

บทที่ 4

ผลการทดสอบการแก้ปัญหาโดยใช้นิวรอนเน็ตเวิร์กและการวิเคราะห์ผลการทดสอบ

4.1 การแก้ปัญหาโดยใช้นิวรอนเน็ตเวิร์ก (Neural Network Approach)

ประเด็นหลักที่เราใช้ในการหาแบนด์วิดท์สมมูล คือ ประสิทธิภาพ (ความซับซ้อนในการคำนวณน้อย) และความถูกต้อง แต่ทั้ง 2 ประเด็นนี้ก็มักจะขัดแย้งกัน เพื่อแก้ปัญหานี้เราเสนอนิวรอนเน็ตเวิร์กชนิด multilayer perceptron (MLP) เพื่อหาความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นระหว่างแบนด์วิดท์สมมูลกับทราฟฟิก และ QoS เราสามารถฝึก (train) นิวรอนเน็ตเวิร์กได้ด้วยคู่ของอินพุต-เอาต์พุต โดยใช้ 3-layer neural network ซึ่งอินพุตและเอาต์พุตที่ใช้ฝึกขึ้นอยู่กับชนิดของแหล่งกำเนิดว่าเป็นแบบเอกพันธ์หรือวิวิธพันธ์ ดังจะกล่าวต่อไป อินพุตจะถูกฝึกจนกระทั่งได้ค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) และ bias ชุดหนึ่งที่ทำให้ Sum-Squared Error (SSE) มีค่าค่อนข้างคงที่ค่าหนึ่ง อยู่ในระดับที่ไม่เกิน 10^{-5} ต่อจากนั้นนำน้ำหนักที่ได้จากการฝึกมาใช้คำนวณหาแบนด์วิดท์สมมูล โดยพิจารณาเป็น 2 กรณี คือ แหล่งกำเนิดเอกพันธ์และแหล่งกำเนิดวิวิธพันธ์

4.2 แหล่งกำเนิดเอกพันธ์ (Homogeneous Source) [9]

จากที่กล่าวมาในบทที่ 2 เราจะใช้สมการที่ (2.40) ในการหาแบนด์วิดท์สมมูลค่าจริงเพื่อใช้เป็นเอาต์พุตในการฝึก และให้อินพุตที่ใช้ฝึกเป็น ρ และ N

ถ้า N คือ จำนวนของแหล่งกำเนิด จะได้แบนด์วิดท์สมมูล (\hat{C}) อยู่ในฟังก์ชันของ

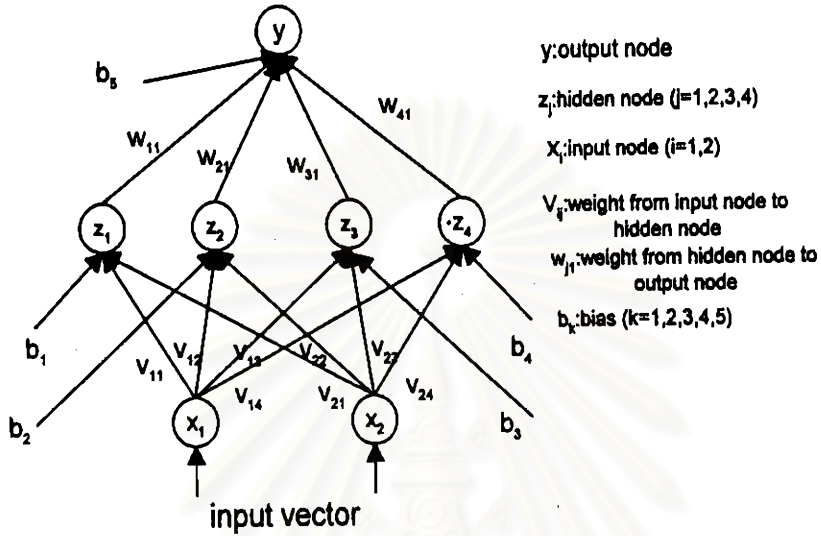
$$\hat{C} = f(\rho, N, x, \varepsilon) \quad (4.1)$$

โดยที่ x เป็นขนาดบัพเฟอร์ และ ε เป็นความน่าจะเป็นที่เซลล์เกิดการสูญหาย โดยให้ x และ ε เป็นค่าคงที่ มีค่าเป็น 10 Mbits และ 10^{-5} ตามลำดับ และ R_{peak} เท่ากับ 1 Mbps [9] เพราะฉะนั้นเราจะได้ 2 อินพุตโหนด, 4 ฮิดเดนโหนด และ 1 เอาต์พุตโหนด ดังรูปที่ 4.1 เหตุที่ใช้ 4 ฮิดเดนโหนด เพราะให้ SSE น้อยที่สุดดังรูปที่ 4.2

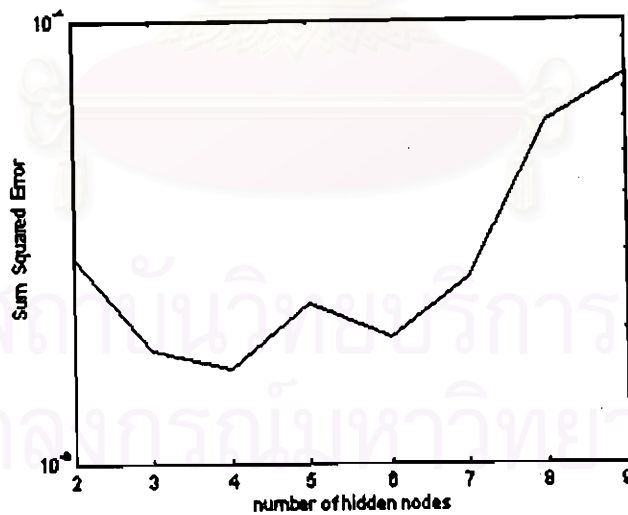
ระหว่าง อินพุตเลเยอร์กับฮิดเดนเลเยอร์ และ ฮิดเดนเลเยอร์กับเอาต์พุตเลเยอร์ใช้ซิกมอยด์ฟังก์ชันแบบไม่เป็นเชิงเส้น (nonlinear sigmoid function) คือ ระหว่างอินพุตเลเยอร์กับฮิดเดนเล

เยอร์ใช้ bipolar sigmoid function ดังสมการที่ (3.5) และระหว่างฮิดเดนเลเยอร์กับเอาต์พุตเลเยอร์ใช้ binary sigmoid function ดังสมการที่ (3.4)

โดยเราจะฝึก ให้ $N \in \{1,2,\dots,100\}$ และ $\rho \in \{0.1,0.2,\dots,0.8\}$ โดยใช้ Adaptive learning rate backpropagation algorithm [6] จนกระทั่ง SSE (Sum-Squared Error) อยู่ในระดับ 10^{-5}



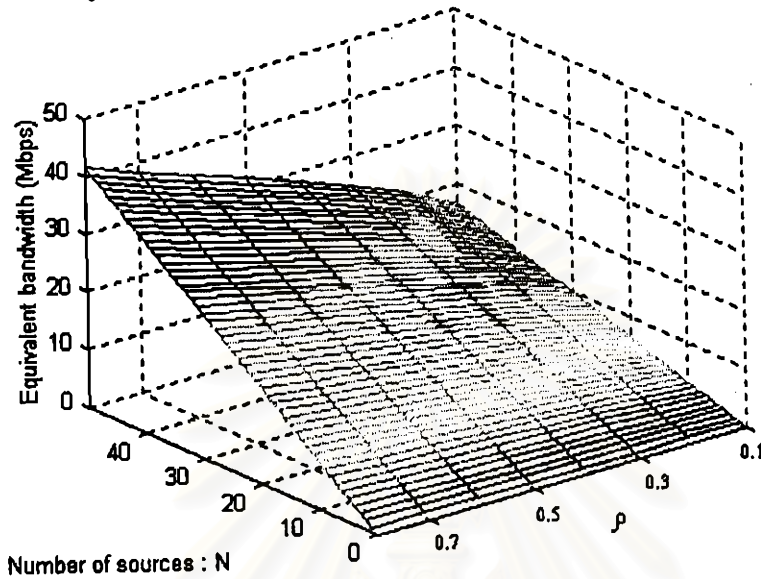
รูปที่ 4.1 แบบจำลองของ Feedforward ที่ใช้ทดสอบกรณีแหล่งกำเนิดเอกพันธ์



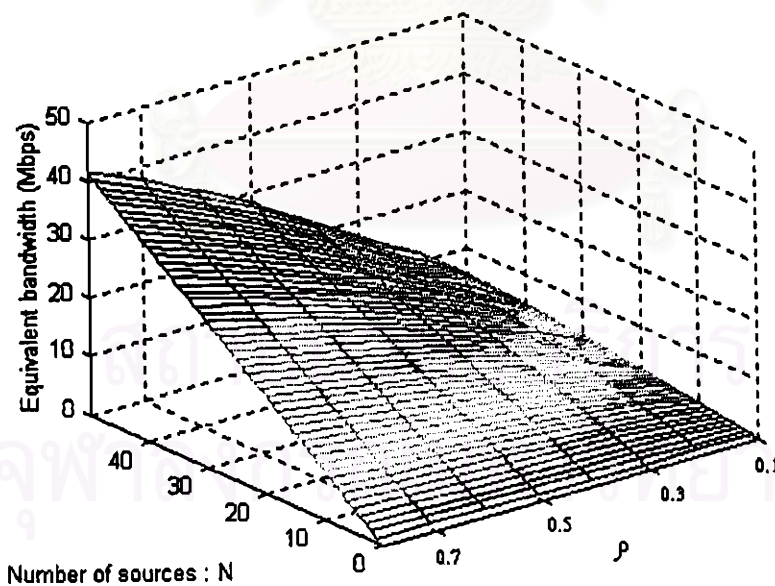
รูปที่ 4.2 จำนวนฮิดเดน โหนดที่ใช้ทดสอบกรณีแหล่งกำเนิดเอกพันธ์

จากสมการที่ (2.40) เป็นแบนด์วิดท์สมมูลค่าจริงของแหล่งกำเนิดเอกพันธ์ ซึ่งมีความสัมพันธ์กับ ρ และ N แบบไม่เป็นเชิงเส้น ดังแสดงในรูปที่ 4.3

และจากสมการที่ (2.42) เป็นการประมาณค่าแบนด์วิดท์สมมูล ซึ่งมีความสัมพันธ์กับ ρ และ N ดังแสดงในรูปที่ 4.4



รูปที่ 4.3 ความสัมพันธ์ระหว่าง ρ , N และค่าจริงของแบนด์วิดท์สมมูลกรณีแหล่งกำเนิดเอกพันธ์

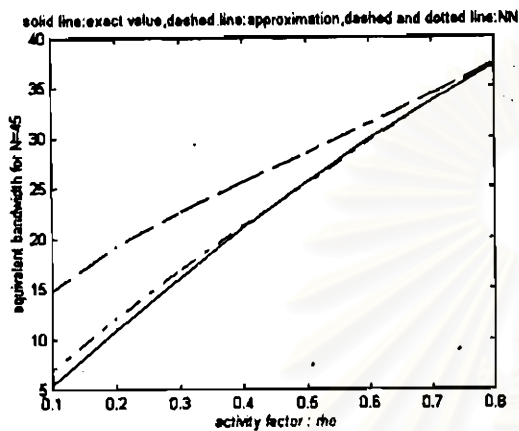


รูปที่ 4.4 ความสัมพันธ์ระหว่าง ρ , N และค่าประมาณของแบนด์วิดท์สมมูลกรณีแหล่งกำเนิดเอกพันธ์

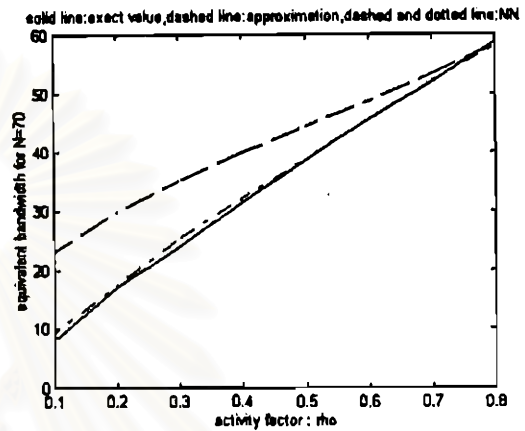
จากรูปที่ 4.3 และ 4.4 เห็นได้ชัดว่าแบนด์วิดท์สมมูลที่ได้จากการประมาณค่ามีค่ามากกว่าแบนด์วิดท์สมมูลค่าจริง

4.2.1 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกและชุดทดสอบกรณีนิเวศเน็ตเวิร์กเป็น (2,4,1)

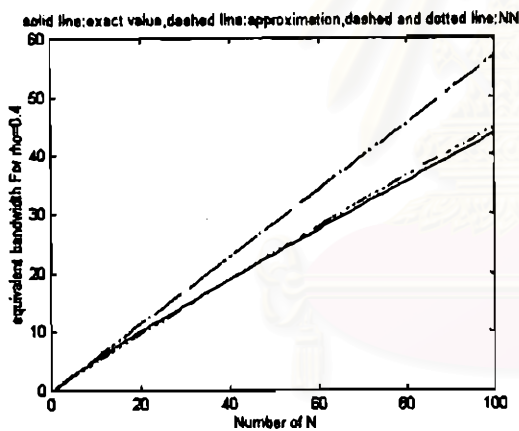
จากชุดข้อมูลที่ใช้ฝึก คือ $N \in \{1,2,\dots,100\}$ และ $\rho \in \{0.1,0.2,\dots,0.8\}$ และนิเวศเน็ตเวิร์กมีโครงสร้างเป็น (2,4,1) คือนิเวศเน็ตเวิร์กมี 2 อินพุตโนด, 4 ฮิดเดนโนด และ 1 เอาต์พุตโนด ผลการทดสอบจากชุดฝึก (training set) แสดงดังรูปที่ 4.5(ก)-4.5(ง)



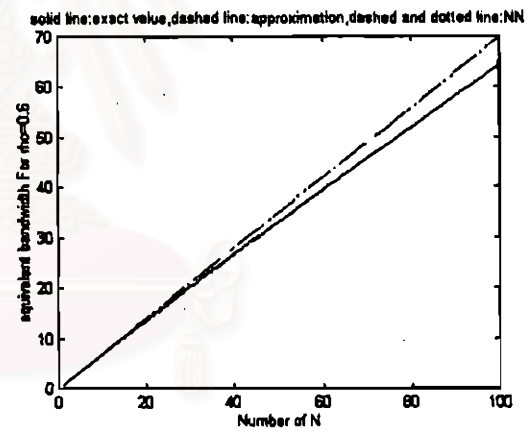
(ก)



(ข)



(ค)



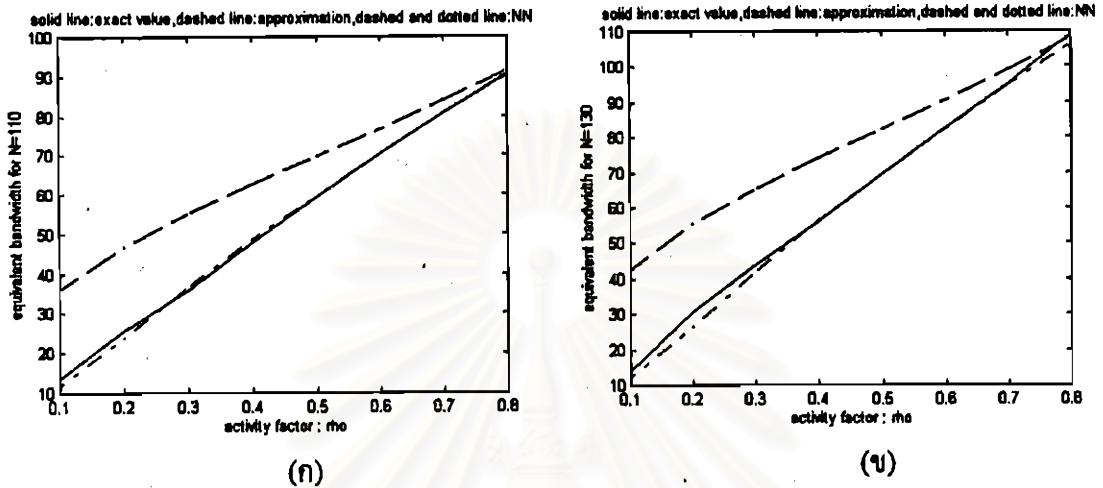
(ง)

รูปที่ 4.5 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูล (Mbps) จากชุดฝึกในกรณีแหล่งกำเนิดเอกพันธ์
เมื่อกำหนดให้ (ก) $N=45$ (ข) $N=70$ (ค) $\rho=0.4$ (ง) $\rho=0.6$

จากรูปที่ 4.5(ก)-4.5(ง) ค่าความผิดพลาดเมื่อเปรียบเทียบผลจากการวิเคราะห์ค่าจริง กับค่าที่ได้จากนิเวศเน็ตเวิร์กเป็น 4.54%, 3.8%, 2.27% และ 1.14% ตามลำดับ ซึ่งเห็นได้ชัดเจนว่านิเวศเน็ตเวิร์กสามารถคำนวณหาค่าแบนด์วิดท์สมมูลได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมาก

ชุดทดสอบ (testing set) จะกำหนดให้ $N \in \{101,\dots,150\}$ โดยเราจะแสดงผลการทดสอบที่ได้ในกรณี $N=110$ และ $N=130$ ดังรูปที่ 4.6(ก) และ 4.6(ข) ตามลำดับ

จากรูปที่ 4.6(ก)-4.6(ข) ค่าความผิดพลาดเมื่อเปรียบเทียบผลจากการวิเคราะห์ค่าจริง กับค่าที่ได้จากนิเวศน์เน็ตเวิร์กเป็น 3.37% และ 4.3% ตามลำดับ จากผลการทดสอบของชุดทดสอบจะเห็นได้ว่านิเวศน์เน็ตเวิร์กสามารถจับคู่ (mapping) อินพุตกับเอาต์พุตของชุดข้อมูลที่ไม่เคยฝึกมาก่อนได้อย่างถูกต้องเช่นเดียวกัน



รูปที่ 4.6 แบนด์วิธที่สมมูล (Mbps) ของชุดทดสอบในกรณีแหล่งกำเนิดเอกพันธ์
เมื่อกำหนดให้ (ก) $N=110$ (ข) $N=130$

4.3 แหล่งกำเนิดวิวิธพันธุ์ (Heterogeneous Source)

ให้อินพุตที่ใช้ฝึกเป็นจำนวนของแหล่งกำเนิดแต่ละประเภท คือ N_i ในขณะที่เอาต์พุตที่ใช้ฝึกเป็นแบนด์วิธค่าจริง (exact value) โดยหาได้จากสมการที่ (2.41)

ถ้า i คือประเภทของทราฟฟิก ($i=1, \dots, K$) จะได้แบนด์วิธที่สมมูล (\hat{C}) อยู่ในฟังก์ชันของ

$$\hat{C} = f(N_1, \dots, N_K, \rho_1, \dots, \rho_K, x, \varepsilon) \quad (4.2)$$

โดยให้ x และ ε เป็นค่าคงที่ ซึ่ง ε มีค่าเท่ากับ $\min(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_K)$ และในการทดสอบให้แหล่งกำเนิดเป็นเสียง, วิดีโอ และ ข้อมูล จะได้ $K=3$ (ดังรูปที่ 2.5) เพราะฉะนั้นเราจะได้ 3 อินพุต โนด, 5 ฮิตเคน โนด และ 1 เอาต์พุต โนด ในรูปที่ 4.7 เหตุที่ใช้ 5 ฮิตเคน โนด เพราะให้ SSE น้อยที่สุด ดังรูปที่ 4.8

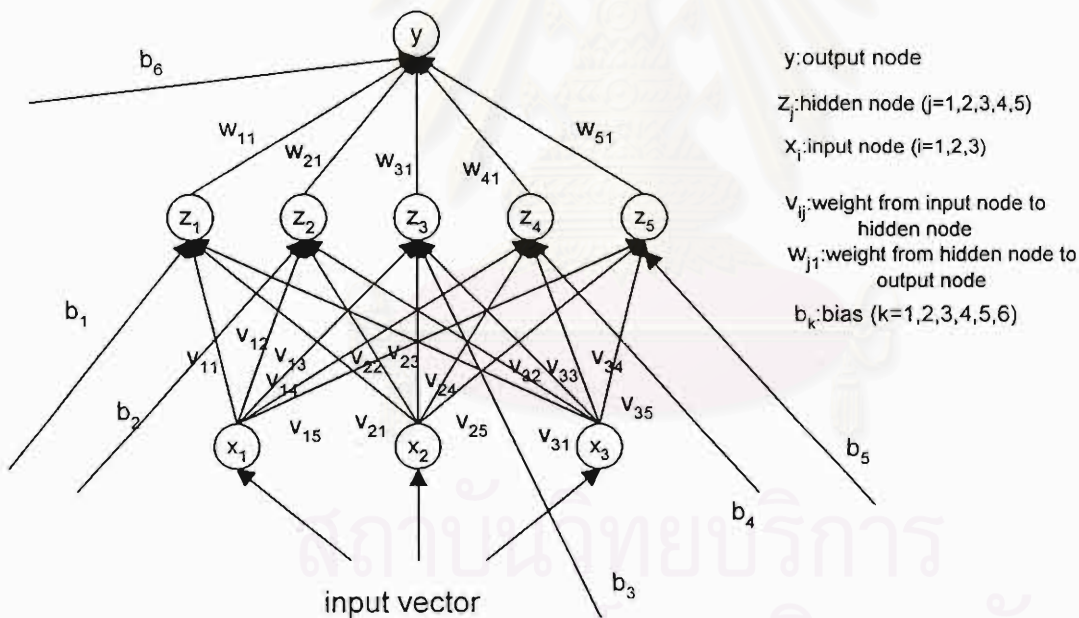
เราจะกำหนดให้แหล่งกำเนิดมัลติเพลกซ์กันระหว่าง $\alpha_1=0.7140$, $\beta_1=0.238$ ($\rho_1=0.75$) และ $R_{\text{peak1}}=0.64$ กับ $\alpha_2=0.9519$, $\beta_2=0.5896$ ($\rho_2=0.62$) และ $R_{\text{peak2}}=1.2782$ กับ $\alpha_3=0.667$, $\beta_3=0.667$ ($\rho_3=0.5$) และ $R_{\text{peak3}}=1.56$ [4] และเราจะพิจารณาให้ $N_1 \in \{1, 2, \dots, 120\}$, $N_2 \in \{1, 2, \dots, 44\}$ และ $N_3 \in$

$\{1,2,\dots,30\}$ เนื่องจาก $N_1=120$, $N_2=44$ และ $N_3=30$ จะได้แบนด์วิดท์สมมูลเป็น 149.28 Mbps ซึ่งไม่เกินแบนด์วิดท์ของสายเชื่อมโยง (150 Mbps)

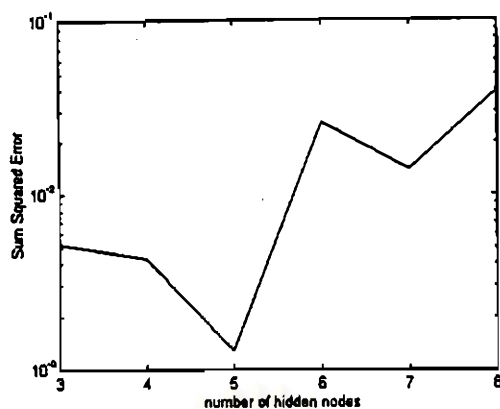
เนื่องจาก combination ที่เกิดขึ้นระหว่าง N_1 , N_2 และ N_3 มีจำนวนมาก ดังนั้นเราจะเลือกบางค่ามาเป็นชุดฝึก โดยเลือกให้ $N_1 \in \{2,4,\dots,120\}$, $N_2 \in \{2,4,\dots,44\}$ และ $N_3 \in \{1,2,\dots,30\}$ โดยใช้ Adaptive learning rate backpropagation algorithm

4.3.1 การแก้ปัญหาโดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มี 1 ฮิดเดนเลเยอร์

ระหว่างอินพุตเลเยอร์กับฮิดเดนเลเยอร์ ใช้ซิกมอยด์ฟังก์ชันแบบไม่เป็นเชิงเส้น (nonlinear sigmoid function) ดังสมการที่ (3.5) ส่วนฮิดเดนเลเยอร์กับเอาต์พุตเลเยอร์ ใช้ฟังก์ชันแบบเป็นเชิงเส้น ดังสมการที่ (3.3) เพราะจากผลการทดสอบให้ค่า SSE ต่ำกว่าใช้ซิกมอยด์ฟังก์ชันแบบอื่น โดยเราจะฝึกจนกระทั่ง SSE (Sum-Squared Error) อยู่ในระดับ 10^{-5} และให้บัพเฟอร์มีขนาดเป็น 1 Mbits และ maximum cell loss rate เป็น 10^{-10}



รูปที่ 4. 7 แบบจำลองของ Feedforward ที่ใช้ทดสอบกรณีแหล่งกำเนิดวิวิธพันธุ์



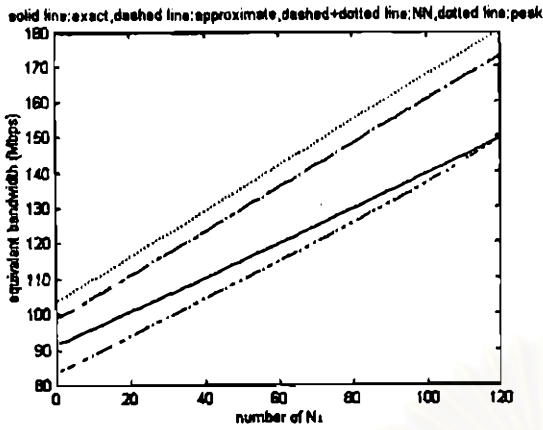
รูปที่ 4.8 จำนวนฮิดเดน โหนดที่ใช้ทดสอบกรณีแหล่งกำเนิดวิวิธพันธุ์

4.3.1.1 ผลการทดสอบแบบควิตที่สมบูรณ์ของชุดฝึกและชุดทดสอบกรณีนิวรอลเน็ตเวิร์ก เป็น (3,5,1)

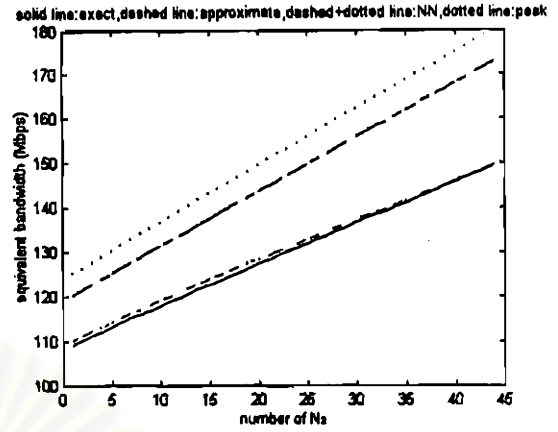
จากชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกดังกล่าวมาแล้ว และนิวรอลเน็ตเวิร์กมีโครงสร้างเป็น (3,5,1) ผลการทดสอบจากชุดฝึก (training set) แสดงดังรูปที่ 4.9(ก)- 4.9(ฉ)

เราเปรียบเทียบผลจากการวิเคราะห์ค่าจริง(exact analysis[4]), วิธีประมาณ (approximation method [3]) และวิธีที่เสนอโดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก ซึ่งค่าความผิดพลาดหาได้จากผลต่างระหว่างค่าจริงกับวิธีที่นำมาเปรียบเทียบหารด้วยค่าจริง คูณ 100 (วัดค่าความผิดพลาดเป็น %)

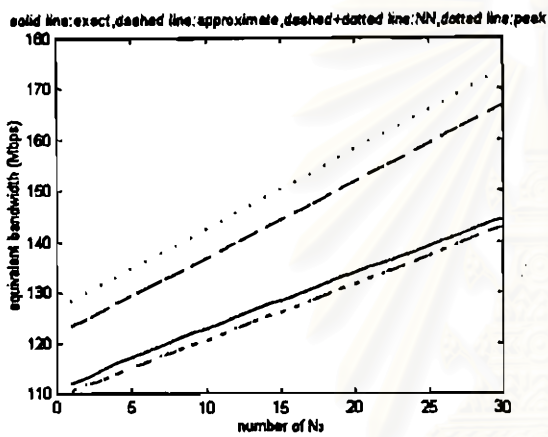
จากรูปที่ 4.9(ก)-4.9(ฉ) ค่าความผิดพลาดเมื่อเปรียบเทียบผลจากการวิเคราะห์ค่าจริงกับค่าที่ได้จากนิวรอลเน็ตเวิร์กเป็น 4.21%, 0.65%, 1.59%, 8.74%, 12.26% และ 5.36% ตามลำดับ และจากรูปที่ 4.9(ง)-4.9(ฉ) แสดงให้เห็นว่าความผิดพลาดระหว่างค่าจริงกับค่าที่ได้จากนิวรอลเน็ตเวิร์กจะมีค่ามาก ในกรณีที่จำนวนของ VC ของแหล่งกำเนิดทั้ง 3 ประเภท คือ N_1 , N_2 และ N_3 มีค่าน้อย (เป็นค่าของจำนวน VC ที่บริเวณขอบล่างของชุดข้อมูลที่ใช้ฝึก)



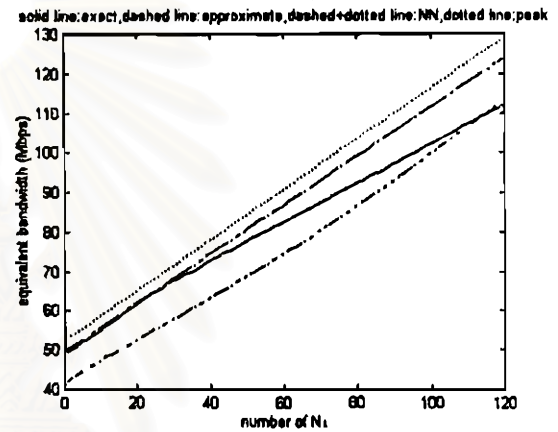
(ก)



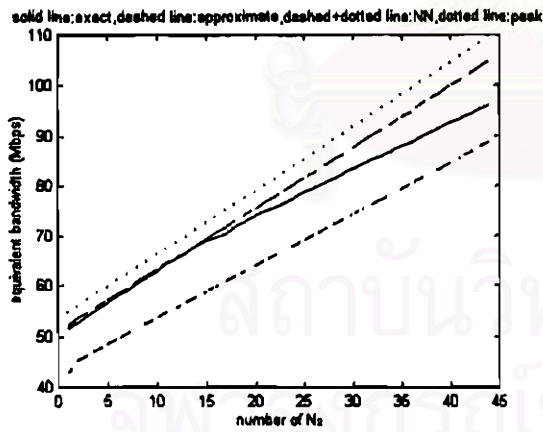
(ข)



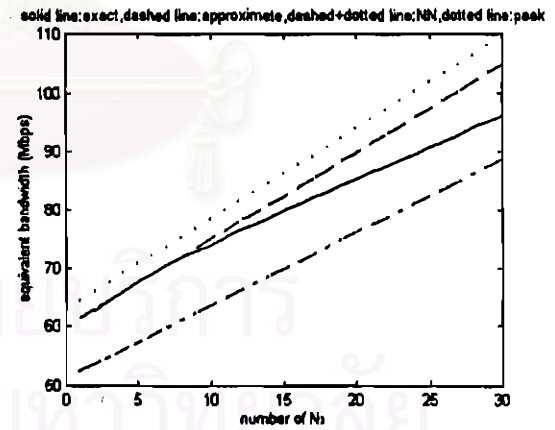
(ค)



(ง)



(จ)



(ฉ)

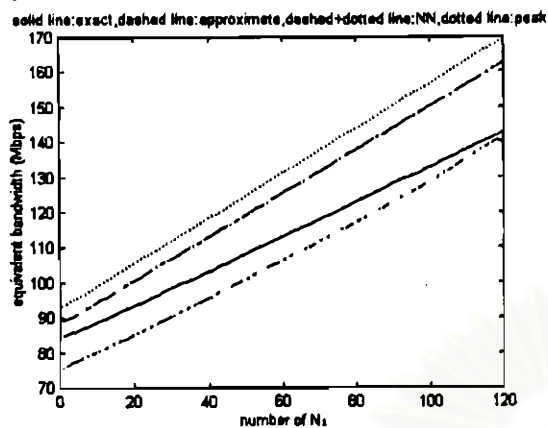
รูปที่ 4.9 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิรอลเน็ตเวิร์กมีโครงสร้างเป็น (3,5,1)

เมื่อกำหนดให้ (ก) $N_2=44$, $N_3=30$ (ข) $N_1=120$, $N_3=30$ (ค) $N_1=110$, $N_2=44$

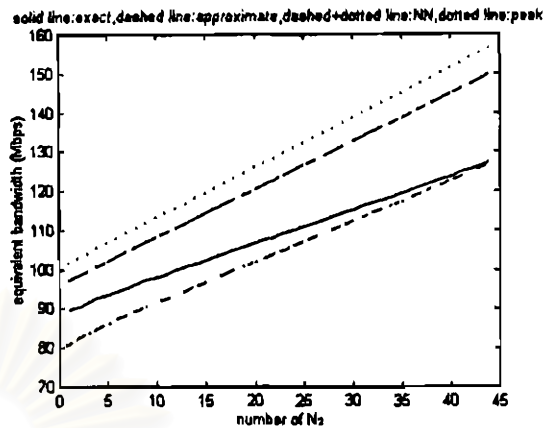
(ง) $N_2=4$, $N_3=30$ (จ) $N_1=10$, $N_3=30$ (ฉ) $N_1=10$, $N_2=44$

จากชุดข้อมูลที่เลือกใช้ในการฝึกดังกล่าว ผลการทดสอบชุดทดสอบ (testing set) แสดงดัง

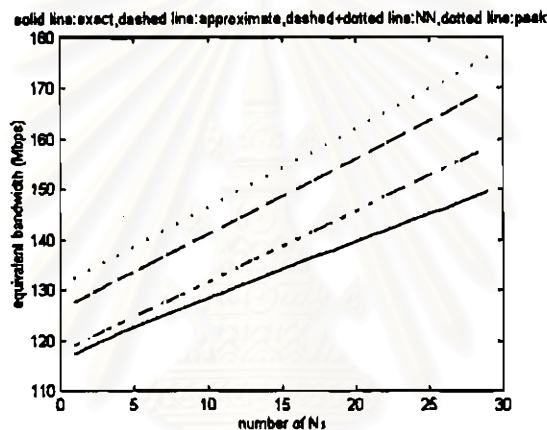
รูปที่ 4.10(ก)-4.10(ค)



(ก)



(ข)



(ค)

รูปที่ 4.10 แบบจำลองที่สมมูลของชุดทดสอบในกรณีนิรอลเน็ตเวิร์กมีโครงสร้างเป็น (3,5,1)

เมื่อกำหนดให้ (ก) $N_2=60, N_3=10$ (ข) $N_1=10, N_3=60$ (ค) $N_1=200, N_2=2$

จากรูปที่ 4.10(ก)-4.10(ค) ค่าความผิดพลาดเมื่อเปรียบเทียบผลจากการวิเคราะห์ค่าจริงกับค่าที่ได้จากนิรอลเน็ตเวิร์กเป็น 4.21%, 6.93% และ 3.48% ตามลำดับ ในกรณีของชุดทดสอบ ค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจะขึ้นกับระยะทางจากชุดข้อมูลที่ใช้ฝึก คือถ้าข้อมูลของชุดทดสอบมีระยะห่างจากข้อมูลที่ใช้ฝึกมาก ค่าความผิดพลาดจะมีค่ามากตามไปด้วย

จากผลการทดสอบทั้งกรณีชุดฝึกและชุดทดสอบ ดังรูปที่ 4.19-4.10 แบบจำลองที่สมมูลที่ได้จากนิรอลเน็ตเวิร์กมีค่าน้อยกว่าการวิเคราะห์ค่าจริง แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่จัดสรรให้กับแหล่งกำเนิดไม่ได้รับประกันค่า QoS ตามที่แหล่งกำเนิดกำหนดค่าให้

ดังนั้นประเด็นหลักที่เราเน้นในการฝึก นอกจากจะพิจารณาถึงค่าความผิดพลาด คือ ค่าแบบจำลองที่สมมูลที่ได้จากนิรอลเน็ตเวิร์กจะต้องมีค่าความผิดพลาดจากการวิเคราะห์ค่าจริงที่ต่ำ

กว่าแบนด์วิดท์สมมูลที่ได้จากวิธีประมาณแล้ว ค่าแบนด์วิดท์สมมูลที่จัดสรรให้กับแหล่งกำเนิดจะต้องรับประกันค่า QoS ด้วย

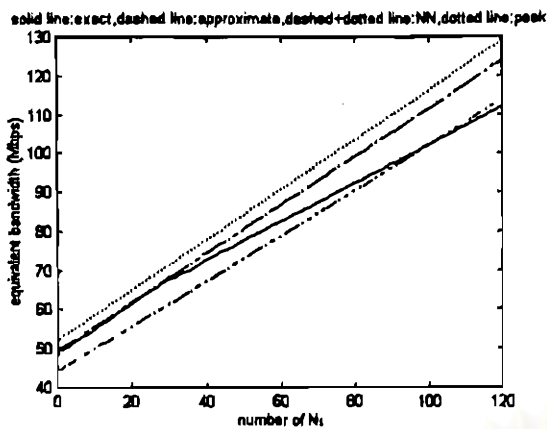
จากผลการทดสอบที่ได้ นีวรอทเน็ตเวิร์กยังไม่สามารถที่จะจับคู่ (mapping) อินพุตกับเอาต์พุตได้ถูกต้องทั้งหมด เป็นเพราะว่าข้อมูลที่ใช้ฝึกมีความหลากหลายมาก คือสามารถเกิดขึ้นได้จาก combination ระหว่างจำนวน VC ของแหล่งกำเนิดทั้ง 3 ประเภท ดังนั้นจึงลองทดสอบ โดยเพิ่มจำนวนอินพุตโนด และเพิ่มฮิดเดนเลเยอร์ ให้เป็น 2 เลเยอร์ เพราะคาดว่าจะให้ค่าความผิดพลาดลดลง และแบนด์วิดท์สมมูลที่จัดสรรให้กับแหล่งกำเนิดจะต้องรับประกันค่า QoS ด้วย

กรณีแรกจะเพิ่มอินพุตโนดจาก 3 เป็น 6 และ 9 ตามลำดับ ในกรณี 6 อินพุตโนดจะประกอบด้วยโนดที่ 1 แทนจำนวน VC ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 1, โนดที่ 2 แทนจำนวน VC ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 2, โนดที่ 3 แทนจำนวน VC ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 3 เหมือนกับในกรณีของ 3 อินพุตโนด โดยจะเพิ่มโนดที่ 4 เป็น R_{peak} ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 1, โนดที่ 5 เป็น R_{peak} ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 2, โนดที่ 6 เป็น R_{peak} ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 3 และในกรณีของ 9 อินพุตโนด เราจะเพิ่มโนดที่ 7 ซึ่งแทนด้วย ρ ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 1, โนดที่ 8 ซึ่งแทนด้วย ρ ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 2 และโนดที่ 9 ซึ่งแทนด้วย ρ ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 3 ตามลำดับ

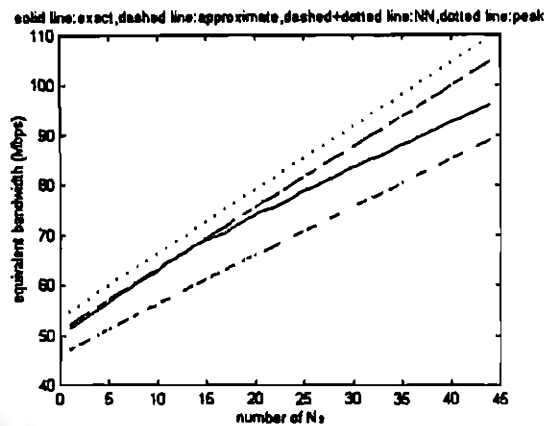
จากการเพิ่มอินพุตโนดจาก 3 เป็น 6 และ 9 อินพุตโนด จะได้โครงสร้างของนีวรอทเน็ตเวิร์กเป็น (6,7,1) และ (9,10,1) ตามลำดับ และวิธีที่ใช้ในการพิจารณาหาจำนวนโนดของฮิดเดนเลเยอร์ เหมือนกับที่กล่าวมาแล้วในรูปที่ 4.8

4.3.1.2 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนีวรอทเน็ตเวิร์กเป็น (6,7,1)

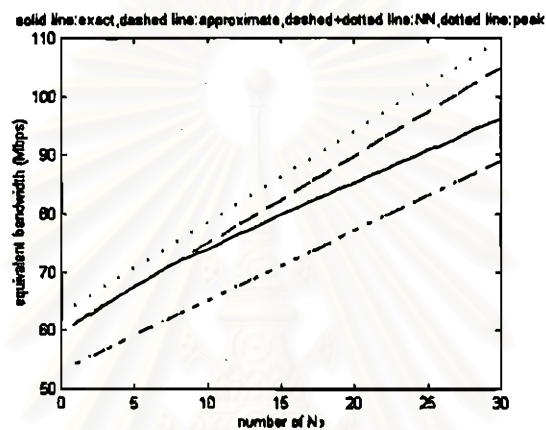
จากการเพิ่มจำนวนอินพุตโนด และจากผลการทดสอบจะแสดงให้เห็นดังรูปที่ 4.11(ก)-4.11(ค) ในกรณีของนีวรอทเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างเป็น (6,7,1) และจะพิจารณากรณีที่จำนวนของ VC ของแหล่งกำเนิดทั้ง 3 ประเภทอยู่ที่บริเวณขอบล่างของชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกเนื่องจากชุดข้อมูลดังกล่าวให้ค่าความผิดพลาดค่อนข้างมาก



(ก)



(ข)



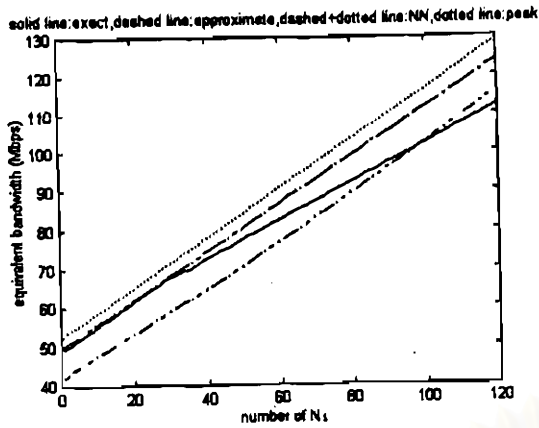
(ค)

รูปที่ 4.11 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิรอลเน็ตเวิร์กมีโครงสร้างเป็น (6,7,1)

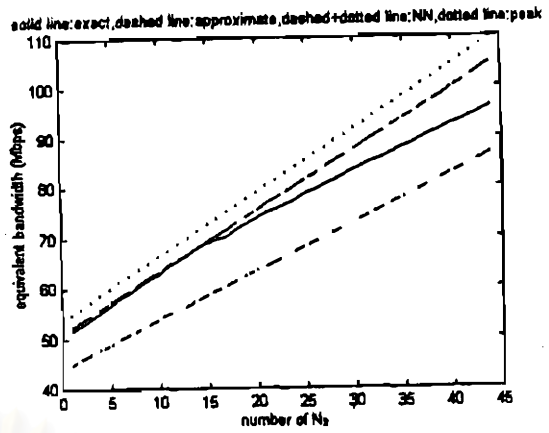
เมื่อกำหนดให้ (ก) $N_2=4$, $N_3=30$ (ข) $N_1=10$, $N_3=30$ (ค) $N_1=10$, $N_2=44$

4.3.1.3 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิรอลเน็ตเวิร์กเป็น (9,10,1)

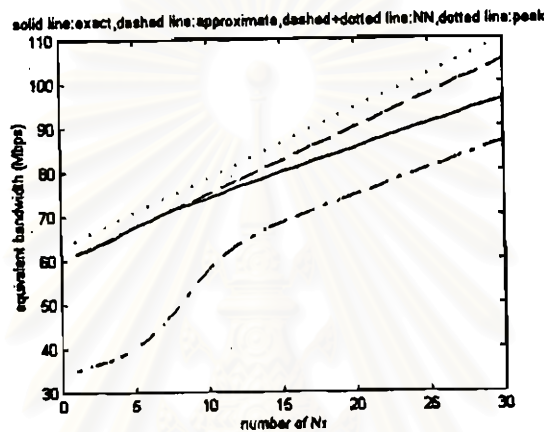
จากการเพิ่มจำนวนอินพุต โนด และจากการทดสอบจะแสดงให้เห็นดังรูปที่ 4.12(ก)-4.12(ค) ในกรณีของนิรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างเป็น (9,10,1) และจะพิจารณากรณีที่มีจำนวนของ VC ของแหล่งกำเนิดทั้ง 3 ประเภทอยู่ที่บริเวณขอบล่างของชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกเนื่องจากชุดข้อมูลดังกล่าวให้ค่าความผิดพลาดค่อนข้างมาก



(ก)



(ข)



(ค)

รูปที่ 4.12 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอลเน็ตเวิร์กมีโครงสร้างเป็น (9,10,1)

เมื่อกำหนดให้ (ก) $N_2=4, N_3=30$ (ข) $N_1=10, N_3=30$ (ค) $N_1=10, N_2=44$

จากรูปที่ 4.11(ก)-4.11(ค) ค่าความผิดพลาดเมื่อเปรียบเทียบผลจากการวิเคราะห์ค่าจริงกับค่าที่ได้จากนิวรอลเน็ตเวิร์กเป็น 4.50%, 9.55% และ 9.44% ตามลำดับ และจากรูปที่ 4.12 (ก) - 4.12 (ค) ค่าความผิดพลาดเมื่อเปรียบเทียบผลจากการวิเคราะห์ค่าจริงกับค่าที่ได้จากนิวรอลเน็ตเวิร์กเป็น 6.47%, 12.96% และ 20.66% ตามลำดับ

จากผลการเพิ่มจำนวนอินพุตโหนดเป็น 6 อินพุตโหนด ช่วยทำให้ค่าความผิดพลาดลดลง แต่ในกรณี 9 อินพุตโหนด ไม่ได้ช่วยให้นิวรอลเน็ตเวิร์กเรียนรู้ได้ดีขึ้นและเราจะวิเคราะห์ต่อไป

ผลที่ได้จากการทดสอบในกรณีเพิ่มอินพุตโหนด นิวรอลเน็ตเวิร์กยังไม่สามารถจับคู่ (mapping) อินพุตกับเอาต์พุตได้ถูกต้องทั้งหมด ถึงแม้ว่าช่วยทำให้ค่าความผิดพลาดลดลงในกรณีเพิ่มอินพุตโหนดถึงค่าหนึ่งเท่านั้น ดังนั้นเราลองเพิ่มจำนวนเลเยอร์ของฮิดเดนเลเยอร์ให้มากขึ้น จากที่ใช้อยู่เดิมคือ 1 เลเยอร์ เพิ่มเป็น 2 เลเยอร์ ซึ่งจะกล่าวเป็นกรณีที่ 2 ในหัวข้อ 4.3.2

4.3.2 การแก้ปัญหาโดยใช้นิเวศเน็ตเวิร์กที่มี 2 ฮิดเดนเลเยอร์

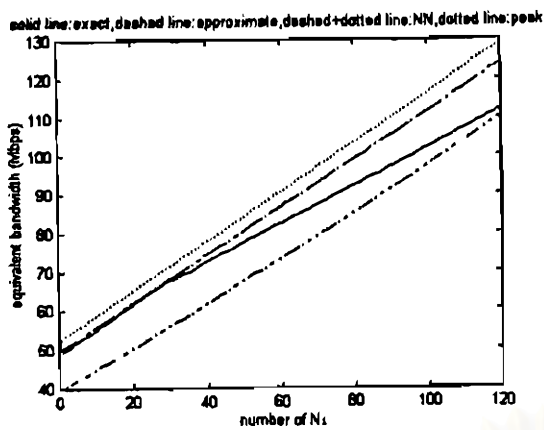
4.3.2.1 ผลการทดสอบแบบตัววัดที่สมบูรณ์ของชุดฝึกในกรณีนิเวศเน็ตเวิร์กเป็น (3,5,6,1)

ในกรณีที่ 2 ถ้ากำหนดให้อินพุตโนดเป็น 3 โหนดและ ฮิดเดนเลเยอร์ เป็น 2 เลเยอร์ จะได้นิเวศเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างเป็น (3,5,6,1) ซึ่งซิกมอยด์ฟังก์ชันระหว่าง อินพุตเลเยอร์กับฮิดเดนเลเยอร์ ที่ 1 ใช้ซิกมอยด์ฟังก์ชันแบบไม่เป็นเชิงเส้น (nonlinear sigmoid function) ดังสมการที่ (3.5) และ ฮิดเดนเลเยอร์ ที่ 1 กับ ฮิดเดนเลเยอร์ ที่ 2 ใช้ซิกมอยด์ฟังก์ชันแบบไม่เป็นเชิงเส้นดังสมการที่ (3.5) เช่นกัน และ ฮิดเดนเลเยอร์ ที่ 2 กับ เอาต์พุตเลเยอร์ ใช้ฟังก์ชันแบบเป็นเชิงเส้นดังสมการที่ (3.3) เพราะจากผลการทดสอบให้ค่า SSE ต่ำกว่าใช้ซิกมอยด์ฟังก์ชันแบบอื่น ซึ่งผลการทดสอบที่ได้ จะแสดงให้เห็นดังรูปที่ 4.13(ก)-4.13(ค)

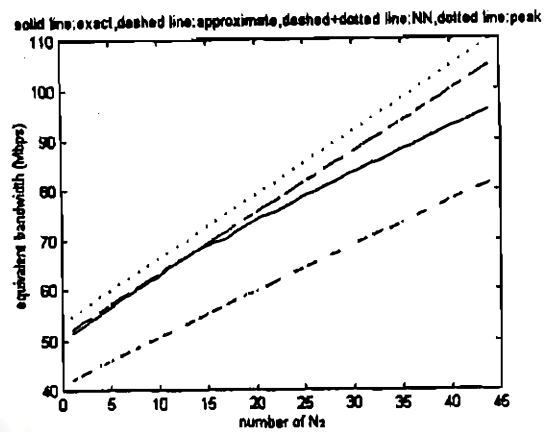
จากรูปที่ 4.13(ก)-4.13(ค) ค่าความผิดพลาดเมื่อเปรียบเทียบผลจากการวิเคราะห์ค่าจริงกับค่าที่ได้จากนิเวศเน็ตเวิร์กเป็น 11.02%, 17.99% และ 16.98% ตามลำดับ

จากผลการทดสอบในกรณีที่ ฮิดเดนเลเยอร์ มี 2 เลเยอร์ ไม่ได้ช่วยให้นิเวศเน็ตเวิร์กจับคู่ (mapping) อินพุตกับเอาต์พุตได้ดีไปกว่ากรณีที่มี 1 ฮิดเดนเลเยอร์ เลย และยังทำให้ใช้เวลาในการฝึกมากขึ้นด้วย

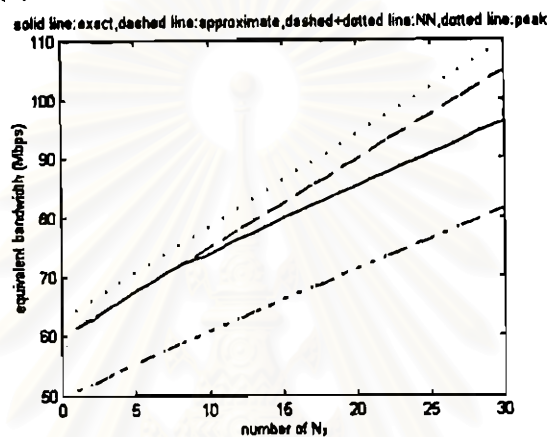
ในกรณีที่ 2 ลองเพิ่มอินพุตโนดเป็น 6 และ 9 ตามลำดับ และใช้ ฮิดเดนเลเยอร์ เป็น 2 เลเยอร์ จะได้โครงสร้างของนิเวศเน็ตเวิร์กเป็น (6,7,7,1) และ (9,10,10,1) ตามลำดับ และซิกมอยด์ฟังก์ชันที่ใช้เหมือนกับในกรณีโครงสร้างของนิเวศเน็ตเวิร์กแบบ (3,5,6,1) ซึ่งผลการทดสอบที่ได้ แสดงให้เห็นดังรูปที่ 4.14(ก)-4.14(ค) ในหัวข้อ 4.3.2.2 และรูปที่ 4.15(ก)-4.15(ค) ในหัวข้อ 4.3.2.3 ตามลำดับ



(ก)



(ข)



(ค)

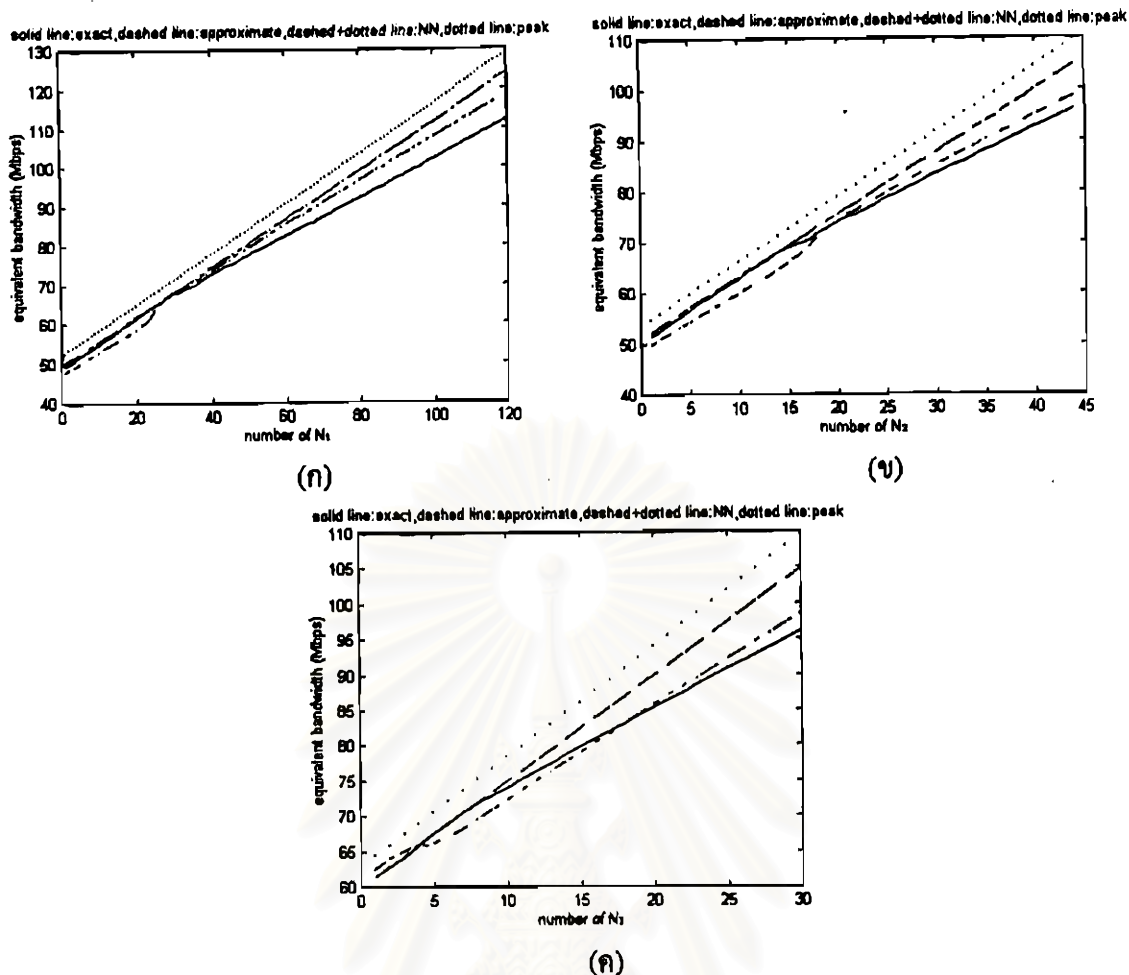
รูปที่ 4.13 แบนด์วิดที่สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอนเน็ตเวิร์กมีโครงสร้างเป็น (3,5,6,1)
เมื่อกำหนดให้ (ก) $N_2=4$, $N_3=30$ (ข) $N_1=10$, $N_3=30$ (ค) $N_1=10$, $N_2=44$

4.3.2.2 ผลการทดสอบแบนด์วิดที่สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอนเน็ตเวิร์กเป็น (6,7,7,1)

จากรูปที่ 4.14(ก)-4.14(ค) ค่าความผิดพลาดเมื่อเปรียบเทียบผลจากการวิเคราะห์ค่าจริงกับค่าที่ได้จากนิวรอนเน็ตเวิร์กเป็น 2.31%, 0.48% และ 2.21% ตามลำดับ

4.3.2.3 ผลการทดสอบแบนด์วิดที่สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอนเน็ตเวิร์กเป็น (9,10,10,1)

จากรูปที่ 4.15 (ก)-4.15(ค) ค่าความผิดพลาดเมื่อเปรียบเทียบผลจากการวิเคราะห์ค่าจริงกับค่าที่ได้จากนิวรอนเน็ตเวิร์กเป็น 11.78%, 21.62% และ 21.85% ตามลำดับ

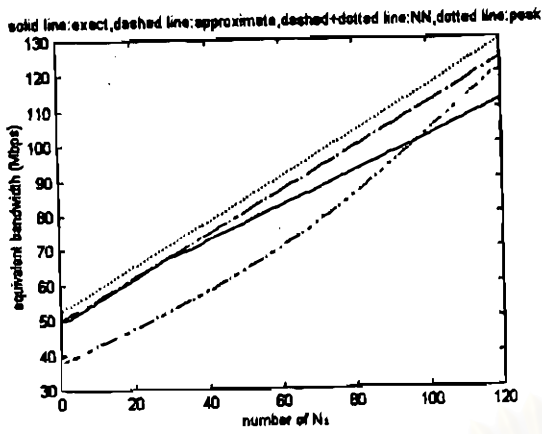


รูปที่ 4.14 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิรอลเน็ตเวิร์กมีโครงสร้างเป็น (6,7,7,1)

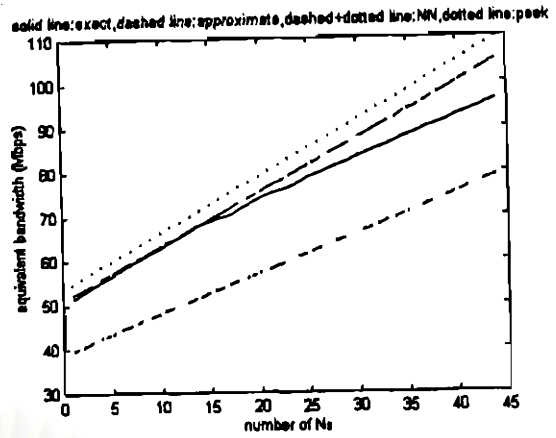
เมื่อกำหนดให้ (ก) $N_2=4, N_3=30$ (ข) $N_1=10, N_3=30$ (ค) $N_1=10, N_2=44$

4.3.3 เปรียบเทียบผลการทดสอบและวิเคราะห์ผลการทดสอบระหว่างนิรอลเน็ตเวิร์กที่มี 1 และ 2 ฮิตเดนเลเยอร์

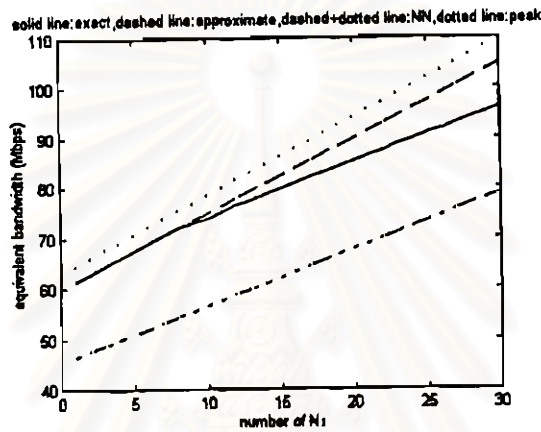
จากผลการทดสอบที่ผ่านมาทั้งหมด โดยเลือกใช้ชุดข้อมูลที่เป็นอินพุตในการฝึก คือ $N_1 \in \{2,4,\dots,120\}$, $N_2 \in \{2,4,\dots,44\}$ และ $N_3 \in \{1,2,\dots,30\}$ และพิจารณาโครงสร้างของนิรอลเน็ตเวิร์กเป็น 6 แบบ คือ (3,5,1), (6,7,1), (9,10,1), (3,5,6,1), (6,7,7,1) และ (9,10,10,1) เราจะเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดของแบนด์วิดท์สมมูลจากการวิเคราะห์ค่าจริงและที่ได้จากนิรอลเน็ตเวิร์กทั้ง 6 แบบ ดังแสดงในตารางที่ 4.1 โดยเราจะเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดให้เห็นในกรณีที่จำนวนของ VC ของแหล่งกำเนิดทั้ง 3 ประเภท คือ N_1, N_2 และ N_3 มีค่าน้อย (เป็นค่าของจำนวน VC ที่บริเวณขอบล่างของชุดข้อมูลที่ใช้ฝึก)



(ก)



(ข)



(ค)

รูปที่ 4.15 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิรอลเน็ตเวิร์กมีโครงสร้างเป็น (9,10,10,1) เมื่อกำหนดให้ (ก) $N_2=4, N_3=30$ (ข) $N_1=10, N_3=30$ (ค) $N_1=10, N_2=44$

ตารางที่ 4.1 ความผิดพลาดของชุดฝึกของแบนด์วิดท์สมมูลจากการวิเคราะห์ค่าจริงและที่ได้จากนิรอลเน็ตเวิร์กทั้ง 6 แบบ

โครงสร้างของนิรอลเน็ตเวิร์กที่นำมาเปรียบเทียบ	ความผิดพลาดเป็น % ในกรณีที่ $N_2=4, N_3=30, \text{ vary } N_1$	ความผิดพลาดเป็น % ในกรณีที่ $N_1=10, N_3=30, \text{ vary } N_2$	ความผิดพลาดเป็น % ในกรณีที่ $N_1=10, N_2=44, \text{ vary } N_3$
(3,5,1)	8.74%	12.26%	5.36%
(6,7,1)	4.50%	9.55%	9.44%
(9,10,1)	6.47%	12.96%	20.66%
(3,5,6,1)	11.02%	17.99%	16.98%
(6,7,7,1)	2.31%	0.48%	2.21%
(9,10,10,1)	11.78%	21.62%	21.85%

จากตารางที่ 4.1 แสดงให้เห็นว่านิวรอลเน็ตเวิร์กที่มี ฮิดเดนเลเยอร์ 2 เลเยอร์ นอกจากจะทำให้เวลาที่ใช้ฝึกเพิ่มขึ้นแล้ว และค่าความผิดพลาดโดยเฉลี่ยไม่ดีขึ้นกว่ากรณีที่มี 1 ฮิดเดนเลเยอร์ ในกรณีอินพุตโนดเป็น 3 และ 9 แสดงว่าปัญหาการจัดการแบนด์วิดท์นี้อาจไม่ซับซ้อน จนโครงสร้างที่ใช้ 1 ฮิดเดนเลเยอร์ ไม่สามารถจัดการได้ ตรงกันข้ามโครงสร้างแบบ 2 ฮิดเดนเลเยอร์ ซับซ้อนเกินไปที่จะจัดการกับปัญหาที่ไม่ซับซ้อนได้ดี

ในทำนองเดียวกัน เราจะพิจารณาโครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์กทั้ง 6 แบบ เราจะเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดของแบนด์วิดท์สมมูลจากการวิเคราะห์ค่าจริงและที่ได้จากนิวรอลเน็ตเวิร์กทั้ง 6 แบบ โดยเราจะเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดของชุดฝึกทั้งหมด โดยเฉลี่ยเป็น % ดังแสดงในตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 ความผิดพลาดของแบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกทั้งหมดจากการวิเคราะห์ค่าจริงและที่ได้จากนิวรอลเน็ตเวิร์ก ทั้ง 6 แบบ

โครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่นำมาเปรียบเทียบ	ความผิดพลาดของชุดฝึกทั้งหมดโดยเฉลี่ยเป็น %
(3,5,1)	8.74%
(6,7,1)	5.23%
(9,10,1)	7.75%
(3,5,6,1)	9.89%
(6,7,7,1)	1.91%
(9,10,10,1)	14.52%

จากตารางที่ 4.2 มีปัญหาที่น่าวิเคราะห์อยู่ 2 ประเด็น คือ

- ทำไม 9 อินพุต โนด มีค่าความผิดพลาดมากกว่าในกรณี 6 อินพุต โนด
- ในกรณีที่นิวรอลเน็ตเวิร์กมีฮิดเดนเลเยอร์ 2 เลเยอร์ เราจะพิจารณาอินพุตโนดเป็น 2 กรณี

คือ

- กรณีที่อินพุตโนดเป็น 3 และ 9 ซึ่งนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มี ฮิดเดนเลเยอร์ 2 เลเยอร์ จะให้ค่าความผิดพลาดของชุดฝึกทั้งหมด โดยเฉลี่ยไม่ดีขึ้นกว่ากรณีที่มี 1 ฮิดเดนเลเยอร์

- กรณีที่อินพุตโนดเป็น 6 ซึ่งนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มี ฮิดเดนเลเยอร์ 2 เลเยอร์ จะให้ค่าความผิดพลาดของชุดฝึกทั้งหมด โดยเฉลี่ยต่ำกว่ากรณีที่มี 1 ฮิดเดนเลเยอร์ อย่างเห็นได้ชัด

เราจะวิเคราะห์ปัญหาในประเด็นแรกก่อน คือ ในกรณี 6 อินพุตโนด ซึ่งประกอบด้วย โนดที่ 1 แทนจำนวน VC ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 1, โนดที่ 2 แทนจำนวน VC ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 2, โนดที่ 3 แทนจำนวน VC ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 3, โนดที่ 4 แทน R_{peak} ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 1, โนดที่ 5 แทน R_{peak} ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 2, โนดที่ 6 แทน R_{peak} ของแหล่ง

กำเนิดประเภทที่ 3 และในกรณีของ 9 อินพุตโนด เราจะเพิ่มโนดที่ 7 ซึ่งแทนด้วย ρ ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 1, โนดที่ 8 ซึ่งแทนด้วย ρ ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 2 และโนดที่ 9 ซึ่งแทนด้วย ρ ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 3 อาจเป็นไปได้ว่า อินพุตโนดที่เราเลือกใช้ในกรณี 9 อินพุตโนดไม่เหมาะสม ซึ่งเราจะทำการทดสอบโดยให้อินพุตโนดเป็น 6 โดยให้โนดที่ 1-3 เหมือนเดิม แต่จะเปลี่ยนโนดที่ 4-6 จาก R_{peak} ของแหล่งกำเนิดแต่ละประเภท เป็น ρ ของแหล่งกำเนิดแต่ละประเภท ตามลำดับ

จากการสมมติ 6 อินพุตโนดใหม่และนิวรอลเน็ตเวิร์กมีโครงสร้างเป็น (6,7,1) ผลการทดสอบแสดงให้เห็นดังรูปที่ 4.16(ก)-4.16(ค) และจะพิจารณากรณีที่จำนวนของ VC ของแหล่งกำเนิดทั้ง 3 ประเภทอยู่ที่บริเวณขอบล่างของชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกให้เหมือนกับผลการทดสอบที่ผ่านมา

จากรูปที่ 4.16(ก)-4.16(ค) ค่าความผิดพลาดของแบนด์วิดท์สมมูลจากการวิเคราะห์ค่าจริงและที่ได้จากนิวรอลเน็ตเวิร์ก และค่าความผิดพลาดของชุดฝึกทั้งหมดโดยเฉลี่ยเป็น % จะแสดงในตารางที่ 4.3

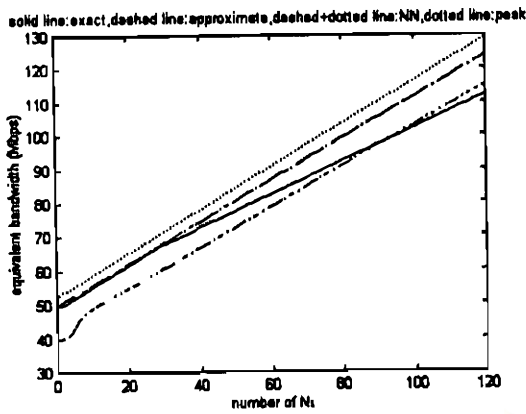
ตารางที่ 4.3 ค่าความผิดพลาดของชุดฝึกของแบนด์วิดท์สมมูลจากการวิเคราะห์ค่าจริงและที่ได้จากนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างเป็น (6,7,1) ในกรณีเปลี่ยนตัวแปรของอินพุตโนด

โครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์ก	ความผิดพลาดเป็น % ในกรณีที่ $N_2=4, N_3=30, \text{ vary } N_1$	ความผิดพลาดเป็น % ในกรณีที่ $N_1=10, N_3=30, \text{ vary } N_2$	ความผิดพลาดเป็น % ในกรณีที่ $N_1=10, N_2=44, \text{ vary } N_3$	ความผิดพลาดของชุดฝึกทั้งหมดเป็น %
(6,7,1)	5.08%	16.58%	20.41%	7.01%

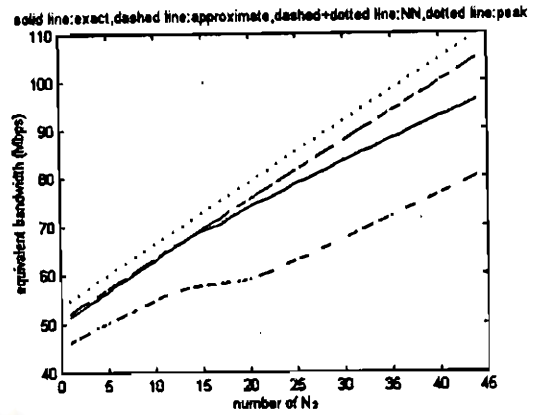
ผลการทดสอบจากตารางที่ 4.3 เห็นได้ชัดว่าตัวแปรของอินพุตโนดมีผลมากกับการฝึก คือ ถ้าเลือกตัวแปรของอินพุตโนดที่ไม่เหมาะสมอาจทำให้นิวรอลเน็ตเวิร์กไม่สามารถจับคู่อินพุตกับเอาต์พุตได้ถูกต้อง ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าในกรณี 9 อินพุตโนดเราเลือกตัวแปรของอินพุตโนดไม่เหมาะสมจึงทำให้มีค่าความผิดพลาดมากกว่าในกรณี 6 อินพุตโนด

ปัญหาในประเด็นที่ 2 สามารถสรุปได้ในทำนองเดียวกับประเด็นแรก คือ กรณีอินพุตโนดเป็น 3 และ 9 การเพิ่ม ฮิดเดนเลเยอร์ ให้กับอินพุตโนดที่ไม่เหมาะสม ยังทำให้ค่าความผิดพลาดมากขึ้น แต่ในกรณีอินพุตโนดเป็น 6 การเพิ่ม ฮิดเดนเลเยอร์ ให้กับอินพุตโนดที่เหมาะสมทำให้ค่าความผิดพลาดลดลงอย่างชัดเจน

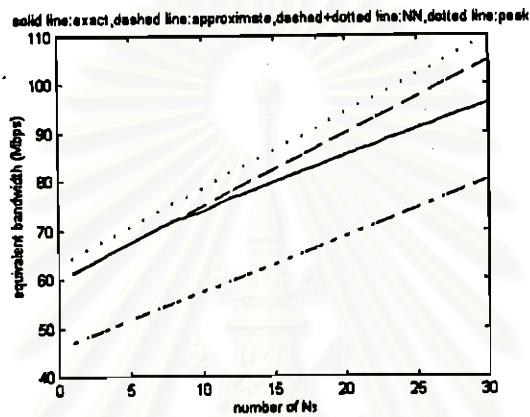
ในการแก้ปัญหาการจัดสรรแบนด์วิดท์ ถ้าเลือกใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (6,7,7,1) นอกจากจะทำให้การฝึกใช้เวลามากขึ้นแล้ว ยังมีโครงสร้างที่ซับซ้อนเกินไปไม่เหมาะที่จะนำมาประยุกต์ใช้งาน ดังนั้นขอเสนอนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้าง (6,7,1) ซึ่งมี ฮิดเดนเลเยอร์ เพียง 1 เลเยอร์ ก็เพียงพอกับการแก้ปัญหาดังกล่าว



(ก)



(ข)



(ค)

รูปที่ 4.16 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิรอลเน็ตเวิร์กมีโครงสร้างเป็น (6,7,1)

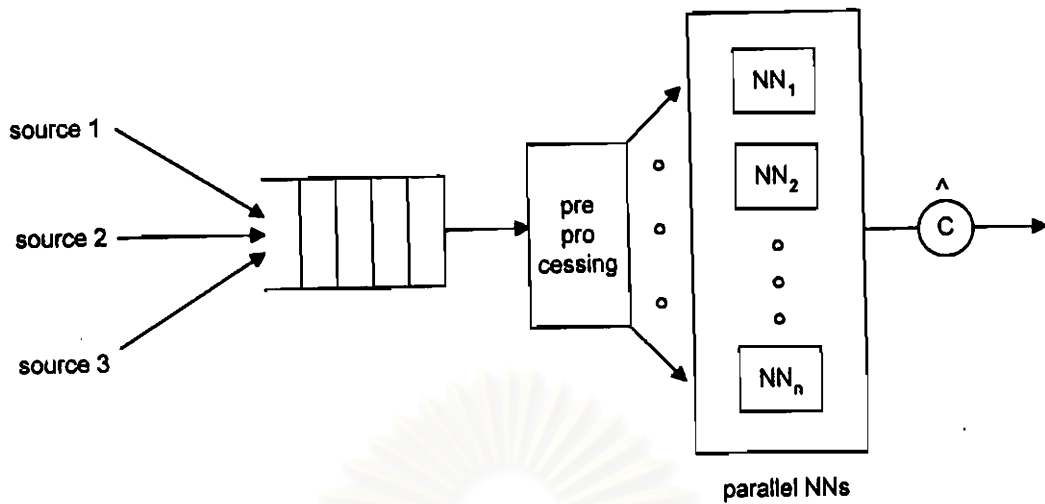
โดยเปลี่ยนตัวแปรของอินพุตโนดจาก R_{peak} เป็น ρ

เมื่อกำหนดให้ (ก) $N_2=4, N_3=30$ (ข) $N_1=10, N_3=30$ (ค) $N_1=10, N_2=44$

4.3.4 แบบจำลองใหม่ของนิรอลเน็ตเวิร์กในการจัดสรรแบนด์วิดท์สมมูล

(parallel Neural Network)

จากผลการทดสอบที่ผ่านมาทั้งหมด ทำให้สรุปได้ว่า การแก้ไขปัญหโดยใช้นิรอลเน็ตเวิร์ก จะขึ้นกับชุดข้อมูลที่เราเลือกใช้ในการฝึกว่าเหมาะสมหรือไม่ ในกรณีที่ใช้ทดสอบที่ผ่านมาคืออาจมีชุดข้อมูลไม่เหมาะสม ซึ่งเป็นการยากที่นิรอลเน็ตเวิร์กจะสามารถจับคู่ (mapping) อินพุตให้ได้เป็นเอาต์พุตที่ถูกต้องทั้งหมด ดังนั้นเราจะใช้หลักการของการให้บริการในธนาคาร โดยจะใช้เป็น parallel neural networks ทำงานขนานกันไป ซึ่งในแต่ละนิรอลเน็ตเวิร์กจะมีโครงสร้างเป็นแบบ (6,7,1) ซึ่งจะเสนอเป็นแบบจำลองใหม่ โดยเราจะแบ่งจำนวนอินพุตเป็นหลายๆ ช่วงตามค่า VC ของแหล่งกำเนิดประเภทแรก (N_1) และกำหนดให้นิรอลเน็ตเวิร์กแต่ละหน่วยทำการเรียนรู้ข้อมูลในแต่ละช่วง โดยเราจะสมมติให้ ข้อมูลในแต่ละช่วงเป็นสมาชิกของ N_1 จาก 1-20, 21-40, 41-60 ซึ่งแทนด้วย NN_1, NN_2, \dots, NN_n ดังแสดงในรูปที่ 4.17



รูปที่ 4.17 แบบจำลองใหม่ของนิรอลเน็ตเวิร์กในการจัดสรรแบนด์วิดท์สมมูล

ที่ผ่านมาชุดข้อมูลที่ใช้ฝึก เรากำหนดให้ N_1 มีค่ามากที่สุดเป็น 120 , N_2 มีค่ามากที่สุดเป็น 44 และ N_3 มีค่ามากที่สุดเป็น 30 ซึ่งเป็นเพียง combination เดียวคือ (120,44,30) ที่ทำให้แบนด์วิดท์สมมูลไม่เกิน 150 Mbps แต่ในทางปฏิบัติจริง มีอีกหลาย combination ที่ทำให้แบนด์วิดท์สมมูลไม่เกิน 150 Mbps ดังนั้นเราจะพิจารณาชุดข้อมูลที่นำมาฝึกใหม่ โดยกำหนดค่า N_1 , N_2 และ vary N_3 จนได้จำนวน VC ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 3 ที่ทำให้แบนด์วิดท์สมมูลไม่เกิน 150 Mbps ดังนั้นขนาดของ N_3 จะไม่เท่ากันขึ้นกับค่าของ N_1 และ N_2 ที่กำหนดให้ โดยเราจะพิจารณาให้ $N_1 \in \{5,10,\dots,240\}$ และ $N_2 \in \{5,10,\dots,80\}$ และให้ข้อมูลที่ไม่ว้ากับชุดฝึกจาก $N_1 \in \{2,4,\dots,240\}$ และ $N_2 \in \{2,4,\dots,80\}$ เป็นชุดทดสอบ สาเหตุที่ต้องกำหนดชุดทดสอบเป็นบางค่าเพราะมีข้อจำกัดในการเก็บชุดข้อมูลทั้งหมดที่ใช้เวลานานมาก

ในแบบจำลองใหม่ของนิรอลเน็ตเวิร์กที่เสนอเป็นแบบ parallel neural networks เราจะแบ่งข้อมูลตามค่า N_1 เป็น 2 ชุด, 3 ชุด, 4 ชุด, 5 ชุด และ 6 ชุด ตามลำดับดังนี้

- กรณีแบ่งเป็น 2 ชุด จะได้ $N_1 \in \{5,10,\dots,120\}$ และ $N_1 \in \{125,130,\dots,240\}$
- กรณีแบ่งเป็น 3 ชุด จะได้ $N_1 \in \{5,10,\dots,80\}$, $N_1 \in \{85,90,\dots,160\}$ และ $N_1 \in \{165,170,\dots,240\}$
- กรณีแบ่งเป็น 4 ชุด จะได้ $N_1 \in \{5,10,\dots,60\}$, $N_1 \in \{65,70,\dots,120\}$, $N_1 \in \{125,130,\dots,180\}$ และ $\{185,190,\dots,240\}$
- กรณีแบ่งเป็น 5 ชุด จะได้ $N_1 \in \{5,10,\dots,45\}$, $N_1 \in \{50,55,\dots,95\}$, $N_1 \in \{100,105,\dots,140\}$, $\{145,150,\dots,190\}$ และ $\{195,200,\dots,240\}$
- กรณีแบ่งเป็น 6 ชุด จะได้ $N_1 \in \{5,10,\dots,40\}$, $N_1 \in \{45,50,\dots,80\}$, $N_1 \in \{85,90,\dots,120\}$, $\{125,130,\dots,160\}$, $\{165,170,\dots,200\}$ และ $\{205,210,\dots,240\}$

ผลการทดสอบจากชุดฝึก เมื่อกำหนดให้ $N_1=5$ และ $N_2=10$ โดยเราจะเปรียบเทียบผลในแบบจำลองที่เป็น 2-6 ชุด ตามลำดับดังแสดงในรูปที่ 4.18(ก)-4.18(จ)

จากรูปที่ 4.18(ก)-4.18(จ) ค่าความผิดพลาดของชุดฝึกเมื่อเปรียบเทียบผลจากการวิเคราะห์ค่าจริงกับค่าที่ได้จากนิเวรอลเน็ตเวิร์กเป็น 1.87%, 12.21%, 11.45%, 10.02% และ 9.08% ตามลำดับ และค่าแบนด์วิดท์สมมูลที่ได้จากนิเวรอลเน็ตเวิร์กทุกค่ารับประกันค่า QoS

จากผลการทดสอบ และเราจะพิจารณาในชุดแรกของการแบ่งข้อมูลในแต่ละกรณี ซึ่งเราจะเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดของแบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกทั้งหมด โดยเฉลี่ยในชุดแรกจากการวิเคราะห์ค่าจริงและที่ได้จากนิเวรอลเน็ตเวิร์ก ดังแสดงในตารางที่ 4.4

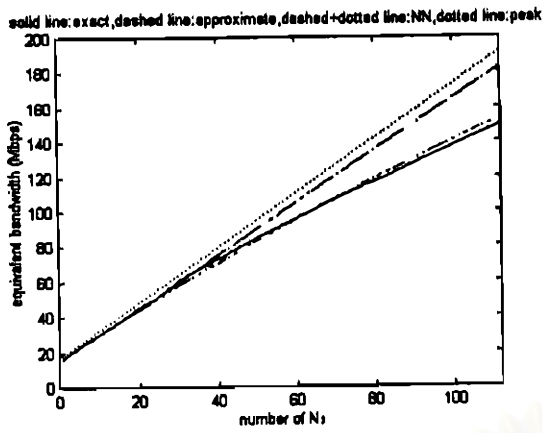
ตารางที่ 4.4 ความผิดพลาดของแบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกทั้งหมดจากการวิเคราะห์ค่าจริงและที่ได้จากนิเวรอลเน็ตเวิร์กในชุดแรก

ชุดข้อมูลที่นำมาฝึกในชุดแรก	ความผิดพลาดของชุดฝึกทั้งหมดโดยเฉลี่ยเป็น %
$N_1 \in \{5,10,\dots,120\}$	1.29%
$N_1 \in \{5,10,\dots,80\}$	7.29%
$N_1 \in \{5,10,\dots,60\}$	6.69%
$N_1 \in \{5,10,\dots,45\}$	5.89%
$N_1 \in \{5,10,\dots,40\}$	5.39%

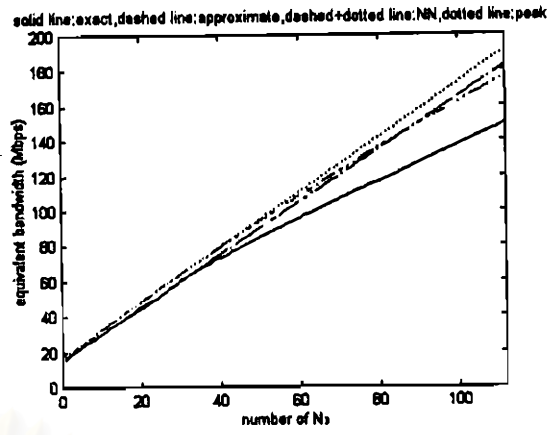
จากผลการทดสอบ เมื่อกำหนดให้ $N_1=2$ และ $N_2=10$ ซึ่งเป็นชุดทดสอบ โดยเราจะเปรียบเทียบผลในแบบจำลองที่เป็น 2-6 ชุด ตามลำดับดังแสดงในรูปที่ 4.19(ก)-4.19(จ)

จากรูปที่ 4.19(ก)-4.19(จ) ค่าความผิดพลาดของชุดทดสอบเมื่อเปรียบเทียบผลจากการวิเคราะห์ค่าจริงกับค่าที่ได้จากนิเวรอลเน็ตเวิร์กเป็น 2.0%, 12.74%, 12.06%, 10.52% และ 9.53% ตามลำดับ และค่าแบนด์วิดท์สมมูลที่ได้จากนิเวรอลเน็ตเวิร์กทุกค่ารับประกันค่า QoS

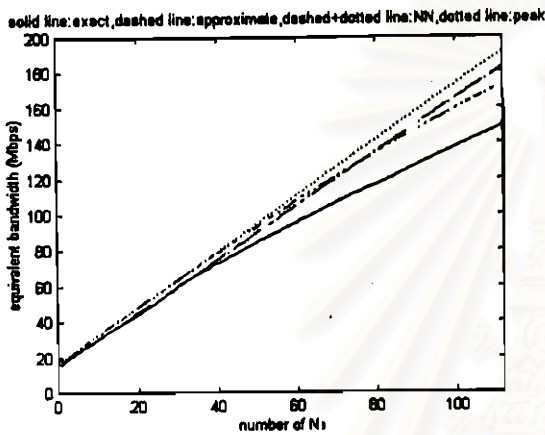
จากผลการทดสอบในรูปที่ 4.18-4.19 เห็นได้ชัดว่าในการแบ่งชุดข้อมูลตามแบบจำลองแบบ parallel neural networks ไม่ได้ช่วยให้ค่าความผิดพลาดลดลง และเห็นได้ชัดว่าชุดทดสอบยังมีค่าความผิดพลาดมากอยู่ ดังนั้นเราจะลองฝึกนิเวรอลเน็ตเวิร์กด้วยชุดข้อมูลใหม่ คือ $N_1 \in \{2,4,\dots,240\}$ และ $N_2 \in \{2,4,\dots,80\}$ และใช้แบบจำลองเป็นแบบ parallel neural networks เหมือนเดิม เพราะคาดว่าจะจะทำให้นิเวรอลเน็ตเวิร์กเรียนรู้ได้ดีขึ้นจากชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกมากขึ้น และเราจะเปรียบเทียบผลในกรณีที่กำหนดให้ $N_1=2$ และ $N_2=10$ ซึ่งเป็นชุดฝึกในชุดข้อมูลใหม่แต่เป็นชุดทดสอบในชุดข้อมูลเก่า (ดังรูปที่ 4.19)



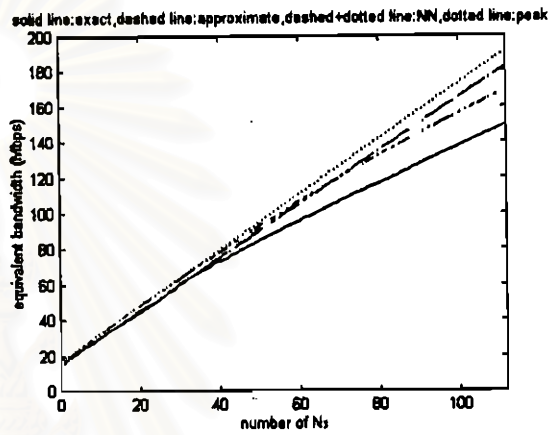
(ก)



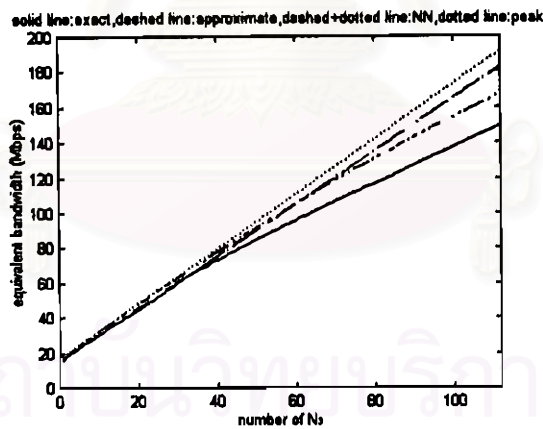
(ข)



(ค)

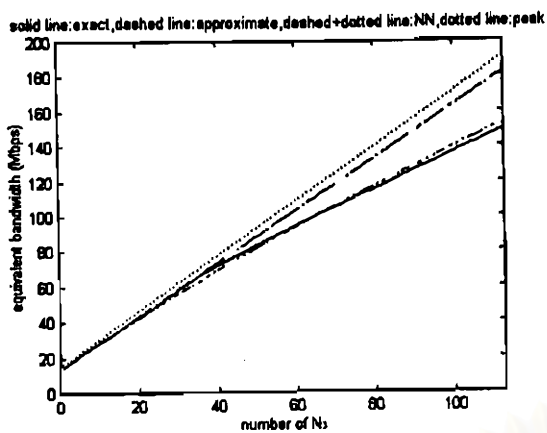


(ง)

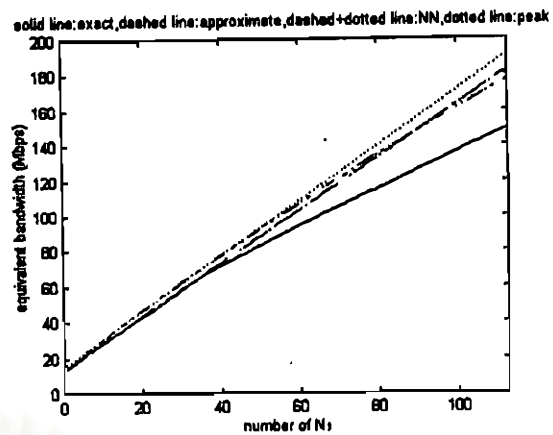


(จ)

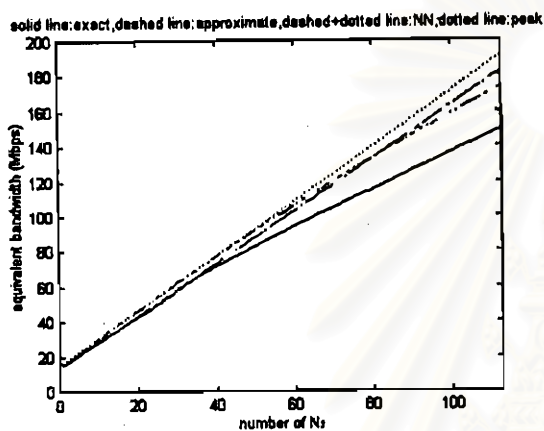
รูปที่ 4.18 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกเมื่อกำหนดให้ $N_1=5$, $N_2=10$ ในแบบจำลองของ parallel neural networks ที่แบ่งข้อมูลเป็น (ก) 2 ชุด (ข) 3 ชุด (ค) 4 ชุด (ง) 5 ชุด (จ) 6 ชุด



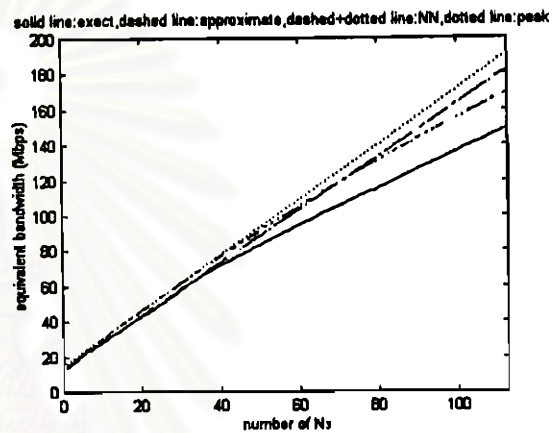
(ก)



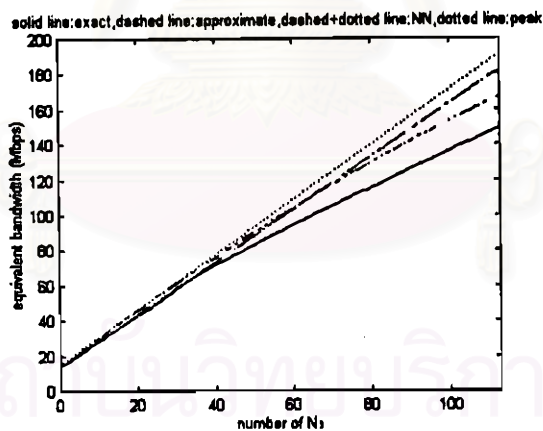
(ข)



(ค)



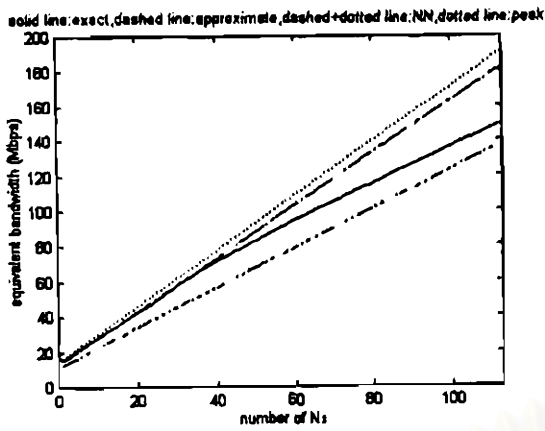
(ง)



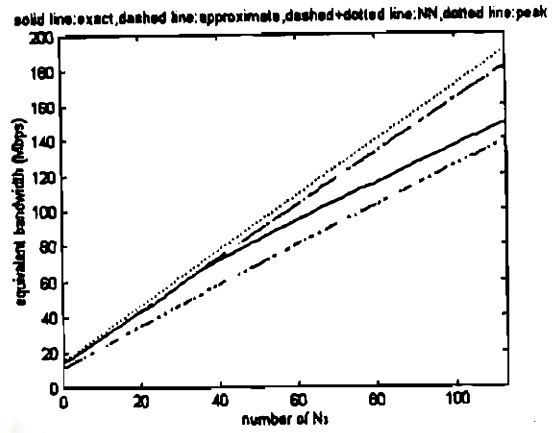
(จ)

รูปที่ 4.19 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดทดสอบเมื่อกำหนดให้ $N_1=2$, $N_2=10$ ในแบบจำลอง
ของ parallel neural networks ที่แบ่งข้อมูลเป็น (ก) 2 ชุด (ข) 3 ชุด (ค) 4 ชุด (ง) 5 ชุด
(จ) 6 ชุด

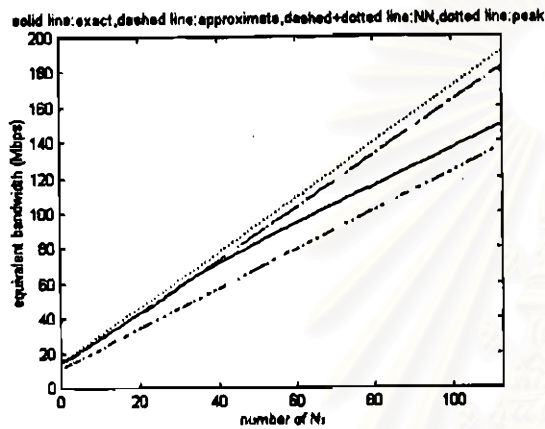
จากผลการทดสอบในชุดข้อมูลใหม่ เมื่อกำหนดให้ $N_1=2$ และ $N_2=10$ ซึ่งเป็นชุดฝึก โดยเรา
จะเปรียบเทียบผลในแบบจำลองที่เป็น 2-6 ชุด ตามลำดับดังแสดงในรูปที่ 4.20(ก)-4.20(จ)



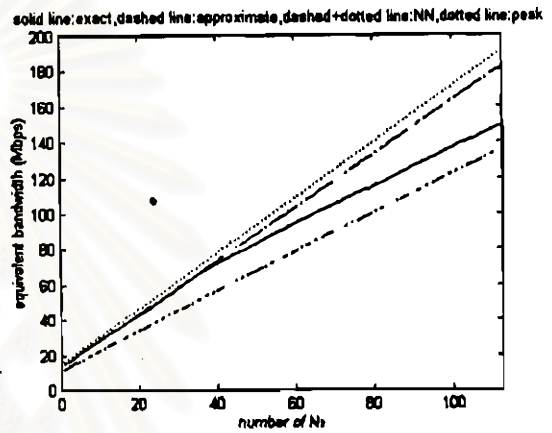
(ก)



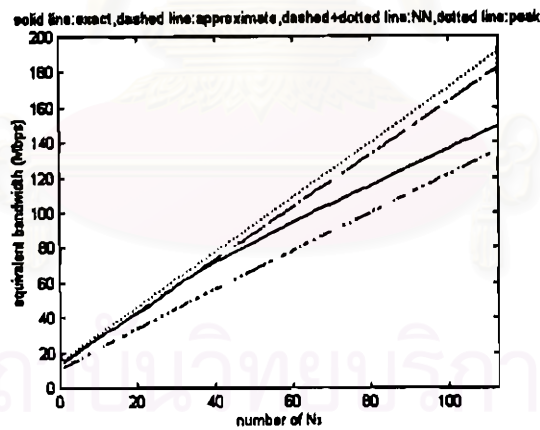
(ข)



(ค)



(ง)



(จ)

รูปที่ 4.20 แบนด์วิทธ์สมมูลของชุดฝึกเมื่อกำหนดให้ $N_1=2$, $N_2=10$ ในแบบจำลองของ

parallel neural networks ที่แบ่งข้อมูลเป็น (ก) 2 ชุด (ข) 3 ชุด (ค) 4 ชุด (ง) 5 ชุด (จ) 6 ชุด

จากรูปที่ 4.20(ก)-4.20(จ) ค่าความผิดพลาดของชุดฝึกเมื่อเปรียบเทียบผลจากการวิเคราะห์ค่าจริงกับค่าที่ได้จากนิเวศเน็ตเวิร์กเป็น 15.58%, 14.4%, 15.54%, 16.36% และ 16.7% ตามลำดับ และค่าแบนด์วิทธ์สมมูลที่ได้จากนิเวศเน็ตเวิร์กทุกค่าไม่รับประกันค่า QoS

จากผลการทดสอบในรูปที่ 4.20 จะเห็นได้ว่ามีความผิดพลาดมากกว่าในรูปที่ 4.19 แสดงให้เห็นว่า ถ้าเลือกใช้ชุดข้อมูลไม่เหมาะสม ถึงแม้ว่าจะเป็นข้อมูลในชุดฝึกก็ตาม อาจมีความผิดพลาดที่มากกว่าข้อมูลในชุดทดสอบในกรณีเลือกชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกเหมาะสมกว่า หรืออาจจะเป็นเพราะว่า เราฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กให้เรียนรู้มากเกินไป จึงทำให้จับคู่ (mapping) อินพุตกับเอาต์พุตได้ไม่คั่นตรงกันข้าม ถ้าเราฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กให้เรียนรู้พอประมาณไม่มากหรือน้อยเกินไป ทำให้นิรอลเน็ตเวิร์กจับคู่ (mapping) อินพุตกับเอาต์พุตได้ดีกว่า

จากตารางที่ 4.4 เราฝึกชุดข้อมูลจาก $N_1 \in \{5, 10, \dots, 120\}$ ซึ่งค่า N_1 ที่เราพิจารณาทั้งหมดเป็น $N_1 \in \{1, 2, \dots, 240\}$ และข้อมูลจาก $N_2 \in \{5, 10, \dots, 80\}$ ซึ่งค่า N_2 ที่เราพิจารณาทั้งหมดเป็น $N_2 \in \{1, 2, \dots, 80\}$ ดังนั้นชุดข้อมูลที่นำมาฝึกคิดเป็น 2% ของชุดข้อมูลทั้งหมดที่เราพิจารณา

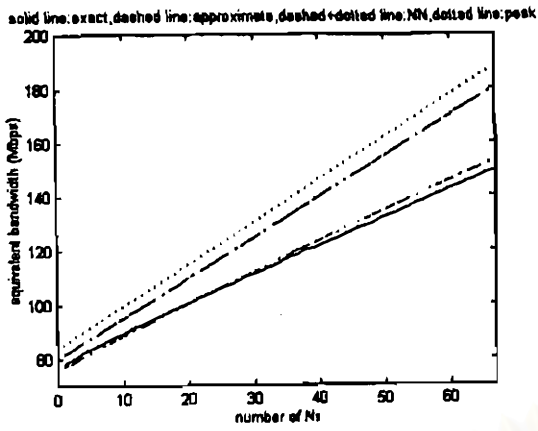
เราจะเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดของข้อมูลในชุดฝึกและชุดทดสอบทั้งหมดโดยเฉลี่ยเป็น % โดยจะเปรียบเทียบระหว่างเบนควัดที่สมมูลที่ได้จากนิรอลเน็ตเวิร์ก, วิธีประมาณ และการจัดสรรโดยใช้อัตราค่ายอด (R_{peak}) กับผลที่ได้จากการวิเคราะห์ค่าจริงเป็น 1.31%, 12.49% และ 17.04% ตามลำดับ

จากผลการทดสอบที่ผ่านมาทั้งหมด และนิรอลเน็ตเวิร์กมีโครงสร้างเป็น (6,7,1) เราจะแสดงผลการทดสอบบางค่าดังรูปที่ 4.21(ก)-4.21(ฉ) และค่าความผิดพลาดเมื่อเปรียบเทียบผลจากการวิเคราะห์ค่าจริงกับค่าที่ได้จากนิรอลเน็ตเวิร์กเป็น 1.33%, 1.47%, 1.16%, 1.23%, 1.32% และ 1.26% ตามลำดับ และค่าเบนควัดที่สมมูลที่ได้จากนิรอลเน็ตเวิร์กทุกค่ารับประกันค่า QoS

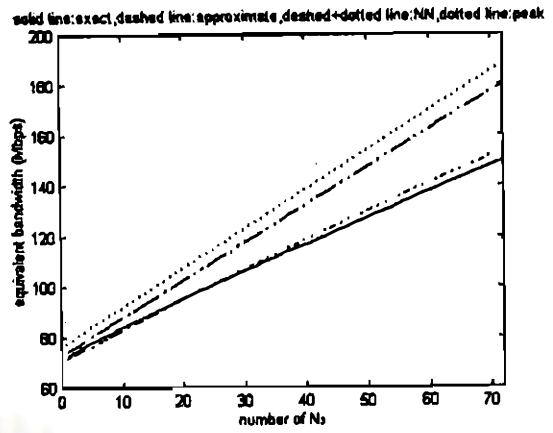
จากโครงสร้างของนิรอลเน็ตเวิร์กที่เป็น (6,7,1) และเราฝึกให้ $R_{peak1}=0.64$ Mbps, $R_{peak2}=1.2872$ Mbps และ $R_{peak3}=1.56$ Mbps เราจะลองเปลี่ยน R_{peak} ของแหล่งกำเนิดแต่ละประเภท โดยกำหนดให้ $N_1=5$ และ $N_2=10$ และผลการทดสอบแสดงในรูปที่ 4.22(ก)-4.22(ค)

จากรูปที่ 4.22(ก)-4.22(ค) ค่าความผิดพลาดเมื่อเปรียบเทียบผลจากการวิเคราะห์ค่าจริงกับค่าที่ได้จากนิรอลเน็ตเวิร์กเป็น 10.91%, 2.69% และ 0.4% ตามลำดับ

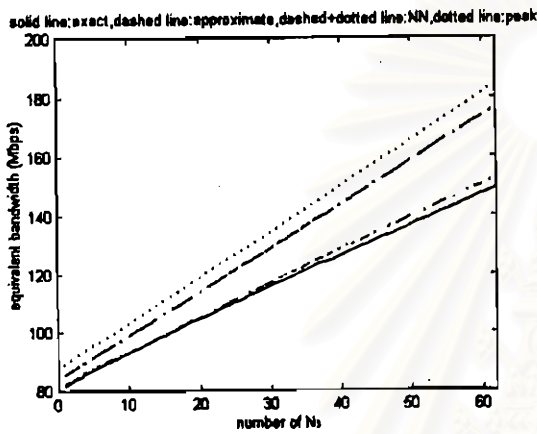
จากรูปที่ 4.22(ก) และ 4.22(ข) มีค่าความผิดพลาดค่อนข้างมาก เป็นเพราะว่าในชุดฝึกของนิรอลเน็ตเวิร์ก เรากำหนดให้ R_{peak} ของแหล่งกำเนิดแต่ละประเภทมีค่าคงที่ ดังนั้นผลการทดสอบที่มีการเปลี่ยนแปลง R_{peak} ของแหล่งกำเนิดแต่ละประเภท อาจทำให้นิรอลเน็ตเวิร์กจับคู่อินพุตกับเอาต์พุตได้ไม่ถูกต้องนัก แต่ในรูปที่ 4.22(ค) เนื่องจาก R_{peak} ของแหล่งกำเนิดแต่ละประเภทมีค่ามาก ทำให้เบนควัดที่สมมูลค่าจริงมีค่าใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากวิธีประมาณมาก ซึ่งในกรณีนี้นิรอลเน็ตเวิร์กสามารถจับคู่อินพุตกับเอาต์พุตได้ถูกต้องมากกว่า



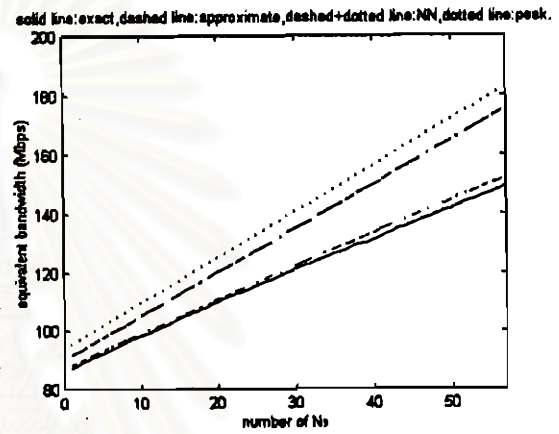
(ก)



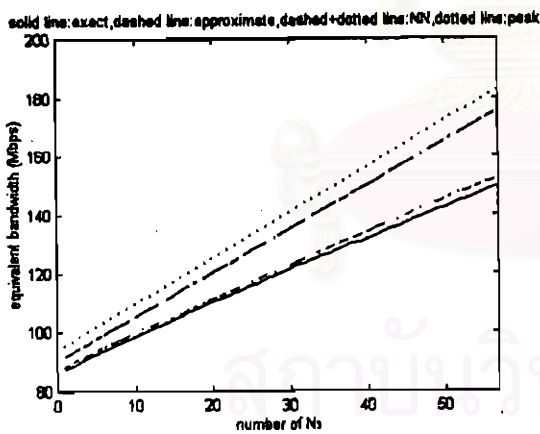
(ข)



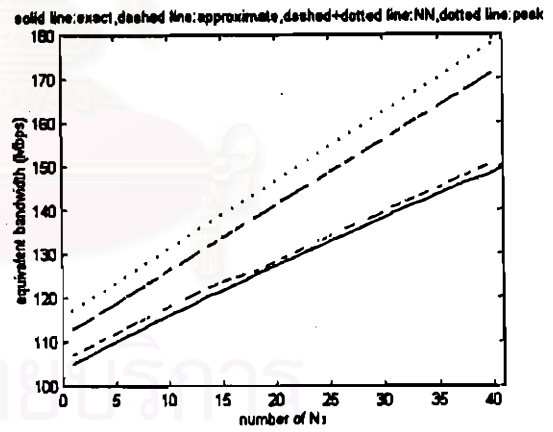
(ค)



(ง)



(จ)

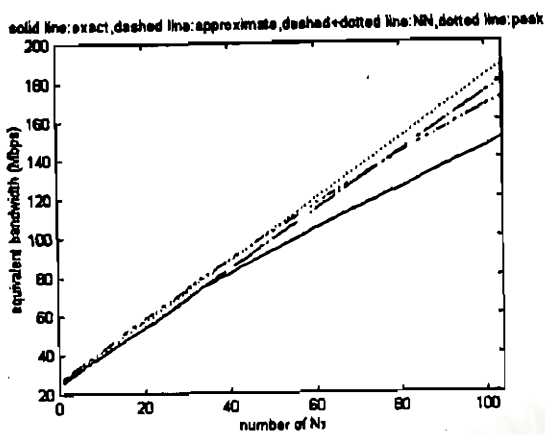


(ฉ)

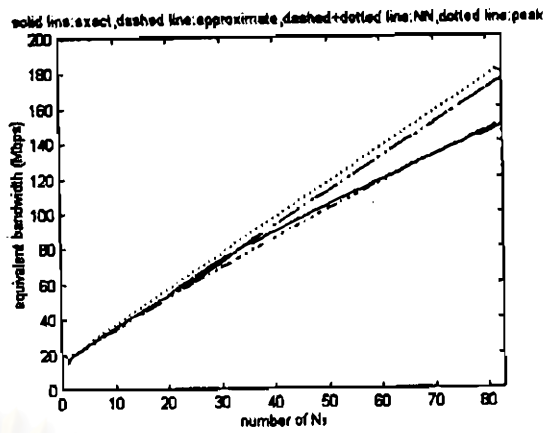
รูปที่ 4.21 แบนด์วิดท์สมมูลในกรณีนิรอลเน็ตเวิร์กมีโครงสร้างเป็น (6,7,1)

เมื่อกำหนดให้ (ก) $N_1=50, N_2=40$ (ข) $N_1=70, N_2=24$ (ค) $N_1=112, N_2=12$

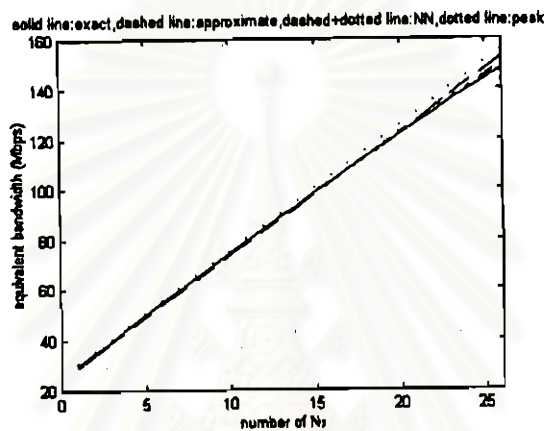
(ง) $N_1=130, N_2=8$ (จ) $N_1=142, N_2=2$ (ฉ) $N_1=170, N_2=5$



(ก)



(ข)



(ค)

- รูปที่ 4.22 แบนด์วิดท์สมมูลเมื่อกำหนดให้ $N_1=5$, $N_2=10$ ในกรณีเปลี่ยน R_{peak} ของแหล่งกำเนิดแต่ละประเภท (ก) $R_{peak1}=1$ Mbps, $R_{peak2}=2$ Mbps และ $R_{peak3}=1.56$ Mbps
 (ข) $R_{peak1}=0.64$ Mbps, $R_{peak2}=1.2872$ Mbps และ $R_{peak3}=2$ Mbps
 (ค) $R_{peak1}=1$ Mbps, $R_{peak2}=2$ Mbps และ $R_{peak3}=5$ Mbps

4.3.5 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์สมมูลในกรณีเปลี่ยนแปลง ρ เป็น 3 ค่า

Lee and Mark [4] ได้พิจารณาแบนด์วิดท์สมมูลโดยกำหนดให้ $R_{peak1}=0.64$ Mbps, $R_{peak2}=1.2872$ Mbps และ $R_{peak3}=1.56$ Mbps มีค่าคงที่ β_2 ที่จะเปลี่ยนแปลงค่า β_2 คือ เปลี่ยนแปลงอัตราส่วนของเวลาที่แหล่งกำเนิดจะแยกที่ (ρ) ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 2 เท่านั้น ดังนั้นเราจะทำการฝึกนวิรอลเน็ตเวิร์กใหม่ โดยให้นิรอลเน็ตเวิร์กมีโครงสร้างเป็น (9,10,1) และตัวแปรที่ใช้เหมือนกับกรณี 9 อินพุตโนดที่ได้กล่าวมาแล้ว แต่เราจะเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรในโนดที่ 8 คือ ρ ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 2 และกำหนดให้ตัวแปรในโนดที่ 7 คือ ρ ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 1 และตัวแปรในโนดที่ 9 คือ ρ ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 3 เป็นค่าคงที่ เพื่อให้การทดสอบมีความยืดหยุ่นในการใช้งานจริงมากกว่า เพราะกราฟฟิกของแหล่งกำเนิดจริงมีค่า ρ ไม่คงที่

ระหว่างอินพุตเลเยอร์กับฮิดเดนเลเยอร์ ใช้ซิกมอยด์ฟังก์ชันแบบไม่เป็นเชิงเส้น (nonlinear sigmoid function) ดังสมการที่ (2.5) ส่วน ฮิดเดนเลเยอร์ กับ เอาต์พุตเลเยอร์ ใช้ฟังก์ชันแบบเป็นเชิงเส้น ดังสมการที่ (2.3) ซึ่งเป็น activation function เหมือนในกรณีของนิวรอนเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างเป็น (6,7,1) และเราจะเลือกชุดฝึก โดยเลือกให้ $N_1 \in \{5,10,\dots,100\}$, $N_2 \in \{5,10,\dots,80\}$ และ $N_3 \in \{1,2,\dots,N\}$ โดยที่ N เป็นเลขจำนวนเต็มมากที่สุดของจำนวน VC ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 3 ที่ทำให้แบนด์วิดท์รวมไม่เกิน 150 Mbps

โดยเราจะพิจารณาให้ ρ ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 2 เป็น 3 ค่า คือ

1. $\alpha_2 = 0.9519$ และ $\beta_2 = 0.8679$ ($\rho_2 = 0.5$)
2. $\alpha_2 = 0.9519$ และ $\beta_2 = 0.5896$ ($\rho_2 = 0.6$)
3. $\alpha_2 = 0.9519$ และ $\beta_2 = 0.3560$ ($\rho_2 = 0.7$)

โดยเราจะฝึกจาก $\rho_2 = 0.5$ โดยเปลี่ยนแปลงตัวแปร N_1, N_2, N_3 ตามที่กำหนดไว้จนครบทุก combination แล้วจึงเปลี่ยน ρ_2 เป็น 0.6 และ 0.7 ตามลำดับ และทำการฝึกเช่นเดียวกันกับกรณีที่ $\rho_2 = 0.5$

จากชุดฝึกที่เลือกใช้และวิธีการฝึกดังกล่าว เราจะเปรียบเทียบผลที่ได้ดังแสดงในรูปที่ 4.23 (ก)-4.23(จ) และค่าความผิดพลาดเมื่อเปรียบเทียบผลจากการวิเคราะห์ค่าจริงกับค่าที่ได้จากนิวรอนเน็ตเวิร์กเป็น 5.35%, 14.02%, 2.13%, 3.48%, 0.96% และ 1.60% ตามลำดับ และค่าแบนด์วิดท์รวมที่ได้จากนิวรอนเน็ตเวิร์กทุกค่ารับประกันค่า QoS และค่าความผิดพลาดในกรณีที่ $\rho_2 = 0.7$ มีค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด เนื่องจากเป็นชุดข้อมูลที่ถูกฝึกล่าสุด

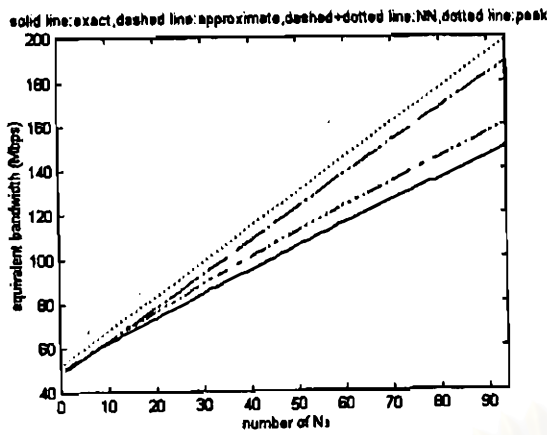
4.3.6 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์รวมในกรณีเปลี่ยนแปลง ρ_2 เป็น 7 ค่าและวิธีการฝึกแบบต่าง ๆ

4.3.6.1 ผลการทดสอบแบนด์วิดท์รวมโดยฝึกแบบเปลี่ยนแปลง ρ_2 เมื่อฝึกครบทุก combination ของ N_1, N_2, N_3 ในแต่ละค่าของ ρ_2

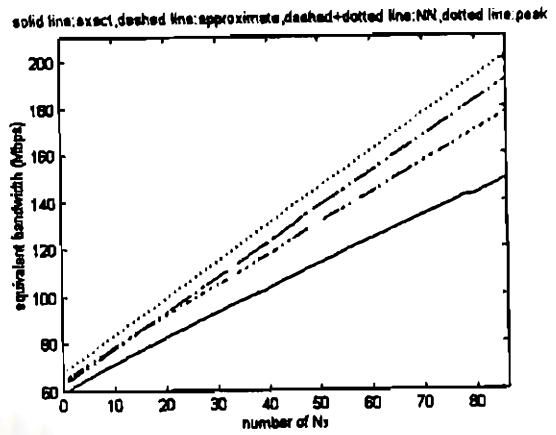
เราลองเพิ่มชุดข้อมูลของชุดฝึกให้มากขึ้น โดยพิจารณาให้ ρ ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 2 เป็น 7 ค่า ดังต่อไปนี้

- | | |
|--|--|
| 1. $\beta_2 = 2.9481$ ($\rho_2 = 0.2$) | 2. $\beta_2 = 1.9738$ ($\rho_2 = 0.3$) |
| 3. $\beta_2 = 1.2854$ ($\rho_2 = 0.4$) | 4. $\beta_2 = 0.8679$ ($\rho_2 = 0.5$) |
| 5. $\beta_2 = 0.5896$ ($\rho_2 = 0.6$) | 6. $\beta_2 = 0.3560$ ($\rho_2 = 0.7$) |
| 7. $\beta_2 = 0.2380$ ($\rho_2 = 0.8$) | |

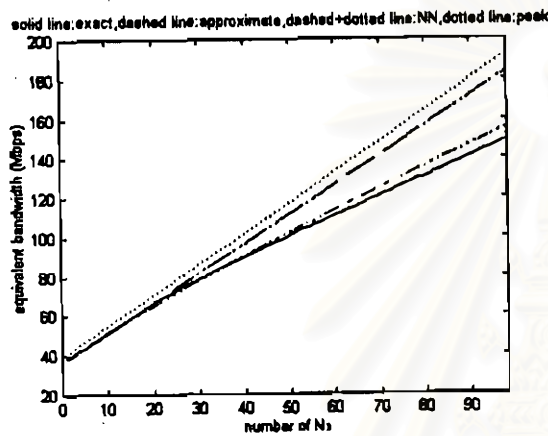
และกำหนดให้ $\beta_2 = 4.8741$ ($\rho_2 = 0.1$) กับ $\beta_2 = 0.1058$ ($\rho_2 = 0.9$) เป็นชุดทดสอบ



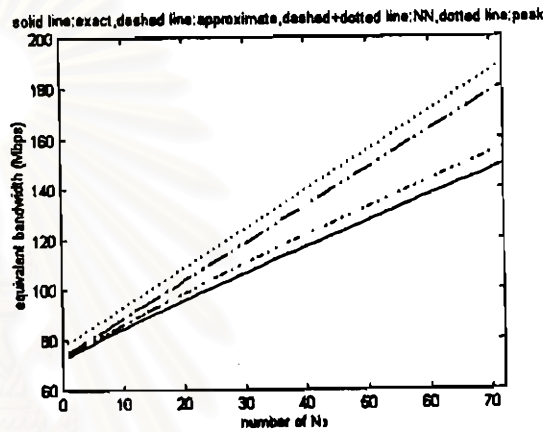
(ก)



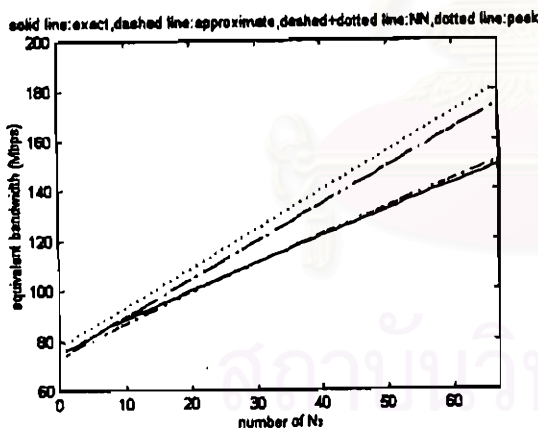
(ข)



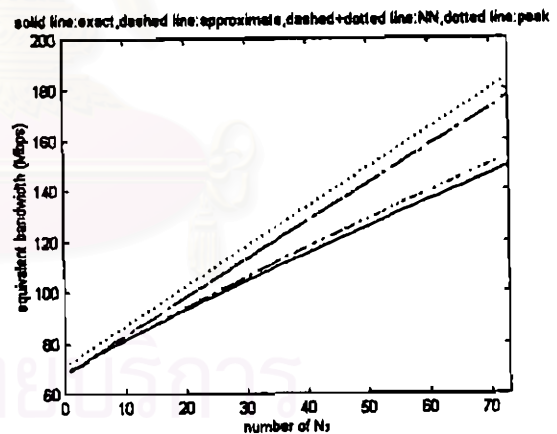
(ค)



(ง)



(จ)



(ฉ)

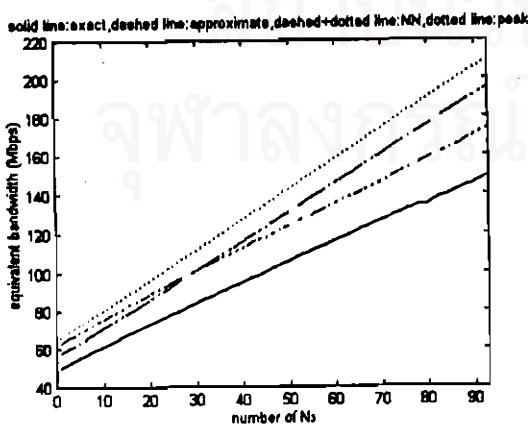
รูปที่ 4.23 เบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิวรอลเน็ตเวิร์กมีโครงสร้างเป็น (9,10,1) และเปลี่ยนแปลงตัวแปร ρ ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 2 เป็น 3 ค่าเมื่อกำหนดให้
 (ก) $N_1=20, N_2=30, \rho_2=0.5$ (ข) $N_1=5, N_2=50, \rho_2=0.5$ (ค) $N_1=10, N_2=25, \rho_2=0.6$
 (ง) $N_1=40, N_2=40, \rho_2=0.6$ (จ) $N_1=50, N_2=35, \rho_2=0.7$ (ฉ) $N_1=80, N_2=15, \rho_2=0.7$

เนื่องจากชุดฝึกมีค่ามากขึ้น ดังนั้นเราจะฝึกให้ $N_1 \in \{5, 10, \dots, 100\}$, $N_2 \in \{5, 10, \dots, 50\}$ และนิวรอลเน็ตเวิร์กมีโครงสร้างเป็น (9,10,1) ระหว่างอินพุตเลเยอร์กับฮิดเดนเลเยอร์ และฮิดเดนเล

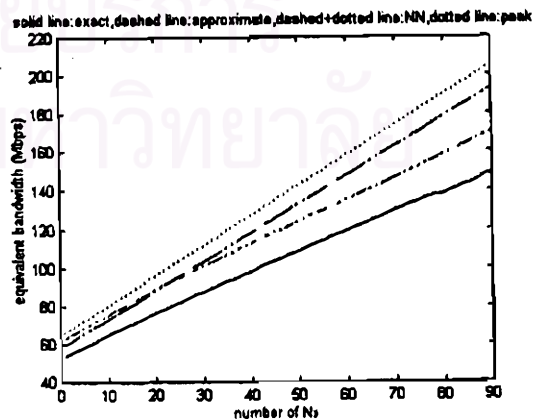
เยอร์กับเอาต์พุตเลเยอร์ ใช้ซิกมอยด์ฟังก์ชันแบบไม่เป็นเชิงเส้น (nonlinear sigmoid function) คือระหว่างอินพุตเลเยอร์กับฮิดเดนเลเยอร์ ใช้ bipolar sigmoid function ดังสมการที่ (3.5) และ ระหว่างฮิดเดนเลเยอร์กับเอาต์พุตเลเยอร์ ใช้ binary sigmoid function ดังสมการที่ (3.4) เพราะจากผลการทดสอบให้ค่า SSE ต่ำกว่าใช้ซิกมอยด์ฟังก์ชันแบบอื่น และทำการฝึกโดยเริ่มจาก $\rho_2=0.2$ จนถึง $\rho_2=0.8$ โดยเปลี่ยนแปลงตัวแปร N_1, N_2, N_3 ตามที่กำหนดไว้เช่นเดียวกับที่กล่าวมาแล้ว

ผลการทดสอบเมื่อเรากำหนดให้ $N_1=50, N_2=25$ และเปลี่ยนแปลง $\rho_2=0.2$ จนถึง $\rho_2=0.8$ แสดงในรูปที่ 4.24(ก)-4.24(ข) โดยมีค่าความผิดพลาดเมื่อเปรียบเทียบผลจากการวิเคราะห์ค่าจริงกับค่าที่ได้จากนิเวรอลเน็ตเวิร์กเป็น 18.71%, 14.71%, 10.44%, 6.84%, 3.95%, 1.60% และ 0.88% ตามลำดับ ซึ่งจากผลที่ได้แสดงให้เห็นว่านิเวรอลเน็ตเวิร์กยังไม่สามารถจับคู่อินพุตกับเอาต์พุตได้ถูกต้อง และเราจะเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดของข้อมูลในชุดฝึกทั้งหมดโดยเฉลี่ยเป็น % ระหว่างแบนด์วิดท์สมมูลที่ได้จากนิเวรอลเน็ตเวิร์กกับผลที่ได้จากการวิเคราะห์ค่าจริงเป็น 20.07%, 15.87%, 11.01%, 7.31%, 4.4%, 1.95% และ 1.46% ตามลำดับ ในกรณีเปลี่ยนแปลง ρ_2 จาก 0.2 ถึง 0.8 ตามลำดับ จะเห็นได้ว่าค่าความผิดพลาดที่เกิดจาก ρ_2 ที่มีค่าต่ำ (0.2-0.5) ยังมีค่ามากเนื่องจากเป็นชุดข้อมูลที่ฝึกก่อน คล้ายกับเรียนหน้าลิ้มหลัง

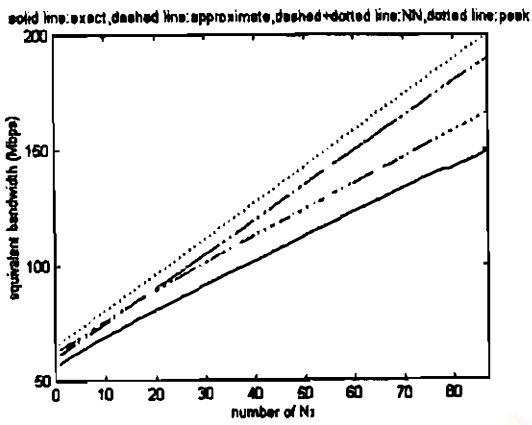
ต่อไปเราลองฝึกโดยเพิ่ม N_2 ให้ $N_2 \in \{5,10,\dots,80\}$ และทำการฝึกแบบเดิมเป็นกรณีที่ 1 และเราลองเปลี่ยนวิธีการฝึกเป็นหลายวิธีเช่น ฝึกโดยให้ $N_1 \in \{10,20,\dots,100\}, N_2 \in \{10,20,\dots,80\}$ เป็นกรณีที่ 2 หรือ $N_1 \in \{10,20,\dots,100\}, N_2 \in \{5,10,\dots,80\}$ เป็นกรณีที่ 3 หรือ $N_1 \in \{5,10,\dots,100\}, N_2 \in \{10,20,\dots,80\}$ เป็นกรณีที่ 4 แต่การฝึกดังกล่าวที่ผ่านมาไม่ได้ช่วยให้นิเวรอลเน็ตเวิร์กเรียนรู้ได้ดีขึ้นเลย และผลที่ได้คล้ายกับเรียนหน้าลิ้มหลังเหมือนกับวิธีการฝึกที่ผ่านมา โดยเราจะเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดระหว่างค่าที่ได้จากนิเวรอลเน็ตเวิร์กกับการวิเคราะห์ค่าจริง ทั้ง 4 กรณีโดยเปลี่ยนแปลง ρ_2 จาก 0.2 ถึง 0.8 ตามลำดับดังแสดงในตารางที่ 4.5 โดยทั้ง 4 กรณีหาค่าความผิดพลาดโดยเฉลี่ยจาก $N_1 \in \{5,10,\dots,100\}, N_2 \in \{5,10,\dots,80\}$



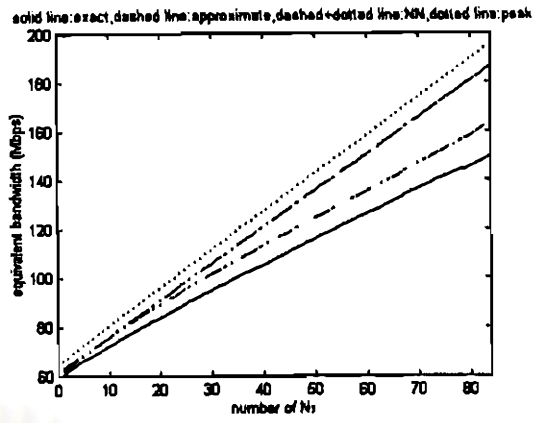
(ก)



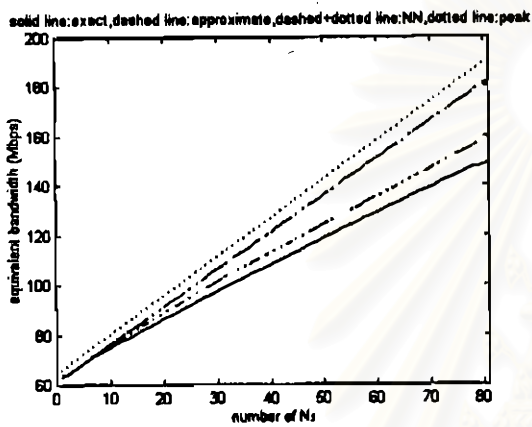
(ข)



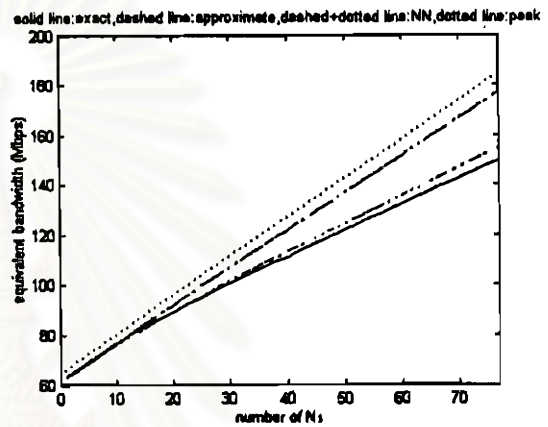
(ก)



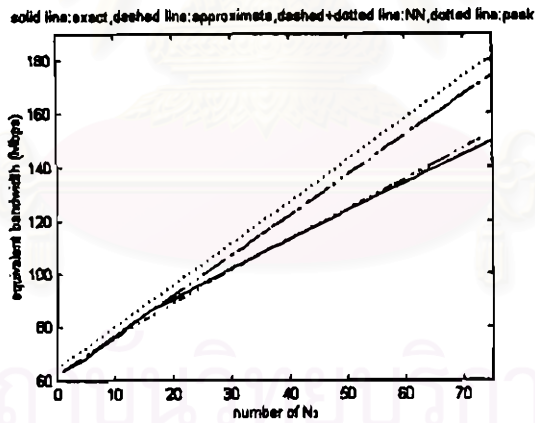
(ง)



(จ)



(ฉ)



(ช)

รูปที่ 4.24 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิเวศเน็ตเวิร์กมีโครงสร้างเป็น (9,10,1) และเปลี่ยนแปลงตัวแปร ρ ของแหล่งกำเนิดประเภทที่ 2 เป็น 7 ค่า เมื่อกำหนดให้ $N_1=50$, $N_2=25$ เมื่อ (ก) $\rho_2=0.2$ (ข) $\rho_2=0.3$ (ค) $\rho_2=0.4$ (ง) $\rho_2=0.5$ (จ) $\rho_2=0.6$ (ฉ) $\rho_2=0.7$ (ช) $\rho_2=0.8$

ตารางที่ 4.5 ความผิดพลาดโดยเฉลี่ยของชุดฝึกของแบนด์วิดท์สมมูลจากการวิเคราะห์ค่าจริงและที่ได้จากนิเวศเนตเวิร์กโดยเปลี่ยนแปลง ρ_2 จาก 0.2 ถึง 0.8 ตามลำดับ

วิธีการฝึก	ค่าความผิดพลาด (%) ($\rho_2=0.2$)	ค่าความผิดพลาด (%) ($\rho_2=0.3$)	ค่าความผิดพลาด (%) ($\rho_2=0.4$)	ค่าความผิดพลาด (%) ($\rho_2=0.5$)	ค่าความผิดพลาด (%) ($\rho_2=0.6$)	ค่าความผิดพลาด (%) ($\rho_2=0.7$)	ค่าความผิดพลาด (%) ($\rho_2=0.8$)
กรณีที่ 1	32.29	25.92	18.76	12.75	7.95	3.33	1.71
กรณีที่ 2	26.38	20.67	14.29	9.03	5.13	3.08	2.76
กรณีที่ 3	27.16	21.48	15.15	9.96	6.01	2.47	1.92
กรณีที่ 4	29.18	22.87	15.79	9.91	5.46	3.76	2.98

จากตารางที่ 4.5 ในการฝึกกรณีที่ 1 เมื่อเรหาค่าความผิดพลาดโดยเฉลี่ยจาก $N_1 \in \{5,10,\dots,100\}$, $N_2 \in \{5,10,\dots,80\}$ พบว่ามีค่าความผิดพลาดต่ำกว่ากรณีฝึกเพียง $N_1 \in \{5,10,\dots,100\}$, $N_2 \in \{5,10,\dots,50\}$ ดังนั้นต่อไปเราจะพิจารณาชุดฝึกให้ N_2 มีค่าถึง 80 และในกรณีที่ 2 ให้ค่าความผิดพลาดโดยเฉลี่ยต่ำที่สุดและชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกน้อยที่สุดด้วย แต่ยังคงพบปัญหาเรียนหน้าลิมหลัง ดังนั้นเราจึงลองฝึกซ้ำจาก $\rho_2 = 0.8$ ถึง 0.2 และได้ค่าความผิดพลาดของข้อมูลทั้งหมดโดยเฉลี่ยเป็น % โดยเปรียบเทียบระหว่างแบนด์วิดท์สมมูลที่ได้จากนิเวศเนตเวิร์กกับผลที่ได้จากการวิเคราะห์ค่าจริงเป็น 22.10%, 24.83%, 28.42%, 31.47%, 33.91%, 37.21% และ 40.43% ตามลำดับ ในกรณีเปลี่ยนแปลง ρ_2 จาก 0.2 ถึง 0.8 ตามลำดับ จะเห็นได้ว่าค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นยังพบปัญหาเช่นเดิมคือเรียนหน้าลิมหลัง และยังให้ค่าความผิดพลาดมากกว่าเดิมด้วย

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

เราลองเปลี่ยนวิธีการฝึก โดยกำหนดให้ N_1, N_2 เป็นค่าหนึ่ง และ vary ρ_2 จาก 0.2 ถึง 0.8 แล้วจึงเพิ่ม N_1, N_2 ขึ้นจนครบทุก combination ที่กำหนดให้ ผลการทดสอบที่ได้ เราจะเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดของข้อมูลทั้งหมดโดยเฉลี่ยเป็น % ระหว่างแบนด์วิดท์สมมูลที่ได้จากนิเวศเนตเวิร์กกับผลที่ได้จากการวิเคราะห์ค่าจริงเป็น 33.87%, 27.33%, 19.91%, 13.69%, 8.86%, 4.76% และ 3.93% ตามลำดับ ในกรณีเปลี่ยนแปลง ρ_2 จาก 0.2 ถึง 0.8 ตามลำดับ จะเห็นได้ว่าผลที่ได้ยังคงมีค่าความผิดพลาดมาก และมากกว่าวิธีการฝึกแบบเดิม ๆ ที่ผ่านมา

4.3.6.3 ผลการทดสอบแบบคัตวัดที่สมมูลโดยใช้แบบจำลองของนิวรอลเน็ตเวิร์กแบบขนาน

จากผลการทดสอบที่ผ่านมาทั้งหมด ยังหาวิธีการฝึกที่ดีไม่ได้ แต่จากผลที่ได้นิวรอลเน็ตเวิร์กสามารถเรียนรู้ได้ดีเป็นบางช่วง ดังนั้นเราเสนอแบบจำลองของนิวรอลเน็ตเวิร์กเป็นแบบ parallel neural networks และจากผลการทดสอบ จะได้ว่าเราพิจารณาค่า ρ_2 เป็น 3 ชุด คือ ชุดแรก ($\rho_2=0.1-0.3$) เป็นกรณี low burst, ชุดที่สอง ($\rho_2=0.4-0.6$) เป็นกรณี medium burst และ ชุดที่สาม ($\rho_2=0.7-0.9$) เป็นกรณี high burst ดังนั้นจะได้ค่าถ่วงน้ำหนัก เป็น 3 ชุด และวิธีการฝึกที่ใช้ เราจะแก้ปัญหาในการเรียนหน้าลิ้มหลังโดย จะต้องฝึกชุดข้อมูลเกินจากชุดข้อมูลที่ต้องการใช้ เช่นในกรณี high burst เราจะฝึกจาก $\rho_2=0.5-0.8$ (ได้มาจากผลการทดสอบและให้ค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด) ได้ค่าถ่วงน้ำหนักมาเพื่อใช้เป็นค่าถ่วงน้ำหนักของชุดที่ 3 ($\rho_2=0.7-0.8$), ในกรณี medium burst เราจะฝึกจาก $\rho_2=0.4-0.6-0.5$ (ได้มาจากผลการทดสอบและให้ค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด) ได้ค่าถ่วงน้ำหนักมาเพื่อใช้เป็นค่าถ่วงน้ำหนักของชุดที่ 2 ($\rho_2=0.4-0.6$) และในกรณี low burst เราจะฝึกจาก $\rho_2=0.2-0.3$ (ได้มาจากผลการทดสอบและให้ค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด) ได้ค่าถ่วงน้ำหนักมาเพื่อใช้เป็นค่าถ่วงน้ำหนักของชุดที่ 1 ($\rho_2=0.2-0.3$)

จากผลการทดสอบในกรณีได้ค่าถ่วงน้ำหนัก 3 ชุด เราจะเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดของข้อมูลทั้งหมดโดยเฉลี่ยเป็น % ระหว่างแบบคัตวัดที่สมมูลที่ได้จากนิวรอลเน็ตเวิร์กกับการวิเคราะห์ค่าจริงเป็น 3.64%, 3.95%, 5.9%, 1.39%, 2.71%, 1.84% และ 1.67% ตามลำดับ ในกรณีเปลี่ยนแปลง ρ_2 จาก 0.2 ถึง 0.8 ตามลำดับ

เราลองทดสอบโดยแบ่งจำนวนชุดข้อมูลตามจำนวนของค่า ρ_2 ในที่นี้กำหนดให้ ρ_2 มีค่าจาก 0.2 ถึง 0.8 ซึ่งมี 7 ค่า ก็สามารถแบ่งชุดข้อมูลได้ 7 ชุด (จะได้ค่าถ่วงน้ำหนัก 7 ชุด) โดยเราจะเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดจากการวิเคราะห์ค่าจริงกับนิวรอลเน็ตเวิร์ก ระหว่างชุดข้อมูลที่แบ่งเป็น 3 ชุด, 7 ชุด และ 5 ชุด (ซึ่งได้จากการเลือกชุดข้อมูลที่มีค่าความผิดพลาดต่ำสุด) แสดงในตารางที่ 4.6

ตารางที่ 4.6 ความผิดพลาดโดยเฉลี่ยของชุดฝึกของแบบคัตวัดที่สมมูลจากการวิเคราะห์ค่าจริงและที่ได้จากนิวรอลเน็ตเวิร์ก โดยมีชุดข้อมูลที่แบ่งเป็น 3 ชุด, 7 ชุด และ 5 ชุด

จำนวนชุดข้อมูล	low burst		medium burst			high burst	
	$\rho_2=0.2$	$\rho_2=0.3$	$\rho_2=0.4$	$\rho_2=0.5$	$\rho_2=0.6$	$\rho_2=0.7$	$\rho_2=0.8$
3 ชุด	3.64%	3.95%	5.9%	1.39%	2.71%	1.84%	1.67%
7 ชุด	4.2%	5.71%	3.71%	1.01%	1.27%	2.03%	2.52%
5 ชุด	3.64%	3.95%	3.71%	1.01%	1.27%	1.84%	1.67%

จากตารางที่ 4.6 เราเลือกชุดข้อมูลที่มีค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด จากการแบ่งชุดข้อมูลระหว่าง 3 ชุดกับ 7 ชุด ซึ่งได้เป็นชุดข้อมูล 5 ชุด คือ low burst 1 ชุด, medium burst 3 ชุด และ high burst 1 ชุด ดังนั้นจะได้ค่าถ่วงน้ำหนักเป็น 5 ชุดที่ทำให้ความผิดพลาดต่ำที่สุด

เราจะใช้ค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้ 5 ชุดมาเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดจากการวิเคราะห์ค่าจริงเมื่อใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก, วิธีประมาณ และจัดสรรโดยใช้อัตราค่ายอดซึ่งได้จากผลรวมของผลคูณระหว่างจำนวนแหล่งกำเนิดกับอัตราค่ายอดของกราฟฟิกแต่ละประเภท แสดงในตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 ความผิดพลาดโดยเฉลี่ยของชุดฝึกทั้งหมดจากการวิเคราะห์ค่าจริงเมื่อใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก, วิธีประมาณ และจัดสรรโดยใช้อัตราค่ายอด

วิธีที่นำมาเปรียบเทียบ	$\rho_2=0.2$	$\rho_2=0.3$	$\rho_2=0.4$	$\rho_2=0.5$	$\rho_2=0.6$	$\rho_2=0.7$	$\rho_2=0.8$	ความผิดพลาดโดยเฉลี่ยจาก $\rho_2=0.2$ ถึง 0.8
นิวรอลเน็ตเวิร์ก	3.64%	3.95%	3.71%	1.01%	1.27%	1.84%	1.67%	2.44%
วิธีประมาณ	29.98%	27.09%	21.99%	16.93%	12.65%	8.32%	5.99%	17.56%
อัตราค่ายอด	44.81%	37.70%	29.61%	22.76%	17.31%	11.99%	9.17%	24.76%

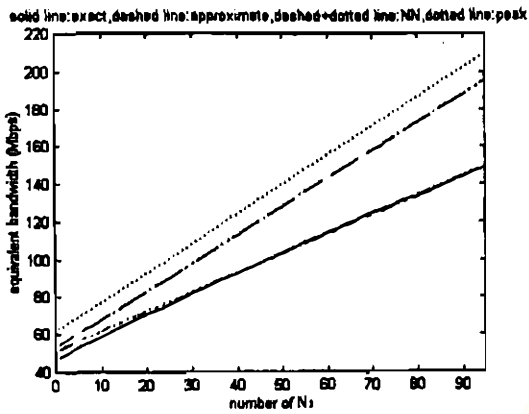
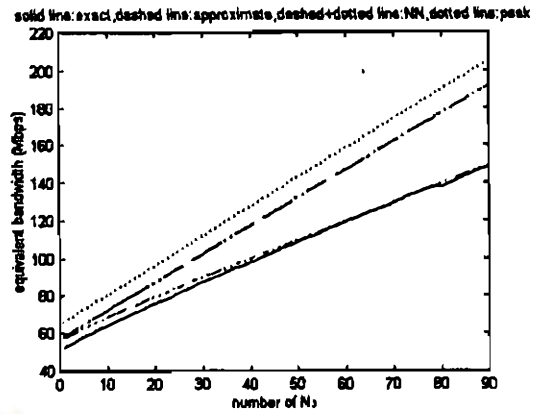
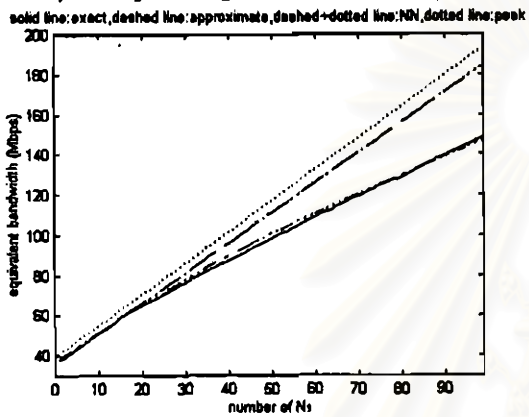
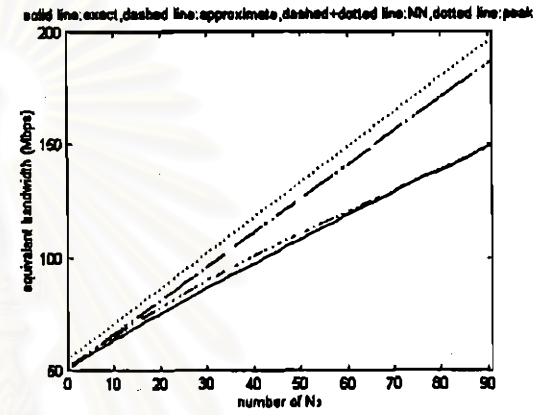
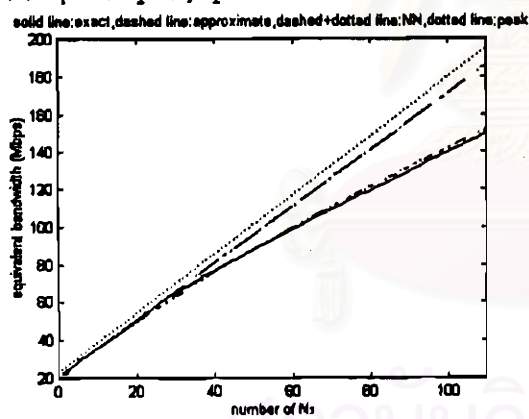
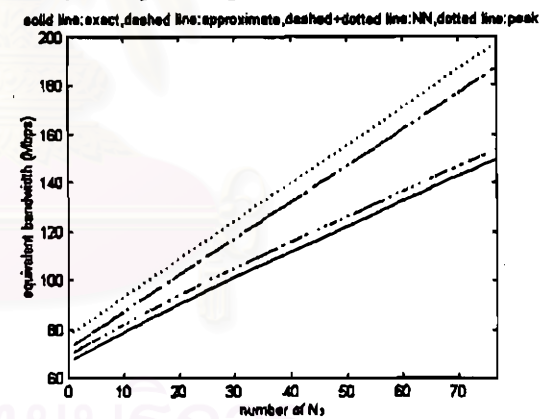
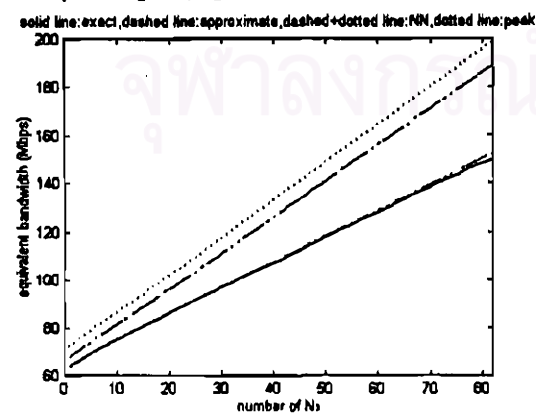
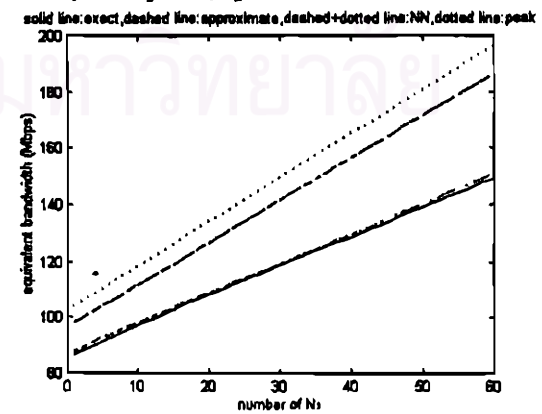
จากตารางที่ 4.7 จะเห็นได้ชัดเจนว่าค่าความผิดพลาดของแบบคิวิตซ์สมมูลที่ได้จากวิธีการประมาณมีค่าสูงกว่าที่ได้จากนิวรอลเน็ตเวิร์กมาก

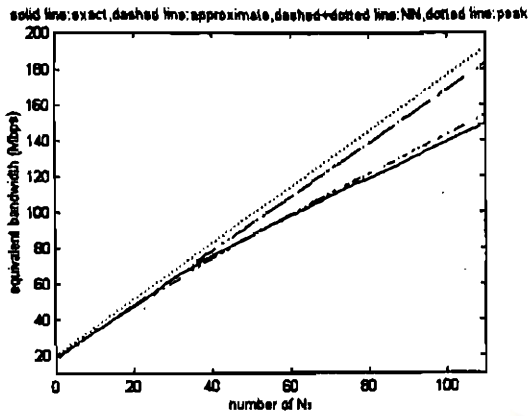
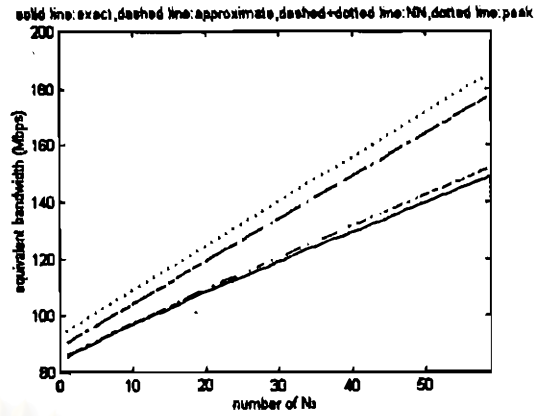
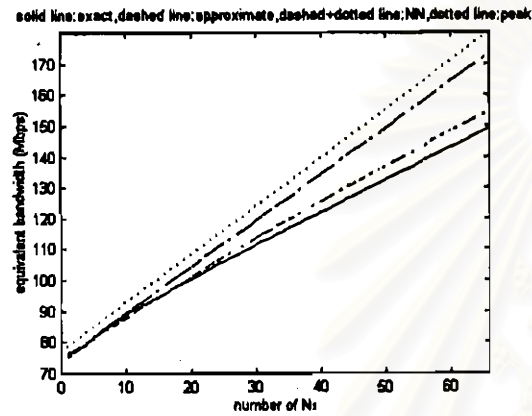
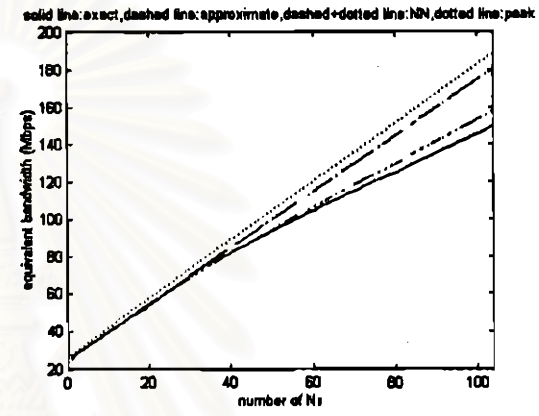
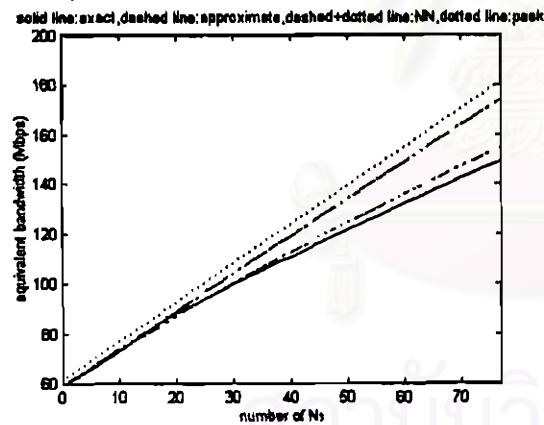
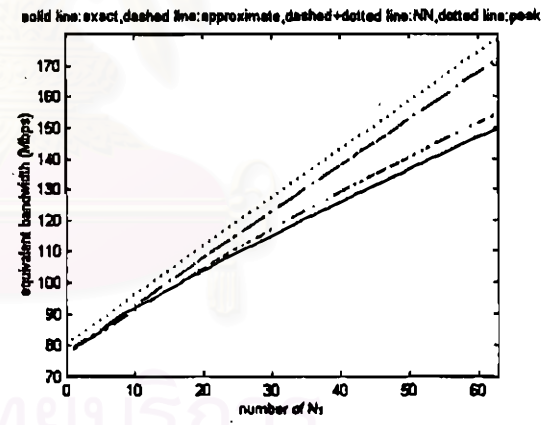
จากผลการทดสอบในกรณีที่ได้ค่าถ่วงน้ำหนัก 5 ชุด เราจะแสดงผลการทดสอบของชุดฝึกดังรูปที่ 4.25(ก)-4.25(ค)

จากผลการทดสอบที่ผ่านมา วิธีการฝึกโดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีโครงสร้างแบบขนานทำให้นิวรอลเน็ตเวิร์กสามารถจับคู่อินพุตกับเอาต์พุตได้โดยมีค่าความผิดพลาดโดยเฉลี่ยไม่เกิน 3 % จากผลการทดสอบที่ผ่านมาทั้งหมด สรุปได้ว่านิวรอลเน็ตเวิร์กสามารถจับคู่อินพุตกับเอาต์พุตได้ถูกต้อง หมายความว่าสามารถคำนวณค่าแบบคิวิตซ์สมมูลได้ใกล้เคียงกับการวิเคราะห์ค่าจริง ก็ต่อเมื่อ

1. นิวรอลเน็ตเวิร์กมีวิธีการฝึกที่เหมาะสม

2. ชุดข้อมูลที่เลือกใช้ในการฝึกต้องเหมาะสม (ไม่มากหรือน้อยเกินไป) และต้องเพียงพอที่จะครอบคลุมทั้งชุดฝึกที่เราต้องการใช้งาน และชุดทดสอบที่เรากำหนดขอบเขตในการทดสอบไว้ในที่นี้มีขอบเขตอยู่ที่แบบคิวิตซ์สมมูล 150 Mbps ซึ่งสามารถนำไปใช้งานในทางปฏิบัติได้จริง

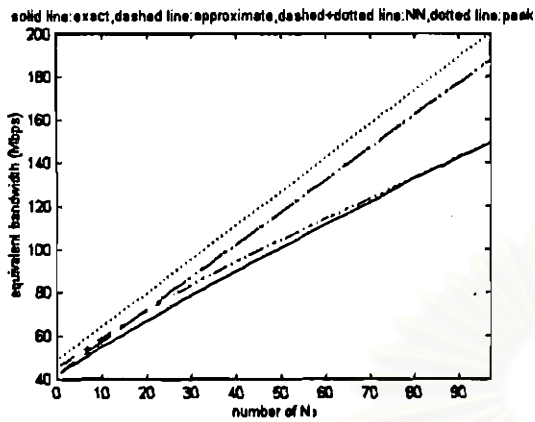
(ก) $N_1=45, N_2=25, \rho_2=0.2$ ค่าความผิดพลาด 1.66 %(ข) $N_1=60, N_2=20, \rho_2=0.2$ ค่าความผิดพลาด 2.47 %(ค) $N_1=50, N_2=5, \rho_2=0.3$ ค่าความผิดพลาด 1.25 %(ง) $N_1=65, N_2=10, \rho_2=0.3$ ค่าความผิดพลาด 1.88 %(จ) $N_1=25, N_2=5, \rho_2=0.4$ ค่าความผิดพลาด 1.36 %(ฉ) $N_1=70, N_2=25, \rho_2=0.4$ ค่าความผิดพลาด 3.45 %(ช) $N_1=30, N_2=40, \rho_2=0.5$ ค่าความผิดพลาด 0.44 %(ซ) $N_1=50, N_2=55, \rho_2=0.5$ ค่าความผิดพลาด 0.78 %

(ก) $N_1=20, N_2=5, \rho_2=0.6$ ค่าความผิดพลาด 1.84 %(ข) $N_1=75, N_2=35, \rho_2=0.6$ ค่าความผิดพลาด 1.22 %(ค) $N_1=40, N_2=40, \rho_2=0.7$ ค่าความผิดพลาด 2.1 %(ง) $N_1=10, N_2=15, \rho_2=0.7$ ค่าความผิดพลาด 2.06 %(จ) $N_1=45, N_2=25, \rho_2=0.8$ ค่าความผิดพลาด 1.73 %(ฉ) $N_1=65, N_2=30, \rho_2=0.8$ ค่าความผิดพลาด 1.82 %

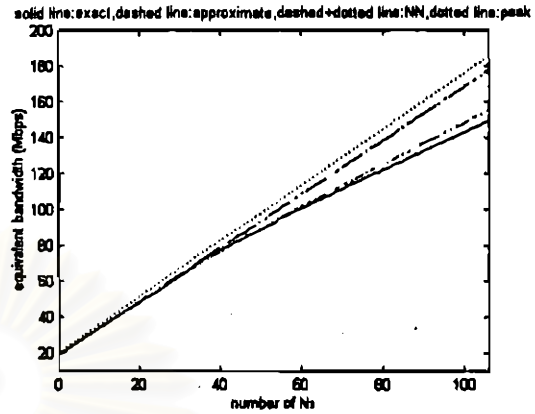
รูปที่ 4.25 แบนด์วิดท์สมมูลของชุดฝึกในกรณีนิรอลเนตเวิร์กมีโครงสร้างแบบขนาน ที่แบ่งชุดข้อมูลเป็น 5 ชุด

จากชุดทดสอบที่กำหนดให้ เราจะใช้ค่าถ่วงน้ำหนักของชุด low burst จำนวนแบนด์วิดท์สมมูลของ $\beta_2=4.8741$ ($\rho_2 = 0.1$) และใช้ค่าถ่วงน้ำหนักของชุด high burst จำนวนแบนด์วิดท์สมมูลของ $\beta_2=0.1058$ ($\rho_2 = 0.9$) ดังแสดงในรูปที่ 4.26(ก)-4.26(ง) โดยมีค่าความผิดพลาดจากค่าจริง

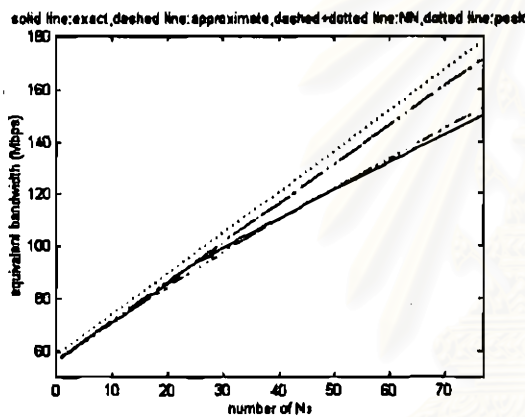
เมื่อใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กเป็น 3.52%, 5.89%, 1.02% และ 1.59% ตามลำดับ ซึ่งเห็นได้ว่าในชุดทดสอบ นิวรอลเน็ตเวิร์กยังคงสามารถคำนวณแบนด์วิธสมมูลได้ใกล้เคียงค่าจริงมากกว่าวิธีประมาณ



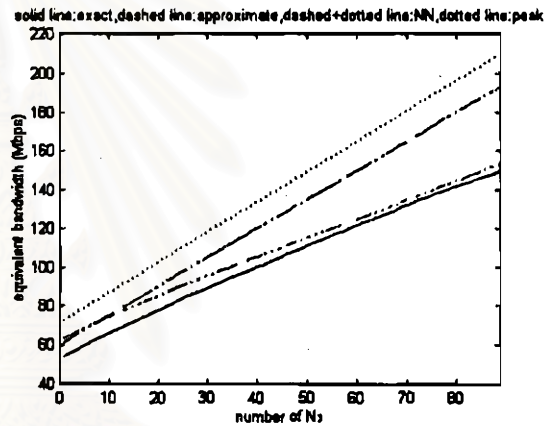
(ก)



(ข)



(ค)



(ง)

รูปที่ 4.26 แบนด์วิธสมมูลของชุดทดสอบในกรณีที่แบ่งชุดข้อมูลเป็น 5 ชุดเมื่อกำหนดให้

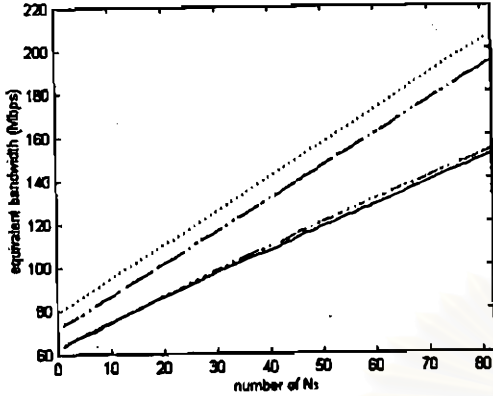
(ก) $N_1=55, N_2=10, \rho_2=0.1$ (ข) $N_1=70, N_2=20, \rho_2=0.1$

(ค) $N_1=40, N_2=25, \rho_2=0.9$ (ง) $N_1=10, N_2=10, \rho_2=0.9$

จากผลการทดสอบที่ได้ค่าถ่วงน้ำหนัก 5 ชุดเพื่อใช้คำนวณหาแบนด์วิธสมมูลของแหล่งกำเนิดวีดิทัศน์ เราจะแสดงผลการทดสอบของชุดทดสอบจาก $\rho_2=0.2$ ถึง 0.8 ดังรูปที่ 4.27(ก)-4.27(ง) โดยมีค่าความผิดพลาดจากค่าจริงเมื่อใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กเป็น 1.36%, 2.34%, 0.25% และ 3.08% ตามลำดับ และเราจะแสดงแบบจำลองของนิวรอลเน็ตเวิร์กแบบขนานในกรณีที่แบ่งชุดข้อมูลเป็น 5 ชุด ดังรูปที่ 4.28 และแสดงผลการทดสอบให้ครอบคลุมทั้งชุดฝึกและชุดทดสอบโดยพิจารณาให้แบนด์วิธสมมูลเปลี่ยนแปลงไปตามค่า N_1 และ N_2 ในกรณี $\rho_2=0.1$ ถึง 0.9 ตามลำดับ ดังรูปที่ 4.29(ก)-4.29(น) ซึ่งเห็นได้ว่านิวรอลเน็ตเวิร์กสามารถจัดสรรแบนด์วิธที่ได้ครอบคลุมใน

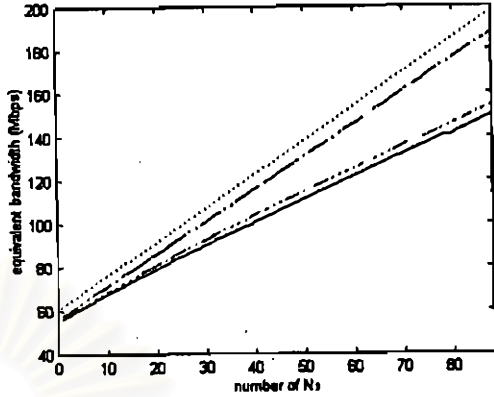
จุดฝึก แต่ยังคงมีความผิดพลาดมากในจุดทดสอบที่มีระยะห่างจากจุดฝึกมาก ดังรูปที่ 4.29(น) ในกรณี $\rho_2=0.9$ ก็จะพบค่าความผิดพลาดสูงในกรณี $N_2 > 80$ ขึ้นไป

solid line: exact, dashed line: approximate, dashed+dotted line: NN, dotted line: peak



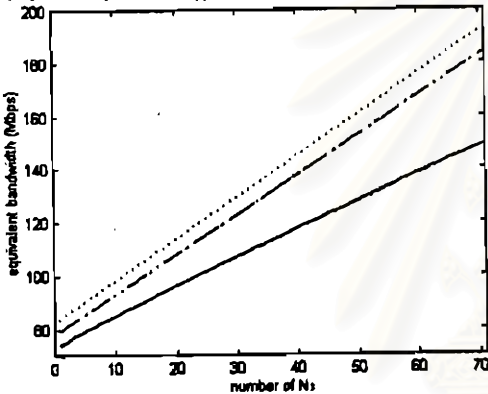
(ก)

solid line: exact, dashed line: approximate, dashed+dotted line: NN, dotted line: peak



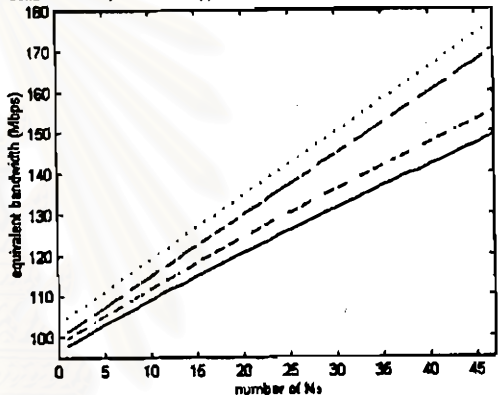
(ข)

solid line: exact, dashed line: approximate, dashed+dotted line: NN, dotted line: peak



(ค)

solid line: exact, dashed line: approximate, dashed+dotted line: NN, dotted line: peak



(ง)

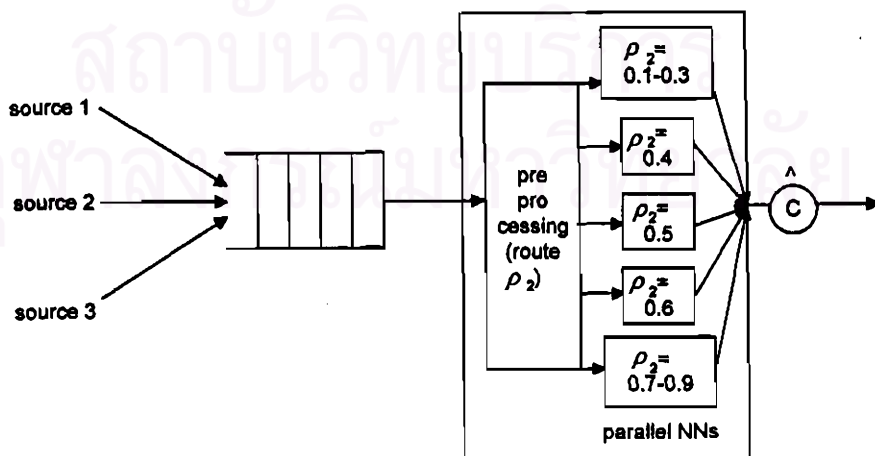
รูปที่ 4.27 แบนด์วิทที่สมมูลของจุดทดสอบในกรณีที่แบ่งชุดข้อมูลเป็น 5 ชุดเมื่อกำหนดให้

(ก) $N_1=66, N_2=28, \rho_2=0.3$

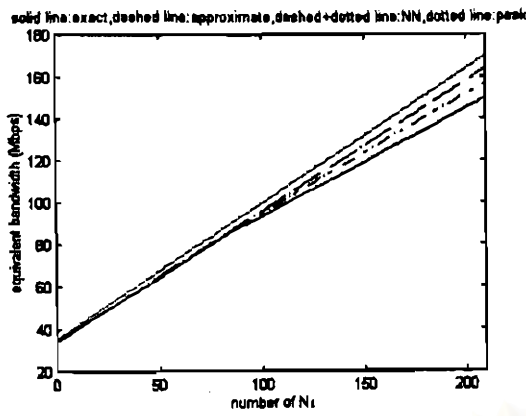
(ข) $N_1=59, N_2=17, \rho_2=0.4$

(ค) $N_1=64, N_2=32, \rho_2=0.5$

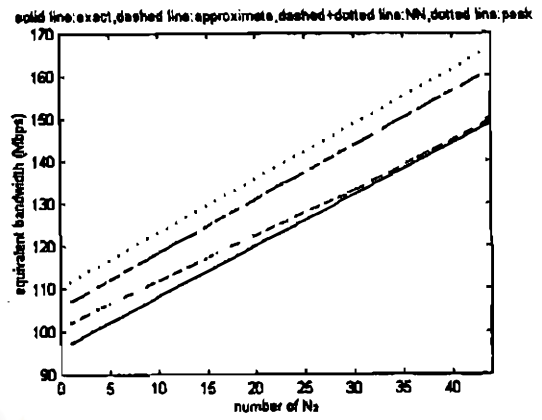
(ง) $N_1=73, N_2=44, \rho_2=0.7$



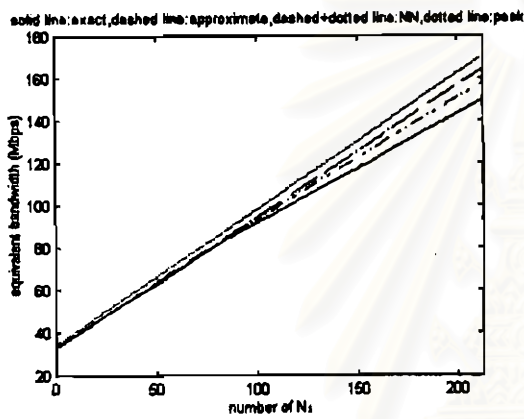
รูปที่ 4.28 แบบจำลองนิรวลเน็ตเวิร์กแบบขนานในการจัดสรรแบนด์วิทที่สมมูลในกรณีที่แบ่งชุดข้อมูลเป็น 5 ชุด



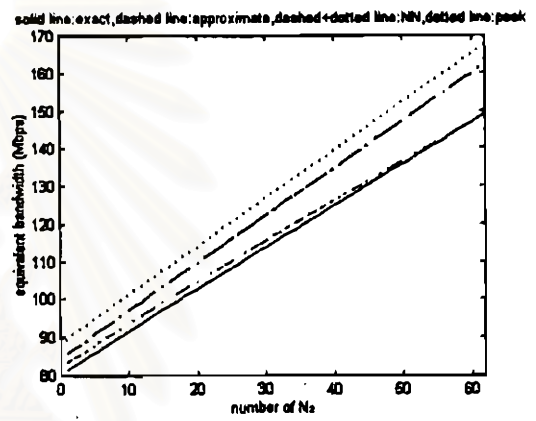
(ก) $N_2=15, N_3=10, \rho_2=0.1$ ความผิดพลาด=2.22%



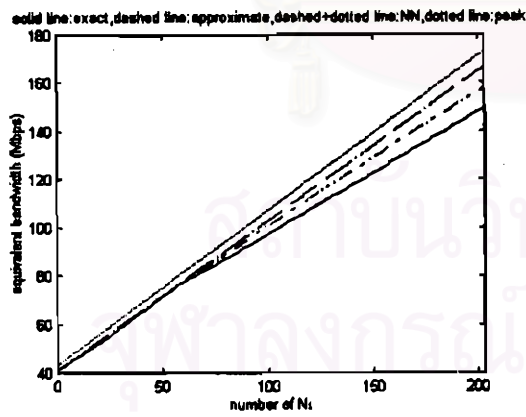
(ข) $N_1=50, N_3=50, \rho_2=0.1$ ความผิดพลาด=1.98%



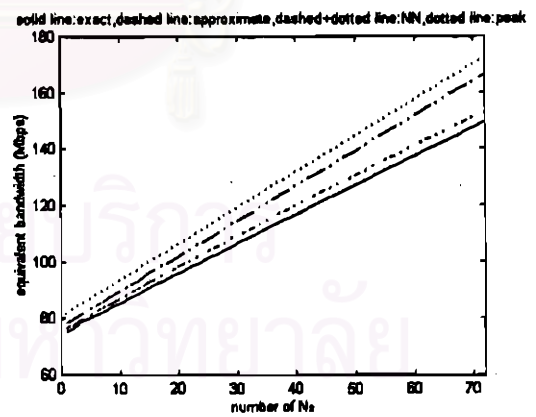
(ค) $N_2=20, N_3=5, \rho_2=0.2$ ความผิดพลาด=2.39%



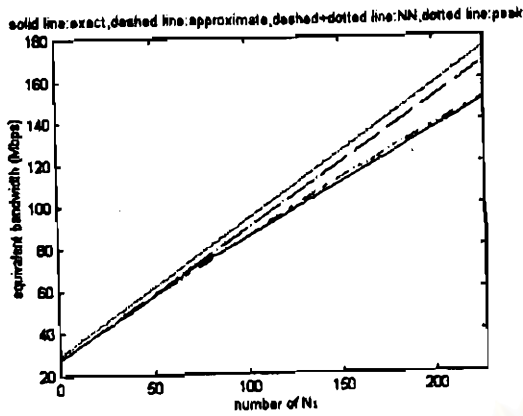
(ง) $N_1=40, N_3=40, \rho_2=0.2$ ความผิดพลาด=1.34%



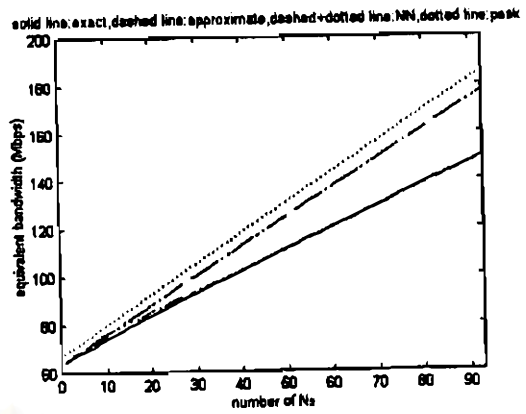
(จ) $N_2=15, N_3=15, \rho_2=0.3$ ความผิดพลาด=3.14%



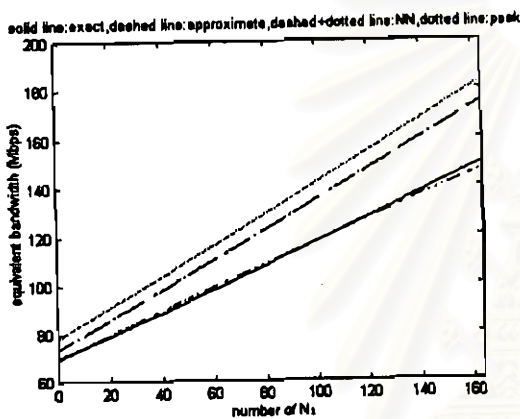
(ฉ) $N_1=40, N_3=35, \rho_2=0.3$ ความผิดพลาด=2.35%



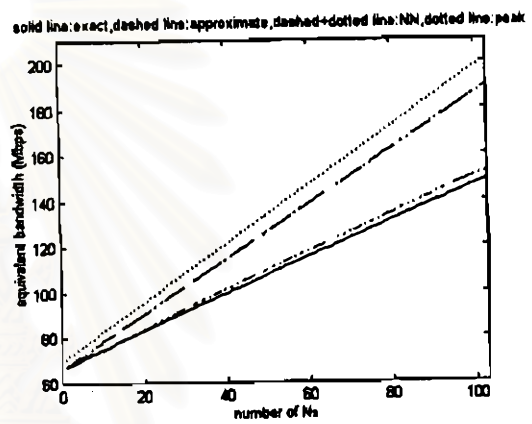
(ข) $N_2=10, N_3=10, \rho_2=0.4$ ความผิดพลาด=1.12%



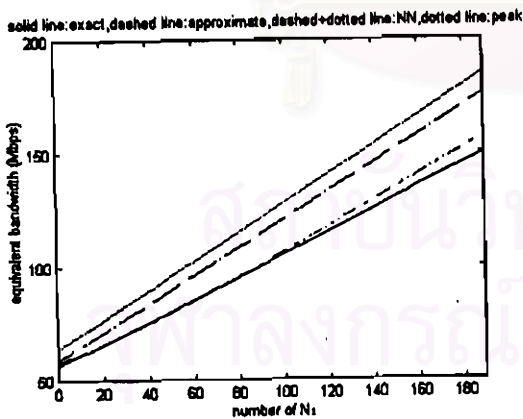
(ค) $N_1=30, N_3=30, \rho_2=0.4$ ความผิดพลาด=0.93%



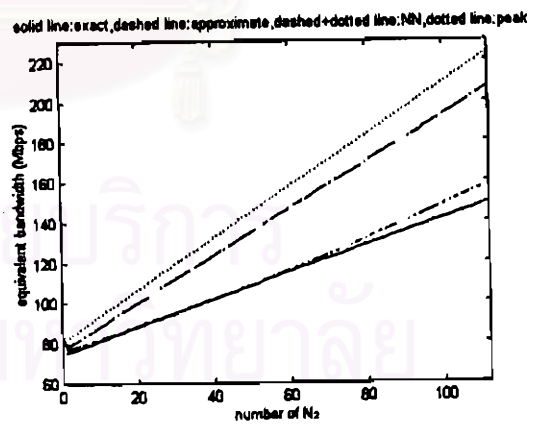
(ง) $N_2=30, N_3=25, \rho_2=0.5$ ความผิดพลาด=0.86%



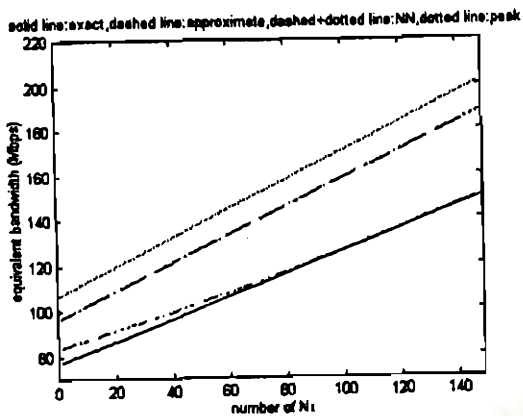
(จ) $N_1=35, N_3=30, \rho_2=0.5$ ความผิดพลาด=1.86%



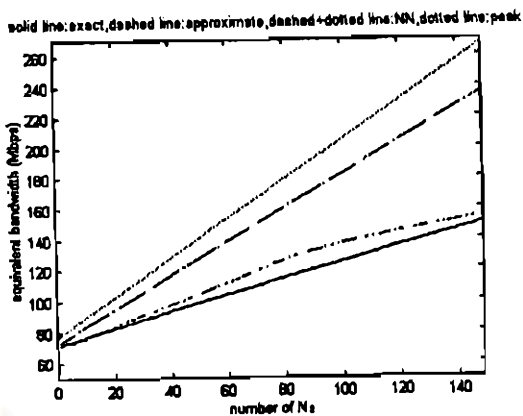
(ฉ) $N_2=25, N_3=20, \rho_2=0.6$ ความผิดพลาด=1.70%



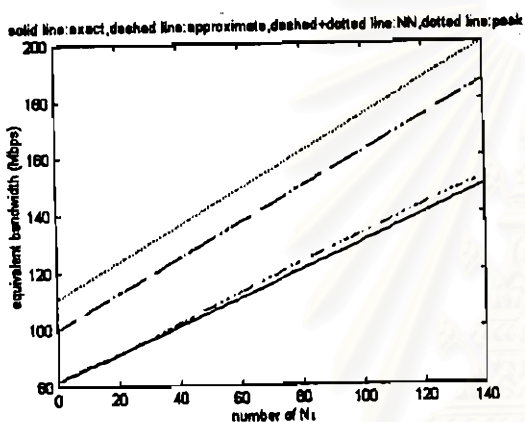
(ช) $N_1=40, N_3=35, \rho_2=0.6$ ความผิดพลาด=1.94%



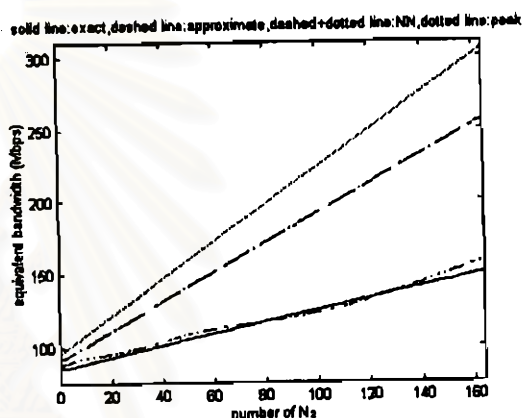
(ค) $N_2=40, N_3=35, \rho_2=0.7$ ความผิดพลาด=2.07%



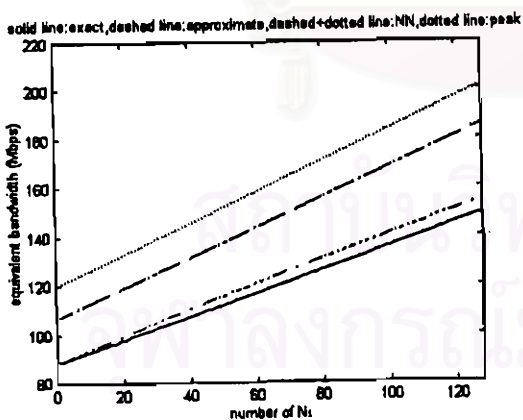
(ค) $N_1=45, N_3=30, \rho_2=0.7$ ความผิดพลาด=5.78%



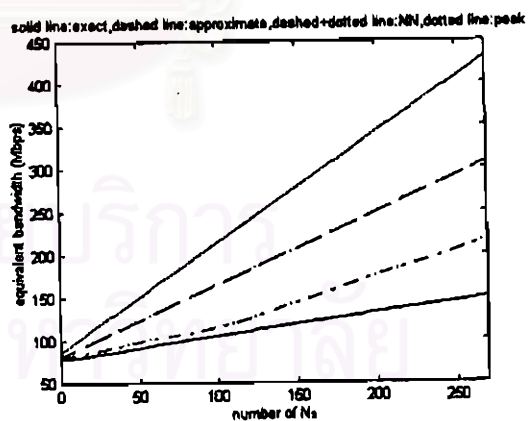
(ก) $N_2=25, N_3=50, \rho_2=0.8$ ความผิดพลาด=1.65%



(ก) $N_1=50, N_3=40, \rho_2=0.8$ ความผิดพลาด=2.16%



(ข) $N_2=20, N_3=60, \rho_2=0.9$ ความผิดพลาด=3.03%



(ข) $N_1=35, N_3=40, \rho_2=0.9$ ความผิดพลาด=20.26%

รูปที่ 4.29 แบนด์วิธที่สมมูลของชุดฝึกและชุดทดสอบในกรณีที่แบ่งชุดข้อมูลเป็น 5 ชุด