

การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์อนุกรมเวลาราคาปาล์มน้ำมันโดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียม
ฟังก์ชันพหุนามและโครงข่ายประสาทเทียม

A Comparison of Prediction Palm Oil Time Series Using Polynomial Artificial Neural Network
and Artificial Neural Network

เกียรติศักดิ์ จันทร์แก้ว (Keattisak Chankaew)* ดร. สุพจน์ นิตยส์วัตน์ (Supot Nitsuwat)**

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างโมเดลพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม และโครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนาม ผู้วิจัยได้ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ขบวนการคือ การเรียนรู้ชุดข้อมูล (Training) และการทดสอบ (Testing) ทำการสอนให้เกิดการเรียนรู้ด้วยเทคนิคการแพร่กระจายย้อนกลับ ฝึกสอนด้วยวิธี Levenberg-Maquardt algorithm (trainlm) และฟังก์ชันการปรับการเรียนรู้ (Learning Function) แบบ LearnD (Grad Descent) โดยใช้ค่าเฉลี่ยกำลังสองสัมบูรณ์ (Mean Square Error: MSE) ของผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองชนิดเป็นตัวชี้วัด ผลการวิจัยพบว่าโครงสร้างที่เหมาะสมที่สุดของโมเดลการพยากรณ์อนุกรมเวลาราคาปาล์มน้ำมันคือ 12-2-2 ผลการวิจัยพบว่าเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม ให้ค่าความผิดพลาดในการเรียนรู้ (Training) มีค่าเท่ากับ 0.0330 และค่าความผิดพลาดในการทดสอบ (Testing) มีค่าเท่ากับ 0.3750 และโครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนาม ให้ค่าความผิดพลาดในการเรียนรู้ (Training) มีค่าเท่ากับ 0.0190 และค่าความผิดพลาดในการทดสอบ (Testing) มีค่าเท่ากับ 0.3690 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนามเป็นโมเดลการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับพยากรณ์อนุกรมเวลาราคาปาล์มน้ำมัน

ABSTRACT

This study aims to create forecast models for palm oil prices by using Artificial Neural Network (ANN), and Polynomial Artificial Neural Network (PANN). The data were divided into two sets, learning and testing sets. In eaching step, the system was taught using the Levenberg-Maquardt algorithm, a variance of the back-propagation techniques. Learning function used in this step was the Grad Descent function (LearnD). We compared performance of our network with the conventional neural network using Mean square error (MSE). The results shown that the appropriate ANN structure for predicting the Palm Oil was the 12-27-2 structure The results showed that ANN techniques had errors in learning equaling 0.033 and the error in testing equaling 0.375. On the other hand, Polynomial Artificial Neural Networks had errors in learning equaling 0.019 and error in testing equaling 0.0369. This suggests that the PANN is the most appropriate model to forecast time series of palm oil prices.

คำสำคัญ: โครงข่ายประสาทเทียม โครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนาม การพยากรณ์ราคา

Key Words: Artificial Neural Network, Polynomial Artificial Neural Network, Price Predictions

* มหบัณฑิต หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขากระบวนบริหารงานเพื่อการจัดการ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

** ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ภาควิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

บทนำ

ในปัจจุบันระบบเศรษฐกิจได้เข้าสู่ระบบการค้าเสรีมากขึ้น โดยการเน้นการลดอุปสรรคทางการค้า การยกเลิกนโยบายและมาตรการช่วยเหลืออุดหนุนภาคเกษตร และเปิดตลาดในประเทศต่าง ๆ มากขึ้นในระบบเศรษฐกิจเสรี ราคายังคงมีบทบาทสำคัญในการตัดสินใจเกี่ยวกับปัจจัยทางด้านเศรษฐกิจ เช่น การบริโภค การจำหน่าย ของสินค้าต่าง ๆ เพราะราคาจะช่วยจัดสรรทรัพยากรที่มีอยู่จำกัดในระบบเศรษฐกิจเพื่อตอบสนองความต้องการที่มีไม่สิ้นสุด โดยปกติราคาตลาดเป็นราคาที่ไม่ได้เกิดขึ้นง่าย ๆ อีกทั้งยังไม่สามารถอยู่คงที่ได้ไม่นาน แต่จะมีการเคลื่อนไหวตลอดเวลาตามอิทธิพลการเปลี่ยนแปลงของอุปสงค์และอุปทานในตลาด เพื่อเข้าไปหาจุดที่เป็นดุลยภาพใหม่ ราคาที่เสถียรภาพทำให้การใช้ทรัพยากรมีประสิทธิภาพและผู้บริโภคจะได้รับความพึงพอใจสูงสุด (อภิชัย, 2539) เพื่อให้เกิดความสมดุลระหว่างอุปสงค์และอุปทานภายใต้กลไกตลาด จำเป็นจะต้องพัฒนาระบบตลาดสินค้าเกษตรให้เกิดประโยชน์ต่อทุกภาคส่วนที่เกี่ยวข้อง กล่าวคือ การเพิ่มขึ้นของมูลค่าการส่งออก การลดลงของอัตราการผลิต การลดลงของต้นทุนในการดำเนินการจำหน่ายและขนส่งผลผลิต และกล่าวได้ว่าปัญหาความผันผวนของราคาสินค้าเกษตร รวมทั้งการถ่ายทอดราคา เป็นปัจจัยที่มีผลกระทบต่อเกษตรกรในภาคการผลิต และอุตสาหกรรมการแปรรูปสินค้าเกษตร ซึ่งเป็นการยากต่อการบริหารจัดการในด้าน ต่าง ๆ อีกทั้งการที่ราคาสินค้าเกษตรเพิ่มขึ้นมีทั้งผลดีและผลเสีย กล่าวคือเกษตรกรซึ่งเป็นประชากร ส่วนใหญ่ของประเทศมีรายได้มากขึ้น จากการจำหน่ายและส่งออกสินค้า อย่างไรก็ตามผู้บริโภคก็ต้องเผชิญกับค่าครองชีพที่สูงจากการนำเข้าสินค้าเกษตรจำพวกพืชพลังงานเพื่อนำมาแปรรูป ทำให้รัฐบาลได้หันมาส่งเสริมให้เกษตรกรปลูกพืชพลังงานมากขึ้น เช่น มันสำปะหลัง ถั่วเหลือง และปาล์มน้ำมัน โดยสามารถสามารถแปร

รูปสินค้าเกษตรภายในประเทศเพื่อลด การนำเข้าสินค้าจากต่างประเทศ

ปาล์มน้ำมันถือเป็นพืชพลังงานที่มีความสำคัญของประเทศ โดยนิยมปลูกในภาคใต้ของประเทศ ถือเป็นพืชที่มีความสำคัญทั้งในด้านเศรษฐกิจ สังคม สภาพแวดล้อม หากพิจารณาแล้วปาล์มน้ำมันมีความจำเป็นในการส่งเสริมอาชีพ กระจายรายได้ และก่อให้เกิดรายได้เข้าสู่ประเทศจากการแปรรูปสินค้าและการส่งออก ราคาผลผลิตปาล์มน้ำมันถือเป็นองค์ประกอบที่ส่งผลถึงปัจจัยในการผลิต และการแปรรูปสินค้า เช่น น้ำมันพืช น้ำมันปาล์ม และอุตสาหกรรมผลิตน้ำมันไบโอดีเซล ราคาวัตถุดิบจึงเป็นเครื่องมือสำคัญในการตัดสินใจเลือกผลิตสินค้า อีกทั้งช่วยในวางแผนการผลิตทั้งในระยะสั้นและระยะยาว เพราะเกษตรกรส่วนใหญ่จะใช้ราคาของผลผลิตในปีที่ผ่านมา นำมาใช้ในการวางแผน ทำให้ทราบถึงปริมาณการผลิต การเพิ่ม หรือการชะลอตัวการผลิต (สุวรรณ, 2549)

การพยากรณ์หรือคาดการณ์ราคาในอนาคต ถือเป็นจุดเริ่มต้นของการวางแผน ส่งผลถึงการตัดสินใจ การบริหารจัดการด้านความเสี่ยงต่าง ๆ ช่วยในการประเมินการคาดการณ์ล่วงหน้า นอกจากการพยากรณ์ให้ผลดีกับเกษตรกรแล้ว ด้านการบริหารจัดการองค์กรผู้บริหารระดับสูงขององค์กรยังใช้การพยากรณ์เพื่อวางแผนกลยุทธ์องค์กรในระยะยาว ผู้ลงทุนใช้การพยากรณ์เพื่อดูแนวโน้มความเสี่ยงที่ไม่แน่นอนหน่วยงานของรัฐใช้การพยากรณ์เพื่อวางนโยบายระดับชาติ เช่น อัตราการเติบโตทางเศรษฐกิจ รายได้ประชาชาติ รวมถึงการคาดการณ์ปริมาณการส่งออกได้ (เมตตา, 2549)

สำหรับการพยากรณ์ด้วยวิธีการทางสถิติเป็นวิธีการที่ใช้กันมาจนถึงปัจจุบัน วิธีเหล่านี้บางวิธีก็สามารถใช้ได้กับสมการเส้นตรงเท่านั้น เช่น การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ และบางวิธีก็มีหลายขั้นตอน ผู้ที่ทำการพยากรณ์ทางสถิติจะต้องมีความรู้ ความเข้าใจและความชำนาญ

เกี่ยวกับวิธีการที่จะเลือกใช้ อีกทั้งต้องทราบการแจกแจง ตัวแปรที่สนใจ เช่น ตัวแปรตาม ตัวแปรอิสระ และหากมีค่านอกกลุ่มจะส่งผลให้การประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแทนเอนเซมเบิลได้ สิ่งที่สำคัญที่สุดของวิธีการเหล่านี้คือ ไม่สามารถเรียนรู้ข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบอนุกรมเวลาได้ จึงไม่สามารถใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทำให้นักวิจัยจำนวนมากได้หันมาใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ในปัจจุบันได้มีการนำเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้งานต่าง ๆ เช่น การพยากรณ์อากาศ การพยากรณ์หุ้นในตลาดหลักทรัพย์ การพยากรณ์ราคาทอง เป็นต้น โดยที่โครงข่ายประสาทเทียมไม่สนใจว่าข้อมูลมีการแจกแจงอย่างไร ข้อมูลมีปัจจัย และสิ่งรบกวนภายนอกมากน้อยหรือไม่ วิธีการนี้มีความยืดหยุ่นสูงกว่าการใช้โครงสร้างทางสถิติและคณิตศาสตร์ อีกทั้งโครงข่ายยังสามารถปรับตัวเองให้ทำงานในสภาพที่เปลี่ยนแปลงไปได้ และที่สำคัญจะไม่มีข้อตกลงเบื้องต้นเหมือนวิธีทางสถิติทั่วไป โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Networks) เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่เลียนแบบการทำงานของโครงข่ายสมองมนุษย์ ทำให้เชื่อว่าผลที่ได้จากแบบจำลองจะคล้ายคลึงกับการคิดและตัดสินใจของมนุษย์ นอกจากนี้ด้วยความเป็นเครื่องมือทางอิเล็กทรอนิกส์จึงทำให้สามารถทำงานได้เกินขอบเขตของความสามารถในการคำนวณของมนุษย์ (บุษรา, 2549)

โครงข่ายประสาทเทียมนิยมนำมาใช้ในการพยากรณ์แต่การหาค่า Parameter ของข้อมูลนั้นจะทำได้ยาก หากชุดข้อมูลมีความแปรปรวนสูง และข้อมูลอยู่ในรูปแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear) ทำให้นักวิจัยจำนวนมากได้หันมาสนใจการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบพหุนามเพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าว และเพิ่มความเร็วในการเรียนรู้และการทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมเพิ่มมากขึ้น (Gomez, 2007) จากปัญหาที่กล่าวมาผู้วิจัยจึงมีแนวคิดที่จะนำโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) มา

เปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนาม (Polynomial Artificial Neural Network) เพื่อหาโมเดลของโครงข่ายที่เหมาะสมที่สุดที่ใช้ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาราคาปาล์มน้ำมัน

วัตถุประสงค์

- 1) เพื่อพัฒนาระบบพยากรณ์ราคาปาล์มที่เกษตรกรนำออกจำหน่ายโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและโครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนาม
- 2) เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของระบบพยากรณ์ราคาปาล์มที่เกษตรกรนำออกจำหน่ายโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและโครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนาม
- 3) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของระบบพยากรณ์อนุกรมเวลาราคาปาล์มที่พัฒนาขึ้น

ขอบเขตของการวิจัย

- 1) งานวิจัยนี้เป็นลักษณะการพัฒนาเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) และโครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนาม (Polynomial Artificial Neural Network) เพื่อการพยากรณ์ราคาปาล์มที่เกษตรกรนำออกจำหน่ายโดยใช้ข้อมูลทุติยภูมิอนุกรมเวลาของจังหวัดกระบี่จำนวน 3,352 เรคคอร์ด ตั้งแต่ปี 2546 ถึง 2550
- 2) การพยากรณ์ราคาปาล์มน้ำมันที่เกษตรกรขาย เป็นราคาขายล่วงหน้ารอบ 1 เดือน
- 3) วัดความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยค่าเฉลี่ยกำลังสองสัมบูรณ์ (Mean Square Error: MSE)

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

อนุกรมเวลา

ข้อมูลที่เก็บรวบรวมไว้ในระยะเวลาหนึ่งที่มีช่วงห่างเท่ากัน และมีองค์ประกอบการผันแปร 5 ส่วน ได้แก่ รูปแบบแนวโน้ม รูปแบบฤดูกาล รูปแบบการ

เปลี่ยนแปลงตามวัฏจักร และรูปแบบการเปลี่ยนแปลงที่เกิดจากเหตุการณ์ผิดปกติ รูปแบบต่าง ๆ ของข้อมูล (Data Pattern) สามารถอธิบายได้ดังนี้ (วัลลภา, 2539)

1. รูปแบบคงที่ (Constant) ความต้องการไม่เปลี่ยนแปลงไปตามเวลาโดยใช้ข้อมูลในอดีตและปัจจุบัน

2. รูปแบบมีแนวโน้ม (Trend) ความต้องการเปลี่ยนแปลงไปอย่างมีทิศทาง

3. รูปแบบฤดูกาล (Seasonal) ข้อมูลมีการเคลื่อนไหวขึ้น ลง ตามตำแหน่งของเวลา (จุดเวลา) โดยช่วงเวลาจะเป็นช่วงนั้น ๆ เช่น รายเดือน รายไตรมาส เป็นต้น

4. รูปแบบวัฏจักร (Cyclical) เป็นวงจรชีวิตของผลิตภัณฑ์ที่ขึ้นอยู่กับเทคโนโลยีการแข่งขัน กฎหมายและการเมือง ระบบเศรษฐกิจอันเป็นปัจจัยที่ควบคุมไม่ได้

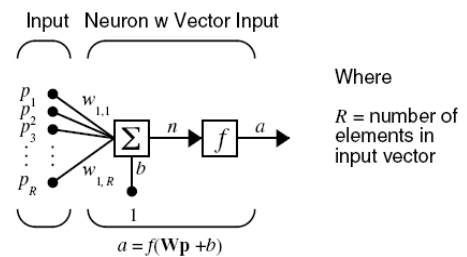
5. รูปแบบเหตุการณ์ผิดปกติ หรือการเปลี่ยนแปลงเชิงสุ่มไม่แน่นอน (Irregular or Random Variation) เป็นสิ่งที่เกิดขึ้นเหนือความคาดหมายเนื่องจากความแตกต่างของสถานการณ์ และปัจจัยอื่น ๆ ซึ่งไม่สามารถกำหนดได้แน่นอน ซึ่งมีผลกระทบต่อยอดขายของผลิตภัณฑ์ เช่น โรคระบาด ภัยธรรมชาติ การค้นพบสิ่งใหม่โดยบังเอิญในห้องปฏิบัติการ สงคราม จะพยากรณ์เหตุการณ์ผิดปกติไม่ได้ เพราะไม่มีรูปแบบของการเกิดขึ้น

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANNs)

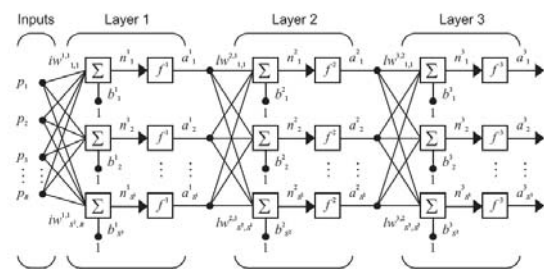
โครงข่ายประสาทเทียม คือการคำนวณที่เลียนแบบการทำงานของระบบสมองมนุษย์ เพื่อใช้ประโยชน์ในการคาดคะเนเหตุการณ์จากข้อมูลที่มีอยู่

โครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วยเซลล์ประสาท (Neural) ซึ่งจำลองมาจากการทำงานของระบบสมองมนุษย์ โดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer function, f) ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight, w) และค่าไบแอส (Bias, b) เป็นเครื่องมือจำลองคุณสมบัติของเซลล์ประสาทดังภาพที่ 1

โครงสร้างการเชื่อมต่อโครงข่ายประสาทเทียมแบ่งออกเป็น โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Neural Networks) (Holland, 1975) ดังรูปที่ 1 และโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer Neural Networks) (Holland, 1975) ดังภาพที่ 2 ที่นิยมใช้กัน ซึ่งประกอบด้วยชั้นนำเข้า (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นแสดงผล (Output)



ภาพที่ 1 โมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว



ภาพที่ 2 โมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

เมื่อ W^1 คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ที่เชื่อมระหว่างชั้นข้อมูลต้น

อินพุต

และชั้นซ่อนที่ 1

W^2 คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2

W^3 คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุต (Output)

b^1 คือ ค่าไบแอส (Bias) ในชั้นซ่อนที่ 1

b^2 คือ ค่าไบแอส (Bias) ในชั้นซ่อนที่ 2

b^3 คือ ค่าไบเอส (Bias) ในชั้นซ่อนเอาต์พุต

การทำงานของเครือข่ายประสาทเทียม เมื่อมีข้อมูลนำเข้า (Input) เข้ามายังเครือข่ายประสาท (Network) ก็นำ Input มาคูณกับค่าน้ำหนัก (Weight) ของแต่ละขา ผลที่ได้จาก Input ทุก ๆ ขาของ Neuron จะนำมารวมกันแล้วก็นำมาเทียบกับระดับการกระตุ้นต่ำสุดที่ทำให้เกิดการตอบสนอง (Threshold) ที่กำหนดไว้ ถ้าผลรวมมีค่ามากกว่า Threshold แล้ว Neuron จะส่งผลลัพธ์ (Output) ออกไป และ Output ก็จะถูกส่งไปยัง Input ของ Neuron อื่น ๆ ที่เชื่อมกันใน Network จนได้เป็นผลลัพธ์ที่ต้องการ หลังจากนั้นจะต้องมีการตรวจสอบผลลัพธ์ที่ได้จากระบบว่ามีความคลาดเคลื่อนเพียงใด หากความคลาดเคลื่อนจากเป้าหมายมากเกินไปจะต้องมีการนำค่าความคลาดเคลื่อนนี้ไปปรับน้ำหนักการเรียนรู้ใหม่ (Weight) แบบแพร่กระจายย้อนกลับ (back-propagation) ซึ่งจะเป็นการปรับน้ำหนักความคลาดเคลื่อนจากชั้นผลลัพธ์ไปยังชั้นก่อนหน้า และทำการปรับน้ำหนักไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งถึงชั้นรับข้อมูล ซึ่งกระบวนการเรียนรู้แบบนี้จะต้องอาศัยการทำซ้ำ หลายรอบจนกว่าจะได้ผลลัพธ์ตามที่กำหนดหรือได้ค่าความคลาดเคลื่อนที่น้อยจนพออนุมารับได้ ซึ่งจำนวนรอบนี้จะอยู่กับความยากง่ายของปัญหา ขนาดข้อมูล รวมไปถึงจำนวนชั้นของโครงสร้างของโครงข่ายที่เราสร้างไว้ด้วย ในการหาค่าความคลาดเคลื่อนจะใช้ค่าเฉลี่ยกำลังสองของความผิดพลาด (Mean Square Error: MSE) ดังสมการที่ (1)

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (1)$$

เมื่อ t_i คือ ค่าจริง
 a_i คือ ค่าพยากรณ์
 e_i คือ ค่าความคลาดเคลื่อน
 N คือ จำนวนค่าพยากรณ์

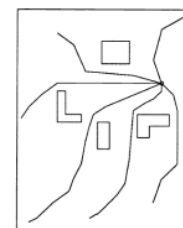
โครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนาม (Polynomial Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนาม (Polynomial Artificial Neural Network) ถือเป็นสถาปัตยกรรมที่ถูกพัฒนามาจากโครงข่ายประสาทเทียม (Delivopoulos, 2004) ที่อยู่บนพื้นฐานของ Group Method of Data Handling (GMDH) (Byoung, 2004) และหลักการของ Polynomial Regression ถูกพัฒนาโดย Ivakhvenko ในปี 1960 ได้มีการพัฒนาประสิทธิภาพการทำงานอย่างต่อเนื่อง ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนามมีความสามารถในการพยากรณ์ข้อมูลที่ถูกจัดเก็บในรูปแบบอนุกรมเวลา และสามารถแก้ไขปัญหของข้อมูลที่ไม่อยู่ในรูปแบบเชิงเส้น (Non-linear) และรูปแบบเชิงเส้น (linear) และชุดข้อมูลที่มีความแปรปรวนร่วมแบบย้อนหลังไปในอดีต (Auto covariance Coefficients; γ_k) ของอนุกรมเวลา ได้อย่างมีประสิทธิภาพมากกว่า โดยฟังก์ชันความแปรปรวนร่วมแบบย้อนหลังไปในอดีตของอนุกรมเวลาที่เวลาซ้อนไป k จะถูกนิยามดังนี้

$$\gamma_k = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x}) \quad (2)$$

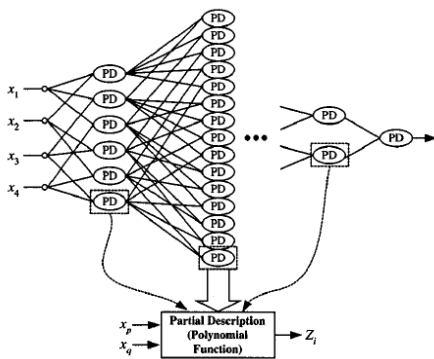
เมื่อ x_t คือ ค่า ณ ตำแหน่งของชุดข้อมูล
 \bar{x} คือ ค่าเฉลี่ยของชุดข้อมูล

โดยลักษณะของการจำแนกข้อมูลของฟังก์ชันพหุนามสามารถจำแนกลักษณะและแบ่งกลุ่มของข้อมูลได้ดีกว่าฟังก์ชันแบบเส้นตรงดังแสดงในภาพที่ (3)



ภาพที่ 3 การจำแนกลักษณะการกระจายข้อมูลโดยใช้ฟังก์ชันพหุนาม (Byoung, 2004)

โครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนามยังสามารถลดเวลาและความผิดพลาดในกระบวนการเรียนรู้ชุดข้อมูล ซึ่งให้ผลเที่ยงตรงกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบปกติ (Vasechkina, 2001) ลักษณะโครงข่ายสามารถแสดงได้ด้วยสถาปัตยกรรมโครงข่ายในชั้นของการคำนวณ ดังภาพที่ 4 ซึ่งประกอบด้วยส่วนหลักพื้นฐาน 3 ส่วนเหมือนโครงข่ายประสาทเทียมทั่วไปแต่ลักษณะการเชื่อมโยงของโหนดแต่ละโหนดแตกต่างกัน (Nikolay, 2003) กล่าวคือ โครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนามไม่มีการเชื่อมต่อโหนดทุกโหนดเข้าด้วยกันระหว่างชั้นนำเข้าและชั้นซ่อน และโครงข่ายสามารถปรับเปลี่ยนเองได้ขึ้นอยู่กับชนิดของข้อมูล (Philip, 1993)



ภาพที่ 4 สถาปัตยกรรมพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนาม

โดยค่า input ของโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้โครงสร้างในรูปแบบของ Polynomial Function ดังสมการ (3)

$$y_0 = w_0 + \sum_{i=1}^m w_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m w_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m w_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \quad (3)$$

เมื่อ a_0 คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปร x_1, x_2 คือ ตัวแปรในการนำเข้า (input) y_0 คือ ผลลัพธ์ (output)

สามารถแจกแจงสมการ Polynomial ได้ดังต่อไปนี้

$$\begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n x_i^2 \\ \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n x_i^2 & \sum_{i=1}^n x_i^3 \\ \sum_{i=1}^n x_i y_i \\ \sum_{i=1}^n x_i^2 & \sum_{i=1}^n x_i^3 & \sum_{i=1}^n x_i^4 \\ \sum_{i=1}^n x_i^2 y_i \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} \sum_{i=1}^n y_i \end{Bmatrix}$$

การนิยามกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนามอธิบายแนวคิดบางอย่างที่มีการใช้กันอยู่อย่างแพร่หลาย

การประมาณค่าความผิดพลาด Error ของโครงข่ายจะสามารถอธิบายได้จาก

$$err_n(y^n, \varphi(z)) := \frac{1}{n} \sum (Y_k - \varphi(z_k))^2 \quad (4)$$

$$y^n = (y_1, y_2, \dots, y_n)$$

เมื่อ $err_n(y^n, \varphi(z))$ คือ ผลลัพธ์ของโครงข่าย $\phi(z_k) \phi_p$ และ n คือ ค่าผิดพลาดที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูล

โดยค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุด (Optimal error) จะสามารถนิยามได้ดังสมการ (5)

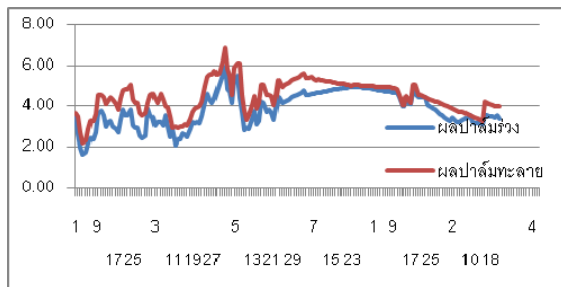
$$opt\ err_n(y^n, \varphi(z)) = \min_{\varphi \in \varphi_p} err_n(y^n, \varphi(z)) = err_n(y^n, \phi^*(z)) \quad (5)$$

เมื่อ $\phi^*(z) \in \varphi_p$ คือ ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดของโครงข่าย

การออกแบบงานวิจัย

ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยเป็นข้อมูลราคาปาล์ม น้ำมัน รวบรวมข้อมูลจากสำนักงานการค้าภายใน

จังหวัดกระบี่ มีลักษณะเป็นอนุกรมเวลา มีจำนวน 3,352 ข้อมูล ดังแสดงในภาพที่ 5



ภาพที่ 5 ลักษณะข้อมูลอนุกรมเวลาราคापาล์มน้ำมัน

จากภาพที่ 5 แสดงลักษณะอนุกรมเวลาราคापาล์มน้ำมัน อธิบายถึงการเคลื่อนไหวของข้อมูลที่มีความเปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา แยกออกเป็น 2 ประเภทคือ ราคาผลปาล์มร่วงและราคาผลปาล์มทะเลา

ข้อมูลที่น่ามาศึกษาจะอยู่ในช่วงเดือน มกราคม พ.ศ 2546 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ 2550 เป็นข้อมูลแบบอนุกรมเวลาที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น แบ่งข้อมูลที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ 2,346 ระเบียบ คิดเป็น 70 เปอร์เซ็นต์ของข้อมูลและชุดข้อมูลในการทดสอบ 1,006 ระเบียบ คิดเป็น 30 เปอร์เซ็นต์ของข้อมูล รายละเอียดดังแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 แสดงจำนวนข้อมูลนำเข้าในการพยากรณ์

รายละเอียดข้อมูล	
1	ปาล์มน้ำมัน 13%
2	ปาล์มน้ำมัน 15%
3	ปาล์มน้ำมัน 17%
4	น้ำมันปาล์มเกรด A
5	น้ำมันปาล์มเกรด B
6	น้ำมันปาล์มดิบ
7	พื้นที่ปลูกปาล์ม
8	พื้นที่เก็บเกี่ยวได้
9	ราคาปาล์มร่วงและปาล์มทะเลาปี

	ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2546-2549
10	อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาท
11	ราคาทองคำ
12	ราคาน้ำมัน

จากตารางที่ 1 เป็นการแสดงรายละเอียดของข้อมูลนำเข้า (Input layer) ที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งประกอบด้วยปัจจัยต่าง ๆ ใช้ข้อมูลทั้งหมด 12 ข้อมูล ซึ่งปัจจัยดังกล่าวส่งผลกระทบต่อราคาปาล์มในปัจจุบัน (วิศาล, 2552)

ตารางที่ 2 แสดงจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ

รายละเอียดข้อมูล	
1	ปาล์มทะเลาในปี พ.ศ. 2550
2	ปาล์มร่วงในปี พ.ศ. 2550

จากตารางที่ 2 เป็นการแสดงรายละเอียดของข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ (Testing) ของโครงข่ายซึ่งใช้ข้อมูลทั้งหมด 2 ชุดข้อมูลคือ ราคาปาล์มทะเลาและราคาปาล์มร่วง

แต่เนื่องจากกลุ่มข้อมูลมีค่าความแตกต่างกันมากไม่เหมาะที่จะนำไปใช้ในแบบจำลอง จะต้องหาค่าสูงสุดและค่าต่ำสุดของกลุ่มข้อมูลและลดทอนขนาดข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสมต่อการนำไปใช้สอนในโครงข่าย ซึ่งเป็นการแปลงค่าของข้อมูลให้อยู่ในช่วง (0 ถึง 1) โดยใช้สมการ

$$P_n = \frac{P - P_{\min}}{P_{\max} - P_{\min}} \quad (6)$$

เมื่อ P_n คือ ค่าที่ได้จากสมการ
 P คือ ค่าข้อมูลก่อนผ่านสมการ
 P_{\max} คือ ค่าข้อมูลสูงสุดก่อนผ่านสมการ
 P_{\min} คือ ค่าข้อมูลต่ำสุดก่อนผ่านสมการ

เมื่อ P, P_{min}, P_{max}, P_n เป็นค่าข้อมูลใด ๆ ได้แก่ ค่าข้อมูลต่ำสุด ค่าข้อมูลสูงสุด และค่าข้อมูลที่มีการลดทอนขนาดแล้วตามลำดับ หลังจากที่ได้ผลลัพธ์ จะต้องถูกแปลงค่ากลับเป็นค่าจริงด้วยสมการที่ (7)

$$P = [P_n(P_{max} - P_{min})] + P_{min} \quad (7)$$

การจัดรูปแบบข้อมูล (Pattern Data) ข้อมูลจะนำเข้ามาใช้คือ x_i และผลลัพธ์เป้าหมาย y_i เป็นข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Data) จากตัวแปร 12 ตัว โดยข้อมูลนำเข้า x_i และผลลัพธ์เป้าหมาย y_i เป็นข้อมูลอนุกรมเดือนก่อน โครงข่ายประสาทเทียม ฝึกสอนด้วย Levenberg-Maquardt algorithm (trainlm) และฟังก์ชันการปรับการเรียนรู้ (Learning Function) แบบ LearnGD (Grad Descent) โดยทดลองใช้ทรานเฟอร์ฟังก์ชัน (linear transfer function, tan-sigmoid transfer function และ log-sigmoid transfer function สลับกัน ใน f^1, f^2 และ f^3 เพื่อหาค่าเฉลี่ยความผิดพลาดน้อยสุด (Mean Square Error) หาได้จากสมการที่ (8-11)

linear transfer function (purelin)

$$a(n) = n \quad (8)$$

tan-sigmoid transfer function (tansig)

$$a(n) = \frac{1 - e^{-n}}{1 + e^{-n}} \quad (9)$$

log-sigmoid transfer function (logsig)

$$a(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (10)$$

Mean Square Error (MSE)

$$Mse = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (11)$$

เมื่อ t_i คือ ค่าจริง
 a_i คือ ค่าพยากรณ์
 e_i คือ ค่าความคลาดเคลื่อน
 N คือ จำนวนค่าพยากรณ์ทั้งหมด

ผลการวิจัย

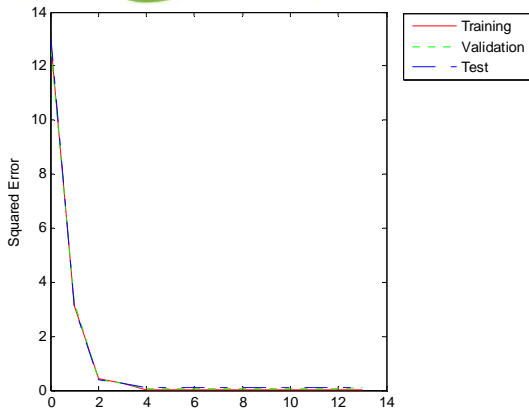
ผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์อนุกรมเวลาราคาปาล์มน้ำมัน โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเปรียบเทียบการทำงานกับโครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนามโดยใช้ค่าเฉลี่ยกำลังสองสัมบูรณ์ (Mean Square Error: MSE) ในการวัดค่าความผิดพลาด หลังจากที่ได้ทำการทดลองหลายครั้งโดยการปรับเปลี่ยนจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อนจากการทดลองผิดพลาดถูก (trial and error) ผลการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียมดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

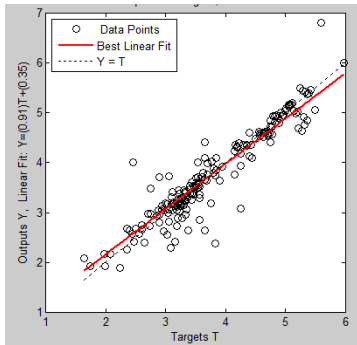
(Learning = trainLM, Epochs = 1000, goals = 0.001)

จำนวนนิวรอน	Activate Function			MSE of Training	MSE of Testing
	ชั้นนำเข้า	ชั้นซ่อน	เอาต์พุต		
12-20-2	logsig	logsis	purelin	0.483	0.536
12-27-2	logsig	tansig	purelin	0.033	0.375
12-25-2	logsig	tansig	purelin	0.096	0.584
12-20-2	logsig	tansig	purelin	0.195	0.790
12-32-2	logsig	logsig	purelin	0.126	0.138

จากผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมโดยการทดลองหลาย ๆ ครั้ง เพื่อให้ได้โครงสร้างที่ดีที่สุด กล่าวคือ ความผิดพลาดจากการเรียนรู้ชุดข้อมูลจริง และชุดข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์ จะได้โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการพยากรณ์อนุกรมเวลาราคาปาล์มน้ำมันที่ดีที่สุด คือ 12-27-2 รูปแบบฟังก์ชันการกระตุ้น (Activate Function) คือ logsig, tansig, purelin ผลการวิจัยโดยโครงข่ายประสาทเทียมให้ความผิดพลาดในการเรียนรู้ (Training) มีค่าเท่ากับ 0.0330 และค่าความผิดพลาดในการทดสอบ (Testing) มีค่าเท่ากับ 0.3750

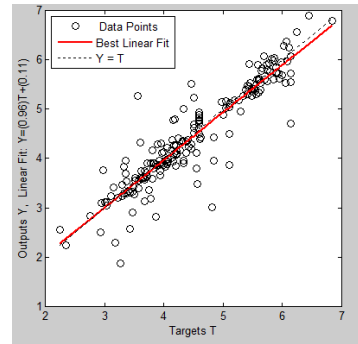


ภาพที่ 6 แสดงค่าความผิดพลาดในการเรียนรู้และทดสอบกับชุดข้อมูลในโครงข่ายประสาทเทียม



ภาพที่ 7 แสดงการกระจายตัวและแบ่งแยกกลุ่ม Target ของ Output ที่ 1

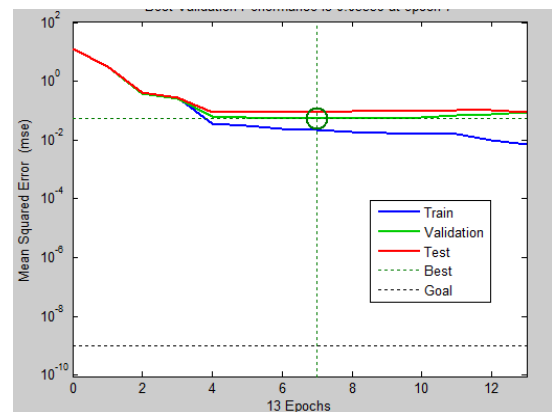
จากภาพที่ 7 แสดงให้เห็นถึงการกระจายตัวของกลุ่มข้อมูลใน Output ที่ 1 ซึ่งเส้นสมการถดถอยที่ $b=1$ (ความชัน 45 องศา) ลักษณะกลุ่มข้อมูลของผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์กระจายตัวตามระนาบของเส้น (Best Linear) แสดงให้เห็นว่าชุดข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ใน Output ที่ 1 มีความคลาดเคลื่อนต่ำ



ภาพที่ 8 แสดงการกระจายตัวและแบ่งแยกกลุ่ม Target ของ Output ที่ 2

จากภาพที่ 8 แสดงให้เห็นถึงการกระจายตัวของกลุ่มข้อมูลใน Output ที่ 2 ซึ่งเส้นสมการถดถอยที่ $b=1$ (ความชัน 45 องศา) ลักษณะกลุ่มข้อมูลของผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์กระจายตัวตามระนาบของเส้น (Best Linear) แสดงให้เห็นว่าชุดข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ใน Output ที่ 2 มีความคลาดเคลื่อนต่ำเช่นเดียวกัน

การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยกำลังสองสัมบูรณ์ (Mean Square Error: MSE) สามารถแสดงได้จากภาพที่ 9



ภาพที่ 9 แสดงการเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองสัมบูรณ์

จากภาพแสดงถึงความสัมพันธ์ของกระบวนการเรียนรู้และทดสอบชุดข้อมูลที่ได้ทำการทดลอง โดยที่โครงข่ายได้ประมวลผลข้อมูลเพื่อหา

ค่าที่ต่ำที่สุดของการเรียนรู้และทดสอบ และเมื่อนำโมเดลที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมที่ทดลองไปแล้วนั้น มาปรับเปลี่ยนโครงสร้างให้อยู่ในรูปแบบฟังก์ชันพหุนาม (Polynomial Function) และทดสอบกับชุดข้อมูลชุดเดิมเพื่อเปรียบเทียบผลการวิจัยสามารถอธิบายผลการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนามได้ดังตารางที่ 4

จำนวน นิวรอน	Activate Function			MSE of Training	MSE of Testing
	ชั้นนำเข้า	ชั้นซ่อน	เอาต์พุต		
12-27-2	logsig	logsis	purelin	0.194	0.369

จากผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยได้โมเดลการพยากรณ์ที่เหมาะสมคือ 12-27-2 และฟังก์ชันกระตุ้น (Activate Function) คือ logsig, logsis, purelin จึงได้นำโครงสร้างดังกล่าวมาใช้กับโครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนาม ผลการทดลองโดยโครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนาม จะได้ค่าผิดพลาดในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนามเท่ากับ 0.0194 และความผิดพลาดในการทดสอบเท่ากับ 0.369

สรุปผลการวิจัย

จากผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนาม และโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเปรียบเทียบผลการทดลองได้ดังตารางที่ 5

ตารางที่ 5 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของโครงข่ายประสาทเทียมและโครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนาม

Technical	MSE of Train	MSE of Test
ANN	0.0330	0.3750
PANN	0.0194	0.369

จากตารางที่ 5 เป็นการสรุปผลการเปรียบเทียบเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมและโครงข่ายประสาทเทียมแบบพหุนาม ผลการวิจัยพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนาม ให้ค่าเฉลี่ยกำลังสองของการเรียนรู้และทดสอบ น้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียม แสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบพหุนามเป็นโมเดลที่เหมาะสมที่สุด ที่ใช้ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาราคาปาล์มน้ำมัน

ข้อเสนอแนะ

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองชนิด ที่ทำการศึกษาไม่ใช่แบบจำลองที่ถาวรตายตัวสามารถทำการแก้ไขปรับเปลี่ยนได้ เนื่องจากในแต่ละปีที่ผ่านมาไปจะมีการเปลี่ยนแปลงเหตุการณ์ต่าง ๆ มากมาย รวมถึงความสามารถหาแหล่งข้อมูลใหม่ที่สะดวกและมีความสมบูรณ์กว่าเดิมเพิ่มเข้ามา ดังนั้นตัวแบบจำลองก็ควรจะมีการปรับปรุงอย่างต่อเนื่องให้สะท้อนถึงเหตุการณ์ และตัวแปรใหม่ ๆ เหล่านั้น เพื่อให้เพิ่มความสามารถการพยากรณ์ได้สูงขึ้นต่อไป

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณคณาจารย์ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ผู้ประสิทธิ์ประสาทความรู้ให้กับผู้วิจัย ให้สามารถทำวิจัยนี้จนสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

เอกสารอ้างอิง

บุษรา ลีพิมพ์พัฒนางกูร. 2549. การพยากรณ์โอกาสการสำเร็จการศึกษาของนักเรียน โดยใช้จินตคณิต อัลกอริทึมแบบหลายวัตถุประสงค์ เปรียบเทียบกับระบบโครงข่ายประสาทเทียม : กรณีศึกษานักศึกษาภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และสารสนเทศ. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.

- เมตตา โกศินานนท์. 2549. ระบบการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมกรณีศึกษาการท่องเที่ยวแห่งประเทศไทย. สารนิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.
- วัลลภา อุ่นจิตร. 2539. การพยากรณ์อนุกรมเวลาสำหรับราคาน้ำมันโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- วิศาล จันท์ทิพย์, 2552. ผลกระทบราคาปาล์ม. [ฉบับอิเล็กทรอนิกส์]. ชุมชนสหกรณ์ชาวสวนปาล์ม น้ำมันกระบี่. 4(2): 21-25.
- สุวรรณ บุญวิจิตร. 2548. ระบบการพยากรณ์ราคาข้าวเปลือกเจ้านปี 5 เปอร์เซนต์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมผ่านเครือข่ายอินเทอร์เน็ต. สารนิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ ภาควิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.
- อภิชัย ไชยมงคล. 2539. ผลกระทบข้อกวดการค้าและภาษีศุลกากรรอบอุรุกวัยต่อการผลิตและการส่งออก. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์เกษตร บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- E. Gomez, K. Najim and E. Ikonen. 2007. Forecasting time series with a new architecture for polynomial artificial neural network. [Electronic version]. Journal IEEE. 15(78): 1209-1216.
- Nikolay Y. Nikolaev and Hitoshi Iba. 2003. Learning Polynomial Feedforward Neural Network by Genetic Programming and Backpropagation. [Electronic version]. Journal IEEE, 19(27): 337-350.
- Vasechkina and Yarin. 2001. Evolving polynomial neural network by means of genetic algorithm: some application examples. [Electronic version]. Journal IEEE. 16(37): 1-13.
- Holland. 1975. Adaptation in Natural and Artificial System. The University of Michigan Press. 54(2): 186-198.
- E. Delivopoulos and J.B. Theocharis. 2004. A modified PNN algorithm with optimal PD modeling using the orthogonal least squares method. [Electronic version]. Journal IEEE, 11(21):1133-170.
- Byoung Jun Park, Witold Pedrycz and Sung Kwun Oh. 2004. Fuzzy Polynomial Neural Network: Hybrid Architectures of Fuzzy Modeling.
- C.L. Philip Chen and Farid Ahmed. 1993. Polynomial Neural Networks Based Mobile Robot Path Planning. Journal IEEE, [Electronic version]. 12(19): 320-32.