



การคำนวณค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

โดย

นางสาวปิยนุช ปลาอ่อน

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาฟิสิกส์

ภาควิชาฟิสิกส์

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศิลปากร

ปีการศึกษา 2552

ลิขสิทธิ์ของบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศิลปากร

การคำนวณค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

โดย

นางสาวปิยนุช ปลาอ่อน

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาฟิสิกส์

ภาควิชาฟิสิกส์

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศิลปากร

ปีการศึกษา 2552

ลิขสิทธิ์ของบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศิลปากร

AN ESTIMATION OF SKY LUMINANCE USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

By

Piyanuch Plaon

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree

MASTER OF SCIENCE

Department of Physics

Graduate School

SILPAKORN UNIVERSITY

2009

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศิลปากร อนุมัติให้วิทยานิพนธ์เรื่อง “ การคำนวณค่าความ
สว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ” เสนอโดย นางสาวปิยนุช ปลาอ่อน
เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาฟิสิกส์

.....

(รองศาสตราจารย์ ดร.ศิริชัย ชินะดังกูร)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

วันที่.....เดือน..... พ.ศ.....

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

รองศาสตราจารย์ ดร.เสริม จันทรฉาย

คณะกรรมการตรวจสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ

(รองศาสตราจารย์ จำนงค์ ชำรงมาศ)

...../...../.....

..... กรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.ศิริชัย เทพา)

...../...../.....

..... กรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.เสริม จันทรฉาย)

...../...../.....

50306202 : สาขาวิชาฟิสิกส์

คำสำคัญ : ความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า / โครงข่ายประสาทเทียม

ปริญญ์ ปลาอ่อน : การคำนวณค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม. อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ : รศ.ดร.เสริม จันทร์ฉาย. 107 หน้า.

ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้พัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (multilayer artificial neural network model) เพื่อหาค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า (sky luminance) โดยในการศึกษาจะใช้ข้อมูลความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าซึ่งทำการวัดที่สถานี นครปฐม (13.82°N , 100.04°E) ระหว่างปี ค.ศ.2007–2009 และสถานีสงขลา (7.20°N , 100.60°E) ปี ค.ศ.2008 ผู้วิจัยได้ทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยวิธีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (backpropagation algorithm) โดยใช้ข้อมูลความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าของสถานี นครปฐม ปี ค.ศ.2007-2008 โดยแยกตามสภาพท้องฟ้า 3 แบบ ได้แก่ ท้องฟ้าปราศจากเมฆ (clear sky) ท้องฟ้ามีเมฆปกคลุมบางส่วน (partly cloudy) และท้องฟ้ามีเมฆปกคลุมทั้งหมด (overcast sky) จากนั้นผู้วิจัยได้ใช้แบบจำลองที่ฝึกสอนมาแล้วมาทำนายค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าที่สถานีนครปฐมในปี ค.ศ.2009 และนำผลที่ได้ไปเปรียบเทียบกับผลการทำนายของแบบจำลอง CIE ผลการเปรียบเทียบพบว่า ส่วนใหญ่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าได้ละเอียดถูกต้องกว่าแบบจำลอง CIE นอกจากนี้ผู้วิจัยยังใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ฝึกสอนด้วยข้อมูลสถานีนครปฐมไปใช้ทำนายค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าที่สถานีสงขลา ผลที่ได้พบว่า แบบจำลองดังกล่าวให้ผลการทำนายที่ดี

ภาควิชาฟิสิกส์

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศิลปากร

ปีการศึกษา 2552

ลายมือชื่อนักศึกษา.....

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

50306202 : MAJOR : PHYSICS

KEY WORDS : SKY LUMINANCE / ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

PIYANUCH PLAON : AN ESTIMATION OF SKY LUMINANCE USING ARTIFICIAL
NEURAL NETWORKS. THESIS ADVISOR : ASSOC.PROF.SERM JANJAI, Ph.D. 107 pp.

In this study, a multi-layer artificial neural network (ANN) model was developed to estimate sky luminance in Thailand. A three-year period (2007-2009) of sky luminance data obtained from measurements at Nakhon Pathom (13.82 °N, 100.04 °E) and a one-year period (2008) of the same type of data from Songkhla (7.20 °N, 100.60 °E) were used in this study. The ANN model was trained using a back propagation algorithm based on a two-year period of sky luminance data (2007-2008) collected at Nakhon Pathom for clear, partly cloudy and overcast skies. The trained ANN model was used to predict sky luminance at Nakhon Pathom for the year of 2009 for the case of clear, partly cloudy and overcast skies. The results were compared with those of CIE model. It was found that the ANN model performed better than CIE model for most cases. The ANN model trained with Nakhon Pathom data was also used to estimate sky luminance of Songkhla for the year of 2008, good results were also obtained.

Department of Physics	Graduate School, Silpakorn University	Academic Year 2009
Student's signature		
Thesis Advisor's signature		

กิตติกรรมประกาศ

ในการศึกษาระดับปริญญาโทฉบับนี้ ผู้วิจัยได้รับทุนผู้ช่วยวิจัยจากห้องปฏิบัติการวิจัยพลังงานแสงอาทิตย์ ภาควิชาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร ซึ่งผู้วิจัยขอขอบคุณไว้ ณ ที่นี้เป็นอย่างสูง

ผู้วิจัยขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร.เสริม จันทน์ฉาย ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาผู้ให้คำแนะนำด้านวิชาการ พร้อมทั้งจัดหาทุนวิจัย เครื่องมือ อุปกรณ์ และข้อมูล สำหรับใช้ในการดำเนินงานวิจัย และขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร.ศิริชัย เทพา อาจารย์ประจำคณะพลังงานและวัสดุ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี ที่กรุณาเสียสละเวลามาเป็นกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

ผู้วิจัยขอขอบคุณ ดร.อิสระ มะศิริ นักวิจัยประจำห้องปฏิบัติการวิจัยพลังงานแสงอาทิตย์ ภาควิชาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร และนายสมเจตน์ ภัทรพานิชชัย นักศึกษาปริญญาเอก ภาควิชาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร ที่ให้คำแนะนำด้านการวิเคราะห์ข้อมูล

นอกจากนี้ ผู้วิจัยขอขอบคุณ อาจารย์วรภาส พรหมเสน คุณตริณัฐ จันทราช คุณรุ่งรัตน์ วัฒตล และนักวิจัยทุกท่านของห้องปฏิบัติการวิจัยพลังงานแสงอาทิตย์ ภาควิชาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร ที่ช่วยสนับสนุนงานวิจัย

ท้ายสุดนี้ คุณประโยชน์ที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบให้กับบิดาและมารดา รวมทั้งคณาจารย์ทุกท่าน เพื่อตอบแทนพระคุณที่ได้ช่วยให้ผู้วิจัยประสบความสำเร็จในการศึกษา

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญตาราง	ญ
สารบัญภาพ	ฎ
สัญลักษณ์	ฏ

บทที่

1 บทนำ.....	1
1.1 ความสำคัญและความเป็นมาของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์.....	2
2 หลักทฤษฎีและการดำเนินงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	3
2.1 คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า (electromagnetic wave)	3
2.2 แสงสว่าง (visible light).....	4
2.2.1 การตอบสนองของสายตามนุษย์.....	4
2.2.2 ปริมาณแสงสว่าง	5
2.2.2.1 ฟลักซ์ (flux)	5
2.2.2.2 ลูมิแนนซ์ (luminance).....	5
2.2.2.3 อิลูมิแนนซ์ (illuminance)	6
2.3 แสงสว่างธรรมชาติ (daylight).....	7
2.3.1 แหล่งกำเนิดของแสงสว่างธรรมชาติ	7
2.3.2 ปริมาณแสงสว่างธรรมชาติ	11
2.3.2.1 Direct Illuminance และ Diffuse Illuminance.....	11
2.3.2.2 sky luminance	11
2.3.3 การหาปริมาณแสงสว่างธรรมชาติ	12
2.3.3.1 แสงสว่างธรรมชาตินอกบรรยากาศโลก	12
2.3.3.2 แสงสว่างธรรมชาติที่พื้นผิวโลก	13

	หน้า
2.3.4 การวัดปริมาณแสงสว่างธรรมชาติ.....	14
2.3.4.1 การวัดปริมาณแสงสว่างธรรมชาติที่มาจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้า..	14
2.3.4.2 การวัดปริมาณแสงสว่างธรรมชาติที่ตกกระทบระนาบต่างๆ.....	15
2.3.5 การคำนวณปริมาณแสงสว่างธรรมชาติภายในอาคาร.....	17
2.4 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks).....	18
2.4.1 เซลล์ประสาทของสมองมนุษย์ (neuron)	18
2.4.2 เซลล์ประสาทเทียม (artificial neuron)	20
2.4.3 ฟังก์ชันการกระตุ้น (activation function)	22
2.4.4 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม.....	23
2.4.4.1 รูปแบบการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised learning)	24
2.4.4.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (unsupervised learning)	25
2.4.5 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม	25
2.4.5.1 แบบป้อนไปข้างหน้า (feedforward).....	25
2.4.5.2 แบบมีการป้อนไปเวียนกลับ (recurrent).....	27
2.4.6 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (backpropagation algorithm).....	27
2.4.6.1 ขั้นตอนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ	28
2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	32
2.5.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการศึกษาความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า (sky luminance).....	32
2.5.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks).....	46
3 วิธีดำเนินการวิจัยและผล	49
3.1 การวัดและข้อมูล	49
3.2 การจำแนกสภาพท้องฟ้า.....	54
3.3 การสร้างแบบจำลองสำหรับคำนวณค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า เทียบกับความสว่างจากกลางท้องฟ้า (relative sky luminance) โดยใช้ โครงข่ายประสาทเทียม	57
3.3.1 การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม	58

	หน้า
3.3.2 การเตรียมข้อมูลฝึกสอน (training pairs) และข้อมูลทดสอบ (testing data) ให้กับโครงข่ายประสาทเทียม.....	59
3.3.3 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม.....	59
3.4 ผลการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้น	60
4 สรุป	97
บรรณานุกรม	99
ภาคผนวก	103
ข้อมูลทางเทคนิคของเครื่อง sky scanner	104
ประวัติผู้วิจัย	107

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 ตัวอย่างของฟังก์ชันการกระตุ้นที่นิยมใช้	22
2.2 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ a_0 ของแบบจำลอง Brunger (1987)	35
2.3 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ a_1 ของแบบจำลอง Brunger (1987).....	35
2.4 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ a_2 ของแบบจำลอง Brunger (1987)	36
2.5 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ a_3 ของแบบจำลอง Brunger (1987)	36
2.6 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ของแบบจำลองของ Perraudau (1988).....	39
2.7 แสดงค่า $a_1, a_2, a_3, a_4, b_1, b_2, b_3$ และ b_4 ตามแบบจำลองของ Perez และคณะ (1993)	42
2.8 แสดงค่า $c_1, c_2, c_3, c_4, d_1, d_2, d_3$ และ d_4 ตามแบบจำลองของ Perez และคณะ (1993)	43
2.9 แสดงค่า e_1, e_2, e_3 และ e_4 ตามแบบจำลองของ Perez และคณะ (1993).....	43
2.10 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ a, b, c, d, e ตามแบบจำลองของ Darula และ Kittler (2002)	45
3.1 ตัวอย่างข้อมูลความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า ในหน่วย kCd/m^2 ซึ่งวัดได้จากเครื่อง sky scanner	51
3.2 คำนิยามของลักษณะท้องฟ้าของ CIE กรณี partly cloudy (CIE 6 – CIE 10).....	55
3.3 ค่า root mean square difference (RMSD) และ mean bias difference (MBD) ระหว่างค่าที่คำนวณได้จากแบบจำลอง ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด ของสถานีครบรูปและสถานีสงขลาแยกตามสภาพท้องฟ้า	61
A1 แสดงค่ามุก จำนวนเซลล์ต่อรอบการหมุน และระยะห่างของเซลล์ในรอบการ สแกนข้อมูล ที่ระดับมุกต่างๆ	105

สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
2.1 ลักษณะการเคลื่อนที่ของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าในสุญญากาศ.....	3
2.2 คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าที่ความยาวคลื่นช่วงต่างๆ.....	4
2.3 การตอบสนองของสายตามนุษย์ตามมาตรฐานของ CIE (Murdoch, 1988).....	5
2.4 การให้คำจำกัดความของลูมิแนนซ์ (luminance).....	6
2.5 การให้คำจำกัดความของอิลูมิแนนซ์ (illuminance).....	7
2.6 สเปกตรัมของรังสีดวงอาทิตย์นอกบรรยากาศโลก (Iqbal, 1983).....	8
2.7 ตัวอย่างของสเปกตรัมรังสีตรง (Iqbal, 1983).....	9
2.8 ตัวอย่างของสเปกตรัมรังสีกระจาย (Iqbal, 1983).....	9
2.9 ตัวอย่างของสเปกตรัมรังสีรวม (Iqbal, 1983).....	10
2.10 แสงจากดวงอาทิตย์ (sunlight) และแสงกระจายจากท้องฟ้า (skylight).....	10
2.11 ความเข้มของแสงสว่างธรรมชาติในรูปของ direct illuminance และ diffuse illuminance.....	11
2.12 ความเข้มของแสงสว่างธรรมชาติในรูปของความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า หรือ sky luminance.....	12
2.13 เครื่อง sky scanner.....	14
2.14 ลักซ์มิเตอร์.....	15
2.15 เครื่องวัด diffuse illuminance บนพื้นราบ.....	16
2.16 เครื่องวัด global illuminance บนพื้นราบและบนระนาบในแนวตั้ง.....	16
2.17 ลักษณะของปริมาณแสงสว่างธรรมชาติจากท้องฟ้าที่ผ่านช่องหน้าต่าง เข้ามาภายในอาคาร.....	17
2.18 เซลล์ประสาทของสมองมนุษย์ (Abraham, 2005).....	19
2.19 เซลล์ประสาทเทียม (Abraham, 2005).....	21
2.20 กราฟแสดง activation Function.....	22
2.21 รูปแบบการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised learning).....	24
2.22 โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (feedforward).....	26
2.23 โครงข่ายประสาทเทียมแบบมีการป้อนไปเวียนกลับ (recurrent).....	27
2.24 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	28
3.1 เครื่อง sky scanner ซึ่งติดตั้งที่สถานีนครปฐม.....	49

ภาพที่	หน้า
3.2 เครื่อง sky scanner ซึ่งติดตั้งที่สถานีสงขลา.....	50
3.3 ตำแหน่งของท้องฟ้าเป็นเซลล์ซึ่งเครื่อง sky scanner ทำการวัดค่า sky luminance.....	50
3.4 อัลติจูดของตำแหน่งท้องฟ้าที่เครื่อง sky scanner ทำการวัด	51
3.5 เครื่อง sky view ซึ่งติดตั้งที่สถานีนครปฐม.....	53
3.6 เครื่อง sky view ซึ่งติดตั้งที่สถานีสงขลา.....	53
3.7 ตัวอย่างของสภาพท้องฟ้าปราศจากเมฆ.....	54
3.8 ตัวอย่างของสภาพท้องฟ้ามีเมฆบางส่วน	55
3.9 ตัวอย่างของสภาพท้องฟ้ามีเมฆปกคลุมทั้งหมด	56
3.10 แสดงตำแหน่งของดวงอาทิตย์ และตำแหน่งของท้องฟ้า (P) ที่จะหาค่าความเข้ม แสงสว่างตามแบบจำลองที่จะสร้างขึ้น โดย Z_s เป็นมุมเซนนิธของดวงอาทิตย์ Z เป็นมุมเซนนิธของจุดที่พิจารณา χ เป็นระยะห่างเชิงมุมระหว่างจุดที่พิจารณา กับตำแหน่งของดวงอาทิตย์ α เป็นมุมอาซิมุทของจุดที่พิจารณา และ α_s เป็นมุม อาซิมุทของดวงอาทิตย์.....	57
3.11 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับคำนวณค่า relative sky luminance ..	58
3.12 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี clear รวมทุกเดือน ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 13	62
3.13 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี clear เดือนมกราคม ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 13	63
3.14 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี clear เดือนกุมภาพันธ์ ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 11....	64
3.15 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี clear เดือนมีนาคม ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 13	65
3.16 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี clear เดือนเมษายน ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 13	66
3.17 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี clear เดือนพฤษภาคม ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 11....	67
3.18 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี clear เดือนมิถุนายน ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 12.....	68

[illegible]

ภาพที่	หน้า
3.33 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี clear เดือนพฤษภาคม ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 13.....	84
3.34 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี clear เดือนมิถุนายน ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 13	85
3.35 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี clear เดือนกรกฎาคม ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 13.....	86
3.36 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี clear เดือนสิงหาคม ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 13.....	87
3.37 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี clear เดือนกันยายน ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 13.....	88
3.38 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี clear เดือนตุลาคม ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 13	89
3.39 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี clear เดือนพฤศจิกายน ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 13	90
3.40 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี clear เดือนธันวาคม ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 13.....	91
3.41 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี partly cloudy ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 7.....	92
3.42 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี partly cloudy ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 8.....	93
3.43 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี partly cloudy ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 10.....	94
3.44 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANNs กับค่าที่ได้จากการวัด กรณี overcast ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANNs (b) CIE 4.....	95
A1 ตำแหน่งของท้องฟ้าเป็นเซลล์ซึ่งเครื่อง sky scanner ทำการวัดค่า sky luminance	104
A2 อัลติจูดของตำแหน่งท้องฟ้าที่เครื่อง sky scanner ทำการวัด	104
A3 ลักษณะทิศทางการหมุนสแกนการวัดค่า luminance (L) ของเครื่อง sky scanner (Z = zenith angle).....	106

สัญลักษณ์

A	=	พื้นที่
C	=	ปริมาณเมฆ
E	=	อิลูมินแนนซ์ [lux]
E_{dh}	=	ความเข้มแสงกระจาย (diffuse illuminance) บนพื้นราบ (lux)
E_{kh}	=	ปริมาณแสงสว่างที่ตกกระทบบนจุดใดๆ ในห้องที่มองเห็นท้องฟ้าโดยบอกในรูปของ illuminance [lux]
$\bar{E}_{on}$	=	illuminance ของแสงอาทิตย์นอกบรรยากาศโลกที่ระนาบตั้งฉากกับแสงจากดวงอาทิตย์ [lux]
E_p	=	ความผิดพลาดรวมทุกโหนดของตัวอย่างที่ p
$f(n)$	=	ฟังก์ชันการกระตุ้น
$G_{S\lambda}$	=	ความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ที่ความยาวคลื่นต่างๆ บนระนาบตั้งฉากกับทางเดินของแสงที่ระยะเฉลี่ยระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์ [$\text{W/m}^2 - \mu\text{m}$]
h_j	=	สัญญาณเอาต์พุตของชั้นซ่อนโหนดที่ j
I_{bn}	=	ความเข้มรังสีตรง [W/m^2]
I_{dh}	=	diffuse illuminance (lux)
I_{on}	=	ความเข้มรังสีดวงอาทิตย์นอกบรรยากาศโลก [W/m^2]
k	=	maximum luminous efficacy [683 lm/W]
K	=	secondary scattering coefficient
K_d	=	diffuse fraction
K_0	=	diffuse fraction กรณีที่ท้องฟ้าปราศจากเมฆ
$L(\theta, \phi)$	=	เป็น sky luminance [cd/m^2]
L	=	ความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า (sky luminance) [kCd/m^2]
L_C	=	ความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า กรณีที่ท้องฟ้าปราศจากเมฆ [kCd/m^2] มีเมฆปกคลุมทั้งหมด [kCd/m^2]
L_{CIE-C}	=	ความสว่างจากส่วนต่างๆ บนท้องฟ้าตามมาตรฐาน CIE กรณีท้องฟ้าปราศจากเมฆ [kCd/m^2]
L_{CIE-CT}	=	ความสว่างจากส่วนต่างๆ บนท้องฟ้าตามมาตรฐาน CIE

L_{CIE-i}	=	ความสว่างจากส่วนต่าง ๆ บนท้องฟ้าตามมาตรฐาน CIE กรณีท้องฟ้ามีเมฆบางส่วน [kCd/m^2]
L_{CIE-o}	=	ความสว่างจากส่วนต่าง ๆ บนท้องฟ้าตามมาตรฐาน CIE กรณีท้องฟ้ามีเมฆปกคลุมทั้งหมด [kCd/m^2]
L_O	=	ความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า กรณีที่ท้องฟ้า
L_Z	=	ความสว่าง ณ ตำแหน่งกลางท้องฟ้า (zenith luminance) [kCd/m^2]
M	=	จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุต
m	=	air mass
n	=	ผลรวมสุทธิที่เกิดจากของค่าอินพุตคูณกับค่าน้ำหนัก
N	=	จำนวนข้อมูลทั้งหมด
O_i	=	ค่าที่ได้จากการวัด
out	=	ค่าสัญญาณเอาต์พุต
p	=	จำนวนโหนดในชั้นอินพุต
P	=	primary scattering coefficient
R_λ	=	การตอบสนองของสายตามนุษย์ต่อความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ที่ความยาวคลื่นต่างๆ
S_i	=	ค่าที่ได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม
t_k	=	ค่าเป้าหมายโหนดที่ k
u_j	=	ผลรวมของสัญญาณโหนดที่ j
v_k	=	ผลรวมของสัญญาณโหนดที่ k
w_{ji}^h	=	ค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงอินพุตโหนดที่ i กับโหนดที่ j ของชั้นซ่อน
w'_{ji}	=	ค่าน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นอินพุตกับชั้นซ่อนที่ปรับใหม่
w_{kj}^y	=	ค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงชั้นซ่อนโหนดที่ j กับโหนดที่ k ของชั้นเอาต์พุต
w'_{kj}	=	ค่าน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุตที่ปรับใหม่
$w_1, w_2, \dots, w_n$	=	ชุดค่าน้ำหนัก
x_i	=	อินพุตโหนดที่ i
$x_1, x_2, \dots, x_n$	=	ชุดข้อมูลอินพุต
y_k	=	สัญญาณเอาต์พุตโหนดที่ k
Z	=	มุมเซนนิธของตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [องศา]
Z_s	=	มุมเซนนิธของตำแหน่งดวงอาทิตย์ [เรเดียน]
Ω	=	มุมคั่น

α	=	มุมเงยของตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [องศา]
χ	=	ระยะห่างเชิงมุมระหว่างตำแหน่งของดวงอาทิตย์กับตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [องศา]
δ_j	=	ค่าความผิดพลาดของชั้นซ้อน
δ_k	=	ค่าความผิดพลาดของชั้นเอาต์พุต
ε	=	sky clearness index
ϕ	=	เป็นมุมอาซิมุท [radian]
ϕ_E	=	ฟลักซ์ของแสงสว่าง [W]
η	=	อัตราการเรียนรู้
θ	=	เป็นมุมเงยจากพื้นของจุดที่พิจารณา [radian]
θ	=	มุมระหว่างเส้นตั้งฉากของพื้นราบกับทิศที่แสงเดินทาง
Δ	=	sky brightness index

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญและความเป็นมาของปัญหา

แสงสว่างธรรมชาติที่ผ่านบรรยากาศมายังพื้นผิวโลกจะประกอบด้วยแสงตรงจากดวงอาทิตย์ (sunlight) และแสงกระจายจากท้องฟ้า (skylight) โดยแสงตรงจะเป็นรังสีอาทิตย์ที่เคลื่อนที่ผ่านบรรยากาศเป็นแนวเส้นตรงจากดวงอาทิตย์มายังพื้นผิวโลก ส่วนแสงกระจายจะเป็นรังสีอาทิตย์ที่ถูกกระเจิงโดยโมเลกุลของอากาศ ฝุ่นละออง (aerosols) และเมฆ มีทิศทางไม่แน่นอน โดยส่วนหนึ่งจะกระจายมาตกกระทบพื้นผิวโลก ในอดีตมนุษย์ใช้ประโยชน์จากแสงสว่างธรรมชาติในชีวิตประจำวันเป็นหลัก แต่ในปัจจุบันอาคารต่างๆ มีขนาดใหญ่และซับซ้อนมากขึ้นทำให้ต้องใช้แสงสว่างจากหลอดไฟฟ้าเป็นหลัก สำหรับประเทศไทยการใช้ไฟฟ้าเพื่อให้ความสว่างในอาคารมีปริมาณมากกว่า 15% ของการใช้ไฟฟ้าทั้งหมดของประเทศและยังมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นตามการขยายตัวทางเศรษฐกิจอีกด้วย

แสงสว่างธรรมชาติ (daylight) สามารถให้ความสว่างในอาคารเพื่อลดการใช้พลังงานไฟฟ้าสำหรับให้แสงสว่างภายในอาคารได้ ในการออกแบบอาคารที่ใช้ประโยชน์จากแสงสว่างธรรมชาติอย่างมีประสิทธิภาพจำเป็นต้องมีข้อมูลความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า (sky luminance) ในบริเวณนั้น ข้อมูลดังกล่าวสามารถหาได้จากการวัดด้วยเครื่อง sky scanner แต่เนื่องจากเครื่องวัดดังกล่าวมีราคาแพง ข้อมูลจากการวัดจึงมีจำกัด นักวิจัยต่างๆ จึงพัฒนาแบบจำลองสำหรับคำนวณแสงสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าทดแทนการวัด ถึงแม้ว่านักวิจัยในประเทศตะวันตกได้มีการสร้างแบบจำลองสำหรับคำนวณความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าไว้แล้วก็ตาม แต่แบบจำลองเหล่านั้นพัฒนาขึ้นจากสภาพท้องฟ้าในยุโรปและอเมริกา ซึ่งส่วนใหญ่เป็นสภาพท้องฟ้าแบบมีเมฆปกคลุมทั้งหมด (overcast sky) และทางเดินปรากฏของดวงอาทิตย์ (sun path) ไม่ผ่านจุดกลางฟ้า (zenith) ซึ่งต่างจากกรณีของประเทศไทยที่ส่วนใหญ่ดวงอาทิตย์มีทางเดินปรากฏอยู่ใกล้ตำแหน่งกลางฟ้า และท้องฟ้าส่วนใหญ่เป็นแบบมีเมฆบางส่วน (partly cloudy) ทำให้แบบจำลองที่มีอยู่นั้นไม่สอดคล้องกับสภาพท้องฟ้าของประเทศไทย

โดยทั่วไปความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าจะขึ้นกับตำแหน่งของส่วนของท้องฟ้าที่ให้แสงสว่าง (sky element) มุมเซนิตของดวงอาทิตย์ (solar zenith angle) และระยะห่างเชิงมุมระหว่างส่วนของท้องฟ้าที่ให้แสงสว่างกับดวงอาทิตย์ (indicatric angle) (Kittler et al., 1967) นอกจากนี้ยัง

ขึ้นอยู่กับสภาพท้องฟ้าซึ่งเมฆเป็นตัวแปรที่สำคัญ เนื่องจากแสงสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าในสภาพท้องฟ้ามีเมฆจะขึ้นกับตำแหน่งและชนิดของเมฆซึ่งมีคุณสมบัติแบบสุ่ม (random) ดังนั้นการใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อทำนายความสว่างของท้องฟ้าในสภาพดังกล่าวให้ถูกต้องจึงทำได้ยาก ในการแก้ปัญหาดังกล่าว ผู้วิจัยจึงเสนอที่จะใช้โครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural networks, ANNs) มาใช้ทำนายความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า ทั้งนี้เพราะการสร้างแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมจะเหมาะสมกับระบบที่ซับซ้อนซึ่งใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ทำนายได้ยาก โดยผู้วิจัยจะทำการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมให้เหมาะสมกับการทำนายความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า จากนั้นจะทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าที่ทำการวัดที่จังหวัดนครปฐม หลังจากนั้นจะทำการทดสอบความถูกต้องของการคำนวณเทียบกับข้อมูลจากการวัด

1.2 วัตถุประสงค์

- 1) เพื่อสร้างแบบจำลองคำนวณค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม สำหรับสภาพท้องฟ้าของประเทศไทย
- 2) เพื่อทดสอบสมรรถนะของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้

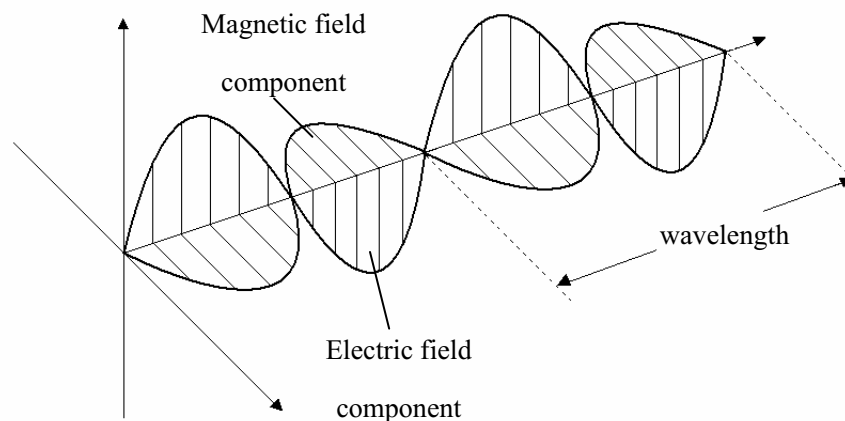
บทที่ 2

หลักทฤษฎีและการงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในการดำเนินการวิจัยเกี่ยวกับแสงสว่างธรรมชาติ จำเป็นต้องมีพื้นฐานความรู้เกี่ยวกับแสงสว่างทั่วไปซึ่งเป็นคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า รวมทั้งงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับแสงสว่างธรรมชาติที่ผ่านมา โดยจะกล่าวในรายละเอียดดังนี้

2.1 คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า (electromagnetic wave)

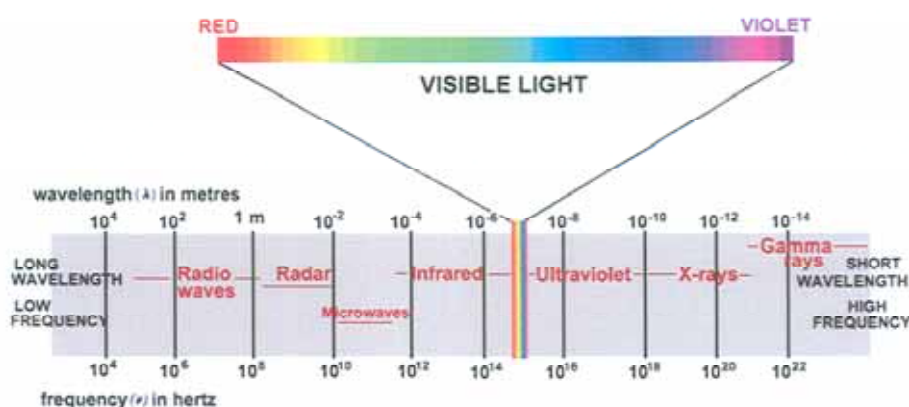
คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า เป็นคลื่นตามขวางที่ประกอบด้วยสนามแม่เหล็กและสนามไฟฟ้าซึ่งตั้งฉากกัน และเคลื่อนที่ไปในทิศทางที่ตั้งฉากกับทั้งสนามแม่เหล็กและสนามไฟฟ้า โดยมีความเร็วในสุญญากาศเท่ากับ 3×10^8 m/s



รูปที่ 2.1 ลักษณะการเคลื่อนที่ของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าในสุญญากาศ

ในกรณีทั่วไป คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้ามีคุณสมบัติซึ่งสามารถทำนายหรืออธิบายได้ด้วยสมการของแมกซ์เวลล์ (Maxwell's equations) โดยคุณสมบัติที่สำคัญได้แก่ การหักเห (refraction) การสะท้อน (reflection) การเลี้ยวเบน (diffraction) และการแทรกสอด (interference) สำหรับกรณีของปรากฏการณ์เกี่ยวกับคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าในระดับอะตอมจะต้องพิจารณาว่า คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าเป็น

อนุภาค (particle) และต้องใช้ทฤษฎีควอนตัมในการอธิบายปรากฏการณ์ต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้ามีความยาวคลื่นไม่จำกัด โดยสามารถพบคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าได้ตั้งแต่รังสีแกมมา รังสีเอ็กซ์ รังสีอัลตราไวโอเล็ต แสงสว่าง รังสีอินฟราเรด และคลื่นวิทยุ (ดังรูปที่ 2.2)

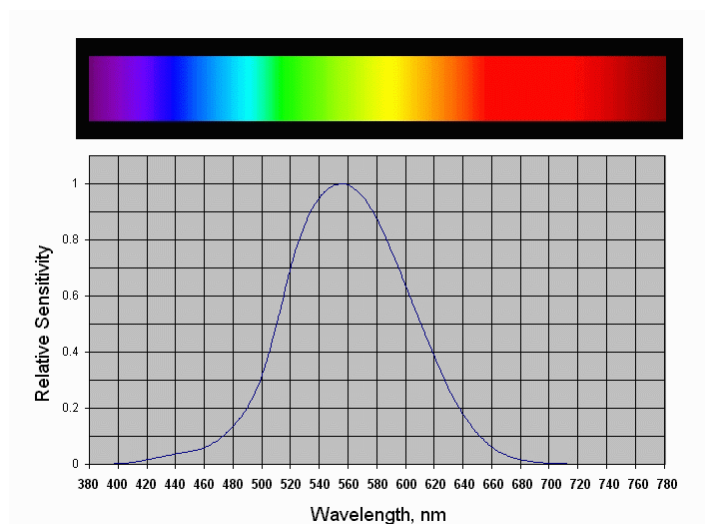


รูปที่ 2.2 คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าที่ความยาวคลื่นช่วงต่างๆ

2.2 แสงสว่าง (visible light)

2.2.1 การตอบสนองของสายตามนุษย์

แสงสว่างเป็นคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าในช่วงความยาวคลื่น $0.38 - 0.77 \mu\text{m}$ ซึ่งสามารถรับรู้ได้ด้วยสายตาของมนุษย์ โดยทั่วไปตาของมนุษย์จะตอบสนองต่อแสงสว่างที่ความยาวคลื่นต่างๆ ไม่เท่ากัน โดยจะตอบสนองแสงสีเขียวได้ดีกว่าสีแดงหรือสีม่วง โดย International Commission of Illumination (Centre International d' Eclairage, CIE) ได้กำหนดมาตรฐานการตอบสนองของสายตามนุษย์ในสภาพแสงปกติ ดังแสดงในรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 การตอบสนองของสายตามนุษย์ตามมาตรฐานของ CIE

2.2.2 ปริมาณแสงสว่าง

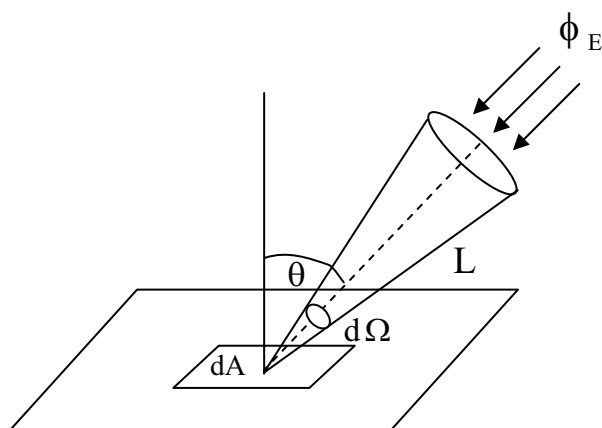
แสงสว่างโดยทั่วไปซึ่งรวมถึงแสงสว่างธรรมชาติจะมีการกำหนดศัพท์ทางเทคนิค ซึ่งใช้ในการบอกรายละเอียดต่าง ๆ ดังนี้

2.2.2.1 ฟลักซ์ (flux) โดยทั่วไปฟลักซ์ของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าจะเป็นอัตราการไหลของพลังงาน ซึ่งมีหน่วยเป็นพลังงานต่อหนึ่งหน่วยเวลา (J/s หรือ Watt) เมื่อฟลักซ์ของแสงสว่างตกกระทบตาของมนุษย์ ประสาทตาจะรับรู้ในรูปของฟลักซ์ของแสงสว่าง (luminous flux) ในหน่วยลูเมน (lumen) ซึ่งจะมีความสัมพันธ์กับฟลักซ์ของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า (radiant flux) ที่เข้ามา ดังนี้

$$683 \text{ lumen} = 1 \text{ W} \quad \text{ที่ความยาวคลื่น 555 นาโนเมตร}$$

ฟลักซ์ของแสงสว่างอาจเป็นฟลักซ์ที่ออกมาจากแหล่งกำเนิดแสงหรือฟลักซ์ที่ตกกระทบพื้นที่ต่าง ๆ หรือเป็นฟลักซ์ของแสงสว่างที่เคลื่อนที่ผ่านพื้นที่ในดวงกลางต่าง ๆ

2.2.2.2 ลูมิแนนซ์ (luminance) เป็นฟลักซ์ของแสงสว่างที่พุ่งเข้าหรือพุ่งออกจากจุดบนพื้นที่ตั้งฉากกับทางเดินของแสงหนึ่งหน่วยพื้นที่ ในกรวยแคบ ๆ ซึ่งมีมุมตัน 1 สเตอเรเดียน (steradian) ดังรูปที่ 2.4 หรือเขียนในรูปสมการได้ดังสมการที่ 2.1



รูปที่ 2.4 การให้คำจำกัดความของลูมิแนนซ์ (luminance)

$$L = \frac{d^2 \phi_E}{dA \cos \theta d\Omega} \quad (2.1)$$

เมื่อ

L = ลูมิแนนซ์ [cd/m^2]

ϕ_E = ฟลักซ์ของแสงสว่าง [W]

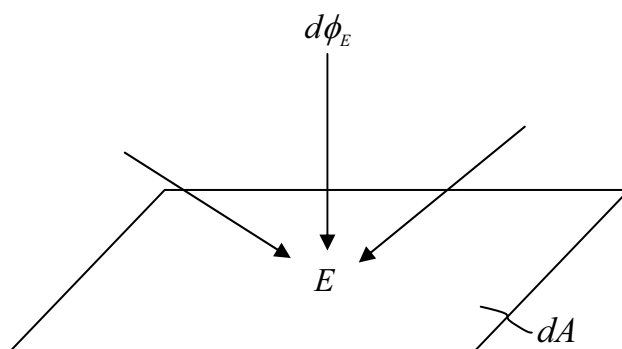
Ω = มุมตัน

A = พื้นที่

θ = มุมระหว่างเส้นตั้งฉากของพื้นราบกับทิศที่แสงเดินทาง

ลูมิแนนซ์มีหน่วยเป็น $\text{lumen}/\text{sr}\cdot\text{m}^2$ หรือมีหน่วยอีกอย่างหนึ่งว่า $\text{Candela}/\text{m}^2$ แสงจากหลอดไฟในกรณีที่หลอดไฟปราศจากเมฆจะมีค่าลูมิแนนซ์ประมาณ $10 - 12 \text{ kCd}/\text{m}^2$ สำหรับแสงตรงจากดวงอาทิตย์จะมีค่าลูมิแนนซ์ได้สูงถึง $20 - 50 \text{ kCd}/\text{m}^2$

2.2.2.3 อิลูมิแนนซ์ (illuminance) เป็นปริมาณของฟลักซ์แสงสว่างที่ตกกระทบบต่อพื้นที่หนึ่งหน่วย มีหน่วยเป็น lumen/m^2 ซึ่งมีชื่อเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า ลักซ์ (lux) ดังแสดงในรูปที่ 2.5 หรือเขียนได้ดังสมการที่ 2.2



รูปที่ 2.5 การให้คำจำกัดความของอิลูมิแนนซ์ (illuminance)

$$E = \frac{d\phi_E}{dA} \quad (2.2)$$

เมื่อ

E = อิลูมิแนนซ์ [lux]

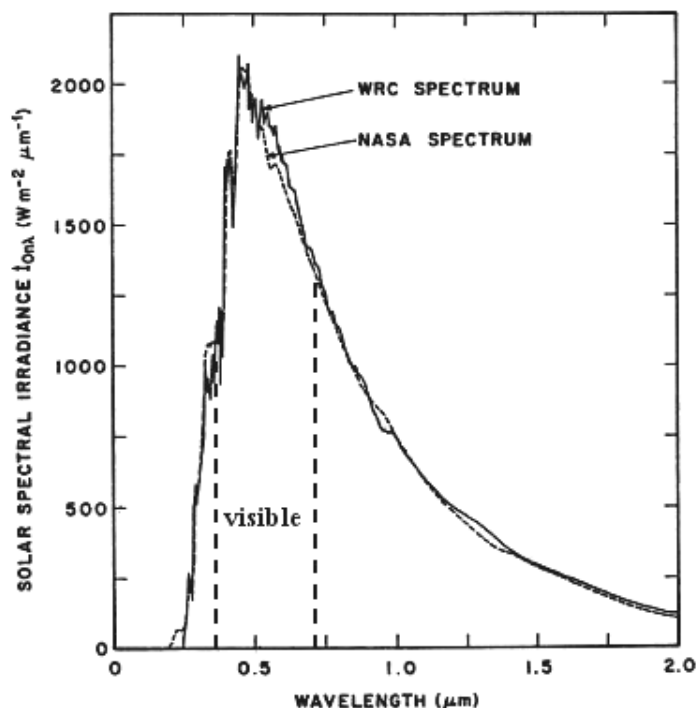
ϕ_E = ฟลักซ์ของแสงสว่าง [W]

A = พื้นที่

2.3 แสงสว่างธรรมชาติ (daylight)

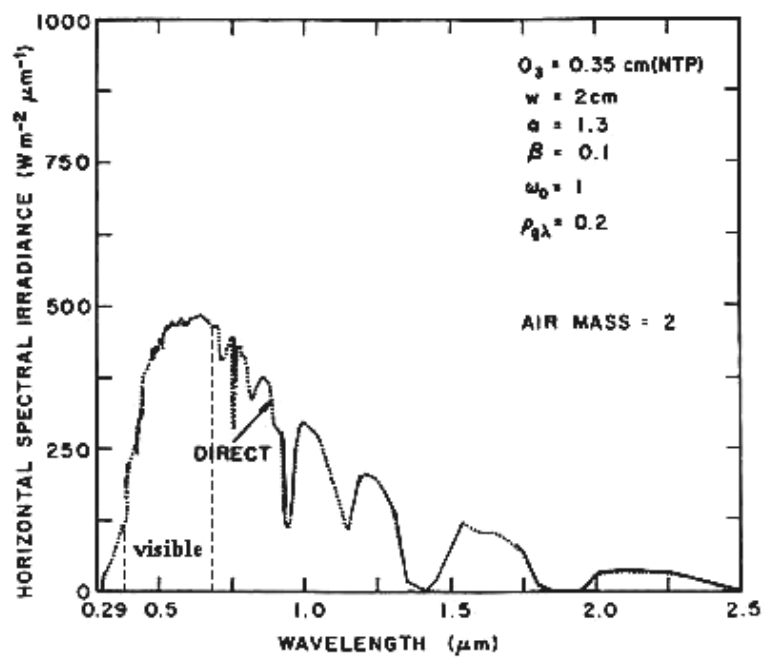
2.3.1 แหล่งกำเนิดของแสงสว่างธรรมชาติ

ดวงอาทิตย์เป็นแหล่งกำเนิดของแสงธรรมชาติ ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าที่แผ่ออกมาจากดวงอาทิตย์ โดยจะเป็นส่วนที่ตามนุษย์รับรู้ได้ โดยมีความยาวคลื่นอยู่ในช่วง $0.38 - 0.77 \mu\text{m}$ ที่นอกบรรยากาศคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าส่วนนี้จะมีค่าเข้มสูง ซึ่งสังเกตได้จากสเปกตรัมของรังสีดวงอาทิตย์นอกบรรยากาศโลก ดังแสดงในรูปที่ 2.6

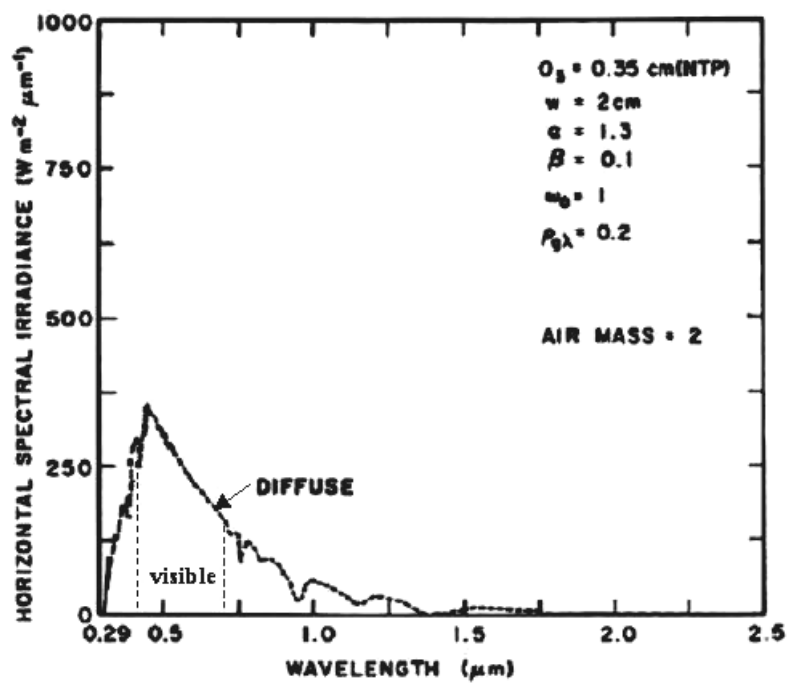


รูปที่ 2.6 สเปกตรัมของรังสีดวงอาทิตย์นอกบรรยากาศโลก (Iqbal, 1983)

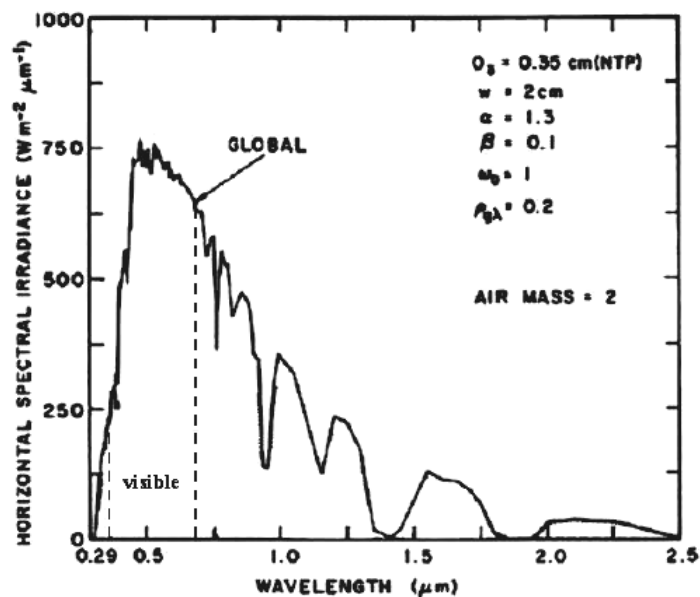
เมื่อรังสีดวงอาทิตย์เคลื่อนที่ผ่านบรรยากาศมายังพื้นผิวโลกจะถูกโมเลกุลอากาศ ฝุ่นละออง (aerosols) และเมฆ ดูดกลืน (absorb) และกระเจิง (scatter) ส่วนที่ถูกกระเจิงจะทำให้เกิดรังสีกระจาย (diffuse radiation) และส่วนที่เหลือพุ่งตรงมายังผู้สังเกตจะเรียกว่า รังสีตรง (direct radiation) ผลรวมของรังสีทั้งสองจะเรียกว่า รังสีรวม (global radiation) สเปกตรัมของรังสีตรง รังสีกระจาย และรังสีรวม ในกรณีท้องฟ้าปราศจากเมฆจะขึ้นอยู่กับองค์ประกอบของบรรยากาศที่สำคัญ ได้แก่ โอโซน (ozone) ไอน้ำ ฝุ่นละออง และก๊าซต่าง ๆ นอกจากนี้ยังขึ้นอยู่กับมวลอากาศ (air mass) ที่รังสีดวงอาทิตย์เคลื่อนที่ผ่าน ตัวอย่างของสเปกตรัมรังสีตรง รังสีกระจายและรังสีรวมในสภาพท้องฟ้าปราศจากเมฆ แสดงดังรูปที่ 2.7–2.9



รูปที่ 2.7 ตัวอย่างของสเปกตรัมรังสีตรง (Iqbal, 1983)

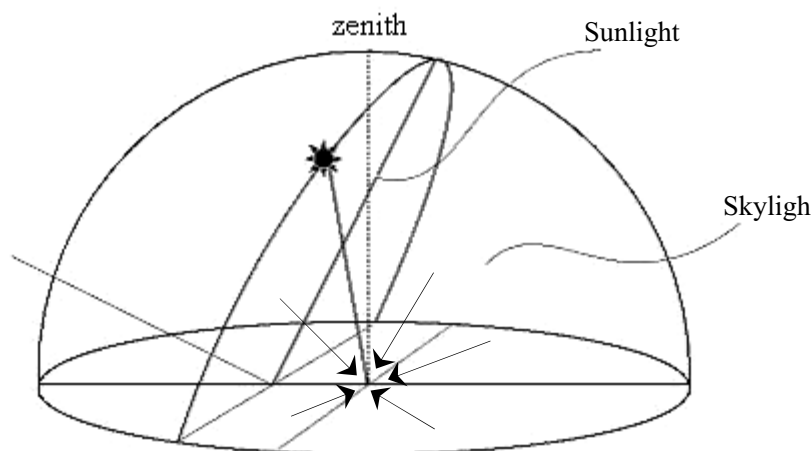


รูปที่ 2.8 ตัวอย่างของสเปกตรัมรังสีกระจาย (Iqbal, 1983)



รูปที่ 2.9 ตัวอย่างของสเปกตรัมรังสีรวม (Iqbal, 1983)

ส่วนของสเปกตรัมรังสีดวงอาทิตย์ที่สายตามนุษย์สามารถนำมาใช้ประโยชน์ได้จะเรียกว่า แสงสว่างธรรมชาติ (daylight) ซึ่งประกอบด้วยสองส่วน ได้แก่ แสงตรงจากดวงอาทิตย์ (sunlight) และแสงกระจายจากท้องฟ้า (skylight) แสงตรงจากดวงอาทิตย์จะเป็นส่วนของรังสีดวงอาทิตย์ที่พุ่งตรงจากดวงอาทิตย์ผ่านบรรยากาศของโลกมายังตำแหน่งที่พิจารณา ส่วนแสงกระจายจากท้องฟ้าจะเป็นแสงที่เกิดจากการกระเจิง (scattering) ของแสงตรงจากดวงอาทิตย์โดยโมเลกุลของอากาศ ฝุ่นละออง และเมฆ ดังแสดงในรูปที่ 2.10



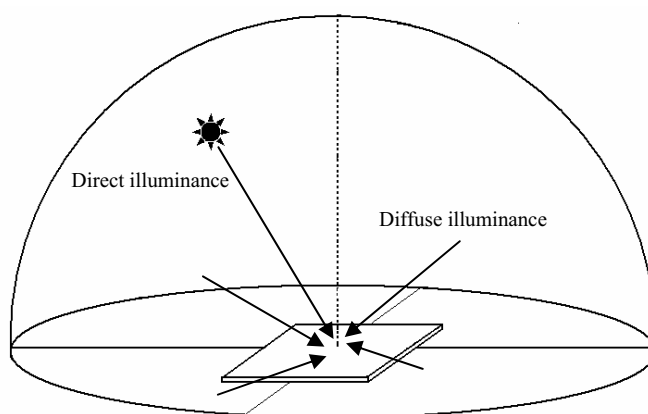
รูปที่ 2.10 แสงจากดวงอาทิตย์ (sunlight) และแสงกระจายจากท้องฟ้า (skylight)

เมื่อแสงตรงจากดวงอาทิตย์และแสงกระจายจากท้องฟ้าตกกระทบพื้นดิน ต้นไม้ และสิ่งปลูกสร้างต่างๆ จะมีการสะท้อน ซึ่งแสงสว่างส่วนนี้ยังคงเป็นแสงสว่างธรรมชาติอีกส่วนหนึ่ง ซึ่งเรียกว่าแสงสว่างธรรมชาติซึ่งสะท้อนจากพื้นผิวโลก

2.3.2 ปริมาณแสงสว่างธรรมชาติ

2.3.2.1 Direct Illuminance และ Diffuse Illuminance

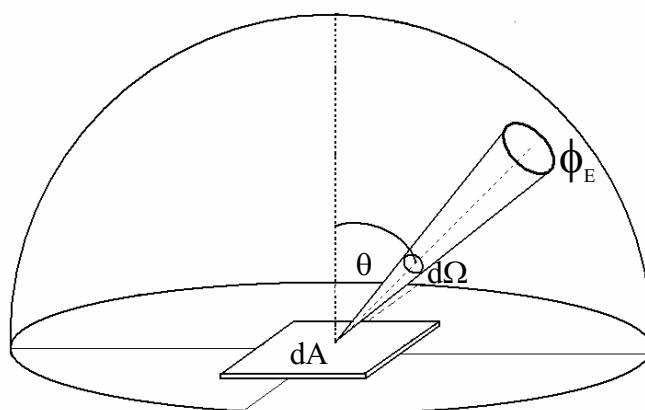
Illuminance เป็นปริมาณของแสงสว่างในรูปของฟลักซ์ที่ตกกระทบพื้นที่หนึ่งหน่วย ถ้าเป็นฟลักซ์ของแสงตรงจากดวงอาทิตย์ จะเรียกว่า direct illuminance หรือ beam illuminance กรณีที่เป็นฟลักซ์ของแสงกระจายจากท้องฟ้า จะเรียกว่า diffuse illuminance และเรียกผลรวมของปริมาณทั้งสองว่า global illuminance ดังแสดงในแผนภูมิรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 ความเข้มของแสงสว่างธรรมชาติในรูปของ direct illuminance และ diffuse illuminance

2.3.2.2 sky luminance

เมื่อรังสีดวงอาทิตย์เดินทางผ่านบรรยากาศของโลกจะถูกกระเจิงโดยโมเลกุลของอากาศ ฝุ่นละออง และเมฆ เกิดเป็นรังสีกระจาย ซึ่งสายตามนุษย์รับรู้ได้ในรูปของความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า หรือ sky luminance ดังแสดงในรูปที่ 2.12



รูปที่ 2.12 ความเข้มของแสงสว่างธรรมชาติในรูปของความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า
หรือ sky luminance

โดยทั่วไปที่สภาพท้องฟ้าแบบหนึ่งและดวงอาทิตย์อยู่ ณ ตำแหน่งหนึ่ง ค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า จะมีค่าขึ้นอยู่กับระยะทางเชิงมุม (angular distance) ระหว่างจุดๆ นั้นกับดวงอาทิตย์ และมุมเซนนิธของจุดๆ นั้น (Kittler, 1967)

2.3.3 การหาค่าปริมาณแสงสว่างธรรมชาติ

2.3.3.1 แสงสว่างธรรมชาตินอกบรรยากาศโลก

โดยทั่วไปแสงสว่างธรรมชาตินอกบรรยากาศโลกสามารถหาได้โดยการคำนวณ ทั้งนี้เพราะปัจจุบันเราทราบค่าสเปกตรัมของรังสีดวงอาทิตย์นอกบรรยากาศโลกและค่า response ของสายตามนุษย์ที่ความยาวคลื่นต่างๆ ได้อย่างละเอียด จากปริมาณทั้งสองเราสามารถหาความสว่างธรรมชาติในรูปของ illuminance บนระนาบตั้งฉากกับลำแสงจากดวงอาทิตย์ที่ระยะเฉลี่ยระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์ โดยอาศัยสมการ

$$\overline{E}_{on} = k \int_{0.38}^{0.77} G_{s\lambda} R_{\lambda} d\lambda \quad (2.3)$$

- เมื่อ $\bar{E}_{on}$ = illuminance ของแสงอาทิตย์นอกบรรยากาศโลกที่ระนาบตั้งฉากกับแสงจากดวงอาทิตย์ [lux]
- $G_{s\lambda}$ = ความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ที่ความยาวคลื่นต่างๆ บนระนาบตั้งฉากกับทางเดินของแสงที่ระยะเฉลี่ยระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์ [$\text{W/m}^2 - \mu\text{m}$]
- R_λ = การตอบสนองของสายตามนุษย์ต่อความเข้มรังสีดวงอาทิตย์ที่ความยาวคลื่นต่างๆ
- k = maximum luminous efficacy [683 lm/W]

เมื่อแทนค่า $G_{s\lambda}$ และ R_λ ลงในสมการที่ 2.3 จะได้ $\bar{E}_{on}$ ดังสมการ

$$\bar{E}_{on} = 133.95 \quad [\text{klux}] \quad (2.4)$$

ค่า $\bar{E}_{on}$ ที่ได้นี้เทียบกับค่า solar constant (1367 W/m^2) ซึ่งใช้ในการคำนวณความเข้มรังสีดวงอาทิตย์

2.3.3.2 แสงสว่างธรรมชาติที่พื้นผิวโลก

ดังที่กล่าวไปแล้วว่าแสงสว่างธรรมชาติที่พื้นผิวโลกประกอบไปด้วย แสงสว่างธรรมชาติที่พุ่งตรงมาจากดวงอาทิตย์ที่เรียกว่า beam illuminance และแสงที่กระเจิง (scatter) มาจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าเรียกว่า diffuse illuminance การหาปริมาณทั้งสองในสภาพท้องฟ้าปราศจากเมฆสามารถคำนวณได้ แต่ในการคำนวณดังกล่าวจำเป็นต้องทราบองค์ประกอบต่างๆ ของบรรยากาศที่สำคัญได้แก่ ปริมาณไอน้ำในบรรยากาศ (precipitable water) และปริมาณฝุ่นละออง (aerosols) ในบรรยากาศ

สำหรับกรณีท้องฟ้ามีเมฆการคำนวณค่า illuminance โดยอาศัยข้อมูลภาคพื้นดินทำได้ยาก ทั้งนี้เพราะเมฆเป็นตัวแปรที่สำคัญซึ่งมีผลต่อปริมาณแสงสว่างธรรมชาติทั้ง beam illuminance และ diffuse illuminance โดยที่ปริมาณและตำแหน่งของเมฆเป็นข้อมูลที่ไม่มีการวัดเป็นประจำที่สถานีอุตุนิยมวิทยาทั่วไป ดังนั้นการหาค่า illuminance โดยทั่วไปจึงใช้วิธีวัดโดยการจัดตั้งสถานีวัดและการทำการวัดต่อเนื่องกันเป็นเวลานานหลายปี เพื่อให้ได้ค่าที่เป็นตัวแทนทางสถิติของบริเวณนั้น

2.3.4 การวัดปริมาณแสงสว่างธรรมชาติ

จากที่ทราบกันแล้วว่าปริมาณของแสงสว่างธรรมชาติจะขึ้นกับสภาพดินฟ้าอากาศ (weather) ซึ่งแปรตามฤดูกาลและสถานที่ ในการนำแสงสว่างธรรมชาติมาใช้งานในอาคาร ผู้ออกแบบอาคารจำเป็นต้องทราบข้อมูลของปริมาณแสงสว่างในบริเวณนั้นหรือบริเวณใกล้เคียง ซึ่งมีการวัดปริมาณแสงสว่างธรรมชาติ โดยการวัดที่สำคัญมีดังนี้

2.3.4.1 การวัดปริมาณแสงสว่างธรรมชาติที่มาจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้า

ข้อมูลดังกล่าวจะวัดในรูปของ luminance ซึ่งจะเป็นฟลักซ์ของแสงสว่างที่เปล่งออกมาจากท้องฟ้าเข้ามาในกรวยแคบๆ ต่อหนึ่งหน่วยพื้นที่ที่ตั้งฉากกับทิศที่แสงเข้ามา มีหน่วยเป็น candela/m^2 เครื่องมือที่ใช้วัดเรียกว่า sky scanner มีลักษณะดังรูปที่ 2.13



รูปที่ 2.13 เครื่อง sky scanner

เครื่องมือนี้จะมีหัววัดลูมิแนนซ์ ซึ่งจะกวาดไปทั่วทุกส่วนของท้องฟ้า และจะวัดค่าความสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้า ข้อมูลนี้ถือว่าเป็นข้อมูลที่ดีที่สุดสำหรับการออกแบบอาคาร ทั้งนี้เพราะสามารถนำมาใช้คำนวณปริมาณแสงสว่างธรรมชาติที่ผ่านช่องแสง หรือหน้าต่างอาคารเข้ามายังพื้นที่ที่ใช้งานในอาคารได้ อย่างไรก็ตาม sky scanner มีราคาแพง จึงมีการวัดน้อยมาก

2.3.4.2 การวัดปริมาณแสงสว่างธรรมชาติที่ตกกระทบระนาบต่างๆ

หลักการของแสงสว่างธรรมชาติที่ตกกระทบระนาบต่าง ๆ ต่อหนึ่งหน่วยพื้นที่จะเรียกว่า illuminance ซึ่งประกอบด้วย direct หรือ beam illuminance และ diffuse illuminance และผลรวมของปริมาณทั้งสองจะเรียกว่า global illuminance ซึ่งมีหน่วยเป็น lumen/m^2 หรือ lux เครื่องมือที่ใช้วัด เรียกว่า ลักซ์มิเตอร์ (lux meter) มีลักษณะดังแสดงไว้ในรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 ลักซ์มิเตอร์

เครื่องมือดังกล่าวใช้วัด global illuminance บนระนาบต่าง ๆ ที่สำคัญ ได้แก่ การวัดบนพื้นราบ และการวัดบนระนาบในแนวตั้ง (vertical plane) ที่หันหน้าไปทางทิศเหนือ ได้ตะวันออก และตะวันตก นอกจากนี้ยังสามารถใช้วัด diffuse illuminance บนพื้นราบ โดยการติดตั้งวงแหวนบังแสงตรง (ดังรูปที่ 2.15) จากค่า global illuminance และ diffuse illuminance บนพื้นราบ เราสามารถคำนวณ direct illuminance บนพื้นราบได้ จากนั้นจะสามารถนำไปใช้คำนวณ direct illuminance บนระนาบในแนวตั้งได้ ซึ่งค่าดังกล่าวเมื่อนำไปหักออกจากค่า global illuminance ในแนวตั้งก็จะได้ค่า diffuse illuminance บนระนาบในแนวตั้งได้ ค่า diffuse illuminance และค่า direct illuminance บนระนาบในแนวตั้ง จะเป็นข้อมูลที่สำคัญสำหรับใช้คำนวณปริมาณแสงสว่างธรรมชาติที่ผ่านช่องเปิดของกรอบอาคาร เช่น หน้าต่างเข้าไปภายในอาคาร



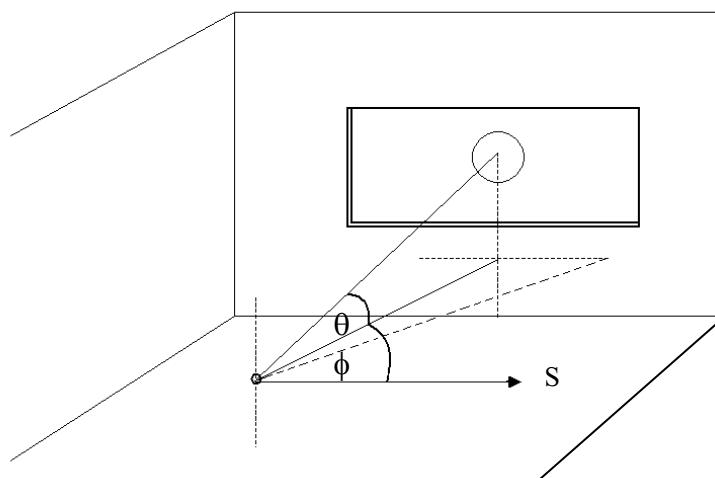
รูปที่ 2.15 เครื่องวัด diffuse illuminance บนพื้นราบ



รูปที่ 2.16 เครื่องวัด global illuminance บนพื้นราบและบนระนาบในแนวดิ่ง

2.3.5 การคำนวณปริมาณแสงสว่างธรรมชาติภายในอาคาร

ในการคำนวณปริมาณแสงสว่างธรรมชาติจากท้องฟ้าที่ผ่านช่องเปิด หรือหน้าต่างเข้าไปยังตำแหน่งหนึ่งภายในอาคาร เราจะพิจารณาว่าท้องฟ้าเป็นแหล่งกำเนิดแสงแบบมีขนาด (extended light source) ซึ่งจะมีการเปล่งแสงที่แปรตามตำแหน่งบนท้องฟ้า โดยจะบอกปริมาณของแสงที่เปล่งออกมาในรูปของ sky luminance ซึ่งเป็นฟังก์ชันของมุมเงย (θ) และมุมอาซิมุท (ϕ) ของตำแหน่งบนท้องฟ้าที่เปล่งแสง ดังรูปที่ 2.17



รูปที่ 2.17 ลักษณะของปริมาณแสงสว่างธรรมชาติจากท้องฟ้าที่ผ่านช่องหน้าต่างเข้ามาภายในอาคาร

ปริมาณแสงสว่างจากท้องฟ้าที่ผ่านหน้าต่างเข้าไปตกกระทบบนจุดใดๆ ในห้องซึ่งมองเห็นท้องฟ้าสามารถคำนวณได้โดยการอินทิเกรต sky luminance ตลอดมุมตัน (solid angle) ของจุดนั้นที่รองรับโดยกรอบหน้าต่าง หรือสามารถเขียนเป็นรูปสมการได้ดังนี้

$$E_{kh} = \int_{\phi\theta} L(\theta, \phi) \cos \theta \sin \phi d\theta d\phi \quad (2.5)$$

- เมื่อ E_{kh} = ปริมาณแสงสว่างที่ตกกระทบบนจุดใดๆ ในห้องที่มองเห็นท้องฟ้า
โดยบอกในรูปของ illuminance [lux]
- $L(\theta, \phi)$ = เป็น sky luminance [cd/m^2]
- θ = เป็นมุมเงยจากพื้นของจุดที่พิจารณา [radian]
- ϕ = เป็นมุมอาซิมุท [radian]

แสงที่ตกกระทบบดงกล่าวจะถูกสะท้อนไปมาภายในห้อง และส่วนหนึ่งจะกลับมามากกระทบบที่จุดเดิม ปริมาณแสงสะท้อนจะขึ้นกับสัมประสิทธิ์การสะท้อน (reflectance) ของผิวห้อง และ view factor ของจุด ๆ นั้นกับพื้นที่ผิวอื่น ๆ ของห้อง ซึ่งสามารถคำนวณได้โดยอาศัยวิธี flux transfer method (Seigel and Howell, 1980)

เมื่อรวมปริมาณแสงสว่างจากท้องฟ้าที่เข้ามาครั้งแรกกับปริมาณแสงสะท้อนจากส่วนประกอบต่าง ๆ ของห้องจะทำให้ทราบปริมาณแสงสว่างรวมที่จุดต่างๆ เนื่องจากการคำนวณดังกล่าวค่อนข้างซับซ้อน ดังนั้นในปัจจุบันจึงมีโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำเร็จรูปต่างๆ ช่วยในการคำนวณ โดยผู้ใชัต้องป้อนข้อมูลที่สำคัญ ได้แก่ ค่า sky luminance ซึ่งเป็นปริมาณแสงสว่างที่มาจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้า ข้อมูลดังกล่าวมักมีจำกัด ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์หลักเพื่อทำการสร้างแบบจำลองเพื่อคำนวณค่า sky luminance โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม สำหรับใช้งานในประเทศไทย

2.4 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) (กำธน ลิธวานนท์, 2544)

โครงข่ายประสาทเทียม คือ โครงสร้างของหน่วยประมวลผลจำนวนมาก ที่ถูกจำลองขึ้นมาอย่างคร่าวๆ ตามอย่างโครงสร้างของระบบประสาทของสมองส่วนเซรีบรัลคอร์เท็กซ์ (cerebral cortex) ของสัตว์เลี้ยงลูกด้วยนม แต่จะมีขนาดเล็กกว่ามาก โครงข่ายประสาทเทียมขนาดใหญ่อาจมีจำนวนหน่วยประมวลผลได้เป็นหลายร้อยหลายพันหน่วย ในขณะที่สมองของสัตว์เลี้ยงลูกด้วยนมมีเซลล์ประสาทนับเป็นพันๆ ล้านเซลล์ การสร้างแบบจำลองของโครงข่ายประสาทขึ้นมาเป็นโครงข่ายประสาทเทียมนั้น ทำได้โดยการพยายามทำความเข้าใจกับกระบวนการทำงานของสมอง แล้วพยายามอธิบายการทำงานนั้นด้วยแบบจำลองเชิงคณิตศาสตร์ จากนั้นจึงออกแบบระบบคอมพิวเตอร์ หรือเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่จะทำงานตามแบบจำลองเชิงคณิตศาสตร์ที่ได้

การพัฒนาระบบประมวลผลแบบโครงข่ายประสาทเทียมนี้จะอิงกับแนวทางการประมวลผลของสมองของสิ่งมีชีวิต ดังนั้น ความเข้าใจในคุณลักษณะเชิงกายภาพและเชิงพฤติกรรมขององค์ประกอบต่างๆ ในสมองของสิ่งมีชีวิตจึงเป็นสิ่งจำเป็น

2.4.1 เซลล์ประสาทของสมองมนุษย์ (neuron)

หน่วยรากฐานของสมองคือ เซลล์ประสาท (neuron) สมองของมนุษย์ (ดังรูปที่ 2.18) ประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทจำนวนอย่างน้อยในระดับแสนๆ ล้านเซลล์ในแง่ของการทำงานนั้น เซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ คือ หน่วยประมวลผลอย่างง่าย ๆ ซึ่งรับสัญญาณและรวมสัญญาณที่ถูกส่งมาจากเซลล์ประสาทอื่นๆ แต่ละเซลล์ประสาทจะมีส่วนหลักๆ อยู่ 3 ส่วน คือ

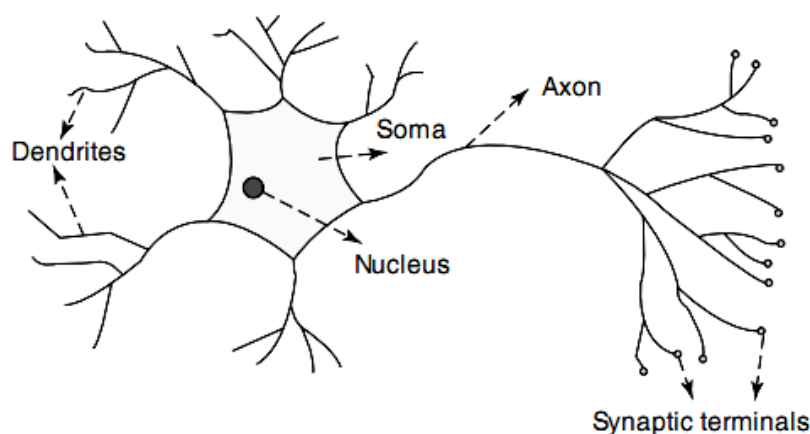
1. ตัวเซลล์ซึ่งเรียกว่า โซมา (soma) มีลักษณะเป็นรูปทรงพีระมิด หรือทรงกระบอก

2. เดนไดรต์ (dendrite)

เดนไดรต์คือ เส้นใยบางๆ ที่เซลล์ประสาทใช้รับสัญญาณ ไฟฟ้าเข้าสู่เซลล์ แต่ละเซลล์ประสาทจะมีเดนไดรต์จำนวนมากจัดตัวเป็นลักษณะเหมือนกิ่งไม้

3. แอกซอน (axon)

แอกซอนคือ สายส่งผ่านสัญญาณทรงกระบอกขนาดยาวและใหญ่ ที่เซลล์ประสาทใช้เป็นทางส่งสัญญาณไปยังเซลล์ประสาทอื่นๆ ส่วนปลายของแอกซอนจะแตกออกเป็นกิ่งก้านย่อยๆ โดยที่ส่วนปลายของแต่ละกิ่งก้านเหล่านี้ลักษณะเป็นปม และจะไปอยู่จนเกือบสัมผัสกับปลายของเดนไดรต์หนึ่งของเซลล์ประสาทเซลล์อื่น



รูปที่ 2.18 เซลล์ประสาทของสมองมนุษย์ (Abraham, 2005)

บริเวณที่เป็นรอยต่อระหว่างปลายของแอกซอนกับปลายของเดนไดรต์เรียกว่า ไซแนปส์ (synapse) สัญญาณไฟฟ้าที่ถูกส่งมาถึงปลายของแอกซอนจะกระตุ้นให้เกิดการส่งผ่านสัญญาณในเชิงเคมีผ่านไซแนปส์ สัญญาณเชิงเคมีดังกล่าวจะถูกเดนไดรต์ตีความเป็นสัญญาณไฟฟ้าวิ่งเข้าสู่เซลล์ประสาทต่อไป

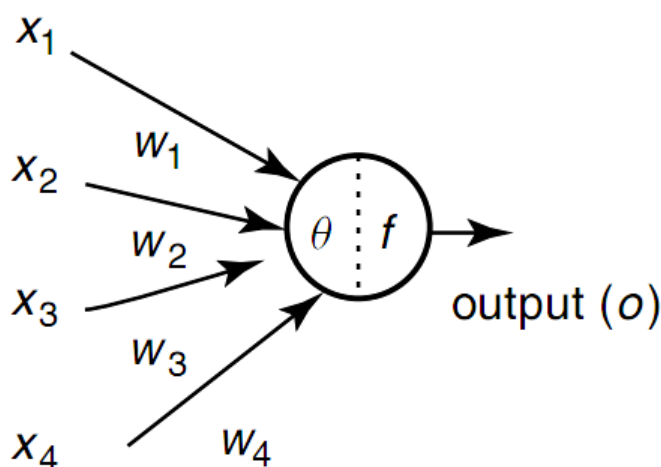
คุณลักษณะสำคัญของไซแนปส์ คือความแรงของสัญญาณที่ถูกส่งผ่านจะขึ้นอยู่กับความเหนียวแน่นของการเชื่อมต่อ และสัญญาณที่ถูกส่งผ่านไซแนปส์อาจถูกทำให้มีสภาพเป็นสัญญาณกระตุ้น (excitatory) หรือสัญญาณกด (inhibitory) ก็ได้ ขึ้นอยู่กับชนิดของสัญญาณเชิงเคมีที่ถูกกระตุ้นให้เคลื่อนผ่านรอยต่อ ซึ่งแต่ละประสาทอาจรับสัญญาณมาจากหนึ่งหมื่นไซแนปส์ หรือมากกว่า

2.4.2 เซลล์ประสาทเทียม (artificial neuron)

เซลล์ประสาทเทียม คือ หน่วยรากฐานของโครงข่ายประสาทเทียม เซลล์ประสาทเทียมไม่สามารถใช้เป็นแบบในการอธิบายการทำงานของเซลล์ประสาทของสิ่งมีชีวิตได้ถูกต้อง แต่เป็นการนำเอาแนวคิดที่ได้จากความเข้าใจการทำงานของเซลล์ประสาทของสิ่งมีชีวิตมาประยุกต์ใช้

แบบจำลองพื้นฐานของเซลล์ประสาทเทียมถูกนำเสนอโดยแม็คคัลลอค และพิตส์ ตั้งแต่ปี ค.ศ. 1943 โดยมีการทำงานคร่าวๆ แบบเซลล์ประสาทของสิ่งมีชีวิต คือ ทำหน้าที่รวมสัญญาณที่เข้ามายังเซลล์ประสาทเทียม ซึ่งเสมือนว่าเป็นสัญญาณที่เข้ามาตามเดนไดรต์ของเซลล์ประสาทของสิ่งมีชีวิต แล้วจึงส่งสัญญาณกระตุ้นออกไป หากผลรวมของสัญญาณเข้านั้นมีค่าสูงเกินค่าระดับ (threshold) ซึ่งก็เสมือนการยิงสัญญาณไฟฟ้าออกทางแอกซอนจากเซลล์ประสาทของสิ่งมีชีวิตนั่นเอง

อย่างไรก็ตาม สิ่งที่สำคัญในการจำลองเซลล์ประสาทคือ การจำลองไซแนปส์ทั้งหลายในโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเปรียบเสมือนแหล่งสะสมความรู้ของสมอง การจำลองไซแนปส์นั้น ใช้หลักการที่ว่า แต่ละไซแนปส์ทำหน้าที่เป็นตัวปรับเปลี่ยนสภาพสัญญาณไฟฟ้าที่ส่งมาจากเซลล์ประสาทตัวอื่นๆ ก่อนส่งสัญญาณนั้นผ่านเดนไดรต์เข้าสู่ตัวเซลล์ประสาท และการปรับเปลี่ยนสัญญาณดังกล่าว จะขึ้นอยู่กับความเหนียวแน่นของการเชื่อมต่อบริเวณรอยต่อไซแนปส์ โดยความแข็งแรงนี้จะเปลี่ยนไปตามความรู้ที่สมองได้เรียนเข้าไป แม็คคัลลอคและพิตส์เสนอให้ใช้ตัวแปรตัวหนึ่งเรียกว่า "ค่าน้ำหนัก" (weight) ในการจำลองไซแนปส์ หากค่าน้ำหนักนี้มีขนาดใหญ่ก็จะหมายความว่า ความเหนียวแน่นของรอยต่อไซแนปส์มีค่าสูง นั่นคือส่งผ่านสัญญาณได้มาก หากค่าน้ำหนักนี้มีขนาดเล็กก็หมายความว่าสัญญาณจะส่งผ่านรอยต่อไซแนปส์ได้น้อย นอกจากนั้น ความเป็นบวกหรือลบของค่าน้ำหนักก็มีความหมายเช่นกัน หากค่าน้ำหนักมีค่าเป็นบวกจะหมายความว่าสัญญาณที่วิ่งผ่านรอยต่อไซแนปส์เข้าสู่เซลล์ประสาทเทียมจะเป็นสัญญาณกระตุ้น แต่หากค่าน้ำหนักมีค่าเป็นลบ จะหมายความว่าสัญญาณที่ผ่านรอยต่อไซแนปส์เข้าสู่เซลล์ประสาทเทียมจะมีผลเป็นสัญญาณกด



รูปที่ 2.19 เซลล์ประสาทเทียม (Abraham, 2005)

จากรูปที่ 2.19 แสดงว่านิวรอน 1 ตัว จะมีอินพุต (input) หลายตัวที่เป็นตัวกระตุ้นให้เกิดเอาต์พุต (output) เพียงค่าเดียว ซึ่งเกิดจากผลรวมของผลคูณระหว่างอินพุต และค่าน้ำหนัก (weight) โดยที่แต่ละอินพุตจะมีอิทธิพลต่อเอาต์พุตต่างกัน ซึ่งก็คือ weight ($w_1, \dots, w_n$) นั้นเอง และจะได้ความสัมพันธ์ดังสมการที่ 2.6 และค่าผลรวมที่ได้จะถูกส่งผ่านให้กับ f ซึ่งเป็นฟังก์ชันการกระตุ้น (activation function) ต่อไป

$$\begin{aligned}
 n &= \sum_{i=1}^n w_i x_i \\
 &= w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n
 \end{aligned} \tag{2.6}$$

โดย $x_1, x_2, \dots, x_n$ เป็นชุดข้อมูลอินพุต

$w_1, w_2, \dots, w_n$ เป็นชุดค่าน้ำหนัก

n เป็นผลรวมสุทธิที่เกิดจากของค่าอินพุตคูณกับค่าน้ำหนัก

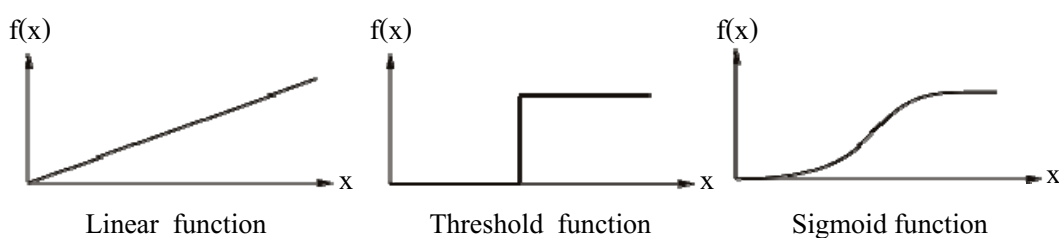
ในกระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมจะมีกระบวนการเรียนรู้หลายรูปแบบ การเรียนรู้มีวัตถุประสงค์ในการปรับแก้ค่าน้ำหนักให้เหมาะสม เพื่อให้ได้ค่าเอาต์พุตที่ใกล้เคียงกับเป้าหมายมากขึ้น จากหลักการดังกล่าวจึงสามารถนำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาต่างๆ ได้อย่างมากมาย

2.4.3 ฟังก์ชันการกระตุ้น (activation function) (ภูวคล สุขขา, 2548)

ฟังก์ชันการกระตุ้น (activation function) มีหลายแบบทั้งที่เป็น linear function และ non-linear function ซึ่งบางตัวอย่างของฟังก์ชันการกระตุ้นที่นิยมใช้แสดงดังตารางที่ 2.1 และแสดงลักษณะกราฟดังรูปที่ 2.20

ตารางที่ 2.1 ตัวอย่างของฟังก์ชันการกระตุ้นที่นิยมใช้

ฟังก์ชัน	สมการ
1. linear function	$f(x) = x$; for all x
2. threshold function	$f(x) = 1$ if $x \geq \theta$ $= 0$ if $x < \theta$
3. sigmoid function	$f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})}$



รูปที่ 2.20 กราฟแสดง activation Function

โดยพื้นฐานของ back propagation algorithm ก็คือฟังก์ชันการกระตุ้นจะต้องมีค่าที่ต่อเนื่อง และสามารถหาอนุพันธ์ (differentiate) ให้อยู่ในรูปที่ประมวลผลได้ง่ายซึ่งฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoid function) เป็นฟังก์ชันที่เหมาะสมที่สุด และสามารถนำมาประยุกต์ใช้ได้ง่าย

ฟังก์ชันซิกมอยด์ เป็นฟังก์ชันการกระตุ้นซึ่งมีรูปร่างคล้ายตัวอักษร “S” ในภาษาอังกฤษ ดังแสดงในรูปที่ 2.20 ทำให้ได้ค่าจำกัดในขอบเขตที่ต้องการ โดยได้ผลลัพธ์ซึ่งมีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นค่าที่ใช้กันโดยทั่วไป รูปแบบของฟังก์ชันซิกมอยด์ แสดงดังสมการที่ 2.7

$$out = f(n) = \frac{1}{(1 + e^{-n})} \quad (2.7)$$

โดย out เป็นค่าสัญญาณเอาต์พุต

$f(n)$ เป็นฟังก์ชันการกระตุ้น

n เป็นผลรวมสุทธิที่เกิดจากของค่าอินพุตคูณกับค่าน้ำหนัก จากสมการที่ 2.6

2.4.4 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม (กำธน ลีธวานนท์, 2544)

ผลการวิจัยทางพฤติกรรมศาสตร์พบว่าการเรียนรู้ของสิ่งมีชีวิตชนิดต่างๆ นั้นมีกระบวนการแตกต่างกันไปหลายๆ แบบ แต่ละแบบก็อาจเหมาะสมกับแต่ละเผ่าพันธุ์ของสิ่งมีชีวิตนั้นๆ ในสาขาโครงข่ายประสาทเทียมนั้น แนวคิดของกระบวนการเรียนรู้จะประยุกต์มาจากผลการศึกษาทางพฤติกรรมศาสตร์ อาจกล่าวโดยทั่วไปได้ว่าการเรียนรู้คือ กระบวนการซึ่งระบบประสาทปรับตัวเองไปตามสิ่งเร้าจนกระทั่งสามารถให้ผลตอบได้ตามต้องการ โดยใช้การปรับตัวแปรที่ควบคุมสภาพของตัวระบบเอง

การเรียนรู้ยังสามารถถูกมองได้ว่าเป็นกระบวนการจัดชนิดของสิ่งเร้าทั้งหลายที่เข้ามาอย่างต่อเนื่องด้วย นั่นคือ เมื่อได้รับสิ่งเร้า หากระบบประสาทรู้จักสิ่งเร้านั้นก็จะให้ผลตอบได้ตามที่เคยเข้าใจไว้ แต่หากไม่รู้จักก็พยายามปรับความเข้าใจในการจัดชนิดขึ้นใหม่ ในทางปฏิบัตินั้น ระบบประสาทของสิ่งมีชีวิตจะปรับความเหนียวแน่นของการเชื่อมต่อที่ไซแนปส์ จนสร้างผลตอบต่อสิ่งเร้าได้ตามที่ต้องการ สถานะของกระบวนการของการเรียนรู้ก็จะสิ้นสุดลง เป็นสถานะที่ถือว่าระบบประสาทได้รับความรู้ไปแล้ว โดยที่คำจำกัดความของกระบวนการเรียนรู้สามารถกล่าวแยกได้เป็น 3 ขั้นตอน ดังต่อไปนี้

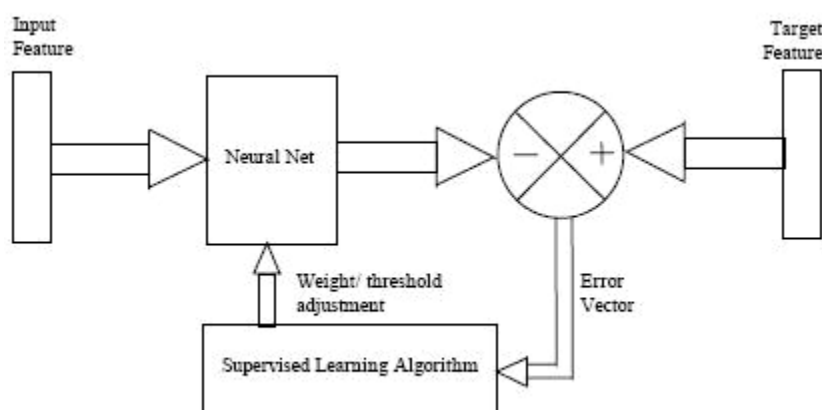
ขั้นที่ 1 โครงข่ายประสาทถูกกระตุ้นด้วยสิ่งแวดล้อม

ขั้นที่ 2 โครงข่ายประสาทเกิดการเปลี่ยนแปลง อันเป็นผลมาจากการกระตุ้นดังกล่าว

ขั้นที่ 3 โครงข่ายประสาทตอบสนองต่อสิ่งแวดล้อมในแนวทางใหม่ อันเป็นผลมาจากการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นในโครงสร้างภายในโครงข่าย

เมื่อพิจารณาไปที่เฉพาะบริเวณหนึ่งๆ ของโครงข่ายประสาท จะพบว่า การเชื่อมต่อของเซลล์ประสาทที่บริเวณต่างๆ นั้นสามารถมีรูปแบบที่แตกต่างกันได้หลายๆ แบบ และกระบวนการเรียนรู้ของแต่ละบริเวณก็ไม่เหมือนกันด้วย ในทำนองเดียวกัน เทคนิคการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมก็แตกต่างกันไปสำหรับแต่ละชนิดของโครงข่าย

2.4.4.1 รูปแบบการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised learning) เริ่มด้วยการส่งสิ่งเร้าที่ใช้ในการสอนเข้าไปเป็นอินพุต (input) ในโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมสร้างผลตอบออกมาเป็นเอาต์พุต (output) ซึ่งผลตอบจะออกมาเป็นอย่างไรนั้นขึ้นอยู่กับสถานะในขณะเริ่มเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ผลตอบดังกล่าวจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับผลตอบเป้าหมาย (target response) ซึ่งผู้สอน (teacher) จะเป็นผู้สร้างขึ้น หากผลตอบทั้งสองมีความแตกต่างกัน นั่นคือ มีความคลาดเคลื่อน (error) เกิดขึ้น ความคลาดเคลื่อนดังกล่าวจะถูกนำไปคำนวณการปรับแต่งค่าน้ำหนักต่างๆ ในโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อลดความคลาดเคลื่อนลงให้เหลือน้อยที่สุด (ดังรูปที่ 2.21) การปรับแต่งค่าน้ำหนักโดยพิจารณาจากความคลาดเคลื่อนนี้ จะขึ้นอยู่กับกฎการเรียนรู้หรือขั้นตอนการคำนวณซึ่งเรียกว่า "อัลกอริทึม" (algorithm) ที่แตกต่างกัน โดยแต่ละอัลกอริทึมจะมีคุณลักษณะและสมรรถนะแตกต่างกัน อย่างไรก็ตาม วิธีการส่วนใหญ่ของการเรียนรู้แบบมีผู้สอนนี้จะดัดแปลงมาจากวิธีการทางคณิตศาสตร์ในเรื่องของเทคนิคการหาค่าเหมาะสม (optimization technique) นั่นเอง



รูปที่ 2.21 รูปแบบการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised learning)

เนื่องจากเจตนาของมนุษย์ในการพัฒนาเครื่องมือขึ้นมาใช้งานนั้น จะอิงอยู่กับการที่มนุษย์ต้องการสั่งการและควบคุมเครื่องมือต่างๆ ให้ทำงานได้ตามต้องการ จึงทำให้โครงข่ายประสาทเทียมประเภทที่ใช้การเรียนรู้แบบมีผู้สอนได้รับความนิยมในการนำไปประยุกต์ใช้มากที่สุด เนื่องจากเป็นแบบที่สามารถควบคุมได้ การสั่งการโครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นไปโดยทางอ้อม ในลักษณะของการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม โดยการสร้างข้อมูลตัวอย่าง (รวมทั้งค่าเป้าหมาย) ที่จะให้โครงข่ายเรียนรู้ เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ข้อมูลตัวอย่างได้ถูกต้อง

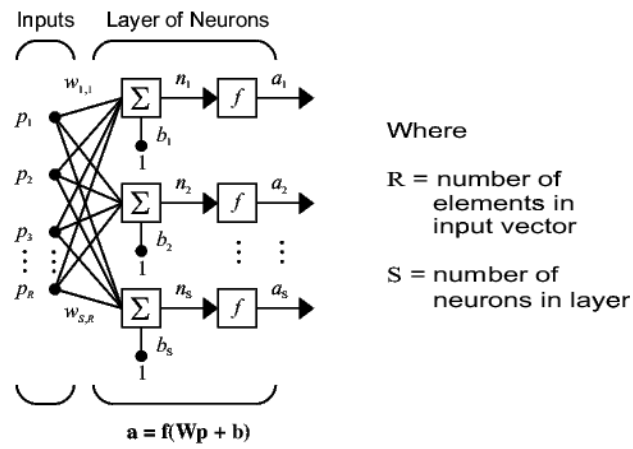
หมดแล้ว ความรู้ที่โครงข่ายประสาทเทียมได้เก็บไว้ในลักษณะของค่าน้ำหนักต่างๆ จะเป็นสิ่งที่ถูกนำไปใช้งานจริง เพื่อสร้างผลตอบต่อข้อมูลใหม่ๆ ที่โครงข่ายไม่เคยเห็นมาก่อน ดังนั้นสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งๆ และวิธีการเรียนรู้แบบมีผู้สอนวิธีการหนึ่งๆ นั้น ความรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถนำไปใช้งานจริงได้เพียงใด ก็ขึ้นอยู่กับคุณภาพของข้อมูลตัวอย่างที่นำไปสอนนั้น อาจจะกล่าวได้ว่า หากข้อมูลตัวอย่างมีจำนวนมากพอ โครงข่ายประสาทเทียมก็จะสามารถสร้างความรู้ได้อย่างถูกต้อง อย่างไรก็ตาม ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์ปัญหาในการการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นยังคงเป็นงานวิจัยที่ต้องมีการค้นคว้ากันต่อไป

2.4.4.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (unsupervised learning) เป็นการเรียนรู้ที่ไม่จำเป็นต้องมีค่าเป้าหมายของแต่ละข้อมูลตัวอย่าง โดยระหว่างการเรียนรู้ โครงข่ายประสาทเทียมจะได้รับข้อมูลกระตุ้นในรูปแบบต่างๆ และจะทำการจัดกลุ่มรูปแบบต่างๆ เหล่านั้นเองตามต้องการ ผลตอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนนี้ จะเป็นการระบุกลุ่มของข้อมูลที่ใส่เข้าไป โดยจะอิงกับวิธีการจัดกลุ่มซึ่งได้เรียนรู้จากข้อมูลที่โครงข่ายเคยพบมา

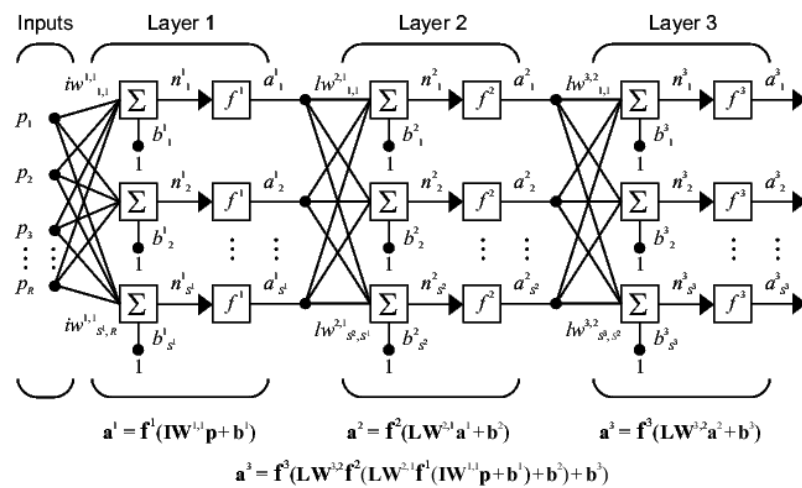
2.4.5 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม

การเชื่อมโยงเซลล์ประสาทเทียมจำนวนหนึ่งเข้าด้วยกันเป็นโครงข่ายประสาทเทียมนั้น สามารถเชื่อมโยงแบบใดก็ได้โดยไม่มีการขบเค้นจำกัด อย่างไรก็ตาม ในทางปฏิบัติแล้ว เทคนิคการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมมักจะถูกออกแบบมาให้ใช้งานได้กับสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่มีลักษณะเฉพาะเท่านั้น สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่พบทั่วไปจะมีลักษณะหลักๆ คือ มีการจัดเซลล์ประสาทเทียมเป็นชั้นๆ (layer) ชั้นที่รับข้อมูลเข้าเรียกว่า ชั้นอินพุต (input layer) ชั้นที่ผลิตผลตอบของโครงข่ายเรียกว่า ชั้นเอาต์พุต (output layer) ส่วนชั้นอื่นๆ ที่มีส่วนในการช่วยทำการประมวลผลอยู่ภายในเรียกว่า ชั้นซ่อน (hidden layer) ในโครงข่ายประสาทเทียมอาจมีชั้นซ่อนได้หลายชั้น โครงสร้างพื้นฐานจะมีลักษณะเป็นการประกอบกันของรูปแบบดังต่อไปนี้

2.4.5.1 แบบป้อนไปข้างหน้า (feedforward) อาจจัดได้เป็นสองแบบย่อย คือ แบบมีชั้นของเซลล์ประสาทชั้นเดียว แสดงดังรูปที่ 2.22 (a) และแบบมีชั้นของเซลล์ประสาทหลายชั้น แสดงดังรูปที่ 2.22 (b) โดยปกติแล้ว การเชื่อมโยงจะถูกกำหนดขึ้นระหว่างชั้นที่ติดกัน โดยจะมีการเชื่อมโยงระหว่างเซลล์ประสาทเทียมทุกตัวจากชั้นหนึ่งๆ ไปยังเซลล์ประสาทเทียมทุกตัวในชั้นต่อไป ในบางสถาปัตยกรรมอาจมีการเชื่อมโยงข้ามชั้นก็ได้



(a)



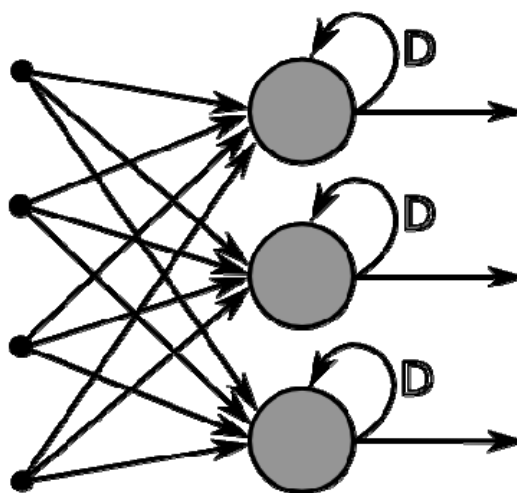
(b)

รูปที่ 2.22 โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (feedforward)

(a) แบบมีชั้นของเซลล์ประสาทชั้นเดียว

(b) แบบมีชั้นของเซลล์ประสาทหลายชั้น

2.4.5.2 แบบมีการป้อนไปเวียนกลับ (recurrent) ในสถาปัตยกรรมบางแบบ โครงข่ายประสาทเทียมอาจมีการเชื่อมโยงที่ถูกระบุขึ้นระหว่างเซลล์ประสาทเทียมในชั้นหนึ่งๆ ย้อนกลับไปยังชั้นอื่นๆ ก่อนหน้านั้น หรือแม้แต่ภายในชั้นเดียวกันเอง แสดงดังรูปที่ 2.23

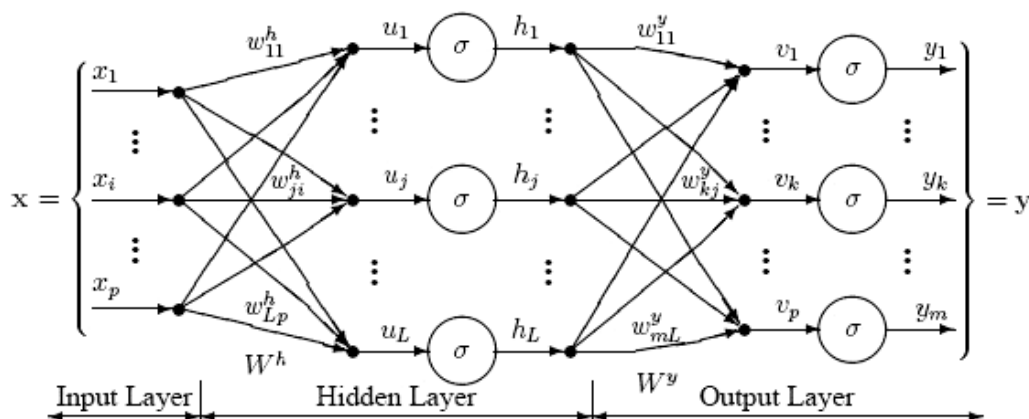


รูปที่ 2.23 โครงข่ายประสาทเทียมแบบมีการป้อนไปเวียนกลับ (recurrent)

2.4.6 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (backpropagation algorithm)

(รุจิพันธุ์ โกยารัตน์, 2549)

หลักการเรียนรู้แบบแพร่กลับเป็นขั้นตอนที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น โดยที่ขั้นตอนในการปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้ได้ค่าที่เหมาะสมนั้นจะใช้วิธีสอนว่าค่าเป้าหมายของแต่ละอินพุตคืออะไร และใช้ความผิดพลาดของเอาต์พุตเปรียบเทียบกับเป้าหมาย เพื่อเป็นตัวชี้้นำในการปรับค่าน้ำหนัก สำหรับในชั้นซ่อนจะไม่มีค่าเป้าหมายที่จะทำการเปรียบเทียบ ดังนั้น การปรับค่าน้ำหนักสำหรับชั้นซ่อนจึงใช้วิธีการแพร่ความผิดพลาดจากชั้นเอาต์พุต กลับมายังชั้นซ่อน (feedforward) ในรูปแบบเป็นอินพุต จากนั้นทำการคำนวณ และส่งค่าผิดพลาด กลับคืน (backpropagation of error) และปรับค่าน้ำหนักให้เหมาะสม



รูปที่ 2.24 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

2.4.6.1 ขั้นตอนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ

จากรูปที่ 2.24 ขั้นตอนการเรียนรู้จะเริ่มจากโหนดอินพุตแต่ละโหนดจะทำหน้าที่กระจายสัญญาณไปยังโหนดในชั้นซ่อน โหนดในชั้นซ่อนทำการคำนวณผลรวมของสัญญาณที่ได้รับจากทุกโหนดในชั้นอินพุตแล้วส่งสัญญาณไปยังชั้นซ่อนถัดไป โหนดในชั้นซ่อนถัดไปก็จะคำนวณผลรวมของสัญญาณแล้วส่งไปยังชั้นถัดไปเรื่อยๆ จนครบทุกชั้นในชั้นซ่อน จากนั้นชั้นซ่อนสุดท้ายก็จะส่งสัญญาณไปยังชั้นเอาต์พุต ซึ่งชั้นเอาต์พุตก็จะทำการคำนวณผลรวมของสัญญาณออกมา ขั้นตอนทั้งหมดนี้เรียกว่าการป้อนไปข้างหน้า ขั้นตอนต่อไปจะนำผลลัพธ์ที่ได้จากชั้นเอาต์พุตมาทำการเปรียบเทียบกับเป้าหมาย ค่าความผิดพลาดที่คำนวณได้จะถูกส่งย้อนกลับไปยังทุกชั้นเริ่มตั้งแต่ชั้นเอาต์พุตไปจนถึงชั้นอินพุต ทุกโหนดที่อยู่ในแต่ละชั้นจะได้รับความผิดพลาดที่แตกต่างกันไป ขึ้นอยู่กับว่าโหนดนั้นส่งผลมากหรือน้อยไปสู่เอาต์พุตนั้นๆ ขั้นตอนนี้เรียกว่า การคำนวณและส่งค่าผิดพลาดย้อนกลับ หรือการแพร่กลับ ขั้นสุดท้าย แต่ละโหนดจะทำการปรับค่าน้ำหนักโดยนำค่าผิดพลาดที่ได้รับมาคำนวณ ขั้นตอนนี้เรียกว่า การปรับค่าน้ำหนัก โครงข่ายประสาทเทียมจะเรียนรู้โดยการทำซ้ำไปเรื่อยๆ จนกว่าค่าความผิดพลาดน้อยกว่าค่าความผิดพลาดที่ตั้งไว้ ก็จะหยุดการทำงาน ซึ่งสามารถสรุปแต่ละขั้นตอนได้ดังนี้

1) การป้อนไปข้างหน้า (Feed Forward Propagation)

จากรูปที่ 2.24 เมื่อโหนดในชั้นอินพุต (x_i) ได้รับสัญญาณจะกระจายสัญญาณไปยังโหนดต่างๆ ในชั้นซ่อน (h_j) โหนดในชั้นซ่อนจะคำนวณผลรวม ดังนี้

$$u_j = \sum_{i=1}^p x_i w_{ji}^h$$

เมื่อ u_j คือ ผลรวมของสัญญาณโหนดที่ j

x_i คือ อินพุตโหนดที่ i

w_{ji}^h คือ ค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงอินพุตโหนดที่ i กับโหนดที่ j ของชั้นซ่อน

p คือ จำนวนโหนดในชั้นอินพุต

จากนั้นนำผลลัพธ์ไปปรับให้อยู่ในช่วงที่ต้องการ ซึ่งจะเป็นค่าที่จะนำไปยับยั้ง หรือกระตุ้น นิวรอนในชั้นถัดไป ฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์ ดังนี้

$$h_j = f(u_j) = \frac{1}{1 + e^{-u_j}}$$

เมื่อ h_j คือ สัญญาณเอาต์พุตของชั้นซ่อนโหนดที่ j

u_j คือ ผลรวมของสัญญาณโหนดที่ j

ต่อจากนั้นทำการคำนวณผลรวมของชั้นเอาต์พุต (y_k) จากสัญญาณที่ส่งมาจากชั้นซ่อน ดังนี้

$$v_k = \sum_{j=1}^L h_j w_{kj}$$

เมื่อ v_k คือ ผลรวมของสัญญาณโหนดที่ k

h_j คือ เอาต์พุตของชั้นซ่อนโหนดที่ j

w_{kj}^v คือ ค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงชั้นซ่อนโหนดที่ j กับโหนดที่ k ของชั้นเอาต์พุต

L คือ จำนวนโหนดในชั้นซ่อน

ทำการคำนวณผลลัพธ์ด้วยฟังก์ชันกระตุ้น ดังนี้

$$y_k = f(v_k) = \frac{1}{1 + e^{-v_k}}$$

เมื่อ y_k คือ สัญญาณเอาต์พุตโหนดที่ k

v_k คือ ผลรวมของสัญญาณโหนดที่ k

2) การแพร่กลับค่าความผิดพลาด (error backpropagation)

ค่าความผิดพลาดจะเป็นผลต่างของค่าเป้าหมายกับค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้จากโครงข่าย ซึ่งค่าความผิดพลาดของชั้นเอาต์พุตสามารถคำนวณได้ดังนี้

$$\delta_k = (t_k - y_k)y_k(1 - y_k)$$

เมื่อ δ_k คือ ค่าความผิดพลาดของชั้นเอาต์พุต

t_k คือ ค่าเป้าหมายโหนดที่ k

y_k คือ สัญญาณเอาต์พุตโหนดที่ k

ค่าความผิดพลาดที่ได้จะถูกส่งต่อไปยังแต่ละโหนดในชั้นซ่อนแล้วทำการคำนวณค่าความผิดพลาดของชั้นซ่อน ดังนี้

$$\delta_j = h_j(1 - h_j) \sum_{k=1}^L \delta_k w_{kj}^y$$

เมื่อ δ_j คือ ค่าความผิดพลาดของชั้นซ่อน

h_j คือ เอาต์พุตของชั้นซ่อนโหนดที่ j

δ_k คือ ค่าความผิดพลาดของชั้นเอาต์พุต

w_{kj}^y คือ ค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงชั้นซ่อนโหนดที่ j กับโหนดที่ k ของชั้นเอาต์พุต

3) การปรับค่าน้ำหนัก (update weights)

เมื่อแต่ละโหนดได้รับค่าความผิดพลาดแล้ว จะทำการปรับค่าน้ำหนักตามค่าความผิดพลาดที่ได้รับ โดยเริ่มจากโหนดในชั้นเอาต์พุต ซึ่งคำนวณได้ดังนี้

$$w'_{kj} = w^y_{kj} + \eta \delta_k h_j$$

เมื่อ w'_{kj} คือ ค่าน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุตที่ปรับใหม่

w^y_{kj} คือ ค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงชั้นซ่อนโหนดที่ j กับโหนดที่ k ของชั้นเอาต์พุต

η คือ อัตราการเรียนรู้

h_j คือ เอาต์พุตของชั้นซ่อนโหนดที่ j

ทำการปรับค่าน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นอินพุตกับชั้นซ่อน ดังนี้

$$w'_{ji} = w^k_{ji} + \eta \delta_j x_i$$

เมื่อ w'_{ji} คือ ค่าน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นอินพุตกับชั้นซ่อนที่ปรับใหม่

w^k_{ji} คือ ค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงอินพุตโหนดที่ i กับโหนดที่ j ของชั้นซ่อน

η คือ อัตราการเรียนรู้

δ_j คือ ค่าความผิดพลาดของชั้นซ่อน

x_i คือ อินพุตโหนดที่ i

4) การสิ้นสุดการเรียนรู้

การเรียนรู้จะสิ้นสุดเมื่อค่าความผิดพลาดโดยรวมต่ำกว่าค่าที่กำหนดไว้ การคำนวณหาความผิดพลาดรวมทุกโหนดของอินพุตตัวอย่าง สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (t_k - y_k)^2$$

เมื่อ E_p คือ ความผิดพลาดรวมทุกโหนดของตัวอย่างที่ p

y_k คือ สัญญาณเอาต์พุตโหนดที่ k

t_k คือ ค่าเป้าหมายโหนดที่ k

M คือ จำนวน โหนดในชั้นเอาต์พุต

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.5.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการศึกษาความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า (sky luminance)

เนื่องจากความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า เป็นข้อมูลที่สำคัญสำหรับใช้คำนวณแสงสว่างธรรมชาติที่เข้าไปในอาคาร แต่เนื่องจากเครื่องวัดมีราคาแพง ดังนั้นในอดีตที่ผ่านมาจึงมีผู้เสนอแบบจำลองสำหรับคำนวณความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า โดยงานที่สำคัญสามารถสรุปได้ดังนี้

Pokrowski เป็นนักวิทยาศาสตร์คนแรกที่ตีพิมพ์เผยแพร่ผลการศึกษาระยะการกระจายของความสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้าในปี ค.ศ. 1929 โดยได้ใช้ทฤษฎีการกระเจิงแสงของโมเลกุลอากาศซึ่งพัฒนาโดย Rayleigh จากผลการวิจัย Pokrowski ได้เสนอสูตรแสดงการกระจายเชิงมุม (angular distribution) ของความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าในสภาพท้องฟ้าปราศจากเมฆดังนี้ (Pokrowski, 1929; Hopkinson et al., 1966)

$$L \propto L_z (1 - e^{-P/\sin Z}) \cdot \left(\frac{1 + \cos^2 \chi}{1 - \cos \chi} + K \right) \quad (2.8)$$

- เมื่อ L = ความสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้า (sky luminance) [kCd/m^2]
 L_z = ความสว่าง ณ ตำแหน่งกลางท้องฟ้า (zenith luminance) [kCd/m^2]
 Z = มุมเซนนิธของตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [องศา]
 χ = ระยะห่างเชิงมุมระหว่างตำแหน่งของดวงอาทิตย์กับตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [องศา]
 P = primary scattering coefficient
 K = secondary scattering coefficient

ต่อมา Moon และ Spencer (1942) ได้เสนอแบบจำลองสำหรับคำนวณแสงสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าในสภาพท้องฟ้าที่ปกคลุมด้วยเมฆทั้งหมด (overcast sky) โดยสามารถเขียนได้ดังสมการ

$$\frac{L}{L_z} = \frac{1 + 2 \sin \alpha}{3} = \frac{1 + 2 \cos Z}{3} \quad (2.9)$$

เมื่อ L = ความสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้า [kCd/m^2]
 L_z = ความสว่าง ณ ตำแหน่งกลางท้องฟ้า [kCd/m^2]
 α = มุมเงยของตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [องศา]
 Z = มุมเซนธิของตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [องศา]
 χ = ระยะห่างเชิงมุมระหว่างตำแหน่งของดวงอาทิตย์กับตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [องศา]

สำหรับกรณีท้องฟ้าปราศจากเมฆ Kittler (1967) ได้เสนอแบบจำลองสำหรับคำนวณความสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้า โดยอาศัยผลการวัดความสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้าของนักวิทยาศาสตร์ของสหภาพโซเวียต ซึ่งทำการศึกษาความสว่างจากท้องฟ้าบนภูเขาสูง ประกอบกับการใช้ผลการคำนวณการกระเจิงของโมเลกุลอากาศ หรือ Rayleigh scattering และเสนอว่าการกระจายเชิงมุม (angular distribution) ของความสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้าที่ปราศจากเมฆเขียนได้ดังสมการ

$$\frac{L}{L_z} = \frac{(1 - e^{-0.32/\sin \alpha})(0.91 + 10e^{-3\chi} + 0.45 \cos^2 \chi)}{0.274(0.91 + 10e^{-3Z_s} + 0.45 \cos^2 Z_s)} \quad (2.10)$$

เมื่อ L = ความสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้า [kCd/m^2]
 L_z = ความสว่าง ณ ตำแหน่งกลางท้องฟ้า [kCd/m^2]
 α = มุมเงยของตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [เรเดียน]
 Z_s = มุมเซนธิของตำแหน่งดวงอาทิตย์ [เรเดียน]
 χ = ระยะห่างเชิงมุมระหว่างตำแหน่งของดวงอาทิตย์กับตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [เรเดียน]

Brunger (1987) ได้เสนอแบบจำลองของความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าในรูปของสมการเอมไพริคัลที่ได้จากการวิเคราะห์ผลการวัดความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าจากเครื่อง sky scanner ซึ่งสร้างขึ้นเอง แบบจำลองที่นำเสนอสามารถเขียนได้ในรูปสมการดังนี้

$$L = E_{dh} \{ [a_0 + a_1 \sin \alpha + a_2 \exp(-a_3 \chi)] / [\pi(a_0 + 2a_1 / 3) + 2a_2 I(Z, a_3)] \} \quad (2.11)$$

โดยที่ L = ความสว่างจากส่วนต่าง ๆ บนท้องฟ้า [kCd/m^2]
 E_{dh} = ความเข้มแสงกระจาย (diffuse illuminance) บนพื้นราบ (lux)
 α = มุมเงยของตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [เรเดียน]
 Zs = มุมเซนธิซของตำแหน่งดวงอาทิตย์ [เรเดียน]
 χ = ระยะห่างเชิงมุมระหว่างตำแหน่งของดวงอาทิตย์กับตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [เรเดียน]
 a_0, a_1, a_2, a_3 = สัมประสิทธิ์ของแบบจำลองซึ่งมีค่าขึ้นกับ clearness index, (K_t) และ diffuse fraction, (K)

$I(Z, a_3)$ หาได้จากสมการ

$$I(Z, a_3) = I_1 (\pi - I_4 (1 - I_2 / I_3)) \quad (2.12)$$

$$\text{โดยที่ } I_1 = [1 + \exp(-a_3 \pi / 2) / a_3^2 + 4] \quad (2.13)$$

$$I_2 = 2[1 - \exp(-a_3 \pi)] \quad (2.14)$$

$$I_3 = \pi a_3 [1 + \exp(-a_3 \pi / 2)] \quad (2.15)$$

$$I_4 = 2Zs \sin Zs - 0.02\pi \sin(2Zs) \quad (2.16)$$

ค่าสัมประสิทธิ์ a_0, a_1, a_2, a_3 เป็น discrete function ของ K และ K_t ดังแสดงในตารางที่

2.2 โดย K เป็นอัตราส่วนของรังสีกระจายต่อรังสีรวม หรือ diffuse fraction และ K_t เป็นอัตราส่วนของรังสีรวมต่อรังสีนอกบรรยากาศโลก หรือเรียกกันทั่วไปว่า clearness index

ตารางที่ 2.2 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ α_0 ของแบบจำลอง Brunger (1987)

$K_t \backslash K$	0.5	0.15	0.25	0.35	0.45	0.55	0.65	0.75	0.85
0.95	0.1864	0.2002	0.1380	0.1508	0.1718	0.2060	0.1605	0.1482	0.1505
0.85	0.1431	0.2303	0.3477	0.2664	0.2139	0.1520	0.1151	0.1358	0.1529
0.75	0.2213	0.2995	0.3687	0.2684	0.201	0.1870	0.1842	0.1566	0.1700
0.65	0.2818	0.3423	0.3851	0.2843	0.2713	0.1597	0.2088	0.1273	0.1834
0.55	0.3784	0.4751	0.6079	0.2892	0.2816	0.2465	0.207	0.2477	0.2396
0.45	0.4132	0.4479	0.4208	0.2337	0.2822	0.2916	0.2583	0.2457	0.2315
0.35	0.4055	0.3979	0.3478	0.2749	0.3162	0.3006	0.2871	0.2491	0.2510
0.25	0.3834	0.3614	0.3249	0.3019	0.3289	0.3417	0.3153	0.3071	0.2971
0.15	0.3624	0.3414	0.3214	0.3179	0.3339	0.3388	0.336	0.3243	0.3061

ตารางที่ 2.3 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ α_1 ของแบบจำลอง Brunger (1987)

$K_t \backslash K$	0.5	0.15	0.25	0.35	0.45	0.55	0.65	0.75	0.85
0.95	0.1979	0.1772	0.093	0.5472	0.0566	-0.029	0.0755	0.1579	0.1649
0.85	0.142	0.0346	-0.215	-0.159	0.307	0.1497	0.1805	0.2404	0.1719
0.75	0.0064	-0.129	-0.292	-0.161	-0.127	-0.063	0.0253	0.3003	0.1034
0.65	-0.097	-0.200	-0.272	-0.164	-0.183	-0.171	-0.052	-0.050	-0.093
0.55	-0.219	-0.342	-0.483	-0.195	-0.194	-0.124	-0.092	-0.071	-0.136
0.45	-0.268	-0.317	-0.292	-0.101	-0.184	-0.206	-0.165	-0.139	-0.202
0.35	-0.269	-0.270	-0.222	-0.152	-0.203	-0.217	-0.218	-0.222	-0.090
0.25	-0.253	-0.238	-0.207	-0.191	-0.230	-0.257	-0.233	-0.257	-0.312
0.15	-0.239	-0.225	-0.212	-0.218	-0.244	-0.258	-0.26	-0.300	-0.453

ตารางที่ 2.4 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ a_2 ของแบบจำลอง Brunger (1987)

$K_t \backslash K$	0.5	0.15	0.25	0.35	0.45	0.55	0.65	0.75	0.85
0.95	0.000	0.000	0.289	0.665	0.873	2.951	2.589	2.314	2.096
0.85	2.636	2.651	5.317	1.775	1.609	1.831	2.228	2.035	1.878
0.75	2.637	2.638	2.626	4.522	1.409	1.281	1.308	1.848	1.717
0.65	3.027	3.417	4.196	5.296	2.822	1.296	1.322	1.596	1.589
0.55	5.137	7.247	11.07	2.134	3.860	2.916	1.109	1.583	1.581
0.45	7.239	9.341	11.43	11.79	6.030	2.732	1.952	1.512	1.580
0.35	8.510	9.781	10.22	9.007	6.222	4.544	2.646	1.599	0.973
0.25	8.866	9.222	8.664	7.107	5.207	4.191	3.886	2.312	1.359
0.15	8.560	8.255	7.287	5.910	4.713	4.129	4.248	1.915	1.612

ตารางที่ 2.5 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ a_3 ของแบบจำลอง Brunger (1987)

$K_t \backslash K$	0.5	0.15	0.25	0.35	0.45	0.55	0.65	0.75	0.85
0.95	1.000	1.000	0.9667	1.675	2.41	3.722	3.938	6.6941	7.864
0.85	5.525	3.648	4.421	2.859	3.726	4.612	4.155	9.449	9.034
0.75	4.385	3.245	2.841	4.084	2.245	2.593	3.112	14.74	8.618
0.65	4.318	4.252	5.259	4.367	3.486	1.918	2.836	2.099	2.492
0.55	4.369	4.420	4.588	3.726	3.744	4.076	2.558	3.450	2.886
0.45	4.534	4.699	4.978	5.369	4.524	3.762	3.376	2.964	2.322
0.35	4.768	5.002	5.306	5.633	5.897	4.266	3.594	2.640	2.677
0.25	4.969	5.171	5.339	5.372	5.112	4.326	4.392	3.518	2.397
0.15	5.076	5.183	5.195	5.051	4.730	4.349	4.372	3.268	2.319

เนื่องจากการกระจายเชิงมุมของค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า ขึ้นกับสภาพของท้องฟ้า โดยตัวแปรที่สำคัญซึ่งมีผลกับสภาพท้องฟ้าคือเมฆ ดังนั้น Harrison (1992) จึงได้เสนอแบบจำลองของการกระจายของความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า ซึ่งเป็นผลรวมระหว่างแบบจำลองที่กรณีสภาพท้องฟ้าปราศจากเมฆและสภาพท้องฟ้ามีเมฆปกคลุมทั้งหมดและใช้ปริมาณเมฆ เป็นแฟกเตอร์ถ่วงน้ำหนัก (weighting factor) ซึ่งเขียนได้ดังสมการ

$$L = CL_o + (1 - C)L_c \quad (2.17)$$

เมื่อ C = ปริมาณเมฆ

L_o = ความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า กรณีที่ท้องฟ้ามีเมฆปกคลุมทั้งหมด [kCd/m^2]

L_c = ความสว่างจากส่วนต่าง ของท้องฟ้า กรณีที่ท้องฟ้าปราศจากเมฆ [kCd/m^2]

โดยที่

$$L_o = 0.4 + 0.21Zs + 0.27 \sin \alpha + 1.45 \exp(-2.41\chi) \quad (2.18)$$

$$L_c = [1.28 + 147 \exp(-11.1\chi) + 4.28 \cos^2 \chi \cos Zs] [1 - \exp(-0.42 / \sin \alpha)] [1 - \exp(-0.67 / \cos Zs)] \quad (2.19)$$

เมื่อ α = มุมเงยของตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [เรเดียน]

Zs = มุมเซนธิคของตำแหน่งดวงอาทิตย์ [เรเดียน]

χ = ระยะห่างเชิงมุมระหว่างตำแหน่งของดวงอาทิตย์กับตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [เรเดียน]

Matsuura และ Itawa (1990) ได้เสนอแบบจำลองสำหรับคำนวณความสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้า โดยใช้ผลรวมเชิงเส้น (linear combination) ของความสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้า ตามมาตรฐานของ CIE และใช้แฟกเตอร์ถ่วงน้ำหนัก ซึ่งขึ้นกับอัตราส่วนของค่า diffuse illuminance ต่อค่า global illuminance (K_d) โดยแบบจำลองดังกล่าวสามารถเขียนได้ดังสมการ

$$L = a_C L_{CIE-C} + a_i L_{CIE-i} + a_O L_{CIE-O} \quad (2.20)$$

- เมื่อ L = ความสว่างจากส่วนต่าง ๆ บนท้องฟ้า [kCd/m^2]
 L_{CIE-C} = ความสว่างจากส่วนต่าง ๆ บนท้องฟ้า
 ตามมาตรฐาน CIE กรณีท้องฟ้าปราศจากเมฆ [kCd/m^2]
 L_{CIE-i} = ความสว่างจากส่วนต่าง ๆ บนท้องฟ้า
 ตามมาตรฐาน CIE กรณีท้องฟ้ามีเมฆบางส่วน [kCd/m^2]
 L_{CIE-O} = ความสว่างจากส่วนต่าง ๆ บนท้องฟ้า
 ตามมาตรฐาน CIE กรณีท้องฟ้ามีเมฆปกคลุมทั้งหมด [kCd/m^2]
 a_C, a_i, a_O = สัมประสิทธิ์ ซึ่งแปรตามค่า K_d ดังต่อไปนี้

- กรณี $K_d < 0.3$

$$a_C = 1 \quad (2.21)$$

$$a_i = a_O \quad (2.22)$$

- กรณี $K_d \geq 0.3$ และ $K_d < 0.65$

$$a_C = 1 - (K_d - 0.3)/0.35 \quad (2.23)$$

$$a_i = 1 - a_C \quad (2.24)$$

$$a_O = 0 \quad (2.25)$$

- กรณี $K_d \geq 0.65$

$$a_C = 0 \quad (2.26)$$

$$a_i = 1 - (K_d - 0.65)/0.35 \quad (2.27)$$

$$a_O = 1 - a_i \quad (2.28)$$

Perraudeau (1988) ได้เสนอแบบจำลองสำหรับคำนวณความสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้า ซึ่งขึ้นกับผลคูณของ 3 ฟังก์ชัน ดังสมการ

$$L = I_{dh} f(\chi) g(\alpha) h(Zs) \quad (2.29)$$

โดยที่ $f(\chi) = d_1 + e_1 \exp(-3\chi) + f_1 \cos^2 \chi \quad (2.30)$

$$g(\alpha) = d_2 - e_2 (\sin \alpha)^{0.6} \quad (2.31)$$

$$h(Zs) = d_3 + e_3 \cos Zs + f_3 \sin Zs \quad (2.32)$$

เมื่อ I_{dh} = diffuse illuminance (lux)

α = มุมเงยของตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [เรเดียน]

Zs = มุมเซนนิธของตำแหน่งดวงอาทิตย์ [เรเดียน]

χ = ระยะห่างเชิงมุมระหว่างตำแหน่งของดวงอาทิตย์กับตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [เรเดียน]

$d_1, e_1, f_1, d_2, e_2, d_3, e_3$ และ f_3 เป็นค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้มาจากการทดลอง โดยเขียนเป็น discrete function ของ Np ตามตารางที่ 2.7

โดยที่ $Np = (1-K_d)/(1-K_0) \quad (2.33)$

เมื่อ K_d = diffuse fraction

K_0 = diffuse fraction กรณีที่ท้องฟ้าปราศจากเมฆ

ตารางที่ 2.6 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ของแบบจำลองของ Perraudeau (1988)

Np	d_1	e_1	f_1	d_2	e_2	d_3	e_3	f_3
0.00-0.05	32.33	13.16	3.24	1.18	0.23	0.76	0.13	0.20
0.05-0.20	17.82	23.99	13.35	1.70	0.89	0.45	0.10	0.59
0.20-0.70	14.41	69.70	10.18	2.03	1.31	0.83	-0.29	0.38
0.70-0.90	13.05	124.96	7.49	2.21	1.54	0.83	-0.28	0.42
0.90-1.00	12.89	243.28	3.26	2.25	1.59	1.04	-0.41	0.20

Perez และคณะ (1990) ได้เสนอแบบจำลองคล้ายกับของ Matsuura และ Itawa (1990) โดยแบบจำลองดังกล่าวใช้ผลรวมเชิงเส้นของความสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้าตามมาตรฐานของ CIE และใช้แฟกเตอร์ถ่วงน้ำหนัก ซึ่งเป็นฟังก์ชันของ sky brightness index (Δ) และ sky clearness index (ε) โดยแบบจำลองดังกล่าวเขียนได้ดังสมการ

$$L = b_C L_{CIE-C} + b_{CT} L_{CIE-CT} + b_i L_{CIE-i} + b_O L_{CIE-O} \quad (2.34)$$

- เมื่อ L = ความสว่างจากส่วนต่าง ๆ บนท้องฟ้า [kCd/m^2]
 L_{CIE-C} = ความสว่างจากส่วนต่าง ๆ บนท้องฟ้าตามมาตรฐาน CIE
 กรณีท้องฟ้าปราศจากเมฆ [kCd/m^2]
 L_{CIE-CT} = ความสว่างจากส่วนต่าง ๆ บนท้องฟ้าตามมาตรฐาน CIE
 กรณีท้องฟ้าปราศจากเมฆแบบมีความขุ่นมัวของบรรยากาศ [kCd/m^2]
 L_{CIE-i} = ความสว่างจากส่วนต่าง ๆ บนท้องฟ้าตามมาตรฐาน CIE
 กรณีท้องฟ้ามีเมฆบางส่วน [kCd/m^2]
 L_{CIE-O} = ความสว่างจากส่วนต่าง ๆ บนท้องฟ้าตามมาตรฐาน CIE
 กรณีท้องฟ้ามีเมฆปกคลุมทั้งหมด [kCd/m^2]
 b_C, b_{CT}, b_i, b_O = สัมประสิทธิ์ ซึ่งแปรตามค่า Δ และ ε ดังต่อไปนี้

- กรณี $\varepsilon \leq 1.4$

$$b_C = \max(0, \min\{1, (\Delta - 0.15) / 0.6 + (\varepsilon - 1) / 0.4\}) \quad (2.35)$$

$$b_O = 1 - b_i \quad (2.36)$$

$$b_C = b_{CT} = 0 \quad (2.37)$$

- กรณี $1.4 < \varepsilon \leq 3.0$

$$b_{CT} = (\varepsilon - 1.4) / 1.6 \quad (2.38)$$

$$b_i = 1 - b_{CT} \quad (2.39)$$

$$b_C = b_O = 0 \quad (2.40)$$

- กรณี $\varepsilon < 3.0$

$$b_C = \min[1, (\varepsilon - 3) / 3] \quad (2.41)$$

$$b_{CT} = 1 - b_C \quad (2.42)$$

$$b_i = b_O = 0 \quad (2.43)$$

โดยที่ $\varepsilon = [(I_{dh} + I_{bn}) / I_{dh} + 1.04Zs^3] / [1 + 1.041Zs^3]$ (2.44)

$$\Delta = m(I_{dh} / I_{on}) \quad (2.45)$$

เมื่อ Δ = sky brightness index

ε = sky clearness index

I_{dh} = diffuse illuminance บนพื้นราบ [W/m^2]

I_{bn} = ความเข้มรังสีตรง [W/m^2]

I_{on} = ความเข้มรังสีดวงอาทิตย์นอกบรรยากาศโลก [W/m^2]

m = air mass

Zs = มุมเซนนิทของตำแหน่งดวงอาทิตย์ [เรเดียน]

หลังจากนั้น Perez และคณะ (1993) ได้พัฒนาแบบจำลอง ซึ่งเป็นฟังก์ชันคล้ายกับแบบจำลองของ Kittler (1987) และใช้ sky clearness index และ sky brightness index เป็นตัวแปรในแบบจำลองโดยตรง ซึ่งเขียนได้ดังสมการ

$$\frac{L}{L_z} = \frac{[1 + a \exp(b / \cos \alpha)] \times [1 + c \exp(d\chi) + e \cos^2(\chi)]}{[1 + a \exp(b)] \times [1 + c \exp(dZs) + e \cos^2(Zs)]} \quad (2.46)$$

เมื่อ L = ความสว่างจากส่วนต่าง ๆ บนท้องฟ้า [kCd/m^2]

L_z = ความสว่าง ณ ตำแหน่งกลางท้องฟ้า [kCd/m^2]

α = มุมเงยของตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [เรเดียน]

Zs = มุมเซนนิทของตำแหน่งดวงอาทิตย์ [เรเดียน]

χ = ระยะห่างเชิงมุมระหว่างตำแหน่งของดวงอาทิตย์กับตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [เรเดียน]

a, b, c, d และ e เป็นสัมประสิทธิ์ ซึ่งแปรตามค่า sky brightness index (Δ) และ sky clearness index (ε) ซึ่งคำนวณได้ดังสมการต่อไปนี้

$$a = a_1(\varepsilon) + a_2(\varepsilon)Zs + \Delta[a_3(\varepsilon) + a_4(\varepsilon)Zs] \quad (2.47)$$

$$b = b_1(\varepsilon) + b_2(\varepsilon)Zs + \Delta[b_3(\varepsilon) + b_4(\varepsilon)Zs] \quad (2.48)$$

$$c = \exp[(\Delta(c_1 + c_2Zs))^{c_3}] - c_4 \quad (2.49)$$

$$d = -\exp[\Delta(d_1 + d_2Zs)] + d_3 + \Delta d_4 \quad (2.50)$$

$$e = e_1(\varepsilon) + e_2(\varepsilon)Zs + \Delta[e_3(\varepsilon) + e_4(\varepsilon)Zs] \quad (2.51)$$

ค่าสัมประสิทธิ์ $a_1, a_2, a_3, \dots, e_4$ กำหนดไว้ดังตารางที่ 2.7 – 2.9

ตารางที่ 2.7 แสดงค่า $a_1, a_2, a_3, a_4, b_1, b_2, b_3$ และ b_4 ตามแบบจำลองของ Perez และคณะ (1993)

ช่วงค่าของ sky clearness	a_1	a_2	a_3	a_4	b_1	b_2	b_3	b_4
1.000 – 1.065	1.352	-0.257	-0.269	-1.436	-0.767	0.0007	1.2734	-0.123
1.065 – 1.230	-1.221	-0.773	1.414	1.101	-0.205	0.036	-3.912	0.915
1.230 – 1.500	-1.100	-0.251	0.895	0.015	0.278	-0.181	-4.500	1.176
1.500 – 1.950	-0.548	-0.665	-0.267	0.711	0.723	-0.621	-0.681	2.629
1.950 – 2.800	-0.600	-0.356	-2.500	2.325	0.293	0.0496	-5.681	1.841
2.800 – 4.500	-1.015	-0.367	1.007	1.405	0.287	-0.532	-3.850	3.375
4.500 – 6.200	-1.000	0.021	0.502	-0.511	-0.300	0.192	0.702	-1.631
6.200 ---	-1.050	0.0289	0.426	0.359	-0.325	0.115	0.778	0.0025

ตารางที่ 2.8 แสดงค่า $c_1, c_2, c_3, c_4, d_1, d_2, d_3$ และ d_4 ตามแบบจำลองของ Perez และคณะ (1993)

ช่วงค่าของ sky clearness	c_1	c_2	c_3	c_4	d_1	d_2	d_3	d_4
1.000 – 1.065	2.800	0.600	1.237	1.000	1.873	0.629	0.973	0.280
1.065 – 1.230	6.975	0.177	6.447	-0.123	-1.579	-0.508	-1.781	0.1080
1.230 – 1.500	6.975	0.177	6.447	-0.123	-1.579	-0.508	-1.781	0.108
1.500 – 1.950	24.72	-13.08	-37.70	34.84	-5.000	1.521	3.922	-2.620
1.950 – 2.800	21.000	-4.765	-21.59	7.249	-3.500	-0.155	1.406	0.398
2.800 – 4.500	14.000	-0.999	-7.140	7.546	-3.400	-0.107	-1.075	1.570
4.500 – 6.200	19.000	-5.000	1.243	-1.909	-4.000	0.025	0.384	0.265
6.200 ---	31.06	-14.50	-46.11	55.37	-7.231	0.405	13.35	0.623

ตารางที่ 2.9 แสดงค่า e_1, e_2, e_3 และ e_4 ตามแบบจำลองของ Perez และคณะ (1993)

ช่วงค่าของ sky clearness	e_1	e_2	e_3	e_4
1.000 – 1.065	0.035	-0.124	-0.571	0.993
1.065 – 1.230	0.262	0.067	-0.219	-0.428
1.230 – 1.500	-0.015	0.159	0.419	-0.556
1.500 – 1.950	0.465	-0.329	-0.087	-0.032
1.950 – 2.800	0.003	0.076	-0.065	-0.129
2.800 – 4.500	-0.067	0.401	0.301	-0.484
4.500 – 6.200	1.046	-0.378	-2.451	1.465
6.200 ---	1.500	-0.642	1.856	0.563

Darula และ Kittler (2002) ได้เสนอแบบจำลองสำหรับคำนวณความสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้าขึ้นใหม่ โดยปัจจุบันอยู่ระหว่างการพิจารณาของ CIE แบบจำลองนี้จะประกอบด้วยผลคูณของสองฟังก์ชัน ได้แก่ gradation function ซึ่งขึ้นกับมุมเซนนิธของตำแหน่งบนท้องฟ้าที่เปล่งแสง และฟังก์ชันที่สองคือ indicatrice function ซึ่งขึ้นกับระยะห่างเชิงมุมระหว่างจุดที่ท้องฟ้าเปล่งแสงกับตำแหน่งของดวงอาทิตย์ซึ่งเขียนได้ดังสมการ

$$\frac{L}{L_z} = \frac{f(\chi)}{f(Z_s)} \cdot \frac{\varphi(Z)}{\varphi(0)} \quad (2.52)$$

$$\text{โดยที่} \quad \varphi(Z) = 1 + a \exp(b / \cos(Z)) \quad (2.53)$$

$$\varphi(0) = 1 + a \exp b \quad (2.54)$$

$$f(\chi) = 1 + c(\exp(d\chi) - \exp(d\pi/2)) + e \cos^2 \chi \quad (2.55)$$

$$f(Z_s) = 1 + c(\exp(dZ_s) - \exp(d\pi/2)) + e \cos^2 Z_s \quad (2.56)$$

$$\text{และ} \quad \chi = \cos(\cos Z_s \cos Z + \sin Z_s \sin Z \cos Az)^{-1} \quad (2.57)$$

$$Az = |\phi - \phi_s| \quad (2.58)$$

เมื่อ	L = ความสว่างจากส่วนต่าง ๆ บนท้องฟ้า [kCd/m^2]
	L_z = ความสว่าง ณ ตำแหน่งกลางท้องฟ้า [kCd/m^2]
	Z = มุมเซนนิธของตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [เรเดียน]
	Z_s = มุมเซนนิธของตำแหน่งดวงอาทิตย์ [เรเดียน]
	ϕ = มุมอาซิมุทของตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [เรเดียน]
	ϕ_s = มุมอาซิมุทของตำแหน่งบนท้องฟ้าที่พิจารณา [เรเดียน]

แบบจำลองที่ Darula และ Kittler ได้นำเสนอนี้ ค่าสัมประสิทธิ์ a, b, c, d, e จะแปรตามสภาพท้องฟ้าที่แบ่งเป็น 15 แบบ ซึ่งต้องสังเกตด้วยตา ดังแสดงในตารางที่ 2.10

ตารางที่ 2.10 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ a, b, c, d, e ตามแบบจำลองของ Darula และ Kittler (2002)

แบบที่	a	b	c	d	e	คำนิยามของลักษณะท้องฟ้า
1	4.0	-0.7	0.0	-1.0	0.0	CIE Standard Overcast Sky, Steep luminance gradation towards zenith, azimuthal uniformity
2	4.0	-0.7	2.0	-1.5	0.15	Overcast, with steep luminance gradation and slight brightening towards the Sun
3	1.1	0.8	0.0	-1.0	0.0	Overcast, moderately graded with azimuthal uniformity
4	1.1	-0.8	2.0	-1.5	0.15	Overcast, moderately graded and slight brightening towards the Sun
5	0.0	-1.0	0.0	-1.0	0.0	Sky of uniform luminance
6	0.0	-1.0	2.0	-1.5	0.15	Partly cloudy sky, no gradation towards zenith, slight brightening towards the Sun
7	0.0	-1.0	5.0	-2.5	0.3	Partly cloudy sky, no gradation towards zenith, brighter circumsolar region
8	0.0	-1.0	10	-3.0	0.45	Partly cloudy sky, no gradation towards zenith, distinct solar corona
9	-1.0	-0.55	2.0	-1.5	0.15	Partly cloudy sky, with the obscured sun
10	-1.0	-0.55	5.0	-2.5	0.3	Partly cloudy, with brighter circumsolar region
11	-1.0	-0.55	10	-3.0	0.45	White-blue sky with distinct solar corona
12	-1.0	-0.32	10	-3.0	0.45	CIE Standard Clear Sky, Low luminance turbidity
13	-1.0	-0.32	16	-3.0	0.3	CIE Standard Clear Sky, Polluted atmosphere
14	-1.0	-0.15	16	-3.0	0.3	Cloudless turbid sky with broad solar corona
15	-1.0	-0.15	24	-2.8	0.15	White-blue turbid sky with broad solar corona

ในด้านของการคำนวณความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าด้วยข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม คณะนักวิจัยของประเทศในกลุ่มสหภาพยุโรป จาก 8 ประเทศ (Fontoynt et al., 1998) ได้พยายามที่จะหาวิธีคำนวณความสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้าจากภาพถ่ายดาวเทียมโดยตรง แต่วิธีการดังกล่าวไม่ประสบผลสำเร็จ เนื่องจากไม่สามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างแสงสว่างจากท้องฟ้าที่เครื่อง sky scanner วัดได้กับแสงที่ดาวเทียมวัดได้ ณ ตำแหน่งเดียวกัน คณะนักวิจัยดังกล่าวจึงแก้ปัญหาโดยการคำนวณความสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้าโดยใช้วิธีทางอ้อม กล่าวคือในลำดับแรกจะทำการคำนวณความเข้มรังสีรวมของดวงอาทิตย์บนพื้นราบรายชั่วโมงด้วยข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม โดยใช้วิธี Heliosat (Cano et al., 1986) จากนั้นจะนำค่าที่ได้ไปใช้เป็น input data ของแบบจำลองสำหรับคำนวณความสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้าของ Perez et al. (1990) แต่เนื่องจากในขั้นตอนแรก ค่าความเข้มรังสีดวงอาทิตย์รายชั่วโมงที่ได้จากข้อมูลดาวเทียมมีความคลาดเคลื่อนค่อนข้างสูง จึงมีผลให้ค่าความสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้าที่ได้มีความคลาดเคลื่อนสูงตามไปด้วย

Janjai et al. (2008) ได้ทำการสร้างแบบจำลองแสงสว่างธรรมชาติโดยใช้สัมประสิทธิ์การสะท้อนของบรรยากาศและพื้นผิวโลก ซึ่งได้จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมเป็นตัวจำแนกสภาพท้องฟ้า ผลการทดสอบแบบจำลองดังกล่าวพบว่า สามารถทำนายความสว่างท้องฟ้าได้ในเกณฑ์ดี (root mean square difference, (RMSD) ประมาณ 0.133)

2.5.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

ปัจจุบันคอมพิวเตอร์มีขีดความสามารถ และประโยชน์ในการใช้งานสูง มีหน่วยประมวลผลที่มีความรวดเร็ว และแม่นยำในการคำนวณเชิงคณิตศาสตร์ ซึ่งสมองของมนุษย์ไม่อาจเทียบได้ แต่คอมพิวเตอร์ก็ยังมีส่วนด้อยกว่าสมองของมนุษย์อยู่มากในหลายด้านๆ เช่น การจดจำใบหน้าคน การแยกแยะลักษณะที่แตกต่างของสิ่งที่มีคุณลักษณะใกล้เคียงกัน และความสามารถในการเรียนรู้ จึงได้มีการศึกษาค้นคว้าเพื่อจะออกแบบสร้างและพัฒนาระบบคอมพิวเตอร์ให้มีความสามารถในการทำงานใกล้เคียงกับสมองของมนุษย์ โดยการศึกษา และเลียนแบบลักษณะหลักการทำงานของเซลล์สมองมนุษย์ ซึ่งมีความสำคัญที่คอมพิวเตอร์ไม่สามารถทำได้ ก็คือความสามารถในการเรียนรู้จากประสบการณ์ และกฎเกณฑ์ทั่วไปจากตัวอย่าง

เทคโนโลยีที่ได้รับการศึกษาและพัฒนาจากหลักการดังกล่าวเรียกว่า โครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural networks) หรือเรียกสั้นๆ ว่า ANN ต่อมาได้มีการนำ ANN มาใช้งานในด้านต่างๆ มากมาย เช่น การจดจำรูปแบบที่มีความไม่แน่นอน การประมาณค่าฟังก์ชันหรือการประมาณความสัมพันธ์ การจัดหมวดหมู่ และแยกแยะสิ่งของ และการทำนายค่าต่างๆ เป็นต้น

ดังนั้น นักวิทยาศาสตร์จึงได้นำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการทำนายค่ารังสีดวงอาทิตย์ (solar radiation) และแสงสว่างธรรมชาติ (Daylight) ซึ่งสามารถสรุปได้ดังนี้

Al-Alawi และ Al-Hinai (1998) ใช้โครงข่ายประสาทเทียมวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างรังสีรวม(global radiation) และตัวแปรทางภูมิอากาศ (climatological variables) เพื่อทำนายค่ารังสีรวม ในบริเวณที่ไม่มีเครื่องมือวัดรังสีดวงอาทิตย์ ผลที่ได้พบว่า โครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายค่ารังสีรวมได้ใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากเครื่องมือวัดมาก โดยมีความแม่นยำประมาณ 93 %

ต่อมาในปี ค.ศ. 2008 Bosch และคณะ ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายค่ารังสีดวงอาทิตย์รายวัน (daily solar irradiation) บริเวณภูเขาที่มีความซับซ้อนของประเทศสเปน ซึ่งใช้ข้อมูลทั้งหมด 12 สถานี และใช้ข้อมูลรังสีดวงอาทิตย์จากสถานีเดียวเท่านั้นเป็นข้อมูลฝึกสอน ส่วนสถานีที่เหลือ 11 สถานี ใช้สำหรับทดสอบแบบจำลอง ผลที่ได้พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของข้อมูลทดสอบในรูปของ RMSD เท่ากับ 6 % ซึ่งถือว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายค่ารังสีดวงอาทิตย์รายวันบริเวณภูเขาที่มีความซับซ้อนได้ค่อนข้างดี

Lam และคณะ (2008) ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายค่ารังสีรวมรายวัน (daily global radiation) ซึ่งใช้ข้อมูลความยาวนานแสงแดด (sunshine duration) จาก 40 สถานีของประเทศจีน โดยครอบคลุมสภาพภูมิอากาศหลักๆของประเทศ ผลที่ได้พบว่า โครงข่ายประสาทเทียมทำนายค่าออกมาได้ใกล้เคียงกับข้อมูลที่ได้จากการวัดมาก ซึ่งใช้ตัวแปรที่ได้จากการวัดเพียงตัวแปรเดียว คือ ความยาวนานแสงแดด

ต่อมาในปี 2008 Pattanasethanon และคณะ ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำนายค่าของอิลูมินแนนซ์ (illuminance) และอิเรเดียนซ์ (irradiance) ในแนวราบ ของภาคตะวันออกเฉียงเหนือ (จ. มหาสารคาม) ประเทศไทย เพื่อนำไปใช้ออกแบบอาคารประหยัดพลังงาน ผลที่ได้พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำมากกว่าแบบจำลองเอมไพริคัล (empirical model) และแบบจำลอง novel sinusoidal จากงานวิจัยนี้ สามารถยืนยันได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำสูงในการทำนายค่าของอิลูมินแนนซ์ และอิเรเดียนซ์

Kazanasmaz และคณะ (2009) จากประเทศตุรกี ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายค่าอิลูมินแนนซ์ ในอาคารสำนักงาน โดยใช้ทั้งตัวแปรเกี่ยวกับเวลา ภูมิอากาศ และอาคาร ผลที่ได้พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายค่าอิลูมินแนนซ์ได้ใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดมาก มีความแม่นยำประมาณ 98 %

สำหรับการใช้โครงข่ายประสาทเทียมทำนายความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า ยังไม่มีปรากฏในเอกสารตีพิมพ์เผยแพร่ ดังนั้นในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยเสนอวิธีการสร้างแบบจำลองคำนวณค่าความสว่างจากส่วนต่างๆของท้องฟ้าโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งใช้ภาพถ่ายท้องฟ้าที่ได้จากเครื่องถ่ายภาพท้องฟ้ามาจำแนกสภาพท้องฟ้า เพื่อให้ได้ค่าความสว่างจากส่วนต่างๆของท้องฟ้าที่สอดคล้องกับสภาพท้องฟ้าของประเทศไทย ตามรายละเอียดที่จะกล่าวถึงในบทต่อไป

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัยและผล

ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยจะดำเนินการสร้างแบบจำลองสำหรับคำนวณค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า (sky luminance) โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม และใช้ภาพถ่ายท้องฟ้าที่ได้จากเครื่องถ่ายภาพท้องฟ้ามาจำแนกสภาพท้องฟ้า ซึ่งมีขั้นตอนในการดำเนินการวิจัย และผลการวิจัยตามรายละเอียดดังนี้

3.1 ข้อมูลวัดภาคพื้นดิน

ในการสร้างแบบจำลองสำหรับคำนวณค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า (sky luminance) จำเป็นต้องใช้ข้อมูลความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าที่ได้จากการวัด ผู้วิจัยจะทำการรวบรวมข้อมูล sky luminance ที่วัดได้จากเครื่อง sky scanner ซึ่งติดตั้งที่สถานีนครปฐม (13.82°N , 100.04°E) และสถานีสงขลา (7.20°N , 100.60°E) เพื่อใช้เป็นตัวแปรหลักในการสร้างแบบจำลอง โดยเครื่อง sky scanner ที่สถานีนครปฐม ยี่ห้อ EKO รุ่น MS-301LR (ดังรูปที่ 3.1) ส่วนเครื่อง sky scanner ที่สถานีสงขลา ยี่ห้อ EKO รุ่น MS-321LR (ดังรูปที่ 3.2)

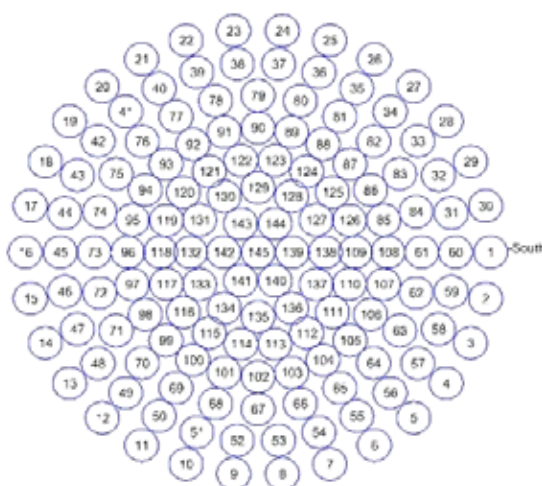


รูปที่ 3.1 เครื่อง sky scanner ซึ่งติดตั้งที่สถานีนครปฐม

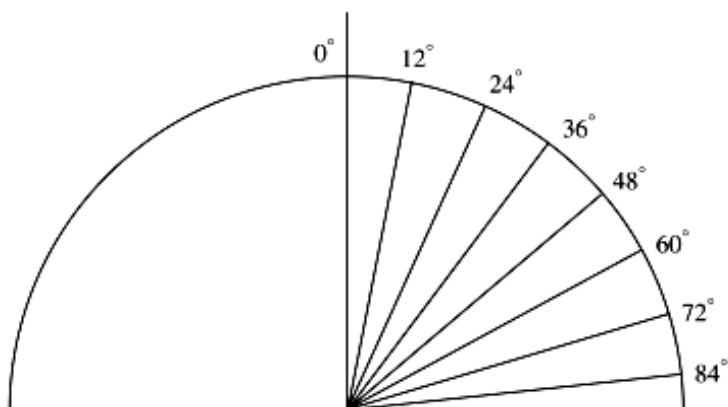


รูปที่ 3.2 เครื่อง sky scanner ซึ่งติดตั้งที่สถานีสงขลา

เครื่อง sky scanner ประกอบด้วยหัววัด (sensor) เป็นรูปทรงกระบอก และส่วนกลไกบังคับ (tracker) ซึ่งเป็นตัวควบคุมให้หัววัดชี้ไปยังตำแหน่งต่างๆ ของท้องฟ้าตามแนวอาซิมุท (azimuth) และอัลติจูด (altitude) ครอบคลุมทุกตำแหน่งของท้องฟ้าเป็นจำนวน 145 ส่วน ดังแสดงในรูปที่ 3.3 โดยแต่ละตำแหน่งของท้องฟ้าที่วัดได้มีมุมตันเท่ากับ 11 องศา ซึ่งรูปแบบการสแกนแสดงดังรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.3 ตำแหน่งของท้องฟ้า 145 ส่วน ซึ่งเครื่อง sky scanner ทำการวัดค่า sky luminance



รูปที่ 3.4 อัลติจูดของตำแหน่งท้องฟ้าที่เครื่อง sky scanner ทำการวัด

ในการวัดแต่ละครั้ง หัววัดของ sky scanner จะทำการกวาดท้องฟ้าจนครบ 145 เซลล์ ในเวลา 4 นาที สำหรับความถี่ของการวัดแต่ละครั้งสามารถเลือกได้โดยอาศัยการตั้งโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่ควบคุมการทำงานของเครื่อง ซึ่งในที่นี้จะตั้งค่าให้เครื่องทำการวัดทุกๆ 30 นาที ข้อมูลที่ได้จะถูกบันทึกด้วยคอมพิวเตอร์ ตัวอย่างข้อมูลที่ได้แสดงดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างข้อมูลความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า ในหน่วย kCd/m^2 ซึ่งวัดได้จากเครื่อง sky scanner

1 ม.ค. 09	ค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า (kCd/m^2) ที่เซลล์ต่างๆ							
Time	1	2	3	4	5	6	...	145
6:00:04	-0.02	-0.01	-0.01	-0.01	-0.02	0.00	...	0.00
6:30:04	-0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	...	-0.02
7:00:04	0.24	0.30	0.30	0.33	0.33	0.40	...	0.45
7:30:04	0.93	0.95	0.96	1.00	1.08	1.14	...	1.38
8:00:04	2.00	1.99	2.06	1.61	1.34	1.40	...	2.02
8:30:04	2.62	2.15	1.80	1.74	1.89	2.16	...	3.91
9:00:04	5.99	4.79	3.75	3.26	3.17	3.23	...	4.83
9:30:04	8.78	6.74	5.35	4.71	4.41	4.27	...	6.85
10:00:04	10.98	9.38	7.67	6.33	5.45	4.93	...	10.13

10:30:04	9.81	8.24	7.23	6.34	5.60	4.98	...	5.33
11:00:04	8.99	8.31	7.56	6.72	5.79	5.09	...	2.16
11:30:04	11.49	10.51	9.18	8.11	6.83	5.77	...	2.84
12:00:04	13.98	13.25	11.39	9.80	8.51	7.25	...	3.20
12:30:04	11.12	12.14	11.95	10.82	9.29	7.86	...	7.05
13:00:04	10.56	10.90	10.55	10.20	9.37	8.55	...	10.20
13:30:04	8.39	9.89	8.05	9.43	9.96	8.82	...	12.66
14:00:04	9.79	10.80	10.62	8.25	8.36	8.19	...	7.15
14:30:04	9.39	11.94	13.77	17.02	16.78	15.34	...	2.72
15:00:04	6.46	8.12	10.23	13.00	15.99	15.83	...	2.40
15:30:04	2.81	3.40	3.54	3.32	4.68	5.22	...	7.21
16:00:04	1.43	1.43	1.36	1.43	1.68	1.63	...	6.39
16:30:04	1.24	1.34	1.32	1.31	1.38	1.55	...	2.27
17:00:04	0.83	0.87	0.92	1.06	1.25	1.91	...	1.75
17:30:04	0.42	0.50	0.51	0.59	0.86	2.26	...	0.50
18:00:04	0.02	0.07	0.07	0.11	0.08	0.11	...	0.01

ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยใช้ข้อมูลความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้ารายชั่วโมง ซึ่งเริ่มบันทึกตั้งแต่เวลา 8:30 น. ถึงเวลา 16:30 น. โดยใช้ข้อมูลของสถานีนครปฐมระหว่างเดือนมกราคม 2007 ถึง ธันวาคม 2009 และข้อมูลของสถานีสงขลาระหว่างเดือนกุมภาพันธ์ 2008 ถึง ธันวาคม 2008 ก่อนนำข้อมูลมาใช้งาน ผู้วิจัยได้ทำการควบคุมคุณภาพของข้อมูล โดยการตรวจสอบข้อมูลที่ได้จากการวัดว่ามีค่าที่ผิดปกติหรือไม่ หากพบว่าข้อมูลมีค่าผิดปกติ ผู้วิจัยจะตัดข้อมูลนั้นออกไปก่อนที่จะนำมาสร้างแบบจำลอง

สำหรับขั้นตอนจำแนกสภาพท้องฟ้า ซึ่งต้องอาศัยการสังเกตลักษณะท้องฟ้าด้วยตา นั้น ผู้วิจัยจะใช้ภาพถ่ายท้องฟ้าที่ได้จากเครื่องถ่ายภาพท้องฟ้า (sky view) ยี่ห้อ Prede รุ่น PSV-100 ที่ติดตั้งที่สถานีนครปฐม (ดังรูปที่ 3.5) และสถานีสงขลา (ดังรูปที่ 3.6) ซึ่งวัดในช่วงเวลาเดียวกันกับข้อมูล sky luminance เพื่อนำภาพถ่ายท้องฟ้า นั้นมาจำแนกสภาพท้องฟ้า



รูปที่ 3.5 เครื่อง sky view ซึ่งติดตั้งที่สถานีนครปฐม



รูปที่ 3.6 เครื่อง sky view ซึ่งติดตั้งที่สถานีสงขลา

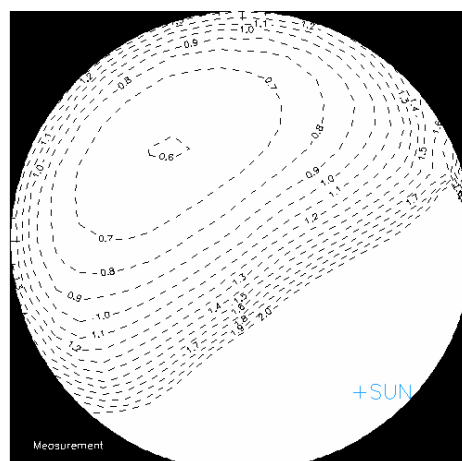
3.2 การจำแนกสภาพท้องฟ้า

ผู้วิจัยจะใช้ภาพถ่ายท้องฟ้าที่ได้จากเครื่องถ่ายภาพท้องฟ้า (sky view) ของสถานีนครปฐม ซึ่งเป็นข้อมูลรายชั่วโมงที่เริ่มบันทึกตั้งแต่วันที่ 8:30 น. ถึงเวลา 16:30 น. ในช่วงเดือนมกราคม 2007 ถึง ธันวาคม 2009 มาจำแนกออกเป็น 7 กลุ่มตามสภาพท้องฟ้า โดยผู้วิจัยจะแบ่งท้องฟ้าออกเป็น 8 ส่วน และมีเกณฑ์ในการจำแนกสภาพท้องฟ้าแต่ละแบบแสดงดังรายละเอียดต่อไปนี้

1. สภาพท้องฟ้าปราศจากเมฆ (clear sky) เป็นกรณีที่ท้องฟ้ามีปริมาณเมฆน้อยกว่า 1 ส่วน จากทั้งหมด 8 ส่วน ตัวอย่างแสดงดังรูปที่ 3.7



(a)



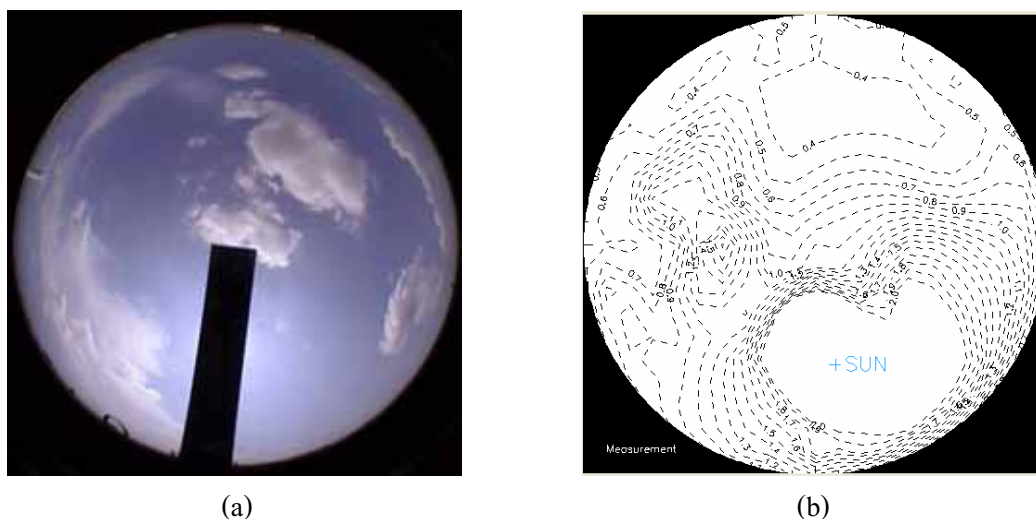
(b)

รูปที่ 3.7 ตัวอย่างของสภาพท้องฟ้าปราศจากเมฆ

(a) ภาพถ่ายท้องฟ้าจาก sky view

(b) ภาพ contour ของค่า sky luminance

2. สภาพท้องฟ้ามีเมฆบางส่วน (partly cloudy) เป็นกรณีที่ท้องฟ้ามีปริมาณเมฆอยู่ระหว่าง 1 - 7 ส่วนจากทั้งหมด 8 ส่วน ตัวอย่างแสดงดังรูปที่ 3.8



รูปที่ 3.8 ตัวอย่างของสภาพท้องฟ้ามีเมฆบางส่วน

(a) ภาพถ่ายท้องฟ้าจาก sky view

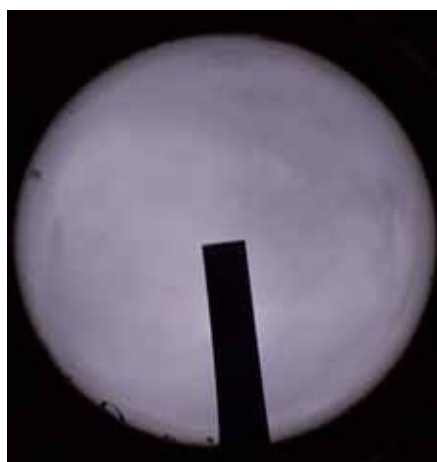
(b) ภาพ contour ของค่า sky luminance

ในสภาพท้องฟ้ามีเมฆบางส่วน เมฆจะกระจายอยู่ตามตำแหน่งต่างๆ ของท้องฟ้า และอาจมีปริมาณมากน้อยแตกต่างกันไป ลักษณะการกระจายตัวของเมฆเป็นปัจจัยสำคัญต่อการแปรค่า sky luminance ดังนั้นผู้วิจัยจึงจำแนกสภาพท้องฟ้าออกเป็น 5 แบบ ตามนิยามของลักษณะท้องฟ้าของ CIE ที่สอดคล้องกับกรณี partly cloudy แสดงดังตารางที่ 3.2

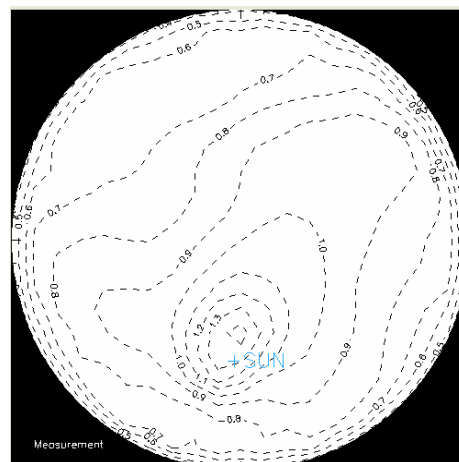
ตารางที่ 3.2 คำนิยามของลักษณะท้องฟ้าของ CIE กรณี partly cloudy (CIE 6 – CIE 10)

CIE แบบที่	คำนิยามของลักษณะท้องฟ้า
6	ไม่มีการเพิ่มแสงไปยังจุดเซนธิ์ แต่มีแสงสว่างไปทางดวงอาทิตย์
7	ไม่มีการเพิ่มแสงไปยังจุดเซนธิ์ บริเวณรอบดวงอาทิตย์ (circumsolar region) สว่าง
8	ไม่มีการเพิ่มแสงไปยังจุดเซนธิ์ แต่เห็น solar corona ชัดเจน
9	ดวงอาทิตย์ถูกบังด้วยเมฆ ทำให้มีดมัว
10	บริเวณรอบดวงอาทิตย์ (circumsolar region) สว่าง

3. สภาพท้องฟ้ามีเมฆปกคลุมทั้งหมด (overcast sky) เป็นกรณีที่ท้องฟ้ามีปริมาณเมฆเต็มทั้งหมด 8 ส่วน ตัวอย่างแสดงดังรูปที่ 3.9



(a)



(b)

รูปที่ 3.9 ตัวอย่างของสภาพท้องฟ้ามีเมฆปกคลุมทั้งหมด

(a) ภาพถ่ายท้องฟ้าจาก sky view

(b) ภาพ contour ของค่า sky luminance

สำหรับขั้นตอนการจำแนกสภาพท้องฟ้า ผู้วิจัยจะใช้สายตาในการดูปริมาณเมฆจากภาพถ่ายท้องฟ้าครั้งละ 1 ภาพ ตามช่วงเวลาตรงกับเครื่อง sky scanner จากนั้น ผู้วิจัยจะทำการคาดคะเนด้วยสายตา และจดบันทึกสภาพท้องฟ้าของวันและเวลาดังกล่าวลงตารางบันทึกข้อมูลที่ได้เตรียมไว้

สำหรับข้อมูลของสถานีสงขลา ผู้วิจัยจะทำการจำแนกสภาพท้องฟ้าโดยใช้เกณฑ์การจำแนกข้างต้น และทำตามขั้นตอนเดียวกับของสถานีนครปฐม โดยใช้ข้อมูลรายชั่วโมงที่เริ่มบันทึกตั้งแต่วันที่ 8:30 น. ถึงเวลา 16:30 น. ในช่วงเดือนกุมภาพันธ์ 2008 ถึง ธันวาคม 2008

หลังจากจำแนกสภาพท้องฟ้าของสถานีนครปฐม และสถานีสงขลาเสร็จสิ้น ผู้วิจัยจะนำข้อมูลที่ได้จากการจำแนกสภาพท้องฟ้านี้ไปแบ่งกลุ่มข้อมูล sky luminance ออกเป็น 7 กลุ่มที่สอดคล้องกับข้อมูลสภาพท้องฟ้าทั้ง 7 แบบดังกล่าว สำหรับใช้เป็นข้อมูลในการสร้างแบบจำลองสำหรับคำนวณค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

3.3 การสร้างแบบจำลองสำหรับคำนวณค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าเทียบกับ

ความสว่างจากกลางท้องฟ้า (relative sky luminance) โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

ในการสร้างแบบจำลองสำหรับคำนวณค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ผู้วิจัยจะใช้สมมติฐานเดียวกับแบบจำลองของ CIE (ดังสมการที่ 3.1) กล่าวคือ การกระจายของแสงสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าเมื่อเทียบกับแสงสว่างจากกลางท้องฟ้า (zenith luminance) หรือ relative sky luminance ขึ้นอยู่กับ 3 ตัวแปร คือ มุมเซนนิธของดวงอาทิตย์ (Z_s) มุมเซนนิธของจุดที่พิจารณา (Z) และระยะห่างเชิงมุมระหว่างจุดนั้นๆ กับดวงอาทิตย์ (χ) แสดงดังรูปที่ 3.10

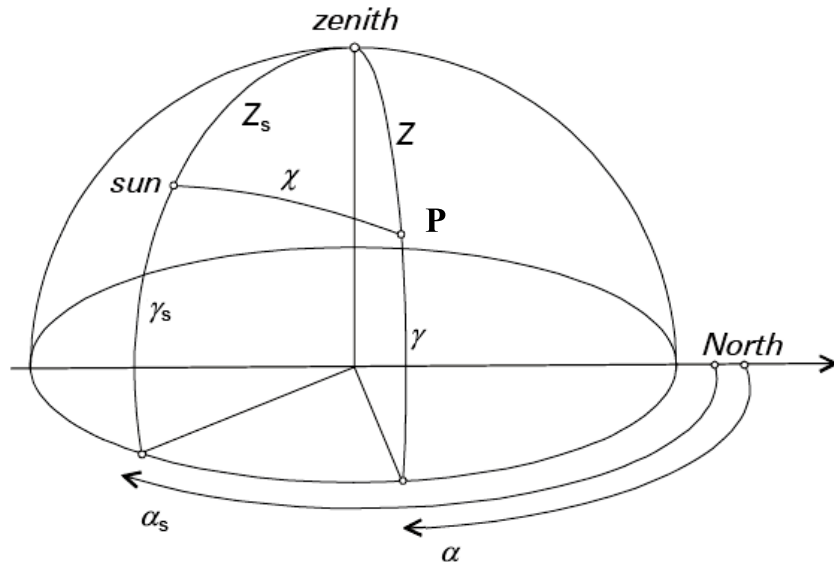
$$\text{Relative sky luminance} = \frac{L}{L_z} = \frac{f(\chi)}{f(Z_s)} \cdot \frac{\varphi(Z)}{\varphi(0)} \quad (3.1)$$

โดยที่ $\varphi(Z) = 1 + a \exp(b / \cos(Z))$ (3.2)

$$\varphi(0) = 1 + a \exp b \quad (3.3)$$

$$f(\chi) = 1 + c(\exp(d\chi) - \exp(d\pi/2)) + e \cos^2 \chi \quad (3.4)$$

$$f(Z_s) = 1 + c(\exp(dZ_s) - \exp(d\pi/2)) + e \cos^2 Z_s \quad (3.5)$$

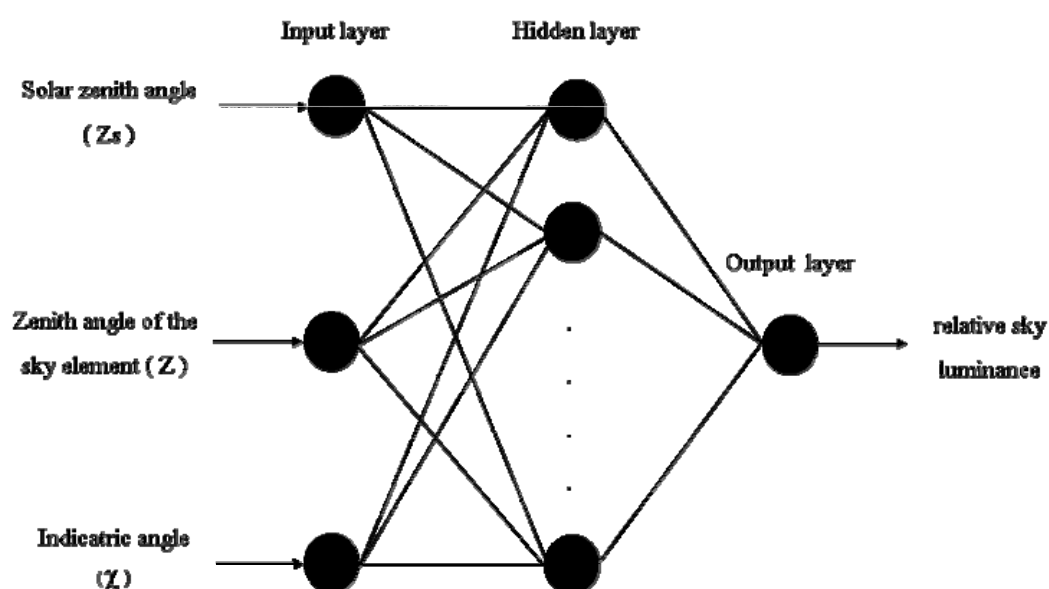


รูปที่ 3.10 แสดงตำแหน่งของดวงอาทิตย์ และตำแหน่งของท้องฟ้า (P) ที่จะหาค่าความเข้มแสงสว่างตามแบบจำลองที่จะสร้างขึ้น โดย Z_s เป็นมุมเซนนิธของดวงอาทิตย์ Z เป็นมุมเซนนิธของจุดที่พิจารณา χ เป็นระยะห่างเชิงมุมระหว่างจุดที่พิจารณากับตำแหน่งของดวงอาทิตย์ α เป็นมุมอาซิมูทของจุดที่พิจารณา และ α_s เป็นมุมอาซิมูทของดวงอาทิตย์

แบบจำลอง CIE เป็นแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (analytical model) ซึ่งจำแนกสภาพท้องฟ้าออกเป็น 15 แบบ ตั้งแต่สภาพท้องฟ้ามีเมฆปกคลุมทั้งหมดจนถึงสภาพท้องฟ้าปราศจากเมฆ โดยสภาพท้องฟ้าแต่ละแบบจะมีสัมประสิทธิ์ 1 ชุด (แสดงดังตารางที่ 2.10) ซึ่งเมื่อนำสัมประสิทธิ์แต่ละตัวไปแทนในสมการที่ 3.2 – 3.5 แล้วนำค่าที่ได้ของแต่ละฟังก์ชันไปแทนในสมการที่ 3.1 จะทำให้ได้ค่า relative sky luminance สำหรับตัวแปร Z_s , Z และ χ ชุดหนึ่ง ดังนั้นผู้วิจัยจึงกำหนดให้ Z_s , Z และ χ เป็นอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นจะทำการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมตามรายละเอียดดังต่อไปนี้

3.3.1 การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม

ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยจะใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (multi-layer perceptron) และใช้การเรียนรู้แบบแพร่กลับ (backpropagation algorithm) ในการสร้างแบบจำลอง โดยข้อมูลอินพุตที่ให้กับโครงข่ายประสาทเทียมมี 3 ตัวแปร คือ มุมเซนนิธของดวงอาทิตย์ (Z_s) มุมเซนนิธของจุดที่พิจารณา (Z) และระยะห่างเชิงมุมระหว่างจุดนั้นๆ กับดวงอาทิตย์ (χ) ส่วนเอาต์พุตคือ relative sky luminance ซึ่งโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับคำนวณค่า relative sky luminance แสดงดังรูปที่ 3.11



รูปที่ 3.11 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับคำนวณค่า relative sky luminance

โดยทั่วไปแล้วจำนวนชั้นซ่อน (hidden layer) อาจมีมากกว่า 1 ชั้นได้ และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนก็อาจมีมากกว่า 1 นิวรอนได้ ซึ่งยังไม่มีกฎเกณฑ์ที่แน่นอนในการกำหนดว่าควรมีจำนวนชั้นซ่อนหรือจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่าไร ถึงจะทำให้แบบจำลองให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ดังนั้น ผู้วิจัยต้องใช้การลองผิดลองถูกจนได้ค่าที่เหมาะสมที่สุด นั่นคือ แบบจำลองที่สร้างขึ้นให้ค่าเอาต์พุตใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการวัดมากที่สุดนั่นเอง

3.3.2 การเตรียมข้อมูลฝึกสอน (training pairs) และข้อมูลทดสอบ (testing data) ให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

ผู้วิจัยใช้ข้อมูลของสถานีนครปฐม ปี 2007 – 2008 เป็นข้อมูลฝึกสอน ส่วนข้อมูลของสถานีนครปฐม ปี 2009 และสถานีสงขลา ปี 2008 จะใช้เป็นข้อมูลทดสอบ ซึ่งข้อมูลที่นำมาทดสอบนั้นจะต้องมีช่วงของข้อมูลอยู่ในช่วงเดียวกับข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนด้วย ข้อมูลที่ต้องเตรียมมีดังนี้ มุมเซนติของดวงอาทิตย์ (Z_s) มุมเซนติของจุดที่พิจารณา (Z) ระยะห่างเชิงมุมระหว่างจุดนั้นๆ กับดวงอาทิตย์ (χ) และค่า relative sky luminance ซึ่งสอดคล้องกัน จากนั้นนำข้อมูลมาจัดเรียงลงในโปรแกรม excel โดยจัดกลุ่มข้อมูลตามข้อมูลการจำแนกสภาพท้องฟ้าที่ได้จากการถ่ายภาพถ่ายท้องฟ้าข้างต้น เพราะผู้วิจัยจะฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแยกตามสภาพท้องฟ้าจนครบทั้ง 7 แบบ หลังจากเตรียมข้อมูลเรียบร้อยแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

3.3.3 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการฝึกสอนแยกตามสภาพท้องฟ้า 7 แบบ คือ ท้องฟ้าปราศจากเมฆ ท้องฟ้ามีเมฆบางส่วน (5 แบบ) และท้องฟ้ามีเมฆปกคลุมทั้งหมด ซึ่งมีขั้นตอนการฝึกสอนเหมือนกันทั้ง 7 แบบ โดยการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้โปรแกรมภาษาซี และการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (backpropagation algorithm) ซึ่งมีขั้นตอนการฝึกสอนดังนี้

- 1) ป้อนชุดข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต (training pairs) ที่สอดคล้องกับอินพุตนั้นๆ ให้กับโครงข่ายประสาทเทียม
- 2) ทำการคำนวณเอาต์พุต และเปรียบเทียบค่าที่ได้กับเอาต์พุตที่ต้องการ
- 3) ปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนัก โดยใช้ delta rule (Basheer, 2000) เพื่อให้ค่าความคลาดเคลื่อน (error) มีค่าน้อยที่สุด
- 4) ป้อนข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต ชุดต่อไปให้กับโครงข่ายประสาทเทียมและทำซ้ำตามขั้นตอนที่ 2-4 จนครบทุกชุดข้อมูล หรือจนกระทั่งค่า error มีค่าที่สามารถยอมรับได้

สำหรับกรณีท้องฟ้าปราศจากเมฆ ผู้วิจัยจะทำการฝึกสอนทั้งแบบรวมทุกเดือนและแบบแยกการฝึกสอนออกเป็นเดือนต่างๆ ส่วนกรณีท้องฟ้ามีเมฆปกคลุมบางส่วน และมีเมฆปกคลุมทั้งหมดจะทำการฝึกสอนแบบรวมทุกเดือนเพียงอย่างเดียว

หลังจากทำการฝึกสอนครบทั้ง 7 สภาพท้องฟ้า ผู้วิจัยจะได้ค่าน้ำหนักที่ทำการปรับค่าให้ใกล้เคียงกับที่ได้จากการวัดมากที่สุดมา 7 ชุดตามสภาพท้องฟ้า ซึ่งค่าน้ำหนักที่ได้นั้นเปรียบได้กับค่าสัมประสิทธิ์ของแบบจำลอง CIE คือ ถ้าเราต้องการทราบค่า relative sky luminance สำหรับค่า Z_s Z และ χ ชุดหนึ่ง เราก็สามารถใช้ค่าน้ำหนักที่ได้จากการฝึกสอนไปคำนวณหาได้โดยใช้โปรแกรม

3.4 ผลการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้น

ผู้วิจัยจะใช้ข้อมูลของสถานีนครปฐม ปี 2009 และข้อมูลสถานีสงขลา ปี 2008 เป็นข้อมูลสำหรับการทดสอบแบบจำลองที่สร้างขึ้น โดยทำการเปรียบเทียบผลที่ได้กับแบบจำลอง CIE ซึ่งมีความเป็นมาตรฐาน เพื่อให้ง่ายต่อการพิจารณาว่าแบบจำลองที่สร้างขึ้นมานั้นมีประสิทธิภาพมากน้อยเพียงใด ซึ่งการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองนั้นจะวัดด้วยค่า root mean square difference (RMSD) และค่า mean bias difference (MBD) ซึ่งแสดงดังสมการที่ 3.6 และ 3.7 ตามลำดับ

$$RMSD = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (S_i - O_i)^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N O_i} \times 100\% \quad (3.6)$$

$$MBD = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (S_i - O_i)}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N O_i} \times 100\% \quad (3.7)$$

โดย S_i คือ ค่าที่ได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

O_i คือ ค่าที่ได้จากการวัด

N คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

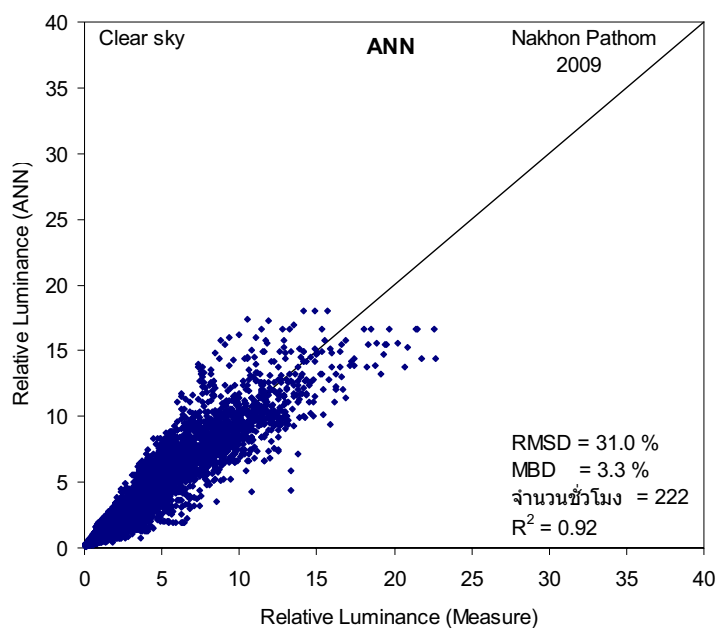
ผลการเปรียบเทียบระหว่างข้อมูล relative sky luminance ที่ได้จากการคำนวณกับข้อมูลที่ได้จากการวัดของสถานีนครปฐมและสงขลา แสดงดังรายละเอียดต่อไปนี้

- สถานีนครปฐม

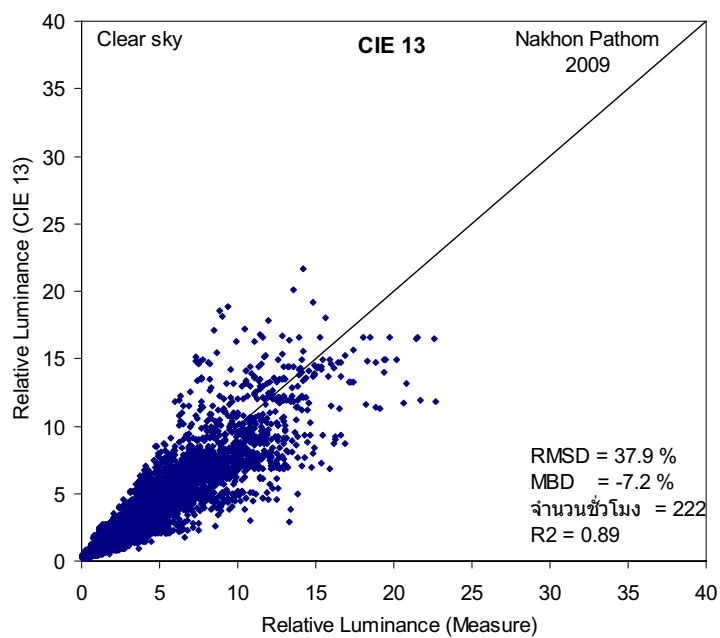
จากผลการทดสอบพบว่า ข้อมูลของสถานีนครปฐม กรณี clear โดยคิดแบบรวมทุกเดือนจะสอดคล้องกับ CIE 13 แต่ถ้าแยกแต่ละเดือนส่วนใหญ่ก็สอดคล้องกับ CIE 13 ส่วนเดือนกุมภาพันธ์และพฤษภาคมสอดคล้องกับ CIE 11 และเดือนมิถุนายนสอดคล้องกับ CIE 12 สำหรับกรณี partly cloudy สอดคล้องกับ CIE 7 CIE 8 และ CIE 10 และกรณี overcast สอดคล้องกับ CIE 4 ซึ่งผลที่ได้แสดงดังรูปที่ 3.12 – 3.28 ส่วนค่า root mean square difference (RMSD) และค่า mean bias difference (MBD) ระหว่างค่าที่คำนวณได้จากแบบจำลอง ANN กับค่าที่ได้จากการวัดแสดงดังตารางที่ 3.3

ตารางที่ 3.3 ค่า root mean square difference (RMSD) และ mean bias difference (MBD) ระหว่างค่าที่คำนวณได้จากแบบจำลอง ANN กับค่าที่ได้จากการวัด ของสถานีนครปฐม และสถานีสงขลา แยกตามสภาพท้องฟ้า

สภาพท้องฟ้า	สถานีนครปฐม				สถานีสงขลา			
	RMSD (%)		MBD (%)		RMSD (%)		MBD (%)	
	ANN	CIE	ANN	CIE	ANN	CIE	ANN	CIE
1. Clear (รวมทุกเดือน)								
CIE 13	31.0	37.9	3.3	-7.2	47.7	56.4	-1.3	-9.2
2. Partly cloudy								
CIE 7	41.9	39.7	-4.3	-5.2	36.3	29.5	4.2	1.7
CIE 8	46.3	49.8	-12.4	-12.3	42.2	40.2	-7.1	-6.8
CIE 10	41.2	47.9	2.5	-0.3	35.9	46.7	6.6	2.6
3. Overcast								
CIE 4	17.4	34.0	1.7	-5.3	17.1	39.6	6.7	0.7

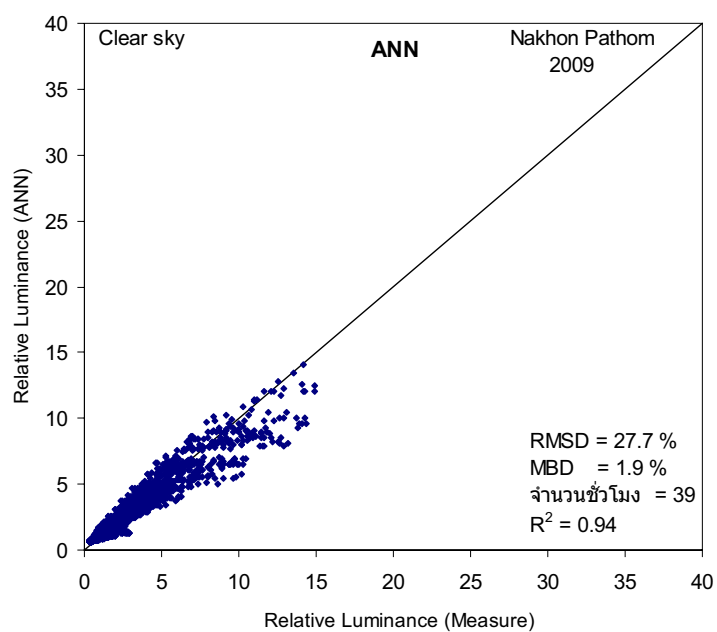


a)

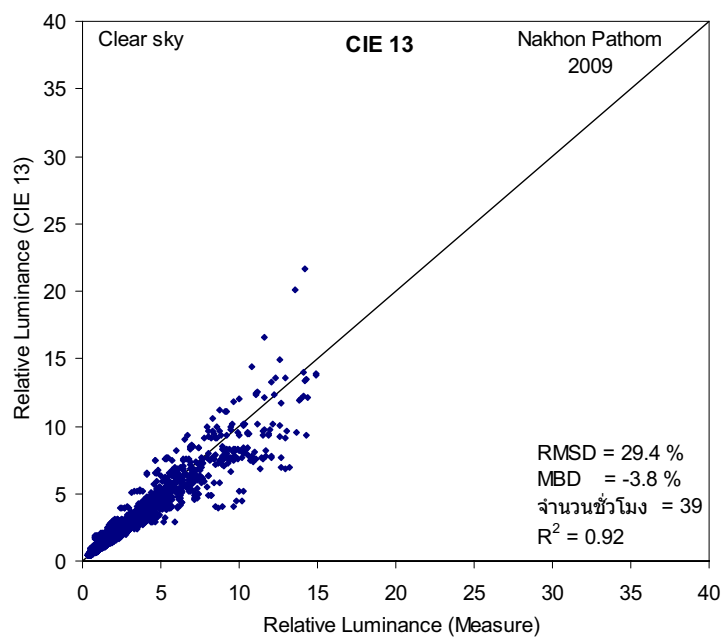


(b)

รูปที่ 3.12 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี clear รวมทุกเดือน ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

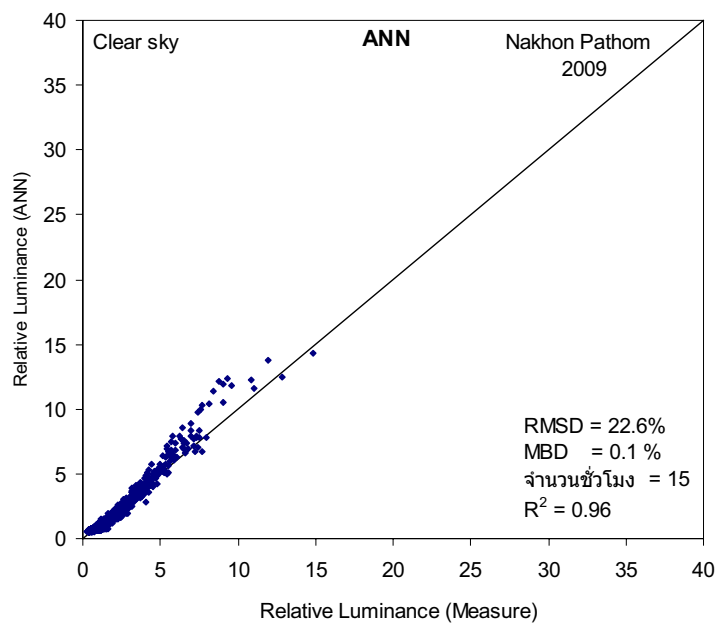


a)

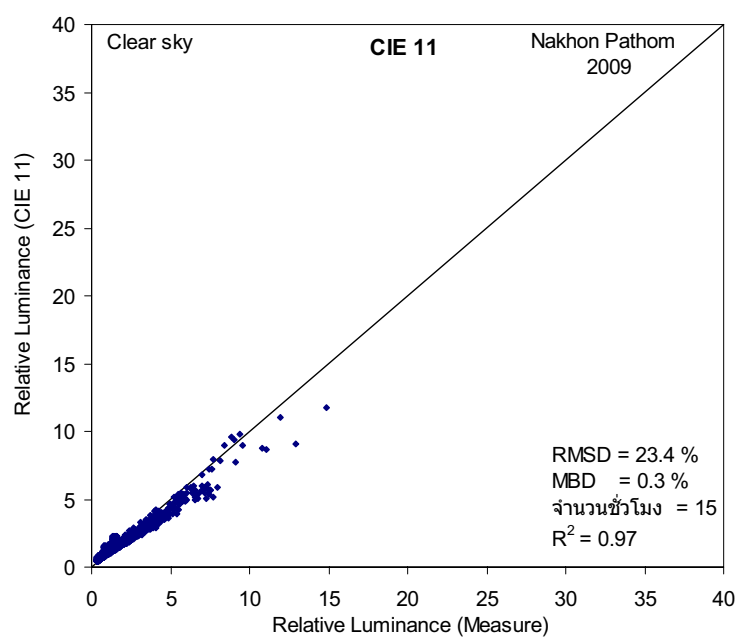


b)

รูปที่ 3.13 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
 กรณี clear เดือนมกราคม ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

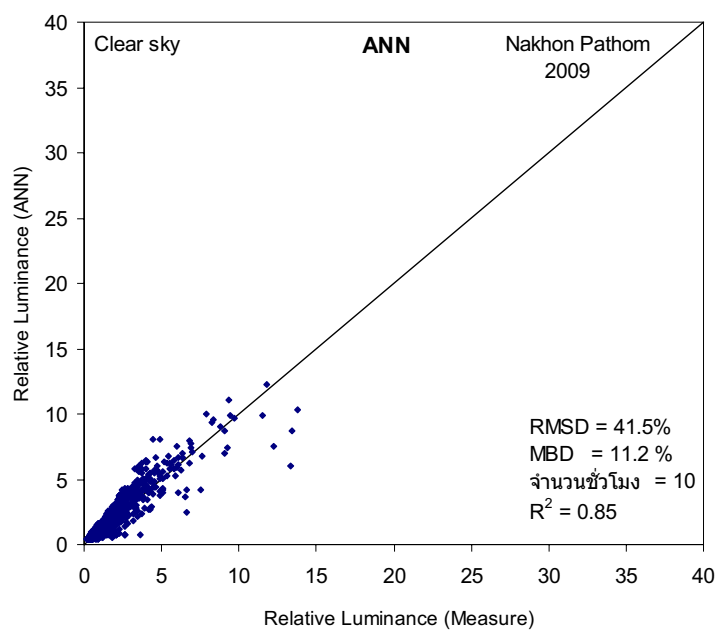


a)

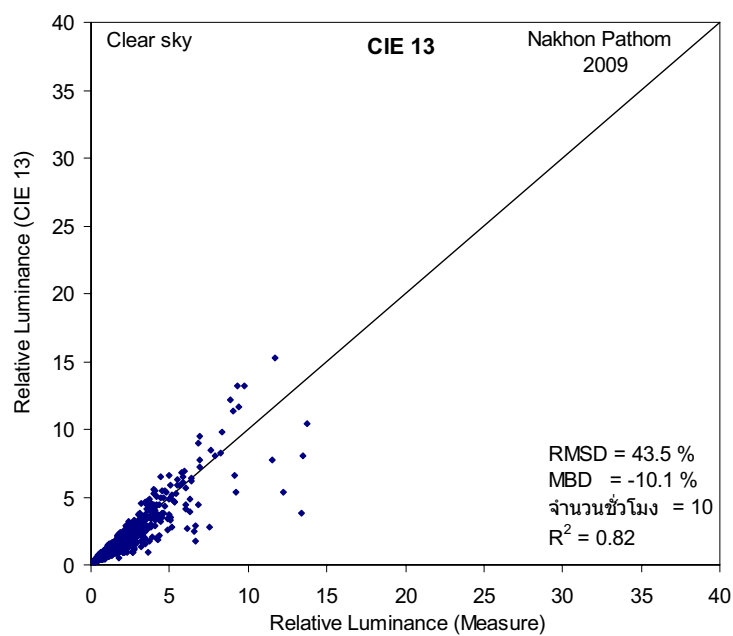


b)

รูปที่ 3.14 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี clear เดือนกุมภาพันธ์ ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 11

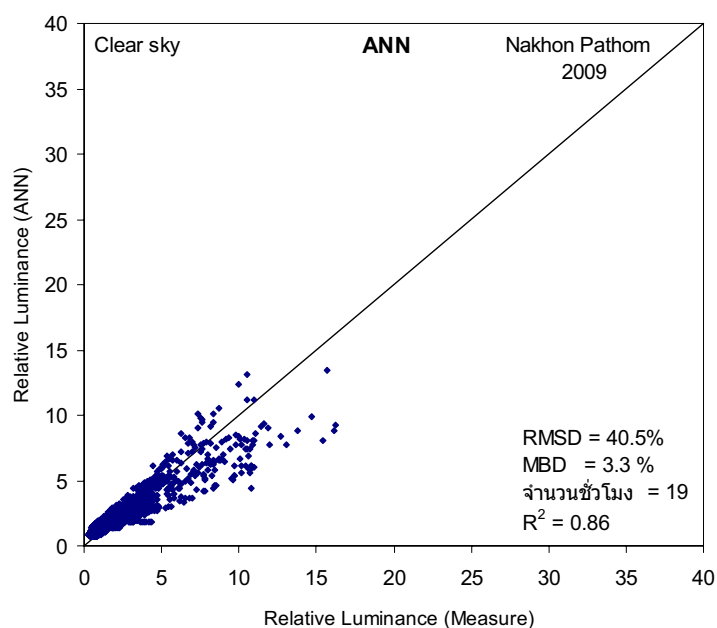


a)

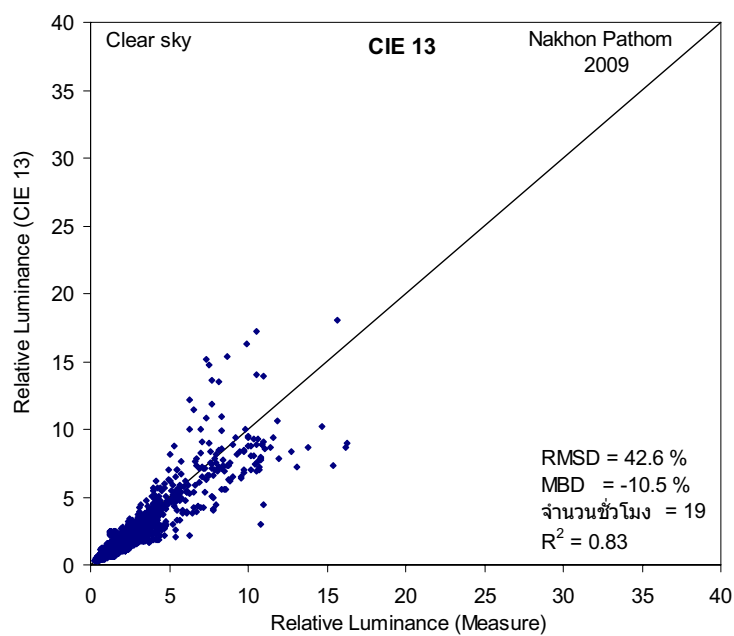


b)

รูปที่ 3.15 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี clear เดือนมีนาคม ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

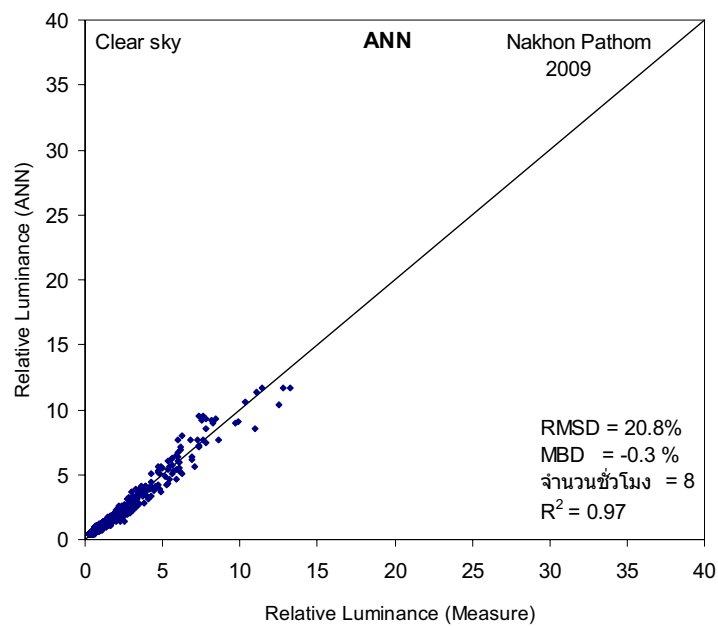


a)

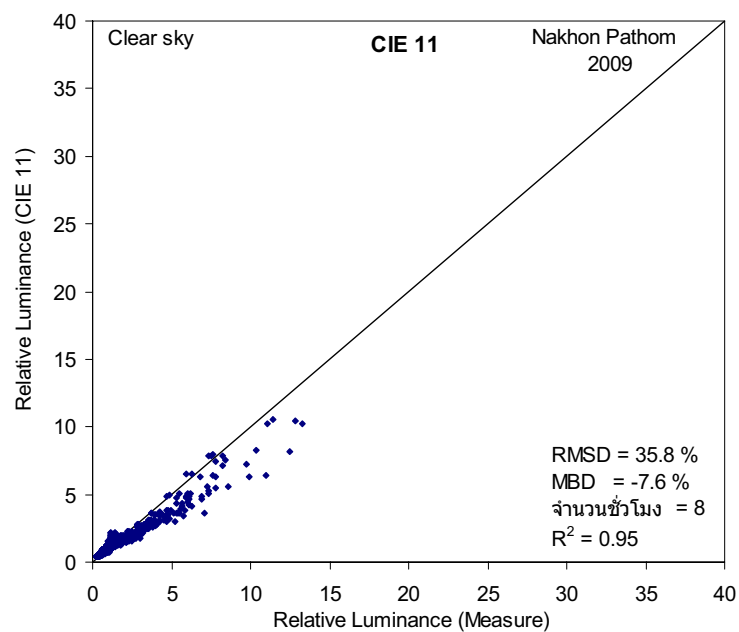


b)

รูปที่ 3.16 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี clear เดือนเมษายน ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

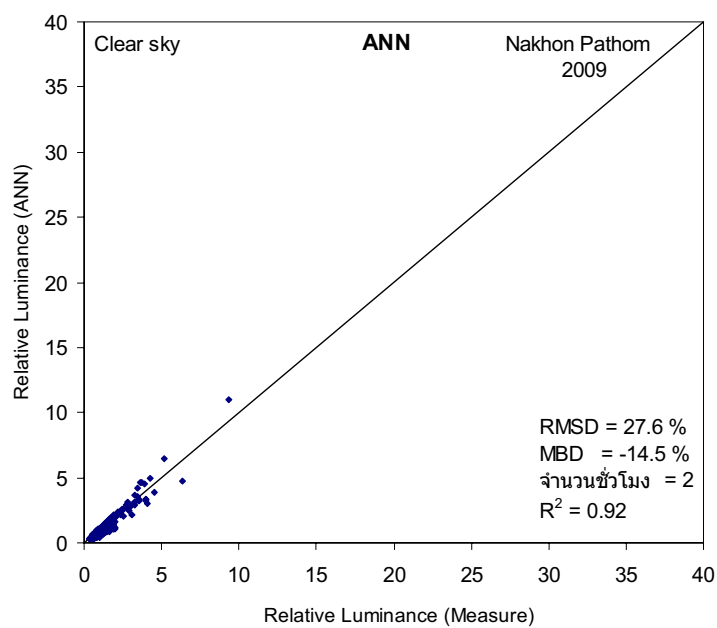


a)

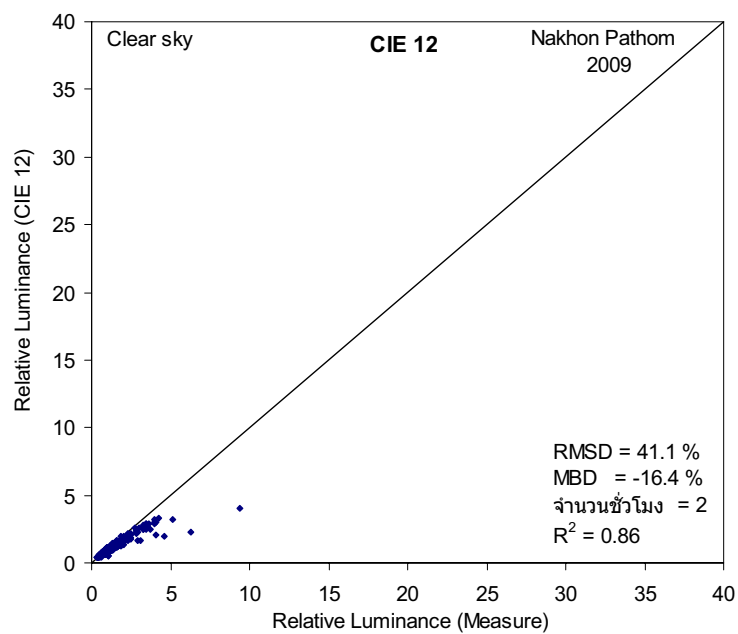


b)

รูปที่ 3.17 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี clear เดือนพฤษภาคม ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 11

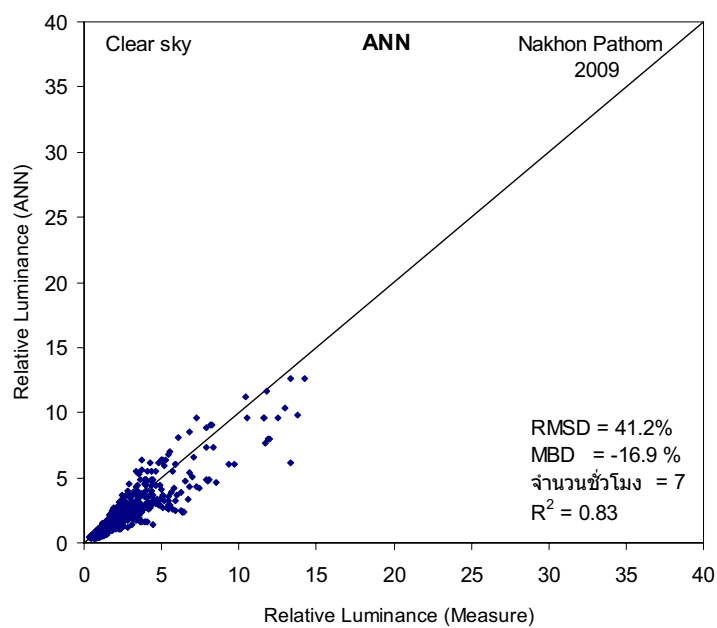


a)

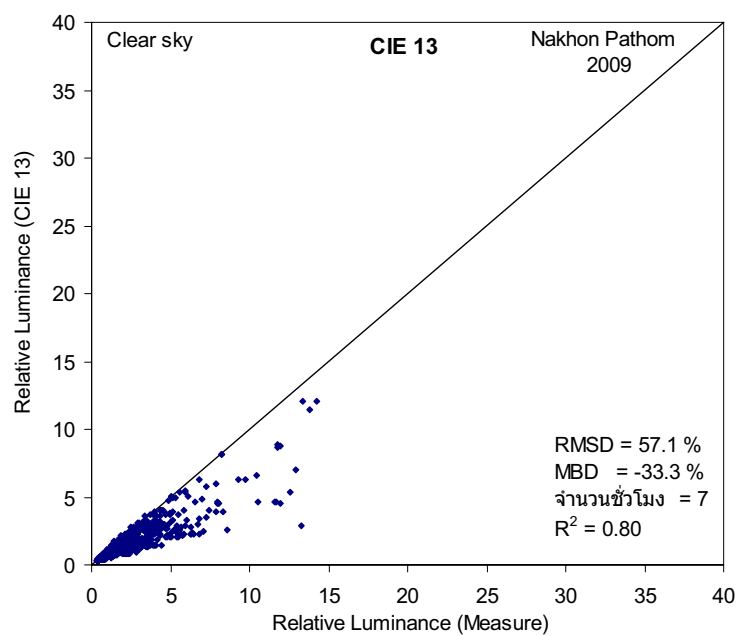


b)

รูปที่ 3.18 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี clear เดือนมิถุนายน ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 12



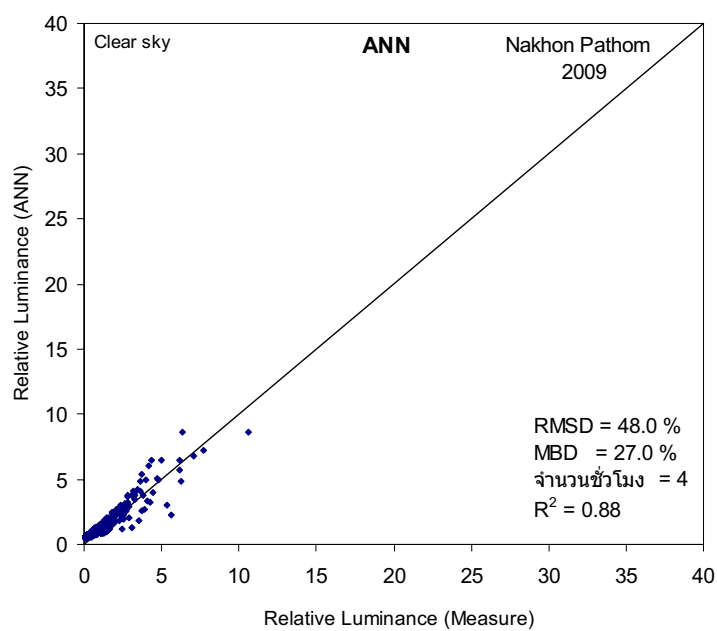
a)



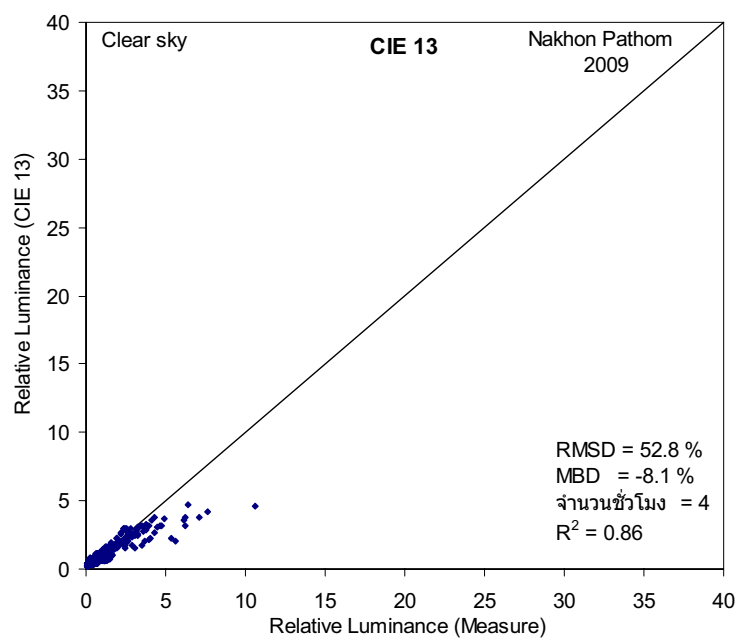
b)

รูปที่ 3.19 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด

กรณี clear เดือนกรกฎาคม ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

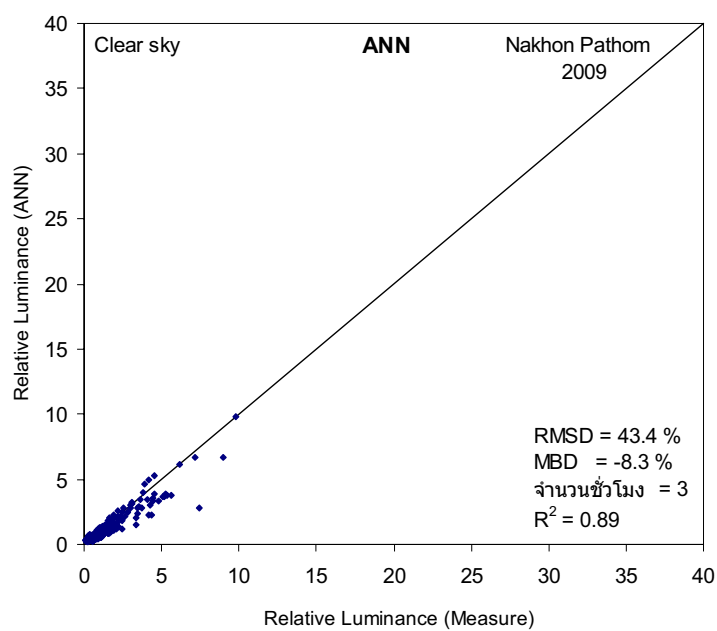


a)

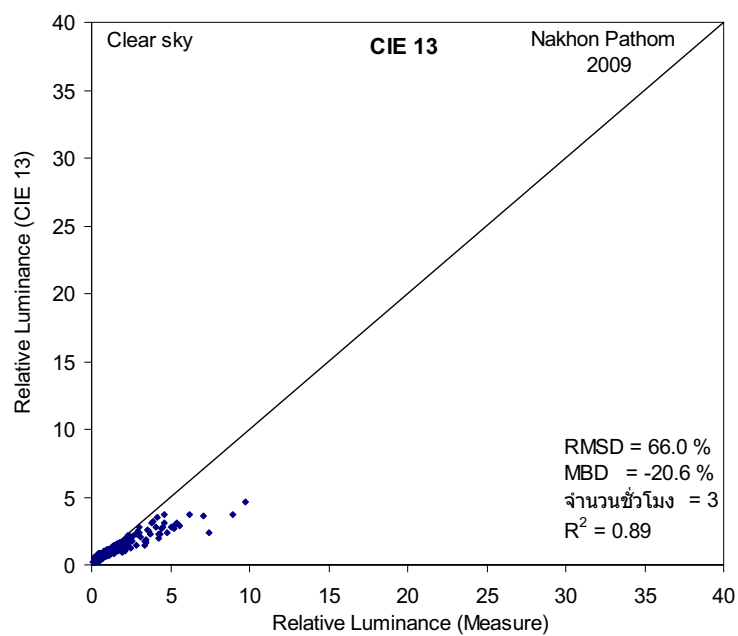


b)

รูปที่ 3.20 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี clear เดือนสิงหาคม ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

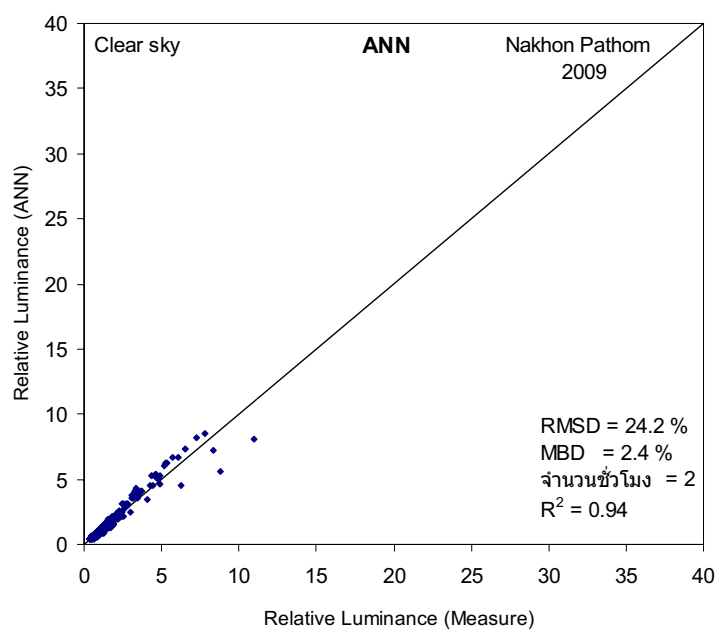


a)

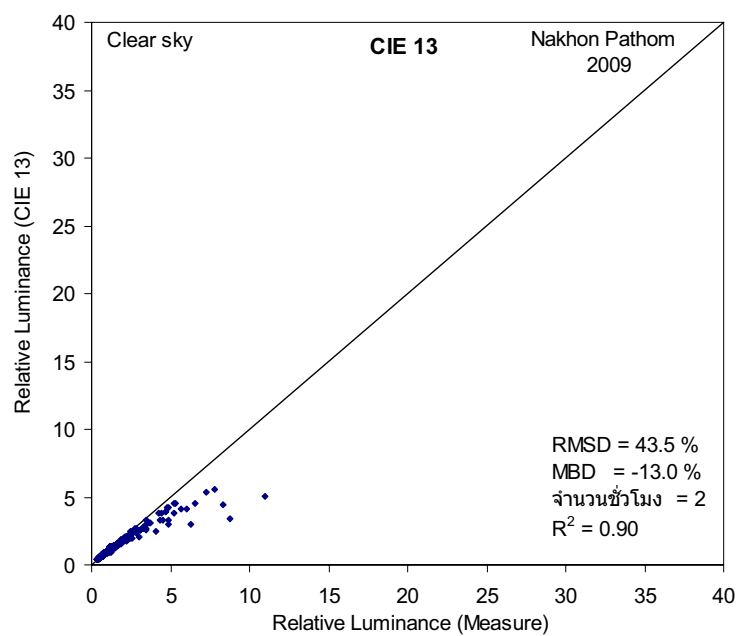


b)

รูปที่ 3.21 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี clear เดือนกันยายน ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

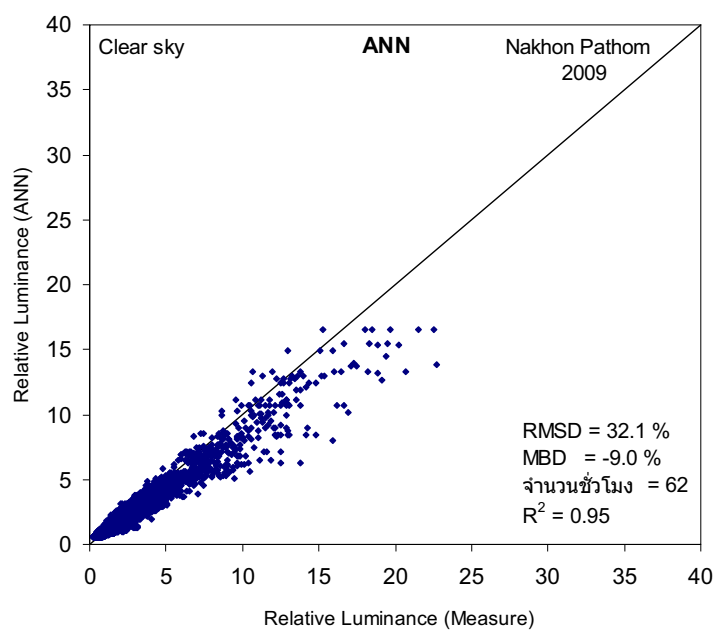


a)

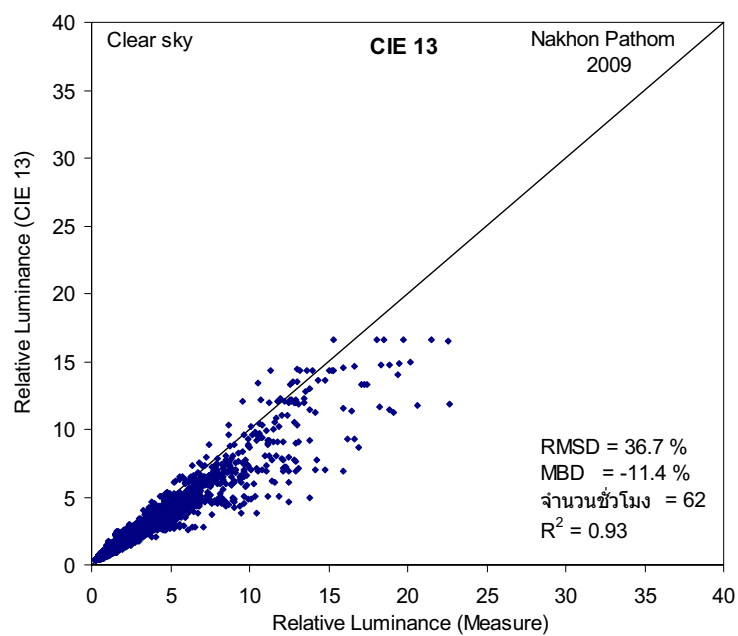


b)

รูปที่ 3.22 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี clear เดือนตุลาคม ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

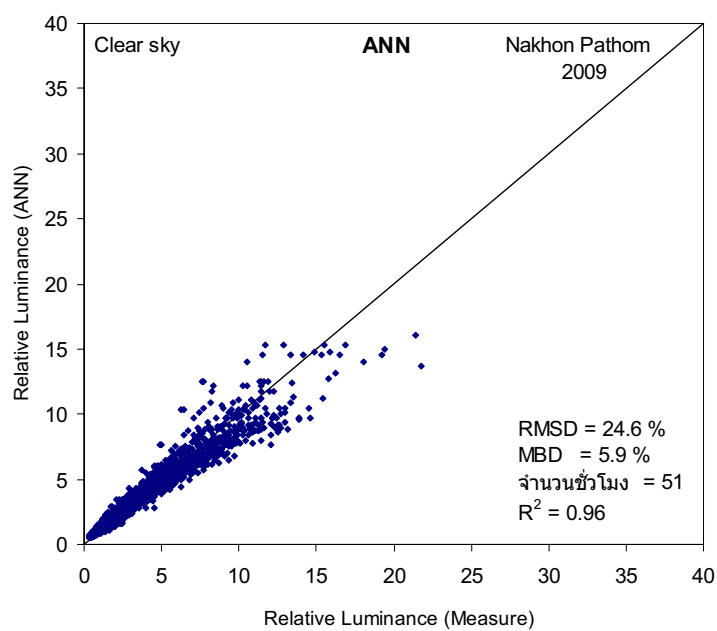


a)

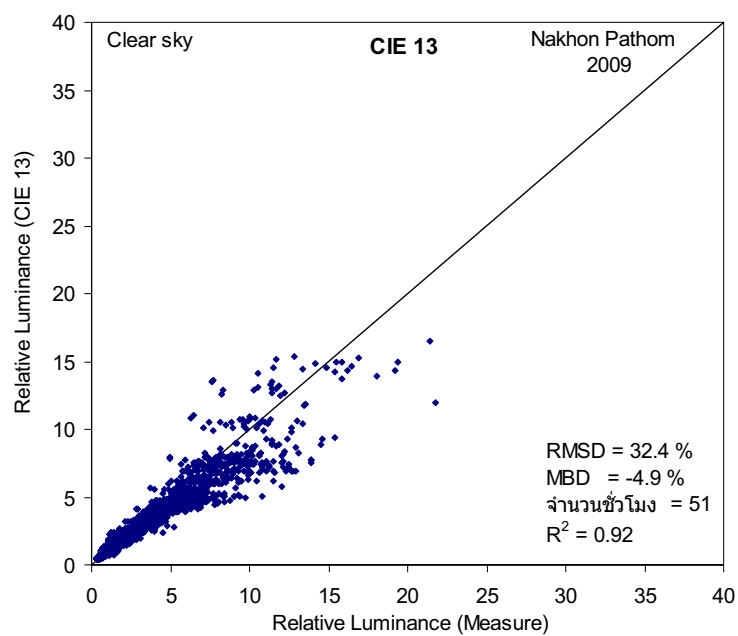


b)

รูปที่ 3.23 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี clear เดือนพฤศจิกายน ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

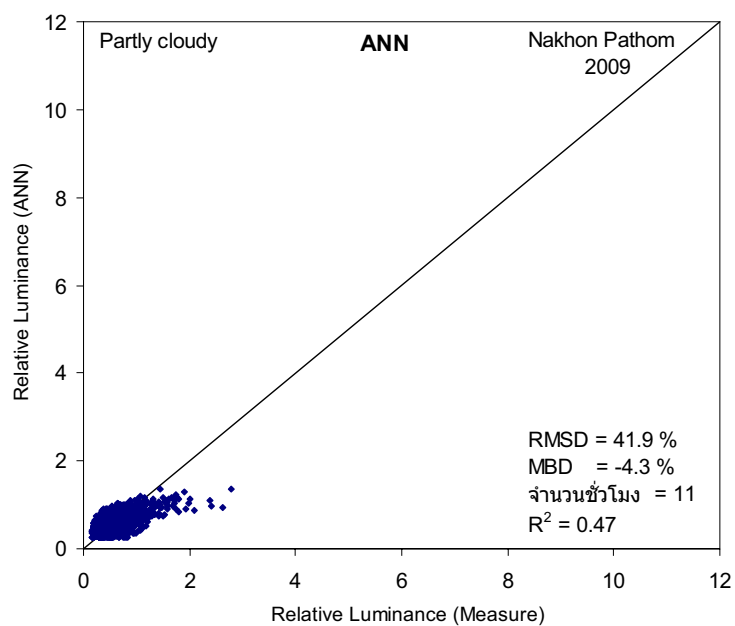


a)

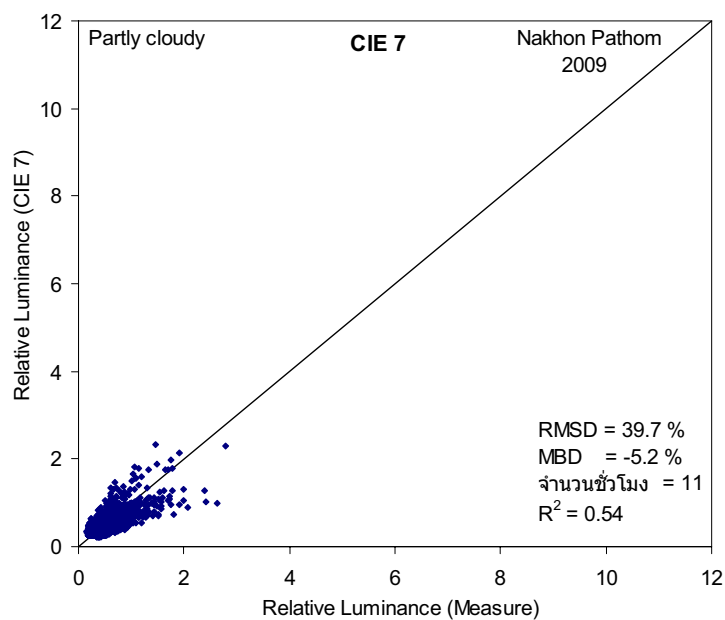


b)

รูปที่ 3.24 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี clear เดือนธันวาคม ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

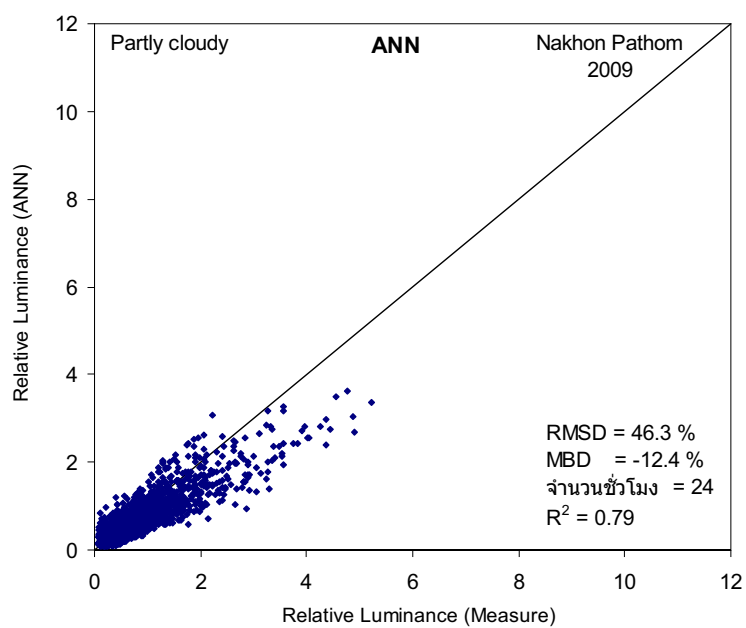


a)

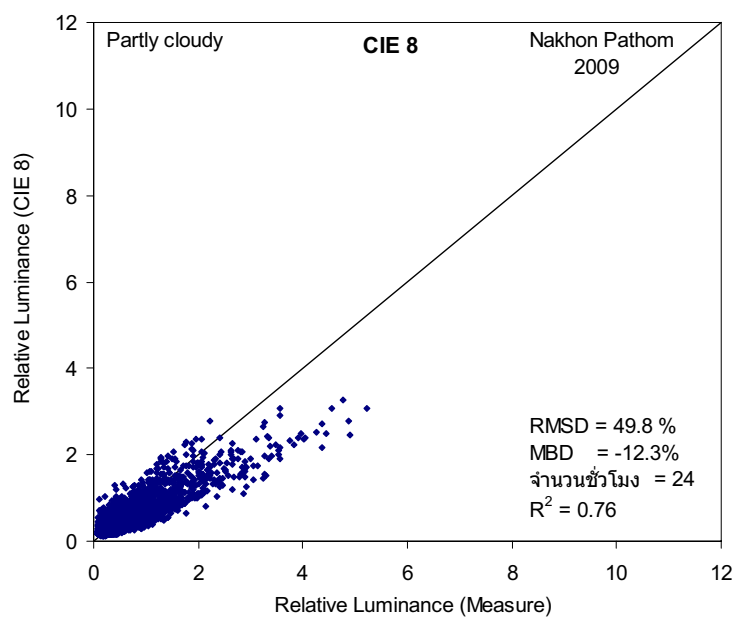


b)

รูปที่ 3.25 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
 กรณี partly cloudy ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 7

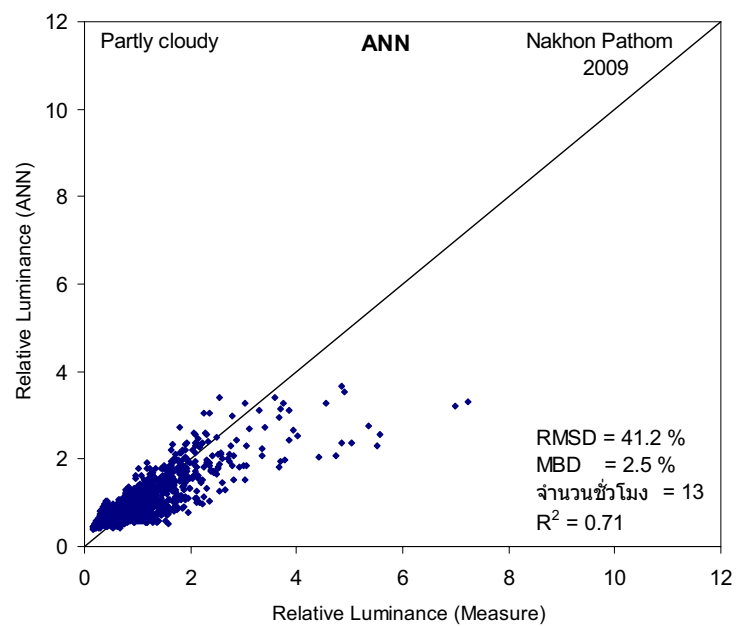


a)

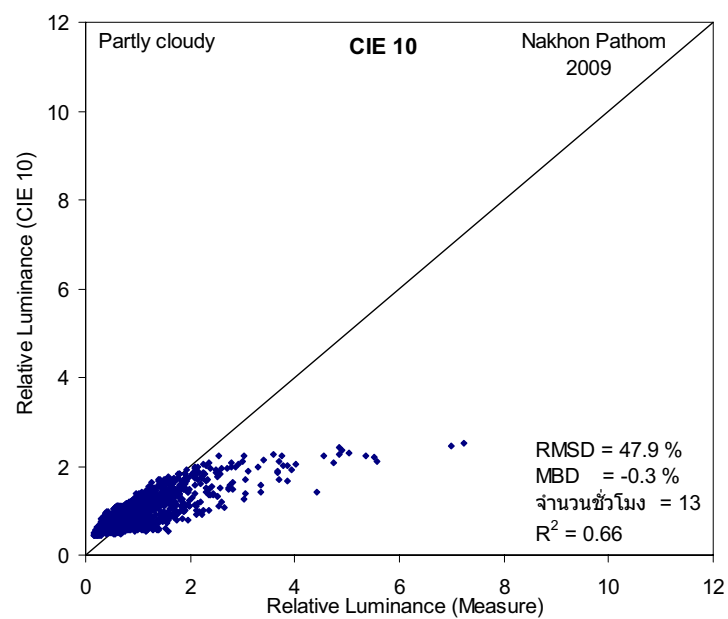


b)

รูปที่ 3.26 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
 กรณี partly cloudy ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 8

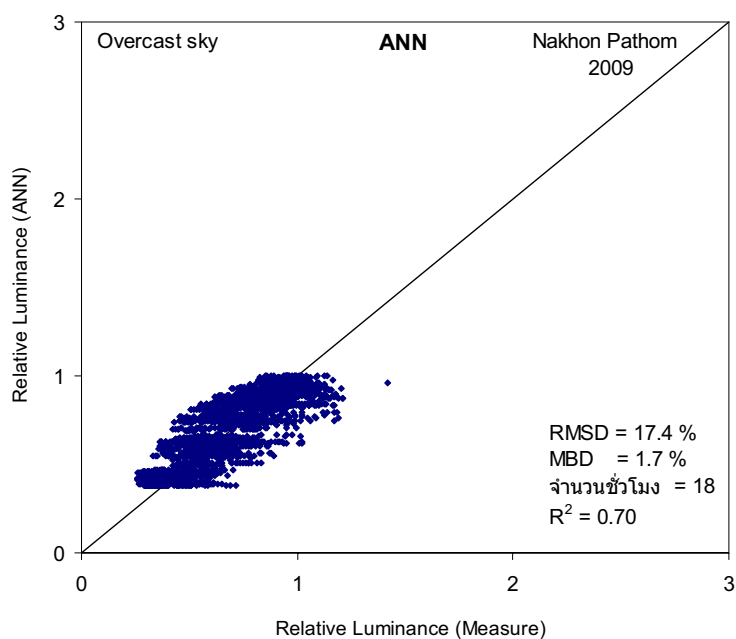


a)

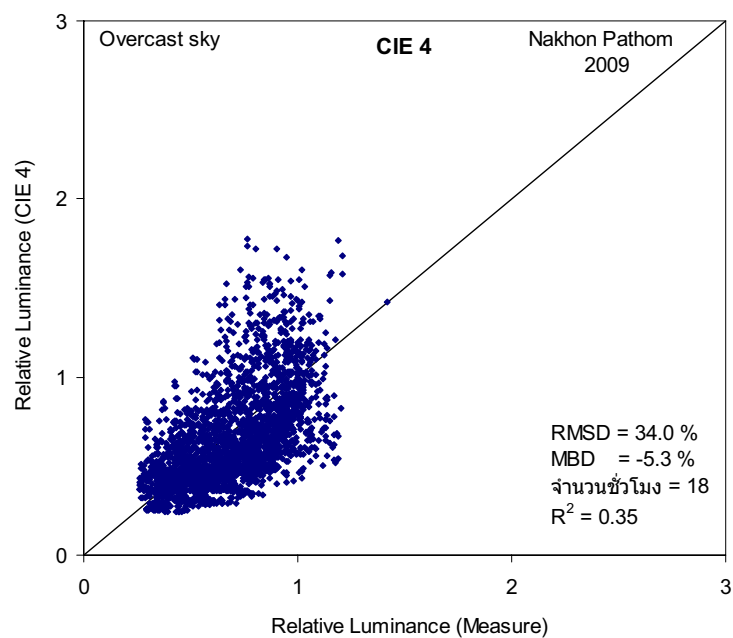


b)

รูปที่ 3.27 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
 กรณี partly cloudy ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 10



a)



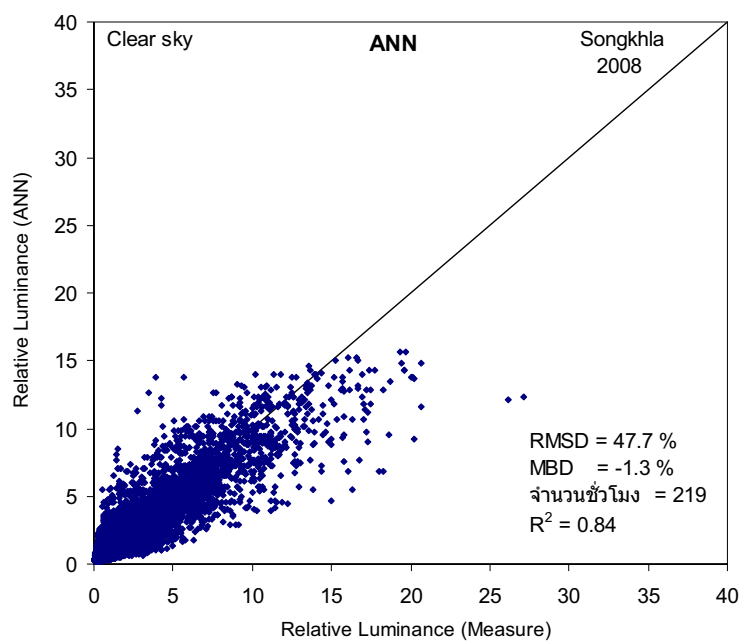
b)

รูปที่ 3.28 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี overcast ของสถานีนครปฐม โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 4

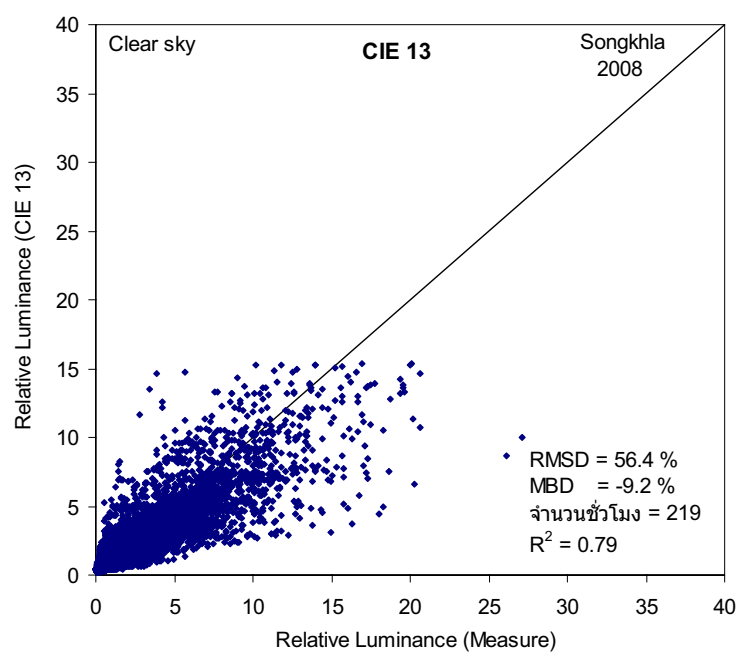
จากรูปที่ 3.12 – 3.28 พบว่ากรณี clear แบบจำลอง ANN ให้ค่า RMSD เท่ากับ 31.0 % และ MBD เท่ากับ 3.3 % (คิดรวมทุกเดือน) ขณะที่แบบจำลอง CIE ให้ค่า RMSD เท่ากับ 37.9 % และค่า MBD เท่ากับ -7.2 % ผลที่ได้แสดงว่าแบบจำลอง ANN คำนวณได้แม่นยำกว่าแบบจำลอง CIE สำหรับกรณี overcast แบบจำลอง ANN ให้ค่า RMSD เท่ากับ 17.5 % และค่า MBD เท่ากับ 2.5 % ซึ่งแม่นยำกว่าแบบจำลอง CIE (RMSD เท่ากับ 33.8 % , MBD เท่ากับ 17.5 %) ส่วนกรณี partly cloudy แบบจำลอง ANN คำนวณได้แม่นยำกว่าแบบจำลอง CIE เกือบทุกกรณี ยกเว้นกรณี CIE 7 ที่แบบจำลอง CIE คำนวณได้ดีกว่าเล็กน้อย

- สถานีสงขลา

จากผลการทดสอบพบว่า ข้อมูลของสถานีสงขลา กรณี clear ทั้งการฝึกสอนแบบรวมทุกเดือน และแยกแต่ละเดือนสอดคล้องกับ CIE 13 สำหรับกรณี partly cloudy สอดคล้องกับ CIE 7 CIE 8 และ CIE 10 ส่วนกรณี overcast สอดคล้องกับ CIE 4 ซึ่งผลที่ได้แสดงดังรูปที่ 3.29 – 3.44 ส่วนค่า root mean square difference (RMSD) และค่า mean bias difference (MBD) ระหว่างค่าที่คำนวณได้จากแบบจำลอง ANN กับค่าที่ได้จากการวัดแสดงดังตารางที่ 3.3

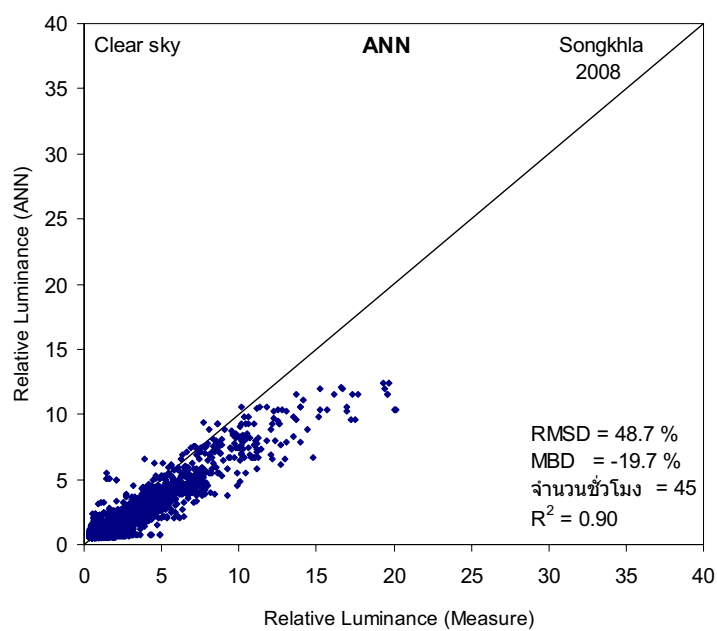


(a)

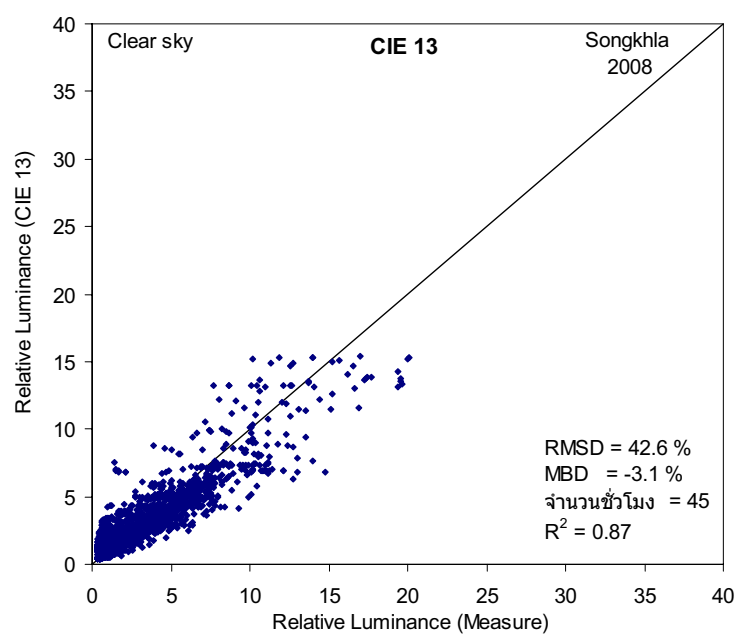


(b)

รูปที่ 3.29 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี clear รวมทุกเดือน ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

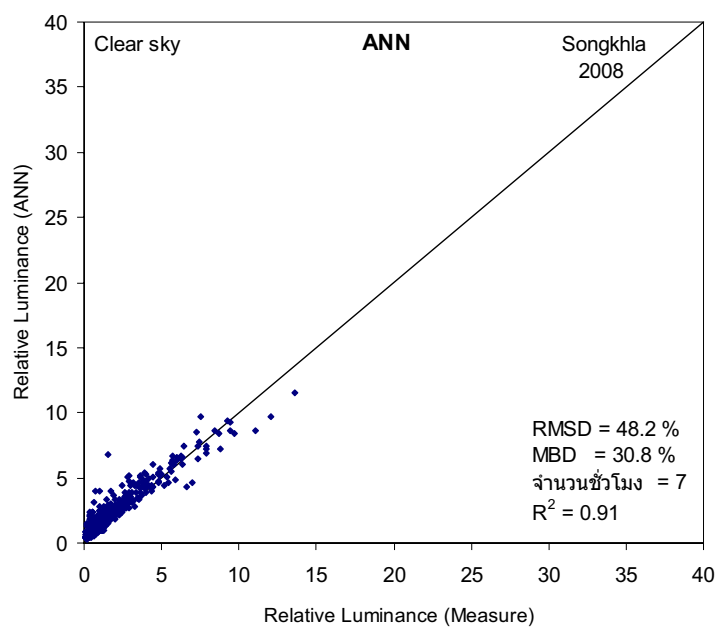


(a)

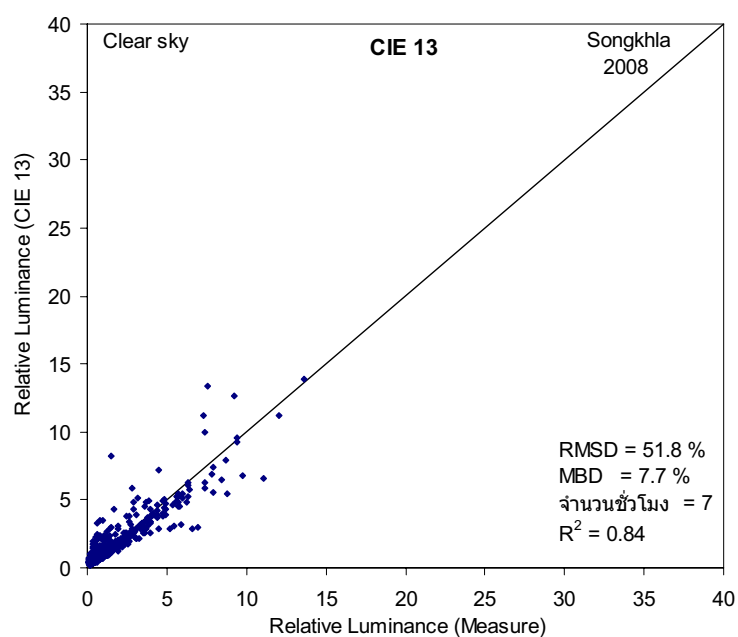


(b)

รูปที่ 3.30 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
 กรณี clear เดือนกุมภาพันธ์ ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

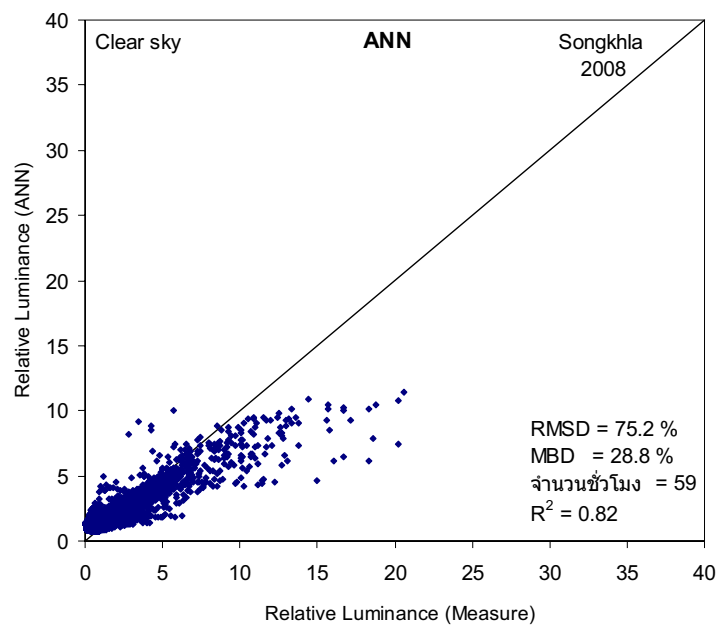


(a)

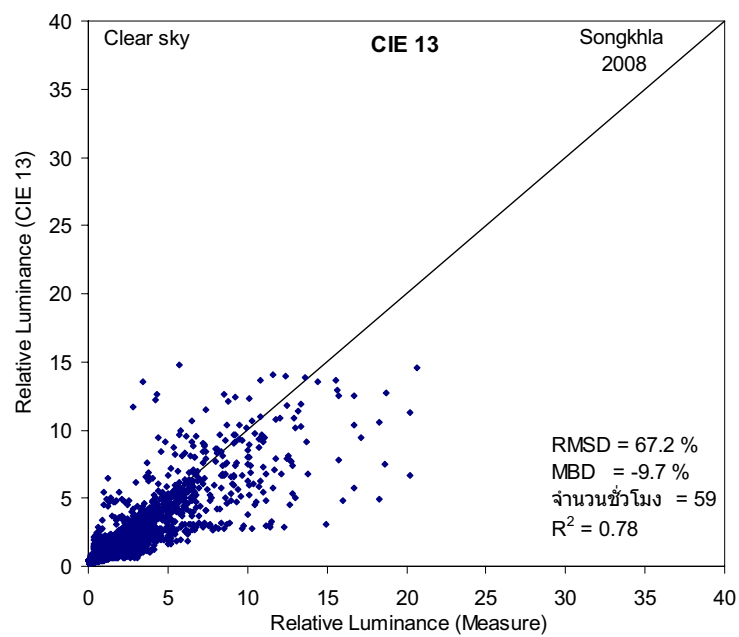


(b)

รูปที่ 3.31 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี clear เดือนมีนาคม ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

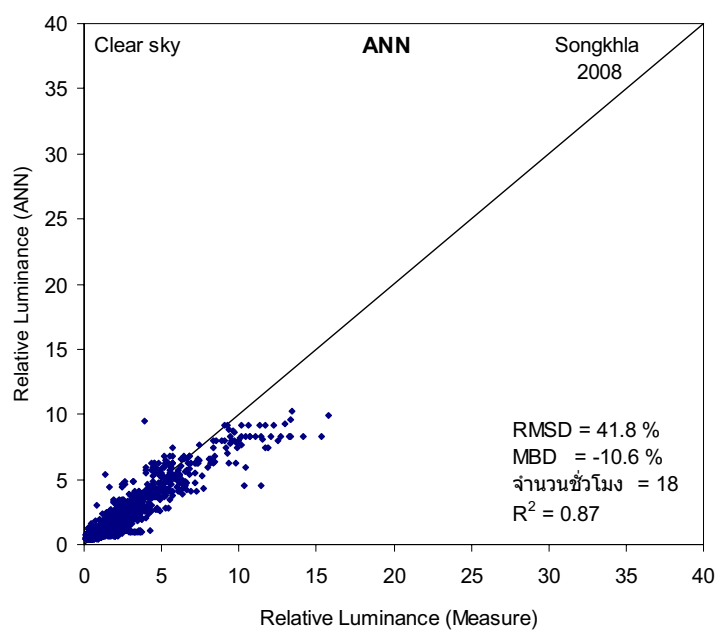


(a)

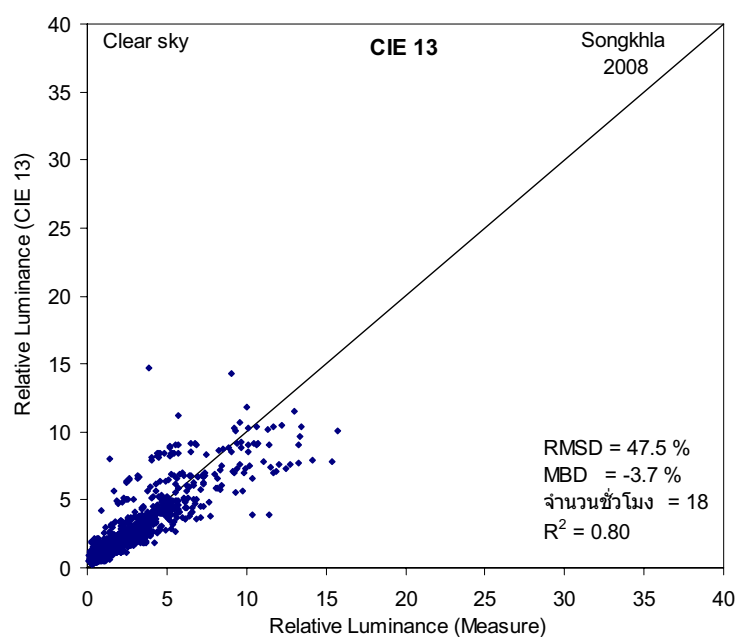


(b)

รูปที่ 3.32 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี clear เดือนเมษายน ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

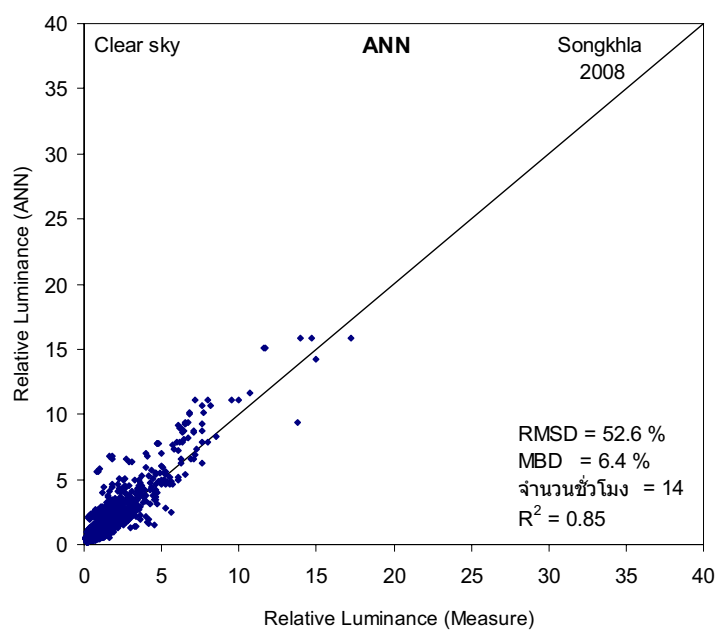


(a)

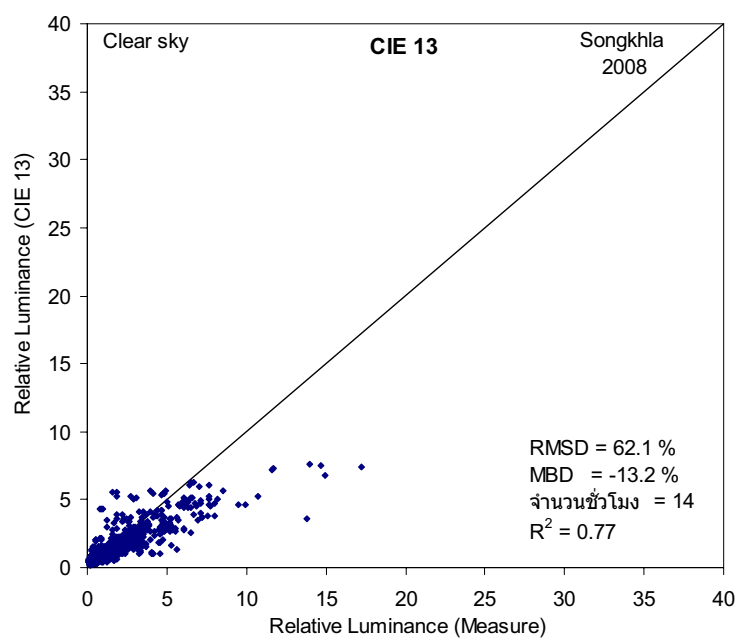


(b)

รูปที่ 3.33 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
 กรณี clear เดือนพฤษภาคม ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

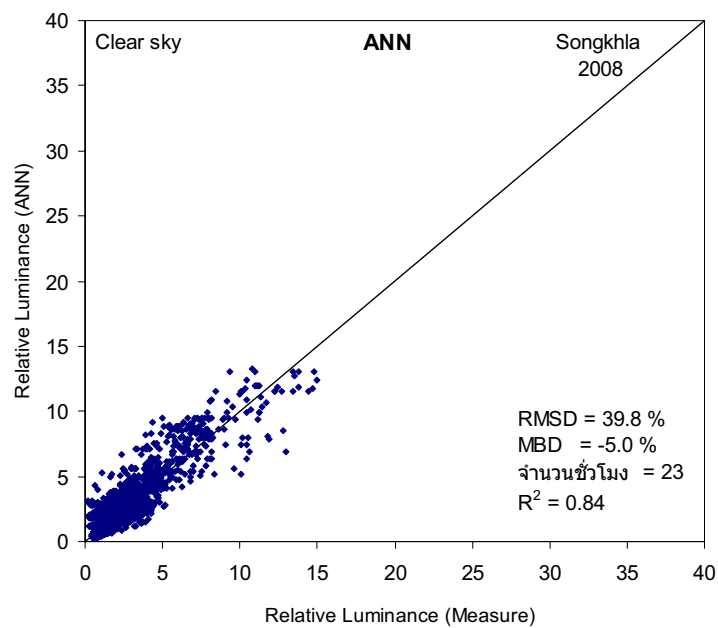


(a)

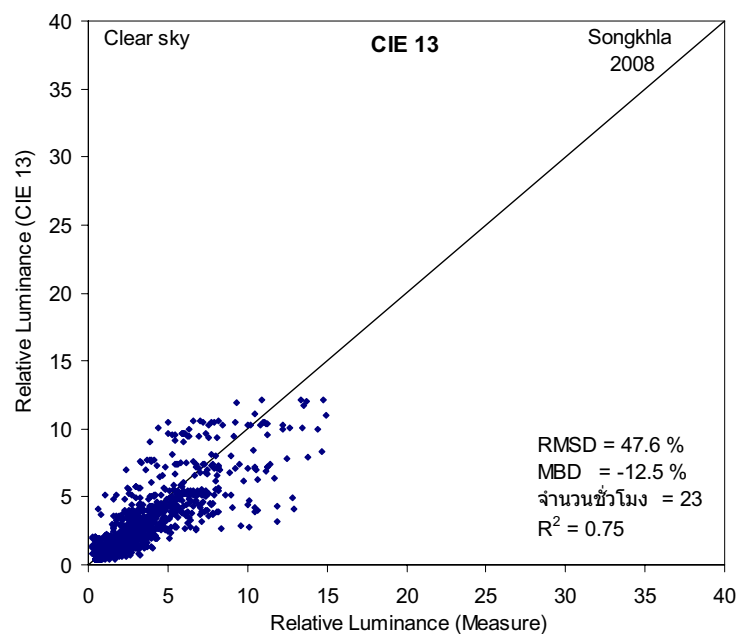


(b)

รูปที่ 3.34 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
 กรณี clear เดือนมิถุนายน ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

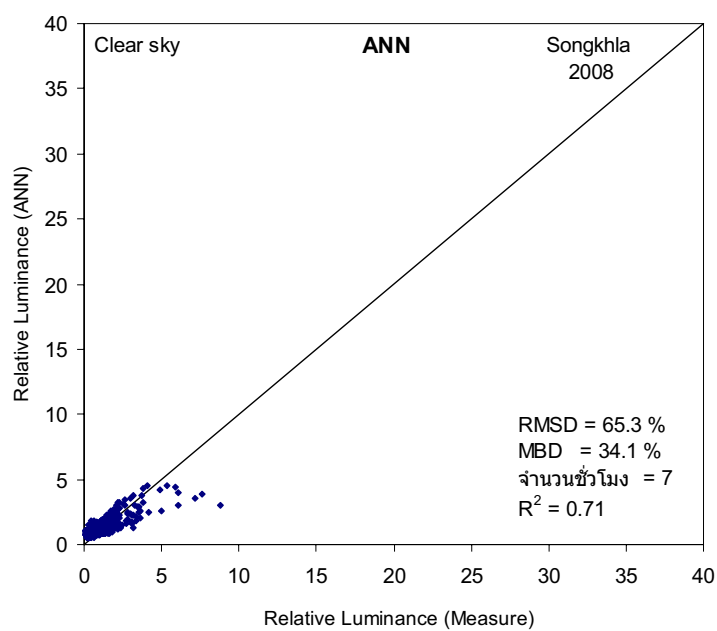


(a)

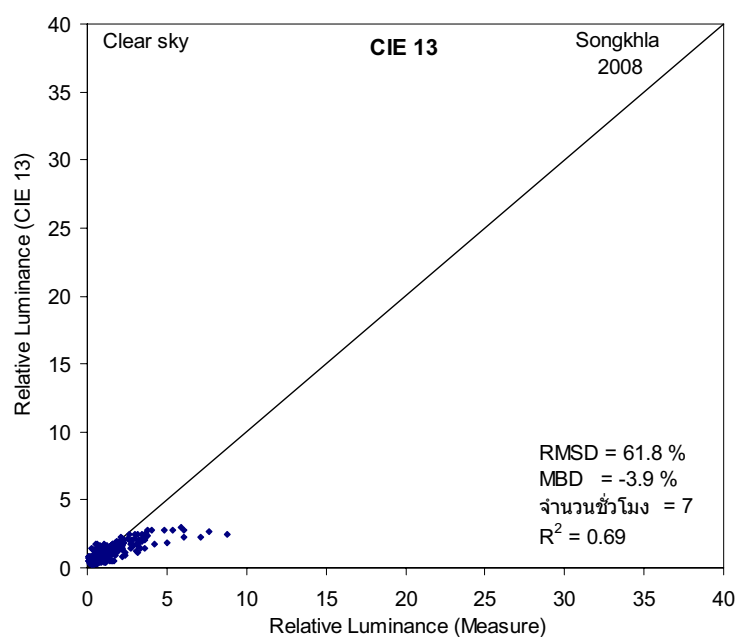


(b)

รูปที่ 3.35 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี clear เดือนกรกฎาคม ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

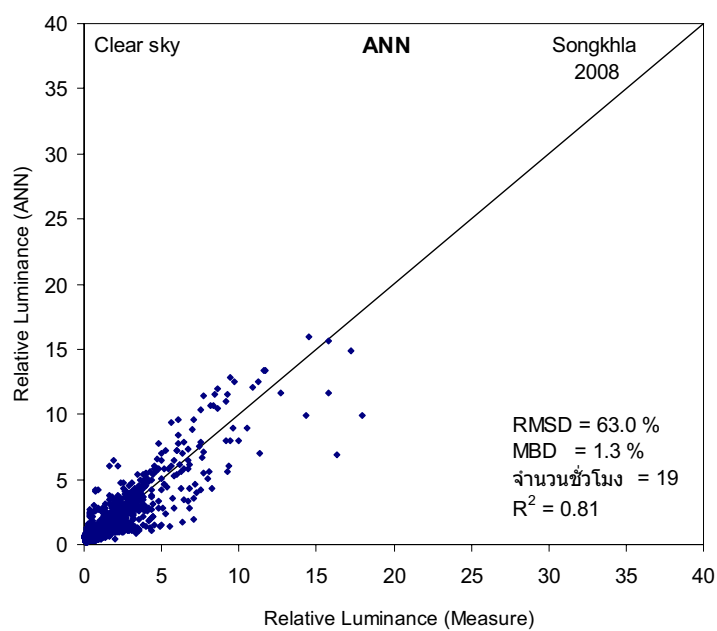


(a)

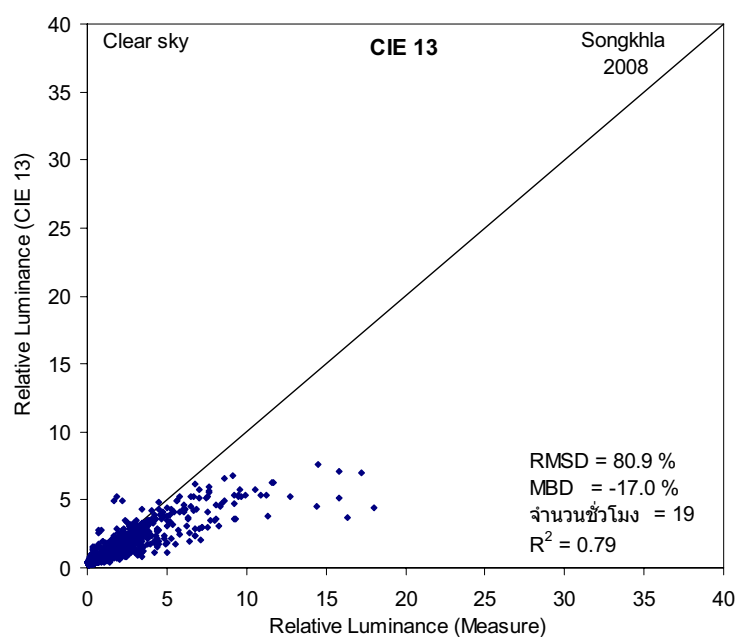


(b)

รูปที่ 3.36 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
 กรณี clear เดือนสิงหาคม ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

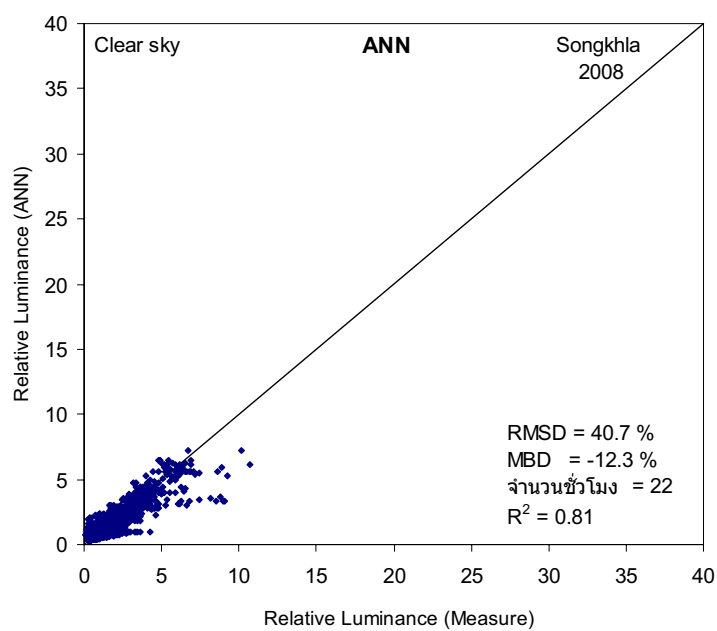


(a)

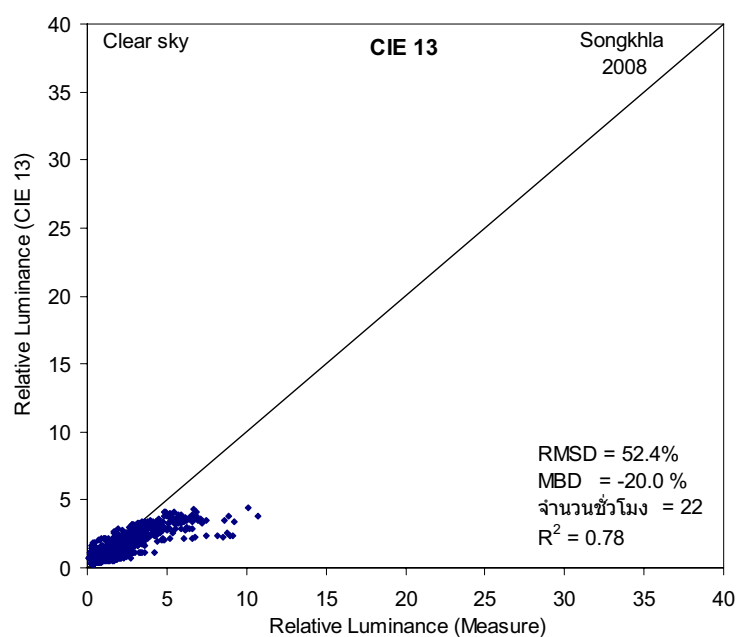


(b)

รูปที่ 3.37 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
 กรณี clear เดือนกันยายน ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

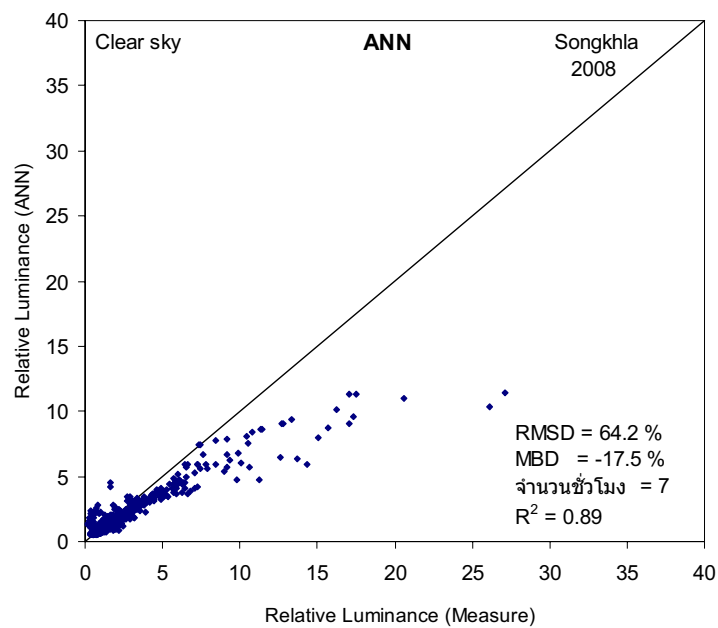


(a)

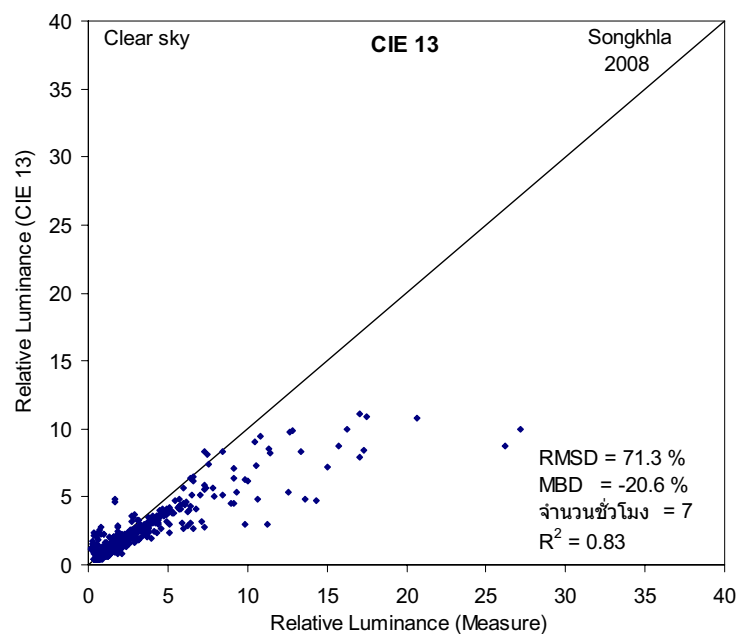


(b)

รูปที่ 3.38 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
 กรณี clear เดือนตุลาคม ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

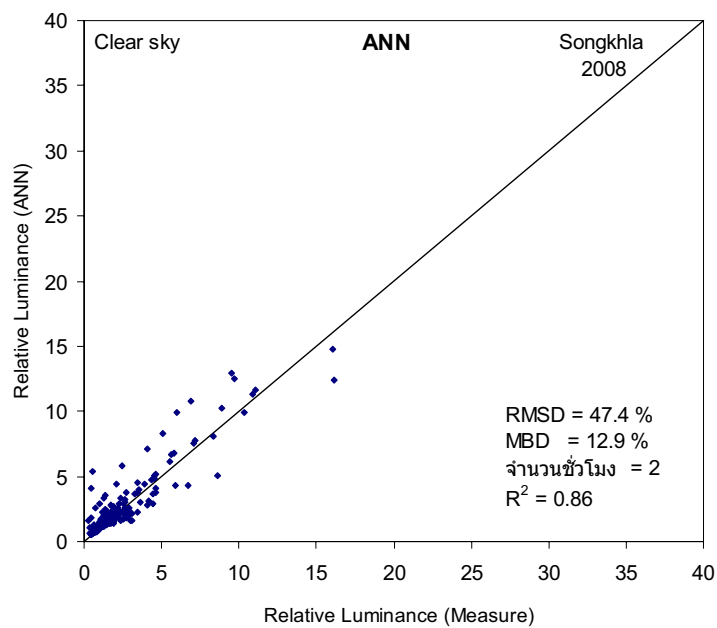


(a)

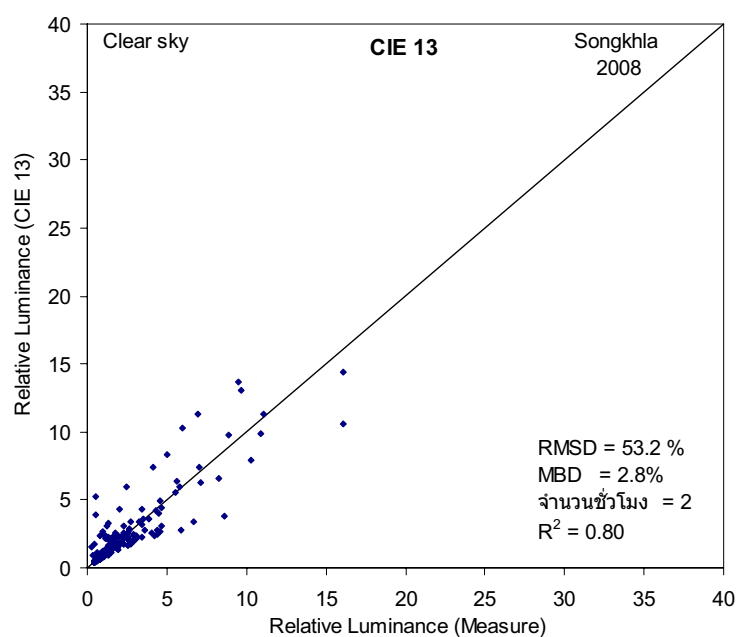


(b)

รูปที่ 3.39 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี clear เดือนพฤศจิกายน ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

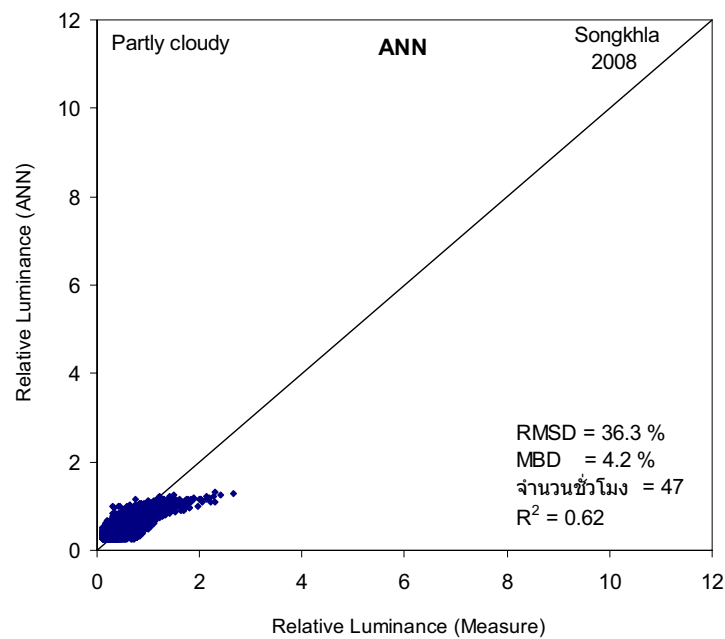


(a)

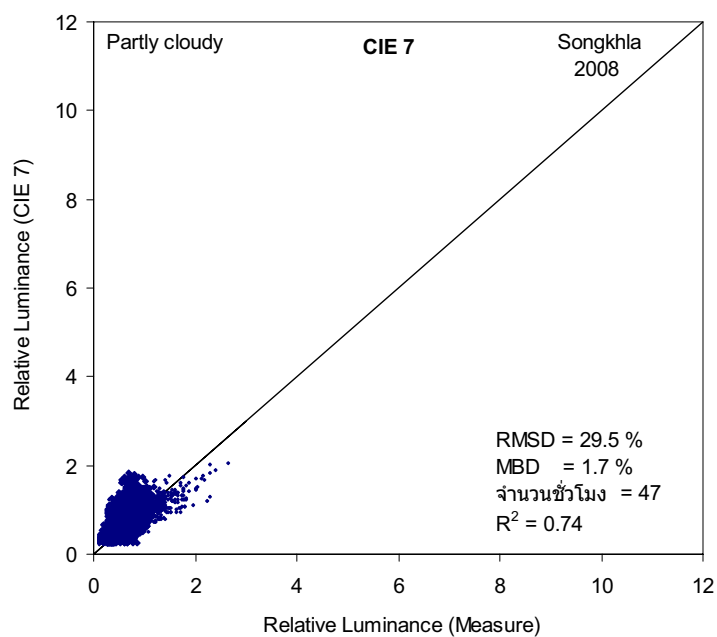


(b)

รูปที่ 3.40 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
 กรณี clear เดือนธันวาคม ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 13

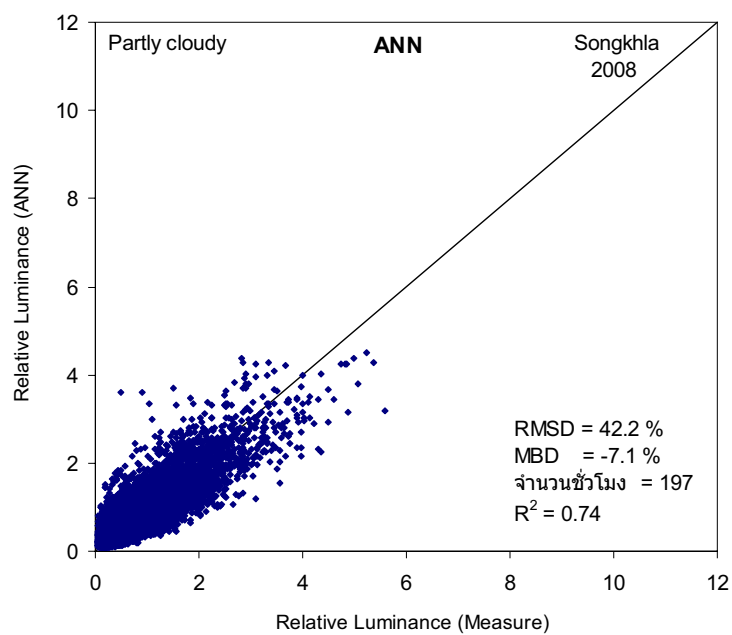


(a)

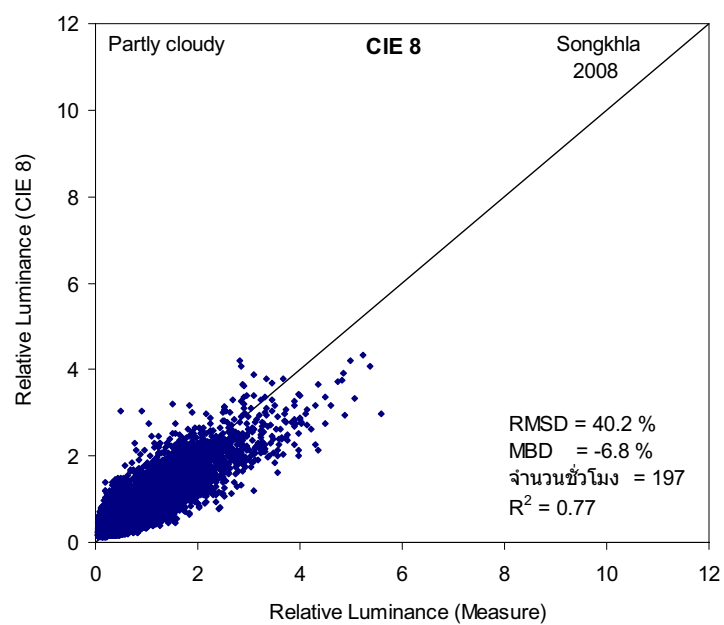


(b)

รูปที่ 3.41 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
 กรณี partly cloudy ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 7

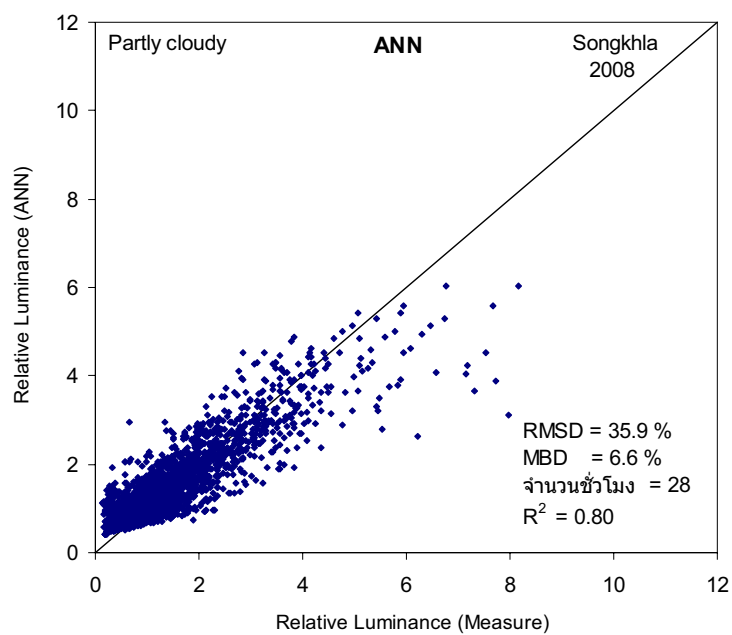


(a)

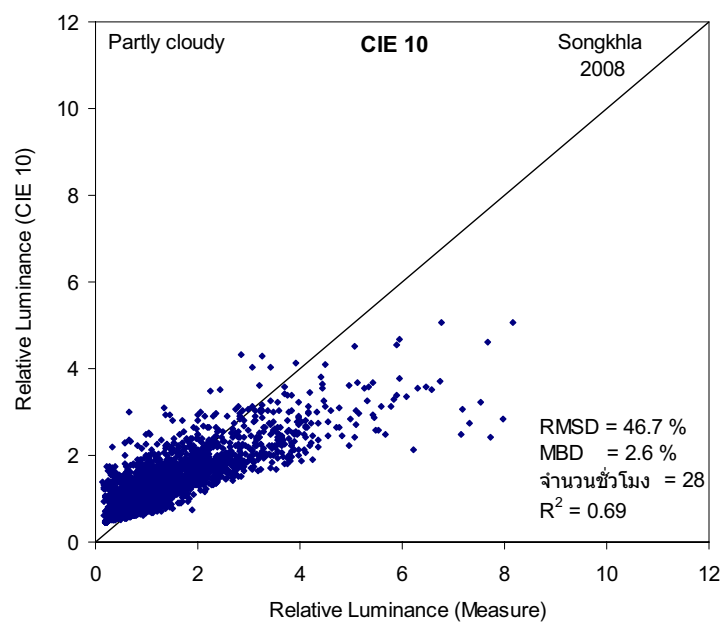


(b)

รูปที่ 3.42 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
 กรณี partly cloudy ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 8

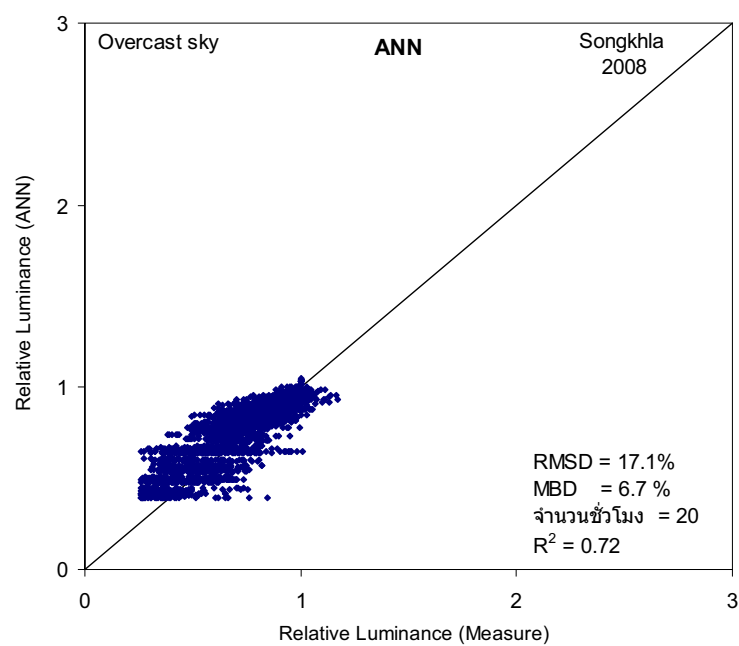


(a)

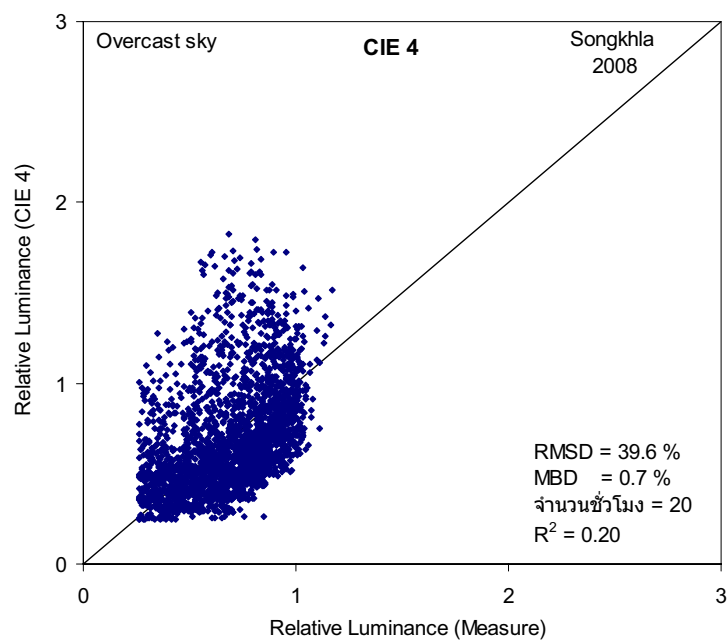


(b)

รูปที่ 3.43 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
 กรณี partly cloudy ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 10



(a)



(b)

รูปที่ 3.44 ผลการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณด้วย ANN กับค่าที่ได้จากการวัด
กรณี overcast ของสถานีสงขลา โดยใช้ (a) ANN (b) CIE 4

จากรูปที่ 3.29 – 3.44 พบว่ากรณี clear แบบจำลอง ANN ให้ค่า RMSD เท่ากับ 47.7 % และ MBD เท่ากับ -1.3 % (คิดรวมทุกเดือน) ขณะที่แบบจำลอง CIE ให้ค่า RMSD เท่ากับ 56.4 % และค่า MBD เท่ากับ -9.2 % ผลที่ได้แสดงว่าแบบจำลอง ANN คำนวณได้แม่นยำกว่าแบบจำลอง CIE สำหรับกรณี overcast แบบจำลอง ANN ให้ค่า RMSD เท่ากับ 17.1 % และค่า MBD เท่ากับ 6.7 % ซึ่งแม่นยำกว่าแบบจำลอง CIE (RMSD เท่ากับ 39.6 % , MBD เท่ากับ 0.7 %) ส่วนกรณี partly cloudy แบบจำลอง ANN คำนวณได้แม่นยำกว่าแบบจำลอง CIE เพียงกรณีเดียวคือ CIE 10

จากผลการทดสอบของสถานีสงขลาโดยใช้ข้อมูลฝึกสอนของสถานีนครปฐมนั้น จะเห็นว่าผลที่ได้ไม่ค่อยดีนักเมื่อเทียบกับแบบจำลอง CIE โดยเฉพาะกรณี partly cloudy สาเหตุอาจเป็นเพราะสภาพภูมิอากาศของสถานีนครปฐม และสถานีสงขลานั้นแตกต่างกันมาก ซึ่งสถานีสงขลาในรอบปีจะมีฝนตกประมาณ 8 เดือน และมีค่าฝุ่นละอองสูง จึงไม่น่าแปลกใจที่ผลการทดสอบไม่ค่อยดีนัก

บทที่ 4

สรุป

ข้อมูลปริมาณแสงสว่างธรรมชาติในรูปของความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า (sky luminance) มีความสำคัญต่อการนำไปใช้งานออกแบบอาคารอนุรักษ์พลังงาน ซึ่งประเทศไทยยังขาดแคลนข้อมูลดังกล่าว เนื่องจากค่าใช้จ่ายในการติดตั้งเครื่องมือวัดค่อนข้างสูง ดังนั้น ผู้วิจัยจึงทำการสร้างแบบจำลองสำหรับคำนวณค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม และใช้ภาพถ่ายท้องฟ้าในการจำแนกสภาพท้องฟ้าออกเป็น 7 แบบคือ ท้องฟ้าปราศจากเมฆ (clear sky) ท้องฟ้ามีเมฆปกคลุมบางส่วน (partly cloudy) (5 แบบ) และท้องฟ้ามีเมฆปกคลุมทั้งหมด (overcast sky) สำหรับกรณี partly cloudy นั้น เมฆจะกระจายอยู่ตามตำแหน่งต่างๆ ของท้องฟ้า และอาจมีปริมาณมากน้อยแตกต่างกันไป สิ่งเหล่านี้มีผลมากต่อค่า sky luminance ดังนั้นผู้วิจัยจึงจำแนกสภาพท้องฟ้าดังกล่าวออกเป็น 5 แบบตามนิยามลักษณะท้องฟ้าของ CIE ที่สอดคล้องกับกรณี partly cloudy (CIE 6 – CIE 10) จากนั้นผู้วิจัยทำการกำหนดอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียม 3 ตัว คือ มุมเซนนิธของดวงอาทิตย์ (Z_s) มุมเซนนิธของจุดที่พิจารณา (Z) และระยะห่างเชิงมุมระหว่างจุดนั้นๆ กับดวงอาทิตย์ (χ) และใช้ข้อมูลของสถานีนครปฐม (13.82 °N, 100.04 °E) ปี 2007 – 2008 เป็นข้อมูลฝึกสอน (training pairs) โครงข่ายประสาทเทียม และใช้ข้อมูลของสถานีนครปฐม ปี 2009 ทดสอบแบบจำลองที่สร้างขึ้น ผลการทดสอบพบว่า กรณีสภาพท้องฟ้าปราศจากเมฆและสภาพท้องฟ้ามีเมฆปกคลุมทั้งหมด แบบจำลองที่สร้างขึ้นมีความแม่นยำมากกว่าแบบจำลอง CIE ส่วนกรณีสภาพท้องฟ้ามีเมฆบางส่วนแบบจำลองที่สร้างขึ้นมีความแม่นยำกว่าแบบจำลอง CIE เกือบทั้งหมด ยกเว้นกรณี CIE 7 ที่แบบจำลอง CIE ดีกว่าเล็กน้อย ซึ่งจะเห็นได้ว่าผลการทดสอบของสถานีนครปฐมค่อนข้างดีเมื่อเทียบกับแบบจำลอง CIE ดังนั้นผู้วิจัยจึงต้องการทดสอบต่อไปว่าแบบจำลองที่สร้างขึ้นสามารถนำไปใช้คำนวณค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้าของสถานีอื่นได้หรือไม่ ผู้วิจัยจึงใช้ข้อมูลของสถานีสงขลา (7.20 °N, 100.60 °E) ปี 2008 มาทำการทดสอบ ซึ่งผลที่ได้มีแนวโน้มเดียวกับสถานีนครปฐม แต่มีค่าความคลาดเคลื่อนมากกว่าสาเหตุอาจมาจากสภาพภูมิอากาศของสถานีสงขลาในรอบปีมีฝนตกประมาณ 8 เดือน และมีค่าฝุ่นละอองสูง ซึ่งต่างจากสภาพภูมิอากาศของสถานีนครปฐม สิ่งเหล่านี้จึงส่งผลทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนขึ้น

เนื่องจากในงานวิจัยนี้ทำการสร้างแบบจำลองสำหรับคำนวณค่าความสว่างจากส่วนต่างๆ ของห้องฟ้า โดยจำแนกสภาพห้องฟ้าเป็น 7 แบบ ซึ่งอาจไม่ค่อยสะดวกในการใช้งาน ดังนั้นผู้วิจัยจึงเสนอแนะว่าควรพัฒนาให้แบบจำลองสามารถใช้ได้กับทุกสภาพห้องฟ้า โดยอาจจะเพิ่มอินพุตเกี่ยวกับตำแหน่ง และปริมาณเมฆให้กับโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อบ่งชี้ว่าสภาพห้องฟ้าเป็นแบบใด ซึ่งถ้าทำเช่นนี้ได้การใช้งานแบบจำลองก็จะสะดวกขึ้น

บรรณานุกรม

- กำธน ลีธวานนท์. “สารานุกรมไทยสำหรับเยาวชน โดยพระราชประสงค์ในพระบาทสมเด็จพระเจ้าอยู่หัว เล่มที่ 25” [online]. Accessed 11 April 2010. Available from <http://kanchanapisek.or.th/kp6/BOOK25/chapter5/chap5.htm>
- ภูวดล สุขขา. “การทำนายปริมาณน้ำรายวันไหลเข้าอ่างเก็บน้ำขนาดใหญ่ในกลุ่มน้ำปิงตอนบนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม.” วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ สาขาวิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, 2548.
- รุจิพันธุ์ โกษารัตน์. “การรู้จำตัวอักษรภาษาไทยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม.” วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, 2549.
- Abraham, A. Handbook of Measuring System Design edited : John Wiley & Sons, pp. 901-908, 2005.
- Al-Alawi, S.M. and Al-Hinai, H.A. An ANN-Based Approach for Predicting Global Radiation in Locations with No Direct Measurement Instrumentation, Renewable Energy, Vol. 14, Nos. 1-4, pp. 199-204, 1998.
- Basheer, I.A. and Hajmeer, M. Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and Application, Journal of Microbiological Methods 43, pp. 3-31, 2000.
- Bosch, J.L., Lopez, G., and Batlles, F.J. Daily solar irradiation estimation over a mountainous area using artificial neural networks, Renewable Energy 33, pp. 1622-1628, 2008.

- Brunger, A. P., and Hooper, F. C. A model for the angular distribution of skyRadiance, *Solar Energy* 102, pp. 196-202, 1980.
- Brunger, A. P., and Hooper, F. C. Anisotropic sky radiance model based on narrow field of view measurements of shortwave radiance, *Solar Energy* 51, pp. 53-64, 1993.
- Cano, D., Monget, J.M., Guillard H., Regas, N. and Wald, L. A method for the determination of the global solar radiation from meteorological satellite data, *Solar Energy* 37, pp. 31-39, 1986.
- Darula, S. and Kittler, R. CIE general sky standard defining luminance Distribution, Draft of the CIE publication. International Commission of Illumination (CIE), Viena, Australia, 2002. Available from <http://www.esim.ca/2002/documents/Proceedings/other2.pdf>
- Fontoynt, M., Dumortier, D., Heineman, D., Hammer, A., Olseth, J. Skatveit, A. Ineichen, P., Reise, C., Page, J., Roche, L., Beyer, H. G., Wald, L. and Santos, A. Satellight :A European program dedicated to serving daylight data computed for meteosat images, *Proceedings of the 8th European Lighting Conference* 11-14 May, 1997.
- Harrison, A. W. Directional sky luminance versus cloud cover and solar position, *Solar Energy* 46, pp. 13-19, 1991.
- Iqbal, M. *Introduction to Solar Radiation*. New York : Academic Press. 1983.
- ISO 15469/CIE S 011: Spatial distribution of daylight - CIE standard general Sky, 2003.

- Janjai, S., Masiri, I., Nunez, M., and Laksanaboonsong, J. Modeling sky luminance using satellite data to classify sky conditions, *Building and Environment* 43, pp. 2059-2073, 2008.
- Kazanasmaz, T., Gunaydin, M., and Binol, S. Artificial neural networks to predict daylight illuminance in office buildings, *Building and Environment* 44, pp. 1751-1757, 2009.
- Kittler, R., Standardisation of outdoor conditions for the calculation of daylight factor with clear skies, *Proceedings of the Conference on sunlight in Buildings*, pp. 273-280, 1967.
- Lam, J., Wan, Kevin K.W., and Yang, L. Solar radiation modelling using ANNs for different climates in China, *Energy Conversion and Management* 49, pp. 1080-1090, 2008.
- Pattanasethanon, S., Lertsatitthanakorn, C., Atthajariyakul, S., and Soponronnarit, S. An accuracy assessment of an empirical sine model, a novel sine model and an artificial neural network model for forecasting illuminance/irradiance on horizontal plane of all sky types at Mahasarakham, Thailand, *Energy Conversion and Management* 49, pp. 1999-2005, 2008.
- Perez, R., Ineichen, P., Seals, R. Michalsky J., and Stewart, R., Modeling daylight availability and irradiance components from direct and global irradiance, *Solar Energy* 40(5), pp. 271-289, 1990.
- Perez, R., Ineichen, P., and Seals, R. Modelling daylight availability and irradiance components from direct and global irradiance, *Solar Energy* 44, pp. 271-289, 1990.

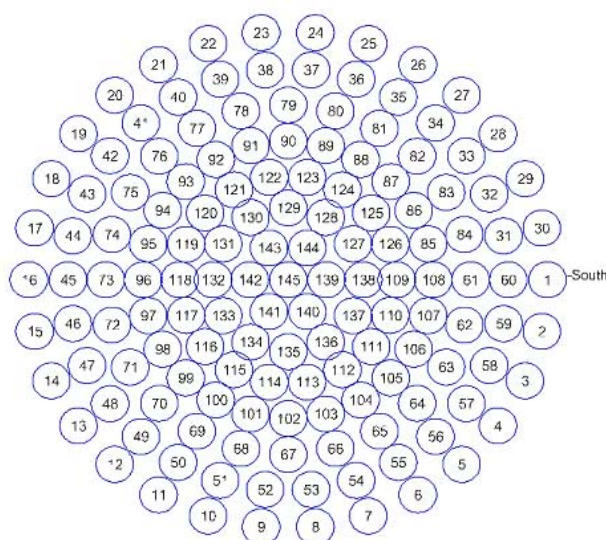
Perez, R., Seals, R., and Michalsky, J. All-weather model for sky luminance distribution-preliminary configuration and validation, *Solar Energy* 50, pp. 235-245, 1993.

ภาคผนวก

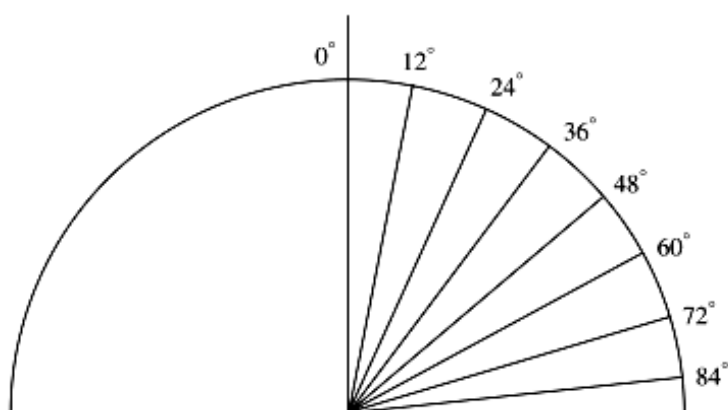
ข้อมูลทางเทคนิคของเครื่อง sky scanner

ข้อมูลทางเทคนิคของเครื่อง sky scanner

เครื่อง sky scanner รุ่น MS-301 LR และ MS-321 LR เป็นเครื่องมือวัดปริมาณความเข้มแสงสว่างจากส่วนต่างๆ ของท้องฟ้า (sky luminance) ซึ่งมีหลักการทำงานดังนี้ หัววัดของเครื่องวัดจะทำการวัดตามตำแหน่งต่างๆ ของท้องฟ้าในแนวอาซิมุท (azimuth) และอัลติจูด (altitude) จนทั่วท้องฟ้า ซึ่งหัววัดซึ่งไปยังตำแหน่งต่างๆ ของท้องฟ้าเป็นเซลล์ (cell) จำนวน 145 เซลล์ ดังแสดงในรูปที่ A1 โดยแต่ละชุดของรอบการหมุนจะมีมุมยกเป็นมุมอัลติจูดค่าต่างๆ ตามรูปที่ A2 และตารางที่ A1 ดังนี้



รูปที่ A1 ตำแหน่งของท้องฟ้าเป็นเซลล์ซึ่งเครื่อง sky scanner ทำการวัดค่า sky luminance



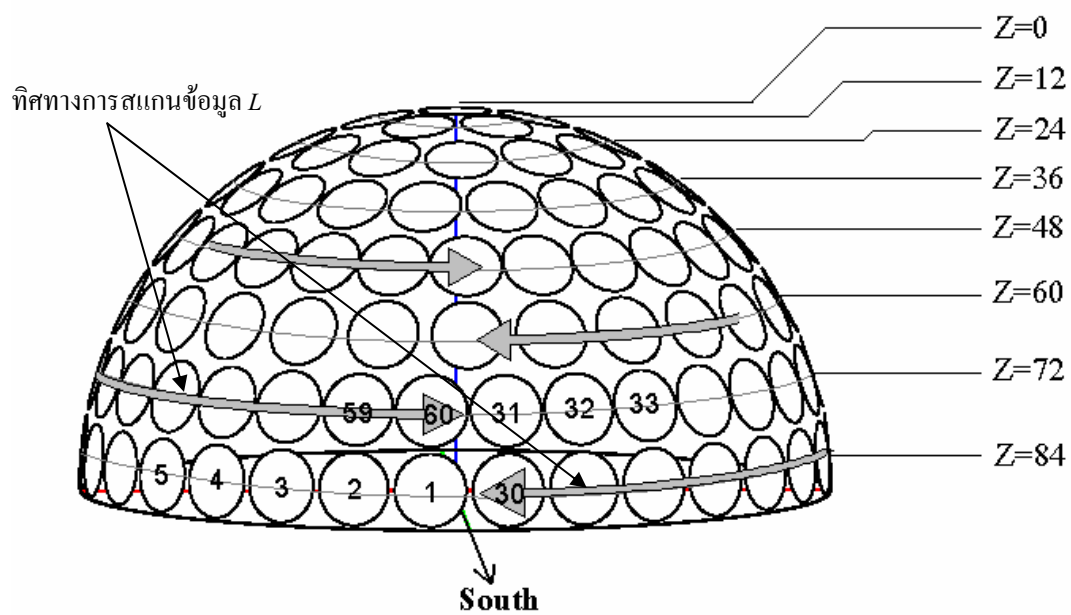
รูปที่ A2 อัลติจูดของตำแหน่งท้องฟ้าที่เครื่อง sky scanner ทำการวัด

ตารางที่ A1 ค่ามุมยก จำนวนเซลล์ต่อรอบการหมุน และระยะห่างของเซลล์ในรอบการสแกน
ข้อมูล ที่ระดับมุมยกค่าต่าง ๆ

Step	มุมยก	จำนวนเซลล์ต่อรอบของการหมุน	ระยะห่างเชิงมุม
1	6°	30 Cells	12°
2	18°	30 Cells	12°
3	30°	24 Cells	15°
4	42°	24 Cells	15°
5	54°	18 Cells	20°
6	66°	12 Cells	30°
7	78°	6 Cells	60°
8	90°	1 Cells	-

ในการวัดแต่ละครั้ง หัววัดของ sky scanner จะทำการกวาดท้องฟ้าจนครบ 145 เซลล์ ในเวลา 4 นาที สำหรับความถี่ของการวัดแต่ละครั้งสามารถเลือกได้โดยอาศัยการตั้งโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่ควบคุมการทำงานของเครื่อง

เครื่อง sky scanner เป็นเครื่องที่ออกแบบมาให้มีหัววัดที่ทำการยกและหมุนกวาด เพื่อวัดปริมาณความเข้มแสงสว่างจากส่วนต่าง ๆ ของท้องฟ้า โดยจะมีทิศทางของการหมุนที่สลับด้านกันตลอดไปในแต่ละระดับมุมยกค่าต่าง ๆ ดังแสดงในรูปที่ A3 โดยการเริ่มต้นการสแกนจะเริ่มจากทิศใต้เป็นเซลล์ที่ 1



รูปที่ A3 ลักษณะทิศทางการหมุนสแกนการวัดค่า luminance (L) ของเครื่อง sky scanner
(Z = zenith angle)

ประวัติผู้วิจัย

ชื่อ	นางสาวปิยนุช ปลาอ่อน
ที่อยู่	20 ม.6 ต.ยางม่วง อ.ท่ามะกา จ.กาญจนบุรี 71120
ประวัติการศึกษา	
พ.ศ. 2545	จบการศึกษาระดับมัธยมศึกษาปีที่ 6 โรงเรียนท่ามะกาวิทยาคม อำเภอท่ามะกา จังหวัดกาญจนบุรี
พ.ศ. 2549	จบการศึกษาระดับปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร
พ.ศ. 2550	เข้าศึกษาต่อระดับปริญญาโท สาขาวิชาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศิลปากร