

การศึกษาการทำนายผลกำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบ XGBoost Ensemble

สิทธิพงษ์ พรหมประสิทธิ์¹, เรืองศักดิ์ ตระกูลพุทธิรักษ์²

บทคัดย่อ

จากผลการทดสอบค่าความต้านทานแรงเฉือนในคานคอนกรีตเสริมเหล็ก (ค.ส.ล.) จากงานวิจัยที่ผ่านมาพบว่ามีค่าความไม่แน่นอนสูงมาก เนื่องจากมีปัจจัยที่ซับซ้อนหลายตัวแปร อีกทั้งยังมีความน่าสนใจศึกษาและพัฒนาวิธีการคำนวณเพื่อนำไปใช้ในงานออกแบบคาน ค.ส.ล. ให้มีความถูกต้องแม่นยำและเกิดความปลอดภัยให้มากยิ่งขึ้น งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาวิธีการทำนายผลกำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. แบบไม่เสริมเหล็กติดตั้งด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง เพื่อนำมาเปรียบเทียบกับวิธีคำนวณด้วยสมการมาตรฐานการออกแบบของ ACI-318 และหาตัวแปรหลักที่ส่งผลต่อการทำนายค่า ระเบียบวิธีวิจัยที่ใช้เริ่มจากการเก็บข้อมูลชนิดทุติยภูมิของผลการทดสอบคาน ค.ส.ล. จากงานวิจัยที่ผ่านมา จำนวน 1,849 ตัวอย่าง ตัวแปรที่ใช้ศึกษามีจำนวน 13 ตัวแปรเป็นตัวแปรต้น 12 ตัวแปร และ ตัวแปรตาม 1 ตัวแปร แบ่งชุดข้อมูลสำหรับการสอนและการทดสอบแบบจำลอง ร้อยละ 70/30 เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องที่เลือกใช้คือ Boosting Ensemble หรือ XGBoost tree algorithms สำหรับทำนายค่าและค้นหาค่าพารามิเตอร์เบื้องต้นจากชุดข้อมูลการสอน จากนั้นหาค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดด้วยวิธี Grid Search CV ด้วยชุดข้อมูลทดสอบ และทำนายผลกำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนด้วยชุดข้อมูลทดสอบที่ได้นำมาเปรียบเทียบกับชุดข้อมูลทดสอบที่ถูกคัดแยกจัดเตรียมไว้ก่อนหน้า ผลประเมินความแม่นยำหรือประสิทธิภาพแบบจำลองได้ $R^2=0.92638$, $MAE=0.17362$, $MSE=1869.64562$ และ $RMSE=43.23940$ ตัวแปรที่ส่งผลต่อการทำนายผล 3 อันดับแรกจำนวนตัวแปรทั้งหมด 13 ตัวแปร คือ 1) อัตราส่วนความยาวช่วงต่อความลึกคานประสิทธิภาพ 2) พื้นที่หน้าตัดคาน และ 3) ความคานลึกประสิทธิภาพ ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคตคือควรมีการเพิ่มจำนวนข้อมูล สร้างตัวแปรเพิ่มเติม และ ทดลองใน Algorithm เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบอื่นๆต่อไป

คำสำคัญ : การทำนายกำลังต้านทานแรงเฉือน, คาน ค.ส.ล., การเรียนรู้ของเครื่อง, XGBoosting Ensemble

¹ นิสิตหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิทยาการข้อมูล คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ กรุงเทพฯ 10110

² คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ กรุงเทพฯ 10110

* Corresponding author: Tel.: 085-8005757 E-mail address: sitthiphong.promprasit@g.swu.ac.th

A study shearing strength in RC beam without stirrup by machine learning Ensemble Technique

Sitthiphong Promprsit^{1*}, Ruangsak Trakunphutthirak²

Abstract

According to the results of the shear strength test for reinforced concrete beams, Previous investigations have revealed a considerable amount of uncertainty due to several complicated factors, extremely interesting studies, and the development of prediction techniques that will be used in beam design. The objective of this research was to study how to forecast the strength of shear units without the addition of web reinforcement using machine learning technology, compare it to the ACI-318 design standard formula calculation method, and identify important factors that influence the prediction. The method that was employed begins with the second type of data gathered from beam test results. Literature reviews from previous studies 13 features were explored in 1,849 samples, 12 of which were primary variables and 1 of which was a target, separating data sets for teaching and model testing. For predicting values and determining fundamental parameters from instructional datasets, the Boosting Ensemble or XGBoost tree algorithms were employed. The best parameters are then determined using the Grid Search CV method with the test dataset, and the shear resistance effect is predicted with the test data set compared to the previously extracted test dataset. The results evaluate the accuracy or performance of the model: $R^2 = 0.92638$, $MAE = 0.17362$, $MSE = 1869.64562$, and $RMSE = 43.23940$. The recommendation for future research is that the amount of data should be increased. Create additional variables and experiment with algorithms and other machine-learning techniques.

Keywords: Shearing Strength, RC beam without web reinforcement steel, Machine learning technique, XGboost Ensemble

¹ Data Science, Faculty of Science, Srinakharinwirot University, Bangkok, 10110, Thailand

² Faculty of Science, Srinakharinwirot University, Bangkok, 10110, Thailand

* Corresponding author: Tel.: 080-5488355 E-mail address: Sitthiphong.promprsit@swu.ac.th

บทนำ

โครงสร้างอาคารคอนกรีตเสริมเหล็ก (ค.ส.ล.) เป็นโครงสร้างประเภทที่นิยมเลือกใช้งานเพราะเนื่องจากคอนกรีตมีความแข็งแรงทนต่อสภาพแวดล้อมได้เป็นอย่างดี หน้าที่ของวิศวกรผู้ออกแบบโครงสร้างอาคารคือต้องใช้ความรู้และประสบการณ์ด้านวิศวกรรมเพื่อออกแบบอาคารให้มีความมั่นคงแข็งแรงไม่ให้เกิดการวิบัติและให้เกิดความปลอดภัยต่อชีวิตและทรัพย์สินของผู้ใช้งานอาคาร อีกทั้งยังต้องทำการออกแบบให้เกิดความประหยัดทรัพยากรวัสดุและแรงงานในด้านเศรษฐศาสตร์ไปพร้อมกัน จากความรู้ทางด้านวิศวกรรมโยธา องค์กรจะต้องต้านทานแรงกระทำจากภายนอก ซึ่งส่งผลให้เกิดแรงภายในของอาคารที่เกิดขึ้นประเภทต่างๆ เช่น แรงอัด แรงดัด แรงดึง แรงบิด และ แรงเฉือน [1]–[3] ปัจจุบันมาตรฐานที่ใช้สำหรับออกแบบโครงสร้างคอนกรีตเสริมเหล็กมีอยู่ด้วยกันหลายมาตรฐาน เช่น ACI, FIB, AS, Eurocode 2 เป็นต้น มาตรฐานเหล่านี้ได้มีการปรับปรุงพัฒนาอย่างต่อเนื่องจากในอดีตจนถึงปัจจุบัน โดยเฉพาะอย่างยิ่งในหมวดของการออกแบบในเรื่องกำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนที่เกิดขึ้นในคาน ค.ส.ล. ซึ่งนักวิจัยได้กล่าวไว้ว่ายังมีความท้าทายและความน่าสนใจศึกษาเป็นอย่างยิ่ง [4]–[8] เหตุผลเนื่องมาจากข้อมูลที่ปรากฏจากผลการทดสอบกำลังต้านทานแรงเฉือนจำนวนมากยังมีค่าที่มีความไม่แน่นอนอยู่

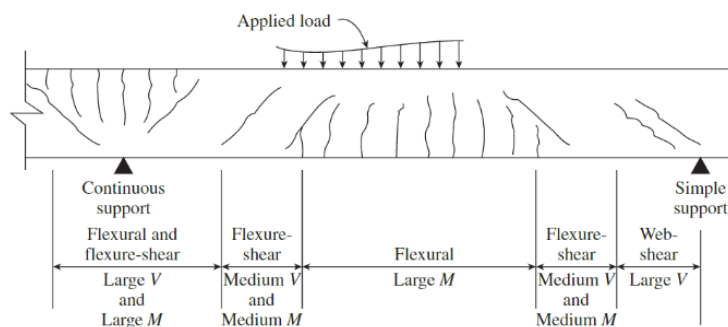
วัตถุประสงค์ของการวิจัยเรื่องนี้เพื่อศึกษาการทำนายค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. แบบไม่เสริมเหล็กที่ตั้งด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องด้วย XGBoost Algorithm และตัวแปรที่มีความสำคัญที่ส่งผลต่อการทำนายผลกำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. แบบไม่เสริมเหล็กที่ตั้ง

ทบทวนวรรณกรรม

ทฤษฎีกำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล.

1. พฤติกรรมของคานเมื่อเกิดการแตกร้าวจากแรงดัดและแรงเฉือน

โดยปกติคาน ค.ส.ล. เมื่อถูกกระทำด้วยน้ำหนักบรรทุกทุกจะเกิดแรงภายในได้แก่ แรงดัด แรงเฉือน และ แรงในแนวแกนร่วมกันเสมอ ในสถานะที่แรงภายในมีค่ามากกว่ากำลังรับน้ำหนักของคาน คานจะเริ่มเกิดรอยแตกร้าว ซึ่งรูปแบบการแตกร้าวสามารถแบ่งได้ 3 รูปแบบหลักดังแสดงในภาพที่ 1 กล่าวคือ รอยร้าวที่เกิดจากแรงดัด แรงเฉือน และ แรงดัดและแรงเฉือนร่วมกัน

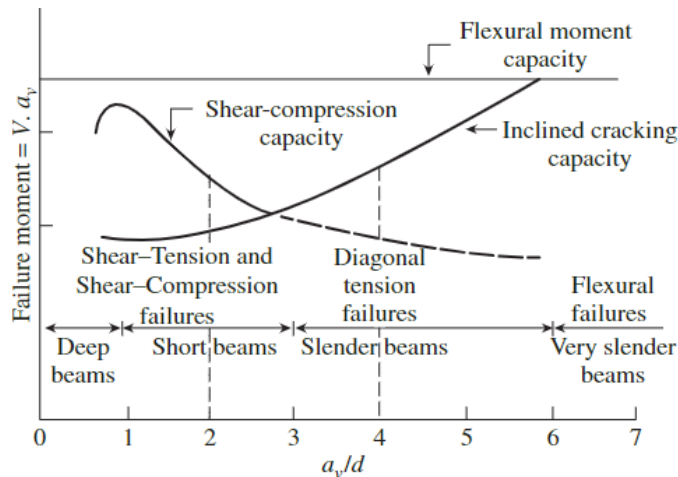


ภาพที่ 1 รูปแบบการแตกร้าวในคาน ค.ส.ล. ภายใต้หน่วยแรงที่เกิดขึ้นร่วมกันของแรงดัดและแรงเฉือนภายในคาน [2]
หลังจากคานเริ่มเกิดการแตกร้าวช่องว่างรอยแตกร้าวจะเริ่มมีความกว้างมากขึ้น พื้นที่แรงเสียดทานระหว่างพื้นที่ระนาบแรงเฉือนจะลดลง จากนั้นมวลรวมหยาบที่ผสมอยู่ในคอนกรีตจะเริ่มทำหน้าที่ต้านทานแรงเฉือนที่พื้นผิวระนาบแรงเฉือน จากนั้นเมื่อ รอย

แตกร้าวที่บริเวณท้องคานเริ่มเปิดกว้างมากขึ้น หน้าตัดเหล็กเสริมหลักจะทำหน้าที่ต้านทานแรงเฉือนและทำหน้าที่รับแรงดึงโดยยึด ร็องรอยแตกร้าวจนเกิดวิบัติในที่สุด [1]–[3]

2. พฤติกรรมการต้านทานหน่วยแรงเฉือนของคาน ค.ส.ล. แบบไม่มีเหล็กเสริมลูกตั้ง

เมื่อพิจารณาแผนภาพความสัมพันธ์ของการวิบัติด้วยแรงดัดร่วมกับแรงเฉือนและอัตราส่วนความยาวช่วงคานต่อความลึกคานประสิทธิภาพ ด้านล่างจะสังเกตเห็นได้ว่าความสามารถของกำลังต้านทานแรงดัดและแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. จะแปรเปลี่ยนไปตามอัตราส่วน a/d หรือ ระยะความยาวช่วงต่อความลึกประสิทธิภาพคาน กล่าวคือเมื่อคานมีความชะลูด อัตราส่วน a/d มีค่ามากกว่า 3 ความสามารถต้านทานแรงดัดจะเพิ่มขึ้นในขณะที่ความสามารถต้านทานแรงเฉือนจะมีค่าลดลง สำหรับในคานลึกอัตราส่วน a/d มีค่าน้อยกว่า 3 พฤติกรรมจะมีลักษณะที่กลับกันคือกำลังต้านทานแรงเฉือนจะเพิ่มขึ้นในขณะที่กำลังต้านทานแรงดัดจะลดลงสังเกตได้จากเส้นแผนภูมิ 2 เส้นที่มาตัดกันแสดงในภาพที่ 2 [1]–[3], [9]



ภาพที่ 2 ความสัมพันธ์ของการวิบัติด้วยแรงดัดร่วมกับแรงเฉือนและอัตราส่วนความยาวช่วงคานต่อความลึกคานประสิทธิภาพ [3]

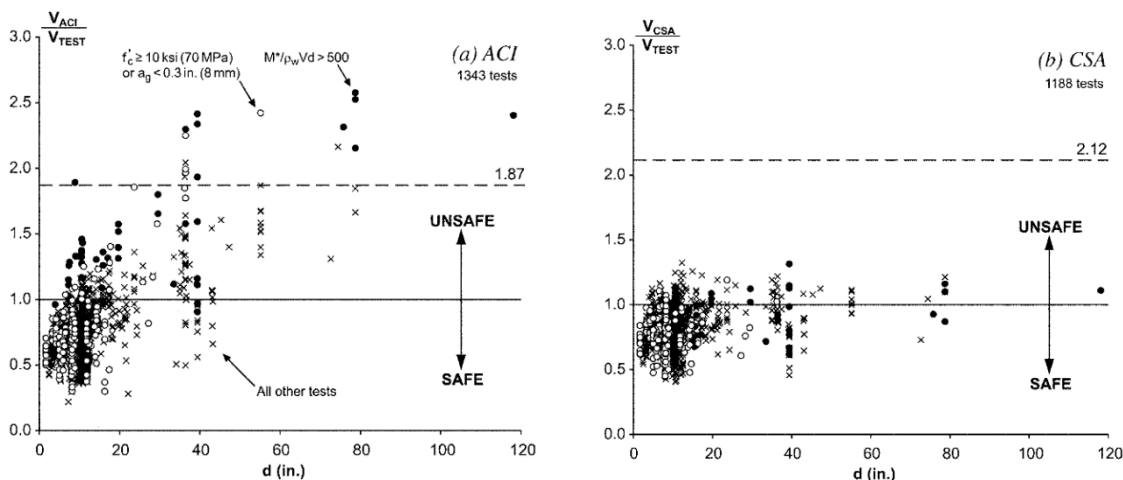
3. อัตราส่วนความปลอดภัยของมาตรฐานการออกแบบคานรับแรงเฉือนและผลการทดสอบจริง

จากผลการศึกษาของ [10] พบว่าเมื่อนำอัตราส่วนของผลการทดสอบแรงเฉือน ค.ส.ล. แบบไม่มีเสริมเหล็กลูกตั้งและผลการคำนวณด้วยสมการมาตรฐานการออกแบบต่างๆ เช่น ACI และ CSA ถ้าค่าอัตราส่วนตามที่กล่าวมา มีค่าต่ำกว่า 1.0 หมายความว่า มาตรฐานที่ใช้ออกแบบให้ผลในทิศทางที่ไม่ปลอดภัย หากพิจารณาในภาพที่ 3 จะพบว่าในหลายกรณียังมีความไม่ปลอดภัยอยู่อีกทั้งผลการศึกษาที่ได้จะสังเกตเห็นได้ว่า ผลของการคำนวณกำลังต้านทานแรงเฉือนยังมีความแม่นยำไม่เท่าที่ควรจะเป็นดังจะเห็นว่าจุดที่เกิดขึ้นในแผนภูมิมิมีความกระจัดกระจายโดยเฉพาะอย่างยิ่งคือ มาตรฐาน ACI (89) ซึ่งความสอดคล้องกับมาตรฐานที่ใช้ ออกแบบโครงสร้างคอนกรีตเสริมเหล็กที่นิยมใช้ในประเทศในปัจจุบัน

4. สูตรคำนวณสำหรับใช้ในการออกแบบกำลังต้านทานแรงเฉือนแบบสั้นที่ใช้งานอยู่ในปัจจุบัน

อ้างอิงตามมาตรฐาน ACI-318 หน่วย SI ตัวแปรที่ใช้ในการคำนวณได้แก่ กำลังต้านทานแรงอัดประลัยของคอนกรีตสัมประสิทธิ์ประเภทของคอนกรีต ความกว้างหน้าตัดคาน และความลึกประสิทธิภาพของคาน

$$V_c = 1.7 \lambda \sqrt{f'_c} b_w d \quad (1)$$

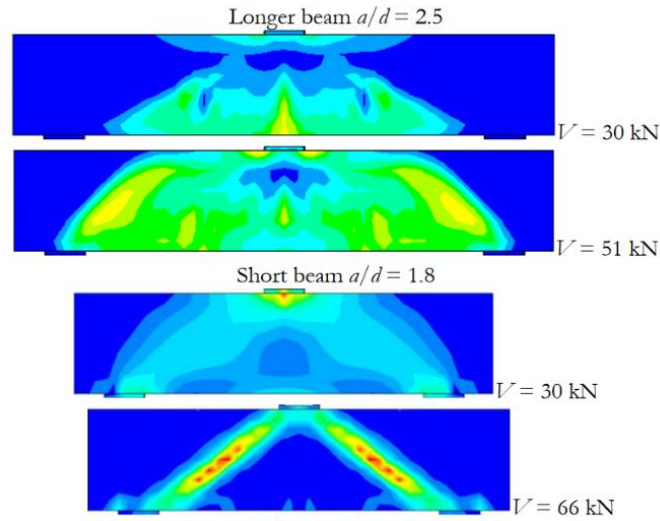


ภาพที่ 3 อัตราส่วนกำลังต้านทานแรงเฉือนตามมาตรฐานและผลการทดสอบของ AC และ CSA [10]

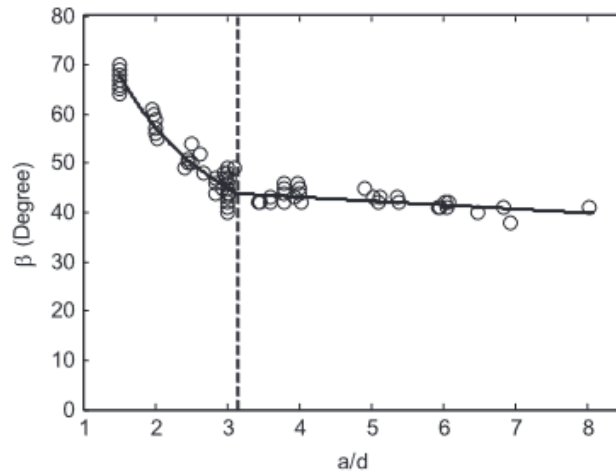
อย่างไรก็ตาม ในหลายกรณี ภาณุวัฒน์ และ สุนิติ [11] ได้กล่าวไว้ว่า สมการของ ACI-318(89) สมการ (1) อาจได้ผลการคำนวณค่าหน่วยแรงเฉือนในคานแบบไม่เสริมเหล็กที่ตั้ง ซึ่งผลการคำนวณได้ค่าสูงกว่าผลการทดสอบจริง ซึ่งหมายความว่าอาจเกิดความไม่ปลอดภัยในการนำไปใช้งานจริงในบางกรณี แต่ถ้าใช้สมการ ACI-318(19) สมการ (2) [12] ที่มีความทันสมัยกว่าผลการคำนวณที่ได้จากบทความอ้างอิงพบว่าได้ค่าหน่วยแรงเฉือนที่ต่ำกว่าซึ่งถือว่าปลอดภัยในการนำไปใช้งานมากกว่าเดิม

$$V_c = 0.66 \lambda_s \lambda (\rho_w)^{\frac{1}{3}} \sqrt{f'_c} + \frac{N_u}{6A_g} \quad (2)$$

นอกจากนี้ Stowik [13] ได้ทำการศึกษากระบวนการกลไกการแตกร้าวในคานคอนกรีตแบบไม่มีเหล็กเสริมลู่ตั้งด้วยการทดสอบคานเปรียบเทียบกับแบบจำลองไฟไนท์อีลิเมนต์ด้วยโปรแกรม ANSYS โดยทดลองกับคานมีความยาวและความลึกคานแตกต่างกัน ผลการศึกษาพบว่า อัตราส่วน a/d หรือความยาวช่วงคานต่อความลึกประสิทธิผลส่งผลต่อ ที่อัตราส่วน a/d น้อยกว่าหรือเท่ากับ 2.5 จะส่งผลต่อการกระจายของความเครียดและความเค้นซึ่งส่งผลต่อรูปแบบการแตกร้าวที่ต่างกัน ความเข้มของการกระจายความเครียดแสดงในภาพที่ 4 ผลการศึกษาของ Slowik ยังมีความสอดคล้องกับ Zhang และคณะ[14] ที่ได้นำเสนอผลการเปรียบเทียบอัตราส่วนการคำนวณกำลังต้านทานแรงเฉือนด้วยมาตรฐานต่างๆต่อผลการทดสอบจริง พบว่าที่อัตราส่วน a/d มีผลต่อปรากฏการณ์ของกลไกการวิบัติในคานเมื่อต้องรับน้ำหนักบรรทุก ซึ่ง Zhang กล่าวว่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของมุมระนาบของการแตกร้าวที่เกิดขึ้นจะเริ่มคงที่เมื่ออัตราส่วน a/d จะสังเกตได้ว่าเส้นความสัมพันธ์ระหว่างค่ามุมระนาบการแตกร้าว β และ อัตราส่วน a/d ในภาพที่ 5 เปลี่ยนความชันเป็นเส้นตรงแนวราบที่ค่า a/d เท่ากับ 3.14



ภาพที่ 4 ภาพการกระจายตัวของความเค้นเฉือนในคานที่มีอัตราส่วน a/d ที่แตกต่างกัน[13]



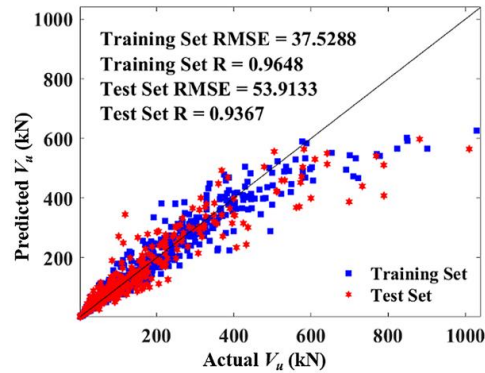
ภาพที่ 5 ความสัมพันธ์มุมระนาบการแตกร้าวในคานและอัตราส่วน a/d [14]

การศึกษาทำนายค่าหน่วยแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง

Zhang และคณะ [7] ได้ทำการทำการศึกษาด้วยการประยุกต์ใช้วิธีการเรียนรู้ด้วยเครื่อง Random forest regression tree และใช้ Modified BAS Algorithm สำหรับการค้นหาและปรับค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดของค่า $min_samples_leaf$ หรือ จำนวนกิ่งของต้นไม้การตัดสินใจ และ $tree_num$ หรือ จำนวนต้นไม้การตัดสินใจที่แบบจำลองสร้างขึ้น ชุดข้อมูลที่น่ามาศึกษาเป็น ผลการทดสอบคาน ค.ส.ล. กำลังต้านทานแรงเฉือนในห้องปฏิบัติการแบบเสริมเหล็กดัด 194 ตัวอย่าง และแบบไม่เสริมเหล็กดัด จำนวน 1894 ตัวอย่าง แบ่งชุดข้อมูลในการสอนแบบจำลองร้อยละ 70 สำหรับการทดสอบร้อยละ 30 และทำ k-fold cross-validation จำนวน 10 ชุด เพื่อลดการ Overfitting ผลการศึกษาพบว่าประสิทธิภาพของแบบจำลองทำนายค่ากำลังต้านทานแรงเฉือน ได้ค่า RMSE = 53.9133 ค่าสหสัมพันธ์ $R^2 = 0.9367$

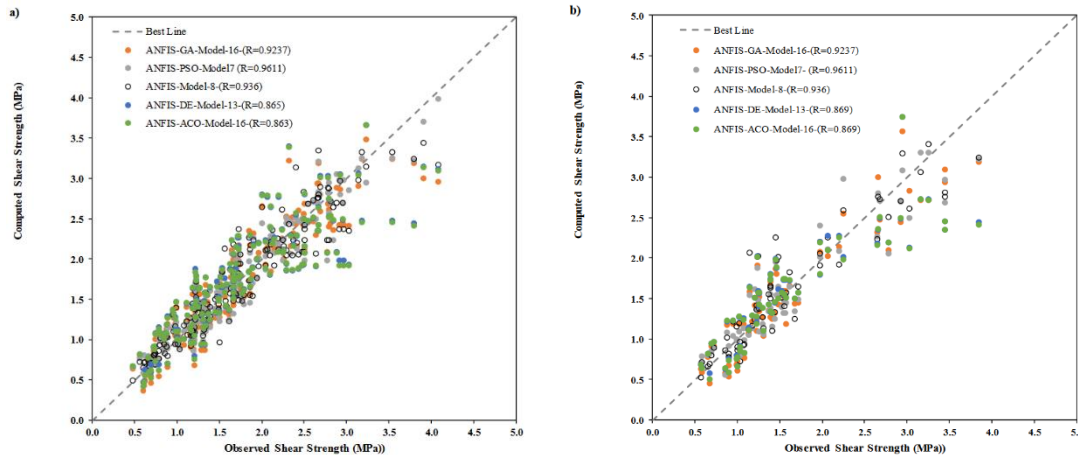
Table 1 Statistics of the data set of RC beams without stirrups

Variables	Min	Max	Mean	Median	SD
b_w	21	3000	212.11	153	209.48
b	21	3000	255.82	157	227.17
h	51	3140	364.52	305	254.12
d	41	3000	320.45	270	237.87
a/d	0.25	15.06	3.20	3	1.82
Bear	0	600	106.96	102	73.91
ρ_w	0.1	9.5	2.23	1.87	1.52
f'_c	6.1	127.5	34.84	29.7	18.33
a_g	1	50	18.47	19	6.96
f'_y	267	1779	462.27	420	172.07
V_u	1.9	1575	129.24	73.1	152.76



ภาพที่ 6 ด้านซ้ายแสดงตัวแปร จำนวน 11 ตัวแปรในงานวิจัยอ้างอิง และ ด้านขวาแสดงประสิทธิภาพผลการทำนาย [7]

Sharafati และ คณะ [15] ได้นำเสนองานวิจัยที่เลือกใช้เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบผสมที่มีชื่อว่า Hybrid Adaptive Neuro-Fuzzy (ANFIS) วัตถุประสงค์ของงานวิจัยเพื่อสร้างแบบจำลองทำนายผลกำลังต้านทานแรงเฉือนในคานขะลุด ค.ส.ล. กำลังสูง โดยเลือกศึกษาเฉพาะคานขะลุดเพียงอย่างเดียว

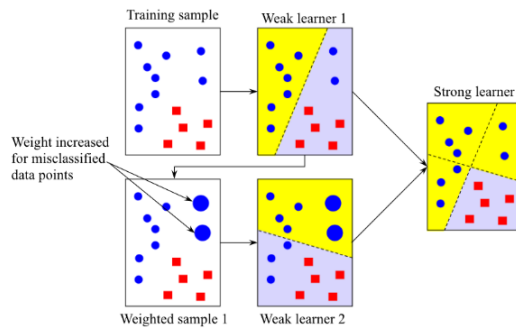


ภาพที่ 7 แผนภาพแสดงผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยชุดข้อมูลการสอนและชุดข้อมูลการทดสอบ [15]

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 $R = 0.9611$, $RMSE = 0.206$, $MAE = 0.157$ สำหรับชุดข้อมูลการสอน ดังแสดงไว้ในภาพที่ 7 ด้านซ้ายมือ แต่ผลการประเมินประสิทธิภาพสำหรับชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ พบว่า ค่า R ที่ดีที่สุดลดลงได้ค่าประมาณ 0.9611 ใกล้เคียงกับเมื่อทำนายด้วยชุดข้อมูลการสอน ดังแสดงในแผนภูมิด้านขวาในภาพที่ 7 เมื่อใส่ชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบ

เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องแบบ XGboost Ensemble

เทคนิคนี้อาศัยหลักการนำชุดข้อมูลทั้งหมดนำไปสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคต่างๆ ผลที่ได้จากการทำนายค่าในแบบจำลองลำดับที่ 1 หรือ Model1 แสดงในภาพที่ 8 ด้านล่าง จะถูกนำไปพักหรือเก็บไว้เพื่อรอหาค่าเฉลี่ยผลการทำนายในลำดับอื่นๆถัดไป จนถึงแบบจำลองลำดับสุดท้าย หลักการทำนายผลของแบบจำลองลำดับที่ 1 จะให้ผลออกมา จะมีข้อมูลย่อยสำหรับสอนแบบจำลองส่วนหนึ่ง จากชุดข้อมูลทั้งหมดที่ให้ผลการทำนายเกิดความผิดพลาดมากเกินระดับที่กำหนดค่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้ ข้อมูลย่อยเหล่านี้จะถูกเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อให้มีความสำคัญมากขึ้นและถูกนำกลับไปใส่แทนที่ในชุดข้อมูลหลัก ดังแสดงในภาพที่ 8 จากนั้นจึงทำการสร้างแบบจำลองลำดับที่ 2 ซึ่งจะได้ผลการทำนายค่าออกมา ข้อมูลสำหรับการสอนแบบจำลองที่ให้ผลการทำนายไม่ผ่านเกณฑ์ที่กำหนดไว้ จะถูกนำมาเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักและถูกนำกลับไปใส่แทนที่ข้อมูลเก่า จากนั้นจะให้หลักการนี้ไปสร้างแบบจำลองลำดับถัดไปจนถึงจำนวนที่ต้องการ จะสังเกตได้ว่าเทคนิคนี้เป็นการเพิ่มประสิทธิภาพการทำนายผลด้วยการปรับปรุงเพิ่มน้ำหนักหรือเพิ่มความสำคัญข้อมูลที่ให้ผลการทำนายที่ไม่ถูกต้องหรือไม่ผ่านเกณฑ์ที่กำหนดไว้



ภาพที่ 8 แนวคิดการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับข้อมูลที่ทำนายค่าผิดพลาดในเทคนิค Booting Ensemble [16]

เทคนิค Ensemble XGBoost ในงานวิศวกรรมโยธา

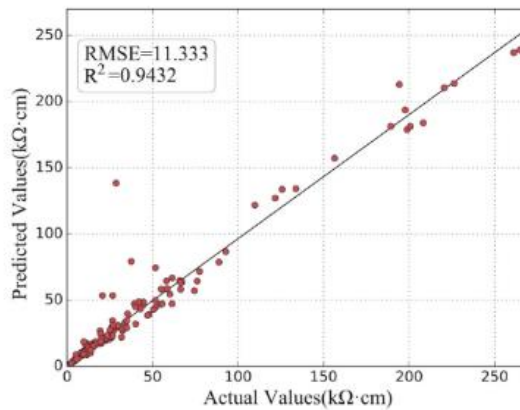
Amjad และคณะ[17] ได้ทำการศึกษาการทำนายผลแรงแบกทานของเสาเข็มคอนกรีตโดยใช้ Algorithm ต่างๆได้แก่ XGBoost tree, AdaBoost, Random forest, Decision tree และ SVM นำมาเปรียบเทียบผลการทำนายค่ากำลังแบกทานของเสาเข็มคอนกรีต โดยนำผลการทดสอบกำลังแบกทานของเสาเข็มจริงในสนาม Pile load test จำนวน 200 ต้น ของจังหวัด Ha Nam ในประเทศเวียดนาม จำนวนตัวแปรต้น จำนวน 10 ตัวแปร และตัวแปรตามจำนวน 1 ตัวแปร ผลการศึกษาพบว่า Algorithm ที่ให้ผลการทำนายได้แม่นยำมากที่สุดคือ XGBoost ประสิทธิภาพการทำนายผลที่สำคัญ ได้แก่ $R^2 = 0.955$ $MAE(KN) = 59.929$, $RMSE(KN) = 80.653$ เป็นต้น

Testing Set						
Model	R^2	MAE (kN)	RMSE (kN)	MARE (%)	NSE	RSR
XGBoost	0.955	59.929	80.653	6.600	0.950	0.225
AdaBoost	0.950	70.383	90.665	8.252	0.936	0.253
RF	0.945	69.030	86.348	8.014	0.942	0.241
DT	0.925	74.450	99.822	8.775	0.923	0.278
SVM	0.878	98.320	128.027	10.991	0.873	0.357

ภาพที่ 9 ประสิทธิภาพการทำนายผลแรงแบกทานเสาเข็ม [17]

นอกจากนี้ยังได้นำผลยังได้นำผลการวิจัยที่ได้ไปเปรียบเทียบกับผลงานวิจัยที่ผ่านมาที่ใช้ Algorithm อื่นๆ เช่น ANFIS, ANN, GPR, GA-ANN, PSO-ANN ซึ่งผลการวิจัยที่ผ่านมา มีประสิทธิภาพการทำนายผล $R^2 = 0.918$ $RMSE = 0.063$ แต่ทั้งนี้ผลการเปรียบเทียบที่นำมาอ้างอิงใช้ชุดข้อมูลที่ต่างกัน ทั้งจำนวน และชนิดของตัวแปร ข้อสังเกตทำให้เห็นได้ว่ายังไม่สามารถนำมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพผลการทำนายค่าได้

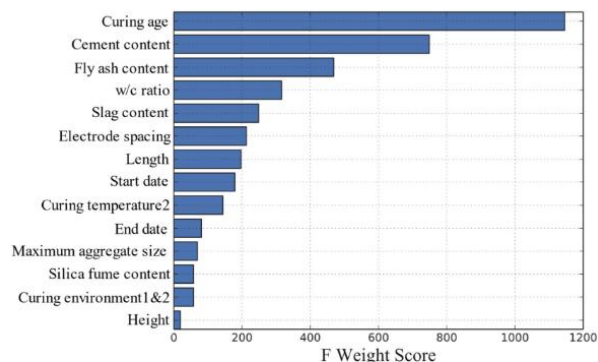
Dong และคณะ [18] ได้ทำการศึกษาความอ่อนไหวการตอบสนองต่อกระแสไฟฟ้าสำหรับการทดสอบคอนกรีตสำหรับงานตรวจสอบสภาพโครงสร้างพื้นฐานด้วยการนำ XGBoost Algorithm มาสร้างแบบจำลอง โดยมีตัวแปรต้นจำนวน 13 ตัวแปร ได้แก่ คุณสมบัติทางกายภาพต่างๆของคอนกรีต อายุ เป็นต้น และตัวแปรตาม คือ



(b) testing set

ภาพที่ 10 ประสิทธิภาพการทำนายผลความต้านทานกระแสไฟฟ้าในคอนกรีต [18]

ความต้านทานกระแสไฟฟ้า ผลการปรับค่าพารามิเตอร์ จำนวน 5 ค่า ได้แก่ max_depth, learning_rate, n_estimators, gamma และ subsample ผลของประสิทธิภาพความแม่นยำในการทำนายผลค่าความต้านทานกระแสไฟฟ้าที่ได้สำหรับชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ $R^2 = 0.9432$ ดังแสดงในภาพที่ 9 XGboost ยังมีความสามารถในการแสดงผลตัวแปรที่มีความสำคัญต่อการทำนายผลที่สำคัญ 4 อันดับแรกได้แก่ อายุการบ่มคอนกรีต ปริมาณปูนซีเมนต์ ปริมาณเถ้าลอย และ อัตราน้ำต่อซีเมนต์



ภาพที่ 11 ผลการแสดงความสำคัญของตัวแปรที่ส่งผลต่อการทำนายค่าจากความสามารถของ XGBoost [18]

วิธีดำเนินการ

ระเบียบวิธีวิจัยในการศึกษาเรื่องนี้อาศัยกระบวนการทางวิทยาการข้อมูล มีขั้นตอนหลักจำนวน 6 ขั้นตอน [19]

ขั้นตอนที่ 1 ทำความเข้าใจปัญหา

ตัวแปรที่มีผลต่อกำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. ขึ้นอยู่กับ 2 ส่วน คือ 1 ด้านคุณสมบัติของวัสดุ เช่น กำลังอัด ประลัยของคอนกรีต กำลังรับแรงดึงประลัยของเหล็กเสริมคอนกรีต ขนานมวลรวมหยาบ เป็นต้น และ 2 ด้านคุณสมบัติทางกล เช่น อัตราส่วนความขรุขระของคาน เป็นต้น ดังนั้นจึงควรค้นหาตัวแปรต้นที่ส่งผลต่อความแม่นยำในการทำนาค่ากำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนเพื่อใช้ในการเก็บรวบรวมข้อมูลและสร้างตัวแปรใหม่ขึ้นมาใช้งาน

ขั้นตอนที่ 2 วิธีการดึงข้อมูล Retrieving Data

นำเข้าข้อมูลที่ได้เก็บรวบรวมข้อมูลผลการทดสอบแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล. [10] นำเข้าเป็นไฟล์นามสกุล PDF จากนั้นทำการแปลงไฟล์ข้อมูลในตารางให้เป็นไฟล์ นามสกุล XLS

ขั้นตอนที่ 3 จัดเตรียมข้อมูล

หลังจากดึงชุดข้อมูลเป็นที่เรียบร้อยแล้ว จึงทำการจัดเตรียมข้อมูลไว้สำหรับสร้างแบบจำลอง ทั้งนี้ก่อนนำชุดข้อมูลไปใช้งานต้องทำการจัดเตรียม ดังนี้

1) ทำความสะอาดข้อมูล เช่นข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ มีการเว้นวรรค ข้อมูลที่ขาดหาย ข้อมูลที่มีค่าผิดปกติ ต้องทำการทำความสะอาดข้อมูลโดยวิธีการปรับเปลี่ยน ลบออก เพิ่มเติม ให้พร้อมใช้งานต่อไป

2) Transform Data แปลงข้อมูลประเภทตัวอักษรข้อมูลที่เป็นตัวเลขและตัวอักษรอยู่ปะปนกัน ให้เป็นตัวเลขเพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถประมวลผลได้

3) การทำ Feature Engineering

(1) ตัวแปรต้น จำนวน 12 ตัวแปร และตัวแปรตาม จำนวน 1 ตัวแปร

(2) ตัวแปรสร้างขั้นใหม่

เนื่องจากผลการทบทวนวรรณกรรมพบว่า ตัวแปรที่มีผลต่อกำลังต้านทานหน่วยแรงเฉือนนอกเหนือจากข้อมูลทุกข้อมูมิในชุดข้อมูล ยังมีตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อกำลังต้านทานแรงเฉือนที่สามารถสร้างขึ้นมาใหม่จากตัวแปรเดิม ได้แก่ พื้นที่หน้าตัดคาน $b_w \cdot d$ และ อัตราส่วนหน้าตัดเหล็กเสริมต่อพื้นที่หน้าตัดคานคูณความลึกคานประสิทธิภาพ ρd

ขั้นตอนที่ 4 สํารวจข้อมูลเบื้องต้น Data Exploration

ทํากํารวจข้อมูลเบื้องต้นด้วยผลการแสดงค่าสหสัมพันธ์ แผนภาพแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลเบื้องต้น วิเคราะห์ข้อมูลด้วยสถิติบรรยาย

ขั้นตอนที่ 5 Data Modeling สร้างแบบจำลองทำนายค่าแรงเดือนในคาน ค.ส.ล.แบบไม่เสริมเหล็กสูงตั้ง

1. สร้างแบบจำลองทำนายค่า

Algorithm ที่เลือกใช้คือ XGBoost tree ทํากํารแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ชุดย่อย คือ ชุดข้อมูลสำหรับการสอนแบบจำลอง และชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบแบบจำลอง โดยอัตราส่วนการแบ่งคือ ร้อยละ 70 และ ร้อยละ 30 ตามลำดับ สําหรับแบบจำลองประเภทต้นไม้การตัดสินใจอาศัยหลักการกำหนดเกณฑ์ในการแบ่งข้อมูลออกเป็นส่วนๆ แยกตามลำดับขั้นเพื่อสรุปผลในช่วงปลายโดยไม่ต้องอาศัยค่าสัมประสิทธิ์ตัวแปรตั้งนั้นจึงไม่มีความจำเป็นต้องทํากําร Scaling ข้อมูลเชิงปริมาณ

2. การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง

สําหรับวิธีการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองผลตัวแปรที่เป็นข้อมูลเชิงปริมาณ ใช้สูตรในการวัด 4 ค่า คือ Mean absolute error, Root mean square error, Mean absolute percent error และ R^2 รูปแบบของสมการที่ใช้ทั้ง 4 ค่านี้นี้

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |Y_i - \bar{Y}_i| \quad (3)$$

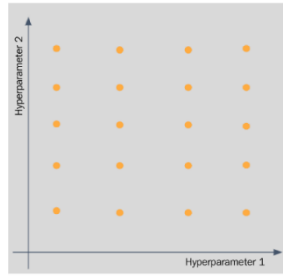
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |Y_i - \bar{Y}_i|^2} \quad (4)$$

$$MAPE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{Y_i - \bar{Y}_i}{Y_i} \right| \times 100 \quad (5)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m |Y_i - \bar{Y}_i|^2}{\sum_{i=1}^m |Y_i - \bar{Y}|^2} \quad (6)$$

3. ค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดของแบบจำลองด้วย Grid Search CV

วิธีการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดด้วย Grid Search CV ทั้งนี้เพื่อวัตถุประสงค์ในการได้มาซึ่งแบบจำลองที่มีความแม่นยำในการทำนายค่ามากที่สุดแต่ในขณะเดียวกันก็ต้องป้องกันไม่ให้เกิดการ Overfitting ซึ่งจะส่งผลกับข้อมูลสำหรับการทดสอบมาให้แบบจำลองทำนายค่า [20] ซึ่งในชุดคำสั่งของ XGBoost มีความสามารถในการทําร Grid search และทําร Cross validation ไปพร้อมกันได้



ภาพที่ 12 ภาพการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด Grid Search [20]

4. ความสำคัญของตัวแปรที่ส่งผลต่อการทำนาย

เครื่องมือสำหรับช่วยแสดงค่า Important Factor สำหรับงานวิจัยนี้เลือกใช้ SHAP Analysis ช่วยในการคำนวณค่า SHAP Value หรือความสำคัญของตัวแปรที่มีอิทธิพลส่งผลการทำนายค่า

ขั้นตอนที่ 6 การนำเสนอผล

1. อัตราส่วนความปลอดภัยผลการทำนาย

การแสดงผลอัตราส่วนผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องและผลการทดสอบจริงในห้องปฏิบัติการร่วมกับตัวแปรที่มีความสำคัญ Important Factor

2. การเปรียบเทียบผลค่าการทำนายและสูตรมาตรฐานการออกแบบวิธีทางสถิติ

เพื่อทดสอบความแตกต่างของค่าเฉลี่ยระหว่างผลการทำนายจากแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องและผลการคำนวณด้วยสูตรของ ACI-318(89) โดยใช้ฟังก์ชันภายในทางด้านสถิติในโปรแกรม Excel (Data Analysis) เลือกใช้วิธี t-test independent กำหนดค่าระดับความเชื่อมั่นที่ร้อยละ 95 โดยตั้งสมมุติฐานตั้งต้น H_0 คือ ค่าเฉลี่ยระหว่างผลการทำนายจากแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องและผลการคำนวณด้วยสูตรของ ACI-318(89) ไม่มีความแตกต่างกัน ชุดข้อมูลย่อยที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์เปรียบเทียบ

ผลการศึกษา

ผลการสำรวจชุดข้อมูลเบื้องต้น

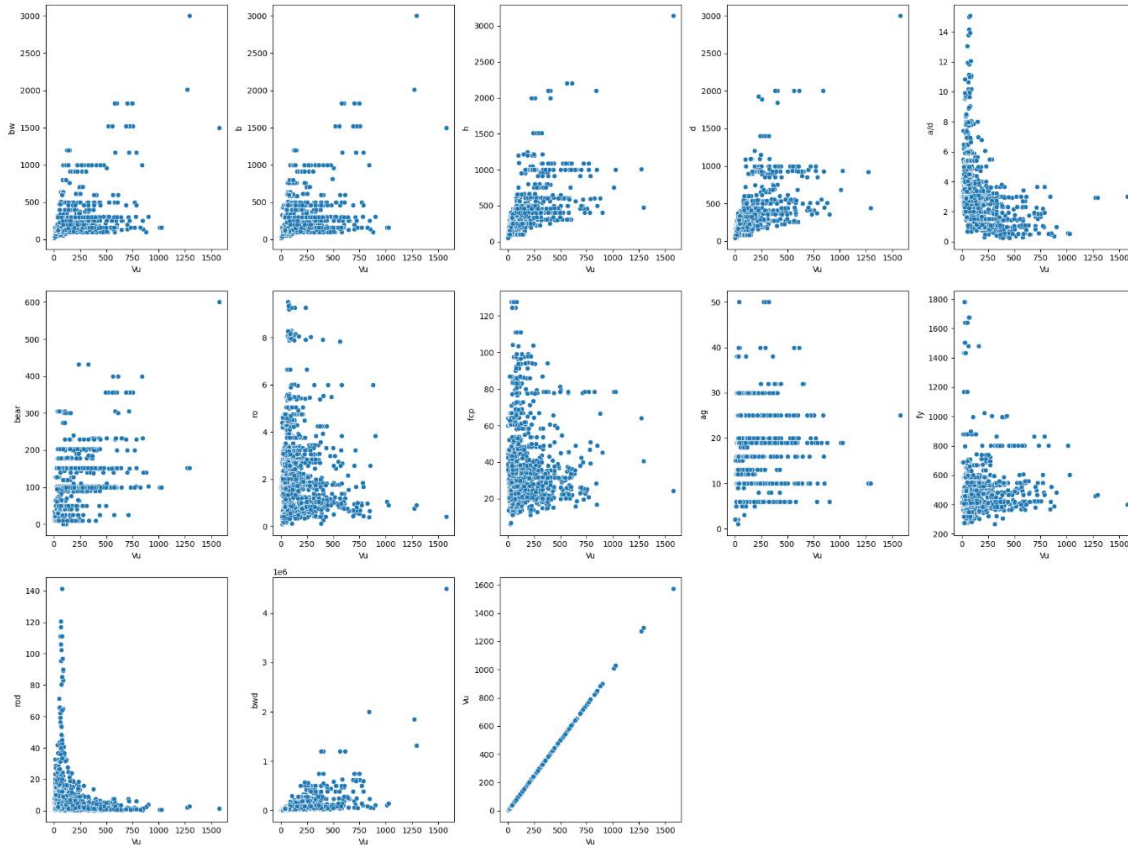
ผลการวิเคราะห์สถิติบรรยายเบื้องต้นใน ข้อสังเกตคือตัวแปรตามคือ V_u พบว่าข้อมูลมีพิสัยกว้าง ผลต่างของค่าสูงสุดและค่าค่าเฉลี่ยมีพิสัยที่กว้างกว่าค่าช่วงค่าต่ำสุดถึงค่าเฉลี่ย

ตาราง 1 ผลการวิเคราะห์สถิติเบื้องต้น

Variable	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
bw	1849	213.01	212.94	21.00	150.00	153.00	200.00	3000.00
b	1849	256.76	230.21	21.00	152.00	157.00	300.00	3000.00
h	1849	364.35	254.05	51.00	250.00	305.00	381.00	3140.00
d	1849	320.25	237.77	41.00	210.00	270.00	318.00	3000.00
a/d	1849	3.20	1.82	0.25	2.00	3.00	3.94	15.06
bear	1849	107.13	74.15	0.00	40.00	102.00	152.00	600.00
r	1849	2.24	1.52	0.10	1.24	1.87	2.73	9.50
fcp	1849	34.86	18.34	6.10	24.10	29.70	37.40	127.50
a _g	1849	18.47	6.96	1.00	13.00	19.00	25.00	50.00
f _y	1849	462.37	172.14	267.00	379.00	420.00	483.00	1779.00
rd	1849	8.16	11.64	0.16	2.72	5.21	9.23	141.56
b _w d	1849	7.98E+04	1.66E+05	9.66E+02	3.32E+04	4.18E+04	6.48E+04	4.50E+06
V _u	1849	129.59	153.21	1.90	43.70	73.40	155.20	1575.00



ภาพที่ 13 แผนภาพแสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรในด้วยค่าสหสัมพันธ์



ภาพที่ 14 แผนภาพสำรวจความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นและตัวแปรตาม

พิจารณาจากผลของการวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์แสดงในภาพที่ 14 และแผนภาพความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นและตัวแปรตามจะพบว่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรค่อนข้างน้อย หรือไม่ค่อยจะมีความสัมพันธ์กัน หรือในอีกความหมายคือมีความเป็นอิสระต่อกัน มีเพียงตัวแปร 1 คู่เท่านั้นที่มีความสัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญ คือ rod (ρ_d) และ a/d ที่มีค่าสหสัมพันธ์เท่ากับ 0.7

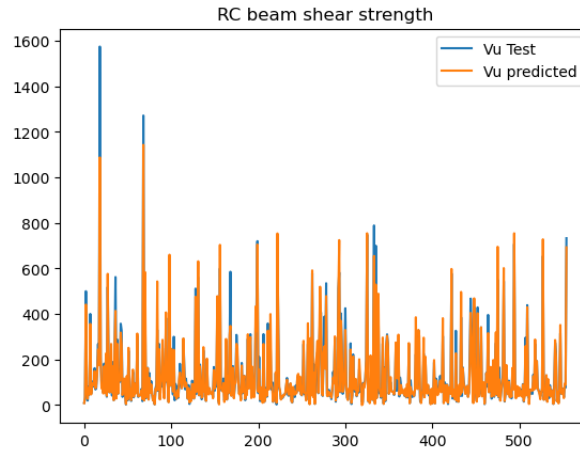
ผลการหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม

หลังจากใช้ Grid Search CV ค้นหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่ ผลการค้นหามีดังต่อไปนี้ `colsample_bytree = 0.7`, `learning_rate = 0.07`, `max_depth = 5`, `min_child_weight = 4`, `n_estimators = 600`, `nthread = 4`, `objective = reg:linear`, `silent = 1` และ `subsample = 0.7`

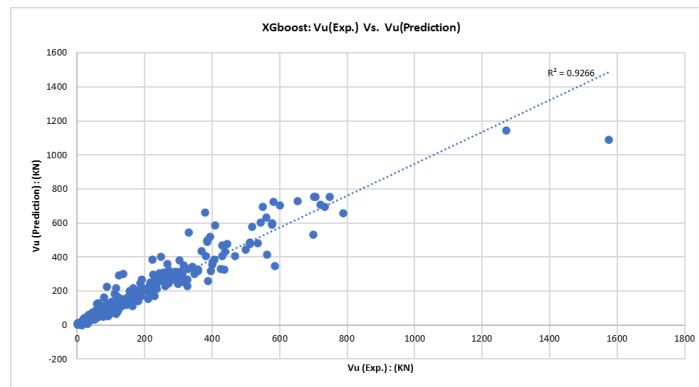
ผลการประเมินประสิทธิภาพการทำนายของการเรียนรู้ด้วยเครื่อง XGBoost Tree Ensemble

ผลการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองทำนายค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนที่ได้ คือ $MSE = 1869.646$, $MSE = 43.239$, $MAPE = 0.174$ และ $R^2 = 0.926$ ผลของการทำนายมีความแม่นยำมากพอสมควร หากนำผลการทำนายมาเปรียบเทียบกับค่าการทดสอบจริงนำเสนอในรูปแบบแผนภูมิแท่งตามภาพที่ 15 จำนวน 555 ตัวอย่างที่เป็นผลการทดสอบแบบจำลองจะพบได้ว่าค่าผลการทำนายและผลการทดสอบจริงจะล้อตามไปในทิศทางเดียวกัน และเมื่อนำข้อมูลทั้งสองชุดนี้ไปนำเสนอในรูปแบบแผนภูมิความสัมพันธ์การกระจายแบบจุด Scatter แสดงในภาพที่ 16 ปรากฏว่าความสัมพันธ์ของผลการทดสอบแบบจำลองมีความสัมพันธ์กันไปในทิศทางบวก และในช่วงที่ค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนที่ต่ำกว่า 380 KN โดยประมาณจะมีความสัมพันธ์กันมากกว่าช่วงที่มีค่า

กำลังต้านทานแรงเฉือนที่สูงสังเกตได้จากจุดข้อมูลบนแผนภูมิจะอยู่ใกล้เส้นแนวโน้มมากกว่า ช่วงที่ค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนที่สูงกว่า 380 KN ซึ่งจะสังเกตเห็นว่าจะบนแผนภูมิจะอยู่ห่างจากเส้นแนวโน้มอย่างเห็นได้ชัดเมื่อเปรียบเทียบกับระหว่างค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนใน 2 ช่วงดังที่กล่าวมา

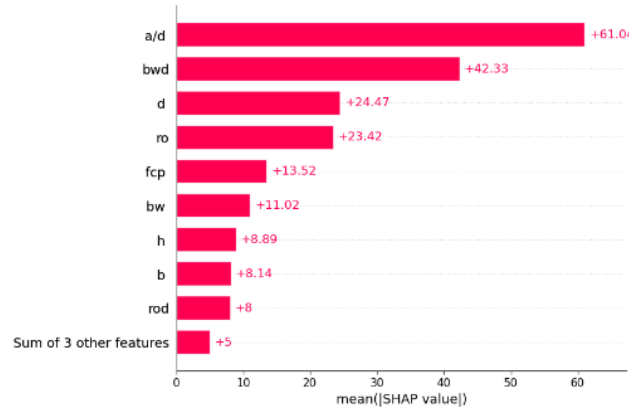


ภาพที่ 15 แผนภาพแสดงผลเปรียบเทียบค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนจากการทำนายและค่าจากการทดสอบจริง

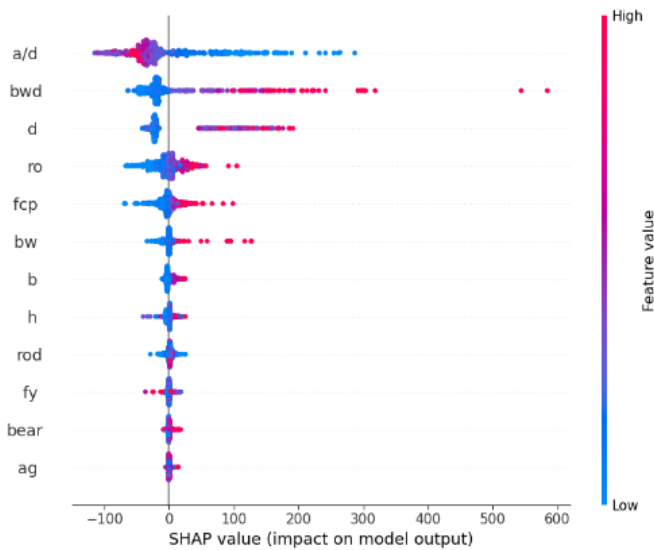


ภาพที่ 16 แผนภูมิแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าจากการสอบจริงกำลังต้านทานแรงเฉือนและค่าการทำนายด้วย XGBoost ผลความสำคัญของตัวแปรที่อิทธิพลต่อการทำนายค่าผลกำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ค.ส.ล.แบบไม่เสริมเหล็กถูกต้อง

ผลของการนำเสนอค่าเฉลี่ย SHAP Value 5 อันดับแรก แสดงในรูปแบบของแผนภูมิแท่งแนวนอนตาม ภาพที่17 พบว่า ตัวแปร a/d มีค่าเฉลี่ยสูงที่สุดเป็นอันดับที่ 1 มีค่าเฉลี่ย SHAP value เท่ากับ 61.04 รองลงมาคือตัวแปร b_w/d เท่ากับ 42.33 อันดับที่ 3 คือ ตัวแปร d เท่ากับ 24.47 อันดับที่ 4 คือตัวแปร ρ หรือ ρ มีค่าเท่ากับ 23.42 และอันดับที่ 5 คือตัวแปร f_{cp} ค่าเฉลี่ย SHAP Value เท่ากับ 13.52



ภาพที่ 17 แผนภูมิแสดงค่าความสำคัญของตัวแปรต้นด้วยค่า SHAP value



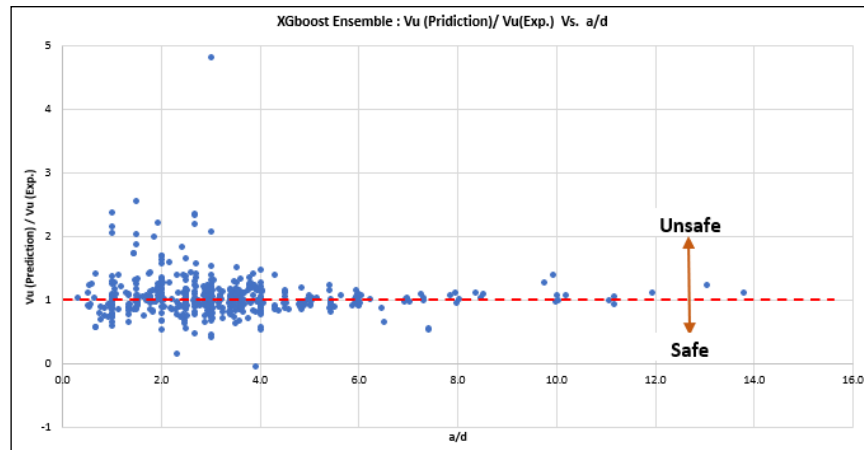
ภาพที่ 18 แผนภูมิแสดงค่าความสำคัญของตัวแปรต้นด้วยค่า SHAP value

และในภาพที่ 18 ตัวแปร 3 อันดับแรก คือ a/d, b_w,d และ d ค่า SHAP value ที่ส่งผลต่อตัวแปรตามของแบบจำลอง มีค่าน้อยกว่า 0 แสดงว่าตัวแปรที่ 3 ตัวแปรนี้จะส่งผลเสียให้กับผลการทำนายหรือเกิดความแปรปรวนหรือทำให้ความแม่นยำน้อยลง

ผลลัพธ์ด้านความปลอดภัย

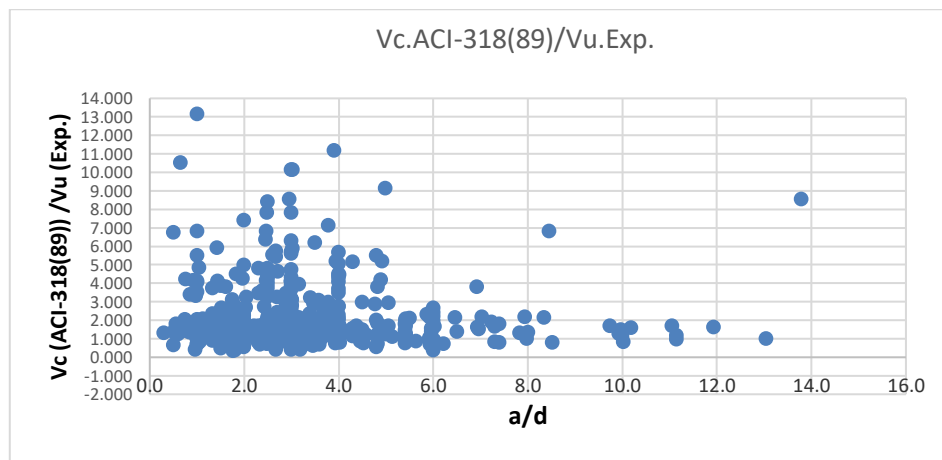
หากพิจารณาในประเด็นด้านความปลอดภัยในการนำแบบจำลองในการศึกษานี้ไปประยุกต์ใช้งานจริงในทางอุดมคติแล้วพบว่าถึงแม้ว่าผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองได้ค่า $R^2=0.926$ แต่ทั้งนี้แบบจำลองยังคงมีผลการทำนายค่าที่ต่ำกว่าผลการทดสอบจริงอยู่หลายค่า จากภาพที่ 19 จะเห็นได้ว่ามีจุดแสดงอัตราส่วนค่าผลการทำนายต่อค่าทดสอบจริง

$V_u(\text{Prediction})/V_u(\text{Exp.})$ มีค่าอยู่เหนือเส้นอัตราส่วนดังกล่าวที่มีค่าเท่ากับ 1 อยู่หลายจุด ซึ่งบางจุดมีค่าสูงถึงเกือบ 5 เท่าแต่มีเพียงแค่ 1 จุดเท่านั้น



ภาพที่ 19 แผนภูมิแสดงความสัมพันธ์อัตราส่วนผลการทำนายค่าต่อผลการทดสอบกำลังรับแรงเฉือนจริง และ อัตราส่วน a/d

เมื่อมาพิจารณาผลของอัตราส่วน $V_c \text{ ACI-318(89)} / V_u \text{ Exp.}$ จะพบว่าค่าสูงกว่า 1 เป็นส่วนใหญ่ ซึ่งหมายความว่ามาตรฐานของ ACI-318(89) มีความไม่ปลอดภัยที่สูงกว่า



ภาพที่ 20 แผนภูมิแสดงความสัมพันธ์อัตราส่วนค่าจากมาตรฐานการออกแบบ ACI-318(89)ต่อผลการทดสอบจริง และ อัตราส่วน a/d

เมื่อนำข้อมูล อัตราส่วนผลการคำนวณกำลังต้านทานแรงเฉือนในคอนกรีตเสริมเหล็กแบบไม่เสริมเหล็กที่ตั้งจากมาตรฐานการออกแบบของ ACI(89) ต่อ ผลการทดสอบจริงมาเขียนเป็นแผนภูมิที่มีความสัมพันธ์กับอัตราส่วน a/d ในภาพที่ 20 ปรากฏว่าจุดค่าอัตราส่วนดังกล่าวบนแผนภูมิส่วนใหญ่มีค่ามากกว่า 1 อย่างเห็นได้ชัด ซึ่งมีความหมายว่าผลจากการคำนวณด้วยสมการมาตรฐานของ ACI-318(89)ต่ำกว่าความเป็นจริงโดยเฉพาะอย่างยิ่งที่คานมีอัตราส่วน a/d ต่ำกว่า 4.5

ผลความแตกต่างระหว่างผลการทำนายจากการเรียนรู้ด้วยเครื่องและผลการทดสอบจริง

ข้อมูลจากผลการทำนายค่าและผลจากการทดสอบจริงในชุดข้อมูลย่อยที่แบ่งไว้สำหรับทดสอบแบบจำลองนำมาทำการวิเคราะห์ความแตกต่างของค่าเฉลี่ยด้วยวิธีทางสถิติ t-test independent สรุปผลไว้ในตารางที่ 2 พบว่า ค่า $p = 0.84$ มากกว่าค่าความเชื่อมั่น จึงยอมรับสมมติฐานตั้งต้น และปฏิเสธสมมติฐานรองรับ นั่นคือผลการทดสอบไม่มีความแตกต่างกันในทางสถิติอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่นที่ร้อยละ 95 แปลความหมายได้ว่า ผลการทำนายกำลังรับแรงเฉือนด้วยการเรียนรู้ด้วยเครื่องสามารถทำนายผลได้ไม่แตกต่างกับผลทดสอบจริงในเชิงสถิติ

ตาราง 2 สรุปผลการวิเคราะห์ความแตกต่างของค่าเฉลี่ยกำลังต้านทานแรงเฉือนในคานด้วยวิธีทางสถิติ t-test

ตัวแปรตาม	Vu (KN)	Mean	SD	df	t	p
Vu (KN) Xgboost	Vu(Exp.)	127.99	25441.65	1108.00	-0.20	0.84
	Vu(Prediction)	129.92	24095.72			

$p > 0.025$

ไม่มีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ขอมรับ H_0 ปฏิเสธ H_1 ที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติที่ 0.05

ผลการวิจัยและอภิปรายผลการวิจัย

สรุปผลการศึกษา

สรุปผลการศึกษาพบว่าเมื่อใช้เทคนิคเมื่อใช้เทคนิค Ensemble แบบ XGboost Tree ร่วมกับการทำ Feature Engineering ด้วยการสร้างตัวแปรจากตัวแปรเดิมคือ p_d และ b_d ผลการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองมีประสิทธิภาพการทำนายค่อนข้างสูง ผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าเฉลี่ยผลการทำนายด้วยเทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องและสูตรการคำนวณของ ACI-318(89) ด้วยวิธีทางสถิติ t-test พบว่า ค่าเฉลี่ยมีความแตกต่างทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่น 0.05 แต่อย่างไรยังมีค่าผลการทำนายค่ากำลังต้านทานแรงเฉือนในคาน ต่ำกว่าค่าผลจากการทดสอบจริงอยู่จำนวนหลายค่ามากพอสมควร

อภิปรายผลการวิจัย

ประสิทธิภาพของแบบจำลองในการศึกษานี้ได้ผลใกล้เคียงสอดคล้องและใกล้เคียงกับผลวิจัยที่ผ่านมา ผลการวิเคราะห์ค่าความสำคัญของตัวแปรที่สำคัญที่สุด คือ a/d ซึ่งตรงกับผลงานวิจัยอ้างอิงด้านการเรียนรู้ด้วยเครื่อง [7] และยังคงสอดคล้องกับงานวิจัยอ้างอิงเชิงทฤษฎี [14] ในประเด็นของอัตรา a/d ที่ค่าต่ำกว่า 3.14 จะส่งผลต่อความแม่นยำในการทำนายผลเกิดความแม่นยำน้อยลง ทั้งวิธีการใช้มาตรฐานการออกแบบ อีกทั้งมาตรฐานการออกแบบของ ACI (89) ให้ผลต่ำกว่าความเป็นจริงสอดคล้องกับงานวิจัยของ ภาณุวัฒน์และสุนิติ [11] ซึ่งที่กล่าวมาส่งผลกระทบต่อความถูกต้องและความปลอดภัยในการใช้งานจริง

นอกจากนี้หากจะนำแบบจำลองการเรียนรู้ด้วยเครื่องไปประยุกต์ใช้งานจริงถึงแม้ว่าจะมีความแม่นยำกว่ามาตรฐานการออกแบบอยู่จริงแต่ยังมีความจำเป็นต้องใช้ส่วนปลอดภัย หรือ Safety Factor เพื่อความปลอดภัยในการนำไปใช้งานจริงแล้ว โดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับคานที่มีลักษณะเป็นคานลึกลงมีระดับระวางเป็นพิเศษ สำหรับข้อแนะนำการศึกษาในอนาคตควรมีการศึกษาการทำนายผลด้วย Algorithm อื่นๆ อีกทั้งอาจลองทดลองสร้างตัวแปรต้นเพิ่มเติมที่มีความสอดคล้องกับงานวิจัยใหม่ และควรเพิ่มจำนวนข้อมูลจากผลการทดสอบจริงที่ยังมีผู้ศึกษาเพิ่มเติมอยู่ในปัจจุบันให้มีจำนวนมากขึ้นต่อไป

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยเรื่องนี้ได้รับการสนับสนุน และ ให้คำแนะนำที่ดีมาโดยตลอดจากอาจารย์ที่ปรึกษา อ.ดร.เรืองศักดิ์ ตระกูลพุทธิรักษ์ ความรู้พื้นฐานด้านวิศวกรรมโยธาและความรู้ด้านวิทยาการข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาเรื่องนี้ ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ ครูอาจารย์ทุกท่านที่เคยได้ให้ความรู้กับผู้วิจัยตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน ขอขอบพระคุณ อ.ดร.วีระ สะอึ้ง และคณาจารย์และเจ้าหน้าที่ของภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ทุกท่าน ที่จัดงานประชุมวิชาการในการนำเสนอบทความนี้ ผู้วิจัยขอขอบคุณจากใจมา ณ ที่นี้

เอกสารอ้างอิง

- [1] วินิต ช่อวิเชียร and วรนิติ ช่อวิเชียร, *การออกแบบโครงสร้างคอนกรีตเสริมเหล็ก : โดยวิธีกำลัง = Reinforced concrete design : strength design Method : SDM*. กรุงเทพฯ: ป.สัมพันธ์พาณิชย์, 2554.
- [2] N. Subramanian, *Design of reinforced concrete structures*. in Oxford higher education. New Delhi: Oxford University Press, 2013.
- [3] J. K. Wight, *Reinforced concrete: mechanics and design*, Seventh edition. Hoboken, New Jersey: Pearson, 2016.
- [4] A. Shahbazian, H. Rabiefar, and B. Aminnejad, “Shear Strength Determination in RC Beams Using ANN Trained with Tabu Search Training Algorithm,” *Adv. Civ. Eng.*, vol. 2021, pp. 1–14, Nov. 2021, doi: 10.1155/2021/1639214.
- [5] Civil Engineering Department, Al-Nahrain University, Baghdad, Iraq. and A. Faleh Al-Bayati, “SHEAR STRENGTH PREDICTION OF REINFORCED CONCRETE SHALLOW BEAMS WITHOUT SHEAR REINFORCEMENTS,” *J. Eng. Sustain. Dev.*, vol. 2018, no. 06, pp. 85–100, Dec. 2018, doi: 10.31272/jeasd.2018.6.8.
- [6] “60 ปีการรอยคยสูตรแรงเฉือน.”
- [7] J. Zhang, Y. Sun, G. Li, Y. Wang, J. Sun, and J. Li, “Machine-learning-assisted shear strength prediction of reinforced concrete beams with and without stirrups,” *Eng. Comput.*, vol. 38, no. 2, pp. 1293–1307, Apr. 2022, doi: 10.1007/s00366-020-01076-x.
- [8] E. G. Sherwood and E. Bentz, “Where is Shear Reinforcement Required? Review of Research Results and Design Procedures,” *ACI Struct. J.*, vol. 105, no. 5, 2008, doi: 10.14359/19942.
- [9] Y. Ding and X. Ning, *Reinforced Concrete: Basic Theory and Standards*. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023. doi: 10.1007/978-981-19-2920-5.

- [10] S. Edward G. and B. Evan, “Where is Shear Reinforcement Required? Review of Research Results and Design Procedures,” *ACI Struct. J.*, vol. 105, no. 5, 2008, doi: 10.14359/19942.
- [11] ภ. จ้อยกัลดี and ส. สุภาพ, “เกือบ 60 ปี ที่รอคอย! สมการใหญ่ของ ACI318 สำหรับกำลังต้านทานแรงเฉือนขององค์อาคารคอนกรีตเสริมเหล็กชะลูด,” *วารสารวิจัยและพัฒนา มจร*, vol. ปีที่ 44, no. ฉบับที่ 1, pp. 3–32, 2564.
- [12] *318-19 Building Code Requirements for Structural Concrete and Commentary*. American Concrete Institute, 2019. doi: 10.14359/51716937.
- [13] “Słowik - 2021 - Analysis of fracture processes in reinforced concr.pdf.”
- [14] T. Zhang, P. Visintin, and D. J. Oehlers, “Shear strength of RC beams without web reinforcement,” *Aust. J. Struct. Eng.*, vol. 17, no. 1, pp. 87–96, Jan. 2016, doi: 10.1080/13287982.2015.1122502.
- [15] A. Sharafati *et al.*, “Development of Advanced Computer Aid Model for Shear Strength of Concrete Slender Beam Prediction,” *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 11, p. 3811, May 2020, doi: 10.3390/app10113811.
- [16] H.-T. Thai, “Machine learning for structural engineering: A state-of-the-art review,” *Structures*, vol. 38, pp. 448–491, Apr. 2022, doi: 10.1016/j.istruc.2022.02.003.
- [17] M. Amjad, I. Ahmad, M. Ahmad, P. Wróblewski, P. Kamiński, and U. Amjad, “Prediction of Pile Bearing Capacity Using XGBoost Algorithm: Modeling and Performance Evaluation,” *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 4, p. 2126, Feb. 2022, doi: 10.3390/app12042126.
- [18] W. Dong, Y. Huang, B. Lehane, and G. Ma, “XGBoost algorithm-based prediction of concrete electrical resistivity for structural health monitoring,” *Autom. Constr.*, vol. 114, p. 103155, Jun. 2020, doi: 10.1016/j.autcon.2020.103155.
- [19] D. Cielen, A. Meysman, and M. Ali, *Introducing data science: big data, machine learning, and more, using Python tools*. Shelter Island, NY: Manning Publications, 2016.
- [20] L. Owen, *Hyperparameter tuning with Python: boost your machine learning model’s performance via hyperparameter tuning*. Birmingham, UK: Packt Publishing Ltd., 2022.