ภาคผนวก ค.

บทความทางวิชาการที่นำเสนอใน
การประชุมทางวิชาการ วิศวกรรมการส่งและการจ่ายไฟฟ้า ครั้งที่ 3
26-27 เมษายน พ.ศ. 2544

ณ โรงแรมมิราเคิล แกรนด์ คอนเวนชั่น ถนนวิภาวดีรังสิต กรุงเทพฯ

การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเพื่อการพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าระยะสั้น

Application of Neural Network for Short –Term Electric Power Load Forecasting

ประเสริฐ อารีย์กุล* ผศ.ดร.ชูศักดิ์ ลิ่มสกุล** มนัส เกื้อกูลกิจการ**

คณะวิศวกรรมศาสตร์

มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

บทคัดย่อ

บทความนี้เสนอถึงวิธีการพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าระยะสั้น โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ ซึ่งสามารถพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุด ความต้องการกำลังไฟฟ้ารายชั่วโมงและพลังงานไฟฟ้าของวันถัดไป ข้อมูลที่ใช้ในการสอนโครงข่ายจะประกอบด้วย ความต้องการกำลังไฟฟ้าของวันในอดีต และอุณหภูมิในอดีตของจังหวัดหลักๆ ของประเทศจำนวน 6 จังหวัด โดยจะแยกสอนโครงข่ายตามชนิดของวัน ซึ่งสามารถทำให้ผลการพยากรณ์มีความแม่นยำขึ้น จากผลการทดสอบพบว่า การพยากรณ์ด้วยวิธีการที่นำเสนอนี้มีค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนไม่เกิน 2 % ซึ่งมีค่าที่ต่ำกว่าเมื่อเทียบกับค่าผิดพลาดจากการพยากรณ์ของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตที่ใช้อยู่ในปัจจุบัน อยู่ประมาณ 13-29%

1. บทนำ

การพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าระยะสั้น เป็นการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าทุกๆ ชั่วโมงที่มีการเปลี่ยนแปลงของวันถัดไป โดยมีปัจจัยสำคัญที่มีผลต่อการพยากรณ์ ได้แก่ปัจจัยด้านเวลาและอุณหภูมิ การพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้ามีประโยชน์ทำให้สามารถวางแผน ควบคุม และกำหนดตารางการผลิตพลังงานไฟฟ้าเพื่อให้เกิดเสถียรภาพในระบบไฟฟ้า รวมถึงประสิทธิภาพของระบบไฟฟ้าทั้งด้านความปลอดภัยและการประหยัดพลังงานสูงสุด โดยในอดีตการพยากรณ์ได้มีการพัฒนามาตั้งแต่การใช้หลักสถิติ เช่น อนุกรมเวลา (Time Series) , Box and Jenkins , Regressive Analysis. [I. Drezga and S. Rahman ,1998] จนกระทั่งได้มีการนำโครงข่ายประสาทมาประยุกต์ใช้ในปัจจุบัน [A.G.Baklrtzis, 1996] , [I. Drezga and S. Rahman ,1998]

ในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอการพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าระยะสั้น โดยการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back Propagation Neural Network) โดยจะศึกษาถึงตัวแปรต่างๆ ที่จะต้องป้อนให้กับโครงข่ายประสาทและตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อความแม่นยำของการทำนาย รวมทั้งศึกษาถึงสถาปัตยกรรมของโครงข่ายที่เหมาะสมในการทำนาย ซึ่งจะได้ค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด/ต่ำสุด มาใช้ในการพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงและพลังงานไฟฟ้าของวันถัดไปได้

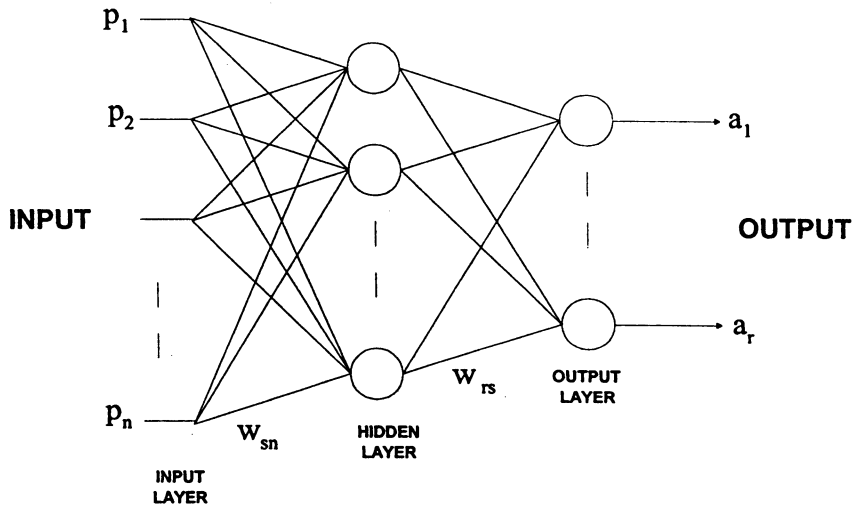
---

* ระดับบัณฑิตศึกษา (ปริญญาโท)

**อาจารย์ประจำภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

2. หลักการของโครงข่ายประสาท [ชูศักดิ์ ลิ่มสกุล,2541]

โครงข่ายประสาทที่ใช้ในงานวิจัยนี้จะใช้โครงข่ายที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ ที่มีทรานเฟอร์ฟังก์ชันเป็น Log Sigmoid โดยจำนวนชั้นของโครงข่ายมี 3 ชั้น ประกอบด้วย ชั้นอินพุท (Input Layer), ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และ ชั้นเอาท์พุท (Output Layer) ดังแสดงในรูปที่ 1



รูปที่ 1 แสดงส่วนประกอบของโครงข่ายประสาท (◯ คือ เซลประสาท)

ในการประยุกต์ใช้งานจะทำการสอนโครงข่าย โดยจะป้อนอินพุท p_1 ถึง p_n ให้กับโครงข่ายแล้วทำการคำนวณค่าเอาท์พุท a_1 ถึง a_r แล้วนำค่าเอาท์พุทไปเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมาย (t) จะได้ค่าผิดพลาด (e)เกิดขึ้น ซึ่งจะนำไปปรับค่าน้ำหนัก (w) จนกระทั่งได้ค่าเอาท์พุทมีค่าใกล้เคียงกับค่าเป้าหมายมากที่สุด ดังสมการของการปรับค่าน้ำหนัก ดังนี้

ค่าน้ำหนักระหว่างชั้นเอาท์พุทและ ชั้นซ่อน มีค่าเท่ากับ

$$w_{rs}(new) = w_{rs}(old) + \alpha\delta_r a_r$$

โดยที่ $\delta_r = a_r(1- a_r)(t_r- a_r)$

เมื่อ w_{rs} = ค่าน้ำหนักระหว่างเซลประสาทตัวที่ r ในชั้นเอาท์พุท กับเซลประสาทลำดับที่ s ในชั้นซ่อน

α = อัตราการเรียนรู้

a_r = เอาท์พุทของเซลประสาทตัวที่ r ในชั้นเอาท์พุท

t_r = ค่าเอาท์พุทเป้าหมายของเซลประสาทตัวที่ r

ค่าน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นอินพุท มีค่าเท่ากับ

$$w_{sn}(new) = w_{sn}(old) + \alpha\delta_s p_n$$

โดยที่ $$\delta_s = a_s(1-a_s)\sum_{s=1}^{j}\delta_r w_{rs}$$

เมื่อ w_{sn} = ค่าน้ำหนักระหว่างเซลประสาทตัวที่ s ในชั้นซ่อน
กับอินพุทลำดับที่ n

a_s = เอาท์พุทของเซลประสาทตัวที่ s ในชั้นซ่อน

p_n = อินพุทตัวที่ n

j = จำนวนเซลประสาทในชั้นซ่อน

3. การกำหนดข้อมูลและโครงสร้างที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาท

การสอนโครงข่ายประสาทเป็นขั้นตอนที่สำคัญในการหาความสัมพันธ์ของชุดข้อมูลอินพุทและเอาท์พุท เนื่องจากปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าระยะสั้นคือปัจจัยด้านอุณหภูมิและเวลา ดังนั้นชุดข้อมูลที่ใช้สอนโครงข่ายประสาทควรคำนึงถึงปัจจัยด้านอุณหภูมิและเวลาเป็นหลักเพื่อให้โครงข่ายมีความแม่นยำมากที่สุด รายละเอียดการกำหนดข้อมูลที่ใช้สอนโครงข่ายประสาท มีดังนี้

3.1 ข้อมูลอินพุท ได้แก่ปัจจัยด้านอุณหภูมิ โดยจะใช้ชุดข้อมูลอุณหภูมิต่ำสุดและสูงสุดของจังหวัดหลัก ๆ ของเขตภาคกลาง ภาคเหนือ ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ภาคตะวันออก ภาคใต้ฝั่งตะวันตกและภาคใต้ฝั่งตะวันออก ซึ่งได้แก่จังหวัดกรุงเทพ เชียงใหม่ นครราชสีมา ระยอง ภูเก็ตและสงขลา รวม 6 จังหวัด ซึ่งเป็นอุณหภูมิของวันในอดีตก่อนวันทำนาย 2 วัน จะได้จำนวนอินพุท 24 อินพุท

ส่วนปัจจัยด้านเวลา ได้จัดแบ่งประเภทของชนิดวันต่างๆ ไว้ 4 ประเภท ซึ่งแต่ในแต่ละวันมีลักษณะเฉพาะของความต้องการกำลังไฟฟ้าที่แตกต่างกัน ได้แก่ วันทำงาน (วันอังคาร-ศุกร์) วันจันทร์ วันเสาร์หรือวันหยุดราชการหรือทางศาสนา ที่มีวันหยุดเพียง 1 วันและวันอาทิตย์หรือวันหยุดวันที่ 2 ในกรณีที่มีวันหยุดมากกว่า 1 วันขึ้นไป โดยจะมีชุดข้อมูลของความต้องการกำลังไฟฟ้ารายชั่วโมงในอดีต 1 วัน (24 ชั่วโมง) และยังรวมถึงวันที่ ,เดือน และชนิดวัน ของวันก่อนการทำนาย 2 วัน ดังนั้นในชั้นอินพุทจะมีทั้งสิ้น 52 อินพุท

3.2 ชั้นซ่อน ในงานวิจัยนี้จะทำการปรับเปลี่ยนจำนวนเซลในชั้นซ่อน 5,10, 15 และ 20 เซล เพื่อที่จะหาจำนวนเซลที่เหมาะสมที่ให้ค่าแม่นยำมากที่สุด

3.3 ชั้นเอาท์พุท จะต้องแสดงค่ากำลังไฟฟ้ารายชั่วโมงในวันถัดไป จึงต้องมีจำนวนเอาท์พุทเท่ากับ 24 เอาท์พุท

เพื่อให้สามารถพิจารณาความถูกต้องของการพยากรณ์ได้ โดยจะสามารถวัดได้จากความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่เทียบกับค่าจริง เรียกว่า ค่า MAPE (Mean Absolute Percent Error) ซึ่งคำนวณได้จาก

$$MAPE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{n}\frac{|A_i - P_i|}{A_i} \times 100$$

โดยที่ Pi = ค่าความต้องการไฟฟ้าที่พยากรณ์ (MW) ณ ชั่วโมงที่ i

Ai = ค่าความต้องไฟฟ้าจริง (MW) ณ ชั่วโมงที่ i

N = จำนวนชั่วโมงที่ทำการพยากรณ์

4. วิธีการทดลอง

4.1 ศึกษาผลการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าทุกประเภทชนิดของวัน โดยใช้ข้อมูลของวันในอดีตก่อนวันทำนาย 14 วันติดต่อกัน

ในการทดลองจะทำการสอนโครงข่ายประสาทด้วยค่าอุณหภูมิจริงของวันทำนาย โดยทำการสอนโครงข่ายด้วยข้อมูลของวันก่อนวันพยากรณ์ 14 วันติดต่อกันและทำการปรับเปลี่ยนจำนวนเซลในชั้นซ่อนเป็น 5 10 15 และ 20 แล้วเปรียบเทียบผลการพยากรณ์

4.2 ศึกษาหาจำนวนวันในอดีตที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาท

ซึ่งในการศึกษานี้จะทำเฉพาะกลุ่มวันทำงานเท่านั้น โดยจะทดลองสอนโครงข่ายด้วยข้อมูลในอดีตในช่วงระยะเวลา 4 8 12 และ 16 วัน และทำการปรับเปลี่ยนจำนวนเซลในชั้นซ่อน แล้วเปรียบเทียบผลเพื่อหาจำนวนวันในอดีตที่เหมาะสมสำหรับใช้ในการสอนโครงข่ายประสาท

4.3 ศึกษาการพยากรณ์กำลังไฟฟ้า

เนื่องจากการการพยากรณ์ค่ากำลังไฟฟ้า ในทางปฏิบัตินั้นจะไม่สามารถทราบค่าอุณหภูมิของวันที่พยากรณ์กำลังไฟฟ้าและอุณหภูมิของวันก่อนวันทำนาย 1 วันได้ ดังนั้นจึงจำเป็นต้องทำการพยากรณ์ค่าอุณหภูมิของวันก่อนวันทำนาย 1 วันและค่าอุณหภูมิของวันพยากรณ์กำลังไฟฟ้า โดยจะพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทที่มีการเรียนรู้ด้วยค่าอุณหภูมิในอดีต 7 วันและจำนวนเซล 10 เซลในชั้นซ่อน

เมื่อได้ค่าอุณหภูมิที่ได้จากการพยากรณ์แล้ว จะทำการสอนโครงข่ายประสาทเพื่อพยากรณ์กำลังไฟฟ้าแยกตามกลุ่มชนิดของวันทั้ง 4 ประเภท โดยทำการปรับเปลี่ยนจำนวนเซลในชั้นซ่อนที่ 5 10 15 และ 20 เซล และใช้จำนวนข้อมูลของวันในอดีตในช่วงระยะเวลา 8 วัน แล้วเปรียบเทียบผลที่ได้กับผลการพยากรณ์ที่ได้จากการป้อนอินพุทด้วยอุณหภูมิจริง

5. ผลการทดสอบ

5.1 ตารางที่ 1 แสดงตัวอย่างผลการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าที่ได้จากการสอนโครงข่ายประสาทด้วยข้อมูลของวันในอดีต 14 วันติดต่อกัน โดยแสดงผลการพยากรณ์ของวันทำงาน วันจันทร์ วันเสาร์ และวันอาทิตย์ ตามลำดับ ซึ่งจะพบว่าค่า MAPE ที่ได้ของวันทำงาน และวันอาทิตย์ จะมีค่าต่ำ ในขณะที่ค่า MAPE ของวันจันทร์และวันเสาร์นั้นมีค่าสูงมาก แสดงว่าค่าพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสำหรับวันจันทร์และวันเสาร์มีความผิดพลาดสูง ทั้งนี้เพราะข้อมูลในการสอนโครงข่ายสำหรับวันเสาร์และวันจันทร์นั้นมีจำนวนน้อยเกินไป

ตารางที่ 1 แสดงตัวอย่างผลการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าที่ได้จากการสอนโครงข่ายประสาทด้วยข้อมูลของวันในอดีต 14 วันติดต่อกัน ตามประเภทชนิดวันต่างๆ

ชนิดวันในการพยากรณ์	ค่า MAPE (%) ที่จำนวนเซลต่างๆ กัน			
	5	10	15	20
วันทำงาน(วันศุกร์)	1.533	1.291	1.588	1.856
วันจันทร์	5.258	4.295	4.125	5.125
วันเสาร์	6.035	5.798	6.321	6.245
วันอาทิตย์	1.658	1.729	1.985	1.859

5.2 ตารางที่ 2 แสดงผลค่าผิดพลาดที่ได้จากการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าแยกเฉพาะกลุ่มวันทำงานและจำนวนระยะเวลาในอดีตที่ใช้ในการสอนโครงข่าย จะพบว่าต้องใช้ช่วงระยะเวลา 8 วันในอดีต ในการสอนโครงข่ายประสาทและจำนวนเซลในชั้นซ่อนควรมีค่าเท่ากับ 10 เซล ซึ่งจะทำให้ค่าความผิดพลาดมีค่าต่ำสุด

ตารางที่ 2 แสดงผลค่าผิดพลาดที่ได้จากการพยากรณ์กำลังไฟฟ้า
แยกเฉพาะกลุ่มวันทำงาน ที่ระยะเวลาในการเรียนรู้ต่างกัน

ระยะเวลาใน การเรียนรู้ของข้อมูล	ค่า MAPE (%) ที่จำนวนเซลต่างๆ กัน			
	5	10	15	20
4 วัน	1.969	1.939	1.980	1.972
8 วัน	1.414	1.370	1.411	1.403
12 วัน	1.523	1.849	1.543	1.497
16 วัน	1.873	1.968	1.948	1.901

5.3 ตารางที่ 3 4 5 และ 6 แสดงค่าผิดพลาด MAPE ของการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าที่ได้จากการป้อนอุณหภูมิจริงและอุณหภูมิที่ได้จากการพยากรณ์ ที่จำนวนเซลในชั้นซ่อนต่างๆ กัน โดยแยกตามชนิดของวันได้แก่ วันทำงาน วันจันทร์ วันเสาร์ และวันอาทิตย์ ตามลำดับ จะเห็นว่าค่าพยากรณ์กำลังไฟฟ้าที่ได้จากการใช้อุณหภูมิที่ได้จากการพยากรณ์จะมีค่าใกล้เคียงกับค่าพยากรณ์กำลังไฟฟ้าที่ได้จากการใช้อุณหภูมิจริง และจำนวนเซลในชั้นซ่อนที่เหมาะสมมีค่าเท่ากับ 10 เซล

ตารางที่ 3 แสดงค่าผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังไฟฟ้า ชนิดวันทำงาน (วันศุกร์ที่ 29 ตุลาคม 1999)

การเรียนรู้(Train)	อุณหภูมิ	ค่า MAPE (%) ที่จำนวนเซลต่างๆ กัน			
		5	10	15	20
Train 8 วัน เฉพาะกลุ่มวัน	จริง	1.414	1.270	1.411	1.403
	ที่พยากรณ์มาได้	1.498	1.301	1.687	1.562

ตารางที่ 4 แสดงค่าผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังไฟฟ้า ชนิดวันจันทร์ที่ 20 ธันวาคม 1999

การเรียนรู้(Train)	อุณหภูมิ	ค่า MAPE (%) ที่จำนวนเซลต่างๆ กัน			
		5	10	15	20
Train 8 วัน เฉพาะกลุ่มวัน	จริง	2.097	1.745	1.945	1.929
	ที่พยากรณ์มาได้	2.230	1.900	2.153	2.174

ตารางที่ 5 แสดงค่าผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังไฟฟ้า ชนิดวันเสาร์ที่ 27 พฤศจิกายน 1999

การเรียนรู้(Train)	อุณหภูมิ	ค่า MAPE (%) ที่จำนวนเซลต่างๆ กัน			
		5	10	15	20
Train 8 วัน เฉพาะกลุ่มวัน	จริง	2.008	1.339	2.485	2.225
	ที่พยากรณ์มาได้	2.097	1.489	2.499	2.354

ตารางที่ 6 แสดงค่าผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังไฟฟ้า ชนิดวันอาทิตย์ที่ 28 พฤศจิกายน 1999

การเรียนรู้(Train)	อุณหภูมิ	ค่า MAPE (%) ที่จำนวนเซลต่างๆ กัน			
		5	10	15	20
Train 8 วัน เฉพาะกลุ่มวัน	จริง	1.323	1.203	1.209	1.201
	ที่พยากรณ์มาได้	1.473	1.278	1.255	1.245

จากผลการทดลองที่ได้จากตารางที่ 3 4 5 และ 6 จะนำค่า MAPE ที่ได้จากการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าด้วยอุณหภูมิที่ได้มาจาการพยากรณ์ที่จำนวนเซล 10 เซลในชั้นซ่อน มาเปรียบเทียบกับค่า MAPE ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธีการของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ดังแสดงในตารางที่ 7 8 และ 9 ซึ่งเป็นตัวอย่างผลของการพยากรณ์ในช่วงเดือนธันวาคม เมษายน และสิงหาคม ตามลำดับ

ตารางที่ 7 ค่าผิดพลาดจากการพยากรณ์ของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยเปรียบเทียบกับงานวิจัย ในช่วง 13-19 ธันวาคม 1999

	จันทร์	อังคาร	พุธ	พฤหัส	ศุกร์	เสาร์	อาทิตย์	
DATE	13/12/99	14/12/99	15/12/99	16/12/99	17/12/99	18/12/99	19/12/99	ค่าเฉลี่ย MAPE
MAPE (Egat)	3.35	1.12	1.73	1.22	0.92	3.02	1.48	1.83
MAPE Thesis	1.404	2.061	1.507	1.507	1.548	1.735	1.310	1.582

ตารางที่ 8 ค่าผิดพลาดจากการพยากรณ์ของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยเปรียบเทียบกับงานวิจัย ในช่วง 24-30 เมษายน 2000

	จันทร์	อังคาร	พุธ	พฤหัส	ศุกร์	เสาร์	อาทิตย์	
DATE	**24/4/00**	**25/4/00**	**26/4/00**	**27/4/00**	**28/4/00**	**29/4/00**	**30/4/00**	**ค่าเฉลี่ย MAPE**
MAPE (Egat)	3.63	3.06	1.73	1.75	0.94	3.23	0.97	**2.19**
MAPE Thesis	1.491	1.482	1.388	1.197	1.723	1.820	1.732	**1.548**

ตารางที่ 9 ค่าผิดพลาดจากการพยากรณ์ของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยเปรียบเทียบกับงานวิจัย ในช่วง 21-27 สิงหาคม 2000

	จันทร์	อังคาร	พุธ	พฤหัส	ศุกร์	เสาร์	อาทิตย์	
DATE	**21/8/00**	**223/8/00**	**23/8/00**	**24/8/00**	**25/8/00**	**26/8/00**	**27/8/00**	**ค่าเฉลี่ย MAPE**
MAPE (Egat)	2.03	1.7	2.43	1.78	1.61	2.4	1.62	**1.93**
MAPE Thesis	1.268	1.433	1.134	1.412	1.568	1.697	1.697	**1.458**

จากผลการทดลองดังกล่าวพบว่า ค่า MAPE ที่ได้จากงานวิจัยส่วนใหญ่จะมีค่าต่ำกว่าค่าที่ได้จากการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย และจะสังเกตเห็นว่าค่า MAPE ที่ได้จากการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยนั้นมีค่าที่เปลี่ยนแปลงค่อนข้างสูงในแต่ละวัน ในขณะที่ค่า MAPE ที่ได้จากการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าด้วยวิธีของงานวิจัยนี้มีค่าแตกต่างกันน้อยมากในแต่ละวัน และเมื่อหาค่าเฉลี่ยของ MAPE ในช่วง 7 วัน จะพบว่าผลที่ได้จากการพยากรณ์ที่ได้จากงานวิจัยนี้จะมีค่าที่แม่นยำกว่าค่าพยากรณ์ที่ได้จากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย อยู่ประมาณ 13 - 29 เปอร์เซ็นต์ ทั้งนี้เพราะการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทที่ใช้ในการพยากรณ์ของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยจะใช้ข้อมูลเฉลี่ยเพียงค่าเดียวทั้งประเทศ

6. บทสรุป

การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาท เป็นวิธีหนึ่งที่สามารถพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าได้ใกล้เคียงกับค่าจริง โดยพบว่ารูปแบบของข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายที่นำเสนอนี้มีความเหมาะสม โดยสามารถนำเอาอุณหภูมิที่ได้จากการพยากรณ์มาใช้แทนอุณหภูมิจริงได้ และจะต้องจัดสอนโครงข่ายแยกตามชนิดของวัน เพื่อให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น จากงานวิจัยพบว่าโครงข่ายประสาทที่เหมาะสมควรใช้จำนวนเซล 10 เซลในชั้นซ่อน และจำนวนวันในอดีตจะอยู่ในช่วงระยะเวลา 8 วันก็เพียงพอต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาท และจะให้ค่าผิดพลาดที่น้อยกว่าผลพยากรณ์กำลังไฟฟ้าที่ได้จากวิธีของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ประมาณ 13-29%

กิตติกรรมประกาศ.

ขอขอบคุณ คุณจักรี ศิริมณีวัฒนา ฝ่ายวางแผนการผลิตกำลังไฟฟ้า การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย และกรมอุตุนิยมวิทยา ที่ได้เอื้อเฟื้อให้ข้อมูลในการทำงานวิจัยในครั้งนี้

เอกสารอ้างอิง

[1] ชิดชนก เหลือสินทรัพย์.2535. โครงข่ายประสาท (Artificial Neural Network). เซมิคอนดัคเตอร์ อิเลคทรอนิกส์. (ตุลาคม 2535), 91-97

[2] ชูศักดิ์ ลิ่มสกุล.2541. การออกแบบโครงข่ายประสาท. ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ สงขลา.

[3] ธิติพงษ์- จุพารัตน์ ต้นประเสริฐ. 2542. บทสรุปของทฤษฎีและการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม.. ไมโครคอมพิวเตอร์.(พฤษภาคม 2542), 116-121.

[4] วิษณุ พะลายานนท์ .2538. เทคนิคการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าในเขตนครหลวง, กรุงเทพฯ. วารสารการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย.(ธันวาคม 2538) , 22-25.

[5] สัญญา ดวงไพศาล. 2542. การพยากรณ์อุตสาหกรรม. วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ. (กุมภาพันธ์ 2542), 28-35.

[6] สหัส พรหมสิทธิ์.2538. นิวรอลเน็ตเวอร์ก สิ่งประดิษฐ์เลียนแบบสมองมนุษย์(1) . ไมโครคอมพิวเตอร์. (มีนาคม 2528), 248-256.

[7] A.G. Baklrtzis.,et al. 1996. " A Neural Network Short Term Load Forecasting Model for The Greek Power System ", IEEE Transactions on Power Systems .11(May 1996),858-864.

[8] I. Drezga and S. Rahman .1998. "Input Variable Selection for ANN-Based Short-Term Load Forecasting", IEEE Transactions on Power Systems. 13 (November 1998.),1238-1244.

[9] I. Drezga and S. Rahman .1999. " Short-Term Load Forecasting with Local ANN Predictors ", IEEE Transactions on Power Systems.14 (August 1999), 844-850.

[10] J.Hertz,A.Krogh and R.Palmer.1991. "Introduction to the theory of Neural Computation", Addison Wesley. 1991.

[11] V. Vemuri. Artificial Neural Networks. 1998. "Theoretical Concepts" , IEEE Press.