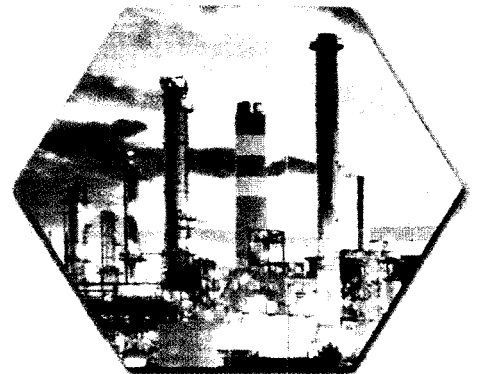




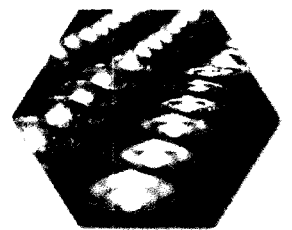
# EENET 2016

**Innovation for Sustainability Entrepreneur**

27-27 May 2016, Duangjit Resort & Spa,  
Patong Beach, Phuket



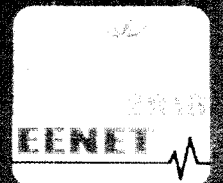
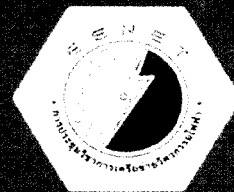
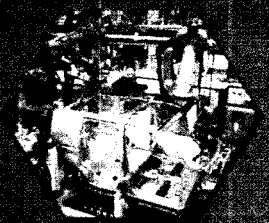
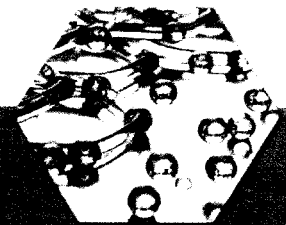
การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมไฟฟ้า  
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคล ครั้งที่ 8



การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมไฟฟ้า  
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคล ครั้งที่ 8

## Conference Topics

- ไฟฟ้ากำลัง (PW)
- อิเล็กทรอนิกส์กำลัง (PE)
- อิเล็กทรอนิกส์ (EL)
- ไฟฟ้าสื่อสาร (CM)
- ระบบควบคุมและการวัด (CT)
- คอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ (CP)
- การประมวลผลสัญญาณดิจิทัล (DS)
- พลังงานและการอนุรักษ์พลังงาน (ES)
- นวัตกรรมและสิ่งประดิษฐ์ (IN)
- งานวิจัยอื่นที่เกี่ยวข้องกับวิศวกรรมไฟฟ้า (GN)



การพยากรณ์พฤติกรรมราคาซื้อขายไฟฟ้าระยะยาวโดยกระบวนการเกาส์เซียน และกระบวนการย้อนกลับเข้าหาค่าเฉลี่ย

Forecasting Long term behavior of Electricity Price using Gaussian Process and Mean-Reverting Process

ทัศนัย พลอยสุวรรณ<sup>1</sup> และ วิภาวัลย์ นาคทรัพย์<sup>1</sup>

<sup>1</sup>ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสยาม

38 ถนนเพชรเกษม เขตภาษีเจริญ กรุงเทพมหานคร 10160 โทร.0-2867-8088 E-Mail: tuchsanai@gmail.com, wipavan.nar@siam.edu

บทคัดย่อ

พฤติกรรมเปลี่ยนแปลงของราคาซื้อขายไฟฟ้าในตลาดซื้อขายไฟฟ้า มีความรวดเร็วและมีความผันผวนขึ้นกับความต้องการใช้ไฟฟ้าและความสามารถในการผลิตไฟฟ้าของผู้ผลิต ซึ่งลักษณะของราคาไฟฟ้าปัจจุบันมีลักษณะคล้ายกับสัญญาณสุ่ม stochastic signal ในทางวิศวกรรมไฟฟ้า บทความนี้จึงนำเสนอแบบจำลองราคาไฟฟ้าปัจจุบันโดยใช้ความรู้จากการประมวลผลสัญญาณดิจิทัล สำหรับพยากรณ์พฤติกรรมราคาซื้อขายไฟฟ้าในตลาดซื้อขายไฟฟ้าระยะยาวล่วงหน้าเป็นเวลา 2 ปี ระหว่าง 1 ธันวาคม 2556 ถึง 30 ธันวาคม 2558 จากข้อมูลทดสอบ รายวันระหว่าง 1 มกราคม 2554 ถึง 30 พฤศจิกายน 2556 จำนวนทั้งสิ้น 1,411 ข้อมูล

คำสำคัญ: กระบวนการเกาส์เซียน กระบวนการย้อนกลับเข้าหาค่าเฉลี่ย ราคาซื้อขายไฟฟ้า

Abstract

Behavior changes of electricity price in electricity market are very fast and fluctuate depending on electricity demand and the supply curve. The characteristics of electricity spot prices are similar to the random stochastic signals in electrical engineering. This paper presents a model for long term forecasting electric spot prices from 1 December 2013 to 30 December 2015 by using knowledge of digital signal processing with training data sport price from 1 January 2010 to 30 November 2013 with totally 1,411 data.

Keywords: Gaussian process, Mean-reverting process, Electricity prices

1. บทนำ

ในทางเศรษฐศาสตร์แล้วพลังงานไฟฟ้าถือเป็นสินค้าที่สามารถทำการซื้อหรือขายหรือแลกเปลี่ยนได้ ในตลาดซื้อขายไฟฟ้าจะทำการซื้อขายเป็นช่วงเวลา ตัวอย่างเช่น 5, 15 หรือ 60 นาทีหรือแล้วแต่ข้อตกลง ซึ่งราคาซื้อขายจะอยู่ในหน่วย \$/MWh สำหรับการเก็บพลังงานทางไฟฟ้าไว้รอขายเมื่อมีความต้องการไม่สามารถกระทำได้ง่าย ทำให้พลังงานไฟฟ้าที่ผลิตนั้นต้องผลิตให้สอดคล้องกับความต้องการใช้ไฟฟ้าอยู่ตลอดเวลา ดังนั้นทำให้พลังงานไฟฟ้า มีลักษณะที่ไม่เหมือนกับสินค้าตามปกติ และจำเป็นต้องมีการกำหนดกติกาในตลาดซื้อขายไฟฟ้า ซึ่งโดยทั่วไปจะมีลักษณะเป็นตลาดซื้อขายล่วงหน้าในช่วงระยะเวลาหนึ่ง [1] หรือ อาจจะเป็น ตลาดซื้อขายล่วงหน้า 1 วัน [1]-[2] กล่าวคือคำสั่งซื้อจากผู้ค้าปลีกไฟฟ้าแต่ละรายและแต่ละคำสั่งขายไฟฟ้าจากบริษัทผู้ผลิตไฟฟ้าในแต่ละชั่วโมงของวันถัดไปจะถูกส่งมาโดยยังตลาดซื้อขายไฟฟ้า โดยตลาดจะกำหนดราคาโดยใช้ราคาสมดุล [1]โดยพิจารณาจากกราฟความสัมพันธ์ของปริมาณไฟฟ้าที่ผลิต และความต้องการที่จะซื้อไฟฟ้าเพื่อกำหนดราคาในวันถัดไป จากที่กล่าวมาพบว่าการพยากรณ์แนวโน้มพฤติกรรมราคาซื้อขายล่วงหน้ามีความสำคัญอย่างยิ่งเพื่อป้องกันความเสี่ยง ยกตัวอย่างเช่น ในเดือนกุมภาพันธ์ 2004 เกิดพายุน้ำแข็งในรัฐเท็กซัสประเทศสหรัฐอเมริกาเป็นเวลา 3 วันซึ่งผลจากสัญญาซื้อขายล่วงหน้าทำให้บริษัทผู้ผลิตไฟฟ้าล้มละลายเป็นจำนวนมาก [3] เมื่อไม่นานมานี้มีการรวบรวมเทคนิคในการทำนายราคาซื้อขายไฟฟ้าหลายวิธีได้แก่ การใช้โครงข่ายประสาทเทียม เครื่องมือแบบเวกเตอร์สนับสนุน Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH) และกระบวนการย้อนกลับเข้าหา [1] ซึ่งในแต่ละวิธีมีข้อดีข้อเสียและยังไม่สามารถทำนายราคาได้อย่างแม่นยำ

จากการศึกษาเอกสารอ้างอิงตาม [1]-[5] พบว่าพฤติกรรมของสัญญาณฟังก์ชันราคามีลักษณะคล้ายกับสัญญาณสุ่มทางไฟฟ้า ซึ่งมีการเปลี่ยนแปลงที่รวดเร็วและมีความผันผวน ดังนั้นบทความนี้จึงนำเสนอ

## บทความวิจัย

การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมไฟฟ้ามหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคล ครั้งที่ 8

Proceedings of the 8<sup>th</sup> Conference of Electrical Engineering Network of Rajamangala University of Technology 2016 (EENET 2016)

การใช้เทคนิคทางการประมวลผลสัญญาณ 2 ลักษณะเพื่อใช้ในการสร้างฟังก์ชันราคา ได้แก่ กระบวนการเกาส์เซียน Gaussian Process (GP) ใช้สำหรับสร้างแบบจำลองฟังก์ชันราคาทางเวลาในส่วนที่เปลี่ยนแปลงช้า และต่อเนื่อง สำหรับส่วนที่เหลือของฟังก์ชันราคาจะใช้กระบวนการย้อนกลับเข้าหาค่าเฉลี่ย โดยการนำข้อมูลราคาซื้อขายพลังงานไฟฟ้าให้แก่ผู้ใช้ไฟฟ้า ณ ราคาปัจจุบันในตลาดซื้อขายไฟฟ้าในรัฐเท็กซัสหรือเรียกว่า ERCOT (Electric Reliability Council of Texas) ซึ่งเป็นโครงข่ายไฟฟ้าหนึ่งในสามที่ใหญ่ที่สุดของประเทศสหรัฐอเมริกาให้บริการลูกค้ามากกว่า 20 ล้านหน่วย โดยจำนวนข้อมูลที่น่ามาใช้คือราคาซื้อขายไฟฟ้ารายวันตั้งแต่เดือน 1 มกราคม ปี 2010 ถึง เดือน พฤศจิกายน ปี 2013 จำนวนทั้งสิ้น 1,411 ข้อมูล

### 2. แบบจำลองของราคาปัจจุบันในตลาดซื้อขายไฟฟ้า

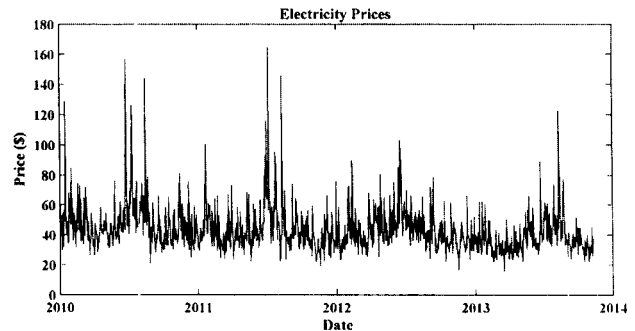
จุดมุ่งหมายของบทความนี้เพื่อที่จะนำเสนอแบบจำลองพฤติกรรมทางการเงิน สำหรับราคาซื้อขายปัจจุบัน  $P_t$  ในตลาดซื้อขายไฟฟ้า โดยอาศัยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่แสดงในรูปที่ 1. กำหนดให้  $P_t$  คือ ราคาซื้อขายปัจจุบันที่เวลา  $t$  ในหน่วยของ  $\$/MWh$  พบว่าสมการเชิงลึกลับของราคา  $P_t$  มีความสัมพันธ์กับฟังก์ชันราคา  $f(t)$  และ  $X_t$  ดังต่อไปนี้ [4]

$$\log P_t = f(t) + X_t \quad (1)$$

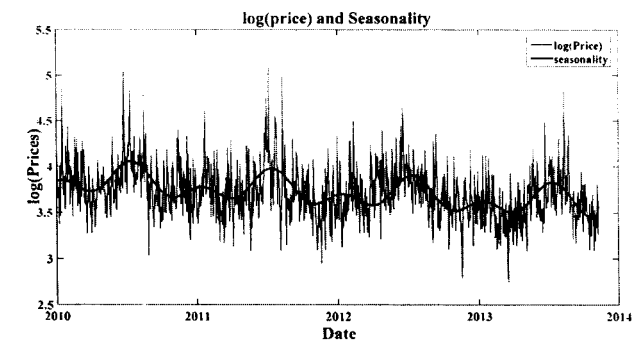
จากสมการ (1) ฟังก์ชันราคา  $f(t)$  มีลักษณะรูปแบบที่ชัดเจนเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาลในแต่ละปี ซึ่งฟังก์ชันราคา  $f(t)$  ถูกแสดงในเส้นสีแดงในรูปที่ 2. สามารถคำนวณได้โดยใช้กระบวนการเกาส์เซียนจะกล่าวไว้ในหัวข้อที่ 3. และส่วนของสัญญาณฟังก์ชันราคา  $X_t$  มีพฤติกรรมเป็นสัญญาณสุ่ม [5] แสดงในรูปที่ 3. มีลักษณะไม่แน่นอนโดยที่สามารถจำลองพฤติกรรมสำหรับราคาโดยการเปลี่ยนแปลงค่าของอัตราราคาในช่วงเวลาหนึ่งนั้นเขียนได้ดังนี้

$$dX_t = (\alpha - \kappa X_t)dt + \sigma dW_t + J(\mu_j, \sigma_j)d\Pi(\lambda) \quad (2)$$

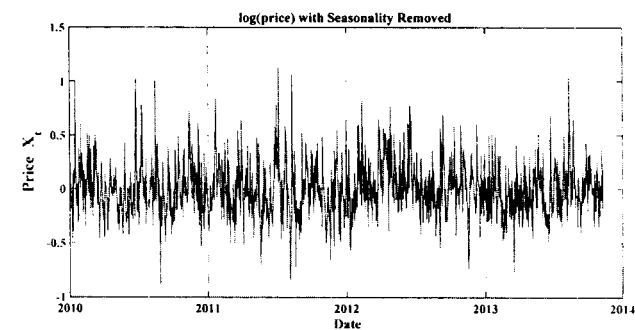
จากสมการ (2) เรียกว่า กระบวนการย้อนกลับเข้าหาค่าเฉลี่ย หรือบางครั้งเรียกว่ากระบวนการ Ornstein-Uhlenbeck โดยที่  $\alpha$ ,  $\kappa$  คือพารามิเตอร์ของการแปลงค่าเฉลี่ย  $W_t$  คือ standard Brownian motion ที่มีสัมประสิทธิ์ค่าความแปรปรวน (volatility) เป็น  $\sigma$  และ  $J(\mu_j, \sigma_j)$  เรียกว่า jump size ซึ่ง เป็นการกระจายแบบปกติที่มีค่าเฉลี่ย  $\mu_j$  และค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น  $\sigma_j$  และ  $\Pi(\lambda)$  คือ Poisson process ซึ่งมี jump intensity เท่ากับ  $\lambda$  ดังนั้นจากกล่าวได้ว่า กระบวนการย้อนกลับเข้าหาค่าเฉลี่ยในสมการ (2) มีตัวแปรพารามิเตอร์ทั้งหมดคือ  $\theta = \{\alpha, \kappa, \mu_j, \sigma^2, \sigma_j^2, \lambda\}$



รูปที่ 1 ราคาซื้อขายไฟฟ้า  $P_t$  ในตลาดซื้อขายไฟฟ้าในหน่วย  $\$/MWh$



รูปที่ 2 ราคาซื้อขายไฟฟ้าใน  $\log P_t$  ในตลาดซื้อขายไฟฟ้า ERCOT



รูปที่ 3 สัญญาณฟังก์ชันราคา  $X_t = \log P_t - f(t)$  มีพฤติกรรมเป็นสัญญาณสุ่ม

นอกจากนี้กระบวนการย้อนกลับเข้าหาค่าเฉลี่ยในสมการ (2) ยังมีการนำไปใช้ในงานศึกษาวิจัยต่างๆ เกี่ยวข้องกับการเปลี่ยนแปลงของราคาสินค้าและราคาทรัพยากรธรรมชาติ เช่น ราคาน้ำมัน ราคาสินค้าทางการเกษตร เป็นต้น ทั้งนี้เนื่องจาก การเปลี่ยนแปลงของราคาสินค้าเหล่านี้ในระยะยาวนั้น มักจะไม่เพิ่มสูงขึ้นไปได้เรื่อยๆอย่างไม่มีขีดจำกัด แต่อย่างไรก็ตามราคาเหล่านี้มักจะปรับตัวเข้าใกล้กับค่าของต้นทุนส่วนเพิ่มในระยะยาวของทรัพยากรนั้นๆ

## บทความวิจัย

การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมไฟฟ้ามหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคล ครั้งที่ 8

Proceedings of the 8<sup>th</sup> Conference of Electrical Engineering Network of Rajamangala University of Technology 2016 (EENET 2016)

### 3. การคำนวณฟังก์ชันราคา $f(t)$ โดยกระบวนการเกาส์เซียน

จากแบบจำลองราคาซื้อขายไฟฟ้าในสมการ (1) สำหรับฟังก์ชันราคา  $f(t)$  หากความสัมพันธ์ได้จาก Gaussian Process (GP) [6, 7] ได้ดังนี้

$$f(t_{j\Delta}) \sim \mathcal{GP}(m(t_{j\Delta}), k(t_{j\Delta}, t_{j\Delta})) \quad (3)$$

เมื่อค่าเฉลี่ย  $m(t_{j\Delta})$  และโควาเรียนซ์ (covariance) หรือเรียกว่า เฮอร์เนลฟังก์ชัน  $k(t_{j\Delta}, t_{j\Delta})$  โดยที่  $i, j = 1, 2, 3, \dots, N-1$  และ  $N$  มีค่าเป็นจำนวนเต็ม นอกจากนี้ให้เวกเตอร์  $\mathbf{y}$  เป็นข้อมูลฝึกสอนของราคา  $P_t$  ในหน่วยเดซิเบลคือ  $\mathbf{y} = \{\log P_{i\Delta}\}_{i=0}^{N-1}$  มีขนาด  $N \times 1$  และ ถ้าต้องการจะพยากรณ์ฟังก์ชันราคา  $f = f(t_{j\Delta})$  ที่เวลา  $x = t_{j\Delta}$  สมมติว่าตัวแปรทั้งหมดมีความสัมพันธ์เป็น zero mean และมีลักษณะเป็น joint Gaussian ดังนั้นตัวแปร  $\mathbf{y}$  และ  $f$  จะมีความสัมพันธ์ดังนี้

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y} \\ f \end{bmatrix} \sim \mathcal{N}\left(\mathbf{0}, \begin{bmatrix} \mathbf{K}(X, X) + \sigma_e^2 I_N & \mathbf{k}(X, x) \\ \mathbf{k}(X, x)^T & k(x, x) \end{bmatrix}\right) \quad (4)$$

เพื่อความสะดวกกำหนดให้  $\tau_i^* = t_{i\Delta} - x$  ได้ว่า cross-covariance

$$\begin{aligned} \mathbf{k}(X, x) &\triangleq [k(x_1, x) \dots k(x_N, x)]^T \\ &\triangleq [k(\tau_1^*) \dots k(\tau_N^*)]^T \end{aligned} \quad (5)$$

กำหนดให้เซตของค่าทางเวลา  $X = \{t_{j\Delta}\}_{j=0}^{N-1}$  และ เมทริกซ์เอกลักษณะ

$I_N$  มีขนาด  $N \times N$  และ เมทริกซ์เฮอร์เนล  $\mathbf{K}$  ของข้อมูลฝึกสอน  $\{\mathbf{y}\}_{i=1}^N$  ถูกนิยามโดย

$$\mathbf{K}(X, X) = \mathbf{K}(\tau) \triangleq \begin{bmatrix} k(\tau_0) & k(\tau_{-1}) & \dots & k(\tau_{-(N-1)}) \\ k(\tau_1) & k(\tau_0) & \dots & k(\tau_{-(N-2)}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k(\tau_{N-1}) & k(\tau_{N-2}) & \dots & k(\tau_0) \end{bmatrix} \quad (6)$$

โดยที่  $\tau_{-j} \in \mathbb{R} = t_{i\Delta} - t_{j\Delta}$  จากสมการ (4) , ค่าความน่าจะเป็นของ  $P(f | \mathbf{x}, \mathbf{y})$  หากค่าความสัมพันธ์ได้ดังนี้

$$P(f | \mathbf{x}, \mathbf{y}) = \mathcal{N}(f | \mu, \sigma_e^2) = \mathcal{GP}(m(x), k(x, x)) \quad (7)$$

โดยที่  $m(x)$  และโควาเรียนซ์ (covariance)  $k(x, x)$  คือ

$$m(x) = \mathbf{k}(X, x)^T (\mathbf{K}(X, X) + \sigma_e^2 I_N)^{-1} \mathbf{y} \quad (8)$$

$$k(x, x) = \sigma_e^2 - \mathbf{k}(X, x)^T (\mathbf{K}(X, X) + \sigma_e^2 I_N)^{-1} \mathbf{k}(X, x) + k(x, x)$$

จากนิยามของกระบวนการเกาส์เซียนในสมการ (3) ใช้หลักการของค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยที่ต่ำสุด (Minimum mean square error, MMSE) เพื่อใช้ในการทำนายค่า  $f(t_{j\Delta})$  เมื่อ

$$f(t_{j\Delta}) = m(t_{j\Delta}) = E[f(x_{j\Delta}) | x_{j\Delta}, \mathbf{y}] \quad (9)$$

โดยที่

$$\begin{aligned} m(x_{j\Delta}) &= \mathbf{k}(X, x_{j\Delta})^T (\mathbf{K}(X, X) + \sigma_e^2 I_N)^{-1} \mathbf{y} \\ k(x_{j\Delta}, x_{j\Delta}) &= \sigma_e^2 - \mathbf{k}(X, x_{j\Delta})^T (\mathbf{K}(X, X) + \sigma_e^2 I_N)^{-1} \mathbf{k}(X, x_{j\Delta}) + k(x_{j\Delta}, x_{j\Delta}) \end{aligned} \quad (10)$$

ดังนั้นฟังก์ชันราคา  $f(t_{j\Delta})$  เขียนแทนด้วยค่าเฉลี่ย  $m(x_{j\Delta})$  เป็นดังนี้

$$f(t_{j\Delta}) = m(x_{j\Delta}) = \mathbf{k}(X, x_{j\Delta})^T (\mathbf{K}(X, X) + \sigma_e^2 I_N)^{-1} \mathbf{y} \quad (11)$$

#### 3.1 เฮอร์เนลเอกซ์โพเนนเชียลกำลังสอง

จากค่าตอบของสมการ (11) พบว่าความแม่นยำของอัลกอริทึมกระบวนการเกาส์เซียนในการทำนายฟังก์ชันราคา  $f(t)$  จะขึ้นอยู่กับทางเลือกฟังก์ชันที่เหมาะสมให้กับเฮอร์เนลฟังก์ชัน  $k(\tau)$  ที่เหมาะสม ในบทความนี้จึงเลือกใช้ เฮอร์เนลเอกซ์โพเนนเชียลกำลังสอง (squared exponential :SE) ที่นิยามตามสมการ (12) ที่อ้างอิงจากบทความใน [6, 7] เมื่อแทนค่าลงไปในสมการ (11) แล้วพบว่า  $m(x_{j\Delta})$  มีคุณสมบัติเป็นฟังก์ชันทางเวลาที่ราบเรียบและเปลี่ยนแปลงอย่างช้า ๆ โดยที่  $\sigma^2$  และ  $\alpha$  มีหน้าที่กำหนดขนาด และความไวของการเปลี่ยนแปลงทางเวลา

$$\begin{aligned} k_{SE}(\tau | \theta_{SE}) &= \sigma^2 \exp(-\alpha \|\tau\|^2) \\ \theta_{SE} &= \{\sigma^2, \alpha\} \end{aligned} \quad (12)$$

#### 3.2 การคำนวณหาค่าตัวแปรพารามิเตอร์ $\theta_{SE}$

การคำนวณหาค่าพารามิเตอร์  $\theta_{SE}$  ของเฮอร์เนลฟังก์ชันในสมการ (12) โดยใช้วิธีเชิงตัวเลข (numerical method) เพื่อคำนวณหา  $\theta_{SE}$  โดยการ minimizing negative log likelihood ใน (13) หาได้จากการใช้ optimization toolbox ในส่วนของ Statistics and Machine Learning Toolbox™ ในโปรแกรม MATLAB เมื่อ  $\mathbf{y} = \{\log P_{i\Delta}\}_{i=0}^{N-1}$  และ  $\mathbf{K}(X, X)$  นิยามในสมการ (6) และ  $\sigma_e^2$  คือ โมเดลซึ่งกำหนดให้เป็น  $\sigma_e^2 = 10^{-5}$  ตามลำดับ

$$\begin{aligned} -\log p(\mathbf{y} | X; \theta, \sigma_e^2) &= \frac{N}{2} \log 2\pi + \frac{1}{2} \log |\mathbf{K}(X, X) + \sigma_e^2 I_N| \\ &\quad + \frac{1}{2} \mathbf{y}^T (\mathbf{K}(X, X) + \sigma_e^2 I_N)^{-1} \mathbf{y} \end{aligned} \quad (13)$$

#### 4. การคำนวณฟังก์ชันราคา $X$ , และ พารามิเตอร์ $\theta$ ด้วยวิธีหาค่าต่ำสุดของ negative log likelihood function

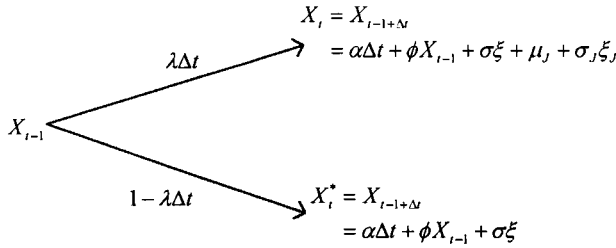
หลังจากที่คำนวณสัญญาณฟังก์ชันราคา  $f(t)$  โดยใช้กระบวนการเกาส์เซียนตามสมการ (11) แล้ว ฟังก์ชันราคา  $X$ , สามารถคำนวณได้โดยการใช้สมการ (2) ในรูปของฟังก์ชันไม่ต่อเนื่องทางเวลากกล่าวคือประมาณ  $dt$  อยู่ในรูปแบบ  $dt = \Delta t$  และ  $dX_t = X_t - \phi X_{t-1}$

## บทความวิจัย

การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมไฟฟ้ามหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคล ครั้งที่ 8

Proceedings of the 8<sup>th</sup> Conference of Electrical Engineering Network of Rajamangala University of Technology 2016 (EENET 2016)

ดังนั้นโดยการใช้สมมติฐานของขบวนการเบอร์นูลลี (Bernoulli process) สำหรับการกระโดดของราคาในแต่ละวัน จึงได้ว่าราคาในวันถัดไปมีความน่าจะเป็นที่จะเป็นไปได้สองแนวทางตามรูปที่ 4.



รูปที่ 4. ความน่าจะเป็นที่จะเป็นไปได้สองแนวทางของกระบวนการย้อนกลับเข้าหาค่าเฉลี่ย

จากรูปที่ 4. พบว่าเมื่อราคาปัจจุบันเป็น  $X_{t-1}$  แล้วแนวทางที่หนึ่งราคาในอนาคต  $X_t$  ที่จะเป็นไปได้คือ

$$X_t = \alpha\Delta t + \phi X_{t-1} + \sigma\xi \quad (14)$$

ด้วยความน่าจะเป็นเท่ากับ  $\lambda\Delta t$  และแนวทางที่สอง ราคาในอนาคต  $X_t$  ที่จะเป็นไปได้คือ

$$X_t = \alpha\Delta t + \phi X_{t-1} + \sigma\xi + \mu_j + \sigma_j\xi_j \quad (15)$$

ด้วยความน่าจะเป็นเท่ากับ  $(1-\lambda\Delta t)$  ดังนั้นจากสมการ (14) และ (15) พบว่าความน่าจะเป็นรวม probability density function (PDF) ของราคาปัจจุบันเป็น  $X_{t-1}$  และ อนาคตเป็น  $X_t$  มีค่าเท่ากับ

$$P(X_t | X_{t-1}) = (\lambda\Delta t) \times \mathcal{N}_1(X_t | X_{t-1}) + (1-\lambda\Delta t) \times \mathcal{N}_2(X_t | X_{t-1}) \quad (16)$$

โดยที่

$$\mathcal{N}_1(X_t | X_{t-1}) = (2\pi(\sigma^2 + \sigma_j^2))^{-\frac{1}{2}} \exp\left(\frac{-(X_t - \alpha\Delta t - \phi X_{t-1} - \mu_j)^2}{2(\sigma^2 + \sigma_j^2)}\right)$$

$$\mathcal{N}_2(X_t | X_{t-1}) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{1}{2}} \exp\left(\frac{-(X_t - \alpha\Delta t - \phi X_{t-1})^2}{2\sigma^2}\right) \quad (17)$$

สมการ (16) มีตัวแปรพารามิเตอร์คือ  $\theta = \{\alpha, \phi, \mu_j, \sigma^2, \sigma_j^2, \lambda\}$  ดังนั้น  $\theta$  หาได้จาก minimizing the negative log likelihood function ใน (18)

$$\min_{\theta} - \sum_{i=1}^T \log(P(X_i | X_{i-1})) \quad (18)$$

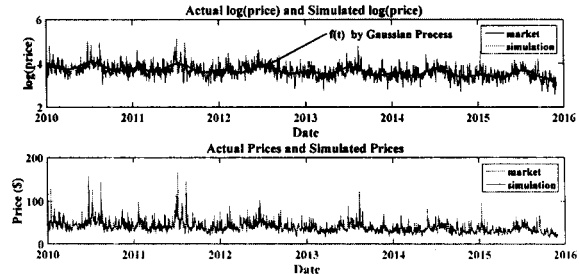
$$\text{subject to } \phi < 1, \sigma^2 > 0, \sigma_j^2 > 0, 0 \leq \lambda\Delta t \leq 1$$

คำตอบในสมการ (18) หาได้จากการใช้ optimization toolbox ในส่วนของ Statistics and Machine Learning Toolbox™ ในโปรแกรม MATLAB

## 5. ผลการทดลองและสรุป

ผลการทดลองนำเสนอผลการพยากรณ์พฤติกรรมราคาซื้อขายไฟฟ้าเป็นเวลา 2 ปี ระหว่าง 1 ธันวาคม 2556 ถึง 30 ธันวาคม 2558 โดยผลการจำลองแบบแสดงในรูปที่ 5. โดยใช้ข้อมูลฝึกสอน

$y = \{\log P_{i\Delta t}\}_{i=0}^{N-1}$  ราชวันระหว่าง 1 มกราคม 2554 ถึง 30 พฤศจิกายน 2556 จำนวนทั้งสิ้น  $N=1411$  ข้อมูล ค่าพารามิเตอร์เป็นดังนี้  $\theta = \{\alpha, \phi, \mu_j, \sigma^2, \sigma_j^2, \lambda\} = \{-20.16, 6.74, 0.204, 3.09, 0.2659, 98.3357\}$ ; และ  $\theta_{SE} = \{\sigma^2, \alpha\} = \{0.3679, 7.3891\}$  ตามลำดับ



รูปที่ 5 ผลการจำลองแบบที่นำเสนอ

## เอกสารอ้างอิง

- [1] R. Weron, "Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future," *International Journal of Forecasting*, vol. 30, pp. 1030-1081, 2014.
- [2] E. Raviv, K. E. Bouwman, and D. van Dijk, "Forecasting day-ahead electricity prices: Utilizing hourly prices," *Energy Economics*, vol. 50, pp. 227-239, 2015.
- [3] S. J. Deng and S. S. Oren, "Electricity derivatives and risk management," *Energy*, vol. 31, pp. 940-953, 2006.
- [4] S. Jan, Uhrig-Homburg, and Marliese, "Modelling Jumps in Electricity Prices: Theory and Empirical Evidence," *Review of Derivatives Research*, vol. 10, pp. 59-85, 2007.
- [5] J. J. Lucia and E. S. Schwartz, "Electricity Prices and Power Derivatives: Evidence from the Nordic Power Exchange," *Review of Derivatives Research*, vol. 5, pp. 5-50, 2002.
- [6] P. Atsawathawichok, P. Teekaput, and T. Ploysuwan, "Long term peak load forecasting in Thailand using multiple kernel Gaussian Process," in *Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON), 11th International Conference on*, 2014, pp. 1-4.
- [7] T. Ploysuwan, "Spectral mixture kernel for pattern discovery and time series forecasting of electricity peak load," in *TENCON 2014 IEEE Region 10 Conference*, 2014, pp. 1-5.
- [8] C. E. Rasmussen and C. K. I. Williams, *Gaussian processes for machine learning*. Cambridge, Mass.: MIT Press, 2006.