

PENILAIAN KINERJA PEGAWAI DENGAN METODE TOPSIS DAN BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK

Audi Bayu Yuliawan ^{*1)}, M. Amin Hariyadi ²⁾, Ririen Kusumawati ³⁾, Cahyo Crysdian ⁴⁾, Fresy Nugroho ⁵⁾

1. Magister Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Maulana Malik Ibrahim, Malang, Indonesia
2. Magister Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Maulana Malik Ibrahim, Malang, Indonesia
3. Magister Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Maulana Malik Ibrahim, Malang, Indonesia
4. Magister Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Maulana Malik Ibrahim, Malang, Indonesia
5. Magister Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Maulana Malik Ibrahim, Malang, Indonesia

Article Info

Kata Kunci: TOPSIS, Neural Network Backpropagation, Penilaian Kinerja Pegawai, Industri 4.0, e-Government

Keywords: TOPSIS, Neural Network Backpropagation, Penilaian Kinerja Pegawai, Industri 4.0, e-Government

Article history:

Received 2 May 2025

Revised 15 May 2025

Accepted 20 May 2025

Available online 22 May 2025

DOI :

<https://doi.org/10.29100/jupi.v10i2.7826>

* Corresponding author.

Corresponding Author

E-mail address:

dibayiu@gmail.com

ABSTRAK

Transformasi digital melalui penerapan Industri 4.0 dan e-Government telah mengubah paradigma administrasi publik, sehingga menuntut sistem evaluasi kinerja pegawai yang lebih adaptif dan objektif. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan kinerja pegawai ke dalam lima kategori, yaitu "sangat baik", "baik", "cukup", "buruk", dan "sangat buruk", dengan menggunakan pendekatan Neural Network Backpropagation. Metodologi yang digunakan mencakup beberapa tahapan utama, dimulai dari proses *preprocessing* data yang mengelompokkan kriteria penilaian ke dalam empat aspek: kualifikasi, kompetensi, kinerja, dan disiplin. Selanjutnya, dilakukan seleksi fitur menggunakan metode Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS), dan hasilnya digunakan sebagai data pelatihan pada model Neural Network Backpropagation. Hasil pelatihan menunjukkan performa model yang cukup baik, dengan nilai loss dan Mean Squared Error (MSE) sebesar 0,000465, Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 19,59%, dan akurasi mencapai 80,41%. Sementara itu, hasil eksperimen dengan metode TOPSIS secara terpisah mencatat akurasi sebesar 81% dan nilai loss sebesar 0,377. Kombinasi metode TOPSIS dan Neural Network Backpropagation terbukti efektif dalam mengklasifikasikan kinerja pegawai secara konsisten. Temuan ini memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem evaluasi kinerja berbasis kecerdasan buatan yang lebih akurat dan adaptif terhadap tantangan administrasi publik modern.

ABSTRACT

The digital transformation driven by Industry 4.0 and the implementation of e-Government has significantly reshaped the paradigm of public administration, necessitating a more adaptive and objective employee performance evaluation system. This study aims to classify employee performance into five categories: "excellent," "good," "fair," "poor," and "very poor," using the Neural Network Backpropagation approach. The methodology consists of several key stages, beginning with data preprocessing that organizes evaluation criteria into four main aspects: qualification, competence, performance, and discipline. Subsequently, feature selection is carried out using the Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS), with the selected features employed as training data for the Neural Network Backpropagation model. The training results indicate satisfactory model performance, with a loss and Mean Squared Error (MSE) of 0,000465, a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 19,59%, and an accuracy of 80,41%. Separately, experiments using the TOPSIS method alone yielded an accuracy of 81% and a loss of 0,377. The integration of TOPSIS and Neural Network Backpropagation demonstrates effectiveness in consistently classifying employee performance. These findings contribute to the development of an AI-based performance evaluation system that is both accurate and adaptive to the evolving challenges of modern public administration.

I. PENDAHULUAN

REOLUSI Industri Keempat (Industri 4.0) telah mengubah lanskap pemerintahan dengan mendorong digitalisasi menyeluruh, memaksa instansi publik untuk merancang strategi yang inovatif, agresif, dan berorientasi pada hasil [1]. Di tingkat lokal, pengembangan website dan sistem digital di setiap Pemerintah Daerah Kabupaten dan Kota menjadi kebutuhan strategis dalam era informasi yang mengutamakan kecepatan akses, transparansi, serta pembaruan data secara real-time [2]. Transformasi digital ini menjadi bagian penting dari penerapan e-Government dan inisiatif smart city yang menitikberatkan pada penggunaan teknologi informasi dan komunikasi dalam memberikan layanan publik yang berkualitas [3] [4].

Konsep smart city menjadi sangat relevan karena mencakup enam dimensi utama: orang cerdas, ekonomi cerdas, kehidupan cerdas, mobilitas cerdas, lingkungan cerdas, dan pemerintahan cerdas [5]. Dalam hal ini, smart governance menjadi pilar yang memainkan peran sentral dalam menjamin transparansi, akuntabilitas, partisipasi warga, serta efektivitas layanan publik [6]. Evaluasi kinerja pegawai dalam ekosistem pemerintahan cerdas menjadi sangat krusial, karena hasil evaluasi tidak hanya berdampak pada pemberian insentif, tetapi juga memengaruhi perencanaan sumber daya manusia dan pengambilan keputusan strategis [7].

Namun, hingga saat ini, banyak instansi pemerintah masih menggunakan sistem penilaian kinerja secara manual yang rentan terhadap berbagai kendala, seperti subjektivitas yang tinggi, bias personal, inkonsistensi antar penilai, serta tidak terdokumentasinya proses penilaian dengan baik [8] [9]. Sistem manual juga cenderung memakan waktu yang lama, sulit dievaluasi kembali, serta tidak adaptif terhadap perubahan indikator penilaian [10]. Dibandingkan dengan pendekatan tradisional ini, penggunaan metode berbasis teknologi seperti Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) dan Backpropagation Neural Network (BPNN) menawarkan keunggulan dalam hal kecepatan pemrosesan data, pengambilan keputusan yang objektif, serta kemampuan adaptasi terhadap data yang dinamis [11] [12] [13].

Penerapan teknologi kecerdasan buatan (AI) dalam sistem evaluasi kinerja telah menunjukkan efektivitasnya dalam meningkatkan efisiensi administrasi publik, terutama dalam hal pengolahan data kinerja secara otomatis, deteksi anomali penilaian, serta perencanaan SDM yang berbasis data [14] [15]. AI juga membantu proses pengambilan keputusan berbasis analitik prediktif yang akurat dan minim bias, menjadikannya alat yang strategis dalam reformasi birokrasi [16]. Studi empiris menunjukkan bahwa integrasi TOPSIS dengan neural network tidak hanya menghasilkan sistem yang adaptif dan akurat, tetapi juga mampu memprediksi hasil evaluasi berdasarkan pola historis [11] [17].

Sayangnya, sebagian besar penelitian terdahulu masih membahas penggunaan TOPSIS dan BPNN secara terpisah. Sedikit sekali studi yang menggabungkan keduanya dalam satu kerangka kerja untuk evaluasi kinerja pegawai sektor publik secara holistik. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan menawarkan pendekatan baru dengan mengintegrasikan TOPSIS untuk perankingan multi-kriteria dan BPNN untuk pembelajaran prediktif yang adaptif. Kontribusi ini diharapkan dapat menjawab kesenjangan penelitian sebelumnya dan menghasilkan sistem evaluasi yang lebih adil, akuntabel, dan efisien dalam mendukung good governance di era digital.

II. METODE PENELITIAN

Penggunaan machine learning dalam model Neural Network dalam penelitian ini mencakup pembelajaran yang meniru pengalaman masa lalu untuk memprediksi peristiwa di masa depan [18]. Metode Neural Network merupakan sistem pengolahan informasi yang mencerminkan karakteristik fungsi otak manusia, terstruktur dengan tiga lapisan utama, yaitu lapisan input, lapisan tersembunyi, dan lapisan output. Sebagai bagian dari kerangka Neural Network, Backpropagation merupakan model multi-lapisan yang sering digunakan untuk peramalan deret waktu. Algoritma pembelajaran backpropagation melibatkan aktivasi neuron dalam langkah maju menggunakan fungsi aktivasi yang dapat diferensiasi, dan kesalahan output yang dihasilkan digunakan untuk menyesuaikan bobot secara mundur dengan tujuan mengurangi kesalahan [19] [20].

Selain Backpropagation, dalam penelitian ini juga diterapkan metode TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution). Metode ini digunakan untuk mengevaluasi alternatif dengan membandingkannya terhadap solusi ideal positif dan negatif. Langkah-langkah penggunaan TOPSIS dalam penelitian ini dapat dijabarkan sebagai berikut [19] [20] [21]:

- Normalisasi matriks keputusan.
- Perhitungan matriks solusi ideal positif dan negatif.
- Perhitungan jarak antara setiap alternatif dengan solusi ideal positif dan negatif.
- Perhitungan nilai kedekatan relatif atau skor TOPSIS untuk setiap alternatif.

Pada penelitian [19] [20] [21], dan literatur terkait lainnya memberikan landasan teoritis dan metodologis yang kokoh untuk mendukung penggunaan TOPSIS dan Backpropagation dalam penelitian ini. Dengan demikian, penggabungan kedua metode ini dapat meningkatkan keakuratan dan objektivitas analisis kinerja pegawai dalam konteks penelitian ini.

A. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari data sekunder, yang merujuk pada data yang diperoleh dari institusi atau peneliti lain. Data ini diperoleh dari catatan laporan kinerja 113 pegawai aktif di Dinas Pekerjaan Umum Kota Malang untuk tahun 2022. Dalam dataset ini, terdapat beberapa kriteria yang dapat digunakan sebagai acuan untuk mengevaluasi kinerja seorang pegawai. Kriteria-kriteria ini akan mendukung sistem yang dirancang bagi supervisor/kepala organisasi dalam menentukan indeks kinerja pegawai. Indeks ini kemudian dapat digunakan sebagai rekomendasi oleh atasan dalam organisasi untuk mengapresiasi pegawai melalui penghargaan atau insentif bagi mereka yang memiliki kinerja terbaik, serta untuk mengoptimalkan atau meningkatkan kinerja pegawai yang kurang baik.

B. Preprocessing Data

Dalam fase ini, data yang diperoleh dari institusi terkait diproses untuk mendapatkan kriteria yang sesuai dan berpengaruh dalam menentukan indeks kinerja pegawai. Pemilihan kriteria-kriteria ini dipandu oleh Peraturan Menteri Pendayagunaan Aparatur Negara dan Reformasi Birokrasi Nomor 38 Tahun 2018 tentang Indeks Profesionalisme Pegawai Aparatur Sipil Negara dan Peraturan Badan Kepegawaian Negara Nomor 8 Tahun 2019 tentang Petunjuk Prosedur dan Pelaksanaan Pengukuran Profesionalisme Pegawai Aparatur Sipil Negara. Proses ini menghasilkan dataset yang siap untuk diproses lebih lanjut, seperti yang disajikan dalam Tabel I yaitu daftar kriteria:

TABEL I
DAFTAR KRITERIA

Kriteria 1	Kualifikasi
Kriteria 2	Kompetensi
Kriteria 3	Kinerja
Kriteria 4	Disiplin

Tahap seleksi fitur bertujuan untuk menentukan peringkat pentingnya fitur yang ada dalam kumpulan data dan membuang yang kurang penting. Dari proses seleksi fitur kembali mengacu pada Peraturan Menteri Pendayagunaan Aparatur Negara dan Reformasi Birokrasi Nomor 38 Tahun 2018 tentang Indeks Profesionalisme Pegawai Aparatur Sipil Negara dan Peraturan Badan Kepegawaian Negara Nomor 8 Tahun 2019 tentang Petunjuk Prosedur dan Pelaksanaan Pengukuran Profesionalisme Pegawai Aparatur Sipil Negara seperti halnya pada Tabel 1 tentang kriteria. Berikut fitur yang sesuai dapat dilihat pada Tabel II mengenai daftar fitur:

TABEL II
DAFTAR FITUR

Kualifikasi	pendidikan
Kompetensi	diklat, kursus, bimtek, pengembangan diri lainnya
Kinerja	sasaran kinerja pegawai & perilaku kerja pegawai
Disiplin	absensi dan data pelanggaran

Langkah berikutnya melibatkan identifikasi dataset pelatihan dan pengujian. Hasil pra-pemrosesan dan pengumpulan data akan diproses menggunakan metode Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) untuk mengevaluasi kinerja 113 pegawai aktif di Dinas Pekerjaan Umum Kota Malang untuk tahun 2022. Proses ini mencakup normalisasi matriks keputusan, penentuan solusi ideal positif dan negatif, perhitungan jarak Euclidean, dan perhitungan kedekatan relatif (skor TOPSIS) untuk masing-masing pegawai. Hasil evaluasi dari TOPSIS memberikan peringkat kinerja pegawai secara objektif dan komprehensif, yang dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan pimpinan organisasi.

Skor kinerja yang diperoleh dari TOPSIS akan digunakan sebagai data pelatihan, sedangkan data laporan evaluasi kinerja pegawai tahun 2022 berfungsi sebagai data pengujian. Dua jenis data ini kemudian diproses menggunakan metode Backpropagation Neural Network (BPNN) untuk memprediksi indeks kinerja pegawai secara lebih akurat dan objektif. Model BPNN yang digunakan terdiri dari tiga lapisan: lapisan input, lapisan tersembunyi, dan lapisan output. Proses pelatihan melibatkan aktivasi langkah maju (forward pass), penggunaan fungsi aktivasi diferensiabel

(seperti sigmoid), serta penyesuaian bobot melalui langkah mundur (backpropagation) berdasarkan error yang dihasilkan.

Untuk menentukan konfigurasi optimal dari model, dilakukan sembilan percobaan eksperimental dengan variasi jumlah neuron tersembunyi (layer) dan jumlah iterasi. Tujuannya adalah mencari keseimbangan antara nilai loss terkecil dan akurasi tertinggi. Hasil percobaan menunjukkan bahwa konfigurasi dengan 4 neuron tersembunyi dan 2000 iterasi menghasilkan nilai loss terendah yaitu 0,000465 dan akurasi tertinggi yaitu 80,41%. Sebaliknya, peningkatan jumlah iterasi atau lapisan tersembunyi di luar batas tertentu menyebabkan overfitting atau fluktuasi nilai loss yang lebih tinggi tanpa peningkatan akurasi yang signifikan. Tabel III merangkum hasil-hasil tersebut.

TABEL III
DAFTAR PERCOBAAN

Percobaan	Jumlah Layer Tersembunyi	Iterasi	Nilai Loss	Akurasi (%)
1	4	2000	0,000465	80,41
2	4	4000	4,39239425796618	80,00
3	4	8000	2,055209393746	80,20
4	6	2000	1,55624262952866	79,00
5	6	4000	4,72287486062171	80,30
6	6	8000	3,13681431382092	80,00
7	8	2000	4,03767342138466	80,00
8	8	4000	2,5036155104728	80,25
9	8	8000	2,74716773886736	80,16

Dari percobaan di atas dapat disimpulkan bahwa konfigurasi terbaik dicapai pada Percobaan 1. Ketika jumlah layer ditambah lebih dari 8 atau iterasi melebihi 8000, nilai loss cenderung meningkat dan akurasi cenderung stagnan atau bahkan menurun, mengindikasikan bahwa model mulai mengalami overfitting atau tidak efisien. Sebaliknya, konfigurasi di bawah 4 layer dan 2000 iterasi menghasilkan performa yang lebih buruk dan tidak stabil.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses pelatihan dan proses pengujian dilakukan berdasarkan tahapan yang telah disebutkan sebelumnya dengan hasil nilai yang di dapatkan pada Tabel IV daftar output.

TABEL IV
DAFTAR OUTPUT

Topsis Output	Topsis Category
0,838585	Baik
0,838585	Baik
0,837269	Baik
0,835687	Baik
0,835143	Baik
0,836723	Baik
0,83504	Baik
0,836555	Baik
0,833834	Baik
0,833834	Baik

Proses pelatihan menghasilkan bobot yang akan digunakan dalam proses pengujian [22]. Proses pengujian menghasilkan nilai Mean Squared Error (MSE) dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

A. Persamaan

$$MSE = \frac{\sum_{k=1}^a (t_k - y_k)^2}{a} \quad (1)$$

Dimana:

MSE: Mean Squared Error (MSE)

a: Jumlah Titik Data

t: Data Aktual

y: Data Prediksi

k: Nilai Data dari 1 sampai n

Setelah nilai MSE diketahui, langkah selanjutnya adalah menghitung Mean Average Percentage Error (MAPE) dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{\sum_t \frac{|x_t - y_t|}{x_t}}{n}$$

Di mana:

MAPE: Mean Absolute Percent Error (MAPE)

n: Jumlah Titik Data yang Diprediksi

x: Data Aktual pada t

y: Data Prediksi

t: Nilai Data dari n-1 sampai n

Setelah nilai Mean Absolute Percent Error (MAPE) ditentukan, selanjutnya digunakan untuk menghitung nilai akurasi dengan menggunakan rumus:

$$Accuracy = 100\% - MAPE \quad (3)$$

Pengujian yang dilakukan pada penelitian ini melibatkan skenario dengan kombinasi neuron lapisan tersembunyi dan iterasi. Nilai neuron lapisan tersembunyi yang dipilih adalah 4 dan jumlah iterasi yang digunakan adalah 2000. Pemodelan data menggunakan berbagai kombinasi neuron lapisan tersembunyi dan iterasi dapat dilihat pada Tabel V data modeling.

TABLE V
DATA MODELING

Attribute	Model
Data Actual	113
Data Uji	113
Iterasi	2000
Neuron	4
Input Layer	4
Output Layer	1

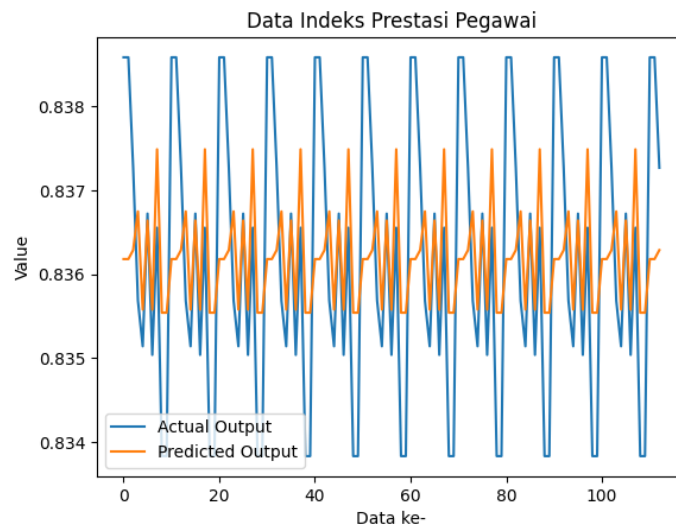
Berdasarkan hasil percobaan kombinasi neuron lapisan tersembunyi dan iterasi tersebut di atas, diperoleh nilai Mean Squared Error (MSE) dengan menggunakan persamaan (1). Selanjutnya nilai Mean Percentage Error (MPE) dihitung menggunakan persamaan (2), dan nilai akurasi model ditentukan menggunakan persamaan (3).

Model tersebut menggambarkan analisis data menggunakan 113 titik data uji, 2000 iterasi, 4 neuron lapisan tersembunyi, 4 lapisan masukan, dan 1 lapisan keluaran. Hasil dari beberapa atribut dimodelkan dengan menggunakan bahasa pemrograman Python sehingga diperoleh nilai keluaran prediksi yang mendekati data keluaran sebenarnya. Gambar 2 menunjukkan bahwa nilai keluaran aktual dan nilai keluaran prediksi mempunyai nilai loss sebesar 0,000465. Hasil nilai loss dan prediksi nilai output pada model menggunakan metode Backpropagation Neural Network adalah sebagai berikut:

Hasil nilai Loss: 0,000465

```
[[0.835965][0.835965][0.835079][0.836479][0.836452]
[0.835864][0.836492][0.835337][0.836379][0.836379]
[0.835965][0.835965][0.835079][0.836479][0.836452]
[0.835864][0.836492][0.835337][0.836379][0.836379]
[0.835965][0.835965][0.835079][0.836479][0.836452]
[0.835864][0.836492][0.835337][0.836379][0.836379]
[0.835965][0.835965][0.835079][0.836479][0.836452]
[0.835864][0.836492][0.835337][0.836379][0.836379]
[0.835965][0.835965][0.835079][0.836479][0.836452]
[0.835864][0.836492][0.835337][0.836379][0.836379]
[0.835965][0.835965][0.835079][0.836479][0.836452]
[0.835864][0.836492][0.835337][0.836379][0.836379]
[0.835965][0.835965][0.835079][0.836479][0.836452]
[0.835864][0.836492][0.835337][0.836379][0.836379]
[0.835965][0.835965][0.835079][0.836479][0.836452]
[0.835864][0.836492][0.835337][0.836379][0.836379]]
```


Gambar 1. Hasil nilai output yang diprediksi:



Gambar 2. Grafik Model nilai keluaran aktual dan nilai keluaran prediksi

Pada Tabel VI perhitungan MSE, MAPE, dan akurasi, proses perhitungan nilai Mean Squared Error (MSE) diawali dengan tahapan menghitung nilai prediksi, nilai aktual, serta nilai error. Setelah ketiga komponen tersebut diperoleh, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai MSE dengan menggunakan Persamaan (1) berdasarkan data yang terdapat pada Tabel VI. Setelah nilai MSE diperoleh, perhitungan dilanjutkan dengan menghitung nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) menggunakan Persamaan (2), masih merujuk pada data di Tabel VI. Tahapan berikutnya adalah menentukan nilai akurasi dengan menggunakan Persamaan (3) berdasarkan data yang sama. Hasil dari proses perhitungan tersebut menunjukkan bahwa nilai akurasi yang dihasilkan oleh model data adalah sebesar 80,41%.

Table VI
PERHITUNGAN MSE, MAPE, DAN AKURASI

No Data	Predicted Output	Actual Output	Loss	Predicted Category	Actual Category
1	0,835965	0,838585	0,00262	Baik	Baik
2	0,835965	0,838585	0,00262	Baik	Baik
3	0,835079	0,837269	0,00219	Baik	Baik
4	0,836479	0,835687	-0,00079	Baik	Baik
5	0,836452	0,835143	-0,00131	Baik	Baik
6	0,835864	0,836723	0,000859	Baik	Baik
7	0,836492	0,83504	-0,00145	Baik	Baik
8	0,835337	0,836555	0,001218	Baik	Baik
9	0,836379	0,833834	-0,00255	Baik	Baik
10	0,836379	0,833834	-0,00255	Baik	Baik
11	0,835965	0,838585	0,00262	Baik	Baik
12	0,835965	0,838585	0,00262	Baik	Baik
13	0,835079	0,837269	0,00219	Baik	Baik
14	0,836479	0,835687	-0,00079	Baik	Baik
15	0,836452	0,835143	-0,00131	Baik	Baik
16	0,835864	0,836723	0,000859	Baik	Baik
17	0,836492	0,83504	-0,00145	Baik	Baik
18	0,835337	0,836555	0,001218	Baik	Baik
19	0,836379	0,833834	-0,00255	Baik	Baik
20	0,836379	0,833834	-0,00255	Baik	Baik
112	0,835965	0,838585	0,00262	Baik	Baik

113	0,835079	0,837269	0,00219	Baik	Baik
				MSE	0,000465
				MAPE	19,59%
				ACCURACY	80,41%

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model integrasi TOPSIS dan Backpropagation Neural Network (BPNN) mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 80,41% dengan nilai loss yang sangat rendah yaitu 0,000465. Tingkat akurasi ini memberikan implikasi signifikan dalam konteks dunia kerja nyata, khususnya dalam lingkungan birokrasi yang membutuhkan sistem evaluasi kinerja yang objektif dan dapat diandalkan. Dalam praktiknya, akurasi tinggi ini memungkinkan pimpinan instansi untuk melakukan pengambilan keputusan yang lebih tepat terkait promosi, insentif, atau pembinaan pegawai dengan risiko kesalahan yang minimal. Selain itu, nilai loss yang rendah menunjukkan bahwa prediksi model memiliki deviasi yang sangat kecil terhadap nilai sebenarnya, memperkuat validitasnya sebagai alat bantu evaluasi berbasis data.

Sebagai upaya pembuktian keunggulan model, dilakukan perbandingan dengan beberapa metode penilaian kinerja lain yang telah diuji dalam berbagai penelitian sebelumnya. Misalnya, metode Decision Tree hanya mencapai akurasi 79,8% dalam studi oleh [23] pada sistem evaluasi staf rumah sakit. Pendekatan berbasis Bayesian Personalized Ranking menghasilkan akurasi yang jauh lebih rendah, yaitu 44,37% berdasarkan penelitian [24]. Sementara itu, metode Content-Based Filtering hanya mencatat akurasi sebesar 25%, seperti penelitian [25]. Beberapa penelitian lain yang menjadi referensi penulis yang digunakan sebagai referensi, seperti [10] dan [11], tidak mencantumkan metrik akurasi maupun nilai loss secara eksplisit. Oleh karena itu, model yang dikembangkan dalam penelitian ini dapat dianggap lebih unggul dan transparan karena menyajikan performa yang terukur, terdokumentasi, dan dapat direplikasi dengan baik.

Namun demikian, penelitian ini juga memiliki keterbatasan yang perlu dipertimbangkan. Salah satu tantangan utama adalah ketersediaan data yang berkualitas tinggi. Data kinerja pegawai sering kali tidak terdokumentasi secara konsisten atau terstandarisasi, sehingga memerlukan proses pra-pemrosesan yang kompleks. Selain itu, model BPNN meskipun menunjukkan performa yang baik, tetap memiliki potensi bias jika input data mengandung ketidakseimbangan atau preferensi tersembunyi dari pihak manajemen. Oleh karena itu, integrasi model ini dalam sistem evaluasi kinerja nyata harus disertai dengan pengawasan dan audit berkala untuk menjaga objektivitasnya.

Dalam konteks literatur sebelumnya, hasil penelitian ini juga menunjukkan kemajuan yang signifikan. Sebagai contoh, studi oleh [17] hanya fokus pada pemanfaatan TOPSIS tanpa integrasi dengan metode prediktif seperti neural network, sehingga terbatas pada pengambilan keputusan statis. Penelitian [26] yang menggunakan metode machine learning untuk penilaian kinerja pegawai tidak memberikan metrik akurasi yang jelas, serta tidak menggabungkan pendekatan multi-kriteria seperti yang dilakukan dalam studi ini. Dengan demikian, kontribusi utama dari penelitian ini terletak pada integrasi antara metode pengambilan keputusan berbasis multi-kriteria (TOPSIS) dengan metode prediksi berbasis pembelajaran mesin (BPNN) yang menghasilkan sistem evaluasi lebih adaptif dan akurat dalam konteks smart governance.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi sistem penilaian kinerja pegawai yang terintegrasi antara metode Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) dan Backpropagation Neural Network (BPNN) dalam konteks pemerintahan cerdas (smart governance). Dengan memanfaatkan data kinerja pegawai dari Dinas Pekerjaan Umum Kota Malang tahun 2022, pendekatan ini dirancang untuk mengatasi berbagai keterbatasan sistem evaluasi konvensional yang cenderung subjektif, tidak konsisten, dan kurang adaptif terhadap dinamika indikator penilaian. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model gabungan TOPSIS-BPNN mencapai akurasi tertinggi sebesar 80,41% dengan nilai loss yang sangat rendah 0,000465, yang mengindikasikan performa prediksi yang presisi dan andal. Dibandingkan dengan metode lain seperti Decision Tree 79,8%, Bayesian Personalized Ranking 44,37%, dan Content-Based Filtering 25%, model yang dikembangkan menunjukkan keunggulan signifikan baik dalam hal akurasi maupun dokumentasi metrik evaluasi. Selain itu, percobaan eksperimental dengan variasi arsitektur jaringan saraf dan iterasi memperkuat bahwa konfigurasi terbaik diperoleh pada struktur dengan 4 hidden layer dan 2000 iterasi, yang menunjukkan keseimbangan optimal antara akurasi dan efisiensi proses pelatihan. Penelitian ini juga memberikan kontribusi akademik dalam mengisi kesenjangan literatur, di mana mayoritas studi sebelumnya hanya mengadopsi metode TOPSIS atau BPNN secara terpisah tanpa pendekatan integratif. Dengan menggabungkan metode pengambilan keputusan multi-kriteria dan pembelajaran mesin adaptif, studi ini menghadirkan kerangka evaluasi kinerja yang lebih objektif, transparan, dan responsif terhadap kebutuhan manajerial di era digital. Namun demikian, beberapa

keterbatasan masih perlu diperhatikan. Tantangan dalam memperoleh data yang berkualitas tinggi, potensi bias dalam input data, serta kebutuhan validasi eksternal terhadap model yang dikembangkan menjadi faktor penting yang harus ditangani dalam penerapan skala luas. Oleh karena itu, studi lanjutan disarankan untuk mengeksplorasi integrasi teknik lain seperti ensemble learning, feature selection, atau explainable AI (XAI) guna meningkatkan akuntabilitas dan interpretabilitas sistem evaluasi kinerja pegawai dalam mendukung tata kelola pemerintahan berbasis teknologi yang berkelanjutan.

V. REFERENSI

- [1] K. Schwab. (2017). *The Fourth Industrial Revolution*. New York, NY, USA: Crown Business.
- [2] F. R. R. Setiadi. (2020). Evaluasi Kesiapan E-Government pada Pemerintah Daerah. *Jurnal Administrasi Publik*, vol. 1, no. 17, pp. 10–20. Tersedia: <https://jurnal.unair.ac.id/JAP>
- [3] T. A. P. T. Nam. (2011). Smart city as urban innovation. *Proc. 5th Int. Conf. Theory and Practice of Electronic Governance (ICEGOV)*. Tersedia: <https://doi.org/10.1145/2072069.2072100>
- [4] L. G. Anthopoulos. (2017). *Smart City Emergence: Cases from Around the World*. Cham, Switzerland: Springer.
- [5] R. Giffinger. (2007). *Smart Cities: Ranking of European Medium-Sized Cities*. Vienna University of Technology. Tersedia: <https://www.smart-cities.eu>
- [6] M. P. R. B. A. Meijer. (2016). Governing the smart city: a review of the literature. *Information Polity*, vol. 21, no. 1, pp. 1–20. Tersedia: <https://doi.org/10.3233/IP-150362>
- [7] T. H. I. Osman and M. C. Galang. (2014). The relationship between human resource practices and firm performance. *Personnel Review*, vol. 40, no. 6, pp. 1026–1050. Tersedia: <https://doi.org/10.1108/PR-11-2013-0200>
- [8] M. Armstrong. (2014). *Armstrong's Handbook of Human Resource Management Practice* (13th ed.). London, UK: Kogan Page.
- [9] K. R. M. A. Denisa. (2017). Performance appraisal and performance management. *Oxford Handbook of Industrial and Organizational Psychology*. Tersedia: <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780199928286.013.19>
- [10] J. G. J. Miah and J. McKay. (2017). A methodology to support decision-oriented knowledge transfer in complex environments. *Journal of Knowledge Management*, vol. 21, no. 6, pp. 1441–1461. Tersedia: <https://doi.org/10.1108/JKM-06-2016-0222>
- [11] N. G. S. Rani and R. Kumar. (2020). Hybrid Intelligent System Using TOPSIS and Neural Networks for Performance Evaluation. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, vol. 13, no. 1, pp. 905–917. Tersedia: <https://doi.org/10.2991/ijcis.d.200706.003>
- [12] S. Fong, Y. W. and C. Y. Wong. (2018). Predictive Modeling for HR Performance Using Machine Learning. *Procedia Computer Science*, vol. 145, pp. 464–471. Tersedia: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.11.094>
- [13] D. K. Singh, R. Bhatia, and R. Singh. (2022). Integration of AI and MCDM Techniques for Performance Appraisal. *Journal of Decision Systems*, vol. 31, no. 2, pp. 235–248. Tersedia: <https://doi.org/10.1080/12460125.2022.2033580>
- [14] Z. Chen and Y. Zhao. (2021). Artificial Intelligence in Public Sector Performance Evaluation. *Government Information Quarterly*, vol. 38, no. 3, p. 101583. Tersedia: <https://doi.org/10.1016/j.giq.2021.101583>
- [15] F. J. Baranes. (2022). AI-Driven HRM: Predictive Systems for Performance Management. *Journal of Public Administration Research and Theory*, vol. 32, no. 1, pp. 112–130. Tersedia: <https://doi.org/10.1093/jopart/nuab026>
- [16] W. D. Eggers and J. Bellman. (2015). *The Journey to Government's Digital Transformation*. Deloitte University Press. Tersedia: <https://www2.deloitte.com/insights/us/en/focus/digital-transformation.html>
- [17] Z. T. K. E. Zavadskas and S. Kaldiene. (2016). State-of-the-art surveys of overviews on MCDM/MADM methods. *Technological and Economic Development of Economy*, vol. 22, no. 2, pp. 165–200. Tersedia: <https://doi.org/10.3846/20294913.2016.1165975>
- [18] I. G. L. A. R. Putra and I. P. A. Swastika. (2016). Analisis Kerangka Kerja E-Governance Assessment Pada Situs Website Pemerintahan Daerah di Indonesia. *Pros. Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi (SENTIKA)*, pp. 295–304. Tersedia: <https://ejournal.stikom.edu/index.php/sentika/article/view/267>
- [19] N. Iftiyani and A. D. Rumpak. (2019). Pengaruh Teknologi Smart City terhadap Kinerja Aparatur Pemerintah Kota Administrasi Jakarta Utara. *Jurnal Sistem Informasi*. Tersedia: <https://doi.org/10.1109/SCORED.2016.7810034>
- [20] N. Kaur and S. K. Sood. (Sept., 2017). A Game Theoretic Approach for an IoT-Based Automated Employee Performance Evaluation. *IEEE Systems Journal*, vol. 11, no. 3, pp. 1385–1394. Tersedia: <https://doi.org/10.1109/JSYST.2015.2469102>
- [21] A. Mohammad Awadh and M. Saad. (2013). Impact of Organizational Culture on Employee Performance. *European Journal of Business and Management*. Tersedia: <https://www.iiste.org/Journals/index.php/EJBM/article/view/14786>
- [22] A. T. Wibowo Almais, C. Crysdian, K. Holle, and A. Roihan. (Sept., 2022). Smart Assessment Menggunakan Backpropagation Neural Network. *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, vol. 21, no. 3, pp. 525–540. Tersedia: <https://doi.org/10.30812/matrik.v21i3.1469>
- [23] L. Yang, H. Xu, and Y. Jiang. (2018). Applied Research of Data Mining Technology in Hospital Staff Appraisal. *Procedia Computer Science*, vol. 131, pp. 1282–1288. Tersedia: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.04.340>
- [24] Q. Zhou, F. Liao, L. Ge, and J. Sun. (2019). Personalized Preference Collaborative Filtering: Job Recommendation for Graduates. *Proc. IEEE SmartWorld, Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced & Trusted Computing, Scalable Computing & Communications, Cloud & Big Data Computing, Internet of People and Smart City Innovation*, pp. 1055–1062. Tersedia: <https://doi.org/10.1109/SmartWorld-UIC-ATC-SCALCOM-IOP-SCI.2019.00203>
- [25] T. V. Yadalam, V. M. Gowda, V. S. Kumar, D. Girish, and N. M. (2020). Career Recommendation Systems Using Content-Based Filtering. *Proc. 5th Int. Conf. Commun. Electron. Syst. (ICCES)*, pp. 660–665. Tersedia: <https://doi.org/10.1109/ICCES48766.2020.9137992>
- [26] M. K. R. Kumari. (2021). Employee performance evaluation using hybrid machine learning techniques. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 12, no. 4, pp. 155–161. Tersedia: <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120419>