



รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

โครงการ

การพัฒนาฟังก์ชันการประมาณค่าผลการดำเนินงานและคุณสมบัติ
ของระบบสโตคาสติกส์ ด้วยระบบโครงข่ายประสาทเทียม

(Development of a function approximation using artificial Neural
Network for the performance and characteristic prediction
of the stochastic systems)

โดย อ.ดร.พรเทพ อนุสรณิตินสาร

2 กรกฎาคม 2552

สัญญาเลขที่ MRG5080286

รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

โครงการ

การพัฒนาฟังก์ชันการประมาณค่าผลการดำเนินงานและคุณสมบัติของ
ระบบสโตคาสติกส์ ด้วยระบบโครงข่ายประสาทเทียม

(Development of a function approximation using artificial Neural
Network for the performance and characteristic prediction
of the stochastic systems)

ผู้วิจัย

อ.ดร. พรเทพ อนุสรณินดีสาร

สังกัด

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

สนับสนุนโดยสำนักงานคณะกรรมการการอุดมศึกษา
และสำนักงานกองทุนสนับสนุนการวิจัย

(ความเห็นในรายงานนี้เป็นของผู้วิจัย สกอ. และ สกว. ไม่จำเป็นต้องเห็นด้วยเสมอไป)

กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอขอบพระคุณ รศ.ดร.พีรยุทธ์ ชาญเศรษฐิกุล ที่ปรึกษางานวิจัย, นางสาวภิรมย์ญา พุฒทอง, เรือตรีมนุศักดิ์ ปรีชาพร และนางสาวสิริมาส ป้องจันลา ที่ร่วมค้นคว้าและทำวิจัย

ขอขอบพระคุณสำนักงานคณะกรรมการการอุดมศึกษา และสำนักงานกองทุนสนับสนุนการวิจัย ที่สนับสนุนทุนวิจัยนี้

และความดีหรือประโยชน์อันใดที่เกิดจากการศึกษาค้นคว้าครั้งนี้ ผู้วิจัยขอมอบแต่บิดา มารดา ครู อาจารย์ และผู้มีพระคุณทุกท่าน ที่ได้ให้ความกรุณาและให้กำลังใจมาโดยตลอด

พรเทพ อนุสรณิตินสาร

กรกฎาคม 2552

บทคัดย่อ

รหัสโครงการ : MRG5080286

ชื่อโครงการ : การพัฒนาฟังก์ชันการประมาณค่าผลการดำเนินงานและคุณสมบัติของ
ระบบสโตคาสติกส์ ด้วยระบบโครงข่ายประสาทเทียม

ชื่อนักวิจัย และสถาบัน : อ.ดร.พรเทพ อนุสรณินดีสาร

E-mail Address : fengpta@ku.ac.th

ระยะเวลาโครงการ : 2 ปี

งานวิจัยนี้ได้พัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถปรับขนาดได้มาประมาณระบบการผลิตแบบดึง ซึ่งเป็นระบบที่มีการเชื่อมต่อกันของแต่ละสถานีงานและควบคุมปริมาณบัฟเฟอร์ด้วยระบบคัมบัง การประมาณผลการดำเนินงานของระบบการผลิตด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถปรับขนาดได้ ทำได้โดยแบ่งประเภทสถานีงานเป็น 3 ประเภท ได้แก่ สถานีเริ่มต้น สถานีกลาง และสถานีสุดท้าย แล้วประมาณผลการดำเนินงานเฉลี่ยและความแปรปรวนของระบบโดยประมาณค่ารอบระยะเวลาการผลิตเฉลี่ยระหว่างกระบวนการผลิต (cycle time), จำนวนชิ้นงานที่ค้างในระบบ (work in process), จำนวนครั้งที่สามารถตอบสนองความต้องการผลิตได้ (sale) และจำนวนครั้งที่ไม่สามารถตอบสนองความต้องการผลิต (lost sale) แล้วศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อประสิทธิภาพการประมาณค่าของโครงข่ายประสาทเทียม

ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณค่า cycle time, work in process, sale และ lost sale ของระบบการผลิตแบบดึงได้ทั้งค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวน การฝึกสอนควรใช้จำนวนข้อมูลฝึกสอน 50% ของสถานการณ์ที่เป็นไปได้ทั้งหมด ฝึกสอนโครงข่ายที่จะพัฒนาเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถปรับขนาดได้ และจากผลการศึกษา โครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถประมาณค่าความแปรปรวนโดยตรงได้แต่สามารถประมาณค่าความแปรปรวนของระบบได้โดยการแบ่งช่วงของความแปรปรวน ซึ่งสามารถประมาณความแปรปรวนของ cycle time และ sales ถูกต้องประมาณ 99% ค่าความแปรปรวนของ work in process ได้ประมาณ 80% ซึ่งประสิทธิภาพที่ลดลงเนื่องมาจากจำนวนสถานีงานที่เพิ่มสูงขึ้น และสามารถประมาณค่า lost sale มีความถูกต้องประมาณ 90% ประสิทธิภาพที่ลดลงมาจากค่าความแปรปรวนมีค่าน้อยมากและมีค่าไม่ต่อเนื่อง โดยสรุป โครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณระบบที่เป็นสโตคาสติกส์ที่มีขนาดใหญ่ได้

คำหลัก : โครงข่ายประสาทเทียม, การประมาณค่า, การจำลองสถานการณ์

Abstract

Project Code : MRG5080286

**Project Title : Development of a function approximation using artificial Neural Network
for the performance and characteristic prediction of the stochastic
systems**

Investigator : Mr. Pornthep Anussornnitisarn, Ph.D.

E-mail Address : fengpta@ku.ac.th

Project Period : 2 years

A goal of this research is to investigate the performance of neural network based approximation function in variation prediction. This research develops a scalable artificial neural network (SANN) approximation for pull-control production system as a case study. The pull-control production system in this case study consists of serial workstations and its buffer in which controlled by Kanban method. Three types of SANN, which are 1) Initial workstation 2) Intermediate workstation and 3) Final workstation, were developed to approximate the performance of the production system. This SANN is designed to predict the mean and variance of the four major production performance measures which are: 1) production cycle time 2) the amount of work-in-process 3) the number of sales and 4) the number of lost sales. Several experiments are conducted to investigate the impact of the number of workstations and the process variation on the performance of SANN.

The results of this research show that SANN effectively predicts (approximates) the mean and variation of the four performance measures of the pull-control production system. The recommended train data size is fifty percent of the set of solutions for individual workstation in developing SANN for the Initial workstation, the intermediate and the final workstation. From the results, direct approximation of the confident interval of performance measures is not possible. However, when using SANN to predict the range of variation in all performance measures, the results indicate the effective prediction. The predictability of variation in cycle time and the number of sales are about 99%. The predictability of variation in work-in-process is about 80% due to the impact from the increase of the number of workstations. The predictability of variation in the number of lost sales is about 90% due to the impact from the small and non continuous value of measures. In conclusion, SANN has shown a great promised in accessing the stochastic measures in large production system.

Keywords : neural network, approximation, simulation

วัตถุประสงค์

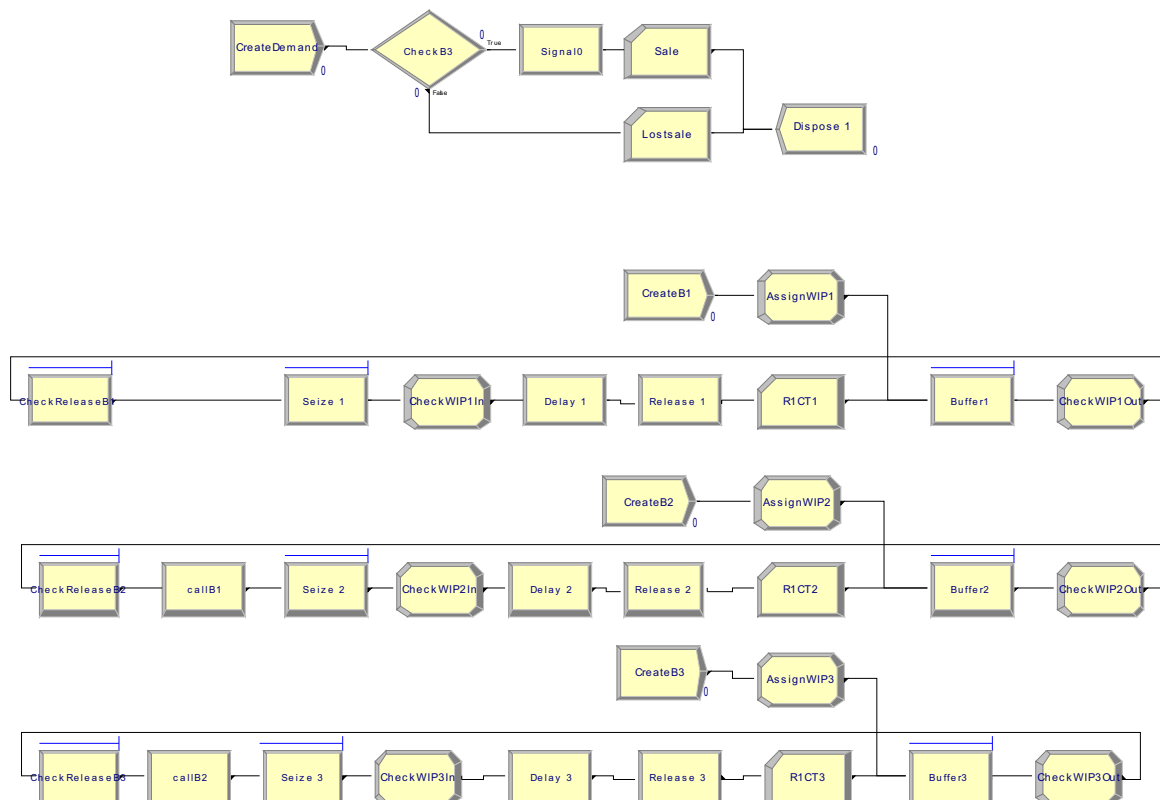
1. เพื่อศึกษาและพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับที่สามารถปรับขนาดได้ในการประมาณผลการดำเนินงานเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของระบบการผลิตแบบดึง
2. ศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการประมาณค่าระบบการผลิตแบบดึงด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

วิธีการทดลอง

1. สร้างแบบจำลองสถานการณ์ระบบการผลิตแบบดึง

1.1 ลักษณะของแบบจำลองและพารามิเตอร์ที่ใช้

ผู้วิจัยสร้างแบบจำลองสถานการณ์ระบบการผลิตแบบดึง แบบ 3 สถานี เพื่อที่จะนำข้อมูลที่ได้จากการจำลองสถานการณ์เป็นข้อมูลในการฝึกสอนโครงข่าย ซึ่งแบบจำลองสถานการณ์ เป็นดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 แบบจำลองสถานการณ์ระบบการผลิตแบบดึงจำนวน 3 สถานีงาน

การกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ มีดังนี้

1.1.1. เวลาในการผลิต (Processing Time)

ในการวิจัยนี้กำหนดการแจกแจงความน่าจะเป็นของเวลาในการผลิตให้มีการแจกแจงแบบปกติ (Normal Distribution) โดยกำหนดค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) ของการแจกแจงไว้ที่ 5% ของเวลาในการผลิตของแต่ละสถานีงาน โดยค่าเฉลี่ยในการผลิตแต่ละสถานีงานมีค่าเป็น 0.6, 0.7, 0.8, 0.9 และ 1 หน่วยเวลา

1.1.2. อัตราความต้องการผลิต (Demand Rate)

ในการวิจัยนี้มีแบบจำลอง 2 ประเภท ได้แก่ ประเภทที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติ (Normal Distribution) และประเภทที่มีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียล (Exponential Distribution) อัตราความต้องการผลิตที่มีการแจกแจงแบบปกติมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 0.8, 0.9, 1, 1.1 หรือ 1.2 เท่าของกำลังการผลิตสูงสุด กำหนดค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของการแจกแจงไว้ที่ 5% ส่วนอัตราความต้องการผลิตที่มีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียล มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 0.8, 0.9, 1, 1.1 หรือ 1.2 เท่าของกำลังการผลิตสูงสุด

1.1.3. ขนาดบัฟเฟอร์ของแต่ละสถานงาน

การหาขนาดบัฟเฟอร์ที่เหมาะสมในระบบการผลิตสำหรับงานวิจัยนี้ ใช้สูตรของบริษัทโตโยต้าเพื่อหาขอบเขตของบัฟเฟอร์ในการจำลองสถานการณ์ ตามสมการที่ 1

$$K = \frac{D \times LT \times (1 + PV)}{CS} \quad (1)$$

K: จำนวนบัฟเฟอร์ (Total Number of Kanban)

D: ความต้องการผลิตต่อช่วงระยะเวลาที่พิจารณา (Average Daily Demand)

LT: ระยะเวลาตั้งแต่ออกแผนการผลิตจนถึงผลิตผลิตภัณฑ์ตามแผนที่กำหนดเสร็จพร้อมส่งมอบให้กับลูกค้า (Lead Time)

PV: ตัวแปรตามนโยบาย (Policy Variable หรือ Safety Coefficient) ค่าตัวแปรที่ต้องการเผื่อความผิดพลาดที่อาจเกิดขึ้น ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับนโยบายของบริษัทกำหนด เช่น ชั้นงานสำรอง (Safety Stock)

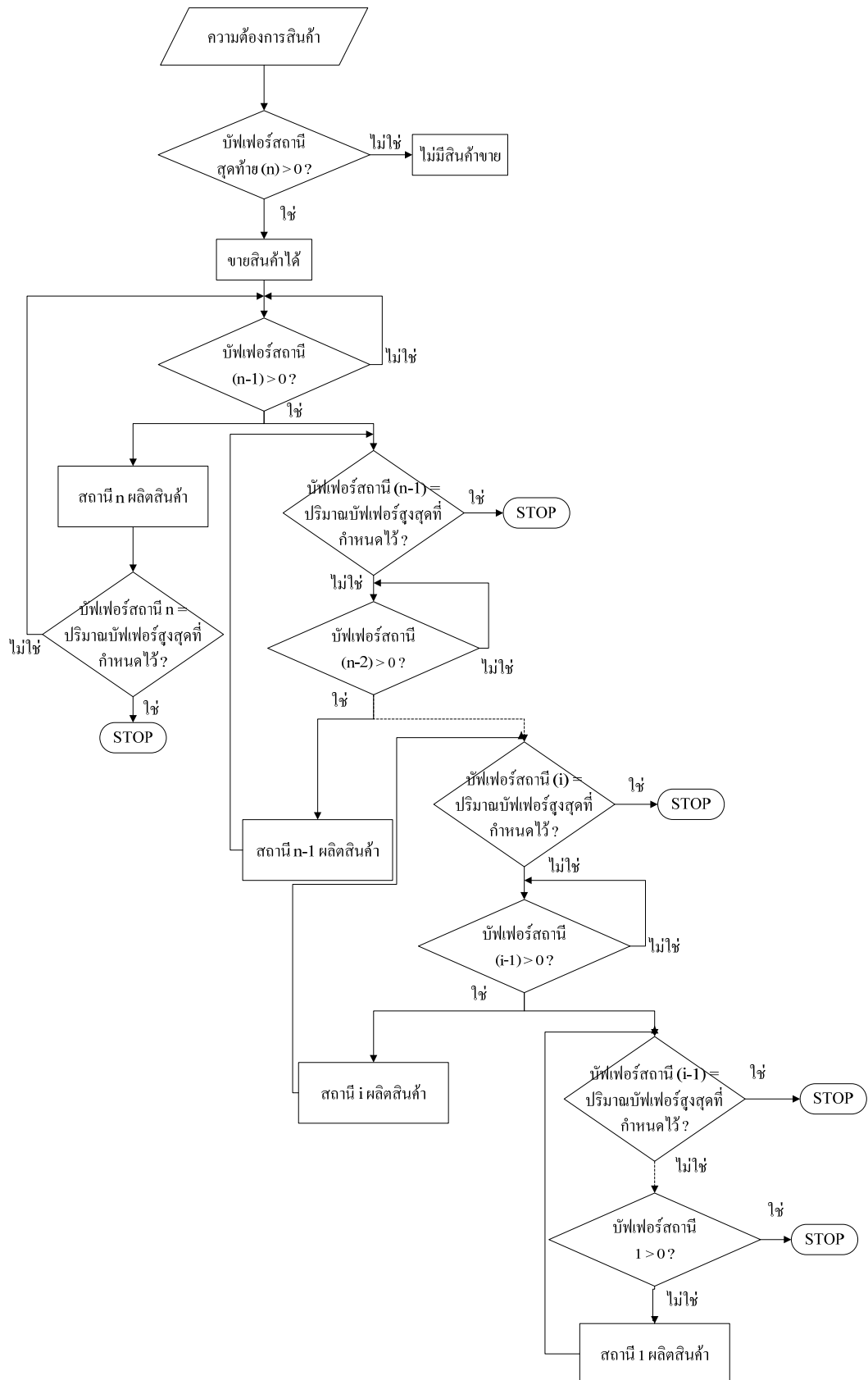
CS: ขนาดบรรจุภาชนะหรือปริมาณการบรรจุชิ้นงานต่อ 1 ภาชนะ (Container Size) (Monden, 1994)

โดยงานวิจัยนี้พิจารณาตัวแปร CS และ PV มีค่าเท่ากับ 1 อัตราความต้องการการผลิต (D) เท่ากับ 1.2 ระยะเวลาคือเวลาในการผลิตชิ้นงานของสถานงานก่อนหน้า ต้องเป็นค่าเวลาผลิตชิ้นงานที่ช้าที่สุด คือ 1 ดังนั้นจะได้ว่าจำนวนบัฟเฟอร์สูงสุดจากการคำนวณคือ 2.4 ปรับให้เป็นค่าจำนวนเต็ม จะได้จำนวนบัฟเฟอร์จากการคำนวณด้วยสมการของบริษัทโตโยต้าที่ 3 บัฟเฟอร์ แต่เนื่องจากงานวิจัยนี้ศึกษากระบวนการสโตแคสติกส์ จะต้องใช้จำนวนบัฟเฟอร์ที่มากกว่าการคำนวณด้วยสูตรทางคณิตศาสตร์ จึงได้กำหนด ปริมาณบัฟเฟอร์สูงสุด เป็น 5 และจำนวนบัฟเฟอร์ต่ำสุด คือ 2 และการเพิ่มระดับบัฟเฟอร์จะเพิ่มขึ้นช่วงละ 1

ข้อสมมุติฐานการวิเคราะห์คือ ก่อนเริ่มผลิต ทุกสถานงานมีบัฟเฟอร์อยู่เต็มตามจำนวนที่กำหนดให้มีได้

1.2 การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง

ผู้วิจัยได้ตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองโดยเปรียบเทียบการทำงานของแบบจำลองสถานการณ์กับลักษณะการไหลของข้อมูลของระบบการผลิตแบบดึง ซึ่งมีลักษณะดังภาพที่ 2



ภาพที่ 2 การไหลของข้อมูลระบบการผลิตแบบดึง

1.3 การกำหนดค่าเริ่มต้นของการจำลองสถานการณ์ (Run Setup)

จำนวนรอบทำซ้ำขึ้นอยู่กับค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ (ε) การกำหนดรอบทำซ้ำของการประมวลผลสามารถทำได้โดยการทดสอบเบื้องต้น (Trail Run) เพื่อประมาณค่าความแปรปรวน โดยกำหนดให้จำนวนรอบทำซ้ำเริ่มต้นเป็น R_0 จากนั้นนำค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ได้ (S_0) มาคำนวณจำนวนรอบทำซ้ำที่ควรใช้ ดังสมการ

$$R = \left(\frac{t_{\alpha/2, R_0-1} S_0}{\varepsilon} \right)^2 \quad (2)$$

โดยที่ R คือ จำนวนรอบการทำซ้ำที่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าไม่เกินค่า ε

S_0 คือ ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

ε คือ ค่าความคลาดเคลื่อนของค่าเฉลี่ยที่สามารถยอมรับได้

$t_{\alpha/2, R_0}$ คือ Student's t quartile ที่นัยสำคัญ $1-\alpha$ และองศาอิสระ R_0-1 ซึ่งค่าของส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่นำไปแทนค่าลงในสมการ (2) นี้สามารถคำนวณได้จากสูตร

$$S_0 = \left(\frac{H.W. \times \sqrt{R_0}}{t_{\alpha/2, R_0-1}} \right) \quad (3)$$

โดยที่ S_0 คือ ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

H.W. คือ ค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นจากการทดลองสุ่มตัวอย่างครั้งแรก

R_0 คือ จำนวนรอบการทำซ้ำเริ่มต้นที่ทำการทดลอง

ผู้วิจัยได้กำหนดรอบทำซ้ำเริ่มต้น 10 รอบ เมื่อทำการประมวลผลจะได้ค่า S_0 ซึ่งนำมาคำนวณหาจำนวนรอบทำซ้ำใหม่ที่เหมาะสม โดยในงานวิจัยนี้ กำหนดรอบทำซ้ำ 100 รอบ

การกำหนดช่วงเวลาการแกว่งของข้อมูล (Warm-up Period) ในการจำลองสถานการณ์ หากความยาวของการจำลองสถานการณ์ไม่ยาวพอจะทำให้เกิดอคติ (Bias) ซึ่งส่งผลให้ผลลัพธ์ที่ได้มีความผิดพลาด การลดค่าอคติดังกล่าวมีหลายวิธี เช่น ตัดข้อมูลในช่วงเริ่มต้นออกไป หรือเพิ่มความยาวของการจำลองสถานการณ์จนเข้าสู่สภาวะสมดุล (Steady state) ซึ่งงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยเลือกวิธีกำหนดความยาวของการจำลองสถานการณ์ให้ยาวขึ้น โดยกำหนดให้ระบบทำงาน 24 ชั่วโมงติดต่อกัน เป็นระยะเวลา 1 เดือน

ผู้วิจัยจำลองแบบจำลองสถานการณ์ระบบการผลิตแบบดั้งเดิมที่จำนวนสถานงาน 4, 5, 10, 15 และ 20 สถานงาน เพื่อเป็นข้อมูลเปรียบเทียบผลการประมาณค่าผลการดำเนินงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

2. ทดสอบการประมาณค่าด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

ผู้วิจัยฝึกสอนโครงข่าย โดยใช้ข้อมูลจากผลการจำลองสถานการณ์ระบบการผลิตแบบดั้งเดิมที่ 3 สถานงาน ซึ่งจำนวนเหตุการณ์ทั้งหมดที่สามารถเป็นไปได้ของ 3 สถานงาน ภายใต้เงื่อนไขของงานวิจัยนี้ มีทั้งหมด 24,000 สถานการณ์ (Scenario) แบ่งข้อมูลในการฝึกสอน (Training Set) ออกเป็น 2 ระดับ คือ 30% และ 50% ของสถานการณ์ทั้งหมด กำหนดจำนวนข้อมูลในการยืนยันผล (Validation Set) เป็น 10% และข้อมูลในการตรวจสอบ (Testing Set) 10% ของสถานการณ์ทั้งหมด

2.1 การกำหนดค่าพารามิเตอร์ในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

2.1.1. การฝึกสอนโครงข่ายใช้วิธีการแบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Neural Network) ซึ่งเป็นวิธีการเรียนรู้แบบมีผู้สอน โดยวิธีนี้จะมีการนำค่าผิดพลาดระหว่างค่าเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ได้มาปรับใช้ในการหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสม เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ใกล้เคียงกับค่าเป้าหมายมากที่สุด

2.1.2. วิธีการปรับค่าน้ำหนัก ใช้วิธี Lavenberg-Marquardt เนื่องจากเป็นวิธีที่ได้รับความนิยมและมีความรวดเร็วในการปรับค่าน้ำหนักจนได้ค่าที่เหมาะสม

2.1.3. ฟังก์ชันแอคทีฟฟังก์ชัน (Transfer Function) ที่ใช้ในงานวิจัยนี้มี 2 ฟังก์ชันคือ สำหรับชั้นฮิดเดนใช้ Tansigmoid ซึ่งมีคุณสมบัติที่ให้ค่าข้อมูลออกที่เป็นค่าต่อเนื่องอยู่ในช่วง -1 ถึง 1 สำหรับชั้นข้อมูลออกใช้ Purelinear ซึ่งเป็นฟังก์ชันแอคทีฟฟังก์ชันที่มีคุณสมบัติเป็นเชิงเส้น ซึ่งผลลัพธ์ของข้อมูลจะสอดคล้องเท่ากับค่าของข้อมูลเข้า

2.1.4. ค่าความคลาดเคลื่อนเป้าหมาย ใช้เป็นเกณฑ์ในการหยุดการฝึกสอนโครงข่าย โดยใช้ค่า Mean Square Error (MSE) ที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่ายมีค่าน้อยกว่า หรือเท่ากับค่า MSE ที่กำหนด สำหรับงานวิจัยนี้กำหนดค่า MSE ไว้ 0.0001 ทุกโครงข่าย

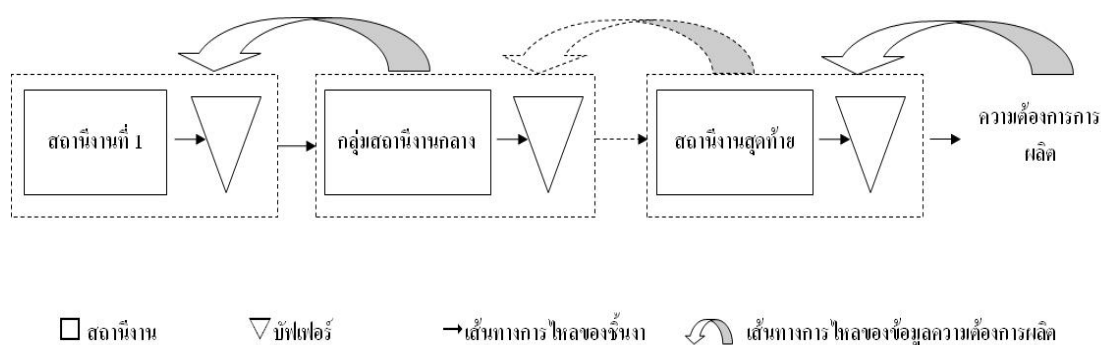
2.1.5. จำนวนรอบในการฝึกสอน (Epoch) หมายถึง จำนวนครั้งที่ทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกสอน หากกำหนดให้จำนวนรอบในการฝึกสอนมีค่าสูงเกินไป ไม่ได้ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ได้มากขึ้น ควรประมาณจำนวนรอบในการฝึกสอนที่น้อยที่สุดเท่าที่จำเป็น สำหรับงานวิจัยนี้กำหนดจำนวนรอบเท่ากับ 500 รอบ

2.1.6. จำนวนโหนดของการฝึกสอนในชั้นฮิดเดนได้เลือกใช้จำนวนโหนด 20 โหนด และสำหรับชั้นนำข้อมูลออกจะมีจำนวนโหนด 1 โหนด

การประมาณค่าผลการดำเนินงานและค่าความแปรปรวน จะพิจารณาผลลัพธ์ 4 ตัว ได้แก่ รอบระยะเวลาการผลิต (Cycle time), จำนวนชิ้นงานที่ค้างในระบบ (Work in process), จำนวนครั้งที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Sale) ซึ่งพิจารณาในรูปเปอร์เซ็นต์ของจำนวนครั้งที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ต่อความต้องการการผลิตทั้งหมด (%Sale), จำนวนครั้งที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Lost sale) ซึ่งพิจารณาในรูปเปอร์เซ็นต์ของจำนวนครั้งที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ต่อความต้องการการผลิตทั้งหมด (%Lost sale) โดยพิจารณาทั้งค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวน ซึ่งค่าความแปรปรวนจะพิจารณาจากค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ (Half-Width) ซึ่งแปลงให้อยู่ในรูปสัดส่วนของค่าเฉลี่ย (% Half-Width of Mean)

2.2 การเชื่อมต่อของข้อมูลและการฝึกสอนโครงข่าย

ลักษณะการเชื่อมต่อของข้อมูล สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม แบบแพร่ย้อนกลับ ที่สามารถปรับขนาดได้ ผู้วิจัยได้แบ่งสถานีนงานออกเป็น 3 ประเภท ได้แก่ สถานีต้น (Initial workstation), สถานีกลาง (Intermediate workstation) และสถานีสุดท้าย (Final workstation) มีลักษณะดังภาพที่ 3

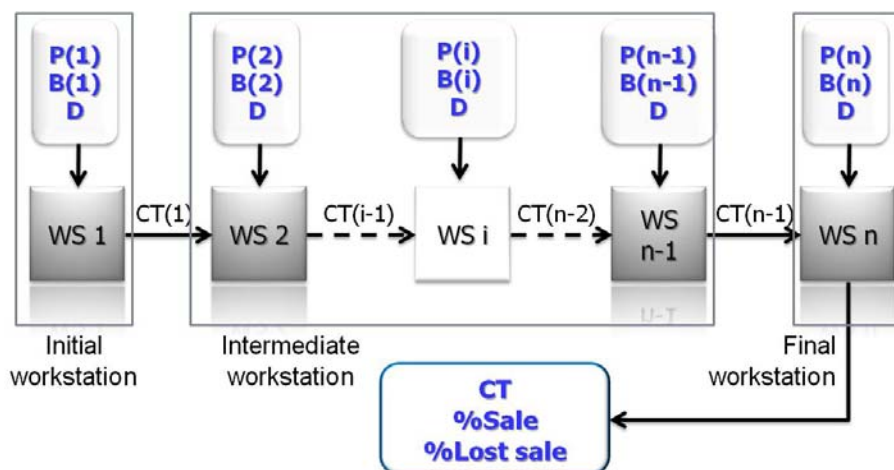


ภาพที่ 3 การแบ่งประเภทของสถานีนงานในระบบการผลิตแบบดึง

สถานีต้น คือสถานีที่ 1 สถานีกลาง คือสถานีนงานที่ 2 ถึง สถานีงานก่อนสถานีสุดท้าย การฝึกสอนโครงข่ายนั้น จะมีรูปแบบการเชื่อมต่อระหว่างประเภทของสถานีนงาน ซึ่งเป็นไปตามภาพที่ 4 ถึง 9

ให้ P = ระยะเวลาในการผลิตของแต่ละสถานี (Processing time)
 B = จำนวนบัฟเฟอร์สูงสุดที่สถานีนั้นๆ จะมีได้ (Buffer size)
 D = ความต้องการผลิต (Demand Arrival)
 CT = รอบระยะเวลาการผลิต (Cycle time)
 WIP = จำนวนชิ้นงานที่อยู่ในระบบ (Work in process)
 $STDP$ = ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของระยะเวลาในการผลิตของแต่ละสถานี
 $STDD$ = ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของความต้องการผลิต
 $\%Sale$ = เปอร์เซนต์ของจำนวนครั้งที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิต
 ได้ต่อความต้องการการผลิตทั้งหมด
 $\%Lost\ sale$ = เปอร์เซนต์ของจำนวนครั้งที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการ
 การผลิตได้ต่อความต้องการการผลิตทั้งหมด
 $\%HW$ = เปอร์เซนต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ย
 n = สถานีงานสุดท้าย

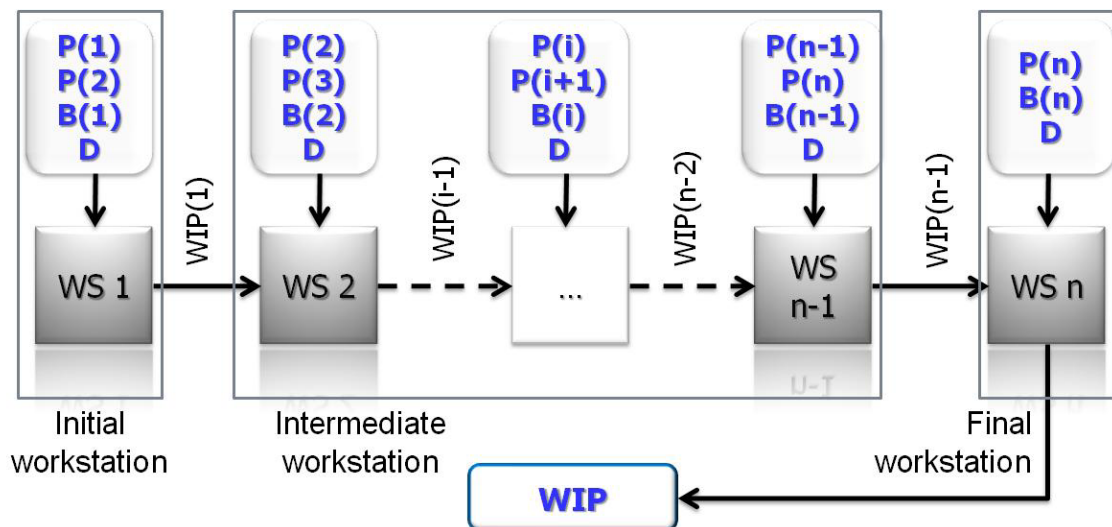
การฝึกสอนโครงข่าย เพื่อประมาณค่าเฉลี่ยของ Cycle time, $\%Sale$ และ $\%Lost\ sale$ แสดงดังภาพที่ 4 แต่ละสถานีงาน จะมีข้อมูลอินพุตเหมือนกัน 4 ตัว ได้แก่ อัตราความต้องการผลิต , Cycle time ของสถานีก่อนหน้า, ระยะเวลาผลิต และบัฟเฟอร์ของสถานีตนเอง ทั้งนี้ ที่สถานีแรก จะไม่มีข้อมูล Cycle time ของสถานีงานก่อนหน้า



ภาพที่ 4 การเชื่อมต่อของโครงข่ายประสาทเทียมในการประมาณค่าเฉลี่ยของ Cycle time, $\%Sale$ และ $\%Lost\ sale$

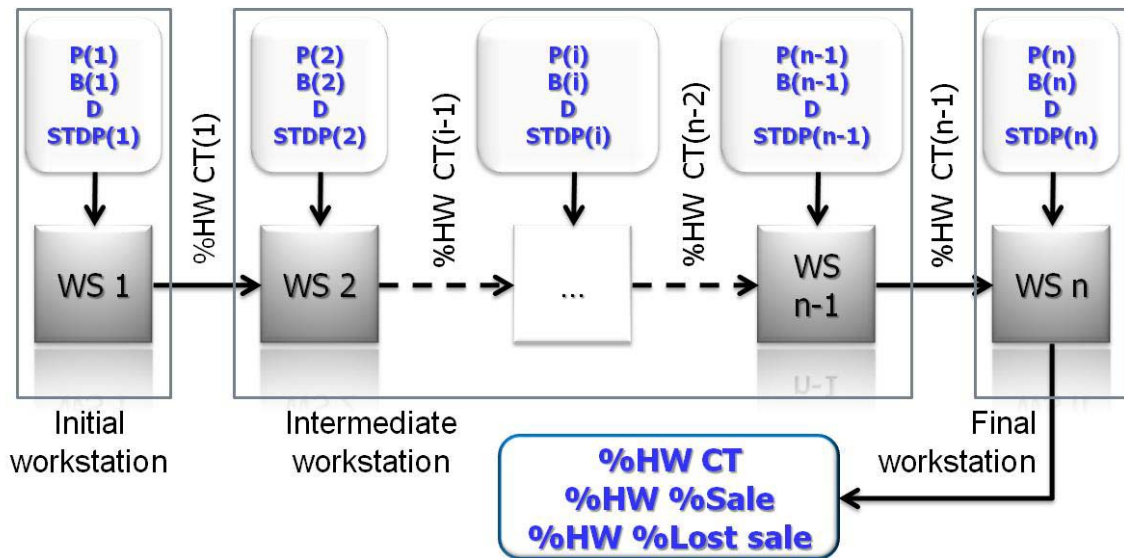
การฝึกสอนโครงข่ายเพื่อประมาณค่าเฉลี่ยของ Work in process แสดงดังภาพที่ 5 แต่ละสถานีงานจะมีข้อมูลอินพุต 5 ตัว ได้แก่ อัตราความต้องการผลิต, Work in process ของ สถานี ก่อนหน้า, ระยะเวลาผลิตของสถานีถัดไป, ระยะเวลาผลิตและบัฟเฟอร์ของสถานีตนเอง ทั้งนี้ ที่

สถานีแรก จะไม่มีข้อมูล Work in process ของสถานีงานก่อนหน้า และสถานีสุดท้ายไม่มีข้อมูล ระยะเวลาผลิตของสถานีถัดไป



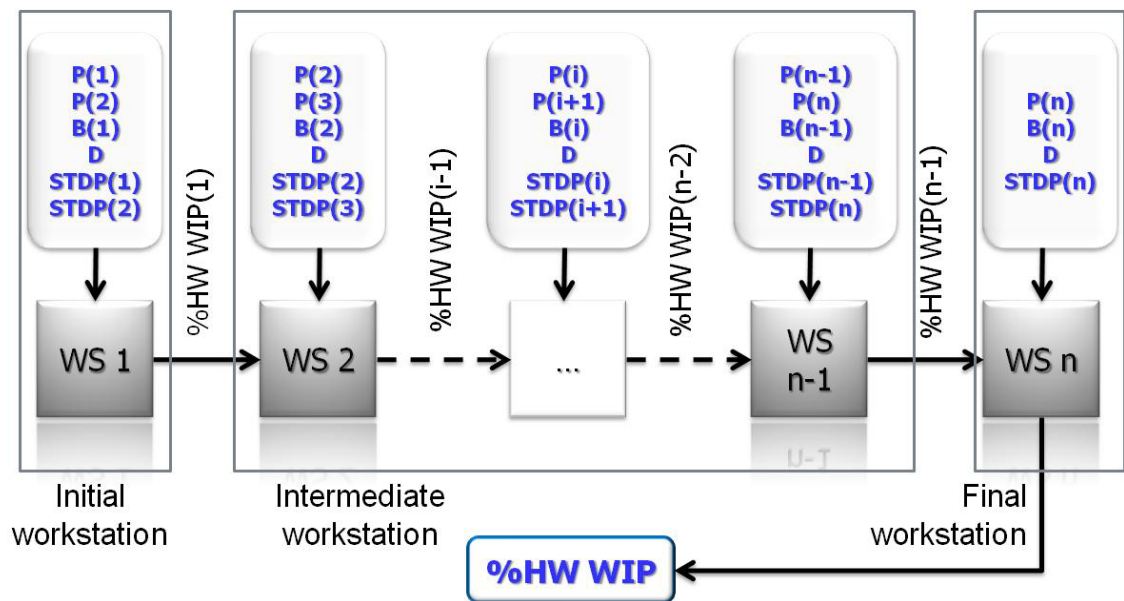
ภาพที่ 5 การเชื่อมต่อของโครงข่ายประสาทเทียมในการประมาณค่าเฉลี่ยของ Work in process

การฝึกสอนโครงข่ายเพื่อประมาณเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time, %Sale และ %Lost sale กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียล แสดงดังภาพที่ 6 แต่ละสถานีงานจะมีข้อมูลอินพุต 5 ตัว ได้แก่ อัตราความต้องการผลิต, เปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time ของสถานีก่อนหน้า, ระยะเวลาผลิตของสถานีตนเอง, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของ ระยะเวลาผลิตและบัฟเฟอร์ของสถานีตนเอง ทั้งนี้ ที่สถานีแรก จะไม่มีข้อมูล เปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time ของสถานีก่อนหน้า



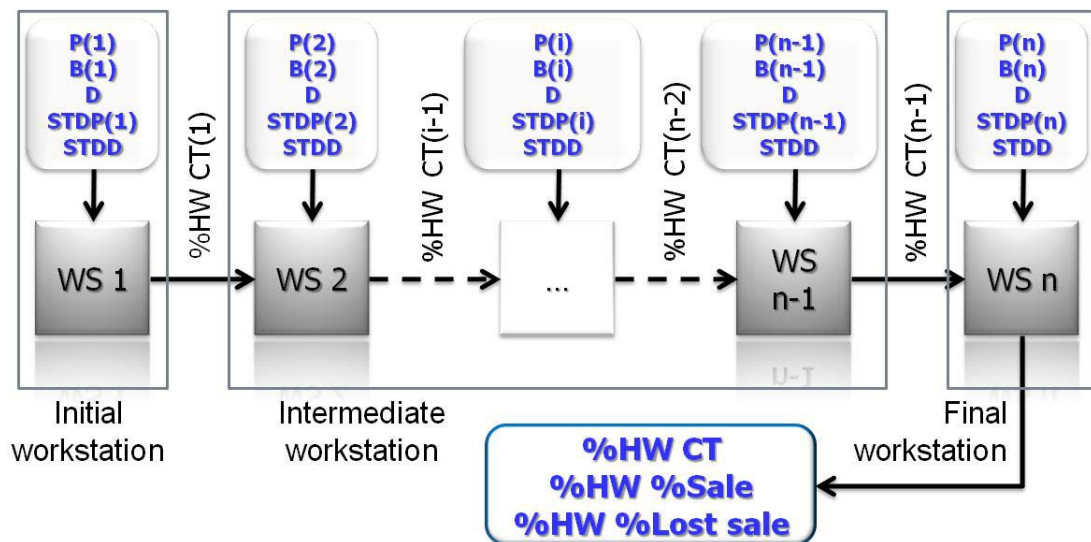
ภาพที่ 6 การเชื่อมต่อของโครงข่ายประสาทเทียมในการประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ยของ Cycle time, $\%Sale$ และ $\%Lost sale$ กรณีอัตราความต้องการการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียล

การฝึกสอนโครงข่ายเพื่อประมาณเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Work in process กรณีอัตราความต้องการการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียล แสดงดังภาพที่ 7 แต่ละสถานี่งานจะมีข้อมูลอินพุต 7 ตัว ได้แก่ อัตราความต้องการผลิต, เปอร์เซนต์ Half-Width ของ Work in process สถานี่ก่อนหน้า, ระยะเวลาผลิตของสถานี่ถัดไป, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของระยะเวลาผลิตของสถานี่ถัดไป, บัฟเฟอร์ของสถานี่ตนเอง, ระยะเวลาผลิตและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของสถานี่ตนเอง ทั้งนี้ ที่สถานี่แรก จะไม่มีข้อมูลเปอร์เซนต์ Half-Width ของ Work in process ของสถานี่งานก่อนหน้า และสถานี่สุดท้ายไม่มีข้อมูลระยะเวลาผลิตและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของสถานี่ถัดไป



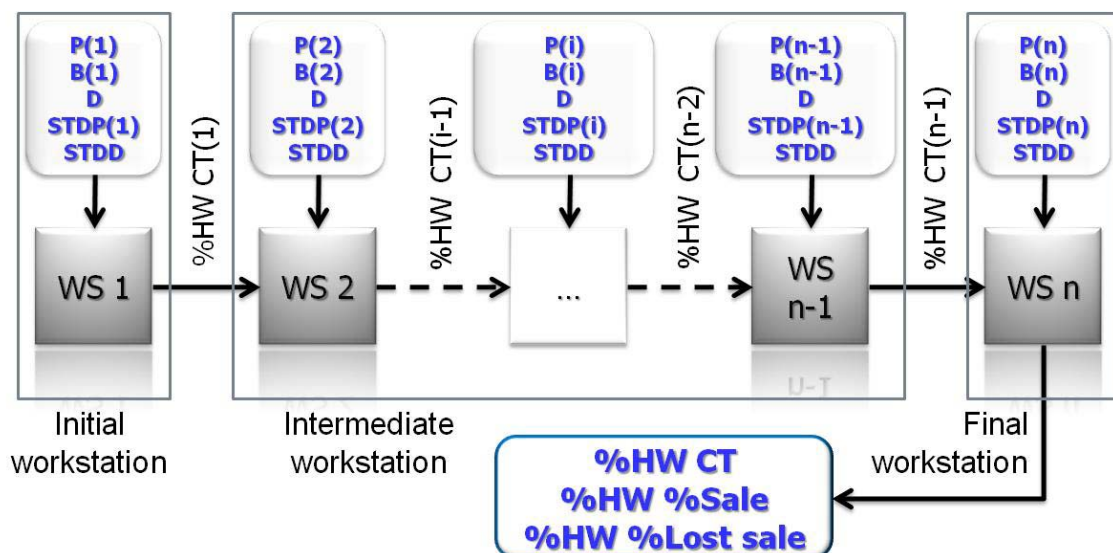
ภาพที่ 7 การเชื่อมต่อของโครงข่ายประสาทเทียมในการประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ยของ Work in process กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโปเนนเชียล

การฝึกสอนโครงข่ายเพื่อประมาณเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time, %Sale และ %Lost sale กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติ แสดงดังภาพที่ 8 แต่ละสถานงานจะมีข้อมูลอินพุต 6 ตัว ได้แก่ อัตราความต้องการผลิต, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของอัตราความต้องการผลิต, เปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time ของสถานีก่อนหน้า, ระยะเวลาผลิตของสถานีดั้งเดิม, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของระยะเวลาผลิตและบัฟเฟอร์ของสถานีดั้งเดิม ทั้งนี้ ที่สถานี่แรก จะไม่มีข้อมูล เปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time ของสถานีก่อนหน้า



ภาพที่ 8 การเชื่อมต่อของโครงข่ายประสาทเทียมในการประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ยของ Cycle time, $\%Sale$ และ $\%Lost sale$ กรณีอัตราความต้องการการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติ

การฝึกสอนโครงข่ายเพื่อประมาณเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Work in process กรณีอัตราความต้องการการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติ แสดงดังภาพที่ 9 แต่ละสถานีนงานจะมีข้อมูลอินพุต 8 ตัว ได้แก่ อัตราความต้องการผลิต, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของอัตราความต้องการผลิต, เปอร์เซนต์ Half-Width ของ Work in process สถานีก่อนหน้า, ระยะเวลาผลิตของสถานีก่อนหน้า, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของระยะเวลาผลิตของสถานีก่อนหน้า, บัฟเฟอร์ของสถานีก่อนหน้า, ระยะเวลาผลิตและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของสถานีก่อนหน้า ทั้งนี้ ที่สถานีแรก จะไม่มีข้อมูลเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Work in process ของสถานีก่อนหน้า และสถานีสุดท้ายไม่มีข้อมูลระยะเวลาผลิตและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของสถานีก่อนหน้า



ภาพที่ 9 การเชื่อมต่อของโครงข่ายประสาทเทียมในการประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ยของ Work in process กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติ

เมื่อผู้วิจัยได้ฝึกสอนโครงข่ายจากข้อมูลแบบจำลองสถานการณ์ระบบดังที่ 3 สถาปนาแล้ว ผู้วิจัยใช้ชุดค่าน้ำหนักของโครงข่ายข้างต้นมาประมาณผลการดำเนินงานของระบบการผลิตแบบดึงจำนวน 4, 5, 10, 15 และ 20 สถาปนา โดยเก็บตัวอย่างทดสอบ 5,000 ตัวอย่างต่อ 1 ระบบการผลิต เพื่อเปรียบเทียบกับผลการดำเนินงานที่ได้จากการประมาณค่าด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

2.3 ดัชนีชี้วัด

R-Square เป็นค่าสัมประสิทธิ์ความถดถอย ที่แสดงถึงสัดส่วน หรือร้อยละของความผิดพลาด ที่แบบจำลองสามารถอธิบายได้จากสมการที่ประมาณการ หากมีค่าเข้าใกล้ 1 หมายความว่าสมการที่ประมาณได้เป็นตัวแทนที่ดีของประชากรทั้งหมด (กัลยา, 2547) งานวิจัยนี้เลือกใช้ R-Square เป็นดัชนีชี้วัดประสิทธิภาพการประมาณค่าระหว่างค่าที่ได้จากการจำลองสถานการณ์กับค่าที่ได้จากการประมาณด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถปรับขนาดได้

หลังจากฝึกสอนโครงข่ายจนได้ชุดน้ำหนักที่เหมาะสมแล้ว จะได้ชุดน้ำหนักสำหรับกรณีอัตราการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียล 8 ชุด และกรณีอัตราการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติ 8 ชุด ซึ่งอัตราการผลิตแต่ละแบบประกอบไปด้วยชุดน้ำหนักดังต่อไปนี้ ชุดน้ำหนักสำหรับการหาค่าเฉลี่ยของ Cycle time, ชุดน้ำหนักสำหรับการหาค่าเฉลี่ยของ Work in process,

ชุดน้ำหนักรสำหรับการหาค่าเฉลี่ยของ %Sale, ชุดน้ำหนักรสำหรับการหาค่าเฉลี่ยของ %Lost sale, ชุดน้ำหนักรสำหรับการหาเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time, ชุดน้ำหนักรสำหรับการหาเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Work in process, ชุดน้ำหนักรสำหรับการหาเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Sale และชุดน้ำหนักรสำหรับการหาเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Lost sale ซึ่งแต่ละชุด จะประกอบไปด้วยโครงข่ายสำหรับการหาค่าตอบของสถานีต้น, สถานีกลาง และสถานีสุดท้าย ดังนั้น อาจกล่าวได้ว่า จะมีโครงข่ายสำหรับการหาค่าตอบทั้งหมด 48 โครงข่าย

นำชุดน้ำหนักรที่ได้ไปทดสอบประมาณค่าระบบการผลิตแบบดิ่งที่จำนวนสถานีงาน 4, 5, 10, 15 และ 20 สถานี จากนั้นวัดประสิทธิภาพการประมาณค่าด้วย R-Square ซึ่งพบว่า ค่าเฉลี่ยที่ได้จากการประมาณค่าด้วยโครงข่ายประสาทเทียมสามารถนำมาใช้ประมาณค่าผลการดำเนินงานของระบบการผลิตแบบดิ่งได้ แต่ไม่สามารถประมาณเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ ค่าเฉลี่ยได้ ดังนั้น ผู้วิจัยจึงวิเคราะห์เปอร์เซ็นต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ยของ Cycle time, Work in process, %Sale และ %Lost sale เพื่อศึกษาลักษณะของข้อมูล

3. การวิเคราะห์ข้อมูลและประมาณความแปรปรวน

ผู้วิจัยได้วิเคราะห์ความแปรปรวนของระบบโดยพิจารณาจากเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ ค่าเฉลี่ย ซึ่งพิจารณาค่าต่ำสุด, ค่าสูงสุด, ค่าฐานนิยม และสร้างฮิสโตแกรมเพื่อดูลักษณะของข้อมูล Cycle time, Work in process, %Sale และ %Lost sale จากนั้นแบ่งช่วงเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ยเป็น น้อยกว่าหรือเท่ากับ 0%, 1%, 3%, 5%, 7%, 9%, 10%, 15%, 20%, 30%, 40%, 50% และ 60% แล้วทำการฝึกสอนโครงข่ายโดยใช้พารามิเตอร์เช่นเดียวกับข้อ 2.1 และใช้การเชื่อมต่อกับภาพที่ 4 ถึง 9 พิจารณาผลลัพธ์ที่ได้จากการจำลองสถานการณ์ ถ้ามีค่ามากกว่าการประมาณค่าด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ให้ถือว่าประมาณผิดพลาด (Miss) ดังนั้นขีดวัดคือ สัดส่วนระหว่างจำนวนข้อมูลที่ประมาณผิดพลาดต่อจำนวนข้อมูลทดลองทั้งหมด (%Miss)

4. ทดสอบประสิทธิภาพการประมาณค่า (Capability)

เมื่อได้ชุดน้ำหนักรและวิธีการในการประมาณค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนสำหรับระบบการผลิตแบบดิ่งแล้ว ผู้วิจัยได้ทดสอบประสิทธิภาพการประมาณค่าโดยเปลี่ยนค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของระยะเวลาการผลิตจาก 0.05 เป็น 0.01 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของอัตราความต้องการผลิตที่มีการแจกแจงแบบปกติจาก 0.05 เป็น 0.01 ทำการจัดเก็บตัวอย่าง จำนวน 1,000 ตัวอย่าง เพื่อนำมาประมาณค่าผลการดำเนินงานโดยใช้ค่าน้ำหนักรจากโครงข่ายที่ใช้ข้อมูลฝึกสอน 50% พิจารณาค่าเฉลี่ยโดยใช้ดัชนีชี้วัดคือ R-Square และพิจารณาค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ

ค่าเฉลี่ย โดยใช้ดัชนีชี้วัดคือสัดส่วนระหว่างจำนวนข้อมูลที่ประมาณผิดพลาดต่อจำนวนข้อมูล
ทดลองทั้งหมด (%Miss)

ผลการทดลอง

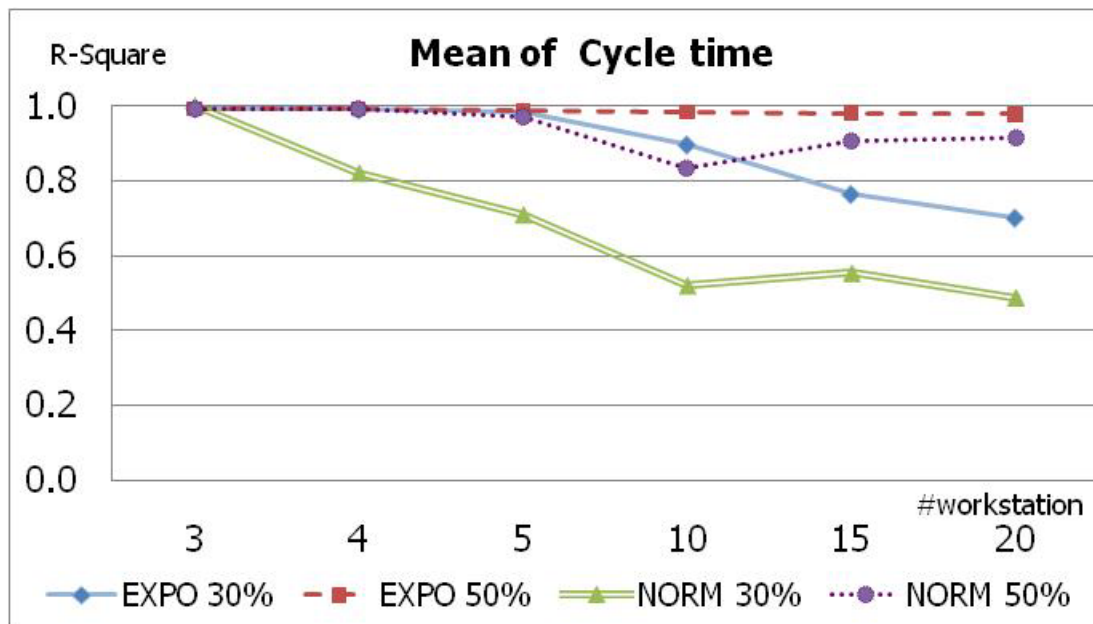
1. ผลการประมาณค่าผลการดำเนินงานด้วยโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ข้อมูลฝึกสอน 30%, 50% ของข้อมูลทั้งหมด

ผู้วิจัยนำค่าเฉลี่ยของผลการดำเนินงานและเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ย ที่ได้จากการจำลองแบบระบบการผลิตแบบดึง จำนวน 3 สถานียาน มาฝึกสอนโครงข่าย ซึ่งมีระดับข้อมูลฝึกสอน 2 ระดับคือ 30% กับ 50% และเมื่อใช้ค่าน้ำหนักที่ได้จากการฝึกสอน ประมาณค่าผลการดำเนินงานที่จำนวนสถานียานเพิ่มขึ้น ประสิทธิภาพการประมาณค่าให้ผลดังนี้

ผลการประมาณค่าเฉลี่ยของ Cycle time แสดงดังภาพที่ 10 กรณีอัตราความต้องการผลิต มีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียล พบว่า ที่ข้อมูลฝึกสอนโครงข่าย 30% เมื่อจำนวนสถานียานเพิ่มมากกว่า 10 สถานียาน ประสิทธิภาพการประมาณค่าซึ่งวัดผลด้วย R-Square ลดต่ำลง แต่ยังมากกว่า 70% แต่เมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลฝึกสอนโครงข่ายเป็น 50% ประสิทธิภาพการประมาณค่าลดต่ำลงเพียงเล็กน้อย โดยประสิทธิภาพการประมาณค่าลดลงจาก 99% เป็น 98% ที่จำนวนสถานียาน 10, 15 และ 20 สถานียาน

ผลการประมาณค่าเฉลี่ยของ Cycle time กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติ พบว่า ที่ข้อมูลฝึกสอนโครงข่าย 30% เมื่อจำนวนสถานียานเพิ่มมากกว่า 10 สถานียาน ประสิทธิภาพการประมาณค่าจะลดต่ำลงมาก แต่เมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลฝึกสอนโครงข่ายเป็น 50% สามารถประมาณค่าได้มากกว่า 80% และเมื่อจำนวนสถานียานเพิ่มขึ้น ประสิทธิภาพการประมาณค่าลดต่ำลงเพียงเล็กน้อย แต่ที่ 10 สถานียาน พบว่าประสิทธิภาพต่ำกว่าการประมาณค่าที่ 15 และ 20 สถานียาน ทั้งนี้ เนื่องมาจากสัดส่วนของสถานการณ์ที่นำมาทดสอบ เมื่อเทียบกับจำนวนสถานการณ์ที่เป็นไปได้ทั้งหมด มีสัดส่วนที่แตกต่างกันมาก จึงอาจเกิดความแตกต่างได้เล็กน้อย

เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่าระหว่างระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลกับการแจกแจงแบบปกติพบว่า การประมาณค่าเฉลี่ยของ Cycle time ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม สามารถประมาณค่าระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลดีกว่าระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติเล็กน้อย เนื่องมาจาก การกระจายแบบเอ็กโพเนนเชียลมีช่วงการกระจายที่กว้างการกระจายแบบปกติ ทำให้โครงข่ายสามารถจับกลุ่มของคำตอบได้ชัดเจนกว่า แต่ทั้งนี้ประสิทธิภาพการประมาณค่าที่ข้อมูลฝึกสอน 50% ให้ประสิทธิภาพการประมาณค่าไม่ได้แตกต่างกันมากนัก ทั้งระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลหรือแบบปกติ ก็สามารถประมาณค่าเฉลี่ยของ Cycle time ได้มากกว่า 90%



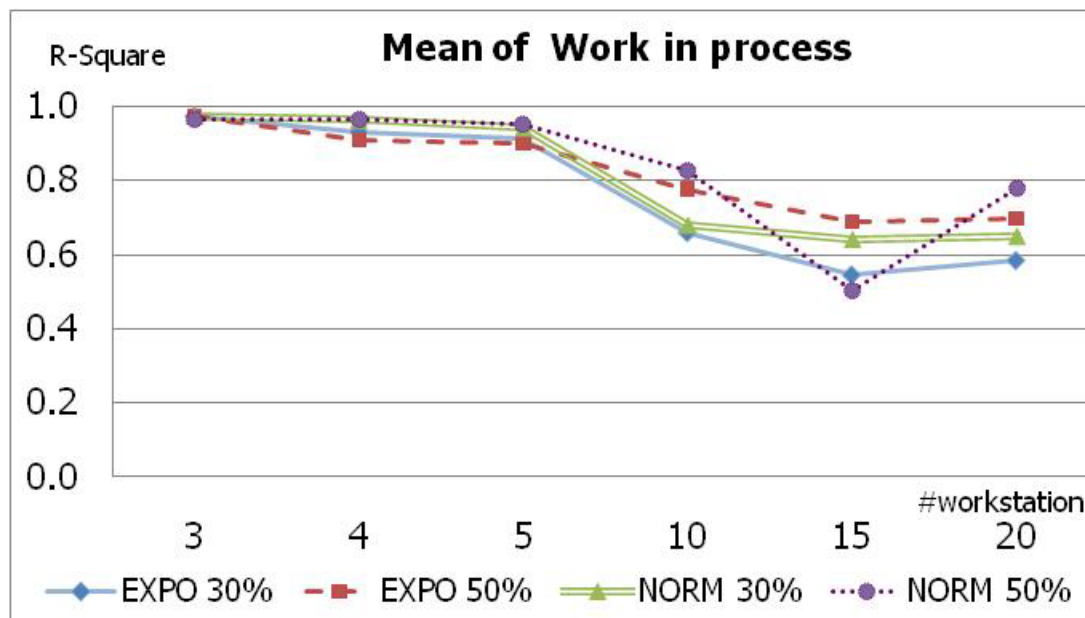
ภาพที่ 10 ค่า R-Square ของการประมาณค่าเฉลี่ยของ Cycle time ที่ข้อมูลฝึกสอนโครงข่าย 30% และ 50%

ผลการประมาณค่าเฉลี่ยของ Work in process แสดงดังภาพที่ 11 กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียล พบว่าเมื่อจำนวนสถานีงานเพิ่มขึ้น ประสิทธิภาพการประมาณค่าซึ่งวัดผลด้วย R-Square ลดต่ำลง ที่สถานีงาน 3, 4 และ 5 สถานีงาน จำนวนฝึกสอนโครงข่ายไม่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการประมาณค่า แต่เมื่อจำนวนสถานีงานเพิ่มมากขึ้นเป็น 10, 15 และ 20 สถานีงาน จะเห็นได้ชัดว่าการใช้ข้อมูลฝึกสอน 50% จะให้ประสิทธิภาพการประมาณค่าดีกว่าการใช้ข้อมูลฝึกสอน 30%

การประมาณค่าเฉลี่ยของ Work in process กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติ พบว่า ที่ข้อมูลฝึกสอนโครงข่าย 30% เมื่อจำนวนสถานีงานเพิ่มมากกว่า 10 สถานีงาน ประสิทธิภาพการประมาณค่าจะลดต่ำลงมาก แต่เมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลฝึกสอนโครงข่ายเป็น 50% ประสิทธิภาพการประมาณค่าลดต่ำลงเพียงเล็กน้อย แต่ที่ 15 สถานีงาน พบว่าประสิทธิภาพต่ำกว่าการประมาณค่าที่ 20 สถานีงาน ทั้งนี้ เนื่องมาจากสัดส่วนของสถานการณ์ที่นำมาทดสอบ เมื่อเทียบกับจำนวนสถานการณ์ที่เป็นไปได้ทั้งหมด มีสัดส่วนที่แตกต่างกันมาก จึงอาจเกิดความแตกต่างได้

เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่าระหว่างระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลกับการแจกแจงแบบปกติพบว่า การประมาณค่าเฉลี่ยของ Work in process ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ทั้งระบบที่มีอัตราการความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลและระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติ มีประสิทธิภาพ

การประมาณค่าที่ใกล้เคียงกันมาก มีความแตกต่างกันไม่เกิน 10% และประสิทธิภาพการประมาณค่าที่ข้อมูลฝึกสอน 50% ทั้งระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลหรือแบบปกติ ก็สามารถประมาณค่าเฉลี่ยของ Work in process ได้มากกว่า 50%



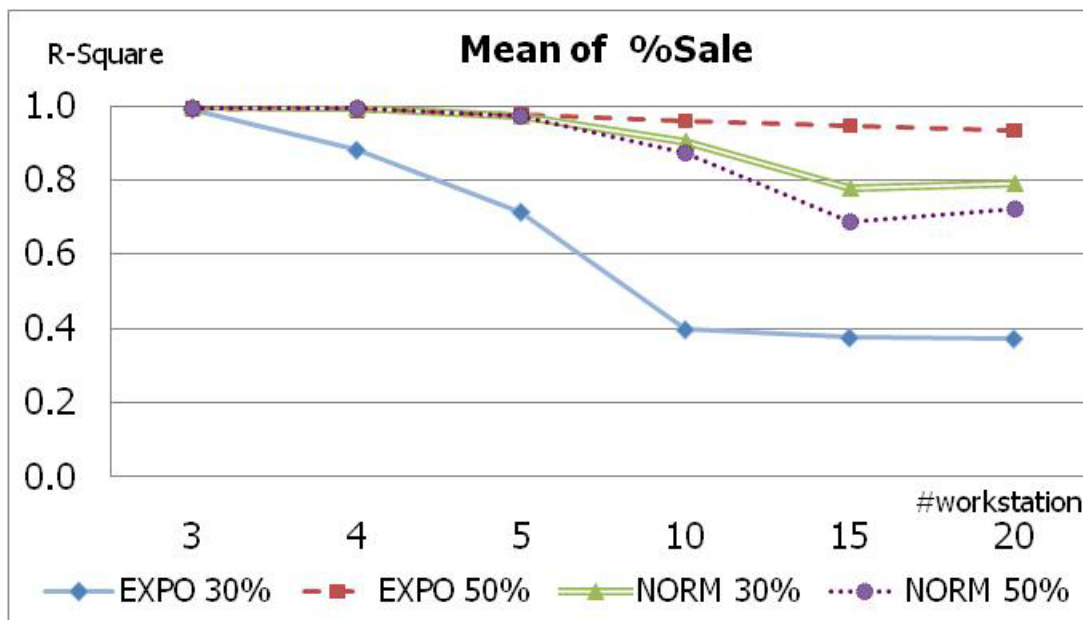
ภาพที่ 11 ค่า R-Square ของการประมาณค่าเฉลี่ยของ Work in process ที่ข้อมูลฝึกสอนโครงข่าย 30% และ 50%

ผลการประมาณค่าเฉลี่ยของ %Sale แสดงดังภาพที่ 12 กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียล พบว่า ที่ข้อมูลฝึกสอนโครงข่าย 30% เมื่อจำนวนสถานงานเพิ่มขึ้น ประสิทธิภาพการประมาณค่าจะลดต่ำลงมาก ที่ 20 สถานงาน ประสิทธิภาพการประมาณค่าเฉลี่ย %Sale ลดต่ำลงเหลือ 37% แต่เมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลฝึกสอนโครงข่ายเป็น 50% ประสิทธิภาพการประมาณค่าลดต่ำลงเพียงเล็กน้อย และที่ 20 สถานงานประสิทธิภาพการประมาณค่ายังมีค่าสูงถึง 93%

ผลการประมาณค่าเฉลี่ยของ %Sale กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติ พบว่า ประสิทธิภาพการประมาณค่าที่ข้อมูลฝึกสอน 30% สูงกว่าประสิทธิภาพการประมาณค่าที่ข้อมูลฝึกสอน 50% เล็กน้อย ทั้งนี้ เนื่องจากสัดส่วนของสถานการณ์ที่นำมาทดสอบ เมื่อเทียบกับจำนวนสถานการณ์ที่เป็นไปได้ทั้งหมด มีสัดส่วนที่แตกต่างกันมาก จึงอาจเกิดความแตกต่างได้ แต่ความแตกต่างดังกล่าวไม่เกิน 10%

เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่าระหว่างระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลกับการแจกแจงแบบปกติพบว่า การประมาณค่าเฉลี่ยของ %Sale

ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม สามารถประมาณค่าระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลดีกว่าระบบที่มีอัตราการความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติ



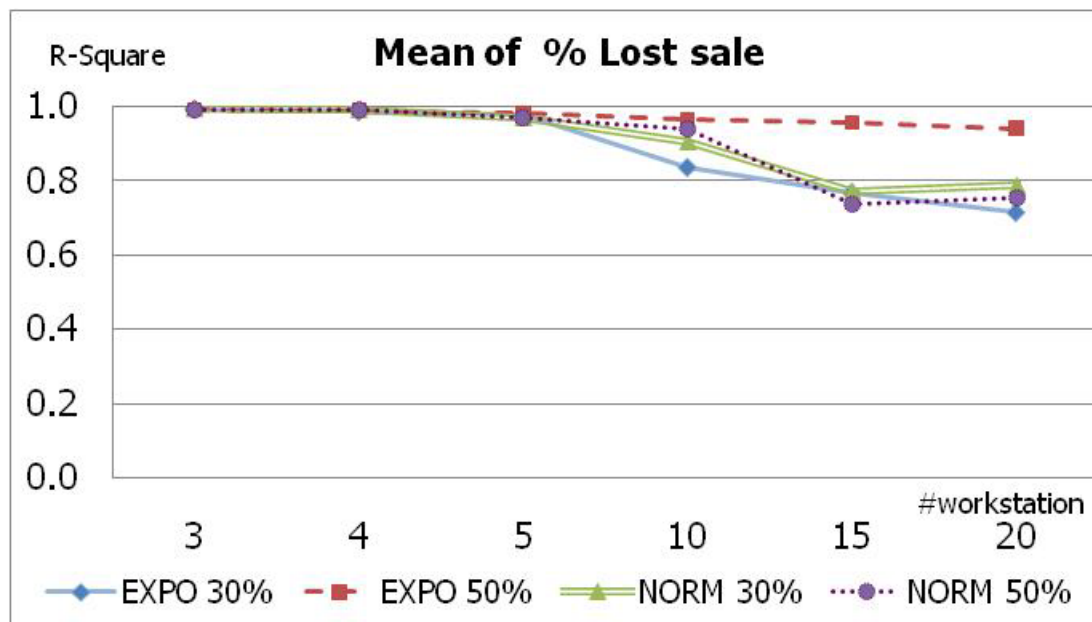
ภาพที่ 12 ค่า R-Square ของการประมาณค่าเฉลี่ยของ %Sale จากระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียล ที่ข้อมูลฝึกสอนโครงข่าย 30% และ 50%

ผลการประมาณค่าเฉลี่ยของ %Lost sale แสดงดังภาพที่ 13 กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียล พบว่า ที่ข้อมูลฝึกสอนโครงข่าย 30% เมื่อจำนวนสถานีงานเพิ่มมากกว่า 10 สถานีงาน ประสิทธิภาพการประมาณค่าซึ่งวัดผลด้วย R-Square ลดต่ำลง แต่ยังมากกว่า 70% แต่เมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลฝึกสอนโครงข่ายเป็น 50% ประสิทธิภาพการประมาณค่าลดต่ำลงเพียงเล็กน้อย ที่ 20 สถานีงาน ประสิทธิภาพการประมาณค่ายังให้ค่าสูงถึง 94%

ผลการประมาณค่าเฉลี่ยของ %Lost sale กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติ พบว่า ประสิทธิภาพการประมาณค่าที่ข้อมูลฝึกสอน 30% กับประสิทธิภาพการประมาณค่าที่ข้อมูลฝึกสอน 50% ใกล้เคียงกันมาก มีความแตกต่างกันไม่เกิน 5%

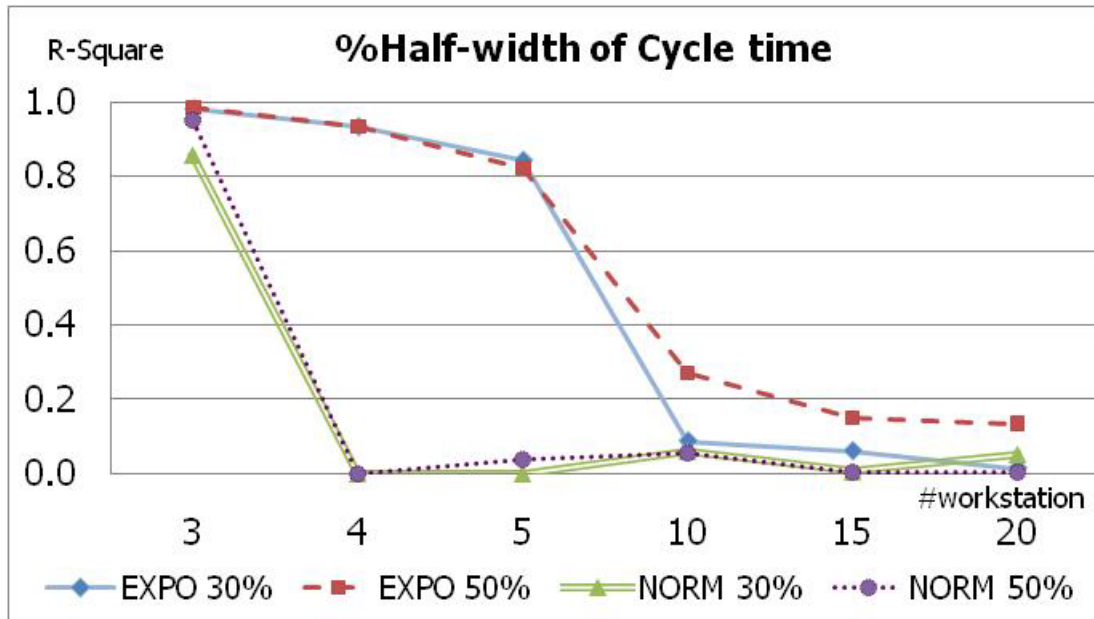
เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่าระหว่างระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลกับการแจกแจงแบบปกติพบว่า ที่จำนวนข้อมูลฝึกสอนโครงข่าย 30% ให้ประสิทธิภาพการประมาณค่าเฉลี่ย %Lost sale ใกล้เคียงกันมาก และประสิทธิภาพจะลดต่ำลงเมื่อจำนวนสถานีงานเพิ่มขึ้น แต่เมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลฝึกสอนเป็น 50% แล้ว เมื่อจำนวนสถานีงานเพิ่มสูงขึ้น โครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณผลการดำเนินงานเฉลี่ยของระบบที่มี

อัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลได้ดีกว่าระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติ



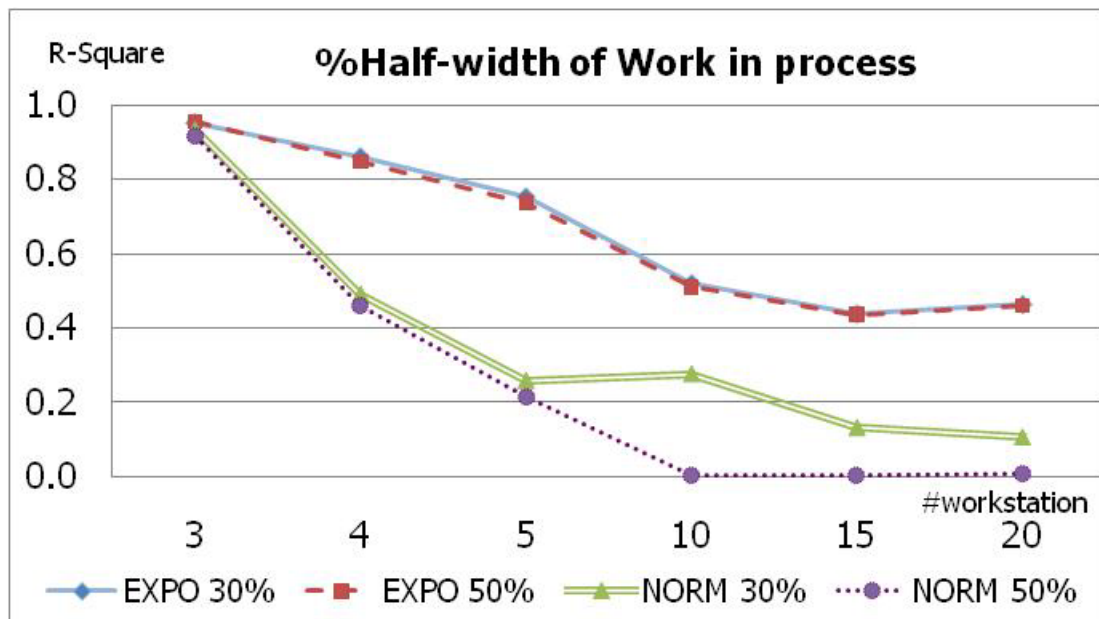
ภาพที่ 13 ค่า R-Square ของการประมาณค่าเฉลี่ยของ %Lost sale จากระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียล ที่ข้อมูลฝึกสอนโครงข่าย 30% และ 50%

ผลการประมาณเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time แสดงดังภาพที่ 14 ทั้งกรณีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลและแบบปกติ พบว่าเมื่อจำนวนสถานีงานเพิ่มขึ้น ประสิทธิภาพการประมาณค่าจะลดต่ำลงอย่างรวดเร็ว จนกล่าวได้ว่า ไม่สามารถประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time ได้



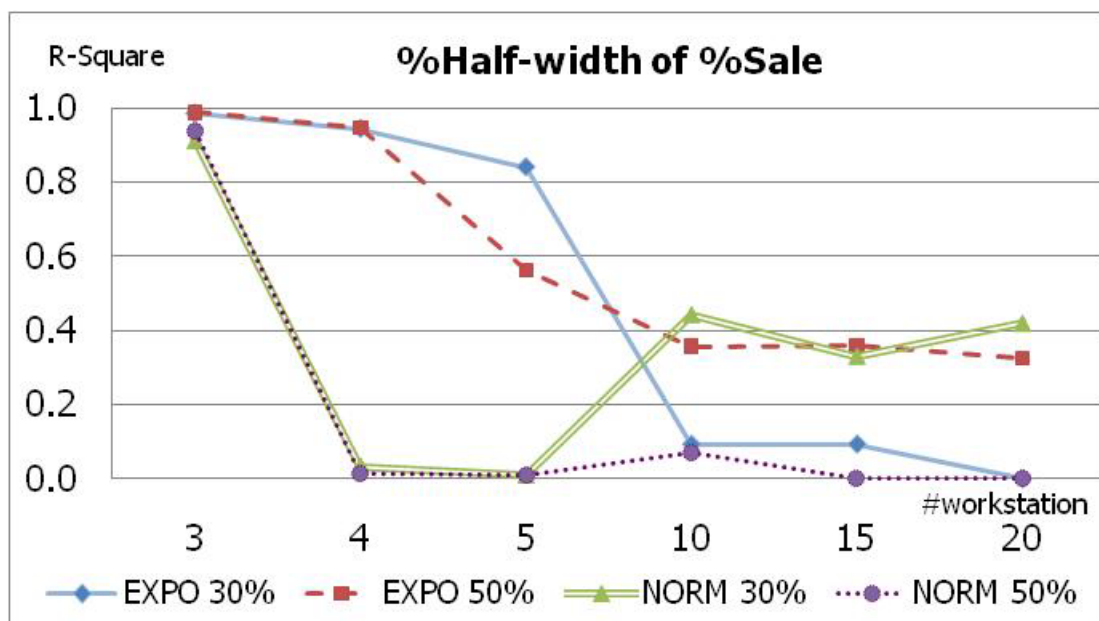
ภาพที่ 14 ค่า R-Square ของการประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time ที่ข้อมูล
ฝึกสอนโครงข่าย 30% และ 50%

ผลการประมาณเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Work in process แสดงดังภาพที่ 15 ทั้งกรณี อัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียล พบว่าเมื่อจำนวนสถานีงานเพิ่มขึ้น ประสิทธิภาพการประมาณค่าจะลดต่ำลงเรื่อยๆ ที่จำนวนสถานีงาน 20 สถานี ประสิทธิภาพการประมาณเปอร์เซ็นต์ Half-Width ลดต่ำลงไม่ถึง 50% ในกรณีของอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติ ประสิทธิภาพการประมาณเปอร์เซ็นต์ Half-Width เมื่อเพิ่มจำนวนสถานีงาน ประสิทธิภาพการประมาณค่าจะลดต่ำลงอย่างรวดเร็ว จนกล่าวได้ว่า ไม่สามารถประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Work in process ได้



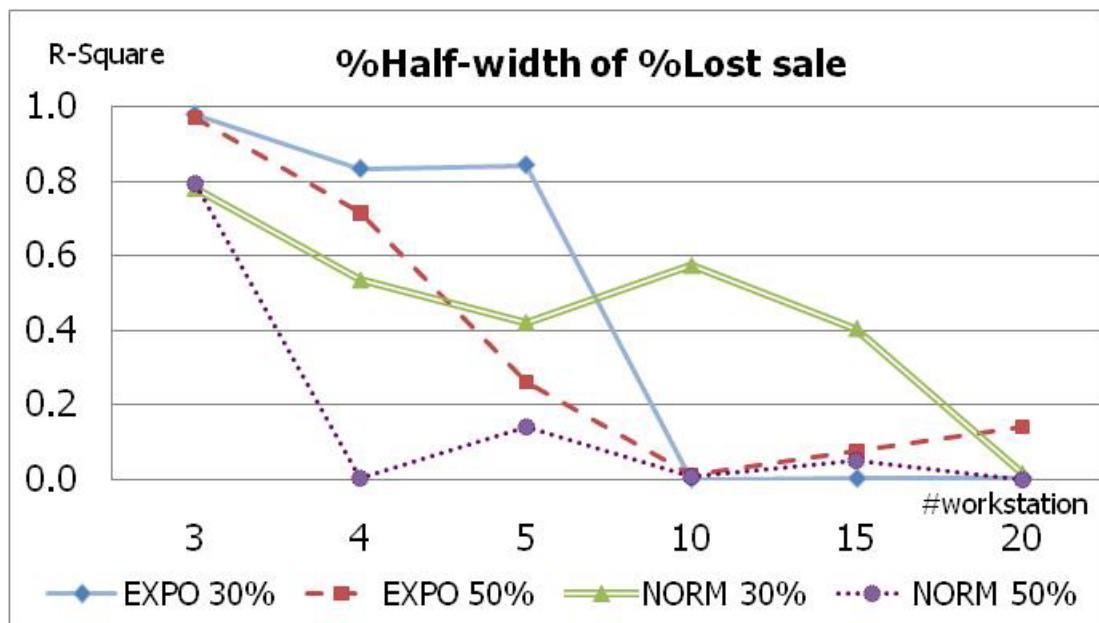
ภาพที่ 15 ค่า R-Square ของการประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Work in process ที่ข้อมูลฝึกสอนโครงข่าย 30% และ 50%

ผลการประมาณเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Sale แสดงดังภาพที่ 16 ทั้งกรณีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลและแบบปกติ พบว่าไม่สามารถประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Sale ได้



ภาพที่ 16 ค่า R-Square ของการประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Sale ที่ข้อมูลฝึกสอน
โครงข่าย 30% และ 50%

ผลการประมาณเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Lose Sale แสดงดังภาพที่ 17 ทั้งกรณีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลและแบบปกติ พบว่าไม่สามารถประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Lost sale ได้



ภาพที่ 17 ค่า R-Square ของการประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Lost sale ที่ข้อมูล
ฝึกสอนโครงข่าย 30% และ 50%

จากผลข้างต้น โครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณค่าผลการดำเนินงานเฉลี่ยของระบบการผลิตแบบดั้งเดิมได้ โดยประสิทธิภาพการประมาณผลการดำเนินงานเฉลี่ยจะลดต่ำลงเมื่อจำนวนสถานีงานเพิ่มขึ้น และเมื่อมีข้อมูลฝึกสอนที่มากขึ้น ประสิทธิภาพการประมาณค่าผลการดำเนินงานเฉลี่ยดีขึ้น แต่โครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถประมาณเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของระบบการผลิตแบบดั้งเดิมตรงๆ ได้ ผู้วิจัยจึงวิเคราะห์ข้อมูลเปอร์เซ็นต์ Half-Width เพื่อหาวิธีประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ที่เหมาะสมต่อไป

2. ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ย

ผู้วิจัยได้พิจารณาข้อมูลของเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ย ทั้งระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลและแบบปกติ ได้ค่าดังนี้

ค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time มีค่าสูงสุดไม่เกิน 2% และมีเปอร์เซ็นต์ Half-Width ส่วนใหญ่ไม่เกิน 1% โดยเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการกระจายแบบเอ็กโพเนนเชียล แสดงดังตารางที่ 1 มีเปอร์เซ็นต์ Half-Width ไม่เกิน 2% ของค่าเฉลี่ย และค่าส่วนใหญ่ไม่เกิน 0.4% สำหรับค่าของเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการกระจายแบบปกติ แสดงดังตารางที่ 2 มีค่าไม่เกิน 2% และมีค่าส่วนใหญ่ไม่ถึง 0.04% ซึ่งเป็นค่าน้อยมาก

ตารางที่ 1 ค่าสูงสุด ต่ำสุด และค่ามัธยฐานของเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time ที่มีอัตราความต้องการผลิตเป็นแบบเอ็กโพเนนเชียล

Half-Width (%ของค่าเฉลี่ย)	จำนวนสถานีงาน					
	3	4	5	10	15	20
ค่าต่ำสุด	0.05	0.05	0.05	0.06	0.06	0.06
ค่าสูงสุด	0.50	0.51	0.69	0.51	0.50	0.51
ค่าฐานนิยม	0.33	0.30	0.30	0.30	0.35	0.34

ตารางที่ 2 ค่าสูงสุด ต่ำสุด และค่ามัธยฐานของเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time ที่มีอัตราความต้องการผลิตเป็นแบบปกติ

Half-Width (%ของค่าเฉลี่ย)	จำนวนสถานีงาน					
	3	4	5	10	15	20
ค่าต่ำสุด	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02
ค่าสูงสุด	1.13	1.40	1.54	0.51	0.66	0.48
ค่าฐานนิยม	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03

ค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Work in process มีค่าสูงสุดไม่เกิน 6% และมีเปอร์เซ็นต์ Half-Width ส่วนใหญ่ไม่เกิน 1% โดยเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Work in process กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการกระจายแบบเอ็กโพเนนเชียล แสดงดังตารางที่ 3 มีเปอร์เซ็นต์ Half-Width ไม่เกิน 4% ของค่าเฉลี่ย และค่าส่วนใหญ่ไม่เกิน 0.3% สำหรับค่าของเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Work in process กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการกระจายแบบปกติ แสดงดังตารางที่ 4 มีค่าไม่เกิน 6% และมีค่าส่วนใหญ่ไม่ถึง 0.01% ซึ่งเป็นค่าน้อยมาก

ตารางที่ 3 ค่าสูงสุด ต่ำสุด และค่ามัธยฐานของเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Work in process ที่มีอัตราความต้องการผลิตเป็นแบบเอ็กโพเนนเชียล

Half-Width	จำนวนสถานงาน					
(%ของค่าเฉลี่ย)	3	4	5	10	15	20
ค่าต่ำสุด	0.00	0.01	0.01	0.00	0.01	0.00
ค่าสูงสุด	2.54	2.91	3.66	3.90	2.33	2.27
ค่าฐานนิยม	0.00	0.24	0.01	0.02	0.04	0.02

ตารางที่ 4 ค่าสูงสุด ต่ำสุด และค่ามัธยฐานของเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Work in process ที่มีอัตราความต้องการผลิตเป็นแบบปกติ

Half-Width	จำนวนสถานงาน					
(%ของค่าเฉลี่ย)	3	4	5	10	15	20
ค่าต่ำสุด	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
ค่าสูงสุด	4.35	4.96	5.18	2.13	2.18	2.55
ค่าฐานนิยม	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

ค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Sale มีค่าสูงสุดไม่เกิน 2% และมีเปอร์เซ็นต์ Half-Width ส่วนใหญ่ไม่เกิน 1% โดยเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Sale กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการกระจายแบบเอ็กโพเนนเชียล แสดงดังตารางที่ 5 มีเปอร์เซ็นต์ Half-Width ไม่เกิน 1% ของค่าเฉลี่ย และค่าส่วนใหญ่ไม่เกิน 0.4% สำหรับค่าของเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Sale กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการกระจายแบบปกติ แสดงดังตารางที่ 6 มีค่าไม่เกิน 2% และมีค่าส่วนใหญ่ไม่ถึง 0.01%

ตารางที่ 5 ค่าสูงสุด ต่ำสุด และค่ามัธยฐานของเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Sale ที่มีอัตราความต้องการผลิตเป็นแบบเอ็กโพเนนเชียล

Half-Width (%ของค่าเฉลี่ย)	จำนวนสถานีนงาน					
	3	4	5	10	15	20
ค่าต่ำสุด	0.06	0.04	0.04	0.03	0.04	0.03
ค่าสูงสุด	0.50	0.51	0.79	0.50	0.49	0.51
ค่าฐานนิยม	0.33	0.33	0.24	0.27	0.32	0.27

ตารางที่ 6 ค่าสูงสุด ต่ำสุด และค่ามัธยฐานของเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Sale ที่มีอัตราความต้องการผลิตเป็นแบบปกติ

Half-Width (%ของค่าเฉลี่ย)	จำนวนสถานีนงาน					
	3	4	5	10	15	20
ค่าต่ำสุด	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
ค่าสูงสุด	1.18	1.43	1.60	0.52	0.64	0.46
ค่าฐานนิยม	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

ค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Lost sale มีช่วงที่ค่อนข้างกว้าง กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการกระจายแบบเอ็กโพเนนเชียล แสดงดังตารางที่ 7 มีเปอร์เซ็นต์ Half-Width สูงถึง 17.97% ของค่าเฉลี่ย แต่ค่าส่วนใหญ่ไม่ถึง 2% สำหรับค่าของเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Lost sale กรณีอัตราความต้องการผลิตมีการกระจายแบบปกติ แสดงดังตารางที่ 8 มีเปอร์เซ็นต์ Half-Width สูงถึง 35.68% แต่ค่าส่วนใหญ่มีค่าไม่ถึง 0.01%

ตารางที่ 7 ค่าสูงสุด ต่ำสุด และค่ามัธยฐานของเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Lost sale ที่มีอัตราความต้องการผลิตเป็นแบบเอ็กโพเนนเชียล

Half-Width (%ของค่าเฉลี่ย)	จำนวนสถานีนงาน					
	3	4	5	10	15	20
ค่าต่ำสุด	0.74	0.74	0.75	0.78	0.79	0.78
ค่าสูงสุด	15.94	16.31	16.45	17.97	13.90	17.29
ค่าฐานนิยม	0.90	0.90	0.90	1.69	1.48	1.70

ตารางที่ 8 ค่าสูงสุด ต่ำสุด และค่ามัธยฐานของเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Lost sale ที่มีอัตราความต้องการผลิตเป็นแบบปกติ

Half-Width (%ของค่าเฉลี่ย)	จำนวนสถานีนงาน					
	3	4	5	10	15	20
ค่าต่ำสุด	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
ค่าสูงสุด	35.68	29.35	30.27	46.46	20.87	41.78
ค่าฐานนิยม	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

เมื่อพิจารณาข้อมูลของ เปอร์เซนต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ย ทั้งระบบการผลิตที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลและแบบปกติแล้ว พบว่า เมื่อทำการกราฟฮิสโตแกรมแล้ว เปอร์เซนต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ยส่วนใหญ่มีค่าต่ำไม่เกิน 2% แต่ค่าต่ำสุดและค่าสูงสุดของเปอร์เซนต์ Half-Width ของ %Lost sale ต่างกันมาก ดังนั้น ผู้วิจัยจึงทดลองแบ่งช่วง เปอร์เซนต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ย แล้วนำค่าที่ได้มาฝึกสอนโครงข่าย แล้วนำค่าชุดนำหนักที่ได้จากการฝึกสอนมาประมาณผลเปอร์เซนต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ยที่จำนวนสถานีนงานเพิ่มสูงขึ้น โดยผู้วิจัยแบ่งช่วงเปอร์เซนต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ยออกเป็น 0%, 1%, 3%, 5%, 7%, 9%, 10%, 15%, 20%, 30%, 40%, 50% และ 60% เพื่อให้ครอบคลุมทุกกรณี จากนั้น พิจารณาผลลัพธ์ที่ได้จากการจำลองสถานการณ์ ถ้ามีค่ามากกว่าการประมาณค่าด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ให้ถือว่าประมาณผลผิดพลาด (Miss) ดังนั้นชี้วัดประสิทธิภาพการประมาณค่าเปอร์เซนต์ Half-Width คือ สัดส่วนระหว่างจำนวนข้อมูลที่ประมาณผิดพลาดต่อจำนวนข้อมูลทดลองทั้งหมด (%Miss)

3. ผลการประมาณเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ย ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมโดยแบ่งข้อมูลออกเป็นช่วง และใช้ข้อมูลฝึกสอนจากระบบ 3 สถานะงานเป็นจำนวน 50% ของข้อมูลทั้งหมด

ตารางที่ 9 สัดส่วนระหว่างจำนวนข้อมูลที่ประมาณผิดพลาดต่อจำนวนข้อมูลทดลองทั้งหมด กรณีอัตราความต้องการผลิตเป็นแบบเอ็กโพเนนเชียล

%Miss	จำนวนสถานะงาน					
	3	4	5	10	15	20
Cycle time	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Work in process	3.63	4.56	4.36	11.28	16.46	18.28
%Sale	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
%Lost sale	2.17	2.14	1.1	2.34	2.76	2.82

จากตารางที่ 9 การประมาณเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ยของ Cycle time และ %Sale ไม่มีความผิดพลาด ในขณะที่ %Lost sale และ Work in process มีแนวโน้มผิดพลาดมากขึ้นเมื่อจำนวนสถานะงานเพิ่มขึ้น แต่ยังไม่เกิน 3% และ 20% ตามลำดับ

ตารางที่ 10 สัดส่วนระหว่างจำนวนข้อมูลที่ประมาณผิดพลาดต่อจำนวนข้อมูลทดลองทั้งหมด กรณีอัตราความต้องการผลิตเป็นแบบปกติ

%Miss	จำนวนสถานะงาน					
	3	4	5	10	15	20
Cycle time	0.00	0.00	0.06	0.00	0.00	0.00
Work in process	1.00	4.44	4.36	0.00	0.18	0.16
%Sale	0.04	0.10	0.20	0.00	0.00	0.00
%Lost sale	1.67	1.30	2.26	3.54	4.88	9.64

จากตารางที่ 10 แม้ว่าจำนวนสถานีงานจะเพิ่มมากขึ้นจนถึง 20 สถานี แต่การประมาณเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time และ %Sale มี %Miss ไม่ถึง 0.5% ในขณะที่ %Miss ของการประมาณค่า Half-Width ของ Work in process มีค่าไม่แน่นอน แต่ทั้งนี้ %Miss ก็มีค่าไม่เกิน 5% ส่วนการประมาณค่า Half-Width ของ %Lost sale มีแนวโน้มที่ชัดเจนว่า เมื่อจำนวนสถานีงานเพิ่มขึ้น %Miss จะเพิ่มขึ้นเช่นกัน โดยที่จำนวนสถานีงาน 20 สถานี มี %Miss ไม่เกิน 10%

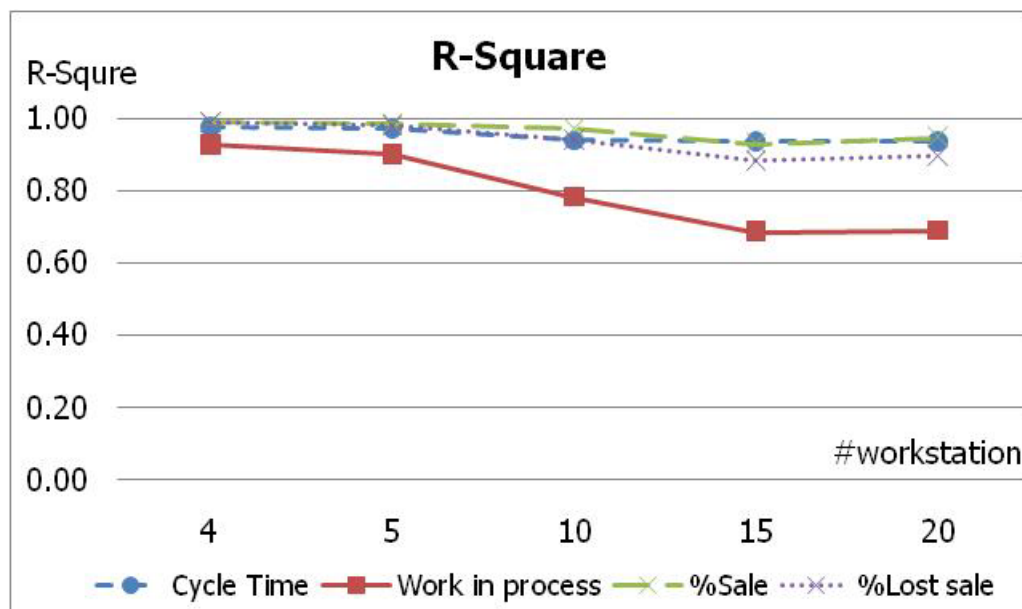
ทั้งระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการกระจายแบบเอ็กโพเนนเชียลและแบบปกติ โครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time และ %Sale ได้ดี มี %Miss ไม่เกิน 1%

โครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Work in process ในระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการกระจายแบบปกติ มีประสิทธิภาพมากกว่าระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการกระจายแบบเอ็กโพเนนเชียล แต่การประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Lost sale โครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณค่าระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการกระจายแบบเอ็กโพเนนเชียลได้ดีกว่าระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการกระจายแบบปกติ แต่โดยรวมแล้ว %Miss ที่เกิดขึ้นทั้ง 2 ระบบ มีค่าไม่เกิน 20% นั่นคือ โครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ที่มีการแบ่งช่วงได้

จากผลการทดลอง ข้อ 2 และข้อ 3 ทำให้ได้ชุดน้ำหนักที่สามารถประมาณค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของระบบการผลิตแบบดึง ซึ่งผู้วิจัย ได้ทดสอบประสิทธิภาพของการประมาณค่าด้วยโครงข่ายประสาทเทียม โดยเปลี่ยนส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของระบบการผลิตจาก 0.05 เป็น 0.01 ใช้ชุดน้ำหนักที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่ายของระบบการผลิตแบบดึง 3 สถานีงาน ที่จำนวนข้อมูลฝึกสอน 50% และมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.05 มาประมาณค่าเฉลี่ย ใช้ชุดน้ำหนักที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่ายของระบบการผลิตแบบดึง 3 สถานีงาน ที่จำนวนข้อมูลฝึกสอน 50% มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.05 และพิจารณาเปอร์เซ็นต์ Half-Width แบบเป็นช่วง มาประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width โดยแบ่งช่วงเปอร์เซ็นต์ Half-Width เป็น 0%, 1%, 3%, 5%, 7%, 9%, 10%, 15%, 20%, 30%, 40%, 50% และ 60% ทดสอบที่จำนวนสถานีงาน 4, 5, 15 และ 20 สถานีงานจำนวนตัวอย่างที่นำมาทดสอบ 1,000 ตัวอย่าง ต่อ 1 ระบบการผลิต

4. ผลการประมาณค่าผลการดำเนินงานด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 0.01

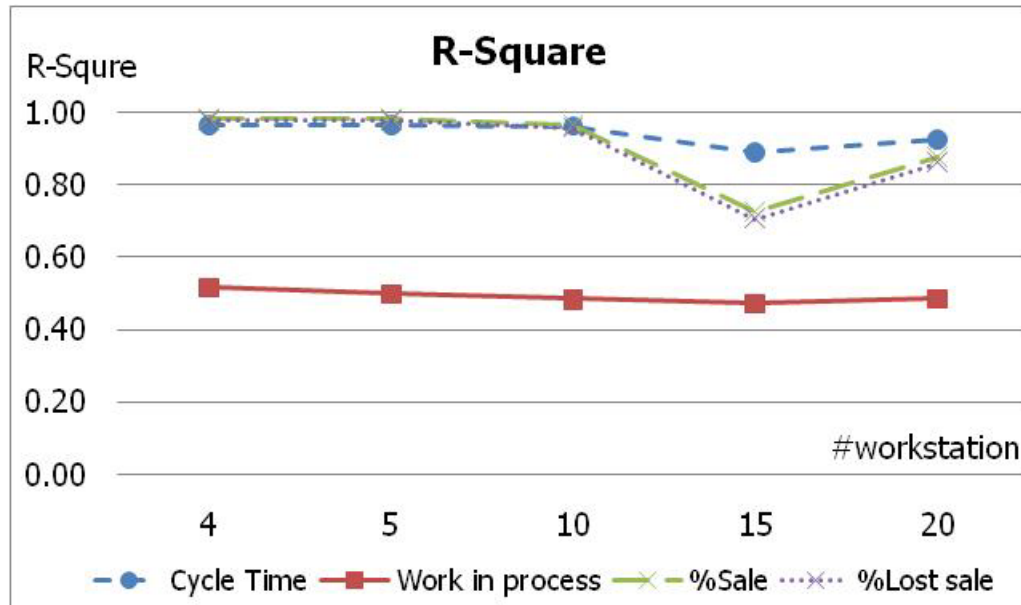
ผลการประมาณค่าเฉลี่ยของผลการดำเนินงานระบบการผลิตแบบดึง กรณีอัตราความต้องการผลิตเป็นแบบเอ็กโพเนนเชียล แสดงดังภาพที่ 18 เมื่อผู้วิจัยได้เปลี่ยนส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของระยะเวลาการผลิต จาก 0.05 เป็น 0.01 ของค่าเฉลี่ยแล้ว พบว่า การประมาณค่าเฉลี่ยของ Cycle time, Work in process, %Sale และ %Lost sale เมื่อใช้ค่า R-Square เป็นตัวบ่งประสิทธิภาพการประมาณค่าแล้ว ประสิทธิภาพการประมาณค่าเฉลี่ย Cycle time, %Sale และ %Lost sale มีค่าลดต่ำลงเล็กน้อยเมื่อจำนวนสถานีงานเพิ่มสูงขึ้น โดยรวมแล้ว ที่จำนวนสถานีงาน 20 สถานีงาน โครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณค่าได้ไม่น้อยกว่า 90% ประสิทธิภาพการประมาณค่าเฉลี่ยของ Work in process มีแนวโน้มลดต่ำลงเมื่อจำนวนสถานีงานเพิ่มขึ้น แต่ประสิทธิภาพการประมาณค่ายังไม่ต่ำกว่า 60%



ภาพที่ 18 ค่า R-Square ของการประมาณค่าเฉลี่ยระบบการผลิตแบบดึง ที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียล

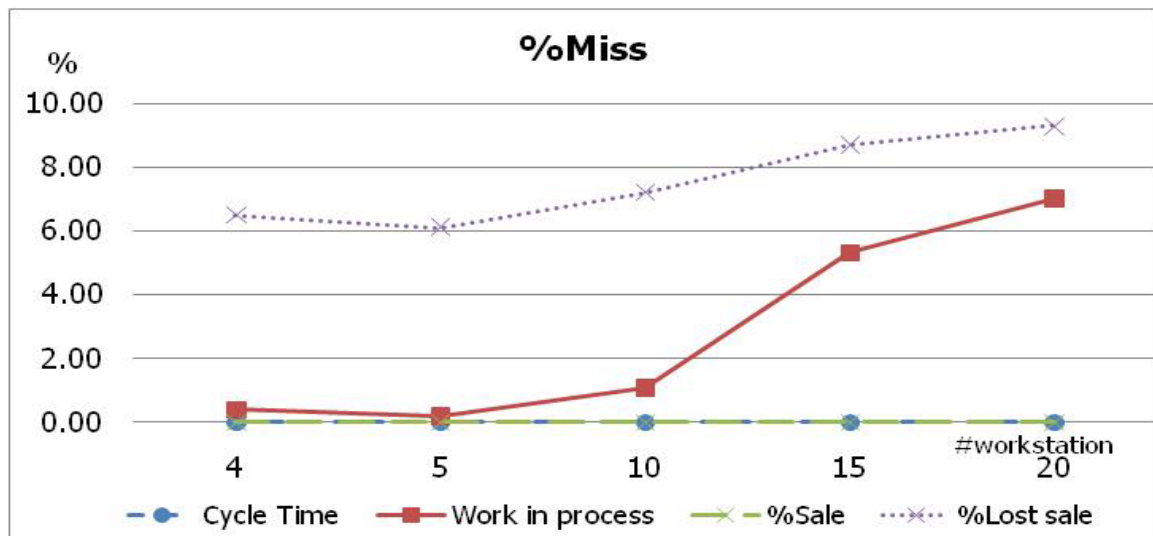
ผลการประมาณค่าเฉลี่ย กรณีอัตราความต้องการผลิตเป็นแบบปกติ แสดงดังภาพที่ 19 เมื่อผู้วิจัยได้เปลี่ยนส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของระยะเวลาการผลิต และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของอัตราความต้องการผลิต จาก 0.05 เป็น 0.01 ของค่าเฉลี่ยแล้ว พบว่า การประมาณค่าเฉลี่ยของ Cycle time, Work in process, %Sale และ %Lost sale เมื่อใช้ค่า R-Square เป็นตัวบ่งประสิทธิภาพการประมาณค่าแล้ว ประสิทธิภาพการประมาณค่าเฉลี่ย Cycle time, %Sale และ %Lost sale มีค่าลดต่ำลงเมื่อจำนวนสถานีงานเพิ่มสูงขึ้น โดยรวมแล้ว ที่จำนวนสถานีงาน 20

สถานีงาน โครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณค่าได้ไม่น้อยกว่า 85% ส่วนประสิทธิภาพการประมาณค่าเฉลี่ยของ Work in process มีค่าไม่ต่ำกว่า 45% และมีแนวโน้มค่อนข้างคงที่ แม้ว่าจำนวนสถานีงานจะเพิ่มขึ้น นอกจากนี้ การประมาณค่าเฉลี่ยของระบบที่ 15 สถานีงาน ค่า R-Square ต่ำกว่า การประมาณค่าเฉลี่ยที่ 20 สถานีงาน ทั้งนี้เนื่องมาจากสัดส่วนของสถานการณ์ที่นำมาทดสอบ เมื่อเทียบกับจำนวนสถานการณ์ที่เป็นไปได้ทั้งหมด มีสัดส่วนที่แตกต่างกันมาก จึงอาจเกิดความแตกต่างได้



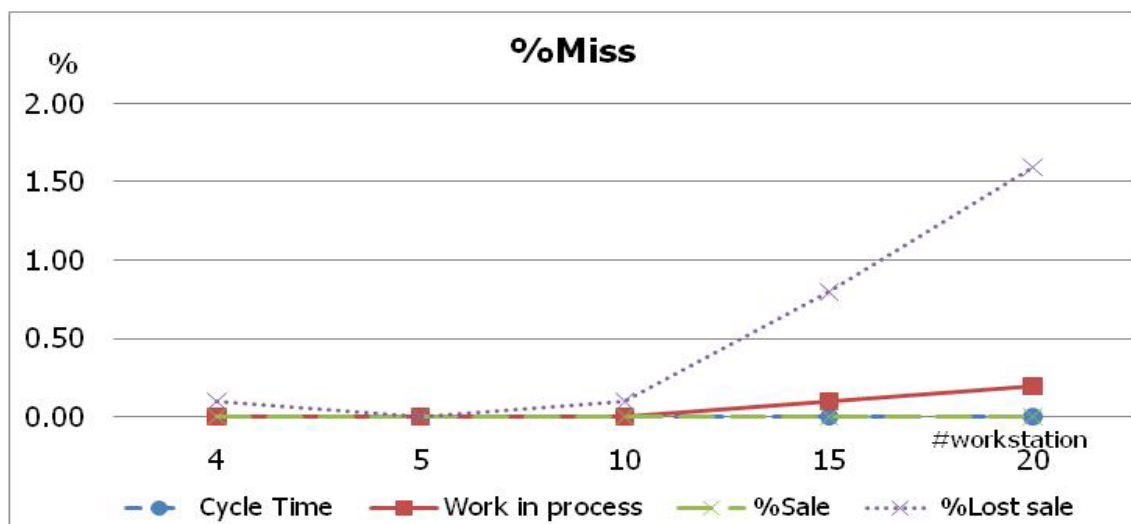
ภาพที่ 19 ค่า R-Square ของการประมาณค่าเฉลี่ยระบบการผลิตแบบดึง ที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติ

ผลการประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของผลการดำเนินงานระบบการผลิตแบบดึง กรณีอัตราความต้องการผลิตเป็นแบบเอ็กโพเนนเชียล แสดงดังภาพที่ 20 เมื่อผู้วิจัยได้เปลี่ยนส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของระยะเวลาการผลิต จาก 0.05 เป็น 0.01 ของค่าเฉลี่ยแล้ว พบว่า การประมาณเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time, Work in process, %Sale และ %Lost sale เมื่อใช้ค่า %Miss เป็นตัวบ่งประสิทธิภาพการประมาณค่าแล้ว เมื่อจำนวนสถานีงานเพิ่มสูงขึ้น การประมาณค่าจะมีความผิดพลาดเพิ่มขึ้น แต่โดยรวมแล้วไม่เกิน 10%



ภาพที่ 20 ค่า R-Square ของการประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ระบบการผลิตแบบดึง ที่มี อัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล

ผลการประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width กรณีอัตราความต้องการผลิตเป็นแบบปกติ แสดงดังภาพที่ 21 เมื่อผู้วิจัยได้เปลี่ยนส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของระยะเวลาการผลิต และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของอัตราความต้องการผลิต จาก 0.05 เป็น 0.01 ของค่าเฉลี่ยและใช้ค่า %Miss เป็นตัวบ่งประสิทธิภาพการประมาณค่าแล้ว พบว่า การประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time และ %Sale ไม่มีความผิดพลาดเลย แม้ว่าจำนวนสถานีงานจะเพิ่มสูงขึ้น แต่การประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Work in process และ %Lost sale จะมีความผิดพลาดเพิ่มขึ้น เมื่อจำนวนสถานีงานเพิ่มสูงขึ้น ทั้งนี้ %Miss ที่เกิดขึ้นมีค่าไม่เกิน 2%



ภาพที่ 21 ค่า R-Square ของการประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ระบบการผลิตแบบดึง ที่มี อัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติ

วิจารณ์ผลการทดลอง

ประสิทธิภาพการประมาณค่าเฉลี่ยของ Cycle time, Work in process, %Sale และ %Lost sale ของระบบการผลิตแบบดิ่งนั้น ขึ้นอยู่กับจำนวนข้อมูลฝึกสอนโครงข่าย ยิ่งมีข้อมูลฝึกสอนมาก ประสิทธิภาพการประมาณค่ายิ่งสูงขึ้น ทั้งนี้ ประสิทธิภาพการประมาณค่าจะลดต่ำลงเมื่อจำนวนสถานงานเพิ่มสูงขึ้น นอกจากนี้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณค่าเฉลี่ยของ Cycle time, %Sale และ %Lost sale ของระบบอัตราความต้องการผลิตที่มีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลได้ดีกว่าระบบที่มีการแจกแจงแบบปกติเล็กน้อย ทั้งนี้ อาจเป็นไปได้ว่า การกระจายแบบเอ็กโพเนนเชียลมีช่วงการกระจายที่กว้างกว่าการกระจายแบบปกติ ทำให้โครงข่ายสามารถจัดกลุ่มของคำตอบได้ชัดเจนกว่า แต่การประมาณค่าเฉลี่ยของ Work in process ทั้งระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลและแบบปกติ มีค่าใกล้เคียงกัน

สำหรับค่า R-Square ของผลการทดลองที่ใช้ข้อมูลฝึกสอน 30% มากกว่า 50% มีผลมาจากการสุ่มค่ามาทำการทดลองเพียง 5,000 เหตุการณ์ ซึ่งเมื่อเทียบกับเหตุการณ์ทั้งหมดที่สามารถเป็นไปได้ นับว่าเป็นสัดส่วนที่น้อยมาก จึงอาจเกิดความคลาดเคลื่อนได้

ประสิทธิภาพการประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ Cycle time, Work in process, %Sale และ %Lost sale ของระบบการผลิตแบบดิ่งนั้น โดยรวมแล้ว จำนวนสถานงานส่งผลต่อประสิทธิภาพการประมาณค่า เมื่อสถานงานเพิ่มสูงขึ้น ประสิทธิภาพการประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width จะลดต่ำลง และเห็นได้ชัดในกรณีของระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียล ข้อจำกัดหนึ่งของการประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของ %Lost sale คือ ถ้าผลการประมาณค่าเปอร์เซ็นต์ Half-Width มีค่าสูงผิดปกติ ควรใช้การจำลองสถานการณ์มาช่วยยืนยันคำตอบ เนื่องจากในกรณีของช่วง เปอร์เซนต์ Half-Width ของ %Lost sale ที่มีค่าสูงเป็นผลมาจาก การพิจารณาความแปรปรวนในรูปแบบเปอร์เซ็นต์ของค่าเฉลี่ย ถ้าจำนวนสินค้าที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการ มีค่าต่ำมาก เช่น 2 ชิ้น หากประมาณผิดพลาดเพียง 1 ชิ้น ก็แสดงว่าประมาณค่าผิดพลาด 50% ซึ่งเป็นตัวเลขที่สูง แต่เมื่อดูจำนวนชิ้นแล้วถือเป็นความผิดพลาดที่น้อยมาก

สรุปผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ได้ศึกษาการใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถปรับขนาดได้มาประมาณผลการดำเนินงานของระบบการผลิตแบบดึง ซึ่งศึกษาทั้งค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของระบบ จากการศึกษา สรุปได้ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณผลการดำเนินงานเฉลี่ยของระบบการผลิตแบบดึงได้ โดยให้ประสิทธิภาพการประมาณค่าเฉลี่ยของ Cycle time สูงที่สุด ถัดมาคือ %Sale, %Lost sale และ Work in process ตามลำดับ โดยโครงข่ายสามารถประมาณค่าเฉลี่ยของระบบที่มีอัตราความต้องการผลิต มีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลดีกว่าการแจกแจงแบบปกติเล็กน้อย

2. โครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณค่าความแปรปรวนได้ โดยพิจารณาในรูปของ เปอร์เซนต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ยของ Cycle time, Work in process, %Sale และ %Lost sale ซึ่งถูกแบ่งออกเป็นช่วง และวัดประสิทธิภาพการประมาณค่าจากสัดส่วนของการประมาณผิดพลาดต่อจำนวนข้อมูลทดสอบทั้งหมด ซึ่งโดยรวมแล้ว เมื่อจำนวนสถานงานเพิ่มสูงขึ้น ประสิทธิภาพการประมาณค่าเปอร์เซนต์ Half-Width จะลดต่ำลง ทั้งนี้ โครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณค่า เปอร์เซนต์ Half-Width ของ Cycle time และ %Sale ได้ประสิทธิภาพดีที่สุด ส่วนเปอร์เซนต์ Half-Width ของ %Lost sale นั้น ระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบปกติ ให้ประสิทธิภาพดีกว่าแบบเอ็กโพเนนเชียลเล็กน้อย และเปอร์เซนต์ Half-Width ของ Work in process ระบบที่มีอัตราความต้องการผลิตมีการแจกแจงแบบเอ็กโพเนนเชียลให้ประสิทธิภาพดีกว่าการแจกแจงแบบปกติ

3. โครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของระบบการผลิตแบบดึงที่มีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานน้อยกว่าระบบที่ใช้ฝึกสอนได้ โดยประสิทธิภาพการประมาณค่าจะลดต่ำลงเมื่อจำนวนสถานงานเพิ่มสูงขึ้น

ข้อเสนอแนะ

ผู้วิจัยได้ประมาณค่าผลการดำเนินงาน และวิเคราะห์ความแปรปรวนจากการใช้โครงข่ายประสาทเทียม ในระบบการผลิตแบบดึง ซึ่งผู้วิจัยมีข้อเสนอในการพัฒนาต่อดังนี้

1. เปลี่ยนสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม เช่น เปลี่ยนแปลงวิธีการปรับน้ำหนัก, เปลี่ยนทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน หรือเพิ่มจำนวนเลเยอร์ของชั้นฮิดเดน ของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดในการประมาณค่า
2. กรณีการวิเคราะห์ความแปรปรวนของระบบ อาจพิจารณาในรูปแบบอื่นที่ไม่ใช่เปอร์เซ็นต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ยหรือแบ่งช่วงเปอร์เซ็นต์ Half-Width ของค่าเฉลี่ยให้มีความละเอียดมากขึ้น
3. เพิ่มการทดสอบประสิทธิภาพของการประมาณค่าด้วยโครงข่ายประสาทเทียมโดยเพิ่มส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานให้มีค่าสูงขึ้น
4. ศึกษากรณีระบบมีอัตราล้มเหลวในการผลิต (Failure rate)

เอกสารและสิ่งอ้างอิง

- กัลยา วาณิชย์บัญชา. 2547. **หลักสถิติ**. ครั้งที่ 7. โรงพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, กรุงเทพฯ.
- นรินนาม. 2544. **โครงข่ายประสาทเทียม. สารานุกรมไทย สำหรับเยาวชน โดยพระราชประสงค์ใน พระบาทสมเด็จพระเจ้าอยู่หัว เล่ม 25 (2544): 147-171.**
- บัณฑิต ประดิษฐ์นางษ์. 2544. **100 ถามตอบระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี**. สมาคมส่งเสริม เทคโนโลยี(ไทย-ญี่ปุ่น), กรุงเทพฯ. แปลจาก Hirano Hiroyuki. **Zaburi Kotaemasu JIT Donyu 100 no Q&A**. The Nikkan Kogyo Shimbun Ltd., Tokyo.
- บุญเสริม วันทนาสุภมาต. 2549. **คัมบัง (Kanban for the Shopfloor)**. อี.ไอ.สแควร์, กรุงเทพฯ. แปลจาก Productivity Press Development Team. 2002. **Kanban for the Shopfloor**. Productivity Press, United States of America.
- ภิรมย์ญา พุฒทอง. 2549. **การประมาณค่าผลการดำเนินงานของระบบควบคุมการผลิตแบบดึง ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม**. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- มนุศักดิ์ ปรีชาพร. 2550. **การพัฒนาการประมาณค่าผลการดำเนินงานสำหรับระบบควบคุมการผลิตแบบดึง โดยใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถปรับขนาดได้**. วิทยานิพนธ์ ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- วิลาสินี รอดน้อม. 2548. **การศึกษาเปรียบเทียบระหว่างระบบควบคุมการผลิตหลักและดึงและ กำหนดขนาดคัมบังในกระบวนการผลิตฮาร์ดดิสก์โดยใช้วิธีการจำลองสถานการณ์**. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- ศิริจันทร์ ทองประเสริฐ. 2544. **การจำลองแบบปัญหา**. สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, กรุงเทพฯ.
- Altiparmak, F., B. Dengiz and A.A.Bulgak. 2006. Buffer Allocation and Performance Modeling in Asynchronous Assembly System Operation :An Artificial Neural Network Metamodeling Approach. **Applied Soft Computing** (231):143-159.

Anonymous. **Neural Network Toolbox TM 6 User's Guide**. Neural Network Toolbox.

Available Source: <http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/nnet/>,
December 20, 2009.

Banks, J. 1998. **Handbook of Simulation**. Wiley-Interscience, United State of America.

Chambers,M. and C.A.Mount-Campbell. 2000. Process Optimization via Neural Network
Metamodeling. **International Journal of Production Economics** (79): 93-100.

Gurney, K. 1997. **An Introduction to Neural Networks**. UCL Press Limited,
London.

Hagan, M.T., H.B. Demuth and M. Beale. 1996. **Neural Network Design**. PWS Publishing
Company, United States of America.

Krose, B. and P. Smagt. 1996. **An Introduction to Neural Network**. 8th. The University of
Amsterdam, Netherlands.

Monden, Y. 1994. **Toyota Production System An Intergrated Approach to Just-In-Time**.
2^{ed}. Chapman & Hall, London.

Shannon, R.E. 1975. **System Simulation; the Art and Science**. Prentice Hall Inc., USA.

ผลลัพธ์จากโครงการวิจัยที่ได้รับทุนจาก สกอ. และ สกว.

1. ผลงานตีพิมพ์ในวารสารวิชาการนานาชาติ

อยู่ในระหว่างจัดเตรียม Manuscript สำหรับส่งวารสารนานาชาติที่อยู่ในฐานข้อมูล Scopus หรือ ISI

ชื่อเรื่อง Development of a function approximation using artificial Neural Network for the performance and characteristic prediction of the stochastic systems
วารสาร Computer Information systems

2. การนำผลงานวิจัยไปใช้ประโยชน์

อยู่ในระหว่างการสอบทานความถูกต้องและทดลองซ้ำ ซึ่งงานวิจัยนี้ มีนิสิตระดับปริญญาโท เกี่ยวข้อง 3 ท่าน ได้แก่ นางสาวภิรมย์ญา พุ่มทอง, เรือตรีมนุศักดิ์ ปรีชาพร และนางสาว สิริมาส ป้องจันลา และระดับปริญญาเอก 1 ท่าน ได้แก่ นายวฐา มินเสน

3. อื่นๆ

3.1 การพัฒนาการประมาณค่าผลการดำเนินงานสำหรับกระบวนการบนพื้นฐานความไม่แน่นอน โดยใช้ ระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถปรับขนาดได้. การประชุมวิชาการข่ายงานวิศวกรรมอุตสาหกรรม ประจำปี พ.ศ. 2550. 24-26 ตุลาคม 2550.

3.2 Variation Analysis of Neural Network Based Approximation Function. Proceedings of 14th International Annual Symposium on Computational Science and Engineering. 23-26 March 2010.

ภาคผนวก



การพัฒนาการประมาณค่าผลการดำเนินงานสำหรับกระบวนการบนพื้นฐาน
ความไม่แน่นอน โดยใช้ ระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถปรับขนาดได้
**Development of Performance Function Approximation for Stochastic Process
Using Scaleable Artificial Neural Network System**

มนุศักดิ์ ปรีชาพร¹ พรเทพ อนุสรณิตินสาร²

^{1,2}ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ อ.จตุจักร จ.กรุงเทพฯ 10900

E-mail: fengpta@ku.ac.th

Manusak Preechaporn¹ Pornthep Anussornnitisarn^{2*}

^{1,2}Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Kasetsart University, Jatujak, Bangkok 10900

E-mail: fengpta@ku.ac.th

บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์งานวิจัยนี้ทำการพัฒนาและศึกษาระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถปรับขนาดได้กรณีศึกษา การหาขนาดบัฟเฟอร์ที่เหมาะสมของระบบควบคุมการผลิตแบบดึงที่มีหลายสถานีงาน ซึ่งแบ่งการสอนโครงข่าย ที่ได้ข้อมูลจากการจำลองสถานการณ์แบบสถานีเดียว 3 แบบคือ สถานีเริ่มต้น สถานีกลาง และสถานีปลาย เมื่อจะทำการประมาณค่าของระบบที่มีหลายสถานีงานก็จะนำโครงข่ายทั้ง 3 แบบมาเชื่อมต่อกัน และศึกษาปัจจัยที่มีผลกระทบต่อประสิทธิภาพการประมาณค่าผลการดำเนินงาน ค่าประมาณที่ใช้ในการตรวจสอบความถูกต้อง ได้แก่ จำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการผลิตได้ จำนวนครั้งเฉลี่ยที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการผลิต งานระหว่างกระบวนการผลิตเฉลี่ย และรอบระยะเวลาการผลิตเฉลี่ยจากการศึกษาพบว่าสามารถใช้ ระบบโครงข่ายประสาทเทียมประมาณค่าผลการดำเนินงานของกรณีศึกษาได้ และผลการศึกษา ปัจจัยที่มีผลกระทบต่อประสิทธิภาพการประมาณค่า โดยจำนวนสถานีงานเพิ่มขึ้น ประสิทธิภาพการประมาณค่าลดลง สำหรับขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้สำหรับฝึกสอนโครงข่ายเพิ่มขึ้นทำให้

ประสิทธิภาพการประมาณค่าเพิ่มขึ้น นอกจากนี้ ระบบที่ศึกษาสามารถใช้หาขนาดบัฟเฟอร์ที่เหมาะสมได้รวดเร็วกว่าการใช้ โครงข่ายประสาทเทียมแบบทั่วไป คำหลัก โครงข่ายประสาทเทียม ระบบคัมบัง การประมาณค่า ระบบควบคุมการผลิตแบบดึง

Abstract

The objectives of this research is to develop and study the scaleable artificial neural network system for approximating performance function in case study of the buffer optimizing of pull-control system of multiple workstations ,the network system separated 3 types of single workstation by training data from simulation are initial workstation , intermediate workstation and final workstation, approximation by interconnecting 3 types of network systems and to study factors that affect the performance function approximation efficiency, performance measure are the average number to meet demand (sale) , the average number to not meet demand (lost sale) , the average of work-in-process and the average cycle time. From the study, the neural network system can use to approximate performance measure of this case study and from this studying factors that affect the performance measure efficiency, increasing the factor of number of workstation make the efficient of approximation decreased. For sample size used training network increased make the efficient of approximation increased. Moreover, we can use this network system to find the size of appropriate buffer

much more fastly than does the method by general neural network

Keywords: Artificial neural network ; Kanban system ; Approximation ; Pull-control system

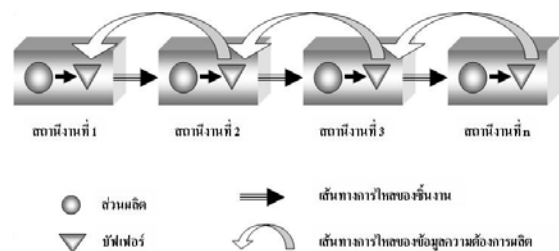
1. บทนำ

กระบวนการบนพื้นฐานความไม่แน่นอน (Stochastics Process) ตัวแบบที่นำมาใช้ศึกษา กระบวนการนี้ที่สะดวกแบบหนึ่งคือ แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ที่ใช้ศึกษากระบวนการดังกล่าว แต่จะเกิดข้อจำกัดและยุ่งยากมากหากระบบนั้น ๆ มีความซับซ้อนหรือเป็นระบบที่มีองค์ประกอบและมีรายละเอียดมาก ด้วยข้อจำกัดนี้แบบจำลองอีกประเภทหนึ่งสามารถแก้ไขข้อจำกัดนี้ได้ นั่นคือ แบบจำลองสถานการณ์ (Simulation Model) ซึ่งใช้ศึกษากระบวนการที่มีความซับซ้อนได้ดี เพราะสามารถปรับแบบให้สอดคล้องใกล้เคียงกับระบบการผลิตจริงได้สำหรับการหาคำตอบที่เหมาะสม (Optimal Solution) ของระบบที่ศึกษาด้วย แบบจำลองสถานการณ์ต้องทำการหาคำตอบที่เป็นไปได้ทั้งหมด ซึ่งเป็นไปไม่ได้ในทางปฏิบัติโดยเฉพาะหากระบบที่ศึกษามีปัจจัยที่เกี่ยวข้องหลายตัว เพราะจำนวนเหตุการณ์ที่เป็นไปได้มีจำนวนมหาศาล อย่างไรก็ตามก็มีเทคนิคการแก้ปัญหานี้ได้ คือ การนำเทคนิคการประมาณค่าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม(Artificial neural network) สามารถนำมาวิเคราะห์ข้อมูลเพียงส่วนหนึ่งที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ เท่านั้น เป็นวิธีที่สามารถวิเคราะห์ข้อมูลโดยไม่ขึ้นอยู่กับรูปแบบการแจกแจงของข้อมูล และสามารถใช้ กับข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ อีกทั้งให้ความถูกต้องในการประมาณค่าที่สูง (ภิรมย์ญา,2548) แต่ถึงอย่างไรก็ตามการศึกษาระบบการบนพื้นฐานความไม่แน่นอนยังต้องใช้จำนวนข้อมูลที่มา สอนในโครงข่ายปริมาณมาก หากศึกษาระบบที่มีปัจจัยนำเข้า(Input Parameter) จำนวนมากแล้วเป็นเรื่องที่ยากเช่นกันในการที่จะทำการจำลองสถานการณ์เพื่อให้ได้ข้อมูลเข้ามาสอนในโครงข่ายการศึกษาระบบการบนพื้นฐานความไม่แน่นอนโดยการแบ่งส่วนของหน่วยในกระบวนการเป็นหน่วยย่อยสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการลดปริมาณข้อมูลได้อย่างมหาศาลในการศึกษาระบบการบนพื้นฐานความไม่แน่นอน (Chambers,2000) โดยเฉพาะระบบแถวคอย (Queuing System) ซึ่งระบบควบคุมการผลิตแบบดึง (Pull Control System) ที่มี บัฟเฟอร์ (Buffer) หรือ อาจ

เรียกว่า ระบบคัมบัง (Kanban System) ดังนั้นหากทำการประยุกต์การแบ่งส่วนของหน่วยในกระบวนการให้เป็นหน่วยย่อยแล้วจึงค่อยนำมาสังเคราะห์เป็นระบบใหญ่ก็จะสามารถทำให้การศึกษาระบบที่มี ปัจจัยมาก และมีขนาดใหญ่ได้ด้วยเวลาที่น้อยลงเป็นอย่างมาก

2. ระบบควบคุมการผลิตแบบดึง

Monden(1994) กล่าวว่าระบบควบคุมการผลิตแบบดึงมีลักษณะพิเศษ คือ ข้อมูลสารสนเทศการผลิตนั้นจะไหลในทิศทางตรงกันข้ามกับการไหลของชิ้นงาน กล่าวคือกระบวนการผลิตส่วนหลังจะดึงชิ้นงานที่จำเป็นในปริมาณที่จำเป็นเมื่อถึงเวลาที่จำเป็นโดยใช้บัตรคัมบังเบิกของ กระบวนการผลิตส่วนหน้าที่ถูกดึงชิ้นงานไป ก็เพียงแต่ทำหน้าที่ผลิตในปริมาณที่เพียงพอกับจำนวนที่ถูกดึงไปหรือตามจำนวน บัตรคัมบังสั่งผลิตเท่านั้น คือ กระบวนการผลิตส่วนหลังจะควบคุมอัตราการผลิตของกระบวนการผลิตส่วนหน้าดังแสดงในรูปที่ 1

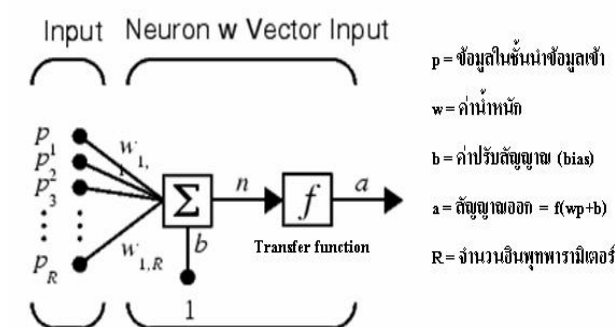


รูปที่ 1 รูปแบบของระบบควบคุมการผลิตแบบดึง

Albino(1995) ได้นำวิธีการสร้างแบบจำลองของระบบแถวคอย โดยใช้กระบวนการมาร์คอฟ (Markov Process) มาประมาณค่าพฤติกรรมของระบบการผลิตแบบดึง เป้าหมายที่ใช้วิธีนี้คือ การเพิ่มประสิทธิภาพในการประมาณค่าเวลาที่ใช้จริงในการผลิต (Throughput Time) และงานระหว่างการผลิต (Work-In-Process) เพื่อนำไปใช้ประกอบการวิเคราะห์และออกแบบระบบคัมบังให้มีความเหมาะสมกับสายการผลิตจริง ลักษณะสำคัญของวิธีการประมาณค่าแบบนี้ คือ ง่ายต่อการแยกส่วนสายการผลิตให้เป็นระบบแถวคอยแบบ M/M/1/L ผลปรากฏว่าวิธีนี้สามารถใช้ประมาณค่าพฤติกรรมของระบบงานของระบบควบคุมการผลิตแบบดึงได้เป็นอย่างดีและสามารถใช้ประมาณค่าในสายการผลิตใหญ่ๆได้

3. โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นเทคนิคการประมวลผลข้อมูลที่พัฒนาขึ้นโดยอาศัยหลักการทำงานของโครงข่ายประสาทของสิ่งมีชีวิต โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณลักษณะคล้ายกับสมองในแง่ที่สามารถรวบรวมความรู้ (Knowledge) ได้โดยการผ่านกระบวนการเรียนรู้ (Learning Process) และความรู้เหล่านั้นจะถูกจัดเก็บอยู่ในโครงข่ายด้วยค่าน้ำหนัก (Weight) ซึ่งสามารถปรับเปลี่ยนค่าได้เมื่อมีการเรียนรู้สิ่งใหม่ โครงข่ายที่พัฒนาขึ้น มีลักษณะทั่วไปดังนี้ การประมวลผลต่าง ๆ เกิดขึ้นในหน่วยประมวลผลที่เรียกว่า โหนด (Node) การส่งสัญญาณ (Signal) ต่าง ๆ ระหว่างโหนดโดยส่วนที่เชื่อมกัน (Connection Link) แต่ละการเชื่อมต่อจะมีค่าน้ำหนัก (Weight) ที่ต่างกัน ขึ้นอยู่กับอิทธิพลที่โหนดจะได้รับจากโหนดอื่น ๆ ค่าน้ำหนักที่ได้จะเปรียบเสมือนความรู้ที่รวบรวมไว้ใช้ในการแก้ปัญหาเฉพาะอย่างภายใน โหนดจะมีฟังก์ชันกำหนดสัญญาณเอาต์พุต ซึ่งถูกเรียกว่า ทรานสเฟอร์ฟังก์ชัน (Transfer Function) ลักษณะของโหนดภายในโครงข่ายประสาทเทียมแสดงไว้ดังภาพที่ 3



รูปที่ 2 ลักษณะของโหนดภายในโครงข่ายประสาทเทียม

ภิรมย์ญา(2548) ได้นำโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ มาใช้ในการประมาณค่าผลการดำเนินงาน ของระบบควบคุมการผลิตแบบตึงที่มีสถานงาน 3 และ 4 สถานงานโดยข้อมูลที่นำมาสอนให้กับโครงข่ายเป็นข้อมูลที่ได้จากการจำลองสถานการณ์และศึกษาถึงผลของจำนวนข้อมูลที่เข้ามาสอนโครงข่ายที่ต่างกัน ของจำนวนเหตุการณ์ที่เป็นไปได้ทั้งหมดของระบบ ผลการศึกษาพบว่า การประมาณค่าด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ได้ผลในระดับดีมากและเมื่อใช้จำนวน

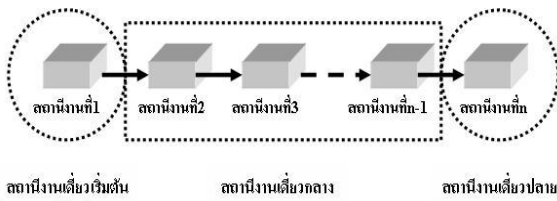
ข้อมูลที่เข้ามาสอนโครงข่ายเพิ่มขึ้นทำให้ประสิทธิภาพในการประมาณค่าผลการดำเนินงาน ของระบบมีประสิทธิภาพสูงขึ้น

Fulya(2006) ได้ประยุกต์โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับมาใช้ในการระบุปริมาณของบัพเฟอร์ในระบบสายการประกอบ (Asynchronous Assembly Systems) โดยใช้ข้อมูลจากการจำลองสถานการณ์ มาสอนโครงข่าย ทำการเปรียบเทียบกับวิธีการทำนายโดยใช้ แบบจำลองแบบถดถอย (Regression Metamodels) ซึ่งผลการวิเคราะห์แสดงให้เห็นว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับสามารถใช้เป็นแบบจำลองสำหรับระบุปริมาณบัพเฟอร์ที่เหมาะสมได้และมีความอ่อนไหวต่ำกว่า

Chambers(2000) ได้ทำการศึกษาค้นหาขนาดบัพเฟอร์ในระบบแถวคอย โดยศึกษาความเป็นไปได้ในการทำสถานงานแบบหน่วยเดียว เพื่อนำมาทำนายผลของระบบแถวคอย ด้วยการนำ สถานงานแบบหน่วยเดียวมาเชื่อมต่อกันเป็นระบบแถวคอยของ 2 ผลิตรภัณฑ์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ที่ได้ข้อมูลมาสอนโครงข่ายจากการจำลองสถานการณ์ ผลการศึกษาพบว่าสามารถใช้รูปแบบ สถานงานแบบหน่วยเดียวที่เชื่อมต่อกันเป็นระบบแถวคอย ทำนายค่าการดำเนินงานของระบบได้ใกล้เคียงกับผลที่ได้กับการจำลองสถานการณ์

4.ระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถปรับขนาดได้

แนวคิดในการสร้างระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถปรับขนาดได้ (Scaleable Artificial Neural Network System : SANNS) สำหรับแบบจำลองสถานการณ์ของระบบควบคุมการผลิตแบบตึงด้วยการแยกเป็นสถานีเดียว 3 แบบ คือ สถานีเดียวเริ่มต้น สถานีเดียวกลาง และ สถานีเดียวปลาย กล่าวคือ สถานีเดียวเริ่มต้น เป็น สถานงานแรก สถานีเดียวกลาง เป็น สถานงานที่ 2 ถึง สถานงานที่ $n-1$ (n = จำนวนสถานงานทั้งหมดในระบบ) และสถานีเดียวปลาย เป็นสถานีเดียวสุดท้ายหรือสถานีที่ n ดังรูปที่ 3



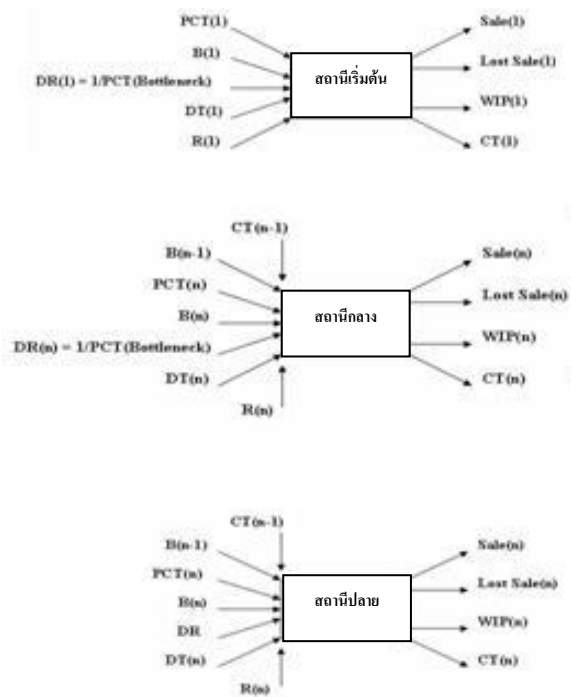
รูปที่ 3 ลักษณะรูปแบบสถานีเดี่ยวทั้ง 3 แบบ

แล้วสร้างแบบจำลองสถานการณ์เป็นสองแบบคือแบบจำลองสถานการณ์สำหรับสถานีเดี่ยวเริ่มต้น สำหรับสถานีเดี่ยวกลาง และ สถานีเดี่ยวปลายใช้แบบจำลองเดียวกัน โดยนำข้อมูลของสถานีเดี่ยวแต่ละแบบที่จำลองสถานการณ์แล้วเข้ามาฝึกสอนโครงข่ายทำให้ได้โครงข่ายสองแบบด้วยกันเมื่อต้องการจะสร้างระบบควบคุมการผลิตแบบดั้งที่มีหลายสถานีงานด้วยการใช้ SANNS ทำได้ด้วยการนำ สถานีเดี่ยวมาทำการเชื่อมต่อกันแล้วทำการประมาณค่าผลการดำเนินงานจำนวน 4 ค่าด้วยกันคือ จำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการผลิตได้(Sale) จำนวนครั้งเฉลี่ยที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการผลิต (Lost Sale) งานระหว่างกระบวนการผลิตเฉลี่ย(Work-in-process : WIP) และรอบระยะเวลาการผลิตเฉลี่ย(Cycle time : CT)

ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมเป็นโครงข่ายแบบ 1 ชั้นฮิดเดน (Hidden layer) ที่มีจำนวนโหนด 19 โหนด ใช้จำนวนข้อมูลที่เข้าฝึกสอนในโครงข่าย สองระดับคือ 30% และ 50% ของข้อมูลทั้งหมด กำหนดการแจกแจงความน่าจะเป็นของเวลาในการผลิตให้มีการแจกแจงแบบปกติ(Normal Distribution) โดยที่กำหนดค่า ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน(Standard Deviation)ของการแจกแจงไว้ที่ 5% ของเวลาในการผลิต(Processing Time:PCT)ของแต่ละสถานีงานเท่านั้น โดยค่า เวลาในการผลิตมีค่า ตั้งแต่ 0.8 ถึง 1.2 หน่วยเวลา โดยแบ่งช่วงความละเอียดช่วงละ 0.1 หน่วยเวลา จำนวนบัฟเฟอร์(Buffer size:B)สูงสุด เป็น 5 และจำนวนบัฟเฟอร์ต่ำสุด คือ 2 อัตราความต้องการผลิต(Demand Rate : DR)มีการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (Exponential Distribution) ที่มีค่าเฉลี่ยของช่วงเวลาความต้องการผลิต 1 ครั้งเท่ากับ 0.8 , 1.0 และ 1.2 หน่วยเวลา ความเชื่อมั่นของระบบการผลิต (Reliability:R) เท่ากับ 0.75 , 0.875 และ 0.99 ระบบ

การผลิตเกิดการหยุดชะงัก(Down Time: DT) คือเวลาในการซ่อมเครื่องจักร เวลาที่งานติดขัด ในการวิจัยนี้กำหนดการแจกแจงของเวลาการหยุดชะงักเป็นแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 2 , 4 , 6 และ 8 หน่วยเวลา โดยเปรียบเทียบผลการใช้ SANNS กับผลจากการจำลองสถานการณ์ด้วยคอมพิวเตอร์

วิธีการในการเชื่อมต่อโครงข่ายเข้าด้วยกันคือ เริ่มต้นด้วยการตรวจสอบว่าในระบบควบคุมการผลิตแบบดั้ง มีสถานีงานใดที่เป็นสถานีงานที่มีเวลาในการผลิตสูงสุดกำหนดให้เป็นสถานีงานคอขวด (Bottleneck Workstation) ถ้าสถานีงานใดในระบบที่อยู่ก่อนหน้าสถานีงานคอขวด กำหนดให้อัตราความต้องการผลิตเฉลี่ยของสถานีงานนั้นมีค่าเท่ากับ ส่วนกลับของค่าเวลาในการผลิตของสถานีงานที่เป็นสถานีงานคอขวดแล้วทำการส่งข้อมูลเข้าไปยังโครงข่ายแต่ละประเภท เมื่อได้ข้อมูลผลการดำเนินงานออกมาคือ รอบระยะเวลาการผลิตเฉลี่ยก็จะนำเวลาดังกล่าวมาเป็นอัตราการป้อนชิ้นงานเข้าสู่ สถานีถัดไป ทำอย่างนี้ไปจนครบทุกสถานีงานในระบบ เป็นดังรูปที่ 4



รูปที่ 4 สถานีเดี่ยวทั้ง 3 แบบที่นำมาเชื่อมต่อกันเป็น SANNS

สถานีงานที่ใช้ในการทดสอบคือ 3 , 5,10 และ 15 สถานีงาน

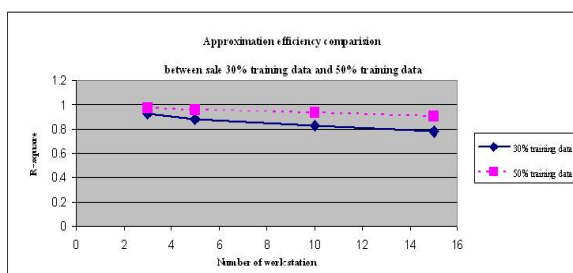
5. ผลการทดลอง

การวัดประสิทธิภาพของผลการดำเนินงานของการประมาณค่าใช้ค่า R-square เป็นตัววัดได้แสดงไว้ในตารางที่ 1 โดยค่า R-square ที่ได้แสดงนี้เป็นค่า R-square ที่ปรับค่าแล้ว

ตารางที่ 1 แสดงค่าประสิทธิภาพการประมาณค่าผลดำเนินงาน(R-square)ของ SANNS

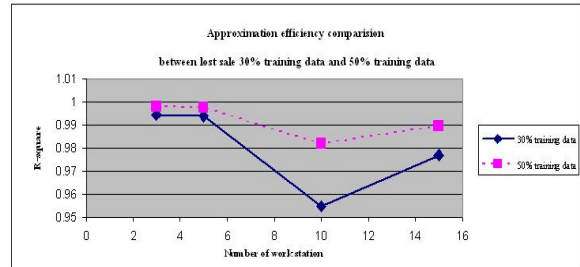
R-square	ข้อมูลฝึกสอน โครงข่าย 30%	ข้อมูลฝึกสอน โครงข่าย 50%
Sale 3 WS	0.9274	0.9749
Sale 5 WS	0.8801	0.9593
Sale 10 WS	0.8298	0.9332
Sale 15 WS	0.7787	0.9057
Lost Sale 3 WS	0.9947	0.9981
Lost Sale 5 WS	0.9937	0.9977
Lost Sale 10 WS	0.9550	0.9818
Lost Sale 15 WS	0.9769	0.9897
WIP 3 WS	0.9501	0.9821
WIP 5 WS	0.9152	0.9679
WIP 10 WS	0.7032	0.8719
WIP 15 WS	0.5315	0.8082
CT 3 WS	0.9508	0.9825
CT 5 WS	0.9209	0.9727
CT10 WS	0.9125	0.9648
CT15 WS	0.8751	0.9435

ซึ่งการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่า จำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการผลิตได้ (Sale)แสดงในรูปที่ 5



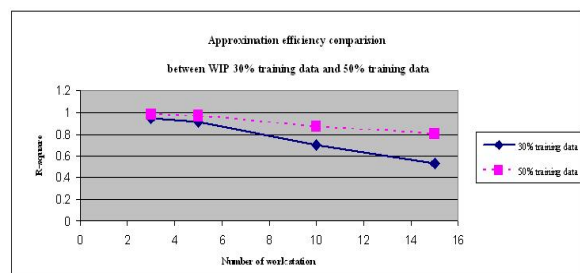
รูปที่ 5 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่า Sale

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่า จำนวนครั้งเฉลี่ยที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการผลิต (Lost Sale)แสดงในรูปที่ 6



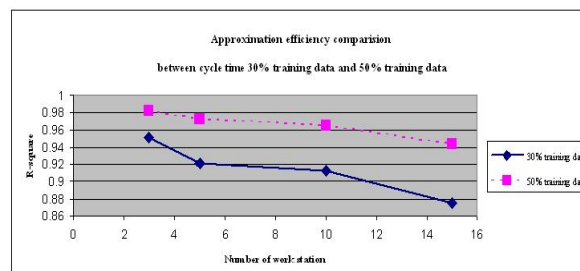
รูปที่ 6 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่า Lost Sale

สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่า งานระหว่างกระบวนการผลิตเฉลี่ย (Work-in-process : WIP)แสดงในรูปที่ 7



รูปที่ 7 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่า WIP

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่า รอบระยะเวลาการผลิตเฉลี่ย (Cycle time : CT) แสดงในรูปที่ 8



รูปที่ 8 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่า CT

เมื่อพิจารณา จากค่าประสิทธิภาพการประมาณค่าที่ได้จากการทดลองจะพบว่าเมื่อจำนวนสถานีงานในระบบควบคุมการผลิตแบบดึงเพิ่มขึ้นทำให้เห็นแนวโน้มถึงค่าประสิทธิภาพการประมาณค่าด้วย SANNS ลดลง และ เมื่อพิจารณาถึงประสิทธิภาพการประมาณค่าเมื่อใช้

จำนวนข้อมูลในการฝึกสอนโครงข่ายต่างกันคือ 30% และ 50% พบว่าเมื่อใช้จำนวนข้อมูลที่ฝึกสอนโครงข่ายมากกว่าทำให้ประสิทธิภาพการประมาณค่าสูงกว่าอีกทั้งประสิทธิภาพการประมาณค่ายังเสถียรกว่าหรือมีความอ่อนไหวต่อจำนวนสถานี่งานที่ลดลง คือเมื่อสถานี่งานในระบบเพิ่มขึ้นค่าประสิทธิภาพลดลงเล็กน้อย นั่นคือ การประยุกต์ใช้ ระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถปรับขนาดได้นำมาประมาณค่าผลการดำเนินงานของระบบควบคุมการผลิตแบบดึงซึ่งเป็นกระบวนการบนพื้นฐานความไม่แน่นอนกระบวนการหนึ่ง โดยที่ค่าการประมาณที่มีประสิทธิภาพเรียงตามลำดับจากประสิทธิภาพมากไปน้อยคือ จำนวนครั้งเฉลี่ยที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการผลิต รอบระยะเวลาการผลิตเฉลี่ย จำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการผลิตได้ และ งานระหว่างกระบวนการผลิตเฉลี่ย ตามลำดับ โดยจำนวนครั้งเฉลี่ยที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการผลิต ให้ค่า R-square ที่ต่ำที่สุดในการทดลองนี้อยู่ที่ 0.9550 สำหรับรอบระยะเวลาการผลิตเฉลี่ย มีค่าประสิทธิภาพการประมาณค่าต่ำที่สุดคือ 0.8751 และจำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการผลิตได้ มีค่าประสิทธิภาพการประมาณค่าต่ำสุดอยู่ที่ 0.7787 โดยมีอยู่เพียงหนึ่งส่วนที่เป็นการประมาณค่า ที่อาจจะให้ประสิทธิภาพต่ำหากใช้จำนวนข้อมูลเข้าฝึกสอนโครงข่ายน้อยคือค่า WIP คือให้ค่า R-square ต่ำอยู่ในระดับ 0.5315 เมื่อใช้ ประเมินค่าระบบควบคุมการผลิตแบบดึงที่มี 15 สถานี่งาน

6. สรุปผลการทดลอง

จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าแนวคิดการแยกกระบวนการควบคุมการผลิตแบบดึงซึ่งเป็นกระบวนการบนพื้นฐานความไม่แน่นอนกระบวนการหนึ่ง เป็นหน่วยย่อยๆ ในลักษณะหน่วยเดี่ยว แล้วนำมาเชื่อมต่อกันในภายหลังเพื่อศึกษาระบบใหญ่สามารถใช้ทดแทนการศึกษาระบบรวมใหญ่ได้ โดยแนวคิดดังกล่าวได้ถูกพิสูจน์และแสดงค่าแล้ว ซึ่งระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่เกิดขึ้นจากการฝึกสอนในลักษณะสถานี่เดียว ใช้ข้อมูลในการฝึกสอนน้อยกว่ามาก และหากมีความต้องการให้ประสิทธิภาพการประมาณค่านี้มีความเสถียรมากขึ้นก็สามารถทำได้ด้วยการเพิ่มสัดส่วนของข้อมูลที่เข้าสอน

โครงข่ายเพิ่มขึ้น ซึ่ง ระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถปรับค่าได้นี้มีลักษณะทั่วไปหากข้อมูลที่ป้อนเข้าไม่อยู่ในช่วงที่งานวิจัยนี้ใช้ ก็สามารถปรับค่าได้ อีกทั้งระบบโครงข่ายนี้ยังมีความแม่นยำ ซึ่งการประยุกต์มาใช้ในการหาขนาดบัฟเฟอร์ที่เหมาะสมสามารถทำได้ด้วยการสร้างเหตุการณ์ทั้งหมดได้อย่างรวดเร็วและทำการค้นหาเหตุการณ์ที่ทำให้ได้ประสิทธิภาพตามขอบเขตที่กำหนด

แนวทางที่น่าสนใจในการศึกษาพัฒนาขั้นต่อไปคือศึกษากับระบบที่มีมากกว่า 1 ผลิตภัณฑ์ หรือระบบที่เป็นในลักษณะกึ่งอนุกรม กึ่งขนาน

เอกสารอ้างอิง

หนังสือภาษาไทย

- [1] ภิรมย์ญา พุ่มทอง. 2548. การพยากรณ์ผลการดำเนินงานของระบบควบคุมการผลิตแบบดึงด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ , กรุงเทพฯ, หน้า 24-145

English Journal

- [2] Albino,V.,M. Dassisti,and G.O.Okogbaa.1995. Approximation Approach for the Performance Analysis of Production Lines Under A Kanban Discipline. International Journal of Production Economics, 40:197-207
- [3] Chambers,M. and C.A.Mount-Campbell.2000. Process Optimization via Neural Network Metamodeling. International Journal of Production Economics,79:93-100
- [4] Fulya A.,Berna D.,Akif A.B. 2006. Buffer Allocation and Performance Modeling in Asynchronous Assembly System Operation :A Artificial Neural Network Metamodeling Approach. Applied Soft Computing , 266: 384-395

Book

- [5] Monden Y.1994 Toyota Production System: An Integrated Approach to Just-In-Time . 2nd ed, Chapman & Hall.,Tokyo

Proceedings of **ANSCSE14**

14th International ANnual Symposium on Computational Science and Engineering

on the occasion of the 12th anniversary of the founding of Mae Fah Luang University

23 - 26 March 2010

Mae Fah Luang University, Chiang Rai, Thailand



NECTEC
a member of NSTDA



ANSCSE14

14th International ANnual Symposium on Computational Science and Engineering
on the occasion of the 12th anniversary of the founding of Mae Fah Luang University

23 - 26 March 2010

Mae Fah Luang University, Chiang Rai, Thailand

Organized by

Mae Fah Luang University

Computational Science and Engineering Association

Supported by

Mae Fah Luang University

National Electronics and Computer Technology Center

NVIDIA



NECTEC
a member of NSTDA



Contents

G00039	Probabilistic Knowledge Discovery from Medical Databases Kerdprasop, N. and Kerdprasop, K.	543
G00041	Classify Freshwater Fish Using Morphometric Analysis and Image Processing Technique Khamchuay, P., Jaroensutasinee, K., and Jaroensutasinee, M.	549
G00059	Misalignment Compensation of Sheet Metal Forming Tool by Loop-shaping Controller Poodchakarn, S. Sriprapai, D., Budcharoentong, D., Saimek, S., and Thanadngarn, C.	554
G00062	Model Based Motor Vehicle Segmentation and Type Classification Using Shape Based Background Subtraction Chiverton, J. and Uttama, S.	565
G00063	Histogram Specification for Variable Illumination Correction of Face Images Chiverton, H. and Chiverton, J.	571
G00066	Data Hiding and Security for Printed Documents Chotipanbandit, P. and Vongpradhip, S.	575
G00068	The Geometry and Electronic Structures of Functionalized Single-Walled Carbon Nanotubes by Carboxyl Groups on Perfects and Defect Tubes Lokavee, S., Udomvech, A., and Kerdcharoen, T.	581
G00070	An Improvement of Rainfall Estimation in Thailand Using FY-2C Numerical Data Sa-nguandee, I., Raksapatcharawong, M., and Veerakachen, W.	587
G00075	Survey of Metaheuristic Methodology for Solving Container Loading Problem Khamkaew, R. and Somhom, S.	593
G00080	Variation Analysis of Neural Network Based Approximation Function Pongjanla, S. and Anussornnitisarn, P.	598
G00081	Artificial Neural Network and Kriging Model Approximations for The Deterministic Output Response Rungrattanaubol, J., Nakjai, P., and Na-udom, A.	603
G00082	Analysis of Centers Initialization on K-means Performance in Clustering Problem Sukhasem, R. and Anussornnitisarn, P.	610
G00089	Structural Model of Blood Vessels in Heart Using Lindenmayer Systems Ritraksa, S., Chuai-Aree, S., and Saelim, R.	619
G00090	Multilayer Neural Networks for contacting load model of Distributive Tactile Sensing Nakjai, P. and Rungrattanaubol, J.	626

Variation Analysis of Neural Network Based Approximation Function

S. Pongjanla^{1,C}, P. Anussornnitisarn²

^{1,2} *Department of Industrial Engineering Faculty of Engineering, Kasetsart University, 50, Phaholyothin Rd., Jatujak, Bangkok 10900, Thailand*

^C **E-mail:** g5065209@ku.ac.th ; **Fax:** 02-5796804; **Tel.** 083-9299341

ABSTRACT

Using discrete event simulation is a popular choice in complex system evaluation. However, to identify the right set of system parameters, which give the best system performance, is a time consuming process due to stochastic uncertainty behavior of system simulation. This research demonstrates an alternative method to the discrete event simulation as a system model where system performance can be evaluated within a short period of time in comparison to discrete event simulation. However, typical approximation function based neural network need to be re-trained when setting environment has changed. This research intends to address both weakness in the time of simulations and a rigid structure of system learning of neural network.

The objectives of this research is to develop and study the scalable artificial neural network system for approximating performance function in case study of the buffer optimizing of pull-control system of multiple workstations, the network system separated 3 types of single workstation by training data from simulation are initial workstation, intermediate workstation and final workstation, approximation by interconnecting 3 types of network systems and to study factors that affect the performance function approximation efficiency, performance measure are the average number to meet demand (sale), the average number to not meet demand (lost sale), the average of work-in-process and the average cycle time.

From the study, the neural network system can use to approximate performance measures of this case study system. The approximation function based neural network does not only determine the mean of the stochastic system performance but also its variation (the length of the mean confidence interval). Therefore, we can use this approximation function based neural network to find the size of appropriate buffer much more quick than does the method by simulation optimization.

Keywords: Artificial Neural Network, Function Approximation, Stochastic Search, Variation analysis.

1. INTRODUCTION

Stochastic process is a conveniently mathematical model used for study but there are some difficult limitations if the system is complicated or has numerous detailed elements. The limitations, however, could be solved by simulation model used for the study of complex process. It could adapt to be concordant with real production system also. Finding an optimal solution for the model of the system required all possible answers which were impossible in a practical way, especially the system having several related factors due to tremendous situations that were possible in the future. Nevertheless, a resolution of this problem was using artificial neural network, a technique for evaluation, to analyze only partial data gathered from the model. This method did not depend on data distribution and was able to be applied on incomplete data as well to produce the evaluation with high accuracy (Piromya, 2006)[6]. Notwithstanding, the process study based on uncertainty had to acquire flood of

data for the artificial neural network. If the system had a large number of input parameters, it would be hard to simulate the situation for data collection in the network. Process allocation into subunits of the process study based on uncertainty was very helpful to immensely reduce quantity of data (Chambers, 2000)[2], especially a queuing system including pull control system with buffer called Kanban system. Thus, the application of process allocation into subunits before synthesis of expanded system would obviously decrease time spent on the large process study with abundant input parameters (Manusak, 2007)[4]. But stochastic system determine mean and variation, so if require representable real system, we will approximate mean and variation.

2. THEORY AND RELATED WORKS

The production pull control system had special characteristic such as the data production would flow reversely to the flow of material (Monden, 1994)[5]. The latter production process would take necessary material when needed by using Kanban card to bring the material of the earlier production process. After that, such process had duty to only produce sufficient amount to reach equal number of taken materials or following the Kanban card. It could be said that the latter process would control the production rate of the earlier process as shown in Figure 1.

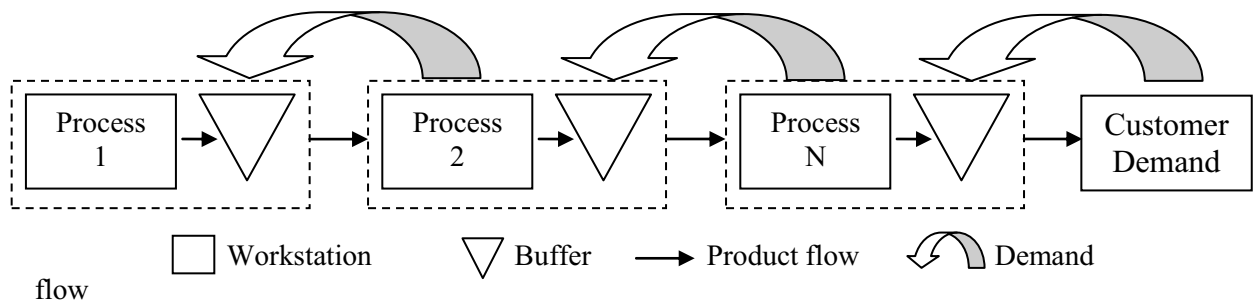


Figure 1 Pattern of pull control system

Albino (1995)[1] applied the creation of the queuing system's model by using Markov process to evaluate behavior of the pull production process. This method aimed to increase efficiency of throughput time evaluation and work-in-process for Kanban system analysis and design to suit real production line. A significant characteristic of this evaluation was simple allocation of production line used for the queuing system like M/M/1/L. The result found that the behavior of the pull production process and other greater production lines could be well evaluated by this method.

The artificial neural network system was a processing technique developed by basic principles of creature' neural network. The artificial neural network worked like a brain to collect knowledge through learning process and keep it as weight which was adjustable when accepting new things. General aspects of the developed network were different weight of connection link between each node and signal. The weight value was regarded as the knowledge gathered for specific problem resolution. There was a function within the node to determine output signal or called transfer function. The characteristics of node in the artificial neural network were presented in Figure 2.

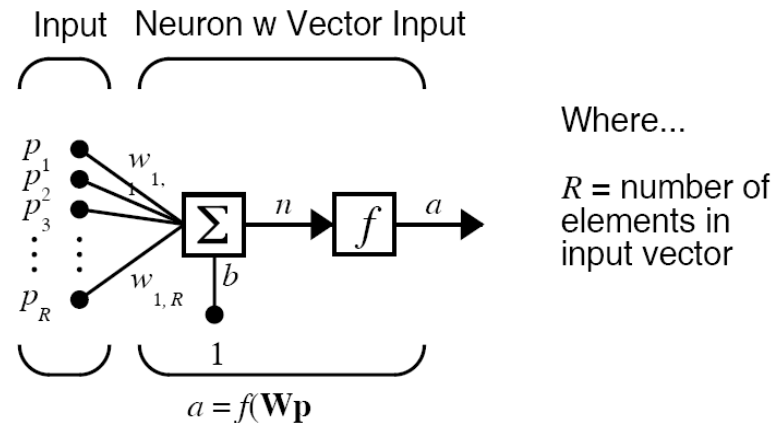


Figure 2 Neural Network Model

Chambers (2000)[2] investigated the buffer size of the queuing system by studying possibility of single workstation building to forecast the result of the queuing system. The single workstation was connected following the queuing system of two products and used the back-propagation artificial neural network to teach the network. According to the situation simulation, the connected workstations in the queuing system could predict the performance value of the system which was an approximate with the result of the situation simulation.

Piromya (2006)[6] used the back-propagation artificial neural network to assess the performance of the pull production process consisting of 3 and 4 workstations. The data applied for teaching neural network was collected from the situation simulation to examine the result of different data of entire possible situation of the system. It found that the evaluation of the artificial neural network was a very good level. Besides, when there were more data in the network, the efficiency of system's performance evaluation also increased too.

Fulya (2006)[3] applied the back-propagation artificial neural network to identify the buffer quantity in asynchronous assembly systems by using the data from situation simulation to compare with a prediction method, regression metamodels. The analysis showed that the back-propagation artificial neural network could be used as the suitable model to identify the buffer quantity with low sensitiveness.

Manusak (2007)[4] developed and studied the scaleable artificial neural network system for performance function approximation in case study of the buffer optimizing of pull control system of multiple workstation, the network system separate 3 types of single workstation by training Data from simulation are initial workstation network, intermediate workstation network and final workstation network, approximation by interconnecting 3 types of network systems. From the study, the scaleable artificial neural network system can use to approximate performance measure of this case study and from this studying factors that affect the performance efficiency, increasing the factor of number of workstation in the system make the efficient of approximation decreased. For sample size used training network increased make the efficient of approximation increased.

3. EXPERIMENTAL or COMPUTATIONAL DETAILS

Because of stochastic system determine mean and variation, therefore approximation function not should consider only mean but it should approximate variation too. This research used concept of Scaleable Artificial Neural Network System : SANN for create pull system model, in order to be training data for neural network. The situation simulation of the pull

production control system was divided into three types of single workstation including initial workstation, intermediate workstation and final workstation. The initial workstation was the first workstation and the intermediate workstation was the second workstation to the workstation $n-1$, n is number of total workstations in the system and the end single workstation was the last workstation or 'n' workstation.

After that, two models of the situation simulation were created. The same model was used for all three types of single workstation. The data collected from the situation simulation of each workstation was brought for the network teaching to produce the two types of the networks. The pull production control system with several workstations could be built by SANNS to link each workstation and evaluate 8 performance values including average response time of sale, variation response time of sale, average response time of lost sale, variation response time of sale, average of cycle time (CT), variation of cycle time (CT), average of work-in-process (WIP) and variation of work-in-process (WIP).

The artificial neural network was a hidden layer with 23 nodes using two levels of data taught in the network at 30% and 50% of all data. Probability of processing time was normal distribution with standard deviation at 5% of the processing time (PCT) of each workstation only. The PCT value was between 0.8-1.2 separated by 0.1 time unit in each interval. The highest buffer size (B) was 5 while the lowest buffer size was 2. The demand rate (DR) was dispersed as exponential distribution with average of one processing time at 0.8, 1.0 and 1.2 of time unit. The reliability (R) was 0.75, 0.875 and 0.99 while the down time (DT) occurred during machine repair and obstructed working. This research defined the down time as the exponential distribution with the average at 2, 4, 6 and 8 of time unit then compared with the result from SANNS and computerized situation simulation.

The method of network connection started from checking the pull production control system if there was any workstation with highest processing time or not. If such workstation was found, it would be defined as a bottleneck workstation. Then the average of demand rate of any earlier workstation of the bottleneck workstation would be equal to reverse value of time to submit into each type of networks. The outcome was the average of production interval regarded as the input rate for the next workstation. This process would thoroughly run in whole workstations as demonstrated in Figure 3.

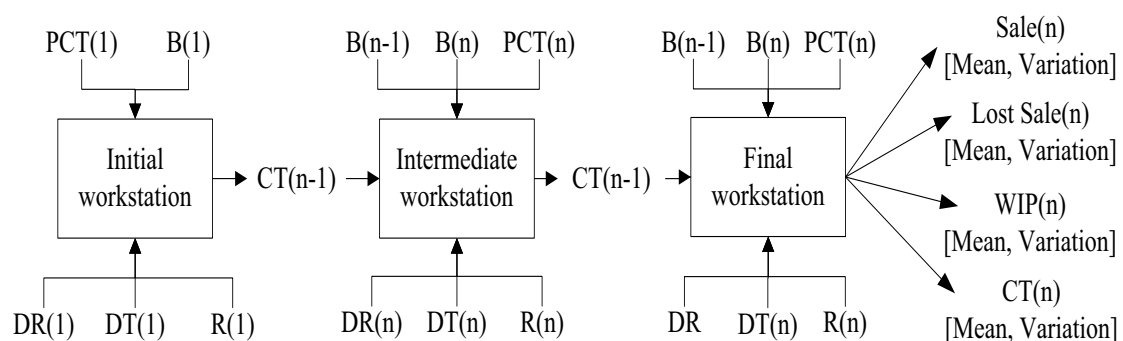


Figure 3 Connector of workstation

4. RESULTS AND DISCUSSION

R-square was used to measure the efficiency of the result as illustrated in Table 1.

Table 1. R-square values of the result

3 workstation	R ² of Mean		R ² of Variation	
	Train 30%	Train 50%	Train 30%	Train 50%
Sale	0.80	0.80	0.77	0.77
Lost Sale	0.81	0.82	0.76	0.76
Cycle Time	0.72	0.72	0.54	0.54
WIP	0.87	0.88	0.58	0.58

5 workstation	R ² of Mean		R ² of Variation	
	Train 30%	Train 50%	Train 30%	Train 50%
Sale	0.55	0.53	0.51	0.53
Lost Sale	0.68	0.71	0.51	0.49
Cycle Time	0.26	0.43	0.03	0.05
WIP	0.32	0.36	0.09	0.07

When consider efficiency value from the test, the result found that variation of cycle time and work in process are the lowest. The R-square value of variation of lost sale, sale are highest at 0.76, 0.77 severally. The R-square of the average work in process is highest at 0.88 and the average cycle time is lowest at 0.72.

5. CONCLUSION

The resulted indicated that scaleable artificial neural network approximate mean accurate than variation. When the tendency of the efficiency value evaluated by SANNS decrease, the workstations in the pull production control system will increased but when input data train increased, accuracy will increase too. Even if extend number of work station affect R-square decrease, tendency of R-square are follow 3 work stations.

REFERENCES

1. Albino, V., Dassisti, M., and Okogbaa, G., Int. J. Production Economics, 1995, 40, 197-207.
2. Chambers, M., and Mount-Campbell, C.A., Int. J. Production Economics, 2000, 79, 93-100.
3. Fulya, A., Berna, and D., Akif, B., Applied Soft Computing, 2007, 7, 946-956.
4. Manusak, P., Development of Performance Function Approximation for Pull Control System Using Scalable Artificial Neural Network System, Thesis, Kasetsart University, 2007.
5. Moden, Y., Toyota Production System: An Integrated Approach to Just-In-Time, 3rd ed., Tokyo, 1998.
6. Piromya, P., Development of Artificial Neural Network for Manufacturing System Performance Prediction: Case Study of Pull Control System, Thesis, Kasetsart University, 2006.