

การพยากรณ์อุปสงค์พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยในระยะยาวด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

นายคงฤทธิ โกมมาสถิตย์

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหการ ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2555

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ตั้งแต่ปีการศึกษา 2554 ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)

เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย

The abstract and full text of theses from the academic year 2011 in Chulalongkorn University Intellectual Repository (CUIR)

are the thesis authors' files submitted through the Graduate School.

LONG-TERM THAILAND ELECTRICAL ENERGY CONSUMPTION FORECASTING
WITH AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK APPROACH

Mr. Kongrith Komasatid

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering Program in Industrial Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2012

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์

การพยากรณ์อุปสงค์พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

ในระยะยาวด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

โดย

นายคงฤทธิ โกมาสถิตย์

สาขาวิชา

วิศวกรรมอุตสาหการ

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

รองศาสตราจารย์ ดร.ปารเมศ ชูติมา

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยรับนี้เป็นส่วน
หนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

.....คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(รองศาสตราจารย์ ดร.บุญสม เลิศหิรัญวงศ์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์ จิรพัฒน์ เงามประเสริฐวงศ์)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(รองศาสตราจารย์ ดร.ปารเมศ ชูติมา)

.....กรรมการ
(อาจารย์ ดร.โอฬาร กิตติธีรพรชัย)

.....กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(รองศาสตราจารย์ ดร.วันชัย วิจิรวณิช)

คงฤทธิ์ โกมาสถิตย์ : การพยากรณ์อุปสงค์พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยในระยะยาวด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม .(LONG-TERM THAILAND ELECTRICAL ENERGY CONSUMPTION FORECASTING WITH AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK APPROACH)

อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก : รศ.ดร.ปารเมศ ชูติมา, 93 หน้า.

งานวิจัยนี้ได้ศึกษาวิธีการพยากรณ์อุปสงค์พลังงานไฟฟ้า (Electrical Energy Consumption) ของประเทศไทยในระยะยาวด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) โดยได้นำโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back-Propagation Neural Network: BPNN) มาใช้ในการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย ช่วง พ.ศ. 2555-2573 โดยมีช่วงฝึกสอนตั้งแต่ พ .ศ. 2537-2549 และช่วงทดสอบตั้งแต่ พ .ศ.2550-2554 โดยตัวแปรป้อนเข้าในแบบจำลองจะ พิจารณาจากตัวแปรด้านเศรษฐกิจ ดินฟ้าอากาศ สังคมศาสตร์ และอุตสาหกรรม โดยพิจารณาตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับค่าพลังงานไฟฟ้าที่ดี (Strong parameter) ไปออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนตัวแปรที่มีความสัมพันธ์ไม่ดี (Weak parameter) จะถูกคัดออก

การศึกษา และออกแบบทำให้ ได้โครงข่ายประสาทเทียม 1 ชั้นซ่อน ที่มี 4 นิวรอนเป็นฟังก์ชันเส้นตรงและมีตัวแปรป้อนเข้าแบบจำลอง 4 ตัวแปร คือ ผลผลิตมวลรวมในประเทศ (GDP) จำนวนลูกค้าการไฟฟ้า (Customer) ครรชณีอุตสาหกรรม (Industrial Index) และจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติ (Foreign Tourist) ส่วนตัวแปรผลลัพธ์มี 1 ตัวแปรคือ อุปสงค์พลังงานไฟฟ้า

ผลการ ศึกษา สามารถสรุปได้ว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำกว่าวิธีของคณะกรรมการพยากรณ์แห่งประเทศไทย (Thailand Load Forecast Sub-Committee : TLFS) ที่ถูกใช้ในแผนพัฒนาแหล่งผลิตไฟฟ้า ฉบับ พ.ศ. 2553-2573 (ทบทวนครั้งที่ 2) โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม มีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Percentage Absolute Error: MAPE) เท่ากับ 2.5% ส่วนวิธีของคณะกรรมการฯ ฉบับ เม.ย. 2553 มีค่าเท่ากับ 4.54%

ภาควิชา.....วิศวกรรมอุตสาหกรรม.....

ลายมือชื่อนิสิต.....

สาขาวิชา.....วิศวกรรมอุตสาหกรรม.....

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา.....

ปีการศึกษา..... 2555.....

5371403621 : MAJOR INDUSTRIAL ENGINEERING

KEYWORDS : ELECTRICAL ENERGY CONSUMPTION/ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

KONGRITH KOMASATID : LONG-TERM THAILAND ELECTRICAL ENERGY
CONSUMPTION FORECASTING WITH AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK
APPROACH.

ADVISOR : ASSOC. PROF. PARAMES CHUTIMA, Ph.D., 93 pp.

The main purpose of this research is to study and formulate a long-term Thailand electrical energy consumption forecasting model with an artificial neural network approach. Back-Propagation Neural Network (BPNN) is applied to forecast on 2012-2030 time period. Training and testing period are 1994-2006 and 2007-2011 , respectively. Input assumptions consider parameters in field of Economics , Meteorology , Social science and Industrial parameter. Strong parameters be modeled , weak parameter be sorted out.

The candidate forecasting model construct by 4 neurons in 1 hidden layer with pure-linear activate function. Finally, Input parameters are GDP (Gross Domestic Product) , Customer, Industrial Index, Foreign tourist. The only one output is electrical energy consumption.

The results show that BPNN obtains a better forecast value than TLFS (Thailand Load Forecast Sub-Committee) approach which applied in PDP2010 revision2 (Power Development Plan 2010-2030). The MAPE (Mean Percentage Absolute Error) results show that BPNN is 2.5% and TLFS is 4.54%.

Department :Industrial Engineering..... Student's Signature.....

Field of Study :Industrial Engineering..... Advisor's Signature.....

Academic Year :2012.....

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จ ลุล่วงไปได้ด้วยดี เนื่องจากได้รับคำแนะนำและความช่วยเหลือจาก รศ.ดร.ปารเมศ ชูติมา อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ซึ่งได้กรุณาให้คำแนะนำและข้อคิดเห็นต่างๆที่เป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่อการทำวิทยานิพนธ์ตลอดระยะเวลาการวิจัย รวมทั้งได้ตรวจสอบและแก้ไขเนื้อหาจนสำเร็จเรียบร้อย และขอขอบพระคุณกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ซึ่งประกอบด้วย รศ.จิรพัฒน์ เงามประเสริฐวงศ์ รศ.ดร.วันชัย และดร.โอฬาร กิตติชิรพรชัย ที่ได้สละเวลาอันมีค่าเพื่อเป็นเพื่อกรรมการสอบวิทยานิพนธ์จนทำให้วิทยานิพนธ์มีความสมบูรณ์ในที่สุด

ขอกราบขอบพระคุณคณาจารย์ประจำภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ที่ประสาทความรู้จนผู้วิจัยสามารถดำเนินงานวิจัยจนเรียบร้อยสมบูรณ์

สุดท้ายนี้ ผู้วิจัยใคร่ขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่อโกมล โกมาสถิตย์ คุณแม่เลิศลักษณ์ โกมาสถิตย์ ที่ให้กำลังใจตลอดมา ตลอดจนพี่ๆ น้องๆทุกคนที่เกี่ยวข้องในความสำเร็จของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ฌ
สารบัญรูป.....	ญ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์งานวิจัย.....	2
1.3 ขอบเขตการวิจัย.....	2
1.4 ขั้นตอนการทำงานวิจัย.....	3
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	4
บทที่ 2 ทฤษฎีและหลักการที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1 แนวคิดทฤษฎีการพยากรณ์.....	5
2.2 โครงสร้างอุตสาหกรรมไฟฟ้าของประเทศไทย.....	8
2.3 เหตุการณ์สำคัญที่ส่งผลกระทบต่อการบริโภคพลังงานของประเทศไทย.....	11
2.4 การจัดการความต้องการใช้ไฟฟ้าด้านอุปสงค์.....	13
2.5 การวัดความผิดพลาดของการพยากรณ์.....	14
2.6 ทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	15
บทที่ 3 แบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ใช้ในปัจจุบัน.....	17
3.1 แบบจำลองการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้า.....	17
3.2 แบบจำลองการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของ มพส.....	23
3.3 ค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าในอดีต.....	29
บทที่ 4 หลักการของโครงข่ายประสาทเทียม.....	31
4.1 บทนำ.....	31
4.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม.....	33
4.3 โครงข่ายประสาทเทียมแพร่กลับแบบสองชั้นซ่อน.....	37
4.4 การปรับค่าโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม.....	43

	หน้า
บทที่ 5 การดำเนินการวิจัย	47
5.1 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย	47
5.2 โปรแกรมและการออกแบบ	50
บทที่ 6 ผลการทดลอง	56
6.1 การเก็บรวบรวมและเตรียมข้อมูล	56
6.2 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับพลังงานไฟฟ้า	58
6.3 การวิเคราะห์สมมติฐาน	63
6.4 การวิเคราะห์โครงข่ายที่เหมาะสม	66
6.5 การวิเคราะห์ความใช้ได้	72
6.6 การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า	73
6.7 การพยากรณ์พลังงานตามสถานการณ์ทางเศรษฐกิจ	74
บทที่ 7 สรุปผลงานวิจัยและข้อเสนอแนะ	77
5.1 สรุปผลการวิจัย	77
5.2 ข้อเสนอแนะ	77
5.3 ประเด็นศึกษาและพัฒนาในอนาคต	77
รายการอ้างอิง	79
ภาคผนวก	81
ภาคผนวก ก	82
ภาคผนวก ข	89
ภาคผนวก ค	92
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์	93

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 3.1	วิธีการพยากรณ์โหลดประเภทอื่นๆของ กฟน. และ กฟภ.....22
ตารางที่ 3.2	ตัวแปร GRP รายธุรกิจที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์ความถดถอยของ กฟน.....22
ตารางที่ 3.3	ตัวแปรที่ใช้สำหรับการพยากรณ์ด้วยเศรษฐมิติของ มพส.....28
ตารางที่ 3.4	สัดส่วนวิธีการพยากรณ์ของ มพส. ที่ใช้สำหรับแผน PDP2010 rev.2.....29
ตารางที่ 4.1	เปรียบเทียบระหว่างเซลล์ประสาทกับโครงข่ายประสาทเทียม.....32
ตารางที่ 4.2	ฟังก์ชันกระตุ้น (Activate function) ของโครงข่ายประสาทเทียม.....36
ตารางที่ 5.1	ค่าพยากรณ์อัตราขยายตัวทางเศรษฐกิจสำหรับวิเคราะห์สถานะการณ์.....50
ตารางที่ 6.1	สหสัมพันธ์ของเขต กฟน. แยกรายลูกค้า.....59
ตารางที่ 6.2	สหสัมพันธ์ของเขต กฟภ. แยกรายลูกค้า.....59
ตารางที่ 6.3	สหสัมพันธ์ของเขต กฟผ. แยกรายลูกค้า.....60
ตารางที่ 6.4	สหสัมพันธ์ของการบริโภคพลังงานทั่วประเทศ.....60
ตารางที่ 6.5	ผลการพยากรณ์ผลผลิตมวลรวมในประเทศของ สศช.....63
ตารางที่ 6.6	ผล MSE ของโครงข่ายที่นำเสนอ 18 แบบจำลอง.....69
ตารางที่ 6.7	ค่าพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของ 3 แบบจำลอง.....71
ตารางที่ 6.8	การทดสอบความใช้ได้ของทั้ง 3 แบบจำลอง.....72
ตารางที่ 6.9	เปรียบเทียบค่าพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า.....73
ตารางที่ 6.10	เปรียบเทียบค่าพยากรณ์ของแต่ละเหตุการณ์เศรษฐกิจ.....75
ตารางที่ 7.1	เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมกับวิธี มพส.....77

สารบัญรูป

	หน้า
รูปที่ 1.1 ข้อมูลพลังงานไฟฟ้าที่ศึกษา.....	3
รูปที่ 1.2 สหสัมพันธ์ระหว่างจำนวนลูกค้ากับความต้องการพลังงานไฟฟ้า.....	3
รูปที่ 2.1 โครงสร้างอุตสาหกรรมไฟฟ้าของประเทศไทย.....	8
รูปที่ 2.2 การวิเคราะห์เหตุการณ์สำคัญที่ส่งผลต่อการใช้พลังงานของประเทศไทย.....	11
รูปที่ 2.3 แนวคิดในการลดการใช้ไฟฟ้าแบบ Peak clipping.....	13
รูปที่ 2.4 แนวคิดในการลดการใช้ไฟฟ้าแบบ Strategic Conservation.....	13
รูปที่ 3.1 โครงสร้างการพยากรณ์โหลดที่อยู่อาศัย.....	18
รูปที่ 3.2 โครงสร้างการพยากรณ์โหลดธุรกิจ.....	20
รูปที่ 3.3 โครงสร้างการพยากรณ์โหลดอุตสาหกรรม.....	21
รูปที่ 3.4 โครงสร้างภาพรวมการพยากรณ์ของ มพส.....	23
รูปที่ 3.5 โครงสร้างการพยากรณ์ End-Use โหลดที่อยู่อาศัยของ มพส.....	24
รูปที่ 3.6 โครงสร้างการพยากรณ์ End-Use โหลดธุรกิจขนาดใหญ่ของ มพส.....	25
รูปที่ 3.7 โครงสร้างการพยากรณ์ End-Use โหลดเฉพาะอย่างของ มพส.....	26
รูปที่ 3.8 โครงสร้างการพยากรณ์ End-Use โหลดอุตสาหกรรมขนาดใหญ่ของ มพส.....	27
รูปที่ 3.9 ค่าความผิดพลาด MAPE สำหรับการพยากรณ์ใน PDP2002.....	29
รูปที่ 3.10 ค่าความผิดพลาด MAPE สำหรับการพยากรณ์ใน PDP2007.....	30
รูปที่ 3.11 ค่าความผิดพลาด MAPE สำหรับการพยากรณ์ใน PDP2010.....	30
รูปที่ 4.1 เซลล์ประสาทชีวภาพ.....	31
รูปที่ 4.2 โครงข่ายประสาทเทียม 1 ชั้น.....	32
รูปที่ 4.3 แผนผังประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม.....	33
รูปที่ 4.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า.....	34
รูปที่ 4.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบซ้ำ.....	34
รูปที่ 4.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแข่งขัน.....	34
รูปที่ 4.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2 ชั้น.....	37
รูปที่ 4.8 ทิศทางการหาคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียม.....	45
รูปที่ 4.9 ลักษณะอัตราความผิดพลาดเมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลฝึกสอน.....	45
รูปที่ 4.10 ลักษณะอัตราความผิดพลาดที่เกิด Peaking Effect.....	46

รูปที่ 5.1	โครงสร้างการไหลของพลังงานในอุตสาหกรรมไฟฟ้าประเทศไทย.....	47
รูปที่ 5.2	กราฟผลตอบแทนของ Log-sigmoid, Tan-sigmoid, Pure-linear.....	49
รูปที่ 5.3	หน้าต่างของ Neural Training Tools.....	51
รูปที่ 5.4	การเจอคำตอบ Local ของโครงข่ายประสาทเทียม.....	52
รูปที่ 5.5	กราฟเปรียบเทียบ MSE ของช่วง Training ,Validation ,Testing.....	52
รูปที่ 5.6	กราฟสถานะของค่า Gradient , Mu , Value fail ขณะฝึกสอน.....	53
รูปที่ 5.7	กราฟวิเคราะห์ความถดถอยของช่วง Training ,Validation , Testing.....	54
รูปที่ 5.8	Flow chart แสดงแนวความคิดของการทดลองอย่างง่าย.....	55
รูปที่ 6.1	การบริโภคพลังงานกับอัตราแลกเปลี่ยนช่วง พ.ศ.2539-2553.....	61
รูปที่ 6.2	การเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนช่วง พ.ศ.2539-2553.....	61
รูปที่ 6.3	อัตราการเติบโตการบริโภคพลังงานไฟฟ้าและค่า Ft.....	61
รูปที่ 6.4	กราฟค่าพยากรณ์ผลผลิตมวลรวมในประเทศ.....	64
รูปที่ 6.5	กราฟค่าพยากรณ์รายได้เฉลี่ยของประชากร.....	65
รูปที่ 6.6	กราฟค่าพยากรณ์ดัชนีอุตสาหกรรม.....	65
รูปที่ 6.7	กราฟค่าพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยว.....	65
รูปที่ 6.8	โครงข่ายประสาทเทียมที่มีนิวรอนในชั้นซ่อนมากเกินไป.....	66
รูปที่ 6.9	โครงข่ายที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนน้อยเกินไป.....	66
รูปที่ 6.10	Error function ที่มีคำตอบ local ที่แตกต่างกัน.....	68
รูปที่ 6.11	แบบจำลอง Candidate model 1.....	70
รูปที่ 6.12	แบบจำลอง Candidate model 2.....	70
รูปที่ 6.13	แบบจำลอง Candidate model 3.....	70
รูปที่ 6.14	กราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ทั้ง 3 แบบจำลอง.....	71
รูปที่ 6.15	กราฟแสดงสหสัมพันธ์ระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์.....	74
รูปที่ 6.16	กราฟแสดงสหสัมพันธ์ระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์.....	74
รูปที่ 6.17	กราฟอัตราเติบโต GDP กับ อัตราเติบโตการใช้พลังงานไฟฟ้า.....	74
รูปที่ 6.18	กราฟเปรียบเทียบผลพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าที่สถานการณ์เศรษฐกิจต่างๆ.....	76

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

พลังงานไฟฟ้าเป็นหนึ่งในปัจจัยที่สำคัญในการดำรงชีวิตและเป็นส่วนหนึ่งของ ปัจจัยการผลิตของประเทศไทย โดยความต้องการพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยเกิดขึ้นจากหลาย ภาคส่วน เช่นภาคอุตสาหกรรม ภาคธุรกิจ ภาคการขนส่ง ภาคการบริการ ภาคการเกษตร รวมถึงบ้านเรือน ของประชาชน เป็นต้น ดังนั้นการพัฒนาหรือจัดหาแหล่งผลิตไฟฟ้าจึงมีความจำเป็นเพื่อให้ เพียงพอ ต่อความต้องการทุกภาคส่วน ซึ่งแผนพัฒนาแหล่งผลิตไฟฟ้าของประเทศไทย หรือ PDP (Power Development Plan) จะเป็นตัวกำหนดแหล่งผลิตไฟฟ้าตามยุทธศาสตร์ของประเทศ โดยแผนพัฒนา แหล่งผลิตไฟฟ้าจะต้องแสดงถึงด้านอุปสงค์ (Demand-side) คือ ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand) และค่าพลังงานไฟฟ้า (Energy Demand) เพื่อที่จะวิเคราะห์ด้านอุปทาน (Supply-side) ที่ จะระบุถึงการเข้า-ออกของโรงไฟฟ้าชนิดต่างๆ โดยขั้นตอนแรกของการทำแผน พัฒนาแหล่งผลิตก็ คือ การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้านั่นเอง

ค่าพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้า (Load Forecast) มีความสำคัญมากในแผนพัฒนา แหล่งผลิตไฟฟ้า [1] เพราะจะทำให้เราทราบถึงปริมาณพลังงานไฟฟ้าที่ต้องจัดเตรียมในอนาคตใน ระยะยาว (15-20 ปี) เพราะระยะเวลาในการก่อสร้างโรงไฟฟ้าและสายส่งจะใช้เวลาการก่อสร้าง หลายปี การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าที่คลาดเคลื่อนมากเกินไปจนเกินความจำเป็น (Over-Forecast) จะ ส่งผลให้เกิดการวางแผนการลงทุนสร้างโรงไฟฟ้ามากเกินไปจนเกินความจำเป็น ซึ่งสุดท้ายการลงทุนที่มาก เกินจะสะท้อนออกมาในรูปของค่าไฟฟ้าฐาน (Base Cost) แต่จะทำให้ระบบไฟฟ้ามีความมั่นคง เพราะมีกำลังผลิตสำรองมาก (Reserve Margin) ส่วนการพยากรณ์ที่น้อยกว่าความต้องการใช้ไฟฟ้า ที่แท้จริง (Under-Forecast) มากๆนั้น เมื่อพลังงานไฟฟ้าไม่เพียงพอที่จะส่งผลให้ไฟฟ้าดับบางส่วน (Partial Black-Out) หรือดับทั้งประเทศ (System Black-Out) ก็เป็นไปได้

การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าของไทยจะมี คณะอนุกรรมการพยากรณ์ความต้องการใช้ ไฟฟ้า (Thailand Load Forecast Sub-committee: TLFS) เป็นผู้พิจารณาและจัดทำค่าพยากรณ์ โดย ในแผนการพัฒนาแหล่งผลิตของประเทศไทยฉบับ 2010 (PDP2010 พ.ศ.2553-2573) จะมีมูลนิธิ พลังงานเพื่อสิ่งแวดล้อม (มฟส.) [2] เป็นที่ปรึกษาและจัดทำค่าพยากรณ์ โดยเทคนิคที่ใช้ในการ วิเคราะห์จะเป็น วิธีเศรษฐมิติ (Econometric) ใช้สัดส่วนในการพยากรณ์ประมาณ 54.16 % วิธี End-

Use model ใช้สัดส่วนประมาณ 45.71% และวิธี Exogenous ใช้สัดส่วนประมาณ 0.13% ซึ่งเทคนิคในการพยากรณ์แต่ละวิธีจะมีองค์ประกอบแตกต่างกัน เช่น สมมติฐานของข้อมูล ความยากและซับซ้อนของแบบจำลอง ระยะเวลาในการเก็บข้อมูล เป็นต้น

1.2 วัตถุประสงค์งานวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ อุปสงค์พลังงานไฟฟ้า (Electrical Energy Consumption) ของประเทศไทยในระยะยาวด้วยวิธี โครงข่ายประสาทเทียมกับวิธีพยากรณ์ที่ใช้ในปัจจุบัน

1.3 ขอบเขตการวิจัย

1. นำโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับถอยหลัง (Back Propagation Neural Network) มาประยุกต์ในการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ เพื่อพยากรณ์อุปสงค์พลังงานไฟฟ้า (Electrical Energy Consumption) ในระยะยาวตั้งแต่ พ.ศ.2555-2573 โดยช่วงทดสอบ (Testing) แบ่งออกเป็น 5 ช่วงเวลาดังนี้

- 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

2. ข้อมูลและสมมติฐานที่ใช้ในการศึกษา จะอ้างอิงจาก หน่วยงานของรัฐและรายงานการพยากรณ์ของคณะพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า เช่น รายงานประจำปีของ กฟผ.(การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย) กฟน.(การไฟฟ้านครหลวง) กฟภ.(การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค) ข้อมูลจาก สนพ.(สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน) สศช.(สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ) สศช.(สำนักงานสถิติแห่งชาติ) กรมอุตุนิยมวิทยา เป็นต้น โดยมีขอบเขตของตัวแปรที่ศึกษา ดังนี้

- ตัวแปรเชิงเศรษฐศาสตร์ (Economic parameter) เช่น ผลผลิตมวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product :GDP) ผลผลิตมวลรวมในจังหวัด (Gross Provincial Product :GPP) ผลผลิตรายอุตสาหกรรม เป็นต้น
- ตัวแปรเชิงดินฟ้าอากาศ (Meteorological parameter) เช่น ปริมาณน้ำฝน อุณหภูมิ เป็นต้น
- ตัวแปรเชิงสังคมศาสตร์ (Sociological parameter) เช่น รายได้ประชากร จำนวนผู้ใช้ไฟฟ้า การถือครองเครื่องใช้ไฟฟ้า เป็นต้น
- ตัวแปรเชิงอุตสาหกรรม (Industrial parameter) เช่น Industrial Index , Plant utilization เป็นต้น

3. ศึกษาเหตุการณ์ ที่เป็นไปได้ (Scenario test) เพื่อดูผลการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าที่เกิดการขยายตัวทางเศรษฐกิจตาม รายงานของสำนักงานคณะกรรมการพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ (สศช.) ดังนี้

- Low Case (Low Economic Growth) คือ การขยายตัวทางเศรษฐกิจต่ำกว่าเป้าหมาย
- Base Case (Target Economic Growth) คือ การขยายตัวทางเศรษฐกิจตามเป้าหมาย
- High Case (High Economic Growth) คือ การขยายตัวทางเศรษฐกิจสูงกว่าเป้าหมาย

4. ในงานวิจัยนี้จะใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ MATLAB 7.1 และ Microsoft Excel2007 เพื่อช่วยในการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทยืดหยุ่นและวิเคราะห์ข้อมูล

1.4 ขั้นตอนการทำงานวิจัย

1. เตรียมข้อมูลในการศึกษา

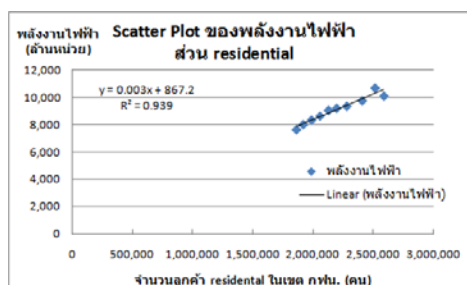
ศึกษาตัวแปรที่สำคัญและรวบรวมข้อมูลพลังงานไฟฟ้าของ MEA consumption, PEA consumption และ EGAT direct customer ดังรูป 1.1



รูป 1.1 ข้อมูลพลังงานไฟฟ้าที่ศึกษา

2. คัดเลือกตัวแปร

ใช้การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ (Correlation Analysis) ดังรูป 1.2 แล้วคัดเลือกตัวแปรที่มีนัยยะสำคัญ ($R^2 > 0.85$) ส่วนตัวแปรที่ไม่มีนัยยะสำคัญจะถูกตัดออกจากแบบจำลอง



รูป 1.2 สหสัมพันธ์ระหว่างจำนวนลูกค้ากับความต้องการพลังงานไฟฟ้า

3. ปรับค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม

สร้างสมการ $Y = f(x)$ ของแบบจำลอง เพื่อนำตัวแปรที่คัดเลือกมาเป็น input ของโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นทดลองปรับค่าพารามิเตอร์ เช่น ฟังก์ชันถ่ายโอน จำนวนนิวรอน อัตราเรียนรู้ เป็นต้น เพื่อหาโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าความผิดพลาด MSE (Mean Square Error) ที่เหมาะสมที่สุด 3 โครงข่าย (Candidate model) เพื่อนำไปวิเคราะห์ความใช้ได้ (Validation test) ต่อไป

4. วิเคราะห์ความใช้ได้ (Validation test) ของแบบจำลองที่คัดเลือก

นำโครงข่ายที่เลือก (Candidate model) มาวิเคราะห์ความใช้ได้ของ 5 ช่วงเวลา จากนั้นเลือกโครงข่ายที่เหมาะสมที่สุดไปใช้ไปพยากรณ์

5. วิเคราะห์เหตุการณ์ทางเศรษฐกิจที่เป็นไปได้ (Scenario test)

ทดลองพยากรณ์ค่าพลังงานไฟฟ้า โดยสมมติฐานค่าพยากรณ์ผลผลิตมวลรวมของประเทศไทย(GDP) โดย สศข.(สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ)

6. เปรียบเทียบผลการพยากรณ์และสรุปผล

เปรียบเทียบค่า MAPE (Mean Absolute Percentage Error) วิธีการพยากรณ์ของ มพส. กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นวิเคราะห์และสรุปผล

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- สามารถประยุกต์วิธีการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ไปใช้เป็นทางเลือกในการพยากรณ์อุปสงค์พลังงานไฟฟ้า (Electrical Energy Consumption) ของประเทศไทยต่อไปในอนาคต
- สามารถจำลองสถานการณ์ (Scenario test) ที่ส่งผลต่อการบริโภคพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยได้ โดยจำลองสถานการณ์จากสมมติฐานอินพุตของแบบจำลอง

บทที่ 2

ทฤษฎีและหลักการที่เกี่ยวข้อง

2.1 แนวคิดทฤษฎีการพยากรณ์

วิธีการในการพยากรณ์ในปัจจุบันมีหลากหลายวิธี โดยจะนำเอาหลักการ เช่น คณิตศาสตร์ สถิติ เศรษฐศาสตร์ สังคมศาสตร์ ปัญญาประดิษฐ์ เป็นต้น มาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ โดยแต่ละวิธี มีความยากง่ายในแบบจำลองและสมการ ความรู้เกี่ยวเนื่องในแบบจำลอง ข้อดีข้อเสีย และความถูกต้องแม่นยำแตกต่างกัน โดยจะขอกกล่าวถึงโดยสังเขปดังนี้

- วิธีการพยากรณ์โดยใช้อนุกรมเวลา (Trend Method)

เป็นวิธีการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในอนาคตจากแนวโน้มของข้อมูลความต้องการไฟฟ้าที่เกิดขึ้นในอดีต โดยการพยากรณ์จะไม่คำนึงถึงปัจจัยที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ เช่น เศรษฐกิจ สังคม และวัฒนธรรม สภาพภูมิอากาศ สิ่งแวดล้อม นโยบายภาครัฐ เทคโนโลยี เป็นต้น

วิธีการพยากรณ์ด้วยอนุกรม เวลาที่มีข้อดีคือเป็นวิธีที่ง่ายและสะดวก แต่ข้อเสียคือไม่คำนึงถึงปัจจัยที่มีความสัมพันธ์และมีผลต่อการใช้ไฟฟ้า แต่อาศัยเพียงแนวโน้มที่เกิดขึ้นในอดีต วิธีการในกลุ่มนี้ เช่น Moving Average , Exponential Smoothing , Holt 's Method , Winter Method เป็นต้น

- วิธีการทางเศรษฐมิติ (Econometric Model) [2]

เป็นการใช้วิธีการทางสถิติร่วมกับทฤษฎีทางเศรษฐศาสตร์เพื่อสร้างแบบจำลองความต้องการไฟฟ้า (Energy Demand) โดยจะอาศัยการวิเคราะห์ความถดถอย (Regression Analysis) ของตัวแปรที่มีนัยสำคัญและเป็นเหตุเป็นผลกัน (Casual relationship) ดังนั้น ความต้องการไฟฟ้าจะถูกจำลองด้วยตัวแปรหรือปัจจัยทางเศรษฐกิจ เช่น รายได้ประชากรต่อหัว จำนวนประชากร อัตราค่าไฟฟ้า แนวโน้มเทคโนโลยีที่เปลี่ยนแปลงไป เป็นต้น โดยมีตัวอย่างของสมการ 2.1 ดังนี้

$$ED = f(Y, P_i, P_j, POP, T) \quad (2.1)$$

โดยที่

ED : ความต้องการใช้ไฟฟ้า

Y : รายได้หรือผลผลิต

Pi : อัตราค่าไฟฟ้า

Pj : ราคาพลังงานทดแทนประเภท j

POP : จำนวนประชากร

T : เทคโนโลยี

* (i = อัตราค่าไฟฟ้าซึ่งแบ่งตามประเภทของโหลด 8 ชนิด , j = ราคาพลังงานทดแทน เช่น แสงอาทิตย์ ลม เป็นต้น)

▪ วิธีการ End-Use [2]

เป็นวิธีการที่ให้ความสำคัญกับการใช้ไฟฟ้าที่ปลายทาง (Bottom up) ให้ความสำคัญกับปัจจัยที่มีผลต่อการใช้พลังงานขั้นสุดท้ายและผู้ใช้พลังงานไฟฟ้าลำดับสุดท้าย วิธี End-Use มีข้อดีคือสามารถจำลอง (Simulation) ปัจจัยในแต่ละตัวในแบบจำลองเพื่อดูผลกระทบที่เกิดขึ้นได้ อีกทั้งยังสามารถปรับแต่งหรือปรับปรุงสมมติฐานที่ใช้ในแบบจำลองได้อย่างอิสระ มีข้อเสียคือต้องเก็บข้อมูลเป็นจำนวนมาก และค่าสถิติที่นำมาใช้ต้องมีความทันสมัย คลอบคลุมและเชื่อถือได้ ขอยกตัวอย่างวิธี End-Use ในส่วนของโหลดประเภทบ้านอยู่อาศัย ดังสมการ 2.2

$$E_i = S_i \times N_i \times P_i \times H_i \quad (2.2)$$

โดยที่

E : ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้า i ; kWh

S : การถือครองอุปกรณ์ไฟฟ้า i ต่อผู้ใช้

N : จำนวนผู้ใช้ไฟฟ้า

P : ค่าพลังไฟฟ้าที่อุปกรณ์ไฟฟ้า i ต้องการ

H : จำนวนชั่วโมงที่ใช้อุปกรณ์ไฟฟ้า i

* (i = ชนิดของอุปกรณ์ไฟฟ้าในครัวเรือนทั้งหมด 16 ชนิด)

- วิธีการพยากรณ์โดยใช้อนุกรมเวลา (Times Series Method) [2]

เป็นการพยากรณ์โดยอาศัยข้อมูลในอดีต (Lagged value) ที่ต่อเนื่องกันทางเวลา (Times series) มาพยากรณ์อนาคต โดยใช้ตัวแปรอิสระที่มีอิทธิพลต่อการใช้ไฟฟ้า (Explanatory variables) โดยมีข้อดีสำหรับการพยากรณ์ด้วยอนุกรมเวลาคือ ไม่ต้องใช้ข้อมูลในการวิเคราะห์หามาก แต่มีข้อเสียคือการขาดเหตุผลในการอธิบายถึงสาเหตุของการใช้ไฟฟ้าที่เปลี่ยนไป และไม่สามารถจับการเปลี่ยนแปลงของการใช้ไฟฟ้า ที่เนื่องมาจากการเปลี่ยนแปลงทางโครงสร้างได้ ตัวอย่างของวิธีอนุกรมเวลา เช่น Box & Jenkins , ARIMA (Auto-Regressive Integrated Moving Average) เป็นต้น

- วิธีการอื่นและวิธีผสม(Hybrid)

วิธีการที่อาศัยการประยุกต์ความรู้ทางคณิตศาสตร์ สถิติ และคอมพิวเตอร์ มาประยุกต์ใช้ร่วมกัน เพื่อสร้างแบบจำลองที่มีความสามารถพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าที่แม่นยำ และค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ขอยกตัวอย่าง เช่น

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) เป็นเทคนิคทางปัญญาประดิษฐ์วิธีหนึ่งที่มีลักษณะการทำงานคล้ายกับการทำงานของสมองของมนุษย์ ซึ่งมีความสามารถเรียนรู้ และนำประสบการณ์ที่ได้เรียนรู้ขึ้นมาหาคำตอบของปัญหา โดยโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการประมาณค่าฟังก์ชันที่ดี (Function Approximation) โดยเรียนรู้จากข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน (Training set) และประเมินผลการประมาณค่าฟังก์ชันจากข้อมูลทดสอบ (Testing set) หรือข้อมูลที่ใช้ประเมิน (Validation set) โดยความสามารถของโครงข่ายขึ้นอยู่กับจำนวนชั้นซ่อน (Hidden layer) จำนวนโหนดในชั้นซ่อน (Number of Hidden Node) ฟังก์ชันกัถ่ายโอน (Transfer function) อินพุทโหนด (Input node) แต่อย่างไรก็ตามการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมมีข้อเสียคือมีลักษณะเหมือนกล่องดำ (Black box) ในการอธิบายเหตุไปผู้ผลของการแก้ปัญหาต่างๆเมื่อโครงข่ายมีความซับซ้อนมากๆ

ตรรกศาสตร์คลุมเครือ (Fuzzy Logic) เป็นวิธีทางคณิตศาสตร์ที่เป็นเครื่องแสดงความคลุมเครือ ความไม่แน่นอนของระบบที่เกี่ยวข้องกับความคิดความรู้สึกของมนุษย์ โดยมีการพิจารณาส่วนประกอบต่างๆ ในความไม่แน่นอนเพื่อกำหนดเงื่อนไขสำหรับการตัดสินใจ โดยอาศัยเซตของความเป็นสมาชิก

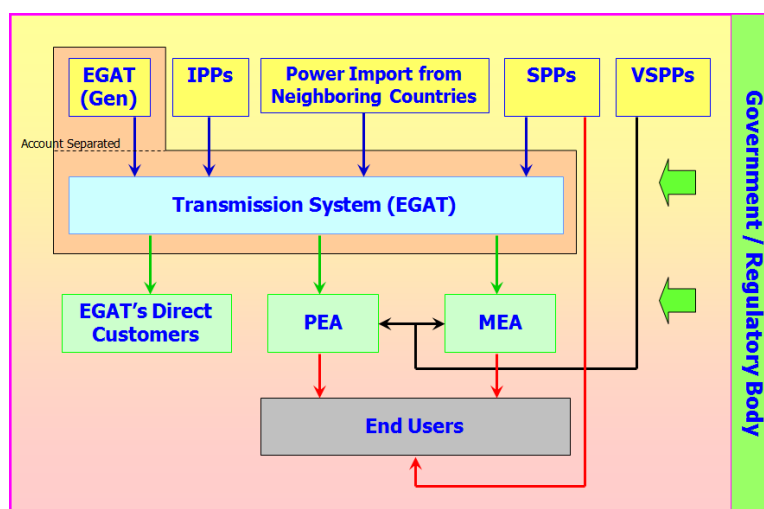
Genetic Algorithm (GA) เป็นวิธีสำหรับค้นหาคำตอบโดยเอาแนวคิดมาจากการคัดเลือกตามธรรมชาติ ของชาล ดาร์วิน นั่นคือสิ่งมีชีวิตที่เหมาะสมที่สุดจึงจะอยู่รอดกระบวนการคัดเลือกได้เปลี่ยนแปลงสิ่งมีชีวิตให้เหมาะสมยิ่งขึ้น เช่นการสืบพันธุ์ การกลายพันธุ์ หรือการแลกเปลี่ยนยีน แล้วปรับปรุงคำตอบแต่ละชุด จนได้ประชากรรุ่นใหม่ ที่มีค่าความเหมาะสม (Fitness) มากขึ้น การวิวัฒนาการนี้จะทำไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งพบคำตอบที่มีค่าความเหมาะสมตามต้องการ

Support Vector Machines เป็นวิธีที่ประยุกต์ใช้แนวความคิดของ Structural risk minimization คือ พยายามที่จะหาสมมติฐาน ที่สามารถพยากรณ์ข้อมูลทดสอบที่ไม่เคยพบเห็นให้เกิดความผิดพลาดต่ำที่สุดโดยลดความผิดพลาดทั่วไปให้ต่ำที่สุดแทนที่จะลดความผิดพลาดของการเรียนรู้ให้ต่ำที่สุดเพียงอย่างเดียว

วิธีผสม (Hybrid) คือ การเอาหลักการของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) เช่น ANN,GA,Fuzzy เป็นต้น มาทำงานร่วมกันเพื่อปรับปรุงความสามารถ ยกตัวอย่างเช่น เอาตรรกศาสตร์คลุมเครือมาใช้ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม (Neuro-Fuzzy)ทำให้สามารถเรียนรู้และสามารถสรุปความจากเหตุไปสู่ผลได้ เป็นต้น

2.2 โครงสร้างอุตสาหกรรมไฟฟ้าของประเทศไทย [3]

โครงสร้าง อุตสาหกรรมไฟฟ้าของประเทศไทย จะเป็นแบบผู้ซื้อรายเดียว (Enhance Single Buyer :ESB) ดังรูป 2.1 กล่าวคือมีผู้ซื้อรายเดียว จากผู้ผลิตที่มีการแข่งขัน ตามการควบคุมของหน่วยงานรัฐ โดยสามารถจำแนกได้ ดังนี้



รูปที่ 2.1 โครงสร้างอุตสาหกรรมไฟฟ้าของประเทศไทย [3]

1. ระบบผลิตไฟฟ้า (Generation system)

- EGAT (Electricity Generating Authority of Thailand) คือ หน่วยงานรัฐวิสาหกิจของประเทศไทยที่ทำหน้าที่ในการจัดหา ผลิต ส่ง และเฝ้ามองพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทย ในปัจจุบันมีกำลังผลิตติดตั้งประมาณ 48% ของกำลังผลิตรวมทั้งหมดของประเทศ
- IPP (Independence Power Producer) คือ ผู้ผลิตไฟฟ้ารายใหญ่ มีกำลังการผลิตประมาณ 350 ~ 1,400 MW โดยจะใช้เชื้อเพลิงเชิงพาณิชย์ (ถ่านหิน , ก๊าซธรรมชาติ , น้ำมัน ยกเว้นนิวเคลียร์)
- SPP (Small Power Producer) คือ ผู้ผลิตไฟฟ้าขนาดเล็ก มีกำลังการผลิตประมาณ 10 ~ 90 MW โดยจะสนับสนุนการใช้พลังงานหมุนเวียนและพลังงานทดแทน เช่น พลังงานแสงอาทิตย์ ลม ชีวมวล ชีวภาพ เป็นต้น
- VSPP (Very Small Power Producer) คือ ผู้ผลิตไฟฟ้ารายเล็กมาก โดยจะมีกำลังการผลิตประมาณต่ำกว่า 10 MW และสนับสนุนการใช้พลังงานหมุนเวียนและพลังงานทดแทนเช่นเดียวกับ SPP
- การซื้อไฟฟ้าต่างประเทศ คือ การซื้อขายพลังงานไฟฟ้ากับประเทศข้างเคียง ในปัจจุบันประกอบด้วย ลาว และ มาเลเซีย

2. ระบบส่งไฟฟ้า (Transmission system)

ระบบไฟฟ้ากำลังของประเทศไทยจะมีการไฟฟ้าฝ่ายผลิต (กฟผ.) เป็นเจ้าของ 100% และเป็นผู้ดูแลระบบส่ง ลงทุนระบบ และเดินเครื่องโรงไฟฟ้าของประเทศ (System operator)

3. ระบบจำหน่ายไฟฟ้า (Distribution system)

- MEA (Metropolitan Electricity Authority) คือ การไฟฟ้าจำหน่ายที่ครอบคลุมเขตกรุงเทพฯ นนทบุรี และสมุทรปราการ
- PEA (Provincial Electricity Authority) คือ การไฟฟ้าจำหน่ายที่ครอบคลุม 74 จังหวัดของประเทศไทยที่นอกเหนือพื้นที่ของ กฟผ. โดยจะมีการผลิตไฟฟ้าเองบางส่วนและบางโครงการที่โอนมาจาก พพ.(กรมอนุรักษ์พลังงานและพัฒนาพลังงานทดแทน)

4. หน่วยงานกำกับ (Regulator)

- กกพ. (คณะกรรมการกำกับและดูแลกิจการพลังงาน) เป็นหน่วยงานภาครัฐที่ดูแลโครงสร้างพลังงานของประเทศ และจะดูแลในเรื่องค่าไฟฟ้าด้วย

- สนพ. (สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน) เป็นหน่วยงานภาครัฐที่ดูแลค่านโยบายพลังงานของประเทศ ซึ่งจะเกี่ยวข้องกับการวางแผนแหล่งผลิตของประเทศไทย
- คณะอนุกรรมการพยากรณ์พลังงาน ไฟฟ้า เป็นหน่วยงานที่ดูแลเรื่องค่าพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยโดยตรง

5. ลูกค้าคนสุดท้าย (End-Use Customer) [4]

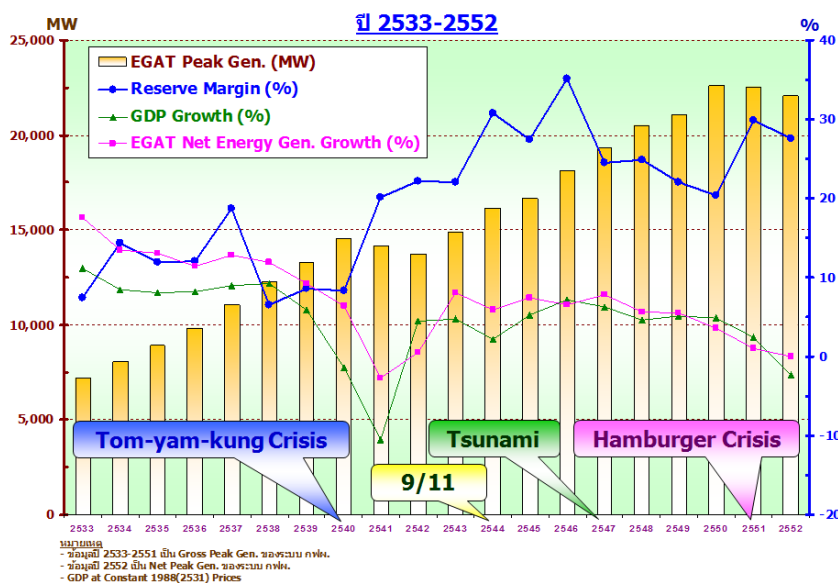
เราสามารถแบ่งกลุ่มผู้ใช้ไฟฟ้าคนสุดท้ายได้ ดังนี้

- บ้านที่อยู่อาศัย (Residential) คือ การใช้งานของบ้านเรือนที่อยู่อาศัย วัด สำนักงาน และสถานประกอบศาสนกิจของทุกศาสนา
- กิจการขนาดเล็ก (Small General Service) คือ การใช้ไฟฟ้าเพื่อประกอบธุรกิจอุตสาหกรรม รัฐวิสาหกิจ ราชการ โดยมีความต้องการพลังงานไฟฟ้าเฉลี่ย 15 นาที ต่ำกว่า 30 กิโลวัตต์
- กิจการขนาดกลาง (Medium General Service) คือ การใช้ไฟฟ้าเพื่อประกอบธุรกิจอุตสาหกรรม รัฐวิสาหกิจ ราชการ โดยมีความต้องการพลังงานไฟฟ้าเฉลี่ย 15 นาที ตั้งแต่ 30 กิโลวัตต์ แต่ต่ำกว่า 1,000 กิโลวัตต์ และใช้พลังงานไฟฟ้าเฉลี่ย 3 เดือนไม่เกิน 250,000 หน่วยต่อเดือน
- กิจการขนาดใหญ่และไฟสำรอง (Large General Service & Standby) คือ การใช้ไฟฟ้าเพื่อประกอบธุรกิจ อุตสาหกรรม รัฐวิสาหกิจ ราชการ โดยมีความต้องการพลังงานไฟฟ้าเฉลี่ย 15 นาที ตั้งแต่ 1,000 กิโลวัตต์ขึ้นไป หรือใช้พลังงานไฟฟ้าเฉลี่ย 3 เดือนเกิน 250,000 หน่วยต่อเดือน
- ธุรกิจเฉพาะอย่าง (Specific Business) คือ การใช้ไฟฟ้าเพื่อประกอบกิจการ โรงแรม และกิจการให้เช่าพักอาศัย โดยมีความต้องการพลังงานไฟฟ้าเฉลี่ย 15 นาที ตั้งแต่ 30 กิโลวัตต์ขึ้นไป
- ส่วนราชการและองค์กรไม่แสวงหากำไร (Government office & Non-profit organization) คือ การใช้ไฟฟ้าของหน่วยงานราชการ สำนักงาน หรือหน่วยงานใดของรัฐและองค์กรที่ให้บริการโดยไม่คิดค่าตอบแทน แต่ไม่รวมถึงหน่วยงานของรัฐวิสาหกิจ สถานทูต สถานท่องเที่ยวระหว่างประเทศ ใช้พลังงานไฟฟ้าเฉลี่ย 3 เดือนไม่เกิน 250,000 หน่วยต่อเดือน
- สูบน้ำเพื่อการเกษตร (Agricultural) คือ การใช้ไฟฟ้ากับเครื่องสูบน้ำเพื่อการเกษตรของหน่วยงานราชการ สหกรณ์เพื่อการเกษตร กลุ่มเกษตรกร

- ไฟฟ้าชั่วคราว (Temporary) คือ การใช้ไฟฟ้าเพื่อการก่อสร้างหรือประกอบพิธีการเป็นการชั่วคราว

2.3 เหตุการณ์สำคัญที่ส่งผลต่อการบริโภคพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย [3]

1. เหตุการณ์สำคัญ



รูปที่ 2.2 การวิเคราะห์เหตุการณ์สำคัญที่ส่งผลต่อการใช้พลังงานของประเทศไทย

สามารถสรุปเหตุการณ์สำคัญที่เกิดขึ้นภายในและนอกประเทศไทยที่ส่งผลต่อการใช้พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทยได้ตามรูป 2.2 ดังนี้

- วิกฤตการณ์ต้มยำกุ้ง (Tom-yam-kung crisis) เกิดขึ้นช่วงพ.ศ.2541-2542 เป็นวิกฤตการณ์ค่าเงินบาทของประเทศไทย รัฐบาลยุคนั้นได้ปล่อยลอยตัวค่าเงินบาท ทำให้ธุรกิจของประเทศไทยพังทลายลงมา ทำให้มีการลดผลิตและบริการจำนวนมาก
- 9/11 เป็นเหตุการณ์ก่อการร้ายที่กลุ่มอัลกออิดะได้จี้เครื่องบินพาณิชย์แล้วพุ่งชนตึก world trade และตึกสำคัญหลายๆแห่ง ซึ่งเหตุการณ์ครั้งนี้ส่งผลกระทบต่อประเทศไทยเล็กน้อยในเชิงเศรษฐกิจ

- ซึนามิ (Tsunami) ได้เกิดซึนามิขึ้นที่ภาคใต้ของประเทศไทย ทำให้เกิดความสูญเสียของชีวิตและทรัพย์สินจำนวนมาก ซึ่งหลังเหตุการณ์ดังกล่าวต้องมีการฟื้นฟูสภาพสังคมให้กลับมามีการใช้พลังงานของภาคใต้ได้ลดลงเป็นช่วงระยะเวลาหนึ่ง
- วิกฤติการณ์แฮมเบอร์เกอร์ (Hamburger crisis) เกิดขึ้นช่วง พ.ศ. 2551-2552 เป็นสถานการณ์เศรษฐกิจของสหรัฐอเมริกา ทำให้การบริโภคของประเทศสหรัฐลดลง ซึ่งส่งผลให้บางธุรกิจในประเทศไทยผลิตสินค้าส่งออกลดลง
- น้ำท่วม เกิดขึ้นช่วง ปี พ.ศ.2554 ซึ่งมีพายุเข้ามาในประเทศไทยมากกว่าที่ได้ประเมินไว้ ทำให้ภาคเหนือ ภาคกลาง และกรุงเทพฯ และปริมณฑลบางส่วนได้รับผลกระทบ โรงงานในเขตภาคกลางจำนวนมากได้รับความเสียหาย ทำให้โหลดอุตสาหกรรมและโหลดบ้านเรือนได้ลดลงจำนวนมาก

2. คุณลักษณะแนวโน้มของอนุกรมเวลา (Time-series variation) [5]

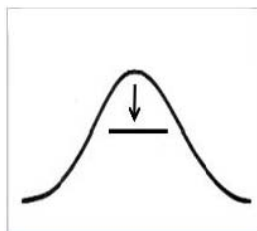
เมื่อสามารถวิเคราะห์ข้อมูลพลังงานไฟฟ้า แบบอนุกรมเวลาดังรูป 2.2 จะสามารถพบเจอลักษณะดังนี้

- การเกิดแนวโน้ม (Trend) หมายถึง การที่อนุกรมเวลามีลักษณะที่เป็นแนวโน้มขึ้น (upward trend) หรือแนวโน้มลง (downward trend) โดยแนวโน้มลักษณะนี้มักเกี่ยวข้องกับเปลี่ยนแปลงของเศรษฐกิจ จำนวนประชากร การเปลี่ยนแปลงเทคโนโลยี เป็นต้น
- อิทธิพลของฤดูกาล (Seasonal variation) คือ รูปแบบของอนุกรมเวลาที่เกิดเป็นรูปแบบซ้ำ (pattern) ตามปัจจัยบางอย่าง เช่น ฤดูกาล เวลาทำงาน สภาพภูมิอากาศ เป็นต้น
- การเกิดวัฏจักร (Cyclic variation) คือ การเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาที่เกิดเป็นวัฏจักรของบางปัจจัยโดยอาจจะเกิดในช่วงเวลา 1-5 ปี เช่น วัฏจักรเศรษฐกิจ (Economic cycle) ซึ่งประกอบด้วยช่วงฟื้นตัว (Recovery) ช่วงรุ่งเรือง (Prosperity) ช่วงถดถอย (Recession) ช่วงตกต่ำ (Depression) เป็นต้น
- การแปรผันตามเหตุการณ์ผิดปกติ (Irregular variation) หมายถึง การเกิดเหตุการณ์ที่กระทบต่ออนุกรมเวลาอย่างมาก โดยอาจเกิดจากวิกฤติเศรษฐกิจ ภัยธรรมชาติ เช่น การเกิดวิกฤติต้มยำกุ้ง พ.ศ.2541-2542 การเกิดวิกฤติแฮมเบอร์เกอร์ พ.ศ. 2551-2552 การเกิดน้ำท่วมใหญ่ปี พ.ศ.2554 เป็นต้น

2.4 การจัดการความต้องการใช้ไฟฟ้าด้านอุปสงค์ (Demand Side Management :DSM) [6][21]

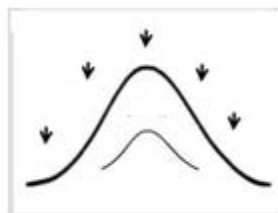
การส่งเสริมการใช้พลังงานอย่างคุ้มค่า นอกเหนือจากการจัดการด้านแหล่งผลิตอย่างเดียว (Supply Side Management: DSM) โดยทั่วไปแบ่งออกเป็น การจัดการพลังงาน (Energy Management) และการอนุรักษ์พลังงาน (Energy Conservation) พิจารณาได้เป็น 4 นโยบายดังนี้

- นโยบายแบบ Peak clipping คือ การพยายามลดยอดความต้องการไฟฟ้าสูงสุดลง เช่น การมี Self-generation ที่ผลิตไฟฟ้าเองเพื่อลดยอดการใช้ไฟฟ้า (Peak demand) ในช่วงเวลาที่ระบบมีค่าความต้องการไฟฟ้าสูง (System peak)



รูปที่ 2.3 แนวคิดในการลดการใช้ไฟฟ้าแบบ Peak clipping

- นโยบายแบบ Valley filling คือ การเพิ่มความต้องการช่วง Off-peak ให้มากขึ้น เช่น ใช้เทคโนโลยีกักเก็บพลังงาน โดยใช้พลังงานไฟฟ้าช่วงที่ราคาถูกนำไปสูบน้ำไปเก็บไว้เพื่อนำมาใช้ตอน On-peak หรือการผลิตความเย็นสำหรับอุตสาหกรรมหรือห้างสรรพสินค้าในช่วง Off-peak ซึ่งมีราคาถูกกว่า
- นโยบายแบบ Load shifting คือ การย้ายความต้องการช่วง on-peak มาที่ off-peak เช่น หรือ การใช้นโยบายราคา TOU (Time of Use) หรือ TOD (Time of Day) สำหรับการจัดการโหลดระหว่าง Day load , Holiday load , Weekend load เป็นต้น
- นโยบายแบบ Strategic Conservation คือ การส่งเสริมการอนุรักษ์พลังงานและการส่งเสริมการใช้อุปกรณ์ไฟฟ้าประสิทธิภาพสูง (High Electrical Efficiency) เช่น ฉลากเบอร์ 5 ประหยัดไฟ เป็นต้น



รูปที่ 2.4 แนวคิดในการลดการใช้ไฟฟ้าแบบ Strategic Conservation

2.5 การวัดความผิดพลาดของการพยากรณ์ [7]

การวัดความผิดพลาดของค่าพยากรณ์มีหลายวิธีแต่จะขอยกตัวอย่างดังนี้

- MSE (Mean Square Error) คือ การวัดค่าความผิดพลาดเฉลี่ยโดยลงโทษ (Penalty) ค่าความผิดพลาดที่มีค่ามาก อีกทั้งรวมผลทั้งการพยากรณ์เกินจริง (Over forecast) และ ค่าพยากรณ์ที่ต่ำกว่าความเป็นจริง (Under forecast)

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n} = \frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n} \quad (2.3)$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t

\hat{Y}_t คือ ค่าพยากรณ์ของอนุกรม ณ เวลา t

e_t คือ ค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์ ณ เวลา t

n คือ ค่าจำนวนข้อมูลในช่วงที่สนใจ

- MAPE (Mean Absolute Percentage Error) คือ การวัดความผิดพลาดเป็นเปอร์เซ็นต์ซึ่งจะสามารถวิเคราะห์ความหมายได้ง่าย อีกทั้งรวมผลพยากรณ์ทั้งเกินจริงและต่ำกว่าค่าจริง

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n |e_t / Y_t|}{n} \times 100 \quad (2.4)$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t

\hat{Y}_t คือ ค่าพยากรณ์ของอนุกรม ณ เวลา t

e_t คือ ค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์ ณ เวลา t

n คือ ค่าจำนวนข้อมูลในช่วงที่สนใจ

2.6 ทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยจำนวนมากในหลายปีที่ผ่านมาได้พัฒนานำวิธีการพยากรณ์ในหลากหลายสาขาในการพยากรณ์ เพื่อวิธีการพยากรณ์ที่สะท้อนความเป็นจริง (Realization) และมีความผิดพลาดที่น้อย เราสามารถวิเคราะห์วิธีการพยากรณ์ที่ใช้จริงในแต่ละประเทศในรายงาน มพส . [2] พบว่า ประเทศอังกฤษใช้วิธี MARKAL energy model (MARKet Allocation dynamic optimization model) เป็นแบบจำลองที่ใช้ศึกษากระบวนการพลังงานโดยวิธี Bottom-up ซึ่งพัฒนาโดยองค์กรพลังงานระหว่างประเทศ (International Energy Agency: IEA) ประเทศเกาหลีใต้จะใช้วิธี End-Use เป็นหลักโดยมีการพิจารณาการจัดการพลังงานในด้านความต้องการของผู้ใช้ (Demand-Side Management: DSM) ในแบบจำลองการพยากรณ์ด้วย ประเทศญี่ปุ่นจะใช้วิธี End-Use ผสมกับวิธีเศรษฐมิติ (Econometric model) ประเทศจีนใช้วิธี End-Use ประเทศแคนาดาใช้วิธี End-Use ผสมกับวิธีเศรษฐมิติ

เมธี ทรกุลพันธ์ 2546 [8] ได้นำ MLP (Multilayer Perceptron) มาใช้พยากรณ์พลังงานไฟฟ้าระยะสั้นราย 1 ชั่วโมงและราย 24 ชั่วโมง ณ สถานีไฟฟ้าย่อยทั้งหมด 3 แห่ง คือ ภูเก็ต อุบลราชธานีเขตเมือง อุบลราชธานีเขตชนบท โดยมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย 1.94% , 2.41% และ 2.8% สำหรับสถานีไฟฟ้าแรงสูงภูเก็ต อุบลราชธานีเขตเมือง อุบลราชธานีเขตชนบท ตามลำดับ

จตุพร ธรรมเจริญ 2550 [9] ศึกษาข่ายงานประสาทเทียมแบบการเรียนรู้ย้อนกลับ (Back Propagation Neural Networks: BPNN) ในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดระยะยาวของ กฟน. โดยใช้ข้อมูล คือ ข้อมูลค่าพลังงานไฟฟ้า จำนวนผู้ใช้ไฟฟ้า และค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมในพื้นที่ พบว่ามี MAPE ที่ช่วงทดสอบเท่ากับ 0.13% ซึ่งน้อยกว่าวิธีของคณะกรรมการพยากรณ์ไฟฟ้า(ฉบับ พ.ศ.2547-2559)ซึ่งได้เท่ากับ 1.45%

AlRashidi and EL-Naggar (2010) [10] ได้ทำการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของประเทศคูเวต (พ.ศ.2535 - 2548) โดยใช้ Particle Swarm Optimization (PSO) โดยทำการเปรียบเทียบกับวิธีทางสถิติ LES (Least Error Square) ทั้งสมการแบบเชิงเส้นและสมการ Quadratic พบว่าวิธี PSO มีค่าความผิดพลาดที่น้อยกว่าโดย PSO แบบเชิงเส้นได้ 1.469% แบบ LES เชิงเส้นได้ 1.475% และ PSO แบบ quadratic ได้ 1.334% แบบ LES quadratic ได้ 1.443%

Chen T. (2011) [11] ได้ทำการพยากรณ์ความต้องการ การพลังงานไฟฟ้ารายปีของประเทศไต้หวัน (ค.ศ. 1945-2008)โดยใช้ Fuzzy-Neural Back Propagation Network (FNBP) พบว่าวิธีนี้มีความผิดพลาดเพียง 0.03% ซึ่งดีกว่าวิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) วิธี Exponential smoothing และวิธี ARIMA

Akdemir et al. (2011) [12] ได้นำ Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS) มา

ประยุกต์พยากรณ์พลังงานไฟฟ้าและความต้องการไฟฟ้าสูงสุด จากผลการศึกษาพบว่าความสำเร็จของ ANFIS สูงถึง 99.17%

Yophy et al. [13] ได้นำโปรแกรม LEAP มาใช้ออกแบบการพยากรณ์พลังงานของประเทศไต้หวัน ซึ่ง LEAP จะเป็นแบบจำลองที่สนใจตัวแปรเชิงสังคมศาสตร์ เศรษฐศาสตร์ เชิงสิ่งแวดล้อม ประสิทธิภาพการประหยัดพลังงาน อีกทั้งการจัดการการใช้พลังงานไฟฟ้า (Demand Side Management :DSM) อีกด้วย

Qader M.R (2010) [14] ได้นำหลักการของมอนเตคาร์โล (Monte Carlo) มาประยุกต์พยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของประเทศบาร์เรนปี 2000- 2004 พบว่าสามารถพยากรณ์แบบหลายเหตุการณ์ได้ดี (Multi-Scenario)

Santana et al. (2009) [15] ได้นำระบบสนับสนุนการตัดสินใจ (Decision support system) มาใช้กับการพยากรณ์ โดยได้สร้างระบบที่สามารถพยากรณ์ด้วยวิธีที่ หลากหลาย คือ การวิเคราะห์ความถดถอยของอนุกรมเวลา (Time series regression analysis) โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network) และการวิเคราะห์เวฟเลต (Wavelet forecast)

บทที่ 3

แบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ใช้ในปัจจุบัน

3.1 แบบจำลองการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้า [3]

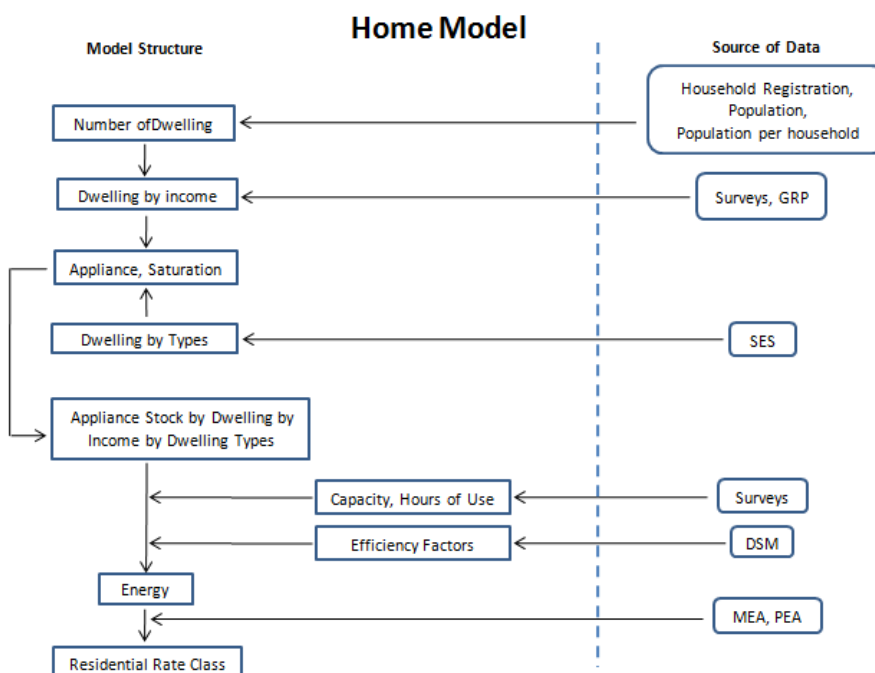
การจัดทำค่าพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้า ในหน่วยงานไฟฟ้า นั้นมีความสำคัญมาก โดยทั่วไปสามารถแบ่งด้วยระยะเวลาในการพยากรณ์ล่วงหน้าได้ 3 ประเภท คือ

- การพยากรณ์ระยะสั้น (Short-Term Load Forecast) จะเป็นการพยากรณ์ล่วงหน้าระยะเวลาประมาณ 1 ชั่วโมงล่วงหน้าจนถึง 1 สัปดาห์ ซึ่งใช้ประโยชน์ในการบริหารการทำงานของโรงไฟฟ้า (Unit Commitment) หรือการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของโรงไฟฟ้า (Economic Dispatch)
- การพยากรณ์ระยะปานกลาง (Medium-Term Load Forecast) จะเป็นการพยากรณ์ล่วงหน้าระยะเวลาประมาณ 1 สัปดาห์ล่วงหน้าจนถึง 3 ปี ซึ่งใช้ประโยชน์ในการบริหารเชื้อเพลิงการผลิต (Fuel Management) หรือการวางแผนการซ่อมบำรุง (Maintenance Planning)
- การพยากรณ์ระยะยาว (Long-Term Load Forecast) จะเป็นการพยากรณ์ล่วงหน้าระยะเวลาประมาณ 3 ปีขึ้นไป ซึ่งใช้ประโยชน์ในการวางแผนระบบในอนาคต (Capacity Expansion Planning) การวางแผนการลงทุน (Financial Projection Planning) เป็นต้น

สำหรับแบบจำลองของการไฟฟ้า กฟน. และ กฟภ. จะแบ่งพิจารณาโหลดทางไฟฟ้า (Electrical Load) เป็น 3 กลุ่มใหญ่ คือ โหลดบ้านที่อยู่อาศัย (Residential Load) โหลดธุรกิจ (Commercial Load) และ โหลดอุตสาหกรรม (Industrial) หลักการที่สำคัญสามารถสรุปได้ ดังนี้

1. โหลดที่อยู่อาศัย (Residential Load)

การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของบ้านอยู่อาศัยจะใช้ หลักพิจารณาการถือครองเครื่องใช้ไฟฟ้า (Appliance) ซึ่งนำไปสู่การบริโภคไฟฟ้าที่แตกต่างกันตามประเภทของที่อยู่อาศัย (Dwelling types) ระดับรายได้ (Income classes) ระดับของมิเตอร์ขายไฟฟ้า (Meter type) และพื้นที่ (Geographical regions) จากหลักการดังกล่าวจะเรียกว่า Home Model ซึ่งใช้ในการพยากรณ์ทั้งระยะปานกลางและระยะยาว โดยมีโครงสร้างการพยากรณ์ดังรูป 3.1



รูปที่ 3.1 โครงสร้างการพยากรณ์โหลดที่อยู่อาศัย

แบบจำลองโหลดที่อยู่อาศัย (Home Model) สามารถจำแนกออกเป็น 3 ส่วน คือ

1.1 ลูกค้า (Customer) เป็นข้อมูลเกี่ยวกับผู้ใช้ไฟฟ้า โดยมีการจัดประเภทของที่อยู่อาศัยและรายได้เพื่อระบุว่าผู้ใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกันในแต่ละประเภทที่อยู่อาศัยและรายได้ มีการถือครองเครื่องใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกัน โดยมีตัวแปรที่น่าสนใจดังนี้

- จำนวนที่อยู่อาศัย (Number of Dwellings) คำนวณจากประชากร (Population) หารด้วยขนาดของครัวเรือน (Household size) โดยที่ค่าพยากรณ์ประชากร (Population) ในประเทศไทย ได้มาจากสำนักงานพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ (สศช.) ส่วนค่าขนาดครอบครัวของประเทศไทย (Household Size) จะใช้วิธีพยากรณ์ด้วยแนวโน้มข้อมูลที่สำรวจในอดีต (Time trend)
- ที่อยู่อาศัยจำแนกตามรายได้ (Dwelling by Income) เป็นการแบ่งกลุ่มที่อยู่อาศัยตามระดับของรายได้ โดยเริ่มจากการพยากรณ์รายได้ของครัวเรือนตามภูมิภาค โดยเราจะอาศัย GRP (Gross Region Product) รายภาคเพื่อจำแนกความมีฐานะของประชากรในแต่ละภูมิภาค แล้วจึงนำค่าพยากรณ์รายได้ของครัวเรือนที่ได้มาแบ่งกลุ่มตามระดับของเงินเดือนต่อไป
- Dwelling by Type เป็นการจัดประเภทที่อยู่อาศัยเป็น บ้านเดี่ยว (Detached house), ห้องแถว (Row house) ทาวน์โฮม (Townhouse) และคอนโดมิเนียม (Condominium)

1.2 เครื่องใช้ไฟฟ้า (Appliance) เป็นรายละเอียดเกี่ยวกับเครื่องใช้ไฟฟ้า ซึ่งได้มาจากการสำรวจการใช้ไฟฟ้า โดยมีตัวแปรที่สนใจดังนี้

- ขนาดการบริโภคพลังงานไฟฟ้า (Capacity) คือ การระบุว่าเครื่องใช้ไฟฟ้าแต่ละชนิดมีขนาดกำลังไฟฟ้าเฉลี่ยเท่าไร (วัตต์)
- ชั่วโมงการใช้งานต่อปี (Usage) ระบุการใช้เครื่องใช้ไฟฟ้าในแต่ละชนิดว่ามีการใช้งานกี่ชั่วโมงต่อปี

1.3 ประสิทธิภาพทางไฟฟ้า (Electrical Efficiency) เป็นการกำหนดประสิทธิภาพของเครื่องใช้ไฟฟ้า เพื่อติดตามการปรับปรุงประสิทธิภาพ (Efficiency Improvement) โดยมีสูตรการคำนวณดังนี้

$$efficiency\ improvement = 1 - \frac{C}{N_t} * e \quad (3.1)$$

โดยที่ C คือ Replace & New Appliance

N_t คือ Stock of Appliance at Year t

e คือ Efficiency Rate

จากข้อมูลที่ได้จากทั้งสามส่วนจะสามารถพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าได้จากสมการข้างล่าง

$$\sum E_{ijkt} = S_{ijkt} * Capacity_{ijkt} * U_{ijkt} * Eff_{it} \quad (3.2)$$

โดยที่ E คือ ความต้องการพลังงานไฟฟ้า (Energy demand)

S คือ จำนวนถือครองเครื่องใช้ไฟฟ้า

$Capacity$ คือ ขนาดของเครื่องใช้ไฟฟ้า

U คือ ชั่วโมงการใช้งานเฉลี่ยต่อปี

i คือ ชนิดของเครื่องใช้ไฟฟ้า

j คือ ระดับของรายได้

k คือ ชนิดของที่อยู่อาศัย

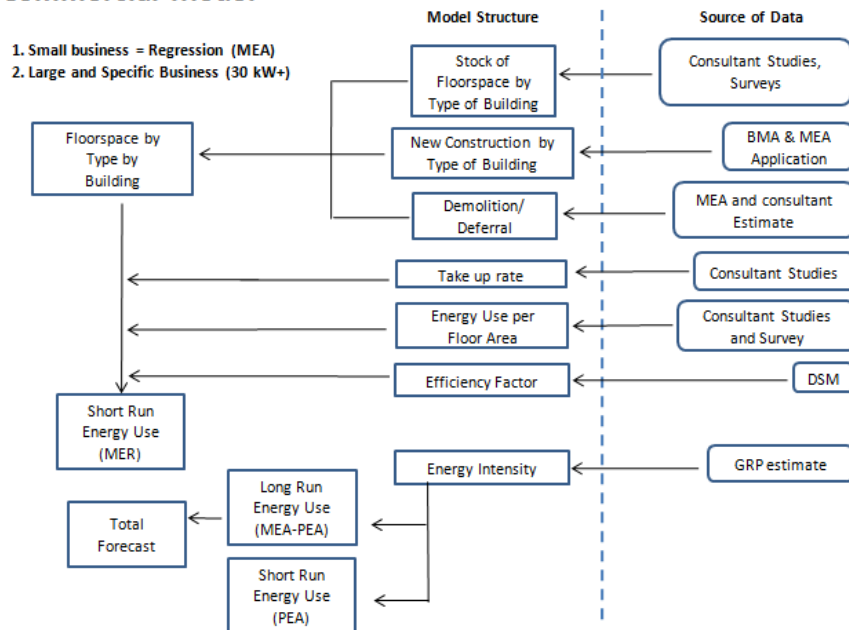
t คือ ปีที่พยากรณ์

2. โหลดธุรกิจ (Commercial Load)

การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโหลดประเภทธุรกิจ จะพิจารณาเฉพาะผู้ใช้ไฟฟ้าที่มีความต้องการตั้งแต่ 30 กิโลวัตต์ขึ้นไป วิธีการพยากรณ์ที่ใช้ในปัจจุบันจัดเป็น 2 ส่วน คือ

- การพยากรณ์ระยะสั้น 1-3ปี ใช้หลักการ End-Use คือเป็นการสร้างแบบจำลองที่คำนึงถึงการใช้พลังงานต่อพื้นที่ใช้สอยของอาคาร โดยมีขั้นตอนดังนี้
 - รวบรวมข้อมูลการขออนุญาตการก่อสร้างอาคาร อัตราการรีดถอนหรือพังทลาย และการเข้าใช้พื้นที่ดังกล่าว จากข้อมูลส่วนนี้เองจะทำให้สามารถคาดคะเนจำนวนอาคารที่มีอยู่ปัจจุบัน (Existing) เพื่อพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าได้
 - ทำการสำรวจการใช้ไฟฟ้าต่อพื้นที่ใช้สอย
 - พิจารณาประสิทธิภาพการประหยัดพลังงานของอาคารและแนวโน้มในอนาคต
- การพยากรณ์ระยะยาว (3-15 ปี) ใช้หลัก Energy Intensity โดยการคำนวณ Intensity จาก Electricity Consumption per Unit of GRP จำแนกสาขาธุรกิจ แล้วทำการพยากรณ์ค่า Energy Intensity ของแต่ละสาขาด้วยวิธี Time trend ดังนั้น เมื่อได้ค่าพยากรณ์ GRP จำแนกตามสาขาธุรกิจ จะสามารถหาค่าพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของแต่ละสาขาธุรกิจได้ โดยการคูณ ค่าพยากรณ์ Intensity กับค่าพยากรณ์ GRP โหลดธุรกิจจะมีโครงสร้าง การพยากรณ์ดังรูป 3.2

Commercial Model

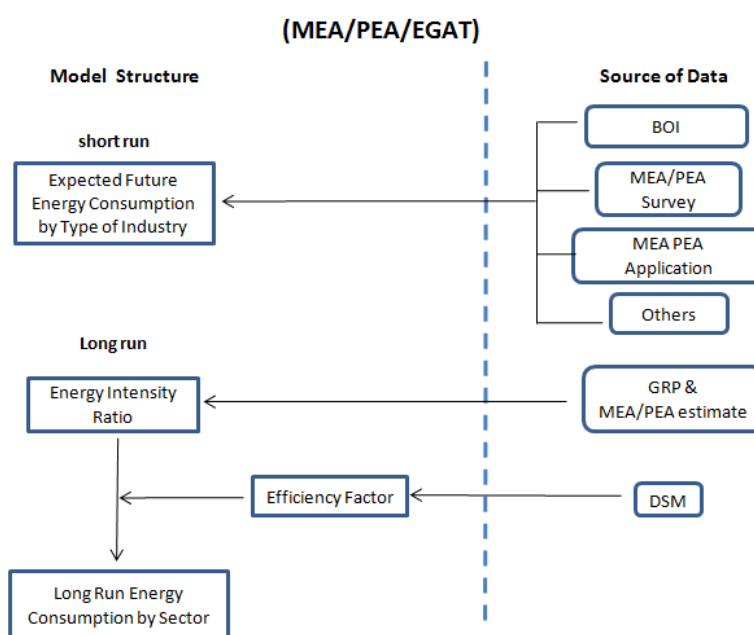


รูปที่ 3.2 โครงสร้างการพยากรณ์โหลดธุรกิจ

3. โหลดอุตสาหกรรม (Industrial Load)

พยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าภาคอุตสาหกรรมที่มีความต้องการพลังงานไฟฟ้าตั้งแต่ 30 กิโลวัตต์ แบ่งการพยากรณ์ออกเป็น 2 ช่วง คือ ระยะสั้นและระยะยาว

- การพยากรณ์ระยะสั้นพิจารณาจากข้อมูลที่มีอยู่ ได้แก่ ข้อมูลการยื่นขอใช้ไฟฟ้ารายใหญ่ ข้อมูลการขอรับการส่งเสริมการลงทุน BOI และข้อมูลการสุ่มสอบถามผู้ใช้ไฟฟ้ารายใหญ่ ถึงแผนการขยายการผลิต



รูปที่ 3.3 โครงสร้างการพยากรณ์โหลดอุตสาหกรรม

- การพยากรณ์ระยะยาว (3-15 ปี) ใช้หลักการ Electricity Intensity เช่นเดียวกับการพยากรณ์ระยะยาวภาคธุรกิจ แต่ใช้ค่า GRP จำแนกตามสาขาอุตสาหกรรมแทนสาขาธุรกิจ

4. โหลดประเภทอื่นๆ

ได้แก่ กิจกรรมขนาดเล็ก กิจกรรมเฉพาะอย่าง ส่วนราชการและองค์กรที่ไม่แสวงกำไร ไฟฟ้าสาธารณะ ไฟชั่วคราว และสูบน้ำการเกษตร วิธีการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้ามีความแตกต่างกันระหว่าง กฟน. และ กฟภ. ดังตาราง 3.1

ตารางที่ 3.1 วิธีการพยากรณ์โหลดประเภทอื่นๆของ กฟน. และ กฟภ.

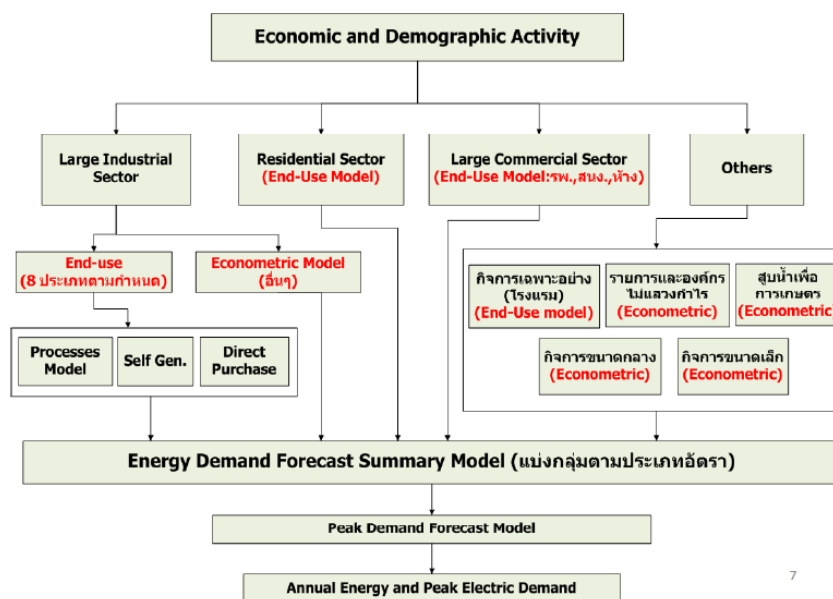
ประเภท	กฟน.	กฟภ.
กิจการขนาดเล็ก	Regression	Time Trend
กิจการเฉพาะอย่าง	Regression	Intensity
ส่วนราชการ	Regression	Intensity
ไฟฟ้าสาธารณะ	Regression	Time Trend
ไฟฟ้าชั่วคราว	Regression	Intensity
สูบน้ำเพื่อการเกษตร	-	Time Trend

หลักการ Regression ที่ กฟน. ใช้ จะใช้ความสัมพันธ์ระหว่างการใช้ไฟฟ้ากับ GRP สาขาบริการที่สอดคล้องกับการใช้ไฟฟ้า ยกเว้น ไฟฟ้าสาธารณะที่ขึ้นกับจำนวนประชากร

ตารางที่ 3.2 ตัวแปร GRP รายธุรกิจที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์ความถดถอยของ กฟน.

ประเภท	สาขา GRP
กิจการขนาดเล็ก	ธุรกิจ (Business)
กิจการเฉพาะอย่าง	โรงแรม (Hotel)
ส่วนราชการ	ราชการ (Government)
สูบน้ำเพื่อการเกษตร	เกษตรกรรม (Agriculture)

3.2 แบบจำลองการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของ มพส. [2]



รูปที่ 3.4 โครงสร้างภาพรวมการพยากรณ์ของ มพส.[2]

1.แบบจำลอง End-Use ของ มพส.

1.1 แบบจำลองการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าในภาคที่อยู่อาศัย (Residential sector)

ก. แนวทาง

- ใช้วิธี End-Use แนวทาง Bottom-up
- แยกตามเขต/พื้นที่ ประเภทบ้าน ขนาดผู้ใช้ไฟฟ้า กลุ่มรายได้

ข. แบบจำลองพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าในครัวเรือนจะแยกเขต กฟน.

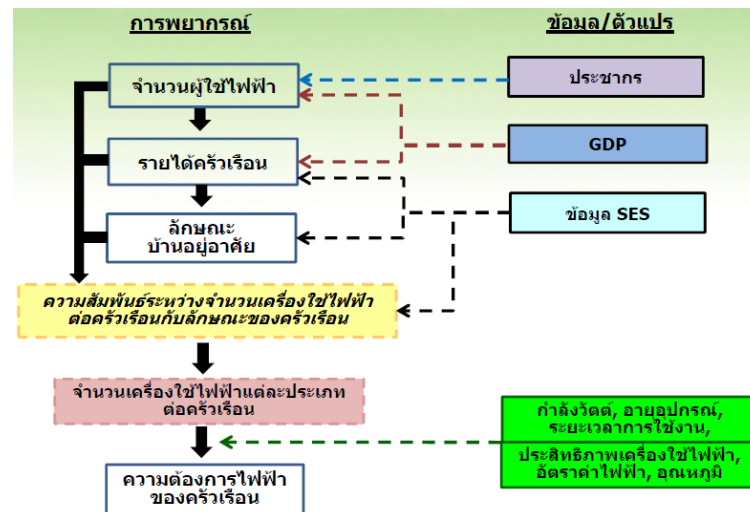
และ กฟภ. และแบ่งขนาดบ้านอยู่อาศัย ดังนี้

- บ้านอยู่อาศัยขนาดเล็ก ใช้ไฟฟ้า < 150 หน่วย/เดือน
- บ้านอยู่อาศัยขนาดใหญ่ ใช้ไฟฟ้า \geq 150 หน่วย/เดือน ขึ้นไป

ค. ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

- รายงานการสำรวจสถานะเศรษฐกิจและสังคมของครัวเรือนปี 2550 เรื่อง การถือครองอุปกรณ์/เครื่องใช้ไฟฟ้าตามลักษณะครัวเรือน (สสช.)
- การใช้ไฟฟ้าในภาคที่อยู่อาศัย (กฟน. และ กฟภ.)
- มาตรฐานประสิทธิภาพการใช้พลังงานของอุปกรณ์และเครื่องใช้ไฟฟ้า (พพ.)

- ปัจจัยทางเศรษฐกิจมหภาค ได้แก่ GDP จำนวนประชากร CPI อุณหภูมิ ค่าไฟฟ้า



รูปที่ 3.5 แผนผังโครงสร้างการพยากรณ์ End-Use โหลดที่อยู่อาศัยของ มพส. [2]

1.2 แบบจำลองการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าในภาคธุรกิจขนาดใหญ่ (Large Commercial Sector)

พยากรณ์ด้วยวิธี End-Use ในระดับ Floor Space

ก.การแบ่งกลุ่มการพยากรณ์

- ห้างสรรพสินค้า
- โรงพยาบาล
- อาคารขนาดใหญ่อื่นๆ

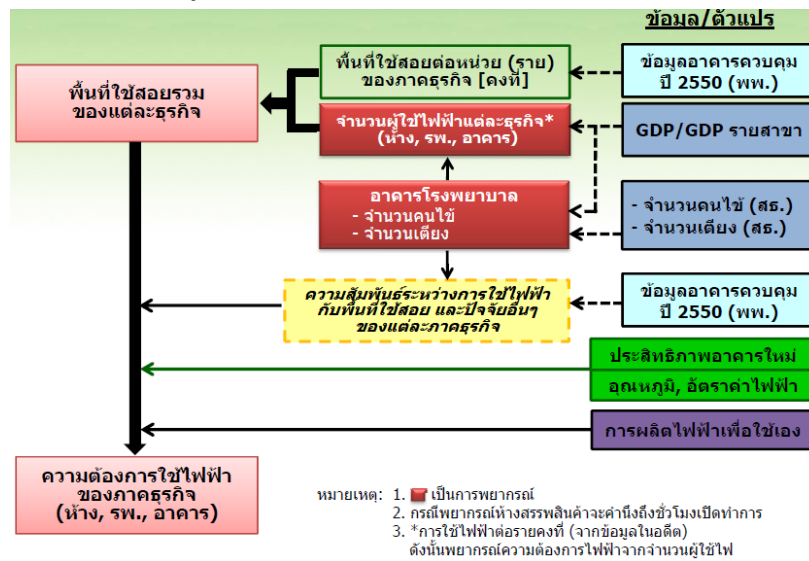
ข.สมมติฐานการพยากรณ์

- พื้นที่ใช้สอยต่อห้างสรรพสินค้า /โรงพยาบาล /อาคารแต่ละประเภทมีค่าคงที่
- การใช้ไฟฟ้าต่อห้างสรรพสินค้า /โรงพยาบาล/อาคารมีค่าคงที่ (ศึกษาจากการใช้ไฟฟ้าในอดีต)

ค.ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

- การใช้ไฟฟ้าในธุรกิจขนาดใหญ่ ห้างสรรพสินค้า /โรงพยาบาล /อาคารขนาดใหญ่(กฟน./กฟภ.)
- ห้างสรรพสินค้า: จำนวนห้างสรรพสินค้า(กรมการค้าภายใน/BOT)

- โรงพยาบาล: ข้อมูลทั่วไปเกี่ยวกับโรงพยาบาล(กระทรวงสาธารณสุข)
- ข้อมูลอาคารควบคุม(พพ.)
- ข้อมูลประสิทธิภาพจากการใช้ไฟฟ้าของอาคาร(พพ.)
- ข้อมูลการผลิตไฟฟ้าเพื่อใช้เอง/ซื้อตรงจากผู้ผลิตไฟฟ้าเอกชน(อบก. และ สกพ.)
- ข้อมูลปัจจัยเศรษฐกิจมหภาค



รูปที่ 3.6 โครงสร้างการพยากรณ์ End-Use โหลดธุรกิจขนาดใหญ่ของ มพส. [2]

1.3 แบบจำลองการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าในธุรกิจเฉพาะอย่าง (Specific Business Sector)

พยากรณ์ด้วยวิธี End-Use ในระดับ Floor Space

ก.การแบ่งกลุ่มการพยากรณ์

- โรงแรมขนาดใหญ่

ข.สมมติฐานการพยากรณ์

สำหรับเกสต์เฮ้าและอาคารชุด:

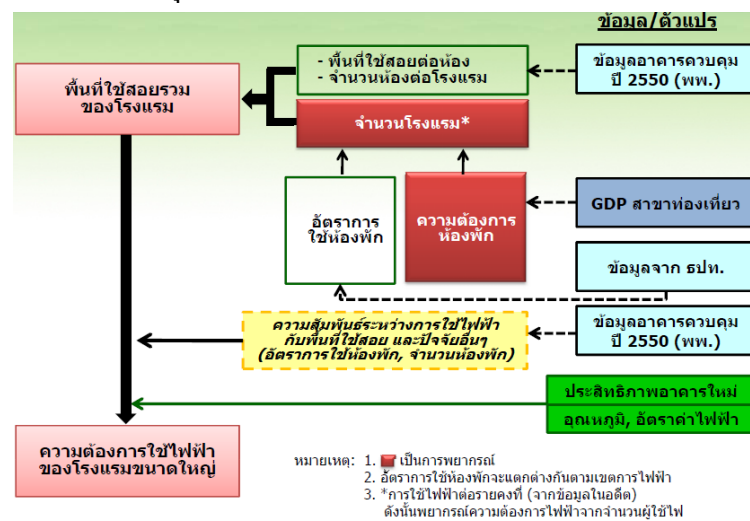
- การใช้ไฟฟ้าต่อรายเท่ากับค่าเฉลี่ยในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา

สำหรับโรงแรมขนาดใหญ่:

- ความต้องการห้องพักเปลี่ยนแปลงตามมูลค่าเพิ่มสาขาท่องเที่ยว
- จำนวนห้องพักต่อโรงแรมคงที่
- พื้นที่ใช้สอยต่อห้องพักคงที่

ค. ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

- ข้อมูลอาคารควบคุมและการใช้ไฟฟ้าต่อห้องพัก (พพ.)
- ข้อมูลเกี่ยวกับโรงแรมและการท่องเที่ยวและอัตราการใช้ห้องพัก (สศช./รพท.)
- ข้อมูลปัจจัยเศรษฐกิจมหภาค
- ข้อมูลประสิทธิภาพการใช้ไฟฟ้าของอาคาร (ข้อมูลเดียวกันกับอาคารของภาคธุรกิจ)



รูปที่ 3.7 โครงสร้างการพยากรณ์ End-Use โหลดเฉพาะอย่างของ มพส. [2]

1.4 แบบจำลองการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าอุตสาหกรรมขนาดใหญ่ (Large Industrial sector)

พยากรณ์ด้วยวิธี End-Use ในระดับ Process/กิจกรรมที่ใช้ไฟฟ้า

ก. การแบ่งกลุ่มในการพยากรณ์

- สิ่งทอ
- เหล็ก
- อุปกรณ์/ชิ้นส่วนอิเล็กทรอนิกส์
- น้ำแข็ง
- ซีเมนต์
- อาหารแช่แข็ง
- ภาชนะพลาสติก
- พลาสติกอื่นๆ

2. สรุปตัวแปรการพยากรณ์ด้วย Econometric ดังตาราง 3.3

ตารางที่ 3.3 ตัวแปรที่ใช้สำหรับการพยากรณ์ด้วยเศรษฐกิจของ มพส. [2]

ประเภทอัตราค่าไฟฟ้า	กฟน.	กฟภ.
1.4.1 กิจการขนาดเล็ก	$\frac{C_J}{N_J} =$ ค่าเฉลี่ยในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา $N_J = f\left(\text{POP}_J, \frac{\text{GDP}_J}{\text{POP}_J}\right)$	$\frac{C_J}{N_J} =$ ค่าเฉลี่ยในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา $N_J = f\left(\text{POP}_J, \frac{\text{GDP}_J}{\text{POP}_J}\right)$
1.4.2 กิจการขนาดกลาง		
(1) ธุรกิจและอื่น ๆ	$N_J = f(\text{POP}_J)$ $\frac{C_X}{N_X} = f(\text{GDP}_J, \text{GDP}_{J\text{Manuf}}, \text{Trend})$	$\frac{C_J}{N_J} =$ ค่าเฉลี่ยในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา $N_J = f\left(\text{POP}_J, \frac{\text{GDP}_{J\text{other}}}{\text{POP}_J}\right)$
(2) อุตสาหกรรม	$N_J =$ ค่าเฉลี่ยในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา $\frac{C_J}{N_J} = f(\text{GDP}_{J\text{Manuf}}, \text{Trend})$	$\frac{C_J}{N_J} =$ ค่าเฉลี่ยในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา $N_J = f\left(\text{POP}_J, \frac{\text{GDP}_{J\text{Manuf}}}{\text{POP}_J}\right)$
(3) เกษตรและเหมืองแร่	-	$\frac{C_J}{N_J} =$ ค่าเฉลี่ยในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา $N_J = f(\text{GDP}_J)$
1.4.3 กิจการขนาดใหญ่อื่น ๆ		
(1) อุตสาหกรรมอื่น ๆ	$\frac{C_J}{N_J} =$ ค่าเฉลี่ยในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา $N_J = f(\text{GDP}_{J\text{Manuf}})$	$\frac{C_J}{N_J} =$ ค่าเฉลี่ยในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา $N_J = f(\text{GDP}_J)$
(2) อื่น ๆ (เกษตรและเหมืองแร่/Stand by/อื่น)	-	$\frac{C_J}{N_J} =$ ค่าเฉลี่ยในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา $N_J = f(\text{GDP}_J)$
1.4.4 ส่วนราชการ/องค์กรไม่แสวงหากำไร	$\frac{C_J}{N_J} = f(\text{Trend})$ $N_J = f(\text{POP}_J)$	$\frac{C_J}{N_J} =$ ค่าเฉลี่ยในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา $N_J = f(\text{POP}_J)$
1.4.5 สูบน้ำเพื่อการเกษตร.	-	$\frac{C_J}{N_J} =$ ค่าเฉลี่ยในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา $N_J = f(\text{POP}_J)$
1.4.6 ไฟฟ้าชั่วคราว	-	$\frac{C_J}{N_J} =$ ค่าเฉลี่ยในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา $N_J =$ ค่าเฉลี่ยในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา
1.4.7 ไฟฟ้าสาธารณะ	$C_J = f(\text{CHH}_J)$	$C_J = f(\text{CHH}_J)$

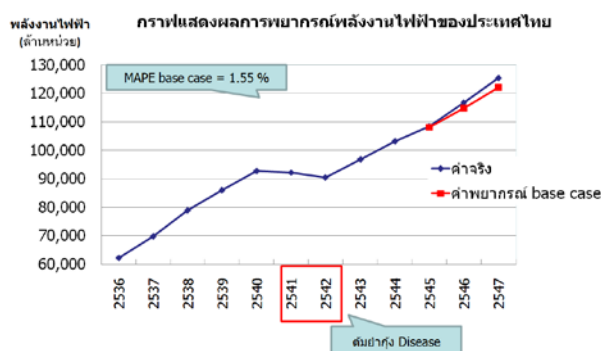
สามารถสรุปวิธีการพยากรณ์และสัดส่วนค่าพยากรณ์ได้ดังนี้

ตารางที่ 3.4 สัดส่วนวิธีการพยากรณ์ของ มพส.[2] ที่ใช้สำหรับแผน PDP2010 rev.2 [1]

ประเภทอัตราค่าไฟฟ้า	วิธีการพยากรณ์	สัดส่วนค่าพยากรณ์
บ้านอยู่อาศัย	End-Use	21.06%
กิจการขนาดเล็ก	Econometric	9.96%
กิจการขนาดกลาง	Econometric	17.06%
กิจการขนาดใหญ่		43.79%
กิจการขนาดใหญ่: อุตสาหกรรม อุตสาหกรรม 8 ประเภท (สิ่งทอ, เหล็ก, กระดาษพลาสติก, พลาสติกอื่นๆ, อุปกรณ์ ชิ้นส่วนอิเล็กทรอนิกส์, อาหารแช่แข็ง, ซีเมนต์, น้ำตาล)	End-Use	16.20%
อุตสาหกรรมอื่นๆ	Econometric	20.29%
กิจการขนาดใหญ่: ธุรกิจ ห้างสรรพสินค้า	End-Use	6.46%
โรงพยาบาล	End-Use	2.35%
อาคารอื่นๆ	End-Use	0.66%
ระบบขนส่งมวลชน	Exogenous	3.32%
กิจการขนาดใหญ่ : อื่นๆ (เกษตร, เหมืองแร่, Standby และอื่นๆ)	Econometric	0.13%
กิจการเฉพาะอย่าง โรงแรม	End-Use	3.04%
ห้องชุดและเคสดีเฮาส์	Econometric	2.12%
ส่วนราชการและองค์กรไม่แสวงหากำไร	Econometric	0.92%
การสนทนาเพื่อการเกษตร	Econometric	3.18%
ไฟชั่วคราว	Econometric	0.20%
ไฟสาธารณะ	Econometric	0.49%
รวม		1.22%
	สัดส่วนการพยากรณ์ด้วยวิธี End-Use	100.00%
	สัดส่วนการพยากรณ์ด้วยวิธี Econometric+Exogenous	45.71%

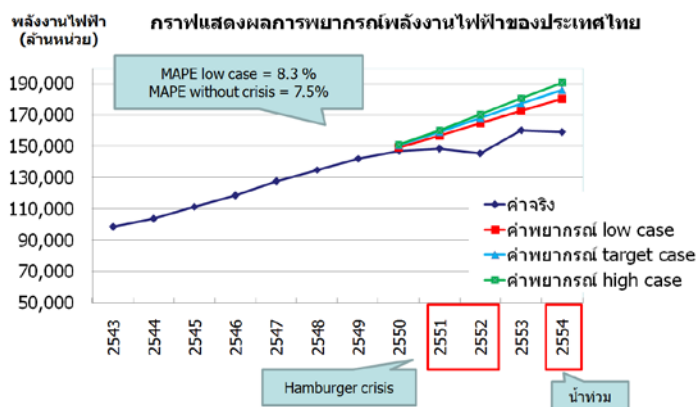
3.3 ค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าในอดีต

- PDP2002 (พ.ศ.2545 -2559) ได้พยากรณ์พลังงานไฟฟ้าหลังวิกฤติเศรษฐกิจต้มยำกุ้ง พ .ศ. 2541-2542 พบว่ามีความผิดพลาด MAPE ประมาณ 1.55% ในปี พ.ศ. 2545-2547 ส่วนในปี พ.ศ.2548-2559 ไม่สามารถวัดผลได้ ดังรูป 3.9 เพราะมีการเปลี่ยนจุดการเก็บค่าพลังงานไฟฟ้าจาก Gross Generation มาเป็น Net Generation



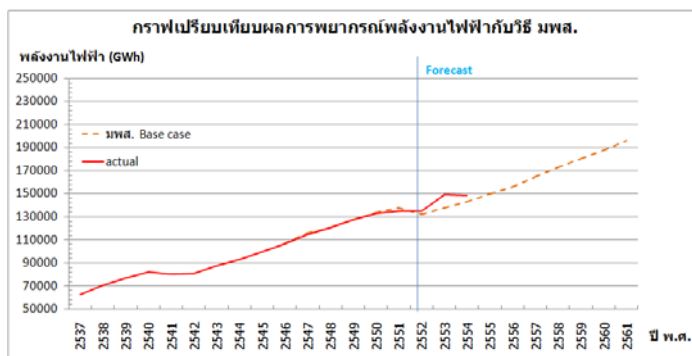
รูปที่ 3.9 ค่าความผิดพลาด MAPE สำหรับการพยากรณ์ใน PDP2002 [1]

- PDP2007 (พ.ศ.2550-2564) ในแผนพัฒนาแหล่งผลิตฉบับนี้ได้เผชิญกับวิกฤติเศรษฐกิจแฮมเบอร์เกอร์ (Hamburger Crisis) ใน พ.ศ. 2551-2552 ทำให้ความต้องการพลังงานได้มีอัตราเติบโตที่ไม่สูงอย่างที่คาดการณ์ดังรูป 3.10



รูปที่ 3.10 ค่าความผิดพลาด MAPE สำหรับการพยากรณ์ใน PDP2007 [1]

- PDP2010 (พ.ศ.2553-2567) ในแผนพัฒนาแหล่งผลิตฉบับนี้ได้มี มพส.(มูลนิธิพลังงานเพื่อสิ่งแวดล้อม)เป็นที่ปรึกษาโดยที่ค่าพยากรณ์ยังไม่สามารถวัดผลความแม่นยำได้ เนื่องจากมีเหตุการณ์น้ำท่วมครั้งใหญ่ในปี พ.ศ. 2554 ในช่วงท้ายปี ทำให้มีค่าความผิดพลาด MAPE ประมาณ 7.5% ดังรูป 3.11



รูปที่ 3.11 ค่าความผิดพลาด MAPE สำหรับการพยากรณ์ใน PDP2010 [1]

- PDP2010 Rev.3 (พ.ศ.2555-2573) เป็นแผนพัฒนาแหล่งผลิตฉบับที่กำลังจะเผยแพร่ในอนาคต ซึ่งในฉบับนี้ได้มีการทบทวนสมมติฐานเกี่ยวกับพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของ PDP2010 เนื่องจากผลของน้ำท่วม พ.ศ.2554 และการทำลายสถิติพลังงานไฟฟ้าในเดือนเมษายน พ.ศ.2555

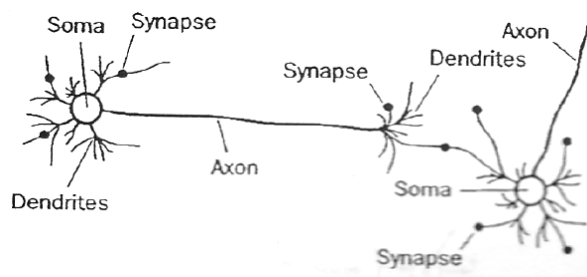
บทที่ 4

หลักการของโครงข่ายประสาทเทียม

4.1 บทนำ

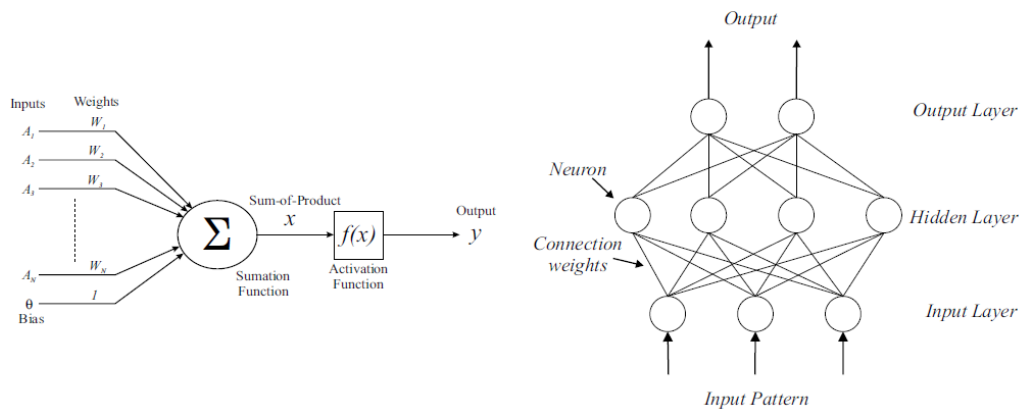
1. เซลล์ประสาทกับโครงข่ายประสาทเทียม [16]

- เซลล์ประสาท (Biological Neural Network) เป็นโครงข่ายประสาทของสมองที่ประกอบด้วยเซลล์ประสาทหรือ นิวรอน (Neurons) ประมาณ 10^9 เซลล์ มีส่วนสำคัญคือใยประสาท (Nerve fiber หรือ Dendrites) ตัวเซลล์ (Cell body หรือ Soma) และแกนประสาทนำออก (Axon) ในแต่ละโครงข่ายประสาทจะเชื่อมต่อกันโดยจุดประสานประสาท (Synapse) ซึ่งสามารถเปลี่ยนค่าความต้านทานได้ตามสัญญาณที่ส่งระหว่างกันของเซลล์ประสาท การส่งสัญญาณระหว่างเซลล์ประสาททำได้โดยการถ่ายสารประกอบไอออนิกและโพแทสเซียม



รูป 4.1 เซลล์ประสาทชีวภาพ

- โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เป็นการจำลองการทำงานโครงข่ายประสาทของมนุษย์ (Biological Neurons) โดยมีโหนดอินพุตเป็นตัวรับข้อมูล แล้วส่งต่อข้อมูลไปที่นิวรอน (Neuron) โดยผ่านค่าน้ำหนัก (Weight) ซึ่งนิวรอนจะมีการประมวลผลกับฟังก์ชันกระตุ้น (Activate Function) แบบขนานกับอินพุตโหนดตัวอื่นด้วย หลังจากนั้นจะส่งข้อมูลไปยังโหนดถัดไป โครงข่ายประสาทสามารถเรียนรู้ได้จากข้อมูลฝึกสอน (Training Data) โดยผ่านกระบวนการเรียนรู้ (Learning process) โดยความรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะเก็บไว้ที่ค่าน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias)



รูป 4.2 โครงข่ายประสาทเทียม 1 ชั้น [17]

สามารถเปรียบเทียบเซลล์ประสาทและโครงข่ายประสาทเทียมได้ดังนี้

ตาราง 4.1 เปรียบเทียบระหว่างเซลล์ประสาทกับโครงข่ายประสาทเทียม

ลำดับ	เซลล์ประสาท	โครงข่ายประสาทเทียม
1	ตัวเซลล์ (Cell body)	นิวรอน (Neuron)
2	เดนไดรต์ (Dendrites)	ตัวแปรอินพุต (Input)
3	แอกซอน (Axon)	ตัวแปรเอาต์พุต (Output)
4	ไซแนปส์ (Synapse)	ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight)

2. วิวัฒนาการของโครงข่ายประสาทเทียม [18]

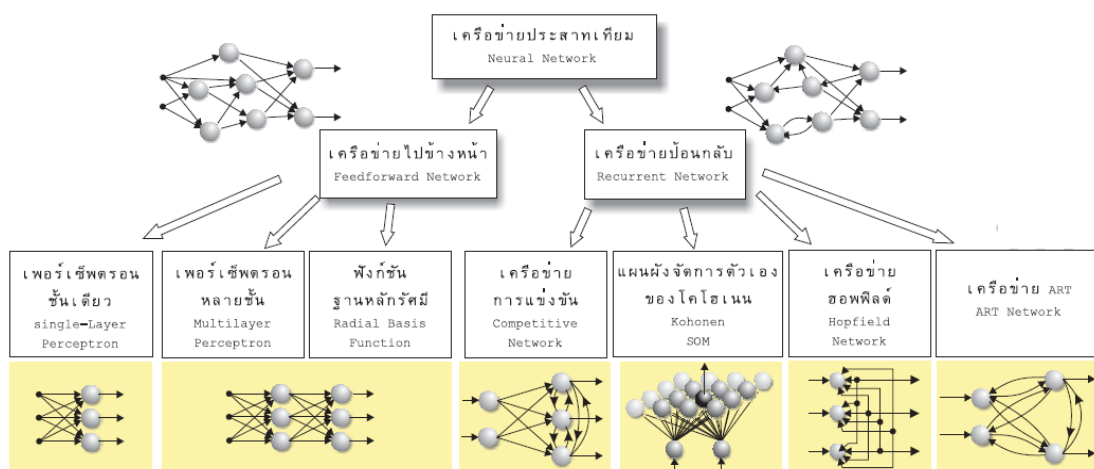
- McCulloch W. S. และ Pitts W. (1943) ได้นำเสนอแบบจำลองนิวรอนแบบ “McCulloch-Pitts neuron” ซึ่งเป็นรากฐานในการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียม
- Hebb D.(1949) นำเสนอกระบวนการเรียนรู้ (Learning process) และการปรับค่าน้ำหนักของระบบประสาท
- Rosenblatt F. (1958) เป็นผู้นำเสนอโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซพตรอน (Perceptron)
- Widrow B. และ Hoff M.(1960) นำเสนอโครงข่ายประสาทเทียมแบบ ADALINE (ADaptive LINear Element) ซึ่งทำการฝึกฝนโดยอัลกอริทึมกำลังสองน้อยที่สุดหรือ LMS

(Least-mean-square) และขยายผลเป็น MADALINEs (Many ADALINEs) ซึ่งนำไปใช้ในการควบคุมแบบปรับตัวได้ (Adaptive control) และการจดจำรูปแบบ (Pattern recognition)

- Werbos P. (1974) เป็นผู้เริ่มต้นแนวคิดโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back-propagation network) ซึ่งนำไปประยุกต์ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-layer feed forward network)
- Hopfield J. (1982) เป็นผู้ที่นำเสนอโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนกลับ (Recurrent network)
- Kohonen T. (1982) นำเสนอโครงข่ายประสาทเทียมแบบการจัดการตัวเอง (Self-organizing feature map) ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่มีผู้ฝึกสอน (Unsupervised learning) รวมถึงนำเสนอการเรียนรู้แบบแข่งขัน (Competitive learning) ซึ่งใช้ประยุกต์ในการจับกลุ่ม (clustering)
- Carpenter G. และ Grossberg S. (1987) ได้พัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมแบบจัดการตัวเองจากโครงข่ายทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัว (Adaptive Resonance Theory)
- Broomhead D. และ Lowe D. (1988) ได้นำเสนอโครงข่ายแบบ RBF (Radial Basis Function)

4.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม [16]

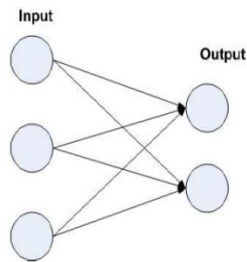
โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมมีหลากหลาย โดยส่วนประกอบของโครงข่ายประสาทเทียมจะแตกต่างกันขึ้นกับสถาปัตยกรรมโครงข่าย (Network Architecture) การปรับค่าน้ำหนัก (Adjusting Weight) และฟังก์ชันกระตุ้น (Activate Function) โดยจะขอกกล่าวถึงดังนี้



รูป 4.3 แผนผังประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม

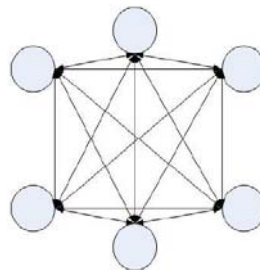
1. สถาปัตยกรรม (Network Architecture)

- โครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้า (Feed-forward Network) เป็นโครงข่ายที่เริ่มป้อนข้อมูลและส่งข้อมูลไปชั้นต่อไปของโครงข่าย โดยที่ไม่มีการแพร่ข้อมูลย้อนกลับ โดยอาจเป็นโครงข่ายที่มีชั้นเดียวหรือหลายชั้นก็ได้ (Multi-Layer Network)



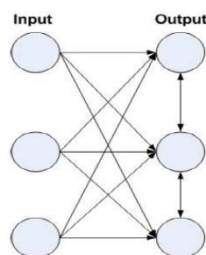
รูป 4.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า

- โครงข่ายงานแบบซ้ำ (Recurrent Net) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ทุกๆ โหนดมีการเชื่อมต่อกับโหนดอื่นๆ และแต่ละโหนดนั้นสามารถเป็นได้ทั้งโหนดข้อมูลขาเข้า (Input Node) และโหนดข้อมูลขาออก (Output Node) การประมวลผลข้อมูลเป็นแบบตามลำดับขั้น (Sequential)



รูป 4.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบซ้ำ

- โครงข่ายงานแข่งขัน (Competitive Network) โครงข่ายแบบนี้จะมีการเชื่อมต่อกันระหว่างโหนด (Node) ในชั้นข้อมูลออก โดยมีการเปรียบเทียบกันระหว่างโหนดขาออก



รูป 4.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแข่งขัน

2. การปรับค่าน้ำหนัก (Adjusting Weight)

การปรับค่าน้ำหนักในระหว่างการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม อาจเรียกได้ว่าเป็น การฝึกสอน (Training) ก็ได้ เราสามารถแบ่งได้เป็น 3 แนวทาง คือ

- การฝึกสอนแบบมีผู้สอน (Supervised Training) คือการฝึกสอนที่ตัวระบบทราบค่าจริงของผลลัพธ์และมีการแก้ไขข้อผิดพลาด (Error-Correction learning) ซึ่งโครงข่ายจะเก็บความรู้ และประสบการณ์ไว้ในค่าน้ำหนักและค่าไบแอส ตัวอย่างของวิธีฝึกสอนแบบนี้ เช่น Perceptron, Back propagation, Boltzmann machine, Learning Vector Quantization
- การฝึกสอนแบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Training) คือการฝึกสอนที่ตัวระบบไม่ทราบค่าเป้าหมายจริงของผลลัพธ์ โครงข่ายจะปรับตัวเองตามพฤติกรรมของข้อมูล และพยายามให้ข้อมูลฝึกสอนที่มีพฤติกรรมคล้ายคลึงกันมาอยู่ด้วยกัน ตัวอย่างของวิธีสอนแบบนี้ เช่น Self organizing map, Competitive learning, Hopfield, Counter Propagation
- การฝึกสอนแบบมีการสนับสนุน (Reinforcement Training) คือการฝึกสอนที่ตัวระบบไม่ทราบค่าจริงแต่ทราบเพียงว่ามีค่าถูกหรือผิด ตัวอย่างของการฝึกสอนแบบนี้ เช่น การฝึกสอนสัตว์ในขณะละครสัตว์ เป็นต้น

3. ฟังก์ชันกระตุ้น (Activate Function)

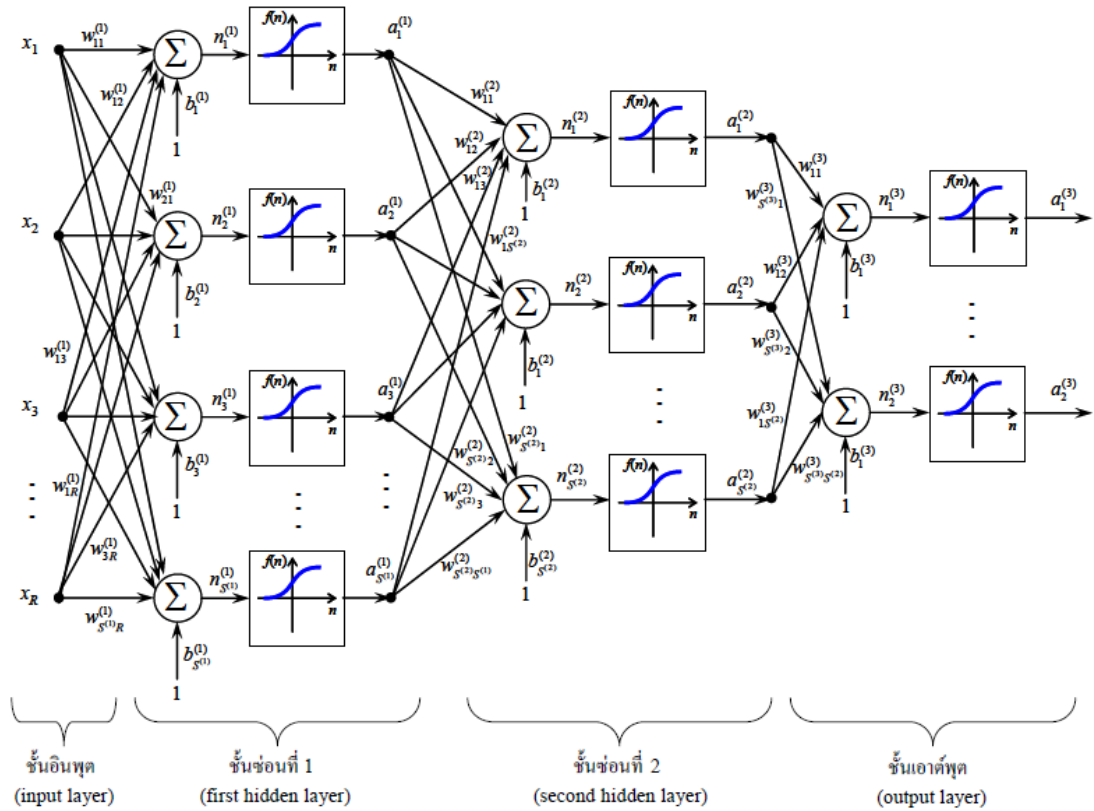
ฟังก์ชันกระตุ้นนั้นจะประกอบด้วยฟังก์ชันที่เป็นเชิงเส้น (Linearity) ไม่เป็นเชิงเส้น (Non-Linearity) เป็นช่วง และเป็นรูประฆัง (Bell-Curve) โดยแต่ละฟังก์ชันกระตุ้นจะนำไปประยุกต์ใช้ในโครงข่ายแต่ละสถาปัตยกรรมแตกต่างกัน เราสามารถหาอนุพันธ์ของฟังก์ชันกระตุ้นได้สำหรับ Log-sigmoid และ Tan-sigmoid

สำหรับการประมาณค่าฟังก์ชัน (Function Approximation) นั้นจะใช้ Log-sigmoid หรือ Tan-sigmoid ในชั้นซ่อน (Hidden Neuron) และใช้ฟังก์ชันเส้นตรง (linear) ในชั้นเอาต์พุตนิรอน โดยเราสามารถสรุปฟังก์ชันกระตุ้นไว้ในตารางด้านล่างนี้

ตาราง 4.2 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activate function) ของโครงข่ายประสาทเทียม

ชื่อฟังก์ชัน	สมการความสัมพันธ์	สัญลักษณ์	กราฟความสัมพันธ์
ฮาร์ดลิมิต hard limit	$y = 0$ ถ้า $n < 0$ $y = 1$ ถ้า $n \geq 0$		
ฮาร์ดลิมิตแบบสมมาตร symmetrical hard limit	$y = -1$ ถ้า $n < 0$ $y = +1$ ถ้า $n \geq 0$		
เส้นตรง linear	$y = n$		
เส้นตรงบวก positive linear	$y = 0$ ถ้า $n < 0$ $y = n$ ถ้า $n \geq 0$		
ซิกมอยแบบลอการิทึม log-sigmoid	$y = \frac{1}{1+e^{-n}}$		
ซิกมอยแบบเส้นสัมผัสไฮเปอร์โบลาร์ hyperbolic tangent sigmoid	$y = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$		
แข่งขัน competitive	$y = 1$ สำหรับนิวรอนที่มีค่า n สูงสุด $y = 0$ สำหรับนิวรอนอื่นๆ		
ฐานรัศมี radial basis function	$y = e^{-n^2}$		

4.3 โครงข่ายประสาทเทียมแพร่กลับแบบสองชั้นซ่อน (Back-Propagation Network) [19]



รูป 4.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2 ชั้น [19]

2. นิยามของตัวแปรและสมการที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียม

สามารถนิยามโครงข่ายประสาทเทียมแพร่กลับแบบสองชั้นซ่อนได้ดังนี้

กำหนดให้ x เป็นเวกเตอร์อินพุต, W^1 เป็นเมทริกซ์น้ำหนักชั้นซ่อนที่หนึ่ง

b^1 เป็นเวกเตอร์ไบแอสของชั้นซ่อนที่หนึ่ง W^2 เป็นเมทริกซ์น้ำหนักชั้นซ่อนที่สอง

b^2 เป็นเวกเตอร์ไบแอสของชั้นซ่อนที่สอง W^3 เป็นเมทริกซ์น้ำหนักชั้นเอาต์พุต

b^3 เป็นเวกเตอร์ไบแอสของชั้นเอาต์พุต a^1 เป็นเอาต์พุตเวกเตอร์ของชั้นซ่อนที่หนึ่ง

a^2 เป็นเอาต์พุตเวกเตอร์ของชั้นซ่อนที่สอง และ a^3 เป็นเอาต์พุตเวกเตอร์ของชั้นเอาต์พุต

$$\mathbf{W}^{(1)} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1^{(1)T} \\ \mathbf{w}_2^{(1)T} \\ \vdots \\ \mathbf{w}_{S^{(1)}}^{(1)T} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11}^{(1)} & w_{12}^{(1)} & \dots & w_{1R}^{(1)} \\ w_{21}^{(1)} & w_{22}^{(1)} & \dots & w_{2R}^{(1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S^{(1)}1}^{(1)} & w_{S^{(1)}2}^{(1)} & \dots & w_{S^{(1)}R}^{(1)} \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

$$\mathbf{b}^{(1)} = \begin{bmatrix} b_1^{(1)} \\ b_2^{(1)} \\ \vdots \\ b_{S^{(1)}}^{(1)} \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$\mathbf{W}^{(2)} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1^{(2)T} \\ \mathbf{w}_2^{(2)T} \\ \vdots \\ \mathbf{w}_{S^{(2)}}^{(2)T} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11}^{(2)} & w_{12}^{(2)} & \dots & w_{1S^{(1)}}^{(2)} \\ w_{21}^{(2)} & w_{22}^{(2)} & \dots & w_{2S^{(1)}}^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S^{(2)}1}^{(2)} & w_{S^{(2)}2}^{(2)} & \dots & w_{S^{(2)}S^{(1)}}^{(2)} \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

$$\mathbf{b}^{(2)} = \begin{bmatrix} b_1^{(2)} \\ b_2^{(2)} \\ \vdots \\ b_{S^{(2)}}^{(2)} \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

$$\mathbf{W}^{(3)} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1^{(3)T} \\ \mathbf{w}_2^{(3)T} \\ \vdots \\ \mathbf{w}_{S^{(3)}}^{(3)T} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11}^{(3)} & w_{12}^{(3)} & \dots & w_{1S^{(2)}}^{(3)} \\ w_{21}^{(3)} & w_{22}^{(3)} & \dots & w_{2S^{(2)}}^{(3)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S^{(3)}1}^{(3)} & w_{S^{(3)}2}^{(3)} & \dots & w_{S^{(3)}S^{(2)}}^{(3)} \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

$$\mathbf{b}^{(3)} = \begin{bmatrix} b_1^{(3)} \\ b_2^{(3)} \\ \vdots \\ b_{S^{(3)}}^{(3)} \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

$$\mathbf{n}^{(1)} = \begin{bmatrix} n_1^{(1)} \\ n_2^{(1)} \\ \vdots \\ n_{S^{(1)}}^{(1)} \end{bmatrix} = \mathbf{W}^{(1)} \mathbf{x} + \mathbf{b}^{(1)} \quad (4.7)$$

$$\mathbf{a}^{(1)} = \mathbf{f}^{(1)}(\mathbf{n}^{(1)}) = \begin{bmatrix} f(n_1^{(1)}) \\ f(n_2^{(1)}) \\ \vdots \\ f(n_{S^{(1)}}^{(1)}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1^{(1)} \\ a_2^{(1)} \\ \vdots \\ a_{S^{(1)}}^{(1)} \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

$$\mathbf{n}^{(2)} = \begin{bmatrix} n_1^{(2)} \\ n_2^{(2)} \\ \vdots \\ n_{S^{(2)}}^{(2)} \end{bmatrix} = \mathbf{W}^{(2)} \mathbf{a}^{(1)} + \mathbf{b}^{(2)} \quad (4.9)$$

$$\mathbf{a}^{(2)} = \mathbf{f}^{(2)}(\mathbf{n}^{(2)}) = \begin{bmatrix} f(n_1^{(2)}) \\ f(n_2^{(2)}) \\ \vdots \\ f(n_{S^{(2)}}^{(2)}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1^{(2)} \\ a_2^{(2)} \\ \vdots \\ a_{S^{(2)}}^{(2)} \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

$$\mathbf{n}^{(3)} = \begin{bmatrix} n_1^{(3)} \\ n_2^{(3)} \\ \vdots \\ n_{S^{(3)}}^{(3)} \end{bmatrix} = \mathbf{W}^{(3)} \mathbf{a}^{(2)} + \mathbf{b}^{(3)} \quad (4.11)$$

$$\mathbf{a}^{(3)} = \mathbf{f}^{(3)}(\mathbf{n}^{(3)}) = \begin{bmatrix} f(n_1^{(3)}) \\ f(n_2^{(3)}) \\ \vdots \\ f(n_{S^{(3)}}^{(3)}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1^{(3)} \\ a_2^{(3)} \\ \vdots \\ a_{S^{(3)}}^{(3)} \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

2. ตัวชี้ค่าผิดพลาดของการทำให้บรรลุผลสำเร็จ (Error Performance Index)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น จะใช้วิธีการสอนแบบแพร่กระจายย้อนกลับ โดยมีตัวชี้การทำให้บรรลุผลสำเร็จของการเรียนรู้เช่นเดียวกันกับวิธีการสอนแบบค่าผิดพลาดกำลังสองน้อยสุด คือใช้ค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) เป็นตัวชี้ โดยอัลกอริทึมจะปรับค่าน้ำหนักและไบแอสเพื่อลดค่าผิดพลาด

$$E(\mathbf{x}) = (t_k - a_k)^2 = e_k^2 \quad (4.13)$$

โดยมีกฎการเรียนรู้แบบค่าผิดพลาดกำลังสองต่ำสุดเป็น

$$w_{ij}^{(l)}(k+1) = w_{ij}^{(l)}(k) + \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(l)}} \quad (4.14)$$

$$b_i^{(l)}(k+1) = b_i^{(l)}(k) + \eta \frac{\partial E}{\partial b_i^{(l)}} \quad (4.15)$$

เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ฟังก์ชันค่าผิดพลาดจะไม่เป็นฟังก์ชันโดยตรงกับค่าน้ำหนักในชั้นซ่อน ดังนั้นการหาค่าอนุพันธ์จะไม่สามารถคำนวณได้โดยตรงแต่ต้องอาศัยกฎลูกโซ่

กฎลูกโซ่ (chain rule) สมมติให้ f เป็นฟังก์ชันโดยตรงฟังก์ชันเดียวของตัวแปร n ต้องการหาอนุพันธ์ของ f เทียบกับตัวแปรที่สาม w จะได้กฎลูกโซ่เป็น

$$\frac{df(n(w))}{dw} = \frac{df(n)}{dn} \times \frac{dn(w)}{dw} \quad (4.16)$$

จะได้

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(l)}} = \frac{\partial E}{\partial n_i^{(l)}} \times \frac{\partial n_i^{(l)}}{\partial w_{ij}^{(l)}} \quad (4.17)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_i^{(l)}} = \frac{\partial E}{\partial n_i^{(l)}} \times \frac{\partial n_i^{(l)}}{\partial b_i^{(l)}} \quad (4.18)$$

ซึ่ง

$$n_i^{(l)} = \sum_{j=1}^{S^{(l-1)}} w_{ij}^{(l)} a_j^{(l-1)} + b_i^{(l)} \quad (4.19)$$

ดังนั้น

$$\frac{\partial n_i^{(l)}}{\partial w_{ij}^{(l)}} = a_j^{(l-1)} \quad (4.20)$$

$$\frac{\partial n_i^{(l)}}{\partial b_i^{(l)}} = 1 \quad (4.21)$$

จะได้

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(l)}} = \frac{\partial E}{\partial n_i^{(l)}} (a_j^{(l-1)}) \quad (4.22)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_i^{(l)}} = \frac{\partial E}{\partial n_i^{(l)}} \quad (4.23)$$

3. ค่าความลาดชันของความผิดพลาด (Error Gradient)

กำหนดให้ค่าลาดชันของค่าผิดพลาด (Error Gradient: $g_i^{(l)}$) เป็นสภาพรู้สึที่ได้ต่อค่าผิดพลาด (Error Sensitivities) หรือค่าอนุพันธ์ของค่าผิดพลาดเทียบกับ $n_i^{(l)}$ ของแต่ละชั้น l

$$g_i^{(l)} = \frac{\partial E}{\partial n_i^{(l)}} \quad (4.24)$$

ดังนั้น

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(l)}} = g_i^{(l)} a_j^{(l-1)} \quad (4.25)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_i^{(l)}} = g_i^{(l)} \quad (4.26)$$

อัลกอริทึมของการค้นในทิศทางลาดชันที่สุด (Steepest Descent Algorithm) จะเป็น

$$w_{ij}^{(l)}(m+1) = w_{ij}^{(l)}(m) - \eta g_i^{(l)} a_j^{(l-1)} \quad (4.27)$$

$$b_i^{(l)}(m+1) = b_i^{(l)}(m) - \eta g_i^{(l)} \quad (4.28)$$

สูตรในการปรับค่าเมทริกซ์น้ำหนักและเวกเตอร์ไบแอส แบบค่าผิดพลาดกำลังสองต่ำสุด ด้วยการค้นหาในทิศทางที่ลาดชันที่สุด (Steepest Descent Method)

$$\mathbf{W}^{(l)}(m+1) = \mathbf{W}^{(l)}(m) - \eta \mathbf{g}^{(l)} (\mathbf{a}^{(l-1)})^T \quad (4.29)$$

$$\mathbf{b}^{(l)}(m+1) = \mathbf{b}^{(l)}(m) - \eta \mathbf{g}^{(l)} \quad (4.30)$$

เมื่อสภาพรู้ลึกได้ต่อค่าผิดพลาด (Error sensitivities) ที่ชั้นต่าง ๆ มีนิยามเป็น

$$\mathbf{g}^{(l)} = \frac{\partial E}{\partial \mathbf{n}^{(l)}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial E}{\partial n_1^{(l)}} \\ \frac{\partial E}{\partial n_2^{(l)}} \\ \vdots \\ \frac{\partial E}{\partial n_{S^{(l)}}^{(l)}} \end{bmatrix} \quad (4.31)$$

สภาพรู้ลึกได้ต่อค่าผิดพลาดหรือค่าความลาดชันของค่าผิดพลาดที่ชั้นเอาต์พุต

$$\begin{aligned}
\mathbf{g}^{(L)} &= \frac{\partial E}{\partial \mathbf{n}_i^{(L)}} = \frac{\partial \left((\mathbf{t} - \mathbf{a})^T (\mathbf{t} - \mathbf{a}) \right)}{\partial \mathbf{n}_i^{(L)}} \\
&= \frac{\partial \sum_{j=1}^{j=M} (t_j - a_j)^2}{\partial \mathbf{n}_i^{(L)}} = -2(t_i - a_i) \frac{\partial a_i}{\partial \mathbf{n}_i^{(L)}}
\end{aligned} \tag{4.32}$$

เนื่องจาก

$$\frac{\partial a_i}{\partial \mathbf{n}_i^{(L)}} = \frac{\partial a_i^{(L)}}{\partial \mathbf{n}_i^{(L)}} = \frac{\partial f^{(L)}(n_i^{(L)})}{\partial n_i^{(L)}} = \dot{f}^{(L)}(n_i^{(L)}) \tag{4.33}$$

ดังนั้น

$$\mathbf{g}_i^{(L)} = -2(t_i - a_i) \dot{f}^{(L)}(n_i^{(L)}) = -2\mathbf{e}_i \dot{f}^{(L)}(n_i^{(L)}) \tag{4.35}$$

หรือในรูปเมทริกซ์

$$\mathbf{g}^{(L)} = -2\dot{\mathbf{F}}(\mathbf{n}^{(L)})(\mathbf{t} - \mathbf{a}) = -2\dot{\mathbf{F}}(\mathbf{n}^{(L)})\mathbf{e} \tag{4.36}$$

เมื่อ

$$\dot{\mathbf{F}}(\mathbf{n}^{(L)}) = \begin{bmatrix} \dot{f}^{(L)}(n_1^{(L)}) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dot{f}^{(L)}(n_2^{(L)}) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \dot{f}^{(L)}(n_{S(u)}^{(L)}) \end{bmatrix} \tag{4.37}$$

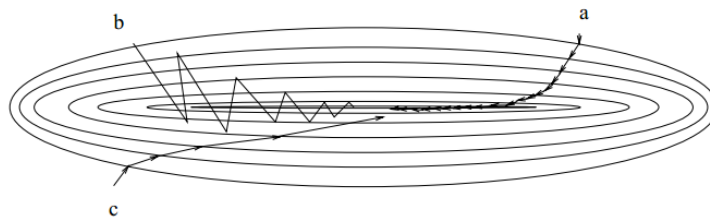
และ $f(n_i^{(L)})$ เป็นค่าอนุพันธ์ของฟังก์ชัน f ของโครงข่ายที่ i ของชั้น L

4.4 การปรับค่าโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม [20]

1. การเลือกตัวแปรอินพุตสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม (Input network consideration)
 - ควรลดจำนวนตัวแปรที่มีความซ้ำซ้อน (Redundant) และมีทิศทางเดียวกัน (High covariance)
 - ควรพิจารณาตัวแปรที่มีค่าสหสัมพันธ์ (high correlation variable) มากก่อน และเพิ่มตัวแปรที่มีสหสัมพันธ์รองลงมาในแบบจำลอง
2. ตัววัดสมรรถนะของโครงข่ายประสาทเทียม (Performance of Neural Network)
 - Epoch คือ รอบการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียม
 - Time คือ เวลาที่โครงข่ายประสาทเทียมใช้ในการฝึกสอน เวลาในการฝึกสอนที่น้อยและสามารถหาคำตอบได้แสดงว่ามีความสามารถที่ดี
 - ตัววัดความผิดพลาดที่ต่างจากเป้าหมาย เช่น MSE (Mean Square Error) เป็นต้น จะใช้เป็นค่าเป้าหมายของการฝึกสอนของโครงข่ายได้ โดยทั่วไปค่าความผิดพลาดน้อยๆยิ่งดี
 - อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) คือ อัตราการเรียนรู้ที่ต้องการของโครงข่ายประสาทเทียม ถ้าเลือกให้มีค่ามากเกินไป จะเกิดการแกว่งในการหาคำตอบ (Oscillate) หรือไม่สามารหาคำตอบได้เพราะไม่เสถียรในการค้นหาคำตอบ (Unstable)
3. การเพิ่มสมรรถนะของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network Performance Improvement)
 - พิจารณาค่าน้ำหนักเริ่มต้น (Initial weight) เพราะบางปัญหาอาจจะเจอคำตอบแบบ Local solution การเปลี่ยนค่าน้ำหนักอาจจะเจอทิศทางในการหาคำตอบที่เป็น global solution ก็ได้
 - ปรับเปลี่ยนฟังก์ชันกระตุ้นและจำนวนนิวรอนในชั้น เพื่อให้ได้ค่าความผิดพลาด เวลาที่น้อยในการฝึกสอน บางโครงข่ายที่ซับซ้อนมากๆอาจจะหยุดการฝึกสอนเนื่องจากครบจำนวนรอบ (Epoch) และคำตอบที่ได้เป็นเพียง (Best found)
 - ปรับเงื่อนไขในการหยุดสอน (Stopping criteria) เพื่อหาคำตอบที่ดีกว่า ใช้ในกรณีที่เงื่อนไขการฝึกสอนเข้มงวดเกินไป (Tighten criteria)

4. อัตราการเรียนรู้และโมเมนตัม (Learning rate and Momentum)

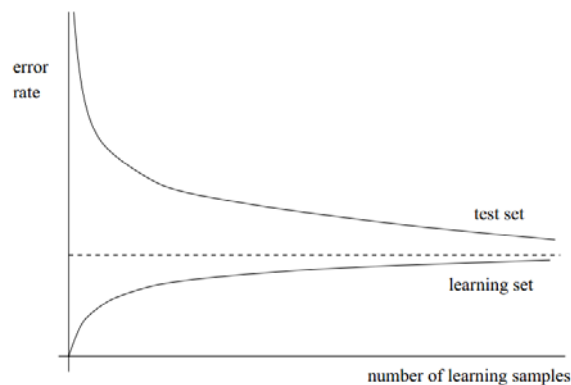
อัตราการเรียนรู้ที่น้อยและไม่มีโมเมนตัม (กราฟ a) รูป 4.8 ค่าตอบของโครงข่ายจะค่อยๆ เข้าสู่หา global minimum อย่างช้าๆ อัตราการเรียนรู้ที่มากและไม่มีโมเมนตัม (กราฟ b) รูป 4.8 ค่าตอบของโครงข่ายจะมีการสั่น (Oscillation) และไม่เสถียร (Unstable) อัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมและมีโมเมนตัม (กราฟ c) รูป 4.8 โครงข่ายจะลู่เข้าหาค่าตอบได้เร็วที่สุด



รูป 4.8 ทิศทางการหาค่าตอบของโครงข่ายประสาทเทียม

5. ผลของจำนวนชุดฝึกสอนต่ออัตราความผิดพลาด

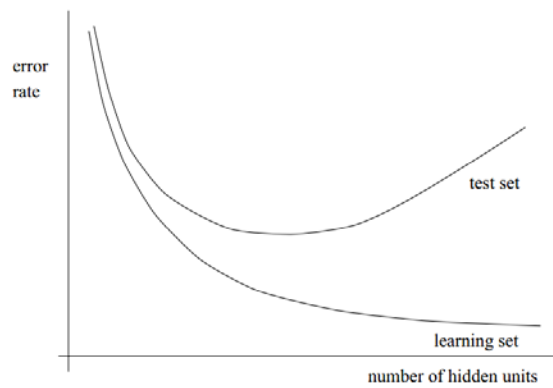
โดยทั่วไปอัตราความผิดพลาดของโครงข่ายจะขึ้นกับโครงสร้างของโครงข่าย ฟังก์ชันถ่ายโอน จำนวนชั้นซ่อน เป็นต้น การเพิ่มจำนวนชุดเรียนรู้ (Learning samples) จะทำให้ความผิดพลาดของชุดเรียนรู้และชุดทดสอบลู่เข้าหากัน (Converge) ซึ่งทำให้โครงข่ายที่มีชุดเรียนรู้มาก (High samples) สามารถค้นหาค่าตอบที่เหมาะสม (Global minimum) ได้ดีกว่าโครงข่ายที่มีชุดเรียนรู้ น้อย (low samples)



รูป 4.9 ลักษณะอัตราความผิดพลาดเมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลฝึกสอน

6. ผลของจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนต่ออัตราความผิดพลาด

การเพิ่มนิวรอนในชั้นซ่อน (Hidden neuron) มากเกินไป จะทำให้อัตราความผิดพลาดในชุดฝึกสอนน้อยลง แต่ในขณะเดียวกัน จะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมประมาณค่าฟังก์ชันเข้ากับสัญญาณรบกวนมากเกินไป (Fit to noise) ทำให้เกิดการฝึกสอนที่มากเกินไปจนเกินความจำเป็น (Over-training) ซึ่งลักษณะที่โครงข่ายประสาทเทียมมีความผิดพลาดของชุดเรียนรู้ที่น้อย แต่มีอัตราการความผิดพลาดของชุดทดสอบมาก เราเรียกว่า 'Peaking effect'



รูป 4.10 ลักษณะอัตราความผิดพลาดที่เกิด Peaking Effect

บทที่ 5

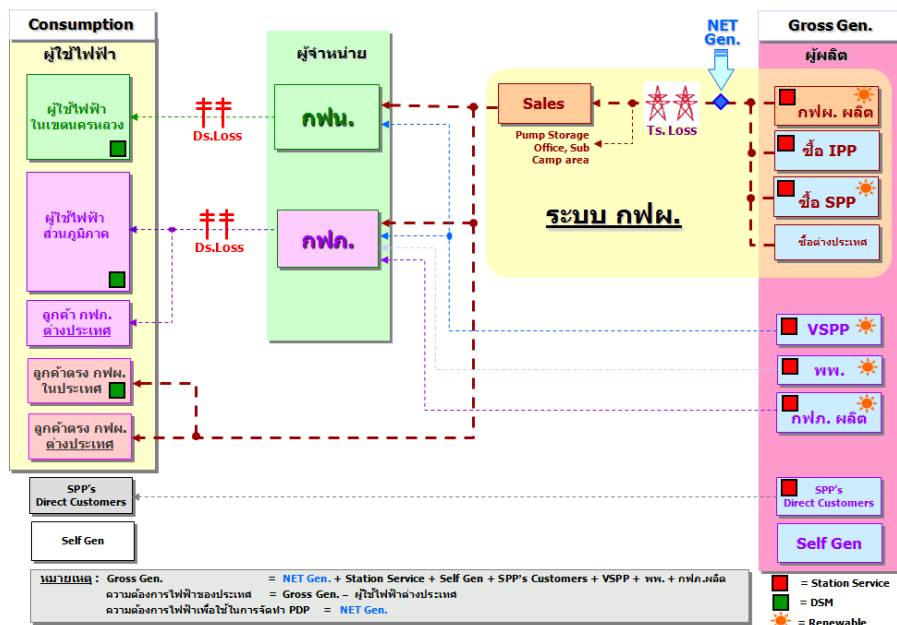
การดำเนินการวิจัย

การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าในระยะยาวด้วยโครงข่ายประสาทเทียม จะมีขั้นตอนหลักในการดำเนินการวิจัย ดังนี้

- เก็บรวบรวมและเตรียมข้อมูล (Data Collection and Preparation)
- วิเคราะห์สหสัมพันธ์เดี่ยวของตัวแปรที่ศึกษา (Correlation Test)
- วิเคราะห์สมมติฐานตัวแปรอินพุท (Key assumption forecast)
- นอร์มอลไลเซชัน (Assumption normalization)
- วิเคราะห์โครงข่ายที่เหมาะสม (Candidate model selection with MSE test)
- วิเคราะห์ความใช้ได้ (Validation test)
- พยากรณ์พลังงานไฟฟ้าตามสถานการณ์เศรษฐกิจของ สศช. (Scenario test)
- เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ (MAPE comparison)

5.1 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย

1. เตรียมและรวบรวมข้อมูลในการศึกษา เป้าหมายค่าพลังงานไฟฟ้าที่พยากรณ์จะเป็นค่าที่จุด MEA consumption, PEA consumption และ EGAT direct customer consumption



รูป 5.1 โครงสร้างการไหลของพลังงานในอุตสาหกรรมไฟฟ้าประเทศไทย

2. คัดเลือกตัวแปรโดยวิเคราะห์สหสัมพันธ์หรือใช้วิธีวิเคราะห์แบบอื่นที่เหมาะสม ใน การศึกษาครั้งนี้ได้ใช้โปรแกรม Excel2007 ซึ่งใช้สมการ Pearson's Correlation โดยมีตัวแปรดังนี้

$$r = \frac{\sum(X - \bar{X})(Y - \bar{Y})}{\sqrt{\sum(X - \bar{X})^2 \sum(Y - \bar{Y})^2}} \quad (5.1)$$

โดยที่ X คือ ตัวแปรต้น (Independent variable) , \bar{X} = ค่าเฉลี่ยของตัวแปรต้น

Y คือ ตัวแปรตาม(Dependent variable) , \bar{Y} = ค่าเฉลี่ยของตัวแปรตาม

โดยมีสมมติฐานทางสถิติคือ

$$H_0: r = 0$$

$$H_a: r \neq 0$$

สามารถทดสอบได้ด้วย T-test

$$t = \frac{r\sqrt{N-2}}{\sqrt{1-r^2}} ; df = N - 2 \quad (5.2)$$

3. วิเคราะห์สมมติฐานและพยากรณ์ค่าสมมติฐานสำหรับการพยากรณ์ จากนั้น Normalize ค่าให้อยู่ระหว่าง 0.1-0.9 เพราะฟังก์ชันกระตุ้นจะมีลักษณะเชิงเส้นในย่านดังกล่าวเท่านั้น โดยมี สมการ Normalization ดังนี้

- สมการ Min-Max Normalization

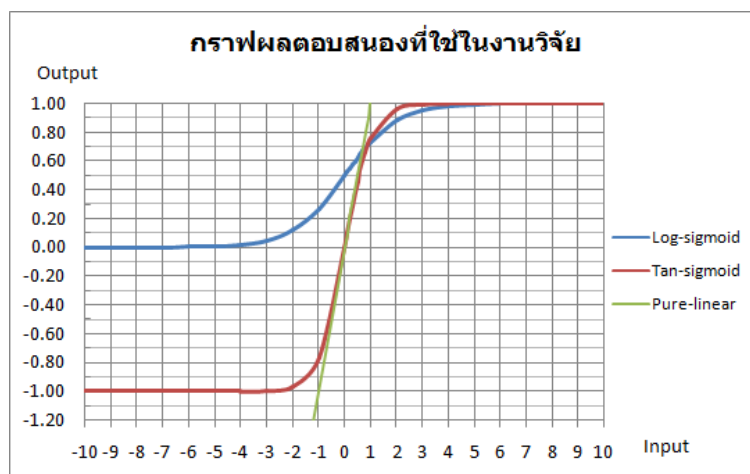
$$data(normalized) = \frac{data(actual) - \min}{\max - \min} \quad (5.3)$$

โดยที่ Data (actual) คือ ค่าของตัวแปรที่ได้เก็บรวบรวม

Min คือ ค่าต่ำสุดของตัวแปรที่สนใจ

Max คือ ค่าสูงสุดในอนาคตล่วงหน้า ในปี พ.ศ. 2573 โดยเมื่อพยากรณ์แล้วจะต้องไม่ลืมตัว

หมายเหตุ การศึกษาครั้งเป็นการพยากรณ์ล่วงหน้าประมาณ 19-20 ปี ดังนั้นการเลือกค่า Max จะต้องเพื่อให้ค่าสุดท้ายไม่อยู่ในย่านที่อิ่มตัวของฟังก์ชัน Log-sigmoid และ Tan-sigmoid



รูป 5.2 กราฟแสดงผลตอบสนองของ Log-sigmoid, Tan-sigmoid, Pure-linear

4. ทดสอบ MSE ของแบบจำลองจากสมการ $Y = f(x)$ ของตัวแปรที่มีนัยยะสำคัญ โดยจะสนใจขอบเขตของโครงข่ายประสาทเทียม ดังนี้

- โครงข่ายประสาทเทียมไม่เกิน 2 ชั้นซ่อน
- กระบวนการเรียนรู้จะใช้หลักของ Lavenberg-Marquardt
- Activate function ที่สนใจ คือ Pure linear , Log sigmoid และ Tan sigmoid

โดยแต่ละโครงข่ายจะทำการทดสอบจำนวน 30 ครั้งเพื่อหาค่า Min, max และ average ของ MSE จากนั้นจะคัดเลือกโครงข่ายที่เหมาะสม (Candidate model) จำนวน 3 โครงข่าย

5. ทดสอบความใช้ได้ (Validation test) เพื่อลดความ Bias ของผู้วิจัยด้วยแบบจำลองที่คัดเลือก (Candidate model) จากนั้นคัดเลือก 1 โครงข่ายเพื่อพยากรณ์

- 1st Period มีช่วงทดสอบระหว่าง พ.ศ. 2550-2554 จึงเป็นการทดสอบที่ยากที่สุด(Worst)
- 2nd Period มีช่วงทดสอบระหว่าง พ.ศ. 2551-2554
- 3rd Period มีช่วงทดสอบระหว่าง พ.ศ. 2552-2554 ใช้เป็นการเปรียบเทียบกับวิธี มพส.
- 4th Period มีช่วงทดสอบระหว่าง พ.ศ. 2553-2554
- 5th Period มีช่วงทดสอบที่ พ.ศ. 2554

6. ทดลองพยากรณ์เหตุการณ์ทางเศรษฐกิจ (Scenario test) ดังตาราง 5.1 โดยจะสามารถแสดงถึงขอบเขตของผลการพยากรณ์เมื่อสมมติฐานของ GDP มีการเปลี่ยนแปลงไป

ตาราง 5.1 ค่าพยากรณ์อัตราขยายตัวทางเศรษฐกิจสำหรับวิเคราะห์สถานการณ์

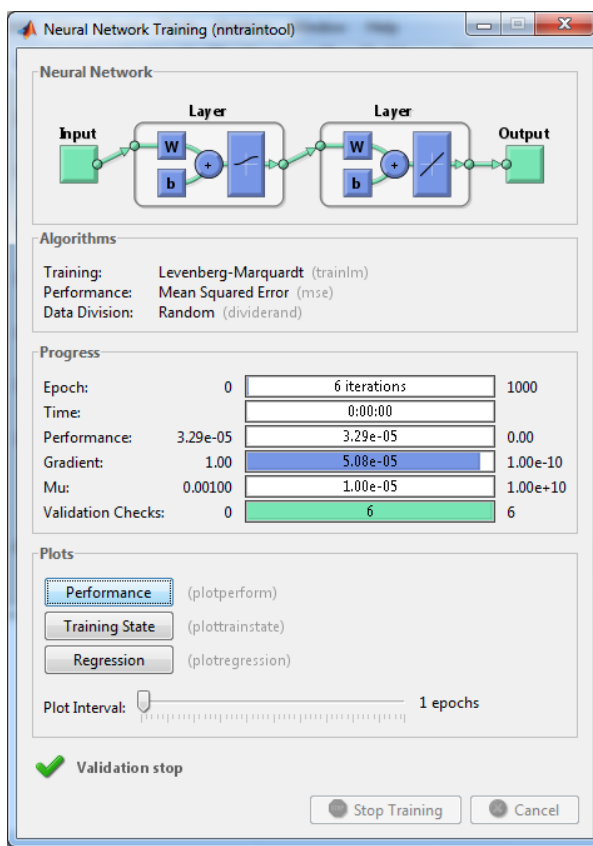
ปี	กรณีต่ำ	กรณีฐาน	กรณีสูง
2553	3.41	3.41	3.41
2554	3.88	4.02	4.28
2555	3.84	4.24	4.78
2556	3.50	4.06	4.24
2557	4.32	4.78	5.12
2558	3.97	4.46	4.83
2559	3.82	4.28	4.61
2560	3.85	4.28	4.60
2561	3.68	4.10	4.43
2562	3.75	4.15	4.49
2563	3.87	4.24	4.58
2564	3.82	4.18	4.53
2565	3.63	4.01	4.37
2566	3.60	3.95	4.31
2567	3.58	3.92	4.28
2568	3.58	3.92	4.28
2569	3.58	3.92	4.28
2570	3.58	3.92	4.28
2571	3.58	3.92	4.28
2572	3.58	3.92	4.28
2573	3.58	3.92	4.28

7. เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วย Scenarion3 กับวิธี มพส. จากนั้นวิเคราะห์และสรุปผล

5.2 โปรแกรมและการออกแบบ

1. โปรแกรมในการทดลอง

ในวิทยานิพนธ์เล่มนี้จะใช้โปรแกรม MATLAB 7.1 ในการศึกษาโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งสามารถที่จะเขียน Script เป็น M-file เพื่อที่ออกแบบและเรียกใช้งานตามความต้องการได้ โดยขอแนะนำส่วนของ Neural Network Training เพราะมีความสำคัญในการปรับค่าโครงข่าย (Rough-Tune) เพื่อให้ได้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีความเหมาะสมในการประมาณค่าฟังก์ชัน (Function Approximation) โดยมีส่วนที่น่าสนใจ ดังนี้



รูป 5.3 หน้าต่างของ Neural Training Tools

1.1 Neural Network ในส่วนนี้จะแสดงถึงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้อยู่ในปัจจุบัน โดยจะแสดงถึงฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละชั้นด้วย

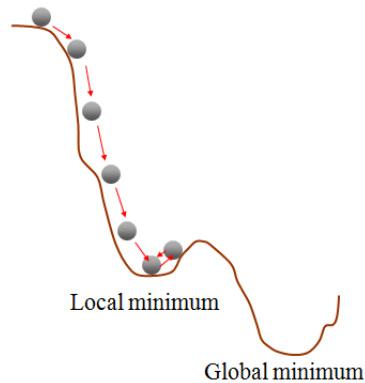
1.2 Algorithms จะเกี่ยวข้องกับมีสามส่วน คือ

- Training คือ แนวความในการปรับค่าน้ำหนักและไบแอส เพื่อให้โครงข่ายสามารถเรียนรู้ความผิดพลาดและสามารถปรับตัวหาข้อมูลฝึกสอนได้
- Performance คือ ตัวชี้วัดของโครงข่ายขณะฝึกสอน ในที่นี้ใช้ MSE เพราะจะลงโทษความผิดพลาดให้มีค่ากำลังสอง เพื่อที่จะแยกแยะความสามารถโครงข่ายได้ดียิ่งขึ้น
- Data division คือ การแบ่งข้อมูลในฝึกสอน ทดสอบ และตรวจความใช้ได้

1.3 Progress จะแสดงสถานะปัจจุบันของโครงข่าย โดยมีส่วนน่าสนใจ ดังนี้

- Epoch คือ จำนวนในการฝึกสอนสูงสุด ถ้าเกินค่านี้จะทำการหยุดฝึกสอน
- Time คือ เวลาทั้งหมดตั้งแต่เริ่มฝึกสอน ใช้ในกรณีที่โครงข่ายใช้เวลาฝึกสอนนาน
- Performance คือ ตัวชี้วัดความสามารถของโครงข่ายในการประมาณค่าฟังก์ชัน

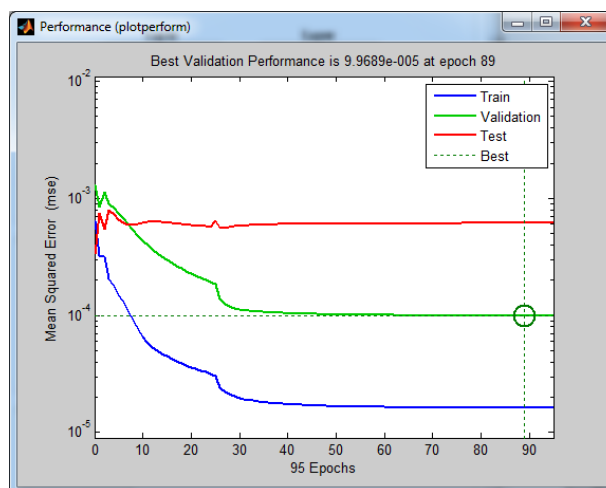
- Gradient คือ ค่าความผิดพลาดในการหาคำตอบ โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะเปรียบเสมือนคนตาบอดที่เดินลงบนภูเขา (Error surface) โดยความสูง (Gradient) ของภูเขาจะหมายถึงความผิดพลาดในขณะนั้น ดังนั้น โครงข่ายประสาท เทียมจะหาคำตอบในทิศทางที่ลงจากภูเขา (ความชันลงมา) โดยเมื่อเจอความชันที่มากขึ้นจนไม่สามารถข้ามหรือเดินต่อไปได้ โครงข่ายประสาทเทียมจะหยุดการเรียนรู้



รูป 5.4 การเจอคำตอบ Local ของโครงข่ายประสาทเทียม

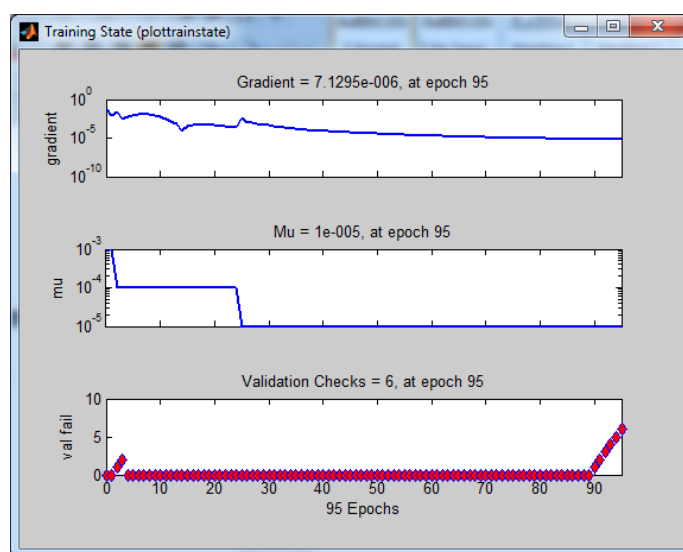
1.4 Plot

- Performance คือ การพล็อตค่า MSE ของการฝึกสอน การทดสอบ และความใช้ได้ โดยกราฟที่ดีควรมีค่า MSE ขณะฝึกสอน ขณะทดสอบ ขณะ Validation ใกล้เคียงกัน ซึ่งจะแสดงถึงความเป็น Generalization หรือไม่เกิดการ Over-fitting



รูป 5.5 กราฟเปรียบเทียบ MSE ของช่วง Training, Validation, Testing

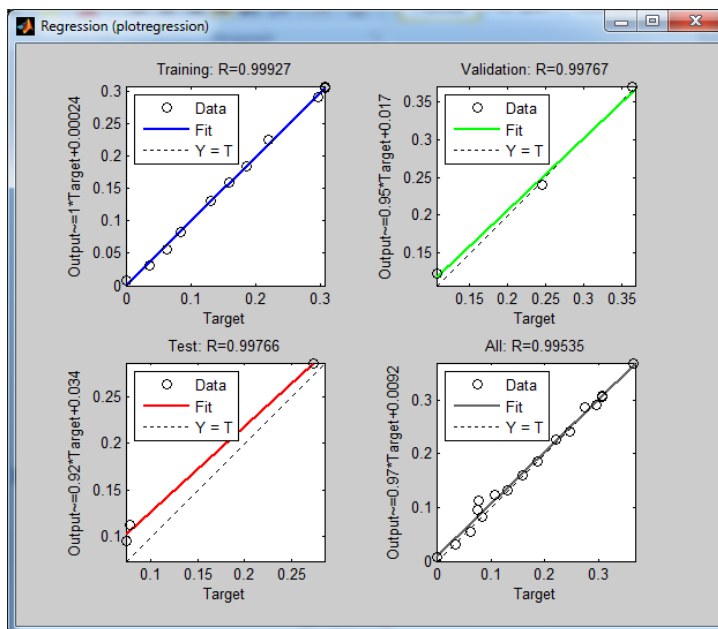
- Training state คือ การพล็อตค่า Gradient ค่า Mu และค่า Value fail ขออธิบายดังนี้
 - Gradient จะหมายถึงความชันของ Error Surface ขณะฝึกสอน ประโยชน์ของพารามิเตอร์ตัวนี้คือ ใช้วัดระดับความชันของความผิดพลาด
 - Mu ประโยชน์ของพารามิเตอร์ตัวนี้คือการป้องกันการเกิด Over-fitting
 - Value fail จะหมายถึง จำนวนครั้งของความผิดพลาดที่เพิ่มขึ้นของข้อมูลชุด Validation ประโยชน์ของพารามิเตอร์ตัวนี้คือการป้องกันการเกิด Over-fitting



รูป 5.6 กราฟสถานะของค่า Gradient , Mu , Value fail ขณะฝึกสอน

- Regression คือ การพล็อตข้อมูลเปรียบเทียบระหว่างค่าจริง (Actual value) และค่าทำนายจากโครงข่าย (Forecasting value) ของข้อมูล Training , Validation , Testing subgroup (โครงข่ายประสาทเทียมจะแบ่งข้อมูลเป็น 3 กลุ่มโดยอัตโนมัติ ซึ่งคนละส่วนกับที่ผู้วิจัยได้แบ่งข้างต้น)
 - Training subgroup ใช้ในการฝึกสอนเพื่อให้ความผิดพลาดของโครงข่ายมีค่าน้อยที่สุด
 - Validation subgroup ใช้ในการวัดความเป็น Generalization
 - Testing subgroup ใช้ในการวัดความสามารถหลังจากการฝึกสอน

โดยกราฟจะแสดง ค่า Correlation ซึ่งถ้ามีค่าเข้าใกล้ +1 แสดงว่ามีความสัมพันธ์ทางเดียวกันอย่างมีนัยยะสำคัญ เข้าใกล้ - 1 แสดงว่ามีความสัมพันธ์ทิศทางตรงข้ามกันอย่างมีนัยยะสำคัญ ถ้าเข้าใกล้ 0 แสดงว่าไม่มีความสัมพันธ์กัน



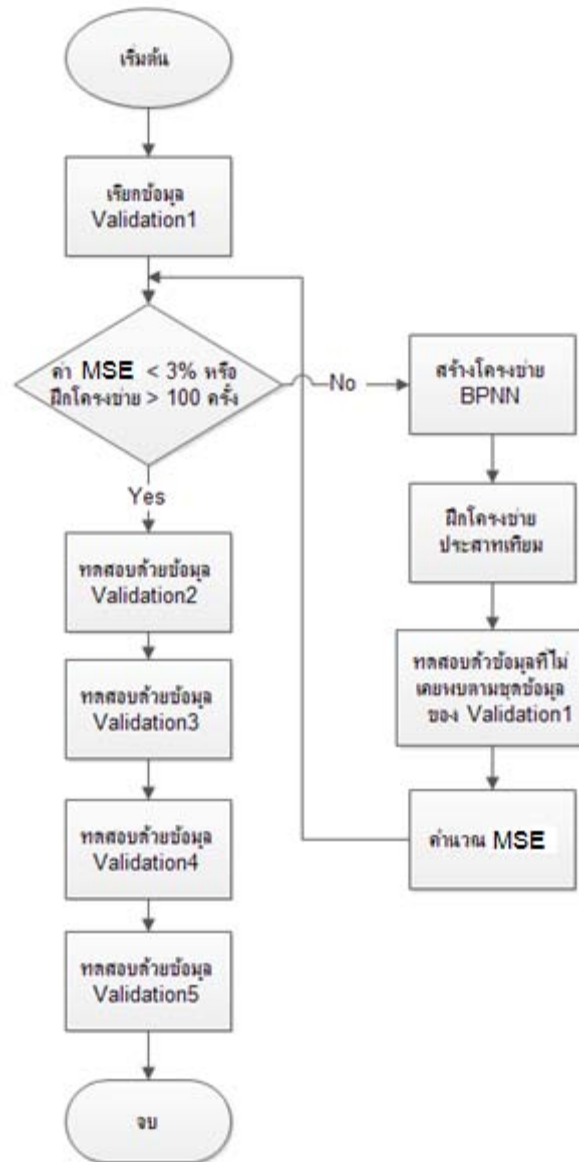
รูป 5.7 กราฟวิเคราะห์ความถดถอยของช่วง Training, Validation, Testing

2. การออกแบบและ Flow Chart

การทดลองจะทำการเขียนโปรแกรมใน M-file โดยต้องมีกระบวนการที่สำคัญ ดังนี้

- การเริ่มต้นสร้างโครงข่าย (Initialization) ในการศึกษาครั้งนี้ จะทำการ initial แบบสุ่มค่า Bias และค่า Weight ดังนั้น ทุกครั้งที่รันโปรแกรมจะได้ โครงข่ายที่มีคำตอบไม่เหมือนกันตลอดเวลา.
- Training คือ การฝึกโครงข่ายในกรณี worst case ที่สุด (1st time period) ถ้าโครงข่ายมีค่า MSE ที่น้อยในช่วงเวลา 1 ก็จะสามารถพยากรณ์ที่ช่วง 2 ถึง 5 ได้ไม่ยาก
- Validation test คือ การวิเคราะห์ค่าพยากรณ์ที่สามารถใช้ได้จริงและเป็นการลด bias ของผู้ทดลอง โดยจะมีข้อมูล 5 ชุด ที่แตกต่างกัน
- MSE test คือ การวัดประสิทธิภาพโครงข่าย (Performance) โดยจะวัดค่าเก็บไว้ทั้งค่า Min , Max และ Average

จากที่กล่าวมาทั้งหมดสามารถแสดงเป็น Flow chart อย่างง่ายได้ดังนี้



รูป 5.8 Flow chart แสดงแนวความคิดของการทดลองอย่างง่าย

บทที่ 6

ผลการทดลอง

6.1 การเก็บรวบรวมและเตรียมข้อมูล (Data Collection & Preparation)

ตัวแปรที่สามารถนำมาพยากรณ์พลังงานไฟฟ้ามีหลายกลุ่ม เช่น ตัวแปรเชิงเศรษฐศาสตร์ (Economic parameter) ตัวแปรเชิงดินฟ้าอากาศ (Meteorological parameter) ตัวแปรเชิงสังคม (Social parameter) เป็นต้น ตัวแปรที่นำมาใช้กับโครงข่ายประสาทยืดหยุ่นควรเป็นตัวแปรที่สามารถอธิบายความสัมพันธ์กับค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าได้ดี โดยตัวแปรที่อยู่ในขอบเขตในงานวิจัยชิ้นนี้มี ดังนี้

1. อุปสงค์พลังงานไฟฟ้า (Energy Consumption) หมายถึง พลังงานไฟฟ้าที่ กฟผ. ขายให้แก่ลูกค้าตรง และ พลังงานไฟฟ้าที่ กฟน. กฟภ. ขายให้แก่ลูกค้าในระบบจำหน่าย โดยไม่รวมความสูญเสียในระบบส่ง ระบบจำหน่าย และการใช้งาน ภายใน Station service ข้อมูลสรุปเกี่ยวกับพลังงานไฟฟ้าของอุตสาหกรรมไฟฟ้าสามารถค้นคว้าได้จากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย การไฟฟ้านครหลวง และการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค

2. ผลผลิตมวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) หมายถึง มูลค่าของสินค้าและบริการภายในประเทศในระยะเวลาหนึ่งโดยไม่สนว่าทรัพยากรที่ใช้ในการผลิตสินค้าและบริการจะมาจากพลเมืองในประเทศหรือต่างประเทศ โดยแบ่งเป็นราคาปัจจุบันและราคาเทียบปีฐาน ในอีกความหมายคือ ผลผลิตมวลรวมในจังหวัด (Gross Provincial Product: GPP) ทั้ง 77 จังหวัดของประเทศไทย ในการศึกษาครั้งนี้จะใช้ค่าผลผลิตมวลรวมในประเทศเทียบปีฐาน พ.ศ. 2531 โดยค่า GDP จะจำแนกตามรายจังหวัดและรายอุตสาหกรรมอีกด้วย ข้อมูลสรุปเกี่ยวกับผลผลิตมวลรวมในประเทศสามารถค้นคว้าได้จากสำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ (สศช.)

3. จำนวนลูกค้าของการไฟฟ้า (Customer) หมายถึงจำนวนลูกค้าตรงของ กฟผ. และจำนวนลูกค้าในระบบจำหน่ายของ กฟน. และ กฟภ. โดยลูกค้าของระบบจำหน่ายจะจำแนกตามโครงสร้างค่าไฟฟ้า (Tariff) ของลูกค้าคนสุดท้าย คือ บ้านอยู่อาศัย กิจการขนาดเล็ก กิจการขนาดกลาง กิจการขนาดใหญ่ กิจการเฉพาะอย่าง ส่วนราชการและองค์กรไม่แสวงหากำไร ศูนย์เพื่อการเกษตร ไฟชั่วคราว ไฟสำรอง ไฟฟรี ไฟสาธารณะ โดยข้อมูลลูกค้าระบบจำหน่ายสามารถค้นคว้าจาก การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) และ การไฟฟ้านครหลวง (กฟน.)

4. อุณหภูมิเฉลี่ยรายปี (Temperature) หมายถึง อุณหภูมิเฉลี่ยจากค่าที่เก็บได้ทั้งหมดรายปีของสถานีตรวจอากาศในพื้นที่หนึ่งๆ โดยมีสมมติฐานที่ว่าอุณหภูมิที่มากขึ้นจะทำให้เครื่องทำความเย็นทำงานหนักมากขึ้น ส่งผลให้ใช้พลังงานไฟฟ้ามากขึ้น โดยข้อมูลของอุณหภูมิสามารถค้นคว้าได้จากกรมอุตุนิยมวิทยา

5. ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยทั้งปี หมายถึง ปริมาณน้ำฝนที่ตกสะสมเฉลี่ยทั้งปีในสถานีตรวจอากาศในจังหวัดหนึ่งๆ โดยมีสมมติฐานที่ว่าปริมาณฝนที่มากขึ้น ทำให้เครื่องทำความเย็นทำงานน้อยลง ทำให้ใช้พลังงานน้อยลง หรือเพื่อตรวจสอบสภาพภูมิอากาศภาพรวมของทั้งปีในพื้นที่หนึ่งๆ โดยข้อมูลปริมาณน้ำฝนสามารถค้นคว้าได้จากกรมอุตุนิยมวิทยา

6. ค่าไฟฟ้าผันแปรขายปลีก Ft (Fuel Adjustment at the given time: Ft) หมายถึง ค่าไฟฟ้าผันแปรที่คิดเป็นต้นทุนการผลิตไฟฟ้า โดยจะสะท้อนถึงราคาเชื้อเพลิงในแต่ละช่วงเวลา โดยสามารถค้นคว้าได้จากคณะกรรมการกำกับกิจการพลังงาน (กกพ.)

7. รายได้ประชากรเฉลี่ยแต่ละจังหวัด (Income) หมายถึง รายได้เฉลี่ยของประชากรในแต่ละจังหวัดเป็นรายปี โดยมีสมมติฐานที่ว่าเมื่อประชากรมีรายได้มากขึ้น จะมีการใช้พลังงานในภาคครัวเรือนมากขึ้น รายได้ประชากรเฉลี่ยสามารถค้นคว้าได้จากสำนักงานสถิติแห่งชาติ

8. การดำเนินกิจกรรมการผลิตของอุตสาหกรรม (Industrial Capacity Utilization Ratio) หมายถึง การดำเนินการผลิตอย่างเต็มที่ตามกำลังผลิต โดยมีสมมติฐานที่ว่า การมีกิจกรรมการผลิตอย่างเต็มที่ จะมีการใช้พลังงานที่มากขึ้นในภาคอุตสาหกรรม โดยสามารถค้นคว้าตัวแปรตัวนี้ได้จากธนาคารแห่งประเทศไทย

9. ดรรชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (Industrial Index) หมายถึง ดรรชนีผลผลิตที่รวมทุกอุตสาหกรรมในประเทศไทยเป็นรายปี โดยมีสมมติฐานที่ว่า ผลผลิตอุตสาหกรรมที่มากขึ้น จะมีการใช้พลังงานที่มากขึ้นของภาคอุตสาหกรรมและภาคการบริการบางชนิด โดยสามารถค้นคว้าตัวแปรตัวนี้ได้จากธนาคารแห่งประเทศไทย

10. จำนวนนักท่องเที่ยวรวมต่อปี (Tourist) หมายถึง จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติทั้งหมดที่ได้เดินทางเข้ามาประเทศไทย ปี โดยมีสมมติฐานที่ว่านักท่องเที่ยวที่มากขึ้น จะทำให้มีการใช้พลังงานของแหล่งท่องเที่ยว ห้างสรรพสินค้า และโรงแรมมีค่ามากขึ้น โดยสามารถค้นคว้าตัวแปรตัวนี้ได้จาก การท่องเที่ยวแห่งประเทศไทย

11. ผลผลิตข้าวรวมทั้งปี หมายถึง ผลผลิตข้าวของภาคเกษตรกรรมโดยรวมทั้งปีในช่วงปีที่สนใจ โดยมีสมมติฐานที่ว่าผลผลิตข้าวจะเกี่ยวข้องกับการใช้พลังงานไฟฟ้าในภาคเกษตรกรรม โดยสามารถค้นคว้าข้อมูลได้ที่กรมการข้าว

12. อัตราแลกเปลี่ยน (Exchange rate) หมายถึง ค่าการขายระหว่างเงินดอลลาร์สหรัฐกับเงินบาทไทยย้อนหลังรายปี โดยสามารถค้นคว้าตัวแปรตัวนี้ได้จากธนาคารแห่งประเทศไทย

6.2 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับพลังงานไฟฟ้า

เราจะใช้หลักการวิเคราะห์สหสัมพันธ์เดี่ยว (Single Correlation) มาวิเคราะห์วิเคราะห์ว่าตัวแปรต้นมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอย่างไร โดยเราจะนำตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับค่าพลังงานไฟฟ้าที่ดี (Strong parameter) ไปออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนตัวแปรที่มีความสัมพันธ์ไม่ดี (Weak parameter) จะถูกคัดออก โดยจะมีหลักกว้างๆในการวิเคราะห์ว่าตัวแปรใดมีความเหมาะสม ดังนี้

- ตัวแปรที่มีค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) ที่มีนัยสำคัญ (R^2 มากกว่าหรือเท่ากับ 0.85)
- ตัวแปรที่มีความเป็นเหตุผลสามารถอธิบายได้ (Reasonable) และสอดคล้องกับค่าพลังงานไฟฟ้าไม่ใช่เพราะความบังเอิญ (Just in case)
 - ขอบเขตข้อมูลที่เก็บยาวนาน จะเป็นตัวบอกว่าตัวแปรใดเป็นความบังเอิญ ตัวแปรใดมีความสัมพันธ์กับค่าพลังงานไฟฟ้าอย่างแท้จริง
 - ตัวแปรที่ถูกควบคุมด้วยกลไกบางอย่าง เช่น การควบคุมราคาของรัฐ หรือถูกสร้างมาจากสมการบางอย่าง เช่น ราคาก๊าซธรรมชาติที่ตั้งราคาตามราคาน้ำมันดิบ เป็นต้น พบว่าตัวแปรมีความไม่อิสระต่อความเปลี่ยนแปลงที่แท้จริง

เราสามารถเริ่มวิเคราะห์สหสัมพันธ์โดยแยกตามเขตของการไฟฟ้าได้ ดังนี้

1. เขต กฟน. เมื่อวิเคราะห์สหสัมพันธ์จะพบว่า โหลดที่อยู่อาศัย กิจการขนาดเล็ก และธุรกิจเฉพาะอย่าง จะมีพารามิเตอร์ที่มีนัยยะสำคัญร่วมกัน คือ จำนวนลูกค้า ผลผลิตมวลรวมเขต กฟน. Ft ขายปลีก รายได้ประชากร วรรณนิอุตสาหกรรม จำนวนนักท่องเที่ยว อัตราแลกเปลี่ยน เมื่อรวมความสำคัญของโหลดทั้ง 3 ประเภทจะมีค่าประมาณ 40% แต่เราจะพบอีกว่า วรรณนิอุตสาหกรรมสามารถที่จะพยากรณ์กิจการขนาดใหญ่ซึ่งมีสัดส่วนความสำคัญประมาณ 37% ได้

ตารางที่ 6.1 สหสัมพันธ์ของเขต กฟน. แยกรายลูกค้า

Customer segment	Parameter										
	X1 จำนวน ลูกค้า	X2 GPP MEA	X3 อุณหภูมิ	X4 Ft ขาย ปลีก	X5 รายได้	X6 Capacity	X7 Industrial index	X8 ปริมาณ น้ำฝน	X9 นักท่องเที่ยว	X10 ผลผลิต ข้าว	X11 อัตรา แลกเปลี่ยน
Residential	0.939	0.930	-0.050	0.895	0.923	0.043	0.991	0.389	0.868	0.826	-0.895
Small General Service	0.941	0.975	-0.098	0.917	0.912	0.056	0.995	0.391	0.896	0.771	-0.921
Medium General Service	0.428	-0.251	0.262	-0.332	0.002	0.201	0.000	-0.910	-0.187	-0.367	0.505
Large General Service	0.822	0.806	-0.145	0.698	0.790	0.160	0.954	-0.041	0.765	0.600	-0.764
Specific business	0.865	0.938	-0.154	0.882	0.986	0.002	0.964	0.453	0.901	0.673	-0.873
Government office & Non- Profit organization	0.649	0.676	-0.037	0.468	0.222	-0.559	0.075	0.584	0.522	0.635	-0.620
Agricultural											
ไฟฟ้าชั่วคราว + ไฟสาธารณะ	0.000	0.823	-0.26	0.778	0.978	-0.019	0.864	0.565	0.763	0.529	-0.797

2. เขต กฟน. เมื่อวิเคราะห์สหสัมพันธ์จะพบว่าทุก Customer Segment มีพารามิเตอร์ที่มีนัยยะสำคัญร่วมกัน คือ จำนวนลูกค้า ผลผลิตมวลรวมเขต กฟน. Ft ขายปลีก รายได้ประชากร ธรรมชาติ อุตสาหกรรม จำนวนนักท่องเที่ยว อัตราแลกเปลี่ยน ส่วนลูกค้าประเภทสูบน้ำเพื่อการเกษตรและไฟฟ้าชั่วคราวที่ไม่มีนัยยะสำคัญนั้น พบว่ามีสัดส่วน ความสำคัญเพียงแค่ 4.5% ของโหลดทั้งหมดของ กฟน. เท่านั้น

ตารางที่ 6.2 สหสัมพันธ์ของเขต กฟภ. แยกรายลูกค้า

Customer segment	Parameter										
	X1 จำนวน ลูกค้า	X2 GPP PEA	X3 อุณหภูมิ	X4 Ft ขาย ปลีก	X5 รายได้	X6 Capacity	X7 Industrial index	X8 ปริมาณ น้ำฝน	X9 นักท่องเที่ยว	X10 ผลผลิต ข้าว	X11 อัตรา แลกเปลี่ยน
Residential	0.988	0.952	0.000	0.978	0.992	0.012	0.985	-0.030	0.862	0.741	-0.940
Small General Service	0.959	0.978	0.000	0.920	0.993	0.004	0.975	-0.021	0.884	0.746	-0.952
Medium General Service	0.944	0.963	0.144	0.905	0.946	0.012	0.931	0.185	0.907	0.775	-0.937
Large General Service	0.899	0.922	0.000	0.824	0.920	0.075	0.976	0.018	0.885	0.669	-0.922
Specific business	0.991	0.962	-0.005	0.886	0.984	-0.010	0.921	-0.014	0.886	0.709	-0.947
Government office & Non- Profit organization	0.982	0.910	0.145	0.847	0.983	-0.002	0.926	-0.040	0.807	0.776	-0.888
Agricultural	-0.014	0.778	0.993	0.753	0.766	0.050	0.824	-0.076	0.668	0.799	-0.787
ไฟฟ้าชั่วคราว + ไฟสาธารณะ	0	0.479	-0.057	0.366	0.641	0.242	0.642	0.224	0.8	0.146	-0.665

3. กลุ่มลูกค้า กฟผ. เมื่อวิเคราะห์สหสัมพันธ์พบว่า จะมีความยากในการหาตัวแปรมาพยากรณ์ เพราะลูกค้าตรง กฟผ. จะประกอบด้วย โรงงานผลิตปูนซีเมนต์ โรงงานหล่อเหล็ก สถานีวิทยุ VOA ท่าเรือสัตหีบ โรงงานสังกะสี ซึ่งกลุ่มโหลดเหล่านี้ยากที่จะหาตัวแปรเชิงนโยบายมาพยากรณ์ เพราะเป็นองค์กรหรือหน่วยงานเฉพาะ

ตารางที่ 6.3 สหสัมพันธ์ของเขต กฟผ. แยกรายลูกค้า

Customer segment	Parameter			
	Z1	Z2	Z3	Z4
	GDP cement	GDP Iron	MPI cement porcelain	GDP
Cement	0.034	0.034	0.678	0.357
Iron & steel	0.989	0.989	0.04	0.975
Others	0.406	0.406	-0.139	0.341

เมื่อวิเคราะห์สหสัมพันธ์แบบรวมโหลดทั้งประเทศ (Whole Country Consumption) ดังตาราง 6.4 พบว่า ผลของค่าสหสัมพันธ์ไม่ต่างกัน

ตารางที่ 6.4 สหสัมพันธ์ของการบริโภคพลังงานทั้งประเทศ

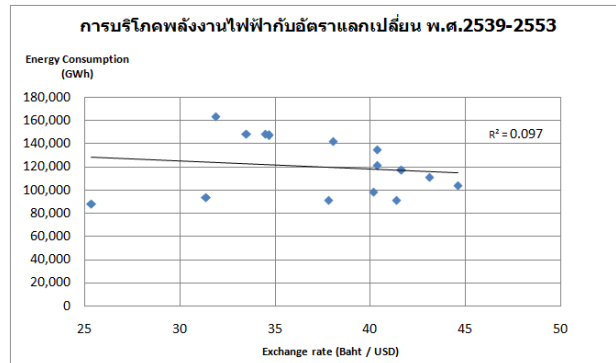
Customer segment	Parameter										
	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11
	จำนวนลูกค้า	GDP	อุณหภูมิ	Ft ขายปลีก	รายได้	Capacity	Industrial index	ปริมาณน้ำฝน	นักท่องเที่ยว	ผลผลิตข้าว	อัตราแลกเปลี่ยน
Whole country consumption	0.969	0.980	-0.023	0.896	0.949	0.045	0.997	0.309	0.911	0.732	-0.945

ส่วนประเด็น เรื่องการวิเคราะห์แบบรวมโหลด กฟผ. กฟน. กฟภ. แต่แยกภูมิภาคนั้น Limsakul C. et al (2010) [21] ได้ศึกษาการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและความต้องการพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยล่วงหน้า 3 ปี โดยพิจารณาเปรียบเทียบกรณีรวมโหลดทั้งประเทศ และแยกพิจารณารายภาคโดยแบ่งเป็น 6 ภาค คือ ภาคเหนือ กลาง ตะวันออกเฉียงเหนือ ตะวันออก ภาคตะวันตก ภาคใต้ พบว่าค่า Percent Error ได้ปรับปรุงดีขึ้นจาก 4.75% ไปเป็น 1.45%

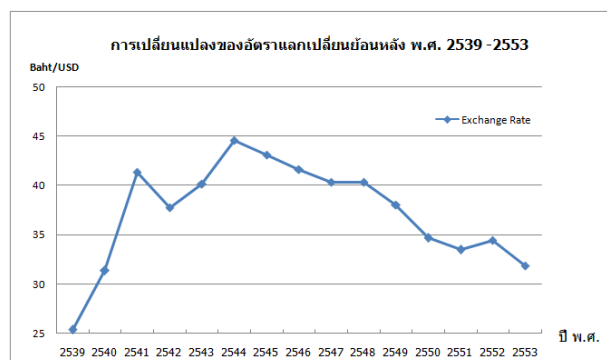
ในการศึกษาครั้งนี้จะพยายามลดปริมาณงาน (Simplified methodology) แต่ให้ความแม่นยำที่ยอมรับได้ (Acceptable Forecast) ดังนั้น การศึกษาจะดำเนินต่อไปโดยวิเคราะห์แบบรวมโหลดแบบรายปี (Annual Energy Consumption) และไม่แยกภูมิภาค (Whole country Forecast)

จากผลการทดลองของตารางที่ 6.4 เราจะได้ตัวแปรที่มีนัยสำคัญ ($R^2 > 0.85$) คือ จำนวนลูกค้า ผลผลิตมวลรวมในประเทศ ราคา Ft ขายปลีก รายได้ประชากร ธรรมชาติอุตสาหกรรม จำนวนนักท่องเที่ยว และอัตราแลกเปลี่ยน แต่จากการตรวจสอบข้อมูลเพิ่มเติม พบว่า อัตราแลกเปลี่ยนและราคา Ft ขายปลีก จะถูกถอดออกจากแบบจำลองเนื่องจากเหตุผล ดังข้างล่าง

อัตราแลกเปลี่ยน เมื่อทำการตรวจสอบข้อมูลให้มากขึ้น โดยพิจารณาช่วง พ.ศ. 2539 - 2553 ดังรูป 6.1 และ 6.2 จะพบว่าอัตราแลกเปลี่ยนไม่มีนัยยะสำคัญ และการเปลี่ยนแปลงจะขึ้นอยู่กับนโยบายของรัฐในช่วงที่เกิดเศรษฐกิจต้มยำกุ้งในช่วงแรกและปล่อยลอยตัวมาจนถึงปัจจุบัน

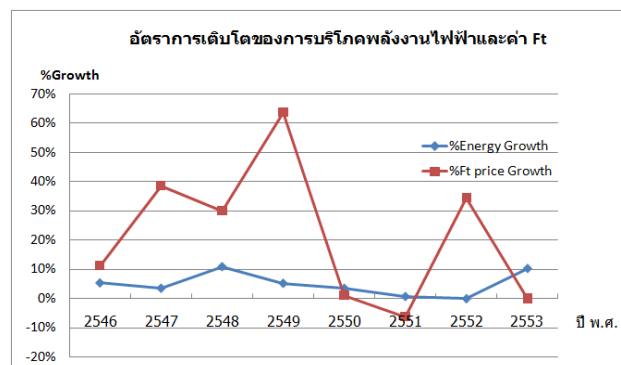


รูปที่ 6.1 การบริโภคพลังงานไฟฟ้ากับอัตราแลกเปลี่ยนช่วง พ.ศ.2539-2553



รูปที่ 6.2 การเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนช่วง พ.ศ.2539-2553

ค่า Ft ขายปลีก โดยแท้จริงแล้ว Ft จะเป็นตัวชดเชย (Buffer) ราคาเชื้อเพลิงในกรณีที่ตลาดโลกมีความผันผวน เพื่อไม่ให้เป็นการได้เปรียบเสียเปรียบระหว่างผู้ผลิตบริโภค แต่ในความเป็นจริงของประเทศไทยนั้นได้มีการตรึงราคาไฟฟ้าฐาน (Base cost) โดย กกพ. (คณะกรรมการกำกับและดูแลกิจการพลังงาน) ทำให้ต้นทุนค่าไฟฟ้าหลายส่วนส่งผ่านมายังค่า Ft จากรูป 6.3 จะพบว่าการปรับค่า Ft นั้นจะไม่สัมพันธ์กับอัตราการเติบโตของการใช้พลังงานไฟฟ้า



รูปที่ 6.3 อัตราการเติบโตของการบริโภคพลังงานไฟฟ้าและค่า Ft

*หมายเหตุ [2] การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าในระยะยาวของ มพส . ไม่ได้นำอุณหภูมิ อัตราแลกเปลี่ยน และค่าไฟฟ้ามาคิดในแบบจำลอง แต่มีส่วนเพิ่มเติมนอกเหนือจาก Base case ในการดูผลของตัวแปรดังกล่าว

สำหรับตัวแปรที่ไม่มีนัยยะสำคัญ เช่น ปริมาณน้ำฝน และอุณหภูมิต่ำสุด เฉลี่ย สูงสุด ได้มีผู้วิจัยบางท่านได้ศึกษาและตัดออก เช่น Pitak B. (2011) [22] ได้ศึกษาตัวแปรสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยล่วงหน้า 3 ปี โดยได้นำปริมาณน้ำฝน ความเร็วลม ความชื้นในอากาศ อุณหภูมิต่ำสุด สูงสุด เฉลี่ยมาพิจารณา พบว่าไม่มีนัยยะสำคัญต่อค่าพลังงานไฟฟ้า (ค่าสหสัมพันธ์ไม่เกิน 0.2) และได้ปรับตัวแปรนี้กลุ่มนี้ออกจากแบบจำลอง

R.Lamedica [24] (2006) ได้ศึกษาผลของตัวแปรเชิงดินฟ้าอากาศโดยเฉพาะกับค่าพลังงานไฟฟ้าที่เมืองมิลาน ประเทศอิตาลีพบว่าใน การพยากรณ์ระยะยาวนั้นตัวแปรเชิงเศรษฐกิจจะมีผลมาก และไม่มีผลเมื่อนำมาพยากรณ์ระยะสั้น ส่วนตัวแปรดินฟ้าอากาศจะมีผลอย่างมากในการพยากรณ์ระยะสั้น แต่เมื่อวิเคราะห์แบบรายปีพบว่าไม่มีนัยยะสำคัญน้อยมาก

สรุปแล้วจะได้ฟังก์ชันความสัมพันธ์ของค่าพลังงานไฟฟ้า ดังนี้

$$\text{Energy demand} = \text{function} (\text{GDP}, \text{Customer}, \text{Income}, \text{Industrial Index}, \text{Tourist}) \quad (6.1)$$

โดยที่ GDP คือ ผลผลิตมวลรวมในประเทศ

Customer คือ ลูก้าการไฟฟ้า

Income คือ รายได้ประชากรเฉลี่ย

Industrial Index คือ ดรรชนีอุตสาหกรรม

Tourist คือ นักท่องเที่ยวต่างชาติ

6.3 การวิเคราะห์สมมติฐาน (Key Assumption Forecast)

- ผลผลิตมวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP)

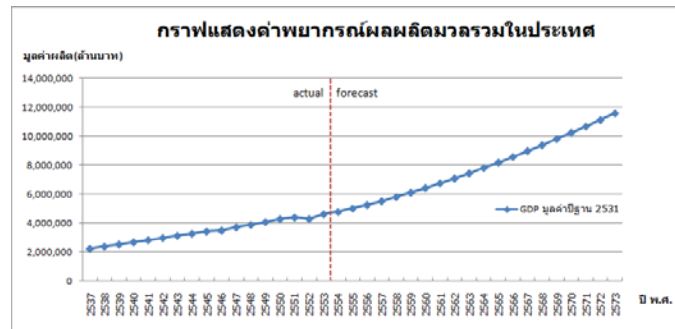
ผลผลิตมวลรวมในประเทศจะอ้างการพยากรณ์อัตราการขยายตัว GDP ของสำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ (สศช.) เพื่อให้สามารถเปรียบเทียบกับการพยากรณ์ของมูลนิธิพลังงานเพื่อสิ่งแวดล้อม (มพส.) โดยสามารถแสดงได้ดังตารางข้างล่าง

ตารางที่ 6.5 ผลการพยากรณ์ผลผลิตมวลรวมในประเทศของ สศช.

ปี		GDP สศช. เดิม (Low Case)	
		GDP	% increase
2552	2009	4,316,039	-3.00
2553	2010	4,402,360	2.00
2554	2011	4,556,442	3.50
2555	2012	4,775,151	4.80
2556	2013	5,013,909	5.00
เฉลี่ย (2552-2556)		4,612,780	2.46
2557	2014	5,264,605	5.00
2558	2015	5,543,629	5.30
2559	2016	5,837,441	5.30
2560	2017	6,140,988	5.20
2561	2018	6,454,178	5.10
เฉลี่ย (2557-2561)		5,848,168	5.18
2562	2019	6,776,887	5.00
2563	2020	7,115,731	5.00
2564	2021	7,471,518	5.00
เฉลี่ย (2562-2564)		7,121,379	5.00
เฉลี่ย (2552-2564)		5,666,837	4.09
2565	2022		4.80
2566	2023		4.80
2567	2024		4.80
2568	2025		4.50
2569	2026		4.50
2570	2027		4.50
2571	2028		4.20
2572	2029		4.20
2573	2030		4.20

หมายเหตุ ค่าพยากรณ์อัตราการขยายตัว GDP ในปี 2565-2573 จัดทำโดย มพส.

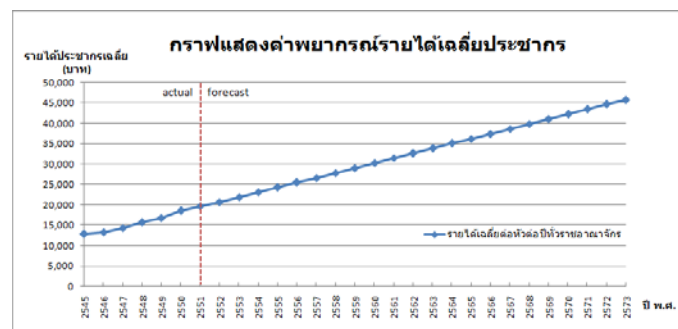
โดยเมื่ออ้างอิงอัตราเติบโตของ GDP จะสามารถพล็อตกราฟค่าผลผลิตมวลรวมในประเทศได้ดังนี้



รูปที่ 6.4 กราฟค่าพยากรณ์ผลผลิตมวลรวมในประเทศ

- รายได้ประชากรเฉลี่ยตัวหัว (Per Capita Income of Population)

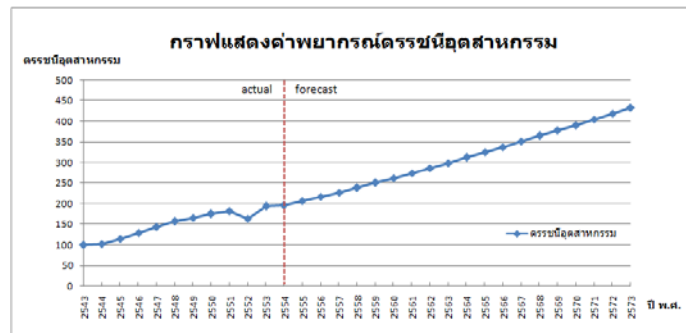
จะพยากรณ์รายได้ประชากรในอนาคตให้มีแนวโน้มคงที่โดยอ้างอิงข้อมูลอดีตจากสำนักงานสถิติแห่งชาติจากข้อมูลในอดีตทั้ง 7 ค่า จะสามารถประมาณให้รายได้ประชากรเฉลี่ยเพิ่มขึ้นปีละประมาณ 1,000 บาทต่อปี โดยสามารถพล็อตเป็นกราฟได้ดังนี้



รูปที่ 6.5 กราฟค่าพยากรณ์รายได้เฉลี่ยของประชากร

- ดรรชนีอุตสาหกรรม (Industrial Index)

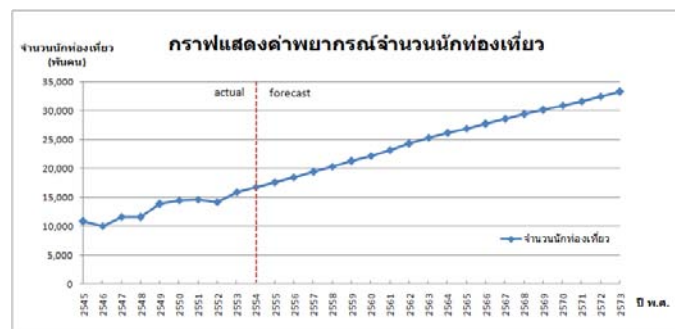
จะพยากรณ์ดรรชนีอุตสาหกรรมในอนาคตให้มีแนวโน้มคงที่ โดยมีสมมติฐานที่ว่าอุตสาหกรรมมีการเจริญเติบโตคงที่ในระยะ 22 ปีข้างหน้า โดยสามารถพล็อตเป็นกราฟได้ดังนี้



รูปที่ 6.6 กราฟค่าพยากรณ์ไตรมาสของอุตสาหกรรม

- นักท่องเที่ยวต่างประเทศ (Foreign Tourist)

จะพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างประเศให้มีแนวโน้มคงที่ โดยมีสมมติฐานที่ว่า อุตสาหกรรมท่องเที่ยวมีการเติบโตคงที่ โดยสามารถพล็อตเป็นกราฟได้ดังนี้



รูปที่ 6.7 กราฟค่าพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยว

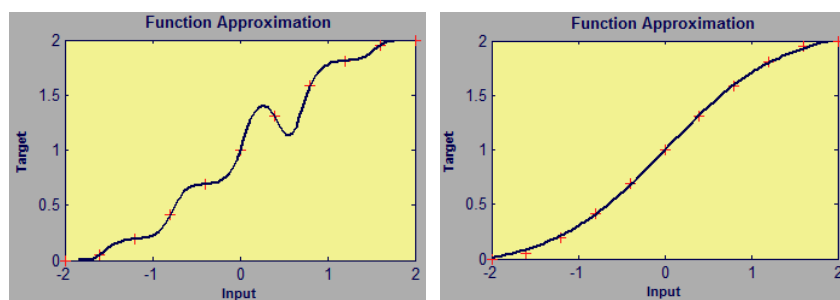
6.4 การวิเคราะห์โครงข่ายที่เหมาะสม

การวิเคราะห์โครงข่ายที่เหมาะสมในที่นี้จะใช้ หลักการจากการทดลอง (Experimental Basis) โดยทำการวิเคราะห์หาค่า MSE ของโครงข่ายแต่ละแบบจำนวน 30 ครั้ง จากนั้นเก็บค่าต่ำสุด สูงสุด และค่าเฉลี่ย อย่างไรก็ตามการเลือกโครงข่ายที่เหมาะสมขอกล่าวแยกเป็นประเด็นดังนี้

1. หลักเกณฑ์การเลือกโครงข่าย

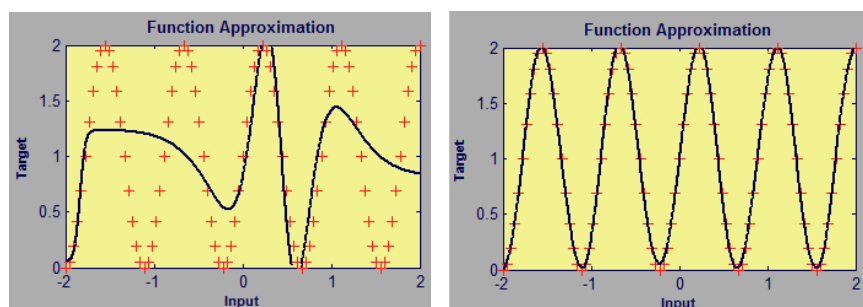
1.1 จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน

จำนวนนิวรอนที่เหมาะสมจะขึ้นอยู่กับความยากและซับซ้อนของข้อมูลที่ศึกษา ถ้าข้อมูลที่ศึกษามีความไม่ซับซ้อนแต่จำนวนนิวรอนมีค่ามากเกินไป จะทำให้การเรียนรู้ข้อมูลเป็นลักษณะขึ้นๆลงๆ ดัง รูป 6.8 ซ้ายมือ เมื่อลดจำนวนนิวรอนจนเหมาะสมจะได้รับการเรียนรู้ข้อมูลดังรูป 6.8 ขวามือ



รูปที่ 6.8 โครงข่ายประสาทเทียมที่มีนิวรอนในชั้นซ่อนมากเกินไป

ในกรณีที่ข้อมูลที่ศึกษามีความซับซ้อนมากขึ้น จะต้องมีการเพิ่มจำนวนนิวรอนให้เหมาะสม โดยรูป 6.9 ทางซ้ายมือจะแสดงถึงจำนวนนิวรอนที่น้อยเกินไป โดยรูป 6.9 ขวามือจะแสดงถึงจำนวนนิวรอนที่เหมาะสม



รูปที่ 6.9 โครงข่ายที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนน้อยเกินไป

Nevneet Et al. (2012) [25] ได้นำหลัก Geometric Pyramids (โครงข่ายประสาทเทียมจะเหมือนกับปิรามิดเมื่อพิจารณาจากอินพุตมายังเอาต์พุต) ดังสมการ 6.2 และ 6.3 มาประยุกต์ใช้

- สำหรับโครงข่าย 1 ชั้น

$$N_h = \sqrt{N_i * N_o} \quad (6.2)$$

โดยที่ N_h คือ จำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อน

N_i คือ จำนวนอินพุตของโครงข่าย

N_o คือ จำนวนเอาต์พุตของโครงข่าย

- สำหรับโครงข่าย 2 ชั้น

จำนวนนิวรอนในชั้นที่ 1 หาได้จาก

$$N_{h,1st} = N_i * r \quad (6.3)$$

จำนวนนิวรอนในชั้นที่ 2 หาได้จาก

$$N_{h,2nd} = N_i * r^2 \quad (6.4)$$

$$r = \sqrt{\frac{N_o}{N_i}} \quad (6.5)$$

โดยที่ $N_{h,1st}$ คือ จำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1

$N_{h,2nd}$ คือ จำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2

N_i คือ จำนวนอินพุตของโครงข่าย

N_o คือ จำนวนเอาต์พุตของโครงข่าย

1.2 Generalization , Over-fitting , Memory , Saturation

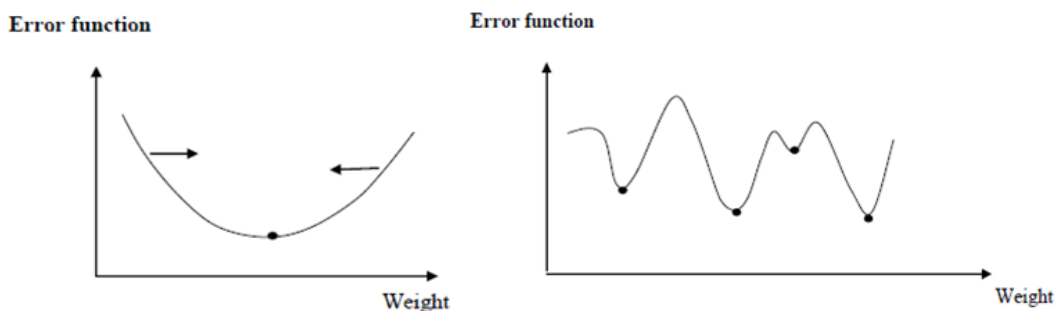
- Generalization โครงข่ายสามารถพยากรณ์ค่าที่นอกช่วงข้อมูลที่ได้ฝึกสอนได้ ถึงแม้ไม่เคยเห็นค่ามาก่อน
- Over-fitting โครงข่ายสามารถเรียนรู้ข้อมูลที่เคยเห็นได้เป็นอย่างดี แต่ไม่สามารถพยากรณ์ค่าที่นอกเหนือข้อมูลที่ได้ฝึกสอน

- **Memory** โครงข่ายประสาทเทียมจะมีความสามารถในการจดจำรูปแบบเฉพาะเจาะจง (Pattern) ที่ปรากฏในอนุกรมเวลา เช่น ความไม่เป็นเชิงเส้นของวิกฤตเศรษฐกิจ เหตุการณ์น้ำท่วม เป็นต้น ในการศึกษาครั้งนี้จะพยากรณ์ให้โครงข่ายไม่มีความจำเกิดขึ้น
- **Saturation** โครงข่ายประสาทเทียมมีค่าพยากรณ์ในอนาคตที่อิ่มตัว เนื่องมาจากสาเหตุของการนอร์มอลไลเซชันที่ไม่เหมาะสม ค่า Bias และ Weight ที่มากเกินไป หรืออาจเกิดจากการประมาณค่าฟังก์ชันที่เป็นฟังก์ชันอิ่มตัว

1.3. Performance

ในการศึกษาครั้งนี้จะทำการสุ่มค่า Weight และ Bias (Random Initialization) เพื่อศึกษา MSE ของโครงข่ายจำนวน 30 ครั้ง สามารถจำแนก MSE ได้ดังนี้

- **Max MSE** ใช้ในการวัดความง่ายในการอิ่มตัวของโครงข่าย เนื่องจาก Weight และ Bias ที่ถูกสุ่มมาอาจไม่เหมาะสม และยังคงแสดงถึง การประมาณค่าที่ผิดพลาด ออกจากข้อมูลที่ศึกษา (Misleading)
- **Min MSE** จะใช้ในการวัดค่าความสามารถการพยากรณ์ที่ดีที่สุดที่ได้ในการทดลอง 30 ครั้ง โดยจะเป็นตัวชี้วัดตัวหนึ่งที่สำคัญ
- **Average MSE** บอกความสามารถ โดยภาพรวมที่ทำได้ภายในการทดลอง 30 ครั้ง โดยค่าเฉลี่ยที่น้อยจะสามารถบอกถึงความไม่ซับซ้อนของ Error Surface ในการหาคำตอบ Global



รูปที่ 6.10 Error function ที่มีคำตอบ local ที่แตกต่างกัน

2. ผลการวิเคราะห์โครงข่ายที่เหมาะสม

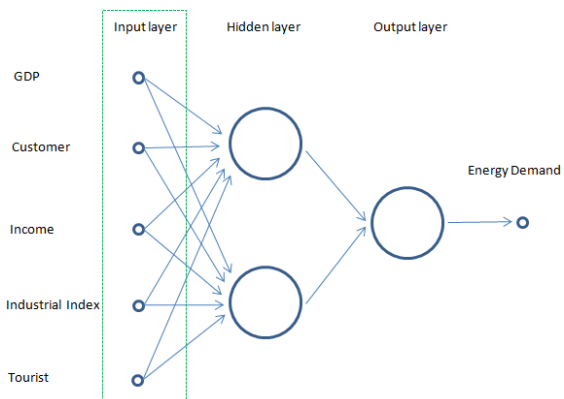
เมื่อเริ่มวิเคราะห์ MSE ของโครงข่ายประสาทเทียม สามารถสรุปโครงข่ายประสาทเทียมที่น่าสนใจจำนวน 18 โครงข่าย ดังตาราง 6.6

ตาราง 6.6 ผล MSE ของโครงข่ายที่น่าสนใจ 18 แบบจำลอง

no.	Hidden layer		MSE 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

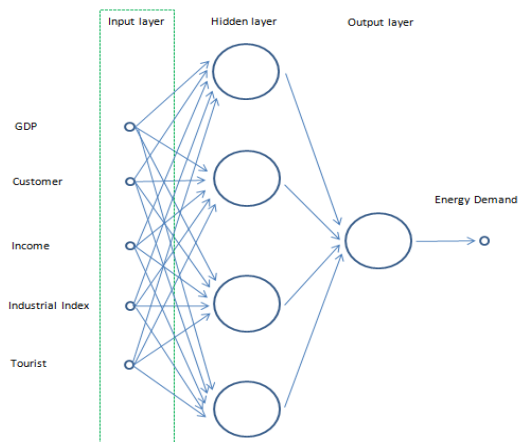
คำอธิบายผล จะทำการเลือกโครงข่าย 1 ชั้นจำนวน 2 โครงข่ายที่มีค่า Mean และ Min น้อยที่สุด ซึ่งคือโครงข่าย 1. และ 8. จากนั้นเลือกโครงข่าย 2 ชั้นที่มีค่า Max น้อยที่สุด ซึ่งก็คือ โครงข่าย 13. (เก็บโครงข่ายที่เหลือสำรองไว้ เพื่อในกรณีที่เลือกไม่สามารถผ่าน Validation test ได้)

Candidate Model 1



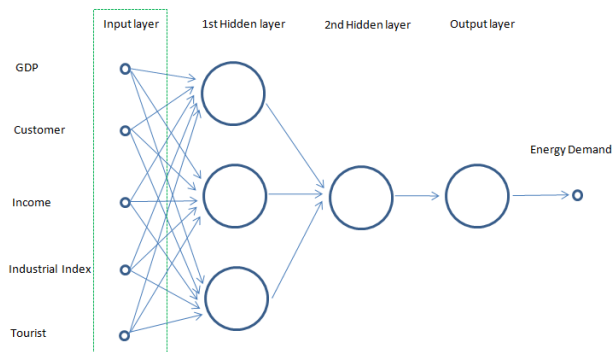
รูปที่ 6.11 แบบจำลอง Candidate model 1

Candidate Model 2



รูปที่ 6.12 แบบจำลอง Candidate model 2

Candidate Model 3

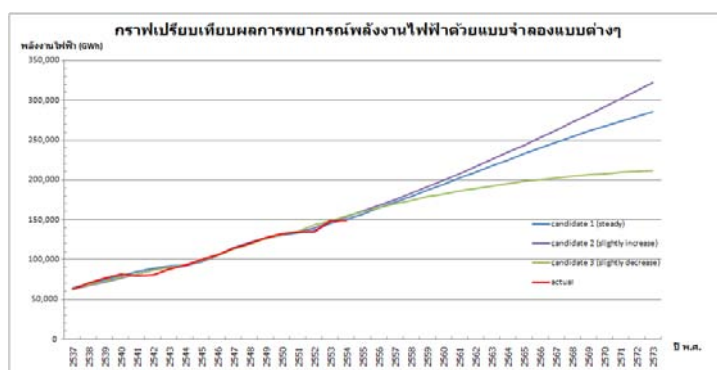


รูปที่ 6.13 แบบจำลอง Candidate model 3

จากโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 3 แบบ สามารถดูผลการประมาณค่าฟังก์ชัน ได้ดังนี้

ตาราง 6.7 ค่าพยากรณ์อุปสงค์พลังงานไฟฟ้าของ 3 แบบจำลอง

พ.ศ.	actual	Candidate 1		Candidate 2		Candidate 3	
		2 logsig		4 purelin		3 logsig + 1 logsig	
	Energy	Energy	%MAPE	Energy	%MAPE	Energy	%MAPE
2537	62,317	64,857	4.08%	63,145	1.33%	63,847	2.45%
2538	70,521	70,154	0.52%	67,979	3.60%	68,485	2.89%
2539	76,936	74,863	2.69%	72,599	5.64%	73,181	4.88%
2540	81,941	80,234	2.08%	77,417	5.52%	78,345	4.39%
2541	79,856	84,677	6.04%	82,418	3.21%	82,364	3.14%
2542	80,896	89,057	10.09%	87,202	7.80%	86,831	7.34%
2543	87,638	91,811	4.76%	90,747	3.55%	90,387	3.14%
2544	93,189	92,797	0.42%	92,539	0.70%	93,218	0.03%
2545	99,771	97,380	2.40%	98,444	1.33%	99,192	0.58%
2546	106,555	105,359	1.12%	105,703	0.80%	105,215	1.26%
2547	114,721	115,890	1.02%	114,359	0.32%	113,506	1.06%
2548	120,864	121,960	0.91%	121,443	0.48%	119,545	1.09%
2549	127,505	127,631	0.10%	126,428	0.84%	126,449	0.83%
2550	132,637	130,640	1.51%	131,617	0.77%	131,229	1.06%
2551	135,004	133,297	1.26%	135,064	0.04%	135,335	0.24%
2552	134,935	136,487	1.15%	139,621	3.47%	143,364	6.25%
2553	149,090	145,471	2.43%	148,108	0.66%	148,924	0.11%
2554	148,857	150,735	1.26%	153,869	3.37%	154,546	3.82%



รูปที่ 6.14 กราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ทั้ง 3 แบบจำลอง

6.5 การวิเคราะห์ความใช้ได้ (Validation test)

ในการศึกษาครั้งนี้จะมีข้อมูลฝึกสอนตั้งแต่ 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

1. หลักเกณฑ์ในการวิเคราะห์

- โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมจะต้องให้ผล MAPE ในช่วงเวลาทั้ง 5 ปีพร้อมกัน โดย 3rd period จะเทียบเท่าการพยากรณ์ของ มพส. โดยสามารถ
- ผลการพยากรณ์ที่ได้จะต้องไม่มีความอึดตัว มีรูปแบบของความจำ (Memory) ของเหตุเฉพาะในอดีต มีความเป็นรูปทั่วไป (Generalization)

2. ผลการวิเคราะห์

จากผลในตาราง 6.8 พบว่า โครงข่ายแบบที่ 1 จะมีค่า Validation ที่ดีที่สุด แต่จากการมองค่าอัตราการเพิ่มของความชันกราฟในอนาคตพบว่า มีลักษณะเกือบคงที่ ส่วนโครงข่ายแบบที่ 2 มีอัตราการเพิ่มของความชันกราฟแบบเพิ่มขึ้นเล็กน้อย ซึ่งมีความเหมาะสมในการพยากรณ์มากกว่า (เกิดจากสมมติฐานที่ว่า ค่าพยากรณ์จะมีอัตราเติบโตแบบเพิ่มขึ้นเล็กน้อย)

ดังนั้น จะได้โครงข่ายประสาทเทียมแบบที่ 2 ในการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า โดยมีฟังก์ชัน Pure-linear จำนวน 4 นิวรอนเป็นชั้นซ่อน และมีฟังก์ชัน pure linear 1 นิวรอนเป็นชั้นเอาต์พุต

ตาราง 6.8 การทดสอบความใช้ได้ของทั้ง 3 แบบจำลอง

	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

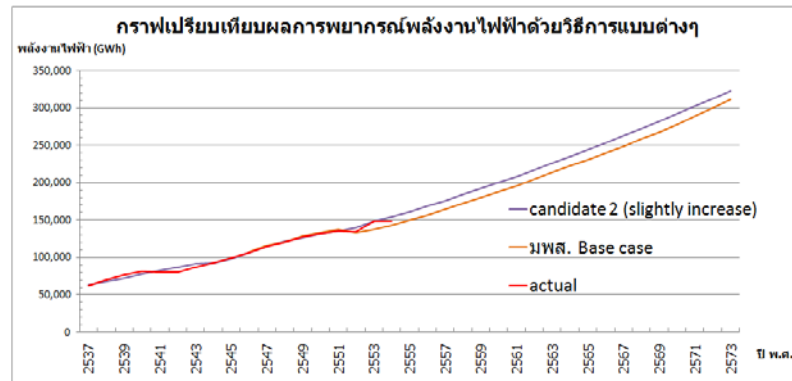
6.6 การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า

จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม Candidate2 สามารถนำไปพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าได้ ดังนี้

ตาราง 6.9 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า

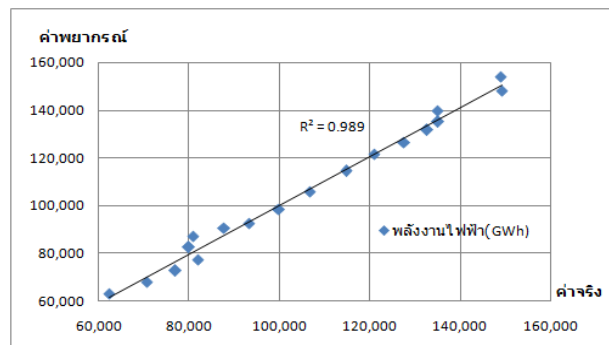
		Actual	Candidate 2		มพส. ฉบับ เมษา 2553			
			Scenario 3		Base case		Case 9	
			Energy	Energy	MAPE	Energy	MAPE	Energy
ข้อมูลทดสอบ	2551	135,004	135,064	0.04%	137,416	1.79%	137,314	1.71%
	2552	134,935	139,621	3.47%	132,506	1.80%	132,209	2.02%
	2553	149,090	148,108	0.66%	137,183	7.99%	134,232	9.97%
	2554	148,857	153,869	3.37%	143,169	3.82%	139,184	6.50%
ข้อมูลพยากรณ์	2555		160,901		149,813		142,638	
	2556		168,286		156,283		146,819	
	2557		175,727		164,641		154,086	
	2558		183,680		172,563		161,028	
	2559		191,846		180,248		167,801	
	2560		199,907	+7,595	188,090	+7,416	174,709	+5,723
	2561		208,207		195,816		181,490	
	2562		216,735		204,616		189,286	
	2563		225,585		213,275		196,807	
	2564		234,610		222,023		204,360	
	2565		243,682	+8,553	230,620	+8,355	211,779	+7,312
	2566		253,060		239,418		219,342	
	2567		262,398		248,512		227,158	
	2568		272,029		258,036		235,321	
	2569		281,769		267,771		243,668	
	2570		291,757	+9,432	277,886	+9,150	252,339	+7,862
	2571		301,678		288,425		261,330	
	2572		311,781		299,776		271,075	
	2573		322,097		311,182		280,751	

สามารถวาดกราฟเปรียบเทียบระหว่างการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมกับวิธี มพส. ได้ดังนี้



รูปที่ 6.15 กราฟเปรียบเทียบการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมกับ มพส.

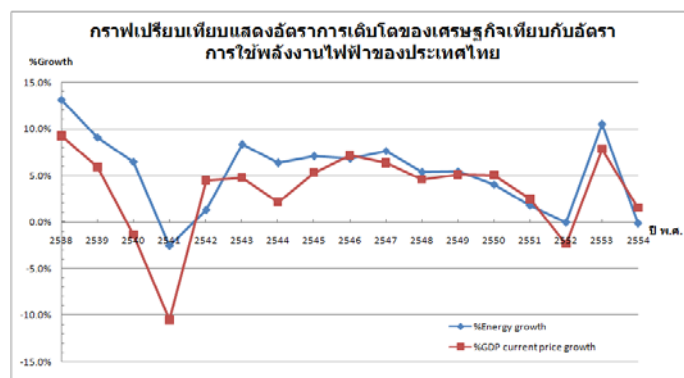
จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบที่ 2 สามารถวิเคราะห์สหสัมพันธ์ระหว่างค่าพยากรณ์กับค่าจริง ที่ได้ดังรูปที่ โดยมีค่า $R^2=0.989$



รูปที่ 6.16 กราฟแสดงสหสัมพันธ์ระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์

6.7 การพยากรณ์พลังงานตามสถานการณ์ทางเศรษฐกิจ (Scenario test)

จากข้อมูลในอดีตเราจะพบว่าอัตราการเติบโตทางเศรษฐกิจ กับพลังงานไฟฟ้ามีความสัมพันธ์กันดังกราฟด้านล่าง



รูปที่ 6.17 กราฟอัตราการเติบโต GDP กับ อัตราเติบโตโตการใช้พลังงานไฟฟ้า

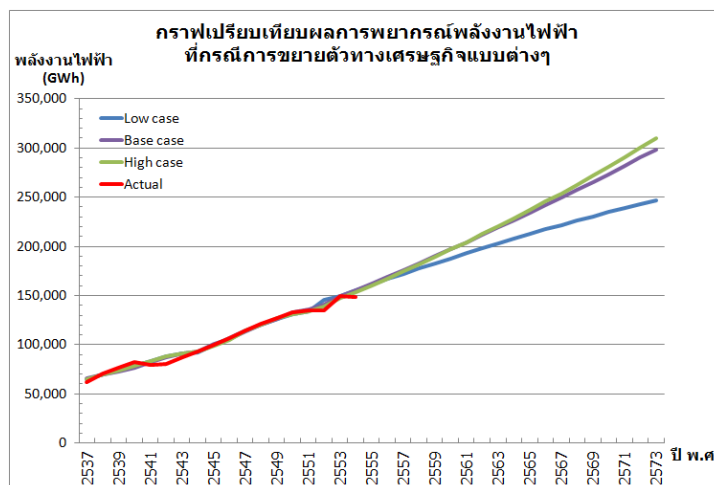
เราสามารถที่จะนำผลการพยากรณ์อัตราการเติบโตของเศรษฐกิจของ สศช.(สำนักงานคณะกรรมการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ) ฉบับเดือนกุมภาพันธ์ 2553 มาใช้วิเคราะห์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าในอนาคตได้ โดยแบ่งออกเป็น 3 สถานการณ์ ดังนี้

- Low case คือ ประมาณการแนวโน้มเศรษฐกิจไทย (GDP) ที่เติบโตต่ำกว่าเป้าหมาย
- Base case คือ ประมาณการแนวโน้มเศรษฐกิจไทย (GDP) ที่เติบโตตามเป้าหมาย
- High case คือ ประมาณการแนวโน้มเศรษฐกิจไทย (GDP) ที่เติบโตสูงกว่าเป้าหมาย

ตาราง 6.10 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์ของแต่ละเหตุการณ์เศรษฐกิจ

	ปี พ.ศ.	Energy Consumption (GWh)			
		Actual	Low case	Base case	High case
Testing	2552	134,935	145,601	141,061	138,994
	2553	149,090	149,499	149,285	147,312
	2554	148,857	154,990	155,370	153,540
Forecasting	2555		160,765	162,025	160,409
	2556		166,707	168,704	167,111
	2557		171,865	175,716	174,480
	2558		177,308	182,989	181,872
	2559		182,608	190,000	189,406
	2560		187,647	196,941	196,798
	2561		192,757	204,142	204,356
	2562		197,915	211,273	212,271
	2563		202,930	219,116	220,234
	2564		207,731	226,580	228,505
	2565		212,556	234,114	236,966
	2566		217,239	241,839	245,285
	2567		221,755	249,326	253,699
	2568		226,271	257,336	262,494
	2569		230,644	265,346	271,526
	2570		234,946	273,380	280,843
	2571		239,153	281,675	290,421
	2572		243,194	290,065	300,000
	2573		246,759	298,479	309,959

การวิเคราะห์สถานการณ์ (Scenario test) สามารถทำให้มองเห็นภาพเหตุการณ์ในอนาคตได้มากขึ้นและเห็นช่วงของผลพยากรณ์ที่สามารถเปลี่ยนแปลงไปได้ ซึ่งจากข้อมูลในตารางสามารถสร้างกราฟเพื่อเปรียบเทียบผลได้ดังนี้



รูปที่ 6.18 กราฟเปรียบเทียบผลพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าที่สถานการณ์เศรษฐกิจต่างๆ

การพยากรณ์ HIGH CASE อาจมองให้เป็นสถานการณ์แบบ Extreme growth ก็ได้ โดยมองว่าการเจริญเติบโตของเศรษฐกิจของประเทศโต สูงกว่าแผนที่วางไว้ และสมมติการพยากรณ์ GDP มีความถูกต้อง 100% จากข้อมูลที่มีพบว่ามีคาดการณ์ให้เศรษฐกิจไทยเติบโตค่อนข้างสูงมากในช่วง พ.ศ.2555-2573

การพยากรณ์สถานการณ์ BASE CASE ไม่แตกต่างจาก HIGH CASE มากนัก ส่วน LOW CASE พบว่ามีความน่าสนใจตรงที่มีความแตกต่างของค่าพลังงานประมาณ 10,000 GWh ซึ่ง LOW CASE จะมีอัตราการเติบโตเศรษฐกิจประมาณ 4.28% เมื่อสิ้นแผนที่ปี 2573 พบว่าใกล้ค่าเติบโตในอดีตช่วง พ.ศ. 2550-2554 ที่มีสถานการณ์เศรษฐกิจและภัยธรรมชาติ ในจุดนี้แสดงให้เห็นถึงประโยชน์ของการวิเคราะห์สถานการณ์ ในกรณีที่ต้องการมองจุดที่ต้องเตรียมแหล่งผลิตไฟฟ้าอย่างน้อยให้เพียงพอกับประเทศในอนาคต แต่ในจุดนี้ยังไม่ใช่สถานการณ์ที่แย่ที่สุดที่เคยเกิด (worst case) ซึ่งก็อาจจะเกิดขึ้นอีกได้ยาก ดังช่วง พ.ศ.2540-2544 ที่มีอัตราการเติบโตเฉลี่ยติดลบ 0.3%

บทที่ 7

สรุปผลงานวิจัยและข้อเสนอแนะ

7.1 สรุปผลการวิจัย

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ศึกษาการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยในระยะยาว โดยได้นำโครงข่ายประสาทดัดแปลงแบบแพร่ย้อนกลับมาประยุกต์ในการพยากรณ์ โดยมีช่วงขอบเขตการศึกษาคือ พ.ศ. 2537 – 2555 โดยแบ่งข้อมูลเป็นช่วงฝึกสอน พ.ศ.2537-2549 และมีช่วงทดสอบคือ พ.ศ. 2550-2554 ในการศึกษาครั้งนี้จะ พยากรณ์ล่วงหน้าไปอีก 15-20 ปี ผลการการศึกษาสามารถสรุปได้ว่าโครงข่ายประสาทดัดแปลงแบบแพร่ย้อนกลับมีค่า MAPE ที่น้อยกว่า (ดังตาราง 7.1) วิธีการพยากรณ์ของ มพส. ฉบับ เมษายน 2553 โดยโครงข่ายประสาทดัดแปลงมีค่า MAPE = 2.5% และ มพส. ฉบับ เมษายน 53 มีค่า MAPE = 4.54% ซึ่งจะเห็นได้ว่าวิธีการโครงข่ายประสาทดัดแปลงแบบแพร่ย้อนกลับเป็นวิธีการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีของ มพส.

. ตาราง 7.1 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ระหว่างโครงข่ายประสาทดัดแปลงกับวิธี มพส.

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

7.2 ข้อเสนอแนะ (Recommendation)

วิธีการพยากรณ์ของ มพส. สำหรับพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าช่วง พ.ศ.2553-2573 นั้นยังสามารถเพิ่มเติมความแม่นยำได้อีก โดยสาเหตุที่ความคลาดเคลื่อนสูงมากเพราะอิทธิพลของผู้พยากรณ์ที่ส่งผลต่อค่าพยากรณ์ ทำให้ผลการพยากรณ์ที่ได้มีค่าต่ำเกินไป (Under forecast) โดยผู้วิจัยขอเสนอว่า ควรประยุกต์การพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทดัดแปลง ร่วมกับความรู้เฉพาะทางของบุคคล ซึ่งจะช่วยให้ได้การพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพมากขึ้นในอนาคต

7.3 ประเด็นศึกษาและพัฒนาในอนาคต

ด้านตัวแปรอินพุต ประยุกต์ นำตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับการประหยัดพลังงานมาประยุกต์ในแบบจำลอง เช่น ผลการประหยัดพลังงานของการจัดการด้านอุปสงค์ของประเทศ (Demand Side Management : DSM) ข้อมูลการเพิ่มประสิทธิภาพของกระบวนการผลิตพลังงานจาก พพ .(กรม

อนุรักษ์พลังงานและพัฒนาพลังงานทดแทน) เป็นต้น ซึ่งจะทำให้สามารถตั้งสมมติฐานการพยากรณ์ได้กว้างและวิเคราะห์เหตุการณ์ต่างๆ ในอนาคตได้หลากหลาย (Scenario test)

ด้านตัวแปรเอาท์พุท ประยุกต์โครงข่ายประสาทเทียมให้สามารถพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak demand) หรือปรับเปลี่ยนโครงสร้างการออกแบบของโครงข่ายประสาทเทียมให้สามารถพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าในรูปข้อมูลรายเดือน แต่ทั้งนี้ข้อมูลป้อนเข้าจะต้องเป็นรายเดือน ด้วย ซึ่งจะ เป็นข้อจำกัดที่สำคัญ และจะทำให้การพยากรณ์ระยะยาวมีความยุ่งยากมากขึ้น แต่ ช่วยเพิ่มความสามารถในการพยากรณ์ระยะปานกลางก็เป็นได้

ด้านสถาปัตยกรรมโครงข่าย นำโครงข่ายประสาทเทียมแบบ NAR (Non-linear autoregressive) มาพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าในรูปแบบอนุกรมเวลา หรือ นำโครงข่ายโครงข่าย GRNN (Generalized Regression Neural Network) ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการประมาณค่าฟังก์ชัน (Function Approximation) โดยเฉพาะ มาพยากรณ์เพื่อเปรียบเทียบผล

ด้านการริเริ่มสิ่งใหม่ พยายามปรับปรุง โครงข่ายประสาทเทียมในมิติของโครงสร้าง เช่น นำหลักการของ ARIMA (Auto-Regressive Integrated Moving Average) , Genetic Algorithm, Fuzzy logic หรือ simulation มาผสมผสานกับโครงข่ายประสาทเทียม เป็นต้น ซึ่งสิ่งที่เขียนกล่าวมานั้นได้ มีคนริเริ่มมานานแล้ว ซึ่งผู้เขียนเชื่อว่าเราสามารถสร้างสถาปัตยกรรมใหม่ๆ ที่สามารถพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าได้แม่นยำมากขึ้น ในมิติของฟังก์ชันถ่ายโอนหรือสมการการเรียนรู้ (learning equation) กล่าวคือ พยายามวิเคราะห์ถึงสมการที่มีความเหมาะสมที่สุดที่สามารถหาคำตอบได้เร็ว ได้คำตอบที่ต่ำที่สุดและสามารถหลีกเลี่ยงคำตอบที่เป็น local

ด้านการวิเคราะห์สถานการณ์ เพิ่มเติมการวิเคราะห์สถานการณ์ ให้มากขึ้น แต่ต้องวิเคราะห์ถึงสัญญาณของตัวแปรที่อาจสามารถตรวจจับสถานการณ์ผิดปกติได้ เช่น สถานการณ์น้ำท่วม สภาพเศรษฐกิจโลก แนวโน้มการประหยัดพลังงานของ พพ.(Energy Efficiency: EE) การวางกลยุทธ์ของการจัดการด้านพลังงานไฟฟ้า (Demand Side Management: DSM) การเปลี่ยนแปลงด้านโครงสร้างสังคมในประเทศไทย เป็นต้น ซึ่งจะทำให้การพยากรณ์ครอบคลุมความเป็นจริงมากขึ้น

รายการอ้างอิง

- [1] ฝ่ายวางแผนระบบไฟฟ้า กองวางแผนแหล่งผลิตไฟฟ้า กฟผ. . แผนพัฒนาแหล่งผลิตไฟฟ้า พ.ศ. 2555-2573 (ฉบับปรับปรุงครั้งที่ 3). มิถุนายน 2555.
- [2] มูลนิธิพลังงานเพื่อสิ่งแวดล้อม (มฟส.). การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า . รายงานฉบับสมบูรณ์ . เมษายน 2553.
- [3] ฝ่ายวางแผนระบบไฟฟ้า แผนกพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า กฟผ . การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า. รายงานฉบับสมบูรณ์. 2555.
- [4] ฝ่ายเศรษฐกิจพลังงาน กฟผ. ประเภทของอัตราค่าไฟฟ้า. เอกสารประกอบการจัดการความรู้. การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย. 2555.
- [5] ทรงศิริ แต่สมบัติ. การพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative forecasting). หนังสือเรียนสำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์. 2549.
- [6] ฝ่ายปฏิบัติการด้านการใช้ไฟฟ้า กฟผ .. การจัดการด้านการใช้ไฟฟ้า (Demand-Side Management: DSM). เอกสารประกอบการอบรม. การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย. 2554
- [7] Al-Kandari A.M. , Soliman S.A. Electric Load Modeling for Long-Term Forecasting. Elsevier Inc. (2010)
- [8] เมธี ทรกุลพันธ์ . การพยากรณ์โหลดระยะสั้น ณ สถานีไฟฟ้าย่อย . วิทยานิพนธ์ปริญญาโท มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี. 2546.
- [9] จตุพร ธรรมเจริญ. การพยากรณ์ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดระยะยาวของ กฟน . โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี. 2550.
- [10] AlRashidi,M.R. , EL-Naggar, K.M. Long term electric load forecasting based on particle swarm optimization. Applied Energy 87 (2010) 320–326 (2011)
- [11] Chen T.A. Collaborative fuzzy-neural approach for long-term load forecasting in Taiwan. Computers & Industrial Engineering (2011)
- [12] Akdemir, B. , Cetinkaya N.. Long-Term load forecasting based on adaptive neural fuzzy inference system using real energy data. Elsevier Inc (2011)
- [13] Yophy H. , Jeffrey B.Y. , Chieh-Yu, P. The long-term forecast of Taiwan’s energy supply and demand with LEAP program model application. Elsevier Inc (2010)
- [14] Qader M.R., Qamber I.S. Long-term load forecast for Kingdom of Bahrain using Monte Carlo method. Elsevier Inc (2010)

- [15] Santana et al., Decision support system for load forecasting and inference: A new undertaking for Brazilian power supplies. Elsevier Inc (2009)
- [16] ผศ.ดร.ศิริภัทร เชี่ยวชาญวัฒนา . รายงานประสาทดัดเทียม . เอกสารประกอบการสอน มหาวิทยาลัยขอนแก่น. 2552.
- [17] Fausett L. Fundamental of Neural Network: Architects and Application. London:Prentice-Hall International (1994)
- [18] ผศ.ดร.พยุ่ง มีสังข์. โครงข่ายประสาทเทียม. เอกสารประกอบการเรียน มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าบางมด. 2553.
- [19] ผศ.ดร.พยุ่ง มีสังข์. โครงข่ายประสาทเทียมและระบบพีซี 2553. เอกสารประกอบการเรียน มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ. 2553.
- [20] กลิน ปรุประกอบไวทยกิจ . Neural Network: How to design a good performance. เอกสารประกอบการเรียน ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยเชียงใหม่. 2553.
- [21] ยอด นิตติกิจไพบูลย์. การวิเคราะห์หาค่าของการจัดหาไฟฟ้าและผลกระทบการอนุรักษ์พลังงานต่อความเชื่อถือได้ของระบบผลิตไฟฟ้า . วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. 2552.
- [22] Limsakul C. et al. The Comparison of Mid Term Load Forecasting between Multi-Regional and Whole Country Area Using Artificial Neural Network. International Journal of Computer and Electrical Engineering. April (2010)
- [23] Pitak B. Mid-Term Load Forecasting Based on Neural Network Algorithm: a Comparison of Models. International Journal of Computer and Electrical Engineering. August (2011)
- [24] Lamedica R. Meteorological Parameters Influence for Medium Term Load forecasting. IEEE. (2006)
- [25] Navneet et al. Selection of Hidden Layer Neurons and Best Training Method for FFNN in Application of Long Term Load Forecasting. Journal of Electrical Engineering. (2006)

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก. โปรแกรม M-file ที่ใช้ในการทดลอง

```

clear all
validation1          %เรียกค่าข้อมูล validation1

figure(1)
clf
hold on
plot(T, 'r*')

mapel = 100 ;
i=0;
while mapel > 0.038
i = i+1;

%สร้างโครงข่าย
net = newff(P,T,[3 1],{'logsig' 'logsig'});

%คลิกเลือก map min/max อัตโนมัติ
net.inputs{1}.processFcns = {'fixunknowns' 'removeconstantrows'};
net.outputs{2}.processFcns = {'fixunknowns' 'removeconstantrows'};
net.outputs{3}.processFcns = {'fixunknowns' 'removeconstantrows'};
%net.trainParam.lr = 0.00001;          % learning rate
%net.trainParam.goal = 1e-5;          % Training error goal
%net.trainParam.grad = 1e-5;          % Training gradient
%net.trainParam.show = 100;          % Epochs between updating
display
%net.trainParam.max_fail = 10;          % Max fail to early stop
training

[net,tr] = train(net,P,T);          % ฝึกโครงข่ายประสาทเทียม

%ทดสอบด้วยข้อมูลที่ไม่เคยพบ
P_testing=[GDP_testing; customer_testing; income_testing;
industrial_testing; tourist_testing];
T_testing =[energy_testing];

result_testing = sim(net,P_testing); % ทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

% คำนวณหา MAPE
e = result_testing - T_testing;
mapel= sum(abs(e ./ T_testing))/5
    if i == 30
        break
    end
end

validation2;          %เรียกค่าข้อมูล validation2
validation3;          %เรียกค่าข้อมูล validation3
validation4;          %เรียกค่าข้อมูล validation4
validation5;          %เรียกค่าข้อมูล validation5

```

```

%หาค่าenergy เพื่อตรวจสอบความถูกต้อง
minE = 62317;
deltaE = 237683;
e16 = Energy_forecast(16)*deltaE + minE
e17 = Energy_forecast(17)*deltaE + minE
e18 = Energy_forecast(18)*deltaE + minE

validation 1

% กำหนดตัวแปรทั้งหมดที่ใช้ในการฝึกโครงข่าย (training) ของvalidation1
energy = [0.000 0.035 0.062 0.083 0.074 0.078 0.107 0.130 0.158 0.186
0.220 0.246 0.274];

GDP = [0.000 0.012 0.023 0.035 0.047 0.058 0.070 0.081 0.093 0.098
0.116 0.129 0.144];

customer = [0.000 0.026 0.051 0.078 0.093 0.111 0.127 0.144 0.162
0.183 0.206 0.228 0.248];

income = [0.000 0.024 0.049 0.073 0.097 0.121 0.146 0.170 0.203 0.215
0.236 0.265 0.290];

industrial = [0.000 0.020 0.040 0.060 0.080 0.100 0.114 0.121 0.148
0.179 0.211 0.240 0.260];

tourist = [0.000 0.020 0.039 0.059 0.079 0.098 0.118 0.138 0.174
0.152 0.198 0.195 0.260];

% ข้อมูลสำหรับทดสอบ(testing) ของvalidation1
energy_testing = [0.296 0.306 0.306 0.365 0.364];
GDP_testing = [0.160 0.169 0.161 0.187 0.199];
customer_testing = [0.269 0.289 0.310 0.330 0.350];
income_testing = [0.310 0.332 0.355 0.377 0.400];
industrial_testing = [0.287 0.314 0.340 0.366 0.393];
tourist_testing = [0.260 0.281 0.303 0.324 0.345];

% ข้อมูลสมมติฐานสำหรับการพยากรณ์(forecasting) ของvalidation1
GDP_forecast = [0.217 0.237 0.257 0.280 0.304 0.329 0.354 0.380 0.408
0.437 0.466 0.497 0.529 0.561 0.594 0.628 0.662 0.697 0.734];

customer_forecast = [0.370 0.390 0.411 0.431 0.451 0.471 0.491 0.511
0.532 0.552 0.572 0.592 0.612 0.633 0.653 0.673 0.693 0.713 0.734];

income_forecast = [0.422 0.445 0.467 0.489 0.512 0.534 0.557 0.579
0.602 0.624 0.647 0.669 0.692 0.714 0.737 0.759 0.781 0.804 0.826];

industrial_forecast = [0.419 0.446 0.472 0.498 0.525 0.551 0.577 0.604
0.630 0.656 0.683 0.709 0.735 0.762 0.788 0.815 0.841 0.867 0.894];

tourist_forecast = [0.367 0.388 0.410 0.431 0.452 0.474 0.495 0.516
0.538 0.559 0.580 0.602 0.623 0.645 0.666 0.687 0.709 0.730 0.751];

```

```

% set ค่าvalidation1 ให้P และT
P = [GDP;customer;income;industrial;tourist];
T = [energy];

Validation 2

% กำหนดตัวแปรทั้งหมดที่ใช้ในการฝึกโครงข่าย (training) ของvalidation2
energy = [0.000 0.035 0.062 0.083 0.074 0.078 0.107 0.130 0.158 0.186
0.220 0.246 0.274 0.296];

GDP = [0.000 0.012 0.023 0.035 0.047 0.058 0.070 0.081 0.093 0.098
0.116 0.129 0.144 0.160];

customer = [0.000 0.026 0.051 0.078 0.093 0.111 0.127 0.144 0.162
0.183 0.206 0.228 0.248 0.266];

income = [0.000 0.024 0.049 0.073 0.097 0.121 0.146 0.170 0.203 0.215
0.236 0.265 0.290 0.327];

industrial = [0.000 0.020 0.040 0.060 0.080 0.100 0.114 0.121 0.148
0.179 0.211 0.240 0.260 0.281];

tourist = [0.000 0.020 0.039 0.059 0.079 0.098 0.118 0.138 0.174
0.152 0.198 0.195 0.260 0.278];

% ข้อมูลสำหรับทดสอบ(testing) ของvalidation2
energy_testing = [0.306 0.306 0.365 0.364];
GDP_testing = [0.169 0.161 0.187 0.199];
customer_testing = [0.286 0.306 0.325 0.345];
income_testing = [0.343 0.368 0.393 0.418];
industrial_testing = [0.311 0.336 0.362 0.388];
tourist_testing = [0.293 0.317 0.341 0.365];

% ข้อมูลสมมติฐานสำหรับการพยากรณ์(forecasting) ของvalidation2
GDP_forecast = [0.217 0.237 0.257 0.280 0.304 0.329 0.354 0.380 0.408
0.437 0.466 0.497 0.529 0.561 0.594 0.628 0.662 0.697 0.734];

customer_forecast = [0.365 0.385 0.405 0.425 0.444 0.464 0.484 0.504
0.524 0.543 0.563 0.583 0.603 0.623 0.642 0.662 0.682 0.702 0.722];

income_forecast = [0.443 0.468 0.493 0.518 0.543 0.568 0.593 0.618
0.643 0.668 0.693 0.718 0.743 0.768 0.793 0.818 0.843 0.868 0.893];

industrial_forecast = [0.414 0.440 0.465 0.491 0.517 0.543 0.569 0.595
0.620 0.646 0.672 0.698 0.724 0.749 0.775 0.801 0.827 0.853 0.878];

tourist_forecast = [0.389 0.413 0.437 0.461 0.485 0.509 0.533 0.557
0.581 0.605 0.629 0.653 0.677 0.700 0.724 0.748 0.772 0.796 0.820];

%%
% set ค่าvalidation1 ให้P และT
P = [GDP;customer;income;industrial;tourist];

```

```

T = [energy];

[net,tr] = train(net,P,T);           % ฟังก์ชันฝึกโครงข่ายประสาทเทียม

%ทดสอบด้วยข้อมูลที่ไม่เคยพบ
P_testing=[GDP_testing; customer_testing; income_testing;
industrial_testing; tourist_testing];
T_testing =[energy_testing];

result_testing = sim(net,P_testing); % ทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

% กำหนดค่า MAPE
e = result_testing - T_testing;
mape2= sum(abs(e ./ T_testing))/4

validation 3

% กำหนดค่าแปรทั้งหมดที่ใช้ในการฝึกโครงข่าย (training) ของ validation3
energy = [0.000 0.035 0.062 0.083 0.074 0.078 0.107 0.130 0.158 0.186
0.220 0.246 0.274 0.296 0.306];

GDP = [0.000 0.012 0.023 0.035 0.047 0.058 0.070 0.081 0.093 0.098
0.116 0.129 0.144 0.160 0.169];

customer = [0.000 0.026 0.051 0.078 0.093 0.111 0.127 0.144 0.162
0.183 0.206 0.228 0.248 0.266 0.286];

income = [0.000 0.024 0.049 0.073 0.097 0.121 0.146 0.170 0.203 0.215
0.236 0.265 0.290 0.327 0.350];

industrial = [0.000 0.020 0.040 0.060 0.080 0.100 0.114 0.121 0.148
0.179 0.211 0.240 0.260 0.281 0.296];

tourist = [0.000 0.020 0.039 0.059 0.079 0.098 0.118 0.138 0.174
0.152 0.198 0.195 0.260 0.278 0.281];

% ข้อมูลสำหรับทดสอบ(testing) ของ validation3
energy_testing = [0.306    0.365 0.364];
GDP_testing = [0.161    0.187 0.199];
customer_testing = [0.306  0.325 0.345];
income_testing = [0.372    0.398 0.423];
industrial_testing = [0.330 0.355 0.379];
tourist_testing = [0.310    0.333 0.356];

% ข้อมูลสมมติฐานสำหรับการพยากรณ์(forecasting) ของ validation3
GDP_forecast = [0.217 0.237 0.257 0.280 0.304 0.329 0.354 0.380 0.408
0.437 0.466 0.497 0.529 0.561 0.594 0.628 0.662 0.697 0.734];
customer_forecast = [0.365 0.385 0.405 0.424 0.444 0.464 0.484 0.504
0.523 0.543 0.563 0.583 0.603 0.622 0.642 0.662 0.682 0.702 0.721];

```



```

income_forecast = [0.449 0.475 0.500 0.526 0.551 0.577 0.603 0.628
0.654 0.680 0.705 0.731 0.757 0.782 0.808 0.833 0.859 0.885 0.910];

industrial_forecast = [0.404 0.429 0.454 0.479 0.504 0.528 0.553 0.578
0.603 0.628 0.653 0.678 0.702 0.727 0.752 0.777 0.802 0.827 0.851];

tourist_forecast = [0.378 0.401 0.424 0.446 0.469 0.492 0.514 0.537
0.560 0.582 0.605 0.628 0.650 0.673 0.696 0.718 0.741 0.764 0.786];

%%

% set ค่าvalidation1 ให้P และT
P = [GDP;customer;income;industrial;tourist];
T = [energy];

[net,tr] = train(net,P,T);           % ฝึกโครงข่ายประสาทเทียม

%ทดสอบด้วยข้อมูลที่ไม่เคยพบ
P_testing=[GDP_testing; customer_testing; income_testing;
industrial_testing; tourist_testing];
T_testing =[energy_testing];

result_testing = sim(net,P_testing); % ทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

% คำนวณหาMAPE
e = result_testing - T_testing;
mape3= sum(abs(e ./ T_testing))/3

validation4

% กำหนดตัวแปรทั้งหมดที่ใช้ในการฝึกโครงข่าย (training) ของvalidation4
energy = [0.000 0.035 0.062 0.083 0.074 0.078 0.107 0.130 0.158 0.186
0.220 0.246 0.274 0.296 0.306 0.306];

GDP = [0.000 0.012 0.023 0.035 0.047 0.058 0.070 0.081 0.093 0.098
0.116 0.129 0.144 0.160 0.169 0.161];

customer = [0.000 0.026 0.051 0.078 0.093 0.111 0.127 0.144 0.162
0.183 0.206 0.228 0.248 0.266 0.286 0.309];

income = [0.000 0.024 0.049 0.073 0.097 0.121 0.146 0.170 0.203 0.215
0.236 0.265 0.290 0.327 0.350 0.372];

industrial = [0.000 0.020 0.040 0.060 0.080 0.100 0.114 0.121 0.148
0.179 0.211 0.240 0.260 0.281 0.296 0.257];

tourist = [0.000 0.020 0.039 0.059 0.079 0.098 0.118 0.138 0.174
0.152 0.198 0.195 0.260 0.278 0.281 0.269];
% ข้อมูลสำหรับทดสอบ(testing) ของvalidation4
energy_testing = [0.365      0.364];
GDP_testing = [0.187      0.199];

```

```

customer_testing = [0.326 0.346];
income_testing = [0.398 0.423];
industrial_testing = [0.325 0.346];
tourist_testing = [0.312 0.332];

% ข้อมูลสมมติฐานสำหรับการพยากรณ์(forecasting) ของvalidation4
GDP_forecast = [0.217 0.237 0.257 0.280 0.304 0.329 0.354 0.380 0.408
0.437 0.466 0.497 0.529 0.561 0.594 0.628 0.662 0.697 0.734];

customer_forecast = [0.366 0.386 0.406 0.426 0.446 0.466 0.485 0.505
0.525 0.545 0.565 0.585 0.605 0.625 0.645 0.664 0.684 0.704 0.724];

income_forecast = [0.449 0.475 0.500 0.526 0.551 0.577 0.603 0.628
0.654 0.680 0.705 0.731 0.757 0.782 0.808 0.833 0.859 0.885 0.910];

industrial_forecast = [0.367 0.388 0.409 0.430 0.451 0.471 0.492 0.513
0.534 0.555 0.576 0.597 0.617 0.638 0.659 0.680 0.701 0.722 0.743];

tourist_forecast = [0.351 0.370 0.389 0.409 0.428 0.447 0.466 0.485
0.505 0.524 0.543 0.562 0.582 0.601 0.620 0.639 0.658 0.678 0.697];

%%

% set ค่าvalidation1 ให้P และT
P = [GDP;customer;income;industrial;tourist];
T = [energy];

[net,tr] = train(net,P,T); % ฝึกโครงข่ายประสาทเทียม

%ทดสอบด้วยข้อมูลที่ไม่เคยพบ
P_testing=[GDP_testing; customer_testing; income_testing;
industrial_testing; tourist_testing];
T_testing =[energy_testing];

result_testing = sim(net,P_testing); % ทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

% กำหนดหาMAPE
e = result_testing - T_testing;
mape4= sum(abs(e ./ T_testing))/2

validation 5

% กำหนดตัวแปรทั้งหมดที่ใช้ในการฝึกโครงข่าย (training) ของvalidation5
energy = [0.000 0.035 0.062 0.083 0.074 0.078 0.107 0.130 0.158 0.186
0.220 0.246 0.274 0.296 0.306 0.306 0.365];

GDP = [0.000 0.012 0.023 0.035 0.047 0.058 0.070 0.081 0.093 0.098
0.116 0.129 0.144 0.160 0.169 0.161 0.187];
customer = [0.000 0.026 0.051 0.078 0.093 0.111 0.127 0.144 0.162
0.183 0.206 0.228 0.248 0.266 0.286 0.309 0.334];

```

```

income = [0.000 0.024 0.049 0.073 0.097 0.121 0.146 0.170 0.203 0.215
0.236 0.265 0.290 0.327 0.350 0.372 0.398];

industrial = [0.000 0.020 0.040 0.060 0.080 0.100 0.114 0.121 0.148
0.179 0.211 0.240 0.260 0.281 0.296 0.257 0.321];

tourist = [0.000 0.020 0.039 0.059 0.079 0.098 0.118 0.138 0.174
0.152 0.198 0.195 0.260 0.278 0.281 0.269 0.320];

% ข้อมูลสำหรับทดสอบ(testing) ของ validation5
energy_testing = [0.364];
GDP_testing = [0.199];
customer_testing = [0.348];
income_testing = [0.423];
industrial_testing = [0.345];
tourist_testing = [0.335];

% ข้อมูลสมมติฐานสำหรับการพยากรณ์(forecasting) ของ validation5
GDP_forecast = [0.217 0.237 0.257 0.280 0.304 0.329 0.354 0.380 0.408
0.437 0.466 0.497 0.529 0.561 0.594 0.628 0.662 0.697 0.734];

customer_forecast = [0.368 0.388 0.408 0.428 0.448 0.468 0.488 0.508
0.528 0.549 0.569 0.589 0.609 0.629 0.649 0.669 0.689 0.709 0.729];

income_forecast = [0.449 0.475 0.500 0.526 0.551 0.577 0.603 0.628
0.654 0.680 0.705 0.731 0.757 0.782 0.808 0.833 0.859 0.885 0.910];

industrial_forecast = [0.365 0.386 0.406 0.427 0.448 0.468 0.489 0.510
0.530 0.551 0.572 0.592 0.613 0.633 0.654 0.675 0.695 0.716 0.737];

tourist_forecast = [0.355 0.374 0.394 0.414 0.433 0.453 0.473 0.492
0.512 0.532 0.552 0.571 0.591 0.611 0.630 0.650 0.670 0.689 0.709];

%%
% set ค่า validation1 ให้ P และ T
P = [GDP;customer;income;industrial;tourist];
T = [energy];

[net,tr] = train(net,P,T); % ฝึกโครงข่ายประสาทเทียม

%ทดสอบด้วยข้อมูลที่ไม่เคยพบ
P_testing=[GDP_testing; customer_testing; income_testing;
industrial_testing; tourist_testing];
T_testing =[energy_testing];

result_testing = sim(net,P_testing); % ทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

% คำนวณหา MAPE
e = result_testing - T_testing;
mape5= sum(abs(e ./ T_testing))/1

```

ภาคผนวก ข ข้อมูลสมมติฐานในงานวิจัย
ตาราง ข-1 GDP for whole country at current price

Millions Baht

No.		2003	2004	2005	2006r	2007r	2008r	2009p	2010p1
1	Agriculture	615,854	668,808	728,093	844,614	910,125	1,049,743	1,036,586	1,251,807
2	Agriculture, Hunting and Forestry	506,623	561,857	623,738	736,623	812,075	955,710	931,907	1,142,671
	Fishing	109,231	106,951	104,355	107,991	98,050	94,033	104,679	109,136
3	Non-Agriculture	5,301,515	5,820,668	6,364,800	7,000,325	7,615,072	8,030,723	8,004,965	8,853,014
4	Mining and Quarrying	154,606	175,350	222,617	257,148	278,935	315,273	306,529	346,631
5	Manufacturing	2,061,572	2,235,573	2,461,294	2,748,707	3,037,691	3,163,683	3,087,741	3,599,713
6	Electricity, Gas and Water Supply	191,006	210,903	220,410	238,889	248,125	262,027	278,108	296,583
7	Construction	174,699	194,466	214,004	234,458	249,263	259,223	246,076	269,273
	Wholesale and Retail Trade; Repair of Motor Vehicles, Motorcycles and Personal and Household Goods	888,016	970,806	1,042,043	1,116,528	1,206,866	1,288,332	1,272,556	1,323,916
8	Hotels and Restaurants	299,567	334,222	346,865	386,063	416,758	440,173	439,720	479,145
9	Transport, Storage and Communications	457,169	492,530	519,623	569,261	626,456	645,300	647,319	688,136
10	Financial Intermediation	202,257	233,719	264,896	286,220	308,915	354,619	368,831	410,048
11	Real Estate, Renting and Business Activities	177,848	188,243	198,521	208,810	214,925	216,681	215,839	228,770
12	Public Administration and Defence; Compulsory Social Security	262,272	295,885	326,051	349,981	374,043	399,094	416,087	441,420
13	Education	221,191	248,876	280,978	316,829	360,446	384,444	414,924	435,246
14	Health and Social Work	106,836	116,695	135,224	150,013	163,924	168,839	177,188	185,932
15	Other Community, Social and Personal Services Activities	96,654	115,178	123,743	128,680	119,513	123,353	123,912	138,039
16	Private Households with Employed Persons	7,822	8,222	8,531	8,738	9,212	9,682	10,135	10,162
	Gross Domestic Product (GDP)	5,917,369	6,489,476	7,092,893	7,844,939	8,525,197	9,080,466	9,041,551	10,104,821
	GDP Per capita (Baht)	92,485	100,564	108,956	119,634	129,089	136,586	135,145	150,118
	Population (1,000 persons)	63982	64531	65099	65574	66041	66482	66903	67313

ตาราง ๒-2 GDP for whole country at 1988 price

		Millions Baht							
No.		2003	2004	2005	2006r	2007r	2008r	2009p	2010p1
	Agriculture	363,033	354,431	347,892	365,428	369,772	385,225	390,362	381,401
1	Agriculture, Hunting and Forestry	307,619	296,996	288,835	301,608	306,747	320,058	322,342	312,461
2	Fishing	55,414	57,435	59,057	63,820	63,025	65,167	68,020	68,940
	Non-Agriculture	3,105,133	3,333,758	3,510,127	3,689,076	3,889,254	3,979,608	3,872,777	4,214,711
3	Mining and Quarrying	76,616	80,837	88,081	91,585	95,088	95,280	96,105	101,141
4	Manufacturing	1,318,279	1,426,338	1,499,882	1,588,105	1,686,372	1,751,411	1,645,015	1,873,170
5	Electricity, Gas and Water Supply	115,195	122,525	129,004	135,114	141,975	147,603	148,880	163,848
6	Construction	82,837	88,790	93,809	98,086	100,511	95,190	95,551	102,090
7	Wholesale and Retail Trade; Repair of Motor Vehicles, Motorcycles and Personal and Household Goods	493,719	517,310	541,934	560,218	591,030	596,735	594,785	610,706
8	Hotels and Restaurants	118,852	133,324	136,165	151,267	157,858	160,430	160,017	173,574
9	Transport, Storage and Communications	340,644	366,290	383,925	407,682	432,037	429,933	413,666	430,338
10	Financial Intermediation	111,807	125,723	136,342	140,719	148,575	160,938	167,346	180,478
11	Real Estate, Renting and Business Activities	134,641	143,581	151,225	159,500	164,607	168,739	170,597	177,033
12	Public Administration and Defence; Compulsory Social Security	108,375	111,795	116,267	115,298	120,583	122,161	122,260	127,092
13	Education	86,760	89,821	96,138	99,343	109,095	109,423	115,190	117,918
14	Health and Social Work	42,689	43,678	48,515	50,938	54,680	54,263	55,346	56,897
15	Other Community, Social and Personal Services Activities	71,168	80,066	85,155	87,619	83,148	83,740	84,186	96,638
16	Private Households with Employed Persons	3,551	3,680	3,685	3,602	3,695	3,762	3,833	3,788
	Gross Domestic Product (GDP)	3,468,166	3,688,189	3,858,019	4,054,504	4,259,026	4,364,833	4,263,139	4,596,112
	GDP Per capita (Baht)								
	Population (1,000 persons)	63982	64531	65099	65574	66041	66482	66903	67313

ตาราง ข-3 Industrial Index (ไม่มีหน่วย)

2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011
100	103.2	115.2	129.42	143.53	156.84	165.89	175.26	181.99	164.4	193.18	196.15

Source: The Office of Industrial Economi

ตาราง ข-4 Capacity Utilization Ratio (%)

2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010
58.701	62.395	65.202	67.52	68.043	67.741	66.12	62.625	56.08	63.2

Source: The Office of Industrial Economics

ตาราง ข-5 จำนวนนักท่องเที่ยว (พันคน)

2545	2546	2547	2548	2549	2550	2551	2552	2553
10,799	10,004	11,651	11,517	13,822	14,464	14,584	14,150	15,936

แหล่งข้อมูล: การท่องเที่ยวแห่งประเทศไทย

ภาคผนวก ค

ตาราง ค-1 สหสัมพันธ์เมื่อพิจารณาพลังงานไฟฟ้า (Energy Consumption) รวมทั้ง กฟผ. กฟน. และ กฟภ.

พ.ศ.	Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11
	พลังงาน ไฟฟ้า (ล้านหน่วย)	จำนวนลูกค้า (ราย)	GDP (ล้านบาท)	อุณหภูมิ เฉลี่ย (เซลเซียส)	Ft ขาย ปลีก (สตางค์/ หน่วย)	รายได้ (บาท)	Capacity utilization (%)	Industrial Index	ปริมาณ น้ำฝน (มิลลิเมตร)	จำนวน นักท่องเที่ยว (พันคน)	ผลผลิต ข้าว (ล้านตัน)	อัตรา แลกเปลี่ยน (บาท/ ดอลลาร์)
2545	99,771	12,054,409			22.22	12,774	62	115		10799	27.992	43.11
2546	106,555	12,485,349	5,917,369		24.73	13,305	65	129		10004	29.474	41.63
2547	114,721	12,957,742	6,489,476	33.60	34.23	14,294	68	144		11651	28.538	40.37
2548	120,864	13,423,051	7,092,893	33.40	44.46	15,670	68	157		11517	30.292	40.36
2549	127,505	13,843,668	7,844,939	33.60	72.70	16,838	68	166	1,619	13822	29.642	38.03
2550	132,637	14,210,946	8,525,197	33.50	73.42	18,542	66	175	1,640	14464	32.099	34.68
2551	135,004	14,600,420	9,080,466	33.00	68.88	19,615	63	182	1,820	14584	31.65	33.49
2552	134,935	15,060,631	9,041,551	33.44	92.55				1,909	14150	32.116	34.47
2553	149,090	15,560,304	10,104,821	33.99	92.55				1,827	15936	35.583	31.87
2554	148,857	16,039,950		32.86							31.625	30.63
R^2	-	0.969	0.980	-0.023	0.896	0.949	0.045	0.997	0.309	0.911	0.732	-0.945

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายคงฤทธิ โกมมาสติย์ เกิดเมื่อวันที่ 26 สิงหาคม พ.ศ.2528 ที่จังหวัดเลย สำเร็จการศึกษาปริญญาวิศวกรรมศาสตร บัณฑิต สาขา วิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ที่สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง จากนั้นเข้าทำงานที่ แผนกวิเคราะห์และประเมินทรัพยากรพลังงาน กองวิเคราะห์ทางเลือกแหล่งผลิตไฟฟ้า ฝ่ายวางแผนระบบไฟฟ้า การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ในตำแหน่งวิศวกรไฟฟ้าระดับ 4 ขณะเข้าทำงานได้ ศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตร มหาบัณฑิต สาขา วิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย