

Prediksi Keterlambatan Pengiriman Barang Jasa Ekspedisi Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN)

Oleh:

Mochamad Bagus Ichwantoro,

Indah Apriliana Sari Wulandari

Progam Studi Teknik Industri

Universitas Muhammadiyah Sidoarjo

Juli, 2026



www.umsida.ac.id



[umsida1912](#)



[umsida1912](#)



[universitas
muhammadiyah
sidoarjo](#)



[umsida1912](#)

Pendahuluan

Lion Parcel merupakan perusahaan jasa logistik di Indonesia yang berada di bawah naungan Lion Air Group, yang menyediakan layanan pengiriman paket baik domestik maupun internasional dengan produk pengiriman BOSSPACK, REGPACK, JAGOPACK, dan BIGPACK. Keterlambatan pengiriman yang terjadi di Lion Parcel terjadi karena banyaknya produk yang ditawarkan dan jangkauan pengiriman yang sangat luas serta belum ada sistem prediksi keterlambatan berbasis data.

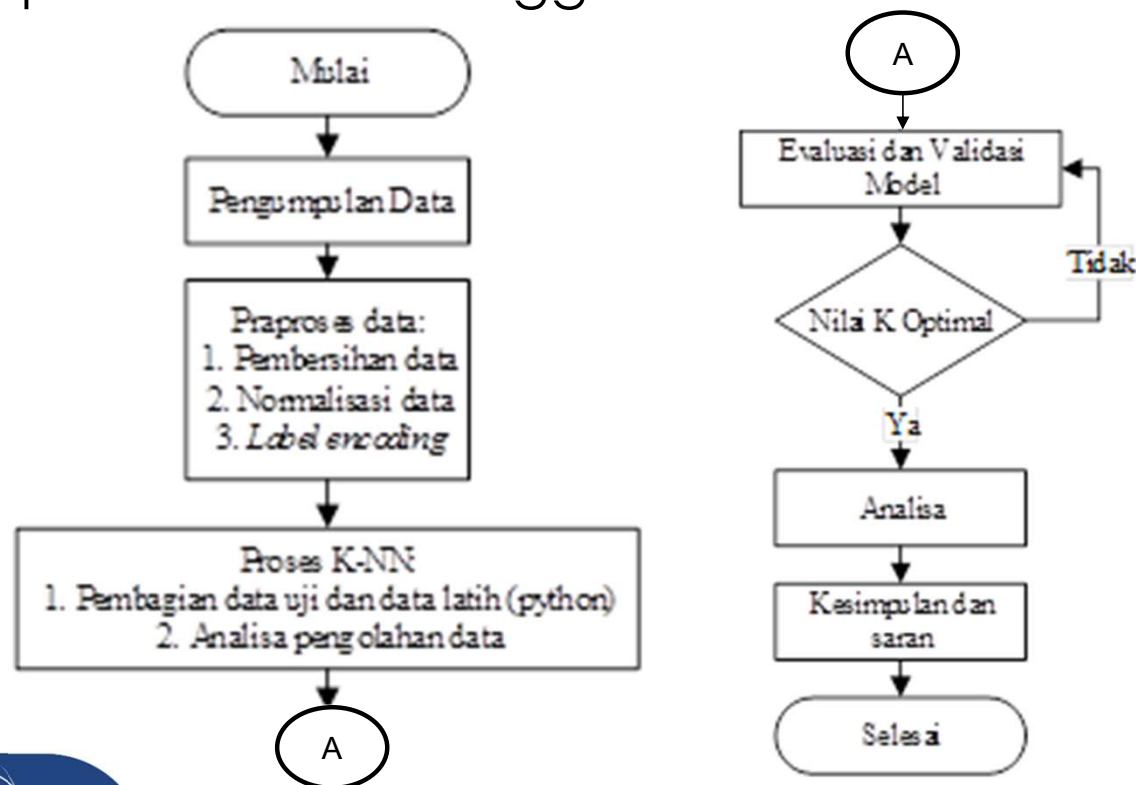
Sejumlah 549 pengiriman terdeteksi sebagai pengiriman yang terlambat atau 5,1% selama periode pengiriman Januari – Desember 2025.

Pertanyaan Penelitian (Rumusan Masalah)

1. Bagaimana tingkat akurasi dan error yang dihasilkan algoritma K-NN untuk memprediksi keterlambatan pengiriman barang di masa mendatang?
2. Bagaimana cara menentukan nilai K dalam algoritma K-NN agar menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi untuk memprediksi keterlambatan pengiriman barang di masa mendatang?

Metode

Metode penelitian ini menggunakan K-Nearest Neighbor (K-NN).

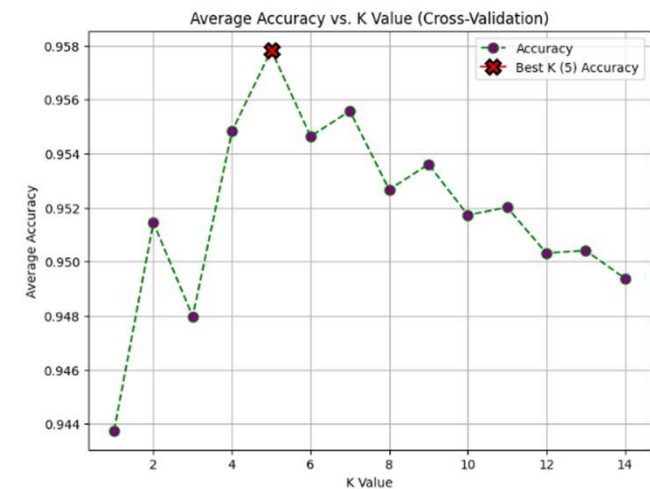
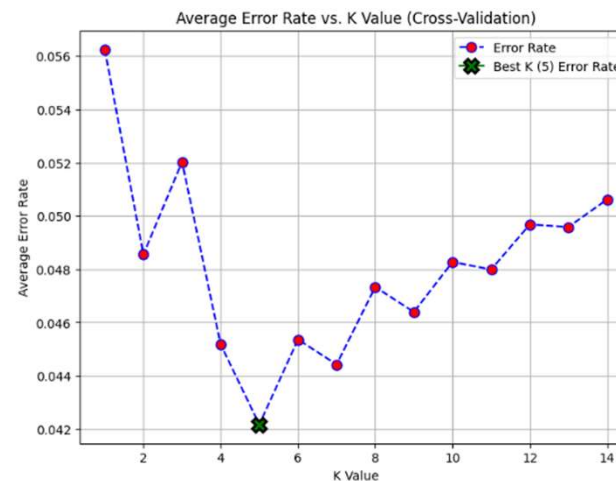


Hasil

1. Normalisasi Data

	estimasi_lama_pengiriman	lama_pengiriman
0	0.166667	0.030303
1	0.666667	0.090909
2	0.666667	0.030303
3	0.666667	0.060606
4	0.666667	0.030303
5	0.666667	0.060606
6	0.166667	0.030303
7	0.666667	0.030303
8	0.666667	0.030303
9	0.666667	0.030303

2. Hasil Uji nilai K menggunakan 5 fold cross validation

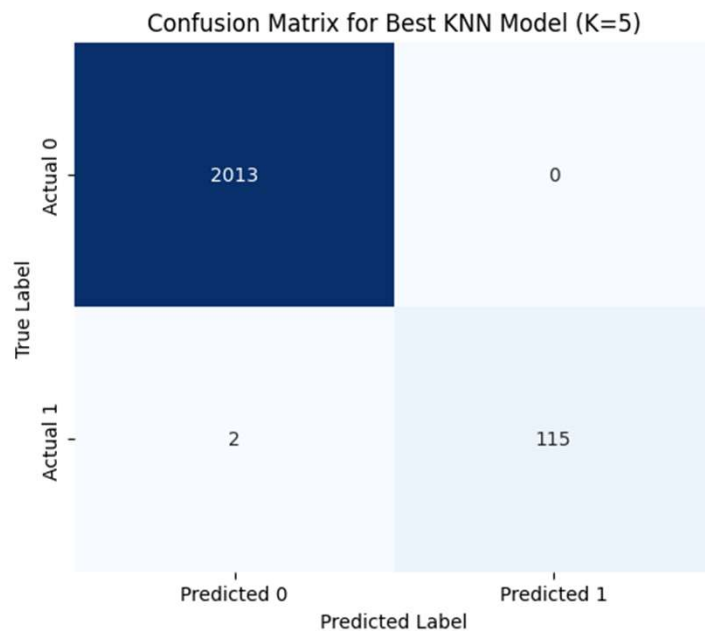


Proses normalisasi bertujuan untuk menyamakan skala antar variabel sehingga tidak ada dominasi salah satu variabel pada perhitungan K-NN.

Nilai K optimal K = 5
Persentase akurasi 95,78%, Error rate 4,2%

Hasil

3. Confussion Matrix



	precision	recall	f1-score	support
On Time (0)	1.00	1.00	1.00	2013
Delayed (1)	1.00	0.98	0.99	117
accuracy			1.00	2130
macro avg	1.00	0.99	1.00	2130
weighted avg	1.00	1.00	1.00	2130

Confussion matrix menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah untuk setiap kelas secara baik. Model berhasil memprediksi 2013 dengan benar untuk pengirim tepat waktu (true positive) dan 115 dengan benar untuk pengiriman terlambat (true negative). Namun, model memprediksi 2 pengiriman terlambat yang secara aktual tepat waktu (false negative) dan tidak ada data tepat waktu yang diklasifikasikan sebagai terlambat (false positive).

Pembahasan

Nilai k terbaik dengan akurasi tertinggi sebesar 95,78% dan error rate didapatkan pada nilai $k = 5$. Hasil pengujian nilai k menggunakan cross validation menunjukkan hasil yang lebih stabil. Hal tersebut disebabkan oleh cross validation yang dapat meminimalkan risiko overfitting dengan cara melatih dan menguji model melalui 5 model kombinasi data.

Nilai $k = 5$ menunjukkan bahwa K-NN memberikan performa terbaik dalam memprediksi keterlambatan pengiriman dengan mempertimbangkan 5 tetangga terdekat.

Hasil evaluasi menggunakan confusion matrix menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengenali data dari kelas 1 dan cukup akurat dalam memprediksi kelas 0. Tidak adanya false positive menunjukkan model tidak salah dalam memprediksi data dari kelas 0 sebagai kelas 1. Hasil precision pada classification report yang menunjukkan nilai 1 menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi dengan tepat.

Pembahasan

Prediksi Keterlambatan

--- Actual vs. Predicted Delivery Status Comparison ---

	On Time (Actual)	Delayed (Actual)	On Time (Predicted)	Delayed (Predicted)
Nama Produk				
BIGPACK	160	50	167	43
BOSSPACK	960	159	966	153
JAGOPACK	4001	106	4003	104
REGPACK	4978	234	4980	232

Berdasarkan perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN), model menunjukkan kemampuan prediksi yang sangat baik pada seluruh jenis layanan pengiriman. Selisih antara data aktual dan prediksi relatif kecil, yaitu 7 pengiriman pada BIGPACK, 6 pengiriman pada BOSSPACK, serta masing-masing 2 pengiriman pada JAGOPACK dan REGPACK.

Temuan Penting Penelitian

Dari total 10.648 data pengiriman, model memprediksi 10.116 pengiriman tepat waktu dan 532 pengiriman terlambat, sedangkan data aktual menunjukkan 10.099 pengiriman tepat waktu dan 549 pengiriman terlambat. Perbedaan yang hanya mencapai 17 pengiriman atau sekitar 0,16% dari total data menunjukkan bahwa model K-NN dengan $K = 5$ mampu mempelajari pola keterlambatan pengiriman dengan baik sehingga hasil prediksi yang diperoleh sangat mendekati kondisi aktual. Hal tersebut didukung dengan hasil nilai error rate sebesar 0,042 atau 4,2% dan akurasi sebesar 95,78%.

Manfaat Penelitian

1. Memberikan tingkat akurasi dan error yang dihasilkan algoritma K-NN untuk memprediksi keterlambatan pengiriman barang di masa mendatang.
2. Memberikan cara menentukan nilai K dalam algoritma K-NN agar menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi untuk memprediksi keterlambatan pengiriman barang di masa mendatang.

Referensi

- [1] M. F. Ardiansyah dan I. A. S. Wulandari, “Penentuan Dalam Pemilihan Ekspedisi Menggunakan Metode Analytic Processes Network dan Dynamic Programming,” *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 6, no. 2, hlm. 347–356, 2024.
- [2] A. H. Arayadiba, E. K. Nurnawati, N. Rahmawati, dan I. Setiawan, “Prediksi Tingkat Risiko Keterlambatan Pengiriman Barang Menggunakan Algoritma Decision Tree,” *J. Scr.*, vol. 13, no. 01, hlm. 51–57, 2025.
- [3] L. E. Rendhiva, M. D. N. A. Saleh, R. K. D. Pramukti, dan D. Hartanti, “Implementasi Regresi Linier Untuk Waktu Pengiriman Barang,” *Pros. Semin. Nas. Teknol. Inf. Dan Bisnis SENATIB*, vol. 1, no. 1, hlm. 600–605, 2023.
- [4] S. Anggraini dan E. Aryanny, “Optimizing Spare Part Delivery Routes Using Ant Colony Optimization,” *Acad. Open*, vol. 10, no. 2, hlm. 6–19, Agu 2025, doi: 10.21070/acopen.10.2025.11477.
- [5] N. A. Hardiansyah, Z. D. Zahrani, dan E. Rilvani, “Prediksi Tingkat Keterlambatan Pengumpulan Tugas Mahasiswa Berdasarkan Aktivitas Perkuliahan Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN),” *J. Rekayasa Teknol. Nusa Putra*, vol. 11, no. 2, hlm. 103–110, 2025.
- [6] D. T. Huandito, Sri Lestanti, dan Filda Febrinita, “Implementation of K-Nearest Neighbors for Prediction of Motorcycle Service Waiting Times in Develop Tech,” *J. Artif. Intell. Eng. Appl. JAIEA*, vol. 4, no. 1, hlm. 312–317, Okt 2024, doi: 10.59934/jaiea.v4i1.627.
- [7] M. R. Akhmad dan T. A. Y. Siswa, “Implementasi K-Nearest Neighbor Dalam Memprediksi Keterlambatan Pembayaran Biaya Kuliah Di Perguruan Tinggi,” *Progresif J. Ilm. Komput.*, vol. 18, no. 2, hlm. 185–192, Jul 2022, doi: 10.35889/progresif.v18i2.921.
- [8] R. H. Hidayatullah, R. Sanjaya, M. J. Alazami, dan R. Samsinar, “Perbandingan Algoritma K-Nearest Neighbor dan Random Forest dalam Prediksi Kelulusan Mahasiswa Universitas Muhammadiyah Jakarta,” *HUBISINTEK 2025*, vol. 1, no. 1, hlm. 329–335, 2025.
- [9] N. Hidayat dan T. Wahyudi, “Prediksi Jasa Pengiriman Barang Top Trend Logistik Menggunakan Algoritma Regresi Linear pada PT. XNH: Prediction of Top Trend Logistics Goods Delivery Services Using Linear Regression Algorithm at PT. XNH,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 4, hlm. 1448–1455, Sep 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i4.1536.
- [10] M. Surur, N. A. Santoso, dan B. A. Santoso, “Klasifikasi Keterlambatan Pembayaran SPP Santri Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor di Pesantren Al Fajar Tegal,” *RIGGS J. Artif. Intell. Digit. Bus.*, vol. 4, no. 3, hlm. 873–883, Agu 2025, doi: 10.31004/riggs.v4i3.2117.

Referensi

- [11] P. P. Alloreng, A. Erna, M. Bagussahrir, dan S. Alam, “Analisis Performa Normalisasi Data untuk Klasifikasi K-Nearest Neighbor pada Dataset Penyakit,” *JISKA J. Inform. Sunan Kalijaga*, vol. 9, no. 3, hlm. 178–191, Sep 2024, doi: 10.14421/jiska.2024.9.3.178-191.
- [12] M. Sholeh, D. Andayati, dan Rr. Y. Rachmawati, “Data Mining Model Klasifikasi Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor dengan Normalisasi untuk Prediksi Penyakit Diabetes,” *TelKa J. Teknol. Inf. Dan Komun.*, vol. 12, no. 02, hlm. 77–87, Okt 2022, doi: 10.36342/teika.v12i02.2911.
- [13] A. J. Sidauruk, J. S. Sirait, dan S. Sipayung, “Penerapan Normalisasi Data pada Angkatan Kerja Indonesia Bulan Februari 2025 Berdasarkan Kelompok Umur,” *JDMIS J. Data Min. Inf. Syst.*, vol. 4, no. 1, hlm. 33–39, 2025.
- [14] M. Guntara dan F. D. Astuti, “Komparasi Kinerja Label-Encoding dengan One-Hot-Encoding pada Algoritma K-Nearest Neighbor menggunakan Himpunan Data Campuran,” *JIKO J. Inform. Dan Komput.*, vol. 9, no. 2, hlm. 352–360, Jun 2025, doi: 10.26798/jiko.v9i2.1605.
- [15] A. J. Winata, “Prediksi Keterlambatan Sebuah Maskapai Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor,” *J. Ilmu Komput. Dan Sist. Inf.*, vol. 13, no. 1, hlm. 1–6, 2025.
- [16] I. G. A. M. S. Yasa, E. M. Dharma, dan N. W. Utami, “Penerapan Klasifikasi Voting KNN dan Naive Bayes untuk Klasifikasi Diabetes Melitus Tipe II,” *J. INOVTEK POLBENG*, vol. 10, no. 3, hlm. 1867–1876, 2024.
- [17] W. Wijiyanto, A. I. Pradana, S. Sopingi, dan V. Atina, “Teknik K-Fold Cross Validation untuk Mengevaluasi Kinerja Mahasiswa,” *J. Algoritma*, vol. 21, no. 1, hlm. 239–248, Mei 2024, doi: 10.33364/algoritma/v.21-1.1618.
- [18] M. A. Rachman dan T. Sukmono, “Machine Learning Predicts Truck Breakdowns in Indonesia with 83% Accuracy,” *Indones. J. Innov. Stud.*, vol. 25, no. 3, hlm. 1–17, Jun 2024, doi: 10.21070/ijins.v25i3.1156.
- [19] A. D. L. Nenohaifeto dan Y. Rada, “Klasifikasi Masa Studi Mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor,” *JTIF J. Inov. WIRA WACANA*, vol. 04, no. 02, hlm. 20–29, 2025.
- [20] A. K. Wardhani, R. I. Sudra, E. Nugraha, dan A. N. Putri, “Optimasi Nilai K pada Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Kesehatan Janin,” *J. Comput. Sci. Technol.*, vol. 5, no. 1, hlm. 44–51, 2025.

