

# COMPARISON OF SALES FORECASTING RESULTS OFFLINE AND ONLINE SAMSUNG HP PRODUCTS USING LONG SHORT-TERM MEMORY METHOD

Rifki Fahrial Zainal<sup>1</sup>

Universitas Bhayangkara Surabaya<sup>1</sup>  
rifki@ubhara.ac.id<sup>1</sup>

**Abstrak**— Smartphone merupakan salah satu usaha bisnis di bidang telepon seluler yang saat ini banyak digunakan sebagai alat komunikasi setiap manusia. Salah satu merek smartphone yang digunakan mayoritas masyarakat Indonesia adalah merek Samsung. Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi ketidakseimbangan penumpukan stok (*overstocking*) atau kekurangan stok (*understocking*) pada merek Samsung pada toko smartphone Samsung baik secara offline ataupun online. Penelitian ini menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM) untuk membuat perbandingan peramalan penjualan smarphone Samsung secara offline ataupun online. Penelitian ini menghasilkan sebuah sistem berbasis web dimana penelitian ini dapat memaksimalkan penjual agar penjualan menjadi lebih optimal. Sistem juga dilengkapi dengan grafik perbandingan penjualan antara toko online dan offline yang dapat membantu penjualan lebih efektif.

**Keywords** — Long Short-Term Memory, Recurrent Neural Network, MAPE, Forecasting

## I. PENDAHULUAN

Di antara semua masyarakat, masyarakat Indonesia paling banyak menggunakan ponsel pintar. Meskipun terdapat banyak merek smartphone berbeda yang tersedia di Indonesia, smartphone Samsung digunakan oleh sebagian besar pengguna. Karena seringnya smartphone merilis produk terbarunya, hal inilah yang menyebabkan terciptanya banyak orang yang sering berpindah ke ponsel [1], [2].

Sebagai salah satu pilihan bagi Anda yang mendambakan smartphone Samsung terbaru namun harga barunya masih terbilang mahal, banyak orang yang mulai meluncurkan bisnis penjualan smartphone bekas. Masyarakat bisa membeli smartphone kedua ini dengan harga yang jauh lebih murah karena ada pula yang menjual smartphone Samsung ini dengan kondisi bekas [3], [4].

Oleh karena itu, kita bisa menggunakan teknik perbandingan penjualan untuk memudahkan

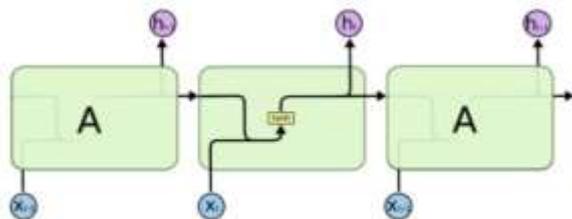
penjualan penjual agar tidak terjadi kelebihan Hp Samsung bekas di pasaran. Dengan membandingkan penjualan dari saluran offline dan online, penjual dapat memaksimalkan penjualannya melalui penggunaan teknik perbandingan penjualan [5], [6].

Penelitian ini mengangkat topik penerapan pendekatan Long Short-Term Memory untuk meramalkan pasar penjualan smartphone bekas. Pendekatan ini diharapkan dapat menghasilkan temuan peramalan yang lebih akurat dan andal sehingga cocok untuk digunakan [7]–[9]. Karena penjual saat ini sudah mempunyai referensi stok barang, maka perkiraan ini akan membantunya dalam menjalankan proses produksi dengan baik dan mencapai penjualan produk yang maksimal.

II. METODE PENELITIAN

A. LONG SHORT TERM MEMORY

Salah satu jenis teknik Recurrent Neural Network (RNN) adalah Long Short Term Memory (LSTM). Ketergantungan jangka panjang pada RNN adalah masalah yang coba dipecahkan oleh LSTM [10], [11]. Lapisan tanh, seperti terlihat pada Gambar 1, adalah satu-satunya lapisan tunggal sederhana yang digunakan dalam model RNN berulang. Tujuan dari lapisan tanh adalah untuk mengubah input menjadi angka antara -1 dan 1. Input sebelumnya dilambangkan dengan  $x_{t-1}$ , dan output sebelumnya, dilambangkan dengan  $h_{t-1}$ , akan dimasukkan sebagai input di samping masukan saat ini. Outputnya adalah  $H_{t+1}$ , dan inputnya adalah  $X_{t+1}$ , mengikuti urutan t.



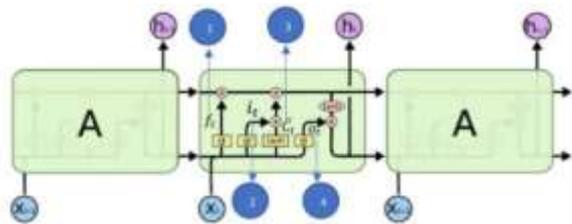
Gambar 1. Pengulangan model dengan satu lapisan di RNN

$$\tanh(x) = 2\sigma(2x) - 1 \quad (1)$$

Dimana,

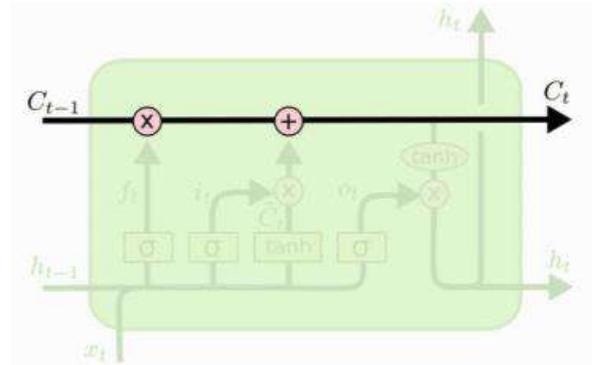
$\sigma =$  Fungsi Sigmoid  
 $x =$  Data masukan

Seperti terlihat pada Gambar 2, LSTM memiliki empat lapisan dalam loop model: gerbang pelepasan (1), gerbang masukan (2), kandidat status sel baru (3), dan gerbang keluaran (4).



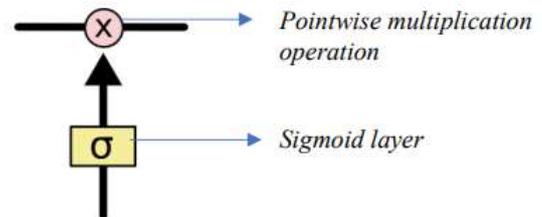
Gambar 2. Model perulangan dengan empat lapisan pada LSTM

Keadaan sel sangat penting untuk LSTM. Seperti terlihat pada Gambar 3, status sel adalah garis horizontal yang menghubungkan setiap lapisan keluaran LSTM.



Gambar 3. Status Sel di LSTM

Informasi dapat ditambahkan atau dihapus dari status sel menggunakan LSTM. Kami menyebut kemampuan ini sebagai "gerbang". Gerbang tersebut akan berfungsi sebagai pengambil keputusan apakah akan meneruskan atau menolak informasi tersebut. Seperti terlihat pada Gambar 4, gerbang terdiri dari operasi perkalian titik dan lapisan sigmoid.



Gambar 4. Lapisan Sigmoid pada LSTM

$$\sigma(x) = 1/(1 + e^{-x}) \quad (2)$$

Dimana,

$x =$  Data masukan

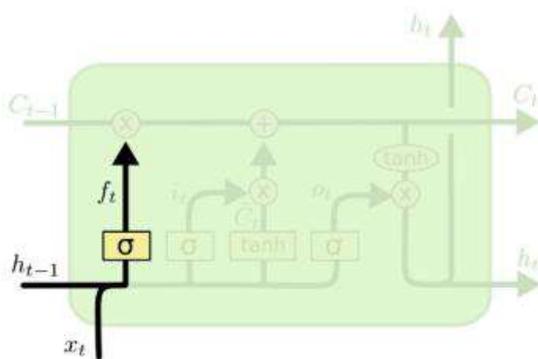
$e =$  Nilai matematika konstan  
 (2,71828 18284 59045 23536 02874 71352 )

Output lapisan sigmoid, yang berkisar antara 1 hingga 0, menentukan apakah data akan diteruskan atau diabaikan. Bila nilainya 1 berarti semua informasi akan diteruskan; ketika nol, tidak ada informasi yang akan diteruskan.

Tiga jenis gerbang berbeda tersedia di LSTM: gerbang pelupaan, gerbang masukan, dan gerbang keluaran. Gerbang yang bertanggung jawab untuk memilih data mana yang akan dihapus dari sel dikenal sebagai gerbang pelupaan. Gerbang yang menentukan nilai masukan mana yang harus diperbarui dalam memori keadaan dikenal sebagai gerbang masukan. Gerbang keluaran menentukan keluaran mana, berdasarkan masukan dan memori di dalam sel, yang akan dihasilkan.

Pedoman langkah-langkah teknik LSTM adalah sebagai berikut [12]–[14]:

LSTM pertama-tama harus menentukan data mana yang akan dihilangkan dari status sel. "Lapisan gerbang pelupaan" adalah lapisan sigmoid yang membuat keputusan ini. Seperti yang terlihat pada Gambar 5, lapisan gerbang pelupaan mengambil  $h_{t-1}$  dan  $x_t$  sebagai input dan output angka 0 hingga 1 dalam keadaan sel  $C_{t-1}$ .



Gambar 5. Langkah Pertama Metode LSTM "Lapisan Gerbang Pelupaan"

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (3)$$

Dimana,

$f_t$  = gerbang pelupaan  
 $\sigma$  = fungsi sigmoid

$W_f$  = Nilai bobot untuk gerbang pelupaan

$h_{t-1}$  = Nilai keluaran sebelum  $t - 1$

$x_t$  = Nilai masukan ke  $t$

$b_f$  = Nilai bias pada gerbang pelupaan

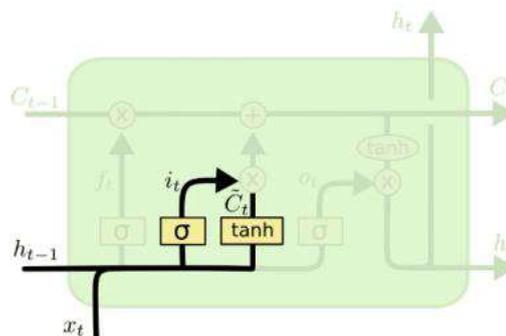
Nilai bobot dapat diperoleh dari persamaan 4.

$$W = \left(-\frac{1}{\sqrt{d}}, \frac{1}{\sqrt{d}}\right) \quad (4)$$

Dimana,

$W$  = nilai bobot  
 $d$  = jumlah data

Memilih data yang akan disimpan dalam keadaan sel adalah langkah kedua. Langkah ini terdiri dari dua bagian. Lapisan gerbang masukan, lapisan sigmoid di bagian pertama, menentukan nilai mana yang akan diperbarui. Lapisan tanh kemudian menghasilkan satu kandidat yang dapat ditambahkan ke status sel dan memiliki nilai baru,  $\bar{C}_t$ . Keluaran lapisan dasar dan keluaran lapisan gerbang masukan akan digabungkan pada tahap berikut untuk memperbarui status sel. Gambar 6 mengilustrasikan tahap kedua.



Gambar 6. Langkah kedua Metode LSTM "Lapisan masukan & Lapisan dasar"

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (5)$$

Dimana,

$i_t$  = gerbang masukan

$\sigma$  = fungsi sigmoid

$W_i$  = Nilai bobot untuk gerbang masukan

$h_{t-1}$  = Nilai keluaran sebelum  $t - 1$

$x_t$  = Nilai masukan ke  $t$

$b_i$  = Nilai bias pada gerbang masukan

Persamaan calon baru dijelaskan sebagai berikut:

$$\bar{C}_t = \tanh(W_C[h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (6)$$

Dimana

$\bar{C}_t$  = Nilai baru yang masuk ke status sel  
 $\tanh$  = fungsi tanh

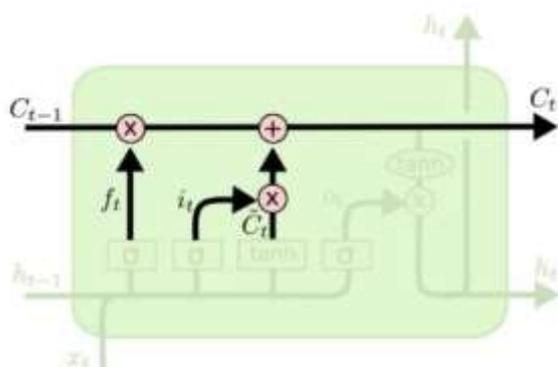
$W_C$  = Nilai bobot untuk status sel

$h_{t-1}$  = Nilai keluaran sebelum  $t - 1$

$x_t$  = Nilai masukan ke  $t$

$b_C$  = Nilai bias pada status sel

Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7, langkah ketiga melibatkan pembaruan status sel sebelumnya,  $C_{t-1}$ , menjadi status sel baru,  $C_t$ . Untuk menghapus data yang sebelumnya didefinisikan pada langkah lapisan gerbang pelupaan, kalikan status lama dengan  $f_t$ . Nilai baru,  $\bar{C}_t$ , kemudian ditambahkan untuk memperbarui status. Pada Gambar 7, langkah ketiga digambarkan.



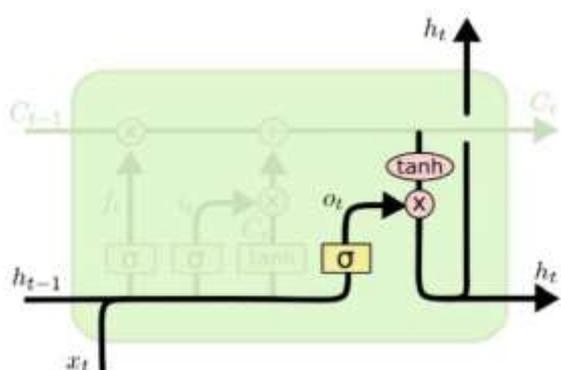
Gambar 7. Langkah Ketiga Metode LSTM “Menciptakan Keadaan Sel Baru”

$$C_t = f_t(C_{t-1} + i_t * \bar{C}_t) \quad (7)$$

Dimana,

- $C_t$  = Status sel
- $f_t$  = Gerbang pelupaan
- $C_{t-1}$  = Status sel sebelum  $t - 1$
- $i_t$  = Gerbang masukan ke  $t$
- $\bar{C}_t$  = Nilai baru untuk status sell

Gambar 8 menggambarkan langkah keempat dan terakhir dari metode LSTM, yaitu menentukan hasil keluaran. Status sel yang telah diproses awalnya harus sesuai dengan keluarannya. Lapisan sigmoid pertama-tama memilih bagian status sel yang akan dikeluarkan. Selanjutnya, keluaran status sel dimasukkan ke dalam lapisan tanh (untuk menggeser nilai ke nilai antara -1 dan 1) dan dikalikan dengan gerbang sigmoid, memastikan bahwa keluaran akhir sesuai dengan keputusan kita sebelumnya.



Gambar 8. Langkah Keempat Metode LSTM “Penentuan Output”

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (8)$$

Dimana,

- $O_t$  = gerbang keluaran
- $\sigma$  = fungsi sigmoid

- $W_o$  = Nilai bobot untuk gerbang keluaran
- $h_{t-1}$  = Nilai keluaran sebelum  $t - 1$
- $x_t$  = Nilai masukan ke  $t$
- $b_o$  = Nilai bias pada gerbang keluaran

Persamaan nilai keluaran orde ke- $t$  digambarkan sebagai berikut.

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (9)$$

Dimana,

- $h_t$  = Nilai keluaran pada orde ke  $t$
- $o_t$  = Gerbang keluaran
- $\tanh$  = Fungsi tanh
- $C_t$  = Status sel

### B. MEAN ABSOLUTE PERCENTAGE ERROR (MAPE)

Alat statistik yang disebut MAPE digunakan untuk menilai seberapa baik model statistik memprediksi atau memperkirakan data[15], [16].

$$MAPE = \left\{ \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} \frac{(\text{Nilai peramalan} - \text{Nilai fakta})}{\text{Nilai fakta}} \right\} \times 100\% \quad (10)$$

Dimana,

- $n$  = Jumlah data
- Nilai peramalan = Nilai hasil peramalan
- Nilai fakta = Nilai data sesungguhnya

### C. PENGEMBANGAN SISTEM

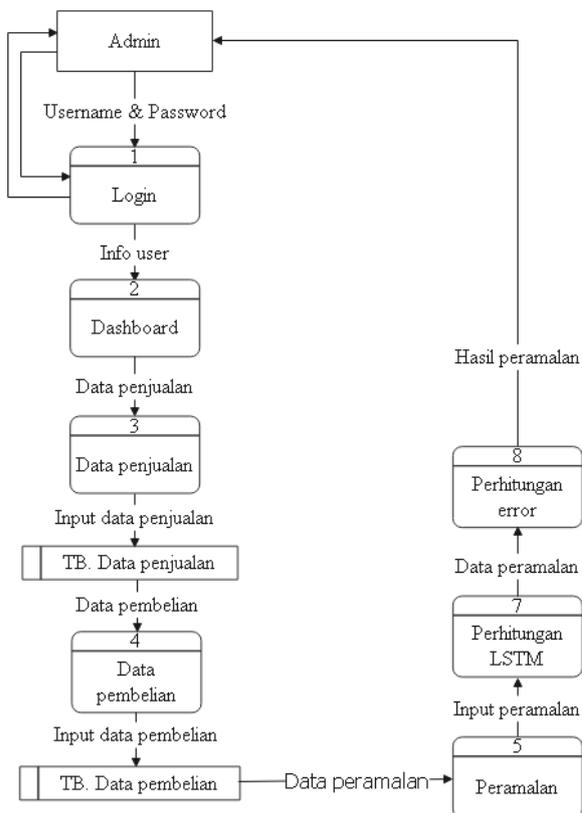
Saat Samsung merilis smartphone terbarunya, banyak orang berlomba-lomba untuk mendapatkannya terlebih dahulu. Oleh karena itu, banyak orang yang menjual smartphone terbarunya untuk menggunakan hasil penjualannya untuk membeli smartphone Samsung terbaru. Namun terkadang ada juga yang lebih memilih smartphone Samsung terbaru dengan kondisi bekas karena tentu saja harganya jauh lebih murah dibandingkan kondisi baru. Permasalahan ini adalah inspirasi pengembangan sistem untuk memaksimalkan penjualan dan pasokan penjualan smartphone bekas.

Penelitian ini menggunakan data yang diperoleh dari data penjualan selama lima tahun dari masing-masing lima toko penjual smartphone offline di Surabaya dan lima toko e-commerce online melalui survei.

Admin login ke sistem terlebih dahulu. Administrator dapat menangani input data

pembelian dan penjualan yang dimasukkan ke dalam database. Setelah pengumpulan data, sistem melakukan peramalan dengan meminta admin mengisi perkiraan dan kemudian memasukkan nilai sebenarnya. Kemudian, sistem menggunakan data nilai aktual untuk melakukan perhitungan LSTM, menghitung kesalahan dari perkiraan, dan menampilkan keluaran perkiraan. Hasil akhirnya kemudian dapat dilihat oleh Anda dalam bentuk grafik setelah sistem menampilkan hasilnya.

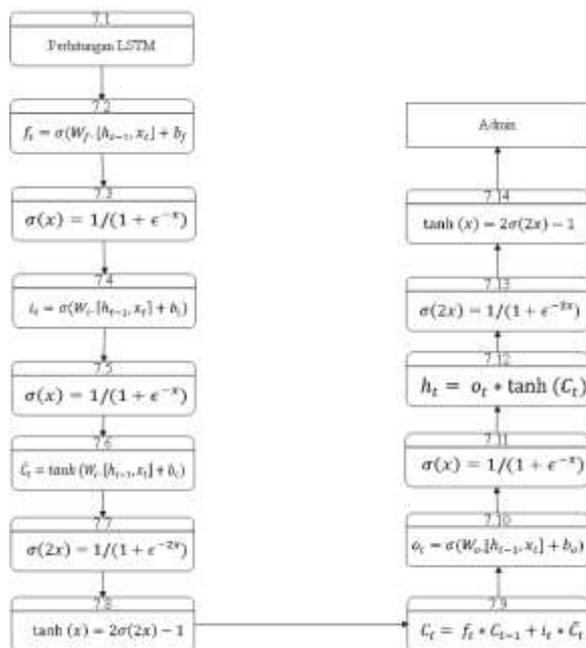
Hasil perhitungan peramalan penjualan LSTM ditampilkan pada tabel berikut. Garis besar prosedur perhitungan LSTM yang digunakan untuk memperoleh hasil keluaran disajikan di bawah ini. Gambar 9 menunjukkan ini sebagai Data Flow Diagram.



Gambar 9. Diagram aliran data

Setelah data dimasukkan ke dalam sistem, maka akan dihitung nilai bobot kemudian dilanjutkan ke tahap perhitungan berikutnya yaitu untuk mendapatkan nilai  $ft$ . Setelah nilai  $ft$  diperoleh, selanjutnya sistem akan melanjutkan ke tahap perhitungan selanjutnya yaitu memperoleh nilai  $\sigma(x)$ . Setelah nilai  $\sigma(x)$  diperoleh, sistem

akan melanjutkan ke tahap perhitungan selanjutnya yaitu memperoleh nilai  $it$ . Setelah nilai  $it$  diperoleh, sistem akan melanjutkan ke tahap perhitungan selanjutnya yaitu memperoleh nilai  $\sigma(x)$ .



Gambar 10. Alur proses perhitungan Long Short-Term Memory

Sistem akan melanjutkan perhitungan ke level berikutnya, yang akan menghasilkan nilai  $\bar{ct}$ . Selanjutnya akan dilanjutkan dengan perhitungan ke level selanjutnya yang akan menghasilkan nilai  $\sigma(2x)$ . Selanjutnya akan dilanjutkan perhitungan ke level selanjutnya yang akan menghasilkan nilai  $ct$  sesuai dengan nilai  $ct$  yang diperoleh. Sistem akan melanjutkan perhitungan ke level berikutnya, yang akan menghasilkan nilai  $ot$  sesuai dengan nilai  $ot$  yang diperoleh.

Setelah perolehan nilai  $\sigma(x)$ , sistem akan melanjutkan perhitungan ke langkah selanjutnya yaitu menentukan nilai  $ht$ . Setelah nilai  $ht$  diperoleh, sistem akan melanjutkan perhitungan ke langkah selanjutnya yaitu menentukan nilai  $\sigma(2x)$ . Sistem akan melanjutkan perhitungan ke langkah selanjutnya yaitu menentukan nilai  $\tanh(x)$ . Kemudian sistem akan menampilkan output proyeksi penjualan bulan berikutnya.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Selama periode data pengujian lima tahun, sistem ini diuji berulang kali. Tabel 1 menampilkan hasil perbandingan. Derajat keakuratan hasil perhitungan tersebut akan diketahui melalui perhitungan.

Tabel 1. Hasil pengujian

PSTORE SURABAYA ONLINE			
no	periode	penjualan	hi
1	Jan-17	110	0,762
2	Feb-17	112	0,762
3	Mar-17	113	0,762
4	Apr-17	113	0,762
5	Mei-17	110	0,762
6	Jun-17	112	0,762
7	Jul-17	112	0,762
8	Agm-17	113	0,762
9	Sep-17	112	0,762
10	Okh-17	110	0,762
11	Nov-17	113	0,762
12	Des-17	112	0,762
-	-	-	-
-	-	-	-
49	Jan-21	113	1,000
50	Feb-21	109	1,000
51	Mar-21	113	1,000
52	Apr-21	112	1,000
53	Mei-21	110	1,000
54	Jun-21	113	1,000
55	Jul-21	108	1,000
56	Agm-21	113	1,000
57	Sep-21	109	1,000
58	Okh-21	113	1,000
59	Nov-21	111	1,000
60	Des-21	113	1,000

Akan dilakukan perhitungan untuk mengubah hasil perhitungan dari tabel 1 menjadi bilangan nyata.

Pstore Surabaya Online:

$$0,762 = \frac{x - 103}{119 - 103}$$

$$0,762 = \frac{x - 103}{16}$$

$$0,762 * 16 = x - 103$$

$$12,192 = x - 103$$

$$12,192 + 103 = x$$

$$x = 112$$

Hasil peramalan akan muncul setelah perhitungan MAPE untuk perhitungan kesalahan seperti ditampilkan pada tabel 2.

Tabel 2. Tabel perhitungan MAPE

No	Periode	Actual	Prediksi	Absolute Error Value divided by Actual value
		A <sub>t</sub>	P <sub>t</sub>	$\frac{ (A_t - P_t) }{A_t}$
1	Jan-17	110	112	0,021
2	Feb-17	112	112	0,000
3	Mar-17	113	112	0,009
4	Apr-17	113	112	0,009
5	Mei-17	110	112	0,021
6	Jun-17	112	112	0,000
7	Jul-17	112	112	0,000
8	Agm-17	113	112	0,009
9	Sep-17	112	112	0,000
10	Okh-17	110	112	0,021
11	Nov-17	113	112	0,009
12	Des-17	112	112	0,000
-	-	-	-	-
-	-	-	-	-
49	Jan-21	113	113	0,000
50	Feb-21	109	113	0,037
51	Mar-21	113	113	0,000
52	Apr-21	112	113	0,009
53	Mei-21	110	113	0,027
54	Jun-21	113	113	0,000
55	Jul-21	108	113	0,046
56	Agm-21	113	113	0,000
57	Sep-21	109	113	0,037
58	Okh-21	113	113	0,000
59	Nov-21	111	113	0,018
60	Des-21	113	113	0,000
Total				0,783
n				60
MAPE				1,304

### IV. KESIMPULAN

Berikut beberapa kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini:

1. Penjual telah menemukan kesuksesan dengan Long Short Term Memory dalam memaksimalkan penjualan.
2. Sistem perbandingan perkiraan penjualan Samsung, yang tersedia secara offline dan online, menggunakan metode Long Short Term Memory (LSTM) untuk membantu penjual ponsel cerdas ini mengantisipasi angka penjualan di masa depan dan mengoptimalkan tingkat inventaris untuk mencegah kelebihan stok.
3. Akurasi metode Long Short Term Memory (LSTM) yang digunakan dalam penelitian ini untuk meramalkan penjualan HP Samsung baik offline maupun online ditemukan sebesar 1,3%. Terdapat korelasi antara data historis penjualan Hp Samsung offline dan online dengan data peramalan penjualan Hp Samsung baik offline maupun online, yang ditunjukkan dengan nilai MAPE yang rendah dan akurasi yang baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Hidayat and M. Khaerudin, "Perancangan Sistem Informasi Penjualan Handphone pada toko Raja Ponsel Cikarang dengan Menggunakan Metode SWOT," *Journal of Information and Information Security (JIFORTY)*, vol. 4, no. 1, pp. 77–90, 2023, [Online]. Available: <http://ejournal.ubharajaya.ac.id/index.php/jiforty>
- [2] D. Alfatah, S. Tinggi, and I. A. Bengkulu, "E-Commerce Applications In Helping Selling Handphone Products In Ficho Mobile Store Aplikasi E-Commerce Dalam Membantu Penjualan Produk Hanphone Di Toko Mobile Ficho," 2023.
- [3] D. A. Harahap, "PERILAKU BELANJA ONLINE DI INDONESIA: STUDI KASUS," *JRMSI - Jurnal Riset Manajemen Sains Indonesia*, vol. 9, no. 2, pp. 193–213, Sep. 2018, doi: 10.21009/jrmsi.009.2.02.
- [4] P. Citra *et al.*, "Pengaruh Citra Merek dan Kualitas Produk Terhadap Keputusan Pembelian Handphone Merek Vivo di Sarijaya Cellular," vol. 11, no. 1, pp. 19–26, 2023, [Online]. Available: <https://ejournal.undiksha.ac.id/index.php/EKU>
- [5] Y. A. Ramadhan, A. Faqih, and G. Dwilestari, "Jurnal Informatika Terpadu PREDIKSI PENJUALAN HANDPHONE DI TOKO X MENGGUNAKAN ALGORITMA REGRESI LINEAR," *Jurnal Informatika Terpadu*, vol. 9, no. 1, pp. 40–44, 2023, [Online]. Available: <https://journal.nurulfikri.ac.id/index.php/JIT>
- [6] N. Shafa, H. Nabila, D. Mahdiana, H. Irawan, and B. C. Putra, "Peramalan Penjualan Smartphone Menggunakan Algoritme Neural Network pada Retail Erafone Blok M," vol. 2, no. 1, 2023.
- [7] R. Akbar, R. Santoso, and B. Warsito, "PREDIKSI TINGKAT TEMPERATUR KOTA SEMARANG MENGGUNAKAN METODE LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)," *Jurnal Gaussian*, vol. 11, no. 4, pp. 572–579, Feb. 2023, doi: 10.14710/j.gauss.11.4.572-579.
- [8] S. Kasus *et al.*, "Peramalan Harga Aneka Cabai Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM)," *SEMINAR NASIONAL STATISTIKA AKTUARIA II (2023)*, 2023, [Online]. Available: <https://prosidingnsa.statistics.unpad.ac.id/>
- [9] J. Cahyani, S. Mujahidin, and T. P. Fiqar, "Implementasi Metode Long Short Term Memory (LSTM) untuk Memprediksi Harga Bahan Pokok Nasional," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JustIN)*, vol. 11, no. 2, p. 346, Jul. 2023, doi: 10.26418/justin.v11i2.57395.
- [10] P. Sugiartawan, Y. E. Saputra, and A. Q. Munir, "Convolutional Long Short-Term Memory (C-LSTM) For Multi Product Prediction," *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, vol. 17, no. 4, p. 417, Oct. 2023, doi: 10.22146/ijccs.90149.
- [11] S. Arifin *et al.*, "Long Short-Term Memory (LSTM): Trends and Future Research Potential," *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, vol. 13, no. 5, pp. 24–34, May 2023, doi: 10.46338/ijetae0523\_04.
- [12] T. B. Sianturi, I. Cholissodin, and N. Yudistira, "Penerapan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) berbasis Multi Fungsi Aktivasi Terbobot dalam Prediksi Harga Ethereum," 2023. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [13] D. D. Pramesti, D. C. R. Novitasari, F. Setiawan, and H. Khaulasari, "LONG-SHORT TERM MEMORY (LSTM) FOR PREDICTING VELOCITY AND DIRECTION SEA SURFACE CURRENT ON BALI STRAIT," *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 16, no. 2, pp. 451–462, Jun. 2022, doi: 10.30598/barekengvol16iss2pp451-462.
- [14] A. Rahmawati, W. Sulandari, S. Subanti, and Y. Yudhanto, "Penerapan Metode Reccurent Neural Network dengan Pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Meramalkan Harga Saham Hybe Corporation The Application of Recurrent Neural Network Method with the Long Short-Term Memory (LSTM) Approach to Forecast Hybe Corporation's Stock Price," *Jurnal Bumigora Information Technology (BITE)*, vol. 5, no. 1, pp. 65–76, 2023, doi: 10.30812/bite/v5i1.2973.
- [15] I. Nabillah and I. Ranggadara, "Mean Absolute Percentage Error untuk Evaluasi Hasil Prediksi Komoditas Laut," *JOINS (Journal of Information System)*, vol. 5, no. 2, pp. 250–255, Nov. 2020, doi: 10.33633/joins.v5i2.3900.
- [16] M. Silfiani, F. N. Hayati, and M. Azka, "Application of Double Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (DSARIMA) for Stock Forecasting," *Jurnal Statistika dan Komputasi*, vol. 2, no. 1, pp. 12–19, Jun. 2023, doi: 10.32665/statkom.v2i1.1594.