



แบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณอ้อยของภาคตะวันออกเฉียงเหนือ
โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียม
Sugarcane Production Forecasting Model of the Northeastern
by Artificial Neural Network

อรณรงค์ บุเกตุ¹ และ พุทธดี ศิริแสงตระกูล^{1*}

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอโมเดลเพื่อการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตอ้อยของภาคตะวันออกเฉียงเหนือ โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ในการศึกษาผู้วิจัยได้ทำการรวบรวมปัจจัยต่าง ๆ ที่มีความสัมพันธ์กับผลผลิตอ้อยจากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องซึ่งประกอบด้วย ข้อมูลจังหวัด ปีการผลิต ข้อมูลปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ย ผลผลิตอ้อยเฉลี่ยต่อไร่ และพื้นที่ปลูกอ้อยเป็นข้อมูลนำเข้าของตัวแบบ ANN1 เพื่อยืนยันความสัมพันธ์ของปัจจัยกับปริมาณผลผลิตอ้อย ผู้วิจัยจึงได้ทำวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของปัจจัยโดยใช้ Correlation และ Regression ผลการศึกษาพบว่าปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ได้แก่ ข้อมูลจังหวัด ปีการผลิต ข้อมูลปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย ผลผลิตอ้อยเฉลี่ยต่อไร่ และพื้นที่ปลูกอ้อย ซึ่งจะเป็นข้อมูลนำเข้าตัวแบบ ANN2 และจากสมมติฐานด้านพืชแข่งขันทางเศรษฐกิจของอ้อย โดยราคาพืชแข่งขันทางเศรษฐกิจน่าจะมีผลต่อปริมาณการปลูกอ้อยในเขตพื้นที่ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ดังนั้นผู้วิจัยจึงได้เพิ่มปัจจัยด้านราคาพืชแข่งขันที่สำคัญ 3 ปัจจัยคือ ราคาอ้อยเฉลี่ย ราคายางพาราเฉลี่ย และราคามันสำปะหลังเฉลี่ย เมื่อรวมกับปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยวิธีทางสถิติ ได้แก่ ข้อมูลจังหวัด ปีการผลิต พื้นที่ปลูกอ้อย ผลผลิตอ้อยเฉลี่ยต่อไร่ และข้อมูลปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยจะเป็นข้อมูลนำเข้าของตัวแบบ ANN3 ในการศึกษาผู้วิจัยใช้ข้อมูลระหว่างปี พ.ศ. 2547-2552 เพื่อสร้างและเปรียบเทียบโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมจากข้อมูลปัจจัยนำเข้าทั้ง 3 ชุด ซึ่งผลการศึกษาพบว่าตัวแบบ ANN3 ที่มีสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 8:4:1 ให้ผลพยากรณ์แม่นยำสูงที่สุด มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 0.9973 เมื่อเทียบกับ ANN1 ที่มีสถาปัตยกรรม 5:10:1 และ ANN2 ที่มีสถาปัตยกรรม 6:8:1 โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 0.9794, 0.9822 ตามลำดับ

¹ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น อ.เมือง จ.ขอนแก่น 40002

* Corresponding Author, E-mail: pusadee@kku.ac.th

ABSTRACT

This paper presents models to predict sugarcane production in the Northeastern of Thailand using back propagation artificial neural network. In order to select appropriate input factors for the model, the researchers studied other related researches about sugarcane production factors that effect to the sugarcane product. There are six factors (province, production year, average rainfall, average temperature, average sugarcane area, and average cane yield data) effect to the sugarcane production. Those factors were considered as the input of an ANN1 model. In order to confirm factors relationships, autocorrelation and regression were used to analyze the factors. The analysis results showed that just five factors (province, production year, average rainfall, average sugarcane area, and average cane yield data) have relationships. These five factors were considered as the input of an ANN2 model. Base on assumption that major competitive crops in the Northeastern may has effected on the sugarcane production. Therefore, three more factors (sugarcane price, rubber price and cassava price) were considered as the additional factors of the ANN2 models called ANN3. In order to analyze for the appropriate model, those factors data from year 2004 to 2010 were used in the study. The results showed that the best estimate models of the study are as followings: 1) The ANN1 is with architecture of 5:10:1, correlation at 0.9794. 2) The ANN2 model is with architecture of 6:8:10, correlation at 0.9822. 3) The ANN3 model is with architecture of 8:4:1, correlation at 0.9973. The study indicates that the ANN3 with 8:4:1 architecture of neural network has maximum accuracy.

คำสำคัญ: การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตอ้อย กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ โครงข่ายประสาทเทียม

Keywords: Sugarcane production forecasting, Back propagation neural network, ANN

บทนำ

ประเทศไทยเป็นประเทศที่มีส่งออกน้ำตาลทรายติดอันดับ 1 ใน 3 ของโลก (วิภาพร, 2552) ซึ่งน้ำตาลเป็นผลผลิตจากอุตสาหกรรมการเกษตรของไทยมาตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน และมีบทบาทสำคัญต่อการดำรงชีวิตรวมต่อเศรษฐกิจของประเทศมาโดยตลอด ปัจจุบันธุรกิจอุตสาหกรรมอ้อยและน้ำตาลมีการแข่งขันสูงขึ้น (สำนักงานคณะกรรมการอ้อยและน้ำตาลทราย, 2553) ทำให้โรงงานน้ำตาลแต่ละแห่ง ต้องมีการ

วางแผนบริหารจัดการกับการหีบอ้อยในแต่ละปี เช่น ฝ่ายผลิตของโรงงานน้ำตาลสามารถวางแผนการบริหารจัดการเครื่องจักรเพื่อให้เกิดปัญหาน้อยที่สุดสำหรับปริมาณอ้อย ที่จะหีบในปีนั้น ๆ ฝ่ายส่งเสริมอ้อยสามารถจัดการระบบบริหารคิวหีบอ้อยได้อย่างเหมาะสม เป็นต้น นอกจากนี้โรงงานน้ำตาลยังต้องวางแผนการหีบอ้อยให้ได้มากที่สุดและให้ทันกับกำหนดการเปิดและปิดหีบที่ทางสำนักงานอนุกรรมการอ้อยและน้ำตาลทรายกำหนดไว้ ดังนั้นการพยากรณ์

ปริมาณอ้อย จึงจำเป็นอย่างยิ่งสำหรับการวางแผนงานดังกล่าว ซึ่งวิธีการที่ฝ่ายส่งเสริมอ้อยของโรงงานน้ำตาลส่วนใหญ่ใช้คือการพยากรณ์ด้วยการนำจำนวนพื้นที่ที่มีการปลูกอ้อยจากฐานข้อมูลชาวไร่ในระบบโคเวตต้าอ้อย มาคูณกับผลผลิตเฉลี่ยต่อไร่ (สุรเชษฐ, 2552) ซึ่งถือว่าเป็นวิธีการที่ง่ายและสามารถคำนวณได้อย่างรวดเร็ว แต่ปริมาณอ้อยที่ฝ่ายส่งเสริมอ้อยพยากรณ์ด้วยวิธีนี้ยังมีความคลาดเคลื่อนอยู่มาก ดังนั้นหากมีตัวแบบที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์จะเป็นประโยชน์ต่อการวางแผนในการบริหารจัดการการทึบอ้อย

ปัจจุบันมีเทคนิคต่าง ๆ ที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ เช่น การพยากรณ์โดยใช้วิธีการทางสถิติ Exponential Smoothing และ Box-Jenkins การสร้างแบบจำลองการพยากรณ์โดยใช้นิวโรฟัซซี การใช้ อัลกอริธึมพันธุกรรม (genetic algorithm) และการพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network) เป็นต้น จากการศึกษาเทคนิคของการพยากรณ์จากงานวิจัยต่าง ๆ พบว่าเทคนิคการพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมเป็นอย่างมาก และถูกนำไปใช้กับการพยากรณ์ในหลาย ๆ ด้าน เพราะถือว่าเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพมีค่าความผิดพลาดน้อย เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้รูปแบบของข้อมูลในอดีตและหาความสัมพันธ์ของข้อมูลปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลที่ต้องการพยากรณ์เพื่อนำไปพยากรณ์ข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคตได้เป็นอย่างดี (สิริภัทร, 2552) ตัวอย่างของงานวิจัยที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ เช่น การใช้โครงข่ายประสาทเทียมและระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ในการพยากรณ์ผลผลิตอ้อย (สุรเชษฐ, 2552) โดยนำเสนอการพัฒนาเทคนิคการพยากรณ์ผลผลิตอ้อยจากการอาศัยข้อมูลของแปลงปลูกอ้อยแต่ละแปลงร่วมกับ

ข้อมูลเชิงพื้นที่จากระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ การพยากรณ์ความต้องการข้าวไทยจากต่างประเทศโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (อาทิตย์, 2552) การพยากรณ์โอกาสสำเร็จการศึกษาของนักศึกษาโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Wongkhamdi and Seresangtakul, 2010) และการคาดการณ์ผลผลิตของพืชสำหรับข้าวโพดและถั่วเหลือง โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Kaul et al., 2005) เป็นต้น

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียม ที่มีขบวนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับเพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ปริมาณอ้อย ซึ่งผลของการพยากรณ์ปริมาณอ้อยจะเป็นข้อมูลที่ฝ่ายส่งเสริมอ้อย ของโรงงานน้ำตาล นำไปใช้ในการวางแผนบริหารจัดการกับระบบทึบอ้อย การวางแผนเครื่องจักรสำหรับทึบอ้อย รวมไปถึงการวางแผนจำนวนวันที่สามารถทึบอ้อยได้หมดในแต่ละปี

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

โครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network) (Patterson Dan W, 1930)

เป็นโมเดลทางคณิตศาสตร์สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนกชันนิสต์ (connectionist) เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทคล้ายกับการทำงานในสมองมนุษย์ สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบ่งเป็น 4 แบบ คือ โครงข่ายการส่งข้อมูลแบบไม่ย้อนกลับ (feed forward network) โครงข่ายการส่งข้อมูลแบบย้อนกลับ (feedback network) โครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย (perceptrons) และ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (back propagation algorithm) โดยงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้อัลกอริทึมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับในการสร้าง

แบบจำลอง เนื่องจากข้อมูลที่ใช้สำหรับเป็นปัจจัย นำเข้าเป็นข้อมูลย้อนหลังที่ต้อง อาศัยการเรียนรู้ หลาย ๆ รอบเพื่อให้ได้ข้อมูลผลลัพธ์ที่มีความน่าเชื่อถือ สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม แบบแพร่ย้อนกลับประกอบด้วยชั้นของข้อมูลเบื้องต้น 3 ชั้น ได้แก่ ชั้นอินพุต (input layer) ชั้นซ่อน (hidden layer) และชั้นเอาต์พุต (output layer) และการปรับสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ประกอบด้วย 3 ขั้นตอน คือ 1) ขั้นตอนการคำนวณไปข้างหน้า (feed forward) จากชั้นอินพุตไปยังชั้นซ่อน และไปสู่ชั้นเอาต์พุต 2) ขั้นตอนการคำนวณและการ แทนค่ากลับของผลรวมของความผิดพลาดของผลลัพธ์ กับค่าเป้าหมาย 3) ขั้นตอนการปรับค่าน้ำหนัก (weight) ไปเรื่อย ๆ ขั้นตอนนี้จะขึ้นอยู่กับขั้นตอนการ คำนวณไปข้างหน้าเพียงขั้นตอนเดียว โดยจะนำ ค่าน้ำหนักที่ได้จากการเรียนรู้ไปใช้ในการพยากรณ์ ต่อไป ซึ่งสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม แบบแพร่ย้อนกลับแสดงในรูปที่ 1

จากรูปที่ 1 x แทนเวกเตอร์ของข้อมูลนำเข้า มีขนาด n มิติ และ w แทนเวกเตอร์น้ำหนักหรือ ความสำคัญที่ให้กับข้อมูลนำเข้าแต่ละตัว

ฟังก์ชันผลรวมสามารถหาค่าได้จากสมการที่ 1

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i + y_i + Bias) \quad (1)$$

โดยที่ x_i แทนค่าข้อมูลเข้าตัวที่ i
 y_i แทนค่าข้อมูลออกตัวที่ i
 w_i แทนค่าน้ำหนักของนิวรอนตัวที่ i
 n แทนจำนวนนิวรอนชั้นข้อมูลเข้า
 Bias แทนค่าความโน้มเอียง
 i มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง n

output เป็นค่าตัวเลขที่ต่อเนื่องใช้ Sigmoid function มีสมการดังนี้

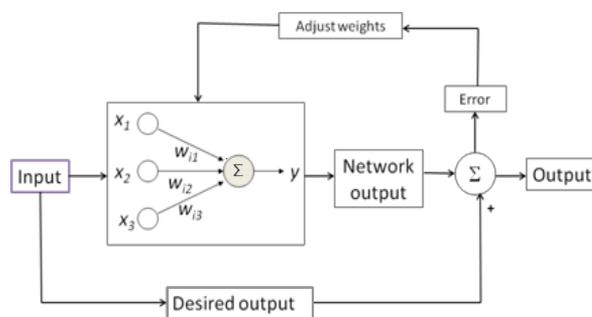
$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

โดยที่ $f(x)$ เป็นฟังก์ชันกระตุ่น
 e แทนฟังก์ชันเอกซ์โพเนนเชียล
 x แทนค่าข้อมูลนำเข้า

สมการถดถอยพหุคูณ (multiple regression analysis)

สมการถดถอยพหุคูณ (Miles and Shevlin, 2001) เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป กับตัวแปรตาม 1 ตัว โดยตัวแปรอิสระนิยมเขียนแทนด้วย X กับตัวแปรตามนิยมเขียนแทนด้วย Y ซึ่งค่าของตัวแปรตามจะเปลี่ยนแปลงไปตามการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรอิสระ ดังสมการ

$$Y' = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_kx_k \quad (3)$$



รูปที่ 1 แสดงสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Law, 2000)

โดยที่ Y' แทนค่าพยากรณ์ของตัวแปร
 a แทนค่าคงที่ของสมการพยากรณ์
 b_1, b_2, \dots, b_k แทนค่าน้ำหนักหรือสัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแปรอิสระ ตัวที่ 1 ถึงตัวที่ k ตามลำดับ
 x_1, x_2, \dots, x_k แทนค่าของตัวแปรอิสระตัวที่ 1 ถึงตัวที่ k ตามลำดับ
 k แทนจำนวนตัวแปรอิสระ

สหสัมพันธ์พหุคูณ (multiple correlation)

สหสัมพันธ์พหุคูณ (Miles and Shevlin, 2001) เป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามและตัวแปรอิสระที่มากกว่าหนึ่งตัวแปรตัว และความสัมพันธ์นี้จะบอกให้ทราบว่าตัวแปรตามและตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กันในระดับใด ดังสมการ

$$R = \frac{\sum yy'}{\sqrt{\sum y^2 + \sum y'^2}} \quad (4)$$

โดยที่ R แทน สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์พหุคูณ
 y แทน ค่าเบี่ยงเบนจากค่าเฉลี่ยของตัวเกณฑ์ (ตัวแปรตามนั่นคือ $= y - \bar{y}$)
 y' แทน ค่าคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ ($= y - y'$)

การตรวจสอบแบบไขว้กัน (k-fold cross validation)

การตรวจสอบแบบไขว้กัน (Kohavi, 1995) เป็นวิธีการทดสอบโดยการแบ่งข้อมูลออกเป็น k กลุ่ม

โดยที่แต่ละกลุ่มมีข้อมูลจำนวนเท่า ๆ กัน ข้อมูลแต่ละกลุ่มจะถูกหมุนเวียนเป็นข้อมูลเรียนรู้และข้อมูลทดสอบ เพื่อป้องกันปัญหาการจากการเลือกข้อมูลที่ดีและง่ายมาเป็นข้อมูลชุดทดสอบ ในการทดสอบแต่ละครั้ง ข้อมูลจำนวน $k-1$ กลุ่มจะเป็นข้อมูลในการเรียนรู้ และมีข้อมูลจำนวน 1 กลุ่มเป็นข้อมูลชุดทดสอบ โดยทำการสลับกลุ่มไปเรื่อย ๆ จนครบทั้ง k กลุ่ม และทำการหาค่าเฉลี่ยความถูกต้องจากทั้ง k รอบเช่นการแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 กลุ่ม หรือ $k=5$ จะมีการแบ่งข้อมูลเพื่อเรียนรู้และทดสอบดังรูปที่ 2

การวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์

งานวิจัยนี้จะใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (root mean square error: RMSE) ซึ่งเป็นการวัดค่าความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าที่ได้จากการสร้างแบบจำลอง โดยหากค่านี้มีค่าเท่ากับ 1 หรือเข้าใกล้ 1 มากที่สุด หมายความว่าเกิดความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์น้อยหรือไม่มีเลย ซึ่งค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สามารถคำนวณได้จากสมการดังนี้ (ทรงศิริ, 2549)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i' - Y_i)^2} \quad (5)$$

โดยที่ Y_i' แทนค่าการพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลอง
 Y_i แทนค่าที่เกิดขึ้นจริง
 n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้าทั้งหมด

Iteration 1: train on	2	3	4	5	, test on	1
Iteration 2: train on	1	3	4	5	, test on	2
Iteration 3: train on	1	2	4	5	, test on	3
Iteration 4: train on	1	2	3	5	, test on	4
Iteration 5: train on	1	2	3	4	, test on	5

รูปที่ 2 แสดง k-fold Cross validation โดยที่ $k = 5$ (Kohavi, 1995)

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Yong-Chun et al. (2010) ได้จัดทำศึกษาและวิจัยเรื่องการเปรียบเทียบการคำนวณผลผลิตเฉลี่ยของอ้อยกับอัลกอริธึมพันธุกรรม ซึ่งเป็นการคำนวณหาผลผลิตเฉลี่ยของอ้อยมีผลกระทบมาจากหลายปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับการเจริญเติบโตของอ้อย และการเปลี่ยนแปลงตามธรรมชาติต่าง ๆ เช่น สภาพอากาศ อุณหภูมิ ความชื้น ปริมาณฝนและแสงอาทิตย์ ความเข้มข้นของปุ๋ย และอื่น ๆ เป็นปัจจัยอินพุตตั้งต้น จากนั้นจะใช้โครงสร้างเครือข่าย นิวรอลเน็ตเวิร์คโมเดลพันธุกรรมของ SGA/IGA และอื่น ๆ ร่วมกับโมเดล Genetic BP Neural Network โดยสรุปการคำนวณจากหลากหลายวิธีร่วมกับโมเดลอัลกอริธึมของ Genetic BP ถือว่าเป็นวิธีที่ดีและสามารถนำมาประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ข้อมูลอย่างอื่นได้เป็นอย่างดี

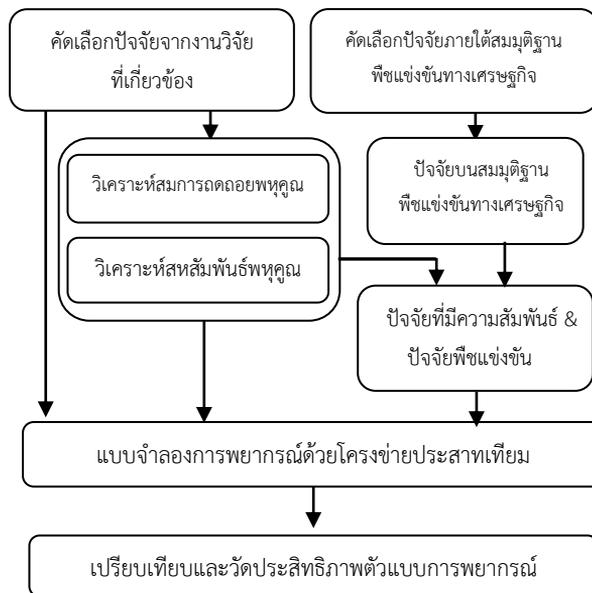
Al-varez et al. (1982) วิจัยหาความสัมพันธ์ระหว่างผลผลิตอ้อยกับปัจจัยต่าง ๆ ที่ส่งผลกระทบต่อผลผลิตอ้อย โดยใช้ข้อมูล ชนิดดิน ความลึกของดิน ปริมาณปุ๋ยและสารเคมี พันธุ์อ้อย ระดับน้ำในดิน ปริมาณน้ำฝน วิธีการเก็บเกี่ยว การพักดิน ระยะห่างจากแหล่งน้ำ และปีที่เก็บเกี่ยว โดยอาศัยสมการถดถอย (regression) และ มีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (ordinary least square) แต่วิธีการประเมินผลผลิตอ้อยข้างต้นยังไม่แม่นยำ จึงใช้แบบจำลองการเจริญเติบโตของอ้อย ACRU-Thomson เพื่อประเมินผลผลิตอ้อย ซึ่งแบบจำลองดังกล่าวสามารถอธิบายลักษณะการเจริญเติบโตของอ้อยที่ซับซ้อนได้ โดยใช้ข้อมูลภูมิอากาศต่าง ๆ เช่น น้ำฝน อุณหภูมิ แสงแดด แรงลม ความชื้น และข้อมูลอื่น ๆ เช่น คุณลักษณะของดิน ปัจจัยในการบริหารจัดการ เป็นต้น

วิภาพร (2552) ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลสภาพภูมิอากาศกับผลผลิตอ้อย โดยงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์แนวโน้มการเปลี่ยนแปลงข้อมูลสภาพภูมิอากาศ ได้แก่ ปริมาณน้ำฝน จำนวนวันที่ฝนตก อุณหภูมิสูงสุด อุณหภูมิต่ำสุด อุณหภูมิเฉลี่ย ความยาวนานแสงแดด ความชื้นสัมพัทธ์ ระหว่างปี 2501-2551 และศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลสภาพภูมิอากาศกับผลผลิตอ้อย จากพื้นที่แปลงปลูกอ้อยที่สำคัญอยู่กับโรงงานน้ำตาลรวมเกษตรกรรมอุตสาหกรรม จำกัด โดยทำการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยสมการถดถอยพหุคูณ (multiple regression) และสหสัมพันธ์ (correlation Kendall-tau) ผลการวิจัยสามารถสรุปได้ว่าข้อมูลภูมิอากาศกับผลผลิตอ้อยมีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญ

Lumsden et al. (2000) ศึกษาการใช้แบบจำลองการเจริญเติบโตของอ้อย ACRU-Thomson เพื่อประเมินผลผลิตของอ้อย โดยแบบจำลองใช้ข้อมูลภูมิอากาศต่าง ๆ เช่น น้ำฝน อุณหภูมิ แสงแดด แรงลม ความชื้น และข้อมูลอื่น ๆ เช่น คุณลักษณะของดิน เป็นปัจจัยในการบริหารจัดการแบบจำลองการประเมินโดยสรุปผลการประเมินมีความแม่นยำในระดับที่ยอมรับได้ แต่เนื่องจากข้อมูลปัจจัยที่ใช้เป็นข้อมูลรายวันทำให้มีความยุ่งยากและใช้เวลาในการดำเนินการประเมินผลผลิตทำให้ไม่ทันต่อความต้องการของการใช้ข้อมูลประเมินดังกล่าว

ระเบียบวิธีการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาวิธีการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณอ้อยด้วย โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำให้ทราบถึงปริมาณอ้อยเข้าหีบของบริเวณพื้นที่ภาคตะวันออกเฉียงเหนือในอนาคต 1 ปี ซึ่งมีขั้นตอนในการดำเนินงานดังแสดงในรูปที่ 3



รูปที่ 3 แสดงขั้นตอนการดำเนินงาน

การคัดเลือกปัจจัย

เพื่อสร้างตัวแบบในการพยากรณ์งานวิจัยนี้ได้ทำการรวบรวมปัจจัยที่มีผลต่อปริมาณอ้อยโดยการรวบรวมจากงานวิจัยที่เคยมีการศึกษาได้แก่ วิภาพร (2552); Alvarez et al. (1982) และสุรเชษฐ (2552) ผู้วิจัยได้คัดเลือกปัจจัยจำนวน 6 ปัจจัยได้แก่ ข้อมูลจังหวัดที่ปลูกอ้อยในเขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือซึ่งเป็นพื้นที่เป้าหมาย ข้อมูลปีการผลิต ข้อมูลพื้นที่ปลูกอ้อย ข้อมูลผลผลิตอ้อยเฉลี่ยต่อไร่ (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2548) ข้อมูลปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยและข้อมูลอุณหภูมิเฉลี่ย (กรมอุตุนิยมวิทยา, 2547) ซึ่งปัจจัยที่คัดเลือกมานี้ได้รวบรวมชุดข้อมูลการเรียนรู้เป็นข้อมูลรายเดือน จำนวน 6 ปีย้อนหลัง นับตั้งแต่ปี 2547-2552 ทำให้มีข้อมูลย้อนหลังเพียงพอสำหรับการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งสามารถแสดงรายละเอียดได้ดังตารางที่ 1

เนื่องจากข้อมูลปัจจัยต่าง ๆ ที่นำมาใช้สำหรับเป็นข้อมูลนำเข้าโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อ

สร้างแบบจำลองการพยากรณ์นั้นมีความแตกต่างกันในเรื่องของชนิดข้อมูล หน่วยนับ และช่วงของข้อมูล เช่น ข้อมูลปริมาณอ้อยมีหน่วยเป็นตัน ข้อมูลปริมาณน้ำฝนมีหน่วยเป็นมิลลิเมตร เป็นต้น ดังนั้นก่อนการนำข้อมูลเข้าสู่การสร้างแบบจำลองจึงจำเป็นต้องมีการจัดรูปแบบและปรับช่วงค่าของข้อมูลให้มีรูปแบบและค่าที่ใกล้เคียงกันโดยให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 - 1 เพื่อให้อยู่ในมาตรฐานเดียวกัน ซึ่งสมการที่ใช้สามารถแสดงได้ดังสมการที่ 6 (Begg and Palaniswami, 2006) ตัวอย่างข้อมูลจริงกับข้อมูลที่มีการปรับค่าสามารถแสดงได้ในตารางที่ 2 และตารางที่ 3 ตามลำดับ

$$output = \frac{input - \min}{\max - \min} \quad (6)$$

โดยที่ *input* คือข้อมูลที่นำเข้ามาคำนวณ

min คือ ค่าที่น้อยที่สุดของชุดข้อมูลนั้น ๆ

max คือ ค่าที่มากที่สุดของชุดข้อมูลนั้น ๆ

ตารางที่ 1 แสดงปัจจัยและการเข้ารหัสของตัวแปร

ปัจจัย	ตัวแปร	การเข้ารหัส
จังหวัด	Province	1,2,3...
ปีการผลิต	Year	1,2,3,...
ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย	Rain	ข้อมูลเกิดจริง
อุณหภูมิเฉลี่ย	Temp	ข้อมูลเกิดจริง
ผลผลิตอ้อยเฉลี่ย	A_cane	ข้อมูลเกิดจริง
พื้นที่ปลูกอ้อย	Area	ข้อมูลเกิดจริง

ตารางที่ 2 แสดงตัวอย่างข้อมูลปัจจัยที่เกิดขึ้นจริง

rain	a_cane	area	p_cane
91.50	9.1	87,250	53
170.60	9.2	27,582	53
118.60	8.9	504,495	53
141.00	9.5	29,546	53
152.48	10.1	44,069	53
246.74	10.5	3,121	53
:	:	:	:

การวิเคราะห์สหสัมพันธ์พหุคูณ และสมการ

ถดถอยพหุคูณ

จากปัจจัยทั้ง 6 ปัจจัยที่ผู้วิจัยได้คัดเลือกมาเพื่อสร้างตัวแบบนี้ ผู้วิจัยได้ทำการวิเคราะห์เพื่อหาความสัมพันธ์ของข้อมูลปัจจัยกับปริมาณอ้อย โดยใช้ฟังก์ชันการวิเคราะห์สหสัมพันธ์พหุคูณ และ สมการถดถอยพหุคูณ ซึ่งผลการวิเคราะห์ปรากฏในตารางที่ 4

จากตารางแสดงผลการวิเคราะห์ดังตารางที่ 4 พบว่าปัจจัยข้อมูลอุณหภูมิเฉลี่ยมีความสัมพันธ์กับปริมาณอ้อยในระดับต่ำ จึงทำการลดมิติของจำนวนข้อมูลปัจจัยนำเข้าเหลือ 5 ปัจจัย ได้แก่ ข้อมูลจังหวัด ปีการผลิต ข้อมูลปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย ข้อมูลผลผลิตอ้อยเฉลี่ยต่อไร่และข้อมูลพื้นที่ปลูกอ้อย

ตารางที่ 3 แสดงตัวอย่างข้อมูลที่มีการปรับช่วงค่า

rain	a_cane	area	p_cane
0.42	0.50	0.18	1.00
0.57	0.48	0.11	1.00
0.20	0.48	0.95	1.00
0.34	0.54	0.06	1.00
0.54	0.51	0.10	1.00
0.26	0.51	0.01	1.00
:	:	:	:

สมมุติฐานเรื่องพืชแข่งขัน

เนื่องจากอ้อยเป็นพืชเกษตร ดังนั้นแรงจูงใจของเกษตรกรในการปลูกอ้อยมาจากเรื่องของราคา (พิชัย, 2551) และจากการวิเคราะห์ปัจจัยเสี่ยงของบริษัทน้ำตาลขอนแก่น จำกัด (มหาชน) พบว่าความผันผวนของปริมาณอ้อย เกิดจากเกษตรกรเปลี่ยนไปเพาะปลูกพืชไร่ที่ให้ผลตอบแทนสูงกว่า (บริษัท น้ำตาลขอนแก่น จำกัด (มหาชน), 2554) ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงตั้งสมมุติฐานว่าการเพิ่มปัจจัยราคาพืชแข่งขันทางเศรษฐกิจของอ้อยจะช่วยให้ประสิทธิภาพของตัวแบบดีขึ้น

ตารางที่ 4 แสดงผลการวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์พหุคูณ

และสมการถดถอยพหุคูณ	
ปัจจัย	ความสัมพันธ์กับผลผลิตอ้อย
จังหวัด	0.681
ปีการผลิต	0.250
ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย	0.305
อุณหภูมิเฉลี่ย	0.150
ผลผลิตอ้อยเฉลี่ย	0.773
พื้นที่ปลูกอ้อย	0.977

ตารางที่ 5 ปัจจัยนำเข้าสำหรับการสร้างแบบจำลองและการแทนตัวแปรปัจจัย

ปัจจัย	ตัวแปร
จังหวัด	Province
ปีการผลิต	Year
ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย	Rain
ผลผลิตอ้อยเฉลี่ย/ตัน	A_cane
ราคาอ้อยเฉลี่ย	P_cane
ราคามันสำปะหลังเฉลี่ย	P_cassava
ราคายางพาราเฉลี่ย	P_rub
พื้นที่ปลูกอ้อย	Area

ซึ่งจากการศึกษาพบว่า พีชแข่งขันทางเศรษฐกิจของอ้อยในเขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือที่สำคัญมี 2 ชนิด (สำนักงานคณะกรรมการอ้อยและน้ำตาลทราย, 2553) คือ มันสำปะหลังและยางพารา ดังนั้นผู้วิจัยจึงได้เลือกข้อมูลราคาพีชแข่งขันทางเศรษฐกิจในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ซึ่งประกอบด้วย ราคามันสำปะหลังเฉลี่ย ราคายางพาราเฉลี่ย และราคาอ้อยเฉลี่ย เพื่อนำเข้าร่วมกับข้อมูลปัจจัยจากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ รวมเป็นจำนวน 8 ปัจจัย คือ ข้อมูลจังหวัด ปีการผลิต ข้อมูลพื้นที่ปลูกอ้อย ผลผลิตอ้อยเฉลี่ยต่อไร่ ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย ราคามันสำปะหลังเฉลี่ย ราคายางพาราเฉลี่ย และราคาอ้อยเฉลี่ย ซึ่งข้อมูลปัจจัยทั้งหมดสามารถแสดงได้ดังตารางที่ 5

การสร้างแบบจำลองการพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีขบวนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ

ได้ทำการแบ่งชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้ (train set) จำนวน 6 ปี ชุดข้อมูลทดสอบ (test set) จำนวน 1 ปี และมีการวัดประสิทธิภาพความแม่นยำในการพยากรณ์ โดยทำการทดสอบผลบนพื้นฐานวิธีการตรวจสอบแบบไขว้กัน โดยที่ทำการทดสอบที่ $k = 1$ ถึง 10 และการกำหนดปัจจัยนำเข้าให้กับตัวแบบจากขั้นตอนการคัดเลือกปัจจัยเพื่อใช้ในการทดลอง โดยตัวแบบ ANN1 ใช้ปัจจัยพื้นฐาน 6 ปัจจัย ตัวแบบ ANN2

จะลดปัจจัยนำเข้าที่ได้จากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรปัจจัยกับปริมาณอ้อย จำนวน 5 ปัจจัย ตัวแบบ ANN3 มีการเพิ่มปัจจัยนำเข้าภายใต้พีชแข่งขันทางเศรษฐกิจของอ้อย จำนวน 8 ปัจจัย ซึ่งสามารถแสดงปัจจัยทั้ง 3 ตัวแบบได้ในตารางที่ 6

การสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณอ้อยมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับจำนวนชั้นซ่อน (hidden layer) ตั้งแต่ 1 - 10 มีอัตราการเรียนรู้ตั้งแต่ 0.1 - 0.5 ชั้นแสดงผลเป็น 1 ค่าโมเมนตัมในชั้นซ่อน และชั้นแสดงผลตั้งแต่ 0.1 - 0.5 ฟังก์ชันในการกระตุ้นชั้นซ่อน และชั้นแสดงผล เป็นแบบ multilayer perceptron จำนวนรอบของการเรียนรู้ตั้งแต่ 500 - 100,000 รอบ ให้กับตัวแบบจำลองทั้ง 3 ตัวแบบที่เหมือนกัน โดยวิธีการดำเนินการจะทำการปรับค่าพารามิเตอร์กับตัวแบบไปเรื่อย ๆ จนถึงค่าสูงสุดที่กำหนดไว้ เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่ให้ค่าของการพยากรณ์ที่แม่นยำโดยมีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด ซึ่งการกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่เข้าใกล้ 1 มากที่สุดสามารถแสดงได้ดังตารางที่ 7 และจากการกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่มีความผิดพลาดน้อยที่สุดของทั้ง 3 ตัวแบบ สามารถแสดงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ และร้อยละของค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ของทั้ง 3 ตัวแบบ ได้ดังตารางที่ 8

ตารางที่ 6 การกำหนดปัจจัยนำเข้าให้กับตัวแบบ

ตัวแบบ	ปัจจัยนำเข้า
ANN1	Province, Year, Rain, Temp, A_cane, Area
ANN2	Province, Year, Rain, A_cane, Area
ANN3	Province, Year, Rain, A_cane, Area, P_rubber, P_cane, P_cassava

ตารางที่ 7 สรุปค่าพารามิเตอร์จากการทดลองที่มีความผิดพลาดน้อยที่สุดของแต่ละตัวแบบ

การกำหนดค่าพารามิเตอร์	ANN-1	ANN-2	ANN-3
จำนวน Input	6	5	8
จำนวน Output	1	1	1
จำนวนชุดการเรียนรู้และทดสอบ (k-fold Cross-Validation)	8	10	8
จำนวนชั้นซ่อน	8	10	4
ค่าอัตราการเรียนรู้ในชั้นซ่อนและชั้นแสดงผล	0.5	0.5	0.1
ค่าโมเมนตัมในชั้นซ่อนและชั้นแสดงผล	0.4	0.5	0.4
จำนวนรอบ	500	500	500

ตารางที่ 8 การวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม

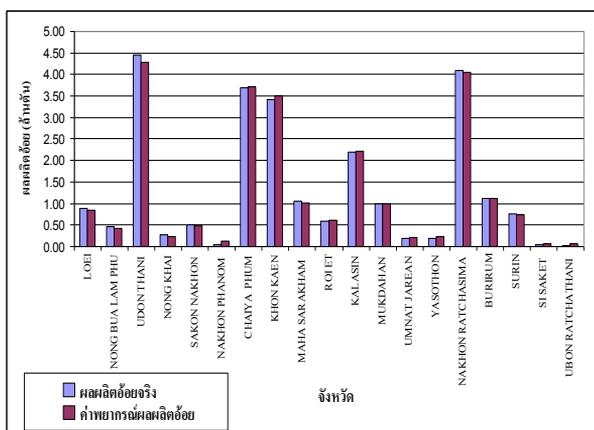
วิธีวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์	ตัวแบบ ANN1	ตัวแบบ ANN2	ตัวแบบ ANN3
ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (RMSE)	0.9822	0.9794	0.9973
ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE)	0.0380	0.0405	0.0145
ร้อยละของค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE)	0.0258	0.0557	0.0213

ผลการวิจัยและการอภิปรายผล

การสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณอ้อยของภาคตะวันออกเฉียงเหนือ มีปัจจัยนำเข้าในการสร้างแบบจำลองที่แตกต่างกัน 3 ตัวแบบ คือ ตัวแบบ ANN1 มีปัจจัยนำเข้า 6 ปัจจัย ตัวแบบ ANN2 มีปัจจัยนำเข้า 5 ปัจจัย และตัวแบบ ANN3 มีปัจจัยนำเข้า 8 ปัจจัย พบว่าการเรียนรู้และทดสอบของตัวแบบ ANN3 มีสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมเป็น 8:4:1 มีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดและมีประสิทธิภาพของการพยากรณ์แม่นยำสูงที่สุด เมื่อวัดค่าสัมประสิทธิ์

สหสัมพันธ์ด้วยวิธีหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เท่ากับ 0.9973 ซึ่งเป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดของการทดสอบ

จากโมเดลที่ได้ถูกนำมาใช้เพื่อการประมาณการปริมาณอ้อยปีการผลิต 2553/54 ผลการพยากรณ์ปรากฏว่าค่าที่ได้จากการพยากรณ์ปริมาณอ้อยของภาคตะวันออกเฉียงเหนือเท่ากับ 24.910 ล้านตัน เปรียบกับปริมาณอ้อยที่เกิดขึ้นจริงเท่ากับ 24.959 ล้านตัน ความถูกต้องเท่ากับ 99.80% ซึ่งถือได้ว่าการพยากรณ์ปริมาณอ้อยจากการสร้างแบบจำลองมีความแม่นยำในระดับสูง ซึ่งข้อมูลการพยากรณ์สามารถแสดงการเปรียบเทียบในรูปที่ 4 และตารางที่ 9



รูปที่ 4 แสดงการพยากรณ์ปริมาณอ้อยเปรียบเทียบกับปริมาณอ้อยปิดหีบเมื่อปีการผลิต 2553/54

ตารางที่ 9 ข้อมูลการพยากรณ์ปริมาณอ้อยเปรียบเทียบกับปริมาณอ้อยปิดหีบเมื่อปีการผลิต 2553/54

จังหวัด	ผลผลิตอ้อย	ค่าพยากรณ์
LOEI	875,801	833,872
NONG BUA LAM PHU	468,150	431,303
UDON THANI	4,446,733	4,286,033
NONG KHAI	264,928	238,291
SAKON NAKHON	498,306	480,935
NAKHON PHANOM	38,839	127,999
CHAIYA PHUM	3,699,654	3,723,541
KHON KAEN	3,426,670	3,497,441
MAHA SARAKHAM	1,051,577	1,004,825
ROI ET	585,748	602,257
KALASIN	2,197,732	2,212,531
MUKDAHAN	990,145	988,282
UMNAT JAREAN	184,544	210,718
YASOTHON	196,664	227,262
NAKHON RATCHASIMA	4,087,767	4,048,904
BURIRUM	1,126,328	1,126,147
SURIN	755,424	729,094
SI SAKET	34,078	72,852
UBON RATCHATHANI	29,876	67,338
ผลรวม	24,958,964	24,909,624

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

จากการสร้างแบบจำลองของการพยากรณ์ปริมาณอ้อยของภาคตะวันออกเฉียงเหนือ นั้นแสดงให้เห็นว่าการคัดเลือกปัจจัยสำหรับเป็นข้อมูลนำเข้าสู่การสร้างแบบจำลองด้วยโครงข่ายประสาทเทียมมีความสำคัญเป็นอย่างยิ่งสำหรับการพยากรณ์ เนื่องจากจำนวนปัจจัยหรือปัจจัยที่เลือกที่มีความแตกต่างกันก็จะส่งผลให้ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์แตกต่างกันด้วยเช่นกัน สำหรับงานวิจัยนี้ได้จำแนกแบบจำลองที่มีจำนวนปัจจัยที่แตกต่างกันจากขั้นตอนการคัดเลือกปัจจัยแตกต่างกัน 3 ตัวแบบ พบว่าแบบจำลองที่มีปัจจัยนำเข้า 8 ปัจจัยประกอบด้วยข้อมูลจังหวัด ปีการผลิต พื้นที่ปลูกอ้อย ผลผลิตอ้อยเฉลี่ยต่อไร่ ข้อมูลปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย และปัจจัยด้านพืชแข่งขัน ได้แก่ ราคาอ้อยเฉลี่ย ราคาขากพาราเฉลี่ย และราคามันสำปะหลังเฉลี่ย ให้ผลการพยากรณ์ที่มีความผิดพลาดน้อยที่สุด

ข้อเสนอแนะ

การดำเนินงานวิจัยนี้ ข้อมูลที่นำมาใช้เป็นข้อมูลนำเข้าสำหรับสร้างจำลองการพยากรณ์ปริมาณอ้อย นั้นได้มาจากแหล่งข้อมูลต่าง ๆ เพื่อนำมาประกอบกันทำให้ข้อมูลที่นำมาใช้เกิดความน่าเชื่อถือมากขึ้น ซึ่งต้องสูญเสียเวลาในการดำเนินงานวิจัยไปกับการค้นหาข้อมูลอ้างอิงจากแหล่งต่าง ๆ อีกทั้งข้อมูลส่วนใหญ่ไม่ได้เป็นชุดข้อมูลที่ผู้วิจัยเก็บรวบรวมเองจึงทำให้ข้อมูลปัจจัยนำเข้ามีปริมาณข้อมูลย้อนหลังมีจำนวนจำกัด ดังนั้นหากต้องการเพิ่มความแม่นยำให้กับแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณอ้อย ควรจะมีการเพิ่มจำนวนชุดข้อมูลนำเข้าย้อนหลังมากกว่างานวิจัยนี้ เพื่อให้แบบจำลองเพิ่มการเรียนรู้ในชุดข้อมูล ซึ่งจะส่งผลให้การพยากรณ์มีประสิทธิภาพและมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- กรมอุตุนิยมวิทยา. (2547). รายงานปริมาณน้ำฝนและสภาพภูมิอากาศรายเดือน. สมัครสมาชิกรับข้อมูลรายเดือน เมื่อเดือนธันวาคม 2546, จาก <http://www.tmd.go.th/index.php>
- เครือข่ายกาญจนาภิเษก. (2546). โครงข่ายประสาทเทียมสารานุกรมไทยสำหรับเยาวชน ฯ เล่ม 25. ค้นเมื่อ 16 ธันวาคม 2553, จาก <http://guru.sanook.com/encyclopedia/สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม/>
- วิภาพร ฉิมณรงค์. (2552). ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลสภาพภูมิอากาศกับผลผลิตอ้อย: กรณีศึกษาพื้นที่ปลูกอ้อยโรงงานน้ำตาลรวมเกษตรกรรมอุตสาหกรรม จำกัด. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาศาสตร์สิ่งแวดล้อม บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยขอนแก่น.
- ทรงศิริ แต่สมบัติ. (2549). เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ. กรุงเทพฯ: ภาควิชาสถิติ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- บริษัท น้ำตาลขอนแก่น จำกัด (มหาชน). (2554). การวิเคราะห์ปัจจัยเสี่ยงในอุตสาหกรรมอ้อยและน้ำตาล. ค้นเมื่อ 20 พฤษภาคม 2555, จาก http://capital.sec.or.th/webapp/corp_fin/datafile/dsf/0779130000-00-00TA104L01004.PDF
- ปริดา อนุสรณ์ธีรกุล. (2553). การพยากรณ์ราคาทองคำในประเทศไทยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยขอนแก่น.
- พิชัย คณิศวาท. (2551). น้ำตาลกับเศรษฐกิจ: ความสำคัญของอุตสาหกรรมแห่งความหวาน. เอกสารประกอบการสัมมนาทางวิชาการเรื่อง น้ำตาล: ความจริงที่คนไทยต้องรู้. กรุงเทพฯ: โรงพิมพ์สยามซีดี.
- สิริกัณฑ์ เขียวชาญวัฒนา. (2552). เอกสารประกอบการสอนวิชา ระบบโครงข่ายประสาทเทียม. ขอนแก่น: ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น.
- สุรเชษฐ เกื้อนแก้วสิงห์. (2552). การใช้โครงข่ายประสาทเทียมและระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ในการพยากรณ์

- ผลผลิตอ้อย. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหการ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยขอนแก่น.
- สำนักงานคณะกรรมการอ้อยและน้ำตาลทราย. (2553). สถานการณ์อ้อยและน้ำตาลทรายในประเทศไทย. ค้นเมื่อ 10 ตุลาคม 2554, จาก <http://www.ocsb.go.th/cms/index.php?SystemModuleKey=country>
- สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. (2548). ข้อมูลพื้นฐานเศรษฐกิจการเกษตร. ค้นเมื่อวันที่ 20 ธันวาคม 2553 จาก http://www.oae.go.th/main.php?filename=journal_all
- อาทิตย์ อภิโชติธนกกุล. (2552). การพยากรณ์ความต้องการข้าวไทยจากต่างประเทศโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม. วิศวกรรมสาร 36(1): 17-25.
- Al-varez, J., Crane, D.R., Spreen, T.H. and Kidder, G. (1982). A yield prediction model for Florida sugarcane. *Agricultural Systems* 9(3): 161-179.
- Begg, R. and Palaniswami, M. (2006). Computational Intelligence for Movement Sciences: Neural Networks and Other Emerging Techniques, 1-396. doi:10.4018/978-1-59140-836-9.
- Kaul, M., Robrt, L.H. and Charles, W. (2005) Artificial neural networks for corn and soybean yield prediction. *Agricultural Systems*. July 85(1): 1-18.
- Kohavi. (1995). A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. Proceedings of the Fourteenth International joint Conference on Artificial Intelligence. USA: San Francisco. 1137-1143.
- Lumsden, T.G., Schulze, R.E., LeCler, N.L. and Schmidt, E.J. (2000). An assessment of the potential for sugarcane yield forecasting using seasonal rainfall forecasts and crop yield models. Proceedings of the South African Sugar Technologists' Association annual general meeting and congress. Mount Edgecombe: South Africa 131-139.
- Law Rob. (2000). Back-propagation learning in improving the accuracy of neural network - based tourism demand forecasting. *Tourism Management* 21(4): 331-340.
- Miles, J. and Shevlin, M. (2001). *Applying Regression & Correlation*. London: SAGE Publication.
- Patterson, Dan W. (1930). *Artificial Neural Network: Theory and Application*. Retrieved from 10 October 2554, from <http://www.kanchanapisek.or.th/kp6/Book25/chapter/t25-5m.htm>
- Wongkhamdi T. and Seresangtakul P. (2010). A Comparison of Classical Discriminant Analysis and Artificial Neural Networks in Predicting Student Graduation Outcomes. Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Smart Technologies 2010, Chonburi: Thailand. 29-34.
- Xu, Y.-C., Shen, S.-Q. and Chen Z. (2010). Comparative Study of Sugarcane Average Unit Yield Prediction with Genetic BP Neural Network Algorithm. China: Department of Computer Science, Guangdong Polytechnic Institute Guangzhou, College of Engineering, South China Agricultural University.

