ISSN 2962-2697
Vol. 5, No. 1, Juli 2025

Perbandingan kinerja model pembelajaran mesin dalam prediksi stabilitas dan kelelehan *marshall* campuran aspal

Ryandra Narlan[1,*], Setya Winarno[1]
[1]Jurusan Tenik Sipil, Fakultas Teknik Sipil dan Perencanaan, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta, Indonesia

Article Info
Available online

***Keywords*:**
Marshall stability
Marshall flow
ANN
XGBoost
Random forest
MEP
Machine learning

Corresponding Author:
Ryandra Narlan
23934003@students.uii.ac.id

Abstract
This study evaluates the performance of four machine learning predictive models—Artificial Neural Network (ANN), Random Forest (RF), Extreme Gradient Boosting (XGBoost), and Mathematical Empirical Prediction (MEP)—in predicting two key parameters of the Marshall test: Marshall Stability (MS) and Marshall Flow (MF). The data used were obtained from laboratory tests of hot mix asphalt (AC-WC), consisting of six primary volumetric parameters and an additional feature: the effective specific gravity of aggregates (Gse). The evaluation was conducted under two scenarios: (1) without including Gse and (2) with Gse as an additional input feature. The results showed that XGBoost and RF consistently produced the highest prediction accuracy, particularly for the MF target. In contrast, ANN demonstrated unstable performance, which further declined when Gse was added as a feature. The MEP model produced moderate results but remained relevant for implementations emphasizing interpretability. In general, MF was easier to predict than MS, indicating more complex inter-variable relationships in the case of stability. The inclusion of Gse significantly improved model accuracy, especially in tree-based approaches such as RF and XGBoost. This study recommends the use of ensemble tree-based machine learning models like Random Forest and XGBoost for predicting asphalt mixture quality in both laboratory and field environments and suggests further development through hybrid approaches such as ANFIS or Quantum Machine Learning to improve prediction accuracy for stability parameters.

Copyright © 2025 Universitas Islam Indonesia
All rights reserved

Pendahuluan

Latar belakang

Pengujian Marshall merupakan salah satu metode penting dalam evaluasi kinerja campuran aspal panas, dengan dua parameter utama yaitu *Marshall Stability* (MS) dan *Marshall Flow* (MF) (Al-Ammari dkk., 2025; Zahoor dkk., 2025). Parameter MS menggambarkan kekuatan maksimum yang mampu ditahan oleh campuran aspal sebelum mengalami deformasi, sementara MF merepresentasikan kelelehan atau deformasi plastis yang terjadi sebelum kerusakan. Kedua parameter ini digunakan secara luas sebagai indikator utama dalam desain dan pengendalian mutu campuran aspal panas (Asi dkk., 2024; Zahoor dkk., 2025).

Namun demikian, pelaksanaan uji Marshall di laboratorium memerlukan waktu, tenaga, dan biaya yang tidak sedikit (Asi dkk., 2024). Selain itu, terdapat keterbatasan dalam kemampuan metode konvensional untuk menangkap interaksi kompleks antar

ISSN 2962-2697
Vol. 5, No. 1, Juli 2025

parameter volumetrik seperti kadar aspal (Pb), berat jenis maksimum teoritis (Gmm), berat jenis bulk (Gmb), rongga dalam agregat mineral (VMA), rongga udara (Va), dan rongga terisi aspal (VFA) (Al-Ammari dkk., 2025; Asi dkk., 2024; Ghanizadeh dkk., 2020). Oleh karena itu, pendekatan berbasis data, khususnya metode pembelajaran mesin (*machine learning*), menjadi alternatif yang menjanjikan dalam memodelkan dan memprediksi kinerja Marshall dengan efisien (Al-Ammari dkk., 2025; Asi dkk., 2024; Jamil dkk., 2025; Zahoor dkk., 2025).

Seiring perkembangan teknologi komputasi dan ketersediaan data eksperimen, berbagai pendekatan *machine learning* telah diusulkan. *Artificial Neural Network* (ANN) menawarkan fleksibilitas dalam menangkap hubungan non-linier kompleks, namun kerap menghadapi tantangan dalam stabilitas dan interpretabilitas (Althoey dkk., 2023). (Althoey dkk., 2023; Chen dkk., 2023; Gul dkk., 2022; Jamil dkk., 2025)

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan evaluasi komprehensif terhadap keempat pendekatan prediktif — ANN, RF, XGBoost, dan MEP — dalam memodelkan MS dan MF berdasarkan parameter volumetrik campuran aspal. Evaluasi dilakukan pada dua skenario: (1) tanpa menyertakan parameter Gse (berat jenis efektif agregat), dan (2) dengan menyertakan Gse sebagai salah satu fitur input. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam memahami keunggulan dan keterbatasan masing-masing model serta memberikan dasar pengambilan keputusan dalam implementasi praktis model prediktif untuk pengujian Marshall di lingkungan laboratorium dan lapangan.

Tinjauan pustaka

Marshall Stability dan *Marshall Flow* merupakan dua parameter utama dalam metode desain campuran Marshall (Al-Ammari dkk., 2025; Zahoor dkk., 2025). MS menunjukkan kemampuan campuran menahan beban sebelum terjadi kerusakan, sedangkan MF mencerminkan sifat kelelehan dan deformasi plastis campuran sebelum retak. Keduanya dipengaruhi oleh karakteristik volumetrik seperti kadar aspal, kepadatan bulk, VMA, dan VFA (Shah dkk., 2020)

Model prediksi berbasis data seperti *Artificial Neural Network* (ANN) telah digunakan secara luas dalam memodelkan perilaku campuran aspal karena kemampuannya dalam menangani hubungan non-linier antar variabel (Fan dkk., 2024; Yaro dkk., 2024).ANN memungkinkan proses pembelajaran dari data eksperimental namun memiliki kelemahan dalam hal interpretabilitas dan potensi *overfitting* bila tidak dilakukan tuning yang tepat.

Sebaliknya, *Random Forest* (RF) dan *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) merupakan bagian dari metode *ensemble learning* yang menggabungkan banyak model pohon keputusan untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi variansi (Asi dkk., 2024; Chen dkk., 2023; Jamil dkk., 2025). RF bekerja dengan pendekatan *bagging*, sedangkan XGBoost menggunakan *boosting* yang bertahap memperbaiki kesalahan prediksi sebelumnya. Kedua model ini menunjukkan akurasi tinggi dalam berbagai aplikasi prediktif di bidang teknik sipil dan perkerasan jalan (Chen dkk., 2023; Arifuzzaman dkk., 2023).

Mathematical Empirical Prediction (MEP) menggunakan pendekatan deterministik berbasis regresi matematis. Walaupun cenderung memiliki performa prediksi lebih rendah dibandingkan model pembelajaran mesin modern, MEP memiliki keunggulan dari sisi kemudahan interpretasi dan implementasi, terutama di lingkungan yang membutuhkan transparansi model (Althoey dkk., 2023; Gul dkk., 2022)

Fitur Gse, atau berat jenis efektif agregat, telah diperkenalkan dalam sejumlah studi untuk meningkatkan representasi struktur internal campuran aspal. Penggunaannya bertujuan menangkap kontribusi agregat terhadap kepadatan dan kekuatan struktur campuran, yang seringkali tidak sepenuhnya tercermin

ISSN 2962-2697
Vol. 5, No. 1, Juli 2025

dalam variabel volumetrik tradisional (Jweihan, 2023).

Metodologi

Data dan variabel

Penelitian ini menggunakan data sekunder hasil uji laboratorium campuran aspal panas tipe AC-WC yang diperoleh dari serangkaian percobaan Marshall. Dua parameter target yang diprediksi adalah *Marshall Stability* (MS, kg) dan *Marshall Flow* (MF, 0.25 mm). Sementara itu, variabel input meliputi Persentase aspal (Pb), Gravitasi spesifik campuran padat (Gmb), Gravitasi spesifik maksimum teoritis (Gmm), Voids in Mineral Aggregate (VMA), Air Voids (Va), Voids Filled with Asphalt (VFA), Berat jenis efektif agregat (Gse), sebagai fitur tambahan.

Pengujian dilakukan dengan dua skenario: pertama tanpa Gse sebagai fitur, dan kedua dengan menambahkan Gse.

Pengembangan model prediktif

Empat jenis model digunakan: 1) *Artificial Neural Network* (ANN): Digunakan pendekatan *feedforward backpropagation* dengan *hidden layer* tunggal dan fungsi aktivasi ReLU. Model ini dilatih menggunakan algoritma *Adam optimizer* dan *early stopping* untuk menghindari *overfitting*, sejalan dengan pendekatan (Fan dkk., 2024) dan(Zhang dkk., 2021); 2) *Random Forest* (RF): Model *ensemble tree-based* digunakan karena keandalannya dalam menangani *dataset* berukuran kecil hingga sedang serta ketahanannya terhadap *outlier*. Parameter *n_estimators* dan *max_depth* dituning menggunakan GridSearchCV; 3) *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost): Diterapkan karena performanya yang unggul dalam berbagai studi prediksi parameter Marshall, seperti disoroti oleh (Ali dkk., 2021) dan (Chen dkk., 2023). Model ini dituning menggunakan metode *Bayesian Optimization* untuk menghindari *overfitting* pada set pelatihan kecil; 4) *Mathematical Empirical Prediction* (MEP): Pendekatan regresi non-linear berbasis formula empiris diturunkan dari relasi antara parameter volumetrik dan output Marshall. Formula MEP disesuaikan dengan pendekatan seperti yang dilakukan dalam penelitian (Jweihan, 2023) dengan *Gene Expression Programming*.

Evaluasi kinerja model

Setiap model dievaluasi berdasarkan metrik berikut: 1) Koefisien Determinasi (R^2): Mengukur proporsi variabilitas yang dapat dijelaskan oleh model., 2) Root Mean Square Error (RMSE): Mengukur deviasi prediksi secara absolut., 3) Mean Absolute Error (MAE): Rata-rata kesalahan absolut.

Model dibandingkan untuk dua skenario target (MS dan MF) dan dua skenario fitur (dengan dan tanpa Gse). Seluruh model divalidasi dengan skema train-test split sebesar 80:20 dan diuji konsistensinya melalui validasi silang k=5.

Preprocessing data

Sebelum dilakukan pelatihan model, data uji Marshall yang diperoleh dari laboratorium melalui beberapa tahap *preprocessing* sebagai berikut:

1. Pembersihan *Outlier*

   Deteksi dan penghapusan outlier dilakukan menggunakan metode *Interquartile Range* (IQR), dengan tujuan menghilangkan nilai ekstrem yang dapat memengaruhi kestabilan model. Outlier diidentifikasi jika nilai berada di luar rentang Q1 - 1.5×IQR dan Q3 + 1.5×IQR.

2. Normalisasi Fitur

   Semua fitur input dinormalisasi ke rentang [0, 1] menggunakan teknik *Min-Max Scaling*. Normalisasi ini penting terutama bagi model ANN agar proses pembelajaran berjalan stabil dan konvergen.

3. Pembagian Data Latih dan Uji

   Dataset dibagi menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian menggunakan metode *random stratified split* untuk memastikan distribusi target merata di kedua subset data.

ISSN 2962-2697
Vol. 5, No. 1, Juli 2025

4. Validasi Silang (*Cross-Validation*)

Untuk meningkatkan keandalan hasil, digunakan validasi silang k-fold dengan k=5, sehingga model diuji dalam berbagai kombinasi subset data dan mengurangi risiko *overfitting.*

Hasil dan Pembahasan

Statistik deskriptif data marshall

Tabel 1. menunjukkan bahwa kadar aspal (Pb) dalam campuran berkisar antara 4,8% hingga 7,0% dengan rata-rata 5,995%. Nilai VMA, Va, dan VFA menunjukkan variasi yang cukup stabil pada rentang desain Marshall. Rata-rata stabilitas Marshall (MS) tercatat sebesar 1024,17 kg, sedangkan nilai Marshall Flow (MF) memiliki rata-rata 2,98 mm. Penyebaran data secara umum tergolong baik, ditunjukkan oleh nilai simpangan baku (standar deviasi) yang relatif kecil, menandakan bahwa data terdistribusi cukup merata di sekitar nilai rata-ratanya.

Gambar 1. menunjukkan distribusi frekuensi dari parameter-parameter utama dalam desain campuran Marshall, yang meliputi kadar aspal (Pb), berat jenis agregat (Gsb), berat jenis campuran padat (Gmb dan Gmm), volume void (VMA, Va, dan VFA), serta hasil uji Marshall Stability (MS) dan Marshall Flow (MF). Visualisasi ini memberikan gambaran karakteristik sebaran data dan potensi normalitas setiap variabel sebelum proses pemodelan prediktif dilakukan.

Kinerja prediksi terhadap Marshall Stability (MS)

Performa model dalam memprediksi *Marshall Stability* (MS) menunjukkan variasi yang lebih besar. Seperti terlihat pada tebel 2, model *Random Forest dan XGBoost* menempati posisi tertinggi dengan $R^2 = 0.746$ dan 0.720, sedangkan ANN hanya mencapai $R^2 = 0.426$. Nilai RMSE dan MAE pada model ANN relatif tinggi, mengindikasikan bahwa ANN lebih sensitif terhadap struktur data dan memerlukan konfigurasi yang lebih kompleks atau volume data yang lebih besar untuk mencapai kinerja optimal.

Tabel 2. Kinerja model prediksi terhadap stabilitas marshall

Fitur	Model	Prediksi Stabilitas Marshall (MS)		
		R^2	RMSE	MAE
Tanpa Gse	ANN	0.426	32.580	23.202
	RandomForest	0.746	21.683	15.798
	XGBoost	0.720	22.744	15.707
	MEP	0.577	27.950	21.373

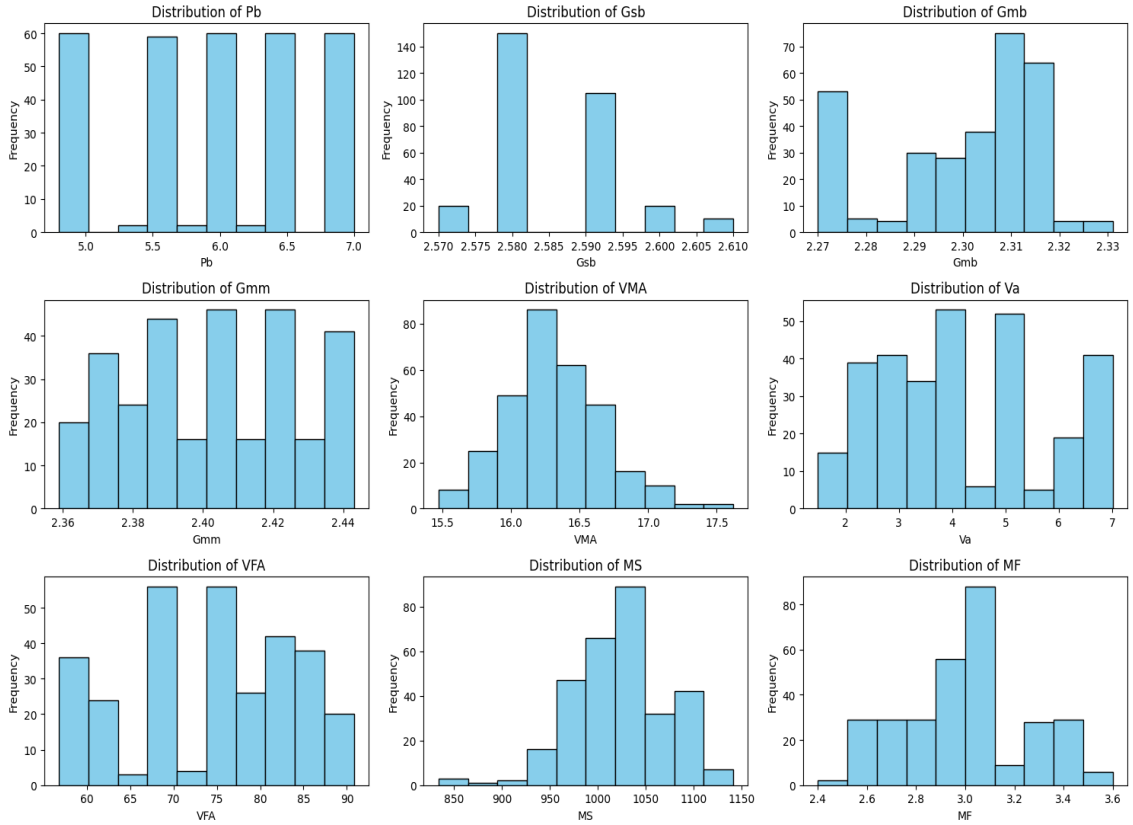
Kinerja prediksi terhadap Marshall Flow (MF)

Model-model prediktif menunjukkan performa yang sangat baik dalam memprediksi nilai *Marshall Flow* (MF) seperti ditunjukkan pada tabel 3. Nilai koefisien determinasi (R^2) tertinggi diperoleh oleh model *Random Forest* ($R^2 = 0.926$), disusul oleh *XGBoost* ($R^2 = 0.911$), MEP ($R^2 = 0.880$) dan ANN ($R^2 = 0.870$). Nilai RMSE dan MAE juga relatif rendah, menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang tinggi.

Tabel 1. Statistik deskriptif parameter uji marshall pada campuran aspal

Statistik	Pb	Gsb	Gmb	Gmm	VMA	Va	VFA	MS	MF	Gse
count	305.0	305.0	305.0	305.0	305.0	305.0	305.0	305.0	305.0	305.0
mean	5.995	2.585	2.301	2.402	16.327	4.165	74.429	1024.167	2.985	2.493
std	0.705	0.008	0.015	0.024	0.354	1.539	9.527	48.998	0.25	0.043
min	4.8	2.57	2.27	2.359	15.47	1.48	56.81	833.62	2.4	2.412
25%	5.5	2.58	2.292	2.382	16.11	3.03	67.76	1003.78	2.8	2.463
50%	6.0	2.58	2.306	2.402	16.27	3.92	75.74	1023.46	3.0	2.498
75%	6.5	2.59	2.312	2.419	16.54	5.17	81.7	1060.98	3.1	2.523
max	7.0	2.61	2.331	2.443	17.62	7.01	90.8	1141.56	3.6	2.569

ISSN 2962-2697
Vol. 5, No. 1, Juli 2025



Gambar 1. Visualisasi distribusi fitur-fitur campuran aspal berdasarkan uji marshall

Hal ini mengindikasikan bahwa karakteristik flow lebih konsisten dan lebih mudah dipelajari oleh model pembelajaran mesin dibandingkan dengan stabilitas

Tabel 3. Kinerja model prediksi terhadap Kelelehan Marshall (MF)

Fitur	Model	Prediksi Kelelehan Marshall (MF)		
		R^2	RMSE	MAE
Tanpa Gse	ANN	0.870	0.093	0.071
	RandomForest	0.926	0.070	0.045
	XGBoost	0.911	0.077	0.051
	MEP	0.880	0.089	0.070

Efek penambahan fitur gse

Model-model yang dilatih dengan tambahan fitur Gse (Gradasi Spesifik Efektif) mengalami pergeseran kinerja. Seperti ditunjukkan pada tabel 4, khusus pada model ANN dalam prediksi Stabilitas Marshall (MS), penambahan fitur ini justru menurunkan performa secara signifikan (R^2 = 0.099). Hal ini dapat terjadi karena *overfitting* atau adanya redundansi informasi yang tidak diimbangi dengan arsitektur dan regularisasi yang memadai. Sebaliknya, model *Random Forest* dan *XGBoost* tetap mempertahankan performa tinggi bahkan setelah penambahan fitur.

Tabel 4. Kinerja model prediksi terhadap Stabilitas Marshall (MS)

Fitur	Model	Prediksi Stabilitas Marshall (MS)		
		R^2	RMSE	MAE
Dengan Gse	ANN	0.099	40.808	28.773
	RandomForest	0.743	21.810	15.818
	XGBoost	0.760	21.081	14.656
	MEP	0.664	24.904	18.422

ISSN 2962-2697
Vol. 5, No. 1, Juli 2025

Tabel 5. Kinerja model prediksi terhadap kelelehan marshall

Fitur	Model	Prediksi Kelelehan Marshall (MF)		
		R^2	RMSE	MAE
Dengan Gse	ANN	0.851	0.099	0.076
	RandomForest	0.930	0.068	0.044
	XGBoost	0.894	0.084	0.055
	MEP	0.879	0.089	0.072

Perbandingan kinerja antar model

Secara umum, model *XGBoost* dan *Random Forest* tampil paling konsisten baik pada prediksi MF maupun MS, dengan nilai R^2 di atas 0.72 dan RMSE rendah. Model MEP juga menunjukkan kinerja yang kompetitif pada MF, namun sedikit tertinggal pada prediksi MS. Sementara itu, ANN menunjukkan ketergantungan yang tinggi terhadap struktur dan *preprocessing* data.

Implikasi temuan

Temuan ini menunjukkan bahwa pemilihan model sangat memengaruhi akurasi prediksi parameter Marshall. *Tree-based models* seperti *Random Forest* dan *XGBoost* terbukti lebih *robust* dan mampu menangani kompleksitas data laboratorium yang bersifat non-linear. Selain itu, pemilihan fitur input yang relevan dan tidak redundan menjadi aspek penting dalam peningkatan performa model prediktif.

Kesimpulan dan Saran

Kesimpulan

Penelitian ini telah membandingkan kinerja empat model prediktif yaitu *Artificial Neural Network* (ANN), *Random Forest* (RF), *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost), dan *Mathematical Empirical Prediction* (MEP) dalam memodelkan dua parameter utama dari metode uji Marshall, yaitu *Marshall Stability* (MS) dan *Marshall Flow* (MF), baik dengan maupun tanpa mempertimbangkan fitur tambahan berupa berat jenis efektif agregat (Gse).

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa secara umum, prediksi terhadap MF lebih akurat dan konsisten dibandingkan dengan MS, ditandai oleh nilai koefisien determinasi (R^2) yang lebih tinggi dan error yang lebih rendah pada semua model. Model *ensemble* seperti *XGBoost* dan RF menunjukkan performa terbaik, terutama dalam skenario yang menyertakan Gse, sementara ANN menghasilkan performa yang sangat dipengaruhi oleh arsitektur dan konfigurasi pelatihan. Menariknya, penambahan fitur Gse justru menyebabkan penurunan kinerja.

Sementara itu, prediksi MS terbukti lebih menantang karena parameter ini dipengaruhi oleh interaksi fisik dan struktur internal agregat yang tidak sepenuhnya tercermin dari parameter volumetrik tradisional. Model ANN, yang secara teori unggul dalam memetakan hubungan non-linier, justru tidak mampu mengungguli pendekatan *ensemble learning* seperti RF dan *XGBoost* dalam kasus ini. Model MEP tetap relevan sebagai baseline karena kesederhanaannya dan kemudahan interpretasi, meskipun akurasinya terbatas.

Dari hasil ini, dapat disimpulkan bahwa 1) *Marshall Flow* lebih sesuai dijadikan target awal untuk pengembangan model prediktif berbasis data karena hubungan linier yang lebih kuat terhadap parameter input., 2) Penambahan fitur Gse dapat meningkatkan performa, namun efektivitasnya sangat bergantung pada karakteristik model yang digunakan., 3) Model *ensemble* (RF dan *XGBoost*) secara konsisten memberikan hasil terbaik, menjadikannya pilihan utama untuk implementasi praktis dalam prediksi mutu campuran aspal., 4) Model ANN masih memiliki potensi, namun memerlukan eksplorasi lebih lanjut terhadap desain arsitektur jaringan, termasuk penggunaan *activation function* yang lebih adaptif atau pendekatan *physics-guided* seperti yang disarankan oleh (Deng dkk., 2024).

Saran

Saran Penelitian Lanjutan: 1) Optimalisasi ANN melalui pendekatan *hyperparameter tuning* yang lebih sistematis dan pengujian arsitektur jaringan yang lebih dalam., 2) Penggunaan model hibrida seperti *Adaptive*

ISSN 2962-2697
Vol. 5, No. 1, Juli 2025

Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) atau pendekatan *Quantum Machine Learning* (QML) untuk menangani hubungan non-linear kompleks pada MS., 3) Pengayaan fitur input dengan variabel tambahan yang mencerminkan karakteristik agregat secara mikroskopik., 4) Validasi model terhadap data lapangan, tidak hanya data laboratorium, untuk menguji kemampuan generalisasi model secara lebih menyeluruh.

Daftar Pustaka

Al-Ammari, M., Dong, R., Nasser, M., & Al-Maswari, A. (2025). Innovative Machine Learning Approaches for Predicting the Asphalt Content During Marshall Design of Asphalt Mixtures. *Materials*, *18*(7). https://doi.org/10.3390/ma18071474

Ali, Y., Hussain, F., Irfan, M., & Buller, A. S. (2021). An eXtreme Gradient Boosting model for predicting dynamic modulus of asphalt concrete mixtures. *Construction and Building Materials*, *295*. https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2021.123642

Aliyu Yaro, N. S., Sutanto, M. H., Habib, N. Z., Usman, A., Adebanjo, A., Wada, S. A., & Jagaba, A. H. (2024). Predictive modelling of volumetric and Marshall properties of asphalt mixtures modified with waste tire-derived char: A statistical neural network approach. *Journal of Road Engineering*, *4*(3), 318–333. https://doi.org/10.1016/j.jreng.2024.04.006

Althoey, F., Akhter, M. N., Nagra, Z. S., Awan, H. H., Alanazi, F., Khan, M. A., Javed, M. F., Eldin, S. M., & Özkılıç, Y. O. (2023). Prediction models for marshall mix parameters using bio-inspired genetic programming and deep machine learning approaches: A comparative study. *Case Studies in Construction Materials*, *18*. https://doi.org/10.1016/j.cscm.2022.e01774

Arifuzzaman, M., Qureshi, H. J., Al Fuhaid, A. F., Alanazi, F., Javed, M. F., & Eldin, S. M. (2023). Novel ensemble modelling for prediction of fundamental properties of bitumen incorporating plastic waste. *Journal of Materials Research and Technology*, *24*, 3334–3351. https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2023.03.218

Asi, I., Alhadidi, Y. I., & Alhadidi, T. I. (2024). Predicting Marshall stability and flow parameters in asphalt pavements using explainable machine-learning models. *Transportation Engineering*, *18*. https://doi.org/10.1016/j.treng.2024.100282

Chen, Y., Li, F., Zhou, S., Zhang, X., Zhang, S., Zhang, Q., & Su, Y. (2023). Bayesian optimization based random forest and extreme gradient boosting for the pavement density prediction in GPR detection. *Construction and Building Materials*, *387*. https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2023.131564

Deng, Y., Wang, H., & Shi, X. (2024). Physics-guided neural network for predicting asphalt mixture rutting with balanced accuracy, stability and rationality. *Neural Networks*, *172*. https://doi.org/10.1016/j.neunet.2023.12.039

Fan, X., Lv, S., Xia, C., Ge, D., Liu, C., & Lu, W. (2024). Strength prediction of asphalt mixture under interactive conditions based on BPNN and SVM. *Case Studies in Construction Materials*, *21*. https://doi.org/10.1016/j.cscm.2024.e03489

Ghanizadeh, A. R., Safi Jahanshahi, F., Khalifeh, V., & Jalali, F. (2020). Predicting Flow Number of Asphalt Mixtures Based on the Marshall Mix design Parameters Using Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS). In *International Journal of Transportation Engineering* (Vol. 7, Issue 4).

Gul, M. A., Islam, M. K., Awan, H. H., Sohail, M., Al Fuhaid, A. F., Arifuzzaman, M., & Qureshi, H. J. (2022). Prediction of Marshall Stability and Marshall Flow of Asphalt Pavements Using Supervised Machine Learning Algorithms. In *Symmetry* (Vol. 14, Issue 11). MDPI. https://doi.org/10.3390/sym14112324

Jamil, M. H., Jagirdar, R., Kashem, A., Ali, M. N., & Deb, D. (2025). Modeling of Marshall Stability of plastic-reinforced asphalt concrete using machine learning algorithms and SHAP. *Hybrid Advances*, *10*. https://doi.org/10.1016/j.hybadv.2025.100483

Jweihan, Y. S. (2023). Predictive model of asphalt mixes' theoretical maximum specific gravity using gene expression programming. *Results in Engineering*, *19*. https://doi.org/10.1016/j.rineng.2023.101242

Shah, S. A. R., Anwar, M. K., Arshad, H., Qurashi, M. A., Nisar, A., Khan, A. N., & Waseem, M. (2020). Marshall stability and flow analysis of asphalt concrete under progressive temperature conditions: An application of advance decision-making approach. *Construction and Building Materials*, *262*. https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2020.120756

Zahoor, M. F., Hussain, A., & Khattak, A. (2025). Machine Learning-Based Prediction Performance Comparison of Marshall Stability and Flow in Asphalt Mixtures. *Infrastructures*, *10*(6), 142. https://doi.org/10.3390/infrastructures10060142

Zhang, W., Khan, A., Huyan, J., Zhong, J., Peng, T., & Cheng, H. (2021). Predicting Marshall parameters of flexible pavement using support vector machine and genetic programming.

Construction and Building Materials, *306*. https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2021.124924