การใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คในการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค
เพื่อแก้ปัญหาการเรียกติดขัดของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม

UTILIZING THE NEURAL NETWORKS MODEL FOR TRAFFIC PREDICTION TO IMPROVE THE GOS OF GSM SYSTEM

วินัย สังฆวิจิตร
WINAI SANGKHAWIJIT

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
บัณฑิตวิทยาลัย
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
พ.ศ. 2545

ISBN 974-648-778-7

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คในการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค เพื่อแก้ปัญหาการเรียกติดขัดของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม

UTILIZING THE NEURAL NETWORKS MODEL FOR TRAFFIC PREDICTION TO IMPROVE THE GOS OF GSM SYSTEM

วินัย สังฆวิจิตร

WINAI SANGKHAWIJIT

เลขหมู่..........
เลขทะเบียน 43274
วัน, เดือน, ปี 21 ส.ค. 2545

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2545

ISBN 974-648-778-7

UTILIZING THE NEURAL NETWORKS MODEL FOR TRAFFIC PREDICTION TO IMPROVE THE GOS OF GSM SYSTEM

WINAI SANGKHAWIJIT

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRICAL ENGINEERING
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
2002

ISBN 974-648-778-7

COPYRIGHT 2002
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คในการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค เพื่อแก้ปัญหาการเรียกติดขัดของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม
นักศึกษา	นาย วินัย สังฆวิจิตร
รหัสประจำตัว .	43061143
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2545
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	รศ.ดร. ถวิล พึ่งมา
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ร่วม	ศ. มนูญ สุขเกษม

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค โดยวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คเพื่อแก้ปัญหาการเรียกติดขัด (Blocking traffic) ของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม โดยเลือกพื้นที่ที่มีปริมาณทราฟฟิคหนาแน่นต่างกัน เช่น บริเวณถนนสีลม สยามสแควร์ เขตลาดกระบัง และถนนมอเตอร์เวย์ เพื่อหาลักษณะโมเดลที่เหมาะสม ผลการทดลองจะแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคแบบช็อตเทอม (Short-term prediction) ของนิวรอลเน็ตเวิร์ค ซึ่งใช้เป็นข้อมูลในการจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริด (Hybrid Channel Allocation) เพื่อปรับปรุงจำนวนช่องสัญญาณแต่ละเซคเตอร์ (sector) ให้สัมพันธ์กับปริมาณทราฟฟิคที่ใช้งานจริง ซึ่งสามารถแก้ปัญหาการเรียกติดขัดในชั่วโมงเร่งด่วน (busy hour) ของเซคเตอร์ที่มีปริมาณทราฟฟิคสูงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

Thesis Title	Utilizing the Neural Networks Model for Traffic Prediction to Improve the GOS of GSM System
Student	Mr. Winai Sangkhawijit
Student ID.	43061143
Degree	Master of Engineering
Programme	Electrical Engineering
Year	2002
Thesis Advisor	Assoc. Prof. Dr. Tawil Paungma
Thesis Co-Advisor	Prof. Manoon Sukkasem

ABSTRACT

This thesis proposes traffic prediction by means of the neural networks to improve the grade of service (GOS) of GSM system. The differently high intensity traffic region (Silom area, Siam, Ladkrabang region, and motor way: Bangkok Thailand) was chosen to find out the best appropriate characterized model. As a result, it is not only an algorithm, which can process the complicated data, but also an accurate prediction of short-term traffic. This short term prediction will help the hybrid channel allocation to improve itself. This is an advantage for channel allocation in channel improvement in order to correspond with the actual traffic effectiveness. Therefore, the blocking probability at the heavily loaded sectors could be improved effectively.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สามารถสำเร็จลุล่วงด้วยดี เนื่องจากได้รับคำแนะนำและช่วยเหลือจาก รศ.ดร. ถวิล พึ่งมา ศ. มนูญ สุขเกษม และ ดร. พิเชฐ ม่วงนวล ด้วยดีตลอดมา ข้าพเจ้ารู้สึกซาบซึ้งในความอนุเคราะห์จากท่านและขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่อ คุณแม่ และพี่ๆทุกคนที่ให้โอกาสและสนับสนุนให้ข้าพเจ้าได้มีโอการเล่าเรียนจนถึงระดับปริญญามหาบัณฑิต ขอบคุณภรรยาและลูกๆที่ให้กำลังใจในการเล่าเรียนและทำวิทยานิพนธ์จนสำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ขอขอบคุณองค์การโทรศัพท์แห่งประเทศไทย ที่ได้มอบทุนช่วยเหลือค่าเล่าเรียน จนจบการศึกษาทั้ง 4 ภาคเรียน ขอบคุณ คุณวัฒนัน คงสาคร พนักงานชุมสายโทรศัพท์ลาดกระบัง และพนักงานกองโทรศัพท์นครหลวงที่ 2.1.2 ที่ให้การช่วยเหลือเป็นอย่างดีระหว่างการศึกษา

ขอขอบคุณ เพื่อนๆ พี่ๆ และน้องๆ ในห้อง T-201 ทุกคนที่ให้ความช่วยเหลือแนะนำต่างๆ พร้อมทั้งช่วยตรวจทานและแก้ไขข้อผิดพลาดต่างๆ จนวิทยานิพนธ์นี้สำเร็จสมบูรณ์ยิ่งขึ้น

คุณค่า และประโยชน์อันพึงมีจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบแด่ คุณพ่อ คุณแม่ และผู้มีพระคุณทุกท่าน

วินัย สังฆวิจิตร

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย..I

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ..II

กิตติกรรมประกาศ..III

สารบัญ...IV

สารบัญตาราง..VIII

สารบัญรูป...IX

บทที่ 1 บทนำ...1

1.1 ความเป็นมาของงานวิจัย...1

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย...2

1.3 นิวรอลเน็ตเวิร์คและวิธีการทั่วไป...2

1.4 รายละเอียดของวิทยานิพนธ์..3

บทที่ 2 ความรู้เบื้องต้นและทฤษฎีของระบบของโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม..................5

2.1 โครงสร้างของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม..........................5

2.1.1 ส่วนของสถานีฐาน..5

2.1.2 ส่วนของระบบเน็ตเวิร์คและสวิตชิง....................................7

2.1.2.1 ชุมสายโทรศัพท์เคลื่อนที่...7

2.1.2.2 รีจีสเตอร์โฮมโลเคชัน..8

2.1.2.3 รีจีสเตอร์วิซิเตอร์โลเคชัน...8

2.1.2.4 รีจีสเตอร์ยืนยันตัวตน..8

2.1.2.5 รีจีสเตอร์เฉพาะอุปกรณ์...8

2.1.3 ระบบปฏิบัติการ..9

2.1.4 เครื่องโทรศัพท์เคลื่อนที่..9

2.2 หลักการจัดการความถี่...10

2.2.1 เทคนิคการใช้ความถี่ซ้ำ..10

2.2.2 การจัดสรรช่วงความถี่..10

2.3 การวัดประสิทธิภาพและสมรรถนะของโครงข่าย.............................12

2.4 หลักการวางแผนโครงข่าย...12

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

2.5 หลักการจัดสรรช่องสัญญาณ..14

2.5.1 การจัดสรรช่องสัญญาณแบบตายตัว..14

2.5.2 การจัดสรรช่องสัญญาณแบบไดนามิค..14

2.5.3 การจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริด..14

2.5.4 การจัดสรรช่องสัญญาณแบบยืมช่องสัญญาณ...15

บทที่ 3 ทฤษฎีทราฟฟิค และวิธีการพยากรณ์...17

3.1 ทฤษฎีทราฟฟิคในระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่...17

3.1.1 หน่วยของปริมาณทราฟฟิค...18

3.2 หลักการพยากรณ์ทราฟฟิค..19

3.2.1 เป้าหมายและความสำคัญของการพยากรณ์...19

3.2.2 วิธีการวัดปริมาณทราฟฟิค...19

3.2.3 ปัจจัยที่มีผลกระทบต่อปริมาณทราฟฟิค..20

3.2.3.1 ปัจจัยด้านเวลา..20

3.2.3.2 ปัจจัยเศรษฐกิจและประชากร...20

3.2.3.3 พื้นที่ให้บริการ..20

3.2.3.4 ปัจจัยเนื่องจากความไม่สม่ำเสมอ หรือความผันแปรแบบสุ่ม....20

3.2.4 การตรวจสอบการพยากรณ์...20

3.2.5 ขั้นตอนของการพยากรณ์...21

3.3 วิธีการพยากรณ์..22

3.3.1 วิธีอนุกรมเวลา..22

3.3.1.1 วิธีการพยากรณ์แบบถดถอย...22

3.3.1.2 วิธีสมการเส้นตรง...22

3.3.1.3 วิธี LSM (Least Square Method)...22

3.4 ความรู้เบื้องต้นเกี่ยวกับนิวรอลเน็ตเวิร์ค..23

3.4.1 นิวรอลเน็ตเวิร์คชีวภาพ...23

3.4.2 นิวรอลเน็ตเวิร์คเทียม..25

3.4.3 คุณสมบัติและความสามารถของนิวรอลเน็ตเวิร์ค...26

สารบัญ

หน้า

3.4.4 ลักษณะของปัญหาที่เหมาะสมกับนิวรอลเน็ตเวิร์ค……………...............26

บทที่ 4 การใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คในการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค….……………………..27

4.1 การเลือกแบบจำลองของนิวรอลเน็ตเวิร์ค…………………………………..……..27

4.1.1 แบบจำลองของนิวรอลเน็ตเวิร์ค……………………………………….27

4.1.2 คุณลักษณะโครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์ค………………………....28

4.1.3 แบบจำลองแบบเพอร์เซพตรอน………………………………………29

4.1.4 ฟังก์ชันกระตุ้นความสนใจ……………………………………………30

4.1.5 โครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบชั้นเดียว……………………………...33

4.1.6 โครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบหลายชั้น……………………………..34

4.1.7 การฝึกสอนให้กับนิวรอลเน็ตเวิร์ค……………………………………..35

4.1.7.1 การฝึกสอนแบบควบคุม…………………………………36

4.1.7.2 การฝึกสอนแบบอิสระ…………………………………...36

4.2 การใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คในการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค……………………....37

4.2.1 กระบวนการเตรียมข้อมูล……………………………………………...37

4.2.1.1 การกำหนดพารามิเตอร์และค่าเริ่มต้น……………………....37

4.2.1.2 จำนวนข้อมูลที่ใช้และการนอร์มอลไลต์ข้อมูล………………...38

4.2.2 กระบวนการปรับสอน…………………………………………...…..39

4.2.2.1 เงื่อนไขการหยุดฝึกสอน……………………….……..44

4.2.2.2 การป้อนข้อมูลให้กับนิวรอลเน็ตเวิร์คในขั้นการฝึกสอน……...44

4.2.3 กระบวนการทดสอบ………………………………………..………….47

4.2.3.1 การป้อนข้อมูลให้กับนิวรอลเน็ตเวิร์คในขั้นการทดสอบ…..…..47

4.3 การปรับปรุงประสิทธิภาพของการจัดสรรช่องสัญญาณด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์ค……..…47

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

บทที่ 5 การทดลองและวิเคราะห์ข้อมูล……………………………………………………50

5.1 ขั้นตอนในการทดลอง……………………………………………………………..50

5.2 การเตรียมข้อมูลสำหรับป้อนให้กับนิวรอลเน็ตเวิร์ค……………………………52

5.3 ผลกระทบของจำนวนโหนดและจำนวนชั้นซ่อน…………………………………52

5.3.1 ผลของเอาต์พุตโหนด……………………………………………..…..53

5.3.2 ผลของอินพุตโหนด……………………………………….…………54

5.3.3 ผลของจำนวนโหนดซ่อน………………………………………………56

5.3.4 ผลของจำนวนชั้นเลเยอร์……………………………………………...57

5.4 ผลการเรียนรู้ของนิวรอลเน็ตเวิร์ค……………………………….……………57

5.5 การทดสอบความถูกต้องของการพยากรณ์……………………………………....60

5.6 การทดสอบและเปรียบเทียบ……………………………………………………..65

5.7 การวัดประสิทธิภาพและการปรับปรุงโครงข่าย…………………………………67

5.7.1 การกำหนดสัดส่วนช่องสัญญาณแบบไฮบริด…………………….....68

5.7.2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการจัดสรรช่องสัญญาณวิธีอื่น……69

บทที่ 6 บทสรุป…………………………………………………………………………...…71

6.1 สรุปผลการทดลอง……………………………………………………………….71

6.2 ปัญหาที่เกิดขึ้นและข้อเสนอแนะ………………………………………………...72

เอกสาสารอ้างอิง……………………………………………………………………………….73

ภาคผนวก ก…………………………………………………………………………………....75

ภาคผนวก ข………………………………………………………………..……………..81

ประวัติผู้เขียน…………………………………………………………………………...…93

ผลงานทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์..94

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

3.1 ความสัมพันธ์ของหน่วยทราฟฟิค.....18
4.1 สรุปสมรรถนะของแบบจำลองประเภทต่างๆของนิวรอลเน็ตเวิร์ค.....28
5.1 ขั้นตอนในการดำเนินการทดลอง.....51
5.2 การปรับปรุงจำนวนช่องสัญญาณด้วยวิธีไฮบริด.....68

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

1.1 ปริมาณทราฟฟิคที่เกิดขึ้นจริงบริเวณถนนสีลม..........2

2.1 โครงสร้างและองค์ประกอบของระบบของโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม..........5

2.2 ลักษณะการเชื่อมโยงของ BTS และ BSC..........6

2.3 มาตรฐานการอินเตอร์เฟซระหว่างจุดต่อต่างๆภายในระบบจีเอสเอ็ม..........7

2.4 เทคนิคการใช้ความถี่ซ้ำ..........10

2.5 การจัดสรรความถี่ในระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม..........10

2.6 การกำหนดช่องสัญญาณในระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม..........11

2.7 หลักการวางแผนโครงข่าย..........13

2.8 เซลล์ข้างเคียงที่สามารถยืมใช้ช่องสัญญาณได้..........15

2.9 ลักษณะการยืมใช้ช่องสัญญาณจากเซลล์ข้างเคียง..........16

3.1 โครงสร้างของเซลล์ประสาทชีวภาพ..........24

3.2 โครงสร้างของ Backpropagation Neural Network..........25

4.1 แบบจำลองของนิวรอลเน็ตเวิร์ค..........27

4.2 ไดอะแกรม Two Layer Feed-Forward..........29

4.3 แบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์คอย่างง่าย..........30

4.4 โมดูลนิวรอลที่สร้างขึ้นร่วมกับ Activation function..........31

4.5 กราฟที่ได้จากสมการซิกมอยด์ลอจิสติกฟังก์ชั่น..........31

4.6 กราฟที่ได้จากสมการ Hyperbolic Tangent Function..........32

4.7 ลักษณะโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบชั้นเดียว (Single-Layer Neural Networks)..........33

4.8 ไดอะแกรมของ Backpropagation Neural Networks แบบสองชั้น..........34

4.9 ลักษณะนิวรอลเน็ตเวิร์คที่ใช้สำหรับการพยากรณ์ทราฟฟิค..........37

4.10 ไดอะแกรมเชื่อมโยงระหว่างชั้นของนิวรอลแบบ 2 ชั้น ของ Backpropagation Networks...39

4.11 ไดอะแกรมของการปรับค่า Weight ในชั้น Output layer และ Hidden layer..........41

4.12 ขั้นตอนของแสดงกระบวนการเทรนนิ่ง เพื่อหาค่าเวจท์ที่เหมาะสมในกระบวนการเทสติ้ง..45

4.13 ลักษณะการป้อนข้อมูลให้กับนิวรอลเน็ตเวิร์คในการพยากรณ์..........46

4.14 การใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คกับการจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริด..........49

สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่ หน้า

5.1 ตัวอย่างการใช้โปรแกรม MATLAB สำหรับการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค..................50

5.2 ตัวอย่างข้อมูลที่ได้จากการวัดและทำการปรับให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1...............................52

5.3 ผลกระทบของจำนวนเอาต์พุตโหนดกับการพยากรณ์...53

5.4 เปรียบเทียบค่าผิดพลาด SSE ของแต่ละโมเดล...54

5.5 เปรียบเทียบค่าผิดพลาด MSE ของแต่ละโมเดล..54

5.6 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ของแต่ละโมเดล...55

5.7 เปรียบเทียบค่าผิดพลาด (SSE) ของแต่ละโมเดล..55

5.8 เปรียบเทียบค่าผิดพลาด (MSE) ของแต่ละโมเดล...56

5.9 ผลกระทบของจำนวนโหนดซ่อนกับค่าผิดพลาดในการพยากรณ์...............................56

5.10 ผลกระทบของจำนวนชั้นเลเยอร์กับค่าผิดพลาดในการพยากรณ์..............................57

5.11 ค่าผิดพลาดเฉลี่ย MSE กับจำนวนรอบของการเรียนรู้สำหรับชุดข้อมูลเรียนรู้................58

5.12 ค่าผิดพลาดเฉลี่ย MSE กับจำนวนรอบของการเรียนรู้สำหรับชุดข้อมูลทดสอบ...............59

5.13 การพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคของชุดข้อมูลเรียนรู้บริเวณถนนสีลมตลอดปี 2000..............61

5.14 การพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคของชุดข้อมูลทดสอบบริเวณถนนสีลมตลอดปี 2001.........62

5.15 การพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคของชุดข้อมูลทดสอบบริเวณถนนสีลม..........................63

5.16 การพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคของชุดข้อมูลทดสอบบริเวณสยามสแควร์......................63

5.17 การพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคของชุดข้อมูลทดสอบบริเวณพื้นที่บนถนน.....................64

5.18 การพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคของชุดข้อมูลทดสอบบริเวณพื้นที่ชานเมือง...................64

5.19 ค่าผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์ MSE ของแต่ละพื้นที่.......................................65

5.20 เปรียบเทียบการพยากรณ์ระหว่างวิธี นิวรอลเน็ตเวิร์ค กับ วิธีอื่นๆ..............................66

5.21 เปรียบเทียบค่าผิดพลาด SSE ของการพยากรณ์ระหว่างวิธี นิวรอลเน็ตเวิร์ค กับวิธีอื่นๆ.....66

5.22 เปรียบเทียบค่าผิดพลาด (MSE) ของการพยากรณ์ระหว่างวิธี นิวรอลเน็ตเวิร์ค กับวิธีอื่นๆ..67

5.23 ความน่าจะเป็นของการเรียกติดขัดของพื้นที่สีลมเซกเตอร์ 2 70

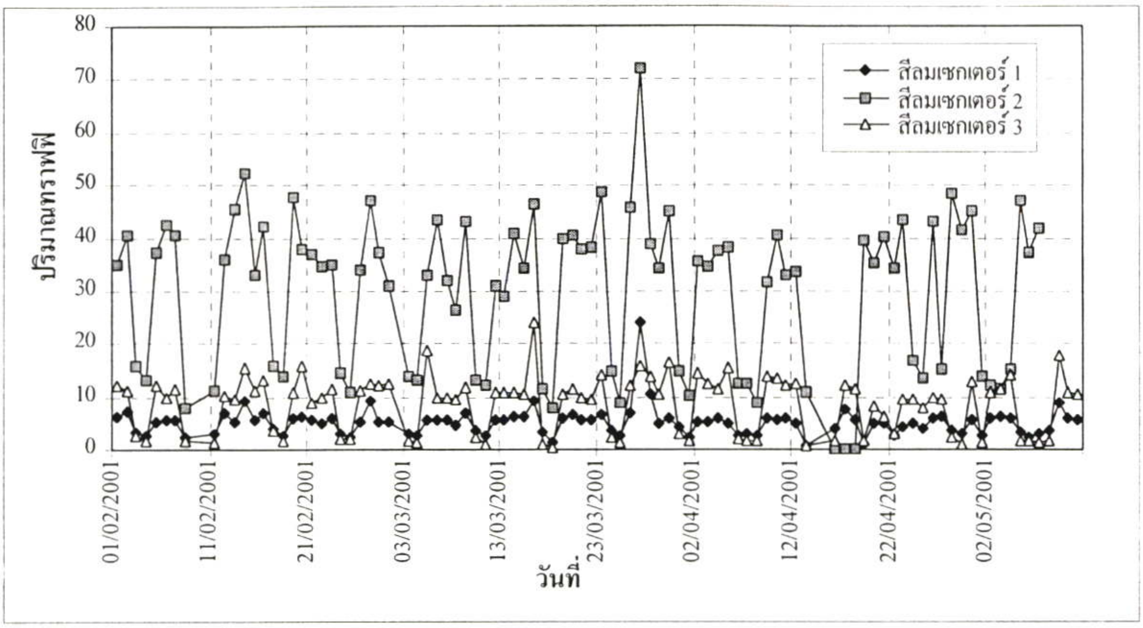
บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาของงานวิจัย

ปัจจุบันความต้องการใช้โทรศัพท์เคลื่อนที่กำลังเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว เป็นผลให้ปริมาณทราฟฟิคเกิดความหนาแน่นเพิ่มขึ้นตาม แต่จำนวนทรัพยากรทางด้านความถี่ยังคงมีอยู่จำกัด จึงอาจทำให้เกิดความคับคั่ง (Congestion) ขึ้นได้ โดยเฉพาะในชั่วโมงเร่งด่วน (Busy hour) ซึ่งในแต่ละพื้นที่จะมีความคับคั่งของปริมาณทราฟฟิคต่างกัน เช่น ในพื้นที่ย่านธุรกิจจะมี ทราฟฟิคสูงในช่วงวันทำงาน และต่ำในช่วงวันหยุด ซึ่งแตกต่างกับพื้นที่ในย่านศูนย์การค้า (Shopping mall) และการแก้ปัญหาความคับคั่งโดยการกำหนดช่องสัญญาณแบบตายตัว (Fixed Channel Allocation) ยังคงมีปัญหาอยู่คือ ไม่สามารถรองรับปริมาณทราฟฟิคในชั่วโมงเร่งด่วนได้ กรณีที่ปริมาณทราฟฟิคคับคั่งเกินกว่าจำนวนช่องสัญญาณที่มีอยู่ ดังนั้นเพื่อให้การใช้ทรัพยากรความถี่ที่มีอยู่มีประสิทธิภาพสูงขึ้น การจัดสรรช่องสัญญาณให้สัมพันธ์กับปริมาณทราฟฟิคที่เกิดขึ้นจริง และการศึกษาถึงการเปลี่ยนแปลงของปริมาณทราฟฟิคจึงเป็นสิ่งจำเป็นอย่างยิ่ง

จากตัวอย่างการศึกษาปริมาณทราฟฟิคที่เกิดขึ้นจริงของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็มบริเวณถนนสีลมทั้ง 3 เซกเตอร์ดังรูปที่ 1.1 พบว่า เซกเตอร์ 2 มีปริมาณทราฟฟิคสูงสุดบางช่วงเวลาปริมาณทราฟฟิคสูงกว่า 70 เออร์แลง แต่การจัดสรรช่องสัญญาณจะออกแบบเพื่อรองรับทราฟฟิคเฉลี่ยประมาณ 40 เออร์แลง เท่านั้นโดยใช้การจัดสรรช่องสัญญาณแบบตายตัว ซึ่งจะทำให้เกิดการเรียกติดขัดสูงเกินมาตรฐานอย่างแน่นอน ดังนั้นการศึกษาปริมาณทราฟฟิค และหาวิธีปรับปรุงการจัดสรรช่องสัญญาณให้สัมพันธ์กับปริมาณทราฟฟิคที่เกิดขึ้นจริงจึงเป็นสิ่งจำเป็นอย่างยิ่ง

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงศึกษาเกี่ยวกับการคาดคะเนปริมาณทราฟฟิคในพื้นที่ที่มีปริมาณทราฟฟิคหนาแน่นต่างๆกัน เช่น ในย่านธุรกิจ ห้างสรรพสินค้า บนถนน และบริเวณชานเมือง เพื่อหาจุดสูงสุด ต่ำสุดของปริมาณทราฟฟิค ซึ่งสามารถนำมาเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดสรรช่องสัญญาณให้สัมพันธ์กับปริมาณทราฟฟิคที่ใช้งานจริงได้ และสามารถช่วยลดปัญหาการเรียกติดขัด (Blocking traffic) ของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่ในบริเวณที่มีปริมาณทราฟฟิคสูงได้อย่างมีประสิทธิภาพ



รูปที่ 1.1 ปริมาณทราฟฟิคที่เกิดขึ้นจริงบริเวณถนนสีลม

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1) เพื่อศึกษาปริมาณทราฟฟิคของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็มในพื้นที่ที่มีปริมาณทราฟฟิคหนาแน่นต่างๆกัน

2) เพื่อศึกษาวิธีที่เหมาะสมของการนำ Backpropagation Neural Network มาประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่

3) เพื่อใช้เป็นแนวทางในการปรับปรุงวิธีการจัดสรรช่องสัญญาณให้มีประสิทธิภาพ และลดปริมาณการเรียกติดขัดในช่วงชั่วโมงเร่งด่วนของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่

1.3 นิวรอลเน็ตเวิร์คและวิธีการทั่วไป

โดยทั่วไปลักษณะการจัดสรรช่องสัญญาณใช้วิธีกำหนดช่องสัญญาณแบบตายตัว ซึ่งพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคด้วยวิธี LSM (Least Square Method) และสมการเส้นตรง การพยากรณ์ด้วยวิธีเหล่านี้จะทราบเพียงเส้นแนวโน้มเท่านั้นและให้ค่าผิดพลาดสูงมาก ไม่เพียงแต่ทำให้เกิดปัญหากับการจัดสรรช่องสัญญาณ แต่ยังทำให้เกิดการเรียกติดขัดสูงตามมา การพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคที่แม่นยำ จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการจัดสรรช่องสัญญาณให้สัมพันธ์กับปริมาณทราฟฟิคที่ใช้งานจริง ซึ่งสามารถแก้ปัญหาการเรียกติดขัด และช่วยให้คุณภาพการให้บริการอยู่ในเกณฑ์มาตรฐานได้

วิทยาการคอมพิวเตอร์ได้เข้ามามีบทบาทในการแก้ปัญหาหลายประการ ในอดีตคอมพิวเตอร์ถูกนำมาใช้ในงานที่ทำซ้ำๆ งานที่มีปริมาณมาก งานเกี่ยวกับเอกสาร งานด้านฐานข้อมูล งานประมวลผลทางคณิตศาสตร์ได้เป็นอย่างดี งานดังกล่าวคอมพิวเตอร์สามารถทำได้ดีกว่ามนุษย์คือคอมพิวเตอร์สามารถประมวลผลได้รวดเร็วกว่า แต่มีงานบางอย่างที่มนุษย์ทำได้ดีกว่าคอมพิวเตอร์ เช่น การจดจำและจำแนกภาพ เสียงหรือตัวอักษรที่เขียนด้วยลายมือ ว่าเป็นภาพหรือเสียงใคร เป็นเสียงอะไร เป็นต้น จึงได้มีการค้นคว้าวิจัยเพื่อให้คอมพิวเตอร์มีความสามรถในการเรียนรู้ มีความสามรถในการคาดคะเนหรือประมาณค่าคำตอบในกรณีที่มีข้อมูลไม่เพียงพอ โดยการจำลองการเรียนรู้ของสมองมนุษย์ขึ้นเป็นโมเดลนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Neural network model) การแก้ปัญหาโดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คจึงมีข้อดีคือ ให้ความแม่นยำ รวดเร็ว สามารถแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนและสามารถปรับตัวให้เหมาะสมกับสภาพปัญหาที่เปลี่ยนไป โดยความแม่นยำจะขึ้นอยู่กับความสามารถในการเรียนรู้และความถูกต้องของข้อมูลที่ป้อนให้กับนิวรอลเน็ตเวิร์ค ส่วนความรวดเร็วจะขึ้นอยู่กับความสามารถในการประมวลผลแบบขนาน (Parallel processing) และความสามารถในการปรับตัวกับสภาพปัญหา ซึ่งวิธีการโดยทั่วไปไม่สามารถทำได้

ดังนั้นเพื่อให้เกิดความแม่นยำในการคาดคะเนปริมาณทราฟฟิคจึงนำวิธีการของนิวรอลเน็ตเวิร์คมาใช้ ซึ่งจากผลการทดลองนิวรอลเน็ตเวิร์คสามารถพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคแบบช็อตเทอมได้อย่างแม่นยำ และช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของการจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริดได้เป็นอย่างดี สามารถลดปัญหาการเรียกติดขัดในระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

1.4 รายละเอียดของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้แบ่งออกเป็น 6 บทดังนี้

บทที่ 1 บทนำ กล่าวถึงความเป็นมาของงานวิจัย วัตถุประสงค์ของงานวิจัย และเปรียบเทียบการใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คกับวิธีการทั่วไป

บทที่ 2 ความรู้เบื้องต้นและทฤษฎีของระบบของโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม อธิบายถึงโครงสร้างของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่ หลักการนำความถี่กลับมาใช้ใหม่ ประสิทธิภาพและสมรรถนะของโครงข่าย หลักการวางแผนโครงข่าย และวิธีการจัดสรรความถี่และช่องสัญญาณ ซึ่งจะอธิบายถึงหลักการจัดสรรช่องสัญญาณ การจัดสรรช่องสัญญาณแบบตายตัว การจัดสรรช่องสัญญาณแบบไดนามิค และการจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริด

บทที่ 3 ทฤษฎีทราฟฟิค และวิธีการพยากรณ์ อธิบายถึงทราฟฟิคในระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่ หลักการพยากรณ์ทราฟฟิค และวิธีการพยากรณ์ทราฟฟิค เช่น การพยากรณ์ด้วยวิธีสมการเส้นตรง วิธี LSM (Least Square Method) และวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Neural Networks)

บทที่ 4 การใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คในการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค อธิบายถึง การเลือกแบบจำลองของนิวรอลเน็ตเวิร์ค การใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คในการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค และการปรับปรุงประสิทธิภาพการจัดสรรช่องสัญญาณด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์ค

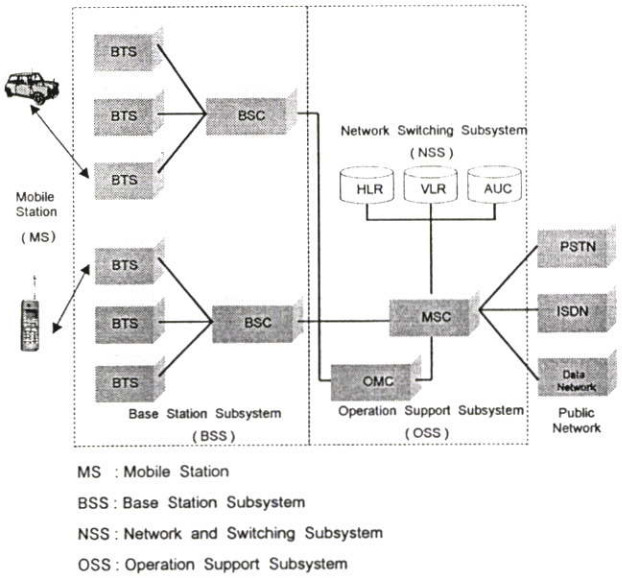
บทที่ 5 การทดลองและวิเคราะห์ข้อมูล เป็นการแสดงผลการทดลอง การหาลักษณะโมเดลที่เหมาะสม การศึกษาผลการเรียนรู้ของนิวรอลเน็ตเวิร์ค การทดสอบความถูกต้องของการพยากรณ์ การทดสอบเปรียบเทียบกับการพยากรณ์ด้วยวิธีอื่น และการวัดประสิทธิภาพและการปรับปรุงโครงข่าย

บทที่ 6 บทสรุป เป็นการสรุปผลและข้อเสนอแนะที่ได้จากการทดลองในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

บทที่ 2
ความรู้เบื้องต้นและทฤษฎีของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม

2.1 โครงสร้างของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม

โครงสร้างของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็มมีองค์ประกอบ 4 ส่วนด้วยกันคือ 1) ส่วนของสถานีฐาน (Base Station Subsystem, BSS) 2) ส่วนของระบบเน็ตเวิร์คและสวิตชิง (Network and Switching Subsystem, NNS) 3) ระบบปฏิบัติการ (Operation Support Subsystem, OSS) และ 4) เครื่องโทรศัพท์เคลื่อนที่ (Mobile Station, MS) แต่ละส่วนมีลักษณะการเชื่อมต่อดังรูปที่ 2.1 [1,2]



รูปที่ 2.1 โครงสร้างและองค์ประกอบของระบบของโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม

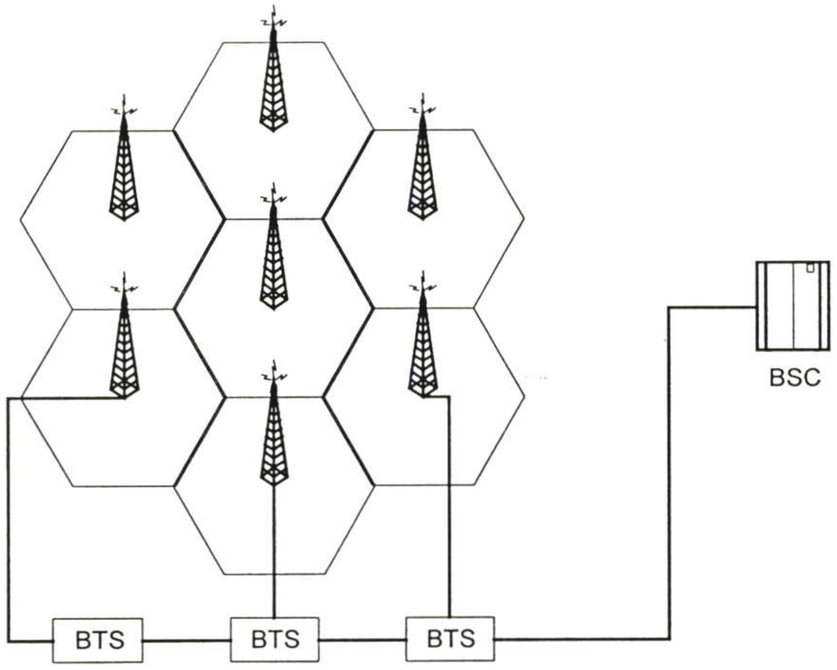
2.1.1 ส่วนของสถานีฐาน (Base Station Subsystem, BSS)

ส่วนของสถานีฐานประกอบด้วยสองส่วนหลักคือ BTS (Base Transceiver Station) และ BSC (Base Station Controller)

ส่วนแรก BTS เป็นส่วนที่ติดต่อกับเครื่องโทรศัพท์เคลื่อนที่ของผู้ใช้ โดยทำหน้าที่เกี่ยวกับส่วนติดต่อทางคลื่นวิทยุ (Air Interface) และเป็นส่วนประมวลผลสัญญาณดิจิตอล ซึ่งต้องมีการส่งข่าวสารต่างๆตอบโต้กันเมื่อโทรศัพท์เคลื่อนที่ต้องการใช้บริการ กลุ่มของ BTS ที่ครอบคลุมพื้นที่ให้บริการจำนวนหนึ่งจะอยู่ภายใต้การควบคุมของ BSC หนึ่งตัว ซึ่งปกติแล้ว BSC หนึ่งตัวจะสามารถดูแลและควบคุม BTS ได้จำนวนมากหลายสิบหรือหลายร้อยชุดดังรูปที่ 2.2 นอกจาก BTS

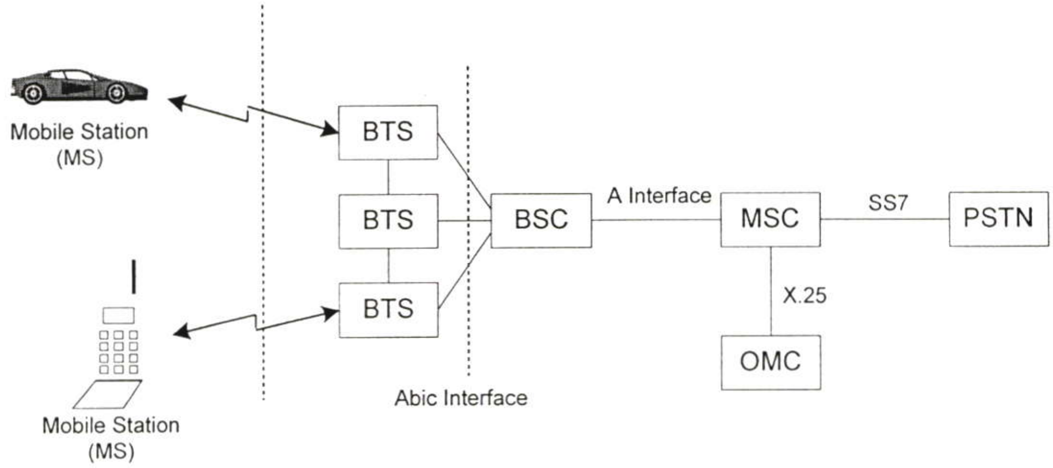
จะมีส่วนเชื่อมโยงคลื่นวิทยุแล้ว ยังทำหน้าที่วัดความแรงของสัญญาณและคุณภาพสัญญาณแล้วส่งข้อมูลไปให้ส่วนควบคุมสถานีฐานทำการตัดสินใจแฮนด์ออฟอีกด้วย

การที่โทรศัพท์เคลื่อนที่จะโทรได้นั้นต้องมีช่องสัญญาณรองรับ โดยที่ BTS จะมีส่วนที่เรียกว่า TRX (Transmission and receive unit) ซึ่งเป็นอุปกรณ์รองรับทราฟฟิค จำนวน TRX เป็นตัวกำหนดจำนวนช่องสัญญาณ ซึ่งถ้ากำหนดจำนวน TRX ไว้มากก็จะเป็นการสิ้นเปลือง ถ้ากำหนดไว้น้อยก็จะไม่สามารถรองรับทราฟฟิคได้ การกำหนดจำนวน TRX ที่เหมาะสมจะต้องให้มีความสัมพันธ์กับปริมาณทราฟฟิค ซึ่งเป็นส่วนสำคัญของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้



รูปที่ 2.2 ลักษณะการเชื่อมโยงของ BTS และ BSC

ส่วนที่สองตัวควบคุมสถานีฐาน BSC (Base Station Controller) เป็นส่วนควบคุมการทำงานของสถานีฐาน BTS เป็นตัวตัดสินใจเกี่ยวกับโทรศัพท์เคลื่อนที่เช่น การแฮนด์ออฟ การควบคุมการเซตอัปการเรียก การสิ้นสุดการเรียก การกำหนดและควบคุมช่องสัญญาณต่างๆ นอกจากนี้อีกด้านหนึ่งของ BSC ต่ออยู่กับ NSS (Network and Switching Subsystem) ซึ่งมี MSC (Mobile Switching Center) เป็นองค์ประกอบสำคัญ การเชื่อมต่อของอุปกรณ์ทั้งสองนี้จะอาศัยมาตรฐานที่เรียกว่า A interface ส่วนการติดต่อระหว่าง BSC กับส่วน BTS ก็ใช้มาตรฐานที่เรียกว่า Abis interface ดังรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 มาตรฐานการอินเตอร์เฟซระหว่างจุดต่อต่างๆภายในระบบจีเอสเอ็ม

2.1.2 ส่วนของระบบเน็ตเวิร์คและสวิตชิง (Network and Switching Subsystem, NNS)

ส่วนของระบบเน็ตเวิร์คและสวิตชิง ประกอบด้วย 2 ส่วนหลักคือ Mobile Switching Center (MSC) และฐานข้อมูลสำหรับการจัดการใช้งานของผู้ใช้บริการ ซึ่งฐานข้อมูลใน NSS ประกอบด้วย 4 ส่วนหลักคือ HLR VLR AuC และ EIR

2.1.2.1 ชุมสายโทรศัพท์เคลื่อนที่ (Mobile Switching Center, MSC)

ส่วนของชุมสายโทรศัพท์เคลื่อนที่ เป็นส่วนหลักของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่ทำหน้าที่เป็นตัววิเคราะห์เลขหมายและเลือกเส้นทางที่ต้องการ โดยชุมสายโทรศัพท์เคลื่อนที่จะต้องทำงานประสานกับ HLR (Home Location Register) ซึ่งเป็นฐานข้อมูลหลักเก็บข้อมูลเกี่ยวกับผู้ใช้และตำแหน่งโทรศัพท์เคลื่อนที่ไว้ VLR (Visitor Location Register) เก็บตำแหน่งใหม่ในพื้นที่บริการที่เคลื่อนที่ไป AuC เป็นส่วนควบคุมการเข้ารหัสเพื่อความปลอดภัยของข้อมูลผู้ใช้ และ EIR ซึ่งเก็บข้อมูล ESN (Electronic Serial Number) เพื่อใช้เป็นข้อมูลป้องกันการขโมย

นอกจากนี้ MSC ยังมีหน้าที่ตรวจสอบและควบคุมการจัดการทรัพยากร รวมทั้งเป็นตัวตัดสินใจในการแฮนด์ออฟ และเป็นตัวติดต่อกรณีต้องการทำแฮนด์ออฟข้ามตัวควบคุมสถานีฐาน หรือข้ามชุมสายโทรศัพท์เคลื่อนที่ และสิ่งสำคัญอีกอย่างหนึ่ง เนื่องจากโทรศัพท์เคลื่อนที่จะมีการเคลื่อนที่อยู่ตลอดเวลา คือชุมสายโทรศัพท์จะหาตำแหน่งของโทรศัพท์เคลื่อนที่และทำการการปรับปรุงข้อมูลใน HLR และ VLR

2.1.2.2 รีจีสเตอร์โฮมโลเคชัน (Home Location Register, HLR)

เป็นฐานข้อมูลกลางที่เก็บข้อมูลเกี่ยวกับผู้ใช้ทุกคนอย่างถาวร เพื่อใช้ควบคุมหรือจัดการต่างๆภายในโทรศัพท์เคลื่อนที่ ฐานข้อมูล HLR อาจมี 1 ตัว หรือหลายๆตัวแยกตามภูมิภาคก็ได้ HLR ที่ดูแลพื้นที่ใดเมื่อผู้ใช้จดทะเบียนขอใช้บริการข้อมูลผู้ใช้จะถูกเก็บใน HLR นั้นๆข้อมูลที่เก็บได้แก่ สถานะของผู้ใช้ (Subscriber Status) ลักษณะการใช้งาน (Subscriber features) เบอร์โทรศัพท์ (Directory number) ข้อมูลตำแหน่งปัจจุบัน (Location information)

2.1.2.3 รีจีสเตอร์วิซิเตอร์โลเคชัน (Visitor Location Register, VLR)

เป็นฐานข้อมูลที่ใช้เก็บข้อมูลชั่วคราวของโทรศัพท์เคลื่อนที่แต่ละเครื่อง ซึ่งอยู่ภายในพื้นที่บริการที่ชุมสายโทรศัพท์เคลื่อนที่ครอบคลุมอยู่ ซึ่งผู้ใช้อาจจะเป็นผู้ที่จดทะเบียนในพื้นที่บริการนั้นหรือไม่ก็ได้ ข้อมูลที่เก็บใน VLR ประกอบด้วย ข้อมูลตำแหน่ง สถานะ ประเภทบริการซึ่งได้มาจาก HLR

ตัวเครื่องโทรศัพท์เคลื่อนที่จะต้องมีการปรับปรุงข้อมูลกับ VLR อยู่เสมอโดยเฉพาะข้อมูลเกี่ยวกับตำแหน่ง เนื่องจากในการจัดการการเรียกเข้าเรียกออกของชุมสายโทรศัพท์เคลื่อนที่จะใช้ข้อมูลจาก VLR ในการตัดสินใจ และหากโทรศัพท์เคลื่อนที่ไม่ได้ส่งข้อมูลมาปรับปรุงภายในเวลาที่กำหนด เช่น ปิดเครื่อง ข้อมูลใน VLR จะถูกลบ และจะทำการปรับปรุงข้อมูลใหม่เมื่อผู้ใช้เปิดเครื่อง

2.1.2.4 รีจีสเตอร์ยืนยันตัวตน (Authentication Center, AuC)

เป็นฐานข้อมูลที่ทำหน้าที่ยืนยันว่าผู้ใช้ที่ติดต่ออยู่นั้นมีตัวตนจริง (Authentication) และแน่ใจได้ว่าไม่มีการโขมยใช้เครื่องและอุปกรณ์ที่ใช้ได้รับอนุญาตอย่างถูกต้อง โดย AuC จะเก็บข้อมูลการเข้ารหัส Encryption Key Authentic Key และหลักการคำนวณที่ซับซ้อนไว้เพื่อใช้ในการเข้ารหัสข้อมูล

2.1.2.5รีจีสเตอร์เฉพาะอุปกรณ์ (Equipment Identity Register, EIR)

เก็บข้อมูล ESN (Electronic Serial Number) เพื่อใช้เป็นข้อมูลป้องกันการขโมยหรือการปลอมเครื่องโทรศัพท์มาใช้งาน เนื่องจาก ESN ในเครื่องโทรศัพท์ถูกกำหนดโดยองค์กรกลางให้แก่ผู้ผลิตเครื่องซึ่งจะกำหนด ESN ที่ไม่ซ้ำกันเลย โดยเก็บไว้ใน 3 ตารางคือ Whitelist ลูกค้าที่อยู่ในตารางนี้สามารถใช้บริการได้ตามปกติ Graylist เป็นลูกค้าที่ถูกจับตามองแต่ยังไม่ถอนการให้บริการ Blacklist ลูกค้าที่ไม่อนุญาตให้บริการได้ โดยผู้ให้บริการจะเป็นผู้กำหนดข้อมูลเหล่านี้ เช่นเครื่องที่ถูกขโมยและลูกค้าแจ้งระงับการบริการจะกำหนดไว้ใน Blacklist

2.1.3 ระบบปฏิบัติการ (Operation Support Subsystem, OSS)

ระบบปฏิบัติการ OSS ประกอบด้วย Operation and Maintenance Center (OMC) ซึ่งเป็นชุดอุปกรณ์และคอมพิวเตอร์ที่ควบคุมการทำงานของโครงข่ายทั้งหมด โดยจะติดต่อกับอุปกรณ์ต่างๆผ่านทาง X.25 ลิงค์ และยังมีพอร์ตไว้ต่อเทอร์มินอลอีกหลายพอร์ต ทำให้ผู้ใช้สามารถทำงานพร้อมกันได้หลายคน มีหน้าที่หลักในการดูแลจัดการเรื่องการปฏิบัติการของระบบโดยรวม การจัดการกับปัญหาของอุปกรณ์บางส่วนที่อาจเกิดความเสียหาย การปรับตั้งค่าพารามิเตอร์ต่างๆภายในระบบให้เหมาะสม การจัดการเรื่องสมาชิกผู้ใช้บริการของระบบซึ่งรวมไปถึงการคิดค่าบริการและออกบิลเก็บค่าบริการ การทำงานของ OMC ส่วนใหญ่แล้วจะต้องมีการติดต่อกับฐานข้อมูล HLR นอกจากนี้ OMC ยังมีฟังก์ชั่นในการรวบรวมข้อมูลเพื่อทำสถิติที่สำคัญๆ เช่น สถิติความผิดพลาดของระบบ สถิติทราฟฟิค เพื่อใช้ในการปรับปรุงโครงข่ายให้มีประสิทธิภาพต่อไป

2.1.4 เครื่องโทรศัพท์เคลื่อนที่ (Mobile Station, MS)

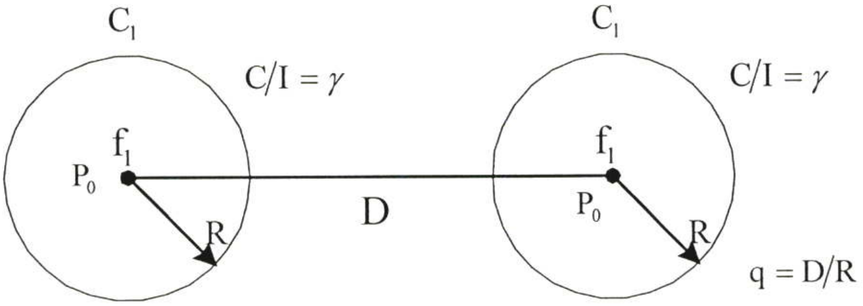
ภายในอุปกรณ์โทรศัพท์เคลื่อนที่จะมีส่วนประกอบ 2 ส่วนด้วยกันคือ Mobile Equipment (ME) และ Subscriber Identity Module (SIM) ส่วนของ ME จะทำหน้าที่จัดการกับการรับส่งคลื่นสัญญาณวิทยุระหว่างโทรศัพท์เคลื่อนที่กับส่วนของสถานีฐาน และรวมไปถึงอุปกรณ์สำหรับใช้ในการติดต่อกับผู้ใช้ เช่น ไมโครโฟน ลำโพง จอภาพ และปุ่มต่างๆ ในส่วนของ SIM คือสมาร์ตการ์ด (smart card) แผ่นบางๆที่ทำหน้าที่เก็บข้อมูลที่เกี่ยวกับผู้ใช้ รายการประเภทของบริการที่ผู้ใช้ได้ขอไว้ และข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับโครงข่าย เช่น เลขประจำตัวของผู้ใช้ ตำแหน่งหรือบริเวณที่เครื่องโทรศัพท์มีการใช้งานอยู่ และรหัสลับที่ใช้ในการเข้ารหัสสัญญาณเพื่อป้องกันการแอบฟัง เป็นต้น นอกจากนี้ยังอาจจะเก็บหมายเลขโทรศัพท์ที่ผู้ใช้มีการติดต่อด้วยเป็นประจำเพื่อความสดวกของผู้ใช้บริการ การจัดให้เครื่องโทรศัพท์มีโครงสร้างในลักษณะนี้ ช่วยให้สามารถนำแผ่น SIM ไปใช้กับอุปกรณ์ ME ใดก็ได้

2.2 หลักการการจัดการความถี่

2.2.1 เทคนิคการใช้ความถี่ซ้ำ

ระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่ในยุคแรกๆ จะออกแบบให้รัศมีการสื่อสารกว้างที่สุด ดังนั้นจึงต้องใช้เครื่องส่งที่มีกำลังสูงๆ ข้อดีก็คือใช้การลงทุนน้อย และข้อเสียคือ ตัวเครื่องโทรศัพท์เคลื่อนที่จะต้องมีกำลังส่งสูงด้วย จึงเหมาะกับพื้นที่ที่มีผู้ใช้จำนวนน้อยๆ

แนวคิดใหม่จะควบคุมพื้นที่ครอบคลุมของเครื่องส่งแต่ละสถานีฐานให้มีรัศมีจำกัด และใช้เทคนิคการใช้ความถี่ซ้ำ (Frequency reused) ในพื้นที่ต่างกัน ดังรูปที่ 2.4 ทำให้เครื่องส่งมีขนาดเล็กลง การใช้ความถี่ที่มีอยู่ทำได้อย่างมีประสิทธิภาพ และสามารถรองรับจำนวนผู้ใช้บริการได้มากขึ้น [3]



รูปที่ 2.4 เทคนิคการใช้ความถี่ซ้ำ

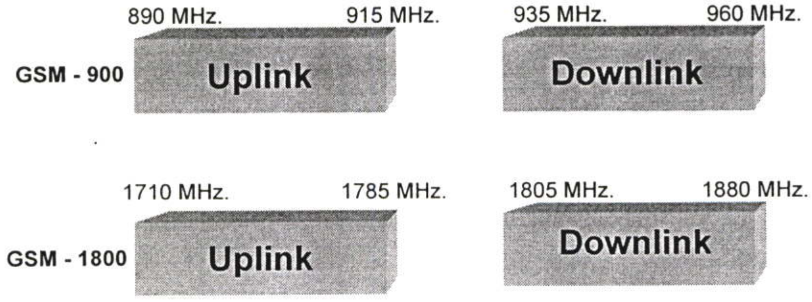
ผลกระทบที่ตามมากับการนำเทคนิคนี้มาใช้คือ การเกิดสัญญาณรบกวนที่เรียกว่า Co-channel interference ดังนั้นสิ่งที่ต้องคำนึงถึงคือ ระยะทางระหว่างพื้นที่ที่ใช้ความถี่เดียวกัน (Frequency reuse distance, D) ซึ่งจะสัมพันธ์กับขนาดของกลุ่มเซลล์ (cluster size, K) หรือจำนวนเซลล์ที่อยู่ในคลัสเตอร์ ดังสมการ

$$D = \sqrt{3K}R \tag{2.1}$$

เมื่อ R คือ รัศมีของเซลล์พบว่าค่า K ยิ่งมากจะทำให้ค่า D ยิ่งมากตามทำให้เกิดสัญญาณรบกวนน้อย ซึ่งในระบบ GSM โดยทั่วไปเลือกใช้ $K = 4$ จะมี $D = 3.46R$

2.2.2 การจัดสรรช่วงความถี่ (Frequency Spectrum)

การจัดสรรความถี่ในระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม แบ่งเป็น 2 มาตรฐานคือ ระบบ 900 MHz และ ระบบ 1800 MHz ดังรูปที่ 2.5 [4]

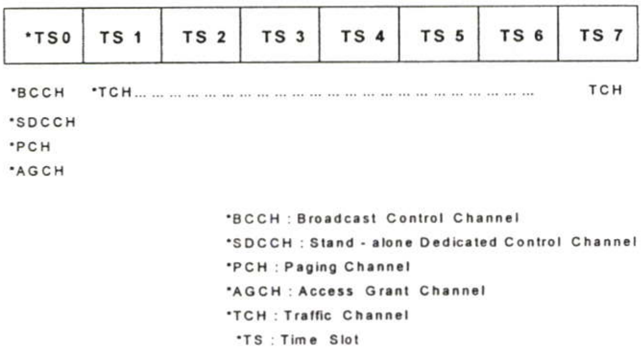


รูปที่ 2.5 การจัดสรรความถี่ในระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม

ระบบ 900 MHz ใช้แบนด์วิดท์ 25 MHz โดยการสื่อสารทางด้าน Up Link คือการสื่อสารจาก MS ไปยัง BTS ใช้ความถี่ 890 MHz ถึง 915 MHz และสื่อสารทางด้าน Down Link เป็นการสื่อสารจาก BTS ไปยัง MS ใช้ความถี่ 935 MHz ถึง 960 MHz โดยแต่ละ Carrier จะใช้ Frequency space 200 kHz และแต่ละ Carrier จะถูกแบ่งโดยเทคนิค TDMA เป็น 8 ช่องสัญญาณ ดังนั้นระบบ 900 MHz จะมีจำนวน Carrier ทั้งหมด 124 Carrier และ 992 ช่องสัญญาณดังรูปที่ 2.6

ส่วนระบบ 1800 MHz ใช้แบนด์วิดท์ 75 MHz โดยการสื่อสารทางด้าน Up Link ใช้ความถี่ 1710 MHz ถึง 1785 MHz และสื่อสารทางด้าน Down Link ใช้ความถี่ 1805 MHz ถึง 1880 MHz โดยแต่ละ Carrier จะใช้ Frequency space 200 kHz และแต่ละ Carrier จะถูกแบ่งโดยเทคนิค TDMA เป็น 8 ช่องสัญญาณ เหมือนกับระบบ 900 MHz ดังนั้นระบบ 1800 MHz จะมีจำนวน Carrier ทั้งหมด 374 Carrier และ 2992 ช่องสัญญาณ

ช่องสัญญาณของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็มมีอยู่ 2 ประเภทหลักๆคือ Traffic Channel ใช้สำหรับส่งเสียงพูด หรือข้อมูล และ Control Channel ใช้สำหรับส่ง Signaling และ การทำ Synchronizing



รูปที่ 2.6 การกำหนดช่องสัญญาณในระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม

2.3 การวัดประสิทธิภาพ และสมรรถนะของโครงข่าย

โดยปกติโครงข่ายจะถูกออกแบบให้มีสเปคที่แน่นอน ซึ่งสเปคเหล่านี้จะประกอบด้วยพารามิเตอร์ที่มีผลกระทบโดยตรงกับประสิทธิภาพและสมรรถนะของโครงข่าย และพารามิเตอร์เหล่านี้คือ 1) Carrier to co-channel ratio (C/I_0) และ 2) Grade of Service (GOS) [5-7]

อัตรา C/I_0 จะเปลี่ยนแปลงตามรูปแบบของโทรศัพท์เคลื่อนที่สามารถคำนวณได้ง่าย ถ้าสมมตให้ตัวเครื่องโทรศัพท์เคลื่อนที่ (MS) อยู่กับที่เพื่อกำหนดตำแหน่งสำหรับวัดสมรรถนะในสภาวะสัญญาณอ่อนที่สุด

ในการออกแบบสเปคต้องการค่า C/Io อย่างน้อยที่สุด 18 ถึง 17 dB โดยสามารถคลอบคุมพื้นที่ส่วนใหญ่ได้ไม่ต่ำกว่า 90%

Grade of Service (GOS) หรือ blocking probability เป็นวิธีการที่ง่ายและรวดเร็วในการวัดสมรรถนะของโครงข่าย เนื่องจากพารามิเตอร์ที่ใช้ไม่มีความซับซ้อน ซึ่งโดยทั่วไปแล้วจะใช้สูตร Erlang B

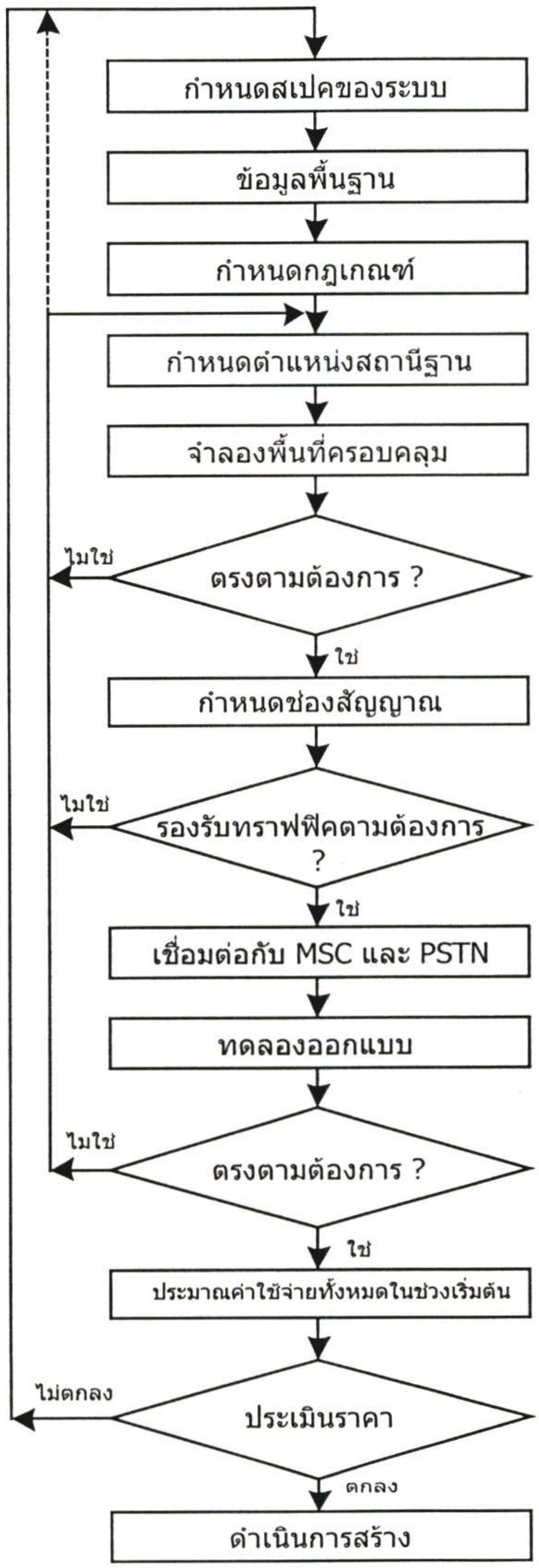
$$GOS = E(A,N) = \frac{A^N / N!}{\sum_{i=0}^{N} A^i / i!} \tag{2.2}$$

เมื่อ A คือ Offered Traffic มีหน่วยเป็น Erlang และ N คือ จำนวนช่องสัญญาณ ในการเริ่มต้นปกติการออกแบบระบบจะกำหนด GOS ในระดับ P.02 (Blocking Probability 2%) และเมื่อระบบขยายตัวขึ้นทำให้ปริมาณทราฟฟิคเพิ่มขึ้นจนอาจทำให้ Blocking Probability เกินกว่ามาตรฐาน 5% จะต้องนำเทคนิคต่างๆมาจัดการโครงข่ายเพื่อแก้ปัญหานี้ ซึ่งในวิทยานิพนธ์นี้ได้นำเทคนิคการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคมาเพิ่มประสิทธิภาพการจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริด

โดยทั่วไปแล้ว GOS จะมีสองความหมายคือ ความหมายแรกเป็นความหมายทางด้าน Telephone Transmission เป็นการวัดคุณภาพของสัญญาณเสียงที่ได้ยินระหว่างการสนทนา โดยมีค่ามาตรฐานคือ 1 (unacceptable) ถึง 5 (excellent) และความหมายที่สองเป็นการวัดประสิทธิภาพของการเข้าถึงระบบ โดยอ้างอิงกับความน่าจะเป็นของการเรียกที่ถูกบล็อก หรือถูกหน่วงเวลาโดยวัดเป็นเปอร์เซ็นต์ [8]

2.4 หลักการวางแผนโครงข่าย

การออกแบบระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่เพื่อให้ได้สเปคตามที่กำหนดไว้ ต้องใช้ข้อมูลจำนวนมาก เช่น 1) การจำลองทางการตลาด (market demographic) 2) พื้นที่ในการให้บริการ 3) ทราฟฟิคขอบริการ (offered traffic) เป็นต้น ซึ่งบางครั้งข้อมูลที่มีอยู่อาจไม่เพียงพอในการวางแผนโครงข่ายให้ดีที่สุด นอกจากนี้ข้อมูลทางสถิติบางอย่าง อาจจะช่วยในการประเมินสมรรถนะและการวางแผนโครงข่ายใหม่ได้ดียิ่งขึ้น โดยใช้หลักการออกแบบวางแผนโครงข่ายสามารถแสดงได้ตามแผนผัง flow chart ดังรูปที่ 2.7 [3, 9-11]



รูปที่ 2.7 หลักการวางแผนโครงข่าย

2.5 หลักการจัดสรรช่องสัญญาณ (Channel Allocation)

การจัดสรรช่องสัญญาณ เป็นการแบ่งจำนวนช่องสัญญาณสำหรับใช้ในการเรียก (Control channel, voice channel) ให้กับแต่ละเซลล์ โดยให้มีการแทรกสอด (Interference) น้อยที่สุด เพื่อช่วยเพิ่มความจุของระบบให้มากขึ้น ซึ่งเทคนิคในการจัดสรรช่องสัญญาณสามารถแบ่งออกเป็น 4 ชนิดคือ 1) การจัดสรรช่องสัญญาณแบบตายตัว 2) การจัดสรรช่องสัญญาณแบบไดนามิค 3) การจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริด และ4) การจัดสรรช่องสัญญาณแบบยืมช่องสัญญาณ [3]

2.5.1 การจัดสรรช่องสัญญาณแบบตายตัว (Fixed Channel Allocation, FCA)

การจัดสรรช่องสัญญาณแบบตายตัว เป็นการจัดสรรช่องสัญญาณแบบที่ง่ายที่สุดที่ถูกนำมาใช้ในระบบเซลลูลาร์หลายๆระบบ วิธีนี้จะกำหนดจำนวนช่องสัญญาณไว้อย่างตายตัวในแต่ละเซลล์ขึ้นอยู่กับความหนาแน่นทราฟฟิคและขนาดของเซลล์ ซึ่งเหมาะกับการวางแผนการใช้ความถี่ในระยะยาว

2.5.2 การจัดสรรช่องสัญญาณแบบไดนามิค (Dynamic Channel Allocation, DCA)

การจัดสรรช่องสัญญาณแบบไดนามิค เป็นการจัดสรรช่องสัญญาณโดยกำหนดช่องสัญญาณที่ทุกเซลล์สามารถใช้ร่วมกันได้โดยไม่ขัดกับเงื่อนไขของการใช้ความถี่ซ้ำ (Frequency reuse) ซึ่งจะจัดสรรจำนวนช่องสัญญาณให้กับแต่ละเซลล์ตามความหนาแน่นของปริมาณทราฟฟิคบนพื้นฐานของเวลาจริง (Real time) วิธีนี้จะเหมาะสำหรับการปรับปรุงการใช้ประโยชน์แบนด์วิดท์ (bandwidth utilization) เมื่อปริมาณทราฟฟิคมีการเปลี่ยนแปลงอย่างไม่สม่ำเสมอ

2.5.3 การจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริด (Hybrid Channel Allocation, HCA)

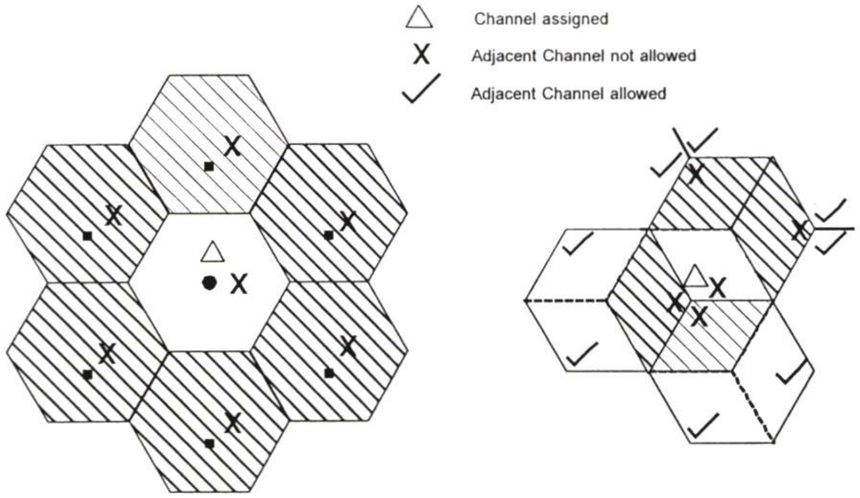
การจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริด เป็นการนำวิธีการจัดสรรช่องสัญญาณแบบตายตัว กับวิธีการจัดสรรช่องสัญญาณแบบไดนามิคมารวมกัน โดยวิธีนี้จะแบ่งกลุ่มช่องสัญญาณเป็น 2 กลุ่ม กลุ่มแรกจะใช้วิธีกำหนดช่องสัญญาณแบบตายตัวเพื่อรองรับทราฟฟิคพื้นฐาน ส่วนกลุ่มที่สองจะใช้วิธีกำหนดช่องสัญญาณแบบไดนามิกเพื่อใช้รองรับทราฟฟิคที่มีการเปลี่ยนแปลงไม่สม่ำเสมอ

ปัญหาของวิธีนี้คือการกำหนดสัดส่วนที่เหมาะสมระหว่างจำนวนช่องสัญญาณแบบคงที่กับจำนวนช่องสัญญาณแบบไดนามิก (โดยปกติกำหนดเป็นเปอร์เซ็นต์ตายตัว) ซึ่งหากสามารถกำหนดสัดส่วนได้เหมาะสมกับปริมาณทราฟฟิคจริงก็จะทำให้การใช้ช่องสัญญาญมีประสิทธิภาพสูงขึ้น (โดยการเปลี่ยนสัดส่วนตามปริมาณโหลด) จะทำให้สามารถรองรับทราฟฟิคได้สูงขึ้น (จากผลการทดลองพบว่า การใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคแล้วนำมากำหนดสัดส่วนของการจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริดจะทำให้สามารถรองรับทราฟฟิคสูงขึ้นอีก 20%)

2.5.4 การจัดสรรช่องสัญญาณแบบยืมช่องสัญญาณ (Borrow Channel Allocation, BCA)

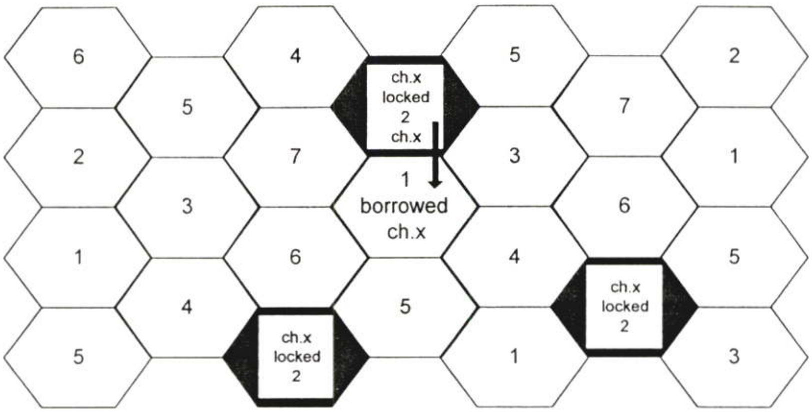
การจัดสรรช่องสัญญาณแบบยืมช่องสัญญาณ เป็นแนวคิดที่ปรับปรุงมาจากการจัดสรรช่องสัญญาณแบบตายตัว ซึ่งมีการกำหนดช่องสัญญาณให้ในแต่ละเซลล์แบบตายตัว เมื่อช่องสัญญาณทั้งหมดของเซลล์หนึ่งถูกใช้หมดและมีการเรียกใหม่เกิดขึ้นในเซลล์นั้นอีก เซลล์ดังกล่าวจะสามารถยืมช่องสัญญาณจากเซลล์รอบข้างได้ โดยจะต้องพิจารณาถึงการเกิด Co-channel Interference ด้วย

การยืมช่องสัญญาณจากเซลล์รอบข้างโดยไม่ทำให้เกิด Co-channel Interference ทั้งเซลล์ชนิดที่ใช้สายอากาศแบบมีทิศทาง และไม่มีทิศทางแสดงได้ดังรูปที่ 2.8 [3]



รูปที่ 2.8 เซลล์ข้างเคียงที่สามารถยืมใช้ช่องสัญญาณได้

ลักษณะการยืมช่องสัญญาณจากเซลล์ข้างเคียง ซึ่งเพื่อเป็นการป้องกันการเกิด Co-channel Interference ช่องสัญญาณจากเซลล์ข้างเคียงที่ให้ยืมช่องสัญญาณนั้นจะต้องถูกล็อกไว้ ดังรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.9 ลักษณะการยืมใช้ช่องสัญญาณจากเซลล์ข้างเคียง

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

บทที่ 3
ทฤษฎีทราฟฟิค และวิธีการพยากรณ์

3.1 ทฤษฎีทราฟฟิคในระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่

หลักการพื้นฐานในการออกแบบระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่คือ การกำหนดขนาดของระบบ ซึ่งมีองค์ประกอบ 2 ส่วนคือ พื้นที่คลอบคลุม และความจุของปริมาณทราฟฟิค เมื่อกำหนดขนาดและจำนวนช่องสัญญาณได้แล้ว (ซึ่งก็คือฟังก์ชันความหนาแน่นของผู้ใช้ภายในเซลล์) หลังจากนั้นก็จะกำหนดระยะทางในการใช้ความถี่ซ้ำ (ซึ่งมีรายละเอียดในบทที่ 2) และกำหนด Spectrum ใช้งาน ซึ่งข้อมูลที่นำมาใช้ในการกำหนดพื้นที่คลอบคลุมและความจุของปริมาณทราฟฟิคก็ได้มาจากการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคและการคำนวณจำนวนผู้ใช้

ในการเริ่มต้นการออกแบบโครงข่าย การคำนวณปริมาณทราฟฟิคจะคำนวณได้จากจำนวนการเรียกและระยะเวลาการใช้งานเฉลี่ย [3] ดังสมการ

$$A = \frac{Q_i T}{60} \tag{3.1}$$

เมื่อ A คือ ปริมาณทราฟฟิคขอบริการ (Offered traffic) มีหน่วยเป็น Erlang ส่วน Q_i เป็นจำนวนการเรียกใน 1 ชั่วโมง มีหน่วยเป็นครั้ง (Call) และ T เป็นเวลาเฉลี่ยในการใช้งาน มีหน่วยเป็นนาที

ส่วนในระบบที่ได้ดำเนินการติดตั้งไปแล้วและกำลังใช้งานโครงข่ายอยู่ เมื่อมีจำนวนผู้ใช้เกิดขึ้นมากกว่าจำนวนช่องสัญญาณที่มีอยู่ก็จะทำให้มีการเรียกติดขัดเกิดขึ้น การคำนวณปริมาณทราฟฟิคขอบริการ ซึ่งเป็นตัวบ่งบอกถึงความต้องการใช้ช่องสัญญาณ สามารถคำนวณได้จากการเรียกได้บริการ (Carried Traffic) บวกกับการเรียกติดขัด (Blocking Traffic) ที่เกิดจากจำนวนการสูญเสียจากการ hand-off และการสูญเสียจากการเรียกใหม่ (New calls) ซึ่งเป็นค่าที่ได้จากการวัดจากปริมาณทราฟฟิคจริง [1, 6] สามารถหาได้จากสมการ

$$A = C + B \tag{3.2}$$

$$A = \frac{C}{1 - \%B} \tag{3.3}$$

เมื่อ A เป็น Offered Traffic

C เป็น Carried Traffic

B เป็น Blocking Traffic

$\%B = \frac{B}{A}$ เป็น Percentage blocking traffic

3.1.1 หน่วยของปริมาณทราฟฟิค (Traffic Unit)

หน่วยวัดปริมาณทราฟฟิคที่นิยมใช้ในการสื่อสารเป็นส่วนใหญ่จะมี 2 หน่วย คือ Erlang และ Unit Call (UC) หรือ HCS (Hundred Call Second) หรือ CCS (Cent Call Second) ซึ่งความหมายของปริมาณทราฟฟิค 1 Erlang จะแสดงถึงการใช้วงจร 1 วงจรติดต่อกันตลอดระยะเวลา 1 ชั่วโมง ซึ่งจะเท่ากับ 36 CCS หรือ 36 HCS และหน่วยที่ไม่เป็นที่นิยมใช้กันก็คือ Traffic Unit (TU) และ Equated Busy Hour Call (EBHC) [6]

หน่วย UC, HCS, CCS หมายถึงจำนวนการเรียกต่อหนึ่งชั่วโมงที่มีการใช้งานเฉลี่ย 100 วินาที ส่วนหน่วย EBHC หมายถึงจำนวนการเรียกต่อหนึ่งชั่วโมงที่มีการใช้งานเฉลี่ย 120 วินาที ซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง CCS, EBHC กับ Erlang ได้เป็น

1 CCS = การเรียก 1 ครั้งที่ใช้เวลาเฉลี่ย 100 วินาที
= การเรียก 1 ครั้งที่ใช้เวลาเฉลี่ย 1/36 ชั่วโมง
= 1/36 Erlang

1 EBHC = การเรียก 1 ครั้งที่ใช้เวลาเฉลี่ย 120 วินาที
= การเรียก 1 ครั้งที่ใช้เวลาเฉลี่ย 1/30 ชั่วโมง
= 1/30 Erlang

สามารถสรุปความสัมพันธ์ได้ดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 ความสัมพันธ์ของหน่วยทราฟฟิค

Traffic Unit	Erlang	CCS	EBHC
1 Erlang, 1 TU	1	36	30
1 CCS, 1 HCS, 1 UC	1/36	1	5/6
1 EBHC	1/30	6/5	1

3.2 หลักการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค

3.2.1 เป้าหมายและความสำคัญของการพยากรณ์

ในการขยายโครงข่ายโทรศัพท์หรือการติดตั้งโครงข่ายโทรศัพท์ใหม่ เพื่อให้เพียงพอต่อความต้องการ และคุ้มค่ากับการลงทุนนั้นจะต้องจัดหาอุปกรณ์ และการจัดการที่ดี ดังนั้นจึงต้องมีการเตรียมการและการวางแผนที่ดี และการวางแผนที่ดีนั้นจะต้องสามารถพยากรณ์หรือคาดคะเนความต้องการในอนาคตได้ใกล้เคียงความเป็นจริงมากที่สุด [12-14]

โดยทั่วไปแล้วจะแบ่งระยะเวลาของการพยากรณ์และการวางแผนออกเป็น 3 ช่วงเวลาคือ

แผนระยะสั้น (Short term planning) ช่วงการพยากรณ์ ตั้งแต่ 2-3 ชั่วโมง จนถึง 2-4 สัปดาห์ข้างหน้า งานที่สำคัญของการวางแผนระยะสั้นคือ การแก้ปัญหาการเรียกติดขัดในช่วงชั่วโมงเร่งด่วน การแก้ปัญหากรณีเร่งด่วน การประเมินแนวโน้มความต้องการใช้โทรศัพท์

แผนระยะกลาง (Medium term planning) ช่วงการพยากรณ์ ตั้งแต่ 1 เดือน จนถึง 1-2 ปีข้างหน้า งานที่สำคัญของการวางแผนระยะกลางคือ วางแผนเพื่อกำหนดจำนวนช่องสัญญาณ Transceivers วงจรทรั้งที่ใช้เชื่อมต่อระหว่างชุมสาย การเตรียมจัดหาอุปกรณ์ การคำนวณหาจำนวนผู้ใช้บริการ การแก้ปัญหาความคับคั่งของทราฟฟิคโดยการเพิ่มเซลล์ การวางแผนทางการตลาดเป็นต้น

แผนระยะยาว (Long term planning) ช่วงการพยากรณ์ ตั้งแต่ มากกว่า 2 ปีขึ้นไป งานที่สำคัญของการวางแผนระยะยาวคือ การพยากรณ์จำนวนผู้ใช้บริการเพื่อกำหนดตำแหน่งที่ตั้งของ BS ที่เหมาะสม เพื่อกำหนดขนาดพื้นที่ในการติดตั้งอุปกรณ์ BS อุปกรณ์เครื่องชุมสาย การกำหนดขนาดของเซลล์ รวมทั้งการวางแผนทางการตลาดระยะยาวด้วย

3.2.2 วิธีการวัดปริมาณทราฟฟิค

การออกแบบระบบและการวางแผนโครงข่ายโทรศัพท์เคลื่อนที่จะต้องอยู่ภายใต้พื้นฐานของปริมาณทราฟฟิคในช่วงเวลาชั่วโมงเร่งด่วน (Busy hour) ตามมาตรฐานของ ITU จะกำหนดชั่วโมงเร่งด่วนไว้ 60 นาที

สำหรับระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่ ปกติปริมาณทราฟฟิคสูงสุดจะอยู่ในช่วง 10.00 ถึง 12.00 น. และช่วงที่สองจะสูงในช่วง 13.00 ถึง 15.00 น. เนื่องจากเป็นช่วงเวลาในการติดต่อทำธุรกิจ [6]

3.2.3 ปัจจัยที่มีผลกระทบต่อปริมาณทราฟฟิค

การที่จะพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคได้อย่างแม่นยำนั้น จะต้องทราบปัจจัยที่มีผลต่อปริมาณทราฟฟิคด้วย ซึ่งปัจจัยโดยทั่วไปที่มีผลกระทบกับปริมาณทราฟฟิคคือ

3.2.3.1 ปัจจัยด้านเวลา

ปัจจัยด้านเวลาที่มีอิทธิพลต่อปริมาณทราฟฟิค ได้แก่ ผลกระทบจากวัฏจักรของแต่ละสัปดาห์หรือของแต่ละวัน วันหยุดนักขัตฤกษ์ และวันหยุดสุดสัปดาห์ เป็นต้น

3.2.3.2 ปัจจัยเศรษฐกิจและประชากร

สภาวะเศรษฐกิจก็เป็นปัจจัยหนึ่งที่มีผลกระทบ เช่น ในสภาวะเศรษฐกิจกำลังชะลอตัวก็จะทำให้ปริมาณการใช้โทรศัพท์ลดลงด้วย สภาวะเศรษฐกิจดีขึ้นปริมาณการใช้โทรศัพท์ก็เพิ่มขึ้นตาม

3.2.3.3 พื้นที่การให้บริการ

พื้นที่การให้บริการจะมีผลกระทบต่อปริมาณทราฟฟิคมากเนื่องจากพื้นที่ที่มีความหนาแน่นเหมือนกันแต่ประเภทของผู้ใช้ต่างกันก็ทำให้เกิดความคับคั่งของปริมาณทราฟฟิคต่างกันด้วย เช่น พื้นที่ธุรกิจ พื้นที่ศูนย์การค้า พื้นที่อุตสาหกรรม พื้นที่ที่อยู่อาศัย เป็นต้น

3.2.3.4 ปัจจัยเนื่องจากความไม่สม่ำเสมอ หรือความผันแปรแบบสุ่ม

ปัจจัยแบบสุ่ม ที่จะมีผลกระทบต่อปริมาณทราฟฟิค เป็นความผันแปรที่ไม่สามารถพยากรณ์ล่วงหน้าได้ เช่น การเกิดสงคราม การเกิดภัยธรรมชาติ หรือกรณีชุมสายโทรศัพท์ขัดข้อง หรือ BS ขัดข้อง ก็จะทำให้เกิดปริมาณทราฟฟิคที่สูงในเซลล์ หรือพื้นที่ข้างเคียงได้

3.2.4 การตรวจสอบการพยากรณ์

ในการพยากรณ์ที่ต้องการให้ได้ผลที่ถูกต้องมากที่สุด นอกจากการเลือกใช้วิธีการที่เหมาะสมแล้วยังต้องพิจารณาสิ่งเหล่านี้ประกอบประกอบด้วยคือ 1.) ข้อมูลต่างๆในอดีตที่ผ่านมา เช่น จำนวนผู้ใช้บริการ ปริมาณทราฟฟิค ตลอดจนข้อมูลที่เกี่ยวข้อง ต้องเป็นข้อมูลที่ถูกต้องและเหมาะสมที่จะนำมาใช้มิฉะนั้นแล้วการพยากรณ์อาจเกิดความผิดพลาดได้ 2.) จำเป็นต้องศึกษาเกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงการพัฒนาทางด้านเศรษฐกิจประกอบด้วย โดยอาศัยข้อมูลในอดีต และหลักวิชาการทั้งนี้เพื่อให้การพยากรณ์ได้ผลที่ถูกต้อง

เมื่อทำการพยากรณ์และได้ผลออกมาแล้วควรตั้งคำถามว่า ค่าที่พยากรณ์ใช้ได้หรือไม่ มีความเที่ยงตรงแค่ไหน เชื่อถือได้มากน้อยขนาดไหน

คำตอบเหล่านี้สามารถทำได้โดยการใช้ข้อมูลในอดีตที่มีอยู่จริง และทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด โดยชุดแรกใช้สำหรับเป็นข้อมูลในการพยากรณ์ และข้อมูลชุดที่สองใช้สำหรับทดสอบความถูกต้อง ตรวจสอบค่าผิดพลาดว่าอยู่ในเกณฑ์ที่สามารถยอมรับได้หรือไม่

โดยวิธีการที่ใช้ในการตรวจสอบความถูกต้องของการพยากรณ์มีหลายวิธี แต่วิธีที่เหมาะสมที่สุด คือ วิธี Mean Square Error หรือ MSE [15, 16] หาได้จากสมการ

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(t_i - Y_i)^2 \qquad (3.4)$$

เมื่อ t_i เป็นค่าของข้อมูลจริง Y_i เป็นค่าที่พยากรณ์ การพยากรณ์ในอุดมคติค่าสัมประสิทธิ์ MSE ควรจะเป็น 0 แต่ถ้าค่าสัมประสิทธิ์เข้าใกล้ 0 แสดงว่าพยากรณ์ใกล้เคียงกับข้อมูลจริง

3.2.5 ขั้นตอนของการพยากรณ์

ขั้นตอนในการพยากรณ์โดยทั่วไปแล้วมีดังนี้

1. กำหนดปัญหา กำหนดจุดมุ่งหมาย และสมมติฐานต่างๆสำหรับการพยากรณ์
2. รวบรวมข้อมูล ทำการรวบรวมและศึกษาข้อมูลที่ต้องใช้ เช่น ปริมาณทราฟฟิค จำนวนเลขหมายในอดีตจนถึงปัจจุบัน อัตราการเติบโตของเศรษฐกิจ อัตราการเติบโตของประชากร เป็นต้น
3. เลือกวิธีการพยากรณ์ เลือกวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสม โดยดูจากข้อมูลที่มีอยู่ และความต้องการค่าพยากรณ์ที่ถูกต้องเที่ยงตรงขนาดไหน
4. ทำการพยากรณ์ ทำการพยากรณ์ตามวิธีที่กำหนดไว้
5. ทำการวิเคราะห์ผลของการพยากรณ์และนำไปใช้งาน ทำการวิเคราะห์ผลของการพยากรณ์ ว่าผลการพยากรณ์มีข้อจำกัดอะไรบ้าง หรือมีทางเลือกอย่างไร ทั้งนี้เพื่อให้การวางแผนและการนำไปใช้งานมีประสิทธิภาพสูงสุด

3.3 วิธีการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค

วิธีการพยากรณ์ความต้องการใช้โทรศัพท์หรือปริมาณทราฟฟิคนั้น มีอยู่หลายวิธีการซึ่งวิธีเหล่านี้จะมีสมมติฐานว่าค่าที่พยากรณ์ได้นั้นจะใช้แนวทางจากข้อมูลที่ผ่านมาในอดีตเป็นหลัก

3.3.1 วิธีอนุกรมเวลา (Time Series)

โดยการตั้งสมมติฐานว่าแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงในอนาคตจะเป็นไปตามแนวโน้มของข้อมูลในอดีต โดยขึ้นกับเวลาที่เปลี่ยนไป

3.3.1.1 วิธีการพยากรณ์แบบถดถอย (Regression)

วิธีการนี้จะใช้ปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับสิ่งที่ต้องการ เช่น เศรษฐกิจ จำนวนเลขหมายที่เพิ่มขึ้น เป็นตัวช่วยในการพยากรณ์ โดยตั้งสมมติฐานว่าความสัมพันธ์นี้ยังคงมีผลต่อไปในอนาคต

3.3.1.2 วิธีสมการเส้นตรง (Linear interpolation)

โดยการลากเส้นตรงเชื่อมระหว่างจุด 2 จุดใดๆ $[x_1, f(x_1)]$ และ $[x_2, f(x_2)]$ ซึ่งสามารถจะประมาณฟังก์ชันของชุดข้อมูลระหว่าง x_1 ถึง x_n ด้วยสมการเส้นตรง $p(x)$ ได้เป็น

$$p(x) = f(x_i) + \frac{x - x_i}{x_{i+1} - x_i}[f(x_{i+1}) - f(x_i)] \qquad (3.5)$$

หรือ

$$p(x) = a_0 + a_1 x \qquad (3.6)$$

3.3.1.3 วิธี LSM (Least Square Method)

เป็นวิธีการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคแบบเดิม ที่เห็นเพียงเส้นแนวโน้มเท่านั้น (Trend line) ซึ่งใช้หลักการประมาณฟังก์ชันของชุดข้อมูลระหว่าง x_1 ถึง x_n ด้วยสมการโพลิโนเมียล โดยใช้หลักการหาค่าสัมประสิทธิ์ $a_0, a_1, a_2, ..., a_m$ ของโพลิโนเมียล $p(x)$ ที่ทำให้ค่า Q มีค่าน้อยที่สุด

$$p(x) = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 + ...a_m x^m \qquad (3.7)$$

$$Q = \sum_{i=1}^{n} [f(x_i) - p(x_i)]^2 \qquad (3.8)$$

การหาค่าสัมประสิทธิ์ $a_0, a_1, a_2, ..., a_m$ ทำได้โดยการแก้สมการเมตริก ด้วยวิธี Modified Cholesky Decomposition

$$
\begin{aligned}
&(n)a_0 + (\sum_{i=1}^{n} x_i)a_1 + (\sum_{i=1}^{n} x_i^2)a_2 + ... + (\sum_{i=1}^{n} x_i^m)a_m = \sum_{i=1}^{n} f(x_i) \\
&(\sum_{i=1}^{n} x_i)a_0 + (\sum_{i=1}^{n} x_i^2)a_1 + (\sum_{i=1}^{n} x_i^3)a_2 + ... + (\sum_{i=1}^{n} x_i^{m+1})a_m = \sum_{i=1}^{n} f(x_i)x_i \\
&\vdots \qquad\qquad \vdots \qquad\qquad \vdots \qquad\qquad \vdots \qquad\qquad \vdots \\
&(\sum_{i=1}^{n} x_i^m)a_0 + (\sum_{i=1}^{n} x_i^{m+1})a_1 + (\sum_{i=1}^{n} x_i^{m+2})a_2 + ... + (\sum_{i=1}^{n} x_i^{2m})a_m = \sum_{i=1}^{n} f(x_i)x_i^m
\end{aligned}
\tag{3.9}
$$

3.4 ความรู้เบื้องต้นเกี่ยวกับนิวรอลเน็ตเวิร์ค

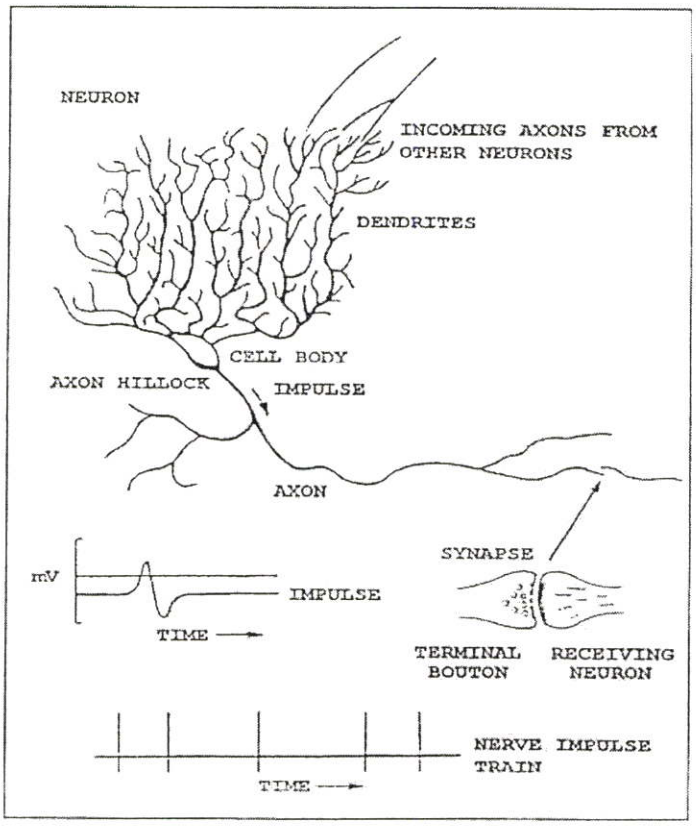
ในช่วงระยะเวลาหลายปีที่ผ่านมา ในต่างประเทศมีการตื่นตัวในการวิจัยและพัฒนาเกี่ยวกับโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คเทียม (Artificial Neural Networks: ANN) อย่างกว้างขวางทั้งทางด้านทฤษฎีและการประยุกต์ใช้งาน จนกระทั่งถึงปัจจุบันได้มีการประยุกต์นำนิวรอลเน็ตเวิร์คมาใช้ในอุปกรณ์เครื่องใช้ต่าง ๆ มากขึ้น เช่น เครื่องมือหาปลา (Sonar) ที่มีความฉลาดมากขึ้น เช่น สามารถบอกได้ว่า ฝูงปลาที่กำลังตรวจจับอยู่นั้นเป็นปลาชนิดใด จำนวนเท่าไร เครื่องโทรศัพท์ที่สามารถเรียกเลขหมายปลายทางให้อัตโนมัติ (Voice phone) เพียงยกหูแล้วชื่อของผู้ที่จะติดต่อเท่านั้น เครื่องอ่านตัวอักษร (OCR) ที่สามารถเปลี่ยนภาพตัวอักษรให้เป็นรหัสตัวอักษรแบบแอสกี้ ระบบนักบินอัตโนมัติ (Auto pilot aircraft) ระบบการคาดเดาอนาคตจากข้อมูลในอดีต (Prediction) เป็นต้น ซึ่งเครื่องมือและอุปกรณ์ต่าง ๆ ที่นำเอา ANN มาใช้ช่วยวิเคราะห์นั้น จะมีความฉลาดมากขึ้น และมีระบบความคิดที่มีการทำงานในลักษณะคล้ายกับมนุษย์

นิวรอลเน็ตเวิร์ค หมายถึงโครงข่ายประสาทที่เชื่อมต่อกันระหว่างเซลล์ประสาทจำนวนมากมายมหาศาล มีความสามารถประมวลผลสูงบรรจุอยู่ในสมอง สมองชีวภาพที่เป็นจุดศูนย์กลางการควบคุมกิจกรรมของการดำเนินชีวิต การวิจัยสร้างโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คเทียม (Artificial Neural Networks) มีแนวคิดเลียนแบบการทำงานของสมองชีวภาพ โดยเรียนรู้และศึกษาการทำงานของสมองชีวภาพเพื่อกำหนดแนวทางสำหรับการสร้างแบบจำลองขึ้นมา แล้วพยายามตั้งสมมติฐานลักษณะการทำงานโดยจำลองเป็นโมเดลคณิตศาสตร์ที่มี ลักษณะเดียวกันแล้วดำเนินการคำนวณโดยใช้คอมพิวเตอร์ [18-20]

3.4.1 นิวรอลเน็ตเวิร์คชีวภาพ

ระบบคิดคำนึงของมนุษย์ มีโครงสร้างพื้นฐานจากเซลล์สมองที่เรียกว่า นิวรอล (Neurons) เรียงเป็นชั้น ๆ อย่างซับซ้อนจำนวนมหาศาล ประมาณ 10^{11} นิวรอล และอาจมีจุดเชื่อมโยงส่งผ่านจุดเชื่อมโยงภายในถึง 10^{15} จุด แต่ละนิวรอลจะมีคุณลักษณะแตกต่างกันออกไปโดยมีการทำงาน

คล้ายกันคือ รับเข้า ประมวลผล และส่งออกสัญญาณไฟฟ้าเคมีผ่านไปยังนิวรอล ซึ่งจะส่งสารไปตามระบบของสมอง



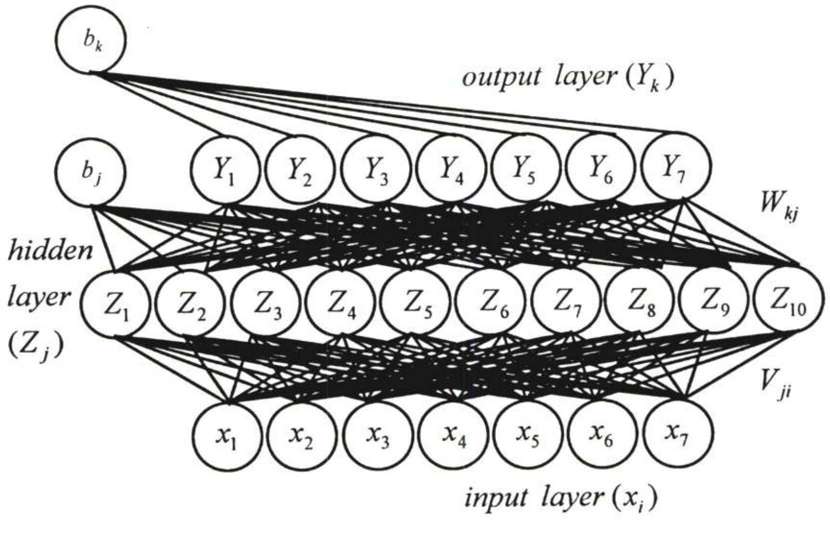
รูปที่ 3.1 โครงสร้างของเซลล์ประสาทชีวภาพ

จากรูปที่ 3.1 ส่วนแขนงที่ขยายแยกออกไปจากตัวเซลล์ เพื่อรับสัญญาณเรียกว่าเดนไดรต์ (Dendrites) จุดรับสัญญาณจากเซลล์อื่นเข้ามายังตัวเซลล์จะผ่านมาทางจุดเชื่อมต่อที่เรียกว่าไซแนปส์ (Synapse) โดยที่แอกซอน (Axon) จะเป็นตัวส่งสัญญาณเอาต์พุต ออกไปยังนิวรอลอื่น จากผลการวิจัยพบว่า แต่ละนิวรอลจะเชื่อมต่อออกไปยังนิวรอลอื่น ๆ ซึ่งแต่ละนิวรอลจะมีคุณสมบัติในการเพิ่มหรือขยายหรือลดทอนความเข้มของสัญญาณบางสัญญาณที่เข้ามาทางเดนไดรต์ของเซลล์ (ซึ่งมีแขนงมากมาย) อาจสามารถกระตุ้นตัวเซลล์ซึ่งมีเดนไดรต์มาก ฉะนั้น สัญญาณกระตุ้นจากเดนไดรต์ที่รับเข้ามาจากเซลล์ประสาทอื่น ๆ จะถูกนำมารวมกันที่ตัวเซลล์ประสาทและที่เซลล์ประสาทจะมีค่าเทรสโฮล (Threshold) ค่าหนึ่งหากผลรวมของสัญญาณไฟฟ้าเคมี (Electrochemical) มีค่ามากกว่าเทรสโฮล เซลล์ประสาทก็จะส่งสัญญาณขนาดหนึ่งผ่านทางแอกซอนไปยังนิวรอลอื่น ๆ การจัดเรียงชั้น (Layer) และลักษณะการเชื่อมโยงระหว่างนิวรอลในสมองนั้นมีการจัดเรียงที่ซับซ้อน สอดคล้องกับหน้าที่การทำงานเฉพาะส่วน มีการเจริญเติบโตสัมพันธ์กับสิ่งแวดล้อมและมีการ

เรียนรู้ตลอดเวลาซึ่งใช้เวลานานนับปี ดังนั้น จึงยากที่จะสร้างโมเดลขึ้นมาเพื่อเลียนแบบให้มีคุณลักษณะคล้ายสมองชีวภาพได้ทั้งหมด ผลงานที่ได้จากการทำวิจัยในปัจจุบันเป็นเพียงการจำลองและเลียนแบบการทำงานเฉพาะบางส่วนของโครงข่ายประสาทมาใช้เฉพาะกับงานใดงานหนึ่ง ซึ่งมีการวิจัยลักษณะของโครงข่ายแบบต่าง ๆ ขึ้นมา โดยแต่ละแบบจะเหมาะกับงานประเภทหนึ่ง ๆ เท่านั้น

3.4.2 นิวรอลเน็ตเวิร์คเทียม (Artificial Neural Networks)

นิวรอลเน็ตเวิร์คเทียม เป็นอัลกอริทึมที่เลียนแบบการเรียนรู้ของสมองมนุษย์ โดยมีองค์ประกอบของโครงสร้างพื้นฐานที่สำคัญดังนี้คือ โหนด หรือ ยูนิต (Unit) ตัวแปรอินพุต (Input layer) ตัวแปรเอาต์พุต (Output layer) และค่าถ่วงน้ำหนัก (Weighted value) [17, 18] แสดงดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 โครงสร้างของ Artificial Neural Network

ซึ่งสามารถสรุปความสัมพันธ์ระหว่างนิวรอลเน็ตเวิร์คชีวภาพกับนิวรอลเน็ตเวิร์คเทียมได้ดังนี้

นิวรอลเน็ตเวิร์คชีวภาพ	นิวรอลเน็ตเวิร์คเทียม
■ ตัวเซลล์ (Cell Body)	ยูนิต (Unit)
■ เดนไดรต์ (Dendrites)	ตัวแปรอินพุต (Input layer)
■ แอกซอน (Axon)	ตัวแปรเอาต์พุต (Output layer)
■ ไซแนปส์ (Synapse)	ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight value)

3.4.3 คุณสมบัติและความสามารถของนิวรอลเน็ตเวิร์ค

คุณสมบัติและความสามารถของนิวรอลเน็ตเวิร์คสามารถสรุปได้ดังนี้คือ

1.) มีความยืดหยุ่นสูงจนสามารถจำลองกระบวนการของปัญหาใดๆได้

2.) มีความสามารถในการจำชุดของคู่อินพุต เอาต์พุตที่มีความซับซ้อนมากจนไม่สามารถจำลองแบบในเชิงความน่าจะเป็นได้

3.) มีความสามารถในการปรับตัวเข้ากับการเปลี่ยนแปลงของสิ่งแวดล้อม

4.) มีความสามารถในการตอบสนองต่อข้อมูลที่ไม่เคยเห็น

5.) ความรู้จะกระจายอยู่ทั่วทั้งโครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์ค

3.4.4 ลักษณะของปัญหาที่เหมาะสมกับนิวรอลเน็ตเวิร์ค

ลักษณะของปัญหาที่เหมาะสมกับนิวรอลเน็ตเวิร์คมีดังนี้คือ

1.) ตัวอย่างข้อมูลสำหรับการฝึกหัดประกอบด้วยองค์ประกอบหลายๆค่า

2.) เอาต์พุตที่ต้องการสามารถเป็นค่าจำนวนเต็ม หรือจำนวนจริงหรือเป็นเวกเตอร์ของจำนวนเต็มหรือจำนวนจริงก็ได้

3.) ตัวอย่างของข้อมูลสามารถมีความผิดพลาดปะปนอยู่ได้

4.) ไม่มีปัญหากับขั้นตอนการฝึกหัดซึ่งอาจใช้เวลานานมาก

5.) ต้องการประเมินผลเอาต์พุตอย่างรวดเร็ว

6.) ไม่ต้องการเข้าใจวิธีการแก้ปัญหา ต้องการให้ปัญหาได้รับการแก้ไขเท่านั้น

บทที่ 4
การใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คในการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค

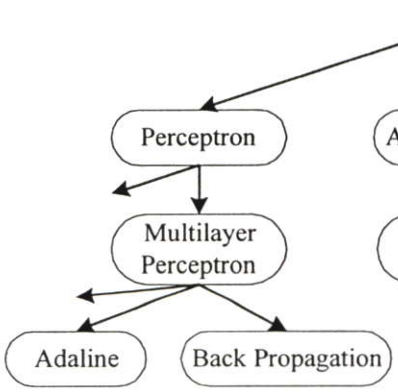
4.1 การเลือกแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ค

4.1.1 แบบจำลองของนิวรอลเน็ตเวิร์ค

นิวรอลเน็ตเวิร์ค หรือโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์ค เป็นงานวิจัยแขนงหนึ่งที่จะเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์เฉพาะงานที่คอมพิวเตอร์ยังทำไม่ได้หรือยังทำได้ไม่ดี เช่น การอ่านหนังสือ การจัดหมวดหมู่สิ่งของเป็นต้น ซึ่งในปัจจุบันนี้นักวิทยาศาสตร์ทางสาขาชีววิทยาและสาขาที่เกี่ยวข้องกับการศึกษารูปแบบการทำงานของสมองมนุษย์ก็ยังไม่สามารถระบุรายละเอียดทั้งหมดของกลไกการทำงานของสมองมนุษย์ได้ จึงส่งผลให้มีการนำเสนอรูปแบบและวิธีการจำลองการทำงานของสมองมนุษย์ออกมามากมายโดยมีเป้าหมายที่ความสามารถของแบบจำลองให้เหมือนการทำงานด้วยสมองมนุษย์มากที่สุด

แบบจำลองของนิวรอลเน็ตเวิร์คมีทั้งแบบมีครูสอน (Supervised Training) และแบบไม่มีครูสอน (Unsupervised Training) นอกจากนี้ยังมีบางรูปแบบที่ผสมผสานทั้งสองรูปแบบ การจำแนกแบบจำลองตามวิธีการเรียนรู้สามารถแบ่งได้เป็น 3 กลุ่มใหญ่ๆ คือ Perceptron, Associative Memory, และ Biological Model แสดงได้ดังรูปที่ 4.1

แบบจำลองที่ได้รับความนิยมสูงสุดในกระบวนการเรียนรู้แบบมีครูสอนนั่นคือ โครงข่ายเพอร์เซพตรอน กับกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Back-Propagation Multilayer Perceptron)



รูปที่ 4.1 แบบจำลองของนิวรอลเน็ตเวิร์คจำแนกตามวิธีการเรียนรู้

4.1.2 คุณลักษณะโครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์ค

การเลือกแบบจำลองของนิวรอลเน็ตเวิร์คจะต้องเลือกให้เหมาะสมกับงานที่นำไปใช้ จากตารางที่ 4.1 เป็นการสรุปสมรรถนะของแบบจำลองของนิวรอลเน็ตเวิร์คกับงานประเภทต่างๆ พบว่าแบบจำลองที่เหมาะกับงานพยากรณ์ (Predict) คือแบบจำลอง Back-Propagation MLP มีสมรรถนะดีเยี่ยม (Excellent) [18]

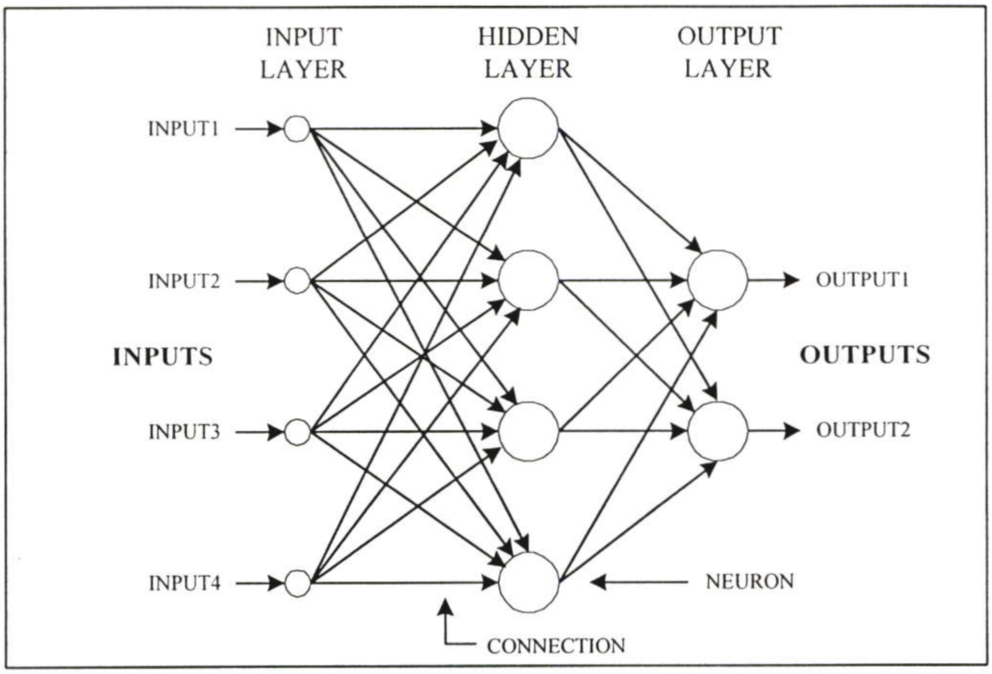
จากการศึกษาข้อมูลปริมาณทราฟฟิค ในชั่วโมงเร่งด่วนของแต่ละวัน พบว่าการคาดคะเนจะต้องใช้ข้อมูลในอดีตที่ผ่านมาจำนวนที่เพียงพอ จึงจะสามารถพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคได้ จากเหตุผลดังกล่าว พบว่าสอดคล้องกับอัลกอริทึม การปรับสอนแบบควบคุม (Supervised training) ผู้วิจัยเลือกใช้โมเดลแบบ MLP และใช้การเรียนรู้แบบ Back-Propagation และทำการทดลองหาจำนวนโหนดแต่ละเลเยอร์ และจำนวนเลเยอร์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค ซึ่งมีโครงสร้างดังรูปที่ 4.2 และลักษณะการป้อนข้อมูลเพื่อใช้สำหรับการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 4.3

ตารางที่ 4.1 สรุปสมรรถนะของแบบจำลองประเภทต่างๆของนิวรอลเน็ตเวิร์ค [18]

แบบจำลอง	ชนิดปัญหา		รูปแบบของข้อมูล			
	Classify	Predict	Noisy	Many Input	Sparse	Non-Stationary
Back - Propagation MLP	Good	Excellent	Excellent	Excellent	Average	Average
SOM	Good	Average	Good	Good	Average	Average
LVQ	Excellent	Very poor	Good	Excellent	Good	Very poor
Radial Basis Function	Good	Good	Average	Poor	Average	Average

พิจารณาไดอะแกรมในรูปที่ 4.2 โครงสร้างของ Two Layer Feed-Forward จะประกอบด้วย Input layer, hidden layer และ output layer ในส่วนของ input layer จะไม่ถือเป็น layer เพราะไม่มีการคำนวณใด ๆ แต่มันจะทำหน้าที่เชื่อมโยงข้อมูลให้กับ Hidden layer ทุกๆโหนดเอาต์พุตของ hidden layer จะถูกเชื่อมโยงไปเป็นอินพุตให้กับ output layer ทุกอินพุตของนิวรอลจะมีค่าค่าถ่วงน้ำหนักประจำตัว และค่าค่าถ่วงน้ำหนักที่ผ่านเข้าไปภายในนิวรอลนี้แต่ละตัวจะมีค่าไม่เท่ากัน ซึ่งจะเป็นตัวกำหนดคุณลักษณะสมบัติของนิวรอลแต่ละตัวในเน็ตเวิร์ค โดยวิธีการกำหนดคุณสมบัติดังกล่าวทำได้ด้วยการปรับสอนในขั้นแรกจะสมมติให้เป็นแบบสุ่มค่าน้อย ๆ อยู่ในช่วงตั้งแต่ -0.5

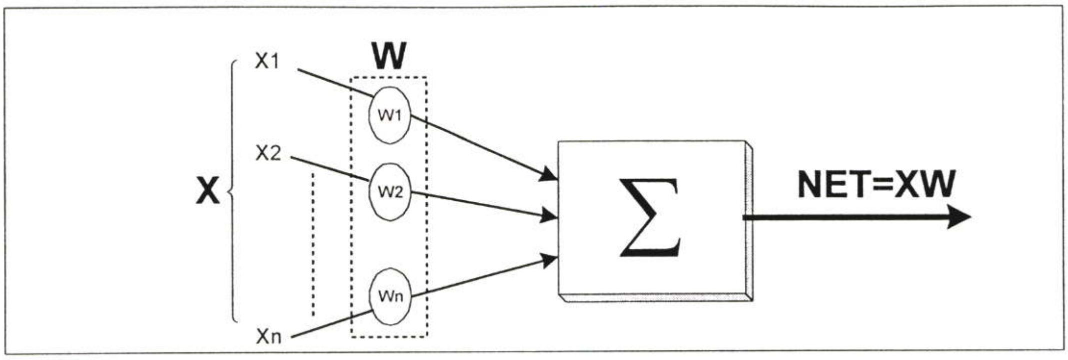
ถึง +0.5 แล้วจึงค่อย ๆ ปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละ layer ให้สอดคล้องกับคุณสมบัติที่ต้องการ



รูปที่ 4.2 ไดอะแกรม Two Layer Feed-Forward

4.1.3 แบบจำลองเพอร์เซพตรอน (Perceptron Model)

การออกแบบสร้างนิวรอลเน็ตเวิร์คนั้น มีสมมติฐานเริ่มต้นจากคุณสมบัติของระบบประสาทชีวภาพ ดังที่กล่าวมาแล้วคือ ชุดรับสัญญาณข้อมูลอินพุตของเซลล์ประสาทหนึ่งได้จากสัญญาณเอาต์พุตของเซลล์ประสาทอื่น ๆ ผ่านทางซินแนปส์และเดนไดร์ท ข้อมูลแต่ละค่าที่รับมาจะถูกลดขนาดด้วยซินแนปติกส์ ซึ่งภายในประกอบด้วยสารเคมีประเภท K^{+}, Ca^{++}, Na^{+}, CL ซึ่งจะมีลักษณะทางความนำพัลส์ (Pulse) สัญญาณไฟฟ้าเคมีที่แตกต่างกัน ด้วยเหตุนี้โมดูลนิวรอลเน็ตเวิร์คที่สร้างขึ้นจะต้องมีการถ่วงน้ำหนักให้กับ โมดูลก่อนที่จะเข้าสู่โมดูลนิวรอลเน็ตเวิร์ค จุดนี้เรียกว่าซินแนปติกส์เวจท์ ปริมาณของข้อมูลที่เข้าสู่นิวรอลจะถูกนำมารวมกัน และตัดสินใจด้วยระดับการกระตุ้นของนิวรอล (Activation level) แล้วจะส่งเป็นเอาต์พุตออกที่แอกซอนไปยังนิวรอลอื่น ๆ



รูปที่ 4.3 แบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์คอย่างง่าย

จากรูปที่ 4.3 แสดงถึงโมดูลที่สร้างขึ้นโดยแนวความคิดจากเซลล์สมองชีวภาพสัญญาณ อินพุตจะถูกป้อนเข้าไปยังนิวรอลที่สร้างขึ้น ซึ่งเปรียบเทียบได้กับสัญญาณที่ป้อนเข้ายังซินแนปส์ของนิวรอลชีวภาพ สัญญาณอินพุตนี้จะนำไปคูณกับค่าซินแนปติกส์เวจท์ที่มีค่าตั้งแต่ 0.001 (Weight : ค่าที่ใช้ถ่วงน้ำหนัก) W_1, W_2, ...W_n ก่อนที่จะเข้าสู่บล็อกซัมเมชั่น (Σ: Summation) ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักนี้จะสอดคล้องกับค่าสเตรงท์ (Strength) ของจุดต่อซินแนปติกส์ชีวภาพแต่ละจุด (Single biological synaptic connection) บล็อกซัมเมชั่นนี้ก็จะทำหน้าที่สอดคล้องคล้ายกับตัวเซลล์สมองชีวภาพ ผลรวมทางคณิตศาสตร์ของอินพุตและค่าถ่วงน้ำหนักจะได้เป็นเอาต์พุต เรียกว่า เน็ต (NET) ซึ่งจะรวมกันในรูปของเวกเตอร์ได้ดังนี้จะได้

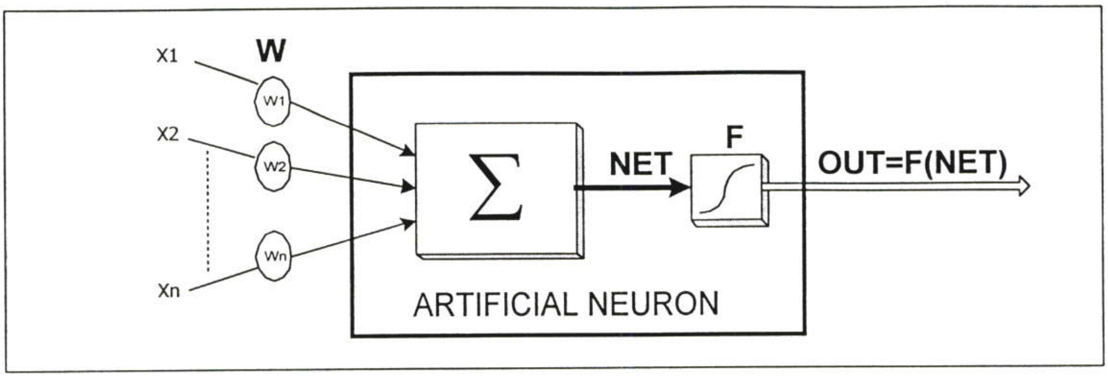
$$NET = x_1W_1 + x_2W_2 + ...x_nW_n \quad (4.1)$$

$$NET = xW \quad (4.2)$$

4.1.4 ฟังก์ชันกระตุ้นความสนใจ (Activation Function)

เมื่อได้สัญญาณ NET แล้วกระบวนการต่อมาที่นิวรอลต้องทำคือการตัดสินใจ โดยต้องกำหนดฟังก์ชันการตัดสินใจ เพื่อใช้เป็นระดับของการตัดสินใจให้กับนิวรอล เพื่อให้ได้สัญญาณเอาต์พุตของนิวรอลออกมาซึ่งเชื่อมต่อไปยังนิวรอลตัวอื่น ๆ เป็นโครงข่ายและค่า OUT ที่ได้สามารถเขียนเป็นฟังก์ชันอย่างง่ายได้เป็น

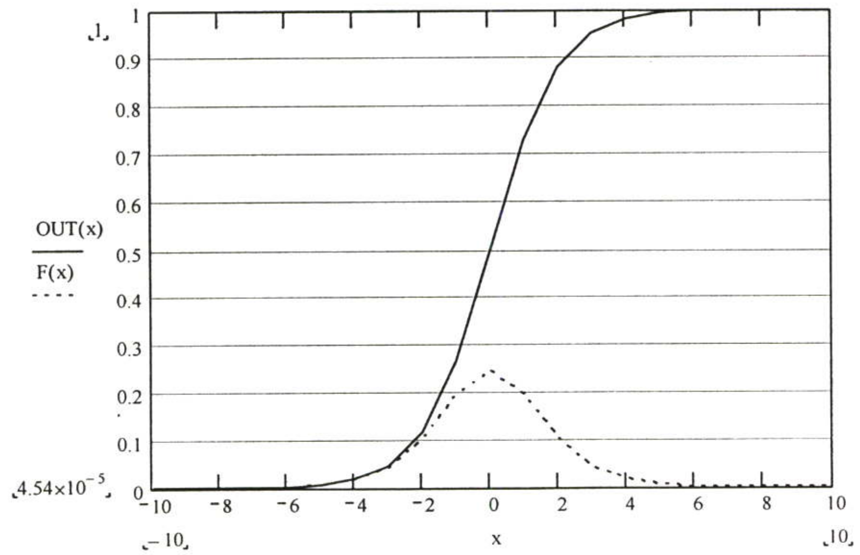
$$OUT = F[NET] \quad (4.3)$$



รูปที่ 4.4 โมดูลนิวรอลที่สร้างขึ้นร่วมกับ Activation function

ในรูปที่ 4.4 บล็อก F จะรับผลที่ได้จาก NET มาสร้างเป็นสัญญาณเอาต์พุตที่ OUT โดยกระบวนการภายในบล็อก F จะบีบช่วงของ OUT ให้อยู่ในขอบเขตจำกัด ตามต้องการ ดังนั้นค่า OUT จะมีค่าไม่ต่ำกว่าช่วงที่กำหนดโดยค่าของ NET ซึ่งบล็อก F นี้จะเรียกว่าแสควชชิ่งฟังก์ชัน (Squashing Function) และโดยทั่วไปสแควชชิ่งฟังก์ชันที่ใช้จะเป็นลอจิสติกฟังก์ชัน หรือซิกมอยด์ (Logistic function or Sigmoid) ซึ่งมีรูปร่างคล้ายตัว S โดยเขียนเป็นสมการคณิตศาสตร์ได้ดังนี้ คือ

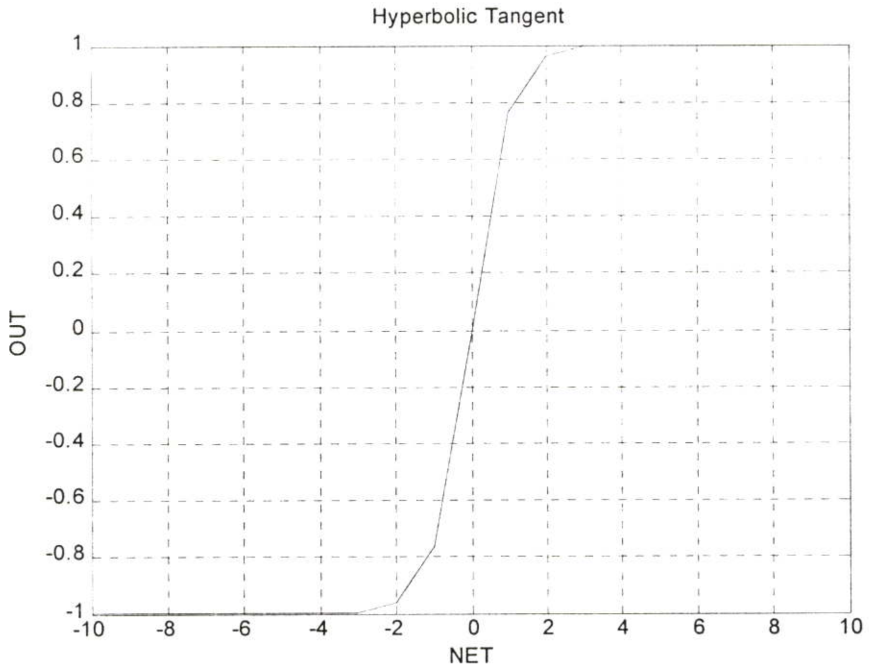
$$F(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{4.4}$$



รูปที่ 4.5 กราฟที่ได้จากสมการซิกมอยด์ลอจิสติกฟังก์ชัน

ลักษณะของเทรสโฮลฟังก์ชันที่มีขนาดเล็ก ๆ และเฉลี่ยต่อสัญญาณแรง ๆ ซึ่งสัญญาณอ่อน ๆ ไปทางบวกเพียงเล็กน้อยก็จะให้ OUT ใกล้เคียง “0” (ยับยั้ง) ขณะที่สัญญาณแรง ๆ ทางบวกก็ยังคงให้เอาต์พุตใกล้เคียง “1” (กระตุ้น) และสัญญาณทางลบแรง ๆ ก็ยังคงให้เอาต์พุตใกล้เคียง “0” เช่นกัน คุณลักษณะแบบนี้ เป็นแบบ non linear Gain ซึ่งพบว่าคุณลักษณะที่เป็น Non-linear gain นี้สามารถแก้ปัญหา Noise-saturation dilemma ได้ และทำให้นิวรอลเทียมที่สร้างขึ้นสามารถทำงานกับขนาดของอินพุตได้กว้างมากขึ้น [18]

ยังมีฟังก์ชันอื่น ๆ อีก คือ ไฮเปอร์โบลิกแทนเจนท์ (Hyperbolic tangent) ซึ่งจะมีลักษณะคล้ายกับ Logistic function และนิยมใช้บ่อย ในการสร้างโมดูลคณิตศาสตร์ การกระตุ้นเร้าความสนใจของเซลล์สมองเทียม ซึ่งมีคุณสมบัติคล้ายชีวภาพของเซลล์สมอง คือ OUT = Tanh(x)

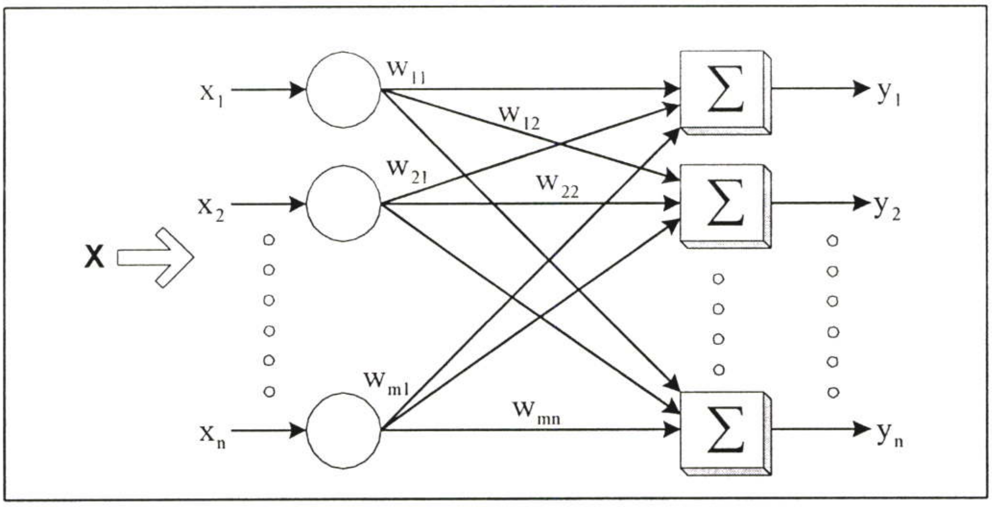


รูปที่ 4.6 กราฟที่ได้จากสมการไฮเปอร์โบลิกแทนเจนท์

จากรูปที่ 4.6 ส่วนที่เหมือนกับ ซิกมอยด์ลอจิสติกฟังก์ชัน คือมีลักษณะเป็น S แต่เนื่องจากมันจะมีความสมมาตรจึงให้ เอาต์พุต อยู่ระหว่าง “-1” ถึง “1” เอาต์พุต จะเป็น “0” เมื่อ NET เป็น “0” เอาต์พุต จะเข้าใกล้ “1” เมื่ออินพุตมีทิศทางไปทางบวก และ เอาต์พุต จะเข้าใกล้ “-1” เมื่ออินพุตมีทิศทางไปทางลบ

4.1.5 โครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบชั้นเดียว (Single Layer Artificial Neural Networks)

ที่กล่าวมาถึงจุดนี้ เป็นการกล่าวถึงหลักการและเหตุผลในการสร้างเซลล์นิวรอลเน็ตเวิร์ค เพียงหนึ่งเซลล์ โดยใช้แนวความคิดจากเซลล์ประสาทชีวภาพ การจะนำเซลล์นิวรอลเน็ตเวิร์คมาใช้งานได้นั้น ต้องใช้เซลล์นิวรอลเน็ตเวิร์คที่มีคุณลักษณะต่าง ๆ กัน (ค่า Weight จะทำให้คุณสมบัติของเซลล์นิวรอลเน็ตเวิร์คแต่ละเซลล์มีคุณลักษณะแตกต่างกันออกไป) มาเชื่อมโยงเป็นโครงข่ายในลักษณะเดียวกับเซลล์ของสมองชีวภาพเสียก่อน ซึ่งลักษณะการเชื่อมโยงมีหลายชนิด แต่ละชนิดก็มีคุณลักษณะเด่นที่แตกต่างกันออกไป



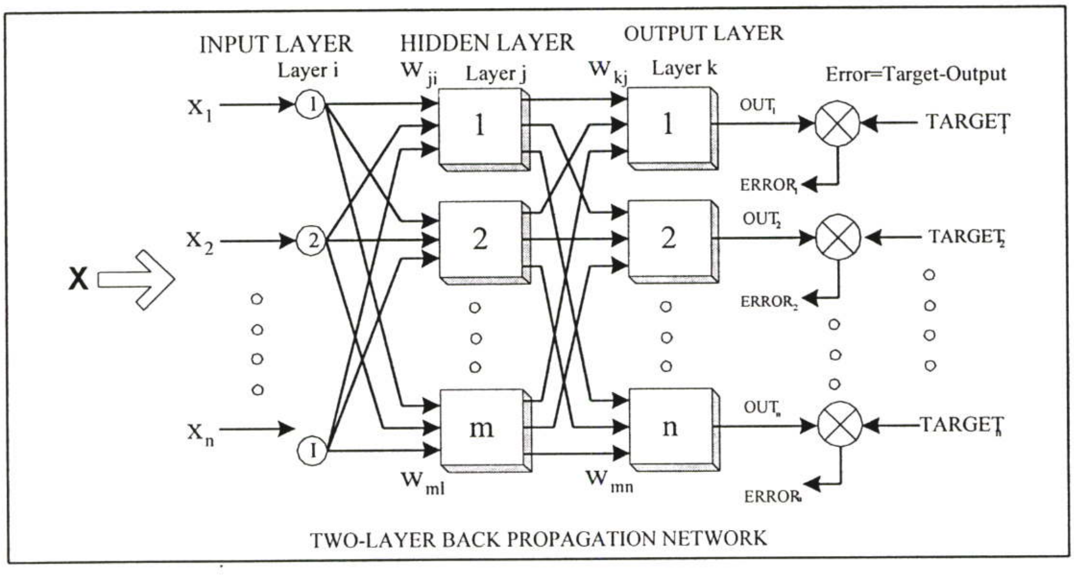
รูปที่ 4.7 ลักษณะโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบชั้นเดียว

จากรูปที่ 4.7 เป็นโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบชั้นเดียวที่ประกอบด้วยเซลล์นิวรอลเน็ตเวิร์คง่าย ๆ หลายชุด ความสามารถในการคำนวณของโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คได้มาจากลักษณะการเชื่อมต่อเป็นโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คโครงข่ายง่าย ๆ เป็นกลุ่มโมดูลนิวรอลเน็ตเวิร์คที่เชื่อมต่อกัน เป็นชั้น ๆ (Layer) ในรูปที่ 4.7 เป็นโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบชั้นเดียว (Single layer) ที่ประกอบด้วยเอาต์พุตเลเยอร์ (กลุ่มของบล็อกซัมเมชั่นที่อยู่ทางขวามือ) และอินพุตเลเยอร์ (วงกลมทางซ้ายมือ) โดยไม่พิจารณาอินพุตเลเยอร์ว่าเป็นนิวรอลเลเยอร์ (ในที่นี้คือ Output layer) ในชั้นถัดไป โดยแต่ละอินพุตจะถูกคูณโดยค่าถ่วงน้ำหนักเฉพาะแต่ละอินพุต โครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คที่สร้างขึ้นในชั้นแรกไม่ซับซ้อน โดยแต่ละนิวรอลจะได้เอาต์พุตจาก Logistic Function ของผลรวมของ อินพุต X คูณกับ Weight

อย่างไรก็ดี ลักษณะการเชื่อมโยงระหว่างโครงข่ายไม่ได้มีแบบเดียว การเชื่อมโยงระหว่างเลเยอร์อาจมีการเชื่อมโยงย้อนกลับมาที่อินพุตเลเยอร์อีก ซึ่งโครงข่ายประสาทชีวภาพก็มีลักษณะดังกล่าวเช่นกันสำหรับค่า ค่าถ่วงน้ำหนัก ในรูปที่ 4.8 มีวิธีการพิจารณาในรูปของ เวจท์เมตริก (weight matrix) ซึ่งหากโครงข่ายมีหลายชั้น จะช่วยให้ระบุค่าถ่วงน้ำหนักได้ง่ายขึ้น และเพื่อหลีกเลี่ยงความสับสนจะกำหนดเป็น ไดเมนชั่น (Dimensions) ของเมตริก โดยให้ m แทนจำนวนแถวหรือจำนวนของอินพุต และ n แทนจำนวนของนิวรอลที่สร้างขึ้น ตัวอย่างเช่น ค่าถ่วงน้ำหนัก ที่เชื่อมระหว่างอินพุต ตัวที่ 4 กับนิวรอลตัวที่ 2 คือ $W_{2,4}$

4.1.6 โครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบหลายชั้น (Multi-layer Neural Networks)

โครงข่ายที่ซับซ้อนจะมีความสามารถในการคำนวณที่ดีขึ้น จะเป็นโครงข่ายที่มีโครงสร้างเป็นจินตนาการที่น่าเป็นไปได้โดยจุดการเชื่อมโยงนิวรอลมีโครงสร้างเป็นชั้น ๆ คล้ายเป็นส่วนหนึ่งของสมอง และได้มีการพัฒนาอัลกอริทึมเกี่ยวกับการฝึกสอนให้โครงข่ายแบบหลายชั้นทำงานได้ตามความต้องการให้ดีขึ้นเรื่อยๆ โครงข่ายแบบหลายชั้นนี้ อาจจะสร้างจากกลุ่มของโครงข่ายแบบชั้นเดียว เอาต์พุตของเลเยอร์ที่หนึ่งจะใช้เป็นอินพุตของเลเยอร์ที่สอง และเอาต์พุตของเลเยอร์ที่สองจะใช้เป็นอินพุตของเลเยอร์ถัดไป ในรูปที่ 4.8 แสดงเน็ตเวิร์คที่มีการเชื่อมต่อแบบสองชั้น



รูปที่ 4.8 ไดอะแกรมของ Backpropagation Neural Networks แบบสองชั้น

จากรูปที่ 4.8 แสดงโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบหลายชั้น ที่ต่อเชื่อมโยงแบบเต็มขั้น ในโครงข่ายแบบหลายชั้นมีการเรียกชื่อชั้นต่าง ๆ ดังนี้ คือ ชั้นที่ต่อโดยตรงกับอินพุต เรียกว่าอินพุตเลเยอร์ (input layer) ชั้นนี้จะไม่มีการคำนวณแต่จะทำหน้าที่ต่อเชื่อมข้อมูลไปยังชั้นถัดไป ชั้นที่อยู่

ท้ายสุดทางขวามือเรียกว่า เอาต์พุตเลเยอร์ (Output layer) เป็นชั้นที่โครงข่ายจะให้ผลลัพธ์ ส่วนชั้นที่อยู่ระหว่างอินพุตเลเยอร์และเอาต์พุตเลเยอร์จะมีกี่ชั้นก็ตาม จะเรียกว่า ฮิดเดนเลเยอร์ (Hidden layer) หากฮิดเดนเลเยอร์มีหลาย ๆ ชั้นก็จะมีการตั้งชื่อเฉพาะลงไปให้กับแต่ละชั้น

การนำเอาต์พุตของเลเยอร์หนึ่งมาเชื่อมกับอินพุตของเลเยอร์ชั้นถัดไป โดยผ่านฟังก์ชันกระตุ้นความสนใจแบบไม่เป็นเชิงเส้น (The Nonlinear Activation Function) จะทำให้โครงข่ายมีความสามารถในการคำนวณเพิ่มขึ้น (หากไม่ผ่านฟังก์ชันดังกล่าวความสามารถการคำนวณจะไม่เพิ่มขึ้นและจะมีความสามารถไม่แตกต่างไปจาก Single Layer networks) และสามารถกำหนดขอบเขตของเอาต์พุตให้อยู่ในช่วงที่ต้องการได้

4.1.7 การฝึกสอนให้กับโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Training of Artificial Neural Networks)

ค่าถ่วงน้ำหนัก มีความสัมพันธ์กับอะไร และมีการเปลี่ยนแปลงอย่างไร นั่นก็เช่นเดียวกันกับเด็กที่คลอดออกมาก็มีสมองแล้วแต่สมองยังไม่เจริญเติบโตเพียงพอและยังไม่ได้รับการฝึกสอนและเรียนรู้ เด็กจึงไม่สามารถทำกิจกรรมใด ๆ ได้ด้วยตนเอง เว้นแต่กิจกรรมที่ธรรมชาติสร้างมาพร้อมกับการกำเนิดที่เรียกว่า “สัญชาติญาณ” ซึ่งธรรมชาติใส่คุณลักษณะบางอย่างให้เซลล์สมองบางส่วนตั้งแต่ทารกเจริญเติบโตอยู่ในครรภ์มารดา เช่น ระบบควบคุมการหายใจ ความรู้สึก การเรียกร้องเมื่อหิว การตอบสนองต่อสิ่งเร้า เป็นต้น เด็กจะพัฒนาการเรียนรู้ไปตามขั้นตอน หลักจากนั้นสมองของเขาจะได้รับการฝึกสอน และเจริญเติบโตไปพร้อมกัน เซลล์สมองจะได้รับการปรับคุณลักษณะสอดคล้องกับการฝึกสอน และจะเจริญเป็นโครงข่ายสอดคล้องกัน

โครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คที่สร้างขึ้นมามีลักษณะเช่นเดียวกัน คือ เมื่อสร้างเสร็จแต่ละเซลล์ประสาทที่สร้างขึ้นมานั้น จะไม่มีคุณลักษณะใดเลย เนื่องจากยังไม่มีการกำหนดค่าซินแนปติกส์เวจท์ที่เหมาะสมกับงานที่ต้องการให้กับมัน จึงต้องมีการฝึกสอนเพื่อให้เน็ตเวิร์คที่สร้างขึ้นมีคุณลักษณะตามที่ต้องการ การฝึกสอนของโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คจะกระทำโดยการปรับเปลี่ยนค่าซินแนปติกส์เวจท์เพื่อให้โครงข่ายจดจำรูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตกับเอาต์พุตได้ โดยในขั้นแรกอาจกำหนดเป็นค่าสุ่มใด ๆ (Random weight) ก่อนแล้วถึงปรับเปลี่ยนเวจท์ไปตามอัลกอริทึม สมมติฐาน หลาย ๆ รอบจนกว่าจะได้เอาต์พุตของเน็ตเวิร์ค เหมือนกับเอาต์พุตของเน็ตเวิร์คที่ต้องการ ในเงื่อนไขความผิดพลาดที่ยอมรับได้

วัตถุประสงค์ของการปรับสอนแบบเดลต้า เนื่องจากการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักที่เป็นค่าสุ่มใด ๆ โครงข่ายจึงยังไม่สามารถแสดงคุณลักษณะใดออกมา การฝึกสอนให้โครงข่ายก็คือการปรับค่าถ่วงน้ำหนักทุก ๆ จุดให้สอดคล้องกับอินพุตหลาย ๆ แบบ เพื่อให้ได้เอาต์พุตตามความต้องการนั่นเอง การฝึกสอนโครงข่าย จะต้องบรรลุถึงกระบวนการเข้าใจพื้นฐานเสียก่อนคือ การเรียนรู้ในโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คนั้นก็มีขีดจำกัด ปัญหาต่างๆ ผู้ใช้คงต้องแก้ให้มันก่อน แล้วนำผลนั้นไปอ้างอิง

สำหรับการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก หลังจากปรับจนได้ค่าผิดพลาดที่เอาต์พุตเทียบกับเป้าหมายน้อยลงเป็นที่พอใจแล้ว โครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คนั้นก็พร้อมที่จะวิเคราะห์อินพุตและให้เอาต์พุตตามลักษณะตัวอย่างที่มันเคยเรียนรู้มา การเรียนรู้จะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักหลาย ๆ รอบ จนค่าถ่วงน้ำหนักสอดคล้องกับตัวอย่างหลายๆ ตัวอย่างแล้วจะสามารถให้เอาต์พุตได้ตามต้องการ พบว่าโครงข่ายที่ได้ตัวอย่างสำหรับการปรับสอนมาก ๆ โครงข่ายก็จะมีความแม่นยำสูงขึ้น แต่ก็จะใช้เวลาในการปรับสอนเพิ่มขึ้นเช่นกัน

4.1.7.1 การปรับสอนแบบควบคุม (Supervised Training)

อัลกอริทึมในการปรับสอน ถูกจัดเป็น 2 ประเภท คือ แบบควบคุม (Supervised training) และแบบอิสระ (unsupervised training) โดยการปรับสอนแบบควบคุม จะต้องการคู่ของการปรับสอน ระหว่างอินพุตกับเป้าหมายที่ต้องการ ที่เรียกว่า เทรนนิงแพร์ (Training pairs) โครงข่ายจะถูกปรับสอนไปตามจำนวนของคู่ที่ป้อน (จำนวนคู่ของ อินพุตกับเอาต์พุต ที่ต้องการให้โครงข่ายรู้จัก) เอาต์พุตที่คำนวณได้จากโครงข่ายจะถูกเปรียบเทียบกับความสอดคล้องกับเป้าหมาย ค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นจะถูกป้อนกลับไปยังโครงข่ายและเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักให้สอดคล้องกับอัลกอริทึม ที่ทำให้แนวโน้มของค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นระหว่างเอาต์พุตกับเป้าหมายโดยเฉลี่ยมีค่าลดต่ำลง ตัวอย่างการปรับสอนแบบนี้ ได้แก่ การปรับสอนแบบแพร่กลับ (Back propagation)

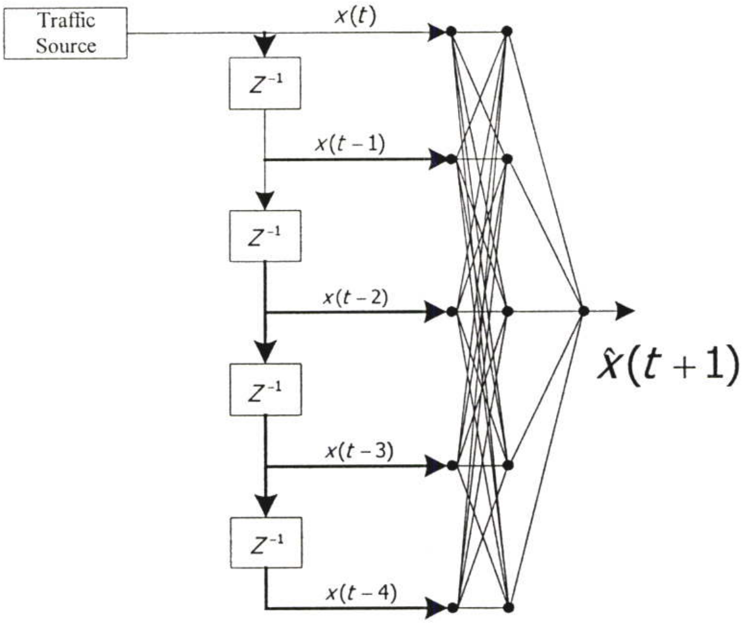
4.1.7.2 การปรับสอนแบบอิสสระ (Unsupervised Training)

ถึงแม้ว่าอัลกอริทึมแบบควบคุม สามารถจะประยุกต์ใช้เพื่อปรับคุณลักษณะของโครงข่ายได้สำเร็จ แต่ก็ยังมีข้อด้อยอยู่ คือ มันเป็นไปอย่างแบบชีวภาพไม่ได้ และยากที่จะเชื่อได้ว่ากลไกการปรับสอนของสมองจะต้องการ การเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ต้องการกับเอาต์พุตจริง โดยกระบวนการป้อนกลับไปแก้ไขคุณลักษณะของโครงข่าย และถ้าสมมติว่า สมองมีกลไกเช่นนี้ ต้องมีผู้หาเอาต์พุตที่ต้องการเพื่อนำมาเป็นเป้าหมายตลอดเวลา และจะเอามาจากที่ใด สรุปคือ ต้องมีผู้คิดเป้าหมายให้กับโครงข่ายก่อน โครงข่ายไม่สามารถคิดและปรับคุณลักษณะได้ก่อนด้วยตนเอง ในทางตรงกันข้ามหากพิจารณาทารกแรกเกิดสมองของเขาสามารถจัดระบบเองได้อย่างไร การปรับสอนแบบอิสสระ (Unsupervised training) ที่สร้างขึ้นยังคงห่างไกลความเป็นไปได้ ที่จะมีลักษณะการปรับสอนแบบระบบของสมองจนกระทั่งมีการพัฒนาการ ปรับสอนแบบอิสสระนี้ขึ้นราวปี 1984 โดยโคโฮเนน (Konohana) และคณะได้เสนอแนวคิดการปรับสอนแบบไม่ต้องการเป้าหมายไม่มีการตัดสินใจด้วยเหตุผลในอุดมคติมาก่อน ชุดของการปรับสอนจะมีเพียงอินพุตเวกเตอร์เท่านั้น อัลกอริทึมปรับสอนจะเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่าย เพื่อสร้างเอาต์พุตที่มีความมั่นคง ยกตัวอย่าง เช่น หากให้โครงข่ายรู้จำภาพหน้าคนหนึ่ง หากภาพหน้าคนคนนั้น เปลี่ยนแปลงไปเล็กน้อย (Image อาจมี Noise ร่วมอยู่บ้าง) โครงข่ายนั้นยังสามารถบอกได้ว่า คนคนนั้นเป็นคนเดิม

เป็นต้น การปรับสอนจะไม่มีการติดสินใจมาก่อน ไม่มีการกำหนดแบบเอาต์พุตมาก่อน (อาจกล่าวได้ว่าแบบเอาต์พุตจะถูกกำหนดโดยอินพุตเวกเตอร์นั่นเอง) ดังนั้น เอาต์พุตของโครงข่ายก็เช่นกันส่วนใหญ่จะถูกแปรรูปซึ่งจะเข้าใจได้ภายหลังกระบวนการปรับสอน ดังนั้นจึงมักนิยมใช้โครงข่ายแบบนี้กับงานง่าย ๆ ประเภทการเปรียบเทียบเอกลักษณ์ รูปแบบที่สัมพันธ์กันระหว่างอินพุตและเอาต์พุต ที่ถูกกำหนดโดยโครงข่าย

4.2 การใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คในการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค

การนำนิวรอลเน็ตเวิร์คมาใช้สำหรับการพยากรณ์ทราฟฟิค จะใช้การพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา ซึ่งมีลักษณะโครงสร้างดังรูปที่ 4.9



รูปที่ 4.9 ลักษณะนิวรอลเน็ตเวิร์คที่ใช้สำหรับการพยากรณ์ทราฟฟิค

4.2.1 กระบวนการเตรียมข้อมูล

4.2.1.1 การกำหนดพารามิเตอร์และค่าเริ่มต้น

โดยทั่วๆ ไปแล้วจะใช้วิธีสุ่มค่า การสุ่มค่าเริ่มต้นให้กับค่าถ่วงน้ำหนักนั้นหากใช้ค่าเริ่มต้นที่ดีก็จะทำให้จำนวนรอบในการปรับสอนลดลง หรือการปรับสอนเร็วขึ้น ในทางปฏิบัติจะใช้วิธีการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักอยู่ระหว่าง -0.5 ถึง +0.5 ซึ่งค่านี้จะขึ้นอยู่กับซอฟแวร์ (Software) ของโครงข่ายประสาทจะทำการสุ่มค่าเริ่มต้นให้กับค่าถ่วงน้ำหนักเอง

4.2.1.2 จำนวนข้อมูลที่ใช้และการนอร์มอลไลต์ข้อมูล

จำนวนข้อมูลที่ใช้ในขั้นตอนการเรียนรู้จะต้องมีจำนวนตัวอย่างที่เพียงพอเพื่อให้นิวรอลเน็ตเวิร์คเข้าใจและตอบสนองเงื่อนไขทั้งหมดได้ดี ทั้งนี้ยิ่งมีข้อมูลมากการเรียนรู้จะทำให้คำตอบถูกต้องมากยิ่งขึ้นแต่จะเสียเวลาในการปรับสอนเพิ่มขึ้นด้วย แต่ถ้าจำนวนข้อมูลน้อยเกินไปจะทำให้ผลลัพธ์มีความคาดเคลื่อนสูง ในการทดลองใช้ข้อมูล 1 ปี สำหรับการเรียนรู้ และ 1 ปี สำหรับการทดสอบเนื่องจากต้องการข้อมูลที่ครบคาบเวลา

เนื่องจากข้อมูลที่นำมาใช้ในการปรับสอนและป้อนให้กับโครงข่ายมีขนาดใหญ่จะต้องนำข้อมูลเหล่านั้นมาทำการนอร์มอลไลต์ให้มีขนาดเล็กลง ข้อมูลที่นอร์มอลไลต์แล้วจะอยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 และหากข้อมูลเป็นตัวแปรก็จะต้องเปลี่ยนให้อยู่ในรูปของตัวเลข เช่น 1 แสดงถึงคนที่แต่งงานแล้ว 0 แสดงถึงคนที่เป็นโสด หรืออาจแบ่งประเภทของตัวแปรด้วยการเข้ารหัส 1 ตัวแปรเป็น n รหัส เช่น สีแดง = (1 0 0) สีเขียว = (0 1 0) สีน้ำเงิน = (0 0 1) เป็นต้น

ซึ่งกระบวนการทำการนอร์มอลไลต์สามารถคำนวณได้จาก เมื่อต้องการข้อมูลในช่วง -1 ถึง 1 [18]

$$xNorm_i = \frac{x_i - \mu}{\sigma} \tag{4.5}$$

หรือใช้การทำปรับสเกล (Scaled) เมื่อต้องการข้อมูลในช่วง 0 ถึง 1 [18]

$$xNorm_i = \frac{x_i}{2(\mu + \sigma)} \tag{4.6}$$

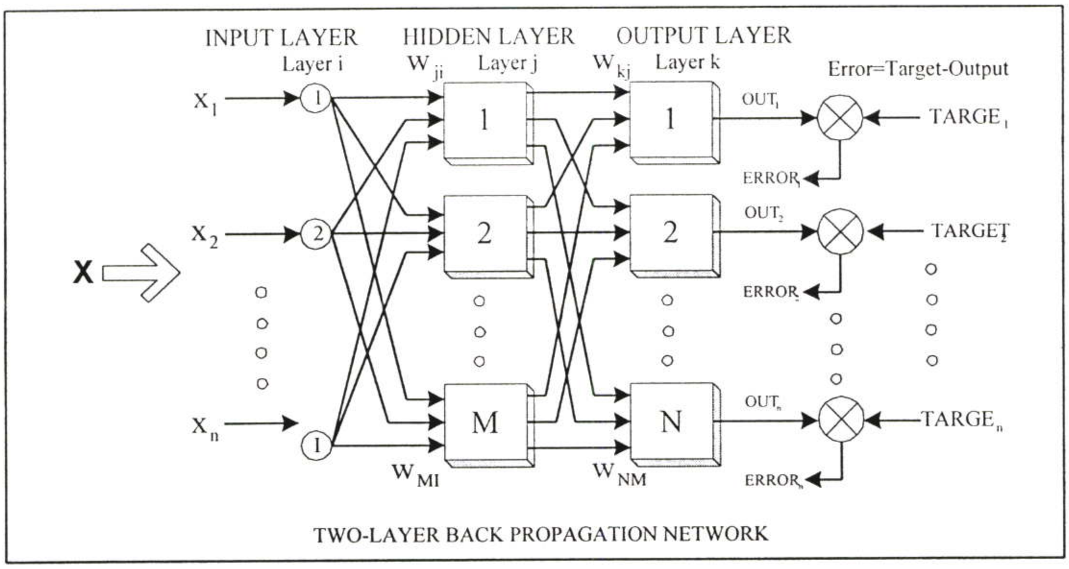
$$\mu = \frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N-1} x_i \tag{4.7}$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N-1}\sum_{i=0}^{N-1} (x_i - \mu)^2 \tag{4.8}$$

เมื่อ x_i คือ ข้อมูลก่อนการนอร์มอร์ไลต์ $xNorm_i$ คือ ข้อมูลที่ผ่านการนอร์มอร์ไลต์ μ คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูล (Mean) σ คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation) และ N คือจำนวนข้อมูลทั้งหมด

4.2.2 กระบวนการปรับสอน (Training)

กระบวนการปรับสอน คือ กระบวนการปรับคุณลักษณะของนิวรอลเน็ตเวิร์ค ให้มีคุณสมบัติตามที่ต้องการ การปรับสอนของอัลกอริทึม Backpropagation เป็นแบบ Supervised Training แบ่งเป็น 2 ส่วนคือ Forward propagation และ Reverse propagation สลับกันไปจนกว่า ค่าผิดพลาดระหว่าง เอาต์พุตกับค่าเป้าหมายจะมีค่าต่ำกว่าจุดที่ต้องการ



รูปที่ 4.10 ไดอะแกรมเชื่อมโยงระหว่างชั้นของนิวรอลแบบ 2 ชั้น ของ Backpropagation Networks

ส่วนแรก Forward propagation เป็นการป้อนข้อมูลอินพุตให้กับนิวรอลเน็ตเวิร์ค จากนั้นนิวรอลเน็ตเวิร์คจะทำการคำนวณจากชั้นอินพุตไปยังชั้นเอาต์พุต เพื่อให้ได้เอาต์พุตที่ถูกต้อง

จากรูปที่ 4.10 อินพุต ตั้งแต่ x_1 ถึง x_n จะถูกคูณด้วย Weight Matrix และผลรวมของอินพุตเมื่อคูณกับค่าค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละนิวรอลจะเรียกว่า เน็ต (NET) ซึ่งสามารถเขียนเป็นสมการได้เป็น

$$NET_j = x_1W_{j1} + x_2W_{j2} + \ldots + x_iW_{ji} \tag{4.9}$$

$$NET_j = \sum_{i=1}^{I} x_iW_{ji} \tag{4.10}$$

และทำนองเดียวกันจะได้

$$NET_k = \sum_{j=1}^{M} Op_jW_{kj} \tag{4.11}$$

เมื่อ x คือ ค่าที่รับเข้ามาของอินพุตโหนด

W คือ ค่าถ่วงน้ำหนักประจำตัวของแต่ละอินพุตโหนด

i คือ หมายเลขโหนดโดยเริ่มที่โหนด 1 ถึง โหนด I

j คือ หมายเลขนิวรอลใน Hidden layer ตั้งแต่นิวรอลที่ 1 ถึง M

k คือ หมายเลขนิวรอลใน Output layer ตั้งแต่นิวรอลที่ 1 ถึง N

เมื่อได้ค่า NET ของแต่ละนิวรอลแล้วจะปรับให้ได้เอาต์พุตอยู่ในช่วงที่ต้องการเป็นค่าที่จะนำไปยับยั้งหรือกระตุ้นนิวรอลตัวถัดไปโดย Squashing Function ที่ใช้เป็น Logistic Function หรือ Sigmoid จะได้ตามสมการ 4.12 และ 4.13

$$z_j = Op_j = F_j(NET) = \frac{1}{1+e^{-net/\theta_i}} \tag{4.12}$$

$$y_k = Op_k = F_k(NET_k) = \frac{1}{1+e^{-net/\theta_k}} \tag{4.13}$$

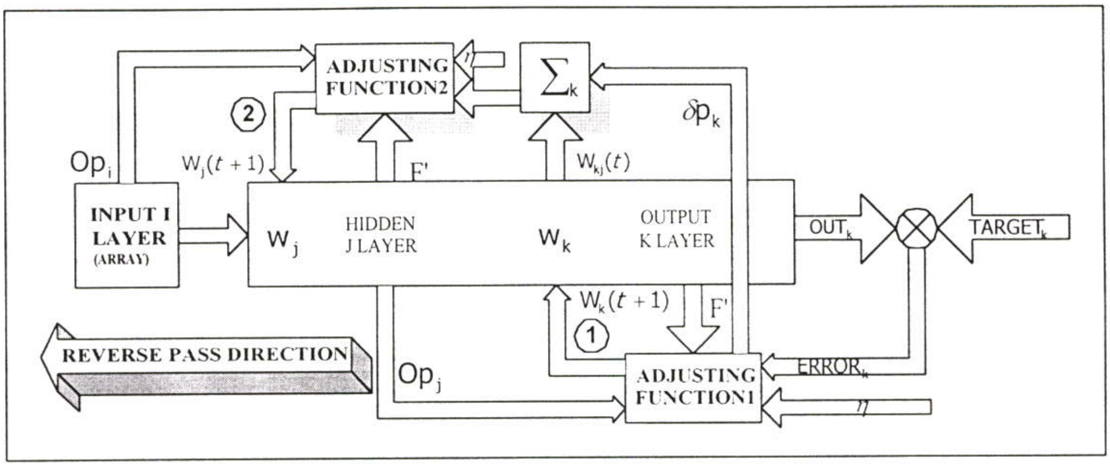
เมื่อ θ_j และ θ_k คือ ค่ากำหนดความชันของ Sigmoid function (มีค่าเท่ากับ 0.05)

z_j คือ เอาต์พุตที่โหนด j ของ Hidden layer (เป็น อินพุต ของ Output Layer)

y_k คือ เอาต์พุตที่โหนด k ของ Output Layer (เป็น เอาต์พุต ของ Output Layer)

การคำนวณหาค่าเอาต์พุตจะเริ่มที่ Hidden layer ที่ชั้น j ก่อนเมื่อได้ค่า เอาต์พุต ของ Hidden layer ครบทุกตัวแล้ว จึงคำนวณหาค่า Output layer โดยอินพุตของ Output layer ก็คือเอาต์พุตของ Hidden layer นั่นเองโดยใช้การคำนวณ ทำนองเดียวกันกับ Hidden layer เอาต์พุตที่ได้จะนำไปเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมาย เพื่อคำนวณค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้น และจะถูกนำไปใช้ร่วมกับค่าดิฟเฟอเรน เชียล ของ F ใน Output layer ดังจะกล่าวต่อไปในส่วนของ Reverse propagation

ส่วนที่สอง Backward Propagation เป็นส่วนที่ป้อนกลับค่าผิดพลาด (Target-Output) จากเอาต์พุตเลเยอร์กลับมาปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเลเยอร์ก่อนหน้า สำหรับนิวรอลเน็ตเวิร์คที่มีมากกว่า 1 เลเยอร์ การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักชั้นถัดมาจะใช้ค่าถ่วงน้ำหนักเดิมของเลเยอร์ที่สูงกว่า ร่วมกับตัวร่วมทางด้านเอาต์พุตของเลเยอร์มาคำนวณ (เนื่องจากไม่มีค่าผิดพลาดมาใช้เหมือน Output layer) ดังจะกล่าวในรายละเอียดดังต่อไปนี้



รูปที่ 4.11 ไดอะแกรมของการปรับค่า ค่าถ่วงน้ำหนัก ในชั้น Output layer และ Hidden layer

จากรูปที่ 4.11 การปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักใหม่ จะเป็นไปตามทิศทางของลูกศร และได้ข้อมูลจาก ค่าผิดพลาดที่ output layer เป็นต้นกำเนิดเพื่อกำหนดทิศทางปรับค่าถ่วงน้ำหนักให้นิวรอลเน็ตเวิร์ค ซึ่งเป็น Error function ของอัลกอริทึม Gradient Decent Algorithm [18]

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \Delta W_{kj} \tag{4.14}$$

$$\Delta W_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{kj}} \tag{4.15}$$

$$\frac{\partial E}{\partial W_{kj}} = -(t_k - y_k) f'(net_k) z_j \tag{4.16}$$

กำหนดให้

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(net_k) \tag{4.17}$$

จะได้

$$\Delta W_{kj} = \eta \delta_k z_j \tag{4.18}$$

พอสรุปได้ดังนี้คือ

1.) นำ เอาต์พุตที่ได้จาก Output Layer ไปลบออกจาก Target ได้เป็น error
2.) นำค่า Error มาคูณกับ F ที่ได้จาก Output layer

3.) นำค่า δ_k คูณกับ Op_j แล้วคูณกับ η อัตราการเรียนรู้

4.) นำค่า ค่าถ่วงน้ำหนัก ค่าใหม่ที่ได้ คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก เดิมบวกกับผลลัพธ์ ที่ได้จากข้อ 3 ซึ่งสามารถเขียนเป็นสมการใหม่ได้เป็น

เมื่อ $W_{kj}(t)$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักเดิมก่อนปรับ

$W_{kj}(t+1)$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักหลังปรับ

η คือ อัตราการเรียนรู้

Z_j คือ เอาต์พุต ของเลเยอร์ j

δ_k คือ ค่าที่ได้จาก ค่าผิดพลาดคูณกับดิฟเฟอเรนเชียลของฟังก์ชัน F

การปรับค่าถ่วงน้ำหนักของเลเยอร์ถัดมา (Hidden layer) มีลักษณะคล้ายคลึงกับ Output Layer คือ

$$V_{ji}(t+1) = V_{ji}(t) + \Delta V_{ji} \tag{4.19}$$

$$\Delta V_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial V_{ji}} \tag{4.20}$$

$$\frac{\partial E}{\partial V_{ji}} = -\sum_k \delta_k W_{kj} f'(net_j) x_i \tag{4.21}$$

กำหนดให้

$$\delta_j = \sum_k \delta_k W_{kj} f'(net_j) \tag{4.22}$$

จะได้

$$\Delta V_{ji} = \eta \delta_j x_i \tag{4.23}$$

สมการที่ 4.22 แตกต่างกันกับสมการ 4.17 ตรงที่การได้มาซึ่ง δ_j เพราะไม่มีค่า เอาต์พุต กับค่าเป้าหมายที่ Hidden layer ค่าดังกล่าวจะสามารถทดแทนได้ด้วย $\sum_k (\delta_k W_{kj})$

เมื่อ $V_{ji}(t)$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักเดิมก่อนปรับ

$V_{ji}(t+1)$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักหลังปรับ

η คือ อัตราการเรียนรู้

x_i คือ ข้อมูลที่ได้จาก Input layer

δ_j คือ ค่าควบคุมให้ค่าถ่วงน้ำหนักเปลี่ยนแปลงเข้าสู่จุดที่ดีที่สุด

สมการที่ทำการปรับปรุงโดยการใช้เทอม Momentum μ คือ

$$\Delta W_{kj}(t+1) = \eta\delta_{pk}Z_{pj} + \mu\Delta W_{kj}(t) \tag{4.24}$$

$$\Delta V_{ji}(t+1) = \eta\delta_{pj}X_{pi} + \mu\Delta V_{ji}(t) \tag{4.25}$$

สมการที่ทำการปรับปรุงโดยการใช้เทอม Bias คือ

$$net_k = \sum_{j=1}^{L} W_{kj}Z_j + W_{0k} \tag{4.26}$$

$$net_j = \sum_{i=1}^{N} V_{ji}x_i + V_{0j} \tag{4.27}$$

$$\Delta W_{0k}(t+1) = \eta\delta_k + \mu\Delta W_{0k}(t) \tag{4.28}$$

$$\Delta V_{0j}(t+1) = \eta\delta_j + \mu\Delta V_{0j}(t) \tag{4.29}$$

การปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะปรับทีละเลเยอร์จาก Output layer กลับไปยัง Input layer เมื่อเสร็จสิ้นก็จะกลับสู่ส่วนของ Forward propagation อีกครั้ง เพื่อหาเอาต์พุตมาเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมายและดำเนินการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในส่วนของ Backward propagation เป็นหนึ่งรอบของการปรับสอน ทำเช่นนี้สลับกันไปจนกว่าค่าค่าผิดพลาดที่ได้จะลดลงต่ำกว่าค่าที่ต้องการจึงหยุดกระบวนการเรียนรู้

วิธีการหาค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมของการปรับสอนโดยใช้อัลกอริทึมแบบ Backpropagation และสามารถเขียนเป็น Flow Chart ได้ดังรูปที่ 4.12 [18]

4.2.2.1 เงื่อนไขการหยุดฝึกสอน

การกำหนดเงื่อนไขการหยุดการฝึกสอนทำได้สองกรณีคือ เงื่อนไขแรกโดยการตรวจสอบผลรวมของค่าผิดพลาดเฉลี่ยระหว่างเอาต์พุตกับเป้าหมายทั้งหมด (MSE) ลดลงน้อยกว่าค่าที่กำหนดหรือไม่ สมการหาค่าผิดพลาดเฉลี่ยของเอาต์พุตทั้งหมดสามารถหาได้จาก

$$SE = (Target - Output)^2 \tag{4.30}$$

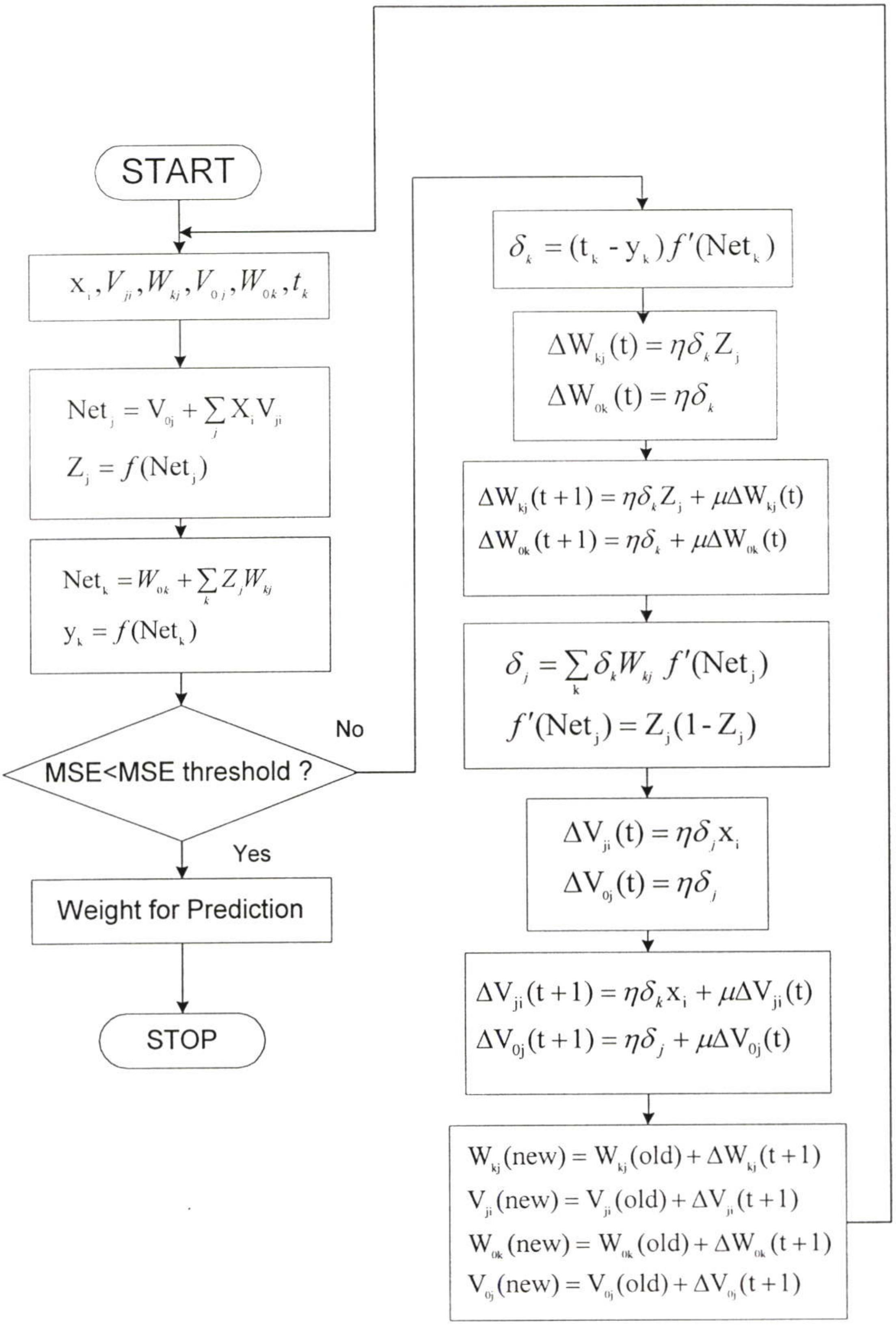
$$SSE = \sum_{N} (Target - Output)^2 \tag{4.31}$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{N} (Target - Output)^2 \tag{4.32}$$

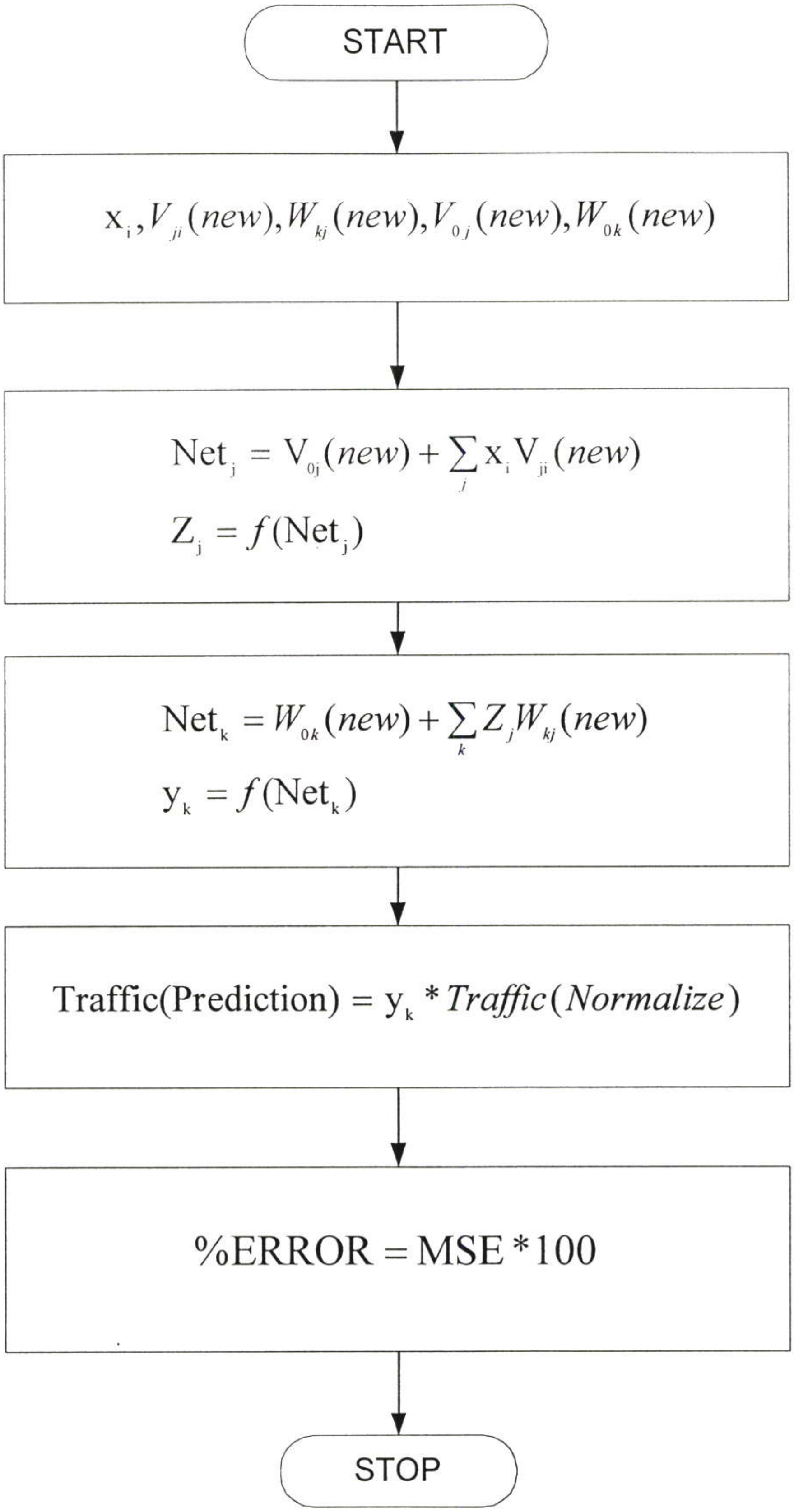
SE (Square Error) SSE (Sum Square Error) และ MSE (Mean Square Error) คือค่าผิดพลาด ที่ได้จากค่าเอาต์พุตเทียบกับค่าเป้าหมายเพื่อใช้สำหรับบ่งชี้ผลของการฝึกสอนว่าเพียงพอกับการใช้งานตามเงื่อนไขที่กำหนดหรือไม่ และเงื่อนไขที่สองคือจำนวนรอบของการฝึกสอนได้ดำเนินไปถึงค่าที่ตั้งไว้แล้วหรือไม่ ซึ่งจำนวนรอบที่เหมาะสมได้จากการทดลองอยู่ในช่วง 200-300 รอบ

4.2.2.2 การป้อนข้อมูลอินพุตให้กับนิวรอลเน็ตเวิร์คในกระบวนการฝึกสอน

ข้อมูลที่ได้จากกระบวนการปรีโปรเซสซิ่ง ซึ่งเป็นข้อมูลที่ผ่านการนอร์มอลไลต์แล้วจะถูกนำมาป้อนให้กับอินพุตของนิวรอลเน็ตเวิร์ค ร่วมกับผลลัพธ์ที่ต้องการที่เอาต์พุตของนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Target) ในลักษณะอนุกรมเวลา (Time Series) ดังรูปที่ 4.13 แล้วปรับค่าซินแนปติกเวจท์ของนิวรอลเน็ตเวิร์ค จะกระทำเช่นนี้ไปจนหมดข้อมูล เรียกว่า หนึ่งรอบการฝึกสอน เมื่อครบหนึ่งรอบแล้วจะมีการตรวจสอบการหยุดการปรับสอน ตามเงื่อนไขการหยุดการฝึกสอนที่กล่าวมาข้างต้น จะได้นิวรอลเน็ตเวิร์คที่พร้อมจะนำไปพยากรณ์ต่อไป



รูปที่ 4.12 ขั้นตอนของแสดงกระบวนการปรับสอน เพื่อหาค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสม



รูปที่ 4.13 ลักษณะการป้อนข้อมูลให้กับนิวรอลเน็ตเวิร์คในการพยากรณ์

4.2.3 กระบวนการทดสอบ (Testing)

ในกระบวนการทดสอบข้อมูล จะมีวิธีการคำนวณเพื่อให้ได้เอาต์พุตในลักษณะเช่นเดียวกับการฝึกสอนในส่วนของ Forward propagation ทุกประการ แต่แตกต่างกันตรงที่ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลทดสอบ และเอาต์พุตที่ได้ คือ ผลลัพธ์ของการตรวจสอบซึ่งการตรวจสอบนี้จะใช้เวลาน้อยกว่ากระบวนการปรับสอนมากเพราะการคำนวณเป็นเพียง Forward propagation เพียงรอบเดียวโดยนำค่าค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้จากการปรับสอนมาใช้

4.2.3.1 การป้อนข้อมูลอินพุตให้กับนิวรอลเน็ตเวิร์คในกระบวนการทดสอบ

ข้อมูลที่ต้องการป้อนให้นิวรอลเน็ตเวิร์คในกระบวนการทดสอบหรือการนำไปใช้งานนั้น ได้มาจากกระบวนการปรีโปรเซสซิ่งซึ่งการได้มาจะแตกต่างจากกระบวนการฝึกสอนเพียงชุดข้อมูลที่ใช้เท่านั้น และจะถูกนำมาป้อนให้กับอินพุตของนิวรอลเน็ตเวิร์คเช่นเดียวกันแต่ไม่มีการป้อนผลลัพธ์ที่ต้องการที่เอาต์พุตให้นิวรอลเน็ตเวิร์ค ผลลัพธ์ที่ได้ทางเอาต์พุตของนิวรอลเน็ตเวิร์คซึ่งจะเป็นค่าของการพยากรณ์

นำค่าที่ได้ไปเปรียบเทียบกับข้อมูลทดสอบที่เตรียมไว้ และคำนวณหาค่าผิดพลาดซึ่งจากการทดลองพบว่านิวรอลเน็ตเวิร์คสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำโดยให้ค่าผิดพลาดประมาณ 1-2%

4.3 การปรับปรุงประสิทธิภาพของการจัดสรรช่องสัญญาณด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์ค

การแก้ปัญหา GOS เป็นการปรับปรุงโครงข่าย ซึ่งสามารถทำได้หลายวิธี เช่น ใช้วิธีการเพิ่มอุปกรณ์โครงข่าย อุปกรณ์ Transceivers การใช้เทคนิค Underlay/Overlay Cell หรือการติดตั้ง Macro / Micro Cells ใหม่ เป็นต้น

เครื่องมือที่แสดงในงานวิจัยนี้สามารถพยากรณ์ พื้นที่ที่มีค่า GOS ต่ำ หรือเป็นจุดที่มีปริมาณทราฟฟิคสูงได้อย่างแม่นยำ และแสดงให้เห็นว่า การใช้เทคนิคหรือการวางแผนทางด้านการกำหนด hardware ที่เหมาะสมเป็นสิ่งที่สำคัญ

ตัวอย่างในการแก้ปัญหา GOS ในระบบ GSM ประกอบด้วย [6]

- การเพิ่มจำนวนช่องสัญญาณในแต่ละ เซลล์ (TRXs)
- การใช้เทคนิค Under laid /Overlaid cells
- การใช้เทคนิค Cell splitting (โดยการเพิ่ม base-station)
- การใช้เทคนิค Micro-cells สำหรับจุด “hot-spots”
- การใช้เทคนิค Dual-band operation (GSM 900 & 1800)
- และการใช้เทคนิคการปรับปรุงประสิทธิภาพการจัดสรรช่องสัญญาณ

ซึ่งโดยทั่วไปแล้วในการติดตั้งอุปกรณ์ Transceiver ในแต่ละสถานีฐานนั้นจะกำหนดปริมาณทราฟฟิคสูงสุดที่รองรับได้ และติดตั้งอุปกรณ์ให้น้อยที่สุดในขณะที่ทราฟฟิคที่เกิดขึ้นจริงอาจสูงกว่าที่กำหนดไว้ จึงอาจทำให้ GOS เกินมาตรฐานได้

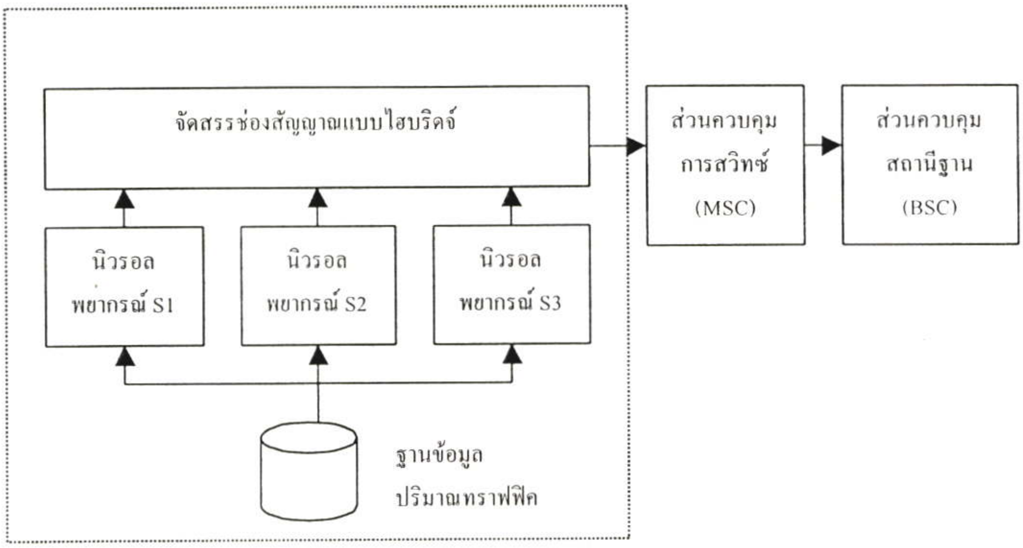
แนวทางแก้ไขทางหนึ่ง โดยไม่ต้องเพิ่มจำนวน Transceiver คือ การยืมช่องสัญญาณจากเซลล์อื่นที่มีปริมาณทราฟฟิคต่ำ (Lightly loaded sector) มาใช้ โดยการใช้เทคนิคการจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริด

การจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริด (Hybrid Channel Allocation, HCA) เป็นการนำวิธีการจัดสรรช่องสัญญาณแบบคงที่ (Fixed Channel Allocation, FCA) กับแบบไดนามิก (Dynamic Channel Allocation, DCA) มารวมกัน โดยกำหนดช่องสัญญาณพื้นฐานให้เป็นแบบฟิก (N_f) ซึ่งคำนวณได้จากปริมาณทราฟฟิคในชั่วโมงเร่งด่วนที่ได้จากการพยากรณ์ในแต่ละวัน ขณะที่ช่องสัญญาณที่เหลือจะกำหนดให้เป็นแบบไดนามิก (N_d) [3]

โดยเมื่อนำการพยากรณ์แบบนิวรอลเน็ตเวิร์คมาใช้กับการจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริด เพื่อกำหนดสัดส่วนระหว่างจำนวนช่องสัญญาณคงที่ (N_f) กับจำนวนช่องสัญญาณไดนามิค (N_d) ที่เหมาะสมในช่วงปริมาณทราฟฟิคสูง (Heavily loaded) และปริมาณทราฟฟิคต่ำ (lightly loaded) โดยมีการนำช่องสัญญาณไดนามิกจากเซลล์ที่มีปริมาณทราฟฟิคต่ำมาใช้กับเซลล์ที่มีปริมาณทราฟฟิคสูง ดังสมการ 4.24 ทำให้ค่าความน่าจะเป็นของการเรียกติดขัดลดลงตามมาตรฐาน ITU สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 4.14 [17]

$$GOS_{HCA} = E(A, N_{HCA}) \tag{4.33}$$

$$N_{HCA} = \begin{cases} N_f + N_d + N_{d_SecterX} & ,when\ heavily\ loaded \\ N_f & ,when\ lightly\ loaded \end{cases}$$

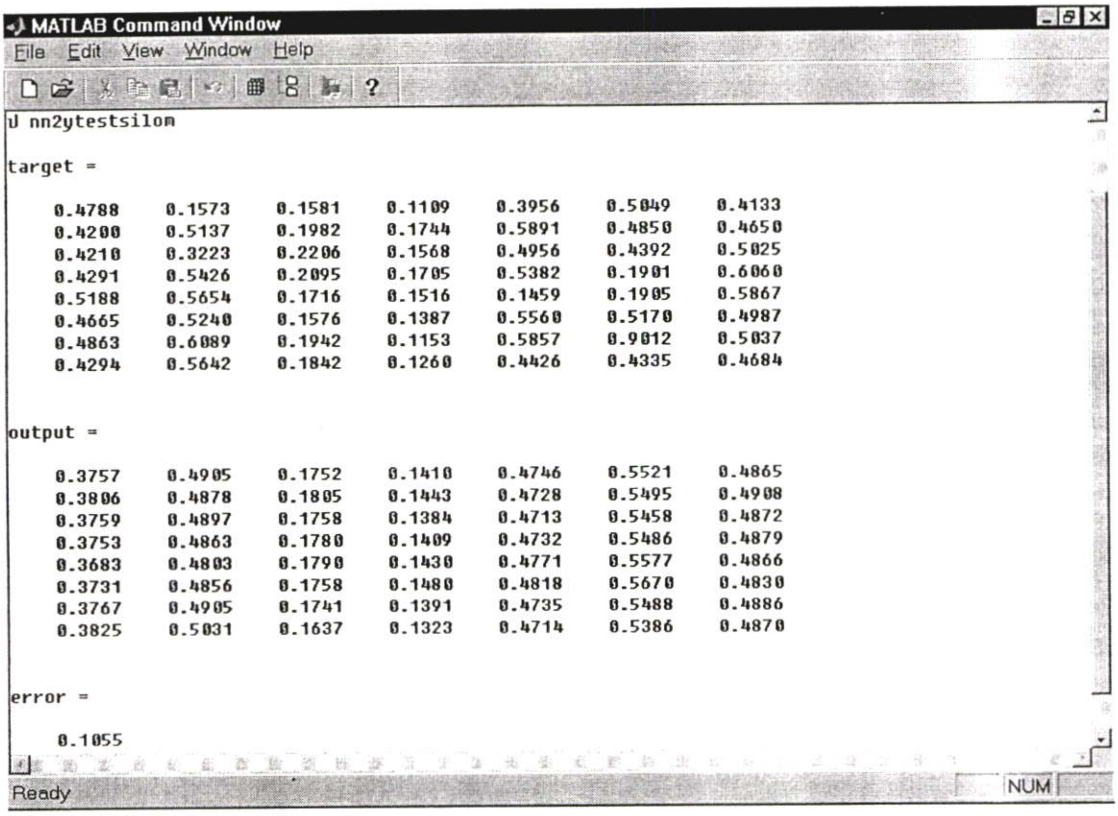


รูปที่ 4.14 การใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คกับการจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริด

บทที่ 5
การทดลองและวิเคราะห์ข้อมูล

5.1 ขั้นตอนในการดำเนินการทดลอง

การทดลองใช้โปรแกรม MATLAB จำลองโครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์คโมเดล ดังรูปที่ 5.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลองได้มาจากการวัดปริมาณทราฟฟิคของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม โดยใช้วิธีวัดแบบชั่วโมงเร่งด่วน Busy-hour (BH) ของแต่วันในพื้นที่ที่มี ทราฟฟิคหนาแน่นต่างกัน 4 พื้นที่ คือ 1.) พื้นที่ย่านธุรกิจ 2.) พื้นที่ย่านศูนย์การค้า 3.) พื้นที่บนถนน และ 4.) พื้นที่ชานเมือง โดยเลือกมา 1 เซคเตอร์ เพื่อทำการหาโมเดลที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ทราฟฟิคซึ่งสามารถนำไปใช้กับพื้นที่อื่นๆที่มีลักษณะเดียวกันได้ ซึ่งขั้นตอนการทดลองสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 5.1



รูปที่ 5.1 ตัวอย่างการใช้โปรแกรม MATLAB สำหรับการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค

ตารางที่ 5.1 ขั้นตอนในการดำเนินการทดลอง

1. การเตรียมข้อมูลสำหรับป้อนให้นิวรอลเน็ตเวิร์ค • แปลง Carried Traffic เป็น Offered Traffic • ทำการปรับข้อมูลให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1
2.หาจำนวนโหนดที่เหมาะสม • ปรับจำนวนอินพุตและเอาต์พุตโหนด • ปรับจำนวนโหนดซ่อน • ปรับจำนวนชั้นเลเยอร์
3.หาค่าอัตราการเรียนรู้ โมเมนตัม และจำนวนรอบในการเรียนรู้ที่เหมาะสม • ปรับค่าอัตราการเรียนรู้ • ปรับค่าโมเมนตัม
4. นำลักษณะโมเดลที่เหมาะสมที่สุดมาพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค • พยากรณ์ในพื้นที่ธุรกิจ • พยากรณ์ในพื้นที่ศูนย์การค้า • พยากรณ์ในพื้นที่บนถนน • พื้นที่ชานเมือง
5. เปรียบเทียบผลกับการพยากรณ์ด้วยวิธีอื่นๆ • เปรียบเทียบกับวิธีสมการเส้นตรงและวิธี LSM
6. กำหนดสัดส่วนของการจัดสรรช่องสัญญาณ • หาจุดสูงสุดและต่ำสุดของปริมาณทราฟฟิค • กำหนดสัดส่วนช่องสัญญาณตามปริมาณทราฟฟิค
7. เปรียบเทียบประสิทธิภาพกับการจัดสรรช่องสัญญาณวิธีอื่นๆ • เปรียบเทียบกับวิธีตายตัว

5.2 การเตรียมข้อมูลสำหรับป้อนให้กับนิวรอลเน็ตเวิร์ค

ข้อมูลที่ได้จากการวัดทราฟิคจริง ซึ่งเป็นทราฟฟิคได้บริการ Carried traffic และค่าเปอร์เซนต์ บล็อกกิ้ง (Blocking) ต้องทำการแปลง ให้เป็นทราฟฟิคขอบริการ Offered traffic โดยใช้สูตรจากสมการ 3.3 (ในบทที่3) จากนั้นจึงทำการทำการปรับข้อมูลให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ด้วยการทำนอร์มอลไลส์ ก่อนนำมาป้อนให้กับอินพุตโหนด แสดงตัวอย่างได้ดังรูปที่ 5.2 ซึ่งข้อมูลทั้งหมดจะถูกแบ่งเป็น 2 ชุด คือ ชุดสำหรับการเรียนรู้ และชุดสำหรับการทดสอบ จำนวนเท่ากัน ชุดละ 8 สัปดาห์ ทำการทดลองดูผลกระทบของพารามิเตอร์ต่างๆ เพื่อให้ได้โมเดลที่เหมาะสมที่สุด

exp&result

	M	N	O	P	Q	R
6		No.	DAY	ปริมาณทราฟฟิคจริง	TRAFFIC NORMALIZE	วิธีนิวรอลเน็ตเวิ
7		1	01/02/2001	34.98245323	0.437280665	
8		2	02/02/2001	40.64706772	0.508088347	
9		3	03/02/2001	15.73999977	0.196749997	
10		4	04/02/2001	13.31000042	0.166375005	
11		5	05/02/2001	37.18823805	0.464852976	
12		6	06/02/2001	42.41825991	0.530228249	
13		7	07/02/2001	40.36742106	0.504592763	
14		8	08/02/2001	8.029999733	0.100374997	0.
15		9	09/02/2001	15.01254675	0.187656834	0.
16		10	10/02/2001	12.31601845	0.153950231	0.
17		11	11/02/2001	11.09000015	0.138625002	0.
18		12	12/02/2001	36.04334752	0.450541844	0.
19		13	13/02/2001	45.53565457	0.569195682	0.
20		14	14/02/2001	52.27223109	0.653402889	0.
21		15	15/02/2001	32.9011994	0.411264993	0.
22		16	16/02/2001	41.99584168	0.524948021	0.

compare2method / result LR&U / Blocking Result

รูปที่ 5.2 ตัวอย่างข้อมูลที่ได้จากการวัดและทำการปรับให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1

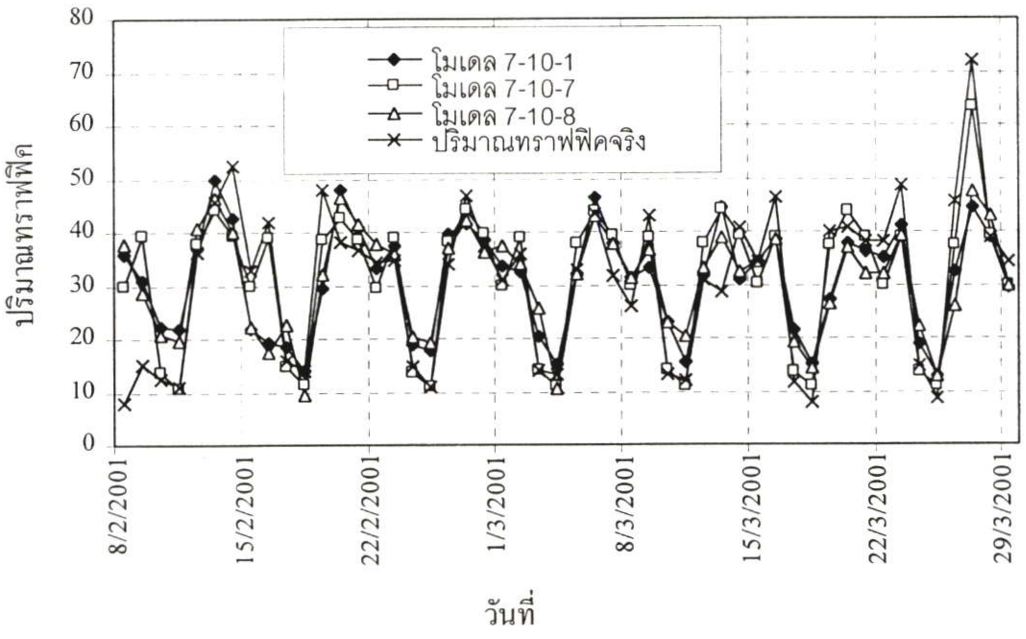
5.3 ผลกระทบของจำนวนโหนดและจำนวนชั้นซ่อน

เพื่อหาลักษณะโมเดล นิวรอลเน็ตเวิร์ค ที่เหมาะสม การทดลองจะศึกษาถึงผลกระทบของจำนวนโหนดในแต่ละชั้นโดยเริ่มจาก เอาต์พุตโหนดจาก 1 และ 7 โหนด อินพุตโหนดจาก 4 ถึง 9 โหนด โหนดในชั้นซ่อน 5 10 และ 15 โหนด และจำนวนชั้นเลเยอร์ 2 ถึง 4 เลเยอร์ได้ผลดังนี้

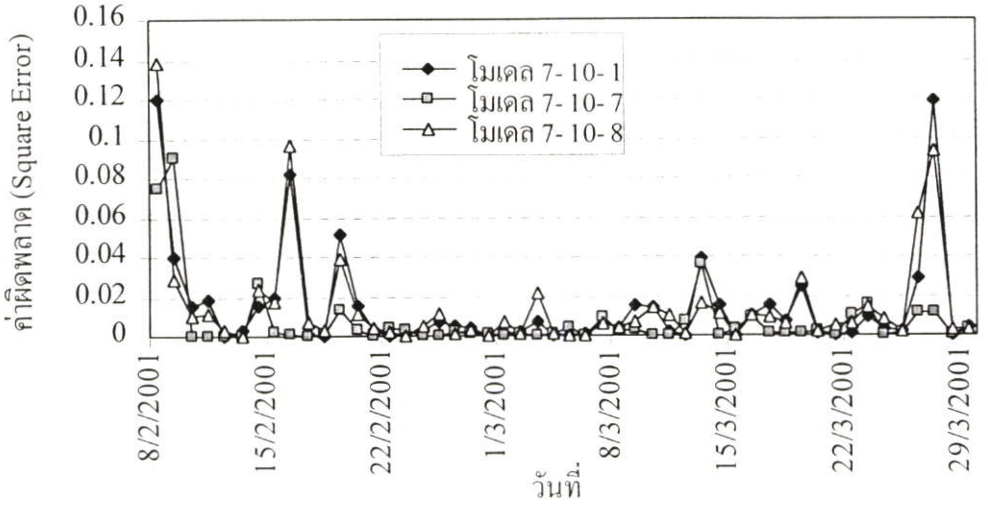
5.3.1 ผลของเอาต์พุตโหนด

การทดลองดูผลกระทบของจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตที่จะมีผลต่อค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์จะเลือกทดลอง 2 โมเดลคือ โมเดล (7-10-1) และโมเดล (7-10-7) โดยใช้จำนวนข้อมูลและจำนวนรอบในการปรับสอนท่ากัน ให้ผลดังรูปที่ 5.3 ถึง 5.5

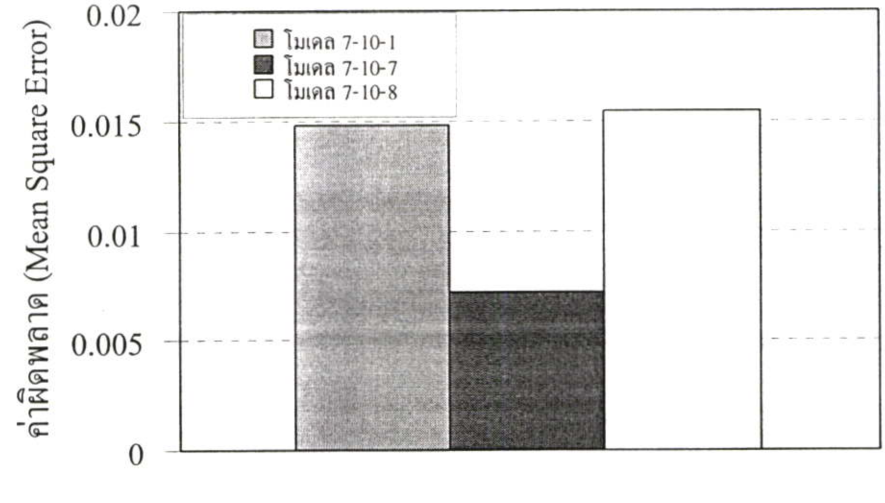
พิจารณาผลการทดลองพบว่าโมเดล (7-10-7) ให้ค่าผิดพลาดในการพยากรณ์ต่ำกว่า เนื่องจากรูปแบบข้อมูลที่ป้อนผ่านเข้าไปยังนิวรอล แบบ 7 เอาต์พุต มีจำนวนครั้งมากกว่า แต่หากใช้จำนวนเอาต์พุตมากกว่าจำนวนอินพุตก็ไม่ทำให้ค่าผิดพลาดต่ำลง ดังนั้นจำนวนเอาต์พุตที่เหมาะสมจึงควรเป็น 7 โหนด



รูปที่ 5.3 ผลกระทบของจำนวนเอาต์พุตโหนดกับการพยากรณ์



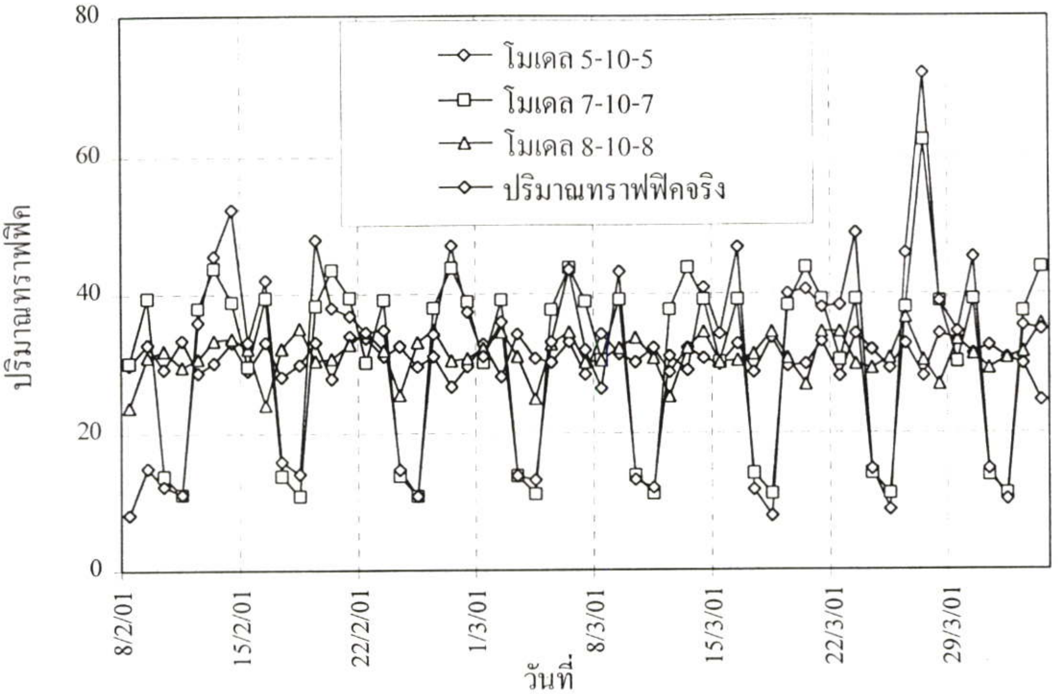
รูปที่ 5.4 เปรียบเทียบค่าผิดพลาด SE ของแต่ละโมเดล



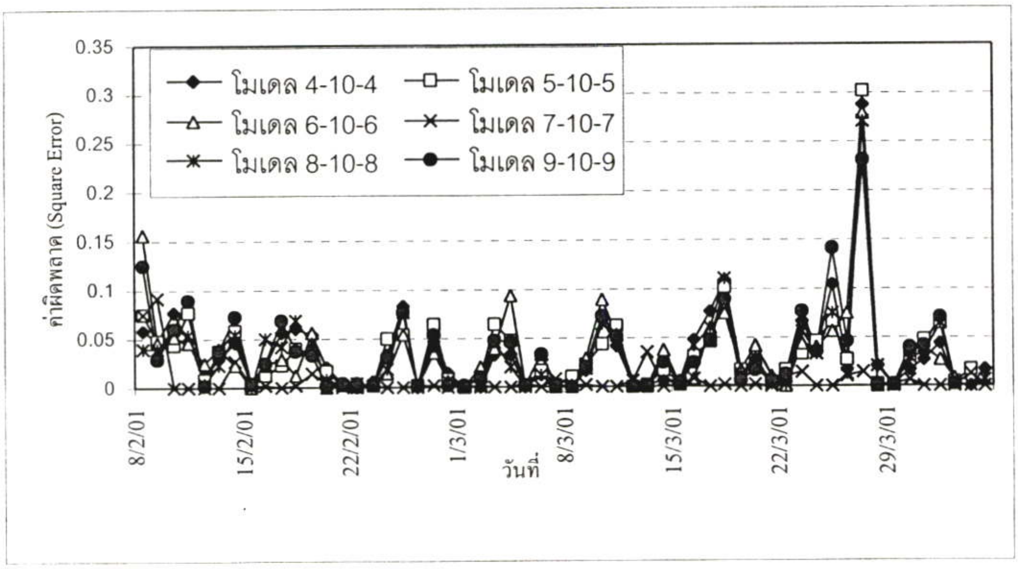
รูปที่ 5.5 เปรียบเทียบค่าผิดพลาด MSE ของแต่ละโมเดล

5.3.2 ผลของอินพุตโหนด

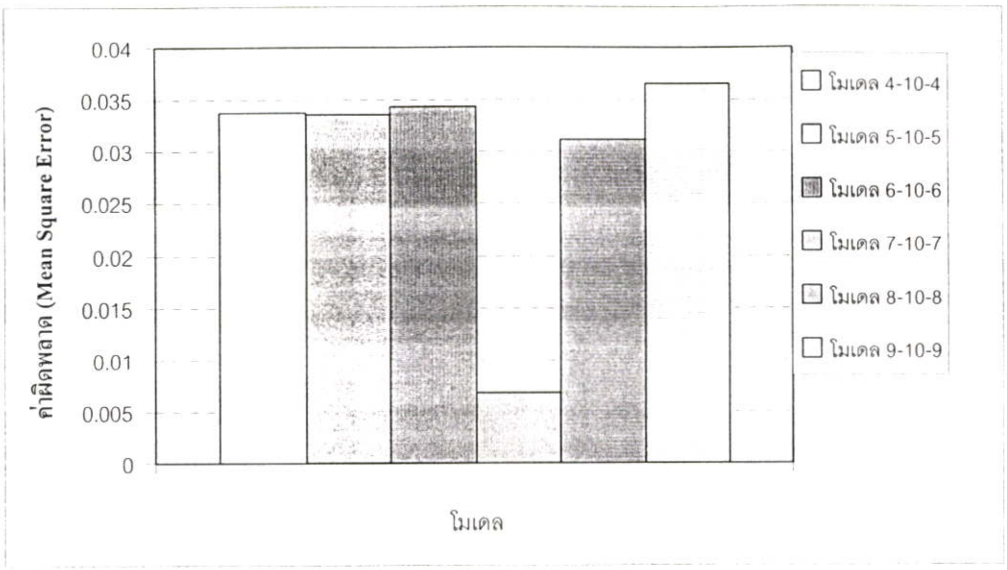
การทดลองดูผลกระทบของจำนวนโหนดในชั้นอินพุตที่จะมีผลต่อค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์จะเลือกทดลอง 6 โมเดลคือ โมเดล (4-10-4) โมเดล (5-10-5) โมเดล (6-10-6) โมเดล (7-10-7) โมเดล (8-10-8) และโมเดล (9-10-9) ให้ผลดังรูปที่ 5.6 ถึง 5.8 พบว่าโมเดล (7-10-7) ให้ค่าผิดพลาดต่ำกว่าโมเดลอื่นๆ ดังนั้นจึงควรเลือกจำนวนอินพุตเป็น 7 โหนด



รูปที่ 5.6 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ของแต่ละโมเดล



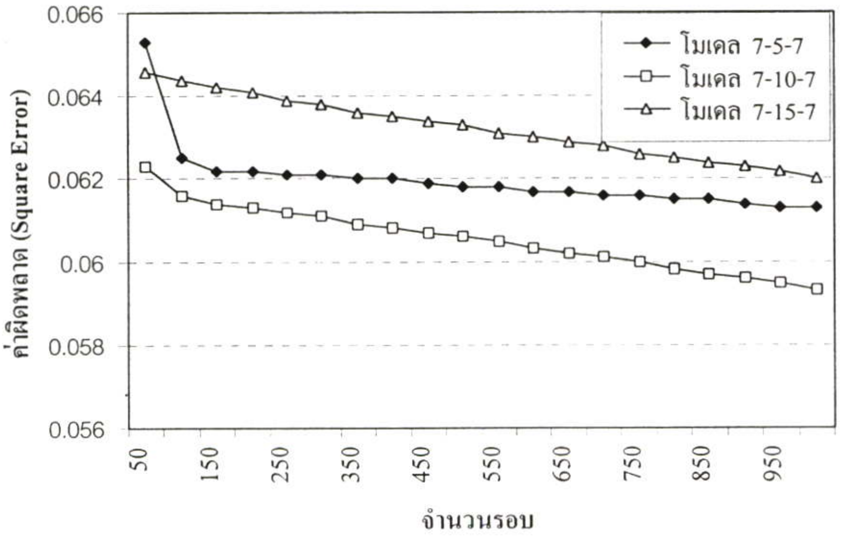
รูปที่ 5.7 เปรียบเทียบค่าผิดพลาด (SE) ของแต่ละโมเดล



รูปที่ 5.8 เปรียบเทียบค่าผิดพลาด (MSE) ของแต่ละโมเดล

5.3.1 ผลของจำนวนโหนดซ่อน

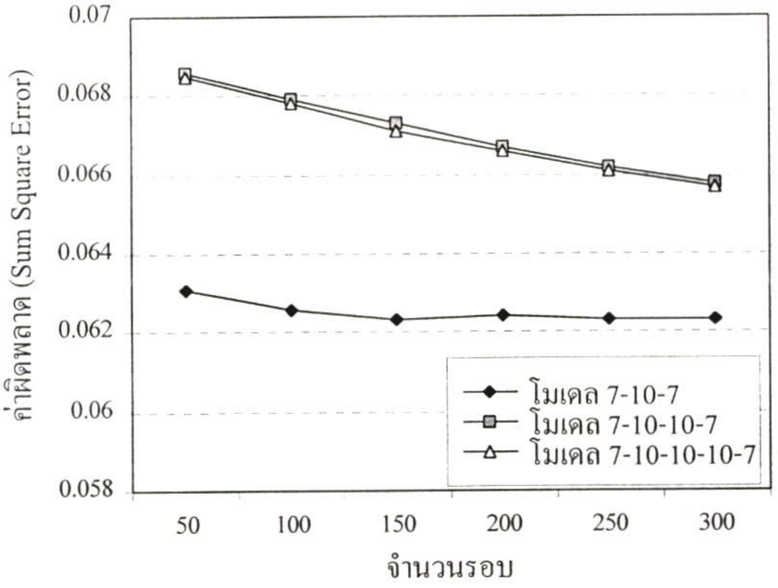
การทดลองดูผลกระทบของจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่จะมีผลต่อค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์จะเลือกทดลอง 3 โมเดลคือ โมเดล (7-5-7) โมเดล (7-10-7) และโมเดล (7-15-7) ให้ผลดังรูปที่ 5.9 พบว่าโมเดล (7-10-7) ให้ค่าผิดพลาดในการพยากรณ์ต่ำกว่าโมเดลอื่นๆ ดังนั้นควรเลือกจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเป็น 10 โหนด



รูปที่ 5.9 ผลกระทบของจำนวนโหนดซ่อนกับค่าผิดพลาดในการพยากรณ์

5.3.2 ผลของจำนวนชั้นเลเยอร์

การทดลองดูผลกระทบของจำนวนชั้นเลเยอร์ที่จะมีผลต่อค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์จะเลือกทดลอง 3 โมเดลคือ โมเดล 2 เลเยอร์ (7-10-7) โมเดล 3 เลเยอร์ (7-10-10-7) และโมเดล 4 เลเยอร์ (7-10-10-10-7) ให้ผลดังรูปที่ 5.10 พบว่าโมเดล 2 เลเยอร์ (7-10-7) ให้ค่าผิดพลาดในการพยากรณ์ต่ำกว่าโมเดลอื่นๆ ดังนั้นจึงควรเลือกจำนวนเลเยอร์เป็น 2 เลเยอร์

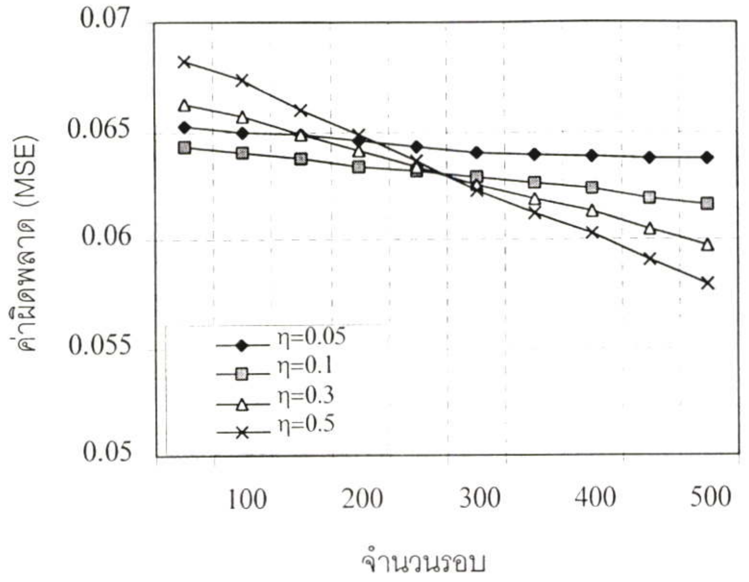


รูปที่ 5.10 ผลกระทบของจำนวนชั้นเลเยอร์กับค่าผิดพลาดในการพยากรณ์

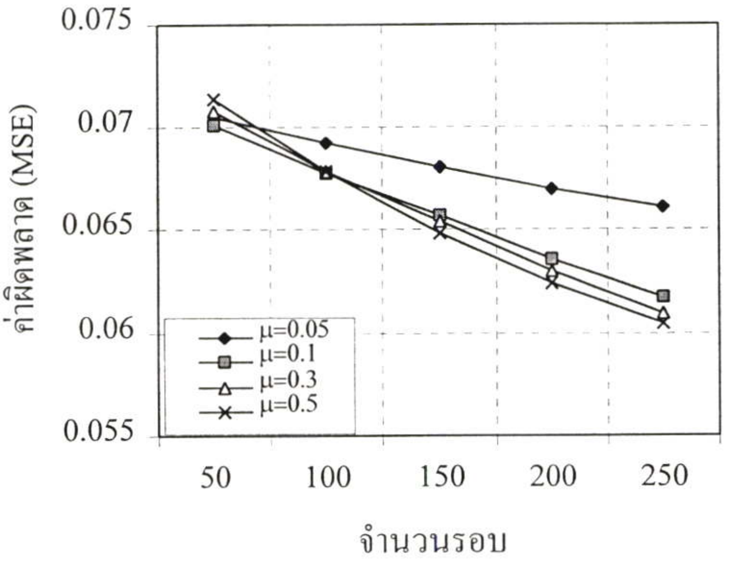
จากการทดลองดูผลกระทบของโหนดแต่ละชั้นของนิวรอลเน็ตเวิร์คสรุปได้ว่า โมเดลที่เหมาะสมที่สุดสำหรับใช้ในการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคคือ โมเดล 7-10-7 เนื่องจากให้ค่าผิดพลาดของการพยากรณ์น้อยที่สุดดังผลการทดลองที่ผ่านมา

5.4 ผลการเรียนรู้ของนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Learning)

การศึกษาผลของการเรียนรู้ของนิวรอลเน็ตเวิร์คโดยเปลี่ยนค่าอัตราการเรียนรู้ และค่าโมเมนตัม จาก 0.1 ถึง 0.5 ได้ผลดังรูปที่ 5.11 และ 5.12

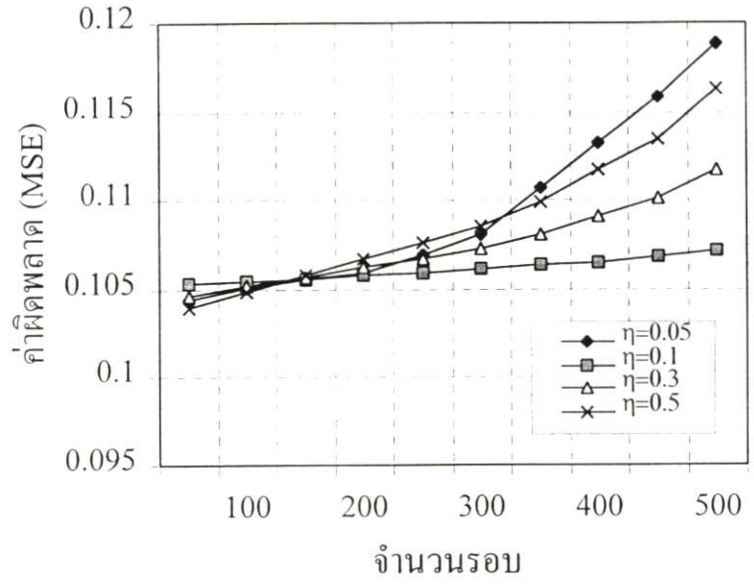


() ผลกระทบของค่า Learning Rate (η)

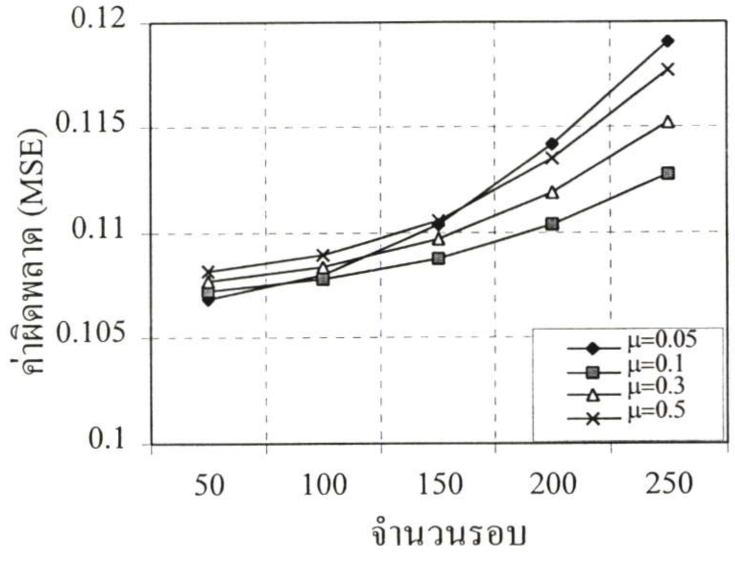


(ข) ผลกระทบของค่า Momentum (μ)

รูปที่ 5.11 ค่าผิดพลาดเฉลี่ย MSE กับจำนวนรอบของการเรียนรู้สำหรับชุดข้อมูลเรียนรู้



() ผลกระทบของค่า Learning Rate (η)



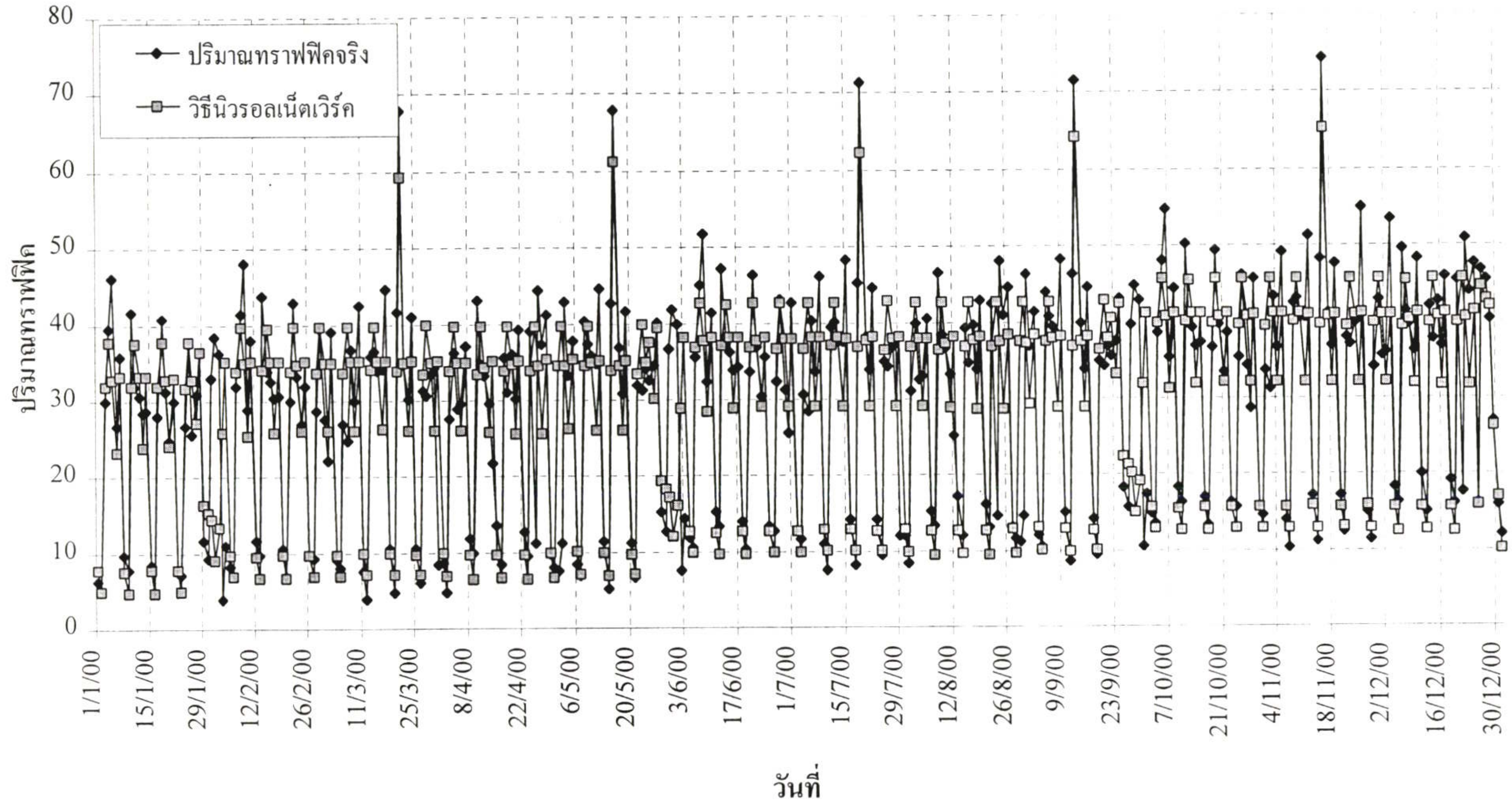
() ผลกระทบของค่า Momentum (μ)

รูปที่ 5.12 ค่าผิดพลาดเฉลี่ย MSE กับจำนวนรอบของการเรียนรู้สำหรับชุดข้อมูลทดสอบ

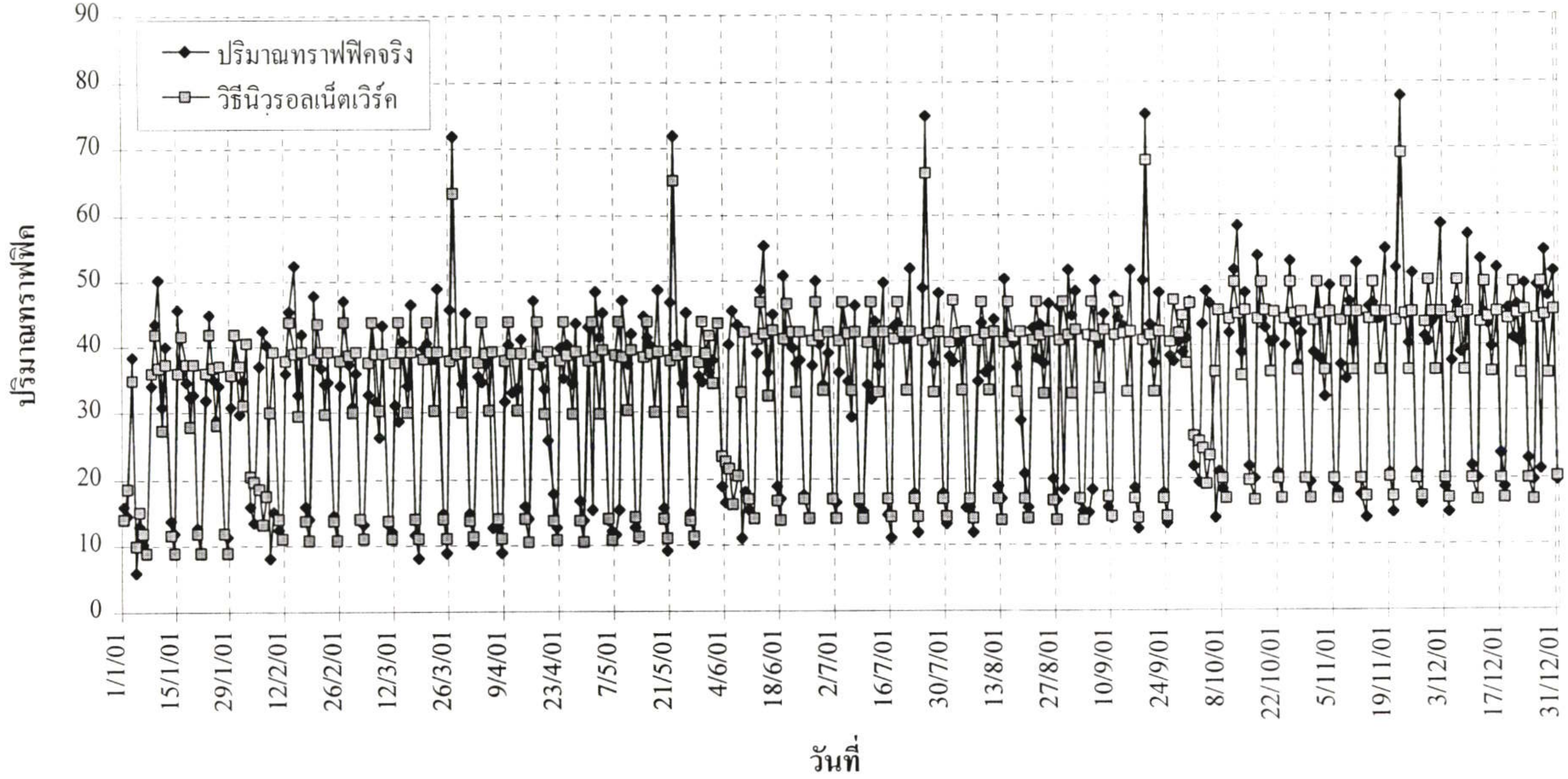
จากการทดลองในขั้นการเรียนรู้ และขั้นทดสอบ พบว่าค่าอัตราการเรียนรู้ และโมเมนตัมที่เพิ่มมากขึ้นจะทำให้ระบบมีการเรียนรู้เร็วขึ้น แต่ให้ความถูกต้องน้อยลง ในขณะที่ค่าอัตราการเรียนรู้ และโมเมนตัมค่าน้อยๆจะใช้จำนวนรอบในการเรียนรู้มากกว่า แต่ให้ความถูกต้องสูงกว่า ดังนั้นจากผลในรูปที่ 5.11 และ 5.12 จึงควรเลือกใช้ค่าอัตราการเรียนรู้และโมเมนตัมค่าน้อยๆ คือค่า 0.1 และเลือกจำนวนรอบ (Cycle) ในการเรียนรู้ประมาณ 200 ถึง 300 รอบ ต่อจำนวนข้อมูล 60 วัน (จำนวนรอบเป็น 4 ถึง 5 เท่าของจำนวนข้อมูล) เนื่องจากเป็นจุดที่เหมาะสมที่สุดให้ค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้ในขั้นตอนทดสอบ

5.5 การทดสอบความถูกต้องของการพยากรณ์

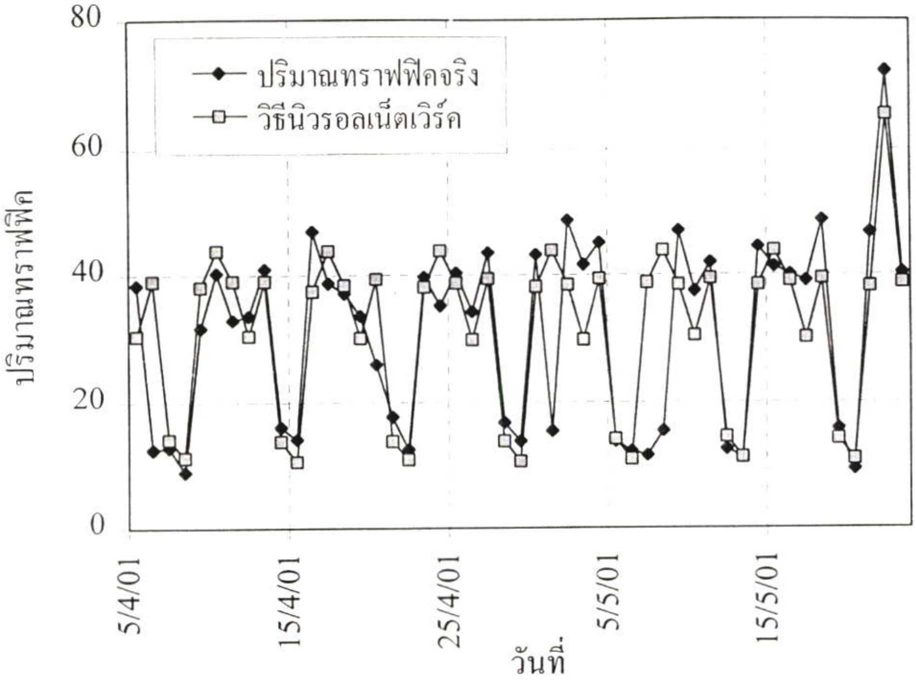
นำค่าถ่วงน้ำหนัก ที่ได้จากขั้นตอนการเรียนรู้ มาทำการทดสอบด้วยการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคของชุดข้อมูลเรียนรู้และชุดข้อมูลทดสอบ ในพื้นที่ต่างกัน 4 พื้นที่คือ พื้นที่ย่านธุรกิจ พื้นที่ย่านศูนย์การค้า พื้นที่บนถนน และพื้นที่ชานเมือง ได้ผลดังรูปที่ 5.13 ถึง 5.18 พบว่านิวรอลเน็ตเวิร์คที่ผ่านการเรียนรู้แล้ว สามารถให้ผลการพยากรณ์กับข้อมูลทดสอบ ได้อย่างแม่นยำ โดยให้ค่า MSE ต่ำประมาณ 0.01505 0.02131 0.00855 และ 0.00681 สำหรับพื้นที่ย่านธุรกิจ พื้นที่ย่านศูนย์การค้า พื้นที่บนถนน และพื้นที่ชานเมือง ตามลำดับ (ค่าผิดพลาดประมาณ 1-2%) ดังรูปที่ 5.19



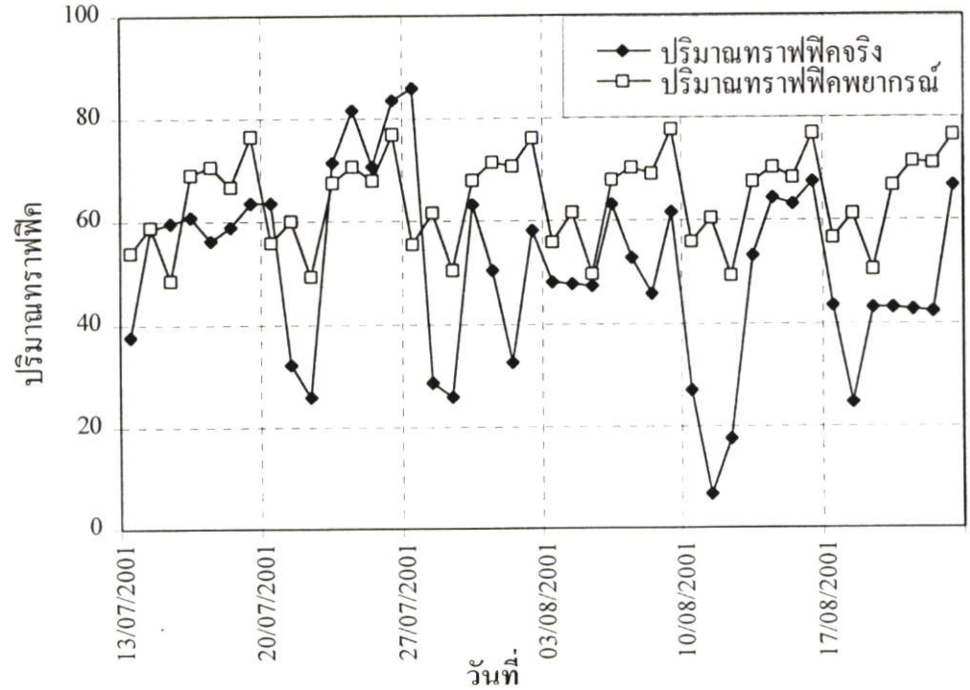
รูปที่ 5.13 การพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคของชุดข้อมูลเรียนรู้บริเวณถนนสีลมตลอดปี 2000



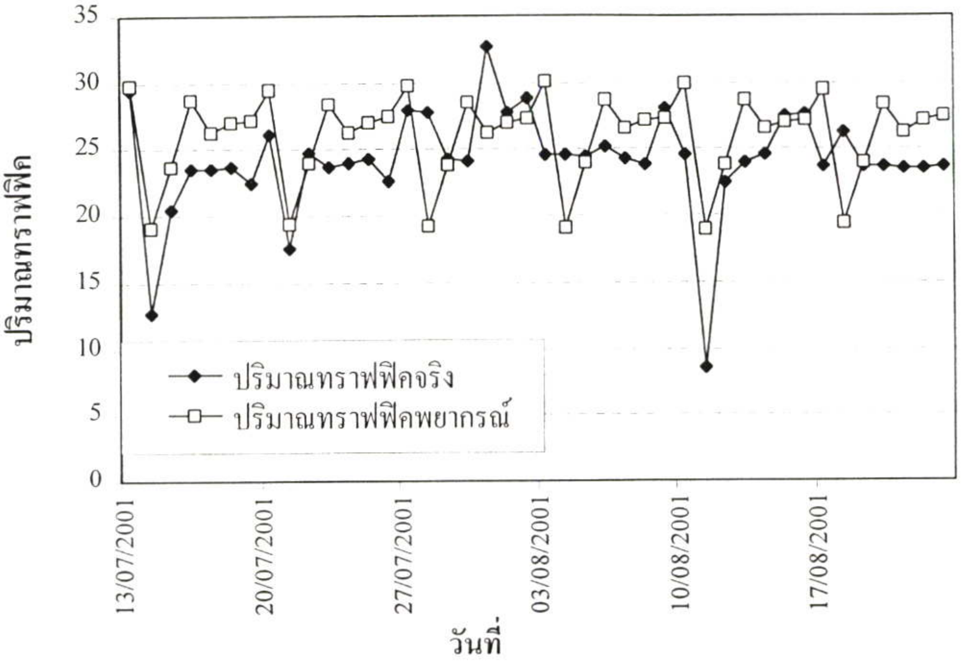
รูปที่ 5.14 การพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคของชุดข้อทดสอบบริเวณถนนสีลมตลอดปี 2001



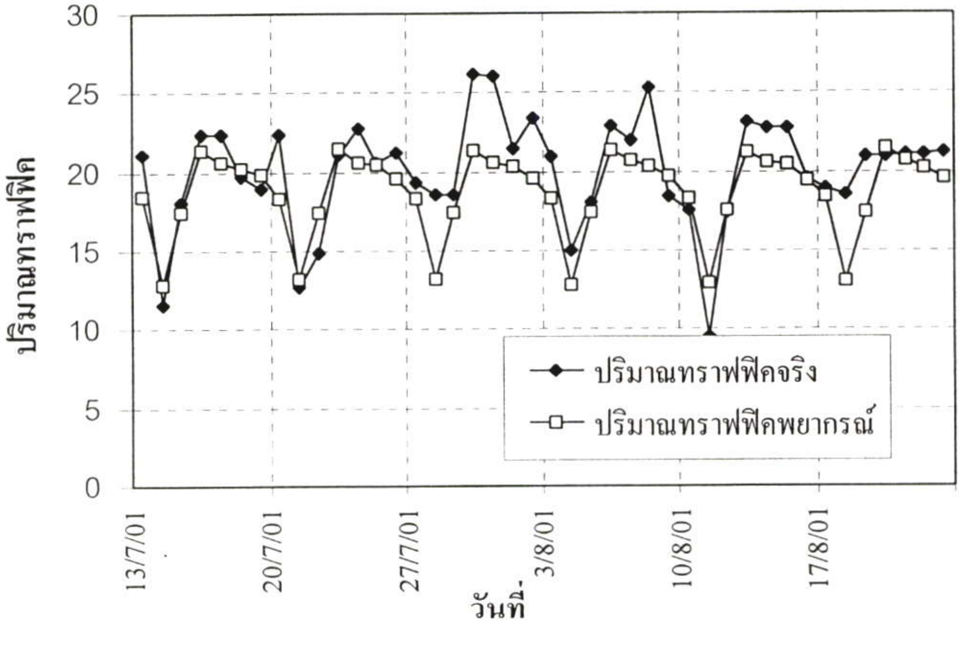
รูปที่ 5.15 การพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคของชุดข้อมูลทดสอบบริเวณถนนสีลม



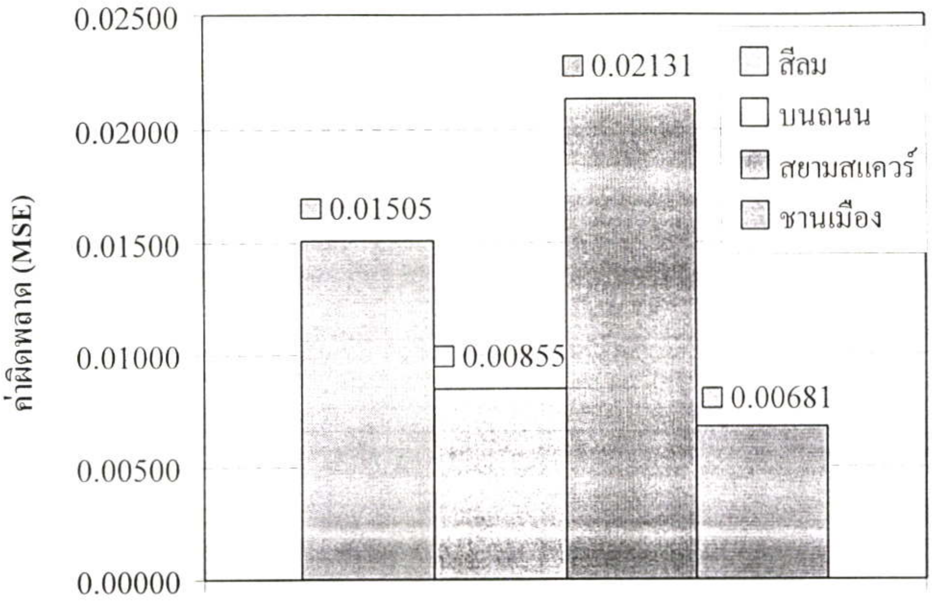
รูปที่ 5.16 การพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคของชุดข้อมูลทดสอบบริเวณสยามสแควร์



รูปที่ 5.17 การพยากรณ์ปริมาณทรายฟิดของชุดข้อมูลทดสอบบริเวณพื้นที่บนถนน



รูปที่ 5.18 การพยากรณ์ปริมาณทรายฟิดของชุดข้อมูลทดสอบบริเวณพื้นที่ชานเมือง

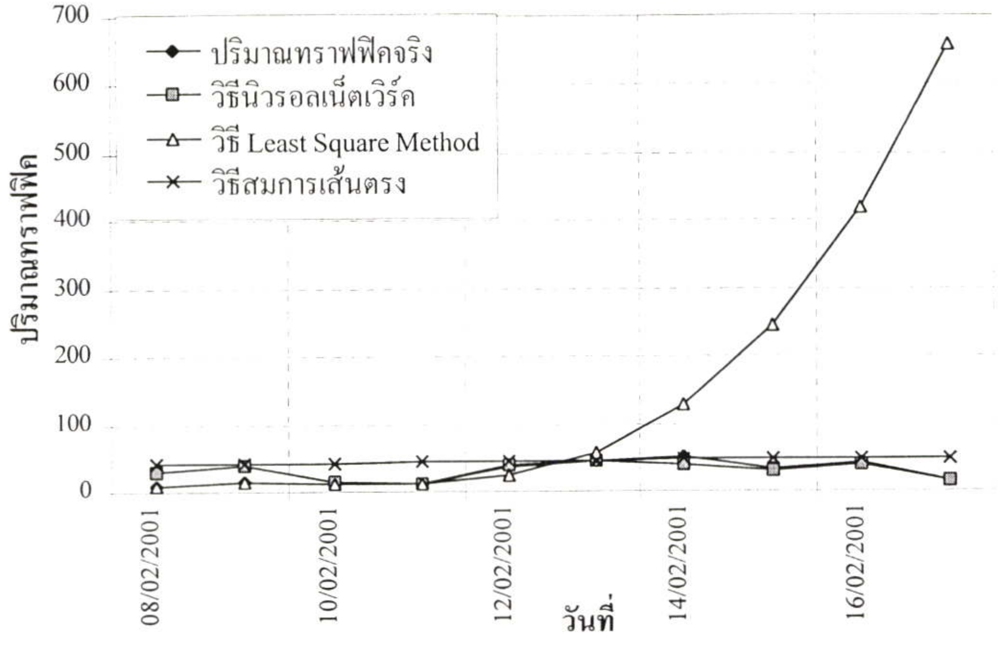


รูปที่ 5.19 ค่าผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์ MSE ของแต่ละพื้นที่

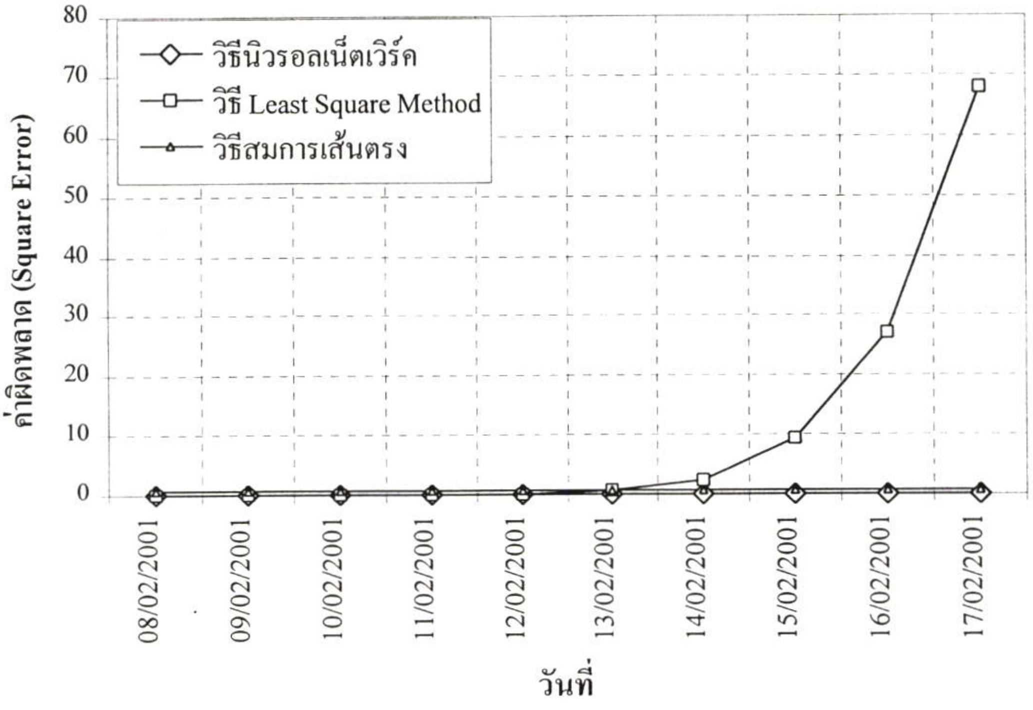
5.6 การทดสอบและเปรียบเทียบ (Testing and comparing)

เมื่อนำผลการพยากรณ์ด้วยวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คแล้วนำมาพยากรณ์เปรียบเทียบกับวิธีสมการเส้นตรง และวิธีกำลังสองน้อยที่สุด LSM จะเห็นว่าการพยากรณ์ด้วยวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คให้ค่าใกล้เคียงทราฟฟิคจริงมากกว่า ดังแสดงในรูปที่ 5.20 และ 5.21

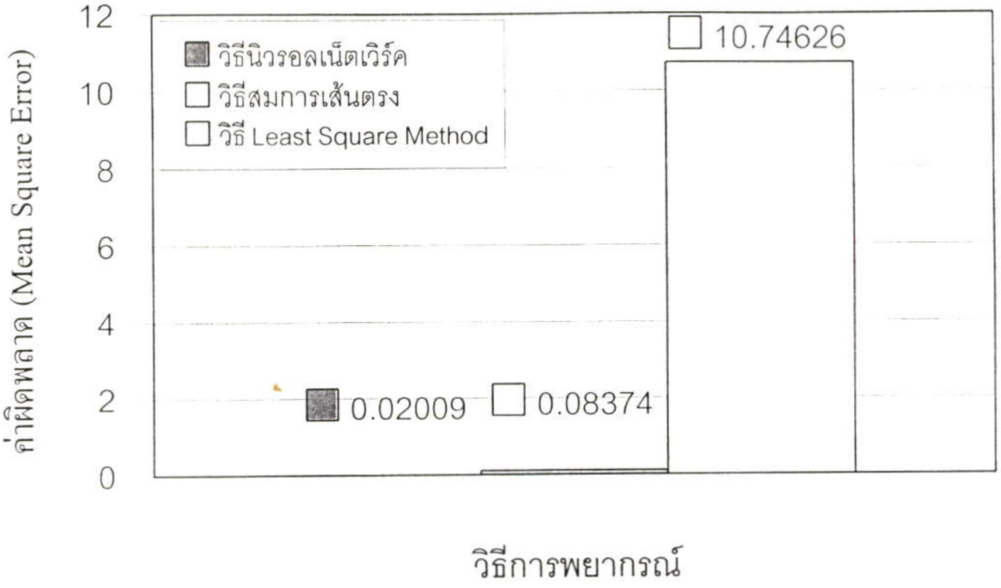
จากการพยากรณ์ 10 วัน ให้ค่า MSE ประมาณ 0.02 0.08 และ 10.75 สำหรับวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์ค วิธีสมการเส้นตรง และ LSM ตามลำดับ ดังรูปที่ 5.22



รูปที่ 5.20 เปรียบเทียบการพยากรณ์ระหว่างวิธี นิวรอลเน็ตเวิร์ค กับ วิธีอื่นๆ



รูปที่ 5.21 เปรียบเทียบค่าผิดพลาด SSE ของการพยากรณ์ระหว่างวิธี นิวรอลเน็ตเวิร์ค กับวิธีอื่นๆ



รูปที่ 5.22 เปรียบเทียบค่าผิดพลาด (MSE) ของการพยากรณ์ระหว่างวิธี นิวรอลเน็ตเวิร์ค กับวิธีอื่นๆ

5.7 การวัดประสิทธิภาพและการปรับปรุงโครงข่าย

การวัดประสิทธิภาพและการปรับปรุงโครงข่ายจะพิจารณาได้จาก 2 พารามิเตอร์หลักคือ Carrier-to-cochannel interference ratio (C/I_c) และ Blocking propability (E) หรือคุณภาพการให้บริการ GOS (GOS จะอยู่ในช่วง 2-5%) ซึ่งในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะพิจารณาคุณภาพการให้บริการเป็นหลัก โดยใช้ Erlang B [5] หาได้จากสมการ

$$GOS = E(A,N) = \frac{A^N / N!}{\sum_{i=0}^{N} A^i / i!} \tag{5.1}$$

5.7.1 การกำหนดสัดส่วนช่องสัญญาณแบบไฮบริด

การกำหนดสัดส่วนช่องสัญญาณแบบไฮบริดต้องกำหนดให้สัมพันธ์กับปริมาณทราฟฟิค โดยกำหนดช่องสัญญาณพื้นฐานเป็นแบบตายตัว (ค่าที่ได้จากการพยากรณ์) และกำหนดช่องที่เหลือเป็นแบบไดนามิก

ในการพยากรณ์ทราฟฟิคด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์คทำให้สามารถรู้จุดสูงสุดและต่ำสุดของปริมาณทราฟิคได้ค่อนข้างแม่นยำดังนั้นเราจึงสามารถนำมาลดปัญหาการเรียกติดขัดในช่วงทราฟฟิคสูงได้โดยการกำหนดสัดส่วนช่องสัญญาณใหม่ ดังตัวอย่างในตารางที่ 5.2

ตารางที่ 5.2 การปรับปรุงจำนวนช่องสัญญาณด้วยวิธีไฮบริด

วันที่	เซคเตอร์ 1 (S1)		เซคเตอร์ 2 (S2)		เซคเตอร์ 3 (S3)	
	นิวรอลพยากรณ์ (Erlang)	ช่องสัญญาณ (N_f/ N_d)	นิวรอลพยากรณ์ (Erlang)	ช่องสัญญาณ (N_f/ N_d)	นิวรอลพยากรณ์ (Erlang)	ช่องสัญญาณ (N_f/ N_d)
2 พค. 44	5.6(5.9)	14/8	41(48)	52/00	11(10.7)	20/2
3 พค. 44	6.2(6.3)	14/8	31(41)	50/02	12(11.7)	20/2
4 พค. 44	5.9(6).	14/8	43(45)	52/00	14(14.1)	22/0
5 พค. 44	3(3.2)	8/14	14(13)	26/26	1.5(1.7)	8/14
6 พค. 44	2(2.1)	8/14	10(12)	26/26	1.6(1.8)	8/14

ตารางที่ 5.2 การปรับปรุงจำนวนช่องสัญญาณด้วยวิธีไฮบริด (ต่อ)

วันที่	การเรียกติดขัดที่เซคเตอร์ 2			ช่องสัญญาณที่นำมาเพิ่มให้กับ S2
	เกิดจริง (%)	วิธีคงที่ (%)	วิธีไฮบริด (%)	
2 พค. 44	7.27	E(48.48,52)*100=6.74	E(48.48,60)*100=1.51	S1(8)
3 พค. 44	1.16	E(41.5,52)*100=1.70	E(41.5,60)*100=0.14	S1(8)
4 พค. 44	10.29	E(45.2,52)*100=3.96	E(45.2,60)*100=0.59	S1(8)
5 พค. 44	0	0	0	0
6 พค. 44	0	0	0	0

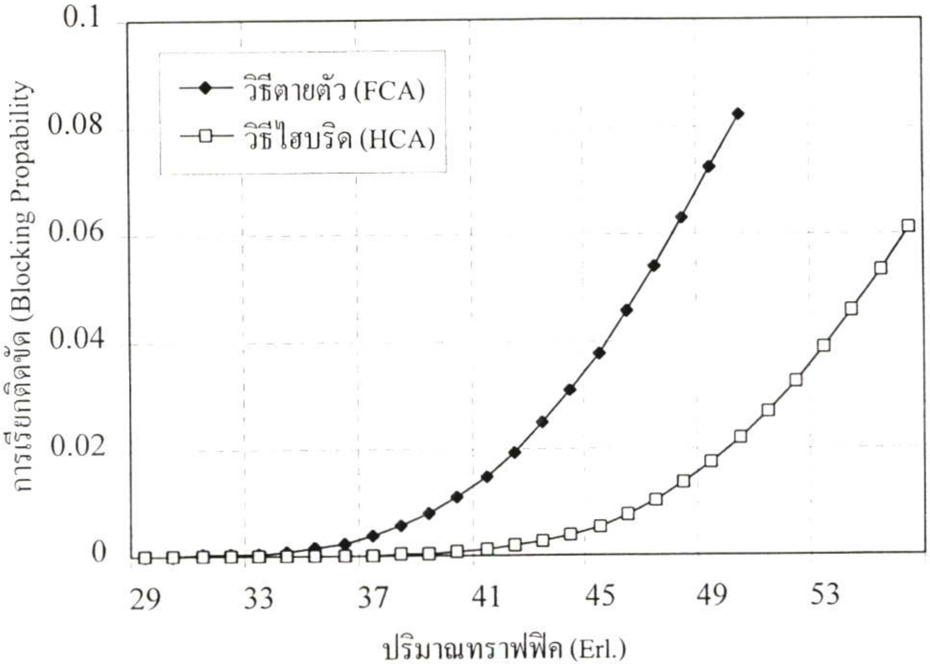
ตารางที่ 5.2 การปรับปรุงจำนวนช่องสัญญาณด้วยวิธีไฮบริด (ต่อ)

วันที่	การเรียกติดขัดที่เซคเตอร์ 1			ช่องสัญญาณที่นำมาเพิ่มให้กับ S1
	เกิดจริง (%)	วิธี คงที่ (%)	วิธี ไฮบริด (%)	
2 พค. 44	0	E(5.9,22)*100=0	E(5.9,14)*100=0.19	0
3 พค. 44	0	E(6.3,22)*100=0	E(6.3,14)*100=0.33	0
4 พค. 44	0	E(6,22)*100=0	E(6,14)*100=0.22	0
5 พค. 44	0	0	0	0
6 พค. 44	0	0	0	0

5.7.2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับการจัดสรรช่องสัญญาณวิธีอื่น

พิจารณาปริมาณทราฟฟิคทั้ง 3 เซคเตอร์ ในตารางที่ 5.2 กรณีที่มีการกำหนดช่องสัญญาณ (Traffic channels) ในเซคเตอร์ 1 2 และ 3 ไว้เป็น 22 52 และ 22 ช่องสัญญาณ ตามลำดับ ข้อมูลจากการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์คพบว่า ในช่วงวันที่ 2-6 พฤษภาคม เป็นช่วงที่มีปริมาณทราฟฟิคสูง ดังนั้นจึงต้องมีการปรับปรุงโครงข่ายด้วยการจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริด โดยสามารถนำช่องสัญญาณไดนามิค (dynamic channel, N_d) ของเซคเตอร์ที่มีเปอร์เซ็นต์การเรียกติดขัดต่ำไปใช้กับเซคเตอร์อื่นที่มีเปอร์เซ็นต์การเรียกติดขัดสูงได้ (นำช่องสัญญาณจากเซคเตอร์ 1 จำนวน 8 ช่องสัญญาณ ไปใช้กับเซคเตอร์ 2)

จากการจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริด จะช่วยทำให้ลดการเรียกติดขัดในเซคเตอร์ 2 ลดลงได้ประมาณ 77 เปอร์เซ็นต์ (ลดลงจาก 6.74 เหลือ 1.51) เมื่อเปรียบเทียบกับการกำหนดช่องสัญญาณแบบตายตัว สามารถรองรับทราฟฟิคได้เพิ่มขึ้น 20 % (จาก 46 เออร์แลง เป็น 55 เออร์แลง) ดังแสดงในรูปที่ 5.23



รูปที่ 5.23 ความน่าจะเป็นของการเรียกติดขัดของพื้นที่สีลมเซคเตอร์ 2

บทที่ 6
บทสรุป

6.1 สรุปผลการทดลอง

กระบวนการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค มีความสำคัญสำหรับการแสดงแนวโน้มความต้องการและการเติบโต ของโครงข่ายในอนาคตที่ถูกต้องเป็นอย่างยิ่ง ทำให้การวางแผนโครงข่ายทำได้อย่างมีประสิทธิภาพ และช่วยในการปรับปรุงคุณภาพการให้บริการอยู่ในเกณฑ์มาตรฐานและเป็นที่ยอมรับ

การนำนิวรอลเน็ตเวิร์คมาใช้ในการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค ในระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่แสดงให้เห็นว่านิวรอลเน็ตเวิร์คที่ผ่านการปรับสอนด้วยรูปแบบข้อมูลที่ดีพอ และมีลักษณะโมเดลที่เหมาะสม (7-10-7 มีค่าพารามิเตอร์ อัตราการเรียนรู้ และค่าโมเมนตัม เป็น 0.1) ใช้จำนวนรอบในการปรับสอน 200-300 รอบ ต่อข้อมูล 60 วัน (จำนวนรอบเป็น 4 ถึง 5 เท่าของจำนวนข้อมูล) จะสามารถให้ผลการพยากรณ์ได้แม่นยำ (ให้ค่า MSE ต่ำประมาณ 1-2% สำหรับข้อมูลทดสอบ) และยังสามารถนำโครงสร้างนี้ไปใช้พยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคกับเซลล์ในพื้นที่อื่นที่มีลักษณะเดียวกันได้ โดยอาจจะมีการปรับสอนข้อมูลใหม่เพิ่มเพื่อให้ค่าผิดพลาดน้อยลง

จากการทดสอบโดยใช้ทราฟฟิคทั้ง 4 ประเภท คือ 1.) ทราฟิคบริเวณย่านธุรกิจ(ถนนสีลม) 2.) ทราฟฟิคบริเวณย่านศูนย์การค้า (สยามเซ็นเตอร์) 3.) ทราฟฟิคบนถนน(มอเตอร์เวย์) และ 4.) ทราฟฟิคบริเวณชานเมือง (ลาดกระบัง) พบว่านิวรอลเน็ตเวิร์ค สามารถพยากรณ์ช่วงสูงสุดและต่ำสุดของทราฟฟิคทั้งสี่ประเภทได้เป็นอย่างดี ทำให้เราสามารถนำไปใช้ประโยชน์สำหรับวางแผนโครงข่ายระยะสั้นเพื่อปรับปรุงการจัดสรรช่องสัญญาณได้อย่างมีประสิทธิภาพ

โดยเมื่อนำนิวรอลเน็ตเวิร์คที่ผ่านการปรับสอนแล้ว มาพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค และใช้กับการจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริด พบว่าสามารถรองรับปริมาณทราฟฟิคได้สูงขึ้นอีก 20 % (แบบคงที่รองรับได้ 46 Erl. แบบไฮบริดได้ 55 Erl.) โดยมีค่า GOS อยู่ในมาตรฐาน (2-5%) ทำให้สามารถแก้ปัญหาการเรียกติดขัดในชั่วโมงเร่งด่วนของเซลล์ที่มี ปริมาณทราฟฟิคสูงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

อย่างไรก็ตามในการจัดสรรช่องสัญญาณแบบไฮบริด ควรคำนึงถึงการเกิดสัญญาณรบกวน (Co-Channel interference) ด้วย เพื่อไม่ให้คุณภาพของสัญญาณลดลง

6.2 ปัญหาและข้อเสนอแนะ

จากผลการทดลองพบว่านิวรอลเน็ตเวิร์คจะใช้เวลาค่อนข้างนานสำหรับกระบวนการเรียนรู้และการพยากรณ์บางช่วงยังผิดพลาดอยู่บ้าง เนื่องจากบางช่วงเป็นวันหยุดนักขัตฤกษ์ ส่วนปัจจัยอื่นๆที่มีผลกระทบกับการพยากรณ์คือความผิดพลาดในการเก็บข้อมูล เนื่องจากบางช่วงเวลาระบบอาจขัดข้องทำให้ข้อมูลบางส่วนหายไป ต้องย้อนกลับไปใช้ข้อมูล Busy hour ในชั่วโมงอื่นๆ

การปรับปรุงการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์คนั้น สามารถพัฒนาและวิจัยต่อไปได้คือ การปรับปรุงอัลกอริทึมของกระบวนการเรียนรู้ โดยอาจใช้วิธี Neuro Fuzzy หรือ Neuro Wavelet เพื่อลดเวลาในการเรียนรู้ลง การเพิ่มจำนวนข้อมูล การเพิ่มพารามิเตอร์ของวันหยุดเพื่อลดความผิดพลาดทำให้การพยากรณ์ถูกต้องแม่นยำและรวดเร็วขึ้น

เอกสารอ้างอิง

[1] T. Paungma, *Cellular Mobile Telephone System,* Department of Telecommunication Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand, 1998.

[2] สัญฉกร วุฒิสิทธิกุลกิจ หลักการระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่ กรุงเทพ จุฬาลงกรมหาวิทยาลัย 2542.

[3] W.C.Y. Lee, *Mobile Cellular Telecommunications System*, New York: McGraw Hill, 1990.

[4] W.C.Y. Lee, *Mobile Communications Design Fundamentals,* New York: Wilely-Interscience, 1993.

[5] M.D. Yacoub, *Foundations of Mobile Radio Engineering,* Florida, USA.: CRC Press, 1993.

[6] A. Mehrotra, *Cellular Radio Analog and Digital System*, Boston, London: Artech House, 1994.

[7] T.S. Rappaport , *Wireless Communications,* Prentice Hall PTR , 1996.

[8] G. Held, *Dictionary of Communications Technology*, John Wiley&Sons,1998.

[9] J. Tajima and K. Imamura,"A Strategy for Flexible Channel Assignment in Mobile Communication Systems," *IEEE Trans. Vehicular Tech.*, Vol.37 No.2 pp.92-103,1988.

[10] M. Zhang and T.P. Yum, "The Nonuniform Compact Pattern Allocation algorithm for Cellular Mobile System," ," IEEE Trans. Vehicular Tech. Vol.40 No.2 pp.387-391,1991.

[11] ฤทวีร์ จันทรกุล, "กลยุทธการแบ่งโหลดตามปริมาณทราฟฟิคไปยังเซลล์ข้างเคียงของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่" วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรมหาวิทยาลัย 2539.

[12] หน่วยวิชาทราฟฟิค องค์การโทรศัพท์แห่งประเทศไทย หลักสูตร การพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิค 2539.

[13] P.Darwood, I. Oppermann, S. Jakas and W. Linton, "Mobile Network Traffic Forecasting," *IEEE VTC2000,* pp.2932-2936, 2000.

[14] G.D. Boudreau, "Traffic Modelling for Telecommunications Networks" *IEEE Communications Magazine,*Vol.32, No.3, pp.71-81, March 1994.

[15] P. Newson, S.R. Nursey, (1994), "An Adaptive Traffic Prediction Algorithm for Cellular Radio Systems," *Proc.,1994 IEEE Globecom,* pp.130-134, 1994.

[16] E.S. Yu, C.Y.R. Chen, "Traffic prediction using neural network," *Proc. IEEE Globecom*, pp.991-995, 1993.

[17] E.J. Wilmes, K.T. Erickson, "Two Methods of Neural Network Controlled Dynamic Channel Allocation for Mobile Radio System," *Proc. IEEE Globecom*, pp.746-750, 1996.

[18] University of uwichill FTP site, http://scitec.uwichill.edu.bb/cmp/online/p21h/lecture1/lect1.htm

[19] N.K. Bose and P. Liang, *Neural Network Fundamentals with Graphs, Algorithm, and Application*, New York: McGraw Hill, 1996.

[20] R.P. Lippman, "An Introduction to Computing with Neural Nets," *IEEE Trans. ASSP*, pp.170-174, 1987.

ภาคผนวก ก

โปรแกรมพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์ค

โปรแกรม MATLAB

โปรแกรมที่1 โปรแกรมการเรียนรู้ทราฟฟิก

```
%neural network 2 layer
%Back-Propagation Training Algorithm

%1 loop 1.09 min.(0.405 min.)
%100 loop  min.
clear;

%step 1 initial value
nnstart=datestr(now);
SSE=1        ;          %initial error
SSET=0.01;      %target error
NT=8   ;              %number of data training
n=7 ;               %number of input
m=7     ;              %number of output
p=10    ;              %number of Hidden Neural
u=0.1 ;             %momentum
LR=0.1;             %learning rate
Vo=rand(1,p);    %hidden bias
Wo=rand(1,m);  %bias
V=0.5-rand(p,n);       %hidden weight1
W=0.5-rand(m,p);           %weight
%load initial value
%load initvalm1

%input data
x=[0.43728,0.50809,0.19675,0.16638,0.46485,0.53023,0.50459
   0.10037,0.18766,0.15395,0.13863,0.45054,0.56920,0.65340
   0.41126,0.52495,0.19716,0.17387,0.59715,0.47427,0.45948
   0.43071,0.43453,0.18212,0.13637,0.42577,0.58646,0.46602
   0.38744,0.45006,0.17275,0.16600,0.41106,0.54475,0.39737
   0.32760,0.53948,0.16563,0.15075,0.38852,0.36072,0.50930
   0.42708,0.58220,0.14475,0.09925,0.49848,0.50751,0.47530
   0.47651,0.61046,0.18325,0.10938,0.57255,0.89959,0.48387];

%target output
tg=[0.10037,0.18766,0.15395,0.13863,0.45054,0.56920,0.65340
    0.41126,0.52495,0.19716,0.17387,0.59715,0.47427,0.45948
    0.43071,0.43453,0.18212,0.13637,0.42577,0.58646,0.46602
    0.38744,0.45006,0.17275,0.16600,0.41106,0.54475,0.39737
    0.32760,0.53948,0.16563,0.15075,0.38852,0.36072,0.50930
    0.42708,0.58220,0:14475,0.09925,0.49848,0.50751,0.47530
    0.47651,0.61046,0.18325,0.10938,0.57255,0.89959,0.48387
       0.42935,0.56417,0.18422,0.12600,0.44261,0.43349,0.46843];

%z=0,zin=0,y=0,yin=0,dpk=0,dpj=0,dw=0,dv=0;
cn=0;
for l=1:6;

c=0;
```

```
%step 2
while SSE >SSET;

  %step 3 start loop training data  repeat step 4-9
  ssq=0;
  for t=1:NT;

    %forward step 4-5 Hidden unit
    [z]=hiddenlayer(n,x,p,V,t);

    %step 6 Output unit
    %[y,sqerr]=outputlayer(p,z,m,W,tg,t)
    sqerr=0;
    for k=1:m;
      zumZW=0;
      for j=1:p;
        ZW=z(t,j)*W(k,j);
        zumZW=zumZW+ZW;
      end
      yin(k)=zumZW;
      y(t,k)=fsig(yin(k));
      tmk=tg(t,k)-y(t,k);
      sqerr=sqerr+power(tmk,2);
    end

    ssq=ssq+sqerr;

    %reverse step 7 find update weight of output unit(y)
    [dw,dpk,dwo]=updateWop(m,tg,y,p,z,LR,t);

          %step 8 find update weight of hidden unit(z)
    [dv,dpj,dvo]=updateVhid(m,dpk, W ,p,z,n,x,LR,t);
    %[dv2,dpj2,dvo2]=updateVhid(m,dpj1,V1,p,z2,n,x, LR,t);

          %step 9 new weight and bias
    [W]=newweight(m,p,W,dw);

    [V]=newweight(p,n,V,dv);

  end % end loop training data

  %step 10 find error
  SSE=ssq/NT;

  %check loop couter
  c=c+1;
  if c==50;
    break
  end

end %end loop while SSE<SSET
ans=y;
error(l)=SSE;
nnstr=nnstart;
nnstop=datestr(now);
```

```
%save weight
%fname=strcat('silomi7o7c',int2str(c*1));
%save(fname);
end
fname=strcat('2silomi7o7c',int2str(c*1));
save(fname);
```

โปรแกรมที่2 โปรแกรมการพยากรณ์กราฟฟิก

```
%neural network 2 layer test data
%Back-Propagation Training Algorithm

%1 loop 24.3 sec.(0.405 min.)
%200 loop 81 min.
clear;

%step 1 initial value
load silomi7o7c300;
nnstart=datestr(now);
NT=8;                    %number of data training
n=7;                     %number of input
m=7;                     %number of output
p=10;                    %number of Hidden Neural
SSE=0;ssq=0;ssqer=0;

%input data
x=[0.42935,0.56417,0.18422,0.12600,0.44261,0.43349,0.46843
   0.47881,0.15725,0.15812,0.11088,0.39556,0.50494,0.41333
   0.41998,0.51372,0.19823,0.17436,0.58911,0.48501,0.46502
   0.42100,0.32230,0.22064,0.15682,0.49556,0.43922,0.50247
   0.42913,0.54260,0.20950,0.17050,0.53816,0.19013,0.60605
   0.51879,0.56535,0.17163,0.15163,0.14588,0.19050,0.58666
   0.46647,0.52401,0.15755,0.13871,0.55601,0.51700,0.49871
     0.48630,0.60891,0.19422,0.11535,0.58566,0.90120,0.50371];

%target output
tg=[0.47881,0.15725,0.15812,0.11088,0.39556,0.50494,0.41333
   0.41998,0.51372,0.19823,0.17436,0.58911,0.48501,0.46502
   0.42100,0.32230,0.22064,0.15682,0.49556,0.43922,0.50247
   0.42913,0.54260,0.20950,0.17050,0.53816,0.19013,0.60605
   0.51879,0.56535,0.17163,0.15163,0.14588,0.19050,0.58666
   0.46647,0.52401,0.15755,0.13871,0.55601,0.51700,0.49871
   0.48630,0.60891,0.19422,0.11535,0.58566,0.90120,0.50371
     0.42935,0.56417,0.18422,0.12600,0.44261,0.43349,0.46843];

c=0;z=0;zin=0;y=0;yin=0;dpk=0;dpj=0;dw=0;dv=0;

%step 2
  %step 3 start loop training data  repeat step 4-9
  ssq=0;
  for t=1:NT;
    %forward step 4-5 Hidden unit
    [z]=hiddenlayer(n,x,p,V,t);
```

```
%step 6 Output unit
%[y,sqerr]=outputlayer(p,z,m,W,tg,t)
sqerr=0;
for k=1:m;
  zumZW=0;
  for j=1:p;
    ZW=z(t,j)*W(k,j);
    zumZW=zumZW+ZW;
  end
  yin(k)=zumZW;
  y(t,k)=fsig(yin(k));
  tmk=tg(t,k)-y(t,k);
  sqerr=sqerr+power(tmk,2);
end

ssq=ssq+sqerr;

end % end loop training data

%step 10 find error
SSE=ssq/NT;
target=tg
output=y
error=SSE
nnstr=nnstart;
nnstop=datestr(now);
%duration time for 1 loop

%save weight
save testsilomc300 ;
```

ฟังก์ชันที่ 1 ฟังก์ชัน Hidden Layer

```
%step 4-5 Hidden unit
function [z]=hiddenlayer(n,x,p,V,t);
  for j=1:p;
    zumXV=0;
    XV=0;
    for i=1:n;
      XV=x(t,i)*V(j,i);
      zumXV=zumXV+XV;
    end
    zin(j)=zumXV;
    z(t,j)=fsig(zin(j));
  end
```

ฟังก์ชันที่ 2 ฟังก์ชัน Output Layer

```
%step 6 Output unit
function [y,sqerr]=outputlayer(p,z,m,W,tg,t);
    sqerr=0;
    for k=1:m;
      zumZW=0;
      for j=1:p;
        ZW=z(t,j)*W(k,j);
        zumZW=zumZW+ZW;
      end
      yin(k)=zumZW;
      y(t,k)=fsig(yin(k));
      tmk=tg(t,k)-y(t,k);
      sqerr=sqerr+power(tmk,2);
    end
```

ฟังก์ชันที่ 3 ฟังก์ชัน **update weight of output unit**

```
%reverse step 7 find update weight of output unit(y)
function [dw,dpk,dwo]=updateWop(m,tg,y,p,z,LR,t);
    for k=1:m;
      dpk(k)=(tg(t,k)-y(t,k))*y(t,k)*(1-y(t,k));
      dwo(k)=LR*dpk(k);
      for j=1:p;
        dw(k,j)=LR*dpk(k)*z(t,j);
      end
    end
```

ฟังก์ชันที่ 4 ฟังก์ชัน **update weight of hidden unit**

```
%reverse step 8 find update weight of hidden unit(z)
function [dv,dpj,dvo]=updateVhid(m,dpk,W,p,z,n,x,LR,t);
    for j=1:p;
      sumDmW=0;
      for k=1:m;
        DmW=dpk(k)*W(k,j);
        sumDmW=sumDmW+DmW;
      end
      din(j)=sumDmW;
      dpj(j)=din(j)*z(t,j)*(1-z(t,j));
      dvo(j)=dpj(j);
      for i=1:n;
        dv(j,i)=LR*dpj(j)*x(t,i);
      end
    end
```

ฟังก์ชันที่ 5 ฟังก์ชัน **new weight and bias**

```
%step 9 new weight and bias
function [W]=newweight(m,p,W,dw);
    for k=1:m;
      for j=1:p;
        W(k,j)=W(k,j)+dw(k,j);
      end
    end
```

ภาคผนวก ข

ผลงานวิจัยในระหว่างการศึกษาที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

PROCEEDINGS

CITA'01

The 2nd Conference on Information Technology in Asia

Advanced ICT for The New Millennium

17-19th October 2001
Kuching, Sarawak, Malaysia

Organised by

In Collaboration with

GITI

Edited by

Rosziati Ibrahim
Faculty of Information Technology,
Universiti Malaysia Sarawak

TABLE OF CONTENTS

Invite Papers

ICT And Distance Learning
Yoshiyori Urano 1

Technology Support For Cross-Cultural Collaboration
Doug Vogel 7

IT In Education

EDUX: A Collaborative Learning Framework
Helmi Mohamed Hussain, Khairul Adilah Ahmad, Siti Salmah Md. Kassim, Rohaya Yahaya, Mazlyda Abdul Rahman, Aida Liza Hussin 23

Integration Of Multimedia In Visualising Geometric Transformations For Mathematics Education: A Preliminary Review
Wan Fatimah Bt Wan Ahmad, Halimah Badioze Zaman 33

Use Of Computer-Mediated Communica tion To Form A Knowledge-Building Community In Initial Teacher Education
Brian Ferry, Julie Kiggins, Garry Hoban, Lori Lockyer 46

The Designs Of The E-Learning Environments – Study On Development Of Learning Community For E-Learning
Junko Sugimura, Yoshiyori Urano 63

Challenges And Opportunities For Implimenting Disaster Recovery Planning (DRP) In Malaysia: A Case Of Information Technology In Higher Learning Institutions
Norazila Mat, Norazuwa Mat, Ruslan Romli, Jamsari Alias 77

Online Or Out Of Reach?
Jeremy Pagram, Elaine Rabbitt 90

Implementing Extranet-Based ERP In The Educational Institution
Misyer Tajudin, Normaziah Musa 99

Application Of IT

Incorporating Hybrid Approach In 2D Phase Unwrapping Using IFSAR Phase Image
Patric Then Hang Hui, Wang Yin Chai 109

Double Cube Data Model For GIS Databases
Shafry Rahim, Daut Daman, Tuty Asmawati Abdul Kadir 120

An Intelligent System For Voice Quality Assesment Post-Treatment
R.T Ritchings, M. Mcgillion, CJ Moore 129

Towards Automating The Timetabling System For UNIMAS
Rosziati Ibrahim, Awangku Azahari Mohd Dain, Nor Shafiza Shaari, Yvonne Sinding Gom, Zainal Abidin Buchek 136

Pepper Marketing System: An Intermediary Between PMB And Pepper Suppliers
Suhaila Zainudin, Bajing Anak Angieng 146

A Genetic Algorithm Approach For Economic Dispatch in Power System
Titik Khawa Abdul Rahman, Lee Yoot Khuan, Wan Noor Ainin Wan Abdullah 158

A Study On Fuzzy Logic Approach To Software Cost Estimation
Yuhanim Hani Bt Yahaya 168

A Model Of Reasoning In An Interval-Valued Probabilistic Knowledge Base
Tran Dinh Que 179

Framework For Automatic Categorization Of Conference Papers
Narayanan K. Bong Chin How 187

An Experiment On TBUI And GUI In Phone-Banking And Internet Banking
Zulikha Jamaludin, Abdullah Embong 196

Investigating The Sense Of Presence In Non-Immersive Virtual Environments
Chen Chwen Jen, Norehan Zulkiply 208

Adoption Of IT

Is There A Relationship Between IT Usage In Workplace With IT Curriculum In Higher Education? – A Survey in Malaysia Organisation
Rosziati Ibrahim 220

Virtual Organisation (Teleworking Telecommuting) : How The Workers See It
Shamshul Bahri Bin Zakaria 227

Factors Affecting E-Commerce Adoption Between Small & Medium Enterprises: A Bruneian Perspective
Afzaal H. Seyal, Mohd Noah Abd Rahman, Hj Awang Yussof Hj Awang Mohammad 241

Communication Systems And Networks

Quality Of Service (Qos) Guarantees In Wireless Multimedia Communications: An Overview
Khairuddin Hj Osman, Mohamad Kadim Suaidi, Ng Liang Yew 266

Neural Networks Application In CHAOS System Model: Case Study - Business Failure Modelling Design
Azizi Ab Aziz, Fadzilah Siraj, Azizi Zakaria . . 271

Utilizing The Neural Network Model For Traffic Prediction At Heavily Loaded Area Of GSM System
Tawil Paungma, Manoon Sukkasem, Winai Sangkhawijit, Phicet Moungnoul 280

Application Framework For E-Business : E-Business Security Requirements
Ali Yusny Daud, Mohd Aizaini Maarof 288

WCDMA Radio Network Dimensioning And Co-Planning With GSM
Nguyen Quang Hung, Chu Ngoc Anh, Nguyen Minh Dan 300

Predicting Knowledge Economy: Comparing Between Neural Network And Econometric Approaches
Fadzilah Siraj, Mohd Zukime Hj Mat Junoh . . 315

Design Of Normal Concrete Mixes Using Neural Network Model
Che Sobry Abdullah, Fadzilah Siraj, Mohd Dzulkonnain Bin Abu Bakar 327

Action Recognition Using Finite State Transition Network (FSTN) For Synthetic Actor In Virtual Environment
M Shafie Abd Latiff, Marc Cavazza, Ian palmer, Norhaida M. Suaib 338

Issues Surrounding Secure Mobile Internet Implementation In MALAYSIA
Md Zaini Jamaludin, Norashidah Md Din, Nooritawati Md Tahir 350

Channel Capacity Of GSM Base Transceiver Station By Least Square Method
Tawil Paungma, Manoon Sukkasem, Attasit Innoy, Phichet Moungnoul 361

OFDM Wireless LAN Channel Estimation Using Least Square In Wideband Indoor Rayleigh Fading Channel
Basuki Endah Priyanto, C.L. Law, Y.L. Guan, T.W. Chua 373

Image, Speech And Signal Processing

Knowledge Sharing Through Task Model And Information Organizing Method Using Image Drawing Expression
Calvin Woodworth, Hiroyuki Kojima 385

A Comparison Of Feature Normalization Techniques On Complex Image Recognition
Puteh Saad, Safaai Deris, Siti Mariyam Shamsuddin, Dzulkifli Mohamad 397

Model And Algorithms For Fuzzy Decision Making
Tu Minh Phuong 410

Extended Watershed Transformation For Medical Image Segmentation
Cahyo Crysdian, Mohd Noor B Md Sap, Harihodin B Selamat 418

Agent-Based Electronic Marketplace
Tu Minh Phuong, Pham Hoang Duy 428

Artificial Intelligence Toward Off-Line Handwriting Signature Verification System
Lee Beng Yong, Wang Yin Chai, Abdelhamid Abdesalam 440

Content Based Image Retrieval Based On Color Features
Mohd Suffian Hussein, Puteh Saad 452

Complex Image Matching Using Neural Networks
Muhammad Faisal Zafar, Dzulkifli Mohamad . . 460

Speech Recognition From An Autopoietic Perspective
Abd Manan Ahmad, Liew Eng Siang, Fatimah Mohamad 472

Online Signature Verification:Feature Extraction And Comparison Techniques
Liew Lee Hung, Wang Yin Chai, Abdelhamid Abdesalam 481

Web-Based Data Exchange System In Chemical Process Engineering
Liew Syh Yeh, Mohd Zaki Kamsah 492

UTILIZING THE NEURAL NETWORK MODEL FOR TRAFFIC PREDICTION AT HEAVILY LOADED AREA OF GSM SYSTEM

Tawil Paungma Manoon Sukkasem Winai Sangkhawijit Phichet Moungnoul

Faculty of Engineering and
Research Center for Communication and Information Technology
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok 10520, Thailand
Tel. (+662) 3269967 Fax: (+662) 3269086 E-mail: phichet@telecom.kmitl.ac.th

Abstract : This paper proposes of traffic prediction by means of the neural network model. The high-density traffic region (Silom area, Thailand) was chosen to find out the best appropriate characterized model. As a result, we will see that it is not only an algorithm, which can process the complicated data, but also an accurate prediction of short-term traffic. This short term prediction will help the dynamic channel allocation to improve itself. This is an advantage for dynamic channel allocation in channel improvement in order to correspond to the actual traffic efficiently. Therefore, the blocking probability at heavily loaded cells was improved effectively. Ultimately, comparing the error of two methods, the least square method and the neural network model is illustrated with impressive results.

1.INTRODUCTION

In the conventional GSM cellular mobile telephone systems, the frequency reused approach has been to employ four cells per cluster and three sectors per cell in order to achieve the highest efficiency in frequency usage and interference protection as shown in figure 1. So, when traffic intensity was high in any sector, the frequencies from other cells will be allocated for utilization. This is the principle of dynamic frequency allocation.

The advantage of traffic prediction by means of neural network modeling is an accurate short-term prediction and useful for dynamic frequency allocation, which could not be achieved by conventional approach.

This paper presents traffic prediction of neural network modeling in the cellular mobile telephone system. Experimentally, the parameters and best model was found. In addition, the results from the experiment were compared in order to ascertain the advantage and disadvantage of neural network model with Least Square Method prediction.

2. TRAFFIC IN MOBILE TELEPHONE SYSTEM

In mobile telephone systems, the Offered Traffic is the requirement of channel usage, which is a value given by Carried Traffic, blocking traffic and percentage of blocking traffic as follow.

$$A = C + B \tag{1}$$

$$A = \frac{C}{1 - \%B} \tag{2}$$

Which, A	is the Offered Traffic
C	is the Carried Traffic
B	is the Blocking Traffic
$\%B = \frac{B}{A}$	is the percentage blocking traffic

The experiment employed data from only one sector (sector A2) of high intensity traffic cell such as business area as shown in figure 1. Therefore, the busy hour for daily traffic has been taken into account.

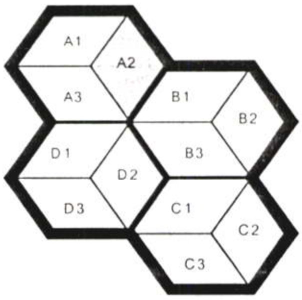


Figure 1: The Cell arrangement in 3 Sector

3. TRAFFIC PREDICTION MODEL

3.1 Least Square Method

The Least Square Method is conventionally used for traffic prediction. This is the estimation function for the set of data between x_1 to x_n with polynomial function, By means of finding out coefficient $a_j(where\ j = 0,1,2,...m)$ of p(x) polynomial that given by Q smallest.

$$p(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + ...a_mx^m \tag{3}$$

$$Q = \sum_{i=1}^{n}[f(x_i) - p(x_i)]^2 \tag{4}$$

Coefficient finding $a_0, a_1, a_2, ..., a_m$ to solve the equation by Modified Cholesky Decomposition Method

$$\begin{array}{llllll}
(n)a0 & +(\sum_{i=1}^{n}x_i)a1 & +(\sum_{i=1}^{n}x_i^2)a2 + ... + & (\sum_{i=1}^{n}x_i^m)a_m & = \sum_{i=1}^{n}f(x_i) \\
(\sum_{i=1}^{n}x_i)a0 & +(\sum_{i=1}^{n}x_i^2)a1 & +(\sum_{i=1}^{n}x_i^3)a2 + ... + & (\sum_{i=1}^{n}x_i^{m+1})a_m & = \sum_{i=1}^{n}f(x_i)x_i \\
\vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\
(\sum_{i=1}^{n}x_i^m)a0 & +(\sum_{i=1}^{n}x_i^{m+1})a1 & +(\sum_{i=1}^{n}x_i^{m+2})a2 + ... + & (\sum_{i=1}^{n}x_i^{2m})a_m & = \sum_{i=1}^{n}f(x_i)x_i^m
\end{array} \tag{5}$$

3.2 Neural Network Model

The neural network model is an algorithm that mimics the learning of the human brain, composed of four infrastructures as follow, unit, input node, output node and weight value. The neural network model composed of three groups as Perceptron, Associative Memory, and Biological Model. This paper utilized Backpropagation Multilayer Perceptron and their structure is (7-10-7) as shown in figure 2.

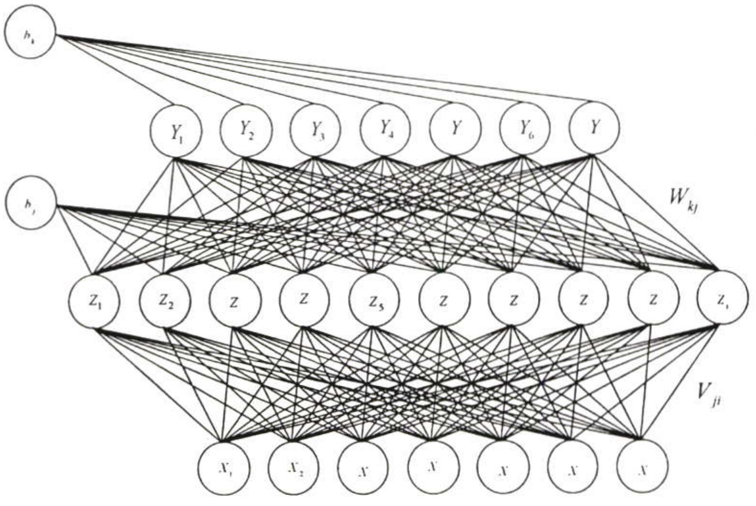


Figure 2: Backpropagation Neural Network structure

The using of neural network model consists of two steps, training and testing. The training step must have sufficient forward data in order to learn different inputs. The learning of neural network has two ways, forward propagation and backward propagation

First, forward propagation feed input data to the neural network model then calculate from input layers to output layers to give an output correctly. By specific $X_p = (x_{P1}, x_{P2}, x_{P3}, ..., x_{PN})$, the traffic data which are fed to input layers, while p is the training sequence and obtain net input jth of hidden layer is

$$net_{pj}^h = \sum_{i=1}^{N} V_{ji}^h x_{pi} + b_j^h \tag{6}$$

And output at hidden layer is

$$Z_{pj} = f(net_{pj}^h) \tag{7}$$

Given equations at output layer is

$$net_{pk}^o = \sum_{j=1}^{L} W_{kj}^o Z_{pj} + b_k^o \tag{8}$$

$$Y_{pk} = f(net^{o}_{pk}) \tag{9}$$

Where $f(x)$ is the sigmoid function, $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$, X is input nodes, Y is output nodes, Z is hidden nodes, b is bias value, W is weight value of output nodes, V is weighted value of hidden nodes

For the second, backward propagation is calculated from output to input with error finding in order to improve the weight value of hidden layer and output layer.

The compensation of weight value at output layer can be calculated from the following equations

$$\delta_{pk} = f'(net^{o}_{pk})(tk - Y_{pk}) \tag{10}$$

Where $(tk - Y_{pk})$ is an error at output layer.

$$\Delta W_{kj}(t+1) = \eta \delta_{pk} Z_{pj} + \mu \Delta W_{kj}(t) \tag{11}$$

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \Delta W_{kj}(t+1) \tag{12}$$

And compensation of hidden layer can be calculated from the following equations

$$\delta_{pj} = f'(net^{h}_{pk}) \sum_{k} \delta_{pk} W_{kj} \tag{13}$$

Where $\sum_{k} \delta_{pk} W_{kj}$ is an error in the hidden layer.

$$\Delta V_{ji}(t+1) = \eta \delta_{pj} X_{pi} + \mu \Delta V_{ji}(t) \tag{14}$$

$$V_{ji}(t+1) = V_{ji}(t) + \Delta V_{ji}(t+1) \tag{15}$$

Then repeat from equation (6) until the correct output is achieved, by using the Mean Square Error expectation. Which, η is learning rate, and μ is momentum value.

4. CORRECTIVE EXAMINATIONS

The most appropriate Mean Square Error Normalized is given by

$$C = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2} \tag{16}$$

While $\bar{x}$ is mean of real data, $\bar{x}_i$ is the predicted value. The coefficient C ideally should be one, and zero denotes the prediction of the mean of the real data.

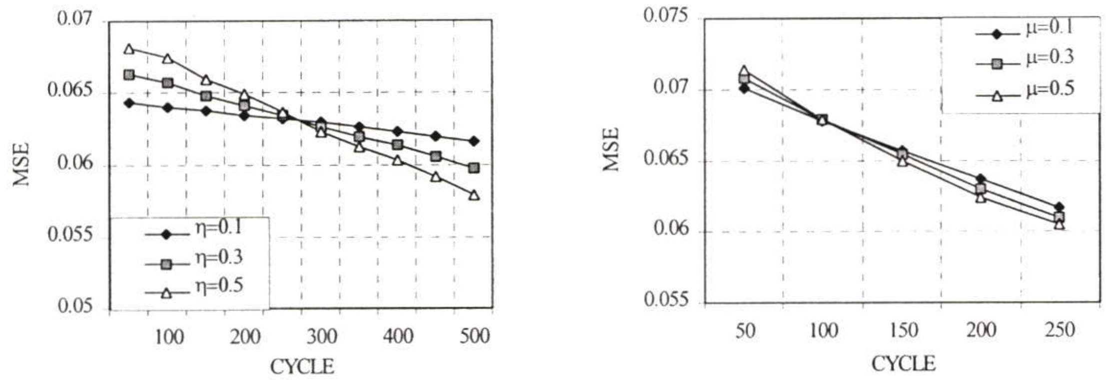
5 EXPERIMENTATION AND RESULTS

MATLAB has been utilized to simulate the neural network model structures that have 7 input nodes, 10 hidden layer nodes, and 7 output layer nodes (7-10-7) as shown in figure 2.

5.1 Learning

The actually traffic data which was Carried Traffic, first it must be transformed to Offered Traffic by using equation 2, then normalize between the range of 0 to 1. This data must be separated identically in two, one for learning and the other for testing, each for 8 weeks.

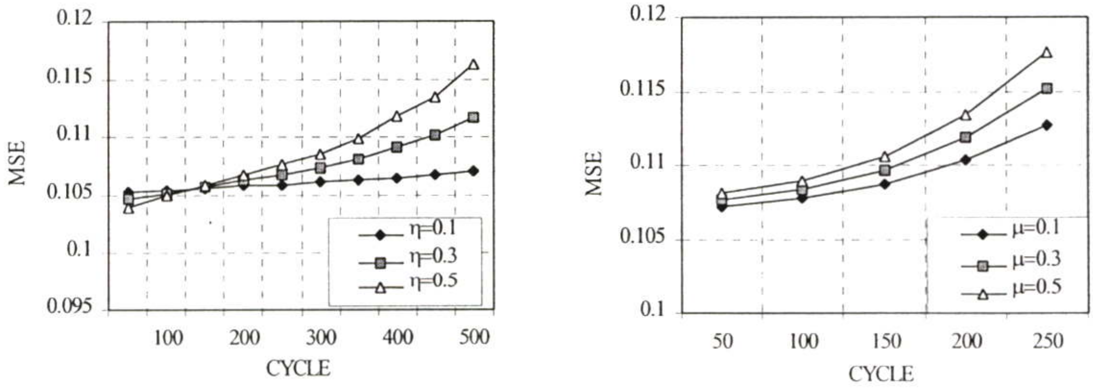
Monitor the effect of parameters by changing learning rate value from 0.1 to 0.5 and momentum value from 0.1 to 0.5 the results given in figure 3 and 4.



(b) Influence of Momentum

(a) Influence of Learning Rate

Figure 3: MSE vs. training cycle for training data set



(a) Influence of Learning Rate *(b) Influence of Momentum*

Figure 4.: MSE vs. training cycle for testing data set

From the experiment in learning, it was found that low learning rate need more learning cycles but give more correctivity when employed with testing data, on the other hand high learning rate perform the opposite one. Moreover, in case of the high momentum value of reinforcement the system learning more quickly but give low corrective value.

Therefore, a low learning rate and momentum by η=0.1, μ=0.1 respectively and learning cycle approximately 200 to 300 must be chosen.

5.2 Testing

When utilize the weight value from the learning step in traffic prediction. The result, indicated that the neural network model can be established short term traffic prediction by small MSE value for the training data set and testing data set by MSE value approximate 0.06 and 0.10 respectively as shown in figure 5 and 6.

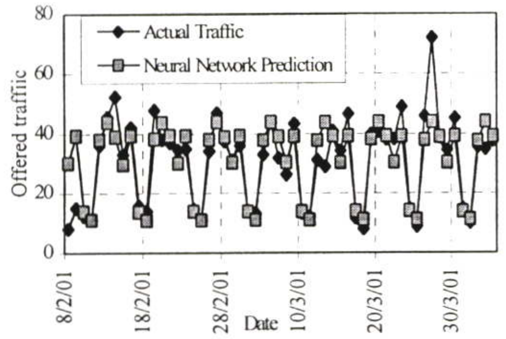


Figure 5: Traffic prediction by learning data

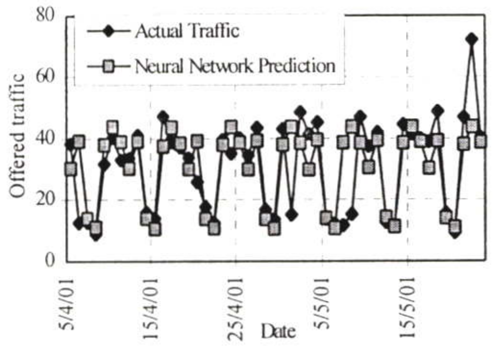


Figure 6: traffic prediction for set of testing data

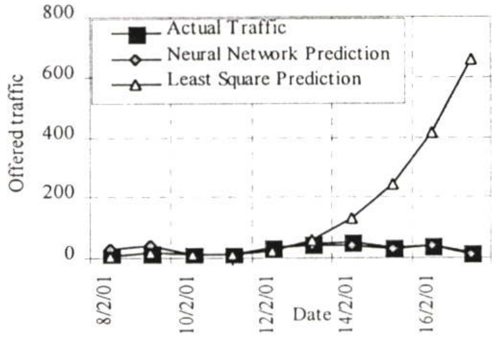


Figure 7: Offered traffic of two traffic forecast methods

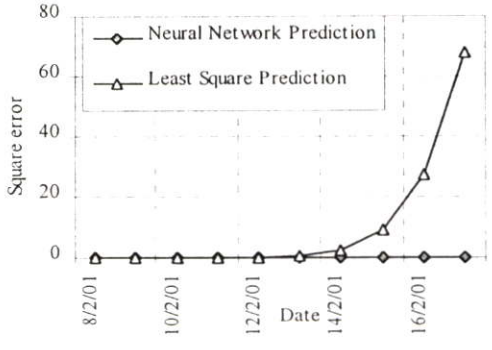


Figure 8: The Square error of two traffic forecast methods

5.3 Comparing Experimentation

Comparing the neural network model and least square method for utilizing in traffic prediction for 10 days, the traffic predicted as shown in figure 7. From the results, the Least Square could recognize only trend line and have high MSE value approximately 10.75. For the neural network model prediction was better by giving a low MSE value approximate 0.02 as shown in figure 8.

6. CONCLUSIONS

The traffic prediction by using neural network model in cellular mobile telephone system shown that, the training with good sufficient data pattern were acceptable in giving accurate results prediction. The suitable model must be 7-10-7 with 0.1 learning rate parameter and 0.1 momentum parameter enable more rapidly and high accuracy.

The actual prediction from the experimentation, the neural network model can better served Offered Traffic prediction during short term with low MSE value of approximately 0.06. Therefore, from these results, the highest density traffic (45 Erlang) must be assigned to the channels but when the traffic decrease allocate to neighboring cell dynamically. For instant, on April 15th, 2001 sector A2 had lower traffic (less than 20 Erlang) we could allocate to the neighboring cell. Therefore, the blocking probability at heavily loaded cells was improved effectively. For the least square method we could recognized only trend line, which would preferred to be employed with longer term prediction.

Moreover, the other good points of neural network is forecasting other areas, which is virtual, characterize model and might have to have data updated in order to reduce errors.

However, the neural network still have some weak points, which should be figured for long term accuracy. The fuzzy logic and neural network were combined to become the Neuro Fuzzy, which will save the training time.

ACKNOWLEDGEMENTS

We would like to express our sincere thanks to Mr.Koji Hunchee Jeon, M Power Australia, for contribution.

REFFERENCES

E.J. Wilmes, K.T.Erickson, (1996), "Two Methods of Neural Network Controlled Dynamic Channel Allocation for Mobile Radio System", *Proc. IEEE Globecom,* 746-750.

E.S. Yu, C.Y.R. Chen, (1993), "Traffic prediction using neural network", *Proc. IEEE Globecom*, 991-995.

R.P. Lippman, (1987), "An Introduction to Computing with Neural Nets", *IEEE Trans. ASSP,* 170-174.

P. Newson, S.R. Nursey, (1994), "An Adaptive Traffic Prediction Algorithm for Cellular Radio Systems", *Proc. IEEE Globecom,* 130-134.

M.D.Yacoub, (1993) *Foundations of Mobile Radio Engineering,* Florida, USA.: CRC Press.

A.Mehrotra, (1994) *Cellular Radio Analog and Digital System*, Boston, London: Artech House.

W.C.Y.Lee, (1990) *Mobile Cellular Telecommunications System*, New York: McGraw Hill,

W.C.Y.Lee, (1993) *Mobile Communications Design Fundamentals,* New York: Wilely-Interscience.

Theodore s. (1996) Rappaport , *Wireless Communications,* Prentice Hall PTR

T. Paungma, (1998), *Cellular Mobile Telephone System,* Department of Telecommunication Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand.

N.K. Bose and P.Liang, *Neural Network Fundamentals with Graphs, Algorithm, and Application*, New York: Wilely-Interscience, 1996.

University of uwichill FTP site, http://scitec.uwichill.edu.bb/cmp/online/p21h/lecture1/lect1.htm

ประวัติผู้เขียน

นาย วินัย สังฆวิจิตร เกิดเมื่อวันที่ 9 ตุลาคม 2513 จังหวัดภูเก็ต จบการศึกษาระดับปริญญาครุศาสตรอุตสาหกรรมบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี ในปี พ.ศ. 2536 และเข้าทำงานกับบริษัท Foxboro ประเทศไทย จำกัด ในตำแหน่งวิศวกรโปรเจ็ค ตั้งแต่ 2536-2537 หลังจากนั้นเข้าทำงานที่องค์การโทรศัพท์แห่งประเทศไทย ในตำแหน่งวิศวกร ตั้งแต่ปี 2537 ถึงปัจจุบัน

ผลงานทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์

1. T. Paungma, M. Sukkasem, **W. Sangkhawijit**, P. Moungnoul, "Utilizing the Neural Network Model for Traffic Prediction at Heavily Loaded Area of GSM System," CITA'01, 17-19 Oct 2001.
2. ถวิล พึ่งมา **วินัย สังฆวิจิตร** พิเชฐ ม่วงนวล สุทัศน์ พริ้งสกุลชัย บทความทางวิชาการเรื่อง "การใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คในการพยากรณ์ปริมาณทราฟฟิคเพื่อแก้ปัญหาการเรียกติดขัดของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่จีเอสเอ็ม" การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 24 คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง 22-23 พฤศจิกายน 2544.
3. ชูชาติ พูตระกูล **วินัย สังฆวิจิตร** พิเชฐ ม่วงนวล ถวิล พึ่งมา บทความทางวิชาการเรื่อง "การศึกษาปริมาณทราฟฟิคทางสายระหว่างชุมสายโทรศัพท์ท้องถิ่นกับชุมสายต่อผ่านภายในท้องถิ่นเพื่อปรับปรุงจำนวนวงจรเชื่อมต่อทั้งให้เหมาะสมกับปริมาณการสื่อสารในอนาคต" วิศวสารลาดกระบัง ปีที่ 17 ฉบับที่ 2 มิถุนายน 2543.
4. **วินัย สังฆวิจิตร** พิเชฐ ม่วงนวล ถวิล พึ่งมา อดิศักดิ์ มนต์ประภัสสร บทความทางวิชาการเรื่อง "วงจรกำเนิดความถี่ 57 เมกกะเฮิร์ต แบบ RC ที่สามารถปรับค่าออฟเซตของเอาท์พุทได้ด้วยแรงดันควบคุม" วิศวสารลาดกระบัง ปีที่ 17 ฉบับที่ 2 มิถุนายน 2543.