

Prediksi Harga Komoditas Pangan di Indonesia Menggunakan *Backpropagation*

Olief Ilmandira Ratu Farisi¹, Nurul Jannah², Ribki Insania³
^{1,2,3}Universitas Nurul Jadid, Paiton, Probolinggo, Indonesia

Info Artikel

Riwayat Artikel

Diterima: 02-04-2022

Disetujui: 24-06-2022

Kata Kunci

prediksi;
komoditas pangan;
jaringan syaraf tiruan;
backpropagation;

farisi@unuja.ac.id

ABSTRAK

*Pangan merupakan kebutuhan paling mendasar bagi sumber daya manusia. Ketahanan pangan suatu bangsa dapat diukur dari tersedianya pangan dalam jumlah dan kualitas yang cukup. Pemerintah memiliki tanggung jawab dan pengendalian dalam ketersediaan bahan pangan pokok. Oleh karena itu, perlu kebijakan dari pemerintah untuk menentukan harga eceran tertinggi, salah satu caranya adalah memprediksi harga sedini mungkin dengan menggunakan *Backpropagation*. Pada penelitian ini, diuji beberapa arsitektur yang untuk menentukan kestabilan model yang digunakan. Hasil uji coba menunjukkan bahwa arsitektur 10-10-1 cukup stabil digunakan untuk memprediksi berbagai jenis data harga komoditas pangan yang berbeda karakteristiknya dengan tingkat akurasi di atas 90%. Rata-rata akurasi dari prediksi harga komoditas pangan di Indonesia yaitu sebesar 96,448% dengan waktu rata-rata adalah 6,8495 detik.*

1. PENDAHULUAN

Pangan merupakan kebutuhan paling mendasar bagi sumber daya manusia pada suatu negara. Ketahanan pangan dapat tercapai jika negara dapat memenuhi ketersediaan pangan dalam jumlah dan kualitas yang cukup. Oleh karena itu, pemerintah perlu menyediakan dan mendistribusikan kebutuhan pangan sehari-hari yang harganya terjangkau dan aman dikonsumsi masyarakat [1].

Komoditas pangan adalah barang dagang unggulan dalam kegiatan ekspor impor yang dapat menunjang perekonomian suatu masyarakat di negara agraris. Dalam tiga tahun terakhir, berbagai upaya yang dijalankan oleh pemerintah pusat dan daerah untuk mengendalikan komoditas pangan menunjukkan hasil yang positif, yaitu ditandai dengan menurunnya pengaruh komponen bahan pangan terhadap inflasi. Berdasarkan beberapa kriteria BAPOK (Barang Kebutuhan Pokok), terdapat sepuluh komoditas pangan di Indonesia yang termasuk ke dalam barang kebutuhan pokok masyarakat diantaranya beras, bawang merah, bawang putih, cabai merah, cabai rawit, daging sapi, daging ayam ras, gula pasir, minyak goreng, dan telur ayam ras[2].

Penentuan harga dipengaruhi oleh banyak pasokan dan banyak permintaan. Pada waktu tertentu, seperti perayaan hari besar, harga komoditas pangan cenderung naik yang akhirnya dapat menyebabkan inflasi. Pemerintah dalam hal ini telah melakukan langkah antisipatif dalam menjaga perkembangan harga yang wajar, yaitu dengan mengeluarkan kebijakan Harga Eceran Tertinggi (HET) [3]. HET dapat ditentukan dengan melakukan prediksi harga sedini mungkin.

Salah satu teknik prediksi yang dapat digunakan adalah dengan menggunakan *Backpropagation*. Algoritma *Backpropagation* adalah salah satu metode dalam Jaringan Syaraf Tiruan dengan pembelajaran supervisi (*supervised*) yang banyak digunakan untuk pengelompokan dan prediksi atau peramalan[4][5]. Pada Dalam algoritma *backpropagation*, terdapat lapisan masukan (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan

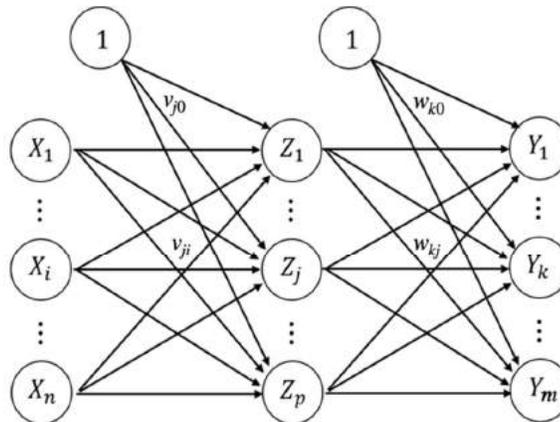
keluaran (*output layer*) di mana setiap unit pada tiap lapisan terhubung oleh bobot (*weight*) [6].

Beberapa peneliti telah menggunakan algoritma Backpropagation untuk prediksi. Andriyani dan Sitohang memprediksi harga jual kelapa sawit yang dipengaruhi oleh tujuh variabel[7]. Pada penelitian tersebut, akurasi yang didapat oleh algoritma Backpropagation sebesar 99%. Setti dan Wanto memprediksi banyak pengguna internet dunia di 25 negara dan mendapatkan tingkat akurasi 92%[8]. Fardhani dkk memprediksi harga eceran beras di 33 Kota di Indonesia[9]. Tingkat akurasi yang didapat dari 5 struktur Backpropagation yang diuji adalah sebesar 88%. Sijabat dkk memprediksi harga komoditi kopi lokal[10]. Pada penelitian tersebut, algoritma Backpropagation menghasilkan akurasi 99%.

Dengan mempertimbangkan kemudahan pengimplementasiannya, pada penelitian ini algoritma Backpropagation akan digunakan untuk memprediksi (*forecasting*) harga sepuluh komoditas pangan yang ada di Indonesia. Dengan adanya prediksi ini diharapkan dapat membantu pemerintah dalam menentukan harga yang terjangkau dan memasok kebutuhan pangan sehari-hari untuk masyarakat.

2. METODE

Backpropagation adalah salah satu metode jaringan syaraf tiruan dengan supervised learning, yaitu dalam proses pelatihannya memerlukan target. Disebut *backpropagation* karena dalam proses pelatihannya, *error* yang dihasilkan dipropagasikan kembali ke unit-unit dibawahnya. Backpropagation adalah jaringan saraf multi-layer. Gambar 1 menunjukkan arsitektur backpropagation dengan n input (unit X), m output (unit Y), dan satu lapisan unit tersembunyi (unit Z). Bobot w_{ij} adalah bobot unit input ke unit tersembunyi (v_{j0} adalah bias dari unit tersembunyi Z_j) sedangkan w_{kj} adalah bobot unit lapisan tersembunyi ke unit output (w_{k0} adalah bias unit output Y_k)



Gambar 1. Arsitektur Backpropagation

Pelatihan Algoritma Backpropagation

Terdapat tiga fase dalam algoritma pelatihan Backpropagation. Fase pertama adalah propagasi maju. Pada fase ini, dihitung pola masukan secara maju mulai dari *layer* masukan hingga *layer* keluaran menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Nilai pada tiap unit masukan diteruskan ke unit tersembunyi dan dihitung dengan

$$z_{net_k} = v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji} \quad (1)$$

$$z_j = f(z_{net_k}) \quad (2)$$

dimana z_j adalah nilai pada unit tersembunyi Z_j yang didapat dari penghitungan fungsi aktivasi yang ditentukan. Bias v_{j0} merupakan bobot bias di unit masukan ke unit tersembunyi z_j , masukan x_i adalah masukan pada tiap X_i , dan v_{ji} adalah bobot yang menghubungkan X_i dan Z_j . Setelah unit pada layer tersembunyi memiliki nilai, maka akan diteruskan ke unit tersembunyi selanjutnya, jika ada, atau ke unit keluaran. Nilai pada unit keluaran dihitung dengan

$$y_{net_k} = w_{k0} + \sum_{j=1}^p z_j w_{kj} \quad (3)$$

$$y_k = f(y_{net_k}) \quad (4)$$

dimana w_{k0} merupakan bobot bias di unit tersembunyi ke unit keluaran w_k dan w_{kj} adalah bobot yang menghubungkan Z_j dan Y_k .

Fase kedua adalah propagasi mundur. Pada fase ini, dilakukan penghitungan selisih yang ada antara keluaran jaringan (y_k) dengan target (t_k) yang diinginkan dimulai dari unit-unit di *layer* keluaran sebagai berikut.

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{net_k}) \quad (5)$$

Faktor δ_k merupakan unit kesalahan di setiap unit keluaran y_k . Setelah itu, hitung perubahan bobot pada w_{kj} menggunakan

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j \quad (6)$$

dengan α adalah laju pembelajaran (learning rate). Nilai α berada antara 0 dan 1. Semakin besar nilai laju pembelajaran, maka semakin cepat proses pelatihannya. Sedangkan untuk menghitung perubahan bobot bias menggunakan

$$\Delta w_{k0} = \alpha \delta_k \quad (7)$$

Nilai δ_k selanjutnya dikirim ke *layer* di bawahnya, yaitu layer tersembunyi, dan digunakan untuk menghitung unit kesalahan dengan perhitungan

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj} \quad (8)$$

$$\delta_j = \delta_{net_j} f'(z_{net_j}) \quad (9)$$

Faktor δ_j merupakan unit kesalahan di setiap unit tersembunyi z_j . Setelah nilai unit kesalahan didapat, maka akan diteruskan ke perhitungan faktor δ dari unit kesalahan layer tersembunyi di bawahnya, jika ada, atau unit masukan. Pada unit masukan, faktor δ digunakan untuk menghitung perubahan bobot unit masukan.

$$\Delta v_{ji} = \alpha \delta_j x_i \quad (10)$$

Perubahan bobot bias dihitung dengan menggunakan

$$\Delta v_{j0} = \alpha \delta_j \quad (11)$$

Fase terakhir adalah modifikasi bobot untuk menurunkan kesalahan yang terjadi. Perubahan bobot yang menuju unit keluaran dihitung dengan

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj} \quad (12)$$

untuk $k = 1, 2, \dots, m$ dan $j = 0, 1, 2, \dots, p$

Dengan cara yang sama, perubahan bobot yang menuju unit tersembunyi didefinisikan

$$v_{ji}(\text{baru}) = v_{ji}(\text{lama}) + \Delta v_{ji} \quad (13)$$

untuk $j = 1, 2, \dots, p$ dan $i = 0, 1, 2, \dots, n$.

Setelah proses pelatihan selesai, jaringan dapat digunakan untuk proses pengujian. Pada proses pengujian, dilakukan perhitungan propagasi maju dengan bobot akhir yang dihasilkan oleh jaringan.

Fungsi Aktivasi Backpropagation

Dalam *Backpropagation*, fungsi aktivasi yang dipakai harus memenuhi beberapa syarat yaitu kontinu, terdiferensial dengan mudah dan merupakan fungsi yang tidak turun. Pada penelitian ini digunakan fungsi aktivasi ReLU (*Rectified Linear Unit*)[11] dimana nilai dari fungsi ReLU adalah $\max(0, x)$ atau didefinisikan dengan

$$f(x) = \begin{cases} 0, & \text{jika } x \leq 0 \\ x, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (14)$$

Sehingga turunan dari fungsi aktivasi ReLU adalah sebagai berikut.

$$\frac{dy}{dx} = \begin{cases} 0, & \text{jika } x \leq 0 \\ 1, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (15)$$

Setelah melakukan pengujian, perlu dilakukan pengukuran ketepatan pengujian. Tujuannya adalah untuk mengetahui akurasi dari prediksi atau peramalan (*forecasting*) yang dihasilkan dengan data sesungguhnya. Kesalahan atau *error* sangat biasa terjadi dalam memprediksi suatu hal. Akurasi didapatkan dari kesalahan atau error yang dihasilkan oleh metode prediksi. Dengan mengetahui kesalahan yang dihasilkan oleh metode prediksi, maka dapat dinilai pula realibilitas dan manfaat dari metode yang digunakan sehingga dapat digunakan sebagai pertimbangan dalam pengambilan keputusan.

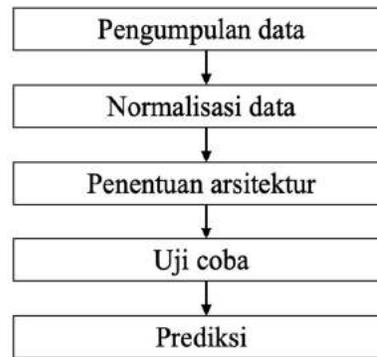
Pada penelitian ini, metode pengukuran *error* teknik *forecasting* yang digunakan adalah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Pada metode MAPE, kesalahan atau error dihitung dari rata-rata dari selisih mutlak setiap rentang waktu tertentu dibagi dengan nilai aktual pada waktu tersebut seperti yang didefinisikan oleh

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{|\hat{Y}_t - Y_t|}{Y_t} \quad (16)$$

dengan Y_t adalah nilai aktual pada waktu t dan \hat{Y}_t adalah nilai prediksi pada waktu t .

Tahapan dalam metode Backpropagation pada penelitian ini ditunjukkan oleh Gambar 2.

Tahap pertama adalah pengumpulan data harga sepuluh komoditas pangan di Indonesia yang terdiri dari beras, bawang merah, bawang putih, cabai rawit, cabai merah, daging sapi,



Gambar 2. Tahapan Penelitian

daging ayam ras, telur ayam ras, gula pasir, dan minyak goreng. Data didapat dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional (PIHPS Nasional). Data yang digunakan adalah data harga bulanan komoditas pangan di pasar tradisional dari Juli 2017 hingga Mei 2022.

Tahap kedua adalah menormalisasi data yang telah didapatkan. Karena pecahan terkecil pada data harga adalah 50 rupiah, maka pada penelitian ini, perhitungan normalisasi data didefinisikan

$$x' = \frac{x}{50} \quad (17)$$

dengan x adalah nilai aktual dan x' adalah nilai hasil normalisasi.

Tahap ketiga adalah menentukan arsitektur Backpropagation yang tepat. Data harga yang digunakan dalam penelitian ini termasuk dalam data *univariate time series* yaitu data yang terdiri dari serangkaian pengamatan tunggal dengan urutan waktu dan model diperlukan untuk mempelajari rangkaian pengamatan masa sebelumnya untuk memprediksi nilai berikutnya dalam urutan. Karena data yang digunakan adalah data yang berbentuk satu barisan, maka perlu adanya penentuan banyak input yang digunakan sehingga menghasilkan data yang akurat dan efisien.

Tahap keempat adalah melakukan uji coba dengan arsitektur, data pelatihan, data pengujian, dan parameter yang ditentukan. Banyak data pelatihan dan data pengujian yang digunakan pada penelitian ini berturut-turut 70% dan 30%. Penentuan ini juga dipengaruhi banyak unit input terbaik yang didapat pada tahap sebelumnya dengan perhitungan sebagai berikut.

$$\text{Banyak data uji} = \text{round}(p(n_d + 1 - n)) \quad (18)$$

dengan n_d adalah banyak dataset pada satu time-series dan n adalah banyak unit input. Bilangan p adalah persentase data uji yang digunakan. Karena pada penelitian ini menggunakan 30% data sebagai data uji, maka $p = 0,3$.

Tahap terakhir adalah mendapatkan hasil prediksi yang kemudian dilakukan pengukuran ketepatan hasil prediksi dengan nilai aktual untuk menentukan keefektifan metode yang digunakan. Pada penelitian ini, tingkat akurasi dari metode dapat dihitung dengan

$$\text{Akurasi} = 100\% - \text{MAPE} \quad (19)$$

Tabel 3. Hasil Uji Coba Unit Input

Arsitektur	Akurasi (%)	Waktu (s)
2-10-1	84,94	6,3124
3-10-1	86,58	4,3696
5-10-1	87,34	6,3182
7-10-1	89,50	6,2290
10-10-1	92,06	6,2415
15-10-1	91,88	4,5359

Dari Tabel 3 terlihat bahwa arsitektur 10-10-1 menghasilkan akurasi yang terbaik dibandingkan dengan arsitektur lainnya. Terlihat bahwa semakin banyak unit input maka akurasi akan semakin baik. Arsitektur 15-10-1 menghasilkan akurasi yang baik dengan waktu yang cepat. Namun, uji coba yang dilakukan pada data komoditas lainnya, tidak semua komoditas mendapatkan akurasi yang baik dengan menerapkan arsitektur 15-10-1. Sehingga, pada penelitian ini digunakan unit input sebanyak 10.

Dengan menggunakan 10 unit input yang telah didapat, dilakukan uji coba untuk menentukan banyak unit pada layer tersembunyi. Uji coba dilakukan pada arsitektur 10-5-1, 10-8-1, dan 10-10-1. Hasil uji coba dari ketiga arsitektur dengan menggunakan data harga cabai rawit ditunjukkan oleh Tabel 4 berikut.

Tabel 4. Hasil Uji Coba Unit Layer Tersembunyi

Arsitektur	Akurasi (%)	Waktu (s)
10-5-1	90,68	6,3486
10-8-1	91,21	8,6970
10-10-1	92,06	6,2415

Dari Tabel 4 terlihat bahwa arsitektur 10-10-1 menghasilkan akurasi yang terbaik dengan waktu tercepat. Dari uji coba ini dapat disimpulkan bahwa banyak unit pada layer tersembunyi cukup mempengaruhi tingkat akurasi dari metode Backpropagation. Sehingga, pada penelitian ini banyak unit pada layer tersembunyi yang digunakan adalah 10.

Dengan arsitektur 10-10-1 dan parameter yang telah disebutkan sebelumnya, dilakukan pelatihan dan pengujian pada semua data komoditas. Untuk memprediksi harga komoditas di bulan tertentu, maka data yang digunakan sebagai data uji adalah harga komoditas di sepuluh bulan sebelumnya, sesuai dengan banyak unit input yang telah diujicobakan. Sehingga, jika data harga yang digunakan dari Juni 2017 hingga Mei 2022, maka banyak data yang dapat digunakan dengan pengambilan sepuluh harga pada setiap barisannya adalah sebanyak 50. Sesuai dengan rumus (18) dengan bilangan $p = 0,3$, didapat bahwa data uji yang digunakan

adalah sebanyak 15 dengan target seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1. Hasil uji untuk semua komoditas pangan ditunjukkan oleh Tabel 5 berikut.

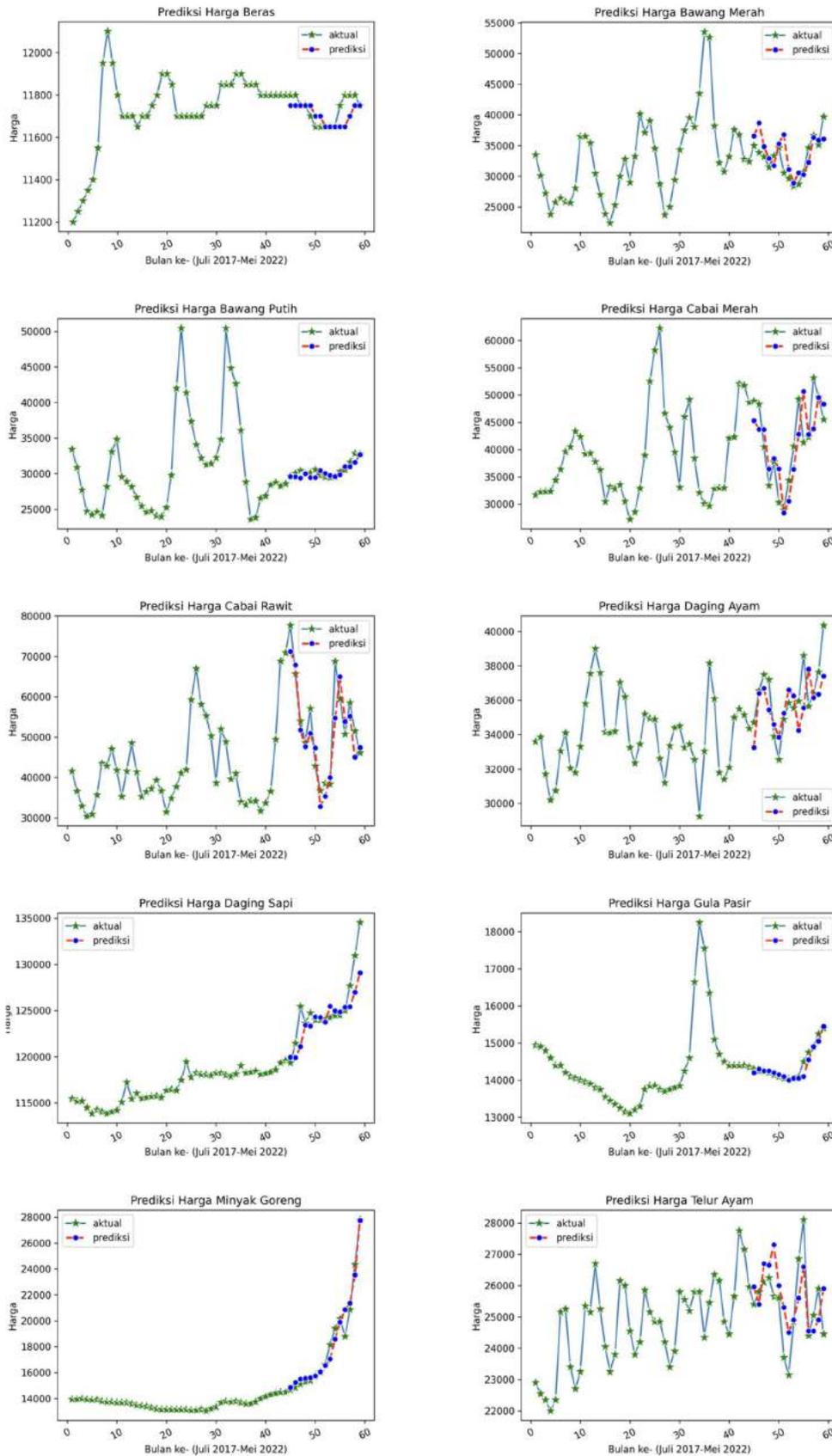
Tabel 5. Hasil Prediksi Harga Komoditas Pangan di Indonesia Maret 2021-Mei 2022

Jenis	03/21	04/21	05/21	06/21	07/21	08/21	09/21	10/21	11/21	12/21	01/22	02/22	03/22	04/22	05/22
Beras	11750	11750	11750	11750	11750	11700	11700	11650	11650	11650	11650	11650	11700	11750	11750
Bawang Merah	36550	38700	34850	32900	31750	35300	36800	31100	28900	30550	30250	32250	36300	35900	36100
Bawang Putih	29600	29550	29400	30000	29450	29450	30450	30050	29750	29600	29900	31000	31000	31600	32650
Cabai Merah	45300	43700	43650	36450	38350	36450	28400	30550	36400	42800	50650	42750	43800	49550	48350
Cabai Rawit	71250	67850	51800	47650	50900	47300	32800	35350	40000	54700	65000	53850	55200	45050	47400
Daging Ayam	33250	36400	36700	35450	34600	33850	35250	36600	36250	34250	35550	37800	36150	36350	37400
Daging Sapi	119950	119900	121100	123450	123350	124300	124250	123750	125450	124950	124850	125350	125400	127000	129100
Gula Pasir	14200	14300	14250	14250	14200	14150	14100	14000	14050	14050	14100	14550	14900	15050	15450
Minyak Goreng	14850	15250	15500	15550	15600	15750	16050	16550	17050	18600	19900	20850	21350	23550	27750
Telur Ayam	25950	25400	26700	26650	27300	26000	25300	24500	24900	25600	26600	24550	24550	24900	25900

Perbandingan target dengan hasil prediksi untuk semua harga komoditas pangan dari Maret 2021 hingga Mei 2022 dapat dilihat pada Gambar 3. Sehingga, sesuai dengan rumus (19), didapatkan akurasi dari prediksi yang dihasilkan seperti yang ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Akurasi Hasil Prediksi Harga Komoditas Pangan di Indonesia

Jenis	Akurasi (%)	Waktu (s)
Beras	99,63	6,2507
Bawang Merah	94,06	6,4245
Bawang Putih	98,28	5,6081
Cabai Merah	91,71	6,3459
Cabai Rawit	92,06	6,2415
Daging Ayam	96,49	6,0591
Daging Sapi	98,79	7,0426
Gula Pasir	99,40	11,7135
Minyak Goreng	97,44	6,5012
Telur Ayam	96,62	6,3077



Gambar 3. Perbandingan Harga Aktual dengan Hasil Prediksi Harga Komoditas Pangan di Indonesia

Berdasarkan Tabel 6, hasil prediksi di semua komoditas pangan mendapatkan tingkat akurasi di atas 90%. Rata-rata akurasi dari prediksi harga komoditas pangan di Indonesia yaitu sebesar 96,448% dengan waktu rata-rata adalah 6,8495 detik. Hal ini menunjukkan bahwa model yang dibangun memiliki tingkat keakuratan yang tinggi dalam memprediksi harga komoditas pangan di Indonesia dengan waktu yang cukup singkat. Dapat disimpulkan pula bahwa model Backpropagation yang diimplementasikan cukup stabil terhadap berbagai macam data yang ada.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi (*forecasting*) data *time-series* dari sepuluh komoditas pangan di Indonesia. Agar dapat digunakan dalam sepuluh jenis data yang berbeda karakteristiknya, dilakukan uji coba untuk mendapatkan arsitektur Backpropagation yang stabil. Dari hasil uji coba, arsitektur 10-10-1 menghasilkan akurasi yang cukup baik dengan waktu yang cukup singkat. Hasil prediksi dari semua komoditas pangan mendapatkan akurasi di atas 90% dengan akurasi rata-rata 96,448% dan waktu rata-rata 6,8495 detik. Dengan melihat hasil penelitian ini, model Backpropagation yang diusulkan dapat digunakan sebagai referensi untuk memprediksi harga ke depannya dengan menentukan Harga Eceran Tertinggi (HET).

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Purwaningsih, “KETAHANAN PANGAN: SITUASI, PERMASALAHAN, KEBIJAKAN, DAN PEMBERDAYAAN MASYARAKAT,” *J. Ekon. Pembang. Kaji. Masal. Ekon. dan Pembang.*, vol. 9, no. 1, p. 1, Jun. 2008, doi: 10.23917/JEP.V9I1.1028.
- [2] “Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional.,” May 15, 2022. <https://hargapangan.id> (accessed May 15, 2022).
- [3] D. W. Prabowo, “INFLASI (dalam Analisis Perkembangan Harga Pangan Pokok di Pasar Domestik dan Internasional),” *Pus. Pengkaj. Perdagangan. Dalam Negeri*, Jul. 2021.
- [4] A. T. W. Utami and B. S. S. Ulama, “Penerapan Backpropagation untuk Meningkatkan Efektivitas Waktu dan Akurasi pada Data Wall-Following Robot Navigation,” *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 4, no. 2, pp. 2337–3520, Jan. 2016, doi: 10.12962/J23373520.V4I2.11189.
- [5] L. Nurhani, A. Gunaryati, S. Andryana, and I. Fitri, “JARINGAN SYARAF TIRUAN DENGAN METODE BACKPROPAGATION UNTUK MEMREDIKSI JUMLAH MAHASISWA BARU,” 2018, [Online]. Available: <https://ojs.amikom.ac.id/index.php/semnasteknomedia/article/view/2004>.
- [6] D. D. Santika, B. Susanti, W. Anderson, and K. Wongso, “IMPLEMENTASI METODE BACKPROPAGATION DALAM KLASIFIKASI OBJEK,” *CommIT (Communication Inf. Technol. J.*, vol. 1, no. 1, pp. 30–37, May 2007, doi: 10.21512/COMMIT.V1I1.465.
- [7] S. Andriyani dan N. Sihombing, “IMPLEMENTASI METODE BACKPROPAGATION UNTUK PREDIKSI HARGA JUAL KELAPA SAWIT BERDASARKAN KUALITAS BUAH,” *JURTEKSI (Jurnal Teknol. dan Sist. Informasi)*, vol. 4, no. 2, pp. 155–164, Jun. 2018, doi: 10.33330/JURTEKSI.V4I2.40.

- [8] S. Setti and A. Wanto, "Analysis of Backpropagation Algorithm in Predicting the Most Number of Internet Users in the World," *J. Online Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 110–115, Feb. 2019, doi: 10.15575/JOIN.V3I2.205.
- [9] A. A. Fardhani, D. I. N. Simanjuntak, and A. Wanto, "Prediksi Harga Eceran Beras Di Pasar Tradisional Di 33 Kota Di Indonesia Menggunakan Algoritma Backpropagation," *J. InfomediaTeknik Inform. Multimed. Jar.*, vol. 3, no. 1, pp. 25–30, Aug. 2018, doi: 10.30811/JIM.V3I1.625.
- [10] P. I. Sijabat *et al.*, "Algoritma Backpropagation Prediksi Harga Komoditi terhadap Karakteristik Konsumen Produk Kopi Lokal Nasional," *Digit. Zo. J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 11, no. 1, pp. 96–107, May 2020, doi: 10.31849/DIGITALZONE.V11I1.3880.
- [11] A. C. Sitepu dan M. Sigiuro, "ANALISIS FUNGSI AKTIVASI RELU DAN SIGMOID MENGGUNAKAN OPTIMIZER SGD DENGAN REPRESENTASI MSE PADA MODEL BACKPROPAGATION | " *JUTISAL Jurnal Teknik Informatika Universal*, vol. 1, no.1, pp.12-25, Jun 2021.