

Penerapan Metode Peramalan untuk Identifikasi Potensi Permintaan Konsumen

Karina Auliasari*, Mariza Kertaningtyas**, Mawan Kriswantono***

* Jurusan Teknik Informatika S-1 Institut Teknologi Nasional Malang

** Jurusan Teknik Mesin DIII Institut Teknologi Nasional Malang

*** Jurusan Teknik Mesin S-1 Institut Teknologi Nasional Malang

*karina.auliasari86@gmail.com, **mariza@lecturer.itn.ac.id

ABSTRACT

Demand forecasting is not an easy task for many companies, some of companies has fail to do a scientific forecast. The biggest problem with demand forecasting is the uncertainty in demand that renders demand forecasting a challenging problem. Demand accuracy is a critical factor in determining the quality of decision making. Forecasting has an important role because the company requires short-term, medium-term and long-term estimates for each management. For short-term estimates, a company requires personnel, production and transportation scheduling, which is part of the process of scheduling and estimating consumer demand. We compared three methods to forecast demand data of PT SUPER SUKSES NIAGA. The accuracy of those three methods is shown by the value of MASE (Mean Absolute Square Error). The results of forecasting show that PT. DUTA and PT. HEXINDO have the highest value of demand. The results of forecasting also shown that the method that has the smallest MASE value is the simple moving average method.

Keyword: Forecasting Methods, Consumer Demand, Simple Average, Naïve, Mean Absolute Square Error

1. Introduction

Prediksi atau proses peramalan dibutuhkan dan dipakai di berbagai bidang mulai dari pendidikan, kesehatan, pembangunan, ekonomi hingga bisnis yang dijalankan suatu perusahaan. Prediksi di tingkat perusahaan sendiri berfokus untuk merancang suatu perkiraan yang terkait dengan produk, persediaan, penjadwalan, permintaan konsumen, investasi modal, transportasi distribusi produk, teknik pemasaran dan masih banyak lagi. Prediksi dilakukan dengan bermodal data dari beberapa tahun sebelumnya, dengan terlibatnya parameter waktu dalam proses prediksi ini menguntungkan perusahaan dalam membuat perencanaan yang efektif dan efisien. Prediksi juga mampu mendukung perusahaan untuk membuat strategi jangka panjang dalam penggunaan sumber daya yang dimilikinya. Bagus tidaknya prediktabilitas suatu peristiwa bergantung terhadap tiga faktor yaitu seberapa baik *data scientist* memahami parameter atau atribut set data yang akan diprediksi, seberapa banyak set data yang tersedia dan apakah nantinya hasil prediksi akan memberi dampak bagi proses bisnis yang diamati. Proses prediksi sendiri seharusnya menjadi bagian yang terintegrasi (menyatu) dalam proses pengambilan keputusan manajemen perusahaan. Prediksi memiliki peranan penting karena perusahaan membutuhkan perkiraan jangka pendek, jangka menengah dan jangka panjang bergantung pada tujuan masing-masing manajemen. Untuk perkiraan jangka pendek suatu perusahaan memerlukan penjadwalan personel, produksi dan transportasi, yang merupakan bagian dari proses penjadwalan dan perkiraan permintaan konsumen. Perkiraan jangka menengah diperlukan perusahaan untuk menentukan kebutuhan sumber daya di masa mendatang mencakup kebutuhan bahan baku, tenaga kerja maupun investasi pembelian mesin dan peralatan. Berbeda dengan jangka pendek dan menengah perkiraan jangka panjang digunakan dalam perencanaan strategis perusahaan, perkiraan ini mencakup pertimbangan peluang pasar, faktor lingkungan perusahaan dan sumber daya internal. Oleh karena itu, perusahaan perlu mengembangkan sistem prediksi yang melibatkan beberapa pendekatan untuk memprediksi proses bisnis perusahaan di masa mendatang. Sistem prediksi tentunya membutuhkan *data scientist* yang berperan dalam mengidentifikasi masalah pada proses bisnis, menerapkan metode prediksi, memilih metode yang tepat untuk diterapkan, menganalisis hasil prediksi dan mengevaluasinya dari waktu ke waktu.

Peramalan permintaan adalah dasar bagi banyak keputusan manajerial dalam rantai pasokan seperti perencanaan permintaan, pemenuhan pesanan [1], perencanaan produksi dan pengendalian persediaan [2]. Biasanya sulit dilakukan perkiraan dengan tingkat presisi yang diinginkan karena volatilitas dan berbagai ketidakpastian terlibat [3, 4]. Perubahan permintaan ada karena perilaku konsumen yang terus-menerus berubah [5]. Berbagai variabel seperti promosi dan tren pasar mungkin memiliki dampak pada perilaku konsumen dan berkontribusi terhadap perubahan permintaan [6]. Promosi adalah praktik yang sangat umum di

industri ritel yang dapat membuat permintaan berubah-ubah. Dampak promosi terhadap dinamika permintaan telah sering diteliti secara luas [7, 8, 9, 10, 11, 12]. Perubahan permintaan adalah risiko yang menantang rantai pasokan produk dan menjadi perhatian manajer dan praktisi [13]. Para peneliti dan praktisi telah berulang kali mengungkapkan kekhawatirannya tentang meningkatnya perubahan permintaan sebagai risiko yang mengancam rantai pasokan [14]. Perubahan permintaan membuat tugas memperkirakan permintaan produk menjadi sulit dan menimbulkan biaya tambahan untuk melakukan stock-out dan inventaris [15]. Namun, peningkatan perubahan permintaan kurang dipertimbangkan dalam literatur perkiraan permintaan rantai pasokan. Peramalan untuk memperkirakan perubahan permintaan produk sangat penting untuk mengurangi ketidakpastian dalam perbedaan tingkat rantai pasokan. Peramalan permintaan adalah syarat mutlak yang harus ada dalam strategi pemasaran untuk mengendalikan perubahan permintaan [16]. Peramalan adalah langkah awal untuk menangani ketidakpastian dan perubahan dalam pasokan rantai. Selama beberapa dekade, sebagian besar industri telah menggunakan peramalan untuk penjualan ritel [17, 18, 19, 20, 21, 22].

Beberapa penelitian yang menerapkan metode-metode peramalan telah dilakukan diantaranya adalah penelitian Sutrisno di tahun 2013 membandingkan metode peramalan *simple moving average* dengan metode *single exponential smoothing*. Penelitian Sutrisno membandingkan kedua metode berdasarkan akurasi peramalan pada nilai MAD (*Mean Absolute Deviation*), hasilnya menunjukkan bahwa metode *single exponential smoothing* menghasilkan nilai MAD yang lebih rendah jika dibandingkan dengan metode *simple moving average*, hal ini menunjukkan bahwa pada penelitian yang dilakukan Sutrisno metode *single exponential smoothing* memiliki hasil peramalan dengan nilai *error* terkecil [23]. Di tahun yang sama Sarosa dkk, menggunakan metode *naïve* untuk peramalan kinerja akademik mahasiswa dengan beberapa parameter yaitu IPK (indeks prestasi kumulatif), IP (indeks prestasi) semester I sampai dengan semester IV dan jenis kelamin. Penelitian Sarosa dkk, menunjukkan bahwa peramalan menggunakan metode *naïve* menghasilkan nilai akurasi sebesar 70% [24]. Dua tahun berikutnya di tahun 2015 Margi dan Sofian melakukan penelitian menggunakan metode *exponential smoothing* untuk meramalkan penjualan pada periode berikutnya. Pada penelitian Margi dan Sofian tujuan penelitian untuk melakukan peramalan jangka panjang, hasil peramalan pada penelitian ini diuji keakuratannya menggunakan nilai MAD (*Mean Absolute Deviation*), MSE (*Mean Square Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) [25]. Dari beberapa penelitian tersebut belum dilakukan perbandingan hasil peramalan menggunakan metode *simple moving average* dan *naïve* untuk tujuan peramalan jangka pendek, oleh karena itu dilakukan perbandingan hasil peramalan kedua metode dan diukur akurasi hasil peramalannya menggunakan nilai MASE (*Mean Absolute Square Error*).

2. Theoretical Background

2.1 Metode Peramalan Runtun Waktu

Peramalan runtun waktu merupakan metode peramalan kuantitatif berdasarkan serangkaian data yang terikat dengan variabel periode waktu. Data yang digunakan dalam metode ini adalah data hasil pengamatan berdasarkan berbagai variasi deret waktu yang digunakan (jam, hari, minggu, bulan, triwulan, kuartal dan tahun). Standar tahapan yang sudah disepakati dalam menerapkan metode peramalan waktu diantaranya adalah identifikasi tujuan peramalan, penentuan periode waktu peramalan, pemilihan metode peramalan, persiapan data (*data cleaning*), penerapan metode peramalan, analisis hasil peramalan dan evaluasi hasil peramalan. Beberapa metode peramalan runtun waktu yang banyak digunakan diantaranya metode *mean forecast*, *naïve forecast*, *linear trend forecast*, *non-linear forecast*, *exponential smoothing* dan *moving average* [26].

2.2 Metode Simple Moving Average

Metode *simple average* digunakan oleh perusahaan untuk mendapatkan peramalan dengan jangka waktu pendek, dengan kesederhanaan dalam teknik peramalannya membuat metode *simple average* memudahkan data analyst dalam memodelkan pola data fluktuatif. *Simple moving average* menggunakan data dari periode waktu sebelumnya untuk kemudian dijumlahkan dan melakukan perhitungan rata-rata untuk mengetahui pola data selanjutnya. Metode *simple moving average* membutuhkan data periode sebelumnya dengan rentang waktu tertentu, semakin panjang rentang waktu data sebelumnya maka semakin halus grafik pemodelan yang dihasilkan [27]. Adapun rumus dari metode *simple moving average* ditunjukkan pada persamaan 1, yaitu:

$$S_{t+1} = \frac{X_t + X_{t-1} + \dots + X_{t-n+1}}{n} \quad (1)$$

Keterangan:

S_{t+1} : Peramalan untuk periode t+1

X_t : Data pada periode t

n : jangka waktu *moving average*

2.3 Metode Naïve

Metode peramalan naïve merupakan metode peramalan berdasarkan pengamatan pola data sebelumnya, sehingga metode ini mengasumsikan bahwa data masa lalu sebagai indikator peramalan terbaik di masa depan. Jika pola data musiman maka metode naïve musiman memodelkan data masa depan berdasarkan data musiman di masa lalu [27]. Metode naïve dirumuskan pada persamaan 2, yaitu:

$$\hat{Y}_{t+1} = Y_t \tag{2}$$

Keterangan:

\hat{Y}_{t+1} : merupakan peramalan yang dibuat dalam periode waktu t+1

2.4 Mean Absolute Square Error

Mean Absolute Square Error (MASE) merupakan nilai akurasi peramalan yang diusulkan oleh Hyndman dan Koehler pada penelitiannya di tahun 2006 sebagai pengukuran akurasi metode peramalan yang berlaku secara umum tanpa harus tergantung dengan parameter pengukuran akurasi yang lain. Dalam penelitian tersebut MASE diusulkan berdasarkan nilai parameter MAE (*Mean Absolute Error*) untuk menguji nilai akurasi metode naïve, dimana dalam penelitian ini metode naïve menghasilkan prediksi satu periode di depan dari setiap titik data dan skala errornya didefinisikan pada persamaan 3, yaitu:

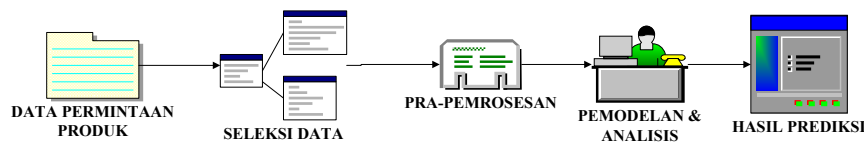
$$q_t = \frac{e_t}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n |Y_i - Y_{i-1}|} \tag{3}$$

Keuntungan utama dari MASE dibandingkan dengan parameter MAD adalah MASE lebih dapat diterapkan secara luas, karena asumsi MAD hanya terbatas bahwa rata-rata stabil dari waktu ke waktu padahal untuk data fluktuatif yang pola datanya naik turun nilai MAD tidak bisa diandalkan. Sebaliknya MASE cocok digunakan untuk pola data fluktuatif, bersifat musiman atau tren. MASE dapat digunakan untuk membandingkan metode ramalan pada data runtun waktu tunggal [28]. Secara sederhana MASE dapat dirumuskan sesuai pada persamaan 4, yaitu:

$$\text{MASE} = \text{mean}(|q_t|) \tag{4}$$

3. Research Method

Ada beberapa proses dilakukan untuk menerapkan metode peramalan sehingga menghasilkan prediksi potensi permintaan konsumen. Proses awal adalah melakukan pengumpulan data jumlah permintaan produk dari masing-masing konsumen untuk kemudian dilakukan pemilihan dan pemilahan data melalui proses seleksi data. Sebelum menerapkan suatu metode *prediksi* dalam mengembangkan aplikasi untuk memprediksi data, dilakukan pra-pemrosesan data. Pra-pemrosesan data meliputi langkah mereduksi data (membuang adanya duplikasi data), memeriksa konten data yang tidak konsisten (inkonsisten), menyeragamkan data yang inkonsisten, memperbaiki konten data. Hasil data dari pra-pemrosesan akan disimpan sebagai data yang nantinya akan digunakan sebagai inputan untuk menghasilkan prediksi, sementara itu dilakukan proses *coding* atau memprogram suatu pemodelan visualisasi data permintaan produk. Pemodelan yang dihasilkan akan memudahkan prediksi permintaan produk oleh pihak perusahaan. Hasil prediksi membantu *branch manager* perusahaan untuk menganalisis peramalan permintaan produk dan identifikasi konsumen yang paling berpotensi melakukan transaksi pembelian. Representasi proses yang dilakukan digambarkan dalam bentuk diagram proses seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Gambaran proses penerapan metode peramalan

4. Result and Analysis

4.1 Seleksi dan pra-pemrosesan data

Data yang digunakan merupakan studi kasus data permintaan produk BP. CASTROL OIL pada PT. SUPER SUKSES NIAGA (PT.SSN) dari tahun 2018 hingga tahun 2019. Data merupakan file Microsoft excel dengan format .xlsx. Data permintaan produk PT. SUPER SUKSES NIAGA yang digunakan diambil setelah melalui proses wawancara dan observasi pada bulan September 2019. Data volume permintaan produk PT. SUPER SUKSES NIAGA dalam format file excel yang didapatkan dari hasil observasi ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Contoh data permintaan produk PT. SUPER SUKSES NIAGA tahun 2018

No	Nama Customer	Volume (liter)								
		Januari	Februari	Maret	April	Mei	Juni	Juli	Agustus	September
1	PT HEXINDO ADI	0	622	2662	1000	2683	0	834	2000	0
2	PT DIESELINDO	285	0	285	190	0	0	0	0	0
3	PT DUTA	0	418	2051	1304	1860	0	0	416	1200
4	PT PANATAMA	1443	1025	2050	1025	2275	1025	1025	1025	1656
5	PT ADITI	205	205	0	205	205	205	0	205	205
6	UD KEVINDO	0	0	0	0	0	0	20	0	80

Struktur data dari data hasil observasi dan wawancara perlu diolah lebih lanjut agar memudahkan proses pemodelan data di tahapan selanjutnya. Data berisi banyak atribut data, oleh karena itu dilakukan pemilihan atribut yang akan dipakai untuk proses selanjutnya. Ada empat atribut data yang dipilih dimana deskripsi dan tipe datanya ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Atribut data permintaan produk yang dipakai

No	Nama	Tipe data	Deskripsi
1	Tahun	Integer	Tahun permintaan
2	Bulan	Character	Bulan permintaan
3	Konsumen	Character	Nama konsumen
4	Volume	Integer	Total jumlah volume permintaan produk dalam satuan ribu liter

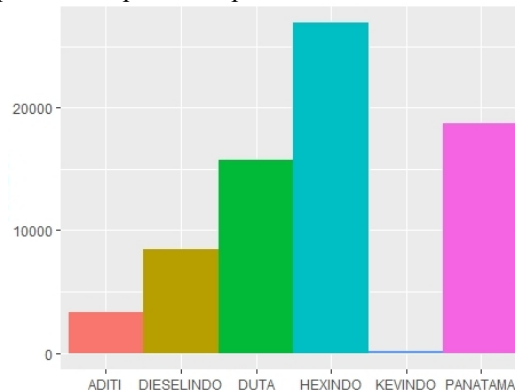
Proses pembersihan data (*data cleaning*) adalah proses iteratif (berulang), iterasi pertama adalah mendeteksi dan memperbaiki struktur data yang memiliki banyak inkonsistensi dan nilai nol. Selanjutnya sebelum melakukan pemodelan struktur data harus diperbaiki dan diseragamkan untuk mendapatkan akurasi yang tinggi dalam proses selanjutnya yaitu proses prediksi. Pada data volume permintaan memiliki beberapa informasi yang hilang, beberapa tidak memiliki struktur yang sama, kemudian juga diidentifikasi adanya nilai kosong atau nilai nol yang perlu dihapus untuk mengurangi ketidakkonsistenan data. Pada proses ini juga dilakukan identifikasi konsumen potensial (konsumen yang konsisten melakukan permintaan produk) di rentang tahun 2018 hingga tahun 2019. Dari proses identifikasi terlihat bahwa ada lima konsumen potensial yaitu PT. Hexindo, PT. Dieselindo, PT. Duta Putera, PT. Panatama, PT. Aditi dan PT. Kevindo. Pada proses prapemrosesan data juga dilakukan estimasi karakteristik data yaitu pencarian nilai *modus*, *median* dan *mean* untuk mendeteksi adanya *outlier* data menggunakan nilai median. Aplikasi yang dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman R. Hasil dari prapemrosesan data adalah data kuartal konsumen yang bisa digunakan untuk membentuk grafik yang mampu memperlihatkan konsumen yang paling tinggi nilai permintaannya. Data kuartal yang dihasilkan berisi data jumlah permintaan produk per kuartal dari tahun 2018 sampai dengan 2019 seperti pada Tabel 3. Terlihat hasil data kuartal ini merupakan data frame yang terdiri dari tiga kolom dengan nama Konsumen, Kuartal, dan Jumlah, dimana keseluruhan baris data berjumlah 48 baris data.

Tabel 3. Contoh data permintaan konsumen per kuartal tahun 2018-2019

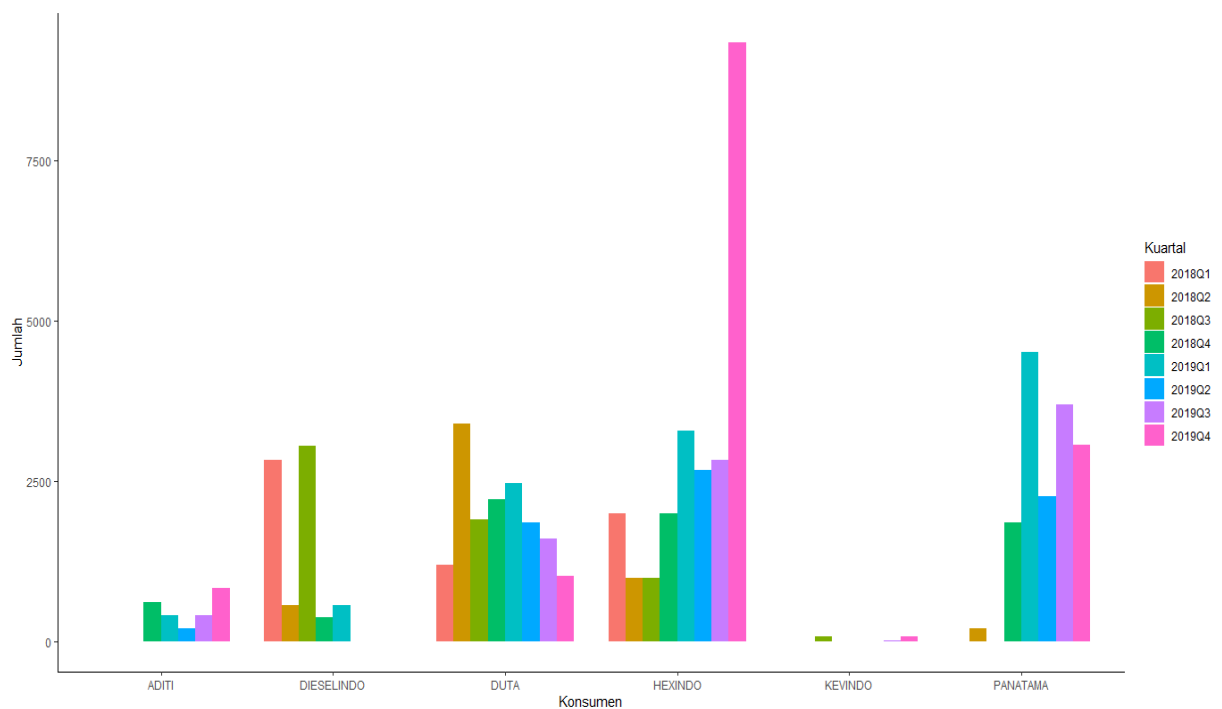
No	Nama Customer	Volume (liter)							
		2018Q1	2018Q2	2018Q3	2018Q4	2019Q1	2019Q2	2019Q3	2019Q4
1	PT HEXINDO ADI	2000	1000	1000	2000	3294	2683	2834	9337
2	PT DIESELINDO	2840	570	3048	380	570	0	0	0
3	PT DUTA	1200	3400	1905	2226	2469	1860	1616	1030
4	PT PANATAMA	0	208	0	1857	4518	2275	3706	3075
5	PT ADITI	0	0	0	623	410	205	410	832
6	UD KEVINDO	0	0	80	0	0	0	20	80

Tahapan selanjutnya untuk menghasilkan pemodelan adalah melakukan *plotting* data, dimana hasil *plotting* yaitu grafik memungkinkan atribut data dimodelkan sehingga memudahkan pengamatan hubungan antar atribut dari waktu ke waktu. Pemodelan grafik histogram dengan hasil pembacaan data dari tahapan prapemrosesan data terlihat pada Gambar 1 yang menunjukkan sebaran total jumlah permintaan untuk kelima konsumen dari tahun 2018 sampai dengan 2019. Grafik histogram pada Gambar 1 cukup baik, tapi informasi yang terkandung masih belum diekplorasi lebih detail. Data *frame* yang digunakan pada *plot*, sering sekali harus dilakukan *summary* terlebih sehingga dapat diproses lebih mudah oleh *layer* di *ggplot*. Terlihat dari Gambar 2 menunjukkan bahwa konsumen yang melakukan transaksi permintaan produk adalah PT. DIESELINDO, PT. DUTA, PT. HEXINDO dan PT. PANATAMA. Ada dua konsumen yaitu PT. DIESELINDO dan PT. PANATAMA yang tidak konsisten melakukan transaksi, ini terlihat pada grafik Gambar 2 PT. DIESELINDO tidak melakukan transaksi di kuartal kedua hingga kuartal keempat tahun 2019, sedangkan PT. PANATAMA

tidak melakukan transaksi pada kuartal pertama tahun 2018 dan kuartal ketiga tahun 2018. Untuk konsumen PT. KEVINDO jumlah permintaan produk tiap kuartal dari tahun 2018 hingga 2019 tidak signifikan.



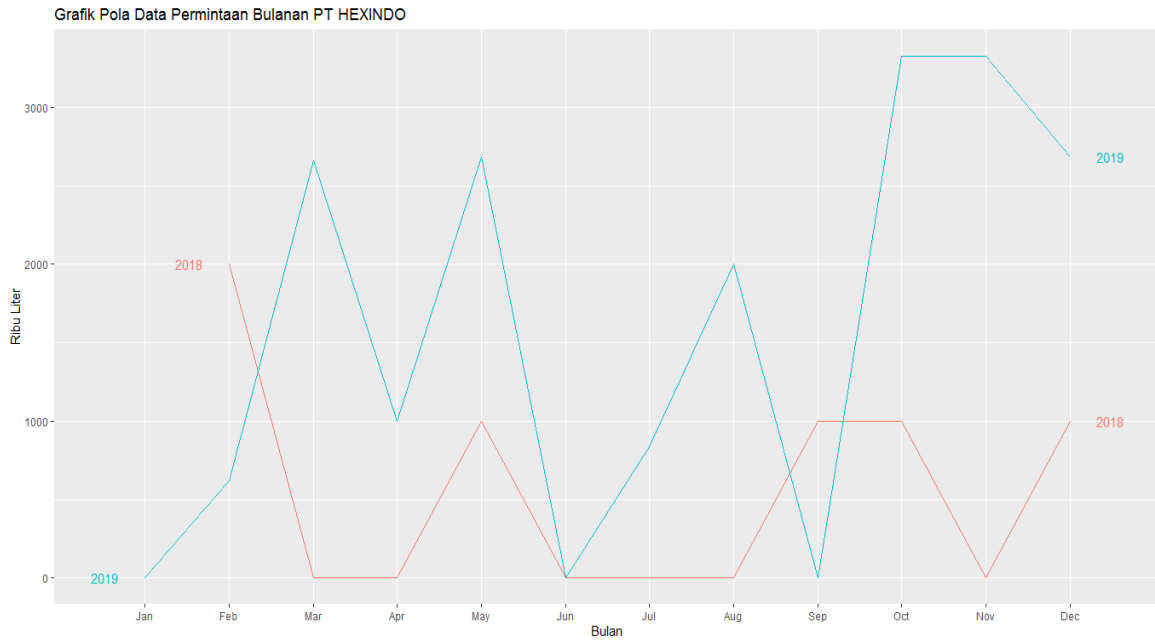
Gambar 1. Grafik histogram sebaran permintaan produk per konsumen dari tahun 2018 s/d 2019



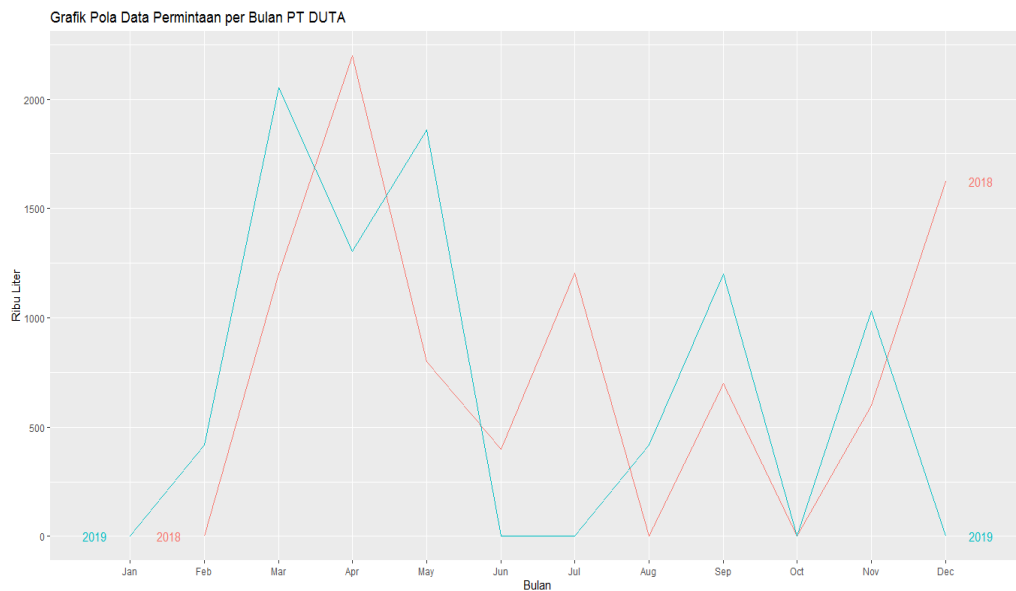
Gambar 2. Grafik trend jumlah permintaan konsumen per kuartal dari tahun 2018 s/d 2019

4.2 Peramalan dan analisis hasil peramalan

Selanjutnya diterapkanlah metode peramalan berdasarkan dataset permintaan konsumen PT. SSN secara periodik dari tahun 2018 hingga tahun 2019 dari tahapan pra-pemrosesan data. Grafik permintaan per kuartal dari hasil pra-pemrosesan data yang ditunjukkan pada Gambar 2 menunjukkan ada dua konsumen yang konsisten melakukan transaksi dengan nilai penjualan yang tinggi yaitu PT. DUTA dan PT. HEXINDO. Oleh karena itu berdasarkan pola data yang ada digunakan 3 metode peramalan untuk kedua konsumen yaitu metode *simple average*, metode *naïve* dan metode *naïve* musiman. Jika dilihat berdasarkan pola data transaksi pembelian yang dilakukan PT HEXINDO dan PT DUTA selama tahun 2018-2019 pada Gambar 3 dan 4 berbentuk pola data siklis, hal ini ditunjukkan dari adanya fluktuasi gelombang data, dimana jumlah permintaan dari kedua konsumen naik turun.

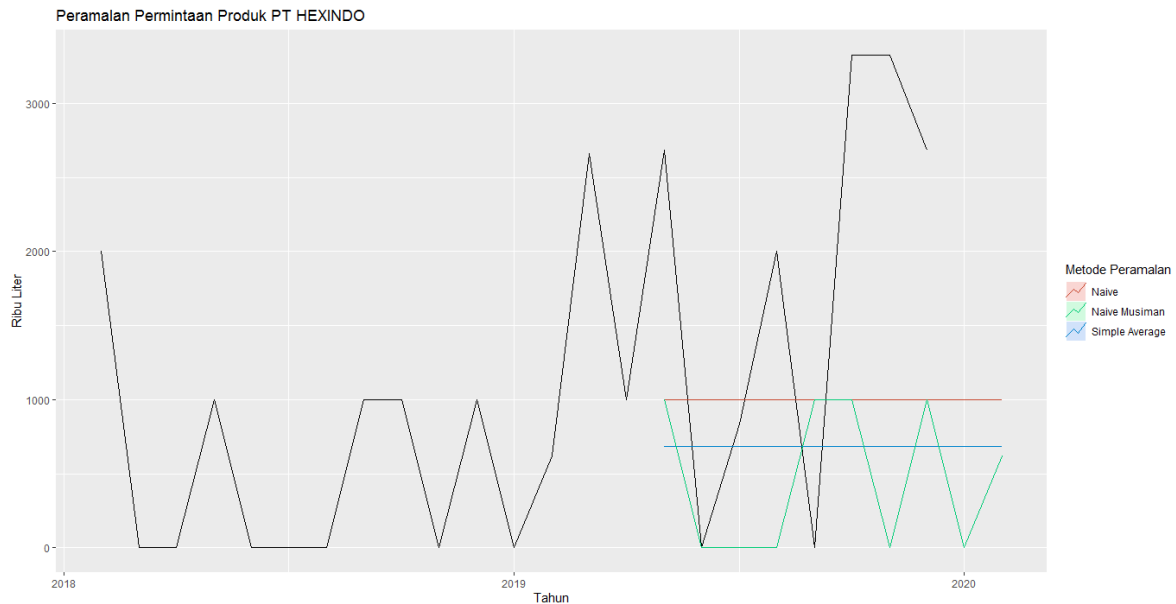


Gambar 3. Grafik pola data permintaan produk PT HEXINDO periode tahun 2018-2019



Gambar 4. Grafik pola data permintaan produk PT DUTA periode tahun 2018-2019

Hasil peramalan transaksi pembelian untuk konsumen PT HEXINDO menggunakan 3 metode (*simple average*, *naïve* dan *naïve musiman*) ditunjukkan pada Gambar 5. Grafik hasil peramalan ketiga metode pada Gambar 5 menggunakan variabel periode 10 bulanan. Dari Gambar 5 menunjukkan bahwa metode *simple average* memberikan nilai peramalan yang konsisten yaitu 685.6 ribu liter prediksi jumlah permintaan yang akan dilakukan PT HEXINDO, hal yang serupa juga terjadi pada metode *naïve* dimana nilai permintaan yang diprediksi konsisten pada nilai 1000 ribu liter. Nilai berbeda dihasilkan dari metode *naïve musiman* dimana jumlah permintaan PT HEXINDO akan naik turun (fluktuatif) di tahun 2019, detail hasil peramalan PT HEXINDO diperlihatkan pada Tabel 4.

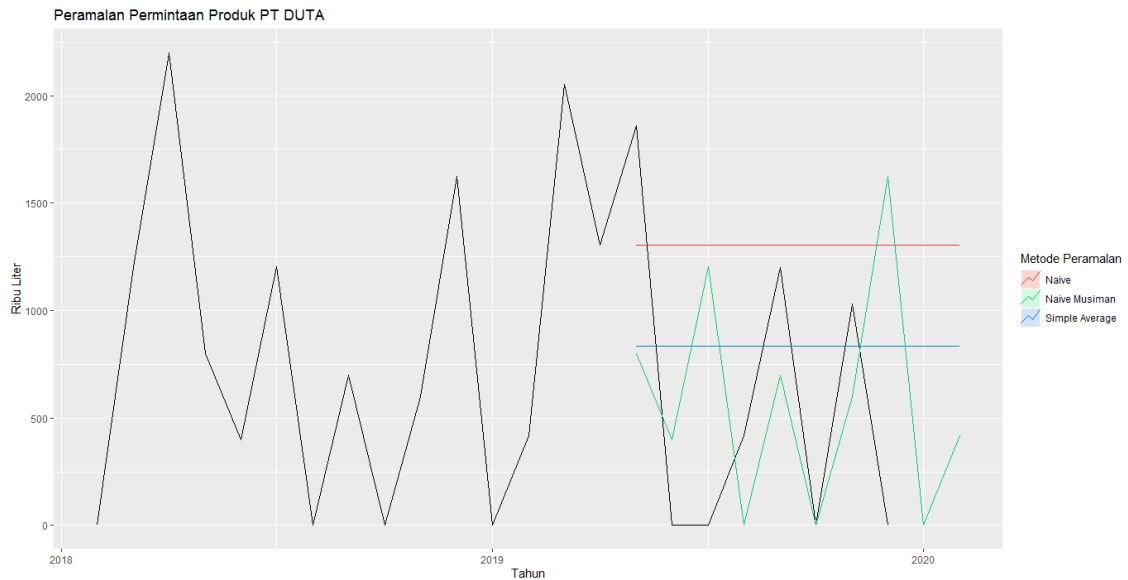


Gambar 5. Grafik hasil peramalan permintaan produk PT HEXINDO

Tabel 4. Hasil peramalan PT HEXINDO periode 10 bulan

No	Bulan	Volume peramalan (ribu liter)	Metode peramalan
1	Mei 2019 s/d Feb 2020	685.6	<i>Simple moving average</i>
2	Mei 2019 s/d Feb 2020	1000	Naïve
3	Mei 2019	1000	Naïve Musiman
	Jun 2019	0	
	Jul 2019	0	
	Aug 2019	0	
	Sep 2019	1000	
	Oct 2019	1000	
	Nov 2019	0	
	Dec 2019	1000	
	Jan 2020	0	
	Feb 2020	622	

Hasil peramalan transaksi pembelian untuk konsumen PT DUTA menggunakan 3 metode (*simple average*, *naïve* dan *naïve musiman*) ditunjukkan pada Gambar 6. Grafik hasil peramalan ketiga metode pada Gambar 6 menggunakan variabel periode 10 bulanan. Dari Gambar 6 menunjukkan bahwa metode *simple average* memberikan nilai peramalan yang konsisten yaitu 833.6 ribu liter prediksi jumlah permintaan yang akan dilakukan PT DUTA, hal yang serupa juga terjadi pada metode *naïve* dimana nilai permintaan yang diprediksi konsisten pada nilai 1304 ribu liter. Nilai berbeda dihasilkan dari metode *naïve musiman* dimana jumlah permintaan PT DUTA akan naik turun (fluktuatif) di tahun 2019, detail hasil peramalan PT DUTA diperlihatkan pada Tabel 5.



Gambar 6. Grafik hasil peramalan permintaan produk PT DUTA

Tabel 5. Hasil peramalan PT DUTA periode 10 bulan

No	Bulan	Volume peramalan (ribu liter)	Metode peramalan
1	Mei 2019 s/d Feb 2020	833.6	<i>Simple moving average</i>
2	Mei 2019 s/d Feb 2020	1304	Naïve
3	Mei 2019	800	Naïve Musiman
	Jun 2019	400	
	Jul 2019	1205	
	Aug 2019	0	
	Sep 2019	700	
	Oct 2019	0	
	Nov 2019	600	
	Dec 2019	1626	
	Jan 2020	0	
	Feb 2020	418	

Dari hasil peramalan untuk dua konsumen (PT HEXINDO dan PT DUTA) didapatkan pula nilai akurasi peramalan dari tiga metode (*simple average*, naïve dan naïve musiman) menggunakan nilai MASE yang ditunjukkan pada Tabel 6. Dari Tabel 6 dapat dilihat bahwa metode yang memiliki nilai MASE terkecil adalah metode *simple moving average* untuk kedua data permintaan konsumen.

Tabel 6. Hasil perbandingan nilai MASE

No	Metode peramalan	MASE	Data konsumen
1	<i>Simple moving average</i>	0.386	PT HEXINDO
	Naïve	0.524	
	Naïve musiman	1	
2	<i>Simple moving average</i>	0.847	PT DUTA
	Naïve	1.332	
	Naïve Musiman	1	

5. Conclusion

Dari hasil pra-pemrosesan data dapat disimpulkan bahwa konsumen yang nilai transaksi permintaannya tinggi adalah PT. DIESELINDO, PT. DUTA, PT. HEXINDO dan PT. PANATAMA. Dari hasil peramalan untuk dua konsumen (PT HEXINDO dan PT DUTA) didapatkan pula nilai akurasi peramalan dari tiga metode (*simple average*, naïve dan naïve musiman) menggunakan nilai MASE dapat disimpulkan bahwa metode yang memiliki nilai MASE terkecil adalah metode *simple moving average* untuk kedua data permintaan konsumen.

References

- [1] Narayanan, A., Sahin, F., and Robinson, E. P. Demand and order-fulfillment planning: The impact of point-of-sale data, retailer orders and distribution center orders on forecast accuracy. *Journal of Operations Management*.
- [2] Donohue, K. L. (2000). Efficient supply contracts for fashion goods with forecast updating and two production modes. *Management Science*, 46(11):1397–1411
- [3] Jung, H. and Jeong, S.-J. (2012). Managing demand uncertainty through fuzzy inference in supply chain planning. *International Journal of Production Research*, 50(19):5415–5429.
- [4] Syntetos, A. A., Babai, Z., Boylan, J. E., Kolassa, S., and Nikolopoulos, K. (2016). Supply chain forecasting: Theory, practice, their gap and the future. *European Journal of Operational Research*, 252(1):1–26.
- [5] Walker, G. and Weber, D. (1984). A transaction cost approach to make-or-buy decisions. *Administrative Science Quarterly*, pages 373–391.
- [6] Gilliland, M. (2010). *The business forecasting deal: exposing myths, eliminating bad practices, providing practical solutions*, volume 27. John Wiley & Sons.
- [7] Ali, O. G., Sayin, S., Van Woensel, T., and Fransoo, J. (2009). "SKU demand forecasting" in the presence of promotions. *Expert Systems with Applications*, 36(10):12340–12348.
- [8] Divakar, S., Ratchford, B. T., and Shankar, V. (2005). Practice prize article: A multichannel, multiregion sales forecasting model and decision support system for consumer packaged goods. *Marketing Science*, 24(3):334–350.
- [9] Nikolopoulos, K., Litsa, A., Petropoulos, F., Bougioukos, V., and Khammash, M. (2015). Relative performance of methods for forecasting special events. *Journal of Business Research*, 68(8):1785–1791.
- [10] Ramanathan, U. (2012). Supply chain collaboration for improved forecast accuracy of promotional sales. *International Journal of Operations & Production Management*, 32(6):676–695.
- [11] Ramanathan, U. and Muijldermans, L. (2011). Identifying the underlying structure of demand during promotions: A structural equation modelling approach. *Expert Systems With Applications*, 38(5):5544–5552.
- [12] Trapero, J. R., Kourentzes, N., and Fildes, R. (2015). On the identification of sales forecasting models in the presence of promotions. *Journal of the Operational Research Society*, 66(2):299–307.
- [13] Christopher, M. (2000). The agile supply chain: competing in volatile markets. *Industrial Marketing Management*, 29(1):37–44.
- [14] Christopher, M. and Holweg, M. (2011). supply chain 2.0: Managing supply chains in the era of turbulence. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 41(1):63–82.
- [15] Christopher, M. and Holweg, M. (2017). Supply chain 2.0 revisited: a framework for managing volatility-induced risk in the supply chain. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 47(1):2–17.
- [16] Hope, J. and Fraser, R. (2003). *Beyond budgeting: how managers can break free from the annual performance trap*. Harvard Business Press
- [17] Aye, G. C., Balcilar, M., Gupta, R., and Majumdar, A. (2015). Forecasting aggregate retail sales: The case of South Africa. *International Journal of Production Economics*, 160:66–79.
- [18] Pai, P.-F. and Lin, C.-S. (2005). A hybrid ARIMA and support vector machines model in stock price forecasting. *Omega*, 33(6):497–505.
- [19] Fildes, R., Nikolopoulos, K., Crone, S. F., and Syntetos, A. A. (2008). Forecasting and operational research: a review. *Journal of the Operational Research Society*, 59(9):1150–1172.
- [20] Hyndman, R. J. and Athanasopoulos, G. (2014). *Forecasting: principles and practice*. OTexts.
- [21] Syntetos, A. A., Babai, Z., Boylan, J. E., Kolassa, S., and Nikolopoulos, K. (2016). Supply chain forecasting: Theory, practice, their gap and the future. *European Journal of Operational Research*, 252(1):1–26.
- [22] Lawrence, M., Goodwin, P., O'Connor, M., and Onkal, D. (2006). Judgmental forecasting: A review of progress over the last 25 years. *International Journal of forecasting*, 22(3):493–518.
- [23] Sutrisno Venezia, "Analisis Forecasting untuk Data Penjualan Menggunakan Metode Simple Moving Average dan Single Exponential Smoothing: Studi Kasus PT Guna Kemas Indah" *Skripsi, Fakultas Ilmu Komputer Universitas Indonesia*. 2013.
- [24] Sarosa, M.; Suryono, H.; Ridwan, M., " Penerapan Data Mining Untuk Evakuasi Kinerja Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naïve" *Jurnal EECIS vol 7 no 1 pp 59-64*. 2013.
- [25] Margi Kristien, " Analisa dan Penerapan Metode Single Exponential Smoothing Untuk Prediksi Penjualan Pada Periode Tertentu (Studi Kasus PT. Media Cemara Kreasi)" *Skripsi Universitas Budi Mulia Jakarta*, 2015.
- [26] Steveson William J., "Operation Management" *McGraw-Hill Education New York*, 2015.
- [27] Yudaruddin, Rizky, " Forecasting untuk Kegiatan Ekonomi dan Bisnis" *RV Pustaka Horizon*. 2019.
- [28] Hyndman, R. J., " Another look at measures of forecast accuracy" *FORESIGHT Issue 4 June 2006, pg46*. 2006.