

การระบุนอการเสี่ยของหัวอ่าน จากผลการทดสอบหัวอ่านโดยใช้โครงข่าย
ประสาทเทียม



นางสาวหทัยชนก ทิพย์ดำแย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาแมคคาทรอนิกส์
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2556

**IDENTIFICATION OF READER FAILURE PROBLEM BY
USING NEURAL NETWORK**

Hathaichanok Tiptumyae



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the

Degree of Master of Engineering in Mechatronics

Suranaree University of Technology

Academic Year 2013

การระบอบการเสียของหัวอ่าน จากผลการทดสอบหัวอ่านโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(อ. ดร.ธีทัต คลวิชัย)

ประธานกรรมการ

(รศ. ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

(ผศ. ดร.จิระพล ศรีเสริญผล)

กรรมการ

(ศ. ดร.ชูกิจ ลิมปิจำนงค์)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการและนวัตกรรม

(รศ. ร.อ. ดร.กนต์ธร ชำนิประศาสน์)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

หทัยชนก ทิพย์คำแย : การระบุอาการเสียของหัวอ่าน จากผลการทดสอบหัวอ่านโดยใช้
โครงข่ายประสาทเทียม (IDENTIFICATION OF READER FAILURE PROBLEM BY
USING NEURAL NETWORK) อาจารย์ที่ปรึกษา : รองศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว,
73 หน้า.

ในอุตสาหกรรมฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์การควบคุมคุณภาพของผลิตภัณฑ์เป็นสิ่งสำคัญอันดับ
ต้นของอุตสาหกรรมฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ การส่งขายผลิตภัณฑ์ไปยังบริษัทตัวแทนจำหน่าย จะมี
กระบวนการทดสอบคุณภาพของผลิตภัณฑ์อีกครั้งหนึ่งเพื่อให้ทราบแน่ชัดว่าสินค้าชิ้นนั้นเป็นไปตาม
มาตรฐานที่ลูกค้ากำหนดไว้หรือไม่ ถ้าผลิตภัณฑ์ไม่ผ่านการทดสอบจะถูกส่งกลับมายังบริษัทผู้ผลิต
อีกครั้งหนึ่งเพื่อหาสาเหตุของอาการเสียเหล่านั้นต่อไป สาเหตุของอาการเสียส่วนใหญ่ที่เกิดขึ้นเกิดมาก
จากหัวอ่านของตัวฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ ในการหาอาการเสียของหัวอ่านใช้การทดสอบหัวอ่านแบบ
ควอซีสแตติก (Quasi-static test) ผลที่ได้จากการทดสอบนั้นเป็นข้อมูลที่มีจำนวนมากทำให้ต้อง
ใช้เวลา และความชำนาญในการอ่านผลการทดสอบและสรุปผลว่าเป็นอาการเสียประเภทใดสูง
และมีความผิดพลาดเกิดขึ้นงานวิจัยนี้เป็นงานวิจัยที่นำเสนอเกี่ยวกับการจำแนกอาการเสียของ
หัวอ่านโดยใช้เทคนิคและกระบวนการโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) มาประยุกต์ใช้ใน
การวิเคราะห์และแยกประเภทอาการเสียของหัวอ่าน เพื่อช่วยให้สามารถระบุปัญหาได้รวดเร็วและ
แม่นยำนำไปสู่แนวทางในการแก้ไขและสร้างความเชื่อมั่นทางด้านคุณภาพของผลิตภัณฑ์ให้เพิ่มขึ้น

สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล
ปีการศึกษา 2556

ลายมือชื่อนักศึกษา _____
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา _____

HATHAICHANOK TIPTUMYAE : IDENTIFICATION OF READER
FAILURE PROBLEM BY USING NEURAL NETWORK. THESIS ADVISOR
: ASSOC. PROF. ARTHIT SRIKAEW, Ph.D., 73 PP.

HARD DISK DRIVE/QUASI-STATIC TEST/FAILURE SYMPTOMS/
CLASSIFICATION

The most important thing in Hard disk drive industry is the quality control of the products. Even the customers, when the products were shipped, they have their products quality evaluation in order to indicate the product's attributes are meet the required specifications or not by using their qualification/integration test process. The unit that failed at the test will be returned to the factory for analysis and investigation the root cause of the failure. Reading/writing head, the small parts of a disk drive that performs transfer between magnetic field and electrical current (reading and writing) is the most finding root cause of the failure symptom. Quasi-static test is a method of failure investigation on reading head. It results high quantity of complex data; time and proficiency are needed in order to summarize and conclude the symptom and the cause of the failure. The errors from analysis can be possible due to unequal proficiency of each analyst. This paper introduced the classification of reading head failure symptom using neural network process technique. This technique can classify the problem faster and more accurate which conduce to find the solutions to solve and prevent the problem, make reliability in the quality of the products.

School of Mechanical Engineering

Academic Year 2013

Student's Signature _____

Advisor's Signature _____

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี เนื่องจากได้รับความช่วยเหลืออย่างดียิ่ง ทั้งด้านวิชาการ และด้านการดำเนินงานวิจัย จากบุคคลและกลุ่มบุคคลต่าง ๆ ได้แก่

รองศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว อาจารย์ประจำสาขาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ให้โอกาสทางการศึกษา ให้คำแนะนำปรึกษา ช่วยแก้ปัญหาและให้กำลังใจแก่ผู้วิจัยมา โดยตลอด รวมทั้งช่วยตรวจทาน และแก้ไขวิทยานิพนธ์เล่มนี้จนเสร็จสมบูรณ์

ขอขอบคุณ คุณวารินทร์ ชุมสำโรง ผู้จัดการแผนก Asia Solution Engineer บริษัทซีเกท เทคโนโลยี ที่ช่วยให้คำปรึกษาและให้เวลาในการทำงานวิทยานิพนธ์อย่างเต็มที่ขอขอบคุณ พี่น้องเพื่อนๆ บัณฑิตและบริษัทซีเกททุกท่าน ที่ให้คำปรึกษาด้านวิชาการ และให้กำลังใจมาโดยตลอด สำหรับคุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์เล่มนี้ ผู้วิจัยขอมอบให้กับบิดา มารดา ซึ่งเป็นที่รัก และเคารพยิ่ง ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่าน ที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ และถ่ายทอดประสบการณ์ที่ดีให้แก่ผู้วิจัยตลอดมา จนทำให้ประสบความสำเร็จในชีวิต

หทัยชนก ทิพย์คำแย

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ).....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ.....	ง
สารบัญตาราง.....	ฉ
สารบัญรูป.....	ช
บทที่	
1. บทนำ.....	1
1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหาการวิจัย.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	1
1.3 ขอบเขตงานวิจัย.....	2
2. วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	3
2.1 เครือข่ายประสาทเทียม Artificial neural network หรือ ANN.....	3
2.2 สถาปัตยกรรมของเครือข่ายประสาทเทียม.....	5
2.3 ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer function).....	9
2.4 อัลกอริทึมสำหรับการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ แพร่กระจายย้อนกลับ.....	11
2.5 การทดสอบห้วอ่านแบบควอไซส์แตติก (Quasi static test).....	11
2.6 การคัดแยกประเภทอาการเสียของห้วอ่าน.....	19
2.7 การปรับแต่งข้อมูล.....	20
2.8 การตรวจสอบผลการทดลองด้วย ROC (Receiver Operating Characteristic).....	23
3. การระบุอาการเสียของห้วอ่านในฮาร์ดดิสก์ไคร์ฟจากผลการทดสอบห้วอ่านโดยใช้โครงข่าย ประสาทเทียม.....	26
3.1 ขั้นตอนการแยกประเภทอาการเสียของห้วอ่านในฮาร์ดดิสก์ไคร์ฟจาก ผู้เชี่ยวชาญ.....	29

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.2	ผังการดำเนินงานวิจัย.....	31
3.3	เตรียมข้อมูลสำหรับการฝึกสอน.....	31
3.4	การดำเนินงานวิจัย.....	36
3.5	การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม.....	42
4.	ผลการทดลองและอภิปรายผล.....	46
4.1	ผลการจัดเตรียมข้อมูล.....	46
4.2	ผลการทำนายอาการเสียของหัวอ่าน โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม.....	46
4.3	การวิเคราะห์ผลการทดลองโดยใช้วิธี Receiver Operating Characteristic.....	54
5.	สรุปผลงานวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	57
5.1	สรุปผลงานวิจัย.....	57
5.2	ข้อเสนอแนะ.....	57
5.3	แนวทางในการพัฒนาต่อ.....	58
5.4	ปัญหาที่พบในงานวิจัย.....	58
	รายการอ้างอิง.....	59
	ภาคผนวก.....	60
	ภาคผนวก ก. อุปกรณ์และขั้นตอนการใช้ nntool box.....	60
	ภาคผนวก ข. บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่.....	65
	ประวัติผู้เขียน.....	73

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 ตัวอย่างฟังก์ชันถ่ายโอน.....	10
2.2 คุณลักษณะของอัลกอริทึมการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม แบบแพร่กระจายย้อนกลับ.....	11
2.3 Confusion matrix, Agristi (2007).....	23
3.1 ข้อมูลผลการทดสอบหัวอ่านชนิด Transverse test.....	29
3.2 แอตทริบิวต์และเงื่อนไขในการแยกประเภทอาการเสียของหัวอ่าน.....	37
3.3 รายละเอียดของแอตทริบิวต์ที่ใช้ในงานวิจัยนี้.....	39
3.4 ค่าSSE ของแบบจำลองต่าง ๆ.....	43
3.5 ค่าความถูกต้องในการทำนายอาการเสียของหัวอ่าน.....	44
3.6 ค่าความถูกต้องของฟังก์ชันถ่ายโอนแต่ละชนิด.....	44
4.1 การวิเคราะห์หาความน่าเชื่อถือของระบบคัดแยกโดยวิธี ROC.....	54

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1	นิรอนอินพุตเดียว.....5
2.2	นิรอนหลายอินพุต.....6
2.3	การกำหนดรูปแบบสัญลักษณ์ของนิรอน.....7
2.4	การกำหนดค่าพารามิเตอร์ของเครือข่ายชั้นเดียวในรูปแบบของเมตริกซ์.....7
2.5	เพอร์เซ็ปตรอนแบบหลายนิรอน.....8
2.6	เครื่องทดสอบหัวอ่านแบบควอไซน์สเตติก (QST).....12
2.7	การติดตั้งฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์เข้ากับเครื่องทดสอบหัวอ่าน.....12
2.8	ตัวอย่างกราฟ Transverse curve.....13
2.9	แอมพลิจูดซีทวอกและลบ.....15
2.10	ตัวอย่าง Hysteresis.....16
2.11	SMAN Diagram.....17
2.12	ตัวอย่างผลการทดสอบหัวอ่านชนิด SMAN.....18
2.13	โครงสร้างการทำงานของเครื่อง QST.....19
2.14	วงจรการทำงานของเครื่อง QST.....19
2.15	ตัวอย่างกราฟ ROC.....24
3.1	ส่วนประกอบของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์.....27
3.2	อาการเสียของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์.....28
3.3	ขั้นตอนการระบุอาการเสียของหัวอ่านโดยบุคลากร.....30
3.4	ผังการดำเนินงานวิจัย.....31
3.5	กราฟ Boxplot แสดงการกระจายตัวของข้อมูลผลการทดสอบหัวอ่าน แบบควอไซน์สเตติก.....32
3.6	ตัวอย่างผลการทดลองหัวอ่านที่มีค่าต่างกัน.....32
3.7	ตัวอย่างข้อมูลของผลการทดสอบประสิทธิภาพของหัวอ่าน แบบยังไม่ได้คัดแยกแอททริบิวท์.....33
3.8	ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย Write fault.....33

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.9 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย Read fault.....	33
3.10 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย High writer resistance.....	34
3.11 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย Low resistance.....	34
3.12 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย High resistance.....	34
3.13 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย Low peak to peak amplitude.....	34
3.14 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย Head asymmetry.....	34
3.15 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย High barkh jump suspect head instability.....	34
3.16 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย High hysteresis or open hysteresis loop.....	35
3.17 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย High Max noise amp.....	35
3.18 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย KAG.....	35
3.19 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย Non-KAG.....	35
3.20 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย Soft Kink.....	35
3.21 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย Hard Kink.....	35
3.22 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย High Slope.....	36
3.23 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย High Max noise amp Heater on.....	36
3.24 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย High bark jump Heater on.....	36
3.25 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย NPF.....	36
3.26 แสดงผังงานแสดงการแยกอาการเสียของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์.....	38
3.27 ตัวอย่างข้อมูลการทดสอบหัวอ่านแบบควอไซส์สเตติกของฮาร์ดดิสก์ ขนาด 2 เทระไบท์.....	39
3.28 จัดรูปแบบข้อมูลในรูปของเมทริกซ์เพื่อนำไปใช้กับโครงข่ายประสาทเทียม.....	41
3.29 กราฟ Boxplot แสดงการกระจายตัวของข้อมูลผลการทดสอบหัวอ่าน แบบควอไซส์สเตติกหลังจากทำการปรับปรุงข้อมูล.....	41
3.30 ผังการดำเนินงานและจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง.....	42
3.31 กราฟความสัมพันธ์ค่า SSE กับจำนวนนิวรอน.....	43
3.32 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมขณะรันด้วยโปรแกรม MATLAB.....	45
3.33 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในงานวิจัยนี้.....	46

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.34 เวลาที่ใช้ในการสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้.....	46
4.1 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย Write fault หลังจากทำการทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียม.....	48
4.2 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย Read fault หลังจากทำการทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียม.....	48
4.3 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย High writer resistance หลังจากทำการทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียม.....	48
4.4 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย High resistance หลังจากทำการทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียม.....	49
4.5 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย Low resistance หลังจากทำการทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียม.....	49
4.6 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย High resistance หลังจากทำการทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียม.....	49
4.7 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย High barkh jump suspect head instability หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม.....	50
4.8 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย High hysteresis or open hysteresis loop หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม.....	50
4.9 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย High max noise amp หลังจากทำการทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียม.....	50
4.10 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย KAG หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม.....	51
4.11 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย Non KAG หลังจากทำการทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียม.....	51
4.12 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย Head asymmetryหลังจากทำการทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียม.....	51
4.13 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย Soft kinkหลังจากทำการทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียม.....	52

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.14 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย Hard kink หลังจากทำการทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียม.....	52
4.15 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย High Slope หลังจากทำการทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียม.....	52
4.16 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย High Max noise amp Heater on หลังจากทำการ ทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม.....	53
4.17 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย High barkh jump Heater on หลังจากทำการทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียม.....	53
4.18 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย NPF หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม.....	53
4.19 ข้อมูลชุดทดสอบของเอาต์พุตอาการชนิด High Max noise amp.....	55
4.20 ข้อมูลชุดทดสอบของเอาต์พุตอาการชนิด NPF.....	55
4.21 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่า true positive rate (Sensitivity) กับ false positive rate (1-Specificity).....	56

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหาการวิจัย

ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์เป็นอุปกรณ์จัดเก็บข้อมูลที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในปัจจุบัน การผลิตที่เพิ่มปริมาณสูงขึ้น หัวใจหลักสำคัญคือการรักษาคุณภาพของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ การเพิ่มกำลังการผลิตฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์จำนวนเพิ่มมากขึ้นนั้น ทุกชิ้นส่วนที่นำมาประกอบเป็นตัวฮาร์ดดิสก์นั้น จะต้องผ่านกระบวนการทดสอบคุณภาพก่อนซึ่งการผลิตที่เพิ่มมากขึ้นอาจส่งผลให้คุณภาพของฮาร์ดดิสก์บางชิ้นงานมีคุณภาพต่ำกว่าตัวอื่นแต่ยังอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ ซึ่งเมื่อส่งฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ส่งขายไปยังลูกค้า ลูกค้าจะทำการทดสอบคุณภาพอีกครั้งว่าเป็นไปตามที่ได้ตกลงกันไว้หรือไม่ ถ้ามีจำนวนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ที่บกพร่องหรือมีปัญหาเป็นจำนวนมากจะส่งผลกระทบต่อผู้ผลิต และความน่าเชื่อถือของลูกค้าที่มีต่อคุณภาพฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์

ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ที่มีข้อบกพร่อง จะถูกส่งกลับมาให้กับผู้ผลิต เพื่อหาสาเหตุของอาการเสีย ซึ่งพบว่าปัญหาที่สำคัญ และพบเป็นจำนวนมากปัญหาหนึ่งของอาการเสีย นั้นก็มีสาเหตุมาจากหัวอ่านของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ที่ทำให้ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ มีประสิทธิภาพการทำงานที่ต่ำกว่ามาตรฐาน ในระหว่างการทดสอบคุณภาพของลูกค้า ในปัจจุบันการวิเคราะห์ผลจากการทดสอบหัวอ่าน ต้องใช้ความชำนาญของบุคลากรในการสรุปหาสาเหตุของหัวอ่านว่าเกิดจากสาเหตุใด ซึ่งต้องใช้ข้อมูลจำนวนมาก และยุ่งยากซับซ้อน ทำให้ต้องใช้เวลาในการวิเคราะห์หาสาเหตุและแนวทางป้องกันได้ล่าช้า ส่งผลให้ลูกค้าเกิดความไม่มั่นใจในคุณภาพของผลิตภัณฑ์ ถ้าเราสามารถทำการวิเคราะห์ปัญหาของหัวอ่าน ได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ จะทำให้เราสามารถหาวิธีป้องกันหรือลดจำนวนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ ที่จะมีปัญหาเกี่ยวกับหัวอ่านในอนาคตได้อย่างรวดเร็ว ซึ่งจะเป็นผลดีต่อผู้ผลิต และยังเพิ่มความน่าเชื่อถือของลูกค้าที่มีต่อผู้ผลิต

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1.2.1 เพื่อนำโครงข่ายประสาทเทียมมาทำนายอาการเสียของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ จากผลการทดสอบหัวอ่าน

1.2.2 ลดเวลาในการทำนายอาการเสียของหัวอ่านจากเดิมที่ใช้บุคลากรในการระบุอาการเสีย

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1.3.1 ผลการทดสอบหัวอ่านเป็นผลการทดสอบหัวอ่านเฉพาะในรูป ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ HDA (Hard disk assembly)

1.3.2 ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลในการสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ เป็นผลข้อมูลและผลสรุปการทดสอบหัวอ่านจากแผนก TOD LAB และเป็นข้อมูลที่ทดสอบย้อนหลังสองปี

1.3.3 สามารถจำแนกประเภทการเสียบของหัวอ่านฮาร์ดดิสก์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม โดยได้ความถูกต้องมากกว่า 90%



บทที่ 2

วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 เครือข่ายประสาทเทียม Artificial neural network หรือ ANN

เครือข่ายประสาทเทียม เป็นเครือข่ายที่มีรูปแบบโครงสร้างและการทำงานของการทำงานประมวลผลเหมือนกับสมองในสิ่งมีชีวิตที่ซึ่งมีปรับเปลี่ยนตัวเองต่อการตอบสนองของอินพุตตามกฎของการเรียนรู้ (Learning rule) หลังจากที่เครือข่ายได้เรียนรู้สิ่งที่ต้องการแล้ว เครือข่ายนั้นจะสามารถทำงานที่กำหนดไว้ได้เครือข่ายประสาทเทียมได้ถูกพัฒนาคิดค้นจากการทำงานของสมองมนุษย์โดยสมองมนุษย์ประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผลเรียกว่านิวรอน (neurons) หรือ เซลล์ประสาท สมองมนุษย์ จึงสามารถ กล่าวได้ว่าเป็นคอมพิวเตอร์ที่มีการปรับปรุงตัวเอง (adaptive) ไม่เป็นเชิงเส้น (nonlinear) และทำงานแบบขนาน (parallel) ในการจัดการการทำงานร่วมกันของนิวรอนในสมอง การคำนวณเชิงนิวรอนเป็นการคำนวณที่เลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์นั่นเอง

2.1.1 การแบ่งชนิดของเครือข่ายประสาทเทียม

การแบ่งชนิดของเครือข่ายประสาทเทียมสามารถทำได้หลายวิธีเช่นวิธีการฝึกสอนวิธีการเรียนรู้การประยุกต์ใช้งานชนิดของอินพุตๆดั่งนั้นจึงไม่มีวิธีที่แน่นอนในการจัดกลุ่มชนิดของเครือข่ายประสาทเทียมเมื่อพิจารณาสถาปัตยกรรมเครือข่ายประสาทเทียมแล้วจะสามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภทคือ

- **โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (feed-forward network)**

การทำงานของโครงข่ายงานประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้านี้ จะรับอินพุตที่ป้อนเข้ามาให้กับระบบแล้วนำไปคำนวณหาค่าน้ำหนักต่าง ๆ ถ้าค่าผลรวมของอินพุตและค่าน้ำหนักมีค่ามากพอที่จะผ่านผ่านค่าขีดแบ่งแล้วจะส่งผลการทำนายไปยังชั้นส่งออกข้อมูล สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว อินพุตสามารถส่งตรงแล้วผ่านไปยังชั้นส่งออกข้อมูลได้โดยตรง ส่วนโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นนั้นจะมีชั้นของเซลล์ประสาทซ่อนเพิ่มเข้ามาอีกหนึ่งชั้น เพื่อให้สามารถทำนายข้อมูลที่มีความซับซ้อน ได้ถูกต้องแม่นยำมากขึ้น โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า ได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (single-layer perceptron) โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (multilayer perceptron) และ ฟังก์ชันหลักฐานรัศมี (radial basis function)

- **โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ (recurrent network)**

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับนั้นลักษณะสถาปัตยกรรมคล้ายกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้จะมี การทำการคำนวณซ้ำกันได้ โดยข้อมูลที่ใส่คำนวณนั้นสามารถเป็นข้อมูลนำเข้าและเป็นข้อมูลนำ ออกได้ โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ ได้แก่ เครือข่ายการแข่งขัน (competitive network) แผนผังการจัดการตัวเองของโคโฮเนน (KohonenSOM) เครือข่ายฮอปฟิลด์ (Hopfield network) และเครือข่าย ART (Adaptive Resonance Theory neural networks)

2.1.2 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

คือกระบวนการของระบบประสาทที่สามารถปรับตัวเองไปตามสิ่งที่เข้ามากระตุ้น จนเกิดการเรียนรู้จดจำและให้ผลตอบสนองได้ตามที่ต้องการ โดยใช้การปรับตัวแปรที่ควบคุม สภาพของตัวระบบเองการเรียนรู้ยังสามารถถูกมองได้ว่าเป็นกระบวนการจัดชนิดของสิ่งเร้า ทั้งหลายที่เข้ามาอย่างต่อเนื่องด้วย นั่นคือ เมื่อได้รับสิ่งเร้า หากระบบประสาทรู้จักสิ่งเร้า นั้น ก็จะให้ผลตอบได้ตามที่เคยเข้าใจไว้ แต่หากไม่รู้จัก ก็พยายามปรับความเข้าใจในการจัดชนิดขึ้นใหม่ ในทางปฏิบัตินั้น ระบบประสาทของสิ่งมีชีวิตจะปรับความเหนียวแน่นของการเชื่อมต่อที่จุด ประสาทประสาท (synapse) จนสร้างผลตอบต่อสิ่งเร้าได้ตามที่ต้องการ สถานะที่กระบวนการของ การเรียนรู้ก็จะสิ้นสุดลง เป็นสถานะที่ถือว่าระบบประสาทได้รับความรู้ไปแล้ว

- **การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอน (unsupervised learning) หรือการจัดการตัวเอง (self-organizing)**

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนเป็น การเรียนรู้แบบไม่มีผู้แนะนำ การทำงานของ ระบบจะทำการรับข้อมูลอินพุตที่ป้อนเข้าสู่ระบบเพียงอย่างเดียว จะไม่มีระบุลักษณะข้อมูลผลลัพธ์ ให้กับข้อมูลอินพุตที่ป้อนเข้ามาในระบบให้ทราบก่อนการเรียนรู้ลักษณะนี้ระบบจะทำการจัด หมวดหมู่ตามลักษณะข้อมูลที่ป้อนเข้ามา โดยค่าน้ำหนักจะปรับตามกลุ่มที่ข้อมูลป้อนเข้าที่มี รูปแบบคล้ายคลึงกันเช่นการแยก พันธุ์สัตว์ ตามลักษณะรูปร่างของมันได้ด้วยตนเอง ตัวอย่าง แบบจำลองนี้ได้แก่ เครือข่ายการแข่งขัน (Competitive network) และเครือข่าย เครือข่าย ART เป็นต้น

- **การเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน (supervised learning)**

เรียนรู้ที่จะสร้างผลลัพธ์ที่ต้องการให้ได้ตามตัวอย่างที่ได้รับ หรือตามเป้าหมาย ที่กำหนดให้ การเรียนรู้ลักษณะนี้ จะต้องมีข้อมูลหนึ่งชุด เพื่อใช้สอนให้ระบบรู้ถึงลักษณะของ ข้อมูลเป้าหมายของระบบก่อนว่าควรมีลักษณะอย่างไร คือ สอนให้ระบบจดจำลักษณะข้อมูลที่ ป้อนเข้ามา เอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมจะมีลักษณะอย่างไรนั้นขึ้นอยู่กับตัวอย่างข้อมูล

ที่นำมาสอนให้ระบบได้เรียนรู้ว่ามีความหลากหลายมากพอให้ระบบสามารถเรียนรู้และจำแนกประเภทกลุ่มข้อมูลได้หรือไม่

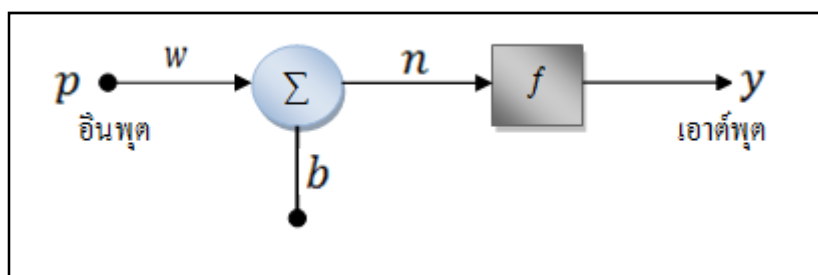
หากผลลัพธ์ที่ได้จากระบบทั้งสอง คือเอาต์พุตที่ได้กับค่าเป้าหมายที่ได้ กำหนดให้ระบบเรียนรู้มีความแตกต่างกัน นั่นคือมีความคลาดเคลื่อน (error) ที่เกิดขึ้น ความคลาดเคลื่อนดังกล่าวจะถูกนำไปคำนวณการปรับแต่งค่าน้ำหนักต่าง ๆ ในโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อลดความคลาดเคลื่อนลงให้เหลือน้อยที่สุด

2.2 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

2.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมชั้นเดียวแบบหลายอินพุต

โครงสร้างพื้นฐานของนิวรอนที่มีอินพุตเดียวแสดงในรูปที่ 2.1 เป็นโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายที่มีเพียงชั้นรับข้อมูลเข้าและข้อมูลส่งออก แบบจำลองเซลล์ประสาทเทียมอย่างง่ายที่มีเซลล์ประสาท 1 เซลล์หรือเรียกว่าเพอร์เซ็ปตรอน (perceptron) นั้นประกอบด้วยเซลล์ประสาทเทียม 1 เซลล์ หรือ 1 นิวรอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอน เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมรับอินพุต p เข้ามา อินพุต p ถูกคูณด้วยค่าน้ำหนักประสาท (weight) w โดยมีไบอัส b (bias หรือออฟเซต - offset) เป็นอีกอินพุตหนึ่งที่ซึ่งมีค่าน้ำหนักประสาทคงที่เท่ากับ 1

อินพุตทั้งสองถูกรวม (sum) ได้เอาต์พุตเป็น n มักจะเรียกว่าเน็ตอินพุต (net input) ซึ่งจะเป็นอินพุตของฟังก์ชันถ่ายโอน f (transfer function หรือ activation function) และได้เอาต์พุตของนิวรอนคือ y



รูปที่ 2.1 นิวรอนอินพุตเดียว

เอาต์พุตของนิวรอนสามารถคำนวณได้ดังนี้

$$y = f(w_p + b) \quad (2.1)$$

2.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมชั้นเดียวแบบหลายอินพุต

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายอินพุตแบบชั้นเดียวนั้น หลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้คล้ายกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งอินพุตชั้นเดียว

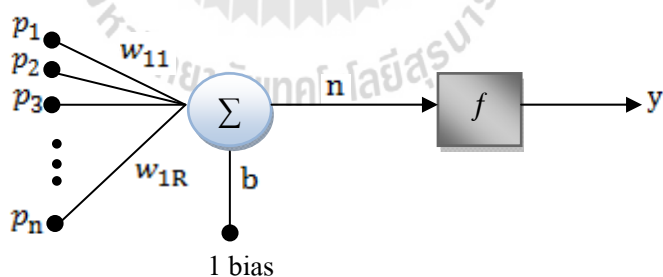
โดยปกติแล้ว ในแบบจำลองของนิวรอนจะมีอินพุตมากกว่าหนึ่งอินพุต ซึ่งสามารถจัดอยู่ในรูปของเวกเตอร์ p พิจารณานิวรอนในรูปที่ 2.2 ที่ซึ่งมี R อินพุต แต่ละอินพุตย่อย p_1, p_2, \dots, p_R มีค่าน้ำหนักประสาทของตัวเองคือ $w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1R}$ และสามารถเขียนเป็นเมตริกซ์เรียกว่าเมตริกซ์น้ำหนักประสาท (weight matrix) มีสัญลักษณ์คือ w

$$n = w_{11}p_1 + w_{12}p_2 + \dots + w_{1R}p_R + b \quad (2.2)$$

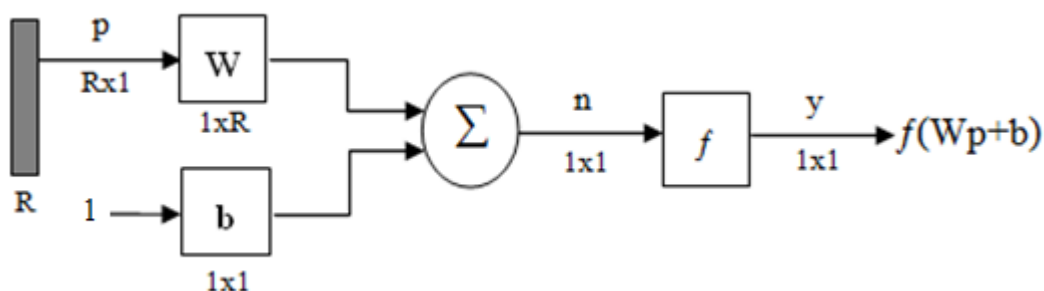
ซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปของเมตริกซ์ได้ดังนี้

$$n = w_p + b \quad (2.3)$$

รูปโครงข่ายประสาทเทียมชั้นเดียวแบบหลาย อินพุต แสดงในรูปที่ 2.2



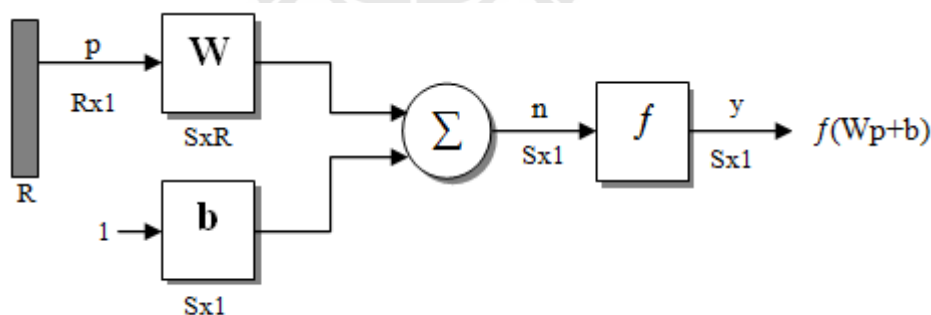
รูปที่ 2.2 นิวรอนหลายอินพุต



รูปที่ 2.3 การกำหนดรูปแบบสัญลักษณ์ของนิวรอน

โดยเมตริกซ์ w เป็นเมตริกซ์หลัก (column matrix) นั่นคือมีเพียง 1 แถว ดังนั้นเอาต์พุตของนิวรอน y สามารถเขียนได้ดังสมการที่ 2.1

จากรูปที่ 2.2 มีการไหลของอินพุตไปยังเอาต์พุตและไม่มีการป้อนกลับแต่อย่างใด เราจึงเรียกเครือข่ายประเภทนี้เป็นแบบไปข้างหน้า (feedforward network) พิจารณาเครือข่ายชั้นเดียวมี R อินพุตและ S ค่าน้ำหนักประสาทต่อเข้าสู่แต่ละนิวรอนแต่ละนิวรอนจะมีตัวรวมไบอัส (b) ฟังก์ชันถ่ายโอนและเอาต์พุต ($y = f(Wp + b)$) โครงสร้างของเครือข่ายนี้สามารถแสดงในรูปเมตริกซ์ได้ดังนี้



รูปที่ 2.4 การกำหนดค่าพารามิเตอร์ของเครือข่ายชั้นเดียวในรูปของเมตริกซ์

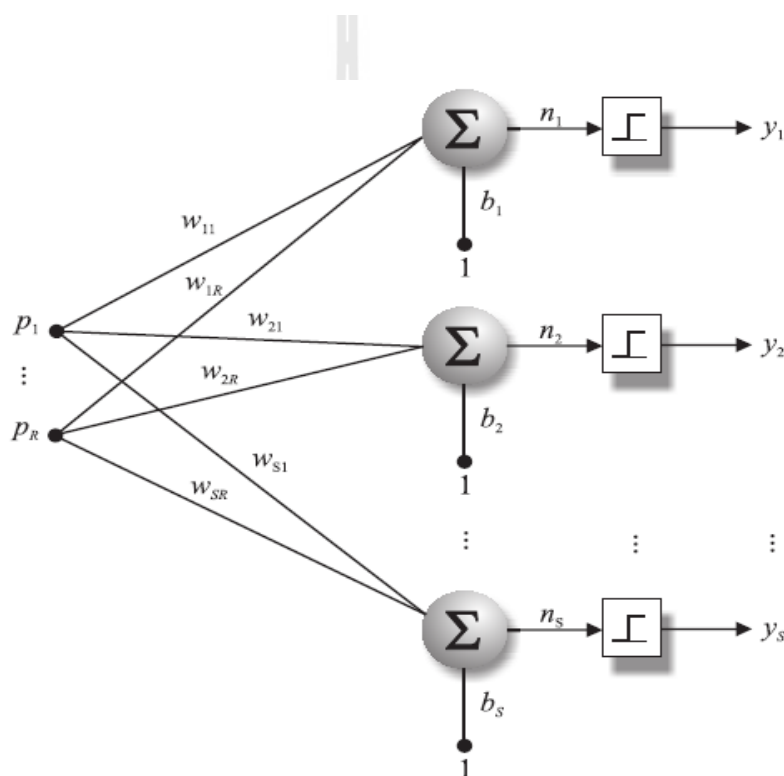
เครือข่ายหลายชั้นจะมีประสิทธิภาพเหนือกว่าเครือข่ายชั้นเดียวมากยกตัวอย่างเช่นเครือข่ายสองชั้นที่ชั้นแรกเป็นฟังก์ชันซิกมอยด์และชั้นที่สองเป็นฟังก์ชันเส้นตรงสามารถถูกฝึกสอนให้เป็นฟังก์ชันประมาณค่าได้เกือบทุกฟังก์ชันที่ซึ่งเครือข่ายชั้นเดียวไม่สามารถทำได้เครือข่ายหลายชั้นนี้มีพารามิเตอร์ค่อนข้างมากดังนั้นสิ่งแรกที่จะนำเอาเครือข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้งานจึงต้องทำการออกแบบพารามิเตอร์ต่าง ๆ ยกตัวอย่างเช่นจำนวนชั้นจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้น

จำนวนอินพุตจำนวนเอาต์พุตชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอน ฯลฯ อย่างไรก็ตามการกำหนดค่าพารามิเตอร์เหล่านี้ไม่มีกฎเกณฑ์ที่แน่นอนยกตัวอย่างเช่นจำนวนชั้นของเครือข่ายที่ซึ่งเพียงสองหรือสามชั้นก็เพียงพอต่อปัญหาทั่ว ๆ ไปถึงแม้ว่าเครือข่ายที่มากกว่าสามชั้นจะมีใช้บ้างแต่ก็ไม่มากนัก

2.2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-layer perceptron)

สำหรับเพอร์เซ็ปตรอนแบบหลายนิรอนดังแสดงในรูปที่ 2.5 แต่ละนิรอนจะมีเส้นแบ่งพื้นที่โดยเส้นแบ่งพื้นที่ของนิรอนตัวที่ i คือ

$$\sum_i w_p + b_i = 0 \quad (2.4)$$



รูปที่ 2.5 เพอร์เซ็ปตรอนแบบหลายนิรอน

เพอร์เซ็ปตรอนแบบนิรอนเดี่ยวสามารถคัดแยกอินพุตเวกเตอร์ออกเป็นสองกลุ่มที่มีเอาต์พุตค่าเป็น 0 และ 1 ดังนั้นเพอร์เซ็ปตรอนแบบหลายนิรอนจะสามารถคัดแยกอินพุตออกเป็นหลาย ๆ กลุ่มได้แต่ละกลุ่มมีเอาต์พุตเวกเตอร์ที่ต่างกันจำนวนกลุ่มที่เพอร์เซ็ปตรอน S นิรอนสามารถคัดแยกได้คือ 2^S (แต่ละนิรอนสามารถแบ่งพื้นที่ได้ 2 ส่วน)

ในการออกแบบเครือข่ายเพอร์เซ็ปตรอนสิ่งที่จะต้องทำการคำนวณหาคือค่าของเมตริกซ์น้ำหนักประสาทโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบเพอร์เซ็ปตรอนซึ่งเป็นการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน (supervised learning) โดยการนำเสนอคู่อินพุตและเป้าหมายที่ต้องการให้กับเครือข่าย

$$\{p_1, t_1\} \{p_2, t_2\} \dots \{p_Q, t_Q\} \quad (2.5)$$

โดยที่ p_i เป็นอินพุตตัวที่ i และ t_i เป็นคู่เป้าหมายของอินพุต i นั้น ๆ อินพุต p_i แต่ละตัวจะถูกป้อนให้กับเครือข่ายแล้วเอาต์พุต y ที่ได้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเป้าหมาย t_i เครือข่ายจะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทและไบอัสตามกฎการเรียนรู้เพื่อทำให้อาต์พุตของเครือข่ายถูกปรับให้เข้าใกล้เป้าหมายมากที่สุดกฎการเรียนรู้แบบเพอร์เซ็ปตรอนมีดังนี้ (สัญลักษณ์ w คือเวกเตอร์แถวที่ 1 ของเมตริกซ์น้ำหนักประสาทซึ่งใช้แทนเครือข่ายเพอร์เซ็ปตรอนที่มี 1 นิวรอน)

กฎการเรียนรู้แบบเพอร์เซ็ปตรอนสำหรับเครือข่ายหลายนิวรอนสามารถเขียนรวมในรูปของเมตริกซ์น้ำหนักประสาทได้คือ

$$W^{new} = W^{old} + ep \quad (2.6)$$

และสำหรับไบอัส คือ

$$b^{new} = b^{old} + e \quad (2.7)$$

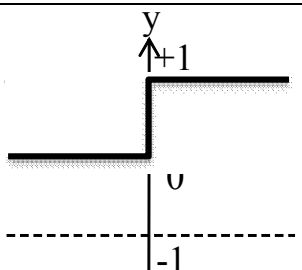
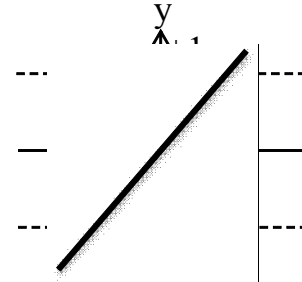
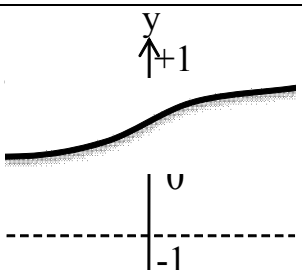
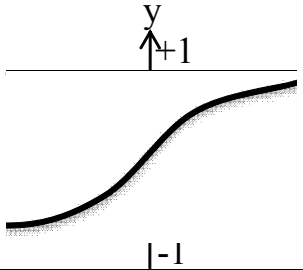
2.3 ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer function)

ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นส่วนที่ทำหน้าที่รวมค่าเชิงตัวเลขจากเอาต์พุตของนิวรอนแล้วทำการตัดสินใจว่าจะยิงสัญญาณเอาต์พุตออกไปในรูปแบบใดฟังก์ชันถ่ายโอนสามารถเป็นได้ทั้งแบบเชิงเส้นหรือไม่เป็นเชิงเส้นการเลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนจะขึ้นอยู่กับลักษณะของระบบที่นำเอาเครือข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนมีอยู่หลายแบบตัวอย่างแบบที่มีการใช้งานทั่วไปมากที่สุด เช่น hard limit, linear, log-sigmoid และ hyperbolic tangent sigmoid เป็นต้นดังตารางที่ 2.1

การเลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนควรจะต้องมีการวิเคราะห์พิจารณาให้เหมาะสมกับระบบ หรือปัญหาที่ต้องการแก้ไขยกตัวอย่างเช่น ฟังก์ชันซิกมอยแบบลอการิทึมมีเอาต์พุตอยู่ในช่วง $[0, 1]$ ในขณะที่ฟังก์ชันซิกมอยแบบเส้นสัมผัสไฮเปอร์โบลาร์มีเอาต์พุตอยู่ในช่วง $[-1, 1]$ เป็นต้นลักษณะความเป็นเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้นของฟังก์ชันถ่ายโอนเองนั้น มีผลโดยตรงต่อการทำงาน

ของเครือข่าย ไม่ว่าจะเป็นเรื่องของการทำให้เป็นทั่วไป (generalization) หรือความเร็วในการเรียนรู้ของเครือข่าย ใดๆ ก็ดี การเลือกชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอนมักจะทำโดยการทดลองเลือกฟังก์ชันแบบต่าง ๆ ทำการปรับพารามิเตอร์ของฟังก์ชัน แล้วสังเกตผลว่าเครือข่ายให้ผลลัพธ์ตามที่ต้องการหรือไม่ถ้าไม่ก็ทำการเลือกฟังก์ชันหรือปรับพารามิเตอร์ใหม่จนกระทั่งได้ผลลัพธ์ที่ต้องการ

ตารางที่ 2.1 ตัวอย่างฟังก์ชันถ่ายโอน

ชื่อฟังก์ชัน	สมการความสัมพันธ์	MATLAB ฟังก์ชัน	กราฟความสัมพันธ์
hard limit	$y = 0$ ถ้า $n < 0$ $y = 1$ ถ้า $n \geq 0$	hardlim	
linear	$y = n$	purelin	
log-sigmoid	$y = \frac{1}{1 + e^{-n}}$	logsig	
hyperbolic tangent sigmoid	$y = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	tansig	

2.4 อัลกอริทึมสำหรับการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ

โปรแกรมโครงข่ายประสาทเทียม neural network tool box ในโปรแกรม MATLAB สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (feed-forward back propagation) มีอัลกอริทึมให้เลือกใช้ด้วยกันทั้งหมด 14 อัลกอริทึมเพียง มีสัง (2553) กล่าวว่าอัลกอริทึมแต่ละชนิดมีคุณลักษณะตามตารางที่ 2.2

ตารางที่ 2.2 คุณลักษณะของอัลกอริทึมการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ

อัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนคุณลักษณะ		อัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนคุณลักษณะ
Traingd	Gradient Descent (GD)	เป็นแบบดั้งเดิม ทำงานช้า
Traingdm	GD with momentum	เร็วกว่า Traingd
Traingda	GD with adaptive α	เร็วกว่า Traingd แต่สามารถใช้ได้แต่กับ batch mode เท่านั้น
Traingdx	GD with adaptive α and with momentum	
Trainrp	Resilient Back-propagation	เร็วสำหรับการปรับค่าเข้าหากัน
Traincfp	Fletcher-Reeves Update	อัลกอริทึม Conjugate Gradient ซึ่งเร็วสำหรับการปรับค่าเข้าหากัน
Traincgp	Polak-ribiereUpdate	
Traincgb	Powell-Beale Restart	
Trainscg	Scaled Conjugate Gradient	
Trainoss	One Step Secant algorithm	อัลกอริทึม Quasi-Newton ซึ่งเร็วสำหรับการปรับค่าเข้าหากัน
Trainbfg	BFGS algorithm	
Trainlm	Levenberg-Marquardt	เร็วในการเรียนรู้ มีคุณลักษณะในการลดการใช้งานหน่วยความจำ
Trainbr	Bayesianregularization	ปรับปรุงความสามารถโดยทั่วไปให้ดีขึ้น

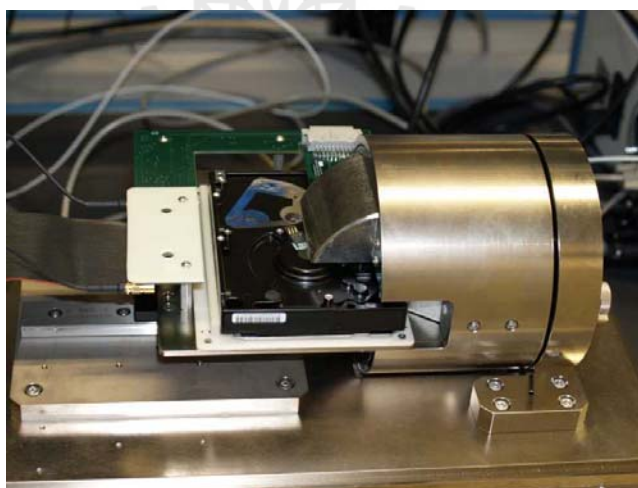
2.5 การทดสอบหัวอ่านแบบควอซิสแตติก (Quasistatictest)

เป็นเครื่องมือที่ใช้ทดสอบประสิทธิภาพของ GMR/TMR โดยสามารถประสิทธิภาพของหัวอ่านได้ ทั้งในรูปของ Head gimble assembly (HGA), Head stack assembly (HSA), Hard disc assembly (HDA) เป็นต้น QST External Tests User's Manual (2008) การทดสอบหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์เป็นการทดสอบหัวอ่านโดยไม่มีการสั่งให้หัวอ่านบินอยู่บนเนื้อแผ่นมีเดีย (Media)

และไม่มีการสั่งให้มอเตอร์หมุน การทดสอบหัวอ่านในงานวิจัยนี้เป็นการทดสอบหัวอ่านในรูปแบบของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์การทดสอบหัวอ่านนั้นจะมีการทดสอบหลากหลายรูปแบบด้วยกัน รูปที่ 2.6 คือรูปเครื่องทดสอบหัวอ่านแบบควอไซส์สแตติก (QST) รูปที่ 2.7 คือรูปแสดงการติดตั้งฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์เข้ากับเครื่องทดสอบหัวอ่าน



รูปที่ 2.6 เครื่องทดสอบหัวอ่านแบบควอไซส์สแตติก (QST)



รูปที่ 2.7 การติดตั้งฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์เข้ากับเครื่องทดสอบหัวอ่าน

2.5.1 การทดสอบหัวอ่านแบบกระแสตรง (DC Measurements)

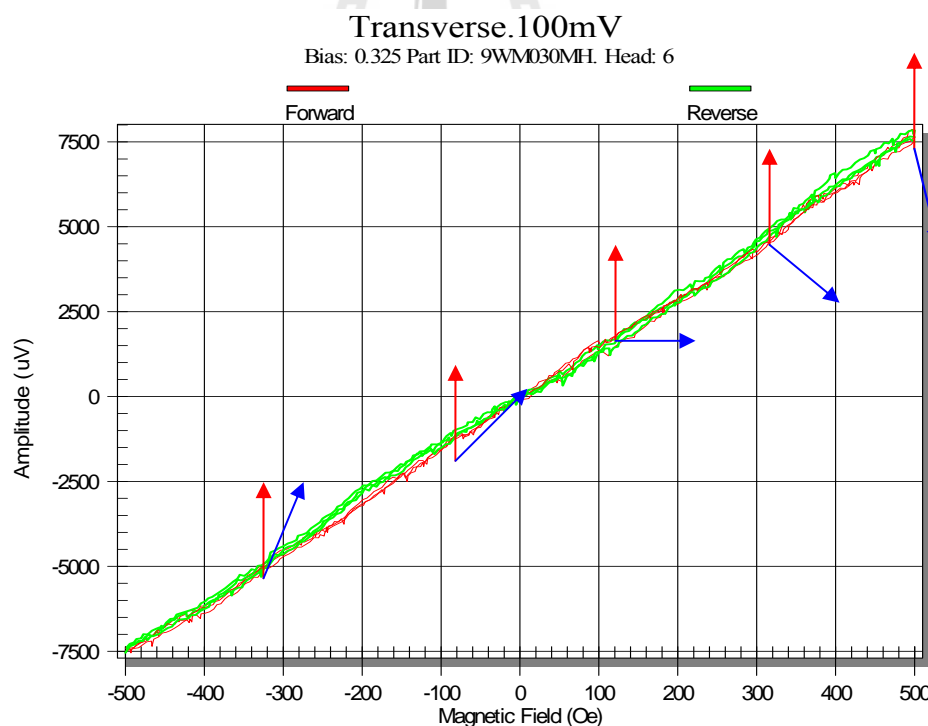
คือการวัดการเปลี่ยนแปลงความต้านทานของหัวอ่านเมื่อเปรียบเทียบกับสนามแม่เหล็กภายนอก ผ่านความถี่ของสนามแม่เหล็กที่จ่ายให้กับหัวอ่านด้วยความถี่ต่ำ การทดสอบหัวอ่านผ่านช่องความถี่ต่ำนั้น มีการทดสอบหัวอ่านแบบสแตติกเทส (Static test)

เป็นการทดสอบหัวอ่านแบบ ไม่มีการจ่ายสนามแม่เหล็ก (Magnetic field=0) ลงไปแล้วทำการวัดค่ากระแสหรือแรงดันต่าง ๆ ค่าที่ได้จากการทดสอบด้วยวิธีนี้ เช่น

- ค่าความต้านทานของหัวอ่าน (Head resistance)
- ค่าความผิดพร่องของหัวอ่านส่วนบันทึกข้อมูล หรือ ค่าความผิดพร่องของหัวอ่านส่วนที่ใช้อ่านข้อมูล (Read fault, Write fault) ฟังก์ชันการตรวจจับความผิดพร่องในหัวอ่านจะบ่งชี้ให้เราทราบว่าที่ขาของ FLT หรือ FLT register มีปัญหาเป็นต้น

- การลัดวงจรของปริ๊อัมป์เช่น Pin-Pin and Pin-Ground shorts
- Temperature Sensor control

การวัดประสิทธิภาพของหัวอ่านผ่านการจ่ายสนามแม่เหล็กความถี่ต่ำ การทดสอบด้วยวิธีนี้คือการทดสอบที่เรียกว่า Transfer curve ดังแสดงในรูปที่ 2.8 หลักการทำงานของ การทดสอบชนิดนี้ คือระบบจะทำการจ่ายสนามแม่เหล็กให้กับหัวอ่านและทำการวัดแรงดันที่อ่านได้ในแต่ละค่าของสนามแม่เหล็กที่จ่ายลงไป ว่ามีค่าเท่าไร ทำการวัดค่าซ้ำตามคำสั่งที่ได้กำหนดไว้ และนำค่าแรงดันที่วัดได้มาพล็อตเป็นกราฟ



รูปที่ 2.8 ตัวอย่างกราฟ Transverse curve

ความสัมพันธ์ระหว่างสนามแม่เหล็กกับหัวอ่าน GMR/TMR สามารถคำนวณหาได้จากสมการที่ 2.8 หรือ สมการที่ 2.9

$$R=R_0-\left(\frac{\Delta R}{2}\right)*\cos(\phi_{\text{free}}-\phi_{\text{pin}}) \quad (2.8)$$

$$V=I_{\text{bias}}*R_0-(I_{\text{bias}}*\frac{\Delta R}{2})*\cos(\phi_{\text{free}}-\phi_{\text{pin}}) \quad (2.9)$$

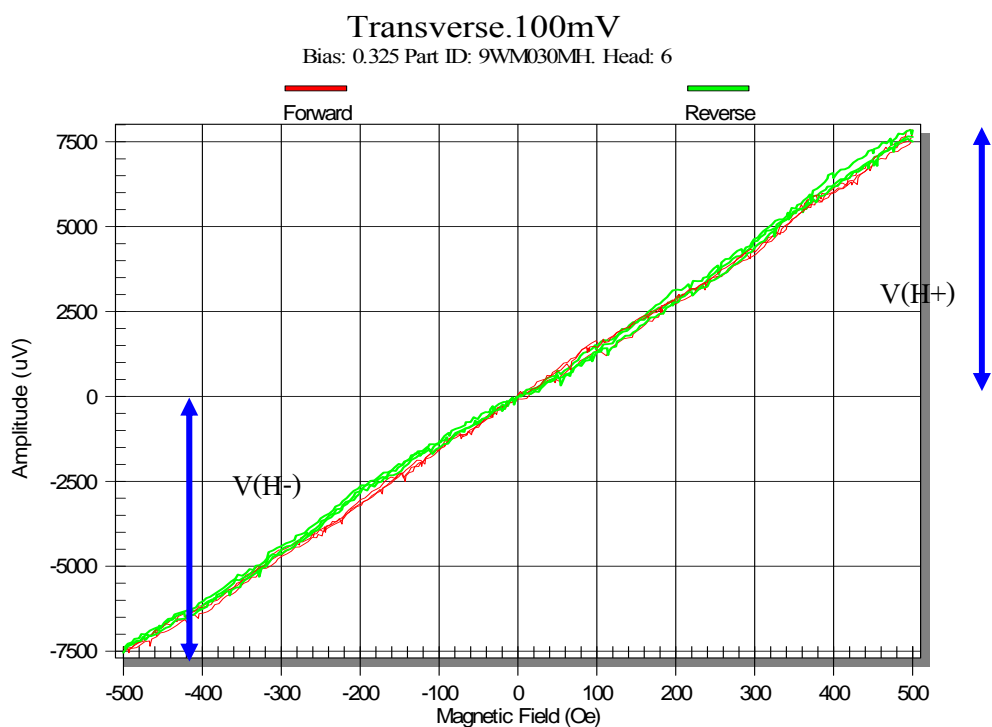
จากการทดสอบหัวอ่านชนิด Transfer curve นั้นสามารถบอกคุณลักษณะอื่น ๆ ของหัวอ่านได้อีกหลายอย่าง ดังต่อไปนี้

- กระแสที่จ่ายให้กับวงจร Bias current, I_{bias} (mA) หน่วยเป็น มิลลิแอมป์
- วัฏจักรที่สนามแม่เหล็กมีค่าเท่ากับศูนย์
- ความต้านทาน หน่วยเป็น โอห์ม วัฏจักรที่สนามแม่เหล็กมีค่าเท่ากับศูนย์
- แอมพลิจูดต่ำสุด Min(μV) หน่วยเป็น ไมโครโวลต์
- แอมพลิจูดสูงสุด Max(μV) หน่วยเป็น ไมโครโวลต์
- แอมพลิจูดแบบพีคทูพีค Peak-to-peak amplitude (μV) หน่วยเป็น ไมโครโวลต์

คำนวณจากสมการที่ 2.10

$$\text{Pk-Pk.Amp}(\mu\text{V})=\text{Max}(\mu\text{V})-\text{Min}(\mu\text{V}) \quad (2.10)$$

- แอมพลิจูดแบบไม่สมมาตร (Peak-to-peak asymmetry, μV) หน่วยเป็น ไมโครโวลต์ คำนวณจากสมการที่ 2.11



รูปที่ 2.9 แอมพลิจูดซีกบวกลบ

$$\text{Asymmetry} = \frac{|V(H+)| - |V(H-)|}{|V(H+)| + |V(H-)|} * 100 \quad (2.11)$$

- ความแตกต่างของพื้นที่ของแรงดันที่วัดได้ขณะจ่ายสนามแม่เหล็กแบบตรงและขณะจ่ายสนามแม่เหล็กกลับหัว Hysteresis ($\mu\text{V/oE}$) คำนวณจากสมการที่ 2.12

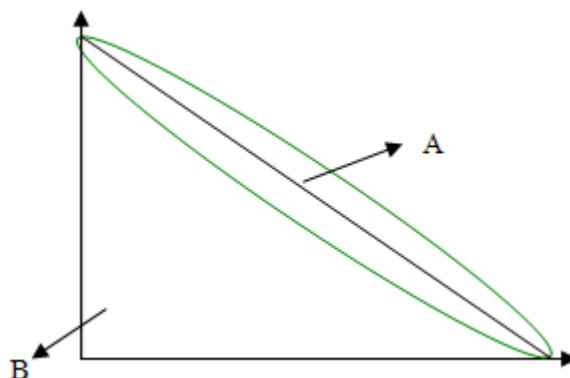
$$\text{Hysteresis} = \text{Inc} * \sum |F_i - Ri| \quad (2.12)$$

โดยที่ Inc คือ สนามแม่เหล็กที่เพิ่มขึ้น

F_i คือ แอมพลิจูดตำแหน่งที่ i ขณะจ่ายสนามแม่เหล็กตามหัว

Ri คือ แอมพลิจูดตำแหน่งที่ i ขณะจ่ายสนามแม่เหล็กตามกลับหัว

- ความซ้ำกันของพื้นที่ที่ได้เส้นโค้งเฉลี่ย ขณะจ่ายสนามแม่เหล็กแบบตรงและขณะจ่ายสนามแม่เหล็กกลับหัว Hysteresis (%) รูปแสดงความซ้ำกันของกราฟ Transfer curve แสดงดังรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.10 ตัวอย่าง Hysteresis

ค่า Hysteresis (%) สามารถหาได้จากสมการที่ 2.13

$$\text{Hysteresis (\%)} = \frac{A}{B} * 100 \quad (2.13)$$

โดยที่ Inc คือ สนามแม่เหล็กที่เพิ่มขึ้น

A คือ Hysteresis เหนือเส้น transverse curve

B คือ $\text{Inc} * \sum \left| \frac{\text{Max}_i + \text{Min}_i}{2} \right| - \text{Min}_i$

- แอมพลิจูดที่กระโดดสูงสุดจากแอมพลิจูดที่อยู่ติดกัน วัดขณะที่สารแม่เหล็กในตัวแม่เหล็กถูกทำให้มีการเปลี่ยนแปลง Barkhausen Jump (μV)

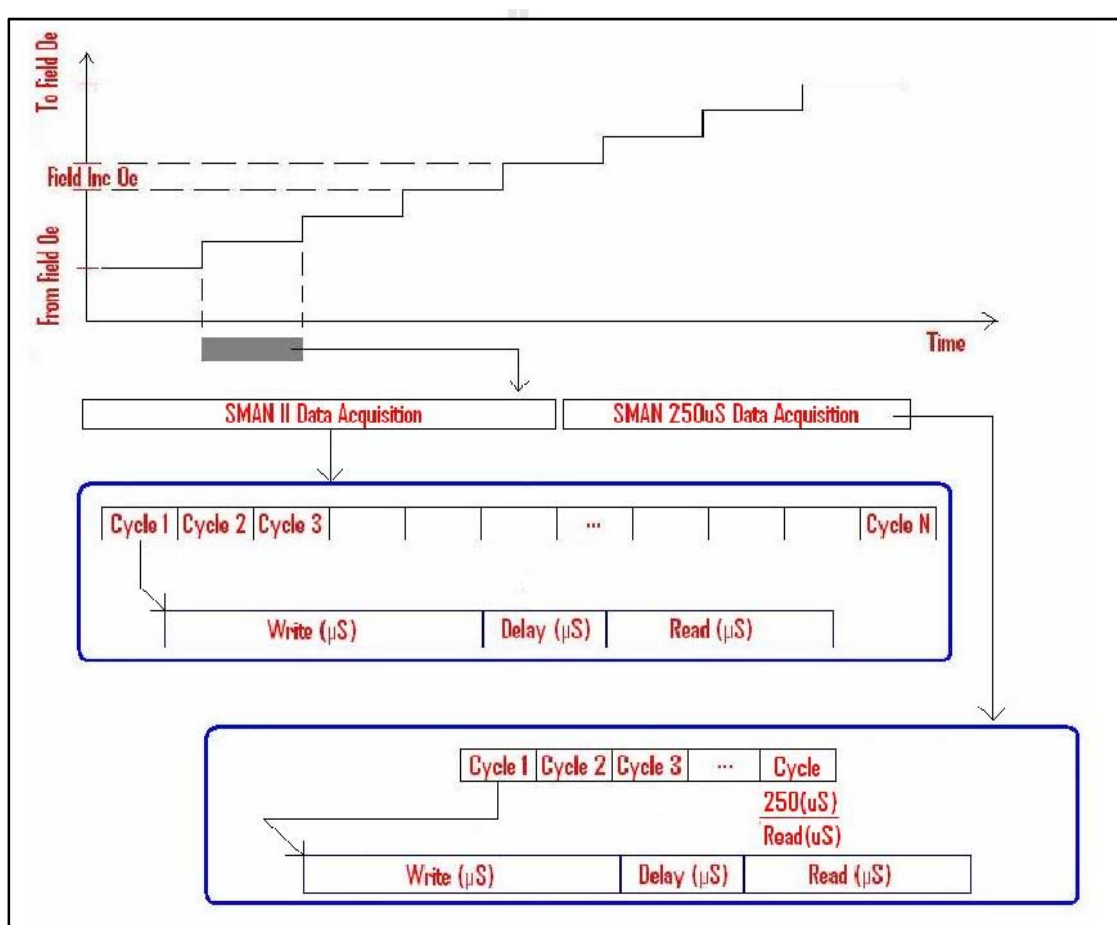
$$\text{Barkhausen Jump (\%)} = \frac{\text{Barkhausen Jump } (\mu\text{V})}{\text{Pk} - \text{Pk.Amp}(\mu\text{V})} * 100 \quad (2.14)$$

2.5.2 การทดสอบหัวอ่านแบบกระแสสลับ (AC Measurements)

คือการวัดสัญญาณรบกวนความถี่สูงขณะมีการกระตุ้นจากภายนอกเช่นการจำลองการบันทึกข้อมูล หรือการจ่ายสนามแม่เหล็ก หรือทั้งสองอย่างจากการทดสอบด้วยวิธีนี้ เช่น

- Popcorn Noisetest คือการวัดสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นหลังจากการเขียนข้อมูล ซึ่งหมายถึงการเปลี่ยนแปลงสนามแม่เหล็กในฮาร์ดดิสก์ไครฟ์

- Spectral Maximum Amplitude Noise (SMAN) Test คือ การทดสอบหาสัญญาณรบกวนความไม่เสถียรของหัวอ่านชนิดหนึ่ง ซึ่งออกแบบมาให้มีความรวดเร็วในการตรวจจับสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นอย่างรวดเร็วในขณะที่ความหนาแน่นของสนามแม่เหล็กมีการเปลี่ยนแปลงผ่านช่องสัญญาณกระแสสลับ ที่ความถี่ 160 MHz การทดสอบหัวอ่านชนิดนี้สามารถจะเพิ่มการทดสอบการจำลองการบันทึกข้อมูลให้กับหัวอ่าน และวัดค่า SMAN มาเพื่อดูว่าสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นกับหัวอ่านนั้นมาจากสนามแม่เหล็กทำให้เกิด หรือการบันทึกข้อมูลแล้วทำให้เกิดสัญญาณรบกวน

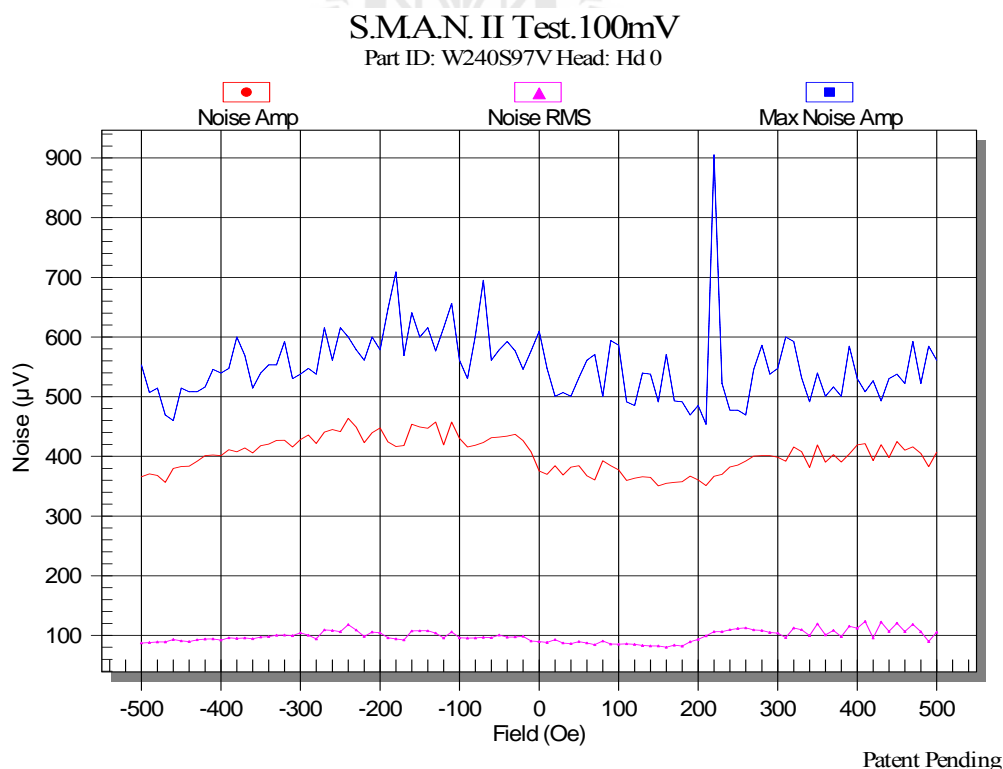


รูปที่ 2.11 SMAN Diagram

การทดสอบหัวอ่านชนิดนี้ จะให้ผลการทดสอบออกมา 3 ชนิดด้วยกัน ได้แก่ Max NoiseAmp, NoiseAmp, and NoiseRMS ค่าที่ได้วัดมาจากข้อมูลที่แย่งที่สุด ทุก ๆ 250 ไมโครวินาที สำหรับทุก ๆ ค่าใน 250 ไมโครวินาทีของแต่ละค่าความหนาแน่นของสนามแม่เหล็ก ค่าที่วัดได้นั้น

ไม่ได้อ่านค่ามาจากก่อน ๆ เดียว แต่เป็นวัดจากทุกรอบของการทดสอบ ขนาดของรอบคือระยะเวลาของการอ่านของหัวอ่านเช่น ถ้าตั้งค่าเวลาการอ่านของหัวอ่านไว้ที่ 5 ไมโครวินาที จะได้ค่าจำนวนรอบเป็น 50 ใน 250 ไมโครวินาที ที่หัวอ่านทำการอ่าน MaxNoiseAmp ได้มาจากค่าสัญญาณรบกวนที่สูงสุดจัดเดี่ยวของข้อมูลทั้งหมด NoiseRMS ได้มาจากการคำนวณ โดยใช้ทุกที่แยะทั้งหมดใน 250 ไมโครวินาทีสำหรับค่า NoiseAmp นั้นการคำนวณคือจะหาค่าที่สูงที่สุดของสัญญาณรบกวนที่พุ่งสูงขึ้นในแต่ละรอบของการทดสอบ แล้ว ไล่ลงไปหาค่าที่สูงที่สุดแล้วหารด้วยจำนวนรอบทั้งหมดที่ได้ทำการทดสอบไป ยกตัวอย่างการคำนวณหลังจากรัน SMAN ไป 1000 รอบ เขียนข้อมูลใน 50 ไมโครวินาที ถ ไมโครวินาทีในการ รีเลย์ข้อมูล, 10 ไมโครวินาทีในการอ่านข้อมูล ด้วยค่า threshold 75 ไมโครวินาที จำนวนรอบที่วัดแล้วได้ค่าสัญญาณรบกวนกิน 75 ไมโครวินาทีได้แก่การทดสอบรอบที่ 24 รอบที่ 300 และรอบที่ 875. เมื่อระบบทำการวิเคราะห์ข้อมูลและหาค่าแอมพลิจูดที่สูงสุดในแต่ละรอบจะได้ค่าออกมาเป็น MaxAmp_{c24}, MaxAmp_{c300} และ MaxAmp_{c875} เมื่อได้ค่าต่าง ๆ แล้วนำมาคำนวณหา NoiseAmp ด้วยสมการที่ (2.15)

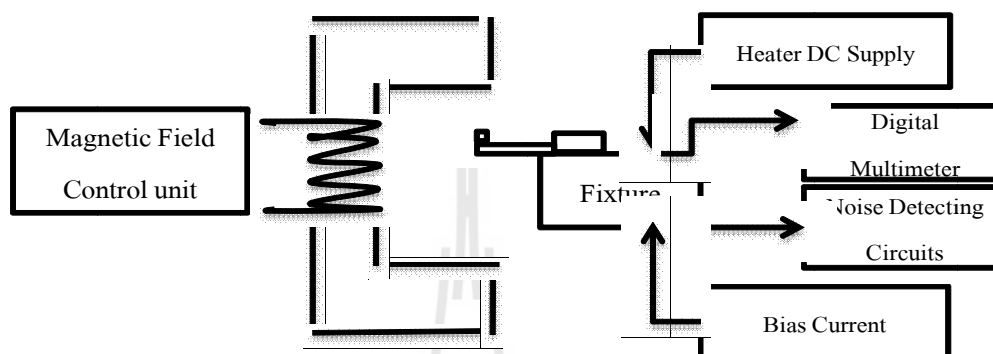
$$\text{NoiseAmp} = \frac{(\text{MaxAmp}_{c24} + \text{MaxAmp}_{c300} + \text{MaxAmp}_{c875} - 977 * \text{NoiseAmp}_2)}{1000} \quad (2.15)$$



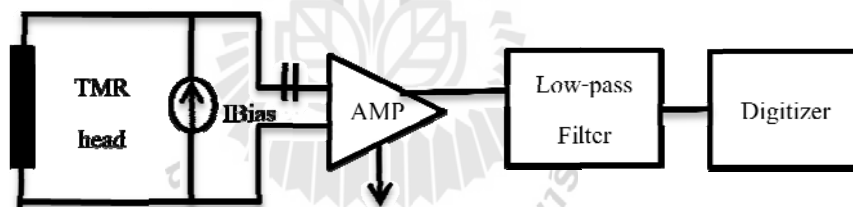
รูปที่ 2.12 ตัวอย่างผลการทดสอบหัวอ่านชนิด SMAN

2.5.3 ลักการทำงานของเครื่องทดสอบหัวอ่านแบบควอไซส์สแตติก

ลักการทำงานของเครื่อง QST คือจะทำการวัดค่ากระแสไฟฟ้าหรือแรงดันในช่วงที่เครื่องนั้นมีการจ่ายสนามแม่เหล็กและไม่จ่ายสนามแม่เหล็ก แสดงในรูปที่ 2.13 และ 2.14 โดยการวัดค่านั้นจะวัดค่าผ่านทางวงจรรีแอมป์ (Preamp chip)



รูปที่ 2.13 โครงสร้างการทำงานของเครื่อง QST



รูปที่ 2.14 วงจรการทำงานของเครื่อง QST

2.6 การคัดแยกประเภทการเสี่ยของหัวอ่าน

เมื่อทำการทดสอบหัวอ่านด้วยวิธีควอไซส์สแตติกแล้ว งานวิจัยนี้ใช้ประเภทการเสี่ยของหัวอ่านที่ได้แยกประเภทจากผู้เชี่ยวชาญไว้แล้วมาทำการสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมได้เรียนรู้หรือเรียกว่าการคัดแยกประเภทข้อมูลแบบมีผู้สอน คือจะมีการกำหนดประเภทของข้อมูลไว้ก่อนว่าถ้ามีแอมริบิว ชนิดนี้และมีค่าเท่านี้จะมีอาการเสี่ยของหัวอ่านเป็นชนิดใด เช่น ประเภทการเสี่ยของหัวอ่านชนิดความไม่สมมาตรของหัวอ่าน (Head asymmetry) โดยถ้าผลการทดสอบหัวอ่านมีพารามิเตอร์ที่ชื่อว่า PTP_ASYM มีค่าเกิน 30 % จะให้อาการเสี่ยของหัวอ่านเป็น Head Asymmetry โดยในโปรแกรมจะ เซตให้ชุดข้อมูลตำแหน่งของ พารามิเตอร์นี้เป็น 1

2.7 การปรับแต่งข้อมูล

การปรับแต่งข้อมูลที่จะใช้ก่อนนำมาใช้กับโครงข่ายประสาทเทียมเป็นสิ่งที่สำคัญอย่างหนึ่ง เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้สิ่งที่ผู้กำลังจะสอนให้ระบบทำการเรียนรู้ ลดความซับซ้อนของข้อมูล Othman et.al., (2007) กล่าวว่า การปรับแต่งข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ก่อนนำมาใช้นั้น จะช่วยให้ระบบสามารถที่จะเรียนรู้ได้ไวขึ้น และมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น วิธีการปรับแต่งข้อมูลมีด้วยกันหลายวิธีดังต่อไปนี้ เช่น

2.7.1 การจัดระเบียบข้อมูล (Data Cleaning)

การทดสอบหัวอ่านแบบควอไซน์สแตติกนั้นใช้ในการทดสอบกับฮาร์ดดิสก์ไครฟ์หลายชนิดด้วยกัน ซึ่งจากคุณสมบัติเฉพาะของชนิดของฮาร์ดดิสก์ไครฟ์นั้นจะทำให้ผลที่ได้จากการทดสอบมีบางแอททริบิวต์หายไป หรือมีข้อมูลมีความผิดพลาด และขาดคุณลักษณะที่น่าสนใจ ซึ่งข้อมูลที่หายไปอาจทำให้โครงข่ายประสาทเทียมทำนายหรือวิเคราะห์อาการเสียของหัวอ่านผิดพลาดได้ ทำให้ก่อนนำผลการทดสอบหัวอ่านที่ได้ไปสอนให้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ต้องมีการจัดระเบียบข้อมูลก่อน ตัวอย่างการจัดระเบียบข้อมูลนั้นมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

- Ignore the tuple

ตัดทิ้งรายการที่มีข้อมูลสูญหาย นิยมใช้กับการทำเหมืองข้อมูลแบบจำแนกประเภท (Classification) ในกรณีที่ค่าคุณลักษณะขาดหายไปเป็นจำนวนมาก

- Fill in the missing value manually

เติมค่าที่ขาดหายด้วยมือ วิธีนี้ไม่เหมาะสมกรณีที่ชุดข้อมูลมีขนาดใหญ่ และมีข้อมูลขาดหายจำนวนมาก

- Use a global constant to fill in the missing value

เติมค่าคุณลักษณะของข้อมูลที่ขาดหายทุกค่า ด้วยค่าคงที่ค่าหนึ่ง เช่น ไม่รู้ค่า หรือ unknown

- Use the attribute mean to fill in the missing value

ใช้ค่าเฉลี่ยของคุณลักษณะ เติมค่าข้อมูลที่ขาดหาย เช่น ถ้าทราบว่าหัวอ่านมีผลการทดสอบความต้านทานของหัวอ่านส่วนเขียน โดยปกติประมาณ 8 แอมป์ จะใช้ค่านี้แทนค่าความต้านทานของหัวอ่านส่วนเขียนที่ขาดหายไป

- Use the attribute mean for all samples belonging to the same class as the given tuple

ใช้ค่าเฉลี่ยคุณลักษณะของตัวอย่างที่จัดอยู่ในประเภทเดียวกัน เพื่อเติมค่าข้อมูลที่ขาดหาย เช่น เติมค่าผลการทดสอบหัวอ่านชนิดแอมพลิจูดของหัวอ่าน ด้วยค่าเฉลี่ยแอมพลิจูดของหัวอ่านตามคุณลักษณะชนิดของฮาร์ดดิสก์ไครฟ์ที่นำมาทดสอบ

- Use the most probable value to fill in the missing value

ใช้ค่าที่เป็นไปได้มากที่สุด เติมแทนค่าข้อมูลที่ขาดหาย เช่น ค่าที่ได้จากสมการความถดถอย (Regression) ค่าที่ได้จากการอนุมาน โดยใช้สูตรของเบย์ (Bayesian formula) หรือต้นไม้ตัดสินใจ (Decision tree) เช่น ใช้ข้อมูลลูกค้า มาสร้างต้นไม้ตัดสินใจ เพื่อทำนายรายได้ของลูกค้า แล้วนำไปแทนค่าที่ขาดหายวิธีนี้นิยมกันแพร่หลาย เนื่องจากทำนายค่าข้อมูลที่ขาดหาย โดยพิจารณาจากค่าของข้อมูลชุดปัจจุบัน และความสัมพันธ์ระหว่างคุณลักษณะในชุดข้อมูล

2.7.2 การผสมผสานข้อมูล (Data Integration)

เป็นการรวบรวมข้อมูลจากแหล่งที่เก็บต่าง ๆ มาไว้ที่เดียวกัน การผสานข้อมูลจากแหล่งต่าง ๆ เพื่อขจัดหรือหลีกเลี่ยงความซ้ำซ้อนของข้อมูล (Data Redundancies) ซึ่งจะนำไปสู่ปัญหาความไม่สอดคล้องกันของข้อมูล (Data inconsistencies) และเพิ่มความเร็วและคุณภาพในการทำเหมืองข้อมูล

2.7.3 การแปลงข้อมูล (Data Transformation)

การแปลงข้อมูลที่พบบ่อยในการทำเหมืองข้อมูลคือ การทำนอร์มอลไลซ์ (Normalization) โดยแปลงค่าข้อมูลให้อยู่ในช่วงสั้น ๆ ที่อัลกอริทึมการทำเหมืองข้อมูลสามารถนำไปใช้ประมวลผลได้วิธีการทำนอร์มอลไลซ์ข้อมูลได้แก่ Min-Max Normalization, Decimal Scaling และวิธี Z-Score เป็นต้น โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

- Min-Max Normalization

เป็นการแปลงข้อมูลเชิงเส้นจากช่วงที่เป็นไปได้เดิมของค่าอินพุต ให้เป็นช่วงข้อมูลใหม่ที่กำหนด ปกติ ช่วง 0-1

- Decimal scaling

เป็นการแปลงค่าข้อมูลเดิมให้เป็นเลขทศนิยม ตำแหน่งทศนิยมกำหนดโดยค่าสัมบูรณ์ที่มีค่ามากที่สุด เช่น ค่าที่เป็นไปได้ของคุณลักษณะ A อยู่ในช่วงระหว่าง -999 ถึง 997 จะได้ว่าค่าสัมบูรณ์ที่มีค่ามากที่สุดคือ $|-999| = 999$ ดังนั้นเราจะหารข้อมูลแต่ละค่าด้วย 1000 ผลลัพธ์คือค่า -999 จะถูกแปลงเป็น -0.999

- Z-Score

เป็นการปรับการกระจายของข้อมูลให้มีค่าเท่ากับ 0 และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 1 สามารถคำนวณหาได้จากสมการที่ (2.14)

$$v' = \frac{v - \bar{A}}{\sigma_A} \quad (2.16)$$

โดยที่ \bar{A} คือ ค่าเฉลี่ยของ A

σ_A คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของ A

2.7.4 การผสมผสานข้อมูล (Data Integration)

รวบรวมข้อมูล ผลการทดลองจากแหล่งที่เก็บต่าง ๆ มาไว้ที่เดียวกัน ทั้งนี้เพื่อช่วยลดหรือหลีกเลี่ยงความซ้ำซ้อนของข้อมูล (data redundancies) ซึ่งจะนำไปสู่ปัญหาความไม่สอดคล้องกันของข้อมูล (data inconsistencies) และเพิ่มความเร็วและคุณภาพในการวิเคราะห์ข้อมูลของระบบ

2.7.5 การลดรูปข้อมูล (data reduction)

เนื่องจากข้อมูลที่นำมาใช้วิเคราะห์โดยใช้วิธี โครงข่ายประสาทเทียม การทำเหมืองข้อมูลเป็นข้อมูลขนาดใหญ่ ดังนั้นการวิเคราะห์ หรือการทำเหมืองข้อมูลที่ซับซ้อน ต้องใช้เวลานานในการประมวลผลข้อมูลเนื่องจากมีข้อมูลปริมาณมาก ๆ การลดรูป เป็นการกระทำเพื่อแทนข้อมูลด้วยรูปแบบกะทัดรัด กินเนื้อที่น้อยกว่า แต่สามารถนำไปใช้วิเคราะห์ แล้วเกิดผลลัพธ์ที่เท่ากันหรือเทียบเท่ากัน กับการวิเคราะห์จากข้อมูลทั้งหมด ตัวอย่างวิธีการลดรูปข้อมูลมีดังต่อไปนี้

- Data Aggregation

เป็นการลดรูปข้อมูลที่มีพบใน data cube ซึ่งเป็นแบบจำลองข้อมูลหลายมิติ (multidimensional data model)

- Dimensionality Reduction

คือการลดขนาดข้อมูลให้มีขนาดเล็กลงและสูญเสียความสำคัญของข้อมูลน้อยที่สุด และสูญเสียความถูกต้องของผลลัพธ์น้อยที่สุด เนื่องจากข้อมูลที่มีมีความแตกต่างหลากหลายกัน จากหลายแหล่งข้อมูล ทั้งนี้ข้อมูลอาจจะประกอบไปด้วยข้อมูลเชิงตัวเลข ข้อมูลเชิงปริมาณ บางครั้งข้อมูลที่ได้อาจไม่สมบูรณ์ เช่นการขาดหายไปของข้อมูล ข้อมูลถูกรบกวน ดังนั้นการใช้ข้อมูลที่เหมาะสมเป็นสิ่งสำคัญอย่างหนึ่ง ดังนั้นการเลือกอัลกอริทึมจึงต้องเลือกให้เหมาะสมกับข้อมูลที่มีอยู่เพื่อให้ระบบวิเคราะห์ผลได้อย่างถูกต้องแม่นยำมากขึ้นวิธีการลดรูปข้อมูลมีดังต่อไปนี้

- Data Summarization

คือการลดขนาดข้อมูลด้วยการสรุปหาความสำคัญของข้อมูล

- Dimensionality Reduction

คือ การลดขนาดของข้อมูลโดยการตัดแอตทริบิวต์หรือข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้อง หรือมีความเกี่ยวข้องน้อย หรือไม่มีความสัมพันธ์ในการหารูปแบบในการวิเคราะห์หาข้อมูลออกไป

- Data Compression

คือ การแปลงข้อมูลหรือบีบอัดข้อมูลให้มีขนาดเล็กลงแต่ยังคงสามารถแสดงถึงข้อมูลทั้งหมดได้

- Numerosity Reduction

คือการลดรูปข้อมูล โดยการเลือกรูปแบบข้อมูลที่ย่อยในการแสดงถึงข้อมูลแทนการใช้ข้อมูลจริงทั้งหมดการลดรูปข้อมูลโดยใช้เทคนิคนี้มี 2 ประเภทคือ Parametric methods เป็นการสร้างแบบจำลองข้อมูลด้วยวิธีความถดถอยซึ่งใช้เทคนิคทางสถิติในการประมาณค่าตัวแปรตาม Non-parametric methods วิธีนี้ไม่ได้สร้างแบบจำลองข้อมูลแต่จะใช้เครื่องมืออาทิเช่นแผนภาพฮิสโตแกรม (histogram) หรือวิธีการจัดกลุ่ม (clustering) แสดงการกระจายของข้อมูลและเก็บค่าตัวแทนกลุ่มแทนค่าข้อมูลจริงหรืออาจใช้วิธีทางสถิติเช่นการสุ่มตัวอย่าง (sampling)

2.8 การตรวจสอบผลการทดลองด้วย ROC (Receiver Operating Characteristic)

คือเครื่องมือในการตรวจสอบประสิทธิภาพการทำนาย การพยากรณ์หรืออัลกอริทึมที่สร้างขึ้นมา หัวใจหลักของการตรวจสอบคุณภาพของงานวิจัยคือ พิจารณาระเบียบวิธีวิจัยที่น่าเชื่อถือหรือไม่พิจารณาผลของงานวิจัยว่ามีผลมากน้อยเพียงใดพิจารณาความเป็นไปได้และประโยชน์จากการนำไปใช้ในการทำนายอาการเสียของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ได้จริง Thomas A. Lasko และคณะ (2005) กล่าวว่ากราฟ ROC เป็นกราฟชนิดหนึ่ง que แสดงค่าความสัมพันธ์ระหว่าง ค่าพยากรณ์ถูก True Positive Rate (TPR) กับค่าการพยากรณ์ที่ผิด False Positive Rate (FPR) ดังแสดงในรูปที่ 2.15 ประสิทธิภาพของระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากการทำนายนั้นสามารถวัดด้วยเทอม Sensitivity และ Specificity ภายใต้วางขนาด n โดยพิจารณา ผลของการพยากรณ์ด้วยจำนวนเหตุการณ์ใน

ตารางที่ 2.3 Confusion matrix, Agristi (2007)

		ผลสรุปอาการเสียของหัวอ่านจากผู้เชี่ยวชาญ	
		ถูก	ผิด
ผลการทำนายอาการเสียโดยโครงข่ายประสาทเทียม	ผลบวก	A True positive	B False positive
	ผลลบ	C False negative	D True negative

จากตารางที่ 2.3 สามารถคำนวณหาค่าต่าง ๆ ได้จาก

$$\text{Sensitivity} = \frac{a}{a+c} \quad (1)$$

$$\text{Specificity} = \frac{d}{b+d} \quad (2)$$

$$\text{Prevalence} = \frac{(a+c)}{(a+b+c+d)} \quad (3)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{(a+d)}{(a+b+c+d)} \quad (4)$$

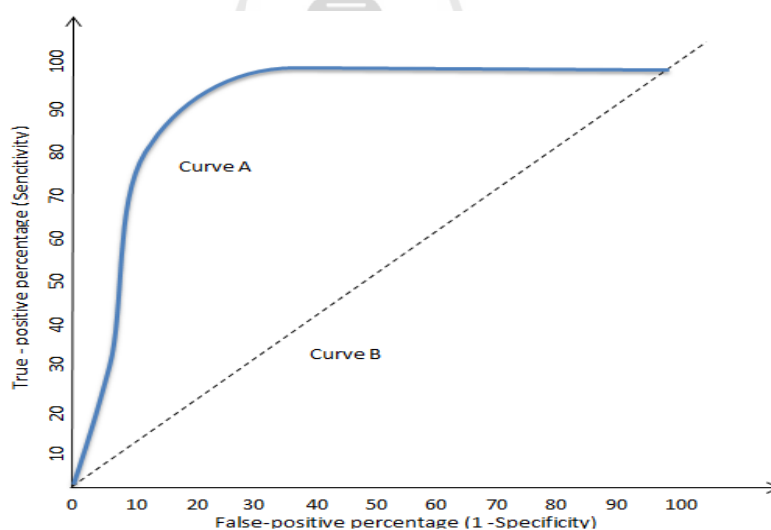
$$\text{+Predictive value} = \frac{a}{a+b} \quad (5)$$

$$\text{-Predictive value} = \frac{d}{c+d} \quad (6)$$

$$\text{Likelihood ratios+} = \frac{a/(a+c)}{b/(b+d)} \quad (7)$$

$$\text{Likelihood ratios-} = \frac{c/(a+c)}{d/(b+d)} \quad (8)$$

กราฟ ROC แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง ค่า True Positive Rate (TPR) กับค่า False Positive Rate (FPR)



รูปที่ 2.15 ตัวอย่างกราฟ ROC

จากรูปที่ 2.15 แกน x คือค่า False-Positive rate ในที่นี้หมายถึงฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ที่ไม่มีปัญหาเกี่ยวกับหัวอ่านแล้ว โปรแกรมพยากรณ์ว่ามีอาการเสียของหัวอ่าน แกน Y คือค่าของ True positive rate หมายถึงฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ที่มีปัญหาเกี่ยวกับหัวอ่านแล้ว โปรแกรมสามารถพยากรณ์ได้ถูกต้องว่ามีอาการเสียเหมือนกันพื้นที่ใต้โค้ง ROC เป็นตัวบ่งชี้ความถูกต้องของการพยากรณ์หรือความเชื่อถือ

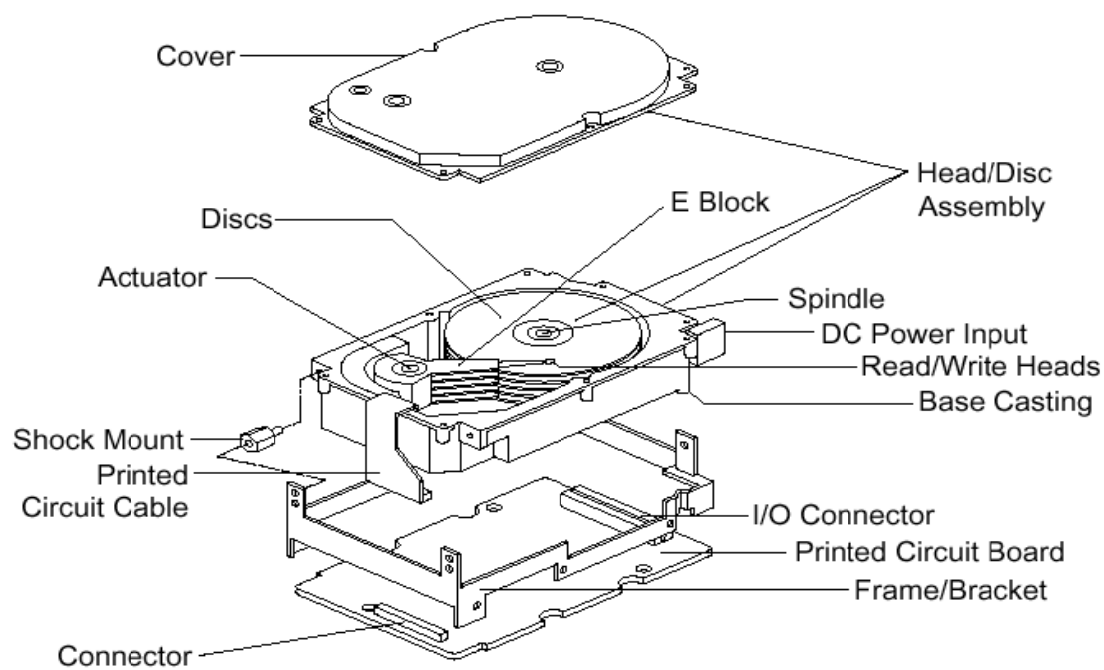
ได้ของตัวระบบที่ได้ทำการออกแบบ ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการจำแนกอาการเสียของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ได้ การคำนวณพื้นที่ใต้โค้ง ROC (area under curve, AUC) ใช้หลักเกณฑ์สี่เหลี่ยมคางหมู (trapezoidal Rule) ซึ่งเป็นระเบียบวิธีที่ไม่ใช้พารามิเตอร์ (nonparametric Method) ในการคำนวณ โดยเส้นโค้ง ROC จะเชื่อมต่อแต่ละจุดของข้อมูล เป็นเส้นตรงโดยค่าประมาณของพื้นที่ใต้โค้ง ROC จากวิธีการนี้จะมีค่าเท่ากับผลการทดสอบข้อมูลชุดเดิมด้วยการทดสอบของ (Mann-Whitney Test) ซึ่งเป็นการทดสอบโดยการคำนวณค่าจากจำนวนคู่ที่มีความเป็นไปได้ของอาการเสียของหัวอ่านที่สนใจและอาการเสียที่ไม่สนใจ



บทที่ 3

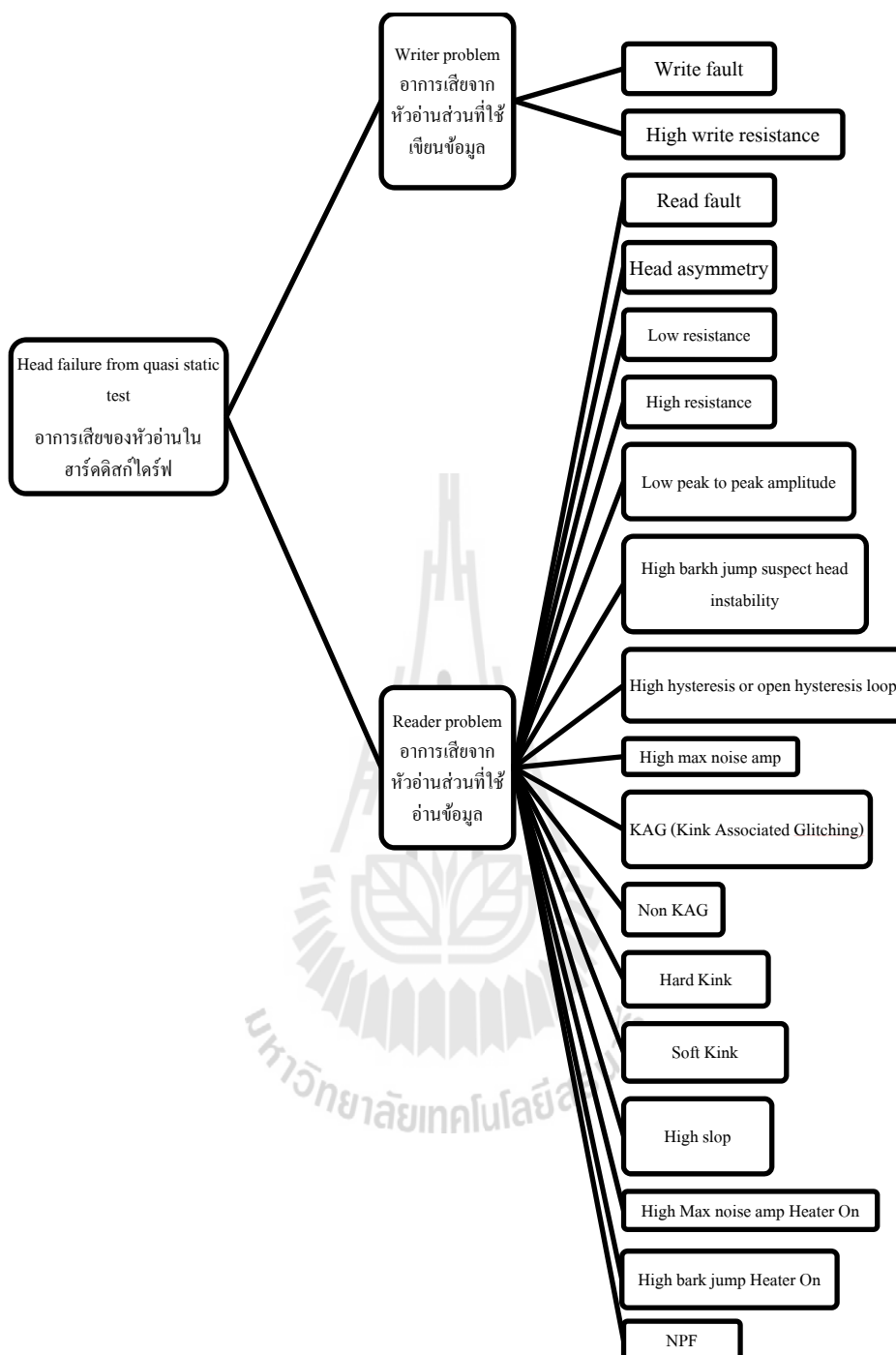
การดำเนินงานวิจัย

ในกระบวนการทดสอบคุณภาพของลูกค้ำ จะมีสินค้าบางส่วนที่ไม่ผ่านการทดสอบคุณภาพของลูกค้ำถูกจะส่งคืนกลับมายังบริษัทผู้ผลิตเพื่อทำการหาสาเหตุของอาการเสียเหล่านั้นว่าเกิดจากสาเหตุอะไร การวิเคราะห์หาสาเหตุของอาการเสียของฮาร์ดดิสก์เหล่านั้นมีขั้นตอนที่มีความยุ่งยาก ซับซ้อนและมีการใช้วิธีการทดสอบหลายชนิดด้วยกัน ทำให้ใช้เวลามากในการวิเคราะห์หาสาเหตุของอาการเสียที่เกิดขึ้นทั้งนี้ปริมาณข้อมูลที่ได้จากการทดสอบหาอาการเสียของฮาร์ดดิสก์นั้นขึ้นอยู่กับขนาดความจุของฮาร์ดดิสก์ (ขนาดฮาร์ดดิสก์ความจุ 2 เทระไบต์ใช้เวลาในการวิเคราะห์หาสาเหตุของอาการเสียประมาณ 6-8 ชั่วโมง) กระบวนการทดสอบในการวิเคราะห์หาอาการเสียในฮาร์ดดิสก์อีกวิธีหนึ่งก่อนที่จะสรุปหาสาเหตุของอาการเสียในฮาร์ดดิสก์ คือ การทดสอบหัวอ่านแบบควอไซส์สเตติก การทดสอบหัวอ่านแบบควอไซส์สเตติก เป็นการจำลองการอ่านและเขียนของข้อมูลขณะที่ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ไม่มีการหมุนของมอเตอร์ ผลการทดสอบหัวอ่านชนิดนี้จะมีปริมาณข้อมูลตามความจุของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ ซึ่งในปัจจุบันมีความต้องการขนาดความจุในการเก็บข้อมูลที่เพิ่มมากขึ้น ทำให้ปริมาณข้อมูลที่ได้จากการทดสอบคุณภาพของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ในปัจจุบันนี้มีขนาดที่เพิ่มมากขึ้น และเนื่องมาจากฮาร์ดดิสก์นั้นประกอบมาจากชิ้นส่วนเล็ก ๆ หลายชิ้นดังแสดงในรูปที่ 3.1 ดังนั้นการวิเคราะห์หาสาเหตุของอาการเสียในฮาร์ดดิสก์จึงใช้เวลาเพิ่มมากขึ้นทำให้บางครั้งไม่สามารถสรุปสาเหตุของปัญหาเหล่านั้น ได้ทันตามเวลาของลูกค้ำที่กำหนดไว้จากตัวอย่างงานวิจัยและวารสารที่เกี่ยวข้องกับการใช้โครงข่ายประสาทเทียมมาช่วยในการระบุหรือการจำแนกประเภทข้อมูลที่ต้องการจัดประเภทได้ ทำให้สามารถกำหนดขั้นตอนและวิธีการดำเนินงานวิจัยการระบุหาอาการเสียของหัวอ่านจากการทดสอบหัวอ่านแบบควอไซส์สเตติกได้โดยอาการเสียของหัวอ่านนั้นแบ่งได้เป็นสองประเภทใหญ่ ๆ ตามหน้าที่การทำงาน คือหัวอ่านส่วนที่ใช้เขียนข้อมูลและหัวอ่านส่วนที่ใช้เขียนข้อมูล แสดงดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.1 ส่วนประกอบของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์





รูปที่ 3.2 อาการเสียของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์

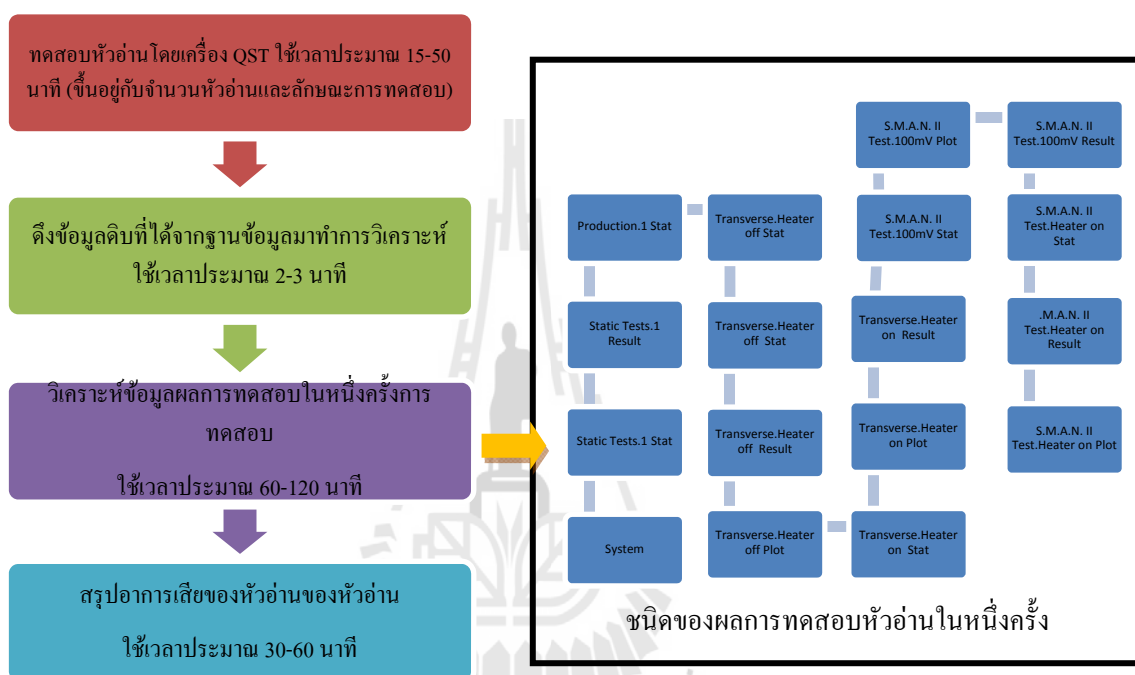
3.1 ขั้นตอนการแยกประเภทอาการเสียของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์จากผู้เชี่ยวชาญ

ผลการทดสอบหัวอ่านแบบควอไซส์สแตติกนั้น แบ่งการทดสอบหลัก ๆ ด้วยกันคือ การทดสอบที่กระแสดตรงและกระแสสลับผลลัพธ์ของการทดสอบหัวอ่าน จำนวนข้อมูลที่ได้ ขึ้นอยู่กับจำนวนหัวอ่านภายในฮาร์ดดิสก์เอง ซึ่งในแต่ละการทดสอบหลัก จะมีการแบ่งการทดสอบออกเป็นย่อย ๆ อีก เช่น การทดสอบหัวอ่านแบบกระแสดตรงผลที่ได้จากการทดสอบแบบกระแสดตรงนี้ประกอบด้วย การทดสอบแบบ Static test และ Transverse test เป็นต้น ตัวอย่างผลการทดสอบหัวอ่านแบบกระแสดตรง ชนิด Transverse test แสดงในตารางที่ 3.1 ในการทดสอบชนิดนี้ค่าที่ได้จากการทดสอบนั้น ประกอบด้วย ค่า Bias Current (mA), Resistance (Ohms), Min (μV), Max (μV), Pk-Pk Amp (μV), Pk-Pk Asym (%), Barkh. Jump (μV), Barkh. Jump (%), Barkh. Jump At (Oe), Hysteresis ($\mu\text{V} \cdot \text{Oe}$), Hysteresis (%), Max Hyst (μV), Max Hyst At (Oe), Amp At Test (μV), Asym At Test (%), Hyst. At Test (%), Hyst. At Test ($\mu\text{V} \cdot \text{Oe}$), Barkh. Jump At Test (μV), Barkh. At Test/Amp At Test (%), Barkh. Jump At Test (%), Measure At (Oe), Bias Point (%), Delta R/R (%), Bias Angle (Deg), Slope ($\mu\text{V}/\text{Oe}$), Max Slope ($\mu\text{V}/\text{Oe}$), Max Slope (%), Max Slope Amp (μV), Max Hyst At Test (μV), Preamp Amp At Test (mV) Min Amp At Test (mV), Max Amp At Test (mV), Max Slope (Signed) ($\mu\text{V}/\text{Oe}$), Max Slope (Signed) (%), Max Slope Variation ($\mu\text{V}/\text{Oe}$), Max Slope Variation At (Oe), Max Slope At (Oe), Barkh. Jump Fwd (μV), Barkh. Jump Fwd At (Oe), Barkh. Jump Rev (μV), Barkh. Jump Rev At (Oe), Barkh Jump (Signed) (μV) เป็นต้น ผลการทดสอบชนิดอื่นลักษณะการทดสอบคล้ายกับ Transverse test

ตารางที่ 3.1 ข้อมูลผลการทดสอบหัวอ่านชนิด Transverse test

Cycle	Bias Current	Resistan	Min (μV)	Max (μV)	Pk-Pk Amp (μV)	Pk-Pk Asym (%)	Barkh. Jump	Barkh. Jump (%)	Barkh. Jump At (Oe)	Hysteresis ($\mu\text{V} \cdot \text{Oe}$)	Hysteresis (%)	Max Hyst (μV)	Max Hyst At (Oe)	Amp At Test (μV)	Asym At Test (%)	Hyst. At Test (%)	Hyst. At Test ($\mu\text{V} \cdot \text{Oe}$)	Barkh. Jump At Test (μV)	Barkh. At Test/Amp At Test (%)	Barkh. Jump At Test (%)	Barkh. Jump At Test (Signed) (μV)	Measure At (Oe)
1	0.469	212	-5557.6	5458.465	11016.1	-0.9	399.118	3.623	692.923	340240.6	4.365	966.037	-346.02	1666.886	-0.785	24.682	40203.68	341.639	20.496	23.944	99.942	
2	0.469	212	-5492.6	5530.423	11023.03	0.343	440.139	3.993	0.985	355808.1	4.651	916.662	-171.01	1776.096	0.602	24.36	40896.03	440.139	24.781	24.781	99.942	
3	0.469	212	-5355.3	5619.812	10975.15	2.41	420.421	3.831	131.918	299577.4	3.905	793.972	618.94	1680.846	25.55	31.749	46568.73	328.455	19.541	25.012	99.942	
1	0.469	214	-5701.3	7284.392	12985.65	12.191	505.84	3.895	134.945	205191.5	2.423	703.379	-328.05	2039.678	16.102	11.027	21281.5	445.025	21.818	24.8	99.942	
2	0.469	214	-5764.9	7227.953	12992.83	11.261	428.617	3.299	347.995	215903.7	2.562	589.955	166.92	1902.55	-10.186	14.075	29945.35	338.293	17.781	22.529	99.942	
3	0.469	214	-5796.3	6815.042	12611.38	8.078	469.786	3.725	144.027	311274.4	3.769	884.759	-307.99	1625.009	-8.837	34.222	53718.59	423.803	26.08	28.91	99.942	
1	0.45	220	-4691.2	3730.052	8421.278	-11.414	648.648	7.702	624.997	197137.2	3.08	756.959	622.92	1248.933	9.339	21.564	24565.31	330.134	26.433	51.936	99.942	
2	0.45	220	-4571.3	4406.312	8977.618	-1.838	1032.875	11.505	631.051	199494.5	3.053	965.22	653.95	1404.126	22.624	24.71	35108.5	410.462	29.233	73.56	99.942	
3	0.45	220	-4599	4256.357	8855.392	-3.87	1028.06	11.609	674.002	241155.4	3.799	1178.142	666.05	1357.322	1.271	16.513	22333.98	331.726	24.44	75.742	99.942	
1	0.609	159	-4936.4	5832.756	10769.19	8.323	246.315	2.287	575.045	177387.9	2.426	514.744	109.97	2023.255	14.406	16.238	31740.01	206.901	10.226	12.174	99.942	
2	0.609	159	-4895.9	5891.41	10787.35	9.228	361.326	3.35	589.993	235289.2	3.29	684.41	569.94	1827.006	12.766	14.74	24870.38	300.562	16.451	19.777	99.942	
3	0.609	159	-4921.3	5773.979	10695.32	7.972	321.948	3.01	33.908	203166.6	2.755	558.099	469.09	2082.376	27.047	11.713	22781.48	321.948	15.461	15.461	99.942	
1	0.403	248	-5629	7098.866	12727.83	11.549	392.408	3.083	544.961	285062.2	3.433	801.899	263.99	1963.313	3.007	24.956	53768.52	259.567	13.221	19.987	99.942	
2	0.403	248	-5849.9	6853.169	12703.07	7.898	589.52	4.641	400.973	233766.1	2.752	730.602	418.95	1778.56	7.113	16.332	27867.62	287.345	16.156	33.146	99.942	
3	0.403	248	-5910.9	6851.779	12762.69	7.372	418.756	3.281	497.091	261285.3	3.047	657.896	-175.93	1863.135	-1.497	14.109	27376.94	330.075	17.716	22.476	99.942	
1	0.581	173	-2340.3	2678.421	5018.76	6.736	428.505	8.538	513.931	249364.6	7.562	694.931	-9.04	486.107	-33.59	116.501	53745.99	397.303	81.732	88.15	99.942	
2	0.581	173	-2296.3	2870.989	5167.279	11.122	459.836	8.899	589.993	205692.3	6.295	630.208	273.07	810.452	-15.401	52.379	41652.47	445.045	54.913	56.738	99.942	
3	0.581	173	-2075.4	2851.715	4927.146	15.755	445.139	9.034	695.004	213947.4	6.975	700.568	-27.02	872.857	-12.031	45.385	42945.37	359.742	41.214	50.998	99.942	
1	0.516	194	-4012.5	4525.237	8537.757	6.005	422.092	4.944	394.918	216057.3	3.83	741.182	-28.91	1260.429	0.779	32.211	38878.44	385.963	30.622	33.488	99.942	

จากตาราง 3.1 แสดงค่าบางส่วนจากค่าทั้งหมดที่ได้จากการทดสอบแบบ Transverse test จะเห็นว่าในการวิเคราะห์หาอาการเสียจากข้อมูลชนิด Transverse test ชนิดเดียว ปริมาณข้อมูลที่ได้มีจำนวนมาก ทำให้ในการใช้บุคลากรในการวิเคราะห์ผลการทดสอบหัวอ่านชนิดนี้ ใช้เวลาวิเคราะห์ข้อมูลเป็นนาน การวิเคราะห์หาอาการเสียของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์โดยใช้บุคลากรการทำระบุนอาการเสียได้ แสดงดังรูปที่ 3.3

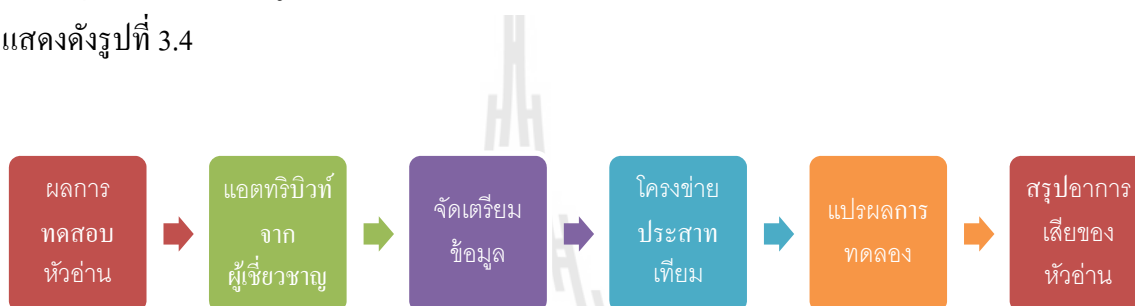


รูปที่ 3.3 ขั้นตอนการระบุนอาการเสียของหัวอ่าน โดยบุคลากร

จากรูปที่ 3.3 แสดงให้เห็นว่าในการระบุนอาการเสียโดยบุคลากรแต่ละครั้งนั้นใช้เวลารวมทั้งหมด ประมาณ 2-3 ชั่วโมง ซึ่งเป็นเวลานานต่อการหาสาเหตุรวมของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ทั้งหมด และเนื่องจากการวิเคราะห์นั้นต้องดูค่าผลการทดสอบทุกชนิด ทำให้ปริมาณข้อมูลต่อการวิเคราะห์หาอาการเสียในแต่ละครั้งมีจำนวนมาก ประกอบกับความชำนาญทางด้าน การแบ่งอาการเสียของหัวอ่านของแต่ละบุคคลไม่เท่ากัน อาจทำให้เกิดข้อผิดพลาดในการระบุนอาการได้ จากข้อมูลที่มีจำนวนมากและค่อนข้างจะยุ่งยาก จึงทำให้เกิดงานวิจัยนี้ขึ้นมาเพื่อช่วยลดเวลาในการวิเคราะห์ข้อมูลของผลการทดสอบประสิทธิภาพของหัวอ่านขั้นตอนงานวิจัยแสดงในหัวข้อต่อไป

3.2 ผังการดำเนินงานวิจัย

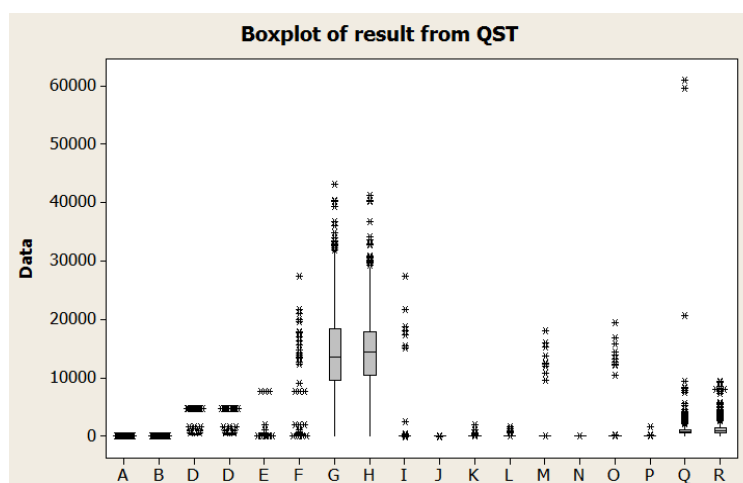
หลังจากศึกษางานวิจัยและวารสารทางวิชาการเกี่ยวกับเรื่องโครงข่ายประสาทเทียมแล้ว จึงได้ทำการออกแบบการดำเนินงานวิจัยโดยเริ่มจากการนำข้อมูลผลการทดสอบห้วอ่านแบบควอไซส์สแตติกมาจัดเรียงข้อมูลแอตทริบิวต์ตามที่ผู้เชี่ยวชาญกำหนดไว้จากนั้นนำข้อมูลดิบที่ได้มาเข้าสู่กระบวนการจัดเตรียมข้อมูล ได้แก่การเลือกแอตทริบิวต์ที่สนใจและทำการการปรับแต่งข้อมูลเมื่อได้ข้อมูลที่พร้อมสำหรับการประมวลผลแล้วจะทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มได้แก่กลุ่มข้อมูลสำหรับเรียนรู้และกลุ่มข้อมูลสำหรับทดสอบโดยใช้เทคนิคการสร้างชุดข้อมูลด้วยการแบ่งกลุ่มจากนั้นจะเข้าสู่กระบวนการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมโดยแผนงานวิจัยแสดงดังรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 ผังการดำเนินงานวิจัย

3.3 เตรียมข้อมูลสำหรับการฝึกสอน

ข้อมูลผลการทดสอบห้วอ่านแบบควอไซส์สแตติกในฮาร์ดดิสก์ที่ผ่านการวิเคราะห์หาสาเหตุการเสียโดยผู้เชี่ยวชาญอาการเสียของห้วอ่านแบ่งออกทั้งหมด 18 อาการข้อมูลนำเข้าหรือข้อมูลอินพุตสำหรับสอนโครงข่ายประสาทเทียมใช้ทั้งหมด 18 ชนิดและได้มีการเตรียมข้อมูลนำเข้าให้มีค่าเหมาะสมกับโครงข่ายประสาทเทียม (data pre processing) โดยการเปลี่ยนข้อมูลเชิงปริมาณคือข้อมูลที่เป็นข้อความเป็นข้อมูลเชิงตัวเลข ดังแสดงในรูปที่ 3.6 ข้อมูลชนิด A และ B จากนั้นนำข้อมูลไปทำการพล็อตกราฟ Box plot เพื่อดูการกระจายตัวของข้อมูล ดังแสดงในรูปที่ 3.5 จะเห็นว่าข้อมูลที่ได้จากผลการทดสอบห้วอ่าน โดยตรงเลยมีการกระจายตัวมาก จึงต้องมีการปรับข้อมูลแต่ละตัวให้มีค่าความเหมาะสมเพื่อลดความซับซ้อนของข้อมูลและปรับข้อมูลให้มีค่าใกล้เคียงกันไม่แตกต่างกันมากเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้ได้มีประสิทธิภาพมากขึ้น ช่วยลดเวลาในการประมวลผลข้อมูลข้อมูลที่ใช้สำหรับสอน (training set) โครงข่ายประสาทเทียมใช้ข้อมูลจำนวน 1000 ข้อมูลและข้อมูลที่ใช้ทำการทดสอบ (test set) โครงข่ายประสาทเทียมประมาณ 2000 ข้อมูล



รูปที่ 3.5 กราฟ Boxplot แสดงการกระจายตัวของข้อมูลผลการทดสอบหัวอ่านแบบควอไซส์สเตติก

จากรูปที่ 3.5 ข้อมูลดิบที่ได้จากผลการทดสอบหัวอ่านแบบควอไซส์สเตติกนั้นมีการกระจายตัวของข้อมูลมาก เช่น ผลการทดสอบหัวอ่านแอททริบิวท์ G กับผลการทดสอบหัวอ่านแอททริบิวท์ชนิด A มีค่าแตกต่างกันมากอยู่ประมาณ 30000 ตัวอย่างผลการทดลองหัวอ่านที่มีค่าต่างกันอย่างเห็นได้ชัดในรูปที่ 3.6 ซึ่งเป็นสาเหตุให้มีการทำการปรับปรุงข้อมูลหรือเตรียมข้อมูลก่อนนำไปใช้ในกับโครงข่ายประสาทเทียม

Attribute	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
1	0	0	7.967	253.167	258.93	259.74	30000	4472.861	8.232	13.906	12.039	7.978	4.626	4.674	5.78	7.006	643.98	649.865
2	0	0	7.74	372.761	382.9	383.1	8400.966	8569.389	1.093	3.29	5.804	8.809	3.83	5.004	11.024	14.571	690.886	732.559
3	0	0	7.75	270.957	278.8	282.2	6607.884	7631.971	9.916	11.429	6.344	14.445	4.626	4.674	5.78	7.006	1161.582	1833.107
4	0	0	8.25	266.015	267.7	271.6	14377.138	15019.83	38.863	50.639	4.328	6.141	3.83	5.004	11.024	14.571	2869.649	4126.899
5	0	0	7.87	223.247	227.1	228.01	7837.117	8313.887	-9.343	-2.232	10.64	9.161	4.859	5.03	6.281	7.479	852.147	894.238
6	0	0	8.259	327.562	334	334.5	10627.529	11507.685	3.481	4.425	3.514	9.261	2.5	3.335	8.972	10.113	844.67	1234.009
7	0	0	7.967	335.616	343.2	340.7	10977.851	11882.407	1.551	11.367	7.005	16.313	2.835	4.02	9.376	10.763	2982.148	2384.24
8	0	0	8.259	295.761	300.1	297.5	20376.867	20942.263	-9.003	-7.591	4.825	4.968	3.765	2.544	15.861	18.057	775.885	1313.194

รูปที่ 3.6 ตัวอย่างผลการทดลองหัวอ่านที่มีค่าต่างกัน

ตัวอย่างข้อมูลผลการทดสอบหัวอ่านแบบควอไซส์สเตติกแสดงดังรูปที่ 3.7 จากรูปคือข้อมูลดิบรวมทั้งหมดที่ได้จากผลการทดสอบหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ไดร์ฟจากหลาย ๆ กระบวนการทดสอบเช่น ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบหัวอ่านแบบ Static test ซึ่งข้อมูลเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพจะแสดงผลการทดสอบเป็นข้อความว่า OK หมายความว่าหัวอ่านไม่มีความผิดปกติในการทดสอบชนิดนั้น ๆ ถ้าแสดงข้อความว่า FAIL จะหมายความว่าหัวอ่านมีปัญหาหรือมีอาการเสียหายตามชนิดผล

การทดสอบทำการปรับปรุงข้อมูลเพื่อให้เหมาะสมกับโครงข่ายประสาทเทียม โดยการแทนค่าด้วยข้อมูลเชิงปริมาณ ข้อมูลที่ให้ผลการทดสอบว่า OK แทนค่าด้วยเลข 0 และผลการทดสอบที่แสดงว่า FAIL แทนค่าด้วยเลข 1 จะเห็นว่าในการทดสอบคุณภาพของหัวอ่านของฮาร์ดดิสก์ไร์ฟในแต่ละครั้งนั้นมีการวนการทดสอบหัวอ่านที่หลากหลายประเภทด้วยกัน เช่น การทดสอบหัวอ่านขณะที่สนามแม่เหล็กที่ส่งไปยังหัวอ่านมีค่าเท่ากับศูนย์ (static test) เป็นต้น

Part ID	Hd	Grade	Cycl	Test Time	Test	Date	Time	Col	Fail	C Data	Refel	CAL	V Offs													
9WM04HY	Static	Passed:	1	28.984	Production	#####	13:41:52	0	25564-090	0	0	0	0													
Part ID	Hd	Grade	s	Test Time	Test	Date	Time	se	e	s	Off	WRITE_F	READ_FA	WRITE_R	STATIC_M	READ_BIA	MR_RES	BIAS_CUR	PTP_AMP	AMP_AT	ASYM_AT	MP_V	MP_MAX	MP_AVG	MP_AT	
9WM04HY	Hd 0	Passed:	1	27.438	Production	#####	13:42:21	0	25564-090	0	0	"OK"	"OK"	4.598	416.685	0.236	429.996	0.236	13371.46	15.007	2645.123	14.35	1200.21	9.89	8.977	48.647
9WM04HY	Hd 1	Passed:	1	27.266	Production	#####	13:43:17	0	25564-090	0	0	"OK"	"OK"	4.662	416.685	0.236	429.167	0.236	12940.89	0.457	2516.067	-5.3	426.727	3.41	3.3	26.623
9WM04HY	Hd 2	Failed:	1	33.094	Production	#####	13:43:50	148	25564-090	0	0	"OK"	"OK"	4.47	516.645	0.182	530.472	0.182	31014.74	-30.12	4849.57	-3.47	613.633	2.32	1.98	-440.997
9WM04HY	Hd 3	Failed:	1	27.343	Production	#####	13:44:18	0	25564-090	0	0	"OK"	"OK"	4.341	453.541	0.218	467.932	0.218	15910.93	8.977	3028.313	0.907	642.233	4.32	4.04	396.64
9WM04HY	Hd 4	Passed:	1	27.485	Production	#####	13:44:46	0	25564-090	0	0	"OK"	"OK"	4.405	371.104	0.254	383.925	0.254	11045.42	6.177	2134.243	3.887	379.17	3.99	3.43	346.003
9WM04HY	Hd 5	Passed:	1	28.11	Production	#####	13:45:14	0	25564-090	0	0	"OK"	"OK"	4.855	391.778	0.307	329.595	0.307	9706.405	2.647	1950.583	0.247	235.12	2.76	2.427	193.663
9WM04HY	Hd 6	Passed:	1	28.859	Production	#####	13:45:44	0	25564-090	0	0	"OK"	"OK"	4.47	391.979	0.254	403.082	0.254	14238.9	4.453	2814.957	-4.01	276.917	2	1.943	58.72
9WM04HY	Hd 7	Passed:	1																							

รูปที่ 3.7 ตัวอย่างข้อมูลของผลการทดสอบประสิทธิภาพของหัวอ่านแบบยังไม่ได้คัดแยกแอทริบิวต์

หลังจากการทำการปรับปรุงข้อมูลแล้ว ตัวอย่างข้อมูลอินพุตที่ใช้สำหรับสอนโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 18 อาการเสียของหัวอ่านแสดงในรูปที่ 3.8 ถึง 3.25

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
1	0	0	0.50633	0.51786	0.51948	0.13924	0.1491	0	0	0.24078	0.15956	0.09252	0.09348	0.1156	0.14012	0.1288	0.12997

รูปที่ 3.8 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย Write fault

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
0	1	0	0.50633	0.51786	0.51948	0.13924	0.1491	0	0	0.24078	0.15956	0.09252	0.09348	0.1156	0.14012	0.1288	0.12997

รูปที่ 3.9 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย Read fault

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
0	0	1	0.50633	0.51786	0.51948	0.13924	0.1491	0	0	0.24078	0.15956	0.09252	0.09348	0.1156	0.14012	0.1288	0.12997

รูปที่ 3.10 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสียด High writer resistance

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
0	0	0	0.11069	0.11536	0.11536	0.07228	0.07228	0	0	0.07076	0.07076	0.08882	0.08882	0.0346	0.0346	0.02659	0.02659

รูปที่ 3.11 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสียด Low resistance

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
0	0	0	1	1.11536	1.11536	0.07228	0.07228	0	0	0.07076	0.07076	0.08882	0.08882	0.0346	0.0346	0.02659	0.02659

รูปที่ 3.12 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสียด High resistance

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
0	0	0	0.50633	0.51786	0.51948	0.00076	0.0017	0	0	0.81212	0.57304	1.5937	1.49716	-0.0003	0.0001	0.01097	0.01019

รูปที่ 3.13 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสียด Low peak to peak amplitude

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
0	0	0	0.44204	0.4508	0.4524	0.55307	0.59218	1	1	0.05444	0.1081	0.04492	0.07146	0.21334	0.22902	0.26173	0.33646

รูปที่ 3.14 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสียด Head asymmetry

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
0	0	0	0.40164	0.4043	0.41178	0.12394	0.14916	0	0	0.49946	0.54584	0.25212	0.18032	0.06192	0.07008	0.05725	0.04849

รูปที่ 3.15 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสียด High barkh jump suspect head instability

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
0	0	0	0.41231	0.43389	0.41231	0.30787	0.30787	0	0	0.2666	0.2666	0.47066	0.84696	0.10336	0.10336	0.18273	0.18273

รูปที่ 3.16 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย High hysteresis or open hysteresis loop

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
0	0	0	0.67123	0.6864	0.6814	0.36593	0.39608	0	0	0.1401	0.32626	0.0567	0.0804	0.18752	0.21526	0.59643	0.47685

รูปที่ 3.17 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย High Max noise amp

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
0	0	0	0.4915	0.5264	0.5274	0.18236	0.18646	0	0	0.10304	0.14132	0.0845	0.08844	0.07024	0.0851	0.15206	0.16445

รูปที่ 3.18 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย KAG

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
0	0	0	0.6592	0.6592	0.6736	0.34325	0.39651	0	0	0.24812	0.30364	0.12188	0.16232	0.16788	0.17714	0.33789	0.42165

รูปที่ 3.19 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย Non-KAG

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
0	0	0	0.82838	0.8592	0.8592	1.06409	0.99706	0	0	0.03468	0.19168	0.03116	0.04432	0.41268	0.3951	0.09853	0.4574

รูปที่ 3.20 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย Soft Kink

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
0	0	0	0.82838	0.8592	0.8592	1.06409	0.99706	0	0	0.03468	0.19168	0.03116	0.04432	1.41268	1.3951	0.09853	0.4574

รูปที่ 3.21 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสีย Hard Kink

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
0	0	0	0.82838	0.85005	0.85005	0.86819	0.86819	0	0	0.0606	0.0606	0.04834	0.04834	0.60532	0.60532	0.12483	0.12483

รูปที่ 3.22 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสียง High Slope

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
0	0	0	0.58213	0.5904	0.5922	0.38523	0.46838	0	0	0.11856	0.16894	0.07458	0.10612	0.18674	0.22198	0.12533	0.8448

รูปที่ 3.23 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสียง High Max noise amp Heater on

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
0	0	0	0.64667	0.64667	0.67692	0.25833	0.25833	0	0	0.2591	0.8712	0.24806	0.24806	0.12668	0.12668	0.14655	0.14655

รูปที่ 3.24 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสียง High bark jump Heater on

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
0	0	0	0.50633	0.51786	0.51948	0.13924	0.1491	0	0	0.24078	0.15956	0.09252	0.09348	0.1156	0.14012	0.1288	0.12997

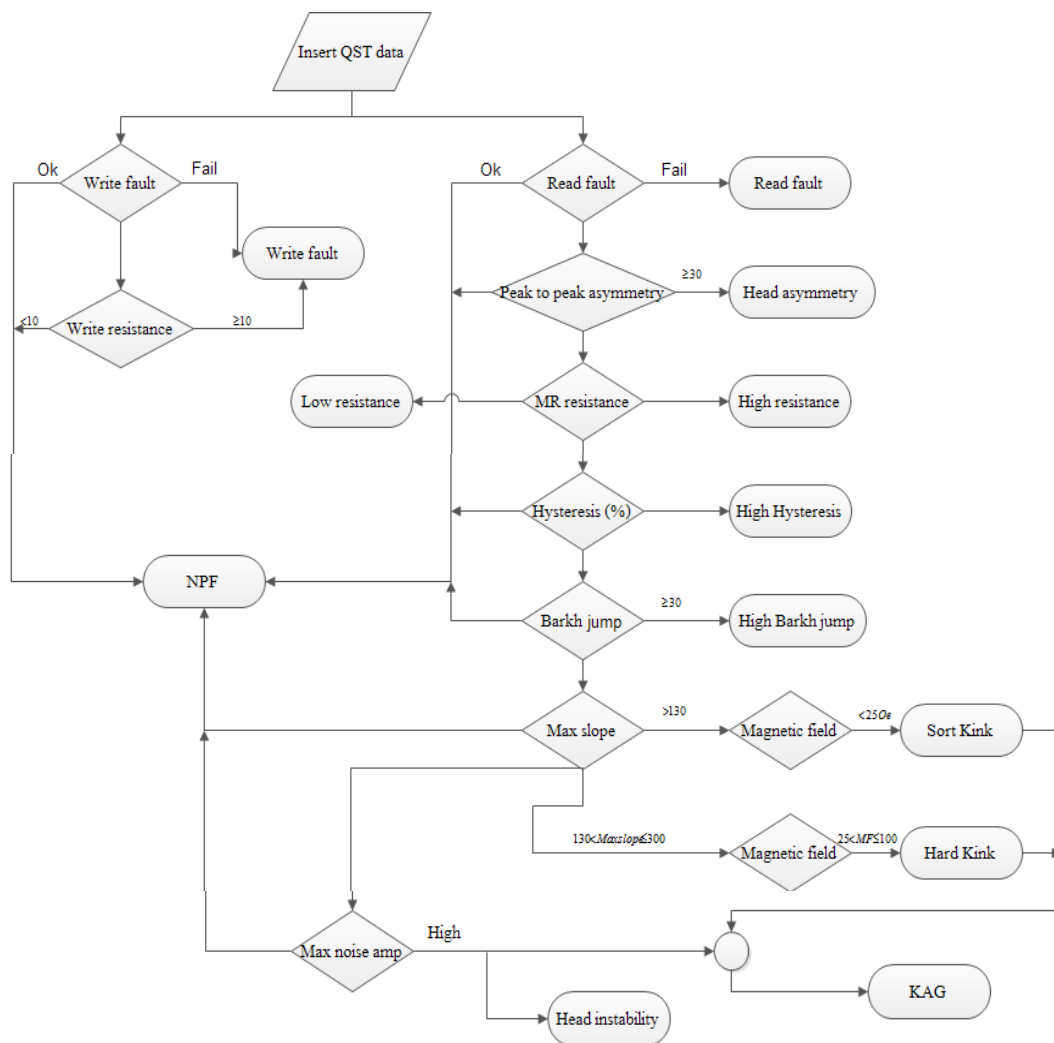
รูปที่ 3.25 ตัวอย่างข้อมูลอินพุตชนิดอาการเสียง NPF

3.4 การดำเนินงานวิจัย

หลังจากที่ได้ทำการเตรียมข้อมูลและทำการปรับปรุงข้อมูลให้มีความเหมาะสมแล้ว ส่วนของการทำงานของตัวโปรแกรมการตัดสินใจของโปรแกรมแสดงในรูปที่ 3.26 โปรแกรมที่ใช้ในโครงการวิจัยนี้ใช้โปรแกรม MATLAB และ Neural network tool Box เป็นตัวพยากรณ์อาการเสียงของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ไครฟ์ ประเภทอาการเสียงในฮาร์ดดิสก์ที่ได้จากการทดสอบครั้งนี้ใช้เอทริบิวท์และเงื่อนไขซึ่งได้จากการรวบรวมข้อมูลของผู้เชี่ยวชาญย้อนหลังประมาณ 2 ปี ดังแสดงในตารางที่ 3.2 เพื่อการคัดแยกประเภทของอาการเสียงของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ไครฟ์

ตารางที่ 3.2 แอททริบิวต์และเงื่อนไขในการแยกประเภทอาการเสียของหัวอ่าน

Attribute	ค่าที่ใช้แบ่งแยกชนิดของปัญหา	ประเภทอาการเสียของหัวอ่าน
READ_FAULT	OK = หัวอ่านไม่มีปัญหาเกี่ยวกับการอ่าน FAIL=หัวอ่านมีปัญหาเกี่ยวกับการอ่าน	Read fault
STATIC_MR_RES	เปรียบเทียบกับค่า MR ที่คำนวณได้จาก $R=V/I$	High resistance Low resistance
PTP_AMP	FAIL < 50 μ V	Low peak to peak amplitude
Peak to peak asymmetry	FAIL>30	Head asymmetry
BARKH_JUMP_MAX	FAIL > 30	High barkhjump suspect head instability
Hysteresis (%)	FAIL= ถ้ามีค่าสูงเมื่อเทียบกับ head อื่น ประมาณ 50 %	High hysteresis
MAX_NOISE_MAX	FAIL= ถ้ามีค่าสูงเมื่อเทียบกับ head อื่น ประมาณ 50 %	High max noise amp suspect head instability
Max slop, magnetic field Transverse curve (image)	Max slop > 300, magnate field < 100 Oe, and high MAX noise amp Max slop > 130, magnate field < 25 Oe, and high MAX noise amp	KAG (Kink Associated Glitching)
Max slop and magnetic field Transverse curve (image)	Uni-polar voltage spikes	Non KAG (Non Kink Associated Glitching)
Max slop and magnetic field Transverse curve (image)	Max slop > 300, magnate field < 100 Oe. Max slop > 130, magnate field < 25 Oe.	Hard Kink Soft Kink
WRITE_FAULT	OK = หัวอ่านไม่มีปัญหาเกี่ยวกับการเขียน FAIL = หัวอ่านมีปัญหาเกี่ยวกับการเขียน	Write fault
STATIC_WRITE_RES	OK < 10 ohms FAIL > 10 ohms	High Writer resistance



รูปที่ 3.26 แสดงผังงานแสดงการแยกอาการเสียของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ไครฟ์

งานวิจัยนี้ใช้ผลการสรุปสาเหตุอาการเสียของฮาร์ดดิสก์ไครฟ์ทั้งหมดจากผู้เชี่ยวชาญและทำการทดลองสำหรับคัดแยกสาเหตุการเสียโดยอ้างอิงจากประเภทการเสียเพื่อสอดคล้องกับสมมติฐาน โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

3.4.1 รายละเอียดของแต่ละแอดทริบิวต์ของผลการทดสอบหัวอ่านแบบควอไซส์สเตติก

เป็นข้อมูลที่บอกผลการทดสอบหัวอ่านของฮาร์ดดิสก์ไครฟ์ในรูปของ HAD โดยจะแบ่งผลการทดสอบออกเป็นทุกหัวอ่านเช่น ค่าความต้านทานของหัวอ่าน (resistance) ค่าแอมพลิจูดของหัวอ่าน (Peak to peak amplitude) เป็นต้น จำนวนของหัวอ่านขึ้นอยู่กับความจุของฮาร์ดดิสก์ไครฟ์ ยกตัวอย่างเช่น ฮาร์ดดิสก์ไครฟ์ขนาด 2 เทระไบต์ มีจำนวนหัวอ่านทั้งหมด 4 หัวอ่าน ในการทดสอบหัวอ่านแบบควอไซส์สเตติกนั้นจะให้ผลการทดสอบแต่ละชนิดออกมา

ทั้งหมด 4 ค่า ทุก ๆ ชนิดของการทดสอบดังแสดงในรูปที่ 3.27 ชนิดการทดสอบ แอตทริบิวต์และรายละเอียดที่ใช้ในงานวิจัยนี้ แสดงในตารางที่ 3.3

Attribute	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
Head number	0	0	7.87	223.247	227.1	228.01	7837.117	8313.887	-9.343	-2.232	10.64	9.161	4.859	5.03	6.281	7.479	852.147	894.238
	1	0	8.259	327.562	334	334.5	10627.529	11507.685	3.481	4.425	3.514	9.261	2.5	3.335	8.972	10.113	844.67	1234.009
	2	0	7.967	335.616	343.2	340.7	10977.851	11882.407	1.551	11.367	7.005	16.313	2.835	4.02	9.376	10.763	2982.148	2384.24
	3	0	8.259	295.761	300.1	297.5	20376.867	20942.263	-9.003	-7.591	4.825	4.968	3.765	2.544	15.861	18.057	775.885	1313.194

รูปที่ 3.27 ตัวอย่างข้อมูลการทดสอบหัวอ่านแบบคอไวเซอร์สแตติกของฮาร์ดดิสก์ขนาด 2 เทระไบต์

ตารางที่ 3.3 รายละเอียดของแอตทริบิวต์ที่ใช้ในงานวิจัยนี้

แอตทริบิวต์	รายละเอียด
WRITE_FAULT	การบันทึกข้อมูลของหัวอ่านมีอาการผิดปกติ
READ_FAULT	การอ่านข้อมูลของหัวอ่านมีอาการผิดปกติ
STATIC_WRITE_RES	ความต้านทานของหัวอ่านส่วนบันทึกข้อมูล ขณะไม่จ่ายสนามแม่เหล็ก (สนามแม่เหล็ก=0)
STATIC_MR_RES	ความต้านทานของหัวอ่าน ขณะไม่จ่ายสนามแม่เหล็ก (สนามแม่เหล็ก=0)
MR_RES1	ความต้านทานของหัวอ่าน ขณะจ่ายสนามแม่เหล็ก
MR_RES2HEATER ON	ความต้านทานของหัวอ่าน ขณะจ่ายสนามแม่เหล็ก และ On heater
PTP_AMP1	ค่าความเปลี่ยนแปลงของแรงดันที่วัดได้จากหัวอ่าน จากจุดสูงสุดของการเคลื่อนที่ทางด้านหนึ่งไปจนถึงจุดต่ำสุดการเคลื่อนที่ในอีกด้านหนึ่ง หน่วยเป็น μV .
PTP_AMP2_HEATER_ON	ค่าความเปลี่ยนแปลงของแรงดันที่วัดได้จากหัวอ่าน จากจุดสูงสุดของการเคลื่อนที่ทางด้านหนึ่งไปจนถึงจุดต่ำสุดการเคลื่อนที่ในอีกด้านหนึ่ง ขณะ On heater หน่วยเป็น μV .
PTP_ASYM1	ความไม่สมมาตรของหัวอ่าน
PTP_ASYM2_HEATER_ON	ความไม่สมมาตรของหัวอ่าน ขณะ On heater

ตารางที่ 3.3 รายละเอียดของแอตทริบิวต์ที่ใช้ในงานวิจัยนี้ (ต่อ)

แอตทริบิวต์	รายละเอียด
BARKH_JUMP_MAX1	ค่าสูงสุดของสัญญาณรบกวนของแม่เหล็กในหัวอ่าน วัดขณะที่สารแม่เหล็กในตัวแม่เหล็กถูกทำให้มีการ เปลี่ยนแปลง
BARKH_JUMP_MAX2_HEATER_ON	ค่าสูงสุดของสัญญาณรบกวนของแม่เหล็กในหัวอ่าน วัดขณะที่สารแม่เหล็กในตัวแม่เหล็กถูกทำให้มีการ เปลี่ยนแปลงและ On heater
HYTERESIS1	ความหนาแน่นของสนามแม่เหล็กกับความหนาแน่น ของฟลักซ์แม่เหล็ก
HYTERESIS2_HEATER_ON	ความหนาแน่นของสนามแม่เหล็กกับความหนาแน่น ของฟลักซ์แม่เหล็กขณะ On heater
SLOPE1	ค่า Sensitivity ที่ได้มาจากความชันของกราฟที่วัดได้ หน่วย $\mu\text{V}/\text{oE}$
SLOPE2_HEATER_ON	ค่า Sensitivity ที่ได้มาจากความชันของกราฟที่วัดได้ หน่วย $\mu\text{V}/\text{oE}$ ขณะ On heater
MAX_NOISE_MAX1	ความกว้างสูงสุดของสัญญาณรบกวนที่วัดได้ หน่วย เป็น μV .
MAX_NOISE_MAX2_HEATER_ON	ความกว้างสูงสุดของสัญญาณรบกวนที่วัดได้ขณะ กำลัง On heater หน่วยเป็น μV .

4.3.2 จัดเรียงข้อมูลอินพุต

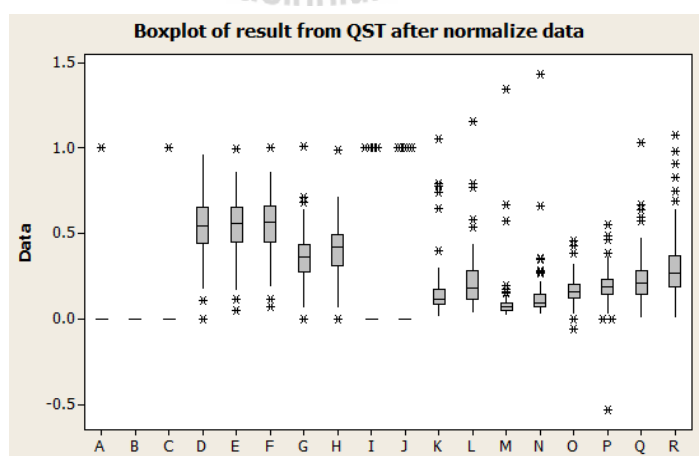
เนื่องจากโปรแกรม MATLAB สามารถเรียนรู้ได้เฉพาะข้อมูลแบบข้อมูลเชิงปริมาณ แต่ผลการทดสอบหัวอ่านแบบควอไซส์สแตติกนั้นมีทั้งข้อมูลที่เป็นข้อมูลเชิงคุณภาพและข้อมูลเชิงปริมาณ ดังนั้นการจัดเตรียมข้อมูลอินพุตที่จะใช้ทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียมนั้นต้องเปลี่ยนข้อมูลเหล่านี้ก่อน โดยข้อมูลที่ผลการทดสอบแอตทริบิวต์ที่เป็น WRITE_FAULT และ READ_FAULT ถ้าผลการทดสอบจะให้ค่าออกมาเป็น Pass หมายถึง หัวอ่านไม่มีปัญหาเกี่ยวกับการอ่านและเขียนข้อมูล หรือ Fail หมายถึง หัวอ่านมีปัญหาเกี่ยวกับการอ่านและเขียนข้อมูล ดังนั้นจึงแทนค่าเป็นข้อมูลเชิงปริมาณ โดยถ้าหากหัวอ่านแสดงค่าเป็น Pass จะแทนค่าด้วย ค่า “0” ถ้าแสดงค่าด้วย Fail จะแทนค่าด้วย “1” ดังที่ได้กล่าวมาแล้ว เมื่อทำการเปลี่ยนข้อมูลเชิงคุณภาพเป็น

ข้อมูลเชิงปริมาณ แล้ว จัดเรียงแอดทริบิวต์ต่าง ๆ ที่ใช้ในการคัดแยกประเภทอาการเสียของหัวอ่านให้อยู่ในหน้าเดียวกัน attribute ต่างเปลี่ยนมาเป็นตัวเลข 1-18 ดังแสดงในรูปที่ 3.28 ขณะที่ทำการสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมได้เรียนรู้และขณะทดสอบตัดค่า attribute ออก เนื่องจากว่าเป็นค่าที่ไม่ได้นำไปคิด แต่เพียงเพื่อให้รู้ว่า ตำแหน่งไหนคือค่าของอะไร

Attribute	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1	0	0	7.967	253.2	258.9	259.7	4177	4473	8.232	13.91	12.04	7.978	4.626	4.674	5.78	7.006	644	649.9
2	0	0	7.74	372.8	382.9	383.1	8401	8569	1.093	3.29	5.804	8.809	3.83	5.004	11.02	14.57	690.9	732.6
3	0	0	7.75	271	278.8	282.2	6608	7632	9.916	11.43	6.344	14.45	4.626	4.674	5.78	7.006	1162	1833
4	0	0	8.25	266	267.7	271.6	14377	15020	38.86	50.64	4.328	6.141	3.83	5.004	11.02	14.57	2870	4127
5	0	0	7.87	223.2	227.1	228	7837	8314	-9.34	-2.23	10.64	9.161	4.859	5.03	6.281	7.479	852.1	894.2
6	0	0	8.259	327.6	334	334.5	10628	11508	3.481	4.425	3.514	9.261	2.5	3.335	8.972	10.11	844.7	1234
7	0	0	7.967	335.6	343.2	340.7	10978	11882	1.551	11.37	7.005	16.31	2.835	4.02	9.376	10.76	2982	2384
8	0	0	8.259	295.8	300.1	297.5	20377	20942	-9	-7.59	4.825	4.968	3.765	2.544	15.86	18.06	775.9	1313
9	0	0	7.688	238.6	247.8	249.4	7543	8362	8.145	7.244	4.845	8.314	3.671	5.066	5.694	6.145	547.4	639.8
10	0	0	8	218.5	222.6	223.8	6628	7053	9.88	12.31	4.646	5.99	3.429	4.519	4.918	5.504	682.3	597.9
11	0	0	7.688	389.3	372	374.6	30225	29678	30.34	23.59	2.885	3.214	1.932	2.182	21.39	24.33	5158	5361
12	0	0	7.813	268.7	266	268.3	7127	7798	20.3	23.66	9.189	11.98	5.793	6.828	5.086	5.932	822.8	1272
13	0	0	7.5	478.2	498.6	501.1	12662	13878	-0.83	1.65	4.199	8.345	1.664	4.471	9.372	9.266	2273	1471
14	0	0	8.063	338.3	347	351.7	12936	12584	6.968	8.665	7.999	10.24	4.289	7.261	9.705	11.15	1387	1600

รูปที่ 3.28 จัดรูปแบบข้อมูลในรูปของเมทริกซ์เพื่อนำไปใช้กับโครงข่ายประสาทเทียม

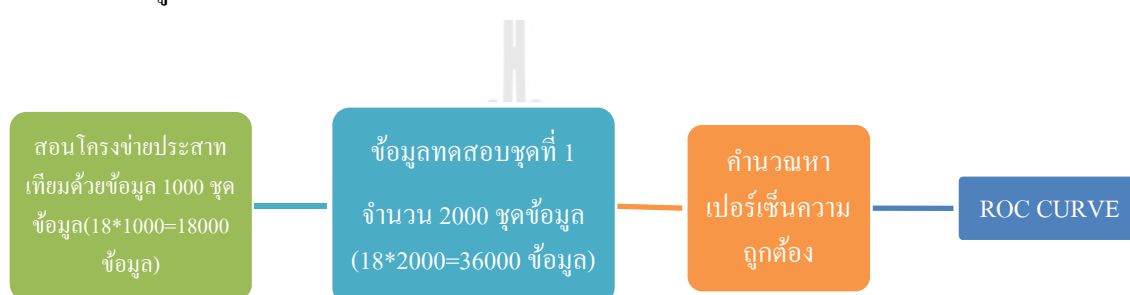
จากกราฟ Box plot แสดงการกระจายตัวของข้อมูลที่ได้จากผลการทดสอบหัวอ่านแบบควอไซส์สเตติก ดังรูปที่ 3.29 พบว่ามีการกระจายตัวของข้อมูลสูง ดังนั้นทำการปรับปรุงข้อมูลให้มีค่าไม่แตกต่างกันมาก โดยให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 เพื่อให้ง่ายต่อการสอนโครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ ข้อมูลผลการทดสอบหลังการปรับปรุงข้อมูล แสดงดังรูปที่ 3.10



รูปที่ 3.29 กราฟ Boxplot แสดงการกระจายตัวของข้อมูลผลการทดสอบหัวอ่านแบบควอไซส์สเตติกหลังจากทำการปรับปรุงข้อมูล

3.5 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

จำนวนข้อมูลนำเข้าสำหรับใช้สอนโครงข่ายประสาทเทียมทั้งหมด 1000 ชุดข้อมูลข้อมูลชุดทดสอบ 2000 ชุดข้อมูล โดยที่ข้อมูลชุดที่ใช้สอนกับข้อมูลชุดทดสอบเป็นคนละชุดกัน เมื่อทำการดึงข้อมูลต่าง ๆ เข้าสู่ โปรแกรม MATLAB แล้ว ข้อมูลถูกจัดเก็บให้อยู่ในส่วนของ workspace ข้อมูลถูกจัดอยู่ในรูปเมทริกซ์ ในงานวิจัยนี้ได้เมทริกซ์ข้อมูลสำหรับสอนโครงข่ายประสาทเทียม ขนาด 1000×18 เมทริกซ์สำหรับชุดข้อมูลเอาต์พุตที่ใช้สอนโครงข่ายประสาท ขนาด 1000×18 เท่ากับ 18000 ข้อมูลสำหรับทดสอบ ขนาด 2000×18 เท่ากับ 36000 ข้อมูลตัวเลข 1000 และ 2000 คือจำนวนข้อมูล 18 คือจำนวน attribute ที่ใช้



รูปที่ 3.30 ผังการดำเนินงานและจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

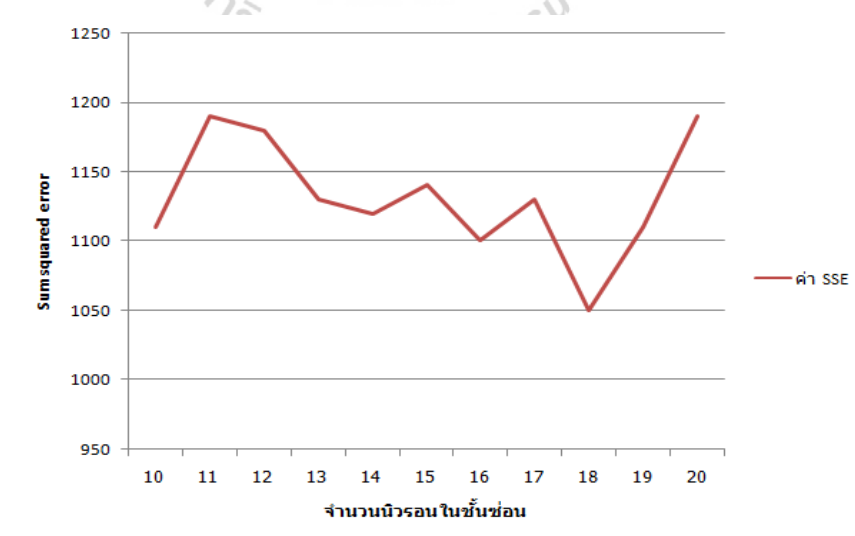
การหาอัลกอริทึมหรือ โครงสร้างที่เหมาะสมให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น งานวิจัยนี้เลือกใช้วิธีการหาจำนวนนิวรอนที่เหมาะสมในแต่ละชั้นด้วยวิธีแบบลองผิดลองถูก โดยทำการทดสอบข้อมูลนำเข้า ด้วยจำนวนข้อมูล 1000 ข้อมูล แล้วจึงสร้างแบบจำลองโดยใช้จำนวนนิวรอนเน็ตเวิร์กในชั้นซ่อนที่ลำดับต่าง ๆ ตั้งแต่ 10 ถึง 20 ทดลองเพิ่มในนิวรอนเน็ตเวิร์กในแต่ละชั้นซ่อนและทำการนำค่า SSE ที่เกิดขึ้นมาสร้างเป็นกราฟ เพื่อพิจารณารูปแบบที่เหมาะสมที่จะนำใช้สร้างแบบจำลองในการทำนายอาการเสียชีวิตของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ต่อไป

จากการทดลองโดยใช้ข้อมูลนำเข้าที่ 1000 ชุดข้อมูล และเปลี่ยนจำนวนนิวรอนเน็ตเวิร์กได้ผลการทดลองมีค่า SSE (Sum squared error) ดังตารางที่ 3.4

ตารางที่ 3.4 ค่าSSE ของแบบจำลองต่าง ๆ

จำนวนนิรอนเน็ตเวิร์กในแต่ละชั้นซ่อน	ค่า SSE
20	1190
19	1110
18	1050
17	1130
16	1100
15	1140
14	1120
13	1130
12	1180
11	1190
10	1110

จากนั้นนำค่า SSE ที่ได้จากการเปลี่ยนจำนวนนิรอนในแต่ละชั้นซ่อนมาทำการสร้างกราฟเพื่อดูความสัมพันธ์ค่า SSE กับจำนวนนิรอนดังแสดงในรูปที่ 4.2 จากกราฟจำนวนนิรอนในชั้นซ่อนที่ให้ค่า SSE ที่มีค่าน้อยที่สุด คือจำนวนนิรอนที่ 18 นิรอน



รูปที่ 3.31 กราฟความสัมพันธ์ค่า SSE กับจำนวนนิรอน

เมื่อได้จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่เหมาะสมแล้ว ทำการหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสม โดยทดสอบจำนวนชั้นซ่อน (Hidden layer) ตั้งแต่ 1 ชั้น ถึง 3 ชั้น ค่าความถูกต้องในการทำนายอาการเสียของหัวอ่านแสดงในตารางที่ 3.5

ตารางที่ 3.5 ค่าความถูกต้องในการทำนายอาการเสียของหัวอ่าน

จำนวนนิวรอน	จำนวนชั้นซ่อน		
	Layer 1	Layer 2	Layer 3
18	82.8%	86.9 %	96.06%

โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากการเลือกจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนนิวรอนที่เหมาะสมในแต่ละชั้นแสดงดังรูปที่ 3.33 ค่าความถูกต้องเฉลี่ยมากที่สุดได้จำนวนชั้นซ่อน 3 ชั้น และจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นได้ชั้นละ 18 นิวรอน โดยทำงานทดลองเปลี่ยนฟังก์ชันถ่ายโอนค่าความถูกต้องเฉลี่ยในรูปของเปอร์เซ็นต์ (%) ของแต่ละชนิดฟังก์ชันถ่ายโอนแสดงดังตารางที่ 3.6

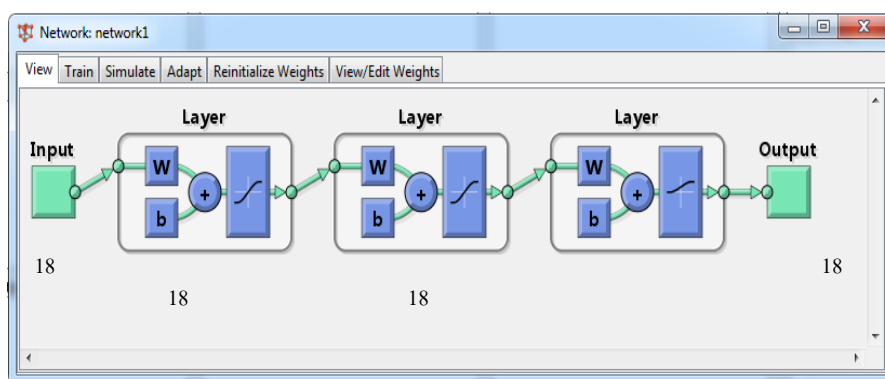
ตารางที่ 3.6 ค่าความถูกต้องของฟังก์ชันถ่ายโอนแต่ละชนิด

LAYER 1	LAYER 2	LAYER 3	%ความถูกต้อง
TANSIG	TANSIG	LOGSIG	96.06%
TANSIG	PURLIN	LOGSIG	63 %
TANSIG	LOGSIG	LOGSIG	89.7 %
PURIN	PURIN	LOGSIG	95.6 %
PURIN	TANSIG	LOGSIG	79.9
PURIN	LOGSIG	LOGSIG	92
LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	92.1
LOGSIG	TANSIG	LOGSIG	92.1
LOGSIG	PURIN	LOGSIG	92

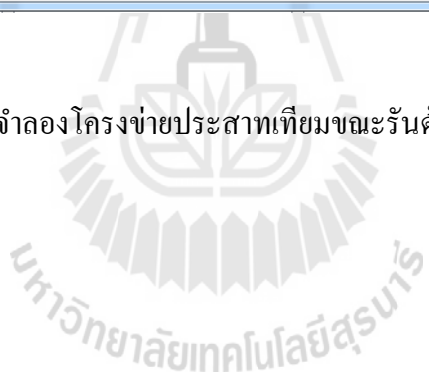
จากตารางการทดลองการเปลี่ยนค่าฟังก์ชันถ่ายโอน ค่าความถูกต้องที่มากที่สุดคือ 96.06% ฟังก์ชันถ่ายโอนชั้นที่ 1 ชนิด TANSIG ชั้นซ่อนที่ 2 ฟังก์ชันถ่ายโอนชนิด TANSIG ฟังก์ชันถ่ายโอนชนิดที่ 3 เป็นชนิด LOGSIG เพื่อให้ค่าที่ได้ออกมาเป็นจำนวนเต็มที่อยู่ระหว่างค่า 0 กับ 1 เมื่อได้โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมแล้วนำไปทดลองกับข้อมูลชุดอื่น

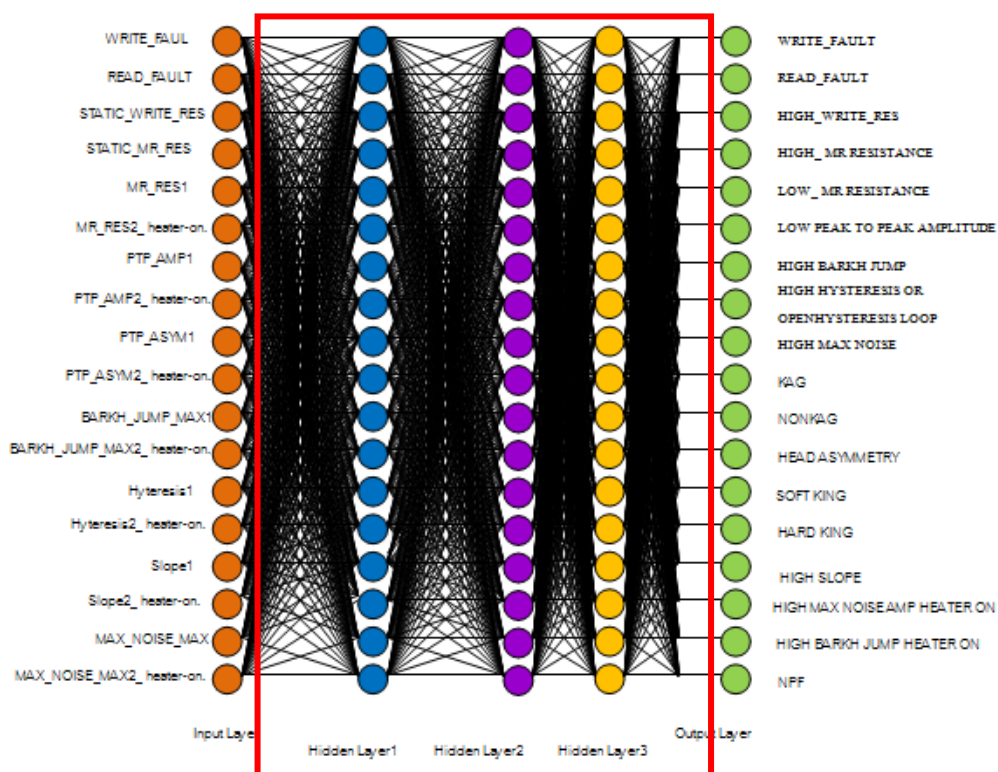
โดยทำการทดสอบกับข้อมูลที่ได้จัดเตรียมไว้ และหาค่าเฉลี่ยความถูกต้องของโครงข่ายทำนายกับอาการเสียของหัวอ่านในแต่ละชนิด

จากการทดลองพบว่า การคัดแยกสาเหตุการเสียของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ไคร์ฟ โดยอ้างอิงจากประเภทอาการเสียของหัวอ่านด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (feed foreword back propagation) ได้ค่าความถูกต้องรวมสูงสุด โดยแบบจำลองที่ได้มีจำนวนชั้นซ่อน 3 ชั้นขณะทดลองกับโปรแกรม MATLAB แสดง ดังรูปที่ 3.32

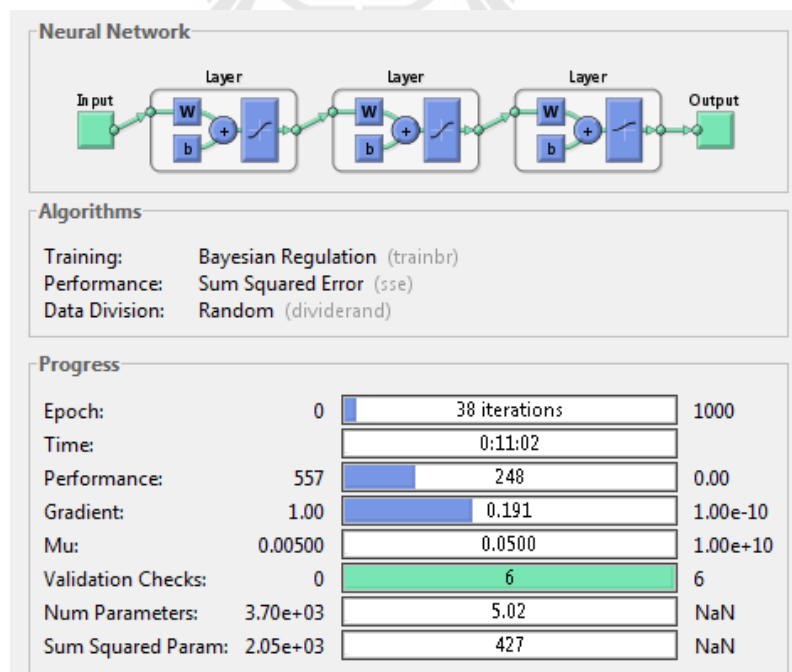


รูปที่ 3.32 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมขณะรันด้วยโปรแกรม MATLAB





รูปที่ 3.33 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในงานวิจัยนี้



รูปที่ 3.34 เวลาที่ใช้ในการสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้

บทที่ 4

ผลการทดลองและอภิปรายผล

จากบทที่ 3 ที่กล่าวถึงขั้นตอนและวิธีการดำเนินงานวิจัยแล้ว บทนี้จะรายงานเกี่ยวกับผลการทดลองการทำนายอาการเสียของหัวอ่านจากโครงข่ายประสาทเทียม

4.1 ผลการจัดเตรียมข้อมูล

จากการคัดเลือกผลการทดสอบหัวอ่าน โดยใช้วิธีการทดสอบหัวอ่านแบบควอไซส์ สแตติกจากผู้เชี่ยวชาญและทำการจัดเรียงเรียงแยกพารามิเตอร์ที่ผู้เชี่ยวชาญเลือกใช้ในการวิเคราะห์เพื่อระบุประเภทอาการเสียของหัวอ่าน โดยพารามิเตอร์หรือแอตทริบิวต์ที่ได้ทำการเลือกไว้จะนำไปจัดระดับความสำคัญเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมได้เรียนรู้ต่อไป ส่วนพารามิเตอร์อื่น ๆ ที่ไม่ได้ใช้ป้อนให้กับโครงข่ายก็จะถูกตัดออกไปไม่นำเข้าไปสอนให้โครงข่ายประสาทเทียม จากข้อมูลของผู้เชี่ยวชาญได้แอตทริบิวต์ที่เป็นข้อมูลป้อนเข้าทั้งหมด 18 ข้อมูล และอาการเสียของหัวอ่านที่ได้ทำการแบ่งประเภทไว้ทั้งหมด 18 อาการ โดยบางอาการเสียมีอาการเสียที่เหมือนกัน จะแยกออกเป็นอีกสองประเภทของอาการเสียด้วยกัน คือเป็นอาการเสียขณะทำการจำลองการเขียนอ่านของหัวอ่านแบบเปิด Heater ให้กับหัวอ่าน และขณะที่ปิด Heater

4.2 ผลการทำนายอาการเสียของหัวอ่านโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

หลังจากสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้เกี่ยวกับอาการเสียของหัวอ่านทั้ง 18 ชนิด อาการเสียเสร็จแล้ว ทำการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับข้อมูลผลการทดสอบอีกชุดข้อมูล ซึ่งเป็นคนละชุดกับข้อมูลที่ให้สอน อัลกอริทึมที่เหมาะสมกับข้อมูลผลการทดสอบหัวอ่าน และให้ค่าการทำนายอาการเสียของหัวอ่านถูกต้องมากที่สุดคือ โครงข่ายประสาทเทียม อัลกอริทึมแบบ Feed forward back propagation, Hidden layer 3 layer และ นิวรอน ในแต่ละ hidden layer เท่ากับ 18 นิวรอน ข้อมูลเอาต์พุตที่ได้แต่ละอาการเสียนั้น แสดงดังในรูปที่ 4.1-4.19 ชนิดอาการเสียละ 2 ชุดข้อมูล เอาต์พุตที่ได้แสดงอยู่ในรูปเมตริกซ์ $m \times n$ งานวิจัยนี้เอาต์พุตเป็นเมตริกซ์ขนาด 2000×18 โดยที่ m คือแถวเท่ากับ 2000, n คือ หลัก เท่ากับ 18 เอาต์พุตที่แสดงค่าออกมาในแต่ละหลัก คือ อาการเสียของหัวอ่านแต่ละชนิด โปรแกรม MATLAB จะไม่บอกค่าในแต่ละหลักคือค่าของอาการเสียชนิดใด

[0.63072672	0.562546681	0.539860048	0.540016426	0.540685616
0.538033329	0.537709006	0.56009533	0.54962753	0.540598619
0.538917102	0.549744733	0.55353845	0.553255836	0.543133104
0.540367632	0.540367632	0.563032889;	0.625049308	0.525049308
0.555956505	0.55616779	0.557286341	0.555549391	0.555358252
0.575470243	0.565172678	0.555401491	0.55399884	0.564891795
0.568659216	0.569021191	0.558605786	0.56448105	0.564802638
0.566755303]				

รูปที่ 4.1 ตัวอย่างเอาต์พุตเทคนิคการเสีย Write fault หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

[0.575771921	0.646758472	0.630077329	0.561932557	0.563256835
0.562057613	0.561942165	0.580532872	0.570456814	0.560680704
0.559451551	0.570023375	0.54151874	0.542864101	0.550557804
0.549388984	0.557613037	0.557821968;	0.589880206	0.660119328
0.624107207	0.553001507	0.553426704	0.535494574	0.535595673
0.536843824	0.544136676	0.576928142	0.554671815	0.554878604
0.555957797	0.554130246	0.55392488	0.585046754	0.575285455
0.563484804]				

รูปที่ 4.2 ตัวอย่างเอาต์พุตเทคนิคการเสีย Read fault หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

[0.590637889	0.584448014	0.630077329	0.585874107	0.562739879
0.563061332	0.564982563	0.566621865	0.566756431	0.582707104
0.57267651	0.561301057	0.560235364	0.571581094	0.575264123
0.576924034	0.566125939	0.565889968;	0.59090858	0.586029532
0.624107207	0.587434487	0.564847391	0.56516889	0.567127346
0.568744805	0.568889019	0.584329605	0.574447535	0.563313895
0.56233299	0.573349242	0.576971292	0.578568616	0.567926074
0.568167383]				

รูปที่ 4.3 ตัวอย่างเอาต์พุตเทคนิคการเสีย High writer resistance หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

[0.504434232	0.588162346	0.589530428	0.672508836	0.568117165
0.570108369	0.571606706	0.571757802	0.586527917	0.576861345
0.566131223	0.565269226	0.575779304	0.579311617	0.580789316
0.57038988	0.571311529	0.567798706;	0.504446019	0.570783187
0.571912333	0.63931635	0.54950648	0.550438769	0.548306421
0.548051368	0.569334359	0.558938953	0.549305855	0.547783463
0.558786218	0.562597726	0.562787349	0.55241642	0.550372886
0.549317343]				

รูปที่ 4.4 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย High resistance หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

[0.532779914	0.532278656	0.532779914	0.517458506	0.633687091
0.518103016	0.520039743	0.519478446	0.531841913	0.528171342
0.520979844	0.523324324	0.525350537	0.527989803	0.534206296
0.530439289	0.526827105	0.517527573;	0.589936604	0.588691127
0.589936604	0.569478523	0.672128136	0.57149169	0.57161688
0.57166039	0.587208197	0.577632121	0.567835415	0.566964581
0.576857653	0.580337685	0.581263849	0.571198092	0.572446951
0.569755406]				

รูปที่ 4.5 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย Low resistance หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

[0.559154533	0.558983759	0.559154533	0.551612477	0.551681948
0.713099275	0.571858086	0.500001789	0.559662375	0.562046041
0.554920295	0.571930038	0.552906929	0.556128465	0.581283356
0.512953762	0.592804755	0.591745503;	0.587165884	0.585757092
0.587165884	0.56448105	0.564802638	0.66795078	0.568380081
0.568522779	0.584049891	0.574142705	0.562964843	0.561969517
0.573043873	0.576676481	0.578286138	0.56761642	0.567774363
0.504769049]				

รูปที่ 4.6 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย High resistance หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

[0.500063216	0.582808497	0.584001918	0.562633109	0.562870465
0.564233404	0.660118002	0.56304355	0.581339495	0.571310892
0.561539853	0.560345344	0.570847589	0.574504278	0.575073566
0.564774463	0.56458432	0.563144414;	0.500065482	0.566461601
0.567563812	0.544869091	0.545043949	0.54586636	0.632155699
0.54325363	0.565036457	0.554644753	0.545215441	0.543643189
0.554574884	0.558381729	0.558434778	0.548177587	0.545765411
0.543541412]				

รูปที่ 4.7 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย High barkh jump suspect head instability หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

[0.571047951	0.562327827	0.563399059	0.540718061	0.5408781
0.541581515	0.539020488	0.623822118	0.560934289	0.55051183
0.541393524	0.539748427	0.550574458	0.554366429	0.554180826
0.544049357	0.54135027	0.538703265;	0.501035488	0.574707779
0.575858497	0.553508369	0.553711203	0.554756096	0.552851597
0.645742136	0.573245779	0.562895066	0.553155226	0.551700002
0.562664961	0.566456021	0.566754062	0.556337151	0.554747395
0.552634256]				

รูปที่ 4.8 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย High hysteresis or open hysteresis loop หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

[0.550557804	0.588507896	0.589868335	0.568295303	0.568612651
0.570605467	0.572065756	0.572216552	0.673143367	0.577256545
0.566605749	0.565763329	0.576181265	0.579697982	0.58114917
0.570794713	0.571831509	0.586886091;	0.571290202	0.568785745
0.569903314	0.547239366	0.547421904	0.54830231	0.546075129
0.545804316	0.636042383	0.55694408	0.547391855	0.545843174
0.556829638	0.560642868	0.56077327	0.550444966	0.54821465
0.567345969]				

รูปที่ 4.9 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย High max noise amp หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

[0.562526408	0.586208755	0.587425712	0.566605831	0.566862866
0.568415576	0.567907878	0.567879695	0.584737783	0.666836651
0.565195505	0.564171752	0.574332712	0.577894469	0.57863328
0.568463701	0.569064364	0.574948711;	0.555401491	0.589378264
0.590637889	0.570230066	0.570514916	0.57231924	0.572703562
0.572774141	0.587884998	0.673694699	0.568519866	0.567696407
0.577533485	0.580990686	0.581997629	0.571949721	0.573382495
0.578370062]				

รูปที่ 4.10 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย KAG หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

[0.500282349	0.500317468	0.500282349	0.569764199	0.573450837
0.500321422	0.501781636	0.505112883	0.500366266	0.500420365
0.624304731	0.500681518	0.500307682	0.500286465	0.500274892
0.500284613	0.500423629	0.501849522;	0.505515378	0.507936974
0.505515378	0.511343281	0.512455375	0.525299545	0.511007189
0.507486062	0.50947888	0.505596954	0.640887797	0.505447297
0.508127407	0.509468739	0.53096968	0.529814891	0.541252143
0.515199561]				

รูปที่ 4.11 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย Non KAG หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

[0.500077409	0.500101567	0.500077409	0.516634889	0.511347656
0.520048976	0.501586742	0.503240051	0.500159895	0.500173180
0.500112665	0.685166187	0.500122272	0.500117359	0.500365757
0.500433741	0.501107718	0.502812566;	0.50418486	0.504973619
0.50418486	0.502773869	0.502522826	0.501054286	0.510270233
0.512840946	0.507407208	0.51276259	0.505129979	0.743044930
0.507233644	0.507382406	0.50909349	0.508433848	0.503560700
0.502512125]				

รูปที่ 4.12 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย Head asymmetry หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

[0.565055233	0.564627777	0.565055233	0.54577162	0.545872866
0.547016067	0.557203039	0.555820368	0.564656881	0.564046652
0.553335594	0.562711809	0.693253960	0.56021388	0.576874735
0.556667736	0.573377148	0.578372261;	0.575324412	0.574176595
0.575324412	0.552932809	0.553133711	0.554162361	0.552223324
0.552000264	0.57271611	0.562357041	0.552627841	0.551162257
0.644868441	0.565932777	0.566216506	0.555803123	0.554144826
0.562137666]				

รูปที่ 4.13 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย Soft kink หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

[0.543025817	0.542528397	0.543025817	0.525773848	0.52585213
0.526563199	0.531737243	0.53086538	0.542188099	0.539785731
0.530053504	0.53506502	0.534835727	0.659752167	0.549915405
0.548099357	0.538029731	0.541775235;	0.565948508	0.564857611
0.565948508	0.543253828	0.543423264	0.544204128	0.54180623
0.541507403	0.563443893	0.553055562	0.543729484	0.542137997
0.553023942	0.629265631	0.55680882	0.546604501	0.544079584
0.556824191]				

รูปที่ 4.14 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย Hard kink หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

[0.587826722	0.586606404	0.587826722	0.567071977	0.567331693
0.568910142	0.568486862	0.568468561	0.585134816	0.575379005
0.565625611	0.564624988	0.574741133	0.578290143	0.667659975
0.568902145	0.569603244	0.579053597;	0.584190044	0.582995948
0.584190044	0.562855577	0.563093919	0.564467505	0.563412595
0.563315239	0.581527799	0.571519456	0.561750373	0.560567872
0.571045229	0.57469526	0.660530034	0.564989529	0.564844486
0.575276169]				

รูปที่ 4.15 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย High Slope หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

[0.532779914	0.532278656	0.532779914	0.517458506	0.517527573
0.518103016	0.520039743	0.519478446	0.531841913	0.528171342
0.520979844	0.523324324	0.525350537	0.527989803	0.534206296
0.633687091	0.526827105	0.530439289;	0.589936604	0.588691127
0.589936604	0.569478523	0.569755406	0.57149169	0.57161688
0.57166039	0.587208197	0.577632121	0.567835415	0.566964581
0.576857653	0.580337685	0.581263849	0.672128136	0.572446951
0.571198092]				

รูปที่ 4.16 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย High Max noise amp Heater on หลังจากทำการทดสอบ
โครงข่ายประสาทเทียม

[0.588204977	0.586812126	0.588204977	0.565913155	0.566234081
0.568207784	0.56979813	0.569946026	0.585134524	0.575329923
0.564331562	0.563394013	0.574233778	0.577823863	0.579383747
0.568825546	0.669973856	0.569311474;	0.588117057	0.586893967
0.588117057	0.56740772	0.567669492	0.569267326	0.568908171
0.568897435	0.58542153	0.575688993	0.565933998	0.564950055
0.575034926	0.578574827	0.57935693	0.569217537	0.668258263
0.569992052]				

รูปที่ 4.17 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย High barkh jump Heater on หลังจากทำการทดสอบ
โครงข่ายประสาทเทียม

[0.537000273	0.536528726	0.537000273	0.520301551	0.520359525
0.520823632	0.523845488	0.52309175	0.536135403	0.532920249
0.524193182	0.527688774	0.529082065	0.532139577	0.541518926
0.538517308	0.532145895	0.638217565;	0.587366063	0.586149662
0.587366063	0.566536978	0.566793611	0.568342577	0.567822929
0.567793255	0.584678881	0.574885701	0.565132662	0.564105804
0.574272635	0.577836096	0.578571515	0.568399893	0.568985974
0.666717624]				

รูปที่ 4.18 ตัวอย่างเอาต์พุตชนิดอาการเสีย NPF หลังจากทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

จากตัวอย่างของข้อมูล Output จะพบว่า ผลลัพธ์จากการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแต่ ละอาการเสีย มีค่ามากกว่า 0.6 ดังนั้น Threshold ที่ใช้ในการแบ่งประเภทอาการเสียของงานวิจัยนี้ เลือกใช้ค่าอยู่ที่ 0.62 ผลการทดสอบกับข้อมูลชุดทดสอบทั้งหมด 2000 ชุดข้อมูล ได้รับความถูกต้อง (Accuracy) ในการทำนายอาการเสียของโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเท่ากับ 96.06 %0 ความ ถูกต้องที่ได้นี้คือการหาความถูกต้องโดยใช้วิธีนำค่าการทำนายที่ได้จากการทำนายอาการเสียโดย ใช้โครงข่ายประสาทหารด้วยจำนวนชุดข้อมูลทั้งหมด

นำข้อมูลผลการทดสอบหัวอ่านที่ได้มาทำการหาวิเคราะห์หาความถูกต้อง เพื่อเพิ่มความ น่าเชื่อถือของอัลกอริทึมที่ได้เลือกใช้โดย การวิเคราะห์ข้อมูลแบบ Receiver Operating Characteristic (ROC) ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้สำหรับวิเคราะห์ชนิดของอัลกอริทึมของงานชนิดแยกประเภท ข้อมูล แบ่งชนิดข้อมูล โดยเฉพาะ

4.3 การวิเคราะห์ผลการทดลองโดยใช้วิธี Receiver Operating Characteristic

ในงานวิจัยทุกชิ้นสิ่งที่แสดงถึงคุณค่าของงานวิจัยคือความน่าเชื่อถือของงานวิจัย ผลของ งานวิจัยและความสามารถในการเอาไปใช้ประโยชน์ เครื่องมือที่ใช้ทำการตรวจสอบหาความ น่าเชื่อถือของงานวิจัยมีหลายวิธีด้วยกัน ในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้วิธี Receiver Operating Characteristic Thomas A. Lasko และคณะ (2005) กล่าวว่าเป็นวิธีที่นำความสัมพันธ์ของผลการ ทดลอง ค่าพยากรณ์ถูก True Positive Rate (TPR) กับค่าการพยากรณ์ที่ผิด False Positive Rate (FPR) จากการทดลองแล้วนำค่าที่ได้มาใส่ในตาราง confusion matrix ดังแสดงในตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 การวิเคราะห์หาความน่าเชื่อถือของระบบคัดแยกโดยวิธี ROC

		ผลสรุปอาการเสียของหัวอ่านจากผู้เชี่ยวชาญ	
		ถูก	ผิด
ผลการทำนายอาการเสียโดย โครงข่ายประสาทเทียม	ผลบวก	85.16	2.56
	ผลลบ	14.83	97.43

จากการทดลองพบว่าหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ไร์ฟที่มีอาการเสียของหัวอ่านหรือกล่าวได้เป็น หัวอ่านที่มีความผิดปกติแล้วโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายได้ถูกต้องว่าข้อมูลหัวอ่าน เหล่านั้นเป็นข้อมูลของหัวอ่านที่มีความผิดปกติจริง (True positive) ค่าการทำนายถูกอยู่ที่ 85.16 % และมีค่าการทำนายส่วนของหัวอ่านที่ไม่มีอาการเสีย หรือที่หมายความว่า เป็นหัวอ่านเป็นหัวอ่านที่

ปกติแล้วโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายได้ถูกต้องว่าเป็นข้อมูลของหัวอ่านที่ไม่มีอาการเสียจริง (True negative) ค่าการทำนายอยู่ที่ 97.43 % ค่าหัวอ่านที่ผู้เชี่ยวชาญบอกว่าไม่มีอาการเสียของหัวอ่าน แต่โครงข่ายประสาทเทียมทำนายว่ามีอาการเสียของหัวอ่าน (False positive) อยู่ที่ 2.56 % ค่าการทำนายอาการเสียของหัวอ่านที่ผู้เชี่ยวชาญบอกว่ามีอาการเสียของหัวอ่านจริง แต่โครงข่ายประสาทเทียมทำนายว่าไม่มีอาการเสียชนิดนั้น (False negative) อยู่ที่ 14.83% แสดงตัวอย่างข้อมูลอินพุตที่นำมาทดสอบและทำให้เกิดข้อมูลประเภท False positive และ False negative ในรูปที่ 4.19 และ 4.20 ตามลำดับ

0	0	0	0.7448	0.7448	39.951442	0.709844433	0.709844433	0	0	0.20642	0.04496	0.11402	0.35708	0.3878	0.3878	0.3333986	0.3333986
---	---	---	--------	--------	-----------	-------------	-------------	---	---	---------	---------	---------	---------	--------	--------	-----------	-----------

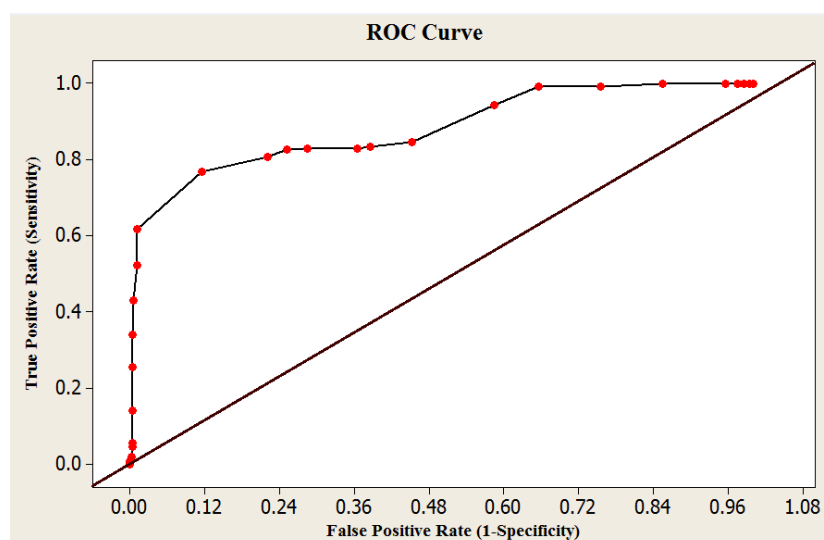
รูปที่ 4.19 ข้อมูลชุดทดสอบของเอาต์พุตอาการชนิด High Max noise amp

เนื่องจากอาการเสียของหัวอ่านประเภท High max noise amp ใช้แอมพลิจูดในการทำนายอาการเสียมากกว่า 1 ชนิด และค่าการทดลองชนิด Max noise amp นั้นมีค่าที่สูงใกล้เคียงกับค่าที่ผู้เชี่ยวชาญได้กำหนดไว้ ดังนั้นทำให้ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมทำนายผิด โดยทำนายว่าหัวอ่านมีความผิดปกติเกี่ยวกับอาการเสียประเภท High Max noise amp ทั้งที่หัวอ่านนี้ไม่ได้มีอาการเสียประเภทดังกล่าว

0	0	0	0.4713	0.4884	0.488352	0.544968433	0.544968433	0	0	0.045	0.045	0.05574	0.05574	0.3192	0.3192	0.12484	0.12484
---	---	---	--------	--------	----------	-------------	-------------	---	---	-------	-------	---------	---------	--------	--------	---------	---------

รูปที่ 4.20 ข้อมูลชุดทดสอบของเอาต์พุตอาการชนิด NPF

นำค่าที่ได้จากการทดลองมาหาค่าความสัมพันธ์ต่าง ๆ โดยจากข้อมูลผลการทดลองของงานวิจัยนี้มีค่า sensitivity หรือค่า true positive rate ของการทดลองซึ่งเป็นค่าสัดส่วนของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ที่มีอาการเสียต่อจำนวนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ทั้งหมดที่นำมาทำการทดสอบ ในการนำไปประยุกต์ใช้งานหาอัลกอริทึมที่นำมาใช้ในงานวิจัยมีความเหมาะสมและน่าเชื่อถือหรือไม่นั้น ควรเลือกค่าผลการทดลองที่มีค่า Sensitivity (ค่าความไว) สูง ผลการทดลองที่ได้จากการที่เลือกค่าอัลกอริทึมที่ให้ค่า sensitivity สูงเหมาะสมกับผลการทดสอบหัวอ่านที่ให้ผลการทดสอบที่เป็นลบค่าเป็นลบในที่นี้หมายถึงฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ที่มีข้อมูลผลการทดสอบหัวอ่านมีค่าน้อยและไม่ชัดเจนหรือใกล้เคียงกับค่าที่เป็นในจุด cut off ในการแบ่งแยกอาการเสีย จากผลการทดลองสามารถวาดกราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่า true positive rate (Sensitivity) กับ false positive rate (1-Specificity) ได้ดังแสดงในรูปที่ 4.21



รูปที่ 4.21 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่า true positive rate (Sensitivity) กับ false positive rate (1-Specificity)

จากรูปที่ 4.21 ผลการวิเคราะห์ผลการทดลองด้วยกราฟ ROC curve ซึ่งเป็นวิธีแสดงการจำแนกที่สำคัญในการทำนายผลของโครงข่ายประสาทเทียม กัญชาพราหยาญกล้าและวีรานันท์พงศาภักดี (2556) กล่าวว่าที่จุดตัดต่าง ๆ ของตัวแปรตอบสนอง ถ้าเปลี่ยนจุดตัดมีผลให้ ค่า Sensitivity และ Specificity เปลี่ยนไปจุดตัดที่ดีที่สุด คือจุดที่อยู่ใกล้ จุดวกกลับของเส้นโค้ง ซึ่งความชันสูงยิ่งดี

บทที่ 5

สรุปงานวิจัยและข้อเสนอแนะ

จากบทก่อนหน้าทำให้ทราบถึงวิธีดำเนินงานวิจัยและผลการทดลองแล้วในบทนี้เป็นบทที่นำเสนอข้อสรุปงานวิจัยทั้งหมดข้อเสนอแนะรวมถึงแนวทางในการพัฒนาต่อและปัญหาที่พบในงานวิจัยซึ่งอาจเป็นประโยชน์ต่อผู้ที่สนใจ โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

5.1 สรุปผลงานวิจัย

งานวิจัยนี้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และใช้อัลกอริทึมแบบ Bayesian Regulation สอนให้โครงข่ายประสาทเทียมได้เรียนรู้ถึงประเภทอาการเสีของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ไคร์ฟ โดยข้อมูลที่ใช้สอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมนั้นเป็นข้อมูลจากผู้เชี่ยวชาญที่เก็บข้อมูลผลการทดลองและได้ทำการสรุปอาการเสีของหัวอ่านไว้แล้วประมาณ 2 ปี ข้อมูลผลการทดลองหัวอ่านนี้ได้มีการปรับแต่งข้อมูลเชิงคุณภาพเป็นข้อมูลเชิงปริมาณ และปรับแต่งข้อมูลอื่น ๆ ให้มีความเหมาะสมสอดคล้องกับการทำงานของอัลกอริทึมที่เลือกใช้ จากการปรับแต่งข้อมูลเรียบร้อยแล้ว นำข้อมูลมาทดสอบกับตัวโครงข่ายประสาทเทียม ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพความถูกต้องของแต่ละทราน-เฟอร์ฟังก์ชันต่าง ๆ ว่าทรานเฟอร์ฟังก์ชันชนิดไหนให้ค่าความถูกต้องสูงสุด โดยทรานเฟอร์ฟังก์ชันที่สามารถทำนายอาการเสีของหัวอ่านได้ค่าความถูกต้องมากที่สุดคือทรานเฟอร์ฟังก์ชันแบบ TANSIG ในชั้นซ่อนที่ 1, TANSIG ในชั้นซ่อนที่ 2 และ LOGSIG ในชั้นซ่อนที่ 3 ตามลำดับ การใช้โครงข่ายประสาทเทียมทำนายอาการเสีของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ไคร์ฟแทนบุคลากรได้ความถูกต้องของการทำนายอยู่ที่ 91.6 % และเวลาที่ใช้ในการสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมได้เรียนรู้ถึงอยู่ที่ประมาณ 15 นาที ซึ่งช่วยลดเวลาในการวิเคราะห์หาสาเหตุของหัวอ่านของฮาร์ดดิสก์ไคร์ฟได้จากเดิมโดยเฉลี่ย 2-3 ชั่วโมง

5.2 ข้อเสนอแนะ

ข้อมูลที่น่ามาใช้ในการทดลองเป็นข้อมูลที่ได้จากกระบวนการทดสอบหัวอ่านแต่ละชนิดของโปรแกรมควอไซน์สแตติก ซึ่งกระบวนการทดสอบในแต่ละชนิดการทดสอบค่อนข้างมีความซับซ้อนและ บางแอทริบิวท์ มีค่าต่างกันมาก และบางครั้งผลการทดลองแต่ละชนิดเป็นค่าว่าง จึงต้องมีการใช้เทคนิคการจัดการกับช่องว่าง และข้อมูลที่ใช้ในการทดลองเป็นข้อมูลที่มีจำนวน

แอตทริบิวต์มากเนื่องจากการเก็บค่าของข้อมูลการทำงานของฮาร์ดดิสก์ซึ่งอาจมีข้อมูลในรูปแบบที่ต่างกันมากดังนั้นควรใช้เทคนิคการรวมค่าการหาค่าเฉลี่ยการจัดการกับค่าว่างและเทคนิคอื่น ๆ ในการสรุปค่าของแต่ละแอตทริบิวต์เพื่อลดระยะเวลาและปัญหาในการประมวลผลซึ่งอาจส่งผลให้แบบจำลองที่ได้สามารถทำนายสาเหตุการเสียของฮาร์ดดิสก์ได้ถูกต้องมากขึ้น

5.3 แนวทางในการพัฒนาต่อ

สามารถพัฒนาแบบจำลองให้สามารถทำนายสาเหตุการเสียของหัวอ่านในฮาร์ดดิสก์ในรูปแบบอื่น ๆ เช่น ขนาดที่หัวอ่านอยู่ในรูปของ HSA (Head stack assembly) หรือ ในรูป HGA (Head gimble assembly) ได้ และยังสามารถนำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากการวิจัยไปสร้างเป็นซอฟต์แวร์สำหรับทำนายสาเหตุการเสียของหัวอ่านในภาคอุตสาหกรรมฮาร์ดดิสก์ได้

5.4 ปัญหาที่พบในงานวิจัย

ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้ต้องการข้อมูลที่ถูกต้องและตรงกับสาเหตุการเสียของหัวอ่านที่เกิดขึ้นจริงของฮาร์ดดิสก์โดยผู้เชี่ยวชาญหากผู้เชี่ยวชาญระบุสาเหตุการเสียของฮาร์ดดิสก์ผิดอาจมีผลทำให้การทำนายสาเหตุการเสียโดยใช้อัลกอริทึมผิดไปด้วยและข้อมูลที่ใช้ในการทำงานวิจัยได้มาจากข้อมูลจากฮาร์ดดิสก์หลายกลุ่มทั้งในกลุ่มประเภท ES และ NL ซึ่งเป็นผลการทดสอบหัวอ่านที่ได้ก็จะแตกต่างกันไปตามคุณสมบัติของผลิตภัณฑ์นั้น

รายการอ้างอิง

- อาทิตย์ ศรีแก้ว (2552). **ปัญญาเชิงคำนวณ พิมพ์ครั้งที่ 1**. นครราชสีมา: โรงพิมพ์แห่งมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
- พยุ่ง มีสัจ (2553). **มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, สไลด์**
Integral Solutions Int'l (2008). **QST External Tests User's Manual**,
- Lasko, Thomas, A., Jui, G., Bhagwat, Kelly, H., Zou, and Lucila O.-M. (2005). **The use of receiver operating characteristic curves in biomedical informatics**. Journal of Biomedical Informatics 38:404-415.
- Agresti, A. (2007). **An Introduction to Categorical Data Analysis**, 2nd Edition, New York: John Wiley & Sons.
- Othman, Z.A., Bakar, A.A., Hamdan, A.R., Omar, K., MohdShuib, N.L. (2007). **AGENT BASED PREPROCESSING**. In: **2007 International Conference on Intelligent & Advanced Systems (ICIAS)**; 2007 November 25-28; Kuala Lumpur. Kuala Lumpur: IEEE; 2007. pp.. 219-223.
- กันยาพร หาญกล้า และ วีรานันท์ พงศาภักดี. (2556). **การเปรียบเทียบตัวแบบลอจิตและการใช้ ROC Curve ในการวิเคราะห์ปัจจัยที่ส่งผลต่อระดับค่าจ้าง** 18 (1) : 26-35

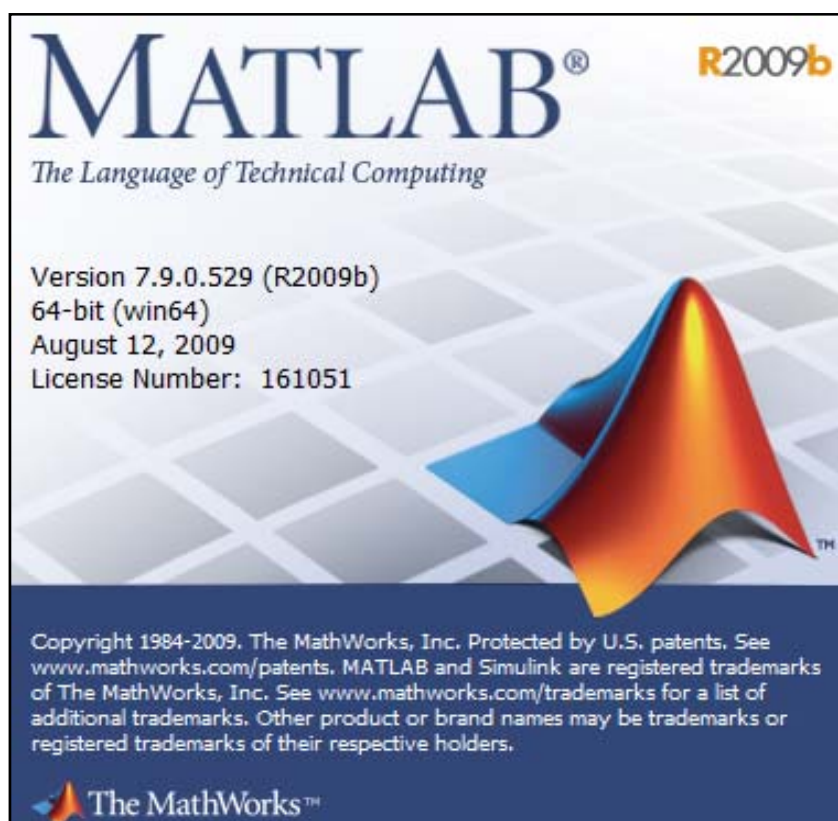


ภาคผนวก ก

อุปกรณ์และขั้นตอนการใช้ nntool box

ก.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

งานวิจัยนี้ใช้คอมพิวเตอร์ระบบปฏิบัติการ Window 7 หน่วยความจำขนาด 1 กิกะไบต์ และ โปรแกรม MATLAB 7.9.0.529 (R2009b)



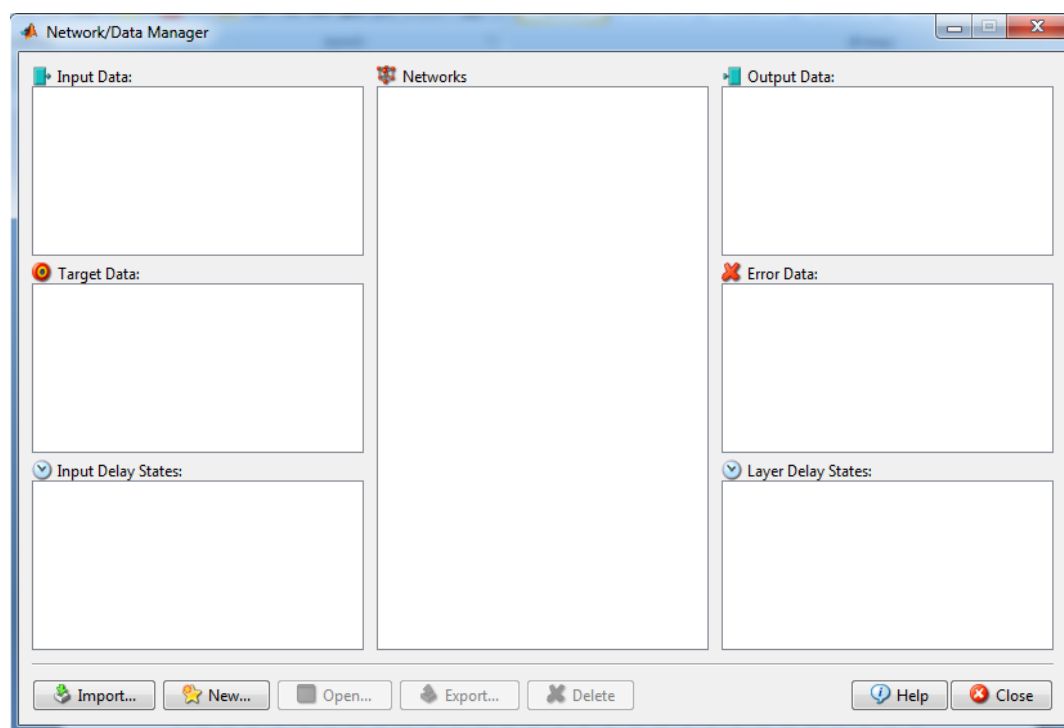
รูปที่ ก.1 โปรแกรม MATLAB

Neural network tool box ใช้ nntool ในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียม วิธีการเลือกโครงข่ายประสาทเทียมใช้วิธีการลองผิดลองถูก แล้วนำมาคำนวณหาเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยสมการ

$$\text{เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง} = \frac{\text{จำนวนอาการเสียของหัวอ่านทั้งหมด} - \text{จำนวนอาการเสียของหัวอ่านที่ทำนายถูก}}{\text{จำนวนอาการเสียของหัวอ่านทั้งหมด}} * 100$$

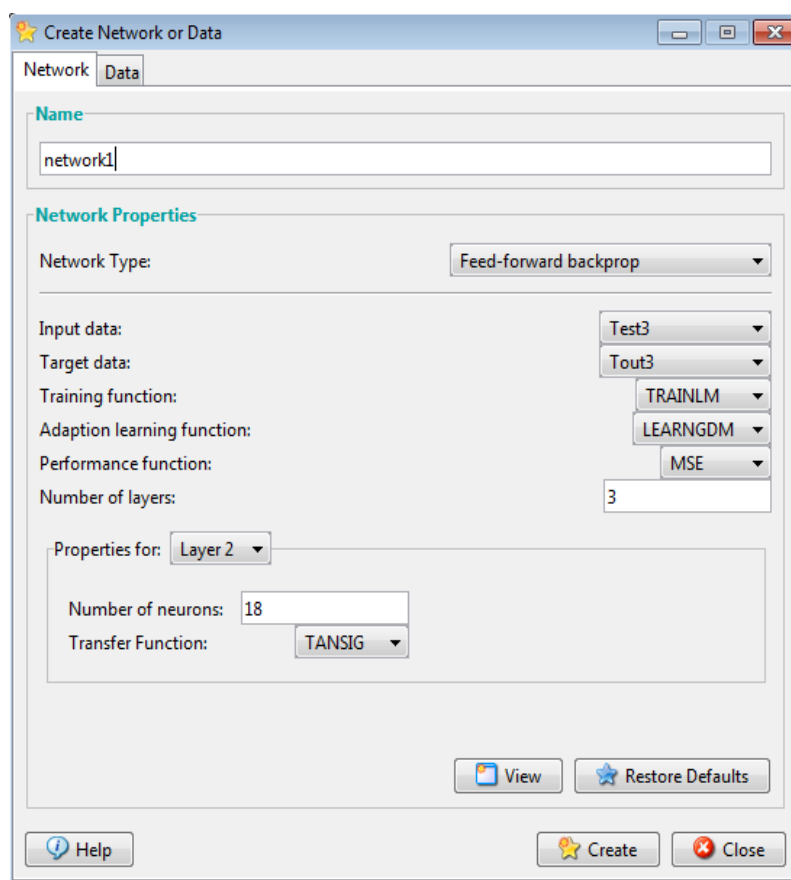
ก.2 ขั้นตอนการทดลอง

เมื่อได้ทำการจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการสอบโครงข่ายประสาทเทียมไว้แล้ว ขั้นตอนต่อมาคือการดึงข้อมูลเข้าไปใส่ไว้ในตัวโปรแกรม MATLAB หน้าต่างของ nntool box แสดงดังรูปที่ ก.2



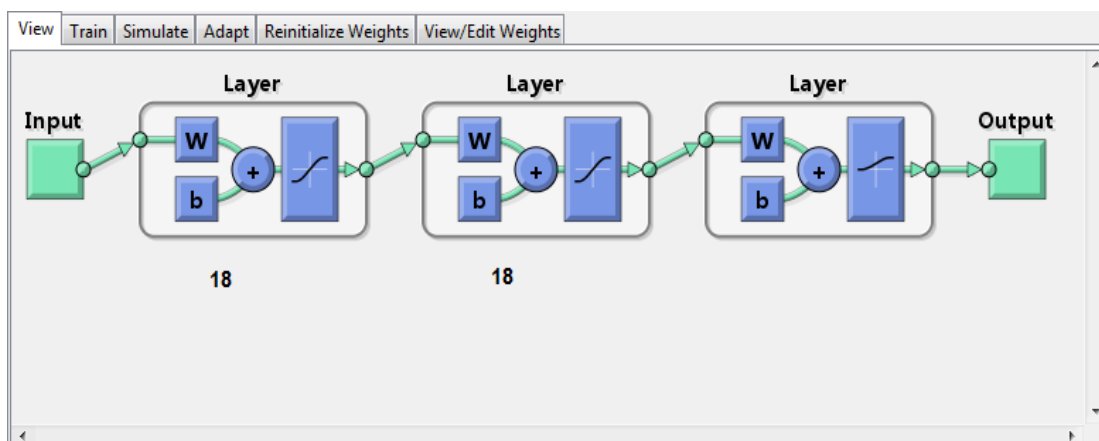
รูปที่ ก.2 หน้าต่างโปรแกรม nntool box

ข้อมูล Input กับข้อมูลที่จะใช้ทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อที่ได้ทำการดึงเข้าสู่โปรแกรม MATLAB แล้วนำมาใส่เข้าไปหน้าต่าง nntool box ในช่องส่วนที่เป็น Input data ข้อมูล Output ที่ใช้สอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมได้เรียนรู้ใส่ไว้ที่ช่อง Target data และทำการสร้าง network โดยคลิกที่ปุ่ม New จะปรากฏหน้าต่าง ขึ้นมาดังแสดงในรูปที่ ก.3



รูปที่ ก.3 ตัวอย่างหน้าต่างสำหรับเลือกโครงสร้างให้โครงข่ายประสาทเทียม

เมื่อเลือกโครงสร้างให้โครงข่ายประสาทเทียมแล้ว จะได้นหน้าต่างโครงสร้างประสาทเทียม ที่มีชื่อว่า Network1 ดังแสดงในรูปที่ ก.4 เลข 18 คือจำนวนนิวรอนที่เลือกใช้ในแต่ละชั้น hidden layer 1 และ hidden layer 2 ตามลำดับ



รูปที่ ก.4 ตัวอย่างหน้าต่าง network1

เมื่อสอนโครงข่ายประสาทเทียมได้เรียนรู้ข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตจากผู้เชี่ยวชาญแล้ว จากนั้นทำการทดสอบกับข้อมูลชุดทดสอบที่ได้เตรียมไว้ ผลการทดลองที่ได้จะอยู่ในไฟล์จะลงท้ายด้วยคำว่า outputs ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับชื่อ network ที่ตั้งไว้ในงานวิจัยนี้ คือ network1_outputs เมื่อได้ผลการทดสอบแล้ว ทำการหาความถูกต้องการทำนายหาอาการเสียของหัวอ่าน เมื่อได้ผลการทดลองแล้วนำข้อมูลที่ได้มาทำการหาประสิทธิภาพของผลการทดลองหรืออัลกอริทึมที่เลือกใช้ โดยใช้วิธีการสร้างกราฟความสัมพันธ์ระหว่าง True positive rate (Sensitivity) และ False positive rate (1-Specificity)

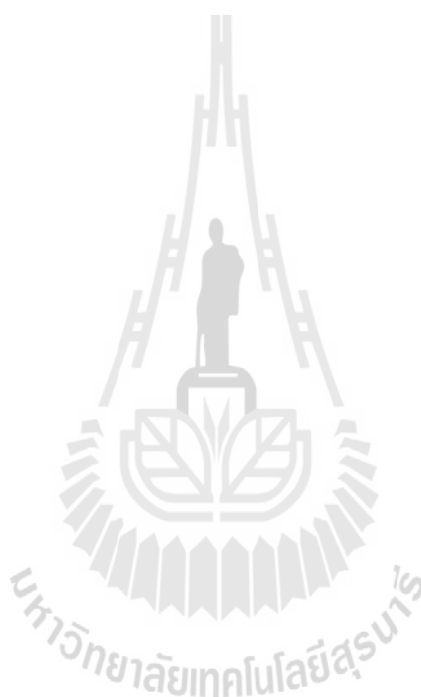
ภาคผนวก ข

บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ขณะศึกษา

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

รายชื่อบทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในขณะศึกษา

Tiptumyai, H., and Srikaew, A, (2014). **IDENTIFICATION OF READER FAILURE PROBLEM BY USING NEURAL NETWORK** Intl'conference on Intelligent System, Data Mining and Information Technology (ICIDIT'2014) Arip1 21-22, 2014 Bangkok (Thailand)



IDENTIFICATION OF READER FAILURE PROBLEM BY USING NEURAL NETWORK

Hathaichanok Tiptumyae¹, Arthit Srikaew²

Abstract—The most important thing in Hard disk drive industry is the quality control of the products. Even the customers, when the products were shipped, they have their products quality evaluation in order to indicate the product's attributes are meet the required specifications or not by using their qualification/integration test process. The unit that failed at the test will be returned to the factory for analysis and investigation the root cause of the failure. Reading/writing head, the small parts of a disk drive that performs transfer between magnetic field and electrical current (reading and writing), is the most finding root cause of the failure symptom. Quasi-static test is a method of failure investigation on reading head. It results high quantity of complex data, time and proficiency are needed in order to summarize and conclude the symptom and the cause of the failure. The errors from analysis can be possible due to unequal proficiency of each analyst. This paper introduced the classification of reading head failure symptom using neural network process technique. This technique can classify the problem faster and more accurate which conduce to find the solutions to solve and prevent the problem, make reliability in the quality of the products.

Keywords—Hard disk drive, Quasi-static test, Failure symptoms, Classification.

I. INTRODUCTION

Hard disk drive is a data storage device that used widely nowadays. Day after day, demand from the consumer is higher; the manufacturer has to enlarge their capacity to support that need. The failure is higher according to the capacity, too. However, quality is the essential part of the production; every component must be passed the quality test process and meets the required specifications before brought to the drive assembly process. Hard disk drive calibration and performance tests i.e. reading in various environments will be performed after assembly process then only the drives that passed the tests will be shipped to the customers. At the customers' site, hard disk drive will be tested again; the drives that failed during the customers' test process will be shipped back to the factory for analysis and investigation the failure symptom.

Hathaichanok Tiptumyae¹ is with the Mechatronics Engineering, Suranaree University of Technology, Nakhon Ratchasima, 30000 Thailand (corresponding author's phone:081-7396208 ; e-mail: Hathaichanok.tiptumyae@seagate.com).

Arthit Srikaew², is with the Department of Electrical engineering, Suranaree University of Technology , 30000 Thailand (e-mail: ra@sut.ac.th).
GMR/TMR^[1] is giant magneto resistance/Thermal magneto resistance
HSA^[4] is head stack assembly
HGA^[5] is head gimbal assembly

II. SOURCE OF THE PROBLEM AND INCENTIVES

Due to high demand of hard disk drives currently, the failures during customer applications have high possibility as well as relating to the product's reliability.

Defective hard disk drives will be returned to the manufacturer to investigate the cause of failure symptoms. One of the major causes is reading head which performance degraded at customers' tests process.

For analysis the results of reading head test, it is needed time and proficiency to summarize and conclude the symptom from the high quantity of complex data set which can slow the analysis process as well as relating to the reliability from the customer. Supposing we can analyze the test results faster and more accurate; we can find the solutions to prevent the failure from reading head both currently and the future so quickly, increasing reliability in the products from the customer.

III. WORKS AND RELATED THEORY

A. Quasi-static test

Quasi-static test is a tool that used for efficiency test of reading head by GMR/TMR^[2] performance measurement in the form of hard disk drive and rather emphasize in reader part than writer part of the head due to its limitations of the tool. [1] For writer part of the head, it will be tested in the form of HSA^[4] and HGA^[5]. Quasi-static test will perform without movement of head on disk (media) and disk rotation commands (every component that is able to move will be static during the test)

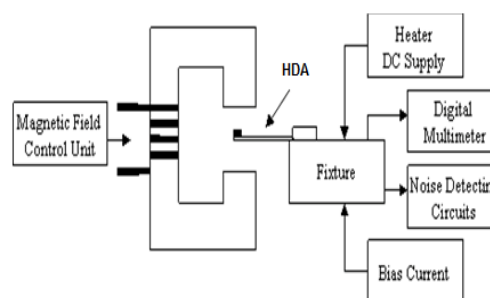


Figure 1: The structure of Quasi-static test

Quasi-static test is divided into:

1) DC Measurements: a reading head test with low frequency measurement i.e. static head test that measures current or voltage with zero magnetic field. The results are

following:

- Head resistance
- Read fault and Write fault, fault detection function will indicate the problem on FLT or FLT register.
- Pre amp short Circuit i.e. Pin-Pin and Pin-Ground
- Transverse Curve graph

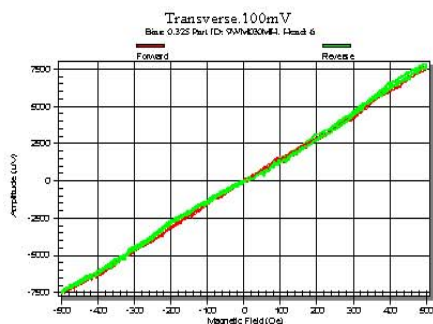


Figure 2: Transverse graph from the result of head test with low frequency measurement

2)AC Measurements: a reading head test with high frequency measurement during external stimulation i.e. data recording simulation or magnetic field produced or both. The results are following:

- Popcorn Noise
- MAN / SMAN
- FFT Frequency Response

B. Preparation of information

Quasi-static test will result data set in two types, qualitative and quantitative data. The neural network can learn only quantitative data; qualitative data must be normalized to be quantitative data first. Such as, the test results 'PASS' and 'FAILED'; they should be normalized to be '1' for 'PASS' and '0' for 'FAILED'. Normalization data is an important step, complexity deduction and to make the neural network can learn the data. Additionally, normalization an incomplete data makes the neural network can learn faster and more accurate. In this paper, the attribute mean will be used to fill in the missing value.

C. Artificial Neural Networks

Artificial Neural Networks is the mathematical models that developed to simulate the mechanism of neural network in the human brain. Single Layer Perceptron is an Artificial Neural Networks model that consists of one artificial network cell or neural. Figure 3 shows the structure of a perceptron.

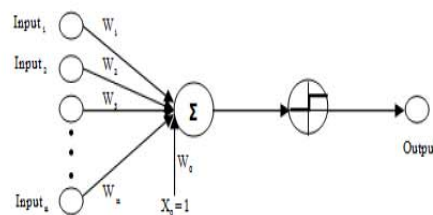


Figure 3: Structure of a perceptron

Learning algorithm: Perceptron obtains input which is the real number. The corresponding weight is calculated by linear summation of input where (W_1, W_2, \dots, W_3) is the weight of the stimulating binary function input. If the summation of the input which multiplied by the corresponding weight is over threshold; the output will be '1'. If not, it will be '0'. This algorithm is called 'Supervised Learning' as the learning of student is led by teacher. [3]

Multilayer Perceptron: MLP is widely used due to it can solve more complex problems; it can be applied with almost every type of work. However, the number of layer and neural must appropriate with that problem. Figure 4 illustrates the Multilayer Perceptron

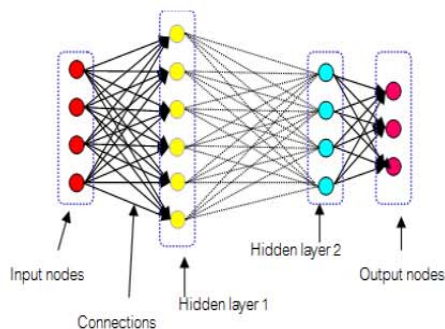


Figure 4: Multilayer Perceptron

Learning Algorithm: Inputs of the first layer are the inputs to the network while the outputs of the last layer form the outputs of the network.

An input will be multiplied by every corresponding weight of each node and then sum. If the sum is over threshold; the neuron will send the output to be the input of another neuron that connected within the network. If not, the neuron will send nothing. The important variables are 'weight' and 'threshold' which correspond with the required value for the computer learning and let it can customize those variables itself and know 'back propagation' or 'feed-forward neural networks', a pattern that has algorithm to update network weight from output of the previous neural and compare with the threshold then calculate the error that will be sent back to the neural to update network weight further.

Transfer function: there are many transfer function used in neural networks i.e. Hard limit transfer function, Purelin transfer function, Log Sigmoid transfer function. Figure 5, 6 and 7 are transfer functions as the sample above which each

function will give the different output according to the required output and this paper uses Log Sigmoid transfer function because the required output is between 0 and 1.

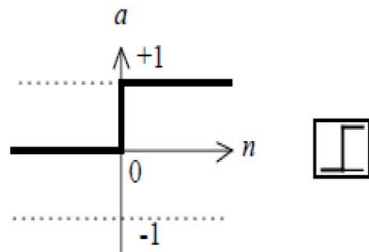


Figure 5: Hard limit transfer function

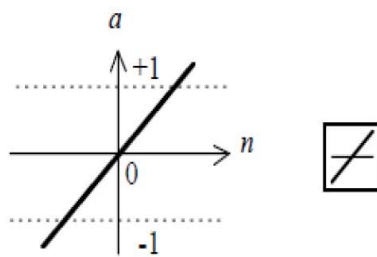


Figure 6: Purelin transfer function

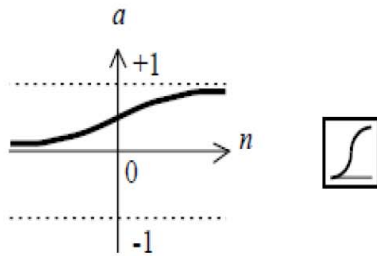


Figure 7: Log Sigmoid Transfer Function

D. The Efficiency Evaluation by ROC (Receiver Operating Characteristic Curve)

It is a tool used to evaluate the prediction efficiency of accuracy. ROC graph is the relation between True Positive Rate (TPR) and False Positive Rate (FPR) as shown in Figure 8. The efficiency of neural network from the prediction can be evaluate by terms of Sensitivity and Specificity underneath sample size n considering the number of prediction result in Table I [4]

TABLE I
THE PREDICTIONS OF THE NUMBER OF EVENTS IN CONFUSION MATRIX

		Failure symptom of QST from Expert	
		True	False
Prediction failure symptom from neural network	Positive	A True positive	B False positive
	Negative	C False negative	D True negative

From Table I other values can be calculated from

$$\text{Sensitivity} = \frac{a}{a+c} \quad (1)$$

$$\text{Specificity} = \frac{d}{b+d} \quad (2)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{(a+d)}{(a+b+c+d)} \quad (3)$$

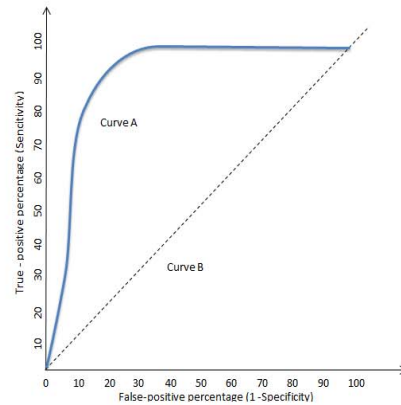


Figure 8: ROC curve

From Figure 8: X-axis is False-Positive rate that means the finding root cause of the failure symptom of hard disk drive is not related to reading head. Y-axis is True-Positive rate that means the root cause is related to reading head and the system can predict the root cause precisely. The area under the ROC curve is the indicator of reliability of the system which showing the efficiency of head failure symptom classification in hard disk drive.

IV. PROCESS OF CONDUCTING RESEARCH

A. Problem Study and Procedures

Complex and difficult knowledge and proficiency are needed in order to investigate and analyse the failure symptom of reading head; the error can be possible if the analyst has those attributes not enough. To prevent that error; multilayer perceptron neural network is applied to classify the failure symptom of reading head. The procedures of the study starting from normalization of the result data from Quasi-static test following the conclusions that specified by the experts including choosing interesting conclusions and normalize the data, the data is divided into two sets including learning and testing data set. From data grouping technique, next procedure is making neural network. The procedures is shown in Figure 9

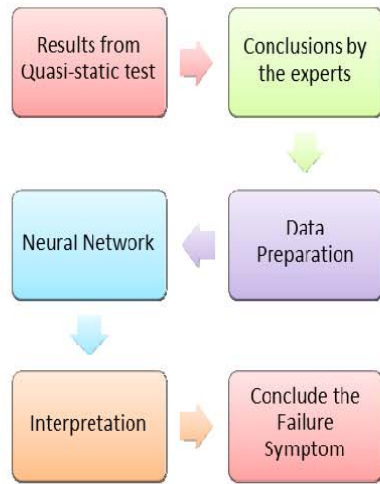


Figure 9: Research Procedures

B. Data Preparation

This paper used the results from Quasi-static test to test reading head in the form of hard disk drive with both high and low frequency by zero magnetic field. This study used Multilayer Perceptron neural network, supervised learning, to learn the neural networks. There are 1000 of data set used in this study, 18 conclusions from the expert. Output from variation is between 0 – 1.5 as shown in Figure 10

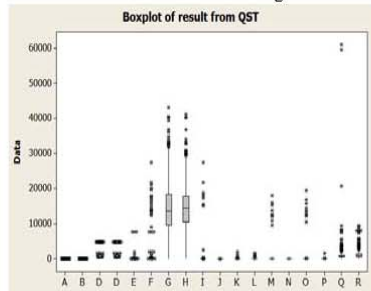


Figure 10: Box plot shows the distribution of data result variation from Quasi-static test

Output data for learning is equal to input; 1000 unit. The output data will be only 0 and 1 (0 means the failure is not caused by head and 1 means the failure is caused by head). The expert distinguished failure from head to 18 types i.e. High write resistance, Write fault, Head asymmetry and so on. 2000 unit of data was used in the test which the data that used for learning and testing are different.

V. OVERALL RESULTS

Feed forward back propagation neural network is applied in this study and chose Trainbr (Bayesian regularization) algorithm because its improvements of memory usage and speed of learning that is better than other algorithms [5]. The number of neural in hidden layer that used in this study

derived from randomization 10 – 20 of neural that gives the lowest of SSE (Sum Squared Error) while the learning of the neural network

TABLE III
SSE FROM THE RANDOMIZATION

The number of neural	SSE
20	1190
19	1110
18	1050
17	1130
16	1100
15	1140
14	1120
13	1130
12	1180
11	1190
10	1110
20	1190
19	1110
18	1050
17	1130

Calculated the appropriate number of hidden layer after getting the number of neural in the hidden layer, by testing the accuracy of head failure prediction from hidden layer 1 to 3 as shown in Table 3

TABLE IIIII
THE ACCURACY PERCENTAGE OF HEAD FAILURE PREDICTION IN EACH LAYER

Number of neural	Hidden Layer		
	Layer1	Layer 2	Layer3
18	82.8%	86.9%	96.06%

The highest accuracy percentage is layer 3 and the number of neural in each layer is 18 cells. Table 5.3 shows the accuracy percentage of the neural networks for each form that transfer functions placed in each layer.

TABLE V
ACCURACY PERCENTAGES OF NEURAL NETWORKS FOR EACH FORM OF TRANSFER FUNCTION

LAYER 1	LAYER 2	LAYER 3	Accuracy (%)
TANSIG	TANSIG	LOGSIG	96.06
TANSIG	PURLIN	LOGSIG	63
TANSIG	LOGSIG	LOGSIG	89.7
PURIN	PURIN	LOGSIG	95.6
PURIN	TANSIG	LOGSIG	79.9
PURIN	LOGSIG	LOGSIG	92
LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	92.1
LOGSIG	TANSIG	LOGSIG	92.1
LOGSIG	PURIN	LOGSIG	92

According to the table, the highest is 96.06% with Layer 1: TANSIG, Layer 2: TANSIG, and Layer 3: LOGSIG for producing the output to be 0 and 1.

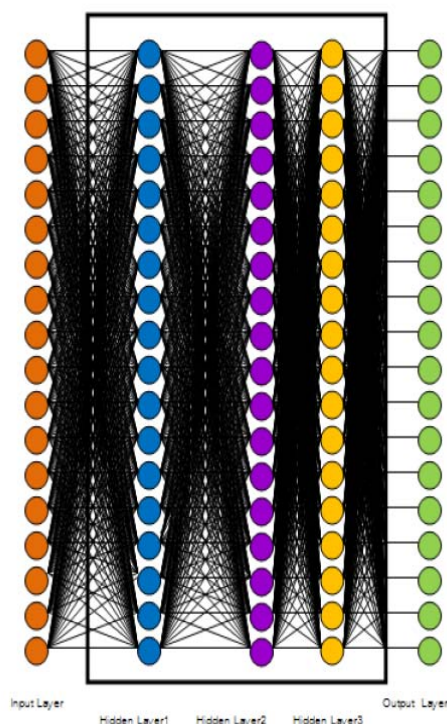


Figure 11: Neural Network diagram that used in this study

There are many tools that used for reliability verification. Receiver Operating Characteristic is the method that brings the relation between the results (conclusions), True Positive Rate (TPR) and False Positive Rate (FPR) from the experiment and be placed in the confusion matrix [6] as shown in Table 5

TABLE IV
HEAD FAILURE PREDICTIONS BY NEURAL NETWORK IN CONFUSION MATRIX

		Head failure conclusions by the experts	
		Correct	Correct
Head failure predictions by neural network	True Positive	85.16	2.56
	True Negative	14.83	97.43

According to the results, the cause of failure of hard disk drives that is from reading head, faulty head; the neural network could predict that the faulty head is the head that will be found the abnormality truly (True positive) with accuracy percentage at 85.16%. In contrast, it could predict that the good head is the head that will not be found the abnormality (True negative) with accuracy percentage at 97.43%. The accuracy percentage mean from the confusion matrix is 91.3%. Sensitivity or True Positive Rate of this study which is the ratio of the defective hard disk drive that the cause is

reading head with all defective hard disk drive. For reliability and suitability of the algorithms application in the study; the result with high sensitivity should be used wherewith it is properly for the result that is negative value, hard disk drive that has the inexplicit result or similar to the cut off value that used to separate the failure symptom. Figure 12 illustrates graph of the relation between true positive rate (Sensitivity) and false positive rate (1-Specificity)

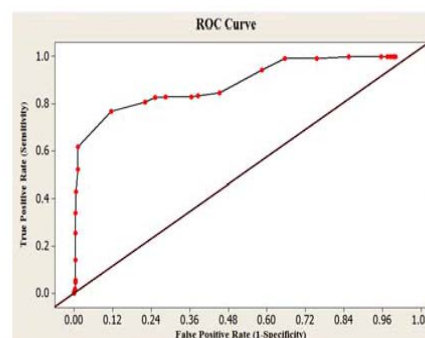


Figure 12: Graph of the relation between true positive rate (Sensitivity) and false positive rate (1-Specificity)

VI. CONCLUSIONS

This research is the usage of artificial neural network with feed forward back propagation in order to predict the failure symptom of reading head in hard disk drives using the result of Quasi-static test that measures the reading head of hard disk drive in the form of HDA as well as to create the tool that help to analyse the cause of failure symptom from reading head faster and more accurate. It is very useful wherewith the increase of data storage demand caused more and more hard disk drive capacity. To prevent the slow data access and storage and make it faster; the number of reading/writing head for each hard disk drive is higher which produced higher quantity of the complex data that needed more time to analyse and conclude by the experts. Each expert has unequal competency and experience; the conclusion from each one might be different. Especially, when analyse with the high quantity of the defect hard disk drive, the error can be easily possible. This study contributes the experts in order to increase the efficiency and decrease the time of data analysis. According to the algorithms that used in this study, it can predict the failure symptom similarly to the experts' conclusion which towards the further application of failure symptom analysis in other forms such as HSA and HGA.

REFERENCES

- [1] Integral Solutions Int'l, QST External Tests User's Manual, April 9, 2008
- [2] Othman ZA, Bakar AA, Hamdan AR, Omar K, Mohd Shuib NL. AGENT BASED PREPROCESSING. In: 2007 International Conference

- on Intelligent & Advanced Systems (ICIAS); 2007 November 25-28; Kuala Lumpur. Kuala Lumpur: IEEE; 2007. p. 219-223.
- [3] อาพิชญ์ ศรีนแก้ว. 2552. ปัญญาเชิงคำนวณ พิมพ์ครั้งที่ 1. นครราชสีมา: โรงพิมพ์แห่งมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
- [4] Agresti, A. (2007). *An Introduction to Categorical Data Analysis*, 2nd Edition, New York: John Wiley & Sons.
- [5] พงษ์ มีสังข์, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, 2553 : สไลด์
- [6] Lasko, Thomas A., Jui G. Bhagwat, Kelly H. Zou, and Lucila Ohno-Machado. 2005. The use of receiver operating characteristic curves in biomedical informatics. *Journal of Biomedical Informatics* 38: 404-415.

ประวัติผู้เขียน

นางสาวหทัยชนก ทิพย์ดำแย เกิดวันที่ 25 พฤษภาคม พ.ศ. 2529 เป็นบุตรคนที่ 2 ของครอบครัว เริ่มศึกษาชั้นประถมศึกษาปีที่ 1-5 ที่โรงเรียนแสงวิทยาคม จังหวัดสระบุรี ย้ายเข้ามาศึกษาต่อชั้นประถมศึกษาปีที่ 6 ที่โรงเรียนพระอินทร์ศึกษา กลุ่มสกุลอุทิศ จังหวัดพระนครศรีอยุธยา ชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 1-6 โรงเรียนธรรมศาสตร์คลองหลวงวิทยาคมจังหวัดปทุมธานี และสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ เมื่อปี พ.ศ. 2551 โดยหลังจากสำเร็จการศึกษาได้รับใบอนุญาตเป็นผู้ประกอบวิชาชีพวิศวกรรมควบคุมระดับภาคีวิศวกร สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า และเริ่มทำงานที่บริษัทซีเกทเทคโนโลยี (ประเทศไทย) จำกัด ตำแหน่งวิศวกร ปี พ.ศ.2554 ได้ขอทุนความร่วมมือระหว่างสำนักงานพัฒนาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งชาติ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี และบริษัทซีเกทเทคโนโลยี เข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาโท สาขาวิชาวิศวกรรมแมคคาทรอนิกส์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี โดยมีผลงานตีพิมพ์เผยแพร่ขณะศึกษาในหัวข้อ Identification of reader failure problem by using neural network ในงานประชุมวิชาการ Intelligent System, Data Mining and Information Technology (ICIDIT'2014) Arip1 21-22, 2014 Bangkok (Thailand)