บทที่ 5

สรุปผลการทดสอบและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการทดสอบ

การจัดสรรแบนด์วิดท์สมมูลให้กับแหล่งกำเนิดวิวิธพันธุ์ในกรณีที่แหล่งกำเนิดเป็น low burst คือ ρ มีค่าต่ำ ทำให้แบนด์วิดท์สมมูลที่ได้จากการประมาณมีค่าต่างจากค่าจริงมาก ในทางกลับกันกรณีที่แหล่งกำเนิดเป็น high burst คือ ρ มีค่าสูงมีผลทำให้แบนด์วิดท์สมมูลที่ได้จากการประมาณมีค่าใกล้เคียงค่าจริงมากขึ้น ดังนั้นค่า ρ, จำนวนของแหล่งกำเนิด และอัตราค่ายอด (R_{Peak}) มีผลต่อแบนด์วิดท์สมมูลที่ได้

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้เสนอนิวรอลเนตเวิร์กแก้ไขปัญหาไม่เป็นเชิงเส้นในการจัดสรรแบนด์วิดท์สมมูลให้กับแหล่งกำเนิดวิวิธพันธุ์เพื่อรับประกันค่า QoS โดยกำหนดให้ ρ ,จำนวนของแหล่งกำเนิด และอัตราค่ายอด (R_{Peak}) เป็นอินพุต และกำหนดให้ค่าแบนด์วิดท์สมมูลเป็นเอาต์พุตที่ใช้ฝึก

ในการฝึกนิวรอลเนตเวิร์ก เราไม่สามารถบอกได้ว่าวิธีการฝึกวิธีใดให้ค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด เนื่องจากนิวรอลเนตเวิร์กเป็นการจำลองโครงข่ายประสาท เปรียบเหมือนกับเด็กที่เราไม่สามารถบอกได้ว่าควรสอนเด็กด้วยวิธีใดถึงดีที่สุด ในทำนองเดียวกันในการเลือกชุดฝึกว่าชุดข้อมูลใดเหมาะสมที่สุดก็ไม่สามารถบอกได้ เปรียบกับเด็กได้ว่าเราบอกไม่ได้ว่าเด็กจะเรียนวิชาภาษาอังกฤษได้ดีหรือแย่กว่าวิชาภาษาไทย ซึ่งเราต้องทำการทดสอบและเลือกวิธีที่ให้ผลดีที่สุดมาใช้

จากการทดสอบที่ผ่านมา ถ้ามีข้อมูลน้อยหรือมากเกินไปก็ไม่สามารถฝึกให้นิวรอลเนตเวิร์กเรียนรู้ได้ ในกรณีที่ข้อมูลที่ใช้ฝึกน้อยไปอาจจะไม่เพียงพอและครอบคลุมในการฝึก เช่นในหัวข้อ 4.3.4 ที่เราแบ่งชุดข้อมูลเป็น 2, 3, 4, 5 และ6 ชุดตามลำดับ ผลการแบ่งข้อมูลหลายชุด ทำให้มีข้อมูลในแต่ละชุดลดลง หลังจากการฝึกแล้วนิวรอลเนตเวิร์กไม่สามารถจับคู่อินพุตกับเอาต์พุตได้ซึ่งเราสามารถแก้ไขได้โดยเพิ่มชุดข้อมูลในการฝึก ในทางกลับกันถ้าชุดข้อมูลมีมากและหลากหลายเกินไป เราจะฝึกทั้งหมดโดยมีค่าถ่วงน้ำหนักชุดเดียวซึ่งนิวรอลเนตเวิร์กไม่สามารถเรียนรู้ข้อมูลได้ทั้งหมด และอาจเกิดปัญหาเรียนหน้าลืมหลัง เราจึงเสนอเป็นแบบจำลองของนิวรอลเนตเวิร์กเป็นแบบขนาน ในหัวข้อที่ 4.3.6.3 ซึ่งข้อดีของการเสนอแบบจำลองเป็นแบบขนานของนิวรอลเนตเวิร์กในการจัดสรรแบนด์วิดท์สมมูลคือ

-ใช้เวลาในการฝึกนิวรอลเนตเวิร์กแต่ละชุดน้อยลง

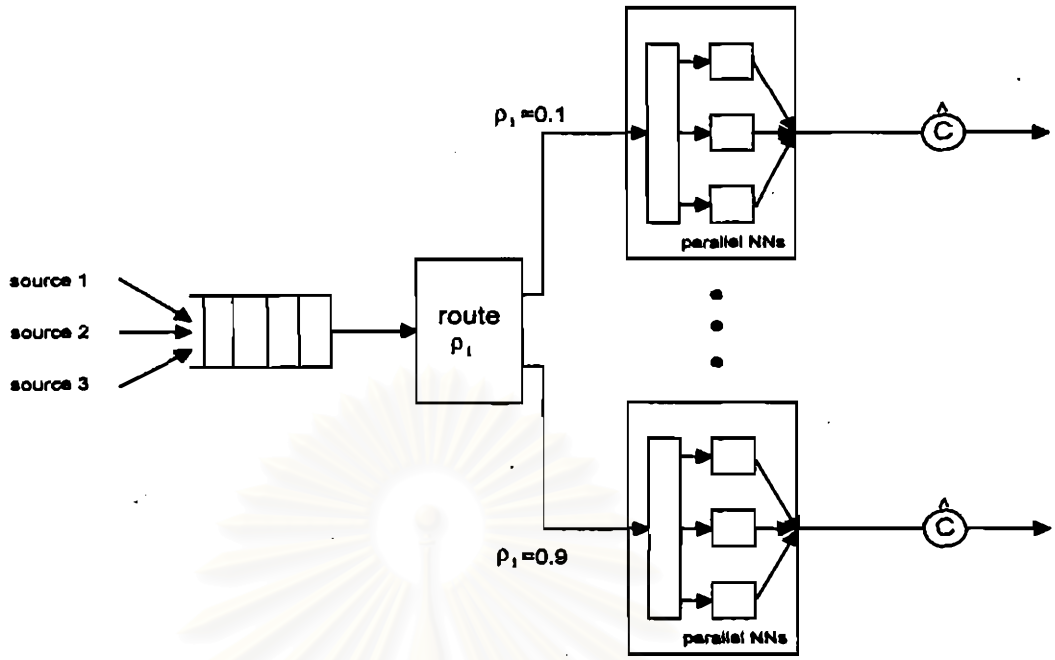
-เป็นแบบจำลองที่ง่ายในการนำไปใช้งาน

และแบบจำลองนี้จะมีความยืดหยุ่นมาก เพราะเราสามารถเพิ่มชุดข้อมูลชุดใหม่ได้ โดยทำการเพิ่มชุดของนิวรอลเนตเวิร์กเข้าไปใหม่ แต่ถ้าเป็นแบบที่มีนิวรอลเนตเวิร์กชุดเดียว การที่เราเพิ่มชุดข้อมูลชุดใหม่ หมายความว่า เราต้องมีการฝึกนิวรอลเนตเวิร์กใหม่ทั้งหมด ซึ่งจะทำให้เสียเวลาและไม่ยืดหยุ่นในการนำไปใช้งาน

จากรูปที่ 4.28 เราสามารถหาจำนวนชุดของค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะที่สุดได้ (optimum weights) และในกรณีที่เราทดสอบโดย fix ρ_1 และ vary ρ_2 ก็จะได้มอดูลของ parallel NNs 1 มอดูล ตามรูปที่ 4.28 ถ้าเราต้องการ vary ρ_1 ด้วยก็สามารถเพิ่มชุดของ parallel NNs เป็นอีก 1 มอดูลเข้าไปได้โดยง่าย ดังรูปที่ 5.1

จากผลการฝึกที่ผ่านมาโดยป้อนข้อมูลเป็นแบบ uniform ถ้าเราจะนำนิวรอลเนตเวิร์กไปใช้งานในกรณี vary ρ_2 จะได้นิวรอลเนตเวิร์กที่มี 9 อินพุตโนด, 10 ฮิดเดนโนด และ 1 เอาต์พุตโนด โดยเราต้องกำหนดค่า VC, ρ และ R_{Peak} ของแหล่งกำเนิดแต่ละประเภทเป็นอินพุต ซึ่งนิวรอลเนตเวิร์กจะหาความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตกับเอาต์พุตโดยจะให้ค่าแบนด์วิดท์สมมูลเป็นเอาต์พุต และจากการหาความผิดพลาดโดยเฉลี่ยของชุดฝึกทั้งหมดจากการวิเคราะห์ค่าจริงเมื่อใช้นิวรอลเนตเวิร์ก, วิธีประมาณ และจัดสรรโดยใช้อัตราค่ายอดเป็น 2.44%, 17.56% และ 24.76% ตามลำดับ ซึ่งจะเห็นได้ชัดว่าการจัดสรรแบนด์วิดท์สมมูลโดยใช้นิวรอลเนตเวิร์กมีค่าความผิดพลาดจากค่าจริงที่ต่ำมาก ซึ่งทำให้สามารถใช้ทรัพยากรโครงข่ายได้อย่างมีประสิทธิภาพ และนิวรอลเนตเวิร์กยังให้ผลตอบสนองที่เร็วในการจัดสรรแบนด์วิดท์ ซึ่งเหมาะกับระบบที่ต้องการความเป็นเวลาจริง

ผลการทดสอบการจัดสรรแบนด์วิดท์สมมูลโดยใช้นิวรอลเนตเวิร์กพบว่าสามารถคำนวณหาแบนด์วิดท์สมมูลได้ถูกต้องใกล้เคียงกับการวิเคราะห์ค่าจริงมากกว่าการประมาณ เพื่อสามารถใช้ประโยชน์ของทรัพยากรโครงข่ายให้ได้มากที่สุด และมีความซับซ้อนในการคำนวณน้อยกว่าการวิเคราะห์ค่าจริงมาก



รูปที่ 5.1 แบบจำลองนิวรอลเนตเวิร์กในกรณีเพิ่มชุดข้อมูลของ ρ_1 โดยเพิ่มมอดูลของ parallel NNs

5.2 ข้อดีข้อเสียของการใช้นิวรอลเนตเวิร์กในการจัดสรรแบนด์วิดท์สมมูล

เราสามารถสรุปข้อดีและข้อเสียของการใช้นิวรอลเนตเวิร์กในการจัดสรรแบนด์วิดท์สมมูลเป็นข้อ ๆ ได้ดังนี้

ข้อดี

1. สามารถจัดสรรแบนด์วิดท์สมมูลให้กับแหล่งกำเนิดวิวิธพันธุ์ได้อย่างรวดเร็ว เนื่องจากการทำงานแบบขนานของนิวรอลแต่ละตัว

2. สามารถจัดสรรแบนด์วิดท์สมมูลเพื่อรับประกันค่า QoS และแบนด์วิดท์สมมูลที่คำนวณได้จากนิวรอลเนตเวิร์กมีค่าใกล้เคียงค่าจริงมากกว่าการประมาณ ทำให้มี statistical multiplexing gain สูง เป็นการใช้ทรัพยากรได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ข้อเสีย

1. เสียเวลาในการฝึกให้นิวรอลเนตเวิร์กเรียนรู้ อาจต้องทำการฝึกหลาย ๆ วิธีเพื่อเลือกเอาวิธีที่ดีที่สุดมาใช้

2. เมื่อตัวแปรต่าง ๆ เช่น CLR (Cell Loss Ratio), ρ และขนาดบัฟเฟอร์เปลี่ยนแปลงไป จะต้องมีการฝึกให้นิวรอลเนตเวิร์กเรียนรู้ใหม่

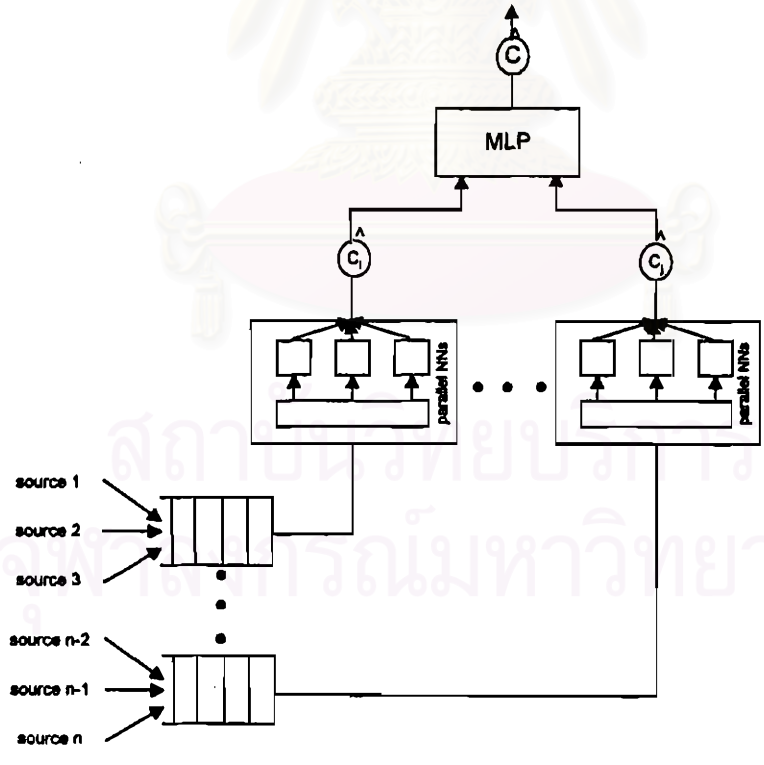
3. นิวรอลเนตเวิร์กจัดสรรแบนด์วิดท์สมมูลโดยมีค่าความผิดพลาดที่ต่ำในกรณีของชุดฝึกที่เรากำหนดไว้ แต่ในกรณีที่ทดสอบกับชุดทดสอบที่มีระยะห่างจากชุดฝึกมาก ทำให้ค่าความผิดพลาดมีค่าเพิ่มขึ้นแต่ยังคงให้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าวิธีประมาณ

5.3 ข้อเสนอแนะ

1. ในการฝึกนิวรอลเนตเวิร์ก เพื่อให้เวลาที่ใช้ฝึกลดลงและเร่งให้ความผิดพลาดสู่เข้าสู่ 0 ได้เร็วขึ้น ควรใช้ Adaptive learning rate และ momentum มาช่วยในการฝึก ซึ่งในการทดสอบที่ผ่านมาเราใช้ momentum เป็นค่าคงที่ค่าเดียว อาจจะลองเปลี่ยนค่า momentum เพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุดที่ช่วยเร่งให้ความผิดพลาดสู่เข้าสู่ 0 ได้เร็วขึ้น

2. ในการหาแบนด์วิดท์สมมูลค่าจริงเป็นเอาต์พุตในการฝึก ถ้าใช้ค่าที่วัดได้จริงจากโครงข่ายนั้น ก็สามารถนำไปฝึกและนำไปใช้ได้จริงในโครงข่ายที่เราต้องการ

3. ในทางปฏิบัติจริง อาจมีประเภทของทราฟฟิกมากกว่า 3 ประเภทที่ใช้ทดสอบ คือ เสียง, วิดีโอ และข้อมูล ซึ่งเราอาจจะใช้แบบจำลองนิวรอลเนตเวิร์กเป็นแบบอนุกรมของมอดูลของ parallel NNs ดังรูปที่ 5.2



รูปที่ 5.2 แบบจำลองนิวรอลเนตเวิร์กแบบอนุกรมของมอดูลของ parallel NNs ในกรณีเพิ่มประเภทของทราฟฟิก