

การศึกษาหาตัวแปรที่มีผลต่อการทำนายค่าความเข้มรังสี
ดวงอาทิตย์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม: กรณีศึกษา
ในเขตพื้นที่อำเภอเมืองพิษณุโลก
STUDY OF VARIABLES AFFECTING THE PREDICTED SOLAR
RADIATION INTENSITY BY ANN METHOD: CASE STUDY
IN MUEANG PHITSANULOK DISTRICT

กิตติศักดิ์ คงสีไพร^{1*}

Kittisak Khongseeprai^{1*}

¹คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏพิบูลสงคราม อ.เมือง จ.พิษณุโลก ประเทศไทย 65000

¹Faculty of Industrial Technology, Pibulsongkram Rajabhat University, Muang, Phitsanulok, Thailand, 65000

*Corresponding author: Kittisak_nat@hotmail.com

วันที่เข้ารับ 10 มิถุนายน 2562

วันที่แก้ไขบทความ 15 กรกฎาคม 2562

วันที่ตอบรับบทความ 7 สิงหาคม 2562

บทคัดย่อ

บทความงานวิจัยนี้เป็นการศึกษาหาตัวแปรที่มีผลต่อการทำนายค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม กรณีศึกษาในพื้นที่อำเภอเมืองพิษณุโลก โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อใช้เป็นแนวทางในการสร้างข้อมูลพื้นฐานอันนำไปสู่การสร้างเชื่อมั่นให้แก่ผู้ประกอบการในการก่อตั้งโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ในพื้นที่อำเภอเมืองพิษณุโลก ทั้งนี้ตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาประกอบด้วย มุมอาซิมุท มุมอัลติจูด เดคลิเนชัน มุมซัวโมง แพลเตอร์สำหรับแก้ผลการแปรค่าของระยะทางระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์ มวลอากาศ สัมประสิทธิ์ความขุ่นมัวของอังสตรอม สัมประสิทธิ์การส่งผ่านรังสีอาทิตย์ที่เกิดจากการกระเจิงรังสีอาทิตย์ที่โมเลกุลอากาศ ปริมาณเมฆปกคลุม และอุณหภูมิสูงสุดของบรรยากาศ โดยแบ่งการศึกษาออกเป็น 2 ส่วน คือ การทำนายค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ในแต่ละตัวแปร และการทำนายความเข้มรังสีดวงอาทิตย์จากกลุ่มตัวแปร ผลจากการศึกษาพบว่า ตัวแปรเดียวที่มีผลต่อการทำนายค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์มากที่สุด คือ อุณหภูมิสูงสุดของบรรยากาศ โดยมีค่าสหสัมพันธ์ 0.949 ส่วนกลุ่มตัวแปรที่มีผลต่อการทำนายค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์มากที่สุด คือ กลุ่มตัวแปรที่ประกอบด้วย มุมอาซิมุท มุมอัลติจูด เดคลิเนชัน มุมซัวโมง แพลเตอร์สำหรับแก้ผลการแปรค่าของระยะทางระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์ โดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 4.383 เปอร์เซนต์

คำสำคัญ: การทำนาย, รังสีดวงอาทิตย์, โครงข่ายประสาทเทียม

Abstract

This research article is a study of the variables affecting the predicted solar radiation intensity using artificial neural networks (ANN), case study in Mueang Phitsanulok district. The objective of this study is to be used as a guideline for creating basic information that leads to building confidence for entrepreneurs in the establishment of solar power plants in the area of Mueang Phitsanulok district. The variables used in the study consisted of Altitude, Azimuth, Declination, Eccentricity Correction Factor, Hour Angle, Mass Air, the solar radiation transmission coefficient caused by solar radiation scattering by air molecules, Angstrom's turbidity coefficient, Cloud cover and Maximum Ambient Temperature. The study was divided into two parts: predicting the solar radiation intensity in each variable and predicting the solar radiation intensity from the variable group. The results of the study showed that the single variable that has the most effect on predicting maximum solar radiation intensity is the maximum ambient temperature with the correlation value 0.949. The variable group that has the most effect on predicting the solar radiation intensity is the variable groups consisting of Altitude, Azimuth, Declination, Eccentricity Correction Factor and Hour Angle with an average percentage error of 4.383 percent.

Keywords: Predict, Solar radiation intensity, Artificial Neuron Network

1. บทนำ

พลังงานจากแสงอาทิตย์ถือได้ว่าเป็นพลังงานหมุนเวียนหรือพลังงานทดแทน (Renewable energy) อีกประเภทหนึ่งที่สามารถใช้ได้ตลอดไม่มีวันหมดและจัดเป็นพลังงานสะอาดปราศจากมลพิษ ซึ่งพลังงานแสงอาทิตย์นี้สามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้หลากหลายรูปแบบ เช่น การใช้พลังงานแสงอาทิตย์เพื่อผลิตความร้อน การใช้พลังงานความร้อนจากดวงอาทิตย์ในการอบแห้ง การใช้พลังงานแสงอาทิตย์ในการผลิตกระแสไฟฟ้า เป็นต้น ทำให้หลายๆ ประเทศทั่วโลกต่างเห็นประโยชน์ของแหล่งพลังงานนี้ โดยเฉพาะการนำพลังงานแสงอาทิตย์ไปใช้ในการผลิตกระแสไฟฟ้าด้วยการใช้เซลล์แสงอาทิตย์ (Solar cell หรือ Photovoltaic cell, PV)

ซึ่งหลักการผลิตกระแสไฟฟ้าด้วยเซลล์แสงอาทิตย์นั้นจะทำงานทันทีที่แสงตกกระทบบนแผ่นเซลล์ โดยเซลล์แสงอาทิตย์จะมีประสิทธิภาพในการผลิตไฟฟ้ามากหรือน้อยก็ขึ้นอยู่กับค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ว่ามีมากหรือน้อย กล่าวคือ ถ้าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์มาก อัตราการผลิตกระแสไฟฟ้าก็จะมากตาม แต่ถ้าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์น้อย อัตราการผลิตกระแสไฟฟ้าก็จะน้อย

ตามเช่นกัน ด้วยเหตุนี้เองความเข้มรังสีดวงอาทิตย์นอกจากจะมีค่าเปลี่ยนแปลงตามตำแหน่งและทางเดินของดวงอาทิตย์ตามเวลาในรอบปีแล้ว ยังขึ้นอยู่กับภูมิประเทศของแต่ละพื้นที่อีกด้วย ดังนั้นในการพิจารณาและตัดสินใจในการหาพื้นที่ตั้งโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ที่เหมาะสม จึงต้องพิจารณาถึงศักยภาพของความเข้มรังสีรวมดวงอาทิตย์ในพื้นที่นั้นๆ ด้วย

ทั้งนี้ข้อมูลความเข้มรังสีดวงอาทิตย์โดยทั่วไปจะได้รับการติดตั้งเครื่องมือวัดตามตำแหน่งต่างๆ ครอบคลุมพื้นที่ที่ต้องการศึกษา และทำการเก็บข้อมูลต่อเนื่องหลายปีเพื่อให้ได้ข้อมูลที่เป็นตัวแทนทางสถิติของพื้นที่นั้นๆ แต่เนื่องจากวิธีการเก็บข้อมูลดังกล่าวต้องใช้งบประมาณในการเข้าพื้นที่ติดตั้ง การซ่อมบำรุงดูแลรักษา และเสียเวลาในการต้องคอยวัดค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ในแต่ละวันเพื่อให้ได้ข้อมูลที่เพียงพอต่อการตัดสินใจ

ด้วยเหตุนี้เองการทํานายจึงได้เข้ามามีบทบาทในการพิจารณาเบื้องต้นถึงความเหมาะสมในการที่จะก่อสร้างโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ในแต่ละพื้นที่ ทั้งนี้การทํานายความเข้มรังสีดวงอาทิตย์มีหลายวิธี อาทิเช่น การทํานายความเข้มรังสีดวงอาทิตย์รายวันด้วยวิธีผสมผสานระหว่างการทำแปลงเวฟเล็ต (Wavelet transform) กับวิธีการถดถอยของกระบวนการเกาส์เซียน (Gaussian process regression) ใช้ข้อมูลความสามารถการสะท้อนแสงของพื้น (Ground albedo) ไอน้ำ (Water vapor) ความขุ่นของบรรยากาศ (Atmospheric turbidity) และคุณสมบัติของเมฆแสง (Cloud optical properties) (Ministry of energy, 2018) การทํานายความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ด้วยวิธีการเลือกเส้นกราฟที่เหมาะสมกับข้อมูล (Curve-fitting) โดยใช้ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับดาราศาสตร์ (Astronomical), ภูมิศาสตร์ (Geographical), เรขาคณิต (Geometrical), ปัจจัยทางกายภาพ (Physical factors) และข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยา (Meteorological) (Huang *et al.*, 2016) การทํานายความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ด้วยวิธีการถดถอยเชิงเส้น (Linear regression: LR) ใช้ข้อมูลเวลาพระอาทิตย์ขึ้น (Sunshine hour) (Pareek and Gidwani, 2015) การทํานายความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ด้วยวิธีการประมวลผลภาพ (Image processing) จากตำแหน่งของก้อนเมฆ (Namrata *et al.*, 2014) นอกจากนี้การทํานายความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ด้วยวิธีเทคนิคปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence : AI) ก็เป็นอีกวิธีการหนึ่งที่น่าจะนำมาใช้ด้วยเช่นกัน อาทิเช่น การเรียนรู้ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision tree learning: DTL), ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic algorithms: GA), โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neuron network: ANN), ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machines: SVM) เป็นต้น (Dissawa *et al.*, 2017, Al-Gunaid *et al.*, 2016, Meenal and Selvakumar, 2017, Lin *et al.*, 2018, Pradhan and Panda, 2017, Anwar and Deshmukh, 2018, และ Shubham and Padmanabh, 2017)

จะเห็นได้ว่ามีหลายวิธีที่นำมาใช้ในการทํานายความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ นั้นแสดงให้เห็นถึงความนิยมและความเชื่อมั่นในการที่จะนำข้อมูลที่ได้จากการทํานายด้วยวิธีต่างๆ มาช่วยในการวิเคราะห์ถึงความคุ้มค่าในการที่จะก่อสร้างโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ในพื้นที่นั้นๆ แต่เนื่องจาก

การทํานายหาค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์จำเป็นที่จะต้องอาศัยองค์ประกอบหลายๆ อย่างที่เกี่ยวข้อง เพื่อช่วยให้การทํานายให้มีความสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น ด้วยเหตุนี้เองคณะผู้วิจัยจึงได้ทําศึกษาว่า โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมต่อการทํานายควรเป็นเช่นไร และตัวแปรใดบ้างที่มีอิทธิพลต่อค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ ทั้งนี้ก็เพื่อนำข้อมูลที่ได้ไปทํานายค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ด้วยวิธี โครงข่ายประสาทเทียมในเขตอำเภอเมือง จังหวัดพิษณุโลก (ประเทศไทย) ที่พิกัด $16^{\circ}49'29''\text{N}$, $100^{\circ}15'34''\text{E}$ โดยตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม คือ ตัวแปรที่เกี่ยวกับพิกัดดวงอาทิตย์ ได้แก่ มุมอาซิมุท (ψ), มุมอัลติจูด (α), เคคิลินชัน (δ), มุมชั่วโมง (ω), และแฟคเตอร์ สำหรับแก้ผลการแปรค่าของระยะทางระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์ (E_0) และตัวแปรที่เกี่ยวกับภูมิสภาพอากาศ ได้แก่ มวลอากาศ (m_a), สัมประสิทธิ์ความชื้นมวลของอังสตรอม (β), สัมประสิทธิ์การส่งผ่านรังสีอาทิตย์ ที่เกิดจากการกระเจิงรังสีอาทิตย์ที่โมเลกุลอากาศ (τ_R), ปริมาณเมฆปกคลุม (Cl_{cov}) และอุณหภูมิสูงสุดของบรรยากาศ (T_m)

นอกจากนี้แล้วผู้วิจัยยังได้ทําศึกษาเปรียบเทียบค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์แบบรายเดือนที่ได้จากการทํานายด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเทียบกับค่าที่วัดได้จากเครื่องมือวัดไพราโนมิเตอร์ (Pyranometer) โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี พ.ศ.2555-2557 สำหรับการเรียนรู้ (Learning) ของระบบ และใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี พ.ศ. 2558-2560 สำหรับการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการทํานายกับค่าที่ได้จากการวัดจริง ซึ่งการศึกษาทั้งหมดนี้ก็นำไปใช้เป็นข้อมูลพื้นฐานในการสร้างความเชื่อมั่นให้แก่ผู้ประกอบการในการก่อตั้งโรงไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์ในเขตพื้นที่อำเภอเมืองพิษณุโลกต่อไป

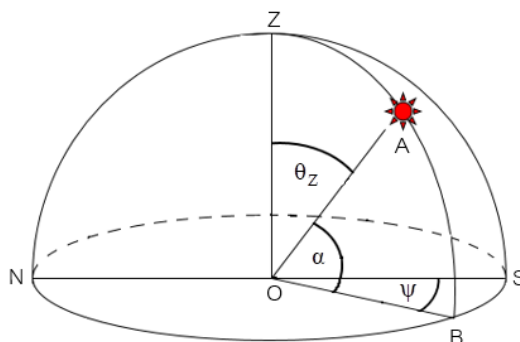
2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 ตำแหน่งของดวงอาทิตย์

(1) ระบบที่ใช้ระนาบในแนวระดับอ้างอิง (Horizontal system) (เสริม จันทร์ฉาย, 2557)

(1.1) มุมอาซิมุท (Azimuth: ψ) เป็นมุมที่วัดจากแนวทิศใต้ (เส้น OS ในภาพ 5) ไปยังภาพฉายของเส้นตรง OB ที่เชื่อมต่อระหว่างจุดศูนย์กลางกับดวงอาทิตย์บนระนาบในแนวระดับ โดยมีค่าเป็นบวกถ้าเงาตั้งกล่าวอยู่ทางซีกตะวันออกและเป็นลบถ้าอยู่ทางซีกตะวันตกของท้องฟ้า กล่าวคือ $-180^{\circ} \leq \psi \leq 180^{\circ}$ ทั้งนี้มุมอาซิมุทแสดงไว้ในภาพ 1

(1.2) มุมอัลติจูด (Altitude: α) หรือมุมเงยเป็นมุมระหว่างเส้นตรง OB กับเส้นตรง OA โดยจะมีค่าจาก 0 ถึง 90 องศา ทั้งนี้มุมอัลติจูดแสดงไว้ในภาพที่ 1



ภาพที่ 1 การบอกตำแหน่งของดวงอาทิตย์ด้วยระบบที่ใช้ระนาบในแนวระดับอ้างอิง
(เสริม จันทรฉาย, 2557)

(2) ระบบที่ใช้ระนาบศูนย์สูตรอ้างอิง (Equatorial system) (เสริม จันทรฉาย, 2557)

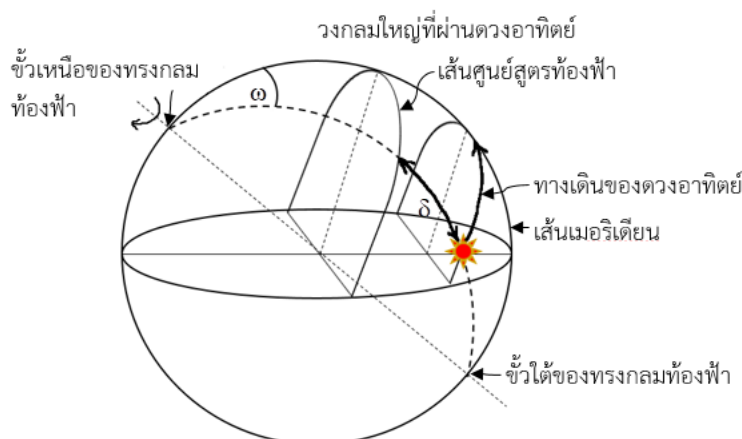
ในระบบที่ใช้ระนาบศูนย์สูตรอ้างอิงจะบอกตำแหน่งของดวงอาทิตย์ด้วยการลากวงกลมใหญ่จากขั้วหนึ่งของทรงกลมท้องฟ้าผ่านดวงอาทิตย์ไปยังอีกขั้วหนึ่ง และใช้ระยะห่างเชิงมุมระหว่างดวงอาทิตย์กับเส้นศูนย์สูตรดังแสดงในภาพที่ 2 โดยท้องฟ้าบนวงกลมใหญ่นี้ดัดแปลงเป็นตัวแปรที่ 1 เพื่อบอกตำแหน่งของดวงอาทิตย์ โดยเรียกตัวแปรนี้ว่าเดคลิเนชัน (Declination: δ) สามารถแทนด้วยสมการได้ดังนี้

$$\delta = (0.006918 - 0.399912 \cos \Gamma + 0.070257 \sin \Gamma - 0.006758 \cos 2\Gamma + 0.000907 \sin 2\Gamma - 0.002697 \cos 3\Gamma + 0.00148 \sin 3\Gamma)(180 / \pi) \quad (1)$$

เมื่อ δ คือ เดคลิเนชัน มีหน่วยเป็นองศา, Γ คือ มุมวัน (Day Angle) มีหน่วยเป็นเรเดียน ซึ่งคำนวณได้จากสมการ

$$\Gamma = \frac{2\pi(d_n - 1)}{365} \quad (2)$$

เมื่อ d_n คือ ลำดับของวันในรอบปี โดย $d_n = 1$ หมายถึง วันที่ 1 มกราคม, $d_n = 365$ หมายถึง วันที่ 31 ธันวาคม และสำหรับเดือนธันวาคมจะคิดว่ามี 28 วันเท่านั้น



ภาพที่ 2 การบอกตำแหน่งของดวงอาทิตย์ด้วยระบบที่ใช้ระนาบศูนย์สูตรอ้างอิง
(เสริม จันทรฉาย, 2557)

สำหรับมุมชั่วโมง (Hour Angle: ω) จะแปรตามเวลาที่ดวงอาทิตย์เคลื่อนที่จากเส้นเมริเดียนที่อยู่ตรงจุดเซนิธไปทางทิศตะวันตกจนกลับมายังตำแหน่งเดิมอีกครั้งจะใช้เวลา 24 ชั่วโมง ในขณะที่มุมชั่วโมงของดวงอาทิตย์ก็จะวนมาครบรอบ (360 องศา) เช่นเดียวกัน ดังนั้นดวงอาทิตย์เคลื่อนที่ครบ 1 รอบด้วยอัตราความเร็ว 15 องศาต่อชั่วโมง ซึ่งสามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างมุมชั่วโมงกับเวลาดวงอาทิตย์ได้ดังสมการนี้

$$\omega = 15 (12 - ST) \quad (3)$$

เมื่อ ω คือ มุมชั่วโมงของดวงอาทิตย์ มีหน่วยเป็นองศา และ ST คือ เวลาดวงอาทิตย์ มีหน่วยเป็นชั่วโมงกับนาทิต

(3) แฟคเตอร์สำหรับแก้ผลจากการแปรค่าของระยะทางระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์ (Leckner B., 1978)

เนื่องจากโลกโคจรรอบดวงอาทิตย์เป็นลักษณะวงรี ด้วยเหตุนี้ระยะทางระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์จึงเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา ซึ่งการเปลี่ยนแปลงดังกล่าวมีผลต่อค่าของความเข้มรังสีอาทิตย์ที่ส่องมายังพื้นผิวโลก ดังนั้นค่าแฟคเตอร์สำหรับแก้ผลการแปรค่าของระยะทางระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์ (Eccentricity correction factor: E_0) ในแต่ละวันขณะที่โลกโคจรรอบดวงอาทิตย์ สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$E_0 = 1 + 0.033 \cos\left(\frac{2\pi d_n}{365}\right) \quad (4)$$

2.2 บรรยากาศโลกและผลกระทบต่อรังสีอาทิตย์

(1) มวลอากาศ (เสริม จันทรฉาย, 2557)

เมื่อรังสีดวงอาทิตย์เดินทางผ่านบรรยากาศมายังพื้นผิวโลก ก็จะถูกองค์ประกอบต่างๆ ของบรรยากาศดูดกลืนและกระเจิง ส่งผลให้รังสีอาทิตย์ที่พุ่งตรงมาถึงพื้นผิวโลกหรือรังสีตรงมีปริมาณลดลง ซึ่งปริมาณการลดลงของรังสีอาทิตย์ที่ผ่านชั้นบรรยากาศนี้ นอกจากจะขึ้นอยู่กับสมบัติการดูดกลืนและการกระเจิงรังสีอาทิตย์ที่เกิดจากองค์ประกอบของบรรยากาศแล้ว ยังขึ้นอยู่กับมวลอากาศที่รังสีอาทิตย์เคลื่อนที่ผ่านอีกด้วย ซึ่งสามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$m_a = \left(\frac{1}{\cos \theta_z} \right) \left(\frac{p}{101.325} \right) \quad (5)$$

เมื่อ m_a คือ มวลอากาศที่คำนวณแก้ไขผลจากความดันที่แตกต่างไปจากความดันที่ระดับน้ำทะเล (ไม่มีหน่วย) และ p คือ ความดันบรรยากาศ มีหน่วยเป็นกิโลปาสคาล

(2) การกระเจิงรังสีอาทิตย์ของโมเลกุลอากาศ (Leckner B., 1978)

รังสีอาทิตย์ที่ผ่านบรรยากาศมายังพื้นผิวโลกจะถูกโมเลกุลของอากาศกระเจิงบางส่วนจะสะท้อนกลับไปในอวกาศและบางส่วนจะส่งลงมาสู่พื้นผิวโลกที่อยู่ในรูปของรังสีกระจาย ซึ่งการลดลงของรังสีอาทิตย์ที่เกิดจากการกระเจิงโดยโมเลกุลของอากาศ นอกจากจะขึ้นกับความลึกเชิงแสงแล้วยังขึ้นกับมวลอากาศที่รังสีอาทิตย์เดินทางผ่านด้วย ซึ่งสามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$\tau_R = \exp[-0.0903m_a^{0.84}(1 + m_a - m_a^{1.01})] \quad (6)$$

เมื่อ τ_R คือ สัมประสิทธิ์การส่งผ่านรังสีอาทิตย์ที่เกิดจากการกระเจิงรังสีอาทิตย์โดยโมเลกุลอากาศ ไม่มีหน่วย

(3) การลดทอนรังสีอาทิตย์ของฝุ่นละอองในบรรยากาศ (Janjai *et al.*, 2003)

ทั้งนี้ฝุ่นละอองมักจะทำให้บรรยากาศขุ่นมัวซึ่งมีผลต่อทัศนวิสัย กล่าวคือ ถ้าบรรยากาศขุ่นมัวมากทัศนวิสัยก็จะมีค่าต่ำ ในทางกลับกันถ้าบรรยากาศบริสุทธิ์ซึ่งหมายถึงมีฝุ่นละอองน้อยทัศนวิสัยก็จะมีค่ามากหรือสามารถมองเห็นวัตถุที่อยู่ไกลๆ ได้ ดังนั้นความสัมพันธ์ระหว่างสัมประสิทธิ์ความขุ่นมัวของอสังสรอมกับทัศนวิสัย มีความสัมพันธ์กันตามสมการดังนี้

$$\beta = 0.589 - 0.068VIS + 0.0019VIS^2 \quad (7)$$

เมื่อ β คือ สัมประสิทธิ์ความขุ่นมัวของอังสตรอม ไม่มีหน่วย และ VIS คือ ทศนิยมของการมองเห็น มีหน่วยเป็นกิโลเมตร

(4) ผลกระทบของเมฆต่อรังสีอาทิตย์ (Paltridge and Platt, 1976)

เมฆมีผลกระทบที่สำคัญต่อการลดลงของรังสีอาทิตย์ที่ผ่านบรรยากาศมายังพื้นผิวโลก โดยเมฆสามารถกระเจิงรังสีอาทิตย์บางส่วนออกไปนอกบรรยากาศโลก บางส่วนก็ลงมาถึงพื้นผิวโลกในรูปของรังสีกระจาย โดยทั่วไปเมฆจะดูดกลืนรังสีอาทิตย์ในช่วงความยาวคลื่นรังสีอัลตราไวโอเล็ตและแสงสว่างน้อยมาก แต่จะดูดกลืนมากในช่วงความยาวคลื่นรังสีอินฟราเรด

(5) ความสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิอากาศกับรังสีอาทิตย์ (เสริม จันทรฉาย, 2557)

ทั้งนี้รังสีอาทิตย์ที่ถูกพื้นผิวโลกดูดกลืนไว้ จะส่งผลทำให้พื้นผิวโลกมีอุณหภูมิที่สูงขึ้น พร้อมทั้งแผ่รังสีอินฟราเรดออกไปสู่บรรยากาศและบางส่วนถูกบรรยากาศดูดกลืนอีก ซึ่งการดูดกลืนรังสีของบรรยากาศก็จะทำให้อุณหภูมิของบรรยากาศเพิ่มขึ้นเช่นเดียวกัน นอกจากนี้ความร้อนที่พื้นผิวโลกยังถ่ายเทไปสู่บรรยากาศด้วยการพาความร้อน

3. การศึกษาวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมต่อการทำนาย

เพื่อให้ได้ตัวแปรที่เหมาะสมต่อการทำนาย ผู้วิจัยจึงใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม ด้วยโปรแกรม Matlab มาช่วยในการวิเคราะห์ ดังนั้นเพื่อให้การศึกษาในครั้งนี้มีประสิทธิภาพมากที่สุด ผู้วิจัยจึงได้ทำการเปรียบเทียบประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม (Network type) ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer function) ฟังก์ชันการเรียนรู้ (Training Function) จำนวนของชั้นซ่อน (Hidden layers) และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน (Neuron of hidden layer) โดยพิจารณาจากการประเมินประสิทธิภาพของการพยากรณ์ค่าความเข้มรังสีอาทิตย์จากตัวแปรอุณหภูมิอากาศสูงสุด จากการทดลองซ้ำ 15 ครั้ง เพื่อหาค่าเฉลี่ยของค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ (Correlation coefficient : R) ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (Mean square error : MSE) ระหว่างค่าจริงที่ได้จากเครื่องมือวัดกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม และความแปรปรวน (Sample variance : S^2) ของค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์และค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง ซึ่งสามารถหาได้จากสมการต่อไปนี้

$$R = \frac{N \sum Y_1 Y_2 - (\sum Y_1)(\sum Y_2)}{\sqrt{[N \sum Y_1^2 - (\sum Y_1)^2][N \sum Y_2^2 - (\sum Y_2)^2]}} \quad (8)$$

$$MSE = \frac{(a_1 - y_1)^2 + \dots + (a_n - y_n)^2}{n} \quad (9)$$

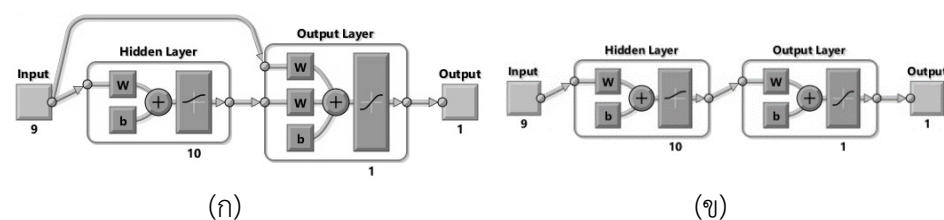
$$S^2 = \frac{\sum (y_i - \bar{y})^2}{n} \quad (10)$$

เมื่อ a คือ ค่าข้อมูลจากเครื่องมือวัด, y คือ ค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์, y_i คือ จุดข้อมูลในชุดข้อมูล, $\bar{y}$ คือ ค่าเฉลี่ยของกลุ่มผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์, n คือ จำนวนข้อมูล, Y_1 คือ ค่าจริงที่เกิดจากเครื่องมือวัด, Y_2 คือ ค่าที่ได้จากการพยากรณ์ และ N คือ จำนวนคู่ของ Y_1 และ Y_2

ทั้งนี้ข้อมูลที่นำมาใช้ในการเรียนรู้ของระบบโครงข่ายประสาทเทียมเป็นข้อมูลในปี พ.ศ. 2555 - 2557 โดยผลการศึกษามีดังนี้

3.1 ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม

ในส่วนนี้เป็นการศึกษาเปรียบเทียบประเภทของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ได้แก่ Cascade-forward backprop กับ Feed-forward backprop โดยกำหนดให้ฟังก์ชันถ่ายโอนชั้นซ่อนเป็นแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (Tan-sigmoid transfer function; Tansig) ชั้นเอาต์พุตเป็นแบบเชิงเส้น (Linear transfer function; Purelin) ทั้งนี้จำนวนของชั้นซ่อนจะมี 1 ชั้น 10 นิวรอน และฟังก์ชันการเรียนรู้เป็นแบบ Levenberg-marquardt (LM) ดังแสดงในภาพที่ 3 โดยผลที่ได้แสดงไว้ในตารางที่ 1



ภาพที่ 3 ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม

(ก) Cascade-Forward Backprop (ข) Feed-Forward Backprop

ตารางที่ 1 การเปรียบเทียบประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม

ANN Type	R_{avg}	S_R^2	MSE_{avg}	S_{MSE}^2
Feed-Forward	0.950	0.014	0.146	0.064
Cascade-Forward	0.938	0.017	0.148	0.076

จากตารางที่ 1 จะเห็นได้ว่าการพยากรณ์ค่าความเข้มรังสีอาทิตย์แบบรายเดือน ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นระหว่างแบบ Cascade-Forward กับแบบ Feed-Forward มีค่าเฉลี่ยสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ และค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองไม่ต่างกันมากนัก ผู้วิจัยจึงพิจารณาที่ค่าความแปรปรวนเป็นหลัก ซึ่งจะเห็นได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feed-Forward มีค่า

ความแปรปรวนเฉลี่ยน้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Cascade-Forward ด้วยเหตุผลดังกล่าว ผู้วิจัยจึงได้ใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นแบบ Feed-Forward สำหรับการศึกษาในขั้นต่อไป

3.2 รูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอน

ในส่วนนี้เป็นการศึกษาเปรียบเทียบรูปแบบของฟังก์ชันถ่ายโอน ได้แก่ ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบซิกมอยด์ (Log-sigmoid transfer function: Logsig) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น (Linear transfer function: Purelin) และฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (Tan-sigmoid transfer function: Tansig) โดยกำหนดให้โครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบ Feed-forward มีจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น 10 นิวรอน และฟังก์ชันการเรียนรู้เป็นแบบ Levenberg-marquardt ทั้งนี้ผลที่ได้แสดงไว้ในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 การเปรียบเทียบรูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอน

Model	Transfer function		R_{avg}	S_R^2	MSE_{avg}	S_{MSE}^2
	Hidden layer	Output layer				
1	Logsig	Logsig	0.856	0.016	3.315	0.348
2	Logsig	Purelin	0.950	0.009	0.181	0.083
3	Logsig	Tansig	0.943	0.028	0.177	0.076
4	Purelin	Logsig	0.800	0.013	3.556	0.217
5	Purelin	Purelin	0.856	1.1×10^{-16}	0.978	0.090
6	Purelin	Tansig	0.903	0.001	0.754	0.079
7	Tansig	Logsig	0.837	0.050	2.542	1.410
8	Tansig	Purelin	0.950	0.014	0.146	0.064
9	Tansig	Tansig	0.938	0.023	0.200	0.128

จากตารางที่ 2 เมื่อพิจารณาที่ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์จะเห็นว่ารูปแบบ 2 และ 8 มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เฉลี่ยที่เท่ากัน คือ 0.950 และเป็นค่าที่สูงที่สุดจากทั้งหมด 9 รูปแบบ แต่เมื่อพิจารณาที่ค่าความแปรปรวนเฉลี่ยของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ พบว่า รูปแบบ 2 มีค่าความแปรปรวนเฉลี่ยของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ดีกว่ารูปแบบ 8 โดยรูปแบบ 2 และ 8 มีค่าความแปรปรวนเฉลี่ยของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์อยู่ที่ 0.009 และ 0.014 ตามลำดับ ด้วยเหตุนี้จึงใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบซิกมอยด์ในชั้นซ่อนและใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้นในชั้นเอาต์พุตสำหรับการศึกษาในขั้นต่อไป



3.3 รูปแบบฟังก์ชันการเรียนรู้

ในส่วนนี้เป็นการศึกษาเปรียบเทียบรูปแบบของฟังก์ชันการเรียนรู้ ได้แก่ Levenberg-marquardt (LM), Bayesian regularization (BR), BFGS Quasi-newton (BFG), Resilient backpropagation (RP), Scaled conjugate gradient (SCG), Conjugate gradient with power/Beale restarts (CGB), Fletcher-power conjugate gradient (CGF), Polak-ribiere conjugate gradient (CGP), One step secant (OSS), Gradient descent with momentum & adaptive LR (GDX), Gradient descent with momentum (GDM) และ Gradient descent (GD) โดยกำหนดให้ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบ Feed-forward หลายชั้น มีจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น 10 นิวรอน ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบซิกมอยด์ ส่วนชั้นเอาต์พุตใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น โดยผลที่ได้แสดงไว้ในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 การเปรียบเทียบรูปแบบฟังก์ชันการเรียนรู้

Learning Function	R_{avg}	S_R^2	MSE_{avg}	S_{MSE}^2
LM	0.950	0.009	0.181	0.083
BR	0.940	0.023	0.631	0.163
BFG	0.930	0.035	0.222	0.063
RP	0.937	0.016	0.267	0.083
SCG	0.941	0.015	0.276	0.051
CGB	0.946	0.014	0.264	0.065
CGF	0.942	0.017	0.277	0.054
CGP	0.945	0.015	0.297	0.033
OSS	0.936	0.020	0.298	0.059
GDX	0.923	0.019	0.452	0.090
GDM	0.916	0.018	0.503	0.131
GD	0.905	0.022	0.531	0.112

จากตารางที่ 3 เมื่อพิจารณาที่ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์จะเห็นได้ว่าฟังก์ชันการเรียนรู้ที่ดีที่สุดสำหรับการศึกษาในครั้งนี้ ก็คือ Levenberg-marquardt โดยที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เฉลี่ยอยู่ที่ 0.950 รองลงมา คือ ฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ Conjugate gradient with power/Beale restarts โดยที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เฉลี่ยอยู่ที่ 0.946 ส่วนฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ Gradient descent

มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เฉลี่ยน้อยที่สุด คือ 0.905 ด้วยเหตุนี้จึงใช้ฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ Levenberg-marquardt สำหรับการศึกษาในขั้นต่อไป

3.4 จำนวนนิวรอน

ในส่วนนี้เป็นการศึกษาเปรียบเทียบจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนจากจำนวนอินพุต 1 และ 8 ตัวแปร โดยกำหนดให้โครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบ Feed-forward หลายชั้น มีจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบซิกมอยด์ ส่วนชั้นเอาต์พุตใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น และฟังก์ชันการเรียนรู้เป็นแบบ Levenberg-marquardt โดยผลที่ได้แสดงในตารางที่ 4

ตารางที่ 4 การเปรียบเทียบจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน

จำนวน อินพุต	จำนวน นิวรอน	R_{avg}	S_R^2	MSE_{avg}	S_{MSE}^2
1	1	0.905	0.001	0.655	0.054
	10	0.950	0.009	0.181	0.083
	50	0.933	0.040	0.051	0.179
	100	0.883	0.081	2.28×10^{-4}	3.24×10^{-4}
8	1	0.975	2.22×10^{-3}	0.147	0.018
	10	0.973	0.008	1.05×10^{-3}	0.002
	50	0.950	0.021	1.92×10^{-5}	5.17×10^{-5}
	100	0.926	0.041	4.19×10^{-18}	7.47×10^{-18}

จากตารางที่ 4 เมื่อพิจารณาที่ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในกรณีที่ป้อนเอาต์พุตจำนวน 1 ตัวแปร จะเห็นได้ว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สูงที่สุด คือ จำนวนนิวรอน 10 เซลล์ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เฉลี่ยอยู่ที่ 0.950 รองลงมาคือจำนวน 50 เซลล์ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เฉลี่ยอยู่ที่ 0.933 และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่ต่ำที่สุด คือ จำนวนนิวรอน 100 เซลล์ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เฉลี่ยอยู่ที่ 0.883 สำหรับในกรณีที่ป้อนเอาต์พุตจำนวน 8 ตัวแปรเข้าสู่ระบบ จะเห็นได้ว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่สูงที่สุด คือ จำนวนนิวรอน 1 เซลล์ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เฉลี่ยอยู่ที่ 0.975 รองลงมาคือจำนวน 10 เซลล์ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เฉลี่ยอยู่ที่ 0.973 และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่ต่ำที่สุด คือ จำนวนนิวรอน 100 เซลล์ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เฉลี่ยอยู่ที่ 0.926 แต่ถ้าพิจารณาค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองมาประกอบการพิจารณาในกรณีที่ป้อนเอาต์พุตจำนวน 8 ตัวแปรเข้าสู่ระบบ จะเห็นได้ว่า

จำนวนนิวรอน 1 เซลล์จะมีค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองสูงถึง 0.147 เมื่อเปรียบเทียบกับจำนวนนิวรอน 10 เซลล์ ที่มีค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองอยู่ที่ 1.05×10^{-3}

จากผลการศึกษาหาวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมต่อการพยากรณ์ สามารถสรุปได้ว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการศึกษาค้างนี้เป็นแบบ Feed-forward โดยมีจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น 10 นิวรอน ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบซิกมอยด์ ชั้นเอาต์พุตใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น ส่วนฟังก์ชันการเรียนรู้เป็นแบบ Levenberg-marquardt ซึ่งเป็นการกำหนดค่าพารามิเตอร์ลงในกล่องเครื่องมือ (Toolbox) ของโปรแกรมแมทแล็บ เพื่อใช้สำหรับการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรกับค่าความเข้มข้นสีอาทิตย์แบบรายเดือน รวมถึงใช้ในการพยากรณ์ค่าความเข้มข้นสีอาทิตย์ในขั้นตอนต่อไป

4. ผลการทำนายและตัวแปรที่สำคัญที่มีผลกระทบต่อความเข้มข้นสีดวงอาทิตย์

ในส่วนนี้จะเป็นการศึกษาตัวแปรที่สำคัญที่มีผลกระทบต่อค่าความเข้มข้นสีดวงอาทิตย์และการทดสอบการทำนายจากการใช้โครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ข้อมูลในปี พ.ศ. 2555 – 2557 สำหรับการเรียนรู้ของระบบ และใช้ข้อมูลในปี พ.ศ. 2558-2560 สำหรับการเปรียบเทียบค่าความเข้มข้นสีดวงอาทิตย์แบบรายเดือนที่ได้จากการวัดด้วยเครื่องโฟโตนอมิเตอร์กับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยผลการศึกษา มีดังนี้

4.1 การทำนายค่าความเข้มข้นสีดวงอาทิตย์ในแต่ละตัวแปร

ในส่วนนี้เป็นการศึกษาหาตัวแปรตามแต่ละตัว ประกอบด้วย มุมอาซิมุท มุมอัลติจูด เคลลี เนชัน มุมชั่วโมง แพลเตอร์สำหรับแก้ผลการแปรค่าของระยะทางระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์ มวลอากาศ สัมประสิทธิ์ความขุ่นมัวของออสโตรอม สัมประสิทธิ์การส่งผ่านรังสีอาทิตย์ที่เกิดจากการกระเจิงรังสีอาทิตย์ที่โมเลกุลอากาศ ปริมาณเมฆปกคลุม และอุณหภูมิสูงสุดของบรรยากาศ ที่มีอิทธิพลต่อความเข้มข้นสีดวงอาทิตย์แบบรายเดือน ซึ่งผลที่ได้แสดงในตารางที่ 5

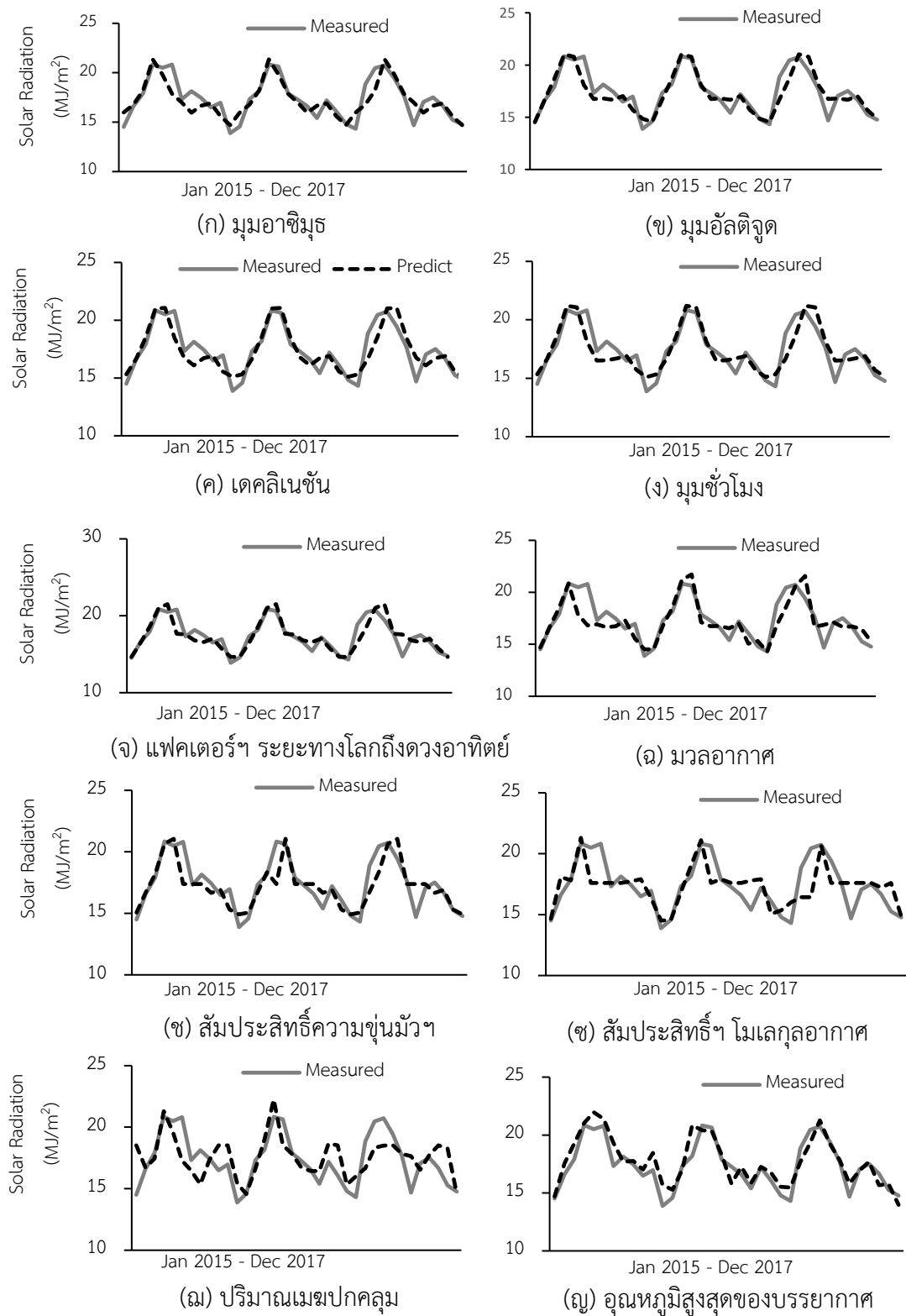


ตารางที่ 5 ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่างๆ กับค่าความเข้มรังสีอาทิตย์แบบรายเดือน

ตัวแปร	R				MSE			
	Max.	Min.	Avg.	S^2	Max.	Min.	Avg.	S^2
ψ	0.951	0.919	0.943	0.007	0.505	0.192	0.315	0.066
α	0.952	0.929	0.945	0.005	0.381	0.168	0.295	0.051
δ	0.951	0.920	0.941	0.008	0.423	0.173	0.314	0.060
ω	0.952	0.881	0.918	0.026	0.709	0.173	0.409	0.137
E_0	0.951	0.905	0.939	0.009	0.471	0.241	0.333	0.049
m_a	0.940	0.757	0.869	0.055	0.820	0.178	0.371	0.138
β	0.863	0.430	0.749	0.102	0.943	0.125	0.359	0.189
τ_R	0.882	0.814	0.870	0.013	0.939	0.315	0.582	0.173
Cl_{cov}	0.853	0.138	0.536	0.200	2.240	0.007	1.075	0.698
T_m	0.977	0.860	0.949	0.020	0.323	0.032	0.145	0.063

จากตารางที่ 5 จะเห็นได้ว่าตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อค่าความเข้มรังสีอาทิตย์มากที่สุด คือ อุณหภูมิสูงสุดของบรรยากาศ ($R_{avg} = 0.949$, $S_R^2 = 0.020$, $MSE_{avg} = 0.145$, $S_{MSE}^2 = 0.063$) รองลงมา คือ มุมอัลติจูด ($R_{avg} = 0.945$, $S_R^2 = 0.005$, $MSE_{avg} = 0.295$, $S_{MSE}^2 = 0.051$) ส่วนตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อค่าความเข้มรังสีอาทิตย์น้อยที่สุด คือ ปริมาณเมฆปกคลุม ($R_{avg} = 0.536$, $S_R^2 = 0.200$, $MSE_{avg} = 1.075$, $S_{MSE}^2 = 0.698$)

เมื่อทำการเปรียบเทียบความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ระหว่างค่าที่ได้จากการวัดด้วยเครื่องมือวัดไฟโรโนมิเตอร์ (ค่าจริง) กับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 - ธันวาคม พ.ศ.2560 ผลที่ได้แสดงในภาพที่ 4



ภาพที่ 4 ค่าความเข้มแสงอาทิตย์แบบรายเดือนจากการทำนายด้วยตัวแปรตามแต่ละตัว
เทียบกับค่าจริง

4.2 การทำนายความเข้มรังสีดวงอาทิตย์จากหลายตัวแปร

ในส่วนนี้จะเป็นการศึกษาเปรียบเทียบระหว่างค่าที่วัดจริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยการนำเอาข้อมูลของตัวแปรตามหลายๆ ตัวมารวมกันเพื่อหาค่าความเข้มรังสีอาทิตย์แบบรายเดือน ด้วยวิธีการเลือกจากกลุ่มของตัวแปรและจากค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ที่ได้จากตารางที่ 5 ดังแสดงในตารางที่ 6 ซึ่งผลที่ได้จากการทำนายจะนำไปเปรียบเทียบกับค่าที่วัดได้จริงในรูปแบบของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Percentage Error : %Error) ซึ่งหาได้จากสมการ (11) และแสดงผลที่ได้ไว้ในตารางที่ 7

$$\%Error = \frac{|\text{Measured Value} - \text{Predict Value}|}{\text{Measured Value}} \times 100$$

(11)

ตารางที่ 6 กลุ่มตัวแปรที่นำมาใช้สำหรับการทำนายความเข้มรังสีดวงอาทิตย์จากหลายตัวแปร

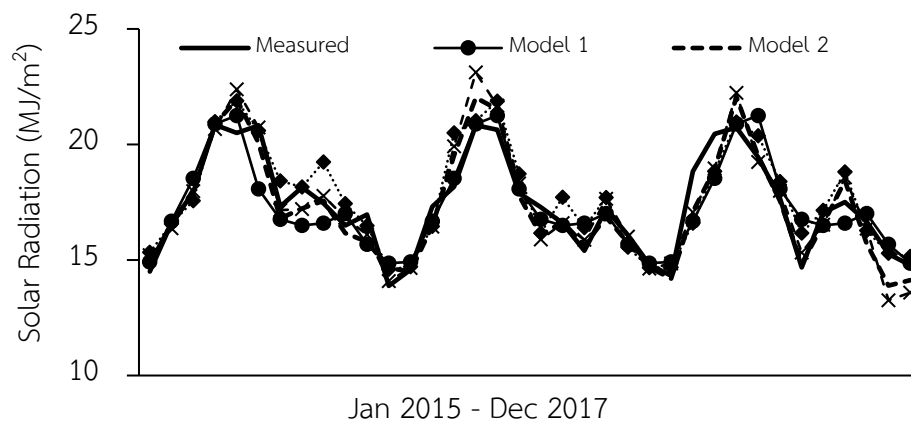
Model	Variable									
	ψ	α	δ	ω	E_0	m_a	β	τ_R	Cl_{cov}	T_m
1	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-	-	-
2	-	-	-	-	-	✓	✓	✓	✓	✓
3	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	✓	-	✓
4	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓

ตารางที่ 7 เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของผลการทำนายจากการเปรียบเทียบกับค่าจริง

Model	%Error			
	Maximum	Minimum	Average	S^2
1	6.548	2.523	4.383	1.226
2	10.925	1.078	4.870	2.918
3	9.846	1.859	5.246	2.411
4	8.317	1.806	4.727	2.003

จากตารางที่ 7 จะเห็นได้ว่ารูปแบบ 1 มีค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยน้อยที่สุด คือ 4.383 เปอร์เซ็นต์ โดยค่าความแปรปรวน 1.226 ซึ่งถือว่ามีความแปรปรวนน้อยที่สุดเช่นกัน

รองลงมาเป็นรูปแบบ 4 ซึ่งมีค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 8.317 เปอร์เซ็นต์ โดยมีค่าความแปรปรวน 2.003 ซึ่งถือได้ว่ามีความแปรปรวนน้อยที่สุดรองลงมาเช่นกัน ส่วนรูปแบบ 3 มีค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยมากที่สุด คือ 5.246 เปอร์เซ็นต์ โดยมีค่าความแปรปรวน 2.411 ซึ่งถือได้ว่ามีความแปรปรวนน้อยกว่ารูปแบบที่ 2 แต่มากกว่ารูปแบบที่ 1 และ 4 ทั้งนี้ผลที่ได้จากการทำนายทั้ง 4 รูปแบบแสดงไว้ในภาพที่ 5



ภาพที่ 5 ค่าความเข้มแสงอาทิตย์แบบรายเดือนจากการทำนายด้วยตัวแปรตามหลายตัว เทียบกับค่าจริง

5. สรุปและอภิปรายผลการศึกษา

จากการศึกษาหาโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมต่อการทำนายค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์แบบรายเดือนในเขตพื้นที่อำเภอเมืองพิษณุโลก พบว่า วิธีโครงข่ายประสาทเทียมจากการใช้โปรแกรม Matlab เป็นแบบ Feed-forward หลายชั้น มีจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น 10 นิวรอน ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบซิกมอยด์ ชั้นเอาต์พุตใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น ส่วนฟังก์ชันการเรียนรู้เป็นแบบ Levenberg-marquardt มาช่วยในการวิเคราะห์หาตัวแปรสำคัญที่มีผลกระทบต่อค่าความเข้มรังสีอาทิตย์แบบรายเดือน ซึ่งเมื่อพิจารณาจากค่าเฉลี่ยของค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ที่มีค่ามากกว่า 0.9 พบว่า ตัวแปรสำคัญ ได้แก่ อาซิฆุร มุมอัลติจูด เคคลิเนชัน มุมชั่วโมง แพคเตอร์สำหรับแก้ผลการแปรค่าของระยะทางระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์ มวลอากาศ สัมประสิทธิ์การส่งผ่านรังสีอาทิตย์ที่เกิดจากการกระจกรังสีอาทิตย์ที่โมเลกุลอากาศและอนุภาคน้ำในบรรยากาศ ทั้งนี้อาจเนื่องจากตัวแปรตามต่างๆ เหล่านี้จะมีค่าค่อนข้างคงที่ตามการหมุนและวงโคจรของโลกรอบดวงอาทิตย์ มีเพียง 2 ตัวแปรที่มีค่าเฉลี่ยของค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์น้อยกว่า 0.9 คือ สัมประสิทธิ์ความขุ่นมัวของออสโตรมที่มีความสัมพันธ์กับทัศนวิสัย และปริมาณเมฆปกคลุม ที่มีค่าไม่คงที่อันเนื่องมาจากภาวะเรือนกระจกที่มีผลกระทบต่อโลก ทำให้เกิดการผันแปรของสภาพภูมิอากาศของโลกและท้องถิ่น ด้วยเหตุนี้เองตัวแปร

ดังกล่าวจึงไม่ส่งผลกระทบต่อการทำนายค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์แบบรายเดือนเท่าใด ซึ่งสามารถพิจารณาได้จากการทำนายค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์จากหลายตัวแปรด้วยการนำเอา รูปแบบที่ 1-4 มาเปรียบเทียบกับ พบว่า รูปแบบ 1 ที่มีตัวแปรทั้งหมดอยู่ในกลุ่มตัวแปรที่เกี่ยวกับพิกัด ดวงอาทิตย์ซึ่งเป็นค่าคงที่ทั้งหมดมีค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยน้อยที่สุด แต่เมื่อพิจารณาถึง ผลต่างของค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยทั้ง 4 รูปแบบ พบว่า มีความต่างกันไม่เกิน 0.9 เปอร์เซ็นต์เท่านั้น ถือได้ว่ามีความต่างกันน้อยมาก

6. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณศาสตราจารย์เสริม จันทน์ฉาย อาจารย์ประจำภาควิชาฟิสิกส์ คณะ วิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร ที่เอื้อเฟื้อข้อมูลค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ และขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สมพร เรืองสินชัยวานิช อาจารย์ประจำภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและ คอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร ที่คอยให้คำปรึกษาจนบทความเรื่องนี้ สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

7. เอกสารอ้างอิง

เสริม จันทน์ฉาย. (2557). **รังสีอาทิตย์**. นครปฐม: เพชรเกษมการพิมพ์.

Aditi, P., & Lata, G. (2015, November). **Measured data of daily global solar radiation using curve-fitting methods**. ICESA, Pune, India.

Arjyadhara, P., & Bhagbat, P. (2017, August). **Analysis of ten external factors affecting the performance of PV system**. ICECDS, Chennai, India.

Chao, Hu., Zijun, Z., & Alain, B. (2016, November). **Forecasting of daily global solar radiation using wavelet transform-coupled Gaussian process regression: case study in Spain**. ISGT-Asia, Melbourne, Australia.

Dissawa, D. M. L. H., Godaliyadda, G. M. R. I., & Agalgaonkar, A. P. (2017). **Cross-correlation based cloud motion estimation for short-term solar irradiation predictions**. ICIS, Peradeniya, Sri Lanka.

Department of the Energy Development and Promotion, Ministry of Energy. (n.d.). **Development and investment guide to renewable energy series 2 solar energy**. Retrieved from http://www.dede.go.th/article_attach/h_solar.pdf.

Howard, D., & Mark, B. (2001). **Neuron network toolbok for use with matlab**. 7th. The mathwork, Inc., Massachusetts, USA.

- Janjai, S., Kumharn, W., & Laksanaboonsong, J. (2003). Determination of Angstrom's turbidity coefficient over Thailand. **Renewable Energy** 28, 1685-1700.
- Khalid, A., & Sandip, D. (2018). **Use of artificial neural networks for prediction of solar energy potential in Southern States of India**. ICGEA, Singapore, Singapore.
- Leckner B. (1978). The spectral distribution of solar radiation at the earth's surface elements of the model. **Solar Energy**, 20(2), 143-150.
- Meenal, R., & Immanuel, A.S. (2017). **Temperature based model for predicting global solar radiation using genetic algorithm [GA]**. ICIEEIMT, Coimbatore, India.
- Mohammed, A. A.G., Shcherbakov, M., Skorobogatchenko, D., Kravets, A., & Kamaev, V. (2016, July). **Forecasting energy consumption with the data reliability stigmatization in the management of hybrid energy system using Fuzzy decision trees**. IISA, Chalkidiki.
- Namrata, K., Sharma, S.P., & Seksena, S.B.L. (2014). **Determining regression constants for calculating global solar radiation at Jharkhand (India) region**. ICRERA, Milwakuue, USA.
- Paltridge, G.W., & Platt, C. M. R. (1976). **Radiative processes in meteorology and climatology**. New York, USA: Elsevier Scientific Publishing Company.
- Qirong, L., Qiaoqiao, W., Guilin, Z., Yi, S., Hongxia, L., & Lijun, D. (2018, June). **Maximum daily load forecasting based on support vector regression considering accumulated temperature effect**. CCDC, Shenyang, China.
- Shubham & Kumar, P. (2017). **Solar power prediction using deduced feature of visibility index and artificial neural network**. ICACCI, Udupi, India.