

ESTIMASI HARGA BAHAN POKOK DI KOTA BANDUNG DAN PROVINSI JAWA BARAT MENGGUNAKAN METODE *CONVENTIONAL MOVING AVERAGE (CMA)*

ESTIMATION OF THE PRICES OF BASIC COMMODITIES IN BANDUNG CITY AND WEST JAVA PROVINCE USING THE CONVENTIONAL MOVING AVERAGE (CMA)

Fajar Rizky Reynaldi¹, Andrew Brian Osmond S.T.,M.T.², Anton Siswo Raharjo Ansori,S.T.,M.T.³

¹Prodi S1 Teknik Komputer, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

²Prodi S1 Teknik Komputer, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

³Prodi S1 Teknik Komputer, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹cybecrime@student.telkomuniversity.ac.id, ²abosmond@telkomuniveristy.ac.id, ³raharjo@telkomuniveristy.ac.id

Abstrak

Ketidakstabilan harga bahan pokok dapat menyebabkan kerugian untuk konsumen dan produsen. Bahan pokok menjadi kebutuhan utama yang harus terpenuhi, utamanya terhadap produk hasil pertanian dan peternakan. Namun fluktuasi harga bahan pokok menjadi sulit terpenuhi. Harga terbentuk oleh terjadinya interaksi antara permintaan dan penawaran. Jika penawaran tinggi dan permintaan rendah, maka harga mengalami penurunan.

Namun, jika permintaan tinggi dan harga rendah, maka harga akan mengalami kenaikan. Untuk hal tersebut, diperlukan suatu metode untuk memperkirakan harga dari bahan pokok ini sehingga dapat digunakan untuk mendukung pembuatan kebijakan terkait dengan harga bahan pokok. Oleh karena itu, dirancang sebuah sistem untuk Estimasi harga bahan pokok dengan menggunakan metode *Conventional Moving Average (CMA)*. Hasil akhir dari pengolahan data dan sistem prediksi pada aplikasi ini ialah penilaian akurasi dan presisi dari pengolahan data untuk dapat memprediksi harga bahan pokok di masa depan dalam jangka pendek. Dengan dirancangnya sistem ini diharapkan mampu membantu untuk mengetahui prediksi harga bahan pokok di masa depan.

Kata kunci: Peramalan, Bahan Pokok, *Conventional Moving Average*

Abstract

*The instability in prices of basic commodities can cause losses to consumers and producers. The basic material becomes the main need that must be fulfilled, especially for agricultural and livestock products. However, fluctuations in prices of basic commodities are difficult to fulfill. Prices are formed by the interaction between demand and supply. If supply is high and demand is low, then prices experience decline. However, if demand is high and prices are low, the price will increase. For this matter, a method is needed to estimate the price of these staples so that they can be used to support policy making related to the prices of basic commodities. Therefore, a system is designed to estimate the prices of basic materials using the *Conventional Moving Average (CMA)* method. The final result of data processing and forecasting systems in this application is an assessment of the accuracy and precision of data processing to be able to predict the prices of staples in the future in the short term. With the design of this system, it is expected to be able to help determine the price predictions of basic commodities in the future.*

Keywords: Forecasting, Basic commodities, *Conventional Moving Average*

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Pemenuhan akan kebutuhan bahan makanan merupakan salah satu hal yang penting dalam kehidupan manusia. Bahan makanan dibutuhkan sebagai pangan yang diperuntukkan sebagai makanan utama sehari-hari sesuai dengan potensi sumber daya dan kearifan lokal[1]. Berbagai penyedia pangan terdiri dari petani, peternak, perkebunan, perikanan, dan manufaktur industri pangan. Namun, ketidakstabilan harga membuat kebutuhan ini menjadi sulit terpenuhi untuk beberapa kalangan masyarakat. Untuk memperoleh informasi harga bahan makanan masyarakat pada umumnya meluangkan waktu tersendiri dengan datang langsung ke pasar untuk bisa memperoleh informasi tersebut. Informasi yang mereka terima ketika sampai di pasar juga tidak sepenuhnya sesuai fakta. Terlebih lagi, ketika masyarakat pedesaan yang ingin menjual hasil panennya tetapi tidak mengetahui harga jual dipasaran sehingga banyak oknum tengkulak yang menipu para petani dengan membeli hasil panen petani dengan harga yang jauh dibawah harga jual dipasaran. Hal ini mengakibatkan kesejahteraan para petani menjadi tidak bisa meningkat[2]. Pada sisi lain, jenis komoditas bahan makanan diduga mengalami perubahan yang dipengaruhi oleh dinamika sosial-ekonomi masyarakat yang dapat mempengaruhi keputusan pilihan pangan saat ini adalah ketersediaan komoditi yang dikonsumsi dan keterjangkauannya[3]. Kebutuhan pangan juga mengikuti jumlah

populasi penduduk, gaya hidup, sosial dan keagamaan, tingkat pendapatan, selera individu, serta bahan pangan dalam mutu yang baik dan jumlah yg tepat.

2. Dasar Teori

2.1 Bahan Pokok Masyarakat

Semua masyarakat dari yang tingkat ekonominya rendah sampai tinggi pasti memerlukan kebutuhan bahan pokok untuk memenuhi kebutuhannya setiap hari yang disesuaikan dengan jangkauan dan ketersediaan bahan pokok yang dibutuhkan. Produk hasil pertanian merupakan salah satu sektor terpenting sebagai penopang untuk memenuhi kebutuhan hidup orang banyak, khususnya kebutuhan hidup makanan pokok manusia sebagai wujud peningkatan kesejahteraan bangsa dan negara[4]. Oleh karena itu, kesembilan bahan pokok tersebut mempunyai peranan penting dalam kehidupan masyarakat sehingga mudah didapatkan di warung-warung kecil, pasar tradisional, swalayan sampai pusat perbelanjaan sekalipun.

2.2 Time Series Data

Time Series adalah rentetan kejadian atau pengamatan diambil yang memiliki bentuk data berurutan terhadap waktu. Rangkaian waktu (Time Series) adalah serangkaian titik data yang berurutan, diukur secara khas selama waktu yang berurutan. Secara matematis didefinisikan sebagai serangkaian nilai vektor $x(t), t=0, 1, 2, \dots$, dimana t mewakili waktu yang berlalu[5]. Suatu data time series dapat dilihat sebagai suatu representasi dari realisasi suatu variabel random yang biasanya mempunyai interval waktu yang sama dan diamati pada suatu periode tertentu. Data yang terbentuk dari analisis time series merupakan metode peramalan kuantitatif untuk menentukan pola data masa lampau yang dikumpulkan berdasarkan urutan waktu, yang disebut data time series[6] Peramalan suatu data time series perlu memperhatikan tipe atau pola data. Secara umum terdapat empat macam pola data time series, yaitu horizontal, trend, musiman, dan siklis[7].

2.3 Peramalan

Peramalan adalah suatu teknik analisa perhitungan yang dilakukan dengan pendekatan kualitatif maupun kuantitatif untuk memperkirakan kejadian dimasa depan dengan menggunakan referensi data-data di masa lalu[8]. Peramalan itu sendiri bisa menjadi dasar bagi perencanaan jangka pendek, menengah maupun jangka panjang suatu perusahaan. Di dalam sebuah peramalan (*forecasting*) dibutuhkan sedikit mungkin kesalahan (*error*) di dalamnya. Agar dapat meminimalisir tingkat kesalahan tersebut, maka akan lebih baik jika peramalan tersebut dilakukan dalam satuan angka atau kuantitatif.

2.3.1 Jenis Peramalan

Forecasting biasanya diklasifikasikan berdasarkan horizon waktu masa depan yang dicakupnya[9]. Menurut Taylor [13] dalam hubungannya dengan horizon waktu forecasting terbagi atas beberapa kategori, yaitu:

1. Forecasting jangka pendek (*short-range forecast*) mencakup masa depan yang dekat (*immediate future*) dan memperhatikan kegiatan harian suatu perusahaan bisnis, seperti permintaan harian atau kebutuhan sumber daya harian.
2. Forecasting jangka menengah (*medium-range forecast*) mencakup jangka waktu satu atau dua bulan sampai satu tahun. Forecasting jangka waktu ini umumnya lebih berkaitan dengan rencana produksi tahunan dan akan mencerminkan hal-hal seperti puncak dan lembah dalam suatu permintaan dan kebutuhan untuk menjamin adanya tambahan untuk sumber daya untuk tahun berikutnya.
3. Forecasting jangka panjang (*long-range forecast*) mencakup periode yang lebih lama dari satu atau dua tahun. Forecasting ini berkaitan dengan usaha manajemen untuk merencanakan produk baru untuk pasar yang berubah, membangun fasilitas baru, atau menjamin adanya pembiayaan jangka panjang.

2.4 Regression

Pembelajaran mesin memberi komputer kemampuan untuk belajar tanpa diprogram secara eksplisit untuk melaksanakan tugas tertentu. Pembelajaran terjadi ketika data dikombinasikan dengan model matematika dengan menemukan nilai yang sesuai dari variabel yang tidak diketahui dalam model[10]. Salah satu kategori yang berguna dari algoritma pembelajaran mesin adalah *supervised learning* yang proses kerjanya diperoleh dengan membedakan data dengan sehubungan dengan jenis kuantitatif atau kualitatif terhadap variabel keluaran yang terlibat sesuai permasalahan yang ada. Regression adalah algoritma pembelajaran mesin berdasarkan pembelajaran terbimbing (*supervised learning*) yang melakukan tugas regresi. Regresi memodelkan nilai prediksi target berdasarkan variabel independen. Sebagian besar digunakan untuk mencari tahu hubungan antara variabel dan peramalan (*Forecasting*).

2.5 Conventional Moving Average

Moving Average (MA) adalah metode yang umum digunakan untuk teknologi peramalan perataan sederhana untuk memprediksi nilai data masa depan menggunakan sekelompok dataset aktual terkini[11]. Moving average adalah salah satu metode yang terkenal untuk digunakan dalam teknik peramalan[12]. Metode ini bisa dikirim dalam banyak jenis[13], untuk di bagian penelitian ini menggunakan tiga metode MA, yaitu Simple Moving Average (SMA), Weighted Moving Average (WMA), dan Exponential Moving Average (EMA).

2.5.1 Simple Moving Average

Simple Moving Average (SMA) adalah bentuk paling mendasar dari metode moving average. Ini merupakan rata-rata dari n sebelumnya dari titik data dalam data deret waktu, setiap titik data memiliki bobot yang sama, sehingga tidak ada faktor bobot yang diterapkan pada salah satu titik data[14]. Seperti yang dijelaskan Ellis dan Parbery dalam makalah mereka[14], Simple Moving Average (SMA) dapat direpresentasikan oleh:

$$SMA_n = \frac{1}{n} \sum_{t=k-n+1}^k A_t$$

$$SMA_n = \frac{1}{n} \sum_{t=k-n+1}^k A_t \tag{1}$$

dimana n adalah data rentang (jumlah periode yang termasuk dalam rata-rata), k adalah posisi relatif dari periode saat ini dipertimbangkan dalam jumlah total periode, dan At adalah nilai aktual pada saat itu.

2.5.2 Cummulative Moving Average

Merupakan versi sederhana dari SMA yaitu Cummulative Moving Average (CMA). Dalam rata-rata bergerak kumulatif, data yang masuk dalam urutan aliran datum untuk kemudian dilakukan pencarian terhadap nilai rata-rata dari data hingga titik datum terakhir. Hal ini setara dengan weighted average atau rata-rata tertimbang dari urutan nilai n terhadap x1 hingga xn terbaru. Cummulative Moving Average dinyatakan dengan rumus:

$$CMA_{n+1} = \frac{x_1 + \dots + X_n}{n} \tag{2}$$

di mana n adalah data rentang, X1 nilai datum awal dan Xn adalah nilai datum dalam aliran data yang terbaru.

2.5.3 Exponential Moving Average

EMA sebenarnya adalah alat smoothing acak fluktuasi yang memiliki sifat-sifat berikut:

1. Menurunkan berat diletakkan pada data yang lebih lama,
2. Kemudahan dalam menghitung, dan
3. Data minimum diperlukan[14].

Dari hasil karya Robert G. Brown, yang ditugaskan untuk mengembangkan model pelacakan untuk informasi pengendalian kebakaran di lokasi kapal selam untuk Angkatan Laut Amerika Serikat [15]. Sama dengan WMA, EMA memberikan bobot lebih besar untuk data terbaru dari bobot terdahulu. Namun faktor bobot yang digunakan dalam EMA adalah fungsi eksponensial. Seperti yang bisa kita lihat di Hansun [13], EMA untuk deret waktu dapat dihitung secara rekursif menggunakan:

$$S_t = Y_t \text{ Untuk } t > 1, S_t = \alpha \cdot Y_t + (1 - \alpha) \cdot S_{t-1} \tag{3}$$

di mana Yt adalah nilai pada periode waktu t, St adalah nilai EMA pada waktu t, dan alpha merupakan tingkat penurunan nilai bobot yang juga dikenal sebagai faktor perataan konstan dengan nilai rentang antara 0 dan 1. Seperti yang disarankan oleh Johnston[16], kita dapat memperkirakan alpha sebagai:

$$\alpha = 2 / (n + 1) \tag{4}$$

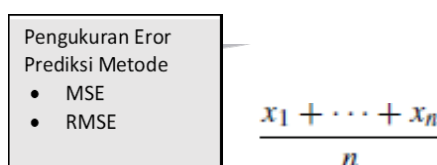
Simbol α bisa ditentukan secara bebas, yang mengurangi forecast error. Nilai konstanta pemulusan, α, dapat dipilih diantara nilai 0 dan 1, karena berlaku: 0 < α < 1 [17].

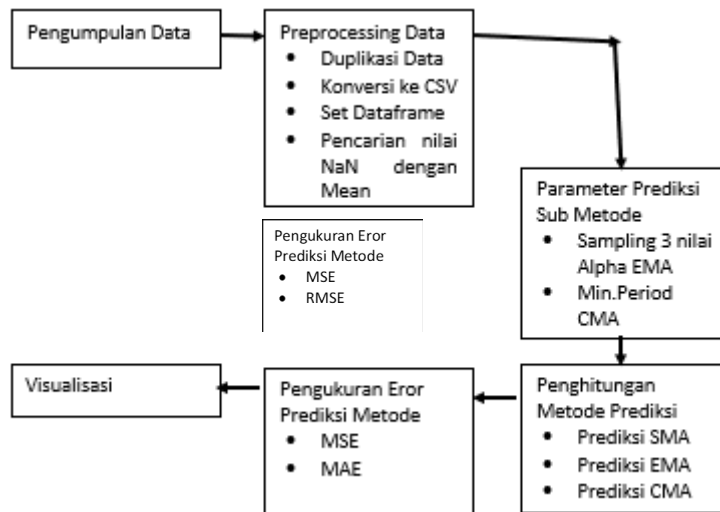
2. Perancangan Sistem

2.1. Gambaran Umum Sistem

Pada pembuatan tugas akhir ini sistem yang dibuat menggunakan algoritma regresi menggunakan. Skenario penelitian yang akan dilakukan untuk memperoleh prediksi harga bahan pokok menggunakan implementasi metode Conventional Moving Average (CMA) pada python Integrated Development Engine (IDE). Penggunaan input yang diberikan adalah hasil dari pengumpulan dataset harga bahan pokok masyarakat mulai tahun 2014 hingga tahun 2019. Output data nya berupa visualisasi hasil analisa dari metode prediksi yang digunakan. Berikut ini merupakan gambaran umum sistem pada tugas akhir ini:

Gambar 1. Gambaran Umum Sistem





Pada **Gambar 1** alur pengerjaan sistem sebagai berikut:

1. Dilakukan proses pengumpulan data terhadap bahan pokok masyarakat yang akan diprediksi.
2. Proses *pre-Processing* dilakukan untuk menyiapkan dataset untuk dapat digunakan ke dalam sistem prediksi.
3. Hasil data yang telah di pre-processing digunakan ke sistem prediksi dengan penyesuaian parameter yang digunakan dalam model prediksi.
4. Pencarian hasil prediksi berupa harga hasil prediksi dengan penghitungan masing – masing model prediksi.
5. Pengujian terhadap hasil prediksi dilakukan dengan menggunakan pengukuran error prediksi untuk mencari nilai error hasil prediksi.
6. Setelah sistem melakukan rangkaian proses yang dilakukan, selanjutnya sistem akan menampilkan hasil dari setiap proses yang dilakukan.

3. Pengujian dan Analisis

3.1 Pengujian Dengan Skenario Window

Pada penelitian, skenario pengujian dilakukan dengan mencari nilai keakuratan dari sistem prediksi harga bahan pokok. Nilai akurasi dari hasil prediksi didapatkan melalui proses pengukuran error prediksi. Beberapa skenario pengujian yang diterapkan adalah sebagai berikut:

1. Skenario pertama, dilakukan prediksi harga dengan masing – masing model prediksi untuk 1 hari prediksi yang merepresentasikan prediksi harga harian, dengan menggunakan ukuran window atau rentang data yang diterapkan sebesar 2, 7, dan 30.
2. Skenario kedua, dilakukan prediksi harga dengan masing – masing model prediksi untuk 7 hari prediksi yang merepresentasikan prediksi data mingguan dengan menggunakan ukuran window atau rentang data yang diterapkan sebesar 2, 7, dan 30.
3. Skenario ketiga, dilakukan prediksi harga dengan masing – masing model prediksi untuk 30 hari prediksi yang merepresentasikan prediksi harga bulanan, dengan menggunakan ukuran window atau rentang data yang diterapkan sebesar 2, 7, dan 30.

3.1.1 Analisa Hasil Pengujian Dengan Skenario Window

Hasil prediksi yang disajikan merupakan hasil yang diperoleh melalui serangkaian proses dan skenario pengujian yang diberlakukan. Proses berikutnya yang dilakukan observasi terhadap hasil prediksi yang ditampilkan. Dari pengukuran nilai error dengan visualisasi grafik selisih harga dapat diamati bahwa proses dengan tujuan yang sama yaitu untuk menemukan model prediksi yang hasil prediksinya memiliki tingkat error terkecil melalui observasi terhadap kedua proses yang dilakukan.

Hasil pengamatan untuk pencarian harga prediksi dengan skenario window 2 untuk prediksi hari ke-1 (harian), prediksi hari ke-7 (mingguan), dan prediksi hari ke-30 (bulanan) untuk komoditas dengan indeks F (volatilitas harga tinggi), indeks A (volatilitas harga sedang), dan indeks AB (volatilitas harga rendah) menunjukkan bahwa seluruh model prediksi memiliki performansi yang sama, hal ini dinilai dari nilai error yang ditimbulkan memiliki nilai yang seragam.

Hasil pengamatan untuk pencarian harga prediksi dengan skenario window 7 untuk prediksi hari ke-1 (harian), prediksi hari ke-7 (mingguan), dan prediksi hari ke-30 (bulanan) untuk komoditas dengan indeks F (volatilitas harga tinggi), indeks A (volatilitas harga sedang), dan indeks AB (volatilitas harga rendah) menunjukkan bahwa untuk indeks dengan komoditas F dengan prediksi 1 hari dan prediksi 7 hari mendapat nilai error prediksi yang paling optimal dengan model EMA 2, sedangkan untuk prediksi 30 hari nilai error prediksi yang paling optimal dengan

model prediksi CMA. Untuk komoditas dengan indeks A dan AB skenario window 7 memiliki performansi yang seragam yang dinilai dari nilai error prediksi yang memiliki kesamaan terhadap skenario yang diterapkan.

Hasil pengamatan untuk pencarian harga prediksi dengan skenario window 30 untuk prediksi hari ke-1 (harian), prediksi hari ke-7 (mingguan), dan prediksi hari ke-30 (bulanan) untuk komoditas dengan indeks F (volatilitas harga tinggi), indeks A (volatilitas harga sedang), dan indeks AB (volatilitas harga rendah) menunjukkan bahwa untuk indeks dengan komoditas F dengan prediksi 1 hari, prediksi 7 hari, dan prediksi 30 hari mendapat nilai error prediksi yang paling optimal dengan model EMA 2. Untuk komoditas dengan indeks A dengan prediksi hari ke-1 dan prediksi hari ke-7 mendapat nilai error prediksi yang paling optimal dengan model EMA 3, sedangkan prediksi hari ke-30 model prediksi yang paling optimal dengan model CMA. Untuk komoditas dengan indeks AB untuk prediksi hari-1, prediksi hari ke-7, dan prediksi hari ke-30 model prediksi yang paling optimal dengan model EMA 3.

3.1.2 Hasil Dan Analisa Pengukuran Error Prediksi

Nilai hasil pengukuran error dengan model prediksi Mean Square Error dan Root Mean Square Error menunjukkan hasil yang beragam. Varian nilai hasil pengukuran error terdapat pada kisaran ratusan, ribuan, dan jutaan. Hasil pengujian dengan salah satu skenario yaitu window 30 dapat dilihat pada tabel 3.1.

Tabel 3.1 Hasil Pengukuran Nilai MSE pada skenario window 30

Komoditas	Prediksi Hari ke-	Nilai MSE Model Prediksi					W
		SMA	EMA 1	EMA 2	EMA 3	CMA	
F	1	3887401,389	2716114,406	236448,254	275766,739	3887401,389	I
	7	17930764,279	13725164,338	4867389,900	5087387,544	17033369,097	N
	30	19308554,531	19253000,663	26686341,030	26353119,095	18112959,677	D
A	1	4512,500	903,770	0,003	0,000	4512,500	O
	7	6973,475	1581,598	0,005	0,000	7896,875	W
	30	54749,044	58903,862	75774,325	75806,452	42862,903	
AB	1	50138,889	10041,894	0,030	0,000	50138,889	30
	7	77483,060	17573,314	0,052	0,000	87743,056	
	30	1884973,720	1745340,333	1452085,490	1451612,903	2161559,140	

Tabel 3.2 Hasil Pengukuran Nilai RMSE pada skenario window 30

Komoditas	Prediksi Hari ke-	Nilai RMSE Model Prediksi					W
		SMA	EMA 1	EMA 2	EMA 3	CMA	
F	1	1971,649	1648,064	486,259	525,135	1971,649	I
	7	4234,473	3704,749	2206,216	2255,524	412,715	N
	30	4394,150	4387,824	5165,882	5133,529	4255,932	D
A	1	67,175	30,063	0,052	0,000	67,175	O
	7	83,507	39769,000	0,069	0,000	88,864	W
	30	233,985	242,701	275,271	275,330	207,034	
AB	1	223,917	100,209	0,173	0,000	223,917	30
	7	278,358	132,564	0,228	0,000	296,215	
	30	1372,943	1321,113	1205,025	1204,829	1470,224	

Hasil yang beragam ini berhubungan dengan selisih antara harga prediksi dengan harga aktual pada masing – masing komoditas. Selisih harga antara harga prediksi dengan harga aktual akan menghasilkan nilai dimana jika selisih harga yang didapatkan rendah maka nilai error yang didapatkan akan rendah. Jika selisih harga antara harga prediksi dengan harga aktual yang didapatkan memiliki nilai tinggi maka nilai error yang didapatkan akan bernilai tinggi. Akan tetapi jika selisih harga yang didapatkan antara harga prediksi lebih tinggi dari harga aktual maka nilai error yang didapatkan bernilai tinggi seperti pada sampel observasi pada model prediksi SMA prediksi komoditas indeks F dengan window 30 yang bisa dilihat pada tabel 4.34

Tabel 4.34 Sampel hubungan nilai error dengan selisih harga prediksi pada komoditas F denga skenario window 30

Tanggal	Data Aktual	SMA 30 F			
		Prediksi	Selish	MSE	RMSE
02/06/2019	37500	37500	0		
03/06/2019	38250	35461,66667	0	3887401,389	1971,649
04/06/2019	40250	35463,72222	-4786,27778		
05/06/2019	40250	35465,8463	-4784,1537		
06/06/2019	40250	35374,70784	-4875,29216		
07/06/2019	40250	35273,86477	-4976,13523		
08/06/2019	39750	35222,99359	-4527,00641		
09/06/2019	39750	35183,76005	-4566,23995	17930764,279	4234,473
10/06/2019	39750	35143,21871	-4606,78129		
11/06/2019	38000	35107,99267	-2892,00733		
12/06/2019	38000	35091,59243	-2908,40757		
13/06/2019	36800	35101,31217	-1698,68783		
14/06/2019	36000	35118,02258	-881,977419		
15/06/2019	36000	35135,29	-864,71		
16/06/2019	36000	35153,133	-846,867		
17/06/2019	35000	35204,9041	204,9041		
18/06/2019	33200	35258,4009	2058,4009		
19/06/2019	31000	35313,68093	4313,68093		
20/06/2019	30600	35377,4703	4777,4703		
21/06/2019	30600	35456,71931	4856,71931		
22/06/2019	30600	35538,60995	4938,60995		
23/06/2019	30600	35589,89695	4989,89695		
24/06/2019	29400	35651,22685	6251,22685		
25/06/2019	29400	35714,60108	6314,60108		
26/06/2019	29400	35780,08778	6380,08778		
27/06/2019	29400	35764,42404	6364,42404		
28/06/2019	29800	35739,90484	5939,90484		
29/06/2019	29800	35706,235	5906,235		
30/06/2019	29800	35621,44283	5821,44283		
01/07/2019	30400	35533,82426	5133,82426		
02/07/2019	33800	35468,28507	1668,28507	19308554,531	4394,150

4. Kesimpulan

Dari hasil penelitian Tugas Akhir yang telah dilakukan berdasarkan teori penunjang serta pengujian dan analisa yang dibuat. Penggunaan model prediksi untuk prediksi hari ke-1, prediksi hari ke-7, dan prediksi hari ke-30 dengan hasil prediksi yang paling optimal adalah dengan menggunakan model prediksi Exponential Moving Average. Dalam hal ini hasil prediksi yang paling optimal adalah harga hasil prediksi yang dilihat dari selisih harga antara harga prediksi dengan harga aktual memiliki nilai selisih yang paling rendah dan mendekati harga aktual, dan juga nilai error prediksi dengan nilai paling rendah yang dijadikan standar sebuah model prediksi memiliki kelayakan yang baik. Rentang window yang dilakukan untuk melakukan prediksi juga berpengaruh terhadap hasil prediksi. Dalam penelitian ini prediksi yang memiliki hasil prediksi yang paling optimal adalah menggunakan rentang window 30. Maka hal ini didasari dari semakin banyak rentang data yang dibaca untuk melakukan prediksi akan mendapatkan hasil prediksi yang paling baik.

Daftar Pustaka

- [1] PERPU Republik Indonesia, "UNDANG-UNDANG REPUBLIK INDONESIA NOMOR 18 TAHUN 2012 TENTANG PANGAN," 2012.
- [2] S. Dwi et al., "Sistem Prediksi Harga Kebutuhan Bahan Pokok Nasional Menggunakan Metode K-Nearest Neighbour," no. Snikom, pp. 481-488, 2016.
- [3] Dwi Wahyuniarti Prabowo, "PENGELOMPOKAN KOMODITI BAHAN PANGAN POKOK DENGAN METODE ANALYTICAL HIERARCHY PROCESS Classification of Staple Food Commodity Using Analytical Hierarchy Process," pp. 163-182, 2014.
- [4] V. L. Damayanti and R. Khoirudin, "Analisis Faktor - Faktor Yang Mempengaruhi Ketahanan Pangan Rumah Tangga Petani (Studi Kasus : Desa Timbulharjo, Sewon, Bantul)," J. Ekon. Stud. Pembang., vol. 17, no. 2, 2016.
- [5] P. S. T. Raicharoen, C. Lursinsap, "Application of critical support vector machine to time series prediction," Proc. 2003 Int. Symp., vol. Volume 5, pp. V-741-V-744, 2003.
- [6] N. I. & S. P. Astuti., Mengolah Data Statistik dengan Mudah Menggunakan MINITAB 14. Yogyakarta: Penerbit Andi, 2006.
- [7] W. D. W. Hanke J.E., Business Forecasting, 8th ed. New Jersey: Prentice Hall, 2005.
- [8] M. Riadi, "Pengertian, Fungsi dan Jenis-Jenis Peramalan (Forecasting)," 2017.
- [9] H. J. dan B. Render, Manajemen Operasi, 9th ed. Jakarta: Salemba Empat, 2009.

- [10] A. Singh, "ML | Linear Regression," 2015. [Online]. Available: <https://www.geeksforgeeks.org/ml-linear-regression/>. [Accessed: 18-Sep-2019].
- [11] Z. Zhang, "Research on Prediction Method of API Based on The Enhanced Moving Average Method," no. Icsai, pp. 2388–2392, 2012.
- [12] Y. Z. and G. Zhou, "Technical Analysis: An Asset Allocation Perspective on the Use of Moving Averages," vol. 92, no. 3, pp. 519–544, 2009.
- [13] S. Hansun, "A New Approach of Moving Average Method in Time Series Analysis."
- [14] C. Ellis and S. A. Parbery, "Is smarter better? : a comparison of adaptive and simple moving average trading strategies," vol. 19, no. 3, pp. 399–411, 2005.
- [15] E. S. Gardner, "Exponential Smoothing: The State of the Art – Part I I," *Int. J. Forecast.*, vol. 22, no. 4, pp. 637–666, 2006.
- [16] Jonathan and E. S. F. R. Johnston, J. E. Boyland, M. Meadows, "Some Properties of a Simple Moving Average when Applied to Forecasting a Time Series," *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 50, no. 12, pp. 1267–1271, 1999.
- [17] V. Gaspersz, *Production Planning and Inventory Control*. Jakarta: Gramedia Pustaka Utama, 2005.