

การพยากรณ์มูลค่าต้นทุนของเสียในอุตสาหกรรมการผลิตฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์

ภัทรศยา ตันตวิวัฒนกุล^{1*} และ อรรถกร เก่งพล²

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาและหารูปแบบของการพยากรณ์มูลค่าต้นทุนของเสียในกระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ เพื่อให้การวางแผนการผลิตมีความแม่นยำมากขึ้น รวมทั้งเป็นแนวทางในการปรับปรุงกระบวนการผลิต เนื่องจากในปัจจุบันการพยากรณ์คำนวณจากค่าดัชนีชี้วัดความสามารถของกระบวนการทั้งหมดซึ่งมีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ประมาณร้อยละ 30 ส่งผลให้ไม่สามารถวางแผนการผลิตได้อย่างแม่นยำ รวมทั้งไม่สามารถระบุสาเหตุที่แท้จริงที่ทำให้เกิดของเสียได้ ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงใช้การวิเคราะห์สหสัมพันธ์เพื่อคัดเลือกตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับต้นทุนของเสียมาใช้ในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์

การถดถอยและเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมในการสร้างแบบจำลอง ผลการพยากรณ์มูลค่าต้นทุนของเสียของผลิตภัณฑ์ A, B และ C ซึ่งเป็นผลิตภัณฑ์ที่มีปริมาณการผลิตต่อเนื่องมากที่สุด พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำกว่าแบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอย โดยการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) เหลือเพียงร้อยละ 11.88, 11.33 และ 11.24 สำหรับผลิตภัณฑ์ A, B และ C ตามลำดับ

คำสำคัญ: การพยากรณ์ การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ การวิเคราะห์การถดถอย โครงข่ายประสาทเทียม

¹ นักศึกษา ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

² รองศาสตราจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

* ผู้นิพนธ์ประสานงาน โทรศัพท์ 08-6558-5808 อีเมล: phattarasaya@hotmail.com

Scrap Cost Forecasting in Hard Disk Drive Industry

Phattarasaya Tantiwattanakul^{1*} and Athakorn Kengpol²

Abstract

The purposes of this research are to study and formulate scrap cost forecasting model in the Hard Disk Drive assembly process which can provide more accuracy in production planning and guidance to improve the production process. According to the current forecasting, calculated from the Key Performance Index (KPI) of all assembly processes, the error about 30% exists which means that the production planning is inaccurate. It also cannot be precisely specified the cause of scrap. This research applied the correlation analysis to select KPI which are related to scrap

cost and formulated scrap cost forecasting model by using technique of regression analysis (RA) and artificial neural networks (ANNs). The results from scrap cost forecasting of product A, B and C showed that the ANNs model resulted in higher forecasting accuracy than RA model. The forecasting errors (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) of ANNs models were 11.88%, 11.33% and 11.24% for product A, B and C respectively.

Keywords: Forecasting, Correlation Analysis, Regression Analysis, Artificial Neural Networks

¹ Student, Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology North Bangkok.

² Associate Professor, Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology North Bangkok.

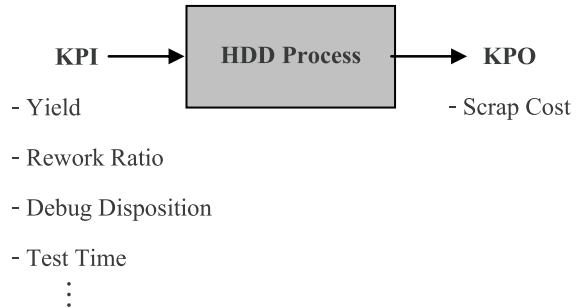
* Corresponding Author, Tel. 08-6558-5808, E-mail: phattarasaya@hotmail.com

1. บทนำ

ปัจจุบันอุตสาหกรรมฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์มีการขยายตัวเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง โดยความต้องการผลิตภัณฑ์ในตลาดโลกอยู่ในระดับสูงและเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องทุกปี บริษัทในอุตสาหกรรมฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์จึงต้องมีการพัฒนาระบบการผลิตให้มีประสิทธิภาพ รวมทั้งต้องดำเนินการผลิตโดยมีต้นทุนที่ต่ำ เนื่องจากกระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์มีขั้นตอนที่ซับซ้อน การทำงานจึงเกิดความผิดพลาดได้ง่าย ซึ่งการทำงานที่ผิดพลาดรวมทั้งการขัดข้องของเครื่องจักรเป็นสาเหตุที่ทำให้เกิดของเสีย เป็นผลทำให้มีต้นทุนในการผลิตสูง การพยากรณ์ต้นทุนของเสียจะช่วยให้การวางแผนการดำเนินงานเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น และหากสามารถระบุได้ว่ามูลค่าของเสียนั้นเกิดขึ้นมาจากกระบวนการใดจะเป็นแนวทางในการปรับปรุงกระบวนการเพื่อลดของเสียลงได้

ในปัจจุบันบริษัทกรณีศึกษาได้ทำการพยากรณ์ต้นทุนของเสียจากกระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์แบบจำลองที่ใช้ในการพยากรณ์มูลค่าต้นทุนของเสียจะนำค่าดัชนีชี้วัดความสามารถของกระบวนการ (Key Performance Index: KPI) มาคำนวณโดยอ้างอิงตามลำดับขั้นตอนของกระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ได้ผลลัพธ์ออกมาเป็นค่าพยากรณ์ต้นทุนของเสีย (Scrap Cost) แนวคิดในการคำนวณของแบบจำลองในปัจจุบันแสดงดังรูปที่ 1

แนวคิดของการคำนวณดังกล่าว พบว่าแบบจำลองไม่ได้มีการนำข้อมูลในอดีตมาใช้ในการพยากรณ์ต้นทุนของเสียรวมทั้งไม่สามารถบอกได้ว่าต้นทุนของเสียที่เกิดขึ้นมีผลกระทบมาจากตัวแปรใดบ้าง ตัวแปรแต่ละตัวมีแนวโน้มทำให้เกิดผลกระทบมากหรือน้อยอย่างไร ผลการพยากรณ์ในปัจจุบันมีความผิดพลาดประมาณร้อยละ 30 ดังนั้นงานวิจัยนี้จะทำการศึกษาและพัฒนาแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ต้นทุนของเสียในกระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ ให้มีความถูกต้องมากขึ้น โดยใช้วิธีการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ เพื่อหาความสัมพันธ์ของ KPI กับต้นทุนของเสีย และสร้างแบบจำลองเพื่อพยากรณ์ต้นทุนของเสียด้วยเทคนิคการวิเคราะห์การถดถอย และ



รูปที่ 1 แนวคิดของแบบจำลองที่ใช้ในปัจจุบัน

วิธีโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นทำการเปรียบเทียบผลจากแบบจำลองทั้งสอง เพื่อดูว่าแบบจำลองจากวิธีการใดที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดสำหรับการพยากรณ์มูลค่าต้นทุนของเสีย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ต้นทุนของเสียที่เกิดจากกระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ให้มีความถูกต้องเพิ่มขึ้นอย่างน้อยร้อยละ 10 โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์การถดถอย และเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการค้นคว้างานวิจัยเกี่ยวกับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ในอุตสาหกรรมฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ พบว่ามีเทคนิคการพยากรณ์หลายเทคนิคที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ ตัวอย่างเช่น งานวิจัยของดารีกา [1] ใช้เทคนิคอนุกรมเวลาและเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ยอดขายแซนวิชบัตเตอร์ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ ซึ่งสรุปได้ว่าเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำกว่าเทคนิคอื่น ณัฐชยา [2] นำเสนอการพยากรณ์ผลิตผล (Yield) ของกระบวนการผลิตฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม นอกจากนั้นในอุตสาหกรรมก่อสร้างยังมีการศึกษาและทำการพยากรณ์ โดย Williams [3] ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างวงเงินขั้นต่ำในการประมูลและค่าใช้จ่ายเบ็ดเสร็จเพื่อการแข่งขันในการประมูล การก่อสร้างถนนหลวงโดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์สหสัมพันธ์

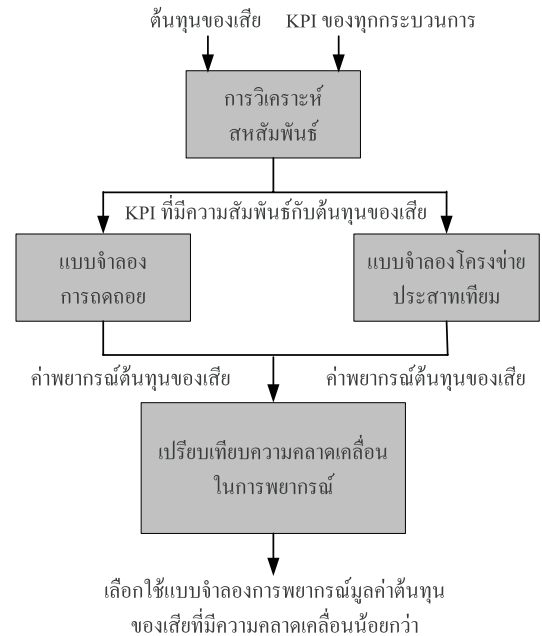
และการวิเคราะห์การถดถอย Kim et al. [4] สร้างแบบจำลองเพื่อประเมินมูลค่าการก่อสร้าง โดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีการให้เหตุผลเชิงกรณี สรุปได้ว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าวิธีอื่น แต่วิธีการให้เหตุผลเชิงกรณีจะให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าในระยะยาว Wang and Gibson [5] ใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอยและวิธีโครงข่ายประสาทเทียมในการสร้างแบบจำลองเพื่อวิเคราะห์ผลกระทบที่มีผลต่อความสำเร็จของโครงการเกี่ยวกับอุตสาหกรรมและการก่อสร้างอาคาร

ในอุตสาหกรรมอื่นก็มีการนำเทคนิคการวิเคราะห์การถดถอยและโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้ได้แก่ งานวิจัยของ Shtub and Versano [6] ทำการประมาณค่าใช้จ่ายในการตัดต่อซึ่งประเมินจากข้อมูล CAD ผลการพยากรณ์พบว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแม่นยำมากกว่าวิธีการวิเคราะห์การถดถอย Ciurana et al. [7] พัฒนาแบบจำลองต้นทุนในส่วนเครื่องมือคมตัดของเครื่องกัดแนวตั้งความเร็วสูง (High-Speed Machining: HSM) เพื่อประกอบการพิจารณาการเลือกใช้เครื่องจักร พบว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแม่นยำมากกว่าวิธีการวิเคราะห์การถดถอยเช่นกัน

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาแบบจำลองในการพยากรณ์ต้นทุนการผลิต ถูกพัฒนามาอย่างต่อเนื่อง โดยมีการเลือกใช้เทคนิคทางสถิติที่แตกต่างกันไป จากงานวิจัยที่ค้นคว้าพบว่าเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเป็นเทคนิคที่สามารถสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ได้แม่นยำมากกว่าเทคนิคอื่น ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงเลือกใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อสร้างแบบจำลองการพยากรณ์มูลค่าต้นทุนของเสียในกระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์และเปรียบเทียบกับเทคนิคการวิเคราะห์การถดถอย โดยตัวแปรพยากรณ์ของแบบจำลอง คือ KPI ที่มีความสัมพันธ์กับต้นทุนของเสีย

3. วิธีการดำเนินงานวิจัย

การพัฒนาแบบจำลองสำหรับพยากรณ์มูลค่าต้นทุนของเสีย สามารถสรุปแนวคิดเป็นกรอบการวิจัย แสดง



รูปที่ 2 กรอบการวิจัย (Research Framework)

ดังรูปที่ 2 ขั้นตอนแรกจะเป็นการคัดเลือกตัวแปรพยากรณ์โดยนำข้อมูลในอดีต ได้แก่ ต้นทุนของเสีย และ KPI ของกระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ทุกกระบวนการมาวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ KPI ที่มีความสัมพันธ์กับต้นทุนของเสียจะนำมาใช้เป็นตัวแปรพยากรณ์ของแบบจำลอง จากนั้นสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์การถดถอย และเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม และทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลองทั้งสอง โดยพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพมากกว่าจะถูกเลือกไปใช้ในการพยากรณ์มูลค่าต้นทุนของเสีย

3.1 การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ของตัวแปร

KPI ในกระบวนการประกอบผลิตภัณฑ์ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์มีอยู่มากกว่า 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 เป็นข้อมูลรายสัปดาห์มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 (คิดจาก 100%)

งานวิจัยนี้จะทำการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ของ KPI กับต้นทุนของเสียโดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน เพื่อทำการคัดเลือก KPI ที่มีความสัมพันธ์กับต้นทุนของเสียอย่างมีนัยสำคัญ โดยพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient: r) ซึ่งคำนวณจาก

$$r_{xy} = \frac{n \sum XY - \sum X \sum Y}{\sqrt{[n \sum X^2 - (\sum X)^2][n \sum Y^2 - (\sum Y)^2]}} \quad (1)$$

โดยที่

r_{xy} เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน

n เป็นขนาดของกลุ่มตัวอย่าง

$\sum X$ เป็นผลรวมของข้อมูลที่วัดได้จากตัวแปรอิสระ

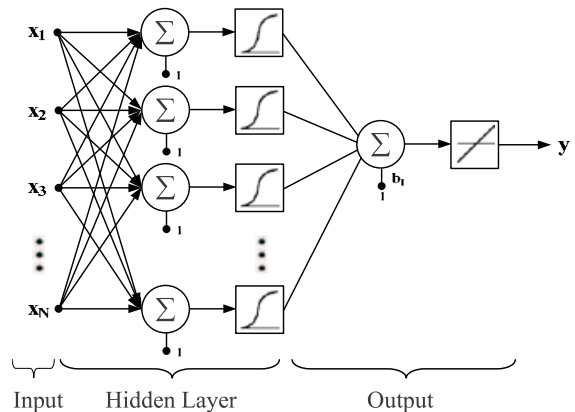
$\sum Y$ เป็นผลรวมของข้อมูลที่วัดได้จากตัวแปรตาม

$\sum XY$ เป็นผลรวมของผลคูณระหว่างข้อมูลตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม

$\sum X^2$ เป็นผลรวมของกำลังสองของข้อมูลที่วัดได้จากตัวแปรอิสระ

$\sum Y^2$ เป็นผลรวมของกำลังสองของข้อมูลที่วัดได้จากตัวแปรตาม

การหาความสัมพันธ์จะนำข้อมูลรายสัปดาห์ของต้นทุนของเสียและค่า KPI ของผลิตภัณฑ์ A, B และ C จำนวน 40 ชุด ในการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ KPI ที่มีค่าสัมบูรณ์ของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ($|r_{xy}|$) มากกว่า 0.325 จะถูกเลือกไปใช้ในการสร้างแบบจำลองพยากรณ์มูลค่าต้นทุนของเสีย โดยที่ค่า $|r_{xy}|$ เท่ากับ 0.325 อ้างอิงจากตารางค่าวิกฤตของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson Product Moment Correlation Coefficient) [8] ที่องศาอิสระ (Degrees of Freedom) เท่ากับ 35 และระดับนัยสำคัญ เท่ากับ 0.05



รูปที่ 3 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมในการฝึกสอน

3.2 การสร้างแบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอย

KPI ที่ได้จากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ จะนำมาใช้เป็นตัวแปรพยากรณ์ในการสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ เนื่องจากเป็นเทคนิคที่เหมาะสมในกรณีที่ตัวแปรพยากรณ์มีหลายตัวและตัวแปรตามมีเพียงหนึ่งตัว โดยจะใช้ข้อมูลจำนวน 40 ชุดข้อมูล ในการคำนวณหาสมการถดถอย แบบจำลองที่สร้างขึ้นมีทั้งหมด 3 แบบจำลอง ซึ่งเป็นแบบจำลองสำหรับผลิตภัณฑ์ A, B และ C

3.3 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การสร้างแบบจำลองจะใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Perceptron) เทคนิคการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation) ฟังก์ชันส่งผ่านข้อมูล (Activation Function) แบบซิกมอยด์ การสร้างแบบจำลองจะนำข้อมูลต้นทุนของเสียและ KPI ที่ได้จากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์มาใช้ในการเรียนรู้ในการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งข้อมูลที่น่ามาใช้เป็นข้อมูลรายสัปดาห์ จำนวน 49 ชุดข้อมูล โดยข้อมูลแบ่งออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดฝึกสอน (Training Set) จำนวน 40 ชุดข้อมูล และชุดทดสอบ (Test Set) จำนวน 9 ชุดข้อมูล

การออกแบบโครงสร้างของโครงข่ายสามารถทำได้หลายรูปแบบ โดยงานวิจัยนี้ได้ออกแบบโครงสร้างให้มี

จำนวน N บัณฑิตนำเข้า มีจำนวนชั้นซ่อน (Hidden Layer) 1 ชั้นซ่อน และมีบัณฑิตนำออกจำนวน 1 บัณฑิตนำออก แสดงดังรูปที่ 3

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม จะทดลองปรับจำนวนจุดต่อ (Node) ของชั้นซ่อน และค่าความคลาดเคลื่อน (Error Goal) จนกว่าจะได้โครงข่ายที่สามารถให้ผลลัพธ์ใกล้เคียงกับข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบมากที่สุด และกำหนดให้หยุดฝึกสอนที่ 5,000 รอบ [1] สำหรับจำนวนจุดต่อของชั้นซ่อนที่ใช้ควรกำหนดเริ่มต้นเท่ากับ $\sqrt{(N+OP)}$ และจำนวนจุดต่อสูงสุดคือ $OP(N+1)$ เมื่อ N คือ จำนวนบัณฑิตนำเข้า และ OP คือ จำนวนบัณฑิตนำออก [9] หลังจากทดลองปรับค่า Node และ Error Goal แล้ว จะพิจารณาเลือกโครงข่ายที่มีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ (Error) น้อยที่สุดให้เป็นโครงข่ายของโครงข่ายที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ต้นทุนของเสีย

3.4 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของแบบจำลอง

นำค่าพยากรณ์จากแบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มาคำนวณหาความถูกต้องของการพยากรณ์ [10] โดยหาค่าความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error: MAE) ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Squared Error: MSE) ค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error: RMSE) และค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) รวมทั้งแสดงผลด้วยกราฟเปรียบเทียบค่าจริงกับค่าที่ได้จากการพยากรณ์ โดยแบบจำลองที่มีความถูกต้องมากกว่าจะถูกเลือกไปใช้ในการพยากรณ์

4. ผลการวิจัย

4.1 ผลการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ของตัวแปร

จากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ สรุปได้ว่า KPI ที่มีความสัมพันธ์ต่อต้นทุนของเสียที่ระดับนัยสำคัญ (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 1 ซึ่งสรุปได้ว่าต้นทุนของเสียของแต่ละผลิตภัณฑ์เกิดจาก KPI ที่แตกต่างกัน ดังนั้นการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์จึงแยกเป็นแบบจำลองของผลิตภัณฑ์ A, B และ C

ตารางที่ 1 KPI ที่มีความสัมพันธ์กับต้นทุนของเสีย

ผลิตภัณฑ์	KPI
A	A1, A2, A3, A4, A5, A6, A7, A8, A9 (CR = 2, BE = 7)
B	B1, B2, B3 (CR = 1, Filler = 1, BE = 1)
C	C1, C2, C3, C4, C5, C6, C7, C8, C9 (CR = 1, Filler = 2, BE = 6)

4.2 แบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอย

ค่าพยากรณ์ KPI จากการวิเคราะห์ถดถอยพหุคูณจะนำไปใช้เป็นตัวแปรอิสระในการสร้างแบบจำลองสำหรับพยากรณ์มูลค่าต้นทุนของเสีย โดยกำหนดสัญลักษณ์แทนตัวแปรแสดงดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 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

การสร้างสมการถดถอยจะใช้วิธีการเลือกแบบถอยหลัง (Backward Selection) เพื่อเลือกตัวแปรพยากรณ์ที่เหมาะสมเข้าไปอยู่ในสมการถดถอยพหุคูณ เริ่มต้นการสร้างสมการจะนำตัวแปรพยากรณ์ทุกตัวเข้าไปอยู่ในสมการถดถอยพหุคูณ จากนั้นจะทำการตัดตัวแปรพยากรณ์ที่ไม่ผ่านการทดสอบค่าสัมประสิทธิ์ของสมการ (Coefficient) ออก จนกระทั่งได้สมการถดถอยพหุคูณที่มีความเชื่อถือได้ สมการถดถอยพหุคูณของผลิตภัณฑ์

A, B และ C แสดงดังสมการที่ 2, 3 และ 4 ตามลำดับ

$$Y_A = -3.86 + 0.104(A_2) + 2.37(A_5) + 2.37(A_6) + 1.49(A_8) \quad (2)$$

$$Y_B = 4.20 + 1.64(B_1) - 5.01(B_2) \quad (3)$$

$$Y_C = 0.277 - 0.555(C_1) - 10.0(C_3) + 3.05(C_4) - 2.19(C_6) + 1.21(C_8) \quad (4)$$

การทดสอบสมมติฐานความเชื่อถือได้ของสมการถดถอยพหุคูณพิจารณาจากการทดสอบค่าความแปรปรวนพบว่า P-Value ของสมการถดถอยพหุคูณของผลิตภัณฑ์ A, B และ C มีค่าเท่ากับ 0 ซึ่งน้อยกว่าระดับนัยสำคัญ (α) ที่ 0.05 จึงสรุปได้ว่าตัวแปรอิสระอย่างน้อยหนึ่งตัวในสมการมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตาม ความเชื่อถือได้ของสมการถดถอยพิจารณาได้จากค่า R-Sq(adj) โดยสมการถดถอยพหุคูณมีความเชื่อถือได้ 45.4, 37.9 และ 42.7 สำหรับผลิตภัณฑ์ A, B และ C ตามลำดับ

4.3 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

เริ่มต้นการสร้างแบบจำลองด้วยการฝึกสอนโครงข่าย โดยนำตัวแปรพยากรณ์ที่ได้จากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์เป็นปัจจัยนำเข้าของโครงข่ายประสาทเทียม และมูลค่าต้นทุนของเสียเป็นปัจจัยนำออก ฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลจำนวน 40 ชุด และทดสอบโครงข่ายด้วยชุดข้อมูลจำนวน 9 ชุด โดยทำการปรับเปลี่ยนจำนวน Node ของชั้นซ่อน จากจำนวนจุดต่อเริ่มต้นเพิ่มขึ้นครั้งละ 1 จนถึงจำนวนจุดต่อสูงสุด ดังแสดงในตารางที่ 3 และทำการปรับเปลี่ยน Error Goal โดยเริ่มต้นจากค่า 0.1 เพิ่มขึ้นครั้งละ 0.1 จนถึงค่า 1.0

ตารางที่ 3 จำนวน Node ของชั้นซ่อน

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

จากผลการปรับเปลี่ยนจำนวน Node และ Error Goal จะได้โครงสร้างของโครงข่ายที่มีความแม่นยำที่สุดแสดงดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่เลือกใช้

ผลิตภัณฑ์	โครงสร้าง	ความคลาดเคลื่อน
A	9-3-1 (0.1)*	11.88%
B	3-4-1 (0.3)	11.33%
C	9-6-1 (0.1)	11.24%

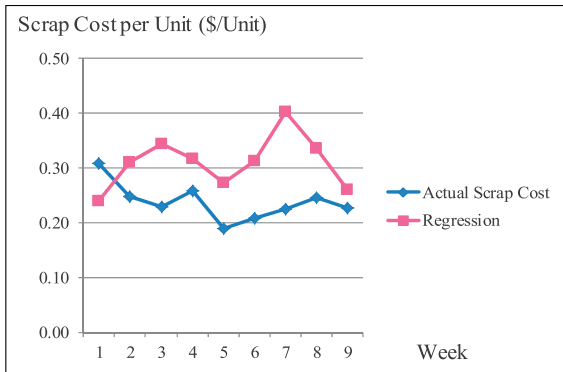
* จำนวนปัจจัยนำเข้า-จำนวนจุดต่อของชั้นซ่อน-จำนวนปัจจัยนำออก (ค่าความคลาดเคลื่อน)

4.4 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของแบบจำลอง

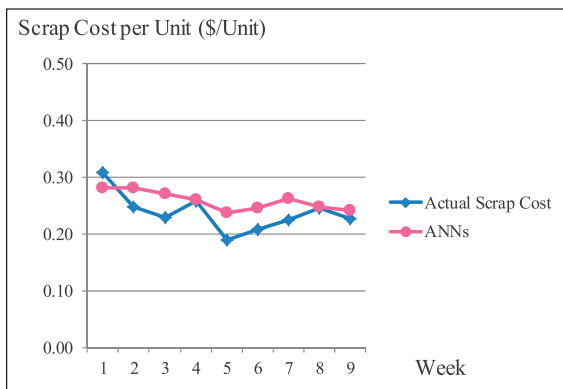
ค่าจากการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองการถดถอย และโครงข่ายประสาทเทียม กับมูลค่าต้นทุนของเสียจริงต่อฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ 1 ตัว (Scrap Cost per Unit) ของผลิตภัณฑ์ A แสดงดังรูปที่ 4 และ 5 พบว่า ค่าพยากรณ์จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมใกล้เคียงกับค่าจริงมากกว่าค่าจากแบบจำลองการถดถอย ซึ่งได้ผลเช่นเดียวกันทั้งสามผลิตภัณฑ์ สำหรับความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์สามารถพิจารณาจากค่า MAE, MSE, RMSE และ MAPE แสดงดังตารางที่ 5 จากการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต้นทุนของเสียน้อยกว่าแบบจำลองการถดถอย สำหรับทั้งสามผลิตภัณฑ์

ตารางที่ 5 ความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์

Product	Model	MAE	MSE	RMSE	MAPE
A	Regression	0.09	0.009	0.10	38.16
	ANNs	0.03	0.001	0.03	11.88
B	Regression	0.15	0.028	0.17	23.43
	ANNs	0.07	0.006	0.08	11.33
C	Regression	0.06	0.004	0.06	20.12
	ANNs	0.03	0.002	0.04	11.24



รูปที่ 4 เปรียบเทียบค่าจริงกับค่าพยากรณ์จากแบบจำลองการถดถอยของผลิตภัณฑ์ A



รูปที่ 5 เปรียบเทียบค่าจริงกับค่าพยากรณ์จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมของผลิตภัณฑ์ A

ผลการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ต้นทุนของเสียสรุปได้ว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำกว่าแบบจำลองการถดถอยพหุคูณ ดังนั้นจึงเลือกใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ต้นทุนของเสียที่เกิดจากกระบวนการประกอบผลิตภัณฑ์ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ได้โดยมีความถูกต้องเพิ่มขึ้นเมื่อเทียบกับการพยากรณ์ในปัจจุบันเป็นร้อยละ 16.81, 15.88 และ 39.60 สำหรับผลิตภัณฑ์ A, B และ C ตามลำดับ

5. สรุป

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองสำหรับพยากรณ์มูลค่าต้นทุนของเสียที่เกิดจากกระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ โดยงานวิจัยแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกเป็นการคัดเลือกตัวแปรพยากรณ์ที่มีความสัมพันธ์กับต้นทุนของเสียโดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ ซึ่งสรุปได้ว่าต้นทุนของเสียของแต่ละผลิตภัณฑ์เกิดขึ้นจาก KPI ของกระบวนการที่แตกต่างกัน และส่วนที่สองเป็นการสร้างแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ต้นทุนของเสีย สรุปได้ว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำกว่าแบบจำลองการถดถอยพหุคูณ โดยโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เลือกใช้ในการพยากรณ์ต้นทุนของเสียของผลิตภัณฑ์ A คือ โครงสร้าง 9-3-1(0.1) โครงสร้างของผลิตภัณฑ์ B คือ 3-4-1(0.3) และโครงสร้างของผลิตภัณฑ์ C คือ 9-6-1(0.1) เมื่อทำการเปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์โดยคำนวณค่า MAPE พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ต้นทุนของเสียโดยมีความคลาดเคลื่อนลดลงร้อยละ 16.81, 15.88 และ 39.60 สำหรับผลิตภัณฑ์ A, B และ C ตามลำดับ

จากผลการดำเนินงานวิจัยทั้งหมดสามารถสรุปได้ว่าการปรับปรุง KPI ของกระบวนการประกอบผลิตภัณฑ์ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์จะสามารถช่วยให้ต้นทุนของเสียลดลงได้ เมื่อพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r) จากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ พบว่าผลิตภัณฑ์ A ควรทำการปรับลดจำนวนชิ้นงานส่งซ่อมที่ต้องทำการเปลี่ยนฝาปิดด้านบน (A3) จำนวนชิ้นงานที่ต้องทำการถอดชิ้นส่วนออก (A4) และควรปรับเพิ่มอัตราผลผลิตของสายการประกอบคลื่นรุม (A9) สำหรับผลิตภัณฑ์ B ควรทำการปรับลดจำนวนชิ้นงานที่ไม่ผ่านการทดสอบ SPT (B1) และผลิตภัณฑ์ C ควรทำการปรับลดจำนวนชิ้นงานส่งซ่อมที่ต้องทำการปิดการทำงานของหัวอ่านและแผ่นบันทึกข้อมูล (C2) จำนวนชิ้นงานที่ต้องทำการเปลี่ยน PCBA (C4) จำนวนชิ้นงานที่ต้องทำการถอดชิ้นส่วนออก (C5) และควรปรับเพิ่มอัตราผลผลิตของทั้งสายการประกอบคลื่นรุม (C6) และสายการประกอบสุดท้าย (C7)

ข้อเสนอแนะในการวิจัย

1. การใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ ควรมีการกำหนดช่วงความเชื่อถือได้ของแบบจำลอง เพื่อควบคุมความผิดพลาดในการพยากรณ์ หากค่าความผิดพลาดสูงกว่าช่วงความเชื่อถือได้ จะต้องทำการค้นหาโครงสร้างเพื่อใช้ในการพยากรณ์ใหม่

2. การกำหนดปัจจัยนำเข้าให้กับแบบจำลอง อาจพิจารณาถึงปัจจัยอื่นที่ส่งผลต่อต้นทุนของเสีย ตัวอย่างเช่น ปริมาณการผลิต ราคาชิ้นส่วน เป็นต้น

3. งานวิจัยในอนาคต สามารถทำการศึกษาเพื่อปรับปรุง KPI ของกระบวนการประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ โดยการประยุกต์ใช้การออกแบบการทดลอง [11] เพื่อลดปริมาณการเกิดของเสียในกระบวนการประกอบผลิตภัณฑ์ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์

6. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนเงินทุนจาก ศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ สำนักงานพัฒนาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งชาติ และศูนย์วิจัยร่วมเฉพาะทางด้านส่วนประกอบฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น

เอกสารอ้างอิง

- [1] D. Ruankum, "Application of Artificial Neural Network to Forecast Demand in Supply Chain of Hard Disk Drive Arm Coil," MEng thesis, Chiangmai University, 2009 (in Thai).
- [2] N. Paindee, "Afficiency Moeling Artificial Neural Networks for Forecasting the Manufacture for Product," MInd thesis, King Mongkut's University of Technology North Bangkok, 2009 (in Thai).
- [3] T. P. Williams, "Predicting final cost for competitively bid construction projects using regression models," *International Journal of Project Management*, vol. 21, pp. 593-599, 2003.
- [4] G. H. Kim, et al. "Comparison of Construction Cost Estimating Models Based on Regression Analysis, Neural Networks, and Case-Based Reasoning," *International Journal of Building and Environment*, vol. 39, pp. 1235-1242, 2004.
- [5] Y. R. Wang and G. E. Gibson, "A study of preproject planning and project success using ANNs and regression models," *Automation in Construction*, vol. 19, pp. 341-346, 2010.
- [6] A. Shtub and R. Versano, "Estimating The Cost of Steel Pipe Bending, A Comparison between Neural Networks and Regression Analysis," *International Journal of Production Economics*, vol. 62, pp. 201-207, 1999.
- [7] J. Ciurana, 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*, vol. 115, pp. 171-178, 2008.
- [8] J. P. Guilford and B. Fruchter, *Fundamental Statistics in Psychology and Education*, Singapore: McGraw-Hill, 1978.
- [9] J. Khaw, et al. "Optimal design of neural networks using the Taguchi method," *Neurocomputing*, vol. 7, pp. 225-245, 1995.
- [10] S. Taesombut, *Quantitative Forecasting*, Bangkok: Kasetsart University Press, 2006 (in Thai).
- [11] S. Tuammee and A. Kengpol, "Defect Reduction in Plastic Sheet Process: Applying the Design of Experiments; A Company Case Study in Plastic Industry," *Journal of KMUTNB*, vol. 18, pp. 80-89, 2008 (in Thai).