

การทำนายความสำเร็จของกระบวนการออกแบบและพัฒนาผลิตภัณฑ์ ในอุตสาหกรรมยานยนต์และชิ้นส่วนโดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ค

Prediction of product design and development success by using Artificial Neural Network

ปรารธนา บุรณะจันทร์¹ มณฑล ศาสนนันท์² เสฎฐา ศาสนนันท์³

บทคัดย่อ

กระบวนการออกแบบและพัฒนาผลิตภัณฑ์เป็นกระบวนการที่มีความเสี่ยงและมีความไม่แน่นอน ซึ่งอาจส่งผลให้ผลิตภัณฑ์ใหม่ที่ได้ไม่ประสบความสำเร็จในเชิงพาณิชย์ การศึกษาปัจจัยสู่ความสำเร็จของกระบวนการออกแบบและพัฒนาผลิตภัณฑ์และผลกระทบเป็นวิธีการหนึ่งที่จะช่วยลดความเสี่ยงที่อาจเกิดขึ้นได้ งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาปัจจัยสู่ความสำเร็จและตัวชี้วัดความสำเร็จของกระบวนการออกแบบและพัฒนาผลิตภัณฑ์ พร้อมทั้งวิเคราะห์หาความสัมพันธ์เพื่อทำนายแนวโน้มสู่ความสำเร็จของกระบวนการออกแบบและพัฒนาผลิตภัณฑ์โดยใช้เทคนิค Artificial Neural Network (ANN) งานวิจัยนี้อ้างอิงข้อมูลทางด้านปัจจัยสู่ความสำเร็จและตัวชี้วัดความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ ที่ได้จากการสำรวจธุรกิจอุตสาหกรรมชิ้นส่วนจักรกล แม่พิมพ์ และยานยนต์ในประเทศไทย ด้วยแบบสอบถามจำนวน 96 ชุด ข้อมูลถูกวิเคราะห์โดยแยกออกเป็น 2 กลุ่มใหญ่ ๆ ตามลักษณะของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ที่เกิดขึ้นในองค์กร ได้แก่ กลุ่มที่มีกระบวนการออกแบบและพัฒนาผลิตภัณฑ์ในองค์กร และกลุ่มที่ไม่มีกระบวนการออกแบบแต่สามารถสร้างผลิตภัณฑ์ตามแบบที่ลูกค้ากำหนดได้และ/หรือสามารถปรับปรุงผลิตภัณฑ์ตามแบบหรือข้อกำหนดได้ งานวิจัยนี้ใช้โครงข่าย ANN แบบหลายชั้นและวิธีการเรียนรู้แบบสะท้อนกลับในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์และทำนายความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ ผลการวิจัย พบว่า เทคนิค ANN สามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการทำนายความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ได้เป็นอย่างดีและมีความแม่นยำสูง

คำสำคัญ : กระบวนการออกแบบและพัฒนาผลิตภัณฑ์, นิวรอลเน็ตเวิร์ค, ปัจจัยสู่ความสำเร็จ

Abstract

All new products are uncertain and risky by nature. These uncertainties affect the chance of success in new product development (NPD) leading to unsuccessful commercialization. One way to manage uncertainties and risks in NPD process is to learn about the critical success factors (CSF) and how they affect the success of new product development. This research is aimed at studying the relationship between the critical success factors and a set of performance measures in order to predict the chance of success in NPD by using the Artificial Neural Network (ANN). Input data to this research is obtained from a survey of 96 companies in machinery, mold, and automobile industry in Thailand. The data is categorized into two types. Type 1 is the data

¹ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี, คณะวิศวกรรมศาสตร์, สาขาวิศวกรรมยานยนต์, ศูนย์วิจัยผลิตภัณฑ์

² รองศาสตราจารย์, ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี, ศูนย์วิจัยผลิตภัณฑ์

³ อาจารย์, ภาควิชาวิศวกรรมโยธา, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ประสานมิตร, กรุงเทพมหานคร.

from the companies employing NPD process, and Type 2 is the data from those which do not have NPD process but are capable of redesigning the products. The analysis is conducted by using the Feed-forward neural network with back propagation technique. The result shows that ANN technique has sufficient ability to predict the success of new product development in machinery, mold and automotive industry with high precision.

Keywords : New product development, Artificial neural network, Critical success factors

1. บทนำ

กระบวนการออกแบบและพัฒนาผลิตภัณฑ์ เป็นกระบวนการที่มีความสำคัญและส่งผลต่อความสำเร็จขององค์กร ช่วยเพิ่มความสามารถทางการแข่งขันให้กับองค์กรด้วยการผลิตผลิตภัณฑ์ที่ตรงความต้องการของลูกค้าในเวลาที่เหมาะสม เป็นกระบวนการที่ต้องดำเนินการอย่างต่อเนื่องตลอดเวลาเพื่อให้ทันกับการเปลี่ยนแปลงของตลาดการค้า กระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์เป็นกระบวนการที่มีความสลับซับซ้อน ประกอบด้วยขั้นตอนต่างๆ มากมาย ต้องใช้ทรัพยากรทั้งทางด้านการเงินและเวลาสูง อีกทั้งยังเป็นกระบวนการที่มีความเสี่ยงและเกี่ยวข้องกับความเสี่ยงที่ไม่แน่นอนต่างๆ ดังนั้น โอกาสที่กระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์จะไม่ประสบความสำเร็จทางการค้ามีค่อนข้างสูง ซึ่งย่อมก่อให้เกิดความสูญเสียแก่องค์กรอีกด้วย ทั้งนี้พบว่า ประมาณหนึ่งในสามของจำนวนผลิตภัณฑ์ทั้งหมดที่ถูกพัฒนาขึ้นมาจะไม่ประสบความสำเร็จทางการค้า [1-2]

ความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ ขึ้นอยู่กับหลายปัจจัย และปัจจัยบางประการยังเกี่ยวข้องกับความรู้สึกรู้สึกของคน ซึ่งยากต่อการทำนายหรือคาดคะเนได้ ในความเป็นจริงปัจจัยต่างๆ เหล่านี้ยังมีข้อมูลไม่ครบถ้วนเพียงพอต่อการวิเคราะห์อีกด้วย ปัจจุบันนี้เทคนิค Artificial Neural Network (ANN) ได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางว่าเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาต่างๆ มากมายหลากหลายรูปแบบ ทั้งที่ทราบและไม่ทราบลักษณะของปัญหา ทั้งกรณีที่มีข้อมูลไม่ครบถ้วนเพียงพอหรือข้อมูลมีความไม่แน่นอน เทคนิคได้ถูกประยุกต์ใช้ในหลากหลายสถานการณ์ เช่น ปัญหาด้านการจดจำรูปแบบต่างๆ (pattern recognition) ปัญหาด้านการ

จำลองและพยากรณ์สถานะแวดล้อม ปัญหาการทำนายและการจัดกลุ่ม เป็นต้น เทคนิคANNสามารถแก้ปัญหาต่าง ๆ เหล่านี้ได้โดยการเรียนรู้จากข้อมูลที่มี

บทความนี้ทำการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยสู่ความสำเร็จและตัวชี้วัดความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ โดยนำเทคนิค ANN มาประยุกต์ใช้ โครงข่าย ANN ถูกสร้างขึ้นเพื่อใช้ทำนายความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ในมุมมองต่างๆ ตามหลักสถิติสมดุล (Balance Scorecard's perspectives) ผลที่ได้จากงานวิจัยสามารถใช้เป็นแนวทางให้กับองค์กรทั่วไปที่ต้องการทำนายโอกาสที่ผลิตภัณฑ์จะประสบความสำเร็จหรือไม่

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นที่กลุ่มอุตสาหกรรมชิ้นส่วนจักรกลแม่พิมพ์ และยานยนต์ในประเทศไทย ซึ่งเป็นกลุ่มอุตสาหกรรมขนาดใหญ่และมีความสำคัญต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศ ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้อ้างอิงมาจากการวิจัยทางด้านปัจจัยสู่ความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ที่ผู้แต่งทำไว้ก่อนหน้านี้ ข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 2 กลุ่มใหญ่ตามลักษณะของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ ที่ดำเนินการอยู่ในองค์กรนั้นๆ ได้แก่ กลุ่มที่มีกระบวนการออกแบบและพัฒนาผลิตภัณฑ์ในองค์กร และกลุ่มที่ไม่มีกระบวนการออกแบบแต่สามารถสร้างผลิตภัณฑ์ตามแบบที่ลูกค้ากำหนดได้และ/หรือสามารถปรับปรุงผลิตภัณฑ์ได้ตามแบบหรือข้อกำหนด (Specification) งานวิจัยนี้ใช้โครงข่าย ANN แบบหลายชั้นชนิดป้อนไปข้างหน้าและกระบวนการเรียนรู้แบบสะท้อนกลับ (Feed-forward neural network with back propagation technique) เป็นเครื่องมือในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยสู่ความสำเร็จและตัวชี้วัดความสำเร็จ และใช้ทำนายความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์อีกด้วย

ในหัวข้อถัดไปจะนำเสนอทฤษฎีต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ ปัจจัยสู่ความสำเร็จและตัวชี้วัดความสำเร็จ และเทคนิค ANN รวมทั้งงานวิจัยอื่นที่มีผู้ศึกษาไว้ก่อนหน้านี้ จากนั้นวิธีดำเนินงานวิจัย หมายรวมถึง การจัดเตรียมข้อมูล การสร้างโครงข่าย กระบวนการฝึกฝนโครงข่าย และการทำนายผลด้วยโครงข่ายที่สร้างขึ้น จะถูกกล่าวถึงต่อไป สุดท้ายเป็นการกล่าวถึงผลที่ได้จากงานวิจัยและบทสรุป

2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 กระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์

กระบวนการออกแบบและพัฒนาผลิตภัณฑ์ เป็นกระบวนการที่สลับซับซ้อนและประกอบด้วยขั้นตอนต่างๆ จำนวนมาก จากการศึกษาวรรณกรรมพบว่า มีผู้นำนเสนอกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ไว้หลายแบบ เพื่อเพิ่มโอกาสของความสำเร็จในการพัฒนาผลิตภัณฑ์[3]โดยมากกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์จะถูกนำเสนอในลักษณะของขั้นตอนต่างๆ ที่ดำเนินต่อเนื่องกันเป็นเส้นตรง ดังแสดงในรูปที่ 1 (ก) ตัวแบบลักษณะนี้ไม่สามารถแทนพฤติกรรมจริงๆ ที่เกิดขึ้นได้ เนื่องจากในปัจจุบันผลิตภัณฑ์ต่างๆ มีความสลับซับซ้อนมากขึ้นตามความต้องการของลูกค้า กระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์แบบที่ดำเนินการต่อเนื่องทีละขั้นตอนจึงไม่สามารถพัฒนาผลิตภัณฑ์ได้ทันการเปลี่ยนแปลงของตลาดได้ [4]

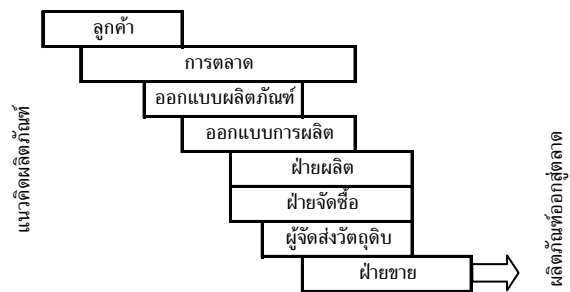
นอกจากกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์รูปแบบข้างต้น ในปัจจุบันมีการนำเสนอแนวคิดของวิศวกรรมก้าวขนาน (Concurrent Engineering) เพื่อปรับปรุงกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ ให้ตอบสนองความต้องการของตลาดได้ทันทั่วทั้งที่แสดงในรูปที่ 1 (ข) วิธีการนี้ใช้ทีมงานซึ่งประกอบด้วยบุคคลจากหลายสาขา ร่วมกันดำเนินกิจกรรมต่างๆ ในการพัฒนาผลิตภัณฑ์ร่วมกัน ในการพัฒนาผลิตภัณฑ์รูปแบบนี้ กิจกรรมต่างๆ จะเกิดขึ้นซ้อนทับกัน เช่น งานด้านการผลิตจะเข้ามาเกี่ยวข้องและถูกพิจารณาตั้งแต่ช่วงการออกแบบ การประสานงานที่กระหว่างบุคคลในกลุ่ม จะช่วยให้กระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ดำเนินไปอย่างรวดเร็ว ลด

ระยะเวลาที่ต้องใช้ในการนำเสนอผลิตภัณฑ์ใหม่ออกสู่ตลาด อีกทั้งยังช่วยลดต้นทุนและเพิ่มคุณภาพของผลิตภัณฑ์อีกด้วย



กระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์แบบต่อเนื่องทีละขั้นตอน

(ก)



กระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์แบบวิศวกรรมก้าวขนาน

(ข)

รูปที่ 1 กระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ (ก) แบบต่อเนื่องทีละขั้นตอน และ (ข) แบบวิศวกรรมก้าวขนาน (ดัดแปลงจาก [4])

2.2 ปัจจัยสู่ความสำเร็จและตัวชี้วัดความสำเร็จ

งานวิจัยเกี่ยวกับกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ ที่ประสบความสำเร็จและไม่ประสบความสำเร็จได้มีการนำเสนอไว้มากมาย เช่นเดียวกับปัจจัยต่างๆ ที่นำไปสู่ความสำเร็จของการพัฒนาผลิตภัณฑ์อีกด้วยการศึกษากระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ในอุตสาหกรรมอิเล็กทรอนิกส์ของประเทศฮ่องกงสรุปไว้ว่า ปัจจัยสู่ความสำเร็จที่สำคัญมี 4 ประการใหญ่ๆ ได้แก่ ทักษะของผู้บริหาร กิจกรรมด้านการพัฒนาผลิตภัณฑ์ การปรับรูปแบบองค์กร และวิธีปฏิบัติการ [4] งานวิจัยดังกล่าวนี้ใช้ผลกำไรและต้นทุนเป็นตัวชี้วัดความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ และได้สรุปไว้ว่าทักษะของผู้บริหารเป็นปัจจัยสำคัญที่สุด ที่ส่งผลต่อความสำเร็จในการพัฒนาผลิตภัณฑ์

Cormican และ O'Sullivan (2004) ได้ศึกษาการจัดการนวัตกรรมผลิตภัณฑ์ (Product innovation management) โดยสัมภาษณ์ผู้จัดการอาวุโสจากบริษัทที่ดำเนินกิจกรรมทางด้านการพัฒนาผลิตภัณฑ์จำนวน 8 บริษัท [5] ผลการศึกษาสรุปได้ว่าปัจจัยสู่ความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ที่เหมือนกันในแต่ละองค์กร ได้แก่ วัฒนธรรมที่ชัดเจนของผู้บริหาร ภาวะผู้นำที่เข้มแข็ง การมุ่งเน้นที่ความต้องการของลูกค้า การประสานงานกันระหว่างสมาชิกของกลุ่มพัฒนาผลิตภัณฑ์ การสื่อสารข้อมูลอย่างมีประสิทธิภาพระหว่างคณะผู้ปฏิบัติงาน กลุ่มลูกค้าหลัก และผู้จัดหาวัตถุดิบ

ในทางตรงกันข้ามงานวิจัยทางด้านการพัฒนาผลิตภัณฑ์ที่ไม่ประสบความสำเร็จได้ถูกนำเสนอไว้มากมาย เช่นเดียวกัน งานวิจัยบางเรื่องกล่าวไว้ว่ามีเพียง 14 - 15% ของโครงการพัฒนาผลิตภัณฑ์เท่านั้นที่ประสบความสำเร็จ [5-6] ตัวอย่างเช่น ในการศึกษาโครงการพัฒนาผลิตภัณฑ์ที่ไม่ประสบความสำเร็จ จำนวน 15 โครงการใน 7 องค์กรด้านโทรคมนาคมในประเทศเกาหลี พบว่า ปัจจัยที่สำคัญที่ส่งผลให้กระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ล้มเหลว ได้แก่ การวิจัยตลาดที่ไม่มีประสิทธิภาพ การทำนายความต้องการผลิตภัณฑ์ที่ไม่มีความแม่นยำ และการตอบสนองต่อความต้องการของลูกค้าที่ไม่ดีเพียงพอ [6]

แม้ว่าในปัจจุบันงานวิจัยจำนวนมากได้ศึกษาเกี่ยวกับปัจจัยแห่งความสำเร็จในการพัฒนาผลิตภัณฑ์ใหม่ แต่ปัจจัยเหล่านี้ก็มีโอกาสที่จะแตกต่างกันไปตามสภาพของแต่ละอุตสาหกรรมและแต่ละประเทศ ดังนั้น การศึกษาปัจจัยสู่ความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ในอุตสาหกรรมไทยจึงเป็นสิ่งที่มิใช่ประโยชน์ Sasananan และ Ketwarophart (2007) ได้ศึกษาปัจจัยแห่งความสำเร็จในการพัฒนาผลิตภัณฑ์ในอุตสาหกรรมไทย โดยแบ่งขั้นตอนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ออกเป็น 6 ขั้นตอน แต่ละขั้นประกอบด้วยปัจจัยสู่ความสำเร็จที่สังเคราะห์ขึ้นจากวรรณกรรมและประสบการณ์ของผู้แต่ง แบบสอบถามที่ได้ถูกจัดส่งไปยังอุตสาหกรรมต่างๆ ในกรุงเทพมหานครและปริมณฑล ผลการวิเคราะห์ช่วยให้ทราบถึงปัจจัยสำคัญสู่ความสำเร็จในการพัฒนาผลิตภัณฑ์ของอุตสาหกรรมต่าง ๆ [7]

ข้อมูลที่ได้จากงานวิจัยข้างต้น ถูกนำมาใช้ในงานวิจัยนี้เพื่อทำนายความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ ซึ่งจะกล่าวถึงโดยละเอียดในส่วนที่ 3

2.3 เทคนิค Artificial Neural Network

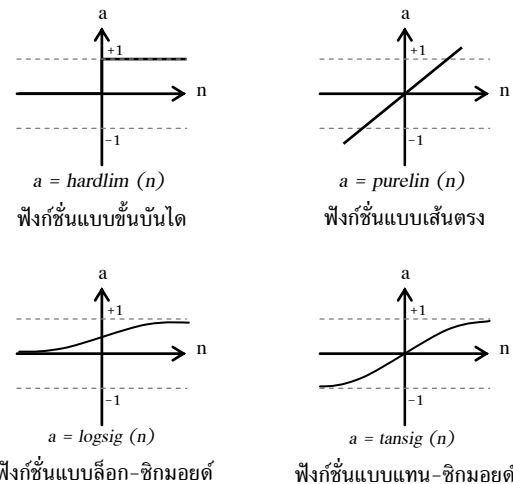
เทคนิค Artificial neural network (ANN) เป็นเทคนิคหนึ่งทางด้านปัญญาประดิษฐ์ โดยทั่วไปมักใช้ในการแก้ปัญหาต่างๆ เช่น ปัญหาทางด้านการจดจำรูปแบบ (pattern recognition) การจัดกลุ่ม (classification) การควบคุมระบบ (control system) เป็นต้น ANN เป็นเทคนิคที่ใช้แก้ไขปัญหายังเป็นเหตุเป็นผลโดยเลียนแบบกระบวนการแก้ปัญหาของสมองมนุษย์ [8] เรียนรู้ที่จะแก้ปัญหาโดยการปรับน้ำหนักการเชื่อมโยงในโครงข่ายอย่างซ้ำๆ โครงข่าย ANN ประกอบด้วยหน่วยย่อยหลายๆ หน่วยเชื่อมโยงกัน โดยมีน้ำหนักเฉพาะของแต่ละการเชื่อมโยง หน่วยย่อยแต่ละหน่วยทำการประมวลผลโดยคำนวณผลรวมของสัญญาณป้อนเข้าตามน้ำหนักของแต่ละเส้นทาง แล้วเปรียบเทียบกับค่าผลรวมนี้กับค่าเทียบเคียงผลลัพธ์ของหน่วยย่อยขึ้นอยู่กับชนิดของฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) ที่เลือกใช้ ฟังก์ชันกระตุ้นแบบขั้นบันได แบบเส้นตรง และแบบซิกมอยด์ซึ่งแสดงดังรูปที่ 2 เป็นฟังก์ชันกระตุ้นที่นิยมใช้สำหรับโครงข่าย ANN ฟังก์ชันแบบขั้นบันไดและฟังก์ชันแบบซายน์นิยมใช้ในโครงข่าย ANN สำหรับการตัดสินใจปัญหาทางด้านการแบ่งกลุ่มและการจดจำรูปแบบ ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเส้นตรงนิยมใช้แก้ปัญหาค่าประมาณเชิงเส้นตรง และฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์นิยมใช้ในวิธีการเรียนรู้แบบสะท้อนกลับ (Back propagation) ของโครงข่าย ANN

หน่วยย่อยหลายหน่วยถูกจัดเรียงเป็นชั้นของหน่วยย่อยหลายๆ ชั้นสร้างเป็นโครงข่ายเพื่อใช้ในการแก้ปัญหาที่สลับซับซ้อนยิ่งขึ้น โครงข่าย ANN แบบหลายชั้นชนิดป้อนไปข้างหน้าและวิธีการเรียนรู้แบบสะท้อนกลับ (Feed-forward neural network with back propagation learning algorithm) เป็นวิธีการที่ได้รับการยอมรับว่ามีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาต่างๆ ได้อย่างดี ดังแสดงในรูปที่ 3 โครงข่าย ANN แบบหลายชั้นชนิดป้อนไปข้างหน้าประกอบด้วยชั้นข้อมูลป้อนเข้า 1 ชั้น ชั้นผลลัพธ์ 1 ชั้น และชั้นแอบแฝง หน่วยย่อยในแต่ละชั้นถูก

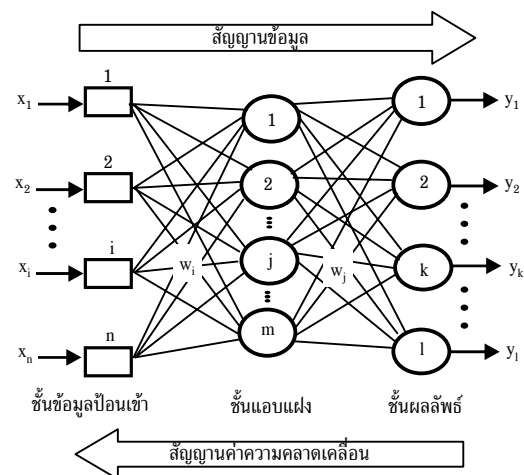
เชื่อมโยงไปยังหน่วยย่อยที่อยู่ในชั้นติดกัน ฟังก์ชันแบบซิกมอยด์และฟังก์ชันแบบเส้นตรงถูกใช้เป็นฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นแอบแฝงและชั้นผลลัพธ์ตามลำดับ กระบวนการฝึกฝนโครงข่ายเริ่มต้นเมื่อข้อมูลถูกป้อนเข้ามาในโครงข่ายทางชั้นข้อมูลป้อนเข้า แล้วถูกส่งผ่านไปยังชั้นแอบแฝง หน่วยย่อยในชั้นแอบแฝงทำหน้าที่ตรวจจับคุณลักษณะเฉพาะที่มากับสัญญาณป้อนเข้าผ่านทางค่าน้ำหนักของแต่ละเส้นทางป้อนเข้า ทำการคำนวณตามฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ แล้วส่งผลที่ได้ไปยังชั้นถัดไป หน่วยย่อยในชั้นผลลัพธ์ทำการคำนวณในลักษณะเดียวกันกับชั้นแอบแฝง และส่งผลลัพธ์ที่ได้ออกจากโครงข่าย

ในกระบวนการเรียนรู้แบบสะท้อนกลับ ผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายถูกเปรียบเทียบกับผลลัพธ์คาดหวังของปัญหานั้น เพื่อคำนวณหาค่าความผิดพลาด จากนั้นอนุพันธ์ของค่าผิดพลาดที่คำนวณได้ถูกสะท้อนกลับเข้าไปในโครงข่าย ค่าน้ำหนักการเชื่อมโยงของหน่วยย่อยแต่ละหน่วยในชั้นผลลัพธ์และชั้นแอบแฝงถูกปรับค่าใหม่ ในทิศทางที่ลดค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้น กระบวนการฝึกฝนเป็นการวนรอบซ้ำๆ หลายรอบจนกระทั่งเป้าหมายของการฝึกฝนบรรลุค่าที่กำหนดไว้ วิธีการคำนวณอย่างละเอียดสามารถอ้างอิงได้ใน [8-9] เมื่อโครงข่ายได้รับการฝึกฝนอย่างดีแล้ว ประสิทธิภาพของโครงข่ายที่ได้ ถูกทดสอบด้วยการป้อนชุดข้อมูลใหม่ที่โครงข่ายไม่เคยพบเจอมาก่อน ทำการคำนวณค่าความผิดพลาดระหว่างผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายกับผลลัพธ์คาดหวัง เพื่อวิเคราะห์ถึงความสามารถในการทำนายของโครงข่าย

ความสามารถของโครงข่ายขึ้นอยู่กับหลายปัจจัย เช่น รูปแบบของโครงข่าย ANN ที่เลือกใช้ คุณภาพและปริมาณของข้อมูลที่มีการแปลงข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสม และการประเมินตัวแบบ (model validation) ปัจจัยต่างๆ เหล่านี้แตกต่างกันไปในแต่ละปัญหาที่ต้องการแก้ไข รูปแบบของโครงข่ายหมายถึงรวมถึงจำนวนหน่วยย่อยที่เลือกใช้ในแต่ละชั้นและจำนวนชั้นแอบแฝงที่เลือกใช้ ถ้ากำหนดรูปแบบโครงข่ายอย่างไม่เหมาะสม โครงข่ายอาจไม่สามารถเรียนรู้และแก้ปัญหาที่ต้องการได้ ในทางตรงข้ามรูปแบบของโครงข่ายที่ใหญ่และซับซ้อนมากเกินไปส่งผลให้ต้องใช้เวลาการประมวลผลนาน และโครงข่ายอาจไม่สามารถปรับตัวเมื่อพบข้อมูลใหม่ได้



รูปที่ 2 ฟังก์ชันกระตุ้นที่นิยมใช้กับโครงข่าย ANN (ดัดแปลงจาก [9])



รูปที่ 3 โครงข่าย ANN แบบหลายชั้นชนิดป้อนไปข้างหน้าและการเรียนรู้แบบสะท้อนกลับ (ดัดแปลงจาก [8])

จากงานวิจัยที่ผ่านมา พบว่า โครงข่าย ANN ที่ประกอบด้วยชั้นแอบแฝง 1-2 ชั้นมีความสามารถเพียงพอที่จะแก้ปัญหาต่างๆ ได้ [10] จำนวนหน่วยย่อยในชั้นข้อมูลป้อนเข้าและชั้นผลลัพธ์เท่ากับจำนวนของพารามิเตอร์ของข้อมูลป้อนเข้าและผลลัพธ์ของปัญหาที่สนใจ การกำหนดจำนวนหน่วยย่อยในชั้นแอบแฝงไม่มีหลักการที่แน่นอน อาศัยการลองผิดลองถูก งานวิจัย [11] เลือกใช้จำนวนหน่วยย่อยในชั้นแอบแฝงเท่ากับครึ่งหนึ่งของ

ผลรวมของจำนวนหน่วยย่อยในชั้นข้อมูลป้อนเข้าและชั้นผลลัพธ์ในการทำนายภาพของการสร้างรูปแบบผลิตภัณฑ์

ปัญหาโดยมากมักมีปริมาณของข้อมูลจำกัด ในการวิจัยนี้ จำเป็นต้องแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ชุดเพื่อเพิ่มความสามารถของโครงข่ายในการแก้ปัญหาเมื่อมีข้อมูลใหม่เข้ามา ข้อมูลทั้ง 3 ชุดนี้เรียกว่า ชุดข้อมูลฝึกฝน (Training set) ชุดข้อมูล Validation (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบ (Test set) ชุดข้อมูลฝึกฝนใช้สำหรับฝึกฝนโครงข่ายที่สร้างขึ้น ชุดข้อมูลทดสอบใช้เพื่อทำนายผลของโครงข่ายที่ได้รับการฝึกฝนเสร็จสิ้นแล้ว ชุดข้อมูล Validation ใช้ระหว่างกระบวนการฝึกฝนเพื่อเพิ่มความสามารถของโครงข่ายต่อข้อมูลใหม่ ซึ่งทำได้โดยการตรวจสอบค่าความผิดพลาดของชุดข้อมูล Validation ในระหว่างที่กระบวนการฝึกฝนดำเนินไป ค่าความผิดพลาดของชุดข้อมูล Validation จะลดลงในช่วงแรกของการฝึกฝนโครงข่าย เมื่อค่าความผิดพลาดนี้เริ่มสูงขึ้น กระบวนการฝึกฝนจะหยุดลงเนื่องจากเกิดปรากฏการณ์ที่โครงข่ายเริ่มจดจำข้อมูล แทนการเรียนรู้จากข้อมูล (over fitting) ซึ่งเรียกเทคนิคการหยุดการฝึกฝนนี้ว่า Early stopping [9, 12] ในกรณีที่ข้อมูลมีจำกัด เทคนิค cross-validation สามารถนำมาประยุกต์ใช้เพื่อให้ข้อมูลที่มีถูกใช้เป็นทั้งชุดข้อมูลฝึกฝนและชุดข้อมูลทดสอบได้

เทคนิค cross-validation มีหลายวิธี ได้แก่ วิธีแยกข้อมูล (Hold-out method) วิธีพับ K ครั้ง (K-fold cross validation) วิธีแยกทีละหนึ่ง (Leave-one-out cross-validation) วิธีแยกข้อมูลทำได้โดยการแบ่งข้อมูลแบบสุ่มเป็นชุดข้อมูลฝึกฝนและชุดข้อมูล validation วิธีพับ K ครั้งทำได้โดยแบ่งข้อมูลที่มีเป็นชุดย่อยๆ เท่ากับ K ชุด ในแต่ละรอบการฝึกฝนข้อมูล 1 ชุดถูกใช้เป็นชุดข้อมูล validation ข้อมูลที่เหลืออีก K-1 ชุดถูกใช้เป็นชุดข้อมูลฝึกฝน ทำการฝึกฝนทั้งหมด K รอบเพื่อให้ข้อมูลแต่ละชุดถูกใช้เป็นชุดข้อมูล validation 1 ครั้งและถูกใช้เป็นชุดข้อมูลฝึกฝน K-1 ครั้ง วิธีการแยกทีละหนึ่งทำได้โดยใช้ข้อมูล 1 ชุดเป็นชุดข้อมูล validation และข้อมูลที่เหลือเป็นชุดข้อมูลฝึกฝน ทำการฝึกฝนทั้งหมด N รอบเมื่อ N คือ จำนวนของข้อมูลทั้งหมด การประยุกต์ใช้เทคนิค cross-validation สามารถศึกษาเพิ่มเติมได้ใน [13-15]

การแปลงข้อมูลเป็นอีกหนึ่งสิ่งจำเป็นที่ต้องทำก่อนเริ่มกระบวนการฝึกฝนโครงข่าย ข้อมูลที่มีต้องถูกแปลงให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสมกับชนิดของฟังก์ชันกระตุ้นที่เลือกใช้ ควรจัดข้อมูลให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 สำหรับฟังก์ชันกระตุ้นแบบล็อก-ซิกมอยด์ และช่วง -1 ถึง 1 สำหรับฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทน-ซิกมอยด์ ในทางปฏิบัติไม่ควรแปลงข้อมูลให้กระจายถึงช่วงปลายสุดหรือขอบของฟังก์ชันเพราะอาจส่งผลให้กระบวนการฝึกฝนช้าลงได้ [10]

3. วิธีดำเนินงานวิจัย

3.1 ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย

งานวิจัยนี้อ้างอิงข้อมูลจากแบบสอบถาม ซึ่งใช้ในงานวิจัยของ Sasanan และ Ketwarophart (2007) ดังที่ได้กล่าวถึงในหัวข้อที่ 2.2 งานวิจัยนี้มุ่งวิเคราะห์อุตสาหกรรมยานยนต์และชิ้นส่วน ซึ่งมีจำนวนการตอบกลับของแบบสอบถามที่ใช้ได้ทั้งสิ้น 96 ชุด ข้อมูลจากแบบสอบถามประกอบด้วย 2 ส่วนใหญ่ๆ ได้แก่ ส่วนของปัจจัยสู่ความสำเร็จที่ส่งผลต่อกระบวนการออกแบบและพัฒนาผลิตภัณฑ์จำนวน 36 ปัจจัย แบ่งตามขั้นตอนของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ 6 ขั้นตอน และส่วนของตัวชี้วัดความสำเร็จตามหลักสถิติ 4 มุมมอง ได้แก่ มุมมองด้านการเงิน มุมมองด้านลูกค้า มุมมองด้านกระบวนการภายใน และมุมมองด้านการเรียนรู้และพัฒนา รวมทั้งสิ้น 21 ปัจจัย ผู้ตอบแบบสอบถามได้ให้คะแนนตั้งแต่ 1-5 แก่ปัจจัยสู่ความสำเร็จแต่ละตัวตามระดับความสำคัญที่ส่งผลต่อกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ โดยเรียงตั้งแต่ระดับคะแนน 5 (สำคัญมากที่สุด) ไปจนถึงระดับคะแนน 1 (สำคัญน้อยที่สุด) ในทำนองเดียวกันตัวชี้วัดความสำเร็จทั้ง 21 ตัวได้ถูกให้คะแนนตั้งแต่ 1-5 ตามระดับความสำเร็จเมื่อเทียบกับเป้าหมายขององค์กรที่กำหนดไว้ โดยเรียงตั้งแต่ระดับคะแนน 5 (สำเร็จเกินเป้าหมายมาก) ไปจนถึงระดับคะแนน 1 (ต่ำกว่าเป้าหมายมาก) ผู้ตอบแบบสอบถามเป็นพนักงานระดับผู้จัดการขึ้นไปที่มีหน้าที่โดยตรง หรือเกี่ยวข้องกับกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ รายละเอียดของแบบสอบถามแสดงดังตารางที่ 1

ข้อมูลจากแบบสอบถามทั้ง 96 ชุดถูกแบ่งออกเป็น 2 กลุ่มใหญ่ๆ ตามลักษณะของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ใน

องค์กร กลุ่มที่ 1 คือ กลุ่มที่มีกระบวนการออกแบบและพัฒนาผลิตภัณฑ์ในองค์กร มีจำนวน 39 ชุด และกลุ่มที่ 2 คือ กลุ่มที่ไม่มีกระบวนการออกแบบแต่สามารถสร้างผลิตภัณฑ์ตามแบบที่ลูกค้ากำหนดได้ และ/หรือสามารถปรับปรุงผลิตภัณฑ์ได้ตามแบบหรือข้อกำหนดมีจำนวน 57 ชุด ข้อมูลทั้งสองกลุ่มนี้จะถูกวิเคราะห์และทำนายความสำเร็จแยกกัน ข้อมูลในแต่ละกลุ่มถูกแบ่งออกเป็น 3 ชุด ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกฝน (Training set) ชุดข้อมูล Validation (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบ (Test set) ชุดข้อมูลฝึกฝนใช้สำหรับฝึกฝนโครงข่ายเพื่อให้โครงข่ายเกิดการเรียนรู้และพัฒนาความสามารถในการแก้ปัญหา ชุดข้อมูล Validation ใช้ระหว่างกระบวนการฝึกฝนโครงข่ายเพื่อหยุดการฝึกฝนทันทีเมื่อโครงข่ายเริ่มจดจำข้อมูล (Early stopping) ชุดข้อมูลทดสอบถูกใช้เมื่อการฝึกฝนโครงข่ายเสร็จสิ้นลง เพื่อทำนายความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์และวิเคราะห์ประสิทธิภาพการทำนายของโครงข่าย จำนวนข้อมูลในแต่ละชุดถูกแบ่งด้วยสัดส่วน 4:1:1 ตามลำดับ [10] การแบ่งข้อมูลใช้หลักการสุ่ม และการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยและพิสัยของข้อมูลแต่ละชุดให้มีค่าใกล้เคียงกัน ทั้งนี้เพื่อให้มั่นใจว่าข้อมูลในแต่ละชุดกระจายตัวใกล้เคียงกัน

3.2 รูปแบบของโครงข่าย ANN ที่ใช้ในงานวิจัย

งานวิจัยนี้สร้างโครงข่าย ANN แบบหลายชั้นชนิดป้อนไปข้างหน้าและกระบวนการเรียนรู้แบบสะท้อนกลับ (Feed-forward neural network with back propagation technique) โดยสร้างโครงข่ายจำนวน 21 โครงข่ายสำหรับข้อมูลแต่ละกลุ่มตามจำนวนตัวชี้วัดความสำเร็จจากแบบสอบถาม โครงข่ายแต่ละโครงข่ายใช้วิเคราะห์และทำนายความสำเร็จของตัวชี้วัดแต่ละตัวแยกกัน ในแต่ละโครงข่ายประกอบไปด้วยชั้นข้อมูลป้อนเข้า (Input layer) 1 ชั้น ชั้นแอบแฝง (Hidden layer) 1 หรือ 2 ชั้น และชั้นผลลัพธ์ (Output layer) 1 ชั้น ชั้นข้อมูลป้อนเข้ามีจำนวนหน่วยย่อยเท่ากับ 36 หน่วยตามจำนวนปัจจัยสู่ความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์จากแบบสอบถาม ชั้นผลลัพธ์มีหน่วยย่อย 1 หน่วยแทนตัวชี้วัดความสำเร็จที่กำลังพิจารณา การกำหนดจำนวนหน่วยย่อยในชั้นแอบแฝง ใช้หลักการลองผิดลองถูกเนื่องจากไม่มีหลักในการ

กำหนดที่แน่นอน งานวิจัยนี้กำหนดให้ใช้จำนวนหน่วยย่อยในชั้นแอบแฝงตั้งแต่ 5-100 สำหรับโครงข่ายที่มีหนึ่งชั้นแอบแฝง และ 5-20 ในแต่ละชั้นแอบแฝงสำหรับโครงข่ายที่มีสองชั้นแอบแฝง โดยปรับจำนวนหน่วยย่อยคราวละ 5 หน่วยสำหรับโครงข่ายทั้งสองรูปแบบ ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์และแบบเส้นตรงถูกใช้สำหรับชั้นแอบแฝงและชั้นผลลัพธ์ตามลำดับ

ตารางที่ 1 ปัจจัยสู่ความสำเร็จและตัวชี้วัดความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ที่ได้จากแบบสอบถาม

ปัจจัยสู่ความสำเร็จตามขั้นตอนของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์	ตัวชี้วัดความสำเร็จตามมุมมองของ Balance Scorecard
1. การศึกษาความเป็นไปได้	1. มุมมองทางการเงิน
2. การพัฒนาแนวคิดผลิตภัณฑ์	2. มุมมองทางด้านการตลาด
3. การวางแผนผลิตภัณฑ์	3. มุมมองทางด้านการบริหารภายใน
4. กระบวนการทางวิศวกรรมและผลิตภัณฑ์	4. มุมมองทางด้านการเรียนรู้และพัฒนา
5. การทดสอบตลาด	
6. การปล่อยผลิตภัณฑ์ลงสู่ตลาด	

3.3 การฝึกฝนโครงข่าย

โปรแกรม Matlab 7.0 ที่มีชุดคำสั่งทางด้านนิวรอลเน็ตเวิร์คถูกนำมาใช้ในการสร้าง ฝึกฝน และทำนายผลของโครงข่าย ANN ในงานวิจัยนี้ ก่อนเริ่มกระบวนการฝึกฝนโครงข่ายข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยดังกล่าวข้างต้นจำเป็นต้องผ่านการแปลงให้อยู่ในช่วง -0.8 ถึง 0.8 เพื่อให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสมกับฟังก์ชันกระตุ้นที่เลือกใช้กระบวนการฝึกฝนโครงข่ายทำได้โดยการป้อนข้อมูลทางด้านปัจจัยสู่ความสำเร็จ และตัวชี้วัดความสำเร็จของชุดข้อมูลฝึกฝนและชุดข้อมูล Validation ให้แก่โครงข่ายงานวิจัยนี้ใช้อัลกอริทึม TRAINRP ในการฝึกฝนโครงข่ายทั้งนี้เพื่อลดผลกระทบที่อาจขึ้น อันเนื่องมาจากการกำหนดค่าเริ่มต้น

และพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องต่างๆ งานวิจัยนี้ใช้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean squared error หรือ MSE) ระหว่างผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายกับผลลัพธ์เป้าหมายเป็นเป้าหมายของกระบวนการฝึกฝน ซึ่งสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (1) เมื่อ N คือ จำนวนข้อมูล y_i คือ ผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่าย และ T คือ ผลลัพธ์เป้าหมายที่ได้จากแบบสอบถามโดย

$$MSE = \frac{1}{N} \sum (y_i - T)^2 \quad (1)$$

กำหนดให้เป้าหมายเท่ากับ 0.5 เนื่องจากงานวิจัยนี้มีข้อมูลค่อนข้างจำกัดเทคนิค Leave-one-out cross validation จึงถูกนำมาใช้เพื่อเพิ่มความสามารถในการเรียนรู้ของโครงข่าย ทั้งนี้การนำเทคนิคนี้มาใช้ส่งผลต่อเวลาที่ใช้ในการประมวลผลของโปรแกรม โครงข่ายรูปแบบต่างๆ ที่สร้างไว้จะถูกฝึกฝนดังที่กล่าวมา กระบวนการฝึกฝนเสร็จสิ้นลงเมื่อค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยมีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับ 0.5 หรือเกิดปรากฏการณ์ Early stopping ขึ้น

3.4 การทำนายความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์

เมื่อโครงข่ายได้รับการฝึกฝนเสร็จสิ้นแล้ว การทำนายความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์สามารถทำได้โดยป้อนข้อมูลส่วนของปัจจัยสู่ความสำเร็จของชุดข้อมูลทดสอบที่ถูกแปลงค่าเรียบร้อยแล้วเข้าสู่โครงข่าย โครงข่ายทำการวิเคราะห์และทำนายผลลัพธ์ซึ่งเป็นส่วนของตัวชี้วัดความสำเร็จที่สอดคล้องกันออกมา ผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายนั้นถูกแปลงค่ากลับไปเป็นค่าจริงที่มีค่าอยู่ระหว่าง 1-5 จากนั้นผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับผลลัพธ์คาดหมายของชุดข้อมูลทดสอบที่ได้จากแบบสอบถามเพื่อวิเคราะห์ถึงประสิทธิภาพของโครงข่ายในการทำนายความสำเร็จของตัวชี้วัดความสำเร็จแต่ละตัวตัวชี้วัดความสำเร็จใดๆ ถือได้ว่าประสบความสำเร็จต่อเมื่อมีระดับคะแนนเท่ากับ 3

ตารางที่ 2 ผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายแบบหนึ่งชั้นแบบแบ่งของอุตสาหกรรมยานยนต์และชิ้นส่วน กลุ่มที่ 1

จำนวนหน่วยย่อยในชั้นแอบแฝง	% ความถูกต้องของการทำนายความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์	ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE)
5	85.71%	1.56
10	78.57%	2.06
15	76.98%	2.56
20	76.19%	2.39
25	74.60%	2.99
30	65.87%	4.03
35	73.02%	3.56
40	73.81%	3.94
45	65.87%	4.25
50	63.49%	6.60
55	67.46%	5.66
60	61.90%	6.03
65	58.73%	11.87
70	65.08%	7.58
75	68.25%	7.73
80	67.46%	8.17
85	67.46%	9.74
90	59.52%	13.79
95	61.11%	8.54
100	58.73%	11.21

หรือมากกว่า ในทางตรงกันข้ามถ้าระดับคะแนนของตัวชี้วัดความสำเร็จนั้นๆ น้อยกว่า 3 ถือว่าไม่ประสบความสำเร็จ ความถูกต้องของการทำนายว่ากระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ประสบความสำเร็จหรือไม่ประสบความสำเร็จจะถูกคำนวณออกมาเป็นเปอร์เซ็นต์ นอกจากนั้นยังสามารถคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ระหว่างผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายกับผลลัพธ์คาดหมาย ทั้งนี้เพื่อวิเคราะห์ถึงประสิทธิภาพและความแม่นยำในการทำนายของโครงข่ายที่สร้างขึ้น

ตารางที่ 3 ผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายแบบสองชั้นแบบแบ่งของ
อุตสาหกรรมยานยนต์และชิ้นส่วน กลุ่มที่ 1

จำนวนหน่วยย่อย ในชั้นแบบแบ่ง		% ความถูกต้องของ การทำนาย ความสำเร็จของ กระบวนการพัฒนา ผลิตภัณฑ์	ค่าความคลาด เคลื่อนกำลัง สองเฉลี่ย (MSE)
ชั้น แบบ แบ่งที่ 1	ชั้น แบบ แบ่งที่ 2		
5	5	83.33%	1.42
5	10	84.92%	1.29
5	15	84.92%	1.40
5	20	73.02%	2.71
10	5	84.92%	1.10
10	10	83.33%	1.40
10	15	81.75%	1.75
10	20	80.16%	1.84
15	5	85.71%	1.19
15	10	86.51%	1.17
15	15	81.75%	1.41
15	20	74.60%	2.31
20	5	80.16%	1.29
20	10	84.13%	1.21
20	15	81.75%	1.61
20	20	82.54%	1.48

4. ผลการวิจัย

เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการทำนายความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ และค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยที่ได้จากโครงข่ายรูปแบบต่างๆ แสดงดังตารางที่ 2 และ 3 สำหรับข้อมูลในกลุ่มที่ 1 และตารางที่ 4 และ 5 สำหรับข้อมูลในกลุ่มที่ 2 จากผลของงานวิจัยพบว่า การทำนายความสำเร็จที่ถูกต้องแม่นยำที่สุดของข้อมูลทั้งสองกลุ่มได้จากโครงข่ายรูปแบบเดียวกัน กล่าวคือ โครงข่ายแบบสองชั้นแบบแบ่งที่มีจำนวนหน่วยย่อยในชั้นแบบแบ่งเท่ากับ 15 และ 10 หน่วยในชั้นแบบแบ่งที่หนึ่งและสองตามลำดับ

ตารางที่ 4 ผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายแบบหนึ่งชั้นแบบแบ่งของ
อุตสาหกรรมชิ้นส่วนจักรกล แม่พิมพ์ และยานยนต์
กลุ่มที่ 2

จำนวน หน่วยย่อย ในชั้น แบบแบ่ง	% ความถูกต้องของการ ทำนายความสำเร็จของ กระบวนการพัฒนา ผลิตภัณฑ์	ค่าความคลาด เคลื่อนกำลังสอง เฉลี่ย (MSE)
5	83.07%	1.24
10	79.89%	1.81
15	77.78%	1.57
20	78.84%	1.98
25	76.19%	2.22
30	73.54%	3.67
35	75.13%	3.23
40	69.84%	4.08
45	72.49%	3.96
50	74.07%	3.13
55	75.66%	3.38
60	66.14%	4.60
65	68.78%	4.89
70	72.49%	5.54
75	66.67%	6.68
80	63.49%	6.63
85	67.20%	7.52
90	67.20%	5.95
95	70.37%	7.23
100	60.85%	9.05

นอกจากนี้ยังสามารถทำนายความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ของข้อมูลทั้งสองกลุ่มได้แม่นยำใกล้เคียงกันอีกด้วย โดยสามารถทำนายความสำเร็จของกลุ่มที่ 1 ได้ถูกต้องถึง 86.51% และมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเพียง 1.17 ในทำนองเดียวกันสามารถทำนายความสำเร็จของกลุ่มที่ 2 ได้ถูกต้อง 85.19% และมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 1.19

ตารางที่ 5 ผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายแบบสองชั้นแบบแบ่งของ
อุตสาหกรรมชิ้นส่วนจักรกล แม่พิมพ์ และยานยนต์
กลุ่มที่ 2

จำนวนหน่วยย่อย ในชั้นแบบแบ่ง		% ความถูกต้องของ การทำนาย ความสำเร็จของ กระบวนการพัฒนา ผลิตภัณฑ์	ค่าความคลาด เคลื่อนกำลัง สองเฉลี่ย (MSE)
ชั้น แบบ แบ่งที่ 1	ชั้น แบบ แบ่งที่ 2		
5	5	82.54%	1.36
5	10	79.37%	1.59
5	15	83.60%	1.48
5	20	77.78%	1.64
10	5	84.13%	1.39
10	10	80.42%	1.37
10	15	77.25%	1.82
10	20	76.72%	1.76
15	5	83.60%	1.16
15	10	85.19%	1.19
15	15	79.37%	2.26
15	20	79.37%	1.81
20	5	80.95%	1.36
20	10	84.13%	1.38
20	15	80.95%	1.48
20	20	79.89%	1.90

ตารางที่ 6 แสดงผลการทำนายที่ถูกต้องแม่นยำที่สุดของ
ข้อมูลทั้งสองกลุ่มตามหลักสถิติสมมูลแต่ละมุมมอง พบว่า
โครงข่าย ANN สามารถทำนายความสำเร็จตามมุมมองทางด้าน
กระบวนการภายในได้ถูกต้องแม่นยำมาก โดยทำนายได้ถูกต้อง
ถึง 96.67% และ 93.33% ในข้อมูลกลุ่มที่ 1 และ 2 ตามลำดับ
ทั้งนี้เป็นมุมมองที่ถูกทำนายได้ถูกต้องแม่นยำที่สุดในข้อมูล
กลุ่มที่ 1 และเป็นมุมมองที่ถูกทำนายได้แม่นยำเป็นอันดับสอง
ในข้อมูลกลุ่มที่ 2 โดยในกลุ่มที่ 2 นั้นมุมมองทางการเงิน
และการเงินเป็นมุมมองที่ถูกทำนายได้แม่นยำที่สุดคือ

94.44% นอกจากนี้ยังพบว่า มุมมองทางการเงินเป็นมุมมอง
ที่ทำนายได้แม่นยำน้อยที่สุด เท่ากับ 83.33% และ 73.33% ใน
กลุ่มที่ 1 และ 2 ตามลำดับ

ตารางที่ 6 ผลลัพธ์ที่ทำนายจากโครงข่ายที่แม่นยำที่สุดในแต่ละ
มุมมองตามหลักสถิติสมมูล

	กลุ่มที่ 1		กลุ่มที่ 2	
	% ความ ถูกต้อง ของการ ทำนาย	MSE	% ความ ถูกต้อง ของการ ทำนาย	MSE
มุมมองตามหลัก สถิติสมมูล				
ด้านการเงิน	83.33%	1.37	73.33%	1.29
ด้านลูกค้า	83.33%	1.43	77.78%	1.53
ด้านกระบวนการ	96.67%	0.87	93.33%	1.11
การภายใน				
ด้านการเรียนรู้ และพัฒนา	83.33%	1.06	94.44%	0.89
ภาพรวม	86.51%	1.17	85.19%	1.19

ทั้งนี้อาจเนื่องมาจากผู้ตอบแบบสอบถามที่ให้ข้อมูลในการ
วิเคราะห์นี้ เป็นเจ้าหน้าที่ระดับบริหารที่เกี่ยวข้องกับ
กระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ ซึ่งย่อมมีความรู้ความเข้าใจใน
ตัวชี้วัดตามมุมมองทางด้านกระบวนการภายในมากกว่ามุมมอง
ทางการเงิน ส่งผลให้ข้อมูลตามมุมมองทางด้าน
กระบวนการภายในที่ได้จากแบบสอบถาม มีคุณภาพดี มุมมอง
ทางด้านกระบวนการภายในได้แก่ ผลผลิตของบริษัท การ
ดำเนินการอยู่ภายใต้งบประมาณที่กำหนด ต้นทุนการผลิตต่อ
หน่วย ระยะเวลาการผลิตผลิตภัณฑ์ นอกจากนี้มุมมองทางการเงิน
(ซึ่งเกี่ยวข้องกับผลกำไร ยอดขายของผลิตภัณฑ์ รายได้
จากการสั่งซื้อของลูกค้า ช่วงเวลาถึงจุดคุ้มทุน ผลตอบแทน
การลงทุน) เป็นตัวชี้วัดความสำเร็จที่มีโอกาสได้รับผลกระทบ
จากปัจจัยภายนอกค่อนข้างมาก เช่น ภาวะเศรษฐกิจ สภาพ
ตลาด เป็นต้น ทำให้การทำนายความสำเร็จตามมุมมองทางการเงิน
มีความแม่นยำน้อย

นอกจากนี้ข้อมูลทั้งสองกลุ่มยังพบว่า สำหรับโครงข่ายแบบหนึ่งชั้นแบบแฝง ความแม่นยำของการทำนายความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์จะลดลงเมื่อจำนวนหน่วยย่อยที่ใช้เพิ่มมากขึ้น

5. บทสรุป

ท่ามกลางสภาวะการแข่งขันของตลาดการค้าในปัจจุบัน กระบวนการออกแบบและพัฒนาผลิตภัณฑ์มีบทบาทที่สำคัญต่อความอยู่รอดและความสำเร็จขององค์กร กระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์เป็นกระบวนการที่ซับซ้อนและใช้ทรัพยากรด้านต่างๆ ค่อนข้างมาก และจากงานวิจัยที่ผ่านมา พบว่า กระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์โดยมากมักไม่ประสบความสำเร็จทางด้านการค้า ดังนั้น การทำนายความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์จึงมีความสำคัญและช่วยลดความเสี่ยงที่อาจเกิดขึ้นได้

บทความนี้นำเสนอเนื้อหาทางด้านปัจจัยสู่ความสำเร็จ และตัวชี้วัดความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ พร้อมทั้งทำนายความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์เทคนิค ANN ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการทำนายความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์โดยสร้างเป็นตัวแบบแทนความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยสู่ความสำเร็จและตัวชี้วัดความสำเร็จที่สนใจ ข้อมูลที่ใช้อ้างอิงจากงานวิจัยที่มีผู้ทำไว้ก่อนหน้านี้ โดยพิจารณาข้อมูลจากกลุ่มอุตสาหกรรมยานยนต์และชิ้นส่วนในประเทศไทย รูปแบบของโครงข่ายที่ใช้ในงานวิจัยซึ่งหมายรวมถึงจำนวนหน่วยย่อยในแต่ละชั้น จำนวนชั้นแบบแฝง และชนิดของฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ในแต่ละชั้น อีกทั้งการแปลงข้อมูลก่อนและหลังกระบวนการ การแบ่งชุดข้อมูลการฝึกฝนและทำนายผลของโครงข่าย ล้วนแล้วแต่มีผลต่อประสิทธิภาพในการทำนายของโครงข่าย ผลการวิจัยพบว่า โครงข่ายANNแบบหลายชั้นชนิดป้อนไปข้างหน้าและกระบวนการเรียนรู้แบบสะท้อนกลับ มีความสามารถเพียงพอในการใช้ทำนายความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์เมื่อโครงข่ายได้รับการฝึกฝนเป็นอย่างดี โดยสามารถทำนายได้ถูกต้องแม่นยำสูง ทั้งนี้ความแม่นยำของการทำนายขึ้นกับหลายปัจจัย เช่น จำนวนข้อมูลที่มีเมื่อเทียบกับจำนวนพารามิเตอร์

ต่างๆ ที่เกี่ยวข้อง และคุณภาพของข้อมูลที่ได้จากแบบสอบถาม เป็นต้น ดังจะเห็นได้จากผลการวิจัยที่แสดงข้างต้นว่า โครงข่ายสามารถทำนายความสำเร็จตามมุมมองทางด้านกระบวนการภายใน ซึ่งเป็นมุมมองที่ผู้ตอบแบบสอบถามมีประสบการณ์โดยตรงได้อย่างแม่นยำมาก

ประสิทธิภาพในการทำนายความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์สามารถปรับปรุงให้ดีขึ้นได้ โดยเพิ่มคุณภาพของข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์ ซึ่งทำได้โดยการสัมภาษณ์ผู้ที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์โดยตรงแทนวิธีการตอบแบบสอบถาม นอกจากนี้ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้ เป็นการให้ระดับคะแนนที่เป็นตัวเลข ตั้งแต่ 1-5 แทนความหมายที่เกี่ยวข้องกับความรู้สึกซึ่งผู้ตอบแบบสอบถามแต่ละคนอาจให้ความหมายที่แตกต่างกันได้ ทฤษฎีฟัซซี่ (Fuzzy theory) อาจนำมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยร่วมกับเทคนิค ANN เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของการทำนายได้

เอกสารอ้างอิง

- 1 Poolton, J. and Barclay, I. New product development from past research to future applications. *Industrial Marketing Management* 27 1998:197-212.
- 2 Lynn, G. S. Abel, K. D., Valentine, W. S. and Wright, R. C. Key factors in increasing speed to market and improving new product success rates. *Industrial Marketing Management* 28 1999:319-326.
- 3 มณฑลลี ศาสนนันท์. การออกแบบผลิตภัณฑ์เพื่อการสร้างสรรค์นวัตกรรมและวิศวกรรมย้อนรอย ; สำนักพิมพ์ส่งเสริมเทคโนโลยี(ไทย-ญี่ปุ่น), 2546.
- 4 Tummala, V. M., Chin, K. S., and Ho, S. H. Assessing success factors for implementing CE A case study in Hong Kong electronics industry by AHP. *International Journal of Production Economics* 49 1997:265-283.
- 5 Cormican, K. and O'Sullivan, D. Auditing best practice for effective product innovation management. *Technovation* 24 2004:819-829.

- 6 Ahn, J., Kim, M., and Lee, D. Learning from the failure: experiences in the Korean telecommunications market. *Technovation* 25 2005:69-82.
- 7 Sasananan, M. and Ketwarophart, J. Critical Success Factors for Product Design and Development in the Thai Electronics and Computer Industry. Proceedings of the 2nd International Conference on Operations and Supply Chain Management. 18-20 May 2007. Bangkok, Thailand.
- 8 Negnevitsky, M. *Artificial Intelligence*. Addison-Wesley, 2005.
- 9 Demuth, H. and Beale, M. *Neural Network Toolbox For Use with Matlab*. The Math Works Inc., 1998.
- 10 Maier, H. R. and Dandy, G. C. Neural Network Based Modelling of Environmental Variables: A Systematic Approach. *Mathematical and Computer Modelling* 33, 2001:669-682.
- 11 Hsiao, S. W. and Huang, H. C. A neural network based approach for product form design. *Design Studies* 23, 2002:67-84.
- 12 Hammerstrom, D. Working with neural networks. *IEEE Spectrum* 30, 1993:46-53.
- 13 Guo, W., Lu, Y., and Zheng, M. The prediction study for chromatographic retention index of saturated alcohols by MLR and ANN. *Talanta* 51, 2000:479-488.
- 14 Jalali-Heravi, M. and Garkani-Nejad, Z. Prediction of electrophoretic mobilities of sulfonamides in capillary zone electrophoresis using artificial neural networks. *Journal of Chromatography A* 927, 2001:211-218.
- 15 Maier, H. R. and Dandy, G. C. The effect of internal parameters and geometry on the performance of back-propagation neural networks: an empirical study. *Environmental Modelling & Software* 13, 1998:193-209.