

เปรียบเทียบข้อมูลดาวเทียม Landsat 8 สำหรับการติดตามความเค็มของดิน ในฤดูแล้งและฤดูฝน

Comparing Landsat 8 for monitoring soil salinity in dry and wet seasons

นภาพร จันทะแพน, อภิสิทธิ์ ภูละมูล, จุฬาวลัย นนตะพันธ์ และ *ศิwa แก้วปลั่ง

Napaporn Jantapan, Aphisit Phoolamool, Jurawan Nontapon and *Siwa Kaewplang

สาขาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

Civil Engineering Program, Faculty of Engineering, Mahasarakham University

*ผู้นิพนธ์หลัก: satangnpp@gmail.com

*Corresponding author: siwa.kae@msu.ac.th

Received
24/02/2023

Reviewed
30/03/2023

Revised
22/04/2023

Accepted
28/04/2023

Abstract

The present paper was conducted to compare Landsat 8 OLI satellite data for monitoring soil salinity in dry and rainy seasons. To this end, three Analytical Algorithms had been selected: the Generalized Linear Model (GLM), the Random Forest model (RF), and the Support Vector Machine model (SVM). The model performance was assessed using Root Mean Square Error (RMSE) and Coefficient of determination (R^2), along with various levels of soil salinity data obtained from Landsat 8 images. As a result, in case of the soil surface is at a constant depth of 0.30 m, it was observed that the Random Forest model of Landsat 8 satellite images presented the highest correlation compared to Root Mean Square Error (RMSE) which provided the lowest value at 8.218. In addition, a coefficient of determination (R^2) calculated for this model is equal to 0.814. Hence, this study can be effectively used in detecting and mapping salinization by applying Landsat 8 with other analysis methods.

Keywords: Soil salinity, Remote sensing, Landsat 8, Index

บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์ของการศึกษานี้เพื่อเปรียบเทียบข้อมูลดาวเทียม Landsat 8 สำหรับการติดตามความเค็มของดินในฤดูแล้งและฤดูฝน โดยใช้วิธีการวิเคราะห์ Machine learning algorithm ในการวิเคราะห์ด้วย 3 วิธี แบบจำลองเชิงเส้นทั่วไป [Generalized Linear Model: GLM] แบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest :RF] และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน [Support Vector Machine : SVM] ทำการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองโดยใช้ ค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน [Root Mean Square Error : RMSE] และ ความสัมพันธ์ทางสถิติสูงสุด [Coefficient of determination : R^2] ร่วมกับข้อมูลความเค็มของดินที่ระดับต่าง ๆ ที่ได้จากภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 ผลการศึกษาพบว่า ภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 และ แบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest : RF] ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดโดยมีค่าความสัมพันธ์ทางสถิติสูงสุด [Coefficient of determination : R^2] และค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน [Root Mean Square Error : RMSE] ต่ำที่สุด (R^2 เท่ากับ 0.814 ,RMSE เท่ากับ 8.218) สำหรับความเค็มที่ระดับผิวดิน ซึ่งวิธีการในการศึกษานี้สามารถเป็นแนวทางในการใช้ภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 ร่วมกับการวิเคราะห์ด้วยวิธีต่าง ๆ สำหรับการติดตามความเค็มได้

คำสำคัญ: ดินเค็ม, การรับรู้ระยะไกล, ดาวเทียม Landsat 8, ดัชนี

บทนำ

ดินเค็ม คือ ดินที่มีเกลือที่ละลายได้ในสารละลายดินปริมาณมากจนส่งผลกระทบต่อ การเจริญเติบโตและผลผลิตของพืช การสังเกตโดยดูจากคราบเกลือจะเห็นคราบเกลือเป็นหย่อม ๆ ดินเค็มมีค่าการนำไฟฟ้าของสารละลายที่สกัดจากดินที่อิ่มตัวด้วยน้ำมากกว่า 2 เดซิซีเมนส์ต่อเมตร ที่อุณหภูมิ 25 องศาเซลเซียส (Pakdee et al., 2016) พื้นที่ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือเกิดปัญหา ดินเค็มเนื่องมาจากหลายสาเหตุที่แตกต่างกันออกไปทั้งจากธรรมชาติและการกระทำของมนุษย์ สำหรับ ปัญหาดินเค็มในประเทศไทยพบได้ในภาคกลางพื้นที่ชายทะเล และภาคตะวันออกเฉียงเหนือ โดยพบว่า ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ เกิดปัญหาดินเค็มมากที่สุดในประเทศไทย และ มักพบในบริเวณพื้นที่ลุ่มต่ำ ซึ่งส่งผลกระทบต่อการประกอบอาชีพของประชาชนโดยเฉพาะในเรื่องของการเกษตร ด้านเศรษฐกิจ สังคม คุณภาพชีวิต และสภาพโดยรวมของพื้นที่ ปัญหาดินเค็มมีผลกระทบกับหลายด้านดังกล่าว และมีผลต่อการดำรงชีวิต

กรมพัฒนาที่ดินได้ทำการวิเคราะห์วิธีการวัดค่าความเค็มของดินและการจำแนกประเภทของ ดินตามมาตรฐานเพื่อตรวจสอบความเค็มของดินในเชิงปริมาณโดยทั่วไปจะทำการวัดค่าการนำไฟฟ้า (EC) ของสารละลายเกลือในดิน (Corwin et al., 2008) โดยพบว่าข้อดีในการเก็บข้อมูลในภาคสนาม มีความแม่นยำแต่สามารถให้ความแม่นยำในบางจุดหาความเค็มได้เฉพาะในจุดที่เก็บ ซึ่งความเค็ม มีการกระจายไม่เท่ากัน หากต้องการติดตามพื้นที่ดินเค็มในพื้นที่ขนาดใหญ่ วิธีการดังกล่าวต้องใช้ แรงงาน เวลาและงบประมาณค่าใช้จ่ายจำนวนมาก (Guo et al., 2015) ในหลายงานวิจัยที่ผ่านมา การสำรวจระยะไกล (Remote sensing) ได้รับความนิยมในการติดตามและทำแผนที่ดินเค็ม โดยใช้

ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 เนื่องจากเป็นวิธีที่รวดเร็ว ไม่จำเป็นต้องเก็บตัวอย่างดินและทดสอบความเค็มในห้องปฏิบัติการและประหยัดงบประมาณในค่าใช้จ่าย (Csillag et al., 1993) (Eldeiry et al., 2008) (Kalra et al., 1996)

จากการศึกษาข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 วิธีการวิเคราะห์จะแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่ 1) วิธีการวิเคราะห์แบบ Regression โดยมีการพัฒนาแบบจำลองการถดถอยทางสถิติโดยอาศัยตัวบ่งชี้ที่รับรู้จากระยะไกลเพื่อทำนายและทำแผนที่เชิงพื้นที่ของความเค็มของดิน ได้ค่าที่เหมาะสมที่สุดกับ [Coefficient of determination : R^2] = 0.65 (Allbed et al., 2014) 2) วิธีการวิเคราะห์โดย Machine learning algorithm เช่น แบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest : RF] ในการสำรวจระยะไกล (Belgiu et al., 2016) อีกทั้งใช้สำหรับการจำแนกประเภทพื้นที่ครอบคลุมของพื้นที่ที่ซับซ้อน การประเมินขึ้นอยู่กับเกณฑ์หลายประการ ได้แก่ ความถูกต้องของการทำแผนที่ ขนาดชุดข้อมูล และสัญญาณรบกวน โดย (Wang, J., et al., 2020) ได้ทำการการตรวจจับความเค็มของดินในพื้นที่ทะเลทรายที่แห้งแล้งภาคตะวันตกเฉียงเหนือของจีนเปรียบเทียบกับระหว่าง Landsat 8 และ Sentinel 2 เก็บข้อมูลความเค็มของดินในภาคสนาม วิเคราะห์ด้วย Machine learning algorithm โดยวิธีแบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest : RF] ผลปรากฏว่าดาวเทียม Sentinel 2 ให้ภาพละเอียดที่ดีกว่า ต่อมา (Hu, J., et al., 2019) ได้ทำการศึกษาเปรียบเทียบความเค็มของดินโดยใช้ UAV-Borne Hyperspectral และภาพถ่ายดาวเทียม Multispectral วิเคราะห์ด้วย Machine learning algorithm โดยวิธี [Random forest : RF] ให้ผลดีที่สุด และ (Acharya, T.D., et al., 2016) ได้ทำแผนที่ความเค็มของดินในพื้นที่แห้งแล้งและกึ่งแห้งแล้งโดยใช้ข้อมูลดาวเทียม Landsat 8 ใช้แบบจำลอง ดัชนี SI3 ที่ให้ความแม่นยำ 50% จากงานวิจัย (Wang, J., et al., 2020) จะเห็นได้ว่าภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 มีการศึกษากับพื้นที่ทะเลทรายและพื้นที่ที่มีพืชปกคลุม วิเคราะห์ด้วยวิธี Machine learning algorithm จากหลายงานวิจัยแสดงให้เห็นว่ามีการใช้การรับรู้ระยะไกล (Remote sensing) โดยข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมสำหรับการติดตามความเค็มของดิน

ในงานวิจัยนี้ผู้ทำการวิจัยทำการพัฒนาแบบจำลองสำหรับการติดตามความเค็มของดินจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 ร่วมกับข้อมูลความเค็มของดินจากสนามในช่วงฤดูแล้งและฤดูฝน และทำการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยอัลกอริทึม Machine learning algorithm ทำการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองด้วยวิธี Data Rotation 30 รอบ โดยใช้ ความสัมพันธ์ทางสถิติสูงสุด [Coefficient of determination : R^2] และ ค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน [Root Mean Square Error : RMSE] โดยในพื้นที่จังหวัดกาฬสินธุ์พบว่าเป็นดินเค็มแอ่งโคราช ซึ่งเป็นพื้นที่เกษตรกรรมน้ำฝน ไม่มีพืชปกคลุม ส่วนมากเป็นพื้นที่โล่งแจ้ง ทำให้มองเห็นถึงปัญหาของดินเค็มในพื้นที่และสภาพภูมิประเทศดังกล่าว

วัตถุประสงค์การวิจัย

1. เพื่อเปรียบเทียบข้อมูลดาวเทียม Landsat 8 OLI สำหรับการติดตามความเค็มของพื้นที่เกษตรน้ำฝน
2. พัฒนาแบบจำลองสำหรับการติดตามความเค็มของดิน จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 ร่วมกับข้อมูลความเค็มของดินจากสนามในช่วงฤดูแล้งและฤดูฝน และทำการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยอัลกอริทึม Machine learning algorithm ทำการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองด้วยวิธี Data Rotation 30 รอบ โดยใช้ ความสัมพันธ์ทางสถิติสูงสุด [Coefficient of determination : R^2] และ ค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน [Root Mean Square Error : RMSE] โดยในพื้นที่จังหวัดกาฬสินธุ์พบว่าเป็นดินเค็มแอ่งโคราช ซึ่งเป็นพื้นที่เกษตรกรรมน้ำฝน ไม่มีพืชปกคลุมส่วนมากเป็นพื้นที่โล่งแจ้ง ทำให้มองเห็นถึงปัญหาของดินเค็มในพื้นที่และสภาพภูมิประเทศดังกล่าว

วิธีการวิจัย

1. **พื้นที่ศึกษา** พื้นที่ศึกษาอยู่บริเวณ บ้านโนนสิม อำเภอยางตลาด จังหวัดกาฬสินธุ์ พิกัด 16°23'53.1"N 103°16'47.0"E ได้ดำเนินการศึกษาตั้งแต่ เดือนเมษายน 2564 ทำการเก็บตัวอย่างดินช่วงแรกเป็นเวลา 3 วัน คือวันที่ 5 - 7 เมษายน พ.ศ.2564 และเก็บตัวอย่างดินช่วงที่สอง คือวันที่ 24 - 25 ธันวาคม พ.ศ.2564 จากนั้นได้นำดินไปทำการทดลองหาค่าการนำไฟฟ้าในห้องปฏิบัติการทั้งสองช่วง ดังแสดงในภาพที่ 1 อยู่ภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย และอยู่ในตอนกลางของภาค มีความสูงจากระดับน้ำทะเลปานกลาง 140 – 150 เมตร ซึ่งในบริเวณจังหวัดกาฬสินธุ์พบปัญหาดินเค็มประมาณ 150,000 ไร่ ภูมิอากาศโดยทั่วไป มีอากาศร้อนจัดในฤดูร้อน และอากาศหนาวในฤดูหนาว โดยฝนเริ่มตกประมาณกลางเดือนเมษายน ถึง ปลายเดือนกันยายนอุณหภูมิสูงสุด 42.3 องศาเซลเซียส ในเดือนพฤษภาคม และต่ำสุดในเดือนมกราคม ซึ่งมีอุณหภูมิ 14.3 องศาเซลเซียส
 - 1.1 ขนาดพื้นที่ศึกษา มาตราส่วน 1 : 5,000
 - 1.2 ตำแหน่งของพื้นที่ศึกษา 85 จุด ลักษณะพื้นที่ศึกษามีบางส่วนที่เป็นพื้นราบและพื้นที่ลุ่มต่ำ มีการกระจายกระจายเนื่องจากการเก็บข้อมูลแบบสุ่ม โดยระยะห่างกันของจุด 50 – 100 เมตร

2. **การเก็บตัวอย่างดิน** ในงานวิจัยนี้ได้ดำเนินการศึกษาตั้งแต่ เดือนเมษายน 2564 ทำการเก็บตัวอย่างดินช่วงแรกเป็นเวลา 3 วัน คือวันที่ 5 - 7 เมษายน พ.ศ.2564 และเก็บตัวอย่างดินช่วงที่สอง คือวันที่ 24 - 25 ธันวาคม พ.ศ.2564 จากนั้นได้นำดินไปทำการทดลองหาค่าการนำไฟฟ้าในห้องปฏิบัติการ โดยใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 ได้ทำการศึกษาในพื้นที่บริเวณ จังหวัดกาฬสินธุ์ ซึ่งเป็นจังหวัดหนึ่งในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ที่ประสบปัญหาดินเค็ม โดยใช้ข้อมูลในการเก็บข้อมูลแบ่งออกเป็น 85 จุด ดังแสดงใน Figure 1 เป็นบริเวณพื้นที่จุดเก็บข้อมูล

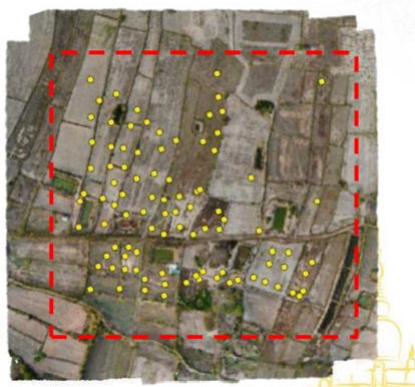


Figure 1 พื้นที่เก็บข้อมูล

3. การเก็บข้อมูลสนาม การเก็บข้อมูลภาคสนาม มีขั้นตอนการทำงานดังนี้

1) เก็บตัวอย่างช่วงเดือนเมษายน และเดือนธันวาคม โดยแต่ละช่วงเก็บจำนวน 85 จุด โดยการสุ่มเก็บตัวอย่างดิน การเก็บตัวอย่างดินแต่ละจุดระยะห่างกัน 50 - 100 เมตร เพื่อหลีกเลี่ยงการทับซ้อนของการรวมข้อมูล

2) เก็บตัวอย่างดินที่ระดับผิวดิน และเก็บดินใส่ในถุงซิปล็อคพลาสติกใส จำนวน 3 ตัวอย่าง ต่อ 1 จุด

3) บันทึกค่าพิกัดจุดที่ทำการเก็บตัวอย่างดิน โดยใช้ GNSS RTK KQ M8pro และจัดทำข้อมูล

Table 1 ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8

กรณี	ดาวเทียม	ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม
กรณี 1	ดาวเทียม Landsat 8	18 มีนาคม 2021
กรณี 2	ดาวเทียม Landsat 8	15 ธันวาคม 2021

จาก Table 1 พบว่า กรณีที่ 1 ภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 ข้อมูลวันที่ 18 มีนาคม 2021
กรณีที่ 2 ภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 ข้อมูลวันที่ 18 ธันวาคม 2021

4) การวิเคราะห์ผลการทดลองในห้องปฏิบัติการวิเคราะห์ตัวอย่างดินในห้องปฏิบัติการ โดยใช้วิธีการตามคู่มือของกรมพัฒนาที่ดิน (Land Development Department. 2553) วิเคราะห์ตัวอย่างดินในห้องปฏิบัติการโดยใช้วิธีการวัดสภาพการนำไฟฟ้า [Electrical Conductivity meter : EC] ของสารละลายเกลือที่ละลายออกมาจากดินในอัตราส่วนดิน 1 ส่วน ต่อน้ำ 5 ส่วน (EC 1:5) ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

- 1) ชั่งดินประมาณ 20 กรัม จากนั้นนำตัวอย่างดินใส่ลงในบีกเกอร์
- 2) เติมน้ำกลั่น 200 มิลลิลิตร ละลายให้เข้ากัน
- 3) นำเครื่อง Electrical conductivity meter ; EC มาวัดค่าการนำไฟฟ้า

Table 2 ข้อมูลค่า EC0 (1) เดือนเมษายน EC0 (2) เดือนธันวาคม

No	N	E	EC0 (1) dS/m	N	E	EC0 (2) dS/m
1	1813781	316305	14.80	1813722	316312	60.30
2	1813779	316285	10.25	1813705	316299	60.30
3	1813795	316271	7.20	1813722	316294	50.30
4	1813819	316271	7.77	1813717	316276	40.30
5	1813820	316296	4.13	1813716	316255	5.266
6	1813840	316317	3.83	1813737	316261	0.71
7	1813800	316333	17.24	1813767	316261	14.80
8	1813785	316336	1.04	1813806	316223	50.30
9	1813773	316324	6.25	1813827	316227	40.30
10	1813780	316136	1.16	1813795	316129	3.19
11	1813799	316169	1.54	1813783	316136	4.44
12	1813791	316154	54.41	1813752	316116	5.93
13	1813771	316157	0.72	1813725	316192	11.52
14	1813739	316157	50.30	1813730	316212	2.40
15	1813763	316173	1.16	1813722	316223	1.60
16	1813781	316179	9.22	1813704	316343	20.30
17	1813792	316189	0.45	1813675	316349	7.20
18	1813781	316198	8.41	1813659	316351	30.30
19	1813756	316188	14.82	1813743	316428	50.30
20	1813740	316196	1.55	1813759	316440	30.30
21	1813725	316191	1.12	1813775	316454	20.30
22	1813708	316216	1.06	1813795	316483	11.52
23	1813723	316223	1.46	1813820	316500	17.40
24	1813740	316224	1.04	1813859	316521	3.66
25	1813716	316254	11.53	1813894	316537	4.44
26	1813720	316270	1.31	1813902	316511	3.66
27	1813723	316282	1.04	1813908	316484	1.510
28	1813707	316299	30.30	1813896	316484	1.488
29	1813712	316310	1.43	1813866	316475	17.40
30	1813695	316314	1.10	1813872	316460	3.97
31	1813695	316327	1.18	1813889	316432	0.63

No	N	E	EC0 (1) dS/m	N	E	EC0 (2) dS/m
32	1813690	316351	1.46	1813917	316430	4.60
33	1813679	316365	1.07	1813915	316410	4.13
34	1813667	316380	1.53	1813907	316384	5.27
35	1813651	316399	1.36	1813988	316362	0.37
36	1813648	316415	1.46	1813999	316344	0.78
37	1813671	316426	1.05	1813988	316327	0.716
38	1813685	316440	1.95	1813994	316303	0.82
39	1813709	316411	0.95	1813926	316178	1.53
40	1813690	316398	1.06	1813909	316167	13.16
41	1813702	316380	0.95	1813898	316184	30.30
42	1813718	316390	1.09	1813890	316189	30.30
43	1813753	316380	1.33	1813893	316199	30.30
44	1813832	316395	1.47	1813875	316200	13.16
45	1813888	316356	1.56	1813867	316185	17.40
46	1813911	316369	1.14	1813858	316169	40.30
47	1813939	316386	0.74	1813851	316174	40.3
48	1813960	316387	0.40	1813833	316162	1.084
49	1813940	316366	0.63	1813847	316185	30.30
50	1813905	316344	0.69	1813850	316194	4.60
51	1813920	316307	1.46	1813866	316219	10.26
52	1813915	316282	1.43	1813890	316235	4.442
53	1813939	316288	1.53	1813889	316266	2.084
54	1813960	316275	1.07	1813832	316242	10.26
55	1813982	316266	0.49	1813825	316236	6.60
56	1813961	316250	1.46	1813828	316268	17.40
57	1813935	316229	1.65	1813813	316258	8.40
58	1813922	316247	0.49	1813776	316276	14.80
59	1813884	316260	0.84	1813756	316309	9.00
60	1813868	316278	0.74	1813733	316315	0.41
61	1813840	316284	1.17	1813772	316304	14.80
62	1813842	316262	0.92	1813780	316298	13.18
63	1813822	316256	2.02	1813787	316312	3.97

No	N	E	EC0 (1) dS/m	N	E	EC0 (2) dS/m
64	1813808	316231	1.26	1813763	316328	40.30
65	1813794	316245	1.06	1813780	316342	20.30
66	1813844	316128	2.54	1813805	316356	30.30
67	1813836	316165	5.96	1813824	316356	20.30
68	1813858	316189	1.55	1813827	316373	20.30
69	1813839	316200	20.30	1813813	316403	20.30
70	1813834	316227	20.12	1813795	316394	20.30
71	1813851	316246	4.44	1813802	316379	11.52
72	1813886	316233	20.30	1813782	316378	11.52
73	1813870	316206	40.30	1813760	316354	30.30
74	1813873	316175	40.30	1813749	316382	13.16
75	1813891	316198	3.34	1813759	316391	20.30
76	1813915	316202	0.95	1813774	316400	6.60
77	1813908	316222	0.85	1813787	316412	40.30
78	1813942	316212	0.95	1813789	316434	14.80
79	1813975	316224	0.44	1813794	316446	30.30
80	1814013	316244	1.64	1813808	316434	3.186
81	1814013	316218	1.90	1813831	316410	11.52
82	1813993	316197	1.00	1813843	316390	4.44
83	1813958	316187	0.76	1813742	316396	30.30
84	1813922	316173	2.95	1813735	316410	20.30
85	1813889	316151	1.52	1813725	316365	40.30

Table 2 พบว่า ข้อมูลค่า EC0 (1) คือค่าการนำไฟฟ้าเดือนเมษายน , EC0 (2) คือค่าการนำไฟฟ้าเดือนธันวาคม ร่วมกับแสดงพิกัดค่า N และ E

4. กระบวนการประมวลผล กระบวนการประมวลผล ดัง Figure 2 โดยใช้เว็บไซต์ <https://earthexplorer.usgs.gov> ทำการโหลดภาพ Landsat 8 จากนั้นใช้โปรแกรม QGIS ทำการรวมภาพปรับแก้ค่าพิกัดและปรับแก้ค่าสะท้อนแสง โดยที่ปรับแก้ค่าสะท้อนแสงเปรียบเทียบเซ็นเซอร์ โดยมีเครื่องตรวจจับความเร็ว ความลาดชันของพื้นผิว มีผลต่อเอฟเฟกต์ของมุมแสงอาทิตย์ ภูมิประเทศ และสภาพบรรยากาศส่งผลต่อการดูดซึม จากนั้นจะได้ค่าที่ปรับแก้ค่าสะท้อนแสงที่สมบูรณ์แล้วนำไปวิเคราะห์ข้อมูลดัง Figure 3

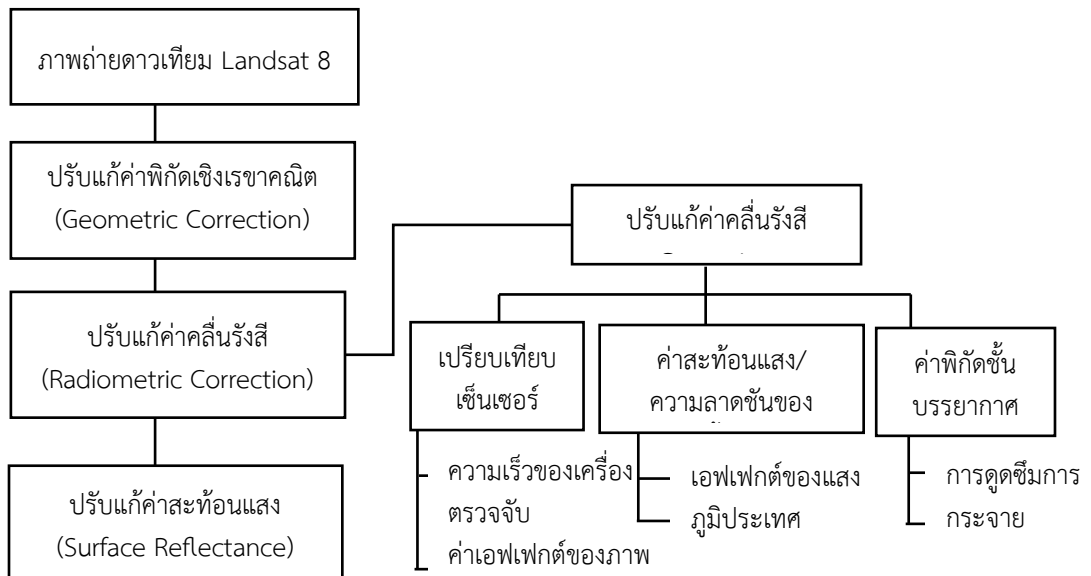


Figure 2 กระบวนการ Pre - Processing

5. การวิเคราะห์ข้อมูล ในงานวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้ใช้ข้อมูลจากดาวเทียม Landsat 8 บันทึกในช่วงระหว่างเดือนมีนาคม 2564 โดยข้อมูลดาวเทียมทั้งหมดมี Resolution 30 เมตร มีการปรับแก้รังสี ทำการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนทางเรขาคณิตภาพด้วยการปรับแก้พิกัด โดยวิธี Image to Map มีค่าพิกัดระบบอ้างอิง UTM Zone 48p EPSG 4326 ใช้ (Ground Control Points: GCPs) จุดควบคุมภาคพื้นดิน โดยทำการเลือกตำแหน่งจาก Google Earth ก่อนทำการเก็บพิกัดจริงในสนาม โดยเลือกให้จุดควบคุมภาคพื้นดินกระจายทั้งภาพ เช่น ทางแยก แม่น้ำ ถนน และสถานที่สำคัญอื่นๆ ในพื้นที่ที่ระบุไว้อย่างชัดเจน ในตำแหน่งที่ชัดเจนจาก Google Earth และปรับแก้ค่าการสะท้อนช่วงคลื่นอันเนื่องมาจากชั้นบรรยากาศ ด้วยเทคนิค Semi-Automatic Classification Plugin แล้วทำการ Resampling ข้อมูลโดยใช้โปรแกรม QGIS ข้อมูลการสะท้อนแสงภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 โดยทำการสุ่มพื้นที่ดินเค็ม จำนวน 85 จุด หรือประมาณ 80 ไร่ ใช้ในการวิเคราะห์แบบจำลองเชิงเส้นทั่วไป [Generalized Linear Model: GLM] แบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest : RF] และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน [Support Vector Machine : SVM] ทำการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยทำการแบ่งข้อมูลสนามออกเป็น 2 ชุด คือ Training Data และ Testing Data ทำการหา Data Rotation 30 ครั้ง จากนั้นคำนวณค่า สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) และ ค่า RMSE ของแต่ละครั้ง

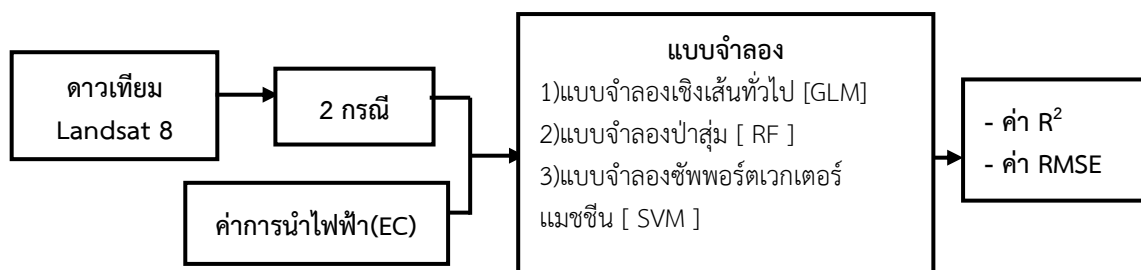


Figure 3 ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูล

Table 3 ตารางค่า Landsat 8 ค่าการนำไฟฟ้า (EC) ที่ระดับผิวดิน 0 cm.

กรณี	แบนด์/ดัชนี	อัลกอริทึม	ค่า R ²	ค่าRMSE
กรณี 1	B3,B4,B5,B6,B7	RF	0.784	7.461
กรณี 2	DVI,EVI,SAVI,SI, SI2, SI3, SI4	RF	0.814	8.218

Table 3 พบว่ากรณีที่ 1 ดาวเทียม Landsat 8 ที่เลือกใช้คือ B3,B4,B5,B6,B7 อัลกอริทึมที่ให้ค่าความสัมพันธ์ทางสถิติสูงที่สุด [Coefficient of determination : R²] เท่ากับ 0.784 และค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน [Root Mean Square Error : RMSE] เท่ากับ 7.461 กรณีที่ 2 ดาวเทียม Landsat 8 ที่เลือกใช้คือ DVI,EVI,SAVI,SI, SI2, SI3, SI4 อัลกอริทึมที่ให้ค่าความสัมพันธ์ทางสถิติสูงที่สุด [Coefficient of determination : R²] เท่ากับ 0.814 และค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน [Root Mean Square Error : RMSE] เท่ากับ 8.218

Table 4 ตารางการใช้ดัชนี (The expressions of spectral indices.)

Spectral Index	Expression	Reference
DVI	NIR – Red	Clevers et al. (1988)
EVI	NIR/Red	Huete et al. (1997)
SAVI	(NIR – Red)/(NIR+Red + 0.5) × 1.5	Bouaziz et al. (2011)
SI	$\sqrt{\text{Green} \times \text{Red}}$	Bouaziz et al. (2011)
SI2	$\sqrt{\text{Green}^2 + \text{Red}^2 + \text{NIR}^2}$	Douaoui et al. (2006)
SI3	$\sqrt{\text{Green}^2 + \text{Red}^2}$	Douaoui et al. (2006)
SI4	SWIR1/NIR	Douaoui et al. 2006)

Table 5 ค่าการนำไฟฟ้าที่ระดับผิวดิน (EC 0) ของภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8

EC 0 cm.	Landsat-8	
	Band(1)	Index(2)
R ²	0.784	0.814
RMSE	7.461	8.218
algorithm	RF	RF

Table 5 พบว่าค่าการนำไฟฟ้าที่ระดับผิวดิน ภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 อัลกอริทึมแบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest : RF] ให้ค่าความสัมพันธ์ทางสถิติสูงสุด [Coefficient of determination : R²] เท่ากับ 0.814 และค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน [Root Mean Square Error : RMSE] เท่ากับ 8.218

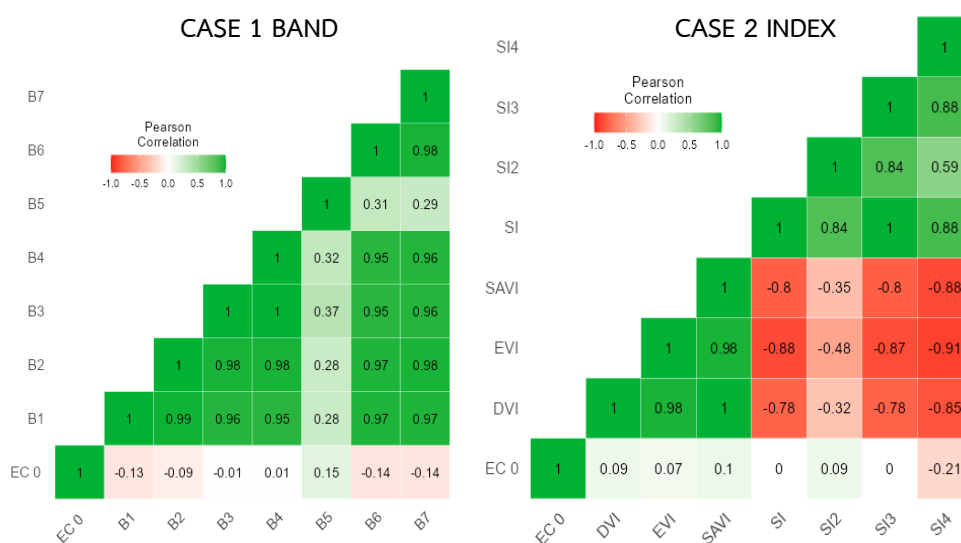
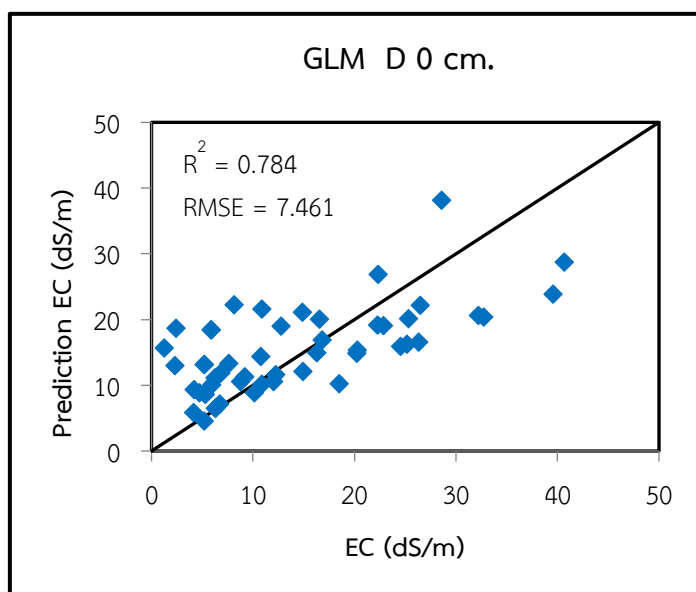
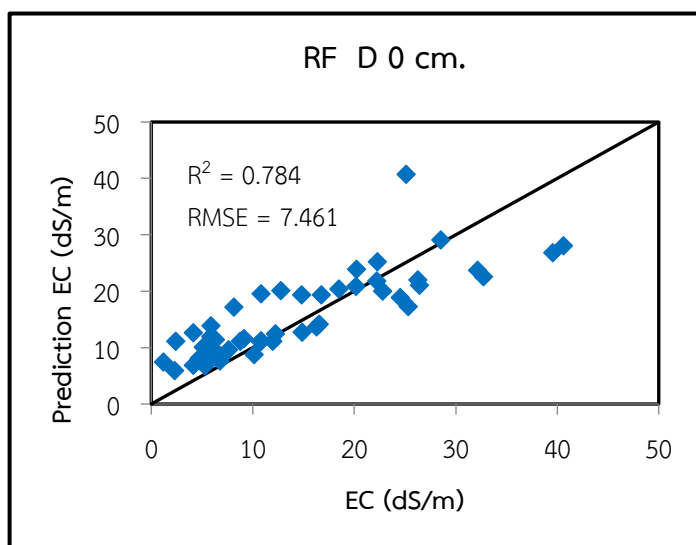


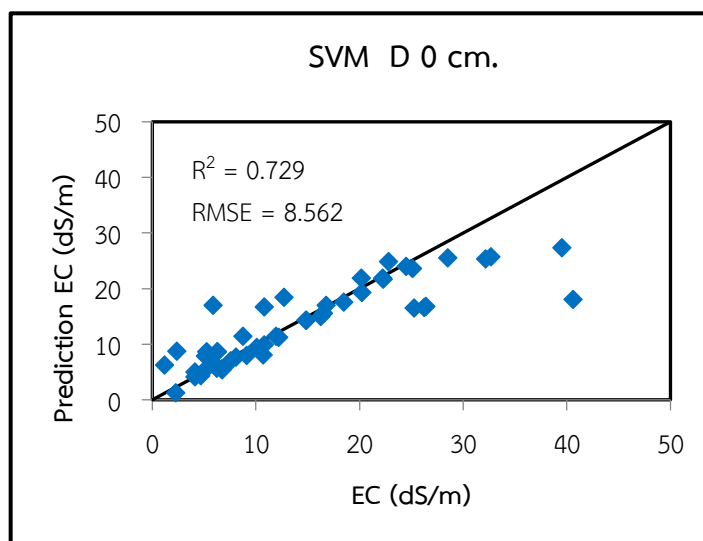
Figure 4 Correlation Heatmap Landsat 8 (CASE1-2)



(a) แบบจำลองเชิงเส้นทั่วไป [Generalized Linear Model: GLM]

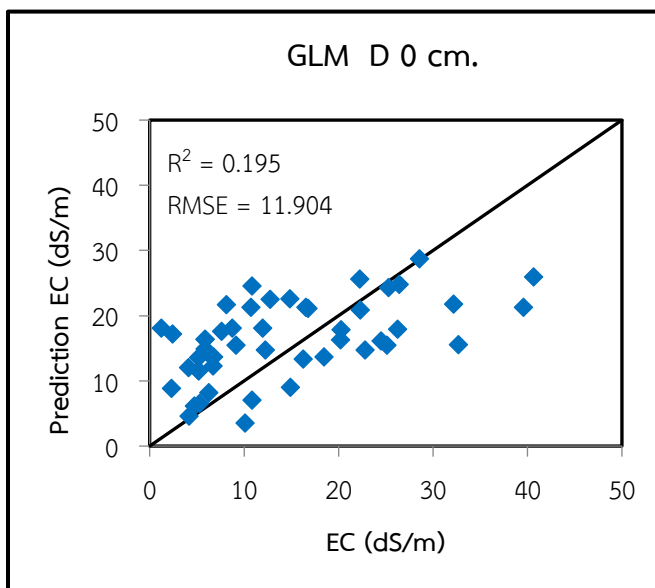


(b) แบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest : RF]

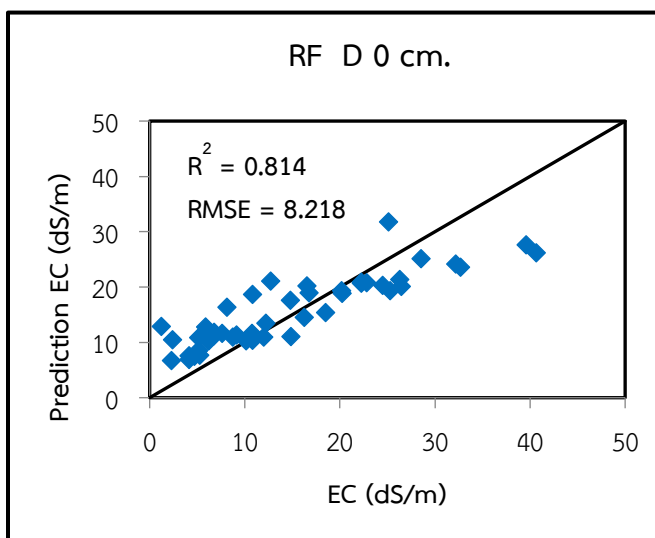


(c) แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน [Support Vector Machine : SVM]

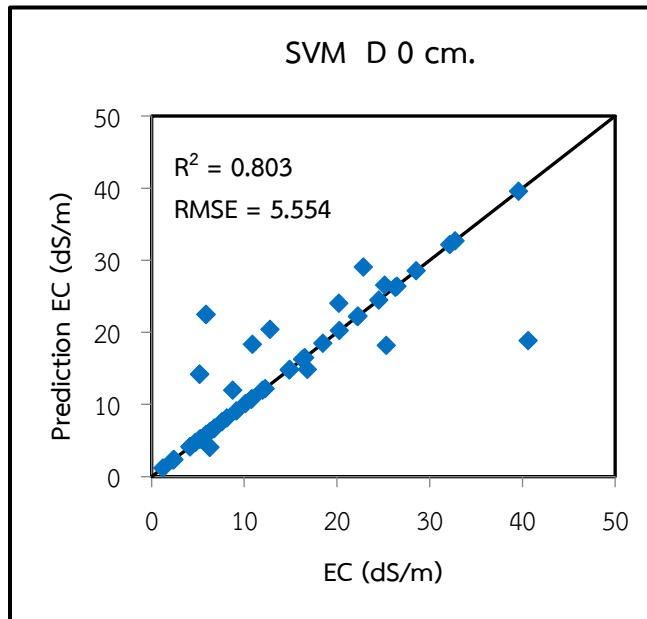
Figure 5 แสดง Scattering plots จากแบรนด์ ผลการประมาณค่าความเค็มที่ระดับผิวดิน EC 0 cm. ด้วย (a) แบบจำลองเชิงเส้นทั่วไป [Generalized Linear Model: GLM] ค่า R^2 เท่ากับ 0.449, ค่า RMSE เท่ากับ 9.587 (b) แบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest : RF] ค่า R^2 เท่ากับ 0.784, ค่า RMSE เท่ากับ 7.416 (c) แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน [Support Vector Machine : SVM] ค่า R^2 เท่ากับ 0.729,ค่า RMSE เท่ากับ 8.562



(a) แบบจำลองเชิงเส้นทั่วไป [Generalized Linear Model: GLM]



(b) แบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest : RF]



(c) แบบจำลองซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน [Support Vector Machine : SVM]

Figure 6 แสดง Scattering plots) จากดัชนี ผลการประมาณค่าความเค็มที่ระดับผิวดิน EC 0 cm. ด้วย (a) แบบจำลองเชิงเส้นทั่วไป [Generalized Linear Model: GLM] ค่า R^2 เท่ากับ 0.195, ค่า RMSE เท่ากับ 11.904 (b) แบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest : RF] ค่า R^2 เท่ากับ 0.814, ค่า RMSE เท่ากับ 8.218 (c) แบบจำลองซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน [Support Vector Machine : SVM] ค่า R^2 เท่ากับ 0.803 ,ค่า RMSE เท่ากับ 5.554

ผลการวิจัย

จากการวิเคราะห์เปรียบเทียบข้อมูลดาวเทียม Landsat 8 สำหรับการติดตามและทำแผนที่ความเค็มของดินในฤดูแล้งและฤดูฝน ทำการวิเคราะห์ข้อมูลด้วย Machine learning algorithm 3 วิธี ผลการศึกษาจะแบ่งออกเป็น 2 กรณี โดย Figure 4 แสดงถึง Correlation Heatmap ระหว่างค่าการนำไฟฟ้าที่ระดับผิวดินและค่าดัชนี Figure 5 แสดงถึง Scattering plots (ฤดูฝน) กราฟระหว่างค่าการนำไฟฟ้าที่ระดับผิวดินและ Machine learning algorithm 3 วิธี และ Figure 6 แสดงถึง Scattering plots กราฟระหว่างค่าการนำไฟฟ้าที่ระดับผิวดินและ Machine learning algorithm 3 วิธี ผลการประมาณค่าความเค็มที่ระดับผิวดิน ด้วยแบบจำลองเชิงเส้นทั่วไป [Generalized Linear Model: GLM] แบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest : RF] และแบบจำลองซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน [Support Vector Machine : SVM] Table 5 แสดงถึงค่าความเค็มที่ระดับผิวดิน โดยภาพถ่ายดาวเทียม

Landsat 8 ดัชนี (Index) Machine learning algorithm วิธีแบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest:RF] ให้ผลดีที่สุด $R^2=0.814$ RMSE=8.218

อภิปรายผลการวิจัย

ผลการศึกษา จากห้องปฏิบัติการพบว่า การเก็บตัวอย่าง 85 จุด โดยแต่ละจุดเก็บจำนวน 3 ตัวอย่าง นำมาวิเคราะห์หาค่าการนำไฟฟ้า (EC) แล้วหาค่าเฉลี่ยอยู่ในช่วง 2 – 16 (dS/m) จะเห็นได้ว่าการเก็บตัวอย่างดินนำมาวิเคราะห์หาค่าความเค็มของดินในห้องปฏิบัติการทำให้ใช้เวลานาน สิ้นเปลืองในค่าใช้จ่ายค่าวัสดุอุปกรณ์ต่าง ๆ

จากข้อมูลจากภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 จากการใช้สมการแบรนต์มาคำนวณ เพื่อวิเคราะห์หาค่าความเค็มของดิน และเก็บตัวอย่างดินหาค่าการนำไฟฟ้าในห้องปฏิบัติการ โดยแสดงค่าความถูกต้องที่ดีที่สุด คือการวิเคราะห์แบบจำลองโดยวิธี แบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest : RF] Landsat 8 ที่ระดับผิวดิน ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) เท่ากับ 0.784 และค่า RMSE เท่ากับ 7.461 และจากการใช้สมการดัชนีมาคำนวณ โดยแสดงค่าความถูกต้องที่ดีที่สุด คือการวิเคราะห์แบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest : RF] Landsat 8 ที่ระดับผิวดิน ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) เท่ากับ 0.814 และค่า RMSE เท่ากับ 8.218 ซึ่งผลการทดลองค่า (R^2) ใกล้เคียงกับ (Wang, X., et al., 2018) ที่ได้ทำการศึกษาหาปริมาณเกลือในดิน เมื่อตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลไฮเปอร์สเปกตรัม แบบจำลองจะให้ค่า R^2 ค่า 0.95 จากผลงานวิจัยนี้ที่ทำให้ค่าคลาดเคลื่อนไป 0.1 % อาจเนื่องมาจากสาเหตุของดินและสภาพภูมิประเทศที่แตกต่างกัน

จากผลการทดลองแบบจำลองเชิงเส้นทั่วไป [Generalized Linear Model: GLM] แบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest : RF] แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน [Support Vector Machine : SVM] พบว่าการทดลองที่ได้ จากการศึกษาที่สอดคล้องกับหลายงานวิจัย (Acharya, T.D., et al., 2016) (Hu, et al .,2019) (Wang, D., et al., 2019) ที่สรุปว่าภาพถ่ายดาวเทียมที่ได้จากภาพถ่ายไฮเปอร์สเปกตรัมที่มีจำนวนหลายช่วงคลื่น สามารถใช้สมการวิเคราะห์เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบภาพถ่ายดาวเทียม Landsat-8 หาค่าความเค็มของดินได้ (Wang, J., et al., 2020)

สรุปผลการวิจัย

การศึกษาเปรียบเทียบข้อมูลดาวเทียม Landsat 8 สำหรับการติดตามความเค็มของดิน ในฤดูแล้งและฤดูฝน โดยใช้ข้อมูลจากภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 OLI Resolution 30 เมตร ร่วมกับเก็บดินในภาคสนามหาค่าความเค็มของดินในห้องปฏิบัติการโดยใช้ Conductivity meter ได้ค่าการนำไฟฟ้า (EC) โดยทำการวิเคราะห์ด้วย Machine learning algorithm แบบจำลองเชิงเส้นทั่วไป [Generalized Linear Model: GLM แบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest : RF] แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน [Support Vector Machine : SVM] เก็บตัวอย่างดินจำนวน 85 จุด ที่ บ้านโนนสิม อำเภอยางตลาด จังหวัดกาฬสินธุ์ ประเทศไทย จากผลการศึกษาพบว่า ตัวแปรในแบบจำลองทางสถิติ ที่ได้ แสดงให้เห็นความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติสูงในการสร้างแบบจำลอง ซึ่งสามารถสรุปผลของแต่ละแบบจำลองได้ดังนี้

ค่าความเค็มที่ระดับผิวดิน EC 0 ค่าที่ดีที่สุด ข้อมูลจากภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 ทำการวิเคราะห์แบบจำลองร่วมใช้สมการ Index วิเคราะห์หาโดยวิธี แบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest : RF] ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) เท่ากับ **0.814** และค่า RMSE เท่ากับ **8.218** จากผลการทดลองที่ได้กล่าวมาข้างต้นสามารถสรุปได้ว่าความสัมพันธ์เปรียบเทียบกับความเค็มของดินในภาคสนาม ภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 8 วิเคราะห์แบบจำลองการจำแนกแบบป่าสุ่ม (Random forest : RF) ให้ค่าที่ดีที่สุดและสอดคล้องกับงานวิจัยของ (Pongsathornwiwat et al., 2021) ได้ทำการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองโดยใช้วิธี แบบจำลองป่าสุ่ม [Random forest : RF] ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด คือ 0.652 งานวิจัยของ (Hu, J., et al., 2019) ได้ทำการศึกษาเปรียบเทียบความเค็มของดินโดยใช้ UAV-Borne Hyperspectral และภาพถ่ายดาวเทียม Multispectral ใช้แบบจำลองป่าสุ่ม [Random-forest : RF] สำหรับการประมาณค่าเชิงปริมาณของความเค็มของดินในระดับภาคสนาม และ (Acharya, T.D., et al 2016) ได้ทำแผนที่ความเค็มของดินในพื้นที่แห้งแล้งและกึ่งแห้งแล้งโดยใช้ข้อมูลดาวเทียม Landsat 8 OLI แบบจำลองดัชนีความเค็มของดินที่ให้ความแม่นยำ 50%

References

- Acharya, T. D., Lee, D. H., Yang, I. T., & Lee, J. K. (2016). Identification of water bodies in a Landsat 8 OLI image using a J48 decision tree. *Sensors*, 16(7), 1075.
- Allbed, A., L. Kumar, and P. Sinha, Mapping and modelling spatial variation in soil salinity in the Al Hassa Oasis based on remote sensing indicators and regression techniques. *Remote Sensing*, 2014. 6(2): p.1137-1157.
- Belgiu, M. and L. Drăguț, Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 2016. 114 : p. 24-31.
- Corwin, D.L., Past, present, and future trends in soil electrical conductivity measurements using geophysical methods. 2008: CRC Press, Taylor & Francis Group: New York, NY, USA.
- Csillag, F. , L. Pásztor, and L. L. Biehl, Spectral band selection for the characterization of salinity status of soils. *Remote sensing of environment*, 1993. 43(3): p. 231-242.
- Eldeiry, A. and L.A. Garcia, Detecting soil salinity in alfalfa fields using spatial modeling and remote sensing. *Soil Science Society of America Journal*, 2008. 72(1): p. 201-211.
- Guo, Y., Huang, J., Shi, Z., & Li, H. (2015). Mapping spatial variability of soil salinity in a coastal paddy field based on electromagnetic sensors. *PloS one*, 10(5), e0127996.

- Hu, J., Peng, J., Zhou, Y., Xu, D., Zhao, R., Jiang, Q., Fu, T., Wang, F & Shi, Z. (2019). Quantitative estimation of soil salinity using UAV-borne hyperspectral and satellite multispectral images. *Remote Sensing*, 11(7), 736.
- Kalra, N. and D. Joshi, Potentiality of Landsat, SPOT and IRS satellite imagery, for recognition of salt affected soils in Indian Arid Zone. *International Journal of Remote Sensing*, 1996.17(15): p. 3001-3014.
- Land Development Department. (2010). Chemical Inspection Process Manual. <https://www.ddd.go.th/PMQA/2553/Manual/OSD-03.pdf>
- Pakdee, Growth of Suaeda maritime (L.) Dumort. in salinity areas. *Veridian E-journal Science and Technology Silpakorn University*, 2016. 3(6): p. 380-389.
- Pongsathornwivat, Kowwilaisaeng, SAP ERP. *Thai Journal of Operations Research: TJOR*, 2021. 9(1): p. 106-119.
- Wang, D., Ma, R., Xue, K., & Loiselle, S. A. (2019). The assessment of Landsat-8 OLI atmospheric correction algorithms for inland waters. *Remote Sensing*, 11(2), 169.
- Wang, J., Ding, J., Yu, D., Teng, D., He, B., Chen, X., Ge, X., Zhang, Z., Wang, Y., Yang, X., Shi, T & Su, F. (2020). Machine learning-based detection of soil salinity in an arid desert region, Northwest China: A comparison between Landsat-8 OLI and Sentinel-2 MSI. *Science of the Total Environment*, 707, 136092.
- Wang, X., Zhang, F., Ding, J., Latif, A., & Johnson, V. C. (2018). Estimation of soil salt content (SSC) in the Ebinur Lake Wetland National Nature Reserve (ELWNNR), Northwest China, based on a Bootstrap-BP neural network model and optimal spectral indices. *Science of the Total Environment*, 615, 918-930.