorithm,” *Engineering*, vol. 12, no. 8, 2020.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [154] J.R. Mohamed, "A Study on the Suitability of Genetic Algorithm for Adaptive Channel Equalization," **International Journal of Electrical and Computer Engineering** vol. 2, no. 3, April 2012.
- [155] A. Fareed, A. Amphawan, Y. Fazea, M.S. Sajat, and S.C. Chit, "Channel Impulse Response Equalization based on Genetic Algorithm in Mode Division Multiplexing," **Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering**, vol. 10, no. 2-4, pp. 149-154, 2018.
- [156] H.S. Annapurna and A.R. Begum, "A Review on Nature Inspired Computation based Adaptive Channel Equalization," **International Journal of Scientific & Engineering Research**, vol. 11, no. 7, pp. 24-29, 2020.
- [157] S. Bera, A.J. Gaikward, and D. Datta, "Selection of fuzzy membership function based on probabilistic confidence," *Proc. of The 2014 Int. Conf. on Control, Instrumental, Energy and Communication (CIEC)*, 31 Jan. – 2 Feb. 2014, Calcutta, India, 2014.
- [158] I. Jerin Leno, S. Saravana Sankar, S. G. Ponnambalam, "An elitism strategy genetic algorithm using simulated annealing algorithm as local search for facility layout design," **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, vol. 84, no. 5-8, pp. 787-799, May 2016.
- [159] B.Tobias and T. Lothar, "A Comparison of Selection Schemes Used in Evolutionary Algorithms," **Evolutionary Computation**, vol. 4, no. 4, pp. 361–394, 1996.
- [160] M.D. Saddam Hossain Mukta, T.M. Rezwanul Islam, and S.M. Hanayen, "Multiobjective optimization using genetic algorithm," **Int. J. of Emerging Trend and Tech. in Comp. Sci. (IJETTCS)**, vol. 1, no. 3, pp. 255-260, 2012.
- [161] A. Labbi and E. Gauthier, "Combining fuzzy knowledge and data for neuro-fuzzy modeling," **Journal of Intelligent Systems**, vol. 7, no. 1-2, pp. 145-163, 1997.
- [162] I. Cha and S.A. Kassam, "Channel equalization using adaptive complex radial basis function networks," **IEEE Journal on Selected Areas in Communications**, vol. 13, no. 1, pp. 122-131, 1995.
- [163] T.C. Lin and C.S. Lee, "Neural Network Based Fuzzy Logic Control and Decision System", **IEEE Trans. on Computers**, vol. 40, no. 12, pp. 1320-36, 1991.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [164] J.S.R. Jang, “ANFIS: Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System,” **IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics**, vol. 23, no. 3, pp. 665-685, 1993.
- [165] K.P. Burnham, and D.R. Anderson, **Model Selection and Multimodel Inference**, New York: Springer-Verlag, USA, pp. 310-325, 2002.
- [166] S.X. Wang and A.M. Taratorin, **Magnetic information storage technology**. San Diego: Academic Press, 1999.
- [167] H. Akaike, B.N. Petrov, and F. Csaki “Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle,” **Second International Symposium On Information Theory**, pp. 267-281, 1973.
- [168] A. McQuarrie, C.L. Tsai, **Regression and Time Series Model Selection**, Singapore, World Scientific, 1998.
- [169] T. Sawa, “Information Criteria for Discriminating among Alternative Regression Model”, **Journal of Econometrica**, vol. 46, pp. 1273-1282, 1978.
- [170] D.J. Beal, **Information Criteria Methods in SAS for Multiple Linear Regression Models**, Paper SA05, 2007.
- [171] H. Yang and G. Mathew, “Joint design of optimum partial response target and equalizer for recording channels with jitter noise,” **IEEE Trans. on Magn.**, vol. 42, no. 1, pp. 70-77, 2006.
- [172] J. Moon and J. Park, “Pattern-dependent noise prediction in signal-dependent noise,” **IEEE J. Selected Areas Comm.**, vol. 19, no. 4, pp. 730-743, June 2001.
- [173] S.A. Altekhar and J.K. Wolf, “Improvements in detectors based upon colored noise,” **IEEE Trans. Magn.**, vol. 34, no. 1, pp. 94-97, Jan. 1998
- [174] J. Caroselli, S.A. Altekhar, P. McEwen, and J.K. Wolf, “Improved detection for magnetic recording systems with media noise,” **IEEE Trans. Magn.**, vol. 33, no. 5, pp. 2779-2781, Sep. 1997.

## ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์ในวารสารวิชาการ

1. **R. Wongsathan** and P. Supnithi, "Optimal Neuro-Fuzzy Equalizers for Nonlinear Channels of the Perpendicular Magnetic Recording System," **ECTI Trans. on Electrical Eng., Electronics, and Communications**, vol. 19, no. 2, pp. 190-198, 2021.
2. **R. Wongsathan** and P. Supnithi, "Fuzzy logic-based adaptive equalizer for non-linear perpendicular magnetic recording channels," **IET Communications**, vol. 13, no. 9, pp. 1304-1310, 2019.
3. **R. Wongsathan**, W. Phakphisut, P. Supnithi, "Performance of the hybrid MLPNN based VE (hMLPNN-VE) for the nonlinear PMR channels," **AIP Advances**, vol. 8, pp. 1-5, 2018.
4. P. Tueku, P. Supnithi, **R. Wongsathan**, "Target and equalizer design for perpendicular heat-assisted magnetic recording," **World Academy of Science, Engineering and Technology**, vol. 8, no. 3, 2014.

ผลงานวิจัยที่ได้นำเสนอในงานประชุมวิชาการระดับนานาชาติ

1. **R. Wongsathan** and P. Supnithi, "The performance of neuro-fuzzy detection on nonlinear magnetic recording channels," *2019 34th International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications (ITC-CSCC)*, JeJu, Korea (South), pp. 1-4, 2019, doi: 10.1109/ITC-CSCC.2019.8793359.
2. **R. Wongsathan**, W. Phakphisut, P. Supnithi, "Neural networks equalizers for nonlinear magnetic recording channels," *14<sup>th</sup> Int. Conf. on Elect. Engineering/Electronics, Comp., Telecomm. and Information Technology (ECTI-CON)*, Phuket, Thailand, November 2017, pp. 806-809, 2017.
3. **R. Wongsathan** and P. Supnithi "Channel response of HAMR with linear temperature-dependent coercivity and remanent magnetization," in *Conf. Rec. 2012 IEEE Int Conf. ECTI-CON*, pp. 1-4, 2012.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	รติ วงษ์สถาน
วัน เดือน ปีเกิด	10 มีนาคม 2519
ที่อยู่	31/2 ถ. สามล้าน ต. พระสิงห์ อ. เมือง เชียงใหม่ 50200
ประวัติการศึกษา	- วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (เกียรตินิยมอันดับ 2) สาขาไฟฟ้ากำลังและสื่อสาร, คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ - วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า) คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ - วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต (คณิตศาสตร์ประยุกต์) คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้