Madani: Jurnal Ilmiah Multidisiplin
Volume 4, Nomor 10, November 2026, P. 76-94 -
e-ISSN: 2986-6340
Licensed by Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0
DOI: https://doi.org/10.5281/zenodo.23607807

Penerapan Metode *Earned Value Management* Berbasis *Microsoft Project* Dengan Integrasi *Artificial Neural Network* Untuk Pengendalian Waktu Dan Biaya Proyek (Studi Kasus: Pembangunan Gedung Direktorat Reserse Kriminal Khusus Polda Jawa Timur)

Hamdal Afridho[1], Mas Suryanto HS[2]
[1,2]Program Studi S1 Teknik Sipil, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya
Email: hamdalafridho2@gmail.com

Abstrak

Penelitian ini bertujuan memprediksi nilai *Estimate at Completion* (EAC) dan *Estimate Completion Date* (ECD) menggunakan EVM konvensional serta model integrasi EVM dengan *Artificial Neural Network* (ANN), lalu membandingkan tingkat akurasinya. Penelitian kuantitatif eksperimental komparatif berlokasi pada Proyek Pembangunan Gedung Ditreskrimsus Polda Jatim. Sumber data sekunder diperoleh melalui RAB, Kurva S, laporan mingguan, dan keuangan. Analisis EVM dilakukan dengan *Microsoft Project*, sedangkan pemodelan ANN diolah menggunakan *RapidMiner* melalui lima skenario tinjauan dengan optimasi *hyperparameter*. Tingkat akurasi divalidasi menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) terhadap kondisi aktual. Hasil menunjukkan prediksi ECD EVM-ANN menghasilkan RMSE sebesar 1,673 minggu dengan prediksi paling optimal 40 minggu pada skenario D dan E, lebih akurat dibanding EVM konvensional sebesar 3,493 minggu dengan prediksi paling optimal 42 minggu pada skenario A. Sebaliknya, prediksi EAC metode EVM konvensional menghasilkan RMSE sebesar Rp 10.842.909,21, dengan prediksi paling optimal Rp 41.071.398.678,62 pada skenario E, lebih akurat dibanding EVM-ANN sebesar Rp 48.727.488,73, dengan prediksi paling optimal Rp 41.059.371.369,22 pada skenario D.
Kata Kunci: *Earned Value Management*, *Artificial Neural Network*, *Microsoft Project*, Pengendalian Proyek, RMSE.

Abstract

*This study aims to predict the Estimate at Completion (*EAC*) and Estimate Completion Date (*ECD*) using conventional EVM and an integrated* EVM*–Artificial Neural Network (*ANN*) model, and to compare their levels of accuracy. This quantitative comparative-experimental study was conducted on the Construction Project of the* DITRESKRIMSUS *Building of the East Java Regional Police. Secondary data were obtained from the Bill of Quantities (*RAB*), S-Curve, weekly reports, and financial reports.* EVM *analysis was performed using Microsoft Project, while the* ANN *model was processed using RapidMiner through five review scenarios with hyperparameter optimization. The accuracy level was validated using Root Mean Square Error (*RMSE*) against the actual conditions. The results show that the* EVM-ANN *prediction of* ECD *produced an* RMSE *of* 1.673 *weeks, with the most optimal prediction of* 40 *weeks obtained in scenarios* D *and* E*, more accurate than conventional* EVM 3.493 *weeks, whose most optimal prediction was* 42 *weeks in scenario A. Conversely, the conventional* EVM *prediction of* EAC *produced an* RMSE *of* IDR 10,842,909.21*, with the most optimal prediction of* IDR 41,071,398,678.62 *in scenario* E*, more accurate than* EVM-ANN's RMSE *of* IDR 48,727,488.73*, whose most optimal prediction was* IDR 41,059,371,369.22 *in scenario* D.
Keywords*: Earned Value Management, Artificial Neural Network, Microsoft Project, Project Control,* RMSE.

Article Info:
Received date: 05 October 2026 Revised date: 10 October 2026 Accepted date: 21 October 2026

PENDAHULUAN

Perkembangan industri konstruksi, baik di tingkat global maupun nasional, terus menghadapi tantangan yang sering kali terjadi, berupa pembengkakan biaya dan keterlambatan waktu pelaksanaan. Masalah ini bukan hanya penyimpangan kecil, tetapi merupakan isu utama yang dapat memengaruhi kelayakan finansial proyek, kepuasan pihak-pihak terkait, serta efisiensi penggunaan sumber daya (Priyo & Sudiro, 2017). Gagalnya proyek dalam memenuhi target anggaran dan jadwal umumnya disebabkan oleh lemahnya sistem pemantauan dan pengendalian yang digunakan. Oleh karena itu,

diperlukan sistem pemantauan dan pengendalian proyek yang lebih efektif dan cerdas untuk mengurangi risiko dan memastikan keberhasilan proyek (Mahapatni, 2019).

Salah satu metode yang terbukti efektif untuk mengendalikan biaya dan waktu pada proyek konstruksi adalah *Earned Value Management* (EVM) (Amanda, 2020). *Metode Earned Value Management* (EVM) telah diakui secara luas sebagai standar industri untuk pengukuran kinerja proyek yang mengintegrasikan aspek waktu, biaya, dan lingkup pekerjaan untuk memberikan indikator kinerja proyek secara menyeluruh (Hadju dkk., 2024). EVM mampu memberikan indikator kinerja biaya (*Cost Performance Index*/CPI) dan kinerja jadwal (*Schedule Performance Index*/SPI) secara kuantitatif. Serta mampu memberikan prediksi pada biaya akhir proyek (*Estimate at Completion*/EAC) dan waktu penyelesaian akhir proyek (*Estimate Completion Date*/ECD) (Khairunnisa dkk., 2020).

Dalam menjalankan metode EVM dapat menggunakan perangkat lunak manajemen proyek konstruksi, seperti *Microsoft Project* yang memiliki kemampuan dalam menjadwalkan pekerjaan, mengalokasikan sumber daya, serta menghitung nilai hasil pekerjaan atau earned value (Hartono dkk., 2024). Namun, di balik keunggulannya dalam melaporkan status kinerja saat ini, EVM memiliki salah satu kelemahan yakni mengasumsikan bahwa kinerja biaya di masa depan akan sama persis dengan kinerja yang telah berlalu (Setiyono dkk., 2024). Asumsi linear ini seringkali tidak valid dalam lingkungan proyek yang dinamis.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, *Artificial Neural Network* (ANN) dapat menjadi salah satu solusi yang potensial. Mengintegrasikan ANN dalam kerangka EVM dapat memperkuat kemampuan analisis dan proyeksi kinerja proyek (Setiyono dkk., 2024). ANN sebagai bagian dari *machine learning* memiliki keunggulan dalam mengolah data historis dan mengenali pola-pola kompleks yang sulit dianalisis dengan pendekatan statistik konvensional (Wendell dkk., 2023). ANN dapat digunakan untuk memodelkan hubungan non linear antara parameter kinerja sebelumnya dengan nilai kinerja yang akan datang, sehingga estimasi yang dihasilkan menjadi lebih presisi (Balali dkk., 2020).

Proyek Pembangunan Gedung Direktorat Reserse Kriminal Khusus Polda Jawa Timur merupakan proyek strategis milik negara yang menjadi sorotan utama. Proyek yang diinisiasi oleh Kapolda Jawa Timur ini bertujuan untuk mengoptimalkan kinerja dan menyediakan fasilitas yang lebih memadai bagi direktorat dalam memberikan pelayanan kepada masyarakat. Dengan target penyelesaian dalam 11 bulan selama tahun 2025, proyek ini memiliki tingkat kepentingan yang tinggi. Sebagai fasilitas penegakan hukum yang vital, penyelesaian proyek secara tepat waktu dan sesuai anggaran menjadi krusial untuk mendukung operasional kepolisian.

Pengendalian biaya dan waktu proyek konstruksi memerlukan pendekatan yang adaptif dan akurat. EVM menyediakan dasar kuantitatif yang kuat, namun kurang optimal dalam memprediksi kinerja proyek yang dinamis. Integrasi dengan *Artificial Neural Network* (ANN) menawarkan solusi yang lebih akurat melalui analisis pola non linear. Penelitian ini menerapkan kombinasi EVM dan ANN pada proyek pembangunan Gedung Direktorat Reserse Kriminal Khsusus Polda Jawa Timur yang diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam peningkatan efektivitas pengendalian proyek konstruksi strategis. Oleh karena itu, penelitian ini difokuskan pada penerapan metode *Earned Value Management* berbasis *Microsoft Project* yang diintegrasikan dengan *Artificial Neural Network* untuk memprediksi kinerja biaya dan waktu proyek secara lebih efektif.

Melalui latar belakang kita bisa mengidentifikasi rumusan masalah, sebagai berikut:

a. Berapa prediksi nilai total biaya akhir proyek (*Estimate at Completion*/EAC) dan waktu penyelesaian proyek (*Estimate Completion Date*/ECD) dengan perhitunngan *Earned Value Management* (EVM) secara konvensional menggunakan *Microsoft Project*?
b. Berapa prediksi nilai total biaya akhir proyek (*Estimate at Completion*/EAC) dan waktu penyelesaian proyek (*Estimate Completion Date*/ECD) dengan perhitunngan *Earned Value Management* (EVM) yang terintegrasi dengan *Artificial Neural Network* (ANN)?
c. Bagaimana tingkat akurasi prediksi yang dapat diukur antara metode peramalan EVM dan model integrasi EVM-ANN?

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan eksperimental komparatif untuk membandingkan akurasi prediksi biaya dan waktu penyelesaian proyek konstruksi menggunakan metode Earned Value Management (EVM) konvensional dan integrasi EVM–Artificial Neural Network (ANN). Objek penelitian adalah Proyek Pembangunan Gedung Direktorat Reserse Kriminal Khusus

Polda Jawa Timur di Surabaya, dengan nilai kontrak Rp50.000.000.000,00 dan durasi rencana 11 bulan atau 44 minggu. Data penelitian berupa data sekunder yang diperoleh melalui dokumentasi, meliputi Rencana Anggaran Biaya (RAB), Kurva S rencana dan realisasi, laporan progres mingguan, serta laporan keuangan proyek.

Analisis dilakukan melalui dua pendekatan. Pertama, metode EVM konvensional menggunakan Microsoft Project untuk menghitung indikator Planned Value (PV), Earned Value (EV), Actual Cost (AC), Schedule Performance Index (SPI), dan Cost Performance Index (CPI), yang selanjutnya digunakan untuk memperkirakan biaya akhir proyek (*Estimate at Completion*/EAC) dan waktu penyelesaian proyek (*Estimate Completion Date*/ECD). Kedua, integrasi EVM–ANN dilakukan menggunakan RapidMiner dengan memanfaatkan indikator EVM dan data progres proyek sebagai variabel input. Pemodelan ANN menggunakan lima skenario pembagian data pelatihan dan validasi, yaitu 70:30, 75:25, 80:20, 85:15, dan 90:10. Optimasi model dilakukan melalui variasi *training cycles* sebesar 100–1.500, *learning rate* sebesar 0,1–1, dan *momentum* sebesar 0,01–0,9 untuk memperoleh konfigurasi dengan kesalahan prediksi terkecil. Model ANN digunakan untuk memprediksi progres realisasi kumulatif dan CPI, yang selanjutnya menjadi dasar estimasi ECD dan EAC. Akurasi kedua metode dievaluasi menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) dengan membandingkan hasil prediksi terhadap nilai aktual. Metode dengan nilai RMSE lebih rendah dinilai memiliki akurasi prediksi yang lebih baik.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis *Earned Value Management* (EVM)

Pada penelitian ini, proses perhitungan parameter dasar EVM dilakukan menggunakan *Microsoft Project*. Pemodelan diawali dengan membuat *Master Schedule* dan Rencana Anggaran Biaya (RAB) menjadi sebuah *baseline* proyek. Slanjutnya, pembaruan data (*tracking*) dilakukan berdasarkan periode laporan mingguan dari minggu ke-1 hingga minggu ke-44. Analisis ini menghasilkan parameter atau indikator kinerja berupa *Planned Value* (PV), *Earned Value* (EV), *Actual Cost* (AC), *Schedule Variance* (SV), *Cost Variance* (CV), *Schedule Performance Index* (SPI), dan *Cost Performance Index* (CPI). Setelah didapatkan indikator kinerja, kemudian perhitungan EVM konvensional dilakukan untuk memprediksi kondisi akhir proyek melalui *Estimate at Completion* (EAC) dan *Estimated Completion Date* (ECD) pada lima titik tinjauan. Titik peninjauan tersebut terdiri atas Skenario A pada minggu ke-31, Skenario B pada minggu ke-33, Skenario C pada minggu ke-35, Skenario D pada minggu ke-37, dan Skenario E pada minggu ke-39. Kelima titik tinjau tersebut kemudian digunakan sebagai dasar pembanding dengan hasil prediksi integrasi EVM-ANN. Alur analisis EVM menggunakan *Microsoft Project* dijabarkan melalui tahapan sebagai berikut:

Pembuatan *Baseline* Proyek

Tahapan awal dalam pemodelan pada *Microsoft Project* adalah menyusun *baseline* atau rencana acuan proyek. Langkah ini bertujuan untuk membentuk jadwal rencana dan kurva S rencana yang akan menjadi pembanding terhadap kinerja aktual. Proses pembuatan baseline pada penelitian ini dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Pengaturan Kalender Proyek: Durasi proyek ditetapkan selama 44 minggu sesuai dengan kontrak. Rencana pekerjaan dimulai pada tanggal 16 Januari 2025 dan selesai pada tanggal 13 November 2025. Kalender kerja diatur dengan waktu libur pada minggu ke-12 agar sesuai dengan kondisi aktual di lapangan.
2. Penyusunan *Work Breakdown Structure* (WBS): Daftar pekerjaan disusun mulai dari pekerjaan utama hingga sub-pekerjaan dengan durasi setiap item pekerjaan dimasukkan sesuai rencana pelaksanaan atau kurva s rencana, dilengkapi dengan penentuan hubungan antar pekerjaan (*predecessor*).
3. Pembebanan Biaya: data biaya yang tersedia merupakan rekapitulasi nilai total tiap item pekerjaan, maka pembebanan biaya dilakukan dengan mendefinisikan setiap item pekerjaan tersebut sebagai sumber daya (*resource*) dengan asumsi type berupa material, dimana nilai anggaran masing-masing item dialokasikan berdasarkan proporsi bobot biayanya. Proses pemodelan ini dijabarkan melalui langkah-langkah sebagai berikut:
    - Penentuan Kuantitas Pekerjaan: Kuantitas pekerjaan berdasarkan bobot untuk setiap item pekerjaan ditentukan dengan cara mengalikan nilai bobot biaya dengan angka 100. Langkah ini dilakukan untuk memunculkan variabel nilai kuantitas pekerjaan di dalam program, sekaligus

untuk mengatasi keterbatasan *Microsoft Project* terkait pembulatan otomatis pada angka desimal yang kecil. Berikut penentuan kuantitas pekerjan untuk Pekerjaan SMK3:

Bobot Pekerjaan SMK3 = 0,0439
Kuantitas Pekerjaan SMK3 = Bobot Pekerjaan × 100
Kuantitas Pekerjaan SMK3 = 0,0439 × 100
Kuantitas Pekerjaan SMK3 = 4,39

- Perhitungan *Standart Rate* atau Harga Satuan: Harga satuan berdasakan bobot untuk setiap item pekerjaan diperoleh dari hasil pembagian antara jumlah harga total pekerjaan dengan nilai kuantitas pekerjaan yang telah ditentukan sebelumnya. Berikut perhitungan harga satuan berdasarkan bobot untuk Pekerjaan SMK3:

Kuantitas Pekerjaan SMK3 = 4,39
Jumlah Harga Pekerjaan SMK3 = Rp. 19.797.500,00-

$$\text{Harga Satuan} = \frac{\text{Jumlah Harga}}{\text{Kuantitas Pekerjaan}}$$

$$\text{Harga Satuan} = \frac{\text{Rp. 19.797.500,00} -}{4,39}$$

Harga Satuan = Rp4.509.681,09-

Setelah perhitungan *Standart Rate* atau Harga Satuan berdasarkan bobot, maka langkah selanjutnya adalah input pada *Resource Sheet* .

- Alokasi Sumber Daya (*Resource Assignment*): Nama *resource* yang sudah diinput ke *Resource Sheet* kemudian dihubungkan ke item pekerjaan. Format penginputannya dilakukan dengan mengetik nama pekerjaan diikuti kuantitas pekerjaan di dalam kurung siku (contoh: Pekerjaan SMK3[4.39]) sehingga menghasilkan biaya yang sama dengan RAB kontrak.

Setelah seluruh proses pengaturan Kalender proyek, penyusunan *Work Breakdown Structure* (WBS), pembebanan biaya serta alokasi sumber daya selesai dilakukan, *baseline* proyek terbentuk dan tersimpan dalam perangkat lunak *Microsoft Project*. *Baseline* tersebut menghasilkan jadwal rencana sesuai dengan kurva S perencanaan dan nilai total biaya proyek yang telah disesuaikan dengan dokumen Rencana Anggaran Biaya (RAB) kontrak. Selanjutnya, data *baseline* yang telah ditetapkan digunakan sebagai acuan utama untuk membandingkan kinerja aktual proyek yang ditinjau setiap minggu.

Parameter EVM dalam *Microsoft Project*

Parameter *Earned Value Management* (EVM) dalam *Microsoft Project* dibuat menggunakan kolom kustom atau *custom field* denga memasukkan rumus atau formula sesuai dengan rumus EVM secara konvensional. Pembuatan kolom kustom dan memasukkan formula untuk masing-masing parameter dijabarkan sebagai berikut:

1. Kolom Kustom Tipe *Cost* (Biaya)
   Kolom kustom bertipe *Cost* digunakan untuk memunculkan parameter utama dan parameter varian yang nilainya dalam bentuk biaya. Kolom-kolom ini meliputi:
   - PV (*Planned Value*): Menampilkan anggaran rencana kumulatif berdasarkan *baseline* proyek.
   - EV (*Earned Value*): Menampilkan anggaran realisasi kumulatif berdasarkan *tracking* progres.
   - AC (*Actual Cost*): Menggunakan kolom dengan tipe *Cost* tanpa formula, karena nilainya diinput secara manual berdasarkan laporan pengeluaran aktual keuangan lapangan, dengan pengaturan.
   - SV (*Schedule Variance*) & CV (*Cost Variance*): Menampilkan nilai deviasi waktu (EV - PV) dan deviasi biaya (EV - AC).
2. Kolom Kustom Tipe *Number* (Angka)
   Kolom kustom bertipe *Number* digunakan untuk menampilkan indeks performa yang nilai output nya berupa angka desimal (rasio). Kolom-kolom ini meliput:
   - SPI (*Schedule Performance Index*): Menggunakan kolom dengan tipe *Number* untuk menghitung indeks kinerja jadwal (EV / PV).
   - CPI (*Cost Performance Index*): Menggunakan kolom dengan tipe *Number* untuk menghitung indeks kinerja biaya (EV / AC).

***Tracking* Progres dan Biaya Aktual**

Proses *tracking* progres dan biaya aktual ini bertujuan untuk memasukkan data realisasi fisik dan biaya aktual yang terjadi di lapangan ke dalam *Microsoft Project*. Mengingat metode pembebanan biaya

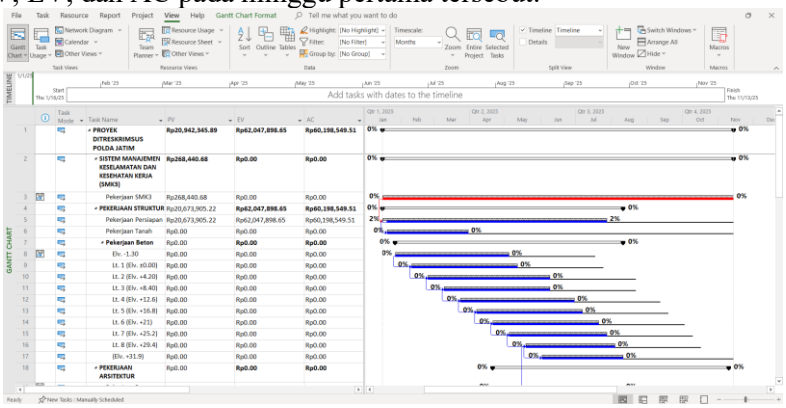
dalam penelitian ini menggunakan alokasi sumber daya berbasis bobot pekerjaan, maka input progres dilakukan melalui tampilan *Resource Usage*.

Dalam proses tracking ini, terdapat penyesuaian untuk mengatasi keterbatasan *Microsoft Project* terkait pembulatan otomatis pada angka desimal yang kecil. Sebagai contoh, realisasi progres pada peninjauan minggu ke-1 yang tercatat sebesar 0,138% angkanya terlalu kecil jika dimasukkan secara langsung.

Oleh karena itu, diterapkan faktor pengali sebesar 100, baik pada nilai bobot di *Resource Name* maupun pada progres realisasi yang diinputkan ke dalam *Resource Usage*. Bersamaan dengan penginputan progres realisasi tersebut, data pengeluaran biaya aktual atau *Actual Cost* (AC) juga dimasukkan pada periode yang sama. Input progress dan biaya aktual ini dilakukan hingga minggu ke-40 untuk menghasilkan parameter EVM secara utuh.

Rekapitulasi Parameter Dasar EVM

Parameter utama EVM, yaitu *Planned Value* (PV), *Earned Value* (EV), dan *Actual Cost* (AC) diperoleh setelah proses input progres realisasi dan pengeluaran biaya aktual pada *Microsoft Project*. Sebagai contoh pengolahan data pada minggu ke-1, dengan realisasi progres fisik lapangan sebesar 0,138% beserta pengeluaran biaya aktualnya, perangkat lunak secara otomatis mengkalkulasi besaran nilai ketiga parameter tersebut. Hasil tangkapan layar dari *Microsoft Project* yang menunjukkan perolehan nilai PV, EV, dan AC pada minggu pertama tersebut.

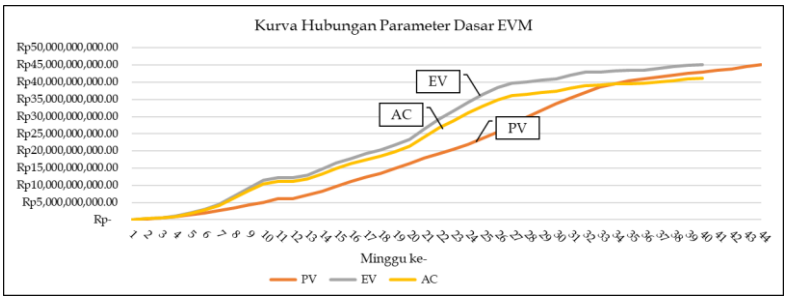


Gambar 1 Parameter Dasar EVM Pada *Microsoft Project*

Berdasarkan gambar diatas parameter *Planned Value* (PV) dan *Earned Value* (EV) yang dihasilkan dari tracking progres di *Microsoft Project* dan input *Actual Cost* (AC) di minggu ke -1 adalah sebagai berikut:

- *Planned Value* (PV): Rp. 20.942.345,89-
- *Earned Value* (EV) : Rp. 62.047.898,65-
- *Actual Cost* (AC) : Rp. 60.198.549,51-

Berikut merupakan grafik hubungan antara parameter PV, EV, dan AC dari minggu ke-1 hingga minggu ke-40:



Gambar 2 Kurva Hubungan Parameter Dasar EVM

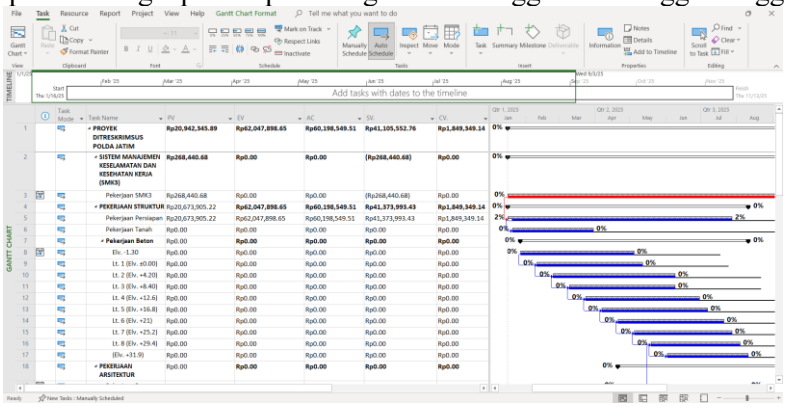
Berdasarkan Gambar 2, terlihat bahwa dari minggu ke-1 hingga minggu ke-40, kurva *Earned Value* (EV) secara konsisten berada di atas kurva *Planned Value* (PV). Kondisi ini menunjukkan bahwa kemajuan fisik proyek berlangsung lebih cepat dibandingkan dengan jadwal yang telah ditetapkan.

Untuk kinerja biaya, pada periode yang sama yakni minggu ke-1 hingga minggu ke-40 kurva *Earned Value* (EV) juga berada di atas kurva *Actual Cost* (AC). Hal tersebut mengindikasikan bahwa

biaya aktual yang dikeluarkan lebih rendah daripada anggaran yang direncanakan, sehingga proyek berjalan dengan efisien.

Analisis Varian

Setelah diperoleh parameter dasar, tahap evaluasi kinerja proyek dilanjutkan dengan menghitung nilai varian. Perhitungan ini mencakup *Schedule Variance* (SV) untuk melihat deviasi terhadap jadwal, serta *Cost Variance* (CV) untuk menilai perbedaan antara anggaran dan biaya aktual. Dalam pemodelan menggunakan *Microsoft Project*, nilai SV dihitung otomatis dari selisih antara *Earned Value* (EV) dan *Planned Value* (PV), sedangkan CV diperoleh dari selisih antara *Earned Value* (EV) dan *Actual Cost* (AC). Hasil tangkapan layar dari *Microsoft Project* yang menunjukkan perolehan nilai SV dan CV pada minggu pertama. Selanjutnya, analisis varian dilakukan secara berkelanjutan di setiap periode pengamatan. Rekapitulasi lengkap hasil perhitungan dari minggu ke-1 hingga minggu ke-40 disajikan.



Gambar 2 Varian SV dan CV Pada *Microsoft Project*

Berdasarkan gambar diatas *Schedule Variance* (SV) dan *Cost Variance* (CV) yang dihasilkan dari tracking progres di *Microsoft Project* dan input *Actual Cost* (AC) di minggu ke -1 adalah sebagai berikut:

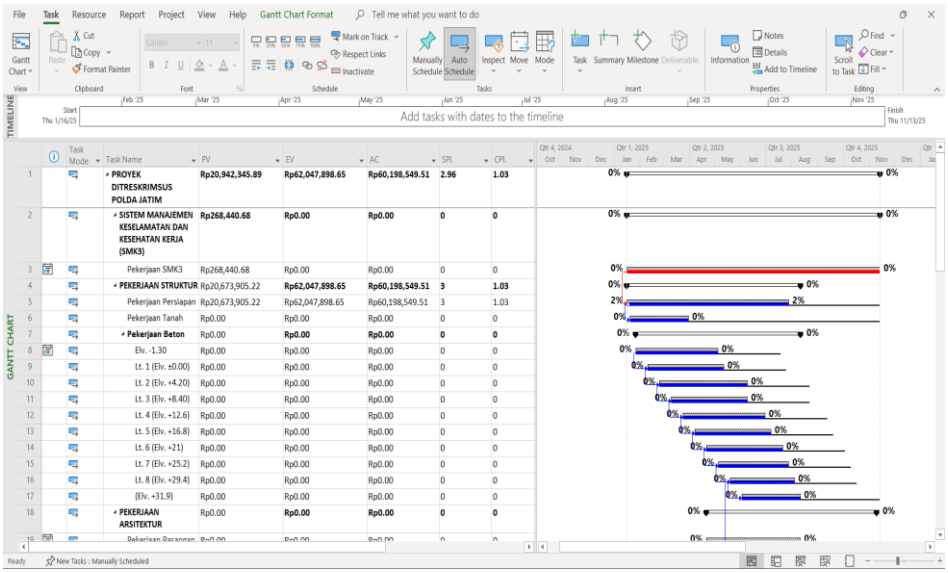
- *Schedule Variance* (SV) : Rp. 41.105.552,76- (+)
- *Cost Variance* (CV) : Rp. 1.849.349,14- (+)

Berdasarkan hasil rekapitulasi, ditemukan bahwa indikator penyimpangan waktu (*Schedule Variance*) dan biaya (*Cost Variance*) secara konsisten menunjukkan nilai positif (+) dari minggu pertama hingga minggu ke-40. Nilai SV yang positif menandakan bahwa volume pekerjaan di lapangan telah melampaui target rencana pada periode yang sama, sehingga proyek dapat dikatakan berjalan lebih cepat dari jadwal (ahead of schedule).

Untuk nilai CV yang juga positif menunjukkan bahwa biaya aktual yang dikeluarkan lebih rendah dibandingkan anggaran yang direncanakan untuk progres yang telah dicapai. Kondisi ini mengindikasikan bahwa pelaksanaan tidk mengalami pembengkakan biaya. Secara keseluruhan, hasil analisis varian tersebut memperlihatkan bahwa pengendalian waktu dan biaya pada proyek berjalan dengan efisien dan menunjukkan kinerja yang optimal.

Analisis Indeks Performa

Evaluasi kinerja proyek juga ditinjau berdasarkan indeks performa (*performance index*). Indikator ini terdiri dari *Schedule Performance Index* (SPI) untuk mengukur tingkat efisiensi waktu penyelesaian pekerjaan, serta *Cost Performance Index* (CPI) untuk mengukur efisiensi penggunaan anggaran. Dalam *Microsoft Project*, nilai SPI dikalkulasi melalui perbandingan antara *Earned Value* (EV) terhadap *Planned Value* (PV), sedangkan nilai CPI diperoleh dari rperbandingan antara EV terhadap *Actual Cost* (AC). Berdasarkan standar penilaian EVM, nilai indeks yang lebih besar dari 1 (>1) menunjukkan performa proyek yang sangat baik. Sebagai contoh, hasil tangkapan layar dari *Microsoft Project* yang menunjukkan perolehan nilai SPI dan CPI pada minggu pertama dapat dilihat pada Gambar 4.8. Perhitungan indeks performa ini kemudian direkapitulasi secara menyeluruh dari minggu ke-1 hingga minggu ke-40, yang mana rincian lengkapnya disajikan pada Tabel berikut.



Gambar 10 SPI dan CPI Pada Microsoft Project

Berdasarkan gambar diatas *Schedule Performance Index* (SPI) dan *Cost Performance Index* (CPI) yang dihasilkan dari tracking progres di *Microsoft Project* dan input *Actual Cost* (AC) di minggu ke -1 adalah sebagai berikut:

- *Schedule Performance Index* (SPI) : 2,963 (>1)
- *Cost Performance Index* (CPI) : 1,03 (>1)

Berdasarkan rekapitulasi data penelitian, ditemukan bahwa nilai *Schedule Performance Index* (SPI) maupun *Cost Performance Index* (CPI) secara konsisten berada di atas angka 1 (>1) sejak minggu pertama hingga minggu ke-40. Nilai SPI yang lebih besar dari 1 menunjukkan bahwa progres fisik proyek di lapangan berjalan lebih cepat dari jadwal yang telah ditentukan.

Untuk nilai CPI yang stabil di atas 1 menandakan efisiensi biaya yang baik, karena pengeluaran aktual selalu lebih rendah dibandingkan anggaran yang direncanakan untuk capaian progres tersebut. Secara keseluruhan, hasil evaluasi melalui kedua indeks ini memiliki kesimpulan bahwa pengelolaan proyek berjalan optimal, baik dari sisi waktu maupun penggunaan biaya.

Estimasi Biaya dan Waktu Akhir Proyek

Tahap akhir dalam analisis konvensional *Earned Value Management* (EVM) adalah estimasi terhadap total biaya penyelesaian proyek atau *Estimate at Completion* (EAC), serta waktu akhir penyelesaian proyek atau *Estimate Completion Date* (ECD). Pada penelitian ini, perhitungan EAC dan ECD tidak dilakukan untuk seluruh periode pengamatan, melainkan difokuskan pada lima titik tinjauan tertentu, yaitu minggu ke-31, 33, 35, 37, dan 39. Pemilihan titik-titik tersebut disesuaikan dengan skenario pembagian dataset (Skenario A hingga E) yang telah ditetapkan sebelumnya, sehingga hasil estimasi konvensional dapat dijadikan sebagai pembanding terhadap prediksi yang dihasilkan oleh pemodelan *Artificial Neural Network* (ANN).

Perhitungan EAC dan ECD pada lima titik tinjauan tersebut dilakukan dengan memanfaatkan parameter dasar (PV, EV, AC) serta indeks performa (SPI dan CPI) yang diperoleh dari *Microsoft Project*. Sebagai contoh perhitungan, berikut merupakan estimasi kinerja akhir proyek berdasarkan data aktual pada Skenario A, yaitu tinjauan minggu ke-31:

a. Estimasi Biaya Akhir (EAC) pada Minggu ke-31:

BAC = Rp. 45.093.151.615,06-

CPI Minggu ke-31 = 1,0983

$$EAC = \frac{BAC}{CPI}$$

$$EAC = \frac{Rp.\ 45.093.151.615,06}{1,0983}$$

EAC = Rp 41.056.600.274,51-

b. Estimasi Waktu Akhir (ECD) pada Minggu ke-31:

Sisa Waktu = 44 – 31 = 13 Minggu

SPI Minggu ke-31 = 1,188

$$\text{ECD} = \frac{\text{Sisa Waktu}}{\text{SPI}} + \text{Waktu Terpakai}$$

$$\text{ECD} = \frac{13 \text{ Minggu}}{1{,}188} + 31 \text{ Minggu}$$

$$\text{ECD} = 41{,}945 \approx 42 \text{ Minggu}$$

Langkah perhitungan yang sama juga diterapkan pada empat titik tinjauan lainnya. Rekapitulasi hasil estimasi biaya akhir (EAC) dan waktu penyelesaian proyek (ECD) berdasarkan metode EVM konvensional untuk skenario A hingga E disajikan secara lengkap pada tabel berikut:

Tabel Rekapitulasi EAC dan ECD pada 5 Minggu Tinjau

Minggu Ke	EAC	ECD	
		Hasil Perhitungan	Pembulatan
31	Rp 41.056.600.274,51	41,945	42 Minggu
33	Rp 41.058.814.382,50	42,861	43 Minggu
35	Rp 41.070.315.557,08	43,371	44 Minggu
37	Rp 41.079.423.684,13	43,605	44 Minggu
39	Rp 41.071.398.678,62	43,735	44 Minggu

(Sumber: Hasil Analisis)

Analisis Integrasi EVM – ANN

Analisis integrasi EVM – ANN dilakukan dengan memasukkan output parameter *dari Earned Value Management* (EVM) menggunakan *Microsoft Project* ke dalam algoritma *Artificial Neural Network* (ANN). Laporan progress mingguan serta parameter dasar EVM yang telah dikalkulasi melalui perangkat lunak *Microsoft Project* (PV, EV, AC, SPI, CPI) dari minggu ke-1 hingga minggu ke-44 diigunakan sebagai variabel masukan (input data). Pengujian model dilakukan melalui lima skenario pembagian dataset yang disesuaikan dengan titik peninjauan proyek. Skenario A menggunakan data hingga minggu ke-31 dengan proporsi training dan testing sebesar 70:30, Skenario B hingga minggu ke-33 dengan proporsi 75:25, Skenario C hingga minggu ke-35 dengan proporsi 80:20, Skenario D hingga minggu ke-37 dengan proporsi 85:15, dan Skenario E hingga minggu ke-39 dengan proporsi 90:10. Pembagian dataset tersebut digunakan untuk melatih jaringan dalam mengenali pola dari data historis sekaligus menguji kemampuan model dalam menghasilkan prediksi pada data yang belum digunakan selama proses pelatihan. Alur integrasi pemodelan EVM-ANN ini dijabarkan melalui tahapan sebagai berikut:

Persiapan Data

Pada penelitian ini, model ANN dibangun untuk dua tujuan prediksi, yaitu prediksi waktu penyelesaian proyek (*Estimate Completion Date*/ECD) dan prediksi biaya akhir proyek (*Estimate at Completion*/EAC). Variabel input dan output untuk masing-masing model adalah sebagai berikut:

1. Prediksi ECD
   Variabel input untuk prediksi ECD terdiri dari minggu ke-, tanggal pelaporan, bobot rencana mingguan, dan progres rencana kumulatif, dengan variabel target (*label*) berupa progres realisasi kumulatif. Berdasarkan temuan, struktur pembagian variabel masukan (input) dan variabel target pada Skenario A dengan titik peninjauan pada minggu ke-31. Pada skenario ini, data minggu ke-1 hingga minggu ke-31 dibagi dengan rasio 70:30 untuk dilakukan optimasi *hyperparameter*, di mana data minggu ke-1 sampai minggu ke-22 digunakan sebagai data pelatihan (*training*), sedangkan data minggu ke-23 sampai minggu ke-31 digunakan sebagai data pengujian (*testing*) yang berfungsi sebagai validator. Setelah dilakukan optimasi *hyperparameter*, kemudian dilakukan proses prediksi dengan memasukkan data dari minggu ke 1 – 31 sebagai pelatihan (*training*) dan data minggu ke-32 hingga minggu ke-44 sebagai data *testing* yang nilainya akan diprediksi oleh model ANN untuk menentukan estimasi waktu penyelesaian proyek (*Estimated Completion Date*/ECD).
2. Prediksi EAC
   Variabel input yang digunakan pada model prediksi EAC terdiri dari minggu ke-, tanggal pelaporan, bobot rencana mingguan, progres rencana kumulatif, progres realisasi kumulatif hasil prediksi model ECD, *Planned Value* (PV), *Earned Value* (EV) berdasarkan progres realisasi komulatif hasil prediksi ECD. Kemudian yang digunakan sebagai target (*label*) adalah *Cost Performance Index* (CPI). CPI prediksi yang terdapat pada progress 100% kemudian dimasukkan dalam prhitungan BAC / CPI, untuk mendapatkan nilai EAC. Berikut adalah variabel input dan target untuk skenario A tinjauan minggu ke-31:

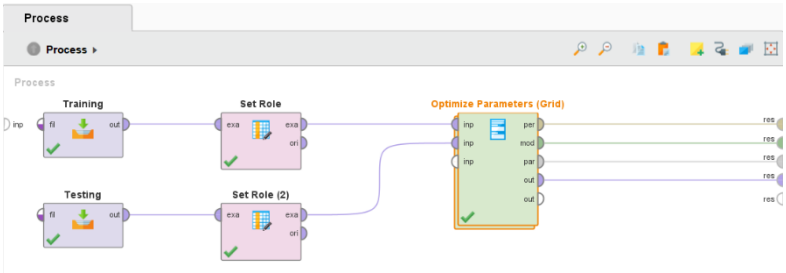
Tabel 4.8 menyajikan struktur pembagian variabel masukan (input) dan variabel target pada model prediksi EAC Skenario A dengan titik peninjauan minggu ke-31. Data minggu ke-1 hingga minggu ke-31 dibagi dengan rasio 70:30 untuk proses optimasi *hyperparameter*, di mana data minggu ke-1 sampai minggu ke-22 dialokasikan sebagai data pelatihan (*training*), sedangkan data minggu ke-23 sampai minggu ke-31 digunakan sebagai data pengujian (*testing*) yang berfungsi sebagai validator. Setelah ditemukan kombinasi *hyperparameter* optimal, seluruh data historis minggu ke-1 hingga minggu ke-31 dimasukkan kembali sebagai data pelatihan (*training*). Selanjutnya, baris data minggu ke-32 hingga minggu ke-44 difungsikan sebagai data pengujian (*testing*) dengan nilai target *Cost Performance Index* (CPI) yang akan diprediksi oleh model ANN guna menghitung estimasi biaya akhir proyek (*Estimate at Completion*/EAC).

Optimasi Hyperparameter

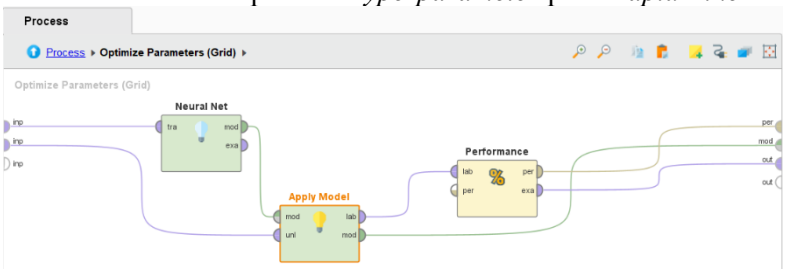
Proses optimasi *hyperparameter* dilakukan menggunakan operator *Optimize Parameters* (Grid) pada *RapidMiner*. *Hyperparameter* yang dilakukan optimasi terdiri dari *training cycles* dengan rentang 100–1500, *learning rate* dengan rentang 0,1–1,0, dan momentum dengan rentang 0,01–0,9.

Proses optimasi pada setiap skenario dilakukan dalam dua tahap. Pada tahap pertama, data yang tersedia hingga minggu tinjauan dibagi menjadi data *training* dan data *testing* sebagai validasi, selanjutnya digunakan Operator set role menentukan input-output, lalu *Optimize Parameters* (Grid) mencari kombinasi hyperparameter terbaik berdasarkan nilai RMSE terkecil. Pada tahap kedua, *hyperparameter* optimal tersebut digunakan untuk melatih ulang model dengan seluruh data hingga minggu tinjauan, kemudian memprediksi minggu-minggu selanjutnya yang tidak memiliki nilai label.

Sebagai contoh penerapan pada Skenario A, proses optimasi *hyperparameter* dilakukan dengan memanfaatkan data minggu ke-1 hingga minggu ke-31. Data tersebut dibagi menjadi data latih (*training*) dan data *testing* sebagai validator dengan proporsi 70% data *training* (minggu ke-1 hingga minggu ke-22) dan 30% data pengujian atau *testing* (minggu ke-23 hingga minggu ke-31) yang difungsikan sebagai data validasi. Pembagian proporsi ini bertujuan untuk melatih model ANN dalam mengenali pola data.

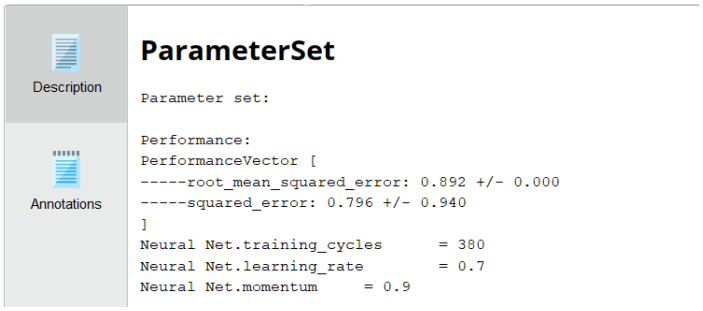


Gambar Proses Optimasi *Hyperparameter* pada *RapidMiner*



Gambar Proses di Dalam Operator *Optimize Parameters* (Grid)

Hasil optimasi hyperparameter pada Skenario A ditampilkan pada Gambar 4.14 berikut:



Gambar Hasil Optimasi *Hyperparameter* Untuk ECD

Berdasarkan Gambar diatas kombinasi *hyperparameter* optimal yang ditemukan untuk Skenario A adalah *training cycles* = 380, *learning rate* = 0,7, dan *momentum* = 0,9 dengan nilai RMSE validasi sebesar 0,892. Langkah yang sama diterapkan pada Skenario B hingga E dengan data *training* yang semakin bertambah sesuai minggu tinjauannya. Rekapitulasi hasil *hyperparameter* optimal untuk seluruh skenario model ECD disajikan pada Tabel berikut:

Tabel Hyperparameter Hasil Optimasi Model ECD

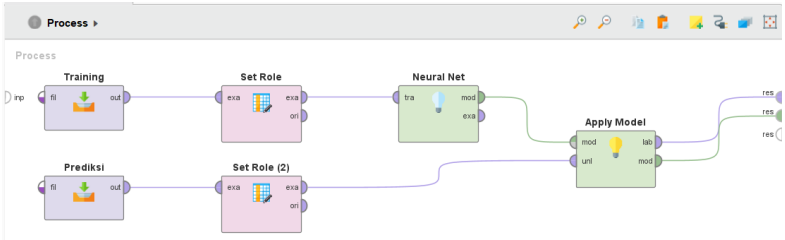
Skenario	Data Optimasi	*Training Cycles*	*Learning Rate*	*Momentum*	RMSE
A	Minggu 1–31 (70:30)	380	0,70	0,90	0,892
B	Minggu 1–33 (75:25)	660	0,52	0,90	1,066
C	Minggu 1–35 (80:20)	660	0,88	0,66	0,395
D	Minggu 1–37 (85:15)	1313	0,70	0,60	0,344
E	Minggu 1–39 (90:10)	847	0,58	0,54	0,034

(Sumber: Hail Analisis)

Berdasarkan hasil rekapitulasi yang disajikan pada Tabel 4.9, setiap skenario peninjauan menghasilkan kombinasi *hyperparameter* optimal yang berbeda. Proses penyesuaian nilai *training cycles*, *learning rate*, dan *momentum* terbukti mampu mengurangi nilai kesalahan prediksi *(Root Mean Square Error* atau RMSE) pada data validasi. Setelah parameter terbaik untuk masing-masing skenario ditetapkan, *hyperparameter* yang paling optimal tersebut digunakan untuk memprediksi waktu penyelesaian proyek (*Estimated Completion Date* atau ECD).

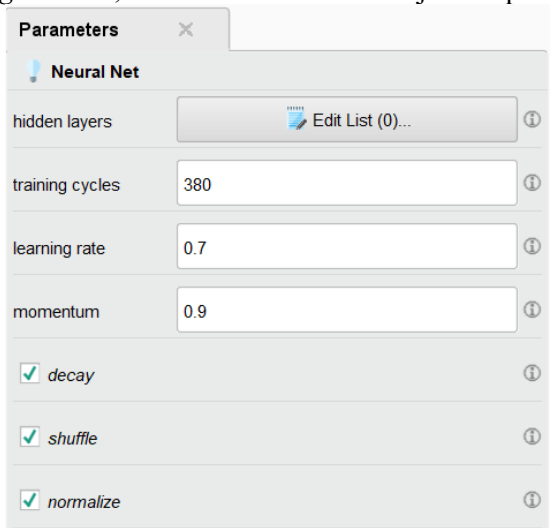
Prediksi ECD dengan Model ANN

Setelah *hyperparameter* optimal diperoleh dari tahap optimasi, model ANN dilatih ulang menggunakan seluruh data *training* hingga minggu tinjauan tanpa pembagian, kemudian digunakan untuk memprediksi nilai progres realisasi kumulatif pada minggu-minggu selanjutnya. Susunan proses prediksi pada *RapidMiner* menggunakan operator *Neural Net* yang dihubungkan langsung dengan *Apply Model*.



Gambar Susunan Model Prediksi ANN *RapidMiner*

Setelah disusun model prediksi pada aplikasi *RapidMiner,* hasil *hyperparameter* optimal dari langkah optimasi sebelumnya kemudian dimasukkan ke dalam parameters *Neural Network*. Sebagai contoh hasil optimasi dari skenario A yang diinputkan pada operator *Neural Net* yang terdiri dari *training cycles* 380, *learning rate* 0.7, dan *momentum* 0.9 ditunjukkan pada gambar berikut:



Gambar Input *Hyperparameter* Optimal

Nilai ECD ditentukan pada minggu ke berapa hasil prediksi progres realisasi kumulatif pertama kali menyentuh atau melampaui angka 100%. Hasil prediksi progres realisasi kumulatif untuk Skenario A ditunjukkan pada gambar berikut:

Row No.	Taggal	Komulatif realisasi	prediction(Komulatif realisasi)	Minggu Ke	Bobot rencana	Komulatif rencana
1	Aug 24, 2025	?	95.858	32	3.699	82.157
2	Aug 31, 2025	?	97.124	33	3.308	85.465
3	Sep 7, 2025	?	97.933	34	1.992	87.457
4	Sep 14, 2025	?	98.804	35	2.236	89.693
5	Sep 21, 2025	?	99.366	36	1.266	90.959
6	Sep 28, 2025	?	99.932	37	1.257	92.216
7	Oct 5, 2025	?	100.423	38	1.106	93.321
8	Oct 12, 2025	?	100.863	39	1.011	94.332
9	Oct 19, 2025	?	101.271	40	1.011	95.343
10	Oct 26, 2025	?	101.645	41	1.011	96.354
11	Nov 2, 2025	?	101.987	42	1.011	97.365
12	Nov 9, 2025	?	102.386	43	1.767	99.132
13	Nov 16, 2025	?	102.626	44	0.868	100.000

Gambar Hasil Prediksi ECD Skenario A

Berdasarkan Gambar diatas hasil prediksi model ANN pada skenario A menunjukkan bahwa progres realisasi kumulatif pertama kali melampaui 100% pada minggu ke-38 dengan nilai prediksi sebesar 100,423%, maka ECD hasil prediksi ANN untuk skenario A adalah minggu ke-38. Langkah yang sama diterapkan pada skenario B hingga E. Rekapitulasi hasil prediksi ECD untuk seluruh skenario disajikan pada Tabel berikut:

Tabel Rekapitulasi Hasil Prediksi ECD dengan ANN

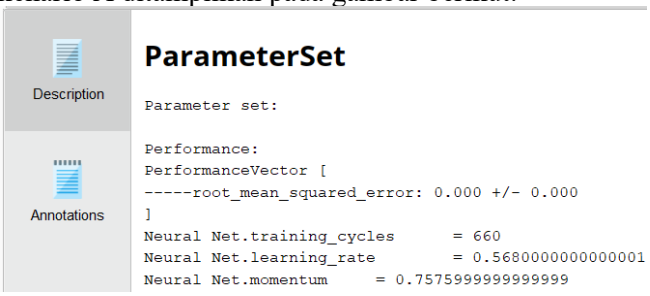
Skenario	Training	Testing (Prediksi)	Minggu Proogres ≥ 100%	Nilai Prediksi	ECD
A	Minggu 1–31	Minggu 32–44	38	100,42	38 Minggu
B	Minggu 1–33	Minggu 34–44	39	100,94	39 Minggu
C	Minggu 1–35	Minggu 36–44	37	102,18	37 Minggu
D	Minggu 1–37	Minggu 38–44	40	100,39	40 Minggu
E	Minggu 1–39	Minggu 40–44	40	101,36	40 Minggu

(Sumber: Hail Analisis)

Berdasarkan Tabel diatas model ANN memprediksi bahwa proyek akan selesai antara minggu ke-37 hingga minggu ke-40.

Prediksi EAC dengan Model ANN

Sebelum dilakukan prediksi, terlebih dahulu dilakukan langkah optimasi *hyperparameter* seperti prediksi ECD sebelumnya. Sebagai contoh penerapan pada Skenario A, proses optimasi dilakukan menggunakan data minggu 1–31 dengan pembagian 70% *training* (minggu 1–22) dan 30% validasi (minggu 23–31). Perbedaan dengan optimasi sebelumnya adalah variabel input dan outputnya, Variabel input yang digunakan pada model prediksi EAC terdiri dari minggu ke-, tanggal pelaporan, bobot rencana mingguan, progres rencana kumulatif, progres realisasi kumulatif hasil prediksi model ECD, *Planned Value* (PV), *Earned Value* (EV) berdasarkan progres realisasi komulatif hasil prediksi ECD. Kemudian yang digunakan sebagai target (*label*) adalah *Cost Performance Index* (CPI). Hasil optimasi *hyperparameter* pada Skenario A ditampilkan pada gambar berikut:



Gambar Hasil Optimasi *Hyperparameter* Untuk EAC

Berdasarkan Gambar , kombinasi *hyperparameter* optimal yang ditemukan untuk Skenario A adalah *training cycles* = 660, *learning rate* = 0,568, dan *momentum* = 0,7576. Langkah yang sama diterapkan pada Skenario B hingga E dengan data *training* yang semakin bertambah sesuai minggu

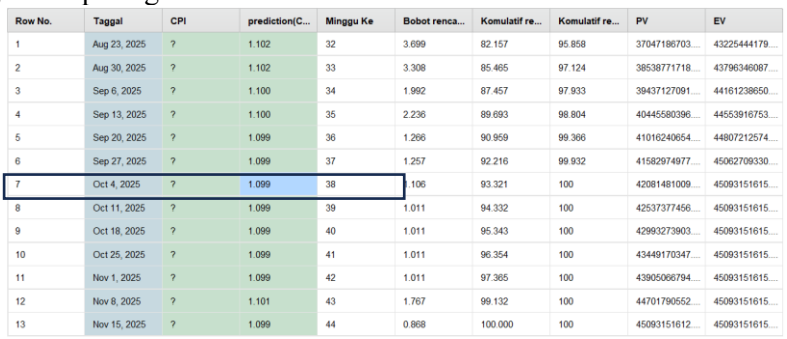
tinjauannya. Rekapitulasi hasil *hyperparameter* optimal untuk seluruh skenario model EAC disajikan pada tabel berikut:

Tabel Hyperparameter Hasil Optimasi Model EAC

Skenario	Data Optimasi	*Training Cycles*	*Learning Rate*	*Momentum*	RMSE
A	Minggu 1–31 (70:30)	660	0,568	0,758	0,00
B	Minggu 1–33 (75:25)	996	0,712	0,508	0,00
C	Minggu 1–35 (80:20)	436	0,820	0,829	0,00
D	Minggu 1–37 (85:15)	436	0,856	0,864	0,00
E	Minggu 1–39 (90:10)	100	0,100	0,010	0,00

(Sumber: Hail Analisis)

Setelah *hyperparameter* optimal diperoleh dari tahap optimasi, model ANN dilatih ulang menggunakan seluruh data *training* hingga minggu tinjauan, kemudian digunakan untuk memprediksi nilai progres realisasi kumulatif pada minggu-minggu selanjutnya. Susunan proses prediksi pada *RapidMiner* sama seperti susunan yang digunakan pada model ECD sebelumnya dengan memasukkan angka *hyperparameter* optimal ke parameter operator *Neural Network* pada model. Nilai CPI prediksi yang digunakan untuk menghitung EAC adalah nilai CPI pada minggu di mana progres realisasi kumulatif menyentuh 100% sesuai hasil prediksi ECD, kemudian CPI prediksi tersebut dimasukkan dalam prhitungan BAC / CPI, untuk mendapatkan nilai EAC. Hasil prediksi CPI untuk Skenario A ditunjukkan pada gambar berikut:



Row No.	Taggal	CPI	prediction(C...	Minggu Ke	Bobot renca...	Komulatif re...	Komulatif re...	PV	EV
1	Aug 23, 2025	?	1.102	32	3.699	82.157	95.858	37047186703....	43225444179....
2	Aug 30, 2025	?	1.102	33	3.308	85.465	97.124	38538771718....	43796346087....
3	Sep 6, 2025	?	1.100	34	1.992	87.457	97.933	39437127091....	44161238650....
4	Sep 13, 2025	?	1.100	35	2.236	89.693	98.804	40445580396....	44553916753....
5	Sep 20, 2025	?	1.099	36	1.266	90.959	99.366	41016240654....	44807212574....
6	Sep 27, 2025	?	1.099	37	1.257	92.216	99.932	41582974977....	45062709330....
7	Oct 4, 2025	?	1.099	38	1.106	93.321	100	42081481009....	45093151615....
8	Oct 11, 2025	?	1.099	39	1.011	94.332	100	42537377456....	45093151615....
9	Oct 18, 2025	?	1.099	40	1.011	95.343	100	42993273903....	45093151615....
10	Oct 25, 2025	?	1.099	41	1.011	96.354	100	43449170347....	45093151615....
11	Nov 1, 2025	?	1.099	42	1.011	97.365	100	43905066794....	45093151615....
12	Nov 8, 2025	?	1.101	43	1.767	99.132	100	44701790552....	45093151615....
13	Nov 15, 2025	?	1.099	44	0.868	100.000	100	45093151612....	45093151615....

Gambar Hasil Prediksi CPI Skenario A

Berdasarkan Gambar diatas, hasil prediksi model ANN pada Skenario A menunjukkan bahwa CPI pada minggu dengan progres 100% hasil prediksi ECD sebelumnya (Minggu ke 38) adalah 1,0989146. Nilai CPI tersebut akan dimasukkan dalam rumus berikut untuk mendapatkan nilai EAC pada skenario A:

EAC Prediksi = BAC/CPI Prediksi
EAC Prediksi = Rp. 45.093.151.615,06- /1,0989146
EAC Prediksi = Rp. 41.034.262.865,13-

Langkah yang sama diterapkan pada skenario B hingga E. Rekapitulasi hasil prediksi EAC untuk seluruh skenario disajikan pada Tabel berikut:

Tabel Rekapitulasi Hasil Prediksi EAC dengan ANN

Skenario	Training	Testing (Prediksi)	CPI Prediksi	EAC
A	Minggu 1–31	Minggu 32–44	1,0989	Rp 41.034.262.865,13
B	Minggu 1–33	Minggu 34–44	1,1001	Rp 40.989.496.452,52
C	Minggu 1–35	Minggu 36–44	1,0985	Rp 41.050.344.138,72
D	Minggu 1–37	Minggu 38–44	1,0982	Rp 41.059.371.369,22
E	Minggu 1–39	Minggu 40–44	1,0991	Rp 41.025.537.243,33

(Sumber: Hasil Analisis)

Berdasarkan Tabel diatas, nilai EAC yang dihasilkan model ANN berkisar antara Rp 40.989.496.452,52 hingga Rp 41.059.371.369,22.

Validasi dan Komparasi (RMSE)

Tahap akhir dalam penelitian ini adalah membandingkan tingkat akurasi prediksi antara metode EVM konvensional dan metode integrasi EVM-ANN. Perbandingan dilakukan terhadap hasil prediksi

ECD dan EAC dari kedua metode menggunakan indikator *Root Mean Square Error* (RMSE). Nilai aktual yang digunakan sebagai acuan perbandingan adalah kondisi akhir proyek yang sesungguhnya.

Komparasi Hasil Prediksi ECD

Berikut merupakan rekapitulasi perbandingan hasil prediksi ECD antara metode EVM konvensional dan metode integrasi EVM-ANN terhadap nilai aktual:

Tabel Perbandingan Hasil ECD EVM dan EVM - ANN

Skenario	Minggu Tinjau	Durasi Aktual	ECD	
			EVM	EVM - ANN
A	Minggu 31	40 Minggu	42 Minggu	38 Minggu
B	Minggu 33	40 Minggu	43 Minggu	39 Minggu
C	Minggu 35	40 Minggu	44 Minggu	37 Minggu
D	Minggu 37	40 Minggu	44 Minggu	40 Minggu
E	Minggu 39	40 Minggu	44 Minggu	40 Minggu

(Sumber: Hasil Analisis)

Perhitungan RMSE untuk prediksi ECD masing-masing metode dilakukan dengan membandingkan selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual pada lima skenario tersebut (n = 5) sebagai berikut:

1. RMSE ECD hasil EVM konvensional

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(yi - \hat{y}i)^2}{n}}$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{61}{5}}$$

$$\text{RMSE} = 3{,}493 \text{ Minggu}$$

2. RMSE ECD hasil EVM – ANN

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(yi - \hat{y}i)^2}{n}}$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{14}{5}}$$

$$\text{RMSE} = 1{,}673 \text{ Minggu}$$

Berdasarkan perhitungan di atas, nilai RMSE ECD metode EVM-ANN sebesar 1,673 minggu lebih kecil dibandingkan nilai RMSE ECD metode EVM konvensional sebesar 3,493 minggu.

Komparasi Hasil Prediksi EAC

Perhitungan RMSE untuk prediksi EAC masing-masing metode dilakukan dengan membandingkan selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual pada lima skenario tersebut (n = 5) sebagai berikut:

1. RMSE EAC hasil EVM konvensional

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(yi - \hat{y}i)^2}{n}}$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\text{Rp. } 587.843.401.134.893{,}00}{5}}$$

$$\text{RMSE} = \text{Rp. } 10.842.909{,}21 \text{ -}$$

2. RMSE EAC hasil EVM – ANN

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(yi - \hat{y}i)^2}{n}}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{Rp.\ Rp11.871.840.787.780.200,00}{5}}$$

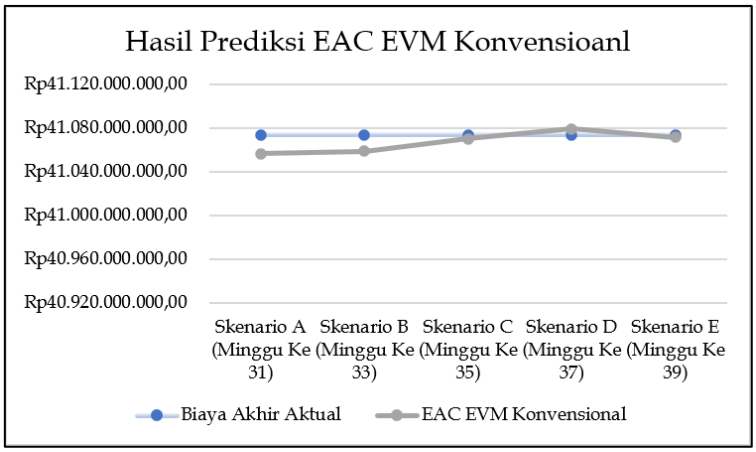
$$RMSE = Rp.\ 48.727.488,73\ -$$

Berdasarkan perhitungan di atas, nilai RMSE EAC metode EVM konvensional sebesar Rp 10.842.909,21- lebih kecil dibandingkan nilai RMSE EAC metode EVM - ANN sebesar Rp 48.727.488,73-.

PEMBAHASAN

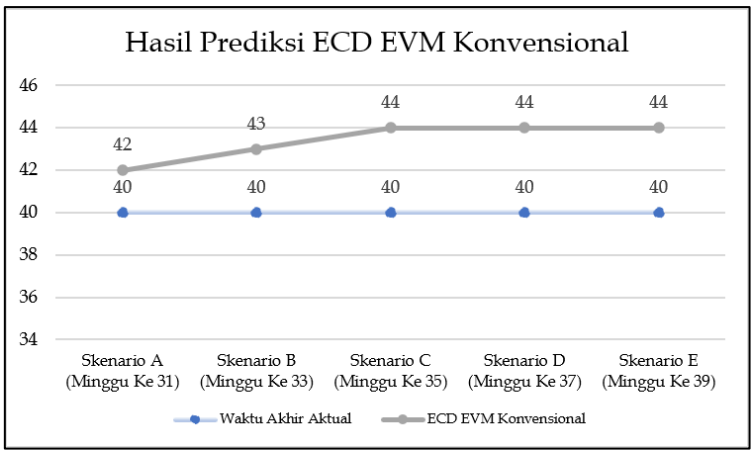
Proyek Pembangunan Gedung Direktorat Reserse Kriminal Khusus Polda Jawa Timur menunjukkan kinerja yang baik selama periode pelaksanaan. Nilai SV dan CV yang dihasilkan konsisten positif dari minggu ke-1 hingga minggu ke-40 menandakan bahwa proyek berjalan lebih cepat dari jadwal perencanaan dan biaya yang dikeluarkan mengalamai efisiensi atau penghematan, yang sejalan dengan nilai SPI dan CPI yang selalu berada di atas 1 selama seluruh periode pengamatan. Hal ini selaras dengan pernyataan (Khairunnisa dkk., 2020) bahwa nilai SV positif menandakan pekerjaan proyek telah melebihi target rencana, sedangkan nilai CV positif mengindikasikan biaya aktual yang dikeluarkan lebih rendah dibandingkan anggaran yang direncanakan.

Prediksi biaya akhir proyek (*Estimate at Completion*/EAC) yang dihasilkan metode EVM konvensional pada lima skenario tinjauan berkisar antara Rp. 41.056.600.274,51 hingga Rp. 41.079.423.684,13. Nilai prediksi tersebut seluruhnya berada di bawah nilai *Budget at Completion* (BAC) atau total anggaran kontrak sebesar Rp. 45.093.151.615,06 Kondisi ini menandakan bahwa pelaksanaan konstruksi proyek diperkirakan dapat diselesaikan dengan biaya yang lebih rendah dari anggaran rencana atau mengalami efisiensi anggaran, sehingga tidak berpotensi mengalami pembengkakan biaya. Hasil prediksi EAC EVM konvensional dapat dilihat pada grafik sebagai berikut:



Gambar Grafik Hasil Prediksi EAC EVM Konvensional

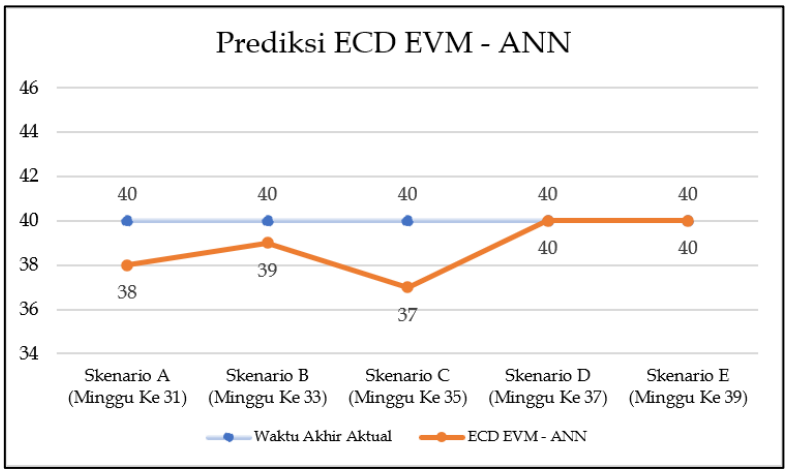
Gambar tersebut menunjukkan perbandingan antara prediksi biaya akhir proyek (EAC) menggunakan metode EVM Konvensional terhadap nilai biaya akhir aktual proyek (Rp 41.074.070.362,35) di lima skenario peninjauan. Berdasarkan grafik tersebut, hasil prediksi EAC yang paling optimal ada pada Skenario E (peninjauan minggu ke 39) dengan nilai prediksi Rp 41.071.398.678,62. Hal ini ditunjukkan oleh titik prediksi EAC EVM konvensional pada skenario E yang posisinya paling merapat atau mendekati garis biaya akhir aktual. Kondisi tersebut terjadi karena skenario E mengumpulkan akumulasi data kinerja historis paling banyak hingga mendekati akhir pekerjaan, sehingga menghasilkan deviasi peramalan yang paling minimum. Adapun prediksi waktu penyelesaian akhir proyek (*Estimated Completion Date*/ECD) berkisar antara 42 hingga 44 minggu yang dapat dilihat pada grafik berikut:



Gambar Grafik Hasil Prediksi ECD EVM Konvensional

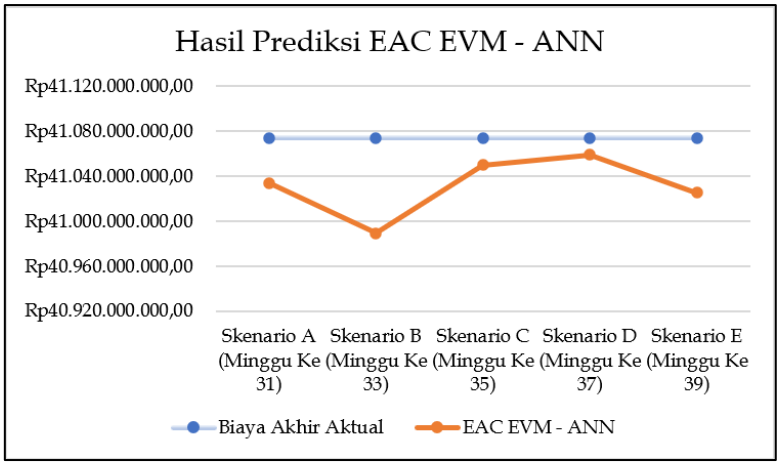
Gambar tersebut menunjukkan perbandingan antara prediksi waktu akhir proyek (ECD) menggunakan metode EVM Konvensional terhadap waktu akhir aktual proyek (40 Minggu) di lima skenario peninjauan. Berdasarkan grafik tersebut, hasil prediksi ECD yang paling optimal ada pada Skenario A (peninjauan minggu ke 31) dengan nilai prediksi 42 minggu. Asumsi linear EVM konvensional yang memprediksi kinerja sisa proyek berdasarkan SPI terakhir menyebabkan estimasi waktu penyelesaian menjadi kurang akurat ketika progres realisasi aktual berubah secara non-linear. Hal ini selaras dengan pernyataan (Setiyono dkk., 2024) bahwa EVM memiliki kelemahan dalam mengasumsikan kinerja di masa depan akan sama persis dengan kinerja yang telah berlalu, sehingga estimasi yang dihasilkan kurang optimal dalam lingkungan proyek yang dinamis.

Metode integrasi EVM-ANN yang dikembangkan menggunakan pendekatan dua tahap, yakni optimasi kemudian baru dilakukan prediksi pada lima skenario menghasilkan prediksi ECD atau waktu penyelesaian proyek berkisar antara 37 minggu hingga 40 minggu, yang dapat dilihat pada grafik sebagai berikut:



Gambar Grafik Hasil Prediksi ECD EVM - ANN

Gambar tersebut tersebut menunjukkan perbandingan antara hasil prediksi ECD EVM – ANN terhadap waktu akhir aktual proyek (40 minggu) pada lima skenario tinjauan. Berdasarkan grafik tersebut dapat dilihat bahwa prediksi yang paling optimal dihasilkan pada skenario D dan E (peninjauan minggu ke 37 dan 39) dengan nilai prediksi ECD 40 minggu sama dengan waktu akhir aktual proyek. Adapun prediksi EAC atau biaya akhir proyek yang dihasilkan oleh metode EVM – ANN berkisar antara Rp. 40.989.496.452,52 hingga Rp. 41.059.371.369,22 yang juga menandakan proyek diperkirakan selesai dengan biaya lebih rendah dari anggaran. Hasil prediksi EAC metode EVM – ANN dapat dilihat pada grafik sebagai berikut:



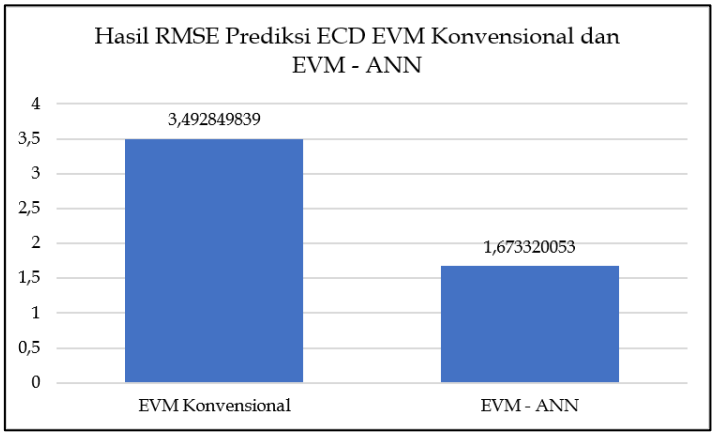
Gambar 4.1 Grafik Hasil Prediksi EAC EVM - ANN

Gambar tersebut menunjukkan perbandingan antara hasil prediksi EAC EVM – ANN terhadap biaya akhir aktual proyek (Rp 41.074.070.362,35) pada lima skenario tinjauan. Berdasarkan grafik tersebut dapat dilihat bahwa prediksi yang paling optimal dihasilkan pada skenario D (peninjauan minggu ke 37) dengan nilai prediksi EAC Rp 41.059.371.369,22-. Hal ini ditunjukkan oleh titik prediksi EAC EVM Konvensional pada skenario D yang posisinya paling mendekatai garis biaya akhir aktual.

Setelah dilakukan prediksi dari kedua metode, selanjutnya dilakukan perbandingan akurasi antara hasil prediksi dengan keadaan aktual proyek menggunakan RMSE. Pemilihan metode RMSE ini didasarkan pada pernyataan (Sutawinaya dkk., 2017) bahwa RMSE merupakan metode evaluasi statistik yang digunakan untuk mengukur tingkat keakuratan hasil peramalan atau estimasi suatu model, di mana semakin rendah nilai RMSE maka semakin baik nilai prediksi.

Pengujian tingkat akurasi prediksi ECD metode EVM konvensional dari lima skenario terhadap waktu penyelesaian akhir proyek (40 minggu) menghasilkan nilai RMSE sebesar 3,493 minggu, selanjutnya pengujian dilakukan untuk nilai prediksi EAC metode EVM konvensional dari lima skenario terhadap biaya akhir proyek (Rp 41.074.070.362,35) menghasilkan nilai RMSE sebesar Rp. 10.842.909,21-. Pengujian RMSE juga dilakukan untuk prediksi ECD metode EVM – ANN dari lima skenario terhadap waktu penyelesaian akhir proyek (40 minggu) yang menghasilkan nilai RMSE sebesar 1,673 minggu, kemudian pegujian untuk nilai prediksi EAC metode EVM - ANN dari lima skenario terhadap biaya akhir proyek (Rp 41.074.070.362,35) menghasilkan nilai RMSE sebesar Rp. 48.727.488,73-.

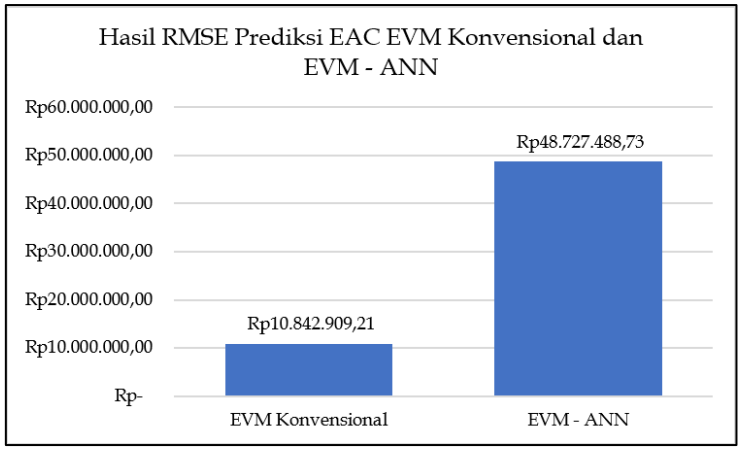
Setelah pengujian dilakukan terhadap kedua metode, dapat dilihat nilai komparasi RMSE dari grafik sebagai berikut:



Gambar Grafik Hasil Prediksi ECD EVM Konvensional dan EVM - ANN

Gambar tersebut menunjukkan bahwa untuk prediksi ECD, metode EVM-ANN memiliki tingkat akurasi prediksi lebih baik dengan menghasilkan RMSE sebesar 1,673 minggu, lebih kecil dibandingkan EVM konvensional sebesar 3,493 minggu. Keunggulan EVM-ANN dalam prediksi ECD selaras dengan pernyataan (Setiyono dkk., 2024) bahwa model ANN mampu mengenali dan

memodelkan pola progres fisik yang bersifat non-linear, yang tidak dapat ditangkap secara optimal oleh asumsi linear pada EVM konvensional. Adapun untuk nilai komparasi hasil prediksi EAC antara metode EVM Konvensional dan EVM – ANN dapat dilihat pada grafik sebagai berikut:



Gambar Grafik Hasil Prediksi ECD EVM Konvensional dan EVM - ANN

Gambar tersebut menunjukkan bahwa untuk prediksi EAC, metode EVM konvensional memiliki tingkat akurasi prediksi lebih baik dengan menghasilkan RMSE sebesar Rp. 10.842.909,21, lebih kecil dibandingkan EVM - ANN sebesar Rp. 48.727.488,73. Keunggulan EVM konvensional dalam prediksi EAC pada penelitian ini dapat disebabkan oleh nilai CPI yang cenderung stabil di minggu ke-10 hingga akhir proyek, sehingga keunggulan ANN dalam menangkap pola non-linear tidak dapat dimaksimalkan dan EVM konvensional yang menggunakan CPI aktual terakhir justru menghasilkan prediksi yang lebih mendekati kondisi aktual. Hal ini sejalan dengan (Yalçın dkk., 2024) bahwa keunggulan metode *machine learning* dalam prediksi biaya proyek sangat bergantung pada tingkat fluktuasi dan kompleksitas pola data yang dianalisis.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode EVM-ANN lebih unggul dalam prediksi waktu penyelesaian proyek (ECD),sedangkan metode EVM konvensional lebih unggul dalam prediksi biaya akhir proyek (EAC) pada studi kasus proyek ini. Temuan ini memperkuat pernyataan (Setiyono dkk., 2024) bahwa mengintegrasikan ANN dalam kerangka EVM dapat memperkuat kemampuan analisis dan proyeksi kinerja proyek, namun efektivitasnya tetap tergantung pada karakteristik data proyek yang dianalisis dan parameter serta struktur ANN yang digunakan, sehingga penerapan kombinasi kedua metode dapat dinilai sebagai pendekatan yang optimal dalam pengendalian waktu dan biaya proyek konstruksi.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan mengenai penerapan metode *Earned Value Management* (EVM) berbasis *Microsoft Project* dengan integrasi *Artificial Neural Network* (ANN) untuk pengendalian waktu dan biaya pada Proyek Pembangunan Gedung Direktorat Reserse Kriminal Khusus Polda Jawa Timur, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Prediksi EAC dan ECD metode EVM konvensional didasarkan pada hasil analisis EVM konvensional menggunakan *Microsoft Project* yang menunjukkan bahwa selama periode pengamatan minggu ke-1 hingga minggu ke-40, nilai SV dan CV secara konsisten bernilai positif, serta nilai SPI dan CPI selalu berada di atas 1, yang dapat diartikan proyek berjalan lebih cepat dari jadwal dan lebih efisien dari segi biaya. Berdasarkan perhitungan pada lima titik tinjauan, diperoleh prediksi EAC berkisar antara Rp. 41.056.600.274,51 hingga Rp. 41.079.423.684,13 dengan prediksi yang paling optimal (mendekati keadaan aktual) pada skenario E (peninjauan minggu ke 39) dengan nilai prediksi Rp 41.071.398.678,62 dan prediksi ECD berkisar antara 42 minggu hingga 44 minggu, dengan prediksi yang paling optimal pada skenario A (peninjauan minggu ke 31) dengan nilai prediksi 42 minggu.
2. Prediksi EAC dan ECD metode integrasi EVM-ANN didasarkan pada model ANN yang dikembangkan pada aplikasi *RapidMiner* yang menggunakan pendekatan dua tahap pada setiap skenario, yaitu optimasi *hyperparameter* menggunakan *Optimize Parameters (Grid)* dan tahap ke dua yaitu tahap prediksi. Hasil prediksi model EVM-ANN pada lima skenario menghasilkan prediksi

EAC berkisar antara Rp. 40.989.496.452,52 hingga Rp. 41.059.371.369,22, dengan prediksi yang paling optimal (mendekati keadaan aktual) pada scenario D (peninjauan minggu ke 37) dengan nilai prediksi EAC Rp 41.059.371.369,22 serta prediksi ECD berkisar antara 37 minggu hingga 40 minggu, dengan prediksi yang paling optimal pada skenario D dan E (peninjauan minggu ke 37 dan 39) dengan nilai prediksi ECD 40 minggu.

3. Tingkat Akurasi Prediksi antara EVM Konvensional dan EVM-ANN dihitung menggunakan RMSE yang menunjukkan bahwa untuk prediksi ECD terhadap waktu aktual penyelesaian proyek, metode EVM-ANN menghasilkan RMSE sebesar 1,673 minggu, lebih kecil dibandingkan EVM konvensional sebesar 3,493 minggu, sehingga EVM-ANN lebih unggul dalam prediksi waktu penyelesaian proyek pada penelitian ini. Untuk prediksi EAC terhadap nilai aktual biaya akhir proyek, metode EVM konvensional menghasilkan RMSE sebesar Rp 10.842.909,21, lebih kecil dibandingkan EVM-ANN sebesar Rp 48.727.488,73, sehingga EVM konvensional lebih unggul dalam prediksi biaya akhir proyek pada penelitian ini.

Pada studi kasus penelitian ini, metode integrasi EVM-ANN terbukti lebih unggul dalam prediksi waktu penyelesaian proyek (ECD), sedangkan metode EVM konvensional lebih unggul dalam prediksi biaya akhir proyek (EAC).

SARAN

Berdasarkan hasil dan keterbatasan penelitian, beberapa saran dikemukakan sebagai berikut:

1. Metode EVM konvensional menghasilkan prediksi ECD yang kurang akurat karena prediksi yang dilakukan secara linier tidak mampu menangkap pola progres fisik yang non-linear. Oleh karena itu, disarankan kepada praktisi proyek konstruksi untuk mengintegrasikan ANN dalam proses prediksi jadwal penyelesaian proyek guna memperoleh estimasi ECD yang lebih akurat.
2. Metode EVM-ANN pada penelitian ini menghasilkan prediksi EAC yang kurang akurat dibandingkan EVM konvensional, yang disebabkan oleh kondisi CPI proyek yang sangat stabil sehingga keunggulan ANN dalam menangkap pola non-linear tidak dapat dimaksimalkan. Oleh karena itu, disarankan untuk menerapkan metode integrasi EVM-ANN pada prediksi EAC di proyek dengan karakteristik CPI yang lebih fluktuatif, sehingga ANN dapat digunakan secara maksimal.
3. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tidak ada satu metode yang mutlak lebih unggul pada kedua indikator sekaligus. Oleh karena itu, disarankan untuk menerapkan kedua metode dalam pengendalian proyek konstruksi, yaitu dengan kombinasi EVM-ANN untuk prediksi waktu penyelesaian proyek dan EVM konvensional untuk prediksi biaya akhir proyek.

REFERENSI

Amanda, A. L. (2020). Analisa Kinerja Proyek Menggunakan Earned Value Method (Studi Kasus: Gedung Telkom Group Manyar). Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Balali, A., Valipour, A., Antucheviciene, J., & Šaparauskas, J. (2020). *Improving the results of the earned value management technique using artificial neural networks in construction projects*. Symmetry, 12(10), 1745.

Gante, D. V., Silva, D. L., & Leopoldo, M. P. (2022). *Forecasting construction cost using artificial neural network for road projects in the department of public works and highways region XI. In Modern Management based on Big Data III* (hal. 64–71). IOS Press.

Hadju, A. P. F., Fauzi, A., & Purnamasari, R. (2024). Evaluasi Perhitungan Waktu dan Biaya Pekerjaan Konstruksi Pembangunan Tower ITS 2 Surabaya Menggunakan Metode *Earned Value Management* (EVM). Jurnal Teknik ITS, 13(3), D187–D193.

Hartono, W., Rahardi, A. P., & Handayani, D. (2024). Pengendalian Biaya dan Waktu Menggunakan *Earned Value Analysis* (EVA) dengan Aplikasi *Microsoft Project* 2019 Pada Proyek Penataan Kali Pepe Hilir pintu air Demangan Lama-Pintu Air Demangan Baru Surakarta. Jurnal Matriks Teknik Sipil, 12(2).

Herwanto, H. W., Widiyaningtyas, T., & Indriana, P. (2019). Penerapan *algoritme linear regression* untuk prediksi hasil panen tanaman padi. Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, 8(4), 364–370.

Hidayatullah, M. T. (2019). Penerapan Algoritma Neural Network Untuk Memprediksi Kelayakan Calon Asisten Dosen. Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Yogyakarta. Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Yogyakarta.

Hutagaol, K., Prajoko, A., Dasrah, I., Prayogo, M. F. S., & Putrafakhmi, D. (2025). *Variance Analysis: Earned Value Management* (EVM). SINERGI: Jurnal Riset Ilmiah, 2(1), 369–377.

Khairunnisa, N., Widayati, R., & Jamal, M. (2020). Analisis Pengendalian Biaya dan Waktu Terhadap Proyek Konstruksi Dengan Metode *Earned Value* (Studi Kasus: Proyek Perumahan Penajam Paser Utara). Teknologi Sipil: Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi, 4(1), 9–19.

Luthan, P. L. A., & Sitanggang, N. (2016). Penerapan Earned Value Pada Aplikasi *Microsoft Project* Sebagai Pengendali Proyek (Studi Kasus Pada Proyek di Kota Medan). Konferensi Nasional Teknik Sipil 10 (KoNTekS 10).

Mahapatni, I. A. P. S. (2019). Metode perencanaan dan pengendalian proyek konstruksi. Unhi Press.

Nurani, A. T., Setiawan, A., & Susanto, B. (2023). Perbandingan kinerja regresi *decision tree* dan regresi linear berganda untuk prediksi bmi pada dataset asthma. Jurnal Sains dan Edukasi Sains, 6(1), 34–43.

Priyo, M., & Sudiro, S. (2017). Studi Optimasi Waktu dan Biaya dengan Metode *Time Cost Trade Off* pada Proyek Konstruksi: Studi Kasus Proyek Jalan Bugel-Galur-Poncosari Cs. Tahap I, Provinsi DI Yogyakarta. Semesta Teknika, 20(2), 172–186.

Re Cecconi, F., & Khodabakhshian, A. (2024). *Leveraging AI for Construction Project Performance Predictions. Construction Management Workshop*, 77–86.

Setiyono, S., Hajji, A. M., Larasati, A., & Alfianto, I. (2024). Simulasi Progres Proyek Konstruksi Time Performance Menggunakan *Earned Value Management* dengan Integrasi *Artificial Neural Network: Time Performance Construction Project Simulation Using Earned Value Management with Artificial Neural Network Integration.* Bentang: Jurnal Teoritis dan Terapan Bidang Rekayasa Sipil, 12(1), 37–48.

Soetjipto, J. W., Ratnaningsih, A., Arifin, S., Adinanda, D. A., & Wicaksono, K. H. (2024). *Improving the effectiveness of project scheduling by using Earned Value Management and Artificial Neural Network.* Revista ingeniería de construcción, 39(2), 161–173.

Suarna, N., & Prihartono, W. (2025). Algoritma Regresi Linier Sederhana untuk Prediksi Penggunaan Volume Air Berdasarkan Jenis Pelanggan PDAM. Jurnal Kecerdasan Buatan dan Teknologi Informasi, 4(1), 43–52.

Supriatna, C., & Suharsono, T. N. (2025). Metode ANN Untuk Prediksi Tanah Longsor Berdasarkan Curah Hujan Di Kabupaten Purwakarta. Journal of Data Analytics, Information, and Computer Science, 2(1), 1–9.

Sutawinaya, I. P., Astawa, I. N. G. A., & Hariyanti, N. K. D. (2017). Perbandingan Metode Jaringan Saraf Tiruan pada Peramalan Curah Hujan. Logic: Jurnal Rancang Bangun dan Teknologi, 17(2), 92–97.

Wendell, R. E., Lowe, T. J., & Gordon, M. M. (2023). *Dangers in using earned duration and other earned value metrics to measure a project's schedule performance.* Central European Journal of Operations Research, 31(2), 665–680.

Widodo, S. (2015). Peningkatan Akurasi Neural Network Dengan Menggunakan Algoritma Genetika Pada Prediksi Penyakit Kanker Serviks. STMIK Nusa Mandiri Jakarta.

Widyaningrum, V. T., & Romadhon, A. S. (2014). Pengaruh Pemberian Momentum pada *Artificial Neural Network Backpropagation*. Prosiding Semnastek, 1(1).

Yalçın, G., Bayram, S., & Çıtakoğlu, H. (2024). E*valuation of earned value management-based cost estimation via machine learning.* Buildings, 14(12), 3772.