

การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสำหรับศูนย์จัดการ ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย Electricity Demand Forecast for Thailand Demand Side Management Center

พินสุตา สิงไชย (Pinsuda Singchai)* และ พงษ์ศักดิ์ กীরติวินทกร (Phongsak Keeratiwintakorn)*

บทคัดย่อ

ในปัจจุบันความต้องการพลังงานไฟฟ้าในประเทศไทยนั้นมีความต้องการเพิ่มมากขึ้นตามการเติบโตของกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรม กลุ่มอาคารพาณิชย์ และกลุ่มบ้านพักอาศัย การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าจึงมีบทบาทสำคัญต่อการจัดการด้านความต้องการกับการผลิตพลังงานไฟฟ้าให้สอดคล้องกันเพื่อลดค่าใช้จ่ายในส่วนที่มีการผลิตพลังงานไฟฟ้าเกิน การจัดการนี้คือ การจัดการด้านการใช้ไฟฟ้า (Demand Side Management: DSM) ในงานวิจัยนี้ได้เสนอการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าโดยใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบรีเกรสชัน (Support Vector Machine-Regression: SVM-R) ร่วมกับฟังก์ชันเรเดียลเบซิส (Radial Basis Function: RBF) ซึ่งใช้ข้อมูลของปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าราย 1 นาที ในการวิเคราะห์จากกลุ่มผู้ใช้งานตัวอย่างของกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรม กลุ่มอาคารพาณิชย์ และกลุ่มที่พักอาศัย โดยโมเดลของเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบรีเกรสชัน จะใช้ในการพยากรณ์โหลดแบบระยะสั้น (Short-Term Load Forecasting) ด้วยข้อมูลย้อนหลังรายสัปดาห์ โดยวัดประสิทธิภาพจากค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Mean Squared Error: MSE) และกำลังสองสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Squared Correlation Coefficient: R^2) รวมทั้งเวลาที่ใช้ในการประมวลผล อย่างไรก็ตาม โมเดลนี้จะถูกปรับให้มีค่าตัวแปรที่เหมาะสมกับข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าจริงพร้อมทั้งเพิ่มตัวแปรเวลาของแต่ละวันและชนิดของวัน เช่น วันทำงาน วันเสาร์-อาทิตย์ หรือวันหยุดนักขัตฤกษ์ เข้ามาช่วยในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าด้วย

คำสำคัญ: การจัดการด้านการใช้พลังงานไฟฟ้า การพยากรณ์โหลดระยะสั้น อนุกรมเวลา ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน-รีเกรสชัน

Abstract

With the increasing electricity demand in Thailand to support the growing industrial, commercial and residential sectors, electricity demand forecast is crucial for electricity suppliers to manage the demand-supply chain to reduce the electricity cost as much as possible. The management is also known as Demand Side Management (DSM). For this paper, we present techniques for demand side forecasting using Support Vector Machine-Regression (SVM-R) with Radial Basis Function by analyzing one-minute intervals of electricity data collected from a sample group of industrials, commercials and residences. In spite of short-term forecast, we propose the SVM-R model that forecasts a short-term load based on a previous week that performance measured by Mean Squared Error (MSE), Squared Correlation (R^2) and calculation time for forecast process. In addition, the model was tuned to optimize parameters based on real-life dataset collected from our research project. In the model, we consider variables including the time-of-day and the type-of-day such as workday, weekend or holiday.

Keyword: Demand Side Management, Short-Term Load Forecasting, Time Series, Support Vector Machine-Regression.

* ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

1. บทนำ

ในปัจจุบันความต้องการพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยนั้นได้เพิ่มขึ้นมาอย่างต่อเนื่อง ส่งผลให้ด้านการผลิตกระแสไฟฟ้านั้นจำเป็นต้องใช้เชื้อเพลิงในการผลิตเพิ่มมากขึ้น จนต้องมีการนำเข้าของเชื้อเพลิงจากประเทศเพื่อนบ้าน ซึ่งเมื่อวันที่ 15 สิงหาคม พ.ศ. 2552 ท่อส่งก๊าซจากประเทศเมียนมาร์มีปัญหาทำให้ต้องหยุดการส่งก๊าซมาที่แหล่งผลิตกระแสไฟฟ้าของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) ส่งผลให้ กฟผ. ต้องปล่อยน้ำจากหลายๆ เขื่อนเพื่อใช้ในการผลิตกระแสไฟฟ้า ซึ่งการปล่อยน้ำในครั้งนี้ส่งผลกระทบกับประชากรที่อยู่บริเวณเขื่อนโดยรอบ และเมื่อปีที่แล้วช่วงระหว่างวันที่ 5-14 เมษายน พ.ศ. 2556 ประเทศเมียนมาร์ได้ทำการซ่อมแซมท่อส่งก๊าซ ส่งผลทำให้เกิดไฟฟ้าดับในบางส่วนของประเทศไทย จากตัวอย่างนี้แสดงให้เห็นว่าประเทศไทยต้องพบกับปัญหาไฟฟ้าดับบ่อยครั้ง ทำให้การผลิตกระแสไฟฟ้าของ กฟผ. นั้นต้องมีระบบการจัดการประมาณค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่เพิ่มมากขึ้นโดยใช้การพยากรณ์ ซึ่งการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้านั้นสามารถทำได้ทั้งแบบระยะสั้นและระยะยาว โดยการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าแบบระยะสั้นนั้นจะช่วยในการวางแผนการผลิตกระแสไฟฟ้าเป็นรายวัน รายสัปดาห์ หรือรายเดือน ขณะที่การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าแบบระยะยาวนั้นจะใช้ในการวางแผนการผลิตกระแสไฟฟ้าเป็นรายปี และช่วยในการวางแผนการสร้างแหล่งผลิตกระแสไฟฟ้าแห่งใหม่

การจัดการด้านการใช้ไฟฟ้า คือแนวคิดของการวางแผนและการดำเนินงานเกี่ยวกับพฤติกรรมของผู้ใช้พลังงานไฟฟ้า เพื่อให้การผลิตกระแสไฟฟ้าเพียงพอกับความต้องการ [1] ถ้าการจัดการด้านการใช้พลังงานไฟฟ้านั้นมีประสิทธิภาพมากขึ้น ก็จะส่งผลให้การผลิตกระแสไฟฟ้านั้นมีประสิทธิภาพมากขึ้นด้วย [2] นอกจากประเทศไทยที่ต้องมีการจัดการด้านการใช้พลังงานไฟฟ้าแล้ว ในประเทศจีนก็มีระบบการจัดการด้านการใช้พลังงานไฟฟ้าด้วยเช่นเดียวกัน เนื่องจากความต้องการพลังงานไฟฟ้าได้เพิ่มขึ้นจาก 622 GW (Giga-Watt) ในปี พ.ศ. 2549 เป็น 792 GW ในปี พ.ศ. 2551 หรือเพิ่มขึ้น 27.5% ภายในเวลา 2 ปี [3] เพราะธุรกิจด้านอุตสาหกรรมมีการเติบโตขึ้นอย่างรวดเร็ว จึงส่งผลให้ความต้องการด้านพลังงานไฟฟ้าเพิ่มขึ้นด้วย ซึ่งการจัดการ

ด้านการใช้พลังงานไฟฟ้านี้จึงเข้ามามีบทบาทในการช่วยวางแผนการสร้างแหล่งผลิตกระแสไฟฟ้าใหม่ในอนาคต

การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้านั้นสามารถใช้ตัวแปรจากปัจจัยภายนอกอื่นๆ มาช่วยในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าได้ด้วย เช่น อุณหภูมิจากภายนอก หรือช่วงเวลาของสัปดาห์ [4] ทั้งนี้การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าได้แบ่งออกเป็นการพยากรณ์แบบระยะยาว (Long-Term Load Forecasting) และการพยากรณ์แบบระยะสั้น (Short-Term Load Forecasting) สำหรับการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าแบบระยะยาวนั้นได้เคยมีการใช้เทคนิคแบบรีเกรสชันเข้ามาช่วยในการพยากรณ์โดยใช้เทคนิคแบบรีเกรสชันและโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) [5] ซึ่งได้มีการนำเสนอการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าแบบระยะยาวด้วย Fuzzy ANN โดยใช้ตัวแปรของสภาพภูมิอากาศและจำนวนประชากรมาใช้ในการพยากรณ์ด้วย ซึ่งผลจากการวัดค่าเฉลี่ยของ Mean Absolute Percentage Error (MAPE) และค่าเฉลี่ยของ Absolute percentage error (APE) ซึ่งพบว่าการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าแบบระยะยาวด้วย Fuzzy ANN นั้นมีค่าเฉลี่ยของ MAPE อยู่ที่ 5.73% และค่าเฉลี่ยของ APE อยู่ที่ 11.10% ซึ่งมีประสิทธิภาพดีกว่าการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าแบบระยะยาวด้วยเทคนิครีเกรสชัน ซึ่งมีค่าเฉลี่ย MAPE เท่ากับ 26.09% และค่าเฉลี่ยของ APE เท่ากับ 72.74%

ส่วนการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าแบบระยะสั้นจากที่ได้ศึกษางานวิจัยงานหนึ่ง ซึ่งทำการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าโดยใช้ข้อมูลราย 15 นาที ใน 1 สัปดาห์ โดยใช้เทคนิคของซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน (Support Vector Regression: SVR) ร่วมกับ Locally Weighted Regression (LWR) [6] ซึ่งพบว่าการพยากรณ์ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชันร่วมกับ LWR นั้นจะมีค่า MAPE เท่ากับ 12.42% เทียบเทคนิค SVR เพียงอย่างเดียว ซึ่งมีค่า MAPE เท่ากับ 24.72% อย่างไรก็ตามการคำนวณค่าฟังก์ชัน LWR จะต้องมีการหาค่าใหม่ทุกครั้งเมื่อมีการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าแบบระยะสั้น

สำหรับทฤษฎีทางสถิติที่ใช้ในการพยากรณ์นั้นมีอยู่หลายทฤษฎี ซึ่งซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) ก็เป็นเทคนิคการวิเคราะห์การเรียนรู้ข้อมูล

ที่มีพื้นฐานอยู่ในทฤษฎีทางสถิติ [7] ในงานวิจัยนี้จึงได้เสนอการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าแบบระยะสั้นโดยเทคนิค SVM-R ร่วมกับฟังก์ชันเรเดียลเบซิส (Radial Basis Function: RBF) ซึ่งเป็นฟังก์ชันเคอร์เนล (Kernel Function) ใน SVM [8] ซึ่งข้อมูลที่ใช้นี้ในงานวิจัยนี้จะใช้ข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าที่เกิดจากการใช้งานจริงเป็นราย 1 นาทีในรูปแบบของอนุกรมเวลา โดยแบ่งออกเป็นกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรม, กลุ่มอาคารพาณิชย์ และกลุ่มบ้านพักอาศัย โดยเลือกใช้ LibSVM (A Library for Support Vector Machine) [9] ซึ่งเป็นไลบรารี SVM มาช่วยในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าด้วยเทคนิค SVM-R นั้นง่ายขึ้น

2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การจัดการความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้า

เนื่องด้วยการขยายตัวประชากรและการขยายตัวของเศรษฐกิจได้ดำเนินอยู่ตลอดเวลา ประเทศไทยจึงมีอัตราการเพิ่มของปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าปีละไม่ต่ำกว่า 1,200 เมกะวัตต์ [10] ดังนั้นจึงต้องมีการพัฒนาโรงไฟฟ้าใหม่เพิ่มขึ้นเพื่อให้ระบบพลังงานไฟฟ้าของประเทศนั้นตอบสนองกับความต้องการได้อย่างเพียงพอและมีประสิทธิภาพ แต่ทั้งนี้การพัฒนาโรงไฟฟ้าใหม่นั้นได้มีปัญหาและอุปสรรคมากมาย ทั้งด้านของสถานที่ตั้งซึ่งอาจถูกคัดค้านจากชุมชนในพื้นที่ในด้านการมลภาวะ ด้านปริมาณเชื้อเพลิงที่ใช้มากขึ้น ดังนั้นจึงต้องเป็นต้องมีการศึกษาและวิเคราะห์การใช้พลังงานไฟฟ้าเพื่อนำไปใช้ในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าทั้งในระยะสั้นและในระยะยาว

การดำเนินการด้านพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยนั้นแบ่งออกเป็น ด้านการจัดการด้านการผลิตพลังงาน คือ การวางแผน ก่อสร้างและจัดหาแหล่งผลิตไฟฟ้าเพื่อสนองความต้องการของผู้ใช้ และด้านการจัดการด้านการใช้ไฟฟ้า คือ มาตรการที่ปรับเปลี่ยนปริมาณ หรือลักษณะของการใช้พลังงานไฟฟ้าของผู้ใช้งาน (End Use) โดยทั่วไป เป้าหมายของการจัดการด้านการใช้ไฟฟ้า คือการใช้ทรัพยากรพลังงานอย่างเหมาะสม โดยมีวัตถุประสงค์หลักอยู่ที่การลดต้นทุนรวมของการผลิต ทั้งนี้การจัดการด้านการใช้ไฟฟ้ายังสามารถใช้เพื่อหลีกเลี่ยงหรือชะลอการสร้างโรงไฟฟ้าใหม่ออกไปโดยเป็นทางเลือกที่มีค่าใช้จ่ายต่ำกว่าและทำให้กำลังการผลิตพลังงานไฟฟ้าของระบบสามารถให้บริการต่อผู้ใช้พลังงานไฟฟ้ารายใหม่ได้มากขึ้น [11]

2.2 การพยากรณ์ข้อมูลด้วยอนุกรมเวลา

การวิเคราะห์อนุกรมเวลา คือการศึกษาการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่เปลี่ยนไปตามเวลา แล้วนำรูปแบบที่ได้มาพยากรณ์ข้อมูลในอนาคต การวิเคราะห์ข้อมูลที่มีสัมพันธ์กับเวลานั้น สามารถแบ่งได้เป็น 2 แบบคือ [12]

2.2.1 การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบตัวแปรเดียว (Univariate Time-Series Models) เป็นการหาสมการเพื่อแสดงความสัมพันธ์ระหว่างชุดข้อมูลกับเวลาที่เปลี่ยนแปลงไปโดยมีตัวแปรเพียงตัวเดียว แต่มีการบันทึกอย่างต่อเนื่องตามเวลา

2.2.2 การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบหลายตัวแปร (Multivariate Time-Series Analysis) เป็นการนำตัวแปรอื่น ๆ ในช่วงเวลาเดียวกันมาพิจารณาเพื่อแสดงความสัมพันธ์ระหว่างชุดข้อมูลกับเวลาที่เปลี่ยนแปลงไป

สำหรับงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบหลายตัวแปรมาช่วยในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าแบบระยะสั้นด้วยเทคนิค SVM-R ซึ่งได้นำตัวแปรชนิดของวัน และเวลาในแต่ละวัน ณ ช่วงเวลาเดียวกันมาพิจารณาร่วมด้วย

2.3 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบรีเกรสชัน (SVM-R)

SVM-R คือการแมปข้อมูลให้อยู่ในปริภูมิอันดับสูงและทำการวิเคราะห์รีเกรสชันแบบเชิงเส้น ซึ่งมีฟังก์ชันการประมาณค่า ดังรูปแบบสมการที่ (1) โดย $\phi(x)$ คือการแมปข้อมูลอินพุตสเปซที่ไม่เป็นเชิงเส้น

$$f(x) = \langle w, \phi(x) \rangle + b \quad (1)$$

หลักการในการหาค่าของ w และ b ซึ่งสามารถกำหนดได้โดย Regression Risk ดังสมการที่ (2)

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi_i, \xi_i^*} & \frac{1}{2} w^T w + c \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{subject to} & \begin{cases} w^T \phi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ y_i - w^T \phi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

เมื่อ $c > 0$ และ $\varepsilon > 0$ โดยที่ c เป็นค่าคงที่ที่กำหนดค่า Tradeoff ระหว่างสมการ $f(x)$ ที่ได้กับค่าความถูกต้องของข้อมูลฝึกฝน (Training Data) ค่าของ x_i ส่วนใหญ่จะอยู่ในช่วงของ ε -tube ส่วนค่า ξ_i นั้นคือค่าของความผิดพลาดในการฝึกอบรมข้อมูลที่ต่ำไปและ ξ_i^* คือค่าความผิดพลาดในการอบรมข้อมูลที่สูงไป Lagrange Multipliers, a_i และ a_i^*

มาแทนการแก้ปัญหา Quadratic Problem ข้างบนการกระทำมีส่วนทำให้การทำนายนั้นมีค่าเป้าหมาย (Target Value) y_i สำหรับจุดภายใน ε -tube, Lagrange Multiplier เท่ากับศูนย์ ไม่สามารถสนับสนุนในฟังก์ชันเรกเรชัน ดังนั้นฟังก์ชันโดยประมาณของ ε -SVR จึงเป็นดังสมการที่ (3)

$$f(x) = \sum_{i=1}^N (a_i^* - a_i) \cdot K(x_i, x) + b \quad (3)$$

$K(x_i, x)$ เป็นการกำหนดฟังก์ชันเคอร์เนลซึ่งมีค่าเท่ากับการคูณกันของ 2 เวกเตอร์ x_i, x ในพื้นที่คุณลักษณะเป็นฟังก์ชันที่แก้ปัญหาภายใต้เงื่อนไขของ Mercer's สำหรับงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ RBF เป็นฟังก์ชันเคอร์เนลสำหรับ SVM-R ซึ่งมีรูปแบบดังสมการที่ (4)

$$K(x_i, x) = \exp(-\gamma \|x_i - x\|^2), \quad \gamma > 0 \quad (4)$$

2.4 A Library for Support Vector Machines (LibSVM)

LibSVM เป็นไลบรารีสำหรับ SVM ที่พัฒนาโดย Chih-Chung Chang และ Chih-Jen Lin ซึ่ง LibSVM นี้จะช่วยให้การวิเคราะห์ SVM นั้นง่ายขึ้น โดย LibSVM ได้รองรับซัพพอร์ตเวกเตอร์แบบการแบ่งกลุ่ม (Support Vector Classification: SVC) แบบการวิเคราะห์แบบรีเกรสชัน (Support Vector Regression: SVR) สำหรับงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ LibSVM ร่วมกับภาษาไพธอน (Python) และวัดประสิทธิภาพจากการพยากรณ์จากค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Mean Squared Error: MSE) [13] และกำลังสองสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Squared Correlation Coefficient: R^2) [14] โดย MSE สามารถคำนวณดังสมการที่ (5)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (5)$$

เมื่อ y_i คือค่าที่ได้จากการพยากรณ์ ส่วน y_i คือค่าปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าจริง และ n คือจำนวนข้อมูลที่พยากรณ์ สำหรับ R^2 ที่วัดได้ออกมานั้น เริ่มจากการหาค่าเฉลี่ยดังสมการที่ (6) หลังจากนั้นจะนำไปใช้หาค่าผลรวมของกำลังสองของค่าที่ได้จากการวิเคราะห์แบบรีเกรสชัน (Regression Sum of Squares: SS_{reg}) และผลรวมกำลังสองจากค่าจริง (Total Sum of Squares: SS_{tot}) ดังสมการที่ (7) และ (8) ตามลำดับ

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (6)$$

$$SS_{reg} = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 \quad (7)$$

$$SS_{tot} = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (8)$$

ดังนั้น R^2 จะสามารถหาได้จากสมการที่ (9)

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{reg}}{SS_{tot}} \quad (9)$$

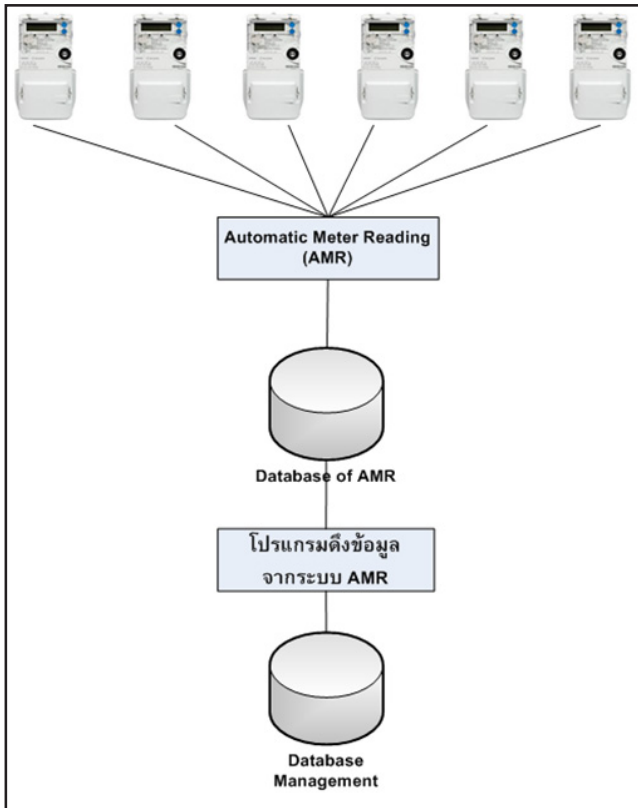
3. การดำเนินการวิจัย

3.1 เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบรีเกรสชัน (SVM-R)

SVM-R เป็นเทคนิคที่ถูกนำมาใช้สำหรับการคาดการณ์ซึ่งเป็นรูปแบบที่แสดงค่าความสัมพันธ์ของค่าไบแอส (b) และค่าน้ำหนัก (w) ในกรณีที่น่า SVM-R มาใช้ในการพยากรณ์นั้นจะทำได้ก็ต่อเมื่อได้ทำการปรับการเรียนรู้แล้ว เพื่อให้ได้ค่าไบแอส (b) และค่าน้ำหนัก (w) ที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลการฝึกฝน (Training Data) ดังนั้นการนำ SVM-R มาใช้ในงานวิจัยจะต้องมีการกำหนดค่าตัวแปรเพิ่มเติมโดยขึ้นอยู่กับฟังก์ชันเคอร์เนล ซึ่งงานวิจัยนี้ได้เลือกฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ RBF โดยจำเป็นต้องทำการกำหนดค่าตัวแปรแกมมา (γ), ค่าคงที่ (c) และเอ็บบิลลอน (ε) ให้เหมาะสมกับชุดข้อมูลที่จะนำ SVM-R ไปฝึกเรียนรู้ โดย γ เป็นตัวแปรในสมการ RBF ที่จะเป็นตัวกำหนดรูปร่างของเส้นระนาบ ส่วนตัวแปร c นั้นเป็นค่าคงที่ที่ใช้ในการกำหนดระยะขอบของความผิดพลาดในการเรียนรู้ และตัวแปร ε นั้นคือ ε -insensitive ที่ใช้ในการหาระดับของค่าความถูกต้องของฟังก์ชันประมาณค่า แต่ทั้งนี้ผลของการกำหนดค่าตัวแปรแกมมา (γ), ค่าคงที่ (c) และเอ็บบิลลอน (ε) ให้กับแต่ละชุดข้อมูลอาจจะแตกต่างกันไป

3.2 การเก็บและวิเคราะห์ข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้า

ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้เป็นข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าที่ใช้งานจริง จากการติดตั้งมิเตอร์อัจฉริยะ (Smart Meter) [15] ทั้งหมด 60 ตัว กับกลุ่มผู้ใช้งานโดยแบ่งออกเป็นกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรม 34 ตัว กลุ่มอาคารพาณิชย์ 21 ตัว และกลุ่มบ้านพักอาศัย 5 ตัว โดยมีขั้นตอนในการเก็บข้อมูลดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 แผนผังการส่งข้อมูลจากมิเตอร์อัจฉริยะไปยังฐานข้อมูล

มิเตอร์อัจฉริยะจะอ่านค่าปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าจากผู้ใช้งานไฟฟ้าแล้วส่งข้อมูลทั้งหมดมาเก็บไว้ในฐานข้อมูลของระบบอ่านมิเตอร์อัตโนมัติ (Automatic Meter Reading: AMR) [16] หลังจากนั้นใช้โปรแกรมดึงข้อมูลจากฐานข้อมูลของระบบ AMR มาเก็บยังเครื่องเซิร์ฟเวอร์ (Server) ที่เป็นฐานข้อมูล Oracle ซึ่งใช้เก็บรวบรวมข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้า ทั้งนี้หลักการทำงานสามารถแยกอธิบายเป็นส่วนหลักๆ ดังต่อไปนี้

3.2.1 ระบบอ่านมิเตอร์อัตโนมัติ (AMR)

ระบบ AMR คือระบบที่มีการอ่านข้อมูลจากมิเตอร์อัจฉริยะผ่านอุปกรณ์ Meter Interface Unit (MIU) และโครงข่ายไร้สาย (GPRS/GSM) โดยส่งข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าราย 1 นาที ของผู้ใช้พลังงานไฟฟ้าทุก 15 นาที มาเก็บไว้ในฐานข้อมูลของระบบ AMR ซึ่งข้อดีของระบบ AMR คือ สามารถตรวจสอบข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าได้ตลอดเวลาและสามารถนำข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าไปบริหารจัดการความต้องการพลังงานไฟฟ้าของตนเองให้มีประสิทธิภาพได้อีกด้วย

3.2.2 ฐานข้อมูลของระบบ AMR

ฐานข้อมูลของระบบ AMR นั้นจะเก็บข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าที่ส่งมาจากมิเตอร์อัจฉริยะ รวมทั้งข้อมูลที่เป็นรายละเอียดของมิเตอร์อัจฉริยะ และสถานที่ติดตั้งของมิเตอร์อัจฉริยะ ทั้งนี้การเรียกดูข้อมูลทั้งหมดที่อยู่ในฐานข้อมูลของระบบ AMR ต้องทำผ่านโปรแกรมของระบบ AMR หรือผ่านทาง Web Service ของระบบ AMR เท่านั้น จึงทำให้ต้องมีการเขียนโปรแกรมเชื่อมต่อกับ Web Service ของระบบ AMR เพื่อนำข้อมูลมาใช้ ซึ่งข้อมูลที่นำมาใช้กับงานวิจัยนี้ ประกอบด้วยรายละเอียดของมิเตอร์อัจฉริยะ สถานที่ติดตั้งของมิเตอร์อัจฉริยะ ข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า วันและเวลาของการใช้พลังงานไฟฟ้าที่ถูกส่งมาจากมิเตอร์อัจฉริยะ

3.2.3 โปรแกรมที่ดึงข้อมูลจากฐานข้อมูลของ AMR

โปรแกรมที่ใช้ดึงข้อมูลจากฐานข้อมูลของ AMR นั้นพัฒนาขึ้นโดยเครื่องมือ Visual Studio 2010 ด้วยภาษา C# โดยจะอ่านข้อมูลจากระบบ AMR ด้วย Web Services API ผ่านทาง localhost พอร์ต 92 ซึ่งโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นนี้ ได้ตั้งให้ทำงานทุกๆ 15 นาทีเพื่อให้สามารถดึงข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าล่าสุดที่ถูกส่งจากมิเตอร์อัจฉริยะแล้วนำข้อมูลที่ได้อีกไปเก็บไว้ในฐานข้อมูลที่ใช้ในการจัดการสำหรับงานวิจัยนี้ โดยข้อมูลที่ได้อีกจากการใช้โปรแกรมดึงข้อมูลออกมานี้ประกอบด้วย ข้อมูลเกี่ยวกับมิเตอร์อัจฉริยะ ข้อมูลของผู้ใช้งาน และข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าจริงของผู้ใช้งาน

3.2.4 Database Management

ระบบฐานข้อมูลที่เป็นศูนย์กลางในการจัดการข้อมูลนี้ เป็นระบบฐานข้อมูลที่เก็บรวบรวมข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าสำหรับใช้ในงานด้านต่างๆ เช่น ใช้ในการแสดงผลการใช้พลังงานไฟฟ้าแก่ผู้ใช้ใช้ในการประมวลผลพฤติกรรมการใช้พลังงานไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้า หรือใช้สำหรับการวิเคราะห์การใช้พลังงานของเครื่องใช้ไฟฟ้าที่มีอยู่ภายในบ้าน อาคารหรือโรงงานอุตสาหกรรม ลักษณะของฐานข้อมูลที่ออกแบบจะมีคุณลักษณะดังนี้คือ เป็นฐานข้อมูลประเภท Relational Database (RDB) [17] โดยใช้ซอฟต์แวร์ระบบฐานข้อมูล Oracle

3.3 การวิเคราะห์ข้อมูล

ข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าจะแบ่งออกเป็น

2 ส่วน คือข้อมูลสำหรับการฝึกฝนที่ใช้ในการสร้างโมเดล และข้อมูลอินพุต ซึ่งข้อมูลสำหรับการฝึกฝนที่ใช้ในการสร้างโมเดลนั้นจะประกอบด้วยข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าในหน่วยกิโลวัตต์ (kW) ราย 1 นาฬิกา เป็นจำนวน 1 สัปดาห์ (จำนวน 10,080 ข้อมูล) พร้อมทั้งวันและเวลาของข้อมูลที่มีการใช้พลังงานไฟฟ้า ส่วนข้อมูลอินพุตจะนำข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าในหน่วยกิโลวัตต์ราย 1 นาฬิกา พร้อมทั้งวันและเวลาเหมือนกับส่วนของข้อมูลสำหรับการฝึกฝนที่ใช้ในการสร้างโมเดล แต่เวลาจะใช้จำนวนข้อมูลเพียง 1 วันเท่านั้น (จำนวน 1,440 ข้อมูล) โดยช่วงวันเวลาของการเก็บข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าในงานวิจัยนี้ได้แสดงไว้ในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ช่วงเวลาของข้อมูลสำหรับการฝึกฝนและข้อมูลอินพุต

สถานที่	ช่วงเวลาของข้อมูลฝึกฝน	ช่วงเวลาของข้อมูลอินพุต	ช่วงเวลาของการพยากรณ์
Industrial I	03/02/2013 ถึง 09/02/2013	06/02/2013	13/02/2013
Industrial II	20/01/2013 ถึง 26/01/2013	23/01/2013	30/01/2013
Industrial III	20/01/2013 ถึง 26/01/2013	23/01/2013	30/01/2013
Commercial I	20/01/2013 ถึง 26/01/2013	23/01/2013	30/01/2013
Commercial II	20/01/2013 ถึง 26/01/2013	23/01/2013	30/01/2013
Commercial III	20/01/2013 ถึง 26/01/2013	20/01/2013	27/01/2013
Residential I	03/02/2013 ถึง 09/02/2013	03/02/2013	10/02/2013
Residential II	06/01/2013 ถึง 12/01/2013	07/01/2013	14/01/2013
Residential III	01/01/2013 ถึง 07/01/2013	01/01/2013	08/01/2013

ข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าที่ได้จากมิเตอร์อัจฉริยะนั้น เมื่อจะนำมาใช้เพื่อการพยากรณ์จำเป็นต้องเปลี่ยนรูปแบบข้อมูลทั้งข้อมูลสำหรับการเรียนรู้และข้อมูล

อินพุตให้อยู่ในภาพที่ 2 เมื่อ $[label]$ คือปริมาณการใช้ไฟฟ้า มีหน่วยเป็นกิโลวัตต์ $[index1] : [value1]$ คือค่าที่กำหนดเป็นช่วงเวลาของในแต่ละวันที่มีการใช้พลังงาน เป็นช่วงเวลาของในแต่ละวันนั้นจะถูกเปลี่ยนเป็นเลข 1 ถึง 1440 (จำนวนนาฬิกาในแต่ละวัน) หลังจากนั้นจะนำ 1440 ไปหารเพื่อให้ค่าของช่วงเวลาในแต่ละวันนั้นอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 และ $[index2] : [value2]$ เป็นค่าที่กำหนดประเภทของวันก็จะถูกเปลี่ยนให้เป็นเลขที่อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 เช่นเดียวกัน โดยกำหนดให้วันทำงานเท่ากับ 0 วันเสาร์เท่ากับ 0.25 วันอาทิตย์เท่ากับ 0.5 และวันหยุดนักขัตฤกษ์เท่ากับ 0.75

label	value1	value2
697.777	1:0.8188	2:0.5
684.817	1:0.8194	2:0.5
676.903	1:0.8201	2:0.5
677.981	1:0.8208	2:0.5
690.937	1:0.8215	2:0.5
681.219	1:0.8222	2:0.5
669.341	1:0.8229	2:0.5
686.621	1:0.8236	2:0.5
678.702	1:0.8243	2:0.5

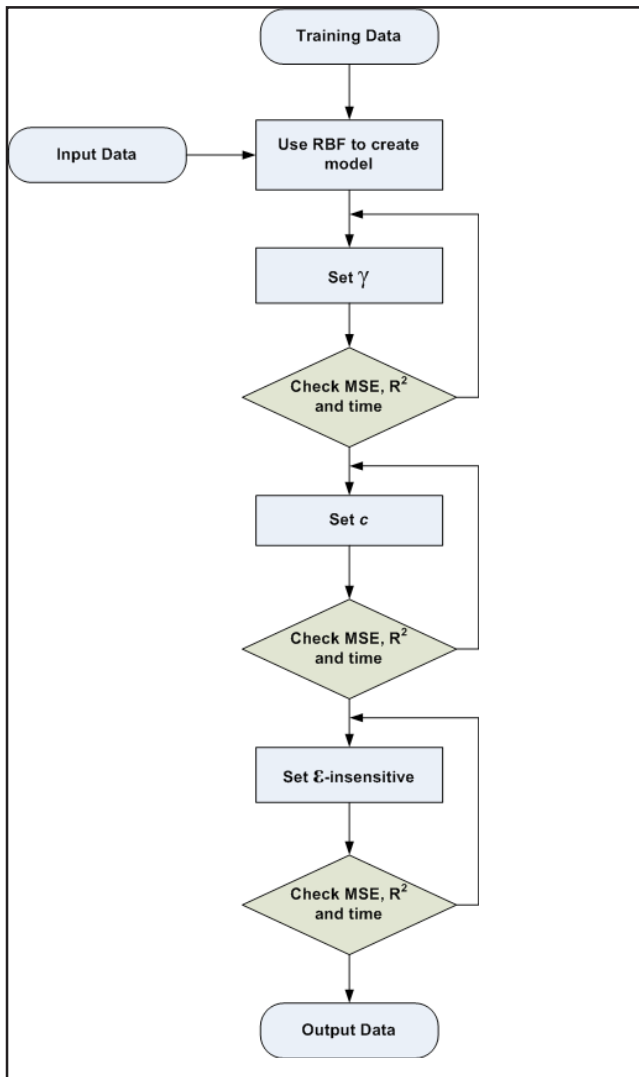
ภาพที่ 2 ตัวอย่างข้อมูลที่ใช้ในการสร้างโมเดล

3.4 การพัฒนาโมเดลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้า

ขั้นตอนการสร้างโมเดลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้านั้นจะมีวิธีการหาค่าตัวแปรแกมมา (γ) ค่าคงที่ (c) และเอ็บซิลอน (ϵ) ที่เหมาะสม ดังภาพที่ 3 เริ่มจากนำข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าสำหรับการฝึกฝนและข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าสำหรับอินพุตมาแปลงรูปแบบของข้อมูลให้เป็นดังภาพที่ 2 หลังจากนั้นนำมาใช้สร้างโมเดลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าโดยใช้เทคนิค SVM-R พร้อมกับ RBF โดยผ่านเครื่องมือ LibSVM หลังจากนั้นจะเริ่มหาค่าตัวแปร γ ที่เหมาะสมซึ่ง

วัดจากค่า MSE, R^2 และเวลาที่ใช้ในการประมวลผล โดยค่าที่ใช้หาจะเริ่มจากช่วง 0.0001 ถึง 100,000 เมื่อได้ค่าตัวแปร γ ที่เหมาะสมแล้วจะเก็บค่าตัวแปร γ ไว้เพื่อใช้หาค่าตัวแปร c ซึ่งอยู่ในช่วง 0.0001 ถึง 100,000 ซึ่งหาค่าที่เหมาะสมจากการวัด MSE, R^2 และเวลาที่ใช้ในการประมวลผลเหมือนกับการหาค่าตัวแปร γ และขั้นตอนสุดท้ายคือการหาค่าตัวแปร ε โดยค่าที่ใช้หานั้นอยู่ในช่วง 0.0001 ถึง 1,000 ซึ่งค่าที่เหมาะสมนั้นจะวัดจาก MSE, R^2 และเวลาที่ใช้ในการประมวลผลเหมือนกับการหาค่าตัวแปร γ และตัวแปร c

ทั้งนี้ในงานวิจัยได้ทำการเปรียบเทียบกับพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าแบบระยะสั้นด้วยเทคนิค SVM ร่วมกับ RBF กับพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าแบบระยะสั้นด้วย ANN



ภาพที่ 3 ขั้นตอนการสร้างโมเดลสำหรับการพยากรณ์

4. ผลการทดลอง

4.1 ผลการทดลองกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรม

จากการพยากรณ์โดยใช้เทคนิค ANN นั้นได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 2 นั้นพบว่า มีค่า MSE เฉลี่ยอยู่ที่ 1192.72 กิโลวัตต์ ซึ่งเป็นค่าที่ค่อนข้างสูง

ตารางที่ 2 MSE สำหรับการพยากรณ์กลุ่มตัวอย่างของโรงงานอุตสาหกรรมด้วยเทคนิค ANN

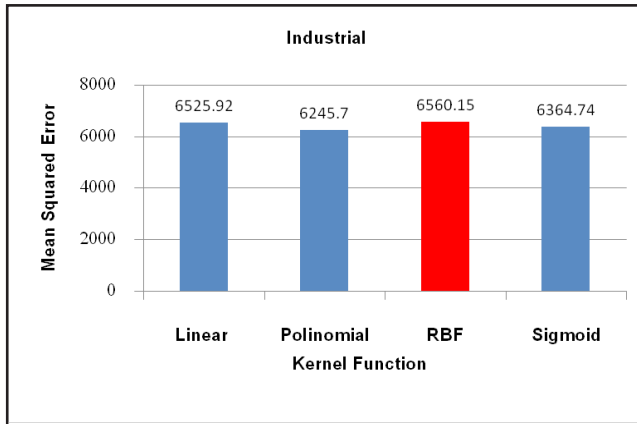
Sample	Industrial I	Industrial II	Industrial III	ค่าเฉลี่ย
MSE	1175.7	1184.32	1218.15	1192.72

ส่วนการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าด้วยเทคนิค SVM-R ของกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรมนี้โดยขั้นตอนแรกนี้ได้เปรียบเทียบ MSE, R^2 และเวลาที่ใช้ในการประมวลผลของการใช้ RBF เป็นฟังก์ชันเคอร์เนลกับการใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลอื่นๆ ดังภาพที่ 4, 5 และ 6 ตามลำดับ ซึ่งจะพบว่าค่า MSE ของฟังก์ชันเคอร์เนลที่เป็น RBF มีค่าสูงกว่าค่าของฟังก์ชันเคอร์เนลอื่นๆ แต่ค่า R^2 ฟังก์ชันเคอร์เนลที่เป็น RBF เมื่อเทียบกับค่าของฟังก์ชันเคอร์เนลอื่นๆ กลับมีค่าที่ค่อนข้างต่ำ ทั้งนี้ฟังก์ชันเคอร์เนลที่เป็น RBF ใช้เวลาในการประมวลผลที่ไม่สูงมาก

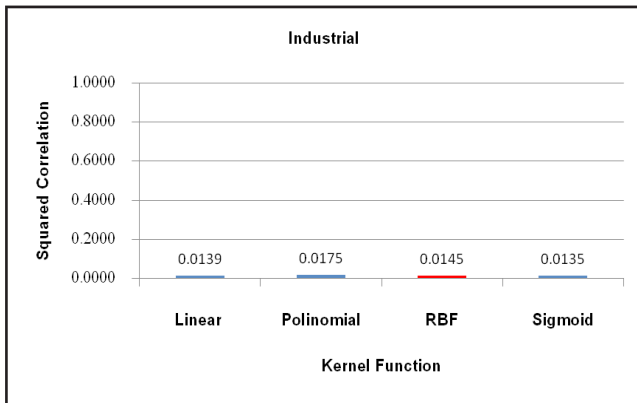
ขั้นตอนต่อมา จะเป็นการหาค่าของ γ , c และ ε ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรม โดยได้ค่าตัวแปรที่เหมาะสมที่ $\gamma = 10,000$, $c = 10$ และ $\varepsilon = 10$ เมื่อใช้โมเดลนี้ทดสอบกับกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรมตัวอย่างทั้งหมด 3 โรงงาน ซึ่งได้ค่า MSE, R^2 และเวลาที่ใช้ในการประมวลผลดังตารางที่ 3 ซึ่งพบว่าค่าเฉลี่ย MSE ของกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรมตัวอย่างทั้งหมด 3 โรงงานเท่ากับ 722.48 กิโลวัตต์ ค่าเฉลี่ยของ R^2 นั้นอยู่ที่ 0.8756 ส่วนเวลาที่ใช้ในการประมวลผลนั้นมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 29.0 วินาที ซึ่งค่า MSE สำหรับการพยากรณ์ของกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรมด้วยเทคนิค SVM-R นั้นมีค่าน้อยกว่าการพยากรณ์ด้วยเทคนิค ANN

4.2 ผลการทดลองกลุ่มอาคารพาณิชย์

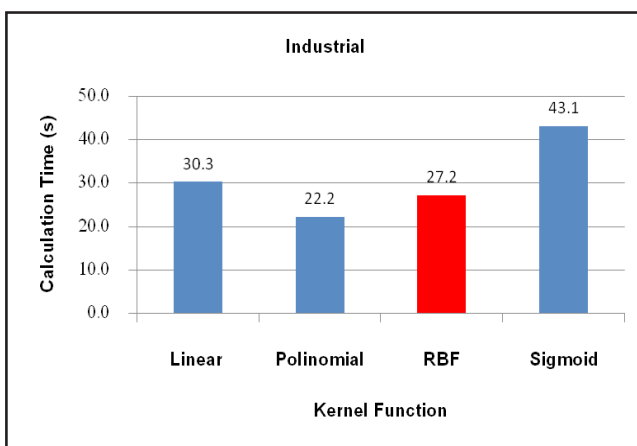
จากการพยากรณ์โดยใช้เทคนิค ANN ดังตารางที่ 4 นั้นพบว่า มีค่า MSE เฉลี่ยอยู่ที่ 1250.16 กิโลวัตต์ ซึ่งเป็นค่าที่ค่อนข้างสูงพอๆ กับกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรม



ภาพที่ 4 MSE ของการเปรียบเทียบฟังก์ชันเคอร์เนลสำหรับกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรม



ภาพที่ 5 R^2 ของการเปรียบเทียบฟังก์ชันเคอร์เนลสำหรับกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรม



ภาพที่ 6 เวลาที่ใช้ในการประมวลผลของการเปรียบเทียบฟังก์ชันเคอร์เนลสำหรับกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรม

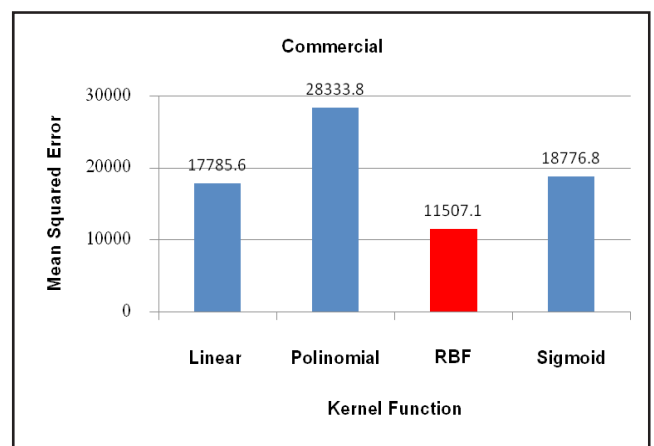
ตารางที่ 3 MSE, R^2 และเวลาที่ใช้ในการประมวลผลสำหรับ การพยากรณ์กลุ่มตัวอย่างของโรงงานอุตสาหกรรม

Sample	Industrial I	Industrial II	Industrial III	ค่าเฉลี่ย
MSE	831.92	788.50	547.03	722.48
R2	0.8760	0.9237	0.8271	0.8756
Time (s)	27.6	29.0	30.5	29.0

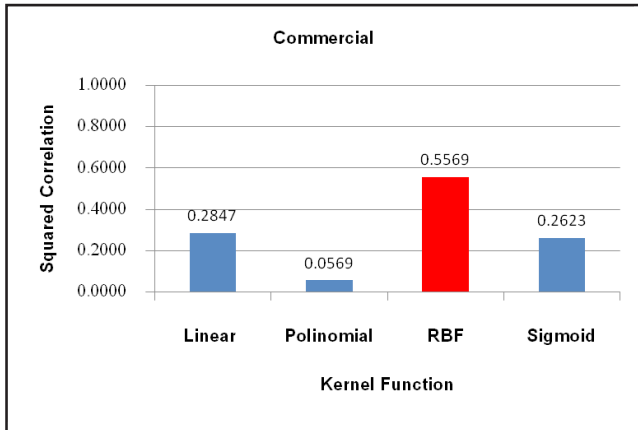
ตารางที่ 4 MSE สำหรับการพยากรณ์กลุ่มตัวอย่างของ อาคารพาณิชย์ด้วยเทคนิค ANN

Sample	Commercial I	Commercial II	Commercial III	ค่าเฉลี่ย
MSE	1254.56	1270.41	1225.51	1250.16

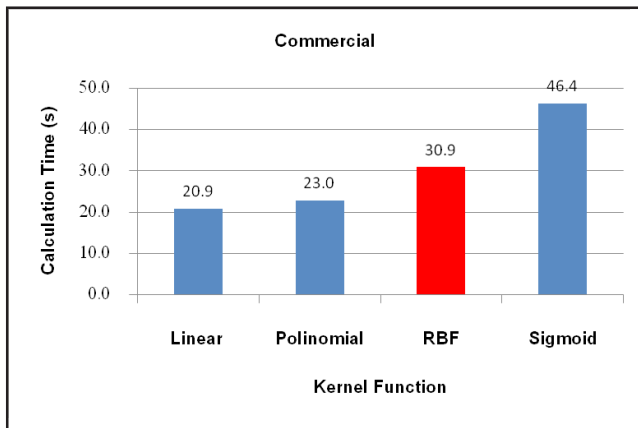
ในการพยากรณ์พลังงานความต้องการพลังงานไฟฟ้าของกลุ่มอาคารพาณิชย์ โดยขั้นตอนแรกนี้ได้เปรียบเทียบการใช้ RBF เป็นฟังก์ชันเคอร์เนลกับการใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลอื่นๆ โดยพบว่า RBF จะมีค่า MSE ที่ต่ำกว่าฟังก์ชันเคอร์เนลแบบอื่น และมีค่า R^2 ที่มีค่าสูงกว่า ดังภาพที่ 7 และ 8 ตามลำดับ แต่ทั้งนี้เวลาที่ใช้ในการประมวลผลนั้นก็ใช้เวลา มากอยู่เช่นเดียวกันดังภาพที่ 9



ภาพที่ 7 MSE ของการเปรียบเทียบฟังก์ชันเคอร์เนลสำหรับกลุ่มอาคารพาณิชย์



ภาพที่ 8 R^2 ของการเปรียบเทียบฟังก์ชันเคอร์เนลสำหรับกลุ่มอาคารพาณิชย์



ภาพที่ 9 เวลาที่ใช้ในการประมวลผลของการเปรียบเทียบฟังก์ชันเคอร์เนลสำหรับกลุ่มอาคารพาณิชย์

ตารางที่ 5 MSE, R^2 และเวลาที่ใช้ในการประมวลผลสำหรับการพยากรณ์กลุ่มตัวอย่างของอาคารพาณิชย์

Sample	Commercial I	Commercial II	Commercial III	ค่าเฉลี่ย
MSE	647.78	196.52	101.72	315.34
R^2	0.9709	0.9695	0.9700	0.9701
Time (s)	27.1	27.2	26.9	27.1

ในขั้นตอนการหาค่า γ , c และ ϵ ที่เหมาะสมนั้นจะมีขั้นตอนการหาเหมือนกับกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรม โดยเลือกใช้ $\gamma = 100$, $c = 10$ และ $\epsilon = 1$ ในการสร้างโมเดลสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าสำหรับกลุ่มอาคารพาณิชย์ เมื่อนำโมเดลนี้ไปทดลองกับกลุ่มอาคารพาณิชย์ตัวอย่าง

3 ตัวอย่างแล้ว ได้ผลดังตารางที่ 5 ซึ่งพบว่าค่าเฉลี่ย MSE ของกลุ่มอาคารพาณิชย์ตัวอย่างทั้งหมด 3 ตัวอย่างเท่ากับ 315.34 กิโลวัตต์ ค่าเฉลี่ยของ R^2 นั้นอยู่ที่ 0.9701 ส่วนเวลาที่ใช้ในการประมวลผลนั้นมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 27.1 วินาที ซึ่งค่า MSE สำหรับการพยากรณ์ของกลุ่มอาคารพาณิชย์ด้วยเทคนิค SVM-R นั้นมีค่าต่ำกว่าการพยากรณ์ด้วยเทคนิค ANN ค่อนข้างมาก

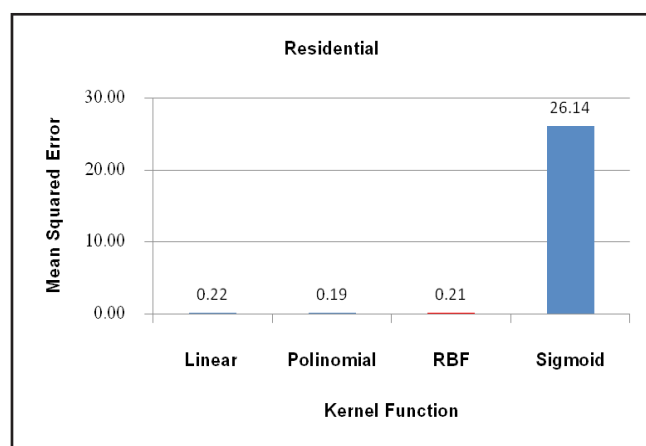
ตารางที่ 6 MSE สำหรับการพยากรณ์กลุ่มตัวอย่างของบ้านพักอาศัยด้วยเทคนิค ANN

Sample	Residential I	Residential II	Residential III	ค่าเฉลี่ย
MSE	2.39	2.17	2.33	2.30

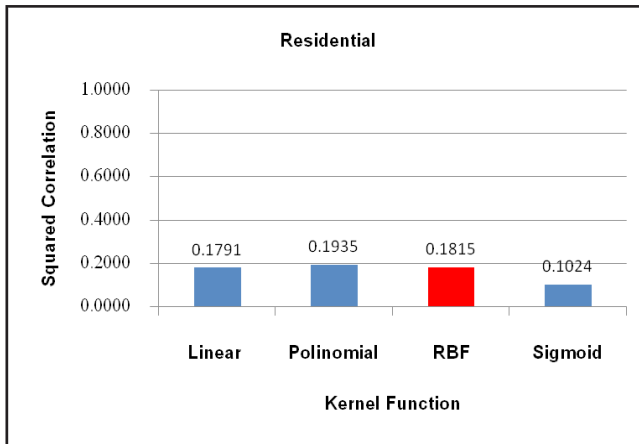
4.3 ผลการทดสอบกลุ่มบ้านพักอาศัย

จากการทดสอบการพยากรณ์โดยใช้เทคนิค ANN ดังตารางที่ 6 นั้นพบว่า มีค่า MSE เฉลี่ยอยู่ที่ 2.30 กิโลวัตต์ ซึ่งเป็นค่าที่ค่อนข้างต่ำ

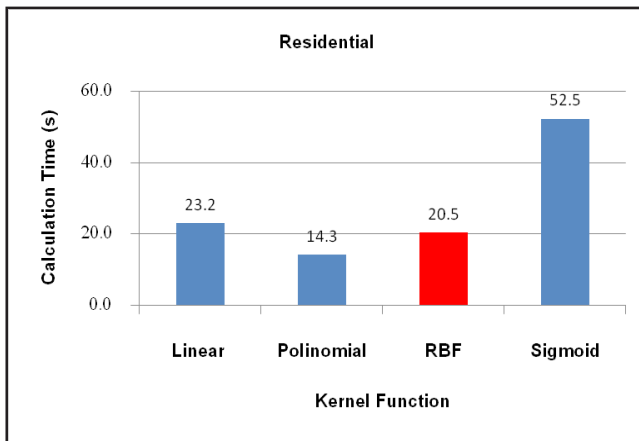
จากการทดสอบการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของกลุ่มบ้านพักอาศัยโดยใช้ RBF เป็นฟังก์ชันเคอร์เนลเทียบกับฟังก์ชันเคอร์เนลอื่นๆ พบว่าค่า MSE, R^2 และเวลาที่ใช้ในการประมวลผลนั้นจะใช้เวลาไม่มากนัก ดังภาพที่ 10, 11 และ 12



ภาพที่ 10 MSE ของการเปรียบเทียบฟังก์ชันเคอร์เนลสำหรับกลุ่มบ้านพักอาศัย



ภาพที่ 11 R^2 ของการเปรียบเทียบฟังก์ชันเคอร์เนลสำหรับกลุ่มบ้านพักอาศัย



ภาพที่ 12 เวลาที่ใช้ในการประมวลผลของการเปรียบเทียบฟังก์ชันเคอร์เนลสำหรับกลุ่มบ้านพักอาศัย

ในขั้นตอนการหาค่า γ , c , และ ε ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของกลุ่มบ้านพักอาศัยนั้นจะมีขั้นตอนการหาเหมือนกับกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรมและกลุ่มอาคารพาณิชย์ โดยได้ค่าตัวแปรที่เหมาะสมที่ $\gamma = 1,000,000$, $c = 100$ และ $\varepsilon = 0.01$ ซึ่งเมื่อนำโมเดลนี้ไปทดสอบกับกลุ่มบ้านพักอาศัยตัวอย่าง 3 หลัง ได้ผล MSE, R^2 และเวลาที่ใช้ประมวลผลสำหรับการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าดังตารางที่ 7 โดยพบว่าค่าเฉลี่ย MSE ของกลุ่มบ้านพักอาศัยตัวอย่างทั้งหมด 3 หลังเท่ากับ 0.0121 กิโลวัตต์ ค่าเฉลี่ยของ R^2 นั้นอยู่ที่ 0.9065 ส่วนเวลาที่ใช้ในการประมวลผลนั้นมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 127.4 วินาที ซึ่งเวลาที่ใช้ในการประมวลผลสำหรับการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของกลุ่มบ้านพักอาศัยนั้น

จะใช้เวลาค่อนข้างมากกว่ากลุ่มโรงงานอุตสาหกรรมและกลุ่มอาคารพาณิชย์ ซึ่งค่า MSE สำหรับการพยากรณ์ของกลุ่มบ้านพักอาศัยด้วยเทคนิค SVM-R นั้นมีค่าต่ำกว่าการพยากรณ์ด้วยเทคนิค ANN เหมือนกับกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรมและกลุ่มอาคารพาณิชย์

ตารางที่ 7 MSE, R^2 และเวลาที่ใช้ในการประมวลผลสำหรับการพยากรณ์กลุ่มตัวอย่างของบ้านพักอาศัย

Sample	Residential I	Residential II	Residential III	ค่าเฉลี่ย
MSE	0.0000976	0.0362	0.0000968	0.0121
R^2	0.9996	0.7217	0.9983	0.9065
Time (s)	144.1	119.7	118.5	127.4

5. สรุปผลงานวิจัย

จากผลการวิจัยของการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าราย 1 นาที ของกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรม กลุ่มอาคารพาณิชย์ และกลุ่มบ้านพักอาศัยด้วยเทคนิค SVM-R พบว่าการพยากรณ์ของกลุ่มอาคารพาณิชย์จะมีค่าใกล้เคียงกับปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าจริงมากที่สุด เมื่อเทียบค่าของ R^2 ของกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรมและกลุ่มบ้านพักอาศัย เนื่องจากมีพฤติกรรมการใช้พลังงานไฟฟ้าในแต่ละวันที่ค่อนข้างแน่นอน แต่กลุ่มโรงงานอุตสาหกรรมนั้นกำลังการผลิตในแต่ละวันอาจส่งผลทำให้การใช้พลังงานไฟฟ้าที่แตกต่างกัน ทั้งนี้การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของกลุ่มบ้านพักอาศัยนั้น พบว่าใช้เวลาประมวลผลมากกว่ากลุ่มอื่นๆ เนื่องจากพฤติกรรมการใช้พลังงานไฟฟ้าของกลุ่มบ้านพักอาศัยนั้นมีลักษณะที่ไม่แน่นอน โดยขึ้นอยู่กับปัจจัยภายนอกหลายปัจจัย เช่น สภาพภูมิอากาศ จำนวนผู้พักอาศัย สำหรับปัญหาและอุปสรรคในการทำงานวิจัยนี้ อยู่ที่ข้อจำกัดของจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ ซึ่งถ้าหากมีจำนวนข้อมูลสำหรับการฝึกฝนการทำโมเดลมากกว่านั้น อาจช่วยให้โมเดลสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้านั้นมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ดังนั้นหากนำไปต่อยอดงานวิจัยนี้สามารถแก้ไขปรับปรุงจำนวนข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าสำหรับการฝึกฝนเพื่อการสร้างโมเดลนั้นให้เป็นข้อมูล

ราย 1 นาทีจำนวน 1 เดือน หรือจำนวน 1 ปี อีกทั้งเพิ่มตัวแปรปัจจัยอื่นๆ ในชุดของการฝึกฝนข้อมูล เช่น สภาพภูมิอากาศ อุณหภูมิภายนอก เพื่อให้โมเดลที่ใช้ในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้านั้นมีประสิทธิภาพมากขึ้น

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] C.W. Gellings. "The concept of demand-side management for electric utilities." *In Proceedings of the IEEE*, Vol. 73, No.10, pp. 1468-1470, October 1985.
- [2] F. Saffre and R. Gedge. "Demand-Side Management for the Smart Grid." *In Proceedings of the 2010 IEEE/IFIP Network Operations and Management Symposium Workshops (NOMS Wksp)*, Osaka, Japan, April 2010.
- [3] J. Zhong, C. Kang and K. Liu. "Demand side management in China." *In Proceedings of the 2010 IEEE Power and Energy Society General Meeting*, Minnesota, USA, July 2010.
- [4] J. L. Mathieu, P. N. Price, S. Kiliccote and M. A. Piette. "Quantifying Changes in Building Electricity Use, With Application to Demand Response." *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 2, No. 3, September 2011.
- [5] H. Daneshi, M. Shahidehpour and A.L. Choobbari. "Long-term load forecasting in electricity market." *In Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Electro/Information Technology*, Iowa, USA, May 2008.
- [6] E. E. Elattar, J.Y. Goulermas and Q. H. Wu. "Electric Load Forecasting Based on Locally Weighted Support Vector Regression." *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 40, No. 4, July 2010.
- [7] V.N. Vapnik. *Statistical Learning Theory*. New York: Wiley, 1998.
- [8] S. Lukaszyk. "A new concept of probability metric and its applications in approximation of scattered data sets." *Computational Mechanics*, 33, 299-3004.
- [9] Chang, Chih-Chung; Lin, and Chih-Jen. "LIBSVM: A library for support vector machines." *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, Vol. 2, No. 3, April 2011.
- [10] พงษ์ดิษฐ์ พงนา. วิฤติพลังงานไฟฟ้า...ทางออกสุดท้ายที่เหลืออยู่. (ออนไลน์). 2554. Available online at http://www.egat.co.th/index.php?option=com_content&view=article&id=363&Itemid=217 (วันที่ค้นคว้าข้อมูล 17 มกราคม 2557).
- [11] การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.), แนวคิดของ Demand Side Management. (ออนไลน์). 2556. Available online at http://www.dsm.egat.co.th/index.php?option=com_content&view=article&id=18&Itemid=111 (วันที่ค้นคว้าข้อมูล 20 มกราคม 2557).
- [12] ศิริลักษณ์ เล็กสมบูรณ์. การวิเคราะห์อนุกรมเวลา. กรุงเทพมหานคร, คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ มหาสารคาม, 2534.
- [13] Wackerly, Dennis, Scheaffer, and William. "Mathematical Statistics with Applications, Belmont." CA, USA, Thomson Higher Education.
- [14] J. O. Rawlings, S. G. Pantula, and D. A. Dickey. "Applied Regression Analysis." *Springer*.
- [15] ACE6000 Four-Quadrant Load Profiling Meter, DABADIE Eric, Itron, Inc.
- [16] การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค. เอกสารแนะนำโครงการพัฒนาการอ่านหน่วยด้วยระบบอัตโนมัติ, 2552.
- [17] C. J. Date. *An Introduction to Database Systems*. Addison-Wesley. 2004.