

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์
ของตัวแบบการวิเคราะห์การถดถอยแบบพหุ
เมื่อข้อมูลมีระดับการกระจายต่างกัน

A Comparison of Forecasting Efficiency of
Multiple Regression Analysis Model,
when data have different variation levels.

กนิษฐา ยี่มนาค*
Kanitttha Yimnak

* อาจารย์ประจำภาควิชาคณิตศาสตร์และสถิติ คณะศิลปศาสตร์และวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิต
Lecturer of Mathematic and Statistics Department Faculty of Arts and Sciences, Dhurakij Pundit
University.

บทคัดย่อ

การศึกษาค้นคว้าครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบ การวิเคราะห์การถดถอยแบบพหุระหว่าง วิธีตัดปลายกำลังสองน้อยที่สุด(Least Trimmed Square ; LTS) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks ;ANN) เมื่อข้อมูลมีค่าผิดปกติ(Outliers) ซึ่งทำให้เกิดการกระจาย ใน 3 ระดับ โดยแบ่งพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์การแปรผัน (Coefficient of Variation , C.V.) ได้แก่ ระดับค่อนข้างต่ำ ($C.V. < 5\%$) ระดับไม่สูงและไม่ต่ำ ($5\% \leq C.V. \leq 15\%$) และระดับค่อนข้างสูง ($C.V. > 15\%$) โดยใช้ข้อมูลราคาขายพารา ในประเทศไทยปี 2005 ข้อมูลระดับความเค็มของน้ำทะเลบริเวณช่องแคบ North Carolina's Pamlico ปี 1980 และข้อมูลปริมาณการใช้ออกซิเจน ของตัวอ่อนแมลง เต่าทองปี 1961 เป็นตัวแทนของการกระจายทั้ง 3 ระดับ ตามลำดับ ผลการศึกษา พบว่า ตัวแบบจากวิธี ANN ให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์สำหรับการวิเคราะห์การ ถดถอยแบบพหุสูงกว่าตัวแบบที่ได้จากวิธี LTS โดยวัดจากค่าความคลาดเคลื่อนกำลัง สองเฉลี่ย (MSE) ข้อมูลราคาขายพาราในประเทศไทย ซึ่งเป็นข้อมูลที่มีการกระจาย ค่อนข้างต่ำ ($C.V. = 2.11\%$) และ ข้อมูลปริมาณการใช้ออกซิเจนของตัวอ่อนแมลงเต่า ทองซึ่งจัดเป็นข้อมูลที่มีการกระจายค่อนข้างสูง ($C.V. = 19.01\%$) พบว่าวิธี LTS ให้ค่า MSE สูงกว่า วิธี ANN เพียง 1.353 เท่า และ 1.563 เท่าตามลำดับ ส่วน ข้อมูลระดับความเค็มของน้ำทะเลบริเวณช่องแคบ North Carolina's Pamlico ซึ่งมี การกระจายไม่สูงและไม่ต่ำ ($C.V. = 7.56\%$) พบว่าตัวแบบจากวิธี LTS ให้ค่า MSE สูงกว่า วิธี ANN ถึง 6 เท่า ดังนั้นการศึกษาค้นคว้าครั้งนี้สรุปได้ว่า กรณีที่ข้อมูลมีการกระจายค่อนข้างต่ำ และข้อมูลที่มีการกระจายค่อนข้างสูง ตัวแบบที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และ วิธี LTS มีประสิทธิภาพไม่ต่างกันมาก ส่วนข้อมูลปริมาณการใช้ออกซิเจน ของตัวอ่อนแมลงเต่าทองซึ่งมีการกระจายไม่สูงและไม่ต่ำ วิธี LTS ให้ค่า MSE สูงกว่า วิธี ANN ค่อนข้างมาก แสดงว่า ในการศึกษาครั้งนี้ในกรณีที่ข้อมูลมีการกระจายไม่สูง และไม่ต่ำ วิธี ANN มีประสิทธิภาพดีกว่าวิธี LTS

คำสำคัญ : สัมประสิทธิ์การแปรผัน, วิธีตัดปลายกำลังสองน้อยที่สุด, วิธีโครงข่ายประสาทเทียม

Abstract

The objective of this research was to compare the forecasting performance of two estimation methods of multiple regression model with outliers, namely the Least Trimmed Square (LTS) and the Artificial Neural Networks (ANN). The coefficient of variation, C.V., represented the characteristic of the data which was categorized into 3 levels, i.e. the rather low level (C.V. <5%), the moderate level (5% < C.V. < 15%), and the rather high level (C.V. > 15%). The samples were the Natural Rubber Price in Thailand in 2005 (C.V.=2.11%), Oxygen Consumption of Wireworm Larva in 1961 (C.V.=7.56%), and the saltiness-value levels of the sea water in the North Carolina's Pamlico straight region in 1980 (C.V.=19.01%). The Mean Square Error (MSE) was used to measure the performance of the two methods.

From data analysis, it was found that the Natural Rubber Price in Thailand data (the rather low variation, C.V.=2.11%) and the saltiness-value levels of the sea water data (the quite high variation, C.V.=19.01%) fitted by the ANN method had better performance than the LTS Method with the relative efficiency (R.E. : the ratio of $MSE(\hat{e}_{LTS})/MSE(\hat{e}_{ANN})$) of 1.353 and 1.563, respectively.

However the Oxygen Consumption of Wireworm Larva data (the moderate level variation,

C.V. = 7.56%) the ANN method had better performance than the LTS method with the R.E. about 6.

In summary, this study revealed that there was a trivial different efficiency between the LTS method and the ANN method when the data had the rather low and rather high variation. While the Oxygen Consumption of Wireworm Larva, which had the moderate level of variation, the ANN method gave much better performance than the LTS method.

Key Words : (Least Trimmed Square ; LTS), (Artificial Neural Networks ; ANN)

1. บทนำ

การกระจายของข้อมูล (variation of data) คือ การที่ข้อมูลชุดหนึ่งชุดใดประกอบด้วยค่าที่มีความมากน้อยแตกต่างกัน โดยข้อมูล ที่มีการกระจายน้อยจัดเป็นข้อมูลที่มีความน่าเชื่อถือมากกว่าข้อมูล ที่มีการกระจายมาก การที่ข้อมูลมีระดับการกระจายแตกต่างกัน สาเหตุส่วนใหญ่มาจากปัญหาค่านอกกลุ่ม (Outliers) ซึ่งเป็นปัญหาที่สำคัญในการวิเคราะห์การถดถอยแบบพหุ เนื่องจากหากข้อมูลที่จะนำมาวิเคราะห์การถดถอยมีค่านอกกลุ่มหลายค่า อาจจะทำให้เกิดปัญหาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ได้ไม่มีประสิทธิภาพ เนื่องจากเกิดปัญหาในเรื่องค่าความแปรปรวนหรือการกระจายแตกต่างกัน (Heteroscedasticity problem) นอกจากนี้ยังส่งผลต่อการพยากรณ์ข้อมูล โดยเฉพาะข้อมูลที่ต้องการความถูกต้องในการพยากรณ์ค่อนข้างสูง เช่น ข้อมูลในทางการแพทย์ ข้อมูลในงานด้านวิทยาศาสตร์ ฯลฯ การป้องกันการเกิดค่านอกกลุ่มเป็นสิ่งที่ป้องกันได้ยาก เนื่องจากลักษณะของข้อมูลที่เก็บรวบรวม วิธีการเก็บรวบรวม ตลอดจนคุณลักษณะแหล่งที่มาของข้อมูล ซึ่งส่งผลให้ข้อมูลที่จะนำมาวิเคราะห์ไม่ตรงตามข้อตกลงเบื้องต้น วิธีการหนึ่งที่สามารถแก้ปัญหาดังกล่าวได้คือ การตัดข้อมูลที่ผิดปกติดอกไป แต่ในการวิเคราะห์การถดถอยการตัดข้อมูลนี้อาจไม่เหมาะสม เพราะทำให้มีการตัดข้อมูลที่สำคัญ และมีอิทธิพลต่อตัวแปรตามทิ้งไป ในปัญหาดังกล่าวได้นักสถิติหลายท่าน เช่น Rousseeuw และ Leroy (1987) เสนอวิธีการประมาณค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยเชิงเส้นแบบ ด้วยวิธี Least Median of Square (LMS) โดยวิธีดังกล่าวจะเป็นวิธีที่หาค่าประมาณที่ทำให้ค่ามัธยฐาน (Median) ของค่า

ความคลาดเคลื่อนกำลังสองที่น้อยที่สุด แต่วิธีนี้มีข้อจำกัดในเรื่องความมีประสิทธิภาพเมื่อข้อมูลมีจำนวนมาก (Asymptotic Efficiency) ดังนั้น Rousseeuw และ Leroy (1987) จึงได้เสนอวิธีการที่ปรับปรุงมาจากวิธี LMS คือ วิธีตัดปลายกำลังสองน้อยที่สุด (Least Trimmed Square; LTS) ซึ่งเป็นการพัฒนาประสิทธิภาพของตัวประมาณแบบ LMS โดยจะมุ่งหาค่าสังเกตจำนวน h ค่า ที่ทำให้ผลรวมของค่ากำลังสองของความคลาดเคลื่อนมีค่าน้อยที่สุด ซึ่งวิธีดังกล่าวนี้จัดเป็นเทคนิคทางสถิติที่มีประสิทธิภาพดีในการสร้างตัวแบบการถดถอยเพื่อพยากรณ์เมื่อข้อมูลมีค่านอกกลุ่ม นอกจากนี้ยังมีเทคนิคการพยากรณ์อีกรูปแบบหนึ่งซึ่งเป็นที่นิยมในการสร้างตัวแบบในการพยากรณ์ต่าง ๆ ได้แก่ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks ; ANN) ซึ่งเป็นเทคนิคการพยากรณ์แบบใหม่ที่มีลักษณะพิเศษ เนื่องจากเป็นวิธีที่ไม่มีข้อตกลงเบื้องต้น และสามารถวิเคราะห์ข้อมูลโดยไม่ขึ้นกับรูปแบบการแจกแจงของข้อมูล

บทความนี้จึงได้เสนอการเปรียบเทียบประสิทธิภาพสัมพัทธ์ (Relative Efficiency : อัตราส่วนของ $MSE(\hat{\epsilon}_{LTS})/MSE(\hat{\epsilon}_{ANN})$) ของตัวแบบที่ได้จากวิธี LTS และวิธี ANN เมื่อข้อมูลมีการกระจายต่างกัน 3 ระดับ โดยพิจารณาจาก ค่าสัมประสิทธิ์การแปรผัน (Coefficient of Variation , C.V.) ได้แก่ ระดับค่อนข้างต่ำ ($C.V. < 5\%$) ระดับไม่สูงและไม่ต่ำ ($5\% \leq C.V. \leq 15\%$) และ ระดับค่อนข้างสูง ($C.V. > 15\%$) โดยข้อมูลที่จะใช้เป็นกรณีศึกษา แสดงรายละเอียดดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 รายละเอียดของตัวแปรที่จะนำมาใช้ในการศึกษา

ข้อมูล	ตัวแปรอิสระ	ตัวแปรตาม	ขนาดตัวอย่าง	สัมประสิทธิ์ความแปรผัน	แหล่งที่มา
1) ราคายางพาราในประเทศไทย	x_1 : ราคาซื้อขายของตลาดยางในสิงคโปร์ (บาท/kg) x_2 : อัตราแลกเปลี่ยนเงินเยน (บาท/100 เยน)	ราคารายงพาราในประเทศไทย (บาท/kg)	96	2.11% (การกระจายค่อนข้างต่ำ)	Office of The Rubber Replanting Aid fund, 2005
2) ปริมาณการใช้ออกซิเจนของตัวอ่อนแมลงเต่าทอง	x_1 : น้ำหนักของกลุ่มตัวอ่อนแมลงเต่าทอง (log cg) x_2 : อุณหภูมิ()	อัตราการใช้ออกซิเจนของกลุ่มตัวอ่อนแมลงเต่าทอง (log m/hr-0.5)	47	7.56% (การกระจายไม่สูงและไม่ต่ำ)	Yoshida, 1961
3) ระดับความเค็มของน้ำทะเลบริเวณช่องแคบ North Carolina's Pamlico	x_1 : ระดับความเค็มของน้ำทะเลช่วง 2 สัปดาห์ที่ผ่านมา(ppt) x_2 : จำนวนคาบเวลา (คาบละ 2 สัปดาห์) ที่ผ่านพ้นไปนับจากฤดูใบไม้ผลิ x_3 : ปริมาณน้ำในแม่น้ำที่ไหลลงสู่ช่องแคบ(m ³)	ระดับความเค็มของน้ำทะเล (ppt)	28	19.01% (การกระจายค่อนข้างสูง)	Ruppert and Carroll, 1980

โดยเกณฑ์ที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพ กำลังสอง (Mean square Error : MSE) ของ
ของตัวแบบ คือค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อน ตัวประมาณโดยสูตรการคำนวณ MSE เป็นดังนี้

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n - p - 1}$$

เมื่อ y_i คือ ค่าสังเกตของตัวแปรตาม
 n คือ จำนวนค่าสังเกต

$\hat{y}_i$ คือ ค่าพยากรณ์ของตัวแปรตาม
 p คือ จำนวนตัวแปรอิสระ

2. วัตถุประสงค์การศึกษา

เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของตัวแบบการวิเคราะห์การถดถอยระหว่างตัวแบบที่ได้จากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบ LTS และตัวแบบที่ได้จากวิธี ANN ของข้อมูลที่มีการกระจาย ใน 3 ระดับ ได้แก่ การกระจายค่อนข้างต่ำ การกระจายไม่สูงและไม่ต่ำ และการกระจายค่อนข้างสูง

3. วิธีการสร้างตัวแบบในการพยากรณ์

1. วิธีตัดปลายกำลังสองน้อยที่สุด (Least Trimmed Square ; LTS)

วิธี LTS มาจากแนวคิดของ Peter J. Rousseeuw และ Annick M. Leroy (1987) เป็นวิธีการหนึ่ง ในการประมาณค่าตัวแบบการวิเคราะห์การถดถอยที่แกร่ง (robust) ต่อค่าผิดปกติ ซึ่งวิธีดังกล่าวจะมุ่งหาค่าสังเกตจำนวน h จากขนาดตัวอย่างจำนวน n ค่าที่ทำให้ผลรวมของค่ากำลังสองของความคลาดเคลื่อนมีค่าน้อยที่สุด โดยอาศัยวิธีการสุ่มตัวอย่างใหม่ (Resampling) จนได้ค่าประมาณที่ทำให้

$$\min_a \sum_{i=1}^h (e^2)_{i:n} \quad \text{เมื่อ} \quad \frac{n+p+1}{2} \leq h \leq n$$

เมื่อ $(e^2)_{1:n} \leq (e^2)_{2:n} \leq \dots \leq (e^2)_{n:n}$ และ e^2 คือ ค่ากำลังสองของความคลาดเคลื่อน

2. วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks; ANN)

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) เป็นแขนงหนึ่งของระบบปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) โดยมีโครงสร้างและการทำงานคล้ายกับระบบประสาท

ของมนุษย์ แนวความคิดทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ การนำข้อดีของระบบประสาทมาใช้ในการทำงานร่วมกับความสามารถของคอมพิวเตอร์ เช่น ความสามารถเรียนรู้จากประสบการณ์ การจำแนกลักษณะสิ่งของที่มีคุณลักษณะใกล้เคียงกัน และการแปลความหมายของสัญลักษณ์และภาพ และงานอีกประเภทหนึ่งที่นำวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ คือ งานด้านการพยากรณ์ Delurgio (1998) กล่าวว่า วิธีโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้รูปแบบของระบบที่มีความซับซ้อนสูงและหาค่าพยากรณ์จากข้อมูลในอดีตได้ดีกว่าวิธีการพยากรณ์แบบดั้งเดิม (Traditional Statistical Method) โดยในการศึกษาคั้งนี้ ใช้โครงข่ายแบบหลายชั้นแบบการแพร่แบบย้อนกลับ (Backpropagation)

ขั้นตอนในการพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม แบ่งออกเป็น 16 ขั้นตอนมีรายละเอียดดังนี้

1. กำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ จำนวนโหนดในชั้นอินพุต (Input) ชั้นฮิดเดน (Hidden) ชั้นเอาต์พุต (Output) จำนวนชั้นฮิดเดน และประเภทของทรานสเฟอร์ฟังก์ชัน

2. แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม ข้อมูลกลุ่มที่ 1 ใช้สำหรับฝึกสอนโครงข่ายและข้อมูลกลุ่มที่ 2 ใช้เพื่อยืนยันความถูกต้อง (Validation) ของโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากการฝึกสอนว่าสามารถแสดงถึงลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาได้ตามสภาพจริง ซึ่งช่วยเพิ่มความมั่นใจในการนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ไปใช้ในการพยากรณ์อนุกรมเวลา

3. ปรับค่าของตัวแปรให้อยู่ในสเกล แปรเอาท์พุทให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยเดียวกัน ทั้งในส่วนของตัวแปรอินพุทและตัว ใช้สมการ

$$x'_i = \frac{x_{\max} - x_i}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

เมื่อ $x_{\max}$ คือ ค่าที่คาดว่าจะเป็ค่าสูงสุดของข้อมูล
 $x_{\min}$ คือ ค่าที่คาดว่าจะเป็ค่าต่ำสุดของข้อมูล
 x_i คือ ค่าของข้อมูลก่อนปรับ

4. กำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้นให้กับเส้นเชื่อมโยงระหว่างโหนด โดยการสุ่มหรือการกำหนดขึ้นเอง ให้มีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1

5. ป้อนข้อมูลที่ปรับค่าแล้วเข้าสู่โหนดอินพุท

6. ส่งข้อมูลจากโหนดอินพุทไปยังโหนดในชั้นฮิดเดน โดยไม่ผ่านขั้นตอนการคำนวณใดๆ

7. คำนวณผลรวมของสัญญาณอินพุทของแต่ละโหนดในชั้นฮิดเดน ได้จากสมการ

$$I_{o,j,o} = \sum_{i=1}^n o_{i,o,o} w_{i,j} \quad (2)$$

เมื่อ $I_{o,j,o}$ คือ ข้อมูลอินพุทของโหนดที่ j ในชั้นฮิดเดน
 $O_{i,o,o}$ คือ ข้อมูลเอาท์พุทของโหนดที่ i ในชั้นอินพุท
 $w_{i,j}$ คือ ค่าน้ำหนักบนเส้นเชื่อมโยงจากโหนดที่ i ไปยังโหนดที่ j

8. คำนวณค่าเอาท์พุทของโหนดที่ j ทั่วไปนิยมใช้ซิกมอยด์ฟังก์ชัน (Sigmoid Function) คำนวณจากสมการ

$$O_{o,j,o} = \frac{1}{1 + e^{-I_{o,j,o}}} \quad (3)$$

เมื่อ $O_{o,j,o}$ คือ ข้อมูลเอาท์พุทของโหนดที่ j ในชั้นฮิดเดน
 $I_{o,j,o}$ คือ ข้อมูลอินพุทของโหนดที่ j ในชั้นฮิดเดน

9. คำนวณผลรวมสัญญาณอินพุทของแต่ละโหนดในชั้นเอาต์พุท จากสมการ

$$I_{o,o,k} = \sum_{j=1}^m O_{o,j,o} w_{j,k} \quad (4)$$

เมื่อ $I_{o,o,k}$ คือ ข้อมูลอินพุทของโหนดที่ k ในชั้นเอาต์พุท
 $O_{o,j,o}$ คือ ข้อมูลเอาต์พุทของโหนดที่ j ในชั้นฮิดเดน
 $w_{j,k}$ คือ คำนวณน้ำหนักบนเส้นเชื่อมโยงจากโหนดที่ j ไปยังโหนดที่ k

10. คำนวณค่าเอาต์พุทของโหนด k ได้จากสมการ
 ในชั้นเอาต์พุทโดยใช้ ซิกมอยด์ฟังก์ชัน คำนวณ

$$O_{o,o,k} = \frac{1}{1 + e^{-I_{o,o,k}}} \quad (5)$$

เมื่อ $O_{o,o,k}$ คือ ข้อมูลเอาต์พุทของโหนดที่ k ในชั้นเอาต์พุท
 $I_{o,o,k}$ คือ ข้อมูลอินพุทของโหนดที่ k ในชั้นเอาต์พุท

11. ทำการปรับค่าน้ำหนัก โดยนำผล
 ที่ได้จากเอาต์พุทของโครงข่ายมาเปรียบเทียบกับเอาต์พุทเป้าหมาย (Target Output) ค่า
 ผิดพลาดที่ได้จะถูกส่งถอยหลังกลับไปยัง
 ชั้นเอาต์พุทและส่งต่อไปยังโหนดต่างๆของชั้น
 ภายใน และนำค่าผิดพลาดที่ได้มาใช้ในการ
 ปรับค่าน้ำหนัก ดังนี้

- คำนวณค่าความคลาดเคลื่อนของแต่ละนิวรอนในชั้นเอาต์พุทของโหนดที่ k

$$\text{Error}(k) = (D_k - O_{o,o,k})[f'(x_k)] \quad (6)$$

เมื่อ D_k คือ ค่าเป้าหมายของโหนดที่ k ในชั้นเอาต์พุท
 $O_{o,o,k}$ คือ ข้อมูลเอาต์พุทของโหนดที่ j ในชั้นฮิดเดน
 $f'(x_k)$ คือ อนุพันธ์อันดับที่ 1 ของซิกมอยด์ฟังก์ชันที่โหนด k

- คำนวณค่าความคลาดเคลื่อนของแต่ละนิวรอนในชั้นฮิดเดนของโหนดที่ j

$$\text{Error}(j) = \left(\sum_k \text{Error}(k) W_{j,k,o} \right) [f'(x_j)] \quad (7)$$

เมื่อ $f'(x_j)$ คืออนุพันธ์อันดับที่ 1 ของซิกมอยด์ฟังก์ชันที่โหนด j

- ปรับค่าน้ำหนักที่ชั้นเอาต์พุต

$$w_{jk}^{(\text{new})} = w_{jk}^{(\text{current})} + \Delta w_{jk} \quad (8)$$

$$\text{เมื่อ } \Delta w_{jk} = \eta \cdot \text{Error}(k) \cdot O_{o,o,k}$$

เมื่อ η คือ อัตราการเรียนรู้ มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

- ปรับค่าน้ำหนักที่ชั้นฮิดเดน

$$w_{ij}^{(\text{new})} = w_{ij}^{(\text{current})} + \Delta w_{ij} \quad (9)$$

$$\text{เมื่อ } \Delta w_{ij} = \eta \cdot \text{Error}(j) \cdot O_{o,o,i}$$

12. ทำซ้ำในขั้นตอนที่ 5 ถึง 12 จนทั้งหมดจนครบรอบว่า Epoch
กว่าข้อมูลจะถูกป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมจนหมด ซึ่งจะเรียกการคำนวณที่ใช้ข้อมูลจากสมการ
13. คำนวณค่า RMSE ของแต่ละรอบ

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum e_i^2}{nt}} \quad (10)$$

- RMSE คือ ค่าประมาณของความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (Residual Standard Error)
- e_i คือ ค่าความคลาดเคลื่อนของค่าพยากรณ์กับค่าจริงในรอบการสอน
- nt คือ จำนวนค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นในแต่ละรอบการสอน

หากค่า RMSE มีค่าต่ำที่สุดหรืออยู่ในเกณฑ์ที่ตั้งไว้ จะดำเนินการต่อในขั้นที่ 15 แต่ถ้า RMS มากกว่าเกณฑ์ที่กำหนด (Terminate Criteria) ให้ย้อนกลับไปทำขั้นตอนที่ 5 ถึง 14 ใหม่

14. ตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียม โดยการนำค่าน้ำหนักที่ได้จากการฝึกโครงข่ายมาใช้ในการสร้างค่าพยากรณ์ข้อมูลกลุ่มที่ 2 แล้วทำการเปรียบเทียบค่า RMSE ที่ได้จากข้อมูลที่ใช้ในการ

ฝึกสอนกับค่า RMSE ที่ได้จากข้อมูลกลุ่มที่ 2 หากมีค่าแตกต่างกันมากทำการแก้ไขโดย

- ทดลองตั้งค่าน้ำหนักเริ่มต้นใหม่
- ออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมใหม่
- ทดลองเปลี่ยนวิธีโครงข่ายประสาท

เทียมที่ใช้ในการพยากรณ์

15 . นำโครงข่ายที่ได้ไปหาค่าพยากรณ์ต่อไป

4. ผลการศึกษา

ตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลที่มีการกระจายทั้ง 3 ระดับ ด้วยวิธีตัดปลายกำลังสองน้อยที่สุด (LTS) ได้แก่

1. ข้อมูลรายค่าทางพาราในประเทศไทย ปี 2005 ซึ่งมีการกระจายค่อนข้างต่ำ

$$\hat{y} = -6.0337 + 0.9188x_1 + 0.1203x_2$$

2. ข้อมูลปริมาณการใช้ออกซิเจนของตัวอ่อนแมลงเต่าทอง ปี 1961 ซึ่งมีการกระจายไม่สูงและไม่ต่ำ

$$\hat{y} = -0.6025 + 0.6826x_1 + 0.0347x_2$$

3. ข้อมูลระดับความเค็มของน้ำทะเลบริเวณช่องแคบ North Carolina's Pamlico ปี 1980 ซึ่งมีการกระจายค่อนข้างสูง

$$\hat{y} = 22.1759 + 0.7078x_1 - 0.2386x_2 - 0.7746x_3$$

ส่วนตัวแบบที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียม(ANN) ซึ่งจะพยากรณ์มาในรูปแบบของโครงข่าย โดยวิธีการดังกล่าวได้โครงข่ายที่เหมาะสมดังนี้

1. ข้อมูลรายค่าทางพาราในประเทศไทย ปี 2005 ซึ่งมีการกระจายค่อนข้างต่ำ

โครงข่าย 2-40-1 ซึ่งมีค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.1 และมีค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

2. ข้อมูลปริมาณการใช้ออกซิเจนของตัวอ่อนแมลงเต่าทองปี 1961 ซึ่งมีการกระจายไม่สูงและไม่ต่ำ

โครงข่าย 2-5-1 ซึ่งมีค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.3 และมีค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

3. ข้อมูลระดับความเค็มของน้ำทะเลบริเวณช่องแคบ North Carolina's Pamlico ปี 1980 ซึ่งมีการกระจายค่อนข้างสูง

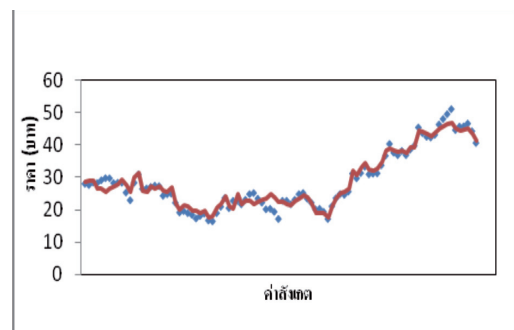
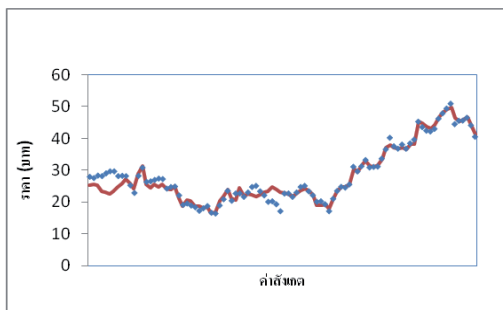
โครงข่าย 3-80-1 ซึ่งมีค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.3 และมีค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.7

เมื่อพิจารณาจากตารางที่ 2 ประกอบกับรูปที่1, รูปที่2 และ รูปที่3 แสดงการเปรียบเทียบ ตัวแบบที่ได้ จากการพยากรณ์ด้วยวิธี LTS และวิธี ANN พบว่า สำหรับข้อมูลรายค่าทางพารา ในประเทศไทย ซึ่งมีการกระจายค่อนข้างต่ำ และข้อมูลระดับความเค็มของน้ำทะเลบริเวณช่องแคบ North Carolina's Pamlico ซึ่งมีการกระจายค่อนข้างสูง วิธี LTS ให้ค่า MSE สูงกว่าวิธี โครงข่ายประสาทเทียมเพียง 1.353 และ 1.563 เท่าตามลำดับ และเมื่อพิจารณาจากรูปที่1 และ รูปที่3 พบว่า กราฟของตัวแบบพยากรณ์ที่ได้จากทั้ง 2 วิธี มีลักษณะใกล้เคียงกับข้อมูลจริง ส่วนข้อมูลปริมาณการใช้ออกซิเจนของตัวอ่อนแมลงเต่าทอง ซึ่งมีการกระจายไม่สูงและไม่ต่ำ พบว่า ตัวแบบพยากรณ์ที่ได้จากวิธีตัดปลายกำลังสองน้อยที่สุด ให้ค่า MSE สูงกว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมถึง 6 เท่า

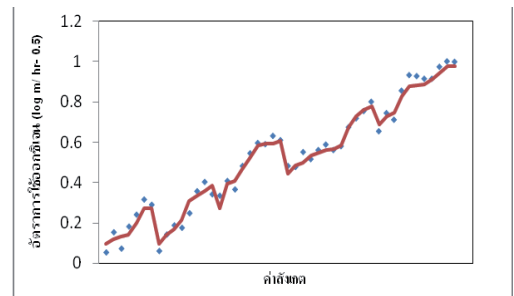
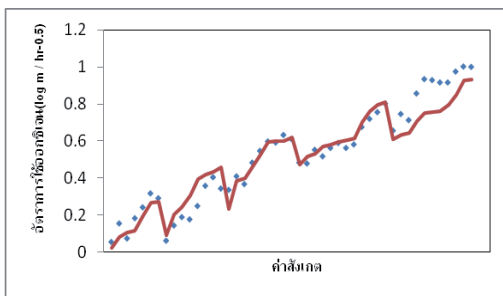
ตารางที่ 2 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของวิธี LTS และ ANN

ข้อมูล	MSE		อัตราส่วนเปรียบเทียบค่า MSE LTS : ANN
	LTS	ANN	
1) ข้อมูลราคายางพาราในประเทศไทย	3.898	2.882	1.353 : 1
2) ข้อมูลปริมาณการใช้ออกซิเจนของ ตัวอ่อนแมลงเต่าทอง	0.006	0.001	6 : 1
3) ข้อมูลระดับความเค็มของน้ำทะเล บริเวณช่องแคบ North Carolina's Pamlico	3.333	2.133	1.563 : 1

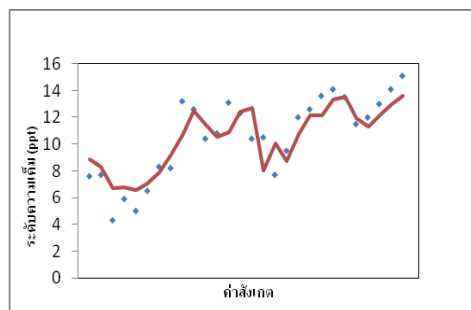
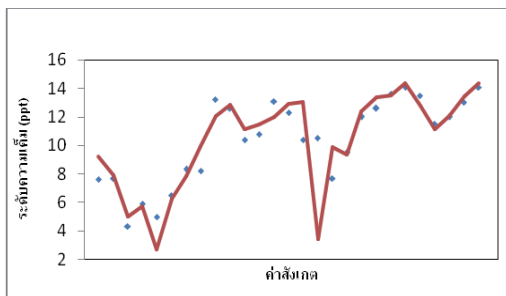
กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธี LTS และ วิธี ANN ของข้อมูลต่าง ๆ ซึ่งแสดงไว้ในรูปที่1, รูปที่2 และรูปที่3



รูปที่1 การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ระหว่างข้อมูลจริง(เป็นจุด)กับค่าพยากรณ์(เป็นกราฟ)ด้วยวิธี LTS (รูปซ้าย) และระหว่างข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ด้วยวิธี ANN (รูปขวา)ของข้อมูลราคายางพาราในประเทศไทยซึ่งแทนข้อมูลที่มีการกระจายค่อนข้างต่ำ



รูปที่ 2 การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ระหว่างข้อมูลจริง(เป็นจุด)กับค่าพยากรณ์(เป็นกราฟ) ด้วยวิธี LTS (รูปซ้าย) และระหว่างข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ด้วยวิธี ANN (รูปขวา) ของข้อมูล ปริมาณการใช้ออกซิเจนของตัวอ่อนแมลงเต่าทอง ซึ่งแทนข้อมูลที่มีการกระจาย ไม่สูงและไม่ต่ำ



5. สรุปผลการศึกษา

จากผลการวิเคราะห์ข้อมูลพบว่าตัวแบบ จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ความแม่นยำ ในการพยากรณ์สำหรับการวิเคราะห์การถดถอย แบบพหุสูงกว่าตัวแบบที่ได้จากวิธีตัดปลาย กำลังสอง น้อยที่สุด เนื่องจากตัวแบบจากวิธี โครงข่ายประสาทเทียม ให้ค่า MSE ต่ำกว่า ในทุกข้อมูลที่มีการกระจายต่างกันทั้ง 3 ระดับ สำหรับข้อมูลรายทางพาราในประเทศไทย ปี2005 ซึ่งแทนข้อมูลที่มีการกระจายค่อนข้าง ต่ำ และ ข้อมูลระดับความเค็มของน้ำทะเล บริเวณช่องแคบ North Carolina's Pamlico ปี1980 ซึ่งแทนข้อมูลที่มีการกระจายค่อนข้าง สูง พบว่า วิธีตัดปลายกำลังสองน้อยที่สุด ให้ ค่า MSE สูงกว่า วิธีโครงข่ายประสาทเทียม เพียง 1.353 และ 1.563 เท่า เท่านั้น จากการ ศึกษาครั้งนี้พบว่ากรณีข้อมูลที่มีการกระจาย ค่อนข้างต่ำและค่อนข้างสูง ตัวแบบที่ได้ จากการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาท เทียม และ วิธีตัดปลายกำลังสองน้อยที่สุด มีประสิทธิภาพต่างกันน้อย ดังนั้นในการ

วิเคราะห์ข้อมูลสำหรับบางข้อมูลที่มีลักษณะ ดังกล่าว หากต้องการความสะดวกและรวดเร็ว ในการวิเคราะห์ข้อมูลอาจเลือกใช้วิธีตัดปลาย กำลังสองน้อยที่สุด ในการสร้างตัวแบบ แทน วิธีโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากวิธีตัด ปลายกำลังสองน้อยที่สุด มีโปรแกรมที่ช่วยใน การคำนวณที่สะดวกกว่า วิธีโครงข่ายประสาท เทียม เพราะการที่จะได้ตัวแบบจากวิธีโครงข่าย ประสาทเทียมนั้น จะใช้เวลาในการสร้างตัว แบบซึ่งเป็นโครงข่ายนานกว่าวิธีตัดปลายกำลัง สองน้อยที่สุด เนื่องจาก จะต้องมีการปรับเปลี่ยน โครงข่ายหลายโครงข่ายจนกว่าจะได้โครงข่ายที่ เหมาะสมที่จะเป็นตัวแบบในการพยากรณ์ที่ดี ที่สุด

ส่วนข้อมูลปริมาณการใช้ออกซิเจนของ ตัวอ่อนแมลงเต่าทองปี1961ซึ่งเป็นข้อมูลที่มี การกระจายไม่สูงและไม่ต่ำพบว่าตัวแบบจาก วิธีตัดปลายกำลังสองน้อยที่สุด ให้ค่า MSE สูงกว่าตัวแบบจากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมถึง 6 เท่า ซึ่งเมื่อพิจารณาจากข้อมูลดังกล่าวพบว่า

ถึงแม้ข้อมูลมีการกระจาย ในระดับไม่สูงและไม่ต่ำแต่ข้อมูลนี้ไม่มีสัดส่วน ของค่านอกกลุ่ม จึงทำให้ตัวแบบที่ได้จากวิธีตัดปลายกำลังสองน้อยที่สุดมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ต่ำกว่า

วิธีโครงข่ายประสาทเทียมหลายเท่า เพราะวิธีตัดปลายกำลังสองน้อยที่สุดจะสร้างตัวแบบที่มีประสิทธิภาพ ในการพยากรณ์เมื่อข้อมูลมีค่านอกกลุ่ม

บรรณานุกรม

- กัญญารัตน์ โพธิ์สุทธิ. (2547). การประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นเมื่อมีค่าผิดปกติในตัวแปรตาม. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ สาขาสถิติ บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- ประกายรัตน์ สุวรรณ. (2539). การเปรียบเทียบการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีฤดูกาลโดยวิธีนิรवलเน็ตเวิร์คแบบแบ็คพรอพะเทียบกับวิธีบอกซ์และเจนกินส์. รายงานการศึกษาระดับปริญญาโท สาขาสถิติประยุกต์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.
- เพ็ญพรรณ ไขษวดเจริญ. (2541). การจดจำอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบจำลองแดป อะทีฟไซแนกซ์เทียร์. วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
- ศุภัทรา สุนทรภักย์. (2539). การพัฒนาเครื่องมือซอฟต์แวร์ในการจำลองการทำงานของนิรวัลเน็ตเวิร์ค. วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- Bruce, D. and F. X. Schumacher(1935). **Forest Mensuration**. New York : McGraw-Hill.
- Delurgio, S.A. (1998). **Forecasting Principles and Applications**. Singapore : Mc Graw-Hill companies.
- Office of the Rubber Replanting Aid fund. (2005). Thailand Rubber Price. (Online). Available at [http :// rubber.co.th/rubber_price/ rubberprice_mon_yr.php](http://rubber.co.th/rubber_price/rubberprice_mon_yr.php).
- Rousseeuw, P.J. and Leroy, A.M. (1987). Robust Regression and Outlier Detection. New York : John Wiley Sons Inc.
- Ruppert, D.and Carroll, R.J. (1980). **Trimmed Least Squares Estimation in the Linear Model**. Journal of the American Statistical Association. 75 (December) : 828 – 838
- Yoshida, M. (1961). **Ecological and Physiological Researches on the Wireworm , Melanotus caudex Lewis Iwata**. Shizuoka Pref., Japan.