

การประยุกต์ใช้ตัวแบบการพยากรณ์โดยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม: กรณีศึกษา การพยากรณ์ผลผลิตลำไยนอกฤดู

The Application of Full Artificial Neural Network (FANN) based Forecasting Model: the Case Study of Off-Season Longan Supply Forecasting

ชมพูนุท เกษมเศรษฐ์, คมกฤต เล็กสกุล และ อภิชาติ โสภางค์

Chompoonoot Kasemset, Komgrit Leksakul and Apichat Sopadang

ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ อ.เมือง จ.เชียงใหม่ 50200

โทรศัพท์ 053-944125-6 โทรสาร 053-944185

Email: chompook@gmail.com, apichat@eng.cmu.ac.th

บทคัดย่อ

การผลิตลำไยในปัจจุบันยังประสบปัญหาในเรื่องของผลผลิตที่ผลิตออกมาไม่ตรงกับความต้องการของตลาด ทำให้เกิดปัญหาราคาตกต่ำ ผลผลิตล้นตลาด วิธีแก้วิธีหนึ่งคือ การส่งเสริมให้เกษตรกรทำการผลิตลำไยนอกฤดู ซึ่งจะให้ผลผลิตออกสู่ตลาดคนละช่วงเวลากับลำไยในฤดู ทั้งนี้พบว่า ปัญหาด้านผลผลิตที่ได้ไม่เหมาะสมกับความต้องการของตลาดก็ยังมีอยู่ ดังนั้น งานวิจัยฉบับนี้ จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อนำเสนอการประยุกต์ใช้ตัวแบบพยากรณ์อุปทานสำหรับลำไยนอกฤดูที่พัฒนาโดยอาศัยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบเต็ม (Full Artificial Neuron Network, FANN) ซึ่งสามารถพยากรณ์ปริมาณผลผลิตของเกษตรกรจากปัจจัยนำเข้า 40 ปัจจัยที่มีผลต่อปริมาณผลผลิตของลำไยนอกฤดู ประโยชน์ของตัวแบบนี้คือ เมื่อเกษตรกรสามารถทราบค่าคาดการณ์ผลผลิตล่วงหน้า การวางแผนการเพาะปลูกและการขายผลผลิตจะสามารถทำได้เหมาะสม ซึ่งตัวแบบที่นำเสนอนี้ หากมีการอัปเดตข้อมูลที่เป็นปัจจุบันเข้าไปมากขึ้น ค่าพยากรณ์ที่ได้ก็จะมี ความถูกต้องมากขึ้น

Abstract

The problem of a typical seasonal Longan is a difference between demand and supply of it. Thus, off-season Longan is considered as one solution to

solve this problem. However, the same problem still occurs due to a lack of information and technique sharing among all members in the Longan supply chain. This study aims to present the application of forecasting model developed based on Full Artificial Neuron Network (FANN) technique for off-season Longan supply forecasting. This model applies 40 input factors that have effects on the outputs of the off-season Longan. The advantage of this model is to help the farmers to forecast their off-season Longan outputs for planning their productions, sales and marketing in the effective way. The model presented in this research work can be improved by updating the input data as present as the time used to maintain the accuracy of the forecasted value comparing with the actual output value.

1. บทนำ

ลำไยเป็นพืชเศรษฐกิจที่สามารถทำรายได้ให้แก่ประเทศไทยมูลค่าหลายพันล้านบาทต่อปี แต่เนื่องจากปัจจุบันมีเกษตรกรหันมาปลูกลำไยมากขึ้น ทำให้ผลผลิตลำไยในช่วงฤดูกลาง (กรกฎาคม – สิงหาคม) มีมากเกินไปกว่าความต้องการของตลาด จึงทำให้เกิดภาวะราคาตกต่ำ จึงได้มีการส่งเสริม

ให้เกษตรกรปลูกลำไยนอกฤดูเพื่อเป็นการแก้ไขปัญหาดังกล่าวงานวิจัยฉบับนี้ มีจุดประสงค์เพื่อนำเสนอตัวอย่างการประยุกต์ใช้แบบจำลองการพยากรณ์อุปทานของลำไยนอกฤดูเนื่องจากปัจจุบัน เกษตรกรทำการปลูกลำไยนอกฤดูแบบขาดข้อมูลข่าวสาร จึงทำให้ผลผลิตที่ได้บางครั้งไม่เหมาะสมกับความต้องการของตลาด ตัวแบบการพยากรณ์อุปทานที่นำเสนอในงานวิจัยฉบับนี้ เป็นการนำเอาปัจจัยที่มีผลต่อผลผลิตของลำไยนอกฤดูมาทำการออกแบบตัวแบบพยากรณ์และทดสอบค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบ เพื่อจะเป็นแนวทางที่จะนำเอาวิธีการนี้ไปประยุกต์ใช้ในการเพาะปลูกจริงของเกษตรกรต่อไป

2. หลักการ ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ลำไย (Longan) และลำไยนอกฤดู (Off-season Longan)

ลำไย (Longan) เป็นพืชเศรษฐกิจที่สามารถทำรายได้ให้แก่ประเทศไทยมูลค่าหลายพันล้านบาทต่อปี ซึ่งผลผลิตลำไยสดที่ได้ มีการส่งไปจำหน่ายทั่วประเทศ โดยร้อยละ 55 ของผลผลิตลำไยสดทั้งหมด ได้นำไปแปรรูปเป็นลำไยแห้ง และมีเพียงร้อยละ 20 เท่านั้นที่นำมาบริโภคในประเทศ ส่วนที่เหลือเป็นการส่งออกไปยังต่างประเทศ [1] โดยประเทศที่มีการนำเข้าลำไยในปริมาณสูงได้แก่ จีนและฮ่องกง (ร้อยละ 75) และอินโดนีเซีย (ร้อยละ 16) โดยแหล่งผลิตลำไยที่สำคัญได้แก่ ภาคเหนือของประเทศไทยในจังหวัดเชียงใหม่และลำพูน ทั้งนี้พื้นที่และปริมาณการผลิตลำไยมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องระหว่างปี 2543-2550 เนื่องจากเกษตรกรคุ้นเคยกับการปลูกลำไยและยังสามารถขายได้ทุกปี แต่สถานการณ์การผลิตและการค้าลำไยที่ผ่านมามีอุปสรรคอย่างต่อเนื่อง โดยที่ปริมาณความต้องการบริโภคคงที่ แต่ปริมาณการผลิตกลับเพิ่มขึ้น จากการที่ปริมาณของผลผลิตมีจำนวนมากนี้ ส่งผลโดยตรงกับเกษตรกรผู้ปลูก ทำให้ขายลำไยสดได้ในราคาที่ต่ำ โดยที่ต้นทุนการผลิตสูงขึ้น ทั้งนี้คุณภาพของลำไยสด มีความไม่แน่นอนขึ้นกับภูมิอากาศ อีกทั้งเกษตรกรยังขาดข้อมูลทางการตลาด และขาดระบบการจัดการในการกระจายสินค้า การจัดเก็บผลผลิตที่มีมากในช่วงฤดูการ รวมทั้งขาดการประสานงานระหว่างหน่วยงานที่เกี่ยวข้องทั้งภาครัฐและ

เอกชน ซึ่งทำให้เกิดปัญหาส่งผลกระทบต่อการผลิตและการค้าลำไยในระยะยาว

การปลูกลำไยนอกฤดู (Off-season Longan) มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อลดสภาวะขาดทุนของเกษตรกรเนื่องจากลำไยในฤดูกาลปกติเกิดปริมาณผลผลิตกระจุกตัวในช่วงเดือน กรกฎาคม – สิงหาคม และผลผลิตไม่มีคุณภาพเท่าที่ควร ทำให้เกษตรกรขายลำไยได้ในราคาต่ำ ด้วยเหตุนี้จึงมีการพัฒนาเทคนิค คัดค้านวิธีการเพื่อการปลูกลำไยนอกฤดูขึ้นเพื่อเป็นการกระจายปริมาณผลผลิตให้กว้างมากขึ้น ซึ่งการจะประสบความสำเร็จในการปลูกลำไยนอกฤดูได้นั้นต้องอาศัยปัจจัยหลายอย่างเข้ามาเกี่ยวข้อง ทั้งสภาพดินฟ้าอากาศ ประสิทธิภาพของเกษตรกรเอง สิ่งแวดล้อมในการปลูก และสิ่งสำคัญ คือ การชักนำลำไยให้ออกดอกนอกช่วงฤดูในระยะเวลาที่ต้องการ [2]

จากการศึกษาข้อมูลอุปทานของลำไยพบว่า ปัญหาหลักที่เกิดขึ้นกับเกษตรกร คือ ขาดข้อมูลทางการตลาด ขาดองค์ความรู้ในการดำเนินงาน เกิดความไม่มั่นใจที่จะเปลี่ยนระบบการปลูกและการดูแล เนื่องจากข้อมูลข่าวสารเข้าไม่ถึง ซึ่งเป็นปัญหาหลักที่ส่งผลกระทบต่อมายังคุณภาพ ปริมาณ การจัดการ ดังนั้นหากได้มีการริเริ่มเกี่ยวกับการเชื่อมโยงข้อมูลข่าวสารในรูปแบบต่างๆ เพื่อให้เกษตรกรได้รับข้อมูลความรู้และนำไปประยุกต์ใช้ในการวางแผนการดำเนินงานที่ดีแล้ว จะส่งผลให้ปัญหาที่เกิดขึ้นเกี่ยวกับเกษตรกรนั้นลดลงและเพิ่มคุณภาพการดำเนินงานอีกด้วย [1]

2.2 การพัฒนาตัวแบบการพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative Forecasting Model)

การพยากรณ์เชิงปริมาณ เป็นวิธีการพยากรณ์ที่ใช้ข้อมูลในอดีตมาเป็นหลักในการพิจารณาถึงสถานการณ์ที่จะเกิดขึ้นในอนาคต โดยอาศัยหลักสถิติและคณิตศาสตร์ จุดประสงค์ของวิธีการพยากรณ์เหล่านี้คือ ต้องการที่จะชี้ให้เห็นถึงรูปแบบของข้อมูลในอดีต และทำการตีความรูปของข้อมูลดังกล่าวนี้ถึงทิศทางของข้อมูลที่จะเป็นไปในอนาคต ซึ่งการพยากรณ์เชิงปริมาณแบบดั้งเดิมที่นิยมใช้กันมีหลายวิธี เช่น วิธีการพยากรณ์สาเหตุ (Causal Method) วิธีการ

พยากรณ์แบบอนุกรมเวลา (Time Series Method) เป็นต้น ซึ่งการเลือกใช้วิธีการพยากรณ์ใดนั้น ขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูลว่า ลักษณะของข้อมูลนั้นเป็นอย่างไร มีลักษณะการเคลื่อนไหวอย่างไร ซึ่งถ้าสามารถหาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมได้ จะทำให้ค่าพยากรณ์ที่ได้มีความถูกต้องใกล้เคียงกับค่าอนาคต ซึ่งการเลือกตัวแบบที่เหมาะสม จะวัดจากตัวชี้วัดความแม่นยำของการพยากรณ์ ยกตัวอย่างเช่น ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Deviation, MAD) ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (Mean Square Error, MSE) ร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) เป็นต้น ซึ่งตัวชี้วัดเหล่านี้จะสื่อถึงว่าค่าพยากรณ์ที่ได้มีความใกล้เคียงกับค่าจริงในอดีต ซึ่งบ่งชี้ว่าตัวแบบพยากรณ์มีความสามารถในการพยากรณ์ผิดพลาดมากน้อยแค่ไหน

นอกจากวิธีการพยากรณ์แบบดั้งเดิม ที่เป็นการคำนวณด้วยสมการคณิตศาสตร์ที่ไม่ซับซ้อนมากนัก มีหลายงานวิจัยที่พัฒนาตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การคำนวณที่มีความซับซ้อนเพิ่มขึ้น เพื่อให้ค่าพยากรณ์ที่ได้มีความแม่นยำสูงขึ้นกว่าวิธีแบบดั้งเดิม เช่น วิธีอาร์มา (ARIMA) วิธีฮอลต์-วินเตอร์ (Holt-Winters) การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network, ANN)

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ในหลายงานวิจัย พบว่า การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำสูงกว่าวิธีอื่นที่นำมาเปรียบเทียบกัน [3-7] นอกจากนี้ยังพบงานวิจัยที่นำเสนอโดย G. Peter Zhang [8] ที่ได้มีการนำเอาเทคนิคการพยากรณ์แบบลูกผสมระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นกับวิธีอาร์มา และได้ผลว่า เทคนิคลูกผสมนี้ให้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น และอาร์มา สำหรับทุกชุดข้อมูลที่ทำทดสอบ

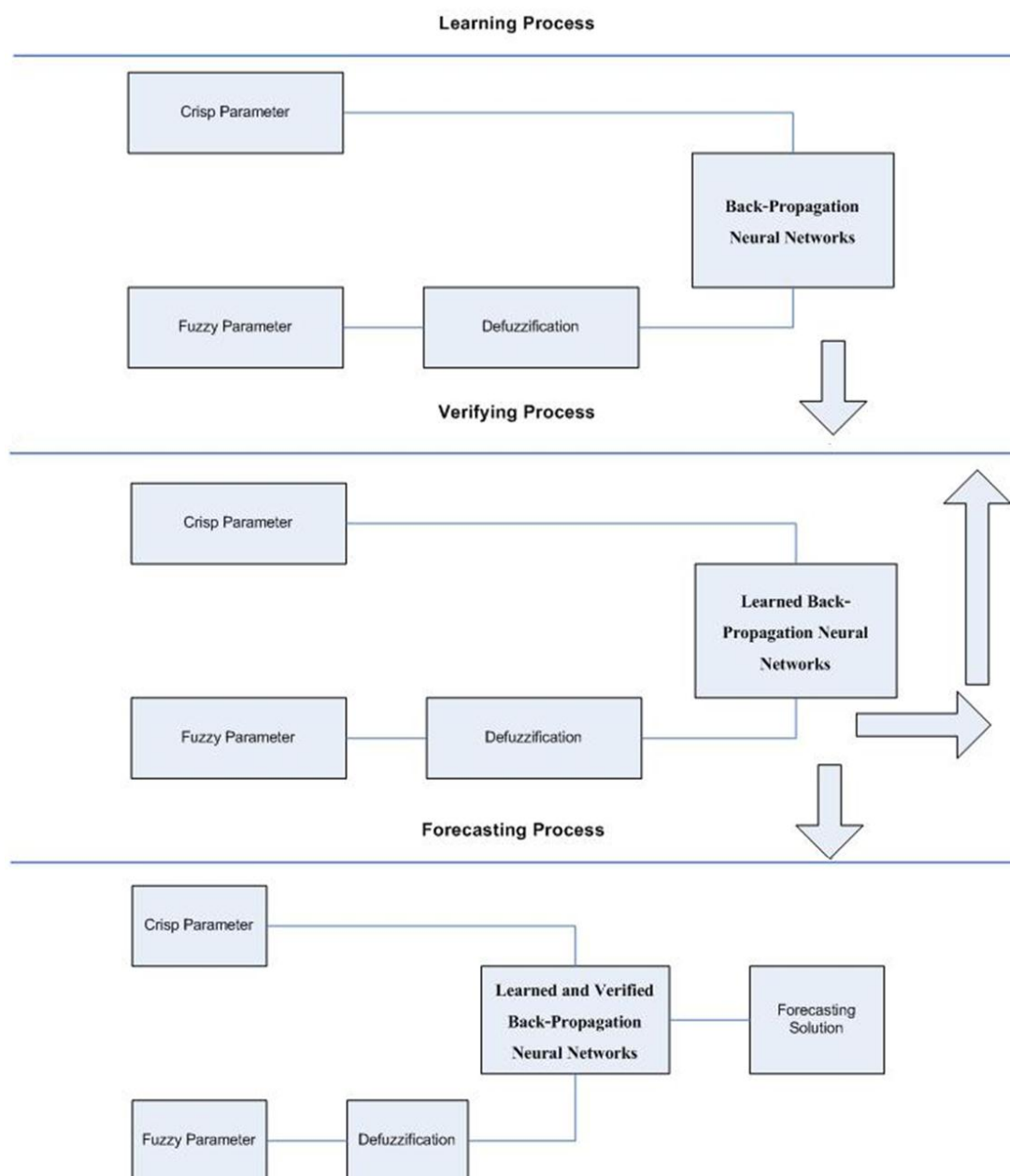
จากการศึกษางานวิจัยที่ผ่านมาพบว่า นอกจากการประยุกต์ใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมจะทำให้เกิดความแม่นยำในการพยากรณ์สูงกว่าวิธีอื่นๆ ยังพบว่า วิธีนี้เหมาะกับการพยากรณ์ในกรณีที่มีปัจจัยนำเข้าหลายปัจจัย ซึ่งหากทำการพยากรณ์ด้วยวิธีดั้งเดิมจะทำให้เกิดการคำนวณที่มี

ความซับซ้อน และความแม่นยำไม่ดีเท่า การใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้นในงานวิจัยนี้ จึงเลือกการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพัฒนาตัวแบบพยากรณ์อุปทานลำไยนอกฤดู ซึ่งมีปัจจัยนำเข้ามากถึง 40 ปัจจัย ซึ่งจะแสดงรายละเอียดในหัวข้อถัดไป ซึ่งปัจจัยนำเข้าทั้งหมดนี้ ได้มาจากการสัมภาษณ์ผู้เชี่ยวชาญการปลูกลำไยนอกฤดู

2.3 การพัฒนาตัวแบบพยากรณ์อุปทานลำไยนอกฤดูโดยอาศัยโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม คือโมเดลทางคณิตศาสตร์ สำหรับประมวลผลสารสนเทศ เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำแบบรูป (Pattern Recognition) และการอุปมานความรู้ (Knowledge Deduction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ ซึ่งสามารถประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ในหลายรูปแบบที่มีความซับซ้อนได้ดี ซึ่งได้มีงานวิจัยหลายงาน [9-14] ได้นำเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้ในการพัฒนาตัวแบบสำหรับการพยากรณ์และพบว่า ตัวแบบที่ได้จากการใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมนั้น ให้ค่าพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าตัวแบบพยากรณ์ที่พัฒนาจากเทคนิคอื่นๆ

ในการพัฒนาตัวแบบสำหรับการพยากรณ์อุปทานของลำไยนอกฤดูนั้น ในงานวิจัย [15] ทำการวิเคราะห์ปัจจัยเบื้องต้นที่มีผลต่อการพยากรณ์ผลผลิตลำไยนอกฤดู สามารถแบ่งได้ 2 ประเภท คือ ปัจจัยที่สามารถรายงานเป็นตัวเลขได้โดยตรง (Crisp Parameter) และปัจจัยที่ไม่สามารถรายงานเป็นตัวเลขได้โดยตรงหรืออาจจะต้องใช้ความรู้สึกละเอียดในการให้ข้อมูลหรือเป็นข้อมูลที่คลุมเครือไม่ชัดเจน (Fuzzy Parameter) ดังนั้น ในการพัฒนาตัวแบบของการพยากรณ์อุปทานของลำไยนอกฤดูใน [15] จึงได้ออกแบบโครงสร้างตัวแบบโดยอาศัยหลักการของการออกแบบสถาปัตยกรรมของระบบโครงข่ายประสาท ดังแสดงในรูปที่ 1 ซึ่งสามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ขั้นตอน คือ (1) ขั้นตอนการสอนระบบประสาทเทียม ซึ่งจะทำการสอน



รูปที่ 1 โครงสร้างการพัฒนาตัวแบบ [15]

โครงข่ายประสาทจอนโครงข่ายประสาทนั้นเข้าสู่สภาวะสมดุล (2) ขั้นตอนการสอบทวนความถูกต้องของระบบประสาทเทียม ซึ่งจะทำให้การทดสอบการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทด้วยข้อมูลคนละชุดกับในขั้นตอนที่ (1) หลังจากแน่ใจว่าโครงข่ายประสาทสามารถแทนรูปแบบของปริมาณอุปทานของลำไยนอกฤดูได้แล้ว จึงจะใช้โครงข่ายประสาทนั้นในการพยากรณ์ต่อไปใน (3) ขั้นตอนการประยุกต์ใช้ระบบประสาทเทียมเพื่อการพยากรณ์

การพัฒนาตัวแบบการพยากรณ์อุปทานของลำไยนอกฤดู ในงานวิจัย [15] ได้นำเสนอปัจจัยที่มีผลต่อผลผลิตของการออกผลของลำไยได้ทั้งหมด 40 ปัจจัยแสดงดังตารางที่ 1 ในงานวิจัยฉบับเดียวกันนี้ ได้มีการออกแบบตัวแบบพยากรณ์ทั้งหมดใน 3 ตัวแบบ โดยอาศัยเทคนิคของการออกแบบสถาปัตยกรรมของระบบโครงข่ายประสาท และเทคนิคการออกแบบสถาปัตยกรรมของระบบประสาทโครงข่ายประสาทคลุมเครือ (Fuzzy Neural Network System) โดยอาศัยข้อมูลนำเข้าจากฐานข้อมูลเกษตรกรกลุ่มตัวอย่างทั้งหมด 40 ปัจจัย ที่กล่าวไปแล้วนั้น โดยตัวแบบถูกพัฒนาสำหรับการพยากรณ์ผลผลิตของลำไยนอกฤดูในจาก [15] มีทั้งหมด 3 ตัวแบบ สามารถแสดงการเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์แต่ละแบบได้ดังตารางที่ 2

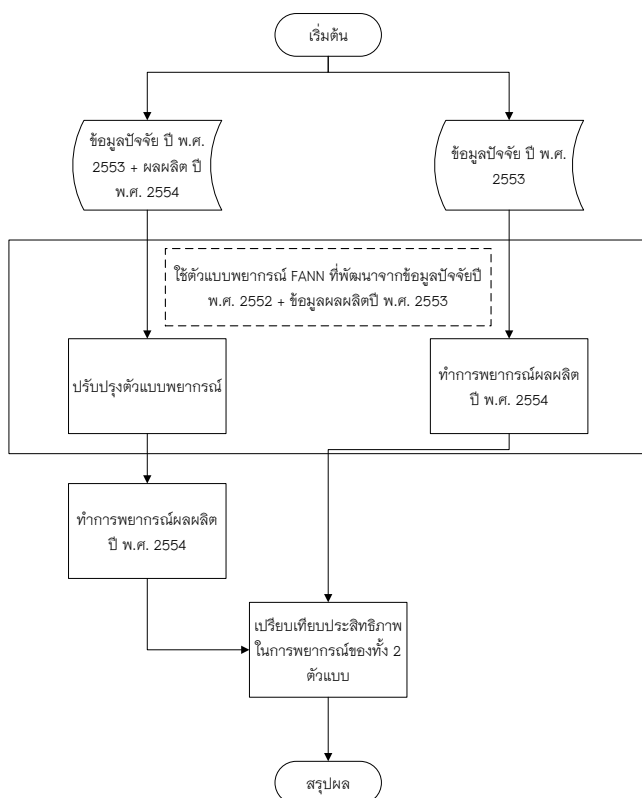
ตารางที่ 1 ตารางแสดงปัจจัยนำเข้า 40 ปัจจัย เรียงตามลำดับการนำเข้าตัวแบบพยากรณ์ [15]

ลำดับที่	ปัจจัย
1	ปริมาณใส่สาร (กิโลกรัม)
2	ความสูง(เมตร)
3	เขตชลประทาน
4	ความหนาแน่น(ต้นต่อไร่)
5	ความชื้นในช่วงเดือน เม.ย.-พ.ค.
6	ลักษณะดิน
7	แรงลมในช่วงเดือน เม.ย.-พ.ค.
8	ปริมาณน้ำฝนในช่วงเดือน ม.ค.-มี.ค.

ลำดับที่	ปัจจัย
9	แรงลมในช่วงเดือน ก.ค.-ส.ค.
10	ระยะพักฟื้น (เดือน)
11	อายุ
12	เส้นผ่านศูนย์กลาง (เมตร)
13	ปริมาณน้ำฝนในช่วงเดือน พ.ย.-ธ.ค.
14	อุณหภูมิในช่วงเดือน เม.ย.-พ.ค.
15	ประสบการณ์ (ปี)
16	แรงลมในช่วงเดือน ม.ค.-มี.ค.
17	ระยะห่าง(เมตร)
18	พันธุ์
19	อายุ(ปี)
20	สารบำรุงใบ
21	ระบบการให้น้ำ
22	อุณหภูมิในช่วงเดือน ก.ค.-ส.ค.
23	ความชื้นในช่วงเดือน ก.ค.-ส.ค.
24	สารบำรุงผล
25	แรงลมในช่วงเดือน พ.ย.-ธ.ค.
26	ความชื้นในช่วงเดือน ม.ค.-มี.ค.
27	วิธีใส่สาร
28	ปริมาณน้ำฝนในช่วงเดือน เม.ย.-พ.ค.
29	พื้นที่ปลูก(ไร่)
30	ความต่อเนื่อง
31	การศึกษา
32	อุณหภูมิในช่วงเดือน พ.ย.-ธ.ค.
33	ความถี่ในการเข้าสวน(ต่อสัปดาห์)
34	รูปทรง
35	ความชื้นในช่วงเดือน พ.ย.-ธ.ค.
36	เพศ
37	อุณหภูมิในช่วงเดือน ม.ค.-มี.ค.
38	สารบำรุงดอก
39	ปริมาณน้ำฝนในช่วงเดือน ก.ค.-ส.ค.
40	ลักษณะพื้นที่

ตารางที่ 2 แสดงตัวแบบการพยากรณ์ที่ได้ทำการออกแบบไว้ทั้ง 3 ตัวแบบ

ตัวแบบ	ข้อเปรียบเทียบ		
	การออกแบบ	เวลาคำนวณ	คุณภาพของค่าพยากรณ์
1) Full Artificial Neuron Network (FANN)	ใช้จำนวนข้อมูลขาเข้าทั้งหมด 40 ปีปัจจัย ข้อมูลตัวเลข 24 ข้อมูล และข้อมูลคลุมเครือ 16 ข้อมูล	มาก	ได้ค่าพยากรณ์ใกล้เคียงกับค่าเป้าหมายสูง
2) Artificial Neuron Network (ANN)	ใช้จำนวนข้อมูลขาเข้า 10 ปีปัจจัย โดยทำการคัดเลือกเฉพาะข้อมูลที่มีผลกับค่าพยากรณ์สูงสุด 10 ปีปัจจัยแรก มาเป็นข้อมูลขาเข้า	สั้น	ได้ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำน้อย
3) Fuzzy Artificial Neuron Network (Fuzzy-ANN)	ใช้จำนวนข้อมูลขาเข้าทั้งหมด 28 ปีปัจจัย แบ่งเป็น ข้อมูลตัวเลข 24 ปีปัจจัย และนำเอาปีปัจจัยคลุมเครือ 16 ปีปัจจัย ไปทำการ Defuzzification ให้เหลือเพียง 4 ปีปัจจัย	สั้น	ได้ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำใกล้เคียงกับค่าพยากรณ์จากตัวแบบ FANN



รูปที่ 2 ขั้นตอนวิธีการดำเนินงาน

3. ระเบียบวิธีการวิจัย

เนื่องจากในงานวิจัย [15] พบว่า ตัวแบบ FANN นั้น ให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแม่นยำมากที่สุด ในงานวิจัยนี้จึงได้นำค่าปัจจัยของปี พ.ศ. 2553 ทั้ง 40 ปีปัจจัย ที่มีผลต่อผลผลิตลำไยนอกฤดู ไปทดสอบกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม FANN [16] ที่ใช้ฐานข้อมูลปี 2552-53 เพื่อทำการพยากรณ์ค่าผลผลิตของปี พ.ศ. 2554 หลังจากนั้น จะนำค่าพยากรณ์ที่ได้มาเปรียบเทียบกับค่าผลผลิตจริงของปี พ.ศ. 2554 ที่ทางทีมวิจัยได้จากการลงพื้นที่สอบถาม เป็นตัวเปรียบเทียบ รูปที่ 2 แสดงรายละเอียดขั้นตอนในงานวิจัยฉบับนี้

4. ผลการวิจัย

4.1 การทดสอบความสามารถในการพยากรณ์ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบ FANN ที่ใช้ฐานข้อมูลปี 2553

เนื่องจากทีมวิจัยพบว่า ตัวแบบ FANN นั้น ให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแม่นยำมากที่สุด ทางทีมวิจัยจึงได้นำค่าปัจจัยของปี 2554 ทั้ง 40 ปีปัจจัย ที่มีผลต่อผลผลิตลำไยนอกฤดู ไปทดสอบกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ฐานข้อมูลปี 2553 เพื่อทำการพยากรณ์ค่าผลผลิตของปี พ.ศ. 2554 หลังจากนั้น นำค่าพยากรณ์ที่ได้มาเปรียบเทียบกับค่า

ผลผลิตจริงของปี พ.ศ 2554 ที่ทางทีมวิจัยได้จากการลงพื้นที่ สอบถาม เป็นตัวเปรียบเทียบ ซึ่งผลแสดงได้ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ผลการทดสอบความสามารถในการพยากรณ์ของ ตัวแบบ FANN ที่ใช้ฐานข้อมูลปี 2552-53

ข้อมูล เกษตรกร ที่	ค่าผลผลิต จริง (กก./ไร่)	ค่าพยากรณ์ ผลผลิต (กก./ไร่)	Error (กก./ไร่)
1	3000	682.7	2317.3
2	2500	362.8	2137.2
3	670	449.4	220.6
4	450	286.3	163.7
5	350	344.3	5.7
6	300	261.8	38.2
7	250	365.4	115.4
8	2500	277.1	2222.9
9	1500	235.9	1264.1
10	670	347.9	322.1
11	600	31.8	568.2
12	400	94.8	305.2
13	275	247.4	27.6
14	270	681.4	411.4
15	250	33.9	216.1
ค่าเฉลี่ย ผลผลิต จริง	932.33	ค่า Error เฉลี่ย	<u>689.05</u>

จากตารางผลการทดสอบจะเห็นได้ว่า ระบบมีความผิดพลาดในการพยากรณ์อยู่ในระดับสูงในชุดข้อมูลที่ 1, 2, 8 และ 9 และ จากชุดข้อมูลทดสอบทั้งหมด เกิดค่าความคลาดเคลื่อน (Error) เฉลี่ยอยู่ที่ 689.05 กิโลกรัมต่อไร่ ซึ่ง

เท่ากับร้อยละ 73.91 เทียบกับค่าผลผลิตจริงเฉลี่ย ซึ่งอธิบายความคลาดเคลื่อนสูงที่เกิดขึ้นนี้ สามารถอธิบายได้ว่าเนื่องจากข้อมูลที่ใช้ทำการสอนโครงข่ายประสาทเทียมปี 2552-53 มีค่าผลผลิตจริงอยู่ในช่วงไม่เกิน 500 กิโลกรัมต่อหนึ่งไร่ แต่ข้อมูลที่ใช้ทดสอบที่ได้ในปี 2554 นั้น มีค่ามากที่สุดถึง 3000 กิโลกรัมต่อไร่ จึงทำให้เกิดความผิดพลาดในการพยากรณ์สูง ดังนั้น ทางทีมวิจัยจึงได้มีการปรับปรุงตัวแบบ FANN โดยใช้ฐานข้อมูลของปี 2552-53 รวมกับฐานข้อมูลของปี 2554 ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ FANN เพื่อแบบจำลองที่ปรับปรุงขึ้นนี้ สามารถให้ค่าพยากรณ์ที่เกิดค่าความคลาดเคลื่อนที่น้อยลง

4.2 การปรับปรุงความแม่นยำของการพยากรณ์

เนื่องจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบ FANN ที่ใช้ฐานข้อมูลปี 2552-53 ให้ค่าพยากรณ์ผลผลิตของปี 2554 ที่มีความคลาดเคลื่อนสูง ดังนั้น ทางทีมวิจัยจึงได้ทำการรวมฐานข้อมูลของปี 2552-53 เข้ากับ ฐานข้อมูลของปี 2554 และใช้ข้อมูลรวมสองปีนี้ในการสอนตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมใหม่ (ปี 2553-2554) ซึ่งทางทีมวิจัยยังคงทำการสร้างแบบจำลองโดยใช้โปรแกรม Matlab Version 2008A Toolbox Version 6 สำหรับการสร้างโครงข่ายประสาทเทียม การนำเอาข้อมูลปี 2554 เข้าต่อท้ายฐานข้อมูลเดิมของปี 2553 แล้วทำการสอนแบบจำลอง โดยมีตั้งค่าพารามิเตอร์ที่สำคัญในการทดลองดังตารางที่ 4

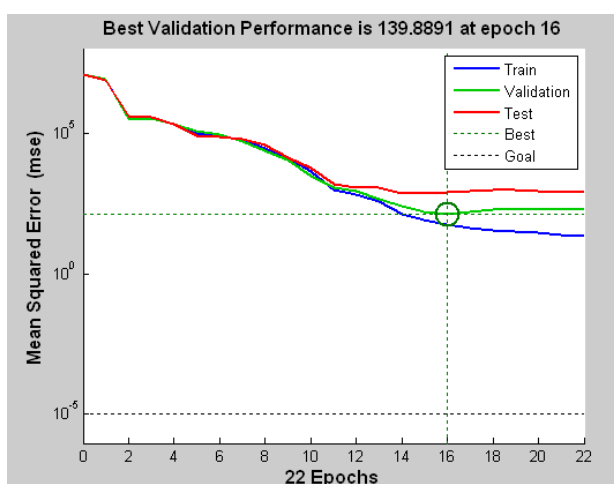
ทางทีมวิจัยได้ตั้งค่าอัตราส่วนการสอนเป็น 80 เปอร์เซ็นต์ อัตราส่วนการยืนยันแบบจำลองเป็น 10 เปอร์เซ็นต์ อัตราส่วนการทดสอบแบบจำลองเป็น 10 % ค่า Learning Rate เป็น 0.05 ค่า Momentum Rate อยู่ที่ 0.05 เช่นเดียวกัน โดยมีจุดมุ่งหมายการสร้างแบบจำลองที่สามารถมีผลรวมของค่า Error ได้ต่ำกว่า 0.0001 โดยให้ระบบเทรนได้สูงสุดที่ 300 รอบ หลังจากทำการเทรนได้ผลปรากฏดังรูปที่ 3 และรูปที่ 4

รูปที่ 3 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างรอบของการสอน การตรวจสอบความถูกต้องและการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมกับค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองซึ่งในแต่

ละรอบ (Epoch) การสอน (Train) จะใช้ข้อมูล 2,340 ข้อมูล การตรวจสอบความถูกต้อง (Validation) และการทดสอบ (Test) จะใช้ข้อมูลขึ้นตอนละ 234 ข้อมูล (10% ของข้อมูลที่ใช้ในการสอน)

ตารางที่ 4 พารามิเตอร์ที่ใช้ในการสอนตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมใหม่ (ปี 2553-2554)

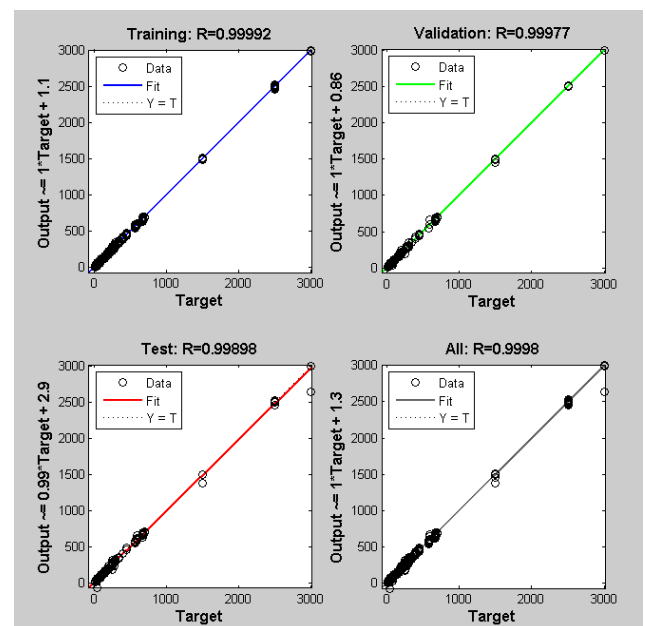
พารามิเตอร์	ค่า	หน่วย
อัตราส่วนการสอน (Train set)	80	เปอร์เซ็นต์
อัตราส่วนการขึ้นต้นแบบจำลอง (Validation Set)	10	เปอร์เซ็นต์
อัตราส่วนการทดสอบแบบจำลอง (Test Set)	10	เปอร์เซ็นต์
Learning Rate	0.05	-
Momentum Rate	0.05	-
จุดมุ่งหมายของค่าพยากรณ์ผิดพลาด (Goal)	0.00001	-
จำนวนรอบ(ชนิด Batch)	300	รอบ



รูปที่ 3 ความสัมพันธ์ระหว่างรอบของการสอน การตรวจสอบความถูกต้องและการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบเต็มกับค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง

จากกราฟแสดงให้เห็นว่าทั้งการสอน การตรวจสอบความถูกต้องและการทดสอบจำนวนรอบที่ 16 ผลการสอนได้ค่า Error แบบ Mean Squared Error ที่ดีที่สุดคือ 139.8891 ซึ่งก็หมายความว่าที่ตำแหน่งรอบที่ 16 จะเป็นตำแหน่งที่โครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการพยากรณ์ได้ดีที่สุด ซึ่งผู้วิจัยจะได้ใช้โครงสร้างของน้ำหนักและค่าความอคติในการพยากรณ์ปริมาณลำไยต่อไป

นอกจากนั้นในรูปที่ 4 ได้แสดงความสัมพันธ์ของการสอน การตรวจสอบความถูกต้อง การทดสอบและผลรวมเมื่อเทียบกับค่าเป้าหมายซึ่งจะเห็นว่าตัวแบบ FANN ให้ผลลัพธ์ใกล้เคียงกับค่าเป้าหมาย เห็นได้จากกราฟสมการถดถอย (Regression) ได้แก่ กราฟสมการถดถอยของการสอน การขึ้นต้นแบบจำลอง การทดสอบและข้อมูลรวมพบว่าข้อมูลเกือบทั้งหมดได้อยู่ในกราฟเส้นตรง มีเพียงบางส่วนของหลุดกราฟออกไปแต่ก็ทิ้งระยะไม่มากนัก นั้นแสดงให้เห็นว่า การสอนโครงข่ายประสาทเทียมมีความถูกต้องสูง



รูปที่ 4 ความสัมพันธ์ของการสอน การตรวจสอบความถูกต้องและการทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเต็มเทียบกับค่าเป้าหมาย

จากนั้นตัวแบบ FANN ที่สร้างจากฐานข้อมูลปี 2553-2554 จะถูกนำไปทดสอบความสามารถในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตของลำไยนอกฤดูในส่วนถัดไป

4.3 การทดสอบความสามารถในการพยากรณ์ของ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบ FANN ที่ใช้ ฐานข้อมูลปี 2553-2554

ตัวแบบ FANN ที่ใช้ฐานข้อมูลปี 2553-2554 นั้น จะถูกนำมา
ทดสอบเพื่อทำการพยากรณ์ค่าผลผลิตของปี พ.ศ. 2554
หลังจากนั้น ค่าพยากรณ์ที่ได้มาจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับ
ค่าผลผลิตจริงของปี พ.ศ 2554 ซึ่งผลแสดงได้ดังตารางที่ 5

ตารางที่ 5 ผลการทดสอบความสามารถในการพยากรณ์ของ
ตัวแบบ FANN ที่ใช้ฐานข้อมูลปี 2553-2554

ข้อมูล เกษตรกรที่	ค่าผลผลิต จริง (กก./ไร่)	ค่าพยากรณ์ ผลผลิต (กก./ไร่)	Error (กก./ไร่)
1	3000	2999.5	0.5
2	2500	2500.9	0.9
3	670	672.2	2.2
4	450	454.1	4.1
5	350	354.3	4.3
6	300	298.8	1.2
7	250	248.8	1.2
8	2500	2488.1	11.9
9	1500	1503.4	3.4
10	670	675.1	5.1
11	600	601.5	1.5
12	400	402.6	2.6
13	275	272.8	2.2
14	270	269.0	1.0
15	250	249.4	0.6
ค่าเฉลี่ย ผลผลิตจริง	932.33	ค่า Error เฉลี่ย	2.84

จากตารางผลการทดสอบจากตารางที่ 5 พบว่า เกิดค่าความ
คลาดเคลื่อน (Error) เฉลี่ยอยู่ที่ 2.84 กิโลกรัมต่อไร่ ซึ่งคิด
เป็นร้อยละ 0.30 เทียบกับค่าผลผลิตจริงเฉลี่ย ซึ่งหากเราทำ
การเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบ FANN ที่ใช้
ฐานข้อมูลปี 2553 นั้น จะพบว่า ตัวแบบ FANN ที่ใช้
ฐานข้อมูลปี 2553-2554 จะให้ความแม่นยำในการพยากรณ์
ที่สูงกว่า ตารางที่ 6 แสดงค่าเปรียบเทียบระหว่างตัวแบบ
พยากรณ์ที่ใช้ฐานข้อมูลปี 2553 และ ปี 2553-2554 ซึ่งพบว่า
ตัวแบบพยากรณ์ที่ใช้ฐานข้อมูลปี 2553 นั้น ให้ค่าความ
คลาดเคลื่อนเฉลี่ยที่น้อยกว่า ตัวแบบพยากรณ์ที่ใช้ฐานข้อมูล
ปี 2553-2554

ตารางที่ 6 ค่าเปรียบเทียบระหว่างตัวแบบพยากรณ์ FANN ที่
ใช้ฐานข้อมูลปี 2553 และ ปี 2553-2554

ปัจจัย เปรียบเทียบ	ค่าพยากรณ์ จากตัวแบบ ที่ใช้ ฐานข้อมูลปี 2553	ค่าพยากรณ์ จากตัวแบบ ที่ใช้ ฐานข้อมูลปี 2553-2554	ค่าผลผลิต จริงเฉลี่ย ปี 2554 (กก./ ไร่)
ค่า Error เฉลี่ย	<u>689.05</u>	<u>2.84</u>	932.33 (ตัวเทียบ)
% ค่าError เฉลี่ย เทียบกับค่า ผลผลิตจริง เฉลี่ย	73.91%	0.30%	

5. สรุปผลการดำเนินการ

จากผลการวิจัย สามารถสรุปได้ดังนี้

1. การดำเนินการทดสอบตัวแบบที่ใช้เทคนิคโครงข่าย
ประสาทเทียมแบบเต็ม หรือ FANN ที่ใช้ฐานข้อมูลปี
2553 โดยทางทีมวิจัยได้ทำการนำเข้าข้อมูลปัจจัยนำเข้า
40 ปัจจัย เพื่อทำการหาค่าพยากรณ์ผลผลิตของปี 2554
เพื่อนำมาเปรียบเทียบกับค่าผลผลิตจริงปี 2554 ที่ทางทีม
ได้ลงพื้นที่เก็บข้อมูล สรุปได้ว่า ตัวแบบที่ใช้เทคนิค

โครงข่ายประสาทเทียมแบบเต็ม หรือ FANN ที่ใช้ฐานข้อมูลปี 2553 นั้นให้ค่าพยากรณ์ผลผลิตลำไยนอกฤดูของปี 2554 ที่มีความคลาดเคลื่อนสูง คือ ค่า Error เฉลี่ยเท่ากับ 689.05 กิโลกรัมต่อไร่ โดยเปรียบเทียบกับค่าผลผลิตจริงเฉลี่ยของปี 2554 ที่เท่ากับ 932.33 กิโลกรัมต่อไร่ คิดเป็นร้อยละ 73.91 เทียบกับค่าเฉลี่ยผลผลิตจริง

2. เนื่องจากผลการพยากรณ์ในข้อ 1 ที่กล่าวมาเกิดค่าความคลาดเคลื่อนสูง ทางทีมวิจัยจึงทำการปรับปรุงตัวแบบ FANN โดยการใช้ฐานข้อมูลของปี 2553 รวมกับปี 2554 และนำเอาข้อมูลปัจจัยนำเข้า 40 ปัจจัยของปี 2554 นำเข้าตัวแบบเพื่อหาค่าพยากรณ์ พบว่า ค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบปรับปรุงนี้ให้ค่าพยากรณ์ที่มีความถูกต้องเพิ่มขึ้นโดยที่ ค่า Error เฉลี่ยลดลงเป็น 2.84 กิโลกรัมต่อไร่ คิดเป็นร้อยละ 0.30 เทียบกับค่าเฉลี่ยผลผลิตจริงเฉลี่ยที่ 932.33 กิโลกรัมต่อไร่

ข้อสังเกตจากการดำเนินการวิจัย พบว่า เนื่องจากความถูกต้องของตัวแบบพยากรณ์ที่ใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมนั้น ขึ้นอยู่กับจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการสอนแบบจำลอง ซึ่งข้อมูลที่ต้องการขั้นต่ำอยู่ที่ประมาณ 1000 ค่า ในขณะที่ปัจจุบัน ข้อมูลจริง ๆ ที่ทางทีมวิจัยนั้นสามารถเก็บได้จากการลงพื้นที่นั้นมีจำนวนน้อยกว่า 1000 ค่า ทำให้ทางทีมวิจัยต้องใช้วิธีการจำลองข้อมูลจากข้อมูลจริงขึ้นมาตามหลักการของการจำลองสถานการณ์ ซึ่งถ้าสามารถเก็บข้อมูลจริงได้มากขึ้นก็จะสามารถทำให้ตัวแบบที่ได้มีความถูกต้องมากขึ้น

จากผลที่ได้จึงได้ข้อสรุปว่า ทางทีมวิจัยจะนำตัวแบบ FANN ที่ได้ทำการปรับปรุงนี้ เพื่อนำไปใช้ในการพยากรณ์ผลผลิตของปี 2555 ต่อไป ตัวแบบพยากรณ์ที่ได้นำเสนอในงานวิจัยนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการพัฒนาระบบเทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อการพัฒนาการผลิตลำไยนอกฤดูซึ่งรูปแบบของระบบโดยรวมได้นำเสนอไว้ในงานวิจัย [17] นอกจากนั้น ทางทีมวิจัยยังได้มีการวางแผนในการพัฒนาตัวแบบการพยากรณ์ด้วยเทคนิคอื่น ซึ่งได้นำเสนอไว้ใน [18]

6. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนจากโครงการส่งเสริมการวิจัยในอุดมศึกษาและการพัฒนามหาวิทยาลัยวิจัยแห่งชาติ ของสำนักงานคณะกรรมการการอุดมศึกษา

เอกสารอ้างอิง

- [1] อภิชาติ โสภาแดง และคณะ, “การศึกษาระบบจัดการโซ่อุปทานของลำไยสดในประเทศไทย”, สำนักงานกองทุนสนับสนุนงานวิจัย, 2551.
- [2] พาวิน มะโนชัย วรินทร์ สุทนต์ ยุทธนา เขาสุเมรุ และชาติริ สัทธิกุล, “การพัฒนาองค์กรชาวสวนลำไยเพื่อเพิ่มผลผลิตลำไยนอกฤดูที่มีคุณภาพ”, สำนักงานกองทุนสนับสนุนงานวิจัย, 2548.
- [3] Carboneau, R., Vahidov, R. and Laframboise, K., “Machine learning-based demand forecasting in supply chains”, International Journal of Intelligent Information Technologies, 3 (4), 2007, pp. 40-57.
- [4] Co, H.C., Boosarawongse, R., “Forecasting Thailand’s Rice Export: Statistical Techniques vs. Artificial Neural Networks”, Computers and Industrial Engineering, 53, 2007, pp. 610–627.
- [5] Aburto, L. and Weber, R., “Improved Supply Chain Management based on Hybrid Demand Forecasts”, Applied Soft Computing Journal, 7 (1), 2007, pp. 136-144.
- [6] Cho, V., “A Comparison of Three Different Approaches to Tourist Arrival Forecasting”, Tourism Management, 24, 2003, pp.323-330.
- [7] Kohzadi, N., Boyd, M.S., Kermanshahi, B. and Kaastra, I., “A comparison of Artificial Neuron Network and Time Series Model for Forecasting commodity Prices”, Neurocomputing, 10, 1996, pp. 169-181.
- [8] Zhang G.P., “Time Series Forecasting Using a Hybrid ARIMA and Neural Network Model”, Neurocomputing, 50, 2003, pp. 159–175.

- [9] Amin-Naseri, M.R. and Tabar, B., "Neural Network Approach to Lumpy Demand Forecasting for Spare Parts in Process Industries", ICCCE 2008 International Conference on 2008, 2008, pp.1378-1382.
- [10] Li, J. and Zhang, H., "Application of BP Neural Network Model on Forecasting the Number of Tourists in Hainan Province", Computer and Communication Technologies in Agriculture Engineering (CCTAE), 2010, pp.502-507.
- [11] Doganis, P., Alexandridis, A., Patrinos, P. and Sarimveis, H., "Time Series Sales Forecasting for Short Shelf-life Food Products based on Artificial Neural Networks and Evolutionary Computing", Journal of Food Engineering, Vol.75, Issue 2, 2006, pp.196-204.
- [12] Uno, Y., Prasher, S.O., Lacroix, R., Goel, P.K., Karimi, Y., Viau, A. and Patel, R.M., "Artificial Neural Networks to Predict Corn Yield from Compact Airborne Spectrographic Imager Data", Computers and Electronics in Agriculture, Vol.47, 2005, pp.149-161.
- [13] Htike, K.K. and Khalifa, O.O., "Rainfall Forecasting Models Using Focused Time-Delay Neural Networks", Computer and Communication Engineering (ICCCE), 2010, pp.1-6.
- [14] Zhang, J. and Li, J., "Establishment on Early Warning System of Grain Security in Zhangjiagang, China Using Immune-Based Optimized BP Neural Network Model", Internet Computing & Information Services (ICICIS), 2011, pp.183-186.
- [15] อภิชาติ โสภางค์ ตรีพงษ์ ไทยอุบลรัตน์ คมกฤต เล็กสกุล ศักดิ์เกษม ระมิงค์วงศ์ และพาวิณ มะโนชัย. การสร้างเครือข่ายการรวมกลุ่มและเชื่อมโยงข้อมูลของเกษตรกรและชุมชน กรณีศึกษา: โซ่อุปทานลำไยนอกฤดู, โครงการส่งเสริมการวิจัยในอุดมศึกษาและการพัฒนามหาวิทยาลัยวิจัยแห่งชาติ ของสำนักงานคณะกรรมการการอุดมศึกษา, 2553.
- [16] Komgrit Leksakul and Apichat Sopadang, "Off-Season Supply Forecasting in Thai Longan Supply Chain with Artificial Neural Network", International Conference: The Role of Agriculture and Natural Resource on Global Change (ANGC 2011) in Chiang Mai, Thailand, 7-9 November 2011.
- [17] Sakgasem Ramingwong, Korrakot Y. Tippayawong and Apichat Sopadang, "On the Development of i-Community to Improve Production of Off-Season Longan", Australian Journal of Basic and Applied Science, 5 (10), 2011, 649-654.
- [18] นิสาชล แซ่เหั่ว, กรกฎ ไชบัวเทศ ทิพย์วงศ์ และอภิชาติ โสภางค์, "กรอบแนวคิดในการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการผลิตในห่วงโซ่อุปทานลำไยนอกฤดู", Thai Value Chain Management and Logistics (VCML) Conference 2011, Pattaya, Thailand , 9-10 Nov 2011.