

PREDIKSI OMZET BERBASIS DATA TIME SERIES MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA UMKM PISANG KEJU BATAM 80

Nadia Amanda^{*1}, Lastri Widya Astuti¹, Evi Purnamasari¹

¹Jurusan Teknik Informatika, Universitas Indo Global Mandiri Palembang, Jl. Jend. Sudirman
KM.4 No. 62, 20 Ilir D. IV, Kec. Ilir Tim. I, Kota Palembang, Sumatera Selatan, Indonesia

Penulis korespondensi: Nadia Amanda (2022110002@students.uigm.ac.id)

UMKM Pisang Keju Batam 80 menghadapi tantangan dalam mengelola penjualan dan produksi akibat fluktuasi omzet setiap periode. Kondisi tersebut menyulitkan usaha dalam memperkirakan omzet di masa mendatang serta menentukan perencanaan produksi dan strategi penjualan yang optimal. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model prediksi omzet berdasarkan pola deret waktu menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Dataset yang digunakan terdiri atas 2.192 data historis penjualan. Tahapan penelitian meliputi prapemrosesan data, pemisahan dataset, normalisasi menggunakan Min-Max Scaling, implementasi CNN, serta evaluasi menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Dataset dibagi secara kronologis menjadi 60% data pelatihan dan 40% data pengujian. Model dilatih selama 100 epoch menggunakan optimizer Adam dengan MSE sebagai fungsi loss. Hasil pengujian memperoleh nilai MAPE sebesar 1,6496%, yang menunjukkan bahwa CNN mampu menghasilkan prediksi yang mendekati nilai aktual serta berpotensi mendukung perencanaan produksi dan strategi penjualan UMKM.

Kata Kunci - Prediksi Omzet, Time Series, Convolutional Neural Network, UMKM, MAPE.

I. PENDAHULUAN

Sektor Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) menjadi bagian penting dalam pertumbuhan ekonomi Indonesia dan merupakan bagian penting dari perekonomian nasional, terutama dengan berperan dalam membuka kesempatan kerja serta meningkatkan jumlah pelaku usaha [1]. Kolaborasi antara kebijakan pemerintah dan inisiatif strategis yang dilakukan oleh pemilik UMKM sangat diperlukan untuk mempercepat dan mempertahankan pertumbuhan ekonomi [2]. Perkembangan teknologi digital yang pesat menjadi tantangan bagi UMKM terutama melalui perannya dalam membuka peluang kerja serta mendorong pertumbuhan jumlah unit usaha [3]. Di sisi lain, UMKM mampu

beradaptasi terhadap perkembangan teknologi, terutama melalui penggunaan *e-commerce* dan media sosial sebagai sarana untuk meningkatkan konsumen di tengah perkembangan globalisasi. [4]. Di Kota Palembang, Pisang Keju Batam 80 merupakan salah satu contoh UMKM yang berhasil bergerak di sektor kuliner dengan mengolah pisang menjadi berbagai produk makanan. Seiring dengan semakin ketatnya persaingan usaha, pemilik UMKM dituntut untuk menerapkan strategi pengelolaan penjualan dan produksi yang efektif agar tetap kompetitif dan mampu memenuhi permintaan pasar.

Omzet berperan sebagai salah satu ukuran penting untuk mengetahui perkembangan dan kinerja suatu usaha. Namun, Pisang Keju Batam 80 mengalami fluktuasi penjualan yang dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti hari libur, ketersediaan dan harga bahan baku, serta perubahan tren penjualan. Oleh sebab itu, diperlukan metode peramalan yang dapat mengidentifikasi dan mempelajari pola penjualan berdasarkan data *historis*. untuk mendukung perencanaan produksi dan pengambilan keputusan dalam menjalankan usaha.

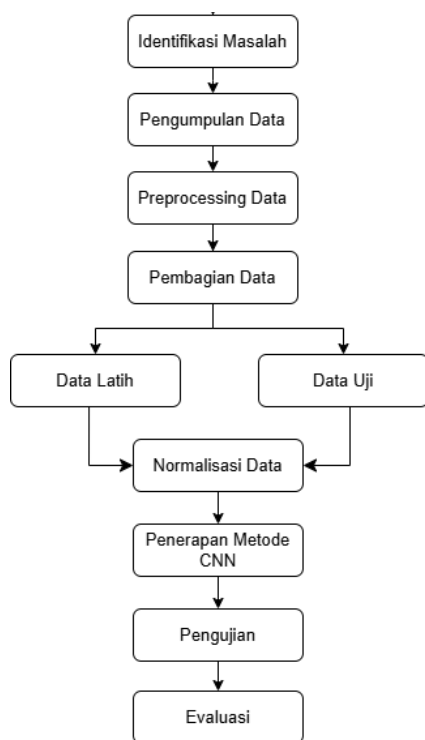
Prediksi penjualan merupakan kegiatan memperkirakan besarnya nilai penjualan pada masa mendatang dengan memanfaatkan pola dan informasi yang diperoleh dari data penjualan *historis* [4]. Perkembangan bidang kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*), khususnya dalam penerapan teknik *deep learning* termasuk *Convolutional Neural Network* (CNN), mendukung peluang untuk meningkatkan akurasi peramalan omzet dengan mempelajari pola data yang kompleks secara efektif. Hasil peramalan yang akurat dapat mendukung penyusunan strategi bisnis dan pengambilan keputusan yang lebih efektif [5]. Pendekatan berbasis CNN juga telah terbukti efektif dalam mengolah data *time series*. Beberapa penelitian terbaru yang menerapkan CNN untuk peramalan data *time series*, khususnya pada sektor ekonomi dan keuangan, menunjukkan kinerja yang menjanjikan [6]. CNN dianggap sebagai metode yang sesuai karena mampu mempelajari pola dari data dan meningkatkan kemampuan prediksinya secara bertahap selama proses pelatihan. Melalui beberapa lapisan yang saling terhubung, jaringan menyesuaikan bobot yang

diberikan pada data masukan untuk meminimalkan kesalahan prediksi. Dengan demikian, CNN mampu menghasilkan peramalan yang lebih akurat sehingga dapat mendukung peningkatan efisiensi operasional dan produktivitas usaha [7].

Meskipun CNN telah banyak digunakan dalam peramalan data *time series*, penerapannya pada sektor UMKM kuliner masih tergolong belum optimal. Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini dilakukan untuk mengembangkan model peramalan omzet pada UMKM Pisang Keju Batam 80 dengan memanfaatkan data penjualan *historis* guna mendukung peramalan yang akurat, perencanaan produksi, serta pengambilan keputusan operasional.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan melalui serangkaian tahapan yang sistematis dan terstruktur, diawali dengan identifikasi permasalahan dan dilanjutkan dengan pengumpulan data, prapemrosesan data, hingga tahap evaluasi model. Rangkaian tahapan penelitian ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Gambar 1 menyajikan rangkaian tahapan penelitian yang dimulai dengan identifikasi masalah untuk mengidentifikasi berbagai kendala yang dihadapi oleh UMKM dalam melakukan prediksi omzet penjualan. Tahap selanjutnya adalah pengumpulan data penjualan *historis* dari UMKM Pisang Keju Batam 80. Data yang diperoleh selanjutnya diproses melalui tahap prapemrosesan guna menjaga kualitas dan keseragaman data sebelum memasuki tahap pemodelan. Setelah itu, dataset dipisahkan sebagai data pelatihan dan data pengujian. Selanjutnya data dinormalisasi melalui penerapan metode *Min-Max Scaling* sehingga setiap variabel menjadi seragam. Selanjutnya, data pelatihan dimanfaatkan untuk membangun model prediksi dengan

menerapkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN), sementara itu, data pengujian dimanfaatkan untuk menilai kemampuan model dalam menghasilkan prediksi. Selanjutnya, Kemampuan model dalam menghasilkan prediksi diukur melalui metrik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk menentukan tingkat ketepatan hasil prediksi. Penelitian diakhiri dengan melakukan analisis terhadap hasil yang diperoleh serta penyusunan kesimpulan berdasarkan kinerja model.

A. Identifikasi Masalah

Proses penelitian diawali dengan mengkaji permasalahan yang terdapat pada UMKM Pisang Keju Batam 80 dalam mengelola kegiatan penjualan dan produksi. Seiring dengan meningkatnya penerapan teknologi digital, UMKM didorong untuk memanfaatkan teknologi guna mendukung pengelolaan usaha dan proses pengambilan keputusan [8]. Pada UMKM Pisang Keju Batam 80, omzet penjualan mengalami fluktuasi dari waktu ke waktu, sehingga menyulitkan dalam menentukan jumlah produksi yang tepat dan menyusun strategi penjualan yang efektif.

Dari sisi pengolahan data, data penjualan *historis* mengandung pola yang dapat dimanfaatkan untuk melakukan peramalan omzet. Penerapan metode *machine learning* pada data penjualan dapat membantu menghasilkan prediksi yang mendukung penjadwalan produksi, pengendalian persediaan, serta pengambilan keputusan strategis dalam menjalankan usaha [9]. Selain itu, pendekatan *deep learning* telah banyak diterapkan dalam peramalan penjualan karena mampu mengidentifikasi serta mempelajari pola yang terdapat dalam data *historis* [10]. Berdasarkan permasalahan tersebut, *Convolutional Neural Network* (CNN) pada penelitian ini sebagai metode prediksi untuk prediksi omzet menggunakan data *time series*, dengan tujuan membantu UMKM Pisang Keju Batam 80 dalam memahami pola penjualan serta membantu menghasilkan keputusan yang lebih tepat.

B. Pengumpulan Data

Tahapan ini memanfaatkan data sekunder sebagai sumber data yang diperoleh dari catatan *historis* UMKM Pisang Keju Batam 80 di Kota Palembang. Dataset mencakup periode Januari 2020 hingga Desember 2025, yang terdiri dari 2.192 data observasi harian. Data yang telah dikumpulkan kemudian disusun dalam format file *Excel* (.xlsx) untuk selanjutnya dilakukan proses pengolahan dan analisis. Dataset terdiri dari beberapa variabel yang berkaitan dengan aktivitas penjualan dan produksi, dengan omzet sebagai variabel target. Pemanfaatan data *historis* usaha dan teknologi informasi dapat mendukung proses pengelolaan informasi serta pengambilan keputusan pada UMKM [11]. Tabel 1 memuat rincian variabel yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 1. Variabel Penelitian

No	Nama Variabel	Keterangan
1	Tanggal	Tanggal penjualan harian.
2	Hari	Hari dalam seminggu (1–7).
3	Kualitas Pisang	Tingkat kualitas pisang (1 = buruk, 2 = sedang, 3 = baik).
4	Harga Pisang	Harga pisang per kilogram.

No	Nama Variabel	Keterangan
5	Pisang dipakai	Jumlah pisang yang digunakan setiap hari (kg).
6	Biaya Produksi Harian	Total biaya produksi harian.
7	Harga Jual Dasar	Harga jual minimum atau dasar per porsi.
8	Harga Jual Normal	Harga jual normal per porsi sudah termasuk untung.
9	Stok	Jumlah produk yang tersedia setiap hari.
10	Terjual	Produk yang terjual setiap hari.
11	Libur Jualan	Status operasional usaha (1 = Ya, 0 = Tidak).
12	Omzet	Total pendapatan penjualan harian (variabel target).

C. Prapemrosesan Data

Tahap prapemrosesan dilakukan untuk mengolah data mentah menjadi bentuk yang sesuai dengan kebutuhan model CNN. Tahapan ini meliputi pembersihan data, rekayasa fitur, pembagian data, dan normalisasi. Pembersihan data dilakukan untuk memastikan konsistensi data, termasuk penanganan hari libur penjualan dengan menetapkan variabel yang berkaitan dengan penjualan menjadi nilai nol [12]. Rekayasa fitur dilakukan dengan mengekstraksi informasi hari dari variabel tanggal.

D. Pembagian Data

Dataset *time series* dipisah menjadi data pelatihan dan pengujian tanpa mengubah urutan kronologis pengamatan. Dalam penelitian ini, sebanyak 60% dataset dialokasikan untuk proses pelatihan dan 40% lainnya digunakan untuk pengujian. Data tidak diacak (*shuffle*) untuk mempertahankan urutan waktu dan mencegah informasi dari pengamatan di masa mendatang masuk ke dalam data pelatihan. Metode ini sesuai untuk peramalan *time series* karena memanfaatkan data *historis* untuk memperkirakan nilai pada periode mendatang [13].

E. Normalisasi Data

Normalisasi dilakukan untuk menyetarakan rentang nilai pada variabel numerik ke dalam skala yang sebanding sebelum proses pelatihan CNN. Penelitian ini menerapkan normalisasi *Min-Max*, untuk memetakan nilai numerik pada skala 0–1, sehingga setiap variabel memiliki skala yang sebanding. Pemrosesan fitur yang tepat dapat membantu meningkatkan kualitas data masukan dalam pemodelan prediksi [14]. Normalisasi *Min-Max* dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

$$x' = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (1)$$

Keterangan :

- x_i = Nilai aktual dari suatu atribut yang akan dilakukan proses normalisasi
- x' = Nilai hasil setelah proses normalisasi dilakukan
- $\min(x)$ = Nilai minimum yang terdapat pada suatu atribut
- $\max(x)$ = Nilai maksimal yang terdapat pada suatu atribut

Proses ini bertujuan untuk menyesuaikan bentuk data sehingga dapat diterima dan diolah oleh model CNN, mengingat model tersebut hanya dapat melakukan pengolahan terhadap data numerik.

F. Implementasi Model CNN

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu metode *deep learning* yang mampu mengidentifikasi dan mengekstraksi karakteristik serta pola penting dari data input secara otomatis dengan memanfaatkan beberapa lapisan pemrosesan. [16]. Dalam penelitian ini, model CNN menggunakan data penjualan *historis* yang telah melalui tahap prapemrosesan sebagai data masukan untuk memperkirakan omzet pada periode mendatang. Operasi konvolusi secara matematis dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$y(t) = \sum_{i=1}^k x(t+i-1) \cdot w(i) + b \quad (2)$$

Keterangan:

- x = data input
- w = bobot/filter
- b = bias
- k = ukuran kernel

Lapisan konvolusi melakukan operasi konvolusi untuk mengidentifikasi pola-pola penting dalam data masukan, sedangkan fungsi aktivasi memperkenalkan *nonlinieritas* ke dalam model. Lapisan *pooling* mengurangi dimensi fitur yang telah diekstraksi dengan tetap mempertahankan informasi penting. Fitur yang dihasilkan kemudian diratakan (*flattened*) dan diproses melalui lapisan *fully connected* untuk menghasilkan prediksi akhir. Implementasi CNN dan penggunaan algoritma optimasi [18]. CNN juga dapat diterapkan pada peramalan data *time series* karena operasi konvolusi mampu mengekstraksi pola lokal dari data berurutan [19].

G. Pengujian

Pada tahap pengujian, model CNN yang telah dilatih memanfaatkan data yang tidak terlibat dalam tahap pelatihan untuk memperoleh estimasi omzet. Hasil estimasi tersebut kemudian dibandingkan dengan nilai aktual guna mengetahui tingkat kemampuan model dalam melakukan peramalan. Kinerja model dievaluasi menggunakan MAPE, di mana semakin rendah nilai MAPE, semakin kecil tingkat kesalahan prediksi yang dihasilkan.

H. Evaluasi

Tahap evaluasi bertujuan untuk menilai kinerja dan akurasi model CNN dalam menghasilkan prediksi omzet. Dalam penelitian ini, *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) digunakan untuk metrik evaluasi. MAPE merupakan metode pengukuran kinerja model yang digunakan untuk mengevaluasi kesalahan prediksi dengan menghitung persentase perbedaan antara nilai aktual dan nilai hasil prediksi. Beberapa penelitian juga menyebut MAPE sebagai *Mean Absolute Percentage Deviation* (MAPD) [20]. Rumus perhitungan MAPE disajikan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (3)$$

Keterangan:

n = jumlah total data

y_i = nilai aktual atau nilai sebenarnya pada data ke- i .

$\hat{y}_i$ = nilai prediksi atau hasil estimasi pada data ke- i

Kinerja model dinilai menggunakan metrik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengukur tingkat kesalahan yang dihasilkan oleh model dalam melakukan prediksi omzet.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pra-pemrosesan Data

Pada tahapan pra-pemrosesan, data penjualan *historis* diolah untuk membentuk dataset yang terstruktur dan sesuai untuk digunakan dalam proses pelatihan model *Convolutional Neural Network* (CNN). Proses ini dilakukan untuk memastikan kualitas serta konsistensi data sehingga dapat mendukung proses prediksi omzet, yang terdiri atas *data cleaning* dan *feature engineering*. Pada tahap *data cleaning*, nilai variabel operasional, seperti harga, jumlah produksi, stok, dan omzet, diatur menjadi nol pada hari libur ketika tidak terdapat aktivitas penjualan. Selain itu, data yang mengandung nilai *missing* dihapus untuk memperoleh dataset yang lebih optimal. Selanjutnya, pada tahap *feature engineering*, variabel tanggal yang semula dalam format tanggal lengkap dikonversi menjadi nilai numerik yang merepresentasikan informasi hari agar dapat digunakan sebagai variabel masukan pada tahap pemodelan.

B. Pembagian Data

Pada tahap ini, dataset kemudian dipisahkan menjadi dataset pelatihan (*training*) dan dataset pengujian (*testing*). Pemisahan tersebut dilakukan guna menyediakan data yang diperlukan dalam proses pelatihan sekaligus mengevaluasi kinerja model. Karena dataset berupa data *time series*, pembagian data dilakukan secara berurutan berdasarkan urutan kronologis tanpa proses pengacakan. Dari total 2.192 data, dataset terdiri atas 60% (1.315 data) untuk tahap pelatihan dan 40% (876 data) untuk tahap pengujian.

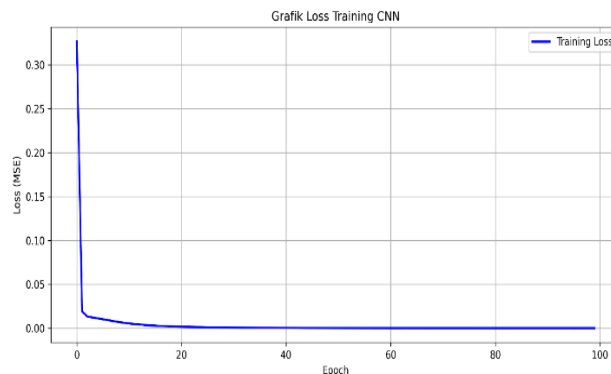
C. Normalisasi Data

Normalisasi dilakukan untuk memastikan bahwa nilai setiap variabel berada pada skala yang konsisten sehingga data dapat diproses secara lebih efektif oleh model prediksi. Pada penelitian ini, proses normalisasi menerapkan metode *Min-Max Scaling* untuk menyetarakan nilai setiap variabel pada skala 0 hingga 1. Dengan rentang nilai yang seragam, CNN dapat memproses dan mempelajari pola data secara lebih efektif sehingga proses pembelajaran menjadi lebih stabil.

D. Implementasi Model CNN

Pada tahap implementasi model CNN, *Convolutional Neural Network* (CNN) berperan dalam mengungkap karakteristik pola dari data penjualan *historis* dalam melakukan prediksi omzet. Data pelatihan yang telah dinormalisasi digunakan sebagai masukan (*input*) sebagai input ke dalam model yang dibangun dengan arsitektur yang mencakup lapisan *Conv1D*, *MaxPooling 1D*, *Flatten*, dan *Dense*. Model dilatih selama 100 *epoch*

menggunakan *optimizer Adam* dan *Mean Squared Error* (MSE) sebagai fungsi *loss*. Nilai MSE digunakan untuk menghitung tingkat kesalahan prediksi selama proses pelatihan, dengan nilai *loss* yang semakin rendah menunjukkan kemampuan model yang semakin baik dalam mempelajari pola data pelatihan. Hasil pelatihan model berdasarkan nilai *loss* pada Gambar 2.



Gambar 2. Hasil Loss Pelatihan CNN

Berdasarkan Gambar 2, nilai *loss* pada model CNN menurun dari 0,326757 Sampai dengan akhir pelatihan pada *epoch* ke-100, nilai *loss* mencapai 0,000043. Penurunan tersebut menunjukkan adanya peningkatan kemampuan model dalam mempelajari pola pada dataset pelatihan, sehingga tingkat kesalahan semakin rendah selama proses pelatihan. Hasil prediksi model ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Prediksi Data Pelatihan

Data	Aktual	Prediksi	MSE
1	1	1.0008	0.000001
2	0.6857	0.6772	0.000072
3	0.8286	0.8435	0.000221
4	0.8286	0.8438	0.000232
5	0.9543	0.9671	0.000165
6	0.6686	0.6738	0.000027
7	0.5543	0.5575	0.000010
8	0.7600	0.7592	0.000001
9	0.6629	0.6625	0
10	0.6400	0.6472	0.000052
:	:	:	:
:	:	:	:
1314	0.6229	0.6244	0.000002
1315	0.4686	0.4684	0

Berdasarkan Tabel 2, nilai prediksi yang dihasilkan oleh model CNN menunjukkan kesesuaian yang baik dengan nilai aktual. Hasil tersebut menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi pola pada data pelatihan secara efektif dan menghasilkan prediksi yang mendekati nilai aktual. Oleh karena itu, model dapat digunakan pada tahap pengujian model.

E. Pengujian

Setelah model CNN yang telah dilatih sebelumnya dimuat, proses pengujian menggunakan dataset yang belum digunakan selama tahap pelatihan model. Data dipisahkan menjadi variabel fitur dan variabel target, kemudian dilakukan *reshaping* agar sesuai dengan kebutuhan input model CNN. Selanjutnya, model diuji menggunakan data pengujian untuk menghasilkan prediksi omzet, yang kemudian dibandingkan dengan nilai aktual. Prediksi yang dihasilkan selanjutnya dibandingkan dengan nilai aktual guna mengukur kinerja

model. Hasil prediksi berdasarkan data pengujian ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Prediksi Data Pengujian

Data	Aktual	Prediksi	APE(%)	Akurasi(%)
1	0.4514	0.4508	0.1299	99.87
2	0.5029	0.5018	0.2090	99.79
3	0	0.0215	N/A	N/A
4	0.4343	0.4364	0.4885	99.51
5	0.5029	0.5094	1.2895	98.71
6	0.6571	0.6617	0.6930	99.30
7	0.3771	0.3778	0.1838	99.82
8	0.4171	0.4166	0.1265	99.87
9	0.3600	0.359	0.2848	99.72
10	0.5543	0.5603	1.0785	98.92
:	:	:	:	:
:	:	:	:	:
876	0.4000	0.4054	1.3509	98.65
877	0.4571	0.4609	0.8415	99.16

Berdasarkan Tabel 3, hasil prediksi pada data pengujian mengindikasikan bahwa model *Convolutional Neural Network* (CNN) menghasilkan nilai prediksi yang mendekati nilai aktual. Pada data dengan nilai aktual sebesar 0, data tersebut menunjukkan kondisi hari libur sehingga tidak terdapat aktivitas penjualan. Oleh karena itu, nilai APE (%) dan Akurasi (%) pada data tersebut tidak dihitung karena nilai aktual sebesar 0 menyebabkan pembagian dengan nol pada perhitungan APE. Hasil penelitian memperlihatkan bahwa model dapat mengenali karakteristik pola data secara efektif sehingga mampu menghasilkan prediksi yang akurat. Nilai MAPE yang diperoleh adalah 1,6496%, yang termasuk dalam kategori sangat baik.

F. Pembahasan

Berdasarkan Tabel 3, model *Convolutional Neural Network* (CNN) menghasilkan nilai prediksi yang relatif mendekati nilai aktual pada data pengujian, dengan nilai MAPE sebesar 1,6496%. Hasil penelitian memperlihatkan bahwa model dapat mengidentifikasi pola pada data *time series* penjualan dan mampu mempertahankan kinerja prediksinya saat diuji menggunakan data di luar proses pelatihan. Kesesuaian antara hasil prediksi dan nilai aktual didukung oleh kemampuan CNN dalam mengidentifikasi pola serta hubungan yang terdapat pada data masukan selama proses pelatihan.

Temuan ini menunjukkan bahwa penerapan CNN sesuai untuk mendukung prediksi omzet pada UMKM Pisang Keju Batam 80, khususnya dalam memperkirakan omzet pada periode mendatang. Dengan demikian, hasil penelitian telah menjawab tujuan penelitian, yaitu mengembangkan model yang mampu memprediksi omzet berdasarkan pola data *time series* serta berpotensi mendukung pengambilan keputusan yang berkaitan dengan perencanaan produksi dan strategi penjualan.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan temuan penelitian, penerapan *Convolutional Neural Network* (CNN) mampu diterapkan untuk memprediksi omzet berdasarkan data *time series* penjualan *historis* pada UMKM Pisang Keju Batam 80. Model dapat mempelajari karakteristik dari data penjualan masa lalu dan menghasilkan nilai estimasi yang relatif mendekati nilai aktual, dengan nilai MAPE sebesar

1,6496%, yang mengindikasikan bahwa tingkat kesalahan hasil prediksi relatif rendah. Hasil tersebut menunjukkan bahwa CNN berpotensi digunakan untuk mendukung estimasi omzet serta membantu pemilik UMKM dalam pengambilan keputusan terkait perencanaan produksi dan strategi penjualan. Pada penelitian mendatang,

Disarankan untuk mengoptimalkan penggunaan dataset yang lebih luas dengan karakteristik data yang beragam serta membandingkan CNN dengan metode prediksi *time series* lainnya, seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) maupun *Recurrent Neural Network* (RNN), guna menentukan model yang paling optimal untuk prediksi omzet. Selain itu, penambahan faktor lain yang dapat memengaruhi omzet, seperti promosi, kondisi cuaca, tren pasar, dan acara khusus, dapat menghasilkan prediksi yang lebih komprehensif. Penggunaan metrik evaluasi tambahan, seperti *Mean Absolute Error* (MAE) atau pun *Root Mean Squared Error* (RMSE), juga disarankan agar memberikan penilaian kinerja model yang lebih menyeluruh.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. A. Dewi and E. Suprpto, "Pengaruh Perkembangan Usaha Mikro Kecil Menengah (Umk) Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Di Jawa Timur," *J. Dev. Econ. Soc. Stud.*, vol. 1, no. 2, pp. 210–216, 2022, doi: 10.21776/jdess.2022.01.2.04.
- [2] V. Kurniawan, M. Faisal, R. Ansori, and R. Y. Pangaribuan, "Pengaruh UMKM (Usaha Mikro Kecil Menengah) Terhadap Peningkatan Perekonomian Indonesia Tahun 2024," vol. 9, no. 4, pp. 1–9, 2024, doi: 10.8734/mnmae.v1i2.359.
- [3] E. Purnamasari and D. Asa Verano, "Model Data-Driven untuk Prediksi Digitalisasi UMKM Menggunakan GMM dan XGBoost," *J. Pustaka AI (Pusat Akses Kaji. Teknol. Artif. Intell.)*, vol. 5, no. 2, pp. 204–214, 2025, doi: 10.55382/jurnalpustakaai.v5i2.984.
- [4] U. R. N. Janah and F. R. S. Tampubolon, "Peran Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah dalam Pertumbuhan Ekonomi: Analisis Kontribusi Sektor UMKM terhadap Pendapatan Nasional di Indonesia," *J. Ekon. Dan Manaj.*, vol. 1, no. 2, pp. 739–746, 2024, doi: 10.62710/a45xg233.
- [5] Yohanes Anton Nugroho and Hotma Antoni Hutahaean, "Pengembangan Model Deep Learning LSTM dan CNN untuk Peramalan Penjualan Sepeda Motor di Indonesia," *Jupiter Publ. Ilmu Keteknikan Ind. Tek. Elektro dan Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 94–104, 2025, doi: 10.61132/jupiter.v3i2.795.
- [6] A. P. Wibawa, A. B. P. Utama, H. Elmunsyah, U. Pujiyanto, F. A. Dwiyanto, and L. Hernandez, "Time-series analysis with smoothed Convolutional Neural Network," *J. Big Data*, vol. 9, no. 1, 2022, doi: 10.1186/s40537-022-00599-y.
- [7] W. K. H. W. K. Amir, A. B. M. Soom, A. M. Jasin, J. Ismail, A. Asmat, and R. A. Rahman, "Sales Forecasting Using Convolution Neural Network," *J. Adv. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 30, no. 3, pp. 290–301, 2023, doi: 10.37934/araset.30.3.290301.
- [8] E. D. Purnamasari and K. Kunci, "Digitalisasi UMKM, Literasi Keuangan Terhadap Kinerja Keuangan UMKM di Era New Normal Pandemi Covid 19," vol. 7, no. 1, pp. 348–361, 2024, doi: 10.36778/jesya.v7i1.1416.
- [9] A. Panarese, G. Settanni, V. Vitti, and A. Galiano, "Developing and Preliminary Testing of a Machine Learning-Based Platform for Sales Forecasting Using a Gradient Boosting Approach," 2022, doi: 10.3390/app122111054.
- [10] L. Eglite and I. Birzniece, "Retail Sales Forecasting Using Deep Learning: Systematic Literature Review," no. 30, pp. 53–62, 2022.
- [11] S. P. Aliefia, L. Hertati, and L. Syafitri, "Fungsi Pemahaman Akuntansi, Program Pelatihan, dan Pemanfaatan Teknologi Informasi Terhadap Efektivitas Sistem Informasi Akuntansi UMKM," vol. 3, no. 3, pp. 712–725, 2024.
- [12] A. Herman and S. Imelda, "Optimisasi Backpropagation Neural Network dalam Memprediksi IHSG," vol. 13, no. April, pp. 43–48, 2022.
- [13] I. Saluza, D. Sartika, and E. Munarsih, "Model Hybrid

- Menggunakan Dekomposisi-Neural Network Untuk Data Indeks Harga Saham Gabungan,” vol. 13, 2022.
- [14] L. W. Astuti, I. Saluza, and E. Yulianti, “Feature Selection Menggunakan Binary Wheel Optimizaton Algorithm (BWOA) pada Klasifikasi Penyakit Diabetes,” vol. 13, no. April, pp. 1–6, 2022.
- [15] I. Permana, “Pengaruh Normalisasi Data Terhadap Performa Hasil Klasifikasi Algoritma Backpropagation,” *Indones. J. Inform. Res. Softw. Eng.*, vol. 2, no. 1, pp. 67–72, 2022, [Online]. Available: <https://media.neliti.com/media/publications/485639-pengaruh-normalisasi-data-terhadap-perfo-e19e3a00.pdf>
- [16] D. O. Alvira, R. M. Fajri, P. Studi, S. Komputer, U. Indo, and G. Mandiri, “Klasifikasi lapisan lilin pada buah apel menggunakan pengolahan citra digital dengan metode convolutional neural network,” pp. 92–97, doi: 10.36982/jinig.v1i2.3644.
- [17] S. Kiranyaz, O. Avci, O. Abdeljaber, T. Ince, M. Gabbouj, and D. J. Inman, “1D convolutional neural networks and applications : A survey,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 151, p. 107398, 2021, doi: 10.1016/j.ymssp.2020.107398.
- [18] Z. R. Mair, R. Heriansyah, L. Ode, and H. S. Sagala, “Jurnal Sains , Nalar , dan Aplikasi Teknologi Informasi Performance Comparison of Adam and SGD Optimizers in Transfer Learning Based CNN for Banana Leaf Disease Classification,” vol. 5, no. 1, pp. 8–15, 2026, doi: 10.20885/snati.v5.i1.43901.
- [19] M. D. B. H. K. Mohan, “A convolutional neural network based approach to financial time series prediction,” *Neural Comput. Appl.*, vol. 34, no. 16, pp. 13319–13337, 2022, doi: 10.1007/s00521-022-07143-2.
- [20] R. Andika, “Penerapan Model Exponensial Dan Logistik Dalam Prediksi Populasi : Studi Kasus Kota Palembang,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 2, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i2.4005.