การประยุกต์ใช้นิวรอลเนตเวิร์กสำหรับการจัดสรรแบนด์วิดท์แบบรวมกันให้กับแหล่งกำเนิดวิวิธพันธุ์ในโครงข่ายเอทีเอ็ม

นางสาวจารุวรรณ ละอองมาลย์

หอสมุดกลาง สถาบันวิทยบริการ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2541

ISBN 974-331-364-8

ลิขสิทธิ์ของบัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

I18606476

AN APPLICATION OF NEURAL NETWORKS FOR AGGREGATE BANDWIDTH ALLOCATION OF HETEROGENEOUS SOURCES IN ATM NETWORKS

Miss Jaruwan Laongmal

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

Graduate School

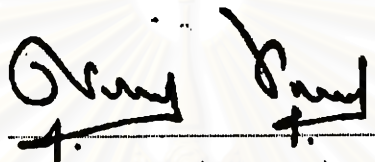
Chulalongkorn University

Academic Year 1998

ISBN 974-331-364-8

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การประยุกต์ใช้นิวรอลเนตเวิร์กสำหรับการจัดสรรแบนด์วิดท์แบบรวมกันให้กับแหล่งกำเนิดวิวิธพันธุ์ในโครงข่ายเอทีเอ็ม
โดย	นางสาวจารุวรรณ ละอองมาลย์
ภาควิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. วาทิต เบญจพลกุล

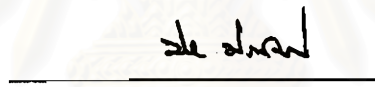
บัณฑิตวิยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญามหาบัณฑิต



คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

(ศาสตราจารย์ นายแพทย์ ศุภวัฒน์ ชุติวงศ์)

คระกรรมการสอบวิทยานิพนธ์



ประธานกรรมการ

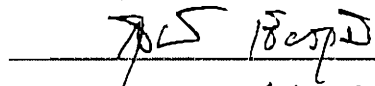
(ศาสตราจารย์ ดร. ประสิทธิ์ ประพิณมงคลการ)

อาจารย์ที่ปรึกษา

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. วาทิต เบญจพลกุล)

กรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร. สมชาย จิตะพันธ์กุล)



กรรมการ

(ดร. สุพจน์ เธียรวุฒิ)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

จารุวรรณ ละอองมาลย์ : การประยุกต์ใช้นิวรอลเนตเวิร์กสำหรับการจัดสรรแบนด์วิดท์แบบรวมกันให้กับแหล่งกำเนิดวิวิธพันธุ์ในโครงข่ายเอทีเอ็ม (AN APPLICATION OF NEURAL NETWORKS FOR AGGREGATE BANDWIDTH ALLOCATION OF HETEROGENEOUS SOURCES IN ATM NETWORKS) อ. ที่ปรึกษา : ผศ. ดร. วาทิต เบญจพลกุล, 74 หน้า. ISBN 974-331-364-8.

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอวิธีการแก้ไขปัญหาการจัดสรรแบนด์วิดท์แบบรวมกันให้กับแหล่งกำเนิดวิวิธพันธุ์ในโครงข่ายเอทีเอ็มโดยใช้นิวรอลเนตเวิร์ก วิธีที่เสนอจะจัดสรรแบนด์วิดท์ที่ต้องการเพื่อรับประกันคุณภาพของบริการ (QoS) ไม่ให้เกินค่าที่กำหนดไว้ แทนที่จะใช้การวิเคราะห์ค่าจริงซึ่งมีความซับซ้อนในการคำนวณมากกว่า นอกจากนี้ได้เสนอแบบจำลองใหม่ของนิวรอลเนตเวิร์กเป็นแบบขนานเพื่อช่วยลดจำนวนชุดข้อมูลที่ใช้ฝึก เนื่องจากนิวรอลเนตเวิร์กไม่สามารถเรียนรู้ข้อมูลที่มากและหลากหลายเกินไป นอกจากนี้ยังง่ายกว่าในการฝึกให้นิวรอลเนตเวิร์กเรียนรู้กับข้อมูลที่น้อยและมีความซับซ้อนน้อยกว่า และแบบจำลองแบบขนานมีความยืดหยุ่นในการใช้งาน คือถ้าต้องการเพิ่มชุดข้อมูลใหม่ก็เพียงแต่เพิ่มหน่วยของนิวรอลเนต3เวิร์กเข้าไปโดยไม่ต้องฝึกนิวรอลเนตเวิร์กใหม่ทั้งหมด ความผิดพลาดของแบนด์วิดท์ที่จัดสรรให้โดยใช้นิวรอลเนตเวิร์ก, วิธีประมาณและอัตราค่ายอดเมื่อเทียบกับผลที่ได้จากการวิเคราะห์ค่าจริงคือ 2.44%, 17.56% และ 24.76% ตามลำดับ ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่า การใช้นิวรอลเนตเวิร์กสำหรับการจัดสรรแบนด์วิดท์สมมูลให้ผลใกล้เคียงกับการวิเคราะห์ค่าจริงมากกว่าวิธีประมาณ ทำให้สามารถใช้ประโยชน์ทางทรัพยากรได้อย่างเต็มที่ และยังให้ผลตอบสนองที่เร็วในการจัดสรรแบนด์วิดท์ ซึ่งเหมาะกับระบบที่ต้องการความเป็นเวลาจริง

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้า	ลายมือชื่อนิสิต จารุวรรณ ละอองมาลย์
สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า	ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา
ปีการศึกษา 2541	ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาร่วม

#4070230621 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING
KEY WORD: NEURAL NETWORK / BANDWIDTH ALLOCATION / ATM NETWORK
JARUWAN LAONGMAL : AN APPLICATION OF NEURAL NETWORKS FOR AGGREGATE BANDWIDTH ALLOCATION OF HETEROGENEOUS SOURCES IN ATM NETWORKS. THESIS ADVISOR : ASSIST. PROF. DR. WATIT BENJAPOLAKUL. 74 pp. ISBN 974-331-364-8.

This study investigates the problem of aggregate bandwidth allocation of heterogeneous sources in ATM networks using neural networks. When setting up a connection, it remains difficult to allocate bandwidth to guarantee the Quality of Service (QoS) for different service classes and to still allow statistical multiplexing of bandwidth so that the network is efficiently utilized. In order to eliminate the calculation complexity of bandwidth allocation and lead to higher resource utilization, a backpropagation neural network is proposed as a new approach for the equivalent bandwidth assignment of each VP. We also propose a new model of neural networks (parallel NNs) to simplify training by using smaller size of neural network. This design can easily be extended to a new data set since it requires only adding more data sets to the added neural network units. The relative errors of bandwidth allocation obtained from the neural network, approximation method and peak rate compared with the result from the exact analysis are 2.44%, 17.56% and 24.76%, respectively. The results show that the neural network approach is effective in estimating the bandwidth requirement more closely to the exact analysis than the approximation method and also guarantees the required QoS. The parallel processing structure of neural network yields extremely fast response in allocation of bandwidth in real time network.

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้า	**ลายมือชื่อนิสิต** จารุวรรณ ละอองมาลย์
สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า	**ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา**
ปีการศึกษา 2541	**ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาร่วม**

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี ด้วยความช่วยเหลืออย่างดียิ่งของผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. วาทิต เบญจพลกุล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ซึ่งได้ให้คำแนะนำและข้อคิดเห็นต่าง ๆ ในการวิจัยมาด้วยดีตลอด และขอขอบคุณคุณสุรัตน์ ตันเทอดทิตย์ นิสิตปริญญาเอก สาขาระบบโทรคมนาคมที่ให้คำแนะนำในการทำงานวิจัย และขอขอบคุณ ดร. สุพจน์ เธียรวุฒิ ที่เสียสละเวลามาเป็นกรรมการสอบและให้คำปรึกษาในการทำงานวิจัย นอกจากนี้ขอขอบคุณเพื่อน ๆ นิสิตสาขาระบบโทรคมนาคมทุกคน ที่ให้กำลังใจและความช่วยเหลือมาตลอด

ท้ายนี้ ผู้วิจัยใคร่ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา ซึ่งได้ให้การสนับสนุนและให้กำลังใจแก่ผู้วิจัยเสมอมาจนสำเร็จการศึกษา

นางสาวจารุวรรณ ละอองมาลย์

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย..... ง

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ..... จ

กิตติกรรมประกาศ..... ฉ

สารบัญ..... ช

สารบัญภาพ..... ญ

สารบัญตาราง..... ค

บทที่

1 บทนำ..... 1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา..... 1

1.2 วัตถุประสงค์..... 2

1.3 เป้าหมายและขอบเขตของวิทยานิพนธ์..... 2

1.4 ขั้นตอนและวิธีดำเนินงาน..... 2

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ..... 3

2 แบบจำลองของแหล่งกำเนิด..... 4

2.1 กล่าวนำ..... 4

2.2 แบบจำลองของแหล่งกำเนิด..... 4

2.3 แบนด์วิดท์สมมูลสำหรับแหล่งกำเนิดแหล่งเดียวและหลายแหล่ง ที่เป็นแบบเอกพันธุ์..... 5

2.4 แบนด์วิดท์สมมูลสำหรับแหล่งกำเนิดวิวิธพันธุ์..... 16

2.5 การประมาณค่าแบนด์วิดท์สมมูลของแหล่งกำเนิดเอกพันธุ์และวิวิธพันธุ์..... 17

3 นิวรอลเนตเวิร์กและ Backpropagation Algorithm..... 18

3.1 กล่าวนำ..... 18

3.2 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม..... 19

3.3 การจำแนกประเภทของนิวรอลเนตเวิร์กตามลักษณะการเรียนรู้..... 20

3.4 หลักการพื้นฐานของ Backpropagation Algorithm..... 21

3.4.1 แบบจำลองของนิวรอลเนตเวิร์กที่มีโครงสร้างแบบ Feedforward..... 21

3.4.2 อัลกอริทึม..... 21

3.4.3 Activation function..... 22

สารบัญ (ต่อ)

3.5 ปัจจัยที่ทำให้ประสิทธิภาพการฝึกโครงข่ายโดยใช้ Backpropagation Algorithm เพิ่มมากขึ้น..... 26

3.5.1 การกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับเมทริกซ์ถ่วงน้ำหนัก..... 26

3.5.2 อัตราเร็วในการเรียนรู้..... 26

3.5.3 โมเมนตัม..... 27

4 ผลการทดสอบการแก้ปัญหาโดยใช้นิวรอลเนตเวิร์กและการวิเคราะห์ผลการทดสอบ..... 28

4.1 การแก้ปัญหาโดยใช้นิวรอลเนตเวิร์ก (Neural Network Approach)..... 28

4.2 แหล่งกำเนิดเอกพันธุ์ (Homogeneous Source)..... 28

4.2.1 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกและชุดทดสอบกรณีนิวรอลเนตเวิร์กเป็น (2,4,1)..... 31

4.3 แหล่งกำเนิดวิวิธพันธุ์ (Heterogeneous Source)..... 32

4.3.1 การแก้ปัญหาโดยใช้นิวรอลเนตเวิร์กที่มี 1 ฮิดเดนเลเยอร์..... 33

4.3.1.1 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกและชุดทดสอบกรณีนิวรอลเนตเวิร์กเป็น (3,5,1)..... 34

4.3.1.2 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอลเนตเวิร์กเป็น (6,7,1)..... 37

4.3.1.3 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอลเนตเวิร์กเป็น (9,10,1)..... 38

4.3.2 การแก้ปัญหาโดยใช้นิวรอลเนตเวิร์กที่มี 2 ฮิดเดนเลเยอร์..... 40

4.3.2.1 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอลเนตเวิร์กเป็น (3,5,6,1)..... 40

4.3.2.2 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอลเนตเวิร์กเป็น (6,7,7,1)..... 41

4.3.2.3 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอลเนตเวิร์กเป็น (9,10,10,1)..... 41

4.3.3 เปรียบเทียบผลการทดสอบและวิเคราะห์ผลการทดสอบระหว่างนิวรอลเนตเวิร์กที่มี 1 และ 2 ฮิดเดนเลเยอร์..... 42

4.3.4 แบบจำลองใหม่ของนิวรอลเนตเวิร์กในการจัดสรรแบนด์วิดท์สมมูล (parallel Neural Network)..... 46

สารบัญ (ต่อ)

4.3.5 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูลในกรณีเปลี่ยนแปลง ρ_2 เป็น 3 ค่า..... 54

4.3.6 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูลในกรณีเปลี่ยนแปลง ρ_2 เป็น 7 ค่าและวิธีการฝึกแบบต่าง ๆ..... 55

4.3.6.1 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูลโดยฝึกแบบเปลี่ยนแปลง ρ_2 เมื่อฝึกครบทุก combination ของ N_1, N_2, N_3 ในแต่ละค่าของ ρ_2..... 55

4.3.6.2 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูลโดยฝึกแบบเปลี่ยนแปลง combination ของ N_1, N_2, N_3 เมื่อฝึกครบทุกค่าของ ρ_2 ในแต่ละ combination..... 59

4.3.6.3 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูลโดยใช้แบบจำลองของนิวรอลเนตเวิร์กแบบขนาน..... 60

5 สรุปผลการทดสอบและข้อเสนอแนะ..... 69

5.1 สรุปผลการทดสอบ..... 69

5.2 ข้อดีข้อเสียของการใช้นิวรอลเนตเวิร์กในการจัดสรรแบนด์วิดท์สมมูล..... 71

5.3 ข้อเสนอแนะ..... 72

รายการอ้างอิง..... 73

ประวัติผู้เขียน..... 74

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญรูปภาพ

รูปที่ 2.1 แบบจำลองแบบเปิดปิดสองสถานะ (Two-state, on/off model) สำหรับแหล่งกำเนิดแบบเบิรสต์ (burst traffic source)..... 4
รูปที่ 2.2 แหล่งกำเนิด N แหล่งที่มัลติเพลกซ์กันใน แบบจำลองของไหล (Fluid Model)..... 5
รูปที่ 2.3 แบบจำลองของแหล่งกำเนิด N แหล่ง..... 6
รูปที่ 2.4 General birth-death process..... 7
รูปที่ 2.5 แหล่งกำเนิดวิวิธพันธุ์ที่มัลติเพลกซ์กันในแบบจำลองของไหล (fluid model)..... 16
รูปที่ 3.1 โครงสร้างของเซลล์ประสาททางชีวภาพ..... 18
รูปที่ 3.2 แบบจำลองพื้นฐานของเซลล์ประสาทเทียม..... 19
รูปที่ 3.3 นิวรอลเนตเวิร์กที่มีโครงสร้างแบบ Feedforward..... 21
รูปที่ 3.4 Activation function (ก) Identity function (ข) Binary sigmoid function (ค) Bipolar sigmoid function..... 23
รูปที่ 4.1 แบบจำลองของ Feedforward ที่ใช้ทดสอบกรณี แหล่งกำเนิดเอกพันธุ์..... 29
รูปที่ 4.2 จำนวนฮิดเดนโนดที่ใช้ทดสอบกรณีแหล่งกำเนิดเอกพันธุ์..... 29
รูปที่ 4.3 ความสัมพันธ์ระหว่าง ρ, N และค่าจริงของแบนด์วิดท์สมมูลกรณี แหล่งกำเนิดเอกพันธุ์..... 30
รูปที่ 4.4 ความสัมพันธ์ระหว่าง ρ, N และค่าประมาณของแบนด์วิดท์สมมูล กรณีแหล่งกำเนิดเอกพันธุ์..... 30
รูปที่ 4.5 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูล (Mbps) จากชุดฝึกในกรณี แหล่งกำเนิดเอกพันธุ์ เมื่อกำหนดให้ (ก) N=45 (ข) N=70 (ค) ρ =0.4 (ง) ρ =0.6..... 31
รูปที่ 4.6 แบนด์วิดท์สมมูล (Mbps) ของชุดทดสอบในกรณี แหล่งกำเนิดเอกพันธุ์เมื่อกำหนดให้ (ก) N=110 (ข) N=130..... 32
รูปที่ 4.7 แบบจำลองของ Feedforward ที่ใช้ทดสอบกรณี แหล่งกำเนิดวิวิธพันธุ์..... 33
รูปที่ 4.8 จำนวนฮิดเดนโนดที่ใช้ทดสอบกรณีแหล่งกำเนิดวิวิธพันธุ์..... 34

สารบัญรูปภาพ (ต่อ)

รูปที่ 4.9 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอลเนตเวิร์ก
มีโครงสร้างเป็น (3,5,1) เมื่อกำหนดให้ (ก) N_2=44, N_3=30
(ข) N_1=120, N_3=30 (ค) N_1=110, N_2=44
(ง) N_2=4, N_3=30 (จ) N_1=10, N_3=30 (ฉ) N_1=10, N_2=44..... 35
รูปที่ 4.10 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดทดสอบในกรณีนิวรอลเนตเวิร์ก
มีโครงสร้างเป็น (3,5,1) เมื่อกำหนดให้ (ก) N_2=60, N_3=10
(ข) N_1=10, N_3=60 (ค) N_1=200, N_2=2..... 36
รูปที่ 4.11 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอลเนตเวิร์ก
มีโครงสร้างเป็น (6,7,1) เมื่อกำหนดให้ (ก) N_2=4, N_3=30
(ข) N_1=10, N_3=30 (ค) N_1=10, N_2=44..... 38
รูปที่ 4.12 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอลเนตเวิร์ก
มีโครงสร้างเป็น (9,10,1) เมื่อกำหนดให้ (ก) N_2=4, N_3=30
(ข) N_1=10, N_3=30 (ค) N_1=10, N_2=44..... 39
รูปที่ 4.13 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอลเนตเวิร์ก
มีโครงสร้างเป็น (3,5,6,1) เมื่อกำหนดให้ (ก) N_2=4, N_3=30
(ข) N_1=10, N_3=30 (ค) N_1=10, N_2=44..... 41
รูปที่ 4.14 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอลเนตเวิร์ก
มีโครงสร้างเป็น (6,7,7,1) เมื่อกำหนดให้ (ก) N_2=4, N_3=30
(ข) N_1=10, N_3=30 (ค) N_1=10, N_2=44..... 42
รูปที่ 4.15 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอลเนตเวิร์ก
มีโครงสร้างเป็น (9,10,10,1) เมื่อกำหนดให้ (ก) N_2=4, N_3=30
(ข) N_1=10, N_3=30 (ค) N_1=10, N_2=44..... 43
รูปที่ 4.16 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอลเนตเวิร์ก
มีโครงสร้างเป็น (6,7,1) โดยเปลี่ยนตัวแปรของ
อินพุตโนดจาก R_{peak} เป็น ρ เมื่อกำหนดให้ (ก) N_2=4, N_3=30
(ข) N_1=10, N_3=30 (ค) N_1=10, N_2=44..... 46
รูปที่ 4.17 แบบจำลองใหม่ของนิวรอลเนตเวิร์กในการ
จัดสรรแบนด์วิดท์สมมูล..... 47

สารบัญรูปภาพ (ต่อ)

รูปที่ 4.18 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกเมื่อกำหนดให้
N_1=5, N_2=10 ในแบบจำลองของ parallel neural networks
ที่แบ่งข้อมูลเป็น (ก) 2 ชุด (ข) 3 ชุด (ค) 4 ชุด (ง) 5 ชุด (จ) 6 ชุด..... 49
รูปที่ 4.19 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดทดสอบเมื่อกำหนดให้
N_1=2, N_2=10 ในแบบจำลองของ parallel neural networks
ที่แบ่งข้อมูลเป็น (ก) 2 ชุด (ข) 3 ชุด (ค) 4 ชุด (ง) 5 ชุด (จ) 6 ชุด..... 50
รูปที่ 4.20 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกเมื่อกำหนดให้
N_1=2, N_2=10 ในแบบจำลองของ parallel neural networks
ที่แบ่งข้อมูลเป็น (ก) 2 ชุด (ข) 3 ชุด (ค) 4 ชุด (ง) 5 ชุด (จ) 6 ชุด..... 51
รูปที่ 4.21 แบนด์วิดท์สมมูลในกรณีนิวรอลเนตเวิร์ก
มีโครงสร้างเป็น (6,7,1) เมื่อกำหนดให้ (ก) N_1=50, N_2=40
(ข) N_1=70, N_2=24 (ค) N_1=112, N_2=12
(ง) N_1=130, N_2=8 (จ) N_1=142, N_2=2 (ฉ) N_1=170, N_2=5..... 53
รูปที่ 4.22 แบนด์วิดท์สมมูลเมื่อกำหนดให้ N_1=5, N_2=10
ในกรณีเปลี่ยน R_{peak} ของแหล่งกำเนิดแต่ละประเภท
(ก) R_{peak1}=1 Mbps, R_{peak2}=2 Mbps และ R_{peak3}=1.56 Mbps
(ข) R_{peak1}=0.64 Mbps, R_{peak2}=1.2872 Mbps และ R_{peak3}=2 Mbps
(ค) R_{peak1}=1 Mbps, R_{peak2}=2 Mbps และ R_{peak3}=5 Mbps..... 54
รูปที่ 4.23 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอลเนตเวิร์ก
มีโครงสร้างเป็น (9,10,1) และเปลี่ยนแปลงตัวแปร ρ
ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 2 เป็น 3 ค่า เมื่อกำหนดให้
(ก) N_1=20, N_2=30, ρ_2= 0.5 (ข) N_1=5, N_2=50, ρ_2= 0.5
(ค) N_1=10, N_2=25, ρ_2= 0.6 (ง) N_1=40, N_2=40, ρ_2= 0.6
(จ) N_1=50, N_2=35, ρ_2= 0.7 (ฉ) N_1=80, N_2=15, ρ_2= 0.7..... 56
รูปที่ 4.24 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอลเนตเวิร์ก
มีโครงสร้างเป็น (9,10,1) และเปลี่ยนแปลงตัวแปร ρ
ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 2 เป็น 7 ค่า เมื่อกำหนดให้
N_1=50, N_2=25 เมื่อ (ก) ρ_2=0.2 (ข) ρ_2=0.3 (ค) ρ_2=0.4
(ง) ρ_2=0.5 (จ) ρ_2=0.6 (ฉ) ρ_2=0.7 (ช) ρ_2=0.8..... 58

สารบัญรูปภาพ (ต่อ)

รูปที่ 4.25 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอลเนตเวิร์ก
มีโครงสร้างแบบขนานที่แบ่งชุดข้อมูลเป็น 5 ชุด 63
รูปที่ 4.26 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดทดสอบในกรณีแบ่งชุดข้อมูลเป็น 5 ชุด เมื่อกำหนดให้
(ก) N_1=55, N_2=10, ρ_2=0.1 (ข) N_1=70, N_2=20, ρ_2=0.1
(ค) N_1=40, N_2=25, ρ_2=0.9 (ง) N_1=10, N_2=10, ρ_2=0.9..... 64
รูปที่ 4.27 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดทดสอบในกรณีที่แบ่งชุดข้อมูลเป็น 5 ชุด เมื่อกำหนดให้
(ก) N_1=66, N_2=28, ρ_2=0.3(ข) N_1=59, N_2=17, ρ_2=0.4
(ค) N_1=64, N_2=32, ρ_2=0.5(ง) N_1=73, N_2=44, ρ_2=0.7..... 65
รูปที่ 4.28 แบบจำลองนิวรอลเนตเวิร์กแบบขนานในการจัดสรรแบนด์วิดท์สมมูล
ในกรณีที่แบ่งชุดข้อมูลเป็น 5 ชุด..... 65
รูปที่ 4.29 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกและชุดทดสอบในกรณีที่แบ่ง
ชุดข้อมูลเป็น 5 ชุด..... 68
รูปที่ 5.1 แบบจำลองนิวรอลเนตเวิร์กในกรณีเพิ่มชุดข้อมูลของ ρ_1 โดยเพิ่มมอดูลของ
parallel NNs..... 71
รูปที่ 5.2 แบบจำลองนิวรอลเนตเวิร์กแบบอนุกรมของมอดูลของ parallel NNs ในกรณี
เพิ่มประเภทของทราฟฟิก..... 72

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญตาราง

ตารางที่ 4.1 ความผิดพลาดของชุดฝึกของแบนด์วิดท์สมมูลจาก
การวิเคราะห์ค่าจริงและที่ได้จากนิวรอลเนตเวิร์กทั้ง 6 แบบ..... 43
ตารางที่ 4.2 ความผิดพลาดของแบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึก
ทั้งหมดจากการวิเคราะห์ค่าจริงและที่ได้จาก
นิวรอลเนตเวิร์ก ทั้ง 6 แบบ..... 44
ตารางที่ 4.3 ค่าความผิดพลาดของชุดฝึกของแบนด์วิดท์สมมูลจาก
การวิเคราะห์ค่าจริงและที่ได้จากนิวรอลเนตเวิร์กที่มี
โครงสร้างเป็น (6,7,1) ในกรณีเปลี่ยนตัวแปรของอินพุตโนด..... 45
ตารางที่ 4.4 ความผิดพลาดของแบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึก
ทั้งหมดจากการวิเคราะห์ค่าจริงและที่ได้จาก
นิวรอลเนตเวิร์กในชุดแรก..... 48
ตารางที่ 4.5 ความผิดพลาดโดยเฉลี่ยของชุดฝึกของแบนด์วิดท์สมมูลจาก
การวิเคราะห์ค่าจริงและที่ได้จากนิวรอลเนตเวิร์ก
โดยเปลี่ยนแปลง ρ_2 จาก 0.2 ถึง 0.8 ตามลำดับ..... 59
ตารางที่ 4.6 ความผิดพลาดโดยเฉลี่ยของชุดฝึกของแบนด์วิดท์สมมูลจากการวิเคราะห์ค่าจริง
และที่ได้จากนิวรอลเนตเวิร์กโดยมีชุดข้อมูลที่แบ่งเป็น
3 ชุด, 7 ชุด และ 5 ชุด..... 60
ตารางที่ 4.7 ความผิดพลาดโดยเฉลี่ยของชุดฝึกทั้งหมดจากการวิเคราะห์ค่าจริงเมื่อใช้
นิวรอลเนตเวิร์ก, วิธีประมาณ และจัดสรรโดยใช้อัตราค่ายอด..... 61

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย