

การทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีโดยใช้นิเวศเน็ตเวิร์ก



นายพงศ์ภพ ฤทธิชื่น

สถาบันวิทยบริการ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2544

ISBN 974-03-1480-5

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

POWER SIGNAL PREDICTION IN A RAYLEIGH FADING CHANNEL USING A NEURAL NETWORK



Mr. Pongpop Rudeechuen

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements  
for the Degree of Master of Engineering in Electrical Engineering

Department of Electrical Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2001

ISBN 974-03-1480-5

หัวข้อวิทยานิพนธ์                      การทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีโดยใช้นิเวศ  
เน็ตเวิร์ก  
โดย    นายพงศภัท ฤดีชื่น  
สาขาวิชา                                      วิศวกรรมไฟฟ้า  
อาจารย์ที่ปรึกษา                              รองศาสตราจารย์ ดร.วาทิต เบญจพลกุล

---

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยรับนี้เป็นส่วน  
หนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาโท

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์  
(ศาสตราจารย์ ดร.สมศักดิ์ ปัญญาแก้ว)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ  
(ศาสตราจารย์ ดร.ประสิทธิ์ ประพัฒน์มงคล)

..... อาจารย์ที่ปรึกษา  
(รองศาสตราจารย์ ดร.วาทิต เบญจพลกุล)

..... กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ทับทิม อ่างแก้ว)

สภามหาวิทยาลัย  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

พงศ์ภพ ฤดีชื่น : การทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีโดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก. (POWER SIGNAL PREDICTION IN A RAYLEIGH FADING CHANNEL USING A NEURAL NETWORK) อ. ที่ปรึกษา : รศ. ดร.วาทิต เบญจพลกุล, 111 หน้า. ISBN 974-03-1480-5.

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอการทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron ซึ่งมีความสามารถทำนายสัญญาณอนุกรมทางเวลาได้โดยฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กด้วยชุดฝึก 3 ชนิดคือ 1. ชุดฝึกสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็วเดียว 10, 20, ..., 100 กม./ชม., 2. ชุดฝึกแบบผสมสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีจำนวนสองความเร็วของสถานีเคลื่อนที่ (5,10), (5,20), ..., (5,100) กม./ชม. และ 3. ชุดฝึกแบบผสมสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีทุกความเร็วของสถานีเคลื่อนที่ (10, 20,..., 100 กม./ชม.) ฝึกด้วยวิธี Levenberg Marquardt Algorithm จนกระทั่งนิวรอลเน็ตเวิร์กมีผลรวมค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (Sum Square Error: SSE) น้อยกว่า  $10^{-4}$  จากผลการทดสอบพบว่า ชุดฝึกแบบผสมสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีทุกความเร็วของสถานีเคลื่อนที่และนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างที่มีจำนวนโนดขาเข้า 18 โนด จำนวนโนดซ่อนเร้น 3 โนด และจำนวนโนดขาออก 1 โนด (18,3,1) ให้ผลการทำนายดีที่สุด โดยมีค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบ (Average of Mean Square Error per Number of Testing Velocity) เท่ากับ 0.00076 และเมื่อนำนิวรอลเน็ตเวิร์กชุดดังกล่าวไปประยุกต์ใช้กับการควบคุมกำลังสถานีเคลื่อนที่แบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB (Fixed Step Power Control) ที่ระดับ SIR ที่ต้องการเท่ากับ -10 dB ในระบบ CDMA แล้วปรากฏว่านิวรอลเน็ตเวิร์กสามารถปรับปรุง เปอร์เซนต์ความน่าจะเป็นของการเกิดสัญญาณขาดหายในระบบให้ลดลง 18.28%

ภาควิชา.....วิศวกรรมไฟฟ้า.....ลายมือชื่อนิสิต.....  
สาขาวิชา.....วิศวกรรมไฟฟ้า.....ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา.....  
ปีการศึกษา.....2544.....ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาร่วม.....

## 4170418421 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEY WORD: CDMA / NEURAL NETWORK / RAYLEIGH FADING / POWER SIGNAL PREDICTION.

PONGPOP RUDEECHUEN : POWER SIGNAL PREDICTION IN A RAYLEIGH FADING CHANNEL USING A NEURAL NETWORK. THESIS ADVISOR : ASSOC. PROF. DR.WATIT BENJAPOLAKUL, 111 pp. ISBN 974-03-1480-5.

This research proposes power signal prediction in Rayleigh fading channel using neural network. The neural network type is a multilayer perceptron (MLP) that can predict time series signal. The neural network is trained by Levenberg Marquardt Algorithm until its performance index (Sum Square Error: SSE) is less than  $10^{-4}$ . The training set of neural network is divided into 3 groups: 1. Rayleigh fading signal of mobile station having various velocities at 10, 20, ..., 100 km/hr, 2. Rayleigh fading signal of mobile station having two velocities (5,10), (5,20), ..., (5,100) km/hr and 3. Rayleigh fading signal of mobile station having all velocities (10, 20, 30, ..., 100 km/hr). The result of this research shows that training set of Rayleigh fading signal of mobile station having all velocities and neural network's structure of 18 input nodes, 3 hidden nodes and 1 output node (18,3,1) can predict power signal in Rayleigh fading channel most precisely. It gives an average of mean square error per number of testing velocities of about 0.00076. When applying this neural network to fix step close loop power control in CDMA system, it can reduce the percentage of outage probability of about 18.28% at SIR threshold of -10 dB.

Department..... Electrical Engineering ..... Student's signature.....

Field of study..... Electrical Engineering ..... Advisor's signature.....

Academic year ..... 2001 ..... Co-advisor's signature.....

## กิตติกรรมประกาศ

ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร.วาทิต เบญจพลกุล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่ได้กรุณาใช้เวลา และให้คำแนะนำต่างๆ ในการทำวิทยานิพนธ์ และขอกราบขอบพระคุณ ดร.พันธ์ศักดิ์ ศิริรัชตพงษ์ รองผู้อำนวยการศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติที่ได้ให้โอกาสข้าพเจ้ามาศึกษาต่อ

ข้าพเจ้าขอขอบคุณคุณวุฒิพงษ์ พรสุขจันทร์ ที่ได้ให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์ในการทำงานวิจัย และขอขอบคุณคุณบงการ หอมนาน และเพื่อนๆ ทุกคนที่ได้ให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์, เอกสารต่างๆ และข้อมูลประกอบการทำงานวิจัย

ท้ายนี้ ผู้วิจัยใคร่ขอกราบขอบพระคุณ บิดา-มารดา และขอขอบคุณทุกๆ คนในครอบครัวของข้าพเจ้า ซึ่งได้ให้การสนับสนุนและให้กำลังใจแก่ผู้วิจัยเสมอมาจนสำเร็จการศึกษา

นายพงศ์ภพ ฤดีชื่น



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

## สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย .....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ .....	จ
กิตติกรรมประกาศ .....	ฉ
สารบัญ .....	ช
สารบัญรูป .....	ญ
สารบัญตาราง .....	ณ

### บทที่

1. บทนำ .....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา .....	1
1.2 วัตถุประสงค์ .....	4
1.3 เป้าหมายและขอบเขตวิทยานิพนธ์ .....	4
1.4 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน .....	4
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ .....	5
2. แนวคิด, ผลงานที่ผ่านมา และวิธีการที่นำเสนอ.....	6
2.1 การทำนายสัญญาณกำลังที่มีผู้เสนอ .....	7
2.2 วิธีการทำนายสัญญาณกำลังที่เสนอ .....	9
2.3 การเกิดสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี .....	11
2.4 แบบจำลองสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีตามแบบจำลองของ Jakes .....	13
2.5 สัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีที่ใช้ฝึกและทดสอบนิวโรลเน็ตเวิร์ก.....	15
2.6 อัตราส่วนตัวอย่างในการทดสอบ.....	16
3. นิวโรลเน็ตเวิร์ก .....	19
3.1 แบบจำลองของนิวโรล (Neuron Model) .....	19
3.2 Transfer Function .....	21
3.3 อัลกอริทึมที่ใช้ฝึกนิวโรลเน็ตเวิร์ก.....	23
3.4 การทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีโดยใช้นิวโรลเน็ตเวิร์ก.....	28
3.5 การฝึกนิวโรลเน็ตเวิร์กด้วยส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสของสัญญาณ.....	29
3.6 การประยุกต์ใช้นิวโรลเน็ตเวิร์กร่วมกับการควบคุมกำลังแบบวงปิด .....	31
3.6.1 ระบบ CDMA ที่ไม่มีการควบคุมกำลังสถานีเคลื่อนที่ .....	33



3.6.2 ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่ $\pm 1$ dB .....	35
3.6.3 ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาด ขั้นคงที่ $\pm 1$ dB โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง .....	37
3.6.4 ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้น ของการควบคุมตามต้องการและใช้สัญญาณกำลังจริงในอนาคต .....	38
3.6.5 ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้น ของการควบคุมตามต้องการ โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง .....	40
4. การทดสอบและการวิเคราะห์ผลการทดสอบ .....	42
4.1 การจำลองสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเนื่องจากการเคลื่อนที่ ของสถานีเคลื่อนที่ด้วยความเร็วต่างๆ .....	42
4.2 การหาชุดฝึกแบบความเร็วเดียวและ โครงสร้างนิวรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสม .....	47
4.2.1 ผลการทดสอบการทำนายของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่ใช้ชุดฝึกแบบความเร็วเดียว .....	48
4.2.2 อัตราส่วนกำลังของสัญญาณจริงต่อความผิดพลาดจาก การทำนาย (Signal to Error Ratio) .....	52
4.2.3 โครงสร้างนิวรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบ ความเร็วเดียวที่ความเร็ว 90 กม./ชม. ....	57
4.2.3.1 จำนวน โหนดในชั้น โหนดซ่อนเร้นที่เหมาะสม .....	57
4.2.3.2 จำนวน โหนดในชั้น โหนดขาเข้าที่เหมาะสม .....	62
4.3 ชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วและ โครงสร้างนิวรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสม .....	65
4.3.1 ผลการทดสอบและการเปรียบเทียบการทำนายของนิวรอลเน็ตเวิร์ก ที่ใช้ชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว .....	69
4.3.2 ค่าอัตราส่วนกำลังของสัญญาณจริงต่อความผิดพลาดจากการทำนาย (Signal to Error Ratio) .....	73
4.3.3 โครงสร้างนิวรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกความเร็วผสม 5 และ 90 กม./ชม. ....	76
4.3.3.1 จำนวน โหนดซ่อนเร้นที่เหมาะสม .....	77
4.3.3.2 จำนวน โหนดขาเข้าที่เหมาะสม .....	80
4.4 การฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว .....	83
4.4.1 จำนวนจุดตัวอย่างของชุดความเร็วแต่ละชุดที่เหมาะสมเพื่อสร้าง เป็นชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว .....	83



4.4.2 โครงสร้างนิรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกผสมทุก	
ความเร็วแบบความเร็วละ 1200 จุดตัวอย่าง .....	86
4.4.2.1 จำนวนโนดขาเข้าที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกผสมทุกความเร็ว	
แบบความเร็วละ 1200 จุดตัวอย่าง .....	86
4.4.2.2 จำนวนโนดซ่อนเร้นที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกผสมทุกความเร็ว	
แบบความเร็วละ 1200 จุดตัวอย่าง .....	90
4.5 ผลการประยุกต์ใช้นิรอลเน็ตเวิร์กร่วมกับการควบคุมกำลังแบบวงปิด .....	96
5 สรุปผลการทดสอบและข้อเสนอแนะ .....	108
5.1 สรุปผลการทดสอบ .....	108
5.2 ข้อเสนอแนะ .....	109
รายการอ้างอิง .....	110
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์.....	111

## สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 โครงสร้างตัวทำนายสัญญาณกำลังแบบ Hybrid .....	7
2.2 นิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron และตัวประวิงเวลาที่โนดขาเข้า .....	9
2.3 มุมมาถึงของคลื่นเส้นทางที่ n .....	11
2.4 บล็อกไดอะแกรมของแบบจำลองของ Jakes .....	14
2.5 เปรียบเทียบผลการทำนายสัญญาณกำลังของนิวรอลเน็ตเวิร์ก ที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้าจำนวน 12 โนด, โนดซ่อนเร้น จำนวน 2 โนด และโนดขาออกจำนวน 1 โนด (12,2,1) ที่ฝึกด้วย ชุดฝึกที่ถูกสุ่มตัวอย่างด้วยอัตรา 800 ครั้งต่อวินาที และ 1600 ครั้งต่อวินาที โดยที่ (a) ใช้ชุดฝึกความเร็ว 50 กม./ชม. (b) ใช้ชุดฝึกความเร็ว 90 กม./ชม. ....	18
3.1 แบบจำลองนิวรอล .....	19
3.2 Linear Function .....	21
3.3 Log Sigmoid Function .....	22
3.4 Hyperbolic Tangent Sigmoid Function .....	22
3.5 นิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ 3-Layer Perceptron .....	24
3.6 การทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี .....	28
3.7 นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้า 12 โนด, โนดซ่อนเร้น 2 โนดและโนดขาออก 1 โนด .....	30
3.8 การแบ่งชุดข้อมูลขาเข้าเพื่อป้อนให้กับนิวรอลเน็ตเวิร์ก .....	31
3.9 การควบคุมกำลังแบบวงปิดที่มีนิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณ เฟดดิ้งแบบเรย์ลี .....	32
3.10 ระบบ CDMA ที่ไม่มีการควบคุมกำลังสถานีเคลื่อนที่ .....	33
3.11 ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่ $\pm 1$ dB (Fix-step Power Control) .....	35
3.12 ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่ $\pm 1$ dB โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง (Fix-step Power Control with Predictive by Neural Network) .....	37
3.13 ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุม ตามต้องการและใช้สัญญาณกำลังจริงในอนาคต .....	39

รูปที่	หน้า
3.14 ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดชั้นของการควบคุมตามต้องการ โดยใช้นิรอลเนตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง .....	40
4.1 (a) ส่วนประกอบอินเฟส, (b) ส่วนประกอบควอเดรเจอร์เฟส, (c) เอนเวโลปของสัญญาณและ (d) การแจกแจงความน่าจะเป็นของเอนเวโลปเปรียบเทียบกับ การแจกแจงความน่าจะเป็นแบบเรย์ลี.....	43
4.2 การแจกแจงความน่าจะเป็นของเอนเวโลปของสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเมื่อสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 10 กม./ชม. ถึง 100 กม./ชม. เปรียบเทียบกับการแจกแจงความน่าจะเป็นแบบเรย์ลี .....	47
4.3 ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบที่ความเร็วแต่ละค่าทั้ง 25 ชุดสำหรับนิรอลเนตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1) โดยใช้ชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 10, 20, 30, ..., 100 กม./ชม. ....	51
4.4 ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายสัญญาณกำลังยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบ สำหรับชุดฝึกแบบความเร็วเดียว .....	52
4.5 ค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนกำลังของสัญญาณจริงต่อค่าผิดพลาดในการทำนายชุดทดสอบทั้ง 25 ชุดที่ความเร็วแต่ละค่า สำหรับนิรอลเนตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1) โดยใช้ชุดฝึกที่ความเร็ว 10, 20, 30, ...,100 กม./ชม. ....	55
4.6 ผลการทดสอบนิรอลเนตเวิร์ก (12,2,1) ฝึกด้วยชุดฝึกที่ความเร็ว 90 กม./ชม. และทดสอบด้วยชุดทดสอบที่ความเร็ว 90 กม./ชม. (a) ส่วนประกอบอินเฟสของสัญญาณชุดทดสอบกับส่วนประกอบอินเฟสที่ได้จากการทำนาย, (b) ส่วนประกอบควอเดรเจอร์เฟสของสัญญาณชุดทดสอบกับส่วนประกอบควอเดรเจอร์เฟสที่ได้จากการทำนาย, (c) สัญญาณกำลังของชุดทดสอบ (W) กับสัญญาณกำลังที่ได้จากการทำนาย (W), (d) สัญญาณกำลังของชุดทดสอบ (dB) กับสัญญาณกำลังที่ได้จากการทำนาย (dB) .....	56
4.7 ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบทั้ง 25 ชุดที่ความเร็วแต่ละค่า สำหรับนิรอลเนตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1), (12,3,1), (12,4,1), (12,5,1), (12,6,1), (12,7,1), (12,8,1), (12,9,1), (12,10,1), (12,11,1), (12,12,1) โดยใช้ชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ 90 กม./ชม. ....	59

รูปที่	หน้า
4.8 ค่า Average mean_MSE กับจำนวนโนดในชั้น โนดซ่อนเร้นของ นิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้า 12 โนด และโนดขาออก 1 โนด .....	60
4.9 ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลัง ที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบที่ความเร็วแต่ละค่าทั้ง 25 ชุด สำหรับนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (8,8,1), (9,8,1), (10,8,1), (11,8,1), (12,8,1), (13,8,1), (14,8,1) โดยใช้ชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ 90 กม./ชม. ....	63
4.10 ค่า Average mean_MSE กับจำนวนโนดขาเข้าของนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มี โครงสร้างประกอบด้วยโนดซ่อนเร้น 8 โนดและโนดขาออก 1 โนด .....	64
4.11 การเปรียบเทียบค่า mean_MSE ของนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1) กับของนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) เมื่อใช้ชุดฝึก แบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 90 กม./ชม. ....	65
4.12 ส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสของชุดฝึกสัญญาณกำลัง แบบผสมสองความเร็ว (5,10), (5,20), (5,30), (5,40), (5,50), (5,60), (5,70), (5,80), (5,90), (5,100) กม./ชม. ....	69
4.13 ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลัง ที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบที่ความเร็วแต่ละค่าทั้ง 25 ชุด สำหรับชุดฝึก (5,10), (5,20), (5,30), (5,40), (5,50), (5,60), (5,70), (5,80), (5,90) และ (5,100) โดยใช้นิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) .....	71
4.14 การเปรียบเทียบผลการทำนายสัญญาณกำลังของชุดฝึกแบบผสม สองความเร็วแบบต่างๆ สำหรับนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1).....	73
4.15 ค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนกำลังของสัญญาณจริงต่อความผิดพลาดในการทำนาย (Signal to Error Ratio) .....	75
4.16 เปรียบเทียบสัญญาณกำลังของชุดทดสอบและสัญญาณกำลังที่ทำนายได้ โดยใช้นิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึก แบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. และทดสอบด้วยชุดทดสอบที่ ความเร็ว 90 กม./ชม. ....	76

รูปที่	หน้า
4.17 ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบที่ความเร็วแต่ละค่า ทั้ง 25 ชุด สำหรับนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1), (12,4,1), (12,6,1), (12,8,1), (12,10,1), (12,12,1) โดยใช้ชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. ....	78
4.18 ค่า Average mean_MSE กับจำนวนโนดซ่อนเร้นของนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้า 12 โนดและโนดขาออก 1 โนด และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. ....	79
4.19 ค่าผิดพลาดสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบที่ความเร็วแต่ละค่าทั้ง 25 ชุด .....	81
4.20 ค่า Average mean_MSE กับจำนวนโนดขาเข้าของนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดซ่อนเร้น 8 โนดและโนดขาออก 1 โนด และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. ....	82
4.21 ส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์ของเฟสสัญญาณกำลังแบบผสมทุกความเร็วฯ ละ 400, 800, 1200 และ 1600 จุดตัวอย่าง .....	84
4.22 การเปรียบเทียบผลการทำนายสัญญาณกำลังของชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วฯ ละ 400, 800, 1200 และ 1600 จุดตัวอย่าง สำหรับนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) .....	85
4.23 ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังจริงยกกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบที่ความเร็วแต่ละค่าทั้ง 25 ชุด สำหรับนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (8,8,1), (10,8,1), (12,8,1), (14,8,1), (16,8,1), (18,8,1), (20,8,1), (22,8,1) โดยใช้ชุดฝึกผสมทุกความเร็วฯ ละ 1200 จุดตัวอย่าง .....	88
4.24 ค่า Average mean_MSE กับจำนวนโนดขาเข้าของนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดซ่อนเร้น 8 โนดและโนดขาออก 1 โนด และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว .....	89

รูปที่	หน้า
4.25 ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบที่ความเร็วแต่ละค่าทั้ง 25 ชุด สำหรับนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,2,1), (18,3,1), (18,4,1), (18,5,1), (18,6,1), (18,7,1), (18,8,1) และ (18,9,1) โดยให้ชุดฝึกผสมทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง .....	92
4.26 ค่า Average mean_MSE กับจำนวนโนดซ่อนเร้นของนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้า 18 โนดและโนดขาออก 1 โนด และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว .....	93
4.27 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดในการทำนายสัญญาณกำลังยกกำลังสองเฉลี่ยของนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียว 90 กม./ชม., ของนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. และของนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,3,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง .....	95
4.28 เปอร์เซนต์การเกิดสัญญาณขาดหายของระบบที่ไม่มีการควบคุมกำลัง, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงที่ $\pm 1$ dB, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงที่ $\pm 1$ dB โดยใช้นิรอลเน็ตเวิร์ก (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึก 90 กม./ชม. ทำนายสัญญาณกำลัง, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงของการควบคุมตามต้องการและใช้สัญญาณกำลังจริงในอนาคตเป็นค่าที่ทำนายได้ และระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงของการควบคุมตามต้องการแบบใช้นิรอลเน็ตเวิร์ก (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึก 90 กม./ชม. ทำนายสัญญาณกำลัง .....	97
4.29 เปอร์เซนต์การเกิดสัญญาณขาดหายของระบบที่ไม่มีการควบคุมกำลัง, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงที่ $\pm 1$ dB, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงที่ $\pm 1$ dB โดยใช้นิรอลเน็ตเวิร์ก (12,8,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึก (5,90) กม./ชม. ทำนายสัญญาณกำลัง, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงของการควบคุมตามต้องการและใช้สัญญาณกำลังจริงในอนาคตเป็นค่าที่ทำนายได้ และระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงของการควบคุมตามต้องการแบบใช้นิรอลเน็ตเวิร์ก (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึก (5,90) กม./ชม. ทำนายสัญญาณกำลัง .....	101



รูปที่

หน้า

- 4.30 เปร้เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายของระบบที่ไม่มีการควบคุมกำลัง, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นค้งที่  $\pm 1$  dB, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นค้งที่  $\pm 1$  dB โดยใช้นิรอลเนตเวร์ก (12,8,1)ทำนายสัญญาณกำลัง, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นค้งของการควบคุมตามต้องการและใช้สัญญาณกำลังจริงในอนาคตเป็นค่าที่ทำนายได้ และระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นค้งของการควบคุมตามต้องการ โดยนิรอลเนตเวร์ก (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกผสมทุกความเร็วแบบ 1200 จุดตัวอย่าง ทำนายสัญญาณกำลัง..... 105



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



## สารบัญญัตราสาร

ตารางที่	หน้า
4.1	ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายสัญญาณกำลังยกกำลังสอง เฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบ สำหรับชุดฝึกแบบความเร็วเดียว ที่แต่ละความเร็ว ..... 51
4.2	ค่า Average mean_MSE กับจำนวนโนคในชั้นโนคซ่อนเร้นของ นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนคขาเข้า 12 โนค และโนคขาออก 1 โนค ..... 60
4.3	ค่า Average mean_MSE กับจำนวนโนคในชั้นโนคขาเข้าของ นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนคซ่อนเร้น 8 โนค และโนคขาออก 1 โนค ..... 63
4.4	การเปรียบเทียบผลการทำนายสัญญาณกำลังของชุดฝึกแบบ ผสมสองความเร็วแบบต่างๆ สำหรับนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ..... 72
4.5	ค่า Average mean_MSE กับจำนวนโนคซ่อนเร้นของ นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนคขาเข้า 12 โนค และโนคขาออก 1 โนค และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. .... 79
4.6	ค่า Average mean_MSE กับจำนวนโนคขาเข้าของ นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนคซ่อนเร้น 8 โนค และโนคขาออก 1 โนค และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. .... 82
4.7	การเปรียบเทียบผลการทำนายสัญญาณกำลังของชุดฝึกแบบผสม ทุกความเร็วๆ ละ 400, 800, 1200 และ 1600 จุดตัวอย่าง สำหรับนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ..... 85
4.8	ค่า Average mean_MSE กับจำนวนโนคขาเข้าของ นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนคซ่อนเร้น 8 โนค และโนคขาออก 1 โนค และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง ..... 89
4.9	ค่า Average mean_MSE กับจำนวนโนคซ่อนเร้นของนิวรอลเน็ตเวิร์ก ที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนคขาเข้า 8 โนคและโนคขาออก 1 โนค และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง ..... 93

- 4.10 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายสัญญาณกำลัง  
ยกกำลังสองเฉลี่ยของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1)  
ฝึกด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียว 90 กม./ชม., นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มี  
โครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม.  
และนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,3,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสม  
ทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง ที่ความเร็วทดสอบแต่ละค่า ..... 94
- 4.11 เปรียบเทียบการลดลงของเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหาย  
ในระบบที่ไม่มีการควบคุมกำลังและระบบที่มีการควบคุมกำลัง  
แบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB ..... 98
- 4.12 เปรียบเทียบการลดลงของเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหาย  
ในระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB  
และระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB  
และใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบ  
ความเร็วเดียวที่ 90 กม./ชม. ทำนายสัญญาณกำลัง ..... 99
- 4.13 เปรียบเทียบการลดลงของเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหาย  
ในระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุม  
ตามต้องการและใช้สัญญาณจริงในอนาคต กับระบบที่มีการควบคุมกำลัง  
แบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการและใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก  
ที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ 90 กม./ชม.  
ทำนายสัญญาณกำลัง ..... 100
- 4.14 เปรียบเทียบการลดลงของเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหาย  
ในระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB  
และระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB  
และใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบ  
ผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม. ทำนายสัญญาณกำลัง ..... 102

- 4.15 เปรียบเทียบการลดลงของเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหาย  
ในระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุม  
ตามต้องการและใช้สัญญาณจริงในอนาคต กับระบบที่มีการควบคุม  
กำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการและ  
ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบ  
ผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม. ทำนายสัญญาณกำลัง ..... 96
- 4.16 เปรียบเทียบการลดลงของเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหาย  
ในระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB  
และระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB  
และใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,3,1) ฝึกด้วยชุดฝึกผสม  
ทุกความเร็วๆ ละ 1,200 จุดตัวอย่าง ทำนายสัญญาณกำลัง ..... 99
- 4.17 เปรียบเทียบการลดลงของเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหาย  
ในระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุม  
ตามต้องการและใช้สัญญาณจริงในอนาคต กับระบบที่มีการควบคุมกำลัง  
แบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการและใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก  
ที่มีโครงสร้าง (18,3,1) ฝึกด้วยชุดฝึกผสมทุกความเร็วๆ ละ 1,200 จุดตัวอย่าง  
ทำนายสัญญาณกำลัง ..... 100

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

CDMA (Code Division Multiple Access) เป็นการเข้าถึงช่องสัญญาณหลายทางในระบบวิทยุเคลื่อนที่แบบเซลลูลาร์ ซึ่งช่องสัญญาณแต่ละช่องจะใช้เวลาเดียวกันทั้งแบนด์วิดท์ในเวลาเดียวกัน แต่ใช้รหัสสัญญาณรบกวนเทียม (Pseudo Noise (PN) Code) ต่างกัน ในระบบ CDMA แบบอะซิงโครนัส (Asynchronous) รหัสสัญญาณรบกวนเทียมของผู้ใช้แต่ละคนไม่ตั้งฉาก (orthogonal) กัน จึงเกิดการแทรกสอดกันระหว่างผู้ใช้แต่ละคน เมื่อจำนวนผู้ใช้งานเพิ่มขึ้นปริมาณการแทรกสอดก็จะมากขึ้นและคุณภาพของช่องสัญญาณก็จะลดลง ทำให้ความจุของระบบถูกจำกัดด้วยปริมาณการแทรกสอด (Interference) อันเกิดจากผู้ใช้งานในระบบ, สถานีฐานข้างเคียงและสัญญาณรบกวนภายนอก สำหรับสถานะช่องสัญญาณเฟดดิ้งความจุของระบบอาจถูกจำกัดด้วยผลจากเฟดดิ้งพหุวิถี (Multipath Fading), การบัง (Shadowing) และปรากฏการณ์ใกล้-ไกล (Near-Far Effect) ดังนั้นถ้าเราสามารถควบคุมกำลังของสถานีเคลื่อนที่, สถานีฐาน เพื่อแก้ไขผลของเฟดดิ้งได้ความจุของระบบก็จะเพิ่มขึ้น

การควบคุมกำลังในระบบ CDMA มี 2 ชนิดคือ

1. การควบคุมกำลังในขาเชื่อมโยงไปหน้า (Forward Link Power Control) เป็นการควบคุมกำลังของสถานีฐานไม่ให้ไปแทรกสอดเซลล์ข้างเคียง เพราะสถานีเคลื่อนที่ที่อยู่บริเวณขอบเซลล์จะไวต่อสัญญาณแทรกสอดมาก ทำให้ถูกแทรกสอดจากสถานีฐานข้างเคียงได้ง่าย

2. การควบคุมกำลังในขาเชื่อมโยงย้อนกลับ (Reverse Link Power Control) เป็นการควบคุมกำลังของสถานีเคลื่อนที่ ให้มีค่าอยู่ในระดับที่ต้องการ เพราะถ้าหากกำลังของสถานีเคลื่อนที่สูงกว่าระดับที่ต้องการแล้ว จะทำให้ไปสัญญาณจากสถานีเคลื่อนที่เครื่องนั้นไปแทรกสอดสัญญาณจากสถานีเคลื่อนที่เครื่องอื่น หรือถ้าหากกำลังของสถานีเคลื่อนที่ต่ำกว่าระดับที่ต้องการแล้ว ก็จะทำให้สัญญาณถูกแทรกสอดจากสัญญาณของสถานีเคลื่อนที่เครื่องอื่นที่มีกำลังสูงกว่า

สาเหตุที่ทำให้สถานีฐานได้รับสัญญาณกำลังจากสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องไม่เท่ากันคือ

1. ผลของปรากฏการณ์ใกล้-ไกล (Near-Far Effect) เกิดจากการลดทอนกำลังของสัญญาณที่ส่งผ่านไปในตัวกลางระหว่างสถานีเคลื่อนที่และสถานีฐาน และเกิดการลดทอนเพิ่มขึ้นถ้าระยะทางระหว่างสถานีทั้งสองเพิ่มขึ้น ทำให้สถานีเคลื่อนที่ที่อยู่ใกล้สถานีฐานมีกำลังของสัญญาณมากกว่าสัญญาณจากสถานีเคลื่อนที่ที่อยู่ไกลกว่า

2. ผลของการบัง (Shadowing) เกิดจากเส้นทางระหว่างสถานีฐานถึงสถานีเคลื่อนที่มีสิ่งกีดขวางเช่น ต้นไม้, สิ่งก่อสร้าง และภูเขา เป็นต้น มาบดบัง ทำให้กำลังของสัญญาณจากสถานีเคลื่อนที่ที่สถานีฐานได้รับลดลงอย่างมาก

3. ผลของเฟดดิ้งพหุวิถี (Multipath Fading) เกิดจากสัญญาณจากสถานีเคลื่อนที่ที่มาถึงสายอากาศของสถานีฐานมาจากหลายทิศทาง อันเนื่องมาจากการสะท้อนของสัญญาณกับสิ่งแวดล้อมต่างๆ รอบข้าง ทำให้สัญญาณแต่ละเส้นทางที่มาถึงมีเฟสและแอมพลิจูดต่างกัน สัญญาณรวมที่สถานีฐานจึงมีแอมพลิจูดเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วถึง 30-40 dB ต่อระยะทางครึ่งความยาวคลื่นของคลื่นพาห้

การควบคุมกำลังขาเชื่อมโยงย้อนกลับ (Reverse Link Power Control) ในระบบ CDMA นี้มี 2 วิธีคือ

1. การควบคุมกำลังแบบวงเปิด (Open Loop Power Control) ใช้แนวคิดที่ว่า การสูญเสียในขาเชื่อมโยงไปข้างหน้ามีค่าเท่ากับการสูญเสียในขาเชื่อมโยงย้อนกลับ และมีขั้นตอนการทำงานดังนี้คือ สถานีเคลื่อนที่พยายามปรับกำลังของตัวเองให้ได้ผลรวมของกำลังส่งและกำลังที่ได้รับจากสถานีฐานมีค่าคงที่ (-73 dBm) การควบคุมกำลังวิธีนี้สามารถแก้ไขเฟดดิ้งระยะยาว (Long-Term Fading) ซึ่งเกิดจากการสูญเสียในวิถีและการสูญเสียจากการบังได้ แต่ไม่สามารถแก้ไขผลของเฟดดิ้งระยะสั้น (Short-Term Fading) เพราะความถี่ที่ใช้ในขาเชื่อมโยงไปข้างหน้าไม่เท่ากับขาเชื่อมโยงย้อนกลับ ทำให้เฟดดิ้งระยะสั้นที่เกิดขึ้นในขาเชื่อมโยงทั้งสองมีค่าไม่เท่ากัน

2. การควบคุมกำลังแบบวงปิด (Closed Loop Power Control) มีขั้นตอนการทำงานดังนี้คือ สถานีฐานวัดกำลังที่รับได้จากสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่อง แล้วนำมาเปรียบเทียบกับค่ากำลังของสัญญาณที่ต้องการว่ามากกว่าหรือน้อยกว่า แล้วจึงตัดสินใจปรับกำลังของสถานีเคลื่อนที่เพิ่มขึ้นหรือลดลง เพื่อให้กำลังที่สถานีฐานได้รับมีค่าเท่ากับค่าที่ต้องการ โดยส่งคำสั่งการปรับกำลังผ่านทางช่องสัญญาณขาเชื่อมโยงไปหน้า (Forward Link Channel) การควบคุมกำลังโดยวิธีนี้สามารถแก้ไขเฟดดิ้งระยะสั้นได้เพียงบางส่วนเท่านั้น เพราะในช่วงที่สัญญาณเกิด deep fading การควบคุมกำลังโดยวิธีนี้ไม่สามารถปรับกำลังสถานีเคลื่อนที่ได้ทัน ทำให้มีการวิจัยหาวิธีทำนายสัญญาณกำลังในอนาคตเพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับการควบคุมกำลังแบบวงปิด แล้วทำให้สถานีเคลื่อนที่ปรับกำลังได้ทัน deep fading ที่เกิดขึ้น

การควบคุมกำลังแบบวงปิดสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 กลุ่มด้วยกันคือ

1. การควบคุมกำลังแบบขั้นคงที่ (Fixed-step Power Control) เป็นแบบที่ใช้อยู่ในปัจจุบัน สถานีฐานส่งคำสั่งควบคุมกำลังครั้งละ 1 บิต เพื่อให้สถานีเคลื่อนที่เพิ่มหรือลดกำลังครั้งละ  $\pm 1$  dB วิธีนี้มีปัญหาคือสถานีเคลื่อนที่ไม่สามารถปรับกำลังได้ทันในสภาพช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี

2. การควบคุมกำลังแบบหลายขั้น (Multi-step Power Control) สถานีฐานส่งคำสั่งควบคุมกำลังครั้งละหลายๆ บิต ทำให้สถานีเคลื่อนที่ที่สามารถปรับกำลังเพิ่มขึ้นหรือลดลงด้วยขนาดต่างๆ



กัน ดังนั้นในสภาพช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีสถานะเคลื่อนที่จะสามารถปรับกำลังได้ทันเฟดดิ้งที่เกิดขึ้น

W. C. Y. Lee [1] ได้เสนอการเพิ่มความจุให้กับระบบเซลลูลาร์ CDMA โดยใช้วิธีควบคุมกำลัง (Power Control) ในข่ายเชื่อมโยงไปหน้า เพื่อลดปริมาณสัญญาณแทรกสอดจากสถานีฐานข้างเคียง S. Ariyavisitakul และ L. F. Chang [2] ได้เสนอการควบคุมกำลังแบบวงปิด (Closed Loop Power Control) แบบขั้นคองที่ เพื่อแก้ปัญหาปรากฏการณ์ใกล้ไกลและการบัง และยังสามารถแก้ปัญหาเฟดดิ้งพหุวิถีได้ ถ้าหากสามารถควบคุมกำลังด้วยอัตราเร็วที่สูงกว่า 10 เท่าของอัตราเฟดดิ้งสูงสุด P. R. Chang และ B. C. Wang [3] เสนอการควบคุมกำลังโดยใช้ฟัซซีแบบปรับตัวได้ (Adaptive Fuzzy Power Control) ซึ่งสามารถควบคุมกำลังของสถานะเคลื่อนที่ในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีได้ดีและสามารถแก้ปัญหาช่วงเวลายาวนาน (long rise time) และการพุ่งเกินมากเกินไป (large overshoot) ที่เกิดขึ้นในขณะที่ระบบปรับกำลังสัญญาณให้ทันเฟดดิ้งและทำให้ระบบมีเสถียรภาพที่ดีขึ้น ต่อมา J. M. A. Tanskanen, A. Huang, T. I. Laakso และ S. J. Ovaska [4] ได้เสนอการทำนายสัญญาณกำลังที่รับได้ในระบบ CDMA โดยใช้ตัวทำนายเชิงเส้น (Linear Predictor) และสามารถนำไปประยุกต์ใช้ร่วมกับการควบคุมกำลังแบบวงปิดได้ ต่อมา X. M. Gao, J. M. A. Tanskanen และ S. J. Ovaska [5, 6, 7] เสนอการทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนเนื่องจากความร้อน (Thermal Noise) โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Adaptive Linear Element ต่อเรียงกับนิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron ซึ่งมีความซับซ้อนในการคำนวณไม่มากนัก และให้ผลการทำนายที่สามารถปรับปรุง SNR ของสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีได้เท่ากับ 12 และ 7 dB เมื่อสถานะเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5 และ 50 กม./ชม. ตามลำดับ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอการทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron ซึ่งมีความสามารถในการทำนายสัญญาณอนุกรมทางเวลา [8] มาทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเมื่อสถานะเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5-100 กม./ชม. โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก 2 โครงข่ายแยกกันทำนายส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสของสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี [5] แล้วนำส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสที่ทำนายได้มาคำนวณสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีที่ต้องการ และนำไปประยุกต์ใช้กับการควบคุมกำลังแบบวงปิดในข่ายเชื่อมโยงย้อนกลับ (Reverse Link Power Control) โดยวัดเปอร์เซ็นต์ของการเกิดสัญญาณขาดหาย (Percentage of Outage) ของระบบควบคุมกำลังแบบวงปิดที่ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง (Closed Loop Power Control with Predictive Power Signal by Neural Network) เปรียบเทียบกับระบบควบคุมกำลังแบบวงปิด (Closed Loop Power Control)

## 1.2 วัตถุประสงค์

เพื่อหานิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron และวิธีฝึกหัดรวมทั้งชุดฝึกที่สามารถฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี เมื่อสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5-100 กม./ชม. ได้อย่างแม่นยำ และนำนิวรอลเน็ตเวิร์กที่ได้ไปประยุกต์ใช้กับการควบคุมกำลังสถานีเคลื่อนที่แบบวงปิดในระบบ CDMA

## 1.3 เป้าหมายและขอบเขตวิทยานิพนธ์

1. ศึกษาระบบวิทยุเคลื่อนที่เซลลูลาร์ CDMA, แบบจำลองช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีและนิวรอลเน็ตเวิร์ก
2. เสนอโครงสร้างและวิธีฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กวมทั้งชุดฝึกที่สามารถฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กให้ทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีได้อย่างแม่นยำ
3. ประยุกต์ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กร่วมกับระบบควบคุมกำลังแบบวงปิดของระบบ CDMA

## 1.4 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน

1. ศึกษาระบบวิทยุเคลื่อนที่เซลลูลาร์ CDMA, แบบจำลองช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีและนิวรอลเน็ตเวิร์ก
2. เขียนโปรแกรมจำลองช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี
3. เขียนโปรแกรมจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ก
4. หาวิธีฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กให้สามารถทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีได้
5. แก้ไขปรับปรุงโปรแกรม
6. สรุปและวิจารณ์ผลที่ได้จากการทดสอบ
7. เขียนและเรียบเรียงวิทยานิพนธ์



### 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้รับนิรอลเนตเวิร์กที่สามารถทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี เมื่อสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5-100 กม./ชม.
2. สามารถปรับปรุงเปอร์เซ็นต์ของการเกิดสัญญาณขาดหายในระบบ CDMA ให้ลดลงได้เมื่อประยุกต์ใช้นิรอลเนตเวิร์กกับการควบคุมกำลังแบบวงปิด
3. เข้าใจทฤษฎีของนิรอลเนตเวิร์กและระบบ CDMA



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

## บทที่ 2

### แนวคิด, ผลงานที่ผ่านมา และวิธีการที่นำเสนอ

ระบบวิทยุเคลื่อนที่เซลลูลาร์แบบ CDMA เป็นระบบที่ผู้ใช้ทุกคนส่งสัญญาณโดยใช้แบนด์วิดท์เดียวกันในเวลาเดียวกัน ทำให้เกิดการแทรกสอดกันระหว่างสัญญาณของผู้ใช้แต่ละคน เนื่องจากกำลังของสัญญาณของผู้ใช้แต่ละคนที่สถานีฐานได้รับมีค่าไม่เท่ากัน (เพราะผลของปรากฏการณ์ใกล้-ไกล (Near-Far Effect), ผลของการบัง (Shadowing) และผลของเฟดดิ้งพหุวิถี (Multipath Fading)) ทำให้สัญญาณของผู้ใช้ที่มีกำลังน้อยกว่าถูกรบกวนอย่างมากจากสัญญาณของผู้ใช้ที่มีกำลังมากกว่า เพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวในระบบ CDMA จึงมีการควบคุมกำลังของสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องให้เหมาะสม เพื่อให้สถานีฐานได้รับกำลังของสัญญาณจากสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องมีค่าเท่าๆ กัน

การควบคุมกำลังของสถานีเคลื่อนที่ในระบบ CDMA มี 2 วิธีคือ

1. การควบคุมกำลังแบบวงเปิด (Open Loop Power Control) โดยใช้แนวคิดที่ว่า การสูญเสียในช่องเชื่อมโยงไปข้างหน้ามีค่าเท่ากับการสูญเสียในช่องเชื่อมโยงย้อนกลับ การควบคุมกำลังวิธีนี้สามารถแก้ไขเฟดดิ้งระยะยาว (Long-Term Fading) ซึ่งเกิดจากการสูญเสียในวิถีและการสูญเสียจากการบังได้ แต่ไม่สามารถแก้ไขผลของเฟดดิ้งระยะสั้น (Short-Term Fading) เพราะความถี่ที่ใช้ในช่องเชื่อมโยงไปข้างหน้าไม่เท่ากับช่องเชื่อมโยงย้อนกลับ ทำให้เฟดดิ้งระยะสั้นที่เกิดขึ้นในช่องเชื่อมโยงทั้งสองมีค่าไม่เท่ากัน
2. การควบคุมกำลังแบบวงปิด (Closed Loop Power Control) เพื่อใช้แก้ไขผลของเฟดดิ้งระยะสั้น โดยสถานีเคลื่อนที่จะปรับกำลังตามคำสั่งที่ได้รับจากสถานีฐานครั้งละ 1 dB ทุกๆ 1.25 ms หรือ 800 ครั้งต่อวินาที แต่เนื่องจากเฟดดิ้งระยะสั้นทำให้สัญญาณมีการเปลี่ยนแปลงแอมพลิจูดอย่างรวดเร็วถึง 30-40 dB ต่อระยะทางครึ่งความยาวคลื่นของคลื่นพาห์ การปรับกำลังแบบวงปิดตามวิธีข้างต้นอาจไม่ทันการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้น จึงมีผู้เสนอให้ทำนายสัญญาณกำลังของสถานีเคลื่อนที่ล่วงหน้าแล้วนำมาประยุกต์ใช้กับการควบคุมกำลังส่งแบบปิดเพื่อลดผลของเฟดดิ้งระยะสั้น

ในบทที่ 2 กล่าวถึงการทำนายสัญญาณกำลังที่มีผู้เสนอ, วิธีทำนายสัญญาณกำลังที่เสนอ, การเกิดสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี และแบบจำลองช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีตามแบบจำลองของ Jakes

## 2.1 การทำนายสัญญาณกำลังที่มีผู้เสนอ

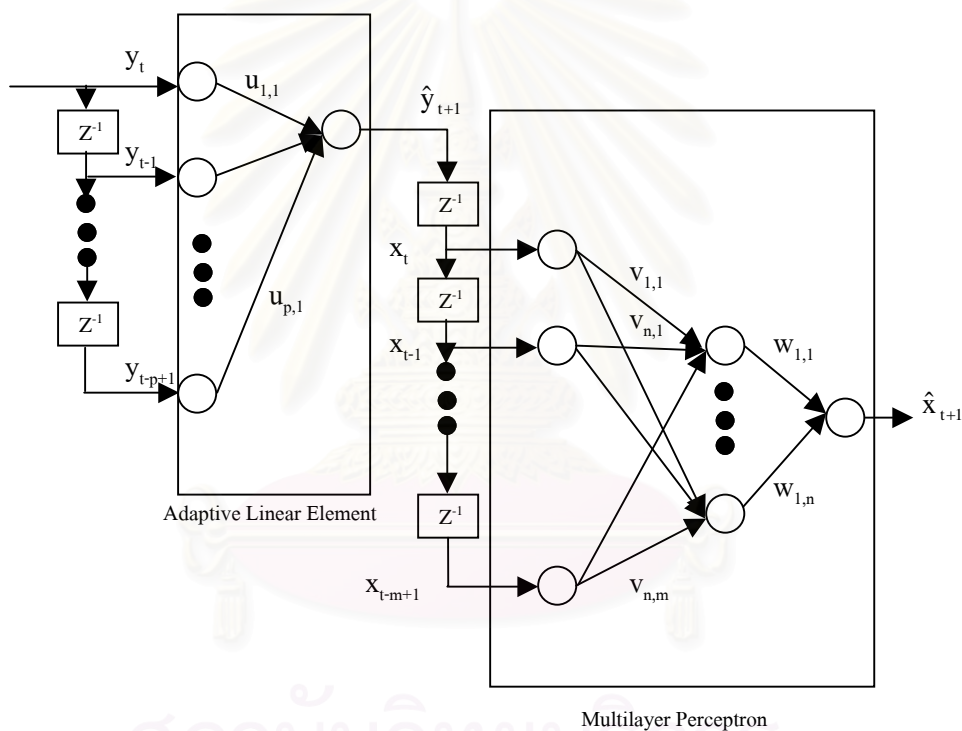
### การทำนายสัญญาณกำลังโดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก [5]

Xiao Ming Gao, Xiao Zhi Gao, Jarno M. A. Tanskanen and Seppo J. Ovaska เสนอการทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเมื่อสถานีเคลื่อนที่มีความเร็ว 5 และ 50 กม./ชม. และถูกรบกวนจากสัญญาณรบกวนความร้อน โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก

### โครงสร้างของตัวทำนายสัญญาณกำลัง

โครงสร้างของตัวทำนายสัญญาณกำลังแบบ Hybrid ประกอบด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Adaptive Linear Element ต่อเรียงกับนิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron ดังแสดงในรูปที่

2.1



รูปที่ 2.1 โครงสร้างตัวทำนายสัญญาณกำลังแบบ Hybrid

โดยที่  $y_t$  คือสัญญาณกำลังที่เวลา  $t$

$\hat{x}_{t+1}$  คือสัญญาณกำลังที่ทำนายได้ที่เวลา  $t+1$

$u_{1,p}$  คือค่าถ่วงน้ำหนักที่ต่อโนดขาเข้าที่  $p$  กับ โนดขาออกที่ 1 ของ Adaptive Linear Element

$v_{n,m}$  คือค่าถ่วงน้ำหนักที่ต่อโนดขาเข้าที่  $m$  กับโนดซ่อนเร้นที่  $n$  ของ Multilayer Perceptron

$w_{1,n}$  คือค่าถ่วงน้ำหนักที่ต่อโนดซ่อนเร้นที่  $n$  กับโนดขาออกที่ 1 ของ Multilayer Perceptron

1. โครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Adaptive Linear Element ประกอบด้วย โนดขาเข้าจำนวนเท่ากับจำนวนข้อมูลของสัญญาณที่ผ่านมารวมกับจำนวนข้อมูลปัจจุบัน และโนดขาออกจำนวนเท่ากับ 1 โนด เพราะต้องการทำนายสัญญาณล่วงหน้าหนึ่งขั้น และมี Transfer Function เป็นแบบ Linear Function นิวรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างนี้ทำหน้าที่ลดสัญญาณรบกวนในช่องสัญญาณ และส่งข้อมูลที่ทำนายได้ให้นิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron

2. โครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron ประกอบด้วย โนดขาเข้าจำนวนเท่ากับจำนวนข้อมูลที่ทำนายได้ที่ผ่านมารวมกับจำนวนข้อมูลปัจจุบันที่ทำนายได้, โนดขาออกจำนวน 1 โนด เพราะต้องการทำนายสัญญาณล่วงหน้าหนึ่งขั้น และมี Transfer Function เป็น Linear Function และโนดซ่อนเร้นจำนวนต่างๆ ตามจำนวนที่เหมาะสม และมี Transfer Function เป็น Hyperbolic Tangent Sigmoid Function โดยนิวรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างนี้ทำหน้าที่ทำนายสัญญาณกำลังที่ต้องการในอนาคต

#### แบบจำลองช่องสัญญาณ

ใช้แบบจำลองของ Jakes สร้างช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเนื่องจากสถานีเคลื่อนที่มีความเร็ว 5 และ 50 กม./ชม. โดยส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสจากแบบจำลองถูกสุ่มตัวอย่างด้วยอัตรา 1000 ครั้งต่อวินาที จำนวน 1500 จุดตัวอย่าง และถูกมอดูเลตด้วยคลื่นพาห้ความถี่ 1.8 GHz

#### วิธีการทดสอบ

หาโครงสร้างนิวรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสมโดยใช้วิธี Predictive Minimum Description Length (PMDL) แล้วใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก 2 โครงข่ายทำนายส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสของสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีที่ถูกรบกวนจนมี SNR เท่ากับ 0 dB ตามลำดับ

#### ผลการทดสอบ

กรณีสถานีเคลื่อนที่มีความเร็ว 5 กม./ชม. ตัวทำนายสัญญาณกำลังประกอบด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Adaptive Linear Element ที่มีโนดขาเข้าจำนวน 7 โนด และโนดขาออกจำนวน 1 โนด และนิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron ที่มีโนดขาเข้าจำนวน 11 โนด, โนดซ่อนเร้นจำนวน 2 โนด และโนดขาออกจำนวน 1 โนด และสามารถปรับปรุง SNR ของสัญญาณกำลังให้ดีขึ้นจนมีค่า SNR เท่ากับ 12 dB

ในกรณีสถานีเคลื่อนที่ที่มีความเร็ว 50 กม./ชม. ตัวทำนายสัญญาณกำลังประกอบด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Adaptive Linear Element ที่มีโนดขาเข้าจำนวน 22 โนด และโนดขาออกจำนวน 1 โนด และนิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron ที่มีโนดขาเข้าจำนวน 18 โนด, โนดซ่อนเร้น

จำนวน 1 โหนด และ โหนดขาออกจำนวน 1 โหนด และสามารถปรับปรุง SNR ของสัญญาณกำลังให้ดีขึ้นจนมีค่า SNR เท่ากับ 5 dB

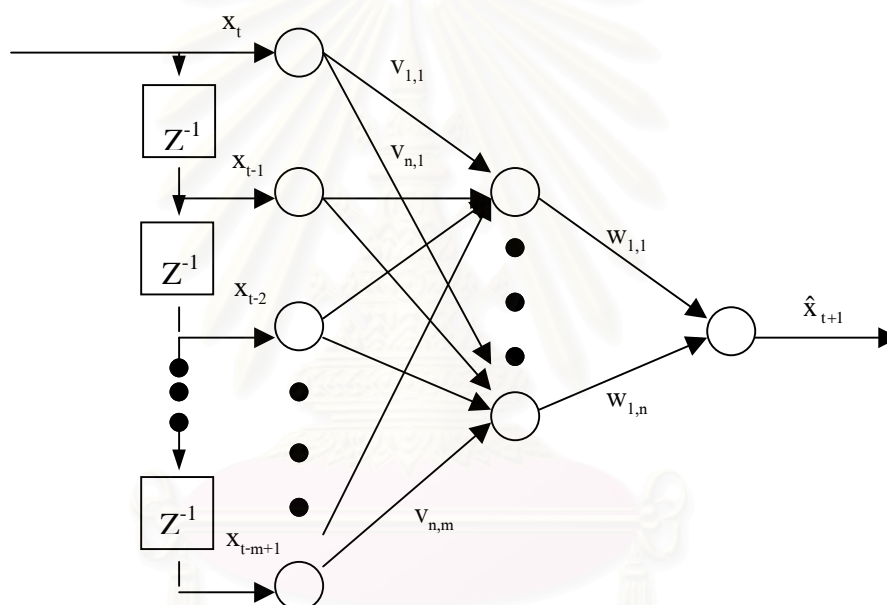
## 2.2 วิธีการทำนายสัญญาณกำลังที่เสนอ

การทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีโดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เสนอชุดฝึกและวิธีฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กให้ทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเนื่องจากสถานีเคลื่อนที่มีความเร็ว 5-100 กม./ชม.

โครงสร้างของตัวทำนายสัญญาณกำลัง

โครงสร้างของตัวทำนายสัญญาณกำลังประกอบด้วย นิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron และตัวประวิงเวลาที่โหนดขาเข้าดังแสดงในรูปที่ 2.2



โหนดขา	โหนดซ่อน	ชั้น	โหนดขา
เข้า	ซ่อน		ออก
m โหนด	n โหนด		1 โหนด

รูปที่ 2.2 นิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron และตัวประวิงเวลาที่โหนดขาเข้า

โครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron ประกอบด้วยโหนดขาเข้าจำนวนเท่ากับจำนวนข้อมูลของสัญญาณที่ผ่านมาและจำนวนข้อมูลปัจจุบัน, โหนดขาออกจำนวน 1 โหนด เพราะต้องการทำนายสัญญาณล่วงหน้าหนึ่งขั้น และมี Transfer Function เป็น Linear Function และ

มีโนดซ่อนเร้นจำนวนต่างๆ ตามความเหมาะสม และมี Transfer Function เป็น Hyperbolic Tangent Sigmoid Function

### แบบจำลองช่องสัญญาณ

สร้างช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเนื่องจากสถานีเคลื่อนที่มีความเร็ว 5, 10, 15, ..., 100 กม./ชม. ตามแบบจำลองของ Jakes สำหรับใช้เป็นชุดฝึกและชุดทดสอบนิวโรลเน็ตเวิร์ก

### วิธีการทดสอบ

ฝึกนิวโรลเน็ตเวิร์กด้วยชุดฝึกชนิดต่างๆ โดยใช้ Levenberg Marquadt Algorithm จนได้ค่า SSE เท่ากับ  $10^{-4}$  หรือครบ 500 รอบของการปรับพารามิเตอร์ แล้วแต่ว่าจะถึงจุดไหนก่อน แล้วทดสอบนิวโรลเน็ตเวิร์กที่ฝึกได้ด้วยชุดทดสอบที่มีความเร็ว 5-100 กม./ชม. เพื่อหาผลการทำนายของชุดฝึก

สำหรับขั้นตอนการหาชุดฝึกที่ดีที่สุดและโครงสร้างนิวโรลเน็ตเวิร์กสำหรับชุดฝึกดังกล่าวมีดังนี้

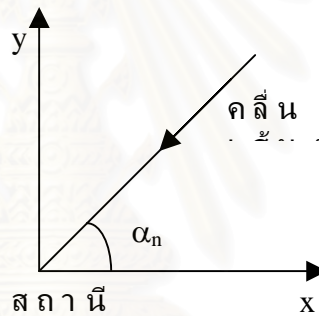
1. หาชุดฝึกแบบความเร็วเดียว 10, 20, ..., 100 กม./ชม. ที่สามารถฝึกนิวโรลเน็ตเวิร์กให้ทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5-100 กม./ชม. ได้แม่นยำที่สุด
2. หาโครงสร้างของนิวโรลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบความเร็วเดียว
3. หาชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วที่เหมาะสมที่สามารถฝึกนิวโรลเน็ตเวิร์กให้ทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5-100 กม./ชม. ได้แม่นยำที่สุด
4. หาโครงสร้างของนิวโรลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว
5. ทดสอบชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว
6. หาโครงสร้างของนิวโรลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว
7. ทดสอบการประยุกต์ใช้นิวโรลเน็ตเวิร์กร่วมกับการควบคุมกำลังแบบวงปิด แล้วคำนวณหาเปอร์เซ็นต์การลดลงของที่น่าจะเป็นของการเกิดสัญญาณขาดหายในระบบ เมื่อประยุกต์ใช้นิวโรลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง



### 2.3 การเกิดสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี [9]

สัญญาณจากสถานีเคลื่อนที่ที่สถานีฐานรับได้ประกอบด้วย สัญญาณที่แพร่กระจายมาจากหลายทิศทางอันเนื่องมาจากการสะท้อนของคลื่นกับสิ่งแวดล้อมรอบๆ ข้าง ทำให้สัญญาณจากเส้นทางแต่ละเส้นทางมาถึงด้วยเวลาต่างกันและมีแอมพลิจูดต่างกัน เมื่อรวมสัญญาณทุกเส้นทางเข้าด้วยกันแล้วจะได้สัญญาณที่มีแอมพลิจูดเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณอาจเกิดขึ้นได้มากถึง 30-40 dB เพียงสถานีเคลื่อนที่ที่มีการเคลื่อนที่ด้วยระยะทางเพียงเศษส่วนของความยาวคลื่น

การเคลื่อนที่ของสถานีเคลื่อนที่ด้วยความเร็วต่างๆ และมุมมาถึง (Arrival Angle) ต่างๆ กันของคลื่นแต่ละเส้นทางที่สถานีฐานได้รับดังรูปที่ 2.3 ทำให้คลื่นแต่ละเส้นทางเกิดการเลื่อนเฟสตามสมการที่ (2.1)



รูปที่ 2.3 มุมมาถึงของคลื่นเส้นทางที่ n

$$\omega_n = \beta v \cos \alpha_n \quad (2.1)$$

โดยที่  $\omega_n$  คือ ความถี่ดอปเปลอร์ของคลื่นเส้นทางที่ n (rad/s)

$v$  คือ ความเร็วของสถานีเคลื่อนที่ (m/s)

$\alpha_n$  คือ มุมตกกระทบของคลื่นเส้นทางที่ n (Arrival Angle) และเป็นตัวแปรสุ่มที่มีการแจกแจงแบบยูนิฟอร์มจาก 0 ถึง  $2\pi$

$\beta$  คือ เลขคลื่น ( $\beta = \frac{2\pi}{\lambda}$ )

$\lambda$  คือ ความยาวคลื่นของคลื่นพาห้ (m)



เมื่อรวมสัญญาณที่แพร่กระจายมาจากทุกทิศทางจำนวน  $n$  เส้นทางแล้ว ทำให้สามารถเขียนสมการสัญญาณรวมได้ดังสมการที่ (2.2)

$$V(t) = \sum_{n=1}^N A_n \cos(\omega_c t + \theta_n) \quad (2.2)$$

$$\theta_n = \omega_n t + \phi_n \quad (2.3)$$

โดยที่  $A_n$  คือ แอมพลิจูดของสัญญาณที่มาจากเส้นทางที่  $n$

$\omega_c$  คือ ความถี่เชิงมุมของคลื่นพาห้

$\omega_n$  คือ การเลื่อนคอปเปอเรอร์ของสัญญาณที่มาจากเส้นทางที่  $n$

$\phi_n$  คือ มุมเฟสของสัญญาณที่มาจากเส้นทางที่  $n$  และเป็นตัวแปรสุ่มที่มีการแจกแจงแบบยูนิฟอร์มจาก 0 ถึง  $2\pi$

$N$  คือ จำนวนเส้นทางทั้งหมด

จากสมการที่ (2.2) สามารถเขียนสัญญาณเฟดดิ้ง  $V(t)$  ให้อยู่ในรูปของส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสได้ดังสมการที่ (2.4)

$$V(t) = T_c(t) \cos \omega_c t - T_s(t) \sin \omega_c t \quad (2.4)$$

$$T_c(t) = \sum_{n=1}^N A_n \cos(\omega_n t + \phi_n) \quad (2.5)$$

$$T_s(t) = \sum_{n=1}^N A_n \sin(\omega_n t + \phi_n) \quad (2.6)$$

$T_c(t)$  และ  $T_s(t)$  เป็นส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสของสัญญาณเฟดดิ้ง  $V(t)$  และเป็นกระบวนการสุ่มแบบเกาส์เซียนเมื่อ  $N$  มีค่ามากๆ ถ้าเรากำหนดให้  $T_c$  และ  $T_s$  เป็นตัวแปรสุ่มของ  $T_c(t)$  และ  $T_s(t)$  ที่เวลา  $t$  และมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และมีความแปรปรวนเท่ากับ  $b$  แล้วจะได้  $T_c$  และ  $T_s$  มีการแจกแจงแบบปกติ (Normal Distribution) ดังสมการที่ (2.7)

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi b}} e^{-\frac{x^2}{2b}} \quad (2.7)$$

โดยที่  $x$  คือ  $T_c$  หรือ  $T_s$

จากสมการที่ (2.4) เราสามารถหาแอมพลิจูดของสัญญาณเฟดดิ้ง  $V(t)$  ได้ตามสมการที่ (2.8)

$$r = \sqrt{T_c^2 + T_s^2} \quad (2.8)$$

แต่เนื่องจาก  $T_c$  และ  $T_s$  เป็นตัวแปรสุ่มที่มีการแจกแจงแบบปกติ ดังนั้นเราจึงสรุปได้ว่าแอมพลิจูดของสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเป็นตัวแปรสุ่มที่มีการแจกแจงแบบเรย์ลีตามสมการที่ (2.9)

$$p(r) = \begin{cases} \frac{r}{b} e^{-\frac{r^2}{2b}}, & r \geq 0 \\ 0, & r < 0 \end{cases} \quad (2.9)$$

## 2.4 แบบจำลองสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีตามแบบจำลองของ Jakes

เราใช้แบบจำลองของ Jakes [9] สร้างสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี เพื่อใช้เป็นชุดฝึกและชุดทดสอบนิรอลเนตเวิร์ก โดยแบบจำลองของ Jakes มีโครงสร้างดังรูปที่ 2.4 ประกอบด้วยออซซิลเลเตอร์ความถี่ต่ำจำนวน  $N_0$  ตัว แต่ละตัวมีแอมพลิจูดเท่ากับ 1 และสร้างการเลื่อนความถี่คอปเพลอร์ ( $\omega_n$ ) ตามความเร็วของสถานีเคลื่อนที่ตามสมการที่ (2.10)

$$\omega_n = \omega_m \cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right), \quad n = 1, 2, \dots, N_0 \quad (2.10)$$

$$\omega_m = \frac{2\pi v}{\lambda} \quad (2.11)$$

$$N = 2(2N_0 + 1) \quad (2.12)$$

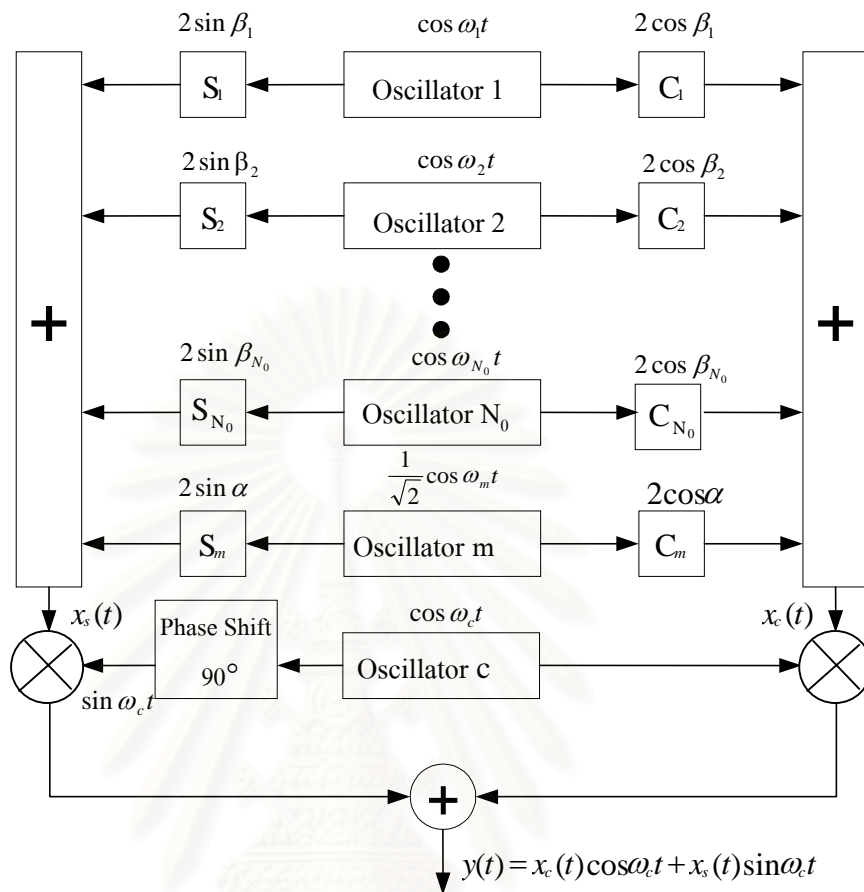
โดยที่  $\omega_m$  คือ การเลื่อนความถี่คอปเพลอร์สูงสุด

$v$  คือ ความเร็วของสถานีเคลื่อนที่ (m/s)

$\lambda$  คือ ความยาวคลื่นของคลื่นพาห์ (m)

$N$  คือ จำนวนเส้นทางของสัญญาณทั้งหมดที่มารวมกัน

$N_0$  คือ จำนวนออซซิลเลเตอร์ความถี่ต่ำในแบบจำลอง



รูปที่ 2.4 บล็อกไดอะแกรมของแบบจำลองของ Jakes

โดยที่  $C_n$  คือสัมประสิทธิ์ ( $2 \cos \beta_n$ ) ที่ใช้คูณส่วนประกอบอินเฟสของสัญญาณจากออสซิลเลเตอร์ตัวที่  $n$

$S_n$  คือสัมประสิทธิ์ ( $2 \sin \beta_n$ ) ที่ใช้คูณส่วนประกอบควอดเรเจอร์เฟสของสัญญาณจากออสซิลเลเตอร์ตัวที่  $n$

ออสซิลเลเตอร์อีกตัวหนึ่งสร้างความถี่เท่ากับ  $\omega_m$  ตามสมการที่ (2.11) และมีแอมพลิจูดเท่ากับ  $\frac{1}{\sqrt{2}}$  คูณสัญญาณขาออกจากออสซิลเลเตอร์ตัวที่ 1 ถึง  $N_0$  ด้วยค่า  $2 \cos \beta_n$  และ  $2 \sin \beta_n$

โดยที่  $\beta_n$  จะถูกเลือกอย่างเหมาะสมตามสมการที่ (2.13) เพื่อให้เฟสของสัญญาณเฟดดิ้งที่ต้องการมีการแจกแจงแบบยูนิฟอร์มจาก 0 ถึง  $2\pi$

$$\beta_n = \frac{\pi n}{N_0}, \quad n = 1, 2, \dots, N_0 \quad (2.13)$$

ส่วนออสซิลเลเตอร์ความถี่  $\omega_m$  ถูกคูณด้วย  $2\cos\alpha$  และ  $2\sin\alpha$  โดยที่

$$\alpha = \frac{\pi}{4} \quad (2.14)$$

จากนั้นนำสัญญาณทั้งหมดที่ถูกคูณด้วย  $2\cos\beta_n$  และ  $2\cos\alpha$  มารวมกันเป็นส่วนประกอบอินเฟส ( $x_c(t)$ ) และนำสัญญาณทั้งหมดที่ถูกคูณด้วย  $2\sin\beta_n$  และ  $2\sin\alpha$  มารวมกันเป็นส่วนประกอบควอเดรเจอร์เฟส ( $x_s(t)$ ) ตามลำดับดังสมการที่ (2.15) และ (2.16)

$$x_c(t) = 2 \sum_{n=1}^{N_0} \cos\beta_n \cos\omega_n t + \sqrt{2} \sin\alpha \cos\omega_m t \quad (2.15)$$

$$x_s(t) = 2 \sum_{n=1}^{N_0} \sin\beta_n \cos\omega_n t + \sqrt{2} \sin\alpha \cos\omega_m t \quad (2.16)$$

จากนั้นทำการมอดูเลตส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสด้วยคลื่นพาห้ความถี่  $\omega_c$  ได้เป็นสัญญาณเฟดดิ้ง ( $y(t)$ ) ตามสมการที่ (2.17) ซึ่งมีเอนVELOPE  $|y(t)|$  ตามสมการที่ (2.18) เป็นตัวแปรสุ่มที่มีการแจกแจงแบบเรย์ลี

$$y(t) = x_c(t) \cos\omega_c t + x_s(t) \sin\omega_c t \quad (2.17)$$

$$|y(t)| = \sqrt{x_c^2(t) + x_s^2(t)} \quad (2.18)$$

## 2.5 สัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีที่ใช้ฝึกและทดสอบนิรอลเนตเวิร์ก

สร้างส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสของสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี ตามแบบจำลองของ Jakes เมื่อสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5, 10, 15, ..., 100 กม./ชม. โดยใช้ออสซิลเลเตอร์ความถี่จำนวน 8 ตัว [5] สุ่มตัวอย่างสัญญาณด้วยอัตราสุ่มตัวอย่าง 1,600 ครั้งต่อวินาที และมอดูเลตสัญญาณด้วยคลื่นพาห้ความถี่ 1.8 GHz

ชุดฝึกนิรอลเนตเวิร์กที่ใช้ในการทดสอบมี 3 ชนิดดังนี้

1. ชุดฝึกแบบความเร็วเดียว ที่เกิดจากสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็วเดียวที่ 10, 20, ..., 100 กม./ชม.
2. ชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว ที่เกิดจากการนำสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็วเดียว 2 ชุดมาผสมกัน (5,10), (5,20), (5,30), ..., (5,100) กม./ชม.
3. ชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว ที่เกิดจากการนำสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็วเดียวที่ 10, 20, ..., 100 กม./ชม. มาผสมกัน

ส่วนชุดทดสอบนิวรอลเนตเวิร์กที่ใช้ในการทดสอบประกอบด้วย สัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็วเดียวที่ 5, 10, 15, ..., 100 กม./ชม.

## 2.6 อัตราสุ่มตัวอย่างในการทดสอบ

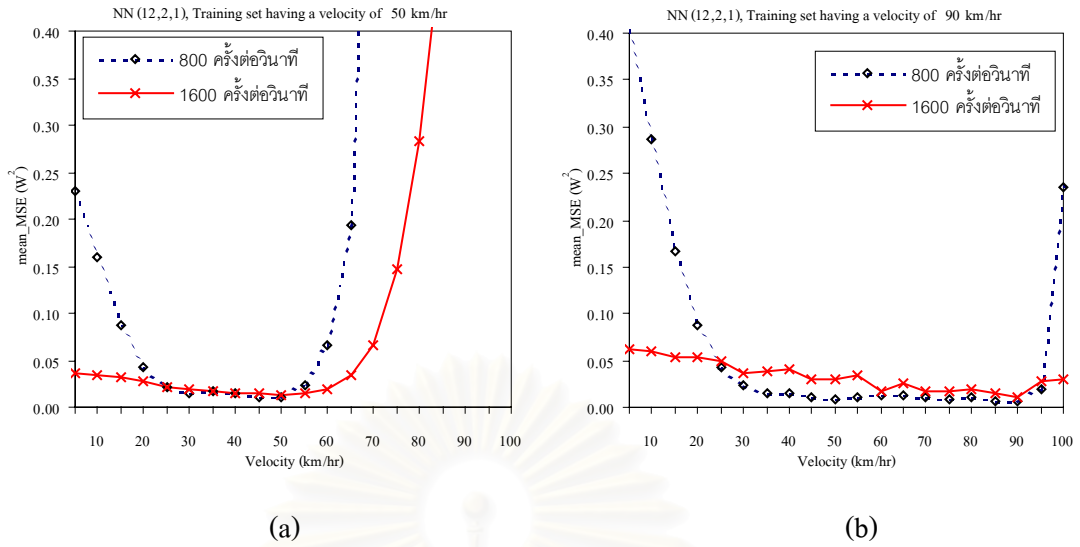
เนื่องจากการควบคุมกำลังแบบวงปิดของระบบ CDMA ตามมาตรฐาน IS-95 กำหนดให้สถานีฐานส่งคำสั่งควบคุมกำลังสถานีเคลื่อนที่ทุกๆ 1.25 ms หรือ 800 ครั้งต่อวินาที ดังนั้นอัตราสุ่มตัวอย่างที่เลือกใช้ในการทดสอบตอนแรกจึงมีค่าเท่ากับ 800 ครั้งต่อวินาที และจากผลการทดสอบพบว่า นิวรอลเนตเวิร์กสามารถทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีได้ดีเฉพาะสัญญาณที่ความเร็วเดียวกับชุดฝึกและความเร็วข้างเคียงที่น้อยกว่าชุดฝึก ส่วนสัญญาณที่ความเร็วสูงกว่าชุดฝึกนิวรอลเนตเวิร์กจะทำนายสัญญาณผิดพลาดมาก สาเหตุที่เป็นเช่นนี้เพราะสัญญาณที่ความเร็วสูงกว่าชุดฝึกมีอัตราการเปลี่ยนแปลงแอมพลิจูดสูงกว่า นิวรอลเนตเวิร์กจึงไม่รู้จักรการเปลี่ยนแปลงแอมพลิจูดในลักษณะนี้ ทำให้ผลการทำนายผิดพลาดมาก ส่วนสัญญาณที่ความเร็วต่ำข้างเคียงกับชุดฝึกมีอัตราการเปลี่ยนแปลงแอมพลิจูดใกล้เคียงกับชุดฝึก นิวรอลเนตเวิร์กจึงทำนายสัญญาณในช่วงความเร็วนี้ได้ค่อนข้างดี จากนั้นทดลองสุ่มตัวอย่างสัญญาณด้วยอัตราสุ่มตัวอย่าง 1,600 ครั้งต่อวินาที แล้วพบว่านิวรอลเนตเวิร์กสามารถทำนายสัญญาณได้ดีที่สุดที่ความเร็วเดียวกับชุดฝึก และสามารถทำนายสัญญาณได้ค่อนข้างดีที่ความเร็วต่ำกว่าความเร็วของชุดฝึกเป็นจำนวนมากขึ้น ส่วนสัญญาณเฟดดิ้งที่ความเร็วสูงกว่าความเร็วของชุดฝึกนิวรอลเนตเวิร์กจะทำนายสัญญาณผิดพลาดมาก สาเหตุที่เป็นเช่นนี้เพราะเมื่อใช้การสุ่มตัวอย่างที่สูงขึ้นแล้วสัญญาณที่ได้จากการสุ่มตัวอย่างจะมีอัตราการเปลี่ยนแปลงแอมพลิจูดลดลง และมีอัตราการเปลี่ยนแปลงแอมพลิจูดของสัญญาณที่แต่ละความเร็วแตกต่างกันไม่มากนัก นิวรอลเนตเวิร์กจึงสามารถทำนายสัญญาณในช่วงความเร็วต่ำกว่าชุดฝึกได้ดีขึ้น ส่วนสัญญาณที่ความเร็วสูงกว่าชุดฝึก นิวรอลเนตเวิร์กไม่สามารถทำนายสัญญาณได้ทันการเปลี่ยนแปลงแอมพลิจูดที่สูงกว่าชุดฝึกได้ ดังนั้นอัตราสุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบจึงมีค่าเท่ากับ 1,600 ครั้งต่อวินาที เพราะให้ผลการทำนายสัญญาณที่ความเร็วต่ำกว่าชุดฝึกได้ดี

รูปที่ 2.5 เปรียบเทียบผลการทำนายสัญญาณกำลังของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้าจำนวน 12 โนด, โนดซ่อนเร้นจำนวน 2 โนด และโนดขาออกจำนวน 1 โนด (12,2,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกที่ถูกสุ่มตัวอย่างด้วยอัตรา 800 ครั้งต่อวินาที และ 1600 ครั้งต่อวินาที

รูปที่ 2.5 (a) นิวรอลเน็ตเวิร์กที่ฝึกด้วยชุดฝึกที่ความเร็ว 50 กม./ชม. ที่อัตราสุ่มตัวอย่าง 800 ครั้งต่อวินาที ให้ผลการทำนายสัญญาณกำลังผิดพลาดน้อยที่ความเร็ว 25-50 กม./ชม. ส่วนสัญญาณที่ความเร็วต่ำกว่า 25 กม./ชม. นิวรอลเน็ตเวิร์กจะให้ผลการทำนายผิดพลาดมาก แต่นิวรอลเน็ตเวิร์กที่ฝึกด้วยชุดฝึกถูกสุ่มตัวอย่างด้วยอัตรา 1600 ครั้งต่อวินาที จะให้ผลการทำนายผิดพลาดน้อยที่สุดที่ความเร็ว 50 กม./ชม. และยังให้ผลการทำนายผิดพลาดน้อยในช่วงความเร็วต่ำกว่า 50 กม./ชม.

รูปที่ 2.5 (b) นิวรอลเน็ตเวิร์กที่ฝึกด้วยชุดฝึกที่ความเร็ว 90 กม./ชม. ที่อัตราสุ่มตัวอย่าง 800 ครั้งต่อวินาที ให้ผลการทำนายสัญญาณกำลังผิดพลาดน้อยที่ความเร็ว 35-90 กม./ชม. ส่วนสัญญาณที่ความเร็วต่ำกว่า 35 กม./ชม. นิวรอลเน็ตเวิร์กจะให้ผลการทำนายผิดพลาดมาก เพราะชุดฝึกที่ความเร็ว 90 กม./ชม. มีอัตราการเปลี่ยนแปลงแอมพลิจูดสูงกว่าและแตกต่างจากสัญญาณที่ความเร็วต่ำกว่า 35 กม./ชม. มาก ดังนั้นนิวรอลเน็ตเวิร์กจึงทำนายสัญญาณที่มีความเร็วต่ำกว่า 35 กม./ชม. ผิดพลาดมาก ส่วนนิวรอลเน็ตเวิร์กที่ฝึกด้วยชุดฝึกที่ถูกสุ่มตัวอย่างด้วยอัตรา 1600 ครั้งต่อวินาที จะให้ผลการทำนายผิดพลาดน้อยที่สุดที่ความเร็ว 90 กม./ชม. และยังให้ผลการทำนายผิดพลาดน้อยในช่วงความเร็วต่ำกว่า 90 กม./ชม. เพราะชุดฝึกที่ความเร็ว 90 กม./ชม. เมื่อถูกสุ่มตัวอย่างด้วยอัตราสุ่ม 1,600 ครั้งต่อวินาที จะมีอัตราการเปลี่ยนแปลงแอมพลิจูดลดลงเมื่อเทียบกับการสุ่มตัวอย่างด้วยอัตราสุ่ม 800 ครั้งต่อวินาที ทำให้อัตราการเปลี่ยนแปลงแอมพลิจูดของชุดฝึกและสัญญาณที่ความเร็วต่ำกว่าชุดฝึกแตกต่างกันไม่มากนัก นิวรอลเน็ตเวิร์กจึงสามารถทำนายสัญญาณที่ความเร็วต่ำได้ดีขึ้น





รูปที่ 2.5 เปรียบเทียบผลการทำนายสัญญาณกำลังของนิวโรลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วย โหนดขาเข้าจำนวน 12 โหนด, โหนดซ่อนเร้นจำนวน 2 โหนด และ โหนดขาออกจำนวน 1 โหนด (12,2,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกที่ถูกสุ่มตัวอย่างด้วยอัตรา 800 ครั้งต่อวินาที และ 1600 ครั้งต่อวินาที โดยที่

- (a) ใช้ชุดฝึกความเร็ว 50 กม./ชม.
- (b) ใช้ชุดฝึกความเร็ว 90 กม./ชม.



### บทที่ 3

#### นิวรอลเน็ตเวิร์ก

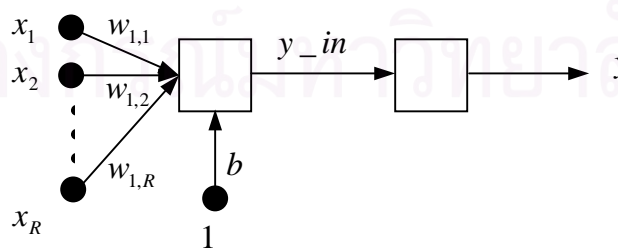
ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ 3-layer Perceptron ที่มีตัวประวิงเวลา ประกอบอยู่ในโครงสร้าง ทำนายสัญญาณอนุกรมทางเวลา (Time Series Prediction) ในอนาคตช่วงสั้นๆ โดยตัวประวิงเวลาที่ต่ออยู่กับนิวรอลโนดในชั้น โนดขาเข้าทำหน้าที่เก็บข้อมูลของสัญญาณในอดีตแล้วส่งให้กับโนดขาเข้าของนิวรอลเน็ตเวิร์ก จากนั้นนิวรอลเน็ตเวิร์กจะทำนายสัญญาณที่ต้องการจากข้อมูลของสัญญาณในอดีตและข้อมูลของสัญญาณในเวลาปัจจุบัน

สำหรับโครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์กจะประกอบด้วย นิวรอลโนดจำนวนมากที่ถูกเชื่อมต่อกันด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก โดยค่าถ่วงน้ำหนักเหล่านี้จะถูกปรับให้มีค่าที่เหมาะสมตามวิธีการเรียนรู้ที่ฝึกให้กับนิวรอลเน็ตเวิร์ก ทำให้นิวรอลเน็ตเวิร์กสามารถจดจำสิ่งที่ฝึกไปแล้วได้

เนื้อหาในบทนี้จะกล่าวถึงแบบจำลองของนิวรอลโนด, Transfer Function ของนิวรอลโนด, การใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง, วิธีฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์ก และการประยุกต์นิวรอลเน็ตเวิร์กร่วมกับการควบคุมกำลังแบบวงปิดของระบบ CDMA

#### 3.1 แบบจำลองนิวรอล (Neuron Model)

แบบจำลองนิวรอลเป็นการจำลองเซลล์ประสาทในทางชีววิทยาด้วย แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ซึ่งประกอบด้วย ค่าถ่วงน้ำหนัก ( $w_{i,R}$ ) ที่เปรียบเสมือน Synapse ของเซลล์ประสาทในทางชีววิทยา, ตัวรวม (Summation) เปรียบเสมือน Dendrites, Transfer Function ( $f(n)$ ) ทำหน้าที่เสมือน Soma หรือตัวเซลล์ และข้อมูลขาออกของนิวรอล ( $y$ ) เปรียบเสมือน สัญญาณบน axon ดังแสดงในรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 แบบจำลองนิวรอล

จากรูปที่ 3.1 แบบจำลองของนิวรอนมีข้อมูลเข้าคือ  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_R$  ซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปเวกเตอร์ได้ตามสมการที่ (3.1)

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ x_R \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

โดยที่  $\mathbf{x}$  คือ เวกเตอร์ของข้อมูลเข้า

$x_R$  คือ ข้อมูลเข้าตัวที่ R

ข้อมูลเข้า  $\mathbf{x}$  ต่อกับนิวรอนด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก  $\mathbf{W}$

$$\mathbf{W} = [w_{1,1} \ w_{1,2} \ \dots \ w_{1,R}] \quad (3.2)$$

โดยที่  $\mathbf{W}$  คือ เมทริกซ์ของค่าถ่วงน้ำหนัก

$w_{1,R}$  คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่ต่อระหว่างข้อมูลตัวที่ R กับนิวรอนโนดที่ 1

จากรูปที่ 3.1 เราสามารถเขียนสมการของ net input ( $y_{in}$ ) ได้ตามสมการที่ (3.3)

$$y_{in} = w_{1,1}x_1 + w_{1,2}x_2 + w_{1,3}x_3 + \dots + w_{1,R}x_R + b \quad (3.3)$$

และเราสามารถเขียน  $y_{in}$  ในรูปแบบตามสมการที่ (3.4) ได้

$$y_{in} = \mathbf{W}\mathbf{x} + b \quad (3.4)$$

ข้อมูลออก ( $y$ ) ของนิวรอนสามารถเขียนได้ตามสมการที่ (3.5)

$$y = f(\mathbf{W}\mathbf{x} + b) \quad (3.5)$$

โดยที่  $y$  คือ ข้อมูลออกของนิวรอน

f คือ Transfer Function ของนิวรอล

b คือ ค่าไบแอสของนิวรอล

### 3.2 Transfer Function

Transfer Function ในแบบจำลองของนิวรอลมีหลายชนิดดังนี้

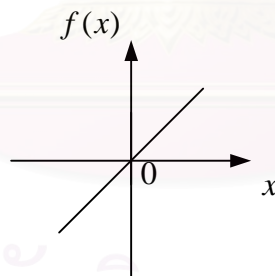
#### 1. Linear Function

$$f(x) = x \quad (3.6)$$

หาอนุพันธ์อันดับที่หนึ่งของ  $f(x)$  ได้ตามสมการที่ (3.7) เพื่อนำไปใช้คำนวณเมตริกซ์แบบยาโคบีในขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสของนิวรอลเน็ตเวิร์ก

$$f'(x) = 1 \quad (3.7)$$

Linear Function แสดงได้ดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 Linear Function

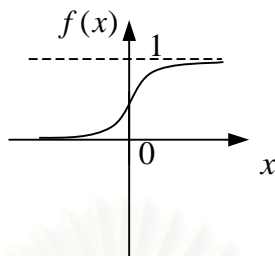
#### 2. Log Sigmoid Function

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.8)$$

หาอนุพันธ์อันดับที่หนึ่งของ  $f(x)$  ได้ตามสมการที่ (3.9)

$$f'(x) = f(x)[1 - f(x)] \quad (3.9)$$

Log Sigmoid Function แสดงได้ดังรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3 Log Sigmoid Function

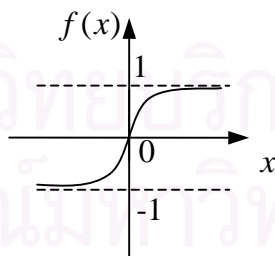
### 3. Hyperbolic Tangent Sigmoid Function

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (3.10)$$

หาอนุพันธ์อันดับที่หนึ่งของ  $f(x)$  ได้ตามสมการที่ (3.11)

$$f'(x) = 1 - f^2(x) \quad (3.11)$$

Hyperbolic Tangent Sigmoid Function แสดงได้ดังรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 Hyperbolic Tangent Sigmoid Function

### 3.3 อัลกอริทึมที่ใช้ฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์ก

การฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กคือขั้นตอนในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสของนิวรอลเน็ตเวิร์กตามกฎการเรียนรู้ ซึ่งเราสามารถแบ่งการเรียนรู้ของนิวรอลเน็ตเวิร์กออกได้เป็น 3 ชนิดดังนี้

1. Supervised Learning เป็นการฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กแบบที่ต้องมีชุดฝึกคือ

$$\{x_1, t_1\}, \{x_2, t_2\}, \dots, \{x_n, t_n\}$$

โดยที่  $x_i$  คือข้อมูลเข้าของนิวรอลเน็ตเวิร์ก

$t_i$  คือข้อมูลออกจากนิวรอลเน็ตเวิร์กที่ต้องการ

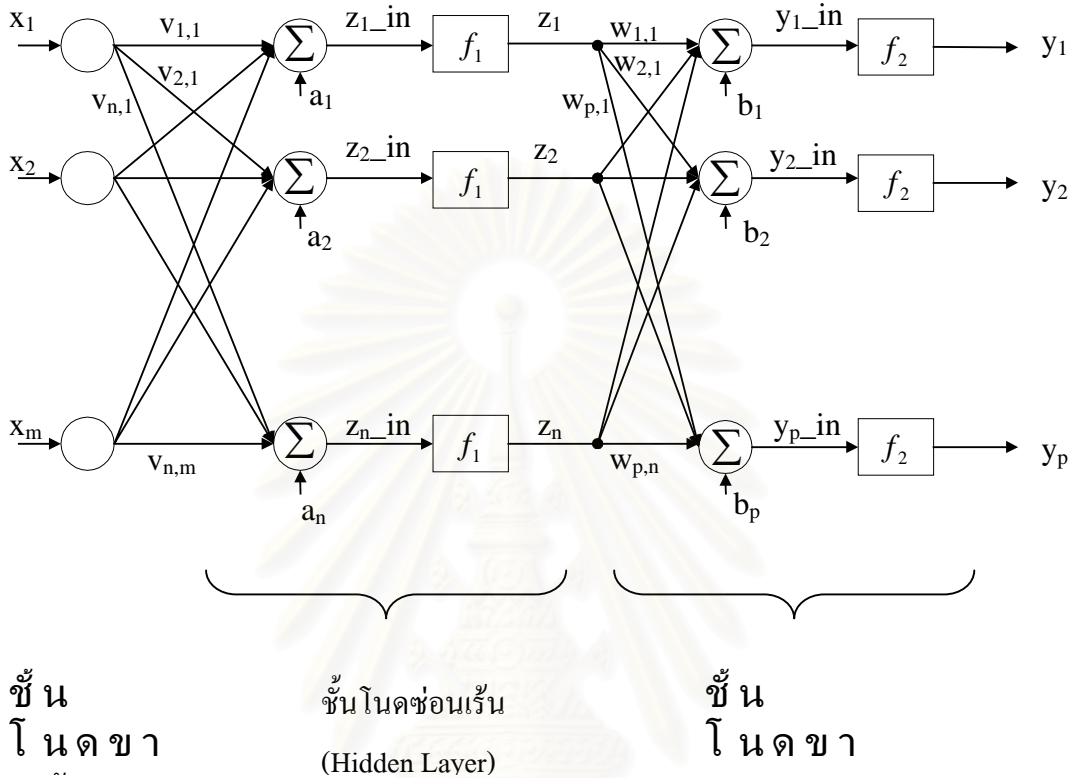
โดยมีขั้นตอนในการฝึกดังนี้ ป้อนข้อมูลเข้าให้แก่นิวรอลเน็ตเวิร์กแล้วเปรียบเทียบข้อมูลออกจากนิวรอลเน็ตเวิร์กที่ได้กับข้อมูลออกที่ต้องการ จากนั้นปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสภายในตามกฎการเรียนรู้เพื่อให้ข้อมูลออกมีค่าใกล้เคียงกับข้อมูลออกที่ต้องการให้มากที่สุด

2. Reinforcement Learning ซึ่งมีลักษณะคล้ายกับ Supervised Learning เพียงแต่ว่าการเรียนรู้ชนิดนี้ จะไม่มีข้อมูลออกที่ต้องการของข้อมูลเข้าแต่ละตัว แต่จะมีการให้เกรดหรือให้คะแนนเพื่อเป็นวัฏสมรรถนะการทำงานของนิวรอลเน็ตเวิร์กของข้อมูลเข้าแต่ละตัว

3. Unsupervised Learning การเรียนรู้ชนิดนี้จะไม่มีการออกที่ต้องการของข้อมูลเข้าแต่ละตัว โดยนิวรอลเน็ตเวิร์กจะปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสตามข้อมูลเข้าที่ป้อนเข้ามาเท่านั้น การเรียนรู้ชนิดนี้มักถูกใช้ให้เรียนรู้ชนิดของรูปแบบของข้อมูลเข้าที่ป้อนให้นิวรอลเน็ตเวิร์ก

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะใช้การเรียนรู้แบบ Supervised Learning โดยมีชุดฝึกคือข้อมูลของสัญญาณในอดีตตามจำนวนที่เหมาะสมกับข้อมูลของสัญญาณในปัจจุบัน และข้อมูลออกที่ต้องการคือข้อมูลของสัญญาณในอนาคตที่รู้ล่วงหน้าแล้ว และใช้กฎการเรียนรู้แบบ Levenberg Marquardt Algorithm ซึ่งเป็นกฎการเรียนรู้ที่สามารถปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสได้เร็วที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมอื่นๆ เช่น Steepest Descent Algorithm, การปรับค่าการเรียนรู้ (Variable Learning Rate), Conjugate Gradient เป็นต้น

**Levenberg Marquardt Algorithm** ที่ใช้ฝึกนิเวรอลเน็ตเวิร์ก 3-layer Perceptron ดังแสดงในรูปที่ 3.5 มีขั้นตอนการฝึกดังนี้



รูปที่ 3.5 นิเวรอลเน็ตเวิร์กแบบ 3-layer Perceptron

โดยที่  $f_1$  คือ Transfer Function ของชั้นโน้ดซ่อนเร้น

$f_2$  คือ Transfer Function ของชั้นโน้ดขาออก

$v_{j,k}$  คือค่าถ่วงน้ำหนักที่ต่อโน้ดที่  $k$  ในชั้นโน้ดขาเข้ากับโน้ดที่  $j$  ในชั้นโน้ดซ่อนเร้น

$w_{ij}$  คือค่าถ่วงน้ำหนักที่ต่อโน้ดที่  $j$  ในชั้นโน้ดซ่อนเร้นกับโน้ดที่  $i$  ในชั้นโน้ดขาออก

$a_j$  คือค่าไบแอสของโน้ดที่  $j$  ในชั้นโน้ดซ่อนเร้น

$b_i$  คือค่าไบแอสของโน้ดที่  $i$  ในชั้นโน้ดขาออก

$x_k$  คือข้อมูลเข้าที่ป้อนให้โน้ดที่  $k$  ในชั้นโน้ดขาเข้า

$z\_in$  คือ net input ของโน้ดที่  $i$  ในชั้นโน้ดซ่อนเร้น

$y\_in$  คือ net input ของโน้ดที่  $i$  ในชั้นโน้ดขาออก

$m$  คือจำนวนโน้ดในชั้นโน้ดขาเข้า



- n คือจำนวนโนดในชั้นโนดซ่อนเร้น  
p คือจำนวนโนดในชั้นโนดขาออก

1. ป้อนชุดฝึกทั้งหมดให้นิวรอลเน็ตเวิร์กคำนวณข้อมูลออก โดยนิวรอลโนดในชั้นข้อมูลขาเข้าจะคำนวณข้อมูลออกของตัวเอง และแพร่ข้อมูลออกที่ได้นี้ต่อไปเป็นข้อมูลเข้าสำหรับนิวรอลโนดอื่นในชั้นถัดไป และเป็นเช่นนี้ต่อไปเรื่อยๆ จนกระทั่งข้อมูลแพร่มาถึงนิวรอลโนดในชั้นข้อมูลขาออก นิวรอลโนดในชั้นนี้จะคำนวณหาข้อมูลออกจากโนดของตัวเองตามสมการที่ (3.12) เป็นข้อมูลออกจากนิวรอลเน็ตเวิร์ก

$$y_i = f_2 \left( \sum_{j=1}^n w_{i,j} (f_1 \left( \sum_{k=1}^m v_{j,k} x_k + a_j \right) + b_i) \right) \quad (3.12)$$

จากนั้นป้อนข้อมูลชุดฝึกอื่นๆ ต่อไปจนครบทุกชุด แล้วคำนวณผลรวมของค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (Sum Square Error: SSE) ตามสมการที่ (3.13) เพื่อใช้พิจารณาว่านิวรอลเน็ตเวิร์กยังต้องการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและไบแอส เพื่อให้ข้อมูลออกของนิวรอลเน็ตเวิร์กมีค่าใกล้เคียงกับข้อมูลที่ต้องการอีกหรือไม่

$$SSE = E \left( \sum_{j=1}^Q \sum_{i=1}^p (t_{i,j} - y_{i,j})^2 \right) \quad (3.13)$$

โดยที่ SSE คือ ผลรวมของค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (Sum Square Error)

$t_{i,j}$  คือ ข้อมูลออกที่ต้องการ (Target) ของโนดขาออกโนดที่  $i$  เมื่อป้อนชุดฝึกชุดที่  $j$

$y_{i,j}$  คือ ข้อมูลออกของโนดขาออกโนดที่  $i$  เมื่อป้อนชุดฝึกชุดที่  $j$

$p$  คือจำนวนโนดในชั้นโนดขาออก

$Q$  คือจำนวนชุดฝึกทั้งหมด

2. คำนวณหาเมตริกซ์แบบยาโคบี (Jacobi) ดังแสดงตามสมการที่ (3.14) เพื่อใช้คำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสที่ต้องปรับเพิ่มตามสมการที่ (3.20)

$$\mathbf{J}(v_{1,1}, \dots, v_{n,m}, a_1, \dots, a_n, w_{1,1}, \dots, w_{p,n}, b_1, \dots, b_p) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_{1,1}}{\partial v_{1,1}} & \dots & \frac{\partial e_{1,1}}{\partial v_{n,m}} & \frac{\partial e_{1,1}}{\partial a_1} & \dots & \frac{\partial e_{1,1}}{\partial a_n} & \frac{\partial e_{1,1}}{\partial w_{1,1}} & \dots & \frac{\partial e_{1,1}}{\partial w_{p,n}} & \frac{\partial e_{1,1}}{\partial b_1} & \dots & \frac{\partial e_{1,1}}{\partial b_p} \\ \frac{\partial e_{2,1}}{\partial v_{1,1}} & \dots & \frac{\partial e_{2,1}}{\partial v_{n,m}} & \frac{\partial e_{2,1}}{\partial a_1} & \dots & \frac{\partial e_{2,1}}{\partial a_n} & \frac{\partial e_{2,1}}{\partial w_{1,1}} & \dots & \frac{\partial e_{2,1}}{\partial w_{p,n}} & \frac{\partial e_{2,1}}{\partial b_1} & \dots & \frac{\partial e_{2,1}}{\partial b_p} \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial e_{p,1}}{\partial v_{1,1}} & \dots & \frac{\partial e_{p,1}}{\partial v_{n,m}} & \frac{\partial e_{p,1}}{\partial a_1} & \dots & \frac{\partial e_{p,1}}{\partial a_n} & \frac{\partial e_{p,1}}{\partial w_{1,1}} & \dots & \frac{\partial e_{p,1}}{\partial w_{p,n}} & \frac{\partial e_{p,1}}{\partial b_1} & \dots & \frac{\partial e_{p,1}}{\partial b_p} \\ \frac{\partial e_{1,2}}{\partial v_{1,1}} & \dots & \frac{\partial e_{1,2}}{\partial v_{n,m}} & \frac{\partial e_{1,2}}{\partial a_1} & \dots & \frac{\partial e_{1,2}}{\partial a_n} & \frac{\partial e_{1,2}}{\partial w_{1,1}} & \dots & \frac{\partial e_{1,2}}{\partial w_{p,n}} & \frac{\partial e_{1,2}}{\partial b_1} & \dots & \frac{\partial e_{1,2}}{\partial b_p} \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial e_{p,q}}{\partial v_{1,1}} & \dots & \frac{\partial e_{p,q}}{\partial v_{n,m}} & \frac{\partial e_{p,q}}{\partial a_1} & \dots & \frac{\partial e_{p,q}}{\partial a_n} & \frac{\partial e_{p,q}}{\partial w_{1,1}} & \dots & \frac{\partial e_{p,q}}{\partial w_{p,n}} & \frac{\partial e_{p,q}}{\partial b_1} & \dots & \frac{\partial e_{p,q}}{\partial b_p} \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

โดยที่  $\mathbf{J}$  คือ เมตริกซ์แบบยาโคบี

$e_{i,j}$  คือ ค่าผิดพลาดของข้อมูลออกของโนคขาออกโนคที่  $i$  ชุดที่  $j$  กับข้อมูลที่ต้องการ (Target) ที่โนคขาออกโนคที่  $i$  ชุดที่  $j$

ค่าผิดพลาดของข้อมูลออกจากโนคขาออกโนคที่  $i$  ชุดที่  $j$  กับข้อมูลที่ต้องการ (Target) ที่โนคขาออกโนคที่  $i$  ชุดที่  $j$  สามารถได้ตามสมการที่ (3.15)

$$e_{i,j} = (t_{i,j} - y_{i,j}) \quad (3.15)$$

คำนวณหาสมาชิกแต่ละตัวภายในเมตริกซ์แบบยาโคบีตามสมการที่ (3.16), (3.17), (3.18) และ (3.19)

$$\frac{\partial e_{i,j}}{\partial w_{i,k}} = -f_2'(y_{i,j} - in)(z_{k,j}) \quad (3.16)$$

$$\frac{\partial e_{i,j}}{\partial b_i} = -f_2'(y_{i,j} - in) \quad (3.17)$$

$$\frac{\partial e_{i,j}}{\partial v_{k,l}} = -f_2'(y_{i,j} - in) f_1'(z_{k,j} - in)(w_{i,k})(x_{ij}) \quad (3.18)$$

$$\frac{\partial e_{i,j}}{\partial a_k} = -f_2'(y_{i,j} - in) f_1'(z_{k,j} - in)(w_{i,k}) \quad (3.19)$$

3. คำนวณค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสที่ต้องการปรับเพิ่มตามสมการที่ (3.20)

$$\Delta \mathbf{c}_k = -[\mathbf{J}^T(\mathbf{c}_k)\mathbf{J}(\mathbf{c}_k) + \mu_k \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{J}(\mathbf{c}_k)\delta(\mathbf{c}_k) \quad (3.20)$$

โดยที่  $\Delta \mathbf{c}_k$  คือ เวกเตอร์ของค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าไบแอสที่ต้องปรับเพิ่มทั้งหมดภายในนิรอลเน็ตเวิร์ก ในรอบการปรับค่ารอบที่ k

$\mathbf{I}$  คือ เมตริกซ์เอกลักษณ์

$\mu_k$  คือ พารามิเตอร์ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส

$\delta(\mathbf{c}_k)$  คือ เวกเตอร์ของค่าผิดพลาดของข้อมูลออกที่ต้องการกับข้อมูลออกของนิรอลเน็ตเวิร์ก

เวกเตอร์  $\Delta \mathbf{c}_k$  แสดงได้ตามสมการที่ (3.21)

$$\Delta \mathbf{c}_k^T = [\Delta v_{1,1} \ \Delta v_{1,2} \ \dots \Delta v_{n,m} \ \Delta a_1 \ \dots \ \Delta a_n \ \Delta w_{1,1} \ \dots \Delta w_{p,n} \ \Delta b_1 \ \dots \Delta b_p] \quad (3.21)$$

เวกเตอร์  $\delta(\mathbf{c}_k)$  แสดงได้ตามสมการที่ (3.22)

$$\delta(\mathbf{c}_k) = [e_{1,1} \ e_{2,1} \ \dots \ e_{p,1} \ e_{1,2} \ \dots \ e_{p,q}] \quad (3.22)$$

4. ปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสตามสมการที่ (3.23)

$$\mathbf{c}_{k+1} = \mathbf{c}_k + \Delta \mathbf{c}_k \quad (3.23)$$

โดยที่  $\mathbf{c}_k$  คือ ค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสในรอบการปรับค่ารอบที่ k

$\mathbf{c}_{k+1}$  คือ ค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสในรอบการปรับค่ารอบที่ k+1

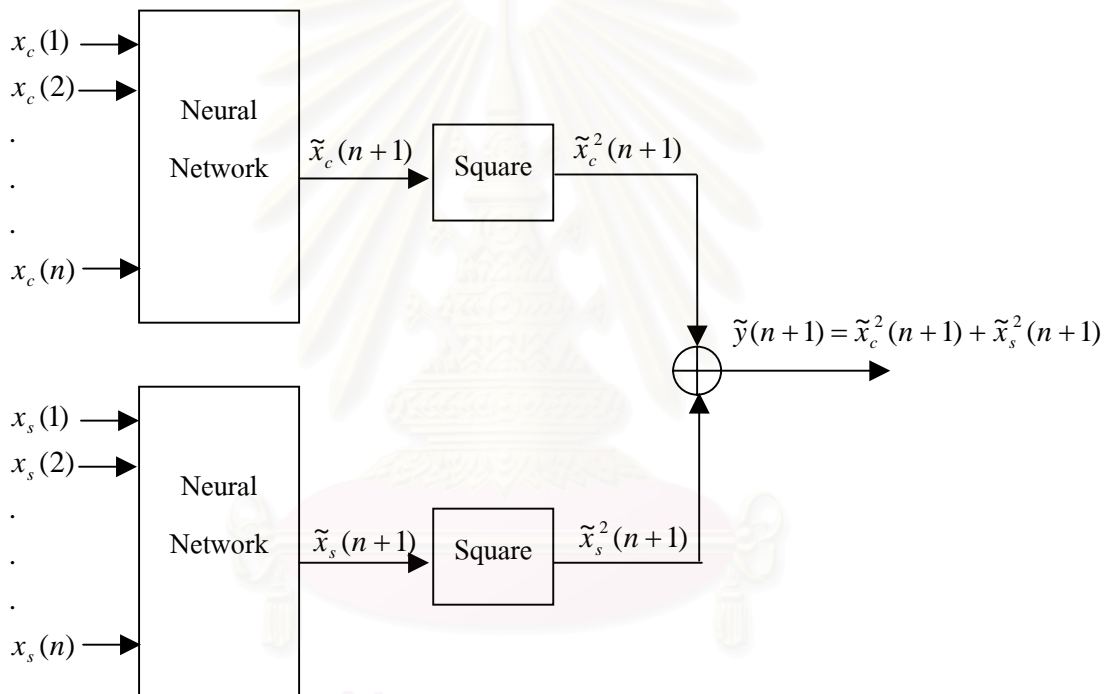
คำนวณผลรวมของค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (SSE) ของนิรอลเน็ตเวิร์ก ถ้าค่า SSE ที่ได้มีค่ามากกว่าค่า SSE ก่อนปรับค่าถ่วงน้ำหนักแล้วให้คูณ  $\mu_k$  ด้วยค่าคงที่ค่าหนึ่ง (เช่น 10 เป็นต้น) แล้วปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสตามสมการที่ (3.23) แล้วกลับไปทำงานตามข้อ 3 แต่ถ้าค่า

SSE ที่ได้มีค่าน้อยกว่าค่า SSE ก่อนปรับค่าถ่วงน้ำหนักแล้วให้หาร  $\mu_k$  ด้วยค่าคงที่ที่กำหนดไว้แล้วกลับไปทำงานตามข้อที่ 1

ทำงานตามขั้นตอนเหล่านี้ไปเรื่อยๆ จนกระทั่งได้ค่า SSE ต่ำกว่าค่าที่ต้องการหรือครบตามจำนวนครั้งที่ต้องการปรับค่าถ่วงน้ำหนักแล้วแต่ว่าจะถึงจุดไหนก่อน จึงยุติการฝึก

### 3.4 การทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีโดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก

ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ 3-layer Perceptron [5] จำนวน 2 โครงข่าย ทำนายส่วนประกอบอินเฟส ( $x_c$ ) และคอแควเรเจอร์เฟส ( $x_s$ ) ในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีตามลำดับ แล้วนำส่วนประกอบอินเฟส ( $\tilde{x}_c(n+1)$ ) และคอแควเรเจอร์เฟส ( $\tilde{x}_s(n+1)$ ) ที่ทำนายได้ ยกกำลังสองแล้วบวกกันได้เป็นกำลังของสัญญาณเฟดดิ้งที่ต้องการทำนาย ( $\tilde{y}(n+1)$ ) ดังรูปที่ 3.6

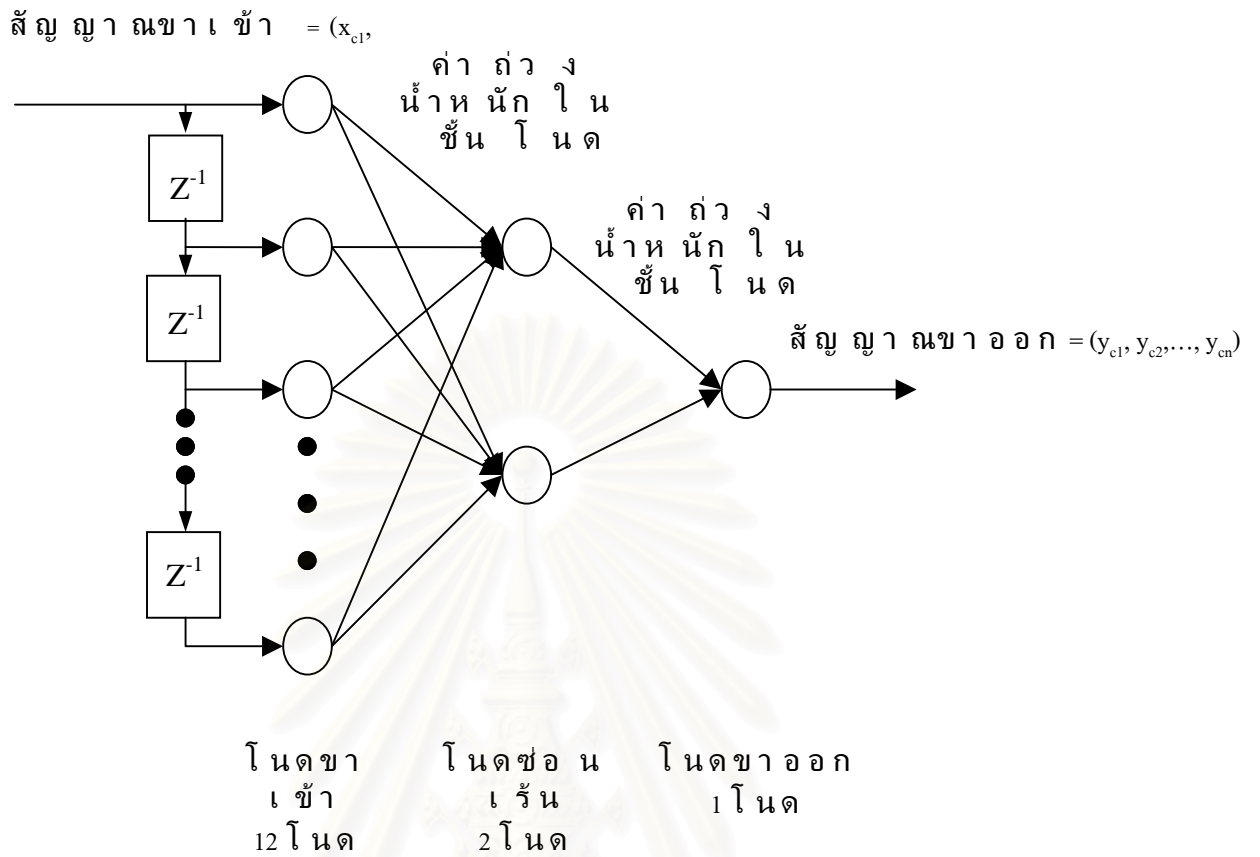


รูปที่ 3.6 การทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี

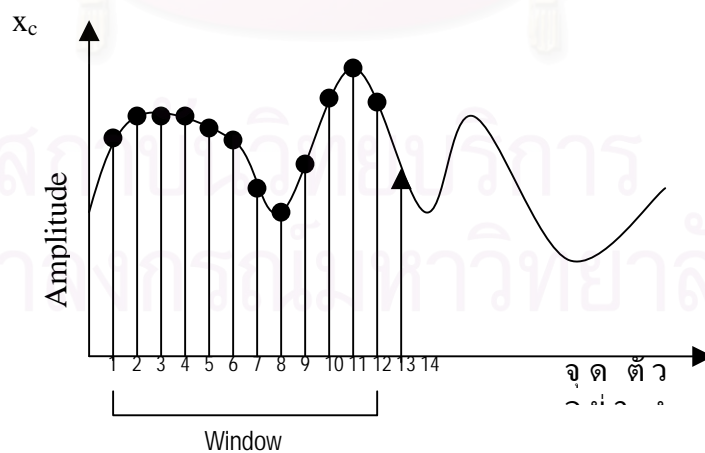
- โดยที่  $x_c(n)$  คือส่วนประกอบอินเฟสของสัญญาณในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี  
 $x_s(n)$  คือส่วนประกอบคอแควเรเจอร์เฟสของสัญญาณ ในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี  
 $\tilde{x}_c(n+1)$  คือส่วนประกอบอินเฟสของสัญญาณในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีที่ทำนายได้  
 $\tilde{x}_s(n+1)$  คือส่วนประกอบคอแควเรเจอร์เฟสของสัญญาณ ในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีที่ทำนายได้  
 $\tilde{y}(n+1)$  คือสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีที่ทำนายได้

### 3.5 การฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กด้วยส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสของสัญญาณ

เนื่องจากเราต้องการทำนายสัญญาณเฟดดิ้งในอนาคตจากข้อมูลของสัญญาณที่เวลาปัจจุบัน และที่เวลาที่ผ่านมาแล้ว ดังนั้นโครงสร้างนิรอลเน็ตเวิร์กที่ต้องการจึงต้องมีจำนวนโนคขาเข้ามากกว่าหนึ่งโนคและมีตัวประวิงเวลาต่อกับโนคขาเข้าด้วย เพื่อป้อนข้อมูลของสัญญาณที่ผ่านมาแล้วให้แก่นิรอลเน็ตเวิร์ก ส่วนจำนวนโนคขาออกของนิรอลเน็ตเวิร์กควรมีเพียงหนึ่งโนคเพราะเราต้องการทำนายสัญญาณในอนาคตเพียง 1 ค่าเท่านั้นและจากบทความ [5] ได้เสนอนิรอลเน็ตเวิร์กแบบ 3-layer Perceptron ที่มีโครงสร้างประกอบด้วยจำนวนโนคขาเข้า 12 โนค จำนวนโนคซ่อนเร้น 2 โนค และจำนวนโนคขาออก 1 โนค (12,2,1) และที่ชั้นโนคซ่อนเร้นมี Transfer Function ชนิด Hyperbolic Tangent Sigmoid Function ตามสมการที่ (3.10) ชั้นโนคขาออกมี Transfer Function ชนิด Linear Function ตามสมการที่ (3.6) ใช้ทำนายสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรียลไทม์เนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5 กม./ชม. ดังนั้นในตอนแรกเราจึงใช้นิรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างดังกล่าว เป็นโครงสร้างของนิรอลเน็ตเวิร์กที่ใช้หาชุดฝึกที่เหมาะสมที่สามารถฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กให้ทำนายสัญญาณได้แม่นยำในช่วงความเร็ว 5-100 กม./ชม. ดังรูปที่ 3.8 ฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กให้ทำนายสัญญาณส่วนประกอบอินเฟส โดยป้อนชุดฝึกส่วนประกอบอินเฟส ( $x_{c1}, x_{c2}, \dots, x_{cn}$ ) ให้นิรอลเน็ตเวิร์กครั้งละ 1 จุดตัวอย่าง เมื่อ  $x_{c1}$  ถูกป้อนเข้าไป นิรอลเน็ตเวิร์กจะคำนวณสัญญาณขาเข้าที่รับเข้ามารวมกับค่าเริ่มต้นในโนคขาเข้าอื่นๆ และค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นภายใน ได้เป็นสัญญาณขาออก ( $y_{c1}$ ) หลังจากนั้น  $x_{c2}$  จะถูกป้อนเข้าไปและ  $x_{c1}$  จะถูกประวิงเวลาเพื่อใช้คำนวณสัญญาณขาออก ( $y_{c2}$ ) ร่วมกับ  $x_{c2}$  และเมื่อ  $x_{c3}$  ถูกป้อนเข้ามา  $x_{c1}$  และ  $x_{c2}$  จะถูกประวิงเวลาเพื่อใช้คำนวณสัญญาณขาออกร่วมกับ  $x_{c3}$  และเป็นเช่นนี้ไปเรื่อยๆ จนกระทั่ง  $x_{c13}$  ถูกป้อนเข้ามา  $x_{c1}$  จะถูกตัดทิ้งเหลือเฉพาะ ( $x_{c2}, x_{c3}, \dots, x_{c13}$ ) เพื่อใช้คำนวณสัญญาณขาออกและเป็นเช่นนี้ต่อไปเรื่อยๆ (เซตของข้อมูลที่ใช้คำนวณสัญญาณขาออกของนิรอลเน็ตเวิร์กแต่ละครั้ง คล้ายกับการเลื่อนของหน้าต่างความกว้าง 12 จุดตัวอย่าง ดังรูปที่ 3.7 ไปครั้งละ 1 จุดตัวอย่างบนเซตของจุดตัวอย่างทั้งหมด) และเมื่อป้อนข้อมูลจนหมดแล้ว นิรอลเน็ตเวิร์กจึงปรับค่าถ่วงน้ำหนักหนึ่งครั้งโดยใช้ Levenberg Marquardt Algorithm [7] เพื่อให้นิรอลเน็ตเวิร์กมีผลรวมค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (Sum Square Error: SSE) ลดลง (ขั้นตอนการป้อนเซตข้อมูลขาเข้าทั้งหมดให้นิรอลเน็ตเวิร์ก แล้วนิรอลเน็ตเวิร์กปรับค่าถ่วงน้ำหนักหนึ่งครั้งรวมเรียกว่าการฝึก 1 Epoch) จากนั้นจึงกลับไปเริ่มป้อนข้อมูลชุดเดิมให้แก่นิรอลเน็ตเวิร์กตามขั้นตอนข้างต้น จนกระทั่งนิรอลเน็ตเวิร์กสามารถปรับค่าถ่วงน้ำหนักจนได้ค่า SSE ตามเป้าหมาย หรือครบจำนวนรอบการฝึกที่กำหนดไว้



รูปที่ 3.7 นิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้า 12 โหนด, โหนดซ่อนเร้น 2 โหนด และโนดขาออก 1 โหนด



รูปที่ 3.8 การแบ่งชุดข้อมูลขาเข้าเพื่อป้อนให้กับนิเวรอลเน็ตเวิร์ก

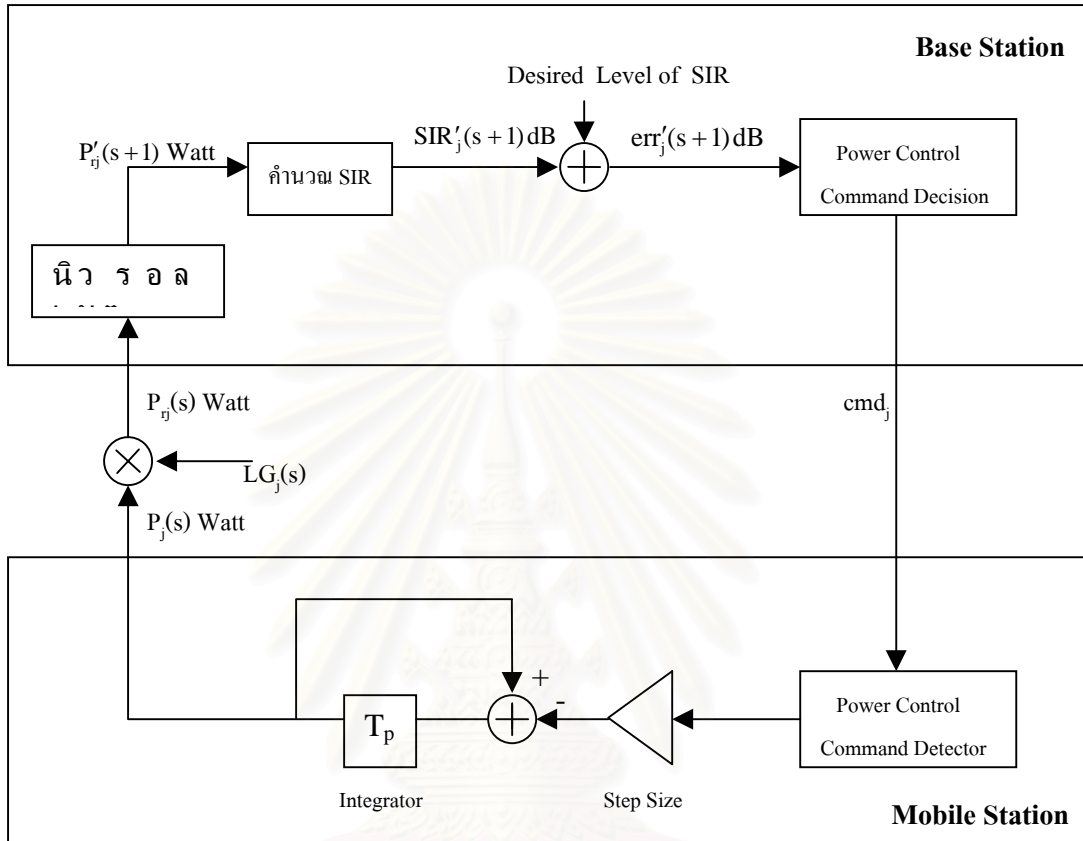


ฝึกนินวอลเนตเวิร์ก (12,2,1) อีกหนึ่งชุดด้วยส่วนประกอบคอแอดเรเจอร์เฟส ( $x_{s1}, x_{s2}, \dots, x_{sn}$ ) ด้วยวิธีเดียวกับการฝึกนินวอลเนตเวิร์กด้วยส่วนประกอบอินเฟสดังกล่าวข้างต้น

### 3.6 การประยุกต์ใช้นินวอลเนตเวิร์ก ร่วมกับการควบคุมกำลังแบบวงปิด

การประยุกต์ใช้นินวอลเนตเวิร์ก ร่วมกับการควบคุมกำลังแบบวงปิดแสดงได้ดังรูปที่ 3.9 เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการควบคุมกำลังแบบวงปิด ให้สามารถควบคุมกำลังของสถานีเคลื่อนที่ได้ทันเฟดดิ้งแบบเรย์ลีที่เกิดขึ้นในช่องสัญญาณ โดยนินวอลเนตเวิร์กถูกติดตั้งอยู่ที่สถานีฐานทำหน้าที่ทำนายสัญญาณกำลังในอนาคตของสถานีเคลื่อนที่ แล้วคำนวณค่า SIR (Signal to Interference Ratio) ในอนาคตเพื่อนำมาตัดสินว่ามากกว่าหรือน้อยกว่าค่า SIR ที่ต้องการ (Desired Level of SIR) แล้วจึงคำนวณกำลังสถานีเคลื่อนที่ที่ต้องการปรับเพื่อรักษาระดับ SIR ของสถานีเคลื่อนที่ให้อยู่ในระดับที่ต้องการ โดยส่งคำสั่งไปให้สถานีเคลื่อนที่ปรับกำลังตามคำสั่ง

จำลองแบบการควบคุมกำลังแบบวงปิดของระบบ CDMA โดยสมมติให้ระบบมีสถานีฐาน 1 แห่งติดต่อกับสถานีเคลื่อนที่ 12 เครื่องพร้อมๆ กัน และสถานีเคลื่อนที่ทุกเครื่องส่งสัญญาณด้วยกำลังส่งที่เท่ากันตลอดเวลา ผ่านช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีโดยไม่คิดการสูญเสียในวิถี (Path Loss) และเฟดดิ้งระยะยาว (Long Term Fading) และสมมติให้สถานีเคลื่อนที่ทุกๆ เครื่องเคลื่อนที่ด้วยความเร็วเดียวกัน โดยกำหนดให้สัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีตามแบบจำลองของ Jakes ที่ใช้ทดสอบการทำนายสัญญาณกำลังของนินวอลเนตเวิร์กแต่ละสัญญาณ เป็นสัญญาณที่สถานีฐานได้รับจากสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องแล้วทดลองหาเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหาย (Percentage of outage) ของระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังของสถานีเคลื่อนที่แบบต่างๆ คือ ระบบ CDMA ที่ไม่มีการควบคุมกำลังส่ง (No Power Control), ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB (Fixed Step Power Control), ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB โดยใช้นินวอลเนตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง (Fixed Step Power Control with Prediction by Neural Network), ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการและใช้สัญญาณกำลังจริงในอนาคต (แบบอุดมคติ) และระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ โดยใช้นินวอลเนตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลังในอนาคต (แบบอุดมคติ) เพื่อเปรียบเทียบว่า การควบคุมกำลังแบบวงปิดที่ใช้นินวอลเนตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลังในอนาคต สามารถลดเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายของระบบลงได้หรือไม่



รูปที่ 3.9 การควบคุมกำลังแบบวงปิดที่มีนิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี

โดยที่  $P'_j(s)$  คือ กำลังของสถานีเคลื่อนที่เครื่องที่  $j$  ในรอบการควบคุมกำลังที่  $s$  ที่สถานีฐานได้รับ

$P_j(s)$  คือ กำลังของสถานีเคลื่อนที่เครื่องที่  $j$  ในรอบการควบคุมกำลังที่  $s$

$P'_j(s+1)$  คือ กำลังของสถานีเคลื่อนที่เครื่องที่  $j$  ในรอบการควบคุมกำลังที่  $s+1$  ที่นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายได้

$SIR'_j(s+1)$  คือ อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณแทรกสอดของสถานีเคลื่อนที่เครื่องที่  $j$  ในรอบการควบคุมกำลังที่  $s+1$  ที่นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายได้

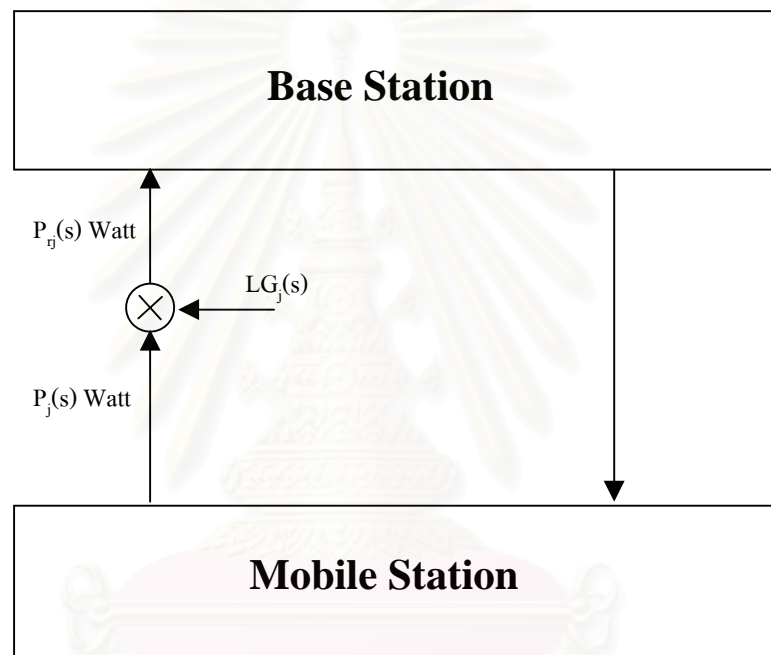
$err'_j(s+1)$  คือ ค่าผิดพลาดของ SIR ที่ทำนายได้กับ Desired Level of SIR ของสถานีเคลื่อนที่เครื่องที่  $j$  ในรอบการควบคุมกำลังที่  $s+1$

$cmd_j$  คือ บิตคำสั่งควบคุมกำลังสถานีเคลื่อนที่เครื่องที่  $j$

- $T_p$  คือ คาบเวลา 1 รอบของการควบคุมกำลังมีค่าเท่ากับ 1.25 ms
- $LG_j(s)$  คือ อัตราขยายขยายเชื่อมโยงระหว่างสถานีเคลื่อนที่เครื่องที่  $j$  ถึง BS ที่เกิดขึ้นที่รอบการควบคุมกำลังที่  $s$

### 3.6.1 ระบบ CDMA ที่ไม่มีการควบคุมกำลังสถานีเคลื่อนที่ (No Power Control)

ระบบ CDMA ที่ไม่มีการควบคุมกำลังของสถานีเคลื่อนที่ที่แสดงได้ดังรูปที่ 3.10



รูปที่ 3.10 ระบบ CDMA ที่ไม่มีการควบคุมกำลังสถานีเคลื่อนที่

การจำลองแบบระบบ CDMA ที่ไม่มีการควบคุมกำลังสถานีเคลื่อนที่ใน 1 เซลล์ สมมติให้มีสถานีฐาน 1 แห่ง ติดต่อกับสถานีเคลื่อนที่ 12 เครื่องในเวลาเดียวกัน โดยอัตราขยายขยายเชื่อมโยงระหว่างสถานีฐานและสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องไม่มีการสูญเสียในวิถี (Path Loss) และเฟดดิ้งระยะยาว (Long Term Fading) มีแต่เฟดดิ้งระยะสั้น (Short Term Fading)

เราสามารถหาอัตราขยายขยายเชื่อมโยง (Link Gain หรือ LG) ระหว่างสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องกับสถานีฐาน จากสัญญาณกำลังที่สถานีฐานได้รับจากสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องตามสมการที่ (3.24)

$$LG_j(s) = \frac{P_{rj}(s)}{P_s} \quad (3.24)$$

โดยที่  $P_s(s)$  คือสัญญาณกำลังของสถานีเคลื่อนที่ที่ส่งไปในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี (ในที่นี้กำหนดให้มีค่าเท่ากับ 10 mW ทุกๆ รอบของการควบคุม)

คำนวณหาอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณแทรกสอด (Signal to Interference Ratio (SIR)) ตามสมการที่ (3.25)

$$SIR_j(s) = 10 \log \frac{P_{rj}(s)}{\sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^n P_{ri}(s)} \quad (3.25)$$

โดยที่  $SIR_j(s)$  คืออัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณแทรกสอดของสถานีเคลื่อนที่เครื่องที่  $j$   
 $n$  คือจำนวนสถานีเคลื่อนที่ที่ติดต่อกับสถานีฐานในเวลาเดียวกัน

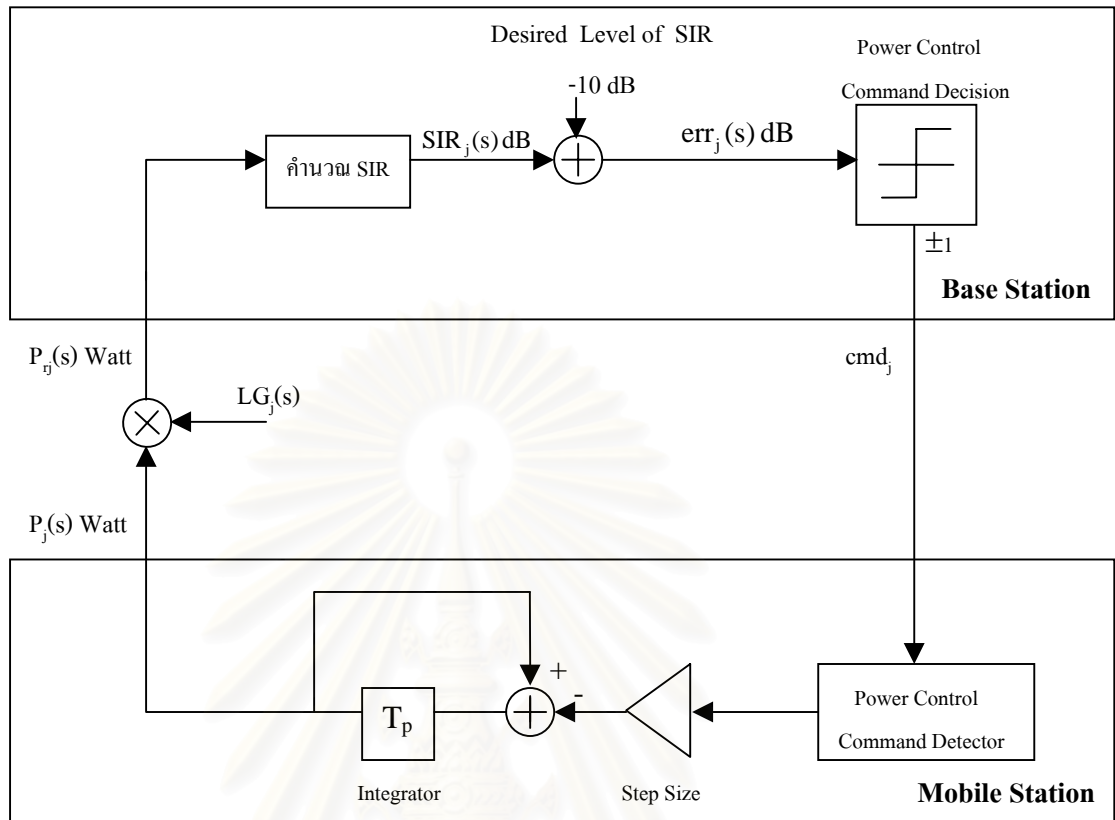
หาจำนวนครั้งที่สถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องเกิดสัญญาณขาดหาย (Outage) (คือจำนวนครั้งที่สถานีเคลื่อนที่มีค่า SIR ต่ำกว่า  $-14$  dB [8]) แล้วคำนวณหาเปอร์เซ็นต์ของการเกิดสัญญาณขาดหายตามสมการที่ (3.26)

$$P_{out}(\%) = \frac{N_{out}}{N_{total}} \times 100 \quad (3.26)$$

โดยที่  $P_{out}(\%)$  คือเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหาย  
 $N_{out}$  คือจำนวนครั้งที่สถานีเคลื่อนที่ที่เกิดสัญญาณขาดหาย  
 $N_{total}$  คือจำนวนครั้งทั้งหมดของการควบคุมกำลัง

### 3.6.2 ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่ $\pm 1$ dB (Fixed Step Power Control)

ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB (Fixed Step Power Control) แสดงได้ดังรูปที่ 3.11



รูปที่ 3.11 ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB (Fixed Step Power Control)

การจำลองแบบระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB ใน 1 เซลล์ สมมติให้มีสถานีฐาน 1 แห่ง ติดต่อกับสถานีเคลื่อนที่ 12 เครื่องในเวลาเดียวกัน โดยอัตราขยายช่องเชื่อมโยงระหว่างสถานีฐานและสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องไม่มีการสูญเสียในวิถี (Path Loss) และเฟดดิ้งระยะยาว (Long Term Fading) มีแต่เฟดดิ้งระยะสั้น (Short Term Fading)

กำหนดให้สถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องมีกำลังเริ่มต้นเท่ากับ 10 mW เราสามารถหาอัตราขยายช่องเชื่อมโยงระหว่างสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องกับสถานีฐาน จากสัญญาณกำลังที่สถานีฐานได้รับจากสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องตามสมการที่ (3.24) แล้วคำนวณหาอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณแทรกสอด (SIR) ในการควบคุมกำลังรอบแรกตามสมการที่ (3.25) นำค่า SIR ที่คำนวณได้มาเปรียบเทียบกับค่า Desired Level of SIR (ในที่นี้ใช้ -10 dB [8]) ถ้า SIR ของสถานีเคลื่อนที่ต่ำกว่า Desired Level of SIR สถานีฐานจะส่งคำสั่งให้สถานีเคลื่อนที่ปรับกำลังขึ้น 1 dB ตามสมการที่ (3.27)

$$P_{ms}(s+1) = P_{ms}(s) \times 10^{0.1} \quad (3.27)$$

โดยที่  $P_{ms}(s)$  คือกำลังของสถานีเคลื่อนที่ในรอบการควบคุมกำลังที่  $s$

หรือถ้า SIR ที่ได้มากกว่า Desired Level of SIR สถานีฐานจะส่งคำสั่งให้สถานีเคลื่อนที่ปรับกำลังลดลง 1 dB ตามสมการที่ (3.28)

$$P_{ms}(s+1) = P_{ms}(s) \times 10^{-0.1} \quad (3.28)$$

จากนั้นนำกำลังของสถานีเคลื่อนที่ที่ปรับแล้วคูณกับอัตราขยายเชื่อมต่อโยงระหว่างสถานีฐานและสถานีเคลื่อนที่ในรอบต่อไป แล้วหาค่า SIR และปรับกำลังของสถานีเคลื่อนที่ตามวิธีดังกล่าวข้างต้น ทำเช่นนี้ต่อไปเรื่อยๆจนครบ 1600 รอบการควบคุมกำลัง แล้วคำนวณเปอร์เซ็นต์ของการเกิดการขาดหายของสัญญาณตามสมการที่ (3.26)

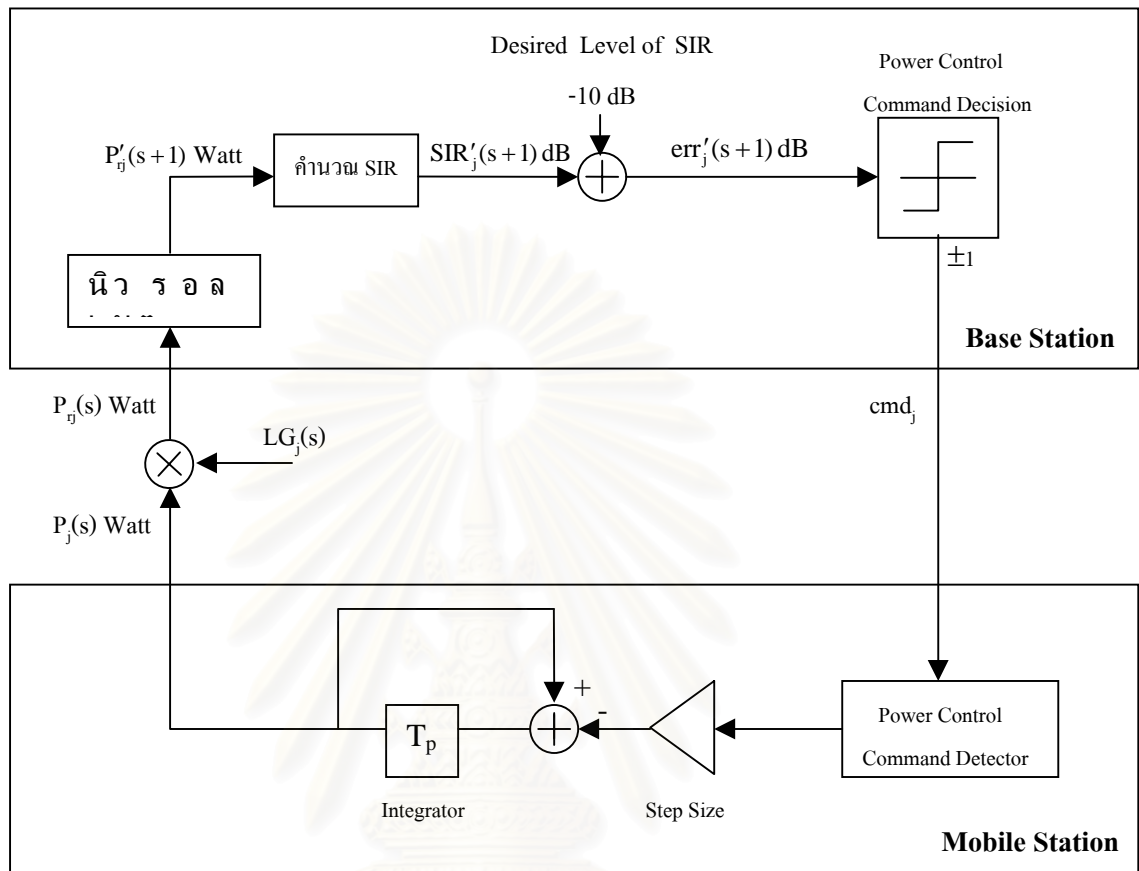
โดยที่  $err_j(s)$  คือ ค่าผิดพลาดของ SIR ของสถานีเคลื่อนที่เครื่องที่  $j$  ในรอบการควบคุมกำลังที่  $s$  กับ Desired Level of SIR

### 3.6.3 ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่ $\pm 1$ dB โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง (Fixed Step Power Control with Prediction by Neural Network)

ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง (Fixed Step Power Control with Prediction by Neural Network) แสดงได้ดังรูปที่ 3.12

การจำลองแบบระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB ใน 1 เซลล์ สมมติให้มีสถานีฐาน 1 แห่ง ติดต่อกับสถานีเคลื่อนที่ 12 เครื่องในเวลาเดียวกัน โดยอัตราขยายเชื่อมต่อโยงระหว่างสถานีฐานและสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องไม่มีการสูญเสียในวิถี (Path Loss) และเฟดดิ้งระยะยาว (Long Term Fading) มีแต่เฟดดิ้งระยะสั้น (Short Term Fading)





รูปที่ 3.12 ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง (Fixed Step Power Control with Prediction by Neural Network)

กำหนดให้สถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องมีกำลังเริ่มต้นเท่ากับ 10 mW เราสามารถหาอัตราขยายขยายเชื่อมโยงระหว่างสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องกับสถานีฐาน จากสัญญาณกำลังที่สถานีฐานได้รับจากสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องตามสมการที่ (3.24) นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลังของสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องในรอบการควบคุมรอบต่อไป แล้วคำนวณหาค่า SIR ของสถานีเคลื่อนที่ในอนาคต ( $SIR_{predict}$ ) จากสมการที่ (3.29)

$$SIR_{predict(i)} = 10 \log \frac{P_{predict(i)}(s)}{\sum_{j \neq i} P_{predict(j)}(s)} \tag{3.29}$$

โดยที่  $SIR_{\text{predict}(i)}$  คือ อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณแทรกสอดของสถานีเคลื่อนที่เครื่องที่  $i$  ที่สถานีฐานทำนาย

$P_{\text{predict}(i)}(s)$  คือ กำลังของสถานีเคลื่อนที่เครื่องที่  $i$  ที่สถานีฐานทำนายได้

ปรับกำลังของสถานีเคลื่อนที่โดยพิจารณาจากค่า  $SIR_{\text{predict}}$  ถ้า  $SIR_{\text{predict}} > -10$  dB แล้วให้ปรับกำลังของสถานีเคลื่อนที่ตามสมการที่ (3.27) แต่ถ้า  $SIR_{\text{predict}} < -10$  dB แล้วให้ปรับกำลังของสถานีเคลื่อนที่ตามสมการที่ (3.28)

แล้วคำนวณหาอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณแทรกสอด (SIR) ที่เกิดขึ้นจริงของสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องตามสมการที่ (3.25) ทำเช่นนี้ต่อไปเรื่อยๆ จนครบ 1600 รอบการควบคุมกำลัง จากนั้นคำนวณหาเปอร์เซ็นต์ของการเกิดการขาดหายของสัญญาณตามสมการที่ (3.26)

### 3.6.4 ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการและใช้สัญญาณกำลังจริงในอนาคต

ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการและใช้สัญญาณกำลังจริงในอนาคต (เป็นแบบอุดมคติเพราะในทางปฏิบัติไม่สามารถปรับกำลังของสถานีเคลื่อนที่ได้ตามขนาดที่ต้องการ) แสดงได้ดังรูปที่ 3.13

การจำลองแบบระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB ใน 1 เซลล์ สมมติให้มีสถานีฐาน 1 แห่ง ติดต่อกับสถานีเคลื่อนที่ 12 เครื่องในเวลาเดียวกัน โดยอัตราขยายขยายเชื่อมโยงระหว่างสถานีฐานและสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องไม่มีการสูญเสียในวิถี (Path Loss) และเฟดดิ้งระยะยาว (Long Term Fading) มีแต่เฟดดิ้งระยะสั้น (Short Term Fading)

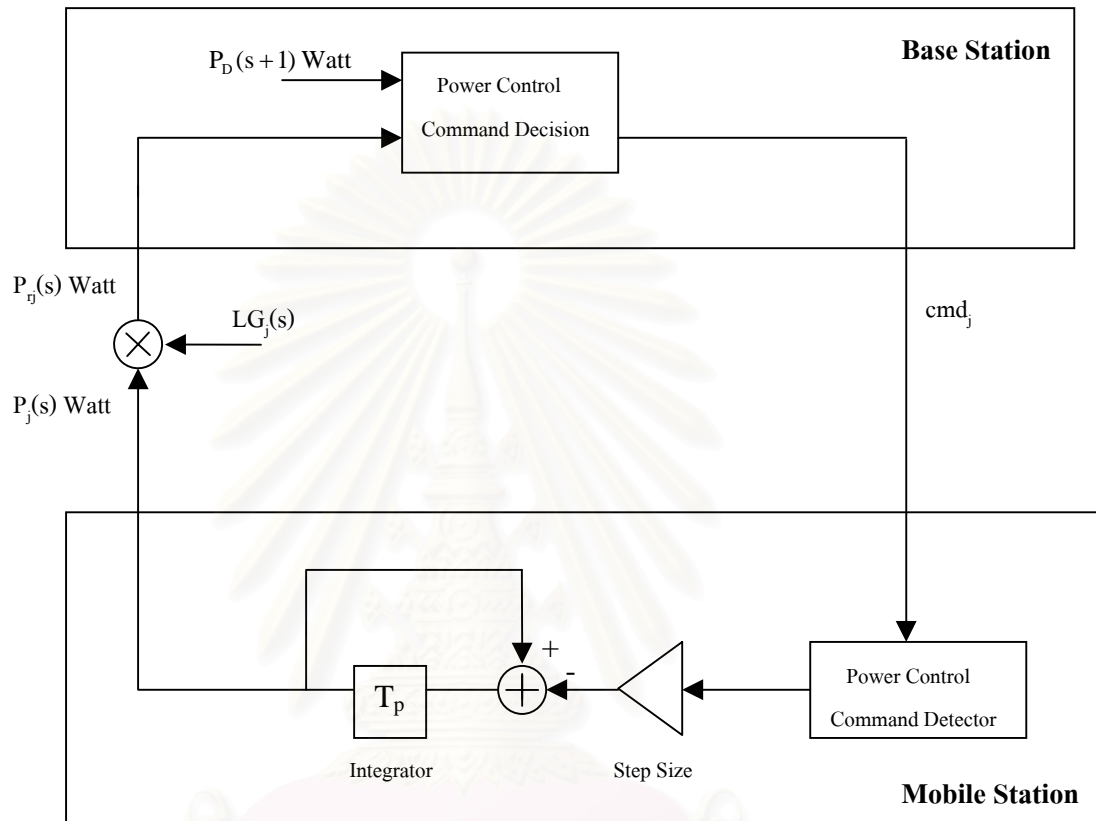
กำหนดให้สถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องมีกำลังเริ่มต้นเท่ากับ 10 mW เราสามารถหาอัตราขยายขยายเชื่อมโยงระหว่างสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องกับสถานีฐาน จากสัญญาณกำลังที่สถานีฐานได้รับจากสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องตามสมการที่ (3.24) ปรับกำลังของสถานีเคลื่อนที่ในรอบการควบคุมรอบต่อไปโดยคำนวณจากสมการที่ (3.30)

$$P_{ms}(s+1) = \frac{P_D(s+1)}{LG(s+1)} \quad (3.30)$$

โดยที่  $P_{ms}(s+1)$  คือ กำลังของสถานีเคลื่อนที่ในรอบการควบคุมที่  $s+1$

$LG(s+1)$  คือ ค่าอัตราขยายขยายเชื่อมโยงที่จะเกิดขึ้นในรอบการควบคุมที่  $s+1$

คำนวณหาอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณแทรกสอดที่เกิดขึ้นจริง ของสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องตามสมการที่ (3.25) ทำเช่นนี้ต่อไปเรื่อยๆ จนครบ 1600 รอบการควบคุมกำลัง แล้วคำนวณหาเปอร์เซ็นต์ของการเกิดการขาดหายของสัญญาณตามสมการที่ (3.26)

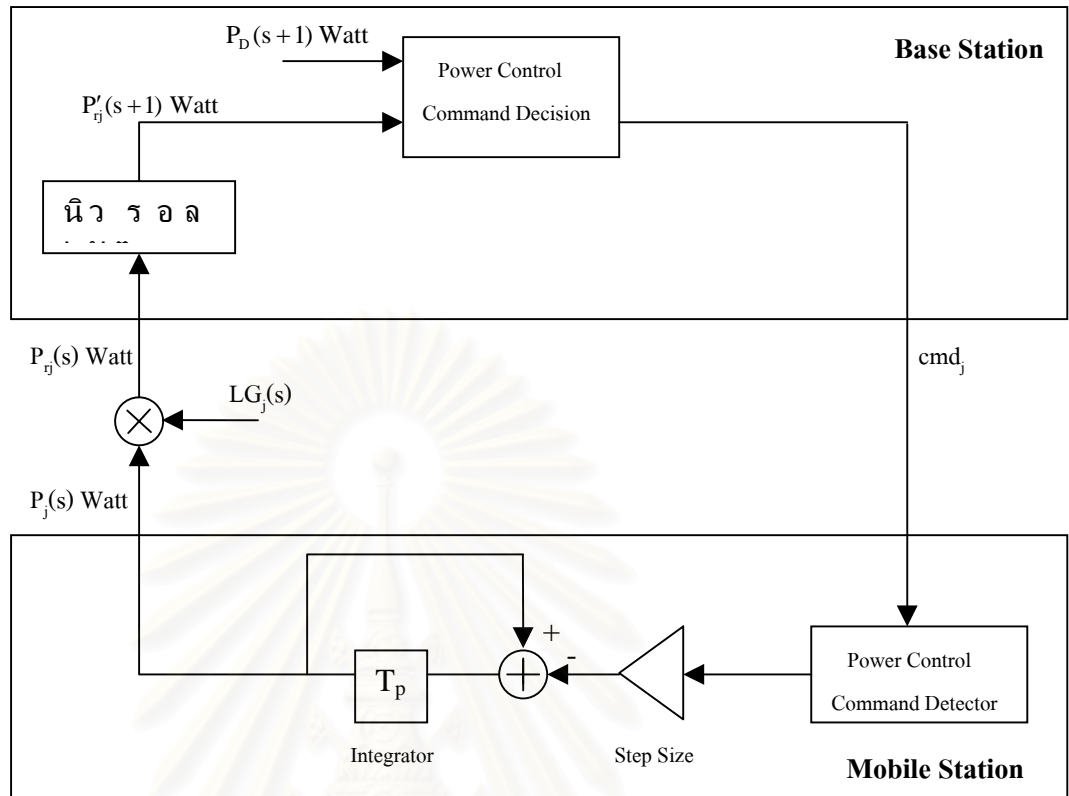


รูปที่ 3.13 ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ และใช้สัญญาณกำลังจริงในอนาคต

โดยที่  $P_D(s+1)$  คือกำลังของสถานีเคลื่อนที่ที่สถานีฐานต้องการได้รับ ในรอบการควบคุมที่  $s+1$  เพื่อรักษาค่า SIR ให้เท่ากับ Desired Level of SIR

### 3.6.5 ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ โดยใช้นิรอลเนตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง

ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ โดยใช้นิรอลเนตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง (เป็นแบบอูตมคติเพราะในทางปฏิบัติไม่สามารถปรับกำลังของสถานีเคลื่อนที่ได้ตามขนาดที่ต้องการ) แสดงได้ดังรูปที่ 3.14



รูปที่ 3.14 ระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง

การจำลองแบบระบบ CDMA ที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB ใน 1 เซลล์ สมมติให้มีสถานีฐาน 1 แห่ง ติดต่อกับสถานีเคลื่อนที่ 12 เครื่องในเวลาเดียวกัน โดยอัตราขยายช่องเชื่อมโยงระหว่างสถานีฐานและสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องไม่มีการสูญเสียในวิถี (Path Loss) และเฟดดิ้งระยะยาว (Long Term Fading) มีแต่เฟดดิ้งระยะสั้น (Short Term Fading)

กำหนดให้สถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องมีกำลังเริ่มต้นเท่ากับ 10 mW หากอัตราขยายช่องเชื่อมโยงระหว่างสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องกับสถานีฐานในรอบการควบคุมที่  $s+1$  ที่นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนาย ( $LG_{predict}(s+1)$ ) จากสัญญาณกำลังที่นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายได้ ( $P'_j(s+1)$ ) โดยใช้สมการที่ (3.24) แล้วปรับกำลังของสถานีเคลื่อนที่ในรอบการควบคุมรอบต่อไป โดยคำนวณจากสมการที่ (3.31)

$$P_{ms}(s+1) = \frac{P_D(s+1)}{LG_{predict}(s+1)} \quad (3.31)$$

โดยที่  $LG_{\text{predict}}(s+1)$  คือ ค่าอัตราขยายถ่ายเชื่อมโยงในรอบการควบคุมที่  $s+1$  ที่ทำนายได้ จากนั้นคำนวณหาอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณแทรกสอด (SIR) ตามสมการที่ (3.25) ทำเช่นนี้ต่อไปเรื่อยๆ จนครบ 1600 รอบการควบคุมกำลัง แล้วคำนวณเปอร์เซ็นต์ของการเกิดการขาดหายของสัญญาณตามสมการที่ (3.26)



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

## บทที่ 4

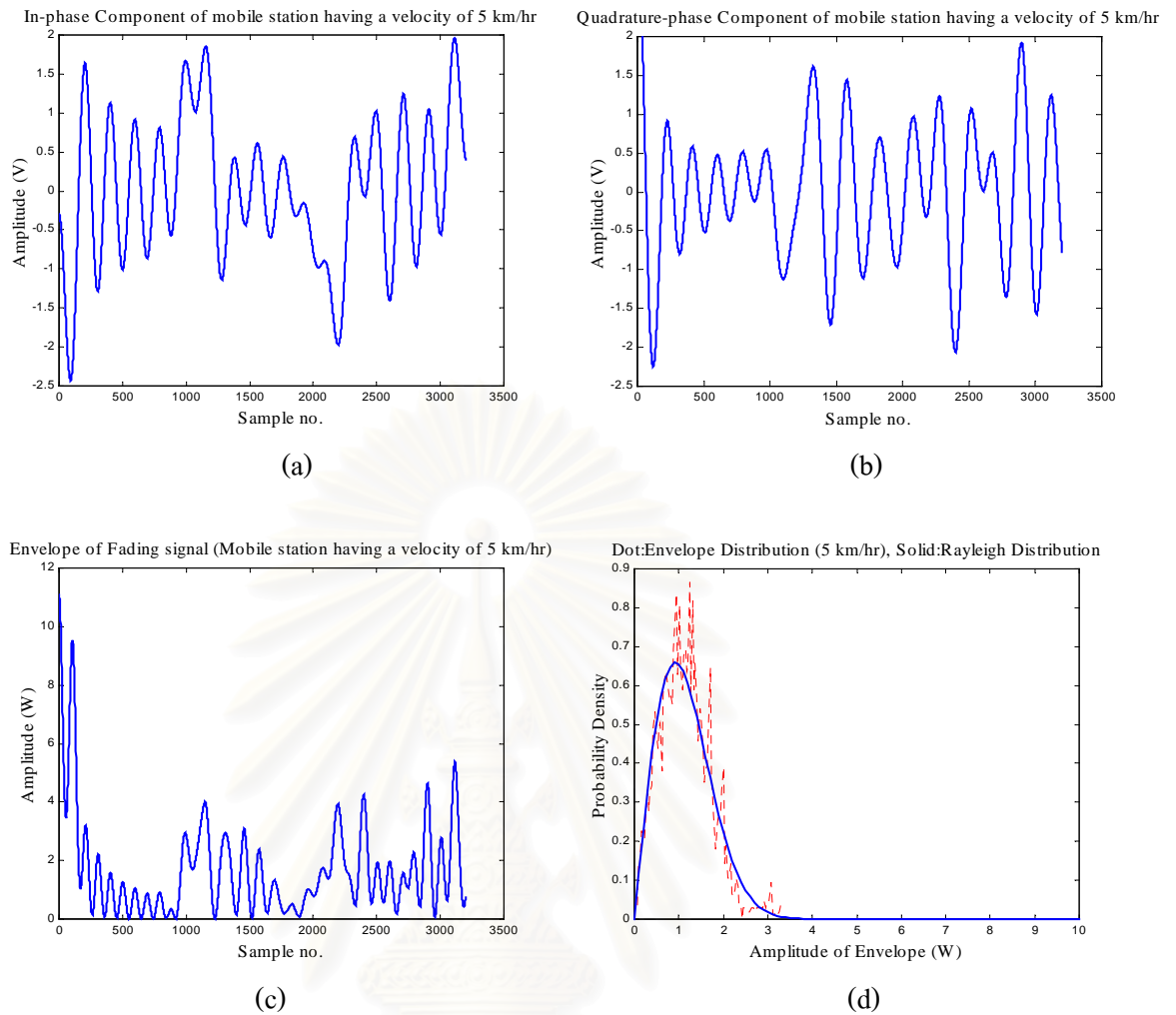
### การทดสอบและการวิเคราะห์ผลการทดสอบ

บทนี้กล่าวถึงการเตรียมชุดฝึกนินวอลเน็ตเวิร์ก ซึ่งเป็นสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 10, 20, ..., 100 กม./ชม. ตามแบบจำลองของ Jakes [9] จากนั้นฝึกนินวอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้า 12 โนด, โนดซ่อนเร้น 2 โนด และโนดขาออก 1 โนด [5] ด้วยชุดฝึกดังกล่าว เพื่อหาว่าชุดฝึกชุดใดสามารถฝึกให้นินวอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณได้ดีในช่วงความเร็ว 5-100 กม./ชม. แล้วจึงหาโครงสร้างนินวอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกชุดนั้น จากนั้นจึงทดลองสร้างชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วและชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วแล้วนำมาฝึกนินวอลเน็ตเวิร์กที่หาได้ข้างต้น เพื่อแก้ไขผลการทำนายที่ไม่ดีที่ความเร็วบางช่วง จากนั้นนำนินวอลเน็ตเวิร์กที่ได้มาประยุกต์ใช้กับการควบคุมกำลังแบบวงปิดในระบบ CDMA แล้วหาค่าเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหาย ของระบบควบคุมกำลังแบบวงปิดที่ใช้นินวอลเน็ตเวิร์ก (Closed Loop Power Control with Prediction by Neural Network) เปรียบเทียบกับเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายของระบบควบคุมกำลังแบบวงปิด (Closed Loop Power Control) ที่ไม่ได้ใช้นินวอลเน็ตเวิร์ก

#### 4.1 การจำลองสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเนื่องจากการเคลื่อนที่ของสถานีเคลื่อนที่ด้วยความเร็วต่างๆ

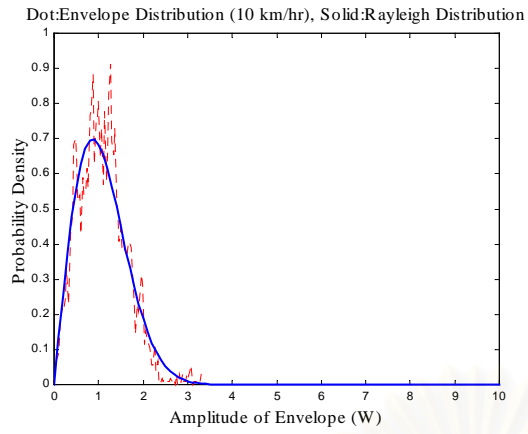
จำลองส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสของสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี เนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5, 10, 15, ..., 100 กม./ชม. ใช้คลื่นพาห้ความถี่ 1.8 GHz, สุ่มตัวอย่างสัญญาณด้วยอัตรา 1600 รอบต่อวินาที จำนวน 50 ชุดๆ ละ 3200 จุดตัวอย่าง โดยใช้แบบจำลองของ Jakes ตามสมการที่ (2.15) และ (2.16) โดยมีจำนวนออัสซิลเลเตอร์ความถี่ต่ำ 8 ตัว ( $N_0=8$ ) สำหรับใช้เป็นชุดฝึกและชุดทดสอบนินวอลเน็ตเวิร์ก รูปที่ 4.1 แสดงตัวอย่างส่วนประกอบอินเฟส, ควอเดรเจอร์เฟส, เอนเวโลปของสัญญาณที่เกิดจากการเคลื่อนที่ของสถานีเคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 10 กม./ชม. และการแจกแจงของเอนเวโลป ซึ่งมีลักษณะคล้ายกับการแจกแจงความน่าจะเป็นแบบเรย์ลีตามลำดับ



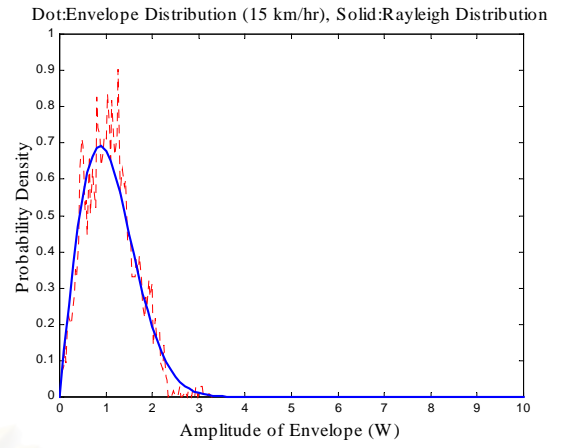


รูปที่ 4.1 (a) ส่วนประกอบอินเฟส, (b) ส่วนประกอบควอดเรเจอร์เฟส, (c) เอนVELOปของสัญญาณ และ (d) การแจกแจงความน่าจะเป็นของเอนVELOปเปรียบเทียบกับการแจกแจงความน่าจะเป็นแบบเรย์ลี

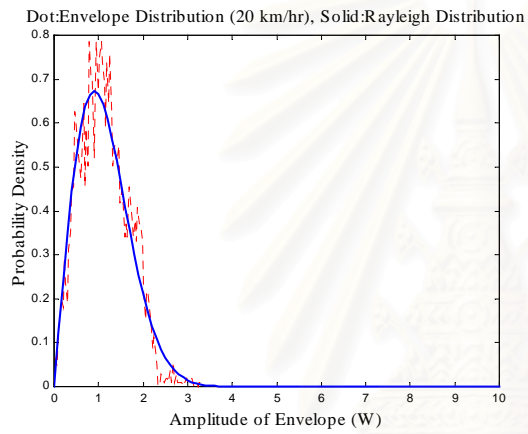
เปรียบเทียบการแจกแจงความน่าจะเป็นของเอนVELOปของสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี เมื่อสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 10, 15, 20, ..., 95, 100 กม./ชม. กับการแจกแจงความน่าจะเป็นแบบเรย์ลีที่มีค่าเฉลี่ยเดียวกัน แสดงได้ดังรูปที่ 4.2



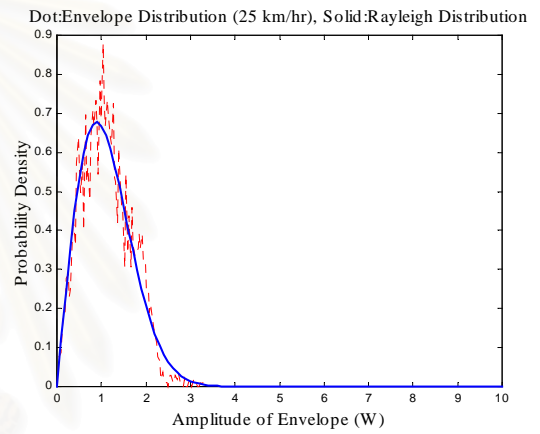
(a)



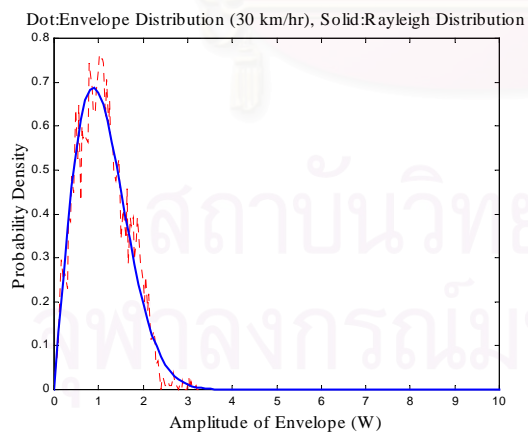
(b)



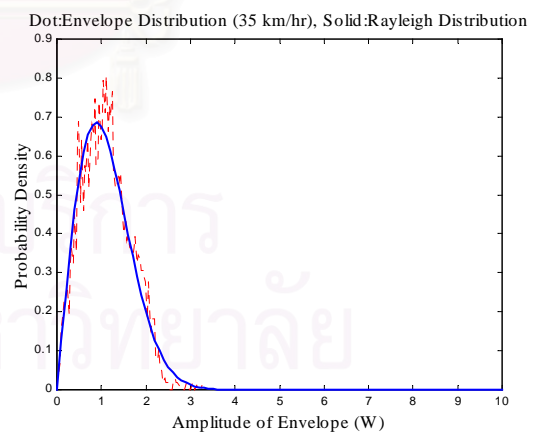
(c)



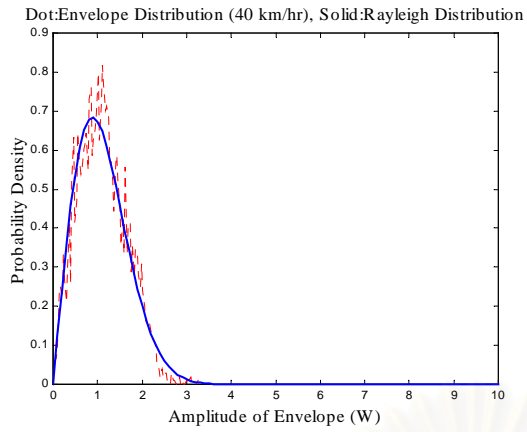
(d)



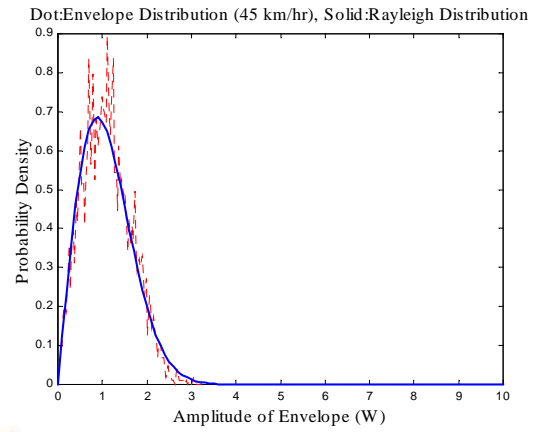
(e)



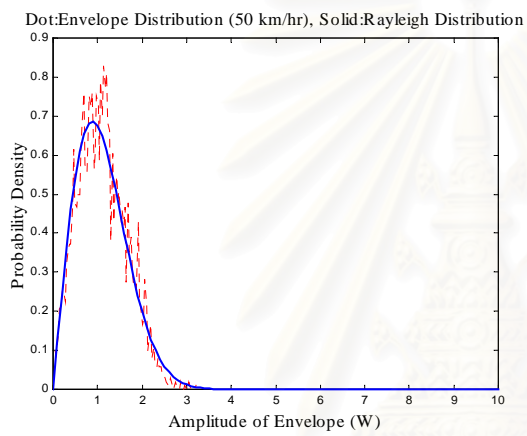
(f)



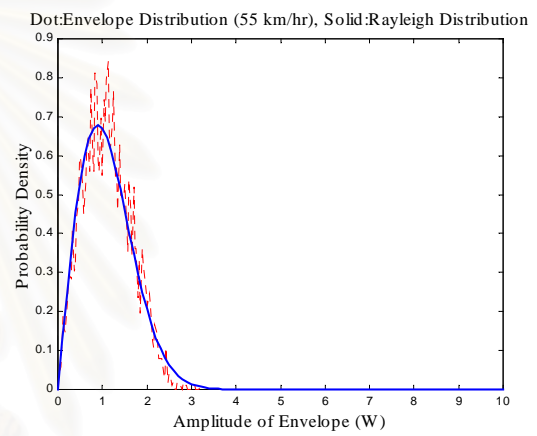
(g)



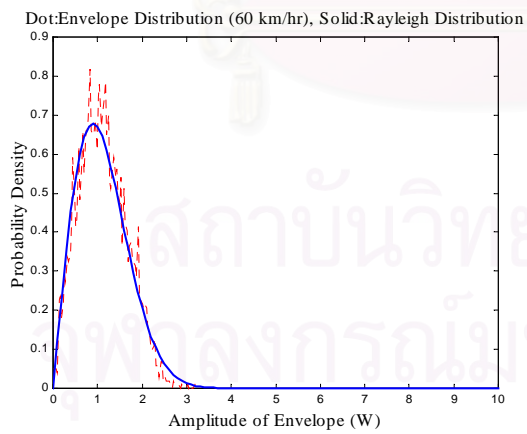
(h)



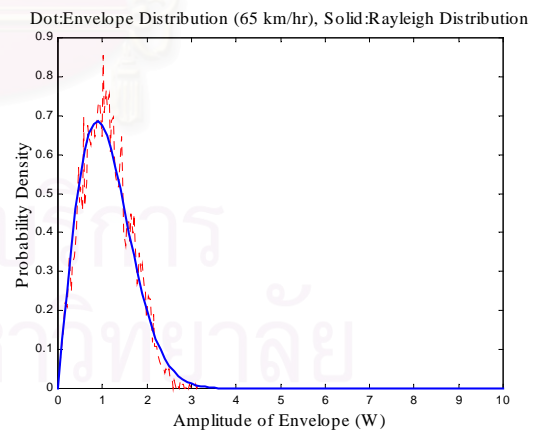
(i)



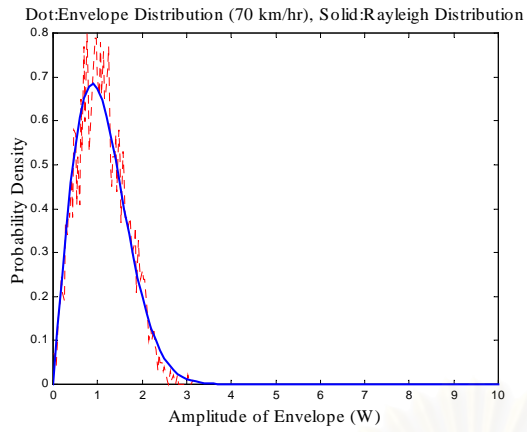
(j)



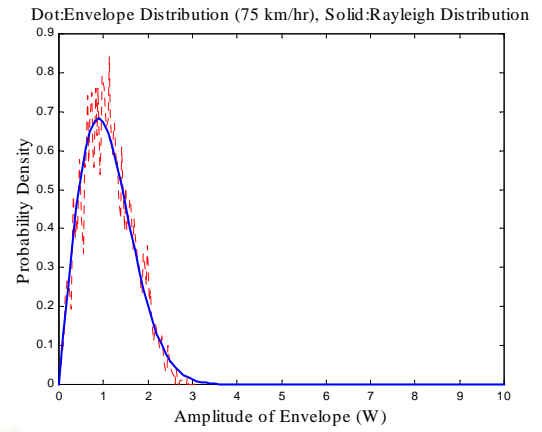
(k)



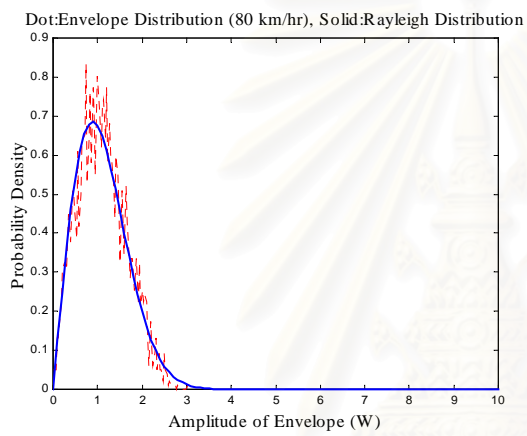
(l)



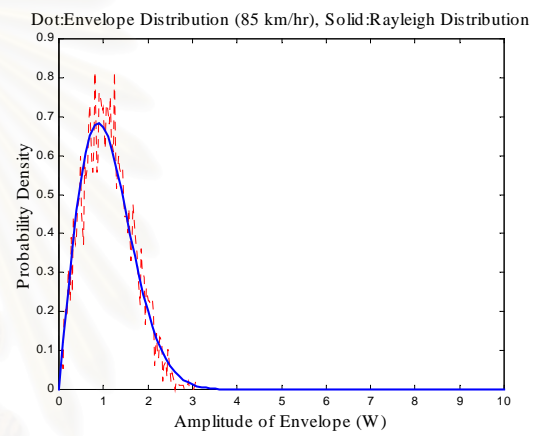
(m)



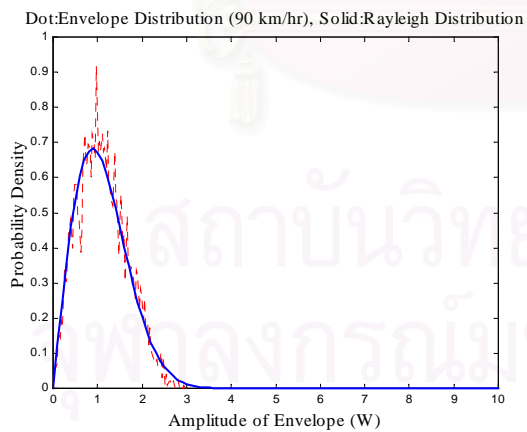
(n)



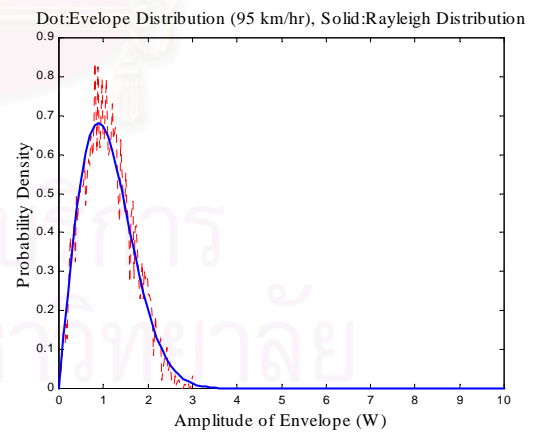
(o)



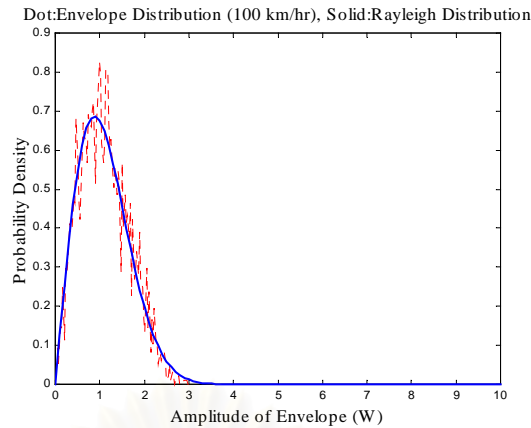
(p)



(q)



(r)



(s)

รูปที่ 4.2 การแจกแจงความน่าจะเป็นของแอมพลิจูดของสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเมื่อสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 10 กม./ชม. ถึง 100 กม./ชม. เปรียบเทียบกับการแจกแจงความน่าจะเป็นแบบเรย์ลี

จากรูปที่ 4.2 แอมพลิจูดของสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีทุกจุดมีการแจกแจงความน่าจะเป็นคล้ายกับการแจกแจงความน่าจะเป็นแบบเรย์ลีที่มีค่าเฉลี่ยเดียวกันกับสัญญาณที่จำลองขึ้น โดยการแจกแจงความน่าจะเป็นของแอมพลิจูดสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีของการแต่ละรูป มีค่าแตกต่างจากการแจกแจงความน่าจะเป็นแบบเรย์ลีที่ได้จากการคำนวณตามสมการการแจกแจงแบบเรย์ลีประมาณ 14 % ของการแจกแจงแบบเรย์ลีตามสมการ

#### 4.2 การหาชุดฝึกแบบความเร็วเดียวและโครงสร้างนิรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสม

สร้างชุดสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟส เนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็วเดียว 10, 20, 30, ..., 100 กม./ชม. ความเร็วละ 25 ชุดๆ ละ 3200 จุดตัวอย่าง เพื่อเป็นชุดฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กแบบความเร็วเดียว และสร้างชุดสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟส เนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็วเดียว 5, 10, 15, ..., 100 กม./ชม. ความเร็วละ 25 ชุดๆ ละ 3200 จุดตัวอย่าง ซึ่งไม่เหมือนกับชุดฝึก เพื่อเป็นชุดทดสอบการทำงานของนิรอลเน็ตเวิร์ก

สร้างนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้า 12 โนด, โนดซ่อนเร้น 2 โนด และโนดขาออก 1 โนด จำนวน 10 กลุ่มๆ ละ 2 โครงข่าย แล้วฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กแต่ละกลุ่มด้วยชุดฝึกส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสที่ความเร็วแต่ละค่าด้วยวิธี Levenberg Marquardt Algorithm จนได้ผลรวมค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (Sum Square Error: SSE) เท่ากับ  $10^{-4}$  หรือครบ

500 epochs แล้วแต่ว่าจะถึงจุดไหนก่อน แล้วทดสอบให้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสของชุดทดสอบ

#### 4.2.1 ผลการทดสอบการทำนายของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่ใช้ชุดฝึกแบบความเร็วเดียว

นำผลการทดสอบที่ได้มาคำนวณหาสัญญาณกำลังที่ทำนายได้และสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงของชุดทดสอบแต่ละชุดตามสมการที่ (4.1) และ (4.2) ตามลำดับ

$$\tilde{y}_i(s) = \tilde{x}_{ci}^2(s) + \tilde{x}_{si}^2(s) \quad (4.1)$$

โดยที่  $\tilde{y}_i(s)$  คือ สัญญาณกำลังที่ทำนายได้ชุดที่  $i$

$\tilde{x}_{ci}(s)$  คือ ส่วนประกอบอินเฟสของสัญญาณเฟดคิงที่ทำนายได้ชุดที่  $i$

$\tilde{x}_{si}(s)$  คือ ส่วนประกอบควอเดรเจอร์เฟสของสัญญาณเฟดคิงที่ทำนายได้ชุดที่  $i$

$$y_i(s) = x_{ci}^2(s) + x_{si}^2(s) \quad (4.2)$$

โดยที่  $y_i(s)$  คือ สัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงชุดที่  $i$

$x_{ci}(s)$  คือ ส่วนประกอบอินเฟสของสัญญาณเฟดคิงที่เกิดขึ้นจริงชุดที่  $i$

$x_{si}(s)$  คือ ส่วนประกอบควอเดรเจอร์เฟสของสัญญาณเฟดคิงที่เกิดขึ้นจริงชุดที่  $i$

หาค่าผิดพลาดของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ของชุดทดสอบแต่ละชุดตามสมการที่ (4.3)

$$MSE_i = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N (y_i(s+1) - \tilde{y}_i(s+1))^2 \quad (4.3)$$

โดยที่  $y_i(s)$  คือ สัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงชุดที่  $i$

$MSE_i$  คือ ค่าผิดพลาดของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้ชุดที่  $i$  กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงชุดที่  $i$  ยกกำลังสองเฉลี่ย

$i$  คือ ลำดับที่ของชุดทดสอบ ( $i = 1, 2, \dots, 25$ )

$N$  คือ จำนวนจุดตัวอย่างที่นำมาคำนวณ (ในการทดสอบนี้  $N=3200$ )

หาค่าเฉลี่ยของ MSE (mean\_MSE) ของชุดทดสอบทั้ง 25 ชุดตามสมการที่ (4.4)

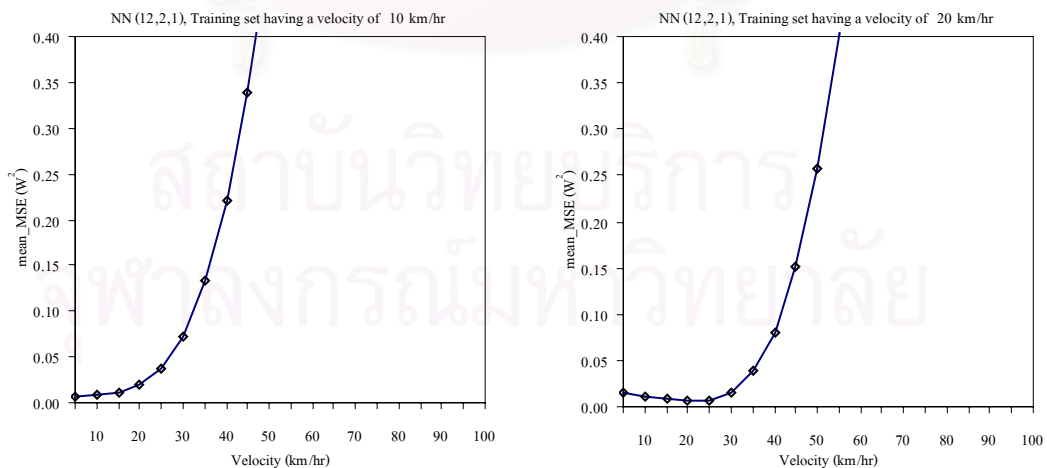


$$\text{mean\_MSE} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \text{MSE}_i \quad (4.4)$$

โดยที่  $\text{mean\_MSE}$  คือ ค่าเฉลี่ยของค่า MSE ทั้ง  $M$  ชุดของความเร็วแต่ละค่าที่ทดสอบ  
(ในการทดสอบนี้  $M=25$ )

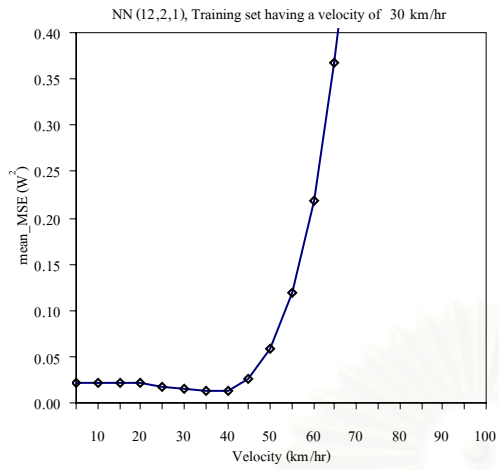
แล้วพล็อตกราฟระหว่างค่า  $\text{mean\_MSE}$  กับความเร็วแต่ละค่าที่ทดสอบดังรูปที่ 4.3

จากรูปที่ 4.3 จะเห็นว่านิรอลเน็ตเวิร์กสามารถทำนายสัญญาณกำลังในช่วงความเร็วแต่ละช่วงได้แม่นยำต่างกันขึ้นอยู่กับว่าใช้ชุดฝึกชุดใด โดยนิรอลเน็ตเวิร์กสามารถทำนายสัญญาณกำลังในช่วงความเร็วเดียวกับความเร็วที่ใช้ฝึกได้แม่นยำที่สุด และให้ผลการทำนายค่อนข้างดีในช่วงความเร็วต่ำกว่าความเร็วที่ใช้ฝึก และให้ค่าความผิดพลาดในการทำนายที่สูงมากสำหรับช่วงความเร็วที่สูงกว่าความเร็วของชุดฝึก แสดงว่านิรอลเน็ตเวิร์กสามารถเรียนรู้สัญญาณที่ใช้ฝึกได้ดี จึงทำให้ทำนายสัญญาณกำลังในช่วงความเร็วเดียวกับชุดฝึกได้ดี และยังสามารถนำมาทำนายสัญญาณกำลังในช่วงความเร็วต่ำกว่าความเร็วที่ใช้ฝึกได้ค่อนข้างดี เพราะสัญญาณกำลังในช่วงความเร็วต่ำมีความซับซ้อนไม่มากนักเมื่อเทียบกับชุดฝึก แต่สัญญาณกำลังในช่วงความเร็วสูงมีความซับซ้อนมากกว่าชุดฝึก จึงทำให้ผลการทำนายมีความผิดพลาดสูง

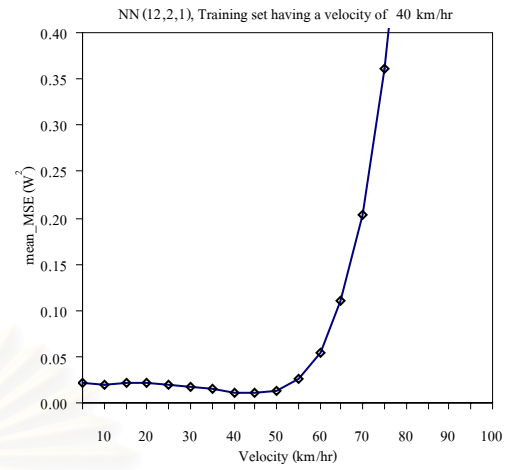


(a)

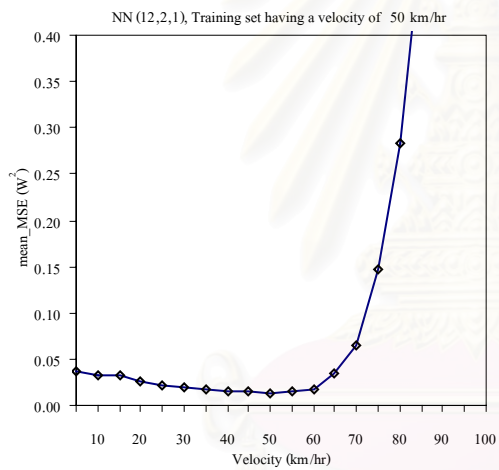
(b)



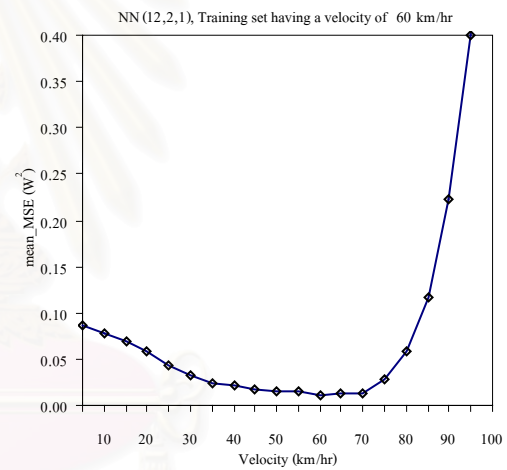
(c)



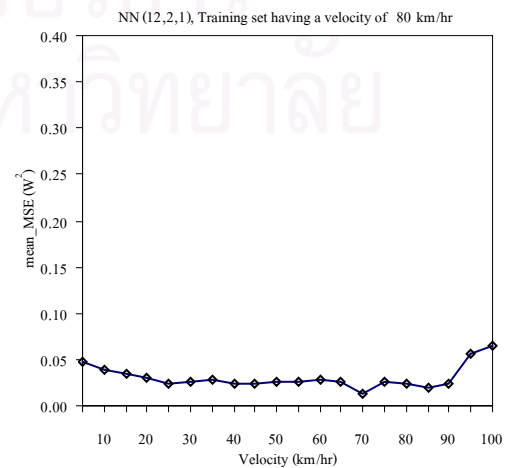
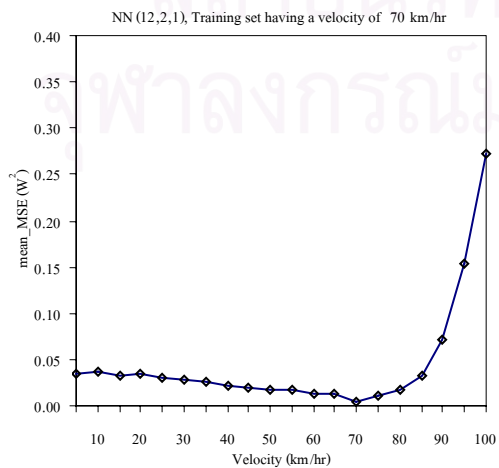
(d)

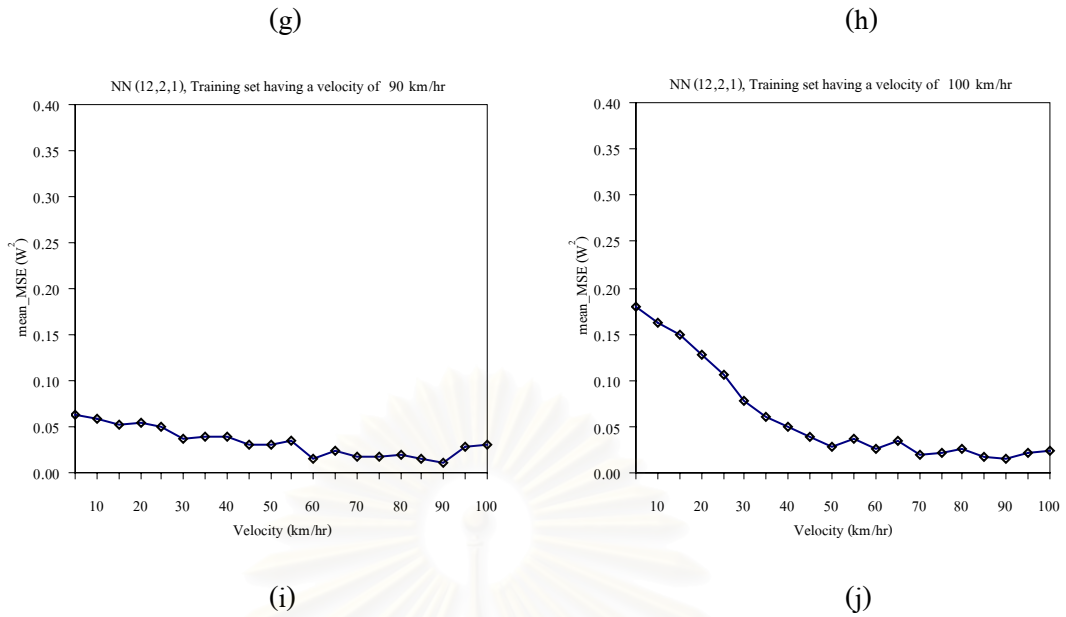


(e)



(f)



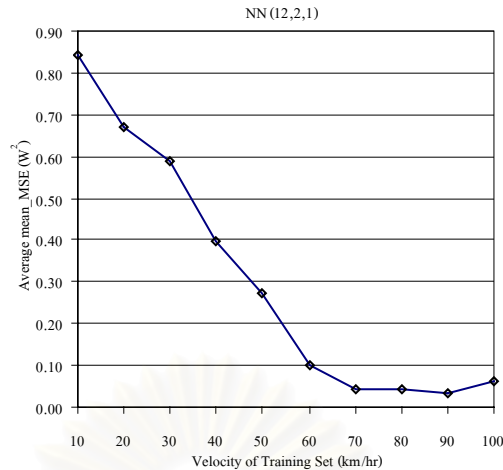


รูปที่ 4.3 ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบที่ความเร็วแต่ละค่าทั้ง 25 ชุด สำหรับนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1) โดยใช้ชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 10, 20, 30, ..., 100 กม./ชม.

เพื่อหาว่าชุดฝึกชุดใดเป็นชุดฝึกที่สามารถฝึกนิเวรอลเน็ตเวิร์ก ให้ทำนายสัญญาณกำลังในช่วงสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีได้แม่นยำในช่วงความเร็วต่างๆ ช่วงระหว่าง 5-100 กม./ชม. จึงนำผลการทำนายของนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่ฝึกด้วยชุดฝึกแต่ละชุดมาหาค่าเฉลี่ยของ mean\_MSE ต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบ (Average mean\_MSE) ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.1 และพล็อตกราฟระหว่างค่า Average mean\_MSE กับความเร็วของชุดฝึกได้ดังรูปที่ 4.4

ตารางที่ 4.1 ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายสัญญาณกำลังยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบ สำหรับชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่แต่ละความเร็ว

ความเร็วของชุดฝึก (กม./ชม.)	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Average mean_MSE ( $W^2$ )	0.842	0.672	0.589	0.397	0.272	0.098	0.044	0.043	0.033	0.061



รูปที่ 4.4 ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายสัญญาณกำลังยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบ สำหรับชุดฝึกแบบความเร็วเดียว

จากรูปที่ 4.4 พบว่าชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 90 กม./ชม. ให้ค่า Average mean\_MSE เท่ากับ  $0.0334 W^2$  ซึ่งต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับชุดฝึกความเร็วอื่นๆ ดังนั้นชุดฝึกแบบความเร็วเดียว 90 กม./ชม. จึงเป็นชุดฝึกที่เหมาะสมสำหรับนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1) เพราะสามารถทำนายสัญญาณกำลังได้ดีในช่วงความเร็ว ตั้งแต่ 5 ถึง 100 กม./ชม.

#### 4.2.2 อัตราส่วนกำลังของสัญญาณจริงต่อความผิดพลาดจากการทำนาย (Signal to Error Ratio)

หาค่าอัตราส่วนกำลังของสัญญาณจริงต่อค่าผิดพลาดจากการทำนาย (Signal to Error Ratio (SER)) ของสัญญาณทดสอบแต่ละชุด เพื่อแสดงให้เห็นว่าค่าผิดพลาดในการทำนายมีค่าน้อยเมื่อเปรียบเทียบกับกำลังของสัญญาณจริงที่ต้องการทำนาย โดยหาค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณเฟดดิ้งแต่ละชุดตามสมการที่ (4.5)

$$\bar{y}_i = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N y_i(s) \quad (4.5)$$

โดยที่  $\bar{y}_i$  คือ กำลังเฉลี่ยของสัญญาณกำลังชุดที่  $i$  ที่ความเร็วแต่ละค่าที่ทดสอบ  
 $y_i(s)$  คือ สัญญาณกำลังชุดที่  $i$  ที่ความเร็วทดสอบแต่ละค่า (S)

หาค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดการทำนายสัญญาณกำลังตามสมการที่ (4.6)

$$\overline{err}_i = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N |y_i(s+1) - \tilde{y}_i(s+1)| \quad (4.6)$$

โดยที่  $\overline{err}_i$  คือ ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายสัญญาณกำลังชุดที่ i

หาค่าอัตราส่วนกำลังของสัญญาณจริงต่อค่าผิดพลาดในการทำนาย (Signal to Error Ratio (SER)) ของสัญญาณชุดทดสอบแต่ละชุดตามสมการที่ (4.7)

$$SER_i = 10 \log\left(\frac{\bar{y}_i}{err_i}\right) \quad (4.7)$$

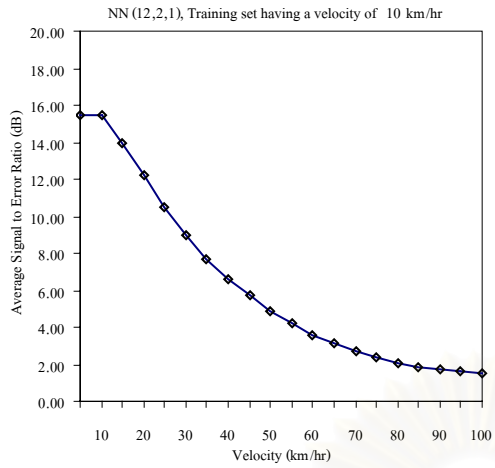
โดยที่  $SER_i$  คือ อัตราส่วนกำลังของสัญญาณจริงต่อค่าผิดพลาดในการทำนายของสัญญาณกำลังชุดที่ i ที่ความเร็วทดสอบแต่ละค่า

แล้วหาค่าเฉลี่ยของ SER ของชุดทดสอบแต่ละชุดที่ทดสอบตามสมการที่ (4.8)

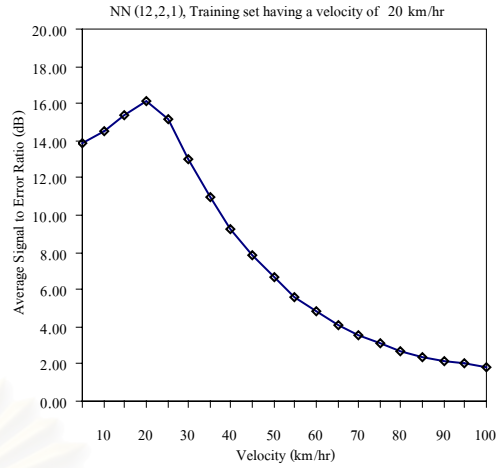
$$\overline{SER} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M SER_i \quad (4.8)$$

โดยที่  $\overline{SER}$  คือ ค่าเฉลี่ยของ Signal to Error Ratio จำนวน M ชุดของความเร็วแต่ละค่าที่ทดสอบ (ในการทดสอบนี้ M=25)

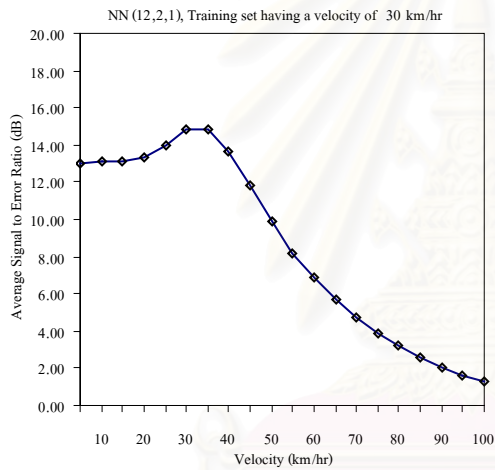
จากนั้นพล็อตกราฟระหว่าง  $\overline{SER}$  กับความเร็วแต่ละค่าที่ทดสอบดังรูปที่ 4.5



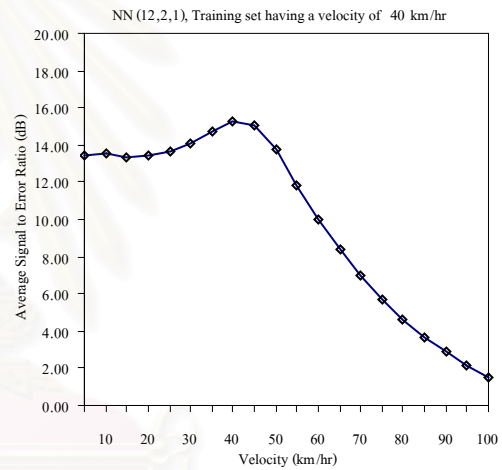
(a)



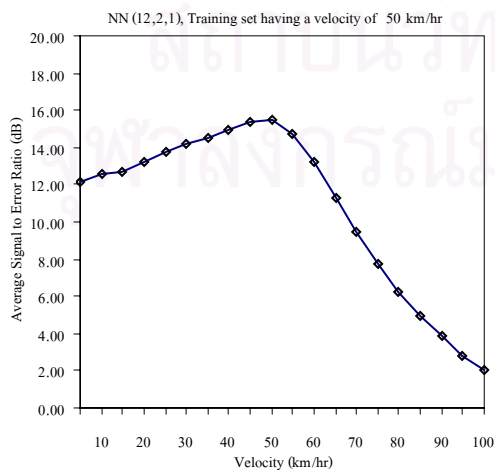
(b)



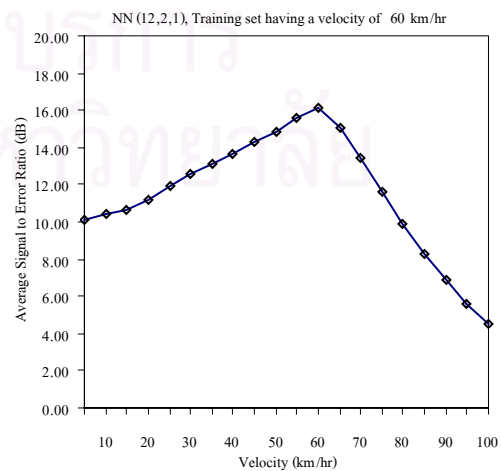
(c)



(d)

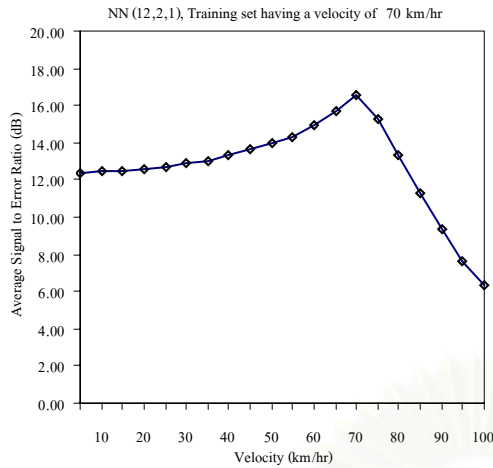


(e)

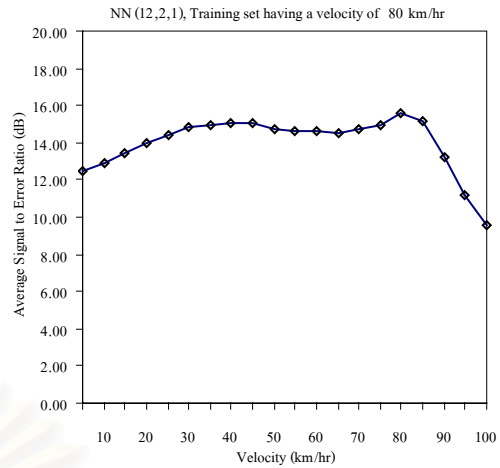


(f)

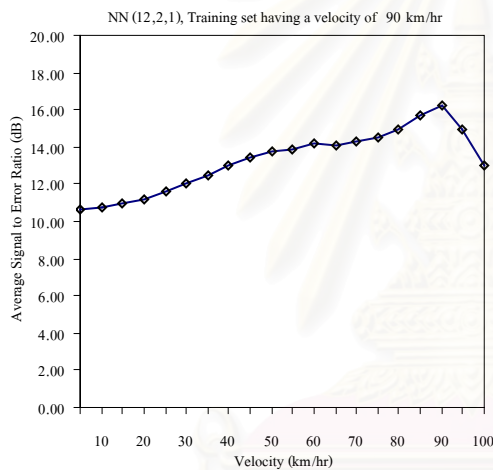




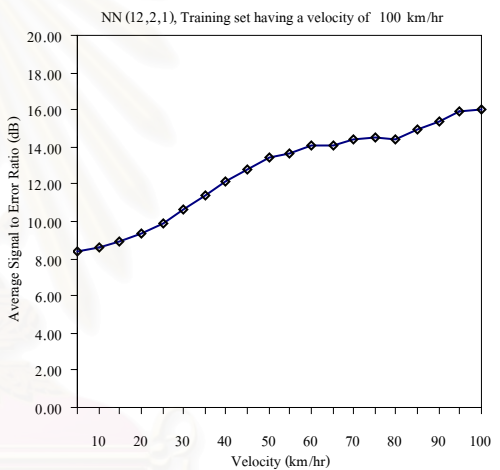
(g)



(h)



(i)



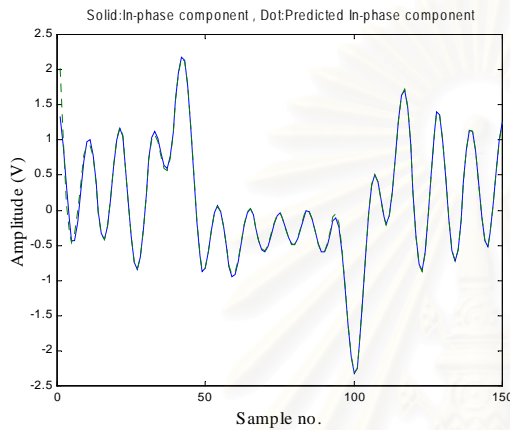
(j)

รูปที่ 4.5 ค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนกำลังของสัญญาณจริงต่อค่าผิดพลาดในการทำนายชุดทดสอบทั้ง 25 ชุดที่ความเร็วแต่ละค่า สำหรับนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1) โดยใช้ชุดฝึกที่ความเร็ว 10, 20, 30, ..., 100 กม./ชม.

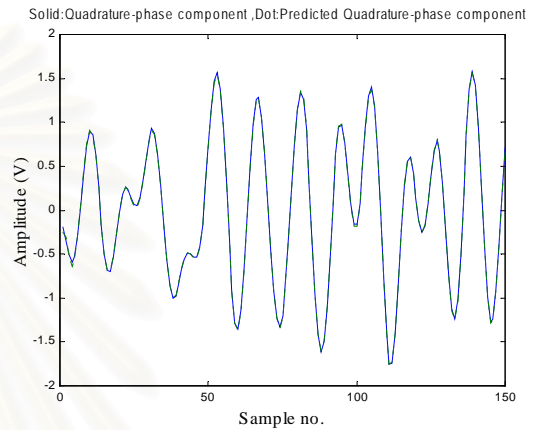
จากรูปที่ 4.5 จะเห็นว่าค่า  $\overline{SER}$  ของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้มีค่าสูงที่สุดในช่วงความเร็วเดียวกับความเร็วของชุดฝึก เพราะเป็นช่วงความเร็วที่นิรอลเน็ตเวิร์กสามารถทำนายสัญญาณกำลังได้แม่นยำที่สุด และ  $\overline{SER}$  มีค่าลดลงอย่างช้าๆ ในช่วงความเร็วต่ำกว่าความเร็วที่ใช้ฝึกเพราะค่าผิดพลาดจากการทำนายมีค่าสูงขึ้นอย่างช้าๆ และ  $\overline{SER}$  ของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้จะมีค่าลดลงอย่างรวดเร็วในช่วงความเร็วที่สูงกว่าความเร็วของชุดฝึก เพราะค่าผิดพลาดจากการทำนายเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว ค่า  $\overline{SER}$  ที่ดีที่สุดของนิรอลเน็ตเวิร์กแต่ละโครงข่ายที่ฝึกด้วยชุดฝึกแต่ละความเร็ว

มีค่าประมาณ 16 dB แสดงว่าค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดจากการทำนายน้อยกว่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงประมาณ 39.81 เท่า

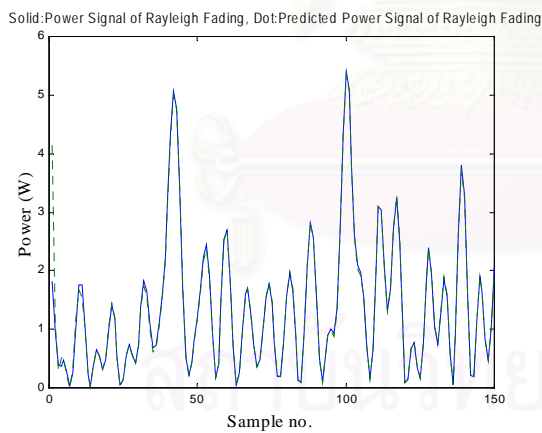
จากรูปที่ 4.6 (d) จะเห็นว่านิเวรอลเนตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลังผิดพลาดมากที่สุดในช่วงที่แอมพลิจูดของสัญญาณเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว (Deep fading) ส่วนช่วงอื่นๆ ที่แอมพลิจูดของสัญญาณเปลี่ยนแปลงอย่างช้าๆ นั้น นิเวรอลเนตเวิร์กสามารถทำนายสัญญาณกำลังได้ใกล้เคียงกับสัญญาณกำลังจริง



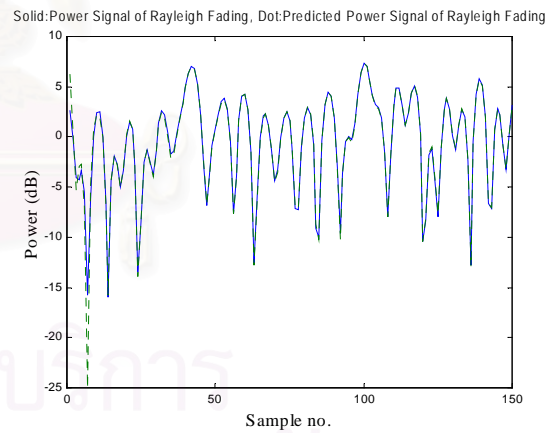
(a)



(b)



(c)



(d)

รูปที่ 4.6 ผลการทดสอบนิเวรอลเนตเวิร์ก (12,2,1) ฝึกด้วยชุดฝึกที่ความเร็ว 90 กม./ชม. และทดสอบด้วยชุดทดสอบที่ความเร็ว 90 กม./ชม. (a) ส่วนประกอบอินเฟสของสัญญาณชุดทดสอบกับส่วนประกอบอินเฟสที่ได้จากการทำนาย, (b) ส่วนประกอบควอเดรเจอร์เฟสของสัญญาณชุดทดสอบกับส่วนประกอบควอเดรเจอร์เฟสที่ได้จากการทำนาย, (c) สัญญาณกำลังของชุดทดสอบ (W) กับสัญญาณกำลังที่ได้จากการทำนาย (W), (d) สัญญาณกำลังของชุดทดสอบ (dB) กับสัญญาณกำลังที่ได้จากการทำนาย (dB)

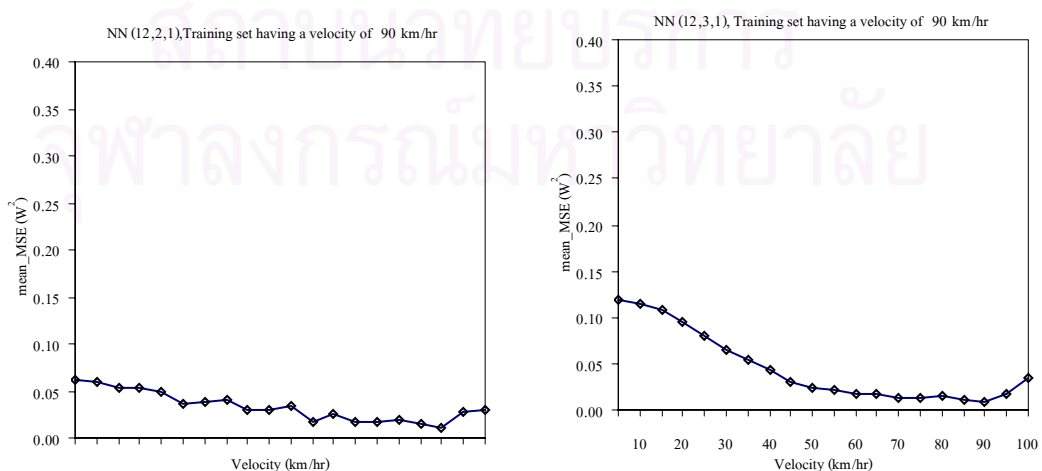
#### 4.2.3 โครงสร้างนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 90 กม./ชม.

โครงสร้างนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสมของชุดฝึกแต่ละชุด อาจมีโครงสร้างที่ไม่เหมือนกัน ดังนั้นนิเวรอลเน็ตเวิร์ก (12,2,1) จึงอาจไม่ใช่โครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ 90 กม./ชม. ก็ได้ การหาโครงสร้างนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสมทำได้โดยทดสอบฝึกนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มีจำนวนโนดขาเข้าเท่าเดิมและมีจำนวนโนดซ่อนเร้นอื่นๆ แล้วดูว่าโครงสร้างใดให้ผลการทำนายดีที่สุด จากนั้นทดสอบฝึกนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มีจำนวนโนดขาเข้าเป็นจำนวนอื่นๆ กับจำนวนโนดซ่อนเร้นเท่ากับจำนวนที่ให้ผลการทำนายดีที่สุดที่ได้ข้างต้น แล้วดูว่าโครงสร้างใดให้ผลการทำนายดีที่สุด

##### 4.2.3.1 จำนวนโนดในชั้นโนดซ่อนเร้นที่เหมาะสม

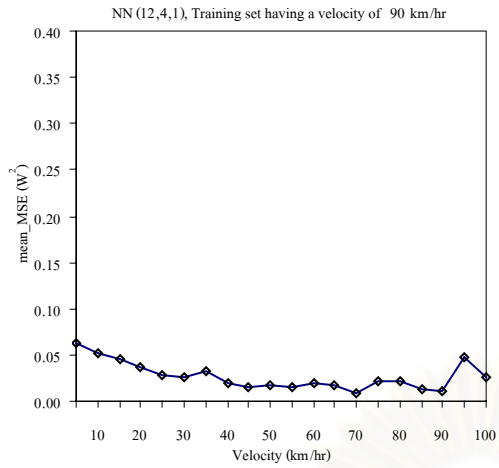
ฝึกนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1), (12,3,1), (12,4,1), (12,5,1), (12,6,1), (12,7,1), (12,8,1), (12,9,1), (12,10,1), (12,11,1) และ (12,12,1) โดยใช้ชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 90 กม./ชม. จำนวน 25 ชุดๆ ละ 3200 จุดตัวอย่าง และฝึกด้วยวิธี Levenberg Marquardt Algorithm จนได้ค่า SSE เท่ากับ  $10^{-4}$  หรือ ฝึกจนครบ 500 epoches แล้วแต่ว่าจะถึงจุดไหนก่อน แล้วทดสอบนิเวรอลเน็ตเวิร์กด้วยชุดทดสอบแบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 5, 10, 15, ..., 100 กม./ชม. ความเร็วละ 25 ชุดๆ ละ 3200 จุดตัวอย่าง

คำนวณหาค่าผิดพลาดของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ของสัญญาณแต่ละชุดตามสมการที่ (4.3) หาค่าเฉลี่ยของ MSE (mean\_MSE) ของชุดทดสอบทั้ง 25 ชุด ตามสมการที่ (4.4) แล้วนำไปพล็อตกราฟระหว่างค่า mean\_MSE กับความเร็วแสดงได้ดังรูปที่ 4.7

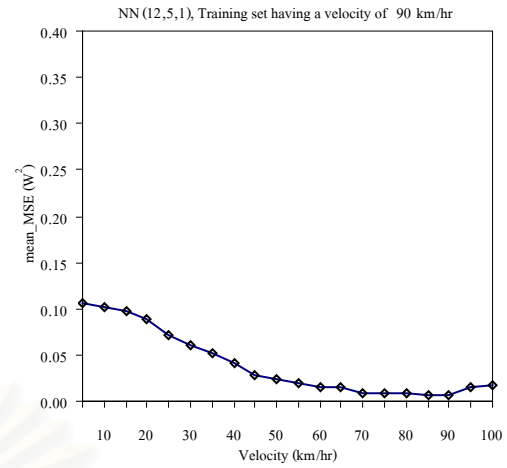


(a)

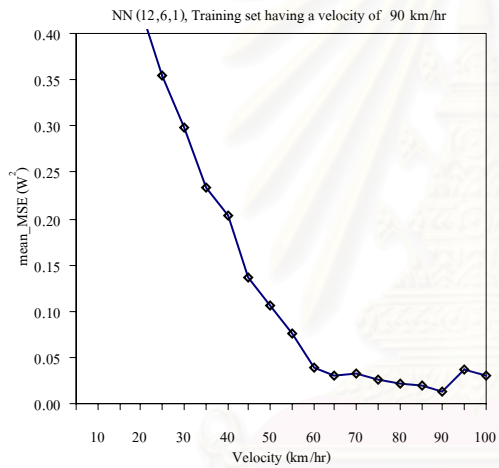
(b)



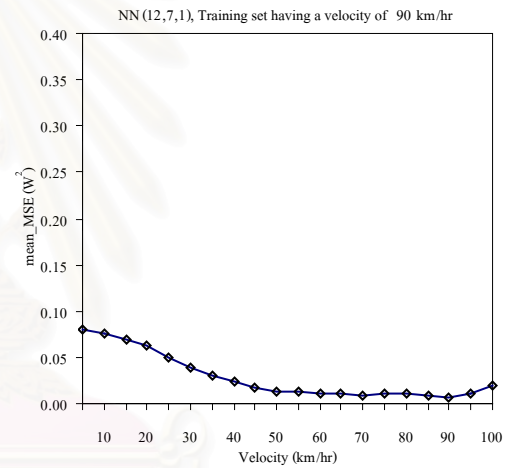
(c)



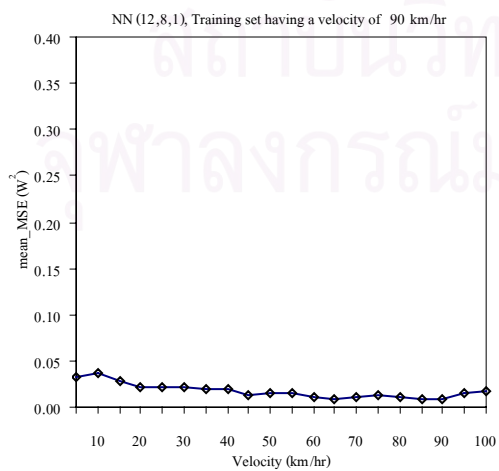
(d)



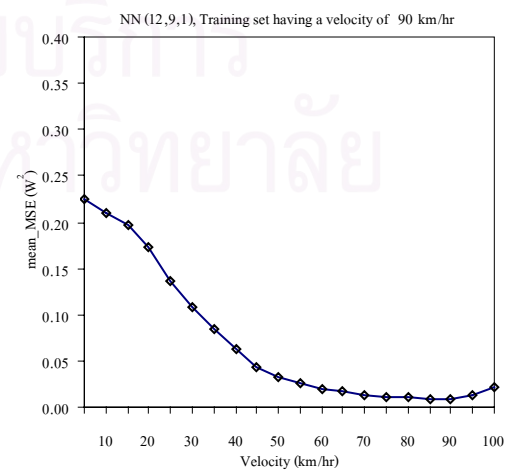
(e)



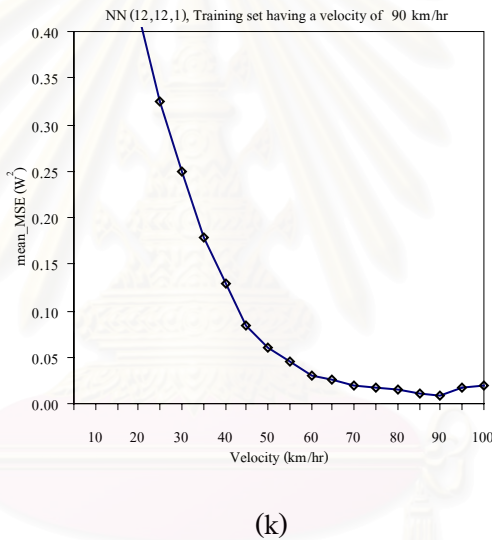
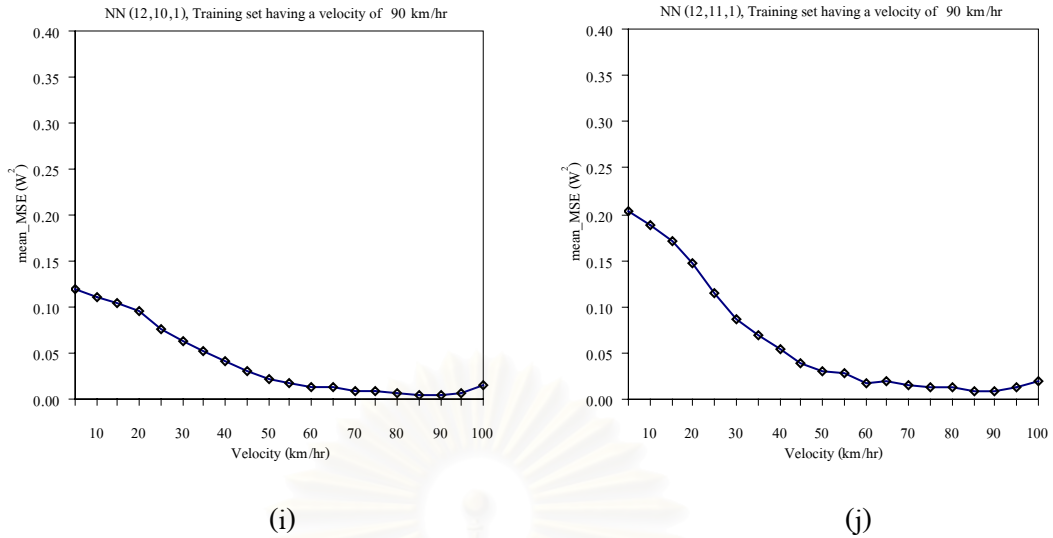
(f)



(g)



(h)

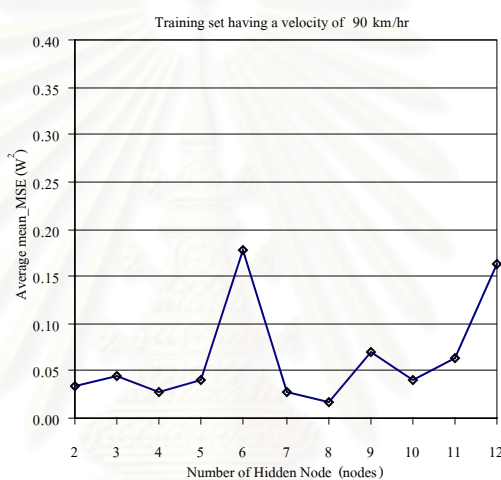


รูปที่ 4.7 ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบทั้ง 25 ชุดที่ความเร็วแต่ละค่า สำหรับนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1), (12,3,1), (12,4,1), (12,5,1), (12,6,1), (12,7,1), (12,8,1), (12,9,1), (12,10,1), (12,11,1), (12,12,1) โดยใช้ชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ 90 กม./ชม.

จากรูปที่ 4.7 นำค่า mean\_MSE ของโครงสร้างนิวรอลเน็ตเวิร์กแต่ละโครงข้อมาหาค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบ (Average mean\_MSE) ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.2 แล้วพล็อตกราฟระหว่าง Average mean\_MSE กับจำนวนโนดในชั้น โนดซ่อนเร้นได้ดังรูปที่ 4.8

ตารางที่ 4.2 ค่า Average mean\_MSE กับจำนวนโนดในชั้นโนดซ่อนเร้นของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้า 12 โนดและโนดขาออก 1 โนด

จำนวน โนดในชั้นโนดซ่อนเร้น (โนด)	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Average mean_MSE ( $W^2$ ) x $10^{-2}$	3.3	4.5	2.7	3.9	17.8	2.8	1.7	7.1	4.1	6.3	16.3



รูปที่ 4.8 ค่า Average mean\_MSE กับจำนวนโนดในชั้นโนดซ่อนเร้นของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้า 12 โนดและโนดขาออก 1 โนด

จากรูปที่ 4.8 นิวรอลเน็ตเวิร์กแต่ละโครงสร้างมีความสามารถในการทำนายสัญญาณกำลังแตกต่างกัน นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1) สามารถทำนายสัญญาณกำลังในความเร็วทุกช่วงได้ค่อนข้างดีและมีค่า Average mean\_MSE ต่ำ เมื่อเพิ่มจำนวนโนดซ่อนเร้นเป็น 4 โนดแล้วปรากฏว่านิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,4,1) สามารถทำนายสัญญาณกำลังได้ดีขึ้นกว่านิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1) คือมีค่า Average mean\_MSE ต่ำกว่าของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1) เพราะการเพิ่มจำนวนโนดซ่อนเร้นทำให้นิวรอลเน็ตเวิร์กมีความสามารถในการจดจำและการทำนายดีขึ้น และเมื่อเพิ่มจำนวนโนดซ่อนเร้นมากขึ้นเรื่อยๆ แล้วจะเห็นว่านิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ให้ค่า Average mean\_MSE ต่ำที่สุดจึงให้ผลการทำนายที่ดีที่สุด ส่วนนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีจำนวนโนดซ่อนเร้นมากกว่า 8 โนดจะให้ค่าการทำนายผิดพลาดมากขึ้น เพราะนิวรอลเน็ตเวิร์กสามารถจดจำได้เฉพาะรูปแบบสัญญาณของชุดฝึกเท่านั้น ทำให้ทำนายสัญญาณกำลังได้ดีเฉพาะ



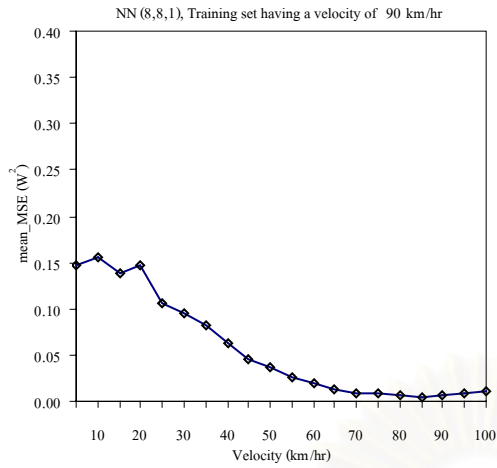
สัญญาณกำลังที่มีความเร็วเดียวกับชุดฝึกเท่านั้น ส่วนสัญญาณกำลังที่ความเร็วอื่นจะทำนายผิดพลาดมาก สำหรับสาเหตุที่นิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,6,1) ให้ค่า Average mean\_MSE ค่อนข้างสูงนั้น เพราะค่าถ่วงน้ำหนักที่สุ่มได้ในตอนเริ่มต้นฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กแต่ละโครงสร้างมีค่าต่างกัน ดังนั้นค่าถ่วงน้ำหนักของนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,6,1) อาจถูกสุ่มให้อยู่ในตำแหน่งที่ เมื่อฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กไปจนได้ผลรวมค่าผิดพลาดยกกำลังสองเท่ากับ  $10^{-4}$  แล้วให้ผลการทำนายที่โดยเฉพาะสัญญาณที่มีความเร็วเดียวกับชุดฝึก ส่วนสัญญาณกำลังที่ความเร็วอื่นให้ค่าผิดพลาดของการทำนายมีค่าสูง

#### 4.2.3.2 จำนวนโหนดในชั้นโนดขาเข้าที่เหมาะสม

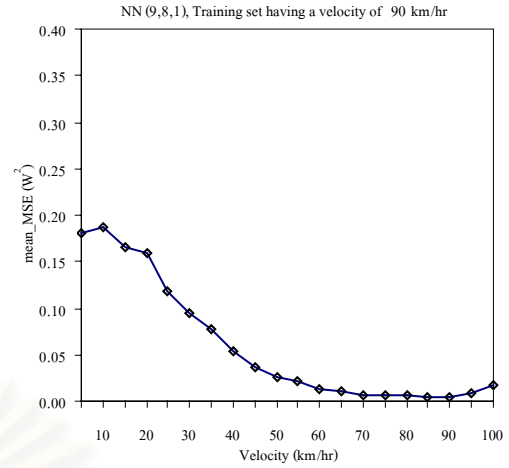
ฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (8,8,1), (9,8,1), (10,8,1), (11,8,1), (12,8,1), (13,8,1) และ (14,8,1) โดยใช้ชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ 90 กม./ชม. จำนวน 25 ชุดๆ ละ 3200 จุดตัวอย่าง และฝึกด้วยวิธี Levenberg Marquardt Algorithm จนได้ค่า SSE เท่ากับ  $10^{-4}$  หรือ ฝึกจนครบ 500 epoches แล้วแต่ว่าจะถึงจุดไหนก่อนแล้วทดสอบนิรอลเน็ตเวิร์กด้วยชุดทดสอบแบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 5, 10, 15, ..., 100 กม./ชม. ความเร็วละ 25 ชุดๆ ละ 3200 จุดตัวอย่าง

คำนวณหาค่าผิดพลาดของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้ กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ของสัญญาณแต่ละชุดตามสมการที่ (4.3) หาค่าเฉลี่ยของ MSE (mean\_MSE) ของชุดทดสอบทั้ง 25 ชุด ตามสมการที่ (4.4) แล้วนำไปพล็อตกราฟระหว่างค่า mean\_MSE กับความเร็ว แสดงได้ดังรูปที่ 4.9

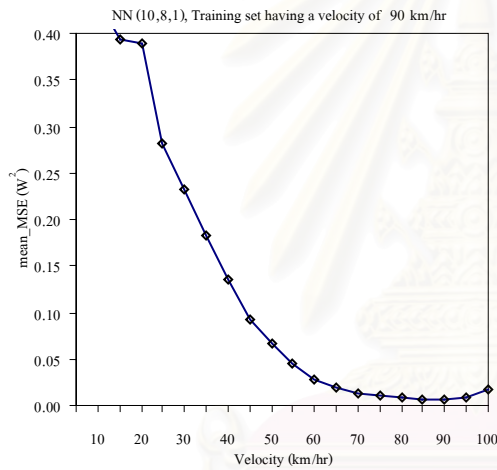
สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



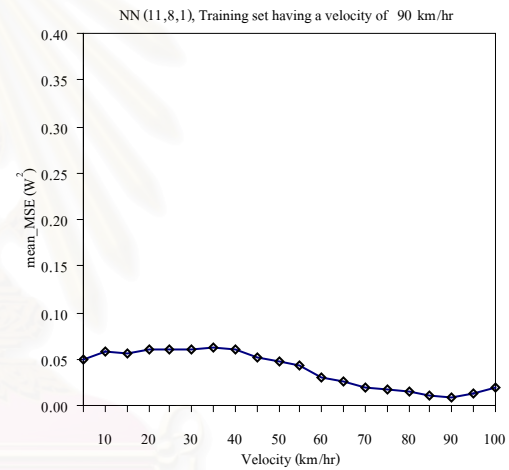
(a)



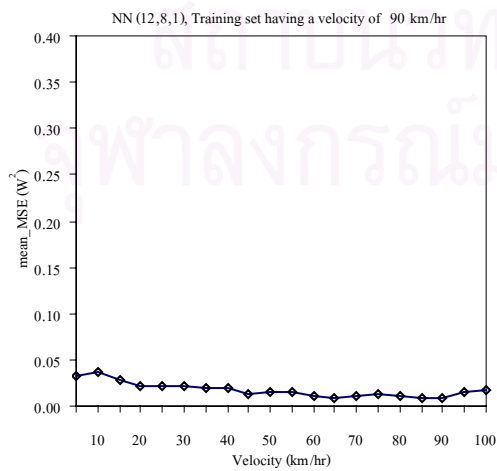
(b)



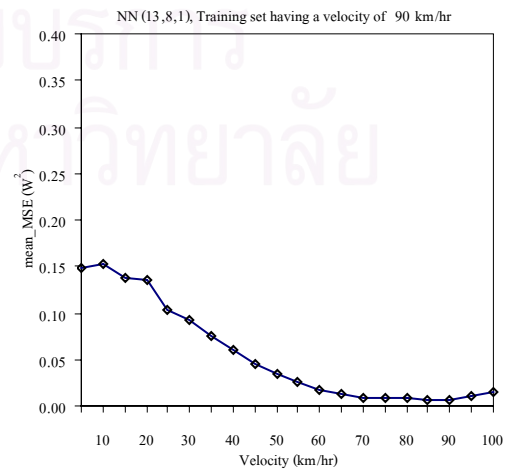
(c)



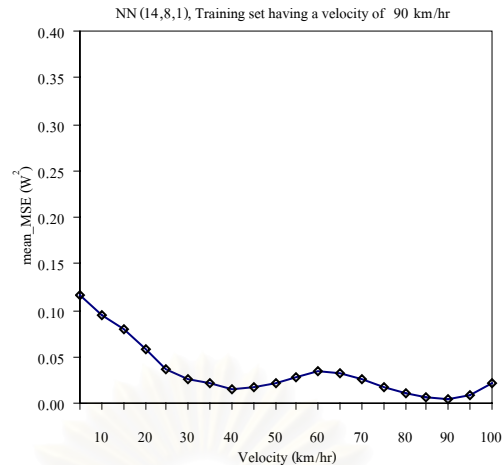
(d)



(e)



(f)



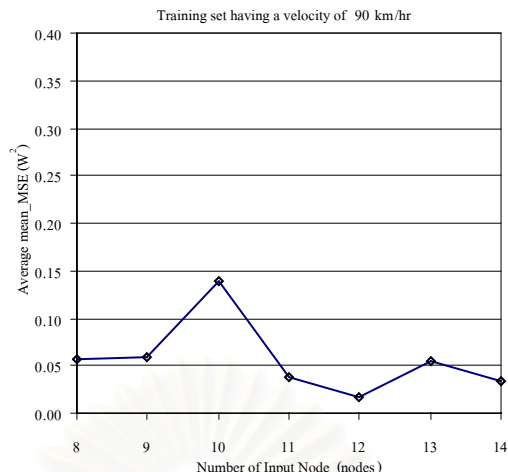
(i)

รูปที่ 4.9 ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบที่ความเร็วแต่ละค่าทั้ง 25 ชุด สำหรับนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (8,8,1), (9,8,1), (10,8,1), (11,8,1), (12,8,1), (13,8,1), (14,8,1) โดยใช้ชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ 90 กม./ชม.

จากรูปที่ 4.9 นำค่า mean\_MSE ของโครงสร้างนิวรอลเน็ตเวิร์กแต่ละโครงข่ามาหาค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบ (Average mean\_MSE) ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.3 และพล็อตกราฟระหว่าง Average mean\_MSE กับจำนวนโนดขาเข้าได้ดังรูปที่ 4.10

ตารางที่ 4.3 ค่า Average mean\_MSE กับจำนวนโนดในชั้น โนดขาเข้าของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดซ่อนเริ่ม 8 โนดและ โนดขาออก 1 โนด

จำนวนโนดในชั้นโนดขาเข้า (โนด)	8	9	10	11	12	13	14
Average mean_MSE (W <sup>2</sup> )	0.057	0.060	0.140	0.039	0.017	0.055	0.033

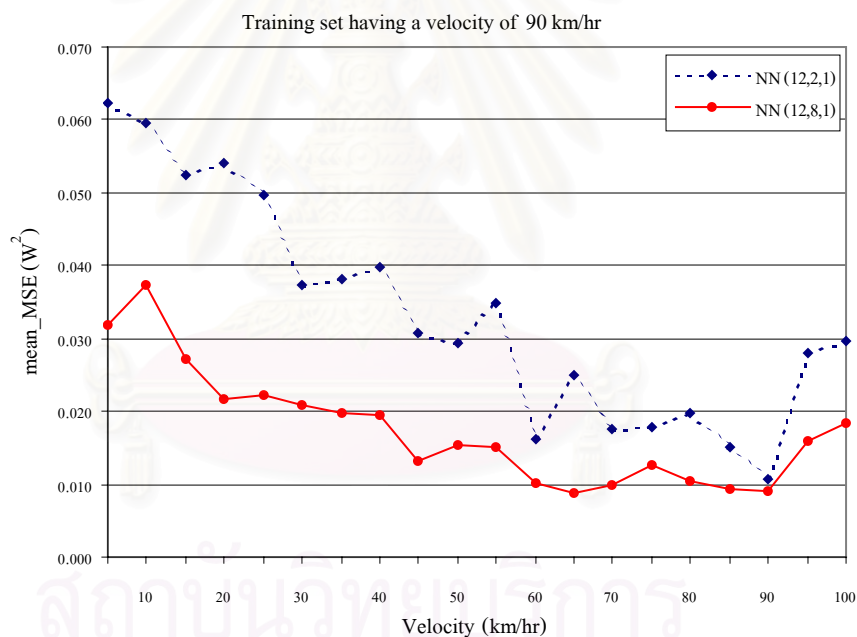


รูปที่ 4.10 ค่า Average mean\_MSE กับจำนวนโนดขาเข้าของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดซ่อนเร้น 8 โนดและโนดขาออก 1 โนด

จากรูปที่ 4.9 และ 4.10 นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (8,8,1) มีความสามารถในการทำนายสัญญาณกำลังในช่วงความเร็วเดียวกับชุดฝึกได้ดี แต่ทำนายสัญญาณกำลังในช่วงความเร็วต่ำกว่าชุดฝึกได้ไม่ดีนัก จึงทำให้ค่า Average mean\_MSE มีค่าไม่ต่ำมากนัก นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (9,8,1) มีความสามารถในการทำนายสัญญาณกำลังใกล้เคียงกับนิวรอลเน็ตเวิร์ก (8,8,1) จึงได้ค่า Average mean\_MSE ใกล้เคียงกัน ส่วนนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (10,8,1) สามารถทำนายสัญญาณกำลังได้ดีในช่วงความเร็วเดียวกับชุดฝึก แต่ทำนายสัญญาณกำลังผิดพลาดมากในช่วงความเร็วต่ำกว่าความเร็วของชุดฝึก จึงทำให้ค่า Average mean\_MSE ที่ได้มีค่าสูง เหตุที่เป็นเช่นนี้เพราะนิวรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างนี้ยังมีความซับซ้อนไม่เพียงพอ ที่จะทำนายชุดทดสอบที่ความเร็วต่ำกว่าความเร็วของชุดฝึกได้ นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (11,8,1) สามารถทำนายสัญญาณกำลังในช่วงความเร็วเดียวกับชุดฝึกได้ดี และให้ผลการทำนายสัญญาณกำลังในช่วงความเร็วต่ำได้ดีขึ้น นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) สามารถทำนายสัญญาณกำลังได้ดีในทุกช่วงความเร็ว แต่ช่วงความเร็วที่ทำนายได้ดีที่สุดคือช่วงความเร็วเดียวกับชุดฝึก นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (13,8,1) ให้ผลการทำนายที่ดีในช่วงความเร็วเดียวกับชุดฝึก และให้ผลการทำนายผิดพลาดมากในช่วงความเร็วต่ำ ทำให้ค่า Average mean\_MSE ของนิวรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างนี้มีค่าสูงขึ้น นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (14,8,1) สามารถทำนายสัญญาณกำลังที่ความเร็วเดียวกับชุดฝึกได้ดีที่สุด แต่ให้ผลการทำนายสัญญาณกำลังในช่วงความเร็วต่ำบางความเร็วไม่ดีขึ้นแต่ที่ความเร็วบางค่าสามารถทำนายได้ดี เพราะโครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์กเริ่มมีความซับซ้อนมากขึ้น จนทำให้นิวรอลเน็ตเวิร์กมีความสามารถจดจำรูปแบบสัญญาณได้ดีเฉพาะสัญญาณชุดฝึก จึงให้ผลการทำนายสัญญาณกำลังที่ไม่ดีในช่วงความเร็วอื่น ดังนั้นนิวรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว

90 กม./ชม. จึงเป็นนิวรอลเน็ตเวิร์กที่ประกอบด้วยโนดขาเข้า 12 โนด, โนดซ่อนเร้น 8 โนดและโนดขาออก 1 โนด และเมื่อเปรียบเทียบกับนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1) ดังรูปที่ 4.11 จะเห็นว่านิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ให้ผลการทำนายที่ดีกว่านิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1) ในความเร็วทุกช่วง

จากผลการทำนายข้างต้นในรูปที่ 4.11 จะเห็นว่าชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ 90 กม./ชม. สามารถฝึกให้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ทำนายสัญญาณกำลังได้ดีที่สุดที่ความเร็วเดียวกับชุดฝึกแต่ทำนายสัญญาณกำลังได้ผิดพลาดมากในช่วงความเร็ว (5,20) กม./ชม. ดังนั้นเพื่อฝึกให้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลังที่ความเร็วต่ำได้แม่นยำขึ้น เราจึงเพิ่มความหลากหลายของข้อมูลให้กับชุดฝึก โดยนำข้อมูลชุดฝึกที่ความเร็ว 5 กม./ชม. มาผสมกับข้อมูลของชุดฝึกที่ความเร็วอื่นๆ เป็นชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว

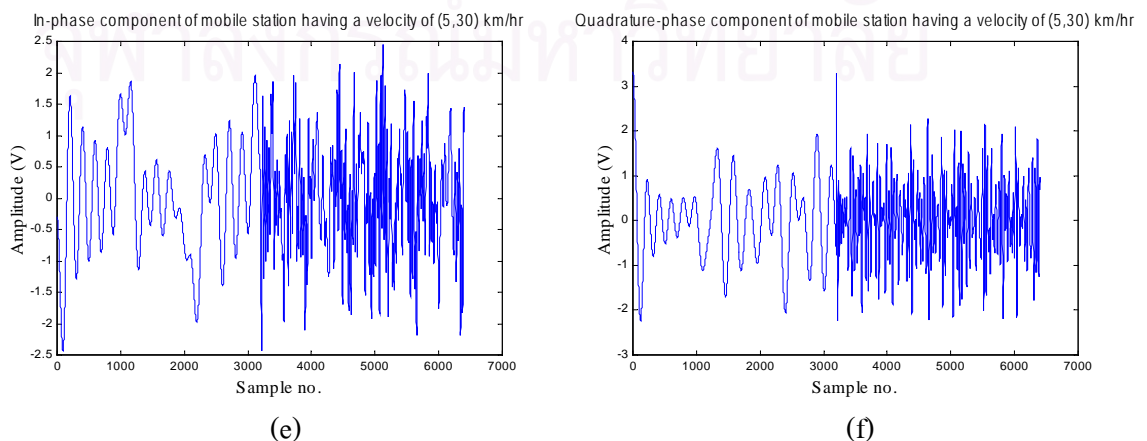
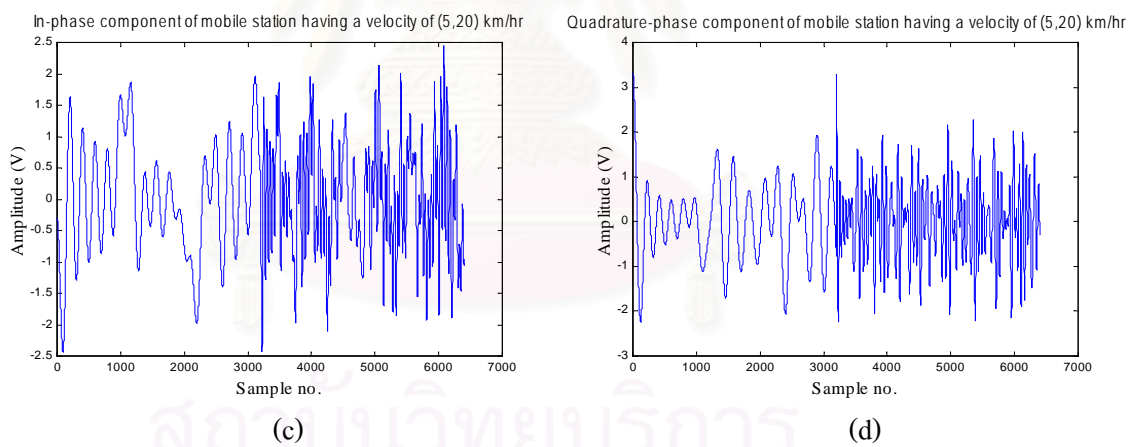
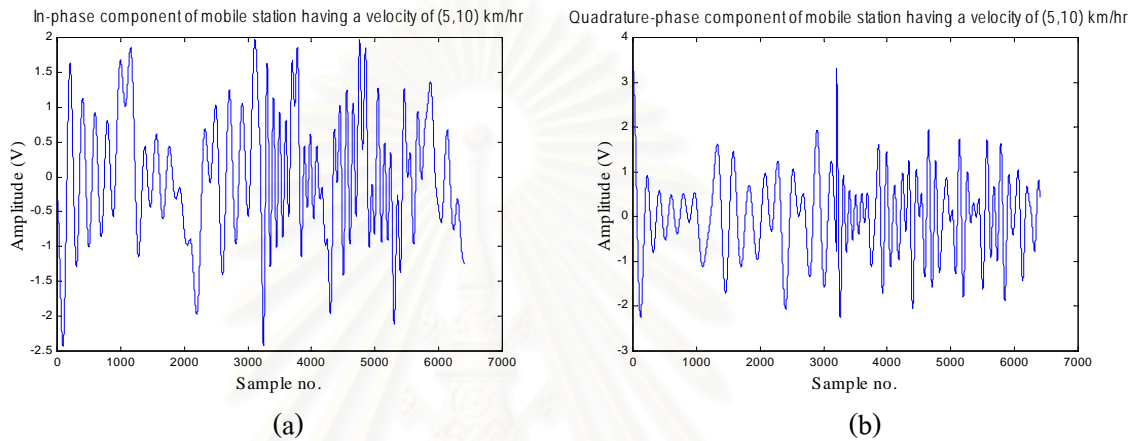


รูปที่ 4.11 การเปรียบเทียบค่า mean\_MSE ของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1) กับของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) เมื่อใช้ชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 90 กม./ชม.

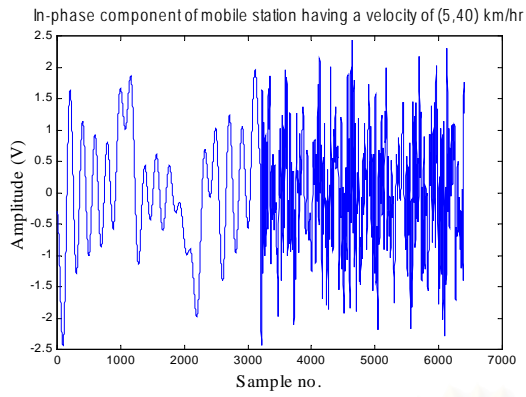
#### 4.3 ชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วและโครงสร้างนิวรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสม

สร้างชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว โดยนำส่วนประกอบอินพุตและควอเตอร์เฟสของสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี เนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5

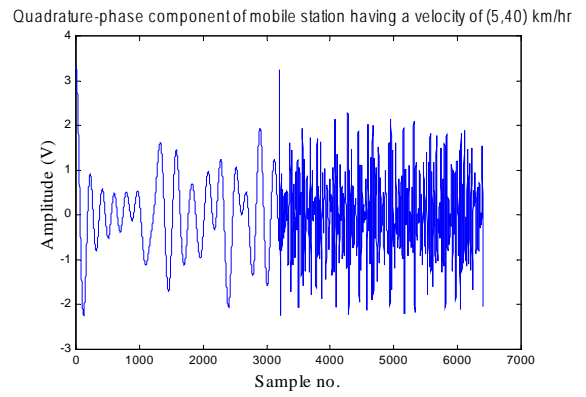
กม./ชม. จำนวน 3200 จุดตัวอย่าง มาต่อเรียงกับส่วนประกอบอินเฟสและควอดเรเจอร์เฟสของ สัญญาณกำลัง เนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 10 กม./ชม. จำนวน 3200 จุดตัวอย่าง ได้เป็นชุดฝึกผสมสองความเร็วแบบที่ 1 (5,10) จำนวน 6400 จุดตัวอย่าง ดังรูปที่ 4.12 (a) และ (b) จากนั้นสร้างชุดฝึกผสมสองความเร็วแบบอื่นๆ คือ (5,20), (5,30), (5,40), (5,50), (5,60), (5,70), (5,80), (5,90) และ (5,100) ด้วยวิธีเดียวกับการสร้างชุดฝึกผสมสองความเร็วแบบที่ 1 ได้ผลดังรูปที่ 4.12



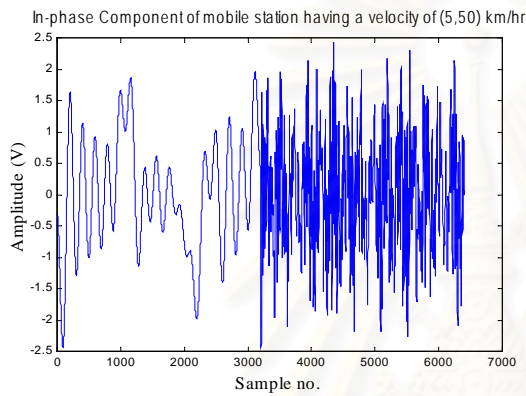




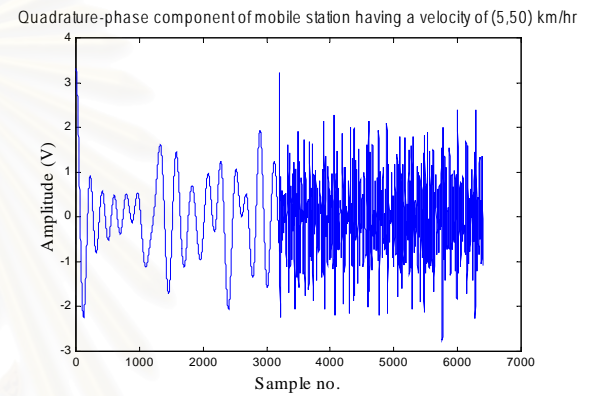
(g)



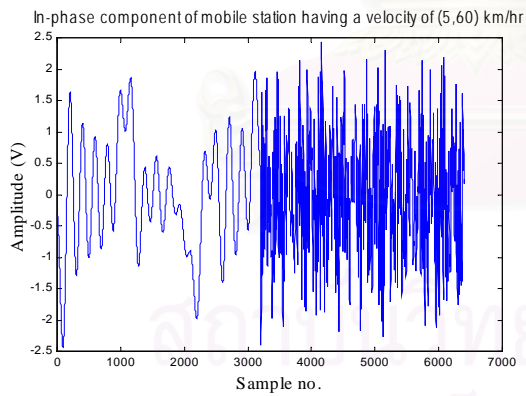
(h)



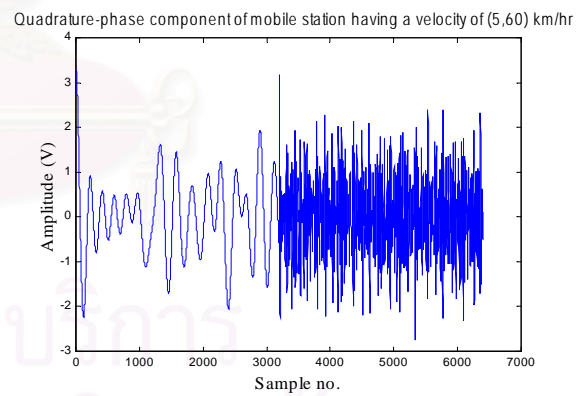
(i)



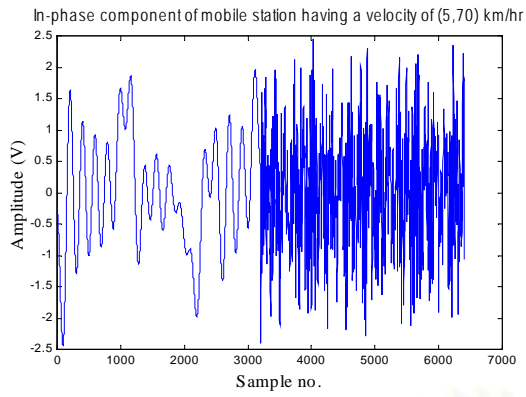
(j)



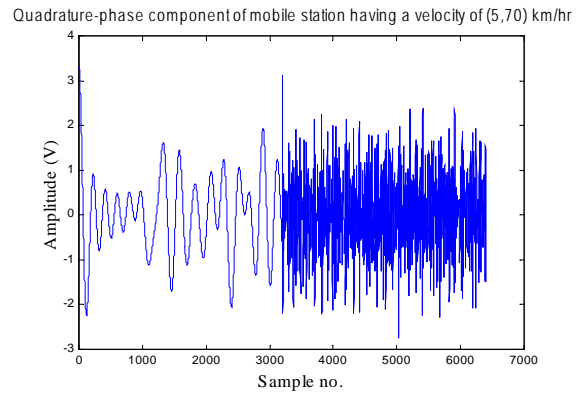
(k)



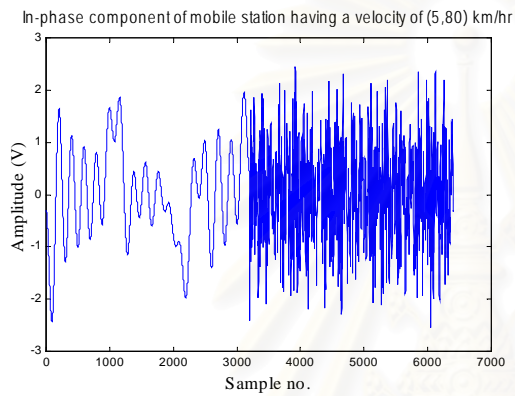
(l)



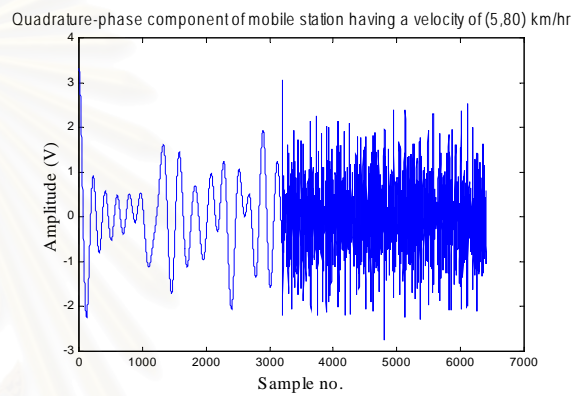
(m)



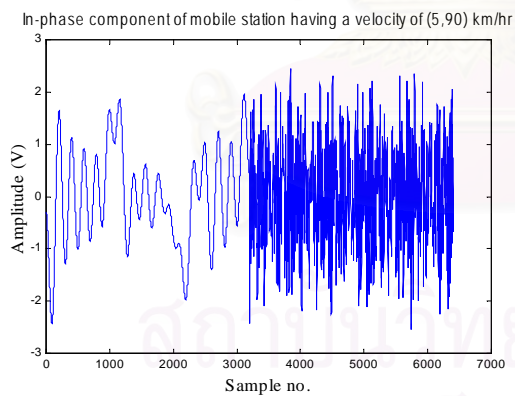
(n)



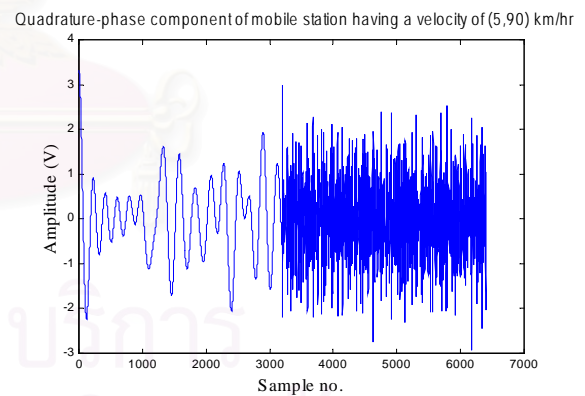
(o)



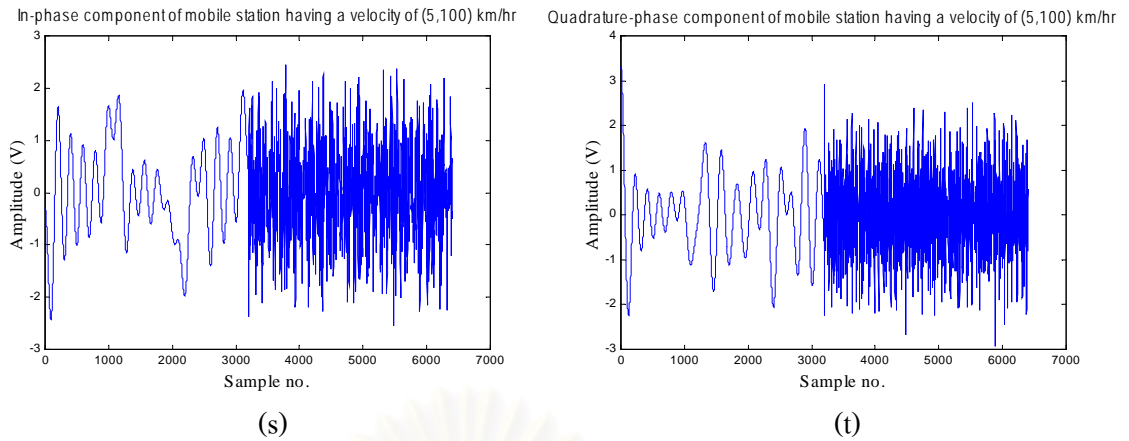
(p)



(q)



(r)

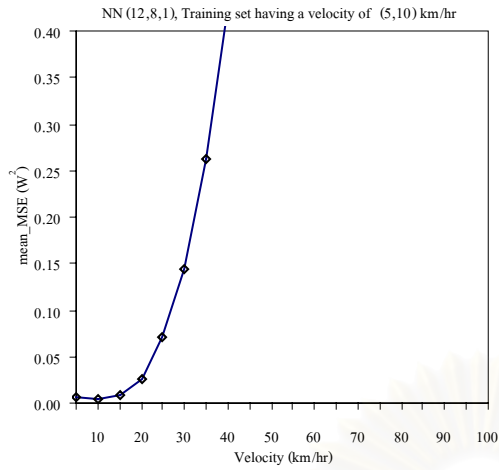


รูปที่ 4.12 ส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสของชุดฝึกสัญญาณกำลังแบบผสมสองความเร็ว (5,10), (5,20), (5,30), (5,40), (5,50), (5,60), (5,70), (5,80), (5,90), (5,100) กม./ชม.

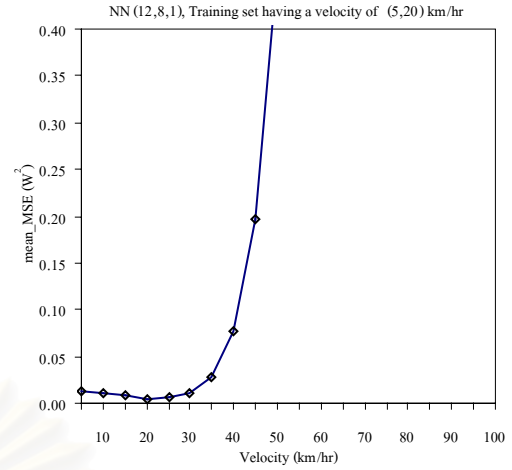
สร้างนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ซึ่งเป็นโครงสร้างเดียวกับโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ 90 กม./ชม. จำนวน 10 กลุ่มๆ ละ 2 โครงข่าย แล้วฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กแต่ละกลุ่มด้วยส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสของชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,10), (5,20), (5,30), (5,40), (5,50), (5,60), (5,70), (5,80), (5,90) และ (5,100) ด้วยวิธี Levenberg Marquardt Algorithm จนได้ค่า SSE เท่ากับ  $10^{-4}$  หรือครบ 500 epochs แล้วแต่ว่าจะถึงจุดไหนก่อน

#### 4.3.1 ผลการทดสอบและการเปรียบเทียบการทำนายของนิรอลเน็ตเวิร์กที่ใช้ชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว

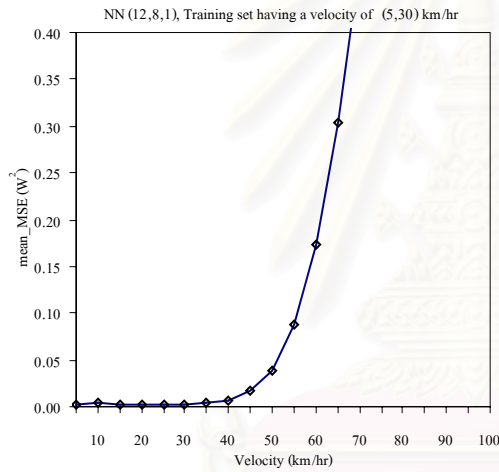
ทดสอบนิรอลเน็ตเวิร์กที่ฝึกแล้วแต่ละกลุ่มให้ทำนายส่วนประกอบอินเฟส และควอเดรเจอร์เฟสของชุดทดสอบแบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 5, 10, 15, ..., 100 กม./ชม. ความเร็วละ 25 ชุดๆ ละ 3200 จุดตัวอย่าง แล้วคำนวณหาค่าผิดพลาดของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ของสัญญาณกำลังแต่ละชุดตามสมการที่ (4.3) หาค่าเฉลี่ยของ MSE (mean\_MSE) ของชุดทดสอบทั้ง 25 ชุด ตามสมการที่ (4.4) แล้วนำไปพล็อตกราฟระหว่างค่า mean\_MSE กับชุดความเร็วที่ใช้ทดสอบนิรอลเน็ตเวิร์กดังรูปที่ 4.13



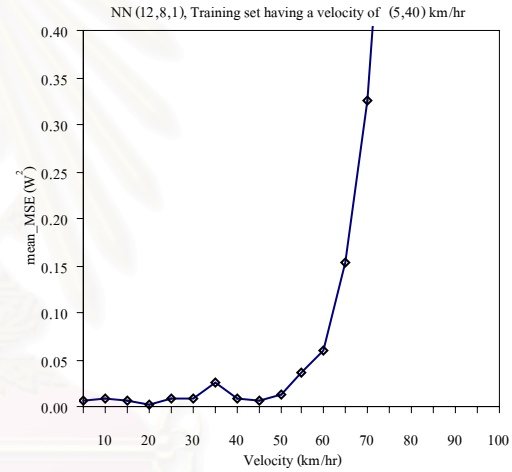
(a)



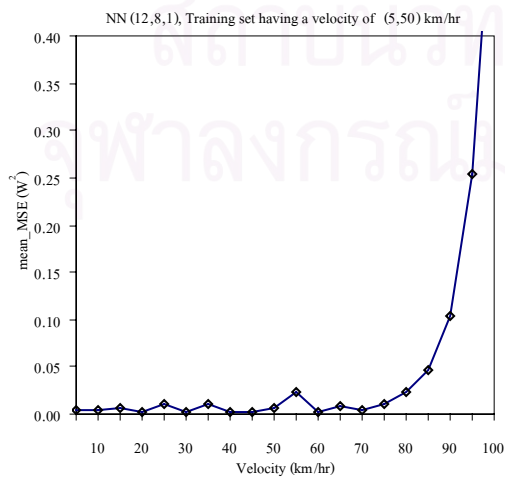
(b)



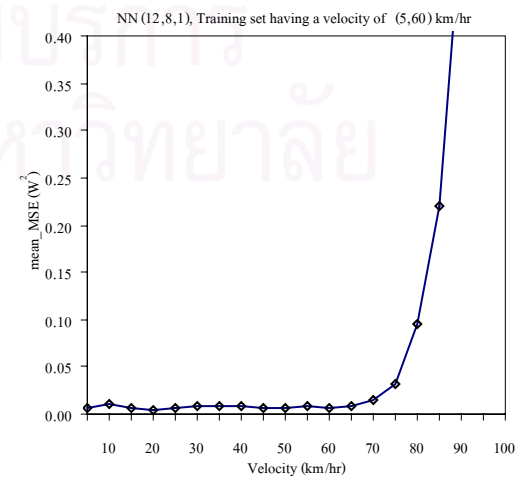
(c)



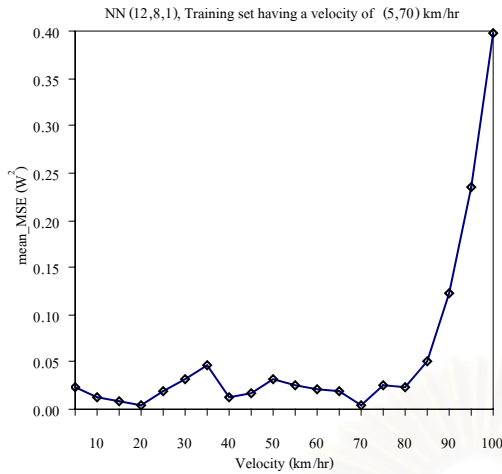
(d)



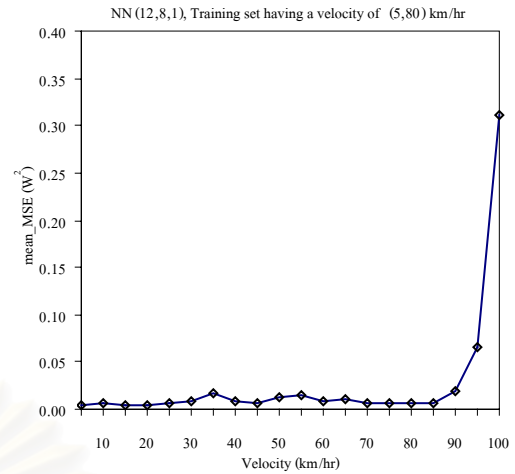
(e)



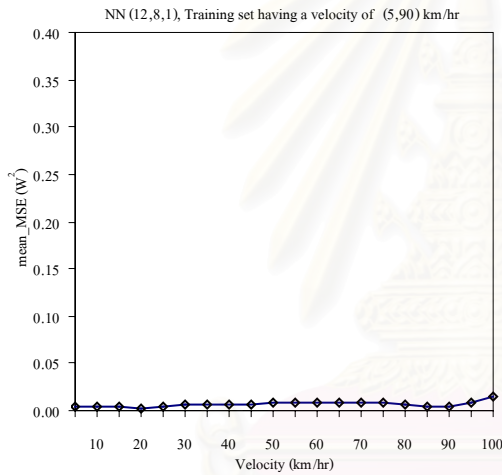
(f)



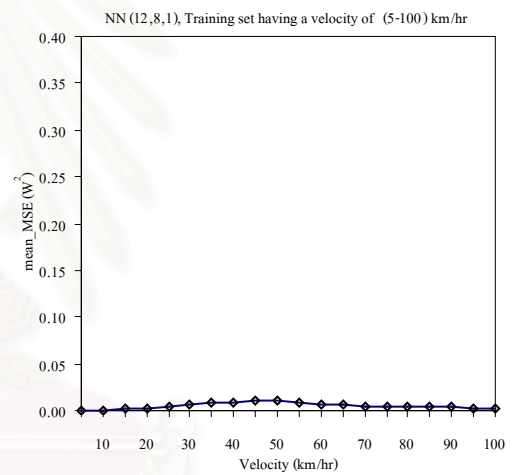
(g)



(h)



(i)



(j)

รูปที่ 4.13 ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบที่ความเร็วแต่ละค่าทั้ง 25 ชุด สำหรับชุดฝึก (5,10), (5,20), (5,30), (5,40), (5,50), (5,60), (5,70), (5,80), (5,90) และ (5,100) โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้าง (12,8,1)

จากรูปที่ 4.13 จะเห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายสัญญาณกำลังได้ดีในช่วงความเร็ว 5 กม./ชม. และช่วงความเร็วเดียวกับความเร็วที่นำมาผสมเป็นชุดฝึก ส่วนผลการทำนายชุดทดสอบในช่วงความเร็วระหว่าง 5 กม./ชม. ถึงความเร็วเดียวกับชุดฝึกจะมีค่าผิดพลาดในการทำนายของแต่ละความเร็วไม่สูงมากนัก สาเหตุที่เป็นเช่นนี้เพราะโครงข่ายประสาทเทียมรู้จักเฉพาะสัญญาณที่มีรูปแบบเดียวกับชุดฝึก ส่วนสัญญาณกำลังในชุดทดสอบที่มีความเร็วอยู่ระหว่างความเร็วที่นำมาผสมกัน

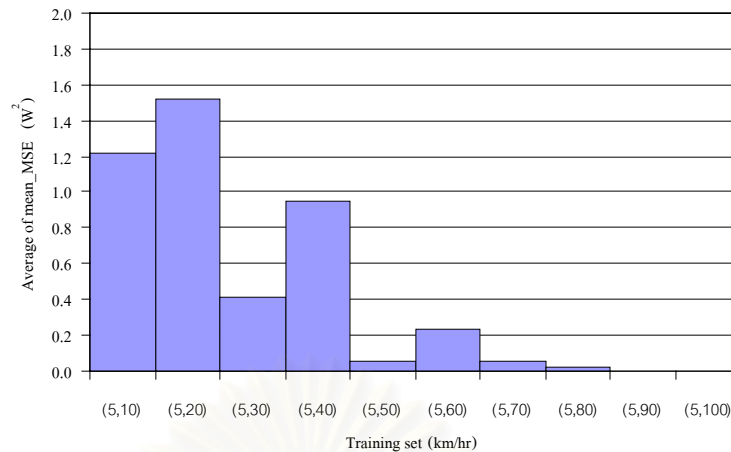
เป็นชุดฝึกนั้นเป็นสัญญาณที่มีรูปแบบอื่นที่ไม่ได้ฝึกให้นิวรอลเน็ตเวิร์ก แต่อาจมีความซับซ้อนของสัญญาณกำลังไม่มากนักและมีรูปแบบที่ใกล้เคียงกับชุดฝึก นิวรอลเน็ตเวิร์กจึงสามารถทำนายสัญญาณกำลังในช่วงความเร็วนี้ได้ค่อนข้างดี และให้ค่าความผิดพลาดในการทำนายที่ค่อนข้างต่ำสำหรับชุดทดสอบที่มีความเร็วสูงกว่าความเร็วของชุดฝึกนั้น มีความซับซ้อนของข้อมูลสูงกว่าข้อมูลของชุดฝึก ดังนั้นค่าผิดพลาดของการทำนายจึงมีค่าสูงมาก

จากรูปที่ 4.13 นำค่า mean\_MSE ของชุดฝึกแต่ละชุดมาหาค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบ (Average mean\_MSE) ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.4 แล้วพล็อตกราฟระหว่าง Average mean\_MSE กับความเร็วของชุดทดสอบได้ดังรูปที่ 4.14

ตารางที่ 4.4 การเปรียบเทียบผลการทำนายสัญญาณกำลังของชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วแบบต่างๆ สำหรับนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1)

ชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (กม./ชม.)	Average of mean_MSE ( $W^2$ )
(5,10)	1.2198
(5,20)	1.5226
(5,30)	0.4149
(5,40)	0.9474
(5,50)	0.0561
(5,60)	0.2343
(5,70)	0.0566
(5,80)	0.0266
(5,90)	0.0036
(5,100)	0.0047



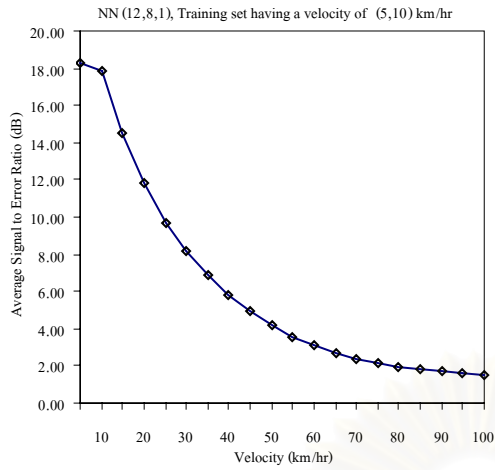


รูปที่ 4.14 การเปรียบเทียบผลการทำนายสัญญาณกำลังของชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วแบบต่างๆ สำหรับนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1)

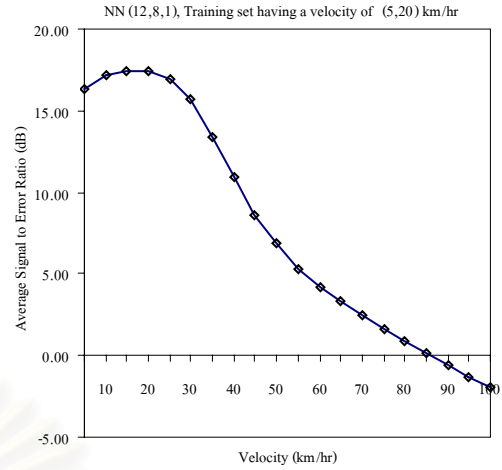
จะเห็นว่าชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. ให้ค่า Average mean\_MSE เท่ากับ 0.0066  $W^2$  ซึ่งมีค่าต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วแบบอื่น และยังให้ผลการทำนายที่ดีที่ความเร็วทุกๆ ค่าที่ทดสอบ ดังนั้นชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. จึงเป็นชุดฝึกที่เหมาะสมสำหรับนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) เพราะให้ค่าการทำนายได้แม่นยำในช่วงความเร็วที่ทดสอบ (5,90) กม./ชม.

#### 4.3.2 ค่าอัตราส่วนกำลังของสัญญาณจริงต่อความผิดพลาดจากการทำนาย (Signal to Error Ratio)

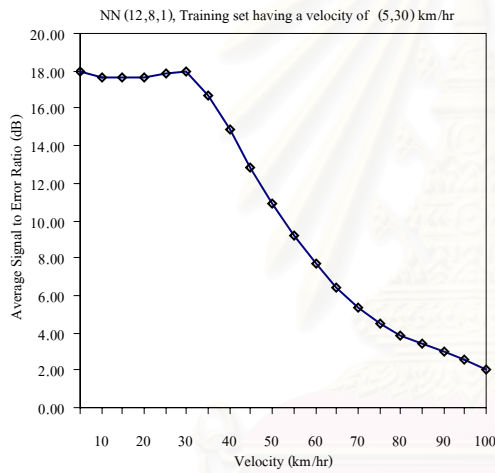
จากผลการทำนายสัญญาณกำลังของชุดทดสอบที่ความเร็วแต่ละค่าของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วแบบต่างๆ ในหัวข้อที่ 4.3.1 นำผลที่ได้มาหาค่าอัตราส่วนกำลังของสัญญาณจริงต่อความผิดพลาดในการทำนาย (Signal to Error Ratio (SER)) สัญญาณกำลังของชุดทดสอบแต่ละชุดตามสมการที่ (4.7) แล้วหาค่าเฉลี่ย SER ของชุดทดสอบที่ความเร็วแต่ละค่าที่ทดสอบตามสมการที่ (4.8) จากนั้นพล็อตกราฟระหว่าง  $\overline{SER}$  กับความเร็วของชุดทดสอบดังรูปที่ 4.15



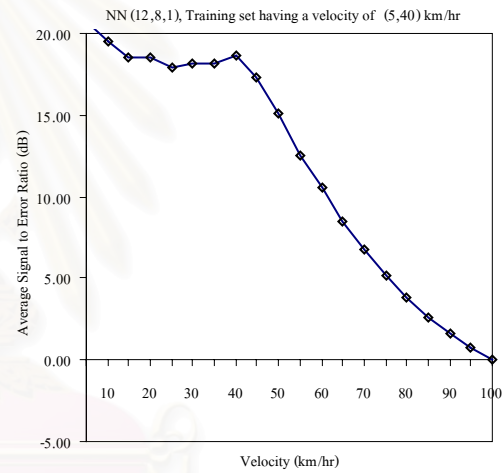
(a)



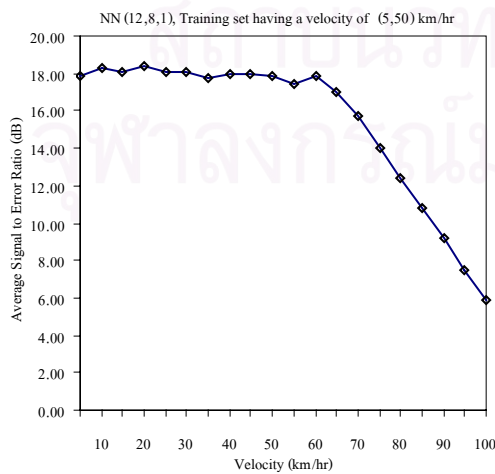
(b)



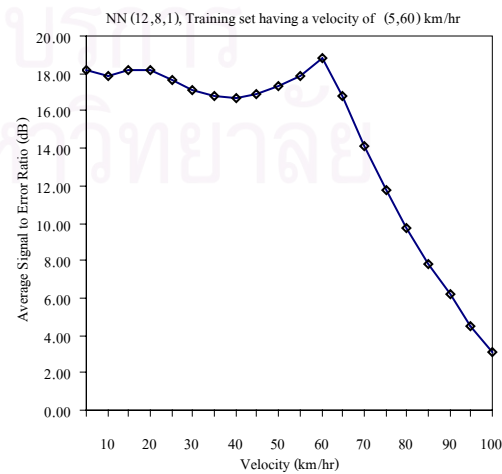
(c)



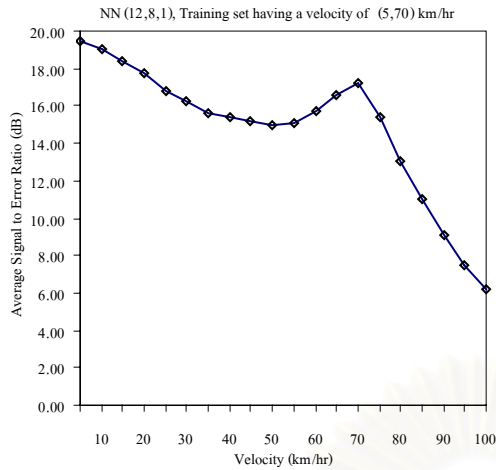
(d)



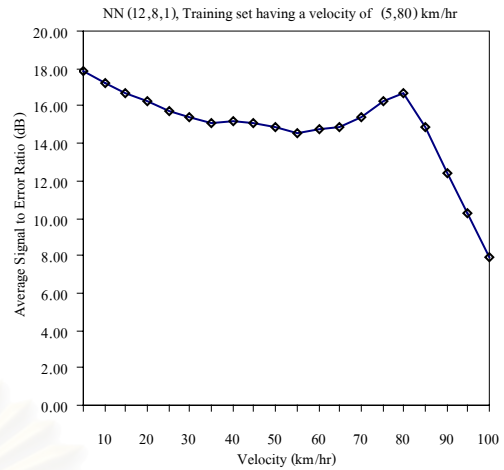
(e)



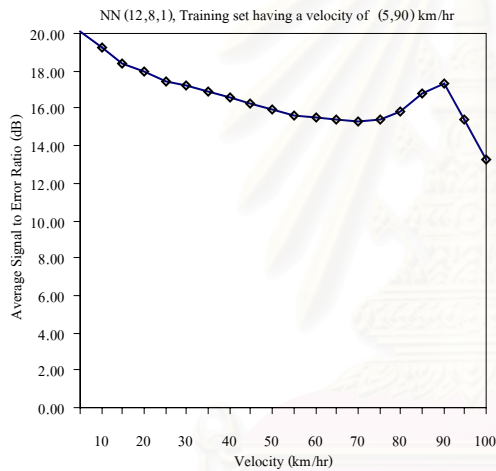
(f)



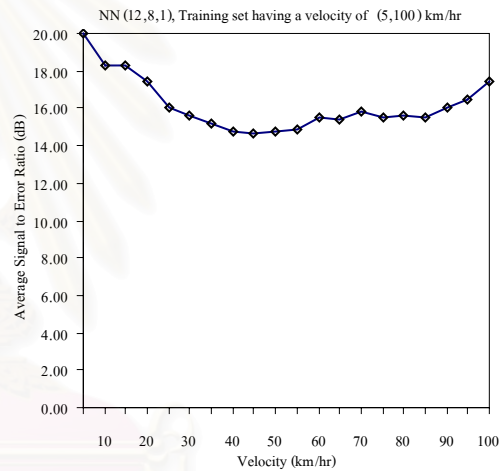
(g)



(h)



(i)

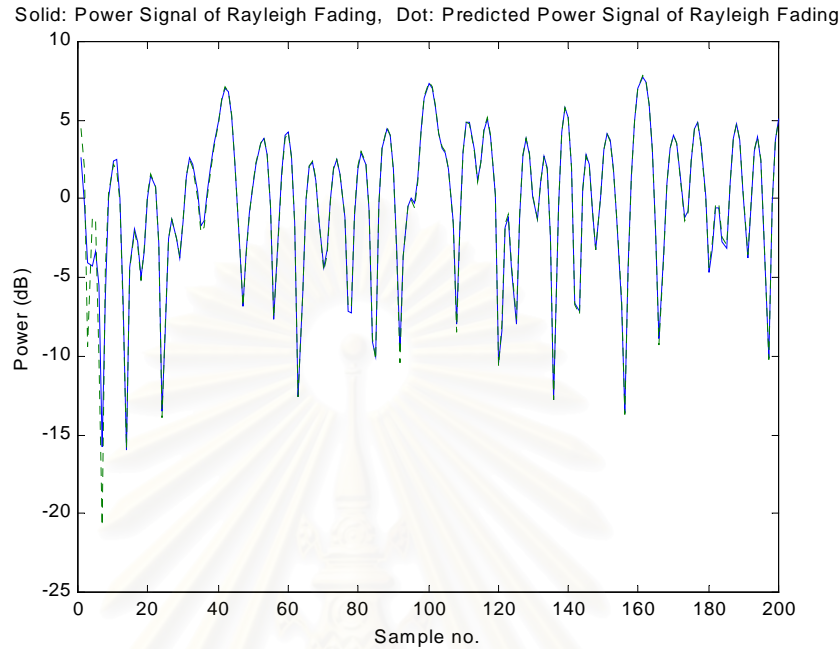


(j)

รูปที่ 4.15 ค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนกำลังของสัญญาณจริงต่อความผิดพลาดในการทำนาย (Signal to Error Ratio)

จากรูปที่ 4.15 จะเห็นได้ว่าค่า  $\overline{SER}$  มีค่าสูงในช่วงความเร็วระหว่าง 5 กม./ชม. ถึงความเร็วที่นำมาผสมเพราะนิรอลเน็ตเวิร์กสามารถทำนายสัญญาณกำลังได้แม่นยำในช่วงดังกล่าว สำหรับกราฟรูปที่ 4.15 (j) ค่า  $\overline{SER}$  เปลี่ยนแปลงขึ้นลงอย่างรวดเร็วในช่วงความเร็วระหว่าง 5 กม./ชม. ถึง 100 กม./ชม. เพราะนิรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลังผิดพลาดมากในช่วงความเร็วดังกล่าว และค่า  $\overline{SER}$  ในช่วงความเร็วระหว่าง 5 กม./ชม. ถึงความเร็วที่นำมาผสมเป็นชุดฝึกของกราฟทุกๆ รูปมีค่าอยู่ระหว่าง 15-20 dB ซึ่งแสดงว่าค่าผิดพลาดของการทำนายมีค่าน้อยกว่า

สัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงประมาณ 31.6-100 เท่า แสดงว่านิรอลเนตเวิร์กทำนายสัญญาณได้ผิดพลาดน้อยเมื่อเปรียบเทียบกับขนาดของสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี



รูปที่ 4.16 เปรียบเทียบสัญญาณกำลังของชุดทดสอบและสัญญาณกำลังที่ทำนายได้ โดยใช้นิรอลเนตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. และทดสอบด้วยชุดทดสอบแบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 90 กม./ชม.

จากรูปที่ 4.16 ในช่วงแรกนิรอลเนตเวิร์กยังไม่สามารถทำนายสัญญาณกำลังได้ดีเพราะจำนวนจุดตัวอย่างของสัญญาณกำลังที่ป้อนให้นิรอลเนตเวิร์กทำนาย ยังไม่เพียงพอต่อการทำนาย แต่เมื่อป้อนสัญญาณกำลังให้แก่นิรอลเนตเวิร์กต่อไปจนถึงจุดตัวอย่างที่ 12 นิรอลเนตเวิร์กจะสามารถทำนายสัญญาณกำลังได้แม่นยำขึ้น และทำนายได้ใกล้เคียงสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริง ยกเว้นช่วงจุดตัวอย่างที่ช่องสัญญาณเกิดเฟดดิ้งมากๆ นิรอลเนตเวิร์กจะทำนายสัญญาณผิดพลาดมากกว่าช่วงจุดตัวอย่างอื่น

#### 4.3.3 โครงสร้างนิรอลเนตเวิร์กที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม.

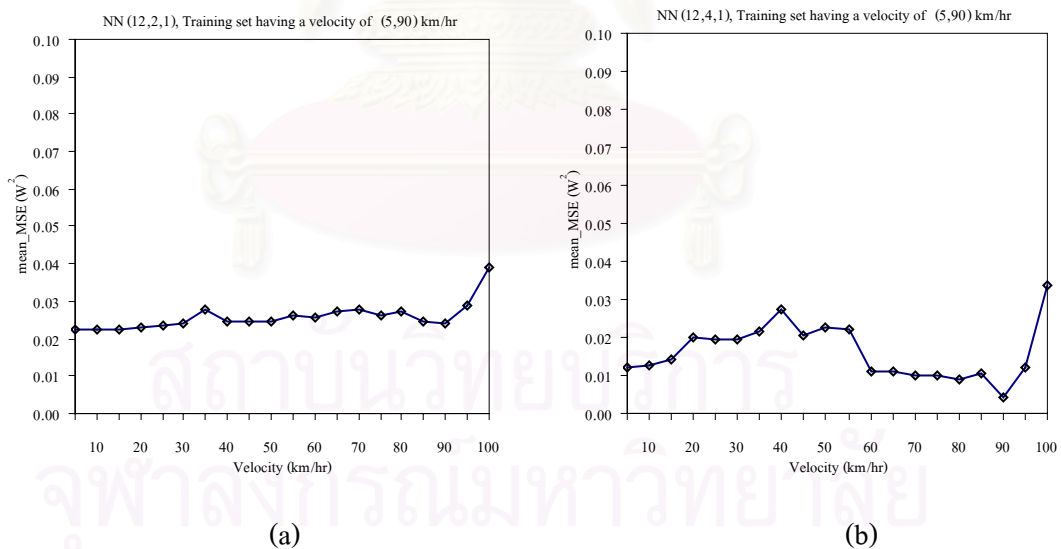
ทดลองฝึกนิรอลเนตเวิร์กแบบต่างๆ ด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. โดยกำหนดให้นิรอลเนตเวิร์กมีจำนวน โหนดขาเข้าเท่าเดิมและมีจำนวน โหนดซ่อนเร้นค่าต่างๆ แล้วดูว่านิรอลเนตเวิร์ก โครงสร้างใดให้ผลการทำนายที่ผิดพลาดน้อยที่สุด จากนั้นทดลองฝึกนิรอล

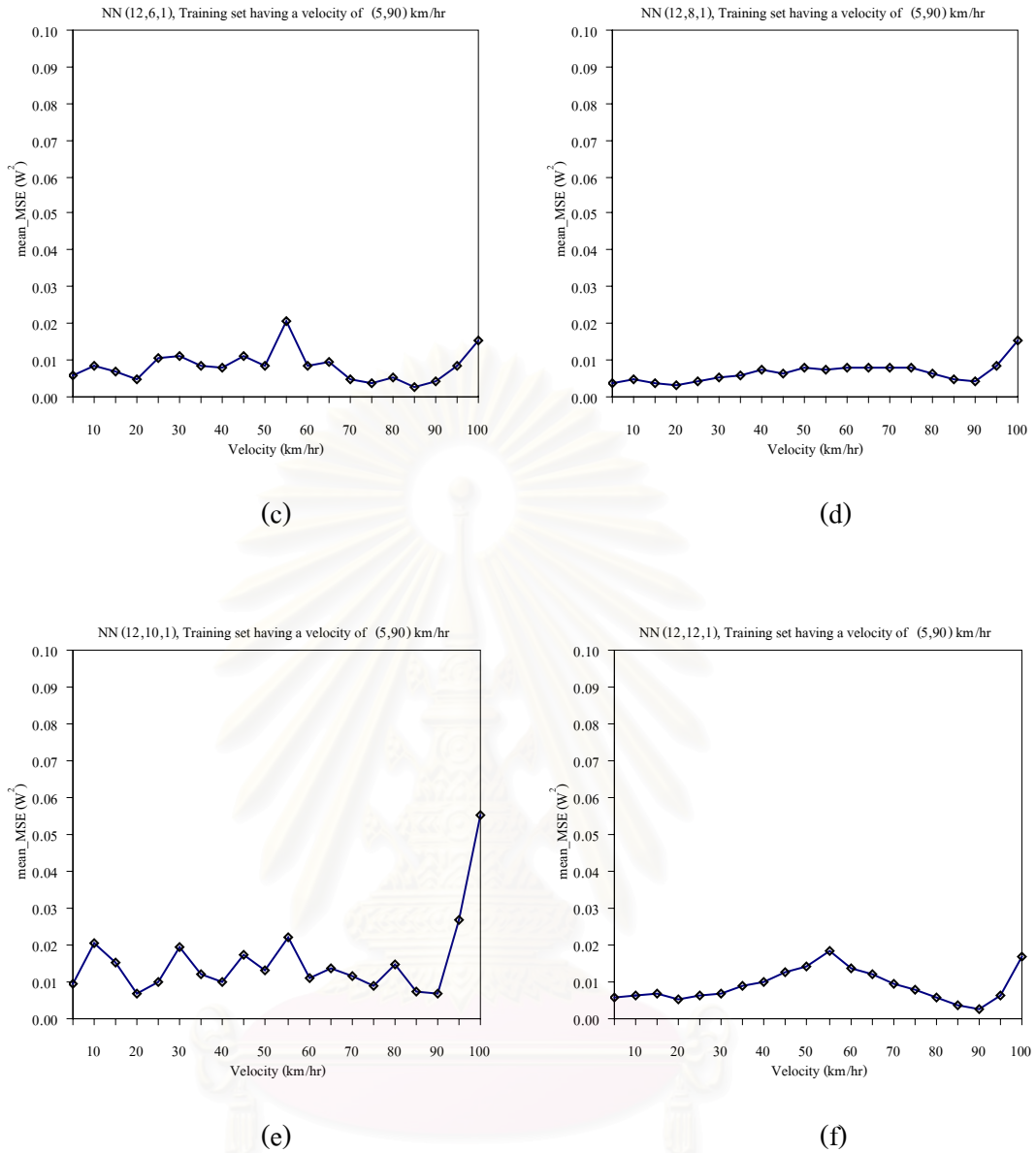
เน็ตเวิร์กโครงสร้างอื่นๆ ที่มีจำนวนโนดซ่อนเร้นเท่ากับจำนวนโนดที่ได้ข้างต้นและมีจำนวนโนดขาเข้าค่าต่างๆ ด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. แล้วดูว่านิวรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างใดให้ผลการทำนายดีที่สุด แสดงว่านิวรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างนั้นเป็นโครงสร้างที่เหมาะสม

#### 4.3.3.1 จำนวนโนดซ่อนเร้นที่เหมาะสม

ฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1), (12,4,1), (12,6,1), (12,8,1), (12,10,1) และ (12,12,1) โดยใช้ชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. จำนวน 10 ชุดๆ ละ 3200 จุดตัวอย่าง ด้วยวิธี Levenberg Marquardt Algorithm จนได้ค่า SSE เท่ากับ  $10^{-4}$  หรือ ฝึกจนครบ 500 epoches แล้วแต่ว่าจะถึงจุดไหนก่อน แล้วทดสอบนิวรอลเน็ตเวิร์กด้วยชุดทดสอบแบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 5, 10, 15, ..., 100 กม./ชม. ความเร็วละ 25 ชุดๆ ละ 3200 จุดตัวอย่าง

คำนวณหาค่าผิดพลาดของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้ กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ของสัญญาณแต่ละชุดตามสมการที่ (4.3) หาค่าเฉลี่ยของ MSE (mean\_MSE) ของชุดทดสอบทั้ง 25 ชุด ตามสมการที่ (4.4) แล้วนำไปพล็อตกราฟระหว่างค่า mean\_MSE กับความเร็วแสดงได้ดังรูปที่ 4.17





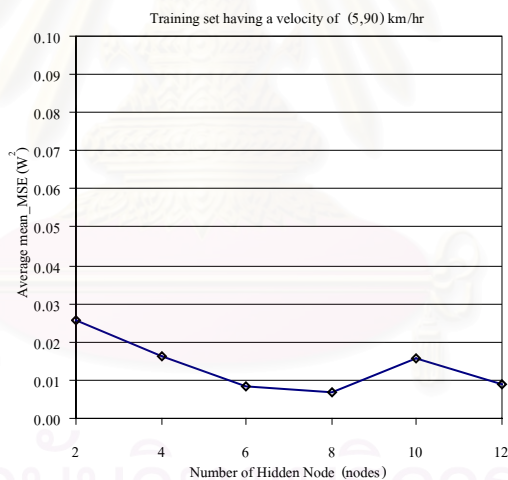
รูปที่ 4.17 ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบที่ความเร็วแต่ละค่าทั้ง 25 ชุด สำหรับนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1), (12,4,1), (12,6,1), (12,8,1), (12,10,1), (12,12,1) โดยใช้ชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม.

จากรูปที่ 4.17 นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,2,1) ให้ค่าผิดพลาดของการทำนายยกกำลังสองเฉลี่ยเปลี่ยนแปลงขึ้นลงอย่างรวดเร็วในช่วงความเร็วระหว่าง 5 กม./ชม. ถึง 90 กม./ชม. แสดงว่านิวรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างนี้ไม่สามารถเรียนรู้ชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. ได้ ต่อมาเมื่อเพิ่มจำนวนโนดซ่อนเร้นของนิวรอลเน็ตเวิร์กเป็น 4 โหนด จะเห็นว่านิวรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างนี้สามารถเรียนรู้ชุดฝึกได้ดีขึ้น ทำให้ค่าผิดพลาดของการทำนายยกกำลังสองเฉลี่ยใน

ช่วงความเร็ว 5 กม./ชม. ถึง 90 กม./ชม. มีค่าต่ำและราบเรียบขึ้น และเมื่อเพิ่มจำนวนโนดซ่อนเร้นของนิวรอลเน็ตเวิร์กขึ้นเรื่อยๆจนถึง 12 โนดแล้ว พบว่านิวรอลเน็ตเวิร์กทุกโครงสร้างให้ผลการทำนายที่ดีทุกช่วงความเร็วที่ทดสอบ 5-100 กม./ชม. จากนั้นนำค่า mean\_MSE ของนิวรอลเน็ตเวิร์กแต่ละโครงสร้าง มาคำนวณค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบ (Average mean\_MSE) ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.5 และพล็อตกราฟระหว่างค่า Average mean\_MSE กับจำนวนโนดซ่อนเร้นได้ดังรูปที่ 4.18

ตารางที่ 4.5 ค่า Average mean\_MSE กับจำนวนโนดซ่อนเร้นของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้า 12 โนดและโนดขาออก 1 โนด และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม.

จำนวนโนดในชั้นโนดซ่อนเร้น (โนด)	2	4	6	8	10	12
Average mean_MSE ( $W^2$ )	0.0258	0.0162	0.0083	0.0067	0.0157	0.0089



รูปที่ 4.18 ค่า Average mean\_MSE กับจำนวนโนดซ่อนเร้นของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้า 12 โนดและโนดขาออก 1 โนด และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม.

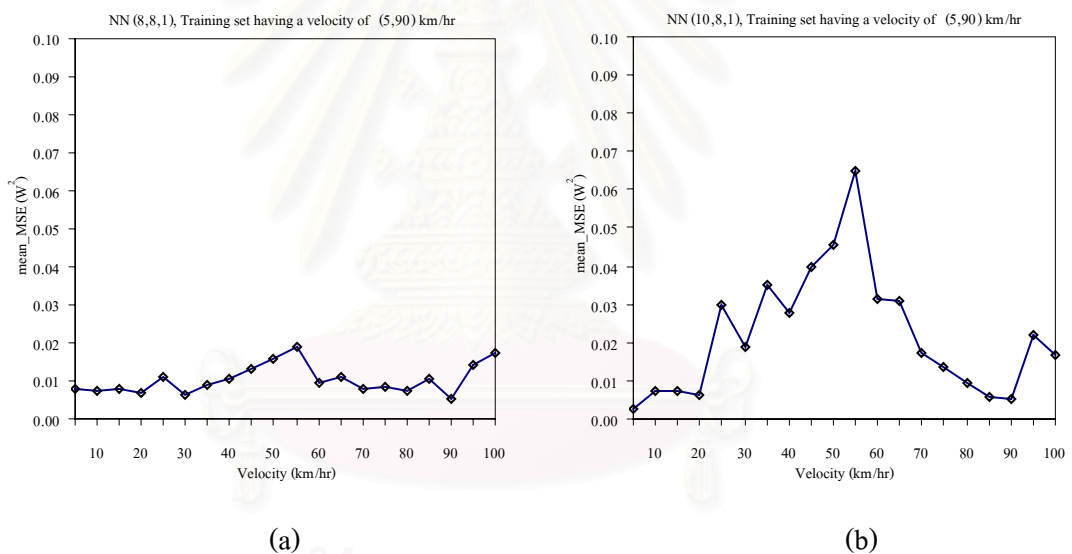
จะเห็นว่านิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีจำนวนโนดซ่อนเร้น 8 โนด ให้ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบเท่ากับ  $0.0067 W^2$  ซึ่งมีค่าต่ำที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับโนดซ่อนเร้นจำนวนอื่นๆ ดังนั้นโนดซ่อนเร้นจำนวน 8 โนด จึงเป็นจำนวนโนดที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม.

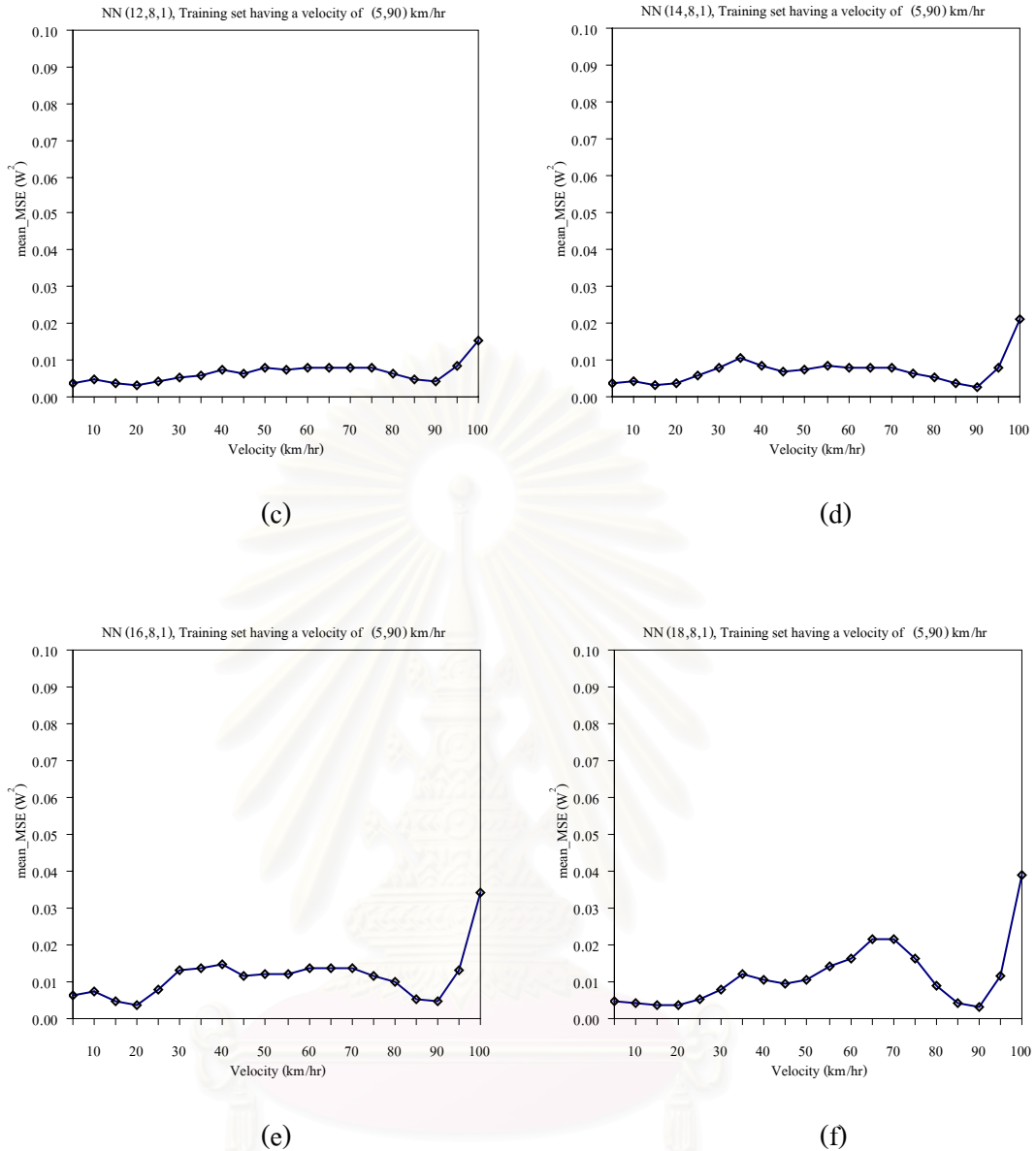


#### 4.3.3.2 จำนวนโนดขาเข้าที่เหมาะสม

ฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (8,8,1), (10,8,1), (12,8,1), (14,8,1), (16,8,1) และ (18,8,1) โดยใช้ชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. จำนวน 10 ชุดๆ ละ 3200 จุดตัวอย่าง ด้วยวิธี Levenberg Marquardt Algorithm จนได้ค่า SSE เท่ากับ  $10^{-4}$  หรือ ฝึกจนครบ 500 epoches แล้วแต่ว่าจะถึงจุดไหนก่อน แล้วทดสอบนิรอลเน็ตเวิร์กด้วยชุดทดสอบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 5, 10, 15, ..., 100 กม./ชม. ความเร็วละ 25 ชุดๆ ละ 3200 จุดตัวอย่าง

คำนวณค่าผิดพลาดของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ของสัญญาณแต่ละชุดตามสมการที่ (4.3), หาค่าเฉลี่ยของ MSE (mean\_MSE) ของชุดทดสอบทั้ง 25 ชุดตามสมการที่ (4.4) แล้วนำไปพล็อตกราฟระหว่างค่า mean\_MSE กับความเร็ว แสดงได้ดังรูปที่ 4.19





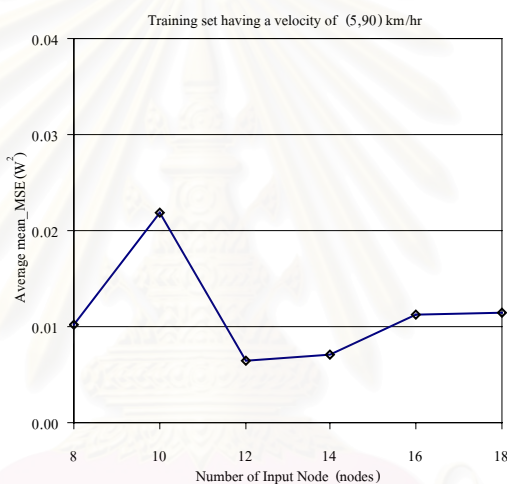
รูปที่ 4.19 ค่าผิดพลาดสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบที่ความเร็วแต่ละค่าทั้ง 25 ชุด

จากรูปที่ 4.19 นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (8,8,1), (12,8,1), (14,8,1), (16,8,1) และ (18,8,1) สามารถทำนายสัญญาณกำลังได้ดีในช่วงความเร็ว 5 กม./ชม. ถึง 90 กม./ชม. ส่วนนิวรอลเน็ตเวิร์ก (10,8,1) ทำนายสัญญาณกำลังได้ไม่ดีในช่วงดังกล่าว เพราะนิวรอลเน็ตเวิร์กไม่สามารถเรียนรู้ชุดฝึกที่นำมาฝึกได้ และเมื่อนำค่า mean\_MSE ของโครงสร้างนิวรอลเน็ตเวิร์กแต่ละโครงข่าย มาหาค่าเฉลี่ยของค่าความผิดพลาดของการทำนายยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบ (Average mean\_MSE) เพื่อหาจำนวนโนดขาเข้าของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสมสำหรับ

ชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.6 และพล็อตกราฟระหว่างค่า Average mean\_MSE กับจำนวนโนดขาเข้าได้ดังรูปที่ 4.20

ตารางที่ 4.6 ค่า Average mean\_MSE กับจำนวนโนดขาเข้าของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดซ่อนเร้น 8 โนดและโนดขาออก 1 โนด และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม.

จำนวน โนดในชั้นโนดขาเข้า (โนด)	8	10	12	14	16	18
Average mean_MSE ( $W^2$ )	0.0103	0.0219	0.0066	0.0070	0.0113	0.0114



รูปที่ 4.20 ค่า Average mean\_MSE กับจำนวนโนดขาเข้าของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดซ่อนเร้น 8 โนดและโนดขาออก 1 โนด และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม.

จากรูปที่ 4.20 จะเห็นว่าจำนวนโนดขาเข้า 12 โนด ให้ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบเท่ากับ  $0.0066 W^2$  ซึ่งมีค่าต่ำที่สุด ดังนั้นโนดขาเข้าจำนวน 12 โนด จึงเป็นจำนวนที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. เพราะให้ค่า Average mean\_MSE ต่ำที่สุด เมื่อเทียบกับโนดขาเข้าจำนวนอื่นๆ

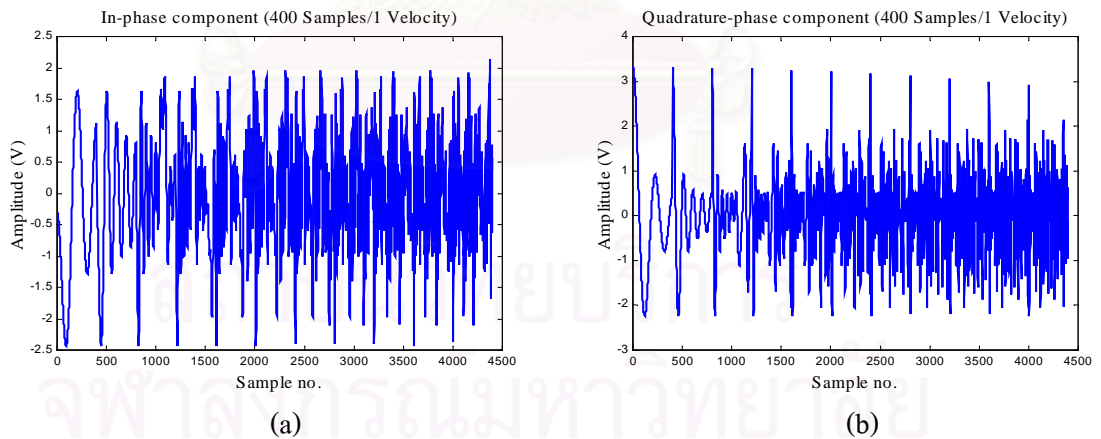
ดังนั้นนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้า 12 โนด, โนดซ่อนเร้น 8 โนด และโนดขาออก 1 โนด จึงเป็นโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม.

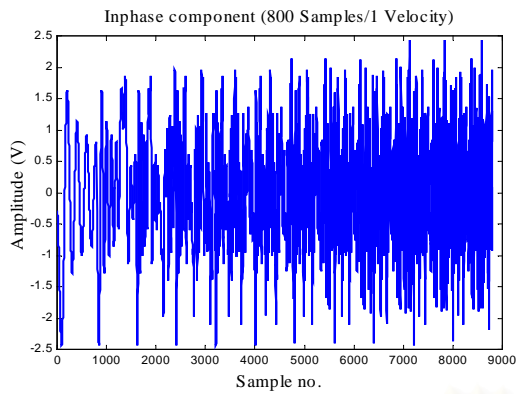
จากการทดลองฝึกนิวโรลเนตเวิร์กด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว จะเห็นว่านิวโรลเนตเวิร์กสามารถเรียนรู้สัญญาณกำลังแต่ละความเร็วที่นำมาผสมได้ และให้ผลการทำนายที่ดีสำหรับสัญญาณกำลังที่ความเร็วเดียวกับสัญญาณที่นำมาผสมเป็นชุดฝึก ดังนั้นหัวข้อต่อไปจึงทดลองนำสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีที่ความเร็ว 10, 20, 30, ... , 100 กม./ชม. มาผสมเป็นชุดฝึกนิวโรลเนตเวิร์กแบบผสมทุกความเร็ว

#### 4.4 การฝึกนิวโรลเนตเวิร์กด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว

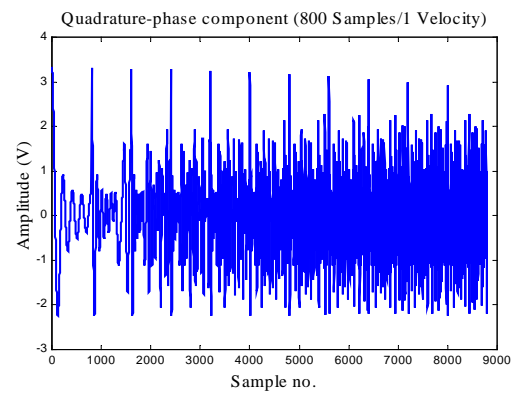
##### 4.4.1 จำนวนจุดตัวอย่างของชุดความเร็วแต่ละชุดที่เหมาะสมเพื่อสร้างเป็นชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว

สร้างชุดสัญญาณกำลังแบบผสมทุกความเร็วในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี โดยนำส่วนประกอบอินเฟสและควอดเรเจอร์เฟสของสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี เนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100 กม./ชม. ชุดละ 400, 800, 1200 และ 1600 จุดตัวอย่าง มาเรียงต่อกันได้เป็นชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 400, 800, 1200 และ 1600 จุดตัวอย่าง ดังรูปที่ 4.21

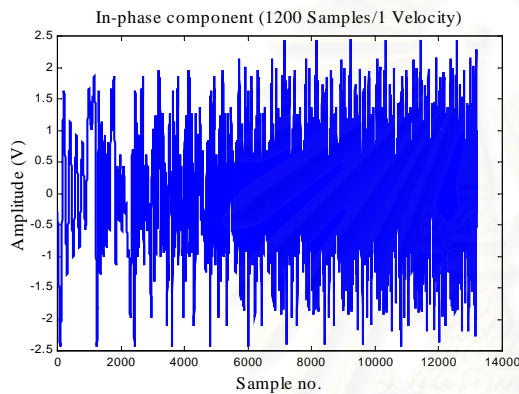




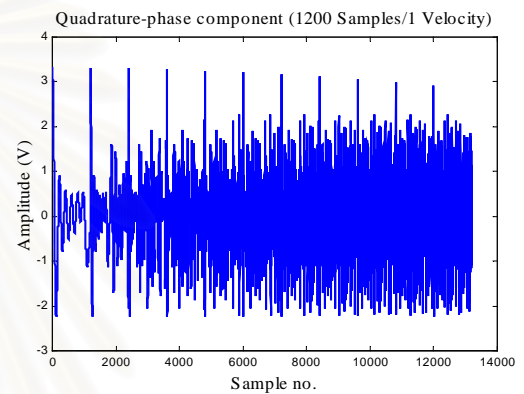
(c)



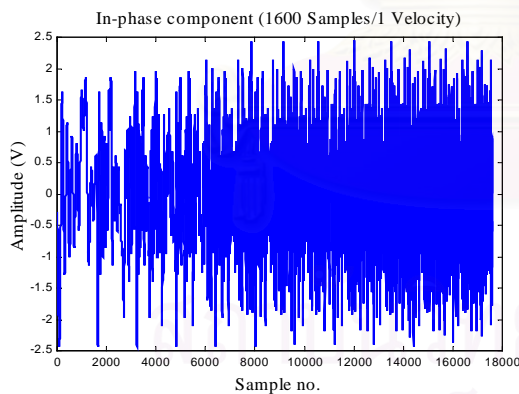
(d)



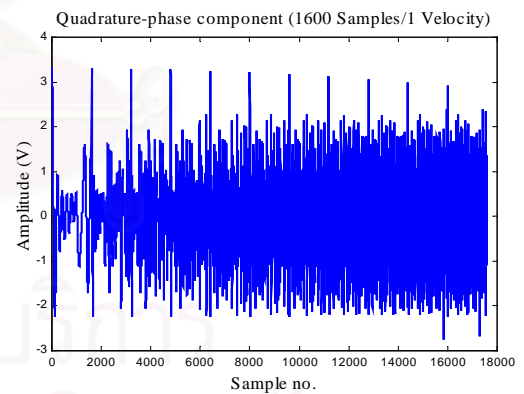
(e)



(f)



(g)



(h)

รูปที่ 4.21 ส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสของสัญญาณกำลังแบบผสมทุกความเร็วฯ ละ 400, 800, 1200 และ 1600 จุดตัวอย่าง

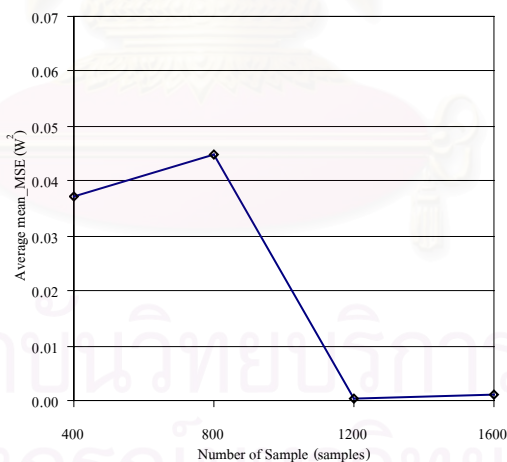
สร้างนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้า 12 โนด, โนดซ่อนเร้น 8 โนด และโนดขาออก 1 โนด (ตามโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม.) จำนวน 4 กลุ่มๆ ละ 2 โครงข่าย แล้วฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กแต่ละกลุ่มด้วยชุดฝึกแบบผสม

ทุกความเร็วฯ ละ 400, 800, 1200 และ 1600 จุดตัวอย่าง ตามลำดับ จำนวน 10 ชุด ด้วยวิธี Levenberg Marquardt Algorithm จนได้ค่า SSE เท่ากับ  $10^{-4}$  หรือครบ 500 epochs แล้วแต่ว่าจะถึงจุดไหนก่อน

ทดสอบนิรอลเน็ตเวิร์กที่ฝึกแล้ว ให้ทำนายส่วนประกอบอินเฟสและควอเตรเจอร์เฟสของชุดสัญญาณทดสอบแบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 5, 10, 15, ..., 100 กม./ชม. ความเร็วละ 25 ชุดๆ ละ 3200 จุดตัวอย่าง แล้วพบว่าชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วฯ ละ 400, 800, 1200 และ 1600 จุดตัวอย่าง ให้ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.7 และแสดงได้ดังรูปที่ 4.22

ตารางที่ 4.7 การเปรียบเทียบผลการทำนายสัญญาณกำลังของชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วฯ ละ 400, 800, 1200 และ 1600 จุดตัวอย่าง สำหรับนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1)

ชนิดของชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว (จุดตัวอย่าง)	400	800	1200	1600
Average mean_MSE ( $W^2$ ) x $10^{-2}$	3.736	4.482	0.048	0.098



รูปที่ 4.22 การเปรียบเทียบผลการทำนายสัญญาณกำลังของชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วฯ ละ 400, 800, 1200 และ 1600 จุดตัวอย่าง สำหรับนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1)

จากรูปที่ 4.22 ชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วฯ ละ 1200 จุดตัวอย่าง เป็นชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วที่เหมาะสมที่สุดสำหรับนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) เพราะชุดฝึกชุดนี้สามารถ

ฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กให้ทำนายสัญญาณกำลังจันมีค่า Average mean\_MSE ของการทำนายต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับชุดฝึกชนิดอื่นๆ

ทดลองฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างต่างๆ ด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วฯ ละ 1200 จุดตัวอย่าง เพื่อหาโครงสร้างนิรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกดังกล่าว

#### 4.4.2 โครงสร้างนิรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วฯ ละ 1200 จุดตัวอย่าง

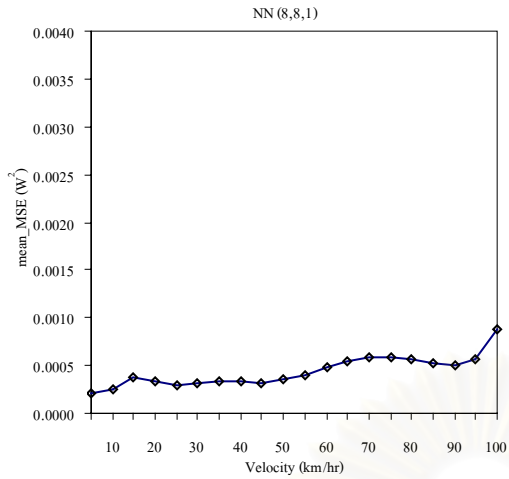
ฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างต่างๆ ที่ประกอบด้วยโนดซ่อนเร้นจำนวน 8 โนดและมีจำนวนโนดขาเข้าค่าต่างๆ ด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วฯ ละ 1200 จุดตัวอย่าง แล้วทดสอบดูว่านิรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างใดให้ผลการทำนายผิดพลาดน้อยที่สุด จากนั้นทดลองฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างต่างๆ ที่มีจำนวนโนดขาเข้าเท่ากับจำนวนโนดที่ได้ข้างต้น กับจำนวนโนดซ่อนเร้นค่าต่างๆ ด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วฯ ละ 1200 จุดตัวอย่าง แล้วทดสอบดูว่านิรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างใดให้ผลการทำนายผิดพลาดน้อยที่สุด แสดงว่านิรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างนั้นเป็นโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วฯ ละ 1200 จุดตัวอย่าง

##### 4.4.2.1 จำนวนโนดขาเข้าที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วฯ ละ 1200 จุดตัวอย่าง

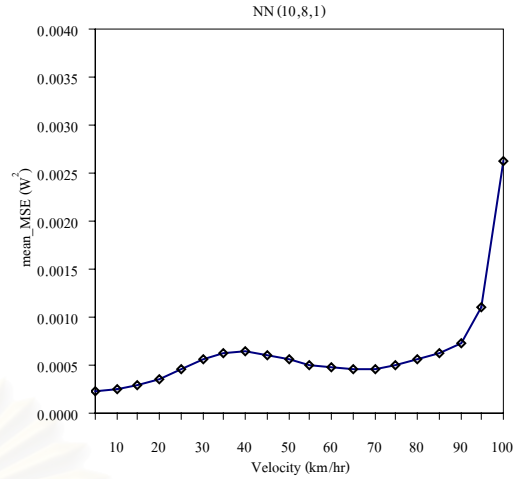
ฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (8,8,1), (10,8,1), (12,8,1), (14,8,1), (16,8,1), (18,8,1), (20,8,1) และ (22,8,1) โดยใช้ชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วฯ ละ 1200 จุดตัวอย่าง จำนวน 10 ชุดๆ ละ 13,200 จุดตัวอย่าง ด้วยวิธี Levenberg Marquardt Algorithm จนได้ค่า SSE เท่ากับ  $10^{-4}$  หรือฝึกจนครบ 500 epoches แล้วแต่ว่าจะถึงจุดไหนก่อน แล้วทดสอบนิรอลเน็ตเวิร์กด้วยชุดทดสอบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 5, 10, 15, ..., 100 กม./ชม. ความเร็วละ 25 ชุดๆ ละ 3200 จุดตัวอย่าง

คำนวณหาค่าผิดพลาดของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ของสัญญาณแต่ละชุดตามสมการที่ (4.3), หาค่าเฉลี่ยของ MSE (mean\_MSE) ของชุดทดสอบทั้ง 25 ชุดตามสมการที่ (4.4) แล้วนำไปพล็อตกราฟระหว่างค่า mean\_MSE กับความเร็วแต่ละค่าที่ทดสอบแสดงได้ดังรูปที่ 4.23

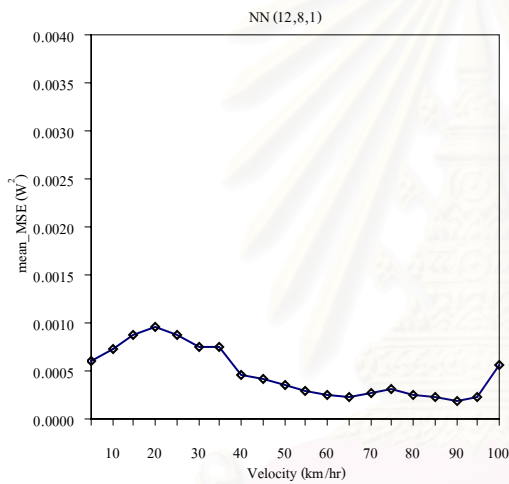




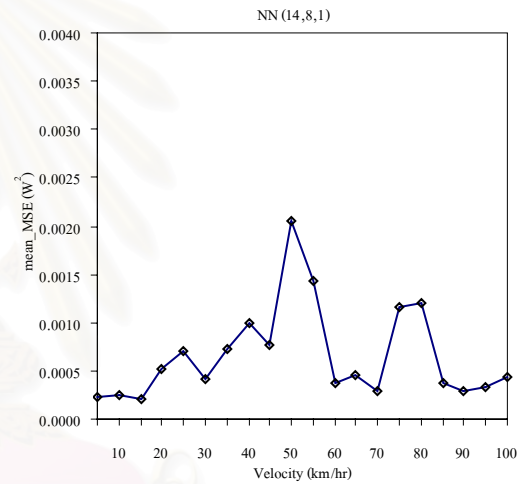
(a)



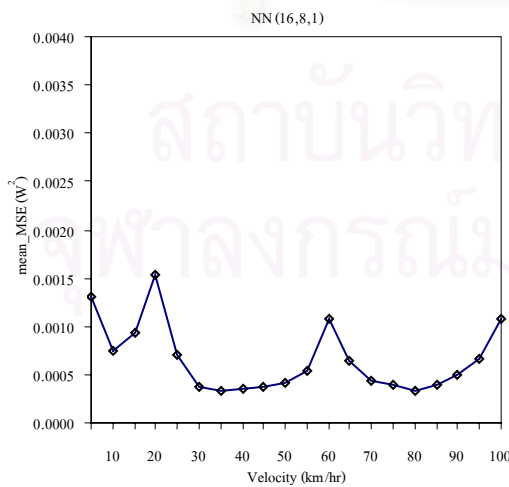
(b)



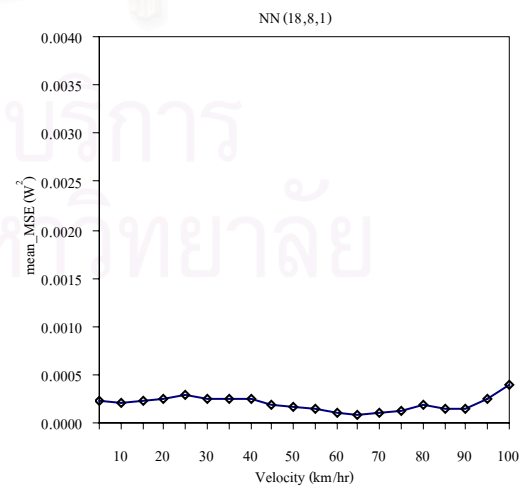
(c)



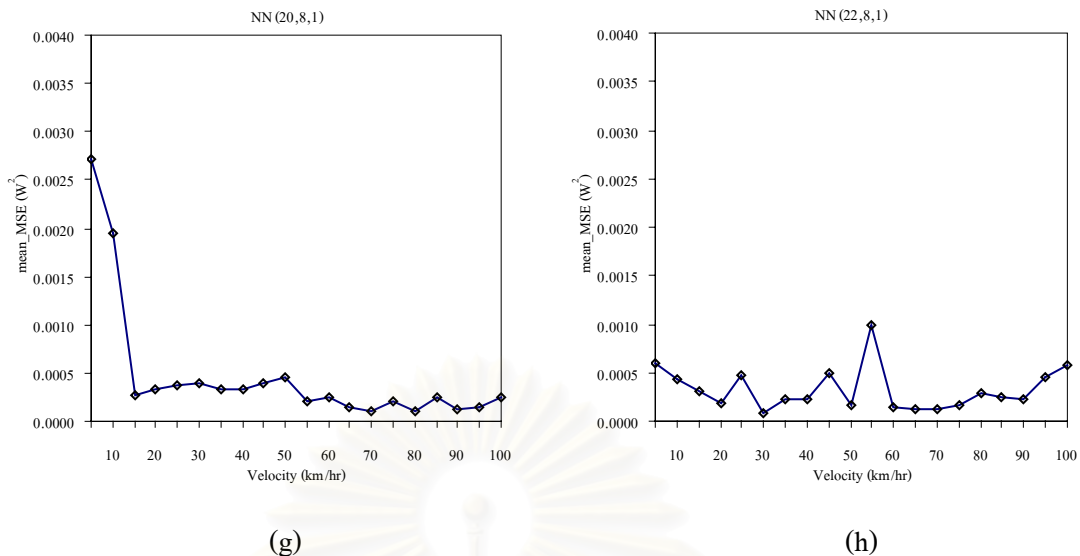
(d)



(e)



(f)

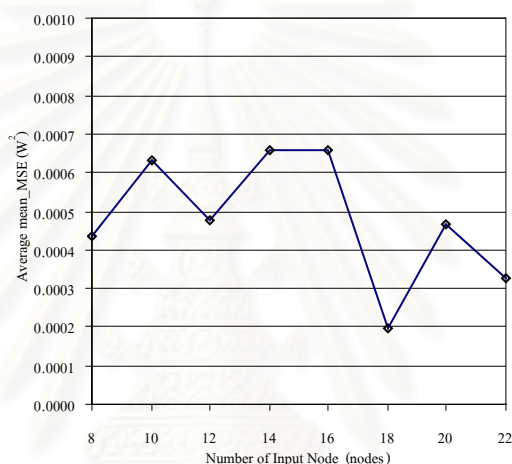


รูปที่ 4.23 ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบที่ความเร็วแต่ละค่าทั้ง 25 ชุด สำหรับนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (8,8,1), (10,8,1), (12,8,1), (14,8,1), (16,8,1), (18,8,1), (20,8,1), (22,8,1) และใช้ชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง

จากรูปที่ 4.23 นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (8,8,1) และ (10,8,1) สามารถเรียนรู้ชุดฝึกที่ความเร็วต่ำได้ดีเพราะนิวรอลเน็ตเวิร์กให้ผลการทำนายผิดพลาดน้อยในช่วงความเร็วต่ำ และให้ผลการทำนายผิดพลาดมากในช่วงความเร็วสูง ส่วนนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) เรียนรู้ชุดฝึกที่ความเร็วสูงได้ดีกว่าที่ความเร็วต่ำ เพราะนิวรอลเน็ตเวิร์กให้ผลการทำนายในช่วงความเร็วสูงผิดพลาดน้อยกว่าในช่วงความเร็วต่ำ สำหรับนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (14,8,1), (16,8,1) และ (22,8,1) ให้ผลการทำนายผิดพลาดน้อยในบางช่วงความเร็วและผิดพลาดมากในบางช่วงความเร็ว ส่วนนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (20,8,1) ให้ผลการทำนายผิดพลาดมากในช่วงความเร็วต่ำและให้ผลการทำนายผิดพลาดน้อยในช่วงความเร็วสูง ส่วนนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,8,1) ให้ผลการทำนายผิดพลาดน้อยทุกช่วงความเร็ว และมีค่าความผิดพลาดของการทำนายใกล้เคียงกันทุกค่าความเร็วที่ทดสอบ จากนั้นนำค่า mean\_MSE ของนิวรอลเน็ตเวิร์กแต่ละโครงสร้างมาหาค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายสัญญาณกำลังยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบ (Average mean\_MSE) เพื่อหาจำนวนโนดขาเข้าที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกชุดนี้ ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.8 และพล็อตกราฟระหว่างค่า Average mean\_MSE กับจำนวนโนดขาเข้าได้ดังรูปที่ 4.24

ตารางที่ 4.8 ค่า Average mean\_MSE กับจำนวนโนดขาเข้าของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดซ่อนเร้น 8 โนดและโนดขาออก 1 โนด และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง

จำนวน โนดในชั้นโนดขาเข้า (โนด)	8	10	12	14	16	18	20	22
Average mean MSE ( $W^2$ ) x $10^{-4}$	4.4	6.3	4.8	6.6	6.6	2.0	4.7	3.3



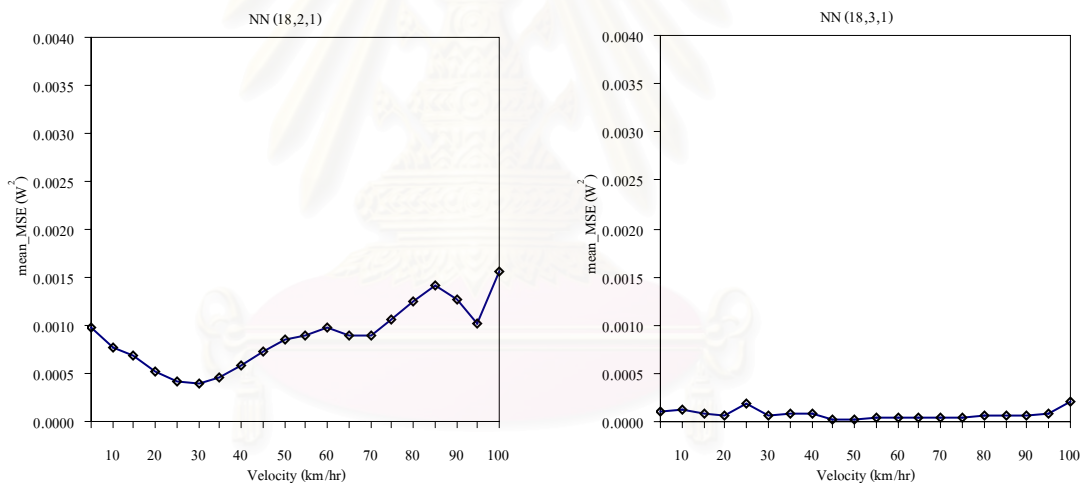
รูปที่ 4.24 ค่า Average mean\_MSE กับจำนวนโนดขาเข้าของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดซ่อนเร้น 8 โนดและโนดขาออก 1 โนด และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง

จะเห็นว่าโนดขาเข้าจำนวน 18 โนด ให้ค่าเฉลี่ยของค่าความผิดพลาดของการทำนายสัญญาณกำลังยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบเท่ากับ  $0.0002 W^2$  ซึ่งมีค่าต่ำที่สุด ดังนั้นโนดขาเข้าจำนวน 8 โนด จึงเป็นจำนวนที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง

#### 4.4.2.2 จำนวน โหนดซ่อนเร้นที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วฯ ละ 1200 จุดตัวอย่าง

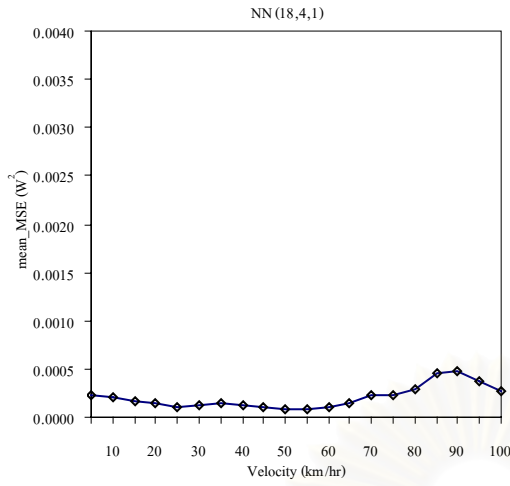
ฝึกนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,2,1), (18,3,1), (18,4,1), (18,5,1), (18,6,1), (18,7,1), (18,8,1), (18,9,1) และ (18,10,1) โดยใช้ชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วฯ ละ 1200 จุดตัวอย่าง จำนวน 10 ชุดๆ ละ 13,200 จุดตัวอย่าง ด้วยวิธี Levenberg Marquardt Algorithm จนได้ค่า SSE เท่ากับ  $10^{-4}$  หรือ ฝึกจนครบ 500 epoches แล้วแต่ว่าจะถึงจุดไหนก่อนแล้วทดสอบนิเวรอลเน็ตเวิร์กด้วยชุดทดสอบแบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 5, 10, 15, ..., 100 กม./ชม. ความเร็วละ 25 ชุดๆ ละ 3200 จุดตัวอย่าง

คำนวณค่าผิดพลาดของสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ของสัญญาณแต่ละชุดตามสมการที่ (4.3), หาค่าเฉลี่ยของ MSE (mean\_MSE) ของชุดทดสอบทั้ง 25 ชุดตามสมการที่ (4.4) แล้วนำไปพล็อตกราฟระหว่างค่า mean\_MSE กับความเร็วที่ทดสอบแต่ละค่าแสดงได้ดังรูปที่ 4.25

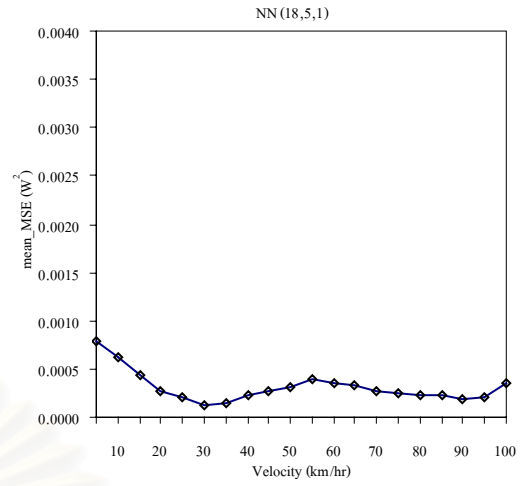


(a)

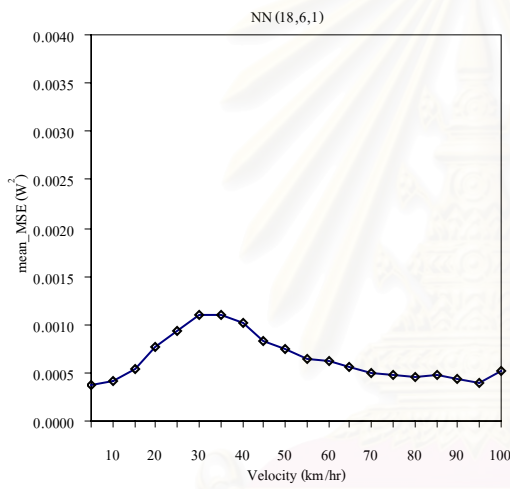
(b)



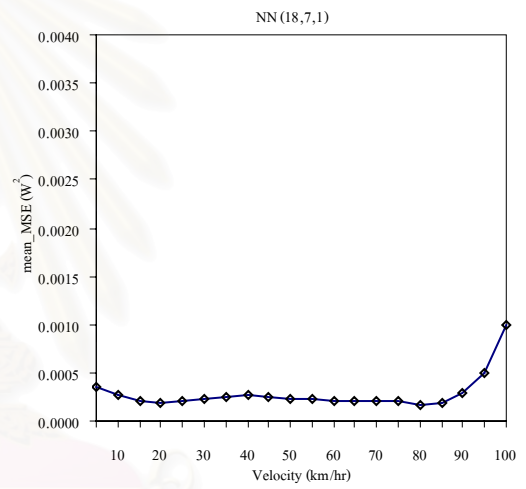
(c)



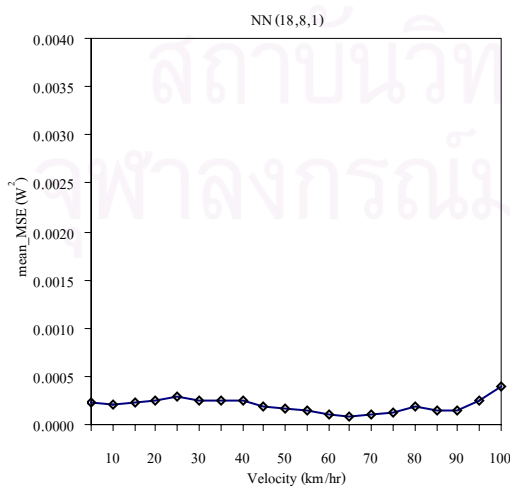
(d)



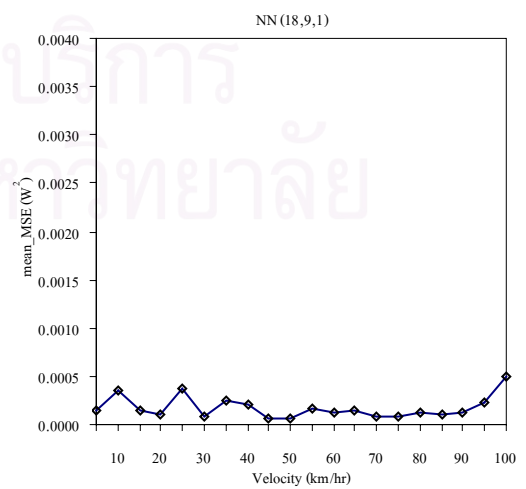
(e)



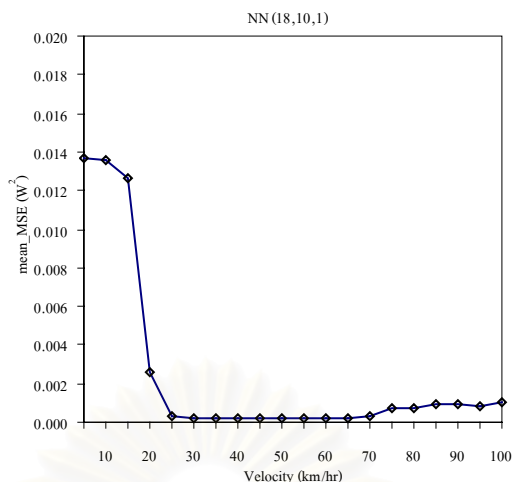
(f)



(g)



(h)



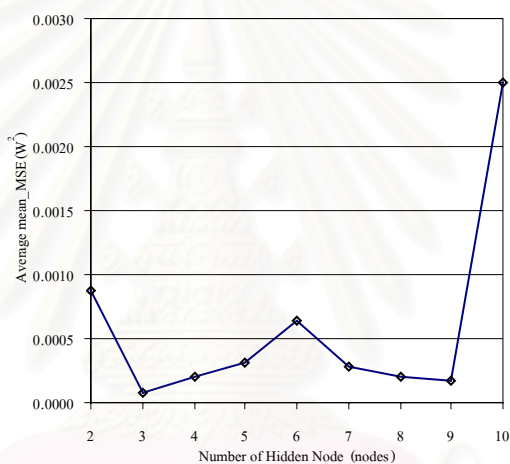
(i)

รูปที่ 4.25 ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดสัญญาณกำลังที่ทำนายได้กับสัญญาณกำลังที่เกิดขึ้นจริงยกกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบที่ความเร็วแต่ละค่าทั้ง 25 ชุด สำหรับนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,2,1), (18,3,1), (18,4,1), (18,5,1), (18,6,1), (18,7,1), (18,8,1), (18,9,1) และ (18,10,1) และใช้ชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง

จากรูปที่ 4.25 นิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,2,1) ให้ผลการทำนายผิดพลาดมากกว่านิเวรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างอื่นๆ ในทุกช่วงความเร็วที่ทดสอบ เพราะนิเวรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างนี้มีจำนวนโนดซ่อนเร้นน้อยกว่านิเวรอลเน็ตเวิร์กโครงสร้างอื่น ทำให้มีความสามารถในการเรียนรู้ต่ำกว่าโครงสร้างอื่นๆ ด้วย สำหรับนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,4,1), (18,5,1), (18,7,1), (18,8,1) และ (18,9,1) ให้ผลการทำนายผิดพลาดน้อยในทุกช่วงความเร็วที่ทดสอบ ส่วนนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,10,1) ให้ผลการทำนายผิดพลาดมากในช่วงความเร็วต่ำ และให้ผลการทำนายผิดพลาดน้อยในช่วงความเร็วสูง จากนั้นนำค่า mean\_MSE ของนิเวรอลเน็ตเวิร์กแต่ละโครงสร้างมาหาค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบ (Average mean\_MSE) เพื่อหาจำนวนโนดซ่อนเร้นที่เหมาะสม สำหรับชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.9 และพล็อตกราฟระหว่างค่า Average mean\_MSE กับจำนวนโนดซ่อนเร้นได้ดังรูปที่ 4.26

ตารางที่ 4.9 ค่า Average mean\_MSE กับจำนวนโนดซ่อนเร้นของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้า 8 โนดและโนดขาออก 1 โนด และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง

จำนวนโนดในชั้น โนดซ่อนเร้น (โนด)	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Average mean_MSE ( $W^2$ ) $\times 10^{-4}$	8.81	0.76	2.03	3.11	6.46	2.82	1.98	1.72	25.04



รูปที่ 4.26 ค่า Average mean\_MSE กับจำนวนโนดซ่อนเร้นของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้า 18 โนดและโนดขาออก 1 โนด และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว

จากรูปที่ 4.26 จะเห็นว่าโนดซ่อนเร้นจำนวน 3 โนด ให้ค่าเฉลี่ยค่าผิดพลาดของการทำนาย ยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบเท่ากับ  $0.000076 W^2$  ซึ่งมีค่าต่ำที่สุด ดังนั้นโนดซ่อนเร้นจำนวน 3 โนด จึงเป็นจำนวนที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง

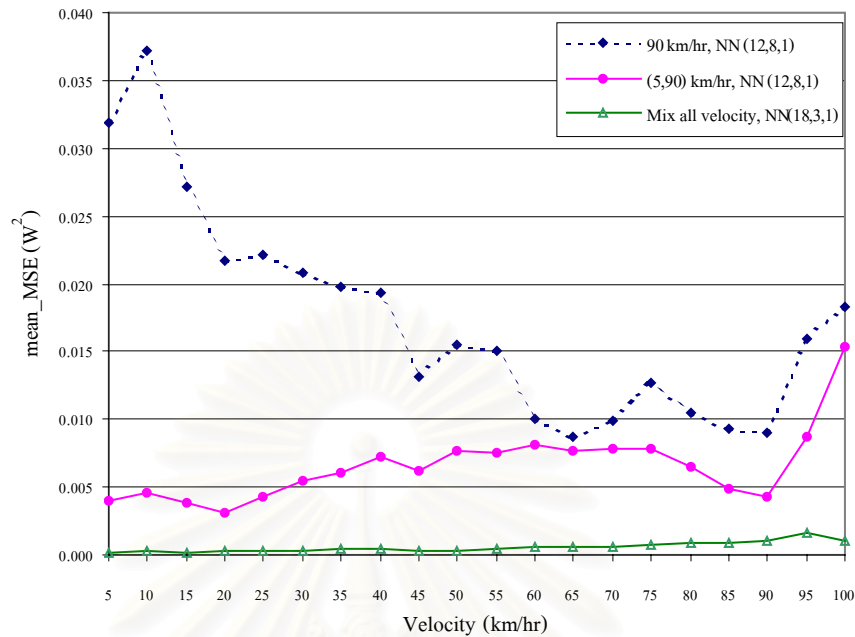
ดังนั้นนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโนดขาเข้า 18 โนด, โนดซ่อนเร้น 3 โนด และโนดขาออก 1 โนด จึงเป็นโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง

เปรียบเทียบผลการทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีของชุดฝึกทั้งสามชนิดดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.10 และพล็อตกราฟเปรียบเทียบผลการทำนายได้ดังรูปที่ 4.27



ตารางที่ 4.10 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายสัญญาณกำลังยกกำลังสองเฉลี่ยของนิเวศน์เน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียว 90 กม./ชม., นิเวศน์เน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. และนิเวศน์เน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,3,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง ที่ความเร็วทดสอบแต่ละค่า

ความเร็ว	ชุด	90 กม./ชม.	5, 90 กม./ชม.	ทุกความเร็ว
	5	0.0319	0.0039	0.0002
	10	0.0373	0.0046	0.0002
	15	0.0271	0.0039	0.0002
	20	0.0217	0.0032	0.0002
	25	0.0222	0.0043	0.0003
	30	0.0208	0.0055	0.0003
	35	0.0197	0.0061	0.0005
	40	0.0194	0.0072	0.0004
	45	0.0132	0.0062	0.0003
	50	0.0155	0.0077	0.0002
	55	0.0150	0.0076	0.0005
	60	0.0100	0.0080	0.0007
	65	0.0088	0.0077	0.0006
	70	0.0098	0.0079	0.0006
	75	0.0128	0.0078	0.0007
	80	0.0105	0.0066	0.0009
	85	0.0093	0.0048	0.0008
	90	0.0090	0.0043	0.0011
	95	0.0159	0.0087	0.0016
	100	0.0183	0.0153	0.0010



รูปที่ 4.27 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดในการทำนายสัญญาณกำลังยกกำลังสองเฉลี่ยของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียว 90 กม./ชม., นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. และนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,3,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง

จากรูปที่ 4.27 นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียว 90 กม./ชม. ให้ผลการทำนายดีที่สุดในช่วงความเร็วช่วงความเร็วเดียวกับชุดฝึกคือ 90 กม./ชม. ส่วนนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. ให้ผลการทำนายดีที่สุดในช่วงความเร็ว 5-90 กม./ชม. และยังให้ผลการทำนายที่ดีกว่านิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียว 90 กม./ชม. ในทุกช่วงความเร็วตั้งแต่ 5-100 กม./ชม. แสดงว่าชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. สามารถฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กให้ทำนายสัญญาณกำลังได้แม่นยำกว่าชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ 90 กม./ชม. ส่วนนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,3,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง ให้ผลการทำนายที่ดีในทุกช่วงความเร็วตั้งแต่ 5-100 กม./ชม. และยังให้ผลการทำนายที่แม่นยำกว่านิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียว 90 กม./ชม. และนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. ในทุกช่วงความเร็วตั้งแต่ 5-100 กม./ชม. ดังนั้นเราจึงสรุปได้ว่านิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,3,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1200 จุดตัวอย่าง เป็นชุดฝึกและโครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสมที่สุดที่ใช้

ทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5-100 กม./ชม.

#### 4.5 ผลการประยุกต์ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กกับการควบคุมกำลังแบบวงปิด

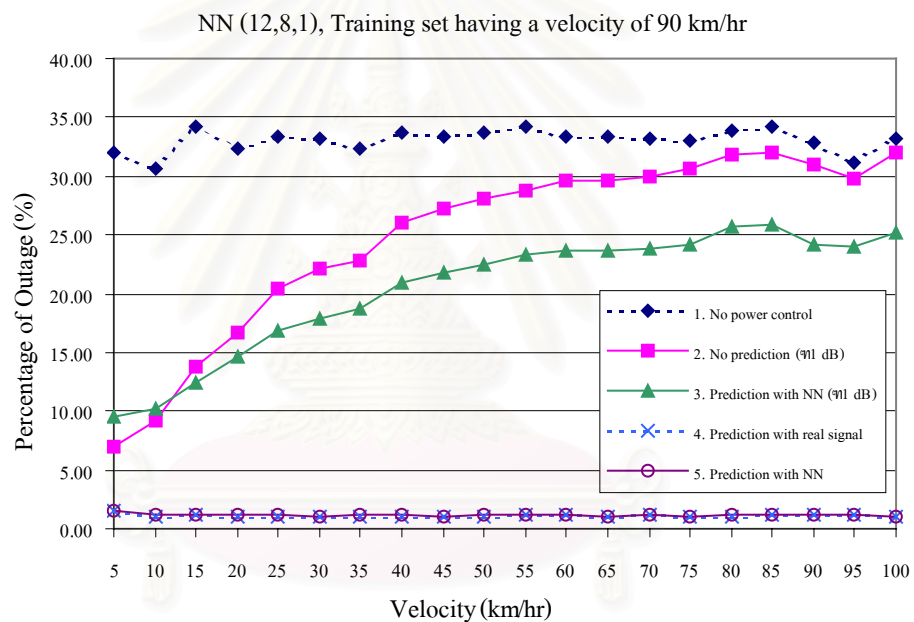
ประยุกต์ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ 90 กม./ชม., แบบผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม. และแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1,200 จุดตัวอย่าง กับการควบคุมกำลังแบบวงปิดชนิดต่างๆ ดังนี้

1. ไม่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิด
2. การควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB (Fixed Step Closed Loop Power Control)
3. การควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง (Fixed Step Power Control with Prediction by Neural Network)
4. การควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ และใช้สัญญาณกำลังจริงในอนาคต
5. การควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ และใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง

ผลการทดสอบการประยุกต์ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียว 90 กม./ชม. กับการควบคุมกำลังแบบวงปิดทั้ง 5 แบบ ดังแสดงในรูปที่ 4.28

จากรูปที่ 4.28 เปอร์เซนต์การเกิดสัญญาณขาดหายของระบบที่ไม่มีการควบคุมกำลังมีค่าใกล้เคียงกันทุกช่วงความเร็ว และมีค่าสูงกว่าของระบบควบคุมกำลังแบบวงปิดทุกประเภททุกช่วงความเร็ว และเมื่อประยุกต์ใช้การควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB กับระบบ CDMA แล้วสามารถลดค่าเปอร์เซนต์การเกิดสัญญาณขาดหายในระบบลงได้ประมาณ 64% ในช่วงความเร็ว 5-20 กม./ชม. และลดลงประมาณ 5.1% ในช่วงความเร็ว 80-100 กม./ชม. (ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.11) เพราะสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีในช่วงความเร็วสูงมีการเปลี่ยนแปลงแอมพลิจูดอย่างรวดเร็ว ทำให้การควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB ไม่สามารถปรับกำลังของสถานีเคลื่อนที่ได้ทันการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้น ส่วนระบบควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลังสามารถปรับปรุงเปอร์เซนต์การเกิดสัญญาณขาดหายของระบบให้ลดลงต่ำกว่า ค่าของระบบควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB โดยไม่ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก ในทุกช่วงความเร็วทดสอบ ยกเว้นที่ความเร็ว 5 และ 10 กม./ชม. เพราะที่ความเร็วทั้งสองนิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลังผิดพลาดมากกว่า

ช่วงความเร็วอื่นๆ (ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.12) สำหรับระบบควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลังในอนาคต จะมีค่าเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายในระบบใกล้เคียงกันทุกช่วงความเร็ว และมีค่าใกล้เคียงกับของระบบควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ และใช้ค่าสัญญาณกำลังจริงในอนาคตเป็นค่าที่ทำนายได้ (ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.13) แสดงว่าผลการทำนายของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ 90 กม./ชม. สามารถทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีได้ใกล้เคียงกับสัญญาณกำลังจริง และสามารถปรับปรุงการเกิดสัญญาณขาดหายของระบบในช่วงความเร็วสูงให้ลดลงได้ ถ้าหากนำไปใช้กับการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ



รูปที่ 4.28 เปอร์เซนต์การเกิดสัญญาณขาดหายของระบบที่ไม่มีการควบคุมกำลัง, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึก 90 กม./ชม. ทำนายสัญญาณกำลัง, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการและใช้สัญญาณกำลังจริงในอนาคตเป็นค่าที่ทำนายได้ และระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการแบบใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึก 90 กม./ชม. ทำนายสัญญาณกำลัง

ตารางที่ 4.11 เปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายในระบบที่ไม่มีการควบคุมกำลังและระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดชั้นคงที่  $\pm 1$  dB

ความเร็ว (กม./ชม.)	Percentage of Outage ของ ระบบที่ไม่มีการควบคุมกำลัง (%)	Percentage of Outage ของการ ควบคุมกำลังด้วยขนาดชั้นคงที่ $\pm 1$ dB (%)	เปอร์เซ็นต์การลด ลงของค่า Outage (%)
5	31.98	6.94	78.29
10	30.72	9.22	69.99
15	34.23	13.75	59.84
20	32.39	16.64	48.63
25	33.43	20.37	39.06
30	33.17	22.08	33.44
35	32.33	22.83	29.38
40	33.63	26.09	22.41
45	33.40	27.18	18.62
50	33.64	28.17	16.27
55	34.18	28.81	15.72
60	33.34	29.65	11.08
65	33.29	29.69	10.81
70	33.26	29.97	9.88
75	33.06	30.62	7.37
80	33.86	31.90	5.80
85	34.15	32.05	6.16
90	32.82	30.99	5.55
95	31.18	29.85	4.24
100	33.19	31.94	3.75

ตารางที่ 4.12 เปรียบเทียบการลดลงของเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายในระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB และระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB และใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ 90 กม./ชม. ทำนายสัญญาณกำลัง

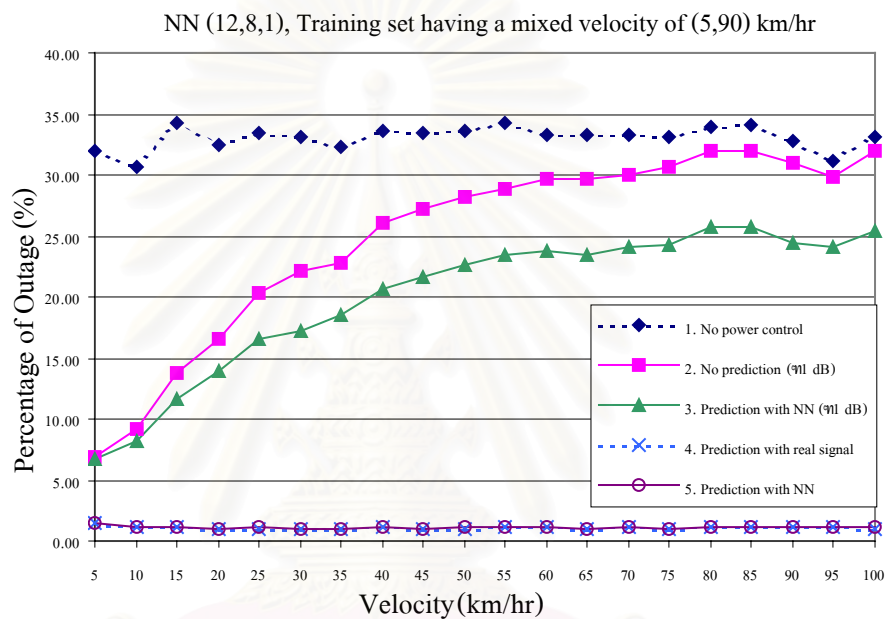
ความเร็ว (กม./ชม.)	Percentage of Outage ของ การควบคุมกำลังด้วยขนาด ขั้นคงที่ $\pm 1$ dB (%)	Percentage of Outage ของการ ควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงที่ $\pm 1$ dB และใช้ NN (%)	เปอร์เซ็นต์การลด ลงของค่า Outage (%)
5	6.94	9.45	-36.08
10	9.22	10.20	-10.68
15	13.75	12.44	9.55
20	16.64	14.57	12.40
25	20.37	16.91	17.00
30	22.08	17.88	19.01
35	22.83	18.71	18.04
40	26.09	20.91	19.86
45	27.18	21.74	19.99
50	28.17	22.40	20.47
55	28.81	23.32	19.04
60	29.65	23.66	20.20
65	29.69	23.58	20.56
70	29.97	23.91	20.24
75	30.62	24.23	20.85
80	31.90	25.65	19.61
85	32.05	25.79	19.52
90	30.99	24.20	21.93
95	29.85	24.04	19.47
100	31.94	25.18	21.16

ตารางที่ 4.13 เปรียบเทียบการลดลงของเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายในระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการและใช้สัญญาณจริงในอนาคต กับระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการและใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ 90 กม./ชม. ทำนายสัญญาณกำลัง

ความเร็ว (กม./ชม.)	Percentage of Outage ของการควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นตามต้องการและใช้สัญญาณจริงในอนาคต (%)	Percentage of Outage ของการควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นตามต้องการ และใช้ NN (%)	เปอร์เซ็นต์การลดลงของค่า Outage (%)
5	1.46	1.55	-6.07
10	1.08	1.26	-16.35
15	1.12	1.19	-6.05
20	1.02	1.12	-9.69
25	1.05	1.15	-8.91
30	0.94	1.08	-15.00
35	1.00	1.13	-12.50
40	1.07	1.20	-12.20
45	0.98	1.05	-6.91
50	1.06	1.13	-6.37
55	1.14	1.21	-6.39
60	1.19	1.20	-1.32
65	1.00	1.04	-3.65
70	1.21	1.23	-1.72
75	1.02	1.04	-2.56
80	1.10	1.11	-1.42
85	1.11	1.13	-1.41
90	1.15	1.17	-1.82
95	1.11	1.16	-3.74
100	1.04	1.10	-6.53



ทดสอบการประยุกต์ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม. กับการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB (Fixed Step Closed Loop Power Control) และการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นตามต้องการแล้วเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายของการควบคุมกำลังแบบวงปิดที่ประยุกต์ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กกับการควบคุมกำลังแบบวงปิดที่ไม่ได้ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก ดังแสดงในรูปที่ 4.29



รูปที่ 4.29 เปอร์เซนต์การเกิดสัญญาณขาดหายของระบบที่ไม่มีการควบคุมกำลัง, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึก (5,90) กม./ชม. ทำนายสัญญาณกำลัง, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการและใช้สัญญาณกำลังจริงในอนาคต และระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการแบบใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก (12,8,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึก (5,90) กม./ชม. ทำนายสัญญาณกำลัง

ตารางที่ 4.14 เปรียบเทียบการลดลงของเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายในระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB และระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB และใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม. ทำนายสัญญาณกำลัง

ความเร็ว (กม./ชม.)	Percentage of Outage ของการควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงที่ $\pm 1$ dB (%)	Percentage of Outage ของการควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงที่ $\pm 1$ dB และใช้ NN (%)	เปอร์เซ็นต์การลดลงของค่า Outage (%)
5	6.94	6.65	4.28
10	9.22	8.18	11.30
15	13.75	11.59	15.68
20	16.64	13.91	16.41
25	20.37	16.56	18.69
30	22.08	17.28	21.73
35	22.83	18.45	19.21
40	26.09	20.69	20.70
45	27.18	21.70	20.16
50	28.17	22.96	19.45
55	28.81	23.45	18.60
60	29.65	23.82	19.66
65	29.69	23.51	20.81
70	29.97	24.03	19.84
75	30.62	24.02	20.96
80	31.90	25.75	19.28
85	32.05	25.81	19.45
90	30.99	24.36	21.41
95	29.85	24.08	19.33
100	31.94	25.39	20.53

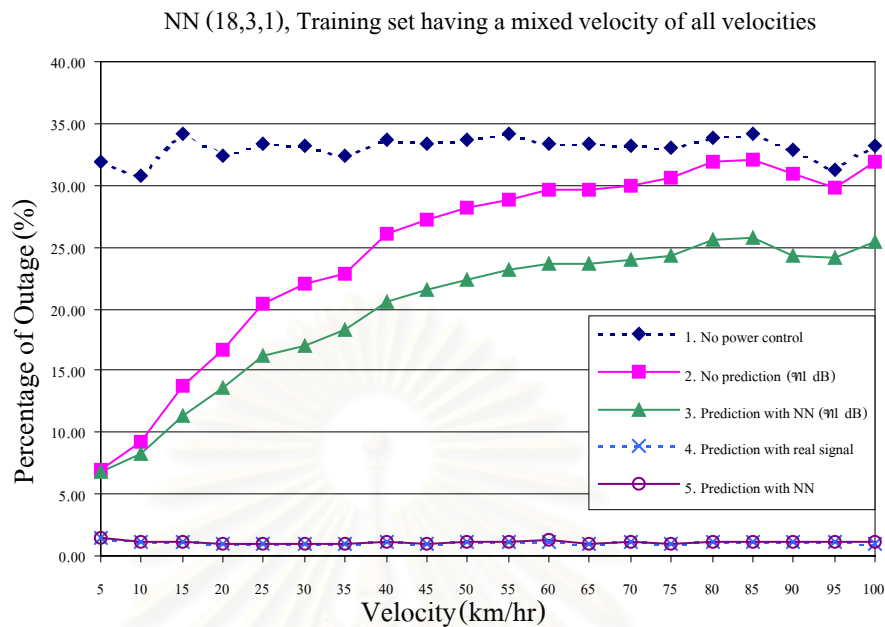
ตารางที่ 4.15 เปรียบเทียบการลดลงของเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายในระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการและใช้สัญญาณจริงในอนาคต กับระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการและใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม. ทำนายสัญญาณกำลัง

ความเร็ว (กม./ชม.)	Percentage of Outage ของการควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นตามต้องการและใช้สัญญาณจริงในอนาคต (%)	Percentage of Outage ของการควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นตามต้องการ และใช้ NN (%)	เปอร์เซ็นต์การลดลงของค่า Outage (%)
5	1.46	1.48	-1.43
10	1.08	1.09	-0.96
15	1.12	1.15	-2.33
20	1.02	1.06	-3.57
25	1.05	1.08	-2.97
30	0.94	0.97	-3.89
35	1.00	1.03	-2.60
40	1.07	1.09	-2.44
45	0.98	1.01	-3.19
50	1.06	1.12	-5.39
55	1.14	1.16	-1.83
60	1.19	1.18	0.88
65	1.00	1.01	-0.52
70	1.21	1.23	-1.29
75	1.02	1.01	1.03
80	1.10	1.09	0.47
85	1.11	1.11	-0.47
90	1.15	1.18	-2.73
95	1.11	1.15	-3.27
100	1.04	1.09	-5.53

จากรูปที่ 4.29 ระบบควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง มีเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายต่ำกว่าค่าของระบบควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB โดยไม่ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กตลอดทุกช่วงความเร็ว เพราะนิวรอลเน็ตเวิร์กชุดนี้ถูกฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./ชม. ซึ่งมีความสามารถทำนายสัญญาณได้อย่างแม่นยำกว่านิวรอลเน็ตเวิร์กที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียว 90 กม./ชม. ทำให้ลดค่าเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายของระบบลงได้ประมาณ 18.37% เมื่อเปรียบเทียบกับค่าของระบบควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB (ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.14) สำหรับระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณในอนาคต จะมีค่าเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายใกล้เคียงกันทุกช่วงความเร็ว และมีค่าใกล้เคียงกับค่าของระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ โดยใช้ค่าสัญญาณกำลังจริงในอนาคตเป็นค่าที่ทำนายได้ โดยมีค่ามากกว่าค่าของระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการและใช้สัญญาณจริงในอนาคตโดยเฉลี่ยประมาณ 2.10% (ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.15)

ทดสอบการประยุกต์ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,3,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกผสมทุกความเร็วแบบ 1,200 จุดตัวอย่าง กับการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB (Fixed step Closed Loop Power Control) และการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นตามต้องการ แล้วเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายของการควบคุมกำลังแบบวงปิด ที่ประยุกต์ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กกับการควบคุมกำลังแบบวงปิดที่ไม่ได้ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก ดังแสดงในรูปที่ 4.30

จากรูปที่ 4.30 ระบบควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง(Fixed step Power Control with Prediction by Neural Network) สามารถปรับปรุงค่าเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายของระบบให้ลดลงประมาณ 18.84% เมื่อเปรียบเทียบกับค่าของระบบควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB (Fixed step Power Control) ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.16 สำหรับระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการโดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณในอนาคต มีค่าเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายใกล้เคียงกับ ค่าของระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการและใช้ค่าสัญญาณกำลังจริงในอนาคตเป็นค่าที่ทำนายได้ โดยมีค่ามากกว่าค่าของระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการและใช้สัญญาณจริงในอนาคตโดยเฉลี่ยประมาณ 0.89% (ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 4.17) แสดงว่านิวรอลเน็ตเวิร์กสามารถทำนายสัญญาณกำลังได้ใกล้เคียงสัญญาณจริง



รูปที่ 4.30 เปรอ์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายของระบบที่ไม่มีการควบคุมกำลัง, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (18,3,1) ฝึกด้วยชุดฝึกผสมทุกความเร็วแบบ 1200 จุดตัวอย่าง ทำนายสัญญาณกำลัง, ระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ และใช้สัญญาณกำลังจริงในอนาคตเป็นค่าที่ทำนายได้ และระบบควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการโดยโครงข่ายประสาทเทียม (18,3,1) ฝึกด้วยชุดฝึกผสมทุกความเร็วแบบ 1200 จุดตัวอย่าง ทำนายสัญญาณกำลัง

ตารางที่ 4.16 เปรียบเทียบการลดลงของเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายในระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคองที่  $\pm 1$  dB และระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคองที่  $\pm 1$  dB และใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,3,1) ฝึกด้วยชุดฝึกผสมทุกความเร็วๆ ละ 1,200 จุดตัวอย่าง ทำนายสัญญาณกำลัง

ความเร็ว (กม./ชม.)	Percentage of Outage ของการควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคองที่ $\pm 1$ dB (%)	Percentage of Outage ของการควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นคองที่ $\pm 1$ dB และใช้ NN (%)	เปอร์เซ็นต์การลดลงของค่า Outage (%)
5	6.94	6.82	1.73
10	9.22	8.20	11.02
15	13.75	11.37	17.31
20	16.64	13.66	17.88
25	20.37	16.27	20.15
30	22.08	17.01	22.95
35	22.83	18.24	20.10
40	26.09	20.63	20.92
45	27.18	21.61	20.49
50	28.17	22.35	20.65
55	28.81	23.20	19.45
60	29.65	23.64	20.27
65	29.69	23.60	20.49
70	29.97	23.91	20.23
75	30.62	24.29	20.67
80	31.90	25.53	19.98
85	32.05	25.82	19.44
90	30.99	24.24	21.79
95	29.85	24.20	18.93
100	31.94	25.45	20.32

ตารางที่ 4.17 เปรียบเทียบการลดลงของเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายในระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการและใช้สัญญาณจริงในอนาคต กับระบบที่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการและใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,3,1) ฝึกด้วยชุดฝึกผสมทุกความเร็วฯ ละ 1,200 จุดตัวอย่างทำนายสัญญาณกำลัง

ความเร็ว (กม./ชม.)	Percentage of Outage ของการควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นตามต้องการและใช้สัญญาณจริงในอนาคต (%)	Percentage of Outage ของการควบคุมกำลังด้วยขนาดขั้นตามต้องการ และใช้ NN (%)	เปอร์เซ็นต์การลดลงของค่า Outage (%)
5	1.46	1.47	-0.71
10	1.08	1.09	-0.48
15	1.12	1.13	-0.93
20	1.02	1.02	0
25	1.05	1.05	0
30	0.94	0.94	-0.56
35	1.00	1.01	-0.52
40	1.07	1.07	-0.49
45	0.98	0.98	0
50	1.06	1.07	-0.49
55	1.14	1.15	-0.46
60	1.19	1.22	-2.63
65	1.00	1.01	-0.52
70	1.21	1.21	0
75	1.02	1.02	-0.51
80	1.10	1.11	-0.95
85	1.11	1.12	-0.94
90	1.15	1.17	-1.82
95	1.11	1.14	-1.87
100	1.04	1.08	-4.02



## สรุปผลการทดสอบและข้อเสนอแนะ

## 5.1 สรุปผลการการทดสอบ

นิรอลเนตเวิร์กสามารถทำนายสัญญาณเฟดดิ้งในช่วงความเร็วเดียวกับชุดฝึกได้ดีที่สุดและยังสามารถทำนายสัญญาณเฟดดิ้งในช่วงความเร็วที่น้อยกว่าชุดฝึกได้ดีอีกด้วย โดยนิรอลเนตเวิร์ก (12,8,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกความเร็วที่ 90 กม./ชม. สามารถทำนายสัญญาณในช่วงความเร็ว 90 กม./ชม. และช่วงความเร็วข้างเคียงคือ 100 กม./ชม. ได้ดี แต่มีความผิดพลาดในการทำนายมากที่สุดในช่วงความเร็ว 5 กม./ชม. เนื่องจากชุดฝึกสัญญาณเฟดดิ้งที่ความเร็ว 90 กม./ชม. มีลักษณะของข้อมูลของชุดสัญญาณเฟดดิ้งที่ความเร็ว 5 กม./ชม. อยู่่น้อย ดังนั้นเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการทำนายสัญญาณในช่วงความเร็วต่ำ จึงสร้างชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว โดยใช้ชุดฝึกที่ความเร็วสูงผสมกับชุดฝึกที่ความเร็วต่ำ โดยเลือกให้ชุดฝึกที่ความเร็ว 5 กม./ชม. เป็นตัวแทนของชุดฝึกที่ความเร็วต่ำ และชุดฝึกที่ความเร็ว 90 กม./ชม. ซึ่งเป็นตัวแทนของชุดฝึกที่ความเร็วสูง และใช้ฝึกนิรอลเนตเวิร์ก (12,8,1) ได้ผลการทำนายที่แม่นยำขึ้นกว่าการฝึกนิรอลเนตเวิร์กด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 90 กม./ชม. จากนั้นทดลองสร้างชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วแบบความเร็วละ 1200 จุดตัวอย่าง พบว่าสามารถฝึกให้นิรอลเนตเวิร์กทำนายกำลังของสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเมื่อสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5-100 กม./ชม. ได้แม่นยำทุกช่วงความเร็ว

จากผลการทดสอบการประยุกต์ใช้นิรอลเนตเวิร์ก (12,8,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม. กับการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB สามารถปรับปรุงเปอร์เซ็นต์การขาดหายของสัญญาณในระบบให้มีค่าต่ำกว่า ค่าของการควบคุมกำลังแบบวงปิดของระบบที่ไม่ใช้นิรอลเนตเวิร์ก แต่เปอร์เซ็นต์การขาดหายของสัญญาณยังมีค่าค่อนข้างสูงในช่วงความเร็วสูง เพราะขนาดขั้นของการควบคุมมีค่าคงที่ ทำให้สถานีเคลื่อนที่ไม่สามารถปรับกำลังในแต่ละรอบของการควบคุมได้ทันเฟดดิ้งที่เกิดขึ้น ดังนั้นจึงทดลองใช้นิรอลเนตเวิร์กนี้ร่วมกับการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ (ยังเป็นไปไม่ได้ในทางปฏิบัติ เพราะในทางปฏิบัติไม่สามารถปรับกำลังของสถานีเคลื่อนที่ได้ตามขนาดที่ต้องการ แต่สามารถปรับกำลังของสถานีเคลื่อนที่ได้ตามขนาดขั้นที่กำหนดเท่านั้น) ซึ่งได้ผลการทดสอบดีขึ้นมาก คือเปอร์เซ็นต์การขาดหายของสัญญาณในช่วงความเร็วสูง มีค่าลดลงจนใกล้เคียงกับเปอร์เซ็นต์การขาดหายของสัญญาณในช่วงความเร็วต่ำ และมีค่าใกล้เคียงกับค่าของการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ โดยใช้สัญญาณกำลังจริงในอนาคตมาเป็นค่าที่ทำนายได้ (เป็นแบบอุดมคติ) แสดงว่าการทำนายสัญญาณกำลังของนิรอลเนตเวิร์กมีค่าแม่นยำใกล้เคียงกับ

ความเป็นจริง และนิรอลเนตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม. น่าจะเป็นโครงสร้างและชุดฝึกที่เหมาะสม ที่จะนำไปประยุกต์ใช้งานร่วมกับการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB มากกว่านิรอลเนตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,3,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว เพราะนิรอลเนตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม. ช่วยให้ระบบ CDMA มีเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายใกล้เคียงกับของนิรอลเนตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,3,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว ทุกช่วงความเร็วที่ทดสอบ และชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วก็มีความซับซ้อนของข้อมูลน้อยกว่าชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว ทำให้ชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วใช้เวลาในการฝึกน้อยกว่าชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว

การนำนิรอลเนตเวิร์กไปประยุกต์ใช้งานจริง เราสามารถนำนิรอลเนตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม. ติดตั้งที่สถานีฐาน แล้วให้นิรอลเนตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง ในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีของสถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องที่ติดต่อกับสถานีฐาน แล้วนำสัญญาณกำลังที่ทำนายได้ไปคำนวณหากำลังของสถานีเคลื่อนที่ที่ต้องการปรับ เพื่อปรับกำลังของสถานีเคลื่อนที่ให้ทันเฟดดิ้งที่เกิดขึ้น ซึ่งจะทำให้สถานีเคลื่อนที่แต่ละเครื่องมีเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายลดลง

## 5.2 ข้อเสนอแนะ

1. การนำสัญญาณที่ได้จากการทำนายของนิรอลเนตเวิร์กไปใช้งาน ควรตัดสัญญาณที่ทำนายได้ในช่วงแรกจำนวนจุดตัวอย่างเท่ากับจำนวนตัวประวิงเวลาในนิรอลเนตเวิร์ก
2. ถ้าหากต้องการฝึกนิรอลเนตเวิร์กด้วยชุดฝึกที่มีความเร็วสูงกว่า 100 กม./ชม. ควรเพิ่มอัตราการสุ่มตัวอย่างสัญญาณให้สูงกว่า 1,600 ครั้งต่อวินาที เพื่อเก็บข้อมูลของสัญญาณให้มากขึ้น เพราะสัญญาณเฟดดิ้งที่ความเร็วสูง จะมีอัตราการเปลี่ยนแปลงแอมพลิจูดเร็วกว่าสัญญาณเฟดดิ้งที่ความเร็วต่ำ
3. งานวิจัยต่อไปในอนาคต หาวิธีปรับสัญญาณกำลังของสถานีเคลื่อนที่ร่วมกับการใช้นิรอลเนตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี ที่สามารถลดเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายในระบบให้ต่ำกว่าวิธีปรับสัญญาณกำลังของสถานีเคลื่อนที่ด้วยขนาดขั้นคงที่  $\pm 1$  dB โดยใช้นิรอลเนตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง

## รายการอ้างอิง

1. W. C. Y. Lee. Overview of Cellular CDMA. IEEE Trans. Veh. Tech. Vol. 40, No. 2 (May 1991) : 291-302.
2. S. Ariyavisitakul and L. F. Chang. Signal and Interference Statistics of a CDMA System with Feedback Power Control. IEEE Trans. Comm. Vol. COM-41, No. 11 (Nov. 1993) : 1626-1634.
3. P. R. Chang and B. C. Wang. Adaptive Fuzzy Power Control for CDMA Mobile Radio Systems. IEEE Trans. Veh. Tech. Vol. 45, No. 2 (May 1996) : 225-236.
4. J. M. A. Tanskanen, A. Huang, T. I. Laakso, and S. J. Ovaska. Prediction of Received Signal Power in CDMA Cellular Systems. IEEE 45th Veh. Tech. Conf. Vol. 2 (July 1995) : 922-926.
5. X. M. Gao, X. Z. Gao, J. M. A. Tanskanen, and S. J. Ovaska. Power Prediction in Mobile Communication Systems Using an Optimal Neural-Network Structure. IEEE Trans. on Neural Network Vol. 8, No. 6 (Nov. 1997) : 1446-1454.
6. X. M. Gao, J. M. A. Tanskanen, and S. J. Ovaska. Comparison of Linear and Neural Network-Based Power Prediction Schemes for Mobile DS/CDMA System. IEEE 46th Veh. Tech. Conf. Vol. 1 (Apr. 1996) : 61-65.
7. B. Varone, J. M. A. Tanskanen, and S. J. Ovaska. Response Analysis of Feed-Forward Neural Network Predictors. ICASSP-97, 1997 IEEE International Conf. Vol. 4 (1997) : 3309-3312.
8. M. T. Hagan, H. B. Demuth and M. Beale. Neural Network Design. : PWS Publishing Company, 1996.
9. W. C. Jakes. Microwave Mobile Communications. New York : Wiley, 1974.
10. J. H. Wen, L. C. Yeh and J. R. Chion. Short-Term Fading Prediction Based Power Control Method for DS-CDMA Cellular Mobile Radio Networks. PIMRC'97, IEEE 8th International Symposium on Vol. 3 (1997) : 908-912.

### ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายพงศ์ภพ ฤดิชื่น เกิดวันที่ 21 กรกฎาคม พ.ศ. 2514 ที่กรุงเทพมหานคร สำเร็จการศึกษาปริญญาตรีวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้าสื่อสาร ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ในปีการศึกษา 2538 และเข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาระบบโทรคมนาคม ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ที่จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เมื่อ พ.ศ. 2541 ปัจจุบันทำงานในตำแหน่งผู้ช่วยนักวิจัยห้องปฏิบัติการคอมพิวเตอร์ ศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย