รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

การพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบด้วยแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ค

คมสัน สุริยะ

ศูนย์การวิเคราะห์เชิงปริมาณ
คณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่

พฤษภาคม 2548

คำนำ

การวิจัยเรื่อง "การพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบด้วยแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ค" เป็นงานวิจัยชิ้นแรกที่เสร็จสมบูรณ์หลังจากที่ผู้เขียนศึกษาวิชานิวรอลเน็ตเวิร์ค จาก รศ.ดร.ไกรศร จิตธรรธรรม แห่งภาควิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ ซึ่งผู้เขียนใคร่ขอขอบพระคุณที่ท่านได้กรุณาประสิทธิ์ประสาทวิชาให้ด้วยความเมตตายิ่งไว้ ณ ที่นี้

งานวิจัยนี้ยังได้รับคำปรึกษาจาก Dr. Janette Walde มหาวิทยาลัยอินส์บรูค ประเทศออสเตรียในเรื่องความน่าเชื่อถือของการใช้แบบจำลอง ซึ่งผู้เขียนจะได้แปลงานวิจัยเป็นภาษาอังกฤษเพื่อส่งให้ Dr. Walde ด้วยอีกฉบับหนึ่งเพื่อขอคำแนะนำเพิ่มเติมต่อไป

ผู้เขียนตระหนักดีว่ายังด้อยประสบการณ์ในเรื่องนิวรอลเนตเวิร์ค แต่ได้พยายามเริ่มทำวิจัยในด้านนี้โดยประยุกต์เข้ากับการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา ซึ่งน่าจะเป็นประโยชน์สำหรับงานด้านเศรษฐศาสตร์และธุรกิจ งานวิจัยฉบับนี้จึงได้นำเสนอในงานประชุมวิชาการระดับท้องถิ่นของคณะบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ เมื่อวันที่ 20 พฤษภาคม พ.ศ. 2548 และได้รับความสนใจจากผู้ฟังพอสมควร

เมื่อได้เริ่มทำวิจัยด้านนี้แล้ว ผู้เขียนพบว่ายังมีประเด็นอีกหลายด้านที่น่าจะทำวิจัยเพิ่มเติม เช่น การปรับปรุงผลการพยากรณ์ด้วยการใช้เทคนิคใหม่ ๆ ที่ยังไม่ได้ใช้ในงานวิจัยครั้งนี้ การที่ยังไม่ได้ทดลองเทคนิคอีกหลายเรื่องจึงทำให้งานวิจัยชิ้นนี้ยังไม่สมบูรณ์เต็มที่ แต่ด้วยความรู้ที่จำกัดของผู้เขียนจึงทำได้เพียงเท่านี้ก่อน ซึ่งผู้เขียนหวังเป็นอย่างยิ่งว่าเมื่อได้ศึกษาเพิ่มเติมความรู้ใหม่ ๆ แล้ว ก็น่าจะสามารถทำวิจัยที่ให้ผลการพยากรณ์ได้ดีกว่าที่เสนอในรายงานฉบับนี้ได้ต่อไป

คมสัน สุริยะ
พฤษภาคม 2548
เชียงใหม่

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้ได้สร้างแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์คเพื่อพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบเบรนท์ (Brent) โดยใช้ข้อมูลนำเข้าเป็นราคาน้ำมันดิบเบรนท์รายวันตั้งแต่วันที่ 27 ธันวาคม พ.ศ. 2545 ถึงวันที่ 13 มีนาคม พ.ศ. 2548 รวม 561 วันทำการ นำมาจัดเป็นชุด ชุดละ 10 วัน ได้จำนวน 551 ชุด จากนั้นทำการสร้างแบบจำลอง Back Propagation โดยให้มีนิวรอลในชั้นข้อมูลนำเข้าจำนวน 10 นิวรอล นิวรอลในชั้นส่งออกจำนวน 1 นิวรอล แล้วทดลองหาจำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนเร้นที่เหมาะสมที่สุดด้วยวิธี Quadratic interpolation แล้วทำการพยากรณ์ราคาไปข้างหน้า 1 วัน

การประเมินผลการพยากรณ์จำนวน 34 ครั้ง ด้วย Mean Absolute Percentage Error (MAPE) พบว่าได้แบบจำลองที่ดีที่สุดที่มีนิวรอลในชั้นซ่อนเร้นจำนวน 200 ตัว โดยมีค่า MAPE โดยเฉลี่ยเท่ากับร้อยละ 1.98 จากราคาจริง

สารบัญ

เนื้อหา	หน้า
คำนำ	i
สารบัญ	ii
1. ที่มาและความสำคัญของปัญหา	1
2. จุดประสงค์ในการศึกษา	2
3. ขอบเขตของการศึกษา	2
4. การทบทวนเอกสาร	2
5. วิธีการศึกษา	3
6. แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา	10
7. ผลการศึกษา	15
8. สรุปผลการศึกษา	22
9. ข้อเสนอแนะสำหรับการศึกษาในอนาคต	22
10. เอกสารอ้างอิง	23
ภาคผนวก ผ-1 รายละเอียดของแบบจำลอง	24
ภาคผนวก ผ-2 คำสั่งที่ใช้ในโปรแกรม Matlab	27

1. ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ประเทศที่เป็นผู้นำเข้าน้ำมันดังเช่นประเทศไทยและอีกนานาประเทศย่อมประสบปัญหาเมื่อราคาน้ำมันเกิดความผันผวน ซึ่งในบางช่วงเมื่อราคาน้ำมันแพงขึ้นมากกว่าแนวโน้มปกติจะทำให้ต้องใช้จ่ายเงินเป็นจำนวนมากขึ้นกว่าที่ได้คาดการณ์ไว้สำหรับการซื้อน้ำมัน แต่ในช่วงที่ราคาลดลงก็อาจจะทำให้เกิดการใช้จ่ายที่มากกว่าความจำเป็นเช่นกันหากผู้ซื้อน้ำมันได้ซื้อน้ำมันกักตุนไว้เป็นจำนวนมากก่อนหน้านั้นเพราะความกลัวว่าราคาน้ำมันจะสูงขึ้นไปอีก ดังนั้นเมื่อราคาลดลงจึงไม่สามารถซื้อน้ำมันได้เพราะถังบรรจุน้ำมันทั้งหมดเต็ม จังหวะการเข้าซื้อน้ำมันที่ไม่ถูกต้องจึงอาจจะทำให้ผู้ซื้อน้ำมันต้องใช้จ่ายเพื่อการซื้อน้ำมันมากกว่าความจำเป็น

หน่วยงานของภาครัฐและรัฐวิสาหกิจต่างมีความจำเป็นต้องใช้จ่ายงบประมาณเพื่อการจัดซื้อน้ำมัน โดยเฉพาะอย่างยิ่งหน่วยงานที่เกี่ยวข้องกับการขนส่ง เช่น องค์การรับส่งสินค้าและพัสดุภัณฑ์ (รสพ.) การรถไฟแห่งประเทศไทย การบินไทย[1] บริษัทขนส่งจำกัด (บขส.) และองค์การขนส่งมวลชนกรุงเทพฯ (ขสมก.) เป็นต้น สำหรับภาคธุรกิจที่จำเป็นต้องซื้อน้ำมันเป็นจำนวนมาก เช่น ธุรกิจสายการบิน โรงกลั่นน้ำมัน ธุรกิจปิโตรเคมี ต่างก็มุ่งที่จะซื้อน้ำมันในจังหวะเวลาที่ถูกต้องเพื่อช่วยในการประหยัดต้นทุนค่าน้ำมัน ค่าใช้จ่ายในการซื้อน้ำมันสามารถประหยัดได้หากหน่วยงานต่าง ๆ สามารถทราบราคาน้ำมันล่วงหน้าได้ด้วยการพยากรณ์ เช่น หากทราบว่าราคาน้ำมันจะเพิ่มสูงขึ้นก็จะตัดสินใจซื้อน้ำมันล่วงหน้าไว้ก่อนในปัจจุบัน แต่หากทราบว่าราคาน้ำมันจะลดลงในอนาคตก็จะตัดสินใจชะลอการซื้อน้ำมันเอาไว้ก่อน การพยากรณ์ที่แม่นยำจึงมีความจำเป็นสำหรับการตัดสินใจที่ถูกต้องอันจะช่วยประหยัดงบประมาณของประเทศชาติได้เป็นจำนวนมากในแต่ละปี ดังนั้น การพยากรณ์น้ำมันจึงจะเป็นประโยชน์ต่อทั้งหน่วยงานภาครัฐและภาคธุรกิจ

เทคนิคการพยากรณ์หนึ่งที่ได้รับความนิยมเพิ่มขึ้นมาเรื่อย ๆ ในปัจจุบันคือแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Neural Networks) ซึ่งเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่เลียนแบบการทำงานของโครงข่ายสมองของมนุษย์ ทำให้เชื่อว่าผลที่ได้จากแบบจำลองจะคล้ายคลึงกับการคิดและตัดสินใจของมนุษย์ นอกจากนั้นด้วยความเป็นเครื่องมือทางอิเลคทรอนิคส์จึงทำให้สามารถทำงานได้เกินขอบเขตของความสามารถในการคำนวณของมนุษย์อีกด้วย แบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์คสามารถนำมาใช้ได้ในงานหลายด้าน เช่น การวิเคราะห์อนุกรมเวลา การวิเคราะห์จำแนกลักษณะ และการทำเหมืองข้อมูล ซึ่งในด้านการพยากรณ์ราคาน้ำมันเป็นการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

[1] กระทรวงการคลังถือหุ้นในการบินไทย ในปี พ.ศ. 2547 เป็นสัดส่วนร้อยละ 54.20

การศึกษาครั้งนี้จึงจะได้นำแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์คมาใช้ในการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ โดยมีความมุ่งหวังว่าจะพบความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ไปข้างหน้าไม่เกินกว่าร้อยละ 2

2. จุดประสงค์ในการศึกษา

2.1 สร้างแบบจำลองพยากรณ์ราคาน้ำมันด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์ค

2.1 ทดสอบการพยากรณ์ราคาน้ำมันด้วยแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ค

3. ขอบเขตในการศึกษา

3.1 การพยากรณ์ราคาน้ำมันกระทำโดยแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation)

3.2 ราคาน้ำมันดิบที่นำมาวิเคราะห์คือ ราคาน้ำมันดิบ Brent รายวัน

3.3 ทำการทดสอบการพยากรณ์ไปข้างหน้า 34 วันทำการ

3.4 วัดความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วย Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

4. การทบทวนเอกสาร

การพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบด้วยแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์คสามารถสืบค้นเอกสารได้เพียงรายเดียวเท่านั้นในประเทศไทย คือ วัลลภา (2539) ซึ่งได้ทำเป็นวิทยานิพนธ์สำหรับหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย คุณวัลลภาเป็นบัณฑิตจากคณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ จึงได้ศึกษาเทคนิคการทำ Back propagation ในแบบเดียวกับที่ได้ใช้ในการศึกษานี้ ต่างกันที่ในสมัยนั้นยังไม่มีโปรแกรม Matlab สำหรับการทำนิวรอลเน็ตเวิร์ค จึงได้ใช้โปรแกรม Neuralware เวอร์ชั่น 1 อีกทั้งใช้เครื่องคอมพิวเตอร์แบบ 80486 ในการคำนวณ

วัลลภา (2539) ได้พยากรณ์ราคาน้ำมันดิบดูไบ (ในการศึกษานี้ใช้ราคาน้ำมันดิบเบรนท์) และใช้วิธีการเปลี่ยนแปลงจำนวนวันของข้อมูล (แต่ในการศึกษานี้ใช้วิธีการเปลี่ยนแปลงจำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนเร้น) ซึ่งพบว่าจำนวนวันที่มากขึ้นอาจจะไม่ช่วยทำให้เกิดความแม่นยำมากขึ้น และสุดท้ายพบว่าจำนวนข้อมูลที่ดีที่สุดคือชุดละ 160 วัน (เปรียบเทียบกับในการศึกษานี้ใช้ข้อมูลชุดละ 10 วัน) ซึ่งให้ผลการพยากรณ์ที่ค่อนข้างแม่นยำ คือ มีค่า MAPE (Mean Absolute Percentage Error) เพียงร้อยละ 0.7257 เท่านั้นซึ่งค่า MAPE ที่ต่ำกว่าร้อยละ 1 ถือได้ว่าแม่นยำมากทีเดียว

ข้อสังเกตในงานของวัลลภา (2539) คือ ราคาน้ำมันดิบดูไบในช่วงที่ทำวิจัยนั้นเคลื่อนไหวอยู่ในช่วงแคบ ๆ คือ ประมาณ 12 – 22 ดอลล่าร์สหรัฐฯ ต่อบาร์เรล หรือมีช่วงราคาเพียง 10

ดอลล่าร์สหรัฐฯ ต่อบาร์เรล เท่านั้น เทียบกับการเคลื่อนไหวของราคาในปัจจุบันที่แกว่งอยู่ระหว่าง 25 – 55 ดอลล่าร์สหรัฐฯ ต่อบาร์เรล ซึ่งมีช่วงห่างถึง 30 ดอลล่าร์สหรัฐฯ ทำให้การประเมินผลการพยากรณ์อาจจะเทียบกันไม่ได้

ในงานของวัลลภา (2539) ยังมีอีกประเด็นหนึ่งที่น่าสนใจคือ ได้มีการสร้าง Back Propagation โดยใช้โครงสร้างปิรามิด โดยให้มีจำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนเร้นเป็นจำนวนเท่ากับ รากที่สองของผลคูณระหว่างจำนวนนิวรอลในชั้นนำเข้าและชั้นส่งออก ซึ่งเมื่อผู้เขียนได้นำโครงสร้างดังกล่าวมาทดลองกับงานวิจัยนี้แล้วพบว่าได้ผลไม่ดีนักจึงไม่ได้ใช้โครงสร้างดังกล่าวอีก ซึ่งคาดว่าโครงสร้างดังกล่าวอาจจะดีสำหรับการใช้งานในกรณีที่มีจำนวนข้อมูลนำเข้ามากกว่า 100 นิวรอล (ในงานวิจัยนี้มีจำนวนข้อมูลนำเข้า 10 นิวรอล)

อย่างไรก็ตาม งานวิจัยของวัลลภา (2539) ก็เป็นงานเริ่มต้นในเรื่องการใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คในการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ ซึ่งถือว่าเป็นก้าวสำคัญของการใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คในงานด้านเศรษฐศาสตร์

5. วิธีการศึกษา

การศึกษานี้ใช้แบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ค หรือ Artificial Neural Networks (ANNs) แบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation)

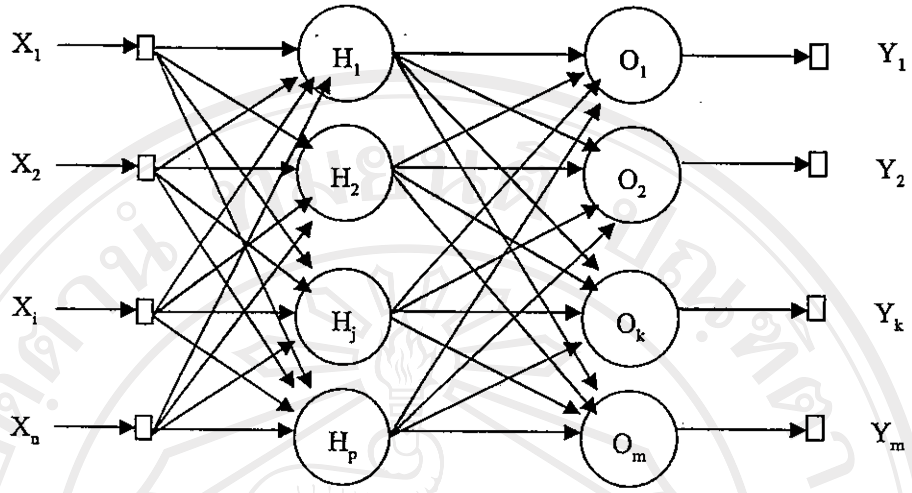
การประเมินผลด้วย MAPE มีสูตรการคำนวณ ดังนี้

$$MAPE = \sum_{1}^{N} \frac{|t_i - y_i|}{y_i} \times 100 \times \frac{1}{N}$$

เมื่อ t คือ ค่าจริง และ y คือค่าพยากรณ์

นิวรอลเน็ตเวิร์คแบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation) เป็นนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบหนึ่งที่อยู่ในกลุ่มของ Multilayer Feed Forward Neural Networks (MLFF) ซึ่งจะรับข้อมูลนำเข้า (Input) แล้วทำการประมวลผลโดยนิวรอลในชั้น Hidden Layer และชั้น Output จากนั้นจึงจะส่งผลลัพธ์ออกมาเป็นคำตอบ การที่สัญญาณนำเข้าถูกถ่ายทอดไปข้างหน้าเรื่อย ๆ เรียกว่า Feed Forward และการที่มีจำนวนนิวรอลหลายชั้นเรียกว่า Multi Layer

นิวรอลเน็ตเวิร์คแบบแพร่ย้อนกลับสามารถแสดงได้ดังแผนภาพดังต่อไปนี้



รูปที่ 1 นิวรอลเน็ตเวิร์คแบบการแพร่ย้อนกลับ

องค์ประกอบของนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบแพร่ย้อนกลับ ดังต่อไปนี้

ก. Input

Input มีจำนวน n ตัว คือ $X = \{X_1, X_2, ..., X_i, ..., X_n\}$

ข. Output

Output มีจำนวน m ตัว คือ $Y = \{Y_1, Y_2, ..., Y_k, ..., Y_m\}$

ค. Neuron ใน Hidden Layer

Neuron ใน Hidden Layer มี p ตัว คือ $H = \{H_1, H_2, ..., H_j, ..., H_p\}$

ง. Neuron ใน Output Layer

Neuron ใน Output Layer มี m ตัว คือ $O = \{O_1, O_2, ..., O_k, ..., O_m\}$

จ. ค่าน้ำหนักจากชั้น Input สู่ชั้น Hidden Layer

ค่าน้ำหนักจากชั้น Input สู่ชั้น Hidden Layer สำหรับ Neuron แต่ละตัวในชั้น Hidden Layer มีจำนวน n+1 ตัว คือ $W_{ij}^H = \{W_{0j}^H, W_{1j}^H, W_{2j}^H, ..., W_{ij}^W, ..., W_{nj}^H\}$

ดังนั้น เมื่อมีจำนวน Input จำนวน n ตัว และมีนิวรอลใน Hidden Layer จำนวน p ตัว แล้ว จะได้ว่าจำนวนค่าน้ำหนักในส่วนนี้มีจำนวนทั้งหมดเท่ากับ (n+1)p ตัว

ฉ. ค่าน้ำหนักจากชั้น Hidden Layer สู่ชั้น Output

ค่าน้ำหนักจากชั้น Hidden Layer สู่ชั้น Output สำหรับ Neuron แต่ละตัวในชั้น Output มีจำนวน m+1 ตัว คือ $W_{jk}^{O} = \{W_{0k}^{O}, W_{1k}^{O}, W_{2k}^{O}, \ldots, W_{jk}^{O}, \ldots, W_{pk}^{O}\}$

ดังนั้น เมื่อมีจำนวนนิวรอลใน Hidden Layer จำนวน p ตัว และมี Output จำนวน m ตัว แล้ว จะได้ว่าจำนวนค่าน้ำหนักในส่วนนี้มีจำนวนทั้งหมดเท่ากับ (p+1)m ตัว

การปรับค่าน้ำหนักของนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบแพร่ย้อนกลับมีกฎการปรับค่าน้ำหนักที่ต่างกันใน Layer แต่ละชั้น ดังนี้

โดยทั่วไปแล้วการปรับค่าน้ำหนักของนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบ Feed Forward จะใช้กฎการปรับค่าน้ำหนักของ Gradient Descent ดังต่อไปนี้

$$\Delta w = \eta(t-y)[\nabla_w f(a)] \qquad \text{................(1)}$$

โดยกำหนด $$J = \frac{1}{2}E(t-y)^2 \qquad \text{.........(2)}$$

และกำหนด $y = f(a) = f(w^T x)$
เช่น

$$y = f(a) = \frac{1}{1+e^{-a}}$$

หรือ

$$y = f(a) = \frac{e^a - e^{-a}}{e^a + e^{-a}}$$

เมื่อ $a = w^T x$

สังเกต $\nabla_w f(a) = \begin{bmatrix} \partial f(a)/\partial w_0 \\ \partial f(a)/\partial w_1 \\ \vdots \\ \partial f(a)/\partial w_n \end{bmatrix} = \frac{\partial f(a)}{\partial w} = \frac{\partial f(a)}{\partial a}\frac{\partial a}{\partial w}$

$$= f'\frac{\partial\left(w^T x\right)}{\partial w} = f'\frac{\sum_{i=1}^{n+1} w_i x_i}{\partial w_i} = f'x_i = f'\begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = f'x$$

ดังนั้น กฎการปรับค่าน้ำหนักของ Gradient Descent จึงสรุปได้ว่า

$$\Delta w = \eta(t - y)f'x \qquad \text{................(3)}$$

การปรับค่าน้ำหนักโดยวิธีการแพร่ย้อนกลับก็อาศัยหลักการเดียวกัน ดังนี้

การปรับค่าน้ำหนักในชั้น Output

จาก delta rule $\Delta w = \eta(t - y)f'x$

ค่าน้ำหนักแต่ละตัวที่เชื่อมโยงจาก Neuron ใน Hidden Layer มายังชั้น Output คือ W_{jk}^O จึงจะมีกฎการปรับค่าน้ำหนักดังนี้

$$\Delta W_{jk}^O = \eta(t_k - y_k)f'x_{jk}^O \qquad \text{................(4)}$$

แต่ Input ของชั้น Output คือ Output ของชั้น Hidden Layer

ดังนั้น

$$\Delta W_{jk}^{O} = \eta\left(t_k - y_k\right) f' y_{jk}^{H} \qquad ....(5)$$

เมื่อ f' คือ derivative ของ transformation function จากชั้น Hidden Layer สู่ชั้น Output

การปรับค่าน้ำหนักในชั้น Hidden Layer

จาก delta rule $\Delta w = \eta(t - y) f' x$

ค่าน้ำหนักแต่ละตัวที่เชื่อมโยงจาก input มายัง Neuron ใน Hidden Layer คือ W_{ij}^{H} จึงจะมีกฎการปรับค่าน้ำหนักดังนี้

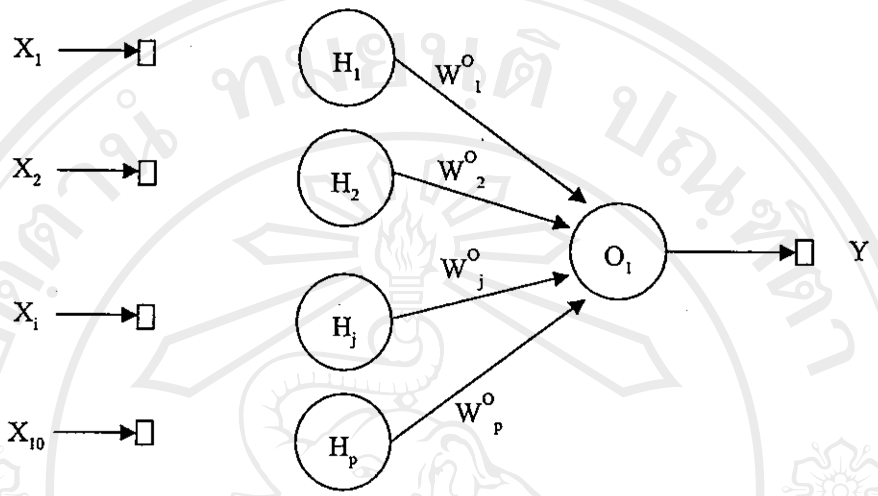
$$\Delta W_{ij}^{H} = \eta\left(t_j - y_j\right) g' x_{ij}^{H} \qquad ....(6)$$

เมื่อ g' คือ derivative ของ transformation function จากชั้น Input สู่ชั้น Hidden Layer

แต่ปัญหาที่พบก็คือการที่ไม่สามารถหาค่า t_j ได้ เพราะเป็นไปไม่ได้ที่จะบอกว่าค่า y_j ที่นิวรอลแต่ละตัวในชั้น Hidden Layer สร้างขึ้นมานั้นถูกหรือผิด ดังนั้นจึงไม่สามารถหา error ได้

ด้วยปัญหาดังกล่าว จึงต้องทำการแก้ไขโดยการสร้าง error เทียมขึ้นมา โดยอาศัยหลักการว่า นิวรอลตัวใดที่ส่งข้อมูลไปยังชั้น Output มากกว่าก็ต้องรับผิดชอบในความคลาดเคลื่อน (error) ที่เกิดขึ้นในตอนท้ายที่สุด (t-y) มากกว่า

ด้วยแนวคิดดังกล่าว จึงเขียนเป็นแผนผังได้ดังนี้



รูปที่ 2 น้ำหนักจากชั้น Hidden Layer สู่ชั้น Output

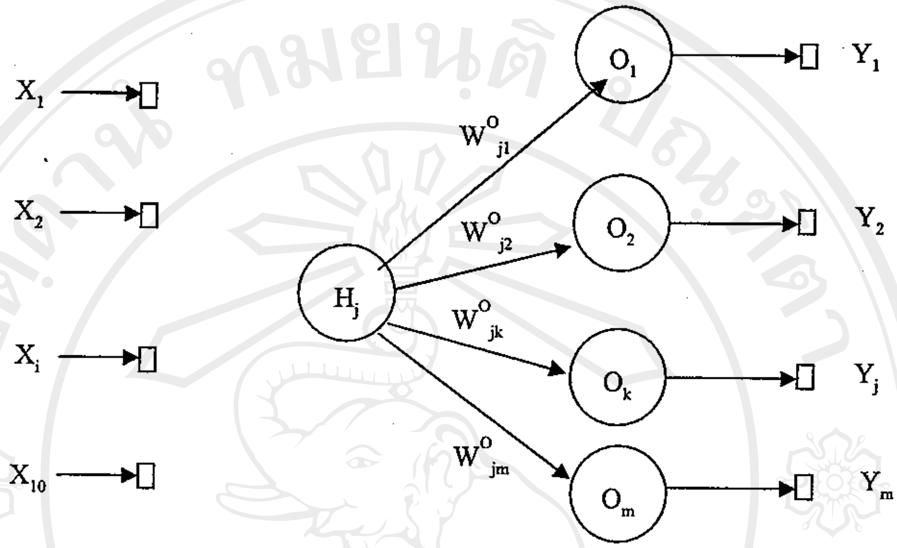
จากรูปจะเห็นว่า ความคลาดเคลื่อนของ Output แต่ละตัว สามารถแบ่งความรับผิดชอบไปยัง Neuron ใน Hidden Layer ทุก ๆ ตัวได้โดยผ่านค่าน้ำหนัก ซึ่งหาก Neuron ใน Hidden Layer ตัวใดมีค่าน้ำหนักมากก็ย่อมต้องรับผิดชอบกับความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นมาก

ดังนั้น ความคลาดเคลื่อนที่ Neuron ตัวที่ j ใน Hidden Layer จะต้องรับผิดชอบสำหรับ Output ตัวที่ 1 ก็คือ $W_{j1}^{H}(t_1 - y_1)f'$ อนึ่ง การที่ติดค่า derivative ของ transformation function มาด้วยนั้นก็เพราะการเปลี่ยนแปลงรูปแบบของ transformation function ย่อมมีผลกระทบกับค่าน้ำหนักด้วย

ความรับผิดชอบรวมทั้งหมดที่ Neuron ตัวที่ j ใน Hidden Layer จะต้องรับผิดชอบสำหรับ Output ทุกตัว ก็ย่อมเท่ากับ ผลบวกของความรับผิดชอบที่จะต้องมีต่อ Output แต่ละตัวนั่นเอง ดังนี้

$$\sum_{k=1}^{m} W_{jk}^{O}(t_k - y_k)f' \qquad \text{................(7)}$$

ซึ่งเขียนเป็นแผนภาพได้ดังนี้



รูปที่ 3 ความรับผิดชอบของ Neuron ตัวที่ j ในชั้น Hidden Layer ที่มีต่อ Output

เมื่อนำเอาความรับผิดชอบที่ Neuron ตัวดังกล่าวต้องรับผิดชอบต่อ Output ทั้งหมดมาเป็น error เทียม จะทำให้สามารถแก้ปัญหาการปรับค่าน้ำหนักในชั้น Hidden Layer ได้ดังนี้

$$\Delta W_{ij}^{H} = \eta\left(t_j - y_j\right)g' x_{ij}^{H} \qquad \text{................(8)}$$

แต่ $t_j - y_j = \sum_{k=1}^{m} W_{jk}^{O}\,(t_k - y_k)f'$

ดังนั้นจึงจะได้กฎการปรับค่าน้ำหนักจากชั้น Input มายังชั้น Output ดังนี้

$$\Delta W_{ij}^{H} = \eta\left(\sum_{k=1}^{m} W_{jk}^{O}\,(t_k - y_k)f'\right)g' x_{ij}^{H} \qquad \text{................(9)}$$

6. แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา

6.1 การกำหนดจำนวนชั้นซ่อนเร้น

แบบจำลองแบบแพร่ย้อนกลับในการศึกษาครั้งนี้จะออกแบบให้มีชั้นซ่อนเร้นจำนวน 1 ชั้น จากการอ้างอิงทฤษฎีของ Hornick, K., Stincheonibe, M. and White H. (1989) ซึ่งกล่าวว่าการมีชั้นซ่อนเร้นเพียง 1 ชั้นก็เพียงพอแล้วที่จะสามารถทำให้แบบจำลองมีความสามารถในการประมาณค่าให้คล้ายคลึงตามข้อมูลจริง ดังนี้

จาก Weierstrass Approximation (โดย Karl Weierstrass ระหว่างปี ค.ศ.1815-1897) ซึ่งกล่าวว่า

เมื่อ $g:[a,b]\rightarrow R \quad g\in C$ R คือ จำนวนจริง และ C คือ Continuous function

แล้ว $\forall\varepsilon > 0$

$\exists n_o < \infty$

$\forall n \geq n_o$

จะมี $\exists Pn(x)$ ซึ่ง $\|Pn(x)-g(x)\| \leq \varepsilon$

สำหรับ $\forall x\in[a,b]$

เมื่อ $Pn(x) = a_0 + a_1x + a_sx^2 + \ldots + a_nx^n$ เป็น Polynomial

ความหมายของสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ด้านบนนี้ก็คือ เราสามารถหา Polynomial รูปแบบหนึ่งเพื่อจำลองมาแทนฟังก์ชั่นต่าง ๆ ได้โดยมีข้อผิดพลาดที่น้อยมาก แนวคิดเช่นนี้ทำให้ในเครื่องคิดเลขดิจิตอลสามารถคำนวณค่าฟังก์ชั่นต่าง ๆ ด้วย Polynomial ที่ซับซ้อนน้อยกว่าฟังก์ชั่นที่ต้องการคำนวณ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้ถึงแม้จะเพี้ยนออกไปบ้างแต่ก็น้อยมาก เช่น ผิดพลาดที่ทศนิยมตำแหน่งที่ 20 เป็นต้น

จากแนวคิดเช่นนั้นเอง Hornick, K., Stincheonibe, M. and White H. ได้ช่วยกันคิดและพิสูจน์ในปี ค.ศ. 1989 ไว้ว่า

เมื่อ $g: I^n \to I^m \quad g \in C$ R คือ จำนวนจริง และ C คือ Continuous function

$$I = [0,1]$$

แล้ว $\forall \varepsilon > 0$

$\exists k_o < \infty$

$\forall k \geq k_o$

จะมี $\exists N(k): I^n \to I^m$ ซึ่ง $\|N_k(x) - g(x)\| \leq \varepsilon$

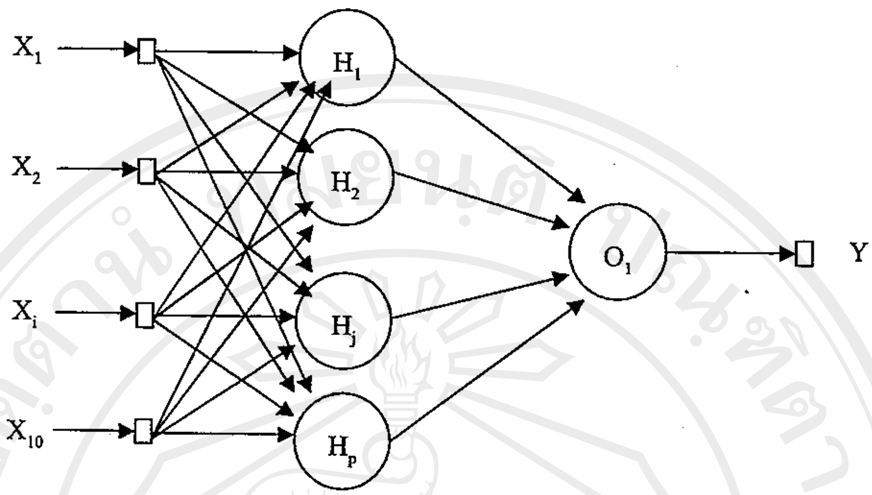
สำหรับ $\forall x \in I^n$

เมื่อ N_k เป็น ค่าน้ำหนักจาก ANNs แบบ MLFF ซึ่งมี Hidden Layer จำนวน 1 ชั้น

แนวคิดเช่นนี้เรียกว่า Feed Forward Sigmoid Representation Theorem ซึ่งเชื่อว่าค่าน้ำหนักที่ได้จาก ANNs แบบ MLFF ซึ่งมี Hidden Layer จำนวน 1 ชั้น จะสามารถสร้างฟังก์ชั่นจำลองสำหรับใช้แทนฟังก์ชั่นต่าง ๆ ได้โดยมีข้อผิดพลาดน้อยมาก หรือ กล่าวอีกนัยหนึ่งว่า ANNs แบบ MLFF ซึ่งมี Hidden Layer จำนวน 1 ชั้นนั้น จะสามารถสร้างฟังก์ชั่นขึ้นมาที่มีข้อผิดพลาดน้อยมากจนแทบจะเป็นตัวเดียวกับฟังก์ชั่นจริง ๆ เลย ดังนั้น จากทฤษฎีนี้จึงเชื่อว่า ANNs แบบ MLFF มี Hidden Layer เพียง 1 ชั้นก็เพียงพอแล้ว

6.2 การกำหนดจำนวน input

ส่วนจำนวนข้อมูลนำเข้า (input) ในแบบจำลองที่ใช้ในการศึกษากำหนดให้มีจำนวน 10 ค่า ซึ่งเป็นราคาน้ำมันดิบ Brent รายวันย้อนหลัง 10 วัน และข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (t) และผลลัพธ์ (y) คือ ราคาน้ำมันดิบ Brent ของวันถัดไป



รูปที่ 4 นิวรอลเน็ตเวิร์คแบบแพร่ย้อนกลับสำหรับการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ

6.3 การกำหนดจำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนเร้น

การค้นหาแบบจำลองที่ดีที่สุด ใช้การเปลี่ยนจำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนเร้น ด้วยหลักการหาค่าต่ำสุดแบบ Quadratic interpolation ดังนี้

6.3.1 Quadratic interpolation

การหาค่าต่ำสุดด้วยวิธี Quadratic Interpolation จะทำได้เมื่อมีข้อมูลจำนวน 3 ชุด และมั่นใจว่าข้อมูลทั้งสามชุดอยู่บนฟังก์ชั่น Quadratic เดียวกัน การมีข้อมูล 3 ชุดจะเพียงพอต่อการหา Unique Solution สำหรับฟังก์ชั่น Quadratic ดังนี้

เมื่อมีข้อมูลดังต่อไปนี้

ชุดที่ 1 : $\{x,y\} = \{\alpha, f(\alpha)\}$
ชุดที่ 2 : $\{x,y\} = \{\beta, f(\beta)\}$
ชุดที่ 3 : $\{x,y\} = \{\gamma, f(\gamma)\}$

ที่จุด α : $f(\alpha) = a\alpha^2 + b\alpha + c$

ที่จุด β : $f(\beta) = a\beta^2 + b\beta + c$

ที่จุด γ : $f(\gamma) = a\gamma^2 + b\gamma + c$

การแก้สมการเพื่อหา Unique Solution

$$\begin{bmatrix} \alpha^2 & \alpha & 1 \\ \beta^2 & \beta & 1 \\ \gamma^2 & \gamma & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f(\alpha) \\ f(\beta) \\ f(\gamma) \end{bmatrix}$$

แก้สมการ

$$\begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha^2 & \alpha & 1 \\ \beta^2 & \beta & 1 \\ \gamma^2 & \gamma & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} f(\alpha) \\ f(\beta) \\ f(\gamma) \end{bmatrix}$$

กำหนดให้ $\psi = \det \begin{bmatrix} \alpha^2 & \alpha & 1 \\ \beta^2 & \beta & 1 \\ \gamma^2 & \gamma & 1 \end{bmatrix}$

แล้วจะได้ว่า $\psi = (\alpha - \beta)(\beta - \gamma)(\gamma - \alpha)$

นอกจากนั้นยังจะพบว่า

$$a = \frac{1}{\psi}\left[(\gamma - \beta)f(\alpha) + (\alpha - \gamma)f(\beta) + (\beta - \alpha)f(\gamma)\right]$$

$$b = \frac{1}{\psi}\left[(\beta^2 - \gamma^2)f(\alpha) + (\gamma^2 - \alpha^2)f(\beta) + (\alpha^2 - \beta^2)f(\gamma)\right]$$

$$c = \frac{1}{\psi}\left[\beta\gamma(\gamma-\beta)f(\alpha)+\gamma\alpha(\alpha-\gamma)f(\beta)+\alpha\beta(\beta-\alpha)f(\gamma)\right]$$

แล้วค่า x ที่ทำให้พบกับจุดต่ำสุดของฟังก์ชั่นสามารถหาได้จากสูตรดังนี้

$$x^* = -\frac{b}{2a}$$

ดังนั้น $$x^* = \frac{1}{2}\left[\frac{(\beta^2-\gamma^2)f(\alpha)+(\gamma^2-\alpha^2)f(\beta)+(\alpha^2-\beta^2)f(\gamma)}{(\beta-\gamma)f(\alpha)+(\gamma-\alpha)f(\beta)+(\alpha-\beta)f(\gamma)}\right]$$

6.3.2 ขั้นตอนการนำไปใช้

ขั้นที่ 1 หาค่าต่ำสุดจากข้อมูลสามชุดแรก

ขั้นที่ 2 ใช้ x* เป็นข้อมูลใหม่ ประกอบกับอีกสองชุดข้างเคียง เพื่อที่จะคำนวณหา x** จากวิธีการ Quadratic Interpolation อีกครั้ง

ขั้นที่ 3 ทำซ้ำขั้นที่ 2 โดยใช้ x** เป็นข้อมูลใหม่ จนกระทั่งไม่สามารถหาค่า x ที่ทำให้ได้ค่าของฟังก์ชั่นต่ำกว่าเดิม

6.3.3 ข้อดีและข้อเสียของวิธี Quadratic Interpolation

ข้อดี : สามารถหาค่า x ที่ทำให้ได้จุดต่ำสุดของฟังก์ชั่นเร็วกว่าวิธี Fibonacci Search และ Golden Ratio Search

ข้อเสีย : หากข้อมูลไม่ได้ฟอร์มรูปแบบเป็นฟังก์ชั่น Quadratic จะทำให้เกิดปัญหาในการ search ว่าไม่พบ x ที่ทำให้ได้จุดต่ำสุดจริง ๆ ดังนั้นหากไม่แน่ใจว่าชุดข้อมูลจะอยู่บนฟังก์ชั่น Quadratic เดียวกันก็ควรใช้ Fibonacci Search หรือ Golden Ratio Search แทน

7. ผลการศึกษา

ในเบื้องต้น ได้ทำการทดลองพยากรณ์ราคาน้ำมันด้วยแบบจำลองจำนวน 3 แบบจำลอง คือ แบบจำลองที่มีจำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนเร้นจำนวน 100 ตัว 200 ตัว และ 300 ตัว ตามลำดับ เพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับการทำ Quadratic interpolation

จากนั้น เมื่อใช้วิธี Quadratic interpolation แล้วพบว่า มีแบบจำลองที่ควรสร้างอีก 2 แบบจำลอง คือ แบบจำลองที่มีจำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนเร้นจำนวน 157 ตัว และ 231 ตัว ดังนั้นในการทดลองจึงมีเพียง 5 แบบจำลอง

รายละเอียดของแบบจำลองต่าง ๆ แสดงไว้ในภาคผนวก

ผลการศึกษาแสดงไว้ในตารางที่ 1 ถึง 6 ดังต่อไปนี้คือ

ตารางที่ 1 ผลการพยากรณ์จากแบบจำลองที่มี 100 นิวรอลใน Hidden Layer
ตารางที่ 2 ผลการพยากรณ์จากแบบจำลองที่มี 157 นิวรอลใน Hidden Layer
ตารางที่ 3 ผลการพยากรณ์จากแบบจำลองที่มี 200 นิวรอลใน Hidden Layer
ตารางที่ 4 ผลการพยากรณ์จากแบบจำลองที่มี 231นิวรอลใน Hidden Layer
ตารางที่ 5 ผลการพยากรณ์จากแบบจำลองที่มี 500 นิวรอลใน Hidden Layer
ตารางที่ 6 การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์จากแบบจำลองต่าง ๆ

7.1 การทดลองพยากรณ์ราคาไปข้างหน้า 1 วัน ด้วยแบบจำลองที่ 1 (D10-D-100)

ตารางที่ 1 ผลการศึกษาการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ Brent ไปข้างหน้า 1 วัน ด้วยแบบจำลองที่ 1 (D10-D-100)

ครั้งที่	วันที่	ค่าพยากรณ์	ค่าจริง	ความคลาดเคลื่อน (ร้อยละ)	ครั้งที่	วันที่	ค่าพยากรณ์	ค่าจริง	ความคลาดเคลื่อน (ร้อยละ)
1	21/3/2005	55.64	56.07	0.77	18	14/4/2005	49.37	49.51	0.28
2	22/3/2005	55.33	55.54	0.38	19	15/4/2005	49.69	48.75	1.93
3	23/3/2005	54.46	51.67	5.40	20	18/4/2005	48.77	47.78	2.07
4	24/3/2005	50.39	51.8	2.72	21	19/4/2005	46.41	50.04	7.25
5	28/3/2005	51.20	51	0.39	22	20/4/2005	50.37	50.73	0.71
6	29/3/2005	50.13	50.6	0.93	23	21/4/2005	51.34	50.83	1.00
7	30/3/2005	49.08	49.81	1.47	24	22/4/2005	51.43	52.61	2.24
8	31/3/2005	49.34	52.4	5.84	25	25/4/2005	53.26	52.15	2.13
9	1/4/2005	51.68	53.32	3.08	26	26/4/2005	51.67	51.54	0.25
10	4/4/2005	53.48	55.27	3.24	27	27/4/2005	51.53	50.37	2.30
11	5/4/2005	54.71	53.91	1.48	28	28/4/2005	50.60	49.89	1.42
12	6/4/2005	53.60	53.46	0.26	29	29/4/2005	48.98	49.71	1.47
13	7/4/2005	52.35	51.95	0.77	30	2/5/2005	49.91	49.99	0.16
14	8/4/2005	51.09	51.1	0.02	31	3/5/2005	50.19	48.58	3.31
15	11/4/2005	49.87	50.6	1.44	32	4/5/2005	48.83	49.76	1.87
16	12/4/2005	50.10	50.98	1.73	33	5/5/2005	50.03	49.21	1.67
17	13/4/2005	51.63	49.07	5.22	34	6/5/2005	49.26	48.93	0.67
สรุปค่าคลาดเคลื่อนต่อราคา (ร้อยละ)					N	Max	Min	Average	S.D.
					34	7.25	0.02	1.94	1.75

ที่มา : จากการทดลอง

7.2 ผลการพยากรณ์ราคาไปข้างหน้า 1 วันด้วยแบบจำลองที่ 2 (D10-157)

ตารางที่ 2 ผลการศึกษาการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ Brent ไปข้างหน้า 1 วัน ด้วยแบบจำลองที่ 2 (D10-157)

ครั้งที่	วันที่	ค่าพยากรณ์	ค่าจริง	ความคลาดเคลื่อน (ร้อยละ)	ครั้งที่	วันที่	ค่าพยากรณ์	ค่าจริง	ความคลาดเคลื่อน (ร้อยละ)
1	21/3/2005	55.997	56.07	0.13	18	14/4/2005	49.425	49.51	0.17
2	22/3/2005	55.67	55.54	0.23	19	15/4/2005	49.975	48.75	2.51
3	23/3/2005	55.618	51.67	7.64	20	18/4/2005	48.814	47.78	2.16
4	24/3/2005	51.131	51.8	1.29	21	19/4/2005	46.68	50.04	6.71
5	28/3/2005	51.81	51	1.59	22	20/4/2005	50.119	50.73	1.20
6	29/3/2005	49.863	50.6	1.46	23	21/4/2005	51.191	50.83	0.71
7	30/3/2005	49.533	49.81	0.56	24	22/4/2005	51.295	52.61	2.50
8	31/3/2005	49.36	52.4	5.80	25	25/4/2005	52.972	52.15	1.58
9	1/4/2005	50.908	53.32	4.52	26	26/4/2005	51.816	51.54	0.54
10	4/4/2005	52.271	55.27	5.43	27	27/4/2005	51.469	50.37	2.18
11	5/4/2005	55.019	53.91	2.06	28	28/4/2005	50.416	49.89	1.05
12	6/4/2005	53.417	53.46	0.08	29	29/4/2005	49.349	49.71	0.73
13	7/4/2005	51.745	51.95	0.39	30	2/5/2005	49.922	49.99	0.14
14	8/4/2005	50.997	51.1	0.20	31	3/5/2005	50.129	48.58	3.19
15	11/4/2005	49.912	50.6	1.36	32	4/5/2005	49.011	49.76	1.51
16	12/4/2005	50.776	50.98	0.40	33	5/5/2005	49.918	49.21	1.44
17	13/4/2005	51.449	49.07	4.85	34	6/5/2005	49.356	48.93	0.87
สรุปค่าคลาดเคลื่อนต่อราคา (ร้อยละ)					N	Max	Min	Average	S.D.
					34	7.64	0.08	1.98	2.02

ที่มา : จากการทดลอง

7.3 ผลการพยากรณ์ราคาไปข้างหน้า 1 วันด้วยแบบจำลองที่ 3 (D10-D-200)

ตารางที่ 3 ผลการศึกษาการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ Brent ไปข้างหน้า 1 วัน ด้วยแบบจำลองที่ 3

ครั้งที่	วันที่	ค่าพยากรณ์	ค่าจริง	ความคลาดเคลื่อน (ร้อยละ)	ครั้งที่	วันที่	ค่าพยากรณ์	ค่าจริง	ความคลาดเคลื่อน (ร้อยละ)
1	21/3/2005	56.03	56.07	0.07	18	14/4/2005	49.73	49.51	0.44
2	22/3/2005	55.96	55.54	0.76	19	15/4/2005	49.61	48.75	1.76
3	23/3/2005	55.41	51.67	7.24	20	18/4/2005	49.23	47.78	3.03
4	24/3/2005	50.19	51.8	3.11	21	19/4/2005	46.83	50.04	6.41
5	28/3/2005	51.74	51	1.45	22	20/4/2005	50.26	50.73	0.93
6	29/3/2005	50.86	50.6	0.51	23	21/4/2005	50.62	50.83	0.41
7	30/3/2005	50.17	49.81	0.72	24	22/4/2005	51.10	52.61	2.87
8	31/3/2005	49.80	52.4	4.96	25	25/4/2005	52.74	52.15	1.13
9	1/4/2005	51.23	53.32	3.92	26	26/4/2005	51.56	51.54	0.04
10	4/4/2005	52.76	55.27	4.54	27	27/4/2005	51.58	50.37	2.40
11	5/4/2005	55.06	53.91	2.13	28	28/4/2005	50.30	49.89	0.82
12	6/4/2005	52.98	53.46	0.90	29	29/4/2005	49.47	49.71	0.48
13	7/4/2005	52.01	51.95	0.12	30	2/5/2005	49.61	49.99	0.76
14	8/4/2005	51.11	51.1	0.02	31	3/5/2005	49.84	48.58	2.59
15	11/4/2005	50.18	50.6	0.83	32	4/5/2005	48.80	49.76	1.93
16	12/4/2005	50.88	50.98	0.20	33	5/5/2005	49.79	49.21	1.18
17	13/4/2005	51.35	49.07	4.65	34	6/5/2005	49.35	48.93	0.86
สรุปค่าคลาดเคลื่อนต่อราคา (ร้อยละ)					N	Max	Min	Average	S.D.
					34	7.24	0.02	1.89	1.88

ที่มา : จากการทดลอง

7.4 ผลการพยากรณ์ราคาไปข้างหน้า 1 วันด้วยแบบจำลองที่ 4 (D10-231)

ตารางที่ 4 ผลการศึกษาการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ Brent ไปข้างหน้า 1 วัน ด้วยแบบจำลองที่ 4 (D10-231)

ครั้งที่	วันที่	ค่าพยากรณ์	ค่าจริง	ความคลาดเคลื่อน (ร้อยละ)	ครั้งที่	วันที่	ค่าพยากรณ์	ค่าจริง	ความคลาดเคลื่อน (ร้อยละ)
1	21/3/2005	55.95	56.07	0.26	18	14/4/2005	49.87	49.51	0.37
2	22/3/2005	55.91	55.54	0.54	19	15/4/2005	49.66	48.75	1.91
3	23/3/2005	55.84	51.67	7.81	20	18/4/2005	49.32	47.78	2.72
4	24/3/2005	50.42	51.8	3.88	21	19/4/2005	46.60	50.04	5.93
5	28/3/2005	52.63	51	0.77	22	20/4/2005	50.28	50.73	0.81
6	29/3/2005	50.28	50.6	0.82	23	21/4/2005	50.39	50.83	0.68
7	30/3/2005	49.79	49.81	0.72	24	22/4/2005	51.33	52.61	2.73
8	31/3/2005	49.40	52.4	5.83	25	25/4/2005	52.73	52.15	1.63
9	1/4/2005	51.01	53.32	4.95	26	26/4/2005	51.16	51.54	0.44
10	4/4/2005	52.55	55.27	4.94	27	27/4/2005	51.43	50.37	2.47
11	5/4/2005	54.88	53.91	2.46	28	28/4/2005	50.21	49.89	0.95
12	6/4/2005	51.84	53.46	1.48	29	29/4/2005	49.75	49.71	0.04
13	7/4/2005	52.73	51.95	0.34	30	2/5/2005	49.75	49.99	0.63
14	8/4/2005	50.99	51.1	0.17	31	3/5/2005	49.85	48.58	2.80
15	11/4/2005	49.49	50.6	1.17	32	4/5/2005	48.83	49.76	2.10
16	12/4/2005	51.19	50.98	0.31	33	5/5/2005	49.60	49.21	0.91
17	13/4/2005	51.01	49.07	4.59	34	6/5/2005	49.37	48.93	0.50
สรุปค่าคลาดเคลื่อนต่อราคา (ร้อยละ)					N	Max	Min	Average	S.D.
					34	7.81	0.04	2.02	2.00

ที่มา : จากการทดลอง

7.5 ผลการพยากรณ์ราคาไปข้างหน้า 1 วันด้วยแบบจำลองที่ 5 (D10-500)

ตารางที่ 5 ผลการศึกษาการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ Brent ไปข้างหน้า 1 วัน ด้วยแบบจำลองที่ 5 (D10-500)

ครั้งที่	วันที่	ค่าพยากรณ์	ค่าจริง	ความคลาดเคลื่อน (ร้อยละ)	ครั้งที่	วันที่	ค่าพยากรณ์	ค่าจริง	ความคลาดเคลื่อน (ร้อยละ)
1	21/3/2005	55.95	56.07	0.21	18	14/4/2005	49.87	49.51	2.20
2	22/3/2005	55.91	55.54	0.66	19	15/4/2005	49.66	48.75	0.41
3	23/3/2005	55.84	51.67	8.08	20	18/4/2005	49.32	47.78	3.96
4	24/3/2005	50.42	51.8	2.66	21	19/4/2005	46.60	50.04	0.72
5	28/3/2005	52.63	51	3.19	22	20/4/2005	50.28	50.73	1.87
6	29/3/2005	50.28	50.6	0.64	23	21/4/2005	50.39	50.83	3.21
7	30/3/2005	49.79	49.81	0.04	24	22/4/2005	51.33	52.61	6.87
8	31/3/2005	49.40	52.4	5.72	25	25/4/2005	52.73	52.15	0.89
9	1/4/2005	51.01	53.32	4.33	26	26/4/2005	51.16	51.54	0.87
10	4/4/2005	52.55	55.27	4.92	27	27/4/2005	51.43	50.37	2.43
11	5/4/2005	54.88	53.91	1.80	28	28/4/2005	50.21	49.89	1.11
12	6/4/2005	51.84	53.46	3.04	29	29/4/2005	49.75	49.71	0.74
13	7/4/2005	52.73	51.95	1.50	30	2/5/2005	49.75	49.99	2.09
14	8/4/2005	50.99	51.1	0.22	31	3/5/2005	49.85	48.58	0.64
15	11/4/2005	49.49	50.6	0.21	32	4/5/2005	48.83	49.76	0.08
16	12/4/2005	51.19	50.98	0.66	33	5/5/2005	49.60	49.21	0.48
17	13/4/2005	51.01	49.07	8.08	34	6/5/2005	49.37	48.93	2.62
สรุปค่าคลาดเคลื่อนต่อราคา (ร้อยละ)					N	Max	Min	Average	S.D.
					34	8.08	0.04	2.11	1.99

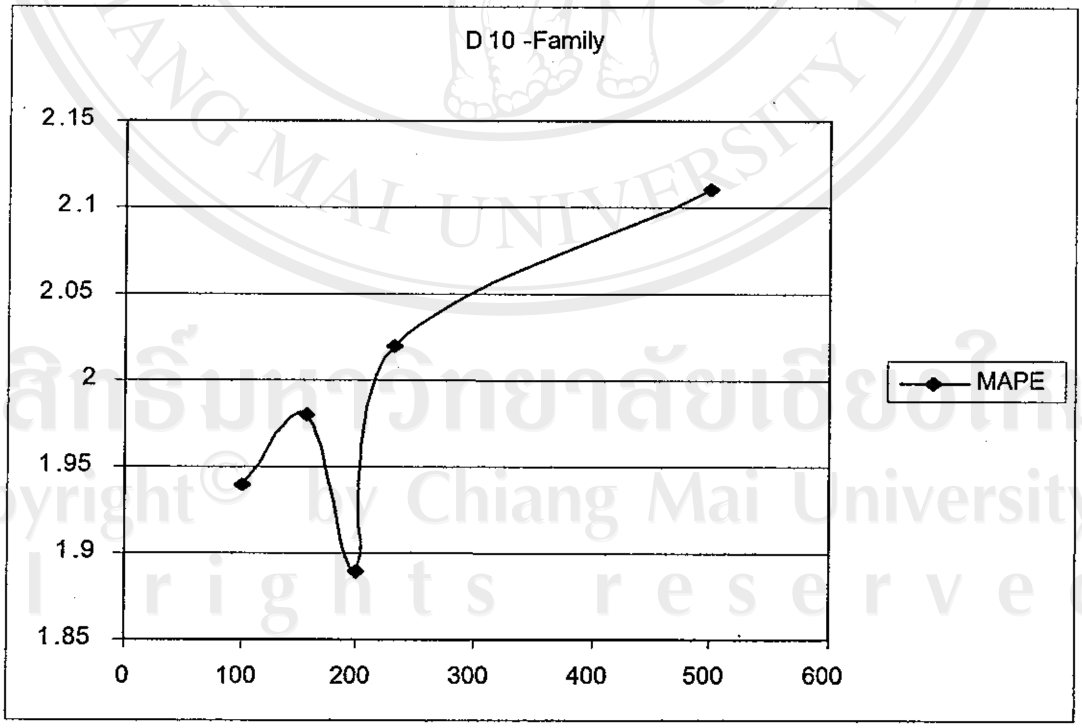
ที่มา : จากการทดลอง

เมื่อนำผลการพยากรณ์จากแบบจำลองต่าง ๆ มาเปรียบเทียบกันแล้ว ได้ผลตามที่แสดงไว้ในตารางที่ 6 และรูปที่ 5 ดังนี้

ตารางที่ 6 การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ราคาน้ำมันด้วยแบบจำลองต่าง ๆ

แบบจำลองที่	จำนวนนิวรอล	MAPE			
		Max	**Min**	**Average**	**S.D.**
1	100	7.25	0.02	1.94	1.75
2	157	7.64	0.08	1.98	2.02
3	200	7.24	0.02	1.89	1.88
4	231	7.81	0.04	2.02	2.00
5	500	8.08	0.04	2.11	1.99

ที่มา : จากการคำนวณ



รูปที่ 5 MAPE ของแบบจำลองต่าง ๆ

8. สรุปผลการศึกษา

แบบจำลองที่ 3 (D10-D-200) ซึ่งมีจำนวนนิวรอลใน Hidden Layer จำนวน 200 นิวรอล มีความสามารถในการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ Brent รายวันได้ดีที่สุด โดยมี MAPE ที่ต่ำกว่าแบบจำลองอื่น ๆ ซึ่งความคลาดเคลื่อนโดยเฉลี่ยจากการพยากรณ์มีค่าประมาณ บวกลบร้อยละ 1.98 จากราคาจริง

9. ข้อเสนอแนะสำหรับการศึกษาในอนาคต

การค้นหาแบบจำลองที่ดีที่สุดยังต้องดำเนินต่อไปด้วยการเปลี่ยนแปลงจำนวน input (เป็นการผสานเทคนิคที่ใช้ในงานวิจัยนี้เข้ากับเทคนิคที่ใช้ในงานของวัลลภา, 2539) ซึ่งสามารถใช้เทคนิค Quadratic interpolation ด้วยจำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนเร้นคงที่คือ 200 ตัว ซึ่งเป็นเทคนิคของการค้นหาจุดต่ำสุดของค่าคลาดเคลื่อนด้วยวิธีเดินทางทีละหนึ่งมิติ ผลที่ได้อาจจะทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น

นอกจากนั้น การใช้เทคนิค conjugate gradient สามารถทดลองไม่ระบุ learning rate ซึ่งเป็นการบังคับให้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ทำการหา learning rate ที่เหมาะสมให้สำหรับการคำนวณ อีกทั้งควรทดลองเน้นการใช้เทคนิคการ search แบบ Charalambous เพื่อปรับปรุงค่าน้ำหนักที่เหมาะสมที่จะทำให้มีความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์น้อยลงได้อีก

นอกจากนั้นแล้ว Dr. Janette Walde ยังได้ช่วยเสนอว่าค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์คควรจะได้นำมาเปรียบเทียบกับผลการพยากรณ์จากแบบจำลอง ARIMA (Box and Jenkins) ด้วย ซึ่งสามารถทำเป็นงานวิจัยลำดับต่อไป

10. เอกสารอ้างอิง

ภาษาไทย

ไกรศร จิตธรรม. 2547. **เอกสารประกอบการบรรยายวิชา Neural Networks.** ภาควิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.

วัลลภา อุนวิจิตร. 2539. **การพยากรณ์อนุกรมเวลาสำหรับราคาน้ำมันโดยนิวรอลเนตเวิร์ก.** วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

ภาษาอังกฤษ

Gurney, Kevin. 1999. **An Introduction to Neural Networks.** 2nd ed. London : UCL Press.

Haykin, Simon. 1994. **Neural Networks : A Comprehensive Foundation.** New York: Macmillan College Publishing Company

McCulloch, W.S. and W. Pitts, 1943. "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity." ***Bulletin of Mathematical Biophysics*** **5**, 115-133

Patterson, Dan W. 1996. **Artificial Neural Networks : Theory and Applications**. Singapore : Prentice Hall.

Rosenblatt, F. 1958. "The Perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain." ***Psychological Review*** **65**, 386-408

Smith, Kate A. and Jatinder N.D. Gupta. 2000. "Neural networks in business: techniques and applications for the operations researcher" **Computers and Operational Research 27**, 1023-1044

ภาคผนวก

ผ-1 รายละเอียดของแบบจำลอง

แบบจำลองที่ 1 (D10-D-100)

ข้อมูลทางเทคนิค

จำนวนชั้นซ่อนเร้น	:	1
จำนวนนิวรอลในชั้น input	:	10
จำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนเร้นที่ 1	:	100
จำนวนนิวรอลในชั้น output	:	1
Algorithm ในการ train	:	Conjugate Gradient
ฟังก์ชั่นแปลงค่าสู่ชั้นซ่อนเร้นที่ 1	:	Tan-Sigmoid (tansig)
ฟังก์ชั่นการแปลงค่าสู่ชั้น output	:	Linear (purelin)
อัตราการเรียนรู้	:	0.01
จำนวน epochs	:	500

แบบจำลองที่ 2 (D10-157)

ข้อมูลทางเทคนิค

จำนวนชั้นซ่อนเร้น	:	1
จำนวนนิวรอลในชั้น input	:	10
จำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนเร้นที่ 1	:	157
จำนวนนิวรอลในชั้น output	:	1
Algorithm ในการ train	:	Conjugate Gradient
ฟังก์ชั่นแปลงค่าสู่ชั้นซ่อนเร้นที่ 1	:	Tan-Sigmoid (tansig)
ฟังก์ชั่นการแปลงค่าสู่ชั้น output	:	Linear (purelin)
อัตราการเรียนรู้	:	0.01
จำนวน epochs	:	500

แบบจำลองที่ 3 (D10-D-200)

ข้อมูลทางเทคนิค

จำนวนชั้นซ่อนเร้น	:	1
จำนวนนิวรอลในชั้น input	:	10
จำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนเร้น	:	200
จำนวนนิวรอลในชั้น output	:	1
Algorithm ในการ train	:	Conjugate Gradient
ฟังก์ชั่นแปลงค่าสู่ชั้นซ่อนเร้น	:	Tan-Sigmoid (tansig)
ฟังก์ชั่นการแปลงค่าสู่ชั้น output	:	Linear (purlin)
อัตราการเรียนรู้	:	0.01
จำนวน epochs	:	500

แบบจำลองที่ 4 (D10-231)

ข้อมูลทางเทคนิค

จำนวนชั้นซ่อนเร้น	:	1
จำนวนนิวรอลในชั้น input	:	10
จำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนเร้นที่ 1	:	231
จำนวนนิวรอลในชั้น output	:	1
Algorithm ในการ train	:	Conjugate Gradient
ฟังก์ชั่นแปลงค่าสู่ชั้นซ่อนเร้นที่ 1	:	Tan-Sigmoid (tansig)
ฟังก์ชั่นการแปลงค่าสู่ชั้น output	:	Linear (purelin)
อัตราการเรียนรู้	:	0.01
จำนวน epochs	:	500

แบบจำลองที่ 5 (D10-500)

ข้อมูลทางเทคนิค

จำนวนชั้นซ่อนเร้น	:	1
จำนวนนิวรอลในชั้น input	:	10
จำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนเร้นที่ 1	:	500
จำนวนนิวรอลในชั้น output	:	1
Algorithm ในการ train	:	Conjugate Gradient
ฟังก์ชั่นแปลงค่าสู่ชั้นซ่อนเร้นที่ 1	:	Tan-Sigmoid (tansig)
ฟังก์ชั่นการแปลงค่าสู่ชั้น output	:	Linear (purelin)
อัตราการเรียนรู้	:	0.01
จำนวน epochs	:	500

ผ-2 คำสั่งที่ใช้ในโปรแกรม Matlab

ชุดที่ 1 คำสั่งสำหรับการตัดต่อข้อมูลที่ import เข้ามาจาก Excel

ตั้งชื่อไฟล์ที่ import เข้ามาว่า data

```
A = data( 2 : 11 , : ) ;
B = data(13 : 22 , : ) ;
C = data (24 : 33 , 1 : 43 ) ;
D = data ( 35 : 44 , 1 : 35 ) ;
T1 = data( 46 , : );
T2 = data( 48 , : );
T3 = data( 50 , 1: 43 );
T4 = data( 52 , 1: 34 );
brent = [ A B C ] ;
t = [ T1 T2 T3 ] ;
brentf= [ D( : , 1) ] ;
```

ชุดที่ 2 คำสั่งสำหรับการสร้างแบบจำลอง Backpropagation

```
net=newff(minmax (brent) , [ 100, 1] ,{'tansig' , 'purelin'} , 'traincgf') ;
net=init(net);
net.trainParam.show=10;
net.trainParam.epochs=500;
net.trainParam.lr=0.01;
net.trainParam.goal=0;
[net,tr] = train(net,brent,t);
a1 = sim(net, brentf)
```

ชุดที่ 3 คำสั่งสำหรับการให้ทำการพยากรณ์ไปข้างหน้าให้ครบ 34 วัน โดยอัตโนมัติ

```
brentf = [ D(: , 2 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,1) ] ;
t = [ t T4(: , 1) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a2 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 3 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,2) ] ;
t = [ t T4(: , 2) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a3 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 4 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,3) ] ;
t = [ t T4(: , 3) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a4 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 5 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,4) ] ;
t = [ t T4(: , 4) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a5 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 6 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,5) ] ;
t = [ t T4(: , 5) ] ;
net=init(net) ;
```

```
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a6 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 7 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,6) ] ;
t = [ t T4(: , 6) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a7 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 8 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,7) ] ;
t = [ t T4(: , 7) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a8 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 9 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,8) ] ;
t = [ t T4(: , 8) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a9 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 10 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,9) ] ;
t = [ t T4(: , 9) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a10 = sim( net , brentf) ;
brentf = [  D(: , 11 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,10) ] ;
t = [ t T4(: , 10) ] ;
net=init(net) ;
```

```
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a11 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 12 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,11) ] ;
t = [ t T4(: , 11) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a12 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 13 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,12) ] ;
t = [ t T4(: , 12) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a13 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 14 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,13) ] ;
t = [ t T4(: , 13) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a14 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 15 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,14) ] ;
t = [ t T4(: , 14) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a15 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 16 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,15) ] ;
t = [ t T4(: , 15) ] ;
net=init(net) ;
```

```
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a16 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 17 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,16) ] ;
t = [ t T4(: , 16) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a17 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 18 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,17) ] ;
t = [ t T4(: , 17) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a18 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 19 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,18) ] ;
t = [ t T4(: , 18) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a19 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 20 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,19) ] ;
t = [ t T4(: , 19) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a20 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 21 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,20) ] ;
t = [ t T4(: , 20) ] ;
net=init(net) ;
```

```
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a21 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 22 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,21) ] ;
t = [ t T4(: , 21) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a22 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 23 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,22) ] ;
t = [ t T4(: , 22) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a23 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 24 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,23) ] ;
t = [ t T4(: , 23) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a24 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 25 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,24) ] ;
t = [ t T4(: , 24) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a25 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 26 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,25) ] ;
t = [ t T4(: , 25) ] ;
net=init(net) ;
```

```
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a26 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 27 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,26) ] ;
t = [ t T4(: , 26) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a27 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 28 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,27) ] ;
t = [ t T4(: , 27) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a28 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 29 ) ]
brent = [ brent  D(: ,28) ]
t = [ t T4(: , 28) ]
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a29 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 30 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,29) ] ;
t = [ t T4(: , 29) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a30 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 31 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,30) ] ;
t = [ t T4(: , 30) ] ;
net=init(net) ;
```

```
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a31 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 32 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,31) ] ;
t = [ t T4(: , 31) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a32 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 33 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,32) ] ;
t = [ t T4(: , 32) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a33 = sim( net , brentf) ;
brentf = [ D(: , 34 ) ] ;
brent = [ brent  D(: ,33) ] ;
t = [ t T4(: , 33) ] ;
net=init(net) ;
[ net , tr] =train (net , brent , t) ;
a34 = sim( net , brentf) ;
result = [  a1 a2 a3 a4 a5 a6 a7 a8 a9 a10 a11 a12 a13 a14 a15 a16 a17 a18 a19 a20 a21 a22 a23
a24 a25 a26 a27 a28 a29 a30 a31 a32 a33 a34 ];
Final = result'
```