



การศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองกำลังต้านทานแรงเฉือนในคานคอนกรีตเสริมเหล็ก
แบบไม่เสริมเหล็กติดตั้งด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง

A STUDY OF EFFICIENCY COMPARISON IN SHEAR STRENGTH REINFORCED
CONCRETE BEAMS WITHOUT WEB REINFORCEMENT MODELING USING MACHINE
LEARNING TECHNIQUES

สิทธิพงษ์ พรหมประสิทธิ์

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

2565

การศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองกำลังต้านทานแรงเฉือนในคานคอนกรีตเสริมเหล็ก
แบบไม่เสริมเหล็กติดตั้งด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง



สารนิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการข้อมูล
คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ
ปีการศึกษา 2565
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

A STUDY OF EFFICIENCY COMPARISON IN SHEAR STRENGTH REINFORCED
CONCRETE BEAMS WITHOUT WEB REINFORCEMENT MODELING USING MACHINE
LEARNING TECHNIQUES



A Master's Project Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of MASTER OF SCIENCE
(Data Science)

Faculty of Science, Srinakharinwirot University

2022

Copyright of Srinakharinwirot University

สารนิพนธ์

เรื่อง

การศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองกำลังต้านทานแรงเฉือนในคานคอนกรีตเสริมเหล็ก
แบบไม่เสริมเหล็กติดตั้งด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง

ของ

สิทธิพงษ์ พรหมประสิทธิ์

ได้รับอนุมัติจากบัณฑิตวิทยาลัยให้นับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการข้อมูล

ของมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

(รองศาสตราจารย์ นายแพทย์ฉัตรชัย เอกปัญญาสกุล)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

คณะกรรมการสอบปากเปล่าสารนิพนธ์

..... ที่ปรึกษาหลัก

(อาจารย์ ดร.เรืองศักดิ์ ตระกูลพุทธิรักษ์)

..... ประธาน

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.รัตนชัยนันท์ ธรรม
สุจริต)

..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จันตรี ผลประเสริฐ)

ชื่อเรื่อง	การศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองกำลังด้านทานแรงเฉือนในคานคอนกรีตเสริมเหล็กแบบไม่เสริมเหล็กติดตั้งด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง
ผู้วิจัย	สิทธิพงษ์ พรหมประสิทธิ์
ปริญญา	วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต
ปีการศึกษา	2565
อาจารย์ที่ปรึกษา	อาจารย์ ดร. เรืองศักดิ์ ตระกูลพุทธิรักษ์

จากผลการทดสอบค่าความต้านทานแรงเฉือนในคานคอนกรีตเสริมเหล็กพบว่ามีความไม่แน่นอนสูง เนื่องจากมีปัจจัยที่ซับซ้อนหลายตัวแปร อีกทั้งยังมีความน่าสนใจศึกษาและพัฒนาวิธีการคำนวณเพื่อใช้ในงานออกแบบคาน ค.ส.ล. ให้มีความถูกต้องแม่นยำมากขึ้น งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาเปรียบเทียบวิธีการทำนายผลค่ากำลังด้านทานหน่วยแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. แบบไม่เสริมเหล็กติดตั้งด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง เพื่อนำมาเปรียบเทียบกับวิธีคำนวณด้วยสมการมาตรฐานการออกแบบของ ACI-318 และหาตัวแปรหลักที่ส่งผลกระทบต่อการทำนายค่า ระเบียบวิธีวิจัยที่ใช้สำหรับงานวิจัยเริ่มจากการเก็บข้อมูลชนิดทุติยภูมิที่มีที่มาจากผลการทดสอบคาน ค.ส.ล. ในห้องปฏิบัติการจากงานวิจัยที่ผ่านมา จำนวน 1,849 ตัวอย่าง ตัวแปรที่ใช้ศึกษาแยกออกเป็น 2 รูปแบบคือ แบบที่ 1 จำนวน 11 ตัว และ แบบที่ 2 จำนวน 13 ตัวแปร แบ่งชุดข้อมูลสำหรับสอนและทดสอบแบบจำลอง ร้อยละ 70/30 แบบจำลองการทำนายค่าเลือกใช้เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐานและ Ensemble Algorithm สำหรับทำนายค่าและค้นหาค่าพารามิเตอร์เบื้องต้นจากชุดข้อมูลการสอน ค้นหาพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดด้วยวิธี Grid Search CV ผลการศึกษาพบว่าเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble Algorithm สามารถทำนายผลได้ดีมากที่สุด ผลการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองปรากฏว่า ชุดข้อมูลแบบที่ 2 จำนวน 13 ตัวแปร ได้ $R^2 = 0.9656$, $MAPE = 0.1059$, $MSE = 872.9126$ และ $RMSE = 29.5451$ เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble สามารถทำนายค่ากำลังด้านทานแรงเฉือนในคานได้อย่างถูกต้องมากกว่ามาตรฐาน ACI-319(89) และ ACI-319(19) ตัวแปรที่ส่งผลกระทบต่อการทำนายผล 3 อันดับแรกจากจำนวนตัวแปรทั้งหมด 13 ตัวแปร คือ 1) อัตราส่วน a/d 2) พื้นที่หน้าตัดคาน และ 3) ความลึกประสิทธิผล ผลการวิเคราะห์ด้วยวิธีทางสถิติ t-test พบว่าผลการทำนายค่าด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องและผลการทดสอบกำลังด้านทานแรงเฉือนจริงให้ห้องปฏิบัติการ ไม่มีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่น 0.05 ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคตคือควรมีการเพิ่มจำนวนข้อมูล และ ทดลองใน Algorithm เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบรูปแบบอื่นต่อไป

คำสำคัญ : การเรียนรู้ด้วยเครื่อง, Ensemble, คานคอนกรีตเสริมเหล็ก, กำลังด้านทานหน่วยแรงเฉือน

Title	A STUDY OF EFFICIENCY COMPARISON IN SHEAR STRENGTH REINFORCED CONCRETE BEAMS WITHOUT WEB REINFORCEMENT MODELING USING MACHINE LEARNING TECHNIQUES
Author	SITTHIPHONG PROMPRASIT
Degree	MASTER OF SCIENCE
Academic Year	2022
Thesis Advisor	Dr. Ruangsak Trakunphutthirak

The test results of the shear strength of reinforced concrete beams showed high uncertainty due to many complex factors. The objective of this research was to study how to predict the effects of shear resistance in CSL beams without web reinforcement steel and machine learning techniques and to compare it with the ACI-318 design and standard equation calculation method and find the main variables affecting predictions. The research methodology used started with secondary data collection. The CSL test results from past research revealed that the variables used in the study are divided into two types: Type 1 and Type 2, which consisted of 13 variables, divided into 70–30% of data sets for teaching and simulation testing for predicting values and finding basic parameters from teaching datasets. The best parameters were found with the Grid Search CV method. The results of the study showed that the technique of learning with the stacking ensemble algorithm gave the best results. The results of the assessment of the accuracy or performance of the model showed that the 13-variable type 2 dataset had $R^2 = 0.9656$, MAPE = 0.1059, MSE = 872.9126, and RMSE = 29.5451. The top 3 predictive variables are as follows: (1) a/d ratio; (2) beam cross-sectional area; and (3) effectiveness depth. The statistical analysis results of the t-test was conducted to compare the prediction results by machine learning techniques and the actual shear strength test results. There was no statistically significant difference with a the confidence level of 0.05. The recommendation for future research is that the data could be increased and experimented with algorithms and other machine learning techniques.

Keyword : Machine Learning, Ensemble, RC beam, Shear strength

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยเรื่องนี้จะไม่สามารถสำเร็จลุล่วงได้โดยหากขาดผู้สนับสนุนผู้วิจัยในทุกๆด้าน ผู้วิจัยต้องขอกราบขอขอบพระคุณ อ.ดร.เรืองศักดิ์ ตระกูลพุทธิรักษ์ อาจารย์ที่ปรึกษางานวิจัยเรื่องนี้ ขอขอบพระคุณ ผศ.ดร.จันตรี ผลประเสริฐ สำหรับคำแนะนำที่มีประโยชน์จนช่วยให้ผลงานวิจัยเรื่องนี้ได้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าที่คาดไว้ ขอขอบพระคุณ ผศ.ดร.รัตนชัยนันท์ ธรรมสุขจิต ผู้ทรงคุณวุฒิจากภายนอกที่ได้เสียสละเวลาอันมีค่า ให้เกียรติมาเป็นประธานสอบปากเปล่าและให้คำแนะนำช่วยเติมเต็มงานวิจัยให้มีความสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น ที่สำคัญคือคณาจารย์ของภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ สาขาวิทยาการข้อมูล ทุกท่านที่ได้จุดประกายและปูพื้นฐานองค์ความรู้ในศาสตร์ด้านวิทยาการข้อมูลให้กับผู้วิจัย ขอขอบคุณเพื่อนนิสิตทุกท่านที่ได้ให้ความช่วยเหลือในเรื่องการเรียนตลอดช่วงเวลาที่ยังเรียนรายวิชา ขอขอบพระคุณผู้อยู่เบื้องหลังท่าน อ.เดชา เจริญภักดิ์ ผู้ล้วงลับ ซึ่งเป็นอาจารย์สอนวิชาการออกแบบโครงสร้างคอนกรีตเสริมเหล็กท่านแรกให้กับผู้วิจัย และ ศ.ดร.สถาพร โภคา ผู้สอนวิชาคอนกรีตเสริมเหล็กวิธีกำลังในสมัยผู้วิจัยยังศึกษาในระดับปริญญาตรี และสุดท้ายที่ต้องกราบขอขอบพระคุณคือ บิดาและมารดา ของผู้วิจัยที่ได้ส่งเสริมให้การศึกษาและเลี้ยงดูผู้วิจัยมาด้วยความยากลำบาก

สิทธิพงษ์ พรหมประสิทธิ์

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ฅ
สารบัญรูปภาพ.....	ฉ
บทที่ 1.....	1
บทนำ.....	1
ภูมิหลัง.....	1
ที่มาและความสำคัญของปัญหา.....	2
วัตถุประสงค์.....	2
ขอบเขตงานวิจัย.....	2
นิยามศัพท์เฉพาะ.....	3
ตัวแปรที่ศึกษา.....	4
กรอบแนวคิดในงานวิจัย.....	5
คำถามวิจัยและสมมุติฐานการวิจัย.....	6
บทที่ 2.....	7
ทบทวนวรรณกรรม.....	7
ทฤษฎีกำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล.....	7
พฤติกรรมแรงเฉือนในคานคอนกรีต.....	7
พฤติกรรมของคานก่อนเกิดการแตกร้าว.....	7

พฤติกรรมคาน ค.ส.ล.ไม่เสริมเหล็กที่ตั้งในสภาวะแตกร้าว	9
รูปแบบรอยแตกร้าวของคาน ค.ส.ล.เมื่อเกิดการวิบัติ.....	10
พฤติกรรมการต้านทานหน่วยแรงเฉือนของคาน ค.ส.ล. แบบไม่มีเหล็กเสริมที่ตั้ง	11
ความสัมพันธ์ของค่าแรงดัดและอัตราส่วนช่วงคานต่อความลึกประสิทธิภาพ	13
พฤติกรรมการวิบัติของคาน ค.ส.ล. แบบไม่มีเหล็กเสริมที่ตั้ง	14
กำลังต้านทานแรงเฉือนของคาน ค.ส.ล. แบบไม่มีเหล็กเสริมที่ตั้ง	14
สรุปปัจจัยที่มีผลต่อกำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. แบบไม่มีเหล็กเสริมที่ตั้ง	15
กระบวนการทางด้านวิทยาการข้อมูล.....	17
เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐาน	19
เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Ensemble.....	24
เทคนิค Bagging Ensemble.....	24
เทคนิค Boosting Ensemble	25
เทคนิค Stacking Ensemble.....	27
งานวิจัยเกี่ยวกับแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล.	28
งานวิจัยเกี่ยวกับแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง.....	30
งานวิจัยเกี่ยวกับการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Ensemble ในงาน วิศวกรรมโยธา.....	32
เทคนิค XGBoots Ensemble ประยุกต์ใช้ในงานวิศวกรรมโยธา	32
เทคนิค Stacking Ensemble ประยุกต์ใช้ในงานวิศวกรรมโยธา.....	33
สรุปผลการทบทวนวรรณกรรม	35
บทที่ 3	36
ระเบียบวิธีวิจัย	36
ตอนที่ 1 เครื่องมือและระเบียบวิธีวิจัย.....	36

ชุดข้อมูล (dataset) สำหรับใช้สร้างแบบจำลอง	36
สรุปตัวแปรที่ใช้ในงานวิจัย	36
วิธีการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง	38
แบบจำลองการทำนายผลด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง	39
กระบวนการวิจัย	40
ขั้นตอนที่ 1 การตั้งเป้าหมายสิ่งที่ต้องการศึกษา	40
ขั้นตอนที่ 2 รวบรวมข้อมูล	40
ขั้นตอนที่ 3 การจัดเตรียมข้อมูล	41
ขั้นตอนที่ 4 ตรวจสอบและสรุปสิ่งที่อยู่ในข้อมูล	42
ขั้นตอนที่ 5 การสร้างแบบจำลอง	42
ขั้นตอนที่ 6 วิเคราะห์และนำเสนอผลลัพธ์	43
ตอนที่ 2 กระบวนการวิจัยด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐาน	44
ตอนที่ 3 กระบวนการวิจัยด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Ensemble	44
ตอนที่ 4 กระบวนการเปรียบเทียบเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐานและเทคนิคเรียนรู้ด้วย เครื่อง Ensemble และวิธีนำเสนอผลการวิจัย	46
บทที่ 4	50
ผลการดำเนินการวิจัย	50
ผลลัพธ์การจัดเตรียมข้อมูล	50
ผลลัพธ์การประเมินประสิทธิภาพเรียนรู้ด้วยเครื่องสำหรับทำนายค่ากำลังต้านทานหน่วยแรง เฉือนแบบต่างๆ	56
ผลลัพธ์การเปรียบเทียบประสิทธิภาพและจัดลำดับแบบจำลองการทำนายผล	56
แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุด	58
การแปลผลลัพธ์ความปลอดภัยจากผลการทำนายกำลังต้านทานแรงเฉือน	59
ผลการวิเคราะห์ความแตกต่างด้วยวิธีทางสถิติ t-test Independent	61

สรุปผลการเปรียบเทียบอัตราส่วนผิดพลาดภัยจากการทำนายกำลังต้านทานแรงเฉือนด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble และมาตรฐานการออกแบบของ ACI-318(89), ACI-318(19).....	65
สรุปผลการเปรียบเทียบอัตราส่วนผิดพลาดภัยจากการทำนายผลด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble, XGBoost Ensemble และ ผลการวิจัยที่ผ่านมา.....	67
ความสำคัญของตัวแปร Features Importance.....	69
บทที่ 5	71
สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ.....	71
สรุปผลการวิจัย	71
การอภิปรายผล.....	72
ปัญหาและอุปสรรคของงานวิจัย	74
ข้อเสนอแนะ.....	75
บรรณานุกรม.....	77
ประวัติผู้เขียน.....	83

สารบัญตาราง

	หน้า
ตาราง 1 ตัวแปรสำหรับใช้ในการศึกษา.....	37
ตาราง 2 ค่าพารามิเตอร์ของแต่ละเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง.....	43
ตาราง 3 ผลลัพธ์การประเมินประสิทธิภาพการเรียนรู้ด้วยเครื่องสำหรับทำนายค่าหน่วยแรงเฉือน ในคาน ค.ส.ล.....	57
ตาราง 4 ผลการทดสอบ t-test independent ค่าเฉลี่ยของกำลังต้านทานแรงเฉือนจากการทดลอง จริงในห้องปฏิบัติการและค่าเฉลี่ยผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble	62
ตาราง 5 ผลการทดสอบ t-test independent ของอัตราส่วน $Vu_{Exp.} / Vu_{Prediction}$ ระหว่าง $a/d \leq 3.14$ และ $a/d > 3.14$ จากการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble	62
ตาราง 6 ผลการทดสอบ t-test independent ของอัตราส่วน $Vu_{Exp.} / Vu_{ACI-318(89)}$ ระหว่าง $a/d \leq 3.14$ และ $a/d > 3.14$ จากการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble	63
ตาราง 7 ผลการทดสอบ t-test independent ของค่าเฉลี่ยผลการคำนวณกำลังต้านทานแรงเฉือน ด้วยมาตรฐาน ACI-318(19) และ ค่าเฉลี่ยกำลังต้านทานแรงเฉือนจากการทดลองจริงใน ห้องปฏิบัติการ.....	64
ตาราง 8 เปรียบเทียบผลการทำนายค่าด้วย Stacking Ensemble กับ ผลการทดสอบจริง มาตรฐาน ACI-318(89) และ ACI-318(19).....	67
ตาราง 9 เปรียบเทียบผลการทำนายค่าด้วย Stacking Ensemble และ XGboost Ensemble กับ มาตรฐานการออกแบบด้วย Closed form solution Eq.17, ACI, AS และ FIB	68
ตาราง 10 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายกับงานวิจัยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องที่ผ่านมา	69

สารบัญรูปภาพ

หน้า

ภาพประกอบ 1 แผนภาพกรอบแนวคิดตัวแปรที่ทำการศึกษาในงานวิจัย	5
ภาพประกอบ 2 กรอบแนวคิดการเปรียบเทียบเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องในงานวิจัย	6
ภาพประกอบ 3 หน่วยแรงตัดและหน่วยแรงเฉือนที่เกิดร่วมกันในคานเมื่อมีแรงกระทำภายนอก ...	8
ภาพประกอบ 4 รูปแบบการแตกร้าวของคานในช่วงแรกเนื่องจากแรงตัดและเกิดหน่วยแรงดึงสูงสุดบริเวณผิวท้องคาน	9
ภาพประกอบ 5 รูปแบบการแตกร้าวของคาน ค.ส.ล. ภายใต้หน่วยแรงที่เกิดขึ้นร่วมกันภายในคาน	10
ภาพประกอบ 6 หน้าตัดคานแสดงแรงภายนอกและภายในภายใต้สภาวะการวิบัติจากแรงเฉือน	11
ภาพประกอบ 7 ความสัมพันธ์ของการวิบัติด้วยแรงตัดและอัตราส่วนความยาวช่วงคานต่อความลึกคานประสิทธิผล	13
ภาพประกอบ 8 แผนภูมิสมการต้านทานหน่วยแรงเฉือนของคาน ค.ส.ล. แบบไม่เสริมเหล็กถูกต้อง	15
ภาพประกอบ 9 กระบวนการวิทยาการข้อมูล 6 ขั้นตอน	18
ภาพประกอบ 10 รูปแบบเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบทั่วไป	20
ภาพประกอบ 11 เทคนิค SVM แบบ Regression ใช้ Hyperplane ช่วยแบ่งกลุ่มข้อมูล	21
ภาพประกอบ 12 Hyperplane และ Kernel ในเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง SVM	22
ภาพประกอบ 13 k-Nearest Neighbors Regression	22
ภาพประกอบ 14 รูปแบบทั่วไปหลักการทำงานของ ANN	23
ภาพประกอบ 15 Multilayer Neural Networks Perceptron	24
ภาพประกอบ 16 เทคนิค Bagging Ensemble	25
ภาพประกอบ 17 แสดงการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับข้อมูลที่ทำนายค่าผิดพลาดในเทคนิค	26
ภาพประกอบ 18 เทคนิค Boosting Ensemble	26

ภาพประกอบ 19 เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble แบบทั่วไป..... 27

ภาพประกอบ 20 เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Multilayer Stacked Ensemble 28

ภาพประกอบ 21 รูปแบบรอยแตกร้าวของคานแต่ละความยาวช่วงและอัตราส่วนช่วงคานต่อความลึกคานประสิทธิผลที่แตกต่างกัน..... 30

ภาพประกอบ 22 แผนภูมิแสดงผลการศึกษาประสิทธิภาพการทำนายผลการศึกษา 31

ภาพประกอบ 23 แสดงค่าความสำคัญของตัวแปรที่มีผลต่อกำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. ด้วย Random Forest Algorithm..... 32

ภาพประกอบ 24 โครงสร้าง XGBoost ที่ใช้เป็นเครื่องมือในการศึกษาหลัก 33

ภาพประกอบ 25 โครงสร้างแบบจำลองทำนายค่าใช้จ่ายในงานถนนด้วย Stacking Ensemble ที่ใช้ทำนายค่าใช้จ่ายในโครงการก่อสร้างงานถนน 34

ภาพประกอบ 26 แผนภูมิแสดงผลการศึกษาการทำนายผลค่าใช้จ่ายในโครงการก่อสร้างถนนด้วย Stacking Ensemble 34

ภาพประกอบ 27 Cross-Validation..... 38

ภาพประกอบ 28 Hyperparameter Tuning..... 39

ภาพประกอบ 29 กระบวนการวิทยาการข้อมูล 6 ขั้นตอน..... 41

ภาพประกอบ 30 กระบวนการสร้างแบบจำลองทำนายค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนด้วยการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐาน..... 45

ภาพประกอบ 31 กระบวนการสร้างแบบจำลองทำนายค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนด้วยการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Ensemble 47

ภาพประกอบ 32 กระบวนการเปรียบเทียบและหาความสำคัญของตัวแปร 48

ภาพประกอบ 33 จำนวนข้อมูลและตัวแปรของชุดข้อมูลแบบที่ 1 จำนวนรวม 11 ตัวแปร 51

ภาพประกอบ 34 สถิติบรรยายชุดข้อมูลแบบที่ 1..... 51

ภาพประกอบ 35 ค่าสหสัมพันธ์ของชุดข้อมูลแบบที่ 1 52

ภาพประกอบ 36 จำนวนข้อมูลและตัวแปรของชุดข้อมูลแบบที่ 2..... 52

ภาพประกอบ 37 สถิติบรรยายสำหรับชุดข้อมูลแบบที่ 2 จำนวนตัวแปรรวม 13 ตัวแปร	53
ภาพประกอบ 38 แผนภูมิแสดงจำนวนข้อมูลว่างมีค่าเป็นศูนย์หลังจากทำความสะอาดข้อมูล	53
ภาพประกอบ 39 แผนภูมิแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร	54
ภาพประกอบ 40 แผนภูมิ Heat map ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างแต่ละตัวแปร จำนวน 13 ตัวแปร	55
ภาพประกอบ 41 แผนภูมิ Block plot แสดงค่าความเบี่ยงเบนของข้อมูลผิดปกติชุดข้อมูลจำนวน 13 ตัวแปร	56
ภาพประกอบ 42 แผนภูมิความสัมพันธ์ระหว่างผลการทำนายและค่าจากการทดสอบจริง	59
ภาพประกอบ 43 แผนภูมิความสัมพันธ์ระหว่างอัตราส่วนผลการทำนายและค่าจากการทดสอบจริง และ อัตราส่วน a/d	60
ภาพประกอบ 44 แผนภูมิเปรียบเทียบอัตราส่วนปลอดภัยจากผลการทำนายของมาตรฐาน ACI และผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble	66
ภาพประกอบ 45 แสดงค่าความสำคัญของตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อการทำนายค่า	70
ภาพประกอบ 46 แผนภูมิ SHAP Importance	70

บทที่ 1

บทนำ

ภูมิหลัง

ระบบโครงสร้างอาคารคอนกรีตเสริมเหล็ก (ค.ส.ล.) ประกอบไปด้วยองค์อาคารชนิดต่างๆอยู่ร่วมกัน ได้แก่ ฐานราก เสา คาน แผ่นพื้น และ ผนัง องค์อาคารเหล่านี้มีหน้าที่ต้านทานแรงกระทำภายนอกที่มากกระทำกับตัวอาคาร เช่น แรงลมที่เกิดจากพายุ แรงสั่นสะเทือนจากแผ่นดินไหว น้ำหนักคงที่ของตัวองค์อาคารเอง และน้ำหนักบรรทุกทุกจรที่เกิดจากกิจกรรมการใช้งานอาคารของมนุษย์ เป็นต้น แรงกระทำเบื้องต้นที่กล่าวมาส่งผลทำให้เกิดหน่วยแรงภายในองค์อาคารขึ้น ได้แก่ หน่วยในแนวแกนองค์อาคาร หน่วยแรงดัด หน่วยแรงบิด และ หน่วยแรงเฉือน ซึ่งลักษณะเด่นของโครงสร้างคอนกรีตเสริมเหล็กคือ เฉพาะตัววัสดุคอนกรีตเองมีคุณสมบัติเด่นในการต้านทานแรงอัดและแรงเฉือนได้เป็นอย่างดี ในปัจจุบันวิธีการออกแบบขององค์อาคารคอนกรีตเสริมเหล็กอาศัยมาตรฐานการออกแบบ Standard Design Code ของหน่วยงานต่างๆที่ถูกใช้งานอยู่ทั่วโลกและยังมีการศึกษาวิจัยพัฒนาและปรับปรุงอย่างต่อเนื่องจนถึงปัจจุบัน องค์ความรู้จากการศึกษาวิจัยถูกนำมาใช้สร้างเป็นมาตรฐานการออกแบบขึ้นส่วนของอาคารนั้นมีที่มาจากผลการศึกษาวิจัยทางด้านทฤษฎีและด้านทดลองในห้องปฏิบัติการ มีการสะสมข้อมูลผลการทดลองจากผลการศึกษาจากประเทศต่างๆมาเป็นระยะเวลาอันยาวนานไม่น้อยกว่า 60 ปีที่ผ่านมา (T. Zhang et al., 2016; ภาณุวัฒน์ จ้อยกัลด์ และ สุนิติ สุภาพ, 2564) ประเด็นที่น่าสนใจคือปัจจุบันวิธีการออกแบบต้านทานแรงเฉือน ยังมีการศึกษาวิจัยอยู่อย่างต่อเนื่องเหตุผลเพราะเนื่องจากหน่วยแรงเฉือนที่เกิดขึ้นในคานมีความไม่แน่นอนสูง (Edward G. and Evan, 2008; Subramanian, 2013; Wight, 2016; ภาณุวัฒน์ จ้อยกัลด์ และ สุนิติ สุภาพ, 2564; วินิต ช่อวิเชียร และ วรนิติ ช่อวิเชียร, 2554) ปัจจัยหรือตัวแปรที่ถูกนำมาใช้พิจารณาเพื่อทำนายหน่วยแรงเฉือนในคานมีจำนวนอยู่ด้วยกันจำนวนหลายตัวแปร ทำให้มาตรฐานการออกแบบต้านทานหน่วยแรงเฉือนของแต่ละมาตรฐานหลักทั่วโลกมีสูตรสำหรับคำนวณค่าหน่วยแรงเฉือนที่แตกต่างกันไปด้วย (ภาณุวัฒน์ จ้อยกัลด์ และ สุนิติ สุภาพ, 2564) เพราะฉะนั้นการศึกษาตัวแปรที่ส่งผลกระทบต่อกำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. จึงมีความน่าสนใจเป็นอย่างยิ่งในการศึกษาวิจัยในแง่มุมต่างๆ

ปัจจุบันเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Machine Learning: ML เป็นศาสตร์แขนงหนึ่งในสาขาวิทยาการข้อมูล มีนักวิจัยนำมาใช้ประโยชน์ในการทำนายค่าตัวแปรต่างๆ หลักการคืออาศัย

ข้อมูลจำนวนมากนำมาสร้างแบบจำลองให้กับโปรแกรมคอมพิวเตอร์ทำการเรียนรู้ และสามารถทำนายคำตอบได้ใกล้เคียงความเป็นจริงให้มากที่สุด ตัวอย่างงานวิจัยที่ผ่านมาในด้านวิศวกรรมโครงสร้าง เช่น การทำนายค่าการแอ่นตัวของคานอ้างอิงจาก (Pham et al., 2020) การวิเคราะห์และออกแบบแผ่นพื้นทางเดียวด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องอ้างอิงจาก (Sanjeti et al., 2021) การประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องออกแบบส่วนผสมคอนกรีต เป็นงานวิจัยของ (Ziolkowski et al., 2021) ฯลฯ เป็นต้น

ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนในคานคอนกรีตยังมีความน่าสนใจในการศึกษาวิจัยจากอดีตจนถึงปัจจุบัน เหตุผลเนื่องจากการศึกษาที่ผ่านมาค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนของคอนกรีตมีค่าที่ไม่แน่นอนและยังมีการศึกษาวิจัยอย่างต่อเนื่องจนถึงทุกวันนี้ (Subramanian, 2013; Wight, 2016; วินิต ช่อวิเชียร และ วรนิติ ช่อวิเชียร, 2554) ไม่เพียงแต่การวิจัยเชิงทดลองด้วยวิธีทดสอบจริงในห้องปฏิบัติการเท่านั้นแต่ยังมีการวิจัยเชิงการวิเคราะห์ทำนายค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนด้วยการเรียนรู้ด้วยเครื่อง ผู้วิจัยได้ทบทวนวรรณกรรมจากวารสารวิชาการที่ผ่านมาหลายฉบับพบว่ามีการศึกษาการทำนายค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องไว้แล้วอยู่บ้างแล้วในบางแบบจำลองหรือ Algorithm แต่ยังไม่มียานวิจัยวิธีเพิ่มประสิทธิภาพแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องบางแบบจำลองที่ยังไม่ได้ถูกนำมาใช้ในการศึกษา ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงทำการศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานของกำลังรับแรงเฉือนของคาน ค.ส.ล. เพื่อจะได้ทราบความแตกต่างของความแม่นยำการทำนายค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนและลำดับความสำคัญของตัวแปรที่ส่งผลกับการทำนายค่าในแบบจำลอง

วัตถุประสงค์

1. เพื่อศึกษาลำดับความสำคัญของตัวแปรที่ส่งผลต่อการทำนายผลค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่อง
2. เพื่อศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ส่งผลต่อแม่นยำในการทำนายกำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. ด้วยการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีต่างๆ

ขอบเขตงานวิจัย

1. คานคอนกรีตเสริมเหล็กที่ศึกษาเป็นคานคอนกรีตกำลังอัดประลัยแบบปกติ

2. ศึกษาแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. หน้าตัดคานรูปสี่เหลี่ยมผืนผ้าแบบไม่มีเหล็กเสริมลูกตั้งเพื่อต้านทานแรงเฉือน (เหล็กปลอกคาน)

3. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพผลการทำนายกำลังต้านทานแรงเฉือนระหว่างแบบจำลอง 2 กลุ่มหลัก คือ

กลุ่มแบบจำลองพื้นฐาน ประกอบด้วย

- 1) Linear Regression (LR)
- 2) Multiple Linear Regression (MLR)
- 3) Decision Tree (DT)
- 4) Support Vector Mechanic (SVM)
- 5) k-Nearest Neighbor (KNN)
- 6) Artificial Neural Networks (ANN)

กลุ่มแบบจำลองปรับปรุงประสิทธิภาพ Ensemble

- 1) Bagging เลือกศึกษาเฉพาะ Random Forest Regression
- 2) Boosting เลือกศึกษาเฉพาะ XGBoost for Regression Tree
- 3) Stacking

นิยามศัพท์เฉพาะ

“คานคอนกรีตเสริมเหล็กแบบไม่เสริมเหล็กลูกตั้ง” หมายถึง คานคอนกรีตเสริมเหล็กที่ไม่อาศัยกำลังต้านทานแรงเฉือนจากเหล็กลูกตั้งช่วยต้านทานแรงเฉือนภายในที่เกิดขึ้น

“คานลึก” หมายถึง คานที่มีอัตราส่วนความกว้างคานต่อความลึกคานประสิทธิภาพ มีค่ามากกว่า 4 และ มีอัตราส่วนความยาวช่วงคานต่อความลึกคานประสิทธิภาพ มีค่าน้อยกว่า 2

“กำลังต้านทานแรงเฉือน” หมายถึง ขนาดแรงที่กระทำให้วัสดุขาดในทิศทางเดียวกันแนวแรงต่อพื้นที่หน้าตัดที่เกิดแรงกระทำ

“เหล็กเสริม” หมายถึง เหล็กที่ใช้ฝังในเนื้อคอนกรีตเพื่อเสริมกำลังรับแรงให้เพิ่มมากขึ้น

“เหล็กเสริมรับแรงดึง” หมายถึง เหล็กเสริมคอนกรีตสำหรับรับแรงดึงและแรงดัดที่เกิดขึ้นภายในคาน

“ความลึกประสิทธิผล” หมายถึง ระยะความลึกจากผิวคานด้านรับแรงอัดถึงศูนย์กลางเหล็กเสริมรับแรงดึง

“กำลังต้านทานแรงอัดประลัย” หมายถึง ค่าแรงต้านทานแรงอัดสูงสุดของวัสดุในสภาวะวัสดุเกิดการวิบัติ

“กำลังต้านทานแรงดึงประลัย” หมายถึง ค่าแรงต้านทานแรงดึงสูงสุดของวัสดุในสภาวะวัสดุเกิดการวิบัติ

“SI” (International System of Units) หมายถึง หน่วยวัดสากล ทั้งหน่วยฐานและปริมาณฐานที่ใช้ในงานวิทยาศาสตร์และวิศวกรรม เช่น หน่วยวัดของแรง คือ กิโลนิวตัน ความยาว คือ มิลลิเมตร พื้นที่ คือ ตารางเมตร ปริมาตร คือ ลูกบาศก์เมตร เป็นต้น

ตัวแปรที่ศึกษา

ตัวแปรต้นที่ใช้ในงานวิจัย แบ่งออกเป็นกลุ่มตัวแปร 2 รูปแบบคือ แบบที่ 1 ตัวแปรต้นทั้งหมด 10 ตัวแปร แบบที่ 2 คือ 12 ตัวแปร และทั้ง 2 รูปแบบมี ตัวแปรตาม จำนวน 1 ตัวแปร รวมจำนวนทั้งตัวแปรต้นและตัวแปรตาม สำหรับกลุ่มตัวแปร รูปแบบที่ 1 เป็น 11 ตัวแปร และ รูปแบบที่ 2 รวมเป็น 13 ตัวแปร ประกอบด้วย

กลุ่มตัวแปรต้นแบบที่ 1 ประกอบด้วย ตัวแปรต้นจำนวน อันดับที่ 1 ถึง 10 ตัวแปร และกลุ่มตัวแปรแบบที่ 2 มีตัวแปรต้นอันดับที่ 1 ถึง 12 มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

- 1) ความกว้างเอวคาน (b_w)
- 2) ความกว้างปีกคาน (b)
- 3) ความลึกคาน (h)
- 4) ความลึกประสิทธิผล (d)
- 5) อัตราส่วนความยาวช่วงคานต่อความลึก (a/d) ประสิทธิผล
- 6) ความยาวแผ่นเหล็กทรงคานตามทิศทางความยาวคาน (b_{ear})
- 7) กำลังอัดประลัยของคอนกรีต (f_{cp})
- 8) ขนาดโตสุดของมวลรวมหยาบ (A_g)
- 9) กำลังรับแรงดึงที่จุดครากของเหล็กเสริมรับแรงดึง (f_y)

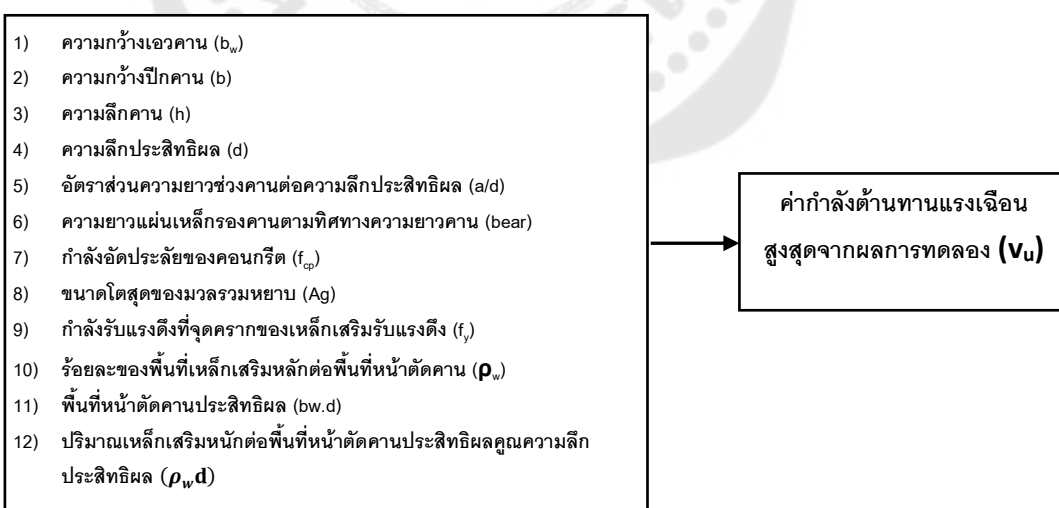
- 10) ร้อยละของพื้นที่เหล็กเสริมหลักต่อพื้นที่หน้าตัดคาน (ρ_w)
- 11) พื้นที่หน้าตัดคานประสิทธิภาพ ($b_w.d$) (ตัวแปรต้นสร้างเพิ่มขึ้นมาใหม่)
- 12) ปริมาณเหล็กเสริมหนักต่อพื้นที่หน้าตัดคานประสิทธิภาพคูณความลึกประสิทธิภาพ $\rho_w.d$ (ตัวแปรต้นสร้างเพิ่มขึ้นมาใหม่)

ตัวแปรตาม จำนวน 1 ตัวแปร คือ

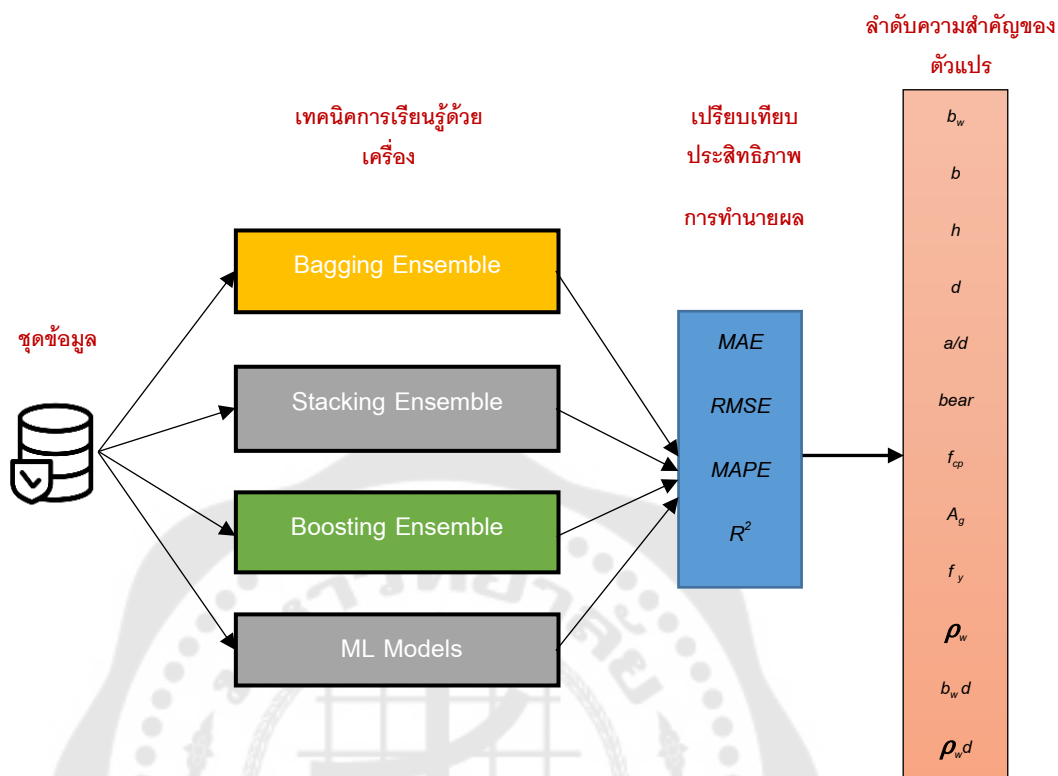
- 1) ค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนสูงสุดจากผลการทดลอง (V_u)

กรอบแนวคิดในงานวิจัย

กรอบแนวคิดหลักของงานวิจัยเรื่องนี้เป็นคือ ปัจจัยต่างๆทางกายภาพของคาน ค.ส.ล. ตัวอย่างเช่น ความกว้าง ความลึก ของคานและกำลังอัดประลัยของคอนกรีต ขนาดโตสุดของมวลรวมผสมในเนื้อคอนกรีต เป็นต้น ปัจจัยที่กล่าวมาจะส่งผลกระทบต่อความสามารถในการต้านทานแรงเฉือนหรือมีกำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. แบบไม่เสริมเหล็กถูกต้องมีค่าเป็นเท่าไร สามารถเขียนเป็นแผนภาพกรอบแนวคิดในงานวิจัยได้ในภาพประกอบที่ 1 ด้านล่าง เมื่อพิจารณา นำเอาวิธีการศึกษาด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องจากขอบเขตการศึกษา วัตถุประสงค์การวิจัย ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายค่าและตัวแปรที่มีความสำคัญในการทำนายผล นำมาเขียนเป็นแผนภาพกรอบแนวคิดกระบวนการวิจัยสามารถแสดงได้ในภาพประกอบที่ 2



ภาพประกอบ 1 แผนภาพกรอบแนวคิดตัวแปรที่ทำการศึกษาในงานวิจัย



ภาพประกอบ 2 กรอบแนวคิดการเปรียบเทียบเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องในงานวิจัย

คำถามวิจัยและสมมุติฐานการวิจัย

1. ลำดับความสำคัญของตัวแปรจากผลการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องแต่ละชนิดที่ส่งผลต่อกำลังต้านทานแรงเฉือนของคาน ค.ส.ล. แบบไม่เสริมเหล็กที่ตั้ง มีลำดับความสำคัญแตกต่างกันอย่างไร

2. ประสิทธิภาพการทำนายผลกำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. แบบไม่เสริมเหล็กที่ตั้งของตัวแปรจากการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องแต่ละชนิดมีความแตกต่างกันเท่าไร

บทที่ 2

ทบทวนวรรณกรรม

ผู้วิจัยได้เรียบเรียงเนื้อหาการทบทวนวรรณกรรมจากบทความวิจัยและตำราด้านวิศวกรรมโยธาในเรื่องที่เกี่ยวข้องกับกำลังต้านทานแรงเฉือนในคานคอนกรีตเสริมเหล็กที่ผ่านมา ทั้งส่วนของภาคทฤษฎี ภาคการทดสอบตัวอย่างจริงในห้องปฏิบัติการและภาคการวิเคราะห์ด้วยเทคนิควิธีการต่างๆ เช่น เทคนิคทางสถิติ เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง อีกทั้งยังได้เรียบเรียงงานวิจัยด้านวิศวกรรมโยธาด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องด้วยแบบจำลองประเภทต่างๆ เพื่อนำเสนอให้เห็นช่องว่างของงานวิจัยสำหรับใช้ในการสนับสนุนที่มาของประเด็นปัญหาและนำมาใช้เป็นแนวทางในการกำหนดค่าตัวแปร กำหนดแนวทางวิธีวิจัยอย่างเป็นระบบ นอกจากนี้ยังสามารถนำไปใช้เพื่อการตรวจสอบความถูกต้องของงานวิจัยในบทความถัดไปตามลำดับ

ทฤษฎีกำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล.

พฤติกรรมแรงเฉือนในคานคอนกรีต

วินิต ช่อวิเชียร และ วรนิติ ช่อวิเชียร (2554) กล่าวว่าพฤติกรรมคาน ค.ส.ล. ภายใต้แรงเฉือนสามารถแบ่งได้ 3 สภาวะ คือ 1) พฤติกรรมของคานก่อนเกิดการแตกร้าว 2) พฤติกรรมในสภาวะแตกร้าวเมื่อเป็นคาน ค.ส.ล. ที่ปราศจากเหล็กดัดรับแรงเฉือน และ 3) พฤติกรรมเมื่อเหล็กเสริมดัดรับแรงเฉือน แต่ในงานวิจัยนี้จะไม่กล่าวถึงพฤติกรรมในช่วงที่เหล็กเสริมดัดรับแรงเฉือนเพราะเนื่องจากคาน ค.ส.ล. ในสภาวะดังกล่าวอยู่นอกขอบเขตการศึกษาวิจัยเรื่องนี้

พฤติกรรมของคานก่อนเกิดการแตกร้าว

คาน ค.ส.ล. ที่มีคุณสมบัติของวัสดุเป็นเนื้อเดียวกันตลอดทั้งตัวคาน เมื่อมีแรงมากระทำบนหลังคานจะเกิดแรงภายในเกิดขึ้นคือหน่วยแรงดัดและหน่วยแรงเฉือนเกิดขึ้นร่วมกัน หากนำหน่วยแรงทั้ง 2 ที่เกิดร่วมกันจะสามารถหาค่าหน่วยแรงหลัก Principle stress ได้จากสมการ

$$f_x = \frac{My}{I} \quad (2.1)$$

$$\tau = \frac{VQ}{Ib} \quad (2.2)$$

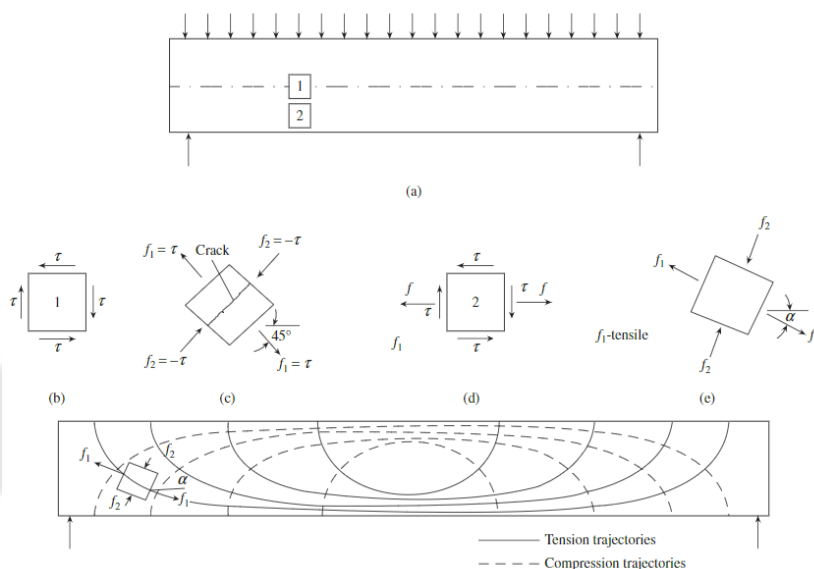
$$\text{หน่วยแรงหลัก} = f_1 = \frac{f_x}{2} + \sqrt{\frac{f_x^2}{4} + \tau^2} \quad (2.3)$$

$$\text{หน่วยแรงหลัก} = f_2 = \frac{f_x}{2} - \sqrt{\frac{f_x^2}{4} - \tau^2} \quad (2.4)$$

เมื่อ f = หน่วยแรงหลัก

f_x = หน่วยแรงดัด

τ = หน่วยแรงเฉือน



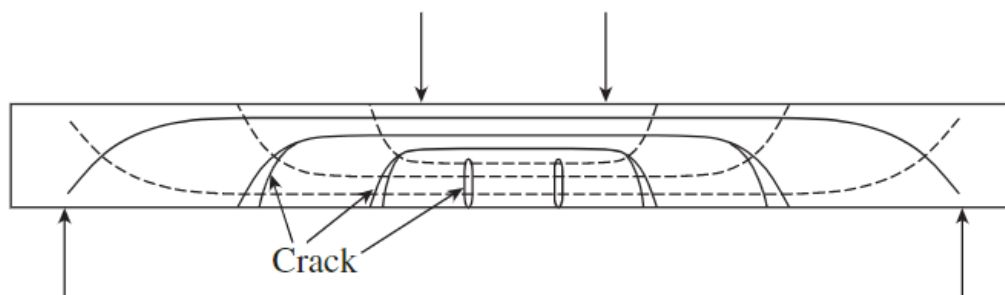
ภาพประกอบ 3 หน่วยแรงดัดและหน่วยแรงเฉือนที่เกิดขึ้นร่วมกันในคานเมื่อมีแรงกระทำภายนอก

ที่มา: Subramanian (2013)

หน่วยแรงหลักที่เกิดขึ้นจะมีมุมเอียง หากต้องการทราบมุมวิบัติที่เกิดขึ้นจากค่าหน่วยแรงเฉือนและหน่วยแรงในแนวแกนสามารถหาค่าได้จากสมการที่ 2.5

$$\tan 2\alpha = \frac{2\tau}{f} \quad (2.5)$$

ค่าหน่วยแรงเฉือนสูงสุดจะเกิดขึ้นที่มุม α เท่ากับ 45 องศา ในขณะที่ค่าหน่วยแรงดัดหลักจะมีค่าเท่ากับศูนย์ในเวลาเดียวกัน ซึ่งจะส่งผลให้คอนกรีตอยู่ในสภาวะที่อ่อนแอมากที่สุด เพราะเนื่องจากถูกแรงดึงกระทำ ในสภาวะดังกล่าวนี้เหล็กเสริมหลักจะทำหน้าที่รับแรงดึงที่เกิดจากหน่วยแรงดัดที่เกิดขึ้นที่ผิวคานด้านล่างดังภาพประกอบ 4 แสดงรอยแตกร้าวเนื่องจากแรงดึงที่ผิวท้องคาน



ภาพประกอบ 4 รูปแบบการแตกร้าวของคานในช่วงแรกเนื่องจากแรงดัดและเกิดหน่วยแรงดึง
สูงสุดบริเวณผิวท้องคาน

ที่มา: Subramanian (2013)

พฤติกรรมคาน ค.ส.ล.ไม่เสริมเหล็กที่ตั้งในสภาวะแตกร้าว

เมื่อคาน ค.ส.ล.ที่ปราศจากเหล็กถูกตั้งรับแรงเฉือน (Subramanian, 2013; Wight, 2016; วินิต ช่อวิเชียร และ วรนิติ ช่อวิเชียร, 2554) กล่าวถึงพฤติกรรมไว้ว่า ในช่วงแรกเมื่อน้ำหนักบรรทุกมากระทำจากภายนอกบนหลังคาน รอยแตกร้าวจะยังไม่เกิดขึ้นเพราะเนื่องจากคอนกรีตมีคุณสมบัติรับแรงเฉือนและแรงดัดได้ในระดับหนึ่ง แต่เมื่อเพิ่มน้ำหนักบรรทุกให้มากขึ้นไปเป็นลำดับจากการทดลองพบว่าเมื่อเกิดหน่วยแรงเฉือนขึ้นในคานสูงสุด รูปแบบการแตกร้าวเนื่องจากหน่วยแรงเฉือนจะมีการกระจายตัว เหล็กเสริมหลักรับแรงดึงที่ใส่ไว้ในคานจะมีบทบาทในการช่วยต้านทานหน่วยแรงเฉือนได้น้อยมาก เนื้อคอนกรีตที่อยู่ใต้แกนสะเทินคือวัสดุหลักที่ทำหน้าที่รับหน่วยแรงเฉือนโดยลำพังอีกทั้งคอนกรีตเป็นวัสดุที่มีความเปราะและไม่มีคุณสมบัติทางกลที่เป็นเนื้อเดียวกันอย่างแท้จริงผนวกกับเหล็กเสริมรับแรงดึงที่มีอยู่มาช่วยรับแรงบางส่วน ส่งผลให้การกระจายตัวของหน่วยแรงเฉือนไม่สามารถค้นหาค่าได้อย่างแน่ชัด การคำนวณหาหน่วยแรงเฉือนจะสามารถกระทำได้เพียงการหาค่าเฉลี่ยหรือความเข้มของหน่วยแรงเฉือนที่หน้าตัดได้จากสมการที่ 2.6 แต่ค่าหน่วยแรงเฉือนสูงสุดที่แท้จริงจะมีค่าสูงกว่าค่าเฉลี่ยอยู่จำนวนหนึ่งโดยสังเขป

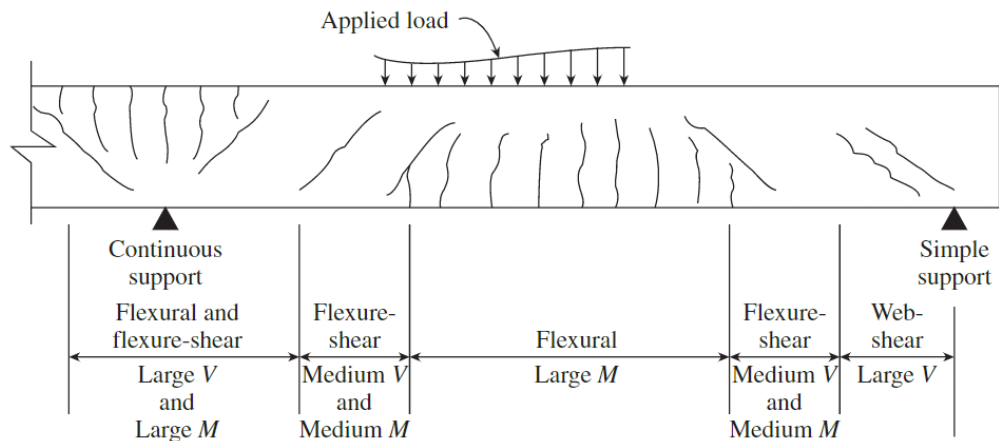
$$v = \frac{V}{bd} \quad (2.6)$$

โดยค่า v คือ ค่าหน่วยแรงเฉือน

V คือ ค่าแรงเฉือนจากผลการวิเคราะห์โครงสร้าง

b คือ ความกว้างของคาน

d คือ ความลึกประสิทธิผลของคาน



ภาพประกอบ 5 รูปแบบการแตกร้าวของคาน ค.ส.ล. ภายใต้หน่วยแรงที่เกิดขึ้นร่วมกันภายในคาน

ที่มา: Subramanian (2013)

ค่าความต้านทานหน่วยแรงดึงตึงของคอนกรีตมีค่าอยู่ระหว่าง $0.22\sqrt{f'_c}$ ถึง $0.37\sqrt{f'_c}$ ดังนั้นจึงใช้ค่าเฉลี่ยอยู่ที่ $0.27\sqrt{f'_c}$ (หน่วย SI)

$$\tau_{cr} = \frac{V_{cr}}{b_w d} = 0.27\sqrt{f'_c} \quad (2.7)$$

แต่ในกรณีที่เกิดแรงดัดที่มีค่ามาก ผลการทดลองกลับพบว่า ค่าหน่วยแรงต้านทานแรงเฉือนตึงมีค่าเท่ากับที่ต่ำกว่าดังแสดงใน สมการ 2.8

$$\tau_{cr} = \frac{V_{cr}}{b_w d} = 0.15\sqrt{f'_c} \quad (2.8)$$

รูปแบบรอยแตกร้าวของคาน ค.ส.ล.เมื่อเกิดการวิบัติ

รูปแบบรอยแตกร้าวที่เกิดขึ้นในคาน ค.ส.ล. เมื่อรับน้ำหนักบรรทุกมีอยู่ด้วยกัน 3 รูปแบบหลัก แสดงในภาพประกอบที่ 5 มีดังนี้คือ

1. รอยแตกร้าวบริเวณกลางคานหรือจุดรองรับมักจะปรากฏขึ้นในแนวตั้งซึ่งเกิดจากผลของหน่วยแรงดัดกระทำที่เกิดขึ้นภายในบริเวณกลางช่วงคานและผิวคานบริเวณตรงข้ามจุดรองรับ

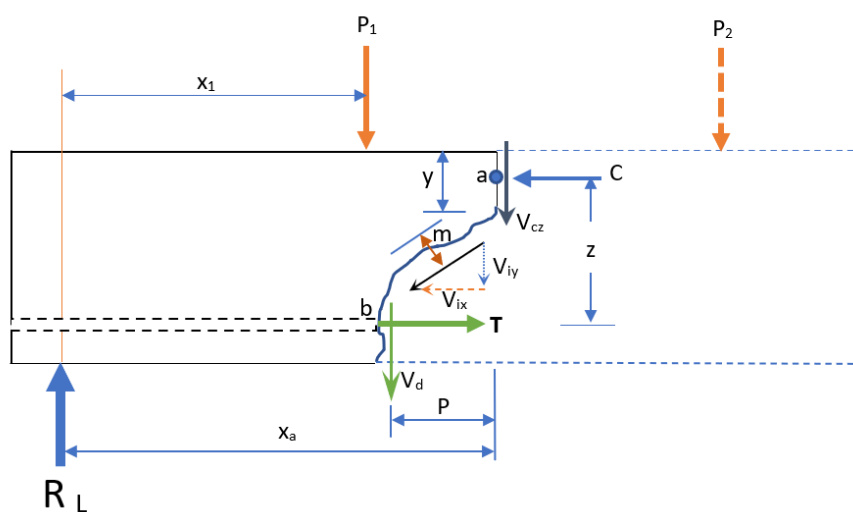
2. รอยแตกร้าวแนวทแยงประมาณ 45 องศาใกล้บริเวณจุดรองรับซึ่งเกิดจากหน่วยแรงเฉือนกระทำที่เกิดขึ้นภายในคาน

3. รอยแตกร้าวแนวทแยงมุมเกิดขึ้นอยู่ระหว่างกลางช่วงคานและจุดรองรับ รูปแบบการแตกร้าวชนิดนี้เกิดจากหน่วยแรงดัดและหน่วยแรงเฉือนกระทำร่วมกัน

พฤติกรรมการต้านทานหน่วยแรงเฉือนของคาน ค.ส.ล. แบบไม่มีเหล็กเสริมลวดตั้ง

พิจารณาแรงเสียดทานที่ผิวรอยแตกร้าวในคาน ในภาพประกอบที่ 6 ด้านล่าง จะเห็นแรงต้านทานแรงเฉือนภายใน V_{cz} คือแรงต้านแรงเฉือนโดยเนื้อคอนกรีตในสภาวะยังไม่เกิดรอยแตกร้าว V_{az} คือแรงต้านทานแรงเฉือนที่เกิดจากแรงเสียดทานซึ่งเกิดมาจากความหยาบขรุขระระหว่างมวลรวมหยาบในส่วนผสมคอนกรีต และ V_d คือแรงต้านทานแรงเฉือนจากเหล็กเสริมหลักสามารถเขียนในรูปแบบสมการต้านทานแรงภายในได้ด้วยตัวแปร V_{int}

$$V_{int} = V_{cz} + V_i + V_d \quad (2.9)$$



ภาพประกอบ 6 หน้าตัดคานแสดงแรงภายนอกและภายในภายใต้สภาวะการวิบัติจากแรงเฉือน

ที่มา: วินิต ช่อวิเชียร และ วรนิติ ช่อวิเชียร (2554)

จากพื้นฐานความรู้วิชากลศาสตร์วิศวกรรม สมดุลของพลังงานภายนอกจะมีค่าเท่ากับงานภายใน V_{ext} เท่ากับ V_{int} ดังนั้นกำลังรับแรงเฉือนโดยคอนกรีตเฉพาะในส่วนที่ยังไม่เกิดการแตกร้าว จะมีค่าเท่ากับ

$$V_{cz} = V_{ext} - V_{iy} - V_d \quad (2.10)$$

หากพิจารณาโมเมนต์รอบจุด a ตามภาพประกอบด้านล่าง กำหนดให้โมเมนต์รอบจุด a ที่เกิดจากแรงภายนอกกระทำให้มีค่าเท่ากับโมเมนต์จากแรงภายในกระทำในสมการที่ 2.11 ถึง 2.13

$$M_{ext} = M_{int} \quad (2.11)$$

$$M_{ext} = R_L \cdot x_a - P_1(x_a - x_1) \quad (2.12)$$

$$M_{int} = T \cdot z + V_d \cdot p - V_i \cdot m \quad (2.13)$$

เมื่อ R_L คือ แรงปฏิกิริยาที่จุดรองรับ

x_a คือ ระยะทางในแนวราบจากจุดรองรับถึงจุด a

x_1 คือ ระยะทางในแนวราบจากจุดรองรับถึงจุดที่แรง P_1 กระทำ

P_1 คือ น้ำหนักบรรทุกทุกกระทำจากภายนอก

T คือ แรงดึงภายในเหล็กเสริมหลัก

z คือ ระยะทางจากแนวแรงอัด C ถึงแนวแรงดึงภายในเหล็กเสริมหลัก

V_d คือ แรงเฉือนในแนวตั้งภายในหน้าตัดเหล็กเสริมหลัก

V_i คือ แรงเฉือนลัพธ์ตามรอยแตกร้าวในแนวเอียงบนหน้าตัดคาน

p คือ ระยะทางจากรอยแตกร้าวที่ผิวล่างถึงรอยแตกร้าวในดิ่งที่ผิวบนของ

คาน

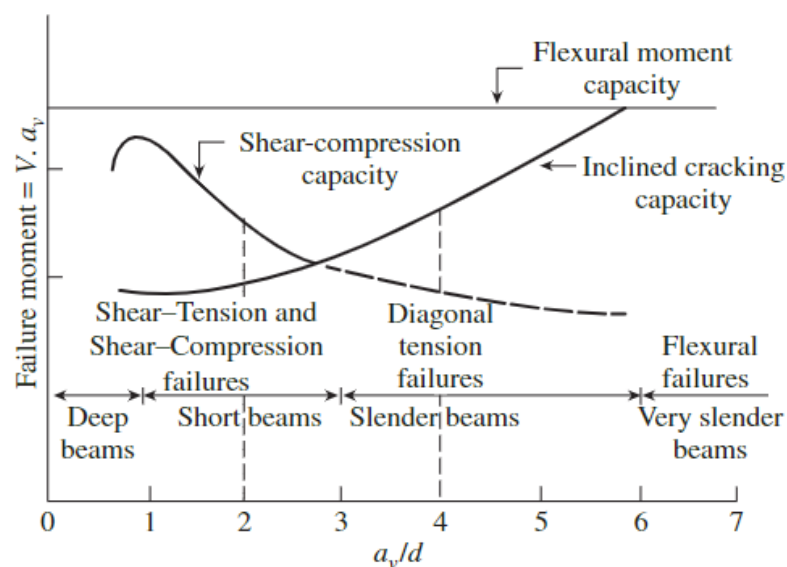
m คือ ระยะจากแนวแรงเฉือนภายในตามรอยแตกร้าวในแนวเอียงตั้งฉากไปถึงขนานถึงจุด a

ดังนั้นค่าแรงดึงในเหล็กเสริมหลักเนื่องภายใต้การวิบัติด้วยแรงเฉือนกระทำที่จุด b สามารถหาได้จากสมการสมดุลสถิตศาสตร์ด้วยสมการที่ 2.14

$$T = \frac{(M_{ext} - V_d \cdot p + V_i \cdot m)}{z} \quad (2.14)$$

ความสัมพันธ์ของค่าแรงดัดและอัตราส่วนช่วงคานต่อความลึกประสิทธิภาพ

Wight (2016) กล่าวว่าค่าแรงดัดและอัตราส่วนช่วงคานต่อความลึกประสิทธิภาพ หรือ $\frac{a_v}{d}$ มีผลต่อรูปแบบพฤติกรรมการวิบัติของคาน ค.ส.ล. ในภาพประกอบ 7 แสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ของค่าแรงดัดและอัตราส่วน $\frac{a_v}{d}$ เป็นอัตราส่วนช่วยแบ่งประเภทของคานย่อย คือ คานลึก คานปกติ คานชะลูด และคานที่มีความชะลูดสูง ความชะลูดของหน้าตัดคานต่อความยาวช่วงคานจะมีความสัมพันธ์กับรูปแบบการวิบัติของคานด้วยเช่นกัน ตัวอย่างเช่น คานที่มีค่าอัตราส่วน $\frac{a_v}{d}$ ในช่วง 0 ถึง 3 มีลักษณะเป็นคานลึก และคานสั้น การวิบัติจะเกิดจากแรงเฉือนผสมแรงดึงร่วมกับแรงเฉือนร่วมกับแรงอัด ส่วนค่าอัตราส่วน $\frac{a_v}{d}$ ถ้ามีค่าอยู่ในช่วง 3 ถึง 6 จะเป็นคานชะลูด รูปแบบการวิบัติโดยแรงเฉือนที่เกิดขึ้นจากแรงดึงทแยง เป็นต้น ดังนั้น อัตราส่วนของความยาวช่วงคานต่อความลึกประสิทธิภาพ Span to Depth Ratio $\frac{a}{d}$ จะมีผลโดยตรงกับพฤติกรรมการวิบัติ หรือเรียกอีกชื่อหนึ่งว่า Shear Span to Depth Ratio เมื่อ a คือ ระยะที่เกิดแรงเฉือนภายในคาน Shear Span และ d คือ ความลึกประสิทธิภาพ



ภาพประกอบ 7 ความสัมพันธ์ของการวิบัติด้วยแรงดัดและอัตราส่วนความยาวช่วงคานต่อความลึกคานประสิทธิภาพ

ที่มา: Wight (2016)

พฤติกรรมการวิบัติของคาน ค.ส.ล. แบบไม่มีเหล็กเสริมลูกตั้ง

รูปแบบการวิบัติของคาน ค.ส.ล. มีสาเหตุเกิดจากน้ำหนักบรรทุกทุกภายนอกมากระทำ ส่งผลให้เกิดหน่วยแรงดัดและหน่วยแรงเฉือนภายในคาน รูปแบบของสมการหน่วยแรงแต่ละรูปแบบมีดังนี้

$$f = F_1 \frac{M}{b d^2} \quad (2.15)$$

$$v = F_2 \frac{v}{b d} \quad (2.16)$$

โดยที่ค่า F_1 และ F_2 เป็นค่าคงที่ซึ่งหาได้จากผลการทดสอบคานจริงในห้องปฏิบัติการ นำสมการ 2.15 และ 2.16 มาเขียนใหม่ในรูปของอัตราส่วนเป็นสมการที่ 2.17

$$\frac{f}{v} = \frac{F_1}{F_2} \left(\frac{M}{V d} \right) = \frac{F_1}{F_2} \left(\frac{a}{d} \right) \quad (2.17)$$

กำลังต้านทานแรงเฉือนของคาน ค.ส.ล. แบบไม่มีเหล็กเสริมลูกตั้ง

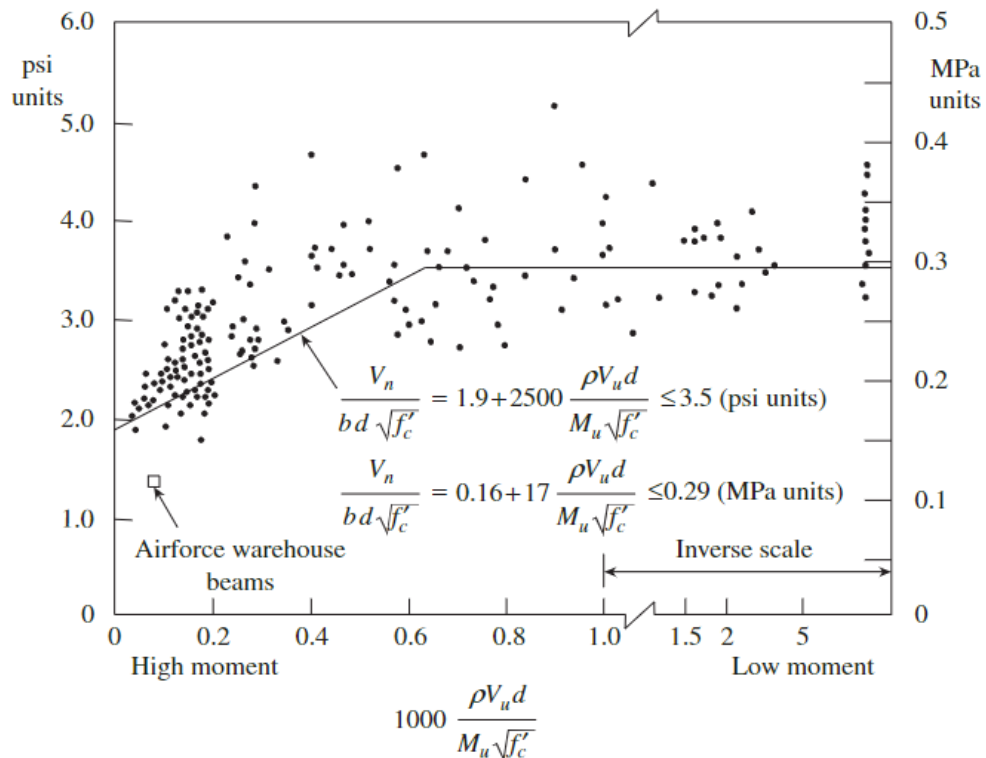
สมการต้านทานหน่วยแรงเฉือนในคานคอนกรีตแบบไม่เสริมเหล็กลูกตั้ง มีที่มาจากผลการทดลองในห้องปฏิบัติการและใช้องค์ความรู้ทางด้านสถิตินำมาสร้างสูตรหรือสมการสำหรับในงานในการออกแบบของค้ำอาคาร ได้มีการพัฒนาเก็บรวบรวมข้อมูลผลการทดลองสะสมเป็นเวลายาวนาน ปัจจุบันสมการที่มีใช้กันอยู่มาจากหลายมาตรฐาน แต่สำหรับในประเทศไทยนั้นมักอ้างอิงมาตรฐานของวิศวกรรมสถานแห่งประเทศไทยซึ่งที่ผ่านมาใช้การอ้างอิงหรือนำเอามาตรฐาน The American Concrete Institute (ACI) มาเป็นต้นแบบและทำการปรับปรุงให้มีความเหมาะสมในการใช้งานในประเทศไทย

วินิต ช่อวิเชียร และ วรนิติ ช่อวิเชียร (2554) ได้กล่าวว่า จากข้อมูลทางด้านสถิติผลการทดสอบคาน ค.ส.ล. จำนวน 440 ตัวอย่างจนสามารถนำมาสร้างเป็นสมการแบบไร้หน่วย

$$\frac{V_n}{b d \sqrt{f'_c}} \text{ และ } \frac{\rho V_n d}{M_n \sqrt{f'_c}} \text{ สมการที่สร้างขึ้นคือสมการที่ 2.18 ต้องมีค่าไม่เกิน 0.29 MPa}$$

$$\frac{V_n}{b d \sqrt{f'_c}} = 0.16 + 17 \frac{\rho V_n d}{M_n \sqrt{f'_c}} \leq 0.29 \text{ (MPa)} \quad (2.18)$$

สมการที่ 2.18 จะให้ผลการทำนายผลค่าต้านทานแรงเฉือนของการทดสอบคานจริงในสภาวะเกิดการวิบัติด้วยแรงเฉือนร่วมกับแรงดัดในลักษณะที่มีส่วนปลอดภัยหรือต่ำกว่าค่าความเป็นจริง เมื่ออัตราส่วน $\frac{M_n}{V_n d}$ หรืออัตราส่วน $\frac{a}{d}$ มีค่าที่ต่ำและให้ผลการทำนายใกล้เคียงผลการทดสอบจริงที่มีค่าอยู่ในช่วงที่อัตราส่วน $\frac{M_n}{V_n d}$ หรืออัตราส่วน $\frac{a}{d}$ ระหว่าง 2.5 ถึง 6



ภาพประกอบ 8 แผนภูมิสมการด้านทานหน่วยแรงเฉือนของคาน ค.ส.ล. แบบไม่เสริมเหล็กที่ตั้ง

ที่มา: Subramanian (2013)

ทั้งนี้ มาตรฐาน ว.ส.ท. และ ACI นำเสนอสูตรการคำนวณแบบสั้นโดยไม่ต้องพิจารณา ค่าอัตราส่วน ρ_w และ $\frac{M_n}{V_n d}$ ไว้ในสมการที่ 2.19 เป็นหน่วย SI โดยที่ λ คือค่าสัมประสิทธิ์ของ ประเภทคอนกรีตมีค่าเท่ากับ 1 เมื่อเป็นคอนกรีตแบบปกติทั่วไป

$$V_c = 1.7 \lambda \sqrt{f'_c} b_w d \quad (2.19)$$

สรุปปัจจัยที่มีผลต่อกำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. แบบไม่มีเหล็กเสริมลวดตั้ง

จากการทบทวนวรรณกรรมพฤติกรรมของคาน ค.ส.ล. จากหัวข้อก่อนหน้าในบทที่ 2 ใน ภาคทฤษฎีทำให้พอทราบถึงปัจจัยที่ส่งผลต่อพฤติกรรมของคานหลังจากการรับน้ำหนักบรรทุก

จนกระทั่งถึงสภาวะวิบัติ ทำให้พอสังเกตเห็นได้ถึงปัจจัยที่มีผลต่อกำลังต้านทานแรงเฉือนซึ่งได้แก่ คุณสมบัติของวัสดุ ขนาดของหน้าตัด ขนาดตำแหน่งหรือระยะของเหล็กเสริม

Wight (2016) กล่าวว่ากำลังต้านทานแรงเฉือนคาน ค.ส.ล. มีหลายปัจจัยที่ส่งผล ทั้งปัจจัยทางกายภาพและปัจจัยทางกล ได้แก่

1. กำลังรับแรงดึงของคอนกรีต โดยปกติคอนกรีตมีความสามารถในการรับแรงดึงแต่มีค่าน้อยอยู่ที่ประมาณร้อยละ 10 ของค่ากำลังอัดประลัย
2. เหล็กเสริมรับแรงดึง หลังจากคาน ค.ส.ล. รับแรงกระทำจนกระทั่งเกิดการแตกร้าวที่ผิวท้องคานด้านล่างจากนั้นเหล็กเสริมรับแรงดึงจะเริ่มยึดตัวและเกิดกำลังรับแรงดึงในเหล็กเสริม
3. อัตราส่วนแรงเฉือนจากความยาวช่วงคานต่อความลึกประสิทธิผล $\frac{a}{d}$ หรือ $\frac{M}{Vd}$ หากพิจารณาแผนภูมิแรงเฉือนและแผนภูมิแรงดัดของคานที่ทดสอบจะพบว่าขนาดแรงเฉือนและระยะความยาวคาน มีความสัมพันธ์กับขนาดของแรงดัดที่เกิดขึ้นในคาน
4. มวลรวมน้ำหนักเบา มวลรวมที่มีหน่วยน้ำหนักเบาจะมีกำลังต้านทานแรงดึงน้อยตามไปด้วย
5. ขนาดคาน ถ้าคานมีอัตราส่วนความยาวต่อความลึกเพิ่มขึ้นความกว้างของการแตกร้าวแนวเอียงขึ้นกับผลของความเครียดในเหล็กเสริมถูกตั้งขวางกับแนวแตกร้าวและระยะห่างของเหล็กเสริมถูกตั้ง สำหรับคาน ค.ส.ล. ที่ไม่มีเหล็กเสริมถูกตั้งแรงเฉือนจะถูกถ่ายเข้าไปสู่มวลรวมหยาบที่ยึดระหว่างกันระหว่างมวลรวมหยาบ
6. แรงกระทำในแนวแกนคาน กรณีที่มีแรงอัดเกิดขึ้นภายในคาน จะช่วยให้รอยแตกร้าวเปิดอ้าเกิดขึ้นช้าลงเพราะเกิดความเครียดอัด ส่งผลให้แนวแกนหดสั้นลงซึ่งจะช่วยลดแรงดัดในหน้าตัดคาน แต่ในทางกลับกันหากเป็นแรงดึงกระทำในแนวแกนคานทำส่งผลให้เกิดความเค้นดึงซึ่งจะส่งผลให้เกิดความเครียดดึงทำให้รอยแตกร้าวในแนวเอียงเพิ่มมากขึ้น
7. ขนาดโตสุดมวลรวมหยาบ ขนาดของมวลรวมหยาบยังมีขนาดที่ใหญ่มากขึ้นยิ่งจะทำให้พื้นผิวรอยที่ขรุขระและแตกร้าวมีขนาดใหญ่ขึ้นตาม ส่งผลทำให้แรงเสียดทานระหว่างพื้นผิวรอยแตกมีค่าสูงซึ่งช่วยในการต้านทานแรงกระทำได้ดีกว่ารอยแตกที่มีพื้นผิวที่เรียบกว่า

กระบวนการทางด้านวิทยาการข้อมูล

ในกระบวนการทำงานศึกษาหาคำตอบในงานด้านวิทยาศาสตร์ข้อมูลมีผู้นิยามกระบวนการทำงานได้คล้ายคลึงกัน(Cielen et al., n.d.) กล่าวไว้ว่า กระบวนการทำงานในด้านวิทยาศาสตร์ข้อมูลโดยทั่วไปมีอยู่ด้วยกันจำนวน 6 ขั้นตอนหลักประกอบด้วย คือ 1) ตั้งเป้าหมายสิ่งที่ต้องการศึกษา 2) ดึงหรือเก็บรวบรวมข้อมูล 3) จัดเตรียมข้อมูล 4) สืบหาข้อมูลและสรุปสิ่งที่อยู่ในข้อมูล 5) สร้างจำลอง และ 6) นำเสนอผลลัพธ์ ดังแสดงไว้เป็นแผนภาพ ในภาพประกอบที่ 9

1. ตั้งเป้าหมายสิ่งที่ต้องการศึกษา (Setting the Research Goal)

เป้าหมายสิ่งที่ต้องการศึกษาคือ องค์ความรู้ใหม่ หรือ สิ่งที่ยังไม่ทราบแน่ชัดในอดีตที่สามารถนำมาใช้ประโยชน์ในการแก้ปัญหาหรือเพิ่มมูลค่าทางเศรษฐกิจ โดยทั่วไปจะเป็นความรู้เชิงธุรกิจเช่น ความรู้เชิงลึกที่ลูกค้าตัดสินใจซื้อสินค้า หรือ ในศาสตร์ด้านอื่นเช่น ปริมาณอัตราส่วนผสมของยาที่ให้ผลการรักษาโรคได้ดีที่สุดและมีผลข้างเคียงต่ำสุด เป็นต้น ผู้ทำการศึกษาคงต้องมีพื้นฐานองค์ความรู้ในงานด้านที่ต้องการศึกษาพอสมควร เพื่อที่จะเข้าใจถึงประเด็นปัญหา ประโยชน์ของผลลัพธ์ทางด้านเศรษฐกิจจากการศึกษา และสามารถหาวิธีการแปลผลความน่าเชื่อถือของผลลัพธ์ได้

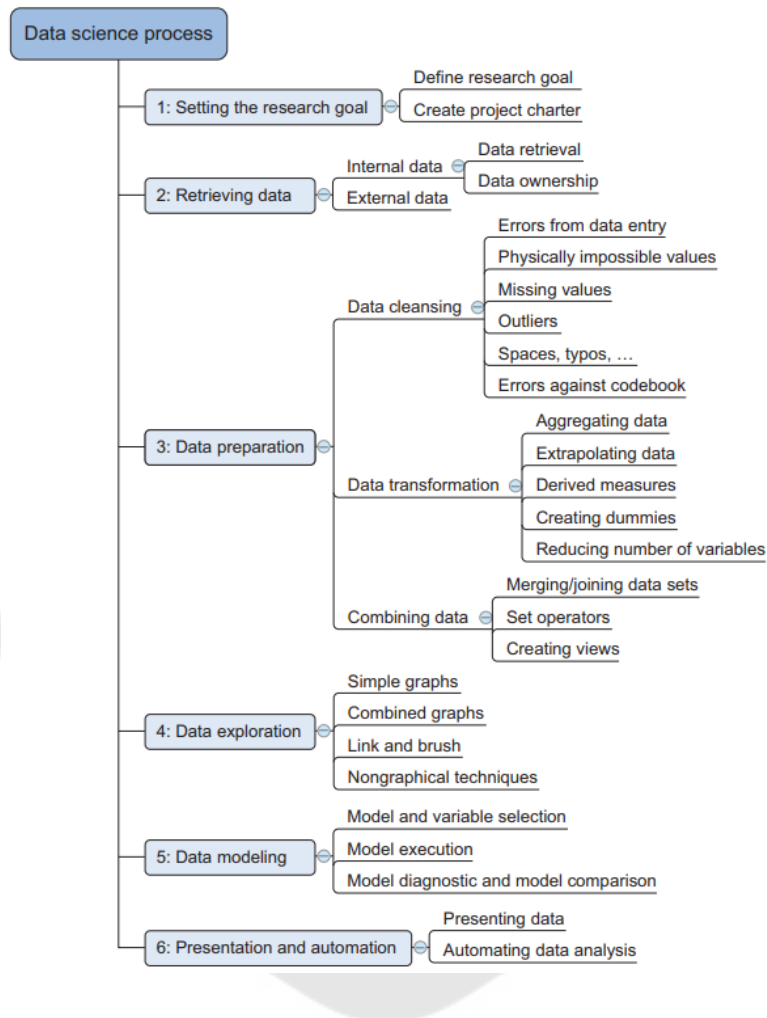
2. ดึงหรือเก็บรวบรวมข้อมูล (Retrieve Data)

ข้อมูลที่มีอยู่ตามธรรมชาติมักจะถูกจัดเก็บไว้ตามแหล่งข้อมูลต่างๆหรืออยู่กระจัดกระจายในหลายแหล่งข้อมูลการจัดเก็บ มีรูปแบบการจัดเก็บที่หลากหลาย อีกทั้งข้อมูลที่ถูกจัดเก็บยังมีทั้งข้อมูลที่สามารถนำมาใช้ศึกษาได้ และ ข้อมูลที่ยังไม่สามารถนำมาใช้งานได้

3. จัดเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

ในขั้นตอนนี้อาจเรียกอีกชื่อหนึ่งว่าขั้นตอนการทำความสะอาดข้อมูล ตามปกติหลังจากกิจกรรมดึงและรวบรวมข้อมูลจากหลายแหล่งเรียบร้อยแล้ว ข้อมูลที่ได้มักมีลักษณะข้อมูลที่มีข้อผิดพลาดอยู่ เช่น ประเภทข้อมูลไม่อยู่ในรูปแบบที่ต้องการ ข้อมูลขาดหาย ข้อมูลผิดปกติกจากที่ควรจะเป็น ข้อมูลแปลกปลอม ดังนั้นในขั้นตอนนี้ นักวิทยาศาสตร์ข้อมูลต้องทำการตรวจสอบข้อมูลที่มีทั้งหมดเพื่อจะได้ทราบข้อผิดพลาดประเภทต่างๆที่ขึ้นแล้วจัดการข้อมูลที่ผิดพลาดนั้นอย่างเหมาะสมให้พร้อมใช้งานเช่น การลบข้อมูลที่แปลกปลอมทิ้ง เติมข้อมูลที่ขาดหายไปด้วยวิธีที่เหมาะสม เช่น ใช้ค่าเฉลี่ย ค่าจากบันทึกก่อนหน้า ค่ากลางระหว่างค่าบันทึกก่อนหน้าและค่าบันทึกตามหลัง เป็นต้น ในบางครั้งต้องทำการแปลงชนิดข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถนำไปใช้งานได้ เช่น การแปลงข้อมูลตัวอักษรให้เป็นตัวเลขเพื่อให้สามารถนำไปประมวลผลได้ หรือ

ในบางครั้งอาจจำเป็นต้องสร้างชุดข้อมูลใหม่จากข้อมูลที่เก็บมาได้เพื่อนำมาใช้ในการประมวลผล เช่น ระยะความยาวช่วงคานสุทธีสามารถสร้างชุดข้อมูลใหม่ได้จากการนำข้อมูลความยาวคานทั้งหมดนำมาลบกับขนาดความกว้างของแผ่นเหล็กที่จุดรองกับเป็นต้น



ภาพประกอบ 9 กระบวนการวิทยาการข้อมูล 6 ขั้นตอน

ที่มา : Cielen et al. (2016)

4. สำรวจและสรุปสิ่งที่อยู่ในข้อมูล (Data exploration)

ในขั้นตอนนี้เป็นการสำรวจข้อมูลเพื่อให้เห็นความเชื่อมโยงกันระหว่างข้อมูล ซึ่งอาจพิจารณาได้จาก สถิติบรรยาย ตัวอย่างเช่น ค่าสูงสุด ค่าต่ำสุด ค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่ามัธยฐาน ค่าฐานนิยม ค่าสหสัมพันธ์ เป็นต้น นอกจากนี้อาจอาศัยการเขียนแผนภาพเพื่อช่วยดู

รูปแบบความสัมพันธ์ของข้อมูลได้อีกทางหนึ่ง เช่น ความสัมพันธ์ระหว่างแรงกดที่คานและค่าการแอ่นตัวของคาน หรือ น้ำหนักบรรทุกที่กระทำเพิ่มตามระยะเวลา เป็นต้น

5. สร้างจำลอง (Data Modelling)

ขั้นตอนนี้เป็น การเขียนโปรแกรมให้คอมพิวเตอร์มีความสามารถผลได้เหมือนมนุษย์ ที่ใช้ความรู้ทางด้านคณิตศาสตร์โดยการนำชุดข้อมูลที่ใส่ไปให้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ได้เรียนรู้ และประมวลผลส่งออกผลลัพธ์การทำนายค่าออกแบบ วิธีการสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องเริ่มจากเลือกชนิดแบบจำลองที่ถูกสร้างไว้ในชุดโปรแกรม หรือ อาจเขียนโปรแกรมขึ้นมาใหม่ด้วยความรู้ทางด้านคณิตศาสตร์จากนั้นทำการปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ในแบบจำลองให้เหมาะสมตามความต้องการ จากนั้นจึงทำการประเมินค่าความแม่นยำ ค่าความคลาดเคลื่อนจากผลลัพธ์การทำนายค่าที่ได้จากแบบจำลอง

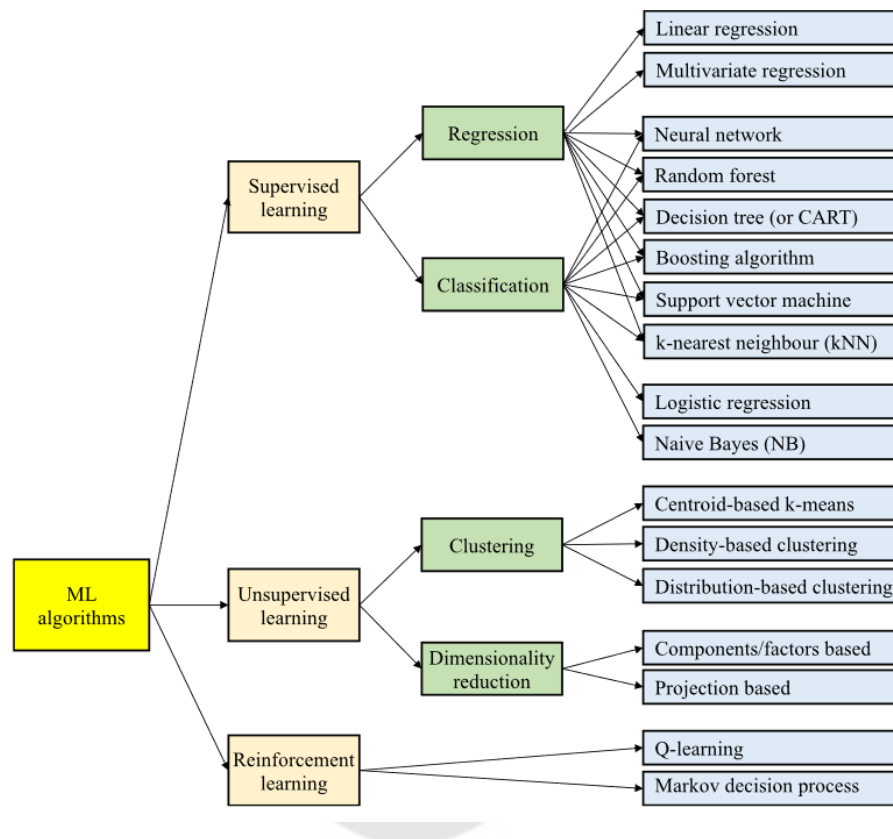
6. นำเสนอผลลัพธ์ (Presentation and Automation)

หลังจากทำการทำนายค่าและปรับแก้ค่าพารามิเตอร์และประเมินผลลัพธ์ของแบบจำลองจนเป็นที่พอใจแล้ว ขั้นตอนสุดท้ายคือการนำค่าผลลัพธ์ต่างๆที่ได้จากแบบจำลอง นำออกมาหาข้อสรุปหรือแปลผลลัพธ์เพื่อนำเสนอสิ่งที่ค้นพบ อาจนำเสนอออกมาในรูปแบบของตัวเลข แผนภาพ ตารางเปรียบเทียบ อย่างใดอย่างหนึ่งหรือใช้การนำเสนอหลายรูปแบบร่วมกันได้ ทั้งนี้การนำเสนอผลลัพธ์อาจอยู่ในรูปแบบที่มีความสามารถปรับเปลี่ยนข้อมูลผลลัพธ์ให้เป็นปัจจุบันได้อีกด้วย ประโยชน์ของการนำเสนอผลลัพธ์ดังที่กล่าวมาเพื่อให้ผู้นำไปใช้งานหรือประกอบการตัดสินใจ สามารถเข้าใจผลลัพธ์และข้อจำกัดได้อย่างง่ายและตรงกับวัตถุประสงค์ของการนำไปใช้งาน

เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐาน

เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องที่มีอยู่ในปัจจุบันมีอยู่ด้วยกันมากมายหลายเทคนิค โดยปกติแล้วในสาขาวิทยาศาสตร์ข้อมูลจะแบ่งรูปแบบการเรียนรู้ออกเป็น 3 ประเภทหลักคือ 1) การเรียนแบบมีผู้สอน (Supervised Learning) 2) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) และ 3) การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement Learning) สำหรับงานวิจัยเรื่องนี ผลการทำนายค่าผลลัพธ์ของคำตอบคือ กำลังต้านทางแรงเฉือนของคาน ค.ส.ล. ซึ่งเป็นค่าเชิงปริมาณ หรือ เป็นค่าแบบต่อเนื่องมีหน่วยเป็น kN (กิโลนิวตัน) ดังนั้นรูปแบบของเทคนิคการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองของเครื่องที่ใช้ที่มีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลที่มีอยู่จึงต้องเลือกใช้แบบเทคนิคการเรียนรู้แบบมีผู้สอนเพื่อให้สอดคล้องกับชนิดของข้อมูลและผลลัพธ์การทำนาย

จากภาพประกอบที่ 10 ในบทความวิจัยของ Thai (2022) แสดงแผนภาพเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องประเภทแบบมีผู้สอนและเป็นการทำนายผลข้อมูลในลักษณะข้อมูลเชิงปริมาณหรือข้อมูลชนิดแบบต่อเนื่อง มีอยู่ด้วยกัน 8 เทคนิค ได้แก่ 1) Linear Regression 2) Multivariate Regression 3) Neural Network 4) Random Forest 5) Decision Tress (or CART) 6) Boosting Algorithm 7) Support Vector Machine 8) k-Nearest Neighbors (KNN)



ภาพประกอบ 10 รูปแบบเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบทั่วไป

ที่มา: Thai (2022)

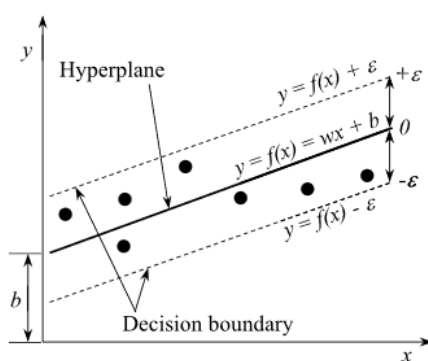
ทฤษฎีเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐานที่มีคุณลักษณะทำนายผลลัพธ์ออกมาเป็นข้อมูลชนิดตัวเลขหรือค่าแบบต่อเนื่องสำหรับในการทบทวนวรรณกรรมแบบจำลองพื้นฐานที่เลือกนำมาใช้ในงานวิจัยมีจำนวนทั้งหมด 6 รูปแบบ ดังต่อไปนี้

1. Linear Regression

เป็นเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องใช้ในการทำนายค่าข้อมูลที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้น ปัญหา ปะสีละเตสัง (2564) กล่าวถึงแบบจำลองนี้ไว้ด้วยว่า ลักษณะที่สำคัญคือ ข้อมูลที่นำมาใช้สอนแบบจำลองต้องมีผลลัพธ์เป็นค่าเชิงปริมาณ ผลการทำนายค่าผลลัพธ์เป็นค่าตัวเลขเชิงปริมาณที่แตกต่างกัน ขึ้นอยู่กับค่าตัวแปรต้น การสร้างแบบจำลองสำหรับใช้ทำนายผลจะอาศัยความสัมพันธ์ของข้อมูลเชิงปริมาณ นำมาสร้างสมการเชิงเส้น และค่าสัมประสิทธิ์ (Coefficient) ของแต่ละตัวแปรและค่า Intercept ส่วนค่าความแตกต่างหรือค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าผลการทำนายเรียกว่า ค่าคงค้าง Residual

2. Multiple Regression: MLR

เทคนิคนี้มีลักษณะคล้ายวิธี LR แต่ต่างกันที่มีตัวแปรต้นหรือตัวแปรอิสระและสัมประสิทธิ์ของตัวแปรอิสระมีจำนวนมากกว่า 1 ตัว

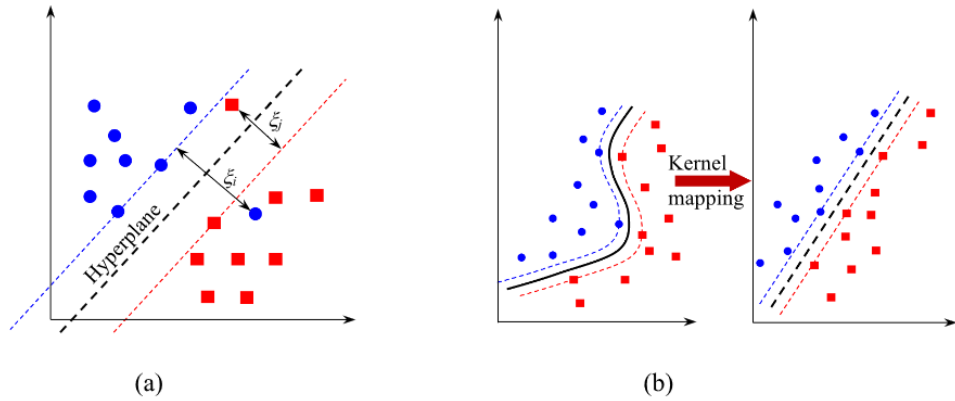


ภาพประกอบ 11 เทคนิค SVM แบบ Regression ใช้ Hyperplane ช่วยแบ่งกลุ่มข้อมูล

ที่มา : Thai (2022)

3. Support Vector Machines: SVM

เป็นแบบจำลองที่สามารถทำนายค่าเชิงปริมาณและจำแนกกลุ่มได้ มีการกำหนดรูปแบบเส้นสำหรับแบ่งข้อมูลตามผลลัพธ์หรือตามลักษณะข้อมูลที่ใช้งานเรียกว่า เคอร์เนล Kernel ภาพประกอบที่ 11 และ 12 มีให้เลือกใช้หลายรูปแบบ เช่น RBF, Polynomial, Gaussian, Sigmoid, Hyperbolic เป็นต้น C พารามิเตอร์ ปรับค่า Margin นอกจากนี้เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องชนิดนี้ยังมีการใช้ Hyper Plane แสดงในภาพประกอบที่ 11 ช่วยในการแบ่งกลุ่มข้อมูลเพื่อสร้างเส้นแบ่งหรือสมการสำหรับใช้ในการทำนายค่า

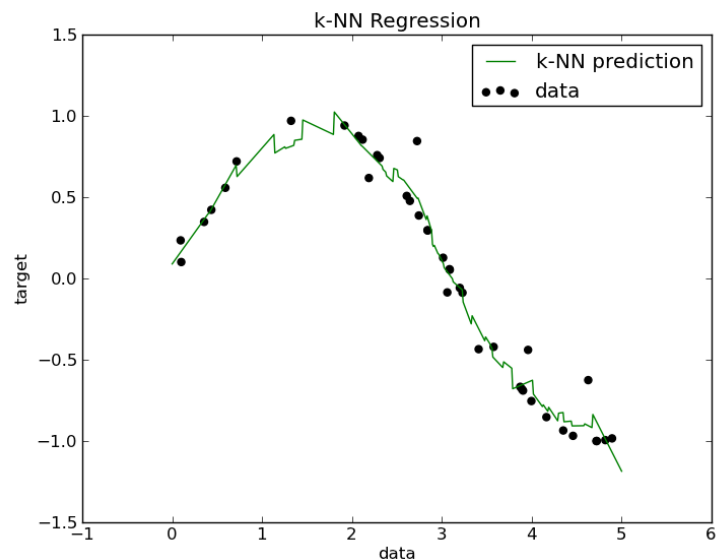


ภาพประกอบ 12 Hyperplane และ Kernel ในเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง SVM

ที่มา: Thai (2022)

4. K-Nearest Neighbors (KNN)

เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องชนิดนี้มีหลักการอาศัยความสัมพันธ์ของข้อมูลที่อยู่ใกล้กันโดยใช้ค่าเฉลี่ยในกลุ่มที่มีลักษณะหรือระยะห่างที่ใกล้เคียงกันช่วยในการจัดกลุ่ม เพื่อสร้างเส้นแบ่งกันกลุ่มข้อมูลและนำไปใช้สร้างเป็นสมการสำหรับการทำนายค่าเชิงปริมาณได้



ภาพประกอบ 13 k-Nearest Neighbors Regression

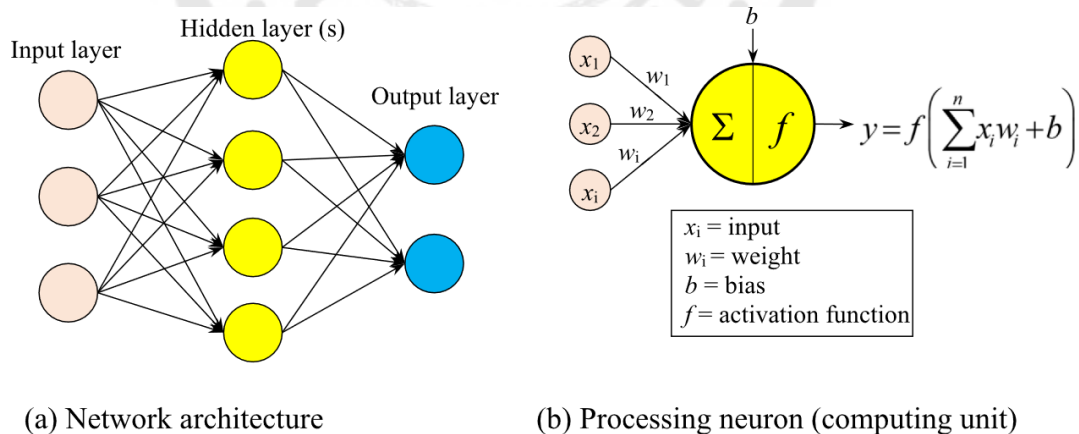
ที่มา: Scikits-learn (2023)

5. Decision Tree ต้นไม้การตัดสินใจ

ลักษณะของแบบจำลองชนิดนี้จะอาศัยการสร้างลำดับขั้นตอนการตัดสินใจมีลักษณะเป็นแผนภูมิเส้นทางของคำตอบมีลักษณะเป็นจุดต่อทางเลือกในการตัดสินใจเหมือนกิ่งก้านสาขาเหมือนต้นไม้กลับหัว มีจุดเด่นที่มีหลักการอย่างง่ายไม่ยุ่งยากซับซ้อน รองรับการทำนายค่าได้ทั้งแบบกลุ่มและแบบเชิงปริมาณ ใช้เวลาในการประมวลผลไม่นาน ข้อเสียคือเกิดปัญหา Overfitting ข้อดีของเทคนิคการรู้ด้วยเครื่องประเภทนี้คือสามารถอธิบายการทำงานและแปลผลผลลัพธ์ได้ง่าย

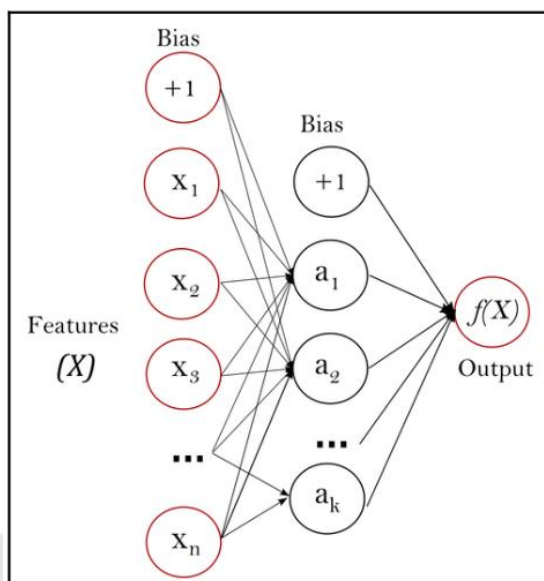
6. โครงข่ายประสาทเทียม Neural Networks

การเรียนรู้ด้วยเครื่องชนิดนี้ได้นำแนวคิดของระบบปมประสาทเทียมที่มีลักษณะเชื่อมต่อกันหลายชั้น หรือในทางการประมวลผลทางคอมพิวเตอร์ได้นำหลักการทางชีววิทยาของระบบการทำงานของสมองมนุษย์ นำมาลอกเรียนแบบด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์โดยการรับค่าและส่งต่อค่าที่รับมาไปยังโหนดต่างๆ ซึ่งจะเป็นกระบวนการเฉลี่ยค่าถ่วงน้ำหนัก หรือ ค่าความโน้มเอียง ที่มีการเชื่อมต่อกันที่แยกออกเป็นชั้นๆ แสดงในภาพประกอบ 14 ถึง 15 ด้านล่าง จากนั้นจึงแปลงค่าสัญญาณการรับค่าที่ผ่านการเชื่อมต่อนำมาแปลงค่าด้วย ฟังก์ชันที่มีให้เลือกใช้หลายรูปแบบ ผลลัพธ์จากการแปลงสัญญาณที่ได้จะเป็นค่าคำตอบ



ภาพประกอบ 14 รูปแบบทั่วไปหลักการการทำงานของ ANN

ที่มา :Thai (2022)



ภาพประกอบ 15 Multilayer Neural Networks Perceptron

ที่มา: Avila & Hauck (2017)

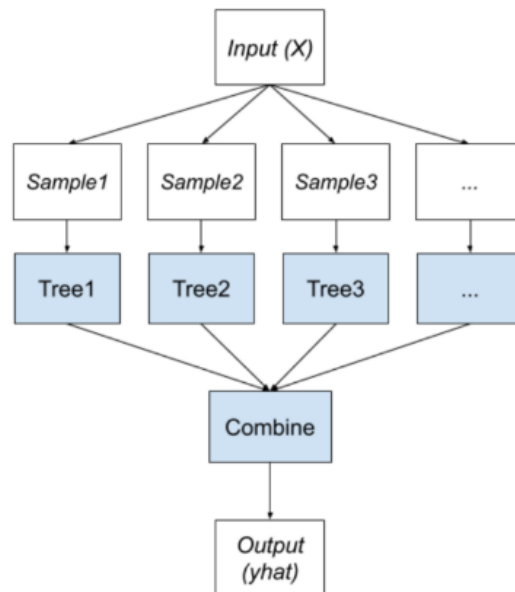
เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Ensemble

เทคนิคที่นิยมใช้สำหรับเพิ่มประสิทธิภาพเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Ensemble มีอยู่ด้วยกัน 3 รูปหลัก คือ 1) Bagging Ensemble 2) Boosting Ensemble 3) Stacking Ensemble รายละเอียดของแต่ละวิธีมีสิ่งๆที่เหมือนกันและแตกต่างกันในลักษณะการทำงานและใช้งานชุดข้อมูลมีรูปแบบดังต่อไปนี้

เทคนิค Bagging Ensemble

เทคนิค Bagging Ensemble นี้มีหลักการเริ่มต้นโดยการสุ่มเลือกข้อมูลย่อยจากชุดข้อมูลทั้งหมด ทั้งนี้วิธีการสุ่มเลือกข้อมูลย่อยอาจใช้วิธีการสุ่มทั้งในด้านของแถวของข้อมูลและจากคุณสมบัติย่อยของตัวแปร Feature หรืออาจจะทำการเลือกวิธีสุ่มตัวอย่างข้อมูลเพียงอย่างเดียวหนึ่ง จากนั้นจึงทำการนำชุดข้อมูลที่ผ่านการสุ่มเลือกแต่ละชุดนั้นนำไปใช้สร้างแบบจำลองทำนายค่า ซึ่งแบบจำลองที่เป็นที่นิยมใช้ในเทคนิค Bagging Ensemble คือ แบบจำลองต้นไม้การตัดสินใจ เมื่อเทคนิค Bagging Ensemble ถูกนำมาใช้กับแบบจำลองต้นไม้การตัดสินใจ จึงมีชื่อเรียกเทคนิคนี้ใหม่ว่า Random Forest ดังแสดงในภาพประกอบ 16 ด้านล่าง

Bagging Ensemble

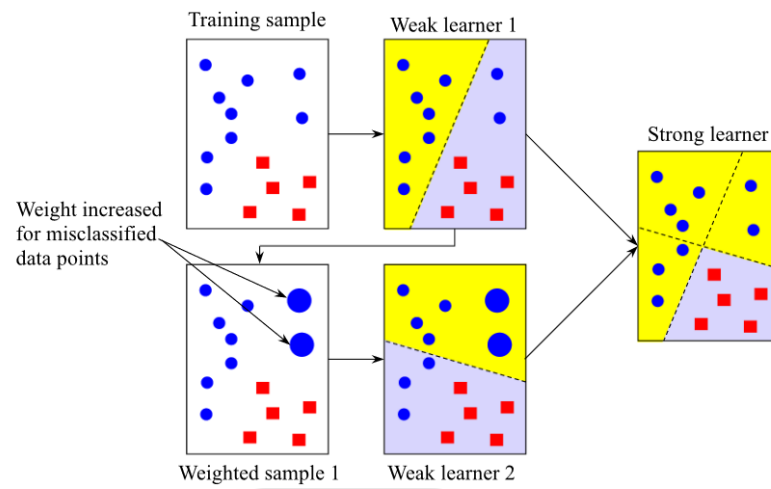


ภาพประกอบ 16 เทคนิค Bagging Ensemble

ที่มา : Brownlee (2021)

เทคนิค Boosting Ensemble

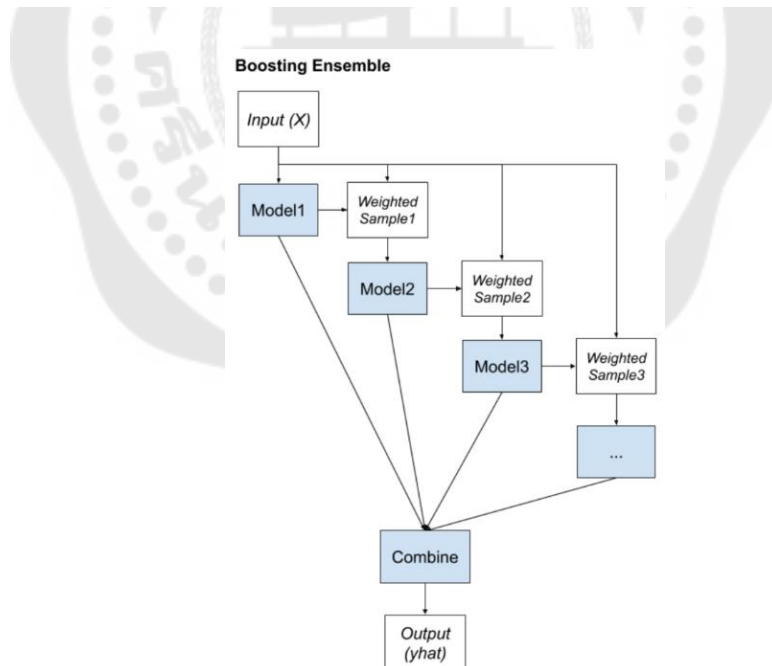
เทคนิคนี้อาศัยหลักการนำชุดข้อมูลทั้งหมดนำไปสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคต่างๆ ผลที่ได้จากการทำนายค่าในแบบจำลองลำดับที่ 1 หรือ Model 1 แสดงในภาพประกอบ 17 ด้านล่าง จะถูกนำไปพักหรือเก็บไว้เพื่อรอหาค่าเฉลี่ยผลการทำนายในลำดับถัดไปจนถึงแบบจำลองลำดับสุดท้าย หลักการทำนายผลของแบบจำลองลำดับที่ 1 จะได้ผลลัพธ์การทำนายออกมา ซึ่งจะมีข้อมูลย่อยสำหรับสอนแบบจำลองส่วนหนึ่งจากชุดข้อมูลทั้งหมดที่ให้ผลการทำนายเกิดความผิดพลาดมากเกินระดับที่กำหนดค่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้ ข้อมูลย่อยเหล่านี้จะถูกเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อให้มีความสำคัญมากขึ้นและถูกนำกลับไปใส่แทนที่ในชุดข้อมูลหลัก ดังแสดงในภาพประกอบ 18 จากนั้นจึงทำการสร้างแบบจำลองลำดับที่ 2 ซึ่งจะได้ผลการทำนายค่าออกมา ข้อมูลสำหรับการสอนแบบจำลองที่ให้ผลการทำนายไม่ผ่านเกณฑ์ที่กำหนดไว้ จะถูกนำมาเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักและถูกนำกลับไปใส่แทนที่ข้อมูลเก่า จากนั้นจะให้หลักการนี้ไปสร้างแบบจำลองลำดับถัดไปจนถึงจำนวนที่ต้องการ จะสังเกตได้ว่าเทคนิคนี้เป็นการเพิ่มประสิทธิภาพการทำนายผลด้วยการปรับปรุงเพิ่มน้ำหนักหรือเพิ่มความสำคัญข้อมูลที่ให้ผลการทำนายที่ไม่ถูกต้องหรือไม่ผ่านเกณฑ์ที่กำหนดไว้



ภาพประกอบ 17 แสดงการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับข้อมูลที่ทำนายค่าผิดพลาดในเทคนิค

Booting Ensemble

ที่มา : Thai (2022)

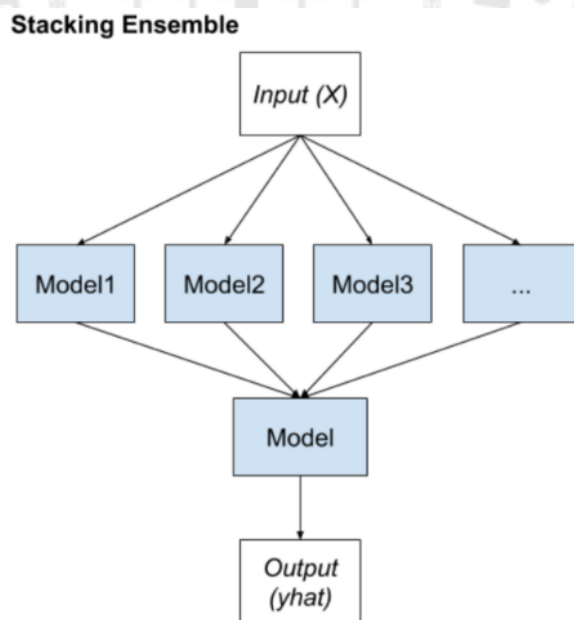


ภาพประกอบ 18 เทคนิค Boosting Ensemble

ที่มา: Brownlee (2021)

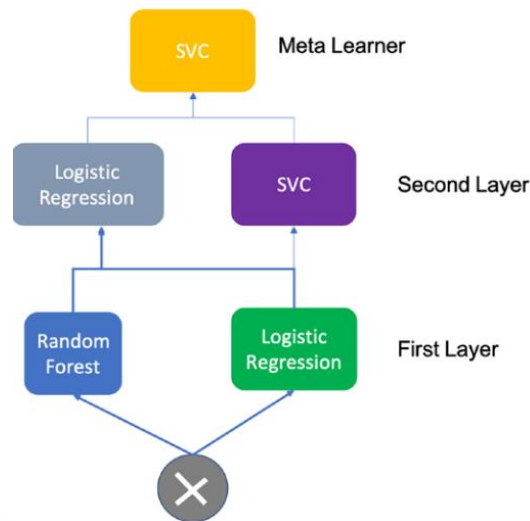
เทคนิค Stacking Ensemble

เทคนิคนี้แตกต่างกับวิธี Boosting Ensemble ซึ่งมีรูปแบบการทำงานในลักษณะอนุกรม แต่จะเหมือนกันกับเทคนิค Bagging Ensemble ในด้านที่ทำงานในลักษณะคู่ขนานไปพร้อมๆกัน แต่ทั้งนี้เทคนิค Stacking Ensemble จะมีความแตกต่างกับเทคนิค Boosting Ensemble ตรงช่วงการเลือกข้อมูลนำมาใช้สร้างแบบจำลอง กล่าวคือ วิธี Stacking Ensemble จะใช้ชุดข้อมูลทั้งหมดชุดเดียวกัน นำมาสร้างแบบจำลองชนิดต่างๆในการทำนายผลไปพร้อมๆกัน หลังจากได้แบบผลการทำนายค่าของแบบจำลองแต่ละชนิดและผลลัพธ์ที่ได้ จะถูกนำมาใช้เป็นชุดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองลำดับสุดท้ายที่มีชื่อเรียกว่า Meta Learner เพื่อออกผลการทำนายค่าเป็นคำตอบสุดท้าย ดังแสดงในภาพประกอบ 19 ทั้งนี้แบบจำลองลักษณะการทำงานแบบคู่ขนานนี้อาจเป็นแบบจำลองด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐาน หรือ อาจเป็นแบบจำลองที่ถูกสร้างขึ้นด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Ensemble แบบใดแบบหนึ่งก็สามารถนำมาใช้งานได้เช่นกัน มากไปกว่านั้น เทคนิค Ensemble ชนิดนี้ยังสามารถทำงานซ้อนกันมากกว่า 1 ชั้นได้ สามารถสร้างให้เกิดความซับซ้อนคล้ายคลึงกับแบบจำลอง Neural Networks ได้เช่นกัน



ภาพประกอบ 19 เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble แบบทั่วไป

ที่มา: Brownlee (2021)



ภาพประกอบ 20 เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Multilayer Stacked Ensemble

ที่มา : Kumar & Jain (2020b)

งานวิจัยเกี่ยวกับแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล.

ภานุวัฒน์ และ สุนิติ (2564) ได้กล่าวถึงวิวัฒนาการของสูตรคำนวณสำหรับใช้ออกแบบของค้ำอาคาร ค.ส.ล. คานชะลุดูดตลอดระยะเวลาที่ผ่านมาในการศึกษาวิจัยมาเป็นระยะเวลานานถึง 60 ปี นับตั้งแต่ปี ค.ศ.1963 ก่อนที่จะมีการเปลี่ยนแปลงสูตรสำหรับใช้ในการคำนวณออกแบบตามมาตรฐาน ACI-318 โดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับของค้ำอาคารที่ไม่มีการเสริมเหล็กดัด เช่น คานแผ่นพื้น และ ฐานราก ลักษณะบทความวิจัยมีลักษณะการสังเคราะห์งานวิจัยในอดีตของผลงานวิจัยตามระยะเวลาที่ผ่านมา ซึ่งได้กล่าวสรุปในท้ายบทความไว้ว่า มาตรฐานการออกแบบของประเทศไทยที่ใช้งานอยู่ปัจจุบันมีที่มาจากต้นแบบของมาตรฐาน ACI แต่สมการและข้อกำหนดที่ใช้ของมาตรฐานของประเทศไทยยังไม่ได้ปรับเปลี่ยนให้สอดคล้องกับมาตรฐาน ACI-318(19) แสดงไว้ในสมการที่ 2.19 โดยพิจารณาจากอัตราส่วนพื้นที่เหล็กเสริมหลักต่อพื้นที่หน้าตัดคานรวมกับแรงกระทำในแนวแกนคาน N_u หารด้วยหกเท่าของขนาดมวลรวม สมการนี้พัฒนามาจากงานวิจัยที่มีความทันสมัยและมีความถูกต้องแม่นยำใกล้เคียงกับความเป็นจริงที่มากกว่าสูตรเดิม ACI-319(89) สมการใหม่ที่ถูกพัฒนาคือ ACI-318(19) จะพิจารณาตัวแปร ความลึกประสิทธิภาพในรูปแบบของ Section Factor ด้วยสมการที่ 2.20 และ สมการที่ 2.21

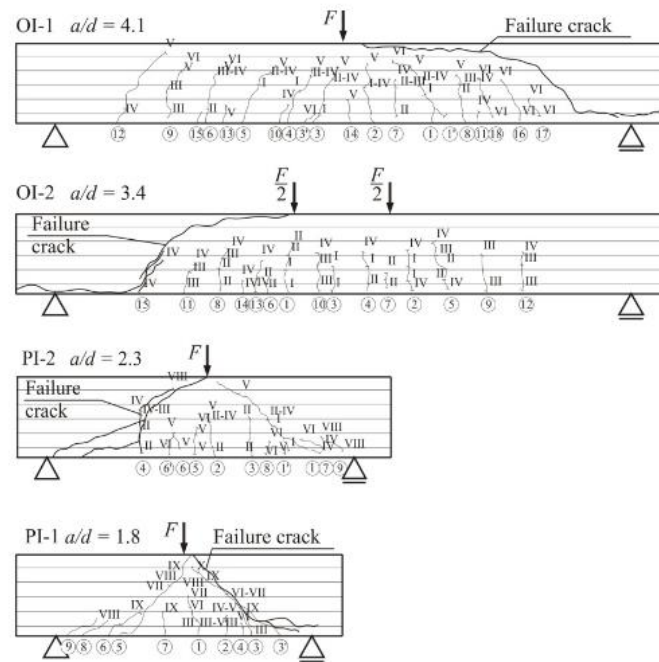
$$V_c = 0.66 \lambda_s \lambda (\rho_w)^{\frac{1}{3}} \sqrt{f'_c} + \frac{N_u}{6 A_g} \quad (2.20)$$

$$\lambda_s = \sqrt{\frac{2}{1+0.004d}} \leq 1.0 \quad (2.21)$$

Raju (2014) ได้ศึกษาทบทวนพฤติกรรมคาน ค.ส.ล. รับแรงเฉือนแบบไม่มีเหล็กเสริมทางตั้ง และได้กล่าวว่าการเกิดการวิบัติของคานภายใต้สภาวะรับแรงเฉือนนั้นเกิดขึ้นจากหลายปัจจัย โดยได้ทำการเปรียบเทียบสมการตามมาตรฐานการออกแบบกำลังต้านทานแรงเฉือน เช่น มาตรฐาน ACI, Canadian, AASHTO, European Code, British Standard สมการที่นำเสนอโดย (Raju, 2014 อ้างถึงใน H. Ahmad et al., 2013) ผลการวิจัยสรุปไว้ว่า กำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนในคานไม่สามารถใช้พารามิเตอร์ตัวใดตัวหนึ่งเพียงลำพัง ตัวแปรที่ส่งผลต่อกำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือน ได้แก่ 1) Shear Span to Depth Ratio 2) รูปแบบการวิบัติด้วยแรงเฉือนขึ้นอยู่กับความยาวช่วงคาน ปริมาณเหล็กเสริมตามยาวคาน 3) คอนกรีตกำลังอัดประลัยสูงมีผลต่อรูปแบบการวิบัติ อัตราส่วนพื้นที่หน้าตัดเหล็กเสริมต่อพื้นที่หน้าตัดคานส่งผลต่อความเหนียวของคาน 4) อัตราส่วน $\frac{a}{d}$ มีแปรผันตรงกับระยะการแอ่นตัวของคาน

Harry and Ekop (2016) ได้ทำการวิจัยเชิงทดลองเพื่อทำการศึกษากฎพฤติกรรมของคาน ค.ส.ล. แบบไม่มีเสริมเหล็กแนวตั้งด้วยคานจำนวน 12 ตัวอย่าง โดยออกแบบผสมคอนกรีต และอัตราส่วนน้ำต่อซีเมนต์ W/C จำนวน 4 อัตราส่วนผสมและแปรผันหน้าตัดคานไปตามขนาดที่มีความแตกต่างกัน หลังจากนั้นจึงนำไปคานไปทดสอบด้วยเครื่องทดสอบ Universal Testing Machine ผลการทดสอบปรากฏว่าคานทุกตัวอย่างวิบัติด้วยแรงเฉือน ผลการวิจัยพบว่า อัตราส่วนความยาวช่วงคานต่อความลึกประสิทธิผลมีผลต่อกำลังรับแรงเฉือนของคาน ค.ส.ล.

Slowik (2021) ได้ทำการศึกษากระบวนการแตกร้าวในสภาวะรูปแบบการวิบัติของคาน ค.ส.ล. แบบไม่มีเสริมเหล็กแนวตั้งด้วยวิธีการทดสอบคานจริงในห้องปฏิบัติการ แผนการทดลองแบ่งการทดสอบคานหลายความยาวช่วง อัตราส่วนความยาวช่วงคานต่อความลึกคาน เพื่อนำผลการทดสอบนำมาสร้างสมการเพื่ออธิบายพฤติกรรมการแตกร้าวภายใต้สภาวะเกิดการวิบัติที่เกิดจากแรงเฉือน ผลการศึกษาพบว่า คานที่มีอัตราส่วนความยาวช่วงคานต่อความลึกคาน ระหว่าง 3.4 และ 4.1 จะรอยแตกร้าวเนื่องจากแรงดึงทแยงส่งผลทำให้คานมีพฤติกรรมเปราะหรือเกิดการแตกร้าวทันทีทันใด ส่วนคานที่มีอัตราส่วนความยาวช่วงคานต่อความลึกคาน ระหว่าง 1.8 และ 2.3 พฤติกรรมที่ปรากฏมีเสถียรภาพดีกว่าอัตราส่วนก่อนหน้า พฤติกรรมการแตกร้าวจะค่อยๆ เกิดขึ้นแบบค่อยเป็นค่อยไปและค่อยๆ เพิ่มจำนวนและความยาวมากขึ้นตามภาพประกอบ 21 จนกระทั่งเกิดการวิบัติในที่สุด



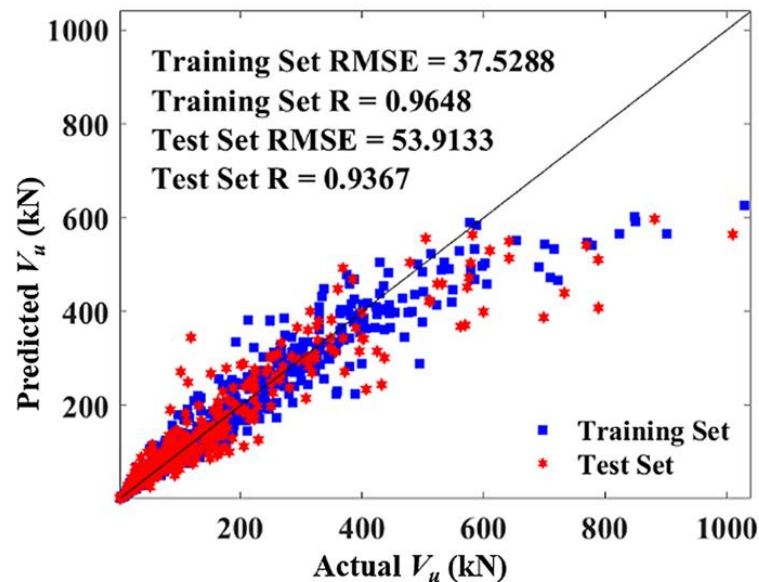
ภาพประกอบ 21 รูปแบบรอยแตกกร้าวของคานแต่ละความยาวช่วงและอัตราส่วนช่วงคานต่อความลึกคานประสิทธิผลที่แตกต่างกัน

ที่มา: Slowik (2021)

งานวิจัยเกี่ยวแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง

Sharafati et al. (2020) ทำการศึกษาไว้โดยเลือกใช้เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบผสมที่มีชื่อว่า Hybrid Adaptive Neuro-Fuzzy (ANFIS) วัตถุประสงค์ของงานวิจัยเพื่อสร้างแบบจำลองทำนายผลกำลังต้านทานแรงเฉือนในคานชะลูด ค.ส.ล. กำลังสูง โดยเลือกศึกษาเฉพาะคานชะลูดเพียงอย่างเดียว กำหนดวิธีการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 แบบ คือ 1) Not Pre-Processed และ 2) Pre-Processed เทคนิคการเรียนรู้ที่ใช้ คือ Ant Colony Optimization Algorithm : ACO, DE Algorithm: DE, Genetic Algorithm: GA, และ PSO Algorithm: PSO ซึ่งผลการศึกษาพบว่า PSO ให้ผลการทำนายที่ดีที่สุด กรณีตัวแปร Pre-Processed ค่าตัวแปร d , a , a_g , f_c และ ρ ผลของประสิทธิภาพการทำนายที่มีเสถียรภาพสูง มีดังนี้ R^2 เท่ากับ 0.9611, RMSE เท่ากับ 0.206, MAE เท่ากับ 0.157 และควรนำไปทดลองใช้กับ คาน ค.ส.ล. กำลังปานกลางในโอกาสต่อไป

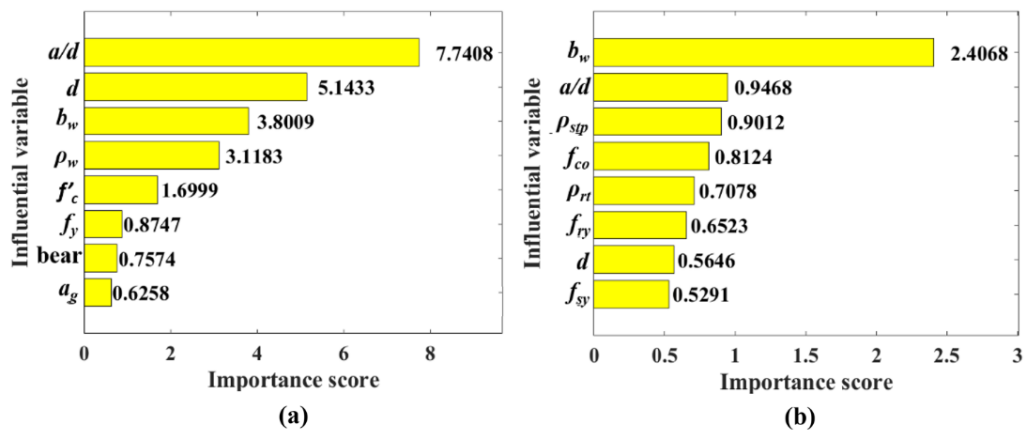
J. Zhang et al. (2022) ทำการศึกษาโดยใช้หลักการเรียนรู้ด้วยเครื่องช่วยในการทำนายผลแรงเฉือนที่เกิดขึ้นในคานแบบไม่เสริมเหล็กถูกต้อง โดยนำชุดข้อมูลจากงานวิจัยการทดสอบแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. จริงในอดีต จำนวน 1,984 ตัวอย่างและคานที่เสริมเหล็กแนวตั้งจำนวน 194 ตัวอย่าง นำมาทำแบบจำลองทำนายผลด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Random Forest และใช้ BAS Algorithm ในการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด ผลการศึกษาพบว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพในการทำนายค่า R เท่ากับ 0.9648 RMSE เท่ากับ 37.5288 สำหรับชุดข้อมูลการสอน และ R เท่ากับ 0.9367 RMSE เท่ากับ 53.9133 สำหรับชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบ ดังแสดงในแผนภูมิ ภาพประกอบ 22 ด้านล่าง



ภาพประกอบ 22 แผนภูมิแสดงผลการศึกษาประสิทธิภาพการทำนายผลการศึกษา

ที่มา: J. Zhang et al. (2022)

นอกจากนี้ผลการศึกษา ยังแสดงความสำคัญของตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อผลการทำนายค่ากำลังต้านทานแรงเฉือน ตัวแปรที่มีความสำคัญเด่นชัด ได้แก่ $\frac{a}{d}$, b_w , ρ_w



ภาพประกอบ 23 แสดงค่าความสำคัญของตัวแปรที่มีผลต่อกำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. ด้วย Random Forest Algorithm

ที่มา: J. Zhang et al. (2022)

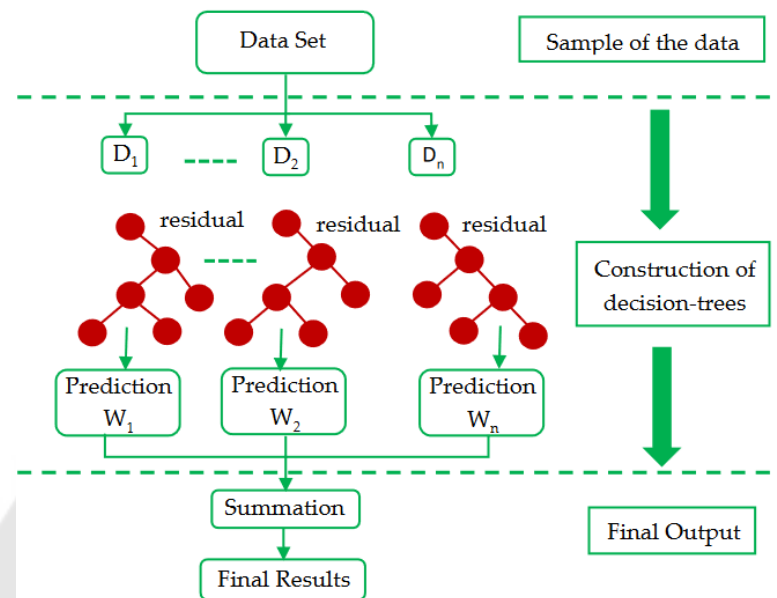
งานวิจัยเกี่ยวกับการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Ensemble ในงานวิศวกรรมโยธา

เพื่อให้เกิดความเข้าใจระเบียบวิธีวิจัยและค้นหาช่องว่างที่ยังไม่มีผู้วิจัยทำการศึกษา อีกทั้งยังเป็นการทำความเข้าใจเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Ensemble และเรียนรู้การประยุกต์ใช้เทคนิคนี้ประเภทนี้ในงานวิจัยที่กำลังศึกษา ผู้วิจัยจึงทบทวนวรรณกรรมในบทความวิจัยที่ใช้เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบ Ensemble ที่นำมาประยุกต์ใช้ในงานวิศวกรรมโยธาเพื่อค้นหาช่องว่างงานวิจัยดังที่กล่าวมา

เทคนิค XGBoots Ensemble ประยุกต์ใช้ในงานวิศวกรรมโยธา

Sahin (2020) ได้ศึกษาการทำนายค่ากำลังรับน้ำหนักแรงแบกทานของเสาเข็มตอกคอนกรีตเสริมเหล็ก จากชุดข้อมูลการทดสอบเสาเข็มในสนาม จำนวน 200 ตัวอย่าง แยกเป็นตัวแปรที่ใช้ในการศึกษารวมทั้งหมด 11 ตัวแปร โดยผู้วิจัยได้เลือกใช้เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Extreme Gradient Boosting (XGBoost) เป็นตัวหลัก มากไปกว่านั้นยังได้ทำการศึกษายังทำการวิเคราะห์ความอ่อนไหวของผลการทำนายค่าการรับน้ำหนักแบกทานกับเส้นรอบรูปของเสาเข็ม ผลการวิจัยพบว่า ตัวแปรค่า Standard Penetration Test (SPT) เป็นตัวแปรหลักที่ส่งผลต่อกำลังรับน้ำหนักแบกทานของเสาเข็ม ส่วนแบบจำลองที่สร้างขึ้นที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุดคือ XGBoost เมื่อเปรียบเทียบกับ AdaBoost, RF, DT และ SVM ประสิทธิภาพการทำนายค่าที่ได้คือ R^2 เท่ากับ

0.955 MAE เท่ากับ 59.929, RMSE เท่ากับ 80.653, MARE เท่ากับ 6.6 ส่วนตัวแปรที่มีความสำคัญสูงที่สุดคือตัวแปร NS (SPT blow count at pile shaft)

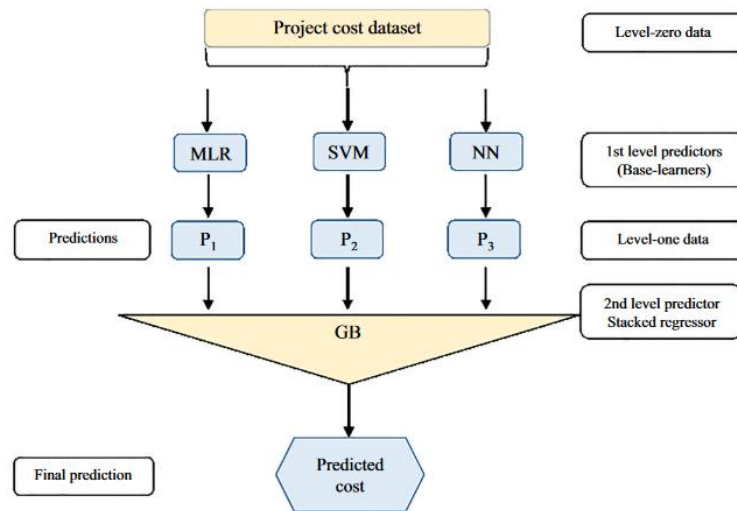


ภาพประกอบ 24 โครงสร้าง XGBoost ที่ใช้เป็นเครื่องมือในการศึกษาหลัก

ที่มา: Amjad et al. (2022)

เทคนิค Stacking Ensemble ประยุกต์ใช้ในงานวิศวกรรมโยธา

Meharie et al. (2022) ทำการศึกษาการทำนายค่าใช้จ่ายในโครงการก่อสร้างงานถนน เครื่องมือที่ผู้วิจัยเลือกใช้คือ เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble ที่ถูกสร้างขึ้นจาก MLR, SVM และ ANN เป็นแบบจำลองขั้นแรก (Base-Learner) ส่วนแบบจำลอง Meta Learner ผู้วิจัยเลือกใช้ GB Algorithm สำหรับการทำนายผลในรอบสุดท้าย ผลการวิจัยพบว่า ตัวแปร Inflation Rate, Project Type, No. of Bridge และ Terrain Type เป็นตัวแปรที่มีผลต่อการค่าใช้จ่ายในโครงการก่อสร้างงานถนนตามลำดับ



ภาพประกอบ 25 โครงสร้างแบบจำลองทำนายค่าใช้จ่ายในงานถนนด้วย Stacking Ensemble ที่ใช้ทำนายค่าใช้จ่ายในโครงการก่อสร้างงานถนน

ที่มา : Meharie et al. (2022)

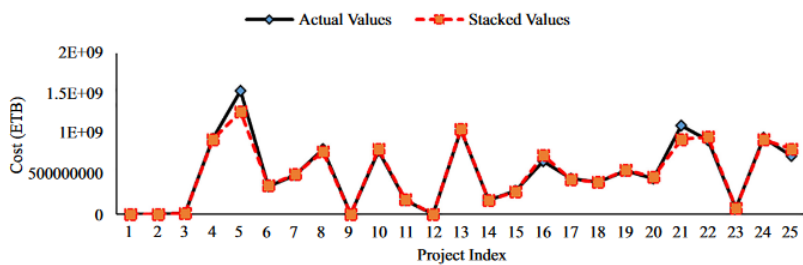


Figure 6. Comparison of testing results and actual cost values: stacking ensemble model

	Stacked regression model	
	Training	Testing
<i>R</i> -Square	0.938	0.978
MAE	0.131	0.111
MSE	0.033	0.046
RMSE	0.181	0.215

Table 5. Performance measures for the stacking ensemble cost model

ภาพประกอบ 26 แผนภูมิแสดงผลการศึกษาการทำนายผลค่าใช้จ่ายในโครงการก่อสร้างถนนด้วย Stacking Ensemble

ที่มา: Meharie et al. (2022)

สรุปผลการทบทวนวรรณกรรม

จากผลการสังเคราะห์งานวิจัยที่เกี่ยวข้องเบื้องต้นสามารถสรุปพบได้ว่า ยังมีช่องว่างในทางการศึกษาวิจัยอยู่หลายประเด็นหนึ่งในนั้นคือ ยังไม่มีนักวิจัยเคยทำการศึกษาเปรียบเทียบการทำนายผลแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. ด้วยวิธีเพิ่มประสิทธิภาพเทคนิคการเรียนรู้พื้นฐาน ด้วยเทคนิคที่แตกต่างกัน ซึ่งหากทำการศึกษาในประเด็นปัญหาดังที่กล่าวมาแล้ว ผลการวิจัยจะทำให้ทราบได้ว่าวิธีเพิ่มประสิทธิภาพเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องในการทำนายผลกำลังต้านทานแรงเฉือนของคาน ค.ล.ส. วิธีใดจะให้ประสิทธิภาพที่ดีที่สุดด้วยชุดข้อมูลจำนวน 1,849 ตัวอย่างที่เหมือนกัน อีกทั้งยังสามารถนำสมการมาตรฐานการออกแบบของ ACI-318(89) และ ACI-318(19) นำมาเปรียบเทียบระหว่างผลการทดสอบที่ได้จริงและผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบ Ensemble อีกด้วย ในประเด็นด้านตัวแปรในงานวิจัยกล่าวไว้ว่า a/d หรือความชะลูดของคานมีผลต่อพฤติกรรมต้านทานแรงเฉือนที่น่าสนใจ

บทที่ 3

ระเบียบวิธีวิจัย

กระบวนการวิจัยเรื่องนี้ มีขั้นตอนการวิจัยตามลำดับขั้นตอน โดยอาศัยข้อมูลบางส่วนที่ได้จากกระบวนการทบทวนวรรณกรรมนำมาใช้เป็นแนวคิดสำหรับการออกแบบระเบียบวิธีวิจัย เพื่อให้บรรลุวัตถุประสงค์ที่ต้องเป้าหมายไว้ เนื้อหาของระเบียบวิธีวิจัยแบ่งออกเป็น 4 ตอน

ตอนที่ 1 เครื่องมือและระเบียบวิธีวิจัย

ตอนที่ 2 กระบวนการวิจัยด้วยแบบจำลองพื้นฐาน

ตอนที่ 3 กระบวนการวิจัยด้วยแบบจำลองปรับปรุงประสิทธิภาพ

ตอนที่ 4 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ประสิทธิภาพแบบจำลองและวิธีการนำเสนอผลการวิจัย

ตอนที่ 1 เครื่องมือและระเบียบวิธีวิจัย

ชุดข้อมูล (dataset) สำหรับใช้สร้างแบบจำลอง

เนื่องจากวัตถุประสงค์ในการวิจัยเรื่องนี้ต้องการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง ซึ่งงานวิจัยที่ผ่านมาได้มีนักวิจัยได้ทำการศึกษาการทำนายค่าแรงเดือนในคาน ค.ส.ล. แบบไม่เสริมเหล็กติดตั้งด้วยวิธี Random Forest อยู่ก่อนหน้าแล้วอ้างอิงจาก (Zhang et al., 2022) ดังนั้นเพื่อเป็นการควบคุมการทดลองให้อยู่มีสภาพเดียวกันจึงได้กำหนดตัวแปรให้เหมือนกันทุกตัวด้วยเหตุผลที่กล่าวมา

สรุปตัวแปรที่ใช้ในงานวิจัย

จากผลการทบทวนวรรณกรรม สามารถสรุปตัวแปรเชิงปริมาณที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองจำนวนทั้งสิ้น 13 ตัวแปร เป็นตัวแปรต้นจำนวน 12 ตัวแปร และ ตัวแปรตาม จำนวน 1 ตัวแปร ดังสรุปในตาราง 2 ด้านล่าง ส่วนการแบ่งการทดลองโดยแยกกลุ่มตัวแปรออกเป็น 2 แบบ คือ แบบที่ 1 จำนวน 11 ตัวแปร และ แบบที่ 2 จำนวน 13 ตัวแปร โดยที่อาศัยแบบจำลอง Bagging Ensemble เป็นแบบจำลองนำร่องตัวแรกก่อน หลังจากการทดสอบประสิทธิภาพการทำนายผลด้วยแบบจำลอง Bagging Ensemble เรียบร้อยแล้วจะนำผลของการประเมินประสิทธิภาพที่ได้มาพิจารณาว่ากลุ่มตัวแปรแบบใดให้ประสิทธิภาพที่ดีกว่ากัน และใช้เป็นเกณฑ์ในการตัดสินใจเลือกชุดตัวกลุ่มตัวแปรในแบบจำลองอื่นที่เหลือในการดำเนินการศึกษาต่อไป

ตาราง 1 ตัวแปรสำหรับใช้ในการศึกษา

ลำดับ	ตัวแปร	ML	มาตรฐานการ ออกแบบ	ความหมาย
1	b_w	✓	✓	ความกว้างเววคาน (mm)
2	b	✓	✓	ความกว้างคาน (mm)
3	h	✓	✗	ความลึกคาน (mm)
4	d	✓	✓	ความลึกประสิทธิภาพ (mm)
5	a/d	✓	✓	อัตราส่วนความยาวคานต่อความลึกประสิทธิภาพ
6	bear	✓	✗	ความยาวแผ่นเหล็กรองคานตามทิศทางความยาวคาน (mm)
7	ρ	✓	✓	ร้อยละของหน้าตัดเหล็กเสริมหลักต่อพื้นที่หน้าตัดคาน
8	f_{cp}	✓	✓	กำลังต้านทานหน่วยแรงอัดประลัยของคอนกรีต (MPa)
9	A_g	✓	✓	ขนาดโตสุดของมวลรวมผสมคอนกรีต (mm)
10	f_y	✓	✓	กำลังต้านทานแรงดึงของเหล็กเสริมหลักที่จุดคราก (MPa)
11	$b_w \cdot d$	✓	✓	พื้นที่หน้าตัดคาน ค.ส.ล. (mm ²)
12	$\rho \cdot d$	✓	✓	อัตราส่วนหน้าตัดเหล็กเสริมต่อพื้นที่หน้าตัดคานประสิทธิภาพ (mm)
13	V_u	✓	✓	กำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนประลัย (kN)

1. ภาษาคอมพิวเตอร์ที่ใช้

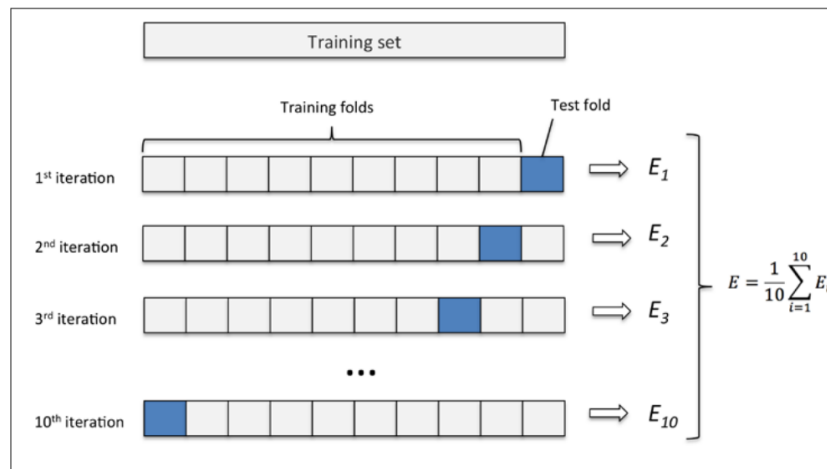
ภาษาคอมพิวเตอร์ที่ใช้สำหรับงานวิจัยนี้เลือกภาษา Python Version 3.1 ในโปรแกรมภาษามีชุดคำสั่งสำเร็จรูปที่ถูกเก็บรวบรวมอยู่ใน Library ผู้เขียนโปรแกรมสามารถสร้างแบบจำลองด้วยวิธีการเรียกใช้งานได้ ซึ่งได้แก่ Numpy, Pandas, Mathplotlib เป็นชุดคำสั่งหลัก

2. ชุดคำสั่งเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องที่เลือกใช้งาน

แบบจำลองที่สร้างจะอาศัยชุดคำสั่งสำเร็จรูป ได้แก่ Scikit-Learn Version 1.1.2 ซึ่งจะมีชุดคำสั่งเทคนิคการเรียนรู้ชนิดต่างๆ ให้เลือกใช้

3. วิธีแบ่งข้อมูลสำหรับสอนแบบจำลองด้วย Cross-Validation

เพื่อป้องกันการทำนายผลโดยแบบจำลองในสภาวะ Overfitting หมายถึงผลการทำนายตรงกับข้อมูลการสอน ออกเป็น 10 ชุดย่อยสำหรับใช้ในการนำไปใช้งานสร้างแบบจำลอง



ภาพประกอบ 27 Cross-Validation

ที่มา : Raschka and Mirjalili (2019)

4. วิธีการหาค่า Hyperparameter ที่เหมาะสมที่สุด

สำหรับแต่ละแบบจำลองจะมีค่า Hyperparameter มีหน้าที่ไว้ใช้ควบคุมการ สอนแบบจำลอง (Train Model) มีผลต่อความแม่นยำการทำนายค่าตัวแปรตาม Label หรือ Target การกำหนดค่า Hyperparameter ต้องเป็นค่าที่เหมาะสม ทั้งค่าความโน้มเอียง และ ค่า ความแปรปรวน เพื่อให้ได้จุดที่เหมาะสมมากที่สุดในการทำนายค่า แต่สำหรับงานวิจัยนี้ได้เลือก เทคนิคการปรับค่าพารามิเตอร์แบบ Grid Search CV เพราะเป็นเทคนิคที่เป็นที่นิยมและมีความ รวดเร็ว ใช้เวลาน้อยกว่าวิธีอื่น ๆ ในการค้นหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดของแต่ละแบบจำลอง ดังที่กล่าวมา

วิธีการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง

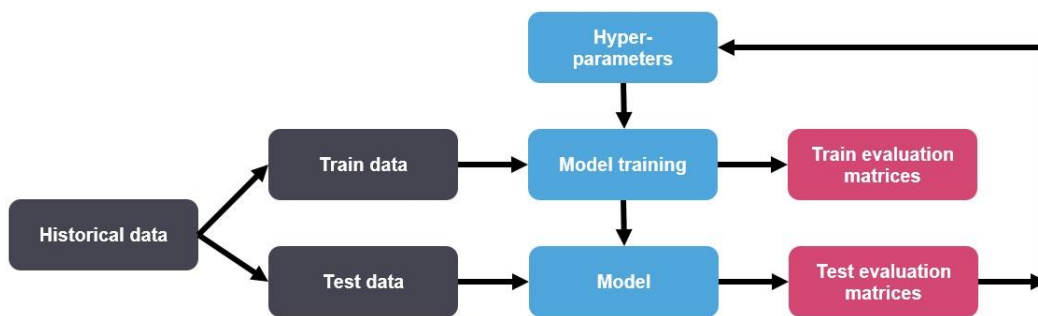
Brownlee (2021) กล่าวถึงวิธีการประเมินแบบจำลองประเภทถดถอยไว้ว่าไม่สามารถประเมินความแม่นยำได้ แต่สามารถประเมินความผิดพลาดได้ด้วยพารามิเตอร์ 4 ค่า คือ RMSE, MAPE, MAE และ R^2 รูปแบบของสมการที่ใช้แสดงไว้ในสมการที่ 3.1 ถึง 3.4

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |Y_i - \bar{Y}_i| \quad (3.1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |Y_i - \bar{Y}_i|^2} \quad (3.2)$$

$$MAPE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{Y_i - \bar{Y}_i}{Y_i} \right| \times 100 \quad (3.3)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m |Y_i - \bar{Y}_i|^2}{\sum_{i=1}^m |Y_i - \bar{Y}|^2} \quad (3.4)$$



ภาพประกอบ 28 Hyperparameter Tuning

ที่มา: Analytics Vidhya (2021)

แบบจำลองการทำนายผลด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง

สำหรับงานวิจัยเรื่องนี้มีผลการทำนายค่าผลลัพธ์ของค่าตอบคือ กำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนของคาน ค.ส.ล. ซึ่งเป็นค่าเชิงปริมาณหรือเป็นค่าแบบต่อเนื่อง มีหน่วยเป็น MPa (เม็กกะพาสคาล) ดังนั้นรูปแบบของเทคนิคการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองของเครื่องที่ใช้ที่เหมาะสมกับชนิดและปริมาณของข้อมูลที่นำมาใช้ในงานวิจัยเรื่องนี้ จึงต้องเลือกใช้เทคนิคการเรียนรู้แบบมีผู้สอน ได้แก่แบบจำลองรายชื่อดังต่อไปนี้

1. แบบจำลองถดถอยแบบเส้นตรง: Linear Regression (LR)
2. แบบจำลองถดถอยเส้นตรงหลายตัวแปร: Multiple Linear Regression (MLR)
3. แบบจำลองถดถอยแบบพหุนาม: Polynomial Regression (PR)
4. แบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจ: Decision tree (DT)
5. Support Vector Mechanics (SVM)

6. k-nearest Neighbor (KNN)

7. แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม: Artificial Neural Networks (ANN)

กระบวนการวิจัย

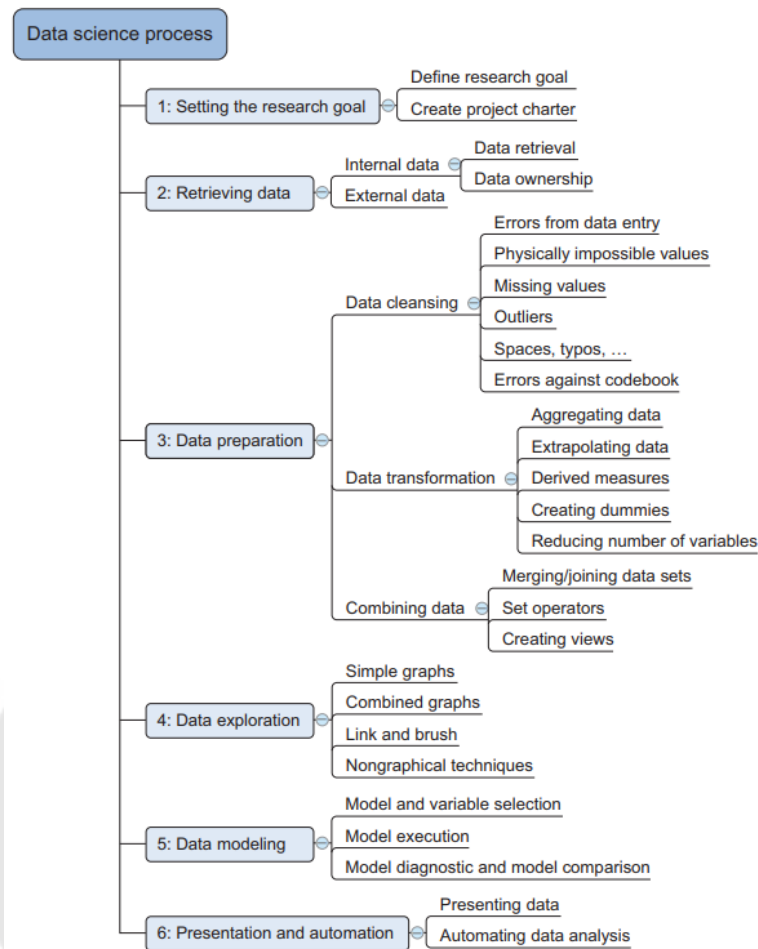
กระบวนการทำวิจัยเรื่องนี้อาศัยขั้นตอนทั่วไปของกระบวนการศึกษาทางด้านวิทยาศาสตร์ข้อมูล 6 ขั้นตอน ที่ได้มาจากการทบทวนวรรณกรรมในบทที่ 2 ที่ผ่านมา โดยยึดถือเป็นแนวทางในการทำวิจัยซึ่งมีรายละเอียดในแต่ละขั้นตอนดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 การตั้งเป้าหมายสิ่งที่ต้องการศึกษา

วัตถุประสงค์ของงานวิจัยเรื่องนี้เพื่อต้องการศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง ดังนั้นเป้าหมายของงานวิจัยคือต้องการได้ผลลัพธ์ค่าประสิทธิภาพการทำนายของแบบจำลองประเภทต่างๆนำมาเปรียบเทียบกัน เพื่อจะได้ทราบว่า แบบจำลองชนิดใดมีความเหมาะสมที่สุดในการทำนายค่ากำลังด้านทางแรงเฉือนของคาน ค.ส.ล. อ้างอิงบนฐาน ชนิด จำนวนของข้อมูล และตัวแปรต้นที่คัดเลือกมาใช้ในการศึกษา 1) ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายผลของแบบจำลอง 2) ความสำคัญของตัวแปรที่มีผลต่อการทำนายค่ากำลังด้านทานหน่วยแรงเฉือนประลัย 3) ความสำคัญของตัวแปรต้นที่ส่งผลต่อการทำนายค่ากำลังด้านทานแรงเฉือน

ขั้นตอนที่ 2 รวบรวมข้อมูล

ชุดข้อมูลสำหรับงานวิจัยเรื่องนี้เป็นข้อมูลชนิดทฤษฎีภูมิมีแหล่งที่มาจากวารสารวิจัย ข้อมูลดังกล่าวได้ถูกรวบรวมจากงานวิจัยหลายแหล่งข้อมูลและหลายช่วงเวลาตั้งแต่ปี ค.ศ.1973 ถึงปี ค.ศ.2004 รวมระยะเวลาประมาณ 60 ปี ซึ่งเป็นผลงานวิจัยของ (J. Zhang et al., 2022) วิธีการดึงข้อมูลใช้การแปลงไฟล์วารสารวิจัยซึ่งเป็นไฟล์เอกสาร PDF แปลงไฟล์ด้วยการคัดลอกตัวอักษรไปไว้บนโปรแกรมตารางคำนวณ Spread Sheet



ภาพประกอบ 29 กระบวนการวิทยาการข้อมูล 6 ขั้นตอน

ที่มา : Cielen et al. (2016)

ขั้นตอนที่ 3 การจัดเตรียมข้อมูล

เพื่อให้เกิดความพร้อมก่อนการนำข้อมูลไปใช้งาน กระบวนการปกติคือต้องทำความสะอาดข้อมูลที่อาจมีข้อมูลแบบผิดปกติเจือปนอยู่โดยนำออกไปให้เหลือแต่ข้อมูลที่มีความถูกต้องและอยู่ในรูปแบบที่ต้องการ พร้อมที่จะใช้งานในขั้นตอนต่อไป ซึ่งมีขั้นตอนย่อยดังนี้

1. นำเข้าไฟล์ชุดข้อมูลดิบซึ่งเป็นไฟล์นามสกุล .CSV ไปยังโปรแกรม Jupyter Notebook
2. เรียกดูข้อมูลตัวอย่าง เพื่อดูจำนวนตัวแปร และจำนวนแถวของข้อมูล
3. สร้างชุดข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบตาราง

4. ทำความสะอาดข้อมูล
5. ตรวจสอบชนิดข้อมูล เช่น ตัวอักษร ตัวเลข หรือ วัตถุ
6. ตรวจสอบจำนวนข้อมูลที่สูญหาย
7. ตรวจสอบข้อมูลที่ผิดปกติเริ่มจากการลบสดมข้อมูลที่ไม่มีข้อมูลออก ลบแถวหัวตารางที่ซ้ำกันออก จากนั้นทำการแปลงข้อมูลชนิดตัวอักษรให้มาเป็นข้อมูลตัวเลข

ขั้นตอนที่ 4 สํารวจและสรุปสิ่งที่อยู่ในข้อมูล

1. สํารวจข้อมูลด้วยค่าสถิติบรรยาย
2. สร้างแผนภูมิรูปแบบต่างๆ เพื่อดูรูปแบบข้อมูล
3. ค้นหาข้อมูลที่อยู่นอกช่วง ข้อมูลที่มีลักษณะหรือค่าที่ผิดปกติ

ขั้นตอนที่ 5 การสร้างแบบจำลอง

แบบจำลองสำหรับใช้ในการศึกษาเรื่องนี้แบ่งออกเป็น 2 ประเภทหลัก คือ แบบจำลองพื้นฐาน และแบบจำลองปรับปรุงประสิทธิภาพ แบบจำลองทั้ง 2 ประเภทนี้มีขั้นตอนการสร้างหลักใกล้เคียงกัน ลำดับขั้นตอนหลักดังกล่าวมีรายละเอียดพอสังเขปดังต่อไปนี้

1. เลือกตัวแปรลำดับที่ 1 ถึง 12 ตัวอย่างเช่น b_w , b , h , d , a/d , $bear$, ρ_w , f_{cp} , A_g และ f_y อ้างอิงจากตารางที่ 2 เพื่อให้กำหนดเป็นตัวแปรต้น หรือ Features และ เลือกตัวแปร V_u เป็นตัวแปร Target หรือ Label เพียงตัวแปรเดียว
2. จัดเตรียมชุดโปรแกรม Library พื้นฐาน Numpy, Pandas, Matplotlib
3. ปรับมาตราส่วนข้อมูลมาตรฐาน (Standard Scaling Data)
4. แบ่งชุดข้อมูลสำหรับการสอน ร้อยละ 70 และ การทดสอบ ร้อยละ 30
5. สร้างแบบจำลอง ปรับแก้ค่าพารามิเตอร์ และปรับค่าพารามิเตอร์ รายละเอียดแสดงไว้ใน ตารางที่ 2
6. ปรับแก้ค่าพารามิเตอร์ด้วย Grid Search CV ใช้ชุดคำสั่งใน Sklearn ในการปรับค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุด
7. หาความสำคัญของตัวแปร ด้วยการใส่ชุดคำสั่งของ SHAP Analysis

8. เปรียบเทียบประสิทธิภาพผลการทำนายค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือน ในคาน ค.ส.ล. ระหว่างเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐานและเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Ensemble ในรูปแบบของตาราง

ขั้นตอนที่ 6 วิธีนำเสนอผลลัพธ์

1. ประสิทธิภาพผลการทำนายกำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือน ใช้วิธีการนำเสนอผลการเปรียบเทียบในรูปแบบของตารางแสดงค่าตัวเลขผลการประเมินประสิทธิภาพ และการบรรยายผลลัพธ์

2. ความสำคัญของตัวแปร ใช้วิธีนำเสนอผลการเปรียบเทียบลำดับความสำคัญของตัวแปรในรูปแบบแผนภูมิแท่ง และการบรรยายผลลัพธ์จากค่า SHAP Value

ตาราง 2 ค่าพารามิเตอร์ของแต่ละเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง

ลำดับ	แบบจำลอง	ปรับค่าพารามิเตอร์
1	Linear Regression (LR)	fit_intercept: {true, False} normalize: {true, False}
2	Decision tree (DT) (Regressor)	Criterion: {'mse', 'friedman_mse', 'mae', 'poisson'}
3	Support vector Mechanic (SVM,SVC)	Kernel: {'linear', 'rbf', 'poly', 'sigmoid'} C : float Kenel : {'rbf'}, gamma: {'scale', 'auto', 'float'}}
4	k-nearest neighbor (KNN)	n-neighbors: int
5	MLP Neural Network	hidden_layer_sizes: tuple activation: {'identity', 'logistic', 'tanh', 'relu'} Solver: {'lbfgs', 'sgd', 'adam'}
6	Random Forest (Regressor)	Criterion : {'mse', 'mae'}

ที่มา : บัญชา ปะสีละเตสัง (2564)

ตอนที่ 2 กระบวนการวิจัยด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐาน

หลังจากการจัดเตรียมข้อมูลเพื่อเตรียมพร้อมนำมาสร้างแบบจำลองทำนายผลค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือน จากกระบวนการวิจัยในตอนต้นที่ 1 เป็นที่เรียบร้อยแล้ว

ขั้นตอนที่ 1 สร้างแบบจำลองการทำนายค่า ด้วย 6 เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐาน

ขั้นตอนที่ 2 หลังจากสร้างแบบจำลองแต่ละรูปแบบการเรียนรู้ด้วยเครื่องแล้วเสร็จ จากนั้นจึงทำการสอนแบบจำลองด้วยชุดข้อมูลการสอนที่ได้จัดเตรียมไว้ในตอนที่ 1 จากนั้นทำการประมวลผลหาพารามิเตอร์ตั้งต้น ของแบบจำลองแต่ละรูปแบบการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐาน

ขั้นตอนที่ 3 หลังจากสร้างแบบจำลองแต่ละรูปแบบการเรียนรู้ด้วยเครื่องแล้วเสร็จ จากนั้นจึงทำการปรับค่าพารามิเตอร์ แบบจำลองแต่ละรูปแบบการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐานให้ได้ค่าที่เหมาะสมที่สุดในแต่ละแบบจำลอง

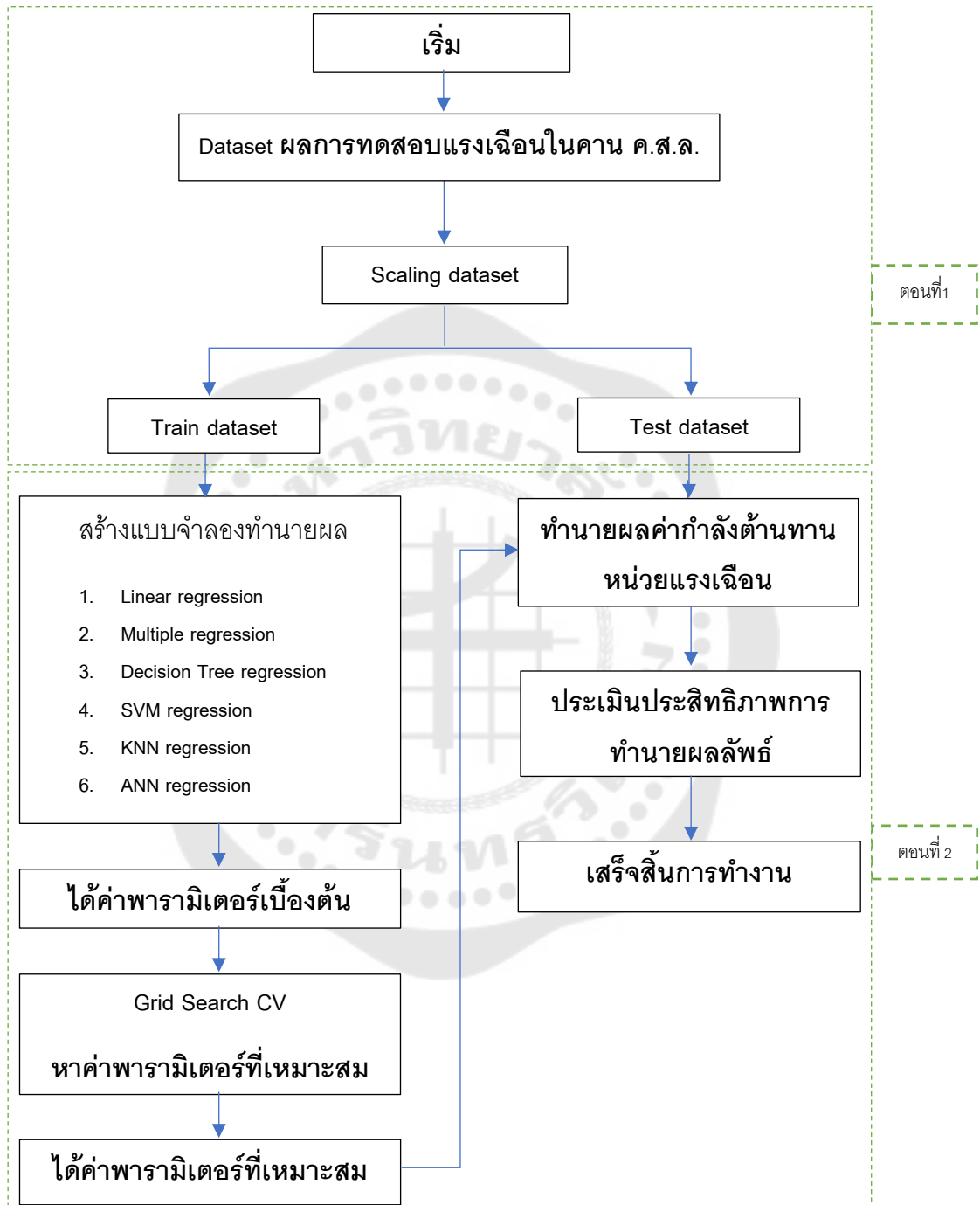
ขั้นตอนที่ 4 ทำการนำเข้าชุดข้อมูลการสอนแบบจำลอง ทำการประมวลผลแบบจำลองเพื่อทำนายค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือน จากนั้นทำการทดสอบประสิทธิภาพการทำนายผลของแบบจำลองด้วยชุดข้อมูลทดสอบที่ถูกจัดเตรียมแยกไว้จากกระบวนการในตอนต้นที่ 1

ตอนที่ 3 กระบวนการวิจัยด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Ensemble

เป็นกระบวนการสร้างแบบจำลองการทำนายผลค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนด้วยวิธี Ensemble ซึ่งมีขั้นตอนกระบวนการเหมือนกระบวนการวิจัยในตอนต้นที่ 2 แต่จะแตกต่างกันตรงที่แบบจำลองที่ใช้จะเป็นแบบจำลองการเรียนรู้ Ensemble ทั้ง 3 รูปแบบ คือ

1. Banging Ensemble เลือกใช้ Random Forest
2. Stacking Ensemble เลือกใช้ LR, MLR, KNN, SVM, RF, MLP, XGboost, Adaboost นำมาใช้สร้างแบบจำลอง Base Learner โดยกำหนดให้ XGBoost เป็นแบบจำลองทำนายค่า Meta Learner ในขั้นสุดท้าย
3. XGBoost Ensemble เลือกใช้ Random Forest

ผลลัพธ์ของแต่ละวิธีจะใช้ค่าเฉลี่ยผลการทำนายและสรุปในรูปแบบของตารางจัดอันดับจากน้อยไปหามาก



ภาพประกอบ 30 กระบวนการสร้างแบบจำลองทำนายค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเหวี่ยงด้วยการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐาน

ตอนที่ 4 กระบวนการเปรียบเทียบเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐานและเทคนิคเรียนรู้ด้วยเครื่อง Ensemble และวิธีนำเสนอผลการวิจัย

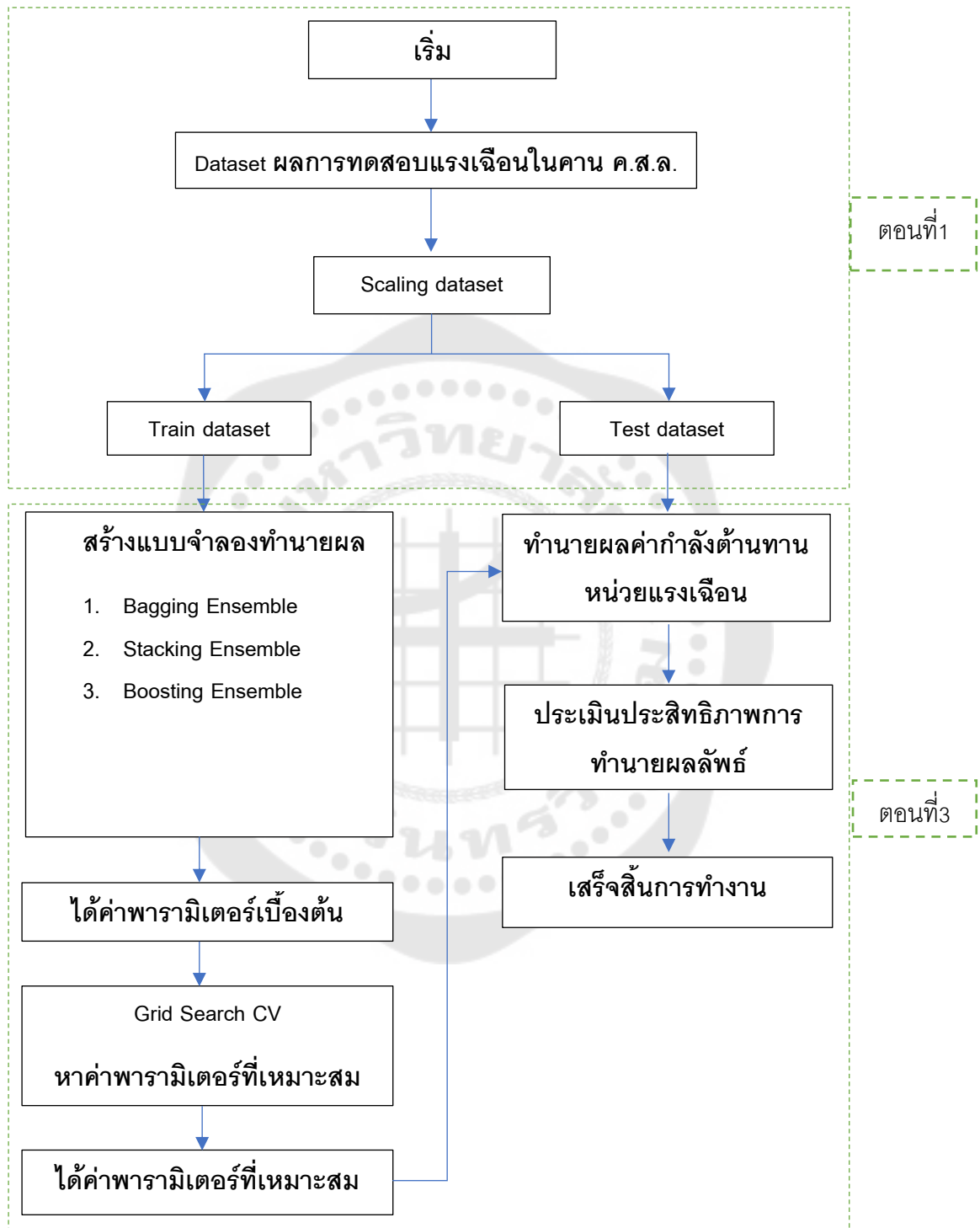
ขั้นตอนที่ 1 นำผลลัพธ์การประเมินผลประสิทธิภาพการทำนายผล ทั้งเทคนิคกลุ่มเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐาน และ เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Ensemble จาก ตอนที่ 2 และตอนที่ 3 นำมาเปรียบเทียบกันเพื่อหาแบบจำลองที่ให้ความถูกต้องแม่นยำมากที่สุด

ขั้นตอนที่ 2 ตรวจสอบผลการคำนวณการประสิทธิภาพด้วยวิธีคำนวณด้วยมือ และ ประเมินส่วนปลอดภัย หรือ ผลต่างระหว่างผลการทำนายค่าด้านทานหน่วยแรงเฉือนจากแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องที่ดีที่สุด

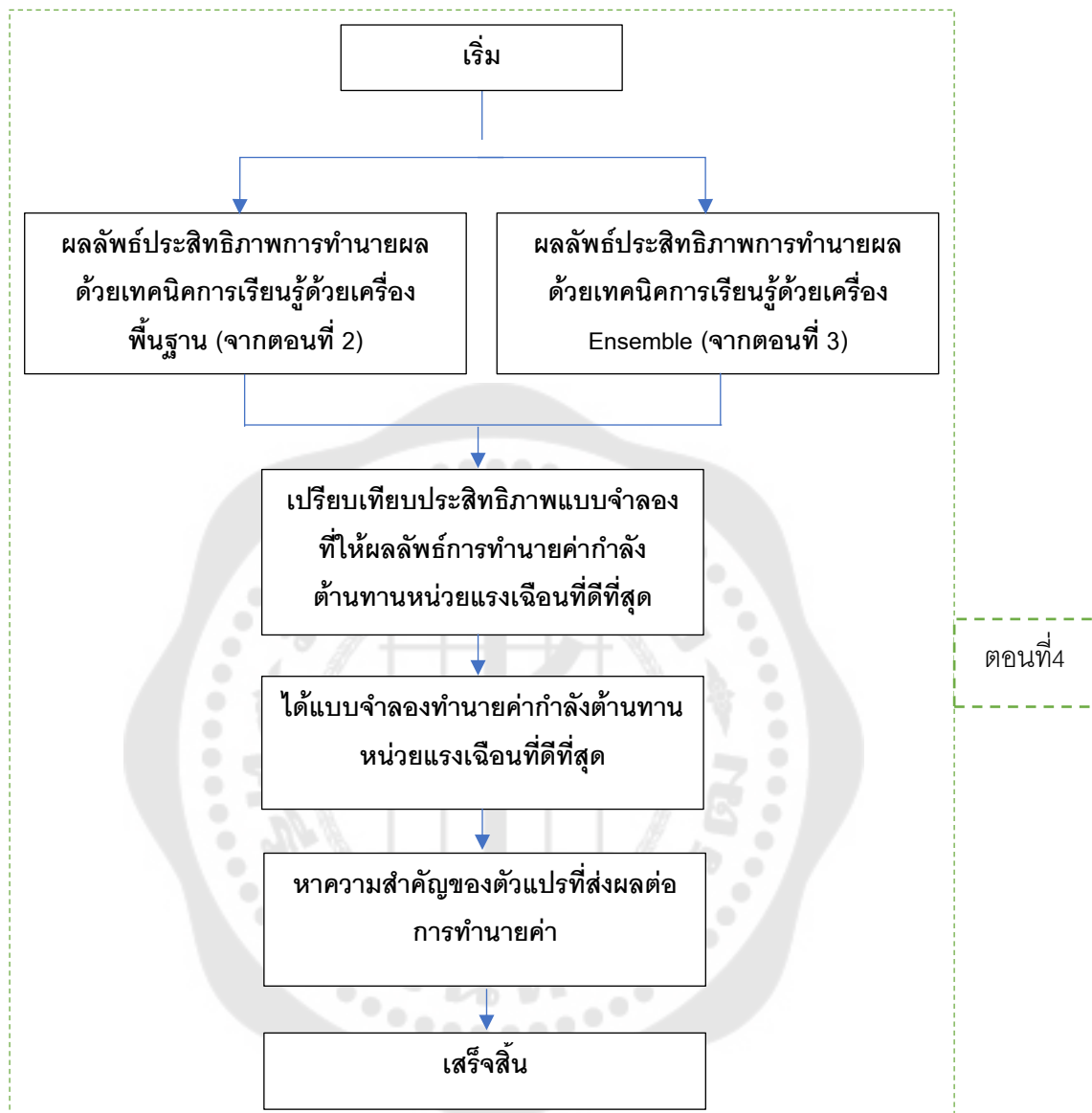
ขั้นตอนที่ 3 นำแบบจำลองที่ให้ผลการทำนายค่าที่มีความถูกต้องแม่นยำที่สุด นำมาหาค่าความสำคัญของตัวแปร

ขั้นตอนที่ 4 นำผลลัพธ์ประสิทธิภาพการทำนายผลค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนของทุกรูปแบบการเรียนรู้ นำมานำเสนอในรูปแบบของตารางโดยกำหนดให้แนวนอนของตารางเป็นชื่อแบบจำลอง ได้แก่ LR, MLR, DT, KNN, SVM และ ANN ส่วนหัวข้อแนวตั้งของตารางเป็นค่า ประเมินประสิทธิภาพ ได้แก่ค่า MAE, RMSE, MAPE และ R^2

ขั้นตอนที่ 5 นำเสนอผลลัพธ์ลำดับความสำคัญของตัวแปรที่ส่งผลต่อการทำนายค่าด้วย SHAP Analysis และแสดงในรูปของแผนภูมิแท่ง



ภาพประกอบ 31 กระบวนการสร้างแบบจำลองทำนายค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเหวี่ยงด้วยการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Ensemble



ภาพประกอบ 32 กระบวนการเปรียบเทียบและหาความสำคัญของตัวแปร

ขั้นตอนที่ 6 วิเคราะห์ผลลัพธ์จากการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องและมาตรฐานการออกแบบ ACI-318(89) และ ACI-318(19) ด้วยวิธีทางสถิติ t-test independent กับผลการทดสอบกำลังต้านทานแรงเฉือนในคานจริงในห้องปฏิบัติการ

เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนค่ากำลังต้านแรงเฉือนจากผลการทดลองในห้องปฏิบัติการและผลจากการทำนายค่าด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง

โดยตั้งสมมุติฐานตั้งต้นคือ H_0 คือค่าเฉลี่ยผลการทดสอบกำลังต้านทานแรงเฉือนในห้องปฏิบัติการไม่มีความแตกต่างกันกับค่าเฉลี่ยจากผลการทำนายค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง หรือ ค่าเฉลี่ยกำลังต้านทานแรงเฉือนจากมาตรฐานการออกแบบ เช่น ACI-318 เป็นต้น

ส่วนสมมุติฐานรองรับคือ H_1 คือค่าเฉลี่ยผลการทดสอบกำลังต้านทานแรงเฉือนในห้องปฏิบัติการมีความแตกต่างกันกับค่าเฉลี่ยจากผลการทำนายค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ คือ การทดสอบ t-test Independent กำหนดค่าความเชื่อมั่นในการทดสอบที่ร้อยละ 95 นำมาเปรียบเทียบผลลัพธ์จากการศึกษากับผลการศึกษาก่อนหน้าจากผลการทบทวนวรรณกรรม

ขั้นตอนที่ 7 สรุปและอภิปรายผลการวิจัย ด้วยการเขียนบรรยายสรุปค่าประสิทธิภาพการทำนายผล โดยเรียงผลลัพธ์ของรูปแบบการเรียนรู้ด้วยเครื่องที่ให้ผลการทำนายที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดเป็นลำดับ 1 และแบบจำลองอื่นที่ได้ผลลัพธ์รองลงมา เรียงจากมากไปหาน้อย และบรรยายความแตกต่างระหว่างผลลัพธ์ของแต่ละแบบจำลองที่น่าสนใจ อีกทั้งเขียนบรรยายในประเด็นผลต่างหรือส่วนปลอดภัย ในแง่มุมของความน่าจะเป็นในการนำแบบจำลองผลการทำนายที่ได้ไปประยุกต์ทดลองใช้ในงานจริง ข้อควรระวัง ข้อจำกัดการใช้งาน จุดอ่อน และข้อแนะนำแนวทางในการศึกษาปรับปรุงให้มีประสิทธิภาพและมีความปลอดภัยในการนำไปใช้งานมากขึ้นต่อไปในอนาคต โดยอ้างอิงให้สอดคล้องกับงานวิจัยที่ผ่านมา ทั้งงานวิจัยเทียบเคียงทางด้านทฤษฎี มาตรฐานการออกแบบ และการประยุกต์ใช้การเรียนรู้ด้วยเครื่องในการทำนายผลกำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. ที่ผ่านมา เพื่อใช้เป็นการอ้างอิงในการสอบทานความถูกต้องและสร้างความน่าเชื่อถือของผลการศึกษาไปในเวลาเดียวกัน

บทที่ 4

ผลการดำเนินการวิจัย

ผลการดำเนินการวิจัยตามระเบียบวิธีวิจัยที่ได้กำหนดไว้ในบทที่ 3 ผู้วิจัยได้ดำเนินการวิจัยเก็บรวบรวมและจัดเตรียมข้อมูล และสร้างแบบจำลองทำนายผลในรูปแบบต่างๆด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐาน และ การเรียนรู้ด้วยเครื่อง Ensemble รายละเอียดของผลการดำเนินการแบ่งออกเป็น 4 กลุ่มดังนี้

1. ผลลัพธ์จากการเตรียมข้อมูล
2. ผลลัพธ์การประเมินประสิทธิภาพเรียนรู้ด้วยเครื่องสำหรับทำนายค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนแบบต่างๆ
3. ความสำคัญของตัวแปรที่ส่งผลต่อการทำนายค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือน
4. ความสัมพันธ์ผลการทำนายค่ากับตัวแปรอื่นๆ
5. สรุปผลการดำเนินการวิจัย

ผลลัพธ์การจัดเตรียมข้อมูล

ผลลัพธ์การจัดเตรียมข้อมูลเพื่อเป็นการเปรียบเทียบผลการวิจัยนี้กับผลการวิจัยที่ผ่านมาจากการทบทวนวรรณกรรม จึงได้ทำการจัดชุดข้อมูลออกเป็น 2 แบบ คือ แบบที่ 1 ชุดข้อมูลจำนวน 11 ตัวแปร และ ชุดข้อมูล แบบที่ 2 จำนวน 13 ตัวแปร

ผลการนำเข้าสู่ชุดข้อมูลแบบที่ 1 แสดงผลที่ได้มีจำนวนวนข้อมูลมูล 1,849 แถว ประกอบด้วยตัวแปร 11 ตัวแปร เช่น ความกว้างปีกคาน ความกว้างหน้าตัดคาน ความลึกคาน อัตราส่วนระยะของแรงกระทำถึงจุดรองรับต่อความลึกคานประสิทธิภาพ a/d ความกว้างของแผ่นเหล็กรองรับสำหรับทดสอบคาน เป็นต้น สถิติบรรยายที่แสดงผลเพื่อให้พอเป็นที่สังเขป ข้อมูลเบื้องต้นสำหรับตัวแปรต่างๆ เช่น จำนวนข้อมูล ค่าเฉลี่ยของตัวแปรต่างๆ ค่ากลางมาตรฐาน ค่าสูงสุด ค่าต่ำสุด ค่าเปอร์เซ็นต์ไทล์ เป็นต้น

```

1 df = pd.read_csv("shear1849.csv")
2
3 print (df)

```

	bw	b	h	d	a/d	bear	ro	fcp	ag	fy	Vu
0	1829	1829	305	254	2.70	356	1.38	25.4	25	425	600.1
1	1829	1829	305	254	2.70	356	1.38	25.7	25	425	578.5
2	1829	1829	457	406	1.69	356	0.54	24.3	25	420	706.8
3	1829	1829	457	406	1.69	356	0.54	22.7	25	420	737.5
4	1829	1829	457	406	1.69	356	0.54	24.4	25	420	747.8
...
1844	460	460	915	850	1.93	230	0.44	51.0	19	865	788.6
1845	460	460	915	850	1.93	230	0.72	38.0	19	468	385.1
1846	460	460	915	850	1.93	230	0.44	38.0	19	865	690.6
1847	460	460	915	850	2.74	230	0.72	32.0	19	468	284.6
1848	460	460	915	850	2.74	230	0.44	32.0	19	865	327.6

[1849 rows x 11 columns]

ภาพประกอบ 33 จำนวนข้อมูลและตัวแปรของชุดข้อมูลแบบที่ 1 จำนวนรวม 11 ตัวแปร

	bw	b	h	d	a/d	bear	ro	fcp	ag	fy	Vu
count	1849.000000	1849.000000	1849.000000	1849.000000	1849.000000	1849.000000	1849.000000	1849.000000	1849.000000	1849.000000	1849.000000
mean	213.013521	256.763115	364.349378	320.249865	3.201898	107.130882	2.235809	34.855165	18.467820	462.366685	129.590265
std	212.942128	230.208672	254.046320	237.768138	1.824429	74.151887	1.517972	18.337643	6.963508	172.137135	153.212748
min	21.000000	21.000000	51.000000	41.000000	0.250000	0.000000	0.100000	6.100000	1.000000	267.000000	1.900000
25%	150.000000	152.000000	250.000000	210.000000	2.000000	40.000000	1.240000	24.100000	13.000000	379.000000	43.700000
50%	153.000000	157.000000	305.000000	270.000000	3.000000	102.000000	1.870000	29.700000	19.000000	420.000000	73.400000
75%	200.000000	300.000000	381.000000	318.000000	3.940000	152.000000	2.730000	37.400000	25.000000	483.000000	155.200000
max	3000.000000	3000.000000	3140.000000	3000.000000	15.060000	600.000000	9.500000	127.500000	50.000000	1779.000000	1575.000000

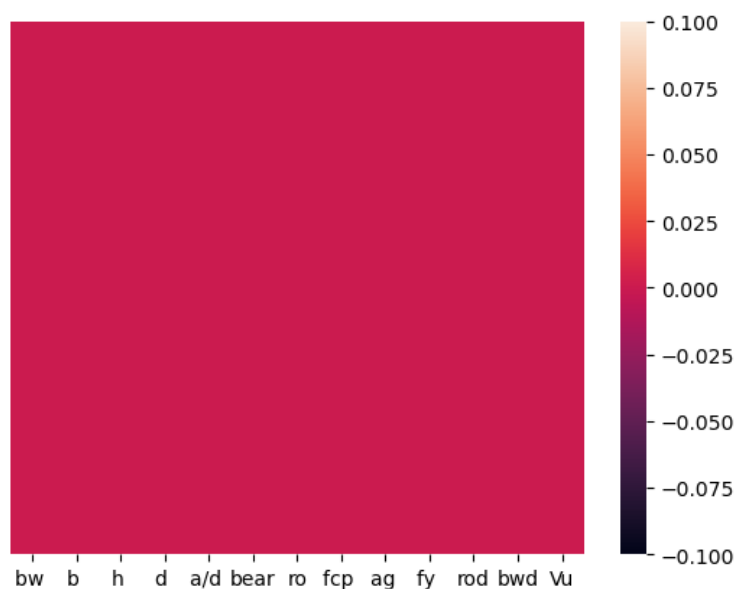
ภาพประกอบ 34 สถิติบรรยายชุดข้อมูลแบบที่ 1

ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างแต่ละตัวแปร เนื่องจากชุดข้อมูลแบบที่ 1 มีจำนวน 11 ตัวแปร ดังนั้นผลลัพธ์ของค่าสหสัมพันธ์ที่ได้จะมีขนาดมิติของข้อมูลเท่ากับ 11x11 เท่ากับ 121 ตำแหน่ง จะสังเกตเห็นได้ว่าค่าสหสัมพันธ์ที่ได้จะมีทั้งค่าบวก และ ลบ อีกทั้งความสัมพันธ์ของข้อมูลแต่ละตัวแปรยังมีทิศทางเดียวกันและตรงกันข้าม เช่นเดียวกัน

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
bw	1849.0	213.013521	212.942128	21.0000	150.0000	153.0000	200.0000	3000.000
b	1849.0	256.763115	230.208672	21.0000	152.0000	157.0000	300.0000	3000.000
h	1849.0	364.349378	254.046320	51.0000	250.0000	305.0000	381.0000	3140.000
d	1849.0	320.249865	237.768138	41.0000	210.0000	270.0000	318.0000	3000.000
a/d	1849.0	3.201898	1.824429	0.2500	2.0000	3.0000	3.9400	15.060
bear	1849.0	107.130882	74.151887	0.0000	40.0000	102.0000	152.0000	600.000
ro	1849.0	2.235809	1.517972	0.1000	1.2400	1.8700	2.7300	9.500
fcp	1849.0	34.855165	18.337643	6.1000	24.1000	29.7000	37.4000	127.500
ag	1849.0	18.467820	6.963508	1.0000	13.0000	19.0000	25.0000	50.000
fy	1849.0	462.366685	172.137135	267.0000	379.0000	420.0000	483.0000	1779.000
rod	1849.0	8.159508	11.637803	0.1575	2.7176	5.2065	9.2332	141.564
bwd	1849.0	79847.690103	165935.504503	966.0000	33150.0000	41769.0000	64800.0000	450000.000
Vu	1849.0	129.590265	153.212748	1.9000	43.7000	73.4000	155.2000	1575.000

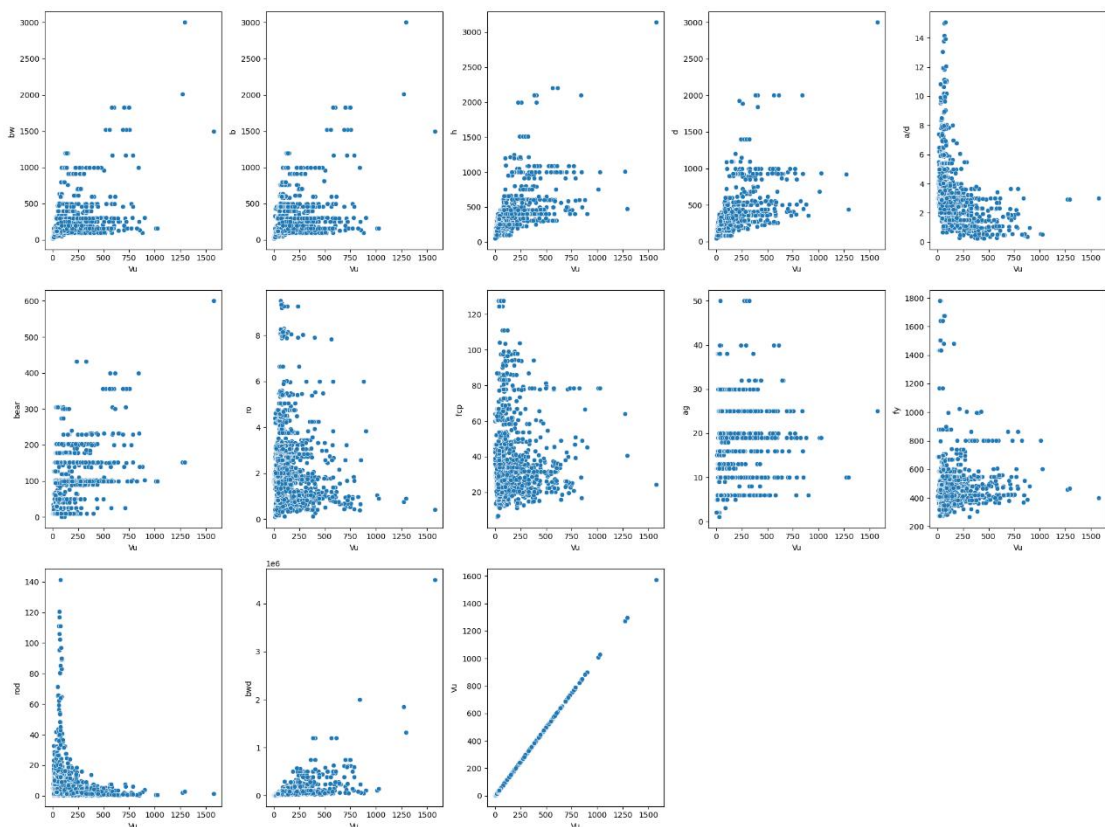
ภาพประกอบ 37 สถิติบรรยายสำหรับชุดข้อมูลแบบที่ 2 จำนวนตัวแปรรวม 13 ตัวแปร

หลังจากทำความสะอาดข้อมูลเป็นที่เรียบร้อยแล้ว เพื่อความแน่ใจนอกจากจะพิจารณาผลลัพธ์ในรูปของตารางแล้วยังสามารถพิจารณาได้จากแผนภูมิแสดงค่าข้อมูลว่างได้ ดังแสดงในภาพประกอบที่ 38 เพื่อความสะดวกและง่ายในการสังเกตผลลัพธ์การทำความสะอาดข้อมูลก่อนเตรียมนำข้อมูลไปใช้ในขั้นตอนต่อไป



ภาพประกอบ 38 แผนภูมิแสดงจำนวนข้อมูลว่างมีค่าเป็นศูนย์หลังจากทำความสะอาดข้อมูล

จากนั้นทำการสร้างแผนภูมิแสดงความสัมพันธ์เพื่อดูความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอย่าง
 คร่าวๆได้ จะสังเกตเห็นในแผนภูมิ จากภาพที่ 39 พบว่าแผนภูมีย่อยบางภาพแสดงความสัมพันธ์
 ระหว่างตัวแปรค่ากำลังต้านทานแรงเฉือน ซึ่งตัวแปรตาม V_u จับคู่กับตัวแปรเชิงปริมาณตัวอื่นๆ ได้
 พอสังเขป นอกจากนี้ยังมีแผนภูมีย่อยในภาพที่ 39 แสดงให้เห็นว่าตัวแปรหลายตัวมีความสัมพันธ์
 ที่ไม่ชัดเจน และ ตัวแปรในภาพแผนภาพบางคู่แทบจะไม่มีความสัมพันธ์



ภาพประกอบ 39 แผนภูมิแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร

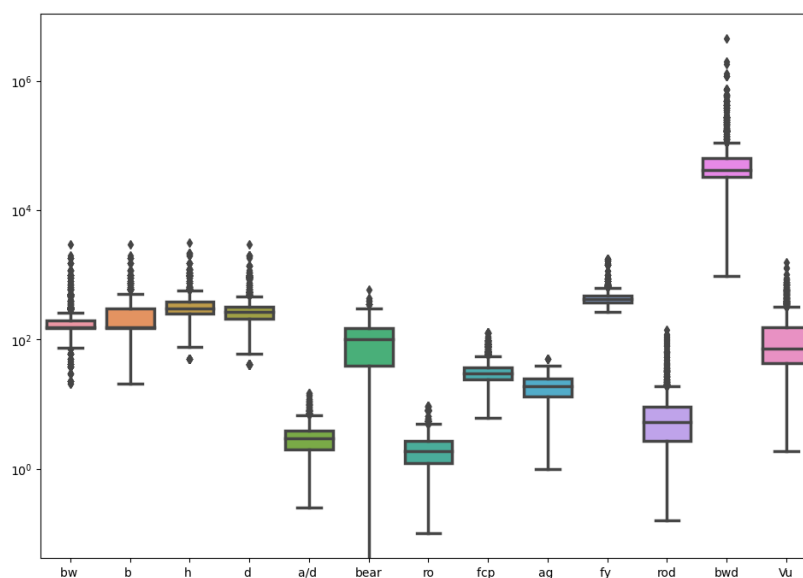
นอกจากค่าสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่แสดงในภาพประกอบที่ 35 แล้ว ยังสามารถ
 แสดงค่าสหสัมพันธ์ในรูปแบบของแผนภาพที่แสดงค่าด้วยตัวเลขและระดับสีที่แตกต่างกันเพื่อให้
 ผู้ใช้งานข้อมูลสังเกตเห็นข้อมูลได้ง่ายขึ้น จากภาพประกอบที่ 40 ตัวแปรตามเป็นตัวแปร V_u คือ ค่า
 กำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือน จะเห็นได้ว่าตัวแปรตามตัวนี้มีความสัมพันธ์สูงสุดที่ค่า 0.59 คือค่า
 d และ h ความลึกประสิทธิภาพของคาน ค.ส.ล.และความสูงของคานตามลำดับ รองลงมาคือตัว
 แปร b และ b_w คือความกว้างคานและความกว้างปีกคาน ที่ค่าสหสัมพันธ์ที่ 0.51 และ 0.42

ตามลำดับ จากที่กล่าวมาเบื้องต้น ตัวแปรตาม V_u มีความสัมพันธ์กับตัวแปรต้นตัวอื่นค่อนข้างน้อย



ภาพประกอบ 40 แผนภูมิ Heat map ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างแต่ละตัวแปร จำนวน 13 ตัวแปร

ในแผนภูมิ Block Plot ในภาพประกอบที่ 41 ทุกตัวแปรจะสังเกตเห็นข้อมูลผิดปกติหรือข้อมูลที่มีความเบี่ยงเบนจากค่าเฉลี่ยในทิศทางที่เป็นบวก สังเกตได้จากในภาพมีจุดแสดงตำแหน่งข้อมูลที่หลุดออกจากขอบเขตค่าเฉลี่ยของข้อมูลสูงกว่าค่าเปอร์เซ็นต์ไทล์ที่ 75 ในทางบวกเป็นส่วนใหญ่ โดยเฉพาะตัวแปร $b_w d$ พื้นที่หน้าตัดคานประสิทธิผล b_w ความกว้างคาน และ rod อัตราส่วนพื้นที่หน้าตัดเหล็กเสริมคูณความลึกประสิทธิผล



ภาพประกอบ 41 แผนภูมิ Block plot แสดงค่าความเบี่ยงเบนของข้อมูลผิดปกติชุดข้อมูลจำนวน 13 ตัวแปร

ผลลัพธ์การประเมินประสิทธิภาพเรียนรู้ด้วยเครื่องสำหรับทำนายค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนแบบต่างๆ

หลังจากการสร้างแบบจำลองเป็นที่เรียบร้อยแล้ว ผู้วิจัยได้ทำการใส่ข้อมูลให้แบบจำลองได้เรียนรู้จากข้อมูลการสอบ หลังจากนั้นทำการทดสอบผลลัพธ์การทำนายค่าหน่วยแรงเฉือนในคานที่ได้แล้วทำการประเมินผลความแม่นยำในการทำนายค่า ด้วยค่า R^2 , MSE, RMSE และ MAPE ในขั้นแรกผู้วิจัยทำการผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายค่าด้วยวิธีการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบ Bagging Ensemble Random Forest ด้วยชุดข้อมูลแบบที่ 1 จำนวน 11 ตัวแปร และ ชุดข้อมูลแบบที่ 2 จำนวน 13 ตัวแปร เพื่อเป็นการนำร่องก่อนว่าชุดตัวแปรแบบที่ 1 จำนวน 12 ตัวแปร หรือ แบบที่ 2 จำนวน 13 ตัวแปร ชุดตัวแปรแบบใดให้ผลการทำนายได้ดีกว่ากัน ซึ่งผลลัพธ์การประเมินพบว่า การนำชุดข้อมูล 13 ตัวแปร นำมาใช้ในการสอนแบบจำลองให้ผลการทำนายค่าแรงเฉือนที่แม่นยำกว่า จากนั้นจึงเลือกกำหนดให้แบบจำลองที่เหลือใช้ข้อมูลชุดตัวแปร 13 ตัวแปรเพื่อทำการศึกษา

ผลลัพธ์การเปรียบเทียบประสิทธิภาพและจัดลำดับแบบจำลองการทำนายผล

ผลการประเมินของแบบจำลองด้วยชุดตัวแปร 13 ตัวแปร และแบบจำลองที่ทำการศึกษา นำร่องไว้ก่อนหน้านี้ ได้ผลสรุปแสดงไว้ในรูปแบบของตาราง ในตาราง 3 ด้านล่างเรียงลำดับจากน้อยไปหามากดังนี้คือ แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพต่ำที่สุดเป็นอันดับแรกคือ SVR

รองลงมาคือ Lasso เป็นอันดับที่ 2 Decision Tree มีประสิทธิภาพเป็นอันดับที่ 3 KNN เป็นอันดับที่ 4 Random Forest (11 ตัวแปร) อยู่อันดับที่ 5 ANN มีประสิทธิภาพในการทำนายอยู่ในอันดับที่ 6 Random Forest (13 ตัวแปร) เป็นอันดับที่ 7 ส่วนลำดับที่ 8 ซึ่งเป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพดีเป็นอันดับที่ 2 คือ XGboost Ensemble และลำดับสุดท้าย คือแบบจำลอง Stacking Ensemble มีประสิทธิภาพในการทำนายผลกำลังต้านทานแรงเฉือนได้ดีที่สุด สำหรับรายละเอียดของแบบจำลอง 2 อันดับแรกมีประสิทธิภาพสูงที่มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

ตาราง 3 ผลลัพธ์การประเมินประสิทธิภาพการเรียนรู้ด้วยเครื่องสำหรับทำนายค่าหน่วยแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล.

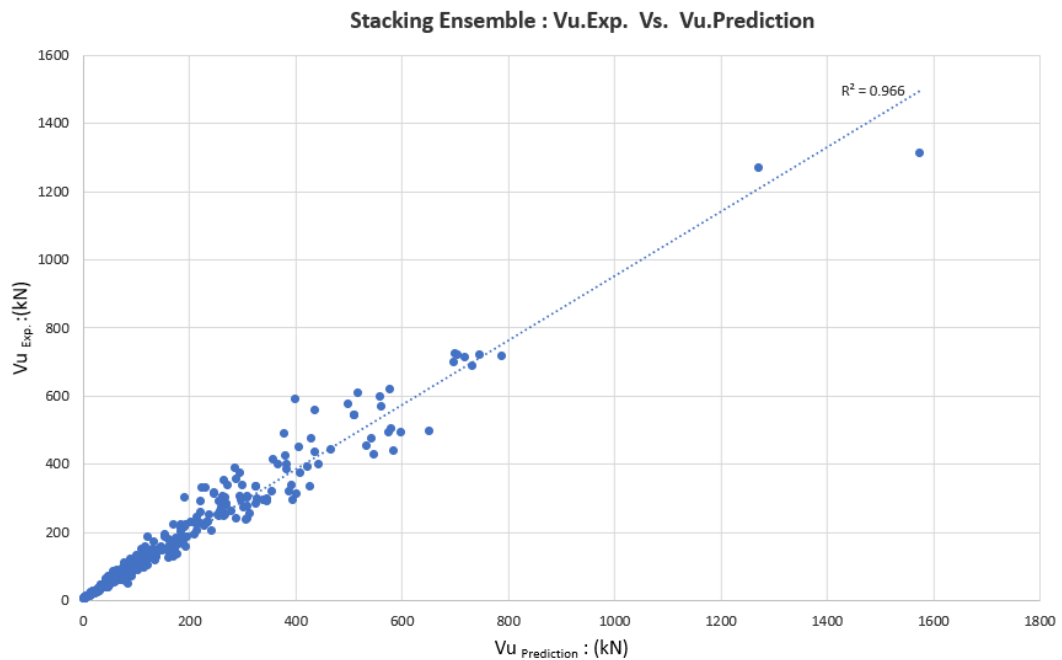
	R^2	MSE	RMSE	MAPE
SVR (13 ตัวแปร)	0.1975	18314.2323	135.3301	0.5823
Lasso (13 ตัวแปร)	0.6768	7376.2436	85.8851	0.7148
Decision Tree (13 ตัวแปร)	0.7559	6199.4376	78.7365	0.3070
KNN (13 ตัวแปร)	0.7560	5567.6824	74.6169	0.2122
Bagging Random Forest (11 ตัวแปร)	0.8227	4046.8567	63.6149	0.2077
ANN (13 ตัวแปร)	0.8357	4760.9914	68.9999	0.3464
Bagging Random Forest (13 ตัวแปร)	0.8491	3592.3639	59.9363	0.2077
XGboost Tree Ensemble (13 ตัวแปร)	0.9264	1869.6456	43.2394	0.1736
Stacking Ensemble (13 ตัวแปร)	0.9656	872.9126	29.5451	0.1059

ผลการประเมินประสิทธิภาพการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบ XGBoost Ensemble Tree ให้ผลลัพธ์การทำนายที่ดีที่สุดเป็นอันดับที่ 2 โดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.92638 แสดงให้เห็นถึงผลการทำนายค่าและค่าผลทดสอบคานจริงมีความสัมพันธ์กันมากพิจารณาจากค่า R^2 เข้าใกล้ 1 และมีทิศทางที่สอดคล้องไปในทิศทางเดียวกัน ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยในการทำนายผล MSE และ ค่า RMSE มีค่าที่ต่ำที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบอื่นๆที่ใช้ในการศึกษาเรื่องนี้ อีกทั้งค่า MAPE หรือค่าความผิดพลาดในรูปแบบร้อยละมีค่าเท่ากับ 0.17362 หรืออีกนัยคือมีความผิดพลาดที่ร้อยละ 17.36 รองลงมาเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบ Bagging

Ensemble Random Forest มีประสิทธิภาพการทำนายค่ามีความแม่นยำเป็นอันดับที่ 2 ได้ผลประเมินประสิทธิภาพ R^2 เท่ากับ 0.84911 MSE เท่ากับ 3,592.36385 RMSE เท่ากับ 59.93633 และ MAPE เท่ากับ 0.20772

แบบจำลองมีประสิทธิภาพสูงสุด

สำหรับการศึกษาเรื่องนี้แบบจำลอง Stacking Ensemble ได้ผลประเมินประสิทธิภาพสูงสุดผลลัพธ์การประเมินประสิทธิภาพ แสดงค่าผลการประเมินประสิทธิภาพในตารางที่ 3 อยู่บรรทัดสุดท้ายมีดังนี้ R^2 เท่ากับ 0.9656 หมายถึงความสัมพันธ์ระหว่างการทำนายผลด้วยการเรียนรู้ด้วยเครื่องและผลจากการทดสอบจริงในห้องปฏิบัติการมีความสัมพันธ์กันค่อนข้างมากสังเกตได้จากค่า R^2 ที่เข้าใกล้ค่าเท่ากับ 1.0 มากที่สุด และหากพิจารณาจากแผนภูมิในภาพประกอบที่ 42 จะเห็นเส้นแนวโน้มความสัมพันธ์ทำมุมใกล้เคียง 45 องศา MSE เท่ากับ 872.9126 หมายถึงค่าเฉลี่ยความผิดพลาดของกำลังต้านทานแรงเฉือนในคานยกกำลังสองมีค่าเท่ากับ 872.9126 kN ส่วน RMSE เท่ากับ 29.5451 หมายถึงเมื่อนำค่าความผิดพลาดจากการทำนายผลด้วยการเรียนรู้ด้วยเครื่องทำนายผิดพลาดไปจากค่าจริงเฉลี่ย 63.6149 kN และ MAPE เท่ากับ 0.1059 มีความหมายว่าความผิดพลาดในการทำนายผลอยู่ที่ร้อยละ 10.59 กล่าวโดยสรุปคือแบบจำลอง Stacking Ensemble ได้ผลการประเมินประสิทธิภาพเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองอื่นๆคือ R^2 ได้ใกล้ 1.0 มากที่สุด ส่วนค่า MSE, RMSE, MAPE ได้ค่าต่ำกว่าแบบจำลองอื่นมากที่สุดซึ่งมีความหมายว่าแบบจำลอง Stacking Ensemble มีความสามารถในการทำนายค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. ได้ใกล้เคียงผลการทดสอบจริงมากที่สุด

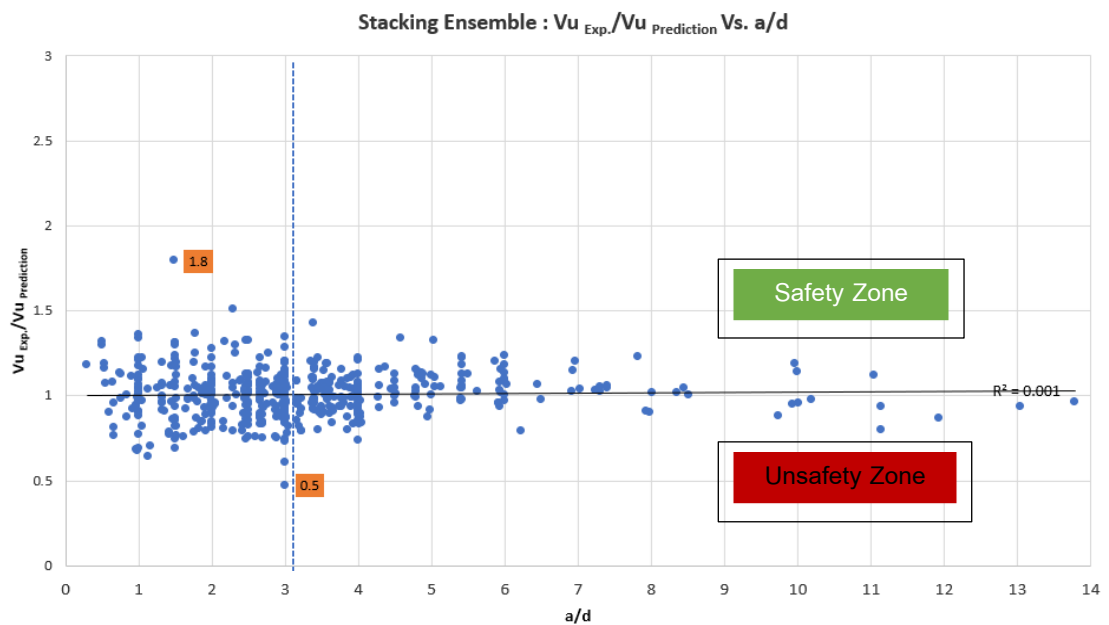


ภาพประกอบ 42 แผนภูมิความสัมพันธ์ระหว่างผลการทำนายและค่าจากการทดสอบจริง

การแปลผลลัพธ์ความปลอดภัยจากผลการทำนายกำลังต้านทานแรงเฉือน

หากนำข้อมูลผลการทดสอบจริงในห้องปฏิบัติการหารด้วยผลการทำนายค่าจากเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง หรือ อัตราส่วน $V_{u, \text{Exp.}} / V_{u, \text{Prediction}}$ เรียกอัตราส่วนนี้ว่าอัตราส่วนความปลอดภัยจากการทำนายผล หากอัตราส่วนมีค่าเท่ากับ 1.0 หมายความว่าผลการทำนายค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน มีความถูกต้องสูงที่สุดไม่เกิดความคลาดเคลื่อนไปในทางบวกหรือในทิศทางลบ ในกรณีที่อัตราส่วนปลอดภัยมีค่าต่ำกว่า 1.0 หมายความว่า เกิดความคลาดเคลื่อนในทำนายผลในทางที่ไม่ปลอดภัย แต่ในทางตรงข้ามหากค่าอัตราส่วนปลอดภัยมีค่ามากกว่า 1.0 หมายความว่า การทำนายค่ามีความปลอดภัยแต่มีทิศทางไปทางที่ส่งผลในทางสิ้นเปลืองหากนำไปใช้ในการออกแบบ เมื่อนำค่าอัตราส่วนความปลอดภัยจากการทำนายและอัตราส่วน a/d ไปเขียนแผนภาพ Scatter แสดงความสัมพันธ์ระหว่างทั้ง 2 ค่าที่กล่าวมาดังแสดงในภาพประกอบที่ 43 จะพบได้ว่า จากผลการทำนายค่าด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องที่ออกมาได้อัตราส่วนความปลอดภัยจากการทำนายผลตกอยู่ในเขตแดนทั้งที่ปลอดภัยและไม่ปลอดภัยมีจำนวนใกล้เคียงกัน อัตราส่วนความปลอดภัยสูงสุดคือ 1.8 เท่า ส่วนอัตราส่วนความปลอดภัยจากการทำนายที่ตกอยู่ในเขตไม่ปลอดภัยมีค่าต่ำที่สุดมีเท่ากับ 0.5 เท่า และมีค่าสหสัมพันธ์เท่ากับ 0.001 ซึ่งหมายความว่า

ว่าค่าอัตราส่วนความปลอดภัยการทำนายผลทั้งที่อยู่ในเขตปลอดภัยและอยู่ในเขตไม่ปลอดภัยมีระยะห่างเฉลี่ยใกล้เคียงกันมาก



ภาพประกอบ 43 แผนภูมิความสัมพันธ์ระหว่างอัตราส่วนผลการทำนายและค่าจากการทดสอบจริง และ อัตราส่วน a/d

แต่อย่างไรก็ดีอัตราส่วนความปลอดภัยที่ได้จากผลการทำนายยังมีจำนวนประมาณร้อยละ 50 ตกอยู่ในเขตที่ไม่ปลอดภัย ซึ่งหากต้องการนำไปใช้งานจริงต้องมีวิจาร์ณญาณและต้องตระหนักถึงในเรื่องความปลอดภัยเป็นสำคัญ หากพิจารณาจากแผนภูมิในภาพประกอบที่ 43 เส้นประแนวตั้งที่แบ่งเขตอัตราส่วนปลอดภัยจากผลการทำนาย ด้วยค่าอัตราส่วน a/d ประมาณ 3.14 ซึ่งเป็นจุดแบ่งความชะลูดของคาน จะสังเกตเห็นได้ชัดเจนว่าอัตราส่วนปลอดภัยจากผลการทำนายจะมีความแปรปรวนหรือการกระจายตัวมากกว่าเมื่ออยู่เขตอัตราส่วน a/d ต่ำกว่า 3.14 แปลความหมายในเบื้องต้นได้ว่า เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบ Stacking Ensemble เมื่อคานมีลักษณะทางกายภาพเป็นคานลึกลงแนวโน้มความแปรปรวนการทำนายค่าจะเพิ่มขึ้นตามแผนภาพที่สังเกตเห็นในเบื้องต้น แต่เพื่อความแน่ใจผู้วิจัยจึงทำการทดสอบความแตกต่างของค่าเฉลี่ยอัตราส่วนความปลอดภัยจากการทำนายผลระหว่าง 2 กลุ่มคือ กลุ่มที่อัตราส่วนความชะลูดของคาน a/d ต่ำกว่าหรือเท่ากับ 3.14 และกลุ่มที่อัตราส่วน a/d มีค่ามากกว่า 3.14 รายละเอียดจะแสดงไว้ในหัวข้อถัดไป

ผลการวิเคราะห์ความแตกต่างด้วยวิธีทางสถิติ t-test Independent

หลังจากได้ผลการทำนายค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนในคานด้วยการเรียนรู้ด้วยเครื่องที่ดีที่สุดแล้ว จึงทำการทดสอบว่าผลการทำนายและประเด็นข้อสงสัยอื่นๆ จากผลลัพธ์การวิจัยที่ได้ ออกมามาก่อนหน้า เพื่อพิสูจน์ถึงความแตกต่างของค่าเฉลี่ยหรือไม่ ทั้งนี้ประโยชน์ของการวิเคราะห์ สามารถนำไปอธิบายหรือพิสูจน์ข้อสงสัยในสมมติฐานที่ตั้งขึ้น และอาจนำมาสนับสนุนในการ ตัดสินใจในการนำผลการทำนายค่าหน่วยแรงเฉือนด้วยเครื่องไปประยุกต์ใช้งานได้ในอนาคต

สมมติฐานของการวิเคราะห์ความแตกต่างของค่าเฉลี่ยมีดังต่อไปนี้

1. ค่าเฉลี่ยผลการทำนายกำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน Stacking Ensemble และ ค่าเฉลี่ยกำลังต้านทานแรงเฉือนจากผลการทดลองจริงในห้องปฏิบัติการ

สมมติฐานตั้งต้น H_0 และสมมติฐานรองรับ H_1

H_0 : ค่าเฉลี่ยของกำลังต้านทานแรงเฉือนจากผลการทดสอบคานจริงในห้องปฏิบัติการและค่าเฉลี่ยผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble ไม่มีความแตกต่างกันในทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ α เท่ากับ 0.05

H_1 : ค่าเฉลี่ยของกำลังต้านทานแรงเฉือนจากผลการทดสอบคานจริงในห้องปฏิบัติการและค่าเฉลี่ยผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble มีความแตกต่างกันในทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ α เท่ากับ 0.05

ผลการวิเคราะห์ด้วยฟังก์ชัน Data Analysis ของโปรแกรม Excel พบว่า ค่า t มีค่าเท่ากับ 0.95 ซึ่งมากกว่า ค่า $\alpha/2$ เท่ากับ 0.025 จึงยอมรับ H_0 ปฏิเสธ H_1 ค่าเฉลี่ยของกำลังต้านทานแรงเฉือนจากผลการทดลองจริงในห้องปฏิบัติการและค่าเฉลี่ยผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble ไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ α เท่ากับ 0.05 รายละเอียดค่าทดสอบทางสถิติ t-test สรุปอยู่ในตาราง 4

ตาราง 4 ผลการทดสอบ *t-test independent* ค่าเฉลี่ยของกำลังต้านทานแรงเฉือนจากผลการทดลองจริงในห้องปฏิบัติการและค่าเฉลี่ยผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble

ตัวแปรตาม	Vu (kN)	Mean	SD	df	t	p
Vu (kN)	Exp.	127.99	25441.65	1108.00	0.06	0.95
Stacking Ensemble	Prediction	127.40	23597.72			

$p > 0.025$ ไม่มีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ยอมรับ H_0 ปฏิเสธ H_1 ที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติที่ 0.05

2. อัตราส่วนปลอดภัยที่ได้จากผลการทำนายค่าด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble ระหว่างค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนชะลุดคาน $a/d \leq 3.14$ และ $a/d > 3.14$

สมมุติฐานตั้งต้น H_0 และสมมุติฐานรองรับ H_1

H_0 : ค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนปลอดภัยที่ได้จากผลการทำนายค่าด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble ระหว่างอัตราส่วนชะลุดคาน $a/d \leq 3.14$ และ $a/d > 3.14$ ไม่มีความแตกต่างกันในทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ α เท่ากับ 0.05

H_1 : ค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนปลอดภัยที่ได้จากผลการทำนายค่าด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble ระหว่างอัตราส่วนชะลุดคาน $a/d \leq 3.14$ และ $a/d > 3.14$ มีความแตกต่างกันในทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ α เท่ากับ 0.05

ตาราง 5 ผลการทดสอบ *t-test independent* ของอัตราส่วน $Vu_{Exp.} / Vu_{Prediction}$ ระหว่าง $a/d \leq 3.14$ และ $a/d > 3.14$ จากผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble

ตัวแปรตาม	Vu (KN)	Mean	SD	df	t	p
Vu (Exp.) / Vu (Prediction)	$a/d \leq 3.14$	0.999	0.0229	551.00	-1.68	0.093
Stacking Ensemble	$a/d > 3.14$	1.019	0.0120			

$p > 0.025$ ไม่มีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ยอมรับ H_0 ปฏิเสธ H_1 ที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติที่ 0.05

ผลการวิเคราะห์ด้วยฟังก์ชัน Data Analysis ของโปรแกรม Excel พบว่า ค่า t มีค่าเท่ากับ 0.93 ซึ่งมากกว่า ค่า $\alpha/2$ เท่ากับ 0.025 จึงยอมรับ H_0 ปฏิเสธ H_1 ค่าเฉลี่ยของของอัตราส่วนปลอดภัยที่ได้จากผลการทำนายค่าด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง

Stacking Ensemble ระหว่างอัตราส่วนชะลูดคาน $a/d \leq 3.14$ และ $a/d > 3.14$ ไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ α เท่ากับ 0.05 รายละเอียดค่าทดสอบทางสถิติ t-test สรุปอยู่ในตาราง 5

3. อัตราส่วนปลอดภัยที่ได้จากผลการคำนวณด้วยมาตรฐาน ACI-318(89) ระหว่างค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนชะลูดคาน $a/d \leq 3.14$ และ $a/d > 3.14$

สมมติฐานตั้งต้น H_0 และสมมติฐานรองรับ H_1

H_0 : ค่าเฉลี่ยอัตราส่วนปลอดภัยที่ได้จากผลการคำนวณด้วยมาตรฐาน ACI-318(89) ระหว่างค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนชะลูดคาน $a/d \leq 3.14$ และ $a/d > 3.14$ ไม่มีความแตกต่างกันในทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ α เท่ากับ 0.05

H_1 : ค่าเฉลี่ยอัตราส่วนปลอดภัยที่ได้จากผลการคำนวณด้วยมาตรฐาน ACI-318(89) ระหว่างค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนชะลูดคาน $a/d \leq 3.14$ และ $a/d > 3.14$ มีความแตกต่างกันในทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ α เท่ากับ 0.05

ผลการวิเคราะห์ด้วยฟังก์ชัน Data Analysis ของโปรแกรม Excel พบว่า ค่า t มีค่าเท่ากับ 0.000039 ซึ่งน้อยกว่า ค่า $\alpha/2$ เท่ากับ 0.025 จึงปฏิเสธ H_0 ยอมรับ H_1 ค่าเฉลี่ยอัตราส่วนปลอดภัยที่ได้จากผลการคำนวณด้วยมาตรฐาน ACI-318(89) ระหว่างค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนชะลูดคาน $a/d \leq 3.14$ และ $a/d > 3.14$ มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ α เท่ากับ 0.05 รายละเอียดค่าทดสอบทางสถิติ t-test สรุปอยู่ในตาราง 6

ตาราง 6 ผลการทดสอบ t-test independent ของอัตราส่วน $Vu_{Exp.} / Vu_{ACI-318(89)}$ ระหว่าง $a/d \leq 3.14$ และ $a/d > 3.14$ จากผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble

ตัวแปรตาม	Vu (KN)	Mean	SD	df	t	p
$Vu_{Exp.} / Vc_{ACI-318(89)}$	$a/d \leq 3.14$	0.61	0.17	553.00	-4.14	0.000039
$a/d < 3.14$ Vs. $a/d > 3.14$	$a/d > 3.14$	0.743	0.0712			

$p > 0.025$ มีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ปฏิเสธ H_0 ยอมรับ H_1 ที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติที่ 0.05

4. ค่าเฉลี่ยผลการคำนวณกำลังต้านทานแรงเฉือนด้วยมาตรฐาน ACI-318(19) และค่าเฉลี่ยกำลังต้านทานแรงเฉือนจากผลการทดลองจริงในห้องปฏิบัติการ

สมมติฐานตั้งต้น H_0 และสมมติฐานรองรับ H_1

H_0 : ค่าเฉลี่ยผลการคำนวณกำลังต้านทานแรงเฉือนด้วยมาตรฐาน ACI-318(19) และ ค่าเฉลี่ยกำลังต้านทานแรงเฉือนจากผลการทดลองจริงในห้องปฏิบัติการ ไม่มีความแตกต่างกันในทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ α เท่ากับ 0.05

H_1 : ค่าเฉลี่ยผลการคำนวณกำลังต้านทานแรงเฉือนด้วยมาตรฐาน ACI-318(19) และ ค่าเฉลี่ยกำลังต้านทานแรงเฉือนจากผลการทดลองจริงในห้องปฏิบัติการ มีความแตกต่างกันในทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ α เท่ากับ 0.05

ผลการวิเคราะห์ด้วยฟังก์ชัน Data Analysis ของโปรแกรม Excel พบว่า ค่า t มีค่าเท่ากับ 0.000000000007 ซึ่งน้อยกว่า ค่า $\alpha/2$ เท่ากับ 0.025 จึงยอมรับ H_0 ปฏิเสธ H_1 ค่าเฉลี่ยผลการคำนวณกำลังต้านทานแรงเฉือนด้วยมาตรฐาน ACI-318(19) และ ค่าเฉลี่ยกำลังต้านทานแรงเฉือนจากผลการทดลองจริงในห้องปฏิบัติการ มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ α เท่ากับ 0.05 รายละเอียดค่าทดสอบทางสถิติ t-test สรุปอยู่ในตาราง 7

ตาราง 7 ผลการทดสอบ t-test independent ของค่าเฉลี่ยผลการคำนวณกำลังต้านทานแรงเฉือนด้วยมาตรฐาน ACI-318(19) และ ค่าเฉลี่ยกำลังต้านทานแรงเฉือนจากผลการทดลองจริงในห้องปฏิบัติการ

ตัวแปรตาม	Vu (KN)	Mean	SD	df	t	p
Vu (Exp.) Vs. ACI-318(19)	Vu (Exp.)	127.99	25441.65	1108.00	-6.93	0.000000000007
Stacking Ensemble	ACI-318(19)	335.60	472147.54			

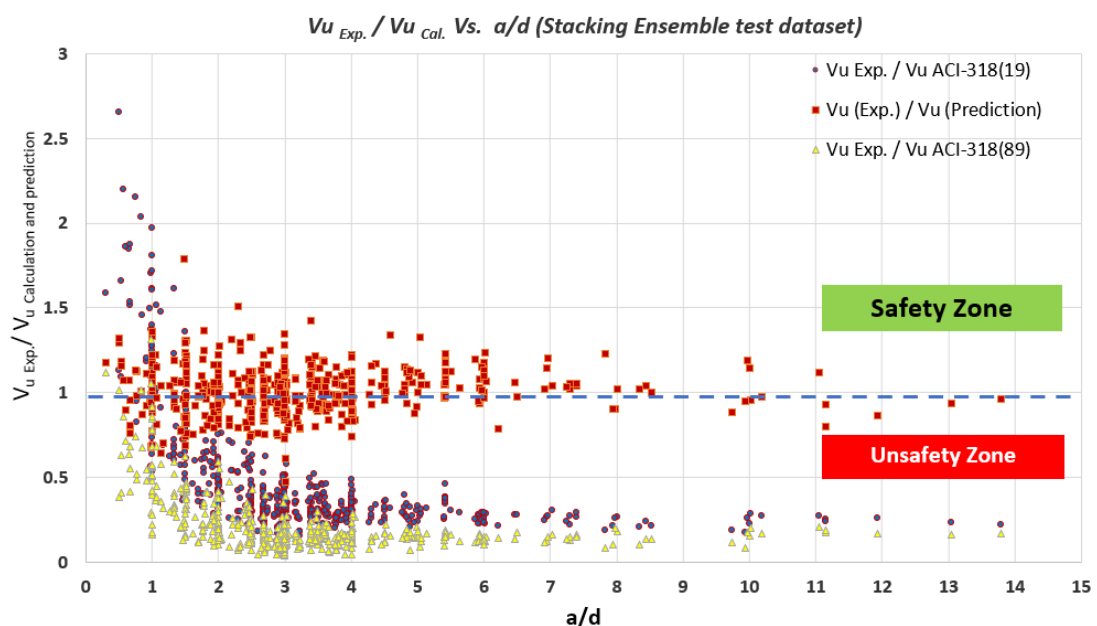
$p > 0.025$ มีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ยอมรับ H_0 ปฏิเสธ H_1 ที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติที่ 0.05

สรุปผลการเปรียบเทียบอัตราส่วนปลอดภัยจากการทำนายกำลังต้านทานแรงเฉือนด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble และมาตรฐานการออกแบบของ ACI-318(89), ACI-318(19)

หลังจากทำการทดสอบความแตกต่างผลการทำนายกำลังต้านทานแรงเฉือนและมาตรฐานการออกแบบของ ACI-318(89), ACI-318(19) ด้วยวิธีทางสถิติเป็นที่เรียบร้อยแล้วในหัวข้อก่อนหน้า เพื่อให้สะดวกในการพิจารณาผลการวิเคราะห์ ผู้วิจัยจึงนำอัตราส่วนความปลอดภัยที่ได้จากผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง Stacking Ensemble และอัตราส่วนปลอดภัยที่ได้จากผลการคำนวณด้วยมาตรฐานของ ACI-318(89) และ ACI-318(19) นำมาเขียนเป็นแผนภูมิแสดงความสัมพันธ์ร่วมกับ อัตราส่วนความชะลูดของคาน a/d แสดงในภาพประกอบ 44 เมื่อพิจารณาค่าอัตราส่วนปลอดภัยหากมีค่าเท่ากับ 1.0 แปลความหมายได้ว่าผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องหรือการคำนวณด้วยมาตรฐาน ACI มีความถูกต้องร้อยละ 100 หรือไม่เกิดความผิดพลาด แต่ถ้าอัตราส่วนปลอดภัยมีค่าต่ำกว่า 1.0 แสดงว่าผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องหรือการคำนวณด้วยมาตรฐาน ACI สูงกว่าความเป็นจริงซึ่งหมายถึงไม่ปลอดภัย แต่ในทางตรงกันข้าม ถ้าอัตราส่วนปลอดภัยมีค่าสูงกว่า 1.0 หมายถึง ผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องหรือการคำนวณด้วยมาตรฐาน ACI ต่ำกว่าความเป็นจริง หรือแปลความหมายได้ว่าเกิดความปลอดภัยแต่มีข้อเสียคือเกิดความสิ้นเปลือง

เมื่อพิจารณาในแผนภูมิสัญลักษณ์จุดสี่เหลี่ยมจัตุรัสซึ่งเป็นอัตราส่วนปลอดภัยจากผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง จะกระจายอยู่ใกล้เคียงค่าเท่ากับ 1.0 ตลอดแกนนอนของค่าอัตราส่วนชะลูดของคาน ในขณะที่อัตราส่วนปลอดภัยที่ได้จากมาตรฐานของ ACI-318(89) ใช้สัญลักษณ์ในแผนภูมิเป็นรูปสามเหลี่ยมจะมีค่าอัตราส่วนต่ำกว่า 1.0 เป็นส่วนใหญ่ซึ่งหมายถึงมีความไม่ปลอดภัยสูงกว่าอัตราส่วนปลอดภัยจากเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง และอัตราส่วนปลอดภัยสูงสุดสุดท้ายคือ อัตราส่วนปลอดภัยที่ได้จากมาตรฐาน ACI-318(19) ซึ่งมีสัญลักษณ์เป็นรูปวงกลมทึบ ส่วนใหญ่จะอยู่เหนือตำแหน่งอัตราส่วนปลอดภัยที่ได้จากมาตรฐาน ACI-318(89) แต่ส่วนใหญ่ก็ยังคงอยู่ต่ำกว่าอัตราส่วนปลอดภัยจากเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง มีเพียงบางตำแหน่งโดยเฉพาะที่อัตราส่วน a/d ที่มีค่าต่ำกว่า 2.0 หรือเป็นคานเล็ก อัตราส่วนปลอดภัยที่ได้จากมาตรฐาน ACI-318(19) ตำแหน่งของจุดความสัมพันธ์มีความแปรปรวนอยู่กระจายห่างกันสูงทั้งที่อยู่เหนือเส้นปลอดภัยและต่ำกว่าเส้นความปลอดภัย แสดงให้เห็นว่าถึงแม้ว่า มาตรฐานการคำนวณของ ACI-318(19) จะมีความแม่นยำกว่า ACI-318(89) แต่ในช่วงที่เป็นคานเล็กก็ยังคงมีความไม่แม่นยำสูงอีกทั้งยังมีความแม่นยำน้อยกว่าการใช้เทคนิคการเรียนรู้ด้วย

เครื่อง Stacking Ensemble ที่มีความแม่นยำและความแปรปรวนต่ำที่สุด หลักฐานที่สำคัญอีกประการคือผลการทดสอบด้วยวิธีทางสถิติ t-test Independent พบว่าไม่ว่าคานจะมีลักษณะเป็นคานขะลุคหรือคานลึก เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble ยังสามารถทำนายผลได้แม่นยำไม่อย่างสม่าเสมอ ผลการทำนายค่าที่ใกล้เคียงกับความเป็นจริงมากที่สุด เมื่อเปรียบเทียบกับมาตรฐานการออกแบบต่างๆและผลการวิจัยจากการทบทวนวรรณกรรมที่ถูกลนำมาใช้เปรียบเทียบในงานวิจัยเรื่องนี้



ภาพประกอบ 44 แผนภูมิเปรียบเทียบอัตราส่วนปลอดภัยจากผลการทำนายของมาตรฐาน ACI และผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble

เมื่อมาดูผลวิเคราะห์ผลการทำนายด้วยสถิติบรรยายในตารางที่ 8 ยิ่งเห็นได้ชัดว่าผลของตัวเลขสถิติบรรยายระหว่างเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble และ ผลการทดสอบจริงให้ห้องปฏิบัติการ ค่า Mean, Standard Error, Median, Standard Deviation, Variance มีค่าใกล้เคียงกันมาก แสดงไว้ในตารางที่ 8 แปลความหมายได้ว่าเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble สามารถทำนายกำลังต้านทานแรงเฉือนในคานได้อย่างแม่นยำดีกว่ามาตรฐานการออกแบบของ ACI-318(89)และACI-318(19)ที่นำมาเปรียบเทียบ

ตาราง 8 เปรียบเทียบผลการทำนายค่าด้วย Stacking Ensemble กับ ผลการทดสอบจริง มาตรฐาน ACI-318(89) และ ACI-318(19)

	Vu Stacking			
	Vu (Exp.)	Ensemble	ACI-318(89)	ACI-318(19)
Mean	127.99	127.40	839.94	335.60
Standard Error	6.77	6.52	92.97	29.17
Median	70.10	69.51	382.94	194.86
Mode	55.60	300.09	439.85	210.76
Standard Deviation	159.50	153.62	2190.19	687.13
Sample Variance	25441.65	23597.72	4796945.22	472147.54
Kurtosis	18.82	13.75	173.09	141.02
Skewness	3.45	3.04	11.67	10.43
Range	1572.90	1306.88	37700.43	10871.70
Minimum	2.10	3.22	10.27	4.76
Maximum	1575.00	1310.10	37710.70	10876.46
Sum	71032.30	70705.42	466169.10	186256.43
Count	555	555	555	555
Confidence Level (95.0%)	13.30	12.81	182.61	57.29

สรุปผลการเปรียบเทียบอัตราส่วนปลอดภัยจากการทำนายผลด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble, XGBoost Ensemble และ ผลการวิจัยที่ผ่านมา

เนื่องจากผลการวิจัยใช้มาอ้างอิงเปรียบเทียบของ (T. Zhang et al., 2016) ซึ่งไม่ได้แสดงผลการประเมินประสิทธิภาพด้วยค่า R^2 , MSE, RMSE, MAPE แต่สรุปผลการวิจัยของสมการที่สร้างขึ้นใหม่ที่มีชื่อว่า Closed form Solution Eq.17 โดยแสดงค่าสถิติบรรยายของอัตราส่วนปลอดภัยจากสมการที่สร้างขึ้นใหม่ แสดงในตารางที่ 9 ผู้วิจัยจึงนำผลการวิเคราะห์สถิติบรรยายของเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble นำมาเปรียบเทียบ ซึ่งพบว่า เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble ได้ค่า $Vu_{Exp.}/Vu_{Cal.}$ เข้าใกล้ 1.0 มากกว่า อีกครั้งมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าความแปรปรวม และ ค่าระดับความเชื่อมั่นที่ร้อยละ 95 ต่ำกว่าของ Closed form Solution Eq.17 แสดงไว้ในตารางที่ 9 ซึ่งหมายความว่าเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Stacking Ensemble ทำนายผลได้อย่างมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าแค่เพียงมาตรฐานของ ACI เท่านั้น แต่ยังมี

ทำนายผลได้ดีกว่า มาตรฐาน AS-3600 รวมถึง FIB และยังสามารถทำได้ดีกว่า สมการ Closed form Solution Eq.17 หรือสมการที่รับการพัฒนาปรับปรุงขึ้นมาใหม่ในปี ค.ศ.2016

ตาราง 9 เปรียบเทียบผลการทำนายค่าด้วย Stacking Ensemble และ XGboost Ensemble กับ มาตรฐานการออกแบบด้วย Closed form solution Eq.17, ACI, AS และ FIB

Vu _{Exp.} / Vu _{cal.}	Stacking Ensemble	XGBoost Ensemble	Closed	AS	FIB Model	FIB Model	
			form	3600-	Code 2010	Code 2010	
			Solution	Equation	2009	Level I	Level II
			Eq.17 **	2008 **	**	**	**
Mean	1.0067	1.0478	0.96	1.67	2.05	2.27	1.1
Std	0.1369	0.0132	0.23	0.69	0.52	0.89	0.34
COV	0.0188	0.0960	0.24	0.41	0.25	0.39	0.31
95%CL	0.0114	0.0258	0.59	0.53	1.03	0.53	0.44
Min	0.4722	-0.0285	0.46	0.46	0.54	0.57	0.51
Max	1.7921	4.8150	1.92	4.45	4.31	7.39	2.86

หมายเหตุ : ** อ้างอิงจาก T. Zhang et al. (2016)

นอกจากนี้ยังมีงานวิจัยอีก 2 งานที่ใช้เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องในการทำนายกำลังต้านทานแรงเฉือนในคานแบบไม่เสริมเหล็กถูกต้องของ (J. Zhang et al., 2022) ที่ใช้ Bagging Ensemble หรือ Random Forest ทำนายค่าด้วยจำนวนชุดข้อมูล 1849 ตัวอย่างด้วยจำนวนตัวแปรรวม 11 ตัวแปร ผลการประเมินประสิทธิภาพการทำนายด้วยชุดข้อมูลทดสอบได้ค่า R² เท่ากับ 0.9367 ค่า RMSE เท่ากับ 53.913 ส่วนงานวิจัยที่ 2 ของ (Sharafati et al., 2020) ใช้แบบจำลอง ANNs จำนวนชุดข้อมูล 250 ตัวอย่างได้ผลการประเมิน R² เท่ากับ 0.9795 ค่า RMSE เท่ากับ 32.04 เมื่อทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพพบความผิดปกติบางอย่างกล่าวคือ ถึงแม้ว่าผลการวิจัยของ (Sharafati et al., 2020) จะได้ค่า R² สูงที่สุดแต่ค่า RMSE ได้สูงกว่าของงานวิจัยนี้ ซึ่งตามปกติถ้าค่า R² มีค่าสูงค่าของ RMSE จะต้องต่ำกว่าเมื่อเปรียบเทียบกัน แต่ทั้งนี้หากพิจารณาเฉพาะค่า RMSE หรือรากที่สองของความผิดพลาดในการทำนาย จะพบว่างานวิจัยเรื่องนี้ยังทำได้ดีกว่างานวิจัยที่ผ่านมา

กล่าวโดยสรุปผลการทำนายด้วย Stacking Ensemble ของงานวิจัยเรื่องนี้สามารถทำนายผลกำลังต้านแรงเขื่อนในคาน ค.ส.ล. ได้ดีกว่างานวิจัยที่ผ่านมา รวมถึงมาตรฐานการออกแบบที่ได้นำมาเปรียบเทียบ

ตาราง 10 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายกับงานวิจัยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องที่ผ่านมา

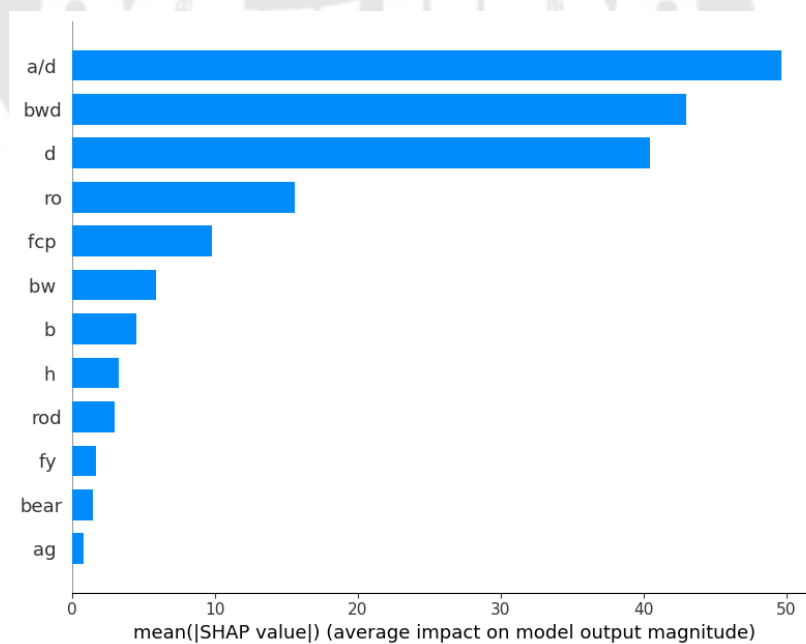
ชื่อผู้วิจัย	Algorithm	Dataset (No.)	R ²	RMSE
งานวิจัยนี้	Stacking Ensemble	1849	0.9656	29.545
(Zhang et al., 2022)	Random Forest	1849	0.9367	53.913
(Sharafati et al., 2020)	ANNs	250	0.9795	32.04

ความสำคัญของตัวแปร Features Importance

ผลการวิเคราะห์ด้วย SHAP Analysis พบว่า ตัวแปร a/d มีความสำคัญเป็นลำดับแรก โดยมีค่า SHAP Importance เท่ากับ 49.636 รองลงมา คือค่า bwd มีความสำคัญเป็นลำดับที่ 2 ค่า SHAP Importance เท่ากับ 42.991 ถัดมา ตัวแปร d มีลำดับความสำคัญเป็นอันดับที่ 3 ค่า SHAP Importance เท่ากับ 40.436 สำหรับลำดับที่ 4 คือ ro หรือ ρ ได้ค่า SHAP Importance เท่ากับ 15.556 เมื่อนำค่า SHAP Importance Value นำมาแสดงในรูปแบบแผนภูมิแท่งแนวนอน ค่าเฉลี่ยของความสำคัญแบบจำลองในตัวแปร ro, fcp, bw, b, h, rod, fy, bear และ ag มีความสำคัญห่างจากตัวแปรหลักที่มีความสำคัญสูงห่างกันมากกว่า 2 เท่า

	column_name	shap_importance
4	a/d	49.636147
11	bwd	42.991028
3	d	40.436859
6	ro	15.556299
7	fcf	9.762649
0	bw	5.853537
1	b	4.479859
2	h	3.250299
10	rod	2.981833
9	fy	1.634579
5	bear	1.440904
8	ag	0.818759

ภาพประกอบ 45 แสดงค่าความสำคัญของตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อการทำนายค่า



ภาพประกอบ 46 แผนภูมิ SHAP Importance

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

ในงานวิจัยเรื่องนี้ได้ทำการศึกษาคำทำนายค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนในคานคอนกรีตเสริมเหล็กแบบไม่เสริมเหล็กดัดงัด ชุดข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา มีที่มาจากกรทบทวนวรรณกรรมบทความวิจัยของ (Edward G. & Evan, 2008) จำนวนทั้งสิ้น 1,849 ตัวอย่าง มีจำนวนตัวแปรรวมเท่ากับ 11 ตัวแปร แบ่งออกเป็นตัวแปรต้นจำนวน 10 ตัวแปร และตัวแปรตาม จำนวน 1 ตัวแปร เพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองทำนายผลสำหรับเปรียบเทียบผลการศึกษาเบื้องต้นกับงานวิจัยอ้างอิงที่ผ่านมา นอกจากนี้ผู้วิจัยได้ทำการออกแบบวิธีวิจัยโดยใช้วิธีการทางวิทยาการข้อมูล หรือ Feature Engineering และผลจากการทบทวนวรรณกรรมความรู้เดิมทางด้านวิศวกรรมโยธา ด้วยการสร้างตัวแปรต้นใหม่จากตัวแปรตั้งต้นเพิ่มขึ้นไปอีก 2 ตัวแปร รวมตัวแปรทั้งสิ้นเป็น 13 ตัวแปร หลังจากนั้นนำชุดข้อมูลทั้งหมดไปใส่ในแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐาน และ แบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบ Ensemble ได้ผลการวิจัยดังต่อไปนี้

- 1.สรุปผลการวิจัย
- 2.การอภิปรายผล
- 3.ปัญหาและอุปสรรคของงานวิจัย
- 4.ข้อเสนอแนะ

สรุปผลการวิจัย

ผลการทำนายค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนในคานแบบไม่เสริมเหล็กดัดงัด ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องพื้นฐานได้ต่ำกว่าเทคนิค Ensemble หากพิจารณาเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Bagging Ensemble Random Forest นำมาทำการเปรียบเทียบกับผลการวิจัยอ้างอิงของ(J. Zhang et al., 2022) ด้วยชุดข้อมูล 11 ตัวแปร ได้ผลการทำนาย R^2 ต่ำกว่า ร้อยละ 11.404 และ RMSE สูงกว่า 9.7061 สำหรับผลการเปรียบเทียบด้วยชุดข้อมูล 13 ตัวแปร ได้ผลการทำนาย R^2 ต่ำกว่าร้อยละ 8.759 และ RMSE และ 6.02303 ตามลำดับ แต่เมื่อเปรียบเทียบผลการศึกษาอ้างอิงที่ผ่านมา กับเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Bagging Ensemble XGboost Tree ปรากฏว่า ได้ผลการทำนาย R^2 ต่ำกว่าร้อยละ 1.032 และ RMSE เท่ากับ 10.0639 ตามลำดับ

ตัวแปรที่ส่งผลต่อการทำนายค่าหน่วยแรงเฉือนในคาน 5 อันดับแรกมีดังนี้คือ ลำดับที่ 1 คือ อัตราส่วน a/d อัตราส่วนบ่งบอกพฤติกรรมว่าเป็นคานชะลูดหรือคานลิก รองลงมาคือ $bw.d$ หรือ พื้นที่หน้าตัดคาน ตัวแปรลำดับถัดมาคือ d ความลึกประสิทธิภาพ ลำดับที่ 4 คือ ρ อัตราส่วนเหล็กเสริมต่อพื้นที่หน้าตัดคาน และอันดับสุดท้ายของตัวแปร 5 ลำดับแรก คือ f_{cp} กำลังอัดประลัยของคอนกรีต

ค่าเฉลี่ยผลการทำนายกำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนในคาน ด้วยวิธีทางสถิติ t-test Independent สรุปได้ว่า

1. ค่าเฉลี่ยการทำนายค่าด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องและค่าเฉลี่ยผลการทดสอบจริง ไม่มีความแตกต่างกันทางด้านสถิติ
2. ค่าเฉลี่ยอัตราส่วนกำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนจากผลการทดสอบจริงต่อผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องด้วย Stacking Ensemble ในช่วงอัตราส่วน a/d น้อยกว่าหรือเท่ากับ 3.14 และ a/d มากกว่า 3.14 ไม่มีความแตกต่างกันในทางการวิเคราะห์ด้วยวิธีทางสถิติ
3. มาตรฐานการออกแบบของ ACI-318(89) และ ACI-318(19) มีความแตกต่างกับผลการทดสอบจริงในห้องปฏิบัติการ โดยที่ผลจากการทดสอบจริงในห้องปฏิบัติการมีค่าเฉลี่ยที่สูงกว่า
4. ตัวแปรต้นที่มีผลต่อการทำนายค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือน 4 ลำดับแรกคือ

- 1) อัตราส่วนของระยะห่างจากรองรับถึงแนวแรงน้ำหนักบรรทุกกระทำ
- 2) หน้าตัดคาน
- 3) อัตราส่วนเหล็กเสริมหลักต่อพื้นที่หน้าตัดคานประสิทธิภาพ
- 4) กำลังต้านทานแรงอัดประลัยของคอนกรีต

การอภิปรายผล

จากผลการผลการเปรียบเทียบผลการทำนายค่า ด้วยวิธี Random Forest 11 ตัวแปร และ 13 ตัวแปร พบว่าผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง ผลงานวิจัยอ้างอิงทำได้ดีกว่า

ทั้งค่าความสัมพันธ์ระหว่างผลการทำนายค่าด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องและผลจากการทดสอบจริง และ ค่าความผิดพลาดผลการทำนาย แต่ทั้งนี้เมื่อพิจารณาผลการเปรียบเทียบด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง XGboost ร่วมกับเทคนิคการทำ Feature Engineering เพื่อจำนวนขึ้นมา 2 ตัวแปรรวมเป็น 13 ตัวแปร กับผลงานวิจัยอ้างอิงที่ใช้เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Random Forest จำนวน 11 ตัวแปร พบว่าความสัมพันธ์ของค่าการทำนายค่าและผลจากการทดสอบจริงมีค่าใกล้เคียงกันมากถึงแม้ว่าจะได้ค่าต่ำกว่าผลงานวิจัยอ้างอิงอยู่ก็จริง แต่ค่าความผิดพลาดในการทำนายผล RMSE มีความแม่นยำที่สูงกว่านั้นหมายถึง เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบ XGboost Ensemble Tree สำหรับงานวิจัยเรื่องนี้ให้ผลการทำนายค่าหน่วยแรงเฉือนในคานคอนกรีตเสริมเหล็กแบบไม่เสริมเหล็กถูกต้องมีความแม่นยำสูงกว่าสอดคล้องกับผลงานวิจัยของ (Kumar & Jain, 2020a; Kyriakides & Margaritis, 2019; Sarkar & Natarajan, 2019) ที่กล่าวไว้ว่าโดยปกติแล้วเทคนิค XGboost Ensemble จะให้ผลการทำนายที่แม่นยำกว่าเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบ Bagging Ensemble แต่อย่างไรก็ดีผู้วิจัยได้พบว่าแบบจำลอง XGboost มีการทำนายค่าผิดออกนอกช่วงที่เป็นไปได้ กล่าวคือผลการทำนายมีค่าติดลบ ซึ่งในความเป็นจริงไม่มีความเป็นไปได้ ความผิดพลาดดังกล่าวอาจส่งกระทบการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง XGboost ทำให้มีความแม่นยำลดลง ที่สำคัญการค้นพบข้อผิดพลาดในการทำนายค่าในงานวิจัยนี้ทำให้เป็นข้อเตือนใจให้เกิดความระมัดระวังเป็นอย่างยิ่งในการพิจารณานำไปประยุกต์ใช้ในการใช้งานจริงในอนาคต

หากพิจารณาผลการทำนายค่าโดยแบ่งตามพฤติกรรมคานชะลุดและคานดัด ซึ่งพิจารณาจุดแบ่งประเภทตามพฤติกรรมของคานจากค่าอัตราส่วน a/d เท่ากับ 3.14 อ้างอิงตาม (Wight, 2016; T. Zhang et al., 2016; วินิต ช่อวิเชียร และ วรนิติ ช่อวิเชียร, 2554) ผลการวิจัยพบว่า เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง XGboost Ensemble Tree จะมีประสิทธิภาพสูงที่สุดในคานที่มีคุณลักษณะเป็นคานชะลุดซึ่งเป็นคานแบบปกติทั่วไป แต่จะมีความผิดพลาดของผลลัพธ์มากขึ้นเมื่อคานมีคุณลักษณะเป็นคานดัด เมื่อสอบทานกับข้อมูลทบทวนวรรณกรรมในพฤติกรรมของคานดัดที่ (T. Zhang et al., 2016) ได้เคยศึกษาไว้ พบว่าสมการสำหรับใช้ออกแบบด้านทานหน่วยแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล.ตามมาตรฐานทั่วไปที่มีใช้อยู่ทั่วโลกมักจะได้ผลลัพธ์จากการคำนวณสำหรับคานที่มีอัตราส่วน a/d น้อยกว่า 3.14 จะได้ผลลัพธ์ที่มีความถูกต้องน้อยกว่าหน้าตัดคานที่มีคุณสมบัติหน้าตัดที่มีอัตราส่วน a/d ที่มากกว่า 3.14 อย่างเห็นได้ชัด ซึ่งผลกระทบดังกล่าวมีความสอดคล้องกับผลการวิจัยในเรื่องนี้เช่นกัน แต่ทั้งนี้ต้องยกเว้นผลการศึกษาดูด้วยเทคนิค Stacking Ensemble ของงานวิจัยเรื่องนี้ที่ได้ผลประเมินประสิทธิภาพการทำนายผลกำลังต้านทานแรงเฉือน

ในคาน ค.ส.ล.สูงที่สุด ให้ผลการทำนายค่าไม่แตกต่างกันพิจารณาจากผลการทดสอบด้วย t-test ถึงแม้ว่าอัตราส่วนของ a/d จะอยู่ในช่วงใดก็ตาม จึงไม่มีข้อจำกัดในเรื่องของผลกระทบที่เกิดจากความชะลูดของคานในการทำนายผลที่เป็นจุดเด่นที่เหนือกว่างานวิจัยที่ผ่านมาในประเด็นนี้

เมื่อพิจารณาถึงการทำนายค่าด้วยผลการทดสอบจริงในห้องปฏิบัติการและมาตรฐานการออกแบบ ทั้ง ACI-318(89) และ ACI-318(19) มีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ จึงเป็นข้อควรระวังอย่างยิ่งคือ ผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องส่วนน้อยบางจุดยังมีความผิดพลาดไม่เป็นไปในทิศทางอนุรักษ์นิยม โดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วงที่คานมี ค่าอัตราส่วน a/d ต่ำกว่า 3.14 ซึ่งบ่งบอกคุณลักษณะหรือพฤติกรรมว่าเป็นคานลึก

ในเรื่องของตัวแปรต้นที่สร้างขึ้นใหม่ 2 ตัวแปร ผลการวิจัยพบว่าตัวแปรหนึ่งในสองตัวแปรที่มีความสำคัญคือ b_w/d หรือพื้นที่หน้าตัดคานประสิทธิผล มีความสำคัญมาเป็นอันดับที่สองซึ่งความสอดคล้องกับสูตรมาตรฐานของ ACI-318(89) แสดงในสมการที่ 2.18 ที่มีตัวแปรนี้อยู่ สมการคำนวณค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนในคานคอนกรีตแบบไม่เสริมเหล็กถูกต้อง

ประเด็นด้านเศรษฐศาสตร์ ผลการศึกษาเรื่องนี้ทำให้เห็นว่าหากนำองค์ความรู้ด้านเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องไปใช้งานจริงได้ หากในอนาคตวิธีการนี้ได้รับการยอมรับอย่างเป็นทางการหรือได้รับการรับรองทางกฎหมาย จะช่วยให้สามารถพิจารณาปรับลดการเผื่อส่วนปลอดภัย หรือ Safety Factor ที่อาจมากเกินไปจนเกินความเป็นจริง หากทำการปรับลดในส่วนที่เกินจำเป็นนี้ได้จะส่งผลดีทางด้านเศรษฐศาสตร์ทำให้การออกแบบมีความถูกต้องแม่นยำมีความปลอดภัยและที่สำคัญคือเกิดความประหยัดใช้ทรัพยากรและต้นทุนทางตรง เช่น ค่าวัสดุ เช่น คอนกรีต เหล็กเสริมไม้แบบ ค่าแรงงาน และประหยัดต้นทุนทางอ้อม เช่น ค่าขนส่ง ระยะเวลาในการก่อสร้าง ค่าดำเนินการ ได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้นกว่าในอดีต

ปัญหาและอุปสรรคของงานวิจัย

ปัญหาในการศึกษาวิจัยเรื่องนี้พบว่าในขั้นตอนการค้นหาหรือปรับค่าพารามิเตอร์รวมถึงการสอนแบบจำลองให้เรียนรู้จากค่าพารามิเตอร์ ใช้เวลานานในการให้แบบจำลองเรียนรู้ในแต่ละครั้งในการปรับค่า ส่วนในเรื่องการแปลผลการทำนายค่าในช่วงแรกทำได้ยากเพราะเนื่องจากต้องอาศัยองค์ความรู้พื้นฐานทางด้านวิศวกรรมโยธาด้านการออกแบบคอนกรีตเสริมเหล็กที่มีความลึกซึ้งซึ่งมากพอสมควร อีกทั้งผู้วิจัยยังต้องทำการทบทวนวรรณกรรมในภาคทฤษฎีและงานวิจัยที่ผ่านมาเพิ่มเติมจนสามารถทำให้เกิดความเข้าใจพฤติกรรมและข้อจำกัดในเรื่องของคานคอนกรีต

เสริมเหล็กแบบไม่เสริมเหล็กตั้งในแต่ละช่วงเริ่มต้นที่คานรับน้ำหนักบรรทุกจนถึงช่วงที่คานเริ่มเกิดรอยแตกร้าวและถึงช่วงการวิบัติในช่วงสุดท้าย

ข้อเสนอแนะ

จากประสบการณ์ที่ได้ทำการทำวิจัยในเรื่องนี้พบว่า ผลการทำนายค่า และ ผลการประเมินความแม่นยำของเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องยังมีความไม่แน่นอน ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับเทคนิคต่างๆที่นำมาใช้ในกระบวนการศึกษา รวมถึงขั้นตอนการตีความผลการทำนายและสรุปผล นอกจากนี้ในงานวิจัยเรื่องนี้ยังมีจุดอ่อนที่ต้องปรับปรุงแก้ไขอยู่บางจุด ผู้วิจัยจึงมีข้อเสนอแนะแยกเป็นหัวข้อดังต่อไปนี้

1. การจัดเตรียมข้อมูล เสนอแนะให้เปรียบเทียบข้อมูลที่เป็น Outlier โดยทดลองตัดออกข้อมูลที่เป็น Outlier ออก ซึ่งอาจจะส่งผลดีกับแบบจำลอง

2. ทดลองทำ Feature Selection เช่น เทคนิค Principal Component Analysis PCA เพื่อลดจำนวนตัวแปรที่ไม่มีผลหรือข้อมูลนอกช่วงที่อาจส่งผลเสียต่อความแม่นยำการทำนายผล

3. ทดลองเลือกใช้เทคนิคการปรับค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ด้วยวิธีอื่นๆ และในการศึกษาเรื่องนี้ยังมีจุดอ่อนของงานวิจัยในแบบจำลอง Stacking Ensemble ยังไม่มีการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมหากมีการปรับปรุงในจุดนี้คาดว่าจะได้ผลการวิจัยที่ดียิ่งขึ้นค่อยข้างแน่นอน

4. ใช้เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบอื่นที่คาดว่าจะมีความสามารถที่ดีกว่า เช่น เทคนิค Stacking Ensemble แบบหลายชั้น หรือ ทดลองใช้เทคนิค XGboost แบบอื่น ๆ เป็นต้น

5. ในช่วงที่ค่า a/d มีค่าน้อยกว่า 3.14 ซึ่งมีพฤติกรรมเป็นคานเล็ก ควรมีการเพิ่มข้อมูลและทำการศึกษาค่าตัวแปรที่ส่งผลต่อความแม่นยำในการทำนายให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้นในอนาคต

6. ปัจจุบันยังนักวิจัยทำการทดลองทดสอบคานจริงอยู่อย่างต่อเนื่อง อีกทั้งยังมีข้อมูลใหม่เช่น คานที่ใช้วัสดุที่มีกำลังรับแรงได้สูงกว่าในอดีต เช่น คอนกรีต เหล็กเสริม เป็นต้น ผู้วิจัยจึงแนะนำให้รวบรวมข้อมูลผลการทดสอบเพิ่มเติมเพื่อนำมาใช้เป็นข้อมูลการสอนแบบจำลองให้เกิดเรียนรู้ของเครื่องให้เกิดความแม่นยำมากยิ่งขึ้นในโอกาสต่อไป

7. ในอนาคตอาจนำเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องสำหรับการทำนายค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. ไปเป็นส่วนหนึ่งในโปรแกรมคอมพิวเตอร์ช่วยออกแบบ Computer-aided

design (CAD) ซึ่งอาจทำเป็นระบบสนับสนุนการตัดสินใจช่วยวิศวกรผู้ใช้งานโปรแกรมคอมพิวเตอร์ช่วยในงานออกแบบในการตัดสินใจหรือแจ้งเตือนในจุดที่สมการออกแบบตามมาตรฐานยังไม่สามารถคำนวณค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนได้สูงกว่าค่าความเป็นจริงในบางกรณี



บรรณานุกรม

- Amjad, M., Ahmad, I., Ahmad, M., Wróblewski, P., Kamiński, P., & Amjad, U. (2022). Prediction of Pile Bearing Capacity Using XGBoost Algorithm: Modeling and Performance Evaluation. *Applied Sciences*, 12(4), 2126. <https://doi.org/10.3390/app12042126>
- Anlytics Vidhya (2021) Evaluating Machine Learning Models using Hyperparameter Tuning. Retrieved from <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/04/evaluating-machine-learning-models-hyperparameter-tuning>
- Avila, J., & Hauck, T. (2017). *Scikit-learn cookbook: Over 80 recipes for machine learning in Python with scikit-learn*. Packt Publishing.
- Brownlee, J. (2021). *Ensemble Learning Algorithms With Python Make Better Predictions with Bagging, Boosting, and Stacking*.
- Cielen, D., Meysman, A., & Ali, M. (2016). *Introducing data science: Big data, machine learning, and more, using Python tools*. Manning Publications.
- Edward G., S., & Evan, B. (2008). Where is Shear Reinforcement Required? Review of Research Results and Design Procedures. *ACI Structural Journal*, 105(5). <https://doi.org/10.14359/19942>
- H. Ahmad, S., Rafeeqi, S. F. A., & Fareed, S. (2013). Shear Predictions of Eurocode EC2. *American Journal of Civil Engineering and Architecture*, 1(2), 43–46. <https://doi.org/10.12691/ajcea-1-2-4>
- Harry, O. A., & Ekop, I. E. (2016). A Comparative Analysis of Codes Prediction of Shear Resistance in Beams without Shear Reinforcement. *American Journal of Civil Engineering and Architecture*, 4(1), 39–43. <https://doi.org/10.12691/ajcea-4-1-6>

- Kumar, A., & Jain, M. (2020a). Ensemble Learning for AI Developers. In *Ensemble Learning for AI Developers*. Apress. <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-5940-5>
- Kumar, A., & Jain, M. (2020b). *Ensemble Learning for AI Developers: Learn Bagging, Stacking, and Boosting Methods with Use Cases*. Apress. <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-5940-5>
- Kyriakides, G., & Margaritis, K. G. (2019). *Hands-on ensemble learning with Python: Build highly optimized ensemble machine learning models using scikit-learn and Keras*.
- Meharie, M. G., Mengesha, W. J., Gariy, Z. A., & Mutuku, R. N. N. (2022). Application of stacking ensemble machine learning algorithm in predicting the cost of highway construction projects. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 29(7), 2836–2853. <https://doi.org/10.1108/ECAM-02-2020-0128>
- Pham, A.-D., Ngo, N.-T., & Nguyen, T.-K. (2020). Machine learning for predicting long-term deflections in reinforce concrete flexural structures. *Journal of Computational Design and Engineering*, 7(1), 95–106. <https://doi.org/10.1093/jcde/qwaa010>
- Raju. (2014). Review on Shear Behaviour of Reinforced Concrete Beam without Transverse Reinforcement. In *Raju Int. Journal of Engineering Research and Applications* www.ijera.com (Vol. 4, Issue 8, pp. 116–121). www.ijera.com
- Raschka, S., & Mirjalili, V. (2019). *Python machine learning: Machine learning and deep learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2* (Third edition). Packt.
- Sahin, E. K. (2020). Assessing the predictive capability of ensemble tree methods for landslide susceptibility mapping using XGBoost, gradient boosting machine, and random forest. *SN Applied Sciences*, 2(7), 1308. <https://doi.org/10.1007/s42452-020-3060-1>

Sancheti, G., Patil, H., Sharma, S., & Goswami, S. (2021). Analysis of Design for One-Way Reinforced Concrete Slabs using Machine Learning Models. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1099(1), 012052.
<https://doi.org/10.1088/1757-899X/1099/1/012052>

Sarkar, D., & Natarajan, V. (2019). *Ensemble machine learning cookbook: Over 35 practical recipes to explore ensemble machine learning techniques using Python*. Packt.

Scikits-learn. (2023). k-Nearest Neighbors regression. Retrieved from. https://scikit-learn.sourceforge.net/0.6/auto_examples/plot_neighbors_regression.html

Sharafati, A., Haghbin, M., Aldlemy, M. S., Mussa, M. H., Al Zand, A. W., Ali, M., Bhagat, S. K., Al-Ansari, N., & Yaseen, Z. M. (2020). Development of Advanced Computer Aid Model for Shear Strength of Concrete Slender Beam Prediction. *Applied Sciences*, 10(11), 3811. <https://doi.org/10.3390/app10113811>

Slowik, M. (2021). Analysis of fracture processes in reinforced concrete beams without stirrups. *Frattura Ed Integrita Strutturale*, 15(57), 321–330.
<https://doi.org/10.3221/IGF-ESIS.57.23>

Subramanian, N. (2013). *Design of reinforced concrete structures*. Oxford University Press.

Thai, H.-T. (2022). Machine learning for structural engineering: A state-of-the-art review. *Structures*, 38, 448–491. <https://doi.org/10.1016/j.istruc.2022.02.003>

Wight, J. K. (2016). *Reinforced concrete: Mechanics and design* (Seventh edition). Pearson.

Zhang, J., Sun, Y., Li, G., Wang, Y., Sun, J., & Li, J. (2022). Machine-learning-assisted shear strength prediction of reinforced concrete beams with and without stirrups.

Engineering with Computers, 38(2), 1293–1307. <https://doi.org/10.1007/s00366-020-01076-x>

Zhang, T., Visintin, P., & Oehlers, D. J. (2016). Shear strength of RC beams without web reinforcement. *Australian Journal of Structural Engineering*, 17(1), 87–96. <https://doi.org/10.1080/13287982.2015.1122502>

Ziolkowski, P., Niedostatkiwicz, M., & Kang, S.-B. (2021). Model-Based Adaptive Machine Learning Approach in Concrete Mix Design. *Materials*, 14(7), 1661. <https://doi.org/10.3390/ma14071661>

ปัญญา ประสึละเตสัง. (2564). *สร้างการเรียนรู้สำหรับ AI ด้วย Python Machine Learning* (ปัญญา ประสึละเตสัง, Ed.). บริษัท วี.พริ้นท์ (1991) จำกัด.

ภาณุวัฒน์ จ้อยกัลด และ สุนิติ สุภาพ. (2564). เกือบ 60 ปี ที่รอคอย! สมการใหม่ของ ACI318 สำหรับกำลังต้านทานแรงเฉือนขององค์อาคารคอนกรีตเสริมเหล็กชะลูด. *วารสารวิจัยและพัฒนา มจร.*, ปีที่ 44(ฉบับที่ 1), 3–32.

วินิต ช่อวิเชียร และ วรนิติ ช่อวิเชียร. (2554). *การออกแบบโครงสร้างคอนกรีตเสริมเหล็ก: โดยวิธีกำลัง Reinforced concrete design: Strength design Method: SDM*. ป.สัมพันธ์ พาณิชย์.

ประวัติผู้เขียน

