

การตัดสินใจการกลับบิตด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในระบบการบันทึก  
เชิงแม่เหล็ก

BIT FLIPPING DECISION BASED ON MACHINE LEARNING  
TECHNIQUE IN MAGNETIC RECORDING SYSTEM

ศุภกฤษณ์ เจริญสิทธิ

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร  
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการข้อมูลสารสนเทศ

คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี

ปีการศึกษา 2565

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยราชมงคลธัญบุรี

การตัดสินใจการกลับปีด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในระบบการ  
บันทึกเชิงแม่เหล็ก

ศุภกฤษณ์ เจริญสิทธิ์

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร  
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการข้อมูลสารสนเทศ  
คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี  
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี  
ปีการศึกษา 2565  
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยราชมงคลธัญบุรี

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นงานวิจัยที่เกิดจากการค้นคว้าและวิจัย ขณะที่ข้าพเจ้าศึกษาอยู่ในคณะ  
วิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี ดังนั้นงานวิจัยในวิทยานิพนธ์  
ฉบับนี้ถือเป็นลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี และข้อความต่าง ๆ ในวิทยานิพนธ์  
ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอรับรองว่าไม่มีการคัดลอกหรือนำงานวิจัยของผู้อื่นมานำเสนอในชื่อของข้าพเจ้า

This thesis consists of research material conducted at Faculty of Science and  
Technology, Rajamangala University of Technology Thanyaburi and hence the  
copyright owner. I hereby certify that the thesis does not contain any forms of  
plagiarism



ศุภกฤษณ์

(ศุภกฤษณ์ เจริญสิทธิ์)

หัวข้อวิทยานิพนธ์      การตัดสินใจการกลับบิตด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในระบบการบันทึกเชิงแม่เหล็ก  
Bit Flipping Decision based on Machine Learning Technique in Magnetic Recording System

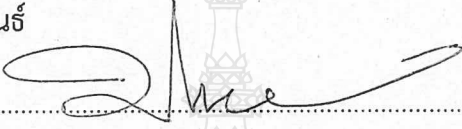
ชื่อ-นามสกุล            นายศุภกฤษณ์ เจริญสิทธิ์

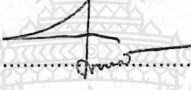
สาขาวิชา                วิทยาการข้อมูลและสารสนเทศ

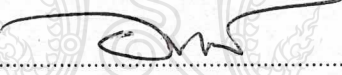
อาจารย์ที่ปรึกษา        ผู้ช่วยศาสตราจารย์พิทยา พุ่มพวง, ปร.ด.


ปีการศึกษา              2565

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์


  
..... ประธานกรรมการ  
(อาจารย์พาทาม โพธิ์ฮาน, ปร.ด.)

  
..... กรรมการ  
(อาจารย์วิภารัตน์ บุชยาตรีส, ปร.ด.)

  
..... กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์อนุชา ตุงคิฐฐาน, ปร.ด.)

  
..... กรรมการและเลขานุการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์พิทยา พุ่มพวง, ปร.ด.)

คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี อนุมัติวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาโทบริหารธุรกิจ

  
..... คณบดีคณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์นิพัทธ์ จงสวัสดิ์, ปร.ด.)

วันที่ 9 เดือน สิงหาคม พ.ศ. 2565

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การตัดสินใจการกลับปิดด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในระบบการบันทึกเชิงแม่เหล็ก
ชื่อ-นามสกุล	นายศุภกฤษณ์ เจริญสิทธิ์
สาขาวิชา	วิทยาการข้อมูลและสารสนเทศ
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์พิทยา พุ่มพวง, ประ.ด.
ปีการศึกษา	2565

## บทคัดย่อ

ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ เป็นอุปกรณ์บันทึกข้อมูลที่ได้รับความนิยมในการใช้งานอย่างมากเนื่องจากมี ราคาที่ถูกลงในขณะที่มีความจุที่สูงขึ้น และมีความคงทนถาวรในการใช้งานได้ยาวนาน ซึ่งในปัจจุบันการบันทึกข้อมูลในรูปแบบดิจิทัลมีความต้องการใช้พื้นที่สำหรับเก็บข้อมูลที่สูงขึ้น ซึ่งเทคโนโลยีการบันทึกและอ่านข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบบิตแพทเทิร์นมีเดียหรือบีพีเอ็มอาร์ เป็นเทคโนโลยีหนึ่งซึ่งช่วยให้มีพื้นที่สำหรับเก็บข้อมูลเพิ่มมากขึ้น

อย่างไรก็ตามเทคนิคในการบันทึกข้อมูลด้วยเทคโนโลยีดังกล่าวเมื่อทดลองอ่านข้อมูลบันทึกขึ้นมา จะมีการแทรกสอดของสัญญาณบางอย่างเกิดขึ้น ทำให้ค่าสัญญาณบิตที่อ่านขึ้นมาจากอุปกรณ์เก็บข้อมูลที่บันทึกด้วยระบบดังกล่าวเกิดการผิดเพี้ยนได้ ส่งผลให้ประสิทธิภาพโดยรวมของระบบบันทึกข้อมูลดังกล่าวลดลง

ผู้วิจัยได้นำเสนอแนวทางในการปรับปรุงประสิทธิภาพของระบบดังกล่าว ด้วยการใช้เทคนิคเกี่ยวกับกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง (ML: Machine learning) มาช่วย ด้วยการสร้างโมเดลการจำแนก (Classifier Model) ขึ้นมาเพื่อทำนาย การกลับปิดที่ผิดเพี้ยนซึ่งเกิดจากการอ่านข้อมูลให้มีความถูกต้องมากขึ้น โดยจากการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลดังกล่าวที่ระดับค่าสัญญาณรบกวนที่ต่างกัน พบว่าสามารถทำให้ประสิทธิภาพของระบบมีความถูกต้องมากกว่า 90%

**คำสำคัญ:** สื่อบันทึกข้อมูล สัญญาณแทรกสอด การกลับปิด การแทรกสอดสองมิติ

**Thesis Title** Bit Flipping Decision Based on Machine Learning Technique in  
Magnetic Recording System

**Name-Surname** Mr. Suphakit Chareonsit

**Program** Data and Information Science

**Thesis Advisor** Assistant Professor Pitaya Poompuang, Ph.D.

**Academic Year** 2022

## ABSTRACT

Hard disk drive is a very popular recording device because of its low price, high capacity and long-life of usage. Nowadays, the recording of data in digital format increasingly needs a storage device that contains more space. Bit-Pattern Media Recording and Reading (BPMR) is a recording technology that could provide more space for recording.

However, there are some signal interferences when the hard disk drive is tested to read the data recorded by the BPMR technology. This causes the distortion in reading the bit value. As a result, the overall efficiency of the recording system is decreased.

The researcher has proposed a method to improve the efficiency of the system using techniques of Machine Learning (ML) by creating a classifier model to predict a distorted flipping bit caused by the reading process. The results of performance testing of the model at several different noise levels showed that the proposed method could improve the system efficiency with more than 90% of accuracy.

**Keywords:** data storage media, interference signal, bit flipping, two-dimension  
interference signal

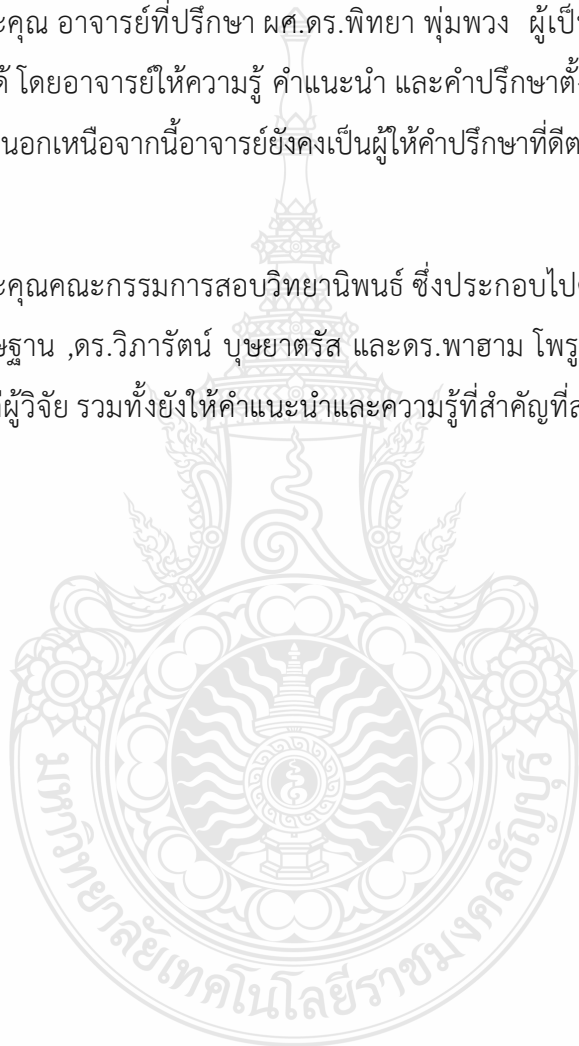
## กิตติกรรมประกาศ

การที่วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะสำเร็จลุล่วงด้วยดีนั้น นอกจากตัวผู้วิจัยเองแล้วยังมีบุคคลสำคัญอีกหลายท่านที่ส่วนสำคัญในการจัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ขึ้นมาผู้วิจัยขอใช้กิตติกรรมประกาศของวิทยานิพนธ์ขอแสดงความขอบพระคุณอย่างสูงมา ณ ที่นี้

ขอขอบพระคุณ อาจารย์ที่ปรึกษา ผศ.ดร.พิทยา พุ่มพวง ผู้เป็นแรงผลักดันสำคัญที่ทำให้วิทยานิพนธ์สำเร็จได้ โดยอาจารย์ให้ความรู้ คำแนะนำ และคำปรึกษาตั้งแต่ผู้วิจัยได้เริ่มเรียนต่อในระดับชั้นปริญญาโท นอกเหนือจากนี้อาจารย์ยังคงเป็นผู้ให้คำปรึกษาที่ตลอดระยะเวลาในการจัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

ขอขอบพระคุณคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ซึ่งประกอบไปด้วย ผศ.ดร.พิทยา พุ่มพวง , ผศ.ดร.อนุชา ตุงศ์ฐานาน , ดร.วิภารัตน์ บุชยาตรีส และ ดร.พาสยาม โพรฮาน ที่กรุณาให้เกียรติเป็นคณะกรรมการให้แก่ผู้วิจัย รวมทั้งยังให้คำแนะนำและความรู้ที่สำคัญที่สามารถนำไปต่อยอดในการทำงานวิจัยได้

ศุภกฤษณ์ เจริญสิทธิ์



## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	(1)
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	(2)
กิตติกรรมประกาศ.....	(3)
สารบัญ.....	(4)
สารบัญตาราง.....	(7)
สารบัญภาพ.....	(8)
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ .....	(10)
บทที่ 1 บทนำ .....	11
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	11
1.2 ปัญหาและแนวทางการแก้ไขปัญหา.....	11
1.3 ความมุ่งหมายและจุดประสงค์ของงานวิจัย.....	13
1.4 ขอบเขตของงานวิจัย.....	14
1.5 วิธีการวิจัย.....	14
1.6 ข้อจำกัดของงานวิจัย.....	15
1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	15
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....	16
2.1 กระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง.....	16
2.2 การจำแนกประเภท (Classification) .....	18
2.3 การแบ่งชุดของข้อมูล.....	19
2.4 โอเวอร์ฟิตติ้ง (Overfitting).....	19



## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.5 อันเดอร์ฟิตติ้ง (Underfitting).....	20
2.6 การวัดประสิทธิภาพ.....	21
2.7 ระบบการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็ก.....	22
2.8 ระบบการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบบิตแพทเทิร์นมีเดีย.....	26
2.9 ปัญหาในระบบการบันทึกข้อมูลแม่เหล็กแบบบิตแพทเทิร์นมีเดีย.....	27
2.10 ผลกระทบของการแทรกสอดแบบสองมิติในระบบ BPMR.....	30
2.11 การเข้ารหัสและถอดรหัสมอดูเลชัน 5/6.....	31
2.12 ช่องสัญญาณ BPMR ที่ใช้แบบจำลองการทำนายผล.....	34
บทที่ 3 วิธีการดำเนินงาน.....	35
3.1 การสร้างช่องสัญญาณแบบ BPMR.....	35
3.2 กระบวนการเก็บข้อมูลและจัดรูปแบบข้อมูล.....	37
3.3 การสร้างแบบจำลองการทำนายผล.....	38
บทที่ 4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูล.....	52
4.1 การสร้างแบบจำลองสำหรับการทำนายผล.....	52
4.2 ผลการศึกษาชุดข้อมูลตัวอย่างที่ระดับ SNR=2 dB.....	53
4.3 ผลการศึกษาชุดข้อมูลตัวอย่างที่ระดับ SNR=5 dB.....	54
4.4 ผลการศึกษาชุดข้อมูลตัวอย่างที่ระดับ SNR=10 dB.....	55
4.5 ผลลัพธ์จากการทดสอบแบบจำลองที่ระดับค่าสัญญาณรบกวน SNR ระดับต่างๆ.....	55
บทที่ 5 สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ.....	60
5.1 สรุปผลการทดลอง.....	60
5.2 ข้อเสนอแนะ.....	60

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บรรณานุกรม.....	61
ภาคผนวก.....	63
ประวัติผู้เขียน.....	64



## สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 2.1 เปรียบเทียบเทคโนโลยีการบันทึกข้อมูล แสดงให้เห็นเทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลในทั้ง 4 รูปแบบนั้นมีข้อดีและข้อเสีย .....	24
ตารางที่ 2.2 พารามิเตอร์จำลองหัวอ่านในสื่อบันทึกของระบบการบันทึกบีพีเอ็มอาร์ .....	27
ตารางที่ 2.3 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณ BPMR ที่ค่า AD ในแต่ละระดับ .....	29
ตารางที่ 2.4 เข้ารหัสมอดูเลชัน 5/6 .....	32
ตารางที่ 3.1 รายละเอียดของตัวแปรที่ใช้ในสมการจำลองช่องสัญญาณแบบ BPMR .....	36
ตารางที่ 3.2 จำนวนข้อมูลฝึกฝนและจำนวนข้อมูลทดสอบแบบจำลอง .....	39
ตารางที่ 3.3 แบบจำลองทั้งหมดที่ใช้ในการฝึกฝนแบบจำลองการทำนายผล สัญญาณอ่านกลับจากช่องสัญญาณการบันทึกข้อมูลรูปแบบ BPMR .....	39
ตารางที่ 3.4 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบที่ระดับสัญญาณรบกวน SNR=2 dB .....	40
ตารางที่ 3.5 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบที่ระดับสัญญาณรบกวน SNR=5 dB .....	44
ตารางที่ 3.6 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบที่ระดับสัญญาณรบกวน SNR=10 dB .....	48
ตารางที่ 4.1 จำนวนข้อมูลฝึกฝนและจำนวนข้อมูลทดสอบ .....	53
ตารางที่ 4.2 ชุดข้อมูลตัวอย่างที่ระดับสัญญาณรบกวน SNR=2 dB การเรียงลำดับการทำนายค่าระยะทาง .....	53
ตารางที่ 4.3 ชุดข้อมูลตัวอย่างที่ระดับสัญญาณรบกวน SNR=5 dB การเรียงลำดับการทำนายค่าระยะทาง .....	54
ตารางที่ 4.4 ชุดข้อมูลตัวอย่างที่ระดับสัญญาณรบกวน SNR=10 dB การเรียงลำดับการทำนายค่าระยะทาง .....	55
ตารางที่ 4.5 แสดงค่าเฉลี่ยการวัดประสิทธิภาพการทำนายผล ด้วยค่าความแม่นยำ (Accuracy) และฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function) .....	56

## สารบัญภาพ

หน้า

ภาพที่ 2.1 การแบ่งประเภทของกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง .....	16
ภาพที่ 2.2 การแบ่งชุดข้อมูลของกระบวนการสร้างแบบจำลองในกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง .....	19
ภาพที่ 2.3 ปัญหา Overfitting ที่ขึ้นกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง .....	20
ภาพที่ 2.4 ปัญหา Underfitting ที่ขึ้นกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง .....	20
ภาพที่ 2.5 การวัดประสิทธิภาพ .....	21
ภาพที่ 2.6 ลักษณะของเทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลแบบแนวตั้ง .....	22
ภาพที่ 2.7 เทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็ก .....	23
ภาพที่ 2.8 ความเป็นไปได้ในการเปลี่ยนแปลงของเทคโนโลยีการบันทึกข้อมูล .....	25
ภาพที่ 2.9 แผนผังของตัวกลางที่เป็นแนวตั้งและแบบBPMR (a) สื่อบันทึกแบบระเอียด กับ (b) สื่อบันทึกแบบบิทเทตเทินมิเดีย .....	26
ภาพที่ 2.10 แผนภาพบล็อกแบบง่ายสำหรับช่องสัญญาณการอ่านของระบบ BPMR .....	27
ภาพที่ 2.11 ผลตอบสนองสัญญาณพัลส์เกาส์เซียนในแนวตามแตรีก (เส้นปะ) และในแนวขวางแตรีก (เส้นทึบ) .....	28
ภาพที่ 2.12 การเปรียบเทียบการทำงานของหัวอ่าน (ก) ลักษณะของหัวอ่านที่ทำงานปกติ (ข) ลักษณะของหัวอ่านที่ออกนอกตำแหน่ง .....	30
ภาพที่ 2.13 ผลกระทบของ ITI และ ISI ที่มีต่อสัญญาณอ่านกลับในระบบ BPMR (ก)กรณีบิตเดี่ยว, (ข)กรณีที่ดีที่สุด, และ(ค)กรณีที่แย่ที่สุด .....	30
ภาพที่ 2.14 การเข้ารหัสมอดูเลชัน ณ อัตราส่วนที่ 5/6 .....	33
ภาพที่ 2.15 รูปแบบช่องสัญญาณ BPMR ที่ใช้แบบจำลองการทำนายผล .....	34
ภาพที่ 2.16 รูปแบบช่องสัญญาณ BPMR ในแบบทั่วไปที่ใช้ อีควอไลเซอร์ และ ตัวตรวจจับ .....	34
ภาพที่ 3.1 การสร้างจำลองช่องสัญญาณ BPMR .....	36
ภาพที่ 3.2 การจำลองการทำงานของช่องสัญญาณ BPMR แบบหลายหัวอ่าน .....	37
ภาพที่ 3.3 การเก็บค่าบิตจากแบบจำลองช่องสัญญาณ BPMR แบบหลายหัวอ่าน .....	38
ภาพที่ 3.4 การแทนค่าตัวแปรจากชุดข้อมูล $SNR=2dB$ ในสมการยุคลิด .....	42

## สารบัญภาพ (ต่อ)

หน้า

ภาพที่ 3.5 การแทนค่าตัวแปรจากชุดข้อมูล SNR=5dB ในสมการยุคลิด.....	46
ภาพที่ 3.6 การแทนค่าตัวแปรจากชุดข้อมูล SNR=5dB ในสมการยุคลิด.....	50
ภาพที่ 4.1 ผลลัพธ์การกระจายตัวของแบบจำลองที่ระดับ SNR=2, K= 7.....	57
ภาพที่ 4.2 ผลลัพธ์กราฟของแบบจำลองที่ระดับ SNR=2, K= 7.....	57
ภาพที่ 4.3 ผลลัพธ์ของแบบจำลองที่ระดับ SNR=2, K= 7 ค่าความถูกต้อง 93.5 %.....	57
ภาพที่ 4.4 ผลลัพธ์การกระจายตัวของแบบจำลองที่ระดับ SNR=5, K= 7.....	58
ภาพที่ 4.5 ผลลัพธ์กราฟของแบบจำลองที่ระดับ SNR=5, K= 7.....	58
ภาพที่ 4.6 ผลลัพธ์ของแบบจำลองที่ระดับ SNR=5, K= 7 มีค่าความถูกต้อง 94.5 %.....	58
ภาพที่ 4.7 ภาพที่ 4.7 ผลลัพธ์การกระจายตัวของแบบจำลองที่ระดับ SNR=10 K= 3.....	59
ภาพที่ 4.8 ผลลัพธ์กราฟของแบบจำลองที่ระดับ SNR=10 K= 7.....	59
ภาพที่ 4.9 ผลลัพธ์ของแบบจำลองที่ระดับ SNR=10, K= 7 มีค่าความถูกต้อง 98 %.....	59



## คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

สัญลักษณ์	ความหมาย
$T_x$	ระยะห่างระหว่างบิต
$T_z$	ระยะห่างระหว่างแทร็ก
$C$	ค่าคงที่ = $1/2.3548$
$A_k$	ค่าบิตก่อนเขียนลงสื่อบันทึก
$R_k$	ค่าบิตที่ได้รับสัญญาณรบกวน
$Y_k$	ค่าบิตที่ได้รับสัญญาณรบกวน
$\Delta_r$	ระยะที่หัวอ่านเคลื่อนที่ออกจากแทร็ก
$\Delta_z$	ความผันผวนของตำแหน่งบิตในทิศทางข้ามแทร็ก
$\Delta_x$	ความผันผวนของตำแหน่งบิตในทิศทางตามแทร็ก
BPMR	Bit patterned media recording
TMR	Track Mis-registration
SNR	Signal-to-noise ratio
BER	Bit error ratio
ITI	Inter track interference
ISI	Inter symbol interference
TP	True Positive
FN	False Negative

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในช่วงหลายปีที่ผ่านมาฮาร์ดดิสก์เป็นอุปกรณ์ที่ใช้สำหรับบันทึกข้อมูลในรูปแบบของดิจิทัล (Digital) ที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายทั้งภาคอุตสาหกรรม และครัวเรือน โดยเฉพาะอย่างยิ่งในปัจจุบันข้อมูลประเภทมัลติมีเดีย (Multimedia) ส่วนใหญ่ที่เป็นข้อมูลแบบดิจิทัล เช่น ไฟล์เสียง ไฟล์รูป ไฟล์วิดีโอ และไฟล์เอกสาร มีความละเอียดสูงกว่าในอดีตมากส่งผลให้การบันทึกข้อมูลดังกล่าวมีความจำเป็นที่จะต้องใช้ความจุที่เพิ่มมากขึ้นตามไปด้วย ในขณะที่ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ (Hard Disk Drive ; HDD) เป็นอุปกรณ์ที่ใช้สำหรับจัดเก็บข้อมูลในรูปแบบดิจิทัลที่มีมีความจุที่สูง และมีราคาต่อหน่วยความจุที่ต่ำกว่า เมื่อนำมาเปรียบเทียบกับอุปกรณ์สำหรับจัดเก็บข้อมูลชนิดอื่น ๆ จึงทำให้ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์เป็นตัวเลือกที่ได้รับความนิยมสำหรับนำมาใช้ในการจัดเก็บข้อมูล[1]

ในเทคโนโลยีใหม่ของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ (HDD) ของความหนาแน่นของพื้นที่สูงของเทคโนโลยีใหม่ในอนาคตเป็นบิต ระบบบันทึกสื่อแบบ (Bit-Patterned Media Recording ; BPMR) แสดงเป็นแผนที่เส้นทางของคำแนะนำ HDD แม่เหล็กช่วยความร้อนในไม่ช้าการบันทึก (Heat-Assisted Magnetic Recording ; HAMR) จะเข้ามาแทนที่แบบเดิมการบันทึกด้วยแม่เหล็กตั้งฉาก (PMR)[2] ไม่กี่คนแรกคาดว่า HDD ที่ใช้ (HAMR) รุ่นต่างๆ จะถึง 2 Tbit/in<sup>2</sup> (เทราบิตต่อตารางนิ้ว) ภายในปี 2019 ประมาณปี 2025 มีแถบแม่เหล็กแบบบิตการบันทึก (BPMR) คาดว่าจะเข้าสู่ตลาดพร้อม ๆ กันด้วยการบันทึกด้วยคลื่นแม่เหล็ก (SMR) และการบันทึกด้วยแม่เหล็กแบบสองมิติ (TDMR) เพื่อตระหนักเข้าใจถึงความหนาแน่นสูงมาก 10 Tbit/in<sup>2</sup> (เทราบิตต่อตารางนิ้ว), การบันทึกด้วยแม่เหล็กต่อความร้อน, การรวมกันของ (BPMR) และ (HAMR) จะถูกกว่า เมื่อ Big Data และ Cloud computing ขยายตัว ความต้องการขนาดใหญ่การจัดเก็บข้อมูลปริมาณ ทุกๆ วัน จะมีการสร้างข้อมูล 2.5 Quintillion ไบต์ ในความเป็นจริง 90% ของข้อมูลในโลกปัจจุบันถูกสร้างขึ้นในช่วงสองปีที่ผ่านมาเพียงอย่างเดียว ข้อมูลส่วนใหญ่ถูกเก็บไว้ในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ (HDD) ในปี 2555 ฮาร์ดดิสก์อุตสาหกรรมจัดส่งฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ 569 ล้านตัวโดยมีความจุเฉลี่ย 702 Gb ต่อ ไดรฟ์ อย่างไรก็ตาม การเพิ่มจำนวนไดรฟ์ไม่ได้ช่วยแก้ปัญหาของปริมาณการจัดเก็บไม่เพียงพอเนื่องจากต้นทุนและการใช้

พลังงาน ตั้งแต่การประดิษฐ์ในช่วงปลายทศวรรษ 1970 มีความพยายามอย่างต่อเนื่องในการเพิ่มพื้นที่จัดเก็บความหนาแน่นของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ (HDD)

อย่างไรก็ตามเทคโนโลยี BPMP กำลังเข้าใกล้ขีดจำกัดในการเพิ่มความหนาแน่นเชิงพื้นที่เนื่องจากการลดขนาดของแกรนแม่เหล็ก ณ อุณหภูมิห้องซึ่งปรากฏการณ์นี้เรียกว่าข้อจำกัดทางด้านซูเปอร์พาราแมกเนติก ( Superparamagnetic limit ) [2] ดังนั้นในปัจจุบันจึงมีนักวิจัยจำนวนมากพยายามคิดค้นเทคโนโลยีการบันทึกแบบใหม่ เพื่อมาใช้แทนเทคโนโลยีการบันทึกแบบเดิมที่ใช้อยู่ในปัจจุบัน [3] เช่น เทคโนโลยีการบันทึกเชิงแม่เหล็กแบบการใช้ความร้อนเข้าช่วย (HAMR), เทคโนโลยีเชิงแม่เหล็กแบบการใช้ไมโครเวฟ (Microwave) เข้าช่วย และเทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลแบบบิตแพทเทิร์นมีเดีย (BPMP) เป็นต้น โดยเทคโนโลยีสามารถเพิ่มความหนาแน่นเชิงพื้นที่ได้ถึง 5 Tbit/in<sup>2</sup> (เทราบิตต่อตารางนิ้ว) และเมื่อนำเทคโนโลยีการบันทึกแบบ BPMP มาใช้ร่วมกับเทคโนโลยีพลังงานเข้าช่วย (energy-assisted) ทำให้สามารถเพิ่มความหนาแน่นเชิงพื้นที่ได้สูงสุด 10 Tbit/in<sup>2</sup> (เทราบิตต่อตารางนิ้ว) [3]

เทคโนโลยีแบบ BPMP จะต้องใช้สื่อบันทึกที่ถูกจัดระเบียบโดยข้อมูลหนึ่งบิตจะถูกบันทึกลงบนหนึ่งแกรนแม่เหล็ก (Magnetic Grain) หรือเรียกอีกอย่างว่า “ไอซ์แลนด์ (Island)” โดยทั่วไปแล้วแต่ละไอแลนด์จะมีขนาดต่ำกว่า 15 นาโนเมตร [2] และถูกแยกแต่ละไอแลนด์ด้วยส่วนที่ไม่สภาพที่เป็นแม่เหล็ก (Non-Magnetic) คือบริเวณรอบๆ ของไอแลนด์ ซึ่งในปัจจุบันนั้นการที่จะสร้างสื่อบันทึกแบบ BPMP ที่สามารถรองรับความจุข้อมูลมากๆ และราคาถูกยิ่งขึ้นสิ่งที่ท้าทายในระบบการบันทึกข้อมูลแบบ BPMP เมื่อขนาดของแต่ละไอแลนด์นั้นในความเป็นจริงไม่ได้มีขนาดที่สมมาตรกันทั้งหมด รวมถึงปัญหาหัวอ่าน (Read-head) ที่อ่านค่าไม่ตรงตำแหน่งจึงทำให้เกิดการอ่านข้อมูลที่ผิดพลาดไปจากเดิม ซึ่งผลกระทบจากปัจจัยเหล่านี้เป็นปัญหาที่เกิดขึ้นในระบบการบันทึกข้อมูลแบบ BPMP ส่งผลต่อสมรรถนะโดยรวมของระบบให้ด้อยประสิทธิภาพลง จึงนำไปสู่การแก้ไขปัญหาเหล่านี้ โดยปัจจุบันจะเห็นได้ว่าเทคโนโลยีที่เข้ามามีบทบาทสำคัญอย่างปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence ; AI) หรือแม้กระทั่งการใช้กระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning ; ML) เข้ามาช่วยในการแก้ไขปัญหาเฉพาะด้าน ดังนั้นการที่นำเอาเทคโนโลยีเหล่านี้มาประยุกต์ใช้กับปัญหานั้นจะเป็นอีกหนึ่งหัวข้อหนึ่งที่มีความน่าสนใจเป็นอย่างมาก

ดังนั้นวิทยานิพนธ์นี้จึงมุ่งเน้นในการออกแบบจำลองโดยประยุกต์ใช้ความรู้ทางด้านวิทยาศาสตร์ข้อมูล (Data-Science) โดยใช้กระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning ; ML)



มาใช้ในการออกแบบจำลองเพื่อช่วยในการตัดสินใจกลับบิตข้อมูลที่อ่านได้จากหัวอ่านในระบบการบันทึกข้อมูลแบบ BPMR เพื่อลดผลกระทบที่เกิดจากสัญญาณอ่านกลับที่ไม่ถูกต้อง

## 1.2 ปัญหาและแนวทางการแก้ไขปัญหา

ในปัจจุบันฮาร์ดดิสก์มีการใช้เทคโนโลยีแบบบิตแพทเทิร์นมีเดีย ซึ่งในการบันทึกข้อมูล บิตแต่ละบิตจะถูกเขียนลงบนเกรนแม่เหล็ก (Magnetic Grain) โดยแต่ละเกรนมีขนาดเล็กกว่า 15 นาโนเมตร โดยแต่ละเกรนจะถูกแยกจากกันด้วยสื่อที่ไม่มีสภาพความเป็นแม่เหล็ก (Non-magnetic) ซึ่งสิ่งที่น่าสนใจในการพัฒนาระบบการบันทึกข้อมูลแบบ BPMR ก็คือในทางกายภาพขนาดของแต่ละเกรนแม่เหล็ก ไม่ได้มีขนาดที่สมมาตรทั้งหมด ทำให้ตำแหน่งของหัวอ่าน (Read-head) มีความคลาดเคลื่อน ส่งผลให้การอ่านข้อมูลผิดพลาดเพราะอ่านค่าไม่ตรงตำแหน่ง [2] และการที่เกรนแม่เหล็กมีขนาดเล็กส่งผลให้เกิดสัญญาณบิตรบกวนอย่างรุนแรง ซึ่งปัจจัยเหล่านี้เป็นปัญหาทำให้ประสิทธิภาพในระบบการบันทึกข้อมูลแบบ BPMR ลดลง

ปัจจุบันมีเทคโนโลยีที่น่าสนใจอย่างเช่น การใช้กระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning ; ML) เข้ามาช่วยในการแก้ปัญหาในการทำงานด้านต่าง ๆ กำลังเป็นที่นิยม และสามารถช่วยทำให้ประสิทธิภาพโดยรวมของการทำงานต่างๆเพิ่มขึ้น การนำเอาเทคโนโลยีเหล่านี้มาผสมผสานใช้แก้ปัญหาที่เกิดขึ้นในระบบการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กเป็นสิ่งที่น่าให้ความสำคัญอย่างยิ่ง

ปัจจุบันเทคโนโลยีการวิเคราะห์ข้อมูลในระบบคอมพิวเตอร์มีบทบาทมากในมุมมองของการตัดสินใจและการวางแผน โดยทำให้ระบบมีการทำงานที่มีความถูกต้องมากขึ้น ดังนั้นผู้วิจัยจึงขอเสนอกระบวนการและแนวคิด การวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลองในการทำนายค่าการกลับบิตของข้อมูลอ่านกลับที่จะได้จากหัวอ่านในระบบการบันทึกข้อมูลแบบ BPMR เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของช่องสัญญาณอ่านกลับให้มีความผิดพลาดน้อยลง โดยงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้นำเสนอสิ่งที่น่าสนใจ คือ การประยุกต์ใช้แบบจำลองในการทำนายข้อมูลที่สร้างขึ้นจากการเรียนรู้ของเครื่องจักร ซึ่งจะทำการเรียนรู้จากระดับของสัญญาณรบกวนในหลายๆระดับ[4]

วิทยานิพนธ์นี้จึงมุ่งเน้นการออกแบบจำลองโดยสำหรับการทำนายผลค่าการกลับบิตจากการนำความรู้สาขาด้านวิทยาศาสตร์ข้อมูล (Data-science) โดยมีการประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning ; ML) มาทำการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสร้างโมเดล เพื่อใช้ในการทำนายผลข้อมูลบิตที่ได้รับผลกระทบจากสัญญาณรบกวน เพื่อช่วยในการตัดสินใจที่จะทำการกลับบิตเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการทำงานให้กับระบบ BPMR

### 1.3 ความมุ่งหมายและจุดประสงค์ของงานวิจัย

1.3.1 พัฒนาแบบจำลองทำนายการกลับปิดข้อมูลที่อ่านได้จากหัวอ่านในระบบการบันทึกข้อมูลแบบ BPMR

1.3.2 เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของระบบ BPMR ด้วยการลดผลกระทบที่เกิดจากสัญญาณอ่านกลับที่ไม่ถูกต้อง

### 1.4 ขอบเขตของงานวิจัย

1.4.1 ศึกษาผลกระทบที่เกิดจากสัญญาณรบกวนที่ส่งผลต่อการอ่านข้อมูลที่ผิดพลาด อัลกอริทึมทั่วไปที่ใช้ในเทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลแบบ BPMR และ หลักการทำงานในเทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลแบบ BPMR

1.4.2 ศึกษาและจำลองการทำงานของสัญญาณการบันทึกในรูปแบบ BPMR ที่ได้รับการรบกวนจากสัญญาณรบกวน และการแทรกสอดของสัญญาณ

1.4.3 ศึกษาแนวคิดและวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning ; ML)

### 1.5 นำเสนอแบบโมเดลในการตัดสินใจของผลลัพธ์วิธีการวิจัย

1.5.1 ขั้นตอนการวิจัย

1.5.1.1 โปรแกรม MATLAB สร้างแบบจำลองช่องสัญญาณการบันทึกแบบ BPMR ที่มีการเข้ารหัสข้อมูลด้วยวิธีการมอดูเลชันโค้ดที่ 5/6

1.5.1.2 ทำการสร้างแบบจำลองโดยช่องสัญญาณการบันทึกแบบ BPMR ที่ได้รับผลกระทบจากการอ่านไม่ตรงตำแหน่ง

1.5.1.3 การเก็บข้อมูลโดยช่องสัญญาณในการบันทึกแบบ BPMR และขั้นตอนเพื่อใช้ในการฝึกฝนแบบจำลอง

1.5.1.4 ออกแบบจำลองแบบจำลองโดยให้มีการทำนายผลข้อมูลบิตที่ออกจากเข้าพุด

1.5.1.5 ทำการเปรียบเทียบแบบจำลองในการทำนายผลเพื่อวัดประสิทธิภาพโดย วัดจากบิตที่มีความผิดพลาดของข้อมูล BER

## 1.5.2 เครื่องมือและวัสดุที่ใช้

### 1.5.2.1 เครื่องคอมพิวเตอร์

### 1.5.2.2 โปรแกรม MATLAB

### 1.5.2.3 โปรแกรมภาษา PYTHON

### 1.5.2.4 โปรแกรม ANACONDA

## 1.6 ข้อจำกัดของงานวิจัย

วิทยานิพนธ์นี้เลือกใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในการจำลองการทำงานของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ที่มีช่องสัญญาณการบันทึกแบบบิตแพทเทิร์นมีเดีย โดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ MATLAB เนื่องจากในการพัฒนาของช่องสัญญาณการบันทึกแบบบิตแพทเทิร์นมีเดียในระดับกายภาพจริง ๆ นั้นต้องประกอบด้วยหลายปัจจัยและทำได้โดยยาก

## 1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.7.1 สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในช่องสัญญาณการบันทึกข้อมูลในรูปแบบบิตแพทเทิร์นมีเดีย

1.7.2 ได้ตัวอย่างแบบจำลองการทำนายผลข้อมูลที่มีประสิทธิภาพ

1.7.3 แนวคิดการประยุกต์ใช้กระบวนการเรียนรู้เครื่องกับระบบการบันทึกข้อมูลในรูปแบบบิตแพทเทิร์นมีเดีย

1.7.4 แนวทางในการพัฒนาแบบจำลองในการทำนายผลเพื่อรองรับกับเทคโนโลยี BPMR หรือการนำมาประยุกต์ใช้ในด้านอื่น ๆ

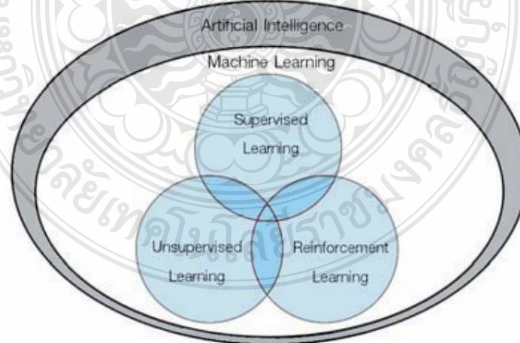
## บทที่ 2

### ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

บทนี้จะกล่าวการศึกษารายละเอียดของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับระบบการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็ก แบบจำลองช่องสัญญาณการบันทึกข้อมูลแบบ (Bit-Patterned Media Recording ; BPMR) และการกลับบิตเพื่อทำนายผลจากการใช้การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning ; ML) และ โดยเนื้อหาในบทนี้จะประกอบไปด้วย (1) กระบวนการการเรียนรู้ของเครื่อง (2) ระบบการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็ก (3) ระบบการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบบิตแพทเทิร์นมีเดีย (4) เทคนิคการพัฒนาและทดสอบประสิทธิภาพตัวแบบ (5) เครื่องมือที่ใช้ในการทำวิจัย

#### 2.1 กระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง

กระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning ; ML) เป็นศาสตร์อีกแขนงหนึ่งที่ใช้สร้างการเรียนรู้ให้กับเครื่องโดยอาศัยวิธีการทางคณิตศาสตร์และสถิติ ในการสร้างแบบจำลอง (Model) จากข้อมูลที่มีอยู่ เพื่อใช้ในการทำนายผลและตัดสินใจ (Predictive and Making Decision) ทั้งนี้ กระบวนการเรียนรู้ของเครื่องถือเป็นส่วนหนึ่งของการสร้าง AI และต้องนำความรู้ด้านวิทยาศาสตร์ข้อมูล (Data Science) มาเป็นพื้นฐานในการคำนวณอีกด้วย



ภาพที่ 2.1 การแบ่งประเภทของกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง

กระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง ML คือองค์ประกอบส่วนหนึ่งของ AI หรือปัญญาประดิษฐ์ AI ที่มีความสำคัญอย่างยิ่ง เพราะเป็นส่วนหนึ่งที่ใช้ในการคิดและตัดสินใจ หรืออาจกล่าวได้ว่า ML ก็คือสมองของ AI นั่นเอง โดยรายละเอียดของแต่ละแบบจำลอง สามารถแบ่งการเรียนรู้ของเครื่องออกได้เป็น 3 ประเภท

2.1.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) เป็นกลุ่มแบบจำลองซึ่งใช้กับข้อมูลตัวอย่างที่มีคอลัมน์ผลลัพธ์สำหรับการทำนายผลหรือเรียกว่าคอลัมน์เป้าหมาย(Target) โดยแบ่งเป็น 2 ลักษณะคือ(Supervised learning) แบบ classification คือกรณีที่เราสามารถจำแนกค่าของคอลัมน์ผลลัพธ์ออกเป็นกลุ่มได้ สามารถแบ่งประเภทออกได้ตามอัลกอริทึมได้ 2 ประเภทได้แก่ ประเภทการถดถอย( Regression ) และประเภท การจัดหมวดหมู่ (Classification) (Supervised learning) แบบ Regression คือกรณีคอลัมน์ผลลัพธ์มีค่าเป็นตัวเลขต่อเนื่องกันหลายค่า โดยไม่สามารถจำแนกเป็นกลุ่มได้ [15]

2.1.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning) คือกลุ่มแบบจำลองซึ่งใช้สำหรับข้อมูลที่ไม่มีคอลัมน์ผลลัพธ์ หรือไม่มีเป้าหมายในการทำนาย คือไม่สามารถหาความสัมพันธ์ที่ชัดเจนได้ว่า คอลัมน์ใดควรจะเป็นเป้าหมายของการทำนายผล โดยใช้วิธีจัดกลุ่มข้อมูลหรือเรียกว่า Clustering แล้วหาจุดศูนย์กลางของแต่ละกลุ่มหรือจุด Centroid เพื่อใช้ตัวแทนของข้อมูลในกลุ่มนั้นๆ โดยสามารถแบ่งประเภทออกได้ตามอัลกอริทึมได้ 2 ประเภทได้แก่ การจับกลุ่ม (Clustering) และการลดมิติ Dimension reduction[15]

2.1.3 การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement learning) จะแตกต่างไปจากกลุ่มอื่นๆ โดยแบบจำลองประเภทนี้ไม่ใช่ข้อมูลตัวอย่างในการสร้างแบบจำลอง แต่จะตัดสินใจการเรียนรู้โดยคอมพิวเตอร์มีปฏิสัมพันธ์กับสิ่งแวดล้อมที่เปลี่ยนไปตลอดเวลาโดยคอมพิวเตอร์จะต้องทำงานบางอย่าง โดยที่ไม่มี"ผู้สอน"คอยบอกอย่างจริงจังว่าวิธีการที่ทำอยู่นั้นเข้าใกล้เป้าหมายแล้วหรือไม่ จะขึ้นอยู่กับ Input ในขณะนั้น ตัวอย่างที่ชัดเจนที่สุดคือการนำ Reinforcement

## 2.2 การจำแนกประเภท (Classification)

การจำแนกประเภท คือการทำนายผลประเภทที่ถูกกำหนดจากของชุดข้อมูลโดยกลุ่มตัวอย่าง คลาสนั้นรู้จักกันในชื่อ เป้าหมาย (Targets), ฉลาก (Labels), หรือ หมวดหมู่ (Categories) การจำแนกประเภทเป็นการสร้างแบบจำลองโดย กำหนดให้งานการประมาณฟังก์ชันของ (f) จากตัวแปร อินพุตของ (X) ไปยังตัวแปรเอาต์พุตแบบไม่ต่อเนื่องของ (Y) การจำแนกประเภทจัดอยู่ในกลุ่มของการเรียนรู้แบบมีผู้สอน [1] โดยที่การจำแนกประเภทนั้นสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 รูปแบบจากลักษณะในการเรียนรู้ได้แก่ การเรียนรู้แบบกระตือรือร้น และการเรียนรู้แบบขี้เกียจ

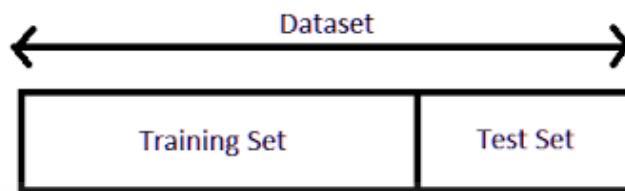
การเรียนรู้แบบกระตือรือร้น เป็นการสร้างแบบจำลองการจำแนกประเภทโดยอาศัยชุดข้อมูล การฝึกฝน ก่อนจะได้รับข้อมูลโดยสำหรับการนำมาทำนายผล การเรียนรู้แบบกระตือรือร้นนั้นมักจะใช้เวลาการฝึกฝนมาก แต่จะใช้เวลาการทำนายผลน้อย แบบจำลองที่อยู่ในประเภทนี้ได้แก่ Decision Tree, Naive Bayes และ Artificial Neural Networks เป็นต้น

การเรียนรู้แบบขี้เกียจ เป็นการจัดเก็บชุดข้อมูลฝึกฝนและรอจนกว่าชุดข้อมูลทดสอบปรากฏ กล่าวคือการจำแนกประเภทในลักษณะนี้จะอาศัยข้อมูลที่เกี่ยวข้องกันมากที่สุด หรือ การที่มีความสัมพันธ์กัน โดยการเปรียบเทียบกับการเรียนรู้แบบกระตือรือร้นนั้น การเรียนรู้แบบขี้เกียจมักจะใช้เวลาในการเรียนรู้น้อยกว่า แต่จะใช้เวลาในการทำนายผลมากกว่า แบบจำลองที่อยู่ในประเภทนี้ได้แก่ K-nearest Neighbor และ Case-based Reasoning เป็นต้น

โดยทั่วไปนั้นมีการจำแนกประเภทจะแบ่งประเภทได้ 4 ประเภทได้แก่

- Binary Classification
- Multi-Class Classification
- Multi-Label Classification
- Imbalanced Classification

## 2.3 การแบ่งชุดข้อมูล



ภาพที่ 2.2 การแบ่งชุดข้อมูลของกระบวนการสร้างแบบจำลองในกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง

กระบวนการเรียนรู้ของเครื่องนั้น ทัวไปจะทำการสร้างแบบจำลองจากการเรียนรู้และโดย คาดการณ์ผลลัพธ์การใช้ชุดข้อมูลที่ทำกรเรียนรู้ การที่แบบจำลองสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพกับข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อนที่เรียกว่า “Generalization” นั้นเป็นสิ่งที่จำเป็นอย่างมาก โดยหากแบบจำลองนั้นสามารถทำงานได้เฉพาะกับข้อมูลที่เคยเห็นมาแล้วเพียงอย่างเดียว จะทำให้แบบจำลองนั้นสามารถหาผลลัพธ์ได้เพียงสิ่งที่แบบจำลองเคยเรียนรู้มาแล้วเท่านั้น ไม่สามารถหาผลลัพธ์ที่แตกต่างเพียงเล็กน้อยได้เมื่อนำมาใช้งานจริง [2]

ดังนั้นวิธีการที่ใช้ในกระบวนการสร้างแบบจำลองการทำนายผล มักจะทำการแบ่งชุดข้อมูล ออกตามกระบวนการได้แก่ ชุดข้อมูลการฝึกฝน, ชุดข้อมูลการตรวจสอบ, และชุดข้อมูลทดสอบ

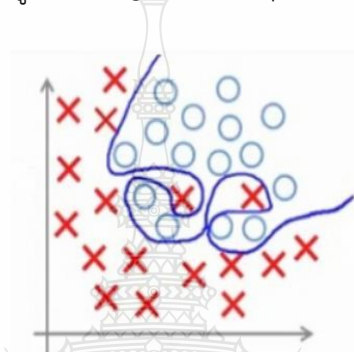
2.3.1 ชุดข้อมูลการฝึกฝน (Training Set) ชุดข้อมูลตัวอย่างที่ถูกต้องใช้ในการเรียนรู้ และฝึกฝนแบบจำลอง

2.3.2 ชุดข้อมูลทดสอบ (Test Set) ชุดข้อมูลตัวอย่างเพื่อใช้ในการประเมินแบบจำลองในขั้นตอนสุดท้ายของการทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของแบบจำลอง

## 2.4 โอเวอร์ฟิตติ้ง (Overfitting)

เวอร์ฟิตติ้งในทางสถิติหมายถึง การวิเคราะห์ใดๆ ที่ผูกติดกับข้อมูลนั้นๆ มากเกินไป การวิเคราะห์นั้นจะไม่สามารถไปทำนายผลข้อมูลนอกเหนือจากนั้น หรือในอนาคตได้ ซึ่งในทางกระบวนการเรียนรู้ของเครื่องนั้นเป็นข้อผิดพลาดของแบบจำลองที่เกิดขึ้นเมื่อฟังก์ชันผูกติดกับชุดข้อมูลสำหรับมากเกินไปโดยทัวไปแล้วโอเวอร์ฟิตติ้งมักจะเกิดจากการที่ใส่พารามิเตอร์เข้ามามากเกินไป ทำให้แบบจำลองมีความซับซ้อนเกินไป

จากภาพที่ 2.3 Overfitting แสดงให้เห็นว่า เส้นสีโค้งสีดำคือการที่แบบจำลองทำงานได้อย่างเหมาะสม มีการใช้เส้นโค้งพาราโบลาในการแบ่งกลุ่มข้อมูล ถึงแม้จะมีการแบ่งผิดอยู่บ้าง แต่ก็ไม่เกิดการ Over fitting หรือ Under fitting ในขณะที่เส้นสีเขียวแสดงถึงการเกิด Over Fitting เกิดจากแบบจำลองพยายามมากเกินไปที่จะแบ่งข้อมูลทดสอบให้ดี โดยการใช้เพิ่มพารามิเตอร์ เช่น Degree of freedom มากเกินไป ทำให้แบบจำลองจะทำงานได้ดี เฉพาะกับข้อมูล Training (In-sample) เท่านั้น แต่ถ้าทำการทดสอบกับข้อมูล Testing (Out-sample) แบบจำลองก็จะทำงานแย่มากในทันที

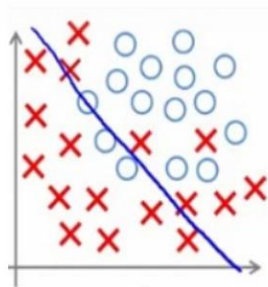


ภาพที่ 2.3 ปัญหา Overfitting ที่ขึ้นกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง

## 2.5 อันเดอร์ฟิตติ้ง (Underfitting)

อันเดอร์ฟิตติ้งนั้นมีความหมายที่ตรงกันข้ามกับเวอร์ฟิตติ้ง โดยอันเดอร์ฟิตติ้งนั้นจะเกิดขึ้นเมื่อแบบจำลองมีการเรียนรู้ที่ง่ายเกินไปทำให้การเรียนรู้โครงสร้างพื้นของชุดข้อมูลที่นำมาฝึกฝนได้ไม่ดีมากพอ กล่าวคือแบบจำลองที่สร้างขึ้นไม่เหมาะสมกับความเป็นจริง เนื่องจากผลลัพธ์ในความเป็นจริงมีความซับซ้อนกว่ามาก ดังนั้นการทำนายผลจึงไม่มีความถูกต้อง แม้แต่ในการฝึกฝนก็ตาม

จากภาพที่ 2.4 Underfitting แสดงให้เห็นว่า ในการแบ่งข้อมูลนั้นเรียบง่ายและตรงไปตรงมา ในขณะที่รูปแบบของข้อมูลมีความซับซ้อนเกินกว่าที่จะสามารถแบ่งได้ด้วยเส้นตรงได้ จึงทำให้ผลลัพธ์ในการแบ่งข้อมูลทำได้แย่[5]

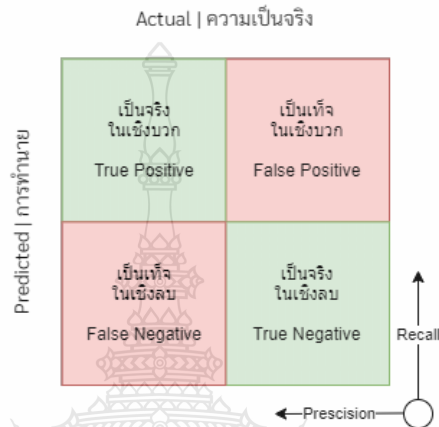


ภาพที่ 2.4 ปัญหา Underfitting ที่ขึ้นกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง



## 2.6 การวัดประสิทธิภาพ

การวัดประสิทธิภาพนั้นเป็นการทดสอบแบบจำลองที่สร้างขึ้นมีความพร้อมในการใช้งานมากน้อยเพียงใด โดยเป็นตัวบ่งบอกว่าแบบจำลองที่สร้างขึ้นนั้นมีความแม่นยำเพียงใด ซึ่งส่วนใหญ่มักจะถูกอธิบายด้วยค่าทางคณิตศาสตร์เหล่านี้เหล่านี้



ภาพที่ 2.5 การวัดประสิทธิภาพ

Confusion Matrix โดยในแต่ละแถวของเมตริกจะแสดงถึงความเป็นจริงของคลาส ในขณะที่แต่ละคอลัมน์จะแสดงถึงคลาสที่แบบจำลองทำนายได้ [6] จาก Confusion Matrix นั้นจะประกอบไปด้วย

- True Positive (TP) หมายถึง แบบจำลองทำนายกรณีที่เป็นจริงได้ถูกต้อง
- True Negative (TN) หมายถึง แบบจำลองทำนายกรณีที่เป็นเท็จได้ถูกต้อง
- False Position (FP) หมายถึง แบบจำลองทำนายกรณีที่เป็นจริงแต่เป้าหมายเป็นเท็จ
- False Negative (FN) หมายถึง แบบจำลองทำนายกรณีที่เป็นเท็จแต่เป้าหมายเป็นจริง

Accuracy (ความแม่นยำ) เป็นอีกหนึ่งตัวเลือกที่คนส่วนใหญ่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง ซึ่งความแม่นยำนั้นคำนวณมาจากการทำนายผลข้อมูลจากชุดข้อมูลทดสอบ จากสมการที่ (1)

$$AC = \frac{TP+TN}{N} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

Precision และ Recall โดยค่าทั้งสองนี้มักถูกใช้คู่กันในการวัดประสิทธิภาพของโดเมน โดย Precision เป็นการนับความถูกต้องของการทำนายผลที่เป็นจริงในเชิงบวก (True Positive ; TP) จากการทำนายที่เป็นจริงทั้งหมด (True ; T) และ Recall เป็นความน่าจะเป็นที่แบบจำลองสามารถตรวจจับความถูกต้องในข้อมูลทั้งหมด จากสมการที่ (2)

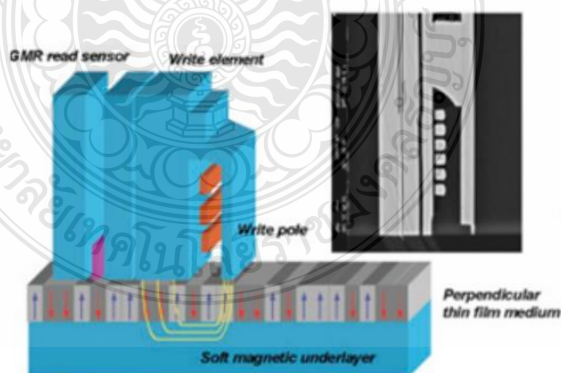
$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP}, (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN}, (3)$$

โดยค่า Precision และ Recall นี้มักจะถูกรายงานออกมาด้วยกันโดยเราจะเรียกการผสมกันระหว่าง Precision และ Recall จะได้คือที่เรียกว่า F-score

## 2.7 ระบบการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็ก

สำหรับเทคโนโลยีที่ใช้จัดเก็บข้อมูลในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์เริ่มต้นมาจาก เทคโนโลยีที่เรียกว่าการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบแนวอน (Longitudinal Magnetic Recording ; LMR) ซึ่งทิศทางสนามแม่เหล็กของข้อมูลจะขนานกับสื่อบันทึก และเมื่อเทคโนโลยี LMR ถึงขีดจำกัดในการเพิ่มความจุของข้อมูล ที่มีความจุถึง 100 Gbit/in<sup>2</sup> ในปี 2543 ดังที่แสดงในภาพที่ 2.6 ลักษณะของเทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลแบบแนวตั้ง [5]

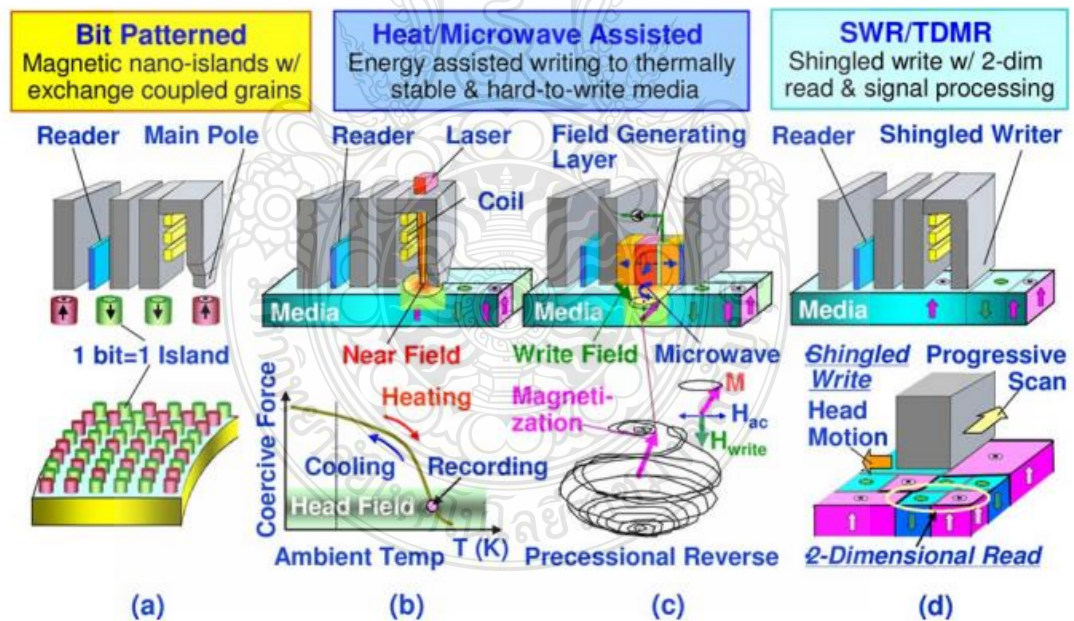


ภาพที่ 2.6 ลักษณะของเทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลแบบแนวตั้ง

โดยทั่วไปเทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบแนวตั้งนั้นมีความหนาแน่นเชิงพื้นที่ (Areal Density) สูงสุดประมาณ 612 Gbit/in<sup>2</sup> การทำให้ความหนาแน่นเชิงพื้นที่นั้นเพิ่มมากขึ้นสามารถทำได้โดยการลดขนาดของเกรนแม่เหล็ก (Magnetic Grain) หรือทำให้จำนวน 1 บิตข้อมูลมี

ขนาดเล็กลง (ณ ความหนาแน่นเชิงพื้นที่เท่ากับ 250 Gbit/in<sup>2</sup> โดยใช้เกรนแม่เหล็กโดยประมาณ 65 เกรนต่อการบันทึกข้อมูลใน 1 บิต) ซึ่งการลดขนาดเกรนแม่เหล็กนั้นจะส่งผลโดยตรงกับค่าอัตราส่วนของกำลังสัญญาณต่อกำลังสัญญาณรบกวน (Signal-to-noise ratio ; SNR) มีค่าที่ลดลงและส่งผลให้อัตราการผิดพลาดของค่าบิต (Bit-error rate ; BER) ที่ได้จากช่องสัญญาณการอ่านกลับเพิ่มขึ้น ดังนั้นหากต้องการลดข้อผิดพลาดจาก BER สามารถทำได้โดยการลดระยะห่างของหัวอ่านกับสื่อบันทึก ในปัจจุบันซึ่งทำได้ยากโดยระยะห่างนั้นอยู่ที่ระดับนาโนเมตรแล้ว [4]

โดยเทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบแนวตั้งนั้นพบว่าในปัจจุบันพบกับปัญหาข้อจำกัดทางการเพิ่มความหนาแน่นเชิงพื้นที่ เนื่องจากความไม่เสถียรเชิงอุณหภูมิจนของสื่อบันทึกข้อมูลซึ่งปรากฏการณ์นี้เรียกว่า “ขีดจำกัดทางซูเปอร์พาราแมกเนติก (Superparamagnetic Limit)” โดยในทางปฏิบัติการเพิ่มความหนาแน่นเชิงพื้นที่ของเทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลแบบแนวตั้งนั้นนอกจากการลดจำนวนของเกรนแม่เหล็กลงแล้ว ที่สำคัญควรคำนึงถึงคืออุณหภูมิที่ส่งผลต่อความเสถียรของสื่อที่ใช้ในการบันทึกด้วย



ภาพที่ 2.7 เทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็ก

ด้วยปัญหาเหล่านี้จึงทำให้เหล่านักวิจัยคิดค้นเทคโนโลยีรูปแบบใหม่สำหรับการบันทึกข้อมูล เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ให้ดียิ่งขึ้น จากภาพที่ 2.7 ที่มีการคิดค้นไว้ 4 เทคโนโลยีด้วยกัน ที่มีข้อดีและข้อด้อยที่แตกต่างกัน [3]

ตารางที่ 2.1 เปรียบเทียบเทคโนโลยีการบันทึกข้อมูล แสดงให้เห็นเทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลในทั้ง 4 รูปแบบนั้นมีข้อดีและข้อเสีย [3]

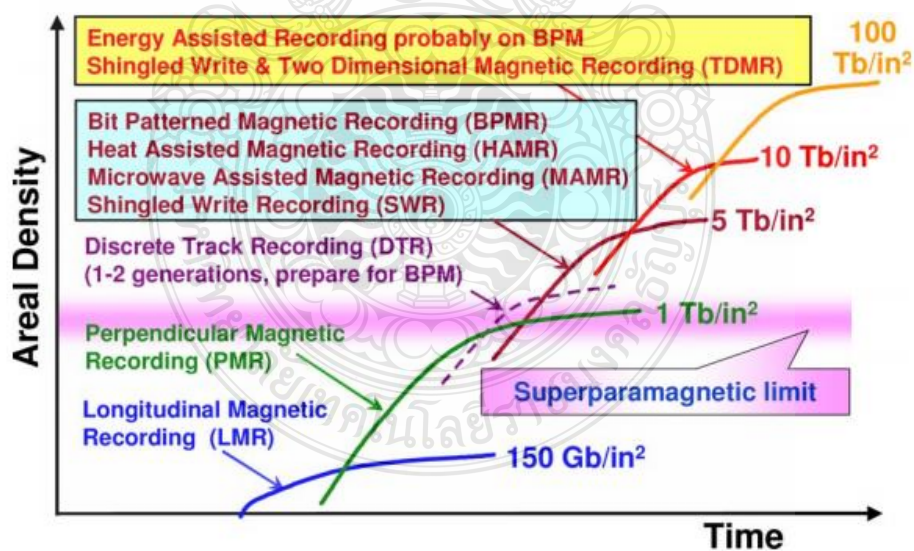
		BPMR	HAMR	MAMR	SW/TDMR
หัวอ่าน (Head)	$T_{wm}(MP)$	Small	Large		
	Assist	-	Near Field	Microwave	-
สื่อบันทึก (Media)	Write ability	Easy-to-write	Hard-to-write		
	Magnetic Feature	Exchange Coupled	Low $T_c$ Rapid cool	Low Damping Constant	Conventional Granular
Servo/Mechanical	TMR	-	Extension		Large TMR
	Adaptive	-	Extension		
Spacing (challenges)		Planarization	Protrusion	Extension	
Signal Processing		One Dimension			Two Dimension
Architecture		Synchronous Writing	Assist Methodology Optimization		New Format Architecture
Challenge	Technology	Synchronous Writing	High Temperature Reliability	Microwave Oscillator	New Format Architecture
	cost	Lithography	Optics	-	Extra Memory

2.7.1 เทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบบิตแพตเทินมิเดีย (Bit Patterned Magnetic Recording ; BPMR) เป็นการเรียงตัวของไอแลนด์(Island)หรือเกาะข้อมูลแบบกริดมุมฉาก โดยแต่ละไอแลนด์จะมีขนาดเล็กระดับ 10 นาโนเมตร ส่งผลให้ความสามารถการบันทึกข้อมูลได้มากกว่าบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบแนวตั้ง[2-6]

2.7.2 เทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบความร้อนเข้าช่วย (Heat-Assisted Magnetic Recording ; HAMR) ข้อมูลของบิตถูกจัดเก็บโดยสื่อของสนามพลังงานแอนไอโซโทรปี โดยการให้ความร้อนแก่พื้นที่นั้น ๆ ในขนาดระดับนาโนเมตรไม่ถาวร พบว่ามีปัญหาในการติดตั้งและสร้างเลเซอร์ (laser) เพื่อที่จะให้ความร้อนในสื่อบันทึก, ปัญหาความร้อนสะสมหลังจากการเขียนข้อมูล และการติดตั้งเลเซอร์ส่งผลการทบโดยตรงกับการเขียน

2.7.3 เทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบไมโครเวฟเข้าช่วย (Microwave-Assisted Magnetic Recording ; MAMR) ซึ่งมีปัญหาเกิดจากเครื่องกำเนิดความถี่ระบบสัญญาณไมโครเวฟ

2.7.4 เทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบ SWR (Shingled Write Recording) และ เทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบ TDMR (Two-Dimension Magnetic Recording) ต้องใช้ระบบประมวลผลสัญญาณที่มีความซับซ้อนมากขึ้นที่ช่องสัญญาณการอ่านกลับ(Readback Signal) เทคนิคการเขียนแบบใหม่ที่มีหน่วยความจำสำรองสูงและมีความซับซ้อนการออกแบบ

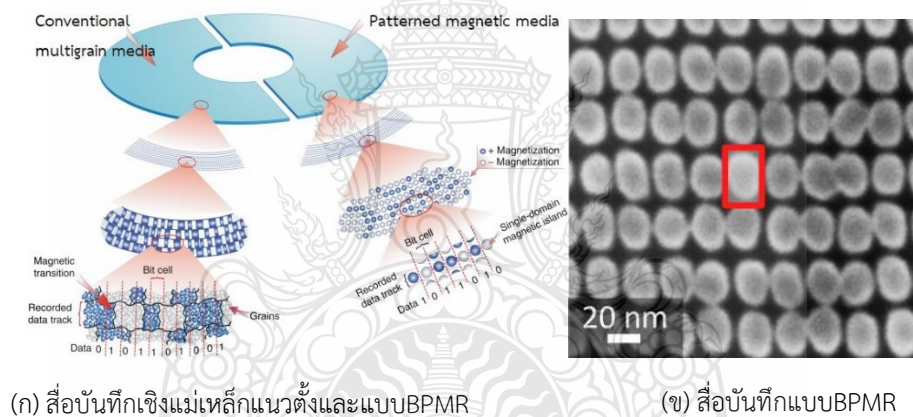


ภาพที่ 2.8 ความเป็นไปได้ในการเปลี่ยนแปลงของเทคโนโลยีการบันทึกข้อมูล



## 2.8 ระบบการบันทึกข้อมูลเชิงแม่เหล็กแบบบิตแพทเทิร์นมีเดีย

แนวคิดในการสร้างแบบจำลองของเทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลแบบ BPMP นั้นค่อนข้างเข้าใจได้ง่าย (โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับระบบการบันทึกข้อมูลแบบแนวตั้ง) และ การบันทึกข้อมูลแบบ BPMP ยังมีความซับซ้อนที่น้อยกว่าการใช้สื่อบันทึกแบบละเอียด [2] โดยการ บันทึกข้อมูลลงในสื่อบันทึกนั้นจะทำการจัดระเบียบการบันทึกข้อมูลตั้งภาพ {b} โดยมีสื่อที่ใช้ใน บันทึกข้อมูลจะจัดเรียงตัวกันอย่างเป็นระเบียบนี้จะเรียกว่าไอแลนด์ (island) เพื่อใช้สำหรับการ บันทึกข้อมูลในแต่ละบิตโดยทั่วไปจะมีขนาดน้อยกว่า 20 – 10 นาโนเมตร และจะถูกขึ้นด้วยส่วนที่ไม่ มีสภาพความเป็นแม่เหล็ก (non-magnetic) ที่เป็นบริเวณรอบ ๆ ไอแลนด์เพื่อทำการแยกไอแลนด์ ออกจากกัน ซึ่งในปัจจุบันเทคโนโลยีการบันทึกแบบ BPMP สามารถเพิ่มความหนาแน่นเชิงพื้นที่ได้ มากกว่าแบบแนวตั้ง และราคาที่ถูก จึงเป็นประเด็นที่นักวิจัยให้ความสนใจ



ภาพที่ 2.9 แผนผังของตัวกลางที่เป็นแนวตั้งและแบบBPMP (ก) สื่อบันทึกเชิงแม่เหล็กแม่เหล็ก แนวตั้งและแบบBPMP ,(ข) สื่อบันทึกแบบบิตแพทเทิร์นมีเดีย

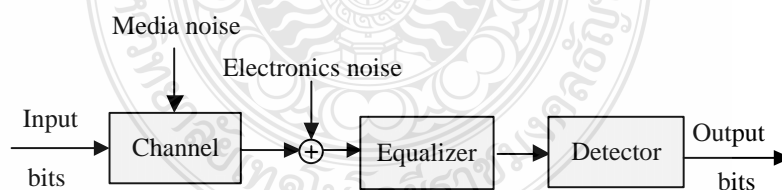
จากภาพที่ 2.9 สามารถสร้างสมการช่องสัญญาณของระบบการบันทึกข้อมูลในรูปแบบ BPMP ด้วย สมการดังนี้ โดยการจำลองช่องสัญญาณพัลส์ 2 มิติแบบเกาส์ของช่องสัญญาณ BPMP แบบกริดมุม ฉาก จึงสามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$P(z, x) = A \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \left( \frac{x}{PW_x} \right)^2 + \left( \frac{z}{PW_z} \right)^2 \right] \right\}, \quad (4)$$

ตารางที่ 2.2 พารามิเตอร์จำลองหัวอ่านในสื่อบันทึกของระบบการบันทึกพีเอ็มอาร์

พารามิเตอร์	สัญลักษณ์
Square island	$a$
Thickness	$\delta$
Fly height	$d$
Along-track $PW_{50}$	$PW_x$
Cross-track $PW_{50}$	$PW_z$
Gap to gap width	$g$
Thickness of MR head	$t$
Width of the MR head	$W$

โดยปกติแล้วประเภทของระบบBPMR นั้นแบ่งออกเป็น 2 ประเภทด้วยกันคือ ระบบ BPMR แบบหมุน (Spinning – disk system) และระบบแบบโพรบ (Probe – based system) [8] ในที่นี้จะกล่าวถึงเฉพาะการประมวลสัญญาณในระบบ BPMR แบบหมุน ซึ่งมีลักษณะการทำงานที่คล้ายกับระบบการบันทึกข้อมูลแบบที่ใช้กันทั่วไป (นั่นคือแบบแนวตั้งและแนวนอน) ดังนั้นช่องสัญญาณอ่านของระบบ BPMR จึงสามารถจำลองเป็นแผนภาพบล็อกแบบง่ายได้ดังภาพที่ 2.10 แผนภาพบล็อกแบบง่ายสำหรับช่องสัญญาณการอ่านของระบบ BPMR ในแบบทั่ว ซึ่งประกอบหลักได้แก่ ช่องสัญญาณ (Channel), อีควอลไลเซอร์แบบผลตอบสนองบางส่วน (Partial-respond equalizer), และการใช้วงจรตรวจ (Detector)



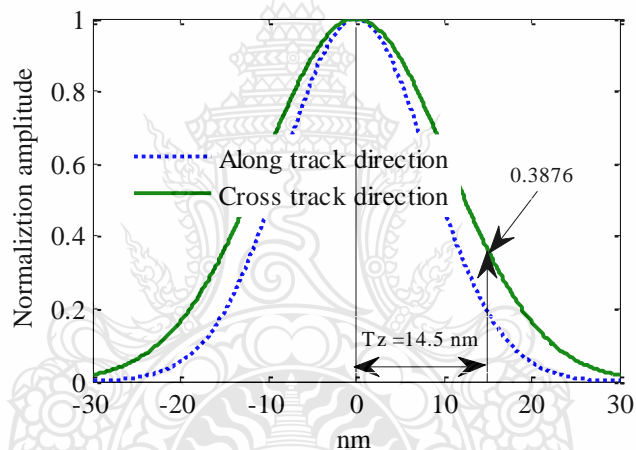
ภาพที่ 2.10 แผนภาพบล็อกแบบง่ายสำหรับช่องสัญญาณการอ่านของระบบ BPMR

## 2.9 ปัญหาในระบบการบันทึกข้อมูลแม่เหล็กแบบบิตแพทเทิร์นมีเดีย

2.9.1 เนื่องจากระยะห่างระหว่างแทร็กของข้อมูลมีระยะห่างที่น้อยมาก(ระดับนาโนเมตร) ดังนั้นในกระบวนการอ่านข้อมูล สัญญาณอ่านกลับ (Readback Signal) ถูกรบกวนจากการแทรกสอด โดยเรียกปัญหาเหล่านี้ว่าการแทรกสอดแบบสองมิติ (2D interference) ซึ่งประกอบด้วยไปด้วย การแทรกสอดระหว่างสัญลักษณ์ (Inter-symbol interference ; ISI) และการแทรกสอดระหว่างแทร็ก

(Inter-track interference) [3] นอกจากนี้ยังมีปัญหาที่เกิดจากการอ่านของหัวอ่านที่ไม่ตรงแทร็ก (track mis-register ; TMR) ซึ่งเป็นปัญหาที่ส่งผลกระทบต่อแรงแก่ประสิทธิภาพของระบบ

2.9.2 การแทรกสอดระหว่างสัญลักษณ์ (Inter-symbol interference ; ISI) คือปรากฏการณ์สัญญาณพัลส์ลำดับที่  $k$  ที่ส่งออกจากต้นทาง ไปรบกวนหรือแทรกสอดกับสัญลักษณ์ที่อยู่ติด ๆ กัน (นั่นคือสัญญาณพัลส์ลำดับที่  $k, i$  เมื่อ  $i$  เป็นเลขจำนวนเต็มที่ไม่เท่ากับ 0) เช่นสัญญาณพัลส์ลำดับที่ 5 จะไปรบกวนสัญญาณพัลส์ลำดับที่ 4 ที่อยู่ก่อนหน้าวิธีการสังเกตว่าช่องสัญญาณสื่อสาร (Data communication channel) ที่ใช้งานก่อให้เกิด ISI หรือไม่ สามารถทำได้โดยการส่งสัญญาณพัลส์หนึ่งพัลส์เข้าไปในช่องสัญญาณ ถ้าสัญญาณพัลส์ที่ด้านขาออกของช่องสัญญาณมีมากกว่าหนึ่งพัลส์แสดงว่า ช่องสัญญาณนี้ก่อให้เกิด ISI [4]



ภาพที่ 2.11 ผลตอบสนองของสัญญาณพัลส์เกาส์เซียนในแนวตามแทร็ก (เส้นปะ) และในแนวขวางแทร็ก (เส้นทึบ)

2.9.3 การแทรกสอดระหว่างแทร็ก (Inter track interference ; ITI) สัญญาณรบกวนในสื่อบันทึก (Media Noise) โดยในระบบการบันทึกข้อมูลแบบ BPMPR เกิดจากการได้รับผลกระทบจากแทร็กข้างเคียง (Adjacent track) หรือโดยรอบแทรกสอดกับสัญญาณพัลส์แทร็กหลักที่อยู่ติดกัน พบว่าการแทรกสอดระหว่างแทร็กคือปรากฏการณ์สัญญาณพัลส์แทร็กซึ่งในระบบ BPMPR นั้น ITI จะมีผลกระทบที่รุนแรงมากกว่า ISI โดยถ้าค่าความหนาแน่นเชิงพื้นที่ (Areal Density ; AD) ยิ่งความหนาแน่นเชิงพื้นที่ที่มีความหนาแน่นมาก นั้นหมายถึงการเรียงตัว และขนาดของไอแลนจะมีขนาดเล็ก และมีการชิดกันมากยิ่งขึ้นทำให้ค่าบิตที่อ่านจากแทร็กหลัก (Main Track) ได้รับสัญญาณรบกวนจากแทร็กข้างเคียงเมื่อทำการชั้ตัวอย่างข้อมูลจากผลตอบสนองสัญญาณพัลส์ในแนวตามแทร็กและใน

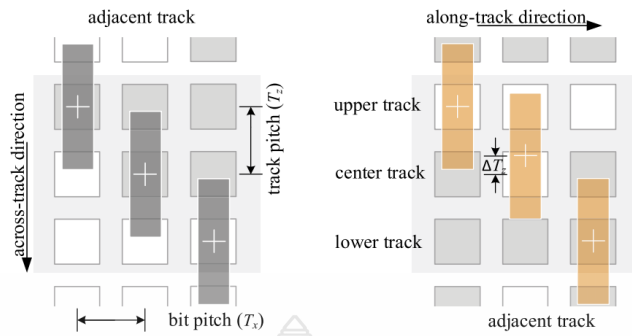


แนวขวางแตร็กจะเห็นว่าค่าของข้อมูลที่ได้จากการซักร้อย่างในแนวขวางแตร็กจะมากกว่าเสมอ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าผลกระทบจาก ITI จะมีความรุนแรงมากกว่า ISI โดยความรุนแรงของการแทรกสอดระหว่างแตร็กนั้นจะมีความรุนแรงขึ้นอยู่กับ ซึ่งค่าระดับของความเชิงพื้นที่ในระดับต่างจะได้ค่าสัมประสิทธิ์ของช่องสัญญาณ BPMPR ซึ่งแสดงในตารางที่ 2.3

ตารางที่ 2.3 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณ BPMPR ที่ค่า AD ในแต่ละระดับ

AD (Tb/in <sup>2</sup> )	Tx = T <sub>z</sub> (nm)	2D channel coefficients		
2 Tb/in <sup>2</sup>	18 nm	0.0213	0.2321	0.0213
		0.0919	1.0000	0.0919
		0.0213	0.2321	0.0213
2.5 Tb/in <sup>2</sup>	16 nm	0.0478	0.3154	0.0478
		0.1517	1.0000	0.1517
		0.0478	0.3154	0.0478
3 Tb/in <sup>2</sup>	14.5 nm	0.0824	0.3876	0.0824
		0.2125	1.0000	0.2125
		0.0824	0.3876	0.0824

2.9.4 ในระบบการบันทึกข้อมูลแบบ BPMPR นอกจากปัญหาการแทรกสอดแบบสองมิติแล้วนั้นยังมีอีกหนึ่งปัญหานั้นคือ การอ่านนอกแตร็กหรือ แตร็กมิสเรจิสเตรชัน (Track Mis-Registration ; TMR) ซึ่งเป็นปัญหาสำคัญในระบบ BPMPR จากภาพที่ 2.12 แสดงตำแหน่งของหัวอ่าน แสดงให้เห็นถึงตำแหน่งที่เหมาะสมที่สุดของหัวอ่านที่อยู่บนสื่อบันทึกเมื่อ  $\Delta T$  คือออฟเซตของหัวอ่านหรือระยะห่างระหว่าง ตำแหน่งกลางของหัวอ่านกับตำแหน่งกลางของแตร็กไอซ์แลนด์ กล่าวคือจุดศูนย์กลางของหัวอ่านควรอยู่ ณ จุดกึ่งกลางของแตร็กหลักและเคลื่อนที่ขนานไปกับแนวตามแตร็กเพื่อให้สัญญาณอ่านกลับที่ด้านขาออกของหัวอ่านมีคุณภาพดีที่สุด[6]



(ก) หัวอ่านทำงานปกติ

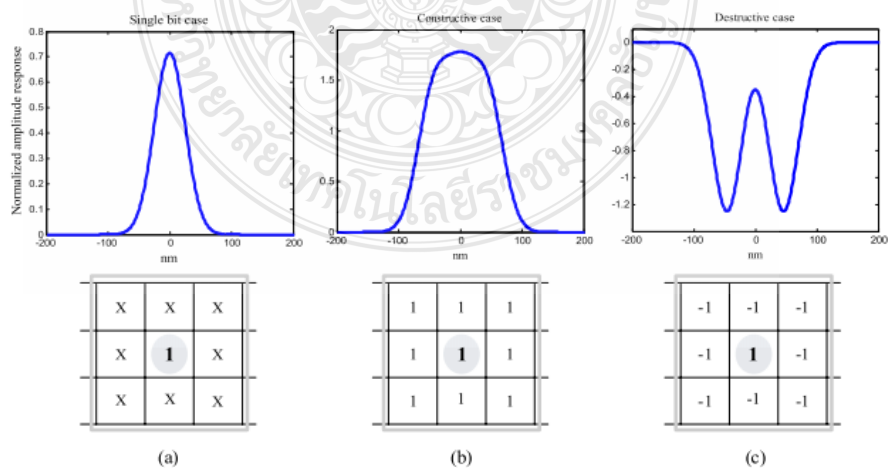
(ข) หัวอ่านออกนอกตำแหน่ง

ภาพที่ 2.12 การเปรียบเทียบการทำงานของหัวอ่าน (ก) ลักษณะของหัวอ่านที่ทำงานปกติ  
(ข) ลักษณะของหัวอ่านที่ออกนอกตำแหน่ง

ตำแหน่งกลางของหัวอ่านกับตำแหน่งกลางของแทร็กไอส์แลนด์ กล่าวคือจุดศูนย์กลางของหัวอ่านควรอยู่ ณ จุดกึ่งกลางของแทร็กหลักและเคลื่อนที่ขนานไปกับแนวตามแทร็กเพื่อให้สัญญาณอ่านกลับที่ด้านขวาออกของหัวอ่านมีคุณภาพดีที่สุด

## 2.10 ผลกระทบของการแทรกสอดแบบสองมิติในระบบ BPMPR

ผลกระทบของการแทรกสอดแบบสองมิติในระบบ BPMPR ซึ่งเป็นปัญหาที่สืบเนื่องมาจากผลตอบสนองของสัญญาณพัลส์ของแทร็กข้างเคียง ที่เป็นผลกระทบมาจากการเข้ามาแทรกสอดกับผลของสัญญาณพัลส์ในแทร็กหลัก ผลกระทบของ ITI และ ISI ที่มีต่อสัญญาณอ่านกลับจากช่องสัญญาณในระบบ BPMPR ที่แสดงถึงผลกระทบของการแทรกสอดแบบสองมิติ จากภาพที่ 2.13



ภาพที่ 2.13 ผลกระทบของ ITI และ ISI ที่มีต่อสัญญาณอ่านกลับในระบบ BPMPR (ก)กรณีปกติ, (ข)กรณีที่ดีที่สุด, และ(ค)กรณีที่ย่ำแย่ที่สุด

ซึ่งในกรณีในกรณีที่เป็นแบบส่งเสริม (Constructive Case) และแบบลดทอน (Destructive Case) นั้นสามารถตรวจสอบได้จากสัญญาณการอ่านกลับ (Readback signal) เมื่อทำการเทียบกับบิตข้อมูลเดี่ยว จะสังเกตได้ว่า ในกรณีที่เกิดการแทรกสอดแบบสองมิติ (2D interference) ในช่องสัญญาณในลักษณะของรูปแบบที่ส่งเสริมกันนั้นค่าของแอมพลิจูด (Amplitude) ของสัญญาณอ่านกลับของบิตกลางจะมีระดับเพิ่มขึ้น เช่น ในกรณีที่บิตกลางที่ทำการอ่านนั้นเป็นบิตข้อมูล “1” และถูกล้อมรอบด้วย “1” ซึ่งในกรณีนี้ถือได้ว่าเป็นกรณีที่ดีที่สุด (Best case) ในขณะที่เดียวกันหากบิตกลางที่ทำการอ่านนั้นเป็นบิตข้อมูล “1” แล้วถูกล้อมรอบด้วย “-1” ค่าของแอมพลิจูดของบิตตรงกลางจะต่ำลง โดยจะเรียกเหตุการณ์ในลักษณะเช่นนี้ว่าการแทรกสอดแบบลดทอนซึ่งส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของระบบ[12]

## 2.11 การเข้ารหัสและถอดรหัสมอดูเลชัน 5/6

จากภาพที่ 2.13 ผลกระทบของ ITI และ ISI ที่มีต่อสัญญาณอ่านกลับในระบบ BPMPR เมื่อข้อมูลบิตที่ทำการบันทึกเกิดการบันทึกแบบบิตรอบข้างมีสถานะที่ตรงข้ามกันกับบิตที่ถูกอ่าน (Destructive Case) หรือแบบลดทอนขึ้นจะก่อให้เกิดการลดทอนของค่าแอมพลิจูดของสัญญาณอ่านกลับ ดังนั้นสิ่งที่ควรหลีกเลี่ยงไม่ให้เกิดในช่องสัญญาณก่อนทำการบันทึกข้อมูลในสื่อบันทึกนั้นในทางปฏิบัติไม่ควรบันทึกข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบลดทอนลงในสื่อบันทึก เพราะจะทำให้ปัญหาการแทรกสอดแบบสองมิติ (2D Interference) มีความรุนแรงที่มากและส่งผลทำให้สัญญาณการอ่านกลับนั้นถูกลดทอน ส่งผลให้ระบบ BPMPR มีประสิทธิภาพที่ลดลง โดยแนวทางในการแก้ปัญหาของการแทรกสอดแบบสองมิติ (2D Interference) ในกรณีที่เลวร้ายที่สุด เมื่อข้อมูลบิตที่ทำการบันทึกเกิดการบันทึกแบบบิตรอบข้างมีสถานะที่ตรงข้ามกันกับบิตที่ถูกอ่านเกิดขึ้นนั้นสามารถทำได้โดยวิธีการเข้ารหัสและถอดรหัสมอดูเลชัน ซึ่งในงานวิจัยนี้จะทำการจำลองการทำงานของระบบ BPMPR ที่ทำการเข้ารหัสสัญญาณในอัตราส่วนที่ 5/6 [4] [An ITI mitigating 5/6 modulation code for bit-patterned media recording] โดยทำการเข้ารหัสข้อมูลจากตาราง 5 การเข้ารหัสมอดูเลชันที่อัตราส่วน 5/6 ซึ่งประกอบด้วยทั้งหมด 32 รูปแบบ

ตารางที่ 2.4 เข้รหัสมอดุเลขัน 5/6

5 bits input data					Codewords
$a_k$	$a_{k+1}$	$a_{k+2}$	$a_{k+3}$	$a_{k+4}$	
-1	-1	-1	-1	-1	$X^1$
-1	-1	-1	-1	1	$X^9$
-1	-1	-1	1	-1	$X^{10}$
-1	-1	-1	1	1	$X^{18}$
-1	-1	1	-1	-1	$X^2$
-1	-1	1	-1	1	$X^3$
-1	-1	1	1	-1	$X^{11}$
-1	-1	1	1	1	$X^{19}$
-1	1	-1	-1	-1	$X^4$
-1	1	-1	-1	1	$X^{12}$
-1	1	-1	1	-1	$X^{25}$
-1	1	-1	1	1	$X^{20}$
-1	1	1	-1	-1	$X^{17}$
-1	1	1	-1	1	$X^{13}$
-1	1	1	1	-1	$X^5$
-1	1	1	1	1	$X^{21}$

5 bits input data					Codewords
$a_k$	$a_{k+1}$	$a_{k+2}$	$a_{k+3}$	$a_{k+4}$	
1	-1	-1	-1	-1	$X^{29}$
1	-1	-1	-1	1	$X^6$
1	-1	-1	1	-1	$X^{28}$
1	-1	-1	1	1	$X^{27}$
1	-1	1	-1	-1	$X^{26}$
1	-1	1	-1	1	$X^{16}$
1	-1	1	1	-1	$X^{24}$
1	-1	1	1	1	$X^{14}$
1	1	-1	-1	-1	$X^{22}$
1	1	-1	-1	1	$X^{30}$
1	1	-1	1	-1	$X^{31}$
1	1	-1	1	1	$X^7$
1	1	1	-1	-1	$X^{15}$
1	1	1	-1	1	$X^{23}$
1	1	1	1	-1	$X^8$
1	1	1	1	1	$X^{32}$

สำหรับการเข้รหัสมอดุเลขันแบบ 5/6 นั้นจะทำการกำหนดข้อมูลอินพุตมาจำนวนทั้งหมดจำนวน 5 บิตคือ  $[a_k, a_{k+1}, a_{k+2}, a_{k+3}, a_{k+4}]$  เพื่อนำไปจับคู่กับตารางการเข้รหัสมอดุเลขันที่อัตราส่วน 5/6 โดยชุดข้อมูลการเข้รหัสได้มาจากการเลือกชุดข้อมูลที่ดีที่สุดจำนวนทั้งหมด 32 รูปแบบ จากจำนวนทั้งหมดใน 64 รูปแบบที่สามารถเกิดขึ้นได้ เพื่อใช้ในการบันทึกข้อมูลลงในระบบจาก ภาพที่ 2.14 การเข้รหัสมอดุเลขัน ณ อัตราส่วนที่ 5/6 จะแสดงถึงตัวอย่างการเลือกรูปแบบของการเข้รหัสที่จะนำมาใช้ในการจับคู่กับตารางการเข้รหัสก่อนเขียนลงบนช่องสัญญาณ

$X_1$ -1 -1 -1 -1 -1 -1	$X_2$ -1 -1 -1 -1 1 -1	$X_3$ -1 1 1 -1 -1 1	$X_4$ -1 -1 -1 1 -1 -1	$X_5$ -1 1 -1 1 1 1	$X_6$ 1 -1 -1 -1 -1 1	$X_7$ 1 -1 1 1 1 1	$X_8$ 1 1 -1 1 1 -1
$X_9$ -1 -1 -1 -1 -1 1	$X_{10}$ -1 -1 -1 -1 1 1	$X_{11}$ -1 1 -1 -1 1 -1	$X_{12}$ -1 -1 -1 1 -1 1	$X_{13}$ -1 1 1 1 1 -1	$X_{14}$ 1 1 1 -1 1 1	$X_{15}$ 1 1 -1 1 -1 -1	$X_{16}$ 1 1 -1 1 1 1
$X_{17}$ -1 -1 1 -1 -1 -1	$X_{18}$ -1 -1 1 -1 1 1	$X_{19}$ -1 1 1 -1 1 -1	$X_{20}$ -1 -1 -1 1 1 1	$X_{21}$ -1 1 1 1 1 1	$X_{22}$ 1 -1 -1 1 -1 -1	$X_{23}$ 1 1 1 1 -1 -1	$X_{24}$ 1 1 1 1 1 -1
$X_{25}$ -1 -1 1 -1 -1 1	$X_{26}$ -1 1 -1 -1 -1 -1	$X_{27}$ -1 1 1 -1 1 1	$X_{28}$ -1 1 -1 1 1 -1	$X_{29}$ 1 -1 -1 -1 -1 -1	$X_{30}$ 1 -1 -1 1 -1 1	$X_{31}$ 1 1 1 1 -1 1	$X_{32}$ 1 1 1 1 1 1

ภาพที่ 2.14 การเข้ารหัสสมอดูเลขชั้น ณ อัตราส่วนที่ 5/6

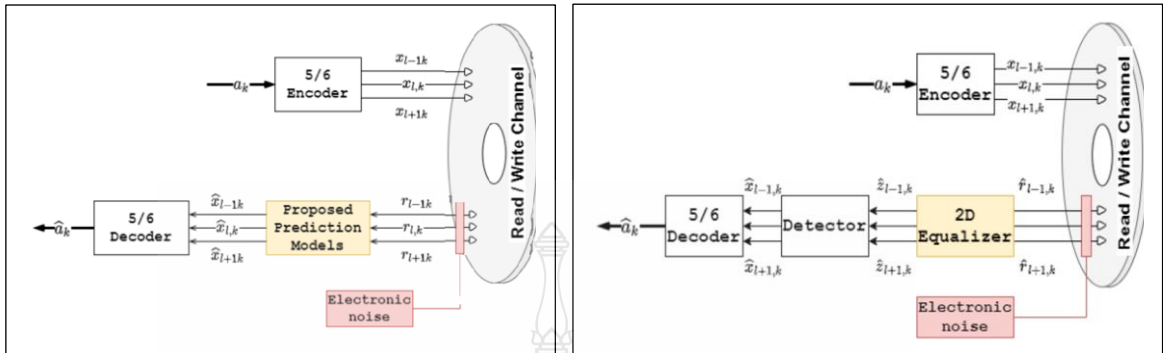
ในการคำนวณค่าความคล้ายคลึงของตัวอย่างฟังก์ชันที่นิยมใช้ได้แก่ การถอดรหัสเอาต์พุตที่ออกจากวงจรตรวจหาวิเทอร์บิถูกจัดเรียงใหม่ โดยจะทำการหาระยะทางยูคลิเดียน (Euclidean Distance) โดยที่จะถูกทำการถอดรหัสเพื่อนำไปตรวจสอบในตาราง 5 การเข้ารหัสสมอดูเลขชั้นที่อัตราส่วน 5/6 เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาข้อมูลที่ได้จากวงจรวิเทอร์บิอาจไม่ตรงกันกับตารางค้นหา โดยการแก้ไขปัญหานั้นเนื่องมาจากข้อมูลที่ออกจากวงจรตรวจหาวิเทอร์บิอาจจะไม่มีอยู่ในตารางค้นหา ซึ่งระยะทางสามารถหาได้จากสมการ [4]

$$D_{\text{Euclidean}} = \sqrt{(X_1 - Y_1)^2 + (X_2 - Y_2)^2 + \dots + (X_L - Y_L)^2}, (5)$$

โดยที่  $X_L = \{X_1, X_2 \dots X_L\}$  และ  $Y_L = \{Y_1, Y_2 \dots Y_L\}$

คือจุด 2 จุดที่ต้องการคำนวณระยะทาง ค่าระยะทางที่น้อยแสดงว่าจุด  $X_L$  และ  $Y_L$  มีความใกล้เคียงกันมากหรือเหมือนกันมาก(หากมีค่าเป็นศูนย์ หมายถึง ทั้ง 2 จุดคือจุดเดียวกัน)แต่หากมีค่ามาก แสดงว่า 2 จุดนี้ มีความห่างกัน หรือแตกต่างกันมาก

## 2.12 ช่องสัญญาณ BPMR ที่ใช้แบบจำลองการทำนายผล



ภาพที่ 2.16 ช่องสัญญาณ BPMR ที่ใช้แบบจำลองการทำนายผล

ภาพที่ 2.15 ช่องสัญญาณ BPMR ในแบบทั่วไปที่ใช้ อีควอลไลเซอร์ และ ตัวตรวจจับ

การทำนายผลของสัญญาณด้วยแบบจำลองการทำนายผล ดังภาพที่ 2.175 ช่องสัญญาณ BPMR ที่ใช้แบบจำลองการทำนายผลในระบบ BPMR แบบหมุน (Spinning – disk System) [15] ในที่นี้จะกล่าวถึงเฉพาะ การประมวลผลสัญญาณในระบบ BPMR แบบหมุน ซึ่งมีลักษณะการทำงานที่ คล้ายกับระบบการบันทึกข้อมูลแบบที่ใช้กัน ดังนั้นช่องสัญญาณอ่านกลับของระบบ BPMR จึงสามารถจำลองเป็นแผนภาพบล็อกแบบง่ายได้ดังภาพที่ 2.16 ช่องสัญญาณ BPMR ในแบบทั่วไปที่ใช้ อีควอลไลเซอร์ และ ตัวตรวจจับ ซึ่งประกอบด้วยช่องสัญญาณ (Channel), อีควอลไลเซอร์แบบผลตอบสนองบางส่วน (Partial-respond equalizer), การมอดูเลชันโค้ดที่ระดับ 5/6 (Modulation code 5/6) และการใช้วงจรตรวจหาวิเทอร์บี (Viterbi detector) [6] ซึ่งแบบจำลองระบบนั้นได้ใช้แบบจำลองสัญญาณอ่านกลับนั้นที่นำเสนอแนวคิดของ S. Nabavi ที่ศึกษาการประมาณค่าผลตอบสนองสัญญาณพัลส์ของระบบ BPMR ผลตอบสนองของสัญญาณพัลส์แบบสองมิติ [3] และการประมาณค่าผลตอบสนองของสัญญาณพัลส์ของระบบ BPMR นั้น สัญญาณอ่านกลับที่ได้จากหัวอ่านจะเกิดจากการซ้อนทับแบบเชิงเส้น (Linear superposition) ของผลตอบสนองของสัญญาณพัลส์ของแทร็กหลัก (Main track) และแทร็กข้างเคียง (Adjacent track) ซึ่งก็คือการแทรกสอดของสัญญาณ (ISI) และการแทรกสอดระหว่างแทร็ก (ITI) การแทรกสอดแบบสองมิตินี้ มีผลทำให้สมรรถนะของระบบ BPMR ต่ำลงอย่างมาก

## บทที่ 3

### วิธีการดำเนินงาน

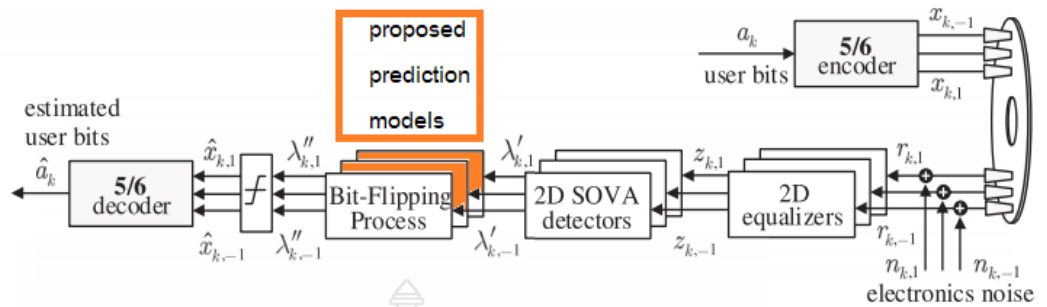
ในงานวิจัยนี้จะทำการประยุกต์ใช้กระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning ; ML) เข้ามาประยุกต์ใช้ในการสร้างแบบจำลองแบบจำลองเพื่อใช้ในการทำนายการกลับค่าบิตให้ช่องสัญญาณอ่านกลับของช่องการบันทึกข้อมูลแบบ BPMR เพื่อเป็นตัวช่วยเทคนิคการกลับบิตจากเอาท์พุท ซึ่งการออกแบบงานวิจัยในแต่ละส่วนมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

#### 3.1 การจำลองช่องสัญญาณแบบ BPMR

ระบบการบันทึกข้อมูลแบบ BPMR ระบบการบันทึกข้อมูลที่เป็นอีกหนึ่งตัวเลือกที่จะเข้ามาแทนที่เทคโนโลยีการบันทึกข้อมูลในปัจจุบัน จากการบันทึกข้อมูลแบบแนวตั้งนั้นเผชิญกับปัญหาข้อจำกัดทาง "ซูเปอร์พาราเมกเนติก" แต่อย่างไรก็ตามระบบการบันทึกข้อมูลแบบ BPMR พบกับปัญหาการแทรกสอดระหว่างแทร็ก ITI, การแทรกสอดระหว่างสัญลักษณ์ ISI, การอ่านบิตที่ผิดพลาดและข้อผิดพลาดจากการเข้าจังหวะการเขียน เป็นต้น

ปัจจุบันมีการเอากระบวนการเรียนรู้ของเครื่องเข้ามาประยุกต์เพื่อนำมาแก้ปัญหาในด้านต่าง ๆ นั้นให้ผลลัพธ์ที่น่าพึงพอใจ รวมไปถึงได้มีงานวิจัยที่นำเอากระบวนการเรียนรู้ของเครื่องนั้นเข้ามาประยุกต์ใช้ในสื่อบันทึกข้อมูลเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในด้านต่าง ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ [8] สามารถที่จะนำข้อมูลที่ออกจากช่องสัญญาณการอ่านกลับ(Readback Signal) มาเพื่อใช้ในการกลับบิตเพื่อให้ได้บิตที่ได้ถูกต้อง

ดังนั้นในงานวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงได้นำเสนอการประยุกต์กระบวนการเรียนรู้ของเครื่องนำมาใช้กับระบบการบันทึกข้อมูลแบบ BPMR ศึกษาค่า 4 ค่าสำหรับการเตรียม Data train เป็นค่าสัญญาณ Read back ความน่าจะเป็น ( Probability ) ของค่าสัญญาณ Read back ค่าเฉลี่ยของค่าสัญญาณ Read back และผลรวมของค่าสัญญาณ Read back จากนั้นจะเลือก Flip หรือ Not Flip สำหรับการจำแนกประเภทการทำนายผลการกลับบิต



ภาพที่ 3.1 การสร้างจำลองช่องสัญญาณ BPMPR

การจำลองช่องสัญญาณแบบ BPMPR นั้น ผู้วิจัยได้ทำการสร้างช่องสัญญาณแบบหลายหัวอ่าน และมีการเข้ารหัสมอดูเลชันที่ 5/6 ภาพที่ 3.1 แบบจำลองช่องสัญญาณ BPMPR โดยอ้างอิงจากงานวิจัย [7] เพื่อสร้างช่องสัญญาณแบบ BPMPR สำหรับจำลองการทำงานโดยสร้างจากสมการดังต่อไปนี้

$$r_{l,k} = \sum_n \sum_m h_{m,n} X_{l-m,k-n} + n_{l,k}, \quad (6)$$

$$h_{m,n} = A \exp \left\{ -\frac{1}{2c^2} \left[ \left( \frac{x+\Delta_x}{PW_x} \right)^2 + \left( \frac{z+\Delta_z+\Delta_z}{PW_z} \right)^2 \right] \right\}, \quad (7)$$

ตารางที่ 3.1 รายละเอียดของตัวแปรที่ใช้ในสมการจำลองช่องสัญญาณแบบ BPMPR

ตัวแปร	รายละเอียด	ค่า
$PW_{50_x}$	ความกว้างสัญญาณพัลส์ที่หัวอ่าน	19.8 nm
$PW_{50_z}$	ความกว้างสัญญาณพัลส์ที่หัวอ่าน	24.8 nm
$T_x$	ระยะห่างระหว่างบิต	19.8 nm
$T_z$	ระยะห่างระหว่างหัวอ่าน	24.8 nm
$C$	ค่าคงที่	1/2.3548
$TMR$	หัวอ่านไม่ตรง offset	0 - 25
$SNR$	กำลังสัญญาณต่อกำลังสัญญาณรบกวน	5 - 25
$A_k$	ค่าบิตก่อนเขียนลงสื่อบันทึก	-1 และ 1
$R_k$	ค่าบิตที่ได้รับสัญญาณรบกวน	ค่าสัมประสิทธิ์
$Y_k$	ค่าบิตที่ได้รับสัญญาณรบกวน	ค่าสัมประสิทธิ์

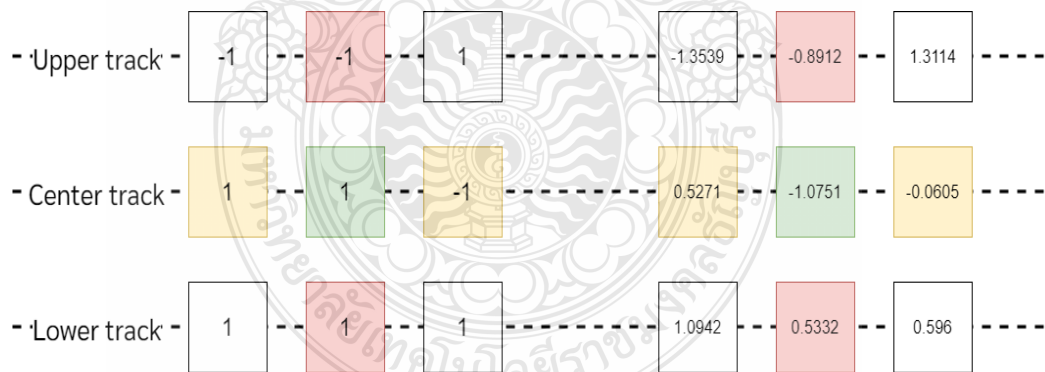


ซึ่งช่องสัญญาณที่เรานำเสนอนั้น เราจะทำการแทนที่ของส่วนการประมวลผลสัญญาณที่ออกจากช่องสัญญาณ BPMR แบบเดิมที่ต้องพึ่งพาการใช้ อีควอลไลเซอร์ (Equalizer) และ ตัวตรวจจับ (Detector) เปลี่ยนไปใช้การทำนายผลของสัญญาณด้วย แบบจำลองการทำนายผล โดยช่องสัญญาณ BPMR ที่ใช้แบบจำลองการทำนายผล

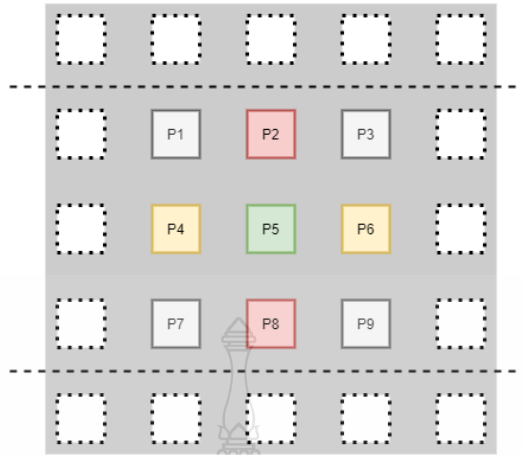
### 3.2 การเก็บข้อมูลและจัดรูปแบบข้อมูล

ข้อมูลที่สร้างจากแบบจำลองจะมีลักษณะในการทำงาน ดังภาพที่ 3.2 การจำลองการทำงาน ของช่องสัญญาณ BPMR แบบหลายหัวอ่าน หัวอ่านที่จำลองขึ้นมีทั้งหมดได้แก่ (Upper track), แทร็คกกลาง (Center track) และ แทร็คล่าง (Lower track) โดยข้อมูลก่อนที่จะถูกเขียนลงบนสื่อบันทึก จะถูกจัดเก็บเพื่อนำมาเป็นผลเฉลย และทำการเก็บข้อมูลจากช่องสัญญาณที่ถูกอ่านกลับเพื่อนำมา เป็นชุดสำหรับฝึกฝน

โดยจะทำการสร้างชุดข้อมูลที่ประกอบไปด้วยประกอบไปด้วยค่า -1 หมายถึงบิต 0 และ 1 หมายถึงบิต 1 โดยจะแยกตามค่าอัตราส่วนของกำลังสัญญาณต่อกำลังสัญญาณรบกวน SNR ที่ตั้งแต่ 2,5 และ 10 ตามลำดับ



ภาพที่ 3.2 การจำลองการทำงานของช่องสัญญาณ BPMR แบบหลายหัวอ่าน



ภาพที่ 3.3 การเก็บค่าบิตจากแบบจำลองช่องสัญญาณ BPMR แบบหลายหัวอ่าน

การสร้างชุดข้อมูลสำหรับฝึกฝนจากภาพที่ 3.3 โดยจะทำการจำลองการอ่านค่าบิตแบบ 3 หัวอ่านโดยหัวอ่านตัวที่หนึ่งทำหน้าที่ในการอ่านแตรีกด้านบน, หัวอ่านตัวที่สองทำหน้าที่ในการอ่านแตรีกกลาง และหัวอ่านตัวที่สามทำหน้าที่ในการอ่านแตรีกล่าง โดยจะทำการอ่านข้อมูลเป็นรูปแบบแนวยาวที่ละ 3 แตรีก จากปัญหาการอ่านข้อมูลจากช่องสัญญาณแบบ BPMR จะได้รับสัญญาณรบกวนจากบิตข้างเคียง [8] ในการเก็บข้อมูลบิตเพื่อนำมาสร้างเป็นชุดข้อมูลนั้นผู้วิจัยเลือกที่จะเก็บข้อมูลโดยรอบของบิตที่เป็นตำแหน่งหลักที่ทั้งหมด 8 บิต เนื่องจากบิตโดยรอบสามารถส่งผลกระทบต่อค่าบิตของหัวอ่านได้

ดังนั้นปัญหาโดยบิตที่อ่านได้จะได้รับสัญญาณรบกวนจากบิตข้างเคียง ดังนั้นการสร้างชุดฝึกฝนจะทำการเก็บข้อมูลบิตโดยรอบบิตที่อ่านได้จากช่องสัญญาณโดยรอบทั้งหมดอีก 8 เป็นจำนวน 8 บิต

### 3.3 การหาความสัมพันธ์ของข้อมูล

ในวิทยานิพนธ์เล่มนี้จะทำการทำนายผลค่าการกลับบิตที่ออกจากช่องสัญญาณแบบ BPMR โดยจะกลับบิตหรือไม่ ซึ่งในส่วนของการออกแบบจำลองในการทำนายผลนั้นทางผู้วิจัยได้มีการออกแบบดังต่อไปนี้

การเลือกคุณลักษณะสำหรับการนำมาฝึกฝน ในระบบการบันทึกข้อมูลแบบ BPMR นั้นต้องเผชิญกับปัญหาการแทรกสอดระหว่างแตรีก และการแทรกสอดระหว่างสัญลักษณ์ซึ่งส่งผลกับการอ่านค่าบิตของแตรีกหลัก (Main track) จากปัญหานี้การเลือกคุณลักษณะที่นั้นจะทำการเลือกแตรีก

ข้างเคียง (Adjacent track) ที่ล้อมรอบแทร็กหลักอยู่มาใช้เป็นค่าคุณสมบัติในการเรียนรู้ในชุดฝึกฝน ซึ่งประกอบไปด้วยค่าสัมประสิทธิ์จากตำแหน่งที่ 1 – 9 และเลือกผลเฉลยเป็นคอร์ลัม Class

ในกระบวนการเรียนรู้ผู้วิจัยจะทำการสร้างแบบจำลองการจำแนกประเภท (Classifier Model) โดยจะทำการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ขึ้นมาและเตรียมข้อมูลจำนวนหนึ่งและทำการทดสอบแบบจำลอง จากการเรียนรู้ละฝึกฝนของแบบจำลองที่ทดสอบนั้น โดยจะทำการแบ่งข้อมูลเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกฝน (Training Set) แบ่งเป็น 70 เปอร์เซ็นต์จากชุดข้อมูลทั้งหมด และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ (Test Set) แบ่งเป็น 30 เปอร์เซ็นต์จากชุดข้อมูลทั้งหมด แล้วทำการแทนที่ข้อมูลทั้งหมดในคอร์ลัม Target จาก 1 เป็น 0

**ตารางที่ 3.2** จำนวนข้อมูลฝึกฝนและจำนวนข้อมูลทดสอบแบบจำลอง

จำนวนข้อมูลที่ให้ฝึกฝน	จำนวนข้อมูลที่ให้ทดสอบ
400	300

ในการเลือกแบบจำลองการจำแนกประเภท (Classification) ที่จะนำมาใช้ในการฝึกฝน ทางผู้วิจัยได้ทำการแบ่งการฝึกฝนแบบจำลองโดยเลือกข้อมูลมาทำ Data test , Data train จำนวน 40 ชุดข้อมูล โดยมีผลเฉลยคือ Class เท่ากับ 1 คือคงค่าเดิมไว้ไม่มีการกลับบิต หรือ เท่ากับ 0 คือกลับบิตเป็นบิตตรงกันข้าม โดยทดสอบที่ระดับ SNR = 2,5 และ 10 dB ตามลำดับ

**ตารางที่ 3.3** แบบจำลองทั้งหมดที่ถูกใช้ในการฝึกฝนแบบจำลองการทำนายผล สัญญาณอ่านกลับ จากช่องสัญญาณการบันทึกข้อมูลรูปแบบ BPMP

แบบจำลอง
K-Neighbors Classifier

ตารางที่ 3.4 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบที่ระดับสัญญาณรบกวน SNR =2 dB

จำนวน ข้อมูล (Record number)	ค่าสัญญาณ อ่านกลับ (Readback signal)	ค่าความน่าจะเป็นของ สัญญาณอ่าน กลับ (Probability of readback signal)	ค่าผลรวมของ สัญญาณอ่าน กลับ (Summation of all readback signal)	ค่าเฉลี่ยของ สัญญาณอ่าน กลับ( Mean of all readback signal)	การจำแนก ประเภท (Class)
1	1.0486	0.31709	7.4309	2.477	ไม่กลับบิต
2	0.33007	0.87838	3.9855	1.3285	ไม่กลับบิต
3	-0.89458	0.8259	6.5031	2.1677	ไม่กลับบิต
4	-2.0005	0.34185	4.7407	1.5802	ไม่กลับบิต
5	-0.98039	0.58372	1.5155	0.50517	ไม่กลับบิต
6	-0.2529	0.90499	7.413	2.471	ไม่กลับบิต
7	0.50112	0.023067	5.39	1.7967	ไม่กลับบิต
8	-0.68082	0.8568	8.8053	2.9351	ไม่กลับบิต
9	-0.85933	0.21393	11.565	3.8549	ไม่กลับบิต
10	2.2414	0.26388	12.747	4.249	ไม่กลับบิต
11	0.81281	0.093277	7.6238	2.5413	ไม่กลับบิต
12	-0.02661	0.33534	4.5131	1.5044	ไม่กลับบิต
13	-1.5282	0.13813	8.1567	2.7189	ไม่กลับบิต
14	1.6463	0.59281	9.2953	3.0984	ไม่กลับบิต
15	1.115	0.89402	6.3153	2.1051	ไม่กลับบิต
16	2.4399	0.43925	9.4862	3.1621	ไม่กลับบิต
17	0.74817	0.46015	0.60053	0.20018	ไม่กลับบิต
18	2.2239	0.35168	8.8208	2.9403	ไม่กลับบิต
19	1.9418	0.36198	7.9352	2.6451	ไม่กลับบิต
20	-0.42699	0.28825	8.7218	2.9073	ไม่กลับบิต

ตารางที่ 3.4 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบที่ระดับสัญญาณรบกวน SNR= 2 dB (ต่อ)

จำนวนข้อมูล (Record number)	ค่าสัญญาณอ่านกลับ (Readback signal)	ค่าความน่าจะเป็นของสัญญาณอ่านกลับ (Probability of readback signal)	ค่าผลรวมของสัญญาณอ่านกลับ (Summation of all readback signal)	ค่าเฉลี่ยของสัญญาณอ่านกลับ (Mean of all readback signal)	การจำแนกประเภท (Class)
21	-0.91493	0.005914	1.8653	0.62177	กลับบิต
22	-1.369	0.080419	7.5514	2.5171	กลับบิต
23	2.1677	0.10007	4.5526	1.5175	กลับบิต
24	0.019876	0.088394	3.7074	1.2358	กลับบิต
25	-0.91275	0.016743	3.3692	1.1231	กลับบิต
26	-0.17971	0.16222	1.0475	0.34918	กลับบิต
27	-1.0651	0.10654	5.3777	1.7926	กลับบิต
28	-1.3639	0.1064	5.6933	1.8978	กลับบิต
29	-0.81742	0.048512	4.2936	1.4312	กลับบิต
30	-0.45306	0.022082	3.4788	1.1596	กลับบิต
31	2.5428	0.022651	7.6799	2.56	กลับบิต
32	-0.13916	0.073329	3.5205	1.1735	กลับบิต
33	1.2087	0.20863	2.0461	0.68202	กลับบิต
34	-0.52199	0.14612	4.8575	1.6192	กลับบิต
35	-0.93305	0.48404	0.82893	0.27631	กลับบิต
36	1.8045	0.034729	10.183	3.3943	กลับบิต
37	-1.7983	0.071633	4.2463	1.4154	กลับบิต
38	0.29038	0.61811	0.87271	0.2909	กลับบิต
39	1.4026	0.030156	8.8897	2.9632	กลับบิต
40	-0.03215	0.014593	3.6673	1.2224	กลับบิต
41	-1.217	0.053765	1.8721	0.62404	?

ภาพที่ 3.4 การแทนค่าตัวแปรจากชุดข้อมูล SNR= 2 dB ในสมการยุคลิด

$$\begin{aligned}
 D_{1,41} &= \sqrt{(1.049 - (-1.217))^2 + (0.317 - 0.0537)^2 + (7.431 - 1.872)^2 + (2.477 - 0.624)^2} = 6.288 \\
 D_{2,41} &= \sqrt{(0.330 - (-1.217))^2 + (0.878 - 0.0537)^2 + (3.986 - 1.872)^2 + (1.329 - 0.624)^2} = 2.835 \\
 D_{3,41} &= \sqrt{(-0.895 - (-1.217))^2 + (0.826 - 0.0537)^2 + (6.503 - 1.872)^2 + (2.168 - 0.624)^2} = 4.953 \\
 D_{4,41} &= \sqrt{(-2.001 - (-1.217))^2 + (0.342 - 0.0537)^2 + (4.741 - 1.872)^2 + (1.580 - 0.624)^2} = 3.137 \\
 D_{5,41} &= \sqrt{(-0.98 - (-1.217))^2 + (0.584 - 0.0537)^2 + (1.516 - 1.872)^2 + (0.505 - 0.624)^2} = 0.691 \\
 D_{6,41} &= \sqrt{(-0.253 - (-1.217))^2 + (0.905 - 0.0537)^2 + (7.413 - 1.872)^2 + (2.471 - 0.624)^2} = 5.981 \\
 D_{7,41} &= \sqrt{(0.501 - (-1.217))^2 + (0.023 - 0.0537)^2 + (5.390 - 1.872)^2 + (1.797 - 0.624)^2} = 4.087 \\
 D_{8,41} &= \sqrt{(-0.681 - (-1.217))^2 + (0.857 - 0.0537)^2 + (8.805 - 1.872)^2 + (2.935 - 0.624)^2} = 7.372 \\
 D_{9,41} &= \sqrt{(-0.859 - (-1.217))^2 + (0.214 - 0.0537)^2 + (11.565 - 1.872)^2 + (3.855 - 0.624)^2} = 10.225 \\
 D_{10,41} &= \sqrt{(2.241 - (-1.217))^2 + (0.264 - 0.0537)^2 + (12.747 - 1.872)^2 + (4.249 - 0.624)^2} = 11.975 \\
 D_{11,41} &= \sqrt{(0.813 - (-1.217))^2 + (0.093 - 0.0537)^2 + (7.624 - 1.872)^2 + (2.541 - 0.624)^2} = 6.394 \\
 D_{12,41} &= \sqrt{(-0.027 - (-1.217))^2 + (0.335 - 0.0537)^2 + (4.513 - 1.872)^2 + (1.504 - 0.624)^2} = 3.041 \\
 D_{13,41} &= \sqrt{(-1.528 - (-1.217))^2 + (0.138 - 0.0537)^2 + (8.157 - 1.872)^2 + (2.719 - 0.624)^2} = 6.632 \\
 D_{14,41} &= \sqrt{(1.646 - (-1.217))^2 + (0.593 - 0.0537)^2 + (9.295 - 1.872)^2 + (3.098 - 0.624)^2} = 8.350 \\
 D_{15,41} &= \sqrt{(1.115 - (-1.217))^2 + (0.894 - 0.0537)^2 + (6.315 - 1.872)^2 + (2.105 - 0.624)^2} = 5.299 \\
 D_{16,41} &= \sqrt{(2.440 - (-1.217))^2 + (0.439 - 0.0537)^2 + (9.486 - 1.872)^2 + (3.162 - 0.624)^2} = 8.828 \\
 D_{17,41} &= \sqrt{(0.748 - (-1.217))^2 + (0.460 - 0.0537)^2 + (0.601 - 1.872)^2 + (0.200 - 0.624)^2} = 2.413 \\
 D_{18,41} &= \sqrt{(2.224 - (-1.217))^2 + (0.352 - 0.0537)^2 + (8.821 - 1.872)^2 + (2.940 - 0.624)^2} = 8.098 \\
 D_{19,41} &= \sqrt{(1.942 - (-1.217))^2 + (0.362 - 0.0537)^2 + (7.935 - 1.872)^2 + (2.645 - 0.624)^2} = 7.136 \\
 D_{20,41} &= \sqrt{(-0.427 - (-1.217))^2 + (0.288 - 0.0537)^2 + (8.722 - 1.872)^2 + (2.907 - 0.624)^2} = 7.267
 \end{aligned}$$

ภาพที่ 3.4 การแทนค่าตัวแปรจากชุดข้อมูล SNR= 2 dB ในสมการยุคลิด (ต่อ)

$$\begin{aligned}
 D_{21,41} &= \sqrt{(-0.915 - (-1.217))^2 + (0.006 - 0.0537)^2 + (1.865 - 1.872)^2 + (0.622 - 0.624)^2} = 0.306 \\
 D_{22,41} &= \sqrt{(-1.369 - (-1.217))^2 + (0.080 - 0.0537)^2 + (7.551 - 1.872)^2 + (2.517 - 0.624)^2} = 5.988 \\
 D_{23,41} &= \sqrt{(2.168 - (-1.217))^2 + (0.100 - 0.0537)^2 + (4.553 - 1.872)^2 + (1.518 - 0.624)^2} = 4.409 \\
 D_{24,41} &= \sqrt{(0.020 - (-1.217))^2 + (0.088 - 0.0537)^2 + (3.707 - 1.872)^2 + (1.236 - 0.624)^2} = 2.296 \\
 D_{25,41} &= \sqrt{(-0.913 - (-1.217))^2 + (0.017 - 0.0537)^2 + (3.369 - 1.872)^2 + (1.123 - 0.624)^2} = 1.608 \\
 D_{26,41} &= \sqrt{(-0.180 - (-1.217))^2 + (0.162 - 0.0537)^2 + (1.048 - 1.872)^2 + (0.349 - 0.624)^2} = 1.358 \\
 D_{27,41} &= \sqrt{(-1.065 - (-1.217))^2 + (0.107 - 0.0537)^2 + (5.378 - 1.872)^2 + (1.793 - 0.624)^2} = 3.699 \\
 D_{28,41} &= \sqrt{(-1.364 - (-1.217))^2 + (0.162 - 0.0537)^2 + (1.048 - 1.872)^2 + (0.349 - 0.624)^2} = 4.031 \\
 D_{29,41} &= \sqrt{(-0.817 - (-1.217))^2 + (0.049 - 0.0537)^2 + (2.294 - 1.872)^2 + (1.431 - 0.624)^2} = 2.584 \\
 D_{30,41} &= \sqrt{(-0.453 - (-1.217))^2 + (0.022 - 0.0537)^2 + (3.479 - 1.872)^2 + (1.160 - 0.624)^2} = 1.858 \\
 D_{31,41} &= \sqrt{(2.543 - (-1.217))^2 + (0.023 - 0.0537)^2 + (7.680 - 1.872)^2 + (2.560 - 0.624)^2} = 7.184 \\
 D_{32,41} &= \sqrt{(-0.139 - (-1.217))^2 + (0.073 - 0.0537)^2 + (3.521 - 1.872)^2 + (1.174 - 0.624)^2} = 2.045 \\
 D_{33,41} &= \sqrt{(1.209 - (-1.217))^2 + (0.209 - 0.0537)^2 + (2.046 - 1.872)^2 + (0.682 - 0.624)^2} = 2.438 \\
 D_{34,41} &= \sqrt{(-0.522 - (-1.217))^2 + (0.146 - 0.0537)^2 + (4.858 - 1.872)^2 + (1.619 - 0.624)^2} = 3.224 \\
 D_{35,41} &= \sqrt{(-0.933 - (-1.217))^2 + (0.484 - 0.0537)^2 + (0.829 - 1.872)^2 + (0.276 - 0.624)^2} = 1.214 \\
 D_{36,41} &= \sqrt{(1.805 - (-1.217))^2 + (0.035 - 0.0537)^2 + (10.183 - 1.872)^2 + (3.394 - 0.624)^2} = 9.267 \\
 D_{37,41} &= \sqrt{(-1.798 - (-1.217))^2 + (0.072 - 0.0537)^2 + (4.246 - 1.872)^2 + (1.415 - 0.624)^2} = 2.569 \\
 D_{38,41} &= \sqrt{(0.290 - (-1.217))^2 + (0.618 - 0.0537)^2 + (0.873 - 1.872)^2 + (0.291 - 0.624)^2} = 1.924 \\
 D_{39,41} &= \sqrt{(1.403 - (-1.217))^2 + (0.030 - 0.0537)^2 + (8.890 - 1.872)^2 + (2.963 - 0.624)^2} = 7.847 \\
 D_{40,41} &= \sqrt{(-0.032 - (-1.217))^2 + (0.015 - 0.0537)^2 + (3.667 - 1.872)^2 + (1.222 - 0.624)^2} = 2.233
 \end{aligned}$$

ตารางที่ 3.5 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบที่ระดับสัญญาณรบกวน SNR= 5 dB

จำนวน ข้อมูล (Record number)	ค่าสัญญาณ อ่านกลับ (Readback signal)	ค่าความน่าจะเป็นของ สัญญาณอ่าน กลับ (Probability of readback signal)	ค่าผลรวมของ สัญญาณอ่าน กลับ (Summation of all readback signal)	ค่าเฉลี่ยของ สัญญาณอ่าน กลับ( Mean of all readback signal)	การจำแนก ประเภท (Class)
1	-0.95137	0.15896	2.9852	0.99508	ไม่กลับบิต
2	-0.094912	0.80345	7.9576	2.6525	ไม่กลับบิต
3	-0.4696	0.68325	3.2089	1.0696	ไม่กลับบิต
4	0.4245	0.47476	7.453	2.4843	ไม่กลับบิต
5	2.0343	0.51807	7.4315	2.4772	ไม่กลับบิต
6	2.9473	0.12126	9.1375	3.0458	ไม่กลับบิต
7	1.3262	0.19253	3.3881	1.1294	ไม่กลับบิต
8	-0.10884	0.51924	1.3345	0.44485	ไม่กลับบิต
9	0.39837	0.073654	2.7935	0.93115	ไม่กลับบิต
10	0.82203	0.83869	5.9049	1.9683	ไม่กลับบิต
11	0.23602	0.84477	4.0289	1.343	ไม่กลับบิต
12	0.10034	0.43314	3.3069	1.1023	ไม่กลับบิต
13	-0.17054	0.20758	5.5363	1.8454	ไม่กลับบิต
14	0.76894	0.42049	5.1398	1.7133	ไม่กลับบิต
15	1.0237	0.77848	6.608	2.2027	ไม่กลับบิต
16	-0.40846	0.70168	4.771	1.5903	ไม่กลับบิต
17	1.1688	0.54519	8.36	2.7867	ไม่กลับบิต
18	-0.14297	0.35294	2.8886	0.96286	ไม่กลับบิต
19	1.6955	0.3919	8.618	2.8727	ไม่กลับบิต
20	1.1988	0.60835	4.2411	1.4137	ไม่กลับบิต



ตารางที่ 3.5 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบที่ระดับสัญญาณรบกวน SNR= 5 dB (ต่อ)

จำนวนข้อมูล (Record number)	ค่าสัญญาณอ่านกลับ (Readback signal)	ค่าความน่าจะเป็นของสัญญาณอ่านกลับ (Probability of readback signal)	ค่าผลรวมของสัญญาณอ่านกลับ (Summation of all readback signal)	ค่าเฉลี่ยของสัญญาณอ่านกลับ (Mean of all readback signal)	การจำแนกประเภท (Class)
21	1.0908	0.0056944	6.1784	2.0595	กลับบิต
22	-0.091111	0.042368	4.6974	1.5658	กลับบิต
23	-0.55209	0.13681	0.7526	0.25087	กลับบิต
24	-1.322	0.0351	4.3582	1.4527	กลับบิต
25	-1.7465	0.05807	4.3838	1.4613	กลับบิต
26	-1.2059	0.033083	4.9298	1.6433	กลับบิต
27	0.08125	0.4362	0.62533	0.20844	กลับบิต
28	-1.7241	0.06936	7.9646	2.6549	กลับบิต
29	-2.2476	0.030881	6.4587	2.1529	กลับบิต
30	-1.6563	0.027654	2.8068	0.93559	กลับบิต
31	-1.0196	0.1337	2.3537	0.78456	กลับบิต
32	-0.23859	0.080362	4.7208	1.5736	กลับบิต
33	0.97277	0.060362	7.5077	2.5026	กลับบิต
34	-1.9202	0.037295	4.2933	1.4311	กลับบิต
35	-1.8693	0.031852	2.5997	0.86656	กลับบิต
36	-1.9008	0.090206	4.2039	1.4013	กลับบิต
37	-1.0797	0.062381	3.0213	1.0071	กลับบิต
38	-0.81742	0.10888	1.9256	0.64186	กลับบิต
39	-1.2163	0.49647	4.5155	1.5052	กลับบิต
40	-0.56317	0.20703	4.5183	1.5061	กลับบิต
41	1.7965	0.14891	7.806	2.602	?

ภาพที่ 3.5 การแทนค่าตัวแปรจากชุดข้อมูล SNR= 5 dB ในสมการยุคลิด

$$\begin{aligned}
 D_{1,41} &= \sqrt{(-0.951 - 1.797)^2 + (0.159 - 0.149)^2 + (2.985 - 7.806)^2 + (0.995 - 2.602)^2} = 5.777 \\
 D_{2,41} &= \sqrt{(-0.095 - 1.797)^2 + (0.803 - 0.149)^2 + (7.958 - 7.806)^2 + (2.653 - 2.602)^2} = 2.008 \\
 D_{3,41} &= \sqrt{(-0.470 - 1.797)^2 + (0.683 - 0.149)^2 + (3.209 - 7.806)^2 + (1.070 - 2.602)^2} = 5.376 \\
 D_{4,41} &= \sqrt{(0.425 - 1.797)^2 + (0.475 - 0.149)^2 + (7.453 - 7.806)^2 + (2.484 - 2.602)^2} = 1.458 \\
 D_{5,41} &= \sqrt{(2.034 - 1.797)^2 + (0.518 - 0.149)^2 + (7.432 - 7.806)^2 + (2.477 - 2.602)^2} = 0.590 \\
 D_{6,41} &= \sqrt{(2.947 - 1.797)^2 + (0.121 - 0.149)^2 + (9.138 - 7.806)^2 + (3.046 - 2.602)^2} = 1.815 \\
 D_{7,41} &= \sqrt{(1.326 - 1.797)^2 + (0.193 - 0.149)^2 + (3.388 - 7.806)^2 + (1.129 - 2.602)^2} = 4.681 \\
 D_{8,41} &= \sqrt{(-0.109 - 1.797)^2 + (0.519 - 0.149)^2 + (1.335 - 7.806)^2 + (0.445 - 2.602)^2} = 7.092 \\
 D_{9,41} &= \sqrt{(0.398 - 1.797)^2 + (0.074 - 0.149)^2 + (2.794 - 7.806)^2 + (0.931 - 2.602)^2} = 5.466 \\
 D_{10,41} &= \sqrt{(0.822 - 1.797)^2 + (0.839 - 0.149)^2 + (5.905 - 7.806)^2 + (1.968 - 2.602)^2} = 2.333 \\
 D_{11,41} &= \sqrt{(0.236 - 1.797)^2 + (0.845 - 0.149)^2 + (4.029 - 7.806)^2 + (1.343 - 2.602)^2} = 4.333 \\
 D_{12,41} &= \sqrt{(0.100 - 1.797)^2 + (0.433 - 0.149)^2 + (3.307 - 7.806)^2 + (1.102 - 2.602)^2} = 5.045 \\
 D_{13,41} &= \sqrt{(-0.171 - 1.797)^2 + (0.208 - 0.149)^2 + (5.536 - 7.806)^2 + (1.845 - 2.602)^2} = 3.098 \\
 D_{14,41} &= \sqrt{(0.769 - 1.797)^2 + (0.420 - 0.149)^2 + (5.140 - 7.806)^2 + (1.713 - 2.602)^2} = 3.005 \\
 D_{15,41} &= \sqrt{(1.024 - 1.797)^2 + (0.778 - 0.149)^2 + (6.608 - 7.806)^2 + (2.203 - 2.602)^2} = 1.609 \\
 D_{16,41} &= \sqrt{(-0.408 - 1.797)^2 + (0.702 - 0.149)^2 + (4.771 - 7.806)^2 + (1.590 - 2.602)^2} = 3.925 \\
 D_{17,41} &= \sqrt{(1.169 - 1.797)^2 + (0.545 - 0.149)^2 + (8.618 - 7.806)^2 + (2.787 - 2.602)^2} = 0.944 \\
 D_{18,41} &= \sqrt{(-0.143 - 1.797)^2 + (0.353 - 0.149)^2 + (2.889 - 7.806)^2 + (0.963 - 2.602)^2} = 5.538 \\
 D_{19,41} &= \sqrt{(1.696 - 1.797)^2 + (0.392 - 0.149)^2 + (8.618 - 7.806)^2 + (2.873 - 2.602)^2} = 0.895 \\
 D_{20,41} &= \sqrt{(1.199 - 1.797)^2 + (0.608 - 0.149)^2 + (4.241 - 7.806)^2 + (1.414 - 2.602)^2} = 3.833
 \end{aligned}$$

ภาพที่ 3.5 การแทนค่าตัวแปรจากชุดข้อมูล SNR= 5 dB ในสมการยุคลิด (ต่อ)

$$\begin{aligned}
 D_{21,41} &= \sqrt{(1.091-1.797)^2 + (0.006-0.149)^2 + (6.178-7.806)^2 + (2.060-2.602)^2} = 1.861 \\
 D_{22,41} &= \sqrt{(-0.091-1.797)^2 + (0.042-0.149)^2 + (4.697-7.806)^2 + (1.566-2.602)^2} = 3.783 \\
 D_{23,41} &= \sqrt{(-0.552-1.797)^2 + (0.137-0.149)^2 + (0.753-7.806)^2 + (0.251-2.602)^2} = 7.797 \\
 D_{24,41} &= \sqrt{(-1.322-1.797)^2 + (0.035-0.149)^2 + (4.358-7.806)^2 + (1.453-2.602)^2} = 4.790 \\
 D_{25,41} &= \sqrt{(-1.747-1.797)^2 + (0.058-0.149)^2 + (4.384-7.806)^2 + (1.461-2.602)^2} = 5.057 \\
 D_{26,41} &= \sqrt{(-1.206-1.797)^2 + (0.033-0.149)^2 + (4.930-7.806)^2 + (1.643-2.602)^2} = 4.268 \\
 D_{27,41} &= \sqrt{(0.081-1.797)^2 + (0.436-0.149)^2 + (0.625-7.806)^2 + (0.208-2.602)^2} = 7.766 \\
 D_{28,41} &= \sqrt{(-1.724-1.797)^2 + (0.069-0.149)^2 + (7.965-7.806)^2 + (2.655-2.602)^2} = 3.525 \\
 D_{29,41} &= \sqrt{(-2.248-1.797)^2 + (0.031-0.149)^2 + (6.459-7.806)^2 + (2.153-2.602)^2} = 4.288 \\
 D_{30,41} &= \sqrt{(-1.656-1.797)^2 + (0.028-0.149)^2 + (2.807-7.806)^2 + (0.936-2.602)^2} = 6.301 \\
 D_{31,41} &= \sqrt{(-1.020-1.797)^2 + (0.134-0.149)^2 + (2.354-7.806)^2 + (0.785-2.602)^2} = 6.400 \\
 D_{32,41} &= \sqrt{(-0.239-1.797)^2 + (0.080-0.149)^2 + (4.721-7.806)^2 + (1.574-2.602)^2} = 3.837 \\
 D_{33,41} &= \sqrt{(0.973-1.797)^2 + (0.060-0.149)^2 + (7.508-7.806)^2 + (2.503-2.602)^2} = 0.886 \\
 D_{34,41} &= \sqrt{(-1.920-1.797)^2 + (0.037-0.149)^2 + (4.293-7.806)^2 + (1.431-2.602)^2} = 5.248 \\
 D_{35,41} &= \sqrt{(-1.869-1.797)^2 + (0.032-0.149)^2 + (2.600-7.806)^2 + (0.867-2.602)^2} = 6.601 \\
 D_{36,41} &= \sqrt{(-1.901-1.797)^2 + (0.090-0.149)^2 + (4.204-7.806)^2 + (1.401-2.602)^2} = 5.300 \\
 D_{37,41} &= \sqrt{(-1.080-1.797)^2 + (0.062-0.149)^2 + (3.021-7.806)^2 + (1.007-2.602)^2} = 5.807 \\
 D_{38,41} &= \sqrt{(-0.817-1.797)^2 + (0.109-0.149)^2 + (1.926-7.806)^2 + (0.642-2.602)^2} = 6.727 \\
 D_{39,41} &= \sqrt{(-1.216-1.797)^2 + (0.496-0.149)^2 + (4.516-7.806)^2 + (1.505-2.602)^2} = 4.607 \\
 D_{40,41} &= \sqrt{(-0.563-1.797)^2 + (0.207-0.149)^2 + (4.518-7.806)^2 + (1.506-2.602)^2} = 4.193
 \end{aligned}$$

ตารางที่ 3.6 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบที่ระดับสัญญาณรบกวน SNR= 10 dB

จำนวน ข้อมูล (Record number)	ค่าสัญญาณ อ่านกลับ (Readback signal)	ค่าความน่าจะเป็นของ สัญญาณอ่าน กลับ (Probability of readback signal)	ค่าผลรวมของ สัญญาณอ่าน กลับ (Summation of all readback signal)	ค่าเฉลี่ยของ สัญญาณอ่าน กลับ( Mean of all readback signal)	การจำแนก ประเภท (Class)
1	1.9885	0.35982	18.698	6.2325	ไม่กลับบิต
2	1.27	0.61992	12.858	4.2861	ไม่กลับบิต
3	0.4245	0.41257	8.9788	2.9929	ไม่กลับบิต
4	1.4446	0.63589	6.6196	2.2065	ไม่กลับบิต
5	-1.6844	0.0066165	5.8122	1.9374	ไม่กลับบิต
6	1.9297	0.53947	20.233	6.7444	ไม่กลับบิต
7	1.1407	0.62486	9.3115	3.1038	ไม่กลับบิต
8	-0.27356	0.63211	3.4472	1.1491	ไม่กลับบิต
9	3.0088	0.3083	12.502	4.1673	ไม่กลับบิต
10	0.63654	0.82124	6.8498	2.2833	ไม่กลับบิต
11	-0.35369	0.84618	4.0449	1.3483	ไม่กลับบิต
12	-1.31	0.067313	4.2444	1.4148	ไม่กลับบิต
13	2.1797	0.20279	7.682	2.5607	ไม่กลับบิต
14	0.93366	0.040417	6.6241	2.208	ไม่กลับบิต
15	-0.9763	0.076704	4.195	1.3983	ไม่กลับบิต
16	2.5993	0.13091	13.126	4.3754	ไม่กลับบิต
17	0.39355	0.34215	6.464	2.1547	ไม่กลับบิต
18	0.86531	0.1031	4.0328	1.3443	ไม่กลับบิต
19	-1.021	0.49977	2.9985	0.9995	ไม่กลับบิต
20	-0.93501	0.68977	4.6689	1.5563	ไม่กลับบิต

ตารางที่ 3.6 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบที่ระดับสัญญาณรบกวน SNR= 10 dB (ต่อ)

จำนวนข้อมูล (Record number)	ค่าสัญญาณอ่านกลับ (Readback signal)	ค่าความน่าจะเป็นของสัญญาณอ่านกลับ (Probability of readback signal)	ค่าผลรวมของสัญญาณอ่านกลับ (Summation of all readback signal)	ค่าเฉลี่ยของสัญญาณอ่านกลับ (Mean of all readback signal)	การจำแนกประเภท (Class)
21	-0.41762	0.020496	3.0752	1.0251	กลับบิต
22	-0.30488	0.023442	5.6067	1.8689	กลับบิต
23	0.037616	0.22123	0.38118	0.12706	กลับบิต
24	-1.034	0.038474	6.3663	2.1221	กลับบิต
25	-1.0206	0.1825	3.8117	1.2706	กลับบิต
26	1.7635	0.17542	5.4015	1.8005	กลับบิต
27	-1.7933	0.10598	3.4107	1.1369	กลับบิต
28	-0.57022	0.0049299	4.291	1.4303	กลับบิต
29	-1.3013	0.11843	3.9175	1.3058	กลับบิต
30	1.2123	0.062102	0.68926	0.22975	กลับบิต
31	-1.2028	0.14701	2.5833	0.8611	กลับบิต
32	-0.8441	0.042121	8.5401	2.8467	กลับบิต
33	-0.48979	0.31894	1.7775	0.5925	กลับบิต
34	1.4113	0.050809	4.1432	1.3811	กลับบิต
35	0.79503	0.17112	1.4859	0.4953	กลับบิต
36	-7.86E-05	0.19693	4.7496	1.5832	กลับบิต
37	-1.3455	0.13992	6.2701	2.09	กลับบิต
38	-0.17224	0.05824	4.8516	1.6172	กลับบิต
39	-1.6176	0.15557	3.5754	1.1918	กลับบิต
40	0.026531	0.16156	1.7607	0.58688	กลับบิต
41	1.3363	0.25904	6.5342	2.1781	?

ภาพที่ 3.6 การแทนค่าตัวแปรจากชุดข้อมูล SNR= 10 dB ในสมการยุคลิด

$$\begin{aligned}
 D_{1,41} &= \sqrt{(1.989 - 1.336)^2 + (0.360 - 0.259)^2 + (18.698 - 6.534)^2 + (6.233 - 2.178)^2} = 12.839 \\
 D_{2,41} &= \sqrt{(1.270 - 1.336)^2 + (0.620 - 0.259)^2 + (12.858 - 6.534)^2 + (4.286 - 2.178)^2} = 6.676 \\
 D_{3,41} &= \sqrt{(0.425 - 1.336)^2 + (0.413 - 0.259)^2 + (8.979 - 6.534)^2 + (2.993 - 2.178)^2} = 2.738 \\
 D_{4,41} &= \sqrt{(1.445 - 1.336)^2 + (0.636 - 0.259)^2 + (6.620 - 6.534)^2 + (2.207 - 2.178)^2} = 0.402 \\
 D_{5,41} &= \sqrt{(-1.684 - 1.336)^2 + (0.007 - 0.259)^2 + (5.812 - 6.534)^2 + (1.937 - 2.178)^2} = 3.125 \\
 D_{6,41} &= \sqrt{(1.930 - 1.336)^2 + (0.539 - 0.259)^2 + (20.233 - 6.534)^2 + (6.744 - 2.178)^2} = 14.455 \\
 D_{7,41} &= \sqrt{(1.141 - 1.336)^2 + (0.625 - 0.259)^2 + (9.312 - 6.534)^2 + (3.104 - 2.178)^2} = 2.957 \\
 D_{8,41} &= \sqrt{(-0.274 - 1.336)^2 + (0.632 - 0.259)^2 + (3.447 - 6.534)^2 + (1.149 - 2.178)^2} = 3.650 \\
 D_{9,41} &= \sqrt{(3.009 - 1.336)^2 + (0.308 - 0.259)^2 + (12.502 - 6.534)^2 + (4.167 - 2.178)^2} = 6.509 \\
 D_{10,41} &= \sqrt{(0.637 - 1.336)^2 + (0.821 - 0.259)^2 + (6.850 - 6.534)^2 + (2.283 - 2.178)^2} = 0.957 \\
 D_{11,41} &= \sqrt{(-0.354 - 1.336)^2 + (0.846 - 0.259)^2 + (4.045 - 6.534)^2 + (1.348 - 2.178)^2} = 3.176 \\
 D_{12,41} &= \sqrt{(-1.310 - 1.336)^2 + (0.067 - 0.259)^2 + (4.244 - 6.534)^2 + (1.415 - 2.178)^2} = 3.587 \\
 D_{13,41} &= \sqrt{(2.180 - 1.336)^2 + (0.203 - 0.259)^2 + (7.682 - 6.534)^2 + (2.561 - 2.178)^2} = 1.476 \\
 D_{14,41} &= \sqrt{(0.934 - 1.336)^2 + (0.040 - 0.259)^2 + (6.624 - 6.534)^2 + (2.208 - 2.178)^2} = 0.468 \\
 D_{15,41} &= \sqrt{(-0.976 - 1.336)^2 + (0.077 - 0.259)^2 + (4.195 - 6.534)^2 + (1.398 - 2.178)^2} = 3.385 \\
 D_{16,41} &= \sqrt{(2.599 - 1.336)^2 + (0.131 - 0.259)^2 + (13.126 - 6.534)^2 + (4.375 - 2.178)^2} = 7.063 \\
 D_{17,41} &= \sqrt{(0.394 - 1.336)^2 + (0.342 - 0.259)^2 + (6.464 - 6.534)^2 + (2.155 - 2.178)^2} = 0.949 \\
 D_{18,41} &= \sqrt{(0.865 - 1.336)^2 + (0.103 - 0.259)^2 + (4.033 - 6.534)^2 + (1.344 - 2.178)^2} = 2.683 \\
 D_{19,41} &= \sqrt{(-1.021 - 1.336)^2 + (0.500 - 0.259)^2 + (2.999 - 6.534)^2 + (1.000 - 2.178)^2} = 4.416 \\
 D_{20,41} &= \sqrt{(-0.935 - 1.336)^2 + (0.690 - 0.259)^2 + (4.669 - 6.534)^2 + (1.556 - 2.178)^2} = 3.035
 \end{aligned}$$

ภาพที่ 3.6 การแทนค่าตัวแปรจากชุดข้อมูล SNR= 10 dB ในสมการยุคลิด (ต่อ)

$$D_{21,41} = \sqrt{(-0.418 - 1.336)^2 + (0.020 - 0.259)^2 + (3.075 - 6.534)^2 + (1.025 - 2.178)^2} = 4.053$$

$$D_{22,41} = \sqrt{(-0.305 - 1.336)^2 + (0.023 - 0.259)^2 + (5.607 - 6.534)^2 + (1.869 - 2.178)^2} = 1.925$$

$$D_{23,41} = \sqrt{(0.038 - 1.336)^2 + (0.221 - 0.259)^2 + (0.381 - 6.534)^2 + (0.127 - 2.178)^2} = 6.615$$

$$D_{24,41} = \sqrt{(-1.034 - 1.336)^2 + (0.038 - 0.259)^2 + (6.366 - 6.534)^2 + (2.122 - 2.178)^2} = 2.387$$

$$D_{25,41} = \sqrt{(-1.021 - 1.336)^2 + (0.183 - 0.259)^2 + (3.812 - 6.534)^2 + (1.271 - 2.178)^2} = 3.714$$

$$D_{26,41} = \sqrt{(1.764 - 1.336)^2 + (0.175 - 0.259)^2 + (5.402 - 6.534)^2 + (1.801 - 2.178)^2} = 1.271$$

$$D_{27,41} = \sqrt{(-1.793 - 1.336)^2 + (0.106 - 0.259)^2 + (3.411 - 6.534)^2 + (1.137 - 2.178)^2} = 4.545$$

$$D_{28,41} = \sqrt{(-0.507 - 1.336)^2 + (0.005 - 0.259)^2 + (4.291 - 6.534)^2 + (1.430 - 2.178)^2} = 3.048$$

$$D_{29,41} = \sqrt{(-1.301 - 1.336)^2 + (0.118 - 0.259)^2 + (3.918 - 6.534)^2 + (1.306 - 2.178)^2} = 3.819$$

$$D_{30,41} = \sqrt{(1.212 - 1.336)^2 + (0.062 - 0.259)^2 + (0.689 - 6.534)^2 + (0.230 - 2.178)^2} = 6.166$$

$$D_{31,41} = \sqrt{(-1.203 - 1.336)^2 + (0.147 - 0.259)^2 + (2.583 - 6.534)^2 + (0.861 - 2.178)^2} = 4.879$$

$$D_{32,41} = \sqrt{(-0.844 - 1.336)^2 + (0.042 - 0.259)^2 + (8.540 - 6.534)^2 + (2.847 - 2.178)^2} = 3.045$$

$$D_{33,41} = \sqrt{(-0.490 - 1.336)^2 + (0.319 - 0.259)^2 + (1.778 - 6.534)^2 + (0.593 - 2.178)^2} = 5.337$$

$$D_{34,41} = \sqrt{(1.411 - 1.336)^2 + (0.051 - 0.259)^2 + (4.143 - 6.534)^2 + (1.381 - 2.178)^2} = 2.530$$

$$D_{35,41} = \sqrt{(0.795 - 1.336)^2 + (0.171 - 0.259)^2 + (1.486 - 6.534)^2 + (0.495 - 2.178)^2} = 5.350$$

$$D_{36,41} = \sqrt{(-0.079 - 1.336)^2 + (0.197 - 0.259)^2 + (4.750 - 6.534)^2 + (1.583 - 2.178)^2} = 2.355$$

$$D_{37,41} = \sqrt{(-1.346 - 1.336)^2 + (0.140 - 0.259)^2 + (6.270 - 6.534)^2 + (2.090 - 2.178)^2} = 2.699$$

$$D_{38,41} = \sqrt{(-0.172 - 1.336)^2 + (0.058 - 0.259)^2 + (4.852 - 6.534)^2 + (1.617 - 2.178)^2} = 2.337$$

$$D_{39,41} = \sqrt{(-1.618 - 1.336)^2 + (0.156 - 0.259)^2 + (3.575 - 6.534)^2 + (1.192 - 2.178)^2} = 4.297$$

$$D_{40,41} = \sqrt{(0.027 - 1.336)^2 + (0.162 - 0.259)^2 + (1.761 - 6.534)^2 + (0.587 - 2.178)^2} = 5.200$$

## บทที่ 4

### ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

ผู้วิจัยได้เลือกแบบจำลองมาใช้ในการทำนายผลลัพธ์ของเอาต์พุตที่ได้จากช่องสัญญาณขาออก ระบบ BPMPR โดยการนำชุดข้อมูลที่ได้จากการจำลองการทำงานของระบบการบันทึกข้อมูล มาใช้ในการฝึกฝนชุดแบบจำลอง K-Neighbors Classifier และทำการกลับบิตที่ไม่ถูกต้องให้มีความถูกต้อง โดยทำการเปรียบเทียบกับระดับค่าสัญญาณรบกวน SNR มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

#### 4.1 การสร้างโมเดลสำหรับการทำนายผล

ในวิทยานิพนธ์เล่มนี้จะทำการทำนายผลค่าบิตที่ออกจากช่องสัญญาณที่มีความผิดพลาดและมีการกลับบิตที่ผิดให้ถูกต้อง การเลือกคุณลักษณะสำหรับการนำมาฝึกฝน สัญญาณรบกวนจากความผันผวนของตำแหน่งบิตโดยรอบ (Position fluctuation), และปัญหาการแทรกสอดแบบสองมิติ ได้แก่ การแทรกสอดระหว่างแทร็ก (ITI) และการแทรกสอดระหว่างสัญลักษณ์ (ISI) ซึ่งส่งผลกับการอ่านค่าบิตของ แทร็กหลัก (Main track) จากปัญหานี้การเลือกคุณลักษณะที่นั้นจะทำการเลือกแทร็กข้างเคียง (Adjacent track) ที่ล้อมรอบแทร็กหลักอยู่มาใช้เลือกผลเฉลยเป็นคอร์รัลัม Target

ในกระบวนการเรียนรู้ผู้วิจัยจะทำการสร้างแบบจำลองการจำแนกประเภท (Classifier Model) โดยจะทำการสร้างโมเดลการเรียนรู้ขึ้นมาจำนวนหนึ่งและทำการเปรียบเทียบแบบจำลองต่าง ๆ จากการเรียนรู้ลักษณะฝึกฝนของแบบจำลองที่มีรูปแบบแตกต่างกัน โดยจะทำการแบ่งข้อมูลเป็น 2 ส่วนได้แก่ ชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกฝน (Training Set) แบ่งเป็น 70 เปอร์เซ็นต์จากชุดข้อมูลทั้งหมด และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ (Test Set) แบ่งเป็น 30 เปอร์เซ็นต์จากชุดข้อมูลทั้งหมด

ในกระบวนการเรียนรู้ผู้วิจัยจะทำการสร้างแบบจำลองการจำแนกประเภท (Classifier Model) โดยจะทำการสร้างโมเดลการเรียนรู้ขึ้นมาจำนวนหนึ่งและทำการเปรียบเทียบแบบจำลองต่าง ๆ จากการเรียนรู้ลักษณะฝึกฝนของแบบจำลองที่มีรูปแบบแตกต่างกัน โดยจะทำการแบ่งข้อมูลเป็น 2 ส่วนได้แก่ ชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกฝน (Training Set) แบ่งเป็น 70 เปอร์เซ็นต์จากชุดข้อมูลทั้งหมด และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ (Test Set) แบ่งเป็น 30 เปอร์เซ็นต์จากชุดข้อมูลทั้งหมด



#### ตารางที่ 4.1 จำนวนข้อมูลฝึกฝนและจำนวนข้อมูลทดสอบ

จำนวนข้อมูลที่ให้ฝึกฝน	จำนวนข้อมูลที่ให้ทดสอบ
400	300

ในการเลือกแบบจำลองการจำแนกประเภท (Classification) ที่จะนำมาใช้ในการฝึกฝน ทางผู้วิจัยได้ทำการแบ่งการฝึกฝนแบบจำลองการจำแนกประเภทโดยใช้อัลกอริทึมในการหาแบบจำลองที่สามารถทำงานได้มีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดจากทั้งหมดโดยใช้แบบจำลอง K-Neighbors Classifier จากตัวอย่างจำนวน 40 ชุดข้อมูล ได้ผลการศึกษาค่าระดับสัญญาณรบกวน (Signal-to-noise ratio ; SNR) ที่ระดับ=2,5 และ 10 dB ตามลำดับ

#### 4.2 ผลการศึกษาชุดข้อมูลตัวอย่างที่ระดับ SNR= 2 dB

ตารางที่ 4.2 ชุดข้อมูลตัวอย่างที่ระดับสัญญาณรบกวน SNR= 2 dB การเรียงลำดับการทำนายค่าระยะทาง

จำนวนข้อมูล (Record number)	ระยะทาง (Distance)	Class
21	0.306	กลับบิต
5	0.691	ไม่กลับบิต
25	1.608	กลับบิต
32	1.929	กลับบิต
38	2.045	กลับบิต
17	2.413	ไม่กลับบิต
2	2.835	ไม่กลับบิต
12	3.041	ไม่กลับบิต
41	ค่าอ้างอิง	กลับบิต

ในการศึกษาแบบจำลอง K-Neighbors Classifier โดยใช้สมการระยะทางยูคลิด (Euclidean distance) เรียงลำดับพบว่าค่าระยะทาง (Distance) ของข้อมูลลำดับที่ 21 มีค่าระยะทางน้อยที่สุด โดยผลลัพธ์การทำนายผลลัพธ์ ตรงกับค่าอ้างอิง

#### 4.3 ผลการศึกษาชุดข้อมูลตัวอย่างที่ระดับ SNR= 5 dB

ตารางที่ 4.3 ชุดข้อมูลตัวอย่างที่ระดับสัญญาณรบกวน SNR= 5 dB การเรียงลำดับการทำนายค่าระยะทาง

จำนวนข้อมูล (Record number)	ระยะทาง (Distance)	Class
5	0.590	ไม่กลับบิต
33	0.886	กลับบิต
17	0.944	ไม่กลับบิต
4	1.458	ไม่กลับบิต
6	1.815	ไม่กลับบิต
21	1.861	กลับบิต
28	3.525	กลับบิต
22	3.783	กลับบิต
41	ค่าอ้างอิง	ไม่กลับบิต

ในการศึกษาแบบจำลอง K-Neighbors Classifier โดยใช้สมการระยะทางยูคลิด (Euclidean distance) เรียงลำดับพบว่าค่าระยะทาง (Distance) ของข้อมูลลำดับที่ 5 มีค่าระยะทางน้อยที่สุดโดยผลลัพธ์การทำนายผลลัพธ์ ตรงกับค่าอ้างอิง

#### 4.4 ผลการศึกษาชุดข้อมูลที่ตัวอย่างที่ระดับ SNR= 10 dB

ตารางที่ 4.4 ชุดข้อมูลที่ตัวอย่างที่ระดับสัญญาณรบกวน SNR= 10 dB การเรียงลำดับการทำนายค่าระยะทาง

จำนวนข้อมูล (Record number)	ระยะทาง (Distance)	Class
4	0.402	ไม่กลับบิต
14	0.468	ไม่กลับบิต
10	0.957	ไม่กลับบิต
26	1.271	กลับบิต
38	2.337	กลับบิต
34	2.530	กลับบิต
3	2.738	ไม่กลับบิต
32	3.045	กลับบิต
41	ค่าอ้างอิง	ไม่กลับบิต

ในการศึกษาแบบจำลอง K-Neighbors Classifier โดยใช้สมการระยะทางยูคลิเดียน (Euclidean distance) เรียงลำดับพบว่าค่าระยะทาง(Distance) ของข้อมูลลำดับที่ 4 มีค่าระยะทางน้อยที่สุดโดยผลลัพธ์การทำนายผลลัพธ์ ตรงกับค่าอ้างอิง

#### 4.5 ผลลัพธ์จากการทดสอบแบบจำลองที่ระดับค่าสัญญาณรบกวน SNR ระดับต่างๆ

ในการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ขึ้นมานั้นได้ทำการทดสอบระดับค่าสัญญาณรบกวน (Signal-to-noise ratio ; SNR) ระดับต่างๆ จากการเรียนรู้ลักษณะฝึกฝนของแบบจำลองที่นำมาวิจัย โดยผลลัพธ์การทำนายผลจะของแบบจำลองนั้นการจำแนกประเภท (Classification) จากการพิจารณาจากแบบจำลองช่องสัญญาณ BPMR ที่ใช้แบบจำลองการทำนายผล ที่ได้รับผลกระทบจากการแทรกสอดแบบสองมิติ, การอ่านของหัวอ่านที่ไม่ตรงตำแหน่ง, และสัญญาณรบกวนจากความผันผวนของตำแหน่งบิตโดยรอบ ในช่องสัญญาณ BPMR ที่ความหนาแน่นเชิงพื้นที่ 3 Tbit/in<sup>2</sup>(เทราบิตต่อตารางนิ้ว) และมีการเข้ารหัสสัญญาณมอดูเลชันโค้ดที่อัตราส่วน 5/6 โดยในงานวิจัยเล่มนี้นั้นผู้จะทำการวัดประสิทธิภาพการทำนายผลของแบบจำลองการทำนายผลด้วยการกันโดยการวัดประสิทธิภาพ

ด้วยค่าสัญญาณอ่านกลับจากนั้นจะเลือก “กลับบิต” หรือ “ไม่กลับบิต” สำหรับการจำแนกประเภทต่อกำลังสัญญาณรบกวน SNR เพื่อให้แบบจำลองมีความถูกต้องไปในทิศทางเดียวกัน

**ตารางที่ 4.5** แสดงค่าเฉลี่ยการวัดประสิทธิภาพการทำนายผล ด้วยค่าความแม่นยำ (Accuracy) และฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function)

เปอร์เซ็นต์ความแม่นยำของ K-Neighbors Classifier	
ระดับสัญญาณรบกวน (dB)	ความแม่นยำ (%)
2	93.5
5	94.5
10	98.0

การวัดประสิทธิภาพด้วยวิธีวัดสมรรถนะของแบบจำลองการทำนายผลจากความแม่นยำ ซึ่งแบบจำลองที่ใช้ K-Neighbors Classifier, ดังผลลัพธ์ใน ตารางที่ 4.5 แสดงค่าเฉลี่ยการวัดประสิทธิภาพการทำนายผล ด้วยค่าความแม่นยำ (Accuracy) และฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function) ประมาณค่าการกลับบิตและช่วยลดผลกระทบของการแทรกสอดระหว่างแทรกและการแทรกสอดระหว่างบิตที่ระดับ SNR ต่างๆและจากการใช้ Model ดังกล่าวสามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของระบบได้มากกว่าระบบที่ไม่มีการใช้การประมาณค่าการกลับบิต ดังนั้นผู้วิจัยพบว่าค่าระดับค่าสัญญาณรบกวน SNR ระดับที่มีค่ามาก SNR= 10 dB นั้นมีความแม่นยำอยู่ 98.0 % ในการกลับบิตที่สามารถทำงานได้ดีที่สุด เมื่อทำการเปรียบกับระดับค่าสัญญาณรบกวน SNR ระดับ SNR= 2,5 และ 10 dB ตามลำดับ

จากกราฟภาพที่ 4.1 การวัดประสิทธิภาพการทำนายผลด้วยค่าสัญญาณอ่านกลับ (Readback signal) ของบิตค่าความน่าจะเป็นของสัญญาณอ่านกลับ (Probability of readback signal) มีตัวแปรสีน้ำเงินคือ Class การไม่กลับบิต ตัวแปรสีแดงคือ Class การกลับบิต ข้อมูลที่นำไปฝึกฝนแทนด้วย (x) ข้อมูลที่นำไปทดสอบแทนด้วย (o) โดยมีแกนแนวนอน (X) คือค่าสัญญาณอ่านกลับ (Readback signal) และแกนแนวตั้ง (Y) คือค่าความน่าจะเป็นของสัญญาณอ่านกลับ (Probability of readback signal) จากการพิจารณาพบว่าที่ระดับ SNR = 2 dB ประสิทธิภาพในการทำงานได้ดีที่สุดเริ่มต้นที่ค่า K = 7 จากภาพที่ 4.3 โดยมีความถูกต้องที่ 93.5%









## บทที่ 5

### สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

#### 5.1 สรุปผลการทดลอง

กระบวนการเรียนรู้ของเครื่องโดยนำแบบจำลองเข้ามาทำนายผลและหาค่าความผิดพลาด โดยจะมีการกลับบิตที่ผิดให้มีค่าความถูกต้อง เข้ามาใช้แทนที่ Equalizer และ Detector ของระบบการบันทึกข้อมูลแบบเดิมนั้น โดยแบบจำลองที่ใช้ K-Neighbors Classifier มีค่า(Signal to noise ratio ; SNR)ให้ผลลัพธ์ความถูกต้องดีที่สุดในระดับ SNR คือ 10 dB เมื่อเปรียบเทียบกับ SNR ที่ระดับอื่นๆให้ความแม่นยำของแบบจำลองในการทดสอบแบบจำลองพบว่าการกระจายตัวของแบบจำลองนั้นมีน้อยและ SNR ที่สูงที่สุดมากกว่า 98 เปอร์เซ็นต์

โดยพบว่าค่าอัตราส่วนระหว่างสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน SNR คือค่า SNR ระดับสูงสัญญาณรบกวนจะน้อย ถ้า SNR ระดับต่ำ สัญญาณรบกวนจะสูง ค่าสัญญาณที่ไปทดสอบจะขึ้นกับสัญญาณรบกวนโดยแบบจำลองที่ระดับ SNR ทำให้ได้ประสิทธิภาพใกล้เคียงกับระดับ SNR สูง

การนำกระบวนการเรียนรู้ของเครื่องเข้ามาช่วยในการสร้างแบบจำลองการทำนายผล เข้ามาใช้แทนที่ Equalizer และ Detector ของระบบการบันทึกข้อมูลแบบเดิมนั้น เบื้องต้นสามารถทำนายผลสัญญาณบิตที่ออกจากช่องสัญญาณได้มีประสิทธิภาพเพิ่มมากขึ้นในทุกๆระดับของ SNR

#### 5.2 ข้อเสนอแนะ

ประเด็นต่าง ๆ ที่ผู้วิจัยได้ศึกษาในระหว่างการพัฒนาแบบจำลองในการทำนายผลค่าการกลับบิตที่ออกจากช่องสัญญาณอ่านกลับนั้นจะต้องนึกถึงปัญหาต่าง ๆ โดยในการสร้างแบบจำลองที่ยังไม่ได้ทำการค้นพบคำตอบ หากมีวิจัยท่านอื่นต้องการต่อยอดเพิ่มเติมทางด้านนี้

- 1.การทำนายผลของจำลองส่วนใหญ่นั้น ในช่องสัญญาณ BPMPR ที่เราได้จำลองขึ้นมาแล้วเราได้ทำการเพิ่มการเข้ารหัสสัญญาณก่อนที่จะเขียนลงบนช่องสัญญาณ BPMPR ด้วยการเข้ารหัสมอดูเรชันโค้ดที่ระดับ 5/6 หากใช้การเข้ารหัสมอดูเรชันโค้ดที่ระดับ 2/3 พบว่ามีอัตราส่วนของข้อมูลเป็นลบมากกว่าบวกเล็กน้อยซึ่งจากปัญหาเหล่านี้จากส่งผลให้จำลองทำนายผลมีแนวโน้มในการให้หน้าหน้าการทำนายผลข้อมูลบิตที่เป็นลบมากกว่า



## บรรณานุกรม

- [1] H. Li, "Storage Physics and Noise Mechanism in Heat-Assisted Magnetic Recording," Doctor of Philosophy, Electrical and Computer Engineering, Carnegie Mellon University pp.3-6, 2016.
- [2] S. Nabavi, B.V.K.V. Kumar, Two-dimensional generalized partial response equalizer for bit-patterned media, IEEE International Conference on Communications, pp. 6249–6254., 2007.
- [3] A. Arrayangkool, C. Warisarn, P. Kovintavewat, "A recorded bit patterning scheme with accumulated weight decision for bit-patterned media recording," IEICE Trans. Electron. E96-C (12) 1490–1496., 2013.
- [4] A. Arrayangkool, C. Warisarn, "A two-dimensional coding design for staggered islands bit-patterned media recording," J. Appl. Phys. 117 (17) 17A904., 2015.
- [5] C. Warisarn, A. Arrayangkool, P. Kovintavewat, "An ITI mitigation 5/6 modulation code for bit-patterned media recording," IEICE Trans. Electron. E98-C (6) 528– 533., 2015.
- [6] W. Busyatras, C. Warisarn, S. Koonkarnkhai, and P. Kovintavewat, "A simple 2D modulation code in single-reader two-track reading BPMR systems," Digital Communications and Networks, p. 7 pp.100–106., 2021.
- [7] Warisarn, W Busyatras and C, "Soft-information flipping scheme based on a priori LLRs summation for ultra-high density magnetic recording," AIP Advances, pp. 10(2), pp.025217., 2020.

## บรรณานุกรม (ต่อ)

- [8] S. Han, G. Kong, and S. Choi, "A Detection Scheme with TMR Estimation Based on Multi-Layer Perceptrons for Bit Patterned Media Recording," IEEE TRANSACTIONS ON MAGNETICS, vol. 55, no. 7, p. 3100704, 2019.
- [9] Lee, S. Jeong and J., "Soft-Output Detector Using Multi-Layer Perceptron for Bit-Patterned Media Recording," Applied science, no. 12, pp.2-8., 2022.
- [10] Lee, S. Jeong and J., "Bit-Flipping Scheme Using K-Means Algorithm for Bit-Patterned Media Recording," IEEE Transactions on Magnetics, no. DOI 10.1109/TMAG.2022.3144394, pp. IPA-03,2022.
- [11] Seongkwon Jeong, jaejin lee, "LDPC product coding scheme with extrinsic information for bit patterned media recoding," AIP Advances, vol. 7, no. 5, pp. 056513-4, 2017.
- [12] C. Warisarn, W. Busyatras, and L. M. M., "information flipping approach in multihead multi-track BPMR systems," AIP Advances, vol. 8, no. 5, pp. 056509-5, 2018.
- [13] N. Rueangnetr, Lin M. Myint, C. Warisarn Soft-(2021), "information flipper based on longshort term memory networks for ultra-high density magnetic recording," AIP Advances, vol. 11, no. 1, pp. 015307-6, 2021.
- [14] Intervac, "Perpendicular Magnetic Recording," [Online]. Available: <https://www.intevac.com/thin-film/hard-drive-media/perpendicular-magnetic-recording/>. [Accessed 6 September 2020].
- [15] T. Termsanthia, P. Poompuang, A. Tungkasthan, W. Busyatras, "The Readback Signal Prediction based on Machine Learning Technique in Bit Patterned Media Recording System," IEEE , 10.1109/ITC-CSCC52171.2021.



ภาคผนวก

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ - นามสกุล นายศุภกฤษณ์ เจริญสิทธิ์  
วัน เดือน ปี 19 ธันวาคม 2534  
ที่อยู่ 9/123 หมู่ที่ 2 ต.บึงยี่โถ อ.ธัญบุรี จ.ปทุมธานี 12110  
ประวัติการศึกษา สำเร็จการศึกษาระดับมัธยมปลาย  
จากโรงเรียนสวนกุหลาบรังสิต เมื่อปี พ.ศ. 2552  
สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี วิศวกรรมศาสตร์  
จากมหาวิทยาลัยพระจอมเกล้าธนบุรี เมื่อปี พ.ศ 2556

### ประวัติการทำงาน

พ.ศ 2559 - ปัจจุบัน ตำแหน่งAdmin  
อีเมลล์ suphakit\_c@mail.rmutt.ac.th

### ผลงานวิจัย

ศุภกฤษณ์ เจริญสิทธิ์, “Bit Flipping Decision based on Machine Learning Technique in Magnetic Recording System”, ชื่อเรื่องที่ตีพิมพ์..... Bit Flipping Decision based on Machine Learning Technique in Magnetic Recording System.....ชื่อวารสารทางวิชาการที่ตีพิมพ์.....Journal of Engineering Siam University ฉบับที่.....44..... ปีที่..44...เดือน.....มกราคม - มิถุนายน 2565.....พ.ศ.2565....ประเทศ...ไทย..อยู่ในฐาน....TCI กลุ่ม...2...