

การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าของประเทศไทยในระยะยาว ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

Long-Term Thailand Electrical Load Forecasting With An Artificial Neural Network Approach

คงฤทธิ โกมาสถิตย์¹ ปารเมศ ชุตินา²

ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เขตปทุมวัน กรุงเทพฯ 10330

E-mail: parames.c@chula.ac.th²

Kongrith Komsatid¹ Parames Chutima²

^{1,2}Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Chulalongkorn University, Bangkok 10330

E-mail: parames.c@chula.ac.th²

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้ได้ศึกษาวิธีการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้า (Energy Demand) ของประเทศไทยในระยะยาว ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) โดยได้นำโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back-Propagation Neural Network: BPNN) มาใช้ในการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย ซึ่งพิจารณาจากตัวแปรที่มีนัยสำคัญต่อค่าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

ผลการเปรียบเทียบสามารถสรุปได้ว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำกว่าวิธีของคณะกรรมการพยากรณ์แห่งประเทศไทย (Thailand Load Forecast Sub-Committee : TLFS) โดยมีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Percentage Absolute Error: MAPE) เท่ากับ 2.5% ส่วนวิธีของคณะกรรมการฯ ฉบับ เม.ย. 2553 มีค่าเท่ากับ 4.54%

คำหลัก ความต้องการพลังงานไฟฟ้า โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

Abstract

The main purpose of this research is to study and formulate a long-term Thailand energy demand forecasting model with an artificial neural network approach. Back-Propagation Neural Network (BPNN) is applied by considering the significant factors for energy demand model.

The comparative results show that BPNN obtains more accurate forecast than TLFS approach in 2010.

The MAPE results show that BPNN is 2.5% and TLFS is 4.54%.

Keywords: Energy Demand, Back-propagation Neural Network

1. บทนำ

การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นขั้นตอนแรกสุดในการวางแผนในอุตสาหกรรมไฟฟ้า โดยค่าพยากรณ์จะมีความสำคัญมากเพราะจะเป็นตัวบอกถึงพลังงานไฟฟ้าที่ต้องจัดเตรียมในอนาคต 15-20 ปี ค่า

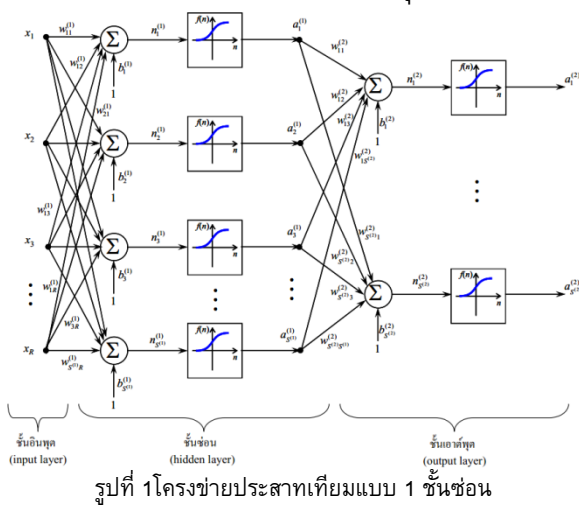
พยากรณ์ที่คลาดเคลื่อนมาก (Over-Forecast) จะส่งผลให้เกิดการวางแผนการลงทุนสร้างโรงไฟฟ้ามากเกินไปจนจำเป็นและส่งผลให้ค่าไฟฟ้าแพงขึ้น ส่วนค่าพยากรณ์ที่น้อยเกินไป (Under-Forecast) จะส่งผลให้ความมั่นคงของระบบไฟฟ้าไม่ดีและอาจทำให้ไฟฟ้าดับทั้งระบบได้ [1]

รายงานการพยากรณ์ฉบับปัจจุบัน (มพส.) [2] ได้ประยุกต์วิธีพยากรณ์แบบลูกค้าคนสุดท้าย (End-use) ประมาณ 54% วิธีเศรษฐมิติ(Econometric) ประมาณ 45% และวิธีของ Exogenous ประมาณ 1% โดยในส่วนของงานวิจัยนี้จะศึกษาวิธีการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ โดยพิจารณาตัวแปรที่เหมาะสมในการพยากรณ์ จากนั้นจะฝึกสอน (Training)และทดสอบความใช้ได้(Validation test) ที่แตกต่างกัน 5 ช่วงเวลาเพื่อป้องกันการเกิด Over-fitting และการ Bias ของผู้วิจัยเอง หลังจากนั้นเปรียบเทียบความผิดพลาดระหว่างวิธีปัจจุบันและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม รวมถึงวิเคราะห์เหตุการณ์ต่างๆ

2.ทฤษฎีและแนวคิดการวิจัย

2.1 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม คือ การนำข้อมูลอินพุตมาผ่านฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละนิวรอน โดยคำตอบที่ได้จะทำการส่งผ่านไปยังขั้นต่อไปโดยโครงข่ายประสาทเทียมจะมีการเรียนรู้ความผิดพลาดจากข้อมูลฝึกสอน (Training Data) จากนั้นจะทำการปรับ Weight และ Bias เพื่อให้ความผิดพลาดของโครงข่ายมีค่าน้อยที่สุด [3]



โดยมีความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตนิวรอนในแต่ละชั้นกับค่า Weight และ Bias ดังนี้

$$n^{(l)} = W^{(l)} a^{(l-1)} + b^{(l)} \quad (1)$$

โดยที่ $n^{(l)}$ คือ ค่าอินพุตฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นที่ l

$W^{(l)}$ คือ ค่าWeight ในชั้นที่ l

$a^{(l-1)}$ คือคำตอบที่ผ่านฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นที่ $l-1$

$b^{(l)}$ คือค่าBias ในชั้นที่ l

$$a^{(l)} = f^{(l)}(n^{(l)}) \quad (2)$$

โดยที่ $a^{(l)}$ คือ ค่าเอาต์พุตจากฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นที่ l

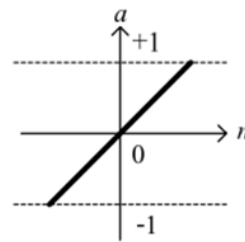
$f^{(l)}$ คือ ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นที่ l

$n^{(l)}$ คือ ค่าอินพุตสู่ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นที่ l

โดยมีสมการของฟังก์ชันถ่ายโอน ดังนี้

- Pure Linear Transfer Function

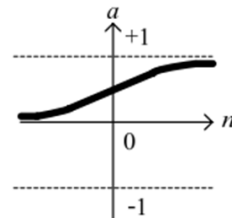
$$a(n) = n \quad (3)$$



รูปที่ 2 ผลตอบสนองของฟังก์ชัน Pure Linear

- Log-sigmoid Transfer Function

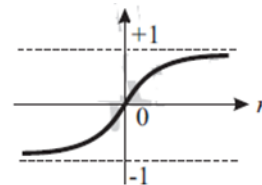
$$a(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (4)$$



รูปที่ 3 ผลตอบสนองของฟังก์ชัน Log-sigmoid

- Tan-sigmoid Transfer Function

$$a(n) = \frac{1 - e^{-n}}{1 + e^{-n}} \quad (5)$$



รูปที่ 4 ผลตอบสนองของฟังก์ชัน Tan-sigmoid

โดยที่ $a(n)$ คือ เอาต์พุตของโครงข่ายในชั้นซ่อน

n คือ อินพุตของโครงข่ายในชั้นซ่อน

การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ

สามารถนิยามความความผิดพลาดในแต่ละรอบการเรียนรู้ได้ดังนี้

$$E^p(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (t_i(t) - z_i(t))^2 \quad (6)$$

โดยที่ $E^p(t)$ คือค่าความคลาดเคลื่อนสำหรับข้อมูลขาเข้าชุดที่ p ณ เวลา t

$t_i(t)$ คือ ค่าข้อมูลจริง ณ เวลา t

$z_i(t)$ คือ ค่าข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์

N คือจำนวนข้อมูลขาออกทั้งหมด

กำหนดให้ $g_i^{(l)}$ คือ ค่าความลาดชันความผิดพลาด (Error Sensitivity) นิยามได้ดังนี้

$$g_i^{(l)} = \frac{\partial E}{\partial n_i^l} \quad (7)$$

โดยที่ n_i^l คือ อินพุตของ Hidden Neuron ที่ i ในชั้น l

เราสามารถอัปเดต Weight และ Bias ในการเรียนรู้ในแต่ละรอบที่ k ได้จากอัลกอริทึม (Steepest Decent Algorithm) ดังนี้

$$W^{(l)}(k+1) = W^{(l)}(k) - \eta g^{(l)} (a^{(l-1)})^T \quad (8)$$

$$b^{(l)}(k+1) = b^{(l)}(k) - \eta g^{(l)} \quad (9)$$

โดยที่

$W^{(l)}(k)$ คือ weight ในการเรียนรู้ที่ k ของชั้นซ่อนที่ l

$b^{(l)}(k)$ คือ bias ในการเรียนรู้ที่ k ของชั้นซ่อนที่ l

$g^{(l)}$ คือ error gradient ในชั้นที่ l

η คือ อัตราการเรียนรู้

$a^{(l-1)}$ คือ ค่าตอบที่ผ่านฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นที่ $l-1$

โดยตลอดการทดลอง เราจะประเมินความสามารถพยากรณ์ของโครงข่ายด้วยค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Percentage Absolute Error: MAPE) โดยนิยามดังนี้ [4]

$$MAPE = \frac{real - forecast}{forecast} \quad (10)$$

โดยที่ *real* คือ ค่าจริง

forecast คือ ค่าที่ได้จากการพยากรณ์

2.2 การทบทวนบทความที่เกี่ยวข้อง

Al-Rashidi and EL-Naggar [5] ได้ทำการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของประเทศคูเวตโดยใช้ Particle Swarm Optimization (PSO) โดยเมื่อเปรียบเทียบกับ PSO กับวิธีทางสถิติ LES (Least Error Square) พบว่ามีความคลาดเคลื่อนเพียง 1.469% และ 1.334% สำหรับ PSO เชิงเส้น และ quadratic ตามลำดับ

Chen [6] ได้ทำการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้ารายปีของประเทศไต้หวันโดยใช้ Fuzzy-Neural Back Propagation Network (FNBP) พบว่าวิธีนี้มีความผิดพลาดเพียง 0.03% ซึ่งดีกว่าวิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) วิธี Exponential smoothing และวิธี ARIMA

Akdemir and Cetinkaya [7] ได้นำ Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS) มาประยุกต์พยากรณ์พลังงานไฟฟ้าและความต้องการไฟฟ้าสูงสุด จากผลการศึกษาพบว่าความสำเร็จของ ANFIS สูงถึง 99.17% Yophy et al. [8] ได้นำโปรแกรม LEAP มาใช้ออกแบบการพยากรณ์พลังงานของประเทศไต้หวัน ซึ่ง LEAP จะเป็นแบบจำลองที่สนใจตัวแปรเชิงสังคมศาสตร์ เศรษฐศาสตร์ เชิงสิ่งแวดล้อม ประสิทธิภาพการประหยัดพลังงาน อีกทั้งการจัดการการใช้พลังงานไฟฟ้า (Demand Side Management: DSM) อีกด้วย

2.3 ขอบเขตข้อมูลและตัวแปรที่ศึกษา

ขอบเขตข้อมูลในการศึกษานี้จะมีข้อมูลฝึกสอนตั้งแต่ พ.ศ.2537-2554 โดยจะแบ่งการทดสอบความใช้ได้ (Validation test) ของโครงข่ายเป็น 5 ช่วงเวลา ดังนี้

- 1st Period มีช่วงทดสอบระหว่าง พ.ศ. 2550-2554 และมีช่วงฝึกสอนก่อน พ.ศ.2550
- 2nd Period มีช่วงทดสอบระหว่าง พ.ศ. 2551-2554 และมีช่วงฝึกสอนก่อน พ.ศ.2551
- 3rd Period มีช่วงทดสอบระหว่าง พ.ศ. 2552-2554 และมีช่วงฝึกสอนก่อน พ.ศ.2552
- 4th Period มีช่วงทดสอบระหว่าง พ.ศ. 2553-2554 และมีช่วงฝึกสอนก่อน พ.ศ.2553
- 5th Period มีช่วงทดสอบที่ พ.ศ. 2554 และมีช่วงฝึกสอนก่อน พ.ศ. 2554

ตัวแปรที่ศึกษาข้อมูลที่อยู่ในขอบเขตการศึกษาได้แก่ พลังงานไฟฟ้าหน่วยขายผลผลิตมวลรวมในประเทศ จำนวนลูกค้าการไฟฟ้า อุณหภูมิเฉลี่ย ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย ค่าไฟฟ้าผันแปร รายได้ประชากร การดำเนินการผลิตของอุตสาหกรรม ดรรชนีอุตสาหกรรม จำนวนนักท่องเที่ยว ผลผลิตข้าว อัตราแลกเปลี่ยน

3. ผลการทดลอง

3.1 Single Correlation Test

เราจะใช้หลักการวิเคราะห์สหสัมพันธ์เดี่ยว (Single Correlation) มาช่วยวิเคราะห์ตัวแปรต้นโดยตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับค่าพลังงานไฟฟ้าที่ดี (Strong Parameter) จะถูกนำไปออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนตัวแปรที่มีความสัมพันธ์ไม่ดี (Weak Parameter) จะถูกคัดออก

ตารางที่ 1 ผลการวิเคราะห์สหสัมพันธ์เดี่ยว (Single Correlation)

No.	ตัวแปร	R^2
1.	จำนวนลูกค้า	0.969
2.	ผลผลิตมวลรวมในประเทศ	0.980
3.	อุณหภูมิเฉลี่ย	-0.023
4.	ราคา Ft ขายปลีก	0.896
5.	รายได้ประชากรรายจังหวัดเฉลี่ย	0.949
6.	การดำเนินการผลิตของอุตสาหกรรม	0.045
7.	ดรรชนีอุตสาหกรรม	0.997
8.	ปริมาณน้ำฝน	0.309
9.	จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติ	0.911
10.	ผลผลิตข้าว	0.732
11.	อัตราแลกเปลี่ยน	-0.945

จากผลการทดลองของตารางที่ 1 เราจะได้ตัวแปรที่มีนัยสำคัญ ($R^2 \geq 0.85$) คือ จำนวนลูกค้า ผลผลิตมวลรวมในประเทศ ราคา Ft ขายปลีก รายได้ประชากร ดรรชนีอุตสาหกรรม จำนวนนักท่องเที่ยว และอัตราแลกเปลี่ยน

จากการวิเคราะห์สมมติฐานและความสมเหตุสมผล (Reasonable) เราจะตัดอัตราแลกเปลี่ยนและ Ft ขายปลีกออกเพราะไม่สมเหตุสมผล สรุปแล้วจะได้ฟังก์ชันความสัมพันธ์ของค่าพลังงานไฟฟ้า ดังนี้

$$\text{energy} = f(\text{GDP, customer, income, industrial, tourist})(11)$$

โดยที่ *GDP* คือ ผลผลิตมวลรวมในประเทศ
customer คือ จำนวนลูกค้าการไฟฟ้า
income คือ รายได้ประชากรรายจังหวัดเฉลี่ย
industrial index คือ ดรรชนีอุตสาหกรรม
tourist คือ จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติ

3.2 MAPE Test

จะทำการวิเคราะห์ MAPE ของโครงข่ายประสาทเทียมไม่เกิน 2 ชั้นซ่อน โดยพิจารณาฟังก์ชันกระตุ้นแบบ Pure Linear, Log-sigmoid และ Tan-sigmoid และสุ่มพยากรณ์จำนวน 30 ครั้ง หลังจากนั้นทำการหาค่าสูงสุด ค่าต่ำสุด และค่าเฉลี่ยโดยสามารถสรุปโครงข่ายประสาทเทียมที่น่าสนใจจำนวน 18 โครงข่ายดังนี้

ตารางที่ 2 ผลการทดลอง MAPE Test

no.	Hidden layer		MAPE test (%)		
	1 st layer	2 nd layer	min	max	mean
1.	2 logsig	-	1.75	24.66	6.93
2.	5logsig	-	1.55	25.50	9.87
3.	10logsig	-	1.67	25.22	8.67
4.	3tansig	-	1.70	65.99	9.82
5.	5tansig	-	2.47	48.45	9.99
6.	15tansig	-	1.83	35.21	8.24
7.	3 linear	-	2.19	56.69	9.73
8.	4 linear	-	1.68	19.57	7.74
9.	5 linear	-	3.18	18.03	7.74
10.	10 linear	-	1.91	19.32	7.78
11.	15 linear	-	1.74	24.40	7.68
12.	20 linear	-	1.96	16.96	7.18
13.	3logsig	1logsig	2.33	22.71	7.81
14.	3logsig	5logsig	2.11	41.82	9.71
15.	4logsig	1logsig	1.49	39.25	9.74
16.	1logsig	20 linear	1.82	37.52	9.15
17.	4tansig	4logsig	1.85	24.31	9.06
18.	10 linear	2 logsig	2.26	31.54	9.72

จากผลของตารางที่2เราจะเลือกโครงข่ายลำดับที่ 1, 8, 13 มาเป็น Candidate 1, 2, 3 ตามลำดับเพื่อวิเคราะห์ Validation Testต่อไป

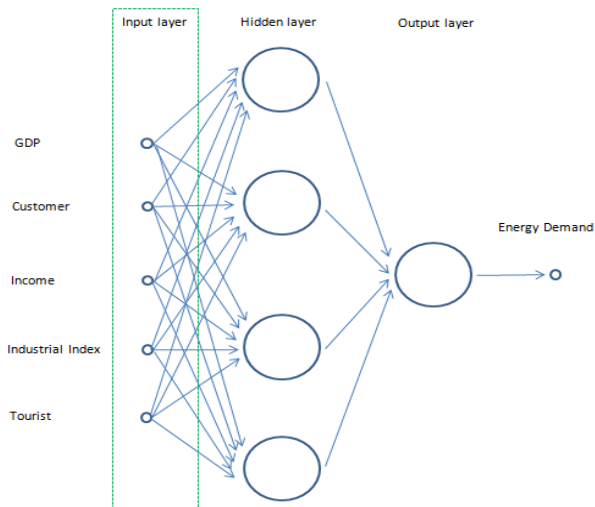
3.3 Validation Test

จะทำการการวิเคราะห์หาโครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ผล MAPE เหมาะสม ในช่วงเวลาทั้ง 5 พร้อมกัน โดย 3rd period จะเทียบเท่าการพยากรณ์ของ มพส. โดยสามารถสรุปเป็นตารางที่ 3 ได้ดังนี้

ตารางที่ 3 ผลการทดลอง Validation Test

	Validation test (%)				
	1st	2nd	3rd	4th	5th
Candidate1	1.5	1.5	1.6	1.8	1.3
Candidate2	1.7	1.9	2.5	2.0	3.4
Candidate3	2.3	2.6	3.4	2.0	3.8

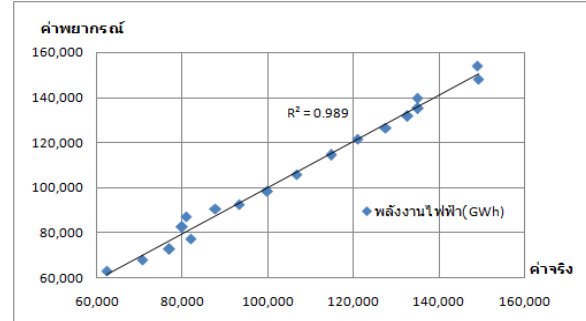
จากผลของตารางที่3โครงข่ายแบบที่1จะมีค่า validation ที่ดีที่สุด แต่จากการมองค่าอัตราการเพิ่มความชันกราฟในอนาคตพบว่ามีลักษณะเกือบคงที่ (almost steady slope) ส่วนโครงข่ายแบบที่2มีอัตราการเพิ่มความชันกราฟแบบเพิ่มขึ้นเล็กน้อย (slightly increase slope) ซึ่งมีความเหมาะสมในการพยากรณ์มากกว่า ดังนั้นจะได้โครงข่ายประสาทเทียมแบบที่2ในการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า โดยมีฟังก์ชัน pure-linear จำนวน 4 นิวรอนเป็นชั้นซ่อน และมีฟังก์ชัน pure linear 1 นิวรอนเป็นชั้นชั้นเอาต์พุต



รูปที่ 5 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมได้จากการทดลอง

3.4 การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า

จากโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ สามารถวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างค่าพยากรณ์กับค่าจริง[9] ที่ได้ดังรูปที่ 6 โดยมีค่า $R^2 = 0.989$



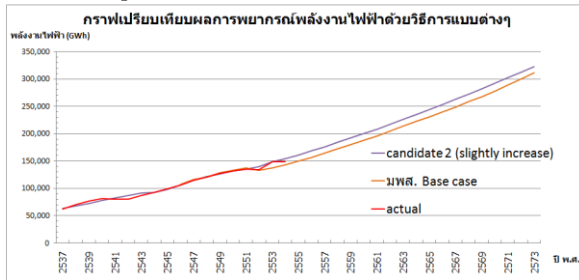
รูปที่ 6 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์

ซึ่งสามารถเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ได้ดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4 การเปรียบเทียบ MAPE ระหว่างการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าด้วยโครงข่ายประสาทเทียมกับวิธีในปัจจุบัน

ปี พ.ศ.	Actual value [9]	Forecasting value	
		มพส. [2] Base case	BPNN Candidate2
2537	62,317		63,145
2538	70,521		67,979
2539	76,936		72,599
2540	81,941		77,417
2541	79,856		82,418
2542	80,896		87,202
2543	87,638		90,747
2544	93,189		92,539
2545	99,771		98,444
2546	106,555	107,000	105,703
2547	114,721	116,067	114,359
2548	120,864	120,867	121,443
2549	127,505	127,873	126,428
2550	132,637	133,240	131,617
2551	135,004	137,416	135,064
2552	134,935	132,506	139,621
2553	149,090	137,183	148,108
2554	148,857	143,169	153,869

ซึ่งสามารถสร้างกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ของค่าจริง วิธี มพส. และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมได้ดังรูปที่ 7

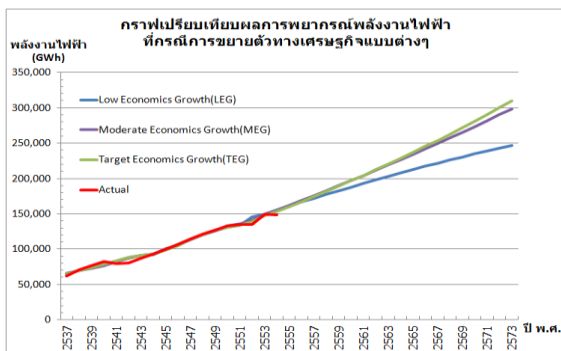


รูปที่ 7 กราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยวิธีการต่างๆ

3.5 Scenario test

จะทำการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าตามสถานะการณ์เศรษฐกิจที่จัดทำโดย สศช. ดังนี้

- LEG (Low Economics Growth)จะใช้ประมาณการแนวโน้มเศรษฐกิจไทย(GDP)ที่เติบโตช้า
- MEG (Moderate Economics Growth) จะใช้ประมาณการแนวโน้มเศรษฐกิจไทย(GDP)ที่เติบโตปานกลาง
- TEG (Target Economics Growth) จะใช้ประมาณการแนวโน้มเศรษฐกิจไทย(GDP)ที่เติบโตตามเป้าหมาย



รูปที่ 8 กราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ตามสถานะการณ์เศรษฐกิจแบบต่างๆ

3.6 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์

จากผลการพยากรณ์ในข้อ 3.4 เราสามารถคำนวณหาค่า MAPE ได้ดังตารางที่ 5

ตารางที่ 5 การเปรียบเทียบ MAPE ระหว่างการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าด้วยโครงข่ายประสาทเทียบกับวิธีในปัจจุบัน

	MAPE
มพส. เมษายน 2553 (base case)	4.54%
มพส. เมษายน 2553 (case 9)	6.16%
วิธีโครงข่ายประสาทเทียม candidate 2	2.50%

4. สรุปผล

ผลการการศึกษาสามารถสรุปได้ว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับมีค่า MAPE ที่น้อยกว่าวิธีการพยากรณ์ของ มพส. ฉบับ เมษายน 2553 โดยโครงข่ายประสาทเทียมมีค่า MAPE = 2.5% และ มพส. ฉบับ เมษายน 53 มีค่า MAPE = 4.54%ซึ่งจะเห็นได้ว่าวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับเป็นวิธีการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพมากกว่า และอาจส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงแนวทางการพยากรณ์ของ มพส. ในอนาคต

เอกสารอ้างอิง

- [1] ฝ่ายวางแผนระบบไฟฟ้า กฟผ. ,”แผนพัฒนาแหล่งผลิตไฟฟ้าพ.ศ. 2555-2573 (ฉบับปรับปรุงครั้งที่ 3)”, มิถุนายน 2555.
- [2] มูลนิธิพลังงานเพื่อสิ่งแวดล้อม(มพส.),”การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า”,รายงานฉบับสมบูรณ์,เมษายน 2553
- [3] Klose, B. and Smagt, P., “An introduction to Neural Network”, November 1996.
- [4] Al-Kandari, A.M. and Soliman, S.A., 2010,”Electric Load Modeling for Long-Term Forecasting”, Elsevier Inc.
- [5] Al-Rashidi, M.R. and EL-Naggar, K.M., 2011, “Long term electric load forecasting based on particle swarm optimization.” Applied Energy 87 (2010), 320–326.
- [6] Chen, T., 2011, “A collaborative fuzzy-neural approach for long-term load forecasting in Taiwan”, Computers & Industrial Engineering.
- [7] Akdemir, B. and Cetinkaya, N., 2011, “Long-Term load forecasting based on adaptive neural fuzzy inference system using real energy data”, ICAEE 2011.
- [8] Yophy, H., Jeffrey, B.Y. and Chieh-Yu, P., “The long-term forecast of Taiwan’s energy supply and demand with LEAP program model application”, 2010
- [9] ฝ่ายควบคุมระบบไฟฟ้า กฟผ., “การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า”, 2555