

Persediaan-Permintaan *Lavatory Faucet* Dengan Metode *Time Series Analysis* Dan *Classification* Menggunakan Software *Pom*, *Minitab* Dan *Rapid Miner*

Totok Sugianto¹⁾; Taswanda Taryo²⁾

¹⁾Program Pascasarjana, Program Pasca Sarjana, Universitas Pamulang (UNPAM),
Jl. Raya Puspitek No. 11, Tangerang Selatan 15310

E-mail: totoks76@gmail.com,
otantaryo@gmail.com

Abstrak: PT. Surya Toto Indonesia merupakan salah satu perusahaan manufaktur perlengkapan kamar mandi di Indonesia. Untuk mengantisipasi terjadinya peningkatan persediaan barang jadi yang kurang aktif pada produk *Lavatory Faucet* maka diperlukan suatu upaya dalam memprediksi permintaan dan persediaan *Lavatory Faucet* di masa yang akan datang secara tepat. Dengan menggunakan metode *Forecasting Time Series Analysis* yang diaplikasikan pada software *Production Operation Management (POM)* dan *Minitab* diperoleh metode yang tepat digunakan untuk memprediksi permintaan *Lavatory Faucet* dimasa yang akan datang adalah metode *Winters Multiplicative* dengan parameter level = 0,5, trend = 0,2 dan seasonal = 0,2 karena memiliki nilai akurasi kesalahan terkecil diantara metode yang lain dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* = 16%, *Mean Absolute Deviation (MAD)* = 3527, *Mean Square Error (MSE)* = 18.111.083, dan prediksi permintaan *Lavatory Faucet* periode berikutnya sejumlah 24,860 unit menggunakan software *Minitab*. Dengan menggunakan metode *Classification* yang di aplikasikan pada software *Rapid Miner* diperoleh algoritma *Decission Tree C4.5* merupakan metode yang paling tepat digunakan untuk memprediksi persediaan *Lavatory Faucet* dimasa yang akan datang karena memiliki ukuran kinerja paling baik dibandingkan algoritma *Naive Bayes* dengan nilai *Accuracy* = 98,52%, *Precision* = 99,63% dan *Recall* = 98,43%.

Kata Kunci: *POM*, *Minitab*, *Rapid Miner*, *Forecasting*, *Time Series*, *Classification*

Abstract: PT. Surya Toto Indonesia is one of the bathroom equipment manufacturing companies in Indonesia. To anticipate an increase in finished goods inventory that is less active in *Lavatory Faucet* products, an effort is needed to predict the demand and supply of *Lavatory Faucets* in the future accurately. By using the *Forecasting Time Series Analysis* method which is applied to *Production Operation Management (POM)* and *Minitab* software, the right method used to predict future *Lavatory Faucet* demand is the *Winters Multiplicative* method with parameter level = 0.5, trend = 0.2 and seasonal = 0.2 because it has the smallest error accuracy value among other methods with *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* = 16%, *Mean Absolute Deviation (MAD)* = 3527, *Mean Square Error (MSE)* = 18.111.083, and prediction of demand for *Lavatory Faucet* for the next period of 24,860 units using *Minitab* software. By using the *Classification* method applied to the *Rapid Miner* software, the *Decission Tree C4.5* algorithm is the most appropriate method used to predict future *Lavatory*

Faucet inventories because it has the best performance measure compared to the Naive Bayes algorithm with Accuracy value = 98.52 %, Precision = 99.63% and Recall = 98.43%.

Keywords: POM, Minitab, Rapid Miner, Forecasting, Time Series, Classification

PENDAHULUAN

Perkembangan dunia industri yang begitu cepat membuat perusahaan manufaktur maupun jasa harus bisa bertahan dan bisa bersaing dengan perusahaan lain yang sejenis. Seiring begitu ketat persaingan antar perusahaan tersebut, mendorong setiap industri untuk selalu membuat strategi dan terobosan baru agar lebih meningkatkan produktifitasnya [12]. Upaya perbaikan yang berkelanjutan (*Continuous Improvement*) juga penting dilakukan oleh suatu perusahaan karena diharapkan menjadi modal penting untuk selalu meningkatkan kepuasan pelanggan sehingga kepercayaan pelanggan terhadap perusahaan tersebut dapat tetap terjaga dengan baik [8, 12].

PT. Surya Toto Indonesia merupakan salah satu perusahaan *Plumbing Fitting* di Indonesia yang berlokasi di wilayah Tangerang Provinsi Banten. Berdasarkan data persediaan barang jadi yang ada di area Divisi Fitting masih tingginya persediaan barang jadi yang statusnya kurang aktif. Adapun persediaan barang jadi kurang aktif adalah persediaan barang jadi yang tersimpan di gudang dan tidak terjual selama lebih dari enam bulan. Berdasarkan jumlah persediaan barang jadi yang ada seperti *Accessories, Bath & Shower, Bidet Faucet, Kitchen Faucet, Lavatory Faucet* dan *Supporting* dari tahun 2016 hingga 2020 terjadi peningkatan jumlah persediaan barang jadi dengan status kurang aktif setiap tahunnya. Dari beberapa persediaan barang kurang aktif tersebut adalah tipe produk *Lavatory Faucet* yang merupakan tipe produk barang jadi dengan persediaan barang kurang aktif tertinggi diantara yang lain. Tingginya persediaan barang jadi kurang aktif tersebut disebabkan dari beberapa faktor, salah satunya adalah ketidakpastian dan ketidaktepatan dalam memprediksi permintaan dan persediaan barang jadi di periode yang akan datang karena perusahaan hanya menerapkan pola prediksi histori rata-rata enam bulan (*moving average*) menggunakan *software microsoft excel*. Untuk itu diperlukan suatu sistem pengambilan keputusan yang dilakukan melalui pengujian terhadap perhitungan prediksi permintaan lavatory faucet menggunakan beberapa pendekatan yaitu dengan metode *Forecasting Time Series Analysis dan Classification*.

Dengan menggunakan bantuan beberapa perangkat lunak maka akan memudahkan dalam melakukan proses perhitungan dan pengujian, sehingga akan diketahui metode mana yang paling tepat digunakan untuk memprediksi permintaan *lavatory faucet* di masa yang akan datang dan bagaimana menentukan prediksi persediaannya melalui pengujian tingkat akurasi dari beberapa metode algoritma yang digunakan. Adapun aplikasi yang akan digunakan dalam penelitian ini yaitu *software Production Operation Management (POM), Minitab dan Rapid Miner*.

Metode *forecasting* terbaik akan digunakan untuk menentukan prediksi jumlah permintaan *lavatory faucet* pada periode yang akan datang sedangkan metode *classification* dengan algoritma terbaik akan dijadikan sebagai metode yang akan digunakan dalam menentukan persediaan *lavatory faucet*, sehingga diharapkan nantinya dapat menjadi solusi dalam mengatasi permasalahan yang ada.

TINJAUAN PUSTAKA

A. *Forecasting Time Series Analysis*

Forecasting merupakan alat bantu yang penting dalam perencanaan yang efektif dan efisien khususnya dalam bidang ekonomi. *Forecasting* adalah prediksi, peramalan, proyeksi, atau perkiraan tingkat kejadian yang tidak pasti dimasa yang akan datang [2, 9]. *Forecasting*

merupakan prediksi nilai-nilai sebuah variabel berdasarkan kepada nilai yang diketahui dari variabel tersebut atau variabel yang berhubungan.

Time Series Analysis atau analisis deret waktu adalah suatu analisis berdasarkan hasil prediksi yang disusun atas pola hubungan antara variabel yang dicari dengan variabel waktu yang mempengaruhinya [7-9]. Beberapa model metode yang ada dalam *Forecasting Time Series Analysis*:

1. Metode *Moving Average*
2. Metode *Exponential Smoothing*
3. Metode *Winters*
4. Metode *Decomposition*
5. Metode *Linear Regression*
6. Metode *Quadratic*
7. Metode *S-Curve*

B. Pengukuran Akurasi Kesalahan Hasil *Forecasting*

Ukuran akurasi kesalahan hasil *forecasting* merupakan ukuran tentang tingkat perbedaan antara hasil prediksi dengan permintaan yang terjadi untuk melihat kesalahan *forecasting* [2]. Dalam metode *Time Series Analysis*, metode *forecasting* terbaik adalah metode yang memenuhi kriteria dari ukuran akurasi hasil *forecasting* yaitu dilihat dari tingkat kesalahan yang paling terkecil [7-9]. Ukuran yang biasa digunakan tersebut adalah [2]:

1. Rata-rata Deviasi Mutlak (*Mean Absolute Deviation = MAD*)
2. Rata-Rata Kuadrat Kesalahan (*Mean Square Error = MSE*)
3. Rata-rata Persentase Kesalahan Absolut (*Mean Absolute Percentage Error = MAPE*).

C. *Classification*

Classification adalah suatu metode yang digunakan untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data, dengan tujuan untuk dapat memperkirakan kelas dari suatu objek yang labelnya tidak diketahui [13]. Ada banyak model metode algoritma yang ada dalam metode *classification* ini, namun dari pertimbangan referensi penelitian terdahulu yang sudah dilakukan kajian dan terkait dengan pembahasan di penelitian ini metode algoritma yang digunakan dalam penelitian ini yaitu:

1. Algoritma *Decision Tree C4.5*

Algoritma C4.5 merupakan salah satu algoritma yang digunakan untuk melakukan klasifikasi atau pengelompokan pada dataset. Dasar dari algoritma C4.5 adalah pembentukan pohon keputusan (*Decision Tree*). Cabang-cabang dari pohon keputusan merupakan pertanyaan klasifikasi sedangkan untuk daun-daunnya merupakan kelas-kelas atau kelompoknya [6, 13]

2. Algoritma *Naive Bayes*

Naive Bayes adalah salah satu metode algoritma yang terdapat pada teknik klasifikasi. *Naive Bayes* merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik, yaitu memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman dimasa sebelumnya sehingga dikenal sebagai teorema bayes. Teorema tersebut dikombinasikan dengan *Naive* dimana diasumsikan kondisi antar atribut saling bebas [6, 13].

D. Pengukuran Kinerja Hasil *Classification*

Confusion Matrix merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi. Pengukuran kinerja menggunakan *confusion matrix* terdapat 4 (empat) istilah sebagai representasi hasil proses klasifikasi. Keempat istilah tersebut adalah TP = *True Positive*, TN = *True Negative*, FP = *False Positive* dan FN = *False Negative* sehingga nantinya akan diperoleh nilai *accuracy*, *precision* dan *recall*. *Accuracy* yaitu rasio prediksi benar (positif dan negatif) dengan seluruh data, *Preccision* yaitu rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan seluruh hasil yang diprediksi positif, sedangkan *recall* yaitu rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan seluruh data yang benar positif. Pengujian kinerja klasifikasi menggunakan metode *confusion matrix* ini akan

mengetahui bagaimana hasil kinerja klasifikasi melalui perbandingan ukuran hasil nilai *accuracy*, *precision* dan *recall* [1].

E. Perangkat Lunak (Software)

Perangkat lunak (Software) adalah program komputer yang terasosiasi dengan dokumentasi perangkat lunak seperti dokumentasi kebutuhan, model desain, dan cara penggunaan. Perangkat lunak merupakan suatu intruksi (program komputer) saat dieksekusi dapat menyediakan *features*, fungsi dan performa yang sesuai keinginan pengguna [5-14].

1. Production and Operation Management (POM)

POM adalah sebuah perangkat lunak yang digunakan untuk memecahkan masalah dalam bidang operasi yang bersifat kuantitatif. POM mudah digunakan dan sangat membantu dalam penyelesaian suatu masalah dalam sistem pendukung keputusan diantaranya dalam pengolahan data forecasting [14].

2. Minitab

Minitab adalah sebuah perangkat lunak yang dirancang untuk melakukan pengolahan data statistik. Minitab banyak digunakan oleh pengguna karena kemampuannya dalam melakukan analisis statistik yang kompleks. Minitab sering digunakan dalam implementasi pengolahan data statistik seperti metode *Basic Statistics*, *Quality Tools*, *Forecasting Time Series*, dan metode-metode perbaikan proses yang berbasis statistika [12].

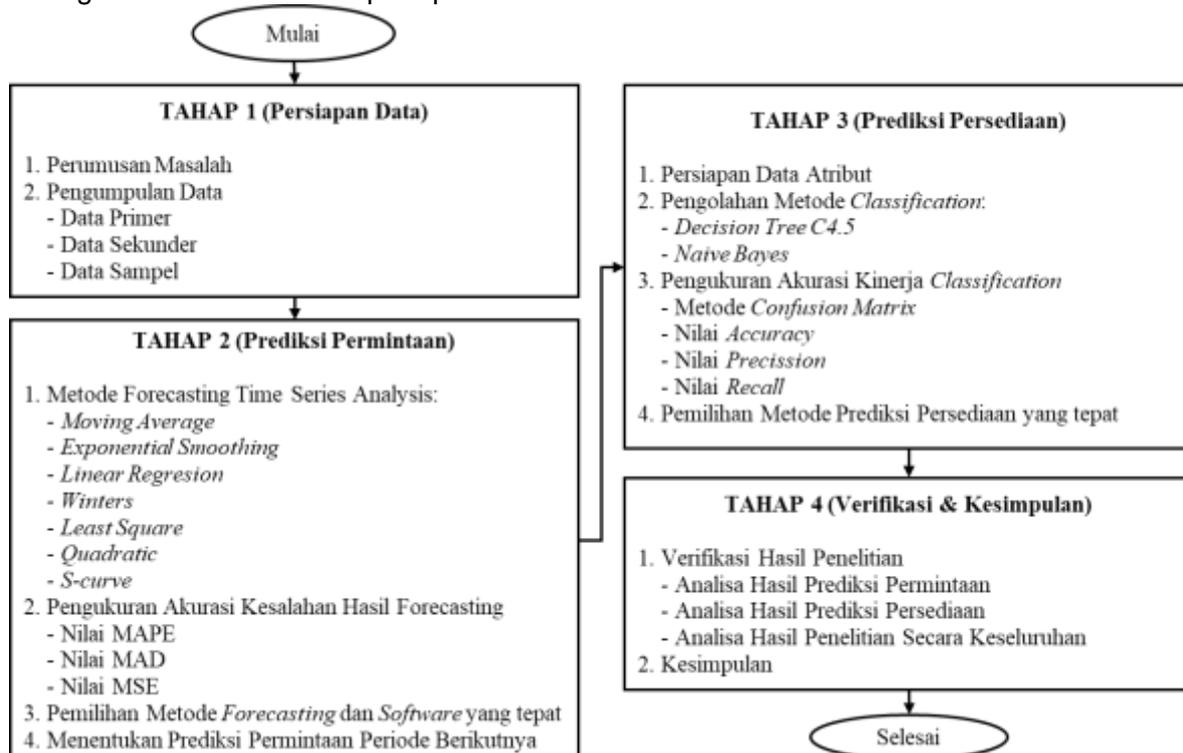
3. Rapid Miner

Rapid Miner merupakan perangkat lunak yang bersifat terbuka (*open source*). *Rapid Miner* adalah sebuah solusi untuk melakukan analisis terhadap *data mining*, *text mining* dan analisis prediksi [11].

METODA PENELITIAN

A. Perancangan Penelitian

Rancangan penelitian menjelaskan secara singkat alur penelitian yang akan dibahas melalui gambaran alur proses dari tahapan penelitian yang dilakukan yaitu terbentuk dalam suatu gambar *Flow Chart* seperti pada Gambar 2.



Gambar 1 Flow Chart Penelitian

B. Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data merupakan teknik atau cara yang dilakukan peneliti dalam mengumpulkan data yang dibutuhkan penelitian. Pengumpulan data ini dilakukan guna memperoleh informasi yang dibutuhkan dalam rangka mencapai tujuan penelitian [12]. Adapun teknik pengumpulan data yang dilakukan dalam penelitian ini melalui wawancara, observasi dan studi dokumen. Data tersebut meliputi data laporan pengiriman barang jadi selama lima tahun terakhir, data laporan persediaan barang jadi, data laporan hasil produksi barang jadi, dan data-data lainnya yang diperlukan.

C. Metode Pemilihan Sampel

Teknik pemilihan sampel yang digunakan di penelitian ini antara lain:

1. *Non Random Sample With Quota Sampling*

Pengambilan sampel dengan teknik ini yaitu pengambilan sampel yang dilakukan secara tidak acak dengan jumlah sampel sebanyak jumlah yang telah ditentukan oleh peneliti [3].

2. *Teknik Slovin*

Pengambilan sampel pada teknik slovin yaitu dengan menggunakan rumus atau formula untuk menghitung jumlah sampel minimal apabila perilaku dari sebuah populasi tidak diketahui secara pasti [4]. Teknik ini digunakan untuk menentukan jumlah sampel atribut dalam pengolahan metode *classification*.

3. *Cluster Random Sampling*

Merupakan teknik pengambilan sampel secara berkelompok, dilakukan berdasar kelompok atau area tertentu yang untuk meneliti tentang suatu hal pada bagian-bagian yang berbeda didalam suatu kelompok [3].

D. Teknik Analisis

Teknik analisis yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan metode kuantitatif deskriptif. Dalam teknik ini peneliti akan membuat suatu data prediksi dengan cara mencari hubungan atau perbandingan antar hasil pengolahan data.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengolahan Data Histori Produk *Lavatory Faucet*

Berdasarkan histori jumlah permintaan selama lima tahun yaitu dari tahun 2016 hingga tahun 2020 untuk produk *lavatory faucet* setiap periode perbulannya seperti pada Tabel 1.

Tabel 1 Data Histori Permintaan *Lavatory Faucet* Tahun 2016 – 2020

Bulan	2016		2017		2018		2019		2020	
	Periode	Jumlah (Unit)								
Januari	1	30116	13	22526	25	23420	37	24261	49	20498
Februari	2	42744	14	29902	26	28060	38	27694	50	25546
Maret	3	42795	15	39697	27	32206	39	28328	51	24804
April	4	29047	16	31915	28	30598	40	28863	52	19677
Mei	5	29310	17	27272	29	34729	41	23404	53	14073
Juni	6	19865	18	15519	30	15734	42	15223	54	11259
Juli	7	12509	19	22194	31	24333	43	18119	55	13524
Agustus	8	19534	20	21049	32	29491	44	21562	56	16089
September	9	22743	21	24291	33	25921	45	17237	57	28732
Oktober	10	22929	22	19636	34	24857	46	19097	58	24017
November	11	24756	23	22666	35	21761	47	22803	59	24376

Desember	12	24589	24	19428	36	15285	48	23352	60	19625
Total		32093		29609		30639		26994		24222
		7		5		5		3		0

B. Hasil Prediksi *Lavatory Faucet* Dengan Metode *Forecasting Time Series Analysis* dan Pengukuran Akurasi Kesalahan Hasil Prediksi

Hasil pengolahan data forecasting menggunakan Metode *Forecasting Time Series Analysis* dengan beberapa model metode yaitu *Moving Average*, *Exponential Smoothing*, *Winters*, *Decomposition*, *Linear Regression*, *Quadratic*, dan *S-Curve* yang diaplikasikan pada *software* Minitab dan POM serta hasil pengukuran akurasi kesalahan hasil prediksi berdasarkan perbandingan nilai MAPE, MAD, dan MSE dapat terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Hasil Prediksi Permintaan *Lavatory Faucet* Metode *Forecasting Time Series Analysis* dan Pengukuran Akurasi Kesalahan Hasil Prediksi pada *Software* POM dan Minitab

No.	Metode	Parameter	Hasil Pengukuran Nilai Akurasi			Prediksi Periode Berikutnya (Unit)	Software
			MAPE	MAD	MSE		
1	<i>Moving Average</i>	3 Bulan	0,26	5263	45827313	22673	Minitab & POM
		6 Bulan	0,26	5254	44256724	21060	Minitab & POM
		12 Bulan	0,22	4517	30828314	20185	Minitab & POM
2	<i>Exponential Smoothing</i>	<i>Single With Optimal ARIMA</i>	0,22	4664	35951164	20428	Minitab
		<i>Double With Optimal ARIMA</i>	0,23	5277	49488681	19101	Minitab
		<i>Single $\alpha=0,1$</i>	0,25	5200	42372000	21036	POM
		<i>Single $\alpha=0,5$</i>	0,22	4729	38658080	21647	POM
		<i>Single $\alpha=0,9$</i>	0,22	4726	36676960	20100	POM
		<i>Double $\alpha=0,1$ & $\beta=0,1$</i>	0,24	6732	43778860	19176	POM
		<i>Double $\alpha=0,5$ & $\beta=0,5$</i>	0,28	5957	58521790	24622	POM
		<i>Double $\alpha=0,9$ & $\beta=0,9$</i>	0,27	6125	65378130	15929	POM
3	<i>Winters</i>	<i>Multiplicative level=0,2, trend=0,2, seasonal=0,2</i>	0,17	3926	24646332	21782	Minitab
		<i>Multiplicative level=0,5, trend=0,2, seasonal=0,2</i>	0,16	3527	18111083	24860	Minitab
		<i>Multiplicative level=0,9, trend=0,2, seasonal=0,2</i>	0,16	3530	19077447	23157	Minitab
		<i>Additive</i>	0,18	4063	24823122	21599	Minitab

		<i>level=0,2, trend=0,2, seasonal=0,2 Additive</i>	0,17	3594	19040048	24061	Minitab
		<i>level=0,5, trend=0,2, seasonal=0,2 Additive</i>	0,17	3692	20130196	21921	Minitab
		<i>Multiplicative, Seasonal Lenght = 6</i>	0,18	3959	25624284	18307	Minitab
4	<i>Decomposition</i>	<i>Additive, Seasonal Length = 6</i>	0,18	4027	25891830	17743	Minitab
		<i>Multiplicative, Seasonal Lenght = 6</i>	0,18	3950	24932610	17327	POM
		<i>Additive, Seasonal Length = 6</i>	0,18	4010	25473190	16617	POM
5	<i>Linear Regression</i>	<i>Trend Analysis</i>	0,22	4838	36846062	19261	Minitab & POM
6	<i>Quadratic</i>		0,22	4827	36730468	20060	Minitab
7	<i>S-Curve</i>	<i>Pearl-Reed logistic</i>	0,22	4982	43104428	12026	Minitab

C. Pemilihan Metode *Forecasting* dan *Software* yang tepat

Berdasarkan perbandingan nilai akurasi hasil prediksi permintaan *lavatory faucet* seperti pada Tabel 4.2 terlihat bahwa metode *Winters Multiplicative* dengan parameter $level = 0,5$, $trend = 0,2$ dan $seasonal = 0,2$ menghasilkan nilai akurasi yang paling rendah diantara yang lain yaitu untuk nilai $MAPE = 0,16$ atau 16%, nilai $MAD = 3527$, dan nilai $MSE = 18.111.083$. Sehingga metode *Winters Multiplicative* dapat dijadikan sebagai metode yang tepat untuk digunakan dalam memprediksi permintaan *lavatory faucet* pada periode yang akan datang. Karena metode *Winters Multiplicative* ini hanya tersedia pada software Minitab sedangkan pada software POM tidak tersedia maka software yang direkomendasikan untuk memprediksi permintaan *lavatory faucet* adalah software Minitab.

D. Penentuan Prediksi Permintaan Periode Berikutnya

Dari hasil pengolahan data *forecasting* dan pengukuran akurasi kesalahan *forecasting* telah diketahui bahwa metode yang paling tepat digunakan untuk memprediksi permintaan *lavatory faucet* pada periode yang akan datang adalah metode *Winters Multiplicative* dengan parameter $level = 0,5$, $trend = 0,2$ dan $seasonal = 0,2$ dan untuk software terbaiknya adalah menggunakan Minitab. Dari hasil tersebut sudah dapat ditentukan prediksi permintaan *lavatory faucet* untuk periode berikutnya yaitu bulan Januari 2021 yaitu sejumlah 24.860 unit.

Untuk pengolahan data prediksi persediaan produk *lavatory faucet* dengan metode *classification* harus dipersiapkan data variabel atau atribut yang sudah dikelompokkan seperti Tabel 3 dan selanjutnya data atribut tersebut akan digunakan dalam pengolahan prediksi persediaan metode *Classification*.

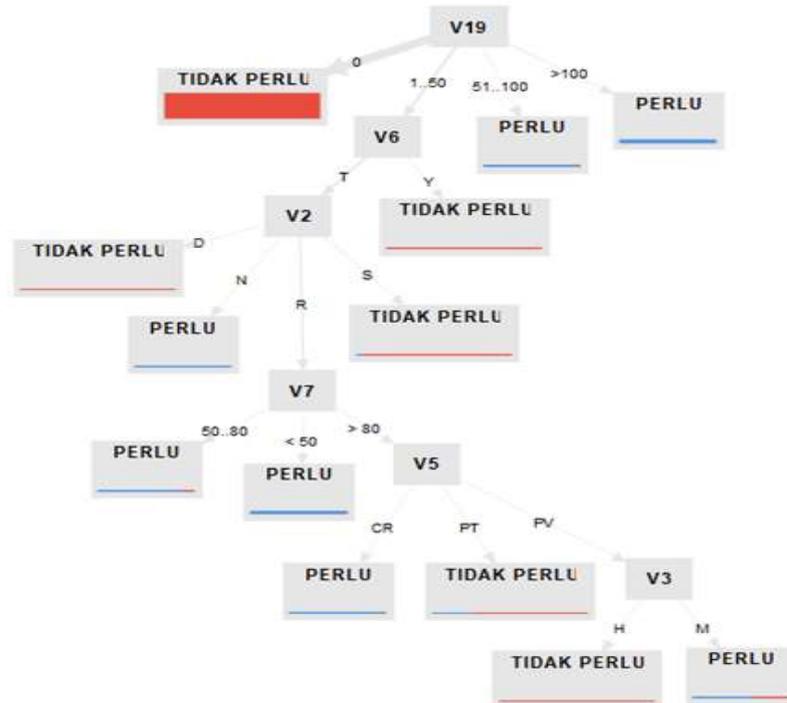
Tabel 3 Klasifikasi Data Variabel/Atribut *Lavatory Faucet*

Nama			Nama				
Kode	Variabel / Atribut	Keterangan (Class)	Kode	Variabel / Atribut	Keterangan (Class)		
V1	Series Varian Produk	1. Alisei (Al)	V9	Frekuensi	1. Tidak Ada (0)		
		2. Bella (Be)		Permintaan di tahun 2017	2. Antara 1 kali hingga 3 kali (1..3)		
		3. Cocktail (Co)		22. LF (Lf)	3. Antara 4 kali hingga 6 kali (4..6)		
		4. Crown (Cr)		23. Loop (Lo)	4. Lebih dari 6 kali (>6)		
		5. Curio (Cu)		24. Mono (Mo)	Frekuensi	1. Tidak Ada (0)	
		6. Donna (Do)		25. Natura (Na)	V10	Permintaan di tahun 2018	2. Antara 1 kali hingga 3 kali (1..3)
		7. EA (Ea)		26. New Icon (Ni)	3. Antara 4 kali hingga 6 kali (4..6)		
		8. EB (Eb)		27. Non Series (Ns)	4. Lebih dari 6 kali (>6)		
		9. Ego-1 (E1)		28. Opus (Op)	Frekuensi	1. Tidak Ada (0)	
		10. Ego-2 (E2)		29. Plano (Pl)	V11	Permintaan di tahun 2019	2. Antara 1 kali hingga 3 kali (1..3)
		11. Ego-3 (E3)		30. Rei R (Rr)	3. Antara 4 kali hingga 6 kali (4..6)		
		12. Fiore (Fi)		31. Rei S (Rs)	4. Lebih dari 6 kali (>6)		
		13. Gloria (Gl)		32. Satin (Sa)	Frekuensi	1. Tidak Ada (0)	
		14. GR (Gr)		33. Standard (St)	V12	Permintaan di tahun 2020	2. Antara 1 kali hingga 3 kali (1..3)
		15. Hayon (Hy)		34. Toja (To)	3. Antara 4 kali hingga 6 kali (4..6)		
		16. Helio (He)		35. Umi (Um)	4. Lebih dari 6 kali (>6)		
		17. Icon (Ic)		36. Vasil (Va)	Frekuensi	1. Tidak Ada (0)	
		18. Jazz (Jz)		37. Wenzal (Wz)	V13	Permintaan 6 bulan	2. Antara 1 kali hingga 3 kali (1..3)
		19. LB (Lb)			3. Lebih dari 3 kali (>3)		
V2	Group Produk	1. Discontinue (D)	V14	Jumlah	1. Tidak Ada (0)		
		2. New Product (N)		Permintaan	2. Antara 1 sampai 50 unit (1..50)		
		3. Regular (R)		Pertahun 2016 (unit)	3. Antara 51 sampai 100 unit (51..100)		
		4. Special (S)		4. Lebih dari 100 unit (>100)			
V3	Level Produk	1. High (H)	V15	Jumlah	1. Tidak Ada (0)		
		2. Medium (M)		Permintaan	2. Antara 1 sampai 50 unit (1..50)		
		3. Low (L)		Pertahun 2017 (unit)	3. Antara 51 sampai 100 unit (51..100)		
V4	Tingkat Komponen Dalam	1. FG External (A)	V16	Jumlah	1. Tidak Ada (0)		
		2. FG Set (B)		Permintaan	2. Antara 1 sampai 50 unit (1..50)		
		3. FG Semi (C)		Pertahun 2018 (unit)	3. Antara 51 sampai 100 unit (51..100)		
V5	Finishing Produk	1. Chrome (CR)	V17	4. Lebih dari 100 unit (>100)			
		2. Painting (PT)		Jumlah	1. Tidak Ada (0)		
		3. PVD (PV)		Permintaan	2. Antara 1 sampai 50 unit (1..50)		
V6	Stock Kurang	1. Ya (Y)	V18	Pertahun 2019 (unit)	3. Antara 51 sampai 100 unit (51..100)		
		2. Tidak (T)		4. Lebih dari 100 unit (>100)			
V7	% Yield Hasil Produksi	1. Lebih dari 50 % (<50)	V19	Jumlah	1. Tidak Ada (0)		
		2. Antara 50% hingga 80% (50..80)		Permintaan	2. Antara 1 sampai 50 unit (1..50)		
V8	Frekuensi Permintaan di tahun 2016	3. Lebih dari 80% (>80)	V18	Pertahun 2020 (unit)	3. Antara 51 sampai 100 unit (51..100)		
		1. Tidak Ada (0)		Jumlah	4. Lebih dari 100 unit (>100)		
		2. Antara 1 kali hingga 3 kali (1..3)		Forecast	1. Tidak Ada (0)		
		3. Antara 4 kali hingga 6 kali (4..6)		atau	2. Antara 1 sampai 50 unit (1..50)		
		4. Lebih dari 6 kali (>6)	Prediksi	3. Antara 51 sampai 100 unit (51..100)			
				4. Lebih dari 100 unit (>100)			

Dari Tabel 3 terdapat 19 variabel data yang sudah dikelompokan dan selanjutnya akan dijadikan sebagai atribut. Sedangkan variabel yang dijadikan sebagai data label atau atribut prediktor adalah "Persediaan Barang Jadi" dengan pembagian *class* berdasarkan "Perlu" dan "Tidak Perlu". Pengolahan data prediksi persediaan *lavatory faucet* dengan metode *classification* menggunakan 2 model algoritma, yaitu hasilnya sebagai berikut:

1. Hasil Algoritma *Decission Tree C4.5*

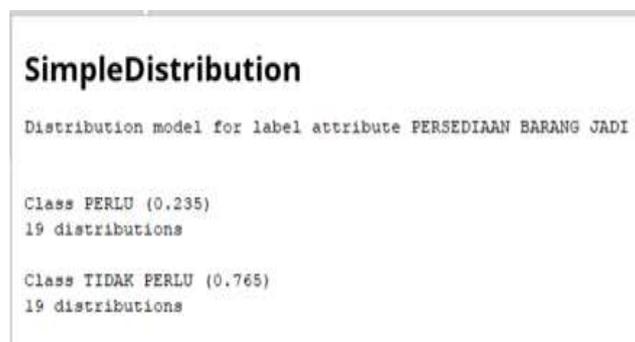
Algoritma *Decision Tree* yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma C.45 yaitu salah satu algoritma yang digunakan untuk melakukan klasifikasi atau pengelompokan pada dataset. Dasar dari algoritma C4.5 adalah pembentukan pohon keputusan (*Decision Tree*). Hasil pengolahan algoritma *decision tree* model C.45 yang diaplikasikan pada *software Rapid Miner* dalam memprediksi *lavatory faucet* membentuk sebuah role dalam bentuk pohon keputusan seperti pada Gambar 3.



Gambar 2 Pohon Keputusan Hasil Algoritma *Decision Tree* Model C4.5 pada *Software Rapid Miner*

2. Hasil Algoritma *Naive Bayes*

Hasil eksekusi algoritma *Naive Bayes* akan membentuk sebuah tabel nilai probabilitas. Dari tabel probabilitas tersebut selanjutnya akan dijadikan sebagai peluang dalam menentukan prediksi dari setiap atribut. Adapun hasil dari pengolahan data prediksi *lavatory faucet* dengan algoritma *naive bayes* pada aplikasi *Rapid Miner* menghasilkan nilai probabilitas dalam bentuk “Simple Distribution” yaitu untuk kelas “PERLU” = 0,235 dan kelas “TIDAK PERLU” = 0,765 dengan memiliki 19 distributions dapat terlihat seperti Gambar 4.



Gambar 3 *Simple Distribution* Hasil dari Algoritma *Naive Bayes* pada *Software Rapid Miner*

E. Pengukuran Kinerja *Classification*

Pengukuran terhadap kinerja hasil *Classification* dalam memprediksi *persediaan lavatory faucet* dilakukan menggunakan metode *Confusion Matrix* berdasarkan pengolahan algoritma *Decision Tree C4.5* dan *Naive Bayes*, hasilnya sebagai berikut:

1. Hasil *Confusion Matrix* Algoritma *Decision Tree C4.5*

Pengukuran terhadap kinerja klasifikasi hasil dari algoritma *Decision Tree* model C.45 menggunakan *Confusion Matrix* dapat dilihat seperti pada Tabel 4.

Tabel 4 Hasil Pengukuran Kinerja Algoritma *Decision Tree C4.5*

Kelas	Terklasifikasi		Precision
	TIDAK PERLU	PERLU	
TIDAK PERLU	813	3	99,63%
PERLU	13	251	95,08%
Recall	98,43%	98,82%	

2. Hasil *Confusion Matrix* Algoritma *Naive Bayes*

Pengukuran terhadap kinerja klasifikasi hasil dari algoritma *Naive Bayes* menggunakan *Confusion Matrix* dapat dilihat seperti pada Tabel 5.

Tabel 5 Hasil Pengukuran Kinerja Algoritma *Naive Bayes*

Kelas	Terklasifikasi		Precision
	TIDAK PERLU	PERLU	
TIDAK PERLU	806	5	99,38%
PERLU	20	249	92,57%
Recall	97,58%	98,03%	

F. Pembahasan Hasil Penelitian

Dari hasil pengolahan data prediksi permintaan *Lavatory Faucet* menggunakan metode *Forecasting Time Series Analysis* diketahui bahwa metode *forecasting* yang lebih tepat untuk digunakan adalah metode *Winters Multiplicative*, hasil perbandingannya dengan metode yang digunakan perusahaan sebelum dan sesudah dilakukan penelitian terlihat pada Tabel 6.

Tabel 6 Perbandingan Hasil Prediksi Permintaan *Lavatory Faucet* Sebelum dan Sesudah Penelitian

	Metode	MAP E	MA D	MSE	Prediksi Periode Berikutnya (unit)	Keterangan	Keputusan
Sebelum	<i>Moving Average</i> (6 Bulan)	0,26	5254	44256724	21060	Metode <i>Forecasting</i> yang digunakan perusahaan	Menolak
Sesudah	<i>Winters Multiplicative</i> (level = 0,5, trend = 0,2 dan seasonal = 0,2)	0,16	3527	18111083	24860	Metode <i>Forecasting</i> yang direkomendasikan dari hasil pengujian penelitian	Menerima
	SELISIH	0,10	1727	26145641	-3800	Perbedaan nilai akurasi kesalahan	
	% SELISIH	38%	33%	59%	-18%	cukup signifikan	

Dari hasil pengolahan data prediksi persediaan *lavatory faucet* menggunakan metode *classification* yang dikomparasikan antara algoritma *Decision Tree C4.5* dengan *Naive Bayes* hasilnya adalah metode algoritma *Decision Tree C4.5* merupakan yang paling tepat untuk digunakan dalam memprediksi persediaan *lavatory faucet* di periode yang akan datang seperti pada Tabel 7.

Tabel 7 Perbandingan Hasil Prediksi Persediaan *Lavatory Faucet*

Algoritma	Jumlah Sampel	Hasil Prediksi		Nilai <i>Confusion Matrix</i> (%)			Keputusan
		Benar	Salah	Accuracy	Precision	Recall	

<i>Decision Tree C4.5</i>	1080	1064	16	98,52	99,63	98,43	Menerima
<i>Naive Bayes</i>	1080	1055	25	97,69	99,38	97,58	Menolak
Perbedaan	0	9	9	0,83	0,25	0,85	

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan di PT. Surya Toto Indonesia Divisi Fitting dengan menggunakan metode *Forecasting Time Series Analysis* dan *Classification* yang diaplikasikan pada *software POM, Minitab* dan *Rapid Miner* dapat disimpulkan bahwa:

1. Metode *Forecasting* yang tepat digunakan untuk memprediksi permintaan *Lavatory Faucet* di masa yang akan datang adalah metode *Winters Multiplicative* dengan parameter *level* = 0,5, *trend* = 0,2 dan *seasonal* = 0,2 karena memiliki nilai akurasi kesalahan yang paling rendah diantara metode yang lain yaitu nilai *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* = 16%, nilai *Mean Absolute Deviation (MAD)* = 3.527, dan nilai *Mean Square Error (MSE)* = 18.111.083 (turun 59%), dengan prediksi permintaan *Lavatory Faucet* pada periode berikutnya sejumlah 24.860 unit menggunakan *software Minitab*.
2. Metode *Classification* yang tepat digunakan untuk memprediksi persediaan *Lavatory Faucet* di masa yang akan datang adalah metode algoritma *Decision Tree C.45* karena memiliki ukuran hasil kinerja yang lebih baik dibandingkan algoritma *Naive Bayes* dengan nilai *Accuracy* = 98,52%, nilai *Precision* = 99,63%, dan nilai *Recall* = 98,43%.

UCAPAN TERIMA KASIH

Dengan segala keterbatasan, penulis sadar bahwa penelitian ini tidak akan terwujud tanpa bantuan dan arahan dari berbagai pihak. Untuk itu, dalam kesempatan ini penulis mengucapkan banyak terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu penulis dalam penyusunan penelitian ini, terutama kepada Ketua Yayasan Sasmita Jaya.

DAFTAR ACUAN

- Achmatim 2015. Mengukur Kinerja Algoritma Klasifikasi dengan Confusion Matrix. Dari: <https://achmatim.net/2017/03/19/mengukur-kinerja-algoritma-klasifikasi-dengan-confusion-matrix/>
- Bastuti, S., Teddy. 2017. "Analisis Persediaan Barang Dengan Metode Time Series Untuk Mengoptimalkan Permintaan Barang Di PT. Asri Mandiri Gemilang". Prosiding Seminar Ilmiah Nasional 2017.
- Heri, 2017. 10 Teknik Pengambilan Sampel dan Penjelasannya Lengkap (sampling). Diperoleh dari: <https://salamadian.com/teknikpengambilan-sampel-sampling/>.
- Hidayat 2017. Cara Hitung Rumus Slovin Besar Sampel. Diperoleh dari: <https://www.statistikian.com/2017/12/hitung-rumus-slovin-sampel.html>.
- Indera C.W., dkk. 2019. Komparasi Algoritma Naive Bayes dan Decision Tree Untuk Memprediksi Lama Studi Mahasiswa. *Journal of Computer Science and Applied Informatics*. 1(2), 65-74.
- Khotimah, N., Istiawan, D. 2018. Perbandingan Algoritma C4.5. Naive Bayes dan K-Nearest Neighbour untuk Prediksi Lahan Kritis di Kabupaten Pematang. *Jurnal University Research Colloquium* 2018, 41-50.

- Ni, K. S. 2015. Peramalan Deret Waktu Menggunakan S-Curve dan Quadratic Trend Model. Jurnal Konferensi Nasional Sistem dan Informatika 2015, 592-597.
- Siti, M. R. 2018. Perbandingan Model Statistik Pada Analisis Metode Peramalan Time Series (Studi Kasus: PT. Telekomunikasi Indonesia, Tbk Kandatel Sukabumi). Jurnal Ilmiah Santika, 8(2).
- Suhardi, dkk. 2019. Forecasting Analysis Of New Students Acceptance Using Time Series Forecasting Method. Jurnal Akrab Juara 2019, 4(5), 10-23.
- Tia, C.N., Riki R.A.S, & Widya N.S, 2019. Estimasi Daya Beban Listrik Pada Gardu Induk Cengkareng Dengan Menggunakan Metode Time Series Model Dekomposisi. Jurnal Teknologia, 2(1).
- Wahyuni, S., Saputra. K., & Mochammad I.P.A, 2014. Implementasi RapidMiner Dalam Menganalisa Data Mahasiswa Drop Out. Jurnal Universitas Pembangunan Pancabudi. 10(2).
- Yuliana, L. 2019. Analisis Perencanaan Penjualan Dengan Metode Time Series (Studi Kasus Pada Pd. Sumber Jaya Alu-minium). Jurnal Mitra Manajemen (JMM Online), 3(7), 780-789.
- Yulianti, I. 2019. Analisis Komparasi Klasifikasi Algoritma C4.5 dan Naive Bayes Pada Prediksi Keberhasilan Software Re-use. Jurnal Suara Sukabumi (SWABUMI), 7(1).
- Yulius, H., Prawinata, Y., & Permatasari, I. 2018. "Peramalan Penjualan Pada Usaha Kecil Menengah (UKM) Roti Sania Dengan Menggunakan Program POM QM". Jurnal Edik Informatika, 6(1), 64-69.