



Perbandingan Kinerja Metode-Metode Prediksi pada Transaksi Dompot Digital di Masa Pandemi

Arwin Datumaya Wahyudi Sumari¹, Muhammad Bisri Musthafa², Ngatmari³, Dimas Rossiawan Hendra Putra⁴
^{1,2,3,4}Program Studi Magister Terapan Teknik Elektro, Jurusan Teknik Elektro, Politeknik Negeri Malang

¹arwin.sumari@polinema.ac.id, ²ichsancomp@gmail.com, ³marymalangcity@gmail.com, ⁴dimas.rossi@polinema.ac.id

Abstract

A pandemic situation such as Covid-19 which is still ongoing has given significant impacts to various sectors such as education, economy, tourism, and social which is in turn impacting the community at a national scale. On the other hand, the pandemic situation has also brought a positive impact on companies engaged in finance that utilizes information technology, namely digital wallets, a company that runs a market place in the digital world. In an effort to anticipate a dynamic market place, the company needs to predict the movement of transactions from time to time by building a model and performain the simulation to such model. Based on this problem, this paper presents simulations on the prediction models based on methods namely, naïve, Single Moving Average (SMA), Exponential Moving Average (EMA), combined SMA-naïve methods, combined EMA-naïve methods, as well as did the comparison of the best performance of every model by using Mean Absolute Percentage Error (MAPE) measurement. From the results of comparison, it is concluded that exponential moving average method delivers the best performance as prediction tool with MAPE of 23,4%.

Keywords: digital wallet, moving average, naïve method, pandemic, transaction prediction.

Abstrak

Situasi pandemi seperti Covid-19 yang hingga saat ini masih berlangsung telah memberikan dampak signifikan pada berbagai sektor seperti pendidikan, ekonomi, kepariwisataan, dan sosial sehingga berimbas kepada masyarakat secara nasional. Di sisi lain, situasi pandemi juga telah membawa dampak positif kepada perusahaan-perusahaan yang bergerak di bidang keuangan yang memanfaatkan teknologi informasi yakni dompet digital, satu perusahaan yang menjalankan *market place* di dunia digital. Dalam upaya mengantisipasi *market place* yang dinamis, maka perusahaan perlu melakukan prediksi pergerakan transaksi dari waktu ke waktu dengan membangun sebuah model dan melakukan simulasi pada model tersebut. Berdasarkan pada permasalahan tersebut, pada makalah ini disampaikan simulasi pada model-model prediksi berdasarkan pada metode-metode yakni *naïve*, *Single Moving Average (SMA)*, *Exponential Moving Average (EMA)*, kombinasi *SMA-naïve* dan kombinasi *EMA-naïve* serta melakukan perbandingan atas kinerja terbaik pada setiap model tersebut menggunakan pengukuran *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. Dari hasil-hasil perbandingan, diperoleh kesimpulan bahwa metode *exponential moving average* merupakan yang memiliki kinerja paling baik sebagai perangkat prediksi dengan MAPE sebesar 23,4%.

Kata kunci: dompet digital, *moving average*, metode *naïve*, pandemi, prediksi transaksi.

1. Pendahuluan

Situasi pandemi seperti Covid-19 yang hingga saat ini masih berlangsung telah memberikan dampak signifikan di berbagai sektor diantaranya: pendidikan, ekonomi, pariwisata, sosial sehingga berimbas kepada masyarakat secara nasional, masyarakat diminta untuk melaksanakan segala kegiatan dari rumah, termasuk kegiatan peribadatan, pekerjaan dan perbelanjaan. efek dari masyarakat untuk melakukan kegiatan dari rumah, maka mereka memanfaatkan teknologi yang sedang berkembang saat ini, yaitu *market place*, sistem

konferensi daring, dan sistem pendidikan daring yang mengakibatkan transaksi digital melonjak berkembang pesat. Untuk mendukung perkembangan tersebut, perusahaan harus menerapkan aspek profesional sehingga tidak mengecewakan klien atau mitra, selain itu perusahaan juga harus mengantisipasi kenaikan atau penurunan transaksi selama pandemi covid-19 ini, oleh karena perusahaan perlu melakukan permodelan atau simulasi terhadap transaksi-transaksi yang telah berjalan sehingga bisa melakukan prediksi transaksi selama waktu tertentu.

Penelitian terkait yang berhubungan dengan prediksi transaksi diantaranya adalah penelitian yang dilakukan oleh [1] yakni memprediksi tren penjualan menu pada restoran guna membantu pihak pengelola restoran dalam menentukan dan memberikan rekomendasi pengelolaan stok menu, prediksi dilakukan dengan mengimplementasikan metode *Single Moving Average* (SMA) pada data transaksi penjualan selama periode 15 bulan. Hasil pengujian hasil prediksi bulanan untuk *Top-10* menu menghasilkan perhitungan MAPE sebesar 4% yang berarti tingkat akurasi sangat baik, yakni sebesar 93%. Untuk pengujian hasil prediksi harian menghasilkan MAPE yang cukup tinggi yaitu sebesar 39,2% dan hal ini mengindikasikan nilai akurasi yang cukup rendah, yakni 60,8%. Penelitian yang dilakukan oleh [2] melakukan prediksi data jumlah kemiskinan penduduk dengan membandingkan metode *moving average* dan *naive*. Kinerja kedua metode tersebut dievaluasi dengan MAPE. Dari hasil uji kinerja, diperoleh hasil bahwa metode *naive* paling akurat dengan MAPE sebesar 0,043 %.

Penelitian yang dilakukan oleh [3] adalah memperkirakan harga beras dengan metode *backpropagation neural network*. Dari hasil pelatihan diperoleh arsitektur jaringan saraf tiruan dengan fungsi aktivasi sigmoid biner yang menghasilkan nilai *Mean Squared Error* (MSE) terkecil yakni 0,000645, adalah jaringan yang terdiri dari satu unit *input*, tiga unit neuron lapisan tersembunyi dan satu unit lapisan *output*. Penelitian yang dilakukan oleh [4] adalah memprediksi jumlah penjualan berikutnya pada rumah hijab zaky dan berkesimpulan bahwa *moving average* membutuhkan pola data bersifat stasioner dan lengkap untuk dapat melakukan prediksi. Penelitian yang dilakukan oleh [5] memprediksi menggunakan *moving average* pada permintaan mobil Mitsubishi Expander dengan hasil metode *exponential smoothing* memiliki tingkat kesalahan terkecil dibandingkan dengan SMA dan analisis *trend* dengan nilai MAPE sebesar 44,57%. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi jumlah transaksi dompet digital pada hari ke $n+1$. Kemampuan prediksi pada sebuah perusahaan di era digital sangat diperlukan karena merupakan salah satu elemen penting dalam *Business Intelligence* (BI) dan merupakan perangkat penting dalam *data mining*.

BI merupakan kumpulan teknik dan implementasi teknologi informasi untuk membantu kegiatan seperti mengumpulkan data, menyediakan akses, serta mengubah dan menganalisis data mentah menjadi informasi yang bermakna dan berguna untuk analisis bisnis. BI bertujuan untuk memudahkan proses penafsiran dan sekumpulan big data serta menganalisis dan mengimplementasi suatu strategi yang efektif [6]. Salah satu metode yang dapat digunakan pada BI adalah analisis prediksi yang memiliki dua pendekatan yaitu analisis teknikal dan fundamental [7].

Analisis fundamental merupakan metode prediksi pergerakan instrumen finansial dimasa depan dengan

berdasarkan pada keadaan perekonomian, politik, lingkungan dan faktor-faktor relevan lainnya, serta statistik yang mempengaruhi permintaan dan penawaran. Analisis teknikal adalah suatu metode memprediksi pergerakan instrumen finansial dengan cara mempelajari grafik, volume perdagangan dan informasi yang terkandung pada pergerakan dimasa lalu. Eksperimen ini menggunakan analisis teknikal yang merupakan metode memprediksi dengan cara mempelajari grafik. Tujuan dari BI adalah untuk memudahkan interpretasi dari jumlah data yang besar tersebut. Mengidentifikasi kesempatan yang baru dan mengimplementasikan suatu strategi yang efektif berdasarkan wawasan dapat menyediakan bisnis suatu keuntungan pasar yang kompetitif dan stabilitas jangka panjang [8].

Data Mining adalah kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan, pola dan hubungan dalam set data ukuran besar[4][5]. *Data mining* dibagi menjadi enam kelompok berdasarkan tugas yang dapat dilakukan [11], yakni deskripsi, klasifikasi, prediksi, estimasi, klaster, dan asosiasi. Teknik prediksi (*forecasting*) melakukan estimasi terhadap sebuah data baru. Teknik ini mirip dengan klasifikasi, tetapi variabel target lebih kearah numerik dari pada kategorik. Biasanya jenis data pada teknik ini adalah runtun waktu (*time series*) dalam rentang waktu dari jam, harian, mingguan, bulanan bahkan tahunan. Prediksi dilakukan hampir semua entitas, baik itu pemerintah, pengusaha, maupun orang awam. Masalah yang diprediksi pun bervariasi, seperti perkiraan cuaca, tingkat inflasi, transaksi *retail*, maupun kurs mata uang.

Prediksi dapat didefinisikan sebagai alat atau teknik untuk memprediksi atau memperkirakan suatu nilai pada masa mendatang dengan memperhatikan data atau informasi yang relevan, baik data atau informasi masa lalu maupun data atau informasi saat ini [12]. Analisis deret waktu pada dasarnya digunakan untuk melakukan analisis data yang mempertimbangkan pengaruh waktu. Data transaksi penjualan merupakan data runtun waktu yang berurutan setiap hari untuk mengetahui prediksi jumlah transaksi pada waktu yang akan datang. Dari prediksi ini didapatkan hasil yang digunakan sebagai bahan penentu kebijakan. Untuk menentukan metode prediksi pada data runtun waktu perlu diketahui pola dari data tersebut sehingga prediksi dengan metode yang sesuai dengan pola data dapat dilakukan. Pola data dapat dibedakan menjadi empat jenis, yaitu pola musiman, siklus, *trend*, dan *irregular* [13]. Ada beberapa metode yang dapat digunakan untuk prediksi, diantaranya: *moving average* dan metode *naive*. Teknik prediksi yang dilakukan menggunakan *moving average* dan metode *naive* ini bersifat kuantitatif, karena data yang digunakan mengandung informasi masa lalu. Informasi yang terkandung dalam data dapat dikuantitatifkan dalam bentuk numerik dan data dapat diasumsikan bahwa

beberapa aspek pola masa lalu akan terus berlanjut di masa mendatang [19].

Moving average merupakan teknik yang digunakan untuk memprediksi data masa depan dalam analisis deret waktu, disebut “bergerak” karena sebagai data baru yang tersedia data yang tertua tidak digunakan lagi [5]. Algoritma ini berfungsi untuk melakukan prediksi rentang waktu yang pendek lebih akurat dibandingkan dengan prediksi jangka panjang [14]. Dalam perkembangannya, banyak variasi dan implementasi yang dilakukan diantaranya adalah SMA, *Weighted Moving Average* (WMA), *Exponential Moving Average* (EMA). SMA merupakan *moving average* yang paling sederhana dan tidak menggunakan pembobotan dalam proses prediksi. meskipun sederhana, teknik ini cukup efektif dalam menentukan trend yang terjadi di market [2][14]. SMA dihitung dengan cara mengambil nilai rata-rata dari suatu data pada rentang waktu (ordo) tertentu ke belakang, secara matematis dituliskan pada Persamaan 1.

$$SMA = \frac{x_t + x_{t-1} + x_{t-2} + \dots + x_{t-n+1}}{n} \quad (1)$$

dengan x_t adalah data aktual pada periode tertentu dan n adalah banyak data. EMA merupakan *moving average* yang menetapkan faktor bobot untuk setiap nilai dalam seri data sesuai dengan usianya [2]. Bobot untuk setiap titik data lama menurun secara eksponensial, sehingga tidak pernah mencapai nol [15]. Secara matematis, EMA dituliskan pada Persamaan 2.

$$EMA = \left(\frac{2}{t+1} x(X_t - F_{t-1}) \right) + F_{t-1} \quad (2)$$

dengan t adalah periode (ordo), X_t adalah data aktual pada periode (t) tertentu dan F_{t-1} adalah nilai EMA sebelumnya. Metode *naive* merupakan metode prediksi sederhana yang sering digunakan sebagai pembanding karena kemudahan dalam memperoleh hasil prediksi. Secara matematis metode *naive* dituliskan pada Persamaan 3.

$$Naive Method = X_{t-1} \quad (3)$$

dimana X_t adalah data aktual pada periode t . Nilai prediksi untuk data selanjutnya sama dengan data aktual sebelumnya.

Untuk mengevaluasi hasil prediksi digunakan MAPE yakni rata-rata dari keseluruhan persentase kesalahan (selisih) antara data aktual dengan hasil prediksi. MAPE ini digunakan sebagai evaluasi proses prediksi, ukuran akurasi dicocokkan dengan data runtun waktu, dan ditunjukkan dalam persentase. Semakin kecil nilai MAPE dari hasil komputasi prediksi maka semakin mendekati data aslinya. Satu model prediksi mempunyai kinerja yang sangat akurat jika nilai MAPE di bawah 10% dan mempunyai kinerja baik jika nilai MAPE antara 10% dan 20% [16][17]. Secara matematis MAPE ditunjukkan dalam Persamaan 4 [18].

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \right) \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right| \quad (4)$$

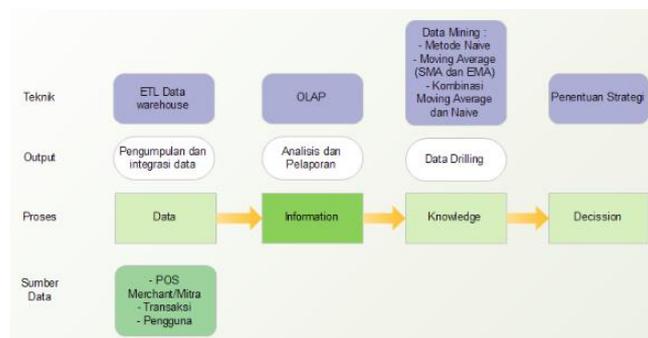
dimana X_t adalah data aktual pada periode (t) tertentu, F_t adalah nilai prediksi pada periode (t) tertentu dan n adalah jumlah data. Interpretasi dari nilai MAPE diperlihatkan pada Tabel 1 [19].

Tabel 1. Interpretasi nilai MAPE

MAPE (%)	Interpretasi
<10	Prediksi sangat akurat
10-20	Prediksi yang baik
20-50	Prediksi yang layak
>50	Prediksi yang tidak akurat

2. Metode Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi transaksi dompet digital suatu perusahaan, yang berguna sebagai dukungan pengambilan keputusan (*decision support*) suatu kebijakan.



Gambar 1. Proses bisnis.

Pada Gambar 1 diperlihatkan aliran dari proses bisnis (POS) dari mitra perusahaan, transaksi internal perusahaan dan data pengguna (*member*) layanan, beberapa data tersebut ditransformasi dalam skema tertentu yang dapat menampilkan sejarah (*history*) seluruh transaksi pengguna layanan dompet digital secara *time series*.

Hasil transformasi tersebut selanjutnya ditampilkan dalam bentuk informasi secara *real-time*. Proses ini dilakukan dengan teknik *OnLine Analytical Processing* (OLAP) data *warehouse* dengan menggunakan perangkat (*tool*) *SQL server*. Data OLAP merupakan *dataset* utama yang dianalisis untuk memprediksi transaksi penjualan dalam waktu tertentu dengan menggunakan metode *naive*, SMA, EMA, kombinasi SMA-*naive*, dan kombinasi EMA-*naive*. Hasil prediksi dengan nilai galat (*error*) terkecil yang digunakan oleh pimpinan sebagai *decision support* untuk menentukan strategi pengembangan perusahaan, utamanya di bidang pemasaran (*marketing*). *Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini sebagaimana diperlihatkan pada Tabel 2.

Tabel 2. *Dataset* jumlah transaksi setiap mitra per hari

Nomor	Hari ke-	a	b	c
1	1	2	2	3
2	2	5	7	10
3	3	9	9	15
4	4	16	13	28
5	5	18	24	39
6	6	55	33	39
7	7	62	34	40
8	8	9	10	16
9	9	20	37	32
10	10	31	46	71
11	11	53	71	71
12	12	68	58	76
13	13	70	84	87
14	14	81	86	90

Tabel 2 merupakan data jumlah transaksi *member a*, *b* dan *c* dalam kurun waktu 2 minggu. Data tersebut adalah data acak yang dihasilkan melalui randomisasi yang difasilitasi oleh *random.org* [20]. Dalam randomisasi ini bilangan bulat pada rentang 1-100 dibangkitkan secara acak dan diatur secara meningkat selama 7 kali. Data dari randomisasi tersebut dituangkan ke dalam grafik pada Gambar 2.

Pada Gambar 2 tersebut dapat diketahui bahwa jumlah transaksi dalam mingguan selalu meningkat dengan peningkatan bervariasi dan akan turun pada hari pertama, dan selalu meningkat pada hari yang sama pada minggu ke $n+1$.

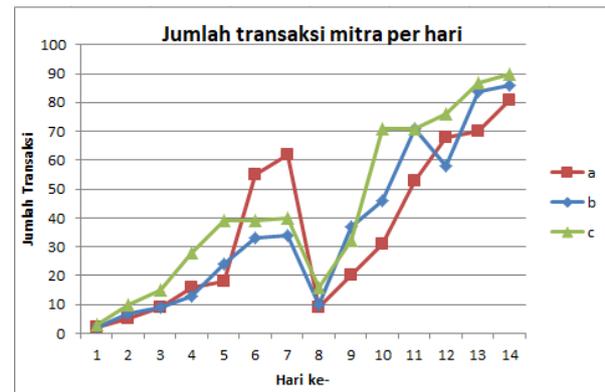
3. Hasil dan Pembahasan

Menghitung prediksi dan *error* dari data transaksi *dataset* digital selama 14 hari menggunakan metode *naive*, SMA, EMA, kombinasi SMA-*naive*, dan kombinasi EMA-*naive*.

3.1. Metode Naive

Menghitung prediksi sesuai dengan Persamaan 3 dari *dataset* dimana prediksi transaksi pada hari ke- n merupakan data transaksi pada hari ke- $n-1$. Pada Tabel 3 diperlihatkan hasil pengolahan data dengan metode

Naive yang akan digunakan dalam kombinasi metode prediksi lainnya.



Gambar 2. Grafik sebaran data jumlah transaksi

Tabel 3. Hasil prediksi dengan Metode *Naive*

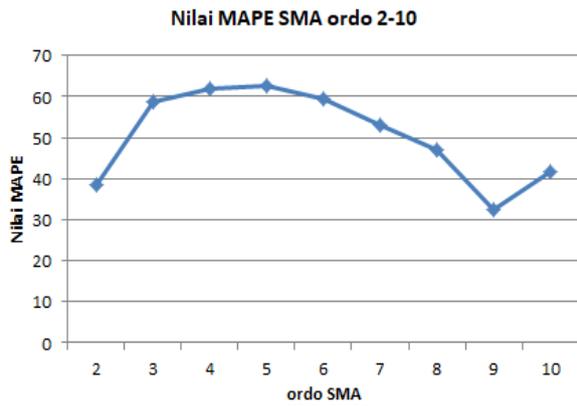
Hari ke-	Data Asli	Hasil Prediksi	APE (Absolute Percentage Error) %
1	2	-	0
2	5	2	60
3	9	5	44
4	16	9	44
5	18	16	11
6	55	18	67
7	62	55	11
8	9	62	589
9	20	9	55
10	31	20	35
11	53	31	42
12	68	53	22
13	70	68	3
14	81	70	14
15		81	-
Nilai MAPE			93

Berdasarkan Tabel 3, hasil prediksi pada hari ke-1 tidak tersedia karena metode ini membaca data pada transaksi sebelumnya. Penerapan metode *naive* pada *dataset* ini menghasilkan nilai MAPE yang sangat tinggi yakni 93%. Hal ini terjadi karena ada beberapa transaksi yang perkembangannya sangat signifikan, yakni pada hari ke-7 dan ke-8, sedangkan metode *naive* ini melakukan komputasi hanya berdasarkan pada hari sebelumnya tanpa ada variabel-variabel lain.

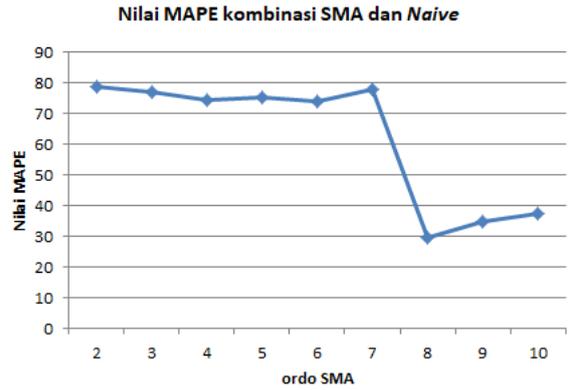
3.2. SMA

Menghitung nilai SMA untuk *moving average* periode sebelumnya (*ordo*) dan membandingkan dengan data riil untuk memperoleh nilai MAPE. Penelitian ini menggunakan SMA ordo 2 sampai dengan 10 untuk membandingkan *error* di setiap ordo guna memperoleh ordo dengan *error* terkecil.

Berdasarkan Gambar 3, Nilai MAPE yang paling kecil pada SMA ordo 9 yakni 32,3% dan nilai MAPE yang paling tinggi pada SMA ordo 5 yakni 62,6%. Dari perbandingan *error*, diperoleh hasil bahwa SMA ordo 9 menghasilkan MAPE paling kecil.



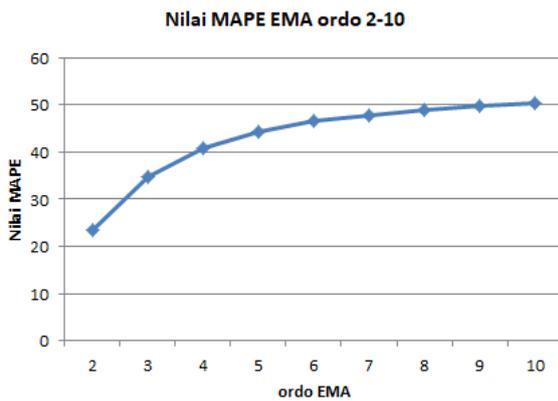
Gambar 3. Nilai MAPE untuk SMA ordo 2 sampai dengan 10



Gambar 5. Nilai MAPE untuk kombinasi SMA ordo 2 sampai dengan 10 dan *naive*

3.3. EMA

Menghitung nilai EMA untuk *moving average* periode sebelumnya (ordo) dan membandingkan dengan data riil untuk memperoleh nilai MAPE. Penelitian ini menggunakan ordo 2 sampai dengan 10 untuk membandingkan *error* di setiap ordo guna memperoleh ordo dengan *error* terkecil.



Gambar 4. Nilai MAPE untuk EMA ordo 2 sampai dengan 10

Berdasarkan Gambar 4, Nilai MAPE yang paling kecil pada EMA ordo 2 yakni 23,4% dan nilai MAPE yang paling tinggi pada EMA ordo 10 yakni 50,5%. Dari perbandingan *error*, diperoleh hasil bahwa EMA ordo 2 menghasilkan MAPE paling kecil.

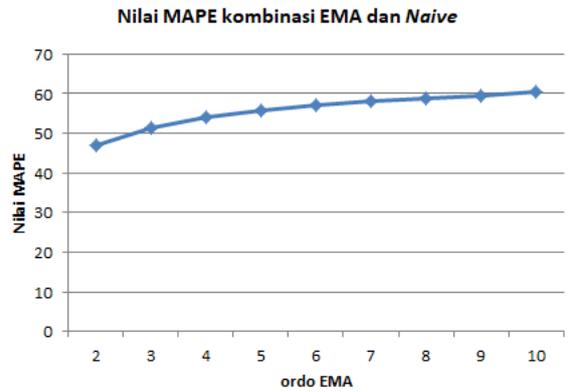
3.4. Kombinasi antara SMA dan *Naive*

Menghitung nilai rata-rata antara hasil prediksi SMA ordo 2 sampai dengan 10 dan *naive* serta membandingkan dengan nilai riil untuk memperoleh nilai MAPE.

Berdasarkan Gambar 5, hasil prediksi kombinasi diperoleh dari hasil rata-rata antara hasil prediksi SMA-*naive*. Dari kombinasi antara SMA ordo 2 sampai dengan ordo 10 dengan *naive* diperoleh nilai *error* terkecil pada kombinasi SMA 8 dan *naive* dengan MAPE sebesar 29,5%.

3.5. Kombinasi antara EMA dan *Naive*

Menghitung nilai rata-rata antara hasil prediksi EMA ordo 2 sampai dengan 10 dan *naive* serta membandingkan dengan data asli untuk memperoleh nilai MAPE.



Gambar 6. Nilai MAPE untuk kombinasi EMA ordo 2 sampai dengan 10 dan *Naive*

Berdasarkan Gambar 6, hasil prediksi kombinasi diperoleh dari hasil rata-rata antara hasil prediksi EMA-*naive*. Dari kombinasi antara EMA ordo 2 sampai dengan ordo 10 dengan *naive* diperoleh bahwa nilai *error* terkecil adalah kombinasi SMA ordo 2 dan *naive* dengan MAPE sebesar 46,8%.

Dari simulasi-simulasi yang telah dilakukan dengan 5 metode berbeda, maka diperoleh nilai MAPE terbaik dari masing-masing metode yang diperlihatkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan MAPE terbaik dari setiap metode

Algoritma	MAPE (%)	Kategori
<i>naive</i>	93	Prediksi yang tidak akurat
SMA ordo 9	32,3	Prediksi yang layak
EMA ordo 2	23,4	Prediksi yang layak
kombinasi SMA ordo 8 dan <i>naive</i>	29,5	Prediksi yang layak
kombinasi EMA ordo 2 dan <i>naive</i>	46,8	Prediksi yang layak

Dari perbandingan tersebut diperoleh hasil akhir bahwa akurasi terbaik ditampilkan oleh algoritma EMA ordo 2

dengan nilai MAPE sebesar 23,4%. Nilai MAPE ini masuk ke dalam kategori prediksi yang layak. Bila diterapkan pada *member a*, maka dapat diprediksi bahwa jumlah transaksi *member* tersebut pada hari ke-15 adalah sebanyak (setelah dibulatkan) 25 transaksi.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil eksperimen di atas, diperoleh bahwa algoritma EMA ordo 2 merupakan algoritma yang terbaik dalam permasalahan ini dengan nilai MAPE sebesar 23,4% atau termasuk kategori prediksi yang layak. Sebaliknya, algoritma *naïve* tidak tepat digunakan untuk memprediksi data dengan *trend* naik dimana hal ini dibuktikan dengan nilai MAPE sebesar 93%. Algoritma EMA ordo 2 dengan nilai *error* sebesar ini sudah dapat dijadikan sebagai pola (*pattern*) untuk memprediksi jumlah transaksi pada hari ke $n+1$, sehingga dengan hasil prediksi tersebut digunakan sebagai *decision support* oleh pihak pengambil keputusan untuk strategi pengembangan perusahaan.

Beberapa contoh kasus di perusahaan yang memerlukan prediksi transaksi, diantaranya: untuk menjaga kesetiaan pelanggan dimana perusahaan harus memastikan bahwa aplikasi untuk transaksi dompet digital tetap lancar ketika transaksi meningkat tajam dengan menambah kapasitas *server* aplikasi jika terprediksi jumlah transaksi meningkat tajam. Di sisi lain, perusahaan dapat menyediakan promo atau *discount* terhadap pelanggan untuk transaksi jumlah tertentu ketika diprediksi bahwa jumlah transaksi mengalami penurunan.

Daftar Rujukan

- [1] A. Apriliani, H. Zainuddin, A. Agussalim, dan Z. Hasanuddin, 2020. Peramalan Tren Penjualan Menu Restoran Menggunakan Metode Single Moving Average. *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 6.
- [2] A. Kumila, B. Sholihah, E. Evizia, N. Safitri, dan S. Fitri, 2019. Perbandingan Metode Moving Average dan Metode Naive Dalam Peramalan Data Kemiskinan. *JTAM (Jurnal Teor. dan Apl. Mat.*, vol. 3, no. 1, pp. 65–73.
- [3] M. N. D. Sawitri, I. W. Sumarjaya, dan N. K. T. Tastrawati, 2018. Peramalan Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network. *E-Jurnal Mat.*, vol. 7, no. 3, pp. 264–270.
- [4] A. Nurlifa and S. Kusumadewi, 2017. Sistem Peramalan Jumlah Penjualan Menggunakan Metode Moving Average Pada Rumah Jilbab Zaky. *INOVTEK Polbeng-Seri Inform.*, vol. 2, no. 1, pp. 18–25.
- [5] E. I. H. Rahayu, A. Yulianto, dan others, 2018. Analisis Peramalan Permintaan Mobil Mitsubishi Xpander dengan Tiga Metode Forecasting. *Cakrawala-Jurnal Hum.*, vol. 18, no. 2, pp. 249–256.
- [6] R. H. Martiadi, T. H. Pujjiantoro, dan F. Renaldi, 2017. Pembangunan Perangkat Lunak Business Intelligence Di Dinas Perhubungan Kabupaten Bandung Barat. *Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 2, pp. 433–440.
- [7] B. Brijs, 2016. *Business analysis for business intelligence*. CRC Press.
- [8] O. P. Rud, 2009. *Business intelligence success factors: tools for aligning your business in the global economy*, vol. 18. John Wiley & Sons.
- [9] J. Han, J. Pei, dan M. Kamber, 2011. *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier.
- [10] M. J. Zaki, W. Meira Jr, dan W. Meira, 2014. *Data mining and analysis: fundamental concepts and algorithms*. Cambridge University Press.
- [11] M. Ridwan, H. Suyono, dan M. Sarosa, 2013. Penerapan Data Mining Untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier. *J. EECCIS*, vol. 7, no. 1, pp. 59–64.
- [12] D. Nachrowi and H. Usman, 2004. *Teknik Pengambilan Keputusan*. Grasindo.
- [13] J. E. Hanke dan D. W. Wichern, 2005. *Business Forecasting*, eight ed. Pearson Education, Inc., Upper Saddle River, New Jersey.
- [14] H. Utari, M. Mesran, dan N. Silalahi, 2016. Perancangan Aplikasi Peramalan Permintaan Kebutuhan Tenaga Kerja pada Perusahaan Outsourcing menggunakan Algoritma Simple Moving Average. *J. TIMES*, vol. 5, no. 2, pp. 1–5.
- [15] M. Rosidi, 2017. Sistem Peramalan Stok Oli Yamalube dengan Metode Single Exponential Smoothing pada Bengkel Zat Besi Cycles. Universitas Muhammadiyah Jember.
- [16] M. Astiningrum, Y. Pramitarini, dan A. Q. Windarto, 2017. Pengembangan sistem peramalan jumlah penggunaan tenaga listrik di PPPPTK VEDC Malang in *Seminar Informatika Aplikatif Polinema*. Malang. 20 Juni 2017.
- [17] N. Y. Zainun dan M. Z. A. Majid, 2003. Low Cost House Demand Predictor. *Univ. Teknol. Malaysia*, vol. 107.
- [18] N. A. Nugroho dan A. Purqon, 2015. Analisis 9 Saham Sektor Industri di Indonesia Menggunakan Metode SVR in *Seminar Kontribusi Fisika. Bandung*. 15 September 2015.
- [19] C. D. Lewis, 1982. *Industrial and business forecasting methods: A practical guide to exponential smoothing and curve fitting*. Butterworth-Heinemann.
- [20] "Random.org - True Random Number Service." [Online]. Available: random.org. [Accessed 10 Maret 2020]