

การพัฒนาแบบจำลองผลการดำเนินงานของกระบวนการผลิตด้วยโครงข่ายประสาทเทียม: กรณีศึกษาระบบควบคุมการผลิตแบบดึง

Development of Artificial Neural Network for Manufacturing System

Performance Prediction: Case Study of Pull Control System

คำนำ

ปัจจุบันการสร้างแบบจำลองสถานการณ์ (Simulation Model) ได้เข้ามามีบทบาทเป็นอย่างมากในการนำมาประกอบการตัดสินใจเพื่อปรับปรุงหรือเปลี่ยนแปลงระบบการผลิตในโรงงานอุตสาหกรรม เนื่องจากการสร้างแบบจำลองสถานการณ์นั้นสามารถทำให้ทราบผลการดำเนินงานของระบบได้บนเครื่องคอมพิวเตอร์โดยไม่ต้องเปลี่ยนแปลงระบบการผลิตจริง ทำให้ลดความเสี่ยงที่เกิดขึ้นจากการหยุดชะงักของระบบการผลิตจริงได้ อีกทั้งการสร้างแบบจำลองสถานการณ์ยังเหมาะสมกับสภาพแวดล้อมที่ไม่แน่นอน (Stochastic) ซึ่งสอดคล้องกับระบบการผลิตจริง

แต่ในการหาคำตอบที่เหมาะสม (Optimization) จากแบบจำลองสถานการณ์นั้นจะต้องใช้เวลานาน เนื่องจากมีคำตอบที่เป็นไปได้ (Feasible Solution) เป็นจำนวนมาก ถ้าแบบจำลองสถานการณ์มีขนาดใหญ่ขึ้น จะทำให้จำนวนคำตอบที่เป็นไปได้เพิ่มมากขึ้นแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (NP-Hard) จากปัญหาดังกล่าวจึงมีแนวความคิดที่จะใช้เทคนิคการพยากรณ์มาใช้พยากรณ์ผลการดำเนินงานของคำตอบที่เป็นไปได้ทั้งหมด เพื่อมาหาคำคำตอบที่เหมาะสม เพื่อตอบสนองต่อการใช้งานที่ต้องการความสะดวกและรวดเร็ว

เทคนิคการพยากรณ์วิธีหนึ่งที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในปัจจุบันคือ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ซึ่งสามารถวิเคราะห์ข้อมูลโดยไม่ขึ้นอยู่กับรูปแบบการแจกแจงของข้อมูล และสามารถใช้กับข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ (Imperfect) หรือไม่ครบถ้วน (Incomplete) จุดเด่นอีกประการหนึ่งของวิธีโครงข่ายประสาทเทียมคือ ให้ความถูกต้องในการพยากรณ์ที่สูงกว่าวิธีการพยากรณ์แบบอื่นเมื่อข้อมูลมีรูปแบบไม่เป็นเชิงเส้น (De Matos, 1994)

วิธีโครงข่ายประสาทเทียมได้มีการนำมาใช้ประโยชน์ในหลายสาขา ทั้งสาขาวิศวกรรม (Engineering) และสาขาอื่นๆ (Non-engineering) โดยเฉพาะทางด้านวิศวกรรมได้มีการนำระบบโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ร่วมกับการจำลองสถานการณ์ (Simulation) ในระบบการผลิตแบบต่างๆ เพื่อเพิ่มความรวดเร็วในการหาค่าเริ่มต้น (Set up) ในกระบวนการผลิต หรือทราบผลการดำเนินงานเมื่อต้องการเปลี่ยนแปลงระบบการผลิต

ระบบควบคุมการผลิตแบบดึง (Pull Control System) เป็นระบบการผลิตแบบหนึ่งที่ต้องการหาค่าเริ่มต้นที่เหมาะสมให้แก่ระบบ ได้แก่ ขนาดคัมบัง (Kanban Size) ระหว่างสถานีงาน (Workstation) ต่างๆ เนื่องจากการมีขนาดคัมบังที่มาก หมายถึงการมีปริมาณงานระหว่างผลิต (Work in Process: WIP) มาก ซึ่งเกิดจากการกำหนดปริมาณชิ้นงานสำรองระหว่างสถานีงานที่เรียกว่า บัฟเฟอร์ (Buffer) มากเกินความต้องการ ซึ่งส่งผลให้มีชิ้นงานรอคอยในระบบการผลิตมากเกินความต้องการ และใช้เวลาอยู่ในระบบการผลิตเป็นระยะเวลานาน แต่หากมีขนาดคัมบังที่น้อย หมายถึงการมีปริมาณงานระหว่างผลิตที่น้อย ซึ่งเกิดจากการกำหนดปริมาณบัฟเฟอร์ระหว่างสถานีงานน้อย ถ้าหากน้อยกว่าความต้องการ (Demand) ที่เข้ามา จะส่งผลให้ระบบการผลิตไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการที่เข้ามาได้ทันเวลา ดังนั้นจึงจำเป็นต้องกำหนดขนาดคัมบังที่เหมาะสมเพื่อจะทำให้กระบวนการผลิตไม่หยุดชะงัก ทันกับความต้องการ และลดค่าใช้จ่ายที่เกิดจากการจัดเก็บวัสดุคงคลังทั้งที่อยู่ในรูปของ วัตถุดิบ งานระหว่างผลิต และผลิตภัณฑ์สำเร็จให้ได้มากที่สุด

วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. ศึกษาความเป็นไปได้ในการใช้โครงข่ายประสาทเทียมพยากรณ์ค่าผลการดำเนินงานของแบบจำลองสถานการณ์ระบบควบคุมการผลิตแบบดึง
2. ศึกษาปัจจัยที่มีผลกระทบต่อประสิทธิภาพการพยากรณ์ผลการดำเนินงานของระบบควบคุมการผลิตแบบดึงด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม
3. ทดสอบวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้พัฒนาขึ้น กรณีศึกษาการหาขนาดคัมบังที่เหมาะสมให้กับระบบควบคุมการผลิตแบบดึง

ขอบเขตการวิจัย

1. การวิจัยนี้ใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation) ในการพยากรณ์ผลการดำเนินงานของระบบควบคุมการผลิตแบบดั้ง
2. ข้อมูลที่ใช้ในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมของการวิจัยนี้มาจากการสร้างแบบจำลองสถานการณ์ของระบบควบคุมการผลิตแบบดั้งที่มีกระบวนการผลิตสำหรับ 1 ผลิตภัณฑ์

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. สามารถใช้โครงข่ายประสาทเทียมพยากรณ์ค่าผลการดำเนินงานของระบบควบคุมการผลิตแบบดั้งแทนการสร้างแบบจำลองสถานการณ์
2. เพิ่มความรวดเร็วในการหาขนาดคัมบังที่เหมาะสมเพื่อกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับระบบการควบคุมการผลิตแบบดั้ง
3. ผู้ควบคุมระบบการผลิตหรือผู้สนใจสามารถประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นพัฒนาเป็นคอมพิวเตอร์ซอฟต์แวร์สำหรับใช้บนเครือข่ายอินเทอร์เน็ต เพื่อการหาขนาดคัมบังที่เหมาะสมในระบบควบคุมการผลิตแบบดั้ง เพื่อใช้ประกอบการตัดสินใจในการกำหนดค่าเริ่มต้นปรับปรุงหรือเปลี่ยนแปลงระบบการผลิตเพื่อให้ได้ประโยชน์สูงสุด

การตรวจเอกสาร

วิธีโครงข่ายประสาทเทียม

1. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

ในปี ค.ศ.1943 อาจถือได้ว่า เป็นปีแห่งการกำเนิดของสาขาโครงข่ายประสาทเทียมในวงการวิทยาศาสตร์ โดย McCulloch และ Pitts ได้เสนอแบบจำลองของเซลล์ประสาทและได้แสดงให้เห็นว่า ในทางทฤษฎีแล้วโครงข่ายของแบบจำลองเซลล์ประสาทดังกล่าวสามารถทำงานเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์ใดๆ ก็ได้ ต่อมาโครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในงานหลายประเภท เช่น การเข้าใจภาษา (Understanding Natural Language) การจดจำภาพ (Vision Image Recognition) การจดจำเสียง (Voice Recognition) การเรียนรู้ด้วยตัวเอง (Automatic Learning) การแก้ปัญหาทางคณิตศาสตร์ (Mathematical Problem Solving) วิทยาการด้านหุ่นยนต์ (Robotics) (Tsoukalas and Uhrig, 1997) งานอีกประเภทหนึ่งที่สนใจนำวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ คือ งานด้านการพยากรณ์ เนื่องจากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้รูปแบบของระบบที่มีความซับซ้อนสูงและวิธีนี้สามารถหาค่าพยากรณ์จากข้อมูลที่มีอยู่ได้ดีกว่าวิธีการพยากรณ์ในอดีต (Delurgio, 1998)

1.1 โครงข่ายประสาททางชีววิทยา

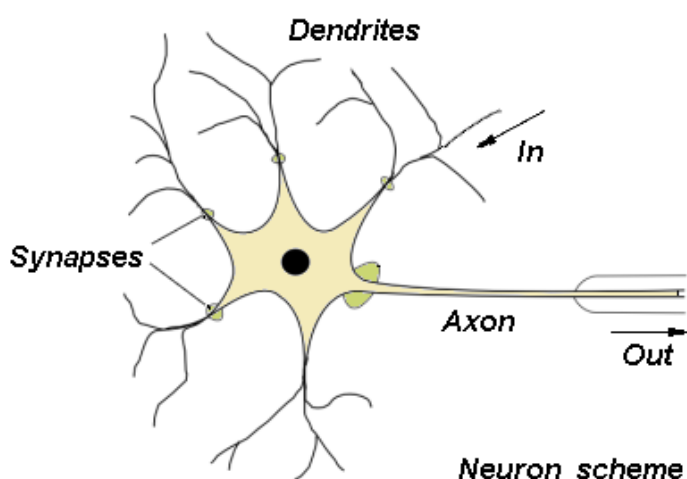
การพัฒนาระบบประมวลผลแบบโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จะอิงกับแนวทางการประมวลผลของสมองของสิ่งมีชีวิต ดังนั้น ความเข้าใจในคุณลักษณะเชิงกายภาพ และเชิงพฤติกรรมขององค์ประกอบต่างๆ ในสมองของสิ่งมีชีวิตจึงเป็นสิ่งจำเป็น หน่วยรากฐานของสมองคือ เซลล์ประสาท (Neuron) สมองของมนุษย์ประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทจำนวนอย่างน้อยในระดับแสนๆ ล้านเซลล์ในแง่ของการทำงานนั้น เซลล์ประสาทแต่ละเซลล์คือ หน่วยประมวลผลอย่างง่าย ๆ ซึ่งรับสัญญาณและรวมสัญญาณที่ถูกส่งมาจากเซลล์ประสาทอื่นๆ แต่ละเซลล์ประสาทจะมีส่วนหลักๆ อยู่ 3 ส่วน คือ

1. ตัวเซลล์ซึ่งเรียกว่า โซมา (Soma) มีลักษณะเป็นรูปทรงพีระมิด หรือทรงกระบอก

2. เดนไดรต์ (Dendrite) คือ เส้นใยบางๆ ที่เซลล์ประสาทใช้รับสัญญาณ ไฟฟ้าเข้าสู่เซลล์ แต่ละเซลล์ประสาทจะมีเดนไดรต์จำนวนมากจัดตัวเป็นลักษณะเหมือนกิ่งไม้

3. แอกซอน (Axon) คือ สายส่งผ่านสัญญาณทรงกระบอกขนาดยาวและใหญ่ ที่เซลล์ประสาทใช้เป็นทางส่งสัญญาณไปยังเซลล์ประสาทอื่นๆ ส่วนปลายของแอกซอนจะแตกออกเป็นกิ่งก้านย่อยๆ โดยที่ส่วนปลายของแต่ละกิ่งก้านเหล่านี้ลักษณะเป็นปม และจะไปอยู่จนเกือบสัมผัสกับปลายของเดนไดรต์หนึ่งของเซลล์ประสาทเซลล์อื่น

บริเวณที่เป็นรอยต่อระหว่างปลายของแอกซอนกับปลายของเดนไดรต์เรียกว่า ไซแนปส์ (Synapse) สัญญาณไฟฟ้าที่ถูกส่งมาถึงปลายของแอกซอนจะกระตุ้นให้เกิดการส่งผ่านสัญญาณในเชิงเคมีผ่านไซแนปส์ สัญญาณเชิงเคมีดังกล่าวจะถูกเดนไดรต์ตีความเป็นสัญญาณไฟฟ้าวิ่งเข้าสู่เซลล์ประสาทต่อไป คุณลักษณะสำคัญของไซแนปส์ คือ ความแรงของสัญญาณที่ถูกส่งผ่านจะขึ้นอยู่กับความเหนียวแน่นของการเชื่อมต่อ และสัญญาณที่ถูกส่งผ่านไซแนปส์อาจถูกทำให้มีสภาพเป็นสัญญาณกระตุ้น (Excitatory) หรือสัญญาณกด (Inhibitory) ก็ได้ ขึ้นอยู่กับชนิดของสัญญาณเชิงเคมีที่ถูกกระตุ้นให้เคลื่อนผ่านรอยต่อ ซึ่งแต่ละประสาทอาจรับสัญญาณมาจากหนึ่งหมื่นไซแนปส์ หรือมากกว่า (Tsoukalas และ Uhrig, 1997) ลักษณะทั่วไปของโครงสร้างเซลล์ประสาทของสมองมนุษย์แสดงไว้ดังภาพที่ 1



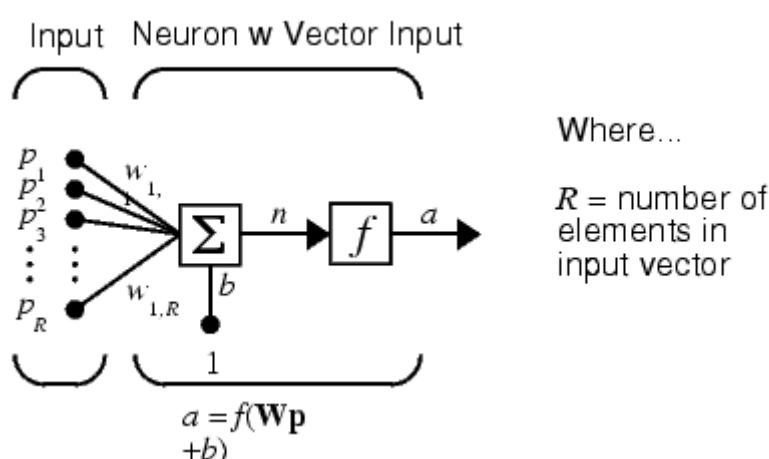
ภาพที่ 1 ลักษณะทั่วไปของโครงสร้างเซลล์ประสาทของสมองมนุษย์

1.2 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นกระบวนการประมวลข้อมูลที่พัฒนาขึ้นโดยอาศัยหลักการทำงานพื้นฐานของโครงข่ายประสาททางชีวภาพของสิ่งมีชีวิต โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณลักษณะคล้ายกับสมองในแง่ที่สามารถรวบรวมความรู้ (Knowledge) ได้โดยการผ่านกระบวนการเรียนรู้ (Learning Process) และความรู้เหล่านั้นจะถูกจัดเก็บอยู่ในโครงข่ายด้วยค่าน้ำหนัก (Weight) ซึ่งสามารถปรับเปลี่ยนค่าได้เมื่อมีการเรียนรู้สิ่งใหม่

โครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาขึ้น มีลักษณะทั่วไปดังนี้

1. การประมวลต่าง ๆ เกิดขึ้นในหน่วยประมวลผลที่เรียกว่า โหนด (Node) ซึ่งจำลองลักษณะการทำงานมาจากตัวเซลล์
2. การส่งสัญญาณ (Signal) ต่าง ๆ ระหว่างโหนดโดยส่วนที่เชื่อมกัน (Connection Link) จำลองมาจากการเชื่อมของเดนไดรต์ และแอกซอนในระบบประสาทของมนุษย์
3. แต่ละการเชื่อมต่อจะมีค่าน้ำหนักที่ต่างกัน ขึ้นอยู่กับอิทธิพลที่โหนดจะได้รับจากโหนดอื่น ๆ ซึ่งจำลองมาจากไซแนปส์ ค่าน้ำหนักที่ได้จะเปรียบเสมือนความรู้ที่รวบรวมไว้ใช้ในการแก้ปัญหาเฉพาะอย่างของมนุษย์
4. ภายในโหนดจะมีฟังก์ชันกำหนดสัญญาณเอาต์พุต ซึ่งถูกเรียกว่า ทรานสเฟอร์ ฟังก์ชัน (Transfer Function) ซึ่งทำหน้าที่เปรียบเสมือนกระบวนการทำงานในตัวเซลล์ประสาท ลักษณะของโหนดภายในโครงข่ายประสาทเทียมแสดงไว้ดังภาพที่ 2



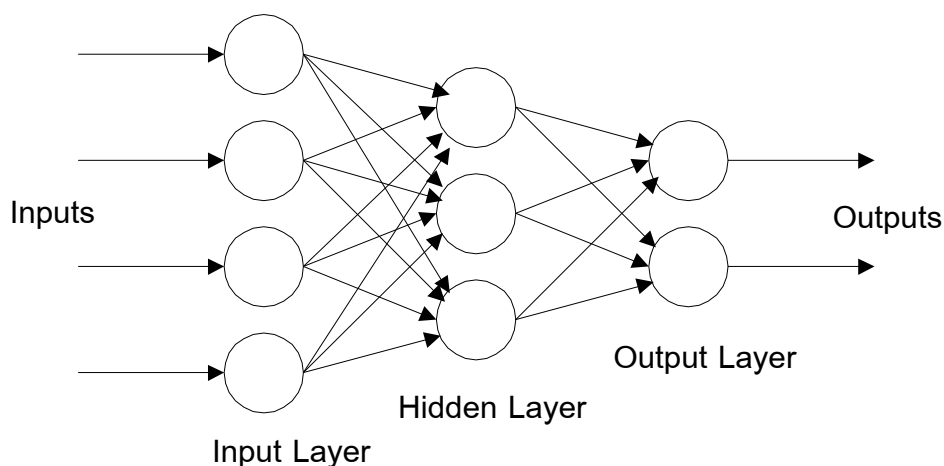
ภาพที่ 2 ลักษณะของโหนดภายในโครงข่ายประสาทเทียม

1.3 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยเซลล์ประสาทเทียมเหนือโหนดจำนวนมากที่เชื่อมต่อกัน ซึ่งการเชื่อมต่อจะแบ่งออกเป็นกลุ่มย่อยเรียกว่า ชั้น (Layer) ในชั้นแรกจะเป็นชั้นแรกจะเป็นชั้นนำข้อมูลเข้าเรียกว่า ชั้นอินพุต (Input Layer) ส่วนชั้นสุดท้ายเป็นผลลัพธ์เรียกว่า ชั้นเอาต์พุต (Output Layer) และชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นอินพุตกับชั้นเอาต์พุตเรียกว่า ชั้นฮิดเดน (Hidden) ซึ่งชั้นฮิดเดนนี้อาจมีมากกว่า 1 ชั้นขึ้นไปได้ จึงสามารถแบ่งประเภทโครงข่ายประสาทเทียมตามจำนวนชั้นของโครงข่ายแบบกว้างๆ ได้ 2 แบบคือ โครงข่ายแบบชั้นเดียว (Single Layer) และโครงข่ายแบบหลายชั้น (Multi Layer) การนับจำนวนโครงข่ายจะนับเฉพาะชั้นที่มีการประมวลผลเท่านั้น หรือกล่าวได้ว่า จำนวนชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมคือ จำนวนชั้นฮิดเดนรวมกับชั้นเอาต์พุต (ศุภัทธา, 2539)

1.3.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว เป็นโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายที่มีเพียงชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุตเท่านั้น โหนดในชั้นอินพุตจะทำหน้าที่ในการรับข้อมูลอินพุต (Input Value) แล้วส่งข้อมูลอินพุตผ่านเส้นเชื่อมโยงต่าง ๆ ไปให้โหนดในชั้นเอาต์พุต ความเข้มของสัญญาณหรือปริมาณข้อมูลที่นำเข้าสู่โหนดในชั้นเอาต์พุตจะขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนักที่อยู่บนเส้นเชื่อมโยง โหนดในชั้นเอาต์พุตจะนำข้อมูลที่ได้รับมาทำการคำนวณโดยใช้ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ คือ ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน ที่เหมาะสมกับปัญหาแล้วส่งผลลัพธ์ที่ได้ออกมาเป็นข้อมูลเอาต์พุต

1.3.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น เป็นโครงข่ายที่มีชั้นฮิดเดนตั้งแต่ 1 ชั้นขึ้นไป โครงข่ายแบบหลายชั้นจะใช้ในกรณีที่ปัญหาที่มีความซับซ้อนสูง ซึ่งโครงข่ายแบบชั้นเดียวไม่เพียงพอที่จะแก้ปัญหา จึงเพิ่มจำนวนของโหนดที่มีการคำนวณหรือชั้นฮิดเดนให้กับโครงข่าย ตัวอย่างโครงข่ายแบบหลายชั้น เช่น การแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation) เซลฟออร์แกนไนซิงแมปส์ (Self Organizing Maps) เคาท์เตอร์พรอพเพกชัน (Counterpropagation: CPN) เป็นต้น ลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายแบบหลายชั้นแสดงไว้ดังภาพที่ 3



ภาพที่ 3 ลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

1.4 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยเซลล์ประสาทเทียมจำนวนมากทำงานร่วมกันเพื่อแก้ปัญหาต่าง ๆ โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกฝึกให้เรียนรู้จากตัวอย่างเพื่อจะได้มีความรู้ที่จะนำไปแก้ปัญหาต่อไป แบบจำลองต่าง ๆ จะมีขั้นตอนในการฝึก (Train) ที่แตกต่างกัน การฝึกโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งตามลักษณะของการเรียนรู้ได้ 2 ประเภท คือ

1.4.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) ข้อมูลจะต้องประกอบด้วยตัวอย่างข้อมูลที่ต้องการสอนและผลลัพธ์ที่ต้องการให้โครงข่ายสร้าง เมื่อนำข้อมูลลักษณะเดียวกันมาเป็นข้อมูลอินพุต (Input Data) ขณะสอน โครงข่ายชนิดนี้จะกำหนดค่าผลลัพธ์เป้าหมายให้กับข้อมูลอินพุตแต่ละตัว โครงข่ายจะนำค่าผิดพลาดระหว่างค่าเป้าหมายกับค่าผลลัพธ์ที่ได้มาใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก เพื่อให้ได้ค่าผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับค่าเป้าหมายมากที่สุด ตัวอย่างแบบจำลองนี้ เช่น การแพร่แบบย้อนกลับ อะดาไลน์ (Adaline) เพอเซปตรอน (Perceptron)

1.4.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) จะสอนโครงข่ายด้วยการป้อนแบบข้อมูลอินพุตเพียงอย่างเดียว โดยไม่มีการส่งค่าผลลัพธ์เป้าหมายให้กับข้อมูลอินพุตแต่ละตัว การปรับค่าน้ำหนักใช้ข้อมูลที่นำมาสอนเป็นตัวปรับค่า โดยค่าน้ำหนักจะปรับตามกลุ่มที่ข้อมูลเข้ามีรูปแบบคล้าย ๆ กัน เช่น เคาท์เตอร์พรอปเพเกชัน (Counterpropagation: CPN) และ

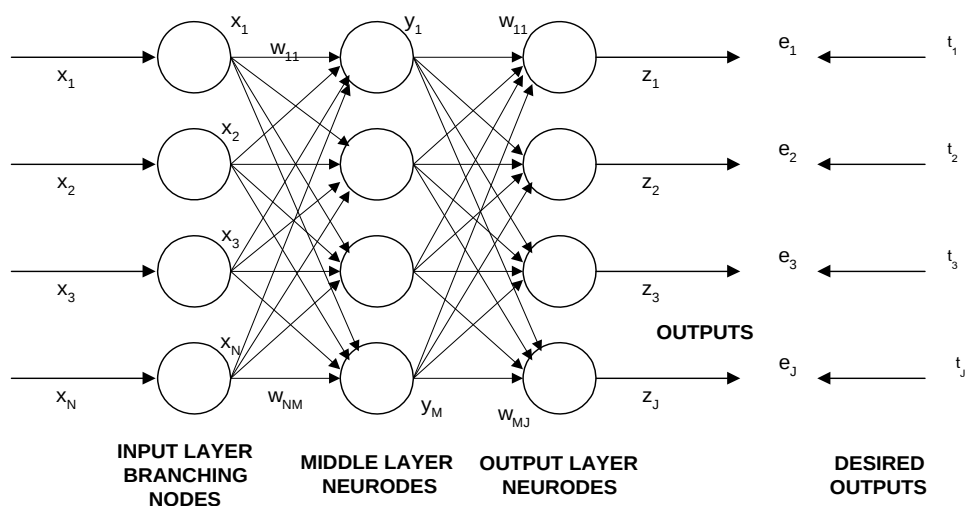
แบบจำลองอะแดปทีฟรีโซแนนซ์เทียออรี (Adaptive Resonance Theory Neural Networks: ART) เป็นต้น

1.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับเป็นรูปแบบโครงข่ายที่ได้รับความนิยมเนื่องจากสามารถนำไปใช้แก้ปัญหเชิงเส้น (Linear) และปัญหาไม่เชิงเส้น (Nonlinear) ได้ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับมีลักษณะที่สำคัญดังนี้

1. เป็นโครงข่ายแบบหลายชั้น (Multi Layer)
2. การเชื่อมโยงในแต่ละชั้นเป็นแบบต่อถึงกันหมด (Fully Connected)
3. เป็นโครงข่ายที่ส่งสัญญาณไปข้างหน้า (Feedforward Networks)
4. มีการเรียนรู้แบบย้อนกลับ เพื่อปรับค่าน้ำหนักระหว่างเส้นเชื่อมโยงระหว่างโหนด

แสดงไว้ดังภาพที่ 4



ภาพที่ 4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

วิธีการฝึกสอนให้เกิดการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

1. กำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ จำนวนโหนดในชั้นอินพุต ชั้นฮิดเดน และชั้นเอาต์พุต จำนวนชั้นฮิดเดน และประเภทของทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันที่เลือกใช้
2. แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน ข้อมูลส่วนที่ 1 ใช้สำหรับฝึกสอนโครงข่ายและข้อมูลส่วนที่ 2 ใช้เพื่อยืนยันความถูกต้อง (Validation) ของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจะช่วยให้มีความมั่นใจในการนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ไปใช้ในการพยากรณ์ผลการดำเนินงานของระบบการผลิตแบบดั้ง
3. กำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้นให้กับเส้นเชื่อมโยงระหว่างโหนด โดยการสุ่มโดยจะมีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1
4. ป้อนข้อมูลอินพุตที่กำหนดไว้เข้าสู่อินพุตโหนด
5. ส่งข้อมูลจากโหนดในชั้นอินพุต โดยไม่ผ่านขั้นตอนการคำนวณใดๆ ทั้งสิ้น
6. คำนวณผลรวมของสัญญาณอินพุตของแต่ละโหนดในชั้นฮิดเดน ได้จากสมการ

$$I_{0,j,0} = \sum_{i=1}^n O_{i,0,0} w_{i,j}$$

เมื่อ $I_{0,j,0}$ คือ ผลรวมของสัญญาณอินพุตที่โหนด j ในชั้นฮิดเดน
 $O_{i,0,0}$ คือ สัญญาณเอาต์พุตของโหนด i ในชั้นอินพุต
 $w_{i,j,0}$ คือ น้ำหนักจากเส้นเชื่อมโยงจากโหนด i ไปยังโหนด j

7. คำนวณค่าเอาต์พุตของโหนด j ในชั้นฮิดเดนโดยใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน

$$O_{0,j,0} = f(I_{0,j,0})$$

โดยทั่วไปนิยมใช้ซิกมอยด์ฟังก์ชัน (Sigmoid Function) จะได้สมการดังนี้

$$O_{0,j,0} = \frac{1}{1 + e^{-I_{0,j,0}}}$$

เมื่อ $O_{0,j,0}$ คือ สัญญาณเอาต์พุตที่โหนด j ในชั้นฮิดเดน

8. คำนวณสัญญาณอินพุตของแต่ละโหนดในชั้นเอาต์พุต จากสมการ

$$I_{0,0,k} = \sum_{j=1}^m O_{0,j,0} w_{j,k}$$

เมื่อ $I_{0,0,k}$ คือ ผลรวมของสัญญาณอินพุตที่โหนด k ในชั้นเอาต์พุต

$O_{0,j,0}$ คือ สัญญาณเอาต์พุตของโหนด j ในชั้นฮิดเดน

$w_{0,j,k}$ คือ น้ำหนักจากเส้นเชื่อมโยงจากโหนด j ไปยังโหนด k

9. คำนวณค่าเอาต์พุตของโหนด k ในชั้นฮิดเดนโดยใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน

$$O_{0,0,k} = f(I_{0,0,k})$$

โดยทั่วไปนิยมใช้ซิกมอยด์ฟังก์ชันจะได้สมการดังนี้

$$O_{0,0,k} = \frac{1}{1 + e^{-I_{0,0,k}}}$$

เมื่อ $O_{0,0,k}$ คือ สัญญาณเอาต์พุตที่โหนด k ในชั้นเอาต์พุต

10. คำนวณความคลาดเคลื่อนโดยการนำค่าเอาต์พุตของโหนดที่ k ในชั้นเอาต์พุตมาเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมาย ซึ่งหาได้จากสมการ

$$e_k = D_k - O_{0,0,k}$$

เมื่อ D_k คือ ค่าเป้าหมายของโหนดที่ k ในชั้นเอาต์พุต

11. ปรับค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมโยงโดยการแพร่แบบย้อนกลับของค่าความคลาดเคลื่อน (Backpropagation Errors to Adjust Weights) สำหรับการวิจัยในครั้งนี้ การแพร่ย้อนกลับของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นการสอนแบบมีครู การฝึกสอนในรูปแบบนี้จะมีการปรับค่าน้ำหนักบนเส้นเชื่อมโยง มีจุดมุ่งหมายเพื่อให้ค่าเฉลี่ยกำลังสองของค่าความคลาดเคลื่อน (Mean Square Error: MSE) ของชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนมีค่าต่ำที่สุด โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

$$I_{0,0,k} = \sum w_{jk} O_{0,j,0}$$

$$O_{0,0,k} = \frac{1}{1 + e^{-I_{0,0,k}}}$$

การหาอนุพันธ์ของการแพร่ย้อนกลับโดยใช้กฎลูกโซ่ (Chain Rule) มีรูปแบบดังนี้

$$\delta_{jk} = \frac{\partial MSE}{\partial w_{jk}} = \left(\frac{\partial MSE}{\partial O_{0,0,k}} \right) \left(\frac{\partial O_{0,0,k}}{\partial I_{0,0,k}} \right) \left(\frac{\partial I_{0,0,k}}{\partial w_{jk}} \right)$$

จาก
$$e_k = (D_k - O_{0,0,k})$$

เมื่อ D_k คือ ค่าที่แท้จริงจากแบบจำลองสถานการณ์
 $O_{0,0,k}$ คือ ค่าพยากรณ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม
 N คือ จำนวนชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน

$$MSE = \frac{1}{N} \sum (D_k - O_{0,0,k})^2$$

ดังนั้น
$$\left(\frac{\partial MSE}{\partial O_{0,0,k}} \right) = -\frac{2}{N} \sum (D_k - O_{0,0,k})$$

จาก
$$O_{0,0,k} = \frac{1}{1 + e^{-I_{0,0,k}}}$$

ดังนั้น
$$\left(\frac{\partial O_{0,0,k}}{\partial I_{0,0,k}} \right) = O_{0,0,k} (1 - O_{0,0,k})$$

จาก
$$I_{0,0,k} = \sum w_{jk} O_{0,0,k}$$

ดังนั้น
$$\left(\frac{\partial I_{0,0,k}}{\partial w_{jk}} \right) = O_{0,j,0}$$

จากสมการ
$$\delta_{jk} = \frac{\partial MSE}{\partial w_{jk}} = \left(\frac{\partial MSE}{\partial O_{0,0,k}} \right) \left(\frac{\partial O_{0,0,k}}{\partial I_{0,0,k}} \right) \left(\frac{\partial I_{0,0,k}}{\partial w_{jk}} \right)$$

สามารถเขียนรูปสมการใหม่ได้เป็น

$$\delta_{jk} = \frac{2}{N} e_k O_{0,0,k} (1 - O_{0,0,k}) O_{0,j,0}$$

จากสมการข้างต้น จะได้สมการที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนักคือ

$$\Delta w_{jk}^{(new)} = \eta \delta_{jk} O_{0,0,k} + \Delta w_{jk}^{(old)}$$

และ
$$w_{jk}^{(new)} = w_{jk}^{(old)} + \Delta w_{jk}^{(new)}$$

เมื่อ η คือ อัตราการเรียนรู้ มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

สำหรับการปรับค่าน้ำหนักบนเส้นเชื่อมโยงระหว่างชั้นอินพุตกับชั้นฮิดเดน ค่าความคลาดเคลื่อนของเอาต์พุตในชั้นฮิดเดน จะหาได้จากความสัมพันธ์ของความคลาดเคลื่อนในชั้นเอาต์พุต แสดงดังสมการ

$$e_j = \sum w_{ij} e_k$$

เมื่อคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนของเอาต์พุตในชั้นฮิดเดนได้แล้ว จะสามารถปรับค่าน้ำหนักและคำนวณค่าน้ำหนักใหม่ได้จากสมการ

$$\delta_{jk} = \frac{2}{N} e_j O_{0,j,0} (1 - O_{0,j,0}) O_{0,i,0}$$

สมการที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนักคือ

$$\Delta w_{ij}^{(new)} = \eta \delta_{ij} O_{0,j,0} + \Delta w_{ij}^{(old)}$$

และ

$$w_{ij}^{(new)} = w_{ij}^{(old)} + \Delta w_{ij}^{(new)}$$

12. ทำซ้ำในขั้นตอนที่ 4 ถึง 11 จนกว่าจะได้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (MSE) ตามที่กำหนดไว้ หรือ จนกว่าจะทำซ้ำจนครบรอบ (Epoch) ที่ได้กำหนดไว้

13. ตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียม โดยการนำค่าน้ำหนักที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่าย มาใช้ในการสร้างค่าพยากรณ์ข้อมูลชุดที่ 2 หากมีค่าแตกต่างกันมาก อาจทำการแก้ไขโดย

- ทดลองตั้งค่าน้ำหนักเริ่มต้นใหม่
- ออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมใหม่ (เพิ่ม/ลด ชั้นหรือจำนวนโหนด)

14. นำโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ไปหาค่าพยากรณ์ต่อไป

1.6 ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน (Transfer function)

ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน คือ ฟังก์ชันที่ใช้ในเครือข่ายประสาทเทียมอาจจะเป็นฟังก์ชันแบบเส้นตรง (Linear) หรือไม่เป็นเส้นตรง (Nonlinear) ก็ได้ซึ่งแต่ละฟังก์ชันจะเหมาะสมกับงานต่างๆ การเลือกฟังก์ชันให้ถูกต้องจะช่วยให้สามารถแก้ปัญหาได้ง่ายขึ้น ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันที่นิยมใช้กับโครงข่ายประสาทเทียมมีด้วยกัน 3 รูปแบบคือ

1.6.1 ฮาร์ดลิมิต (Hard Limit) เป็นทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน แบบไม่เป็นเส้นตรง เมื่อค่าข้อมูลขาเข้าน้อยกว่า 0 ค่าผลลัพธ์ของข้อมูลจะมีค่าเท่ากับ 0 แต่ถ้าค่าข้อมูลขาเข้ามากกว่า 0 จะทำให้ค่าผลลัพธ์ของข้อมูลจะมีค่าเท่ากับ 1

1.6.2 เส้นตรง (Linear) เป็นทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน ที่ใช้สมการเส้นตรง ซึ่งผลลัพธ์ของข้อมูลสอดคล้องเท่ากับค่าข้อมูลขาเข้า ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน แบบนี้มักจะถูกใช้ในเครือข่ายประสาทเทียมแบบอะคาไลน์

1.6.3 ล็อกซิกส์มอยด์ (Log-Sigmoid) เป็นทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน ที่ทำให้ค่าผลลัพธ์ข้อมูลมีค่าอยู่ระหว่าง 0 และ 1 ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันนี้มักจะถูกใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นซึ่งถูกฝึกสอน โดยใช้ขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับเพราะฟังก์ชันสามารถหาอนุพันธ์ (Differentiable) ได้ (ศักดิ์ดา, 2545)

2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

หลายปีที่ผ่านมา ระบบโครงข่ายประสาทเทียม ได้มีการนำมาใช้ประโยชน์กันอย่างแพร่หลายทั้งในสาขาวิศวกรรม (Engineering) และสาขาอื่นๆ (Non-engineering) โดยเฉพาะทางด้านวิศวกรรมได้มีการนำระบบโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ร่วมกับการจำลองสถานการณ์ในระบบการผลิตแบบต่างๆ

Kilmer and Smith (1993) ได้เปรียบเทียบการประมาณค่าจุดสั่งซื้อ (Reorder point) ในระบบสินค้าคงคลัง (Inventory system) ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและการสร้างสมการถดถอย (Multiple linear regression) โดยข้อมูลที่นำมาใช้ในการสร้างสมการถดถอยและโครงข่ายประสาทเทียมมาจากการจำลองสถานการณ์แบบสโตแคสติก (Stochastic Event) ด้วยภาษา SIMAN พบว่าที่นัยสำคัญ 0.01 ($\alpha = 0.01$) สำหรับการทดสอบแบบ Paired t-test การประมาณค่าด้วยระบบโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลดีกว่าสมการถดถอยกำลังหนึ่ง (First Order Regression Model) และสมการถดถอยกำลังสอง (Second Order Regression Model)

Kilmer *et al.* (1994) นำข้อมูลที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ของระบบสินค้าคงคลัง มาฝึกสอนระบบโครงข่ายประสาทเทียม 2 โครงข่าย เพื่อประมาณค่าเฉลี่ยของต้นทุนรวม (Mean Total Cost) และ ค่าความแปรปรวนของต้นทุนรวม (The Variance of Total Cost) เพื่อจะนำทั้ง 2 ค่านี้ไปหาช่วงความเชื่อมั่น (Confidence Interval) ของค่าใช้จ่ายของระบบสินค้าคงคลัง (Inventory cost)

Saver and Choueiki (2000) ได้ใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมหาขนาดคัมบังที่เหมาะสมในระบบการผลิตแบบทันเวลา ให้กับสถานีงาน 5 สถานีงาน ด้วยการประมาณค่างานที่อยู่ระหว่างการผลิต และเวลาล่าช้าในการตอบสนองความต้องการของลูกค้า (The delay time meet to demand) เพื่อหาต้นทุนรวม (Total cost) ที่น้อยที่สุดที่เกิดจากงานที่อยู่ระหว่างการผลิต และ ต้นทุนที่เกิดจากความล่าช้า โดยที่ข้อมูลที่ใช้ในการสร้างระบบโครงข่ายประสาทเทียมมาจากการจำลองสถานการณ์จากการวิจัยพบว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมนี้สามารถหาขนาดของคัมบังได้ในเวลาอันรวดเร็วเมื่อเทียบกับการจำลองสถานการณ์และให้ผลที่ถูกต้องกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากการประมาณด้วยสมการถดถอย (Regression Model)

Raj *et al.* (2000) นำระบบโครงข่ายประสาทเทียม มาใช้ในระบบการผลิตแบบชาญฉลาด (Intelligent Manufacturing Systems: IMS) เพื่อประมาณค่า Forging Load ในกระบวนการ Hot Upsetting และ Hot Extrusion และประมาณค่า แรงที่ใช้ในการตัด (Cutting Forces) ในกระบวนการตัดโลหะ (Metal Cutting) ในการเรียนรู้ของระบบโครงข่ายประสาทเทียมในกระบวนการ Hot Upsetting และ Hot Extrusion จะใช้ข้อมูลจากการจำลองสถานการณ์ด้วย FEM โมเดล (Simulation with the Finite Element Model) และในกระบวนการตัดโลหะจะใช้ข้อมูลที่ได้จากการทดลองจริง ปรากฏว่าสามารถใช้โครงข่ายประสาทเทียม ประมาณค่าได้เป็นอย่างดี

Chambers and Mount-Cambell (2000) นำระบบโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้กับระบบแถวคอย (Queueing Model) เพื่อประมาณค่าผลการดำเนินงาน เพื่อกำหนดขนาดของบัฟเฟอร์ที่เหมาะสมในแต่ละโหนด ที่ทำให้เวลารอคอยในคิว (Sojourn time) น้อยที่สุดแทนการหาคำตอบที่เหมาะสม (Optimal solution) ด้วยการจำลองสถานการณ์ที่ต้องใช้เวลานานเนื่องจากมีคำตอบที่เป็นไปได้ (Feasible solution) จำนวนมาก พบว่าการประมาณค่าด้วยโครงข่ายประสาทเทียมสามารถยอมรับได้ภายใต้ช่วงความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซนต์ และให้ค่าความคลาดเคลื่อนมากที่สุด 6 เปอร์เซนต์เมื่อเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากการจำลองสถานการณ์

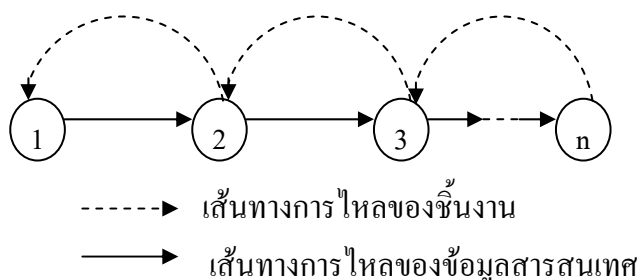
Altiparmak *et al.* (2002) หาขนาดของบัฟเฟอร์ที่เหมาะสมในระบบการผลิตแบบสายการประกอบ (Assembly system) ให้กับสถานีงาน 15 สถานีงาน โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม ประเมินค่าอัตราการผลิต (Production Rate) จาก ขนาดของบัฟเฟอร์ จำนวนสถานีงานที่งานหยุดชะงัก (Number of Station Subject to Jam) และ อัตราการหยุดชะงักของงาน (Jam Rates) และใช้วิธี Simulated Annealing: SA ในการค้นหาขนาดของบัฟเฟอร์ที่เหมาะสมที่ทำให้อัตราการผลิตสูงที่สุด จากคำตอบที่เป็นไปได้ ทั้งหมด สำหรับการฝึกสอนระบบโครงข่ายประสาทเทียมใช้ข้อมูลจากการจำลองสถานการณ์ เมื่อเปรียบเทียบอัตราการผลิตที่ได้จากการประมาณค่าด้วยระบบโครงข่ายประสาทเทียมและที่ได้จากการจำลองสถานการณ์พบว่า ค่าที่ได้จากการประมาณสามารถยอมรับได้ภายใต้ช่วงความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซนต์ของค่าที่ได้จากการจำลองสถานการณ์

ระบบควบคุมการผลิตแบบดึง

1. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับระบบควบคุมการผลิตแบบดึง

1.1 ลักษณะระบบควบคุมการผลิตแบบดึง

ระบบการผลิตที่ใช้นโยบายการควบคุมแบบดึงมีลักษณะพิเศษ คือ ข้อมูลสารสนเทศการผลิตนั้นจะไหลในทิศทางตรงกันข้ามกับการไหลของชิ้นงาน กล่าวคือกระบวนการผลิตส่วนหลังจะดึงชิ้นงานที่จำเป็นในปริมาณที่จำเป็นเมื่อถึงเวลาที่จำเป็นโดยใช้บัตรคัมบังเบิกของกระบวนการผลิตส่วนหน้าที่ถูกดึงชิ้นงานไปก็เพียงแค่ทำหน้าที่ผลิตในปริมาณที่เพียงพอกับจำนวนที่ถูกดึงไปหรือตามจำนวนบัตรคัมบังสั่งผลิตเท่านั้น นั่นคือกระบวนการผลิตส่วนหลังจะควบคุมอัตราการผลิตของกระบวนการผลิตส่วนหน้าดังแสดงในภาพที่ 5



ภาพที่ 5 รูปแบบของระบบควบคุมการผลิตแบบดึง

คำว่า “คัมบัง” (Kanban) มีที่มาจากคำในภาษาญี่ปุ่นซึ่งมีความหมายว่าบัตร ข้อมูลในบัตรคัมบังประกอบด้วย ประเภทของชิ้นงาน, จำนวนของชิ้นงานต่อบัตรหนึ่งใบ และตำแหน่งของวัสดุที่ต้องการเพื่อผลิตชิ้นงานนี้ ในปัจจุบันคัมบังไม่จำเป็นต้องมีลักษณะของบัตรเสมอไปสามารถประยุกต์ใช้ในรูปแบบของสื่ออิเล็กทรอนิกส์ได้ ชิ้นงานแต่ละประเภทที่ผลิตที่สถานงานใดๆจะมีชุดคัมบังของตัวเองเฉพาะ เมื่อสถานงานมีการผลิตชิ้นงานหลายประเภทสามารถปรับปรุงให้สีของบัตรคัมบังมีความหมายแทนชนิดของชิ้นงานหนึ่งๆ รวมไปถึงเป็นตัวแทนภาชนะบรรจุสำหรับเคลื่อนย้าย ทั้งนี้เพื่อเป็นการลดความผิดพลาดในการผลิตชิ้นงานผิดประเภทได้

ในระบบคัมบังแต่ละสถานงานมีภาชนะสำหรับบรรจุชิ้นงานที่มีชิ้นงานอยู่เต็มไว้สำหรับใช้กับคัมบังแต่ละใบ ถ้าคัมบังไม่ติดอยู่กับภาชนะบรรจุชิ้นงานอยู่เต็มนั้น คัมบังจะสั่งให้มีการผลิตชิ้นงานเพิ่มขึ้นมาใหม่ ระดับปริมาณงานระหว่างผลิตสูงสุดที่สถานงานสำหรับชิ้นงานใดๆ นั้นถูกกำหนดโดยจำนวนของคัมบังและจำนวนของชิ้นงานต่อกัมบัง 1 ใบ เมื่อมีความต้องการการผลิตพนักงานขนถ่ายลำเลียงดำเนินการเรียกชิ้นงานจากสถานงานที่อยู่ก่อนหน้านี้ ขณะที่ชิ้นงานเหล่านี้ถูกนำออกไปสู่สถานงานถัดไปเพื่อทำการผลิต สถานงานก่อนหน้านี้จะเริ่มเติมเต็มสต็อกของสถานงานตนเองโดยอัตโนมัติ คำสั่งความต้องการชิ้นงานมาจากพนักงานขนถ่ายลำเลียงที่มาดึงชิ้นงานไปจากสถานที่พักผลิตภัณฑ์สำเร็จ โดยจะดึงชิ้นงานรูปของล๊อตตามภาชนะบรรจุชิ้นงาน ดังนั้นจึงไม่มีข้อมูลจากการวางแผนการผลิตอื่นใดถูกส่งมายังสถานงานได้ด้วยการใช้ระบบคัมบังนี้ ซึ่งส่งผลให้หลีกเลี่ยงความต้องการการเชื่อมโยงข้อมูลโดยตรงระหว่างแผนงานผลิตระยะยาวและแผนการดำเนินงานในระบบการผลิตได้

1.2 บทบาทที่สำคัญของคัมบัง

บัณฑิต (2544) กล่าวว่า คัมบังที่ใช้กันในระบบการผลิตแบบทันเวลา (Just in Time : JIT) ก็คือเครื่องมือเพื่อที่จะควบคุมการผลิตให้ทันต่อเวลา การผลิตแบบนี้จะเปรียบเสมือนประสาทสัมผัสอัตโนมัติของโรงงานเมื่อเกิดเหตุขัดข้องขึ้นในกระบวนการถัดมา จะทำให้การผลิตในกระบวนการผลิตก่อนหน้านี้หยุดชะงักทันที บทบาทที่สำคัญของระบบประสาทของโรงงานสามารถสรุปได้ 4 บทบาท ดังนี้

บทบาทที่ 1 เป็นตัวแสดงข้อมูลการดึงของและออกคำสั่งในการปฏิบัติงาน นอกจากจะ
ใช้เป็นเครื่องมือในการแสดงผลหรือข้อมูลในการผลิต เพื่อบอกให้รู้ว่าการดึงชิ้นส่วนไปใช้เท่าไร
แล้ว ยังใช้เป็นเครื่องมือในการกำหนดวิธีการ และจำนวนชิ้นส่วนที่ต้องการจะให้ผลิตเพิ่มได้อีก
ด้วย

บทบาทที่ 2 จัดความสูญเปล่าที่เกิดขึ้นจากการผลิตเกิน โดยผู้ผลิตในกระบวนการก่อน
หน้าจะตรวจดูและผลิตเสริมจากจำนวนคัมบังที่ขาดหายไป เนื่องจากมีการดึงไปใช้โดย
กระบวนการถัดไป กล่าวอีกนัยหนึ่งคือการผลิตเพื่อให้สอดคล้องกับความต้องการ หรือที่เรียก
กันว่าระบบการผลิตแบบดึงนั่นเอง

บทบาทที่ 3 เป็นเครื่องมือส่งเสริมการปรับปรุงงาน เราไม่มีทางทราบถึงปัญหาที่
เกิดขึ้นได้เลยทราบเท่าที่ยังมีสต็อกอยู่มาก ฉะนั้นใครก็ตามที่เพิ่มจำนวนคัมบังมากจนเกินไป
แล้ว ก็อาจจะไม่รู้ตัวเลยว่าในขณะนี้มีความสูญเปล่าเกิดขึ้น ดังนั้นโดยการค่อยๆลดจำนวนคัมบังที่มี
อยู่ออกไปทีละแผ่นทีละแผ่นก็จะช่วยให้เราทราบได้ว่าปัญหาคืออะไร เพราะการปรับปรุงจะเกิดขึ้น
ได้ก็ต่อเมื่อมีความรู้ดีกว่าเดิร่อนเท่านั้น

บทบาทที่ 4 เป็นเครื่องมือควบคุมด้วยตาเปล่า โดยทั่วไปแล้วจะมีช่องว่างเกิดขึ้นระหว่าง
การไหลของชิ้นงานและข้อมูลในกระบวนการผลิต ทำให้ข้อมูลที่ได้รับไม่ตรงกับความเป็นจริงที่
เกิดขึ้น คัมบังเป็นข้อมูลที่ไหลไปพร้อมกับชิ้นงาน ทำให้ทำการตรวจสอบและควบคุมได้ด้วยตา
เปล่า

1.3 การกำหนดขนาดคัมบัง

ในหลายบริษัทให้ความสนใจกับการลดระยะเวลาการเตรียมการผลิต (Setup Time)
และการผลิตด้วยล็อตที่มีขนาดเล็ก ซึ่งนำไปปฏิบัติกับระบบการวางแผนงานที่เป็นพื้นฐานไม่
ซับซ้อน การส่งผ่านงานในระบบอย่างรวดเร็วตลอดทั้งระบบการผลิตหมายถึงปริมาณงานระหว่าง
ผลิตในระบบที่ต่ำ การดำเนินงานในกระบวนการผลิตสามารถถูกกระตุ้นได้จากการดำเนินงานของ
สถานีงานถัดไปและบัตรคัมบัง (หรือสัญญาณอื่น) ที่สามารถนำมาใช้สั่งการผลิตเพิ่มขึ้นได้
จำนวนคัมบังเป็นสิ่งที่สำคัญต่อการดำเนินงานของระบบการผลิต การมีจำนวนบัตรคัมบังที่มาก

เกินไปก่อให้เกิดการสะสมปริมาณงานระหว่างผลิตในระบบ ในขณะที่มีผลต่อส่วนอื่นๆในระบบการผลิตเพียงเล็กน้อย (วิลาลินี, 2547)

เมื่ออัตราความต้องการ (Demand Rate) มีค่าคงที่สำหรับช่วงระยะเวลาที่นำมาพิจารณา วางแผนการผลิต จำนวนของบัตรคัมบังสามารถกำหนดได้โดยการใช้สูตรของบริษัทโตโยต้าดังแสดงสมการที่ 1

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

K : จำนวนคัมบัง (Number of Kanban)

D : อัตราความต้องการ (Demand Rate) อัตราความต้องการผลิตต่อช่วงระยะเวลาที่พิจารณา

LT : ระยะเวลา นำ (Lead Time) ระยะเวลาตั้งแต่ออกแผนการผลิตจนถึงผลิตผลิตภัณฑ์ตามแผนที่กำหนดเสร็จพร้อมส่งมอบให้กับลูกค้า

PV : ตัวแปรตามนโยบาย (Policy Variable) ค่าตัวแปรที่ต้องการเพื่อความผิดพลาดที่อาจเกิดขึ้น ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับนโยบายของบริษัทกำหนด เช่น ชี้นงานสำรอง (Safety Stock)

CS : ขนาดบรรจุภาชนะ (Container Size) ปริมาณการบรรจุชิ้นงานต่อ 1 ภาชนะ

เมื่อไม่พิจารณาตัวแปร CS หรือ ขนาดบรรจุภาชนะนั้น จะสามารถคำนวณออกมาเป็นค่าของระดับหรือปริมาณของบัฟเฟอร์แทน ซึ่งหากต้องการค่าของขนาดคัมบัง จะสามารถทำได้โดยการหารปริมาณของบัฟเฟอร์ด้วยขนาดบรรจุชิ้นงานต่อ 1 ภาชนะ

2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับระบบควบคุมการผลิตแบบดึง

หลายปีที่ผ่านมาการกำหนดขนาดคัมบังที่เหมาะสมให้กับระบบควบคุมการผลิตแบบดึงนั้น ได้มีการนำวิธีการต่างๆ มาใช้หลากหลายวิธี

Fukukawa and Hong (1993) ศึกษากำหนดขนาดที่เหมาะสมของบัตรคัมบังเพื่อความสำเร็จในการดำเนินระบบการผลิตแบบคัมบังแบบหลายขั้นตอน (Multi-stage) และหลายสายการผลิต (Multi-line) โดยศึกษาปัจจัยบางปัจจัยที่สำคัญซึ่งส่งผลกระทบต่อระบบการผลิตแบบทันเวลา คือ ความต้องการผลิต, พัสตุดึงคลังประเภทงานระหว่างผลิตในระบบ, ปริมาณพัสตุดึงคลัง ค่าแรงงาน

การผลิต, กำลังการผลิตของบริษัทรับช่วงการผลิตภายนอกองค์กร และระดับปริมาณงาน (Workload) วิธีการในการศึกษาวิเคราะห์ คือ การสร้างแบบจำลองโดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์ แบบ Mixed Integer Goal Programming เพื่อกำหนดจำนวนที่ต้องการของบัตรคัมบัง แล้วศึกษาผลจากระบบ นอกจากนั้นได้นำเสนอตัวอย่างที่เป็นตัวเลขเพื่อเป็นการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองอีกด้วย

Albino *et al.* (1995) ได้นำวิธีการสร้างแบบจำลองของระบบแถวคอย (Queueing System) โดยใช้กระบวนการมาร์คอฟ (Markov Process) มาประมาณค่าพฤติกรรมของระบบงานหรือการประเมินผลระบบการผลิตแบบดิ่งในสายการผลิตที่มีเพียง 1 ผลิตภัณฑ์ เป้าหมายที่ใช้วิธีนี้คือ การเพิ่มประสิทธิภาพในการประมาณค่าเวลาที่ใช้จริงในการผลิต (Throughput Time) และงานระหว่างการผลิต (Work In Process) เพื่อนำไปใช้ประกอบการวิเคราะห์และออกแบบระบบคัมบังให้มีความเหมาะสมกับสายการผลิตจริง ลักษณะสำคัญของวิธีการประมาณค่าแบบนี้ คือ ง่ายต่อการแยกส่วนสายการผลิตให้เป็นระบบแถวคอยแบบ M/M/1/L แบบอนุกรมอิสระ ซึ่งระบบแถวคอยแบบนี้จะง่ายต่อการแก้ปัญหา ผลปรากฏว่าวิธีนี้สามารถใช้ประมาณค่าพฤติกรรมของระบบงานของระบบควบคุมการผลิตแบบดิ่งได้เป็นอย่างดี และสามารถใช้ประมาณค่าในสายการผลิตใหญ่ (มากกว่า 20 ขั้นตอนการผลิต) ได้ แต่จะให้ค่าความผิดพลาดต่ำกว่า 5 เปอร์เซ็นต์สำหรับทุกกรณีที่น่ามาวิเคราะห์

Bowden *et al.* (1996) ได้ใช้ Evolution Programming: EP ร่วมกับการสร้างแบบจำลองสถานการณ์และสมการกำหนดขนาดคัมบังของโตโยต้า เพื่อกำหนดค่าของขนาดคัมบังที่น้อยที่สุดในระบบการผลิตแบบดิ่ง โดยจะต้องให้เหมาะสมกับความต้องการ (Demand) โดยจะใช้ EP ร่วมกับการสร้างแบบจำลองสถานการณ์ในการหาความสัมพันธ์ของปัญหามหาศาล (30 ตัวแปรการตัดสินใจ) แบบหลายรูปแบบ จากนั้นก็จะใช้ EP ร่วมกับสมการกำหนดขนาดคัมบังของโตโยต้าในการแก้ปัญหาคำหนดขนาดคัมบังให้เหมาะสมกับความต้องการ จากการนำวิธีวิวัฒนาการใหม่นี้ไปประยุกต์ใช้แก้ปัญหาปรากฏว่าสามารถใช้แก้ปัญหาประเภทนี้ได้เป็นอย่างดี

Hall *et al.* (1996) ได้ใช้กลยุทธ์วิวัฒนาการ (Evolution Strategies: ES) และการสร้างแบบจำลองสถานการณ์มาใช้ในการหาค่าที่เหมาะสมสำหรับระบบการควบคุมการผลิตแบบดิ่ง ซึ่งกลยุทธ์นี้เป็นเทคนิคที่ช่วยค้นหาคำตอบของปัญหา (Search Technique) แบบดีเทอร์มินิสติก (Deterministic) โดยการศึกษาได้นำมาแก้ปัญหาเกี่ยวกับการกำหนดขนาดของคัมบังที่เหมาะสมกับระบบการผลิตและความต้องการ ผลปรากฏว่าเมื่อนำวิธีนี้ไปเปรียบเทียบกับสมการขนาดคัมบัง

ของโตโยต้าพบว่า วิธีนี้ใช้ได้ดีกว่าโดยเฉพาะเมื่อนำไปใช้กับการแก้ปัญหาที่มีขนาดของคัมบังมาก ๆ จะเห็นได้อย่างชัดเจน

Markham *et al.* (1998) ได้นำเทคนิค CART (Classification and Regression Trees) มาใช้ในการกำหนดขนาดคัมบังที่เหมาะสมในระบบควบคุมการผลิตแบบทันเวลา โดยเทคนิคนี้จะใช้ข้อมูลเบื้องต้นมาจากการสร้างแบบจำลองสถานการณ์ของระบบการผลิตแบบทันเวลาด้วยโปรแกรม SLAM II โดยจะจำลองสถานการณ์ที่มีขนาดของคัมบังที่แตกต่างกันแล้วจะเก็บข้อมูลไว้ใช้สำหรับฝึกสอน เทคนิค CART จะสอนคอมพิวเตอร์ให้เกิดการเรียนรู้จากข้อมูลเพื่อสร้างกฎการตัดสินใจ (Decision Rules) ที่เหมาะสมในการกำหนดขนาดของคัมบัง ซึ่งปัจจัยหลักที่จะนำมาหาขนาดของคัมบังที่เหมาะสมคือ ต้นทุนที่เกิดจากการผลิตไม่ทันกับความต้องการ (Shortage Cost) และ ต้นทุนที่เกิดจากการเก็บสินค้าและวัตถุดิบ (Inventory Holding Cost) ซึ่งจะพิจารณาให้ต้นทุนเหล่านี้มีค่าน้อยที่สุด ผลจากการศึกษาปรากฏว่าวิธีนี้ สามารถนำไปใช้ตัดสินใจเพื่อกำหนดขนาดของคัมบังได้เป็นอย่างดี

Panayiotou and Cassandras (1999) ได้ใช้วิธี Sensitivity-driven optimization มาแก้ไขปัญหาก็เพื่อกำหนดขนาดคัมบังให้เหมาะสมกับระบบการผลิตแบบดึงเพื่อให้ได้อัตราการผลิตจริง (Throughput Rate) ที่มากที่สุด ในสายการผลิตที่ต่อเนื่องกัน โดยจะปรับค่าการแจกแจง (Distribution) ของอัตราการเข้ามา (Arrival Rate) ของความต้องการ (Demand) และการแจกแจงของอัตราการให้บริการ (Service Rate) และจะกำหนดขนาดของคัมบังให้กับแต่ละขั้นตอนการผลิตในขณะเดียวกันก็ต้องพิจารณาถึงค่างานระหว่างการผลิต (Work In Process) อีกด้วย คุณสมบัติเด่นของวิธีการแก้ไขปัญหานี้คือ สามารถพิสูจน์ภายใต้เงื่อนไข “smoothness condition” ได้ วิธีการนี้จะเป็นวิธีการวิเคราะห์ความอ่อนไหวของอัตราการผลิตจริงเพื่อที่จะสามารถประมาณค่าพฤติกรรมของระบบงานของระบบการผลิตได้อย่างได้

Chan (2001) ได้ทำการศึกษาผลกระทบที่เกิดขึ้นจากการเปลี่ยนขนาดของคัมบัง (Kanban Sizes) ในการดำเนินงานของระบบควบคุมการผลิตแบบทันเวลา โดยได้ทำการวิเคราะห์ระบบการผลิต 2 ประเภท คือ ระบบควบคุมการผลิตแบบดึง และระบบควบคุมการผลิตแบบผสมทั้งแบบผลักและแบบดึง เทคนิคที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์คือ การสร้างแบบจำลองระบบการผลิตด้วยโปรแกรม SIMPROCESS สำหรับผลดำเนินงานที่ใช้ในการประเมินผลระบบได้แก่ อัตราการส่งสินค้าให้กับลูกค้าได้ทันเวลา (Fill Rate), ปริมาณสินค้าคงคลังในระบบการผลิต (In-Process

Inventory) และระยะเวลานำในการผลิต (Manufacturing Lead Time) ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้จะทำการศึกษาทั้งการผลิตแบบผลิตภัณฑ์เดี่ยว (Single Product) และหลายผลิตภัณฑ์ (Multi-Product) ซึ่งสามารถสรุปผลการศึกษาได้ดังนี้

1. ระบบที่มีการผลิตแบบผลิตภัณฑ์เดี่ยวในระบบการควบคุมการผลิตแบบดึงและในระบบควบคุมการผลิตแบบผสมระหว่างแบบผลักและแบบดึง พบว่า ค่าเฉลี่ยของอัตราการส่งสินค้าให้กับลูกค้าอย่างทันเวลาจะลดลงเมื่อขนาดของคัมบังเพิ่มขึ้น สำหรับค่าปริมาณวัสดุคงคลังในระบบการผลิต และระยะเวลานำในการผลิตจะเพิ่มขึ้นเมื่อขนาดของการจัดเก็บวัสดุ (Buffer) เพิ่มขึ้น

2. ระบบที่มีการผลิตหลายผลิตภัณฑ์ในระบบการควบคุมการผลิตแบบดึงและในระบบควบคุมการผลิตแบบผสมระหว่างแบบผลักและแบบดึง พบว่าเมื่อขนาดของคัมบังมากขึ้น ค่าเฉลี่ยของอัตราการส่งสินค้าให้กับลูกค้าอย่างทันเวลาจะเพิ่มขึ้นในลักษณะความสัมพันธ์แบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (Exponential) จนถึงระดับหนึ่งแล้วจะคงที่ สำหรับระดับสินค้าคงคลังในระบบการผลิตจะเพิ่มขึ้นเมื่อขนาดของคัมบังเพิ่มขึ้น และรอบระยะเวลาในการผลิต (Cycle Time) ลดลงในลักษณะความสัมพันธ์แบบเอ็กซ์โพเนนเชียลจนถึงระดับหนึ่งแล้วจะคงที่เมื่อขนาดของคัมบังเพิ่มขึ้น

อุปกรณ์และวิธีการ

อุปกรณ์

1. โปรแกรม Arena 7.0 สำหรับนำมาใช้ในการสร้างแบบจำลองสถานการณ์ของระบบควบคุมการผลิตแบบดึง
2. โปรแกรม MATLAB 7.0 สำหรับนำมาใช้สร้างระบบโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพยากรณ์ผลการดำเนินงานของระบบควบคุมการผลิตแบบดึง
3. โปรแกรม MINITAB สำหรับนำมาใช้ในการวิเคราะห์ผลทางสถิติ

วิธีการ

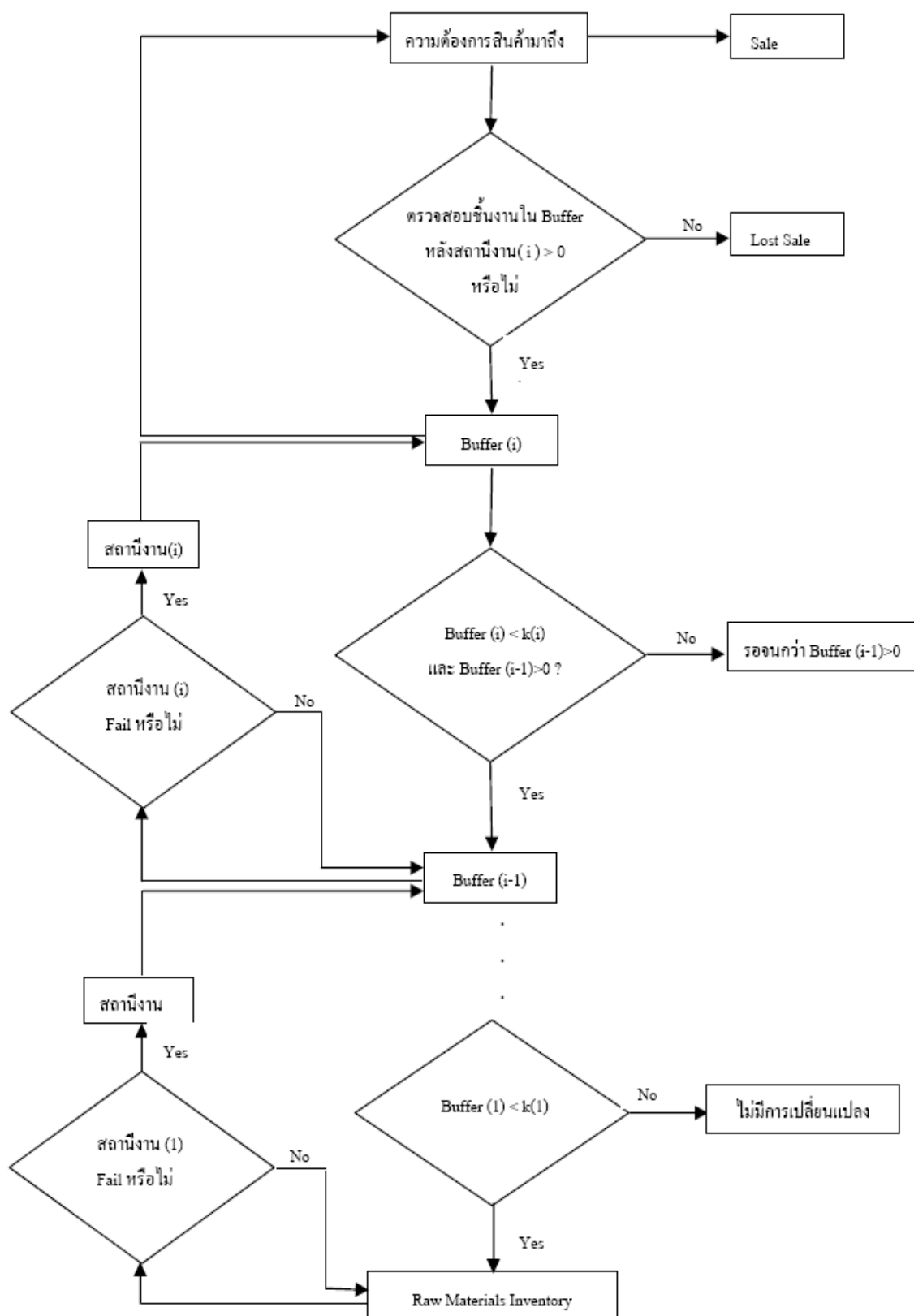
วิธีในการศึกษาวิจัยมี 7 ขั้นตอนหลัก ได้แก่ การสร้างแบบจำลองสถานการณ์ของระบบควบคุมการผลิตแบบดึง การกำหนดขอบเขตของพารามิเตอร์ แบ่งข้อมูลสำหรับใช้ในการฝึกสอนโครงข่าย (Train Data) และการวัดผลโครงข่าย (Test Data) ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ตรวจสอบความถูกต้องของการพยากรณ์ ศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อประสิทธิภาพของการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม และ ประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาขึ้นในการหาขนาดคัมบังที่เหมาะสมกับระบบควบคุมการผลิตแบบดึง ขั้นตอนต่าง ๆ มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

1. การสร้างแบบจำลองสถานการณ์ของระบบควบคุมการผลิตแบบดึง

1.1 การสร้างแบบจำลองสถานการณ์ (Simulation Modeling)

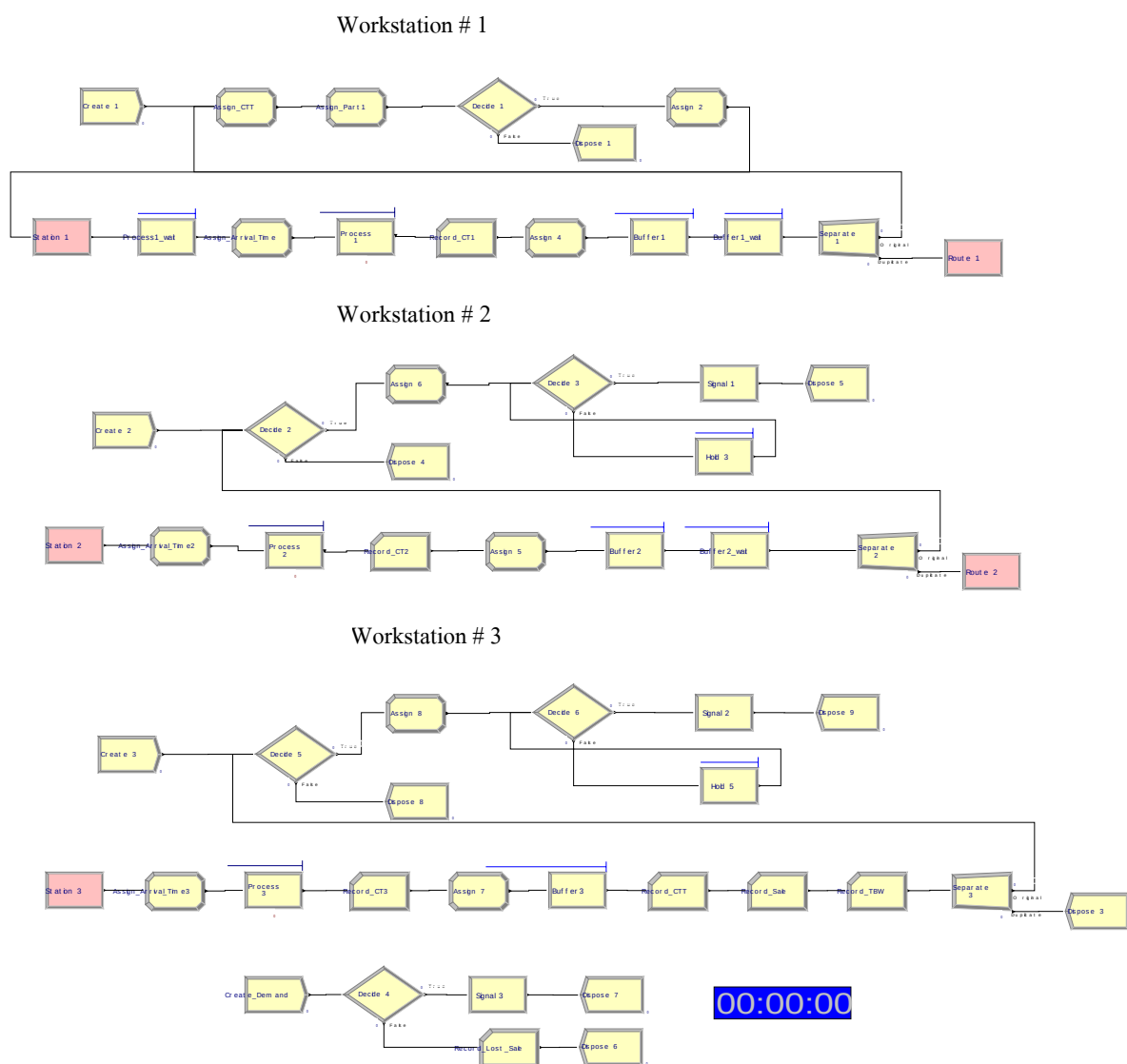
การสร้างแบบจำลองสถานการณ์ของระบบควบคุมการผลิตแบบดึงจะมีกลไกในการทำงานที่ซับซ้อนมากกว่าระบบการผลิตที่มีการควบคุมแบบผลัก (Push Control System) เนื่องจากโครงสร้างการทำงานของระบบการผลิตแบบดึงจะมีบัตรคัมบัง (Kanban Card) ที่ติดกับชิ้นงานในส่วนที่เป็นบัฟเฟอร์ระหว่างสถานีงาน โดยอยู่ในตำแหน่งหลังสถานีงานใดๆ ซึ่งเป็นตัวควบคุมการ

ตัดสินใจในการส่งผ่านชิ้นงานไปยังกระบวนการผลิตในสถานงานถัดไป คือ เมื่อมีความต้องการการผลิตชิ้นงานเข้ามาจะมาถึงที่บัฟเฟอร์ที่สถานงานสุดท้าย ซึ่งอยู่ในตำแหน่งหลังสถานงานสุดท้าย และเมื่อบัฟเฟอร์ในสถานงานสุดท้ายถูกดึงชิ้นงานไปใช้ ปริมาณบัฟเฟอร์ในสถานงานของตนเองมีค่าน้อยกว่าปริมาณที่กำหนดไว้จะทำการดึงชิ้นงานจากบัฟเฟอร์ของสถานงานที่อยู่ด้านหน้าเพื่อนำมาผลิตที่กระบวนการผลิตของตนเองและเติมเต็มระดับบัฟเฟอร์ของสถานงานตนเองให้เท่ากับระดับเดิมที่กำหนดไว้ และควบคุมปริมาณบัฟเฟอร์จะดำเนินไปในลักษณะเช่นนี้ทุกสถานงานจนถึงสถานีแรก แผนภูมิแสดงกลไกควบคุมการผลิตแบบดึงสำหรับแบบจำลองควบคุมการผลิตแสดงดังภาพที่ 6



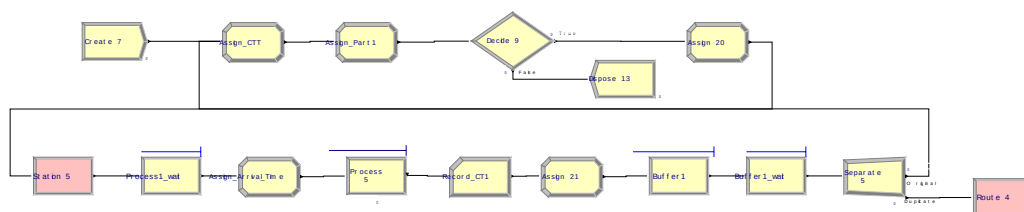
ภาพที่ 6 แผนภูมิแสดงกลไกการควบคุมการผลิตแบบดึงสำหรับแบบจำลองสถานการณ์

ในการสร้างแบบจำลองสถานการณ์ของระบบควบคุมแบบคิงจะใช้โปรแกรมสำเร็จรูป Arena 7.0 ในการสร้างแบบจำลอง ดังแสดงในภาพที่ 7 สำหรับระบบที่มี 3 สถานีงาน และแสดงในภาพที่ 8 สำหรับระบบที่มี 4 สถานีงาน

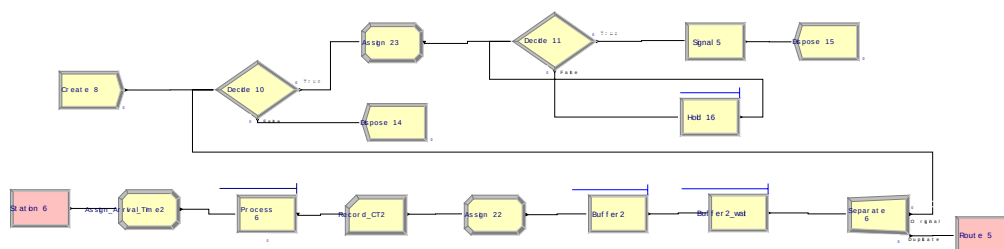


ภาพที่ 7 แบบจำลองสถานการณ์ของระบบควบคุมการผลิตคิงที่มี 3 สถานีงาน

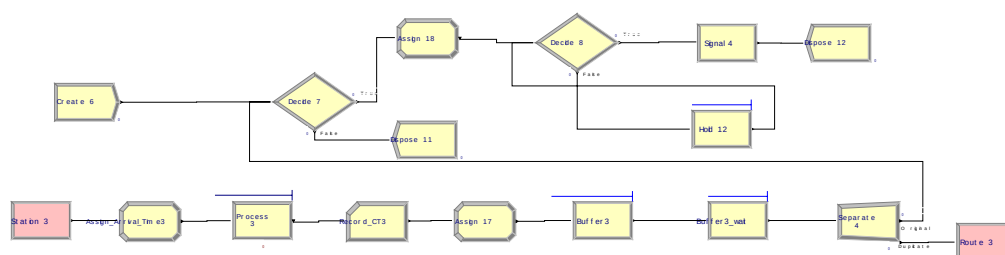
Workstation # 1



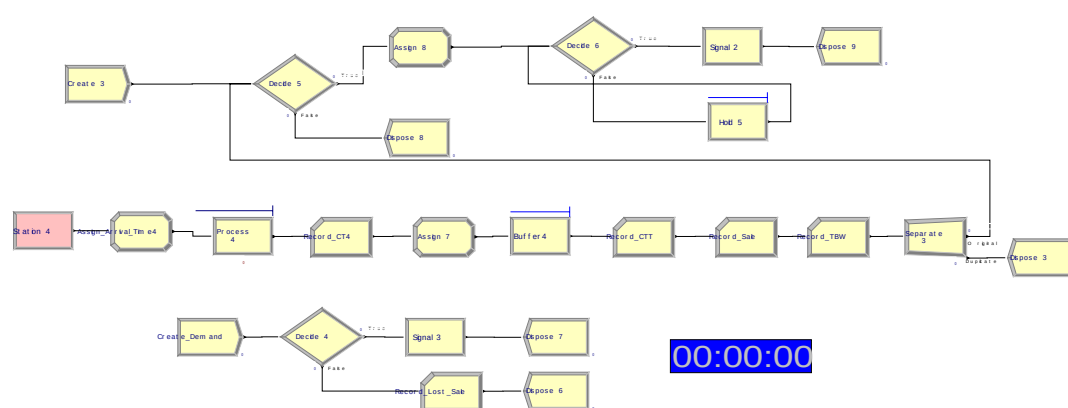
Workstation # 2



Workstation # 3



Workstation # 4



00:00:00

ภาพที่ 8 แบบจำลองสถานการณ์ของระบบควบคุมการผลิตที่มี 4 สถานีงาน

1.2 การตรวจสอบความถูกต้อง (Validation) ของแบบจำลองสถานการณ์

การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองสถานการณ์ของระบบควบคุมการผลิตแบบดั้งเดิมจะใช้การเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และข้อมูลที่ได้จากการคำนวณด้วยโปรแกรม Microsoft Excel ซึ่งข้อมูลที่นำมาเปรียบเทียบกัน คือ ปริมาณชิ้นงานที่อยู่ในแต่ละสถานีงาน ปริมาณชิ้นงานที่อยู่ในแต่ละบัฟเฟอร์ จำนวนครั้งที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการได้ (Sale) และจำนวนครั้งที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการได้ (Lost Sale) ณ เวลาใดๆ โดยกำหนดให้แบบจำลองสถานการณ์ที่นำมาทดสอบมีการผลิตของระบบเป็นค่าคงที่ (Constant Processing Time) ไม่มีการเกิดความล้มเหลว (Without Failure Rate) และมีอัตราความต้องการของการผลิตที่คงที่

สำหรับการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองสถานการณ์ที่มี 3 สถานีงานจะกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ให้เป็นค่าคงที่ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 พารามิเตอร์ในการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองสถานการณ์สำหรับระบบการผลิตแบบดั้งเดิมที่มี 3 สถานีงาน

พารามิเตอร์	ชั่วโมง
เวลาการผลิต	
- กระบวนการผลิตที่ 1	0.50
- กระบวนการผลิตที่ 2	0.70
- กระบวนการผลิตที่ 3	0.60
ช่วงเวลาค้นหาความต้องการการผลิต 1 ครั้ง (90% ของรอบระยะเวลาการผลิต)	$0.7 \times 0.9 = 0.63$

สำหรับระบบการผลิตที่มีการควบคุมการผลิตแบบดั้งเดิมต้องมีการกำหนดขนาดคัมบัง ซึ่งในการทำวิจัยครั้งนี้ไม่พิจารณาเรื่องของขนาดบรรจุภาชนะ (Container Size) จึงกำหนดเป็นปริมาณบัฟเฟอร์ระหว่างสถานีงานแทน สำหรับการกำหนดขนาดคัมบัง หรือจำนวนบัฟเฟอร์สำหรับระบบจะคำนวณจากสมการที่ (1) ดังตัวอย่างดังต่อไปนี้

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

K : จำนวนคัมบัง (Number of Kanban)

D : อัตราความต้องการ (Demand Rate) อัตราความต้องการผลิตต่อช่วงระยะเวลาที่พิจารณา

LT : ระยะเวลา (Lead Time) ระยะเวลาตั้งแต่ออกแผนการผลิตจนถึงผลิตผลิตภัณฑ์ตามแผนที่กำหนดเสร็จพร้อมส่งมอบให้กับลูกค้า

PV : ตัวแปรตามนโยบาย (Policy Variable) ค่าตัวแปรที่ต้องการเพื่อความผิดพลาดที่อาจเกิดขึ้น ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับนโยบายของบริษัทกำหนด เช่น ชั่งงานสำรอง (Safety Stock)

CS : ขนาดบรรจุภาชนะ (Container Size) ปริมาณการบรรจุชิ้นงานต่อ 1 ภาชนะ

เมื่อไม่พิจารณาตัวแปร CS หรือ ขนาดบรรจุภาชนะนั้น จะสามารถคำนวณออกมาเป็นค่าของระดับหรือปริมาณของบัฟเฟอร์แทน ซึ่งหากต้องการค่าของขนาดคัมบัง จะสามารถทำได้โดยการหารปริมาณของบัฟเฟอร์ด้วยขนาดบรรจุชิ้นงานต่อ 1 ภาชนะ ในการศึกษาครั้งนี้ใช้การพิจารณาปริมาณของบัฟเฟอร์ เป็นหลัก ซึ่งสามารถคำนวณได้ดังนี้

$$\begin{aligned} D: \text{อัตราความต้องการ (Demand Rate)} &= 1 / 63 \\ &= 1.59 \text{ ชิ้น/ชั่วโมง} \\ LT: \text{ระยะเวลานำ (Lead Time)} &= 0.50 + 0.70 + 0.60 = 1.8 \text{ ชั่วโมง} \\ PV: \text{ตัวแปรตามนโยบาย (Policy Variable)} &\text{กำหนดให้มีค่าเท่ากับ } 10\% \end{aligned}$$

$$\text{ขนาดของบัฟเฟอร์หลังสถานีงานที่ 3} = 1.59 \times 1.80 \times (1 + 0.1) = 3.14 = 4 \text{ ชิ้น}$$

จากการคำนวณด้วยสมการที่ 1 จะสามารถกำหนดขนาดของบัฟเฟอร์หลังสถานีงานที่ 1 บัฟเฟอร์หลังสถานีงานที่ 2 และ บัฟเฟอร์หลังสถานีงานที่ 3 เท่ากันคือ เท่ากับ 4 ชิ้น

การเปรียบเทียบข้อมูลที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และข้อมูลที่ได้จากการคำนวณด้วยโปรแกรม Microsoft Excel จะแสดงไว้ดังตารางที่ 2 และข้อมูลที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์จะแสดงไว้ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 2 จำนวนชิ้นงานในตำแหน่งต่างๆ ในระบบการผลิตที่มี 3 สถานีงานจากการคำนวณด้วยโปรแกรม Microsoft Excel

ชั่วโมงที่	กระบวนการ ผลิตที่ 1	บัฟเฟอร์ 1	กระบวนการ ผลิตที่ 2	บัฟเฟอร์ 2	กระบวนการ ผลิตที่ 3	บัฟเฟอร์ 3	Work In Process	Sale	Lost Sale
0	0	4	0	4	0	4	12	0	0
0.63	1	3	1	3	1	3	12	1	0
1.13	0	4	1	3	1	3	12	1	0
1.23	0	4	1	3	0	4	12	1	0
1.26	0	4	1	2	1	3	11	2	0
1.33	1	3	1	3	1	3	12	2	0
1.83	0	4	1	3	1	3	12	2	0
1.86	0	4	1	3	0	4	12	2	0
1.89	0	4	1	2	1	3	11	3	0
2.03	1	3	1	3	1	3	12	3	0
2.49	1	3	1	3	0	4	12	3	0
2.52	1	3	1	2	1	3	11	4	0
2.53	0	4	1	2	1	3	11	4	0
2.73	1	3	1	3	1	3	12	4	0
3.12	1	3	1	3	0	4	12	4	0
3.15	1	3	1	2	1	3	11	5	0
3.23	0	4	1	2	1	3	11	5	0

ตารางที่ 3 จำนวนชิ้นงานในตำแหน่งต่างๆ ในระบบการผลิตที่มี 3 สถานีงานจากแบบจำลองสถานการณ์

ชั่วโมงที่	กระบวนการ		กระบวนการ		กระบวนการ		บัฟเฟอร์	Work In	Lost Sale
	ผลิตที่ 1	บัฟเฟอร์ 1	ผลิตที่ 2	บัฟเฟอร์ 2	ผลิตที่ 3	3	Process	Sale	
0	0	4	0	4	0	4	12	0	0
0.63	1	3	1	3	1	3	12	1	0
1.13	0	4	1	3	1	3	12	1	0
1.23	0	4	1	3	0	4	12	1	0
1.26	0	4	1	2	1	3	11	2	0
1.33	1	3	1	3	1	3	12	2	0
1.83	0	4	1	3	1	3	12	2	0
1.86	0	4	1	3	0	4	12	2	0
1.89	0	4	1	2	1	3	11	3	0
2.03	1	3	1	3	1	3	12	3	0
2.49	1	3	1	3	0	4	12	3	0
2.52	1	3	1	2	1	3	11	4	0
2.53	0	4	1	2	1	3	11	4	0
2.73	1	3	1	3	1	3	12	4	0
3.12	1	3	1	3	0	4	12	4	0
3.15	1	3	1	2	1	3	11	5	0
3.23	0	4	1	2	1	3	11	5	0

จากตารางที่ 2 และ 3 เมื่อนำค่าจำนวนชิ้นงานในแต่ละตำแหน่งมาเปรียบเทียบกันพบว่าไม่มีความแตกต่างกันระหว่างจำนวนชิ้นงานในแต่ละตำแหน่งที่ได้จากการคำนวณด้วยโปรแกรม Microsoft Excel และจากแบบจำลองสถานการณ์ แสดงว่าแบบจำลองสถานการณ์สำหรับ 3 สถานการณ์มีความถูกต้อง

สำหรับการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองสถานการณ์ที่มี 4 สถานการณ์จะกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ให้เป็นค่าคงที่ดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4 พารามิเตอร์ในการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองสถานการณ์สำหรับระบบการผลิตแบบดึงที่มี 4 สถานการณ์

พารามิเตอร์	ชั่วโมง
เวลาการผลิต	
- กระบวนการผลิตที่ 1	0.5
- กระบวนการผลิตที่ 2	0.7
- กระบวนการผลิตที่ 3	0.6
- กระบวนการผลิตที่ 4	0.8
ระยะเวลาระหว่างความต้องการการผลิต 1 ครั้ง	
(90% ของรอบระยะเวลาการผลิต)	$0.8 \times 0.9 = 0.72$

จากการคำนวณด้วยสมการที่ (1) จะสามารถกำหนดขนาดของบัฟเฟอร์หลังสถานการณ์ที่ 1 บัฟเฟอร์หลังสถานการณ์ที่ 2 บัฟเฟอร์หลังสถานการณ์ที่ 3 และบัฟเฟอร์หลังสถานการณ์ที่ 4 เท่ากันคือ เท่ากับ 4 ชิ้น

การเปรียบเทียบข้อมูลที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และข้อมูลที่ได้จากการคำนวณด้วยโปรแกรม Microsoft Excel จะแสดงไว้ดังตารางที่ 5 และข้อมูลที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์จะแสดงไว้ดังตารางที่ 6

ตารางที่ 5 จำนวนชิ้นงานในตำแหน่งต่างๆ ในระบบการผลิตที่มี 4 สถานีงานจากการคำนวณด้วยโปรแกรม Microsoft Excel

ชั่วโมง ที่	กระบวนการ ผลิตที่ 1	บัฟเฟอร์ 1	กระบวนการ ผลิตที่ 2	บัฟเฟอร์ 2	กระบวนการ ผลิตที่ 3	บัฟเฟอร์ 3	กระบวนการ ผลิตที่ 4	บัฟเฟอร์ 4	Work In Process	Sale	Lost Sale
0	0	4	0	4	0	4	0	4	16	0	0
0.72	1	3	1	3	1	3	1	3	16	1	0
1.22	0	4	1	3	1	3	1	3	16	1	0
1.32	0	4	1	3	0	4	1	3	16	1	0
1.42	0	4	0	4	0	4	1	3	16	1	0
1.44	0	4	0	4	0	4	1	2	15	2	0
1.52	1	3	1	3	1	3	1	3	16	2	0
2.02	0	4	1	3	1	3	1	3	16	2	0
2.12	0	4	1	3	0	4	1	3	16	2	0
2.16	0	4	1	3	0	4	1	2	15	3	0
2.22	0	4	0	4	0	4	1	2	15	3	0
2.32	1	3	1	3	1	3	1	3	16	3	0
2.82	0	4	1	3	1	3	1	3	16	3	0
2.88	0	4	1	3	1	3	1	2	15	4	0
2.92	0	4	1	3	0	4	1	2	15	4	0
3.02	0	4	0	4	0	4	1	2	15	4	0
3.12	1	3	1	3	1	3	1	3	16	4	0

ตารางที่ 6 จำนวนชิ้นงานในตำแหน่งต่างๆ ในระบบการผลิตที่มี 4 สถานีงานจากแบบจำลองสถานการณ์

ชั่วโมง ที่	กระบวนการ ผลิตที่ 1	บัฟเฟอร์ 1	กระบวนการ ผลิตที่ 2	บัฟเฟอร์ 2	กระบวนการ ผลิตที่ 3	บัฟเฟอร์ 3	กระบวนการ ผลิตที่ 4	บัฟเฟอร์ 4	Work In Process	Sale	Lost Sale
0	0	4	0	4	0	4	0	4	16	0	0
0.72	1	3	1	3	1	3	1	3	16	1	0
1.22	0	4	1	3	1	3	1	3	16	1	0
1.32	0	4	1	3	0	4	1	3	16	1	0
1.42	0	4	0	4	0	4	1	3	16	1	0
1.44	0	4	0	4	0	4	1	2	15	2	0
1.52	1	3	1	3	1	3	1	3	16	2	0
2.02	0	4	1	3	1	3	1	3	16	2	0
2.12	0	4	1	3	0	4	1	3	16	2	0
2.16	0	4	1	3	0	4	1	2	15	3	0
2.22	0	4	0	4	0	4	1	2	15	3	0
2.32	1	3	1	3	1	3	1	3	16	3	0
2.82	0	4	1	3	1	3	1	3	16	3	0
2.88	0	4	1	3	1	3	1	2	15	4	0
2.92	0	4	1	3	0	4	1	2	15	4	0
3.02	0	4	0	4	0	4	1	2	15	4	0
3.12	1	3	1	3	1	3	1	3	16	4	0

จากตารางที่ 5 และ 6 เมื่อนำค่าจำนวนชิ้นงานในแต่ละตำแหน่งมาเปรียบเทียบกันพบว่าไม่มีความแตกต่างกันระหว่างจำนวนชิ้นงานในแต่ละตำแหน่งที่ได้จากการคำนวณด้วยโปรแกรม Microsoft Excel และจากแบบจำลองสถานการณ์ แสดงว่าแบบจำลองสถานการณ์สำหรับ 4 สถานการณ์มีความถูกต้อง

1.3 การจำลองสถานการณ์

ในการจำลองสถานการณ์ของระบบควบคุมการผลิตแบบดึงจะต่างจากระบบการผลิตแบบผลักคือ ในช่วงเริ่มต้นต้องมีการเติมบัฟเฟอร์ให้เต็มตามขนาดที่ได้กำหนดไว้ ซึ่งชิ้นงานจะมีระยะเวลารอคอยสะสมในระบบ ดังนั้นจะต้องกำหนดให้มีการตัดข้อมูลช่วงที่บัฟเฟอร์ยังไม่เต็ม (Warm Up Period) ออกเพื่อความถูกต้องของข้อมูล โดยการวิจัยครั้งนี้จะกำหนดค่า Warm Up Period เท่ากับ 50 หน่วยเวลาเท่ากันเพื่อให้สามารถครอบคลุมทุกๆ การเปลี่ยนแปลงค่าพารามิเตอร์ และในการจำลองสถานการณ์จะกำหนดจำนวนรอบในการทำซ้ำ (Replication) เท่ากับ 10 รอบเท่ากับ

1.4 เก็บข้อมูลที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์

ในการเก็บข้อมูลจากแบบจำลองสถานการณ์ จะทำการเก็บค่าผลการดำเนินงานของระบบตามที่ต้องการพยากรณ์ ซึ่งมี 4 ค่า คือ จำนวนงานระหว่างกระบวนการผลิต (Work In Process: WIP) เฉลี่ย จำนวนครั้งเฉลี่ยที่ระบบสามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Sale) จำนวนครั้งเฉลี่ยที่ระบบไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Lost Sale) และค่าเฉลี่ยของรอบระยะเวลาการผลิต (Cycle Time)

2. การกำหนดขอบเขตของพารามิเตอร์

การกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับการจำลองสถานการณ์ เพื่อนำผลลัพธ์ที่ได้ไปสร้างระบบโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จะส่งผลต่อโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ว่าสามารถครอบคลุมค่าพารามิเตอร์ ได้มากน้อยเพียงใด ในการวิจัยครั้งนี้จะกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ดังต่อไปนี้

2.1 การแจกแจงของเวลาในการผลิต (Processing Time Distributions)

ในการวิจัยนี้จะกำหนดการแจกแจงของเวลาในการผลิตให้มีการแจกแจงแบบปกติ (Normal Distribution) และแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (Exponential) ที่มีค่าเฉลี่ยของเวลาในการผลิต (Mean) ตั้งแต่ 0.5 ถึง 1 หน่วยเวลา สำหรับการแจกแจงแบบปกติจะกำหนดให้มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) เท่ากับ 5 และ 15 เปอร์เซ็นต์ของค่าเฉลี่ยเวลาในการผลิต

2.2 การแจกแจงของช่วงเวลาของความต้องการการผลิต (Time Between Demand Distribution)

ในการวิจัยนี้จะศึกษาเฉพาะกรณีที่ อัตราความต้องการ (Demand Rate) มากกว่าและเท่ากับความสามารถในการผลิตสูงสุด ดังนั้นจะกำหนดการแจกแจงของค่าเฉลี่ยของช่วงเวลาของความต้องการการผลิตเป็นแบบปกติและแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล ที่มีค่าเฉลี่ยของช่วงเวลาของความต้องการการผลิต 1 ครั้งเท่ากับ 70, 80, 90 และ 100 เปอร์เซ็นต์ของรอบระยะเวลาการผลิต (Cycle Time) และสำหรับการแจกแจงแบบปกติจะกำหนดให้มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 5 และ 15 เปอร์เซ็นต์ของค่าเฉลี่ยของช่วงเวลาความต้องการการผลิต

2.3 ค่าความเชื่อมั่นของระบบ (Reliability)

กำหนดให้ความเชื่อมั่นของระบบการผลิตเท่ากับ 80, 90 และ 100 เปอร์เซ็นต์ ค่าความเชื่อมั่นที่กำหนดขึ้นนี้ สามารถนำมาคำนวณอัตราที่ระบบเกิดความล้มเหลว (Failure Rate) จากนั้นจะนำไปหาช่วงเวลาเฉลี่ยที่เครื่องเสียหรือหยุดชะงัก หรือ Mean time Between Failure: MTBF ของระบบเพื่อใช้ในแบบจำลองสถานการณ์ การหา MTBF ได้แสดงดังตัวอย่างต่อไปนี้

ตัวอย่างการหาค่า MTBF เฉลี่ยของระบบการผลิตที่มีค่าความเชื่อมั่น 80 เปอร์เซ็นต์ และมีระยะเวลาในการผลิต (Time Span) 10 ชั่วโมง สามารถคำนวณอัตราที่ระบบเกิดความล้มเหลว (λ) ได้จาก

$$\lambda = -1 \times (\text{LN (Reliability for Time Span)})/(\text{Time Span})$$

$$\lambda = -1 \times (\text{LN (0.8)})/(10) = 0.022 \text{ ครั้ง/ชั่วโมง}$$

สามารถหาค่า MTBF ของระบบได้จาก

$$MTBF = \frac{1}{\lambda} = \frac{1}{0.022} = 44.81 \text{ ชั่วโมง}$$

ในการวิจัยครั้งนี้จะกำหนดให้การแจกแจงของค่า MTBF เป็นแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล เนื่องจากมีลักษณะเหมือนกับระบบการผลิตจริง

2.4 การแจกแจงของเวลาที่ระบบการผลิตเกิดการหยุดชะงัก (Down Time)

เวลาเฉลี่ยที่ระบบการผลิตเกิดการหยุดชะงัก จะหมายถึงเวลาในการซ่อมเครื่องจักร เวลาที่งานติดขัด หรือ สาเหตุใดๆ ที่ทำให้ระบบการผลิตเกิดจากการหยุดชะงัก ในการวิจัยครั้งนี้จะกำหนดการแจกแจงของเวลาที่ระบบเกิดการหยุดชะงักให้เป็นแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 ถึง 5 เท่าของรอบระยะเวลาการผลิต

2.5 ขนาดคัมบังของแต่ละสถานงาน

ในการหาคำตอบที่เป็นไปได้ในการกำหนดขนาดคัมบังในระบบการผลิตแบบดิ่งให้เหมาะสมกับสภาพแวดล้อมที่ไม่แน่นอน (Stochastic) เบื้องต้นจะใช้สูตรของบริษัทโตโยต้าเพื่อหาเฉพาะคำตอบที่เป็นไปได้ ดังแสดงในสมการที่ (1)

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

K: จำนวนคัมบัง (Number of Kanban)

D: อัตราความต้องการ (Demand Rate) อัตราความต้องการผลิตต่อช่วงระยะเวลาที่พิจารณา

LT: ระยะเวลา (Lead Time) ระยะเวลาตั้งแต่ออกแผนการผลิตจนถึงผลิตผลิตภัณฑ์ตามแผนที่กำหนดเสร็จพร้อมส่งมอบให้กับลูกค้า

PV: ตัวแปรตามนโยบาย (Policy Variable) ค่าตัวแปรที่ต้องการเพื่อความปลอดภัยที่อาจเกิดขึ้น ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับนโยบายของบริษัทกำหนด เช่น ชั่งงานสำรอง (Safety Stock)

CS: ขนาดบรรจุภาชนะ (Container Size) ปริมาณการบรรจุชิ้นงานต่อ 1 ภาชนะ

เมื่อไม่พิจารณาตัวแปร *CS* หรือ ขนาดบรรจุภาชนะนั้น จะสามารถคำนวณออกมาเป็นค่าของระดับหรือ ปริมาณของบัฟเฟอร์แทน เมื่อคำนวณด้วยสมการที่ (1) จะได้ขนาดบัฟเฟอร์เบื้องต้น จากนั้นจะเปลี่ยนแปลงขนาดบัฟเฟอร์หลังสถานีของแต่ละสถานีงาน ให้มากขึ้นและน้อยลง 1 ขึ้นจากขนาดบัฟเฟอร์ที่คำนวณได้มาจากสมการของบริษัทโตโยต้าเพื่อให้สามารถรองรับกับระบบการผลิตที่มีสภาพแวดล้อม และจะทำการหาคำตอบที่เป็นไปได้จากการรวมกัน (Combination) ของสถานีงานทั้งหมด แสดงดังตัวอย่างต่อไปนี้

เช่น ตัวอย่างของระบบควบคุมการผลิตแบบดึงที่มี 3 สถานีงาน คำนวณขนาดบัฟเฟอร์ด้วยสมการที่ (1) จะได้ขนาดบัฟเฟอร์เท่ากันทุกสถานีงาน คือ ขนาดบัฟเฟอร์เท่ากับ 5 และจะได้คำตอบที่เป็นไปได้ ดังแสดงในตารางที่ 7

ตารางที่ 7 ตัวอย่างค่าคำตอบที่เป็นไปได้ของขนาดบัฟเฟอร์สำหรับ 3 สถานีงาน

คำตอบที่	บัฟเฟอร์หลังสถานี	บัฟเฟอร์หลังสถานี	บัฟเฟอร์หลังสถานี
	งานที่ 1	งานที่ 2	งานที่ 3
1	4	4	4
2	4	4	5
3	4	4	6
4	4	5	4
5	4	5	5
6	4	5	6
7	4	6	4
8	4	6	5
9	4	6	6
10	5	4	4
11	5	4	5
12	5	4	6
13	5	5	4
14	5	5	5
15	5	5	6
16	5	6	4
17	5	6	5
18	5	6	6
19	6	4	4
20	6	4	5
21	6	4	6
22	6	5	4
23	6	5	5
24	6	5	6
25	6	6	4
26	6	6	5
27	6	6	6

ตัวอย่างของระบบควบคุมการผลิตแบบดึงที่มี 4 สถานีงาน จำนวนขนาดบัฟเฟอร์ด้วยสมการที่ (1) จะได้ขนาดบัฟเฟอร์เริ่มต้นเท่ากันทุกสถานีงาน คือ บัฟเฟอร์เท่ากับ 1

ในกรณีของตัวอย่างนี้ จะเห็นได้ว่าถ้าทำการเปลี่ยนแปลงขนาดบัฟเฟอร์หลังสถานีงานเพิ่มขึ้นและลดลง 1 ชั้น จะมีกรณีที่ขนาดของบัฟเฟอร์เท่ากับ 0 แต่ในการวิจัยครั้งนี้จะไม่พิจารณากรณีที่บัฟเฟอร์เท่ากับ 0 หรือไม่มีบัฟเฟอร์ ดังนั้นจะตัดคำตอบที่มีขนาดบัฟเฟอร์เท่ากับ 0 ออก จะได้คำตอบที่เป็นไปได้จาก 81 คำตอบ เหลือ 16 คำตอบ ดังแสดงในตารางที่ 8

ตารางที่ 8 ตัวอย่างคำตอบที่เป็นไปได้ของขนาดบัฟเฟอร์สำหรับ 4 สถานีงาน

คำตอบที่	บัฟเฟอร์หลัง สถานีงานที่ 1	บัฟเฟอร์หลัง สถานีงานที่ 2	บัฟเฟอร์หลัง สถานีงานที่ 3	บัฟเฟอร์หลัง สถานีงานที่ 4
1	1	1	1	1
2	1	1	1	2
3	1	1	2	1
4	1	1	2	2
5	1	2	1	1
6	1	2	1	2
7	1	2	2	1
8	1	2	2	2
9	2	1	1	1
10	2	1	1	2
11	2	1	2	1
12	2	1	2	2
13	2	2	1	1
14	2	2	1	2
15	2	2	2	1
16	2	2	2	2

จากการหาคำตอบที่เป็นไปได้ จะนำคำตอบเหล่านี้ไปใช้สำหรับแบบจำลองสถานการณ์ เพื่อนำผลลัพธ์ที่ได้ไปสร้างโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ผลการดำเนินงานต่อไป

3. การแบ่งข้อมูลสำหรับการฝึกสอนและวัดผลโครงข่าย

ในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมจะแบ่งข้อมูลเป็น 2 ชุด คือ ชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกสอนโครงข่าย (Train Data) และ ข้อมูลที่ใช้สำหรับวัดผลความถูกต้องของโครงข่าย (Test Set) จากการกำหนดขอบเขตของพารามิเตอร์ต่าง ๆ จากข้อที่ 2 สำหรับระบบการผลิต 3 สถานการณ์จะได้จำนวนชุดข้อมูลทั้งหมดเท่ากับ 281,520 ชุด ข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกสอนโครงข่ายกำหนดให้แบ่งเป็น 10 % 20% และ 30% ของชุดข้อมูลทั้งหมดซึ่งเท่ากับ 28,152 ชุด 56,304 ชุด และ 84,456 ชุด ตามลำดับ และข้อมูลที่ใช้สำหรับวัดผลความถูกต้องของโครงข่ายสำหรับการวิจัยนี้กำหนดให้เท่ากับ 5 % ซึ่งเท่ากับ 14,076 ชุด

สำหรับระบบการผลิต 4 สถานการณ์จะได้จำนวนชุดข้อมูลทั้งหมดเท่ากับ 5,067,360 ชุด ข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกสอนโครงข่ายกำหนดให้แบ่งเป็น 10 % 20% และ 30% ของชุดข้อมูลทั้งหมดซึ่งเท่ากับ 506,736 ชุด 1,013,472 ชุด และ 1,520,208 ชุดตามลำดับ และข้อมูลที่ใช้สำหรับวัดผลความถูกต้องของโครงข่ายสำหรับการวิจัยนี้กำหนดให้เท่ากับ 5 % ซึ่งเท่ากับ 253,368 ชุด

4. การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

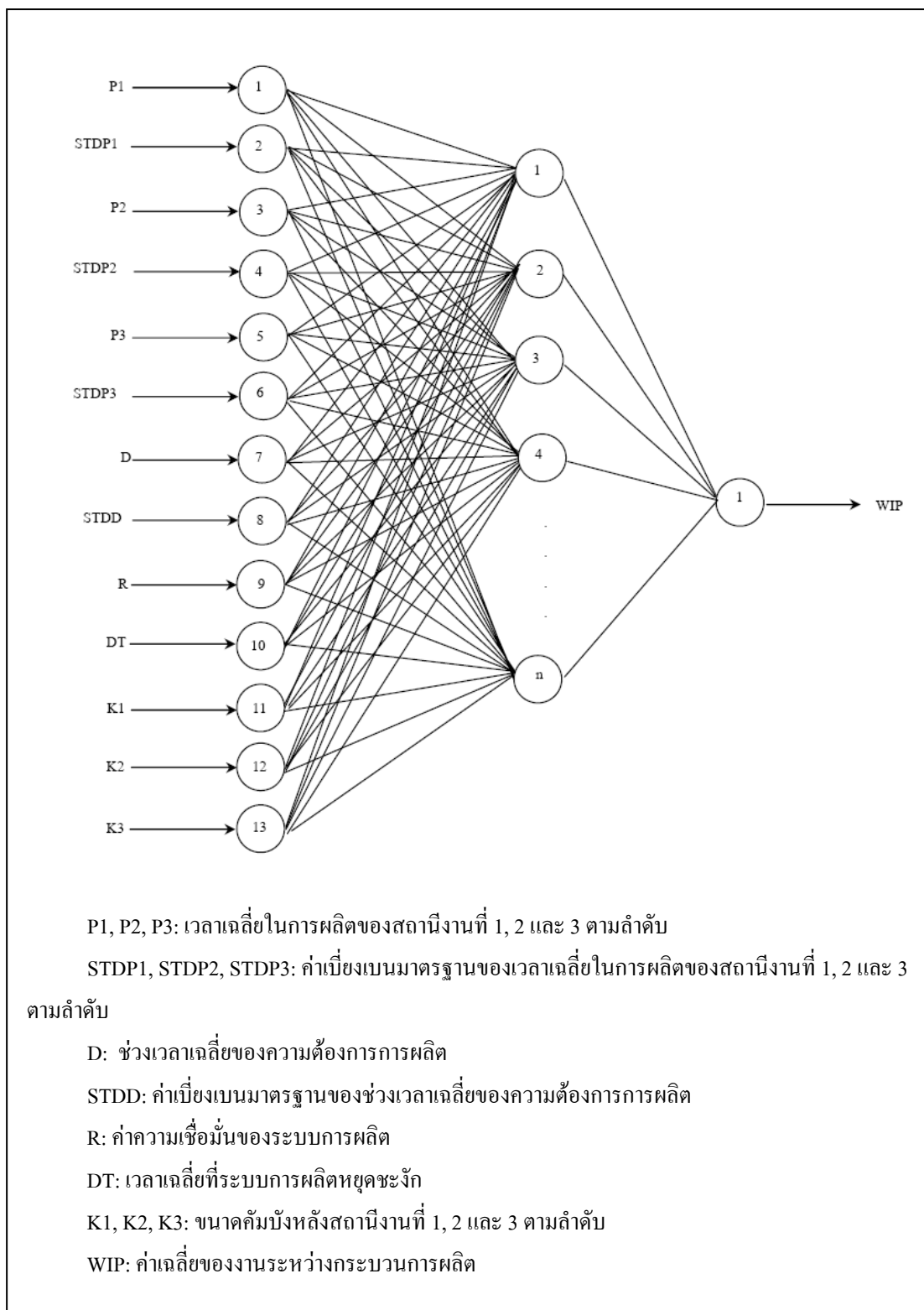
4.1 กำหนดลักษณะโครงสร้างของระบบโครงข่ายประสาทเทียม

ในการสร้างระบบโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการวิจัยนี้จะแบ่งลักษณะของโครงข่ายตามค่าผลการดำเนินงานที่ต้องการพยากรณ์ ซึ่งประกอบไปด้วยโครงข่าย 4 ประเภท คือ โครงข่ายสำหรับพยากรณ์ค่าเฉลี่ยของงานระหว่างกระบวนการผลิต (Work In Process: WIP) โครงข่ายสำหรับพยากรณ์จำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Sale) โครงข่ายสำหรับพยากรณ์จำนวนครั้งเฉลี่ยที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Lost Sale) และ โครงข่ายสำหรับพยากรณ์ค่าเฉลี่ยของรอบระยะเวลาการผลิต (Cycle Time)

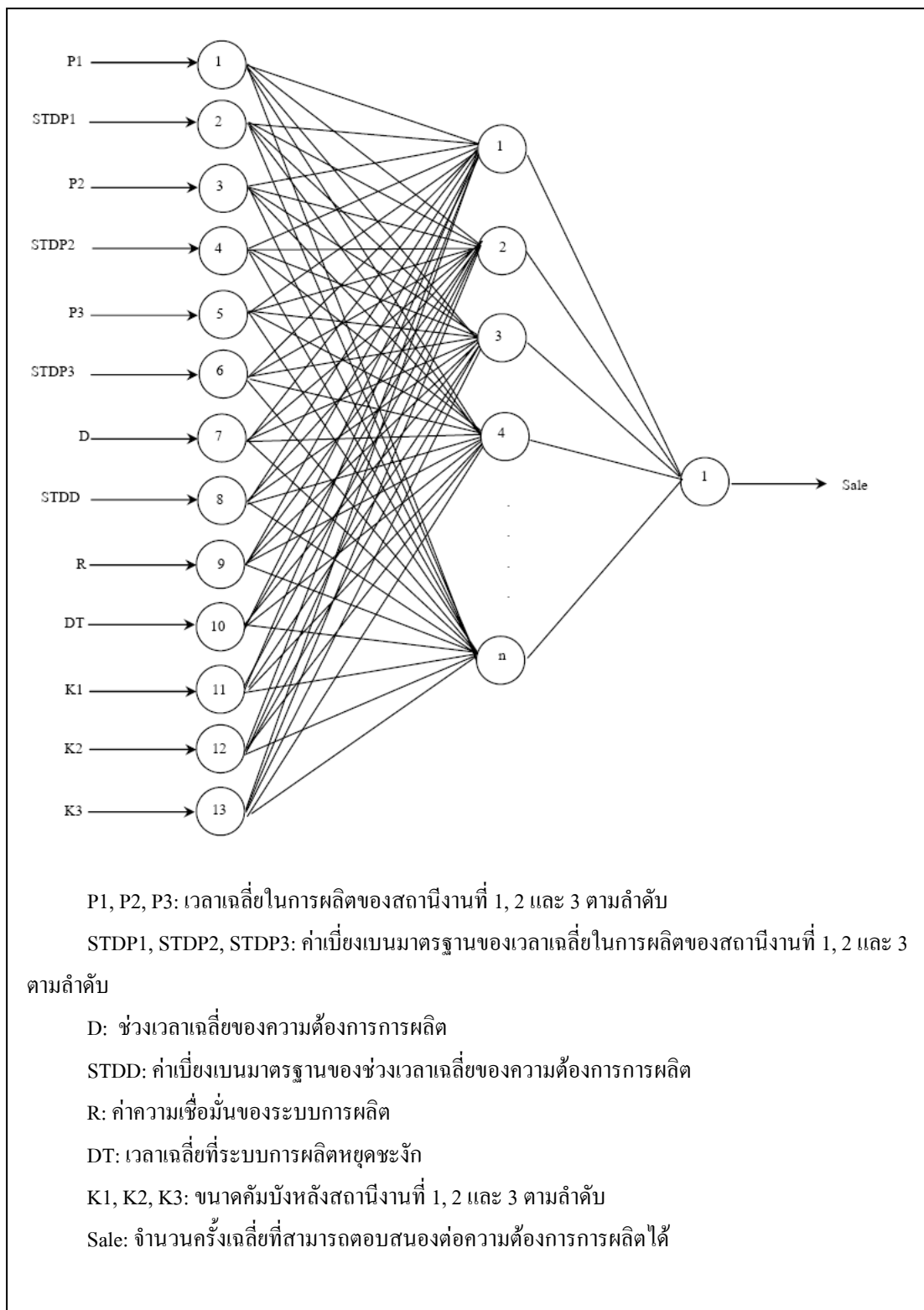
ในแต่ละโครงข่ายกำหนดให้เป็นโครงข่ายที่มี 3 ชั้น ได้แก่ ชั้นอินพุต (Input Layer) ชั้นฮิดเดน (Hidden Layer) และชั้นเอาต์พุต (Output Layer) ในชั้นอินพุตจะประกอบด้วยโหนดซึ่งเท่ากับจำนวนตัวแปรอินพุตที่กำหนด ในชั้นเอาต์พุตจะประกอบด้วยโหนดเท่ากับตัวแปรเอาต์พุตที่ต้องการพยากรณ์ และในชั้นฮิดเดนยังไม่มีกฎเกณฑ์ที่แน่นอนใดๆ ที่จะใช้ในการกำหนดจำนวนโหนด การได้มาซึ่งจำนวนโหนดที่เหมาะสมในชั้นฮิดเดน ล้วนได้มาจากการทดลองทั้งสิ้น สำหรับการวิจัยในครั้งนี้ ผู้วิจัยจะทดลองเปลี่ยนแปลงโหนดในชั้นฮิดเดนเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ จนกว่าจะไม่สามารถทำให้ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) ลดลงได้อีก ตัวอย่างสำหรับระบบการผลิตที่มี 3 สถานีงานจะได้ลักษณะ โครงสร้างของโครงข่ายดังภาพที่ 9 สำหรับพยากรณ์จำนวนเฉลี่ยของชิ้นงานระหว่างการผลิต (Work In Process: WIP) ภาพที่ 10 สำหรับพยากรณ์จำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Sale) ภาพที่ 11 สำหรับพยากรณ์จำนวนครั้งเฉลี่ยที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Lost Sale) และภาพที่ 12 สำหรับพยากรณ์ค่าเฉลี่ยของรอบระยะเวลาการผลิต (Cycle Time)

ตัวแปรอินพุตสำหรับการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับระบบการผลิตที่มี 3 สถานีงานประกอบด้วย 13 ตัวแปร ประกอบด้วย

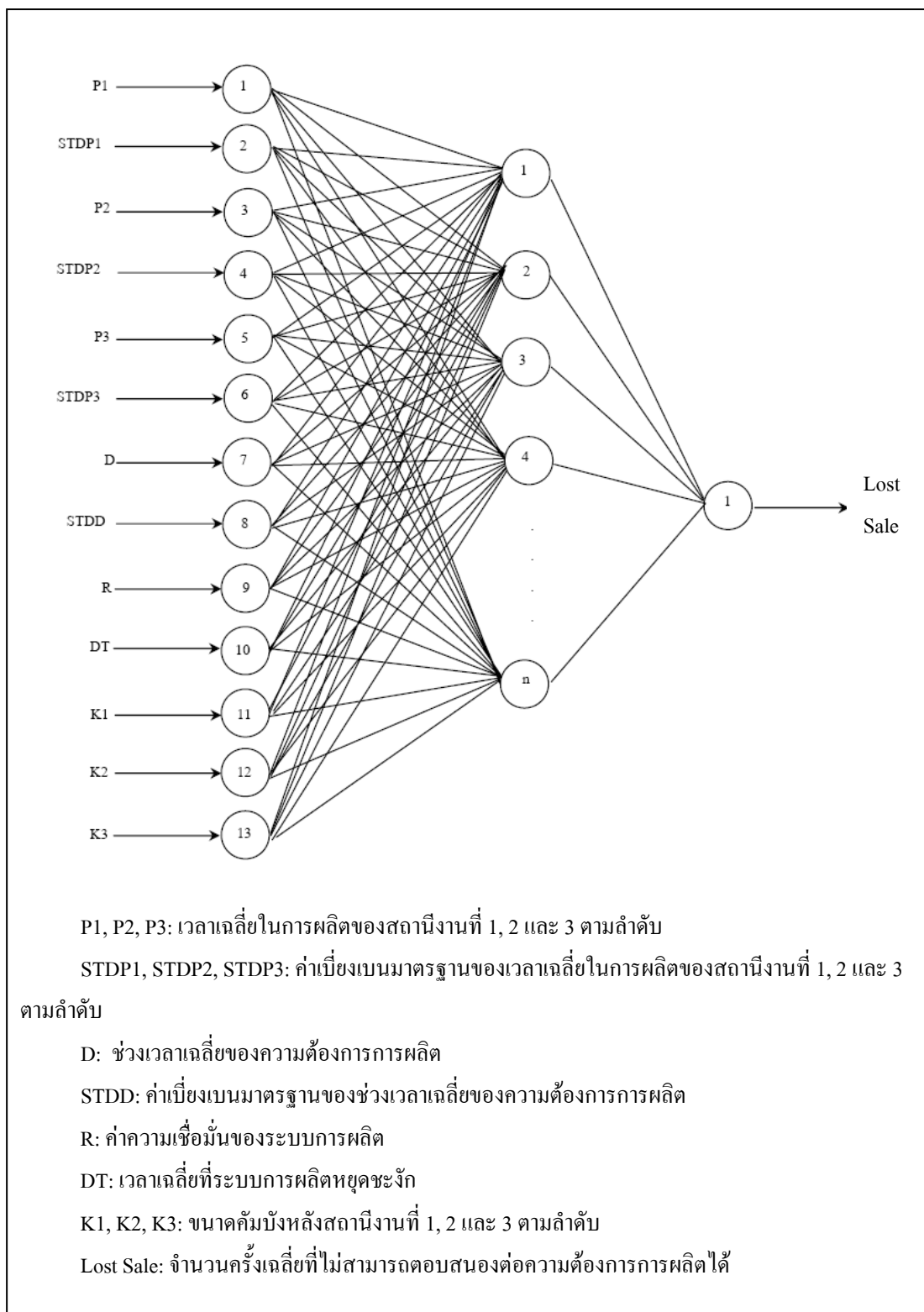
- เวลาเฉลี่ยในการผลิตของสถานีงานที่ 1, 2 และ 3 (แทนตัวแปรด้วยสัญลักษณ์ P1, P2 และ P3 ตามลำดับ)
- ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของเวลาเฉลี่ยในการผลิตของสถานีงานที่ 1, 2 และ 3, (แทนตัวแปรด้วยสัญลักษณ์ STDP1, STDP2 และ STDP3 ตามลำดับ)
- ช่วงเวลาเฉลี่ยของความต้องการการผลิต (แทนตัวแปรด้วยสัญลักษณ์ D)
- ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงเวลาเฉลี่ยของความต้องการการผลิต (แทนตัวแปรด้วยสัญลักษณ์ STDD)
- ค่าความเชื่อมั่นของระบบการผลิต (แทนตัวแปรด้วยสัญลักษณ์ R)
- เวลาเฉลี่ยที่ระบบการผลิตหยุดชะงัก (แทนตัวแปรด้วยสัญลักษณ์ DT)
- ขนาดคัมบังหลังสถานีงานที่ 1, 2 และ 3 (แทนตัวแปรด้วยสัญลักษณ์ K1, K2 และ K3 ตามลำดับ)



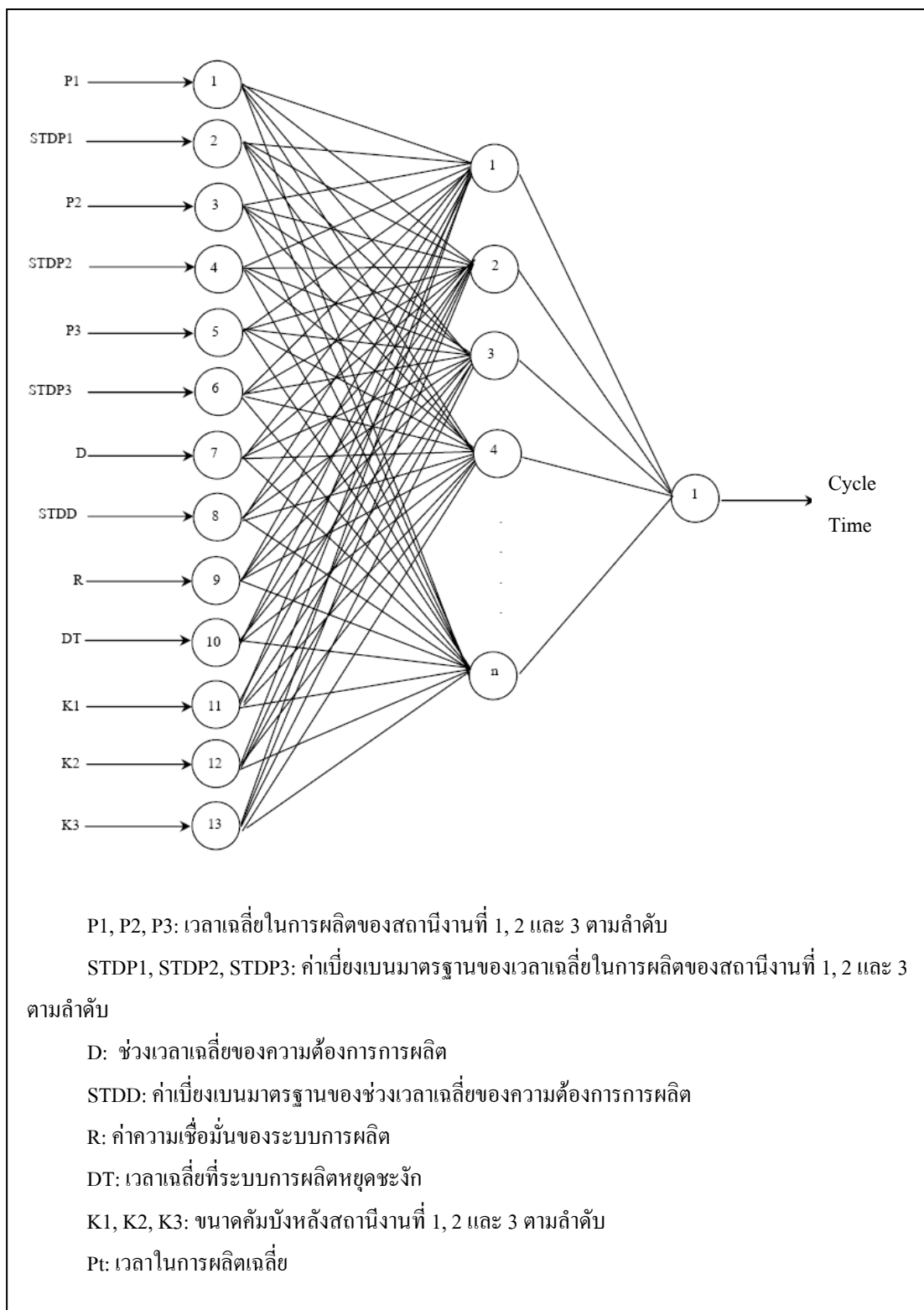
ภาพที่ 9 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่พยากรณ์ค่าเฉลี่ยงานระหว่างกระบวนการผลิต
สำหรับระบบการผลิตที่มี 3 สถานีงาน



ภาพที่ 10 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่พยากรณ์ค่าจำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้สำหรับระบบการผลิตที่มี 3 สถานีนงาน



ภาพที่ 11 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่พยากรณ์ค่าจำนวนครั้งเฉลี่ยที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้สำหรับระบบการผลิตที่มี 3 สถานีนงาน



ภาพที่ 12 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่พยากรณ์เวลาในการผลิตเฉลี่ยสำหรับระบบการผลิตที่มี 3 สถานีงาน

4.2 การนำข้อมูลมาสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

ข้อมูลที่จะนำมาใช้สร้างโครงข่ายประสาทเทียมจะนำมาจากผลของแบบจำลองสถานการณ์ โดยจะแบ่งข้อมูลเป็น 2 ชุดจากข้อ 3 คือ

- ข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม (Train Data)
- ข้อมูลที่ใช้สำหรับตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียม (Test Data)

โดยข้อมูลที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์นั้นจะมาจากการสุ่ม (Random) จากชุดข้อมูลทั้งหมดที่ได้กล่าวไว้ข้างต้น และในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการสร้างโดยใช้โปรแกรม MATLAB ซึ่งแสดงดังภาคผนวก ข

4.3 กำหนดค่าพารามิเตอร์ในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

4.3.1 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม จะใช้วิธีการแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation) ซึ่งเป็นวิธีการเรียนรู้แบบมีผู้สอน วิธีนี้โครงข่ายจะนำค่าผิดพลาดระหว่างค่าเป้าหมายกับผลลัพธ์ที่ได้มาใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก เพื่อให้ได้ค่าผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับค่าเป้าหมายมากที่สุด

4.3.2 วิธีการปรับค่าน้ำหนัก (Updating Weights Method) จะใช้วิธีของ Levenberg-Marquardt ในการปรับค่าน้ำหนัก เนื่องจากวิธีนี้เป็นวิธีที่ได้รับความนิยมและมีความรวดเร็วในการปรับค่าน้ำหนักจนได้ค่าที่เหมาะสม

4.3.3 ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน (Transfer Function) ที่ใช้มี 2 ฟังก์ชัน สำหรับชั้นอินพุตจะใช้ฟังก์ชัน Tansigmoiod ซึ่งเป็น Tangent ของซิกมอยด์ฟังก์ชัน มีคุณสมบัติที่ให้ค่าเอาต์พุตที่เป็นค่าต่อเนื่องในช่วง -1 ถึง 1 และสำหรับชั้นเอาต์พุตจะใช้ฟังก์ชัน Purelin ซึ่งเป็นทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน ที่ใช้สมการเส้นตรง ซึ่งผลลัพธ์ของข้อมูลจะสอดคล้องเท่ากับค่าข้อมูลขาเข้า

4.3.4 ค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) เป็นค่าที่ควบคุมความคงตัว (Stability) ของค่าน้ำหนัก (Weight) และความเร็วในการปรับค่าน้ำหนักให้เข้าสู่ค่าที่สมดุล โดยอัตราการเรียนรู้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ถ้ากำหนดให้ค่าการเรียนรู้สูงเกินไป (เข้าใกล้ 1) ค่าน้ำหนักจะถูกปรับไปปรับมา (Oscillation) ทำให้ถึงจุดที่มีค่าน้ำหนักที่สมดุลได้ยากหรืออาจไม่สามารถเข้าสู่สมดุลได้เลย ถ้ากำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ต่ำเกินไปจะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีการเรียนรู้ช้ามาก แต่สามารถ

หาค่าน้ำหนักที่เหมาะสมที่สุดได้ ปกติแล้วจะกำหนดให้อัตราการเรียนรู้มีค่าน้อยๆ อยู่ในช่วง 0.1-0.3 (Von Laszewski, 1999) สำหรับในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยทดลองกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.2

4.3.5 ค่าความคลาดเคลื่อนเป้าหมาย (Goal) ใช้เป็นเกณฑ์ในการหยุดฝึกสอนอีกทางหนึ่ง ถ้าค่า Mean Square Error: MSE ที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่ายมีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับค่า MSE เป้าหมายที่ตั้งไว้ จะให้โครงข่ายหยุดสอนทันที และนำค่าน้ำหนักที่ได้ในขณะนั้นไปใช้ในการพยากรณ์ สำหรับการวิจัยนี้กำหนดให้ค่า MSE เป้าหมายเท่ากับ 0.01 สำหรับโครงข่ายที่พยากรณ์จำนวนเฉลี่ยของชิ้นงานระหว่างการผลิต (Work In Process: WIP) เท่ากับ 1 สำหรับโครงข่ายที่พยากรณ์จำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Sale) และสำหรับโครงข่ายที่พยากรณ์จำนวนครั้งเฉลี่ยที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Lost Sale) และเท่ากับ 0.0001 สำหรับโครงข่ายที่พยากรณ์เวลาเฉลี่ยในการผลิต (Cycle Time)

4.3.6 จำนวนรอบในการฝึกสอน (Epoch) หมายถึง จำนวนครั้งที่ทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกสอน หากกำหนดให้จำนวนรอบในการฝึกสอนมีค่าสูงเกินไป ไม่ได้ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ได้มากขึ้น ควรประมาณจำนวนรอบในการฝึกสอนที่น้อยที่สุดที่จำเป็นสำหรับการแก้ปัญหาใดๆ ที่ทำให้โครงข่ายเกิดการเรียนรู้ (ศุภทรา, 2539) สำหรับในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยจะทดลองกำหนดให้จำนวนรอบในการสอนเท่ากับ 300 รอบ

4. การวัดผลความถูกต้องของการพยากรณ์

ในการวัดผลความถูกต้องของการพยากรณ์จะทำเปรียบเทียบผลการดำเนินงานที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและการสร้างแบบจำลองสถานการณ์ของชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับวัดผลความคลาดเคลื่อน หาค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าผลการดำเนินงานที่ได้จากการพยากรณ์และแบบจำลองสถานการณ์ ในการวัดค่าความคลาดเคลื่อนของโครงข่ายที่ได้จะวัดจากค่าวัดความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ จากข้อมูลที่ใช้สำหรับวัดผลความถูกต้อง) 2 ค่า ได้แก่

รากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Square Error: RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N e_i^2}{N}}$$

และค่าเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) เป็นค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่ได้จากการวัดความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์เทียบกับค่าจริง

$$MAPE = \sum \frac{|e_t / Y_t|}{n} \times 100$$

5. การตรวจสอบความถูกต้องของการพยากรณ์

การตรวจสอบความถูกต้องของผลการดำเนินงานที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและแบบจำลองสถานการณ์ มีวัตถุประสงค์เพื่อพิสูจน์ว่าการพยากรณ์ผลการดำเนินงานด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมสามารถใช้แทนการสร้างแบบจำลองสถานการณ์ได้หรือไม่ ในการพิสูจน์เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและค่าที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ จะทำการพิสูจน์โดยการสร้างแบบจำลองการถดถอย (Regression Model) และทดสอบนัยสำคัญของการถดถอย ผลการศึกษาจะแสดงอยู่ในส่วนของผลและวิจัย

6. การศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

ในการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับการวิจัยนี้จะทำการศึกษา 3 ปัจจัย คือ ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำมาใช้ในการฝึกสอน (Train Data) การแจกแจงของตัวแปรอินพุต (Input Distribution) และขนาดของตัวแปรอินพุต

6.1 ศึกษาผลกระทบต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่เกิดจากขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการฝึกสอน

ในการศึกษาผลกระทบที่เกิดจากขนาดของกลุ่มตัวอย่างจะทำการศึกษาโดยการทำการทดลองเปลี่ยนแปลงขนาดของกลุ่มตัวอย่างทั้งหมด 3 ค่า ได้แก่ ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำมาใช้ในการฝึกสอนให้มีค่าเท่ากับ 30 20 และ 10 เปอร์เซ็นต์ของกลุ่มประชากร หรือของค่าคำตอบที่เป็นไปได้ที่หาได้จากขั้นตอนที่ 1 แล้วนำค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ผลการดำเนินงานของแต่ละโครงข่ายมาวิเคราะห์ความแปรปรวน (Analysis of Variance) เพื่อพิสูจน์ว่าขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการฝึกสอนมีผลต่อประสิทธิภาพการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียมหรือไม่ ผลการศึกษาจะแสดงอยู่ในส่วนของผลและวิจารณ์

6.2 ศึกษาผลกระทบต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่เกิดจากการแจกแจงของตัวแปรอินพุต

ในการศึกษาผลกระทบที่เกิดจากการแจกแจงของตัวแปรอินพุต จะทำการศึกษาโดยการเปลี่ยนแปลงการแจกแจงของตัวแปรอินพุต 2 ตัวแปร คือ ระยะเวลาเฉลี่ยในการผลิต (Processing Time) และ ช่วงเวลาเฉลี่ยของความต้องการการผลิต (Time Between Demand) ซึ่งมีการแจกแจง (Distribution) ของตัวแปรที่แตกต่างกัน โดยที่แต่ละโครงข่ายจะครอบคลุมระยะเวลาในการผลิตที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.5 ถึง 1 ชั่วโมง และช่วงเวลาของความต้องการการผลิตเท่ากับ 70, 80, 90 และ 100 เปอร์เซ็นต์ของรอบระยะเวลาการผลิต (Cycle Time) ที่เหมือนกัน ในการทดลองจะทำการเปลี่ยนแปลงการแจกแจงให้เป็น 3 การแจกแจง ได้แก่

- 1) การแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 %
- 2) การแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 %
- 3) การแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล

จากนั้นจะนำค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ค่าผลการดำเนินงานของแต่ละโครงข่ายมาวิเคราะห์ความแปรปรวน เพื่อพิสูจน์ว่าการแจกแจงของตัวแปรอินพุตมีผลต่อประสิทธิภาพการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียมหรือไม่ ผลการศึกษาจะแสดงอยู่ในส่วนของผลและวิจารณ์

6.3 ศึกษาผลกระทบต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่เกิดจากขนาดของตัวแปรอินพุต

ในการศึกษาผลกระทบที่เกิดจากขนาดของตัวแปรอินพุต จะทำการศึกษาโดยการทดลองเปลี่ยนแปลงขนาดของตัวแปรอินพุตทั้งหมด 2 ขนาด ได้แก่ ขนาดของตัวแปรอินพุต 13 ตัวแปรและขนาดของตัวแปรอินพุต 16 ตัวแปร ซึ่งขนาดตัวแปรอินพุต 13 ตัวแปรมาจากแบบจำลองสถานการณ์ของระบบการผลิตที่มี 3 สถานการณ์ และขนาดตัวแปรอินพุต 16 ตัวแปรมาจากแบบจำลองสถานการณ์ของระบบการผลิตที่มี 4 สถานการณ์ จากนั้นจะนำค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ค่าผลการดำเนินงานของแต่ละโครงข่ายมาวิเคราะห์ความแปรปรวน เพื่อพิสูจน์ว่าการแจกแจงของตัวแปรอินพุตมีผลต่อประสิทธิภาพการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียมหรือไม่ ผลการศึกษาจะแสดงอยู่ในส่วนของผลและวิจารณ์

7. การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาขึ้นในการหาขนาดคัมบังที่เหมาะสมกับระบบควบคุมการผลิตแบบดั้ง

ในการหาขนาดคัมบังที่เหมาะสมในระบบควบคุมการผลิตแบบดั้งจะใช้ผลการดำเนินงานที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยนำค่าคำตอบ หรือขนาดคัมบังที่เป็นไปได้ทั้งหมดมาหาค่าผลการดำเนินงานโดยการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นนำค่าผลการดำเนินงานที่ได้ทั้งหมดมาเปรียบเทียบกันเพื่อหาขนาดคัมบังหรือออฟเฟอร์หลังสถานการณ์ต่างๆ ที่เหมาะสม ขนาดคัมบังที่เหมาะสมที่ได้จะนำมาเปรียบเทียบกับขนาดคัมบังที่เหมาะสมจากการเปรียบเทียบค่าผลการดำเนินงานที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ ผลการเปรียบเทียบจะแสดงไว้ในส่วนผลและวิจารณ์

ผลและวิจารณ์

ในการทดลองขั้นต้นจะกำหนดพารามิเตอร์ต่างๆ ให้กับโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งแสดงอยู่ในส่วนของอุปกรณ์และวิธีการ เพื่อกำหนดจำนวนโหนดในชั้นฮิดเดน โดยในการกำหนดจำนวนโหนดในชั้นฮิดเดนจะทำการเพิ่มโหนดไปเรื่อยๆ จนไม่สามารถลดค่า MSE ได้แล้ว ซึ่งการทดลองในครั้งนี้จะกำหนดจำนวนโหนดในชั้นฮิดเดนเท่ากับ 19 โหนดสำหรับโครงข่ายที่พยากรณ์จำนวนเฉลี่ยของงานระหว่างการผลิต (Work In Process: WIP) เท่ากับ 25 โหนดสำหรับโครงข่ายที่พยากรณ์จำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Sale) และสำหรับโครงข่ายที่พยากรณ์จำนวนครั้งเฉลี่ยที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Lost Sale) และเท่ากับ 16 โหนดสำหรับโครงข่ายที่พยากรณ์ค่าเฉลี่ยของรอบระยะเวลาการผลิต (Cycle Time) ซึ่งในการทดลองตลอดการวิจัยจะใช้โครงข่ายสำหรับระบบการผลิตที่มี 3 สถานะงานที่มีลักษณะดังตารางที่ 9

ตารางที่ 9 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการทดลอง

โครงข่ายที่พยากรณ์	ชั้นอินพุต (โหนด)	ชั้นฮิดเดน (โหนด)	ชั้นเอาต์พุต (โหนด)
WIP	13	19	1
Sale	13	25	1
Lost Sale	13	25	1
Cycle Time	13	16	1

เมื่อกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ สำหรับการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแล้ว จะทำการฝึกสอนโดยนำข้อมูลที่ได้จากการสุ่มจากค่าคำตอบที่เป็นไปได้ใช้สำหรับฝึกสอนและ 5 % ของค่าคำตอบที่เป็นไปได้ (14,076 ชุดจาก 281,520 ชุด) มาใช้สำหรับทดสอบความถูกต้อง ในการตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่ายที่ได้จะวัดจากค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ 2 ค่า ได้แก่ รากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Square Error: RMSE) และค่าเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) สำหรับระบบการผลิตที่มี 3 สถานะงานโครงข่ายที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % จะแสดงค่า RMSE และ MAPE ดังตารางที่ 10 สำหรับโครงข่ายที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % จะแสดงค่า RMSE และ MAPE ดังตารางที่

11 และสำหรับตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลจะแสดงค่า RMSE และ MAPE ดังตารางที่ 12

ตารางที่ 10 ค่า RMSE และค่า MAPE สำหรับโครงข่ายที่สร้างขึ้นด้วยตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % ที่ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำมาฝึกสอนโครงข่ายเท่ากับ 10 20 และ 30%

ค่าพยากรณ์	Train Data 10%		Train Data 20%		Train Data 30%	
	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE
WIP	0.1405	1.9251	0.1413	1.9317	0.1020	1.3977
Sale	3.1411	2.7337	2.2910	1.9984	1.2310	1.0578
Lost Sale	1.5313	7.4839	1.3970	6.8440	0.9620	4.7404
Cycle Time	0.0251	2.8352	0.0095	1.0865	0.0085	0.9687

ตารางที่ 11 ค่า RMSE และค่า MAPE สำหรับโครงข่ายที่สร้างขึ้นด้วยตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % ที่ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำมาฝึกสอนโครงข่ายเท่ากับ 10 20 และ 30%

ค่าพยากรณ์	Train Data 10%		Train Data 20%		Train Data 30%	
	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE
WIP	0.6918	7.6906	0.6845	7.3384	0.6803	7.3033
Sale	9.0049	7.6035	7.1444	6.1950	7.0696	6.1299
Lost Sale	8.7139	15.4461	6.6369	15.4261	6.5078	15.3935
Cycle Time	0.1206	8.5665	0.0676	6.7489	0.0487	5.5206

ตารางที่ 12 ค่า RMSE และค่า MAPE สำหรับโครงข่ายที่สร้างขึ้นด้วยตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล ที่ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำมาฝึกสอนโครงข่ายเท่ากับ 10 20 และ 30%

ค่าพยากรณ์	Train Data 10%		Train Data 20%		Train Data 30%	
	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE
WIP	0.1213	1.7270	0.0950	1.3448	0.0748	1.0546
Sale	5.8764	6.3964	1.1710	1.3492	1.0413	1.2021
Lost Sale	2.7149	5.1228	2.7239	5.1398	2.6743	5.0489
Cycle Time	0.3206	9.7363	0.0201	1.6762	0.0145	1.2226

จากตารางที่ 10 11 และ 12 พบว่าสำหรับการพยากรณ์ค่า WIP เฉลี่ย ค่า RMSE ต่ำสุดและสูงสุดเท่ากับ 0.0748 และ 0.6019 ตามลำดับ ค่า MAPE ต่ำสุดและสูงสุดเท่ากับ 1.0546 และ 7.3033 ตามลำดับ สำหรับการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ย ค่า RMSE ต่ำสุดและสูงสุดเท่ากับ 1.0413 และ 4.3049 ตามลำดับ ค่า MAPE ต่ำสุดและสูงสุดเท่ากับ 1.0578 และ 7.6035 ตามลำดับ สำหรับการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ย ค่า RMSE ต่ำสุดและสูงสุดเท่ากับ 0.9620 และ 3.7369 ตามลำดับ ค่า MAPE ต่ำสุดและสูงสุดเท่ากับ 4.7404 และ 15.3935 ตามลำดับ และสำหรับการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ย ค่า RMSE ต่ำสุดและสูงสุดเท่ากับ 0.0085 และ 0.0601 ตามลำดับ ค่า MAPE ต่ำสุดและสูงสุดเท่ากับ 0.9687 และ 6.5665 ตามลำดับ

1. การตรวจสอบความถูกต้องของการพยากรณ์

ในการตรวจสอบความถูกต้องระหว่างค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม และค่าที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ จะทำการพิสูจน์โดยการสร้างแบบจำลองการถดถอย (Regression Model) และทดสอบนัยสำคัญของการถดถอย ในการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอย มีสมมติฐานคือ

$$H_0 : \beta = 0$$

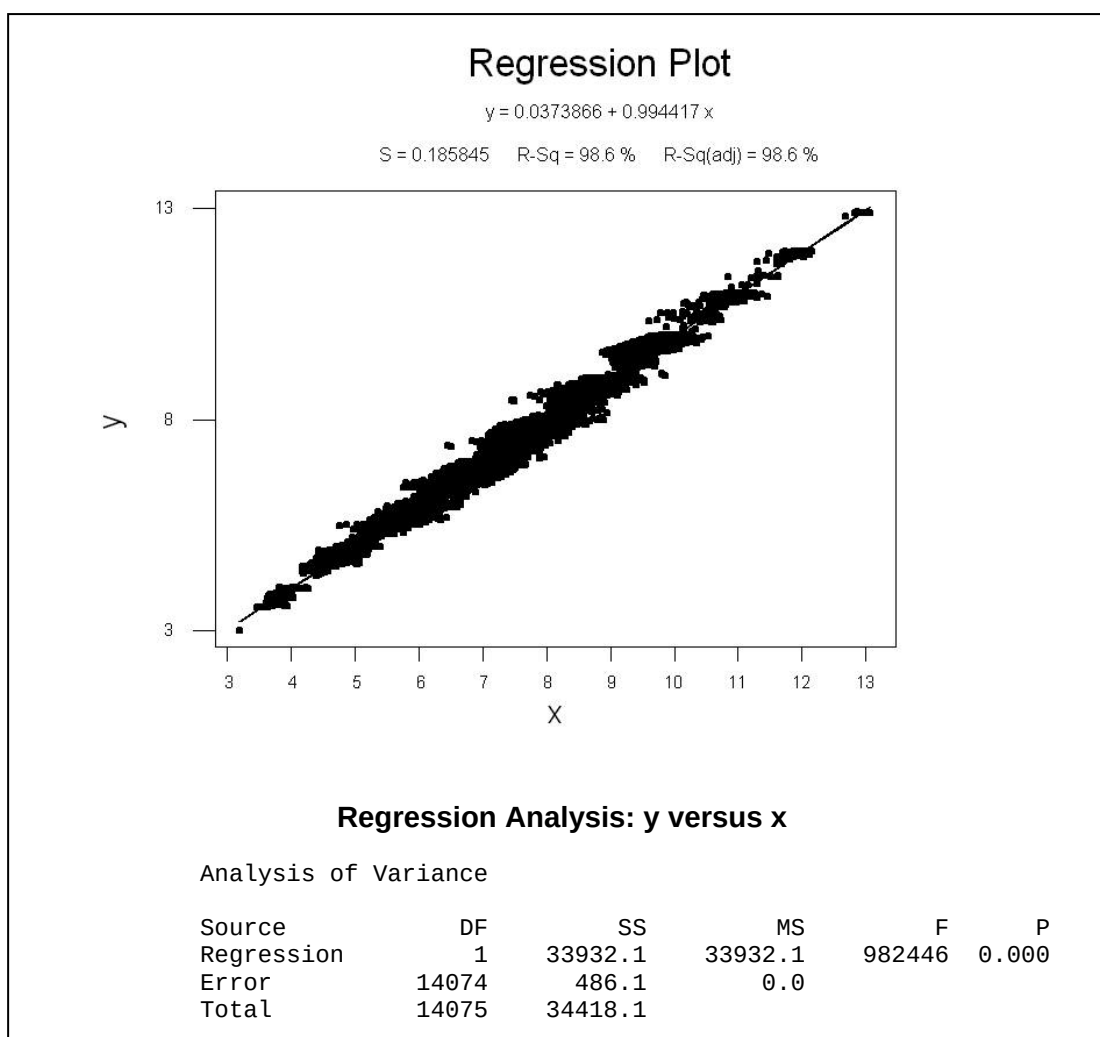
$$H_1 : \beta \neq 0$$

เมื่อ β คือ สัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression Coefficient) พารามิเตอร์ β แสดงถึงการเปลี่ยนแปลงที่จะเกิดขึ้นกับผลตอบ y ต่อหนึ่งหน่วยของการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นกับค่า x สำหรับการวิจัยนี้กำหนดให้ค่า y คือ ค่าผลการดำเนินงานที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และค่า x คือ ค่าผลการดำเนินงานที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ถ้า $H_0 : \beta = 0$ ถูกปฏิเสธจะหมายความว่าค่า x มีความสัมพันธ์กับค่า y อย่างมีนัยสำคัญ

1.1 การตรวจสอบความถูกต้องของงานระหว่างการผลิต (WIP) เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์

ในการตรวจสอบความถูกต้องของงานระหว่างการผลิตเฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ สำหรับระบบการผลิตที่มี 3 สถานการณ์จะนำข้อมูลจากชุดข้อมูลสำหรับใช้ตรวจสอบความถูกต้องที่ได้จากการสุ่ม จำนวน 5 % ของค่าคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งเท่ากับ 14,076 ชุดจาก 281,520 ชุดมาสร้างแบบจำลองการถดถอยและทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยที่นัยสำคัญ 0.05

1.1.1 การตรวจสอบความถูกต้องของงานระหว่างการผลิต (WIP) เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายที่มีขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอน (Train Data) 10 % ของคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งเท่ากับ 28,152 ชุดจาก 281,520 ชุด สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5% (x) จะแสดงดังภาพที่ 13 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข1

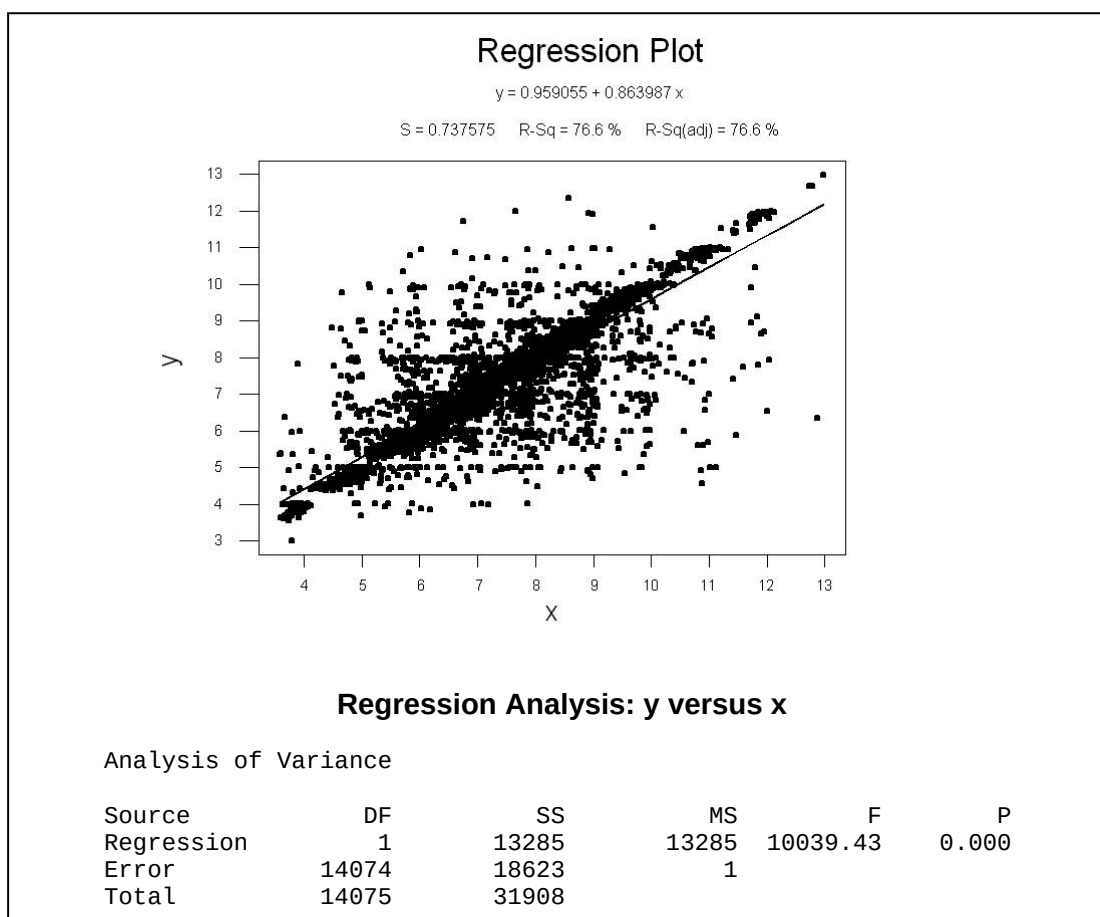


ภาพที่ 13 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 10 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % (x)

จากภาพที่ 13 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 10 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 0.0373866 + 0.994417(x)$ และยังพบว่าค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 %

และ Train Data 10 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 98.6 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

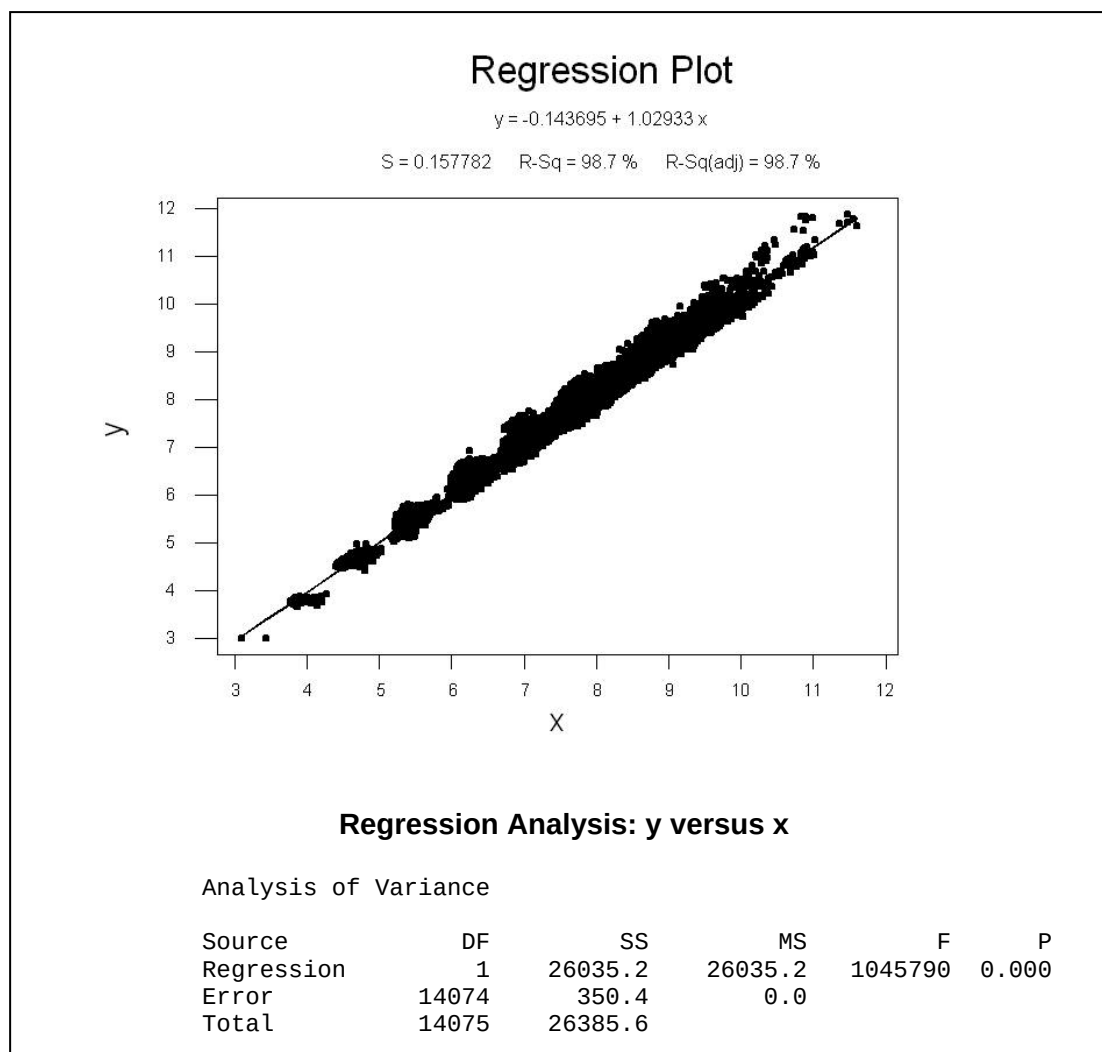
สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15% (x) จะแสดงดังภาพที่ 14 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข2



ภาพที่ 14 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า WIP ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 10 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % (x)

จากภาพที่ 14 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 10 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 0.959055 + 0.863987(x)$ และยังพบว่าค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 30 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 76.6 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x) จะแสดงดังภาพที่ 15 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข3

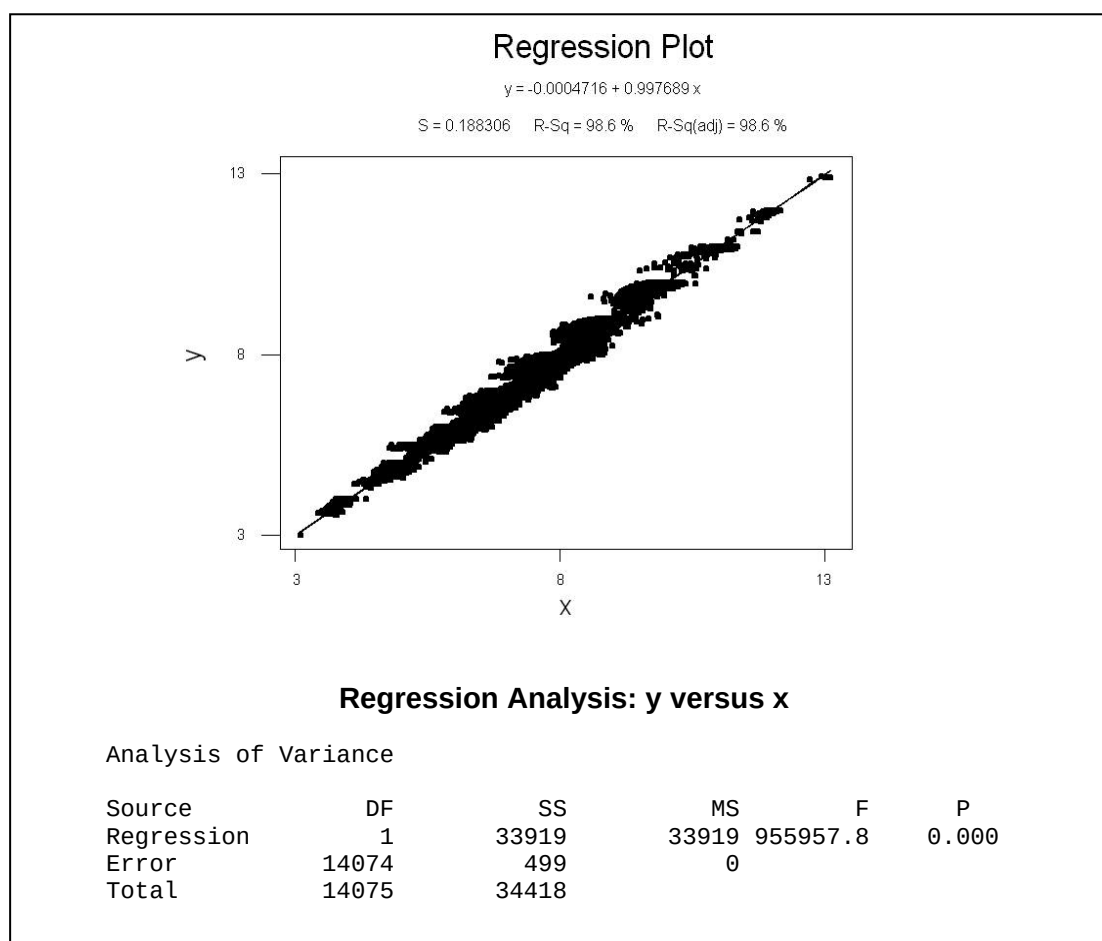


ภาพที่ 15 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า WIP ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 10 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x)

จากภาพที่ 15 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 10 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = -0.143695 + 1.02933 (x)$ และยังพบว่าค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 10 % (x) สามารถใช้

พยากรณ์ค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 98.7 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

1.1.2 การตรวจสอบความถูกต้องของงานระหว่างการผลิตเหลือที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายที่มีขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอน 20 % ของคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งเท่ากับ 56,304 ชุดจาก 281,520 ชุด สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5% (x) จะแสดงดังภาพที่ 16 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข4

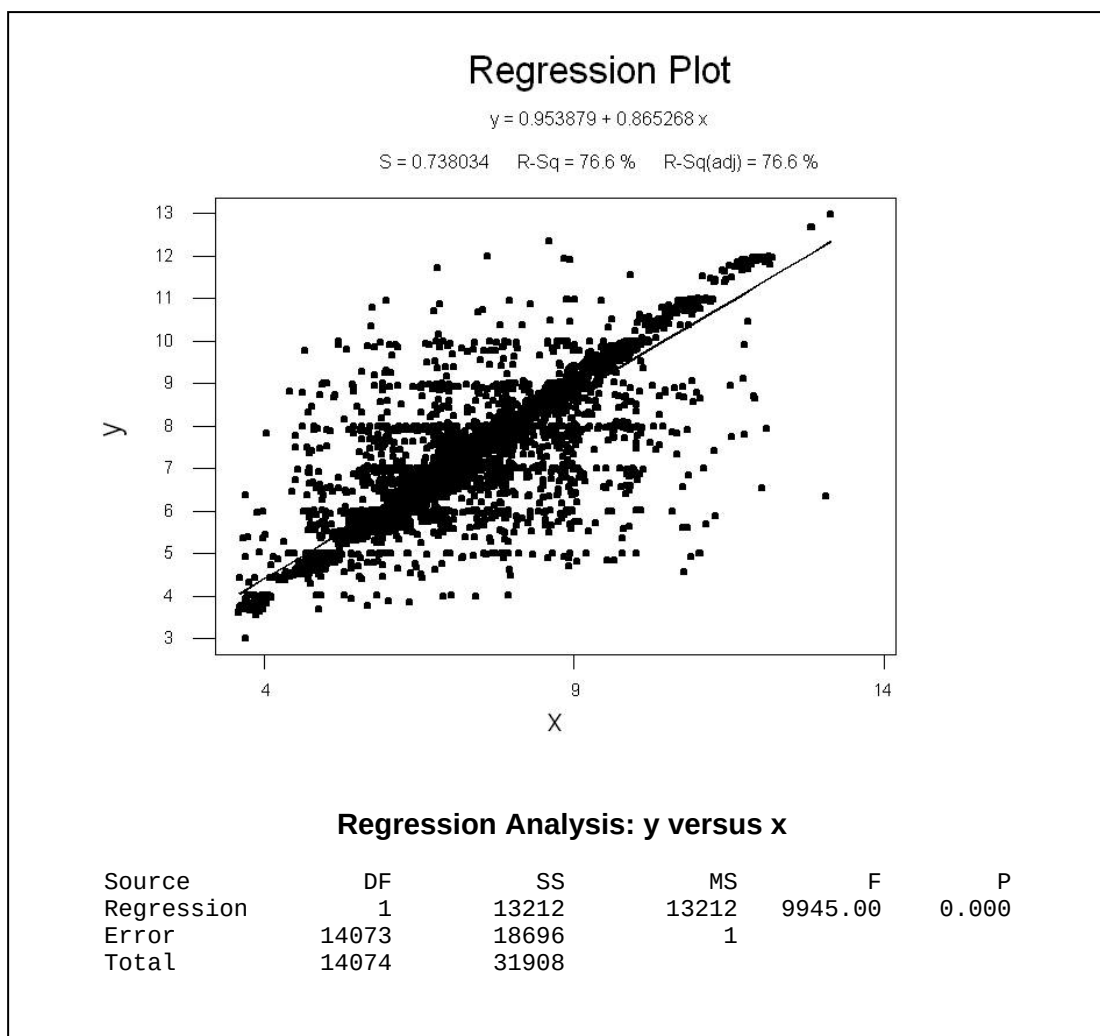


ภาพที่ 16 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า WIP ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาท

เทียมที่มี Train Data 20 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % (x)

จากภาพที่ 16 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า WIP เหลือที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 20 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = -0.0004716 + 0.997689(x)$ และยังพบว่าค่า WIP เหลือที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 20 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 98.6 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % (x) จะแสดงดังภาพที่ 17 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข5

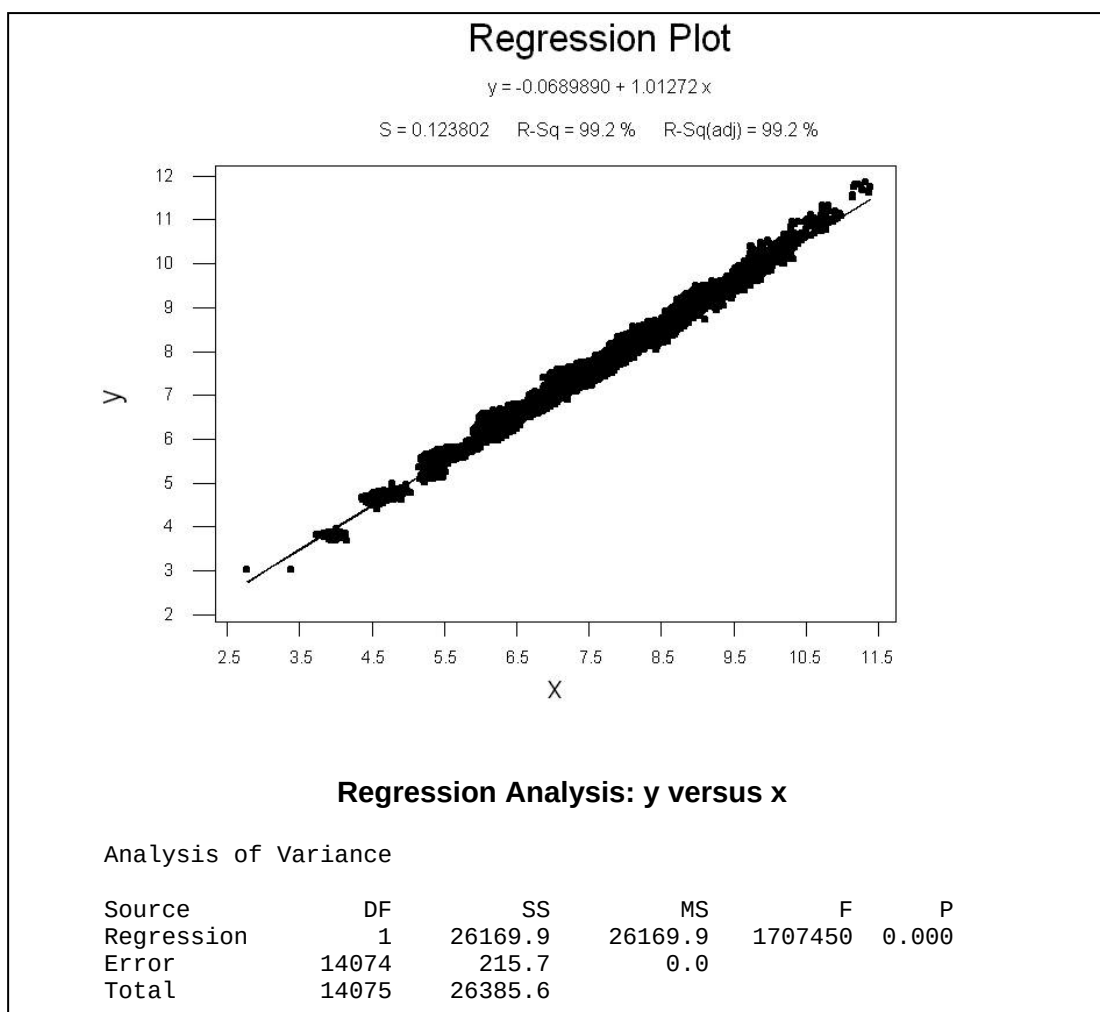


ภาพที่ 17 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า WIP ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 20 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % (x)

จากภาพที่ 17 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 30 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 0.953879 + 0.85268 (x)$ และยังพบว่าค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วย

โครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 20 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 76.6 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x) จะแสดงดังภาพที่ 18 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข6

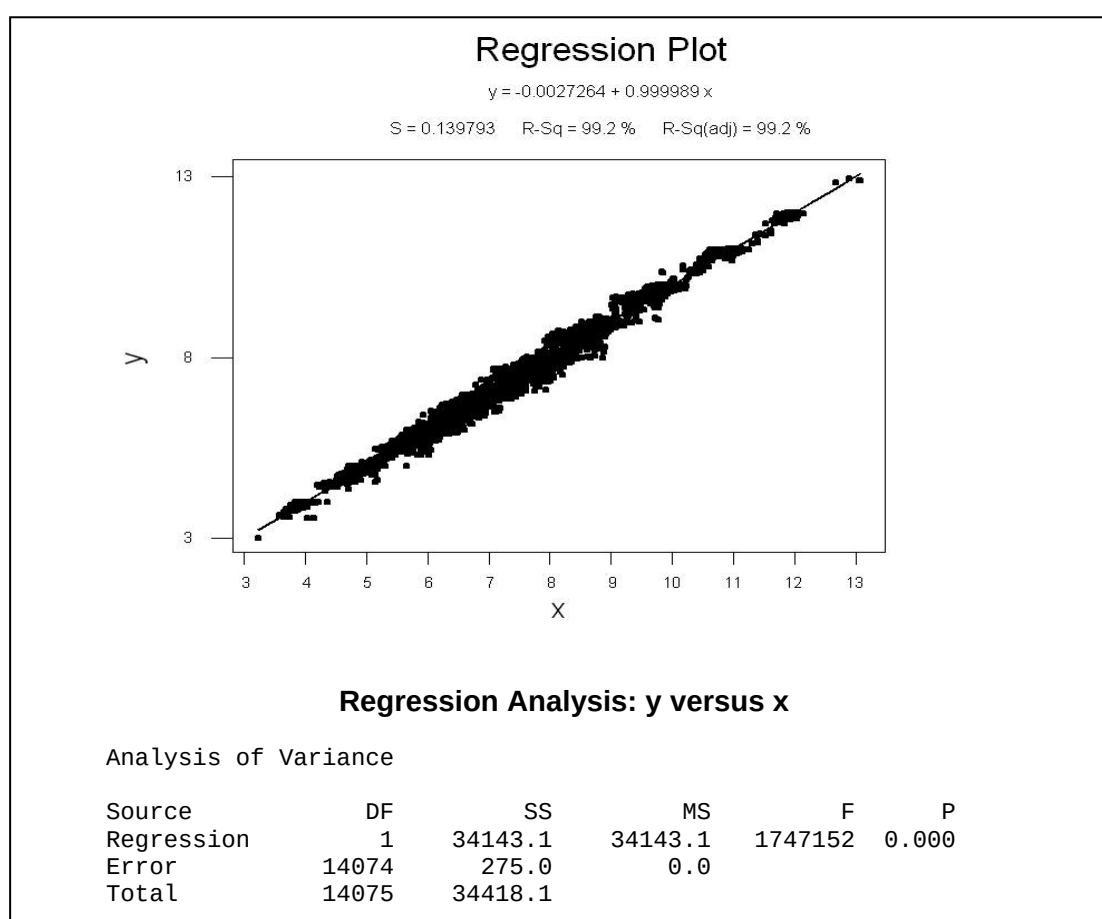


ภาพที่ 18 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า WIP ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 20 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x)

จากภาพที่ 18 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า WIP เหลือที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และมี Train Data 20 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = -0.0689890 + 1.01272(x)$ และยังพบว่าค่า WIP เหลือที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 20 % (x) สามารถใช้

พยากรณ์ค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 99.2 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

1.1.3 การตรวจสอบความถูกต้องของงานระหว่างการผลิตเหลือที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายที่มีขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอน 30 % ของคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งเท่ากับ 84,456 ชุดจาก 281,520 ชุด สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5% (x) จะแสดงดังภาพที่ 19 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข7

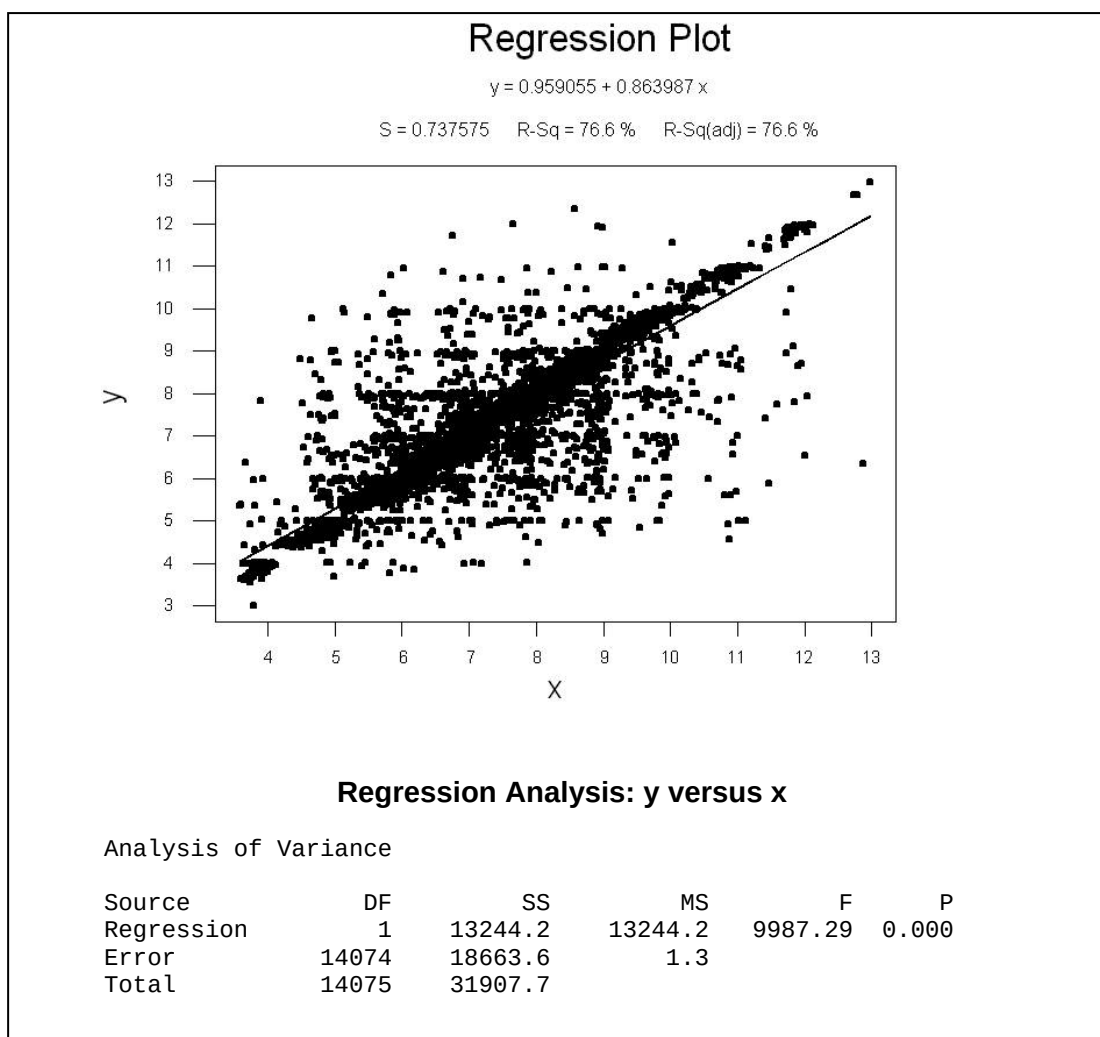


ภาพที่ 19 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า WIP ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาท

เทียมที่มี Train Data 30 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % (x)

จากภาพที่ 19 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า WIP เหลือที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 30 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = -0.00027264 + 0.999989(x)$ และยังพบว่าค่า WIP เหลือที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 30 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 99.4 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15% (x) จะแสดงดังภาพที่ 20 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข8

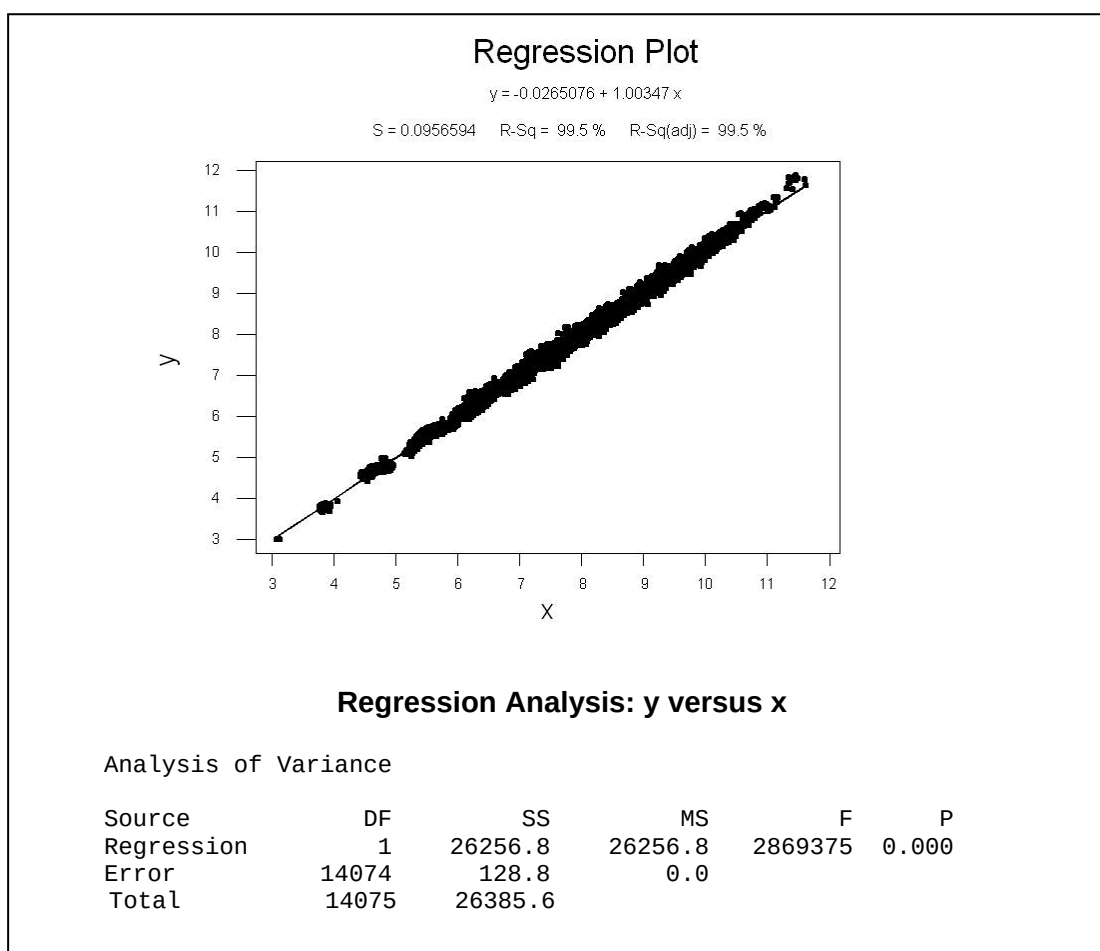


ภาพที่ 20 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า WIP ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 30 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % (x)

จากภาพที่ 20 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 30 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 0.959055 + 0.863987(x)$ และยังพบว่าค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 %

และ Train Data 30 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 76.6 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x) จะแสดงดังภาพที่ 21 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข9



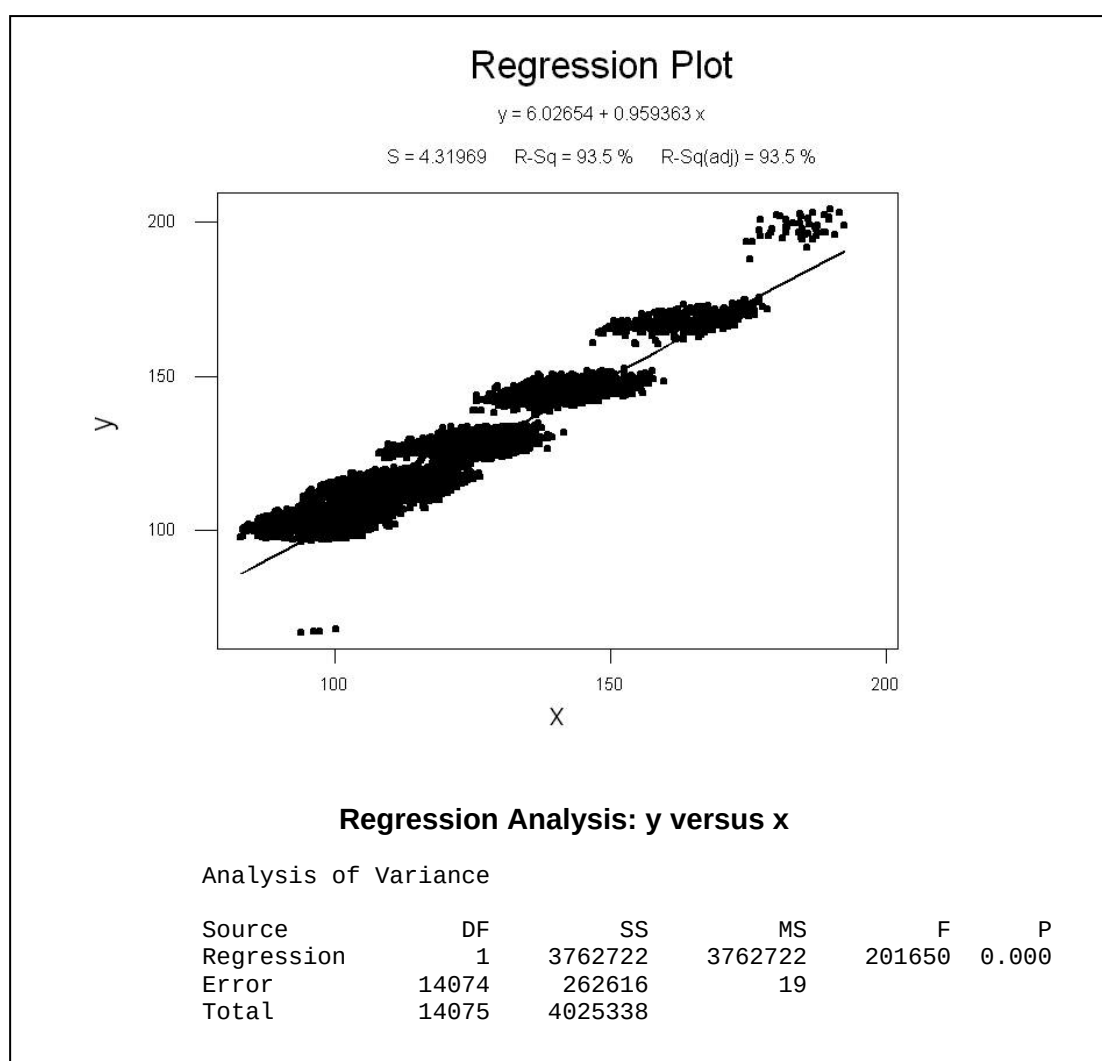
ภาพที่ 21 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า WIP ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 30 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x)

จากภาพที่ 21 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า WIP เหลือที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปร อินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 30 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = -0.0265076 + 1.00347(x)$ และยังพบว่าค่า WIP เหลือที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลและ Train Data 30 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 99.5 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

1.2 การตรวจสอบความถูกต้องของจำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Sale) ที่ได้จากการพยากรณ์

ในการตรวจสอบความถูกต้องของจำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Sale) ที่ได้จากการพยากรณ์ จะนำข้อมูลจากชุดข้อมูลสำหรับใช้ตรวจสอบความถูกต้องที่ได้จากการสุ่ม จำนวน 5 % ของค่าคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งเท่ากับ 14,076 ชุดจาก 281,520 ชุดมาสร้างแบบจำลองการถดถอยและทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยที่นัยสำคัญ 0.05

1.2.1 การตรวจสอบความถูกต้องของค่า Sale เหลือที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายที่มีขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอน 10 % ของคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งเท่ากับ 28,152 ชุดจาก 281,520 ชุด สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5% (x) จะแสดงดังภาพที่ 22 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข10

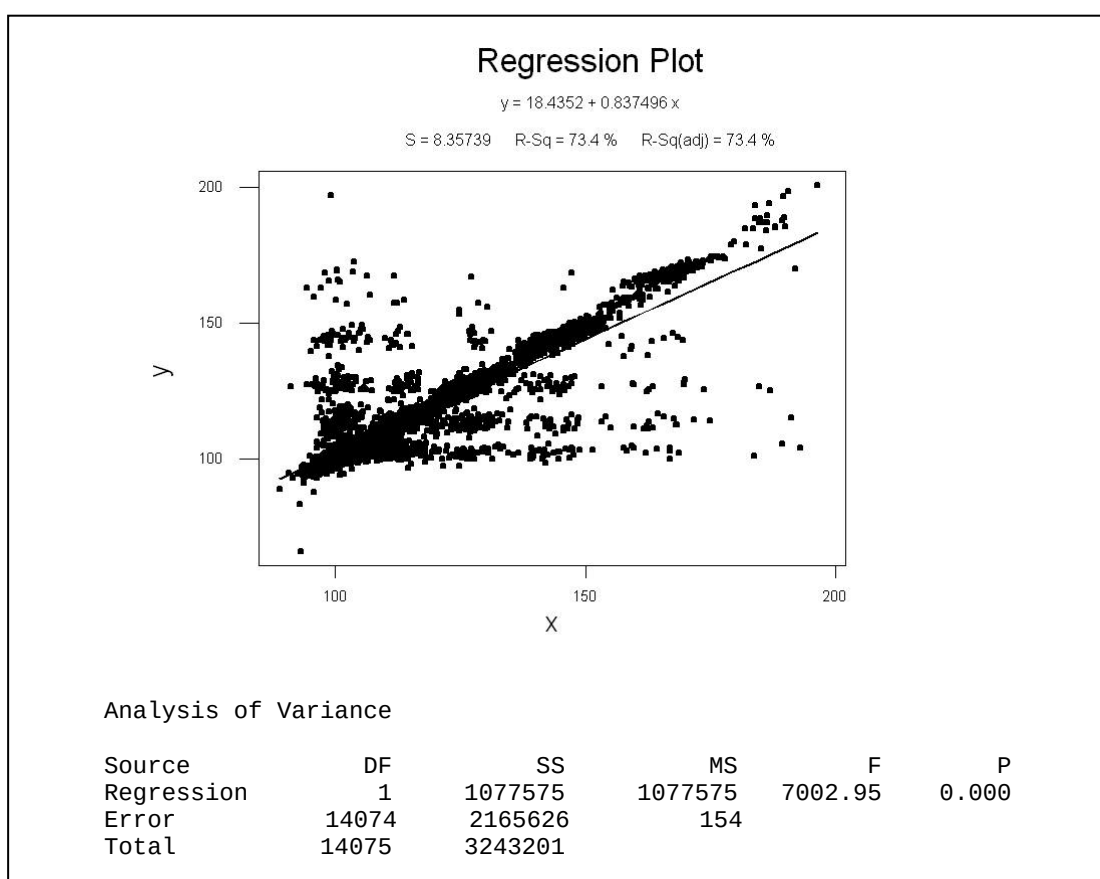


ภาพที่ 22 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Sale ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 10 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % (x)

จากภาพที่ 22 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 10 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 6.02654 + 0.959363 (x)$ และยังพบว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 %

และ Train Data 10% (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 93.5 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

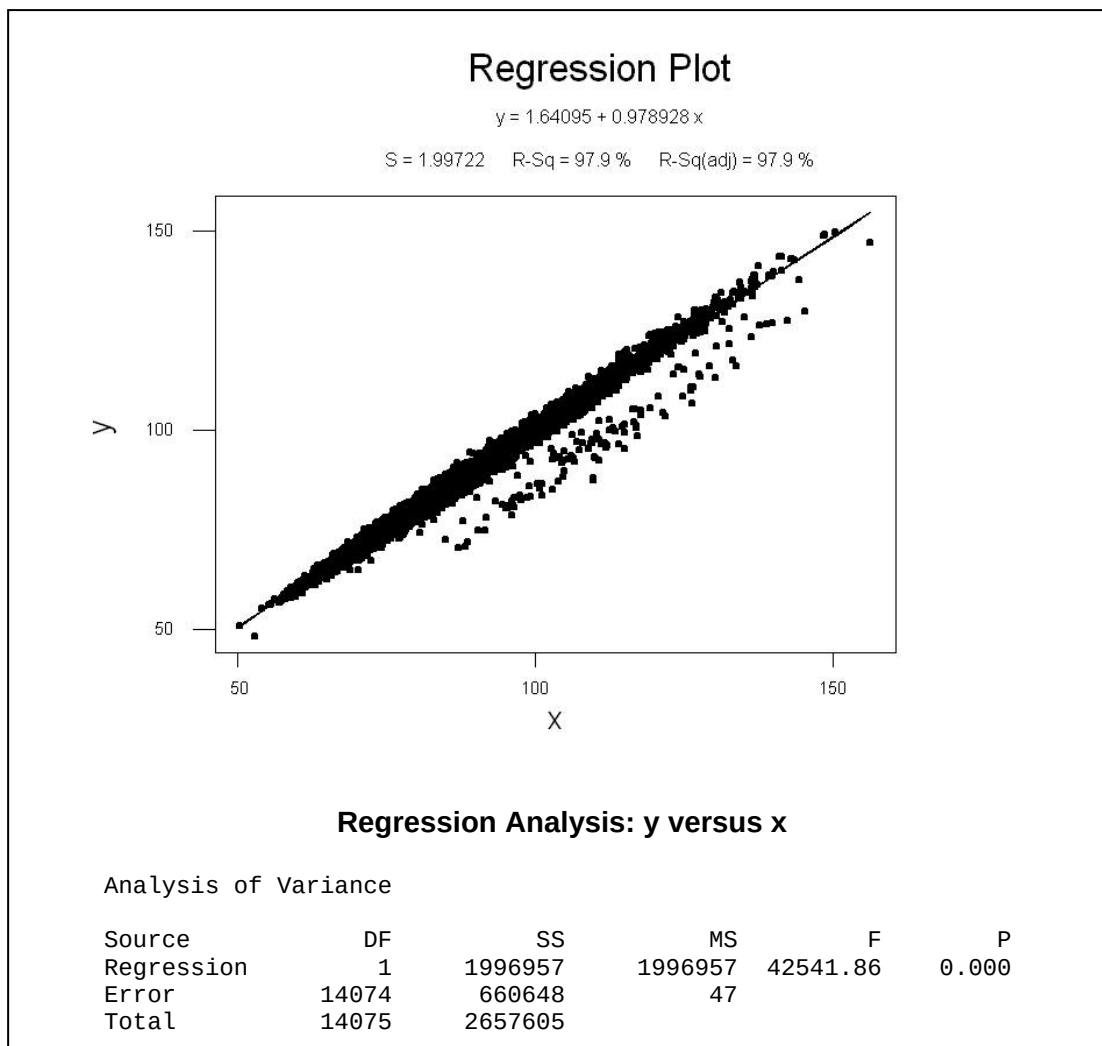
สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15% (x) จะแสดงดังภาพที่ 23 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข11



ภาพที่ 23 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Sale ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 10 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % (x)

จากภาพที่ 23 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 10 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 18.4352 + 0.837496(x)$ และยังพบว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 10 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 73.4 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R_{adj}^2)

สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x) จะแสดงดังภาพที่ 24 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข12

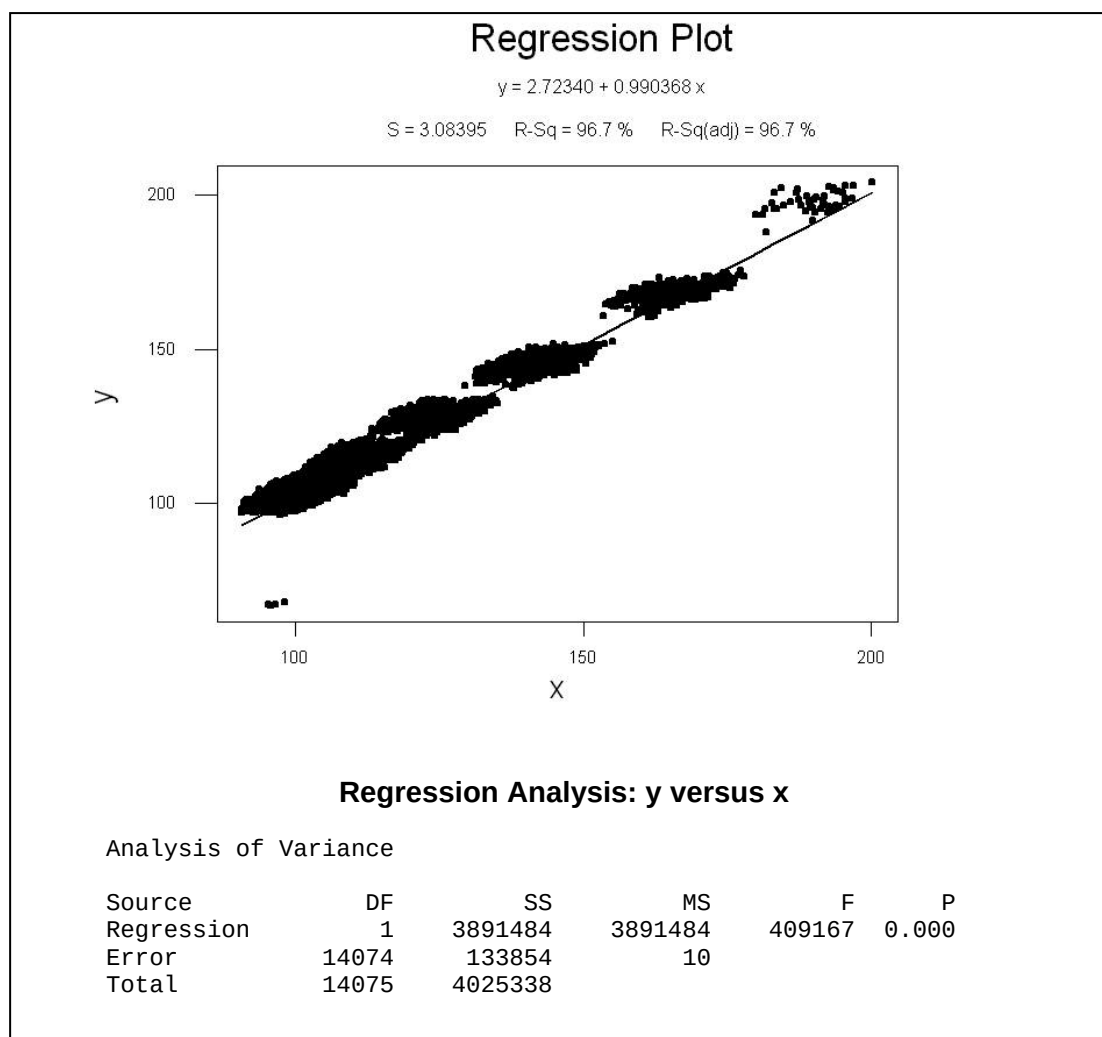


ภาพที่ 24 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Sale ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 10 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x)

จากภาพที่ 24 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 10 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 1.64095 + 0.978928(x)$ และยังพบว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลและมี Train Data

10 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 97.9 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R_{adj}^2)

1.2.2 การตรวจสอบความถูกต้องของค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายที่มีขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอน 20 % ของคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งเท่ากับ 56,304 ชุดจาก 281,520 ชุด สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5% (x) จะแสดงดังภาพที่ 25 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข13

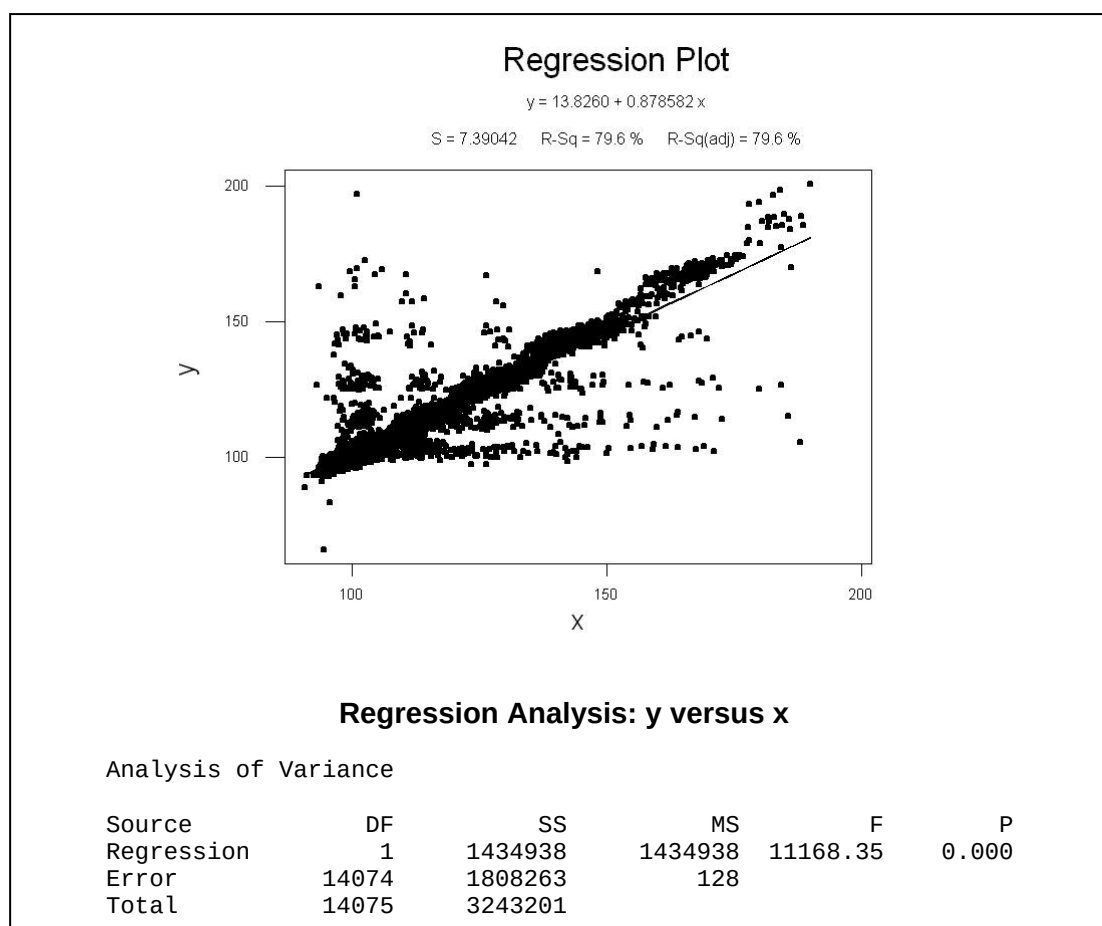


ภาพที่ 25 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Sale ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 20 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % (x)

จากภาพที่ 25 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 20 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 2.72340 + 0.990368(x)$ และยังพบว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 %

และ Train Data 20 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 96.7 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

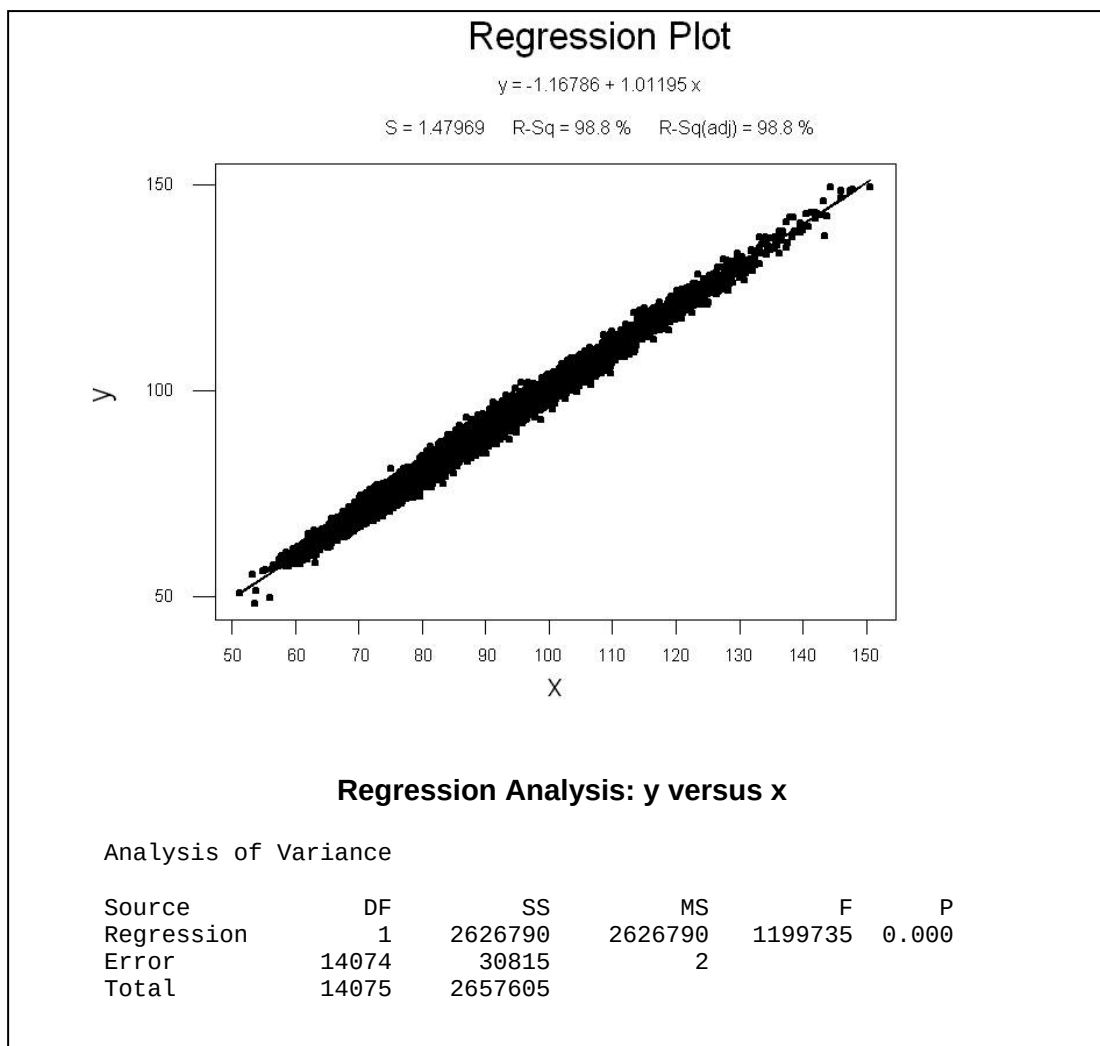
สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15% (x) จะแสดงดังภาพที่ 26 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข14



ภาพที่ 26 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Sale ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 20 % และมีตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 %

จากภาพที่ 26 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 20 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 13.8260 + 0.878582(x)$ และยังพบว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และมี Train Data 20 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 79.6 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R_{adj}^2)

สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x) จะแสดงดังภาพที่ 27 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข15

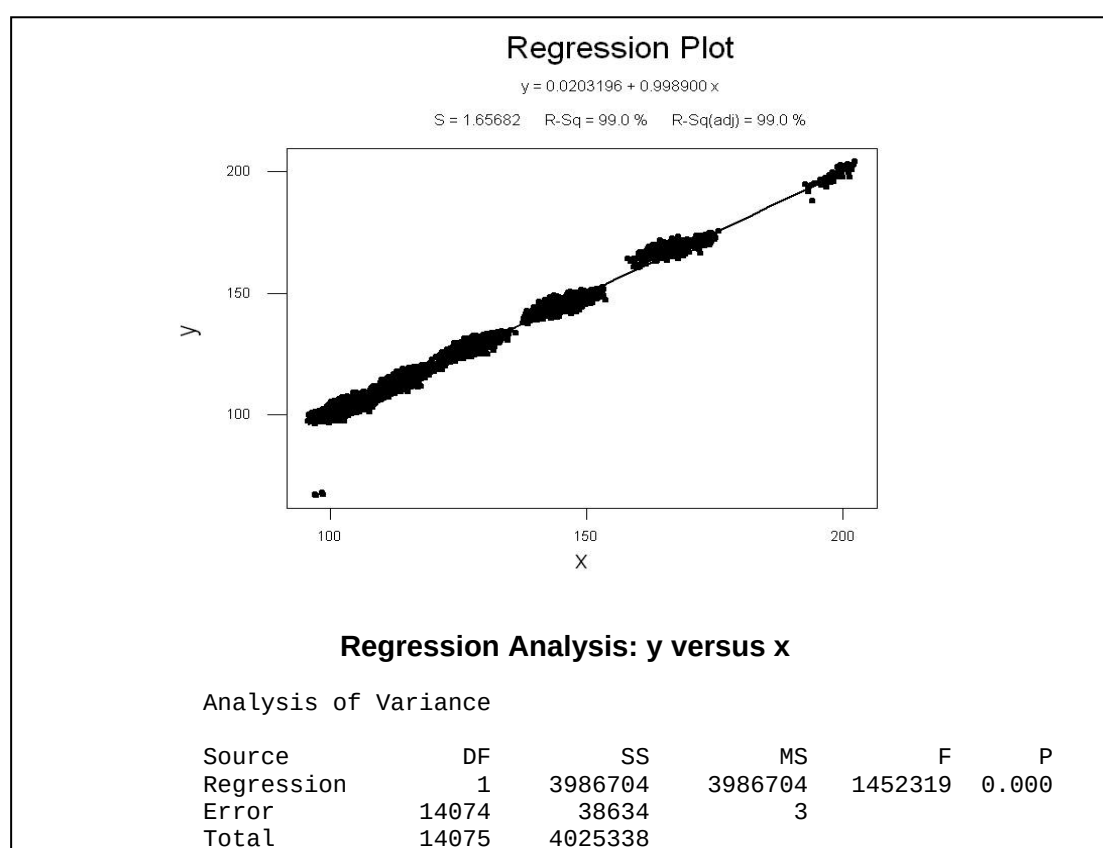


ภาพที่ 27 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Sale ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 20 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x)

จากภาพที่ 27 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลและ Train Data 20 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = -1.16786 + 1.01195(x)$ และยังพบว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลและ Train Data 20 % (x) สามารถใช้

พยากรณ์ค่า Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 98.8 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

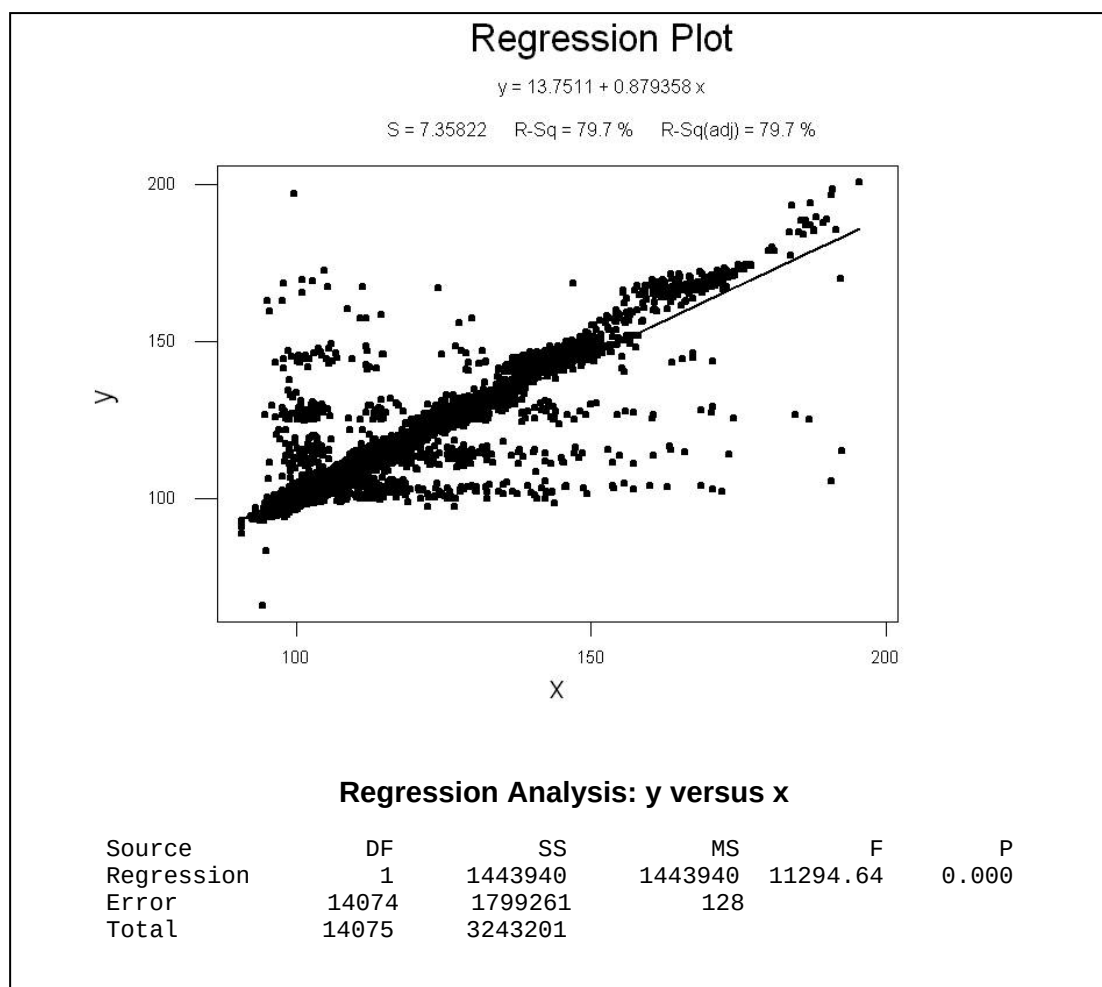
1.2.3 การตรวจสอบความถูกต้องของค่า Sale เหลือที่ได้การพยากรณ์ด้วยโครงข่ายที่มีขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอน 30 % ของคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งเท่ากับ 84,456 ชุดจาก 281,520 ชุด สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5% (x) จะแสดงดังภาพที่ 28 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข16



ภาพที่ 28 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Sale ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 30 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % (x)

จากภาพที่ 28 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปร อินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 30 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 0.0203196 + 0.998900 (x)$ และยังพบว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และมี Train Data 30 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 99.0 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15% จะแสดงดังภาพที่ 29 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข17

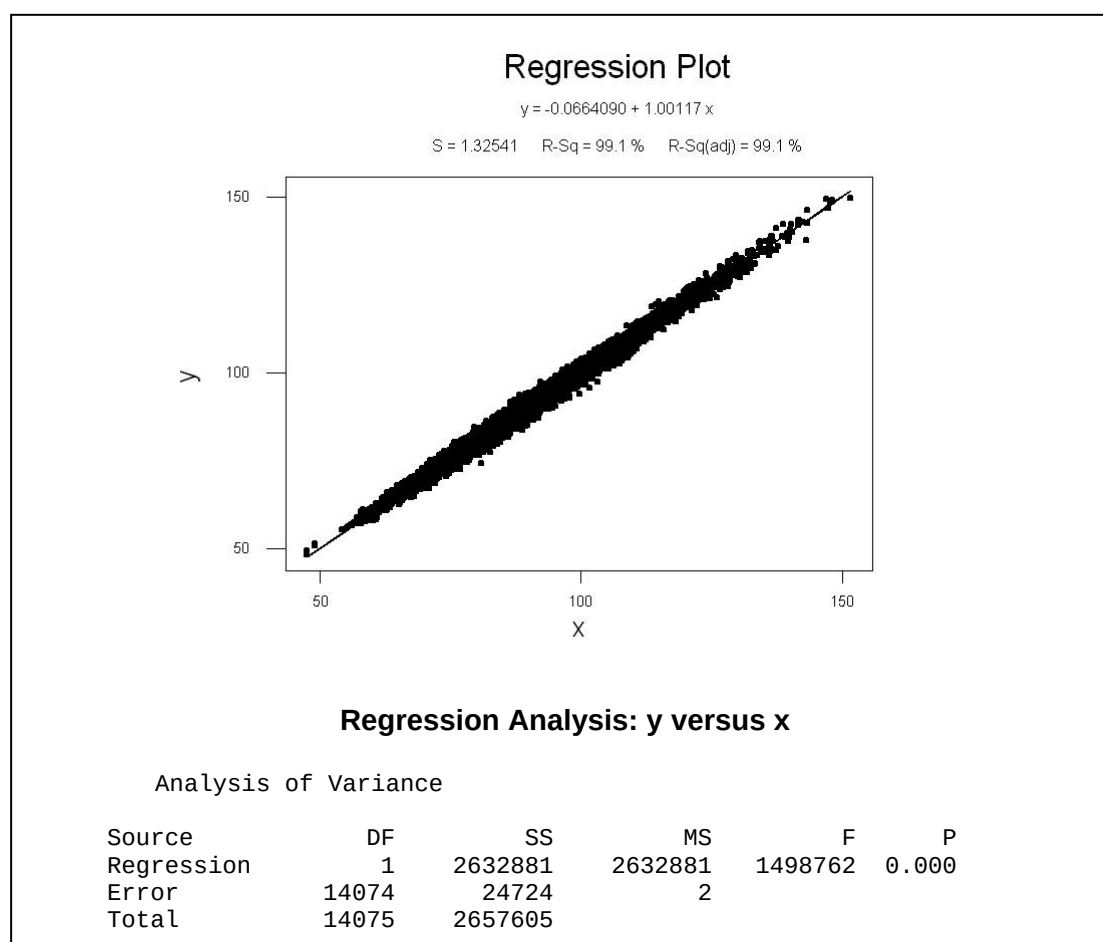


ภาพที่ 29 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Sale ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 30 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % (x)

จากภาพที่ 29 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และมี Train Data 30 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 13.7511 + 0.879358(x)$ และยังพบว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data

30 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 79.7 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x) จะแสดงดังภาพที่ 30 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข18



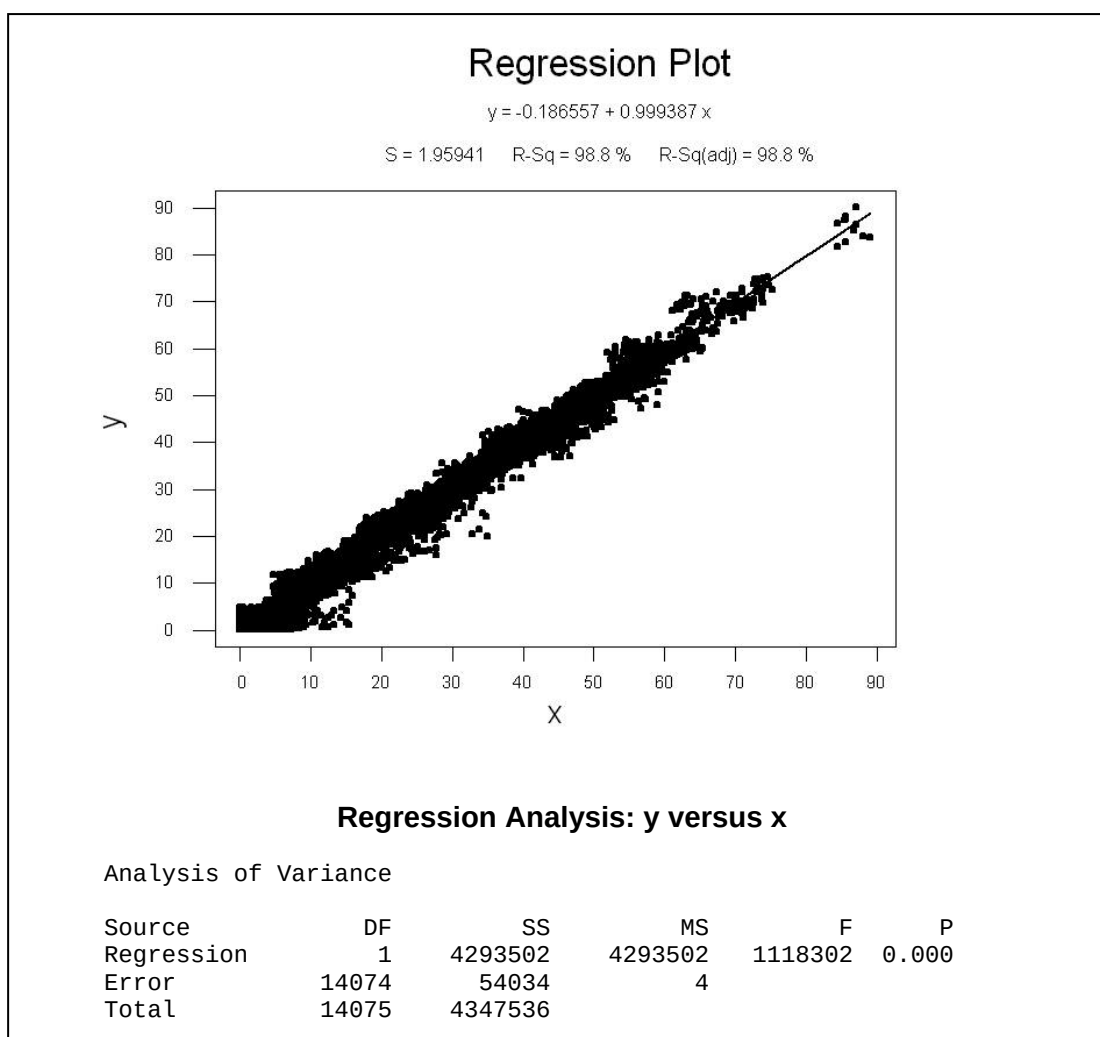
ภาพที่ 30 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Sale ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 30 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x)

จากภาพที่ 30 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลและ Train Data 30 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = -0.0664090 + 1.00117 (x)$ และยังพบว่าค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x) และมี Train Data 30 % (y) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 99.1 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

1.3 การตรวจสอบความถูกต้องของจำนวนครั้งเฉลี่ยที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Lost Sale) ที่ได้จากการพยากรณ์

ในการตรวจสอบความถูกต้องของจำนวนครั้งเฉลี่ยที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Lost Sale) ที่ได้จากการพยากรณ์และแบบจำลองสถานการณ์จะนำข้อมูลจากชุดข้อมูลสำหรับใช้ตรวจสอบความถูกต้องที่ได้จากการสุ่มจำนวน 5 % ของค่าคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งเท่ากับ 14,076 ชุดจาก 281,520 ชุดมาสร้างแบบจำลองการถดถอยและทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยที่นัยสำคัญ 0.05

1.3.1 การตรวจสอบความถูกต้องของค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายที่มีขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอน 10 % ของคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งเท่ากับ 28,152 ชุดจาก 281,520 ชุด สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5% (x) จะแสดงดังภาพที่ 31 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข19

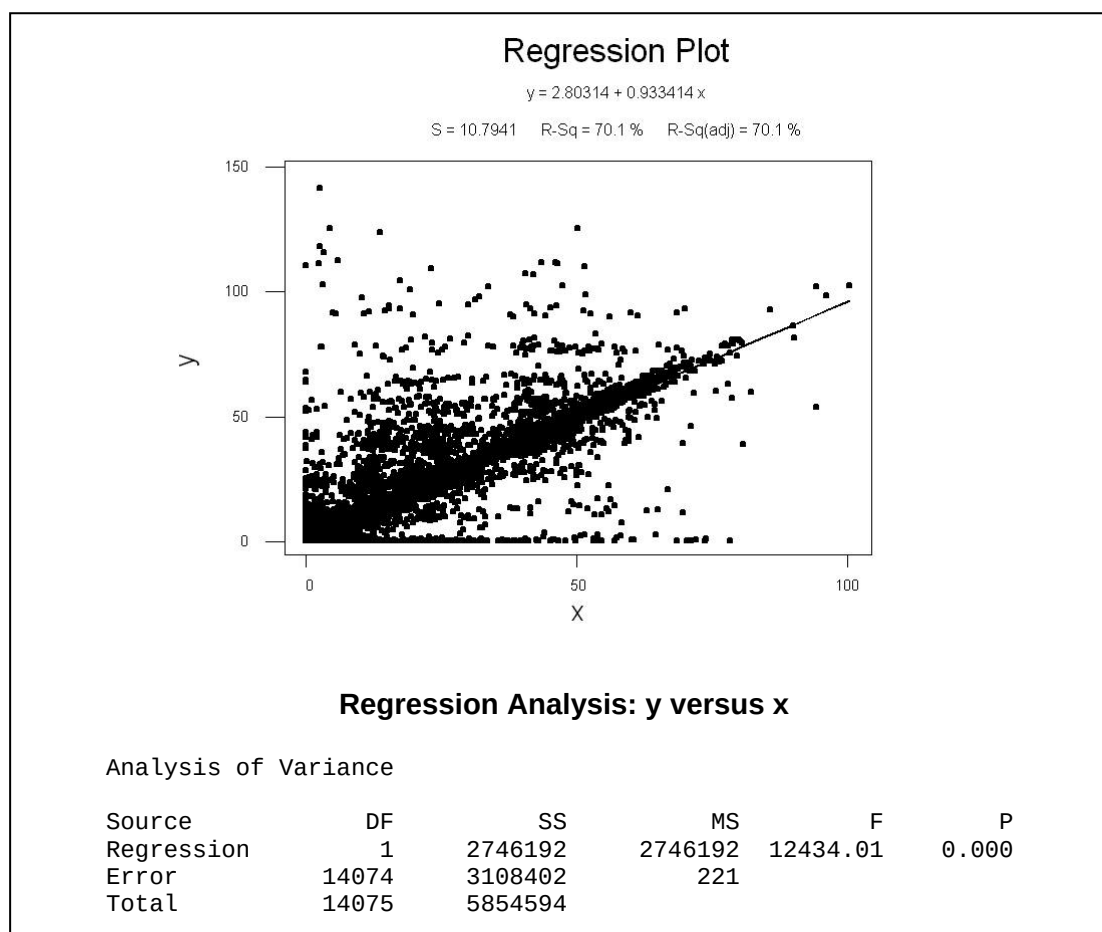


ภาพที่ 31 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Lost Sale ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 10 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % (x)

จากภาพที่ 31 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 10 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = -0.186557 + 0.999387 (x)$ และยังพบว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

5 % และ Train Data 10 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Lost Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 98.8 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

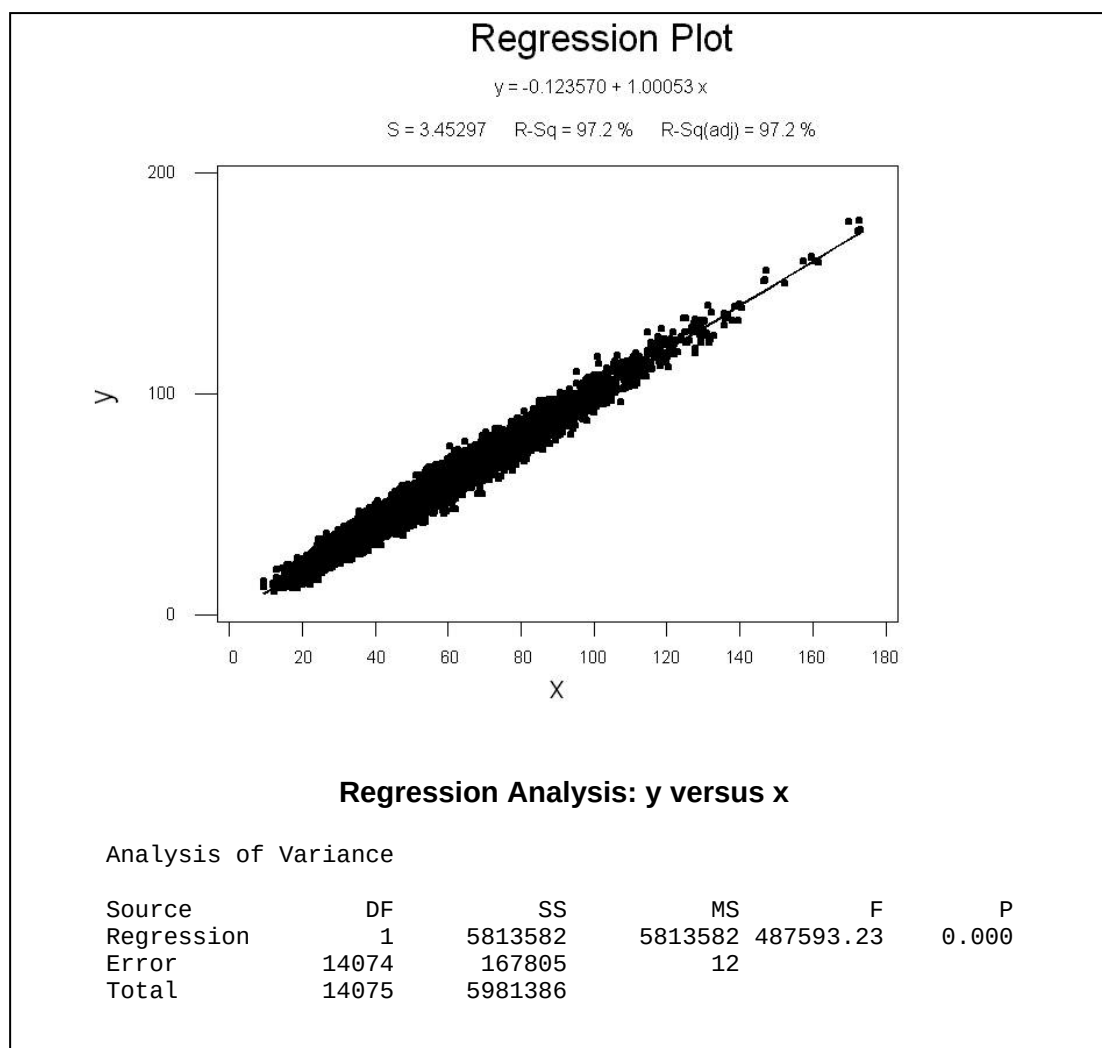
สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15% (x) จะแสดงดังภาพที่ 32 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข20



ภาพที่ 32 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Lost Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Lost Sale ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 10 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % (x)

จากภาพที่ 32 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 10 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 2.80314 + 0.933414 (x)$ และยังพบว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 10 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 70.1 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R_{adj}^2)

สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลจะแสดงดังภาพที่ 33 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข21

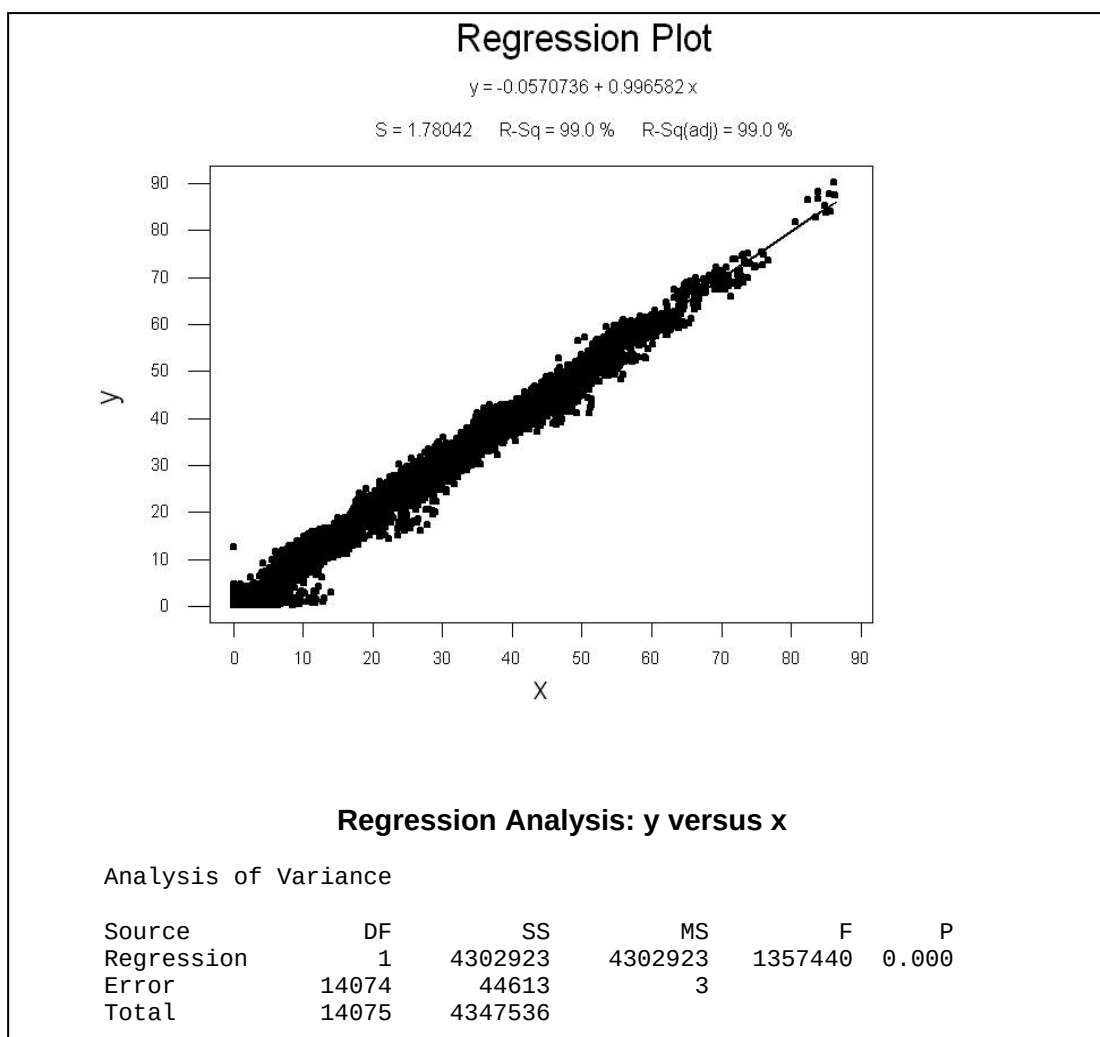


ภาพที่ 33 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Lost Sale ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 10 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x)

จากภาพที่ 33 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้อง ค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 10 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = -0.124 + 1.00(x)$ และยังพบว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลและ Train Data 10 % (x) สามารถใช้

พยากรณ์ค่า Lost Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 97.2 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

1.3.2 การตรวจสอบความถูกต้องของค่า Lost Sale เหลือที่ได้รับการพยากรณ์ด้วย
 โค้รข่ายที่มีขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอน 20 % ของคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งเท่ากับ 56,304 ชุด จาก 281,520 ชุด สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโค้รข่าย
 ประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5% จะแสดงดัง
 ภาพที่ 34 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดง
 ดังภาพผนวกที่ ข22

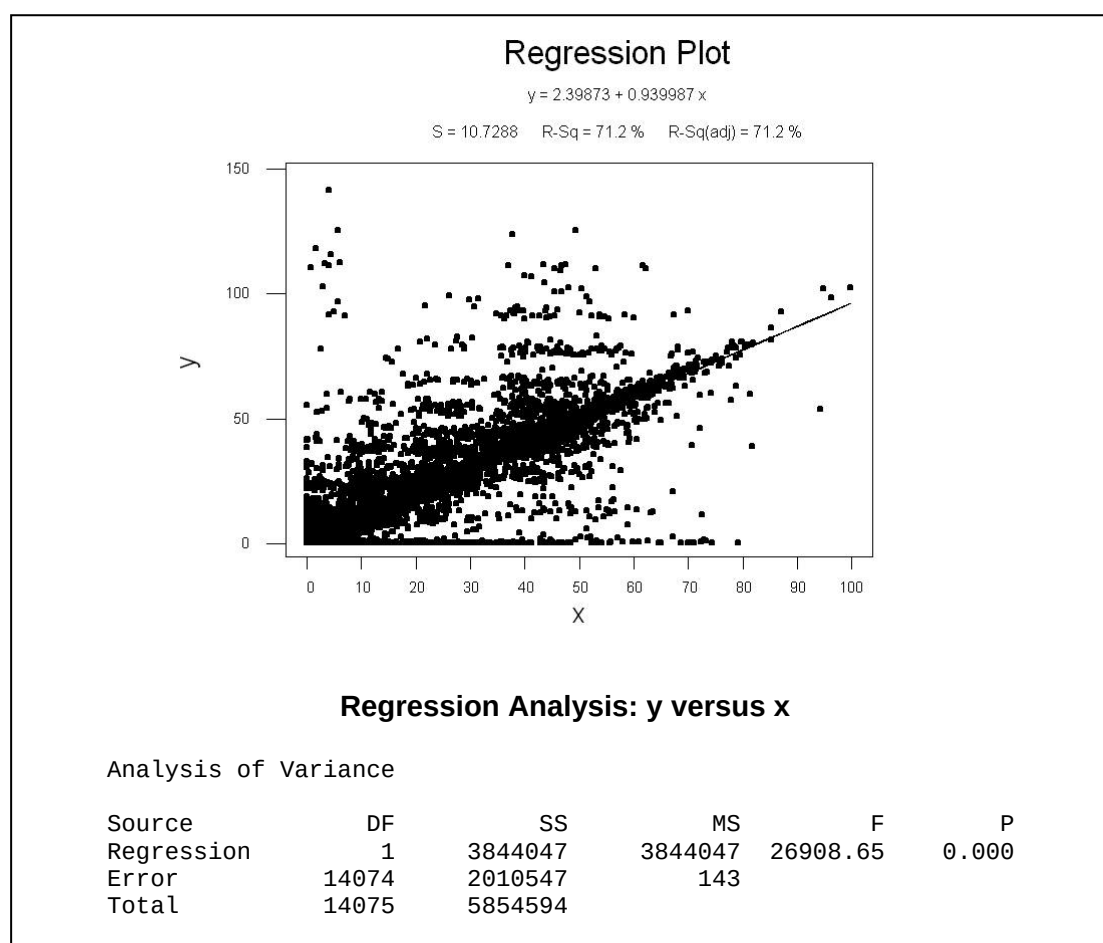


ภาพที่ 34 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Lost Sale ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 20 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % (x)

จากภาพที่ 34 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 20 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = -0.0570736 + 0.996582 (x)$ และยังพบว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบน

มาตรฐาน 5 % และมี Train Data 20 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Lost Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 99.0 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

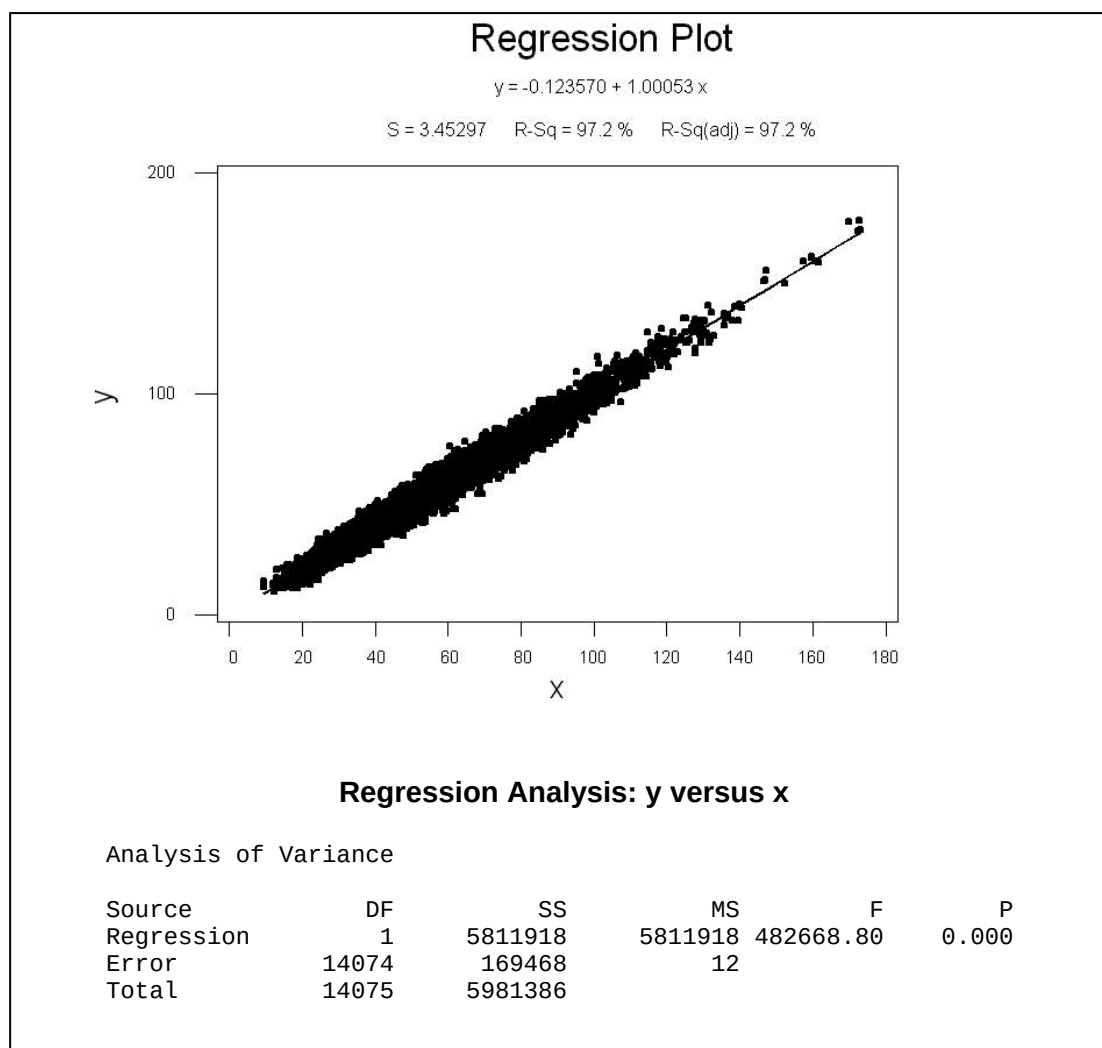
สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15% (x) จะแสดงดังภาพที่ 35 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข23



ภาพที่ 35 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Lost Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Lost Sale ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 20 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % (x)

จากภาพที่ 35 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 20 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 2.9873 + 0.939987 (x)$ และยังพบว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และมี Train Data 20 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 71.2 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R_{adj}^2)

สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x) จะแสดงดังภาพที่ 36 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข24

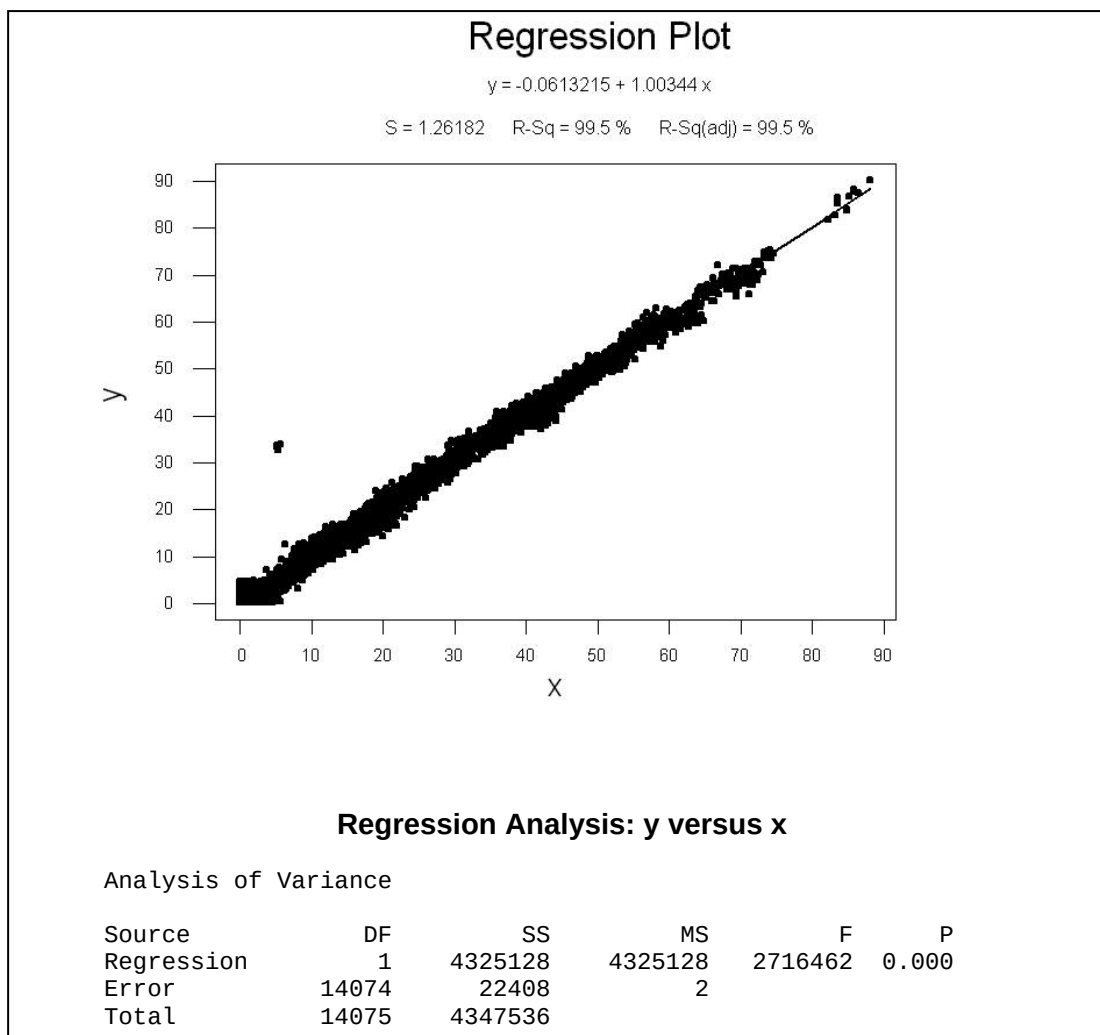


ภาพที่ 36 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Lost Sale ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 20 % และมีตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x)

จากภาพที่ 36 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 20 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = -0.123570 + 1.00053 (x)$ และยังพบว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลและ Train Data 20 % (x)

สามารถใช้พยากรณ์ค่า Lost Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 97.2 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

1.3.3 การหาตรวจสอบความถูกต้องของค่า Lost Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายที่มีขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอน 30 %ของคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งเท่ากับ 84,456 ชุดจาก 281,520 ชุด สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5% (x) จะแสดงดังภาพที่ 37 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข25

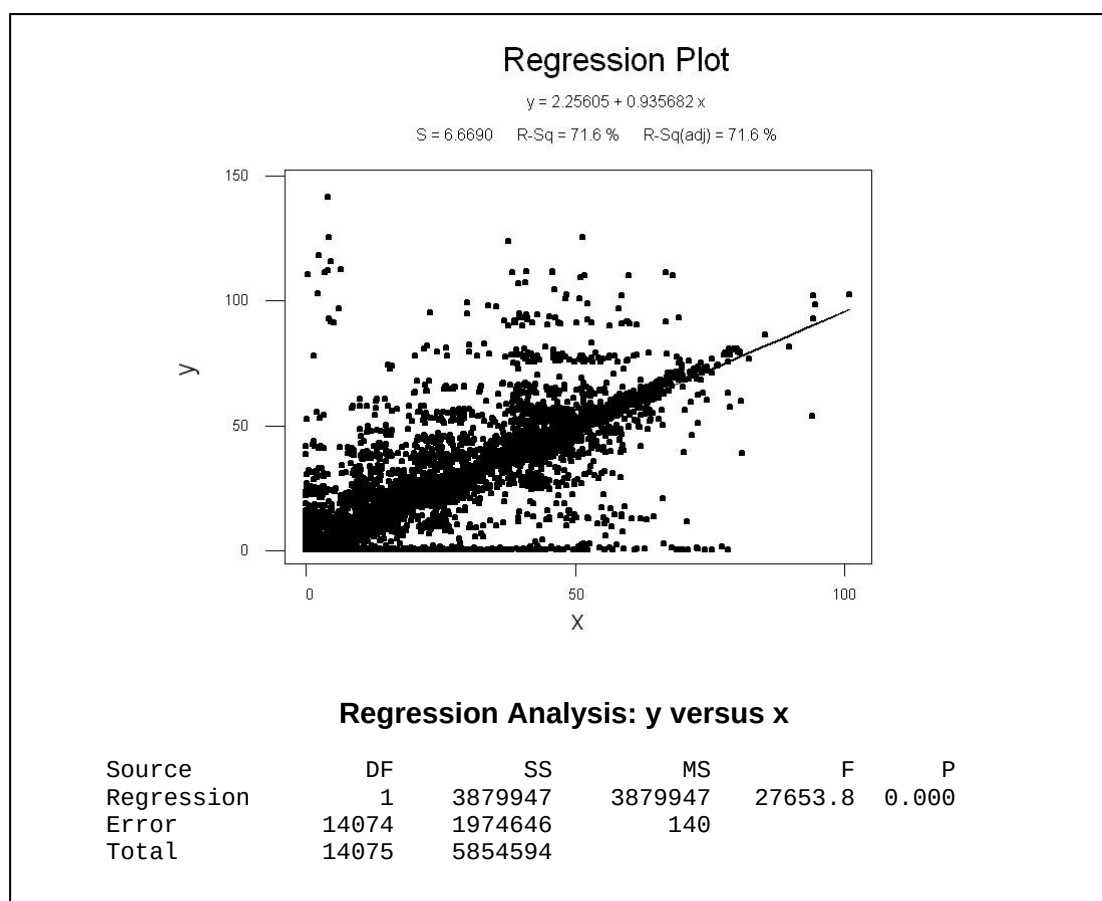


ภาพที่ 37 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Lost Sale ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 30 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % (x)

จากภาพที่ 37 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 30 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = -0.0613215 + 1.00344 (x)$ และยังพบว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

5 % และ Train Data 30 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Lost Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 99.5 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

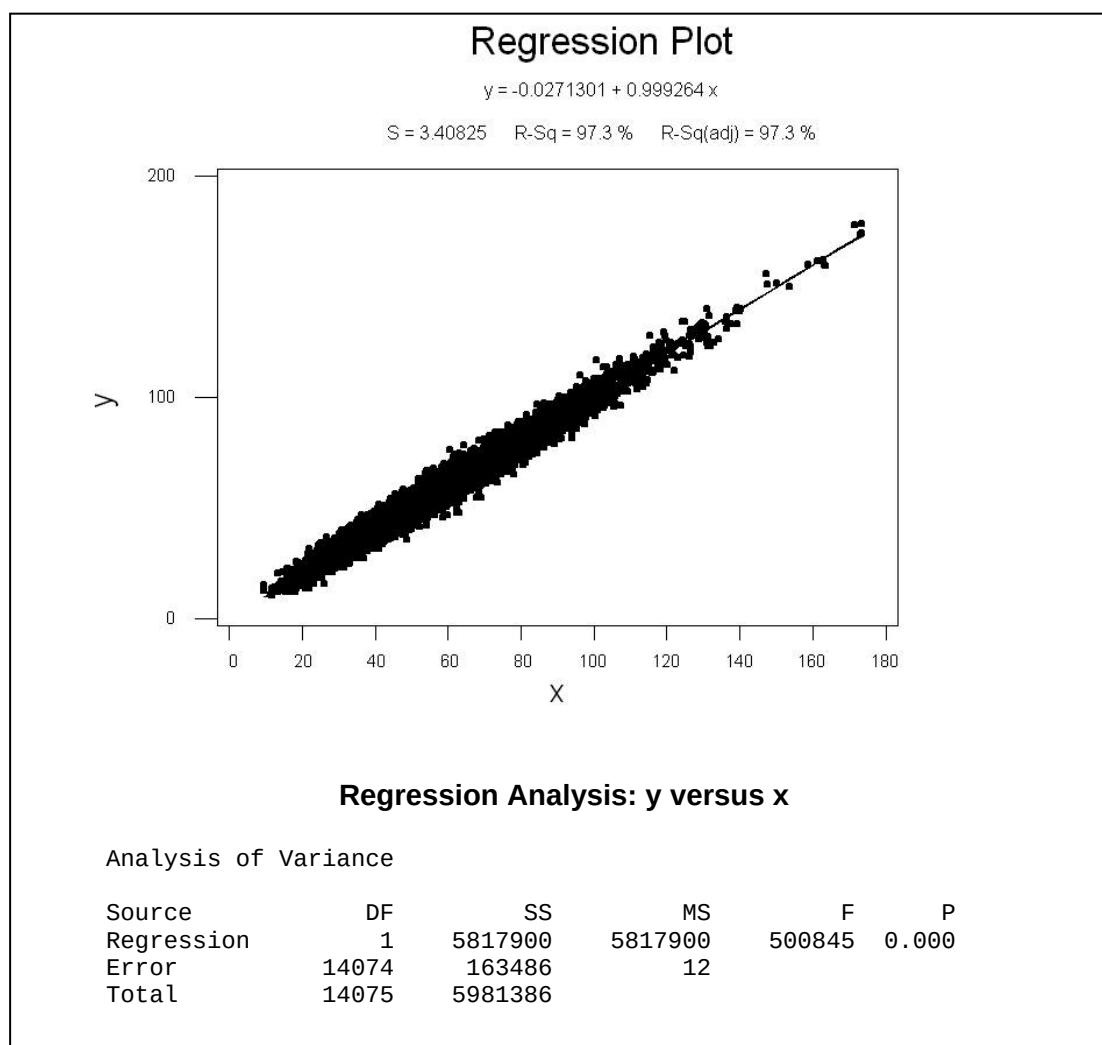
สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15% (x) จะแสดงดังภาพที่ 38 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข26



ภาพที่ 38 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Lost Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Lost Sale ที่ได้จากพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 30 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % (x)

จากภาพที่ 38 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 30 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 2.25605 + 0.935682 (x)$ และยังพบว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 30 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 71.6 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R_{adj}^2)

สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x) จะแสดงดังภาพที่ 39 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข27



ภาพที่ 39 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Lost Sale ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 30 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x)

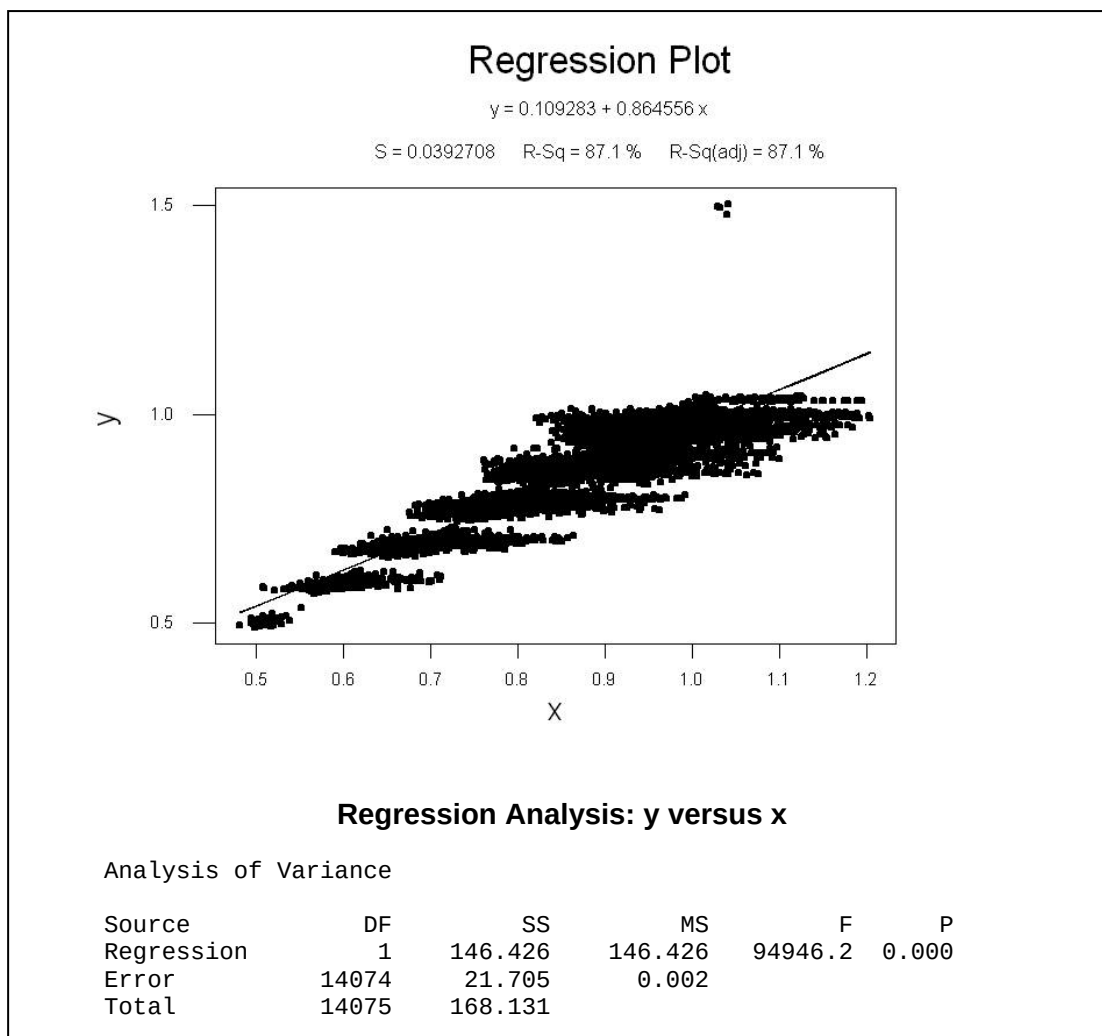
จากภาพที่ 39 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลและ Train Data 30 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ

$y = -0.0271301 + 0.999264(x)$ และยังพบว่าค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลและมี Train Data 30 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 97.3 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

1.4 การตรวจสอบความถูกต้องของค่าเฉลี่ยของรอบระยะเวลาการผลิต (Cycle Time) ที่ได้จากการพยากรณ์

ในการตรวจสอบความถูกต้องของค่าเฉลี่ยของรอบระยะเวลาการผลิต (Cycle Time) ที่ได้จากการพยากรณ์และแบบจำลองสถานการณ์จะนำข้อมูลจากชุดข้อมูลสำหรับใช้ตรวจสอบความถูกต้องที่ได้จากการสุ่มจำนวน 5 % ของค่าคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งเท่ากับ 14,076 ชุดจาก 281,520 ชุดมาสร้างแบบจำลองการถดถอยและทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยที่นัยสำคัญ 0.05

1.4.1 การตรวจสอบความถูกต้องของ Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายที่มีขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอน 10 % ของคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งเท่ากับ 28,152 ชุด จาก 281,520 ชุด สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5% (x) จะแสดงดังภาพที่ 40 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข28

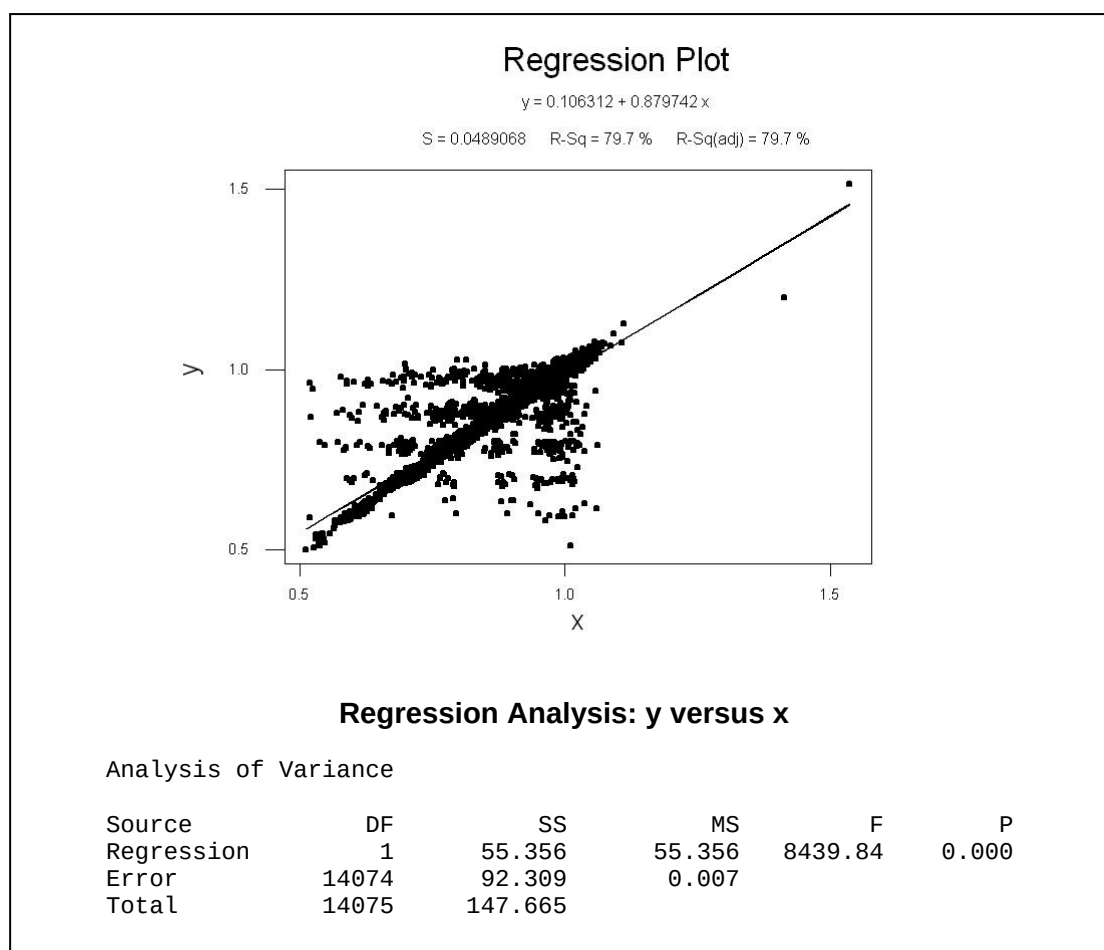


ภาพที่ 40 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่า Prod Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 10 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % (x)

จากภาพที่ 40 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 10 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 0.109283 + 0.864556(x)$ และยังพบว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

5 % และ Train Data 10 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Cycle Time เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 87.1 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

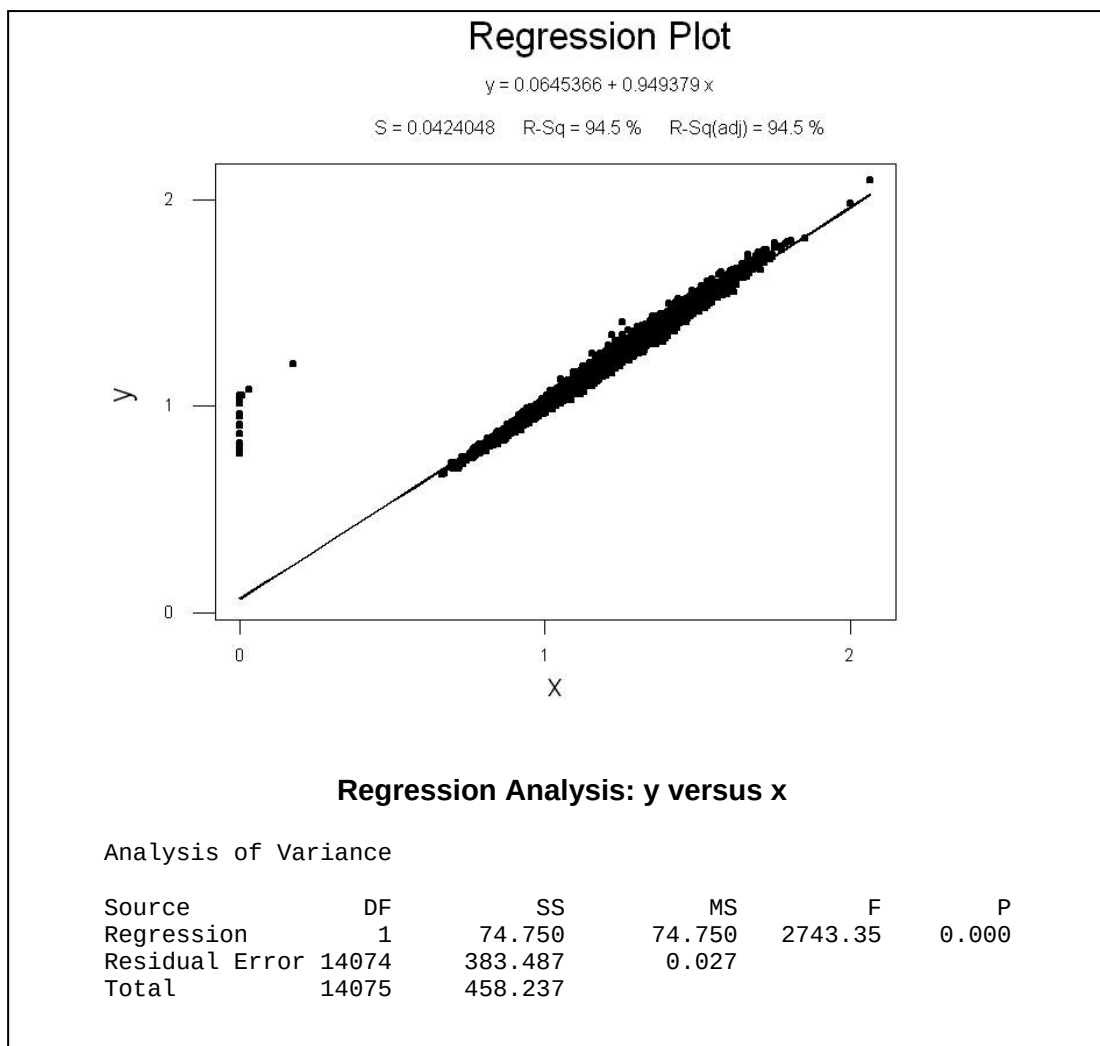
สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15% (x) จะแสดงดังภาพที่ 41 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข29



ภาพที่ 41 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Cycle Time เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และจากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 10 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % (x)

จากภาพที่ 41 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (x) และ ค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 10 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 0.106312 + 0.879742 (x)$ และยังพบว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 10 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 79.7 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x) จะแสดงดังภาพที่ 42 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข30

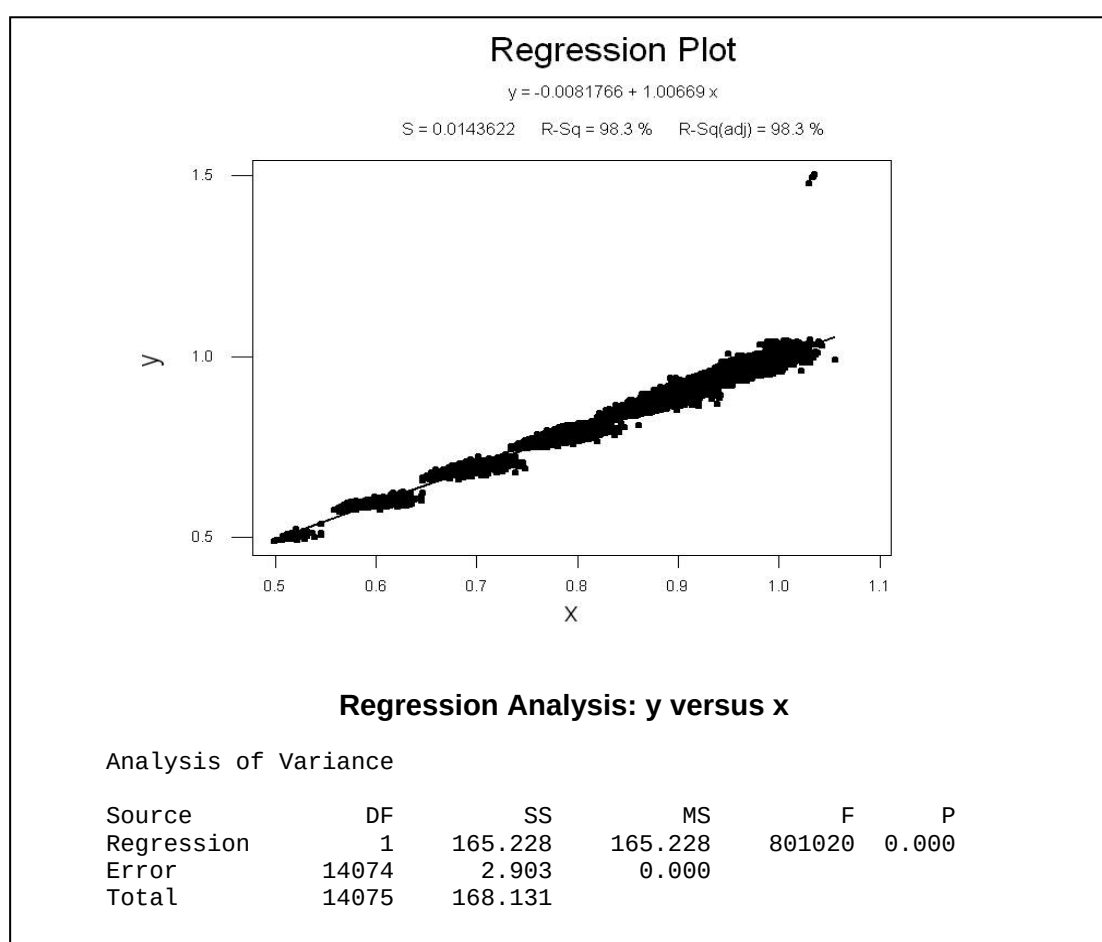


ภาพที่ 42 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และจากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 10 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x)

จากภาพที่ 42 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้อง ค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 10 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 0.0645366 + 0.949379 (x)$ และยังพบว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ

Train Data 10 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Cycle Time เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 94.5 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R_{adj}^2)

1.4.2 การตรวจสอบความถูกต้องของค่า Cycle Time เหลือที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายที่มีขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอน 20 % ของคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งเท่ากับ 56,304 ชุด จาก 281,520 ชุด สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5% (x) จะแสดงดังภาพที่ 43 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข31

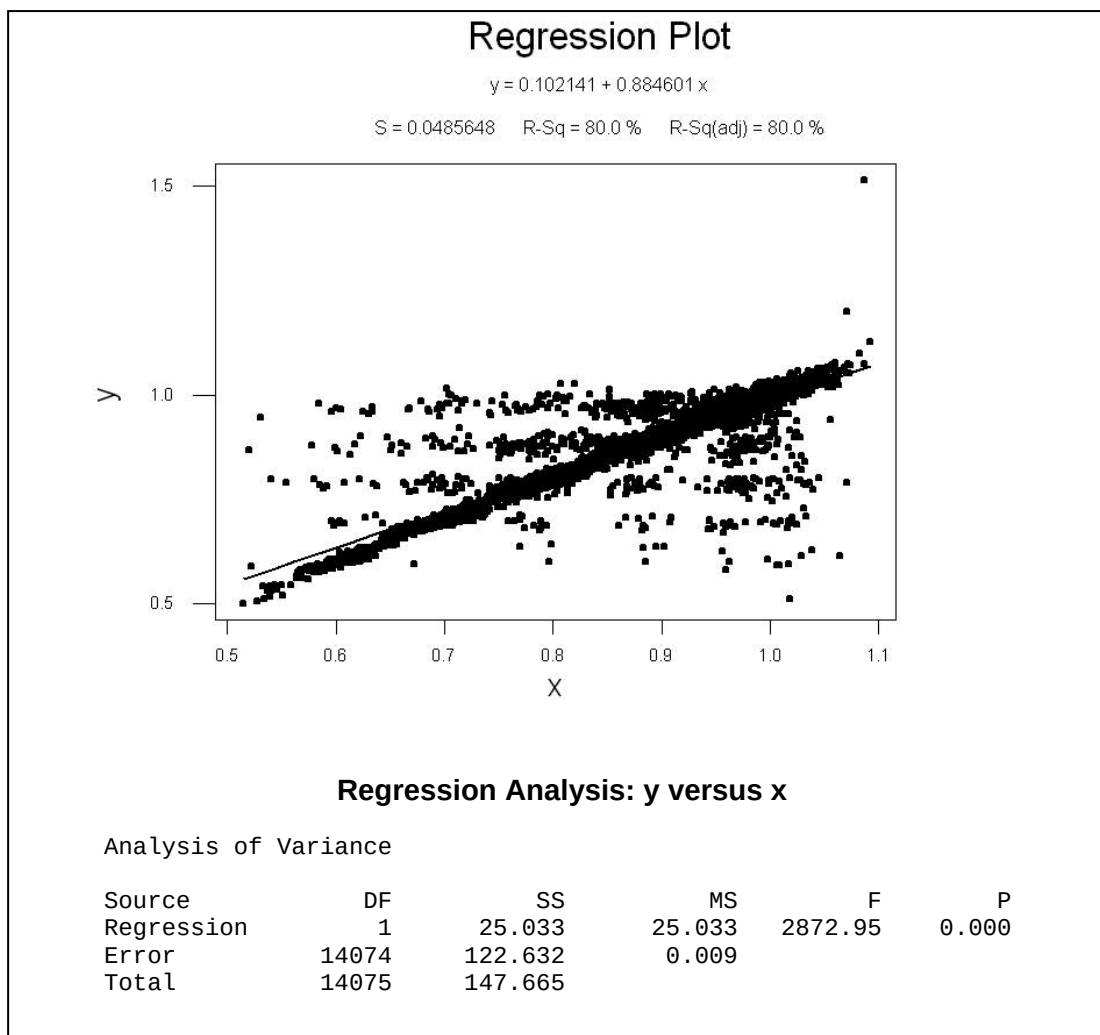


ภาพที่ 43 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Cycle Time เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และจากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี

Train Data 20 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % (x)

จากภาพที่ 43 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 20 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = -0.0081766 + 1.00669(x)$ และยังพบว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 20 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ความถูกต้อง 98.3 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15% (x) จะแสดงดังภาพที่ 44 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข32

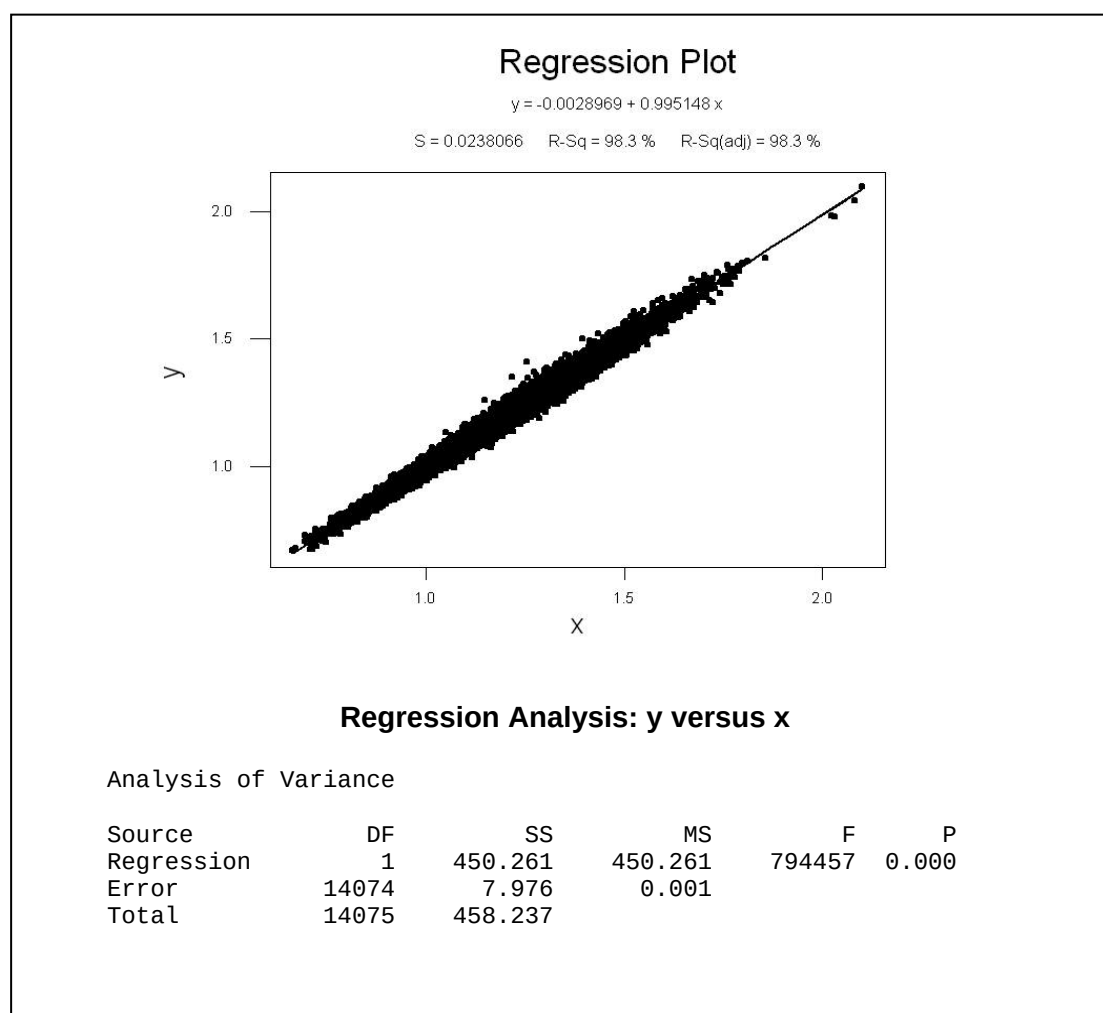


ภาพที่ 44 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และจากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 20 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % (x)

จากภาพที่ 48 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 20 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 0.102141 + 0.884601(x)$ และยังพบว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่า

เบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 20 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Cycle Time เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 80.0 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

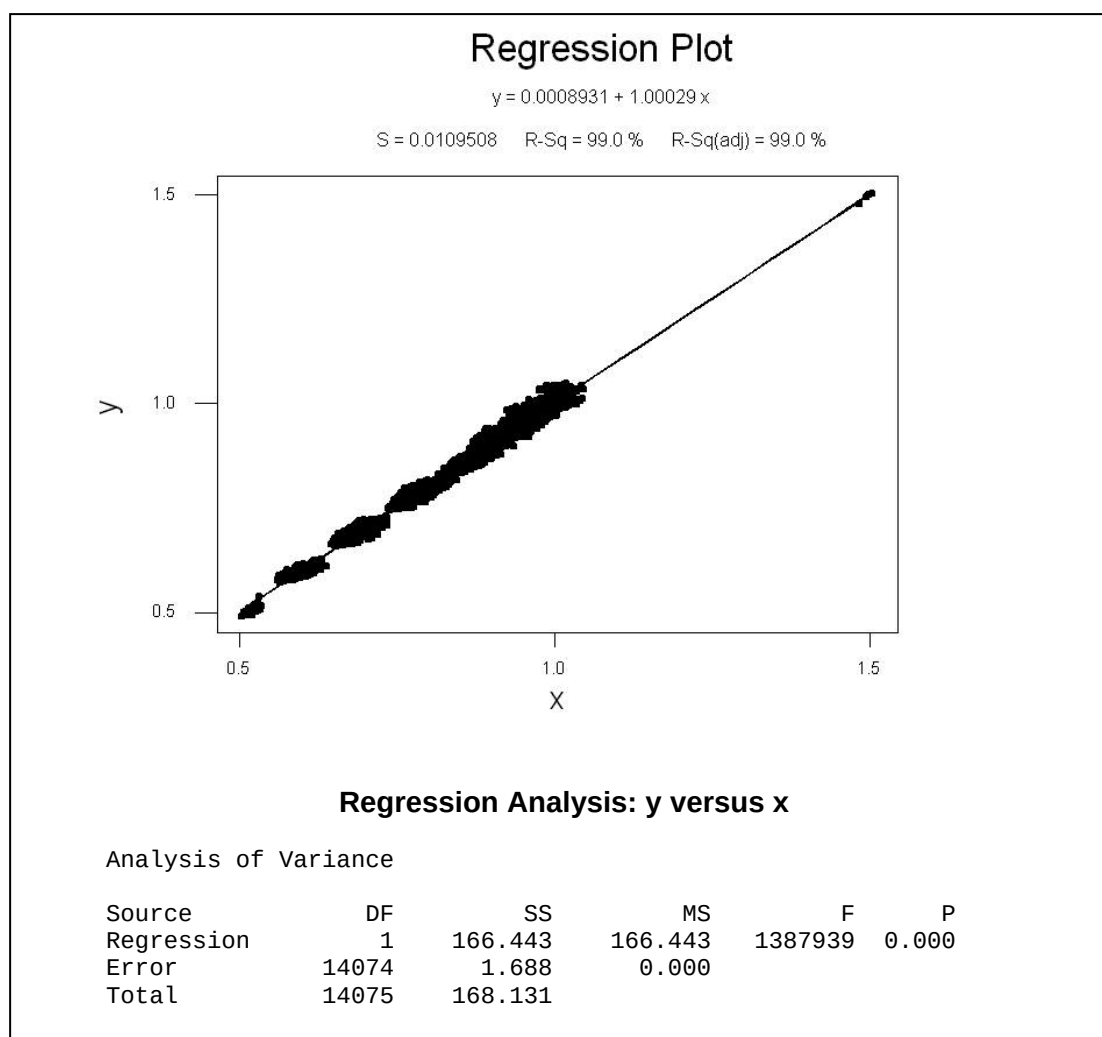
สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x) จะแสดงดังภาพที่ 45 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข33



ภาพที่ 45 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Cycle Time เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และจากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 20 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x)

จากภาพที่ 45 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้อง ค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 20 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = -0.0028969 + 0.995148 (x)$ และยังพบว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลและ Train Data 20 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 98.3 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

1.4.3 การตรวจสอบความถูกต้องของค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายที่มีขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอน 30 % ของคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งเท่ากับ 84,456 ชุด จาก 281,520 ชุด สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5% (x) จะแสดงดังภาพที่ 46 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข34

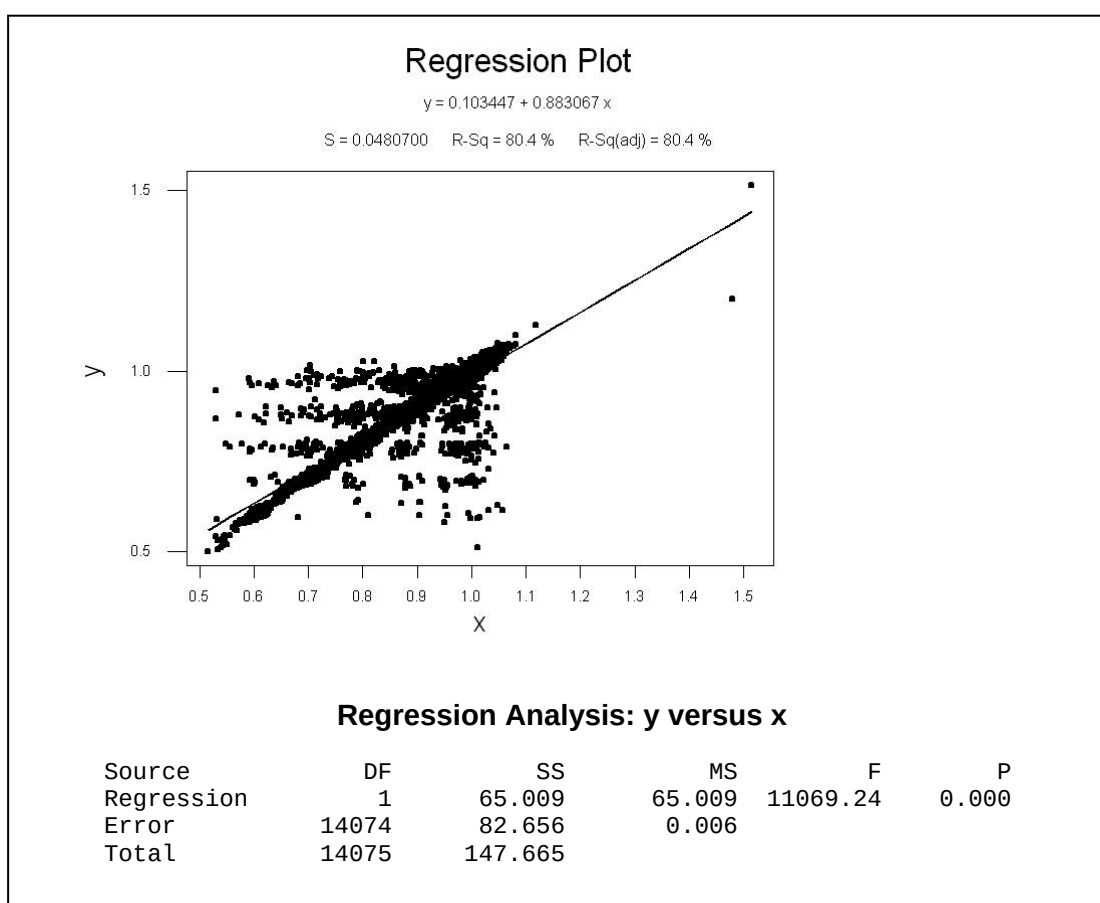


ภาพที่ 46 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และจากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 30 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % (x)

จากภาพที่ 46 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 30 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 0.0008931 + 1.00029 (x)$ และยังพบว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่า

เบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 30 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Cycle Time เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 99 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

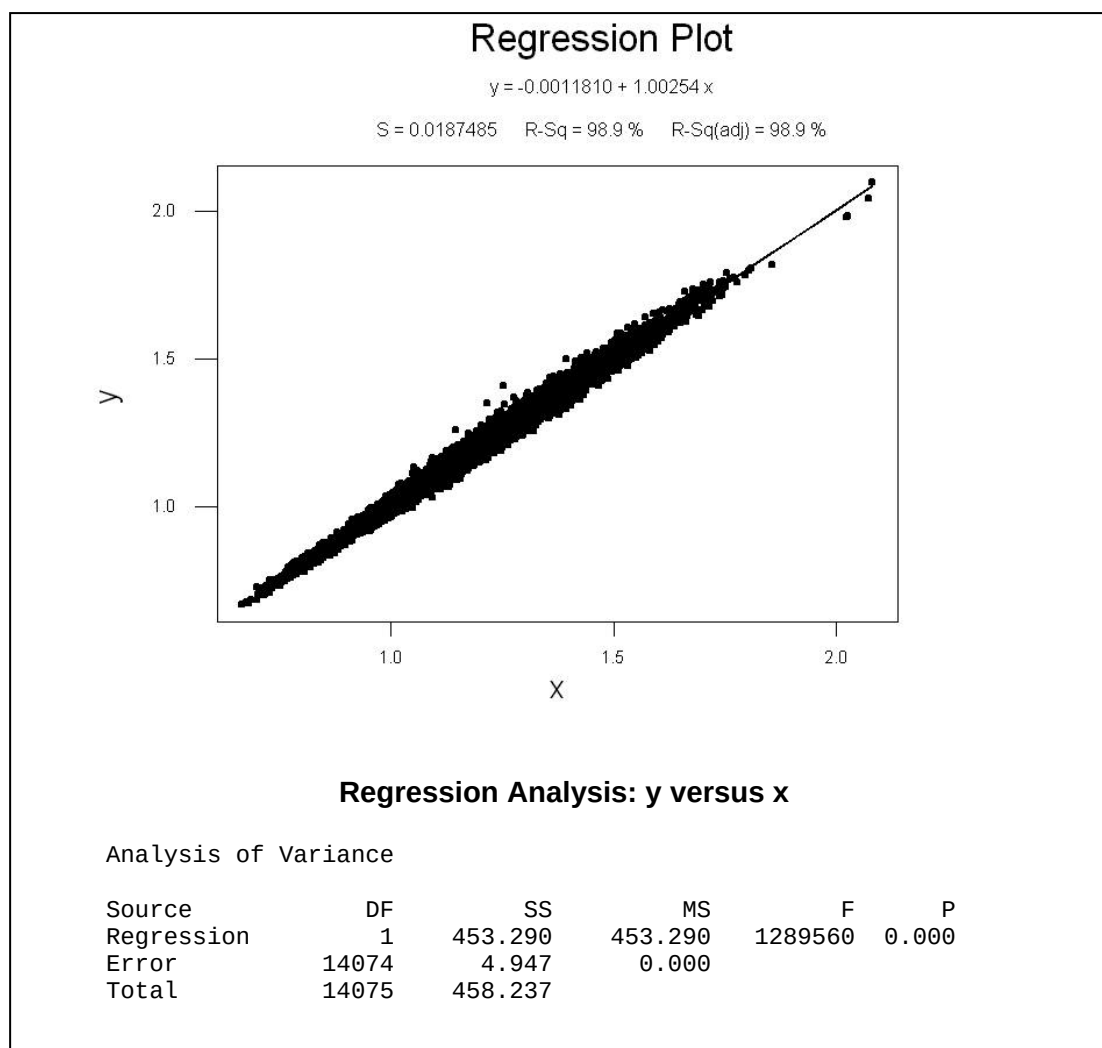
สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15% (x) จะแสดงดังภาพที่ 47 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข35



ภาพที่ 47 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Cycle Time เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และจากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 30 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % (x)

จากภาพที่ 47 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (x) และ ค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และมี Train Data 30 % (y) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = 0.103447 + 0.883067 (x)$ และยังพบว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และมี Train Data 30 % (y) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (x) โดยให้ค่าความถูกต้อง 80.4 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล จะแสดงดังภาพที่ 48 และการตรวจสอบความพอเพียงของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข36



ภาพที่ 48 Regression Plot และการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยระหว่างค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และจากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มี Train Data 30 % และตัวแปรอินพุตที่มีการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (x)

จากภาพที่ 48 พบว่าสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบความถูกต้องมีค่า P-value เท่ากับ 0.000 จะปฏิเสธ $H_0 : \beta = 0$ ซึ่งหมายความว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) และ ค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 30 % (x) มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญคือ $y = -0.0011810 + 1.00254(x)$ และยังพบว่าค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ

Train Data 30 % (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่า Cycle Time เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้อง 97.3 % ซึ่งมาจากค่า R^2 แบบปรับแล้ว (R^2_{adj})

2. การศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

ในการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับการวิจัยนี้จะทำการศึกษา 3 ปัจจัย คือ ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำมาใช้ในการฝึกสอน (Train Data) การแจกแจงของตัวแปรอินพุต (Input Distribution) และขนาดของตัวแปรอินพุต

2.1 ศึกษาผลกระทบต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่เกิดจากปัจจัยขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำมาใช้สำหรับฝึกสอน (Train Data) และการแจกแจงของตัวแปรอินพุต (Input Distribution)

ในการศึกษาผลกระทบที่เกิดจากขนาดของกลุ่มตัวอย่างจะทำการศึกษาโดยทำการทดลองเปลี่ยนแปลงขนาดของกลุ่มตัวอย่างทั้งหมด 3 ระดับ ได้แก่ ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายให้มีความเท่ากับ 30 % 20 % และ 10 % ของค่าคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งเท่ากับ ข้อมูล 28,152 ชุด 56,304 ชุด และ 84,456 ชุดจาก 281,520 ชุดในการศึกษาผลกระทบที่เกิดจากการแจกแจงของตัวแปรอินพุตจะทำการศึกษาโดยการเปลี่ยนแปลงการแจกแจงของตัวแปรอินพุต 2 ตัวแปร คือ ระยะเวลาเฉลี่ยในการผลิต (Processing Time) และ ช่วงเวลาเฉลี่ยของความต้องการการผลิต (Time Between Demand) ซึ่งมีการแจกแจง (Distribution) ของตัวแปรที่แตกต่างกัน โดยที่แต่ละโครงข่ายจะครอบคลุมระยะเวลาในการผลิตที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.5 ถึง 1 ชั่วโมง และช่วงเวลาของความต้องการการผลิตเท่ากับ 70, 80, 90 และ 100 เปอร์เซ็นต์ของรอบระยะเวลาการผลิต (Cycle Time) ที่เหมือนกัน ในการทดลองจะทำการเปลี่ยนแปลงการแจกแจงให้เป็น 3 การแจกแจง ได้แก่

- 1) การแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 %
- 2) การแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 %
- 3) การแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล

ในการศึกษาผลกระทบต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่เกิดจากขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำมาใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายและการแจกแจงของตัวแปรอินพุตจะใช้วิธีการวิเคราะห์ความแปรปรวน (Analysis of Variance: ANOVA) แบบ 2 ปัจจัยที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ของรากที่

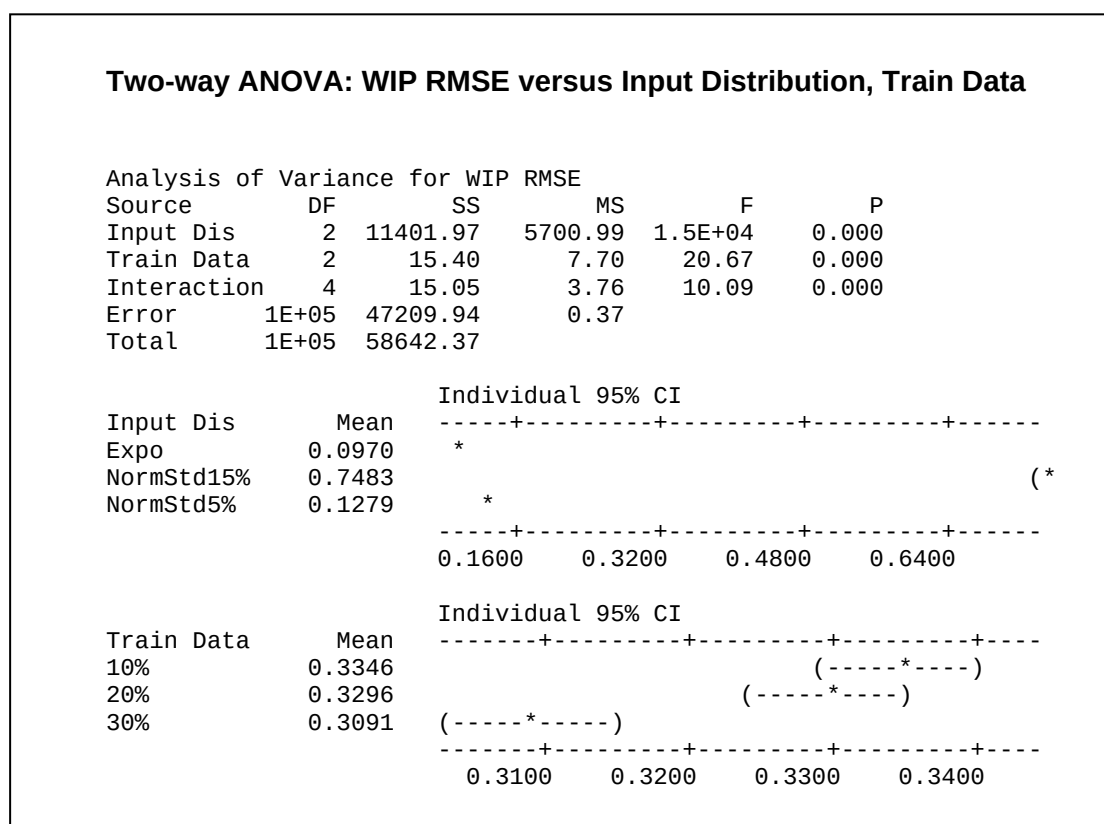
สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Square Error: RMSE) ระหว่างค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและค่าที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ ซึ่งสมมติฐานคือ

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$$

$$H_1 : \mu_i \neq \mu_j \text{ อย่างน้อยหนึ่งคู่ของ } i, j$$

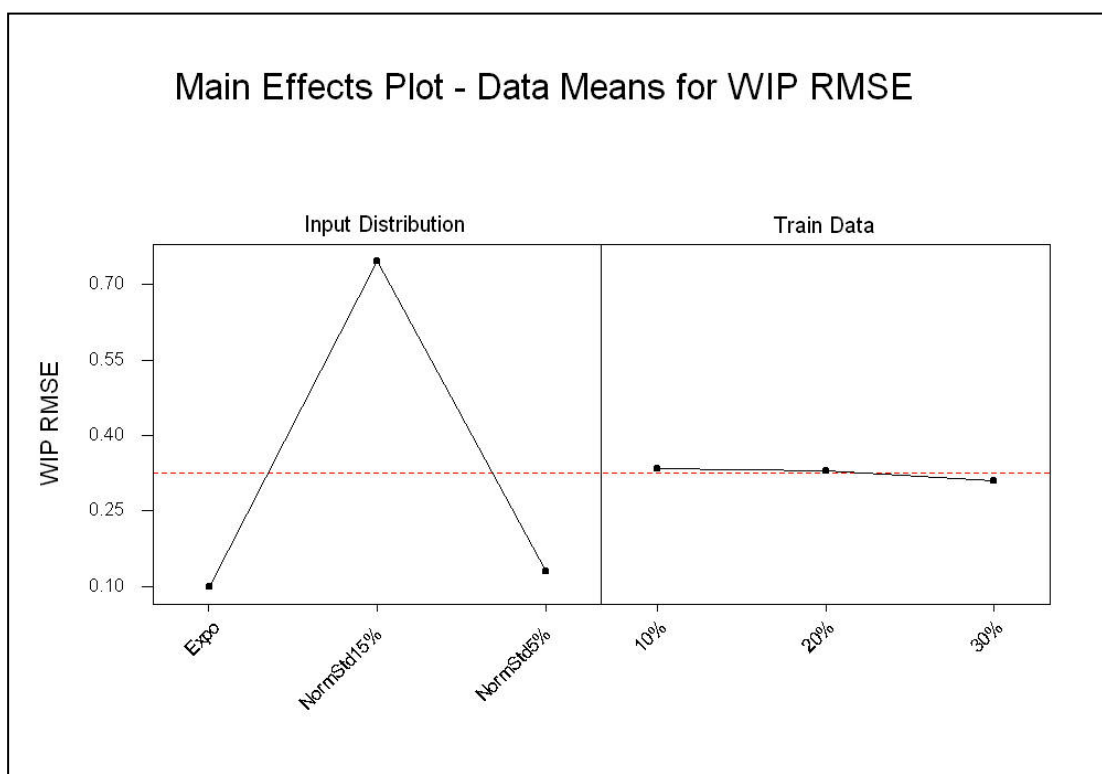
เมื่อ μ_1 , μ_2 และ μ_3 คือ ค่า RMSE เฉลี่ยระหว่างค่าที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

2.1.1 การวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบ 2 ปัจจัยที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ของค่า RMSE ของพยากรณ์ค่า WIP เฉลี่ย จะแสดงดังภาพที่ 49 และการตรวจสอบความเพียงพอของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) ของการวิเคราะห์ความแปรปรวนนี้จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข37



ภาพที่ 49 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า WIP เฉลี่ย

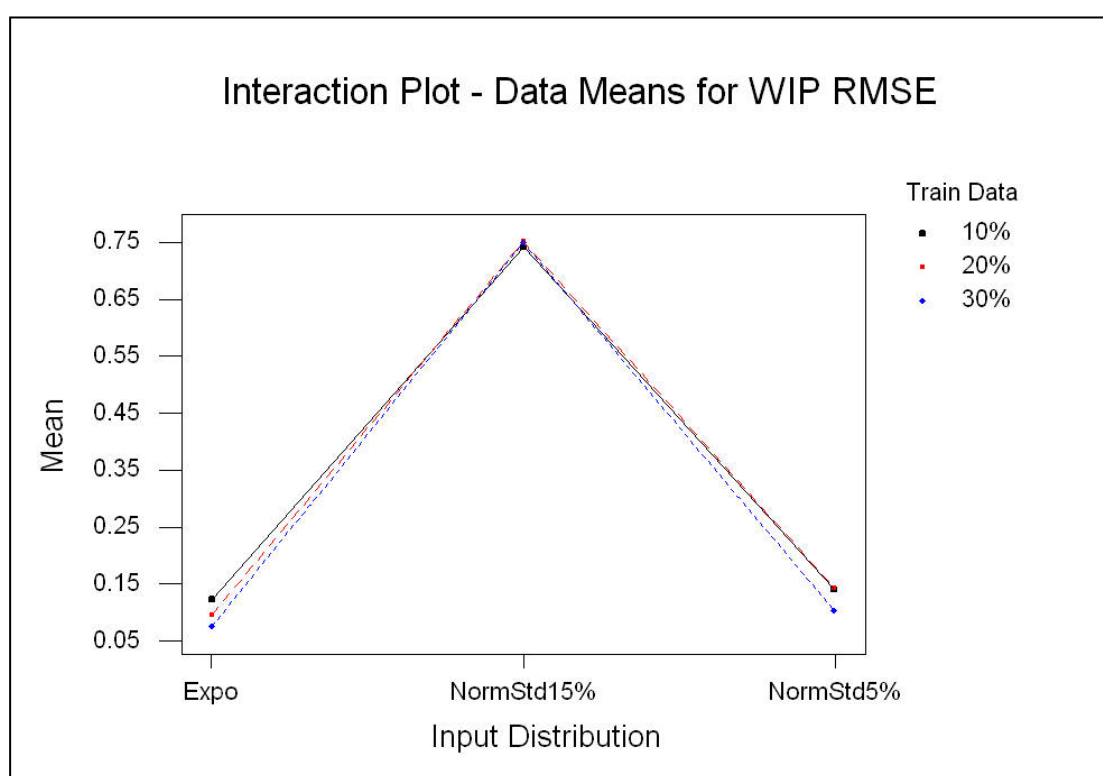
จากผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า WIP เหลือที่แสดงดังภาพที่ 49 เมื่อพิจารณาที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่าค่า P-value ของปัจจัยทั้งสองมีค่าน้อยกว่า 0.05 ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าปัจจัยทั้งสองคือ ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการฝึกสอน โครงข่ายและการแจกแจงของตัวแปรอินพุตในการสร้างโครงข่ายมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เหลืออย่างมีนัยสำคัญ และอันตรกิริยา (Interaction) ของทั้งสองปัจจัยมีค่า P-value น้อยกว่า 0.05 ซึ่งแสดงว่าอันตรกิริยาของปัจจัยทั้งสองมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เหลืออย่างมีนัยสำคัญ จากการวิเคราะห์ความแปรปรวนสามารถแสดงกราฟปัจจัยหลัก (Main Effect Plot) และกราฟอันตรกิริยาแบบสองปัจจัย (Interaction Plot) ดังภาพที่ 50 และ 51 ตามลำดับ



ภาพที่ 50 กราฟปัจจัยหลัก (Main Effect Plot) ในการวิเคราะห์ความแปรปรวนค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เหลือ

ลักษณะของกราฟปัจจัยหลักดังภาพที่ 50 แสดงถึงแนวโน้มของค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เหลือสำหรับชุดข้อมูลที่นำมาทดสอบ พบว่าปัจจัยการแจกแจงของตัวแปรอินพุตมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เหลือคือ การแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบ

เอ็กซ์โพเนนเชียลมีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เฉลี่ยมีค่าน้อยที่สุดและมีค่าใกล้เคียงกับการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % สำหรับการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เฉลี่ยมีค่ามากที่สุด และปัจจัยขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เฉลี่ยคือ ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอน 30 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เฉลี่ยมีค่าน้อยที่สุด และขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอน 10 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เฉลี่ยมีค่ามากที่สุดซึ่งใกล้เคียงกับขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอน 20 %

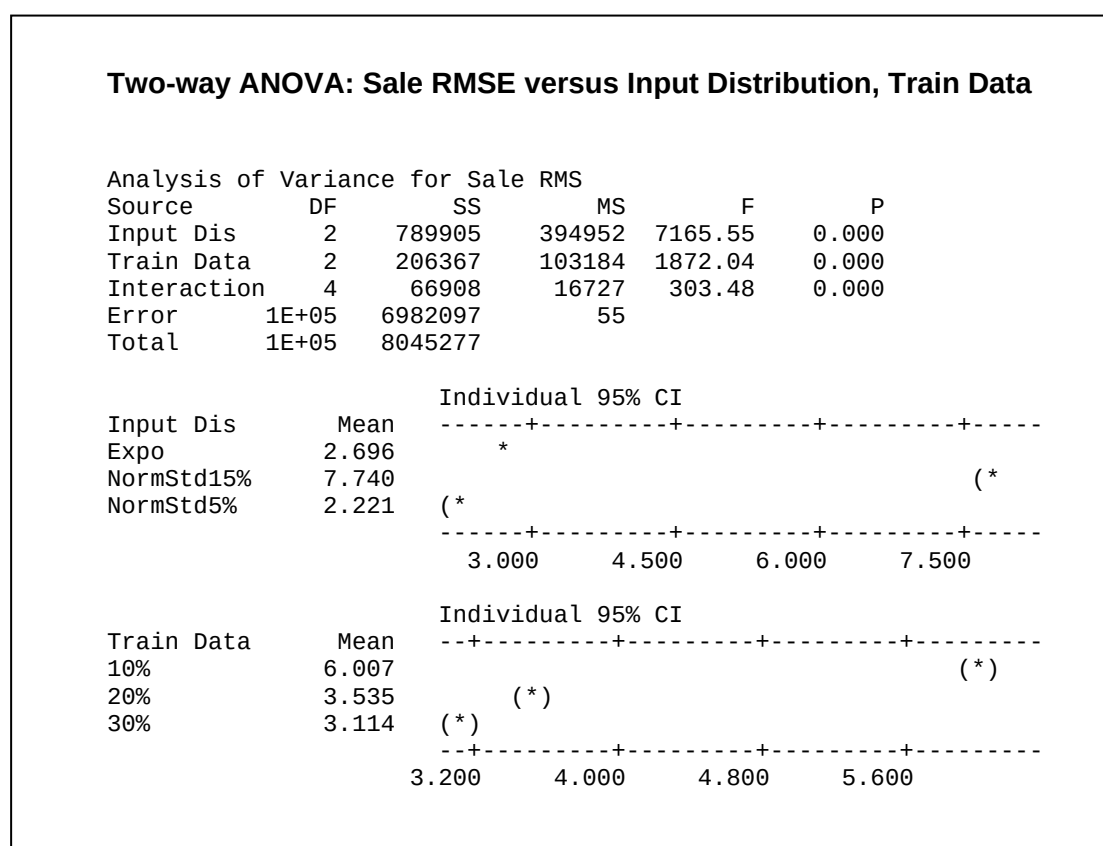


ภาพที่ 51 กราฟอันตรกิริยาแบบสองปัจจัย (Interaction Plot) ในการวิเคราะห์ความแปรปรวนค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เฉลี่ย

ลักษณะของกราฟอันตรกิริยาแบบสองปัจจัยดังภาพที่ 51 แสดงให้เห็นถึงการมีอันตรกิริยา (Interaction) ซึ่งกันและกันระหว่างปัจจัยทั้งสองเช่นเดียวกับการวิเคราะห์ความแปรปรวนดังภาพที่ 49 ซึ่งจะเห็นได้ว่าระดับปัจจัยที่มีส่วนทำให้แนวโน้มของค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP

เฉลี่ยสำหรับชุดข้อมูลในการทดสอบมีค่าน้อยที่สุดคือ การแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลและขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอน 30 %

2.1.2 การวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบ 2 ปัจจัยที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ของค่า RMSE ของพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยจะแสดงดังภาพที่ 52 และการตรวจสอบความเพียงพอของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) ของการวิเคราะห์ความแปรปรวนนี้จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข38



ภาพที่ 52 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ย

จากผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบ 2 ปัจจัยของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยที่แสดงดังภาพที่ 56 เมื่อพิจารณาที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่าค่า P-value ของปัจจัยทั้งสองมีค่าน้อยกว่า 0.05 ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าปัจจัยทั้งสองคือ ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายและการแจกแจงของตัวแปรอินพุตในการสร้างโครงข่ายมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยอย่างมีนัยสำคัญ และอันตรกิริยา (Interaction) ของทั้งสองปัจจัยมีค่า

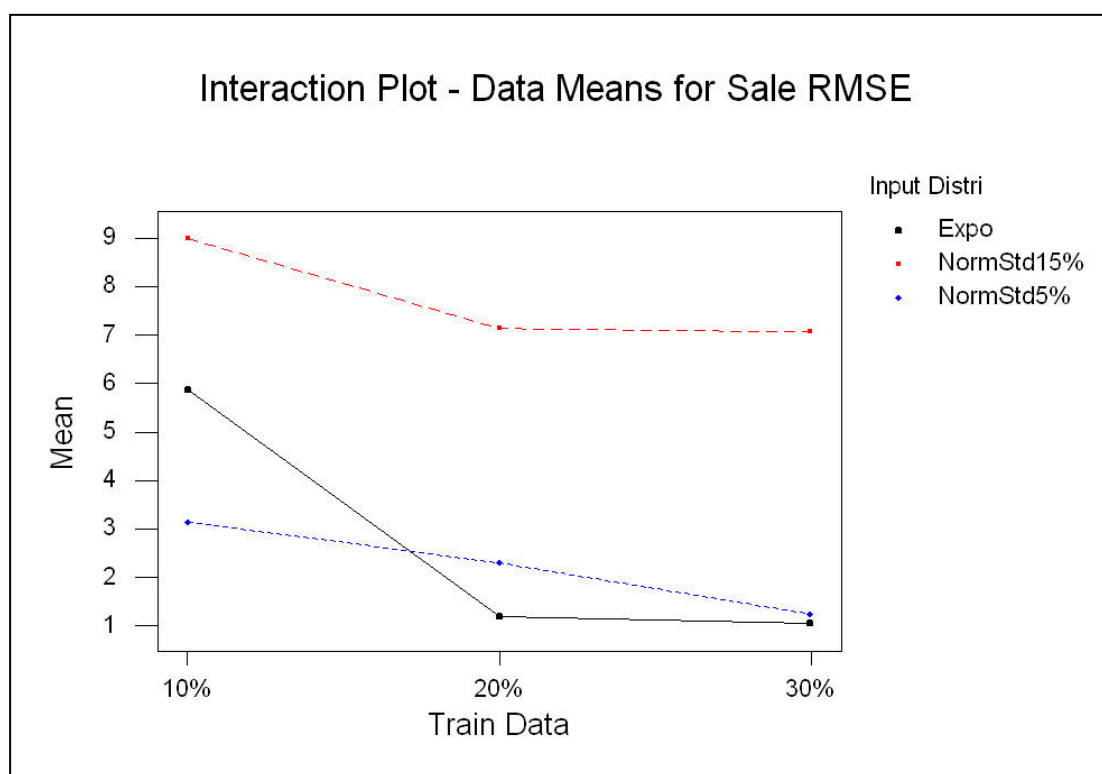
P-value น้อยกว่า 0.05 ซึ่งแสดงว่าอันตรกิริยาของปัจจัยทั้งสองมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เฉลี่ยอย่างมีนัยสำคัญ จากการวิเคราะห์ความแปรปรวนสามารถแสดงกราฟปัจจัยหลัก (Main Effect Plot) และกราฟอันตรกิริยาแบบสองปัจจัย (Interaction Plot) ดังภาพที่ 53 และ 54 ตามลำดับ



ภาพที่ 53 กราฟปัจจัยหลัก (Main Effect Plot) ในการวิเคราะห์ความแปรปรวนค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ย

ลักษณะของกราฟปัจจัยหลักดังภาพที่ 5- แสดงถึงแนวโน้มของค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยสำหรับชุดข้อมูลที่นำมาทดสอบ พบว่าปัจจัยการแจกแจงของตัวแปรอินพุตมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยคือ การแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยมีค่าน้อยที่สุดและมีค่าใกล้เคียงกับการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลสำหรับการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยมีค่ามากที่สุด และปัจจัยขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายมีผลต่อค่า

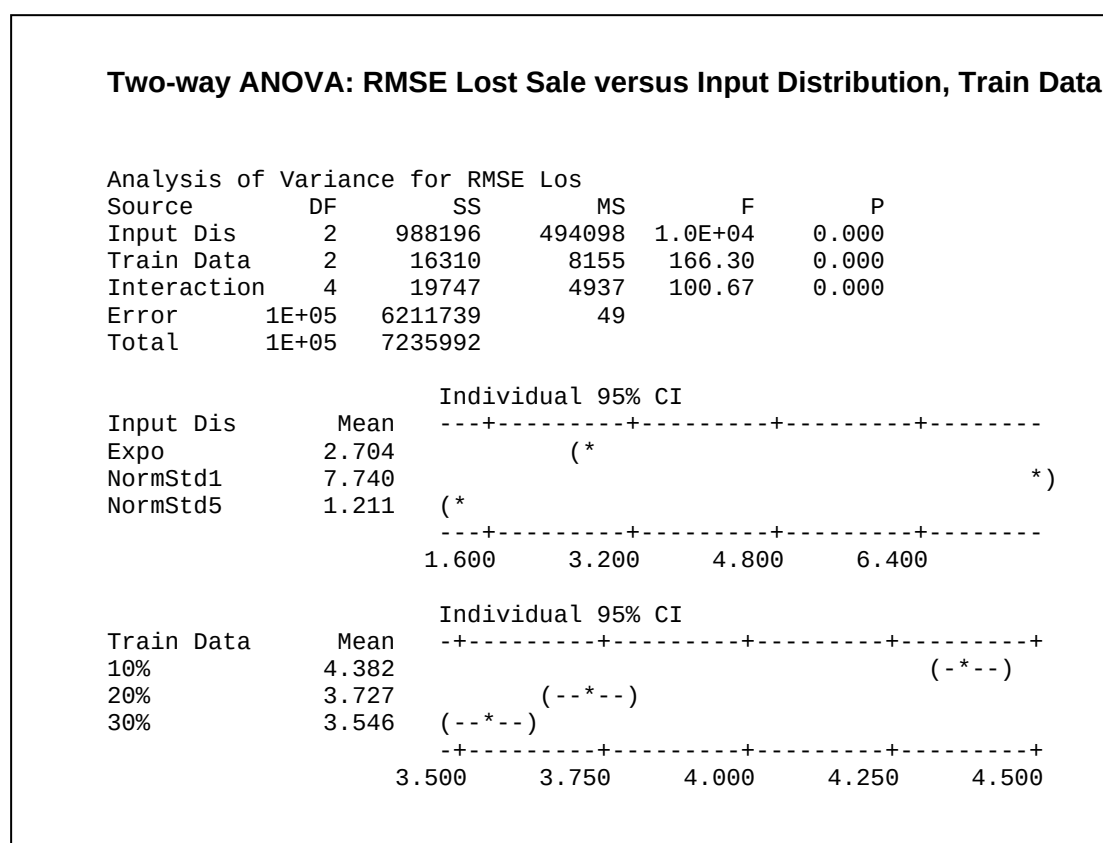
RMSE ของการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยคือ ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอน 30 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยมีค่าน้อยที่สุดและใกล้เคียงกับขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอน 20 % สำหรับขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอน 10 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยมีค่ามากที่สุด



ภาพที่ 54 กราฟอันตรกิริยาแบบสองปัจจัย (Interaction Plot) ในการวิเคราะห์ความแปรปรวนค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ย

ลักษณะของกราฟอันตรกิริยาแบบสองปัจจัยดังภาพที่ 54 แสดงให้เห็นถึงการมีอันตรกิริยา (Interaction) ซึ่งกันและกันระหว่างปัจจัยทั้งสองเช่นเดียวกับการวิเคราะห์ความแปรปรวนดังภาพที่ 52 ซึ่งจะเห็นได้ว่าระดับปัจจัยที่มีส่วนทำให้แนวโน้มของค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยสำหรับชุดข้อมูลในการทดสอบมีค่าน้อยที่สุดคือ การแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลและขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอน 30 %

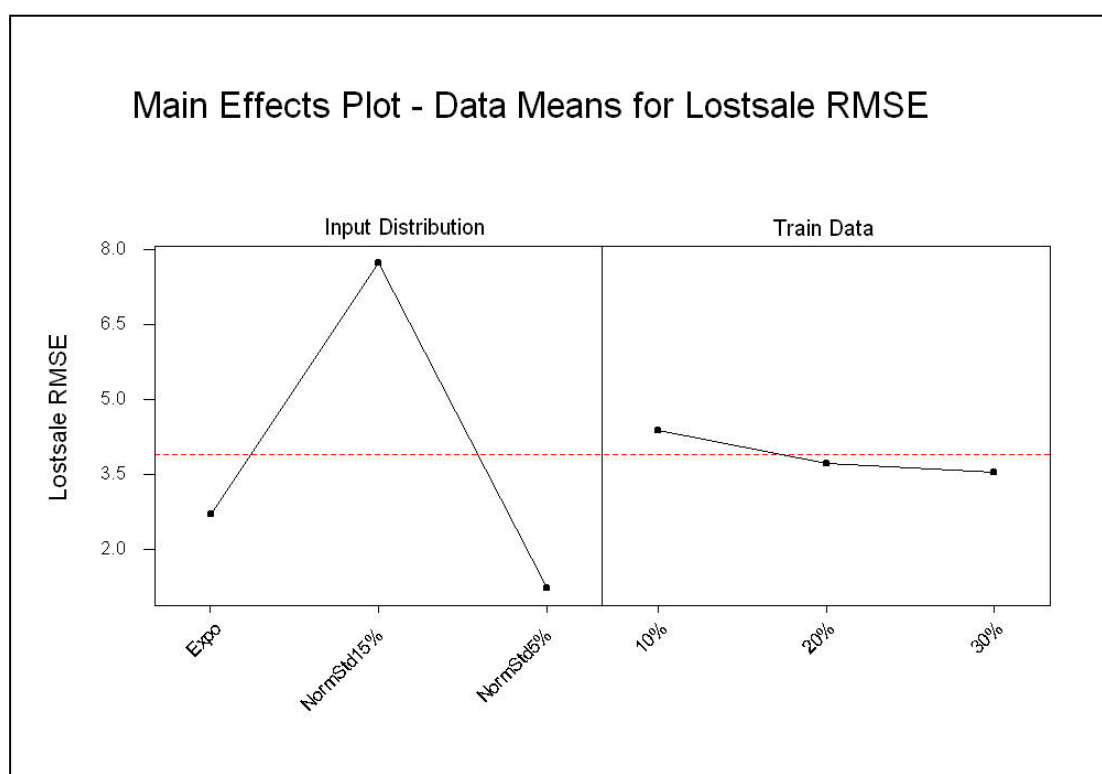
2.1.3 การวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบ 2 ปัจจัยที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ของค่า RMSE ของพยากรณ์ค่า Lost Sale เหนือจะแสดงดังภาพที่ 55 และการตรวจสอบความเพียงพอของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) ของการวิเคราะห์ความแปรปรวนนี้จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข39



ภาพที่ 55 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Lost Sale เหนือ

จากผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบ 2 ปัจจัยของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Lost Sale เหนือที่แสดงดังภาพที่ 55 เมื่อพิจารณาที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่าค่า P-value ของปัจจัยทั้งสองมีค่าน้อยกว่า 0.05 ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าปัจจัยทั้งสองคือ ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายและการแจกแจงของตัวแปรอินพุตในการสร้างโครงข่ายมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Lost Sale เหนืออย่างมีนัยสำคัญ และอันตรกิริยา (Interaction) ของทั้งสองปัจจัยมีค่า P-value น้อยกว่า 0.05 ซึ่งแสดงว่าอันตรกิริยาของปัจจัยทั้งสองมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Lost Sale เหนืออย่างมีนัยสำคัญ จากการวิเคราะห์ความแปรปรวนสามารถแสดงกราฟ

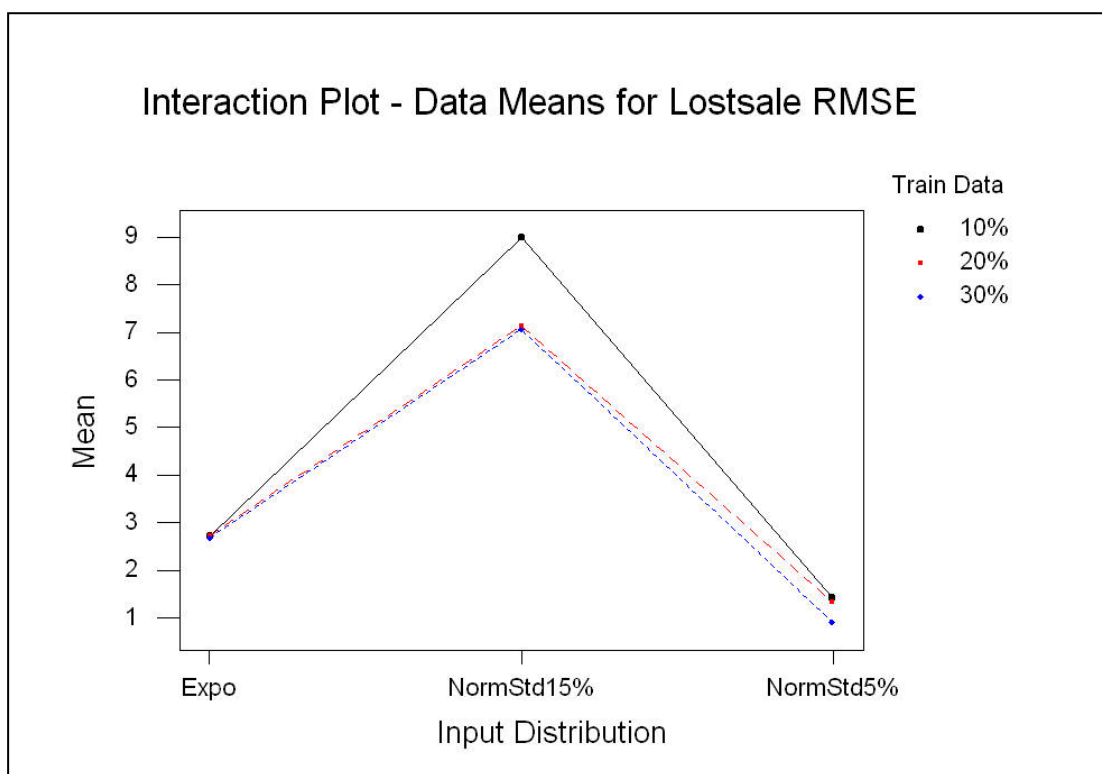
ปัจจัยหลัก (Main Effect Plot) และกราฟอันตรกิริยาแบบสองปัจจัย (Interaction Plot) ดังภาพที่ 56 และ 57 ตามลำดับ



ภาพที่ 56 กราฟปัจจัยหลัก (Main Effect Plot) ในการวิเคราะห์ความแปรปรวนค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ย

ลักษณะของกราฟปัจจัยหลักดังภาพที่ 56 แสดงถึงแนวโน้มของค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ยสำหรับชุดข้อมูลที่น่ามาทดสอบ พบว่าปัจจัยการแจกแจงของตัวแปรอินพุตมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ยคือ การแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ยมีค่าน้อยที่สุดและมีค่าใกล้เคียงกับการแจกแจงแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลสำหรับการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ยมีค่ามากที่สุด และปัจจัยขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่น่าใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ยคือ ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่น่าใช้ในการฝึกสอน 30 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ยมีค่าน้อยที่สุด

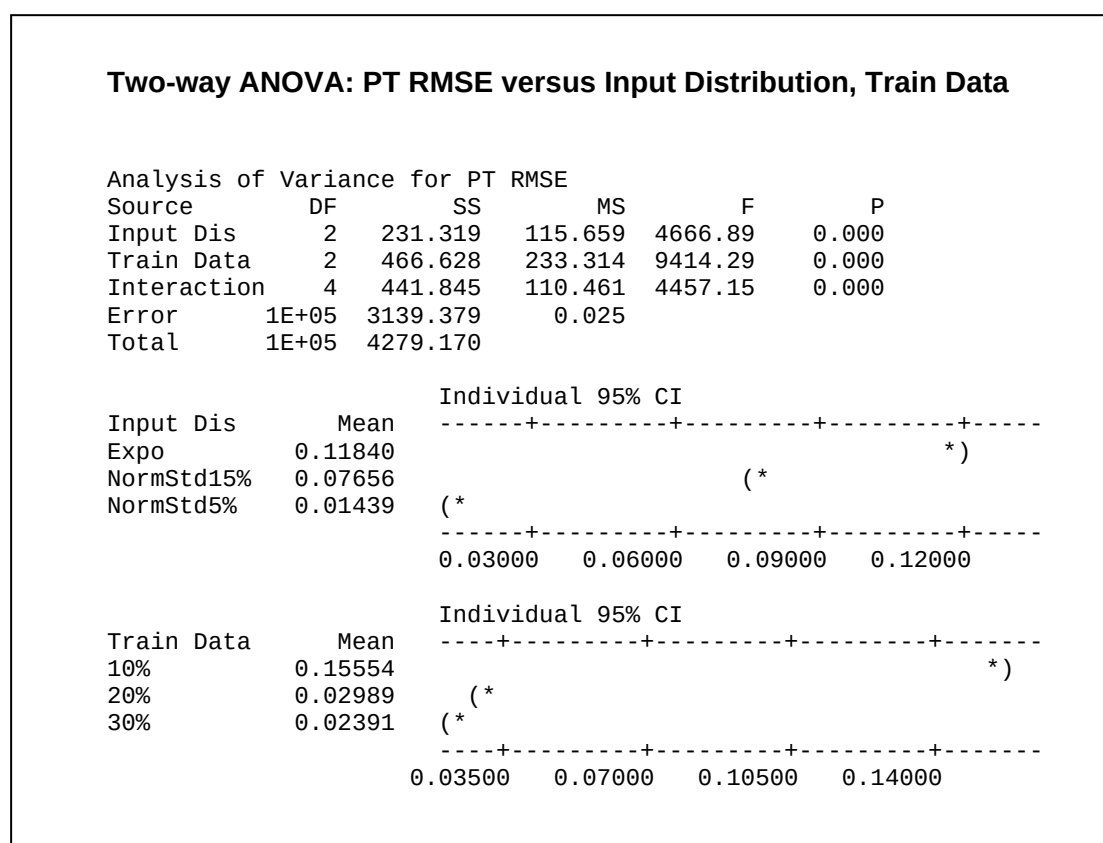
และใกล้เคียงกับขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอน 20 % สำหรับขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอน 10 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ยมีค่ามากที่สุด



ภาพที่ 57 กราฟอันตรกิริยาแบบสองปัจจัย (Interaction Plot) ในการวิเคราะห์ความแปรปรวนค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ย

ลักษณะของกราฟอันตรกิริยาแบบสองปัจจัยดังภาพที่ 57 แสดงให้เห็นถึงการมีอันตรกิริยา (Interaction) ซึ่งกันและกันระหว่างปัจจัยทั้งสองเช่นเดียวกับการวิเคราะห์ความแปรปรวนดังภาพที่ 56 ซึ่งจะเห็นได้ว่าระดับปัจจัยที่มีส่วนทำให้แนวโน้มของค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ยสำหรับชุดข้อมูลในการทดสอบมีค่าน้อยที่สุดคือ การแจกแจงของตัวแปรอินพุทแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอน 30 %

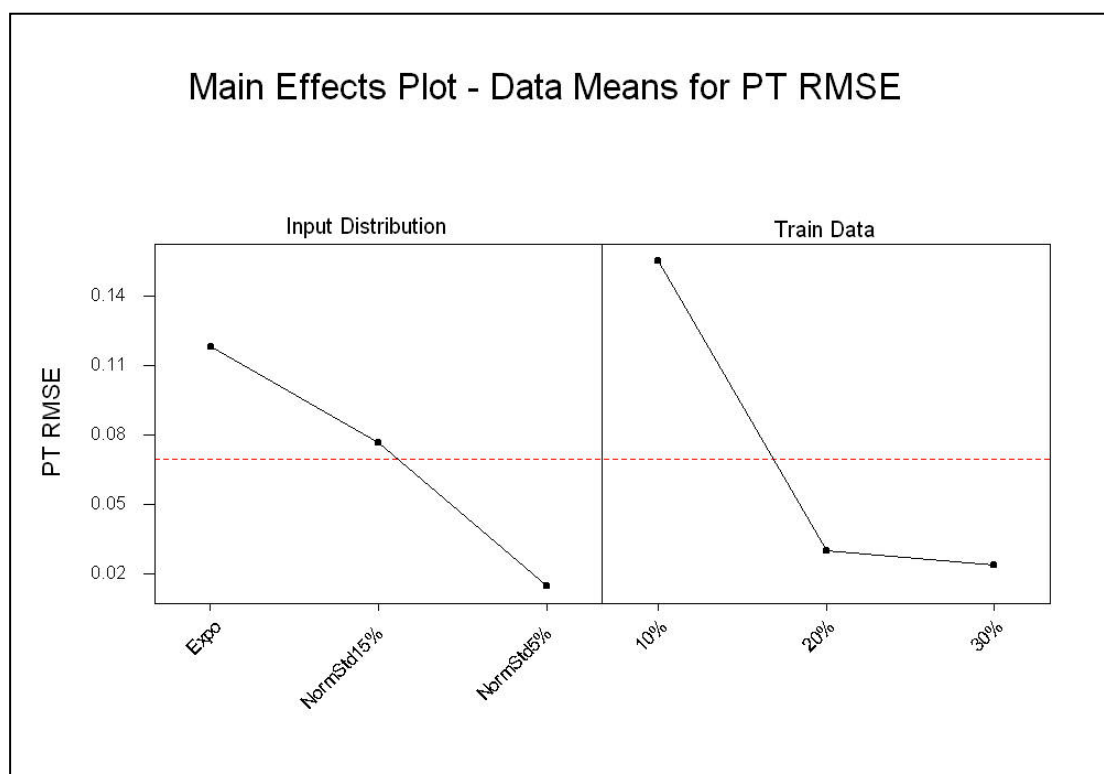
2.1.4 การวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบ 2 ปัจจัยที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ของค่า RMSE ของพยากรณ์ค่า Cycle Time เหล่านี้จะแสดงดังภาพที่ 58 และการตรวจสอบความเพียงพอของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) ของการวิเคราะห์ความแปรปรวนนี้จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข40



ภาพที่ 58 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Cycle Time เหล่านี้

จากผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบ 2 ปัจจัยของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Cycle Time เหล่านี้ที่แสดงดังภาพที่ 58 เมื่อพิจารณาที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่าค่า P-value ของปัจจัยทั้งสองมีค่าน้อยกว่า 0.05 ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าปัจจัยทั้งสองคือ ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายและการแจกแจงของตัวแปรอินพุตในการสร้างโครงข่ายมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Cycle Time เหล่านี้อย่างมีนัยสำคัญ และอันตรกิริยา (Interaction) ของทั้งสองปัจจัยมีค่า P-value น้อยกว่า 0.05 ซึ่งแสดงว่าอันตรกิริยาของปัจจัยทั้งสองมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Cycle Time เหล่านี้อย่างมีนัยสำคัญ จากการวิเคราะห์ความแปรปรวนสามารถ

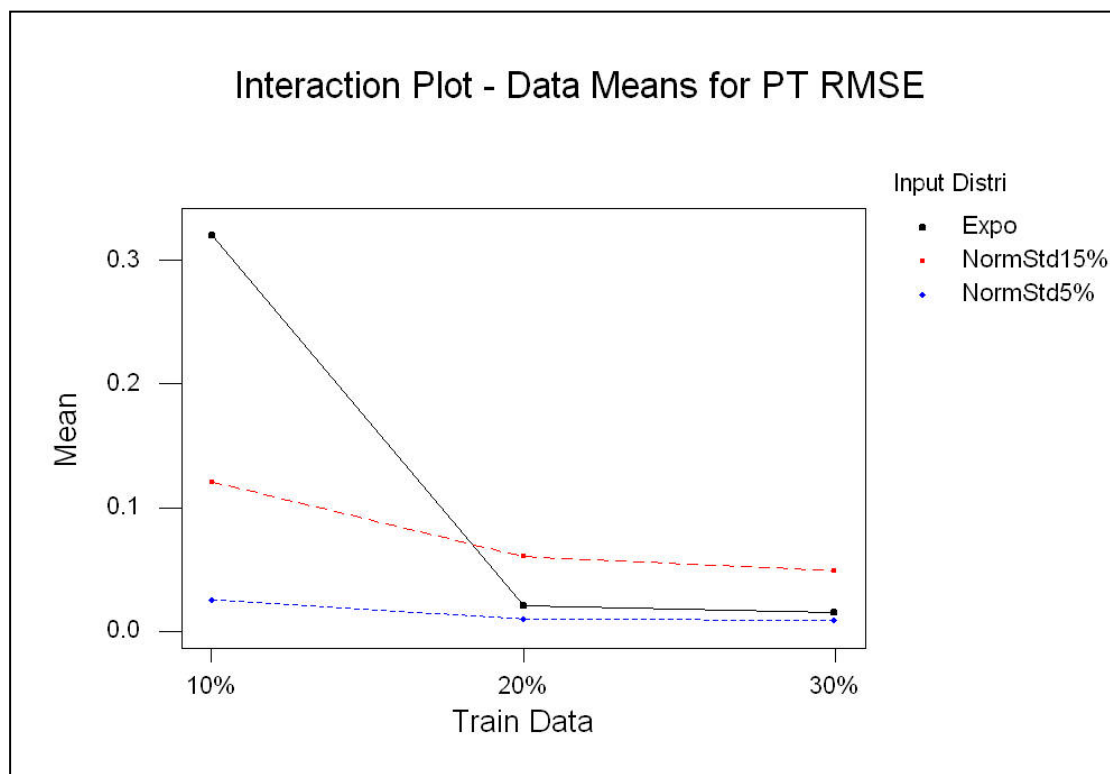
แสดงกราฟปัจจัยหลัก (Main Effect Plot) และกราฟอันตรกิริยาแบบสองปัจจัย (Interaction Plot) ดังภาพที่ 59 และ 60 ตามลำดับ



ภาพที่ 59 กราฟปัจจัยหลัก (Main Effect Plot) ในการวิเคราะห์ความแปรปรวนค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ย

ลักษณะของกราฟปัจจัยหลักดังภาพที่ 59 แสดงถึงแนวโน้มของค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยสำหรับชุดข้อมูลที่นำมาทดสอบ พบว่าปัจจัยการแจกแจงของตัวแปรอินพุตมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยคือ การแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยมีค่าน้อยที่สุดและการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลมีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยมีค่ามากที่สุด และปัจจัยขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยคือ ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอน 30 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยมีค่าน้อยที่สุดและใกล้เคียงกับขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการ

ฝึกสอน 20 % สำหรับขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอน 10 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยมีค่ามากที่สุด



ภาพที่ 60 กราฟอันตรกิริยาแบบสองปัจจัย (Interaction Plot) ในการวิเคราะห์ความแปรปรวนค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ย

ลักษณะของกราฟอันตรกิริยาแบบสองปัจจัยดังภาพที่ 60 แสดงให้เห็นถึงการมีอันตรกิริยา (Interaction) ซึ่งกันและกันระหว่างปัจจัยทั้งสองเช่นเดียวกับการวิเคราะห์ความแปรปรวนดังภาพที่ 68 ซึ่งจะเห็นได้ว่าระดับปัจจัยที่มีส่วนทำให้แนวโน้มของค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยสำหรับชุดข้อมูลในการทดสอบมีค่าน้อยที่สุดคือ การแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอน 30 %

2.2 ศึกษาผลกระทบต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่เกิดจากขนาดของตัวแปรอินพุต

ในการศึกษาผลกระทบที่เกิดจากขนาดของตัวแปรอินพุต จะทำการศึกษาโดยการทดลองเปลี่ยนแปลงขนาดของตัวแปรอินพุตทั้งหมด 2 ขนาด ได้แก่ ขนาดของตัวแปรอินพุต 13 ตัวแปรและขนาดของตัวแปรอินพุต 16 ตัวแปร ซึ่งขนาดตัวแปรอินพุต 13 ตัวแปรมาจากแบบจำลองสถานการณ์ของระบบการผลิตที่มี 3 สถานการณ์ และขนาดตัวแปรอินพุต 16 ตัวแปรมาจากแบบจำลองสถานการณ์ของระบบการผลิตที่มี 4 สถานการณ์ และกำหนดให้ปัจจัยอื่นคงที่ คือ ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอนเท่ากับ 30 % ของค่าคำตอบที่เป็นไปได้ และการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % จากนั้นจะใช้วิธีการวิเคราะห์ความแปรปรวน (Analysis of Variance: ANOVA) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ของรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Square Error: RMSE) ระหว่างค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและค่าที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ ซึ่งสมมติฐานคือ

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2$$

$$H_1 : \mu_1 \neq \mu_2$$

เมื่อ μ_1 และ μ_2 คือ ค่า RMSE เฉลี่ยระหว่างค่าที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีตัวแปรอินพุตเท่ากับ 13 และ 16 ตัวแปรตามลำดับ

2.2.1 การวิเคราะห์ความแปรปรวนที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ของค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เฉลี่ย จะแสดงดังภาพที่ 61 และการตรวจสอบความเพียงพอของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) ของการวิเคราะห์ความแปรปรวนนี้จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข41

One-way ANOVA: WIP RMSE versus No.of Input parameter

Analysis of Variance for WIP RMSE

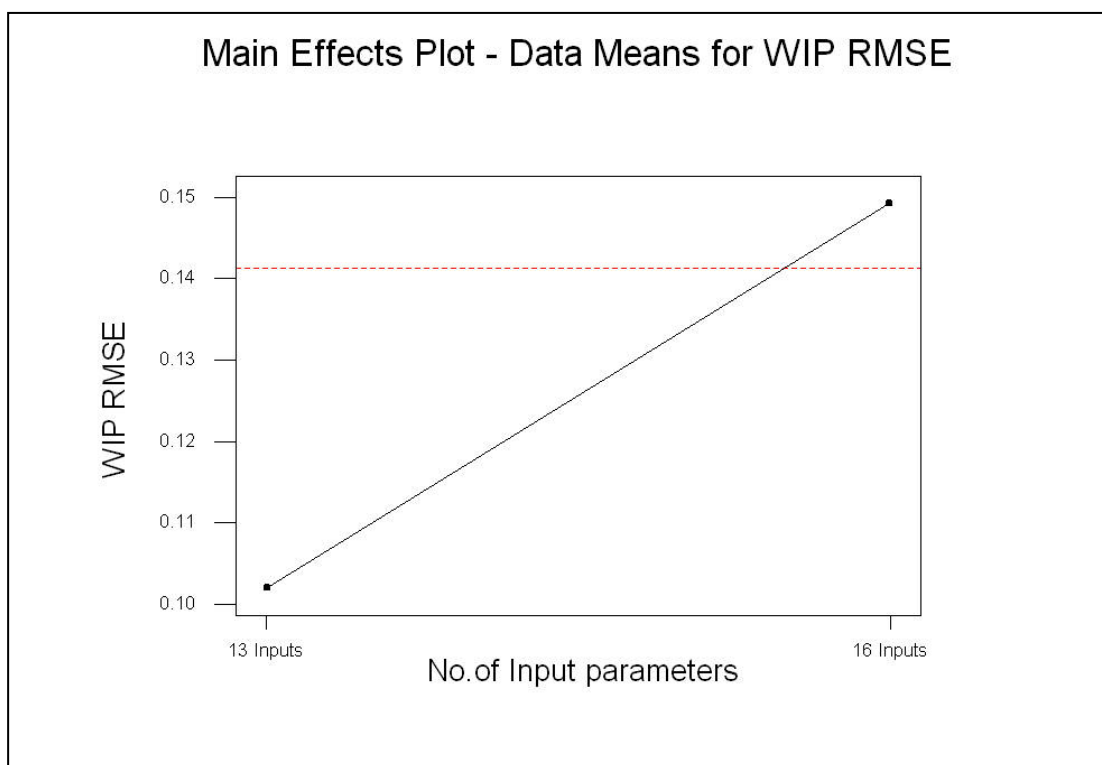
Source	DF	SS	MS	F	P
No.of Input	1	26.174	26.174	1470.47	0.000
Error	267442	1473.596	0.018		
Total	267443	1499.770			

Individual 95% CIs For Mean
Based on Pooled StDev

Level	N	Mean	StDev	
13 Input	14076	0.1020	0.0956	(*)
16 Input	253368	0.1493	0.1399	(*)
Pooled StDev =		0.1334		

ภาพที่ 61 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า WIP เหล็กของโครงข่ายที่มีขนาดของตัวแปรอินพุตเท่ากับ 13 และ 16 ตัวแปร

จากผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า WIP เหล็กที่แสดงดังภาพที่ 61 เมื่อพิจารณาที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่าค่า P-value ของปัจจัยทั้งสองมีค่าน้อยกว่า 0.05 ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าปัจจัยขนาดตัวแปรอินพุตในการสร้างโครงข่ายมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เหล็กอย่างมีนัยสำคัญ จากการวิเคราะห์ความแปรปรวนสามารถแสดงกราฟปัจจัยหลัก (Main Effect Plot) ดังภาพที่ 62



ภาพที่ 62 กราฟปัจจัยหลัก (Main Effect Plot) ในการวิเคราะห์ความแปรปรวนค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เหล็ก

ลักษณะของกราฟปัจจัยหลักดังภาพที่ 62 แสดงถึงแนวโน้มของค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เหล็กสำหรับชุดข้อมูลที่น่ามาทดสอบ พบว่าปัจจัยขนาดของตัวแปรอินพุตมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เหล็กคือ โครงข่ายที่มีตัวแปรอินพุตขนาด 13 ตัวแปรมีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า WIP เหล็กมีค่าน้อยกว่าโครงข่ายที่มีตัวแปรอินพุตขนาด 16 ตัวแปร

2.2.2 การวิเคราะห์ความแปรปรวนที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ของค่า RMSE ของพยากรณ์ค่า Sale เหล็กจะแสดงดังภาพที่ 63 และการตรวจสอบความเพียงพอของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) ของการวิเคราะห์ความแปรปรวนนี้จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข42

One-way ANOVA: Sale RMSE versus No. of Input

Analysis of Variance for Sale RMS

Source	DF	SS	MS	F	P
No. of Input	1	151.35	151.35	174.02	0.000
Error	267442	71999.51	0.87		
Total	267443	72150.86			

Individual 95% CIs For Mean
Based on Pooled StDev

Level	N	Mean	StDev	
13 Input	14076	1.2310	1.1142	(---*---)
16 Input	253368	1.3448	0.8908	(- *-)
Pooled StDev = 0.9326				1.240 1.280 1.320

ภาพที่ 63 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ย

จากผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยที่แสดงดังภาพที่ 63 เมื่อพิจารณาที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่าค่า P-value ของปัจจัยทั้งสองมีค่าน้อยกว่า 0.05 ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าปัจจัยขนาดตัวแปรอินพุตในการสร้างโครงข่ายมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยอย่างมีนัยสำคัญ จากการวิเคราะห์ความแปรปรวนสามารถแสดงกราฟปัจจัยหลัก (Main Effect Plot) ดังภาพที่ 63



ภาพที่ 64 กราฟปัจจัยหลัก (Main Effect Plot) ในการวิเคราะห์ความแปรปรวนค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ย

ลักษณะของกราฟปัจจัยหลักดังภาพที่ 64 แสดงถึงแนวโน้มของค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยสำหรับชุดข้อมูลที่น่ามาทดสอบ พบว่าปัจจัยขนาดของตัวแปรอินพุตมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยคือ โครงข่ายที่มีตัวแปรอินพุตขนาด 13 ตัวแปร มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ยมีค่าน้อยกว่าโครงข่ายที่มีตัวแปรอินพุตขนาด 16 ตัวแปร

2.2.3 การวิเคราะห์ความแปรปรวนที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ของค่า RMSE ของพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ยจะแสดงดังภาพที่ 65 และการตรวจสอบความเพียงพอของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) ของการวิเคราะห์ความแปรปรวนนี้จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข43

One-way ANOVA: Lost Sale RMSE versus No.of Input parameter

Analysis of Variance for Lost Sale

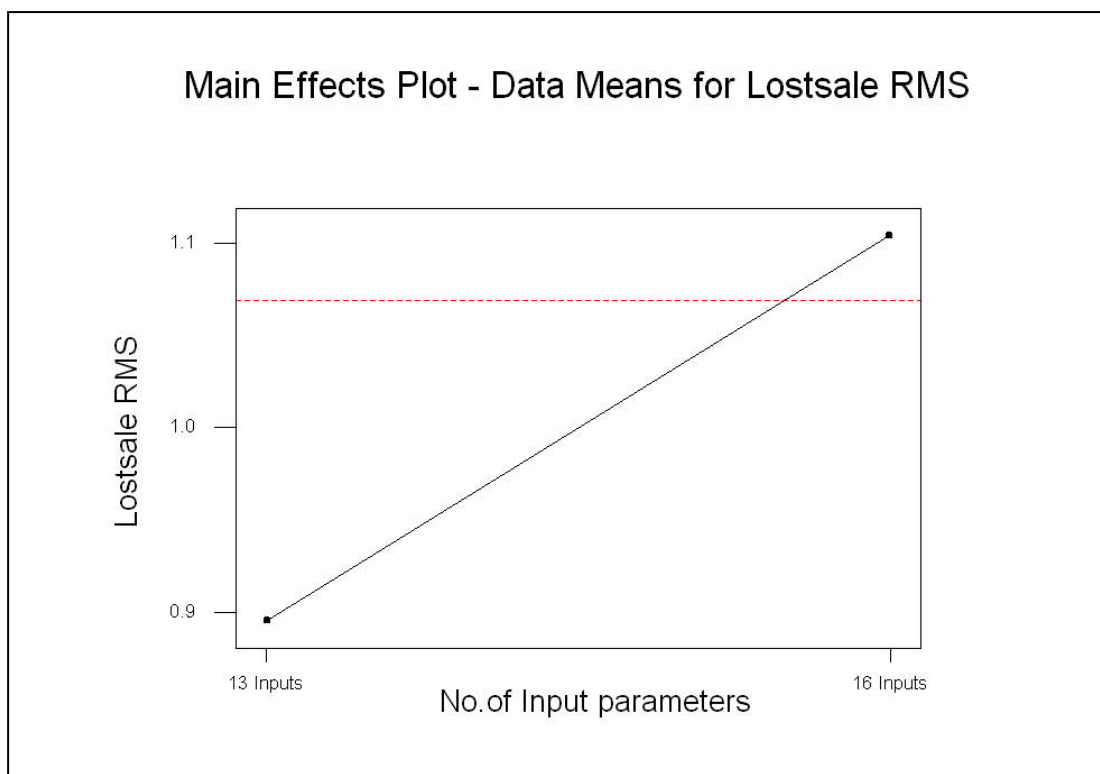
Source	DF	SS	MS	F	P
No. of Input	1	510.49	510.49	757.18	0.000
Error	267442	55814.54	0.67		
Total	267443	56325.03			

Individual 95% CIs For Mean
Based on Pooled StDev

Level	N	Mean	StDev	
13 Input	14076	0.8952	0.8913	(- * -)
16 Input	253368	1.1042	0.8060	(*)
Pooled StDev = 0.8211				0.910 0.980 1.050 1.120

ภาพที่ 65 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ย

จากผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ย ที่แสดงดังภาพที่ 65 เมื่อพิจารณาที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่าค่า P-value ของปัจจัยทั้งสองมีค่าน้อยกว่า 0.05 ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าปัจจัยขนาดตัวแปรอินพุตในการสร้างโครงข่ายมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ยอย่างมีนัยสำคัญ จากการวิเคราะห์ความแปรปรวนสามารถแสดงกราฟปัจจัยหลัก (Main Effect Plot) ดังภาพที่ 70



ภาพที่ 66 กราฟปัจจัยหลัก (Main Effect Plot) ในการวิเคราะห์ความแปรปรวนค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ย

ลักษณะของกราฟปัจจัยหลักดังภาพที่ 66 แสดงถึงแนวโน้มของค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ยสำหรับชุดข้อมูลที่นำมาทดสอบ พบว่าปัจจัยขนาดของตัวแปรอินพุตมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ยคือ โครงข่ายที่มีตัวแปรอินพุตขนาด 13 ตัวแปรมีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ยมีค่าน้อยกว่าโครงข่ายที่มีตัวแปรอินพุตขนาด 16 ตัวแปร

2.2.4 การวิเคราะห์ความแปรปรวนที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ของค่า RMSE ของพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยจะแสดงดังภาพที่ 67 และการตรวจสอบความเพียงพอของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking) ของการวิเคราะห์ความแปรปรวนนี้จะแสดงดังภาพผนวกที่ ข44

One-way ANOVA: PT RMSE versus No.of input

Analysis of Variance for PT RMSE

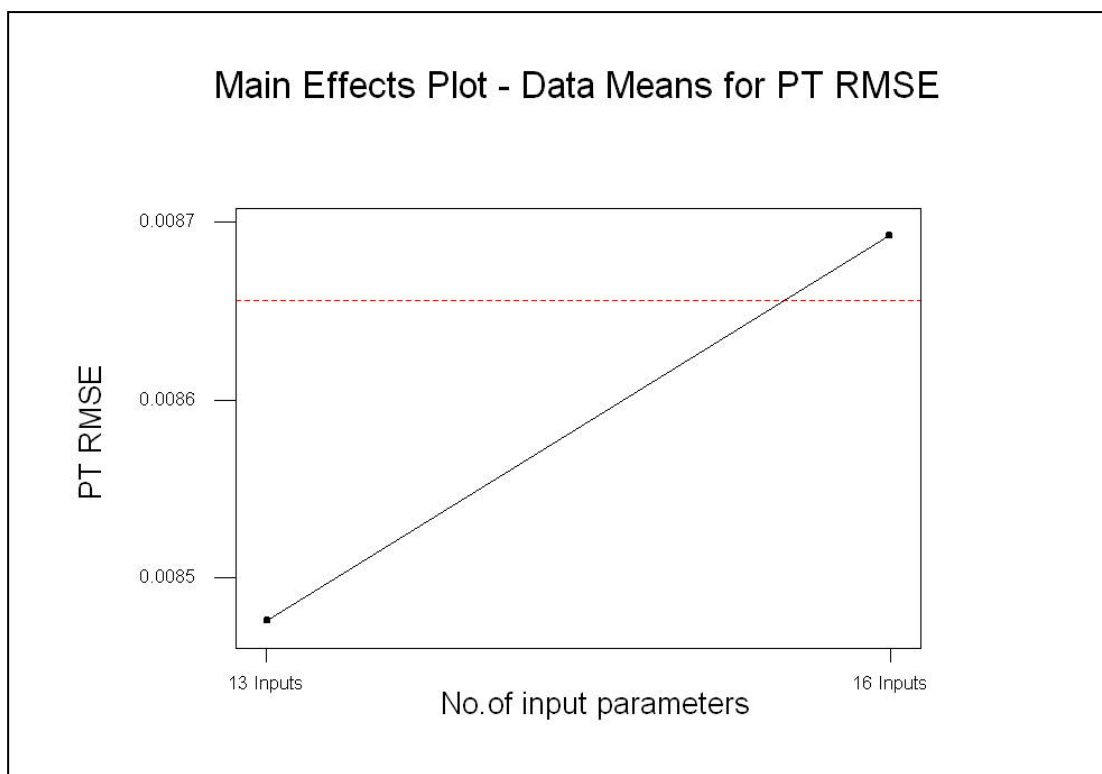
Source	DF	SS	MS	F	P
No.of input	1	0.000551	0.000551	7.96	0.005
Error	267442	5.732315	0.000069		
Total	267443	5.732866			

Individual 95% CIs For Mean
Based on Pooled StDev

Level	N	Mean	StDev	
13 Input	14076	0.008476	0.007028	(-----*-----)
16 Input	253368	0.008693	0.008562	(-----*-----)
Pooled StDev = 0.008321				0.00840 0.00852 0.00864
0.00876				

ภาพที่ 67 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ย

จากผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยที่แสดงดังภาพที่ 67 เมื่อพิจารณาที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่าค่า P-value ของปัจจัยทั้งสองมีค่าน้อยกว่า 0.05 ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าปัจจัยขนาดตัวแปรอินพุตในการสร้างโครงข่ายมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยอย่างมีนัยสำคัญ จากการวิเคราะห์ความแปรปรวนสามารถแสดงกราฟปัจจัยหลัก (Main Effect Plot) ดังภาพที่ 68



ภาพที่ 68 กราฟปัจจัยหลัก (Main Effect Plot) ในการวิเคราะห์ความแปรปรวนค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ย

ลักษณะของกราฟปัจจัยหลักดังภาพที่ 68 แสดงถึงแนวโน้มของค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยสำหรับชุดข้อมูลที่นำมาทดสอบ พบว่าปัจจัยขนาดของตัวแปรอินพุตมีผลต่อค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยคือ โครงข่ายที่มีตัวแปรอินพุตขนาด 13 ตัวแปรมีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ยมีค่าน้อยกว่าโครงข่ายที่มีตัวแปรอินพุตขนาด 16 ตัวแปร

3. การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาขึ้นในการหาขนาดคัมบังที่เหมาะสมกับระบบควบคุมการผลิตแบบดั้ง

ในการหาขนาดคัมบังที่เหมาะสมจะใช้ผลการดำเนินงานที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีแนวโน้มของค่าความคลาดเคลื่อน RMSE ต่ำที่สุดในแต่ละประเภทของโครงข่ายที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตที่แตกต่างกัน โดยจะยกตัวอย่างของโครงข่ายที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 %

สำหรับการพยากรณ์ผลการดำเนินงานเพื่อหาขนาดคัมบังที่เหมาะสมด้วยโครงข่ายที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % โครงข่ายที่ให้ค่า RMSE ต่ำที่สุดคือ โครงข่ายที่มีขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอน 30 % ซึ่งจะใช้โครงข่ายนี้ในการพยากรณ์ผลการดำเนินงานเพื่อหาขนาดคัมบังที่เหมาะสม ในการทดลองหาขนาดคัมบังที่เหมาะสมจะกำหนดค่าของตัวแปรอินพุตดังนี้ เวลาเฉลี่ยในการผลิตของสถานีงานที่ 1, 2 และ 3 เท่ากับ 1, 0.5 และ 0.6 ชั่วโมงตามลำดับ ช่วงเวลาเฉลี่ยของความต้องการการผลิตเท่ากับ 0.9 ชั่วโมง/ครั้ง เวลาเฉลี่ยที่ระบบการผลิตหยุดชะงักเท่ากับ 1 ชั่วโมง/ครั้ง ค่าความเชื่อมั่นของระบบการผลิตเท่ากับ 0.8 ดังนั้นจะได้คำตอบที่เป็นไปได้และผลการดำเนินงานที่ได้จากการพยากรณ์ดังตารางที่ 13 และจะนำคำตอบที่เหมาะสมที่สุดที่ได้มาเปรียบเทียบกับหาคำตอบที่เหมาะสมโดยการสร้างแบบจำลองสถานการณ์แสดงดังตารางที่ 14

ตารางที่ 13 ขนาดคัมบังที่เป็นไปได้และผลการดำเนินงานที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5%

คำตอบ ที่	ขนาดคัมบังหลังสถานีงานที่			WIP	Sale	Lost Sale	Cycle Time
	1	2	3				
1	1	2	2	4.969	103.448	8.716	0.982
2	1	2	3	5.974	103.830	8.025	0.975
3	1	2	4	6.980	104.155	7.354	0.969
4	1	3	2	5.994	103.987	7.898	0.975
5	1	3	3	6.998	104.302	7.224	0.968
6	1	3	4	8.004	104.757	6.572	0.963
7	1	4	2	6.939	104.442	7.447	0.968
8	1	4	3	7.951	104.888	6.788	0.962
9	1	4	4	8.983	105.141	6.148	0.958
10	2	2	2	5.981	103.946	8.034	0.973
11	2	2	3	6.994	104.246	7.362	0.966
12	2	2	4	8.010	104.512	6.710	0.961
13	2	3	2	7.031	104.385	7.232	0.966
14	2	3	3	8.044	104.644	6.579	0.960
15	2	3	4	9.058	104.902	5.952	0.955
16	2	4	2	7.969	104.776	6.793	0.959
17	2	4	3	8.971	105.045	6.152	0.954
18	2	4	4	9.985	105.521	5.530	0.951
19	3	2	2	6.963	104.306	7.360	0.966
20	3	2	3	7.983	104.562	6.706	0.960
21	3	2	4	9.006	104.830	6.073	0.956
22	3	3	2	7.870	104.757	6.577	0.959
23	3	3	3	8.887	104.983	5.951	0.955
24	3	3	4	9.908	105.297	5.356	0.951
25	3	4	2	8.837	105.196	6.147	0.954
26	3	4	3	9.843	105.470	5.523	0.951
27	3	4	4	10.862	105.822	4.919	0.949

ตารางที่ 14 ขนาดคัมบังที่เป็นไปได้และผลการดำเนินงานที่ได้จากการสร้างแบบจำลอง
สถานการณ์

คำตอบ ที่	ขนาดคัมบังหลังสถานการณ์ที่			WIP	Sale	Lost Sale	Cycle Time
	1	2	3				
1	1	2	2	4.9919	102.6000	9.1000	0.9748
2	1	2	3	6.0000	103.8000	7.9000	0.9635
3	1	2	4	6.9978	105.2000	6.7000	0.9506
4	1	3	2	6.0000	104.1000	7.6000	0.9607
5	1	3	3	6.9980	105.1000	6.5000	0.9515
6	1	3	4	7.9885	105.8000	5.8000	0.9452
7	1	4	2	6.9958	104.8000	7.0000	0.9542
8	1	4	3	7.9974	105.6000	6.0000	0.9470
9	1	4	4	8.9981	106.8000	4.8000	0.9365
10	2	2	2	5.9997	104.0000	7.5000	0.9616
11	2	2	3	6.9982	105.0000	6.5000	0.9524
12	2	2	4	7.9904	106.0000	5.6000	0.9434
13	2	3	2	6.9957	105.0000	7.0000	0.9524
14	2	3	3	7.9964	105.9000	5.8000	0.9443
15	2	3	4	9.0000	107.1000	4.5000	0.9338
16	2	4	2	7.9992	106.0000	5.5000	0.9434
17	2	4	3	8.9960	107.2000	4.3000	0.9329
18	2	4	4	10.0000	107.7000	3.9000	0.9285
19	3	2	2	6.9985	105.0000	7.0000	0.9524
20	3	2	3	7.9951	105.6000	6.0000	0.9470
21	3	2	4	8.9901	107.0000	4.6000	0.9346
22	3	3	2	7.9997	105.8000	6.0000	0.9452
23	3	3	3	8.9953	106.9000	4.8000	0.9357
24	3	3	4	9.9909	107.6000	4.1000	0.9295
25	3	4	2	8.9999	106.4000	5.3000	0.9400
26	3	4	3	9.9996	107.9000	3.9000	0.9268
27	3	4	4	10.9992	108.9000	3.0000	0.9183

สรุปและข้อเสนอแนะ

สรุป

จากการหาความสัมพันธ์ของผลการดำเนินงานที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและแบบจำลองสถานการณ์ เพื่อศึกษาความเป็นไปได้ในการใช้โครงข่ายประสาทเทียมพยากรณ์ค่าผลการดำเนินงานของระบบควบคุมการผลิตแบบดั้งแทนการสร้างแบบจำลองสถานการณ์ พบว่าผลการดำเนินงานที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (x) มีความสัมพันธ์กับผลการดำเนินงานที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์อย่างมีนัยสำคัญ (ระดับนัยสำคัญ 0.05) และผลการดำเนินงานที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (x) สามารถใช้พยากรณ์ค่าดำเนินงานที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ (y) โดยให้ค่าความถูกต้องในการพยากรณ์ (R_{adj}^2) และสมการความสัมพันธ์ ดังนี้

สำหรับการพยากรณ์ค่างานระหว่างกระบวนการผลิต (WIP) เฉลี่ยแสดงดังตารางที่ 15 สำหรับการพยากรณ์จำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Sale) แสดงดังตารางที่ 16 สำหรับการพยากรณ์จำนวนครั้งเฉลี่ยที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Lost Sale) แสดงดังตารางที่ 17 และสำหรับการพยากรณ์ค่าเฉลี่ยของรอบระยะเวลาการผลิต (Cycle Time) แสดงดังตารางที่ 18

ตารางที่ 15 สมการความสัมพันธ์และความถูกต้องในการพยากรณ์ (R_{adj}^2) สำหรับการพยากรณ์ค่า
WIP เฉลี่ย

Input Distribution & Train Data	สมการความสัมพันธ์	R_{adj}^2
Normal Std. 5% & Train Data 10%	$y = 0.0373866 + 0.994417(x)$	98.6 %
Normal Std. 5% & Train Data 20%	$y = -0.0004716 + 0.997689(x)$	98.6 %
Normal Std. 5% & Train Data 30%	$y = -0.00027264 + 0.999989(x)$	99.4 %
Normal Std. 15% & Train Data 10%	$y = 0.959055 + 0.863987(x)$	76.6 %
Normal Std. 15% & Train Data 20%	$y = 0.953879 + 0.85268(x)$	76.6 %
Normal Std. 15% & Train Data 30%	$y = 0.959055 + 0.863987(x)$	76.6 %
Exponential & Train Data 10%	$y = -0.143695 + 1.02933(x)$	98.7 %
Exponential & Train Data 20%	$y = -0.0689890 + 1.01272(x)$	99.2 %
Exponential & Train Data 30%	$y = -0.0265076 + 1.00347(x)$	99.5 %

ตารางที่ 16 สมการความสัมพันธ์และความถูกต้องในการพยากรณ์ (R_{adj}^2) สำหรับการพยากรณ์ค่า
Sale เฉลี่ย

Input Distribution & Train Data	สมการความสัมพันธ์	R_{adj}^2
Normal Std. 5% & Train Data 10%	$y = 6.02654 + 0.959363(x)$	93.5 %
Normal Std. 5% & Train Data 20%	$y = 2.72340 + 0.990368(x)$	96.7 %
Normal Std. 5% & Train Data 30%	$y = 0.0203196 + 0.998900(x)$	99.0 %
Normal Std. 15% & Train Data 10%	$y = 18.4352 + 0.837496(x)$	73.4 %
Normal Std. 15% & Train Data 20%	$y = 13.8260 + 0.878582(x)$	79.6 %
Normal Std. 15% & Train Data 30%	$y = 13.7511 + 0.879358(x)$	79.7 %
Exponential & Train Data 10%	$y = 1.64095 + 0.978928(x)$	97.9 %
Exponential & Train Data 20%	$y = -1.16786 + 1.01195(x)$	98.8 %
Exponential & Train Data 30%	$y = -0.0664090 + 1.00117(x)$	99.1 %

ตารางที่ 17 สมการความสัมพันธ์และความถูกต้องในการพยากรณ์ (R_{adj}^2) สำหรับการพยากรณ์ค่า
Lost Sale เฉลี่ย

Input Distribution & Train Data	สมการความสัมพันธ์	R_{adj}^2
Normal Std. 5% & Train Data 10%	$y = -0.186557 + 0.999387 (x)$	98.8 %
Normal Std. 5% & Train Data 20%	$y = -0.0570736 + 0.996582 (x)$	99.0 %
Normal Std. 5% & Train Data 30%	$y = -0.0613215 + 1.00344 (x)$	99.5 %
Normal Std. 15% & Train Data 10%	$y = 2.80314 + 0.933414 (x)$	70.1 %
Normal Std. 15% & Train Data 20%	$y = 2.9873 + 0.939987 (x)$	71.2 %
Normal Std. 15% & Train Data 30%	$y = 2.25605 + 0.935682 (x)$	71.6 %
Exponential & Train Data 10%	$y = -0.124 + 1.00 (x)$	97.2 %
Exponential & Train Data 20%	$y = -0.123570 + 1.00053 (x)$	97.2 %
Exponential & Train Data 30%	$y = -0.0271301 + 0.999264 (x)$	97.3 %

ตารางที่ 18 สมการความสัมพันธ์และความถูกต้องในการพยากรณ์ (R_{adj}^2) สำหรับการพยากรณ์ค่า
Cycle Time เฉลี่ย

Input Distribution & Train Data	สมการความสัมพันธ์	R_{adj}^2
Normal Std. 5% & Train Data 10%	$y = 0.109283 + 0.864556 (x)$	87.1 %
Normal Std. 5% & Train Data 20%	$y = -0.0081766 + 1.00669 (x)$	98.3 %
Normal Std. 5% & Train Data 30%	$y = 0.0008931 + 1.00029 (x)$	99.0 %
Normal Std. 15% & Train Data 10%	$y = 0.106312 + 0.879742 (x)$	79.7 %
Normal Std. 15% & Train Data 20%	$y = 0.102141 + 0.884601 (x)$	80.0 %
Normal Std. 15% & Train Data 30%	$y = 0.103447 + 0.883067 (x)$	80.4 %
Exponential & Train Data 10%	$y = 0.0645366 + 0.949379 (x)$	94.5 %
Exponential & Train Data 20%	$y = -0.0028969 + 0.995148 (x)$	98.3 %
Exponential & Train Data 30%	$y = -0.0011810 + 1.00254 (x)$	97.3 %

ในการศึกษาปัจจัยที่มีผลกระทบต่อประสิทธิภาพการพยากรณ์ผลการดำเนินงานของระบบควบคุมการผลิตแบบดึงด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ได้ทำการศึกษา 3 ปัจจัยคือ ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำมาใช้ในการฝึกสอน (Train Data) การแจกแจงของตัวแปรอินพุต (Input Distribution) และขนาดของตัวแปรอินพุต จากการศึกษาพบว่า

ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำมาใช้ในการฝึกสอนมีผลกระทบต่อประสิทธิภาพการพยากรณ์ผลการดำเนินงานของระบบควบคุมการผลิตแบบดึงทั้ง 4 ค่าได้แก่ งานระหว่างกระบวนการผลิตเฉลี่ย (WIP) จำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Sale) จำนวนครั้งเฉลี่ยที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Lost Sale) และค่าเฉลี่ยของรอบระยะเวลาการผลิต (Cycle Time) โดยที่ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำมาใช้ฝึกสอนมีขนาดเพิ่มขึ้นจะส่งผลให้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Square Error: RMSE) ระหว่างค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและค่าที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์ลดลง

การแจกแจงของตัวแปรอินพุตในแบบจำลองสถานการณ์มีผลกระทบต่อประสิทธิภาพการพยากรณ์ผลการดำเนินงานของระบบควบคุมการผลิตแบบดึง คือ สำหรับการพยากรณ์ค่างานระหว่างกระบวนการผลิตเฉลี่ย (WIP) การแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลมีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์ต่ำที่สุด สำหรับการพยากรณ์ค่าจำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Sale) การแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์มีค่าต่ำที่สุด สำหรับการพยากรณ์ค่าจำนวนครั้งเฉลี่ยที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Lost Sale) การแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์มีค่าต่ำที่สุด และสำหรับการพยากรณ์ค่าเฉลี่ยของรอบระยะเวลาการผลิต (Cycle Time) การแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่า RMSE ของการพยากรณ์มีค่าต่ำที่สุด

จากการศึกษาการมีอันตรกิริยา (Interaction) ระหว่างปัจจัยทั้งสอง คือ ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำมาใช้ในการฝึกสอนและการแจกแจงของตัวแปรอินพุต พบว่าปัจจัยทั้งสองมีอันตรกิริยาซึ่งกันและกัน คือ สำหรับการพยากรณ์ค่างานระหว่างกระบวนการผลิตเฉลี่ย (WIP) การแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลและขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำมาใช้ในการฝึกสอน 30 %

มีแนวโน้มที่ทำให้ค่าRMSE ของการพยากรณ์ต่ำที่สุด สำหรับการพยากรณ์ค่าจำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Sale) การแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลและขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอน 30 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่าRMSE ของการพยากรณ์มีค่าต่ำที่สุด สำหรับการพยากรณ์ค่าจำนวนครั้งเฉลี่ยที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Lost Sale) การแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอน 30 มีแนวโน้มที่ทำให้ค่าRMSE ของการพยากรณ์มีค่าต่ำที่สุด และสำหรับการพยากรณ์ค่าเฉลี่ยของรอบระยะเวลาการผลิต (Cycle Time) การแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่นำไปใช้ในการฝึกสอน 30 % มีแนวโน้มที่ทำให้ค่าRMSE ของการพยากรณ์มีค่าต่ำที่สุด

ขนาดของตัวแปรอินพุตที่นำมาใช้ในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมมีผลกระทบต่อประสิทธิภาพการพยากรณ์ผลการดำเนินงานของระบบควบคุมการผลิตแบบดั้งทั้ง 4 ค่าได้แก่ งานระหว่างกระบวนการผลิตเฉลี่ย (WIP) จำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Sale) จำนวนครั้งเฉลี่ยที่ไม่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Lost Sale) และค่าเฉลี่ยของรอบระยะเวลาการผลิต (Cycle Time) โดยที่ขนาดของตัวแปรอินพุตมีขนาดเพิ่มขึ้นจะส่งผลให้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Square Error: RMSE) ระหว่างค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและค่าที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์เพิ่มขึ้น

ข้อเสนอแนะ

ในการทำวิจัยครั้งนี้ได้ใช้เวลานานในการเก็บข้อมูลจากการจำลองสถานการณ์ เพื่อที่จะนำข้อมูลมาฝึกสอนและตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียมเนื่องจากมีค่าคำตอบที่เป็นไปได้จำนวนมาก ถ้าปัญหามีขนาดเพิ่มขึ้นก็จะทำให้ค่าคำตอบที่เป็นไปได้ยังเพิ่มขึ้นแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (NP-Hard) จากปัญหาที่เกิดขึ้นดังกล่าวควรทำการศึกษาเพิ่มเติมในการวิจัยในอนาคตเพื่อลดเวลาในการเก็บข้อมูลจากแบบจำลองสถานการณ์

เอกสารและสิ่งอ้างอิง

- บัณฑิต ประดิษฐ์ฐานุวงศ์. 2536. **100** ถามตอบระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี. สมาคมส่งเสริมเทคโนโลยี (ไทย-ญี่ปุ่น), กรุงเทพฯ. แปลจาก Hirano Hiroyuki. **Zaburi Kotaemasu, JIT Donyu 100 no Q&A.** The Nikkan Kogyo Shimbun Ltd., Tokyo.
- หัตถดาว แนนเนียน. 2545. การเปรียบเทียบการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์: กรณีศึกษา อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- วิลาสินี รอดนิ่ม. 2547. การศึกษาเปรียบเทียบระหว่างระบบควบคุมการผลิตแบบผลึกและดิ่ง และกำหนดขนาดคัมบัง ในกระบวนการผลิตฮาร์ดดิสก์โดยใช้วิธีการจำลองสถานการณ์. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- ศุภัทรา ศิริแสง. 2541. การพัฒนาเครื่องมือซอฟต์แวร์ในการจำลองการทำงานของนิวโรลเน็ตเวิร์ค โดยใช้แบบจำลองแบ็กพรอพเพเกชัน. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- 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.
- Bowden, R.O., J. D. Hall and J. M. Usher. 1996. Integration of Evolutionary Programming and Simulation to Optimize a Pull Production System. **Computers & Industrial Engineering.** 31: 217-220.
- Chambers, M. and C.A. Mount-Campbell. 2000. Process Optimization via Neural Network Metamodeling. **Internatuonal Journal of Production Economics.** 79: 93-100

- Chan, F.T.S. 2001. Effect of Kanban Size on Just-in-time Manufacturing Systems. **Journal of Material Processing Technology** 116: 146-160.
- De Matos, G. 1994. **Neural Networks for Forecasting Foreign Exchange Rates**. M.S. thesis, The University of Manitoba, Canada.
- Delurgio, S.A. 1998. **Forecasting Principles and Applications**. The Mc Graw-Hill Companies, Inc., Singapore. 802 p.
- Fukukawa, T. and S.C. Hong. 1993. The Determination of the Optimal Number of Kanbans in a Just-In-Time Production system. **Computers & Industrial Engineering**. 24(4): 551-559.
- Hall, J.D., R.O Bowden and J.M. Usher. 1996. Using Evolution Strategies and Simulation to Optimize a Pull Production System. **Journal of Material Processing Technology**. 61: 47-52.
- Kilmer, R.A. and A.E. Smith. 1993. Using Artificial Neural Networks to Approximate a Discrete Event Stochastic Simulation Model. **Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks**. 3: 631-636
- _____, _____ and L.J. Shuman. 1994. Neural Network as a Metamodeling Techniques for Discrete Event Stochastic Simulation. **Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks**. 4:1141-1146
- Markham, I.S., R.G. Mathieu. and B.A. Wray. 1998. A Rule Induction Approach for Determining the Number of Kanbans in A Just-In-Time Production System. **Computer & Industrial Engineering**. 34: 717-727.

- Panayiotou, C.G. and C.G. Cassandras. 1999. Optimization of kanban-based manufacturing systems. **Automatica**. 35: 1521-1533.
- Raj, K.H., R.S. Sharma, S. Srivastava and C. Patvardhan. 2000. Modeling of Manufacturing Processes with ANNs for Intelligent Manufacturing. **International Journal of Machine Tools and Manufacture**. 40: 851-868
- Saver, M. and M.H. Choueiki. 2000. A Neural Network Procedure for Kanban Allocation in JIT Production Control Systems. **International Journal of Production Research**. 38(14): 3247-3265
- Tsoukalas, L.H. and R.E. Uhrig. 1997. **Fuzzy and Neural Approaches in Engineering**. John Wiley & Sons, Inc., New York
- Von Laszewski, G. 1999. Neural Network for Time Series Forecasting. **CSE 691**, Syracuse University. New York.

ภาคผนวก

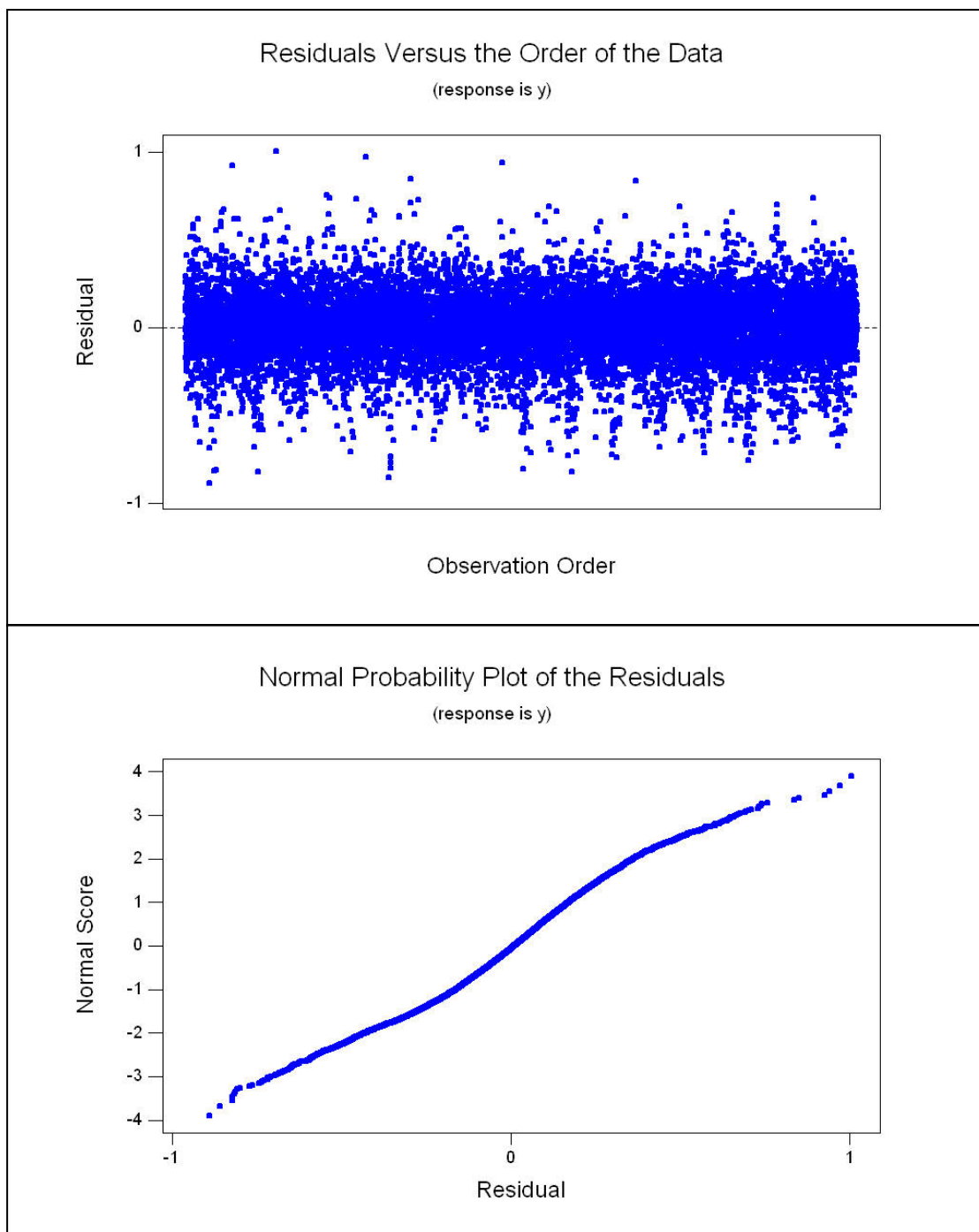
ภาคผนวก ก

การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking)

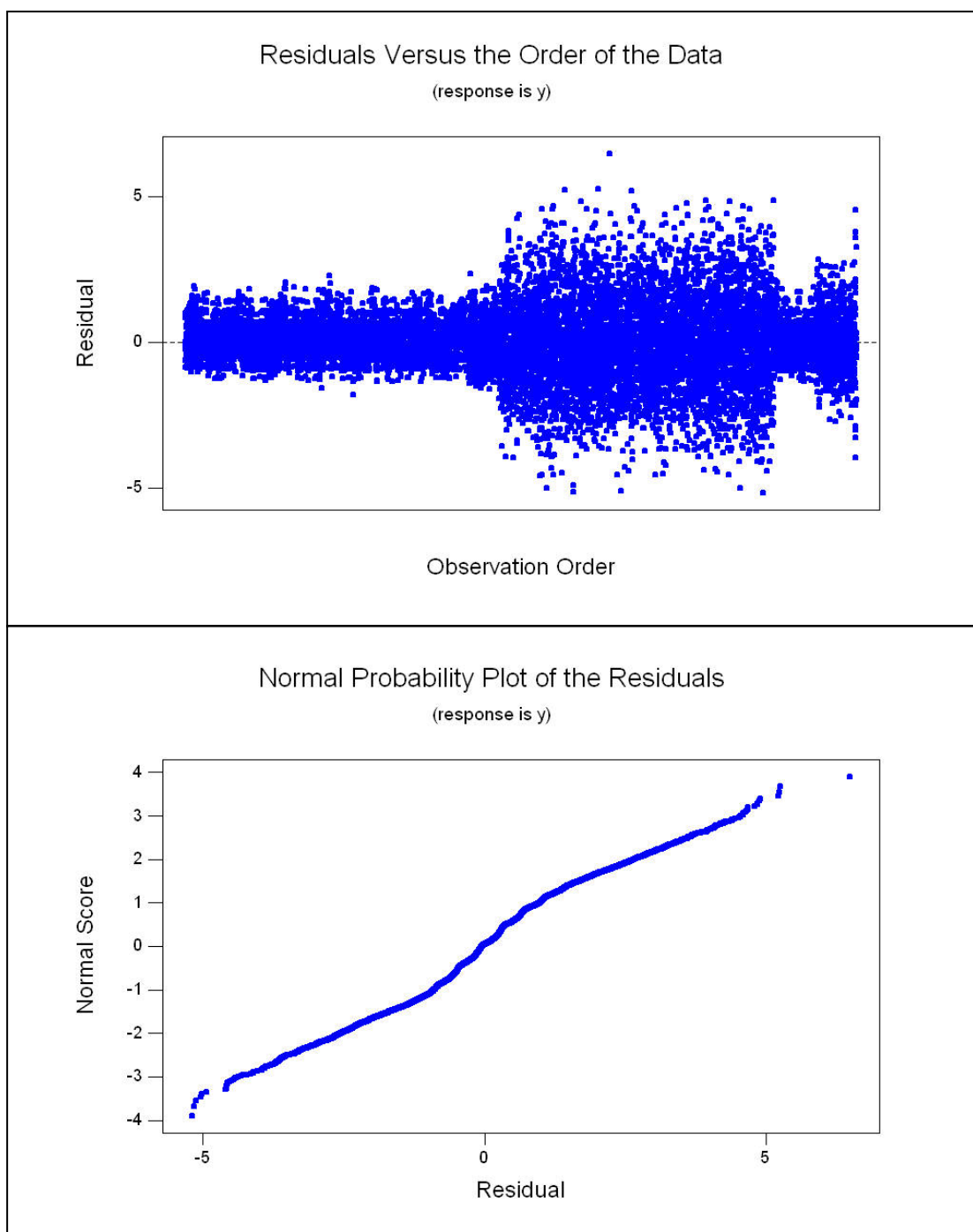
การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง (Model Adequacy Checking)

การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองจะทำการทดสอบ 2 ลักษณะ คือ

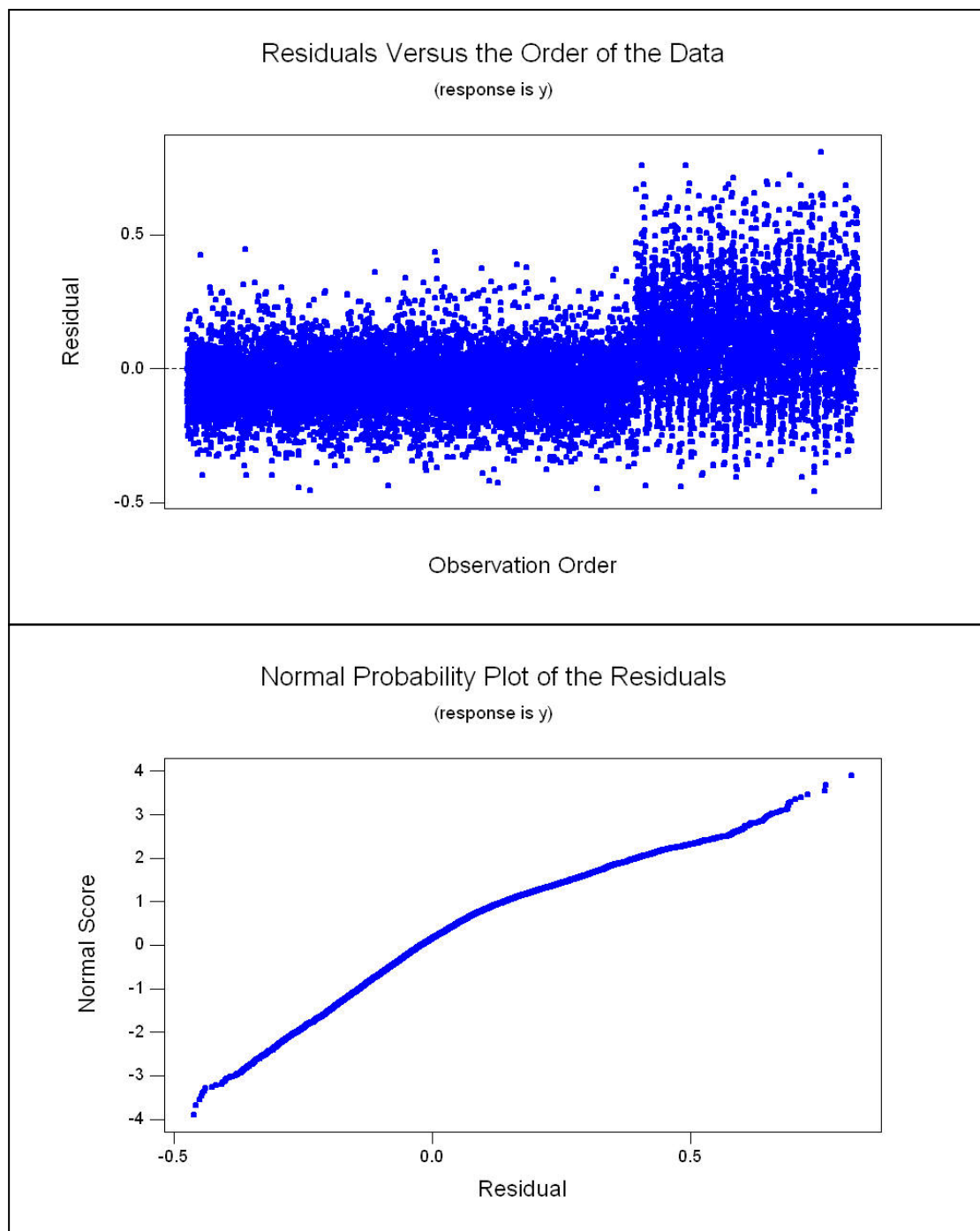
1. ทดสอบสมมติฐานของความเป็นปกติ โดยการสร้าง Normal Probability Plot ของส่วนตกค้าง ซึ่งหากการแจกแจงของความผิดพลาดเป็นแบบปกติ รูปที่พล็อตขึ้นมานี้จะเป็นเส้นตรง
2. ทดสอบสมมติฐานของความเป็นอิสระ เป็นการตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างส่วนตกค้าง โดยการพล็อตส่วนตกค้างตามลำดับเวลา ซึ่งหากไม่มีความสัมพันธ์ระหว่างส่วนตกค้างรูปที่พล็อตขึ้นมานี้จะมีลักษณะการกระจายรอบแกนอย่างสุ่ม



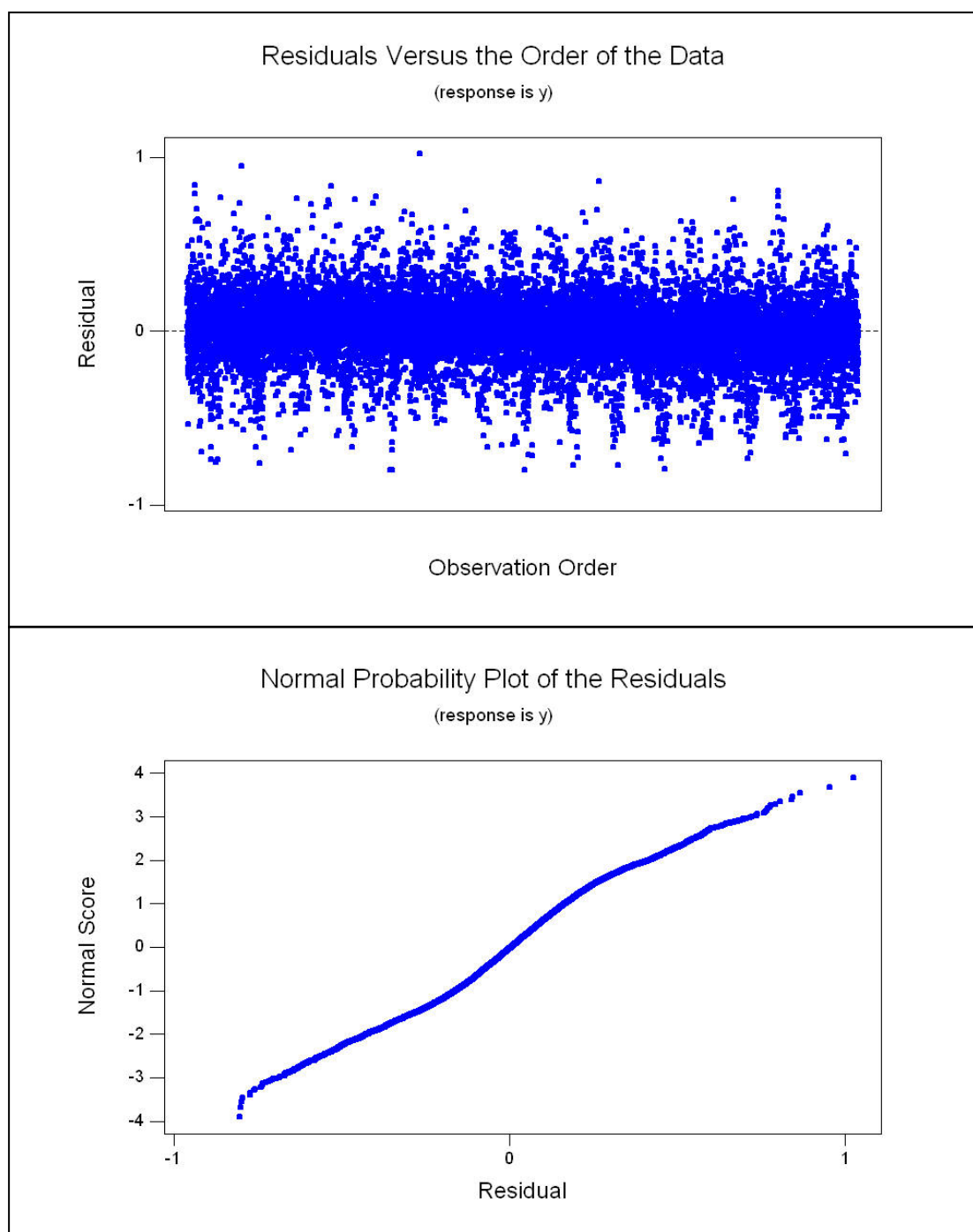
ภาพผนวกที่ ก1 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุต แบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 10%



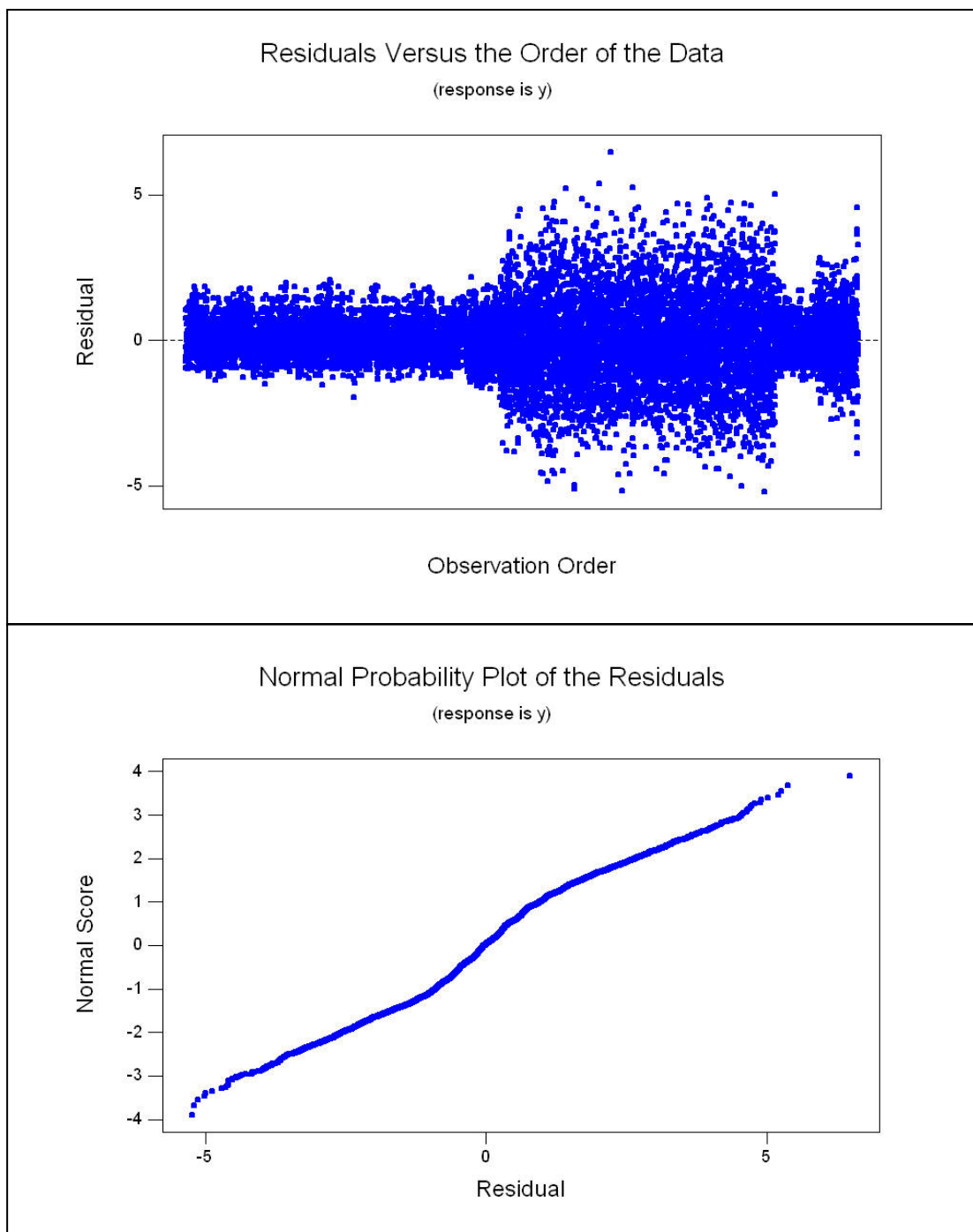
ภาพผนวกที่ ก2 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 10%



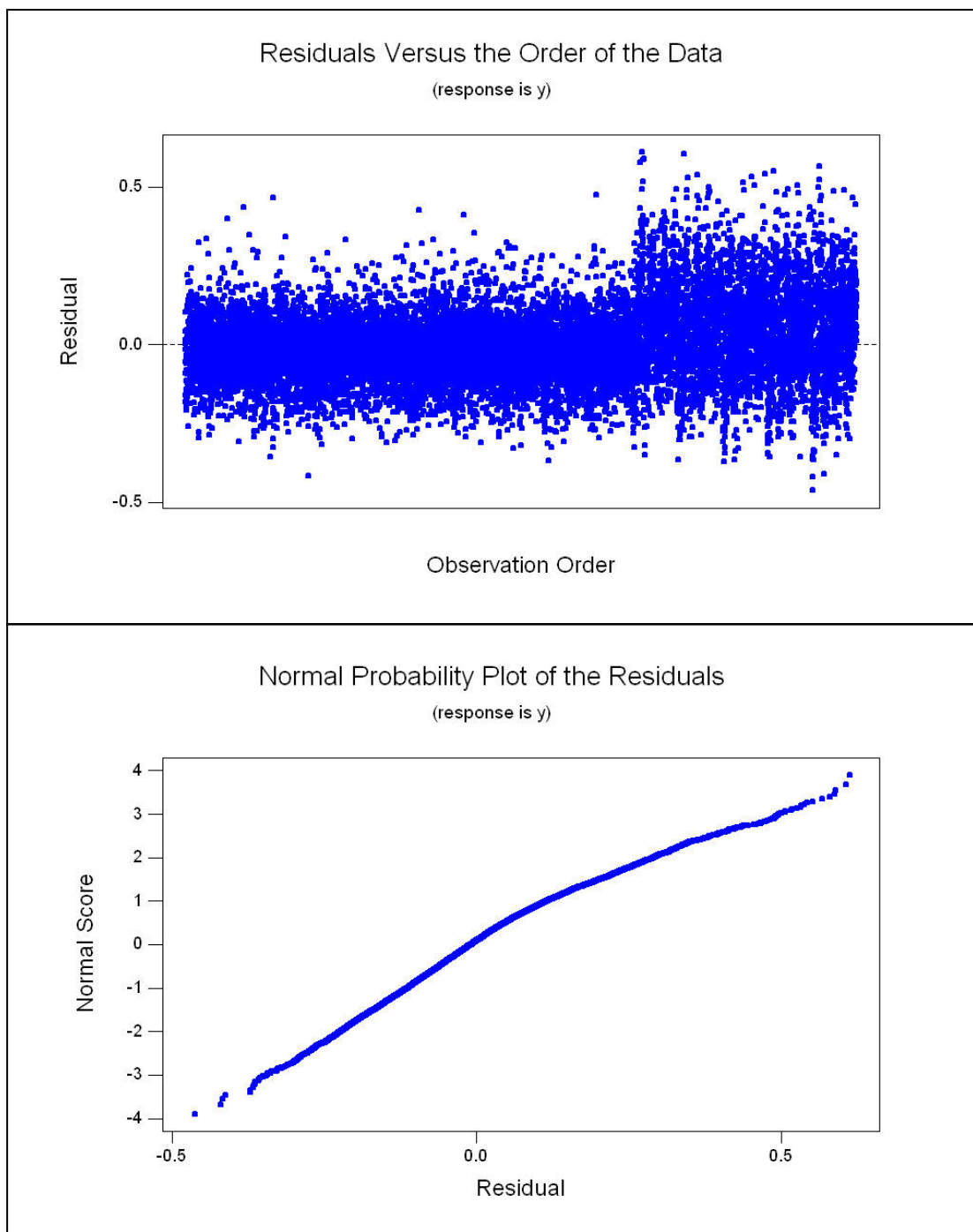
ภาพผนวกที่ ก3 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 10%



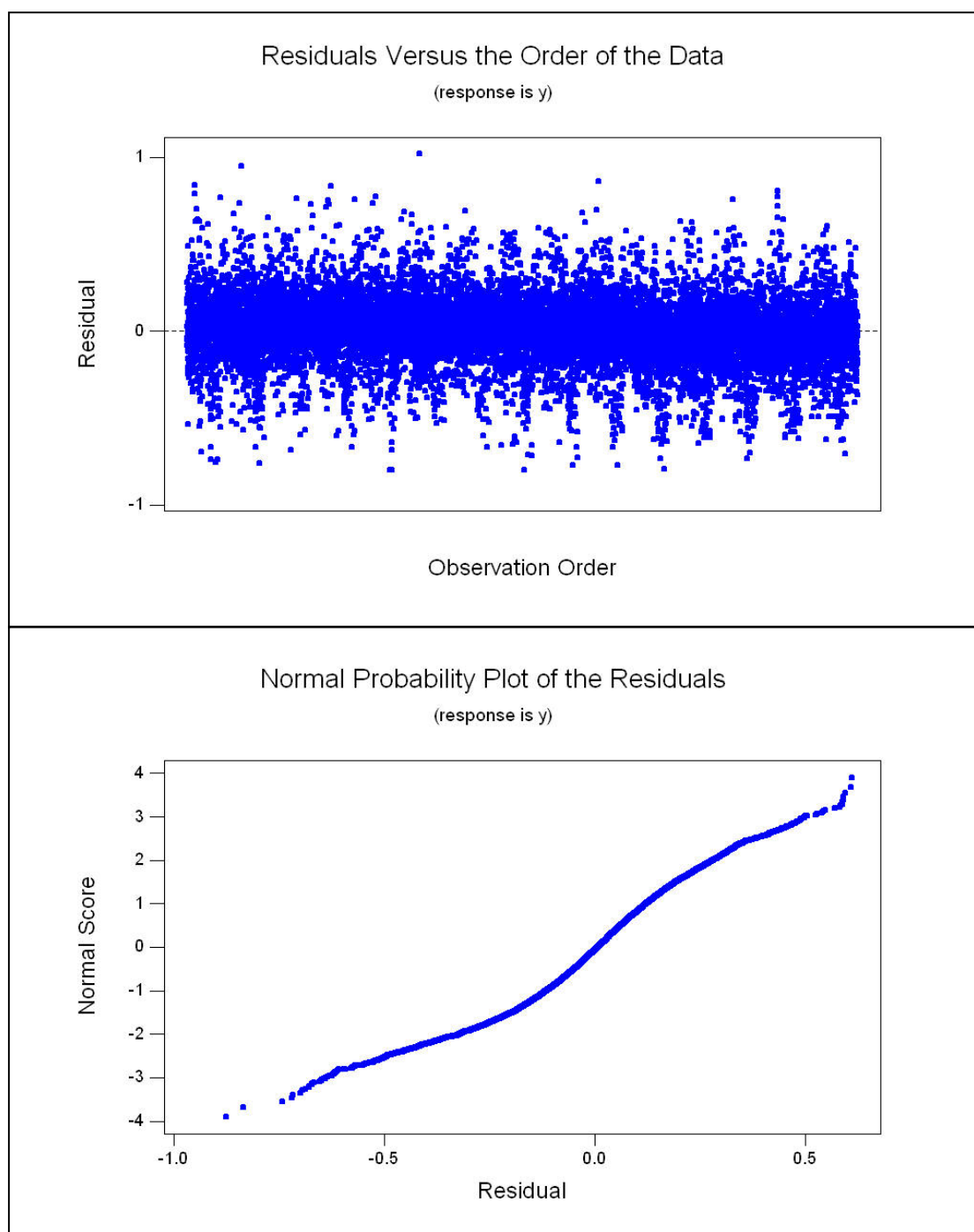
ภาพผนวกที่ ก4 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุต แบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 20%



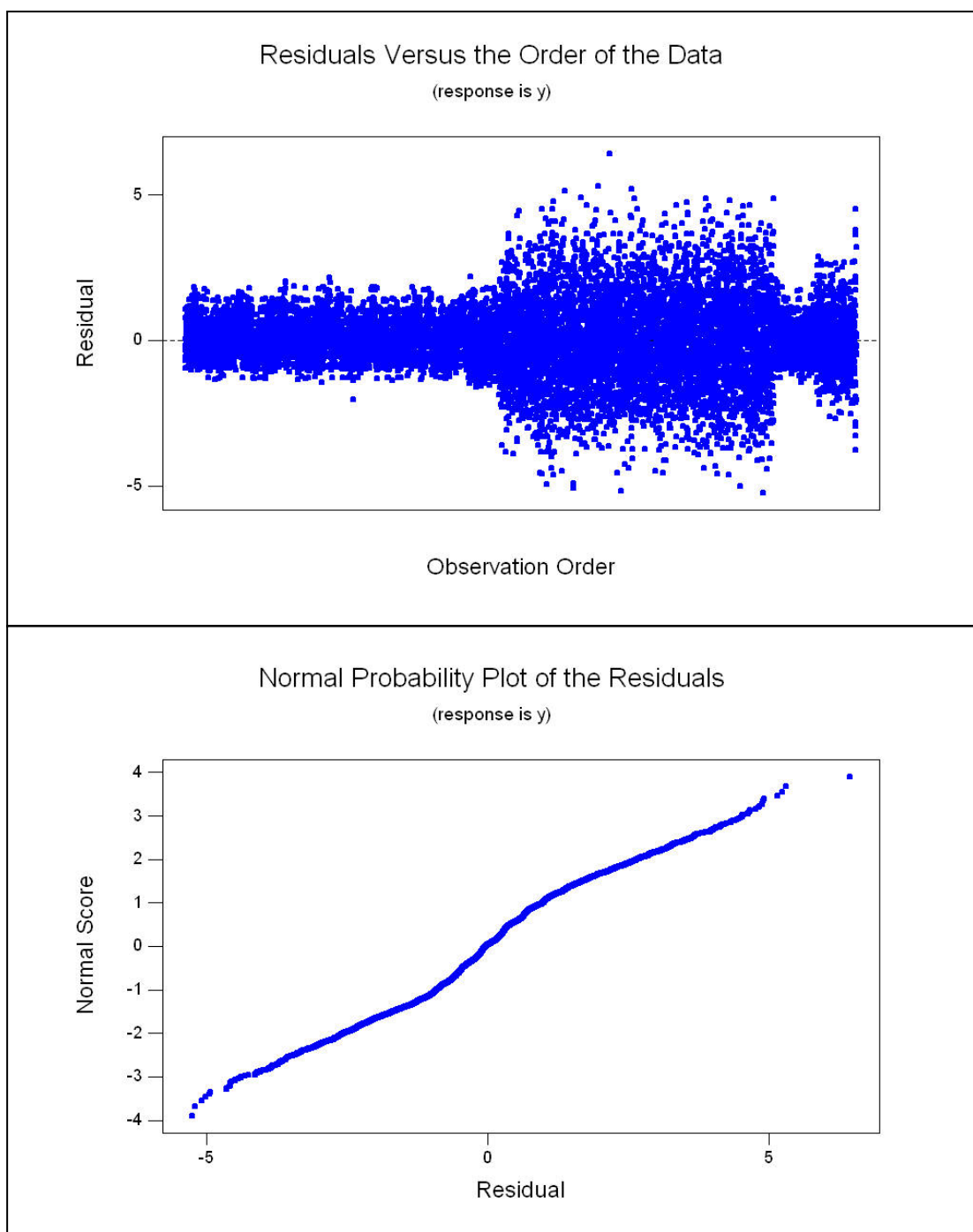
ภาพผนวกที่ ก5 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 20%



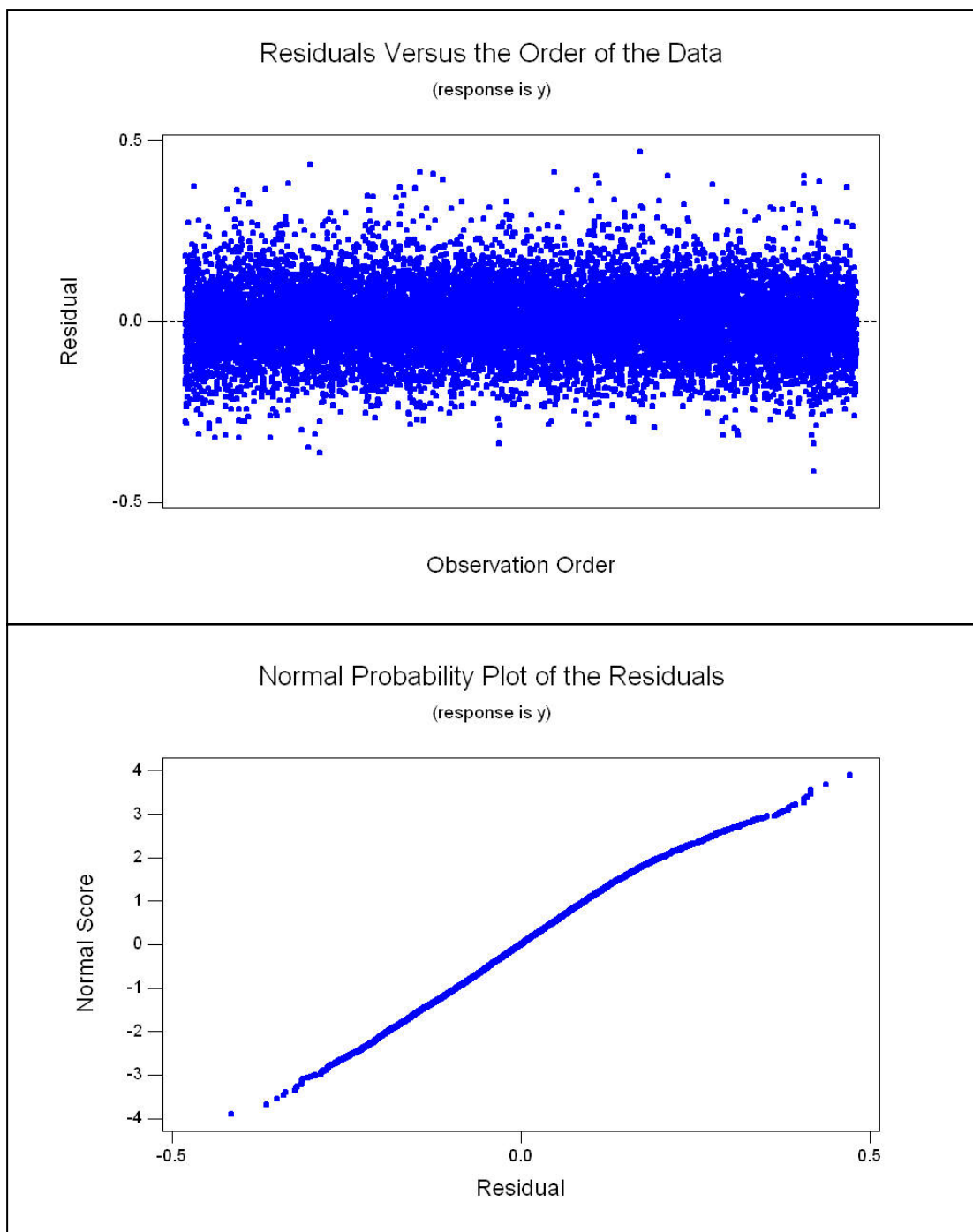
ภาพผนวกที่ 6 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 20%



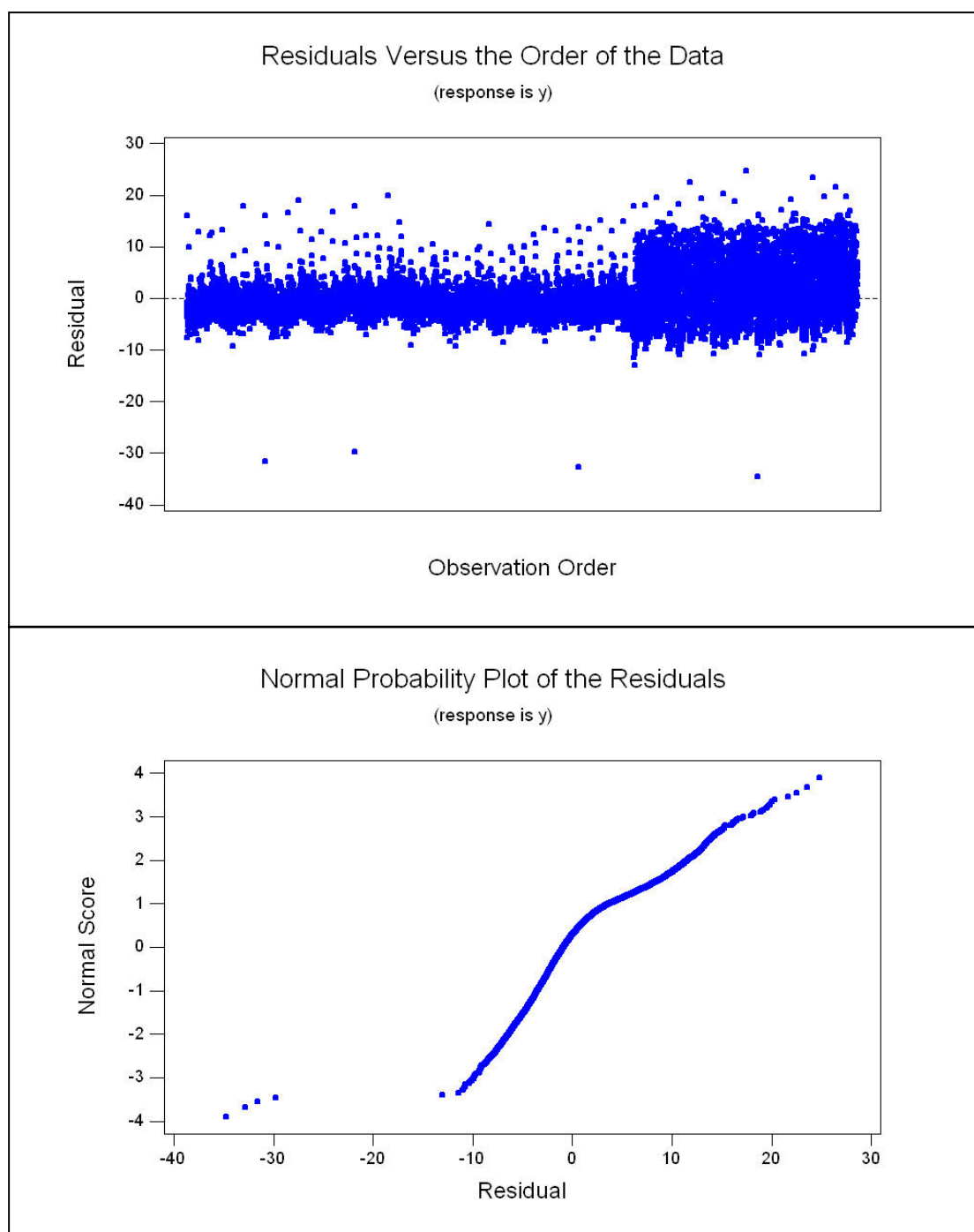
ภาพผนวกที่ ก7 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุต แบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 30%



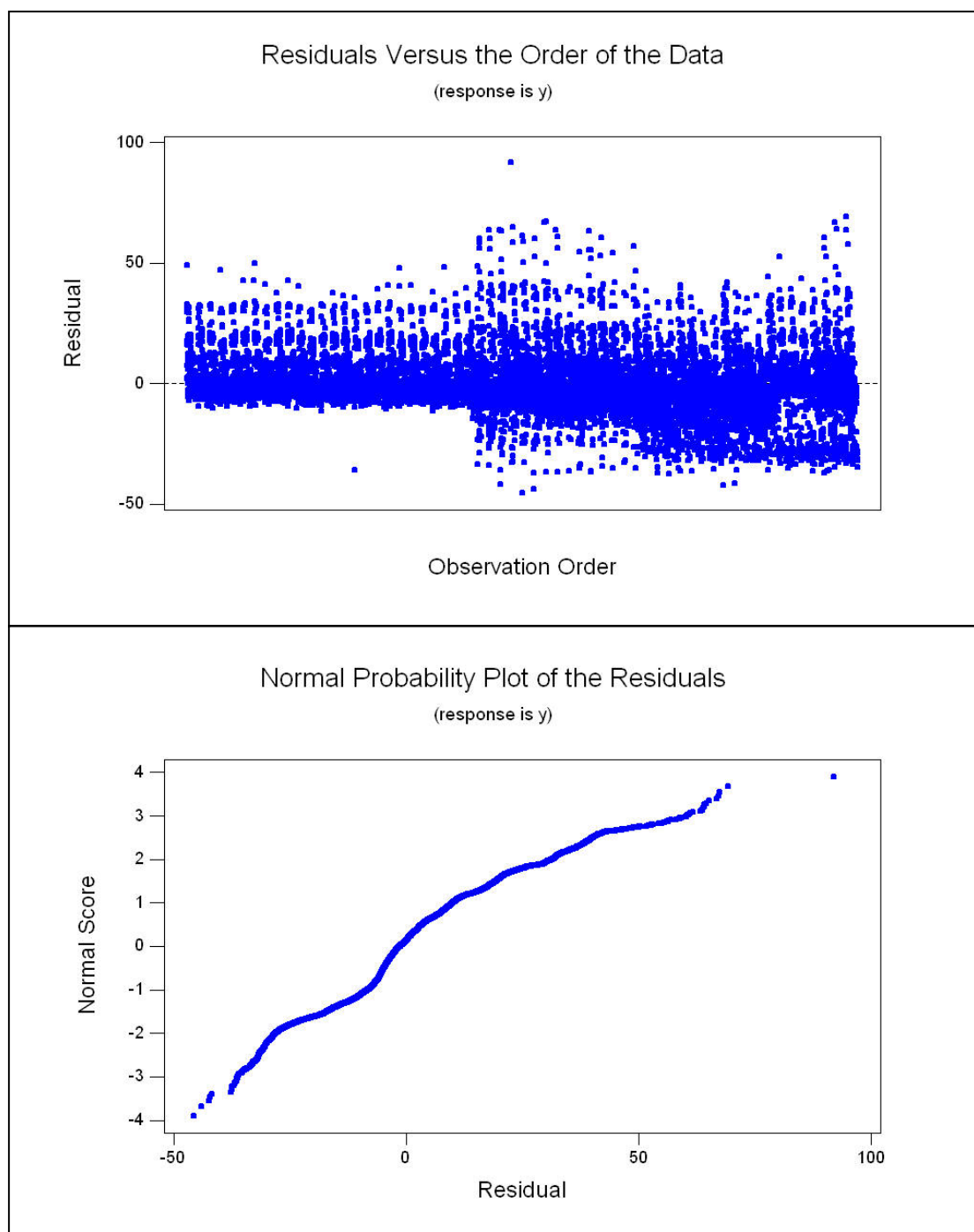
ภาพผนวกที่ ก8 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 30%



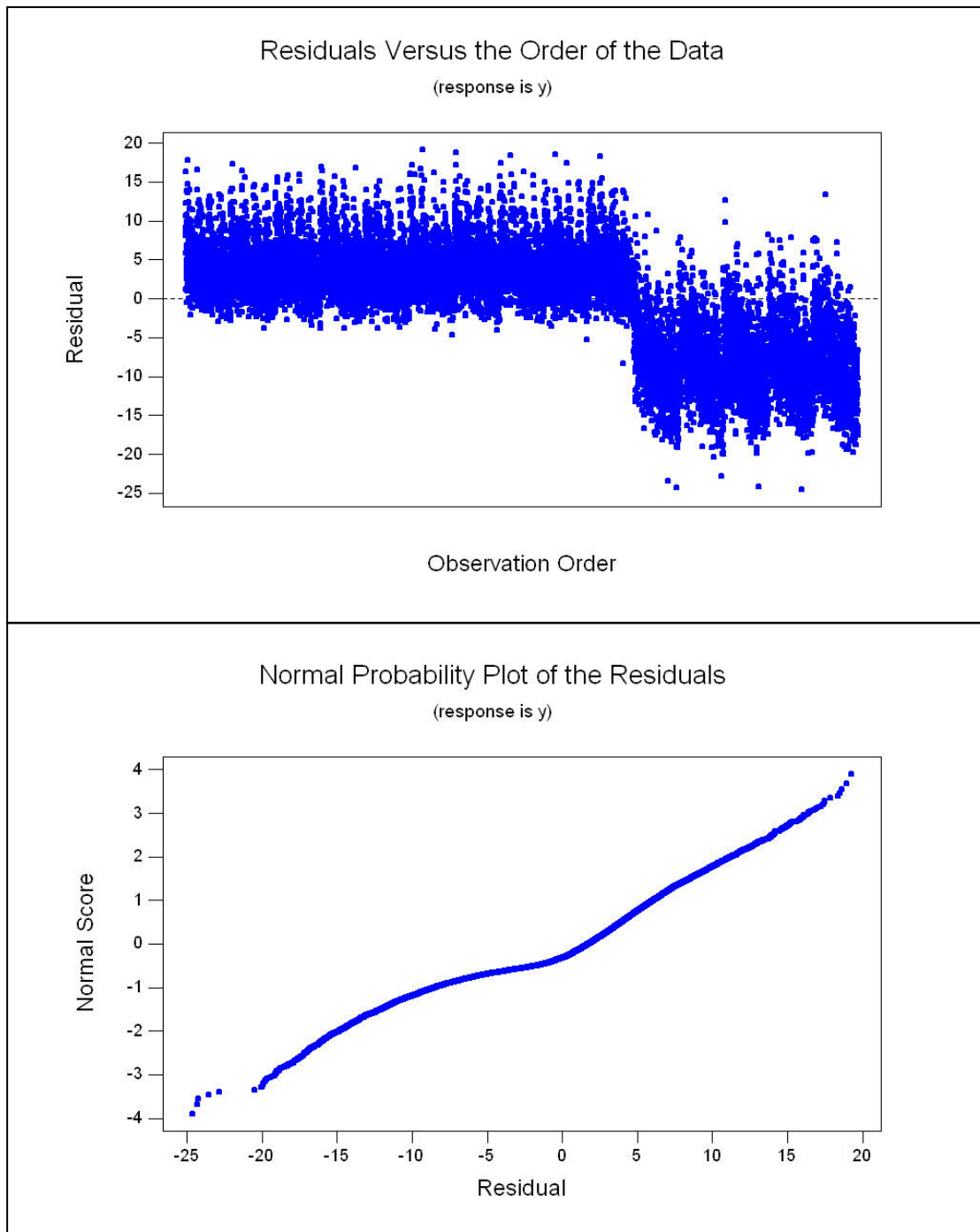
ภาพผนวกที่ ก9 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า WIP เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 30%



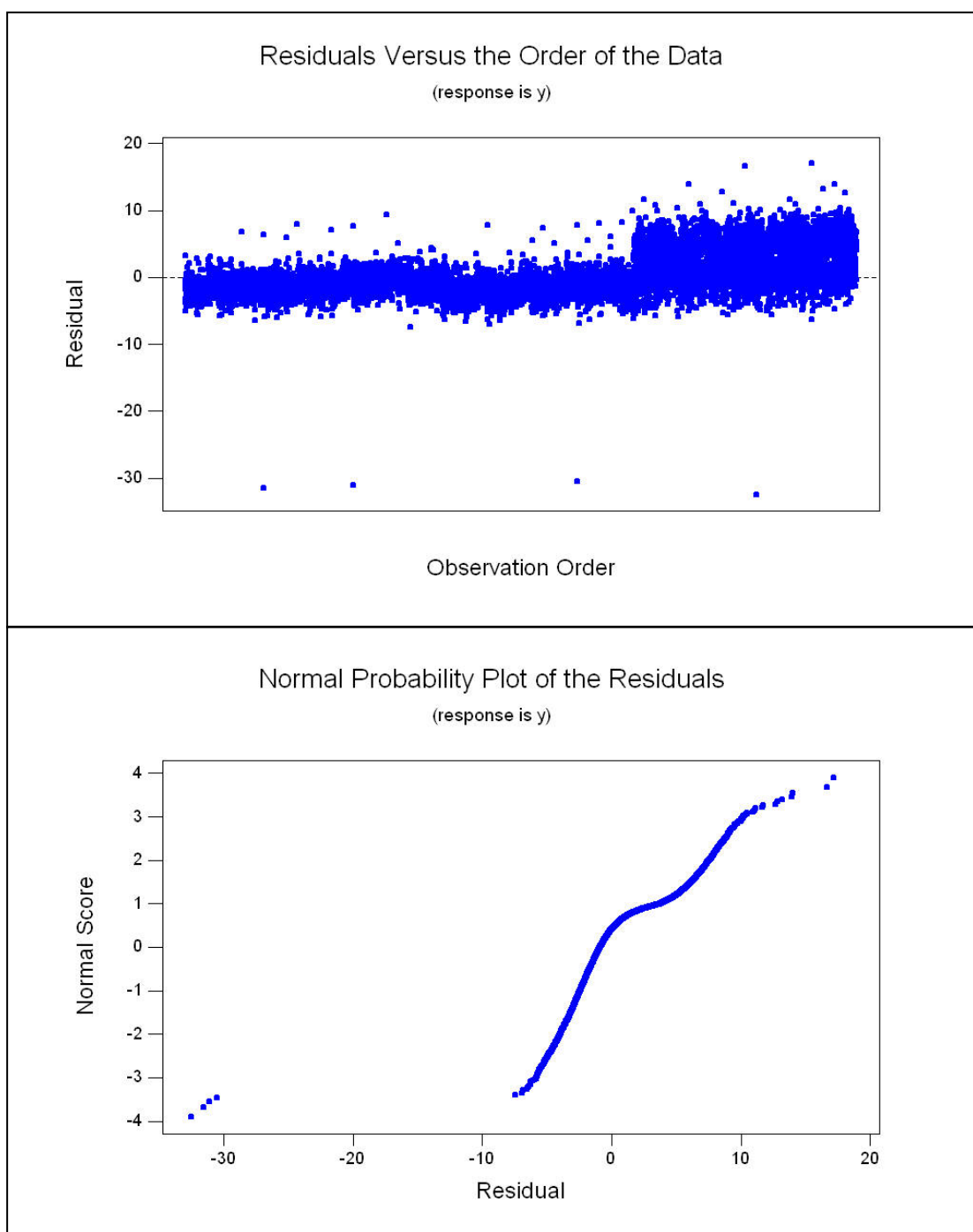
ภาพผนวกที่ ก10 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุต แบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 10%



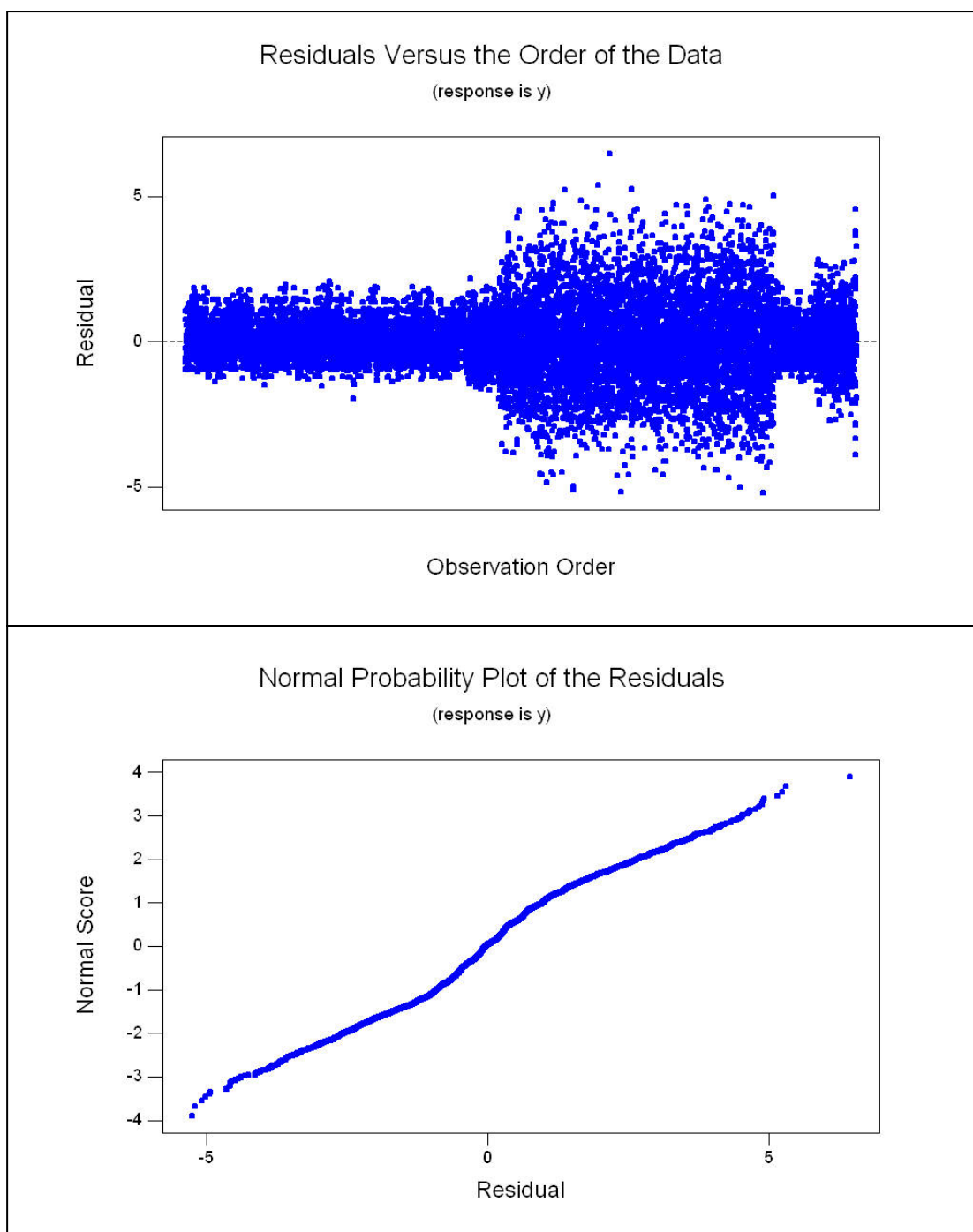
ภาพผนวกที่ ก11 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 10%



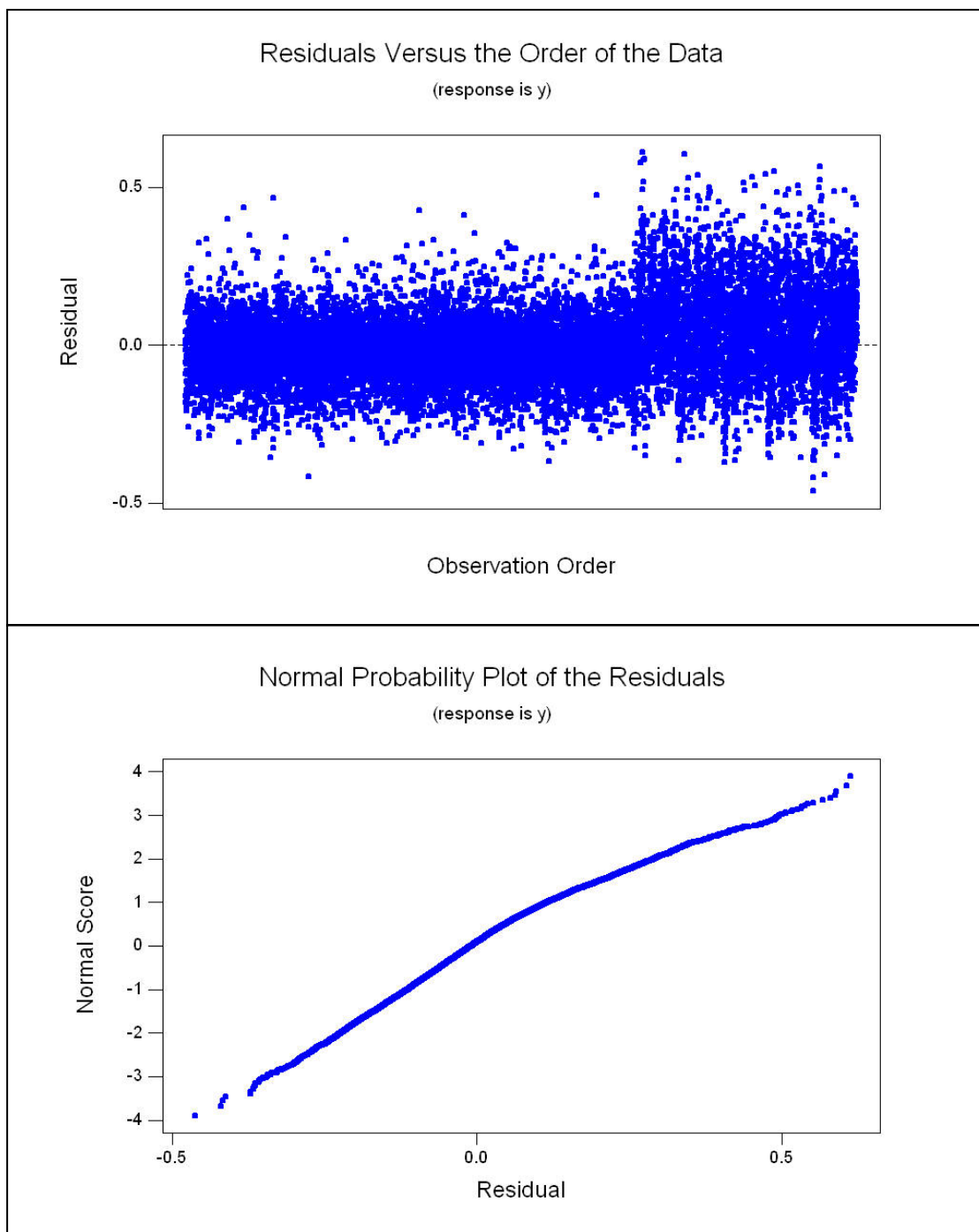
ภาพผนวกที่ ก12 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 10%



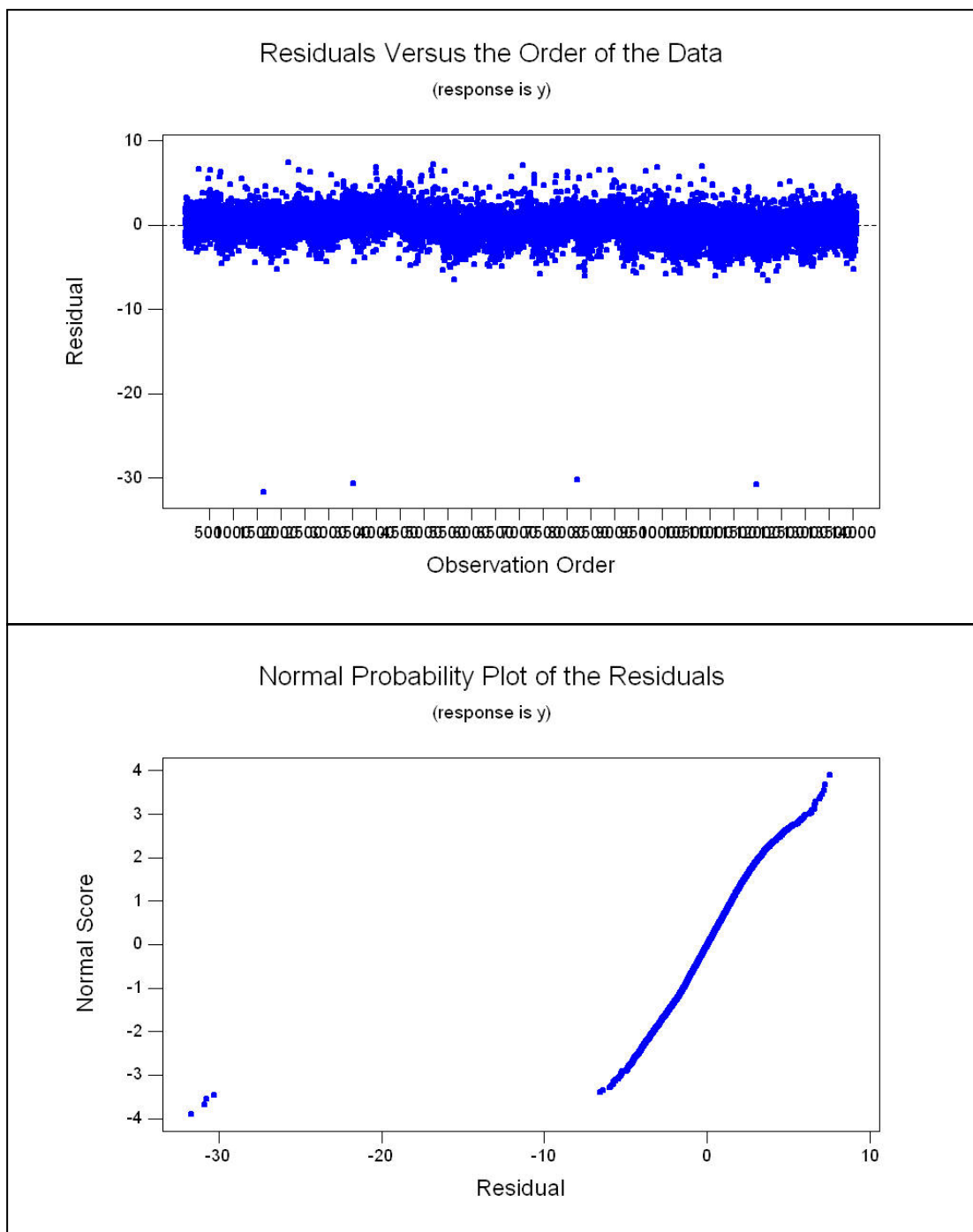
ภาพผนวกที่ ก13 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุต แบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 20%



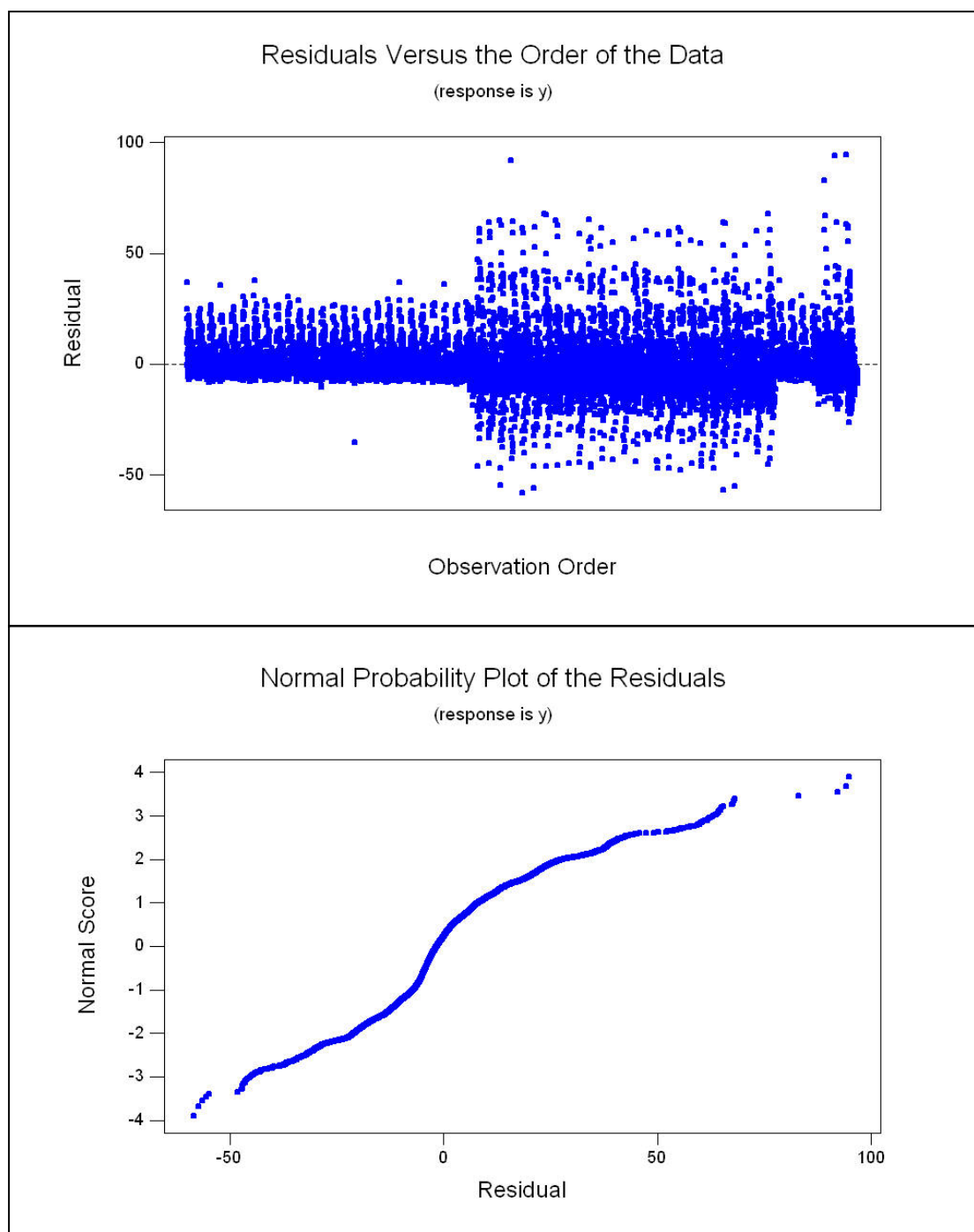
ภาพผนวกที่ ก14 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 20%



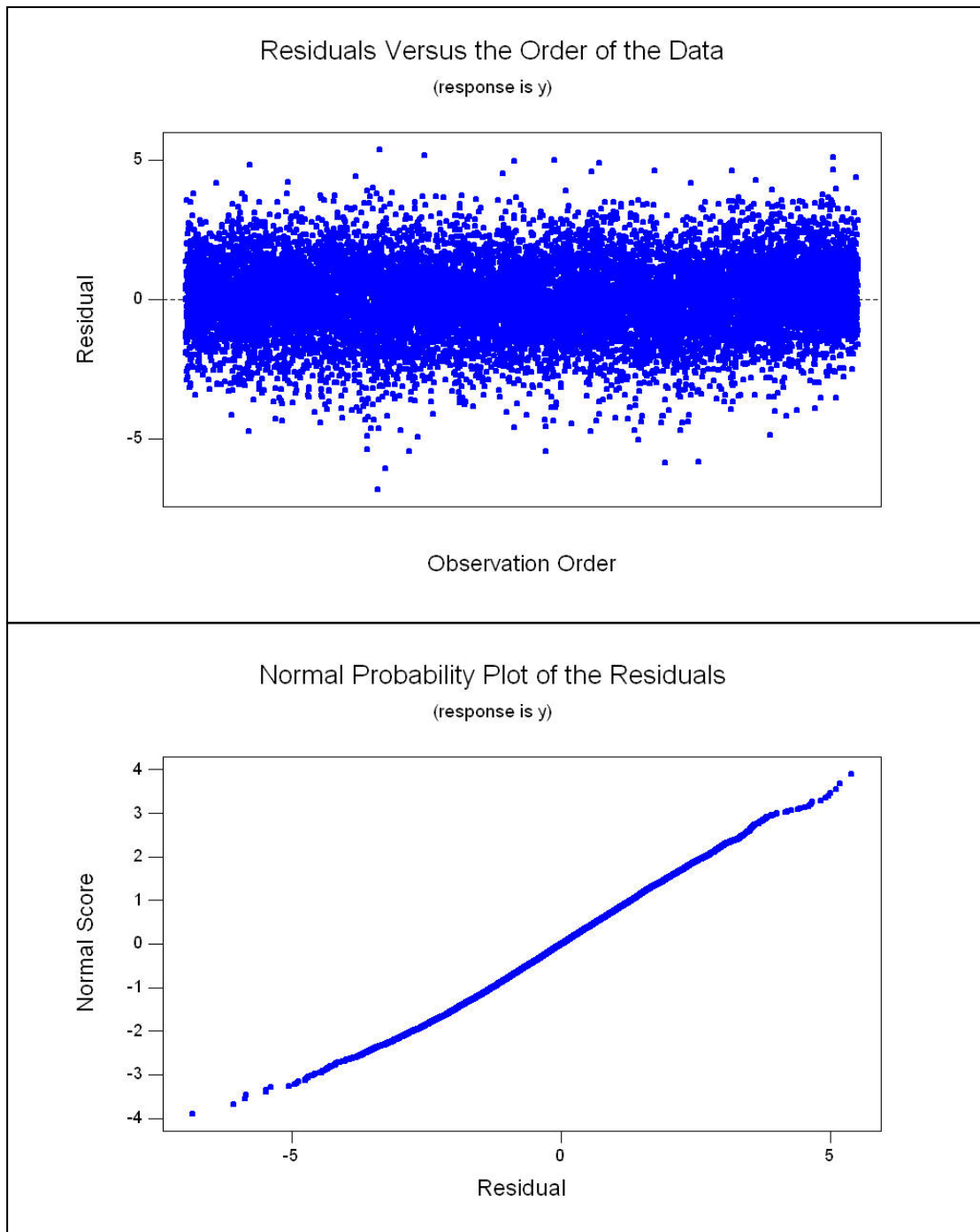
ภาพผนวกที่ ก15 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 20%



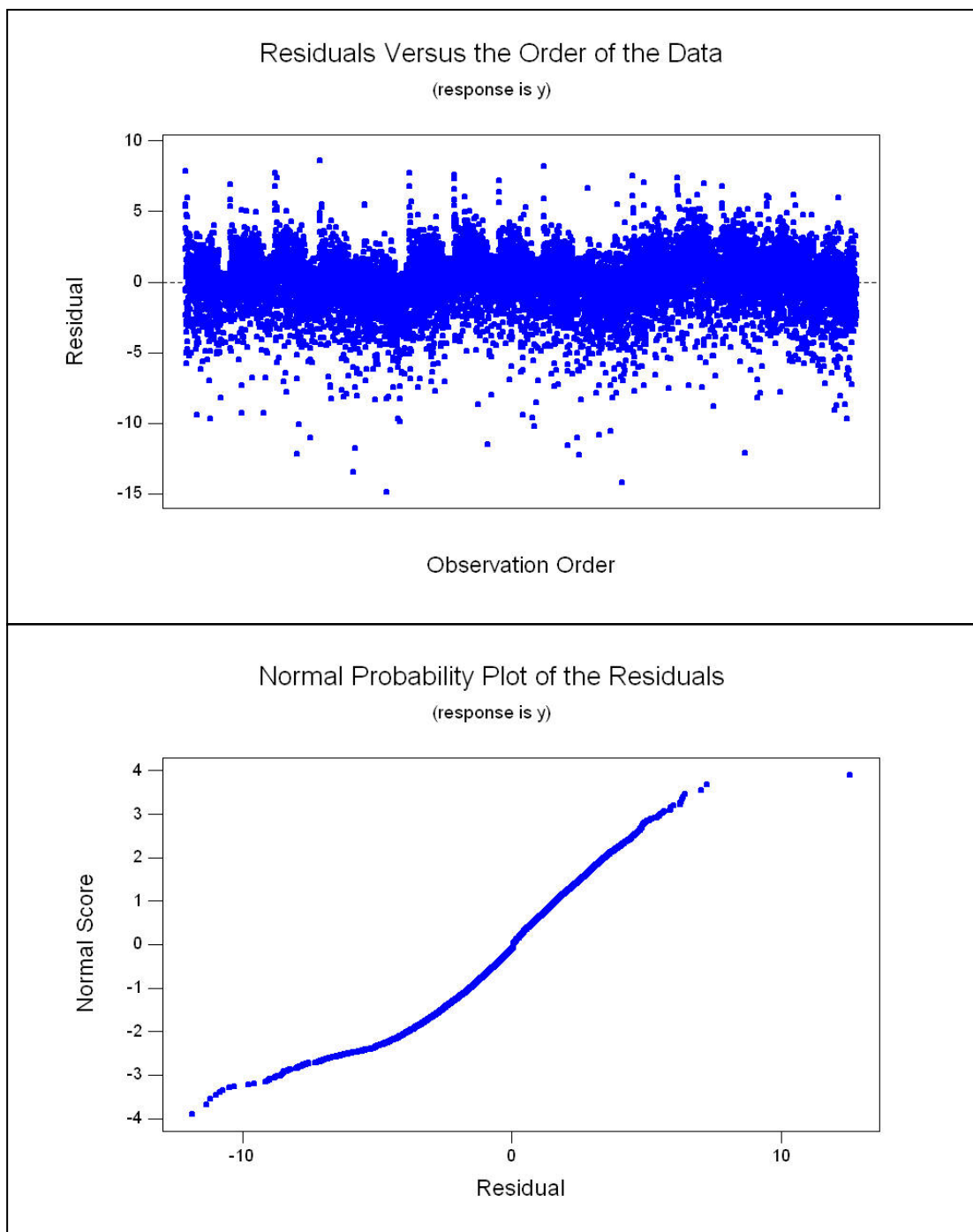
ภาพผนวกที่ ก16 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุต แบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 30%



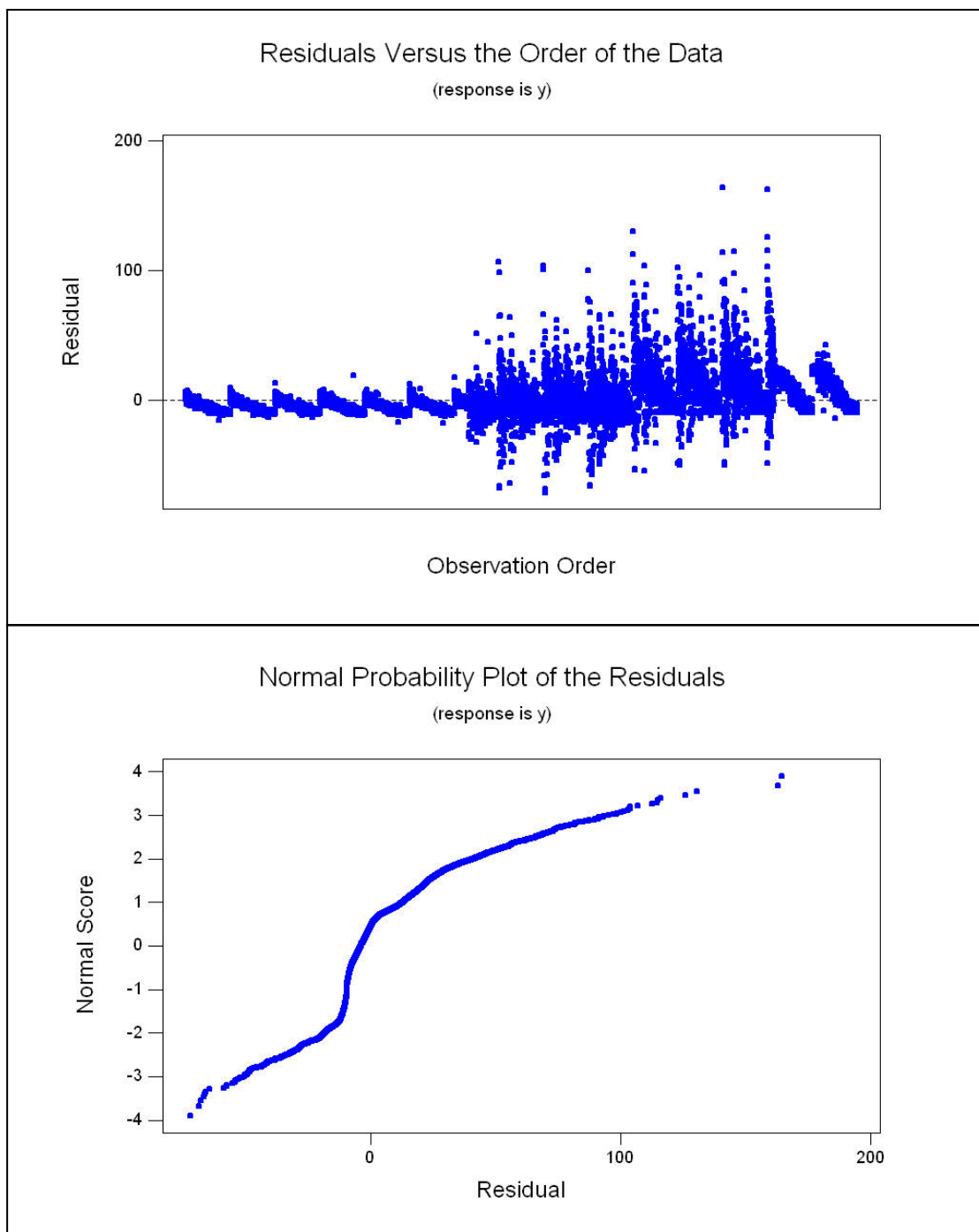
ภาพผนวกที่ ก17 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 30%



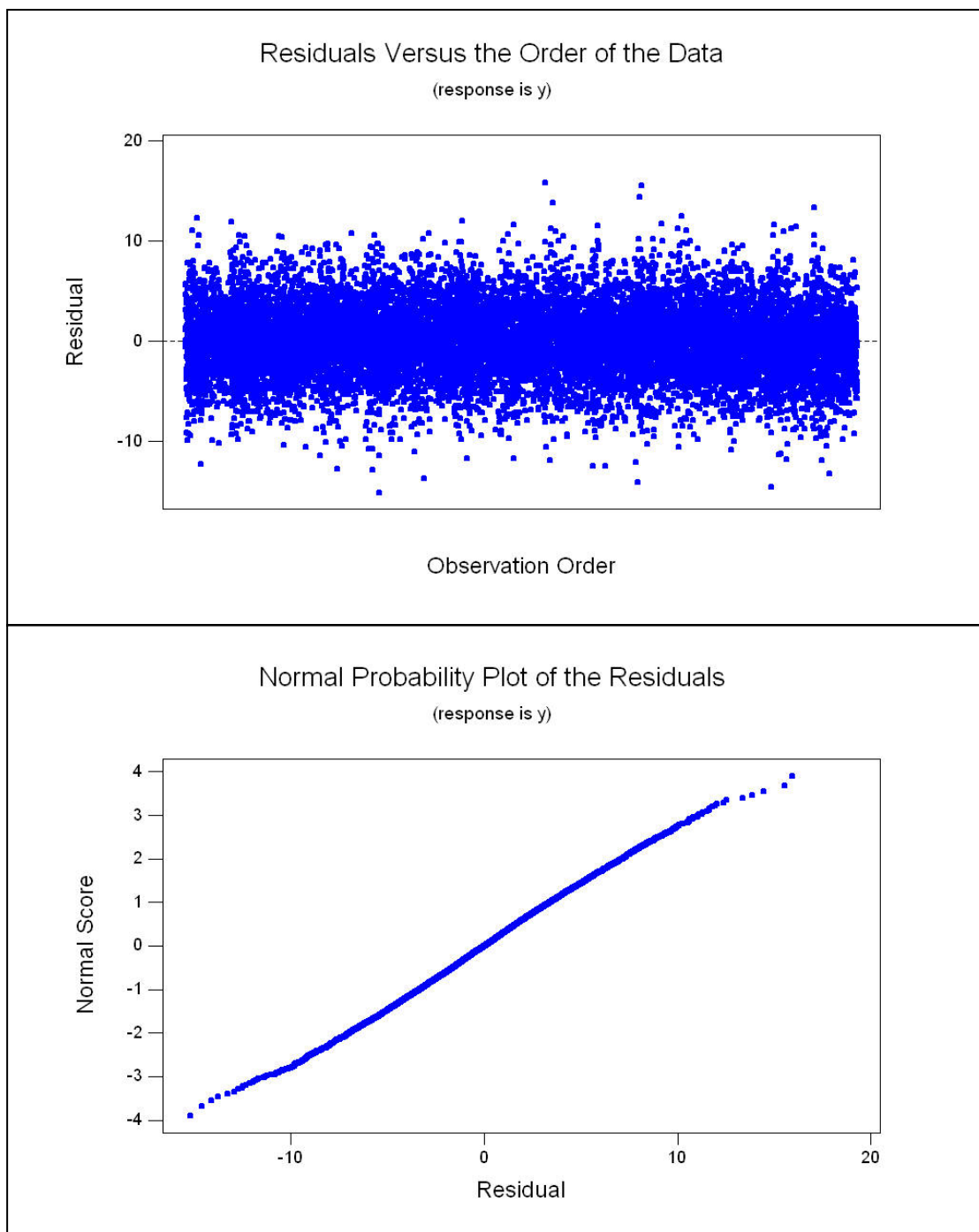
ภาพผนวกที่ ก18 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 30%



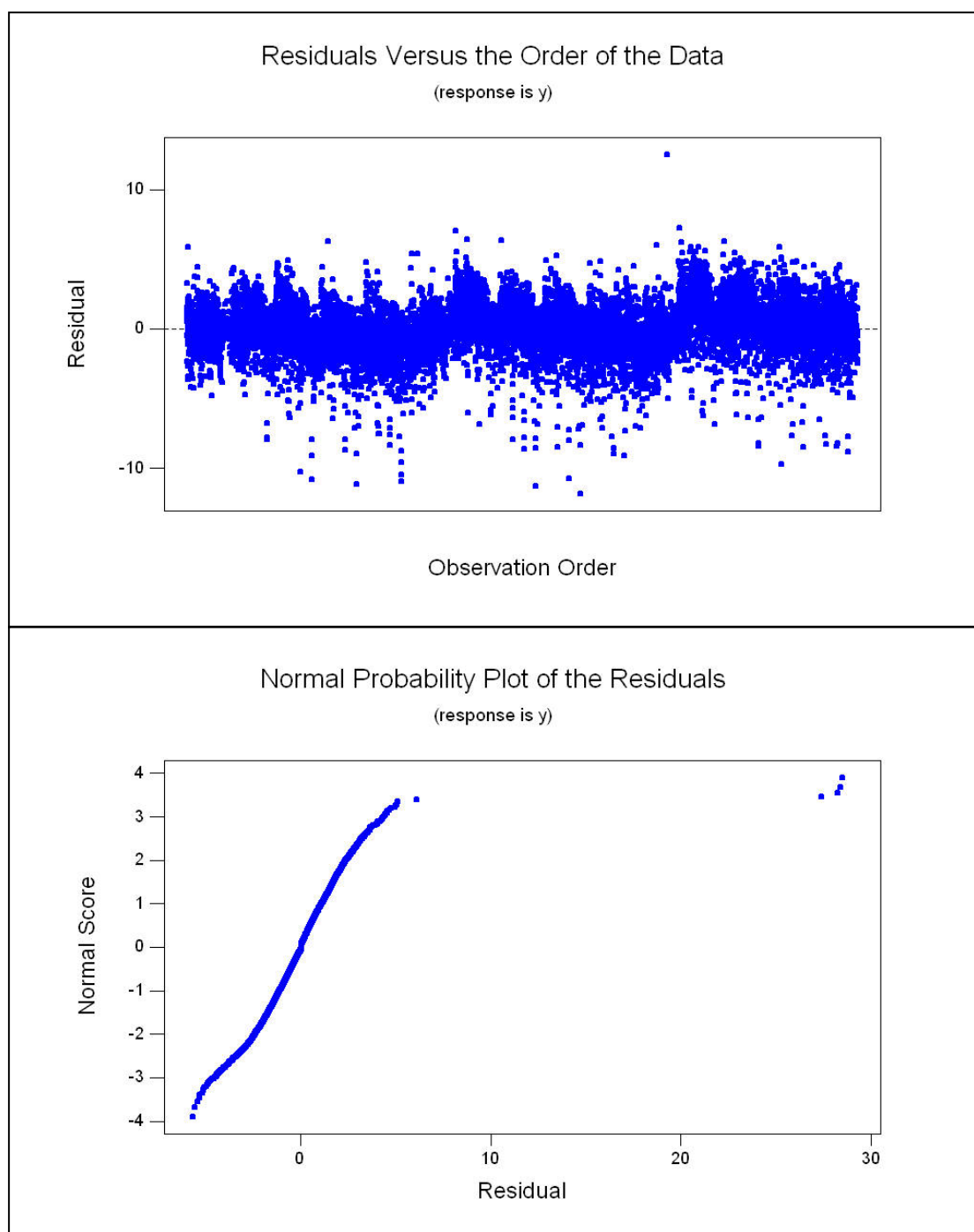
ภาพผนวกที่ ก19 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุต แบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 10%



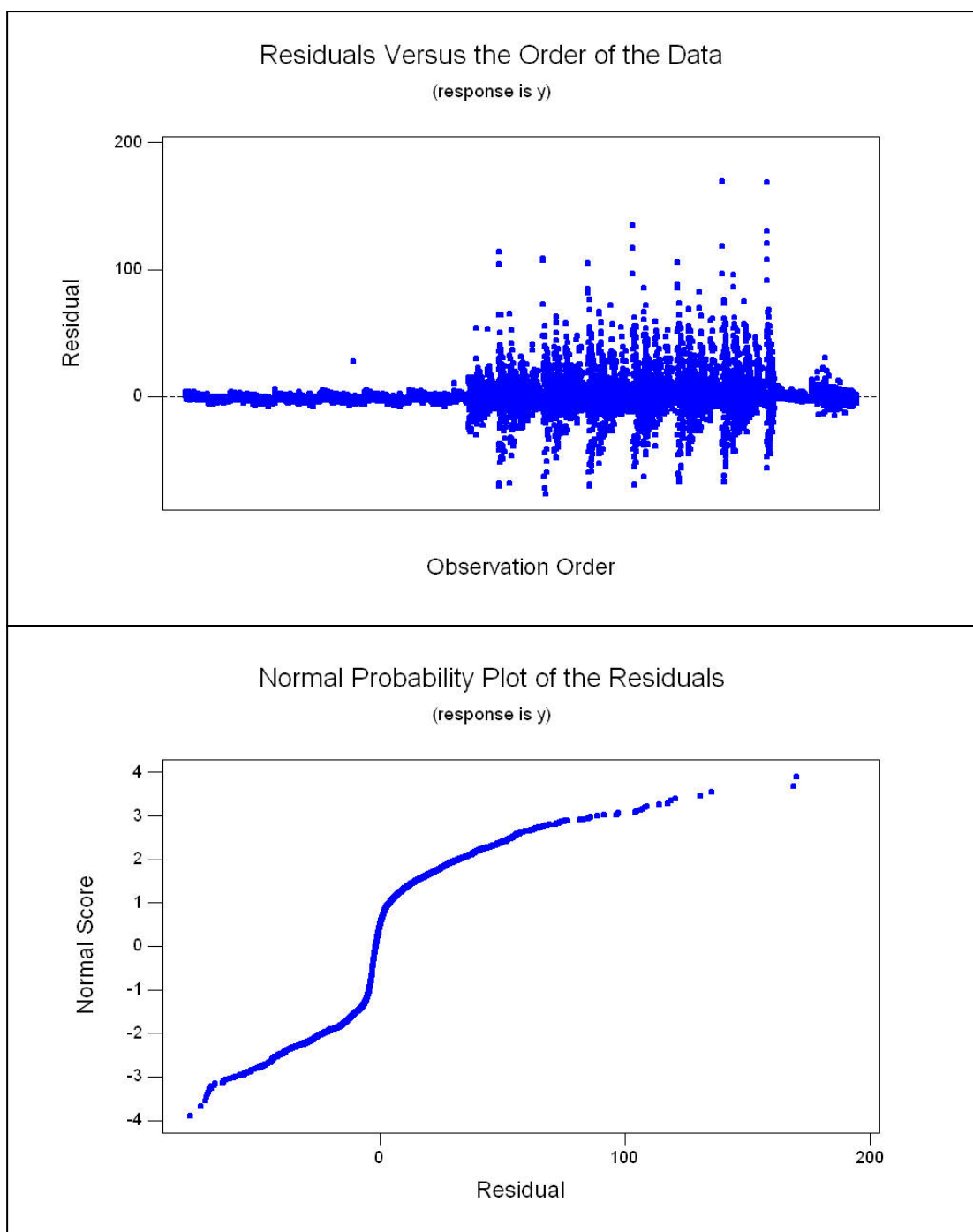
ภาพผนวกที่ ก20 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 10%



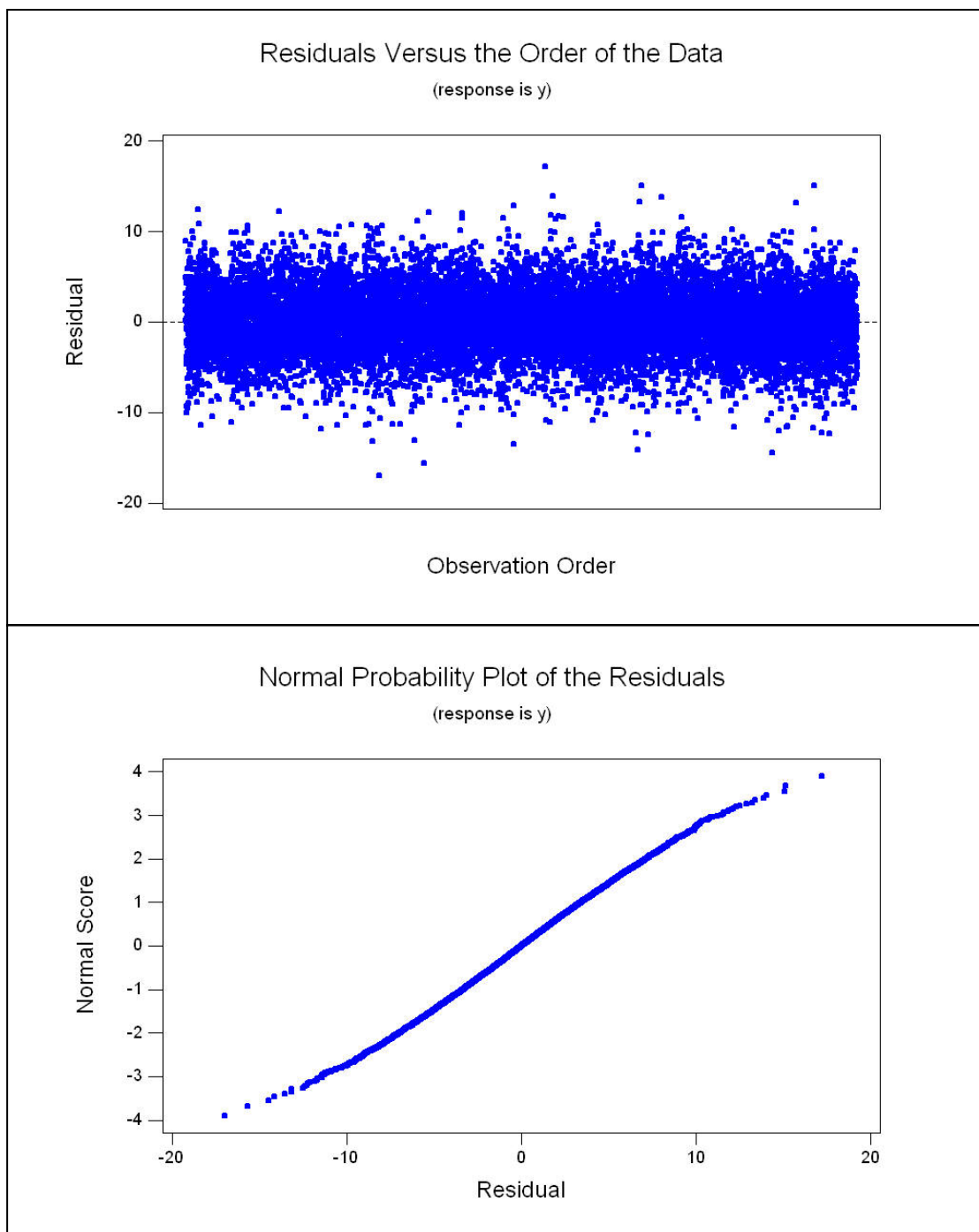
ภาพผนวกที่ ก21 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 10%



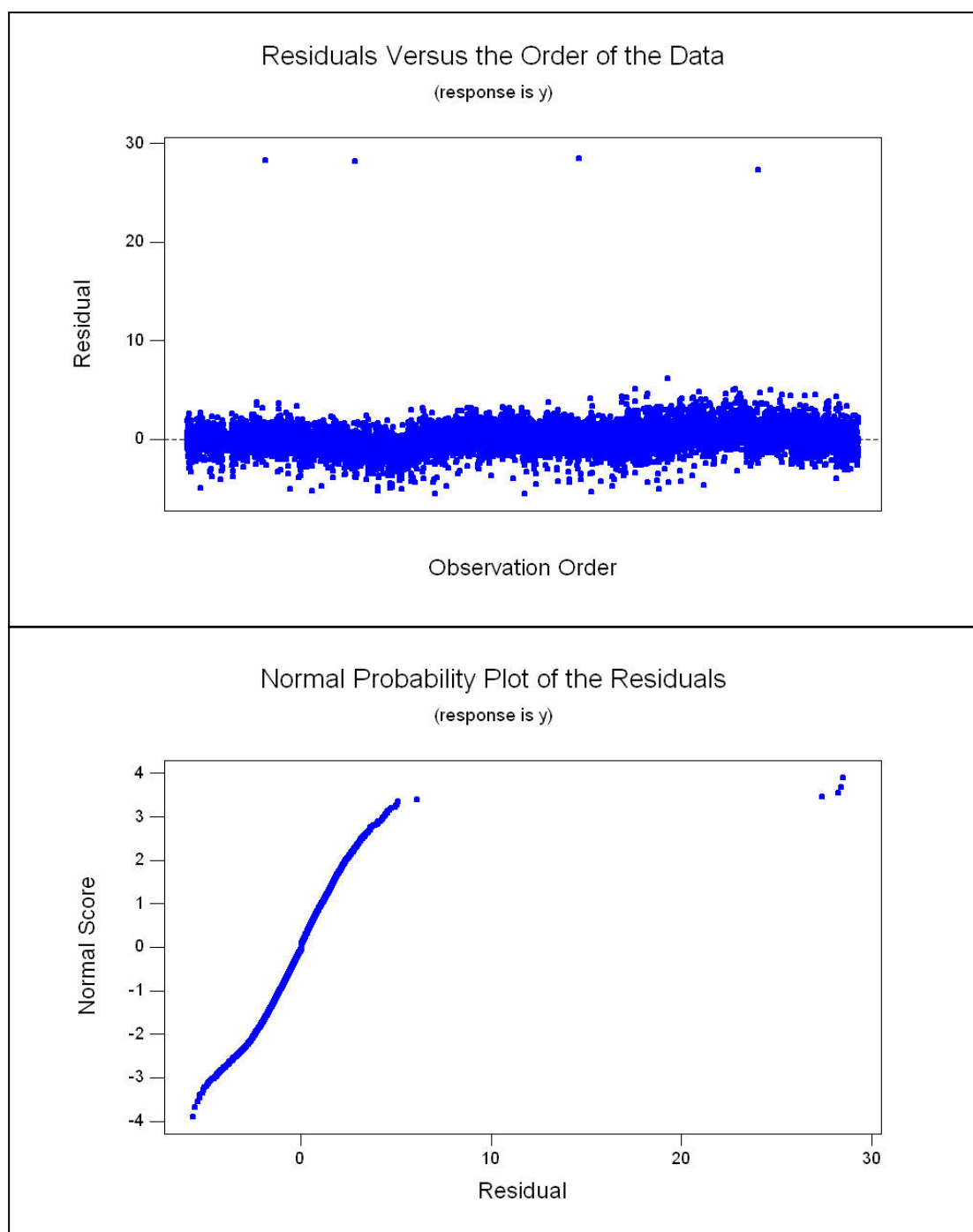
ภาพผนวกที่ ก22 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุต แบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 20%



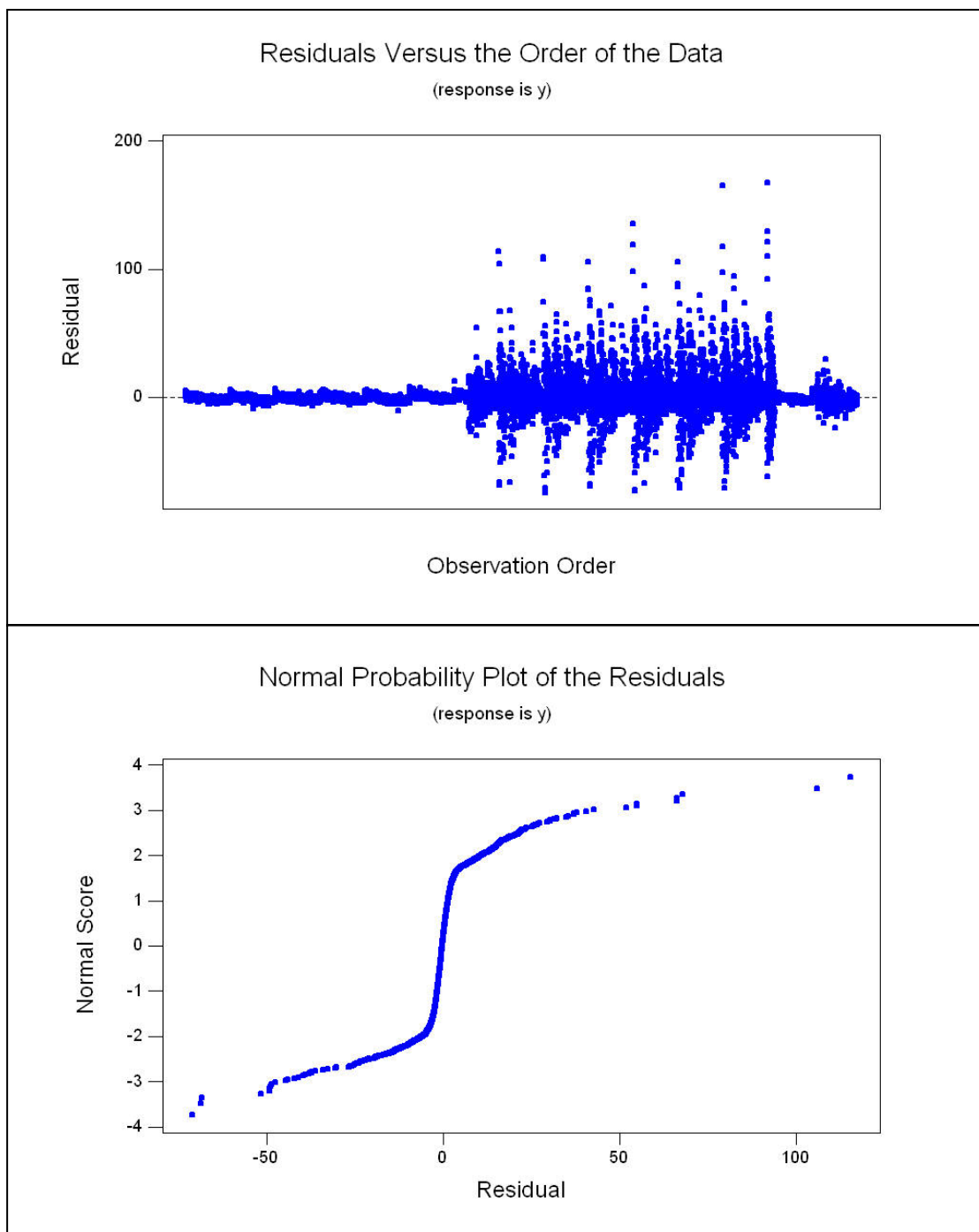
ภาพผนวกที่ ก23 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 20%



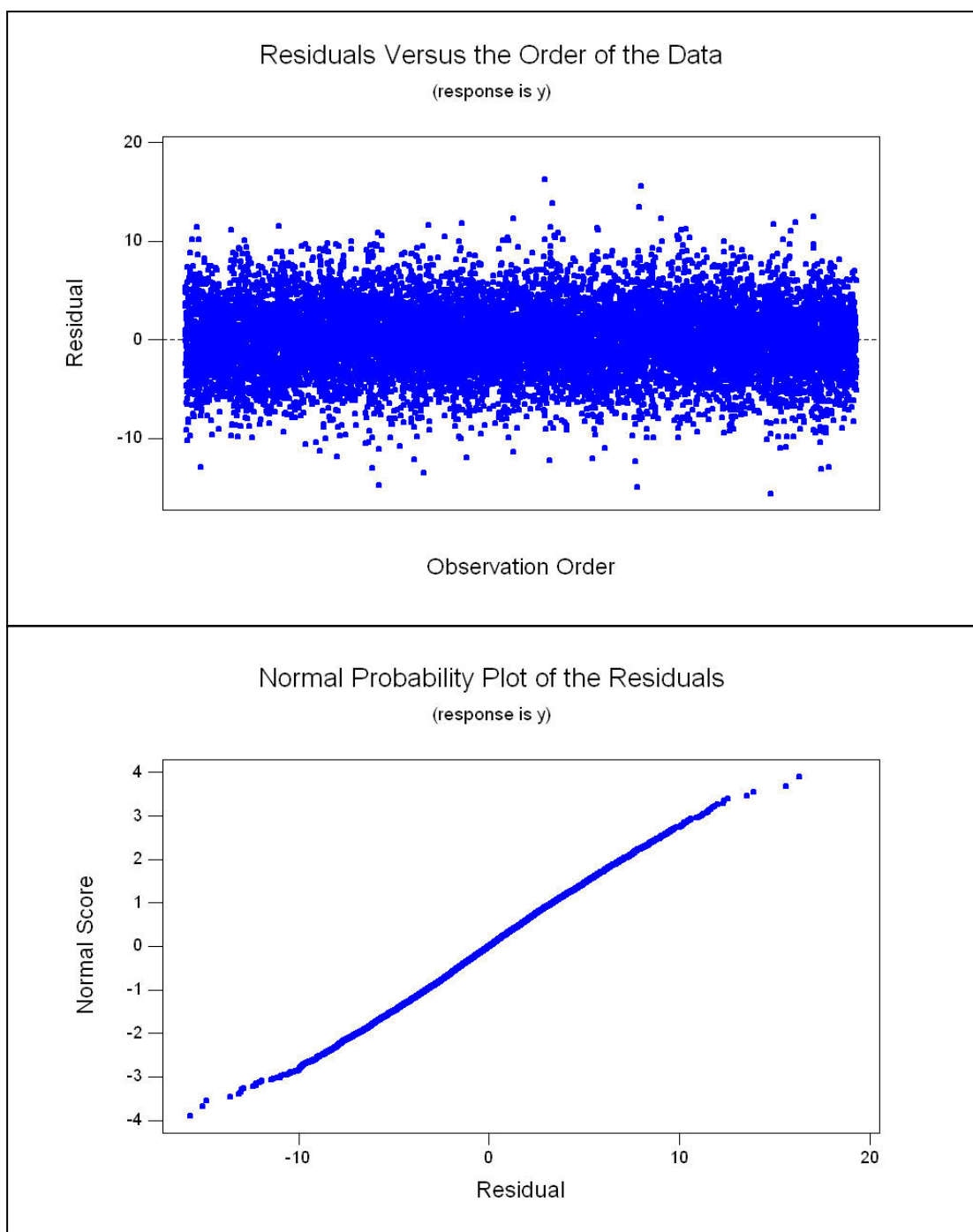
ภาพผนวกที่ ก24 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 20%



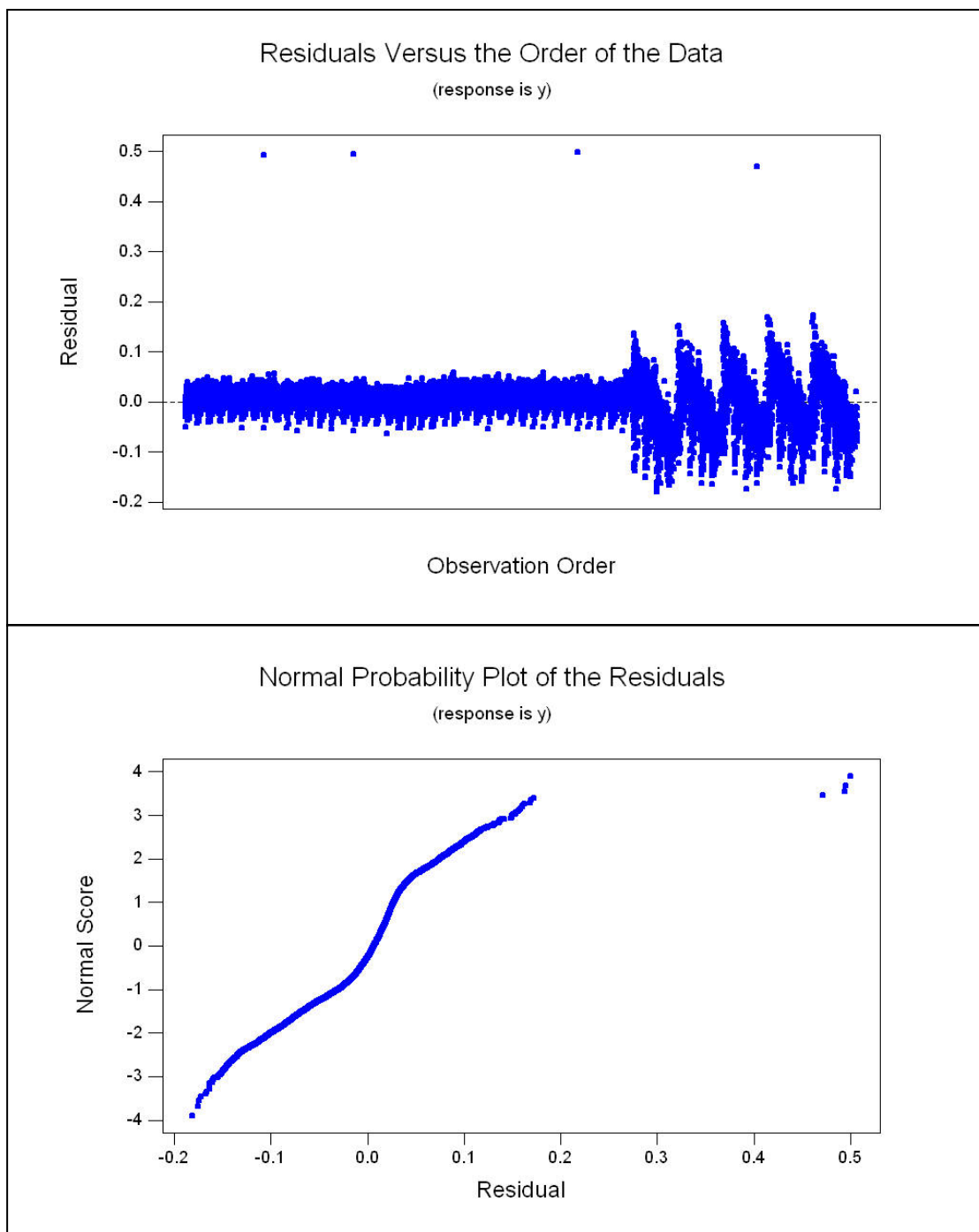
ภาพผนวกที่ ก25 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เหลือที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุต แบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 30%



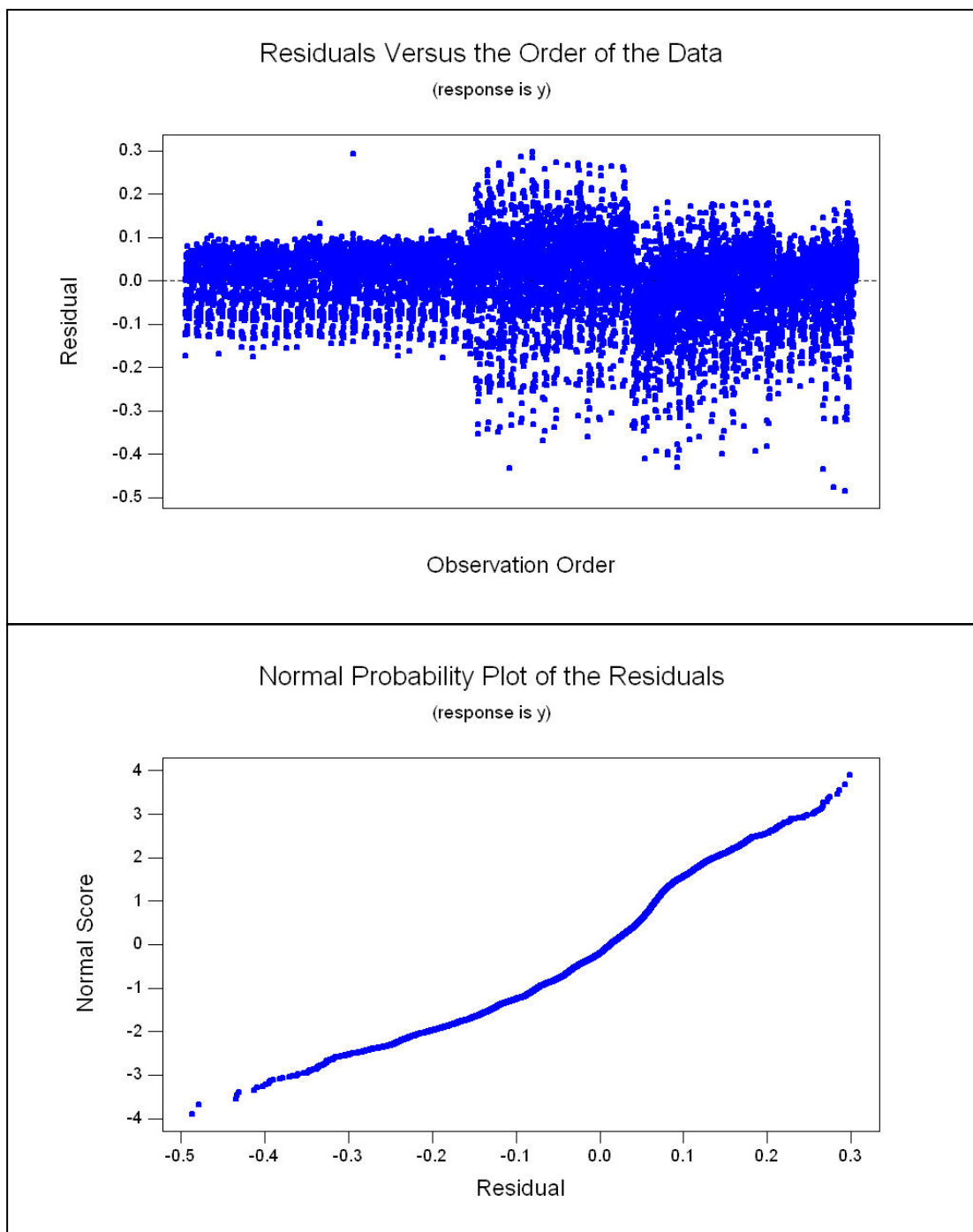
ภาพผนวกที่ ก26 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 30%



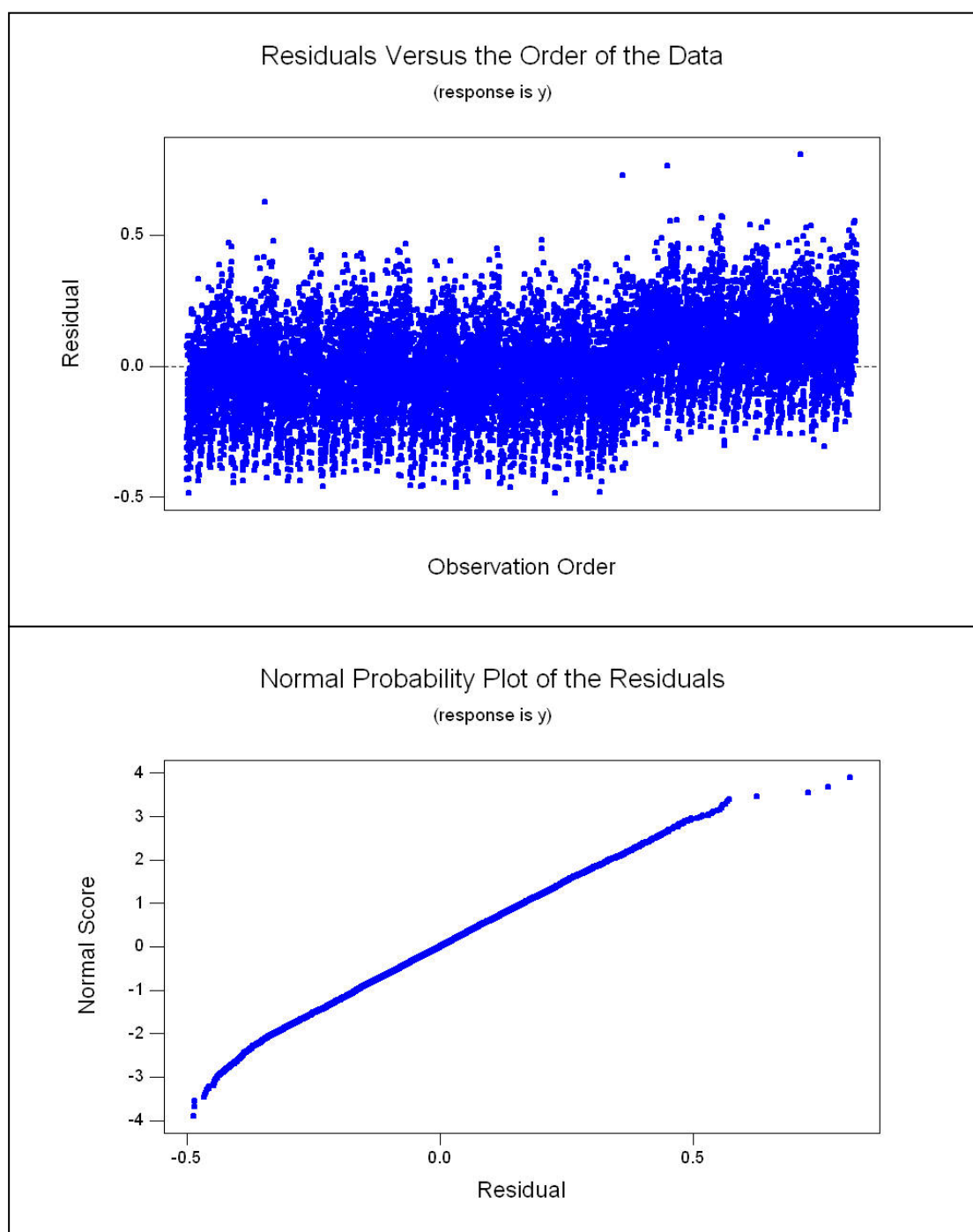
ภาพผนวกที่ ก27 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Lost Sale เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 30%



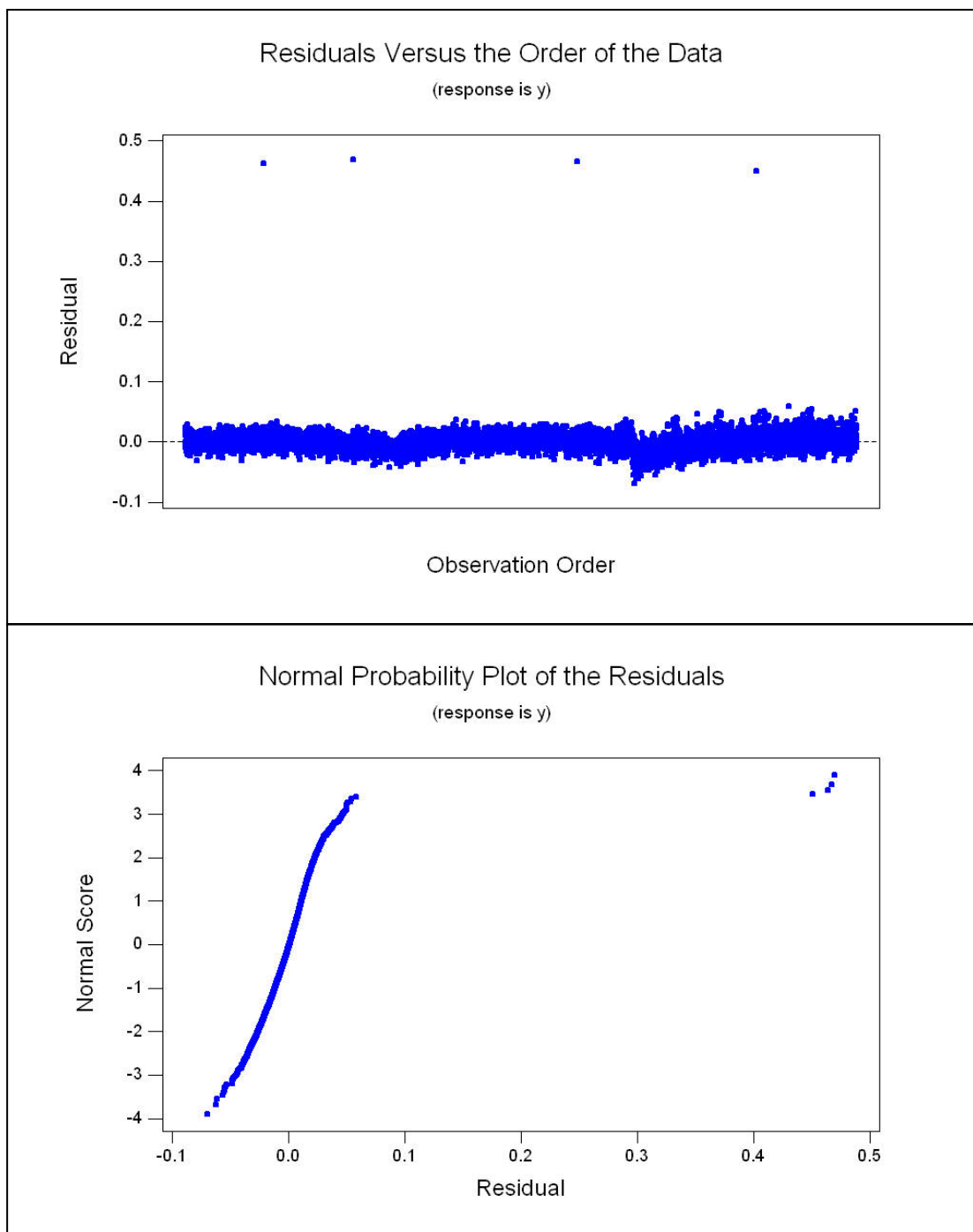
ภาพผนวกที่ ก28 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุต แบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 10%



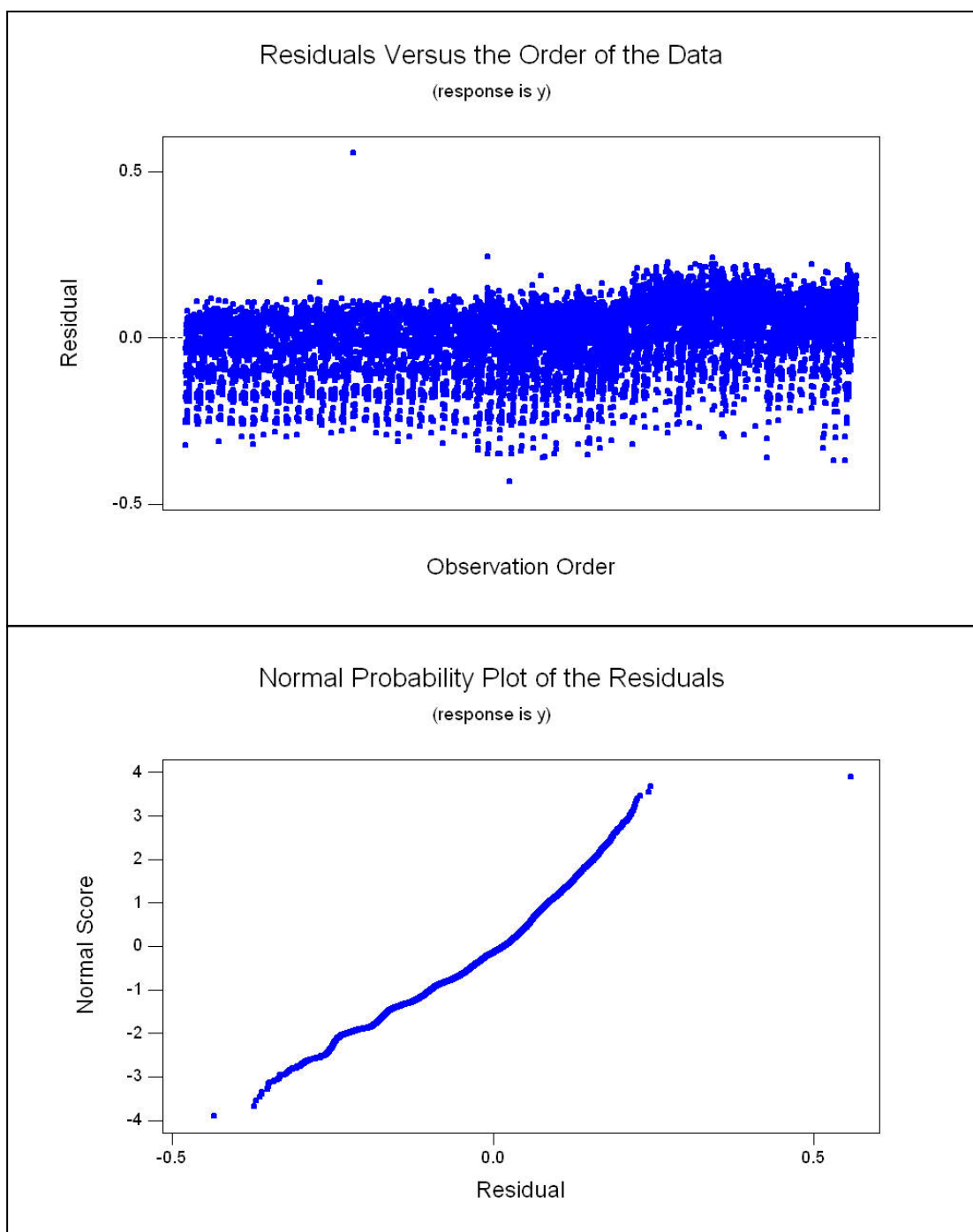
ภาพผนวกที่ ก29 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 10%



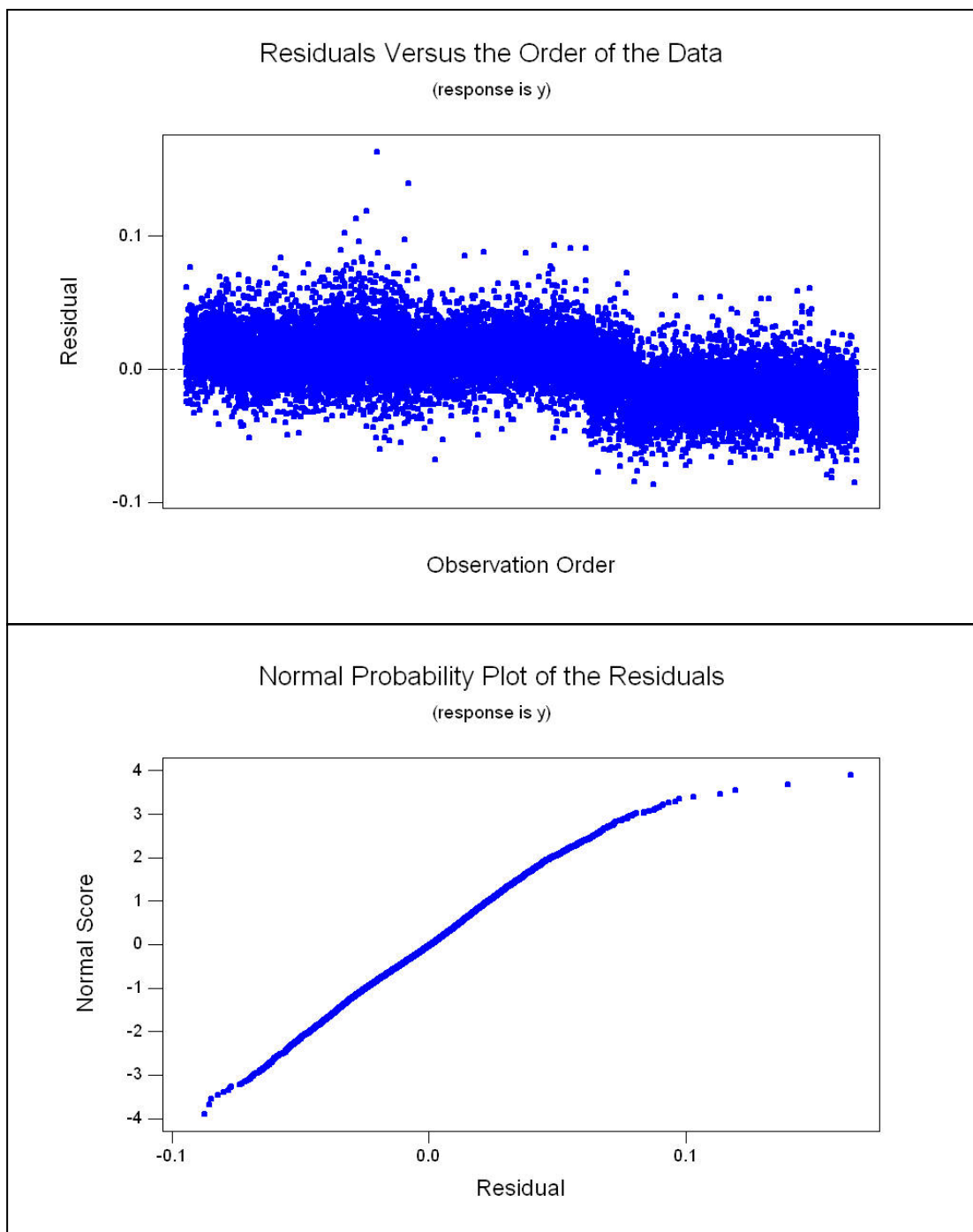
ภาพผนวกที่ ก30 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 10%



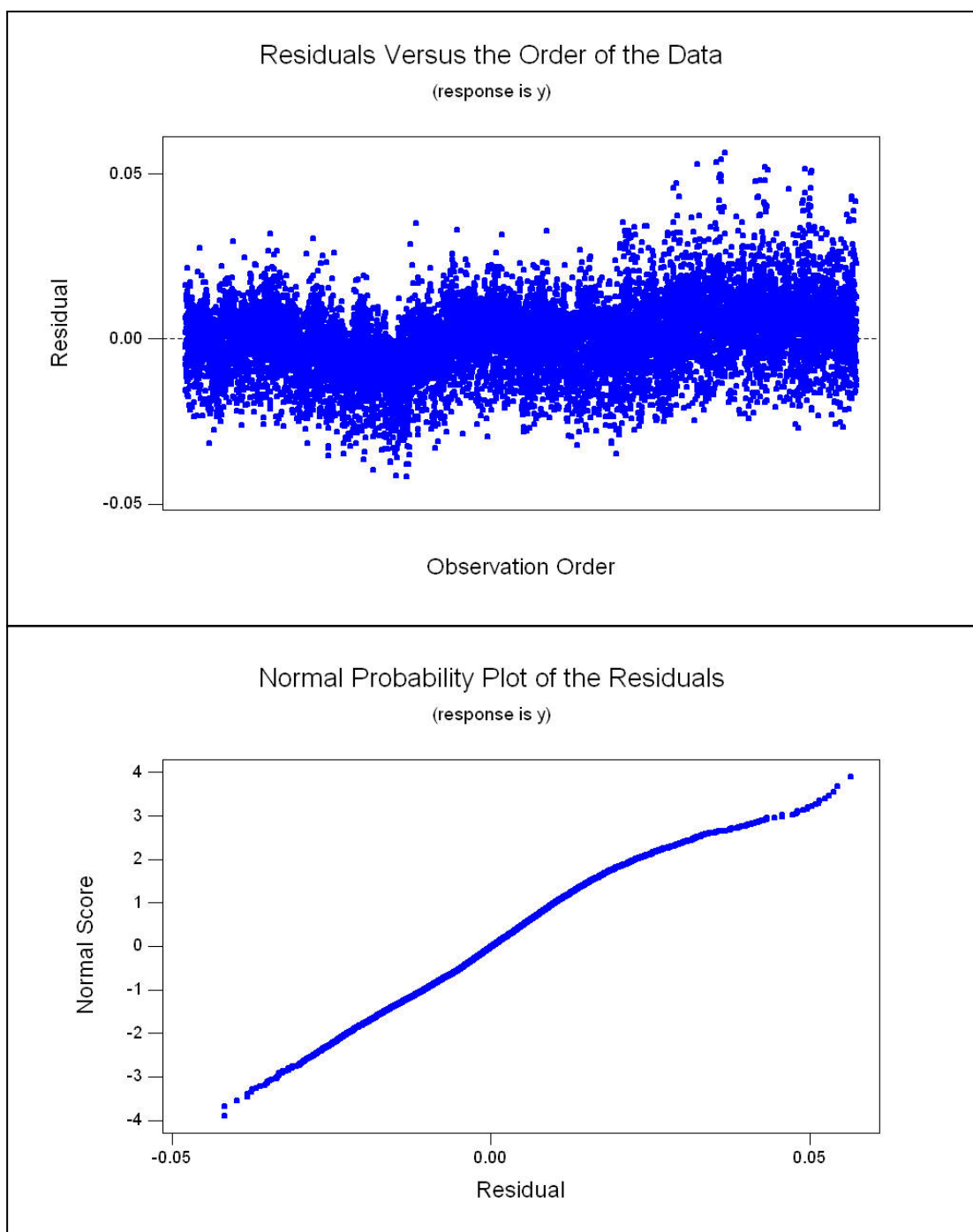
ภาพผนวกที่ ก31 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุต แบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 20%



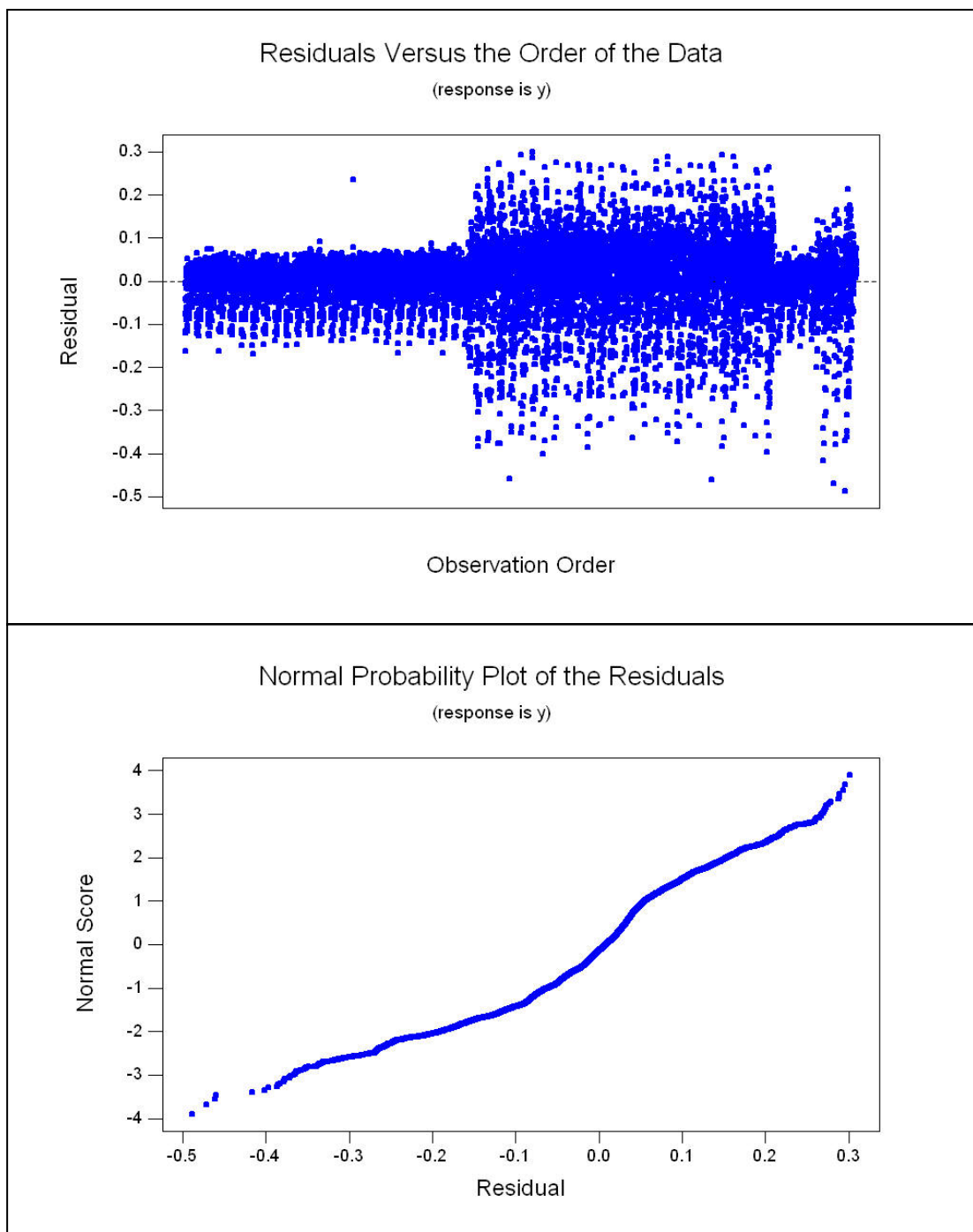
ภาพผนวกที่ ก32 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 20%



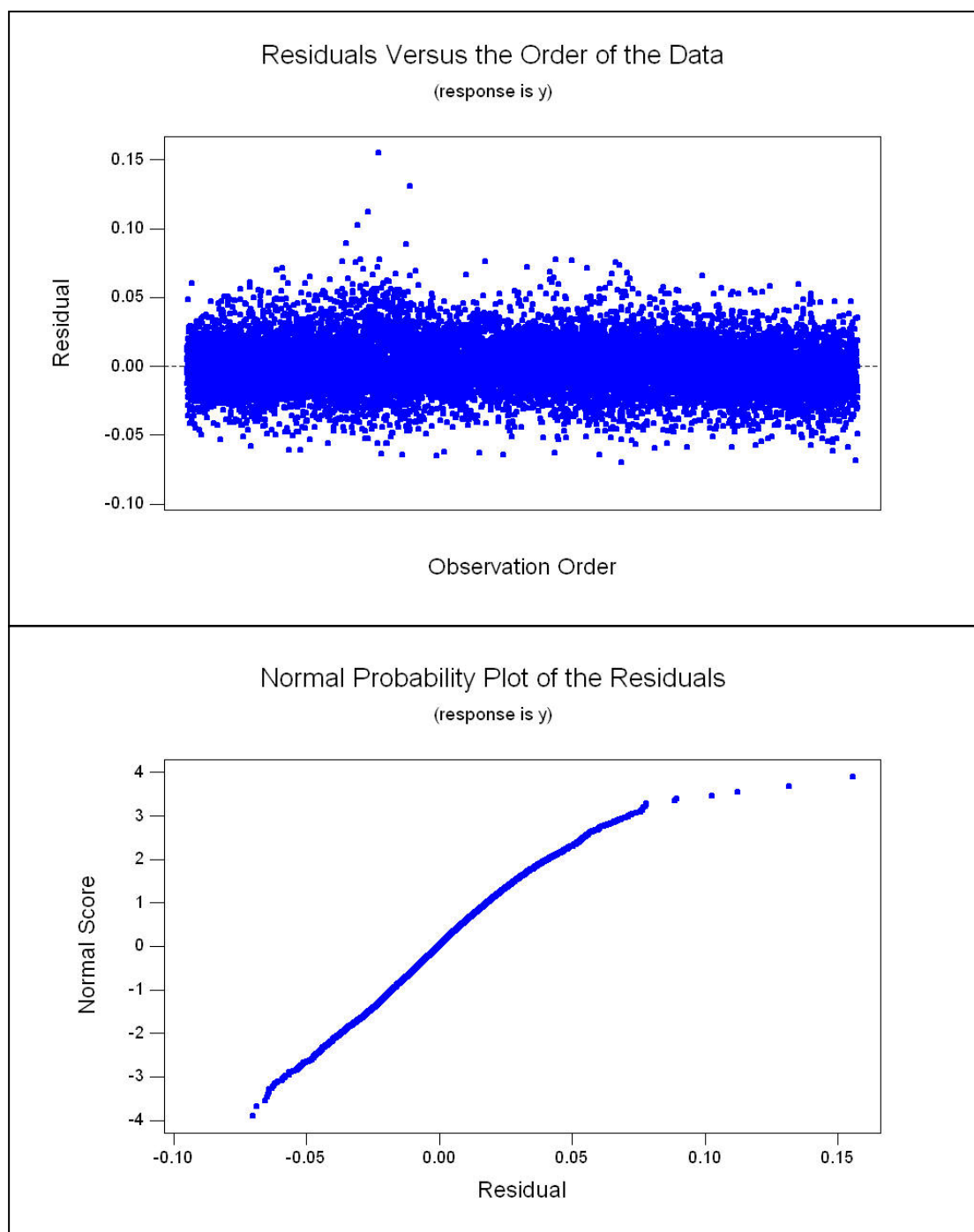
ภาพผนวกที่ ก33 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 20%



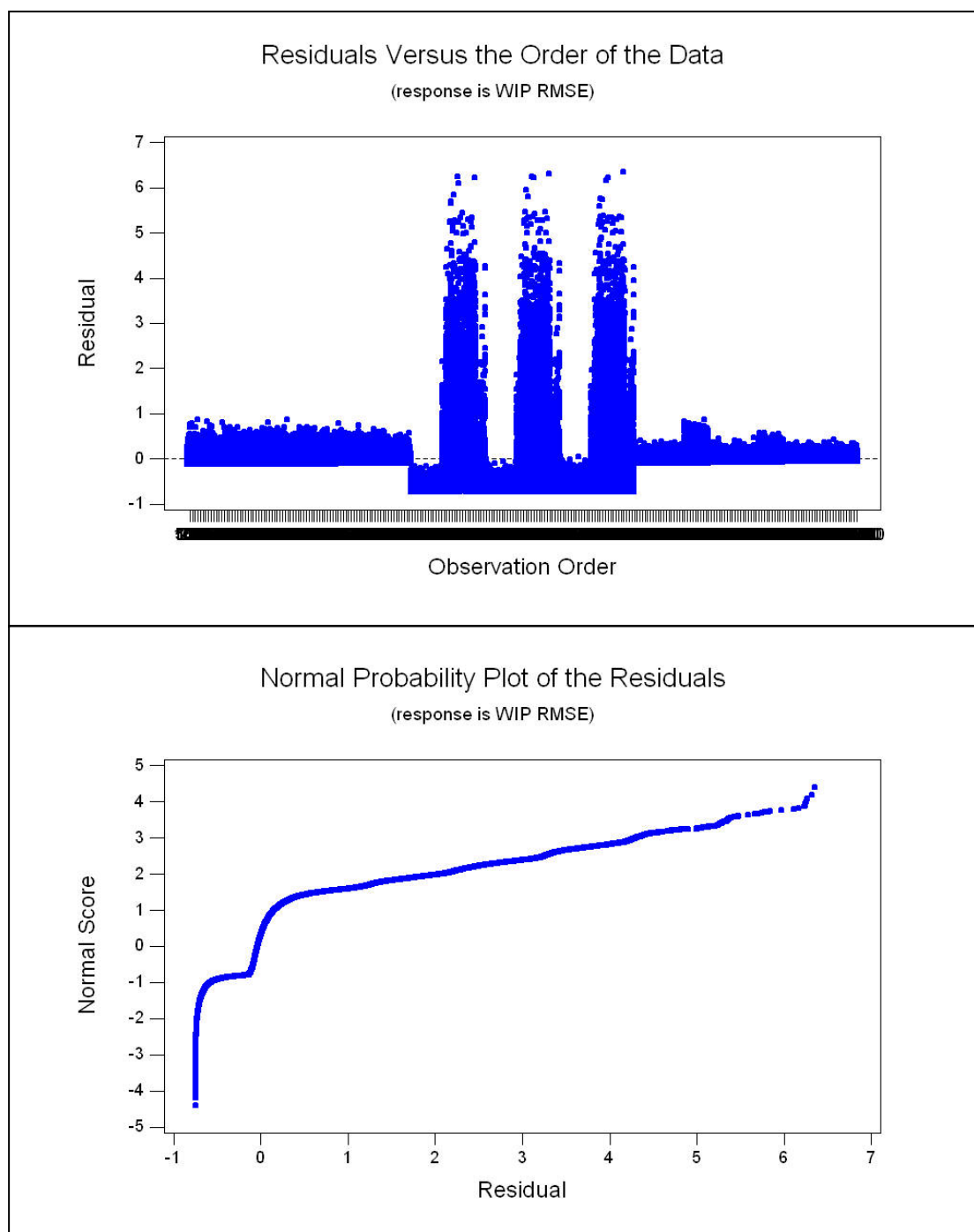
ภาพผนวกที่ ก34 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุต แบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5 % และ Train Data 30%



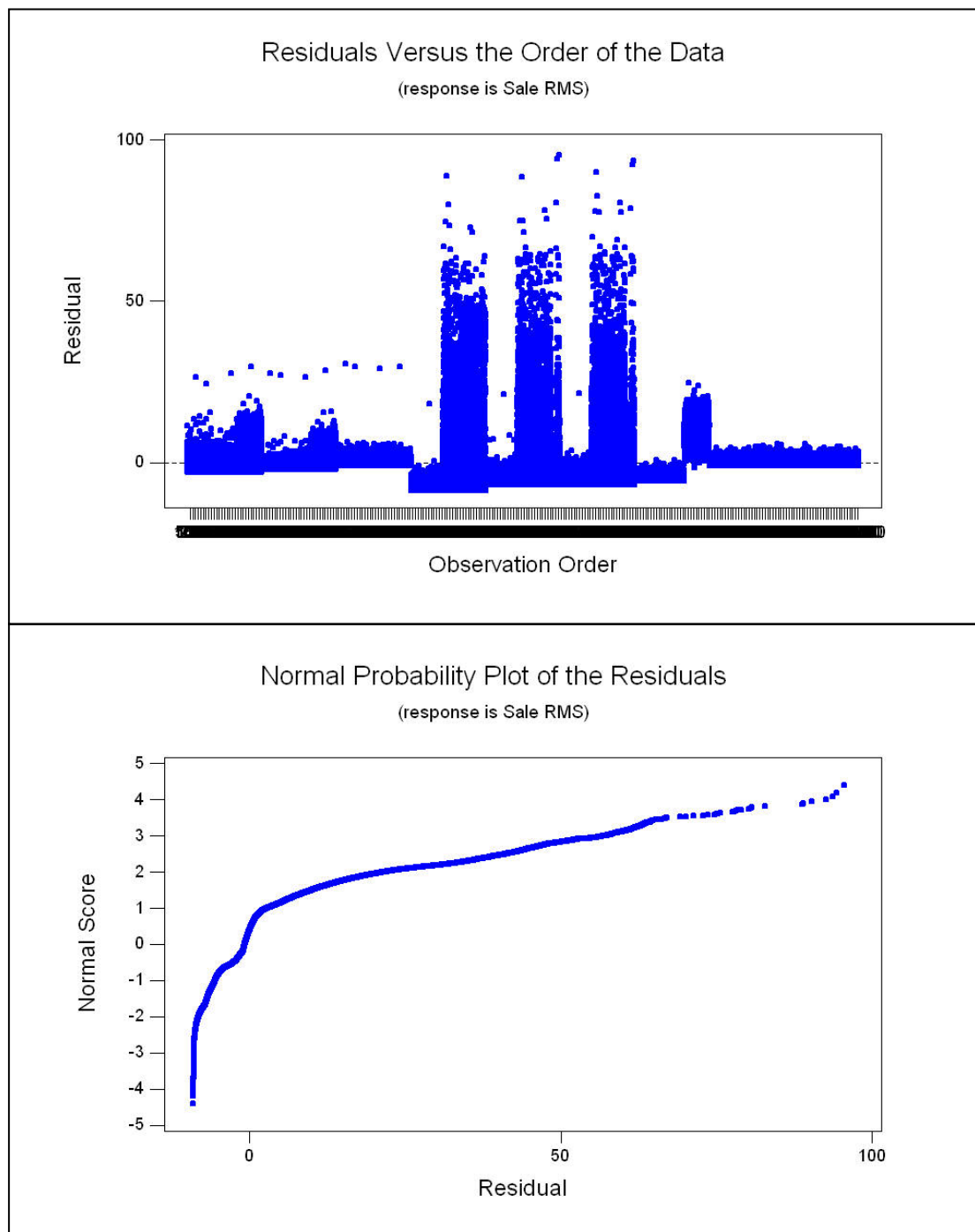
ภาพผนวกที่ ก35 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบปกติที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 15 % และ Train Data 30%



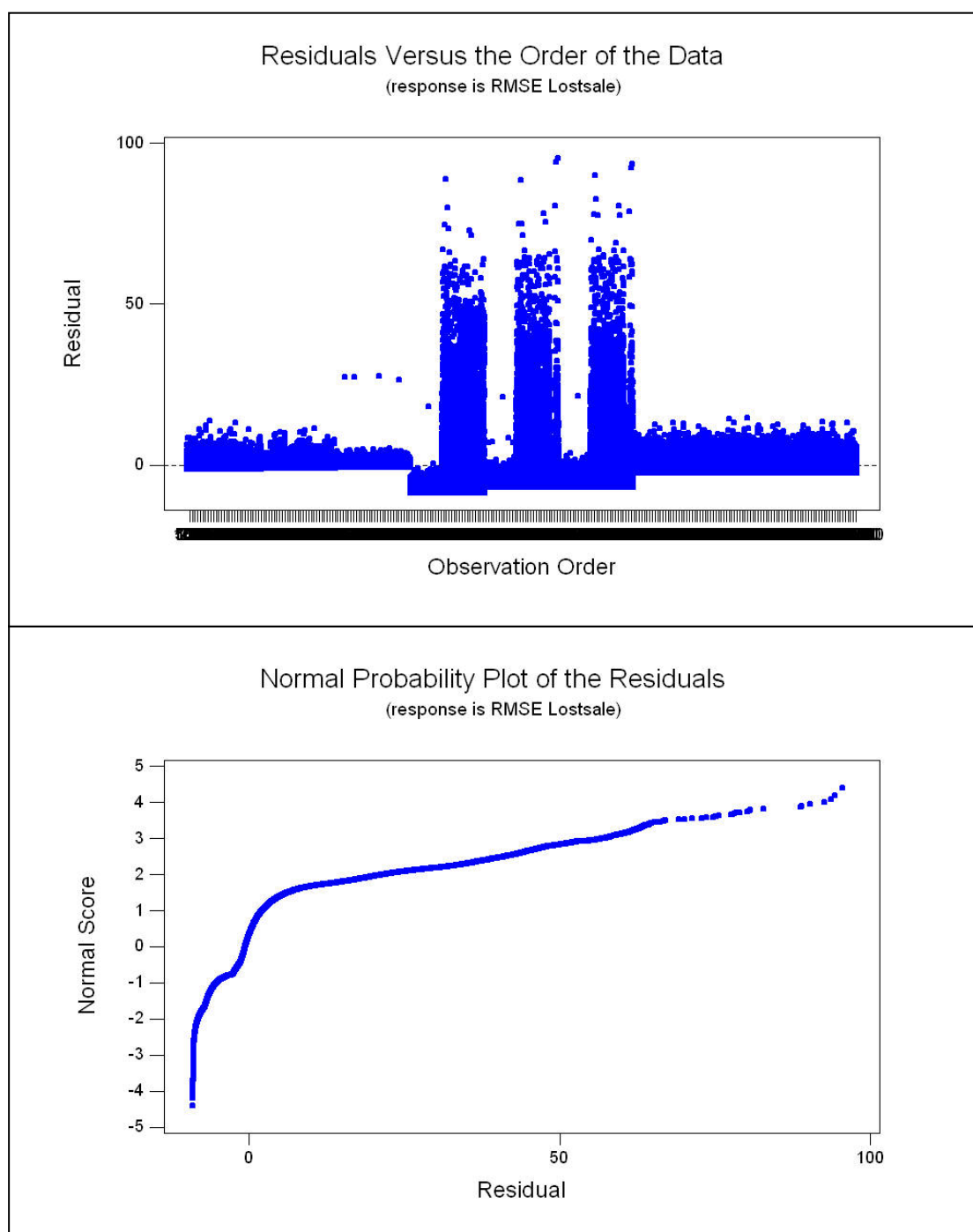
ภาพผนวกที่ ก36 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการสร้างสมการถดถอยและการทดสอบนัยสำคัญของการถดถอยของค่า Cycle Time เฉลี่ยที่ได้จากแบบจำลองสถานการณ์และการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแจกแจงของตัวแปรอินพุตแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และ Train Data 30%



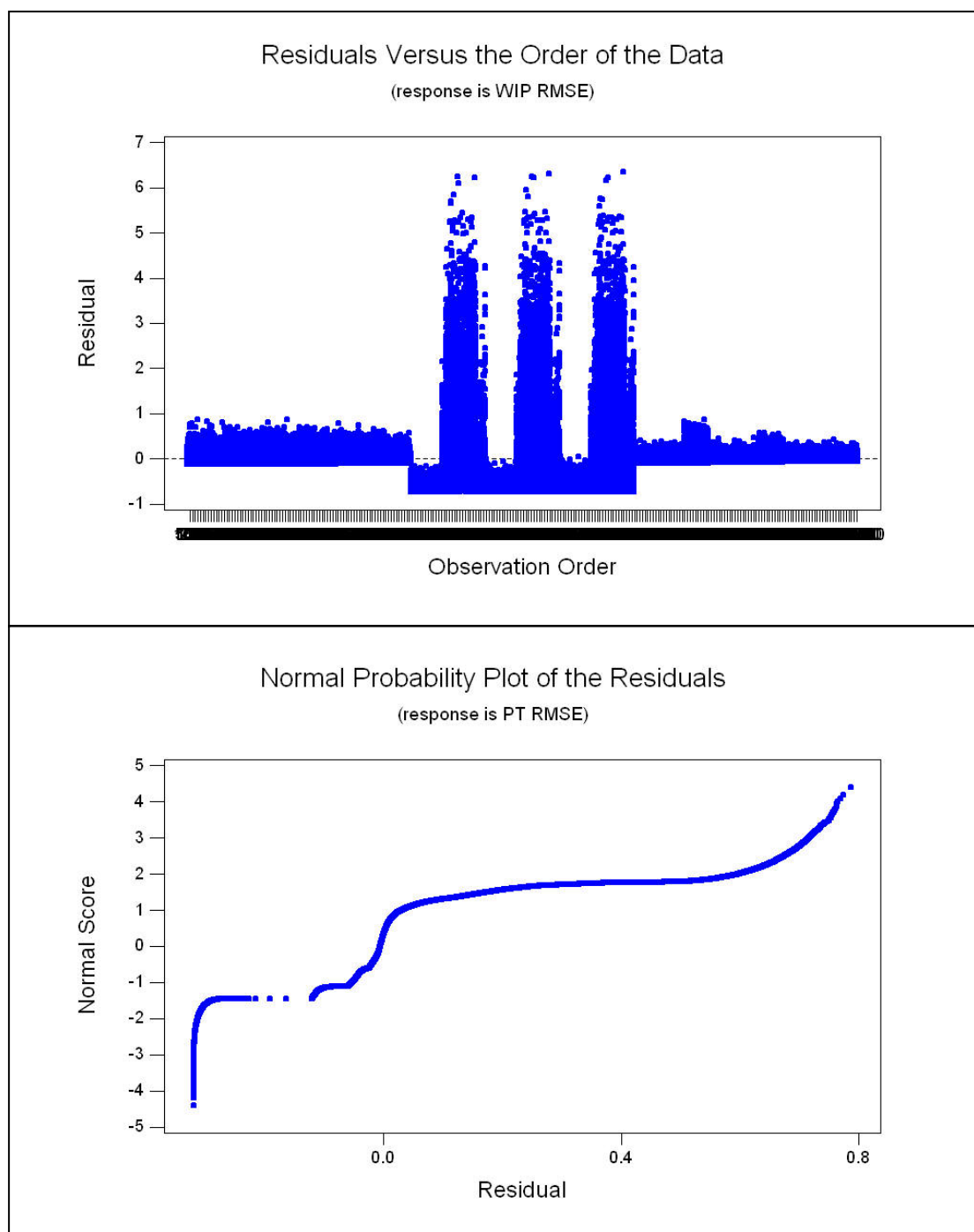
ภาพผนวกที่ ก37 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการวิเคราะห์ความแปรปรวนของปัจจัยขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอนและการแจกแจงของตัวแปรอินพุตของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า WIP เหล็ก



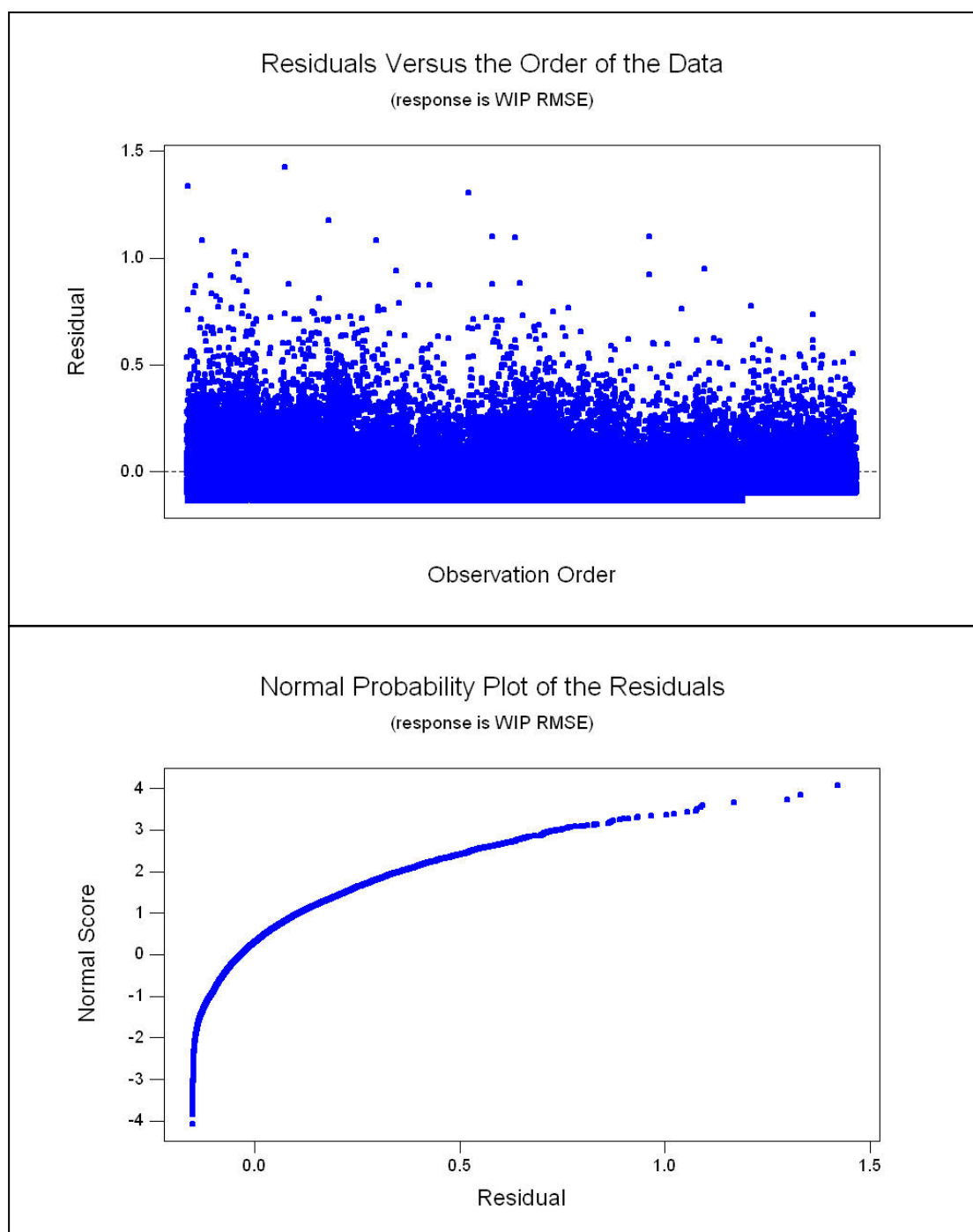
ภาพผนวกที่ ก38 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการวิเคราะห์ความแปรปรวน ของปัจจัยขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอนและการแจกแจงของตัวแปรอินพุต ของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Sale เฉลี่ย



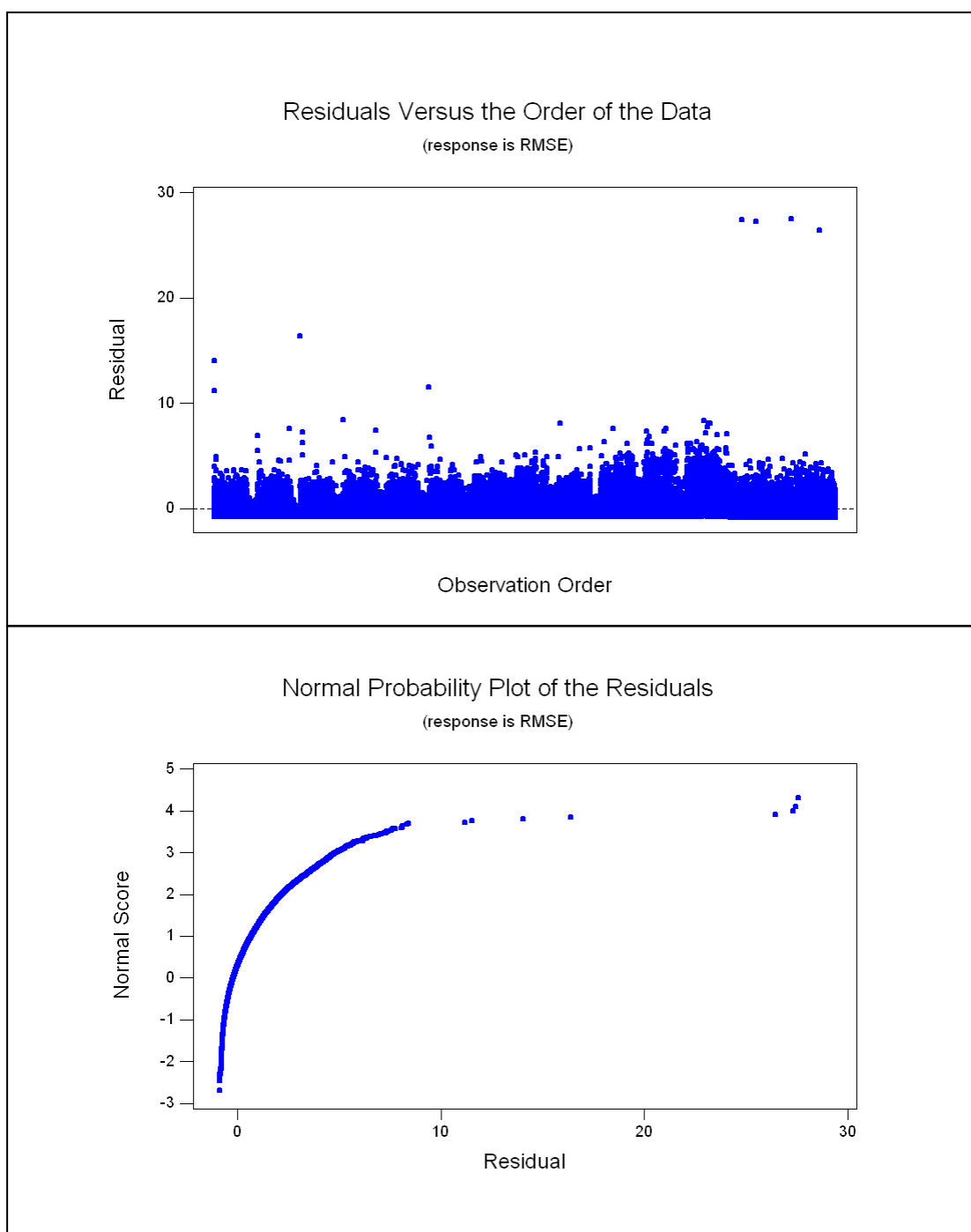
ภาพผนวกที่ ก39 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการวิเคราะห์ความแปรปรวนของปัจจัยขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอนและการแจกแจงของตัวแปรอินพุตของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Lost Sale เฉลี่ย



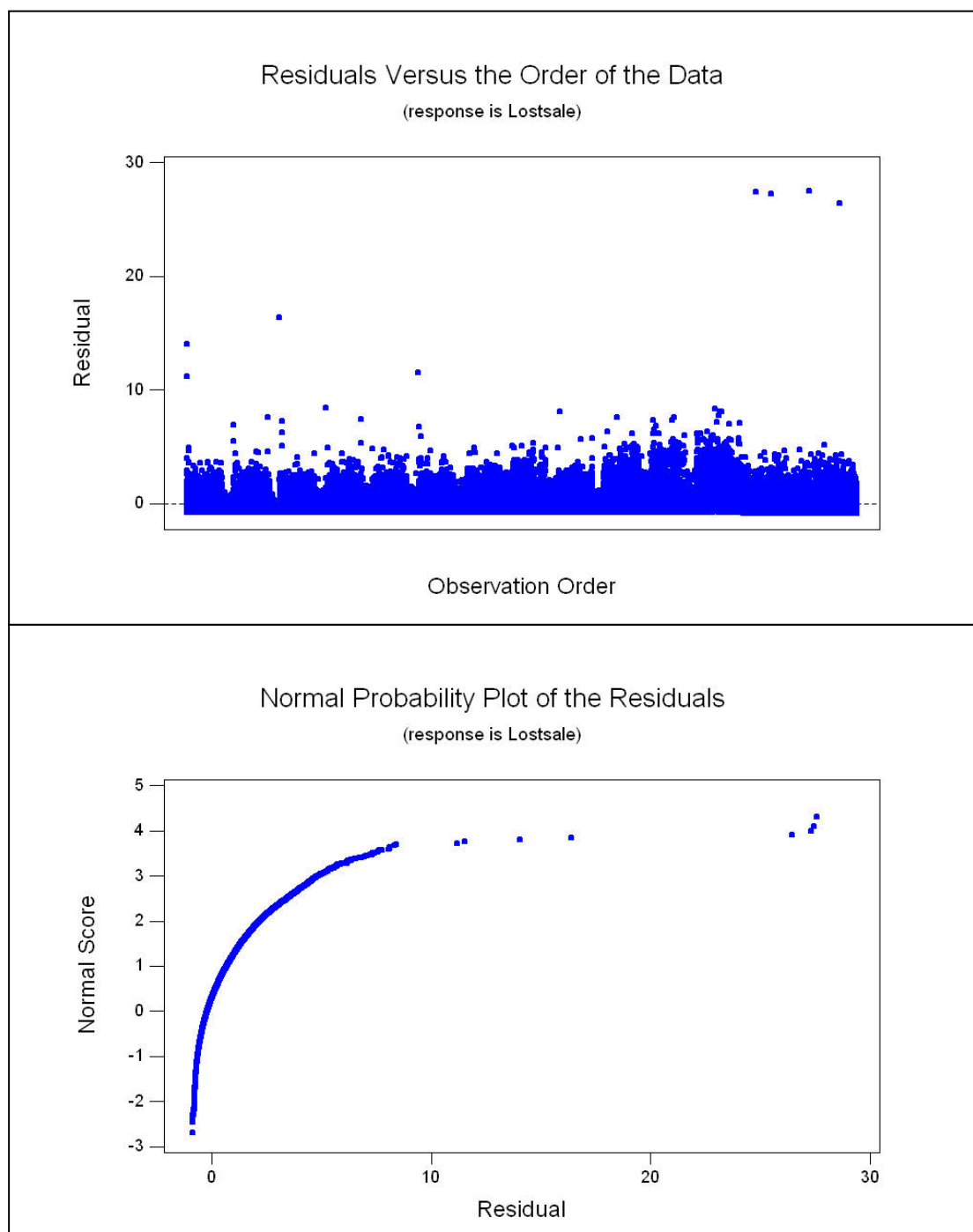
ภาพผนวกที่ ก40 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการวิเคราะห์ความแปรปรวนของปัจจัยขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอนและการแจกแจงของตัวแปรอินพุตของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Cycle Time เกลี่ย



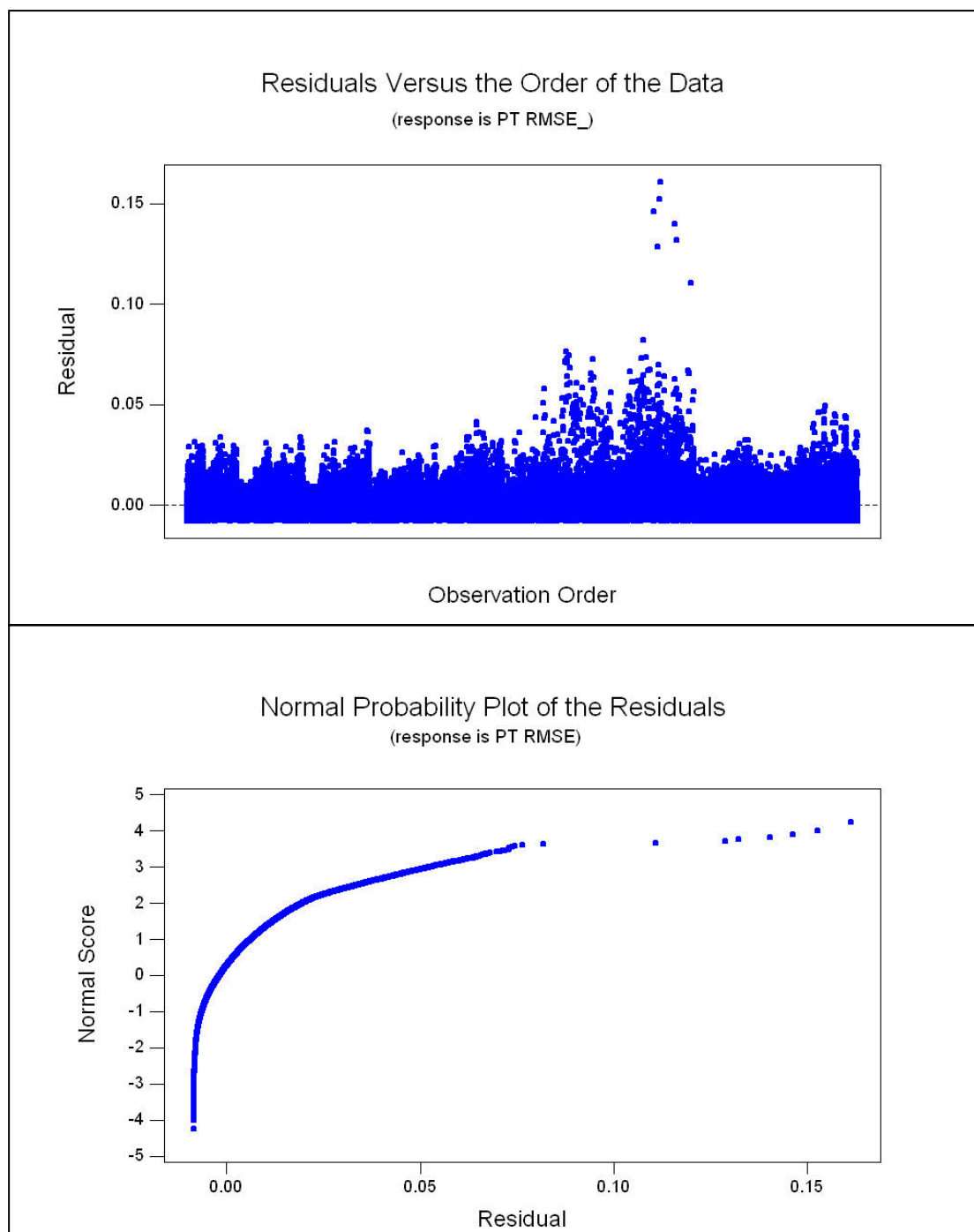
ภาพผนวกที่ ก41 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการวิเคราะห์ความแปรปรวนของปัจจัยขนาดตัวแปรอินพุทของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า WIP เหลื่อย



ภาพผนวกที่ ก42 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการวิเคราะห์ความแปรปรวนของปัจจัยขนาดตัวแปรอินพุตของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Sale เนลี่ย



ภาพผนวกที่ ก43 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการวิเคราะห์ความแปรปรวนของปัจจัยขนาดตัวแปรอินพุตของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Lost Saleเฉลี่ย



ภาพผนวกที่ ก44 Residual Plot และ Normal Probability Plot สำหรับการวิเคราะห์ความแปรปรวนของปัจจัยขนาดตัวแปรอินพุตของค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่า Cycle Time เฉลี่ย

ภาคผนวก ข

ตัวอย่างการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรม MATLAB

ในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรม MATLAB จะต้องกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ให้กับโครงข่ายซึ่งได้แสดงไว้ในส่วนของอุปกรณ์และวิธีการ สำหรับตัวอย่างการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับพยากรณ์ค่างานระหว่างกระบวนการผลิตเฉลี่ย (WIP) มีดังนี้

```
net=newff(minmax(p),[19,1],{'tansig','purelin'},'trainlm');
net.trainParam.show=50;
net.trainParam.lr=0.2;
net.trainParam.epochs=300;
net.trainParam.goal=0.01;
[net,tr]=train(net,p,t);
a=sim(net,p)
```

สำหรับตัวอย่างการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับพยากรณ์จำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Sale)

```
net=newff(minmax(p),[25,1],{'tansig','purelin'},'trainlm');
net.trainParam.show=50;
net.trainParam.lr=0.2;
net.trainParam.epochs=300;
net.trainParam.goal=1;
[net,tr]=train(net,p,t);
a=sim(net,p)
```

สำหรับตัวอย่างการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับพยากรณ์จำนวนครั้งเฉลี่ยที่สามารถตอบสนองต่อความต้องการการผลิตได้ (Lost Sale)

```
net=newff(minmax(p),[25,1],{'tansig','purelin'},'trainlm');
net.trainParam.show=50;
```

```

net.trainParam.lr=0.2;
net.trainParam.epochs=300;
net.trainParam.goal=1;
[net,tr]=train(net,p,t);
a=sim(net,p)

```

สำหรับตัวอย่างการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับพยากรณ์เวลาผลิตเฉลี่ย
(Cycle Time)

```

net=newff(minmax(p),[16,1],{'tansig','purelin'},'trainlm');
net.trainParam.show=50;
net.trainParam.lr=0.2;
net.trainParam.epochs=300;
net.trainParam.goal=0.0001;
[net,tr]=train(net,p,t);
a=sim(net,p)

```


ประวัติการศึกษาและทำงาน

ชื่อ นางสาวกริรมย์ญา พุฒทอง

เกิดวันที่ 31 มีนาคม พ.ศ. 2525

สถานที่เกิด จังหวัดสุราษฎร์ธานี

ประวัติการศึกษา วศ.บ. (วิศวกรรมอุตสาหการ) มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ (พ.ศ.2546)

ทุนการศึกษาที่ได้รับ ได้รับทุนผู้ช่วยสอนจากภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ

มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ (พ.ศ. 2547, พ.ศ. 2549)