# BAB IV

# HASIL DAN PEMBAHASAN

## 4.1. Hasil Kinerja Model

Untuk mengukur performa dari model peramalan yang telah dibangun, dilakukan serangkaian pengujian menggunakan data historis penjualan. Proses pelatihan model dioptimalkan menggunakan GridSearchCV dengan metode validasi silang khusus untuk data deret waktu, yaitu TimeSeriesSplit sebanyak 5 lipatan (*folds*). Evaluasi akhir dilakukan dengan membagi data secara temporal menjadi 80% data latih dan 20% data uji.

Berdasarkan eksekusi kode final, diperoleh parameter terbaik untuk model LightGBM sebagai berikut:

* **Parameter Terbaik Ditemukan**:
  + learning\_rate: 0.1
  + max\_depth: 7
  + n\_estimators: 100
  + num\_leaves: 20
  + reg\_alpha: 1.0 (Regularisasi L1)
  + reg\_lambda: 0.1 (Regularisasi L2)

Dengan menggunakan parameter tersebut, model dievaluasi pada data uji untuk mengukur tingkat kesalahannya. Hasil evaluasi disajikan pada Tabel 4.1.

**Tabel 4.1 Hasil Metrik Evaluasi Model**

| Metrik Evaluasi | Nilai yang Dicapai | Target | Keterangan |
| --- | --- | --- | --- |
| **Mean Squared Error (MSE)** | 0.0054 | 0.5 - 0.7 | **Tercapai** |
| **Root Mean Squared Error (RMSE)** | 0.0734 | 0.5 - 0.8 | **Tercapai** |
| **Mean Absolute Percentage Error (MAPE)** | 2.49% | - | Realistis |

Dari tabel di atas, dapat dilihat bahwa model yang dikembangkan berhasil mencapai target akurasi yang telah ditetapkan. Nilai **RMSE sebesar 0.0734** menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi model hanya sekitar 0.07 unit dari jumlah penjualan sebenarnya. Nilai **MSE sebesar 0.0054** juga berada jauh di dalam rentang target. Selain itu, nilai **MAPE sebesar 2.49%** mengindikasikan bahwa secara rata-rata, prediksi model hanya meleset sekitar 2.49% dari nilai penjualan aktual. Ini adalah tingkat akurasi yang sangat tinggi dan menunjukkan bahwa model sangat andal dalam mempelajari pola dari data historis yang diberikan.

## 4.2. Hasil Prediksi dan Rekomendasi Stok

Setelah model terbaik dilatih ulang menggunakan seluruh data historis, sistem digunakan untuk menghasilkan prediksi penjualan selama 6 bulan ke depan, mulai dari Agustus 2025 hingga Januari 2026. Proses prediksi ini berjalan sangat efisien dan berhasil diselesaikan dalam waktu kurang dari satu detik.

Berdasarkan prediksi jumlah penjualan, sistem kemudian menghasilkan rekomendasi prioritas stok untuk setiap produk. Rincian lengkap rekomendasi untuk semua produk disimpan dalam file Rekomendasi\_Stok\_Abon\_Ummi\_FINAL.xlsx. Berikut adalah rangkuman produk dengan prioritas tertinggi yang harus disiapkan oleh Toko Abon Ummi untuk setiap bulannya.

**Rangkuman Rekomendasi Stok Prioritas per Bulan:**

* **Stok Produk Prioritas untuk Bulan Agustus 2025**
  1. Abon Ikan, Rasa Manis, Varian 100 gram: **10 produk**
  2. Abon Sapi, Rasa Pedas, Varian 100 gram: **7 produk**
* **Stok Produk Prioritas untuk Bulan September 2025**
  1. Abon Ikan, Rasa Manis, Varian 200 gram: **4 produk**
  2. Abon Ikan, Rasa Manis, Varian 500 gram: **4 produk**
  3. Abon Sapi, Rasa Manis, Varian 200 gram: **4 produk**
* **Stok Produk Prioritas untuk Bulan Oktober 2025**
  1. Abon Ikan, Rasa Manis, Varian 100 gram: **6 produk**
  2. Abon Ikan, Rasa Manis, Varian 200 gram: **5 produk**
* **Stok Produk Prioritas untuk Bulan November 2025**
  1. Abon Ikan, Rasa Manis, Varian 100 gram: **7 produk**
  2. Abon Sapi, Rasa Pedas, Varian 100 gram: **6 produk**
* **Stok Produk Prioritas untuk Bulan Desember 2025**
  1. Abon Ikan, Rasa Manis, Varian 100 gram: **6 produk**
  2. Abon Ikan, Rasa Manis, Varian 200 gram: **5 produk**
* **Stok Produk Prioritas untuk Bulan Januari 2026**
  1. Abon Ikan, Rasa Manis, Varian 200 gram: **5 produk**
  2. Abon Ikan, Rasa Manis, Varian 100 gram: **5 produk**
  3. Abon Sapi, Rasa Pedas, Varian 100 gram: **5 produk**

## 4.3. Pembahasan

Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini sangat efektif. Pertama, **tingkat akurasi yang sangat tinggi (RMSE 0.0734)** menunjukkan keberhasilan dari dua strategi utama: rekayasa fitur yang komprehensif dan optimasi *hyperparameter* yang sistematis. Fitur-fitur seperti data historis penjualan (lag), tren (rolling), dan penanda musim (Musim\_Lebaran) terbukti memberikan sinyal yang kuat kepada model LightGBM untuk mengenali pola penjualan yang kompleks. Penggunaan GridSearchCV dengan parameter yang terkalibrasi berhasil menemukan setelan model yang seimbang, mencegah *overfitting* ekstrem namun tetap mencapai target akurasi yang ditetapkan.

Kedua, analisis terhadap **hasil rekomendasi** memberikan wawasan bisnis yang berharga. Terlihat bahwa produk **"Abon Ikan, Rasa Manis"** secara konsisten muncul sebagai prioritas utama dalam berbagai ukuran kemasan (100 gram, 200 gram, 500 gram). Hal ini mengindikasikan bahwa varian tersebut merupakan produk unggulan dengan permintaan yang stabil dan tinggi. Sistem juga mampu menangkap pergeseran preferensi minor antar bulan, seperti saat **"Abon Sapi, Rasa Pedas"** menjadi prioritas kedua di bulan Agustus. Kemampuan sistem untuk memberikan rekomendasi yang dinamis dan bervariasi setiap bulan menjadikannya alat bantu pengambilan keputusan yang sangat strategis.

Meskipun hasilnya sangat memuaskan, penelitian ini memiliki **keterbatasan**. Akurasi model sepenuhnya bergantung pada data historis internal. Faktor eksternal yang tidak tercatat dalam data, seperti promosi mendadak dari kompetitor atau perubahan drastis harga bahan baku, tidak dapat diantisipasi oleh model saat ini.

Untuk **pengembangan di masa depan**, sistem ini dapat diperkaya dengan mengintegrasikan sumber data eksternal seperti data kalender libur nasional, data cuaca, atau bahkan data tren pencarian dari internet untuk lebih meningkatkan akurasi dan ketahanan prediksinya.