

Improving cloud attenuation model for ground irradiance estimation across Thailand using cloud images from Himawari satellite

Nuttamon Thungka 6230184121

Boonyarit Sangsuksunti 6230297421

Associate Professor¹ Jitkomut Songsiri, Ph.D.

Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering
Chulalongkorn University

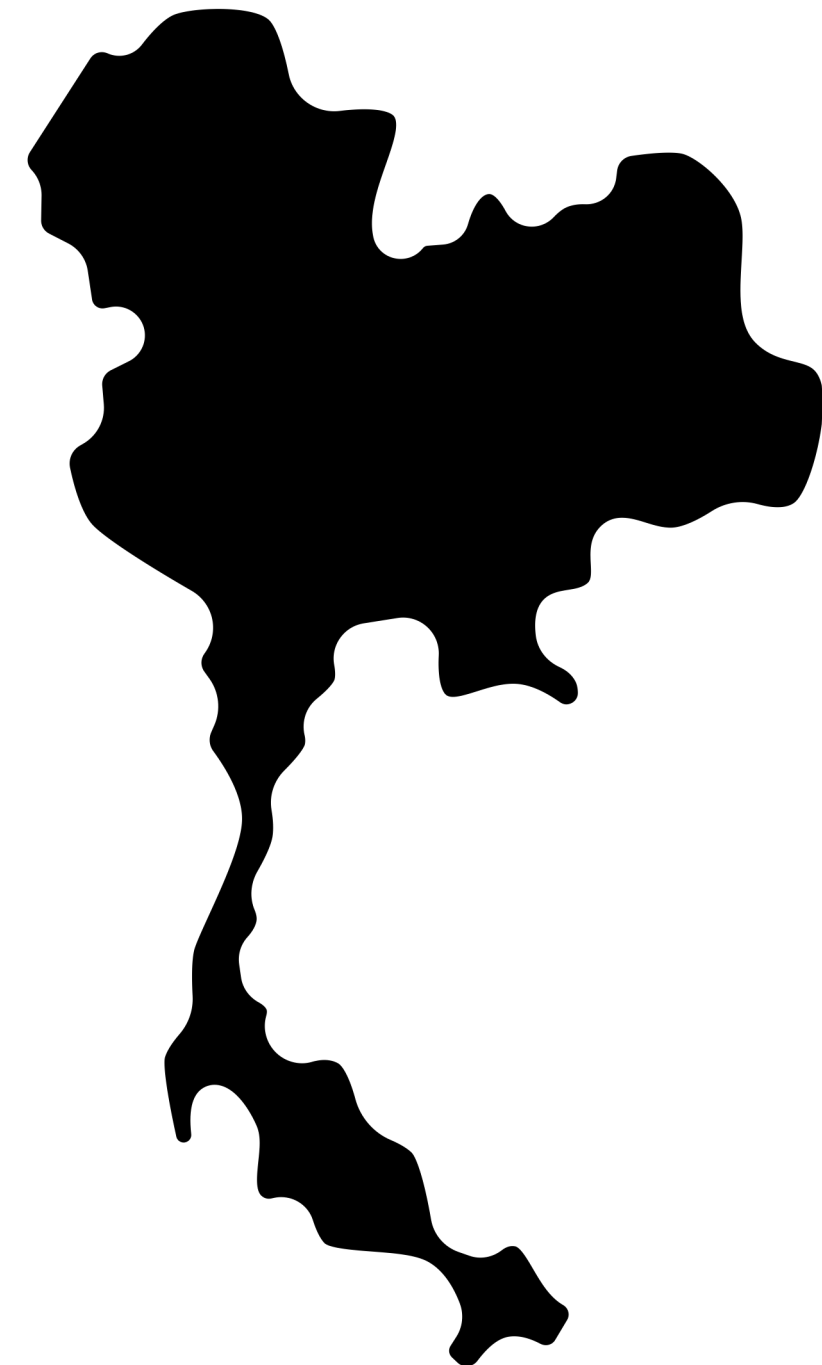
TABLE OF CONTENTS

1 **Introduction**
Motivation, Objective

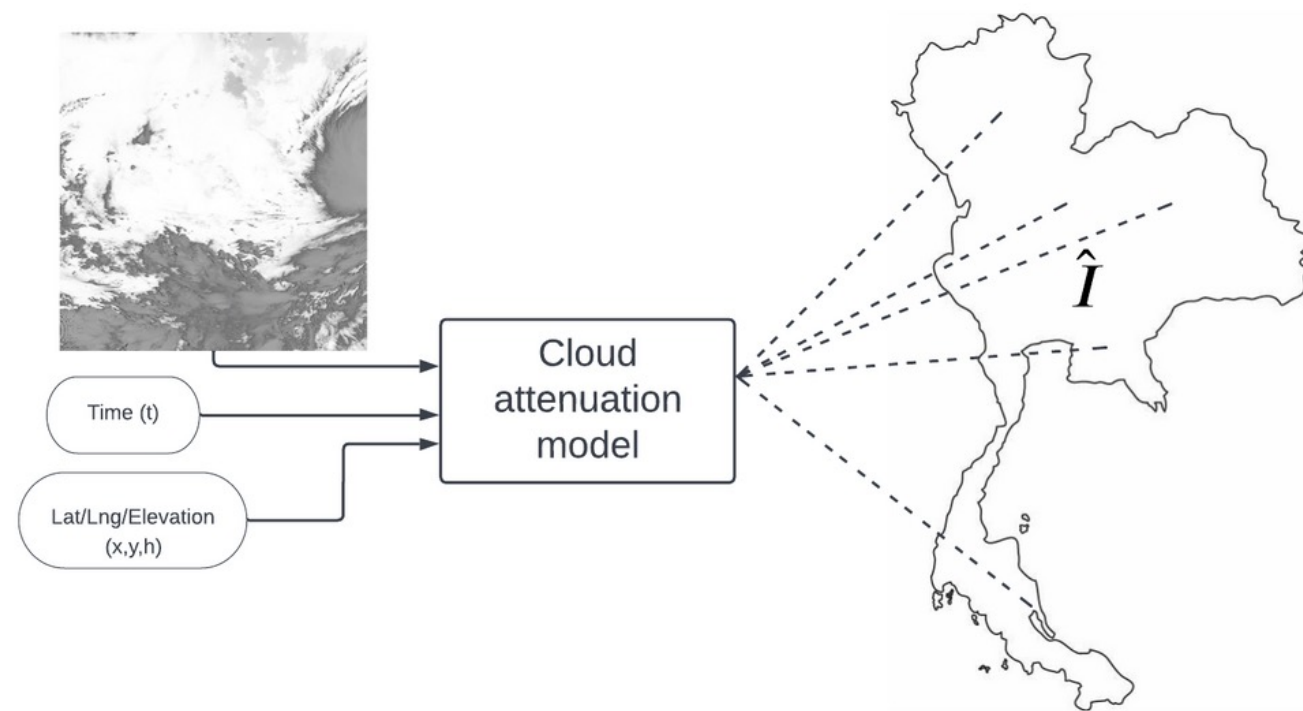
2 **Methodology**
Background, Cloud Attenuation Model, Training Model, Data Information

3 **Result & Discussion**
Performance comparison between original model & proposed model

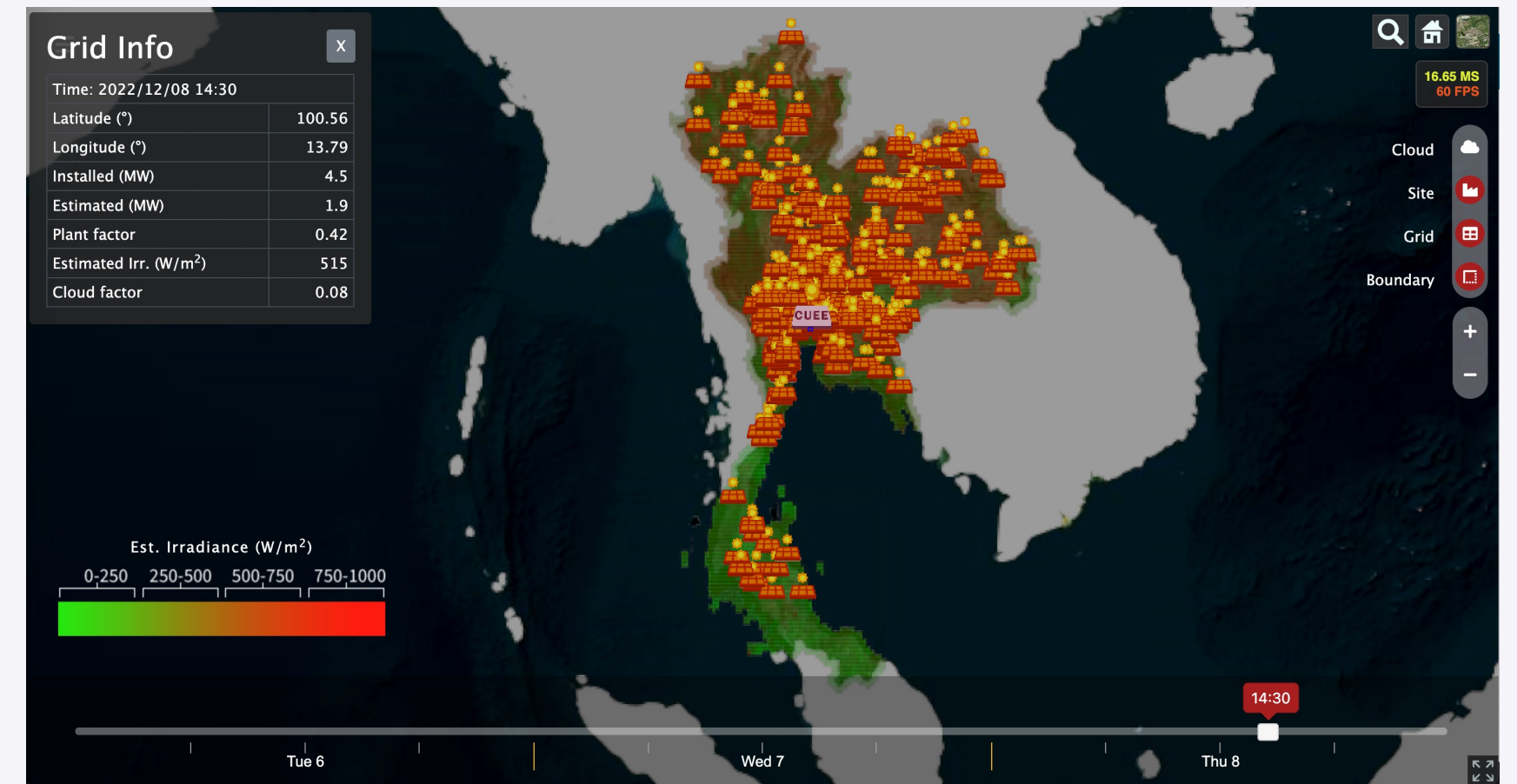
4 **Conclusion**



MOTIVATION



- การมีตัวรับรู้วัดความเข้มแสงอาทิตย์ทุกพื้นที่ในประเทศไทย เป็นส่วนช่วยสำคัญที่ใช้ในการประเมินความเสี่ยงในการจัดการระบบ ต้นทุนและสถานที่ในการติดตั้งระบบพลังงานแสงอาทิตย์
- เนื่องจากไม่สามารถติดตั้งตัวรับรู้ได้ทั่วประเทศ การประมาณความเข้มแสงอาทิตย์จึงเป็นหัวข้อที่สนใจ



- โครงการนี้ต่อยอดจากโครงการ Thailand Solar Map by CUEE [1] ซึ่งทดลองเกี่ยวกับการประมาณความเข้มแสงอาทิตย์ทั่วประเทศ แต่ยังขาดการพิจารณาประเด็นดังนี้ ความสูงของแต่ละพื้นที่ สภาพความขุ่นมัวของชั้นบรรยากาศที่เป็นปัจจุบัน และเงื่อนไขการรับข้อมูลภาพถ่ายเมฆ มีเวลาประวิงเท่ากับ 30 นาที

OBJECTIVE

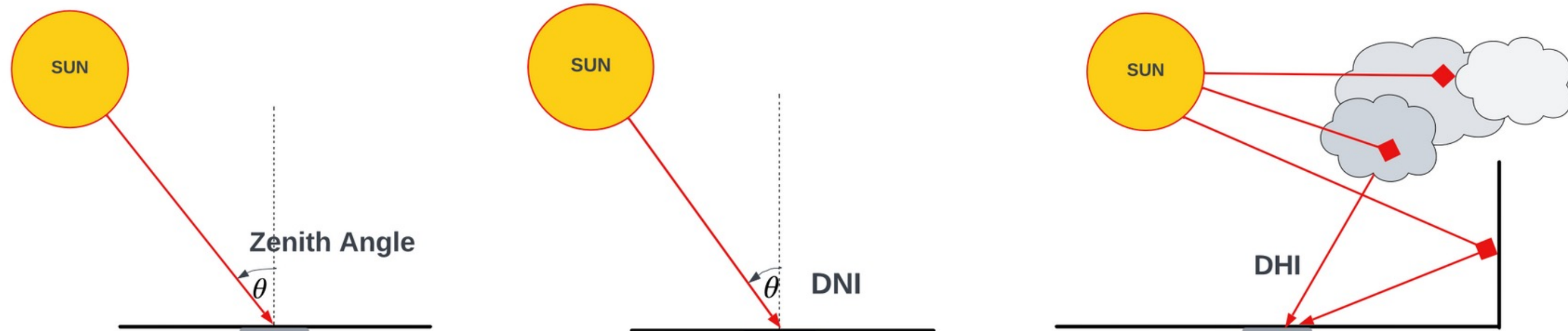
1. วิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนของการประมาณความเข้มแสงอาทิตย์ด้วยแบบจำลองในโครงการ Thailand Solar Map by CUEE รุ่นที่ 1 และรุ่นที่ 2
2. ปรับปรุงแบบจำลองการลดทอนความเข้มแสงอาทิตย์จากเมฆให้มีประสิทธิภาพมากกว่าแบบจำลองที่ใช้ในโครงการ Thailand Solar Map by CUEE
 - แบบจำลองรุ่นที่ 1 แบบจำลองลอจิสติก ได้ความคลาดเคลื่อนการประมาณความเข้มแสงอาทิตย์โดยเฉลี่ยมีค่า MAE (Mean absolute error) เท่ากับ 159.37 W/m^2
 - แบบจำลองรุ่นที่ 2 แบบจำลองป่าสุ่ม ได้ความคลาดเคลื่อนการประมาณความเข้มแสงอาทิตย์โดยเฉลี่ยมีค่า MAE เท่ากับ 149.40 W/m^2

BACKGROUND

Solar Irradiance Components

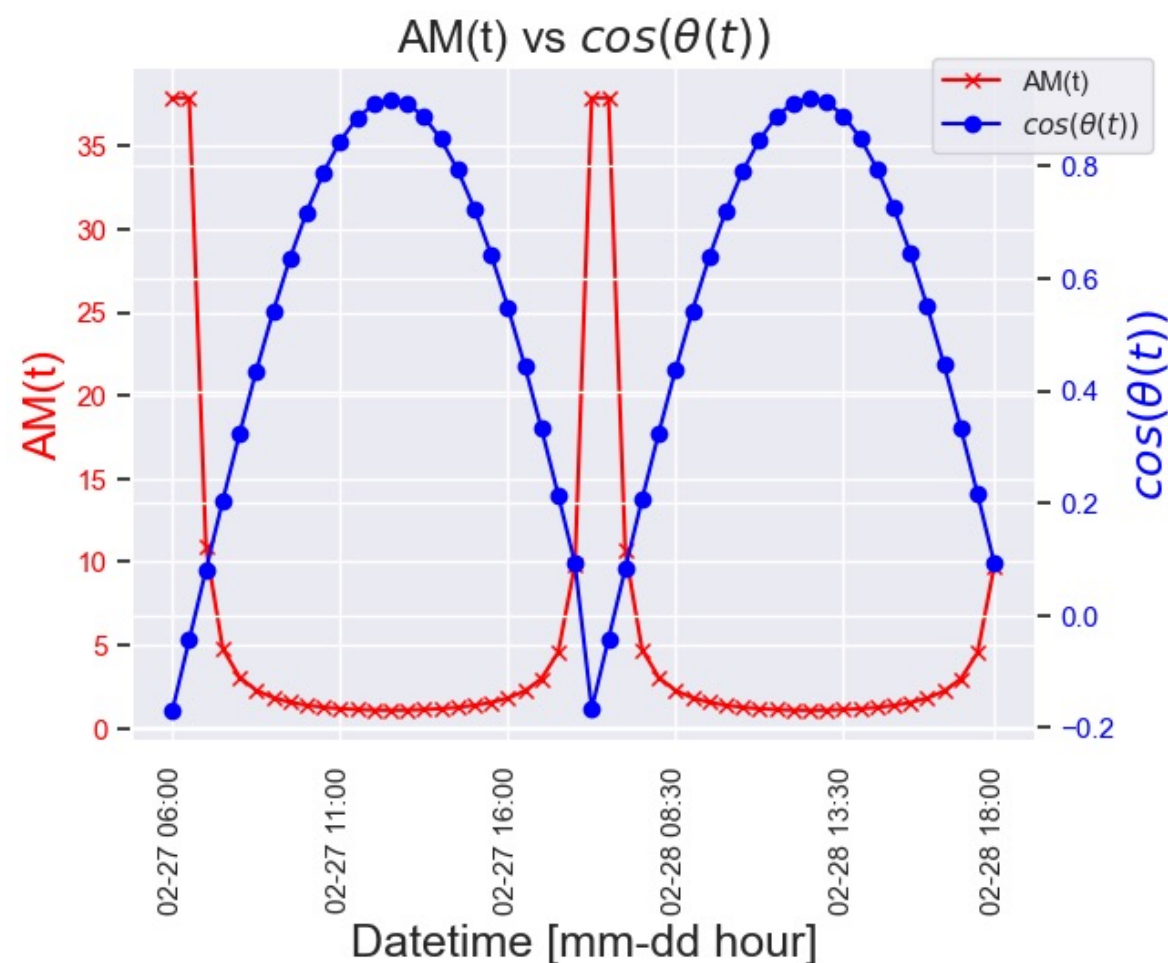
ความเข้มแสงบนพื้นแนวนอนของโลก (Global Horizontal Irradiance, GHI) มีองค์ประกอบหลักสองส่วน ได้แก่ ความเข้มแสงตั้งฉากโดยตรง (Direct Normal Irradiance, DNI) และความเข้มแสงกระจายแนวราบ (Diffuse Horizontal Irradiance, DHI) โดย Zenith Angle (θ) คือมุมของดวงอาทิตย์เทียบกับแนวตั้งฉากของพื้นโลก [2]

$$GHI = DHI + DNI \cdot \cos(\theta)$$



Airmass and Linke Turbidity

Airmass อัตราส่วนระหว่างความยาวของเส้นแสงจากการแผ่รังสีของดวงอาทิตย์ ณ ตำแหน่งมุมหนึ่ง ๆ กับความยาวของเส้นแสงที่ที่แผ่มาตามแนวแกนเซนนิท [3]



The Linke turbidity coefficient บ่งชี้ถึงค่าความสะอาดและความแห้งของชั้นบรรยากาศ ความขุ่นมัวของชั้นบรรยากาศจะลดค่าความเข้มแสงอาทิตย์ที่ผ่านชั้นบรรยากาศ จากการกระเจิงและดูดกลืนของอนุภาคที่อยู่ในอากาศ [4] ปี 1992 Linke เสนอการหาค่าสัมประสิทธิ์ความขุ่นมัวของชั้นบรรยากาศ จากความหนาของชั้นบรรยากาศที่สะอาดและแห้ง (δ_{cda}) [5]

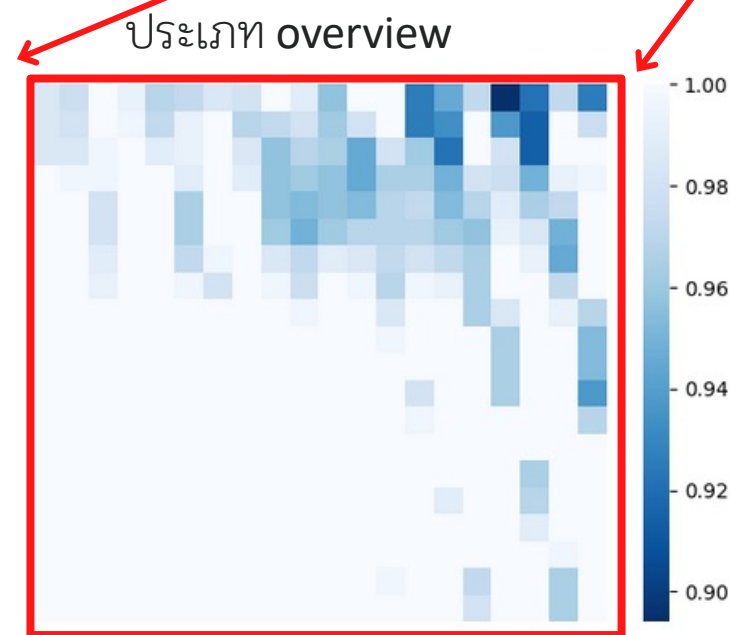
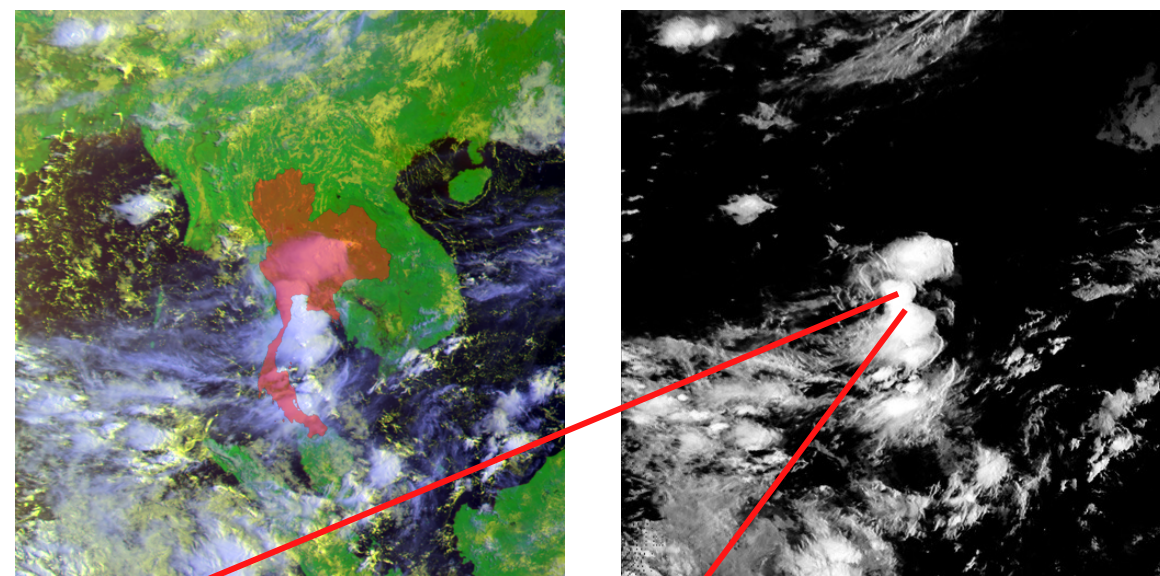
$$DNI = I_0 \cdot \exp(-\delta_{cda} \cdot T_L \cdot AM)$$

$$AM(t) = 1/[\cos(\theta(t)) + 0.50572(96.07995 - \theta(t))^{-1.6364}]$$

Cloud Index (CI) and Clear-sky Index (k)

Cloud Index (CI) คือค่าที่บ่งบอกความหนาแน่นของเมฆ แสดงภาพถ่ายประเภทสี ภาพถ่ายระดับสีเทา และการคำนวณ CI ดังรูป

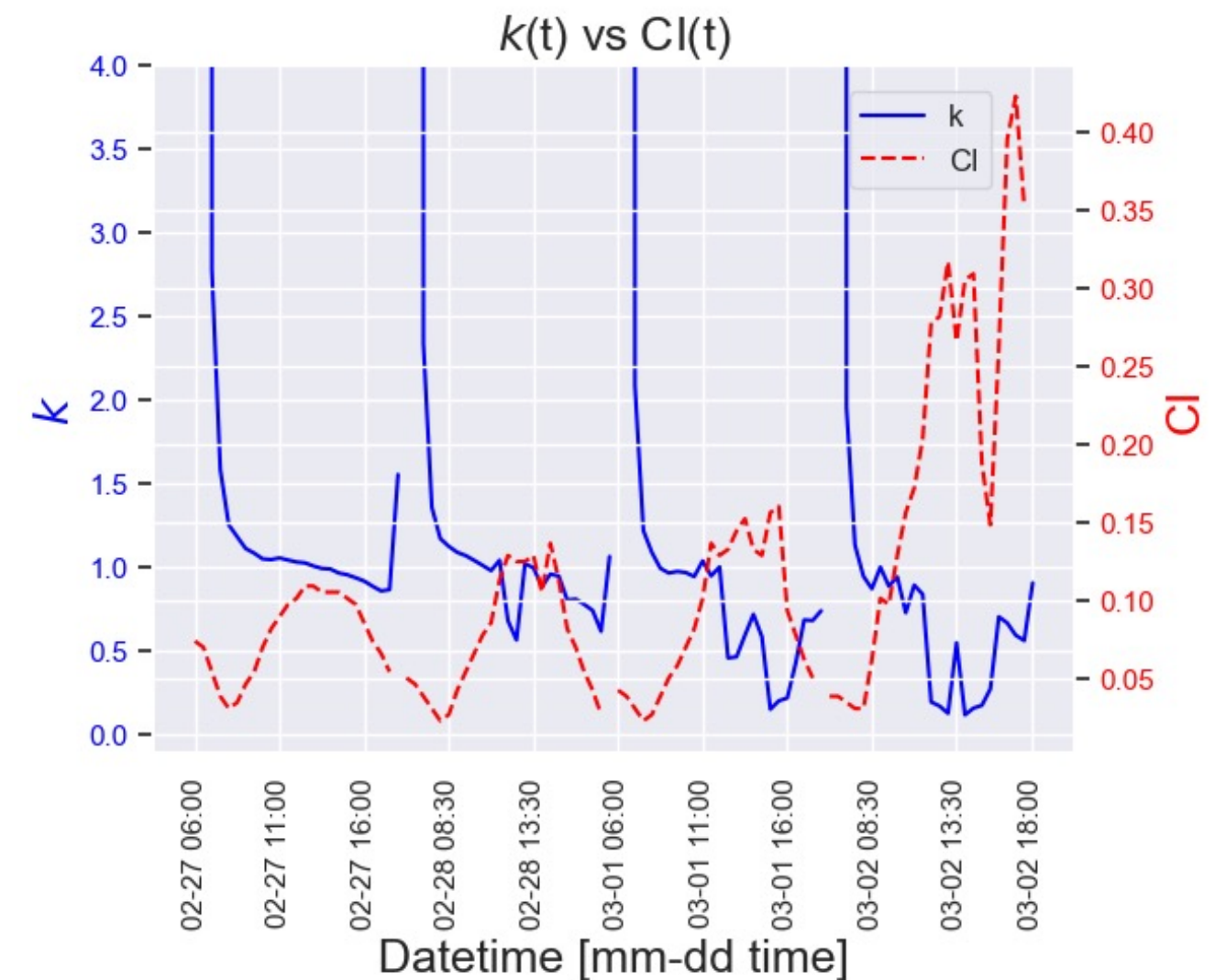
Clear-sky Index (k) แสดงถึงค่าความเข้มแสงที่พื้นดินได้รับขณะนั้นมีปริมาณมากน้อยอย่างไร (I) เมื่อเทียบกับความเข้มแสงสภาวะท้องฟ้าใส (I_{clr}) และเมื่อ k เข้าใกล้ 1 แสดงถึงสภาวะท้องฟ้าใส



$$CI = \frac{X - LB}{UB - LB}$$

ตัวอย่าง ดัชนี เมฆ ขนาด 20 × 20 พิกเซล

$$k = \frac{I}{I_{clr}}$$



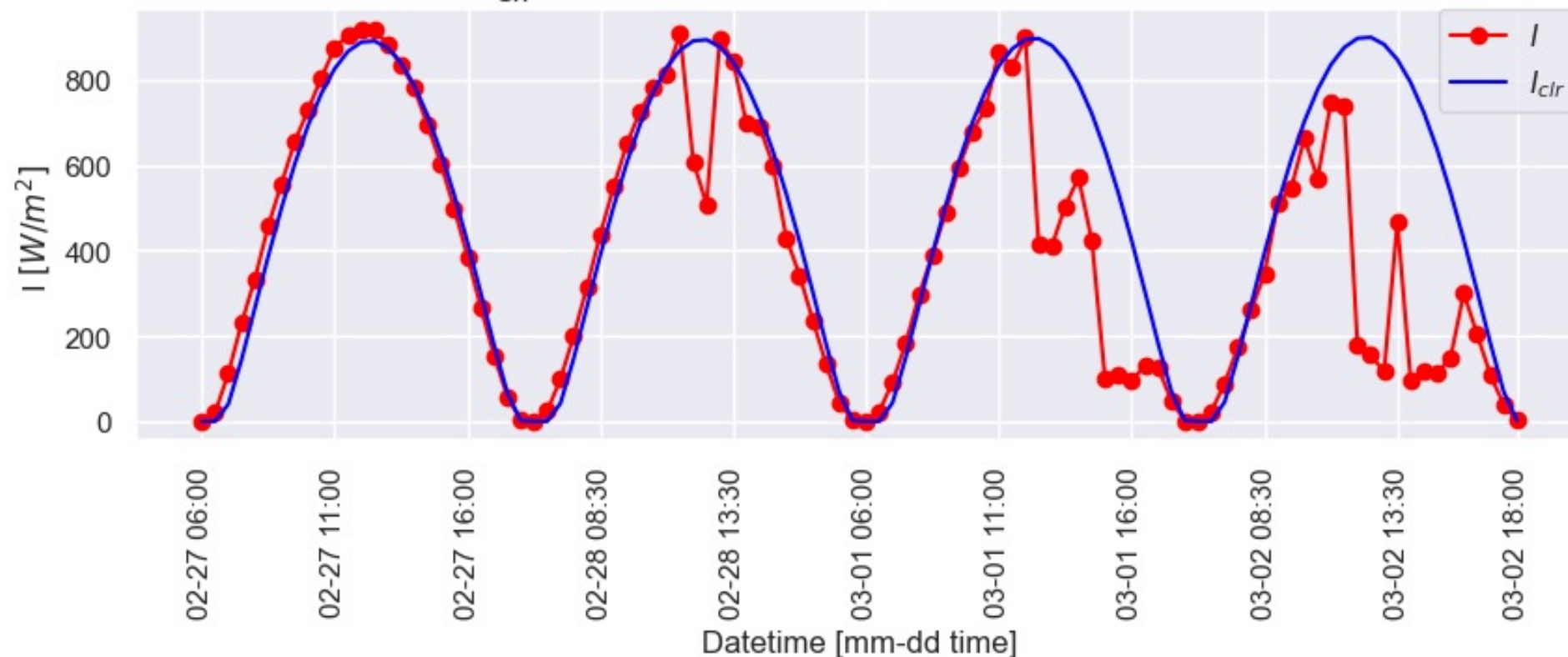
k มีความสัมพันธ์ที่ผกผันกับ CI

Clear-sky Model

- แบบจำลองที่ให้ค่าความเข้มแสงอาทิตย์โดยมีเงื่อนไขท้องฟ้าอยู่ในสภาวะฟ้าใส หรือท้องฟ้าไม่มีเมฆ (I_{clr})
- แบบจำลองฟ้าใสที่เลือกใช้พัฒนาโดย P. Ineichen และ R. Perez [6]
- มีตัวแปรเข้าที่สำคัญคือ ละติจูด ลองจิจูด ความสูงจากระดับน้ำทะเล (h) และมุมเซนิท (θ)

$$I_{clr} = a_1 I_0 \cos(\theta(t)) e^{-a_2 (f_{h_1} + f_{h_2} (T_L - 1)) AM(t)}$$

I vs I_{clr} between 2022-02-27 and 2022-03-02

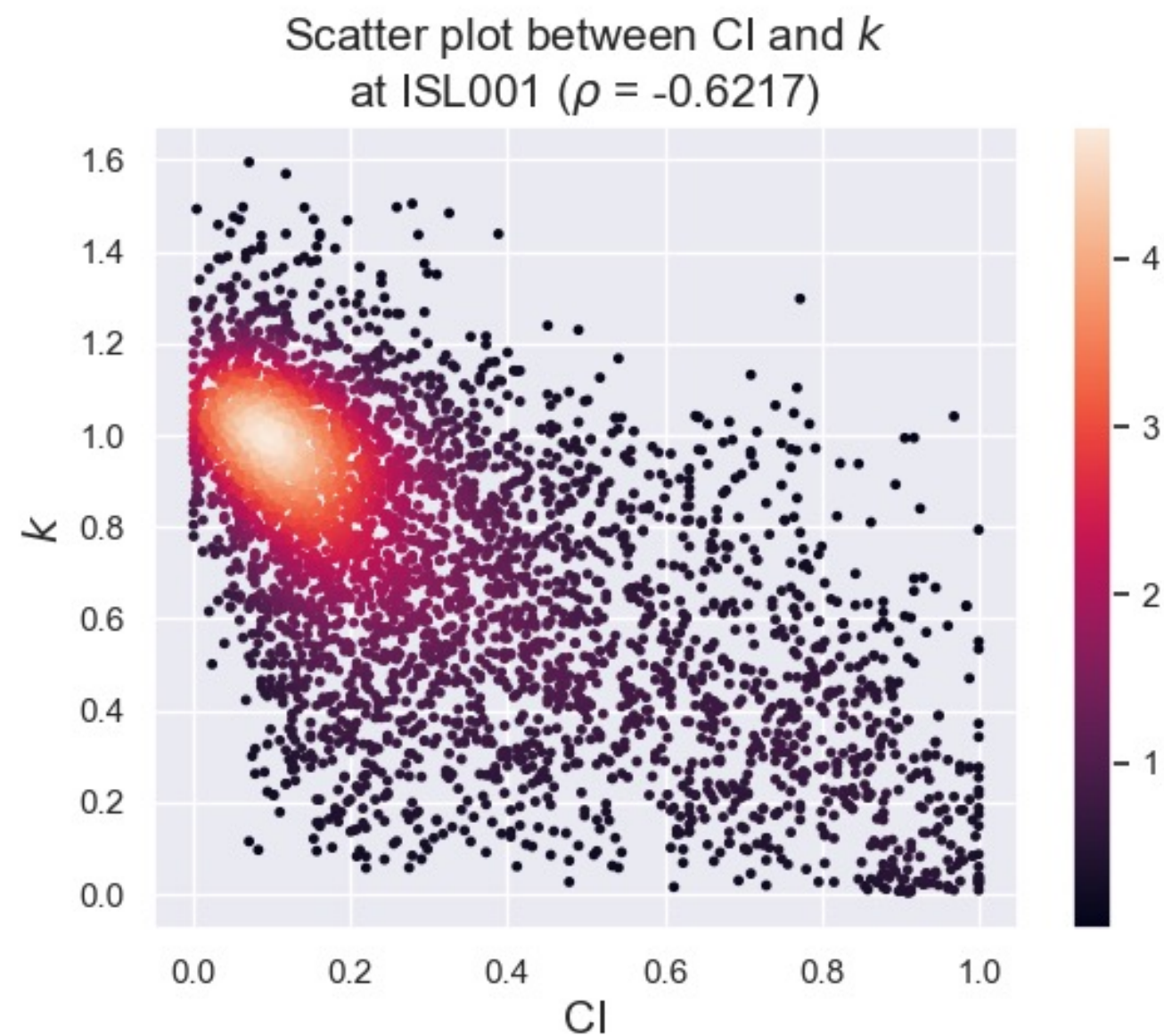


จากสมการเห็นว่า $a_1 I_0$ เป็นขนาดของ I_{clr} และมีความเป็นคาบจาก $\cos(\theta(t))$ และถูกลดทอนจากพจน์ของ Exponential มีตัวแปรในการลดทอนหลักคือ T_L และ AM

- กราฟ I วันแรกแสดงถึงวันที่สภาวะฟ้าใส I และ I_{clr} มีค่าใกล้เคียงกัน k จะมีค่าใกล้ 1 ตลอดทั้งวัน
- กราฟ I วันที่ 3 และวันที่ 4 มีค่าน้อยกว่า I_{clr} เนื่องจากถูกลดทอนความเข้มแสงจากเมฆ ค่า CI จะมีค่ามากและ k จะมีค่าน้อย

Cloud Attenuation Model

แบบจำลองประมาณความเข้มแสงอาทิตย์ ณ พื้นดินที่ถูกลดทอนด้วยเมฆ มีตัวแปรทำนายหลักคือ CI และ I_{clr} และตัวแปรออกคือ \hat{I} หรือ \hat{k}



เมฆมีปริมาณมากส่งผลให้ความเข้มแสงที่พื้นดินมีค่าน้อย

ภาพถ่ายเมฆจากดาวเทียมมีเวลาประวิง 30 นาทีแบบจำลองที่นำเสนอจะพิจารณาความสัมพันธ์ของ $CI(t - 1)$ และ $I(t)$

1.Linear Regression

$$\hat{I} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n$$

x_i เป็นชุดย่อยของกลุ่มตัวแปร $\{I_{clr}(t), CI(t - 1), I_{clr}(t)CI(t - 1)\}$

2.Polynomial Regression

$$\hat{k}(t) = \beta_0 + \beta_1 CI(t - 1)^1 + \beta_2 CI(t - 1)^2 + \dots + \beta_m CI(t - 1)^m$$

$$\hat{I}(t) = \hat{k}(t) \cdot I_{clr}(t)$$

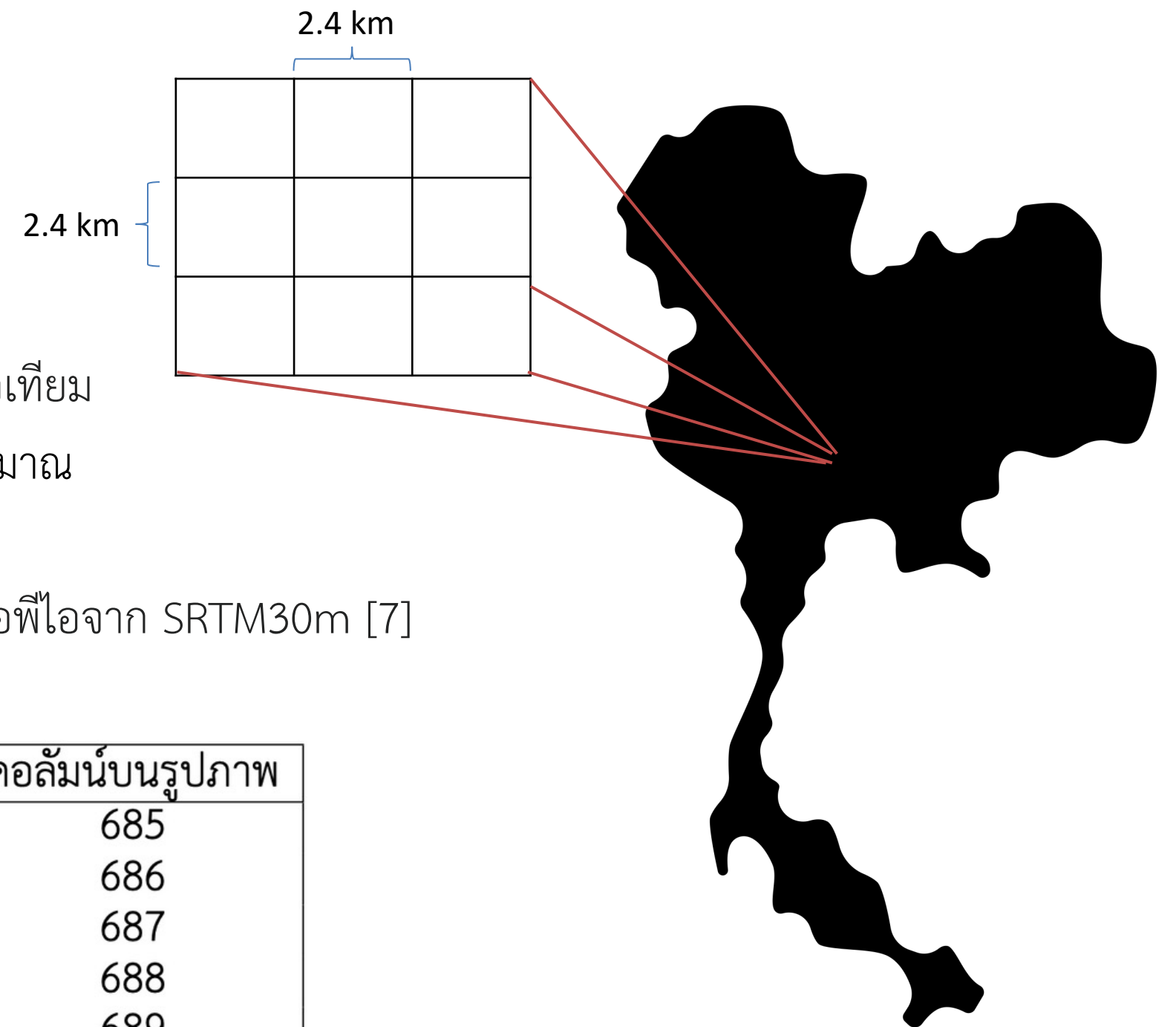
3.Random Forest

METHODOLOGY

Training Model

การเตรียมชุดข้อมูล : การเชื่อมโยงตำแหน่งบนประเทศไทยและภาพถ่ายเมฆจากดาวเทียม

- ประเทศไทยได้ถูกตีกริดโดยใช้ระบบซุมระดับ 14 ประเทศไทยมีกริดทั้งหมดประมาณ 270,000 กริด แต่ละกริดมีขนาด $2.4 \times 2.4 \text{ km}^2$
- สามารถทราบค่าความสูงจากระดับน้ำทะเล (h) ที่ตำแหน่งนั้นได้จากการเรียก เอพีไอจาก SRTM30m [7]

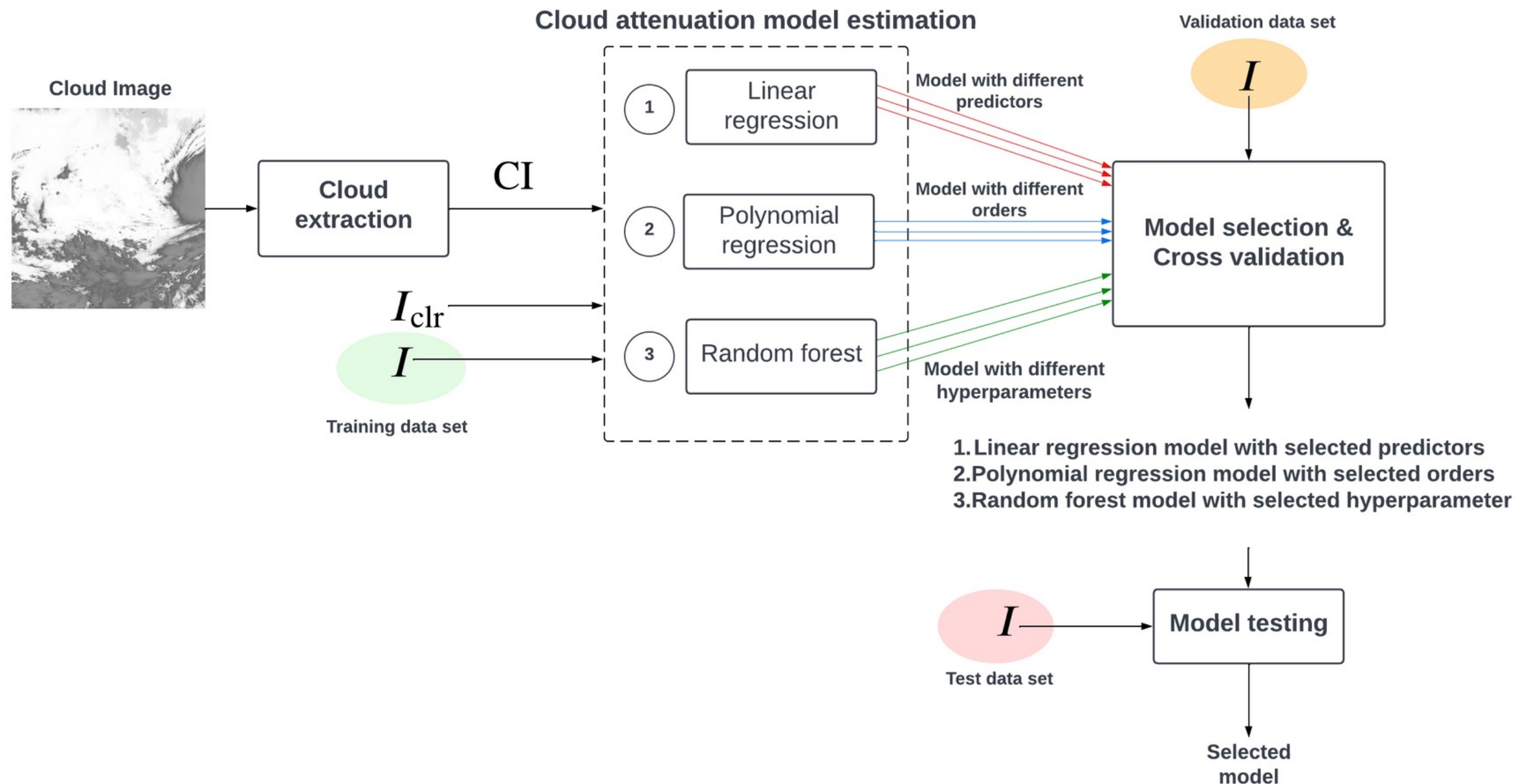


รหัสกริด	ละติจูด	ลองจิจูด	h (m)	แถบรูปภาพ	คอลัมน์รูปภาพ
13220103001320	20.4990	97.3059	1134.0	455	685
13220103001321	20.4990	97.3278	1297.0	455	686
13220103001330	20.4990	97.3498	1458.0	455	687
13220103001331	20.4990	97.3718	1431.0	455	688
13220103010220	20.4990	97.3938	1448.0	455	689

ตัวอย่างข้อมูลเชื่อมโยงตำแหน่งระหว่างประเทศไทยและภาพถ่ายเมฆ

Training Model

แผนภาพขั้นตอนฝึก ตรวจสอบ ทดสอบ และเลือกแบบจำลองการลดทอนความเข้มแสงด้วยเมฆ



1. Linear Regression Model

โครงสร้างทั่วไป $\hat{I} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n$ x_i คือ ตัวแปรเข้า สำหรับ $i = 1, \dots, n$
 β_i คือ ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย สำหรับ $i = 0, \dots, n$

ชุดตัวแปรเข้าที่พิจารณา

$$\{I_{\text{clr}}(t)\}, \{CI(t - 1)\}, \{I_{\text{clr}}(t)CI(t - 1)\}, \{I_{\text{clr}}(t), CI(t - 1)\}, \\ \{I_{\text{clr}}(t), I_{\text{clr}}(t)CI(t - 1)\}, \{CI(t - 1), I_{\text{clr}}(t)CI(t - 1)\}, \{I_{\text{clr}}(t), CI(t - 1), I_{\text{clr}}(t)CI(t - 1)\}$$

2. Polynomial Regression Model

โครงสร้างทั่วไป $\hat{k}(t) = \beta_0 + \beta_1 CI(t - 1)^1 + \beta_2 CI(t - 1)^2 + \dots + \beta_m CI(t - 1)^m$
 $\hat{I}(t) = \hat{k}(t) \cdot I_{\text{clr}}(t)$

β_i คือค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย สำหรับ $i = 0, \dots, n$

3. Random Forest Model

ตัวแปรเข้าที่เลือกใช้ได้แก่ $I_{\text{clr}}(t), I_{\text{clr}}(t - 1), \text{HR}(t), \text{CI}_{33}(t - 2), \text{CI}_{11}(t - 1), \text{CI}_{12}(t - 1), \text{CI}_{13}(t - 1), \dots, \text{CI}_{55}(t - 1)$

ไฮเปอร์พารามิเตอร์ของแบบจำลอง

n_{tree} คือ Number of trees in the forest (ในการศึกษากำหนดให้เท่ากับ 100)

d คือ Maximum number of levels in each decision tree

p คือ Maximum number of features considered for splitting node

q คือ Minimum number of data points placed in a node before the node is split

r คือ Minimum number of data points allowed in a leaf node

$\text{CI}_{11}(t - 1)$	$\text{CI}_{12}(t - 1)$.	.	$\text{CI}_{15}(t - 1)$
$\text{CI}_{21}(t - 1)$	$\text{CI}_{22}(t - 1)$			
.		$\text{CI}_{33}(t - 1)$		
.			.	
$\text{CI}_{51}(t - 1)$				$\text{CI}_{55}(t - 1)$

ภาพพิกัดตำแหน่ง $\text{CI}(t - 1)$ บนกริด 5×5 พิกเซล และมี $\text{CI}_{33}(t - 1)$ เป็นพิกัดที่สนใจ

ในการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ จะเริ่มจากการปรับ p

จากนั้น คัดเลือกไฮเปอร์พารามิเตอร์อื่นๆในชุดไฮเปอร์พารามิเตอร์

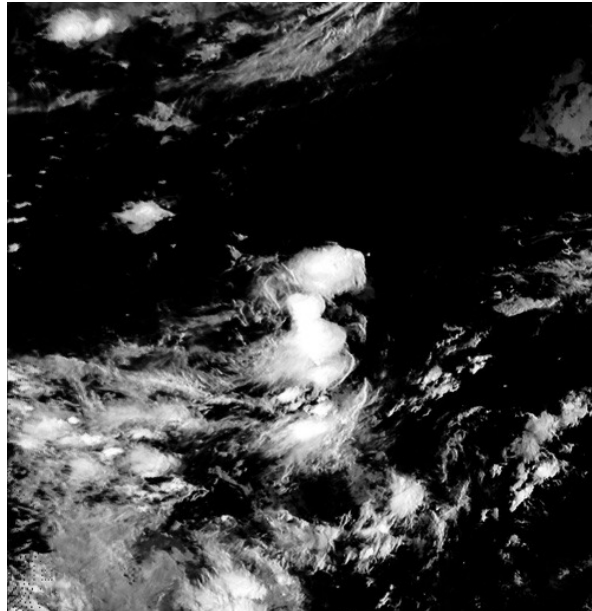
$$d = \{10, 40, 80\}, q = \{2, 4, 10\}, r = \{1, 2, 4\}$$

หลังจากทราบชุดไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด ได้เลือกใช้ชุดพารามิเตอร์ดังนี้

$$n_{\text{tree}} = 100, d = 37, p = 9, q = 4, r = 2$$

Data Information

1. **Cloud Image** : ภาพถ่ายเมฆจากดาวเทียมฮิมาวาริ 8 ขนาด 1725×1670 พิกเซล มี 2 เลเยอร์ โดยเลเยอร์ของความหนาแน่นของเมฆอยู่ในเลเยอร์ที่ 1 ข้อมูลภาพถ่ายแบ่งตามสถานีรับภาพ ได้แก่ 1.GISDA 2.CUEE
2. **Measurement Irradiance** : ค่าความเข้มแสงที่วัดได้จากภาคพื้นดิน วัดจากตัวรับรู้ของ IMPACT SOLAR Station ทั้งหมด 56 สถานี
3. **Estimated Irradiance** : ค่าประมาณความเข้มแสงอาทิตย์ แบ่งตามรุ่นของแบบจำลองที่พัฒนา



ตัวอย่างภาพถ่ายเมฆเลเยอร์ 1

แบบจำลอง	สถานีที่ใช้ข้อมูลฝึก	สถานีรับภาพ	ช่วงเวลาของข้อมูลฝึก	ช่วงเวลาที่ใช้งานแบบจำลอง
รุ่นที่ 1	1-20	GISDA	2020/06/10 - 2020/06/18	2022/11/16 - 2021/12/31
รุ่นที่ 2	1-56	GISDA	2020/10/01 - 2021/08/01	2022/09/07 - ปัจจุบัน
รุ่นที่ 3	1-56	CUEE	2022/02/05 - 2022/10/22	-

รายละเอียดข้อมูลที่แบ่งตามรุ่นของแบบจำลอง

Data Information

4.Temporal resolution : ค่าความละเอียดเชิงเวลาที่แตกต่างกันระหว่างภาพถ่ายเมฆกับค่าความเข้มแสงอาทิตย์ที่วัดได้

ข้อมูล	ความละเอียดเชิงเวลา(นาที)	ความละเอียดเชิงพื้นที่(km ²)	แหล่งที่มา
ภาพถ่ายเมฆ	10	2x2	ดาวเทียมฮิมาวาริ 8
I	15	-	สถานี ISL 56 สถานี
\hat{I}	30	2.4x2.4	แบบจำลองรุ่นที่ 1 และรุ่นที่ 2

ความละเอียดเชิงเวลาและพื้นที่ของข้อมูล

5.Delay time : เวลาประวิงของภาพถ่ายเมฆในการใช้งานจริง ภาพถ่ายเมฆจากดาวเทียมฮิมาวาริ 8 จะผ่านการประมวลผลก่อนที่จะส่งมายังสถานีรับ CUEE จึงมีเวลาประวิงของภาพถ่ายเมฆ 30 นาที

ณ เวลา t	$I(t)$	CI($t - 1$)
8:00	$I(8:00)$	CI(7:30)
8:30	$I(8:30)$	CI(8:00)
9:00	$I(9:00)$	CI(8:30)
9:30	$I(9:30)$	CI(9:00)

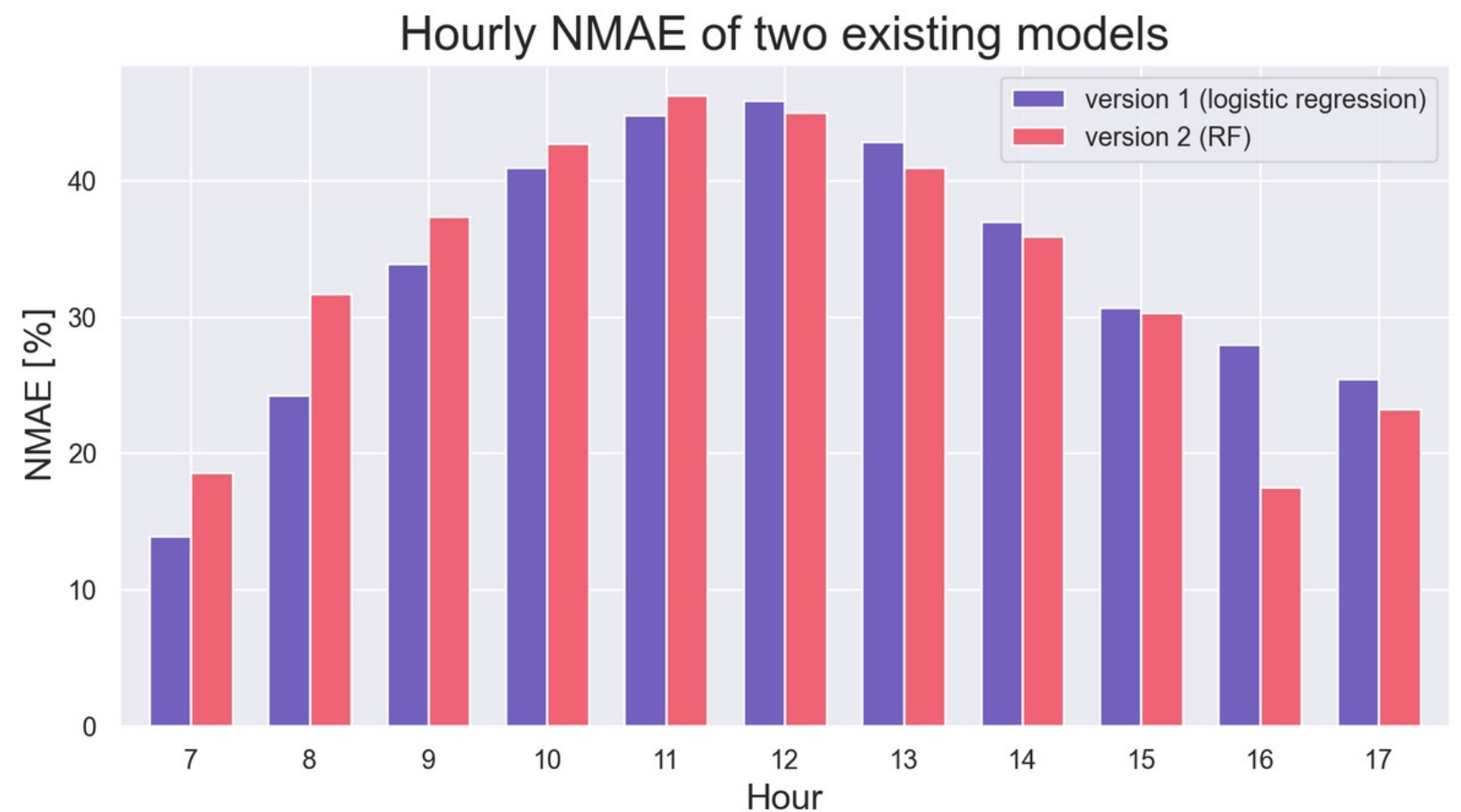
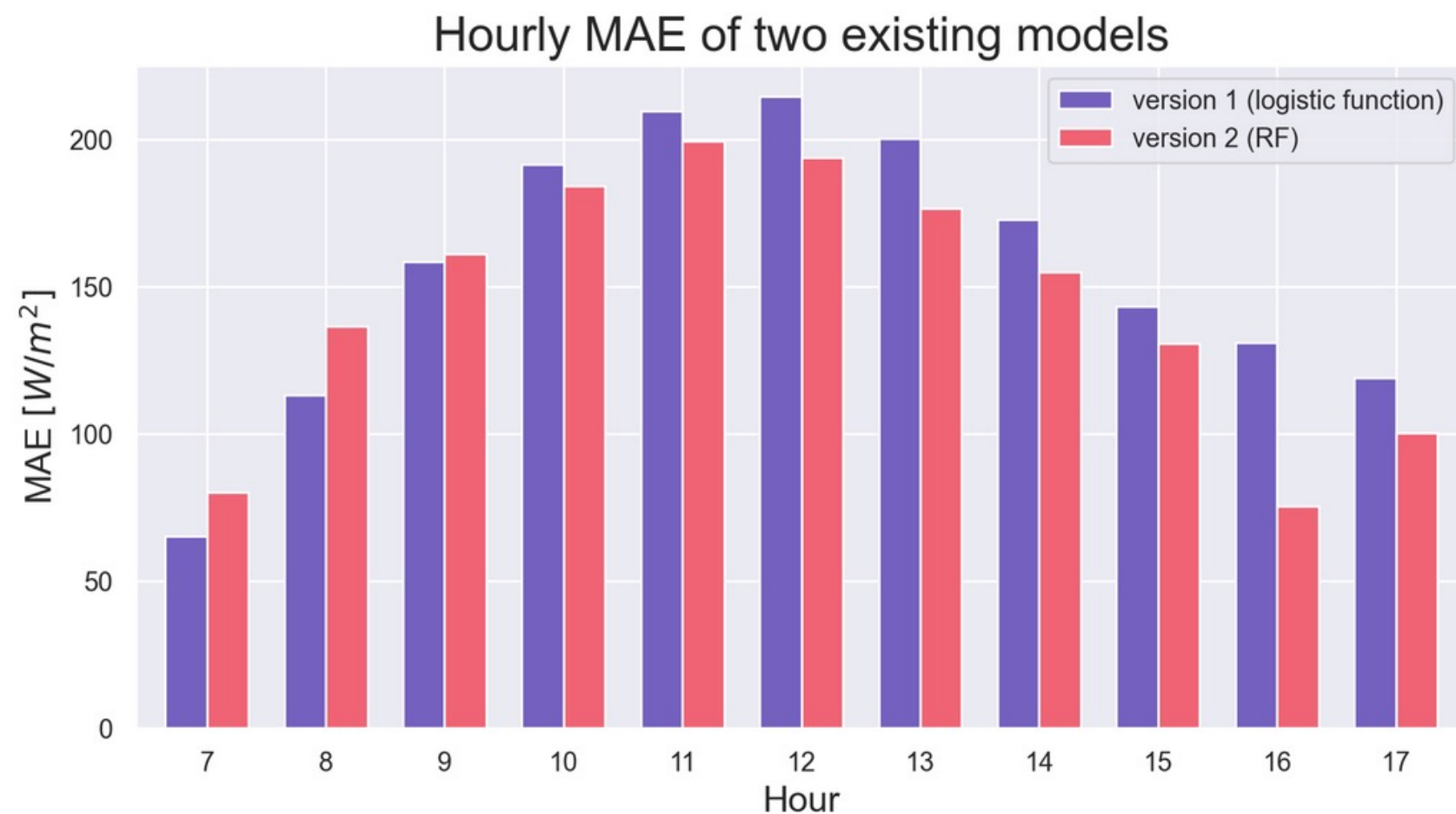
เวลาของคู่ข้อมูลในการฝึกแบบจำลอง

RESULT

- ผลการตรวจสอบสมรรถนะของแบบจำลองจากแบบจำลองรุ่นที่ 1 และรุ่นที่ 2
- ผลการทดลองแบบจำลองที่นำเสนอ
- การเปรียบเทียบแบบจำลองที่ใช้งานอยู่ และแบบจำลองที่นำเสนอ

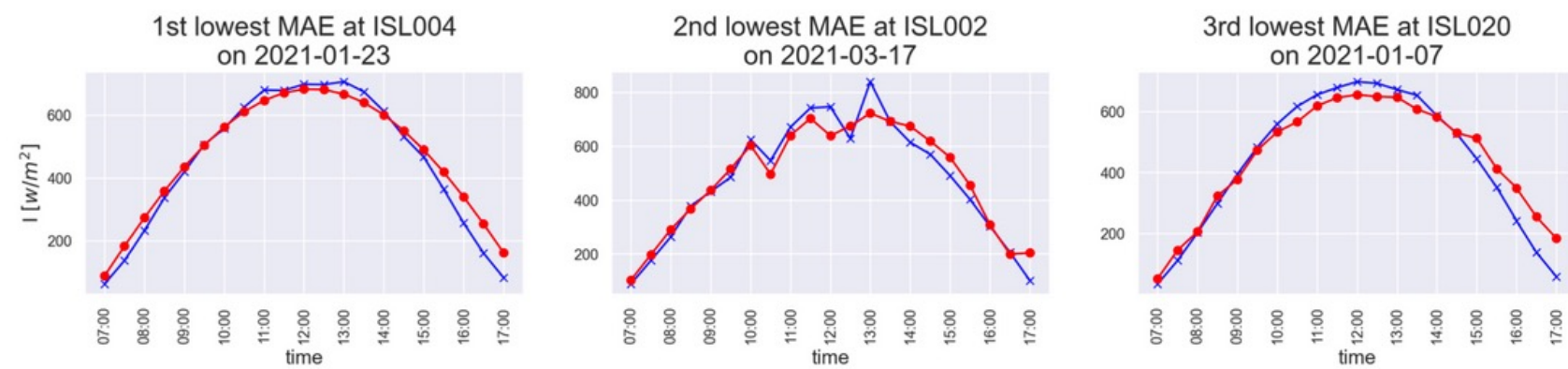
ผลการตรวจสอบสมรรถนะของแบบจำลองจากแบบจำลองรุ่นที่ 1 และรุ่นที่ 2

แบบจำลองรุ่นที่ 1 มีค่าเฉลี่ย MAE เท่ากับ 159.37 W/m^2 และแบบจำลองรุ่นที่ 2 มีค่าเฉลี่ย MAE เท่ากับ 149.40 W/m^2 แบบจำลองรุ่นที่ 2 มีค่า MAE ต่ำกว่าแบบจำลองรุ่นที่ 1 คิดเป็นร้อยละ 6.26

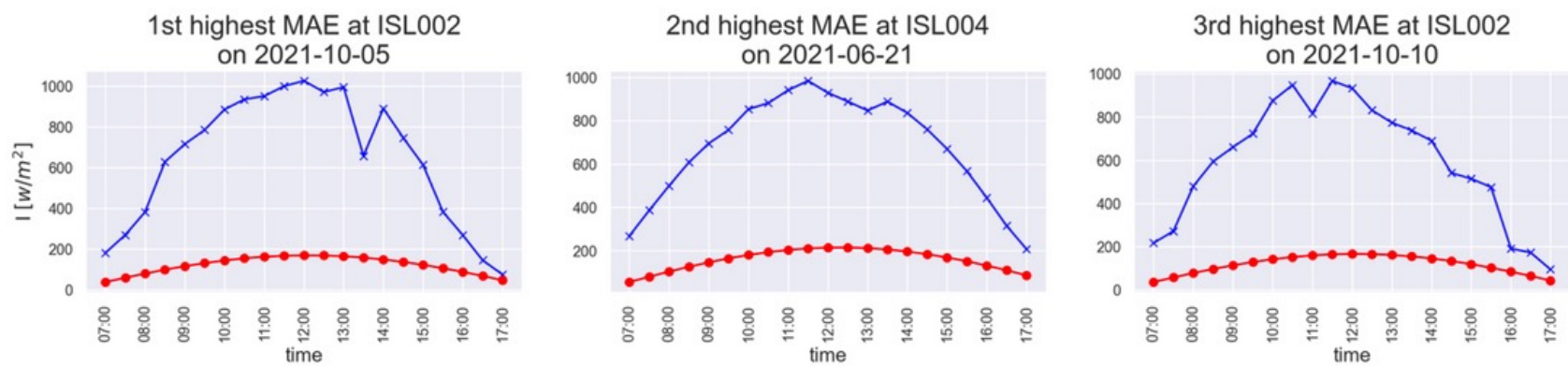


ผลการตรวจสอบสมรรถนะของแบบจำลองจากแบบจำลองรุ่นที่ 1 และรุ่นที่ 2

แสดงผลการประมาณ I ของวันและสถานที่ที่มี MAE ต่ำที่สุดและมากที่สุด 3 อันดับแรก ของแบบจำลองรุ่นที่ 1 และรุ่นที่ 2

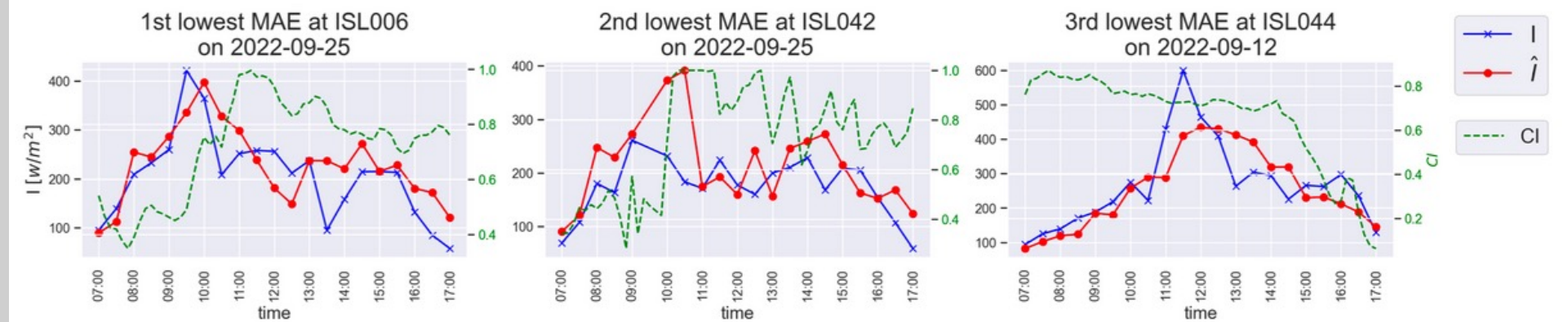


(a) 3 วันและสถานที่ที่มีค่า MAE ต่ำที่สุด

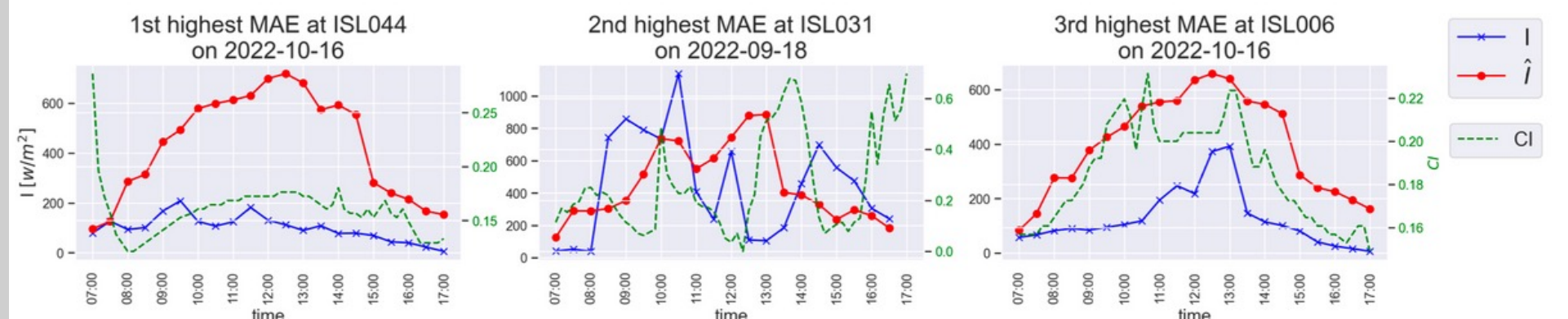


(b) 3 วันและสถานที่ที่มีค่า MAE สูงที่สุด

ผลการประมาณ I ของแบบจำลองรุ่นที่ 1



(a) 3 วันและสถานที่ที่มีค่า MAE ต่ำที่สุด



(b) 3 วันและสถานที่ที่มีค่า MAE สูงที่สุด

ผลการประมาณ I ของแบบจำลองรุ่นที่ 2

ในวันที่ประมาณได้ดีแบบจำลองมีความคลาดเคลื่อนเล็กน้อย และในส่วนของวันที่แย่แบบจำลองจะประมาณความเข้มแสงตามปริมาณเมฆ แต่ในส่วนของค่าวัดความเข้มแสงจะไม่สอดคล้องกับปริมาณเมฆ

ผลการทดลองแบบจำลองที่นำเสนอ

1.Linear Regression : $\hat{I}(t) = \beta_0 + \beta_1 I_{\text{clr}}(t) + \beta_2 \text{CI}(t - 1) + \beta_3 I_{\text{clr}}(t)\text{CI}(t - 1)$
 $\beta_0 = 93.218, \beta_1 = 0.82103, \beta_2 = -180.317, \beta_3 = -0.43557$

ตัวแปรเข้า	training error	cross validation error	AIC	BIC
$I_{\text{clr}}(t)$	195.00	195.09	13.741	13.741
$\text{CI}(t - 1)$	195.94	196.01	13.759	13.759
$I_{\text{clr}}(t)\text{CI}(t - 1)$	213.20	213.29	13.902	13.902
$I_{\text{clr}}(t), \text{CI}(t - 1)$	153.03	153.10	13.356	13.357
$I_{\text{clr}}(t), I_{\text{clr}}(t)\text{CI}(t - 1)$	151.81	151.89	13.347	13.348
$\text{CI}(t - 1), I_{\text{clr}}(t)\text{CI}(t - 1)$	181.81	181.89	13.619	13.619
$I_{\text{clr}}(t), \text{CI}(t - 1), I_{\text{clr}}(t)\text{CI}(t - 1)$	151.27	151.36	13.344	13.344

ค่า cross validation error และ model selection scores ของแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นเมื่อมีการปรับเปลี่ยน ตัวแปรเข้า

β_0 มีหน่วยเป็น W/m^2 คือค่าคงที่การถดถอย (intercept term) β_1 ไม่มีหน่วยและมีค่าจะเข้าใกล้ 1 ส่งผลให้ ความสัมพันธ์มีแนวโน้มตามค่าความเข้มแสงในสภาวะฟ้าใส β_2 มีหน่วยเป็น W/m^2 และ β_3 ไม่มีหน่วย β_2, β_3 มีค่าเป็นลบเนื่องจากพจน์ของ $\text{CI}(t - 1)$ เป็นพจน์ที่จะลดทอนความเข้มแสงอาทิตย์

ผลการทดลองแบบจำลองที่นำเสนอ

2. Polynomial Regression : $\hat{k}(t) = \beta_0 + \beta_1 CI(t-1)^1 + \beta_2 CI(t-1)^2 + \dots + \beta_8 CI(t-1)^8$

$$\hat{I}(t) = \hat{k}(t) \cdot I_{clr}(t)$$



$$\beta_0 = 0.94333, \beta_1 = 3.5608, \beta_2 = -73.378, \beta_3 = 475.15, \beta_4 = -1575.4,$$

$$\beta_5 = 2951.2, \beta_6 = -3155.7, \beta_7 = 1795.0, \beta_8 = -421.055$$

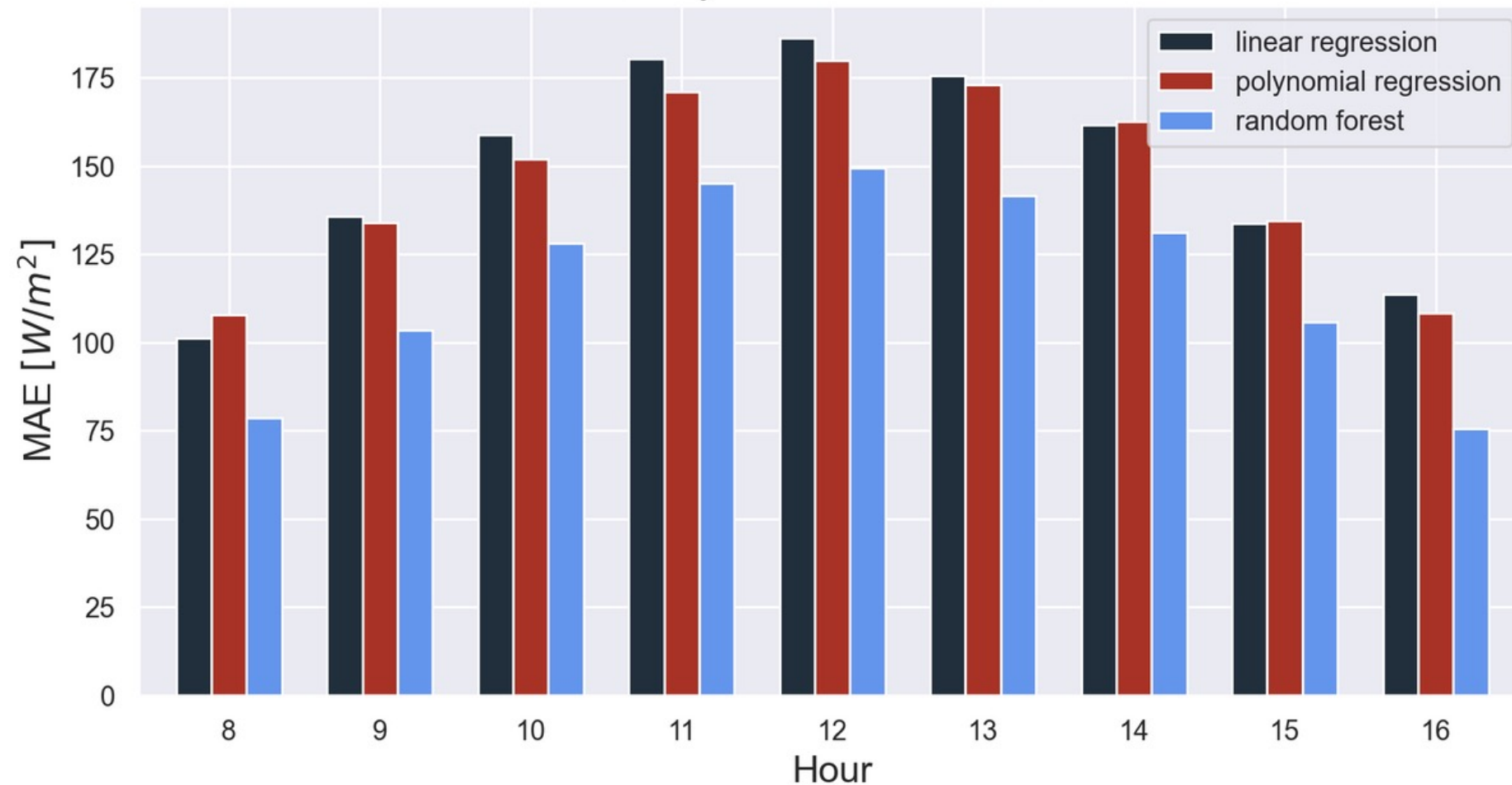
จากการปรับค่าอันดับของพหุนาม $m = 1, 2, \dots, 15$ จะเห็นว่าจุดที่อันดับของพหุนามมีค่าเท่ากับ 8 ทำให้แบบจำลองมีสมรรถนะที่ดี และไม่ซับซ้อนเกินไป

RESULT ผลการทดลองแบบจำลองที่นำเสนอ

การคัดเลือกแบบจำลองที่มีสมรรถนะดีที่สุด

แบบจำลอง	MAE (W/m^2)		
	ช่วงเวลาทั้งวัน	ช่วงเวลากลางวัน	ช่วงเวลาเช้าและบ่าย
การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย	151.68	176.00	130.17
การถดถอยเชิงพหุนาม	149.14	171.65	129.24
ป่าสุ่ม	119.97	141.88	100.61

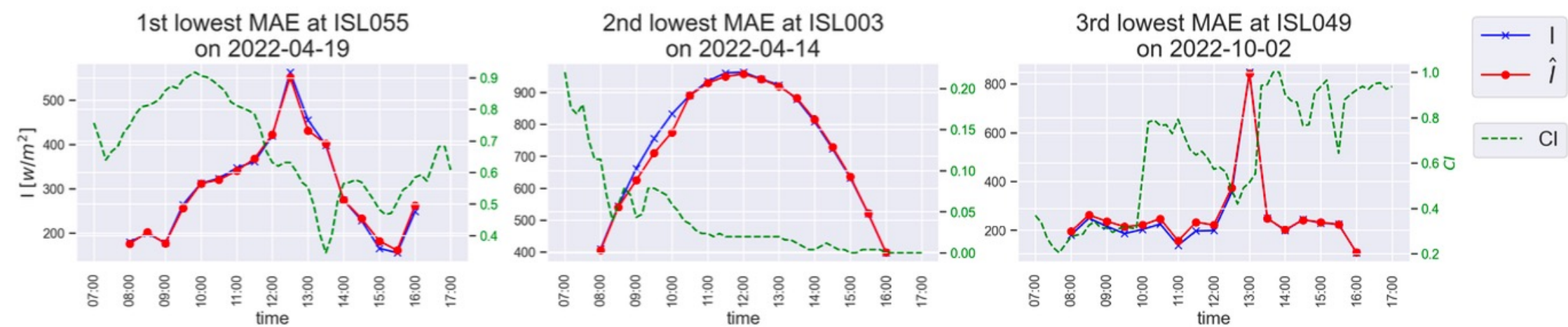
Hourly MAE of 3 models



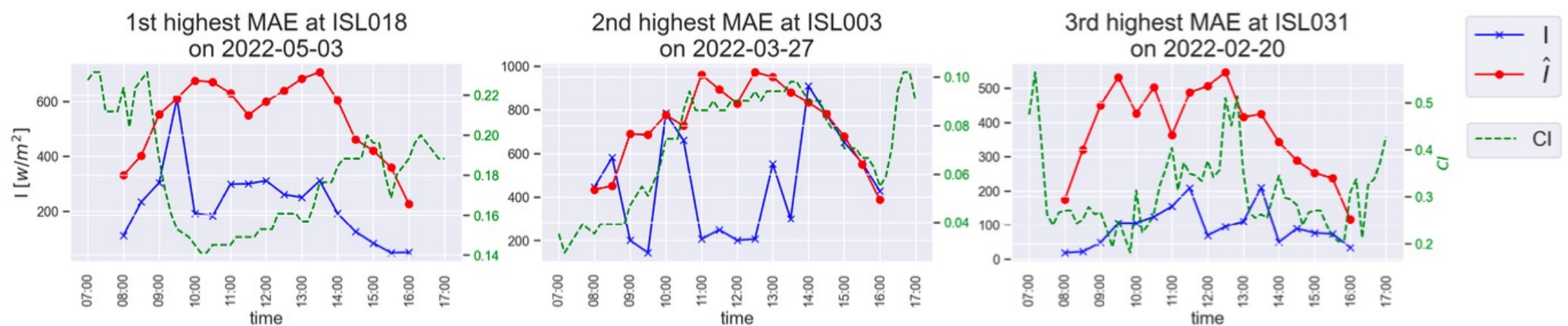
แบบจำลองป่าสุ่มมีสมรรถนะที่ดีกว่าแบบจำลองอื่นมาก จึงเลือกแบบจำลองป่าสุ่มในการนำไปใช้ เป็นแบบจำลองการลดทอนความเข้มแสงด้วยเมฆ

ผลการทดลองแบบจำลองที่นำเสนอ

ผลการประมาณ I ของวันและสถานที่ที่มี MAE ต่ำ ที่สุดและมากที่สุด 3 อันดับแรก



(a) 3 วันและสถานที่ที่มีค่า MAE ต่ำที่สุด



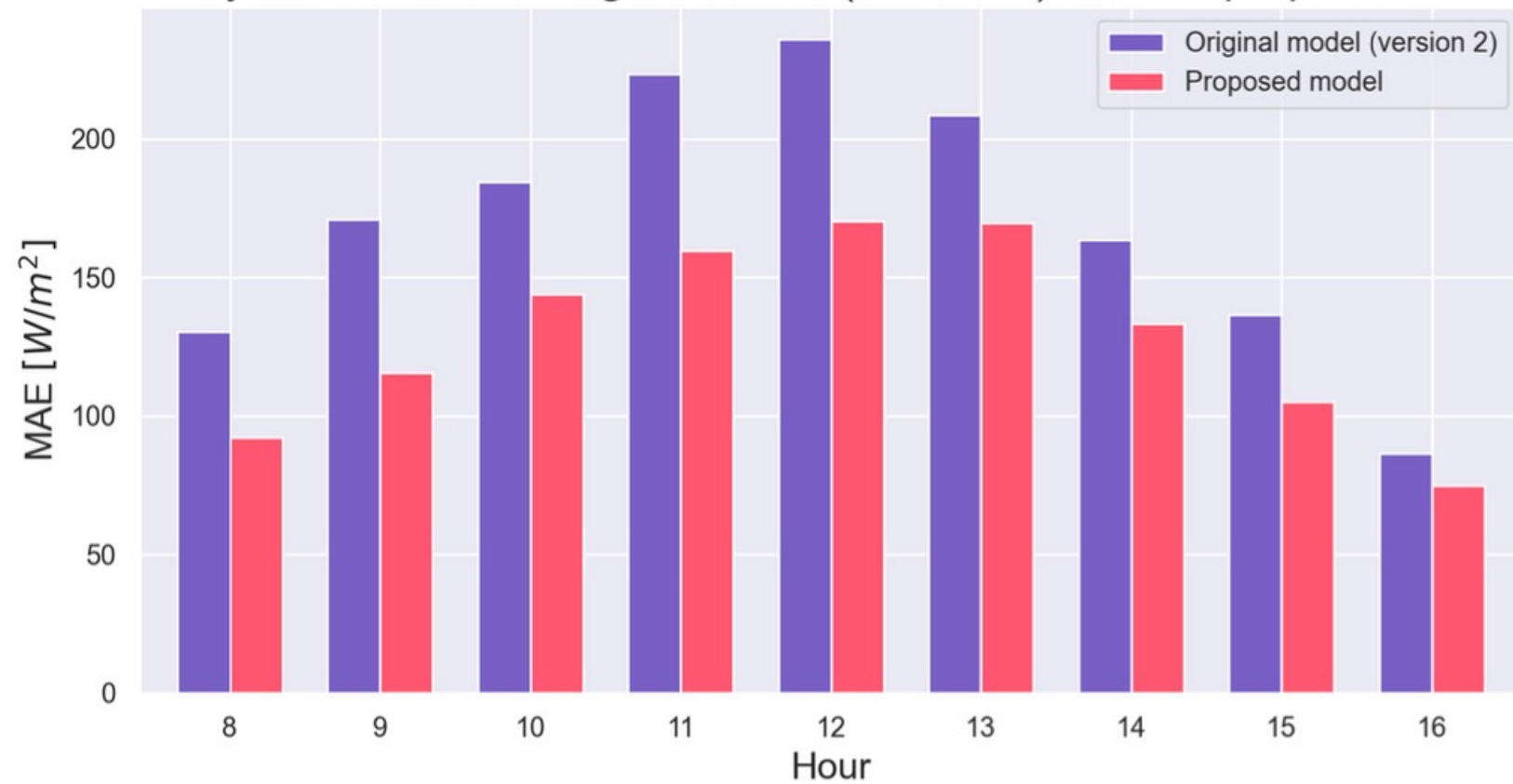
(b) 3 วันและสถานที่ที่มีค่า MAE สูงที่สุด

ในวันที่ประมาณได้ดีจะเห็นว่าสามารถติดตามความเข้มแสงได้ดี แต่ในวันที่ประมาณได้แย่จะเห็นว่าแบบจำลองประมาณความเข้มแสงตามปริมาณเมฆ แต่ในส่วนของค่าวัดความเข้มแสงกลับไม่เป็นไปตามปริมาณเมฆ

RESULT

การเปรียบเทียบแบบจำลองที่ใช้งานอยู่ และแบบจำลองที่นำเสนอ

Hourly MAE between original model (version 2) and the proposed model



แบบจำลองที่นำเสนอมีค่า MAE น้อยกว่าแบบจำลองรุ่นที่ 2 คิดเป็นร้อยละ 24.9

แบบจำลอง	h (ในแบบจำลองฟ้าใส)	T_L (ในแบบจำลองฟ้าใส)	CI ที่เป็นตัวแปรเข้า
แบบจำลองที่นำเสนอ	เรียกเอพีโอจาก SRTM30m	4.7738	CI รอบจุดที่สนใจ (5x5 พิกเซล)
แบบจำลองรุ่นที่ 2	35 เมตร	5.124	CI เฉพาะจุดที่สนใจ

- เมื่อพิจารณาสภาพไวของ I_{clr} ต่อ T_L พบว่า AM และ h เป็นตัวแปรที่ส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของ I_{clr} ดังนั้นการปรับค่า T_L เป็นปัจจุบันจึงมีความสำคัญ

$$\Delta I_{relative} = \frac{dI_{clr}(T_L)}{I_{clr}(T_L)} = -\exp(-h/1250) \cdot AM(t) \cdot dT_L$$

- CI ของจุดที่สนใจจุดเดียวไม่เพียงพอ เพราะบางกรณี CI มากที่จุดที่สนใจ แต่จุดรอบๆมี CI ปริมาณน้อย ซึ่งส่งผลให้ปริมาณแสงสูงกว่า เมื่อเทียบกับจุดรอบๆที่มี CI ปริมาณมาก

CONCLUSION

สรุปการดำเนินงานในรายวิชา 2102490

1. ความคลาดเคลื่อนของการประมาณความเข้มแสงอาทิตย์ในโครงการ Thailand Solar Map by CUEE
 - แบบจำลองรุ่นที่ 1 (Logistic regression) มีค่าเฉลี่ย MAE เท่ากับ $159.37 W/m^2$
 - แบบจำลองรุ่นที่ 2 (Random Forest) มีค่าเฉลี่ย MAE เท่ากับ $149.40 W/m^2$
2. แบบจำลองลดทอนความเข้มแสงด้วยเมฆที่นำเสนอ
 - เลือกใช้แบบจำลอง Random Forest มีการปรับปรุง 3 ประเด็นหลัก
 - ✓ ความสูงจากระดับน้ำทะเลของพื้นที่ที่สนใจ
 - ✓ สัมประสิทธิ์ความขุ่นมัวของชั้นบรรยากาศที่เป็นปัจจุบัน
 - ✓ ดัชนีเมฆรอบจุดที่สนใจ
 - การประมาณความเข้มแสงค่าเฉลี่ย MAE ของแบบจำลองที่นำเสนอมีค่าน้อยกว่าแบบจำลองรุ่นที่ 2 คิดเป็นร้อยละ 24.91

การดำเนินงานในขั้นถัดไป คือทดลองและปรับปรุงแบบจำลองในกลุ่ม Machine learning เช่น Support vector machine (SVR) และเตรียมชุดคำสั่งเพื่อใช้งานแบบจำลอง

REFERENCE

- [1] S. Pranonsatid, P. Manomaisaowapak, and J. Songsiri. Thailand Solar Map by CUEE. Tech.rep. Department of Electrical Engineering, Chulalongkorn University, 2022.
- [2] J. Antonanzas et al. “Review of photovoltaic power forecasting”. In: Solar energy 136 (2016), pp. 78–111.
- [3] M. Paulescu et al. Weather modeling and forecasting of PV systems operation. Vol. 358 Springer, 2013.
- [4] Inc. The Gale Group. Atmospheric Turbidity The Great Soviet Encyclopedia, 3rd Edition.URL: <https://encyclopedia2.thefreedictionary.com/Atmospheric+Turbidity> (visited on 11/17/2022).
- [5] R.H.Inman,H.T.CPedro,andC.F.MCoimbra.“Solarforecastingmethodsforrenewable energy integration”. In: Progress in energy and combustion science 39.6 (2013), pp. 535– 576.
- [6] P.IneichenandR.Perez.“AnewairmassindependentformulationfortheLinketurbidity coefficient”. In: Solar Energy 73.3 (2002), pp. 151–157.
- [7] A.Nisbet.Opentopodataapi.2021.URL:<https://www.opentopodata.org/>.

THANK YOU

Q / A