

Prediksi Stok Produk Sari Roti untuk Penjualan Online Melalui Whatsapp Menggunakan Metode Lightgbm dan LSTM

Adithya Marhaendra Kusuma¹, Reddy Alexandro Harianto², Edwin Pramana³

^{1,2}Program Studi Pascasarjana Teknologi Informasi, Institut Sains Dan Teknologi Terpadu Surabaya

Jl. Ngagel Jaya Tengah No.73-77, Baratajaya, Kec. Gubeng, Surabaya, Jawa Timur 60284

E-mail: ¹adit.marhaendra@gmail.com, ²reddy@stts.edu, ³epramana@stts.edu

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui akurasi dari metode forecasting berdasarkan model Long short term memory network (LSTM) dan LightGBM dalam memprediksi jumlah stok yang harus disediakan di depo sari roti untuk mencukupi permintaan customer online melalui Chatbot sari roti. Data penjualan yang diteliti dalam penelitian ini adalah perusahaan PT Nippon Indosari Corpindo selama periode Juni 2021 – Oktober 2022. Penelitian ini dilakukan menggunakan data penjualan berupa lokasi penjualan, total harga diskon, harga per item, dan jumlah item terjual sebagai parameternya dan 4 jenis roti yang dijadikan sampel. Dalam penelitian ini di hitung masing-masing mean absolute percentage error (MAPE) dari forecasting LSTM dan LightGBM. Parameter yang mempengaruhi hasil prakira metode LSTM dalam penelitian ini yaitu epoch untuk model LSTM, Lags pada Mode LightGBM, dan Perbandingan rasio pada model ensemble LSTM dan LightGBM. Akurasi terbaik diperoleh dengan menggunakan model ensemble pada jenis roti tawar kupas dengan evaluasi MAPE terbaik diperoleh yaitu 9,58%.

Kata Kunci: LSTM, Sari Roti, Mape, Ensemble.

ABSTRACT

This study aims to determine the accuracy of forecasting methods based on the Long short term memory network (LSTM) and LightGBM models in predicting the amount of stock that must be provided at the sari roti depot to meet online customer demand through Chatbot sari roti. The sales data examined in this study is the company PT Nippon Indosari Corpindo during the period June 2021 - October 2022. This research was conducted using sales data in the form of sales locations, total discount prices, prices per item, and the number of items sold as parameters and 4 types of bread that were sampled. In this study, the mean absolute percentage error (MAPE) of LSTM and LightGBM forecasting is calculated respectively. The parameters that affect the forecasting results of the LSTM method in this study are epochs for the LSTM model, Lags in LightGBM Mode, and Ratio comparison in the LSTM and LightGBM ensemble models. The best accuracy is obtained by using the ensemble model on the type of peeled bread with the best MAPE evaluation obtained which is 9.58%.

Keywords : LSTM, Sari Roti, Mape, Ensemble.

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan bisnis roti di Indonesia terus mengalami pertumbuhan, baik usaha kecil, menengah, maupun besar. PT. Nippon Indosari Tbk merupakan salah satu perusahaan yang bergerak di industri pangan dengan produk andalannya yaitu roti dengan merk "SARI ROTI". Perusahaan ini merupakan perusahaan yang memproduksi roti secara bersih dan sehat, selain itu perusahaan ini mampu menjaga kualitas dari produk yang mereka jual. Pada kondisi persaingan industri roti yang semakin ketat, PT Nippon Indosari Corpindo Tbk harus mampu menjaga kelangsungan hidup perusahaan, serta daya saing produk. Salah satu upaya yang dilakukan perusahaan yaitu meluncurkan layanan pesan antar produk Sari Roti melalui Chatbot whatsapp yaitu

perangkat lunak otomatis yang didukung oleh aturan dan kecerdasan buatan serta dijalankan oleh platform WhatsApp.(6, n.d.)

Whatsapp sebagai salah satu media sosial yang saat ini banyak digunakan untuk bersosialisasi maupun sebagai media penyampaian pesan baik oleh individu maupun kelompok. Teknologi chatbot merupakan salah satu bentuk aplikasi Natural Language Processing, NLP itu sendiri merupakan salah satu bidang ilmu Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence) yang mempelajari komunikasi antara manusia dengan komputer melalui bahasa alami. Penggunaan Chatbot ini hanya dengan memberikan kata kunci text yang sudah disediakan oleh sistem tersebut, lalu sistem akan memproses kata kunci dengan jawaban yang sesuai dengan pertanyaan tersebut. Ruang lingkup untuk ditanyakan oleh sistem

tersebut pun juga sudah dibatasi sehingga tidak keluar dari batas lingkup yang sudah ditentukan. (Rosyadi et al., 2020)

Layanan pesan antar atau penjualan online melalui whatsapp chatbot sering mengalami banyak kendala. Kendala yang sering terjadi adalah sulitnya untuk memprediksi permintaan konsumen terhadap produk yang dijual dan mengakibatkan jumlah produk tidak menentu dan mengakibatkan stok yang tidak terjual menjadi Bad Stock. Oleh karena itu perlu adanya suatu sistem yang dapat memprediksi stok untuk penjualan setiap harinya.

Penelitian ini diharapkan dapat menemukan model yang tepat digunakan untuk memprediksi jumlah stok untuk penjualan produk sari roti dengan menggunakan metode prediksi berdasarkan model gabungan LSTM dan LightGBM. LightGBM adalah framework peningkatan gradien berdasarkan pohon keputusan untuk meningkatkan efisiensi model dan mengurangi penggunaan memori. (Ke et al. 2017). Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan subkelas dari Deep Learning dan termasuk dari salah satu algoritme yang dikembangkan berdasarkan algoritme Recurrent Neural Network (RNN), dan dapat digunakan untuk mengekstrak informasi dari data. Deep Learning dapat melakukan klasifikasi berupa citra teks maupun citra. Selain itu, LSTM mampu mengingat kumpulan informasi yang telah disimpan dalam jangka waktu panjang. (Mugi & Adi, 2022)

Pada penelitian terdahulu gabungan antara LightGB dan LSTM terbukti memiliki kinerja yang lebih tinggi dalam prediksi penjualan daripada model LightGBM dan LSTM tunggal. (He & Yu, 2020) Pertama, data penjualan deret waktu asli distandarisasi. Setelah pra-pemrosesan data, jaringan saraf LightGBM dan LSTM digunakan untuk memodelkan data time-series penjualan online chatbot produk Sari Roti dalam 1 tahun terakhir mulai Juni 2021 sampai Oktober 2022.

1.2 Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang masalah diatas, maka tujuan dari penelitian ini adalah :

- Menerapkan metode gabungan antara metode LightGBM dan LSTM dalam memprediksi jumlah dari stok roti yang akan disediakan pada hari yang belum diketahui sebagai dasar tim sales dalam menentukan arah pemasaran lebih lanjut.

1.3 Manfaat Penelitian

Penulis mengharapkan penelitian ini dapat memberikan manfaat sebagai berikut

- Model yang dibuat diharapkan dapat membantu perusahaan dalam menyediakan persediaan stok sari roti setiap hari dengan jumlah yang tepat di agent sari roti selama periode penjualan yang sangat singkat yaitu pengiriman roti H+1 hari

setelah konsumen memesan roti melalui Chatbot Whatsapp.

- Model dengan akurasi yang baik, dapat membantu perusahaan dalam menekan biaya resiko stok roti menjadi kadaluarsa atau bad stock, serta dapat meningkatkan kualitas pelayanan kepada pelanggan dalam pemenuhan pesanan dan kebutuhan pasar.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Pada tahun 2021, (Xie, Ding, and Gong, 2021) melakukan penelitian untuk memprediksi penjualan Wal-Mart menggunakan kombinasi metode LSTM dan LightGBM. Dataset yang digunakan adalah sales event data dalam bentuk time series sejak tahun 1913 untuk memprediksi penjualan selama 28 hari ke depan. Hasil perhitungan RMSSE menunjukkan bahwa model berbasis LSTM dan LightGBM memiliki kemampuan prediksi yang lebih baik (0,812) dibandingkan dengan regresi linier (1,46) dan SVM (1,12). Pada tahun sebelumnya, (He & Yu, 2020) melakukan penelitian dengan menggunakan dataset penjualan harian sayuran di Supermarket Kunming Wenyuan Fresh, kelengkapan data yang komprehensif dan preferensi lokal untuk sayuran. Enam jenis sayuran dipilih dari kategori penjualan untuk pemilihan sampel percobaan. Mereka adalah kentang, tomat, mentimun, daun bawang, kol, wortel. Data cuaca diperoleh dengan perayap Python untuk mendapatkan cuaca historis harian di Distrik Chenggong Kota Kunming selama periode waktu ini. Rentang waktu dari 20 Desember 2017 hingga 25 Desember 2019. Gunakan 20 Desember 2017 hingga 20 Agustus 2019 sebagai sampel data pelatihan, 21 Agustus 2019 hingga 15 Desember 2019 sebagai sampel uji, 15 Desember 2019 hingga 25 Desember 2019 Untuk sampel verifikasi. Supermarket ini dikelilingi oleh universitas, sekolah menengah, instansi pemerintah, dan berbagai toko tetapi hanya menggunakan metode LightGBM. Hasil menunjukkan bahwa LightGBM-LSTM yang diusulkan dalam penelitian ini memiliki MAPE terkecil, dengan rata-rata 0,161. Dari model tunggal, model LightGBM sedikit lebih baik daripada model LSTM. Dilihat dari jenis sayurannya, tomat memiliki MAPE terkecil dan wortel memiliki MAPE tertinggi. Dalam hal indikator evaluasi komprehensif, nilai prediksi model gabungan lebih dekat dengan volume penjualan nyata, yang dapat memenuhi kebutuhan manajemen harian perusahaan. Pada tahun 2020, (Han, 2020) melakukan penelitian terhadap perusahaan farmasi untuk mendapatkan model peramalan penjualan terbaik dengan membandingkan model kinerja gabungan metode ARIMA-LSTM dengan model ARIMA dan LSTM individual. Data tersebut berasal dari dataset kompetisi Kaggle yang menyajikan data penjualan harian yang diperoleh dari sistem penjualan obat sejak 2 Januari 2014 hingga 8 Oktober 2019, mengelompokkan data time series menjadi 3 (tiga) bagian sesuai dengan sifat

penjualannya yaitu N02BA (menurun.), N02BE (musiman/tahunan) dan N05B (berfluktuasi). RMSE dan MAPE dipilih untuk mengevaluasi kinerja peramalan model selama 20 minggu ke depan, keduanya menunjukkan bahwa peramalan menggunakan model kombinasi secara substansial lebih baik daripada model tunggal, baik untuk data temporal dengan keacakan yang lebih besar maupun untuk data waktu yang lebih stabil.

2.1 Long Short-Term Memory

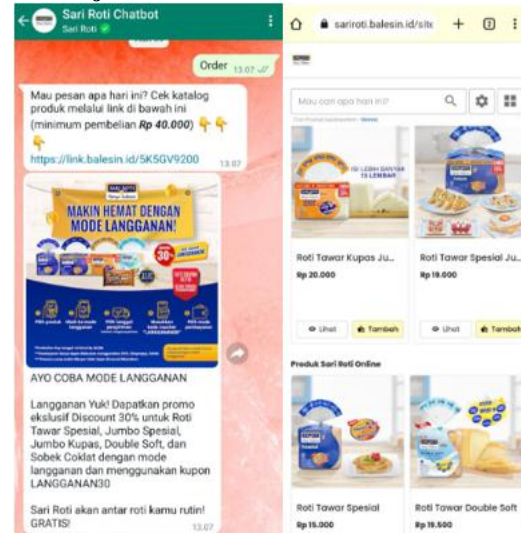
LSTM merupakan bagian dari metode RNN. Kelebihan metode LSTM dibandingkan dengan metode RNN yaitu, LSTM dapat mengingat data yang bersifat time series atau data dengan informasi long term dependency dan LSTM dapat menyimpan informasi terdahulu menggunakan sel yang terdapat pada LSTM. Terdapat 3 jenis gate pada LSTM yaitu forget gate, input gate, dan output gate. Forget gate merupakan gerbang yang memutuskan bagaimana menghapus informasi dari sel. Input gate merupakan gerbang yang menentukan nilai dari input yang akan diupdate dalam state memori. Output gate adalah gerbang yang memutuskan bagaimana menghasilkan output setelah memasuki memori sel.

2.2 LightGBM

LightGBM adalah algoritma Machine Learning yang dikembangkan oleh Microsoft, yang digunakan untuk masalah pembelajaran mesin berbasis klasifikasi dan regresi. LightGBM mengoptimalkan algoritma Gradient Boosting Decision Tree (GBDT) dengan menggunakan teknik pemotongan yang efisien dan pengelompokan fitur untuk meningkatkan performa dan mengurangi waktu pelatihan. Dengan mengimplementasikan dua teknik baru yaitu Gradient-based One Side Sampling (GOSS) dan Exclusive Feature Bundling (EFB) yang memenuhi batasan algoritma berbasis histogram yang terutama digunakan di semua kerangka kerja GBDT (Ke *et al*, 2017) Sebagai salah satu dari tiga implementasi GBDT yang populer, LightGBM tidak hanya memiliki keunggulan training speed yang lebih baik, tetapi juga memiliki akurasi prediksi yang tinggi dan lebih hemat memori (Wang, 2021).

LightGBM menggunakan teknik pembelahan yang dinamakan leaf-wise growth strategy (Deng, 2021). Teknik inilah yang akan membatasi kedalaman dari suatu model LightGBM, dan mencari leaf-node yang memiliki splitting gains terbesar, memecah node tersebut, lalu meneruskan proses untuk node yang baru. Level tambahan tidak lagi diperlukan untuk meningkatkan purity level atau tingkat kemurniaan dari model, sehingga mencegah model LightGBM tumbuh terlalu dalam. Sebagai hasilnya, sistem akan jauh lebih sedikit mengkonsumsi daya komputasi, dan juga menghindari overfitting (ge, 2020).

2.3 Objek Penelitian



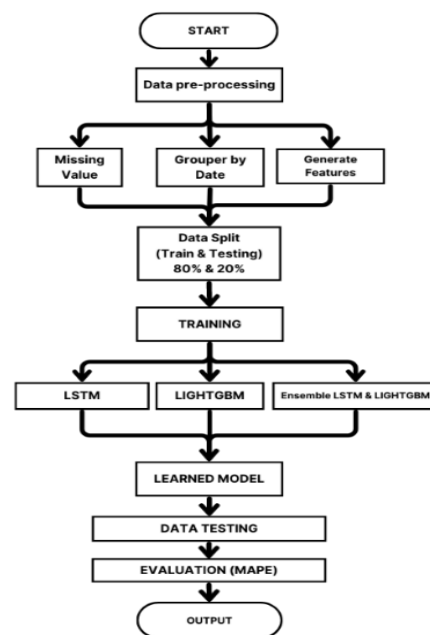
Gambar 1. Order Online Chatbot

Objek penelitian yang akan diteliti merupakan data penjualan produk sari roti online melalui whatsapp chatbot. Dataset penjualan produk sari roti yang dipilih sebagai data penelitian adalah data transaksi selama 1 tahun terakhir, mulai 01 Juni 2021-31 Oktober 2022. 5 agent yang diklasifikasikan menjadi titik pusat order untuk penjualan sari roti melalui chatbot whatsapp di wilayah Surabaya. Terdapat 4 Jenis item roti berdasarkan pengelompokan yang digunakan pada dataset.

3. PEMBAHASAN

3.1 Diagram Alur

Berikut ini merupakan diagram alur yang digunakan pada penelitian ini :



Gambar 2. Diagram Alur

Sebelum training dataset dilakukan, terlebih dahulu harus dilakukan proses *preprocessing* data,

agar model yang dihasilkan lebih baik dan akurat. Pada penelitian ini teknik *preprocessing* yang digunakan adalah Missing Values, yaitu berdasarkan tabel kolom data, ada beberapa kolom yang dapat dihilangkan yaitu status pembayaran dengan pilihan gagal pembayaran dan juga status pengiriman dengan pilihan cancel.

Gambar 3. Data awal penelitian

Hasil missing value terlihat pada gambar 3 dari 69274 data, maka didapatkan data sebanyak 61785 data yang terjual.

Kemudian pengelompokan data berdasarkan tanggal penjualan, serta *feature selection* untuk menentukan variabel apa saja yang paling penting untuk analisis diantaranya jumlah frekuensi lokasi, harga diskon dan harga awal.

date	f1	f2	f3	target
2021-06-01	1	0.0	18500.0	1
2021-06-02	11	31355.0	18500.0	21
2021-06-03	12	29551.0	18500.0	24
2021-06-04	17	62428.0	18500.0	36
2021-06-05	24	96493.0	18500.0	72
...
2022-10-29	1	0.0	19500.0	4
2022-10-30	1	0.0	20000.0	1
2022-10-31	0	0.0	0.0	0
2022-11-01	0	0.0	0.0	0
2022-11-02	1	6000.0	20000.0	2

520 rows x 4 columns

Gambar 4. Split data per jenis roti

Spilt Data dilakukan untuk setiap jenis roti, ada 4 jenis roti yang telah dilakukan split data diantaranya roti sandwich coklat, Roti jumbo tawar special, Roti jumbo tawar kupas dan Roti sobek coklat, sebagai sampel ditampilkan pada gambar 4 yaitu roti sobek tawar kupas.

Dataset yang telah dilakukan *preprocessing* akan dibagi dalam data split 80% untuk data training dan 20% untuk data testing.

Data training inilah yang digunakan untuk melatih model pada algoritma lstm, lightGBM serta ensemble lstm dan LightGBM agar menghasilkan

model dengan performa atau akurasi yang baik pada data training itu sendiri dan pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya (data test).

Epoch pada LSTM (Long Short-Term Memory) adalah istilah yang digunakan dalam pelatihan jaringan saraf untuk menggambarkan satu iterasi lengkap ketika seluruh set data pelatihan diberikan kepada jaringan. Pada setiap epoch, jaringan LSTM mengalami proses pembelajaran yang melibatkan tahap pembaruan bobot dan penyesuaian parameter internalnya.

Selama satu epoch, data pelatihan diproses dalam batch-batch kecil yang disebut mini-batch. Setiap mini-batch berisi sejumlah contoh data yang diberikan kepada jaringan secara bersamaan. Setelah jaringan menerima input dari satu mini-batch, ia menghasilkan prediksi yang kemudian dibandingkan dengan target yang sebenarnya.

Pemilihan jumlah epoch yang tepat sangat penting dalam pelatihan LSTM. Terlalu sedikit epoch dapat menghasilkan model yang belum terlatih, sementara terlalu banyak epoch dapat menyebabkan overfitting, di mana model terlalu mempelajari data pelatihan dan tidak mampu menggeneralisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

```

model.fit(X_train, y_train, epochs=500, batch_size=32, validation_data=(X_test, y_test), verbose=2)

Epoch 1/500
13/13 - 3s - loss: 0.8672 - val_loss: 0.1821 - 3s/epoch - 245ms/step
Epoch 2/500
13/13 - 0s - loss: 0.8511 - val_loss: 0.0951 - 5ms/epoch - 4ms/step
Epoch 3/500
13/13 - 0s - loss: 0.8468 - val_loss: 0.0842 - 64ms/epoch - 5ms/step
Epoch 4/500
13/13 - 0s - loss: 0.8411 - val_loss: 0.0748 - 66ms/epoch - 5ms/step
Epoch 5/500
13/13 - 0s - loss: 0.8359 - val_loss: 0.0632 - 56ms/epoch - 4ms/step
Epoch 6/500
13/13 - 0s - loss: 0.8303 - val_loss: 0.0518 - 47ms/epoch - 4ms/step
Epoch 7/500
13/13 - 0s - loss: 0.8251 - val_loss: 0.0396 - 62ms/epoch - 5ms/step
Epoch 8/500
13/13 - 0s - loss: 0.8197 - val_loss: 0.0295 - 46ms/epoch - 4ms/step
Epoch 9/500
13/13 - 0s - loss: 0.8153 - val_loss: 0.0237 - 71ms/epoch - 5ms/step
Epoch 10/500
13/13 - 0s - loss: 0.8132 - val_loss: 0.0215 - 73ms/epoch - 6ms/step
Epoch 11/500
13/13 - 0s - loss: 0.8129 - val_loss: 0.0194 - 46ms/epoch - 4ms/step
Epoch 12/500

```

Gambar 5. Penggunaan Epoch 500 pada model LSTM

Fitur Lag pada LightGBM mengacu pada penggunaan 30 observasi sebelumnya sebagai fitur input dalam model. LightGBM adalah algoritma pembelajaran mesin yang efisien dan kuat yang digunakan dalam masalah regresi dan klasifikasi. Dalam konteks lag 30, ini berarti model menggunakan data sebelumnya selama 30 periode terakhir untuk membuat prediksi pada periode berikutnya.

Dengan menggabungkan ensemble LSTM dan LightGBM, kita dapat memanfaatkan kekuatan kedua pendekatan ini. Ensemble LSTM mampu menangani dependensi jangka panjang dalam data sekuensial, sementara LightGBM dapat memanfaatkan fitur-fitur yang relevan dalam dataset. Dengan menggunakan ensemble dari kedua model ini, kita dapat meningkatkan kinerja prediksi secara signifikan dan menghasilkan hasil yang lebih akurat dan andal dalam berbagai tugas machine learning, seperti prediksi

waktu serangkaian atau klasifikasi data kompleks.

Evaluasi akurasi model dihitung menggunakan rumus Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dihitung dengan menggunakan kesalahan absolut pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi yang nyata untuk periode itu. Kemudian, merata-rata kesalahan persentase absolut tersebut.

$$MAPE = \left(\frac{100\%}{n}\right) \sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t - x'_t}{x_t} \right| \quad (1)$$

Keterangan :





y_t = Nilai hasil prediksi

y'_t = Nilai actual

t = Urutan data

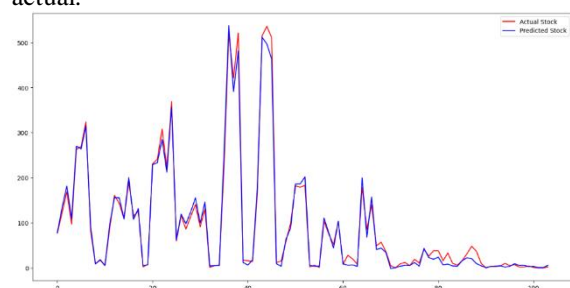
n = Jumlah data

Tabel 1. Hasil Uji Coba Evaluasi MAPE

Jenis Roti				
	lb1 = SCK2	lb2 = RJTS2	lb3 = RJKU II	lb4 = TOC II 5S
Evaluasi MAPE (Model LSTM) Epoch 500	10,9169	13,276	10,06	14,334
Evaluasi MAPE (Model LightGBM) Lags 30	24,9979	26,4244	36,7338	29,3326
Evaluasi MAPE Ensemble LSTM dan LightGBM Ratio 50 : 50	15,5612	18,07	18,8334	36,3056
Evaluasi MAPE Ensemble LSTM dan LightGBM Ratio 80 : 20	11,531	14,125	9,5841	20,2491

3.2 Output

Output dari proses pelatihan data sehingga menjadi learned model berupa prediksi data terhadap data testing yang telah dikonversi kedalam sebuah file csv (Comma Separated Values). hasil output ini menampilkan data tanggal, data prediksi dan data actual.



Gambar 5. Visualisasi hasil output berdasarkan kurva

4. KESIMPULAN

Berdasarkan uji coba yang telah dilakukan, menghasilkan kesimpulan bahwa metode ensemble LightGBM dan LSTM dapat menghasilkan model yang baik untuk memprediksi stok roti khususnya untuk roti tawar jumbo kupas, hal ini ditunjukkan dengan nilai evaluasi MAPE yang baik. Hasil perhitungan evaluasi MAPE dengan menggunakan ratio model LSTM sebesar 80% dan model LightGBM 20% cenderung baik terutama untuk Roti

jenis lb3 atau roti tawar jumbo kupas dengan nilai akurasi MAPE 9,58%. artinya model cenderung lebih baik dalam memprediksi nilai sebenarnya (*actual value*) Ketika perbandingan model LSTM lebih besar daripada Model LightGBM.

PUSTAKA

- LIPUTAN. n.d. "BALESIN.ID Kembangkan Fitur Chat Commerce Untuk WhatsApp." LIPUTAN 6 1–8. Retrieved (<https://www.liputan6.com/teknologi/read/4382426/balesinid-kembangkan-fitur-chat-commerce-untuk-whatsapp>).
- Ge, J. Gu, S. Chang, and J. Cai, "Credit Card Fraud Detection Using Lightgbm Model," in *2020 International Conference on E-Commerce and Internet Technology (ECIT)*, Zhangjiajie, China, Apr. 2020, pp. 232–236. doi: 10.1109/ECIT50008.2020.00060.
- Erfan Febriantoro. 2022. "PEMODELAN PREDIKSI KUANTITAS PENJUALAN MAINAN MENGGUNAKAN LightGBM." ISTTS.
- Ye, J. Wang, Z. Li, Z. Jihan, and C. Yang, "Jane Street Stock prediction model based on LightGBM," in *2021 6th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP)*, Xi'an, China, Apr. 2021, pp. 385–388. doi: 10.1109/ICSP51882.2021.9408851
- Ke *et al.*, "LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree," Dec. 2017. [Online]. Available: <https://www.microsoft.com/en-us/research/publication/lightgbm-a-highly-efficient-gradient-boosting-decision-tree/>
- Guo, Yuankai, Yangyang Li, and Yuan Xu. 2021. "Study on the Application of LSTM-LightGBM Model in Stock Rise and Fall Prediction." *MATEC Web of Conferences* 336:05011. doi: 10.1051/mateconf/202133605011.
- He, Zhang, and Sun Yu. 2020. "Application of LightGBM and LSTM Combined Model in Vegetable Sales Forecast." in *Journal of Physics: Conference Series*. Vol. 1693. IOP Publishing Ltd.
- H. Xie, C. Li, N. Ding, and C. Gong, "Walmart Sale Forecasting Model Based On LSTM And LightGBM," in *2021 2nd International Conference on Education, Knowledge and Information Management (ICEKIM)*, Xiamen, China, Jan. 2021, pp. 366–369. doi: 10.1109/ICEKIM52309.2021.00087.
- Han, "A forecasting method of pharmaceutical sales based on ARIMA-LSTM model," in *2020 5th International Conference on Information Science, Computer Technology and Transportation (ISCTT)*, Shenyang, China, Nov. 2020, pp. 336–339. doi: 10.1109/ISCTT51595.2020.00064.
- Ke, Guolin, Qi Meng, Thomas Finley, Taifeng Wang, Wei Chen, Weidong Ma, Qiwei Ye, and Tie Yan Liu. 2017. "LightGBM: A Highly Efficient

- Gradient Boosting Decision Tree.” *Advances in Neural Information Processing Systems 2017-December(Nips)*:3147–55.
- Mugi, Rizki, and Setya Adi. 2022. “Prediksi Harga Komoditas Pangan Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM).” *4(2)*:1137–45. doi: 10.47065/bits.v4i2.2229.
- Pada, Smoothing, Penentuan Persediaan, Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Palangka Raya, Jalan Hendrik, Timang Kampus, U. P. R. Tunjung, and Palangka Raya. n.d. “MOVING AVERAGE DAN METODE SINGLE EXPONENTIAL.” *1770*:137–45.
- Rosyadi, Hudan Eka, Fikri Amrullah, Ronald David Marcus, and Rizal Rahman Affandi. 2020. “Rancang Bangun Chatbot Informasi Lowongan Pekerjaan Berbasis Whatsapp Dengan Metode NLP (Natural Language Processing).” *BRILIANT: Jurnal Riset Dan Konseptual 5(1)*:619–26.
- T. Deng, Y. Zhao, S. Wang, and H. Yu, “Sales Forecasting Based on LightGBM,” in *2021 IEEE International Conference on Consumer Electronics and Computer Engineering (ICCECE)*, Guangzhou, China, Jan. 2021, pp. 383–386. doi: 10.1109/ICCECE51280.2021.9342445.
- Weng, Tingyu, Wenyang Liu, and Jun Xiao. 2020. “Supply Chain Sales Forecasting Based on LightGBM and LSTM Combination Model.” *Industrial Management and Data Systems 120(2)*:265–79. doi: 10.1108/IMDS-03-2019-0170.