

KOMPARASI METODE NEURAL NETWORK, SUPPORT VECTOR MACHINE DAN LINEAR REGRESSION PADA ESTIMASI KUAT TEKAN BETON

Tyas Setiyorini ¹; Rizky Tri Asmono ²

Teknik Informatika¹
STMIK Nusa Mandiri Jakarta¹;
<http://nusamandiri.ac.id> ¹
tyas.setiyorini@gmail.com¹

Teknik Informatika²
STMIK Swadharma²
<http://swadharma.ac.id> ²
rttriasmono@gmail.com²

Diterima Redaksi	Selesai Revisi	Diterbitkan
11 Maret 2018	29 Maret 2018	30 Maret 2018

Abstract— *The use of concrete has become more widespread because concrete has a higher compressive strength than other materials. Experts make concrete compressive strength predictions less effective because they still use certain standard rules and formulas. A lot of research is done with some method but not yet known which method is best. This study comparing the Neural Network (NN), Support Vector Machine (SVM) and Linear Regression (LR) methods using concrete compressive strength and slump datasets. In concrete compressive strength dataset using NN method obtained RMSE 5,667, using SVM method got RMSE 5,165 and with method of LR got RMSE 10,501. While the slump dataset using NN method obtained RMSE 0.422, using SVM method obtained RMSE 2.778 and by using the LR method obtained RMSE 2.65. After the results are compared with rankings, the total NN ranking is 3, the total rank of SVM is 4, and the total LR rank is 5. From the total rank it can be concluded that the performance of NN is better than SVM and LR.*

Keywords: *Neural Network, Support Vector Machine, Linear Regression, Strong Concrete Press*

Intisari— Penggunaan beton sudah semakin meluas dikarenakan beton memiliki kuat tekan yang lebih tinggi dibandingkan dengan bahan lain. Para ahli melakukan prediksi kuat tekan beton dengan kurang efektif karena masih menggunakan aturan dan rumus standar tertentu. Banyak penelitian dilakukan dengan beberapa metode namun belum diketahui metode mana yang terbaik. Penelitian ini melakukan komparasi antara metode Neural Network (NN), Support Vector Machine (SVM) dan Linear Regression (LR)

dengan menggunakan dataset *concrete compressive strength* dan *slump*. Pada dataset *concrete compressive strength* dengan menggunakan metode NN didapatkan RMSE 5,667, dengan menggunakan metode SVM didapatkan RMSE 5,165 dan dengan metode LR didapatkan RMSE 10,501. Sementara pada dataset *slump* dengan menggunakan metode NN didapatkan RMSE 0,422, dengan menggunakan metode SVM didapatkan RMSE 2,778 dan dengan menggunakan metode LR didapatkan RMSE 2,65. Setelah hasil tersebut dikomparasi dengan perbandingan didapatkan total ranking NN adalah 3, total ranking SVM adalah 4, dan total ranking LR adalah 5. Dari total ranking tersebut dapat disimpulkan bahwa kinerja NN lebih baik dibanding SVM dan LR.

Kata Kunci: Neural Network, Support Vector Machine, Linear Regression, Kuat Tekan Beton.

PENDAHULUAN

Saat ini penggunaan beton sudah semakin meluas dikarenakan beton yang memiliki kelebihan dibandingkan dengan bahan lainnya. Kelebihan beton diantaranya adalah memiliki kuat tekan yang lebih tinggi dibandingkan dengan kebanyakan bahan lain, mempunyai ketahanan tinggi terhadap api dan air, mampu untuk dicetak menjadi bentuk yang beragam, sebagian besar terbuat dari bahan yang relatif murah, tidak memerlukan biaya pemeliharaan yang tinggi (McCormac, 2004). Dari kelebihan tersebut maka hampir sebagian besar gedung, jalan, jembatan, perumahan dan sarana infrastruktur lain menggunakan beton sebagai bahan dasar untuk

bangunan mereka. Penggunaan beton untuk masing-masing bangunan tersebut sangat bergantung pada kuat tekan betonnya. Kuat tekan beton yang tinggi menjadi pilihan utama dalam segala aspek pembangunan. Kekuatan tekan beton diakui sebagai salah satu sifat mekanik beton yang paling signifikan, diidentifikasi sebagai salah satu faktor yang paling penting untuk jaminan kualitas beton (Khademi, Jamal, Deshpande, & Londhe, 2016). Beton yang baik adalah jika beton tersebut memiliki kuat tekan yang tinggi. Kekuatan beton adalah kriteria utama dalam memilih bahan ini untuk tertentu aplikasi (Abd & Abd, 2017). Semen, agregat kasar, agregat halus, bahan tambahan dan air merupakan bahan pembentuk beton (Mulyono, 2004). Beberapa faktor yang mempengaruhi mutu beton yaitu: perbandingan jumlah semen, agregat kasar, agregat halus, air, dan bahan tambahan lain, umur beton, jenis bahan, dan lain-lain. Kuat tekan beton tergantung pada sifat dan karakteristik bahan pembentuk beton (Mulyono, 2004). Untuk mendapatkan mutu atau kuat tekan beton yang diinginkan dibutuhkan perencanaan atau prediksi. Memprediksi sifat mekanik bahan konstruksi adalah tugas penelitian yang penting dalam ilmu sipil (Chou & Pham, 2013).

Para ahli melakukan prediksi kuat tekan beton dengan mengikuti aturan dan rumus standar tertentu yaitu dengan melihat tabel, grafik referensi serta keadaan lapangan. Cara tersebut kurang efektif. Saat ini telah banyak penelitian yang dilakukan dengan berbagai macam metode estimasi. Metode estimasi seperti Neural Network (NN) (Setiyorini, 2015)(Deshpande, Londhe, & Kulkarni, 2014), Support Vector Machine (SVM) (Yan & Shi, 2010) dan Linear Regression (LR) (Chopra, 2014)(L. Chen, 2010) diusulkan oleh peneliti untuk melakukan estimasi kuat tekan beton.

Di masa lalu Neural Network (NN) telah muncul sebagai teknik yang menjanjikan untuk memprediksi kekuatan tekan beton (Deshpande et al., 2014). Neural network menjadi alat yang sangat ampuh untuk memecahkan banyak masalah teknik sipil, khususnya dalam situasi, dimana data mungkin rumit atau dalam jumlah yang cukup besar (Nazari & Pacheco Torgal, 2013). Neural network memiliki kemampuan untuk mendeteksi hubungan kompleks yang bersifat nonlinear antara faktor prediksi dan hasil prediksi (Alshihri, Azmy, & El-Bisy, 2009)(H. Chen, Zhang, Xu, Chen, & Zhang, 2012). SVM telah berhasil diterapkan untuk beberapa masalah teknik sipil termasuk desain campuran dari spesimen beton (Tinoco, Gomes Correia, & Cortez, 2014).

Penggunaan SVM untuk memprediksi kuat tekan beton menunjukkan kinerja yang baik

dan terbukti lebih baik daripada model lain (Yan & Shi, 2010). Model SVM terbukti menjadi alat yang signifikan dalam prediksi kekuatan tekan beton dengan *mean square error* dan standar deviasi yang minimal (Abd & Abd, 2017). SVM adalah pendekatan baru, efisien dan baru untuk meningkatkan kinerja generalisasi dan dapat mencapai minimum global (Yan & Shi, 2010). SVM mempunyai kelebihan yaitu bisa diterapkan untuk data yang berdimensi tinggi (Handoko, Witarto, 2003).

Metode *Liner Regression* mampu menghasilkan koefisien korelasi yang sangat baik untuk prediksi kuat tekan pada usia yang berbeda curing (28, 56 & 91 hari)(Chopra, 2014). Linear Regression dapat diterapkan dengan baik dalam memprediksi kuat tekan beton (L. Chen, 2010). Sejumlah upaya penelitian terkonsentrasi pada penggunaan model Linear Regression dalam meningkatkan akurasi prediksi (Abd & Abd, 2017).

Metode NN, SVM dan LR yang telah digunakan oleh peneliti sebelumnya memiliki keunggulannya masing-masing namun belum diketahui metode mana yang terbaik. Oleh karena itu pada penelitian ini dilakukan komparasi antara metode NN, SVM dan LR dalam estimasi kuat tekan beton.

BAHAN DAN METODE

Bahan

Dalam penelitian ini digunakan dua dataset yaitu dataset *concrete compressive strength* yang ditampilkan pada Tabel 1 dan dataset *slump* yang ditampilkan pada Tabel 2, yang menampilkan *input*, unit, nilai minimal dan nilai maksimal dari dataset tersebut. Dataset ini didapat dari UCI Machine Learning Repository.

Tabel 1. Dataset *Concrete Compressive Strength*

Input	Unit	Min	Max
Cement	kg/m ³	102,0	540,0
Blast furnace slag	kg/m ³	0,0	359,4
Fly ash	kg/m ³	0,0	200,1
Water	kg/m ³	121,8	247,0
Superplasticizer	kg/m ³	0,0	32,2
Coarse aggregate	kg/m ³	801,0	1145,0
Fine aggregate	kg/m ³	594,0	992,0
Age	day	1	365
Concrete compressive strength	MPa	2,332	82,599

Sumber: (I.-C. Yeh, 1998)

Tabel 2. Dataset *Slump*

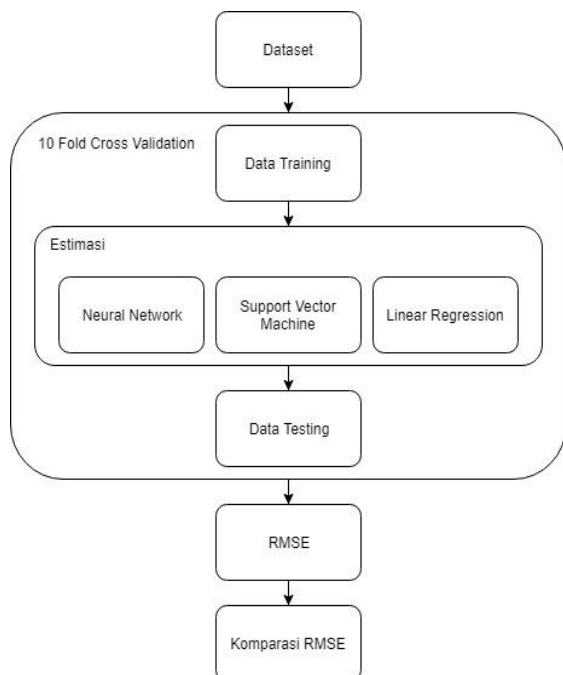
Input	Unit	Min	Max
Cement	kg/m ³	137,0	374,0
Slag	kg/m ³	0,00	193,0
Fly ash	kg/m ³	0,00	260,0

Water	kg/m ³	160,0	240,0
SP	kg/m ³	2,00	22,00
Coarse aggregate	kg/m ³	708,00	1049,90
Fine aggregate	kg/m ³	640,60	902,0
Slump	Cm	0,00	29,00
Flow	Cm	20,00	78,00
Compressive strength (28 day)	MPa	17,19	58,53

Sumber: (I-Cheng Yeh, 2007)

Metode

Pada penelitian ini dilakukan dengan mengkomparasi 3 metode yaitu NN, SVM dan LR seperti pada Gambar 1. Proses yang dilakukan adalah *training* dan *testing* dengan 10 fold cross validation pada dataset *concrete compressive strength* dan *slump* dengan menggunakan metode NN, SVM dan LR untuk menghasilkan RMSE. RMSE yang dihasilkan oleh ketiga metode tersebut kemudian dikomparasi untuk diambil RMSE terkecil.



Sumber: (Setiyorini & Asmono, 2018)

Gambar 1. Komparasi metode NN, SVM dan LR

Neural Network (NN)

Neural Network atau yang biasa disebut Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan sistem pengolahan data yang terinspirasi dari konfigurasi otak manusia. pada dasarnya terbuat dari neuron buatan yang diidentifikasi sebagai konstituen pemrosesan yang saling berhubungan bertindak sama sekali untuk mencapai masalah tertentu (Khademi et al., 2016). Neural Network adalah teknik komputasi lunak yang melibatkan *input*

layer, satu atau lebih *hidden layer* dan *output layer*. *Hidden layer* terhubung ke *layer* lain dengan bobot, bias dan fungsi transfer. Fungsi *error* ditentukan oleh perbedaan antara output jaringan dan target. *Error* disebarkan kembali serta bobot dan bias disesuaikan dengan menggunakan beberapa teknik optimasi yang meminimalkan *error*. Seluruh proses yang disebut *training* diulang sejumlah *epoch* sampai keakuratan yang diinginkan dalam *output* tercapai. Setelah jaringan di-*training*, jaringan tersebut dapat digunakan untuk memvalidasi data yang tidak terlihat dengan menggunakan bobot dan bias (Londhe, 2009).

Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machines (SVM) adalah algoritma *supervised learning* yang sangat kuat yang digunakan untuk klasifikasi atau regresi (Borges, 1998). SVM dapat digunakan untuk prediksi numerik serta klasifikasi (Han, Kamber, & Pei, 2012). SVM adalah algoritma yang berfungsi untuk pemetaan nonlinier dan mengubah data pelatihan asli ke dimensi yang lebih tinggi. Di dalam dimensi baru ini, LR mencari linear optimal dengan memisahkan *hyperplane*. Dengan pemetaan nonlinier yang sesuai ke dalam dimensi yang cukup tinggi, data dari dua kelas selalu dapat dipisahkan oleh *hyperplane*. SVM menemukan *hyperplane* tersebut dengan menggunakan vektor dukungan dan margin.

Abubakar et al. (Magaji, Isah, Waziri, & Adeboye, 2013) menyatakan bahwa dalam regresi SVM, ketergantungan fungsional dari variabel dependen *y* pada satu set variabel independen *x* harus diperkirakan. Ini mengasumsikan seperti masalah regresi lainnya, bahwa hubungan antara variabel independen dan dependen diberikan oleh fungsi deterministik *f* plus penambahan beberapa kebisingan aditif.

Support Vector Machine (SVM) secara konseptual adalah mesin linier yang dilengkapi dengan fitur spesial (Gorunescu, 2011), dan didasarkan pada metode minimalisasi resiko struktural, serta teori pembelajaran statistik. Dua sifat khusus dari SVM yaitu (1) mencapai generalisasi yang tinggi dengan memaksimalkan margin, dan (2) mendukung pembelajaran yang efisien dari fungsi nonlinier pada trik kernel sehingga membuat kinerja generalisasinya baik dalam menyelesaikan masalah pengenalan pola (Gorunescu, 2011).

Pada permasalahan klasifikasi SVM mencoba untuk mencari garis pemisah yang optimal yang diekspresikan sebagai kombinasi linier dari subset data *training* dengan menyelesaikan masalah keterbatasan linier

pemrograman kuadrat (QP) dengan margin maksimum antara dua kelas. Sementara untuk permasalahan regresi, Vapnik (Vapnik, 1998) juga memperkenalkan fungsi ε - insensitive loss yang disebut sebagai SVM untuk regresi.

Support Vector Regression (SVR) adalah metode untuk mengestimasi sebuah fungsi yang dipetakan dari objek *input* jumlah riil berdasarkan data pelatihan. Serupa dengan mengklasifikasi SVM, SVR memiliki properti yang sama tentang memaksimalkan margin dan trik kernel untuk memetakan data yang nonlinier. Secara singkat sekumpulan data *training* untuk regresi SVM digambarkan sebagai dataset $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$ Dimana x_1 adalah vector n-dimensional, sedangkan y adalah jumlah real untuk setiap x_1 .

Tugas dari regresi adalah untuk menemukan fungsi antara x_1 dengan y_1 (Zhao, Tao, & Zio, 2015) yang dalam kasus linier dapat ditulis: $y_1 = f(x) = w \cdot x + b$ (1)

Dimana w adalah *vector* beban dan b adalah bias. Kedua parameter ini adalah parameter yang perlu ditentukan nilainya agar dapat memberikan fungsi yang terbaik untuk memetakan data input ke data *output*.

Linear Regression (LR)

Linear Regression adalah pemodelan dan analisis data numerik yang terdiri dari satu atau lebih variabel independen dan nilai variabel dependen (Han & Kamber, 2012). Tujuan menggunakan analisis regresi ialah untuk membuat estimasi nilai variabel dependen dan rata-rata dengan didasarkan pada nilai variabel independen. Kemudian, tujuan lainnya adalah menguji hipotesis karakteristik ketergantungan untuk memprediksi nilai rata-rata variabel bebas dengan didasarkan pada nilai variabel bebas di luar jangkauan sampel.

Model regresi merupakan suatu metode yang digunakan untuk menganalisis hubungan antar variabel. Hubungan tersebut dapat diekspresikan dalam bentuk persamaan yang menghubungkan variabel dependen X dengan variabel independen Y . Regresi adalah model untuk memprediksi nilai dari masukan data yang diberikan. Metode utama untuk melakukan prediksi dengan membangun model regresi yaitu mencari hubungan antara satu atau lebih variabel independen atau prediktor (X) dengan variabel dependen atau respon (Y).

Dalam perkembangannya ada dua jenis regresi yang sangat terkenal, yaitu Linear Regression Sederhana dan Linear Regression Berganda. Dikatakan sederhana karena model dengan satu variabel independen dan satu

variabel dependen (Neter, Kutner, Nachtsheim, & Wasserman, 1996). Sedangkan Linear Regression Berganda adalah hubungan antara sebuah variabel independen dengan dua atau lebih variabel dependen (Sudjana, 2005).

Model Linear Regression Berganda dinyatakan sebagai berikut:

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n \dots\dots\dots(2)$$

dengan:

Y adalah variabel dependen

a adalah *regression costanta* atau *intercept*

b adalah *regression coefficients*

n adalah banyaknya variabel independen
 $X_1, X_2, \dots, X_n$ adalah variabel independen

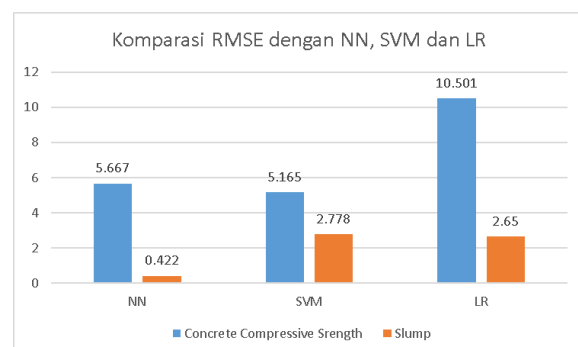
HASIL DAN PEMBAHASAN

Tabel 3 merupakan komparasi metode NN, SVM dan LR. Tabel tersebut menunjukkan bahwa pada dataset *concrete compressive strength* dengan menggunakan metode NN didapatkan RMSE 5,667, dengan menggunakan metode SVM didapatkan RMSE 5,165 dan dengan metode LR didapatkan RMSE 10,501. Tabel 3 juga menunjukkan pada dataset *slump* dengan menggunakan metode NN didapatkan RMSE 0,422, dengan menggunakan metode SVM didapatkan RMSE 2,778 dan dengan menggunakan metode LR didapatkan RMSE 2,65. Komparasi RMSE dengan menggunakan metode NN, SVM dan LR dapat digambarkan dengan grafik pada Gambar 2.

Tabel 3. Komparasi RMSE Metode NN dan LR

Dataset	RMSE		
	NN	SVM	LR
Concrete Compressive Strength	5,667	5,165	10,501
Slump	0,422	2,778	2,65

Sumber: (Setiyorini & Asmono, 2018)



Sumber: (Setiyorini & Asmono, 2018)

Gambar 2. Komparasi RMSE Metode NN dan LR

Setelah didapatkan komparasi RMSE dari metode NN, SVM dan LR kemudian dicari hasil yang terbaik dengan cara perangkingan. Perangkingan hasil komparasi NN, SVM dan LR ditunjukkan pada Tabel 4 dimana pada dataset *concrete compressive strength* didapat NN dengan rangking 2, SVM dengan rangking 1 dan LR dengan rangking 3. Tabel 4 juga menunjukkan pada dataset *slump* didapat NN dengan rangking 1, SVM dengan rangking 3 dan LR dengan rangking 2. Setelah rangking tersebut ditotalkan didapat total rangking NN adalah 3, total rangking SVM adalah 4 dan total rangking LR adalah 5. Dari total rangking tersebut menunjukkan bahwa kinerja NN lebih baik dibanding dengan SVM dan LR. Hal ini membuktikan penelitian Deshpande (Deshpande et al., 2014) bahwa NN merupakan metode yang menjanjikan dalam mengestimasi kuat tekan beton.

Tabel 4. Perangkingan Hasil Komparasi NN, SVM dan LR

Dataset	Ranking		
	NN	SVM	LR
Concrete Compressive Strength	2	1	3
Slump	1	3	2
Rangking	3	4	5

Sumber: (Setiyorini & Asmono, 2018)

KESIMPULAN

Hasil penelitian pada dataset *concrete compressive strength* dengan menggunakan metode NN didapatkan RMSE 5,667, dengan menggunakan metode SVM didapatkan RMSE 5,165 dan dengan metode LR didapatkan RMSE 10,501. Sementara pada dataset *slump* dengan menggunakan metode NN didapatkan RMSE 0,422, dengan menggunakan metode SVM didapatkan RMSE 2,778 dan dengan menggunakan metode LR didapatkan RMSE 2,65. Setelah hasil tersebut dikomparasi dengan perangkingan didapatkan total ranking NN adalah 3, total rangking SVM adalah 4, dan total rangking LR adalah 5. Dari total rangking tersebut dapat disimpulkan bahwa kinerja NN lebih baik dibanding SVM dan LR.

REFERENSI

Abd, A. M., & Abd, S. M. (2017). Case Studies in Construction Materials Modelling the strength of lightweight foamed concrete using support vector machine (SVM). *Case Studies in Construction Materials*, 6, 8–15. <https://doi.org/10.1016/j.cscm.2016.11.002>

Alshihri, M. M., Azmy, A. M., & El-Bisy, M. S. (2009). Neural networks for predicting compressive strength of structural light weight concrete. *Construction and Building Materials*, 23(6). <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2008.12.003>

Burges, C. (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2, 2.

Chen, H., Zhang, J., Xu, Y., Chen, B., & Zhang, K. (2012). Performance comparison of artificial neural network and logistic regression model for differentiating lung nodules on CT scans. *Expert Systems with Applications*, 39(13), 11503–11509. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.04.001>

Chen, L. (2010). A Multiple Linear Regression Prediction of Concrete Compressive Strength Based on Physical Properties of Electric Arc Furnace Oxidizing Slag, 153–158.

Chopra, P. (2014). Regression models for the prediction of compressive strength of concrete with & without fly ash. *International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology (IJLTET)*, 3(4), 400–406.

Chou, J., & Pham, A. (2013). Enhanced artificial intelligence for ensemble approach to predicting high performance concrete compressive strength. *Construction and Building Materials*. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2013.08.078>

Deshpande, N., Londhe, S., & Kulkarni, S. (2014). Modeling compressive strength of recycled aggregate concrete by Artificial Neural Network, Model Tree and Non-linear Regression. *International Journal of Sustainable Built Environment*, 3(2), 187–198. <https://doi.org/10.1016/j.ijsbe.2014.12.002>

Gorunescu, F. (2011). *Data Mining: Concepts, models and techniques* (2011th ed.). Springer.

Han, J., & Kamber, M. (2012). *Data Mining: Concepts and Techniques* (3rd ed.).

Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data mining:*

- concepts and techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.
- Handoko, Witarto, N. (2003). Support Vector Machine Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika. *Ilmu Komputer.com*.
- Khademi, F., Jamal, S. M., Deshpande, N., & Londhe, S. (2016). Predicting strength of recycled aggregate concrete using Artificial Neural Network, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System and Multiple Linear Regression. *International Journal of Sustainable Built Environment*, 5(2). <https://doi.org/10.1016/j.ijbsbe.2016.09.003>
- Londhe, S. N. (2009). Towards predicting water levels using artificial neural networks. In *OCEANS '09 IEEE Bremen: Balancing Technology with Future Needs*. <https://doi.org/10.1109/OCEANSE.2009.5278347>
- Magaji, A. S., Isah, A., Waziri, V. O., & Adeboye, K. R. (2013). A conceptual Nigeria stock exchange prediction: Implementation using Support Vector Machines-SMO model. *World of Computer Science and Information Technology Journal (WCSIT)*, 3(4), 85–90.
- McCormac, J. C. (2004). *Desain Beton Bertulang-Edisi Kelima-jilid 2*.
- Mulyono, T. (2004). *Teknologi Beton*. Yogyakarta: Andi Publishing.
- Nazari, A., & Pacheco Torgal, F. (2013). Predicting compressive strength of different geopolymers by artificial neural networks. *Ceramics International*, 39(3). <https://doi.org/10.1016/j.ceramint.2012.08.070>
- Neter, J., Kutner, M., Nachtsheim, C., & Wasserman, W. (1996). *Applied linear statistical models: Regression, analysis of variance, and experimental design*.
- Setiyorini, T. (2015). Penerapan Metode Bagging untuk Mengurangi Data Noise pada Neural Network untuk Estimasi Kuat Tekan Beton, 1(1), 37–42.
- Setiyorini, T., & Asmono, R. T. (2018). *Laporan Penelitian Mandiri*. Jakarta.
- Sudjana. (2005). *Metode Statistika*. Bandung: Transito.
- Tinoco, J., Gomes Correia, A., & Cortez, P. (2014). Support vector machines applied to uniaxial compressive strength prediction of jet grouting columns. *Computers and Geotechnics*, 55. <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2013.08.010>
- Vapnik, V. (1998). *Statistical Learning Theory*. Wiley-Interscience. <https://doi.org/10.2307/1271368>
- Yan, K., & Shi, C. (2010). Prediction of elastic modulus of normal and high strength concrete by support vector machine. *Construction and Building Materials*, 24(8), 1479–1485. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2010.01.006>
- Yeh, I.-C. (1998). Modeling of strength of high-performance concrete using artificial neural networks. *Cement and Concrete Research*, 28(12), 1797–1808. [https://doi.org/10.1016/S0008-8846\(98\)00165-3](https://doi.org/10.1016/S0008-8846(98)00165-3)
- Yeh, I.-C. (2007). Modeling slump flow of concrete using second-order regressions and artificial neural networks. *Cement and Concrete Composites*, 29(6), 474–480. <https://doi.org/10.1016/j.cemconcomp.2007.02.001>
- Zhao, W., Tao, T., & Zio, E. (2015). System reliability prediction by support vector regression with analytic selection and genetic algorithm parameters selection. *Applied Soft Computing Journal*, 30, 792–802. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.02.026>