

# การพยากรณ์โหลดระยะสั้นของสถานีไฟฟ้า

## Very Short-term Load Forecasting for Substation

นายกรวิทย์ เฟ็งสุวรรณ และ นายณัฐพงศ์ เตชะวิจิตรศิริ  
อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการ ผศ.ดร.คุณวุฒิเชษฐ ฤกษ์ปรีดาพงศ์  
ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์  
โทร. 0-2549-3429, 0-2549-3420 โทรสาร 0-2549-3422 E-mail: fengntk@ku.ac.th

### บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของสถานีไฟฟ้าโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์การพยากรณ์โหลดระยะสั้นที่มีความสำคัญต่อระบบการผลิต ระบบการส่งจ่ายไฟฟ้า การซื้อ-ขายไฟฟ้า ใช้กำหนดราคาค่าไฟฟ้า และใช้ในการวางแผนการผลิตกำลังไฟฟ้าสำรอง การพยากรณ์โหลดของบทความนี้จัดทำเป็นรายครึ่งชั่วโมงล่วงหน้า โดยใช้ข้อมูลโหลดจากสถานีไฟฟ้าหัวหิน 2 และปัจจัยต่างๆที่มีผลต่อการพยากรณ์โหลดระยะสั้น ได้แก่ ชนิดของวัน ช่วงของเวลาและอุณหภูมิ สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบ Multiple Layers Feed-forward Backpropagation Networks และขั้นตอนการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt ซึ่งเป็นวิธีการเรียนรู้ที่ลู่ค่าตอบได้รวดเร็ว ผลที่ได้จากการพยากรณ์โหลดแสดงถึงความแม่นยำและประสิทธิภาพ โดยมีความคลาดเคลื่อน (MAPE) ระหว่างค่าโหลดที่ได้จากการพยากรณ์กับค่าโหลดจริงอยู่ระหว่าง 1.29-3.57%

### Abstract

This article proposes a method of very short-term load forecast for power substation using artificial neural networks. Very short-term load forecast is important for power generation systems, distribution systems, generation cost saving, optimal electricity pricing and generation planning. In this article, a half hour ahead load forecasting, uses historical load data recorded at a power substation called Hau-Hin 2, and related factors, which affect the power demand, such as days of week, time of day and temperature. The architecture of presented artificial neural networks is a multilayer feed-forward Backpropagation networks, and the training algorithm is the Levenberg-Marquardt method, which can converge to a solution very fast. The test results have shown very good performance. The Mean Absolute Percent Error (MAPE) between the forecasted load and actual load are ranged from 1.29-3.57%.

### 1. บทนำ

ปัจจุบันพลังงานไฟฟ้าเป็นสิ่งที่มีความจำเป็นในการดำรงชีวิตประจำวัน และเป็นปัจจัยพื้นฐานสำคัญในการขับเคลื่อนทางเศรษฐกิจ เนื่องจากพลังงานไฟฟ้าเป็นพลังงานที่ไม่สามารถกักเก็บได้ ดังนั้นจึงมีความจำเป็นที่ต้องทำการพยากรณ์โหลดหรือความต้องการทางไฟฟ้าเพื่อวางแผนการผลิตและการจัดจำหน่ายพลังงานไฟฟ้า ให้เพียงพอต่อความต้องการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าได้อย่างเพียงพอและมีประสิทธิภาพ จะเห็นว่าการพยากรณ์โหลดมีความสำคัญอย่างมาก ดังนั้นจึงต้องมีการปรับปรุงให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นเสมอ การพยากรณ์โหลดแบ่งได้ตามช่วงเวลาการพยากรณ์ได้หลายระยะ ซึ่งมีวัตถุประสงค์ของการพยากรณ์ที่แตกต่างกัน การพยากรณ์โหลดระยะสั้นมากมีจุดประสงค์เพื่อวางแผนระบบการผลิตและระบบการส่งจ่ายไฟฟ้า การซื้อ-ขายไฟฟ้า อีกทั้งยังใช้กำหนดราคาค่าไฟฟ้าอีกด้วย และใช้ในการวางแผนการผลิตกำลังไฟฟ้าสำรอง บทความนี้มุ่งเน้นศึกษาการพยากรณ์โหลดระยะสั้นมากเป็นรายครึ่งชั่วโมงโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ โดยได้ศึกษาปัจจัยของข้อมูลที่มีผลต่อโหลดและนำมาใช้ในการสร้างโมเดลการพยากรณ์ ปัจจัยที่ใช้ประกอบด้วยโหลดในอดีต อุณหภูมิ ชนิดของวัน ช่วงของเวลา เป็นปัจจัยในการสร้างโมเดลการพยากรณ์โหลด เป็นปัจจัยในการสร้างโมเดลการพยากรณ์โหลด บทความนี้เป็นการศึกษาการพยากรณ์โหลดระยะสั้นมากของสถานีไฟฟ้าหัวหิน 2 เพื่อพยากรณ์หาความต้องการใช้ไฟฟ้าของเดือนเมษายน ปี 2552 และเดือนตุลาคม ปี 2552 ผลที่ได้จากการพยากรณ์จะนำไปเปรียบเทียบกับค่าโหลดความต้องการใช้ไฟฟ้าจริง โดยเปรียบเทียบจาก ค่า MAPE (Mean Absolute Percentage Error) พบว่าผลการพยากรณ์ของโมเดลมีความคลาดเคลื่อนหรือ MAPE ที่ดีที่สุดอยู่ระหว่าง 1.29-3.57%

### 2. เนื้อความหลัก

#### 2.1 การพยากรณ์

การพยากรณ์ คือ การคาดคะเนสิ่งใดสิ่งหนึ่งที่จะเกิดขึ้นในอนาคต โดยอาศัยข้อมูลในอดีตและปัจจัยต่างๆที่เกี่ยวข้องหรือมีความสัมพันธ์กับสิ่งนั้น มาวิเคราะห์สิ่งที่จะเกิดขึ้นในอนาคต

## 2.2 การพยากรณ์โหลด

การพยากรณ์โหลด หรือ การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า คือ การคาดคะเนความต้องการไฟฟ้าในอนาคตว่าจะมีความต้องการใช้ไฟฟ้าในปริมาณเท่าใด เพื่อนำผลที่ได้จากการคาดคะเนไปวางแผนการผลิตและจัดหาไฟฟ้าให้แก่ผู้ใช้ไฟฟ้าได้อย่างเพียงพอ

## 2.3 ปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์โหลด

บทความนี้เป็นการพยากรณ์โหลดระยะสั้นมากของสถานีไฟฟ้า ซึ่งปัจจัยที่นำมาใช้ในการพยากรณ์โหลดของบทความนี้ ได้แก่ ข้อมูลโหลดในอดีต (MW) ชนิดของวันในแต่ละสัปดาห์ ช่วงของเวลาทุกครึ่งชั่วโมงใน 1 วันตั้งแต่เวลา 0.00-23.30 น และข้อมูลอุณหภูมิ

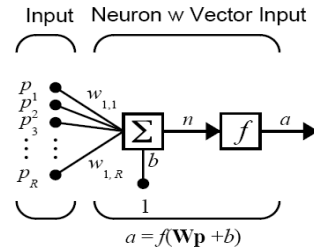
## 2.4 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ได้รับการพัฒนาโดยอาศัย หลักการทำงานของระบบประสาททางชีววิทยา โครงสร้างของเซลล์ประสาทมีการเชื่อมต่อกันอย่างมากมายด้วยการส่งสัญญาณไฟฟ้าทางเคมี (Electrochemical) จากเซลล์หนึ่งไปอีกเซลล์หนึ่งผ่าน เดนไดรต์ ซึ่งเปรียบเสมือนเป็นสัญญาณอินพุต (Input) ผ่านไซแนปส์ ซึ่งเปรียบเสมือนเป็นค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) จากนั้นสัญญาณจะถูกส่งเข้าไปในกระบวนการประมวลผล ซึ่งประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผล (Processing elements) ที่เรียกว่า นิวรอน (Neurons) ยูนิต (Units) เซลล์ (Cells) หรือ โหนด (Nodes) ภายในตัวเซลล์หลังจากนั้นจะส่งสัญญาณผ่านแอกซอน ซึ่งเปรียบเสมือนเป็นสัญญาณเอาต์พุต (Output) ไปยังเซลล์อื่นๆ ต่อไปในลักษณะการเชื่อมต่อแบบเดียวกันนี้เรื่อยๆ ไป ซึ่งถ้าการเกิดไซแนปส์เป็นแบบการกระตุ้น (Excitatory Synapse) มีผลทำให้สัญญาณมีความถี่สูงขึ้น แต่ถ้าการเกิดไซแนปส์เป็นแบบยับยั้ง (Inhibitory) มีผลทำให้สัญญาณมีความถี่ต่ำลง การเชื่อมต่อนี้เองจะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละจุดของการเชื่อมต่อให้ได้ค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมในการนำโครงข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ เพื่อให้สอดคล้องในการแก้ไขปัญหาต่างๆ

ตารางที่ 1 เปรียบเทียบเซลล์ประสาททางชีววิทยากับเซลล์ประสาทเทียม

เซลล์ประสาททางชีววิทยา	เซลล์ประสาทเทียม
ตัวเซลล์ (Cell Body)	นิวรอน (Neurons)
เดนไดรต์ (Dendrite)	สัญญาณอินพุต (Input)
แอกซอน (Axon)	สัญญาณเอาต์พุต (Output)
ไซแนปส์ (Synapse)	ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight)

โครงข่ายประสาทเทียม มีกระบวนการเรียนรู้ (Training) เพื่อให้โครงข่ายได้จดจำ เรียนรู้ และสามารถหาความสัมพันธ์ที่เหมาะสมของข้อมูลอินพุต และข้อมูลเอาต์พุต ได้ ซึ่งภายในโครงข่ายจะประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผลที่เรียกว่า นิวรอน (Neurons) และค่าถ่วงน้ำหนัก เป็นค่าที่กำหนดการเชื่อมต่อกับข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต



รูปที่ 1 แบบจำลองนิวรอนที่มีหลายอินพุต

## 2.5 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมของบทความนี้เป็นแบบ Multiple Layers Feed-forward Backpropagation Networks มีการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt ซึ่งเป็นวิธีการเรียนรู้ที่หาคำตอบได้รวดเร็ว โดยกำหนดให้โครงข่ายมีจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น และกำหนดนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 20 นิวรอน

## 2.6 ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมของบทความนี้ใช้ข้อมูลโหลดของสถานีไฟฟ้าหัวหิน 2 ตั้งแต่วันที่ 1/1/2008 ถึงวันที่ 31/12/2010 ใช้ข้อมูลอุณหภูมิของสถานีตรวจวัดสภาพอากาศอำเภอหัวหิน จังหวัดประจวบคีรีขันธ์ ข้อมูลอุณหภูมิเป็นข้อมูลอุณหภูมิราย 3 ชั่วโมง ตั้งแต่วันที่ 1/1/2008 ถึงวันที่ 31/12/2010 จากข้อมูลโหลดและข้อมูลอุณหภูมิ อาจมีความแตกต่างของข้อมูลมากอาจทำให้เกิดปัญหาในการเรียนรู้ ดังนั้นข้อมูลจึงต้องถูกแปลงค่าโดยการแปลงแบบเชิงเส้น (Linear Transformation) เพื่อที่จะทำให้ข้อมูลทั้งหมดมีค่าในช่วงที่โครงข่ายสามารถเรียนรู้ได้ง่าย เพื่อให้ช่วงของข้อมูลดังกล่าวแคบลงนำไปสู่การพยากรณ์ที่แม่นยำมากขึ้น ซึ่งแสดงในสมการที่ 1

$$X_{\text{new}} = \frac{X_{\text{old}} - X_{\text{min}}}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}} \quad (1)$$

เมื่อ  $X_{\text{new}}$  คือ ค่าของข้อมูลใหม่ที่แปลงค่าเรียบร้อยแล้ว  
 $X_{\text{old}}$  คือ ค่าของข้อมูลเดิม  
 $X_{\text{max}}$  คือ ค่าของข้อมูลเดิมที่มีค่ามากที่สุด  
 $X_{\text{min}}$  คือ ค่าของข้อมูลเดิมที่มีค่าน้อยที่สุด

ปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์โหลด จะนำมาเป็นอินพุตให้กับโครงข่าย ปัจจัยที่ใช้ในการพยากรณ์โหลดหรืออินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมได้แก่ รายครึ่งชั่วโมง ค่าโหลดรายครึ่งชั่วโมง 6 ชั่วโมง ย้อนหลัง ชนิดของวัน ช่วงของเวลา และค่าอุณหภูมิเฉลี่ยราย 3 ชั่วโมง อินพุตที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมมีได้หลายรูปแบบดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 อินพุตของโครงข่ายและรูปแบบของอินพุต

อินพุตของโครงข่าย	รูปแบบของอินพุต
ค่าโหลดรายครึ่งชั่วโมง	จำนวนจริง
ค่าโหลดรายครึ่งชั่วโมง 6 ชั่วโมงย้อนหลัง	จำนวนจริง
ชนิดของวัน	เลขฐานสอง (3 บิต)
ช่วงของเวลา	เลขฐานสอง (6 บิต)
ค่าอุณหภูมิเฉลี่ยราย 3 ชั่วโมง	จำนวนจริง

## 2.7 ผลการทดลอง

การพยากรณ์โหลดระยะสั้นของสถานีไฟฟ้าของบทความนี้ แบ่งออกเป็นโมเดลการพยากรณ์ทั้งหมด 4 โมเดล โดยมีการเปลี่ยนข้อมูลอินพุตและฟังก์ชันการถ่ายโอนที่แตกต่างกัน ดังตารางที่ 3 และ 4

ตารางที่ 3 รูปแบบอินพุตและจำนวนอินพุตของโมเดลต่างๆ

รูปแบบอินพุต	จำนวนอินพุต			
	โมเดล 1	โมเดล 2	โมเดล 3	โมเดล 4
ค่าโหลดรายครึ่งชั่วโมง	1	1	1	1
ค่าโหลดของเมื่อวาน ช่วงเวลาเดียวกัน	-	1	-	-
ค่าโหลดของสัปดาห์ที่แล้ว ช่วงเวลาเดียวกัน	-	1	-	-
ค่าโหลดรายครึ่งชั่วโมง 6 ชั่วโมงย้อนหลัง	-	12	12	12
ชนิดของวัน	3	3	3	3
ช่วงของเวลา	6	6	6	6
ค่าอุณหภูมิเฉลี่ยราย 3 ชั่วโมง	1	1	1	1
รวม	11	25	23	23

ตารางที่ 4 รูปแบบการพยากรณ์และฟังก์ชันการถ่ายโอนของโมเดลต่างๆ

โมเดล	รูปแบบการพยากรณ์	ฟังก์ชันการถ่ายโอน	
		ชั้นซ่อน	ชั้นเอาต์พุต
1	รายเดือน	tansig	purelin
2	รายเดือน	tansig	purelin
3	รายปี	tansig	purelin
4	รายปี	logsig	purelin

ค่าโหลดที่ได้จากการพยากรณ์ของแต่ละวันจะนำไปเปรียบเทียบกับค่าโหลดจริงโดยเปรียบเทียบจากค่า Mean Absolute Percent Error (MAPE) ดังสมการที่ (2)

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \frac{|L_{Ai} - L_{Fi}|}{L_{Ai}} \times 100 \quad (2)$$

เมื่อ MAPE คือ ความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่เทียบกับค่าจริง

N คือ จำนวนของข้อมูลทั้งหมด

i คือ ลำดับของโหลด ณ ช่วงเวลาต่างๆ

$L_{Ai}$  คือ ค่าความต้องการไฟฟ้าจริง

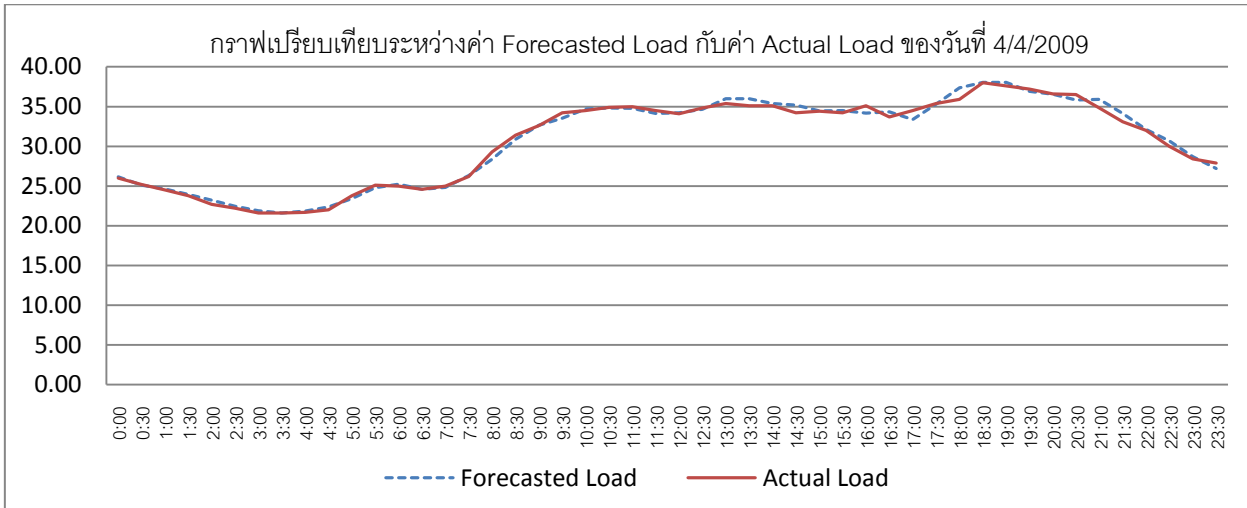
$L_{Fi}$  คือ ค่าความต้องการไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์

ตารางที่ 5 ค่า MAPE น้อยสุดของแต่ละโมเดลการพยากรณ์

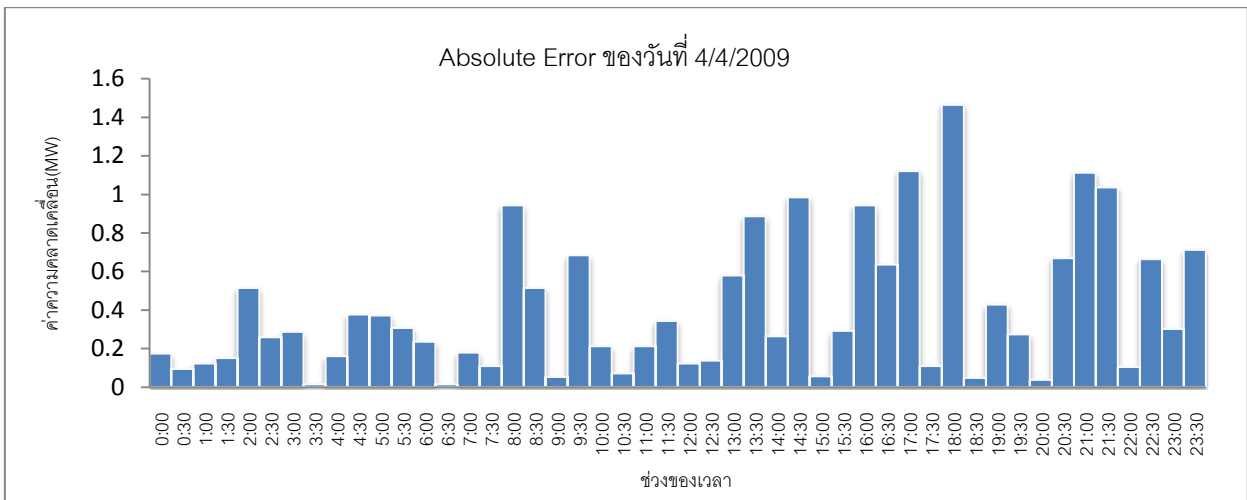
โมเดลการพยากรณ์	ค่า MAPE น้อยสุด (%)
1	1.3431
2	1.6553
3	1.2908
4	1.3719

## 3. สรุป

โครงข่ายการพยากรณ์โหลดนี้ปัจจัยที่ใช้ในการพยากรณ์โหลดได้แก่ ค่าโหลดในอดีต ชนิดของวัน ช่วงของเวลา และอุณหภูมิ สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม Feed-forward Backpropagation Networks มีการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt และสร้างโมเดลการพยากรณ์โหลดทั้งหมด 4 โมเดล จากผลการพยากรณ์โหลดระยะสั้นมากของแต่ละโมเดล ผลการพยากรณ์ที่ได้จากโมเดลการพยากรณ์โหลด 3 ให้ค่าความคลาดเคลื่อน (MAPE) น้อยที่สุด 1.29 % ซึ่งสามารถนำไปพยากรณ์โหลดระยะสั้นมากได้อย่างแม่นยำ และมีประสิทธิภาพ



รูปที่ 2 กราฟเปรียบเทียบค่า Forecasted Load กับ ค่า Actual Load ของ โมเดล 3 ของวันที่ 4/4/2009 ที่ให้ค่า MAPE น้อยที่สุด เท่ากับ 1.2908%



รูปที่ 3 ค่า Absolute Error ของ โมเดล 3 ของวันที่ 4/4/2009

#### 4. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณ ผศ.ดร. คุณพิเชษฐ์ ฤกษ์ปรีดาพงศ์ อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการวิศวกรรมไฟฟ้า ที่ได้ให้คำปรึกษาแนะนำ ช่วยเหลือแก้ไขปัญหาต่างๆของโครงการนี้ ขอขอบพระคุณ ดร. สัญชัย เศษานุกาพฤทธา กรรมการโครงการ ที่ช่วยให้คำแนะนำ ดิชมโครงการ ขอขอบพระคุณ อาจารย์ ณิชวุฒิ ชินธเนศ ที่ช่วยให้คำปรึกษาเกี่ยวกับการใช้โครงข่ายประสาทดเทียมเพื่อใช้ในการพยากรณ์โหลดระยะสั้นมากของโครงการ และขอพระขอบคุณคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ที่ได้ให้ทุนสนับสนุนการศึกษาและวิจัยของโครงการ และทำให้โครงการนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

#### เอกสารอ้างอิง

- ชฤดี บุญยาน. (2549). วิทยานิพนธ์เรื่อง การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะสั้นมากโดยใช้โครงข่ายประสาทดเทียม.ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า).มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- นฤมล ซึ่งเถียรตระกูล และสมชาติ จิรวิภากรม. (2549). การพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทดเทียม. วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือปีที่ 16 ฉบับที่ 2 ม.ย. – มิ.ย. 2549: 37-42.
- อรอุไร หนูหอม. (2544). วิทยานิพนธ์เรื่อง การประเมินวิธีการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในแต่ละสภาวะการพยากรณ์และข้อมูลต่างกััน.ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า).มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี.