



JARINGAN SARAF TIRUAN (NEURAL NETWORK) UNTUK ESTIMASI PRODUKTIVITAS PEKERJA KONSTRUKSI (ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR ESTIMATING CONSTRUCTION WORKER PRODUCTIVITY)

Lutfan Anas Zahir¹, Mohammad Muhlis.²

¹Program Studi Teknik Sipil Universitas Tulungagung

Jalan Kimangunsarkoro Beji, Kec. Boyolangu, Kab. Tulungagung 66233

email: lutfananas@gmail.com

²Program Studi Teknik Sipil Universitas Tulungagung

Jalan Kimangunsarkoro Beji, Kec. Boyolangu, Kab. Tulungagung 66233

email: muhlis.mumuk@gmail.com

Abstract

The development of the construction sector in Indonesia requires more effective approaches to improve productivity and efficiency. Estimating construction worker productivity, influenced by factors such as experience, education, and motivation, is often inaccurate with traditional methods. Neural Networks (Artificial Neural Networks) have emerged as a more advanced solution to enhance these estimations. This research analyzes Neural Network models and implements technology-based solutions to predict construction worker productivity. By utilizing the MLPRegressor model from scikit-learn and Neural Network models based on TensorFlow/Keras, this study aims to generate more accurate predictions. Initial results indicate that Neural Networks outperform traditional methods, achieving a Mean Squared Error (MSE) of 0.5 and an R² score of 0.85. The research also employs scipy.optimize methods to find the optimal combination of input variables, such as experience, motivation, and education, to meet specific productivity targets. This study provides a significant contribution to the application of machine learning techniques to improve the accuracy and efficiency of productivity estimation in the construction industry, while also paving the way for further development in optimizing worker performance.

Keywords: Machine Learning, MLPRegressor Model, Neural Network, Productivity Estimation, TensorFlow Keras

Abstrak

Pembangunan sektor konstruksi di Indonesia membutuhkan pendekatan yang lebih efektif untuk meningkatkan produktivitas dan efisiensi. Estimasi produktivitas pekerja konstruksi, yang dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti pengalaman, pendidikan, dan motivasi, sering kali tidak akurat dengan metode tradisional. Neural Network (Jaringan Saraf Tiruan) muncul sebagai solusi yang lebih canggih untuk memperbaiki estimasi ini. Penelitian ini menganalisis model Neural Network dan mengimplementasikan solusi berbasis teknologi tersebut untuk memperkirakan produktivitas pekerja konstruksi. Dengan memanfaatkan model MLPRegressor dari scikit-learn serta model Neural Network berbasis TensorFlow/Keras, penelitian ini bertujuan menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Hasil awal menunjukkan bahwa Neural Network memberikan performa lebih baik, dengan Mean Squared Error (MSE) sebesar 0.5 dan R² score 0.85, dibandingkan dengan metode tradisional. Penelitian juga menggunakan metode scipy.optimize untuk menemukan kombinasi optimal dari variabel input seperti pengalaman, motivasi, dan pendidikan guna mencapai target produktivitas tertentu. Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam penerapan teknik machine learning untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi estimasi produktivitas di industri konstruksi, serta membuka peluang pengembangan lebih lanjut untuk optimisasi kinerja pekerja.

Kata kunci: Estimasi Produktivitas, Machine Learning, Model MLPRegressor, Neural Network, TensorFlow Keras

PENDAHULUAN

Sektor konstruksi di Indonesia merupakan salah satu pilar penting dalam pembangunan ekonomi nasional. Setiap proyek konstruksi diharapkan dapat berjalan dengan efisiensi maksimal, yang mencakup kualitas pekerjaan, pengendalian biaya, dan penyelesaian proyek dalam waktu yang tepat. Hal ini sesuai dengan prinsip ekonomi, yakni mendapatkan hasil maksimal dengan usaha

minimal. Dalam setiap proyek, efektivitas dan efisiensi sangat diperlukan untuk memastikan bahwa tujuan proyek tercapai dengan meminimalkan risiko biaya berlebih dan keterlambatan waktu.

Produktivitas tenaga kerja menjadi faktor kunci dalam keberhasilan proyek konstruksi. Pemahaman yang baik tentang produktivitas tenaga kerja memungkinkan kontraktor untuk memetakan penggunaan sumber daya manusia dengan lebih tepat dan realistis. Produktivitas yang baik dapat membantu kontraktor dalam menyusun rencana kerja yang lebih efisien, meminimalkan biaya, dan waktu pengerjaan proyek. Produktivitas yang rendah seringkali disebabkan oleh berbagai faktor seperti pengalaman kerja, pendidikan, cuaca, atau kondisi lingkungan kerja yang tidak optimal.

Penggunaan teknologi, seperti Neural Network atau Jaringan Saraf Tiruan, menawarkan solusi potensial untuk memperbaiki estimasi produktivitas yang seringkali kurang akurat dengan metode tradisional. Neural Network mampu mengolah data besar dan mengenali pola kompleks dalam berbagai faktor yang memengaruhi produktivitas, seperti motivasi, pengalaman kerja, dan pendidikan. Penerapan teknologi ini diharapkan dapat memberikan prediksi produktivitas yang lebih akurat dan efisien, yang pada gilirannya membantu perencanaan dan pelaksanaan proyek konstruksi secara lebih efektif.

Estimasi

Estimasi biaya proyek konstruksi adalah elemen kritis yang diperlukan untuk memastikan bahwa proyek berjalan sesuai anggaran dan jadwal yang direncanakan. Definisi estimasi sendiri menurut National Estimating Society (1979) adalah seni memperkirakan kemungkinan biaya yang diperlukan untuk suatu kegiatan berdasarkan informasi yang tersedia pada saat itu. Estimasi biaya mencakup keseluruhan tahapan proyek, mulai dari perencanaan hingga pelaksanaan dan pemeliharaan. Kesalahan dalam estimasi dapat berujung pada keputusan yang salah dalam proyek, yang dapat berdampak pada pembengkakan biaya atau keterlambatan penyelesaian proyek.

Proses estimasi biaya dalam proyek konstruksi, sebagaimana dijelaskan oleh Pratt (1995), berfungsi untuk memantau apakah biaya yang telah dianggarkan sesuai dengan perkiraan selama proyek berjalan. Estimasi ini harus mempertimbangkan aliran dana dan memastikan bahwa pekerjaan dapat diselesaikan sesuai spesifikasi, serta kontraktor mendapatkan keuntungan yang layak. Selain itu, estimasi biaya juga menjadi elemen penting dalam proses tawar-menawar proyek, di mana akurasi estimasi menentukan keberhasilan negosiasi.

Pengklasifikasian estimasi biaya, menurut American Association of Cost Engineering (AACE, 2005), membantu dalam meningkatkan komunikasi antar pihak yang terlibat, serta menghindari salah interpretasi atau penggunaan estimasi yang salah. Dengan menggunakan tingkatan definisi proyek sebagai dasar klasifikasi, estimasi biaya dapat disesuaikan dengan tingkat informasi yang tersedia dan faktor risiko yang dihadapi. Dengan demikian, estimasi biaya yang akurat dapat dihasilkan sesuai kebutuhan proyek, serta mengurangi perbedaan antara perkiraan awal dan realisasi biaya yang sebenarnya.

Produktivitas

Produktivitas diartikan sebagai perbandingan antara output (barang atau jasa) dengan input yang digunakan, termasuk tenaga kerja, modal, dan bahan baku (Sedarmayanti, 2009). Efisiensi dalam penggunaan sumber daya ini sangat penting bagi organisasi untuk menghasilkan output maksimal dengan input minimal. Muchdarsyah (1992) menekankan bahwa produktivitas, terutama dalam konteks tenaga kerja, dapat diukur dengan membandingkan pengeluaran dengan jumlah tenaga kerja atau jam kerja yang digunakan. Dalam hal ini, produktivitas bukan hanya tentang efisiensi tenaga kerja, tetapi juga bagaimana sumber daya lain dimanfaatkan secara optimal.

Pengukuran produktivitas sering dilakukan dalam konteks tenaga kerja dengan membandingkan hasil kerja dengan jam kerja atau hari kerja. Produktivitas tenaga kerja dapat dinyatakan sebagai hasil kerja dalam suatu periode waktu tertentu, seperti per jam atau per hari (Sedarmayanti, 2009). Selain itu, koefisien tenaga kerja digunakan untuk mengukur berapa banyak waktu yang diperlukan untuk menyelesaikan suatu volume pekerjaan. Koefisien ini menunjukkan efisiensi penggunaan tenaga kerja dalam menyelesaikan pekerjaan sesuai standar yang telah ditetapkan.

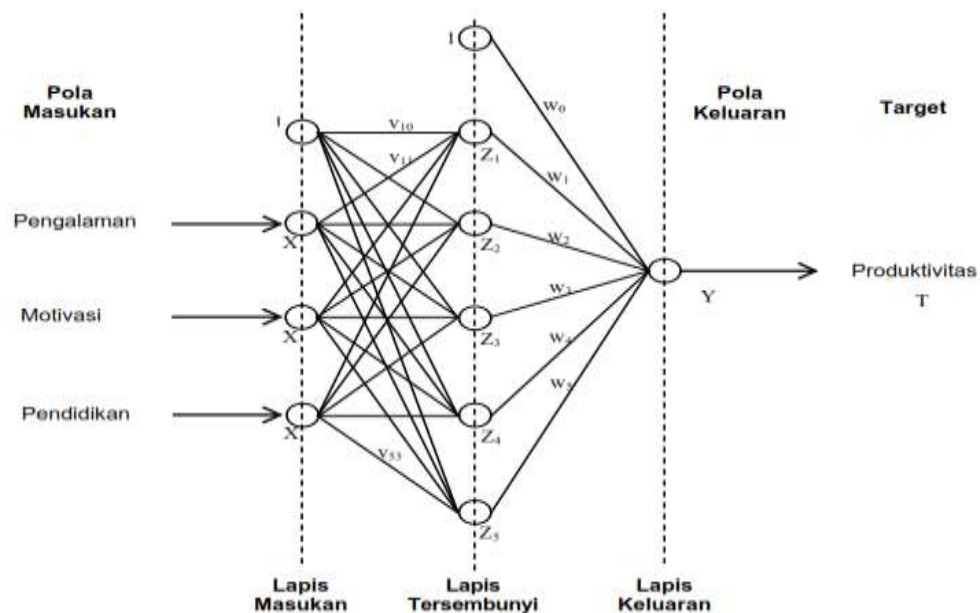
Faktor-faktor yang mempengaruhi produktivitas tenaga kerja meliputi kualitas tenaga kerja, tingkat keahlian, latar belakang pendidikan, dan pengaruh lingkungan serta keluarga terhadap pendidikan formal (Sinungan, 2000). Selain itu, minat tenaga kerja, pengalaman kerja, struktur pekerjaan, dan usia juga memainkan peran penting. Misalnya, pekerja dengan usia produktif cenderung memiliki tenaga yang lebih untuk meningkatkan produktivitas, sementara pekerja yang lebih berpengalaman sering kali dapat meningkatkan keterampilan mereka melalui pengulangan tugas yang sama.

Menurut Iman Soeharto (1995), variabel-variabel lain yang berpengaruh pada produktivitas tenaga kerja lapangan mencakup pengalaman kerja (melalui learning curve), sistem manajemen proyek, dan kesehatan pekerja. Manajemen proyek yang efektif, termasuk kemampuan supervisi yang baik, sangat penting dalam memaksimalkan produktivitas. Selain itu, pekerja yang lebih sehat dan dalam kondisi prima cenderung lebih produktif. Kondisi fisik lapangan, seperti cuaca, iklim, dan medan kerja yang sulit, juga dapat memengaruhi produktivitas, di mana cuaca ekstrem atau kondisi fisik lapangan yang berat dapat menurunkan kinerja tenaga kerja.

Secara keseluruhan, produktivitas dalam proyek konstruksi dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk kualitas tenaga kerja, pendidikan, manajemen proyek, kesehatan, pengalaman, dan kondisi lapangan. Dengan mengelola faktor-faktor ini secara efektif, serta memanfaatkan pelatihan dan teknologi yang tepat, organisasi dapat meningkatkan produktivitas mereka. Pengembangan budaya kerja yang mendukung inovasi dan perbaikan terus-menerus juga dapat membantu organisasi untuk mempertahankan tingkat produktivitas yang tinggi dalam jangka panjang.

Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Jaringan Saraf Tiruan (JST), atau yang dikenal dengan istilah Artificial Neural Network (ANN), adalah struktur jaringan yang terdiri dari sejumlah unit pemroses kecil yang diambil dari model jaringan saraf manusia. JST berfungsi sebagai sistem adaptif yang mampu menyesuaikan strukturnya untuk menyelesaikan berbagai masalah, berdasarkan informasi yang diterima baik dari dalam maupun luar jaringan. Secara konseptual, JST dapat menghitung semua fungsi yang dapat dihitung (computable functions) dan mampu melaksanakan tugas yang serupa dengan yang dilakukan oleh komputer digital formal. Dalam praktiknya, JST sangat efektif dalam menangani masalah klasifikasi dan situasi yang toleran terhadap ketidakpastian, terutama ketika tersedia banyak data pelatihan, tetapi dengan aturan yang tidak selalu mudah diterapkan. Jaringan saraf tiruan terdiri atas beberapa elemen pemroses, yaitu: neuron, unit, sel atau node, yang saling terhubung dalam bentuk directed graph melalui jalur sinyal searah yang disebut dengan koneksi (Winanda, 2010).



Gambar 1. Pola Jaringan Syaraf Tiruan

Dalam Jaringan Syaraf Tiruan (JST), struktur pengolahan informasi mengikuti bentuk grafik terarah, di mana node pada grafik berfungsi sebagai elemen pemroses dan link sebagai koneksi. Setiap elemen pemroses menerima sejumlah input, memiliki beberapa output, serta memori lokal dan fungsi transfer yang memanfaatkan sinyal output. Sinyal input berasal dari hubungan dengan dunia luar. Terdapat dua tipe algoritma dalam JST: Supervised Learning dan Unsupervised Learning. Pada Supervised Learning, output yang diharapkan diketahui sebelumnya, di mana pola input diteruskan ke neuron pada lapisan output untuk dicocokkan dengan pola target. Jika terjadi error, proses pembelajaran dilanjutkan. Tipe pembelajaran terawasi ini meliputi Hebb Rule, Perceptron, Delta Rule, dan Backpropagation. Sementara itu, Unsupervised Learning membentuk kluster berdasarkan pola input tanpa output yang diketahui, di mana neuron pemenang memperbaiki bobotnya. Menurut Fausett (1994), kelebihan utama neural networks terletak pada kemampuannya memodelkan hubungan nonlinear dalam data, yang berguna dalam bidang teknik untuk memprediksi dan menganalisis sistem kompleks seperti dinamika fluida dan perilaku material. Neural networks juga mampu menangani data besar dan bervariasi dari berbagai sumber, seperti sensor dan perangkat IoT, untuk analisis real-time, contohnya dalam memprediksi kegagalan struktur atau komponen mesin (Politico). Selain itu, neural networks mendukung otomatisasi dan optimasi proses dalam rekayasa, seperti mengoptimalkan jalur produksi di industri manufaktur untuk meningkatkan efisiensi dan kualitas produk (Soekiman, 2011).

Program Visual Studio

Visual Studio Code (VS Code) adalah editor kode sumber yang kuat dan populer, dikembangkan oleh Microsoft, yang mendukung berbagai bahasa pemrograman melalui ekstensi dari marketplace-nya. Dalam bidang teknik, VS Code berperan penting dalam pengembangan solusi berbasis teknologi, memungkinkan insinyur untuk menulis dan menguji kode terkait simulasi dan analisis data. Misalnya, dalam teknik sipil, VS Code dapat digunakan untuk mengembangkan algoritma yang menganalisis data dari sensor untuk memantau integritas struktural. Dengan dukungan ekstensi seperti Python dan Jupyter, integrasi analisis data dan visualisasi ke dalam alur kerja insinyur menjadi lebih mudah. Selain itu, VS Code mendukung integrasi dengan berbagai pustaka dan framework penting dalam teknik, seperti TensorFlow, Keras, dan PyTorch, yang sangat berguna dalam pengembangan model jaringan saraf tiruan (JST) yang memerlukan analisis data besar (Purnomo 2006).

Dalam konteks pengembangan model JST, VS Code dengan Python memungkinkan integrasi metode optimasi yang efektif, yang penting untuk menyempurnakan arsitektur jaringan dan parameter pelatihan. Penggunaan teknik pembelajaran seperti Multi Layer Perception (MLP) dalam JST membantu insinyur untuk mencari parameter optimal yang memaksimalkan akurasi prediksi atau meminimalkan kesalahan. MLP Regressor, yang termasuk dalam pustaka scikit-learn, memanfaatkan backpropagation untuk melatih model JST dan menyesuaikan bobot serta bias berdasarkan data pelatihan. Dengan kemampuan untuk menyesuaikan berbagai parameter, MLPRegressor memungkinkan eksplorasi konfigurasi yang lebih sistematis, menghindari pendekatan trial and error yang sering kali kurang efisien.

Implementasi MLPRegressor dalam proyek teknik memberikan solusi yang lebih canggih dan dapat diandalkan untuk masalah kompleks, seperti prediksi beban struktural dan analisis kegagalan material. Dengan menggunakan pustaka Python di VS Code, insinyur dapat mengotomatiskan proses pencarian parameter dan menjalankan eksperimen dengan berbagai parameter secara sistematis. Hal ini tidak hanya menghemat waktu, tetapi juga memastikan hasil yang lebih akurat dalam pengembangan model JST. Dengan pendekatan ini, peneliti dapat lebih fokus pada analisis hasil dan penerapan model di dunia nyata, seperti dalam meningkatkan efisiensi dan kualitas pekerjaan di proyek konstruksi (Purnomo 2006).

METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian pengembangan dan aplikasi yang bertujuan untuk mengembangkan model estimasi produktivitas pekerja konstruksi menggunakan artificial neural network (ANN). Model dikembangkan dengan menggunakan Visual Studio Code dan Python, dengan fokus pada analisis produktivitas tukang batu dalam pemasangan keramik lantai di proyek perumahan, serta mempertimbangkan faktor-faktor yang mempengaruhi produktivitas. Variabel

yang diteliti meliputi tiga faktor yang mempengaruhi produktivitas, yaitu pengalaman kerja, motivasi, dan pendidikan. Ketiga variabel ini digunakan sebagai input data dalam mencari estimasi produktivitas yang optimal. Populasi dalam penelitian ini adalah pekerja yang terlibat dalam proyek yang sesuai dengan kriteria variabel. Sampel diambil dari populasi dengan jumlah minimal 30, berdasarkan rekomendasi untuk distribusi normal, sehingga 50 sampel diambil untuk analisis lebih lanjut. Jenis dan Sumber Data yang digunakan adalah data sekunder, yang diperoleh dari penelitian sebelumnya oleh Ayu (2010). Data ini terdiri dari hasil pengamatan produktivitas pekerja konstruksi dan faktor-faktor yang mempengaruhi, seperti pengalaman, motivasi, dan pendidikan. Teknik Analisis Data dilakukan dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan (JST) pada Visual Studio Code. Model yang digunakan adalah tipe backpropagation. Proses analisis meliputi langkah-langkah berikut: (1) Pengumpulan data yang meliputi pengalaman, motivasi; pendidikan, dan produktivitas kerja; (2) Persiapan dan pembersihan data, serta pemisahan input dan output. (3) Pembagian data menjadi set pelatihan, validasi, dan pengujian; (4) Pelatihan model MLPRegressor dan JST; (4) Membuat prediksi awal dan evaluasi model; (5) Optimisasi untuk mencapai target produktivitas menggunakan metode *minimize*; (6) Visualisasi data untuk analisis hubungan antara variabel input dan produktivitas; (7) Kesimpulan dan saran untuk peningkatan model.

Teknik analisis data dalam penelitian menggunakan jaringan syaraf tiruan (JST) untuk memprediksi produktivitas pekerja konstruksi melalui program Visual Code dengan bahasa Python. Proses dimulai dengan pengumpulan data yang mencakup pengalaman, motivasi, pendidikan, dan produktivitas kerja. Setelah data terkumpul, langkah selanjutnya adalah persiapan data dengan membaca dari file CSV, memastikan kelengkapan kolom, dan memisahkan data menjadi input dan output.

Langkah selanjutnya penyiapan data dan membagi data menjadi set pelatihan, validasi, dan pengujian menggunakan `train_test_split`. Model MLPRegressor dibuat dan dilatih dengan data pelatihan, kemudian prediksi awal dihitung untuk memprediksi produktivitas. Model JST kemudian dibangun dengan beberapa layer `Dense`, dikompilasi, dan dilatih menggunakan data pelatihan dan validasi. Kinerja model dievaluasi dengan data pengujian untuk mencetak hasil loss.

Hasil akhir untuk optimisasi, target produktivitas ditentukan, dan metode optimisasi digunakan untuk menemukan komposisi variabel input yang optimal. Visualisasi data dilakukan melalui scatter plot yang menunjukkan hubungan antara variabel input dan produktivitas, serta membandingkan hasil prediksi dengan data asli. Penelitian ini diakhiri dengan analisis hasil untuk memberikan kesimpulan mengenai efektivitas model neural network dalam memprediksi produktivitas kerja, serta saran untuk peningkatan kualitas data dan implementasi di lapangan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, digunakan data pekerja konstruksi di mana telah dibentuk tim kerja yang terdiri dari 1 tukang dan 2 pekerja. Total tim kerja yang ada berjumlah 50 tim. Produktivitas masing-masing tim diamati secara keseluruhan. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data sekunder sangat baik digunakan dalam bidang Teknik Sipil karena dapat mengurangi cost biaya dan waktu, memiliki skala dan cakupan yang dibutuhkan dalam penelitian, memiliki historis data yang dapat dikembangkan, serta valid karena telah dilakukan uji validitas dan reliabilitas sebelumnya. Pada penelitian ini, peneliti menggunakan data penelitian Ayu (2010) sebagai data untuk melakukan penelitian estimasi produktivitas dari 3 variabel, sebagai berikut:

Tabel 1. Data Pengamatan Produktivitas Pekerja Konstruksi

Regu Kerja	Produktivitas (m ²)	Regu Kerja	Produktivitas (m ²)
Regu 1	10.7	Regu 26	10.1
Regu 2	9.3	Regu 27	10.4
Regu 3	9.8	Regu 28	9.7
Regu 4	10.9	Regu 29	9.0
Regu 5	10.4	Regu 30	8.3
Regu 6	9.4	Regu 31	10.5
Regu 7	10.2	Regu 32	9.7

Regu 8	11.0	Regu 33	10.2
Regu 9	10.6	Regu 34	11.0
Regu 10	9.8	Regu 35	8.9
Regu 11	10.3	Regu 36	9.8
Regu 12	11.1	Regu 37	10.8
Regu 13	11.4	Regu 38	10.0
Regu 14	9.6	Regu 39	10.5
Regu 15	11.0	Regu 40	11.2
Regu 16	10.6	Regu 41	10.5
Regu 17	10.4	Regu 42	11.1
Regu 18	10.2	Regu 43	10.3
Regu 19	8.5	Regu 44	10.3
Regu 20	8.9	Regu 45	10.0
Regu 21	10.6	Regu 46	10.7
Regu 22	10.1	Regu 47	11.3
Regu 23	10.4	Regu 48	10.7
Regu 24	9.8	Regu 49	10.0
Regu 25	9.5	Regu 50	10.5

Tabel 4.2 Pengaruh Faktor-Faktor Utama Terhadap Produktivitas Tenaga Kerja di Sektor Konstruksi.

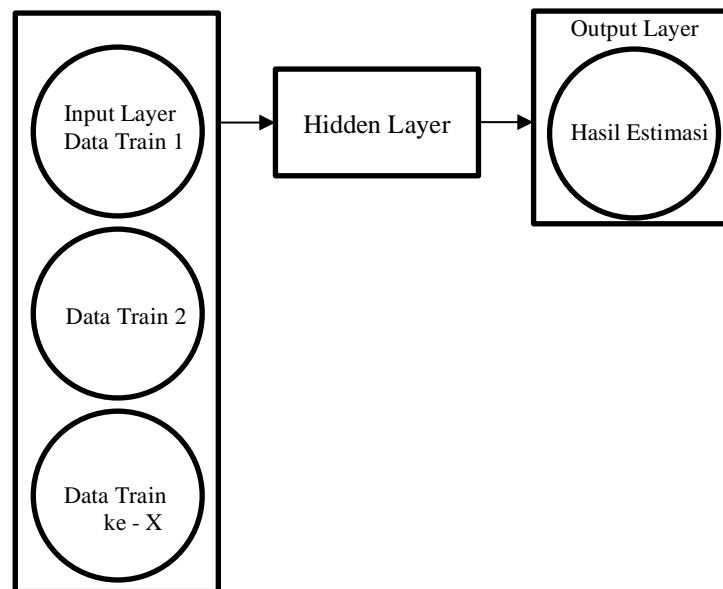
Regu Kerja	Pengalaman	Motivasi	Pendidikan
Regu 1	9	B	SD
Regu 2	7	C	SMA
Regu 3	7	C	SMP
Regu 4	8	B	SD
Regu 5	17	B	SD
Regu 6	20	C	SMP
Regu 7	8	C	SD
Regu 8	12	B	SD
Regu 9	10	B	SMP
Regu 10	13	K	SD
Regu 11	9	C	SD
Regu 12	11	B	SD
Regu 13	8	B	SMP
Regu 14	6	C	SD
Regu 15	12	B	SD
Regu 16	8	B	SD
Regu 17	10	B	SMP
Regu 18	6	C	SD
Regu 19	21	K	SD
Regu 20	19	K	SD
Regu 21	9	B	SD
Regu 22	6	C	SD
Regu 23	10	B	SD
Regu 24	11	C	SD
Regu 25	12	C	SD
Regu 26	7	C	SD
Regu 27	15	B	SD
Regu 28	2	C	SD

Regu 29	18	K	SD
Regu 30	21	K	SD
Regu 31	6	B	SMP
Regu 32	8	C	SD
Regu 33	9	C	SD
Regu 34	7	B	SMP
Regu 35	15	K	SD
Regu 36	12	C	SD
Regu 37	8	B	SD
Regu 38	5	C	SMP
Regu 39	25	B	SD
Regu 40	14	B	SD
Regu 41	5	B	SMP
Regu 42	3	B	SMA
Regu 43	14	C	SD
Regu 44	14	C	SD
Regu 45	3	C	SD
Regu 46	5	B	SMP
Regu 47	6	B	SD
Regu 48	4	B	SMA
Regu 49	13	C	SD
Regu 50	15	B	SD

Setelah semua data yang terkumpul, langkah pengolahan data dilakukan untuk mempersiapkannya dalam pemodelan Neural Network (NN). Data disusun sesuai dengan pola yang kompatibel dengan Visual Studio Code (VSCode), khususnya pada program Python. Selain itu, format data diubah agar bisa dibaca dan diproses oleh program dengan optimal. Langkah ini penting untuk memastikan kelancaran pemodelan serta menghindari kesalahan akibat ketidakcocokan format data.

Uji korelasi dilakukan pada tahap ini untuk mengidentifikasi hubungan antar variabel dan meminimalkan bias dalam data. Dengan melakukan uji korelasi, peneliti dapat mendeteksi potensi ketidakkonsistenan dalam data dan mengurangi risiko penggunaan data yang tidak valid. Proses ini sangat penting untuk memvalidasi hubungan antara variabel-variabel kunci yang digunakan dalam pemodelan, seperti pengalaman, motivasi, dan pendidikan.

Hasil dari pengolahan dan uji korelasi ini digunakan untuk memastikan data siap untuk tahap selanjutnya, yaitu pemodelan NN. Dengan data yang sudah terstruktur dan divalidasi, model NN dapat dilatih dengan lebih akurat. Persiapan data yang baik ini sangat penting untuk menghasilkan estimasi produktivitas yang dapat diandalkan dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih efektif dalam konteks peningkatan kinerja. Berikut struktur kerja Neural Network :



Gambar 2. Struktur Neural Network

Pada tahap pengembangan aplikasi, setelah memperoleh model terbaik untuk setiap periode variabel, aplikasi dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python. Aplikasi ini dirancang untuk mempermudah pengguna dalam mengoptimalkan prediksi produktivitas sesuai dengan target yang ditentukan. Langkah awal adalah mengimpor library yang dibutuhkan seperti pandas, numpy, TensorFlow, dan sklearn untuk pengolahan data serta pelatihan model. Verifikasi instalasi TensorFlow dilakukan untuk memastikan bahwa sistem siap menjalankan program.

Setelah mengimpor library, program membaca data dari file CSV yang berisi informasi mengenai pengalaman, motivasi, pendidikan, dan produktivitas. Program kemudian memisahkan data menjadi input (X) dan output (y) untuk pelatihan model. Data ini dibagi menjadi tiga bagian: pelatihan, validasi, dan pengujian. Model MLPRegressor dilatih untuk membuat prediksi awal tentang variabel input, dan model jaringan saraf tiruan (JST) dibangun menggunakan TensorFlow untuk meningkatkan akurasi prediksi produktivitas.

Tahap terakhir dari program adalah optimisasi komposisi variabel input menggunakan fungsi minimisasi untuk mencapai target produktivitas yang ditentukan. Setelah proses pelatihan dan validasi, hasil prediksi dan komposisi optimal variabel input dicetak sebagai output program. Evaluasi model JST menggunakan Mean Squared Error (MSE) memberikan indikasi kinerja model, dan hasil akhir menunjukkan bagaimana program dapat digunakan untuk memaksimalkan produktivitas berdasarkan input yang disesuaikan.


```

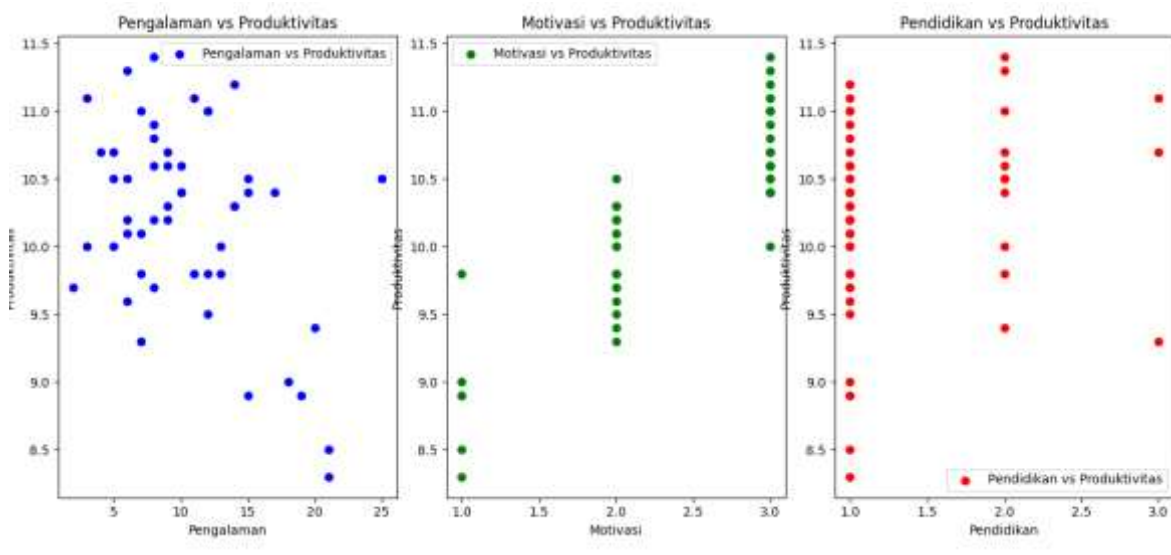
PROBLEMS 2 OUTPUT DEBUG CONSOLE TERMINAL PORTS SEARCH ERROR
Epoch 98/100
4/4 ██████████ 0s 28ms/step - loss: 44.2358 - val_loss: 46.1966
Epoch 99/100
4/4 ██████████ 0s 25ms/step - loss: 41.9242 - val_loss: 45.7201
Epoch 100/100
4/4 ██████████ 0s 26ms/step - loss: 41.0730 - val_loss: 45.2427
1/1 ██████████ 0s 33ms/step - loss: 21.7642
Kinerja JST (Mean Squared Error): 21.76416015625
Target produktivitas yang ingin dicapai: 10.00
1/1 ██████████ 0s 65ms/step
1/1 ██████████ 0s 22ms/step
1/1 ██████████ 0s 21ms/step
1/1 ██████████ 0s 30ms/step
Komposisi variabel untuk mencapai target produktivitas 10.00:
Pengalaman: 10.50 tahun
Motivasi: 2.27
Pendidikan: 1.30

```

Gambar 3. Hasil Output Program

Dari hasil output Program pada target produktivitas 10 mendekati data sebenarnya dengan diperolehnya nilai standar pengalaman sebesar 10,5 Tahun, nilai standar motivasi 2.27, dan nilai standar variabel 1.3. Hasil ini menunjukkan bahwa program train test dan iutput test dapat melakukan pembelajaran data untuk mencari titik optimal dari data yang di pelajari. Sehingga semakin banyak data test (Train test) dengan variansi yang sangat tinggi maka program hasil output juga akan semakin mendekati nilai kebenaran absolut.

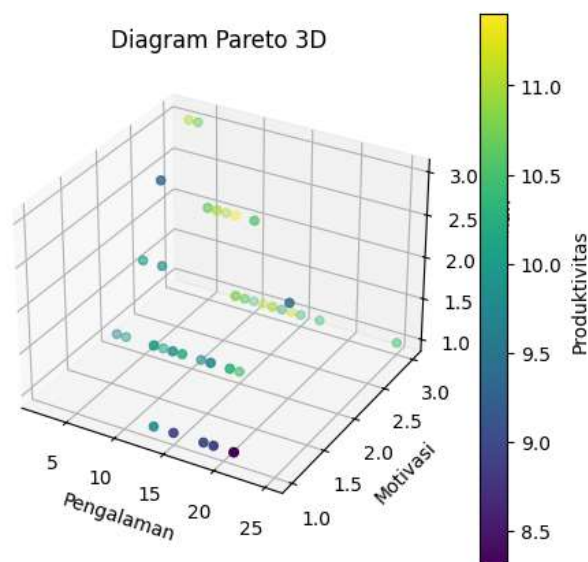
Hasil visualisasi subplot 2D juga dapat memberikan 3 padangan terkait Pengalaman dengan Produktivitas, Motivasi dengan Produktivitas, dan Pendidikan terhadap Produktivitas. Hasil output Program secara 2D sebagai berikut:



Gambar 4. Hasil Visualisasi subplot 2D

Pengalaman terhadap Produktivitas pada diagram menunjukkan hubungan antara Pengalaman dan Produktivitas. Titik-titik pada plot ini menggambarkan data individu dari dataset, dengan sumbu x mewakili Pengalaman dalam tahun dan sumbu y mewakili nilai Produktivitas. Dari diagram ini, kita bisa melihat apakah ada tren atau pola tertentu antara dua variabel ini, misalnya apakah peningkatan pengalaman cenderung meningkatkan produktivitas. Motivasi terhadap Produktivitas pada diagram ini menunjukkan hubungan antara Motivasi dan Produktivitas. Sama seperti plot sebelumnya, setiap titik mewakili data individu, dengan sumbu x menunjukkan tingkat Motivasi dan sumbu y menunjukkan Produktivitas. Plot ini membantu memahami sejauh mana motivasi berpengaruh terhadap produktivitas. Pendidikan terhadap produktivitas pada diagram ini menunjukkan hubungan antara Pendidikan dan Produktivitas. Titik-titik pada plot ini menunjukkan data individu, dengan sumbu x mewakili tingkat Pendidikan dan sumbu y mewakili Produktivitas. Dari sini, kita bisa melihat apakah ada korelasi antara pendidikan dan produktivitas.

Pada Plot 3D diagram memberikan visualisasi 3D yang menggambarkan hubungan antara tiga variabel independen (Pengalaman, Motivasi, dan Pendidikan) dan satu variabel dependen (Produktivitas). Sumbu x, y, dan z masing-masing mewakili Pengalaman, Motivasi, dan Pendidikan, sedangkan warna dari titik-titik menunjukkan tingkat Produktivitas. Diagram ini memungkinkan kita untuk melihat bagaimana ketiga variabel independen tersebut secara bersama-sama mempengaruhi produktivitas. Colorbar di samping plot memberikan referensi visual tentang nilai Produktivitas yang terkait dengan warna titik-titik pada plot. Diagram 3D disajikan sebagai berikut:



Gambar 5. Hasil visualisasi 3D yang menggambarkan hubungan antara tiga variabel independen (Pengalaman, Motivasi, dan Pendidikan) dan satu variabel dependen (Produktivitas)

KESIMPULAN

Neural Network, khususnya Jaringan Saraf Tiruan (JST) melalui model MLPRegressor, memberikan pendekatan yang fleksibel dalam memprediksi produktivitas kerja di bidang konstruksi. Dengan kemampuan menangani kompleksitas data, JST dapat memprediksi produktivitas berdasarkan input seperti pengalaman, motivasi, dan pendidikan. Model ini menunjukkan hasil yang baik meskipun memerlukan optimisasi lebih lanjut. Proses pelatihan intensif dengan algoritma backpropagation memungkinkan JST menyesuaikan bobot untuk mengurangi kesalahan prediksi, serta membantu mengoptimalkan komposisi variabel input guna mencapai target produktivitas tertentu.

SARAN

Untuk meningkatkan keakuratan model, penting untuk menggunakan data yang bersih dan representatif. Mengumpulkan data lebih teliti dan memperhatikan faktor lain seperti kondisi cuaca dan manajerial juga disarankan. Selain itu, eksplorasi model yang lebih kompleks seperti LSTM atau CNN, serta penggunaan teknik ensemble, dapat meningkatkan prediksi. Validasi di lapangan dengan data real-time juga diperlukan, diikuti oleh pengembangan aplikasi berbasis web atau mobile untuk mempermudah penggunaan prediksi produktivitas.

DAFTAR PUSTAKA

- Anondho, et. All. 2005. *Study Of The Influence Of The Length Of Work Experience On Labor Coefficient In Unit Price Analysis*. Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies. Vol. 6, pp. 3464 – 3970.
- Alumbugu, et. All. 2014. An Analysis of Relationship between Working Height and Productivity of Masonry Workers on Site. Civil and Environmental Research, ISSN 2224-5790 (Paper) ISSN 2225-0514, Vol. 6, No. 4
- Bandar Standardisasi Nasional. (BSN) 2008. SNI 7395. Tata Cara Perhitungan Harga Satuan Pekerjaan Penutup Lantai dan Dinding Untuk Konstruksi Bangunan Gedung dan Perumahan
- Dipohusodo, Istimawan. 1996. Manajemen Proyek dan Konstruksi. Jilid I dan II. Jakarta: Kanisius.
- Engineering, Universitas Katolik Parahyangan. Tamauskene, Zita. Stainkaiyte, Aiste. 2013. Evaluating of The Relationship between Wages and Labour Productivity in Lithuania : Territorial and Sectoral Approaches. Social Research, ISSN 1392-3110
- Fausset, Laurence. 1994. Fundamental of Neural Network: Architecture, Algorithm, and Application. New Jersey: Prentice Hall.
- Febriyanto, Hendra. 2013. Analisis Produktivitas Tenaga Kerja Terhadap Pekerjaan Pembesian Pondasi Tower ”Studi Kasus Proyek Anoa Transmission Line (kV 150) PT. Vale Indonesia. Makassar : Jurnal Teknik Sipil Universitas Hasanuddin.
- Husen, Abrar. 2009. Manajemen Proyek. Yogyakarta. Penerbit : ANDI
- Pasaribu, Dewi. 2007. Studi Produktivitas Tenaga Kerja Tukang Batu Pada Proyek Konstruksi. Studi Kasus: Proyek Perumahan Ponorogo Regency). Skripsi. Malang: ITN Malang.
- Purnomo, Mauridhi Hery. 2006. Supervised Neural Network dan Aplikasinya. Jakarta: Graha Ilmu.
- Sinungan, Muchdarsyah. 2005. Produktivitas Apa dan Bagaimana. Jakarta: Bumi Aksara.
- Soeharto, Iman. 1995. Manajemen Proyek: Dari Konseptual Sampai Operasional. Jakarta: Erlangga.
- Setiawan, Kuswara. 2003. Paradigma Sistem Cerdas. Edisi Pertama. Malang: Bayumedia Publishing.
- Rostiyanti, et. All. 2005. Study Of The Influence Of Age Toward Manpower Coefficient In Unit Price Analysis. Proceedings of The Eastern Asia Society for Transportation Studies, Vol. 5, pp. 2275 – 2281.
- Sedarmayanti, Hj. 2009. Sumber Daya Manusia dan Produktivitas Kerja. Bandung: CV. Mandar Maju
- Sinungan, Muchdarsyah. 1987. Produktivitas Apa dan Bagaimana. Jakarta : Bina Aksara
- Soeharto, Imam. 1995. Manajemen Proyek Dari Konseptual Sampai Operasional. Jakarta : Elex Media

Soekiman, A. et. All. 2011. *Factors Relating To Labor Productivity Affecting The Project Schedule Performance In Indonesia*. Indonesia : Department of Civil

Winanda, Lila Ayu Ratna. 2010. *Estimasi Produktivitas Pekerja Konstruksi Dengan Probabilistic Neural Network*. Jurnal Spectra, No. 15 Volume VIII. Fakultas Teknik Sipil dan Perencanaan, Institut Teknologi Nasional Malang