



KKU Engineering Journal

<http://www.en.kku.ac.th/enjournal/th/>

การพัฒนาแบบจำลองพยากรณ์ต้นทุนของเสีย กรณีศึกษาบริษัทในอุตสาหกรรมฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ Development of scrap cost forecasting model: A case study in hard disk drive company

ภัทรศยา ตันติวัฒนกุล* และ อรรถกร เก่งพล

Phattarasaya Tantiwattanakul* and Athakorn Kengpol

ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ กรุงเทพฯ 10800

Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Thailand, 10800.

Received April 2012

Accepted June 2012

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ต้นทุนของเสียในกระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ให้มีความถูกต้องมากขึ้น เนื่องจากในปัจจุบันการพยากรณ์โดยคำนวณจากค่าดัชนีชี้วัดความสามารถของกระบวนการ (Key performance index: KPI) ทั้งหมด มีความคลาดเคลื่อนประมาณร้อยละ 30 ส่งผลให้ไม่สามารถวางแผนการผลิตได้อย่างแม่นยำ รวมทั้งไม่สามารถระบุสาเหตุที่แท้จริงที่ทำให้เกิดของเสียได้ เนื่องจาก KPI ที่นำมาใช้ในการคำนวณบางตัวอาจไม่มีความสัมพันธ์กับต้นทุนของเสีย งานวิจัยนี้นำเสนอแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ต้นทุนของเสียให้มีความถูกต้องมากขึ้นอย่างน้อยร้อยละ 10 ซึ่งจะส่งผลให้การวางแผนการผลิตมีความแม่นยำมากขึ้น โดยเริ่มจากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์เพื่อหาความสัมพันธ์ของ KPI กับต้นทุนของเสีย จากนั้นทำการวิเคราะห์หอนุกรมเวลาของ KPI เพื่อนำค่าพยากรณ์ KPI ในช่วงเวลาถัดไปใช้เป็นตัวแปรอิสระในการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ต้นทุนของเสียด้วยวิธีการวิเคราะห์การถดถอยและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ผลการพยากรณ์ต้นทุนของเสียของผลิตภัณฑ์ A, B และ C ซึ่งเป็นผลิตภัณฑ์ที่มีปริมาณการผลิตต่อเนื่องมากที่สุด พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำกว่าแบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอย โดยการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์เหลือเพียงร้อยละ 11.48, 11.43 และ 18.86 สำหรับผลิตภัณฑ์ A, B และ C ตามลำดับ

คำสำคัญ : การพยากรณ์ การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ การวิเคราะห์การถดถอย โครงข่ายประสาทเทียม

Abstract

The objective of this research is to develop the optimized scrap cost forecasting model in the Hard Disk Drive manufacturing with more accuracy. Due to the current forecasting, calculated from the Key Performance Index (KPI) of all assembly processes, has error about 30% which means the production planning is imprecise and can not specify the cause of scrap due to some KPIs are irrelevant with scrap cost. This is the reason why this research aims to improve accuracy more than 10%. At first, the correlation analysis is used to identify the relationship between KPI and scrap cost. The time-series analysis of KPI is taken and forecasted value of KPI is used as independent variables in the scrap cost forecasting model formulation. Two techniques are applied to formulate

*Corresponding author. Tel.: +66 (0)8 6558 5808

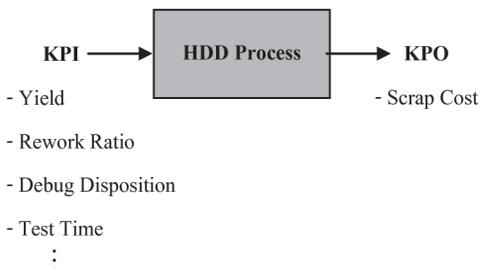
Email address: phattarasaya@hotmail.com

forecasting models: regression analysis and artificial neural networks. The results from scrap cost forecasting of product A, B and C have showed that the artificial neural network model can forecast with more accurate than regression model. The forecasting errors of artificial neural network models are 11.48%, 11.43% and 18.86% for product A, B and C respectively.

Keywords : Forecasting, Correlation analysis, Regression analysis, Artificial neural networks

1. บทนำ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ต้นทุนของเสียที่เกิดจากกระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ให้มีความถูกต้องเพิ่มขึ้นอย่างน้อยร้อยละ 10 โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์การถดถอย และเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม บริษัทกรณีศึกษาได้ตั้งเป้าหมายเพื่อลดของเสียโดยพิจารณาจากค่าพยากรณ์ต้นทุนของเสียซึ่งจะช่วยให้ทราบแนวโน้มการเกิดของเสีย ปัจจุบันค่าพยากรณ์ต้นทุนของเสียคำนวณจาก KPI ซึ่งเป็นค่าที่ใช้ในการวัดความสามารถของกระบวนการผลิต เช่น อัตราผลผลิต (Yield) อัตราส่วนงานซ่อม (Rework ratio) อัตราส่วนงานที่ไม่เป็นไปตามข้อกำหนด (Debug disposition) เป็นต้น การใช้ KPI ในการพยากรณ์ต้นทุนของเสียจะช่วยให้ทราบถึงที่มาของการเกิดของเสีย โดยแนวคิดในการคำนวณของแบบจำลองในปัจจุบันแสดงดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 แนวคิดของแบบจำลองในปัจจุบัน

จากแนวคิดดังกล่าว พบว่าแบบจำลองไม่ได้มีการนำข้อมูลในอดีตมาใช้ในการพยากรณ์ต้นทุนของเสีย รวมทั้งไม่สามารถบอกได้ว่าต้นทุนของเสียที่เกิดขึ้นมีผลกระทบมาจากตัวแปรใดบ้าง และตัวแปรแต่ละตัวมีแนวโน้มทำให้เกิดผลกระทบมากหรือน้อยอย่างไร ผลการพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลองในปัจจุบันมีความผิดพลาดไปจากต้นทุนของเสียที่เกิดขึ้นจริงประมาณร้อยละ 30 ซึ่งค่าพยากรณ์ที่ผิดพลาดนี้จะส่งผลให้การวางแผนและการบริหารจัดการการผลิตไม่เป็นไปตามเป้าหมายที่กำหนดไว้ งานวิจัยจึงทำการพัฒนา

แบบจำลองสำหรับพยากรณ์ต้นทุนของเสียในกระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ให้มีความถูกต้องมากขึ้น โดยใช้วิธีวิเคราะห์สหสัมพันธ์เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ของ KPI กับต้นทุนของเสีย และสร้างแบบจำลองพยากรณ์ต้นทุนของเสียโดยใช้วิธีวิเคราะห์การถดถอยและวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ต้นทุนของเสียจากการค้นคว้างานวิจัยเกี่ยวกับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีวิเคราะห์การถดถอยและวิธีโครงข่ายประสาทเทียมพบว่ามีกรณีนำไปประยุกต์ใช้ในอุตสาหกรรมชิ้นส่วนอิเล็กทรอนิกส์และฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ ตัวอย่างเช่น งานวิจัยของตาริกา เรือนคำ [1] ใช้เทคนิคอนุกรมเวลาและเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ยอดขายแชนจ์บียัดหัวอ่านฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ พบว่า เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำกว่าเทคนิคอื่น และณัฐชยา เพียรดี [2] นำเสนอแบบจำลองในการพยากรณ์ผลผลิต (Yield) ของกระบวนการผลิตฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นแบบแพร่กระจายย้อนกลับ ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างผลผลิตกับชนิดส่วนประกอบหลัก ทำการฝึกสอนโครงข่ายและทดลองปรับเปลี่ยนอัตราการเรียนรู้และค่าโมเมนตัม พบว่าโครงข่ายแบบ 1 ชั้นซ่อนให้ค่าพยากรณ์แม่นยำที่สุด Chen [3] ทำการพยากรณ์ต้นทุนต่อหน่วยของชิ้นส่วนวงจรรีไฟ (Die) ในผลิตภัณฑ์เซมิคอนดักเตอร์ด้วยวิธีการ Hybrid fuzzy linear regression (FLR) and back propagation network (BPN) เปรียบเทียบกับวิธีการถดถอยเชิงเส้น วิธีการ FLR-BPN จะช่วยให้การพยากรณ์มีความถูกต้องมากขึ้น และสามารถที่จะจัดการกับความไม่แน่นอนของค่าใช้จ่ายต่อหน่วยได้ นอกจากนี้ในอุตสาหกรรมการก่อสร้างมีการศึกษาและทำการพยากรณ์โดย Williams [4] ได้ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างวงเงินขั้นต่ำในการประมูลและค่าใช้จ่ายเบ็ดเสร็จเพื่อการแข่งขันในการประมูลการก่อสร้างถนนหลวงโดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์สหสัมพันธ์และการวิเคราะห์การถดถอย Kim et al. [5] สร้างแบบจำลองเพื่อประเมินมูลค่าการก่อสร้าง โดยใช้วิธีการ

วิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีการให้เหตุผลเชิงกรณี เพื่อเปรียบเทียบหาวิธีที่เหมาะสมสรุปได้ว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าวิธีการอื่น แต่วิธีการให้เหตุผลเชิงกรณีจะให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าในระยะยาว Wang and Gibson [6] ใช้วิธีวิเคราะห์การถดถอยและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม สร้างแบบจำลองพยากรณ์ค่าใช้จ่ายในการดำเนินโครงการ และแบบจำลองพยากรณ์การดำเนินงานให้เป็นไปตามแผนงานที่วางไว้ แบบจำลองที่สร้างขึ้นช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการบริหารโครงการโดยสามารถวางแผนเพื่อเตรียมการในแต่ละโครงการได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในอุตสาหกรรมอื่นก็มีการนำเทคนิคการวิเคราะห์การถดถอยและโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้ ได้แก่ งานวิจัยของ Shtub and Versano [7] ทำการประมาณค่าใช้จ่ายในการตัดต่อซึ่งประเมินจากข้อมูล CAD โดยเปรียบเทียบความแม่นยำการประเมินระหว่างวิธีวิเคราะห์การถดถอยและโครงข่ายประสาทเทียม ผลสรุปว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีวิเคราะห์การถดถอย Ciurana et al. [8] พัฒนาแบบจำลองต้นทุนในส่วนเครื่องมือคมตัดของเครื่องกัดแนวตั้งความเร็วสูง (High-speed machining: HSM) เพื่อประกอบการพิจารณาในการเลือกใช้เครื่องจักร แบบจำลองถูกสร้างขึ้นมา 2 วิธี คือ วิธีวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองพบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าแบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอย Verlinder et al. [9] สร้างแบบจำลองเพื่อประเมินต้นทุนในการผลิตชิ้นงานโลหะแผ่นในสภาวะการทำงานที่มีรายละเอียดและข้อมูลของการผลิตไม่มากนัก การสร้างแบบจำลองเริ่มจากการวิเคราะห์ข้อมูล CAD ของชิ้นงานที่จะผลิต และนำข้อมูลมาสร้างแบบจำลองด้วยวิธีวิเคราะห์การถดถอย และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม การเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง 2 วิธี พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพที่ดีกว่า

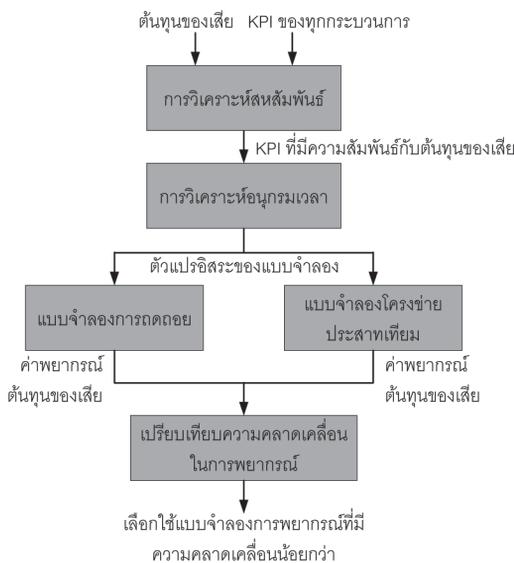
งานวิจัยที่เกี่ยวกับการพัฒนาแบบจำลองในการพยากรณ์ต้นทุนการผลิต ถูกพัฒนามาอย่างต่อเนื่อง โดยมีการเลือกใช้เทคนิคทางสถิติที่แตกต่างกันไป ซึ่งจากงานวิจัยที่ค้นคว้ามาพบว่า เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเป็นเทคนิคที่สามารถสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ได้แม่นยำมากกว่าเทคนิคอื่น [1, 2, 5-9] ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงเลือกใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อสร้างแบบจำลองการพยากรณ์

ต้นทุนของเสียในกระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์เปรียบเทียบกับเทคนิคการวิเคราะห์การถดถอย

2. การดำเนินงานวิจัย

การพัฒนาแบบจำลองพยากรณ์ต้นทุนของเสียในกระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ สรุปแนวคิดเป็นกรอบการวิจัย แสดงดังรูปที่ 2

ขั้นตอนแรกจะหาความสัมพันธ์ของต้นทุนของเสียกับ KPI ของกระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ทุกกระบวนการ KPI ที่มีความสัมพันธ์กับต้นทุนของเสีย จะนำมาใช้เป็นตัวแปรพยากรณ์ของแบบจำลอง แต่เนื่องจากการพยากรณ์ต้นทุนของเสียจะต้องใช้ค่า KPI ในช่วงเวลาเดียวกัน แต่ในทางปฏิบัติ KPI เป็นค่าที่ได้จากกระบวนการ ซึ่งค่านี้จะไม่เกิดขึ้นในช่วงเวลาที่ต้องการพยากรณ์ต้นทุนของเสีย ดังนั้นจึงทำการพยากรณ์ KPI โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลา จากนั้นนำค่าพยากรณ์ KPI ไปเป็นตัวแปรอิสระในการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์การถดถอย และเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม และทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลองทั้งสองโดยพิจารณาจากความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพมากกว่าจะถูกเลือกไปใช้ในการพยากรณ์ต้นทุนของเสีย



รูปที่ 2 กรอบการวิจัย (Research framework)

2.1 การวิเคราะห์สหสัมพันธ์

KPI ในกระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์มีอยู่มากกว่า 60 ตัว โดยจัดเป็นกลุ่มตามสายการผลิต ได้แก่ สายการประกอบคลีนรูม (Clean room: CR), สายงานเขียนสัญญาณมอดเตอร์ (Seeder), สายงานฟิลเลอร์ (Filler) และสายการประกอบสุดท้าย (Back end: BE) ในแต่ละกลุ่มประกอบด้วย KPI ที่แตกต่างกันไป เช่น Yield จะแบ่งออกเป็น Yield ของงานใหม่ และ Yield ของงานซ่อม, Debug disposition จะแบ่งออกเป็นอัตราส่วนงานซ่อมของแต่ละชิ้นส่วน ได้แก่ การเปลี่ยนชุดหัวอ่าน-เขียน, การเปลี่ยนแผ่นบันทึกข้อมูล, การถอดชิ้นส่วนออก เป็นต้น KPI จะเป็นข้อมูลรายสัปดาห์ มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 (คิดจาก 100%) ความหมายของแต่ละ KPI จะมีความหมายต่างกัน เช่น Yield มากแสดงว่าได้ผลผลิตมาก แต่ถ้า Debug disposition มากแสดงว่ามีของเสียเกิดขึ้นมาก

งานวิจัยนี้จะกำหนดตัวแปร A1, A2, ... แทน KPI ของผลิตภัณฑ์ A ตัวแปร B1, B2, ... แทน KPI ของผลิตภัณฑ์ B และตัวแปร C1, C2, ... แทน KPI ของผลิตภัณฑ์ C การหาความสัมพันธ์ของ KPI กับต้นทุนของเสียใช้เทคนิคการวิเคราะห์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson product moment correlation) [10] จะทำให้ทราบว่า KPI และต้นทุนของเสียมีความสัมพันธ์กัน หรือไม่ รวมทั้งสามารถบอกถึงระดับและทิศทางของความสัมพันธ์ได้ KPI ที่สัมพันธ์กับต้นทุนของเสียอย่างมีนัยสำคัญ พิจารณาได้จากสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation coefficient: r) การหาความสัมพันธ์จะนำข้อมูลต้นทุนของเสียและค่า KPI ของผลิตภัณฑ์ A, B และ C ซึ่งเป็นข้อมูลรายสัปดาห์ จำนวน 40 ชุด มาใช้ในการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ KPI ที่มีค่าสัมบูรณ์ของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ($|r_{xy}|$) มากกว่า 0.325 จะถูกเลือกไปใช้ในการสร้างแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ต้นทุนของเสีย โดยที่ค่า $|r_{xy}|$ เท่ากับ 0.325 อ้างอิงจากค่าวิกฤตของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson product moment correlation coefficient) [11] ที่องศาอิสระ (Degrees of freedom) เท่ากับ 38 และระดับนัยสำคัญเท่ากับ 0.05

2.2 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา

หาค่าพยากรณ์ของ KPI ที่ได้จากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ด้วยวิธีอนุกรมเวลา วิธีพยากรณ์ที่เลือกใช้

จะพิจารณาจากลักษณะกราฟของข้อมูล KPI แต่ละตัว วิธีการพยากรณ์ที่มีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดจะถูกเลือกไปใช้ในการพยากรณ์ KPI แต่ละตัว

2.3 การสร้างแบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอย

ข้อมูลต้นทุนของเสียและ KPI จากการวิเคราะห์อนุกรมเวลา จะถูกนำมาใช้ในการสร้างแบบจำลองด้วยวิธีการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ เนื่องจากเป็นเทคนิคที่เหมาะสมในกรณีที่ตัวแปรอิสระมีหลายตัวและตัวแปรตามมีเพียงหนึ่งตัว [12] KPI จากการวิเคราะห์อนุกรมเวลาจะนำมาใช้เป็นตัวแปรอิสระในสมการถดถอยพหุคูณ โดยจะใช้ข้อมูลจำนวน 40 ชุดข้อมูล ในการคำนวณสมการถดถอยแบบจำลองที่สร้างขึ้นมีทั้งหมด 3 แบบจำลอง ซึ่งเป็นแบบจำลองสำหรับผลิตภัณฑ์ A, B และ C

2.4 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การสร้างแบบจำลองจะใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer perceptron) เทคนิคการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation) ฟังก์ชันส่งผ่านข้อมูล (Activation Function) แบบซิกมอยด์ [13] โดยมีขั้นตอนในการสร้างแบบจำลองดังต่อไปนี้

2.4.1 ข้อมูลนำเข้า

การสร้างแบบจำลองจะนำต้นทุนของเสียและ KPI จากการวิเคราะห์อนุกรมเวลา มาใช้ในการเรียนรู้ในการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งข้อมูลที่นำมาใช้เป็นข้อมูลรายสัปดาห์จำนวน 49 ชุดข้อมูล โดยทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดฝึกสอน และชุดทดสอบ แสดงดังตารางที่ 1

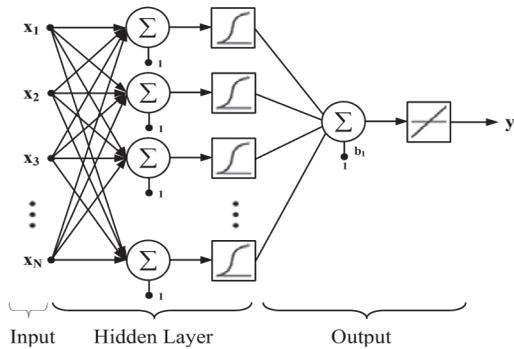
ตารางที่ 1 ชุดข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียม

ชุดข้อมูล	จำนวนชุดข้อมูล
ชุดฝึกสอน (Training Set)	40
ชุดทดสอบ (Test Set)	9

2.4.2 การออกแบบโครงสร้าง

การออกแบบโครงสร้างสามารถทำได้หลายรูปแบบ งานวิจัยนี้ได้ออกแบบโครงสร้างให้มีจำนวน N ปัจจัยนำเข้า มีจำนวนชั้นซ่อน (Hidden layer) 1 ชั้นซ่อน และมีปัจจัยนำออกจำนวน 1 ปัจจัยนำออก แสดงดังรูปที่ 3 การฝึกสอน

โครงข่ายประสาทเทียม จะทดลองปรับค่าตัวแปร ได้แก่ จำนวนจุดต่อ (Node) ของชั้นซ่อน และค่าความคลาดเคลื่อน (Error goal) จนกว่าจะได้โครงสร้างที่ให้ผลลัพธ์ใกล้เคียงกับข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบมากที่สุด สำหรับจำนวนจุดต่อของชั้นซ่อนที่ใช้ควรกำหนดเริ่มต้นเท่ากับ $\sqrt{(N+OP)}$ และจำนวนจุดต่อสูงสุดคือ $OP(N+1)$ เมื่อ N คือ จำนวนปัจจัยนำเข้า และ OP คือ จำนวนปัจจัยนำออก [14]



รูปที่ 3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

2.4.3 ทดสอบความถูกต้องของแบบจำลอง

จากการทดลองปรับค่าตัวแปร จะพิจารณาเลือกโครงสร้างที่มีค่าความคลาดเคลื่อน (Error) น้อยที่สุด เป็นโครงสร้างของโครงข่ายที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ต้นทุนของเสีย

2.5 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

คำนวณหาความถูกต้องของค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลองการถดถอยพหุคูณ และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยหาค่าความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ย (Mean absolute error: MAE) ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean squared error: MSE) ค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root mean squared error: RMSE) และ ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean absolute percentage error: MAPE) และแสดงผลด้วยกราฟเปรียบเทียบค่าจริงกับค่าที่ได้จากการพยากรณ์ แบบจำลองที่มีความถูกต้องมากกว่าจะถูกเลือกไปใช้ในการพยากรณ์

3 ผลการวิจัย

3.1 ผลการวิเคราะห์สหสัมพันธ์

จากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์สรุปได้ว่า KPI ที่มีความสัมพันธ์ต่อมูลค่าต้นทุนของเสียที่ระดับนัยสำคัญ (α) เท่ากับ

0.05 ของผลิตภัณฑ์ A มีจำนวน 9 ตัว ประกอบด้วย KPI กลุ่ม CR 2 ตัว และกลุ่ม BE 7 ตัว ผลิตภัณฑ์ B มีจำนวน 3 ตัว ประกอบด้วย KPI กลุ่ม CR, Filler และ BE กลุ่มละ 1 ตัว ผลิตภัณฑ์ C มีจำนวน 9 ตัว ประกอบด้วย KPI กลุ่ม CR 1 ตัว กลุ่ม Filler 2 ตัว และกลุ่ม BE 6 ตัว KPI ที่มีความสัมพันธ์กับต้นทุนของเสียสรุปได้ดังตารางที่ 2 ซึ่งสรุปได้ว่าต้นทุนของเสียของแต่ละผลิตภัณฑ์เกิดจาก KPI ที่แตกต่างกัน ดังนั้นการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์จึงแยกเป็นแบบจำลองของผลิตภัณฑ์ A, B และ C

ตารางที่ 2 KPI ที่มีความสัมพันธ์กับต้นทุนของเสีย

ผลิตภัณฑ์	KPI
A	A1, A2, A3, A4, A5, A6, A7, A8, A9
B	B1, B2, B3
C	C1, C2, C3, C4, C5, C6, C7, C8, C9

3.2 ผลการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

จากกราฟของข้อมูล KPI แต่ละตัว พบว่า KPI ทุกตัวไม่มีลักษณะของแนวโน้ม และไม่เป็นวัฏจักร จึงเลือกใช้วิธีการพยากรณ์ 4 วิธี ได้แก่ วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving average: MA) วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ซ้ำสองครั้ง (Double moving average: DMA) วิธีปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบครั้งเดียว (Single exponential smoothing: SES) และวิธีปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบสองครั้ง (Double exponential smoothing: DES) โดยผู้วิจัยได้ทำการกำหนดจำนวนช่วงเวลาที่ใช้หาค่าเฉลี่ย (N) เท่ากับ 3 สำหรับวิธี MA และ DMA เนื่องจากจะช่วยให้ไม่ต้องใช้ข้อมูลจำนวนมากในการหาค่าพยากรณ์ในช่วงเวลาถัดไป ส่วนวิธี DMA และ SES จะทำการปรับเปลี่ยนค่า Alpha (α) ตั้งแต่ 0.1 ถึง 1.0 จนกระทั่งได้ค่าพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ตารางที่ 3, 4 และ 5 แสดงค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์จากวิธีอนุกรมเวลาสำหรับผลิตภัณฑ์ A, B และ C ตามลำดับ

วิธีการพยากรณ์ที่มีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดจะถูกเลือกไปใช้ในการพยากรณ์ KPI แต่ละตัว จากตารางที่ 3 ถึง ตารางที่ 5 สรุปได้ว่า วิธีการพยากรณ์ SES จะใช้กับตัวแปร A1, A2, A3, A4, A5, A6, A7, A8, A9, B1, B2, C1, C2, C3, C4, C6, C7, C8, C9 วิธีการพยากรณ์ DMA จะใช้กับตัวแปร B3 และวิธี การพยากรณ์ DES จะใช้กับตัวแปร C5

ตารางที่ 3 ค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ KPI ของผลิตภัณฑ์ A

การพยากรณ์ อนุกรมเวลา	KPI								
	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9
MA	37.80	33.33	22.79	28.80	1.30	1.33	1.64	93.99	0.35
DMA	60.75	47.92	25.59	33.01	1.41	1.86	1.92	158.35	0.45
SES	22.58	20.51	20.08	26.45	1.25	1.26	1.40	64.63	0.32
DES	81.31	90.42	19.74	29.49	1.28	1.32	1.50	83.40	0.35

ตารางที่ 4 ค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ KPI ของผลิตภัณฑ์ B

การพยากรณ์ อนุกรมเวลา	KPI		
	B1	B2	B3
MA	26.42	3.35	0.81
DMA	33.46	3.31	0.73
SES	24.59	2.90	0.87
DES	27.21	3.04	0.90

ตารางที่ 5 ค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ KPI ของผลิตภัณฑ์ C

การพยากรณ์ อนุกรมเวลา	KPI								
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9
MA	30.13	30.61	340.44	34.20	57.05	31.08	0.70	40.26	14.82
DMA	36.73	34.08	551.34	33.21	60.23	34.87	0.78	44.46	15.87
SES	24.03	26.09	195.84	30.90	54.54	26.76	0.62	38.96	13.66
DES	28.94	28.79	262.45	32.03	53.54	28.15	0.66	38.14	14.23

ตารางที่ 6 การกำหนดสัญลักษณ์แทนตัวแปร

ผลิตภัณฑ์	ตัวแปรอิสระ	ตัวแปรตาม
A	A1, A2, A3, A4, A5, A6, A7, A8, A9	YA
B	B1, B2, B3	YB
C	C1, C2, C3, C4, C5, C6, C7, C8, C9	YC

3.3 ผลการสร้างแบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอย

ค่าพยากรณ์ KPI จากการวิเคราะห์อนุกรมเวลาจะนำไปใช้เป็นตัวแปรอิสระในการสร้างแบบจำลองสำหรับพยากรณ์มูลค่าต้นทุนของเสีย โดยกำหนดสัญลักษณ์แทนตัวแปรแสดงดังตารางที่ 6

การสร้างสมการถดถอยจะใช้วิธีการเลือกแบบถอยหลัง (Backward selection) [15] เพื่อเลือกตัวแปรอิสระที่เหมาะสมเข้าไปอยู่ในสมการถดถอยพหุคูณ เริ่มต้นการสร้างสมการจะนำตัวแปรอิสระทุกตัวเข้าไปอยู่ในสมการถดถอยพหุคูณจากนั้นจะทำการตัดตัวแปรอิสระที่ไม่ผ่านการทดสอบค่าสัมประสิทธิ์ของสมการ (Coefficient) ออก จนกระทั่งได้

สมการถดถอยพหุคูณที่มีความเชื่อถือได้ สมการถดถอยพหุคูณของผลิตภัณฑ์ A, B และ C แสดงดังสมการที่ 2, 3 และ 4 ความเชื่อถือได้ของสมการถดถอยพิจารณาได้จากค่า R-Sq(adj) โดยสมการถดถอยพหุคูณของผลิตภัณฑ์ A, B และ C มีความเชื่อถือได้ 44.6, 6.4 และ 45.8 ตามลำดับ

$$Y_A = -2.06 + 9.12(A3) + 3.56(A4) + 2.64(A7) + 1.44(A8) \quad (2)$$

$$Y_B = -0.096 + 0.831 (B3) \quad (3)$$

$$Y_C = -0.214 - 1.26(C1) - 17.2(C3) + 6.38(C4) + 1.94(C8) + 0.706(C9) \quad (4)$$

3.4 ผลการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

เริ่มต้นสร้างแบบจำลองด้วยการฝึกสอนโครงข่าย โดยนำตัวแปรพยากรณ์จากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์เป็นปัจจัยนำเข้าของโครงข่ายประสาทเทียม และต้นทุนของเสียเป็นปัจจัยนำออก ฝึกสอนด้วยข้อมูลจำนวน 40 ชุด และทดสอบโครงข่ายด้วยข้อมูลจำนวน 9 ชุด โดยทำการปรับเปลี่ยนจำนวนจุดต่อ (Node) ของชั้นซ่อน จากจำนวนจุดต่อเริ่มต้นเพิ่มขึ้นครั้งละ 1 จนถึงจำนวนจุดต่อสูงสุด ดังแสดงในตารางที่ 7 และทำการปรับเปลี่ยนค่าความคลาดเคลื่อน (Error goal) โดยเริ่มต้นจากค่า 0.1 เพิ่มขึ้นครั้งละ 0.1 จนถึงค่า 1.0

ตารางที่ 7 จำนวน Node ของชั้นซ่อน

ผลิตภัณฑ์	ตัวแปรอิสระ	จุดต่อเริ่มต้น	จุดต่อสูงสุด
A	9	3	10
B	3	2	4
C	9	3	10

จากผลการปรับเปลี่ยนจำนวน Node และ Error goal จะได้โครงสร้างของโครงข่ายที่มีความแม่นยำมากที่สุด แสดงดังตารางที่ 8

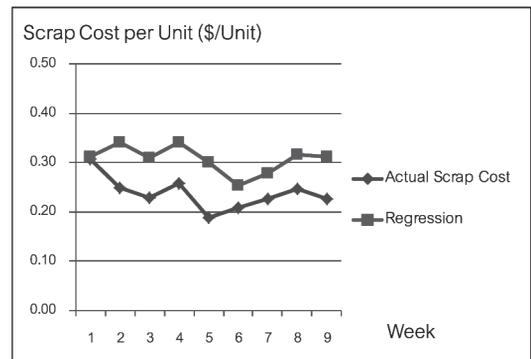
ตารางที่ 8 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่เลือกใช้

ผลิตภัณฑ์	โครงสร้าง	ความคลาดเคลื่อน
A	9-9-1 (0.1)*	11.48%
B	3-4-1 (1.0)	11.43%
C	9-3-1 (0.1)	18.86%

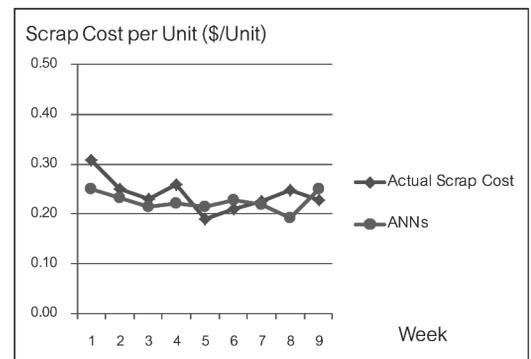
*จำนวนปัจจัยนำเข้า – จำนวนจุดต่อของชั้นซ่อน – จำนวนปัจจัยนำออก (ค่าความคลาดเคลื่อน)

3.5 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของแบบจำลอง

ค่าจากการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองการถดถอยและโครงข่ายประสาทเทียมกับต้นทุนของเสียจริงของผลิตภัณฑ์ A แสดงดังรูปที่ 4 และ 5 พบว่า ค่าพยากรณ์จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมใกล้เคียงกับค่าจริงมากกว่าค่าจากแบบจำลองการถดถอย ซึ่งได้ผลเช่นเดียวกันทั้งสามผลิตภัณฑ์



รูปที่ 4 เปรียบเทียบค่าจริงกับค่าพยากรณ์จากแบบจำลองการถดถอยของผลิตภัณฑ์ A



รูปที่ 5 เปรียบเทียบค่าจริงกับค่าพยากรณ์จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมของผลิตภัณฑ์ A

สำหรับความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์สามารถพิจารณาจากค่า MAE, MSE, RMSE และ MAPE แสดงดังตารางที่ 9 จากการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต้นทุนของเสียน้อยกว่าแบบจำลองการถดถอยทั้งสามผลิตภัณฑ์

ตารางที่ 9 ความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์

Product	Model	MAE	MSE	RMSE	MAPE
A	Regression	0.07	0.006	0.08	30.46
	ANNs	0.03	0.001	0.03	11.48
B	Regression	0.13	0.020	0.14	23.09
	ANNs	0.07	0.010	0.10	11.43
C	Regression	0.06	0.006	0.07	21.99
	ANNs	0.05	0.004	0.06	18.86

ผลการเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ด้วยวิธีการเดิมกับเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม แสดงดังตารางที่ 10 สรุปได้ว่าเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมสามารถสร้างแบบจำลองพยากรณ์ต้นทุนของเสียที่เกิดจากระบวนการประกอบฮาร์ด ดิสก์ไดรฟ์ โดยมีความถูกต้องเพิ่มขึ้นร้อยละ 17.21, 15.77 และ 31.97 สำหรับผลิตภัณฑ์ A, B และ C ตามลำดับ

ตารางที่ 10 ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ด้วยวิธีการเดิมและเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

ผลิตภัณฑ์	วิธีการเดิม	โครงข่ายประสาทเทียม	ผลต่างความคลาดเคลื่อน
A	28.69%	11.48%	17.21%
B	27.20%	11.43%	15.77%
C	50.83%	18.86%	31.97%

4. สรุป

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ต้นทุนของเสียที่เกิดจากระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ โดยงานวิจัยแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกเป็นการคัดเลือก KPI ที่มีความสัมพันธ์กับต้นทุนของเสียโดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ ซึ่งสรุปได้ว่าต้นทุนของเสียของแต่ละผลิตภัณฑ์เกิดขึ้นจาก KPI ของกระบวนการที่ต่างกัน และส่วนที่ 2 เป็นการสร้างแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ต้นทุนของเสีย สรุปได้ว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำกว่าแบบจำลองการถดถอยพหุคูณ โครงสร้างของโครงข่ายที่เลือกใช้ในการพยากรณ์ต้นทุนของเสีย คือ โครงสร้าง 9-9-1(0.1), โครงสร้าง 3-4-1(1.0) และโครงสร้าง 9-3-1(0.1)

สำหรับผลิตภัณฑ์ A, B และ C เมื่อเปรียบเทียบความแม่นยำกับแบบจำลองเดิมพบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ต้นทุนของเสียได้โดยมีความถูกต้องเพิ่มขึ้นร้อยละ 17.21, 15.77 และ 31.97 สำหรับผลิตภัณฑ์ A, B และ C ตามลำดับ

จากผลการดำเนินงานวิจัยทั้งหมดสรุปได้ว่าการปรับปรุง KPI ของกระบวนการประกอบผลิตภัณฑ์ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์สามารถช่วยให้ต้นทุนของเสียลดลงได้ เมื่อพิจารณาความสัมพันธ์สหสัมพันธ์ (r) จากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์พบว่าผลิตภัณฑ์ A ควรทำการปรับลดจำนวนชิ้นงานส่งซ่อมที่ต้องทำการเปลี่ยนฝาปิดด้านบน (A3), ลดการถอดชิ้นส่วนออก (A4) และควรปรับเพิ่มอัตราผลผลิตของสายการประกอบคลื่นรูนุ่ม (A9) สำหรับผลิตภัณฑ์ B ควรทำการปรับลดจำนวนชิ้นงานที่ไม่ผ่านการทดสอบ SPT (B1) และผลิตภัณฑ์ C ควรทำการปรับลดจำนวนชิ้นงานส่งซ่อมที่ต้องทำการปิดการทำงานของหัวอ่านและแผ่นบันทึกข้อมูล (C2), ต้องทำการเปลี่ยน PCBA (C4), ต้องทำการถอดชิ้นส่วนออก (C5) และควรปรับเพิ่มอัตราผลผลิตของสายการประกอบคลื่นรูนุ่ม (C6) และสายการประกอบสุดท้าย (C7)

5. ข้อเสนอแนะ

5.1 การกำหนดปัจจัยนำเข้าให้กับแบบจำลอง อาจจะพิจารณาถึงปัจจัยอื่นที่ส่งผลต่อต้นทุนของเสีย ตัวอย่างเช่น ปริมาณการผลิต ราคาชิ้นส่วน เป็นต้น

5.2 การใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ควรมีการกำหนดช่วงความเชื่อถือได้ของแบบจำลอง เพื่อควบคุมความผิดพลาดในการพยากรณ์ หากค่าความผิดพลาดสูงกว่าช่วงความเชื่อถือได้ จะต้องค้นหาโครงสร้างเพื่อใช้ในการพยากรณ์ใหม่

5.3 การพิจารณาเลือกแบบจำลองไปใช้งานกรณีที่ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ทั้งสี่ค่า ได้แก่ MAE, MSE, RMSE และ MAPE ไม่เป็นไปในทิศทางเดียวกัน เช่น แบบจำลองที่ 1 มีค่า MSE มากกว่า แบบจำลองที่ 2 ขณะที่ค่า MAPE น้อยกว่าแบบจำลองที่ 2 จะพิจารณาเลือกแบบจำลองจากค่า MAPE ในกรณีที่แบบจำลองทั้งสองมีผลต่างของค่า MAPE มาก แต่ถ้าต่างกันเพียงเล็กน้อย จะพิจารณาค่า MSE ร่วมด้วย เนื่องจากค่า MSE เป็นค่าที่บ่งบอกถึงความแปรปรวนของการพยากรณ์

5.4 การสร้างแบบจำลองพยากรณ์ที่เหมาะสมผู้วิจัยเสนอแนะให้เพิ่มกระบวนการในการวิเคราะห์หาตัวแปรที่มีผลกระทบต่อการศึกษาแล้วจึงนำ KPI ที่เกี่ยวข้องกับตัวแปรเหล่านั้นมาวิเคราะห์สัมพันธ์และสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ จะทำให้ได้แบบจำลองที่สร้างขึ้นจากตัวแปรที่เกี่ยวข้องอย่างแท้จริง

6. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนเงินทุนจากศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ สำนักงานพัฒนาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งชาติ และศูนย์วิจัยร่วมเฉพาะทางด้านส่วนประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น

7. เอกสารอ้างอิง

- [1] Ruankum, D. Application of Artificial Neural Network to Forecast Demand in Supply Chain of Hard Disk Drive Arm Coil. [MEng thesis]. Chiangmai: Chiangmai University; 2009. (In Thai).
- [2] Paindee, N. Efficiency Modeling Artificial Neural Networks for Forecasting the Manufacture for Product. [MInd thesis]. Bangkok: King Mongkut's University of Technology North Bangkok; 2009. (In Thai).
- [3] Chen, T. Applying the hybrid fuzzy c-means-back propagation network approach to forecast the effective cost per die of a semiconductor product. Computers & Industrial Engineering. 2011; 61: 752-759.
- [4] Williams, T. P. Predicting final cost for competitively bid construction projects using regression models. International Journal of Project Management. 2003; 21: 593-599.
- [5] Kim, G. H., et al. Comparison of Construction Cost Estimating Models Based on Regression Analysis, Neural Networks, and Case-Based Reasoning. International Journal of Building and Environment. 2004; 39: 1235-1242.
- [6] Wang, Y. R. and Gibson, G. E. A study of preproject planning and project success using ANNs and regression models. Automation in Construction. 2010; 19: 341-346.
- [7] Shtub, A. and Versano, R. Estimating The Cost of Steel Pipe Bending A Comparison between Neural Networks and Regression Analysis. International Journal of Production Economics. 1999; 62: 201-207.
- [8] Ciurana, J., et al. Estimating the Cost of Vertical High-Speed Machining Centre, A Comparison Between Multiple Regression Analysis and The Neural Networks Approach. International Journal of Production Economics. 2008; 115: 171-178.
- [9] Verlinden, B., et al. Cost Estimation for Sheet Metal Parts Using Multiple Regression and Artificial Neural Networks: A Case Study. International Journal of Production Economics. 2008; 211: 484-492.
- [10] Pengsawat, V. Applied statistics for social science research. Bangkok: Suveriyasarn; 2010. (In Thai).
- [11] Guilford, J.P., and Fruchter, B. Fundamental Statistics in Psychology and Education. Singapore: McGraw-Hill; 1978.
- [12] Supmonchai, S. Regression Analysis for Business. Bangkok: Pinklao Printing, 2002. (In Thai).
- [13] Kengpol, A. Multiple Criteria Decision Making 2. Bangkok: King Mongkut's University of Technology North Bangkok; 2010. (In Thai).
- [14] Khaw, J., et al. Optimal design of neural networks using the Taguchi method. Neurocomputing. 1995; 7: 225-245.
- [15] Pengsawat, V. Research Methodology. Bangkok: Suveriyasarn; 2008. (In Thai).