

การพัฒนาแบบจำลองของโรงไฟฟ้าพลังน้ำเขื่อนแม่สะงาเพื่อประยุกต์ใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองไม่เชิงเส้นกับระบบจัดการพลังงานในเมืองแม่ฮ่องสอน

Development of Mae Sa Nga Dam Hydro Power Plant Model for Application of Nonlinear Model Predictive Control to Energy Management System in Mae Hong Son

กมลชนก ปราบนคร ธนวัฒน์ เรืองสมุทร และ เดวิด บรรเจิดพงศ์ชัย*

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
คณะวิศวกรรมศาสตร์
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
* ผู้รับผิดชอบบทความ
david.b@chula.ac.th

Received: 7 Dec 2022
Revised: 24 Dec 2022
Accepted: 25 Dec 2022

บทคัดย่อ

บทความนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อปรับปรุงแบบจำลองของโรงไฟฟ้าพลังน้ำ สำหรับการควบคุมของระบบจัดการพลังงานร่วมกับการวิเคราะห์การไหลกำลังไฟฟ้าแบบเหมาะสมที่สุด รวมถึงประยุกต์ใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองไม่เชิงเส้นกับระบบจัดการพลังงานของเมืองแม่ฮ่องสอน การปรับปรุงแบบจำลองของโรงไฟฟ้าพลังน้ำอาศัยการทำนายระดับน้ำในเขื่อนแม่สะงาโดยใช้แบบจำลองอนุกรมเวลาและแบบจำลองหน่วยความจำระยะสั้นยาว เราเปรียบเทียบแบบจำลองด้วยชุดข้อมูลระดับน้ำในเขื่อนแม่สะงาเพื่อทำนายระดับน้ำล่วงหน้า 1 วัน และ 30 วัน เพื่อปรับปรุงแบบจำลองให้ถูกต้องและเหมาะสมกับชุดข้อมูลระดับน้ำเมื่อประยุกต์ใช้แบบจำลองของโรงไฟฟ้าพลังน้ำที่ปรับปรุงกับระบบจัดการพลังงานในเมืองแม่ฮ่องสอน พบว่าการผลิตไฟฟ้าด้วยโรงไฟฟ้าพลังน้ำในฤดูฝนและฤดูหนาวมีกำลังมากขึ้น ส่งผลให้ลดค่าใช้จ่ายดำเนินการรวมและลดการปล่อยแก๊สคาร์บอนไดออกไซด์รวม อีกทั้งไม่ต้องพึ่งพาการผลิตไฟฟ้าโดยเครื่องกำเนิดไฟฟ้าดีเซล อย่างไรก็ตาม ในฤดูร้อน พบว่า การผลิตไฟฟ้าด้วยพลังน้ำมีกำลังลดลง ทำให้ค่าใช้จ่ายดำเนินการรวมและการปล่อยแก๊สคาร์บอนไดออกไซด์รวมเพิ่มขึ้นเนื่องจากการพึ่งพาแหล่งผลิตไฟฟ้าดีเซลรวมถึงการนำเข้าไฟฟ้าจากโครงข่ายไฟฟ้ากำลัง

คำสำคัญ: ระบบจัดการพลังงาน การควบคุมเชิงทำนายของแบบจำลองไม่เชิงเส้น แบบจำลองอนุกรมเวลาแบบจำลองหน่วยความจำระยะสั้นยาว

Abstract

This paper aims to improve the hydro power plant model for the control of energy management systems (EMS) with optimal power flow. In addition, it aims to apply nonlinear model predictive control to the EMS of Mae Hong Son (MHS). Improving the hydro power plant model employs the prediction of the water level in the Mae Sa Nga Dam based on a time series model and a long-short term memory model. We compare the water level model with the dataset of Mae Sa Nga Dam for predicting water levels of 1 day ahead and 30 days ahead. When applying the improved hydroelectric power plant model to the EMS of MHS,

it is found that more electricity is generated in the rainy and winter seasons, which results in a reduction of total operating costs (TOC) and total CO₂ emissions (TCOE) without relying on diesel power sources. However, in the summer there is a decrease in hydro power generation which results in an increase of TOE and TCOE. It requires diesel power generation and the import of electricity from the electrical power grid.

Keywords: energy management system, nonlinear model predictive control, time series model, long short-term memory model

1. บทนำ

พื้นที่ส่วนใหญ่ของจังหวัดแม่ฮ่องสอนมีลักษณะเป็นพื้นที่อนุรักษ์ทำให้เป็นจังหวัดเดียวในประเทศไทยที่ระบบส่งไฟฟ้ายังเข้าไม่ถึงและการเกิดภัยพิบัติทางธรรมชาติอย่างต่อเนื่อง จึงมีการพัฒนาเป็นเมืองต้นแบบการบูรณาการพลังงานสำหรับพัฒนาระบบโครงข่ายไฟฟ้าอัจฉริยะ (Smart Grid) เพื่อลดปัญหาการกระจายไฟฟ้าขาดข้องที่เกิดขึ้น จึงจำเป็นต้องมีโครงข่ายไฟฟ้าเป็นของตัวเองซึ่งการผลิตไฟฟ้าภายในระบบมีความแตกต่างกันในแต่ละฤดู ทำให้การจัดการพลังงานในจังหวัดต้องคำนึงถึงมลภาวะทางอากาศและค่าใช้จ่ายในการดำเนินงานให้เหมาะสม ที่ผ่านมาระบบจัดการพลังงานอาศัยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองไม่เชิงเส้น อย่างไรก็ตาม งานเดิมยังมีข้อจำกัดเกี่ยวกับแบบจำลองของโรงไฟฟ้าพลังน้ำ บทความนี้จึงกำหนดวัตถุประสงค์เพื่อปรับปรุงแบบจำลองของโรงไฟฟ้าพลังน้ำสำหรับการควบคุมของระบบจัดการพลังงาน อีกทั้ง ออกแบบการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองไม่เชิงเส้น เพื่อประยุกต์กับระบบจัดการพลังงานของเมืองแม่ฮ่องสอน

การควบคุมระบบจัดการพลังงานในจังหวัดแม่ฮ่องสอนจำเป็นต้องมีข้อมูลการผลิตไฟฟ้าในจังหวัดแม่ฮ่องสอนจากแหล่งต่าง ๆ ประกอบด้วย โรงไฟฟ้าจากแหล่งพลังงานหมุนเวียน ได้แก่ โรงไฟฟ้าพลังน้ำแม่สะงา 10.34 เมกะวัตต์ โรงไฟฟ้าพลังน้ำผาบ่องขนาด 850 กิโลวัตต์ และโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ผา

บ่องขนาด 500 กิโลวัตต์ สังเกตว่า พลังงานไฟฟ้าที่ผลิตได้ในแต่ละฤดูมีปริมาณที่ต่างกัน ในฤดูแล้งปริมาณไฟฟ้าที่ผลิตได้จากโรงไฟฟ้าพลังน้ำไม่เพียงพอ จำเป็นต้องพึ่งพาแหล่งผลิตไฟฟ้าเสริม ได้แก่ โรงไฟฟ้าดีเซลแม่ฮ่องสอนขนาด 5.4 เมกะวัตต์ และการซื้อไฟฟ้าเพื่อตอบสนองต่อความต้องการใช้ไฟฟ้า ในภาวะที่แหล่งพลังงานภายในเพียงพอ การทำงานของไมโครกริดเป็นโหมดแยกโดด (Islanding) การผลิตไฟฟ้าเพียงพอต่อความต้องการ จะเห็นว่า โรงไฟฟ้าพลังน้ำมีกำลังการผลิตขึ้นกับระดับน้ำ ดังนั้นการทำนายปริมาณน้ำในเขื่อนในแต่ละวันจะทำให้ระบบจัดการพลังงานทำงานได้อย่างเหมาะสม อีกทั้งคำนึงถึงมลภาวะทางอากาศที่ส่งผลเสียต่อสิ่งแวดล้อม และค่าใช้จ่ายดำเนินการรวมต่ำที่สุด [1-3]

2. หลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

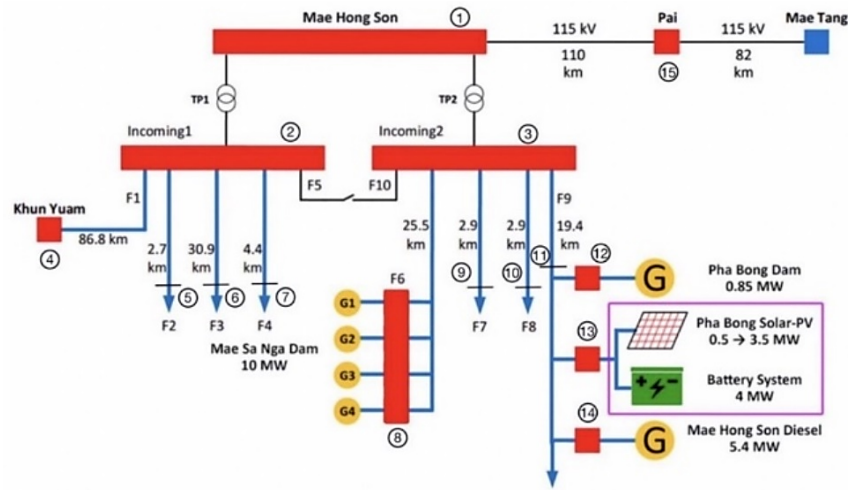
2.1 แบบจำลองระบบไฟฟ้าในเมืองแม่ฮ่องสอน

แบบจำลองระบบไฟฟ้าในเมืองแม่ฮ่องสอนโดยอ้างอิงข้อมูลตำแหน่งโหนดและข้อมูลตำแหน่งแหล่งผลิตไฟฟ้าจากระบบจำหน่ายและสายป้อนในอำเภอเมืองแม่ฮ่องสอน ดังรูปที่ 1

จากรูปที่ 1 พบว่า F1 ป้อนโหนดระหว่างทางไปอำเภอขุนยวม, F2 ป้อนโหนดรอบเมืองแม่ฮ่องสอน, F3 ป้อนโหนดไปทางทิศเหนือ, F4 ป้อนโหนดในเมืองแม่ฮ่องสอน, F6 ป้อนโหนดระหว่างทางไปอำเภอผาบ่องและเชื่อมต่อกับเขื่อนผาบ่อง, โรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ผาบ่อง, ระบบกักเก็บพลังงาน และโรงไฟฟ้าดีเซลแม่ฮ่องสอน, F7 ป้อนโหนดในย่านธุรกิจ, F8 ป้อนโหนดในเมืองแม่ฮ่องสอน, โรงพยาบาลและสนามบิน และ F9 เชื่อมต่อกับเขื่อนแม่สะงา

2.1.1 แบบจำลองโรงไฟฟ้าพลังน้ำ

โรงไฟฟ้าพลังน้ำในเมืองแม่ฮ่องสอนประกอบด้วยโรงไฟฟ้าพลังน้ำผาบ่องและโรงไฟฟ้าพลังน้ำแม่สะงา การจ่ายไฟฟ้าในเมืองแม่ฮ่องสอนใช้โรงไฟฟ้าชนิดนี้เป็นแหล่งพลังงานหลัก แต่เนื่องจากโรงไฟฟ้าพลังน้ำแม่สะงามีเครื่องกังหันน้ำและเครื่องกำเนิดไฟฟ้าทั้งหมด 4 หน่วย กำลังผลิตติดตั้งรวม 10.34 เมกะวัตต์ โดยการทำงานในการเดินเครื่องขึ้นกับดุลยพินิจของพนักงานควบคุมเครื่องที่ผ่านการรับรองจากหัวหน้าโรงจักร ทำ



รูปที่ 1 ระบบจำหน่ายไฟฟ้าในเมืองแม่ฮ่องสอน [3]

ให้การเลือกดำเนินเครื่องตามระดับน้ำในเขื่อนแม่สะงา ในที่นี้จะคำนวณกำลังผลิตไฟฟ้าแต่ละวันในแต่ละฤดูกาล [4] เราคำนวณกำลังไฟฟ้าจริงจากกำลังไฟฟ้าจริงเฉลี่ยของโรงไฟฟ้าพลังน้ำ ดังนี้

$$\sum_{t=1}^T P_{H,i}(t) = T \cdot \overline{P_{H,i}} \quad (1)$$

โดยที่ $\overline{P_{H,i}}$ คือกำลังไฟฟ้าจริงเฉลี่ยของโรงไฟฟ้าพลังน้ำที่ i^{th} ในแต่ละฤดู, T คือเวลาทั้งหมด เมื่อ $i = 1$ คือโรงไฟฟ้าพลังน้ำแม่สะงา และ $i = 2$ คือโรงไฟฟ้าพลังน้ำผาบ่อง

2.2 การทำนายระยะสั้นของระดับน้ำในเขื่อนแม่สะงา

2.2.1 แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตถดถอย

แบบจำลองที่นำรายละเอียดของแต่ละแบบจำลอง ได้แก่ แบบจำลองอัตถดถอย $AR(p)$ แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ $MA(q)$ และกระบวนการบูรณาการ $I(d)$ มารวมกันเพื่อนำมากำหนดรูปแบบของแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตถดถอย $ARIMA(p, d, q)$ และเขียนได้ ดังนี้

$$\Delta_d x_t = \delta + \phi_1 \Delta_d x_{t-1} + \dots + \phi_p \Delta_d x_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2)$$

โดยที่ x_t คืออนุกรมเวลาของระดับน้ำในเขื่อนแม่สะงา ณ เวลา t ซึ่งเป็นตัวแปรสังเกต, Δ_d คืออันดับของกระบวนการบูรณาการที่บ่งบอกถึงผลต่างข้อมูลอันดับที่ d , p คืออันดับของแบบจำลองอัตถดถอย, q คืออันดับของแบบจำลองค่าเฉลี่ย

เคลื่อนที่, δ คือค่าคงตัว, ϕ_p คือพารามิเตอร์ของแบบจำลองอัตถดถอยอันดับที่ p , θ_q คือพารามิเตอร์ของแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่ q , ε_t คือค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t ภายใต้สมมติฐานความคลาดเคลื่อน ณ เวลาต่าง ๆ เป็นตัวแปรสุ่มที่เป็นอิสระต่อกัน [1]

2.2.2 แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตถดถอยเชิงฤดูกาล $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_m$

แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตถดถอยเชิงฤดูกาลพัฒนามาจากแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตถดถอยที่พิจารณาภาวะตามฤดูกาล (Seasonality) สามารถเขียนได้ดังนี้

$$(1 - \phi_p L)(1 - \phi_p L^m)(1 - L^d)(1 - L^D)x_t = (1 - \theta_q L)(1 - \theta_q L^m)\varepsilon_t \quad (3)$$

โดยที่ P, D, Q คืออันดับของแบบจำลองแสดงส่วนที่เป็นฤดูกาล, m คือจำนวนคาบของฤดูกาล, $1 - \phi_p L$ คืออันดับของกระบวนการอัตถดถอย ณ อันดับ p , $1 - \phi_p L^m$ คืออันดับของกระบวนการอัตถดถอยเชิงฤดูกาล ณ อันดับ P , $1 - L^d$ คืออันดับของกระบวนการบูรณาการ ณ อันดับ d , $1 - L^D$ คืออันดับของกระบวนการบูรณาการเชิงฤดูกาล ณ อันดับ D , $1 - \theta_q L$ คืออันดับกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ณ อันดับ q , $1 - \theta_q L^m$ คืออันดับกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่เชิงฤดูกาล ณ อันดับ Q

2.2.3 แบบจำลองหน่วยความจำระยะสั้นยาว

แบบจำลองหน่วยความจำระยะสั้นยาว (LSTM) เป็นโครงข่ายประเภทหนึ่งของ RNN (Recurrent neural network) หลักการทำงาน คือ การนำข้อมูลขาออกที่ได้จากการคำนวณก่อนหน้านี้กลับมาเป็นข้อมูลขาเข้าของการคำนวณครั้งถัดไป จะทำให้การคำนวณประกอบด้วยข้อมูลขาเข้าจากข้อมูลเก่าและข้อมูลใหม่ที่ป้อนเข้า LSTM มีฟังก์ชันการทำงาน [5,9] ดังนี้

- Forget Gate ทำหน้าที่เป็นเหมือนเกตกันที่เลือกจดจำหรือลืมข้อมูลขาเข้ากับข้อมูลสถานะซ่อน

$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f) \quad (4)$$

โดยที่ f_t คือเกตกันเลือกลืมหรือจดจำข้อมูล, σ คือซิกมอยด์ฟังก์ชัน, W_{xf} คือค่าถ่วงน้ำหนักของข้อมูลขาเข้าสำหรับประตูกันลืมหรือจดจำ, x_t คืออนุกรมเวลาของระดับน้ำในเขื่อนแม่สะงา ณ เวลา t ซึ่งเป็นตัวแปรสังเกต, W_{hf} คือค่าถ่วงน้ำหนักของข้อมูลสถานะซ่อนสำหรับประตูกันลืมหรือจดจำ, h_{t-1} คือข้อมูลสถานะซ่อนที่เวลา $t-1$, b_f คือค่าลำเอียงจากหน่วยการคำนวณสำหรับประตูกันลืมหรือจดจำ [5]

- Input Gate ทำหน้าที่ตัดสินใจเลือกข้อมูลขาเข้าว่าควรรับข้อมูลหรือไม่

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i) \quad (5)$$

โดยที่ i_t คือเกตกันเลือกการรับข้อมูล, W_{xi} คือค่าถ่วงน้ำหนักของข้อมูลขาเข้าสำหรับประตูกันเลือกข้อมูลเข้า, W_{hi} คือค่าถ่วงน้ำหนักของข้อมูลสถานะซ่อนสำหรับเกตกันเลือกข้อมูลเข้า, b_i คือค่าลำเอียงสำหรับเกตกันเลือกข้อมูลขาเข้า [5]

- Input Modulation Gate เป็นตัวจัดการอัปเดตข้อมูลเข้าสู่เซลล์สถานะ

$$g_t = \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c) \quad (6)$$

โดยที่ g_t คือเกตกันเลือกข้อมูลอัปเดต, W_{xc} คือค่าถ่วงน้ำหนักของข้อมูลขาเข้าสำหรับประตูกันข้อมูลอัปเดต, W_{hc} คือค่าถ่วงน้ำหนักของข้อมูลสถานะซ่อนสำหรับเกตกันข้อมูลอัปเดต, b_c คือค่าลำเอียงสำหรับเกตกันข้อมูลอัปเดต [5]

- Cell State รับข้อมูลจากเกตทั้งสองประกอบการตัดสินใจ เพื่ออัปเดตข้อมูลสู่หน่วยความจำของสถานะ

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g_t \quad (7)$$

โดยที่ c_t คือข้อมูลเซลล์สถานะ, $f_t \odot c_{t-1}$ คือการเลือกลืมหรือจดจำข้อมูลเซลล์สถานะที่เวลา $t-1$, $i_t \odot g_t$ คือการเลือกรับข้อมูลอัปเดต [5]

- Output Gate ทำหน้าที่ตัดสินใจเพื่อส่งข้อมูลขาออกเปรียบเสมือนการเลือกอ่านข้อมูล โดยพิจารณาสถานะซ่อน [5]

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o) \quad (8)$$

โดยที่ o_t คือประตูกันข้อมูลขาออก, W_{xo} คือค่าถ่วงน้ำหนักของข้อมูลขาเข้าสำหรับประตูกันข้อมูลขาออก, W_{ho} คือค่าถ่วงน้ำหนักของข้อมูลขาเข้าสำหรับประตูกันข้อมูลขาออก, b_o คือค่าลำเอียงจากหน่วยการคำนวณสำหรับประตูกันข้อมูลขาออก

- Hidden state คือข้อมูลขาออกที่สามารถส่งต่อไปยังการคำนวณถัดไปได้ผ่านการควบคุมโดยเกตขาออก

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t) = x_{t+1} \quad (9)$$

โดยที่ x_{t+1} คือข้อมูลขาออกในช่วงเวลาถัดไป, h_t คือข้อมูลสถานะซ่อน และ $o_t \odot \tanh(c_t)$ คือเลือกหรือให้อ่านข้อมูลสำหรับข้อมูลสถานะซ่อนขาออก [5]

2.3 ฟังก์ชันวัตถุประสงค์

ระบบจัดการพลังงานมีหลักการตัดสินใจเพื่อกำหนดการจัดสรรพลังงานจากแหล่งพลังงานต่าง ๆ เพื่อให้เพียงพอต่อความต้องการใช้ไฟฟ้าและสอดคล้องกับเงื่อนไขการไหลของกำลังไฟฟ้าที่เหมาะสมที่สุด

ค่าใช้จ่ายการดำเนินงานรวม (TOC)

$$J_{TOC} = \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^{Np} c_i P_i(t) \quad (10)$$

โดยที่ c_i คือต้นทุนต่อหน่วยของโรงไฟฟ้า i^{th} , n คือจำนวนของโรงไฟฟ้าต่าง ๆ ที่ตั้งอยู่ในพื้นที่และมีค่าดำเนินการ และ Np คือจำนวนช่วงเวลาของการดำเนินการ [3]

การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวม (TCOE)

$$J_{TCOE} = \sum_{i=1}^m \sum_{t=1}^{Np} EF_i P_i(t) \quad (11)$$

โดยที่ EF_i คือค่าสัมประสิทธิ์การปล่อยก๊าซ CO_2 ของโรงไฟฟ้า i^{th} , m คือจำนวนโรงไฟฟ้าต่างๆ ที่ปล่อยก๊าซ CO_2 [3]

ค่าใช้จ่ายการดำเนินงานรวมกับปริมาณการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวม (CEED)

$$J = \alpha J'_{TOC} + (1 - \alpha) J'_{TCOE} \quad (12)$$

โดยที่ α คือค่าถ่วงน้ำหนักของฟังก์ชันวัตถุประสงค์

$$J'_{TOC} = \frac{J_{TOC} - TOC_{min}}{TOC_{max} - TOC_{min}}$$

$$J'_{TCOE} = \frac{J_{TCOE} - TCOE_{min}}{TCOE_{max} - TCOE_{min}}$$

2.4 เงื่อนไขบังคับ

แหล่งผลิตไฟฟ้าในอำเภอเมืองแม่ฮ่องสอน ได้แก่ โรงไฟฟ้าพลังน้ำ, โรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์, โรงไฟฟ้าชีเซล และแบตเตอรี่ [10] โดยแต่ละแหล่งผลิตไฟฟ้ามีเงื่อนไขบังคับดังนี้

$$P_i^{min} \leq P_i(t) \leq P_i^{max} \quad (13)$$

$$Q_i^{min} \leq Q_i(t) \leq Q_i^{max} \quad (14)$$

โดยที่ $P_i(t)$ และ $Q_i(t)$ เป็นกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอคทีฟ ณ เวลา t จาก i^{th} ของแหล่งผลิตไฟฟ้า, P_i^{min} และ Q_i^{min} เป็นค่าต่ำสุดของกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอคทีฟจาก i^{th} ของแหล่งผลิตไฟฟ้า, P_i^{max} และ Q_i^{max} เป็นค่าสูงสุดของกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอคทีฟจาก i^{th} ของแหล่งผลิตไฟฟ้า

กำลังการผลิตไฟฟ้าของโรงไฟฟ้าพลังน้ำอาศัยสมการ (15) ซึ่งแปรผันตามความสูงของระดับน้ำ

$$P_t = \frac{\rho g Q x_t \eta_g \eta_T}{1,000} \quad (15)$$

โดยที่ P_t คือกำลังผลิตไฟฟ้า หน่วย kW, ρ คือความหนาแน่นของน้ำ หน่วย kg/m³, g คือความเร่งเนื่องจากแรงโน้มถ่วง หน่วย m/s², Q คืออัตราการไหลของน้ำ หน่วย m³/sec, x_t คือระดับความสูงหัวน้ำ หน่วย m, η_g คือประสิทธิภาพของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า, η_T คือประสิทธิภาพของเครื่องกังหันน้ำ และ $\overline{P_{H,1}}$ เป็นกำลังไฟฟ้าเฉลี่ยที่ผลิตได้ของเขื่อนแม่สะงา ซึ่งมาจากการคำนวณค่าเฉลี่ยของ P_t ขณะที่ $\overline{P_{H,2}}$ เป็นกำลังไฟฟ้าเฉลี่ยที่ผลิตได้ของเขื่อนผาบ่องอ้างอิงข้อมูลจากบทความ [3]

การไหลของกำลังไฟฟ้าที่เหมาะสมที่สุด (Optimal Power Flow) เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของการไหลของ

กำลังไฟฟ้ากระแสสลับแบบเต็มเหมาะที่สุด (Full AC optimal power flow) [3] จะสอดคล้องกับเงื่อนไขบังคับดังนี้

$$p_n - p_{dn} = \sum_{l=1}^N (A_{nl}^+ p_{sl} - A_{nl}^- p_{ol}) + G_n V_n \quad (16)$$

$$q_n - q_{dn} = \sum_{l=1}^N (A_{nl}^+ q_{sl} - A_{nl}^- q_{ol}) - B_n V_n \quad (17)$$

โดยที่ p_n และ q_n คือกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอคทีฟของบัสที่ n , p_{dn} และ q_{dn} คือกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอคทีฟที่ต้องการของบัสที่ n , p_{sl} และ q_{sl} คือกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอคทีฟที่ส่งไปในสายส่งที่ l^{th} , p_{ol} และ q_{ol} คือกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอคทีฟที่สูญเสียในสายส่งที่ l^{th} , A_{nl}^+ และ A_{nl}^- คือเมทริกซ์ของโนดถึงสายส่ง, V_n คือขนาดแรงดันบัสที่ n ยกกำลังสอง, G_n คือคอนดักแตนซ์บัสที่ n ยกกำลังสอง, B_n คือซัพเซพแตนซ์บัสที่ n , N คือจำนวนสายส่งที่เชื่อมกับบัสที่ n

ในบทความนี้จะใช้ SOC-ACOPF [3] เป็นการประมาณขนาดแรงดันบัสและผลต่างมุมเฟสของสมมติฐานแรงดันสามารถลดลงได้โดยการนำตัวแปรใหม่เพื่อกำหนดเงื่อนไข หลังจากการผ่อนคลายคอนเวกซ์ จะได้เงื่อนไขบังคับของสายส่ง เป็นดังนี้

$$\frac{p_{sl}^2 + q_{sl}^2}{V_{sl}} R_l \leq p_{ol} \leq K_{ol}, \forall l \in L \quad (18)$$

$$p_{ol} X_l = q_{ol} R_l, \forall l \in L \quad (19)$$

โดยที่ R_l และ X_l คือความต้านทานไฟฟ้าและค่ารีแอคแตนซ์ในสายส่งที่ l^{th} , V_{sl} คือขนาดแรงดันบัสกำลังสองของฝั่งที่ส่งกำลังไฟฟ้าของสายส่งที่ l^{th} , K_{ol} คือขอบเขตของกำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายส่งที่ l^{th} เงื่อนไขบังคับของแรงดันไฟฟ้า เป็นดังนี้

$$V_{sl} - V_{rl} = 2R_l p_{sl} + 2X_l q_{sl} - R_l p_{ol} - X_l q_{ol} \quad (20)$$

$$\theta_l = X_l p_{sl} - R_l q_{sl} \quad (21)$$

โดยที่ V_{rl} คือขนาดแรงดันบัสกำลังสองของฝั่งที่รับกำลังไฟฟ้าของสายส่งที่ l^{th} , θ_l คือมุมต่างเฟสของแรงดันของสายส่งที่ l^{th}

เมื่อผ่อนคลายคอนเวกซ์ออกโดยอาศัยการผ่อนคลายกรวยอันดับสอง และการผ่อนคลายคอนเวกซ์อันดับสอง รวมถึงใช้ NMPC สำหรับ EMS ภายใต้เงื่อนไขบังคับเชิงเส้น, เงื่อนไข

บังคับบอสมการเชิงเส้นและเงื่อนไขบังคับกรวยอันดับสอง ซึ่งเรากำหนดปัญหาเป็น SOCP [6,8]

แนวทางของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองไม่เชิงเส้นกับระบบจัดการพลังงานในเมืองแม่ฮ่องสอน [3,7] ทำให้ฟังก์ชันวัตถุประสงค์มีค่าต่ำสุดภายใต้เงื่อนไขการไหลของพลังงาน ดังนี้

$$\begin{aligned} & \min J \\ & \text{subject to (13) – (21)} \end{aligned}$$

3. ผลลัพธ์จากการดำเนินการ

3.1 การทำนายระดับน้ำในเขื่อนแม่สะงาล่วงหน้า

การจัดการพลังงานในเมืองแม่ฮ่องสอนจำเป็นต้องอาศัยข้อมูลการทำนายระดับน้ำในเขื่อนแม่สะงาล่วงหน้าเป็นข้อมูลขาเข้าเพื่อคาดการณ์พลังงานไฟฟ้าที่จะผลิตได้ล่วงหน้า โดยจะกล่าวถึงการสร้างแบบจำลองทำนายระดับน้ำในเขื่อนแม่สะงาล่วงหน้าระยะสั้น 1 ช่วงเวลาและ 30 ช่วงเวลา แบบจำลองที่นำมาใช้สำหรับการทำนายระดับน้ำในเขื่อนแม่สะงาล่วงหน้าระยะสั้น คือแบบจำลองอนุกรมเวลา ได้แก่ แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติ และแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติเชิงฤดูกาล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทได้แก่ แบบจำลองโครงข่ายประสาทชนิดหน่วยความจำระยะสั้นยาว โดยข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองการทำนายจะแบ่งช่วงข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ได้แก่ ข้อมูลชุดฝึกสอนและข้อมูลชุดทดสอบตามตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลอง

ข้อมูลชุดฝึกสอน		ข้อมูลชุดทดสอบ	
เริ่มต้น	สิ้นสุด	เริ่มต้น	สิ้นสุด
1 มค 2012	31 ธค 2021	1 มค 2022	30 มค 2022

3.1.1 แบบจำลองอนุกรมเวลา

ในแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติและแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติเชิงฤดูกาลกำหนดพารามิเตอร์สำหรับการทำนายแบบที่เหมาะสมที่สุด จะได้ว่าความคลาดเคลื่อนเป็นไปตามตารางที่ 3

ตารางที่ 2 ข้อมูลทางสถิติย้อนหลังปี 2012 – 2021

ค่าสถิติของระดับน้ำ	ฤดูร้อน	ฤดูหนาว	ฤดูฝน
ค่าเฉลี่ย (Mean)	488.43	488.43	488.56
ค่าสูงสุด (Minimum)	488.58	488.62	488.7
ค่าต่ำสุด (Maximum)	487.9	487.52	488.2
ค่าความแปรปรวน (Variance)	0.0147	0.0203	0.00568
ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard deviation)	0.121	0.143	0.0754

ตารางที่ 3 RMSE และ MAE การทำนายล่วงหน้า 1 และ 30 วัน

Model	Validation Set	
	RMSE	MAE
ล่วงหน้า 1 วัน		
ARIMA (2,0,1)	0.049566	0.049566
ARIMA (7,0,0)	0.035159	0.035159
ARIMA (7,0,7)	0.036174	0.036174
SARIMA (2,1,1) (0,0,0) ₃₆₅	0.054361	0.054361
ล่วงหน้า 30 วัน		
ARIMA (2,0,1)	0.056916	0.043450
ARIMA (7,0,0)	0.060926	0.038877
ARIMA (7,0,7)	0.056425	0.042366
SARIMA (2,1,1) (0,0,0) ₃₆₅	0.057173	0.065687

จากตารางที่ 3 จะเห็นได้ว่า แบบจำลองอนุกรมเวลาที่เหมาะสมที่สุดคือ ARIMA (7,0,0) เนื่องจากค่าความคลาดเคลื่อนรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสอง และค่าความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ยน้อยที่สุด

3.1.2 แบบจำลองหน่วยความจำระยะสั้นยาว

จากการกำหนดรูปแบบของแบบจำลองหน่วยความจำระยะสั้นยาวด้วยพารามิเตอร์สำหรับการปรับปรุงแบบจำลองที่สำคัญได้แก่ จำนวนรอบการเรียนรู้ (Epochs) ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) และจำนวนมิติของข้อมูลขาออก โดยที่ค่าพารามิเตอร์และความคลาดเคลื่อนเป็นไปตามตารางที่ 4 ซึ่งจะเห็นได้ว่าการทดลองการออกแบบเพื่อหาตัวแปรที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการทำนาย พบว่า จำนวนรอบการเรียนรู้เหมาะสมสำหรับการทำนายคือ 50, ฟังก์ชันกระตุ้นที่เหมาะสมคือ relu และ

จำนวนมิติของข้อมูลขาออกคือ 64 เนื่องจากค่าความคลาดเคลื่อนน้อยและการประมวลผลเหมาะสมแก่การทำนายของชุดข้อมูลรายวันและรายฤดู

ตารางที่ 4 RMSE และ MAE การทำนายล่วงหน้า 1 และ 30 วัน

Epochs	ฟังก์ชันกระตุ้น	จำนวนมิติของข้อมูลขาออก	RMSE	MAE
ล่วงหน้า 1 วัน				
50	Relu	64	0.01417	0.01417
50	Relu	128	0.00849	0.00849
50	linear	64	0.01446	0.01446
50	linear	128	0.01556	0.01556
100	Relu	64	0.013366	0.013364
100	Relu	128	0.011466	0.011464
100	linear	64	0.003917	0.003917
100	linear	128	0.020274	0.020274
ล่วงหน้า 30 วัน				
50	Relu	64	0.05810	0.04421
50	Relu	128	0.05939	0.04914
50	linear	64	0.05849	0.04135
50	linear	128	0.05960	0.040187
100	Relu	64	0.06650	0.05794
100	Relu	128	0.06250	0.05385
100	linear	64	0.08027	0.06837
100	linear	128	0.05874	0.04634

3.2 การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองไม่เชิงเส้น

เนื่องจากข้อมูลสภาพภูมิอากาศ ระดับน้ำในเขื่อนแม่สะงา และกำลังผลิตไฟฟ้าจากแหล่งพลังงานทดแทนย้อนหลังตั้งแต่ปี 2012–2021 ของเขื่อนแม่สะงา พบว่าในแต่ละฤดูกาล ระดับน้ำในเขื่อนมีปริมาณที่แตกต่างกัน เราจึงกำหนดค่าพารามิเตอร์ใหม่สำหรับการกำหนดปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด งานวิจัยเดิมใช้ค่าพารามิเตอร์อ้างอิงข้อมูลปี 2014 ขณะที่งานวิจัยนี้อ้างอิงข้อมูลเฉลี่ยตั้งแต่ปี 2012–2021 พบว่า $P_{H,1}^{Max}$ มีค่าเพิ่มขึ้น 80%, $\overline{P_{H,1}}$ ของฤดูหนาว และของฤดูฝนมีค่าเพิ่มขึ้น 26.1% และ 118.27% ตามลำดับ ส่วน $\overline{P_{H,1}}$ ของฤดูร้อนมีค่าลดลง 48.05% เมื่อประยุกต์การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองไม่เชิงเส้น (NMPC) กับระบบจัดการพลังงานของเมืองแม่ฮ่องสอนใน

โหมดการทำงานปกติ โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ของโรงไฟฟ้าพลังน้ำใหม่ และสายส่งมีความยาวปกติ ผลลัพธ์ของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองไม่เชิงเส้น นำมาเปรียบเทียบกับกรณีที่ใช้พารามิเตอร์ของโรงไฟฟ้าพลังน้ำแม่สะงาค่าเดิม [3] ผลลัพธ์ TOC, TCOE, และการปรับปรุงแสดงในตารางที่ 5 ถึง 7

ตารางที่ 5 TOC และ TCOE เมื่อฟังก์ชันวัตถุประสงค์เป็น TOC

ฤดู	Previous EMS [3]		Proposed EMS		Improvement of TOC (%)
	TOC ($\times 10^5$ บาท)	TCOE (ตัน)	TOC ($\times 10^5$ บาท)	TCOE (ตัน)	
ฤดูฝน	0.672	29.495	0.065	26.255	90.327
ฤดูร้อน	2.138	38.012	2.788	49.993	-30.402
ฤดูหนาว	1.835	35.584	0.278	27.607	84.850

ตารางที่ 6 TOC และ TCOE เมื่อฟังก์ชันวัตถุประสงค์เป็น TCOE

ฤดู	Previous EMS [3]		Proposed EMS		Improvement of TCOE (%)
	TOC ($\times 10^5$ บาท)	TCOE (ตัน)	TOC ($\times 10^5$ บาท)	TCOE (ตัน)	
ฤดูฝน	1.091	6.884	0.825	0	100
ฤดูร้อน	2.456	36.924	3.033	50.041	- 35.524
ฤดูหนาว	2.165	31.557	0.787	0.006	99.981

ตารางที่ 7 TOC และ TCOE เมื่อฟังก์ชันวัตถุประสงค์เป็น CEED

ฤดู	Previous EMS [3]		Proposed EMS	
	TOC ($\times 10^5$ บาท)	TCOE (ตัน)	TOC ($\times 10^5$ บาท)	TCOE (ตัน)
ฤดูฝน	0.706	20.962	0.472	0.000712
ฤดูร้อน	2.183	37.625	2.793	49.981
ฤดูหนาว	1.874	32.235	0.756	0.145

จากตารางที่ 5 ถึง 7 พบว่าผลลัพธ์ในฤดูฝน และฤดูหนาว มีค่าใช้จ่ายการดำเนินการรวมและการปลดปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมลดลงกว่าของเดิม ขณะที่ผลลัพธ์ในฤดูร้อนมีค่าใช้จ่ายการดำเนินการรวมและการปลดปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์รวมเพิ่มขึ้นจากของเดิม เนื่องจากช่วงฤดูร้อนมีค่าเฉลี่ยกำลังไฟฟ้าผลิตลดลงแต่กำลังไฟฟ้าผลิตสูงสุดเท่าเดิม

4. สรุปผล

บทความนี้พัฒนาแบบจำลองการทำงานระดับน้ำรายวันในเขื่อนแม่สะงา ประกอบด้วย แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติ แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่บูรณาการอัตโนมัติเชิงฤดูกาล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทชนิดหน่วยความจำระยะสั้นยาว เพื่อทำนายระดับน้ำในเขื่อนแม่สะงาล่วงหน้า และประยุกต์ใช้กับระบบจัดการพลังงาน ผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นว่า การทำนายระดับน้ำมีความแม่นยำดีขึ้น และเหมาะกับการจัดสรรกำลังไฟฟ้าพลังน้ำเฉลี่ยรายฤดู เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของแบบจำลองการทำนาย 3 แบบ พบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทชนิดหน่วยความจำระยะสั้นยาวที่กำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้เหมาะสำหรับการทำนาย คือ 50, ฟังก์ชันกระตุ้นที่เหมาะสมที่สุดคือ relu, และจำนวนมิติของข้อมูลขาออกคือ 64 เป็นรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการทำนายระดับน้ำในเขื่อนแม่สะงาเนื่องจากมีความคลาดเคลื่อนที่เหมาะสม

เมื่อประยุกต์ใช้การทำนายระดับน้ำกับการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองไม่เชิงเส้นที่ใช้กำลังไฟฟ้าจากโรงไฟฟ้าพลังน้ำเฉลี่ยรายฤดูเปรียบเทียบกับใช้กำลังไฟฟ้าจากการทำนายระดับน้ำรายวันตามฤดูต่าง ๆ พบว่า จากการทำนายระดับน้ำรายวัน ทำให้ได้กำลังไฟฟ้าในฤดูฝนและฤดูหนาวที่มากกว่าค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยเดิม ส่งผลให้ค่าใช้จ่ายดำเนินการรวมลดลง เนื่องจากโรงไฟฟ้าพลังน้ำผลิตกำลังไฟฟ้าได้มากขึ้น ทำให้พึ่งพาการซื้อไฟฟ้าจากแหล่งอื่นน้อยลง อีกทั้งลดปริมาณการปล่อยแก๊สคาร์บอนไดออกไซด์รวม และลดการพึ่งพาพลังงานไฟฟ้าจากโรงไฟฟ้าดีเซล อย่างไรก็ตาม ผลการทำนายในฤดูร้อน พบว่า กำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้ต่ำกว่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยเดิม ส่งผลให้ค่าใช้จ่ายดำเนินการรวมและปริมาณการปล่อยแก๊สคาร์บอนไดออกไซด์รวมเพิ่มขึ้น งานวิจัยต่อไปควรพิจารณาแหล่งพลังงานสะอาดเสริมและแนวทางการจัดการพลังงานในฤดูร้อน

5. เอกสารอ้างอิง

[1] T. Panapongpakorn and D. Banjerdpongchai, "Model Predictive Control of Energy Management System for Economic Dispatch with Application to MHS Microgrid in Normal Operation". ICCAS. 15-18 October. Jeju KOREA : 1281-1286, 2019.

[2] J. Maneeratpongsuk, J. Boonpeng and D.

Banjerdpongchai, "Model Predictive Control of Microgrid Energy Management System with Optimal Power Flow Constraints Using Second Order Cone Programming". ECTI-CON 2021. 19-22 May. Empress Hotel Chiang Mai : 1096-1099, 2021.

[3] A. Srivichai I. Sriskul and D. Banjerdpongchai, "Multi-Objective Design of Model Predictive Control with Improved Optimal Power Flow Constraints for Microgrid Energy Management System in Mae Hong Son". SICE Annual Conf. 6-9 September. Kumamoto JAPAN : 301-306, 2022.

[4] กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน. โครงการไฟฟ้าพลังน้ำแม่สะงา ระดับน้ำในเขื่อนแม่สะงาย้อนหลัง และพลังงานไฟฟ้าที่ผลิตได้ย้อนหลัง. 2565.

[5] C. Olah, (2015) *Understanding LSTM networks*.

[Online] Available: colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs

[6] Z. Yuan. *Convex Optimal Power Flow Based on Second-Order Cone Programming: Models, Algorithms and Applications*. Doctoral Dissertation. Delft University of Technology, The Netherlands, 2018.

[7] J. B. Rawlings, D. Q. Mayne, and M. M. Diehl. *Model Predictive Control: Theory, Computation, and Design*. 2nd Edition. Nob Hill Publishing, 2017.

[8] S. Boyd and L. Vandenberghe, *Convex Optimization*. Cambridge University Press, 2004.

[9] Ralf C. Staudemeyer and Eric Rothstein Morris. *Understanding LSTM- a tutorial into Long Short-Term Memory Recurrent Neural Networks*. Faculty of Computer Science, Schmalkalden University of Applied Sciences, Germany, 2019.

[10] S. Techapakapong. *A Case Study on Using Battery Energy Storage System with Mini-Hydro Power Plant to Minimize the Impacts of Solar PV Generation on Electrical Network of Amphoe Mueng Mae Hong Son*. Master Electrical Engineering. Chulalongkorn University, 2017.