

การทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีโดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก Power Signal Prediction in Rayleigh Fading Channel using Neural Network

วาทิต เบญจพลกุล และพงศภัท ฤดีชื่น

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ถ. พญาไท ปทุมวัน กรุงเทพฯ 10330 โทร. 0 2218 6902 โทรสาร 0 2218 6912

E-mail: watit@ee.eng.chula.ac.th

ABSTRACT - 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.

KEYWORDS - Signal Power Prediction, Rayleigh Fading Channel, Neural Network, Power Control, CDMA System

บทคัดย่อ - บทความฉบับนี้เสนอการทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีโดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron ซึ่งสามารถทำนายสัญญาณอนุกรมทางเวลาได้ โดยฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กด้วยชุดฝึก 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) ให้ผลการทำนายที่ดีที่สุด โดยมีค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบ (Average of Mean Square Error per Number of Testing Velocity) เท่ากับ 0.00076 และเมื่อนำนิวรอลเน็ตเวิร์กชุดดังกล่าวไปประยุกต์ใช้กับการควบคุมกำลังสถานีเคลื่อนที่แบบวงปิด ด้วยขนาดขั้นคงที่ ± 1 dB (Fixed Step Power Control) ที่ระดับ SIR ที่ต้องการเท่ากับ -10 dB ในระบบ CDMA แล้วปรากฏว่านิวรอลเน็ตเวิร์กสามารถปรับปรุง เปอร์เซนต์ความน่าจะเป็นของการเกิดสัญญาณขาดหายในระบบให้ลดลง 18.28%
คำสำคัญ - การทำนายสัญญาณกำลัง, ช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี, นิวรอลเน็ตเวิร์ก, การควบคุมกำลัง, ระบบซีดีเอ็มเอ

1. บทนำ

ในระบบวิทยุเคลื่อนที่แบบเซลลูลาร์ สถานีเคลื่อนที่แต่ละสถานี จะอยู่ในตำแหน่งที่ต่างกันและเคลื่อนที่ด้วยความเร็วต่างๆ กัน ทำให้สัญญาณของสถานีเคลื่อนที่แต่ละสถานีที่สถานีฐานได้รับมีกำลังไม่เท่ากัน เพราะ

สภาวะของช่องสัญญาณของสถานีเคลื่อนที่แต่ละสถานีแตกต่างกัน อันเนื่องมาจากปรากฏการณ์ใกล้-ไกล (Near-Far Effect) ทำให้สัญญาณเกิดการสูญเสียไปตามระยะทางที่เดินทาง, การบัง (Shadowing) ทำให้สัญญาณเกิดการสูญเสียเนื่องมาจากการบังของสิ่ง, ภูเขา, ต้นไม้ เป็นต้น

และผลของเฟดดิ้งแบบเรย์ลี (Rayleigh Fading) ทำให้สัญญาณที่สถานีฐานได้รับลดลงอย่างรวดเร็วถึง 30-40 dB ต่อระยะทางครึ่งความยาวคลื่นของคลื่นพาห์ ในระบบ CDMA (Code Division Multiple Access) สถานีเคลื่อนที่ แต่ละสถานีจะส่งสัญญาณด้วยความถี่เดียวกันในเวลาเดียวกัน แต่ด้วยรหัสสัญญาณรบกวนเทียม (Pseudo Noise (PN) Code) ต่างกัน สัญญาณรบกวนเทียมของสถานีเคลื่อนที่แต่ละสถานีไม่คั้งฉาก (Orthogonal) กัน ทำให้สัญญาณของสถานีเคลื่อนที่แต่ละสถานีที่สถานีฐานได้รับเกิดการแทรกสอดซึ่งกันและกัน จึงมีความจำเป็นที่จะต้องควบคุมกำลังของสถานีเคลื่อนที่แต่ละสถานี เพื่อให้กำลังของสถานีเคลื่อนที่แต่ละสถานีที่สถานีฐานได้รับมีค่าเท่ากันและอยู่ในระดับที่ต้องการ การควบคุมกำลังของสถานีเคลื่อนที่ในข่ายเชื่อมโยงย้อนกลับ (Reverse Link Power Control) (เป็นการควบคุมกำลังของสถานีเคลื่อนที่ที่ส่งไปยังสถานีฐาน) มี 2 วิธีคือ [1]

1. การควบคุมกำลังแบบวงเปิด (Open Loop Power Control)

สถานีเคลื่อนที่ที่จะปรับกำลังให้ผลรวมของกำลังส่ง และกำลังของสัญญาณที่รับได้จากสถานีฐานมีค่าคงที่ ซึ่งใช้แนวคิดที่ว่า การสูญเสียในวิถี (Path Loss) จากสถานีฐานถึงสถานีเคลื่อนที่มีค่าเท่ากับ การสูญเสียในวิถีจากสถานีเคลื่อนที่ถึงสถานีฐาน แต่ความจริงแล้วการสูญเสียในวิถีทั้งสองมีค่าไม่เท่ากัน ทำให้สัญญาณที่สถานีฐานได้รับจากผู้ใช้แต่ละคนยังคงมีระดับต่างกันและแทรกสอดกันอยู่

2. การควบคุมกำลังแบบวงปิด (Closed Loop Power Control)

สถานีฐานจะวัดระดับสัญญาณที่รับได้จากผู้ใช้แต่ละคนแล้วนำมาเปรียบเทียบกับระดับสัญญาณอ้างอิงว่ามากกว่าหรือน้อยกว่า แล้วจึงตัดสินใจว่าสถานีเคลื่อนที่ควรจะปรับกำลังเพิ่มขึ้นหรือลดลง โดยส่งคำสั่งปรับกำลังผ่านทางช่องสัญญาณข่ายเชื่อมโยงไปหน้า (Forward Link Channel) เมื่อสถานีเคลื่อนที่ที่ได้รับคำสั่งก็จะปรับกำลังให้สัญญาณที่สถานีฐานได้รับมีค่าเท่ากับระดับสัญญาณอ้างอิง

การควบคุมกำลังแบบวงปิดให้ผลการควบคุมที่แม่นยำและรวดเร็วกว่าการควบคุมกำลังแบบวงเปิด การควบคุมกำลังแบบวงปิดสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 กลุ่มคือ

1. การควบคุมกำลังแบบขั้นคงที่ (Fixed-step Power Control)

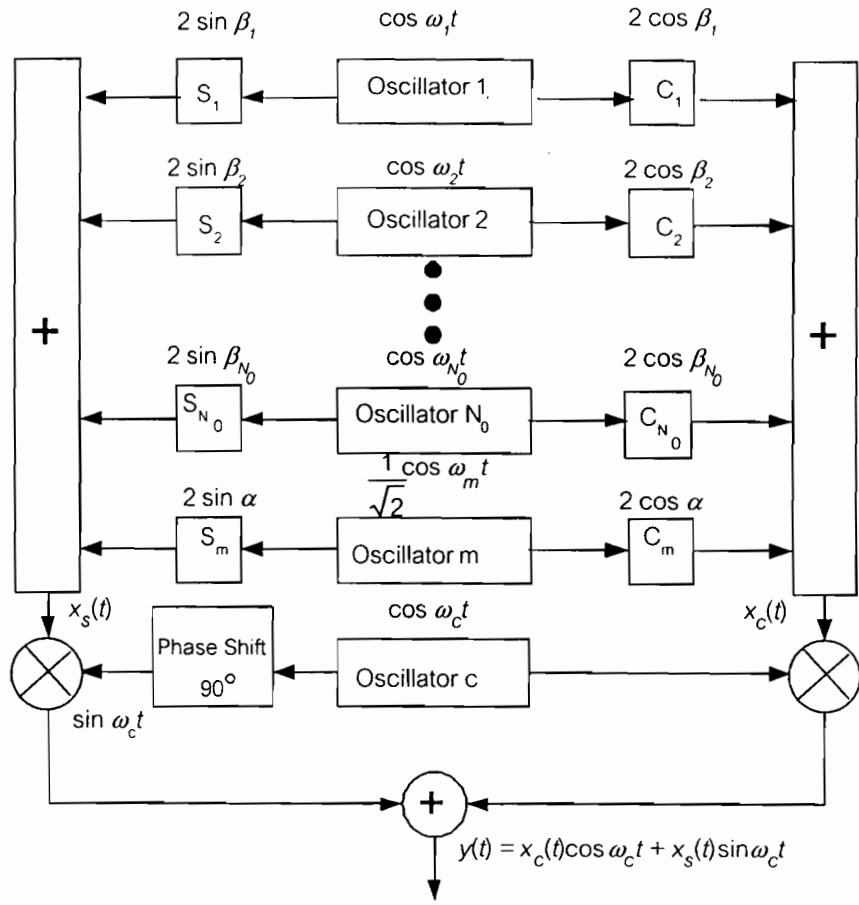
[2] เป็นแบบที่ใช้อยู่ในปัจจุบัน สถานีฐานส่งคำสั่งควบคุมกำลังครั้งละ 1 บิต เพื่อให้สถานีเคลื่อนที่เพิ่มหรือลดกำลังครั้งละ 1 dB วิธีนี้มีปัญหาคือสถานีเคลื่อนที่ที่ไม่สามารถปรับกำลังได้ทันในสภาพช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี

2. การควบคุมกำลังแบบหลายขั้น (Multi-step Power Control)

[3] สถานีฐานส่งคำสั่งควบคุมกำลังครั้งละหลายๆ บิต ทำให้สถานีเคลื่อนที่ที่สามารถปรับกำลังเพิ่มขึ้นหรือลดลงแต่ละครั้งด้วยขนาดต่างๆ

กัน ดังนั้นในสภาพช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีสถานีเคลื่อนที่จะสามารถปรับกำลังตามเฟดดิ้งที่เกิดขึ้นได้ดีขึ้น

จากผลของเฟดดิ้งแบบเรย์ลี ทำให้สัญญาณกำลังของสถานีเคลื่อนที่แต่ละสถานี มีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว สถานีฐานจึงไม่สามารถปรับกำลังของสถานีเคลื่อนที่แต่ละสถานีได้ทัน ทำให้สถานีเคลื่อนที่ที่เกิดสัญญาณขาดหาย (Outage) ในระบบ เพื่อแก้ไขปัญหานี้ P. R. Chang และ B. C. Wang [4] เสนอการควบคุมกำลังโดยใช้ฟัซซีแบบปรับตัวได้ (Adaptive Fuzzy Power Control) ซึ่งสามารถควบคุมกำลังของสถานีเคลื่อนที่ในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีได้ดี และสามารถแก้ปัญหาช่วงเวลาที่ขึ้นที่ยาวนาน (long rise time) และการพุ่งเกินมากเกินไป (large overshoot) ที่เกิดขึ้นในขณะที่ระบบปรับกำลังสัญญาณให้ทันเฟดดิ้งทำให้ระบบมีเสถียรภาพที่ดีขึ้น ต่อมา J. M. A. Tanskanen, A. Huang, T. I. Laakso และ S. J. Ovaska [5] ได้เสนอการทำนายสัญญาณกำลังที่รับได้ในระบบ CDMA โดยใช้ตัวทำนายเชิงเส้น (Linear Predictor) และสามารถนำไปประยุกต์ใช้ร่วมกับการควบคุมกำลังแบบวงปิดได้ ต่อมา X. M. Gao, J. M. A. Tanskanen และ S. J. Ovaska [6] เสนอการทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี ที่ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนเนื่องจากความร้อน (Thermal Noise) โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Adaptive Linear Element ต่อเรียงกับนิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron ซึ่งมีความซับซ้อนในการคำนวณไม่มากนัก และให้ผลการทำนายที่สามารถปรับปรุง SNR ของสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีได้เท่ากับ 12 และ 7 dB เมื่อสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5 และ 50 กม./ชม. ตามลำดับ บทความฉบับนี้เสนอการทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron ซึ่งมีความสามารถในการทำนายสัญญาณอนุกรมทางเวลา มาทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี เมื่อสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5-100 กม./ชม. โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก 2 โครงข่ายแยกกันทำนายส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสของสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี แล้วนำส่วนประกอบอินเฟสและควอเดรเจอร์เฟสที่ทำนายได้มาคำนวณสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีที่ต้องการ และนำไปประยุกต์ใช้กับการควบคุมกำลังแบบวงปิดในข่ายเชื่อมโยงย้อนกลับ โดยวัดเปอร์เซ็นต์ของการเกิดสัญญาณขาดหาย (Percentage of Outage) ของระบบควบคุมกำลังแบบวงปิดที่ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก ทำนายสัญญาณกำลัง (Closed Loop Power Control with Predictive Power Signal by Neural Network) เปรียบเทียบกับระบบควบคุมกำลังแบบวงปิด (Closed Loop Power Control) ทั่วไป



รูปที่ 1. บล็อกไดอะแกรมของแบบจำลองของ Jakes

2. แบบจำลองสัญญาณเฟดดิ้งแบบเบเรย์ลี

เราใช้แบบจำลองของ Jakes [7] สร้างสัญญาณเฟดดิ้งแบบเบเรย์ลี เพื่อใช้เป็นชุดฝึกและชุดทดสอบนิวรอลเน็ตเวิร์ก โดยแบบจำลองของ Jakes มีโครงสร้างดังรูปที่ 1 ประกอบด้วยออสซิลเลเตอร์ความถี่จำนวน N_0 ตัว แต่ละตัวมีแอมพลิจูดเท่ากับ 1 และสร้างการเลื่อนความถี่คอปเพลอร์ (ω_n) ตามความเร็วของสถานีเคลื่อนที่ และมีออสซิลเลเตอร์อีกตัวหนึ่งสร้างความถี่เท่ากับ ω_m มีแอมพลิจูดเท่ากับ $\frac{1}{\sqrt{2}}$ อนุสัญญาณขาออกจากออสซิลเลเตอร์ตัวที่ 1 ถึง N_0 ด้วยค่า $2 \cos \beta_n$ และ $2 \sin \beta_n$ โดยที่ β_n จะถูกเลือกอย่างเหมาะสม เพื่อให้เฟสของสัญญาณเฟดดิ้งที่ต้องการมีการแจกแจงแบบยูนิฟอร์มจาก 0 ถึง 2π ส่วนออสซิลเลเตอร์ความถี่ ω_m ถูกคูณด้วย $2 \cos \alpha$ และ $2 \sin \alpha$ จากนั้นนำสัญญาณทั้งหมดที่ถูกคูณด้วย $2 \cos \beta_n$ และ $2 \cos \alpha$ มารวมกันเป็นส่วนประกอบอินเฟส ($x_c(t)$) และนำสัญญาณทั้งหมดที่ถูกคูณด้วย $2 \sin \beta_n$ และ $2 \sin \alpha$ มารวมกันเป็นส่วนประกอบ คอแควเรเจอร์เฟส ($x_s(t)$) ตามลำดับดังสมการที่ (1) และ (2)

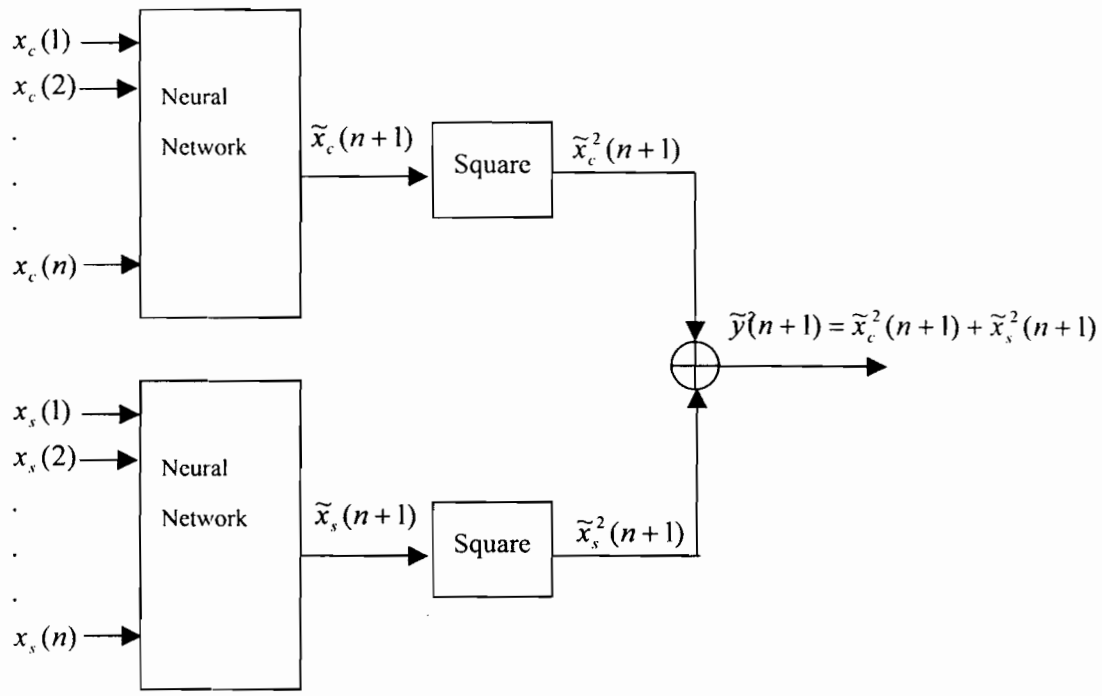
$$x_c(t) = 2 \sum_{n=1}^{N_0} \cos \beta_n \cos \omega_n t + \sqrt{2} \sin \alpha \cos \omega_m t \tag{1}$$

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

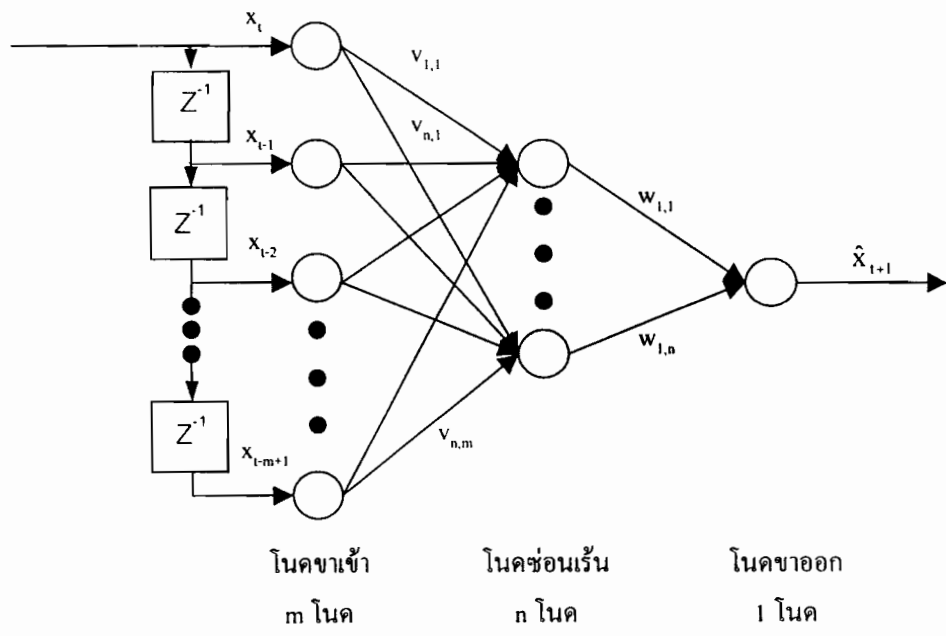
จากนั้นทำการมอดูเลต ส่วนประกอบอินเฟสและคอแควเรเจอร์เฟสด้วยคลื่นพาห้ความถี่ ω_c ได้เป็นสัญญาณเฟดดิ้ง ($y(t)$) ตามสมการที่ (3) ซึ่งมีเอนเวโลป $|y(t)|$ ตามสมการที่ (4) เป็นตัวแปรสุ่มที่มีการแจกแจงแบบเบเรย์ลี

$$y(t) = x_c(t) \cos \omega_c t + x_s(t) \sin \omega_c t \tag{3}$$

$$|y(t)| = \sqrt{x_c^2(t) + x_s^2(t)} \tag{4}$$



รูปที่ 2. การทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี



รูปที่ 3. นิวรอนเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron และตัวประวิงเวลาที่โนดขาเข้า

3. นิวรอลเน็ตเวิร์ก [8]

นิวรอลเน็ตเวิร์กเป็นแบบจำลองเซลล์ประสาทของมนุษย์ซึ่งประกอบด้วยตัวประมวลผลอย่างง่ายจำนวนมากที่เรียกว่า "นิวรอล" ต่อกันด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) ซึ่งสามารถถูกปรับให้มีค่าที่เหมาะสมตามวิธีการเรียนรู้ที่ฝึกให้กับนิวรอลเน็ตเวิร์ก ทำให้นิวรอลเน็ตเวิร์กสามารถจดจำสิ่งที่ฝึกไปแล้วได้ ในบทความฉบับนี้ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ 3-layer Perceptron จำนวน 2 โครงข่าย ทำนายส่วนประกอบอินเฟส (x_c) และ คอแควเจอร์เฟส (x_s) ในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีตามลำดับแล้วนำส่วนประกอบอินเฟส ($\tilde{x}_c(n+1)$) และคอแควเจอร์เฟส ($\tilde{x}_s(n+1)$) ที่ทำนายได้ ยกกำลังสองแล้วบวกกันได้เป็นกำลังของสัญญาณเฟดดิ้งที่ต้องการทำนาย ($\tilde{y}(n+1)$) ดังรูปที่ 2 โดยโครงสร้างของตัวทำนายสัญญาณกำลังประกอบด้วย นิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron และ ตัวประมวลเวลาที่โนคขาเข้าคังแสดงในรูปที่ 3 โครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์กแบบ Multilayer Perceptron ประกอบด้วยโนคขาเข้าจำนวนเท่ากับจำนวนข้อมูลของสัญญาณที่ผ่านมาและจำนวนข้อมูลปัจจุบัน, โนคขาออกจำนวน 1 โนค เพราะต้องการทำนายสัญญาณ ถ่วงน้ำหนักหนึ่งชั้น และมี Transfer Function เป็น Linear Function และมีโนคซ่อนเร้นจำนวนต่างๆ ตามความเหมาะสม และมี Transfer Function เป็น Hyperbolic Tangent Sigmoid Function

4. วิธีการทดสอบ

ฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กด้วยชุดฝึกชนิดต่างๆ โดยใช้ Levenberg Marquadt Algorithm [9] จนได้ค่า SSE เท่ากับ 10^{-4} หรือครบ 500 รอบของการปรับพารามิเตอร์ แล้วแต่ว่าจะถึงจุดไหนก่อน แล้วทดสอบนิวรอลเน็ตเวิร์กที่ฝึกได้ด้วยชุดทดสอบที่ความเร็ว 5-100 กม./ชม. เพื่อหาผลการทำนายของชุดฝึก

สำหรับขั้นตอนการหาชุดฝึกที่ดีที่สุดและ โครงสร้างนิวรอลเน็ตเวิร์กสำหรับชุดฝึกดังกล่าวมีดังนี้

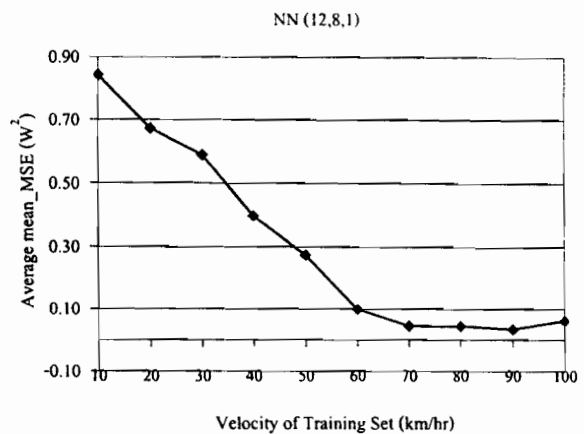
1. หาชุดฝึกแบบความเร็วเดียว 10, 20, ..., 100 กม./ชม. ที่สามารถฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กให้ทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5 - 100 กม./ชม. ได้แม่นยำที่สุด
2. หาโครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสม สำหรับชุดฝึกแบบความเร็วเดียว
3. หาชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วที่เหมาะสม ที่สามารถฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กให้ทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี เนื่องจากสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5 - 100 กม./ชม. ได้แม่นยำที่สุด

4. หาโครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสม สำหรับชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว
5. ทดสอบชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว
6. หาโครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่เหมาะสม สำหรับชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว
7. ทดสอบการประยุกต์ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กร่วมกับการควบคุมกำลังแบบวงปิด แล้วคำนวณหาเปอร์เซ็นต์การลดลงของความเร็วจะเป็นของการเกิดสัญญาณขาดหายในระบบ เมื่อประยุกต์ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง

5. ผลการทดสอบ

5.1 ผลการทดสอบการทำนายของนิวรอลเน็ตเวิร์ก ที่ใช้ชุดฝึกแบบความเร็วเดียว

จากรูปที่ 4 พบว่าชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 90 กม./ชม. ให้ค่า Average mean_MSE เท่ากับ 0.0334 W² ซึ่งค่าที่ต่ำสุดเมื่อเทียบกับชุดฝึกความเร็วอื่นๆ ดังนั้นชุดฝึกแบบความเร็วเดียว 90 กม./ชม. จึงเป็นชุดฝึกที่เหมาะสมสำหรับนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) เพราะสามารถทำนายสัญญาณกำลังได้ดีในช่วงความเร็ว ตั้งแต่ 5 ถึง 100 กม./ชม.

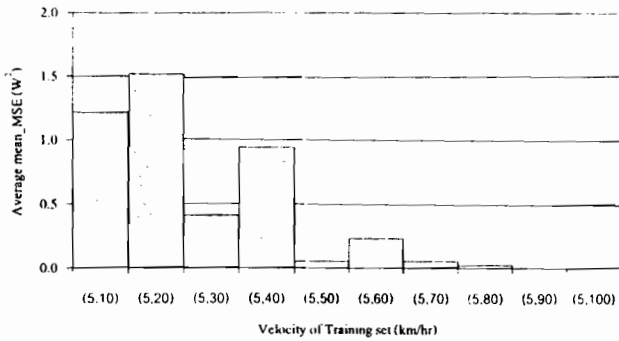


รูปที่ 4. ค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดของการทำนายสัญญาณกำลังยกกำลังสองเฉลี่ยต่อจำนวนความเร็วที่ทดสอบสำหรับชุดฝึกแบบความเร็วเดียว

5.2 ผลการทดสอบการทำนายของนิวรอลเน็ตเวิร์ก ที่ใช้ชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว

จากรูปที่ 5 พบว่าชุดฝึกแบบความเร็วผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม. ให้ค่า Average mean_MSE เท่ากับ 0.0067 W² ซึ่งค่าที่ต่ำสุดเมื่อเทียบกับชุดฝึกความเร็วอื่นๆ ดังนั้นชุดฝึกแบบผสมสองความเร็ว (5,90) กม./

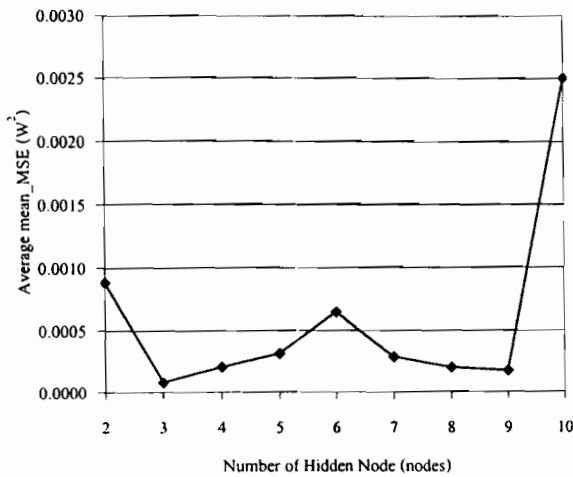
ชม. จึงเป็นจุดฝึกที่เหมาะสมสำหรับนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ที่ใช้เพราะสามารถทำนายสัญญาณกำลังได้ดีในช่วงความเร็ว ตั้งแต่ 5 ถึง 100 กม./ชม.



รูปที่ 5. การเปรียบเทียบผลการทำนายสัญญาณกำลังของชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วแบบต่างๆ สำหรับนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1)

5.3 ผลการทดสอบการทำนายของนิรอลเน็ตเวิร์ก ที่ใช้ชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว

จากรูปที่ 6 พบว่าชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วเมื่อจำนวน โหนดซ่อนเร้นเท่ากับ 2 โหนด ให้ค่า Average mean_MSE เท่ากับ 0.0000881 W² ซึ่งต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับจำนวน โหนดซ่อนเร้นอื่น ดังนั้นชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วจึงเป็นชุดฝึกที่เหมาะสมสำหรับนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,3,1) เพราะสามารถทำนายสัญญาณกำลังได้ดีในช่วงความเร็ว ตั้งแต่ 5 ถึง 100 กม./ชม.



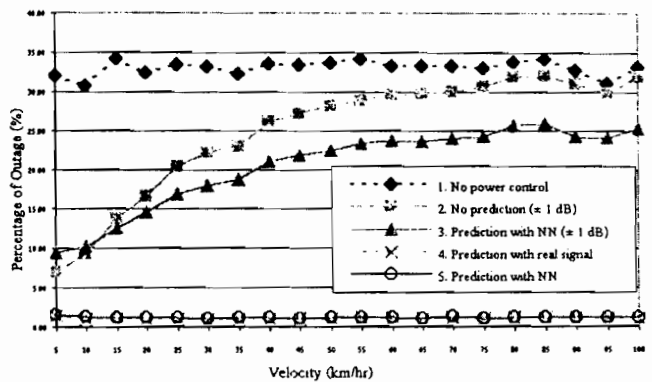
รูปที่ 6. ค่า Average mean_MSE กับจำนวน โหนดซ่อนเร้นของนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างประกอบด้วยโหนดขาเข้า 18 โหนด และ โหนดขาออก 1 โหนด และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว

5.4 ผลการประยุกต์ใช้นิรอลเน็ตเวิร์กร่วมกับการควบคุมกำลังแบบวงปิด

ประยุกต์ใช้นิรอลเน็ตเวิร์กที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ 90 กม./ชม., แบบผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม. และแบบผสมทุกความเร็วๆ ละ 1,200 จุดตัวอย่างกับการควบคุมกำลังแบบวงปิดชนิดต่างๆ ดังนี้

1. ไม่มีการควบคุมกำลังแบบวงปิด
2. การควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่ที่ ± 1 dB (Fixed Step Closed Loop Power Control)
3. การควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่ที่ ± 1 dB โดยใช้ นิรอลเน็ตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลัง (Fixed Step Power Control with Prediction by Neural Network)
4. การควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ และใช้สัญญาณกำลังจริงในอนาคต
5. การควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ และใช้นิรอลเน็ตเวิร์ก ทำนายสัญญาณกำลัง

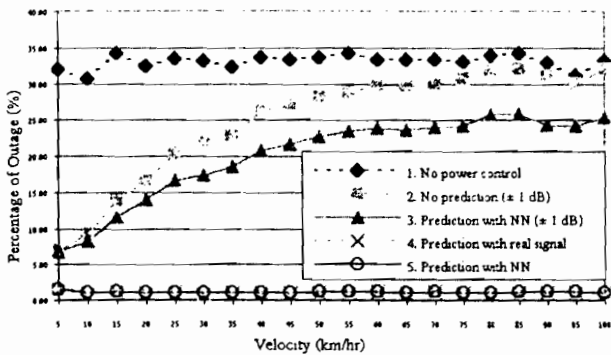
ผลการทดสอบการประยุกต์ใช้นิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียว 90 กม./ชม. กับการควบคุมกำลังแบบวงปิดทั้ง 5 แบบ ดังแสดงในรูปที่ 7



รูปที่ 7. เปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายของระบบการควบคุมกำลังแบบต่างๆ โดยใช้ NN(12,8,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ 90 กม./ชม.

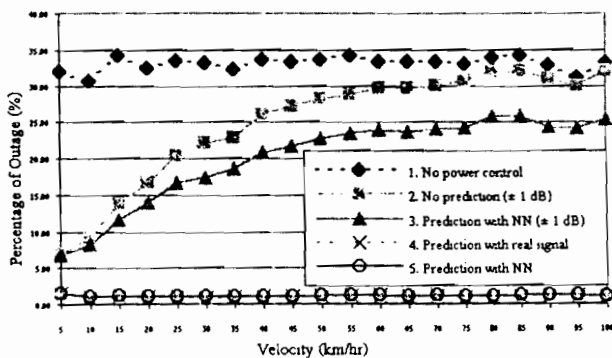
ผลการทดสอบการประยุกต์ใช้นิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม. กับการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่ที่ ± 1 dB (Fixed Step Closed Loop Power Control) และการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นตามต้องการ แล้วเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายของการ

ควบคุมกำลังแบบวงปิดที่ประยุกต์ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กกับการควบคุมกำลังแบบวงปิดที่ไม่ได้ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก ดังแสดงในรูปที่ 8



รูปที่ 8. เปอร์เซนต์การเกิดสัญญาณขาดหายของระบบการควบคุมกำลังแบบต่างๆ โดยใช้ NN (12,8,1) และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม.

ผลการทดสอบการประยุกต์ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,3,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกผสมทุกความเร็วแบบ 1,200 จุดตัวอย่าง กับการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่ ± 1 dB (Fixed step Closed Loop Power Control) และการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นตามต้องการ แล้วเปรียบเทียบค่าเปอร์เซนต์การเกิดสัญญาณขาดหายของการควบคุมกำลังแบบวงปิดที่ประยุกต์ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กกับการควบคุมกำลังแบบวงปิดที่ไม่ได้ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กดังแสดงในรูปที่ 9



รูปที่ 9. เปอร์เซนต์การเกิดสัญญาณขาดหายของระบบการควบคุมกำลังแบบต่างๆ โดยใช้ NN (18,2,1) และฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว

6. อภิปรายผลการทดสอบ

นิวรอลเน็ตเวิร์กสามารถทำนายสัญญาณเฟดดิ้งในช่วงความเร็วเดียวกับชุดฝึกได้ดีที่สุดและยังสามารถทำนายสัญญาณเฟดดิ้งในช่วงความเร็วที่น้อยกว่าชุดฝึกได้อีกด้วย โดยนิวรอลเน็ตเวิร์ก (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. อยู่บ่อย ดังนั้นเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการทำนายสัญญาณในช่วงความเร็วต่ำ จึงสร้างชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วโดยใช้ชุดฝึกที่ความเร็วสูงผสมกับชุดฝึกที่ความเร็วต่ำ โดยเลือกให้ชุดฝึกที่ความเร็ว 5 กม./ชม. เป็นตัวแทนของชุดฝึกที่ความเร็วต่ำ และชุดฝึกที่ความเร็ว 90 กม./ชม. ซึ่งเป็นตัวแทนของชุดฝึกที่ความเร็วสูง และใช้ฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์ก (12,8,1) ได้ผลการทำนายที่แม่นยำขึ้นกว่าการฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กด้วยชุดฝึกแบบความเร็วเดียวที่ความเร็ว 90 กม./ชม. จากนั้นทดลองสร้างชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็วแบบความเร็วละ 1,200 จุดตัวอย่าง พบว่าสามารถฝึกให้นิวรอลเน็ตเวิร์กทำนายกำลังของสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีเมื่อสถานีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็ว 5-100 กม./ชม. ได้แม่นยำทุกช่วงความเร็ว

จากผลการทดสอบการประยุกต์ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก (12,8,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม. กับการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่ ± 1 dB พบว่าสามารถปรับปรุงเปอร์เซนต์การขาดหายของสัญญาณในระบบ ให้มีค่าต่ำกว่าของการควบคุมกำลังแบบวงปิดของระบบที่ไม่ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก แต่เปอร์เซนต์การขาดหายของสัญญาณยังมีค่าค่อนข้างสูงในช่วงความเร็วสูง เพราะขนาดขั้นของการควบคุมมีค่าที่ทำให้สถานีเคลื่อนที่ไม่สามารถปรับกำลังในรอบของการควบคุมแต่ละรอบได้ทันเฟดดิ้งที่เกิดขึ้น ดังนั้นจึงทดลองใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กนี้ร่วมกับการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ (ยังเป็นไปไม่ได้ในทางปฏิบัติ เพราะในทางปฏิบัติไม่สามารถปรับกำลังของสถานีเคลื่อนที่ได้ตามขนาดขั้นที่ต้องการ แต่สามารถปรับกำลังของสถานีเคลื่อนที่ได้ตามขนาดขั้นที่กำหนดเท่านั้น) ซึ่งได้ผลการทดสอบดีขึ้นมาก คือ เปอร์เซนต์การขาดหายของสัญญาณในช่วงความเร็วสูงมีค่าลดลงจนใกล้เคียงกับเปอร์เซนต์การขาดหายของสัญญาณในช่วงความเร็วต่ำ และมีค่าใกล้เคียงกับค่าของการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นของการควบคุมตามต้องการ โดยใช้สัญญาณกำลังจริงในอนาคตมาเป็นค่าที่ทำนายได้ (เป็นแบบอุดมคติ) แสดงว่าการทำนายสัญญาณกำลังของนิวรอลเน็ตเวิร์กมีค่าแม่นยำใกล้เคียงกับความเป็นจริง และนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม. น่าจะเป็นโครงสร้างและชุดฝึกที่เหมาะสมที่จะนำไปประยุกต์ใช้งานร่วมกับการควบคุมกำลังแบบวงปิดด้วยขนาดขั้นคงที่ ± 1 dB มากกว่านิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,3,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว เพราะนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม. ช่วยให้ระบบ CDMA มีเปอร์เซนต์การเกิดสัญญาณขาดหายใกล้เคียงกับของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (18,3,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสม

ทุกความเร็ว ทุกช่วงความเร็วที่ทดสอบ และชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วก็มีความซับซ้อนของข้อมูลน้อยกว่าชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว ทำให้ชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วใช้เวลาในการฝึกน้อยกว่าชุดฝึกแบบผสมทุกความเร็ว

7. สรุปผลการทดสอบ

ในการนำนิรอลเนตเวิร์กไปประยุกต์ใช้งานจริง เราสามารถนำนิรอลเนตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (12,8,1) ที่ฝึกด้วยชุดฝึกแบบผสมสองความเร็วที่ (5,90) กม./ชม. ไปติดตั้งที่สถานีฐาน แล้วให้นิรอลเนตเวิร์กทำนายสัญญาณกำลังในช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีสของสถานีเคลื่อนที่แต่ละสถานีที่ติดต่อกับสถานีฐาน แล้วนำสัญญาณกำลังที่ทำนายได้ไปคำนวณหาลำดับของสถานีเคลื่อนที่ที่ต้องการปรับ เพื่อปรับกำลังของสถานีเคลื่อนที่ให้ทันเฟดดิ้งที่เกิดขึ้น ซึ่งจะทำให้สถานีเคลื่อนที่แต่ละสถานีมีเปอร์เซ็นต์การเกิดสัญญาณขาดหายลดลง

8. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณทุนอุดหนุนและส่งเสริมวิทยานิพนธ์ระดับปริญญาโท-เอก ในสถาบันอุดมศึกษาของรัฐ ทบวงมหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2544 ที่สนับสนุนงานวิจัยนี้ให้สำเร็จตามวัตถุประสงค์

9. เอกสารอ้างอิง

- [1] J. S. Lee and L. E. Miller, CDMA Systems Engineering Handbook, Artech House, 1998.
- [2] S. C. Yang, CDMA RF System Engineering, Artech House, 1998.
- [3] C. J. Chang and F. C. Ren, "Design of Power Control Mechanisms with PCM Realization for the Uplink of a DS-CDMA Cellular Mobile Radio System," IEEE Trans. Veh. Tech., Vol. 45, No. 3, 1996, pp. 522-530.
- [4] P. R. Chang and B. C. Wang, "Adaptive Fuzzy Power Control for CDMA Mobile Radio Systems" IEEE Trans. Veh. Tech., Vol. 45, No. 2, pp. 225-236, May 1996.
- [5] 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, 1995, pp. 922-926.
- [6] 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, pp. 1446-1454, Nov. 1997.

- [7] W. C. Jakes, Ed., Microwave Mobile Communications. New York: Wiley, 1974.
- [8] J. Hertz, A. Krogh, and R. G. Palmer, Introduction to the Theory of Neural Computation, Addison-Wesley, 1991.
- [9] D. W. Marquardt, "An Algorithm for Least Squares Estimation of Nonlinear Parameters," J. Soc. Indust. Appl. Math., Vol. 11, No.2, June 1963, pp. 431-441.



วาทิต เบนจพกุล สำเร็จการศึกษาระดับปริญญา
ดุษฎีบัณฑิตทางด้านวิศวกรรมศาสตร์ สาขา
อิเล็กทรอนิกส์ จากมหาวิทยาลัยโตเกียว ปัจจุบัน
ดำรงตำแหน่งรองศาสตราจารย์ ประจำภาควิชา
วิศวกรรมไฟฟ้า จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย งานวิจัยที่
สนใจในปัจจุบันคือระบบสื่อสารเคลื่อนที่ โครงข่ายแถบกว้าง และการ
ประยุกต์ใช้ ปัญญาประดิษฐ์ในระบบสื่อสาร



พงศ์ภพ ฤดีชื่น จบการศึกษาระดับปริญญาตรีทาง
วิศวกรรมไฟฟ้าจากมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ พ.ศ.
2538 จบปริญญาโทสาขาวิศวกรรมไฟฟ้าสื่อสาร
จากจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย พ.ศ. 2545 ปัจจุบัน
ทำงานเป็นผู้ช่วยนักวิจัยฝ่ายระบบ โทรศัพท์เคลื่อนที่ยุคที่ 3 ศูนย์
เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ (NECTEC)