

สำนักหอสมุด มหาวิทยาลัยบูรพา
ต.แสนสุข อ.เมือง จ.ชลบุรี 20131

การเปรียบเทียบวิธีการสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยวิธีระบบโครงข่ายประสาทเทียม
แบบมีผู้สอน

บุญมี พันธวงศ์

23 ต.ค. 2559
365226 TH0024463

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

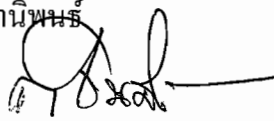
คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพา

กุมภาพันธ์ 2554

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยบูรพา

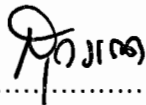
คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์และคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์
ของ บุญมี พันธวงศ์ ฉบับนี้แล้ว เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยา
ศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ ของมหาวิทยาลัยบูรพาได้

คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์



..... อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก

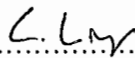
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กฤษณะ ชินสาร)



..... อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุวรรณ รัศมีขวัญ)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์



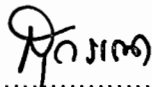
..... ประธาน

(ศาสตราจารย์ ดร.ชิตชนก เหลือสินทรัพย์)



..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กฤษณะ ชินสาร)



..... กรรมการ

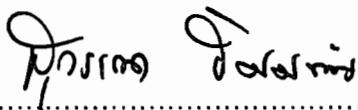
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุวรรณ รัศมีขวัญ)



..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วรรณัทนา ภาณุพินทุ)

คณะวิทยาการสารสนเทศอนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ ของมหาวิทยาลัยบูรพา



.....คณบดีคณะวิทยาการสารสนเทศ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุวรรณ รัศมีขวัญ)

วันที่... 7 ...เดือน... เมษายน ...พ.ศ. 2554

การวิจัยนี้ได้รับทุนอุดหนุนวิทยานิพนธ์ ระดับบัณฑิตศึกษา
จากสำนักงานความร่วมมือเพื่อการพัฒนาระหว่างประเทศ
ประจำปีการศึกษา 2554

ประกาศคุณูปการ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลงได้ด้วยความกรุณาจาก ผศ.ดร.กฤษณะ ชินสาร อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก ผศ.ดร.สุวรรณ รัศมิขวัณ อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม ที่กรุณาให้คำปรึกษาแนะนำแนวทางที่ถูกต้อง ตลอดจนแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ ด้วยความละเอียดถี่ถ้วนและเอาใจใส่ด้วยดีเสมอมา ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งเป็นอย่างยิ่ง จึงขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ โอกาสนี้

ขอขอบพระคุณ สำนักงานความร่วมมือเพื่อการพัฒนาระหว่างประเทศที่ให้ทุนการศึกษาทั้งหลักสูตรแก่ผู้วิจัย เพื่อให้ได้รับการศึกษาและทำการวิจัยในครั้งนี้

ขอกราบขอบพระคุณ พี่ชาย และพี่สาวของผู้วิจัย ที่เป็นกำลังใจ และให้การสนับสนุนผู้วิจัยเสมอมา

ขอขอบคุณ พี่ ๆ เพื่อน ๆ และน้อง ๆ หลักสูตรวิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศทุกคน ที่ให้กำลังใจ และให้การสนับสนุนการทำวิจัยของผู้วิจัยเสมอมา

คุณค่าและประโยชน์ของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบเป็นกตัญญูกตเวทิตาแด่ บพกาří บรูพจารย์ และผู้มีพระคุณทุกท่านทั้งในอดีตและปัจจุบัน ที่ทำให้ข้าพเจ้าเป็นผู้มีการศึกษาและประสบความสำเร็จมาจนตราบเท่าทุกวันนี้

บุญมี พันธวงศ์

กุมภาพันธ์ 2554

51912838 : สาขาวิชา: เทคโนโลยีสารสนเทศ; วท.ม. (เทคโนโลยีสารสนเทศ)

คำสำคัญ : PLSR/PCA/PCA-Stepwise/MLR-Enter Selection, MLR-Stepwise Selection/

โครงข่ายประสาทเทียม

บุญมี พันธวงศ์: การเปรียบเทียบวิธีการสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยวิธีระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้สอน (Comparison of Feature Extraction Method for Gold Price Forecasting Using Supervised Neural Networks) คณะกรรมการ ควบคุมวิทยานิพนธ์: กฤษณะ ชินสาร, Ph.D., สุวรรณ รัศมีขวัญ, Ph.D. 109 หน้า. ปี พ.ศ. 2554.

วิทยานิพนธ์ครั้งนี้ นำเสนอการเปรียบเทียบวิธีการสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์ราคาทองคำและวิธีการพยากรณ์ราคาทองคำแบบวิธีการรวม โดยได้นำเทคนิคการสกัดปัจจัยด้วยวิธี Partial Least Square Regression (PLSR), การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis: PCA), วิธีผสมระหว่าง PCA กับ Stepwise Selection, วิธีการวิเคราะห์การถดถอยหลายตัวแปรแบบ Enter Selection และ วิธีการวิเคราะห์การถดถอยหลายตัวแปรแบบ Stepwise Selection จากนั้นทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการสกัดปัจจัยโดยนำปัจจัยที่ได้เข้าสู่อการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (BPNN) และ แบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (RBFNN) โดยการศึกษาจะพิจารณาจากผลของการพยากรณ์ กล่าวคือ วิธีการสกัดปัจจัยที่ให้ผลการพยากรณ์ที่สูงกว่าจะถือว่าวิธีการสกัดปัจจัยนั้นมีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีการสกัดปัจจัยแบบอื่น จากผลการทดลอง พบว่าเมื่อนำปัจจัยราคาทองคำ 18 ปัจจัย (มิติ) มาผ่านกระบวนการสกัดคุณลักษณะที่กล่าวมาข้างต้น และได้ปัจจัยที่เหมาะสมกับการพยากรณ์ คือ 6 ปัจจัย, 9 ปัจจัย, 6 ปัจจัย, 5 ปัจจัย และ 9 ปัจจัย ตามลำดับ นอกจากนี้ ผู้วิจัยพบว่า วิธีการ PLSR เป็นวิธีการสกัดปัจจัยที่ให้ผลการพยากรณ์สูงสุด โดยให้ค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ร้อยละ 0.477 และ 0.376 สำหรับการพยากรณ์ด้วย BPNN และ RBFNN ตามลำดับ จากนั้นก็นำผลที่ได้ในการพยากรณ์จากขั้นตอนแรกมาทำการเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และ แบบฟังก์ชันรัศมีฐาน ผลการทดลองพบว่าตัวแบบของทั้งสองโครงข่ายที่มีอัตราส่วนของข้อมูลฝึกสอนต่อข้อมูลทดสอบเป็น 80 : 20 และมีสถาปัตยกรรมเป็น 2 : 2 : 1 และ 2 : 2 : 1 ตามลำดับ ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูง โดยมีร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 0.388% และ 0.350% ตามลำดับ

51912838: MAJOR: INFORMATION TECHNOLOGY; M.Sc. (INFORMATION TECHNOLOGY)

KEYWORDS: PLSR/PCA/PCA-STEPWISE/MLR-ENTER SELECTION/MLR-STEPWISE
SELECTION/NEURAL NETWORKS

BOUNMY PHANTHAVONG: COMPARISON OF FEATURE EXTRACTION
METHOD FOR GOLD PRICE FORECASTING USING SUPERVISED NEURAL
NETWORKS. ADVISORY COMMITTEE: KRISANA CHINNASARN, Ph.D., SUWANNA
RASMEQUAN, Ph.D. 109 P. 2011.

This thesis proposes comparison methods of feature extraction algorithms for gold price forecasting based on supervised neural network techniques. The algorithm proposed in this thesis consists of two main steps which are feature extraction and combined learning algorithms. First, gold price feature extraction methods compose of Partial Least Square Regression (PLSR), Principal Component Analysis (PCA), combining PCA and Stepwise Selection (PCA-Stepwise) and Multiple Linear Regression (MLR). In the last feature extraction algorithm consists of two sub-steps which are Enter Selection and Stepwise Selection methods. Experimental results from the first step show that from 18 input features, the proposed extraction algorithms as above-mentioned produce 6, 9, 6, 5, and 9 factors, respectively. And also PLSR is the optimal method for gold price forecasting which produces an efficient result with the mean absolute percentage error (MAPE) of the BPNN and the RBFNN are 0.477% and 0.376%, respectively. Thereafter, the forecasting values from the BPNN and the RBFNN obtained from the previous step are used as the input for the next step. Second, gold price forecasting methods based on BPNN and RBFNN with different structures to the previous step are presented. The BPNN structure, learning algorithm, and node function used in this step are 2 : 2 : 1, gradient descent, and hyperbolic-tangent function, respectively. And the RBFNN structure and node function are 2 : 2 : 1 and the Gaussian function, respectively. Experimental results from this step show that the second step learning algorithm with training and testing ratio 80 : 20 produce the optimal result with the MAPE of 0.388% and 0.350%, respectively.

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	จ
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญภาพ.....	ฐ
บทที่	
1 บทนำ.....	1
ความเป็นมา.....	1
ความสำคัญของปัญหา.....	2
วัตถุประสงค์การวิจัย.....	6
ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการวิจัย.....	6
ขอบเขตของการวิจัย.....	7
ระยะเวลาในการดำเนินงานวิจัย.....	7
2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	8
2.1 เกณฑ์ในการพิจารณาเลือกใช้เทคนิคการพยากรณ์.....	8
2.2 การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงซ้อน (Multiple Regression).....	14
2.3 การวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก (Principal Component Analysis).....	21
2.4 Partial Least Square Regression.....	23
2.5 ระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิธีการแพร่กระจายย้อนกลับ.....	25
2.6 ระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน.....	27
2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	32
3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	34
3.1 ขั้นตอนวิธีการเปรียบเทียบการสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์ราคาทองคำ.....	34
3.1.1 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล.....	35
3.1.2 ขั้นตอนการสกัดปัจจัยและเปรียบเทียบปัจจัยตัวใหม่.....	36
3.1.3 ขั้นตอนการพยากรณ์.....	39

สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า
3.2 การเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ราคาทองคำ.....	42
3.2.1 การสกัดปัจจัยและการกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมของ วิธีการพยากรณ์เดี่ยว.....	43
3.2.2 การสร้างตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมในการเพิ่มประสิทธิภาพขั้นของ ตอนวิธีการพยากรณ์ราคาทองคำ.....	44
3.2.3 การเพิ่มประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีการพยากรณ์ราคาทองคำด้วย โครงข่ายประสาทเทียม.....	44
3.3 การวัดระดับความถูกต้องแม่นยำของการพยากรณ์.....	45
4 ผลการวิจัย.....	46
4.1 ขั้นตอนวิธีการเปรียบเทียบการสกัดปัจจัย.....	46
4.1.1 ผลที่ได้จากการเตรียมข้อมูล.....	46
4.1.2 ผลที่ได้จากการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธี.....	47
4.1.3 เปรียบเทียบผลที่ได้จากการสกัดปัจจัย.....	50
4.1.4 ปัจจัยที่อยู่ในองค์ประกอบหลักหรือปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัย ในแต่ละวิธี.....	51
4.1.5 ผลการทดลองวัดประสิทธิภาพของวิธีการสกัดปัจจัยแต่ละวิธีด้วยการ พยากรณ์ด้วยระบบโครงข่ายประสาทเทียม.....	57
4.1.6 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อน กลับและแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน.....	65
4.2 ขั้นตอนวิธีเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ราคาทองคำ.....	66
4.2.1 ผลการเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ แพร่ย้อนกลับ.....	67
4.2.2 ผลการเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม แบบฟังก์ชันรัศมีฐาน.....	68
4.2.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพในขั้นตอนวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพในการ พยากรณ์.....	68
5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	71

สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	71
5.2 ข้อเสนอแนะ.....	72
5.3 งานที่จะพัฒนาต่อไปในอนาคต.....	72
บรรณานุกรม.....	73
ภาคผนวก.....	75
ภาคผนวก ก.....	76
ภาคผนวก ข.....	78
ประวัติย่อของผู้วิจัย.....	109

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
1-1 ผลการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของเพียร์สัน.....	3
1-2 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยที่ใช้ในการพยากรณ์.....	3
1-3 ผลที่ได้จากการลดมิติของข้อมูลด้วยการวิเคราะห์ปัจจัยหลัก (PCA).....	4
1-4 การเปรียบเทียบผลที่ได้จากการพยากรณ์แต่ละวิธี.....	4
1-5 ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำ แห่งในประเทศไทย.....	5
1-6 ระยะเวลาในการดำเนินงานวิจัย.....	6
3-1 การแบ่งกลุ่มข้อมูลสำหรับการฝึกสอนและทดสอบ.....	40
4-1 เปรียบเทียบจำนวนปัจจัยตัวใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยทั้ง 5 วิธี.....	50
4-2 แสดงปัจจัยทั้งหมดที่ใช้ในงานวิจัยนี้ก่อนการสกัดปัจจัย.....	51
4-3 การหาว่าเวกเตอร์ที่คล้ายคลึงกัน (Similarity Vectors) ด้วยวิธีการของโคไซน์ ระหว่างองค์ประกอบหลักหรือปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR.....	53
4-4 การกำหนดปัจจัยย่อยให้กับแต่ละองค์ประกอบหลักด้วยวิธี PLSR.....	53
4-5 การหาว่าเวกเตอร์ที่คล้ายคลึงกันด้วยวิธีการของโคไซน์ระหว่างองค์ประกอบหลัก หรือปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA.....	54
4-6 การกำหนดปัจจัยย่อยให้กับแต่ละองค์ประกอบหลักของวิธีการสกัดปัจจัย ด้วยวิธี PCA.....	55
4-7 การหาว่าเวกเตอร์ที่คล้ายคลึงกันด้วยวิธีการของโคไซน์ระหว่างองค์ประกอบหลัก หรือปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA-Stepwise.....	56
4-8 การกำหนดปัจจัยย่อยให้กับแต่ละองค์ประกอบหลักของวิธีการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA-Stepwise.....	57
4-9 ค่าพารามิเตอร์ซึ่งกำหนดให้เท่ากันทุกตัวแบบ.....	58

สารบัญตาราง(ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4-10 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA.....	59
4-11 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR.....	60
4-12 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี Enter Selection.....	60
4-13 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี Stepwise Selection	61
4-14 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA-Stepwise.....	61
4-15 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐานของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA.....	63
4-16 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐานของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR.....	63
4-17 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐานของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี Enter Selection.....	64

สารบัญตาราง(ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4-18 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐานของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี Stepwise Selection.....	64
4-19 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐานของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA-Stepwise.....	65
4-20 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ด้วยค่า MAPE ระหว่างโครงข่ายแบบแพร่ย้อนกลับ และ แบบฟังก์ชันรัศมีฐาน.....	65
4-21 เปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำของขั้นตอนวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ.....	67
4-22 เปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำของขั้นตอนวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน.....	68
4-23 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยตัวแบบของโครงข่าย BPNN-based combining และ RBFNN-based combining.....	69
4-24 เปรียบเทียบวิธีการหาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยกับราคาทองคำและการนำตัวแบบมาใช้ในการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE).....	70

สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
2-1 ตัวอย่างกราฟรูปแบบแนวนอน.....	10
2-2 ตัวอย่างกราฟรูปแบบฤดูกาล.....	10
2-3 ตัวอย่างกราฟรูปแบบวัฏจักร.....	11
2-4 ตัวอย่างกราฟรูปแบบแนวโน้ม.....	11
2-5 ตัวอย่างข่ายงานประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	25
2-6 เครือข่ายฟังก์ชันรัศมีฐาน.....	27
3-1 ขั้นตอนวิธีการเปรียบเทียบการสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์.....	34
3-2 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล.....	35
3-3 ขั้นตอนการสกัดปัจจัยและเปรียบเทียบปัจจัยตัวใหม่.....	36
3-4 ขั้นตอนการพยากรณ์.....	39
3-5 แผนภาพจำลองของ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ.....	40
3-6 แผนภาพจำลองของ โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (RBF).....	41
3-7 ขั้นตอนการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยวิธีการรวม โดยระบบ โครงข่ายประสาทเทียม แบบมีผู้สอน.....	43
4-1 ค่าเวกเตอร์เฉพาะ (eigenvalue) ของ PCA.....	47
4-2 ค่าองค์ประกอบหลักของ PLSR ที่เหมาะสมในการพยากรณ์ตัวแปรเกณฑ์.....	48
4-3 ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรพยากรณ์ และ ตัวแปรเกณฑ์.....	48
4-4 ค่าสัมประสิทธิ์ (coefficient) ความสัมพันธ์ของแต่ละปัจจัยและค่า P-value ในขั้นตอน Enter Selection.....	49
4-5 ค่าสัมประสิทธิ์ (coefficient) ความสัมพันธ์ของแต่ละปัจจัย และ ค่า P-value ในขั้นตอน Stepwise Selection.....	49
4-6 ค่าสัมประสิทธิ์ (coefficient) ความสัมพันธ์ของแต่ละปัจจัยและค่า P-value ในขั้นตอน PCA-Stepwise	50
4-7 ประสิทธิภาพการเรียนรู้ของตัวแบบ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับด้วย ปัจจัยที่ได้จากการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธี.....	59

สารบัญภาพ(ต่อ)

ภาพที่	หน้า	
4-8	ประสิทธิภาพการเรียนรู้ของตัวแบบ โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐานด้วย ปัจจัยที่ได้จากการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธี.....	62
4-9	การเปรียบเทียบราคาทองคำที่ได้จากการพยากรณ์กับราคาทองคำจริงของตัวแบบของ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับและแบบฟังก์ชันรัศมีฐานที่นำปัจจัยจากการ สกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR มาใช้เป็นปัจจัยนำเข้าของตัวแบบ.....	66
4-10	การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ราคาทองคำที่ได้จากวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพ ในพยากรณ์และราคาทองคำจริง.....	69

บทที่ 1

บทนำ

ความเป็นมา

การพยากรณ์การเคลื่อนไหวของราคาทองคำนั้นถือว่าเป็นสิ่งจำเป็นสำหรับนักลงทุนหรือบุคคลที่สนใจอยากลงทุนซื้อขายทองคำ ซึ่งถ้าผลของการพยากรณ์มีความแม่นยำก็จะทำให้นักธุรกิจได้ผลตอบแทนจากแผนการลงทุนที่ดี ในการพยากรณ์ราคาทองคำให้มีประสิทธิภาพและความแม่นยำนั้นจะต้องหาปัจจัยที่มีความสัมพันธ์สูงต่อการเคลื่อนไหวของราคาทองคำด้วย ดังนั้นวิธีการในการหาปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำจึงเป็นประเด็นสำคัญที่จะต้องพิจารณา เพราะถ้าสามารถนำปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ต่อการเคลื่อนไหวของราคาทองคำที่เหมาะสมที่สุด และมีปริมาณของปัจจัยที่น้อยก็จะทำให้การทำงานในการพยากรณ์เร็วขึ้นและให้ความแม่นยำสูง ปรีดา อนุสรณ์ธีรกุล (2552) ในการนำเสนอการเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ราคาทองคำโดยใช้วิธีพยากรณ์รวมด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับที่มีความสามารถช่วยในการพยากรณ์ราคาทองคำในตลาดซื้อขายของประเทศไทยเพื่อช่วยในการวิเคราะห์และเป็นแนวทางในการตัดสินใจในการลงทุนซื้อขายทองคำที่มีความแม่นยำสูง โดยได้รวบรวมปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำมีทั้งหมด 18 ปัจจัย และได้้นำปัจจัยทั้งหมดมาทำการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ระหว่าง ราคาทองคำกับปัจจัยทั้งหมดโดยการกำหนดให้ราคาทองคำเป็นตัวแปรตามและตัวแปรอิสระได้แก่ปัจจัยที่มีผลต่อราคาทองคำจากการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของเพียร์สัน (Pearson' coefficient of Correlation -r) โดยการนำปัจจัยที่มีระดับความสัมพันธ์กับราคาทองคำมาประกอบการสร้างตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับได้สามตัวแบบ จากนั้นจึงนำปัจจัยมาผ่านตัวแบบทั้งสาม ผลลัพธ์ที่ได้จากทั้งสามตัวแบบก็จะนำมาเป็นปัจจัยเพื่อพยากรณ์ราคาทองคำด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับอีกกรอบหนึ่ง โดยมีร้อยละของค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 1.268% ซึ่งแสดงให้เห็นถึงการสกัดปัจจัยนั้นมีผลทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำสูง Ying Sai, Shiwei Zhu และ Tao Zhang (2008) ได้นำเสนอวิธีการพยากรณ์ การแก้ปัญหาทางการเงิน โดยใช้วิธีแบบลูกผสมระหว่าง การวิเคราะห์ปัจจัยหลัก (PCA) และ โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันกัณฑ์ฐาน (RBF) โดยได้ใช้วิธี PCA มาสกัดปัจจัย แล้วนำปัจจัยใหม่ที่ได้มาเป็นปัจจัยนำเข้าในการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันกัณฑ์ฐาน โดยมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเท่ากับ 89.16% จากที่กล่าวมาจะเห็นได้ว่าการวิเคราะห์ปัจจัยมีความสำคัญเป็นอย่างมากต่อการพยากรณ์ซึ่งเป็นตัวแปรอิสระที่จะทำให้การพยากรณ์มี

ประสิทธิภาพและความแม่นยำสูง ด้วยเหตุนี้เองจึงทำให้ผู้วิจัยมีความสนใจที่จะศึกษาเทคนิคการสกัดปัจจัยด้วยเทคนิคที่หลากหลายแล้วนำมาเปรียบเทียบผลที่ได้จากการสกัดปัจจัยในแต่ละเทคนิคเพื่อให้ได้เทคนิคในการสกัดปัจจัยที่เหมาะสมเพื่อที่จะทำให้การพยากรณ์มีประสิทธิภาพและความแม่นยำสูง

ความสำคัญของปัญหา

ปัญหาที่พบในการพยากรณ์ราคาทองคำที่มีอยู่ในปัจจุบัน

- วิธีการสกัดปัจจัยให้ได้ปัจจัยใหม่ที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำ
- การพยากรณ์ราคาทองคำที่มีความแม่นยำต่ำและในระยะสั้น

(1) การสกัดปัจจัยหรือลดปัจจัยที่มีผลกระทบต่อการเคลื่อนไหวของราคาทองคำ เพื่อที่จะได้ปัจจัยที่ดีที่สุดและเป็นปัจจัยนำเข้าในการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

ในการวิเคราะห์หาปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำที่เหมาะสมที่สุดเพื่อที่จะลดจำนวนปัจจัยให้น้อยลงและทำให้กระบวนการในการพยากรณ์เร็วขึ้น การพยากรณ์การเคลื่อนไหวของราคาทองคำจากปัจจัยภายนอกและปัจจัยภายในตัวของทองคำเองก็เป็นอีกประเด็นที่จะต้องพิจารณาอย่างเคร่งครัด เพราะว่าเมื่อนำปัจจัยที่คิดว่าจะมีผลกระทบต่อราคาทองคำมาเป็นจำนวนมากจะทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยทั้งหมดที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำ แต่ว่าปัจจัยบางอย่างที่นำเข้ามานี้อาจจะมีความสัมพันธ์กันเองมากกว่าที่จะไปสัมพันธ์ต่อการเคลื่อนไหวกับราคาทองคำก็ได้ซึ่งจะทำให้ปัจจัยนำเข้าตัวแบบในการพยากรณ์มีปริมาณมาก และส่งผลให้ผลลัพธ์ที่ได้ในการพยากรณ์นั้นเกิดความคลาดเคลื่อนสูงซึ่งเป็นผลทำให้ขาดความน่าเชื่อถือต่อผลลัพธ์ที่ได้และจะส่งผลให้นักลงทุนซื้อขายทองคำเกิดความไม่มั่นใจไม่อยากจะลงทุน ดังนั้นปัจจัยจึงถือว่าเป็นองค์ประกอบที่สำคัญต่อการพยากรณ์การเคลื่อนไหวของราคาทองคำ

ปรีดา อนุสรณ์ธีรกุล (2552) ได้พิจารณาคัดเลือกปัจจัยที่คิดว่าจะมีความสัมพันธ์กับราคาทองคำในประเทศไทย ทั้งหมด 18 ปัจจัย เพื่อเป็นข้อมูลนำเข้าแบบจำลองการพยากรณ์ร่วมด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับตามตารางที่ 1-1 ซึ่งได้วิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างราคาทองคำกับปัจจัยทั้งหมดโดยการกำหนดราคาทองคำเป็นตัวแปรตามและตัวแปรอิสระเป็นปัจจัยต่าง ๆ ที่พิจารณาแล้วคาดว่ามีความสัมพันธ์ต่อการเคลื่อนไหวของราคาทองคำโดยการตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามและตัวแปรอิสระโดยเลือกใช้การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของเพียร์สัน (Pearson' coefficient of Correlation - r) แต่ในการคัดเลือกปัจจัยโดยการหาสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์แบบเพียร์สันนั้นจะทำให้เกิดความสัมพันธ์กันเองของตัวปัจจัย ซึ่งเมื่อ

มีตัวปัจจัยที่มีความเกี่ยวข้องกันจำนวนมากจะทำให้ความสัมพันธ์ต่อตัวแปรเกณฑ์น้อยและทำให้ตัวแปรพยากรณ์มีปริมาณมาก

ตารางที่ 1-1 ผลการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของเพียร์สัน

		Gold	SP500	ทองคำสด	ราคาทอง	EUR	USD	Pointhum	ดัชนี	ค่าเฉลี่ย
Gold	Pearson Correlation Coefficient	1.000	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*
	N	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000
SP500	Pearson Correlation Coefficient	0.497*	1.000	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*
	N	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000
ทองคำสด	Pearson Correlation Coefficient	0.497*	0.497*	1.000	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*
	N	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000
ราคาทอง	Pearson Correlation Coefficient	0.497*	0.497*	0.497*	1.000	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*
	N	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000
EUR	Pearson Correlation Coefficient	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	1.000	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*
	N	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000
USD	Pearson Correlation Coefficient	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	1.000	0.497*	0.497*	0.497*
	N	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000
Pointhum	Pearson Correlation Coefficient	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	1.000	0.497*	0.497*
	N	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000
ดัชนี	Pearson Correlation Coefficient	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	1.000	0.497*
	N	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000
ค่าเฉลี่ย	Pearson Correlation Coefficient	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	0.497*	1.000
	N	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000	12000

* Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).
* สัมพันธ์กัน อย่างมีนัยสำคัญที่ระดับนัยสำคัญ (2-tailed).

Z. Ismail, A. Yahya and A. Shabri. (2009) ได้นำเสนอวิธีการพยากรณ์ราคาทองคำโดยใช้ Multiple Linear Regression Method โดยได้กำหนดปัจจัยทั้งหมด 8 ปัจจัย ซึ่งมีทั้งหมดสองตัวแบบ คือ ตัวแบบ Naïve model ให้เป็น “forecast-1” และตัวแบบ Multiple Linear Regression ให้เป็น “MLR-model B” และได้ใช้การวิเคราะห์ปัจจัยแบบ single dependent variable ตามตารางที่ 1-2 โดยใช้โปรแกรม SPSS ช่วยในการวิเคราะห์เพื่อเป็นปัจจัยนำเข้าตัวแบบในการพยากรณ์ การสร้างสมการด้วยวิธีนี้เรามองเรื่องความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรพยากรณ์และตัวแปรเกณฑ์ แต่เมื่อมีตัวแปรพยากรณ์มากขึ้นก็จะทำให้เกิดปัญหาเรื่องตัวแปรพยากรณ์เกิดความสัมพันธ์กันเอง (Multicollinearity) ก็จะทำการพยากรณ์ตัวแปรเกณฑ์เกิดความคลาดเคลื่อนมากตามไปด้วย

ตารางที่ 1-2 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยที่ใช้ในการพยากรณ์

	GP	CSB	INF	MI	NYSE	SPX	T-BILL	USDX	EUROUSD
GP	1.00	-0.364*	0.367*	-0.650*	-0.764*	-0.694*	-0.608*	-0.233*	0.332*
CSB		1.00	0.478*	0.257*	-0.223	-0.208	-0.038	0.006	-0.134
INF			1.00	0.201	0.512*	0.513*	0.452*	0.266*	-0.418*
MI				1.00	-0.632*	-0.679*	-0.310*	0.299*	-0.381*
NYSE					1.00	0.947*	0.728*	0.267*	-0.541*
SPX						1.00	0.823*	0.681	-0.190
T-BILL							1.00	-0.197	0.105
USDX								1.00	-0.952*
EUROUSD									1.00

* Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

Ying Sai, Shiwei Zhu และ Tao Zhang. (2008) ได้นำเสนอวิธีการพยากรณ์ ปัญหาทางการเงิน โดยใช้วิธีแบบลูกผสมระหว่าง การวิเคราะห์ปัจจัยหลัก (PCA) และ โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (RBF) สืบเนื่องจากการพยากรณ์ที่ผ่านมา เขาได้ใช้ PCA ในการสกัดปัจจัยเพื่อลดมิติของข้อมูลตามตาราง 3 และพยากรณ์ด้วยฟังก์ชันรัศมีฐาน ซึ่งผลของการพยากรณ์นั้นให้ประสิทธิภาพและความแม่นยำสูงตามตาราง 1-4 แต่ปัญหาก็คือเมื่อใช้ PCA ในการสกัดปัจจัยก็จะได้ปัจจัยตัวใหม่ที่ไม่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์หรือตัวแปรพยากรณ์

ตารางที่ 1-3 ผลที่ได้จากการลดมิติของข้อมูลด้วยการวิเคราะห์ปัจจัยหลัก (PCA)

Component	Initial eigenvalues			Extraction sums of squared loadings			Rotation sums of squared loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	7.127	26.397	26.397	7.127	26.397	26.397	4.428	16.401	16.401
2	3.598	13.325	39.722	3.598	13.325	39.722	3.270	12.110	28.511
3
14	.610	2.258	90.846	.610	2.258	90.846	.952	3.562	90.846
15	.446	1.653	92.499
...
21	.004	.016	100.000

ตารางที่ 1-4 การเปรียบเทียบผลที่ได้จากการพยากรณ์แต่ละวิธี

Model	Number of samples	Number of errors	Hit ratio
BPNN	120	26	78.33%
ARIMA	120	35	70.83%
RBFNN	120	22	81.67%
PCA-RBFNN	120	13	89.16%

(2) การพยากรณ์ที่มีความแม่นยำต่ำและในระยะสั้น

ในการพยากรณ์ราคาทองคำที่มีประสิทธิภาพความแม่นยำต่ำและสามารถพยากรณ์ได้ในช่วงเวลาที่สั้น นั้นอาจจะไม่เพียงพอสำหรับนักธุรกิจที่จะนำผลของการพยากรณ์มาใช้ในการวิเคราะห์และวางแผนในการเก็งกำไรการซื้อขายทองคำในระยะยาว

วรารุทธิ์ พานิชกิจ โกศลกุล (2549) ได้ทำการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ราคาทองคำรูปพรรณรายวันระหว่างวิธีการพยากรณ์ของโฮลด์ วิธีการพยากรณ์ของบ็อกซ์-เจนกินส์และวิธีการ

พยากรณ์รวม การพยากรณ์รวมโดยใช้การวิเคราะห์การถดถอย ปัจจัยที่ใช้ในการพยากรณ์คือ ราคาทองคำรูปพรรณรับซื้อรายวัน ผลการวิจัยพบว่าการพยากรณ์ราคาทองคำรูปพรรณรับซื้อรายวันด้วยวิธีการของ บ็อกซ์-เจนกินส์ มีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีอื่นๆ โดยมีร้อยละของค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 1.660% แต่สามารถพยากรณ์ล่วงหน้าได้ 10 วัน

นิภาพร ลี้มทุลสวัสดิ์ (2552) ได้ศึกษาการเปรียบเทียบข้อมูลการพยากรณ์ราคาทองคำแท่งโดยวิธี ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average Mode) การวิจัยนี้มีจุดมุ่งหมายเพื่อศึกษาถึงปัจจัยที่มีผลกระทบต่อราคาทองคำแท่งในประเทศไทยและเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์ราคาทองคำแท่งในประเทศไทย ราคาทองคำแท่งในตลาดโลก และอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ ระหว่างข้อมูลรายวันกับข้อมูลรายเดือน โดยวิธีอาร์มา การศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อราคาทองคำแท่งในประเทศไทยใช้ข้อมูลรายปีตั้งแต่ปี 2533 – 2550 ส่วนการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA จะใช้ข้อมูลรายวันและรายเดือนของราคาทองคำแท่งในประเทศไทย ราคาทองคำแท่งในตลาดโลกและอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ โดยวิธีการที่ใช้ในการวิเคราะห์สามารถถดถอยเชิงซ้อนตามตารางที่ 1-5 และการวิเคราะห์ ARIMA ซึ่งจากผลการศึกษาพบว่า ปัจจัยราคาทองคำแท่งในตลาดโลก ปริมาณการนำเข้าทองคำของไทยและปริมาณการผลิตทองคำของโลกมีความสัมพันธ์ทางบวกกับราคาทองคำแท่งในประเทศไทยอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 99 ในการพยากรณ์โดยวิธี ARIMA จะให้ความแม่นยำสูงในระยะสั้น

ตารางที่ 1-5 ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำแท่งในประเทศไทย

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
PW _t	25.86529	3.133765	7.953873	0.0000
lnRS _t	1.374834	0.394913	3.484108	0.0017
GW _t	-1.362234	0.380136	-3.574689	0.0004
C	-11120.33	2986.089	-3.724184	0.0003
R-squared	0.971050	Mean dependent var		6230.556
Adjusted R-squared	0.955818	S.D. dependent var		2140.323
S.E. of regression	395.7094	Akaike info criterion		14.99237
Sum squared resid	2192003	Schwarz criterion		15.19023
Log likelihood	-150.0313	F-statistic		161.1139
Durbin-Watson stat	1.551206	Prob(F-statistic)		0.000000

Pravit Khaemasunun (2009) ได้นำเสนอวิธีการพยากรณ์ราคาทองคำในประเทศไทย โดยใช้วิธีของ ARIMA และ Multiple Regression โดยปัจจัยที่ใช้ในการพยากรณ์มีทั้งหมด 7 ปัจจัย พบว่าการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ ARIMA(1,1,1) และ Multiple Regression ทั้งสองตัวแบบสามารถนำไปพยากรณ์พร้อมกันได้และให้ความแม่นยำสูงในการพยากรณ์ในระยะสั้น โดยในตัวแบบ ARIMA ใช้เวลาในการพยากรณ์ 11 วัน

จากความสำคัญของปัญหาที่ได้กล่าวไปแล้วนั้นทำให้ผู้วิจัยมีความสนใจที่จะทำการศึกษาและวิจัยวิธีการสกัดปัจจัยเพื่อหาวิธีที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ราคาทองคำ และการหาตัวแบบในการพยากรณ์ที่ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูงในระยะที่ยาวกว่าการพยากรณ์ราคาทองคำในปัจจุบัน แม้ว่าปัญหานี้จะมีความยุ่งยากอยู่หลายประการแต่ก็เป็นสิ่งท้าทายให้ผู้วิจัยพยายามทำการวิจัยและพัฒนาขั้นตอนวิธีการพยากรณ์เพื่อให้ได้ผลสำเร็จตามวัตถุประสงค์ที่กำหนดไว้

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อศึกษาวิธีการสกัดปัจจัยหรือวิธีการลดปริมาณปัจจัยเพื่อให้ได้ปัจจัยตัวใหม่ที่ไม่มีความสัมพันธ์กันเองแต่มีความสัมพันธ์มากที่สุดกับราคาทองคำและเพื่อศึกษาเปรียบเทียบปริมาณปัจจัยตัวใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธี
2. เพื่อศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ราคาทองคำทองคำด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (BPNN) และ แบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (RBFNN)
3. เพื่อเป็นแนวทางในการศึกษาขั้นสูงเกี่ยวกับการพยากรณ์ต่อไป

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย

1. ได้ขั้นตอนวิธีการลดจำนวนปัจจัย และ/หรือ กำหนดปัจจัยใหม่ที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำและได้จำนวนปัจจัยที่เหมาะสมให้กับตัวแบบของการพยากรณ์
2. ได้ตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการพยากรณ์ราคาทองคำที่เหมาะสมกับปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดในแต่ละวิธี
3. สามารถนำวิธีการสกัดปัจจัยและตัวแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ไปใช้เป็นแนวทางเพื่อการตัดสินใจและวางแผนการลงทุนซื้อขายทองคำ

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ตั้งแต่ปี พ.ศ 2503 เป็นต้นมา เทคนิคการพยากรณ์ วิชิต หล่อจิระชุมภ์กุล (2548) ได้รับการพัฒนาอย่างรวดเร็วทั้งนี้อาจเป็นเพราะความต้องการเกี่ยวกับการพยากรณ์ในวงการธุรกิจในปัจจุบันมีมาก ซึ่งเป็นผลสืบเนื่องมาจากการแข่งขันและความสลับซับซ้อนในวงการธุรกิจที่มากขึ้นก็ได้ และผลของการพยากรณ์ได้มีบทบาทสำคัญในกระบวนการตัดสินใจอีกด้วย

เทคนิคการพยากรณ์มีอยู่หลายวิธีการ ซึ่งจำเป็นจะต้องเลือกใช้ให้เหมาะสมกับเงื่อนไขหรือปัจจัยแวดล้อมของงานนั้น โดยเทคนิคการพยากรณ์และเกณฑ์การเลือกใช้โดยปกติจะจำแนกเทคนิคการพยากรณ์ออกเป็น 2 พวกใหญ่ๆ คือ เทคนิคเชิงปริมาณ (Quantitative technique) และเทคนิคเชิงคุณภาพ (Qualitative technique)

เทคนิคเชิงคุณภาพคือเทคนิคที่ฝ่ายบริหารอาศัยดุลยพินิจเป็นเกณฑ์ในการพยากรณ์ค่าหรือสถานการณ์ในอนาคตเพื่อมุ่งเน้นการพยากรณ์รูปแบบ (Pattern) หรือความเปลี่ยนแปลงของสถานการณ์รวมถึงเทคโนโลยีในภายภาคหน้าของทั้งภายในองค์กรและสภาพแวดล้อมภายนอก โดยมากจะเป็นการคาดการณ์ระยะยาวซึ่งเป็นเรื่องที่ทำได้ยากต้องอาศัยการระดมปัญญา (Brainstorm) จากคณะผู้เชี่ยวชาญต่าง ๆ ที่เข้าใจในเรื่องนั้นๆ ซึ่งสิ้นเปลืองค่าใช้จ่ายมากวิธีนี้จึงไม่ค่อยได้รับความนิยมในการนำมาพัฒนามากนักแต่ได้รับการนำไปใช้มากในองค์กรใหญ่ ๆ ที่มีทุนดำเนินการสูง

การพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative technique) ทรงศิริ แต่สมบัติ (2549) สามารถจำแนกออกเป็นสองประเภทใหญ่ ประเภทที่ 1 เป็นวิธีการที่มีแนวความคิดว่าพฤติกรรมในอดีตของสิ่งที่จะพยากรณ์ควรจะเพียงพอที่จะพยากรณ์พฤติกรรมในอนาคตของตัวมันเองได้ ส่วนการพยากรณ์เชิงปริมาณประเภทที่ 2 เป็นวิธีการที่มีแนวความคิดว่าพฤติกรรมของสิ่งที่จะพยากรณ์ถูกกำหนดขึ้นโดยสิ่งอื่น ๆ ซึ่งมีความสัมพันธ์บางลักษณะกับสิ่งที่จะพยากรณ์และในงานวิจัยนี้ได้เลือกรูปแบบในการพยากรณ์เชิงปริมาณประเภทที่สอง โดยเกณฑ์ในการพิจารณาเลือกใช้เทคนิคการพยากรณ์มีดังนี้

2.1 เกณฑ์ในการพิจารณาเลือกใช้เทคนิคการพยากรณ์

เกณฑ์การพิจารณาเลือกเทคนิคการพยากรณ์นั้นมีด้วยกันหลายประการมิใช่พิจารณาเฉพาะความถูกต้องแม่นยำในผลลัพธ์แต่เพียงประการเดียวเท่านั้นแต่ต้องพิจารณาเลือกจากเกณฑ์ 6 ประการได้แก่

2.1.1 ช่วงพยากรณ์ (Lead time หรือ time horizon)

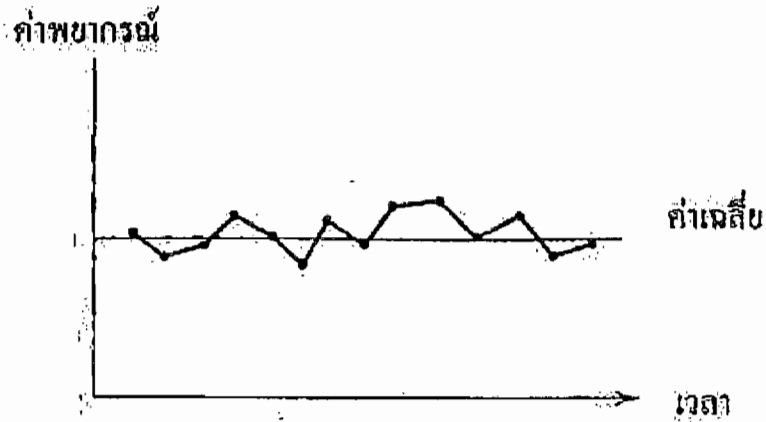
ช่วงพยากรณ์แบ่งออกเป็นหลายช่วงหรือระยะเวลาซึ่งจะถูกเลือกใช้แตกต่างกันไปตามความจำเป็นและช่วงพยากรณ์แต่ละแบบก็จะมีเทคนิคการพยากรณ์ที่สอดคล้องกับช่วงเวลาแบบนั้นหลายวิธี

- (1) ระยะนับปล้น (Immediate term) ระยะเวลาน้อยกว่า 1 เดือน
- (2) ระยะสั้น (Short term) ระยะเวลาตั้งแต่ 1 เดือนถึง 3 เดือน
- (3) ระยะกลาง (Medium term) ระยะเวลาตั้งแต่ 3 เดือนถึง 2 ปี
- (4) ระยะยาว (Long term) ระยะเวลามากกว่า 2 ปีขึ้นไป

2.1.2 ลักษณะของข้อมูล

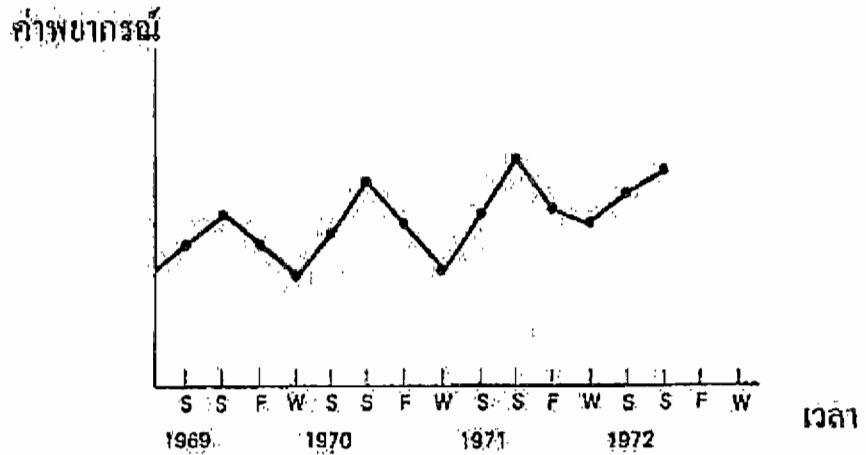
มาตรฐานส่วนใหญ่ของวิธีการพยากรณ์ คือ ผลสรุปของประเภทของรูปแบบที่ค้นพบในข้อมูลที่พยากรณ์ เช่น อนุกรมเวลาบางชุดแสดงภาพลักษณะฤดูกาล พอ ๆ กับลักษณะแนวโน้มขณะที่ชุดอื่น ๆ อาจจะประกอบด้วยค่าเฉลี่ย ซึ่งกระจายค่าสุ่มขึ้น ๆ ลง ๆ รอบค่าเฉลี่ยเพราะว่าวิธีการพยากรณ์ที่แตกต่างกันแปรผันตามความสามารถในการแยกแยะรูปแบบที่แตกต่างกันจึงเป็นความสำคัญที่จะต้องจับคู่ระหว่างรูปแบบที่สันนิษฐานในข้อมูลเข้ากับเทคนิคการพยากรณ์ที่เหมาะสม การพยากรณ์เชิงปริมาณจึงยึดถือเทคนิคเหล่านั้นเป็นรูปแบบต่อไปได้แต่สำหรับการพยากรณ์เชิงคุณภาพรูปแบบเหล่านั้น และ/หรือความสัมพันธ์นี้สามารถนำความจริงของรูปแบบบาง รูปแบบและไม่ต้องการแยกแยะออกมาให้เห็นอย่างชัดเจน ปกติรูปแบบของข้อมูลมี 4 รูปแบบคือ รูปแบบแนวนอน, รูปแบบฤดูกาล รูปแบบวัฏจักร และรูปแบบแนวโน้ม

2.1.2.1. รูปแบบแนวนอน เมื่อถือว่าไม่มีแนวโน้ม (Trend) ในข้อมูลกรณีนี้จะมีลักษณะที่ไม่เพิ่มขึ้นแต่เพียงทางเดียวหรือไม่ลดลง แต่เพียงทางเดียว แต่ข้อมูลอาจมีค่าเพิ่มหรือลดก็ได้โดยค่าของข้อมูลจะมีค่าใกล้เคียงกับระดับเฉลี่ยและมีระดับความผันผวน ไม่สูงมากค่าของข้อมูลมักเกาะอยู่ใกล้เส้นแนวนอน (Horizontal line)



ภาพที่ 2-1 ตัวอย่างกราฟรูปแบบแนวนอน (สุมิตรา เรื่องพิระกุล, 2540)

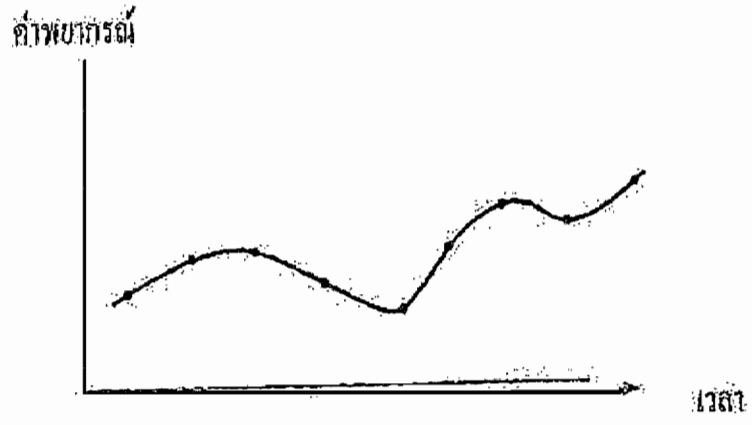
2.1.2.2. รูปแบบฤดูกาล คือรูปแบบของข้อมูลที่มีค่าผันผวนไปเพราะปัจจัยด้านฤดูกาลหรือเทศกาลโดยฤดูกาลนี้อาจหมายถึงวันของสัปดาห์เดือนของปีหรือฤดูกาลต่าง ๆ เช่นยอดจำหน่ายเครื่องดื่มซึ่งมียอดจำหน่ายสูงในฤดูร้อนหรือยอดจำหน่ายครีมกันแดดสูงในฤดูร้อน เป็นต้น



ภาพที่ 2-2 ตัวอย่างกราฟรูปแบบฤดูกาล (สุมิตรา เรื่องพิระกุล, 2540)

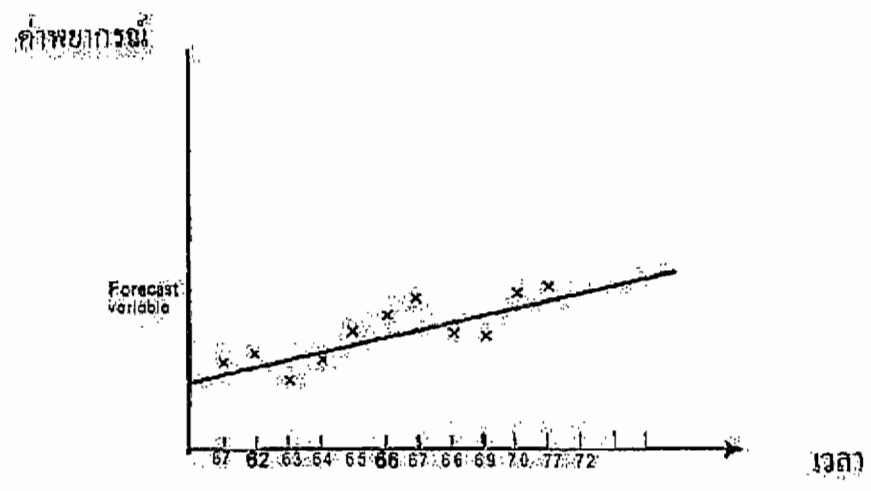
2.1.2.3. รูปแบบวัฏจักร คือรูปแบบของข้อมูลที่ผันผวนไปตามวัฏจักร เช่น วัฏจักรธุรกิจ ลักษณะของรูปแบบนี้จะเหมือนกับรูปแบบฤดูกาลเพียงแต่ช่วงกว้างของวงจรหนึ่ง ๆ มักกว้างกว่าโดยปกติจะครอบคลุมเวลาหลายปีจนกว่าจะถึงจุดเปลี่ยน โ้คงและวงจรต่างๆมักจะกว้างไม่คงที่เหมือนรูปแบบฤดูกาลดังนั้นจึงพบความยุ่งยากเมื่อข้อมูลเข้าข่ายรูปแบบนี้เพราะไม่อาจคาดหมาย

วงจรมีในภายหน้าได้ว่าจะกว้างเท่าไร เช่น รูปแบบข้อมูลของราคาโลหะ มูลค่าผลิตภัณฑ์ประชาชาติ (GNP)



ภาพที่ 2-3 ตัวอย่างกราฟรูปแบบวัฏจักร (สุเมตตรา เรื่องพฤษกุล, 2540)

2.1.2.4. รูปแบบแนวโน้ม คือรูปแบบของข้อมูลที่มักเคลื่อนไหวตามกาลโดยเพิ่มขึ้นอยู่เสมอ หรือลดลงอยู่เสมออย่างใดอย่างหนึ่ง ตัวอย่างที่พบคือ ดัชนีชี้ภาวะทางเศรษฐกิจ เช่น ดัชนีราคาสินค้าจำแนกตามหมวด เช่น ราคาหุ้น



ภาพที่ 2-4 ตัวอย่างกราฟรูปแบบแนวโน้ม (สุเมตตรา เรื่องพฤษกุล, 2540)

2.1.3 ชนิดของตัวแบบ

ตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์แบ่งได้เป็น 2 แนวทาง คือ ตัวแบบอนุกรมเวลา (Time series model) และตัวแบบทางสถิติ ตัวแบบของอนุกรมเวลาซึ่งเป็นเทคนิคพยากรณ์ที่ถือเอาเวลาหรือกาลเวลาร่วมเป็นตัวแปรโดยอาจปรากฏอย่างชัดเจนหรืออยู่ในรูปของตัวแปรล่าช้าที่ผันแปรค่าตามกาลหรือหมายถึงเป็นเทคนิคพยากรณ์ที่ถือว่ารูปแบบของข้อมูลแบบหนึ่งหรือแบบผสมที่มาจากหลายแบบมีการเคลื่อนไหวค่าตามกาลหมายความว่าต้องมีอนุกรมเวลาของข้อมูลและระยะเวลาเข้ามาเกี่ยวข้องโดยอนุกรมนั้นมีรูปแบบเดิมตลอดเวลาโดยเคลื่อนไปตามกาลทั้งนี้ถือว่าการอาศัยเทคนิคอนุกรมของข้อมูลเป็นหลักฐานในการระบุรูปแบบของข้อมูลด้วย

ตัวแบบอนุกรมเวลา (Time series model) คือตัวแบบที่ผูกพันกับเวลาโดยตัวแปรอาจผูกพันกับเวลาส่วน ๆ แต่เวลาอาจแฝงเร้น (Implicit) หรือผูกพันกับเวลาอย่างเปิดเผย (Explicit) ดังนั้นจึงแบ่งตัวแบบอนุกรมเวลาออกเป็น 2 แบบคือ

(1) **ตัวแบบอนุกรมเวลา** กรณีนี้ค่าของตัวแปรที่สนใจจะผูกพันกับเวลาเพียงอย่างเดียวโดยเวลาส่งผลต่อความเคลื่อนไหวค่าตัวแปร เทคนิคพยากรณ์ที่จัดว่าเป็นตัวแบบอนุกรมเวลาคือเทคนิคเชิงปริมาณ (Quantitative technique) ทั้งหมดที่มีอยู่

(2) **ตัวแบบความสัมพันธ์** กรณีนี้ค่าของตัวแปรที่สนใจจะผูกพันกับตัวแปรอื่นที่อาจเคลื่อนไหวตามกาลหรือผูกพันกับเวลาโดยตรง

อาจกล่าวได้ว่าตัวแบบอนุกรมเวลาก็คือตัวแบบความสัมพันธ์ที่ตัวแปรอิสระคือเวลา โดยตัวแบบความสัมพันธ์นี้มีข้อดีที่สามารถกำหนดทิศทางของค่าพยากรณ์ได้ตามเงื่อนไขที่กำหนดให้กับตัวแปรอิสระทำให้สามารถมีทางเลือกสำหรับค่าพยากรณ์ต่างๆ ได้หลายแนวและเลือกใช้ได้ตามความเหมาะสมตามสภาพเงื่อนไขที่เหมาะสมกับตัวแปรอิสระ

แต่ตัวแบบของความสัมพันธ์ก็มีจุดอ่อนเช่นเดียวกันคือจะต้องจัดเตรียมข้อมูลของตัวแปรหลากหลายตัวจึงทำให้เสียเวลาเก็บรวบรวมข้อมูลมากกว่ากรณีตัวแบบอนุกรมเวลา นอกจากนี้ยังต้องศึกษาข้อตกลงของตัวแปรสุ่ม (Disturbance term) ทั้งยังต้องคาดหมายค่าในอนาคตของตัวแปรอิสระเสียก่อนจึงจะพยากรณ์ค่าในอนาคตของตัวแปรตามได้

2.1.4. ค่าใช้จ่ายที่ใช้ในการพยากรณ์

เทคนิคการพยากรณ์ที่แตกต่างกันย่อมเสียค่าใช้จ่ายต่างกันไปเทคนิคบางประการเสียมากบางประการเสียน้อยโดยในงานวิจัยนี้จะไม่มีการเจาะจงนำเรื่องเกณฑ์ค่าใช้จ่ายมาพิจารณามากนักโดยสรุปทางเลือกที่จำเป็นต้องพิจารณาในเรื่องต่อไปนี้จะแตกต่างกันไปได้แก่ ค่าพัฒนา

โปรแกรม (Development cost) ค่าเก็บรักษาข้อมูล (Data storage cost) ค่าปฏิบัติการหรือดำเนินการ
โปรแกรม (Operating cost)

2.1.5 ระดับความแม่นยำ

ระดับความแม่นยำเป็นสิ่งที่ใช้วัดระดับความสามารถของเทคนิคการพยากรณ์ว่า
สามารถทำนายได้แม่นยำเพียงใดโดยการเอาค่าประมาณความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์เป็น
เกณฑ์พิจารณา โดยปกติจำเป็นต้องวัดระดับความถูกต้องแม่นยำเพราะต้องการทราบว่า
ถ้าสถานการณ์คงเดิมอยู่แต่เปลี่ยนไปใช้เทคนิคพยากรณ์แบบอื่นๆ แทนแบบที่กำลังใช้อยู่จะมีความ
ถูกต้องเพิ่มขึ้นหรือไม่เพียงใด

ดังนั้นจึงจำเป็นต้องเลือกวิธีหรือเครื่องมือที่จะนำมาใช้วัดระดับความถูกต้องแม่นยำ
ของการพยากรณ์แล้วนำไปใช้เพื่อหาเทคนิคการพยากรณ์ที่สามารถทำนายได้ถูกต้องแม่นยำที่สุด
โดยวิธีการวัดความถูกต้องแม่นยำของค่าพยากรณ์นั้นสามารถกระทำได้หลายวิธีดังนี้

วิธีที่ 1 MAD (Mean Absolute Deviation) เป็นค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์
ที่วัดจากค่าความคลาดเคลื่อน โดยไม่คำนึงถึงทิศทางของความคลาดเคลื่อน โดยหากค่า MAD มีค่า
ยิ่งน้อยหมายถึงการพยากรณ์มีความแม่นยำสูง

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |e_t|}{n} = \frac{\sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t|}{n} \quad (2.1)$$

ซึ่ง $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$
โดยที่ Y_t หมายถึง ค่าจริงของข้อมูล ณ เวลา t
 \hat{Y}_t หมายถึง ค่าพยากรณ์ข้อมูล Y_t
 n หมายถึง จำนวนข้อมูลทั้งหมด

วิธีที่ 2 MSE (Mean Squared Error) เป็นวิธีที่นิยมกันอย่างแพร่หลายโดยการนำ
ค่าที่พยากรณ์ได้ไปเปรียบเทียบกับค่าจริงหากค่าที่ได้เข้าไปใกล้ศูนย์หมายถึงเทคนิคพยากรณ์ที่เลือกใช้
นั้นให้ค่าถูกต้องแม่นยำแต่หากได้ค่าที่มากกว่าศูนย์มาก ๆ จะหมายถึงเทคนิคพยากรณ์ที่เลือกใช้ให้
ค่าพยากรณ์ที่ไม่แม่นยำ

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n} \quad (2.2)$$

วิธีที่ 3 Mean Absolute Percentage Error (MAPE) เป็นวิธีที่พัฒนาต่อจาก PE โดยมุ่งแก้ปัญหาเรื่องเครื่องหมายของ PE ที่มีผลต่อภาพรวมโดยการตัดเครื่องหมายของ PE ออกแล้วสนใจเฉพาะปริมาณของ PE (Absolute of PE) แต่พบว่า MAPE นี้ยังมีจุดอ่อนเช่นเดียวกับวิธี MSE คือภายหลังจากที่ตัดสินใจเลือกใช้เทคนิคพยากรณ์ได้แล้วก็ตามดำเนินการไปเรื่อยๆ ไปจนสุดท้ายเมื่อวิเคราะห์ระดับความถูกต้องแม่นยำโดยวิธี MAPE พบว่าได้ร้อยละ 10 คำถามคือไม่สามารถตอบได้ว่าวิธีที่วิเคราะห์ด้วยความยากมากนี้ดีเพียงใดหรือดีกว่าเทคนิคอื่นหรือไม่ ด้วยเหตุนี้จึงจำเป็นต้องมีดัชนีอื่นที่วิเคราะห์ได้ง่ายคือหาค่าพยากรณ์มาโดยวิธีง่ายๆ เพื่อใช้เป็นดัชนีเบื้องต้นแล้วจึงเอา MAPE มาเทียบกับค่าของดัชนีดังกล่าว โดยผลการเปรียบเทียบจะชี้ให้เห็นว่าเทคนิคการพยากรณ์ที่คิดแตกต่างกันไปจากวิธีที่ง่ายๆ นั้นพยากรณ์ได้ดีกว่าวิธีง่ายๆ (Naïve) เพียงใด หากเลือกใช้เทคนิคการพยากรณ์หลายๆ รูปแบบและทุกแบบก็ถูกนำเอาค่า MAPE มาเทียบกับดัชนีเดียวกันนี้ จะทำให้ทราบได้ว่าเทคนิคการพยากรณ์หลากหลายเหล่านั้นดีกว่ากันเพียงใดในเชิงความถูกต้องแม่นยำ

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n |e_i / Y_i|}{n} \times 100 \quad (2.3)$$

2.2 การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงซ้อน (Multiple Regression)

เมื่อมีตัวแปรอิสระ k ตัว (X_1, X_2, \dots, X_k) ที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตาม Y โดยที่ความสัมพันธ์อยู่ในรูปเชิงเส้น จะได้สมการถดถอยเชิงซ้อน ซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Y และ X_1, X_2, \dots, X_k ดังนี้

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + e \quad (2.4)$$

โดยที่ β_0 = ส่วนตัดแกน Y เมื่อกำหนดให้ $X_1 = X_2 = \dots = X_k = 0$

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ เป็นสัมประสิทธิ์ความถดถอยเชิงส่วน (Partial Regression Coefficient) โดยที่ค่า β_i เป็นค่าที่แสดงการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรตาม Y เมื่อตัวแปรอิสระ X_i เปลี่ยนไป 1 หน่วย โดยที่ตัวแปรอิสระ X_j ตัวอื่น ๆ มีค่าคงที่

เช่น ถ้า X_1 เปลี่ยนไป 1 หน่วย ค่า Y จะเปลี่ยนไป β_1 หน่วย โดยที่ X_2, X_3, \dots, X_k มีค่าคงที่

สมมติฐานของการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงซ้อน

สมมติฐานของการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงซ้อนจะเหมือนกับสมมติฐานของการวิเคราะห์ความถดถอยอย่างง่าย โดยที่มีสมการเชิงเส้นเป็น

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + e \quad (2.5)$$

สมมติฐานมีดังนี้

- (1) ความคลาดเคลื่อน e เป็นตัวแปรที่มีการแจกแจงแบบปกติ
- (2) ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนเป็นศูนย์ นั่นคือ $E(e) = 0$
- (3) ค่าแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนเป็นค่าคงที่ที่ไม่ทราบค่า $V(e) = \sigma_e^2$
- (4) e_i และ e_j เป็นอิสระต่อกัน เมื่อ $i \neq j$ นั่นคือ $\text{covariance}(e_i, e_j) = 0$

การประมาณค่าพารามิเตอร์ของสมการความถดถอยเชิงซ้อน

จากสมการความถดถอยเชิงซ้อน ซึ่งมีพารามิเตอร์ $k+1$ ตัวคือ $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ การประมาณค่า $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ จะต้องใช้ข้อมูลตัวอย่างของตัวแปร Y, X_1, X_2, \dots, X_k โดยใช้ตัวอย่างขนาด n จากสมการความถดถอยเชิงซ้อน

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + e_i \quad (2.6)$$

จะประมาณค่า Y หรือประมาณสมการที่ (2.6) ด้วยสมการที่ (2.7)

$$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{1i} + \hat{\beta}_2 X_{2i} + \dots + \hat{\beta}_k X_{ki} \quad (2.7)$$

หรือ
$$\hat{Y}_i = a + b_1 X_{1i} + b_2 X_{2i} + \dots + b_k X_{ki} \quad (2.8)$$

โดยที่
$$\hat{\beta}_0 = a, \hat{\beta}_1 = b_1, \hat{\beta}_2 = b_2, \dots, \hat{\beta}_k = b_k$$

ดังนั้นค่าคลาดเคลื่อนในการประมาณค่า Y_i และ \hat{Y}_i คือ $Y_i - \hat{Y}_i = e_i$ (สมการที่(2.6) – (2.8))

การประมาณค่า $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ ด้วยค่า a, b_1, b_2, \dots, b_k ที่ทำให้ $\sum_{i=1}^n e^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$

มีค่าต่ำสุด

เพื่อให้เข้าใจง่าย สมมติว่า Y ขึ้นอยู่กับตัวแปร X เพียง 2 ตัวเท่านั้น คือ X_1 และ X_2 ดังนั้นสมการถดถอยคือ

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + e_i \quad (2.9)$$

ค่าประมาณของ Y_i คือ

$$\hat{Y}_i = a + b_1 X_{1i} + b_2 X_{2i} \quad (2.10)$$

และความคลาดเคลื่อน $e_i = Y_i - \hat{Y}_i$

ต้องการค่า $\min \sum_{i=1}^n e^2 = \min \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$ จึงใช้อนุพันธ์ย่อย (Partial Derivative)

เทียบกับ a, b_1 และ b_2 แล้วให้เท่ากับศูนย์ (= 0) ดังนี้

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial a} \left[\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \right] &= \frac{\partial}{\partial a} \left[\sum_{i=1}^n (Y_i - a - b_1 X_{1i} - b_2 X_{2i})^2 \right] \\ &= -2 \sum_{i=1}^n (Y_i - a - b_1 X_{1i} - b_2 X_{2i}) = 0 \end{aligned}$$

หรือ

$$-2 \sum_{i=1}^n Y_i + 2n + 2b_1 \sum_{i=1}^n X_{1i} + 2b_2 \sum_{i=1}^n X_{2i} = 0$$

$$na + b_1 \sum_{i=1}^n X_{1i} + b_2 \sum_{i=1}^n X_{2i} = \sum_{i=1}^n Y_i \quad (2.11)$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial}{\partial b_1} \left[\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \right] &= \frac{\partial}{\partial b_1} \left[\sum_{i=1}^n (Y_i - a - b_1 X_{1i} - b_2 X_{2i})^2 \right] \\ &= -2X_{1i} \sum_{i=1}^n (Y_i - a - b_1 X_{1i} - b_2 X_{2i}) = 0\end{aligned}$$

หรือ $-2 \sum X_{1i} Y_i + 2a \sum X_{1i} + 2b_1 \sum X_{1i}^2 + 2b_2 \sum X_{1i} X_{2i} = 0$

$$a \sum X_{1i} + b_1 \sum X_{1i}^2 + b_2 \sum X_{1i} X_{2i} = \sum X_{1i} Y_i \quad (2.12)$$

ในทำนองเดียวกัน $\frac{\partial}{\partial b_2} \left[\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \right] = 0$ จะได้

$$-2 \sum X_{2i} Y_i + 2a \sum X_{2i} + 2b_1 \sum X_{1i} X_{2i} + 2b_2 \sum X_{2i}^2 = 0$$

$$a \sum X_{2i} + b_1 \sum X_{1i} X_{2i} + b_2 \sum X_{2i}^2 = \sum X_{1i} X_{2i} \quad (2.13)$$

สมการ (2.11), (2.12) และ (2.13) เรียกว่าชุดของสมการปกติดังนี้

$$\left. \begin{aligned} na + b_1 \sum_{i=1}^n X_{1i} + b_2 \sum_{i=1}^n X_{2i} &= \sum_{i=1}^n Y_i \\ a \sum X_{1i} + b_1 \sum X_{1i}^2 + b_2 \sum X_{1i} X_{2i} &= \sum X_{1i} Y_i \\ a \sum X_{2i} + b_1 \sum X_{1i} X_{2i} + b_2 \sum X_{2i}^2 &= \sum X_{1i} X_{2i} \end{aligned} \right\} \quad (2.14)$$

ทำการคำนวณหาค่าของ a , b_1 และ b_2 จากชุดของสมการปกติ จะได้

$$b_1 = \frac{(\sum X_2^2)(\sum X_1 Y) - (\sum X_1 X_2)(\sum X_2 Y)}{(\sum X_1^2)(\sum X_2^2) - (\sum X_1 X_2)^2}$$

$$b_2 = \frac{(\sum X_1^2)(\sum X_2 Y) - (\sum X_1 X_2)(\sum X_1 Y)}{(\sum X_1^2)(\sum X_2^2) - (\sum X_1 X_2)^2}$$

เมื่อคำนวณได้ค่าของ b_1 และ b_2 ได้แล้วจึงหาค่า a ได้จากสมการ

$$a = Y - b_1 \bar{X}_1 - b_2 \bar{X}_2 \quad (2.15)$$

2.2.1 ความหมายของสัมประสิทธิ์ความถดถอยเชิงส่วน

ถ้ามีตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตาม (Y) 3 ตัวคือ X_1, X_2 และ X_3 สมการความถดถอยเชิงซ้อนคือ

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + e_i$$

ค่าประมาณ Y คือ

$$\hat{Y} = a + b_1 X_1 + b_2 X_2 + b_3 X_3 \quad (2.16)$$

จากสมการที่ (2.14) พารามิเตอร์คือ a, b_1, b_2 และ b_3 โดยที่

a คือ ส่วนหรือระยะตัดแกน Y ซึ่งหมายถึงเมื่อกำหนดให้ $X_1 = X_2 = X_3 = 0$

b_1, b_2 และ b_3 เป็นค่าประมาณของสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงส่วน ซึ่งมีหน่วยเหมือน Y และมีความหมายดังนี้

b_1 เป็นค่าซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Y และ X_1 หมายถึง ถ้า X_1 เพิ่มขึ้น 1 หน่วย จะทำให้ Y เปลี่ยนไป b_1 หน่วย (ขึ้นอยู่กับเครื่องหมายของ b_1) โดยกำหนดให้ค่าตัวแปรอิสระอื่นๆ คือ X_2 และ X_3 มีค่าคงที่

b_2 เป็นค่าซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Y และ X_2 หมายถึงถ้า X_2 เพิ่มขึ้น 1 หน่วยจะ ทำให้ Y เปลี่ยนไป b_2 หน่วย โดยกำหนดให้ X_1 และ X_3 มีค่าคงที่

ในทำนองเดียวกัน b_3 จะแสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่าง Y กับ X_3 โดยที่ ถ้า X_3 เพิ่มขึ้น 1 หน่วยจะทำให้ Y เปลี่ยนไป b_3 หน่วย โดยกำหนดให้ X_1 และ X_2 มีค่าคงที่

2.2.2 การทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับสัมประสิทธิ์ความถดถอย

ถ้ามีตัวแปรอิสระ k ตัว (X_1, X_2, \dots, X_k) มีความสัมพันธ์กับตัวแปร Y และเมื่อได้ทดสอบ F-test จากตารางการวิเคราะห์ความแปรปรวนเพื่อทดสอบสมมติฐาน

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

$$H_1 : \text{มี } \beta_i \text{ อย่างน้อย 1 ค่าที่ } \neq 0; i = 1, 2, \dots, k$$

ผลของการทดสอบสมมติฐานข้างต้น โดยการใช้สถิติ F จะเป็น

ก. ยอมรับสมมติฐาน H_0 ถ้า $F < F_{k, n-k-1}$ แสดงว่าตัวแปร Y ไม่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรอิสระทั้ง k ตัว (X_1, X_2, \dots, X_k)

ข. ปฏิเสธสมมติฐาน H_0 ถ้า $F > F_{k, n-k-1}$ แสดงว่ามีตัวแปรอิสระ (X 's) อย่างน้อย 1 ตัวที่มีความสัมพันธ์กับ Y

ในกรณีที่เกิด ข. คือ ปฏิเสธ H_0 จะต้องทำการทดสอบต่อไปว่ามี β_i ตัวใดบ้างที่ไม่เท่ากับ ศูนย์ หรือมี X ตัวใดบ้างที่สัมพันธ์กับ Y โดยการทดสอบสมมติฐานดังต่อไปนี้

สมมติฐาน

$$H_0 : \beta_i = 0$$

$$H_1 : \beta_i \neq 0; i = 1, 2, \dots, k$$

สถิติทดสอบ

$$t = \frac{b_j - 0}{S_{b_j}}$$

หรือ ใช้สถิติทดสอบ Z ถ้า n มีค่ามาก

เขตปฏิเสธสมมติฐาน H_0

$$\text{จะปฏิเสธสมมติฐาน } H_0 \text{ เมื่อ } t > t_{1-\frac{\alpha}{2}; n-k-1}$$

2.2.3 กระบวนการเลือกตัวแปรเข้าสมการถดถอย

โมเดลที่มีตัวแปรพยากรณ์หลายตัวเราต้องมีการพิจารณาว่าตัวแปรใดที่สามารถเข้าไปทำนายในสมการได้นั้น คือตัวแปรพยากรณ์ทั้งหมดถูกเลือกเข้าในสมการ พารามิเตอร์ทั้งหมดถูกประมาณค่าชุดของตัวแปรพยากรณ์ที่ถูกเลือกเอาไว้แล้วจะเป็นโมเดลที่มีตัวแปรพยากรณ์เข้าสมการ (entered) หรือถูกเลือกเข้าสมการ (selected) แต่มีบางกรณีที่มีตัวแปรพยากรณ์ที่ไม่ได้ถูกเลือกเข้าสมการ ซึ่งโมเดลที่มีตัวแปรเข้าสมการหรือไม่มีตัวแปรเข้าสมการจะ

เรียกว่า กระบวนการเลือกตัวแปร (variable selection procedure) ซึ่งมีอยู่หลายวิธีในการเลือกตัวแปรทั้งแบบ backward elimination, forward selection, stepwise selection เป็นต้น

Enter Selection วิธีการนี้จะเป็นการเลือกตัวแปรพยากรณ์เข้าสมการด้วยการวิเคราะห์เพียงขั้นตอนเดียว ซึ่งเป็นการคัดเลือกโดยใช้วิจารณ์ญาณของผู้วิจัยเองว่าจะคัดเลือกตัวแปรพยากรณ์ใดบ้างเข้าสมการ เริ่มตั้งแต่การคัดเลือกตัวแปรพยากรณ์มาศึกษา เมื่อคัดเลือกและเก็บข้อมูลแล้วทำการวิเคราะห์สถิติพื้นฐานและสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแต่ละคู่ และใช้สถิติพื้นฐาน โดยเฉพาะค่าความแปรปรวนหรือส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานกับค่าทดสอบนัยสำคัญของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเกณฑ์กับตัวแปรพยากรณ์และระหว่างตัวแปรพยากรณ์ด้วยกัน ในการคัดเลือกควรเลือกตัวแปรที่มีความแปรปรวนมาก ๆ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเกณฑ์กับตัวแปรพยากรณ์มีค่าสูงและมีนัยสำคัญทางสถิติแต่ละระหว่างตัวแปรพยากรณ์ด้วยกันมีค่าน้อยและไม่มีนัยสำคัญทางสถิติเมื่อคัดเลือกแล้วจะใช้ตัวแปรพยากรณ์ทุกตัวที่เลือกวิเคราะห์พร้อม ๆ กันทุกตัวแปรเข้าสมการหมด

Backward elimination ซึ่งเป็นกรณีที่ตัวแปรถูกขจัดออกจากโมเดลโดยเลือกตัวแปรเกณฑ์ได้น้อยที่สุด ในขั้นตอนแรกของการวิเคราะห์ ตัวแปรพยากรณ์ทั้งหมดจะถูกรวมอยู่ในโมเดลในขั้นตอนที่สองตัวแปรพยากรณ์จะถูกขจัดออกจากโมเดลโดยเลือกตัวแปรที่อธิบายความแปรปรวนในตัวแปรเกณฑ์ได้น้อยที่สุด ซึ่งการขจัดออกนี้อาจจะเลือกตัวแปรที่มีค่า t และ F ต่ำสุดที่ไม่มีนัยสำคัญ หรือคือตัวแปรพยากรณ์ที่ถูกขจัดออกจะเป็นตัวแปรพยากรณ์ Y ได้น้อยที่สุดและไม่มีนัยสำคัญและวิเคราะห์เช่นนี้ต่อเนื่องจนกระทั่งเหลือตัวแปรพยากรณ์ในโมเดลที่สามารถทำนายตัวแปรเกณฑ์ได้อย่างมีนัยสำคัญ อาจเปรียบเทียบค่าสถิติ t หรือ F ของตัวแปรพยากรณ์แต่ละตัวในโปรแกรมคอมพิวเตอร์บางโปรแกรมสามารถเลือกเกณฑ์การขจัดออกได้โดยกำหนดเป็นค่า F สูงสุดในการขจัดออก โดยโปรแกรมจะเลือกตัวแปรพยากรณ์ที่มีค่า F น้อยกว่าค่า F ที่เป็นเกณฑ์ในการขจัดออกโดยตัวแปรพยากรณ์ที่เหลืออยู่ในโมเดลจะมีค่า F สูงกว่าค่า F ที่เป็นเกณฑ์

Forward selection ตัวแปรจะถูกเพิ่มหรือถูกเลือกเข้าโมเดลบนพื้นฐานของความสามารถในการพยากรณ์ตัวแปรเกณฑ์ได้สูงสุด ในขั้นแรกของการวิเคราะห์จะไม่มีตัวแปรพยากรณ์ใดอยู่ในโมเดล ในขั้นตอนที่สอง ตัวแปรพยากรณ์จะถูกเพิ่มเข้าไปในโมเดลโดยเลือกตัวแปรพยากรณ์ที่สามารถอธิบายตัวแปรเกณฑ์ได้สูงสุด คือตัวแปรที่มีค่าสถิติ t หรือ F สูงสุดและมีนัยสำคัญทางสถิติหรือคือตัวแปรพยากรณ์ที่ถูกเลือกถัดมาจะสามารถพยากรณ์ Y ได้สูงสุดวิเคราะห์ต่อเนื่องจนกระทั่งตัวแปรพยากรณ์แต่ละตัวที่ถูกเลือกเข้าในโมเดลจะมีนัยสำคัญทางสถิติในการพยากรณ์ Y โมเดลคอมพิวเตอร์บางโปรแกรมจะใช้เกณฑ์ค่า F ต่ำสุด โปรแกรมจะเลือกตัวแปรพยากรณ์ที่มีค่า F มากกว่าค่า F ที่เป็นเกณฑ์เข้าในโมเดลทีละตัว

Stepwise selection เป็นวิธีเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการความถดถอยโดยใช้หลักเกณฑ์ของวิธี Backward Elimination และ วิธี Forward Selection รวมกันนั่นคือ

ขั้นที่ 1 จะใช้เกณฑ์ของ Forward โดยการเลือกตัวแปรอิสระ 1 ตัว ที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอย่างมีนัยสำคัญมากที่สุดเข้าสมการ โดยเลือกตัวแปรที่มีค่าสถิติทดสอบ T ที่มากที่สุด หรือมีค่า Sig ต่ำสุดเช่นเลือกได้ X_1

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + e \quad (2.17)$$

ขั้นที่ 2 ใช้เกณฑ์ของ Forward และ Backward รวมกันนั่นคือจากตัวแปรอิสระที่เหลือ $k-1$ ตัว เลือกตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอย่างมีนัยสำคัญมากที่สุดเข้าสมการ เช่นได้ X_2 สมการความถดถอยจะเป็น

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + e \quad (2.18)$$

ในขณะเดียวกัน เมื่อนำ X_2 เข้าในสมการแล้ว ถ้า X_1 และ X_2 มีความสัมพันธ์กันจะทำให้ค่า β_1 เปลี่ยนไป จึงต้องทำการทดสอบโดยใช้สถิติทดสอบ t ทดสอบความสัมพันธ์ระหว่าง Y กับ X_1 และ Y กับ X_2 ใหม่ ซึ่งอาจจะต้องมีการตัดตัวแปรอิสระ X_1 ออกไปเนื่องจากยอมรับ $H_0 : \beta_1 = 0$

ขั้นตอนต่อไปจะทำซ้ำขั้นตอน 2 คือ เลือกตัวแปรอิสระที่เหลือ เข้าสมการในขณะเดียวกันอาจจะต้องตัดตัวแปรอิสระที่อยู่ในสมการอยู่แล้วออกไปจนกระทั่งไม่มีตัวแปรอิสระใดที่ควรนำเข้ามาสมการหรือไม่มีตัวแปรอิสระตัวใดที่ควรถูกตัดออกจากสมการจึงหยุดแล้วจะได้สมการที่เหมาะสม

2.3 การวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก (Principal Component Analysis: PCA)

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักด้วย PCA (Jolliffe I.T, 2002) เป็นเทคนิคที่ใช้ในการลดมิติของข้อมูลที่มีจำนวนมาก โดยการสร้างตัวแปรใหม่ซึ่งเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิม และจะต้องสกัดหรือดึงรายละเอียดหรือค่าแปรปรวนจากตัวแปรเดิมมาไว้ในตัวแปรใหม่ให้มากที่สุด โดยการฉาย (project) เวกเตอร์ไปบนแกนใหม่ที่เรียกว่าแกนองค์ประกอบหลัก (Principal Component) ซึ่งแกนเหล่านี้มีความสำคัญแตกต่างกันลงไปตามความแปรปรวน (variance) บนแต่ละแกน

กำหนดให้ข้อมูลที่ใช้สอนคือ $X_k \in R^D, k=1,2,\dots,M$ โดย D คือ มิติของ X_k และ M คือจำนวนข้อมูล และมีขั้นตอนการหาค่าประกอบหลักดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 หาค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม (Covariance matrix, C)

หาค่าเฉลี่ยแต่ละคอลัมน์

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M X_i \quad (2.19)$$

หาค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

$$\phi_j = X_j - \mu \quad (2.20)$$

สร้างเมตริกซ์ของความแปรปรวนร่วม

$$C = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \phi_j \phi_j^T \quad (2.21)$$

ขั้นตอนที่ 2 หาค่าเจาะจง (eigenvalue, λ)

$$\lambda = CC^T \quad (2.22)$$

ค่าเวกเตอร์เจาะจง (eigenvector, v)

$$v = \frac{\phi C}{\sqrt{\lambda}} \quad (2.23)$$

ค่าเวกเตอร์เจาะจง (eigenvector, v) หรือ แกนองค์ประกอบหลัก จาก C กำหนดให้ $\lambda_1, \dots, \lambda_N (\lambda_i > 0)$ เป็นค่าเจาะจงจำนวน N ค่าแรกที่เรียงจากมากไปน้อยและ v_1, \dots, v_N เป็นเวกเตอร์เจาะจงที่ตรงกับค่าเจาะจงซึ่งค่าของ N จะมีค่าน้อยกว่าค่าของ D และค่าเจาะจง λ และเวกเตอร์เจาะจง v ข้อมูลทั้งสองมีความสมนัย (Correspondence) ซึ่งกันและกัน

2.4 Partial Least Square Regression:(PLSR)

2.4.1 คุณลักษณะทั่วไปของ PLS Regression

PLS Regression เป็นเทคนิคที่ได้รวมคุณลักษณะของ Principal Component Analysis และ Multiple Regression วัตถุประสงค์ก็คือการพยากรณ์และการวิเคราะห์ตัวแปรแฝงจากตัวแปรอิสระหรือตัวแปรพยากรณ์ สมการพยากรณ์สร้างจากการสกัดตัวแปรพยากรณ์ให้ตัวแปรพยากรณ์ตัวใหม่ (latent variable) ที่เรียกว่า Factor หรือ Principal Component ที่ไม่มีความสัมพันธ์กันแล้วนำมาสร้างเป็นสมการ Multiple Regression โดยอาศัยความแปรปรวนรวมหรือความสัมพันธ์ระหว่าง X (independent variable) และค่า Y (dependent variable) เพื่อลดปัญหาการที่ค่า X มีความสัมพันธ์กันเองสูง (Collinearity) ซึ่งมักจะส่งผลให้สมการ regression ที่ได้มีความน่าเชื่อถือต่ำในการนำไปทำนายค่า Y จาก X

2.4.2 ขั้นตอนการทำงานของ Partial Least Square Regression

เมื่อเราพิจารณาฐานข้อมูล X ที่มีจำนวนข้อมูลหรือจำนวนแถว (row) ทั้งหมด n และมีจำนวนหลัก (column) หรือมิติทั้งหมด P และตัวที่เราต้องการพยากรณ์หรือเอาต์พุต 1 ตัวแปร โดยกำหนดให้เป็น Y ข้อมูลทั้งหมดใน X และ Y เราต้องทำการนอร์มัลไลเซชันก่อน ในการพยากรณ์ด้วย PLSR สามารถพิจารณาตัวแปรเอาต์พุตได้หลายตัวแปรแต่ในที่นี้เราพิจารณาเพียง 1 ตัวแปรที่มีขนาด $n \times 1$ มิติเท่านั้น

$$X = [X_1 \dots X_i \dots X_p] \quad \forall i, E[X_i] = 0, \delta(X_i) = 1$$

$$\text{และ } E[Y] = 0, \delta(Y) = 1$$

ในองค์ประกอบแรกคือ T_1 ได้จากสมการ Linear Regression ของตัวแปรอิสระ P ตัว สัมประสิทธิ์ของความถดถอยได้จากการหาค่าความแปรปรวนร่วม (Covariance) ระหว่างตัวแปรเอาต์พุต Y กับตัวแปรเริ่มต้น (initial variable)

$$T_1 = XW_1 \tag{2.24}$$

$$W_1 = [w_{j1}]_{1 \leq j \leq P} \quad \text{โดยที่ } w_{j1} = \frac{\text{Cov}(X_j, Y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^P \text{Cov}(X_i, Y)^2}}$$

สมการความถดถอยจากตัวแปรอิสระ P ตัว กับองค์ประกอบ T_1 ดังนี้

$$Y = C_1 T_1 + Y^{(1)} \quad (2.25)$$

$$X = T_1 D_1^T + X^{(1)} \quad (2.26)$$

ซึ่ง C_1 และ D_1 เป็นสัมประสิทธิ์ของความสัมพันธ์และเวกเตอร์ถดถอย (regression vector)

$Y^{(1)}$ คือเวกเตอร์ค่าตอบที่เหลือ

$X^{(1)}$ คือเมตริกซ์ของตัวแปรอิสระที่เหลือ

ถ้าเวกเตอร์ $Y^{(1)}$ ที่เหลือหากมีนัยสำคัญก็จะมีค่าขององค์ประกอบ T_2 แต่ T_2 ไม่มีความสัมพันธ์กับ T_1 หรือทั้งสองตั้งฉากกันเมื่อคำนวณความแปรปรวนรวมระหว่าง T_2 กับ T_1 คือ $Cov(T_1, T_2) = 0$ และ T_2 มีความสัมพันธ์กับเวกเตอร์ $Y^{(1)}$ ที่เหลือ

$$T_2 = X^{(1)} W_2 \quad (2.27)$$

$$W_2 = [w_{j2}]_{1 \leq j \leq P} \quad \text{โดยที่ } w_{j2} = \frac{Cov(X_j^{(1)}, Y^{(1)})}{\sqrt{\sum_{i=1}^P Cov(X_i^{(1)}, Y^{(1)})^2}}$$

สมการถดถอยของทั้งสององค์ประกอบเขียนได้ดังนี้

$$Y = C_1 T_1 + Y^{(1)} = C_1 T_1 + C_2 T_2 + Y^{(2)} \quad (2.28)$$

ทำตามขั้นตอนนี้ไปเรื่อยๆ โดยใช้เทอมที่เหลือของความถดถอย (regression residual terms) ของทั้งตัวแปรอิสระและตัวแปรเกรงมาพิจารณาและทำไปจนถึง P ,

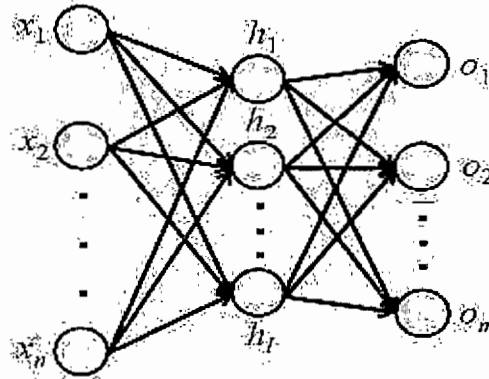
$$Y = \hat{Y} + \psi = TC + \psi \quad (2.29)$$

$$T = [T_1 \ T_2 \dots T_p] \quad C = [C_1 \ C_2 \dots C_p]^T$$

สำหรับ P_r คือเป็นทางเลือกของตัวปัจจัยที่นำมาใช้ในการตรวจสอบจุด thresholding ของความแปรปรวนของ $Y^{(pr)}$ ก็ใช้เป็นหยุดการทำงานของ PLS algorithm

2.5 ระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิธีการแพร่กระจายย้อนกลับ (Back propagation neural network)

ขั้นตอนวิธีการแพร่กระจายย้อนกลับ เป็นขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการเรียนรู้ของ โครงข่ายประสาทเทียมวิธีหนึ่ง ซึ่งนิยมใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น (Multilayer Neural Network) เพื่อใช้ในการปรับค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดให้เหมาะสม โดยการปรับค่านี้อาจขึ้นกับความแตกต่างของค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้กับค่าเอาต์พุตที่ต้องการ พิจารณาภาพที่ 2-5 ประกอบ



ภาพที่ 2-5 ตัวอย่างข่ายงานประสาทเทียมแบบหลายชั้น

ตัวอย่างในภาพที่ 2-5 แสดงข่ายงานป้อนไปหน้าแบบหลายชั้นซึ่งประกอบไปด้วยชั้นอินพุต ชั้นฮิดเดนหรือชั้นซ่อน และชั้นเอาต์พุต ในภาพแสดงชั้นฮิดเดนเพียงชั้นเดียวแต่อาจมีมากกว่าหนึ่งชั้นก็ได้ เส้นเชื่อมจะเชื่อมต่อเป็นชั้น ๆ ไม่ข้ามชั้นจากชั้นอินพุต ไปชั้นฮิดเดน ถ้ามีชั้นฮิดเดนมากกว่าหนึ่งชั้นก็เชื่อมต่อกันไป และสุดท้ายจากชั้นซ่อน ไปชั้นเอาต์พุต

ในการปรับค่าน้ำหนักโดยขั้นตอนวิธีการแพร่กระจายย้อนกลับนั้น เราต้องนิยามค่าผิดพลาดการสอนสำหรับข่ายงาน $E(\vec{w})$ จากนั้นจะหาค่าน้ำหนักที่ทำให้ค่าผิดพลาดต่ำสุด นิยามค่าผิดพลาดดังนี้

$$E(\vec{w}) = \frac{1}{2} \sum_{d \in D} \sum_{k \in \text{outputs}} (t_{kd} - o_{kd})^2 \quad (2.30)$$

โดยที่ outputs คือเซตของเอาต์พุตโหนดในข่ายงานประสาทเทียม t_{kd} และ o_{kd} เป็นค่าเอาต์พุตเป้าหมายและเอาต์พุตที่ได้จากข่ายงานประสาทเทียมตามลำดับของเอาต์พุตโหนดที่ k ของตัวอย่างที่ d ขั้นตอนการแพร่กระจายย้อนกลับจะค้นหาค่าน้ำหนักที่ให้ค่าผิดพลาดต่ำสุด ขั้นตอนของ Back-propagation Algorithm มีดังนี้

1. กำหนดค่าอัตราเร็วในการเรียนรู้ (Learning rate : r)
2. สำหรับแต่ละตัวอย่างอินพุตให้ทำตามขั้นตอนต่อไปนี้จนกว่าได้ระดับการแสดงผล (Performance) ที่ต้องการ
 - คำนวณหาค่าเอาต์พุตโดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นซึ่งอาจได้จากการสุ่ม
 - คำนวณหาค่า β ซึ่งแทนประโยชน์ที่ได้รับสำหรับการเปลี่ยนค่าเอาต์พุตของแต่ละโหนด
 - ในชั้นเอาต์พุต

$$\beta_z = t_z - o_z \quad (2.31)$$

เมื่อ $t_z =$ ค่าเอาต์พุตที่ต้องการ
 $o_z =$ ค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้

- ในชั้นซ่อน

$$\beta_j = \sum_k w_{jk} o_k (1 - o_k) \beta_k \quad (2.32)$$

เมื่อ $w_{jk} =$ น้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างชั้นที่ j กับ k
 - คำนวณค่าน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลงไปสำหรับในทวน้ำหนัก ด้วยสมการต่อไปนี้

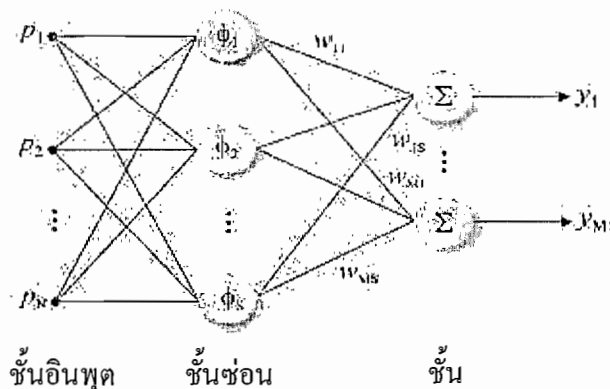
$$\Delta w_{jk} = r o_j (1 - o_j) \beta_j \quad (2.33)$$

- เพิ่มค่าน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลง สำหรับตัวอย่างอินพุตทั้งหมด และเปลี่ยนค่าน้ำหนัก

2.6 ระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (Radial Basis Function neural network)

โครงข่ายฟังก์ชันรัศมีฐาน (Radial Basis Function network หรือ RBF) เป็นโครงข่ายไปข้างหน้าประเภทหนึ่งที่ได้รับการยอมรับว่ามีประสิทธิภาพสูงโครงข่ายหนึ่งโครงข่ายฟังก์ชันรัศมีฐานแตกต่างไปจากโครงข่ายเพอร์เซ็ปตรอนแบบหลายชั้น (multi-layer perceptron) ตรงที่โครงข่ายฟังก์ชันรัศมีฐานนั้นมีชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียว (Broomhead and Lowe, 1988) สถาปัตยกรรมของโครงข่าย ฟังก์ชันรัศมีฐานโดยทั่วไปจะประกอบด้วย 3 ชั้นดังนี้

- **ชั้นอินพุต** แต่ละอินพุตจะแทนคุณลักษณะของเวกเตอร์อินพุต เหมือนกับในโครงข่ายเพอร์เซ็ปตรอนแบบหลายชั้นทั่ว ๆ ไป ในที่นี้เวกเตอร์อินพุตมีขนาดเท่ากับ N
- **ชั้นซ่อน** แต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนจะมีฟังก์ชันถ่ายโอนซึ่งมีลักษณะพิเศษ ที่ซึ่งให้ผลตอบสนองของฟังก์ชันที่ขึ้นอยู่กับระยะห่างระหว่างอินพุตกับจุดศูนย์กลางของฟังก์ชัน กล่าวคือถ้าเวกเตอร์อินพุตอยู่ใกล้จุดศูนย์กลางมากเอาต์พุตที่ได้จะมาก ถ้าเวกเตอร์อินพุตอยู่ห่างออกจากจุดศูนย์กลางเอาต์พุตที่ได้จะลดลงตามลำดับ ในที่นี้จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนมีขนาดเท่ากับ S
- **ชั้นเอาต์พุต** มีหน้าที่รวบรวมเอาต์พุตที่ได้จากแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนโครงข่ายให้เอาต์พุตในรูปของเวกเตอร์ขนาดเท่ากับ M



ภาพที่ 2-6 โครงข่ายฟังก์ชันรัศมีฐาน

ดังนั้นเราสามารถพิจารณาโครงข่ายฟังก์ชันรัศมีฐานเป็นฟังก์ชันการส่งระหว่างปริภูมิของอินพุต $p \in R^{N \times 1}$ ไปยังปริภูมิของเอาต์พุต $y \in R^{M \times 1}$ ได้จากโครงข่ายฟังก์ชันรัศมีฐานในรูปข้างต้น จะได้เอาต์พุตของโครงข่ายมีค่าเท่ากับ

$$y_i = \sum_{k=1}^S w_{ik} \phi_k(p, c_k) \quad (2.34)$$

$$= \sum_{k=1}^S w_{ik} \phi_k \left(\left\| p - c_k \right\|_2 \right) \quad (2.35)$$

โดยที่ $\phi_k(\cdot)$ คือ ฟังก์ชันส่งค่าจาก R^+ ไปยัง R
 $\| \cdot \|_2$ คือ ฟังก์ชันระยะทางแบบยุคลิด
 w_{ik} คือ ค่าน้ำหนักประสาทในชั้นซ่อน
 S คือ จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน
 $c_k \in R^{N \times 1}$ คือ เวกเตอร์จุดศูนย์กลางของฟังก์ชันรัศมีฐานในปริภูมิของเวกเตอร์

อินพุต

สำหรับแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนค่าระยะทางยุคลิดระหว่างเวกเตอร์จุดศูนย์กลาง c_k กับเวกเตอร์อินพุต p จะถูกคำนวณ เอาต์พุตของนิวรอนในชั้นซ่อนนี้จะได้จากฟังก์ชัน $\phi_k(\cdot)$ ซึ่งเป็นฟังก์ชันแบบไม่เป็นเชิงเส้นสุดท้ายแล้วเอาต์พุตของเครือข่ายจะได้จากผลรวมของค่าน้ำหนักประสาทกับเอาต์พุตของนิวรอนจากชั้นซ่อน

ส่วนหนึ่งของฟังก์ชัน $\phi_k(\cdot)$ ที่นำมาใช้ในชั้นซ่อน

- ฟังก์ชัน thin-plate-spline $\phi(p) = p^2 \ln p$
- ฟังก์ชันเกาส์เซียน $\phi(p) = e^{-\frac{p^2}{\sigma^2}}$
- ฟังก์ชันรากล้างสอง $\phi(p) = \sqrt{p^2 + \sigma^2}$
- ฟังก์ชันรากล้างสองผกผัน $\phi(p) = \frac{1}{\sqrt{p^2 + \sigma^2}}$

ฟังก์ชันที่ได้นำมาใช้ในงานวิจัยนี้ก็จะเป็ฟังก์ชันเกาส์เซียนการฝึกสอนเครือข่ายฟังก์ชันรัศมีฐานก็คือการค้นหาค่าพารามิเตอร์ของเครือข่ายซึ่งประกอบด้วย

- ค่าน้ำหนักประสาท w_{ik} , $i=1 \dots M, k=1 \dots S$
- เวกเตอร์จุดศูนย์กลางของนิวรอนในชั้นซ่อน c_k , $k=1 \dots S$
- ค่าพารามิเตอร์การกระจาย σ_k , $k=1 \dots S$

สำหรับการฝึกสอนที่ใช้ในงานวิจัยนี้คือการฝึกสอนแบบจุดศูนย์กลางคงที่ (fixed center) ซึ่งเป็นการฝึกสอนที่สุ่มเวกเตอร์จุดศูนย์กลางมาจากเวกเตอร์อินพุต และจะไม่มีการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งของจุดศูนย์กลางในระหว่างการฝึกสอน (Ham and Kostanic, 2001)

พิจารณาความสัมพันธ์เอาต์พุตของเครือข่ายฟังก์ชันรัศมีฐาน ต่อไปนี้

$$y_i = \sum_{k=1}^S w_{ik} \phi_k(p, c_k) \quad (2.36)$$

$$= \sum_{k=1}^S w_{ik} \phi_k \left(\frac{\|p - c_k\|}{2} \right) \quad (2.37)$$

จะเห็นได้ว่าพารามิเตอร์ที่ควบคุมการส่งค่าระหว่างอินพุตกับเอาต์พุตของเครือข่ายก็คือค่าน้ำหนักประสาท w_{ik} ในชั้น เอาต์พุต และเวกเตอร์จุดศูนย์กลาง c_k ของฟังก์ชันรัศมีฐาน(ในที่นี้คือฟังก์ชันเกาส์เซียน) ดังนั้นการฝึกสอนเครือข่ายฟังก์ชันรัศมีฐานที่ง่ายที่สุดก็คือกำหนดให้เวกเตอร์จุดศูนย์กลางมีค่าคงที่ โดยปกติแล้วในขั้นตอนการฝึกสอนจะทำการสุ่มเลือกเอาเวกเตอร์จุดศูนย์กลางจากเวกเตอร์อินพุต (Broomhead and Lowe, 1998) สิ่งสำคัญอย่างหนึ่งในการฝึกสอนแบบนี้ก็คือ จำนวนเวกเตอร์จุดศูนย์กลางที่สุ่มเลือกมาจะต้องมีจำนวนเพียงพอที่จะครอบคลุมปริภูมิของอินพุตที่ซึ่งไม่มีวิธีการที่แน่นอนในการหาว่าจำนวนของเวกเตอร์ดังกล่าวควรจะมีค่าเป็นเท่าไร หลักการอย่างหนึ่งก็คือเลือกเวกเตอร์จุดศูนย์กลางมากพอที่จะครอบคลุมปริภูมิของอินพุต แล้วในขณะที่ฝึกสอนเราสามารถกำจัดเวกเตอร์จุดศูนย์กลาง (นั่นก็คือนิวรอนในชั้นซ่อน) ออกจากเครือข่าย โดยที่ไม่ทำให้เครือข่ายลดประสิทธิภาพแต่อย่างใด

อัลกอริทึมการฝึกสอนเครือข่ายฟังก์ชันรัศมีฐานแบบจุดศูนย์กลางคงที่

1. กำหนดให้จำนวนคู่เวกเตอร์อินพุต/เอาต์พุตมีทั้งหมด Q คู่ จะได้เอาต์พุตของแต่ละนิวรอนคือ

$$\tilde{y}^q = \sum_{k=1}^S w_{ik} \phi(p^q, c_k), q = 1, \dots, Q$$

2. เขียนให้อยู่ในรูปของเมตริกซ์ได้ดังนี้

$$\begin{bmatrix} \tilde{y}^1 \\ \vdots \\ \tilde{y}^Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi(p^1, c_1) & \cdots & \phi(p^1, c_S) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi(p^Q, c_1) & \cdots & \phi(p^Q, c_S) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_S \end{bmatrix} \quad (2.38)$$

หรือ

$$\tilde{y} = \phi W \quad (2.39)$$

โดยที่ $\tilde{y} \in R^{Q \times 1}$ คือ เวกเตอร์ของเครือข่าย

$w \in R^{S \times 1}$ คือ เวกเตอร์น้ำหนักประสาทในชั้นซ่อน

$\phi \in R^{Q \times S}$ คือ เมตริกซ์ของฟังก์ชันรัศมีฐานในชั้นซ่อน

3. เนื่องจากจุดศูนย์กลางของฟังก์ชันรัศมีฐานถูกกำหนดให้คงที่ ดังนั้นการฝึกสอน จะทำการคำนวณหาเพียงน้ำหนักประสาท โดยใช้ค่าวัตถุประสงค์เป็นค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสอง (mean-square error) ระหว่างเอาต์พุตของเครือข่าย \tilde{y} กับข้อมูลอินพุตจริง y_d ดังนั้นฟังก์ชันวัตถุประสงค์สำหรับการฝึกสอนเครือข่ายคือ

$$J(w) = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q [y_d^q - \tilde{y}^q]^2 \quad (2.40)$$

$$= \frac{1}{2} (y_d - \tilde{y})^T (y_d - \tilde{y}) \quad (2.41)$$

โดยที่ $y_d \in R^{Q \times 1}$ คือ เวกเตอร์ของเอาต์พุตที่ต้องการ (จากค่าอินพุต/เอาต์พุต)

4. แทนสมการที่ 2.39 ลงในสมการที่ 2.41 จะได้

$$J(w) = \frac{1}{2} (y_d - \phi w)^T (y_d - \phi w) \quad (2.42)$$

5. ทำการอนุพันธ์เพื่อหาค่าน้อยที่สุดของ $J(w)$

$$\frac{\partial J(w)}{\partial w} = 0 \quad (2.43)$$

จะได้

$$-\phi^T y_d + \phi^T \phi w = 0 \quad (2.44)$$

แก้สมการข้างต้นด้วยเมตริกซ์ผกผันเทียม จะได้ค่านำหนักประสาทของเครือข่ายจากความผิดพลาดที่น้อยที่สุดคือ

$$w = (\phi^T \phi)^{-1} \phi^T y_d \quad (2.45)$$

$$= \phi^+ y_d \quad (2.46)$$

โดยที่ ϕ^+ คือเมตริกซ์ผกผันเทียมของฟังก์ชัน ϕ

การตั้งค่าพารามิเตอร์การกระจาย

ในกรณีที่ใช้ฟังก์ชันเกาส์เซียนเป็นฟังก์ชันรัศมีฐานพารามิเตอร์ที่สำคัญอย่างหนึ่งก็คือพารามิเตอร์การกระจาย σ ซึ่งโดยปกติแล้วจะกำหนดด้วยความสัมพันธ์ต่อไปนี้

$$\sigma = \frac{d_{\max}}{\sqrt{K}} \quad (2.47)$$

โดยที่ d_{\max} คือค่าระยะทางยุคลิดที่มากที่สุดระหว่างจุดศูนย์กลางที่กำลังพิจารณา และ K คือจำนวนของจุดศูนย์กลาง ดังนั้นจะได้ฟังก์ชันรัศมีฐานของนิวรอนในชั้นซ่อนคือ

$$\phi(P, c_k) = e^{-\frac{K}{d_{\max}^2} \|p - c_k\|^2} \quad (2.48)$$

2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Pravit Khaemasunun (2009) ได้ทำการพยากรณ์ราคาทองคำในประเทศไทยด้วยวิธีการ Multiple Linear Regression (MLR) และ Auto-Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) ปัจจัยทั้งหมดที่ใช้ 7 ปัจจัย เช่น Australian Dollars, Japanese Yen, US Dollars, Canadian Dollars, EU ponds, Oil price and Gold Future price ที่เห็นว่ามันจะมีผลกับการเปลี่ยนแปลงของราคาทองคำในประเทศไทย ผลการสร้างตัวแบบจากปัจจัยทั้งหมดพบตัวแบบของ ARIMA(1,1,1) พยากรณ์ในระยะสั้นที่มีความแม่นยำ ส่วนการวิเคราะห์ปัจจัยด้วย MLR พบว่าปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำมากที่สุดก็คือ US Dollars และนำปัจจัยทั้งหมดมาพยากรณ์จะสามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของราคาทองคำได้ 31.71%

ปรีดา อนุสรณ์ธีรกุล (2552) ได้ทำการศึกษาในการเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ราคาทองคำโดยใช้วิธีพยากรณ์รวมด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยนำผลที่ได้จากตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเดี่ยวเป็นตัวนำเข้าของตัวแบบการพยากรณ์แบบรวม ซึ่งผลการวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์ของตัวแบบจะได้ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์(MAPE) ต่ำที่สุด และปัจจัยที่ใช้ ราคาทองคำ 10 ปัจจัย ดัชนีราคาหลักทรัพย์ที่เป็นมาตรฐาน(S&P 500 index) ดัชนีราคาหุ้นกู้อายุ 30 ปี (30 year bond yields) ดัชนีราคาหุ้นกู้อายุ 10 ปี (10 year bond yields) ดัชนีการทำเหมือง (Gold bugs index) ดัชนีราคาน้ำมัน (Oil index) อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทของไทย ราคาโลหะเงิน แพลทินัม

Z. Ismail, A. Yahya and A. Shabri (2009) ได้ทำการศึกษาตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ราคาทองคำโดยใช้ Multiple Linear Regression Method ปัจจัยภายนอกที่ใช้ในการพยากรณ์ทั้งหมด 8 ปัจจัย และตัวแบบที่เลือกมี 2 ตัวแบบ คือ ตัวแบบ A ใช้วิธีการ Multi Linear Regression (MLR) ในการสร้างสมการ และตัวแบบ B ใช้วิธี A Naïve model ซึ่งเป็น forecast-1 ตัวแบบแรกใช้ข้อมูลนำเข้าทั้งหมดและได้ปัจจัยทั้งหมด 3 ปัจจัย ตัวแบบที่ 2 ได้ทำการคัดเลือกเอาเฉพาะปัจจัยที่มีความสำคัญ (Significance) มากและได้ทั้งหมด 4 ปัจจัยโดยการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation coefficient) ในการแบ่งกลุ่มปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำเพื่อใช้เข้าตัวแบบที่แตกต่างกันปรากฏว่าตัวแบบ MLR เมื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่าความผิดพลาดกำลังสอง(MSE) ของตัวแบบที่ A และ B เท่ากับ 96.923 และ 221.88

Ying Sai ,Shiwei Zhu และ Tao Zhang (2008) ได้นำเสนอวิธีการพยากรณ์ ปัญหาทางการเงินของชาวจีน โดยใช้วิธีแบบลูกผสมระหว่าง การวิเคราะห์ปัจจัยหลัก (PCA) และ โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันมีฐาน (RBF) สืบเนื่องจากการพยากรณ์ที่ผ่านมาเขาได้ใช้ PCA โดยมีร้อยละของค่าความถูกต้องแม่นยำเท่ากับ 89.16

Herve Abdi (2002) ได้เสนอบทความเกี่ยวกับ Partial Least Square Regression ว่าวิธี PLSR เป็นวิธีหนึ่งที่ใช้ในการลดปัจจัยของข้อมูลเพื่อพยากรณ์ตัวแปรเกณฑ์วิธีของ PLSR เป็นวิธีที่หาตัวปัจจัยหลักที่ไม่มีความสัมพันธ์กันด้วยการนำเอาวิธีของ PCA และเมื่อได้ปัจจัยหลักแล้วก็นำไปสร้างความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์ด้วยวิธีของ Multiple Regression ซึ่งทั้งสองวิธีนี้ถูกนำมาทำงานด้วยกันและทำด้วยความสัมพันธ์กันในช่วงเวลาเดียวกัน เป็นวิธีการลดมิติของข้อมูลและสร้างความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์แล้วจะได้ปัจจัยใหม่ที่เหมาะสมกับการพยากรณ์ตัวแปรเกณฑ์หรือตัวแปรพยากรณ์

วิภาดา เวทย์ประสิทธิ์ และ พรพิมล ณ นคร (2005) ได้นำเสนอวิธีการสกัดตัวแปรข้อมูลสำหรับการพยากรณ์ฝนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม โดยมีปัจจัยทั้งหมด 7 ปัจจัย พยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และโครงข่ายแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (RBF) ผลที่ได้จากการพยากรณ์พบว่าพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับให้ความถูกต้องสูงกว่าโครงข่ายแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน โดยค่าความถูกต้องคิดเป็นเปอร์เซ็นต์ MLP และ RBF เท่ากับ 88.00% และ 84.91%

Zhang Caiqing และคณะ (2008) ได้นำเสนอการเปรียบเทียบการพยากรณ์ระดับผู้บริโภคในที่พักอาศัย โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (BP) และฟังก์ชันรัศมีฐาน (RBF) ปัจจัยที่ได้นำมาพยากรณ์ในงานวิจัยนี้มีทั้งหมด 5 ปัจจัยและ พบว่าการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐานให้ประสิทธิภาพและความแม่นยำสูงกว่าโครงข่ายแบบแพร่ย้อนกลับ

Weihong Wang และ Shuangshuang Nie (2008) ได้นำเสนอวิธีพยากรณ์รวมเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับวิธีพยากรณ์เดี่ยว 2 วิธีคือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM) โดยนำผลของการพยากรณ์เดี่ยวมาใช้เป็นปัจจัยนำเข้าให้แก่ตัวแบบของการพยากรณ์รวมผลการทดลองพบว่าวิธีพยากรณ์รวมให้ประสิทธิภาพและความแม่นยำสูงกว่าการพยากรณ์แบบเดี่ยว

Alexandra Debiolles และคณะ (2004) ได้นำเสนอวิธีการรวมในการวินิจฉัยหาค่าการเปลี่ยนแปลงความต้านทาน (trimming capacitor resistant) ของขั้นตอนการขนส่งทางรถไฟของประเทศฝรั่งเศส จากค่า 0 เป็น ∞ (infinity) ด้วยวิธี partial least square regression และโครงข่ายประสาทเทียม โดยนำค่าความแตกต่างของค่าความต้านทานทั้งหมด 240 ค่านำมาสกัดปัจจัยด้วยวิธี partial least square regression จากนั้นนำผลที่ได้ใช้ป้อนปัจจัยนำเข้าโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ผลการทดลองพบว่าค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการพยากรณ์ (MSE) มีค่าต่ำสุดเท่ากับ 0.7%

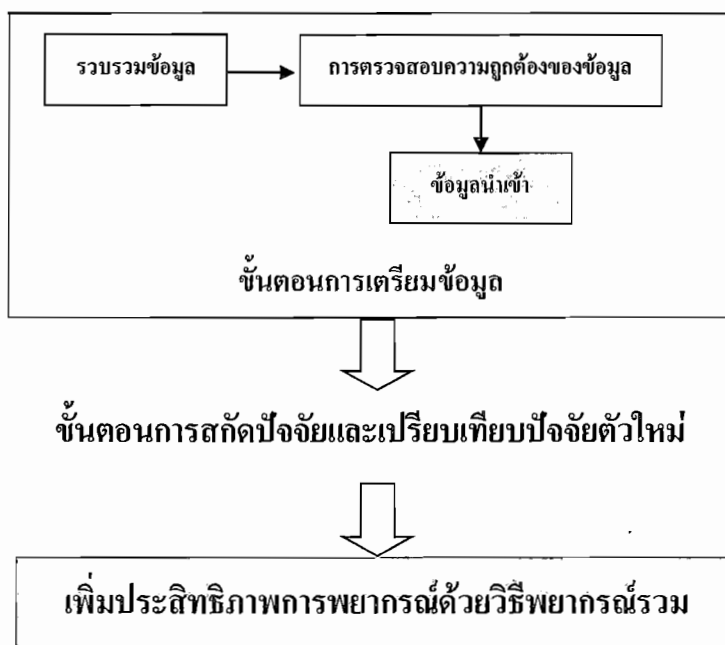
บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอขั้นตอนหลัก ๆ มีอยู่สองขั้นตอนคือ วิธีการเปรียบเทียบการสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์ราคาทองคำและการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยวิธีการรวมโดยใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้สอน เมื่อนำปัจจัยที่ได้รวบรวมมาทั้งหมดนำไปผ่านการสกัดปัจจัยด้วยหลายวิธีที่ต่างกักันจากนั้นนำผลที่จากการสกัดปัจจัยมาเปรียบเทียบกันและหาวิธีการสกัดปัจจัยที่เหมาะสมด้วยการนำปัจจัยที่ได้ในแต่ละวิธีไปพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมและวัดประสิทธิภาพความแม่นยำจากผลการพยากรณ์ จากนั้นก็นำวิธีการสกัดปัจจัยที่เหมาะสมกับการพยากรณ์ไปใช้ร่วมกับวิธีการพยากรณ์รวมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพความแม่นยำให้กับการพยากรณ์ราคาทองคำ โดยมีขั้นตอนดังนี้

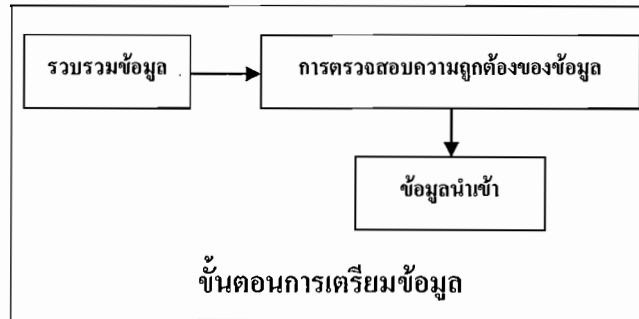
3.1 ขั้นตอนวิธีการเปรียบเทียบการสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์ราคาทองคำ

ขั้นตอนวิธีการเปรียบเทียบการสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์ที่ผู้วิจัยได้นำเสนอในงานวิจัยฉบับนี้ประกอบด้วย ขั้นตอนหลักทั้งสิ้น 3 ขั้นตอน ได้แก่ ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล ขั้นตอนการสกัดปัจจัย และเปรียบเทียบปัจจัยตัวใหม่ ขั้นตอนการการพยากรณ์ ดังที่ได้แสดงภาพรวมการทำงานในภาพที่ 3-1



ภาพที่ 3-1 ขั้นตอนวิธีการเปรียบเทียบการสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์

แนวความคิดในการพัฒนาและลำดับการประมวลผลของแต่ละขั้นตอนนั้น ผู้วิจัยจะทำการอธิบายอย่างละเอียดในลำดับต่อไป



ภาพที่ 3-2 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล

3.1.1 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล

3.1.1.1 การรวบรวมข้อมูล

งานวิจัยนี้ได้นำข้อมูลย้อนหลังของทุกปัจจัยที่มีผลกระทบกับราคาทองคำทั้งหมดที่ใช้ในงานวิจัยของ ปรีดา อนุสรณ์ธีรกุล และ พุทธดี ศิริแสงตระกูล (2552) ซึ่งได้เก็บรวบรวมข้อมูลราคาทองคำย้อนหลังจากสมาคมค้าทองคำแห่งประเทศไทยโดยมีกลุ่มข้อมูลตัวอย่างเป็นข้อมูลของราคาทองคำในประเทศไทย จำนวน 60 เดือน ระหว่างเดือนพฤศจิกายน 2546 ถึง เดือนตุลาคม 2551 และได้รวบรวมปัจจัยย้อนหลังทั้งหมด 18 ปัจจัย ซึ่งประกอบด้วย ดัชนีราคาหลักทรัพย์ที่เป็นมาตรฐาน (S&P500 index) ดัชนีราคาหุ้นกู้อายุ 30 ปี (30 year bond yields) ดัชนีราคาหุ้นกู้อายุ 10 ปี (10 year bond index) ดัชนีการทำเหมือง (Gold bugs index) ดัชนีราคาน้ำมัน (Oil index) อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทของไทย ราคาโลหะเงิน แพลทินัม ราคาทองคำสูงสุดของวันนี้ ราคาทองคำต่ำสุดของวันนี้ ราคาทองคำสูงสุดของเมื่อวาน ราคาทองคำต่ำสุดของเมื่อวาน ราคาทองคำสูงสุดของเมื่อวานขึ้น ราคาทองคำต่ำสุดของเมื่อวานขึ้น ราคาทองคำเปิดตลาดของวันนี้ ราคาทองคำปิดตลาดของวันนี้ ราคาทองคำเปิดตลาดของเมื่อวาน ราคาทองคำปิดตลาดของเมื่อวาน

3.1.1.2 การตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล

เมื่อได้รวบรวมข้อมูลจากแหล่งข้อมูลที่แตกต่างกันสิ่งที่สำคัญอีกประเด็นหนึ่งก็คือการตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล งานวิจัยของ ปรีดา อนุสรณ์ธีรกุล และ พุทธดี ศิริแสงตระกูล (2552) ได้ระบุที่มาของข้อมูลจากแหล่งข้อมูลที่น่าเชื่อถือได้เช่น www.yahoo.com, www.kitco.com, www.goldtrader.com เมื่อข้อมูลที่ได้รวบรวมมาจากหลากหลายแหล่งจะต้องคำนึงถึงสภาวะ

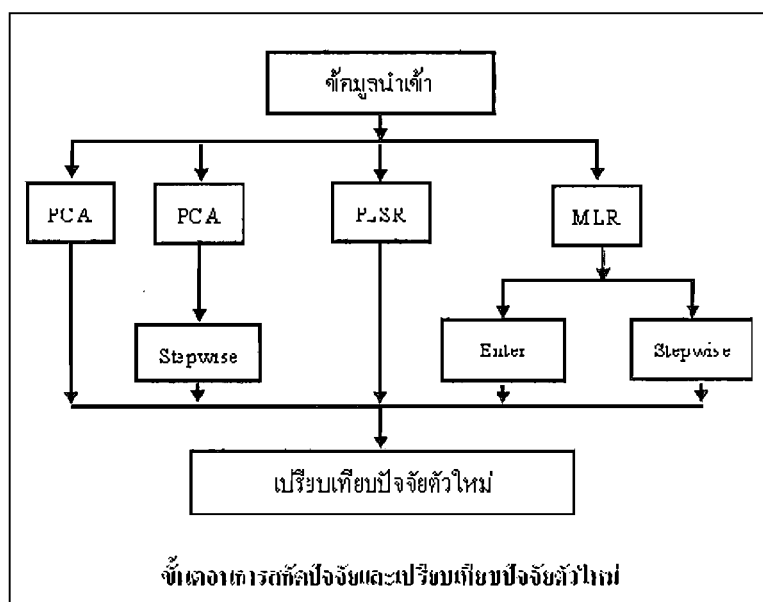
แวดล้อมของข้อมูลด้วย กล่าวคือเป็นการรวบรวมข้อมูล โดยพยายามทำให้ข้อมูลทั้งหมดมีสถานะแวดล้อมเหมือนกันมากที่สุดเนื่องจากว่าข้อมูลส่วนมากแล้วเป็นข้อมูลของตลาดหลักทรัพย์ที่มีความแตกต่างกันในเรื่องของวันและเวลาเปิดทำการ ดังนั้นก่อนที่จะนำข้อมูลทั้งหมดเหล่านี้ไปใช้ในงานจึงต้องมีการตรวจสอบคัดเลือกและรวบรวมเฉพาะวันที่ปัจจัยทั้งหมดเปิดทำการในวันเวลาเดียวกันเพื่อให้เกิดความผิดพลาดน้อยที่สุด

3.1.1.3 ข้อมูลนำเข้า

ข้อมูลที่ได้รวบรวมมาจากหลากหลายแหล่งที่แตกต่างกันเมื่อตรวจสอบความถูกต้องและทำให้มีสถานะแวดล้อมที่เหมือนกันแล้ว ก่อนนำเข้าเราต้องทำการจัดรูปแบบข้อมูลทั้งหมดให้ตรงตามรูปแบบการประมวลผลของตัวโปรแกรมที่ผู้วิจัยได้ทำการเขียนขึ้นมาและต้องทำให้ข้อมูลเป็นมาตรฐานเดียวกันเพื่อให้เกิดความผิดพลาดในการประมวลผลน้อยที่สุดและได้ข้อมูลที่ต้องการตามงานวิจัยนี้

3.1.2 ขั้นตอนการสกัดปัจจัยและเปรียบเทียบปัจจัยตัวใหม่

การสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์เป็นสิ่งจำเป็นมากในการพยากรณ์ราคาทองคำถ้าเลือกปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำสูงและปัจจัยไม่เกิดความสัมพันธ์กันเอง ก็จะทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำสูง งานวิจัยนี้ได้ทำการเลือกใช้การสกัดปัจจัยด้วยหลายรูปแบบเพื่อการเปรียบเทียบวิธีที่ดีที่สุด ดังแสดงในภาพที่ 3-3



ภาพที่ 3-3 ขั้นตอนการสกัดปัจจัยและเปรียบเทียบปัจจัยตัวใหม่

3.1.2.1 การสกัดปัจจัยด้วยวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis : PCA)

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักหรือ PCA (Ying Sai ,Shiwei Zhu and Tao Zhang, 2008) เป็นเทคนิคที่นิยมใช้ในการลดมิติข้อมูลโดยเลือกเอาเฉพาะองค์ประกอบที่สำคัญและตัดองค์ประกอบที่ไม่สำคัญออกไป โดยกำหนดให้ 18 มิติ เป็นเมตริกซ์ตัวแปรนำเข้า $I_{m \times n}$ คือ I มีจำนวนตัวแปรนำเข้า n ตัวแปรและมีจำนวนแถว m แถว การคำนวณเริ่มจาก

(1). ปรับค่าตัวแปรนำเข้าแต่ละตัวให้มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับหนึ่ง กำหนดเมตริกซ์ I ที่ผ่านขั้นตอนนี้เป็นเมตริกซ์ B

(2). คำนวณเมตริกซ์และความแปรปรวนรวม (Covariance Matrix) ของเมตริกซ์สลับเปลี่ยน (Transpose of Matrix) ของเมตริกซ์ B (B^T)

(3). คำนวณค่าเฉพาะ (Eigenvalues) และ เวกเตอร์เฉพาะ (Eigenvectors) ของเมตริกซ์ความแปรปรวนรวมที่ได้โดยที่เวกเตอร์เฉพาะที่มีค่ามากที่สุดจะเป็นองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 (First Principal Component) มีความสำคัญมากที่สุด

(4). เรียงลำดับเวกเตอร์เฉพาะตามลำดับความสำคัญจากมากไปน้อยโดยพิจารณาจากค่าเฉพาะที่สอดคล้องกับเวกเตอร์เฉพาะนั้น ๆ จากนั้นเลือกองค์ประกอบหลักที่มีความสำคัญ k อันดับแรกมาคูณกับข้อมูลนำเข้า B ข้อมูลผลลัพธ์ที่ได้จะมีจำนวนตัวแปรเท่ากับ k โดยที่ $k \leq n$ แล้วจะได้องค์ประกอบตัวใหม่ที่มีมิติน้อยกว่าเดิมและแต่ละมิติจะไม่มีความสัมพันธ์ต่อกันคือ องค์ประกอบใหม่จะตั้งฉากกันเมื่อนำมาหาความแปรปรวนรวมก็จะเท่าศูนย์

3.1.2.2 การสกัดปัจจัยด้วยวิธีการวิเคราะห์ปัจจัยหลัก (PCA) และ Stepwise

ขั้นตอนนี้เป็นการทำงานร่วมกันระหว่าง PCA และวิธี Stepwise ซึ่งเป็นการนำปัจจัยทั้งหมดไปผ่านการสกัดปัจจัยด้วย PCA เพื่อให้ได้ปัจจัยใหม่ซึ่งตัวปัจจัยใหม่ที่ได้จาก PCA จะมีมิติน้อยกว่าเดิม และ ไม่มีความสัมพันธ์กันแล้วนำปัจจัยเหล่านี้ไปผ่าน Multiple Linear Regression ด้วยวิธี Stepwise เพื่อหาความสัมพันธ์กับราคาทองคำที่เราต้องการจะพยากรณ์เมื่อนำไปผ่านวิธี Stepwise แล้วเราก็จะได้ปัจจัยตัวใหม่ที่จะนำไปพยากรณ์ต่อไป

3.1.2.3 การสกัดปัจจัยด้วยวิธี Partial Least Square Regression (PLSR)

จากขั้นตอนการเตรียมข้อมูล ที่มีการรวบรวมและตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลจะได้ปัจจัยทั้งหมด 18 ปัจจัย และด้วยขนาดของเมตริกซ์ $M \times N$ เมื่อนำมาสกัดด้วยวิธี PLSR (Herve Addi, 2002) จะได้ปัจจัยตัวใหม่ที่มีมิติน้อยกว่าเดิมด้วยขนาด $M \times P$ ซึ่ง $P < N$ ซึ่งวิธีการคำนวณ

ที่สามารถทำความเข้าใจได้จากบทที่ 2 หัวข้อ 2.4 ตัวปัจจัยใหม่ที่ได้จะไม่มีความสัมพันธ์กันเองแต่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์สูงและได้ปัจจัยที่พร้อมที่จะนำไปพยากรณ์ตัวแปรเกณฑ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

3.1.2.4 การสกัดปัจจัยด้วยวิธี Multiple Linear Regression

3.1.2.4.1 Enter Selection

เมื่อข้อมูลทั้งหมดผ่านกระบวนการเตรียมข้อมูลแล้วก็นำข้อมูลทั้งหมดมาหาความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์ที่เป็นราคาทองคำในการหาความสัมพันธ์ด้วย Multiple Linear Regression โดยเลือกวิธีการเลือกตัวแปรแบบ Enter Selection วิธีการนี้จะเป็นการเลือกตัวแปรพยากรณ์เข้าสมการด้วยการวิเคราะห์เพียงขั้นตอนเดียว ซึ่งเป็นการคัดเลือกโดยใช้วิจารณ์ญาณของผู้วิจัยเองว่าจะคัดเลือกตัวแปรพยากรณ์ใดบ้างเข้าสมการ เริ่มตั้งแต่การคัดเลือกตัวแปรพยากรณ์มาศึกษา เพื่อคัดเลือกและจัดเก็บข้อมูลแล้วจึงทำการวิเคราะห์สถิติขั้นพื้นฐานและทำการหาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแต่ละคู่ก่อนและใช้สถิติพื้นฐาน โดยเฉพาะค่าความแปรปรวนหรือส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานกับค่าทดสอบนัยสำคัญของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเกณฑ์กับตัวแปรพยากรณ์ และระหว่างตัวแปรพยากรณ์ด้วยกัน ซึ่งในการคัดเลือกควรเลือกตัวแปรที่มีความแปรปรวนมากๆ โดยเลือกค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเกณฑ์กับตัวแปรพยากรณ์ที่มีค่าสูงและมีนัยสำคัญทางสถิติ แต่ระหว่างตัวแปรพยากรณ์ด้วยกันที่มีค่าน้อยและไม่มีความนัยสำคัญทางสถิติ ซึ่งเมื่อคัดเลือกแล้วจะใช้ตัวแปรพยากรณ์ทุกตัวที่เลือกวิเคราะห์พร้อม ๆ กันทุกตัวแปรเข้าสมการหมด

3.1.2.4.2 Stepwise Selection

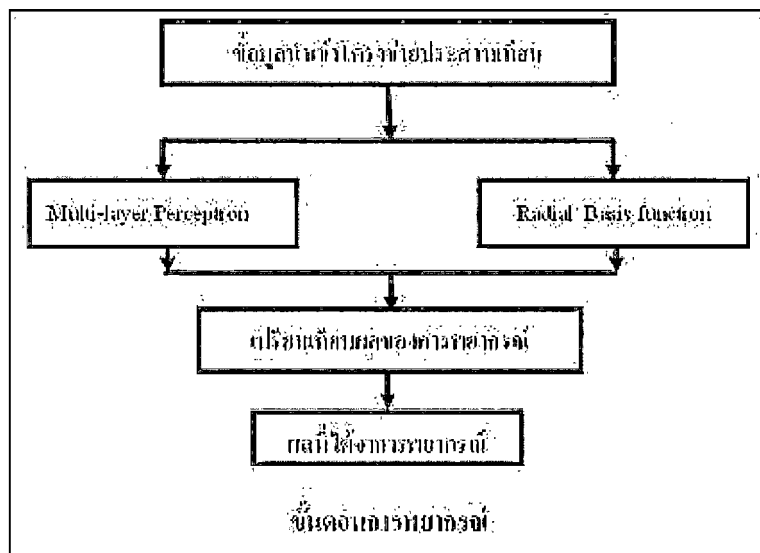
เมื่อได้นำตัวปัจจัยที่ได้รวบรวมมาหาความสัมพันธ์กับตัวปัจจัยที่เป็นราคาทองคำที่เราจะพยากรณ์โดยใช้วิธี Stepwise Selection (ปิยะวิทย์ หอมมลทิน, 2549) ในขั้นตอนแรกของการวิเคราะห์จะไม่มีตัวแปรพยากรณ์ใด ๆ ในโมเดล ในขั้นตอนที่สอง ตัวแปรพยากรณ์จะถูกเพิ่มเข้าในโมเดล ซึ่งจะเป็นตัวแปรที่สามารถอธิบายตัวแปรเกณฑ์ได้สูงสุด หรืออาจพิจารณาเลือกจากค่า t หรือ F ที่สูงที่สุดซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติ หรือก็คือตัวแปรพยากรณ์ที่ถูกเลือกจะสามารถพยากรณ์ Y ได้สูงสุด ตัวแปรพยากรณ์ที่ถูกนำเข้ามาแล้วก็จะถูกตรวจสอบ ถ้าตัวแปรพยากรณ์ที่อยู่ในสมการมีนัยสำคัญก็จะอยู่ในโมเดลต่อไป แต่ถ้าไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ตัวแปรพยากรณ์ที่อยู่ในสมการนั้นก็จะถูกขจัดออกจากโมเดลการวิเคราะห์ดำเนินการอย่างต่อเนื่องไปจนกระทั่งตัวแปรพยากรณ์แต่ละตัวที่อยู่ในโมเดลสามารถพยากรณ์ Y ได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ

3.1.2.5 ขั้นตอนของการเปรียบเทียบปัจจัยตัวใหม่

เมื่อข้อมูลที่ผ่านกระบวนการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธี ในขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนที่ผู้วิจัยนำผลที่ได้จากแต่ละวิธีมาเปรียบเทียบกันว่าการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธีนั้นให้ผลออกมาด้วยจำนวนปัจจัยที่แตกต่างกันอย่างไรและได้จำนวนเท่าไรและปัจจัยตัวใหม่ที่ได้ทั้งหมดก็จะนำไปสู่กระบวนการพยากรณ์ต่อไป

3.1.3 ขั้นตอนการพยากรณ์

สำหรับขั้นตอนนี้มีจุดมุ่งหมายคือสร้างตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งใช้ในการคำนวณค่าตัวเลขของการพยากรณ์และสามารถนำค่าดังกล่าวมาเปรียบเทียบกับราคาทองคำจริง โดยผู้วิจัยได้นำระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) แบบแพร่ย้อนกลับ (Back-propagation) และแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (Radial Basis Function) มาพยากรณ์ราคาทองคำเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานของสองโครงข่ายในข้อมูลชุดนี้ ดังแสดงในภาพที่ 3-4



ภาพที่ 3-4 ขั้นตอนการพยากรณ์

3.1.3.1 การสร้างตัวแบบจำลองพยากรณ์ราคาทองคำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

หลังจากที่ได้รวบรวมข้อมูลมาทั้งหมดเมื่อนำมาผ่านขั้นตอนการสกัดปัจจัยในแต่ละกระบวนการก็จะได้อิข้อมูลนำเข้าโครงข่ายประสาทเทียมโดยในการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นผู้วิจัยได้ทำการสุ่มข้อมูลที่ได้จากปัจจัยตัวใหม่ออกเป็น 4 กลุ่มเพื่อใช้ในการฝึกสอนและทดสอบ ดังตารางที่ 3-1

ตารางที่ 3-1 การแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยสุ่มเลือกสำหรับการฝึกสอนและทดสอบ

ข้อมูล	กลุ่มที่ 1	กลุ่มที่ 2	กลุ่มที่ 3	กลุ่มที่ 4
ข้อมูลสำหรับฝึกสอน	60%	70%	80%	90%
ข้อมูลสำหรับทดสอบ	40%	30%	20%	10%

เนื่องจากว่าในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้นำเอาโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (MLP) และแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (RBF) มาใช้ในการพยากรณ์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายทั้งสองแบบด้วยกันโดยใช้ข้อมูลชุดเดียวกันในการสร้างตัวแบบของทั้งสองโครงข่ายประสาทเทียม โดยสามารถแยกออกเป็น 2 ส่วนได้ดังนี้

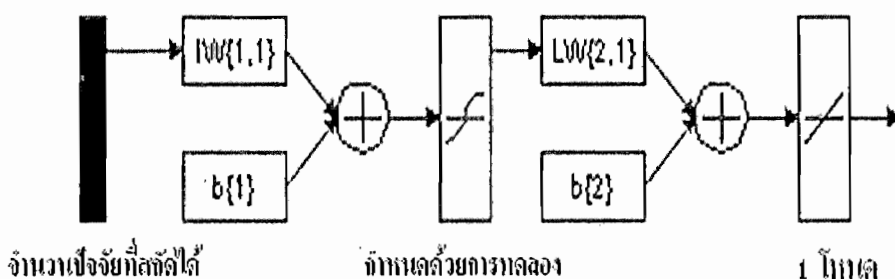
3.1.3.1.1 การสร้างตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (BPNN)

การสร้างตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Simon Haykin,1998) ในงานวิจัยนี้ได้กำหนดดังนี้

ชั้นอินพุต การกำหนดจำนวน โหนดในชั้นนี้จะกำหนดตามจำนวนปัจจัยที่ได้จากวิธีการสกัดปัจจัยแต่ละวิธีที่นำมาใช้เป็นข้อมูลอินพุต

ชั้นซ่อน ในงานวิจัยนี้ให้ความสำคัญกับการกำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนมากกว่าการกำหนดจำนวนชั้นซ่อนของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ โดยจำนวน โหนดสามารถกำหนดได้ด้วยการทดลองซึ่งการทดลองได้กำหนดจำนวน โหนดตั้งแต่ 2 โหนด ถึง 7 โหนด

ชั้นเอาต์พุต สำหรับชั้นนี้จะเป็นชั้นแสดงผลของการพยากรณ์ซึ่งในโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ค่าที่แสดงผลลัพธ์ออกมามีเพียงค่าเดียว คือ ค่าพยากรณ์ ดังนั้นชั้นเอาต์พุตจึงมีเพียง 1 โหนดเท่านั้น



ภาพที่ 3-5 แผนภาพจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

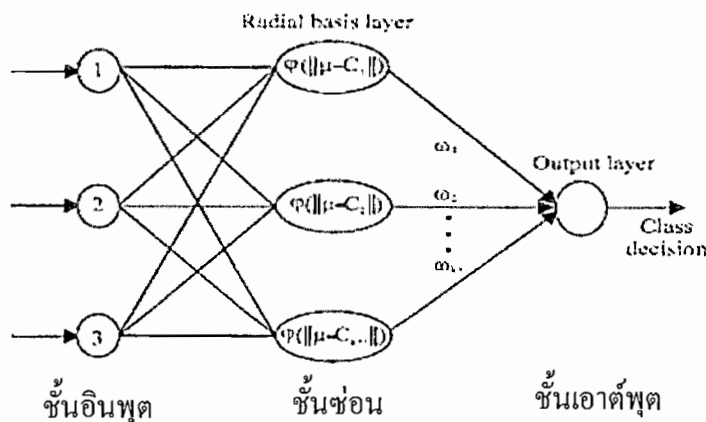
3.1.3.2 การสร้างตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (RBFNN)

การสร้างตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันฐานรัศมี (RBF) (Simon Haykin, 1998) ในงานวิจัยนี้ได้กำหนดดังนี้

ชั้นอินพุต จำนวนของข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลอินพุตได้มาจากการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธี เนื่องจากว่าโครงข่ายแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (RBF) ไม่มีการกำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นอินพุตเพราะไม่มีการคำนวณในชั้นนี้

ชั้นซ่อน ในวิจัยนี้ได้กำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับจำนวนของข้อมูลที่ได้จากชั้นอินพุตเพื่อให้ครอบคลุมข้อมูลอินพุตในชั้นนี้เกิดการคำนวณเนื่องจากว่าแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนจะมีฟังก์ชันถ่ายโอนซึ่งมีลักษณะพิเศษ ที่ซึ่งให้ผลตอบสนองของฟังก์ชันที่ขึ้นอยู่กับระยะห่างระหว่างอินพุตกับจุดศูนย์กลางของฟังก์ชัน หรือก็คือถ้าเวกเตอร์อินพุตอยู่ใกล้จุดศูนย์กลางมากเอาต์พุตที่ได้ก็จะมาก แต่ถ้าเวกเตอร์อินพุตอยู่ห่างออกจากจุดศูนย์กลางเอาต์พุตที่ได้ก็จะลดลงตามลำดับ

ชั้นเอาต์พุต ในชั้นนี้ทำหน้าที่รวมเอาต์พุตที่ได้จากแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อน ซึ่งคำตอบที่ออกมาเป็นค่าเวกเตอร์เดียวคือค่าพยากรณ์ดังนั้นชั้นเอาต์พุตจึงมีจำนวนนิวรอนเพียง 1 โหนดเท่านั้น



ภาพที่ 3-6 แผนภาพจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (RBF)

3.1.3.3 การพยากรณ์ราคาทองคำโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (BPNN)

ในขั้นตอนนี้เป็นกรนำเอาปัจจัยตัวใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธีเพื่อที่จะนำมาทดสอบกระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับโดยการนำเอาปัจจัยที่มีจำนวนข้อมูลทั้งหมด 684 แฉว ในจำนวนปัจจัยที่แตกต่างกัน โดยนำมาแบ่งออกเป็นสองส่วน คือ

ส่วนที่ 1 ข้อมูลสำหรับใช้ในการเรียนรู้ของตัวแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ โดยใช้วิธีการป้อนชุดข้อมูลทดสอบและชุดเป้าหมายเข้าในเครือข่ายเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีการเรียนรู้และปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้เกิดความผิดพลาดน้อยที่สุดในระดับที่สามารถยอมรับได้หรือไม่มีความผิดพลาดเลย

ส่วนที่ 2 ข้อมูลในช่วงเวลาเดียวกันเรานำมาแบ่งเพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับการทดสอบกระบวนการทำงานและประสิทธิภาพความแม่นยำในการพยากรณ์โดยเฉพาะ

สำหรับตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการเรียนรู้เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Learning Algorithm) โดยการใช้ค่าเฉลี่ยของค่าความผิดพลาดกำลังสองน้อยที่สุด (Least square error) ตามสมการ (2.26) ในบทที่ 2 ซึ่งใช้กฎเคลตาในการปรับค่าน้ำหนักขณะฝึกสอนข่ายงาน

3.1.3.4 การพยากรณ์ราคาทองคำโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (RBFNN)

ในขั้นตอนนี้มีรูปแบบกระบวนการทำงานจะเหมือนกับข้อที่ 3.1.3.3 แต่สำหรับตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการเรียนรู้เป็นโครงข่ายแบบฟังก์ชันรัศมีฐานและเนื่องจากว่างานวิจัยนี้ได้ใช้การฝึกสอนเครือข่าย ฟังก์ชันรัศมีฐานแบบจุดศูนย์กลางคงที่ ดังนั้นการฝึกสอนจะทำการคำนวณหาเพียงน้ำหนักประสาทโดยใช้ค่าวัตถุประสงค์เป็นค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสอง (mean-squared error) ระหว่างเอาต์พุตของเครือข่าย \tilde{y}^q กับข้อมูลเอาต์พุตจริง y_d^q ดังนั้นฟังก์ชันวัตถุประสงค์สำหรับฝึกสอนเครือข่ายคือ

$$J(W) = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q [y_d^q - \tilde{y}^q]^2 \quad (3.1)$$

โดยที่ Q คือ จำนวนข้อมูลฝึกสอนต่อรอบการทำงาน

y_d^q คือ ค่าข้อมูลจริง (Target Value)

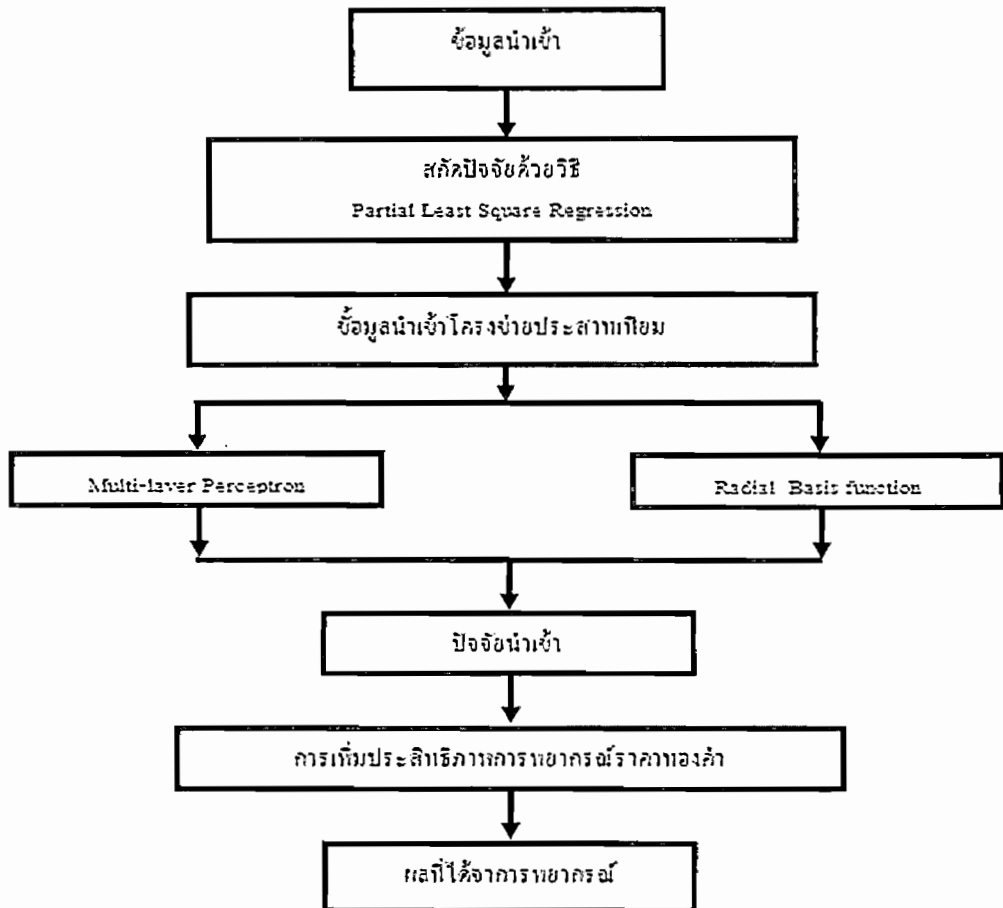
\tilde{y}^q คือ ค่าผลลัพธ์ (Output Value)

$J(w)$ ค่าผลรวมค่าความแตกต่างระหว่างค่าเป้าหมายและค่าของข้อมูลจริง

3.2 การเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ราคาทองคำ

ขั้นตอนนี้ได้ทำการเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้สอน โดยในขั้นตอนแรกเป็นการสกัดปัจจัย ขั้นตอนที่สองเป็นวิธีการพยากรณ์ด้วย

และสุดท้ายคือการนำผลที่ได้จากการพยากรณ์ของทั้งสองโครงข่ายมาเป็นปัจจัยนำเข้าในการเพิ่มประสิทธิภาพของพยากรณ์ราคาทองคำ ดังที่ได้แสดงภาพรวมการทำงานในภาพที่ 3-7



ภาพที่ 3-7 ขั้นตอนวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพของพยากรณ์ราคาทองคำโดยระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้สอน

3.2.1 การสกัดปัจจัยและการกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมของวิธีการพยากรณ์เดี่ยว

ในกระบวนการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR จะมีขั้นตอนการทำงานตามข้อที่ 3.1.2.3 โดยปัจจัยตัวใหม่ที่ได้ก็จะมีจำนวนมิติที่น้อยกว่าเดิมแต่จำนวนข้อมูลยังคงเท่าเดิม ซึ่งปัจจัยที่ได้ไม่มีความสัมพันธ์กันแต่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์มากที่สุดจะเหมาะสมกับการนำไปพยากรณ์ตัวแปรเกณฑ์ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด

การสร้างตัวแบบวิธีพยากรณ์เดี่ยวของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ มีขั้นตอนการดำเนินงานตามข้อที่ 3.1.3.1.1 เพียงแต่ปัจจัยนำเข้าได้จากการสกัดปัจจัยจากวิธี PLSR วิธีเดียว

ส่วนการสร้างตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (RBFNN) มีขั้นตอนและวิธีการตามข้อที่ 3.1.3.2 และ ปัจจัยนำเข้าได้จากผลการสกัดด้วยวิธี PLSR วิธีเดียวเท่านั้น

3.2.2 การสร้างตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมในการเพิ่มประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีการพยากรณ์ราคาทองคำ

ขั้นตอนการสร้างตัวแบบในเพิ่มประสิทธิภาพของพยากรณ์ราคาทองคำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมมีขั้นตอนดังนี้

- (1) หาปัจจัยตัวใหม่ด้วยการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับและแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน
- (2) นำผลที่ได้จากการพยากรณ์เดี่ยวมาใช้เป็นปัจจัยนำเข้าของตัวแบบในการเพิ่มประสิทธิภาพของพยากรณ์ราคาทองคำ ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และ แบบฟังก์ชันรัศมีฐาน และ กำหนดให้ราคาปิดตลาดของทองคำในวันถัดไปเป็นค่าของนิเวรอนในชั้นผลลัพธ์

3.2.3 การเพิ่มประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

การเพิ่มประสิทธิภาพของการพยากรณ์ราคาทองคำในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับและแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน ในขั้นตอนนี้เป็นการนำเอาปัจจัยตัวใหม่ที่ได้จากวิธีการพยากรณ์เดี่ยว เพื่อที่จะนำมาเพิ่มประสิทธิภาพของพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม โดยนำมาแบ่งออกเป็นสองส่วน คือ

ส่วนที่ 1 ข้อมูลสำหรับการใช้ในการเรียนรู้ของตัวแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในขั้นตอนวิธีนี้ โดยใช้วิธีการป้อนชุดข้อมูลทดสอบและชุดเป้าหมายเข้าในโครงข่ายเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีการเรียนรู้ และ ปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้เกิดความผิดพลาดน้อยที่สุดให้อยู่ในระดับที่สามารถยอมรับได้หรือไม่มีความผิดพลาดเลย

ส่วนที่ 2 ข้อมูลในช่วงเวลาเดียวกันสามารถนำมาแบ่งเพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับการทดสอบกระบวนการทำงาน และ วัดประสิทธิภาพความแม่นยำในการพยากรณ์โดยเฉพาะ

สำหรับพารามิเตอร์ต่างๆที่ใช้ในการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และ ฟังก์ชันรัศมีฐาน สามารถที่จะกำหนดได้จากการทดลอง และเลือกพารามิเตอร์ที่ให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากที่สุด

3.3 การวัดระดับความถูกต้องแม่นยำของการพยากรณ์

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการวัดระดับความถูกต้องแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยค่าร้อยละของค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) เป็นค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่เทียบกับค่าจริง

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n |e_t / Y_t|}{n} \times 100 \quad (3.2)$$

ซึ่ง	$e_t = Y_t - \hat{Y}_t$		
โดยที่	Y_t	หมายถึง	ค่าจริงของข้อมูล ณ เวลา t
	n	หมายถึง	จำนวนข้อมูลทั้งหมด
	\hat{Y}_t	หมายถึง	ค่าพยากรณ์ข้อมูล Y_t

บทที่ 4

ผลการวิจัย

ด้วยงานวิจัยนี้ได้นำเสนอขั้นตอน การเปรียบเทียบวิธีการสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์ราคาทองคำ ในการดำเนินการทดลอง และวิเคราะห์ผลนั้น เนื้อหาในบทนี้จะกล่าวถึงผลที่ได้จากสองขั้นตอนใหญ่ ๆ ขั้นตอนแรก เป็นขั้นตอนวิธีการเปรียบเทียบ และวัดประสิทธิภาพในการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธีด้วยการนำปัจจัยตัวใหม่ที่ได้มาผ่านกระบวนการพยากรณ์โดยระบบโครงข่ายประสาทเทียม และ ขั้นตอนที่สองเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ราคาทองคำ เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ราคาทองคำ และ เพื่อเป็นการนำผลที่ได้ไปวิเคราะห์และวางแผนในการลงทุนซื้อขายทองคำต่อไป

4.1 ขั้นตอนวิธีการเปรียบเทียบการสกัดปัจจัย

ขั้นตอนวิธีนี้เป็นการหาว่าวิธีการสกัดปัจจัยที่ได้ปัจจัยตัวใหม่ และเหมาะสมในการนำไปพยากรณ์ตัวแปรเกณฑ์ที่ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูง ผลที่ได้มีดังนี้

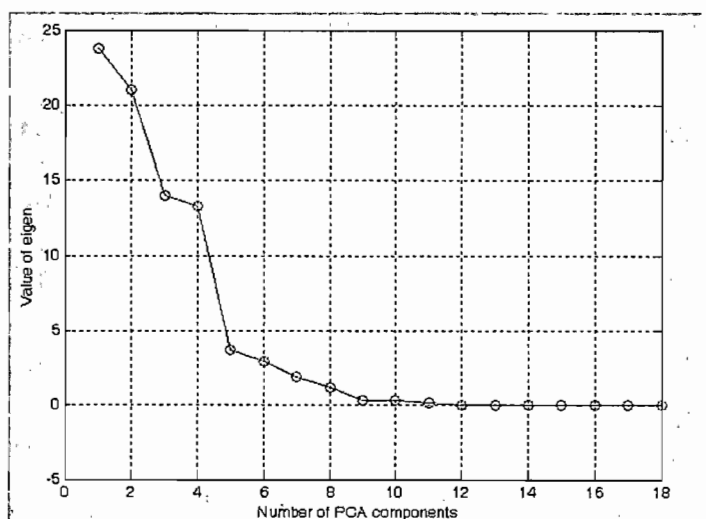
4.1.1 ผลที่ได้จากการเตรียมข้อมูล

ปัจจัยทั้งหมดที่ได้รวบรวมและตรวจสอบความถูกต้องและทำให้มีสถานะแวดล้อมที่เหมือนกันได้ทั้งหมด 18 ปัจจัย (มิติ) ปริมาณ อนุสรณ์ธิรกุล (2552) เช่น ดัชนีราคาหลักทรัพย์ที่เป็นมาตรฐาน (S&P500 index) ดัชนีราคาหุ้นกู้อายุ 30 ปี (30 year bond yields) ดัชนีราคาหุ้นกู้อายุ 10 ปี (10 year bond index) ดัชนีการทำเหมือง (Gold bugs index) ดัชนีราคาน้ำมัน (Oil index) อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทของไทย ราคาโลหะเงิน แพลทินัม ราคาทองคำสูงสุดของวันนี้ ราคาทองคำต่ำสุดของวันนี้ ราคาทองคำสูงสุดก่อนวันนี้ ราคาทองคำต่ำสุดก่อนวันนี้ ราคาทองคำสูงสุดของสองวันที่แล้ว ราคาทองคำต่ำสุดของสองวันที่แล้ว ราคาทองคำเปิดตลาดของวันนี้ ราคาทองคำปิดตลาดของวันนี้ ราคาทองคำเปิดตลาดของก่อนวันนี้ ราคาทองคำปิดตลาดของก่อนวันนี้ จากนั้นก็นำข้อมูลทั้งหมดมาทำการจัดรูปแบบเพื่อให้ได้ข้อมูลที่พร้อมจะนำไปผ่านกระบวนการสกัดปัจจัยต่อไป

4.1.2 ผลที่ได้จากการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธี

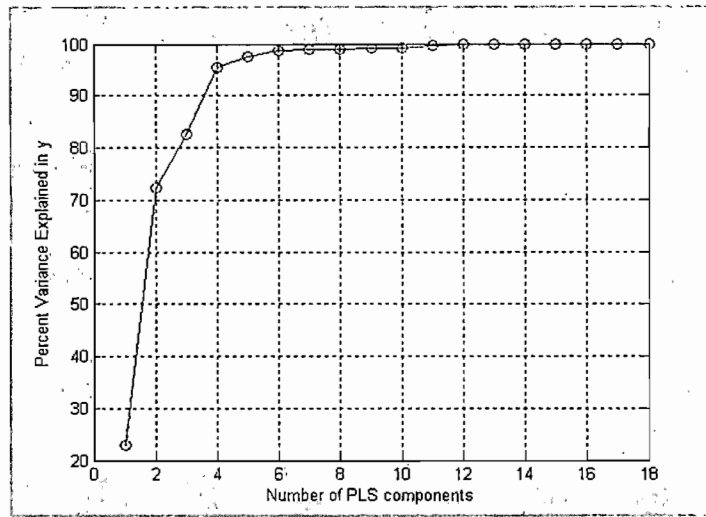
จุดประสงค์ของขั้นตอนนี้คือ การหาปัจจัยใหม่จากปัจจัยทั้งหมดในข้อที่ 4.1.1 เพื่อให้ได้ปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำที่เราจะพยากรณ์ และปัจจัยใหม่ที่ได้จะต้องมีความสัมพันธ์กันเองน้อยที่สุด หรือไม่มีความสัมพันธ์กันเลย โดยผลที่ได้จากการทดลองดังนี้

4.1.2.1 วิธีวิเคราะห์หลักปัจจัย (Principal Component Analysis: PCA) ในขั้นตอนนี้จะเป็นการลดมิติของข้อมูลโดยการนำข้อมูลที่ได้รวบรวมมาจากข้อที่ 4.1.1 ในการสกัดปัจจัยด้วย PCA จะได้ปัจจัยใหม่และสามารถกำหนดจำนวนปัจจัยใหม่ได้จากค่าเจาะจง ซึ่งค่าเจาะจงแรกจะมากที่สุดและรองลงมาก็จะน้อยกว่าเรื่อยๆ จนถึงค่าที่เราสามารถยอมรับได้ ดังภาพที่ 4-1 ค่าเจาะจงจะลดลงมาถึงค่าเจาะจงที่ 9 ส่วนค่าเจาะจงที่ 10 ถึง 18 จะไม่มีผลทำให้ค่าเจาะจงเปลี่ยนแปลง เพราะฉะนั้นจึงสามารถที่จะกำหนดจำนวนปัจจัยหลักได้ทั้งหมด 9 องค์ประกอบ



ภาพที่ 4-1 ค่าเวกเตอร์เจาะจง (eigenvalue) ของ PCA

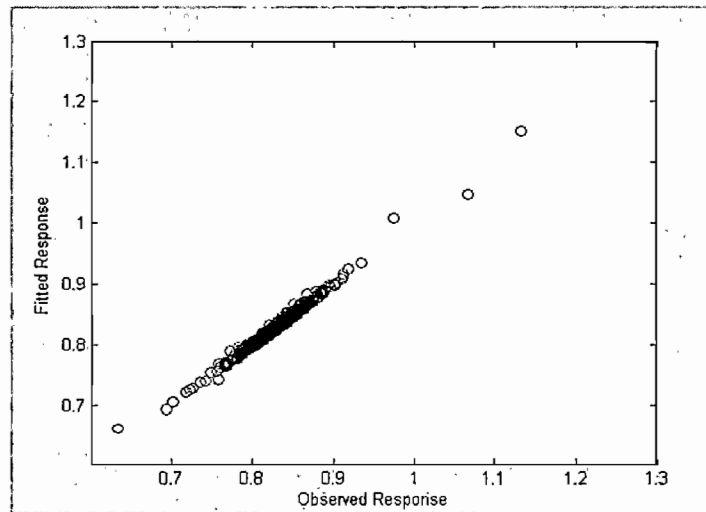
4.1.2.2 วิธี Partial Least Square Regression (PLSR) ขั้นตอนนี้เป็น การนำข้อมูลจากข้อที่ 4.1.1 มาหาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยใหม่และตัวแปรเกณฑ์ หรือราคาทองคำที่เราจะพยากรณ์ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR สามารถกำหนดจำนวนปัจจัยตัวใหม่ได้จากผลของการทดลอง ดังภาพที่ 4-2 ค่าปัจจัยหลักที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์ที่มากที่สุด นับจากปัจจัยที่ 1 ถึง ปัจจัยที่ 6 ส่วนปัจจัยที่ 7 ถึงปัจจัยที่ 18 ไม่ทำให้ค่าตัวแปรเกณฑ์เปลี่ยนแปลง เพราะฉะนั้นในขั้นตอนนี้เราสามารถกำหนดจำนวนปัจจัยหลักได้ 6 องค์ประกอบ



ภาพที่ 4-2 ค่าองค์ประกอบหลักของ PLSR ที่เหมาะสมในการพยากรณ์ตัวแปรเกณฑ์

ตัวแปรพยากรณ์หรือปัจจัย(มิติ)ใหม่ และ ตัวแปรเกณฑ์ทั้งสองมีความสัมพันธ์กันมากดัง

ภาพที่ 4-3



ภาพที่ 4-3 ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรพยากรณ์ และ ตัวแปรเกณฑ์

4.1.2.3 วิธี Enter Selection จากข้อมูลที่ได้รวบรวมมาในข้อที่ 4.1.1 นำมาหาความสัมพันธ์กับราคาทองคำที่เราจะพยากรณ์ จากการทดลองพบว่า การหาปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำด้วยวิธีนี้ได้ 5 ปัจจัย (มิติ) โดยการกำหนดได้จากค่า P-value กลยา วานิษฐ์บัญชา (2550) ของแต่ละปัจจัยซึ่งกำหนดเอาเฉพาะปัจจัยที่มีค่า P-value < 0.05 ดังภาพที่ 4-4

Coef	StdErr	tStat	pVal
753.38	546.81	1.3778	0.16874
-0.071639	0.33627	-0.21304	0.83136
-0.5127	0.32603	-1.5726	0.1163
0.2029	0.33404	0.60739	0.5438
1.1151	0.32906	3.3888	0.00074332
0.69702	0.33495	2.081	0.037817
-0.2873	0.33111	-0.86771	0.38587
0.049803	0.33534	0.14852	0.88198
-0.064845	0.33488	-0.19364	0.84652
-0.44641	0.070025	-6.375	3.422e-010
0.25116	0.069197	3.6296	0.00030563
-0.2567	0.16668	-1.54	0.12403
-43.089	94.094	-0.45794	0.64715
-47.323	106.19	-0.44566	0.65599
0.17316	0.40594	0.42656	0.66984
0.35065	0.13274	2.6416	0.0084455
0.070549	0.069378	1.0169	0.30958
-3.7832	11.754	-0.32187	0.74765
7.3583	11.384	0.64637	0.51826

ภาพที่ 4-4 ค่าสัมประสิทธิ์ (coefficient) ความสัมพันธ์ของแต่ละปัจจัยและค่า P-value ในขั้นตอน

Enter Selection

4.1.2.4 วิธี Stepwise Selection จากข้อมูลที่ได้รวบรวมมาในข้อที่ 4.1.1 จากการ

ทดลองพบว่า การหาปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำด้วยวิธีนี้ได้ 9 ปัจจัย โดยการกำหนดได้จากค่า P-value ของแต่ละปัจจัยซึ่งกำหนดเอาเฉพาะปัจจัยที่มีค่า P-value < 0.05 และ Status เป็น 'In' ดังภาพที่ 4-5

'Coef'	'Std. Err.'	'Status'	'P'
[0.1456]	[0.0785]	'In'	[0.0642]
[-0.3494]	[0.1896]	'Out'	[0.0658]
[-0.2044]	[0.1935]	'Out'	[0.2912]
[0.6115]	[0.0675]	'In'	[0]
[0.7498]	[0.0778]	'In'	[0]
[-0.2593]	[0.1901]	'Out'	[0.1731]
[-0.1604]	[0.1934]	'Out'	[0.4073]
[-0.3586]	[0.0685]	'In'	[2.1903e-007]
[-0.4505]	[0.0687]	'In'	[1.0687e-010]
[0.2479]	[0.0680]	'In'	[2.8819e-004]
[-0.2680]	[0.1206]	'In'	[0.0266]
[-53.2199]	[20.0997]	'In'	[0.0083]
[-0.1088]	[78.9543]	'Out'	[0.9989]
[0.3236]	[0.2673]	'Out'	[0.2265]
[0.3528]	[0.1032]	'In'	[6.6853e-004]
[0.0427]	[0.0418]	'Out'	[0.3076]
[2.9824]	[6.6272]	'Out'	[0.6528]
[11.1386]	[8.8936]	'Out'	[0.2108]

ภาพที่ 4-5 ค่าสัมประสิทธิ์ (coefficient) ความสัมพันธ์ของแต่ละปัจจัย และ ค่า P-value ในขั้นตอน

Stepwise Selection

4.1.2.5 วิธี PCA-Stepwise Selection ในขั้นตอนนี้เป็นการนำผลที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA ในข้อที่ 4.1.2.1 มาผ่านวิธี Stepwise Selection เพื่อให้ได้ปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำที่เราจะพยากรณ์ จากการทดลองพบว่าการหาปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำด้วยวิธีนี้ได้ 6 ปัจจัย โดยกำหนดได้จากค่า P-value ของแต่ละปัจจัยซึ่งกำหนดเอาเฉพาะค่า P-value < 0.05 และ Status เป็น 'In'

ดังภาพที่ 4-6

'Coeff'	'Std.Err.'	'Status'	'P'
[-1.0812e-004]	[1.8675e-005]	'In'	[1.0795e-008]
[-0.0010]	[1.0532e-004]	'In'	[0]
[8.6697e-004]	[1.0582e-004]	'In'	[1.2212e-015]
[-2.2454e-004]	[2.1844e-005]	'In'	[0]
[6.8950e-005]	[2.0451e-005]	'In'	[7.9028e-004]
[-4.7278e-006]	[9.7489e-006]	'Out'	[0.6279]
[1.3792e-004]	[1.6525e-005]	'In'	[4.4409e-016]
[-2.5917e-005]	[2.2274e-005]	'Out'	[0.2450]
[2.4320e-005]	[1.7846e-005]	'Out'	[0.1734]

ภาพที่ 4-6 ค่าสัมประสิทธิ์ (coefficient) ความสัมพันธ์ของแต่ละปัจจัยและค่า P-value ในขั้นตอน PCA-Stepwise

4.1.3 เปรียบเทียบผลที่ได้จากการสกัดปัจจัย

ในขั้นตอนนี้เป็นการนำเอาผลที่ได้จากการทดลองการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธีมาทำการเปรียบเทียบจำนวนปัจจัยตัวใหม่ที่ได้ดังตารางที่ 4-1

ตารางที่ 4-1 เปรียบเทียบจำนวนปัจจัยตัวใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยทั้ง 5 วิธี

การสกัดปัจจัยด้วยวิธี	จำนวนปัจจัยตัวใหม่ที่ได้
PCA	9
PLSR	6
PCA-Stepwise	6
Enter Selection	5
Stepwise Selection	9

4.1.4 ปัจจัยที่อยู่ในองค์ประกอบหลักหรือปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธี

ในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้วิธีการสกัดปัจจัยทั้งหมด 5 วิธีดังที่ได้นำเสนอไว้ในข้อที่ 3.1.2 และเมื่อนำปัจจัยทั้งหมด 18 ปัจจัย มาผ่านแต่ละขั้นตอนดังกล่าว และ ผลที่ได้จากการทดลองในข้อที่ 4.1.2 ซึ่งเป็นปัจจัยใหม่ที่มีความสัมพันธ์ที่มากที่สุดกับราคาทองคำที่จะพยากรณ์ โดยมีวิธีการกำหนดปัจจัยย่อย ดังนี้

4.1.4.1 วิธี Multiple linear Regression

เป็นวิธีที่สร้างความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรพยากรณ์กับตัวแปรเกณฑ์โดยมีวิธีการคัดเลือกปัจจัยเข้าในสมการดังนี้

4.1.4.1.1 วิธี Enter Selection ปัจจัยใหม่ที่ได้จากวิธีการนี้มีทั้งหมด 5 ปัจจัย โดยกำหนดจากค่า p-value ที่มีค่าน้อยกว่า 0.05 ดังรูปที่ 4-4 ในข้อที่ 4.1.2.3 โดยปัจจัยจัดแบ่งเป็นปัจจัยภายในและปัจจัยภายนอก และ ลำดับปัจจัยเริ่มต้นจากแถวที่ 2 ถึง แถวที่ 10 เป็นปัจจัยภายใน และ แถวที่ 11 ถึง แถวที่ 18 เป็นปัจจัยภายนอก ดังนี้

ตารางที่ 4-2 แสดงปัจจัยทั้งหมดที่ใช้ในงานวิจัยนี้ก่อนการสกัดปัจจัย

ปัจจัยภายใน		ปัจจัยภายนอก	
X1	คือ ราคาทองคำต่ำสุดของวันนี้	X11	คือ ดัชนีราคาหลักทรัพย์ที่เป็นมาตรฐาน (S&P500 index)
X2	คือ ราคาทองคำสูงสุดของวันนี้	X12	คือ ดัชนีราคาหุ้นกู้อายุ 10 ปี (10 year bond index)
X3	คือ ราคาทองคำเปิดตลาดของวันนี้	X13	คือ ดัชนีราคาหุ้นกู้อายุ 30 ปี (30 year bond yields)
X4	คือ ราคาทองคำปิดตลาดของวันนี้	X14	คือ ดัชนีการทำเหมือง (Gold bugs index)
X5	คือ ราคาทองคำสูงสุดก่อนวันนี้	X15	คือ ดัชนีราคาน้ำมัน (Oil index)
X6	คือ ราคาทองคำต่ำสุดก่อนวันนี้	X16	คือ ราคาแพลตินัม (Platinum)
X7	คือ ราคาทองคำเปิดตลาดก่อนวันนี้	X17	คือ ราคาโลหะเงิน (Silver)
X8	คือ ราคาทองคำปิดตลาดก่อนวันนี้	X18	คือ อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทของไทย (Baht Exchange)
X9	คือ ราคาทองคำสูงสุดของสองวันที่แล้ว		
X10	คือ ราคาทองคำต่ำสุดของสองวันที่แล้ว		

ปัจจัยที่ถูกเลือกเข้าในสมการด้วยขั้นตอนวิธีนี้มีดังนี้

- X4 คือ ราคาทองคำปิดตลาดของวันนี้
- X5 คือ ราคาทองคำสูงสุดก่อนวันนี้
- X9 คือ ราคาทองคำสูงสุดของสองวันที่แล้ว
- X10 คือ ราคาทองคำต่ำสุดของสองวันที่แล้ว
- X15 คือ ดัชนีราคาน้ำมัน (Oil index)

4.1.4.1.2 วิธี Stepwise Selection ปัจจัยใหม่ที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำที่จะพยากรณ์ จากผลการทดลองดังรูปที่ 4-5 ในข้อที่ 4.1.2.4 ได้ 9 ปัจจัย โดยกำหนดได้จากปัจจัยที่มี “Status” เป็น “In” แสดงว่าปัจจัยนั้นได้ถูกเลือกเข้าในสมการ แต่ในขั้นตอนนี้ได้ลำดับปัจจัยเริ่มต้นจากแถวที่ 1 ถึง แถวที่ 18 และ ปัจจัยที่ถูกเลือกเข้าในสมการด้วยขั้นตอนวิธีนี้มีดังนี้

- X1 คือ ราคาทองคำต่ำสุดของวันนี้
- X4 คือ ราคาทองคำปิดตลาดของวันนี้
- X5 คือ ราคาทองคำสูงสุดก่อนวันนี้
- X8 คือ ราคาทองคำปิดตลาดก่อนวันนี้
- X9 คือ ราคาทองคำสูงสุดของสองวันที่แล้ว
- X10 คือ ราคาทองคำต่ำสุดของสองวันที่แล้ว
- X11 คือ ดัชนีราคาหลักทรัพย์ที่เป็นมาตรฐาน (S&P500 index)
- X12 คือ ดัชนีราคาหุ้นกู้อายุ 10 ปี (10 year bond index)
- X15 คือ ดัชนีราคาน้ำมัน (Oil index)

4.1.4.2 วิธี Partial Least Square Regression (PLSR) จากผลการทดลองในข้อที่ 4.1.2.2 เมื่อนำองค์ประกอบหลัก หรือ ปัจจัยใหม่ที่ได้มาหาปัจจัยย่อยที่อยู่ในแต่ละองค์ประกอบหลักเหล่านั้น ด้วยวิธีการหาเวกเตอร์คล้ายคลึงกัน (Similarity Vectors) ดังตารางที่ 4-3 แสดงถึงค่าของโคไซน์ระหว่างปัจจัยต่าง ๆ กับองค์ประกอบหลัก (component) ซึ่งกำหนดจากค่าโคไซน์ (cosine) ที่มีค่ามากที่สุด

ตารางที่ 4-3 การหาว่าเวกเตอร์ที่คล้ายคลึงกัน (Similarity Vectors) ด้วยวิธีการของโคไซน์ระหว่างองค์ประกอบหลัก (component) หรือปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR

	comp1	comp2	comp3	comp4	comp5	comp6
X1	0.9993	0.9994	0.9993	0.9996	0.9993	0.9996
X2	0.9992	0.9994	0.9994	0.9995	0.9993	0.9994
X3	0.9993	0.9994	0.9993	0.9996	0.9993	0.9996
X4	0.9992	0.9994	0.9994	0.9995	0.9992	0.9994
X5	0.9996	0.9996	0.9992	0.9995	0.9994	0.9996
X6	0.9996	0.9994	0.9992	0.9996	0.9995	0.9995
X7	0.9996	0.9996	0.9992	0.9995	0.9994	0.9996
X8	0.9996	0.9994	0.9992	0.9996	0.9995	0.9995
X9	0.9997	0.9993	0.9995	0.9994	0.9992	0.9995
X10	0.9998	0.9995	0.9995	0.9994	0.9993	0.9993
X11	0.9803	0.9809	0.9818	0.9788	0.9860	0.9805
X12	0.9703	0.9706	0.9704	0.9692	0.9758	0.9699
X13	0.9823	0.9825	0.9827	0.9812	0.9867	0.9822
X14	0.9856	0.9863	0.9886	0.9842	0.9895	0.9872
X15	0.9871	0.9880	0.9896	0.9858	0.9917	0.9878
X16	0.9789	0.9787	0.9832	0.9762	0.9812	0.9807
X17	0.9897	0.9899	0.9923	0.9882	0.9922	0.9910
X18	0.9875	0.9879	0.9866	0.9877	0.9901	0.9871

จากตารางที่ 4-3 โดยที่ X1 ถึง X18 เป็นปัจจัยก่อนการหาองค์ประกอบหลัก (component) และมีความหมายดังข้อที่ 4.1.4.1.1 ดังนั้นจากค่าที่ได้ในตารางที่ 4-3 สามารถกำหนดปัจจัยย่อยในองค์ประกอบหลักได้ดังนี้

ตารางที่ 4-4 การกำหนดปัจจัยย่อยให้กับแต่ละองค์ประกอบหลัก (component) ด้วยวิธี PLSR

องค์ประกอบหลัก (component) หรือปัจจัยใหม่					
Comp1	Comp2	Comp3	Comp4	Comp5	Comp6
X1,X2,X3,X4,X5, X6,X7,X8,X9,X10, X11,X13,X14,X15, X17,X18	X1,X2,X3,X4,X5, X6,X7,X8,X9,X10, X11,X13,X14,X15, X17,X18	X1,X2,X3,X4,X5, X6,X7,X8,X9, X10,X11, X13, X14,X15,X17,X18	X1,X2,X3,X4,X5, X6,X7,X8,X9,X10, X13,X14,X15,X17, X18	X1,X2,X3,X4, X5,X6,X7,X8, X9,X10,X11,X 13,X14,X15, X16,X17,X18	X1,X2,X3,X4 X5,X6,X7,X8 X9,X10, X11, X13,X14,X15, X16,X17,X18

4.1.4.3 วิธี Principal Component Analysis (PCA) จากผลการทดลองในข้อที่

4.1.2.1 เมื่อนำองค์ประกอบหลัก หรือ ปัจจัยใหม่ที่ได้มาทำการหาปัจจัยย่อยที่อยู่ในแต่ละองค์ประกอบหลักเหล่านั้น ด้วยวิธีการหาเวกเตอร์คล้ายคลึงกัน (Similarity Vectors) ดังตารางที่ 4-5 แสดงถึงค่าของโคไซน์ระหว่างปัจจัยต่าง ๆ กับองค์ประกอบหลัก (component) ซึ่งกำหนดจากค่าโคไซน์ (cosine) ที่มีค่ามากที่สุด

ตารางที่ 4-5 การหาว่าเวกเตอร์ที่คล้ายคลึงกัน (Similarity Vectors) ด้วยวิธีการของโคไซน์ระหว่างองค์ประกอบหลัก (component) หรือปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA

	comp1	comp2	comp3	comp4	comp5	comp6	comp7	comp8	comp9
x1	0.9927	0.9920	0.9104	0.9955	0.9927	0.9934	0.99336	0.98699	0.992
x2	0.9924	0.9918	0.9110	0.9952	0.9922	0.9932	0.99307	0.98656	0.99175
x3	0.9926	0.9919	0.9107	0.9954	0.9926	0.9933	0.99326	0.98683	0.99192
x4	0.9925	0.9918	0.9108	0.9953	0.9923	0.9933	0.99315	0.9867	0.99182
x5	0.9928	0.9916	0.9074	0.9955	0.9927	0.9934	0.99343	0.98703	0.9920
x6	0.9925	0.9915	0.9085	0.9953	0.9924	0.9931	0.9932	0.98662	0.99175
x7	0.9927	0.9915	0.9077	0.9954	0.9926	0.9932	0.99331	0.98685	0.99191
x8	0.9926	0.9916	0.9082	0.9954	0.9925	0.9932	0.99329	0.98678	0.99182
x9	0.9926	0.9915	0.9078	0.9954	0.9925	0.9932	0.99325	0.98685	0.99188
x10	0.9923	0.9913	0.9080	0.9952	0.9922	0.9930	0.993	0.98645	0.99164
x11	0.9526	0.9613	0.9397	0.9606	0.9537	0.9557	0.95566	0.93865	0.95713
x12	0.9364	0.9407	0.9100	0.9450	0.9369	0.9386	0.93868	0.9216	0.93804
x13	0.9546	0.9590	0.9198	0.9619	0.9551	0.9567	0.9568	0.94175	0.95673
x14	0.9731	0.9841	0.9502	0.9779	0.9746	0.9764	0.97634	0.96349	0.98042
x15	0.9693	0.9797	0.9530	0.9753	0.9706	0.9725	0.97239	0.95833	0.97493
x16	0.9728	0.9867	0.9506	0.9750	0.9746	0.9765	0.97653	0.96553	0.98386
x17	0.9804	0.9891	0.9421	0.9839	0.9815	0.9832	0.98312	0.97223	0.98693
x18	0.9637	0.9621	0.8985	0.9699	0.9634	0.9645	0.96447	0.95288	0.96164

จากผลการหาค่าของโคไซน์จากตารางที่ 4-5 สามารถกำหนดปัจจัยย่อยในองค์ประกอบหลักได้ดังนี้

ตารางที่ 4-6 การกำหนดปัจจัยย่อยให้กับแต่ละองค์ประกอบหลัก (component) ของวิธีการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA

องค์ประกอบหลัก (component) หรือปัจจัยใหม่								
Comp1	Comp2	Comp3	Comp4	Comp5	Comp6	Comp7	Comp8	Comp9
X1,X2,	X1,X2,	X1,X2,	X1,X2,	X1,X2,	X1,X2,	X1,X2,	X1,X2,	X1,X2,
X3,X4,	X3,X4,	X3,X4,	X3,X4,	X3,X4,	X3,X4,	X3,X4,	X3,X4,	X3,X4,
X5,X6,	X5,X6,	X11,X12,	X5,X6,	X5,X6,	X5,X6,	X5,X6,	X5,X6,	X5,X6,
X7,X8,	X7,X8,	X13,X14,	X7,X8,	X7,X8,	X7,X8,	X7,X8,	X7,X8,	X7,X8,
X9,X10,	X9,X10,	X15,X16,	X9,X10,	X9,X10,	X9,X10,	X9,X10,	X9,X10,	X9,X10,
X14,X16,	X14,	X17	X14,X15,	X14,X15,	X14,X15,	X14,X15,	X17	X14,X15,
X17	X15,X16,		X16,X17,	X16,x17,	X16,x17,	X16,x17		X16,x17
	X17,x18		X18	X18	X18			

4.1.4.4 วิธี PCA-Stepwise จากผลการทดลองในข้อที่ 4.1.2.5 เมื่อนำองค์ประกอบหลัก หรือ ปัจจัยใหม่ที่ได้มาทำการหาปัจจัยย่อยที่อยู่ในแต่ละองค์ประกอบหลักเหล่านั้น ด้วยวิธีการหาเวกเตอร์คล้ายคลึงกัน (Similarity Vectors) ดังตารางที่ 4-7 แสดงถึงค่าของโคไซน์ระหว่างปัจจัยต่างๆ กับองค์ประกอบหลัก (component) ซึ่งกำหนดจากค่าโคไซน์ (cosine) ที่มีค่ามากที่สุด

ตารางที่ 4-7 การหาว่าเวกเตอร์ที่คล้ายคลึงกัน (Similarity Vectors) ด้วยวิธีการของโคไซน์ระหว่างองค์ประกอบหลัก (component) หรือปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA-Stepwise

	comp1	comp2	comp3	comp4	comp5	comp6
x1	0.9927	0.9920	0.9104	0.9955	0.9927	0.9934
x2	0.9924	0.9918	0.9110	0.9952	0.9922	0.9931
x3	0.9926	0.9919	0.9107	0.9954	0.9926	0.9933
x4	0.9925	0.9918	0.9108	0.9953	0.9923	0.9932
x5	0.9928	0.9916	0.9074	0.9955	0.9927	0.9934
x6	0.9925	0.9915	0.9085	0.9953	0.9924	0.9932
x7	0.9927	0.9915	0.9077	0.9954	0.9926	0.9933
x8	0.9926	0.9916	0.9082	0.9954	0.9925	0.9933
x9	0.9926	0.9915	0.9078	0.9954	0.9925	0.9933
x10	0.9923	0.9913	0.9080	0.9952	0.9922	0.9930
x11	0.9526	0.9613	0.9397	0.9606	0.9537	0.9557
x12	0.9364	0.9407	0.9100	0.9450	0.9369	0.9387
x13	0.9546	0.9590	0.9198	0.9619	0.9551	0.9568
x14	0.9731	0.9841	0.9502	0.9779	0.9746	0.9763
x15	0.9693	0.9797	0.9530	0.9753	0.9706	0.9724
x16	0.9728	0.9867	0.9506	0.9750	0.9746	0.9765
x17	0.9804	0.9891	0.9421	0.9839	0.9815	0.9831
x18	0.9637	0.9621	0.8985	0.9699	0.9634	0.9645

จากผลการหาค่าของโคไซน์จากตารางที่ 4-7 สามารถกำหนดปัจจัยย่อยในองค์ประกอบหลักได้ดังนี้

ตารางที่ 4-8 การกำหนดปัจจัยย่อยให้กับแต่ละองค์ประกอบหลัก (component) ของวิธีการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA-Stepwise

องค์ประกอบหลัก (component) หรือปัจจัยใหม่					
Comp1	Comp2	Comp3	Comp4	Comp5	Comp6
X1,X2,X3,X4, X5,X6,X7,X8, X9,X10,X14,X16, X17	X1,X2,X3,X4, X5,X6,X7,X8, X9,X10,X14,X15, X16,X17,x18	X1,X2,X3,X4, X11,X12,X13,X14, X15,X16, X17	X1,X2,X3,X4, X5,X6,X7,X8, X9,X10,X14,X15, X16,X17,X18	X1,X2,X3,X4, X5,X6,X7,X8, X9,X10,X14,X15, X16,x17,X18	X1,X2,X3,X4, X5,X6,X7,X8, X9,X10,X14,X15, X16,x17, X18

4.1.5 ผลการทดลองวัดประสิทธิภาพของวิธีการสกัดปัจจัยแต่ละวิธีโดยการพยากรณ์ด้วยระบบโครงข่ายประสาทเทียม

จุดประสงค์ของขั้นตอนนี้คือ การนำเอาปัจจัยตัวใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธีมาทำการพยากรณ์ด้วยระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และ แบบฟังก์ชันรัศมีฐาน ขั้นตอนในการสร้างตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในงานวิจัยนี้ได้กล่าวไปในบทที่ 3 ข้อที่ 3.1.3.1

4.1.5.1 ผลการทดสอบตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

ข้อมูลที่ได้จากการทดลองในการสกัดปัจจัยแต่ละวิธีในข้อที่ 4.1.2 มาทำการแบ่งเป็นสองส่วนคือ

ส่วนที่ 1 เป็นข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของตัวแบบโดยใช้วิธีการป้อนชุดข้อมูลทดสอบและชุดเป้าหมายเข้าในเครือข่ายเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีการเรียนรู้และปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้เกิดความผิดพลาดน้อยที่สุด

ส่วนที่ 2 ข้อมูลในช่วงเดียวกันที่ไม่ได้ใช้ในการเรียนรู้นำมาใช้ในการทดสอบวัดประสิทธิภาพของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม

สำหรับพารามิเตอร์ที่ใช้ในการพยากรณ์จะกำหนดให้มีค่าเท่ากันทุกตัวแบบโดยการทดลองปรับเปลี่ยนค่าสัมประสิทธิ์ของโมเมนต์ตั้งตั้งแต่ 0.2, 0.4, 0.7, 0.9 ค่าอัตราการเรียนรู้ตั้งแต่ 0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9 จำนวนรอบของการเรียนรู้ตั้งแต่ 1000, 2000, 3000, 4000, 5000, 6000, 10000 และฟังก์ชันการกระตุ้นในชั้นซ่อนเลือกใช้ Hyperbolic Tangent,

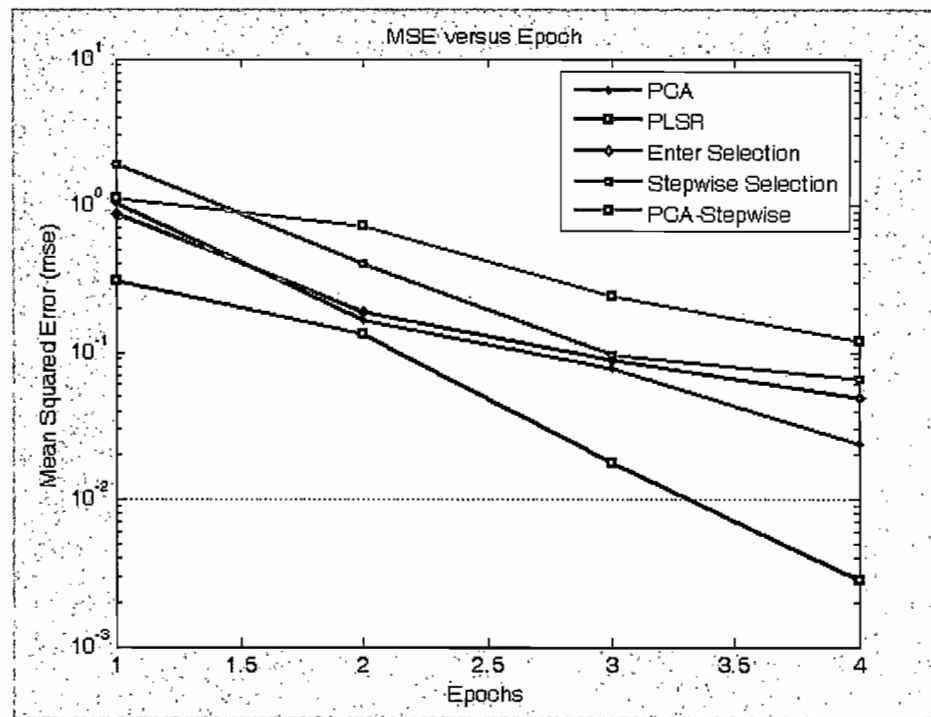
Log-sigmoid, Linear ให้กับตัวแบบเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่ให้ค่าการพยากรณ์สูงสุดพบว่าค่าที่เหมาะสมสามารถแสดง ดังตารางที่ 4-9

ตารางที่ 4-9 ค่าพารามิเตอร์ซึ่งกำหนดให้เท่ากันทุกตัวแบบ

ค่าโมเมนต์ในชั้นซ่อนและชั้นแสดงผล	0.9
ค่าอัตราการเรียนรู้ในชั้นซ่อนและชั้นแสดงผล	0.3
ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นซ่อน	Hyperbolic Tangent
ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นผลลัพธ์	ผลรวมเชิงเส้น
จำนวนรอบของการเรียนรู้	3000

เนื่องจากการกำหนดจำนวนนิรอนในชั้นซ่อนนั้นไม่มีวิธีการที่แน่นอน ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงทำการทดลองโดยใช้จำนวนนิรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 2, 3, 4, 5, 6, 7 จากนั้นจึงเปรียบเทียบประสิทธิภาพและเลือกจำนวนนิรอนในชั้นซ่อนที่ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูงสุดผลที่ได้จากการวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ของปัจจัยใหม่ที่ผ่านมาการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธีจะมีดังนี้

4.1.5.1.1 เปรียบเทียบผลการเรียนรู้ของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับของการสกัดปัจจัยแต่ละวิธี ในขั้นตอนนี้เป็นกรนำเอาปัจจัยที่ได้จากการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธีมาทำการเรียนรู้ให้กับตัวแบบของโครงข่ายแบบแพร่ย้อนกลับ ผลการทดลองดังภาพที่ 4-7 พบว่าปัจจัยที่ได้จากวิธีการของ PLSR จะลู่เข้าสู่เป้าหมายได้เร็วกว่าปัจจัยที่ได้จากวิธีการอื่น ๆ ที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้ และได้จำนวนรอบของการเรียนรู้เท่า 3 รอบ จากจำนวนรอบของการเรียนรู้ 3000 รอบ



ภาพที่ 4-7 ประสิทธิภาพการเรียนรู้ของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับด้วยปัจจัยที่ได้จากการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธี

4.1.5.1.2 ผลการพยากรณ์ของปัจจัยที่ผ่านวิธีการวิเคราะห์ปัจจัยหลัก (PCA) ในขั้นตอนนี้เป็นการนำผลที่จากการจากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA ในข้อที่ 4.1.2.1 เมื่อนำมาพยากรณ์ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และสามารถวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ผลการทดลอง ดังตารางที่ 4-10 ตารางที่ 4-10 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA

Ratio Train/Test	จำนวนนิรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90/10	1.557	2.053	1.998	1.804	1.506	1.730
80/20	1.853	1.678	1.869	3.483	2.882	1.713
70/30	1.550	1.799	2.695	1.924	3.711	1.762
60/40	1.602	1.827	1.533	2.433	2.241	2.206

4.1.5.1.3 ผลการพยากรณ์ของปัจจัยที่ผ่านวิธี PLSR จากปัจจัยตัวใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR ในข้อที่ 4.1.2.2 เมื่อนำมาพยากรณ์ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และสามารถวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ผลการทดลอง ดังตารางที่ 4-11

ตารางที่ 4-11 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR

Ratio Train/Test	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90/10	0.642	0.825	0.984	0.809	0.760	1.122
80/20	0.531	0.645	0.723	0.849	0.721	0.821
70/30	0.807	0.535	0.572	0.618	0.895	0.826
60/40	0.654	0.694	0.487	0.477	0.912	1.612

4.1.5.1.4 ผลการพยากรณ์ของปัจจัยที่ผ่านวิธี Enter Selection จากปัจจัยที่ผ่านกระบวนการหาความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์ด้วยวิธี Enter Selection ในข้อที่ 4.1.2.3 เมื่อนำมาพยากรณ์ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และสามารถวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ผลการทดลอง ดังตารางที่ 4-12

ตารางที่ 4-12 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี Enter Selection

Ratio Train/Test	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90/10	1.254	1.449	1.936	1.819	1.534	2.352
80/20	1.229	3.160	1.442	3.227	3.430	2.398
70/30	1.136	1.183	1.359	1.467	1.577	1.546
60/40	1.114	1.263	1.409	1.126	1.253	2.800

4.1.5.1.5 ผลการพยากรณ์ของปัจจัยที่ผ่านวิธี Stepwise Selection จากปัจจัยที่ผ่านกระบวนการหาความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์ด้วยวิธี Stepwise Selection ในข้อที่ 4.1.2.4 เมื่อนำมาพยากรณ์ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และสามารถวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ผลการทดลองดังตารางที่ 4-13

ตารางที่ 4-13 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี Stepwise Selection

Ratio Train/Test	จำนวนนิเวรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90/10	1.611	1.389	2.003	1.532	1.675	2.417
80/20	1.307	2.021	1.323	1.572	1.443	1.860
70/30	1.349	1.418	2.168	1.519	1.794	1.946
60/40	2.660	1.545	1.499	1.746	1.202	2.766

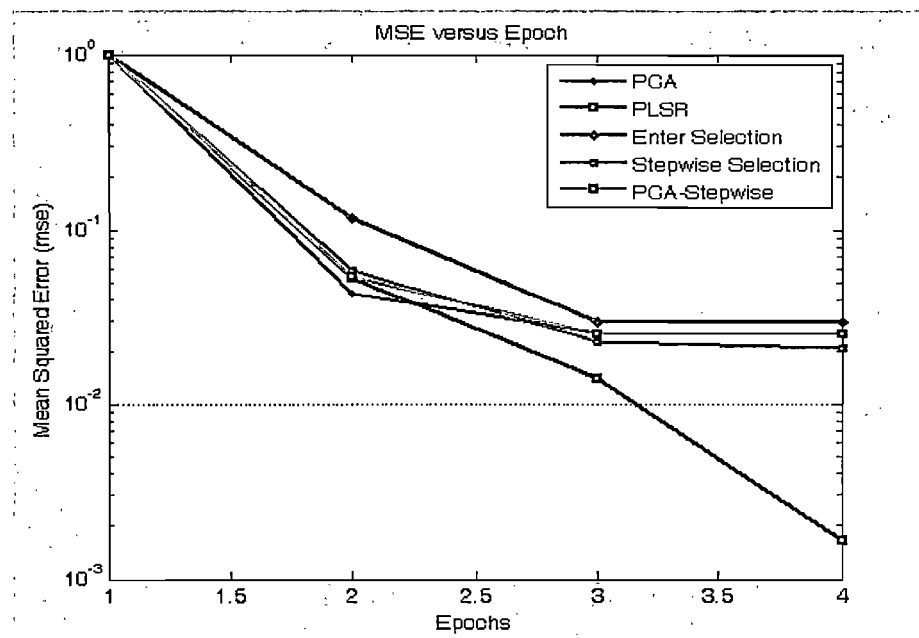
4.1.5.1.6 ผลการพยากรณ์ของปัจจัยที่ผ่านวิธี PCA-Stepwise จากปัจจัยที่ผ่านกระบวนการหาความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์ด้วยวิธี PCA-Stepwise ในข้อที่ 4.1.2.5 เมื่อนำมาพยากรณ์ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และสามารถวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ผลการทดลอง ดังตารางที่ 4-14 ตารางที่ 4-14 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA-Stepwise

Ratio Train/Test	จำนวนนิเวรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90/10	1.328	1.525	2.129	3.191	1.822	1.946
80/20	2.155	1.599	2.066	2.254	1.908	2.047
70/30	2.022	1.791	2.027	3.230	2.406	2.946
60/40	1.336	1.436	2.050	2.604	1.792	2.217

4.1.5.2 ผลการทดสอบตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน

ชุดข้อมูลที่ใช้ใน โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับมาทำการทดสอบกับตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน โดยการกำหนดพารามิเตอร์การกระจาย (Spread) ได้จากการทดลองปรับเปลี่ยนค่าตั้งแต่ 1.5, 1.7 ถึง 40.5 พบว่าค่าของพารามิเตอร์การกระจาย $\sigma = 33.2$ ของฟังก์ชันส่งค่าแบบเกาส์เซียน ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูง การกำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนได้ทำการทดลองด้วย 2, 3, 4, 5, 6, 7 จากนั้นจึงเปรียบเทียบประสิทธิภาพและเลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูงสุด ผลที่ได้จากการวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ของปัจจัยใหม่ที่ผ่านมาการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธีจะมีดังนี้

4.1.5.2.1 เปรียบเทียบผลการเรียนรู้ของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐานของการสกัดปัจจัยแต่ละวิธีในขั้นตอนนี้เป็น การนำเอาปัจจัยที่ได้จากการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธีมาทำการเรียนรู้ให้กับตัวแบบของโครงข่ายแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน ผลการทดลองดังภาพที่ 4-8 พบว่าปัจจัยที่ได้จากวิธีการของ PLSR จะเข้าสู่เป้าหมายได้เร็วกว่าปัจจัยที่ได้จากวิธีการอื่น ๆ ที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้ และได้จำนวนรอบของการเรียนรู้เท่า 3 รอบ จากจำนวนรอบของการเรียนรู้ 7 รอบ



ภาพที่ 4-8 ประสิทธิภาพการเรียนรู้ของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐานด้วยปัจจัยที่ได้จากการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธี

4.1.5.2.2 ผลการพยากรณ์ของปัจจัยที่ผ่านวิธีการวิเคราะห์ปัจจัยหลัก (PCA) ในขั้นตอนนี้เป็นการนำผลที่จากการจากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA ในข้อที่ 4.1.2.1 เมื่อนำมาพยากรณ์ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน และสามารถวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ผลการทดลองตารางที่ 4-15

ตารางที่ 4-15 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐานของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA

Ratio Train/Test	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90/10	1.365	1.354	1.353	1.353	1.364	1.391
80/20	1.336	1.294	1.362	1.378	1.428	1.331
70/30	1.333	1.299	1.297	1.426	1.400	1.311
60/40	1.197	1.243	1.193	1.304	1.205	1.288

4.1.5.2.3 ผลการพยากรณ์ของปัจจัยที่ผ่านวิธี PLSR จากปัจจัยตัวใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR ในข้อที่ 4.1.2.2 เมื่อนำมาพยากรณ์ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน และสามารถวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ผลการทดลองดังตารางที่ 4-16

ตารางที่ 4-16 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐานของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR

Ratio Train/Test	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90/10	0.694	0.623	0.524	0.536	0.552	0.421
80/20	0.653	0.465	0.509	0.560	0.430	0.452
70/30	0.710	0.675	0.697	0.719	0.431	0.582
60/40	0.658	0.630	0.542	0.565	0.376	0.415

4.1.5.2.4 ผลการพยากรณ์ของปัจจัยที่ผ่านวิธี Enter Selection จากปัจจัยที่ผ่านกระบวนการหาความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์ด้วยวิธี Enter Selection ในข้อที่ 4.1.2.3 เมื่อนำมาพยากรณ์ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐานและสามารถวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ผลการทดลองดังตารางที่ 4-17

ตารางที่ 4-17 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐานของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี Enter Selection

Ratio Train/Test	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90/10	1.683	1.480	1.268	1.328	1.278	1.300
80/20	1.623	1.289	1.600	1.315	1.219	1.275
70/30	1.500	1.537	1.154	1.368	1.159	1.230
60/40	1.375	1.258	1.077	1.065	1.134	1.146

4.1.5.2.5 ผลการพยากรณ์ของปัจจัยที่ผ่านวิธี Stepwise Selection จากปัจจัยที่ผ่านกระบวนการหาความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์ด้วยวิธี Stepwise Selection ในข้อที่ 4.1.2.4 เมื่อนำมาพยากรณ์ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐานและสามารถวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ผลการทดลองดังตารางที่ 4-18

ตารางที่ 4-18 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐานของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี Stepwise Selection

Ratio Train/Test	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90/10	1.392	1.328	1.332	1.234	1.154	1.217
80/20	1.425	1.245	1.347	1.265	1.182	1.180
70/30	1.387	1.185	1.209	1.349	1.139	1.156
60/40	1.289	1.278	1.139	1.080	1.132	1.119

4.1.5.2.6 ผลการพยากรณ์ของปัจจัยที่ผ่านวิธี PCA-Stepwise จากปัจจัยที่ผ่านกระบวนการหาความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์ด้วยวิธี PCA-Stepwise ในข้อที่ 4.1.2.5 เมื่อนำมาพยากรณ์ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน และสามารถวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ผลการทดลอง ดังตารางที่ 4-19 ตารางที่ 4-19 เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐานของปัจจัยใหม่ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PCA-Stepwise

Ratio Train/Test	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90/10	1.366	1.368	1.342	1.367	1.369	1.336
80/20	1.357	1.349	1.420	1.397	1.389	1.497
70/30	1.391	1.412	1.324	1.322	1.817	1.306
60/40	1.264	1.297	1.203	1.471	1.349	1.276

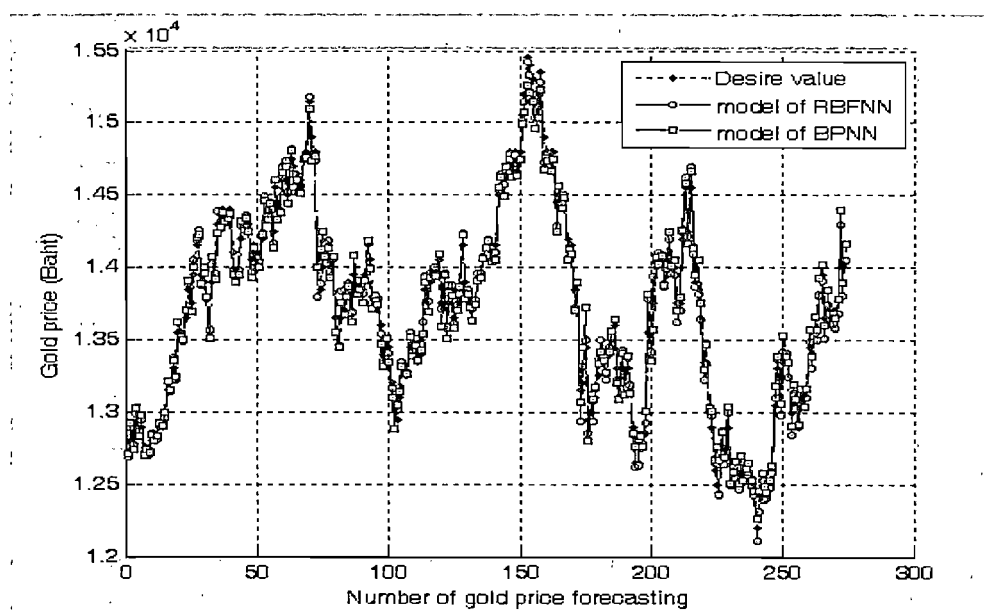
4.1.6 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับและแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน

ขั้นตอนนี้เป็นกรนำผลที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และ แบบฟังก์ชันรัศมีฐานมาทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำในการพยากรณ์ ดังตารางที่ 4-20

ตารางที่ 4-20 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ด้วยค่า MAPE ระหว่างโครงข่ายแบบแพร่ย้อนกลับ และ แบบฟังก์ชันรัศมีฐาน

โครงข่าย ประสาทเทียม	วิธีการสกัดปัจจัย				
	PCA	PLSR	Enter Selection	Stepwise Selection	PCA-Stepwise
BPNN	1.533	0.477	1.114	1.202	1.336
RBFNN	1.190	0.376	1.065	1.080	1.203

ผลการทดลองพบว่าเมื่อนำปัจจัยที่ผ่านการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR จะได้ผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูงกว่าวิธีอื่น ๆ ที่ได้กล่าวมาในงานวิจัยนี้ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (BPNN) และมีสถาปัตยกรรมเป็น 6 : 5 : 1 และ ตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (RBFNN) และมีสถาปัตยกรรมเป็น 6 : 6 : 1 ที่มีอัตราส่วนข้อมูลฝึกสอนต่อทดสอบเป็น 60 : 40 ให้ค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 0.477% และ 0.376% ตามลำดับ



ภาพที่ 4-9 การเปรียบเทียบราคาทองคำที่ได้จากการพยากรณ์กับราคาทองคำจริงของตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับและแบบฟังก์ชันรัศมีฐานที่นำปัจจัยจากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR มาใช้เป็นปัจจัยนำเข้าสู่ของตัวแบบ

4.2 ขั้นตอนวิธีเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยวิธีพยากรณ์รวม

จุดประสงค์ในขั้นตอนนี้ก็เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพความแม่นยำในการพยากรณ์ราคาทองคำให้สูงขึ้น จากวิธีการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR ในหัวข้อ 4.1.4.1.2 ที่ให้ผลของการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูงด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และ ฟังก์ชันรัศมีฐาน ซึ่งวัดด้วยค่า MAPE ในหัวข้อ 4.1.5 ดังนั้นในขั้นตอนนี้จึงได้เลือกใช้ปัจจัยที่ได้จากวิธี PLSR มาเป็นปัจจัยนำเข้าสู่ของวิธีการพยากรณ์เดี่ยวจากนั้นนำผลที่ได้จากการพยากรณ์เดี่ยวมาใช้เป็นปัจจัยนำเข้าสู่ของวิธีการพยากรณ์รวม ซึ่งขั้นตอนในการสร้างตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในงานวิจัย

ที่ใช้ในงานวิจัยนี้ได้กล่าวไปในบทที่ 3 ข้อที่ 3.2.2 และ ผลที่ได้จากการทดลองด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และแบบฟังก์ชันรัศมีฐานมีดังนี้

4.2.1 ผลการเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ จากปัจจัยที่ได้ในการทดลองด้วยวิธีการพยากรณ์เดี่ยวในข้อที่ 4.1.4.2.2 นำมาทำการแบ่งเป็นสองส่วนคือ

ส่วนที่ 1 เป็นข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของตัวแบบ โดยใช้วิธีการป้อนชุดข้อมูลทดสอบและชุดเป้าหมายเข้าในเครือข่ายเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีการเรียนรู้และปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้เกิดความผิดพลาดน้อยที่สุด

ส่วนที่ 2 ข้อมูลในช่วงเดียวกันที่ไม่ได้ใช้ในการเรียนรู้นำมาใช้ในการทดสอบวัดประสิทธิภาพของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม

สำหรับพารามิเตอร์ที่ใช้ในการพยากรณ์รวมจะกำหนดให้มีค่าเท่ากันทุกตัวแบบโดยการทดลองปรับเปลี่ยนค่า ดังที่ได้กำหนดค่าไว้ในหัวข้อที่ 4.1.4.1 และได้ผลการพยากรณ์ดังตารางที่ 4-21

ตารางที่ 4-21 เปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำของขั้นตอนวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

Ratio Train/Test	จำนวนนิเวรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90/10	0.429	0.747	0.509	0.508	0.984	0.628
80/20	0.388	0.526	1.925	0.897	0.419	0.944
70/30	0.428	1.398	1.748	0.564	0.780	0.862
60/40	0.401	1.770	1.367	0.939	0.820	1.526

จากผลการทดลองในตารางที่ 4-21 สามารถกำหนดตัวแบบได้ 2 : 2 : 1 หมายความว่า ปัจจัยนำเข้า 2 ปัจจัย จำนวนนิเวรอนในชั้นซ่อน 2 นิเวรอน และชั้นแสดงผล 1 นิเวรอน พบว่าข้อมูลที่มีอัตราส่วนฝึกสอนต่อทดสอบเป็น 80 : 20 ให้ค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 0.388%

4.2.2 ผลการเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชัน รัศมีฐาน นำปัจจัยทั้งหมดที่ใช้ในวิธีการรวมด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับมาทำการทดสอบกับตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน โดยการกำหนดพารามิเตอร์การกระจาย (Spread) ได้จากการทดลองปรับเปลี่ยนค่าตั้งแต่ 1.5, 1.7 ถึง 40.5 พบว่าค่าของพารามิเตอร์การกระจาย $\sigma = 5.9$ ของฟังก์ชันเกาส์เซียน ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูง และกำหนดค่าจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนตั้งแต่ 2, 3, 4, 5, 6, 7 จากนั้นเลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูงสุด ผลที่ได้จากการวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ดังตารางที่ 4-22

ตารางที่ 4-22 เปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำของขั้นตอนวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน

Ratio Train/Test	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90/10	0.40	0.377	0.372	0.382	0.402	0.379
80/20	0.350	0.490	0.406	0.391	0.486	0.408
70/30	0.412	0.402	0.389	0.375	0.393	0.353
60/40	0.409	0.391	0.449	0.399	0.530	0.393

จากผลการทดลองในตารางที่ 4-22 สามารถกำหนดตัวแบบได้ 2 : 2: 1 หมายความว่า ปัจจัยนำเข้า 2 ปัจจัย จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 2 นิวรอน และชั้นแสดงผล 1 นิวรอน พบว่าข้อมูลที่มีอัตราส่วนฝึกสอนต่อทดสอบเป็น 80 : 20 ให้ค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 0.350%

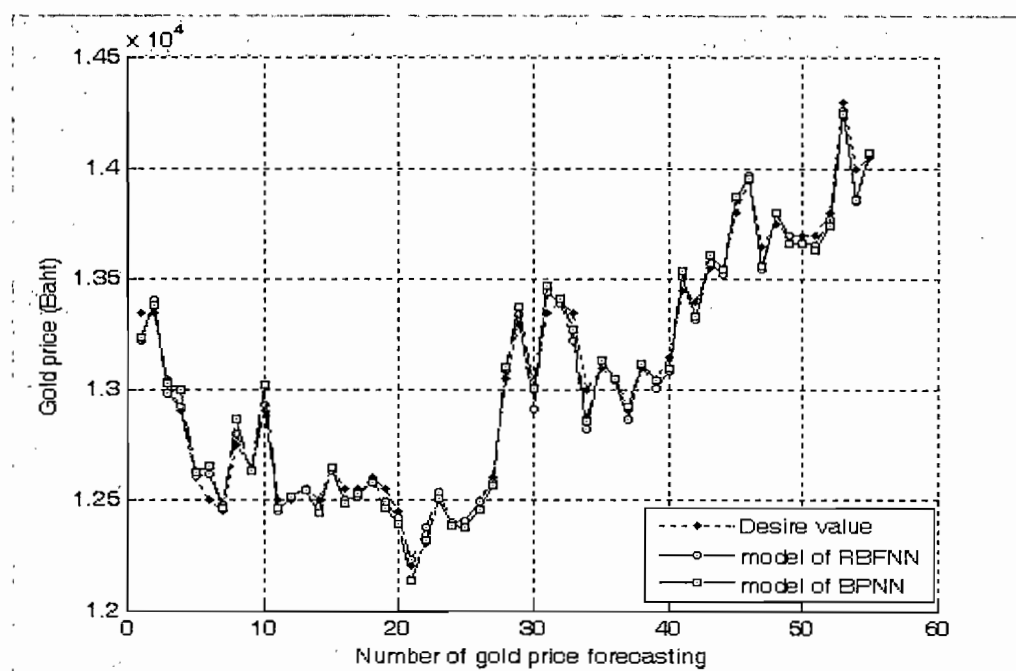
4.2.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพในขั้นตอนวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์

ในขั้นตอนนี้เป็นการนำเอาผลที่ได้จากการทดลองในการพยากรณ์ด้วยตัวแบบที่มีอัตราส่วนของข้อมูลในการเรียนรู้ต่อข้อมูลในการทดสอบเป็น 80 : 20 ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และ แบบฟังก์ชันรัศมีฐาน ด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ดังตารางที่ 4-23

ตารางที่ 4-23 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์รวมด้วยตัวแบบของโครงข่าย BPNN-based combining และ RBFNN-based combining

ร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์	ตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียม	
	BPNN-based combining	RBFNN-based combining
	2 : 2 : 1	2 : 2 : 1
MAPE	0.388	0.350

ตารางที่ 4-23 แสดงผลการวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์รวมด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และ แบบฟังก์ชันรัศมีฐาน และมีสถาปัตยกรรม 2 : 2 : 1 และ 2 : 2 : 1 ให้ค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 0.388% และ 0.350% ตามลำดับ



ภาพที่ 4-10 การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ราคาทองคำที่ได้จากวิธีการพยากรณ์รวมและราคาทองคำจริง

จากภาพที่ 4-10 เป็นการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ราคาทองคำที่ได้จากวิธีการพยากรณ์รวมกับราคาทองคำจริง เส้นประจุดสีดำคือราคาทองคำจริง เส้นดำจุดชมพูคือผลการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน และ เส้นสีฟ้าจุดเขียวคือผลการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ จะเห็นว่าจุดสีชมพูจะอยู่ใกล้กับจุดสีดำมากกว่าจุดสีเขียว แสดงว่าผลที่ได้จากตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐานจะให้ประสิทธิภาพมากกว่าผลของการพยากรณ์ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ดังนั้นจึงสามารถนำตัวแบบของฟังก์ชันรัศมีฐานไปใช้ในการพยากรณ์ราคาได้ โดยให้ความแม่นยำสูงสุด

เปรียบเทียบงานวิจัยที่ได้ทำการพยากรณ์ราคาทองคำ

ตารางที่ 4-24 เปรียบเทียบวิธีการหาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยกับราคาทองคำและการนำตัวแบบมาใช้ในการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE)

ชื่อผู้วิจัย	วิธีการสกัดปัจจัยหรือ วิธีการหาปัจจัยที่มี ความสัมพันธ์กับราคาทองคำ				วิธีการสร้างตัวแบบในการ พยากรณ์ราคาทองคำ			ค่าร้อยละของความ คลาดเคลื่อน สมบูรณ์ (MAPE)
	Correlation Coefficient	PCA	PLSR	MLR	MLR	BP	RBF	
ปรีดา อุนสรณ์ธีรกุล	✓					✓		1.268
วรฤทธิ์ พานิชกิจโกศลกุล					✓			1.671
Zuhaimy Ismail					✓			3.077
บุญมี พันธวงศ์		✓	✓	✓		✓	✓	0.350

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอการเปรียบเทียบวิธีการสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยวิธีระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้สอนซึ่งประกอบไปด้วย 3 ขั้นตอนได้แก่ ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล ขั้นตอนการสกัดปัจจัย และขั้นตอนวิธีเพิ่มประสิทธิภาพของการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งผลของการวิจัยในแต่ละขั้นตอนสามารถสรุปได้ดังนี้

1. ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล

ปัจจัยทั้งหมดที่ได้ทำการรวบรวม ตรวจสอบความถูกต้องและทำให้อยู่ภายใต้สภาวะแวดล้อมเดียวกันสามารถที่จะสรุปได้ทั้งหมด 18 ปัจจัย ยกตัวอย่างเช่น ดัชนีราคาหลักทรัพย์ที่เป็นมาตรฐาน (S&P500 index) ดัชนีราคาหุ้นกู้อายุ 30 ปี (30 year bond yields) ดัชนีราคาหุ้นกู้อายุ 10 ปี (10 year bond index) ดัชนีการทำเหมืองทองคำ (Gold bugs index) ดัชนีราคาน้ำมัน (Oil index) อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทของไทย ราคาโลหะเงิน แพลทินัม ราคาทองคำสูงสุดของวันนี้ ราคาทองคำต่ำสุดของวันนี้ ราคาทองคำสูงสุดก่อนวันนี้ ราคาทองคำต่ำสุดก่อนวันนี้ ราคาทองคำสูงสุดของสองวันที่แล้ว ราคาทองคำต่ำสุดของสองวันที่แล้ว ราคาทองคำเปิดตลาดของวันนี้ ราคาทองคำปิดตลาดของวันนี้ ราคาทองคำเปิดตลาดของก่อนวันนี้ ราคาทองคำปิดตลาดของก่อนวันนี้

2. ขั้นตอนการสกัดปัจจัย

เนื่องจากว่าวิธีการที่นำเสนอสำหรับขั้นตอนนี้มีจุดประสงค์เพื่อหาปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์หรือราคาทองคำที่เราจะพยากรณ์ที่สูงที่สุด ผู้วิจัยจึงได้นำเสนอวิธีการสกัดปัจจัยโดยแบ่งออกเป็น 5 วิธีด้วยกันคือ (1) การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA), (2) วิธีการ PLSR, (3) วิธีผสมระหว่าง PCA กับ Stepwise Selection, (4) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยหลายตัวแปรแบบ Enter Selection และ (5) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยหลายตัวแปรแบบ Stepwise Selection จากนั้นจึงทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการสกัดปัจจัยโดยนำปัจจัยที่ได้มาเข้าสู่การพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน จากผลการทดลอง พบว่า เมื่อนำปัจจัยทั้งหมด 18 ปัจจัย (มิติ) มาผ่านกระบวนการสกัดตามคุณลักษณะที่กล่าวมาข้างต้น และได้ปัจจัยที่เหมาะสมกับการพยากรณ์ คือ 9 ปัจจัย, 6 ปัจจัย, 6 ปัจจัย

5 ปัจจัย และ 9 ปัจจัย ตามลำดับ นอกจากนี้ ผู้วิจัยยังพบว่า วิธีการ PLSR เป็นวิธีการสกัดปัจจัยที่ให้ผลการพยากรณ์สูงสุด โดยให้ค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 0.477% และ 0.376% สำหรับการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และ แบบฟังก์ชันรัศมีฐาน ตามลำดับ

3. ขั้นตอนการพยากรณ์

ในขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนของการเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และ แบบฟังก์ชันรัศมีฐาน โดยการนำปัจจัยที่ได้จากสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR นำมาเป็นปัจจัยนำเข้าของตัวแบบการพยากรณ์เดี่ยว จากนั้นนำผลที่ได้จากการพยากรณ์เดี่ยวมาใช้เป็นปัจจัยนำเข้าของตัวแบบในการเพิ่มประสิทธิภาพของการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และ ฟังก์ชันรัศมีฐาน โดยมีสถาปัตยกรรมเป็น 2:2:1 และ 2:2:1 ตามลำดับ และเป็นตัวแบบที่มีอัตราส่วนของข้อมูลฝึกสอนต่อข้อมูลทดสอบเป็น 80 : 20 โดยมีค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 0.388% และ 0.350% ตามลำดับ ซึ่งจากขั้นตอนนี้จะเห็นว่า การเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูงกว่าตัวแบบของโครงข่ายแบบแพร่ย้อนกลับ

5.2 ข้อเสนอแนะ

ขั้นตอนวิธีที่ได้นำเสนอในงานวิจัยนี้ จะสามารถให้ผลการพยากรณ์ที่ตีเฉพาะกับข้อมูลที่ได้กำหนดมาเท่านั้น ดังนั้นหากสามารถพัฒนาขั้นตอนวิธีทั้งหมดให้ใช้งานได้กับข้อมูลในหลายรูปแบบย่อมทำให้เกิดประโยชน์ในการใช้งานมากขึ้น

5.3 งานที่จะพัฒนาต่อไปในอนาคต

1. เพิ่มปัจจัยที่คิดว่าจะมีผลกระทบต่อการเคลื่อนไหวของราคาทองคำ
2. หาวิธีการสกัดปัจจัยที่ให้ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยที่นำเข้ามาในการพยากรณ์กับราคาทองคำที่เราจะพยากรณ์ และ ปัจจัยที่ได้จะต้องไม่มีความสัมพันธ์กันเอง
3. พัฒนาระบบการสร้างตัวแบบในการพยากรณ์ ให้ตัวแบบสามารถปรับตัวเข้ากับข้อมูลใหม่ๆ ที่นำเข้ามาได้เช่น การสร้างตัวแบบในการพยากรณ์ด้วย Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS)

บรรณานุกรม

- กัลยา วานิชย์บัญชา. (2550). การวิเคราะห์สถิติ:สถิติสำหรับบริหารและวิจัย (พิมพ์ครั้งที่ 6). กรุงเทพฯ: จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- ทรงศิริ แต่สมบัติ. (2549). เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ (พิมพ์ครั้งที่ 1). กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- นิภาพร ลี้มทุลสวัสดิ์. (2552). การเปรียบเทียบข้อมูลการพยากรณ์ราคาทองคำแท่งโดยวิธีอาร์มา, วิทยานิพนธ์ปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต, สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์การจัดการ, บัณฑิตวิทยาลัย, มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ.
- บุญมี พันธวงศ์ และ กฤษณะ ชินสาร. “การเปรียบเทียบวิธีการการสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์ราคาทองคำ”. Proceeding of the 3rd National Conference on Information Technology, 2010, pp 361-366.
- บุญมี พันธวงศ์ และ กฤษณะ ชินสาร. “การพยากรณ์ราคาทองคำด้วยวิธีระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้สอน”. The proceeding of the National Conference on Computer Information Technologies: CIT2011, pp18-24.
- ปรีดา อนุสรณ์ธีรกุล. (2552). การเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ราคาทองคำโดยใช้วิธีพยากรณ์รวมด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม. Proceedings of the Conference on Knowledge and Smart Technologies (pp. 1-6).
- ปิยะวิทย์ หมคมลทิน. (2549). ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อราคาทองรูปพรรณ. วิทยานิพนธ์ปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต. มหาวิทยาลัยรามคำแหง.
- มุกดา แม่นมินทร์. (2549). อนุกรมเวลาและการพยากรณ์ (พิมพ์ครั้งที่ 1). กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.
- วราฤทธิ์ พานิชกิจ โกศลกุล. (2549). การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ราคาทองคำรูปพรรณรายวันระหว่างวิธีการพยากรณ์ของ โฮสต์ วิธีการพยากรณ์ของบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีการพยากรณ์รวม, Naresuan University Journal (pp. 9-6).
- วิจิต หล่อจิระชุนท์กุล. (2548). เทคนิคการพยากรณ์ (พิมพ์ครั้งที่ 3). กรุงเทพฯ: โครงการส่งเสริมเอกสารวิชาการสถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์.
- วิภาดา เวทย์ประสิทธิ์ และ พรพิมล ณ นครม, (November 17-18,2005). การสกัดปัจจัยข้อมูลสำหรับการพยากรณ์ฝน โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม, The Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (pp. 151-156).

- ศุภมิตรา เรื่องพิระกุล. (2540). หลักสถิติเพื่อการพยากรณ์ (พิมพ์ครั้งที่ 1). กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยรามคำแหง.
- Alexandra Debiolles, Latifa Oukhellou & Patrice Akinin. (2004). Combined Used of Partial Least Square Regression and Neural Network for Diagnosis Tasks. Proceeding of the 17th International Conference on Pattern Recognition (pp. 1051-4651).
- Bounmy Phanthavong & Krisana Chinnasarn. "Gold price forecasting using supervised neural networks". Proceeding of the 3rd SUT Graduate Conference 2010, pp70-73.
- Broomhead D. S. (1988.) Multivariable function interpolation and adaptive networks. In Complex Systems, (pp. 321-355).
- Herve Abdi. (2002) . Partial Least Square Regression. The University of Texas at Dallas Available as <http://www.utdallas.edu/~herve/> on March 20, 2010.
- Jolliffe I.T. (2002). Principal Component Analysis, (2nd ed), Springer – Verlag New York.
- Pravit Khaemasunun. (2009). Forecasting Thai Gold Prices. Tenth International Business Research Conference (pp. 1-15).
- Simon Haykin. (1998). Neural Network: A Comprehensive Foundation, (2nd ed), Prentice Hall.
- Weihong Wang & Shuangshuang Nie. (2008). The Performance Evaluation and Choice of Combining Forecast Method. Second international Symposium on Intelligent Information Technology Application (pp. 838-842).
- Ying Sai ,Shiwei Zhu & Tao Ahang. (2008). Predicting financial distress of listed corporate by a hybrid PCA-RBFNN model. Fourth International Conference on Natural Computation (pp. 277-281).
- Zuhaimy. Ismail, Azizi Yahya, & Ani Shabri. (2009). Forecasting Gold Price Using Multiple Linear Regression Method. American Journal of Applied Sciences 6 (8) (pp. 1509-1514).
- Zhang Caiqing, Qi Ruonan & Qiu Zhiwen. (2008). Comparing BP and RBF Neural Network for Forecasting the Resident Consumer Level by MATLAB. International Conference on Computer and Electrical Engineering (pp. 169-172).

ภาคผนวก

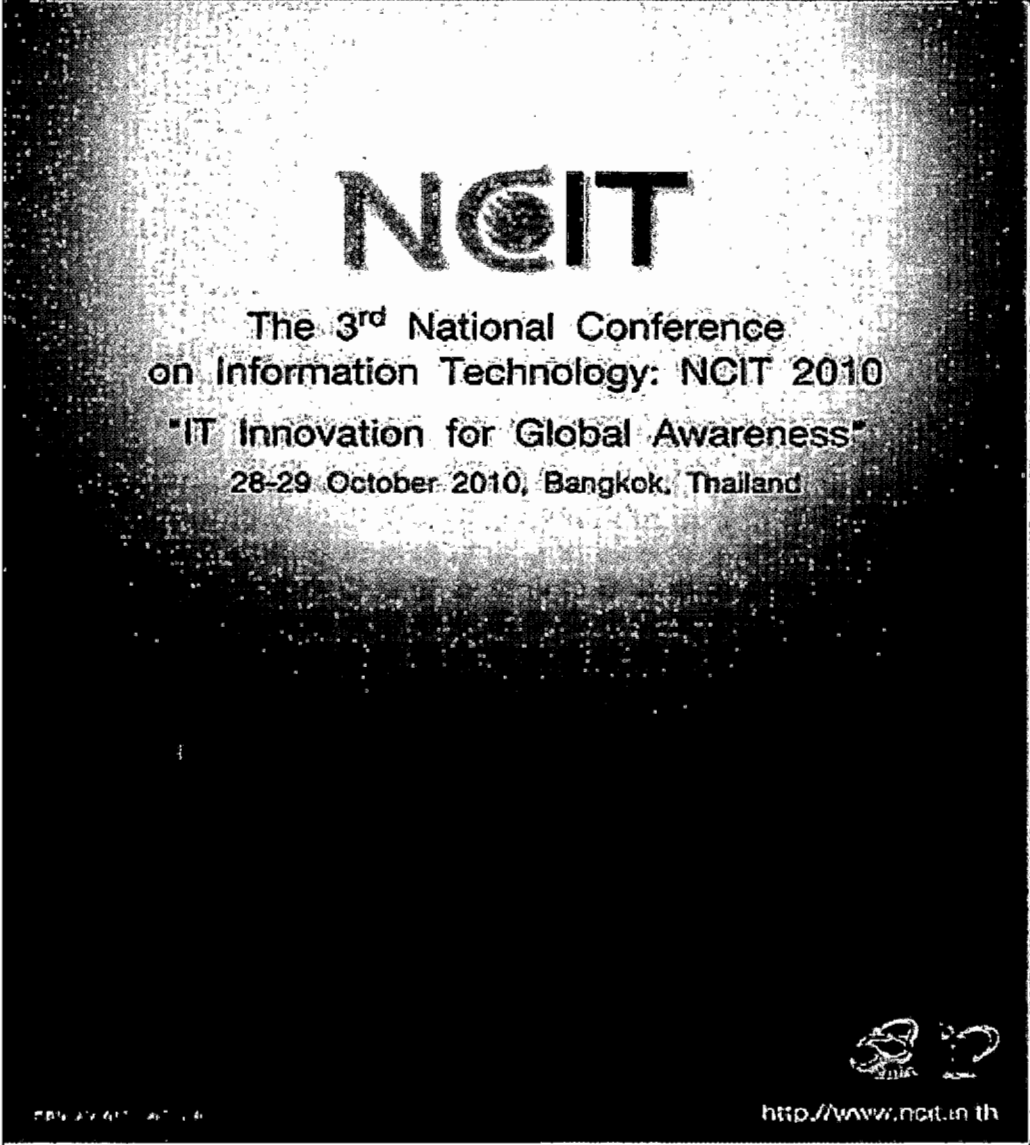
ภาคผนวก ก

จำนวนปัจจัยทั้งหมดที่ได้นำมาใช้ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้นำมาเป็นตัวอย่างจำนวน 20 แถว จาก
ทั้งหมด 684 แถว

ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်	ကုန်အမျိုးအမည်
11420	11350	11350	11400	11100	11100	11100	11100	11100	11100	11099	502	513	353.7	1163.26	1121	14.31	37.75	13120	
11100	11050	11050	11100	11400	11350	11350	11420	11150	11100	1311.46	502	512	359.4	1152.66	1115	12.11	37.64	13150	
11350	11250	11350	11350	11100	15050	11050	11100	11400	11150	1311.28	501	508	373.62	1155.24	1120	12.75	37.65	13200	
11350	11150	11350	11300	11350	11350	11350	11300	11100	11050	1308.11	5	505	363.82	1169.50	1127	12.46	37.51	13150	
11350	11300	11300	11350	11200	11150	11150	11200	11350	11250	1301.74	505	517	370.63	1154.12	1130	12.72	37.71	13420	
11420	11350	11400	11400	11350	11300	11300	11300	11250	11150	1305.41	514	522	376.37	1127.57	1127	12.52	37.62	11420	
11420	11350	11350	11400	11400	11350	11400	11300	11350	11300	1309.72	511	52	381.61	1119.66	1145	12.35	37.52	11550	
11550	11530	11530	11530	11400	11350	11350	11400	11400	11350	1310.61	505	516	375.79	1125.66	1145	13.92	37.63	11620	
11620	11600	11600	11500	11550	11550	11550	11550	11400	11350	1305.19	512	52	380.65	1145.36	1170	13.92	37.61	13020	
11620	11550	11150	11500	11600	11600	11600	11600	11550	11550	1303.21	512	522	384.53	1164.02	1124	14.42	37.56	11950	
11650	11650	11650	11650	11600	11650	11650	11600	11600	11600	1307.65	516	524	377.54	1147.19	1174	13.68	37.63	12250	
12050	12100	12100	12250	11550	11550	11550	11550	11600	11550	1312.25	513	523	383.76	1155.51	1160	14.07	37.63	13250	
12020	12020	12000	12000	12050	12100	12100	12200	11950	11950	1305.75	512	52	380.69	1150.68	1152	13.57	37.54	13200	
12320	12350	12300	12300	12300	12300	12300	12300	12350	12100	1304.65	513	52	376.12	1142.75	1209	13.57	37.67	13500	
12320	12420	12400	12300	12300	12300	12300	12300	12300	12200	1304.57	512	519	393.25	1153.29	1245	14.34	37.65	13750	
12750	12850	12650	12750	12500	12400	12400	12500	12250	12200	1302.63	513	521	394.52	1165.23	1295	14.43	37.72	13950	
12950	12850	12850	12850	12800	12850	12850	12900	12700	12700	1305.63	516	507	387.21	1152.75	1305	14.94	37.73	13650	
13050	13050	12950	12950	12950	13050	13050	12950	12950	12650	1291.19	517	528	386.6	1126.37	1290	13.25	37.92	13520	
13530	12920	12900	12900	13000	12600	12950	12650	12950	12850	1294.5	515	525	383.27	1102.6	1297	13.22	38.23	13020	
13830	12750	12700	12800	13300	12500	12500	12500	13000	12600	1291.73	512	523	340.79	1106.75	1311	15.22	38.07	13500	

ภาคผนวก ข
การเผยแพร่ผลงานวิทยานิพนธ์

บุญมี พันธวงศ์ และ กฤษณะ ชินสาร. ในงานการประชุมวิชาการระดับประเทศด้าน
เทคโนโลยีสารสนเทศครั้งที่ 3 NCIT2010




NCIT

The 3rd National Conference
on Information Technology: NCIT 2010
"IT Innovation for Global Awareness"
28-29 October 2010, Bangkok, Thailand

<http://www.ncit.in.th>

Sponsored by



คณะกรรมการ

ประธานจัดการประชุมวิชาการ NCIT 2010

รศ.ดร.กิตติ ศีรเศรษฐ

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

คณะกรรมการที่ปรึกษา

รศ.ดร.บวร ปภัสราทร

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

รศ.ดร.มนต์ชัย เทียนทอง

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

รศ.ดร.วีระศักดิ์ คุรุชัย

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร

รศ.ดร.นุชรี เปรมชัยสวัสดิ์

มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิต

น.อ.ดร.ธงชัย อยู่ญาติวงศ์

มหาวิทยาลัยแม่ฟ้าหลวง

ผศ.ดร.ชนวัฒน์ ศรีธำเนียน

มหาวิทยาลัยรังสิต

รศ.ดร.พุทธพงษ์ บุญพราหมณ์

มหาวิทยาลัยวลัยลักษณ์

ผศ.ชาญชัย ฎริปัญญา

มหาวิทยาลัยศรีปทุม

รศ.ดร.จันทร์บูรณ์ สถิตวิริยวงศ์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

คณะกรรมการฝ่ายวิชาการ

รศ.ดร.วิเชียร ชูติมาสกุล

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

ดร.วิทิตา จงศุภชัยสิทธิ์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

ผศ.ดร.พวง มีสัง

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ดร.นวพร วิสิษฐพงศ์พันธ์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ผศ.ดร.หมัดอามีน หมั้นหลิน

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร

ผศ.ฤกษ์ชัย ฟูประทีปศิริ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร

อ.เฉลิมพล ศิริกายน

มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิต

ดร.สุรพงษ์ อุตมา

มหาวิทยาลัยแม่ฟ้าหลวง

ดร.พรรณฤมล เต็มดี

มหาวิทยาลัยแม่ฟ้าหลวง

ดร.สมชาย เล็กเจริญ

มหาวิทยาลัยรังสิต

ดร.ปริญญา สงวนศักดิ์

มหาวิทยาลัยรังสิต

ดร.ฐิมาพร เพชรแก้ว

มหาวิทยาลัยวลัยลักษณ์

ดร.สลิล บุญพราหมณ์

มหาวิทยาลัยวลัยลักษณ์

น.อ.ดร.สุรศักดิ์ มั่งสิงห์

มหาวิทยาลัยศรีปทุม

ดร.ธนา สุขวารี

มหาวิทยาลัยศรีปทุม

รศ.ดร.ประสงค์ ปราณีตพลกรัง	มหาวิทยาลัยศรีปทุม
รศ.ดร.นพพร โชติศักดิ์	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ผศ.ดร.พรฤดี เนติโสภาคกุล	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

คณะกรรมการฝ่ายจัดการ

รศ.ดร.จันทร์บุรณัฐ สถิตวิริยวงศ์	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
รศ.ดร.นพพร โชติศักดิ์	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
รศ.ดร.วราภรณ์ กรีสระเดช	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
รศ.ดร.อาริต ธรรมโน	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
รศ.ดร.โชติพัทธ์ ภรณ์วลัย	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ผศ.ดร.โอฬาร วงศ์วิรัตน์	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ผศ.ดร.พรฤดี เนติโสภาคกุล	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ผศ.ดร.ภัทรชัย ลลิตโรจน์วงศ์	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ผศ.ดร.ธนรัตน์ ชลิดาพงศ์	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ผศ.อักรินทร์ คุณกิตติ	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ดร.สิงหะ ฉวีสุข	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ดร.นล เปรมชัยเชียร	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ดร.สุขสันต์ พาณิชพาพิบูล	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ดร.ปานวิทย์ ชูระนุติ	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ดร.สุภวรรณ อันนันทน์	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
อ.ศรีนวล นลินทิพย์วงศ์	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
อ.พัฒนพงษ์ ฉันทมิตร โอภาส	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
อ.บุญประเสริฐ สุรภักดิ์รัตนสกุล	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
นางวนิดา ศุภเจียรพันธ์	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
นางวิมลลักษณ์ เทียนจิว	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

กำหนดการ
การประชุมวิชาการระดับประเทศด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ ครั้งที่ 3

วันพฤหัสบดีที่ 28 ตุลาคม 2553	
08:00 น. เป็นต้นไป	ลงทะเบียน
09:00 - 09:30 น.	พิธีเปิด ประธานในพิธีเปิด รองศาสตราจารย์ ดร.กิตติ ตีระเศรษฐ์ อธิการบดีสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
09:30 - 10:30 น.	Keynote Speaker โดย: ดร.ทวิศักดิ์ กอนันต์กุล (สวทช.)
10:30 - 10:45 น.	พักรับประทานอาหารว่าง
10:45 - 11:30 น.	Invited Speaker I หัวข้อ: High-speed and Precise Lightwave Modulation Technologies for Digital and Analog Applications โดย: Dr. Tetsuya Kawanishi (NICT)
11:30 - 13:00 น.	พักรับประทานอาหารกลางวัน
13:00 - 15:00 น.	การนำเสนอบทความในห้องประชุม
15:00 - 15:15 น.	พักรับประทานอาหารว่าง
15:15 - 17:15 น.	การนำเสนอบทความในห้องประชุม
18:00 - 21:00 น.	งานเลี้ยงฉลองประจำปีการประชุม (Banquet)

วันศุกร์ที่ 29 ตุลาคม 2553	
08:00 น. เป็นต้นไป	ลงทะเบียน
08:30 - 09:15 น.	Invited Speaker II หัวข้อ: Service Knowledge Science for Medical Knowledge Circulation โดย: Dr. Mitsuru Ikeda (JAIST)
09:15-10:00 น.	Invited Speaker III หัวข้อ: Ultra-Realistic 3D Audio Technology and It's Demonstration in Thailand โดย: Dr. Michiaki Katsumoto (NICT)
10:00 - 10:15 น.	พักรับประทานอาหารว่าง
10:15 - 11:55 น.	การนำเสนอบทความในห้องประชุม
12:00 - 13:00 น.	พักรับประทานอาหารกลางวัน
13:00 - 15:00 น.	การนำเสนอบทความในห้องประชุม
15:00 - 15:15 น.	พักรับประทานอาหารว่าง
15:15 - 17:15 น.	การนำเสนอบทความในห้องประชุม

การจัดหมวดหมู่เอกสารภาษาไทยด้วยเครือข่ายฟังก์ชันฐานรศมี	51
นิเวศ จิระวิชาติชัย ปริญญา สวงวนสัศย์ และ พยุง มีสัง	

ITMGT & AI: General IT

เวลา 13:00 - 15:00 น.

ห้องประชุม: เพชรชมพู 2

การวินิจฉัยคดีด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ	52
ชัชชัย แก้วตา และ อัจฉรา มหาวีร์วัฒน์	

การพัฒนาบุคลากรด้านแอนิเมชันของไทยเพื่อการแข่งขันในเวทีโลก ยุคเศรษฐกิจสร้างสรรค์	52
ศรีไพร ศักดิ์รุ่งพงศากุล	

USING FUZZY COGNITIVE MAP BASED ON STRUCTURAL EQUATION MODELING FOR DESIGNING OPTIMAL CONTROL SOLUTION FOR RETAINING ONLINE CUSTOMERS	53
Rath Jairak and Prasong Praneetpolgrang	

การส่งเสริมและพัฒนาทักษะของเยาวชนเพื่อรองรับการพัฒนาเศรษฐกิจชายแดน โดยใช้เทคโนโลยีสารสนเทศเป็นแกนกลาง	54
ศุภธิดา อติศรศุภพงษ์ และ ธงชัย อยู่ญาติวงศ์	

สมรรถนะที่จำเป็นสำหรับตำแหน่งนักวิชาการคอมพิวเตอร์ในองค์กรภาครัฐที่จ้างหน่วยงานภายนอก เพื่อพัฒนาระบบเทคโนโลยีสารสนเทศ	55
สมพร บุญศรีบุญกุล และ จันทร์บุรณ์ สถิตวิริยวงศ์	

A DECISION MODEL FOR SUPPLIER RECOMMENDATION IN A SUPPLY CHAIN MANAGEMENT SYSTEM	56
Worasiit Choochaiwattana	

INSYS – 1: InSys and AI

เวลา 13:00 - 15:00 น.

ห้องประชุม: เพชรชมพู 3

โปรแกรมคำนวณสูตรอาหารของโคนมในภูมิภาคศรีอนันต์	56
ยุพากรณ์ ไสบุตร จิระชัย กาญจนพถพิพงศ์ และ เนรมิตร สุขมณี	

กลไกการสืบค้นเนื้อหาารายวิชาจากหลายระบบจัดการการเรียนรู้.....	57
สุวิฑู นภาพงศ์สุริยา และ วัชรวดี ตั้งคุปตานนท์	
การประยุกต์ใช้ระบบตรรกศาสตร์คลุมเครือสำหรับการเลือกสาขาวิชาเรียนระดับอาชีวศึกษา.....	58
ปฐมพงษ์ วิบูลย์ศิลป์ และ ยุทธพงศ์ ทัพผดุง	
การศึกษาระบบให้คำแนะนำการบริโภคอาหาร.....	59
นภัส สุขสม มารุต บุรณรัช เทพชัย ทรัพย์นิธิ และ พรฤดี เนติโสภากุล	
การเปรียบเทียบวิธีการการสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์ราคาทองคำ.....	59
บุญมี พันธวงศ์ และ กฤษณะ ชินสาร	
UNSUPERVISED ONTOLOGY POPULATION USING LATENT SEMANTIC ANALYSIS.....	60
Theerayut Thongkrau and Pattarachai Lalitrojwong	

พักรับประทานอาหารว่าง

เวลา 15:00 - 15:15 น.

AI – 4: Image & NLP

เวลา 15:15 - 17:15 น.

ห้องประชุม: เพชรชมพู 1

การแยกส่วนภาพสีโดยวิธีอานานิคมมด และการประยุกต์ฟิชชั่นซีมีน.....	61
วิเชษฐ์ นันทะศรี นิพนธ์ เมืองโคตร และ ชินาพัฒน์ สกุลาศรีสวย	
ระบบสนับสนุนการนำเข้าข้อมูลภาพสู่ฐานข้อมูลเชิงสัมพันธ์.....	62
ศุภกิจ จิระศิริโชติ จิราพร เทียนกิ่งแก้ว และ ทวีชัย อวยพรกษกร	
การตรวจจับควันไฟป่าด้วยการประมวลผลภาพดิจิทัล.....	62
สุรพงษ์ สุฤทธิ์ และ วัชระ ฉัตรวิริยะ	
LARGE SIZE IMAGE PROCESSING USING DIVISIBLE LOADING TECHNIQUE.....	63
Surapong Utama	
การสกัดลักษณะสำคัญของผ้าไหมแพรวาด้วยเทคนิคการวัดระยะห่างระหว่างพิกเซล.....	63
ชนิษฐา ชันงาม ประภากร ศรีสว่างวงศ์ ณรงค์ศักดิ์ ภูลกร และ เบญจวรรณ การฟูง	

การเปรียบเทียบวิธีการการสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์ราคาทองคำ

บุญมี พันช่วงศ์ และ กฤษณะ ชินสาร

คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพา อ่าเภอเมือง จังหวัดชลบุรี 20131

E-mail: bounmychup@yahoo.com, ckisana@gmail.com

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้เป็นงานวิจัยเชิงเปรียบเทียบวิธีการสกัดคุณลักษณะ (ปัจจัย) ที่มีความสำคัญต่อการพยากรณ์ราคาทองคำ โดยผู้วิจัยนำเสนอวิธีการสกัดปัจจัย 5 วิธี ประกอบด้วย (1) วิธีการ Partial Least Square Regression (PLSR), (2) การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA), (3) วิธีผสมระหว่าง PCA กับ Stepwise Selection, (4) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยหลายตัวแปรแบบ *Enter Selection* และ (5) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยหลายตัวแปรแบบ *Stepwise Selection* จากนั้นทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการสกัดปัจจัยโดยนำปัจจัยที่ได้เข้าสู่การพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (BPNN) และ แบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (RBFNN) โดยการศึกษาจะพิจารณาจากผลของการพยากรณ์ กล่าวคือ วิธีการสกัดปัจจัยที่ให้ผลการพยากรณ์ที่สูงกว่าจะถือว่าวิธีการสกัดปัจจัยนั้นมีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีการสกัดปัจจัยแบบอื่น จากผลการทดลอง พบว่า เมื่อนำปัจจัยราคาทองคำ 18 ปัจจัย (มิติ) ผ่านกระบวนการสกัดคุณลักษณะที่กล่าวมาข้างต้น ได้ปัจจัยที่เหมาะสมกับการพยากรณ์ คือ 6 มิติ, 9 มิติ, 6 มิติ, 5 มิติ และ 9 มิติ ตามลำดับ นอกจากนี้ ผู้วิจัยพบว่า วิธีการ PLSR เป็นวิธีการสกัดปัจจัยที่ให้ผลการพยากรณ์สูงสุด โดยให้ค่าร้อยละของค่าความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ร้อยละ 0.686 และ 0.384 สำหรับการพยากรณ์ด้วย BPNN และ RBFNN ตามลำดับ

Key Words : PLSR, PCA, PCA-Stepwise, MLR-Enter Selection, and Stepwise Selection.

1. บทนำ

การพยากรณ์การเคลื่อนไหวของราคาทองคำที่มีประสิทธิภาพความแม่นยำสูงนั้นก็เนื่องมาจากปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการเคลื่อนไหวของราคาทองคำเมื่อได้ปัจจัยที่มีความสัมพันธ์สูงกับราคาทองคำจะทำให้ได้ผลการพยากรณ์ที่ถูกต้องแม่นยำสูง เพราะฉะนั้นจึงมีการศึกษาวิจัยและพัฒนาวิธีการสกัดปัจจัยหรือลดมิติข้อมูลด้วยหลายวิธีที่แตกต่างกัน โดยมีจุดประสงค์เพื่อการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพความแม่นยำสูง

Ying Sai , Shiwei Zhu และ Tao Zhang [8] นำเสนอวิธีการพยากรณ์ปัญหาทางการเงินโดยใช้วิธีแบบผสมระหว่าง PCA และ RBFNN จากผลการศึกษา พบว่าวิธีการที่นำเสนอให้ค่า MAPE เท่ากับ 89.16% แต่ในการใช้วิธีการของ PCA ในการสกัดคุณลักษณะก็จะได้คุณลักษณะตัวใหม่ที่

ไม่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์ซึ่งจะทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ตัวแปรเกณฑ์

Z. Ismail, A. Yahya and A. Shabri. [9] นำเสนอวิธีการพยากรณ์ราคาทองคำโดยใช้ Multi Linear Regression (MLR) ปัจจัยที่ใช้ในการพยากรณ์มีทั้งหมด 8 ปัจจัย สร้างตัวแบบด้วยวิธี MLR และวิธี A Naïve model ตัวแบบแรก ได้ 3 ปัจจัย ตัวแบบที่สอง ได้ 4 ปัจจัยที่พร้อมจะพยากรณ์เมื่อวัดประสิทธิภาพของตัวแบบพบว่าตัวแบบแรกและตัวแบบที่สองได้ค่าเฉลี่ยของค่าความผิดพลาดกำลังสอง (MSE) เท่ากับ 96.923% และ 221.88% ตามลำดับ การสร้างสมการพยากรณ์ด้วยวิธีดังกล่าวเมื่อมีปัจจัยมากก็จะทำให้เกิดปัญหาปัจจัยสัมพันธ์กันเอง (Multicollinearity) ก็จะทำให้การพยากรณ์ตัวแปรเกณฑ์มีความคลาดเคลื่อนมาก

วิชาดา เวทย์ประสิทธิ์ และ พรพิมล ณ นคร [5] นำเสนอวิธีการสกัดปัจจัยสำหรับการพยากรณ์นำฝนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมโดยตัวแบบ BPNN และตัวแบบ RBFNN เป็น 4:4:1 โดยมีปัจจัยนำเข้าที่เหมาะสม 4 ปัจจัย ผลการทดลองพบว่าวิธีการที่นำเสนอ ให้ค่าความถูกต้อง 88.00% และ 84.91% ตามลำดับ

Alexandra Debiolles และคณะ [6] ได้นำเสนอวิธีการรวมในการวินิจฉัยโรคด้วยวิธี PLSR และโครงข่ายประสาทเทียม ผลการทดลองพบว่าค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการพยากรณ์ (MSE) มีค่าต่ำสุดเท่ากับ 0.7%

จากวิธีการและปัญหาในการสกัดปัจจัยที่แตกต่างกันในแต่ละงานวิจัยและการพยากรณ์ที่ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูงของ BPNN และ RBFNN งานวิจัยนี้ได้ นำเสนอการเปรียบเทียบวิธีการสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยการนำเทคนิคการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR, PCA, PCA-Stepwise, Enter Selection และ Stepwise Selection แล้วนำผลที่ได้ไปพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับและแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน เพื่อวัดประสิทธิภาพของวิธีการสกัดปัจจัย

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก PCA

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักด้วย (PCA) [8] เป็นเทคนิคที่ใช้การในการลดมิติของข้อมูลที่มีจำนวนมาก โดยการสร้างตัวแปรใหม่ซึ่งเป็นที่ฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิมโดยดึงรายละเอียดหรือค่าแปรปรวนจากตัวแปรเดิมมาไว้ในตัวแปรใหม่ให้มากที่สุดโดยการฉาย (project) เวกเตอร์ไปบนแกนใหม่ที่เรียกว่าแกนองค์ประกอบหลัก (Principal Component) ซึ่งแกนเหล่านี้มีความสำคัญแตกต่างกันลงไปตามความแปรปรวน (variance) บนแต่ละแกน กำหนดให้ข้อมูลที่ใส่สอน คือ $X_k \in R^p, k=1,2,\dots,M$

D คือ มิติของ X_k และ M คือจำนวนข้อมูล และมีขั้นตอนการหาองค์ประกอบหลักดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 หาค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม (Covariance matrix, C)
หาค่าเฉลี่ยแต่ละคอลัมน์

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M X_i \quad (1)$$

หาค่าความแตกต่างระหว่างตัวแปรพยากรณ์กับค่าเฉลี่ย

$$\phi_j = X_j - \mu \quad (2)$$

สร้างเมตริกซ์ของความแปรปรวนร่วม

$$C = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \phi_j \phi_j^T \quad (3)$$

ขั้นตอนที่ 2

หาค่าเฉพาะ (eigenvalue, λ)

$$\lambda = CC^T \quad (4)$$

ค่าเวกเตอร์เฉพาะ (eigenvector, V)

$$v = \frac{\phi C}{\sqrt{\lambda}} \quad (5)$$

ค่าเวกเตอร์เฉพาะ (eigenvector, v) หรือแกนองค์ประกอบหลัก จาก C กำหนดให้ $\lambda_1, \dots, \lambda_N (\lambda_i > 0)$ เป็นค่าเฉพาะจำนวน N ค่าแรกที่เรียงจากมากไปน้อยและ v_1, \dots, v_N เป็นเวกเตอร์เฉพาะที่ตรงกับค่าเฉพาะซึ่งค่าของ N จะมีค่าน้อยกว่าค่าของ D และค่าเฉพาะ λ และเวกเตอร์เฉพาะ v ข้อมูลทั้งสองมีความสมนัย (Correspondence) ซึ่งกันและกัน

2.2 ขั้นตอนวิธี Partial Least Square Regression

เมื่อเราพิจารณาตัวแปรพยากรณ์ X ที่มีจำนวน n แถว และมีจำนวน P สดมภ์ (มิติ) และกำหนดให้ตัวแปรเกณฑ์ Y เป็นคำตอบของสมการ วิธีการทำงานของ PLSR [6] จะมีขั้นตอนในการทำงานหลักดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 ดำเนินการให้ข้อมูลแต่ละมิติให้เป็นบรรทัดฐาน (Normalization) โดยค่าข้อมูลที่ได้จากการทำให้เป็นบรรทัดฐานจะเป็นค่า Z-score ของแต่ละมิติ ซึ่งจะทำให้ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลเป็นศูนย์ และ ความแปรปรวนเป็นหนึ่ง

ขั้นตอนที่ 2 หาค่าองค์ประกอบแรก (T_1) ที่ได้จากสมการ (6)

$$T_1 = XW_1 \quad (6)$$

โดยที่ $W_1 = [w_{j1}]_{1 \leq j \leq P}$

$$w_{j1} = \frac{\text{Cov}(X_j, Y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^P \text{Cov}(X_i, Y)^2}} \quad (7)$$

ขั้นตอนที่ 3 สร้างสมการความถดถอยจากตัวแปรอิสระ P ตัว กับ องค์ประกอบ T_1 ดังนี้

$$Y = C_1 T_1 + Y^{(1)} \quad (8)$$

$$X = T_1 D_1^T + X^{(1)} \quad (9)$$

ซึ่ง C_1 และ D_1 เป็นสัมประสิทธิ์ของความสัมพันธ์และเวกเตอร์ถดถอย (regression vector)

$Y^{(1)}$ คือเวกเตอร์เอาต์พุตที่เหลือ

$X^{(1)}$ คือเมทริกซ์ของตัวแปรอิสระที่เหลือ

ขั้นตอนที่ 4 ดำเนินการซ้ำขั้นตอนที่ 1 ถึง ขั้นตอนที่ 3 เพื่อคำนวณหาค่า T_2, \dots, T_p โดยพิจารณาจากค่าของ $X^{(1)}$ ในสมการที่ (9) ดังตัวอย่างต่อไปนี้จะเป็นการแสดงการคำนวณค่าของ T_2

ถ้าเวกเตอร์ $Y^{(1)}$ ที่เหลือยังมีนัยสำคัญก็จะมีค่าคำนวณ องค์ประกอบ T_2 แต่เนื่องจาก T_2 ไม่มีความสัมพันธ์กับ T_1 หรือ ทั้งสอง ตั้งฉากกัน เมื่อคำนวณความแปรปรวนร่วมระหว่าง T_2 กับ T_1 คือ $\text{Cov}(T_1, T_2) = 0$ และ T_2 มีความสัมพันธ์กับเวกเตอร์ $Y^{(1)}$ ที่เหลือ

$$T_2 = X^{(1)} W_2 \quad (10)$$

$$W_2 = [w_{j2}]_{1 \leq j \leq P}$$

โดยที่ $w_{j2} = \frac{\text{Cov}(X_j^{(1)}, Y^{(1)})}{\sqrt{\sum_{i=1}^P \text{Cov}(X_i^{(1)}, Y^{(1)})^2}} \quad (11)$

สมการถดถอยของทั้งสององค์ประกอบสามารถเขียนได้ ดังนี้

$$Y = C_1 T_1 + Y^{(1)} = C_1 T_1 + C_2 T_2 + Y^{(2)} \quad (12)$$

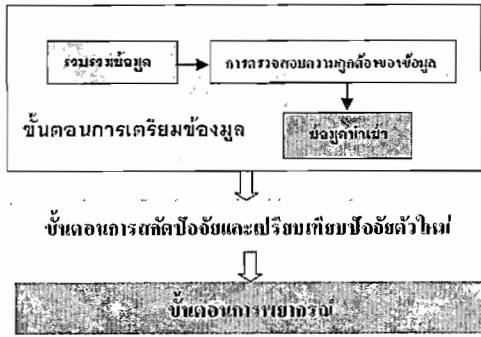
ทำตามขั้นตอนนี้ไปเรื่อย ๆ โดยใช้เทอมที่เหลือของความถดถอย (regression residual terms) ของทั้งตัวแปรพยากรณ์ และ ตัวแปรเกณฑ์มาพิจารณาและทำไปจนถึง P ,

$$Y = \hat{Y} + \psi = TC + \psi \quad (13)$$

$$T = [T_1 \ T_2 \ \dots \ T_p] \quad C = [C_1 \ C_2 \ \dots \ C_p]^T$$

3. การดำเนินงานวิจัย

ในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการเปรียบเทียบการสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์ราคาทองคำ ขั้นตอนแรกเป็นขั้นตอนในการเตรียมข้อมูลได้แบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนย่อย ขั้นตอนการการสกัดปัจจัยแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอนคือ ขั้นตอนการสกัดและการเปรียบเทียบและขั้นตอนสุดท้ายคือขั้นตอนพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับและแบบฟังก์ชันตรีโกณมิติ ซึ่งได้แสดงภาพรวมการทำงานในรูปแบบที่ 1



รูปที่ 1 ขั้นตอนวิธีการเปรียบเทียบการสกัดปัจจัยเพื่อการพยากรณ์ราคาทองคำ

3.1 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล

3.1.1 การรวบรวมข้อมูล

ในงานวิจัยนี้ได้รวบรวมข้อมูลที่เป็นราคาทองคำย้อนหลัง โดยสมาคมค้าทองคำแห่งประเทศไทย [2] จำนวน 60 เดือนระหว่างเดือนพฤศจิกายน 2546 ถึงเดือน ตุลาคม 2551 นอกจากนี้ปัจจัยภายนอกที่คิดว่ามีความสัมพันธ์กับราคาทองคำในประเทศไทยได้พิจารณาคัดเลือกปัจจัยภายในที่เป็นราคาทองคำและปัจจัยภายนอกที่ได้รวบรวมมาจากงานวิจัยของ ปรีดา อนุสรณ์ธีรกุลและ พุชษดี ศิริแสงตระกูล [3]

3.1.2 การตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล

ข้อมูลที่ได้คัดเลือกเพื่อนำมาใช้ในงานวิจัยนี้จากที่ได้กล่าวมาในข้อ

3.1.1 ส่วนมากแล้วเป็นข้อมูลของตลาดหลักทรัพย์ซึ่งมีความแตกต่างกันในเรื่องของวันและเวลาเปิดทำการ ดังนั้นก่อนการนำข้อมูลเหล่านี้มาใช้งานจึงจำเป็นต้องมีการตรวจสอบและรวบรวมข้อมูลเฉพาะวันที่เปิดทำการในวันเวลาเดียวกันเพื่อให้เกิดความผิดพลาดน้อยที่สุด

3.1.3 ข้อมูลนำเข้า

ข้อมูลที่ได้รวบรวมมาจากหลายแหล่งที่แตกต่างกันเมื่อตรวจสอบความถูกต้องและทำให้มีสถานะเวคล้อมที่เหมือนกันแล้วก่อนนำเข้าเราต้องทำการจัดรูปแบบข้อมูลทั้งหมดให้ตรงตามรูปแบบการประมวลผลของตัวโปรแกรมที่ผู้วิจัยได้ทำการเขียนขึ้นมา

3.2 ขั้นตอนการสกัดปัจจัยและเปรียบเทียบปัจจัยตัวใหม่

เมื่อนำปัจจัยทั้งหมดที่ผ่านกระบวนการเตรียมข้อมูลก็จะได้ปัจจัยที่พร้อมจะนำไปผ่านกระบวนการสกัดปัจจัยซึ่งประกอบด้วย 5 วิธีการ ดังนี้

(1) วิธีการ *Partial Least Square Regression (PLSR)* [6] ซึ่งมีขั้นตอนการคำนวณตามข้อ 2.2 , (2) การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) [9] ขั้นตอนการคำนวณตามข้อ 2.1 , (3) วิธีผสมระหว่าง PCA กับ *Stepwise Selection*] ซึ่งเป็นการนำปัจจัยทั้งหมดไปผ่านการสกัดปัจจัยด้วย PCA นำผลที่ได้ไปผ่าน MLR ด้วยวิธี *Stepwise Selection* เพื่อหาปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำที่เราจะพยากรณ์, (4) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยหลายตัวแปรแบบ Enter Selection [1,9] ขั้นตอนนี้เป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเกณฑ์กับปัจจัยทั้งหมดด้วยค่าทดสอบนัยสำคัญของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ และ (5) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยหลายตัวแปรแบบ *Stepwise Selection* [1,4,9]

3.3 ขั้นตอนการพยากรณ์

นำปัจจัยตัวใหม่ที่ได้จากแต่ละวิธีการในข้อ 3.2 มาทำการสุ่มเลือกให้ได้เป็น 4 กลุ่มเพื่อใช้ในการฝึกสอนและทดสอบดังตารางที่ 1

ข้อมูล	กลุ่มที่ 1	กลุ่มที่ 2	กลุ่มที่ 3	กลุ่มที่ 4
ข้อมูลสำหรับฝึกสอน	60%	70%	80%	90%
ข้อมูลสำหรับทดสอบ	40%	30%	20%	10%

ตารางที่ 1 การแบ่งกลุ่มข้อมูลสำหรับการฝึกสอนและทดสอบ

ในการสร้างตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียม [7] ทั้งสองโครงข่ายในงาน วิจัยนี้ได้กำหนดดังนี้

ชั้นอินพุต การกำหนดจำนวนโหนดในชั้นนี้จะกำหนดตามจำนวนปัจจัยที่สกัดได้จากแต่ละวิธี แต่โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันตรีโกณมิติไม่มีการกำหนดจำนวนโหนดเพราะไม่เกิดการคำนวณในชั้นนี้

ชั้นซ่อน ในงานวิจัยนี้ให้ความสำคัญกับการกำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนมากกว่าการกำหนดจำนวนชั้นซ่อนของตัวแบบBPNN จำนวนโหนดได้กำหนดด้วยการทดลองซึ่งกำหนดจำนวนโหนดตั้งแต่ 2 โหนด ถึง 6 โหนด แต่ RBFNN ได้กำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับจำนวนของข้อมูลที่ได้จากชั้นอินพุตเพื่อให้ครอบคลุมข้อมูลอินพุตทั้งหมด

ชั้นเอาต์พุต สำหรับชั้นนี้จะป็นชั้นแสดงผลของการพยากรณ์ซึ่งในโครงข่ายประสาทเทียมของงานวิจัยนี้มีคำตอบที่ออกมาเป็นค่าเดียวคือค่าพยากรณ์ ดังนั้นชั้นเอาต์พุตจึงมีเพียงโหนดเดียวเท่านั้น

4. การทดลองและผลการทดลอง

4.1 ผลที่ได้จากการเตรียมข้อมูล

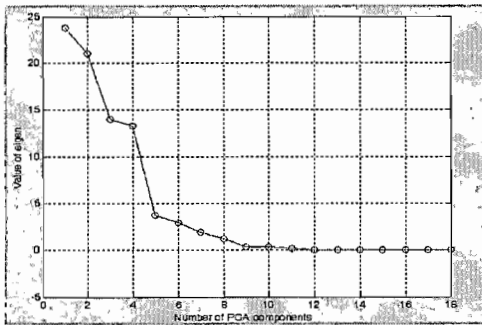
ปัจจัยทั้งหมดที่ได้รวบรวมและได้ตรวจสอบความถูกต้องและทำให้มีสถานะเวคล้อมที่เหมือนกันได้ทั้งหมด 18 ปัจจัย [3] เช่น ดัชนีราคาหลักทรัพย์ที่เป็นมาตรฐาน (S&P500 index) ดัชนีราคาหุ้นกู้อายุ 30 ปี (30 year bond yields) ดัชนีราคาหุ้นกู้อายุ 10 ปี (10 year bond index) ดัชนีการทำเหมือง (Gold bugs index) ดัชนีราคาน้ำมัน (Oil index) อัคราแลกเปลี่ยนเงินบาทของไทย ราคาโลหะเงิน แพลทินัม ราคาทองคำสูงสุดของวันนี้

ราคาทองคำต่ำสุดของวันนี้ ราคาทองคำสูงสุดก่อนวันนี้ ราคาทองคำต่ำสุดก่อนวันนี้ ราคาทองคำสูงสุดของสองวันที่แล้ว ราคาทองคำต่ำสุดของสองวันที่แล้ว ราคาทองคำเปิดตลาดของวันนี้ ราคาทองคำเปิดตลาดของวันนี้ ราคาทองคำเปิดตลาดของก่อนวันนี้ ราคาทองคำเปิดตลาดของก่อนวันนี้

4.2 ผลที่ได้จากการสกัดปัจจัยในแต่ละวิธี

4.2.1 วิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA)

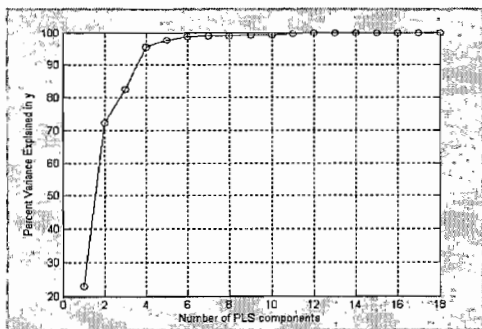
ผลลัพธ์ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วย PCA จะได้ปัจจัยใหม่ซึ่งสามารถกำหนดจำนวนปัจจัยใหม่ได้จากค่าเจาะจง ซึ่งค่าเจาะจงแรกจะมากที่สุดและรองลงมาจะน้อยกว่าเรื่อยๆ จนถึงค่าที่เราสามารถยอมรับ ดังรูปที่ 2 ค่าเจาะจงลดลงมาถึงค่าเจาะจงที่ 9 ส่วนค่าเจาะจงที่ 10 ถึง 18 ไม่ทำให้ค่าเจาะจงเปลี่ยนแปลง เพราะฉะนั้นเราสามารถกำหนดจำนวนปัจจัยหลักได้ 9 ปัจจัย



รูปที่ 2 ค่าเวกเตอร์เจาะจง (eigenvalue) ของ PCA

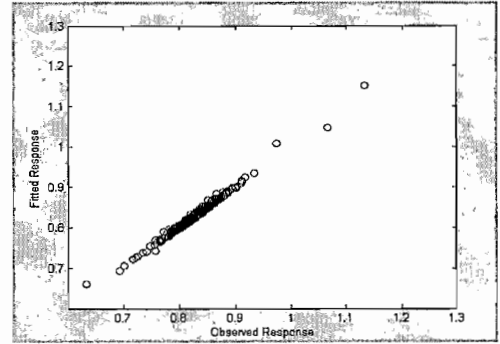
4.2.2 วิธี Partial Least square Regression

ผลลัพธ์ที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี Partial Least Square Regression สามารถกำหนดจำนวนปัจจัยตัวใหม่ได้จากผลของการทดลอง ดังรูปที่ 3 ค่าปัจจัยหลักที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์มากที่สุดนับจากปัจจัยที่ 1 ถึง ปัจจัยที่ 6 ส่วนปัจจัยที่ 7 ถึงปัจจัยที่ 18 ไม่ทำให้ค่าตัวแปรเกณฑ์เปลี่ยนแปลง เพราะฉะนั้นเราสามารถกำหนดจำนวนปัจจัยหลักได้ 6 ปัจจัย



รูปที่ 3 ค่าองค์ประกอบหลัก ของ PLSR ที่เหมาะสมในการพยากรณ์ตัวแปรเกณฑ์

ตัวแปรพยากรณ์หรือปัจจัยใหม่และตัวแปรเกณฑ์ทั้งสองมีความสัมพันธ์กันมากดังรูปที่ 4



รูปที่ 4 ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรพยากรณ์ และตัวแปรเกณฑ์

4.2.3 วิธี PCA-Stepwise

จากการทดลองพบว่า การหาปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำด้วยวิธีนี้ได้ 6 ปัจจัย โดยกำหนดได้จากค่า P-value [1] ของแต่ละปัจจัยซึ่งกำหนดเอาเฉพาะค่า P-value < 0.05 และ Status เป็น 'In' ดังรูปที่ 5

'Coeff'	'Std. Err.'	'Status'	'P'
[-1.0812e-004]	[1.8675e-005]	'In'	[1.0795e-008]
[-0.0010]	[1.0532e-004]	'In'	[0]
[8.6697e-004]	[1.0582e-004]	'In'	[1.2212e-015]
[-2.2454e-004]	[2.1844e-005]	'In'	[0]
[6.8950e-005]	[2.0451e-005]	'In'	[7.9028e-004]
[-4.7278e-006]	[9.7489e-006]	'Out'	[0.6279]
[1.3792e-004]	[1.6525e-005]	'In'	[4.4409e-016]
[-2.5917e-005]	[2.2274e-005]	'Out'	[0.2450]
[2.4320e-005]	[1.7846e-005]	'Out'	[0.1734]

รูปที่ 5 ค่าสัมประสิทธิ์ (coefficient) ความสัมพันธ์ของแต่ละปัจจัยและค่า P-value ในขั้นตอน PCA-Stepwise

4.2.4 วิธี Enter Selection

จากการทดลองพบว่า การหาปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำด้วยวิธีนี้ได้ 5 ปัจจัย โดยการกำหนดได้จากค่า P-value [1] ของแต่ละปัจจัยซึ่งกำหนดเอาเฉพาะปัจจัยที่มีค่า P-value < 0.05 ดังรูปที่ 6

Coef	StdErr	tStat	pVal
753.38	546.81	1.3776	0.16874
-0.071839	0.33687	-0.21304	0.83136
-0.5127	0.32603	-1.5726	0.1163
0.2029	0.33404	0.60739	0.5438
1.1151	0.32906	3.3688	0.00074332
0.69702	0.33495	2.081	0.037817
-0.2873	0.33111	-0.86771	0.38587
0.049603	0.33834	0.14652	0.88190
-0.064845	0.33483	-0.19364	0.84652
-0.44641	0.070025	-6.375	3.422e-010
0.25116	0.069197	3.6296	0.00030563
-0.3567	0.14668	-1.54	0.12403
-43.009	94.094	-0.45794	0.64715
-17.323	106.19	-0.16286	0.87599
0.17316	0.40594	0.42626	0.66994
0.35065	0.13274	2.6416	0.0084455
0.070519	0.069379	1.0169	0.30959
-3.7832	11.754	-0.32187	0.74765
7.3593	11.384	0.64637	0.51826

รูปที่ 6 ค่าสัมประสิทธิ์ (coefficient) ความสัมพันธ์ของแต่ละปัจจัยและค่า P-value ในขั้นตอน Enter Selection

4.2.5 วิธี Stepwise Selection

จากการทดลองพบว่า การหาปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับราคาของค่าตัววิธีนี้ได้ 9 ปัจจัย โดยการกำหนดได้จากค่า P-value [1] ของแต่ละปัจจัยซึ่งกำหนดเอาเฉพาะปัจจัยที่มีค่า P-value < 0.05 และ Status เป็น 'In' ดังรูปที่ 7

'Coeff'	'Std. Err.'	'Status'	'P'
[0.1456]	[0.0785]	'In'	[0.0642]
[-0.3494]	[0.1896]	'Out'	[0.0658]
[-0.2044]	[0.1935]	'Out'	[0.2912]
[0.615]	[0.0675]	'In'	[0]
[0.7498]	[0.0778]	'In'	[0]
[-0.2593]	[0.1901]	'Out'	[0.1731]
[-0.1604]	[0.1934]	'Out'	[0.4073]
[-0.3586]	[0.0685]	'In'	[2.1903e-007]
[-0.4050]	[0.0687]	'In'	[1.0687e-010]
[0.2479]	[0.0680]	'In'	[2.8819e-004]
[-0.2680]	[0.1206]	'In'	[0.0266]
[-53.2199]	[20.0997]	'In'	[0.0083]
[-0.1088]	[78.9543]	'Out'	[0.9989]
[0.3236]	[0.2673]	'Out'	[0.2265]
[0.3528]	[0.1032]	'In'	[6.6853e-004]
[0.0427]	[0.0418]	'Out'	[0.3076]
[2.9824]	[6.6272]	'Out'	[0.6528]
[11.1386]	[8.8936]	'Out'	[0.2108]

รูปที่ 7 ค่าสัมประสิทธิ์ (coefficient) ความสัมพันธ์ของแต่ละปัจจัยและค่า P-value ในขั้นตอน Stepwise Selection

4.3 เปรียบเทียบผลการสกัดปัจจัย

จากการทดลองวัดผลของการสกัดปัจจัยแต่ละวิธีสามารถนำมาเปรียบเทียบจำนวนปัจจัยตัวใหม่ได้ตามตารางที่ 2

การสกัดปัจจัยด้วยวิธี	จำนวนปัจจัยตัวใหม่ที่ได้
PCA	9
PLSR	6
PCA-Stepwise	6
Enter Selection	5
Stepwise Selection	9

ตารางที่ 2 เปรียบเทียบจำนวนปัจจัยตัวใหม่และเวลา ในการทำงานของทั้งสามวิธี

4.4 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาท

เทียมแบบแพร่ย้อนกลับและแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์ด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมมูล (MAPE)

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{x_{(t)} - y_{(t)}}{x_{(t)}} \right| * 100 \quad (15)$$

โดยที่ $x_{(t)}$ คือ ค่าข้อมูลจริง ณ เวลา t

$y_{(t)}$ คือ ค่าพยากรณ์ ณ เวลา t

N คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

ปัจจัยที่ได้จากข้อที่ 4.3 มาทำการแบ่งเป็นสองส่วนคือ ส่วนที่ 1 เป็นข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของตัวแบบโดยใช้วิธีการป้อนชุดข้อมูลทดสอบและชุดเป้าหมายเข้าในเครือข่ายเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีการเรียนรู้และปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้เกิดความผิดพลาดน้อยที่สุด ส่วนที่ 2 ข้อมูลในช่วงเวลาเดียวกันสำหรับใช้ในการทดสอบโดยเฉพาะสำหรับพารามิเตอร์ที่ใช้ในการพยากรณ์จะกำหนดให้มีค่าเท่ากันทุกตัวแบบ โดยการทดลองปรับเปลี่ยนค่าสัมประสิทธิ์ให้กับตัวแบบเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่ให้ค่าการพยากรณ์สูงสุดของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ พบว่าค่าที่เหมาะสมสามารถแสดงดังตารางที่ 3

ค่าโมเมนต์ในชั้นซ่อนและชั้นแสดงผล	0.9
ค่าอัตราการเรียนรู้ในชั้นซ่อนและชั้นแสดงผล	0.3
ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นซ่อน	Hyperbolic Tangent
ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นผลลัพธ์	ผลรวมเชิงเส้น
จำนวนรอบของการเรียนรู้	3000

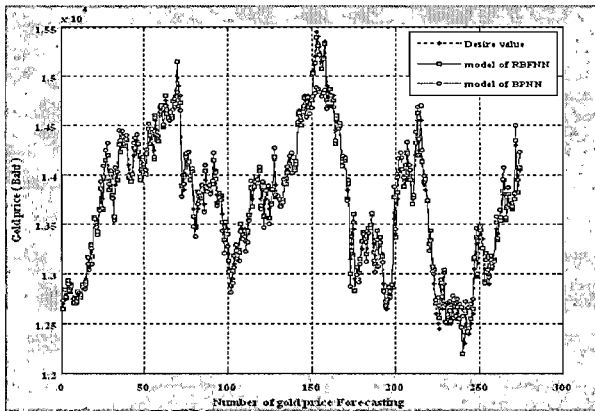
ตารางที่ 3 ค่าพารามิเตอร์ซึ่งกำหนดให้เท่ากันทุกตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

ผลการทดลองหาค่าพารามิเตอร์ให้ RBFNN สามารถกำหนดพารามิเตอร์การกระจาย (Spread) เท่ากับ 33.2 จำนวนจุดศูนย์กลางคงที่ฟังก์ชันการกระตุ้นในชั้นซ่อนคือฟังก์ชันเกาส์เซียน เปรียบเทียบผลที่ได้จากการพยากรณ์ของทั้งสองโครงข่ายประสาทเทียมดังตารางที่ 4

โครงข่ายประสาทเทียม	วิธีการสกัดปัจจัย				
	PCA	PCA-Stepwise	PLSR	Enter Selection	Stepwise Selection
BPNN	1.285	1.277	0.686	1.115	1.052
RBFNN	1.259	1.230	0.384	1.049	1.065

ตารางที่ 4 เปรียบเทียบประสิทธิภาพ MAPE ระหว่างสองโครงข่าย BPNN และ RBFNN โดยใช้ปัจจัยที่ได้จากข้อที่ 4.3

ผลการทดลองพบว่าปัจจัยที่ผ่านการสกัดด้วยวิธี PLSR จะให้ผลการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ BPNN เป็น 6:2:1 และแบบ RBFNN เป็น 6:6:1 ที่มีอัตราส่วนข้อมูลฝึกสอนต่อทดสอบเป็น 60 : 40 ให้ค่า MAPE เท่ากับ 0.686% และ 0.384% ตามลำดับ และสามารถพยากรณ์ได้ 274 วัน ดังนั้นจึงนำตัวแบบนี้ไปพยากรณ์ราคาทองคำได้โดยให้ความแม่นยำสูง



รูปที่ 8 การเปรียบเทียบราคาทองคำที่ได้จากการพยากรณ์กับราคาทองคำจริง

5. สรุปผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการเปรียบเทียบวิธีการสกัดปัจจัยเพื่อให้การพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพและความแม่นยำสูง โดยการรวบรวมปัจจัยทั้งหมดรวมทั้งราคาทองคำได้ 18 ปัจจัย นำมาใช้เป็นข้อมูลนำเข้าวิธีการสกัดปัจจัย 5 วิธีการ จากนั้นนำผลที่ได้จากการสกัดปัจจัยแต่ละวิธีมาทำการเปรียบเทียบกัน จากการทดลองพบว่าวิธีการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR ได้จำนวนปัจจัยตัวใหม่เท่ากับวิธี PCA-Stepwise และมีจำนวนน้อยกว่าการสกัดด้วยวิธี PCA และ วิธี Stepwise Selection วิธี Enter Selection เมื่อนำปัจจัยที่ได้จากแต่ละวิธีไปพยากรณ์เพื่อวัดประสิทธิภาพของวิธีการสกัดปัจจัยด้วย BPNN และ RBFNN พบว่าปัจจัยที่ได้จากวิธี PLSR จะให้ประสิทธิภาพความแม่นยำในการพยากรณ์สูงกว่า ทุกวิธีที่กล่าวมา ด้วย RBFNN ตัวแบบ 6 : 6 : 1 โดยให้ค่า MAPE เท่ากับ 0.384%

จากผลการทดลองที่ได้ศึกษา ผู้วิจัยได้วิธีการในการเลือกปัจจัยสำหรับการพยากรณ์ราคาทองคำ ในการทำวิจัยในลำดับถัดไป คณะผู้วิจัยจะศึกษาคิวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ระยะสั้นและระยะยาว ตลอดจนการประยุกต์ใช้วิธีการที่ได้จากงานวิจัยนี้กับข้อมูลชนิดอื่นๆ ต่อไป

เอกสารอ้างอิง

[1] กัลยา วานิชย์บัญชา. *การวิเคราะห์สถิติ: สถิติสำหรับบริหารและวิจัย* พิมพ์ครั้งที่ 9 จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. กรุงเทพฯ, pp.354-355, 2550

[2] สมาคมค้าทองคำแห่งประเทศไทย. *ราคาทองคำ [ออนไลน์]* [อ้างเมื่อ 20 สิงหาคม 2551]. จาก <http://www.goldtraders.or.th/price.php>.

[3] ปรีดา อุนสรณ์ธีรกุล และ พุทธศักดิ์ ศิริแสงตระกูล. "การเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ราคาทองคำโดยวิธีพยากรณ์รวมด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม", *Proceedings of The Conference on Knowledge and Smart Technology*, Burapha University, pp.1-6, 2552

[4] ปิยะวิทย์ หมคมลทิน. "ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อราคาทองรูปพรรณ" *วิทยานพนธ์ คณะเศรษฐศาสตร์ หลักสูตรปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต มหาวิทยาลัยรามคำแหง*, 2549

[5] วิชาภา ทรัพย์ประสิทธิ์ และ พรพิมล ณ นคร. "การสกัดปัจจัยข้อมูลสำหรับการพยากรณ์ฝนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม", *Proceedings of The Joint Conference on Computer Science and Software Engineering*, pp.151-156, 2005

[6] Alexandra Debiolles, Latifa Oukhellou and Patrice Aknin. "Combined Used of Partial Least Square Regression and Neural Network for Diagnosis Tasks", *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, pp.1051-1056, 2004

[7] Simon Haykin, *Neural Network: A Comprehensive Foundation*, (2nd ed), Prentice Hall, 1998

[8] Ying Sai, Shiwei Zhu และ Tao Zhang. "Predicting financial distress of Chinese listed corporate by a hybrid PCA-RBFNN", *Fourth International Conference on Natural Computation*, pp.277-281, 2008

[9] Z. Ismail, A. Yahya and A. Shabri. "Forecasting Gold Price Using Multiple Linear Regression Method", *American Journal of Applied Sciences*, 6(8): pp. 1509-1514, 2009

บุญมี พันธวงศ์ และ กฤษณะ ชินสาร. ในงานการประชุมวิชาการทางคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ ณ มหาวิทยาลัยมหิดลศาลาयाCIT2011





MAHIDOL
UNIVERSITY
Faculty of the Law



CIT2011 & UniNOMS2011 Proceedings

การประชุมวิชาการทางคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ
(National Conference on Computer Information Technologies : CIT2011)
และการประชุมเชิงปฏิบัติการด้านการบริหาร และจัดการเครือข่ายยูนิเน็ต
(UniNet Network Operation and Management Workshop : UniNOMS 2011)

28-28 มกราคม 2554
ณ มหาวิทยาลัยอัสสัมชัญ ศาลาชา

จัดโดย สำนักบริหารเทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อสังคมดิจิทัล (สอชด)
สำนักงานคณะกรรมการการอุดมศึกษา
มหาวิทยาลัยอัสสัมชัญ
<http://tar.tha11s.or.th/>

คณะกรรมการ

General Chair:

ผศ. วิชาญ เลิศวิภาตระกูล สำนักงานบริหารเทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อพัฒนาการศึกษา (UniNet)

Co-Chair:

ผศ. ดร.ปานใจ ธารทัศนวงศ์ สำนักงานบริหารเทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อพัฒนาการศึกษา (UniNet)
ผศ.ดร.ธนากร อ้วนอ่อน ที่ปรึกษา สำนักงานบริหารเทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อพัฒนาการศึกษา (UniNet)
รศ.สรนิต ศิลธรรม รองอธิการบดีฝ่ายนโยบายและสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหิดล
รศ.ชัยเลิศ พิชิตพรชัย ผู้ช่วยอธิการบดีฝ่ายนโยบายและสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหิดล
รศ.ดร.เจริญศรี มิตรมานนท์ คณบดีคณะเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร มหาวิทยาลัยมหิดล
ผศ.ดร.รวิน ระวิวงศ์ คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหิดล

Program committee:

ผศ. วิชาญ เลิศวิภาตระกูล สำนักงานบริหารเทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อพัฒนาการศึกษา (UniNet)
ศ.ดร.กาญจนา กาญจนสุต สถาบันเทคโนโลยีแห่งเอเชีย
รศ.สุรศักดิ์ สวงพงษ์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
รศ.ดร.สินชัย กมลวิวงศ์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์
รศ.สุภาวดี รัตนมาศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ผศ.ดร.ธนากร อ้วนอ่อน สำนักงานบริหารเทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อพัฒนาการศึกษา (UniNet)
ผศ.ดร.ปานใจ ธารทัศนวงศ์ สำนักงานบริหารเทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อพัฒนาการศึกษา (UniNet)
ผศ.ดร.ภูษงค์ อุทัยภาค มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
ผศ.พ.อ.นพ.พันธุ์ดี ทองอุปการ มหาวิทยาลัยแพทยศาสตร์พระมงกุฎเกล้า
ผศ.พอ.ดร.สุรัตน์ เลิศล้ำ โรงเรียนนายร้อยพระจุลจอมเกล้า
ผศ.นพ.พรณรงค์ โชติวรารณ คณะแพทยศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ผศ.ดร.นิษฐิศา เอลซ์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์
ดร.เฉลิมพล ชาญศรีภิญโญ ศูนย์อำนวยการป้องกันและคอมพิวเตอร์แห่งชาติ (NECTEC)
ดร.วิจันท์ มัตติทานนท์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหิดล
ดร.นภดล วัฒนขรนนท์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหิดล
รศ.อาทิตย์ อังกานนท์ คณะแพทยศาสตร์โรงพยาบาลรามาธิบดี มหาวิทยาลัยมหิดล
ดร.วิโรจน์ จงกลวัฒน์ คณะแพทยศาสตร์ศิริราชพยาบาล มหาวิทยาลัยมหิดล

ผศ.นพพล เผ่าสวัสดิ์	คณะแพทยศาสตร์ศิริราชพยาบาล มหาวิทยาลัยมหิดล
นพ.สุธี ทวีรัตน์	สมาคมเวชสารสนเทศไทย
ดร.สุดสงวน งามสุริยโรจน์	คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร มหาวิทยาลัยมหิดล
ดร.บุญสิทธิ์ ชีมวาสนา	คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร มหาวิทยาลัยมหิดล
ดร.ศุภิกา ศรีนันทกุล	คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร มหาวิทยาลัยมหิดล

General secretariat:

นางชบาไพโร บรรพต	สำนักงานบริหารเทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อพัฒนาการศึกษา (UniNet)
นางสาวปิยะนุช ปรารงค์มณี	สำนักงานบริหารเทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อพัฒนาการศึกษา (UniNet)
นางสาวปัทมา มุขนาค	สำนักงานบริหารเทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อพัฒนาการศึกษา (UniNet)



Reviewer

รายชื่อกรรมการพิจารณาบทความ CIT2011

1	กฤษณะ ชินสาร	22	พนิตา พงษ์ไพบูลย์
2	กุลธิดา ไรจน์วิบูลย์ชัย	23	ภุชงค์ อุทโยภาศ
3	จันทนา จันทราพรชัย	24	รวีศักดิ์ ธนวงศ์สุวรรณ
4	เฉลิมพล ชาญศรีภิญโญ	25	วัจนันท์ มัตติทานนท์
5	ชมทิพ พรพนมชัย	26	วัสกา วิสุทธิวิเศษ
6	ชวลิต ศรีสถาพรพัฒน์	27	วิโรจน์ จงกลวัฒนา
7	ชัยเชษฐ์ สายวิจิตร	28	ศรีสุภา ปาลกะวงศ์ ณ ออยุธยา
8	ชัยพร ใจแก้ว	29	ศิวรักษ์ ศิวโมกษธรรม
9	ชาคริต วัชโรภาส	30	ศุจิกา ศรีนันทกุล
10	ชาญยศ ปลื้มปิติวิริยะเวช	31	สรนันท์ จิวะสุรัตน์
11	โชติพัชร ภรณ์วลัย	32	สินชัย กมลภิวงค์
12	จิตินันท์ ตันติธรรม	33	สุกัญญา พงษ์สุภาพ
13	คำรัส วงศ์สว่าง	34	สุขุมล กิตติสิน
14	ทรงศรี ตั้งศรีไพโรจน์	35	สุดสงวน งามสุริยโรจน์
15	ธันวดี สุนตนนท์	36	สุนีย์ พงษ์พินิจภิญโญ
16	นพพล เผ่าสวัสดิ์	37	สุภาวดี อร่ามวิทย์
17	นภดล วัฒนชรนันท์	38	สุรศักดิ์ สงวนพงษ์
18	นวนรรน อีระอัมพรพันธุ์	39	เสฏฐวิทย์ เกิดผล
19	น้ำฝน อัครเมธิน	40	อนันต์ ผลเพิ่ม
20	บุญสิทธิ์ ยี่มาสนา	41	อนันต์ ศรีสุภาพ
21	ผกาพร เพ็งศาสตร์	42	เอกสิทธิ์ กิจสิพงษ์

รายชื่อกรรมการพิจารณาบทความ UniNOMS

1	ชัยชาญ ถาวรเวช	8	สมศักดิ์ มิตะธา
2	ธีรพันธุ์ วิมลสารวงค์	9	สฤณีพงษ์ ลิ้มปุษเจียร
3	นพ. ชัยเลิศ พิชิตพรชัย	10	สุรพงษ์ เลิศสิทธิชัย
4	ประคนเดช นิละคุปต์	11	อิทธิพันธ์ เมธเศรษฐ
5	พิชัย โฆษิตพันธุ์วงศ์		
6	วัชรินทร์ วรินทกษะ		
7	ศักดิ์ชัย ศิริจันทร์ภาณุ		

ตารางการกำหนดการการนำเสนอ CIT2011&UniNOMS2011
Session Schedule

กำหนดการงาน WUNCA วันที่ 26 มกราคม ณ สำนักงานอธิการบดี และ
กำหนดการ CIT2011&UniNOMS2011 วันที่ 26-28 มกราคม 2554 ณ อาคารคณะ ICT

วันที่ 26 มกราคม 2554		
8:30	9:00	ลงทะเบียน ณ อาคารสำนักงานอธิการบดี มหาวิทยาลัยมหิดล ศาลายา
9:00	9:30	พิธีเปิดการประชุม - กล่าวต้อนรับ โดย รองอธิการบดี มหาวิทยาลัยมหิดล รองศาสตราจารย์สรนิต ศิลธรรม - กล่าวรายงาน โดย เลขาธิการ คณะกรรมการการอุดมศึกษา ดร.สุเมธ แย้มมนุ่ - กล่าวเปิดงาน โดย รัฐมนตรีช่วยว่าการกระทรวงศึกษาธิการ นายไชยงค์ จิรมหากร ห้องบรรยายศาสตราจารย์นายแพทย์ชัชวาล โอสถานนท์ ชั้น 1 อาคารสำนักงานอธิการบดี
9:30	9:45	พักอาหารว่าง
9:45	10:30	การบรรยายพิเศษ เรื่อง "Tele-medicine" โดย รศ.นพ.อาทิตย์ อังกานนท์ รองคณบดีคณะแพทยศาสตร์โรงพยาบาลรามาธิบดี นพ. ชนัท ครุฑกุล ผู้จัดการศูนย์หัวใจ หลอดเลือด และเมตาบอลิก โรงพยาบาลรามาธิบดี ผศ.นพพล เผ่าสวัสดิ์ หัวหน้าสถานเทคโนโลยีการศึกษาแพทยศาสตร์คณะแพทยศาสตร์ศิริราชพยาบาล ผศ.นพ.พรณรงค์ โชติวรรณ คณะแพทยศาสตร์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
11:35	12:05	การบรรยายพิเศษ เรื่อง "The importance of campus networks in the global Research and Education network fabric" โดย Dale Smith, Director of Networking and Telecommunications Services at the University of Oregon, and co-Director for Network Stratup Resource Center
12:05	13:00	พักรับประทานอาหารกลางวัน
13:30	15:30	Panel Discussion Best Practices and Challenges in Data Center Management โดย ดร.นิธิพงศ์ บุญ-หลง (DTAC), รศ.สุรศักดิ์ สงวนพงษ์ (มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์), คุณทินกร นาทอง ลาอ (TOT), คุณวสันต์ เสนาะกรรม (CAT), และคุณวิชัย ศิริรัตน์ (GoSoft) ห้อง Grand Auditorium ชั้น 4 คณะ ICT มหาวิทยาลัยมหิดล
15:30	15:45	พักอาหารว่าง
15:45	16:45	CCTV Technology Presentation ห้อง IT 321 ชั้น 3 คณะ ICT มหาวิทยาลัยมหิดล

วันที่ 27 มกราคม 2554 (ช่วงบ่าย)

		IT 322 Session Chair: ดร. อนันต์ ศรีสุภาพ	IT 323 Session Chair: ดร. บุญสิทธิ์ อี๋มวาสนา	IT 332 Session Chair: ดร. ศรีสุภา पालกะวงศ์ ณ อรุธยา	IT 333 Session Chair: ดร. จูตินันท์ ตันติธรรม
		Artificial Intelligence Track	Computer Network Track	E-learning Track	Network Security Track
13:30	14:00	การพยากรณ์ราคา ทองคำด้วยวิธีระบบ โครงข่ายประสาทเทียม แบบมีผู้สอน	การศึกษาเปรียบเทียบ คุณลักษณะและ ประสิทธิภาพของ อุปกรณ์กระจาย สัญญาณแบบไร้สายแต่ ละรุ่นที่ใช้กันในระบบ เครือข่ายของ มหาวิทยาลัยวลัยลักษณ์	การบูรณาการโครงการงาน เพื่อส่งเสริมการเรียนรู้ ด้วยตนเองผ่านบทเรียน อิเล็กทรอนิกส์ด้าน วรรณกรรมฝรั่งเศส กรณีศึกษานิสิต มหาวิทยาลัยอเนศวร	การวัดประสิทธิภาพ ระบบตรวจจับการบุกรุก เครือข่ายแบบกระจาย
14:00	14:30	การรู้จำท่าทางมือโดย ใช้คอมพิวเตอร์วิชั่น สำหรับระบบความจริง เสริมที่สามารถสวมใส่ ได้	การศึกษาและเพิ่ม ประสิทธิภาพการย้าย ข้ามเซลล์ของโมบายไอพี รุ่นที่ 6	การพัฒนากระบวนการเรื่อง ลำดับค่าในประโยค สำหรับช่วยเรียนรู้ ภาษาไทย	เอพีไอสำหรับป้องกันการ เล่นซ้ำคูกี้
14:30	15:00	หมากกลยุทธ์: เทริน เบสอย่างชาญฉลาด ด้วยมินิแม็กและต้นไม้ ตัดสินใจ	เทคนิคการลดปริมาณ การร้องขอข้อมูล SNMP ในเครือข่ายแกนกลาง IP	การพัฒนาโปรแกรมช่วย เรียนรู้ภาษามือไทย- ภาษาไทย-ภาษาอังกฤษ	
15:00	15:15	Break			
		Virtual Reality Track	Simulation Track	E-learning Track	Computer System Track
15:15	15:45	การพัฒนาแบบสวม ใส่เสมือนจริง แบบสามมิติ	การพัฒนาเกมที่เน้นผู้ เล่นเป็นสำคัญสำหรับ เกมมวยไทยแบบสามมิติ	สื่อการเรียน อิเล็กทรอนิกส์อัจฉริยะ สำหรับนักเรียนที่มีภาวะ บกพร่องทางการเรียนรู้ สมาธิสั้นและออทิซึม	การพัฒนาแบบ ฐานข้อมูลของข้อมูล เครื่องคอมพิวเตอร์
15:45	16:15		การศึกษาการออกแบบ สมการทางคณิตศาสตร์ และการจำลองทาง คอมพิวเตอร์การบินหมู่ ของอากาศยานไร้คนขับ		ขั้นตอนวิธีในการวางแผน ย้ายการทำงานสำหรับ โมบายล์เอเจนต์

การพยากรณ์ราคาทองคำด้วยวิธีระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้สอน

Gold price Forecasting Using Supervised Neural Networks

บุญมี พันธวงศ์ และ กฤษณะ ชินสาร

คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพา อำเภอเมือง จังหวัดชลบุรี 20131

E-mail: bounmychup@yahoo.com, ckisana@gmail.com

Abstract

Combining gold price forecasting methods based on supervised neural network learning are proposed in this paper. The proposed algorithms consist of two main steps: feature extraction and combining learning algorithms. Extracted gold price features based on partial least square regression was used as training data set. The proposed predicting algorithms used in this paper are BPNN and RBFNN. The BPNN structure, learning algorithm, and node functions are 2:2:1, gradient descent, and hyperbolic-tangent functions, respectively. The RBFNN structure and node functions are 2:๕:1 and the Gaussian function. Experimental results show that the RBFNN with training and testing ratio 80 : 20 produces the optimal result with the MAPE of 0.354%.

Key Words : partial least square regression, Neural Networks

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการพยากรณ์ราคาทองคำแบบวิธีการรวม ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม โดยการนำปัจจัยทั้งหมดมาผ่านการสกัดปัจจัยด้วยวิธีการ partial least square regression (PLSR) เพื่อให้ได้ปัจจัยตัวใหม่ที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำที่สูงที่สุดแล้วนำไปเป็นปัจจัยนำเข้าตัวแบบของการพยากรณ์เชิงด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (BPNN) และแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (RBFNN) จากนั้นนำผลที่ได้จากทั้งสองโครงข่ายมาเป็นปัจจัยนำเข้าตัวแบบของวิธีการรวม ผลการทดลองพบว่าตัวแบบของทั้งสองโครงข่ายที่มีอัตราส่วนของข้อมูลฝึกสอนต่อข้อมูลทดสอบเป็น 80 : 20 และมีสถาปัตยกรรมเป็น 2:2:1 และ 2:๕:1 ตามลำดับ และการพยากรณ์รวมให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูง โดยมีร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 0.411 และ 0.354% ตามลำดับ

คำสำคัญ: partial least square regression, โครงข่ายประสาทเทียม

1. บทนำ

ปัจจุบันการพยากรณ์มีความสำคัญเป็นอย่างมากในการทำธุรกิจ เนื่องจากเราสามารถนำผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์ล่วงหน้าเหล่านี้ไปใช้วางแผนการตลาดหรือวางแผนเพื่อรับมือกับปัญหาต่างๆ ที่คาดว่าจะเกิดขึ้นล่วงหน้าได้ ดังนั้นจึงมีนักวิจัยคิดค้นและพัฒนาการพยากรณ์ทางธุรกิจด้วยหลายรูปแบบที่แตกต่างกันและได้นำความรู้ทางปัญญาประดิษฐ์ โดยการนำวิธีการของโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ราคาทองคำ การพยากรณ์ดัชนีราคาหลักทรัพย์ต่างๆ ซึ่งผลที่ได้ อาจจะเป็นที่พอใจและไม่เป็นที่พอใจขึ้นอยู่กับกระบวนการพยากรณ์ในแต่ละวิธี

Alexandra Debiolles และคณะ [2] ได้นำเสนอวิธีการรวมในการวินิจฉัยโรคด้วยวิธี PLSR และโครงข่ายประสาทเทียม ผลการทดลองพบว่าค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการพยากรณ์ (MSE) มีค่าต่ำสุดเท่ากับ 0.7%

Weihong Wang และ Shuangshuang Nie [5] ได้นำเสนอวิธีพยากรณ์รวมเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับวิธีพยากรณ์เดี่ยว 2 วิธีคือ BPNN และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM) โดยนำผลของการพยากรณ์เดี่ยวมาใช้เป็นปัจจัยนำเข้าให้แก่ตัวแบบของการพยากรณ์รวม ผลการทดลองพบว่าวิธีพยากรณ์รวมให้ประสิทธิภาพและความแม่นยำสูงกว่าการพยากรณ์แบบเดี่ยวเช่นเดียวกับงานวิจัยของ ปริดาอนุสรณ์ธีรกุล และ พุทธิศิ ศิริแสงกระจุก [1] ได้ทำการศึกษาในการเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ราคาทองคำโดยใช้วิธีพยากรณ์รวมด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยเลือกใช้ปัจจัยภายในราคาทองคำและปัจจัยภายนอกราคาทองคำเป็น

ปัจจัยนำเข้าตัวแบบของวิธีพยากรณ์เคี้ยวด้วย BPNN จากนั้นนำผลที่ได้จากการพยากรณ์เคี้ยวมาใช้เป็นปัจจัยนำเข้าตัวแบบของการพยากรณ์รวม ผลการทดลองพบว่าวิธีพยากรณ์รวมให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูงกว่าวิธีการพยากรณ์เคี้ยวโดยมีร้อยละของค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 1.268%

จากการสกัดปัจจัยและได้ปัจจัยที่เหมาะสมกับการพยากรณ์ของวิธี PLSR และการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพความแม่นยำของวิธีการรวมด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้นงานวิจัยนี้ได้นำเสนอการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยวิธีการพยากรณ์รวมด้วยระบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยการนำปัจจัยทั้งหมดมาผ่านการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR นำผลที่ได้มาใช้เป็นปัจจัยนำเข้าตัวแบบของการพยากรณ์เคี้ยว ผลจากการพยากรณ์เคี้ยวนำมาใช้เป็นปัจจัยนำเข้าในการพยากรณ์ด้วยวิธีรวมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพความแม่นยำในการพยากรณ์ให้สูงขึ้น

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 Partial Least Square Regression

เมื่อเราพิจารณาตัวแปรพยากรณ์ X ที่มีจำนวน n แถว และมีจำนวน p สดมภ์ (มิติ) และ กำหนดให้ตัวแปรเกณฑ์ Y เป็นคำตอบของสมการ วิธีการทำงานของ PLSR [2] จะมีขั้นตอนในการทำงานหลักดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 ดำเนินการให้ข้อมูลแต่ละมิติให้เป็นบรรทัดฐาน (Normalization) โดยค่าข้อมูลที่ได้จากการทำให้เป็นบรรทัดฐานจะเป็นค่า Z-score ของแต่ละมิติ ซึ่งจะทำให้ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลเป็นศูนย์ และ ความแปรปรวนเป็นหนึ่ง

ขั้นตอนที่ 2 หากองค์ประกอบแรก (T_1) ที่ได้จากสมการ (1)

$$T_1 = \lambda W_1 \tag{1}$$

โดยที่ $W_1 = [w_{j1}]_{1 \leq j \leq p}$

$$w_{j1} = \frac{Cov(X_j, Y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^p Cov(X_i, Y)^2}} \tag{2}$$

ขั้นตอนที่ 3 สร้างสมการความถดถอยจากตัวแปรอิสระ p ตัวกับองค์ประกอบ T_1 ดังนี้

$$Y = C_1 T_1 + Y^{(1)} \tag{3}$$

$$X = T_1 D_1^T + X^{(1)} \tag{4}$$

ซึ่ง C_1 และ D_1 เป็นสัมประสิทธิ์ของความสัมพันธ์และเวกเตอร์ถดถอย (regression vector)

$Y^{(1)}$ คือเวกเตอร์เอาต์พุตที่เหลือ

$X^{(1)}$ คือเมทริกของตัวแปรอิสระที่เหลือ

ขั้นตอนที่ 4 ดำเนินการซ้ำขั้นตอนที่ 1 ถึง ขั้นตอนที่ 3 เพื่อคำนวณค่า T_2, \dots, T_p โดยพิจารณาจากค่าของ $X^{(1)}$ ในสมการที่ (4) ดังตัวอย่างต่อไปนี้ จะเป็นการแสดงการคำนวณค่าของ T_2

ถ้าเวกเตอร์ $Y^{(1)}$ ที่เหลือยังมีนัยสำคัญก็จะมีการคำนวณองค์ประกอบ T_2 แต่เนื่องจาก T_2 ไม่มีความสัมพันธ์กับ T_1 หรือ ทั้งสองตั้งฉากกัน เมื่อคำนวณความแปรปรวนรวมระหว่าง T_2 กับ T_2 คือ $Cov(T_1, T_2) = 0$ และ T_1 มีความสัมพันธ์กับเวกเตอร์ $Y^{(1)}$ ที่เหลือ

$$T_2 = X^{(1)} W_2 \tag{5}$$

$$W_2 = [w_{j2}]_{1 \leq j \leq p}$$

โดยที่

$$w_{j2} = \frac{Cov(X_j^{(1)}, Y^{(1)})}{\sqrt{\sum_{i=1}^p Cov(X_i^{(1)}, Y^{(1)})^2}} \tag{6}$$

สมการถดถอยของทั้งสององค์ประกอบสามารถเขียนได้ ดังนี้

$$Y = C_1 T_1 + Y^{(1)} = C_1 T_1 + C_2 T_2 + Y^{(2)} \tag{7}$$

ทำตามขั้นตอนนี้ไปเรื่อย ๆ โดยใช้เทอมที่เหลือของความถดถอย (regression residual terms) ของทั้งตัวแปรพยากรณ์ และ ตัวแปรเกณฑ์มาพิจารณาและทำไปจนถึง p ,

$$Y = \hat{Y} + \psi = TC + \psi \tag{8}$$

$$T = [T_1 \ T_2 \ \dots \ T_p] \quad C = [C_1 \ C_2 \ \dots \ C_p]^T$$

2.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back-propagation Neural Network)

BPNN [4] เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมวิธีหนึ่งที่ยอมรับใช้ในเพอร์เซพตรอนหลายชั้น โดยใช้ในการปรับปรุงน้ำหนักขณะฝึกสอนข่ายงานมีวัตถุประสงค์คือ

$$E(k) = \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{ML} e_l(k) \bar{r} = \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{ML} d_l(k) - z_l(k) \bar{r} \tag{9}$$

โดยที่ K แทนจำนวนข้อมูลฝึกสอนต่อรอบ

$N(L)$ แทนจำนวนโหนดในชั้นที่ L เมื่อ L แทนชั้นของ
ผลลัพธ์

$x(k)$ แทนค่าของข้อมูลจริงโหนดที่ i

$z_i(k)$ แทนค่าผลลัพธ์ของโหนดที่ i

$E(t)$ แทนค่าผลรวมความแตกต่างระหว่างค่าเป้าหมายและ
ค่าของข้อมูลจริง

2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (Radial Basis Function Neural Network)

เครือข่าย RBF [4,6] เป็นฟังก์ชันการส่งระหว่างปริภูมิของ
อินพุต $p \in R^m$ ไปยังปริภูมิของเอาต์พุต $y \in R^m$ ได้จาก
เครือข่าย RBF ในรูปที่ 1 ข้างต้น จะได้เอาต์พุตของเครือข่ายมี
ค่าเท่ากับ

$$y_i = \sum_{j=1}^S w_{ij} \phi_j(p, c_j) \quad (10)$$

$$= \sum_{k=1}^S w_{ik} \phi_k(\|p - c_k\|_2) \quad (11)$$

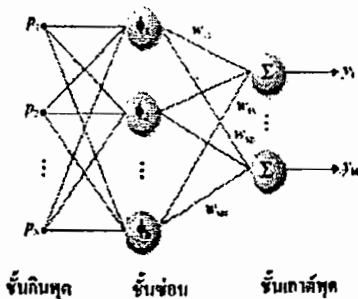
โดยที่ $\phi_k(\cdot)$ คือ ฟังก์ชันส่งค่าจาก R^m ไปยัง R

$\| \cdot \|_2$ คือ ฟังก์ชันระยะทางแบบยูคลิด

w_{ij} คือ ค่าน้ำหนักประสาทในชั้นซ่อน

S คือ จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน

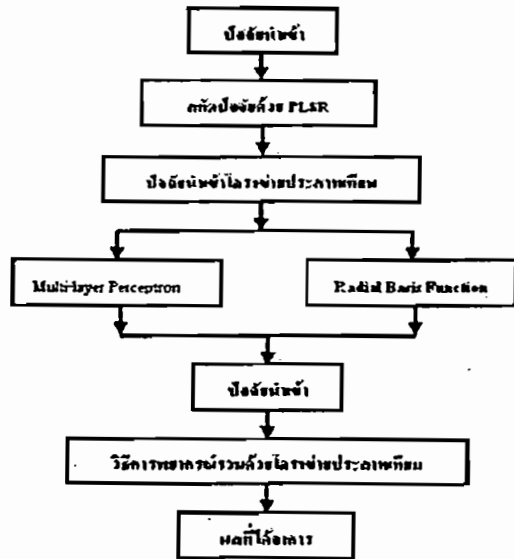
$c_k \in R^m$ คือ เวกเตอร์จุดศูนย์กลางของ RBF ในปริภูมิของ
เวกเตอร์อินพุต



รูปที่ 1 เครือข่าย RBF

3. การดำเนินงานวิจัย

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยวิธีระบบ
โครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้สอน ขั้นตอนแรกเป็นการสกัด
ปัจจัย ขั้นตอนที่สองเป็นการพยากรณ์เดี่ยวและสุดท้ายคือการ
พยากรณ์รวม ดังที่ได้แสดงภาพรวมการทำงานในภาพที่ 2



รูปที่ 2 ขั้นตอนการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยวิธีระบบ
โครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้สอน

3.1. ขั้นตอนการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR

ปัจจัยทั้งหมดที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้ได้มาจากการ
รวบรวมจากงานวิจัยของ ปรีดา อนุสรณ์ธีรกุลและพูนชัย ศิริ
แสงตระกูล [1] จำนวน 18 ปัจจัย นำปัจจัยทั้งหมดมาผ่านวิธี
PLSR ซึ่งขั้นตอนการคำนวณของ PLSR จะคำนวณตามข้อ 2.1
จะได้องค์ประกอบตัวใหม่ที่ไม่มีความสัมพันธ์กันแต่มี
ความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์สูงด้วยการนำมาสร้างสมการ
ถดถอย และได้ปัจจัยที่พร้อมจะนำไปพยากรณ์ตัวแปรเกณฑ์

3.2 การสร้างตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมของวิธี พยากรณ์เดี่ยว

จากปัจจัยในข้อ 3.1 นำมาแบ่งออกเป็น 4 กลุ่ม เพื่อใช้
ในการเรียนรู้ และทดสอบ ดังตารางที่ 1

ข้อมูล	กลุ่มที่ 1	กลุ่มที่ 2	กลุ่มที่ 3	กลุ่มที่ 4
ข้อมูลสำหรับฝึกสอน	60%	70%	80%	90%
ข้อมูลสำหรับทดสอบ	40%	30%	20%	10%

ตารางที่ 1 การแบ่งกลุ่มข้อมูลสำหรับการฝึกสอนและ
ทดสอบทั้งสองโครงข่าย

3.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back-propagation Neural Network)

จากปัจจัยที่ได้ในข้อที่ 3.1 นำมาแบ่งเพื่อใช้ในการเรียนรู้ และทดสอบในข้อที่ 3.2 จากนั้นทำการสร้างตัวแบบของโครงข่ายโดยการกำหนด ดังนี้ ชั้นอินพุต การกำหนดจำนวนโหนดในชั้นนี้จะกำหนดตามจำนวนปัจจัยที่ได้จากการสกัดในข้อที่ 3.1 ชั้นซ่อน กำหนดจำนวนโหนดในชั้นนี้ด้วยการทดลองปรับเปลี่ยนค่าตั้งแต่ 2 โหนด ถึง 7 ชั้นเอาต์พุต สำหรับชั้นนี้จะ เป็นชั้นแสดงผลของการพยากรณ์ซึ่งในโครงข่ายประสาทเทียมของงานวิจัยนี้มีค่าตอบที่ออกมาเป็นค่าเดียวคือค่าพยากรณ์ ดังนั้นชั้นเอาต์พุตจึงมีเพียง โหนดเดียวเท่านั้น

3.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (Radial Basis Function Neural Network)

จากปัจจัยที่ใช้ในตัวแบบของ BPNN นำมากำหนดโครงสร้างของเครือข่าย ดังนี้ ชั้นอินพุต จำนวนปัจจัยที่ได้จากการสกัดปัจจัยจากข้อที่ 3.1 ในชั้นนี้ไม่มีการกำหนดจำนวนนิวรอนเพราะไม่เกิดการคำนวณ ชั้นซ่อน ได้กำหนดจำนวนนิวรอนหรือจำนวนรัศมีในชั้นซ่อนเท่ากับจำนวนของปัจจัยที่ได้จากชั้นอินพุตเพื่อให้ครอบคลุมจำนวนปัจจัยอินพุตทั้งหมด ชั้นเอาต์พุต สำหรับชั้นนี้จะเป็นชั้นแสดงผลของการพยากรณ์ซึ่งในโครงข่ายประสาทเทียมของงานวิจัยนี้มีค่าตอบที่ออกมาเป็นค่าเดียวคือค่าพยากรณ์ ดังนั้นชั้นเอาต์พุตจึงมีเพียง โหนดเดียวเท่านั้น

3.3 การสร้างตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมของการพยากรณ์รวม

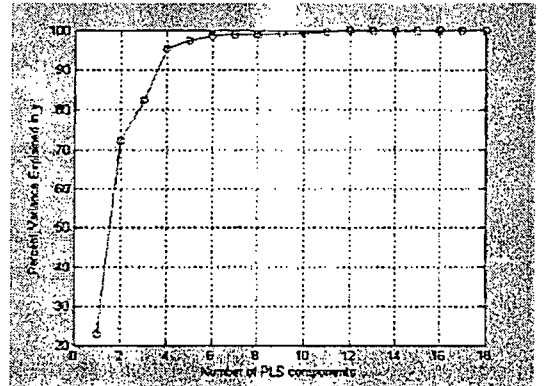
ขั้นตอนการสร้างตัวแบบของวิธีการพยากรณ์รวมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมมีขั้นตอนดังนี้

- (1) หาปัจจัยตัวใหม่ด้วยการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยตัวแบบของ BPNN และตัวแบบของ RBFNN
- (2) นำผลที่ได้จากการพยากรณ์เดี่ยวมาใช้เป็นปัจจัยนำเข้าของวิธีการพยากรณ์รวมด้วย BPNN และ RBFNN และกำหนดให้ราคาปิดตลาดของทองคำในวันถัดไปเป็นค่าของนิวรอนในชั้นผลลัพธ์

4. การทดลองและผลการทดลอง

4.1 ผลที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR

ผลที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR ดังรูปที่ 3 ค่าปัจจัยหลักที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์มากที่สุดนับจากปัจจัยที่ 1 ถึง ปัจจัยที่ 6 ส่วนปัจจัยที่ 7 ถึงปัจจัยที่ 18 ไม่ทำให้ค่าตัวแปรเกณฑ์เปลี่ยนแปลง เพราะฉะนั้นเราสามารถกำหนดจำนวนปัจจัยหลักได้ 6 ปัจจัย



รูปที่ 3 ค่าองค์ประกอบหลัก ของ PLSR ที่เหมาะสมในการพยากรณ์ตัวแปรเกณฑ์

4.2 ผลที่ได้จากการพยากรณ์เดี่ยว

4.2.1 การพยากรณ์เดี่ยวด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

ปัจจัยที่ได้จากข้อที่ 4.1 มาทำการแบ่งเป็นสองส่วนคือ ส่วนที่ 1 เป็นข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของตัวแบบโดยใช้วิธีการป้อนชุดข้อมูลทดสอบและชุดเป้าหมายเข้าในเครือข่ายเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีการเรียนรู้และปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้เกิดความผิดพลาดน้อยที่สุด ส่วนที่ 2 ข้อมูลในช่วงเวลาเดียวกันสำหรับใช้ในการทดสอบโดยเฉพาะสำหรับพารามิเตอร์ที่ใช้ในการพยากรณ์จะกำหนดให้มีค่าเท่ากับทุกตัวแบบ โดยการทดลองปรับเปลี่ยนค่าสัมประสิทธิ์ของโมเมนตัมตั้งแต่ 0.2, 0.4, 0.7, 0.9 ค่าอัตราการเรียนรู้ตั้งแต่ 0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9 จำนวนรอบของการเรียนรู้ตั้งแต่ 1000, 2000, 3000, 4000, 5000, 6000, 10000 และฟังก์ชันการกระตุ้นในชั้นซ่อนเลือกใช้ Hyperbolic Tangent, Log-sigmoid, Linear ให้กับตัวแบบเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่ให้ค่าการพยากรณ์สูงสุด พบว่า ค่าโมเมนตัมในชั้นซ่อนและชั้นแสดงผลเท่ากับ 0.9 ค่าอัตราการเรียนรู้ในชั้นซ่อนและชั้นแสดงผลเท่ากับ 0.3 ฟังก์ชันกระตุ้น

ในชั้นซ่อนคือ Hyperbolic Tangent ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นผลลัพธ์เป็น ผลรวมเชิงเส้น และจำนวนรอบของการเรียนรู้เท่ากับ 3000 จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนได้ทำการทดลองตั้งแต่ 2, 3, 4, 5, 6, 7 จากนั้นจึงเปรียบเทียบประสิทธิภาพและเลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) [1] ดังตารางที่ 2

Ratio Train/Test	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90:10	0.606	0.563	0.518	0.702	1.186	0.704
80:20	0.753	0.993	1.093	1.185	0.992	0.791
70:30	0.648	0.837	0.908	0.755	1.140	1.041
60:40	0.511	1.131	1.430	1.076	0.885	0.822

ตารางที่ 2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำวิธีการพยากรณ์ด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) ของ BPNN

จากผลการทดลองในตารางที่ 2 สามารถกำหนดตัวแบบได้เป็น 6 : 2 : 1 หมายความว่าป้อนข้อมูลเข้า 6 ป้อนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 2 นิวรอน และชั้นแสดงผล 1 นิวรอน พบว่าข้อมูลที่มีอัตราส่วนฝึกสอนต่อทดสอบเป็น 60 : 40 ให้ค่า MAPE เท่ากับ 0.511%

4.2.2 การพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน

ชุดข้อมูลที่ใช้ใน BPNN มาทำการทดสอบกับ RBFNN โดยการกำหนดพารามิเตอร์การกระจาย (Spread) ได้จากการทดลองปรับเปลี่ยนค่าตั้งแต่ 1.5, 1.7 ถึง 40.5 พบว่าค่าของพารามิเตอร์การกระจาย $\sigma = 33.2$ ของฟังก์ชันส่งค่าแบบเกาส์เซียน ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูง การกำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนได้ทำการทดลองด้วย 2,3,4,5,6,7 จากนั้นจึงเปรียบเทียบประสิทธิภาพและเลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูงสุด ผลที่ได้จากการวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) [1] ดังตารางที่ 3

Ratio Train/Test	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90:10	0.730	0.549	0.477	0.471	0.492	0.425
80:20	0.557	1.073	0.540	0.494	0.429	0.438
70:30	0.571	0.438	0.461	0.462	0.430	0.568
60:40	0.895	0.626	0.505	0.464	0.403	0.440

ตารางที่ 3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำวิธีการพยากรณ์ด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) ของ RBFNN

จากผลการทดลองในตารางที่ 3 สามารถกำหนดตัวแบบได้ 6 : 6 : 1 หมายความว่า ป้อนข้อมูลเข้า 6 ป้อนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 6 นิวรอน และชั้นแสดงผล 1 นิวรอน พบว่าข้อมูลที่มีอัตราส่วนฝึกสอนต่อทดสอบเป็น 60 : 40 ให้ค่า MAPE เท่ากับ 0.403%

4.3 ผลที่ได้จากการพยากรณ์รวม

4.3.1 วิธีพยากรณ์รวมด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

ผลที่ได้จากวิธีการพยากรณ์ด้วย BPNN และ RBFNN มาใช้เป็นป้อนข้อมูลเข้าตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมของวิธีพยากรณ์รวม ด้วยการแบ่งออกเป็นข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ และ ทดสอบตัวแบบ สำหรับพารามิเตอร์ได้กำหนดตามวิธีการพยากรณ์เดี่ยว และ ทำการทดลองโดยใช้จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 2, 3, 4, 5, 6, 7 และเลือกจำนวนนิวรอนที่ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูงสุด ผลที่ได้จากการวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) [1] ดังตารางที่ 4

Ratio Train/Test	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90:10	0.401	0.856	0.509	0.508	0.964	0.628
80:20	0.411	1.310	1.925	0.897	0.419	0.944
70:30	0.433	1.078	1.748	0.564	0.780	0.862
60:40	0.683	0.416	1.367	0.939	0.820	0.617

ตารางที่ 4 เปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำวิธีการพยากรณ์รวมด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) ของ BPNN

จากผลการทดลองในตารางที่ 4 สามารถกำหนดตัวแบบได้ 2 : 2 : 1 หมายความว่า ป้อนข้อมูลเข้า 2 ป้อน จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 2 นิวรอน และชั้นแสดงผล 1 นิวรอน พบว่าข้อมูลที่มีอัตราส่วนฝึกสอนต่อทดสอบเป็น 80 : 20 ให้ค่า MAPE เท่ากับ 0.411%

4.3.2 วิธีพยากรณ์รวมด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน

ชุดข้อมูลที่ใช้ในวิธีการรวมด้วย BPNN มาทำการทดสอบกับ RBFNN โดยการกำหนดพารามิเตอร์การกระจาย (Spread) ได้จากการทดลองปรับ เปลี่ยนค่าตั้งแต่ 1.5, 1.7 ถึง 40.5 พบว่าค่าของพารามิเตอร์การกระจาย $\sigma=5.9$ ของฟังก์ชันเกาส์เซียน ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูง กำหนดค่าจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนตั้งแต่ 2, 3, 4, 5, 6, 7 จากนั้นเลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูงสุด ผลที่ได้จากการวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) [1] ดังตารางที่ 5

Ratio Train/Test	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90/10	0.405	0.399	0.428	0.514	0.495	0.481
80/20	0.354	0.410	0.355	0.482	0.416	0.405
70/30	0.390	0.361	0.411	0.395	0.478	0.466
60/40	0.436	0.421	0.427	0.421	0.447	0.486

ตารางที่ 5 เปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำวิธีพยากรณ์รวมด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) ของ RBFNN

จากผลการทดลองในตารางที่ 5 สามารถกำหนดตัวแบบได้ 2 : 2 : 1 หมายความว่า ป้อนข้อมูลเข้า 2 ป้อน จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 2 นิวรอน และชั้นแสดงผล 1 นิวรอน พบว่าข้อมูลที่มีอัตราส่วนฝึกสอนต่อทดสอบเป็น 80 : 20 ให้ค่า MAPE เท่ากับ 0.354%

4.3.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์เดี่ยว

จากผลการทดลองด้วยวิธีการพยากรณ์เดี่ยวของ BPNN และ แบบ RBFNN ข้อมูลที่มีอัตราส่วนการเรียนรู้ต่อทดสอบเป็น 60 : 40 ดังตารางที่ 6

ร้อยละของ ความคลาดเคลื่อน สัมบูรณ์	ตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียม	
	BPNN	RBFNN
	6 : 2 : 1	6 : 6 : 1
MAPE	0.511	0.403

ตารางที่ 6 เปรียบเทียบประสิทธิภาพ MAPE ระหว่างสองโครงข่าย BPNN และ RBFNN

ตารางที่ 6 แสดงผลการวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์เดี่ยวด้วย BPNN และ RBFNN และมีตัวแบบเป็น 6:2:1 และ 6:6:1 ให้ค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 0.511% และ 0.403% ตามลำดับ

4.3.4 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์รวม

จากผลการทดลองด้วยวิธีการพยากรณ์รวมของ BPNN และ RBFNN ข้อมูลที่มีอัตราส่วนการเรียนรู้ต่อทดสอบเป็น 80 : 20 ดังตารางที่ 7

ร้อยละของ ความคลาดเคลื่อน สัมบูรณ์	ตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียม	
	BPNN-based combining	RBFNN-based combining
	2 : 2 : 1	2 : 2 : 1
MAPE	0.411	0.354

ตารางที่ 7 เปรียบเทียบประสิทธิภาพ MAPE ระหว่างสองโครงข่าย BPNN-based combining และ RBFNN-based combining

ตารางที่ 7 แสดงผลการวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์รวมด้วย BPNN และ RBFNN มีตัวแบบเป็น 2:2:1 และ 2:4:1 ให้ค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 0.411% และ 0.354% ตามลำดับ

4.3.5 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์

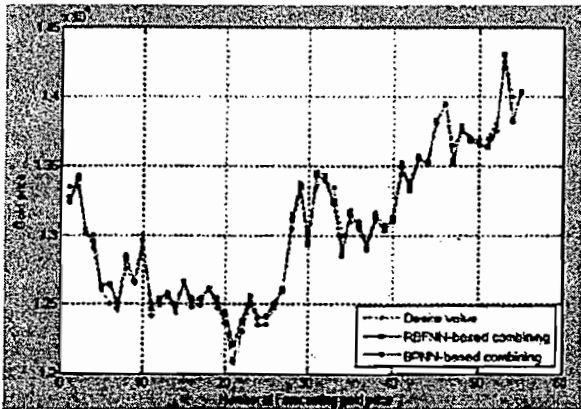
ทั้งหมด

ผลการทดลองการวัดประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์รวมของทั้งสองโครงข่ายได้ตัวแบบที่มีอัตราส่วนข้อมูลฝึกสอนต่อทดสอบเป็น 80 : 20 ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด ดังตารางที่ 8

ร้อยละของ ความคลาดเคลื่อน สัมบูรณ์	ตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียม			
	BPNN	RBFNN	BPNN-based combining	RBFNN-based combining
	6:2:1	6:6:1	2:2:1	2:2:1
MAPE	0.511	0.403	0.411	0.354

ตารางที่ 8 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของค่า MAPE ในวิธีการพยากรณ์เดี่ยวและวิธีพยากรณ์รวม

ตารางที่ 8 เป็นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ราคาทองคำ ระหว่างวิธีพยากรณ์เดี่ยวและวิธีพยากรณ์รวม พบว่าวิธีพยากรณ์รวมด้วย RBFNN ให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์แม่นยำกว่าวิธีพยากรณ์รวมด้วย BPNN และสูงกว่าวิธีพยากรณ์เดี่ยวทั้งสองโครงข่าย



ภาพที่ 4 การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ราคาทองคำที่ได้จากวิธีการพยากรณ์รวมและราคาทองคำจริง

5. สรุปผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการพยากรณ์ราคาทองคำแบบวิธีการรวมด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพและความแม่นยำสูง โดยการรวบรวมปัจจัยทั้งหมดรวมทั้งราคาทองคำได้ 18 ปัจจัย นำมาผ่านการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR นำผลที่ได้มาใช้เป็นปัจจัยนำเข้าตัวแบบของการพยากรณ์เดี่ยว จากนั้นนำผลที่ได้มาทำการพยากรณ์ด้วยวิธีการรวม พบว่าการ

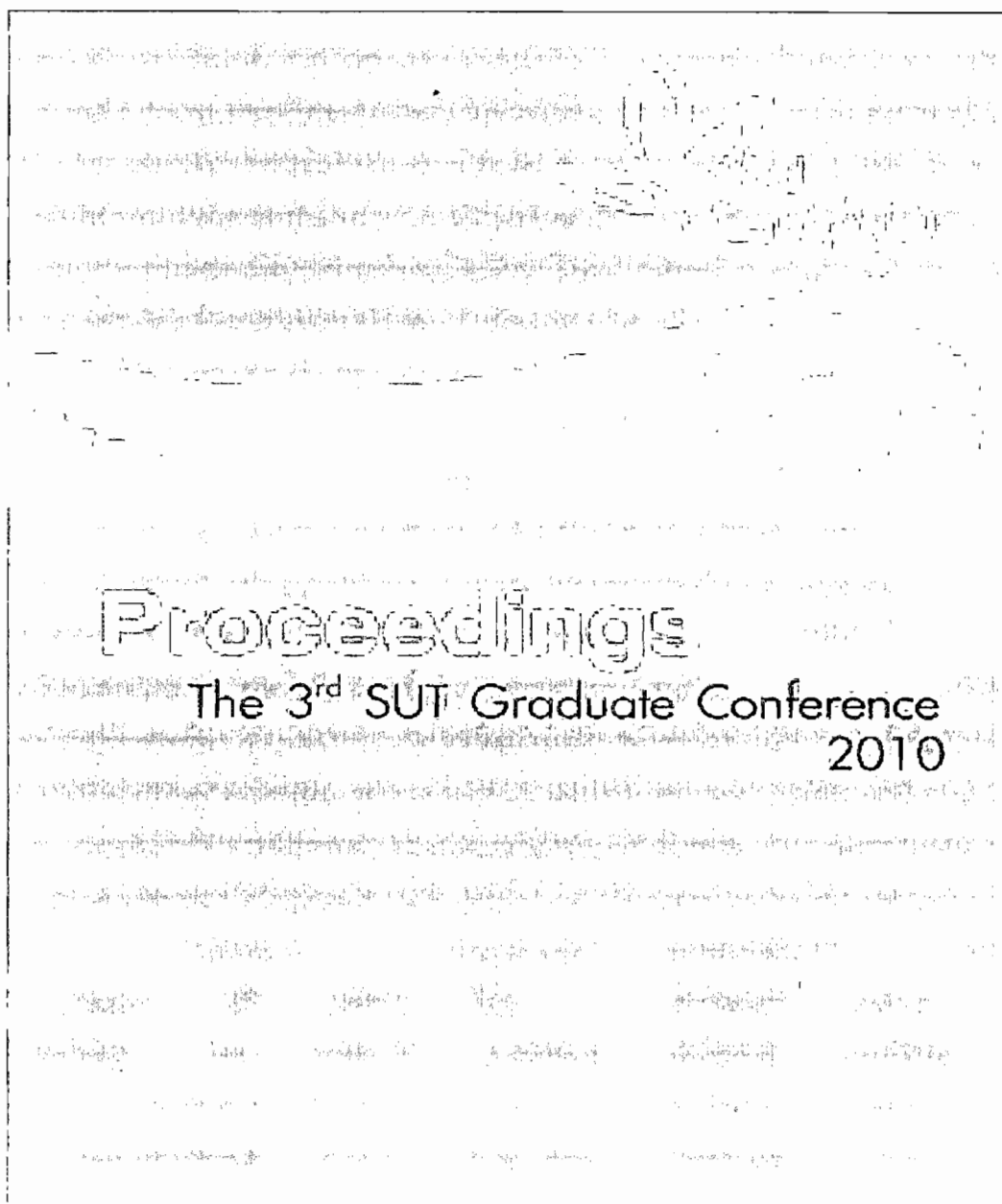
พยากรณ์ด้วยวิธีการรวมด้วย BPNN และ RBFNN ด้วยตัวแบบ 2 : 2 : 1 และ 2 : 2 : 1 ให้ค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 0.411% และ 0.354% ตามลำดับ จากผลการทดลองเห็นว่าการพยากรณ์รวมด้วย RBFNN ให้ประสิทธิภาพและความแม่นยำสูงกว่า BPNN

จากผลการทดลองที่ได้ศึกษา ผู้วิจัยได้ตัวแบบในการพยากรณ์ราคาทองคำที่มีประสิทธิภาพ ในการทำวิจัยในลำดับถัดไป คณะผู้วิจัยจะศึกษาตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ระยะสั้น และ ระยะยาว ตลอดจนการประยุกต์ใช้วิธีการที่ได้จากงานวิจัยนี้กับข้อมูลชนิดอื่นๆต่อไป

เอกสารอ้างอิง

- [1] ปรีดา อนุสรณ์ธีรกุล และ ทุษยดี ศิริแสงตระกูล, "การเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ราคาทองคำโดยใช้วิธีพยากรณ์รวมด้วยโครงข่ายประสาทเทียม", The Conference on Knowledge and Smart Technologies, Burapha University, 2552
- [2] Alexandra Debiolles, Latifa Oukhellou and Patrice Aknin. "Combined Used of Partial Least Square Regression and Neural Network for Diagnosis Tasks", *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, pp.1051-4651, 2004
- [3] D. S. Broomhead and D. Lowe. Multivariable function interpolation and adaptive networks. In *Complex Systems*, volume 2, 2008, pages 321-355
- [4] Simon Haykin. *Neural Network: A Comprehensive Foundation*, (2nd ed), Prentice Hall. (1998).
- [5] Weihong Wang and Shuangshuang Nie. *The Performance Evaluation and Choice of Combining Forecast Method*. Second international Symposium on Intelligent Information Technology Application. (2008)
- [6] Ying Sai ,Shiwei Zhu and Tao Zhang. "Predicting financial distress of Chinese listed corporate by a hybrid PCA-RBFNN", Fourth International Conference on Natural Computation,(2008)

บุญมี พันธวงศ์ และ กฤษณะ ชินสาร. ในงานการประชุมวิชาการบัณฑิตศึกษาครั้งที่ 3
 สถาปนามหาวิทยาลัย 20 ปี ณ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



Gold price forecasting using supervised neural networks

Bounmy Phanthavong and Krisana Chinnasarn

Faculty of Informatics, Burapha University, Saensook, Muang, Chonburi, 20131 Thailand

E-Mail: bounmychup@yahoo.com

Abstract

In this paper, comparison of gold price forecasting methods based on backpropagation and radial basis function neural networks illustrated. Features of input data are extracted using partial least-squared regression algorithm. The results show that the ratio between training and testing data set is 60:40. The optimal network architectures for BPNN and RBFNN are 6:2:1 and 6:6:1, respectively. The MAPE for the BPNN and the RBFNN are 0.511% and 0.403% respectively. It can be concluded that the RBFNN is more efficient than the BPNN.

Keywords: partial Least Square Regression, Neural Networks

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (BPNN) และแบบฟังก์ชันรัศมีฐาน (RBFNN) โดยการนำปัจจัยทั้งหมดมาผ่านการสกัดปัจจัยด้วยวิธี Partial Least Square Regression (PLSR) เพื่อให้ได้ปัจจัยตัวใหม่ที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำที่สูงที่สุดจากนั้นนำผลที่ได้มาใช้เป็นปัจจัยนำเข้าตัวแบบ BPNN และตัวแบบ RBFNN จากผลการทดลองพบว่าทั้งสองโครงข่ายได้ตัวแบบที่มีอัตราส่วนของข้อมูลฝึกสอนต่อข้อมูลทดสอบเป็น 60:40 และมีสถาปัตยกรรมแบบ 6 : 2 : 1 และ 6 : 6 : 1 ตามลำดับ ให้ประสิทธิภาพและความแม่นยำสูงโดยมีร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 0.511% และ 0.403% ตามลำดับ ในงานวิจัยนี้เห็นว่า ตัวแบบ RBFNN ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูงกว่าตัวแบบ BPNN

คำสำคัญ: สมการถดถอยกำลังสองบางส่วนน้อยที่สุด, โครงข่ายประสาทเทียม

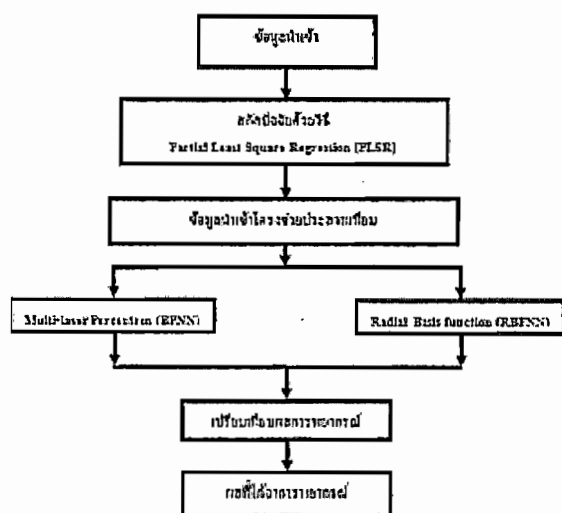
1. บทนำ

ปัจจุบันงานวิจัยที่ใช้ความรู้ทางปัญญาประดิษฐ์ที่มีการนำวิธีการของโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ในทางธุรกิจมีอยู่มากมาย เช่นการพยากรณ์ราคาทองคำ การพยากรณ์ดัชนีราคาหลักทรัพย์ต่างๆ ซึ่งผลที่ได้อาจจะเป็นที่พอใจและไม่เป็นที่พอใจขึ้นอยู่กับกระบวนการพยากรณ์ในแต่ละวิธี

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยระบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยการนำปัจจัยทั้งหมดมาผ่านการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR จากนั้นนำปัจจัยตัวใหม่ที่ได้มาใช้เป็นปัจจัยนำเข้าตัวแบบของ BPNN และตัวแบบ RBFNN จากนั้นนำผลที่ได้มาทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำในการพยากรณ์ของทั้งสองโครงข่าย และได้ตัวแบบที่เหมาะสมที่พร้อมจะนำไปพยากรณ์ราคาทองคำต่อไป

2. การดำเนินงานวิจัย

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้สอน ขั้นตอนแรกเป็นการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR ขั้นตอนที่สองเป็นการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BPNN และแบบ RBFN และสุดท้ายคือการเปรียบเทียบผลของการพยากรณ์ดังที่ได้แสดงภาพรวมการทำงานในรูปที่ 1



รูปที่ 1 ขั้นตอนการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้สอน

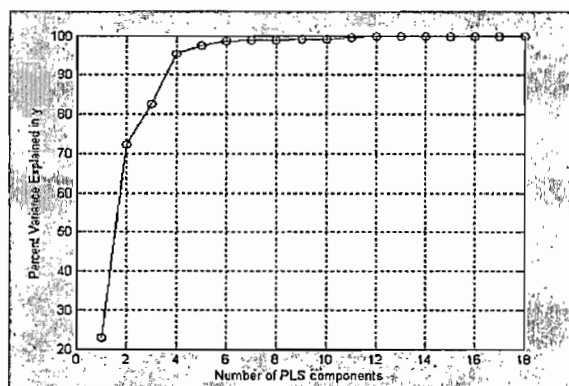
2.1 ขั้นตอนวิธีของการทำงานทั้งหมด

นำปัจจัยและราคาทองคำ (1) ที่ได้รวบรวมมาทั้งหมด 18 ปัจจัย มาผ่านกระบวนการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR (2) เพื่อให้ได้ปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ที่สูงที่สุดกับราคาทองคำที่เราจะพยากรณ์ นำผลที่ได้จากการสกัดปัจจัยมาแบ่งเพื่อใช้ในการเรียนรู้ และ ทดสอบ จากนั้นทำการสร้างตัวแบบของการพยากรณ์ด้วย BPNN (3) และ RBFNN (3.4) นำผลที่ได้จากการทดสอบของทั้งสองโครงข่ายประสาทเทียมมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำของการพยากรณ์เพื่อหาโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมในการสร้างตัวแบบของการพยากรณ์ราคาทองคำ

3. การทดลองและผลการทดลอง

3.1 ผลที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR

ผลที่ได้จากการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR จำนวนปัจจัยใหม่ที่มีความสัมพันธ์มากที่สุดกับตัวแปรเกณฑ์ตั้งรูปที่ 2 ค่าปัจจัยหลักที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรเกณฑ์ที่มากที่สุดนับจากปัจจัยที่ 1 ถึง ปัจจัยที่ 6 ส่วนปัจจัยที่ 7 ถึงปัจจัยที่ 18 ไม่ทำให้ค่าตัวแปรเกณฑ์เปลี่ยนแปลง เพราะฉะนั้นเราสามารถกำหนดจำนวนปัจจัยหลักได้ 6 ปัจจัย



รูปที่ 2 ค่าองค์ประกอบหลักของ PLSR ที่เหมาะสมในการพยากรณ์ตัวแปรเกณฑ์

3.2 ผลที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

ปัจจัยที่ได้จากข้อที่ 3.1 มาทำการแบ่งเป็นสองส่วนคือ ส่วนที่ 1 เป็นข้อมูลสุ่มเลือกที่ใช้ในการเรียนรู้ของตัวแบบโดยใช้วิธีการป้อนชุดข้อมูลเรียนรู้ และ เป้าหมาย เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีการเรียนรู้ และ ปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้เกิดความผิดพลาดน้อยที่สุด ส่วนที่ 2 ข้อมูลสุ่มเลือกในช่วงเวลาเดียวกันสำหรับใช้ในการทดสอบโดยเฉพาะ สำหรับพารามิเตอร์ที่ใช้ในการพยากรณ์จะกำหนดให้มีค่าเท่ากันทุก

ตัวแบบโดยการทดลองปรับเปลี่ยนค่าสัมประสิทธิ์ของโมเมนตัม(Momentum rate) 0.2, 0.4, 0.7, 0.9 ค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning rate) 0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9 จำนวนรอบของการเรียนรู้ 1000, 2000, 3000, 4000, 5000, 6000, 10000 และ ฟังก์ชันการกระตุ้นในชั้นซ่อนคือ Hyperbolic Tangent, Log-sigmoid และ Linear ให้กับตัวแบบเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่ให้ค่าการพยากรณ์มีความแม่นยำสูงสุดพบว่าค่าที่เหมาะสมที่สุดคือค่าโมเมนตัมในชั้นซ่อนและชั้นแสดงผลเท่ากับ 0.9 ค่าอัตราการเรียนรู้ในชั้นซ่อนและชั้นแสดงผลเท่ากับ 0.3 ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นซ่อนเป็น Hyperbolic Tangent ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นผลลัพธ์เป็น ผลรวมเชิงเส้น จำนวนรอบของการเรียนรู้เท่ากับ 3000 รอบ จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 2, 3, 4, 5, 6, 7 จากนั้นจึงเปรียบเทียบประสิทธิภาพ และ เลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูงสุด ผลที่ได้จากการวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 เปรียบเทียบค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ของ BPNN

Ratio Train/Test	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90/10	0.606	0.563	0.518	0.702	1.186	0.704
80/20	0.753	0.593	1.093	1.185	0.992	0.791
70/30	0.648	0.837	0.908	0.755	1.140	1.041
60/40	0.511	1.131	1.430	1.076	0.885	0.822

3.3 ผลที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันมีฐาน

ชุดข้อมูลที่ใช้ใน BPNN มาทำการทดสอบกับ RBFNN โดยการกำหนดให้พารามิเตอร์การกระจาย (Spread) ได้จากการทดลอง 1.5, 1.7 ถึง 40.5 พบว่าค่าพารามิเตอร์การกระจาย 33.2 ของฟังก์ชันส่งค่าแบบเกาส์เซียนให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูง กำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนด้วยค่า 2, 3, 4, 5, 6, 7 จากนั้นจึงเปรียบเทียบประสิทธิภาพ และ เลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูงสุด ผลที่ได้จากการวัดประสิทธิภาพด้วยค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 เปรียบเทียบค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ของ RBFNN

Ratio Train/Test	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน					
	2	3	4	5	6	7
90/10	0.730	0.549	0.477	0.471	0.492	0.425
80/20	0.557	1.073	0.540	0.494	0.429	0.438
70/30	0.571	0.438	0.461	0.462	0.470	0.568
60/40	0.895	0.626	0.505	0.464	0.403	0.440

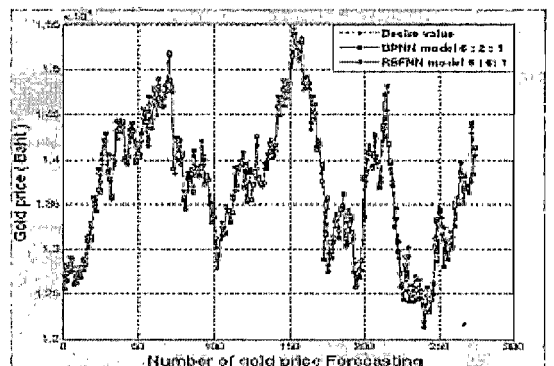
3.4 เปรียบเทียบผลของการพยากรณ์ของทั้งสองโครงข่าย

จากผลการทดลองในข้อที่ 3.2 ตารางที่ 1 และ ข้อที่ 3.3 ตารางที่ 2 เห็นว่าการพยากรณ์ด้วยตัวแบบที่มีอัตราส่วนข้อมูลฝึกสอนต่อทดสอบเป็น 60:40 ให้ประสิทธิภาพสูงดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพ MAPE ระหว่างสองโครงข่าย BPNN และ RBFNN

ร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์	ตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียม	
	BPNN	RBFNN
MAPE	0.511	0.403

จากผลการทดลองเมื่อนำมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำในการพยากรณ์ราคาทองคำของสองโครงข่ายดังตารางที่ 3 พบว่าตัวแบบของ RBFNN ที่มีสถาปัตยกรรมเป็น 6 : 6 : 1 หมายความว่าปัจจัยนำเข้า 6 ปัจจัย จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 6 นิวรอน และชั้นแสดงผล 1 นิวรอนหาค่า MAPE เท่ากับ 0.403% ดังนั้นจึงสามารถนำตัวแบบที่ได้ไปใช้ในการพยากรณ์ราคาทองคำโดยให้ความแม่นยำสูงดังรูปที่ 3



รูปที่ 3 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ของตัวแบบ BPNN และตัวแบบ RBFNN กับราคาทองคำจริง

4. สรุปผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการเปรียบเทียบการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยระบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยการนำปัจจัยทั้งหมดมาผ่านกระบวนการสกัดปัจจัยด้วยวิธี PLSR จากนั้นนำผลที่ได้มาใช้เป็นปัจจัยนำเข้าตัวแบบของการพยากรณ์ด้วย BPNN และ RBFNN จากผลการทดลองพบว่าทั้งสองโครงข่ายได้ตัวแบบที่มีอัตราส่วนของข้อมูลฝึกสอนต่อข้อมูลทดสอบเป็น 60:40 และมีสถาปัตยกรรมแบบ 6 : 2 : 1 และ 6 : 6 : 1 ตามลำดับ ให้ประสิทธิภาพและความแม่นยำสูงโดยมีร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 0.511% และ 0.403% ตามลำดับ และโครงข่าย RBFNN ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำสูงกว่าโครงข่าย BPNN

5. เอกสารอ้างอิง

- 1 ปรีดา อนุสรณ์ธีรกุล และ พุษดี ศิริแสงตระกูล, 2552 “การเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ราคาทองคำโดยใช้วิธีพยากรณ์รวมด้วยโครงข่ายประสาทเทียม”, The Conference on Knowledge and Smart Technologies, Burapha University,
- 2 Alexandra Debiolles, Latifa Oukhellou and Patrice Akin. 2004 “Combined Used of Partial Least Square Regression and Neural Network for Diagnosis Tasks”, *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, pp.1051-4651,
- 3 Simon Haykin. Neural Network: A Comprehensive Foundation, (2nd ed), Prentice Hall. (1998).
- 4 Ying Sai, Shiwei Zhu และ Tao Zhang. “Predicting financial distress of Chinese listed corporate by a hybrid PCA-RBFNN”, Fourth International Conference on Natural Computation,(2008)