

PENGEMBANGAN SISTEM PERAMALAN HARGA KRIPTO DENGAN METODE TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING BERDASARKAN DATA HISTORIS

Putra Prasetya Utama, Febriana Santi Wahyuni, Hani Zulfia Zahro'

Teknik Informatika, Institut Teknologi Nasional Malang

Jalan Raya Karanglo km 2 Malang, Indonesia

putrapras00@gmail.com

ABSTRAK

Aset kripto seperti Bitcoin dan Ethereum menarik perhatian sebagai instrumen investasi karena potensi keuntungannya, namun fluktuasi harga yang tinggi menimbulkan ketidakpastian. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem peramalan harga kripto untuk memahami pola pergerakan dari data historis kripto dan untuk melakukan peramalan harga kripto beberapa hari kedepan. Metode yang digunakan adalah *Triple Exponential Smoothing* karena mampu menangani tren dan pola musiman dalam data deret waktu. Sistem dibangun dalam bentuk *website* yang menerima data melalui unggahan atau API, dengan keluaran berupa grafik dan data numerik. Pengujian dilakukan terhadap lima aset kripto: Bitcoin, Ethereum, Solana, XRP, dan BNB. Hasil pengujian *Grid Search* menunjukkan rasio 95:5 menghasilkan nilai *error* terkecil. Pengujian konsistensi menggunakan *Sliding Window* menunjukkan bahwa rasio 95:5 tidak selalu stabil. Didapatkan hasil terbaik pada kripto BNB dengan rata-rata MAPE sebesar 6,55% dan standar deviasi 9,9 pada rasio 80:20. Hasil ini menunjukkan bahwa metode *Triple Exponential Smoothing* paling efektif untuk BNB, namun kurang sesuai untuk kripto lainnya. Karena sistem ini belum mempertimbangkan faktor eksternal seperti sentimen pasar, akurasi terbatas pada data historis semata. Sistem ini dapat menjadi alat bantu dalam analisis maupun peramalan pada data historis kripto yang memiliki pola musiman dan tren tertentu.

Kata kunci: Kripto, Peramalan, Data Historis, *Triple Exponential Smoothing*, Deret Waktu, Sistem Web.

1. PENDAHULUAN

Dalam beberapa waktu belakangan ini, aset kripto telah mengalami perkembangan yang pesat dan mendapatkan penerimaan yang luas di pasar global. Tidak hanya menarik perhatian investor individu, tetapi juga mulai diadopsi oleh manajer aset dalam strategi portofolio. Komunitas akademik pun menunjukkan ketertarikan terhadap fenomena ini, dengan banyaknya penelitian yang difokuskan pada perdagangan dan analisis pasar kripto [1].

Fluktuasi harga yang besar dalam pasar kripto menimbulkan tingkat ketidakpastian yang tinggi, sehingga peramalan harga menjadi pendekatan yang relevan dalam menganalisis tren berdasarkan data historis. Contohnya, harga Bitcoin meningkat dari Rp63.999.000 pada 1 September 2017 menjadi Rp714.000.000 pada 1 Maret 2020, dan mencapai Rp1.544.000.000 pada awal tahun 2025.

Metode *Triple Exponential Smoothing* atau *Holt-Winter* dipilih karena kemampuannya menangani pola tren dan musiman dalam data finansial. Metode ini dinilai andal dalam menganalisis hubungan antara nilai historis dan pergerakan harga di masa depan [2].

Untuk mempermudah analisis, sistem ini dikembangkan berbasis *website* yang memungkinkan pengguna mengakses data harga kripto dan hasil peramalan. *Website* ini terintegrasi dengan API untuk pengambilan data eksternal dan menyajikan hasil peramalan dalam bentuk grafik. Diharapkan sistem ini dapat menjadi alat bantu dalam memahami pergerakan harga kripto berdasarkan data historis juga peramalan harga kripto untuk beberapa hari kedepan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian yang dilakukan oleh R. Yolanda dkk menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing* untuk melakukan peramalan di Provinsi Riau pada produksi buah nenas periode kuartil pertama 2023 hingga kuartil ketiga 2025. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini cocok untuk digunakan dalam peramalan produksi buah nenas, dengan nilai MAPE sebesar 3,7%, MAD sebesar 1,93%, dan MSD sebesar 7,05%, yang menunjukkan tingkat akurasi yang sangat baik [3].

Penelitian yang dilakukan oleh E. P. Hartinningrum dkk, metode *Holt-Winter Exponential Smoothing* diterapkan untuk memprediksi penjualan roti. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tingkat akurasi peramalan yang diukur menggunakan MAPE menghasilkan nilai terkecil 2,275% pada produk roti manis sisir dengan. Nilai ini menunjukkan bahwa metode peramalan yang digunakan memiliki kualitas yang sangat baik [4].

Penelitian yang dilakukan oleh A. Sulaiman dan A. Juarna membandingkan metode *Holt-Winters* dengan ARIMA untuk meramalkan tingkat pengangguran di Indonesia. Penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Holt-Winters* memiliki persentase atau tingkat kesalahan yang lebih rendah dibandingkan ARIMA, berdasarkan nilai RMSE dan MSE. Oleh karena itu, metode *Holt-Winters* lebih akurat dalam memprediksi data ini [5].

Penelitian yang dilakukan oleh Y. D. Rosita dan L. S. Moonlight yang membandingkan tiga metode

yaitu *Single* (SES), *Holt*, dan *Holt-Winters*. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan berbagai macam teknik salah satunya MAPE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Holt-Winters memiliki akurasi tertinggi serta lebih efisien dalam hal waktu dibanding metode lainnya [6].

Penelitian yang dilakukan oleh A. D. D. Saputri dkk membahas prediksi penjualan dengan metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* produk olahan ikan petek pada Toko Zandi Shop. Hasil pada penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode ini kurang akurat dalam memprediksi penjualan pada tahun 2022 akibat lonjakan mendadak karena promo dan diskon. Namun, akurasi peramalan meningkat pada tahun 2023 hingga 2024 seiring dengan pola penjualan yang lebih stabil [7].

2.2. Mata Uang Kripto (Cryptocurrency)

Cryptocurrency berasal dari dua kata, yaitu “*crypto*” serta “*currency*”. *Crypto* merujuk pada sistem yang memungkinkan mata uang kripto beroperasi berdasarkan prinsip kriptografi, sementara *currency* berarti mata uang. Mata uang digital yang mengandalkan kriptografi untuk menjaga keamanannya, sehingga membuatnya sangat sulit untuk dipalsukan atau diduplikasi [8].

2.3. Data Historis

Data historis memainkan peran penting dalam memahami perkembangan peradaban data itu sendiri, karena melalui rekaman data masa lalu, peneliti dan praktisi dapat mengidentifikasi pola, menguji hipotesis, serta membangun model prediksi. Dengan kata lain, data historis tidak hanya merekam kejadian, tetapi juga menjadi dasar untuk memahami tren dan membuat keputusan berbasis bukti di berbagai bidang seperti keuangan, sains, dan teknologi [9]. Beberapa elemen yang biasanya termasuk dalam data historis pada mata uang kripto yaitu OHLC.

2.4. Data Mining

Pada dasarnya, *data mining* adalah proses menemukan pola-pola menarik, model-model, dan jenis-jenis pengetahuan lainnya dalam kumpulan data yang besar. Secara analogi, *data mining* juga disebut *knowledge mining from data*. Di samping itu, terdapat berbagai istilah lain yang memiliki makna serupa dengan *data mining*, seperti penemuan pengetahuan dalam data (*Knowledge Discovery from Data* atau KDD), serta pengenalan pola (*pattern discovery*), penggalian pengetahuan dari data (*knowledge extraction*), arkeologi data (*data archaeology*), analitik data (*data analytics*), dan pemungutan informasi (*information harvesting*) [10].

2.5. Peramalan

Peramalan adalah suatu aktivitas yang digunakan untuk melakukan prediksi sebuah kejadian yang memungkinkan akan terjadi di masa mendatang. Peramalan memiliki peran penting dalam pengambilan keputusan manajerial yang signifikan [11].

2.6. Analisis Deret Waktu

Analisis deret waktu, atau *time series*, merupakan metode statistik yang memanfaatkan pola data berdasarkan urutan waktu. Contoh penerapannya antara lain pada data penjualan harian, curah hujan, penyebaran penyakit, dan sejenisnya. Ciri khas data deret waktu adalah pengamatan dilakukan pada interval waktu tertentu, sehingga bersifat diskrit. Tujuan utama dari analisis ini yaitu guna mengidentifikasi pola pergerakan suatu fenomena dari waktu ke waktu serta prediksi kejadian di masa depan. [12].

2.7. Triple Exponential Smoothing (TES)

Untuk rumus perhitungan dari metode *Triple Exponential Smoothing* terdapat 4 tahapan yaitu *Level Smoothing*, *Trend Smoothing*, *Seasonal Smoothing* dan *Forecasting* yang dibuat oleh P. R. Winters dapat dilihat pada persamaan dibawah ini [13].

$$S_t = \alpha \left(\frac{X_t}{I_{t-p}} \right) + (1 - \alpha) (S_{t-1} + T_{t-1}) \quad (1)$$

$$T_t = \beta (S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta) T_{t-1} \quad (2)$$

$$I_t = \gamma \left(\frac{X_t}{S_t} \right) + (1 - \gamma) I_{t-p} \quad (3)$$

$$\hat{X}_t(m) = (S_t + mT_t) I_{t-p+m} \quad (4)$$

Keterangan:

- X_t = Nilai aktual data pada waktu t .
- S_t = *Level smoothing*
- T_t = *Trend smoothing*
- I_t = *Seasonal smoothing*
- α = Parameter pemulusan level ($0 \leq \alpha \leq 1$).
- β = Parameter pemulusan trend ($0 \leq \beta \leq 1$).
- γ = Parameter pemulusan musiman ($0 \leq \gamma \leq 1$).
- m = Jangka waktu peramalan kedepannya.
- p = Panjang siklus musiman.
- $\hat{X}_t(m)$ = Peramalan periode berikutnya.

2.8. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Pada jurnal yang ditulis oleh J. S. Armstrong dan F. Collopy yang membahas kelemahan dan keunggulan berbagai metode evaluasi kesalahan peramalan seperti RMSE, MdAPE, MAPE, GMRAE, MdRAE dan yang lainnya [2]. MAPE dapat digunakan sebagai pengujian karena MAPE mengevaluasi kesalahan hasil peramalan. Rumus perhitungan MAPE dapat dilihat pada persamaan berikut.

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum \frac{|A_t - F_t|}{|A_t|} \right) * 100 \quad (5)$$

Keterangan:

- A_t = Nilai aktual data
- F_t = Nilai hasil peramalan
- n = Total data keseluruhan

3. METODE PENELITIAN

3.1. Proses Pengumpulan Data

Bagian ini menunjukkan bagaimana cara mengumpulkan data oleh pengunjung yang digunakan untuk melakukan proses peramalan nantinya berupa data historis kripto. Pengunjung memiliki 2 cara untuk mengumpulkan data historis kripto yaitu.

3.2. Melalui API

Pada proses ini pengunjung hanya akan mengunjungi laman Data API lalu pengunjung dapat memilih jenis kripto apa yang ingin dilakukan peramalan beserta jangka waktu. Jenis kripto yang dipilih hanya satu setiap saatnya.

3.3. Melalui Website Untuk Impor Data

Pada proses ini pengunjung akan masuk ke *website* dari *investing.com* disini pengunjung akan memilih menu *Market* lalu *Cryptocurrency* lalu *All Cryptocurrency*. Setelah itu pilih salah satu kripto misalnya Bitcoin. Setelah itu masuk saja ke menu *Historical Data* atau Data Historis. Pilih jangka waktu yang diinginkan setelah itu klik *Download* atau Unduh nantinya akan terdapat file csv yang terunduh seperti pada Gambar 1 dibawah ini.

Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %
01/01/2024	"44,183.4"	"42,272.5"	"44,187.0"	"42,196.7"	"36.30K"	"4.52%"
01/02/2024	"44,943.7"	"44,182.9"	"45,885.4"	"44,166.0"	"97.84K"	"1.72%"
01/03/2024	"42,836.1"	"44,943.7"	"45,492.7"	"40,888.3"	"117.65K"	"-4.69%"
01/04/2024	"44,157.0"	"42,836.1"	"44,744.5"	"42,632.8"	"68.05K"	"3.08%"
01/05/2024	"44,156.9"	"44,163.0"	"44,312.1"	"42,629.0"	"68.07K"	"0.00%"
01/06/2024	"43,967.9"	"44,156.6"	"44,203.2"	"43,424.0"	"24.26K"	"-0.43%"
01/07/2024	"43,927.3"	"43,973.5"	"44,481.2"	"43,627.9"	"29.53K"	"-0.09%"
01/08/2024	"46,962.2"	"43,934.2"	"47,196.7"	"43,251.0"	"103.09K"	"6.91%"
01/09/2024	"46,129.0"	"46,959.2"	"47,880.1"	"45,333.9"	"100.09K"	"-1.77%"
01/10/2024	"46,629.3"	"46,112.0"	"47,654.3"	"44,403.6"	"131.48K"	"1.08%"
01/11/2024	"46,348.2"	"46,629.3"	"48,923.7"	"45,651.8"	"131.04K"	"-0.60%"
01/12/2024	"42,835.9"	"46,348.1"	"46,503.2"	"41,857.9"	"136.92K"	"-7.58%"
01/13/2024	"42,851.3"	"42,836.7"	"43,248.6"	"42,443.3"	"48.18K"	"0.04%"
01/14/2024	"41,746.1"	"42,851.3"	"43,069.4"	"41,739.6"	"37.14K"	"-2.58%"

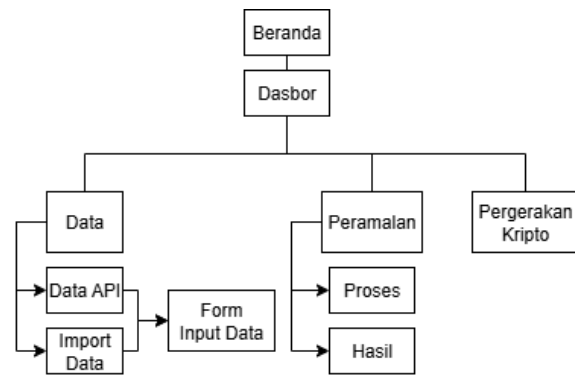
Gambar 1. Data historis investing.com

Data hasil unduhan ini nantinya akan digunakan untuk proses peramalan dengan cara pengguna akan melakukan impor data file csv tersebut. Nantinya akan diproses dengan 2 tahapan di situs web nantinya yaitu pra proses dan proses peramalan dan akan mendapatkan hasil peramalan dalam bentuk grafik.

3.4. Struktur Menu

Struktur menu sistem ini digunakan untuk mempermudah navigasi pengunjung dengan menyediakan akses cepat ke berbagai bagian atau fitur penting pada sebuah sistem.

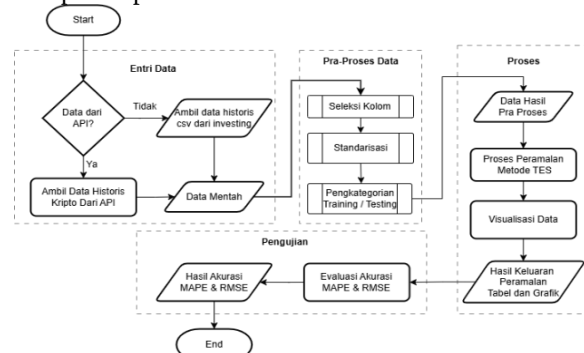
Gambar 2 adalah perancangan dari struktur menu sistem peramalan kripto yang terdiri dari laman beranda, laman dasbor, lalu menu data yang terdiri dari laman data API dan impor data, lalu menu peramalan yang terdiri dari laman proses dan hasil serta laman pergerakan kripto. Pada struktur menu ini menunjukkan hasil sistem berupa halaman apa saja yang menjadi halaman utama pada sistem ini.



Gambar 2. Struktur menu

3.5. Flowchart Sistem

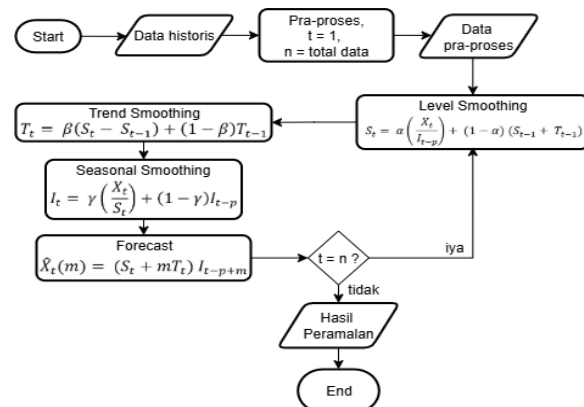
Flowchart sistem berguna untuk menggambarkan alur kerja dan interaksi antar komponen pada *website*.



Gambar 3. Flowchart sistem

Gambar 3 adalah perancangan tampilan dari *flowchart* sistem. Terdapat proses untuk memasukkan data historis kripto dan sistem akan mengambil data historis kripto dari API. Setelah itu data historis dari pengunjung maupun API akan masuk kedalam basis data sebagai data mentah lalu akan dilakukan pra-proses, setelah itu menjadi data hasil pra proses. Lalu dilakukan proses peramalan dengan TES dan hasilnya berupa bentuk tabel dan grafik. Lalu akan dilakukan evaluasi akurasi dengan MAPE.

3.6. Flowchart Triple Exponential Smoothing

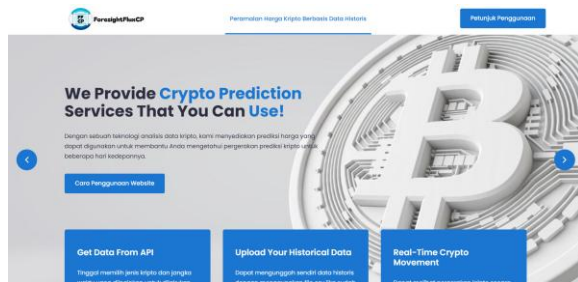


Gambar 4. Flowchart metode

Gambar 4 adalah perancangan *flowchart* metode untuk peramalan pada sistem ini dimulai dengan data historis akan dilakukan pra-proses. Setelah itu hasil data yang sudah dipra-proses akan dilakukan perhitungan *Level Smoothing*, lalu *Trend Smoothing*, lalu *Seasonal Smoothing*, lalu dilakukan perhitungan peramalan. Setelah dilakukan 4 proses tahapan perhitungan *Triple Exponential Smoothing* maka akan menghasilkan peramalannya. Lalu 4 proses tersebut akan dilakukan pengulangan terus menerus sesuai dengan total baris data yang digunakan pada data historis kriptonya.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

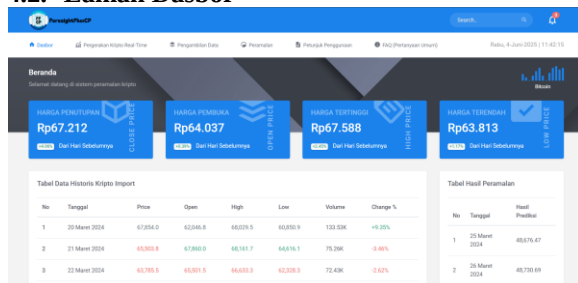
4.1. Laman Beranda



Gambar 5. Tampilan laman beranda

Gambar 5 adalah laman beranda yang berisikan pengenalan dari *website* ini. Informasinya berupa fitur-fitur penting seperti pengambilan data historis kripto melalui API ataupun unggah data bentuk csv.

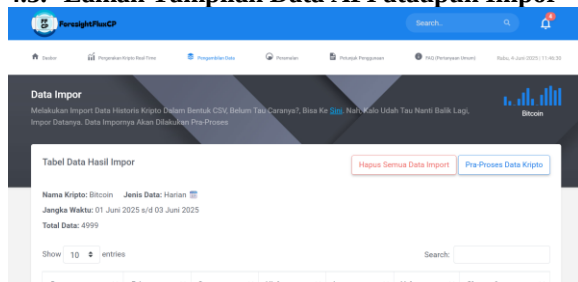
4.2. Laman Dasbor



Gambar 5. Tampilan laman dasbor

Gambar 5 adalah hasil implementasi untuk laman dasbor. Pada laman ini berisikan data kripto yang sebelumnya sudah dilakukan peramalan. Tiap ada peramalan baru data yang ada di dasbor juga akan menyesuaikan sesuai data yang baru.

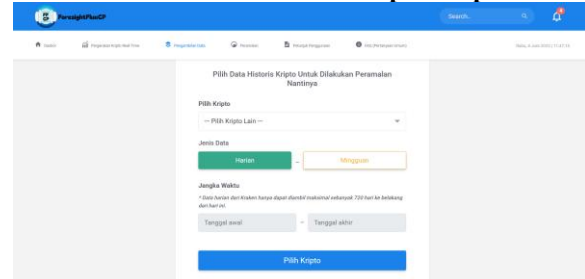
4.3. Laman Tampilan Data API ataupun Import



Gambar 6. Tampilan laman data

Gambar 6 adalah hasil implementasi dari laman tampilan data API ataupun impor. Data akan tampil dalam bentuk tabel yang didalamnya juga terdapat detail-detail mengenai tiap masing-masing kolomnya. Pada laman ini nantinya data akan dilakukan pra proses.

4.4. Laman Entri Data API ataupun Import



Gambar 7. Tampilan laman entri data

Gambar 7 adalah hasil implementasi dari laman entri data API maupun impor data. Tampilan entri untuk API ini nantinya akan sama persis dengan gambar seperti menentukan kripto apa, lalu jangka waktunya dan juga jenis data harian atau mingguan. Untuk impor ini pengguna hanya perlu file csv saja.

4.5. Laman Proses Data

Tanggal	Harga Terakhir (Data Aktual)	Kategori
2019-07-18	0.1	Training
2019-07-19	0.1	Training
2019-07-20	0.1	Training

Gambar 8. Tampilan laman proses data

Gambar 8 adalah tampilan dari laman proses data. Laman ini akan tampil data setelah dilakukan pra proses. Pra proses ini akan melakukan standarisasi kolom tanggal, mengubah tipe data agar bisa dilakukan perhitungan dan melakukan kategori menjadi data *training* atau data *testing*. Data hasil pra proses ini nantinya akan dilakukan peramalan. Semakin banyak data, hasil akan semakin baik.

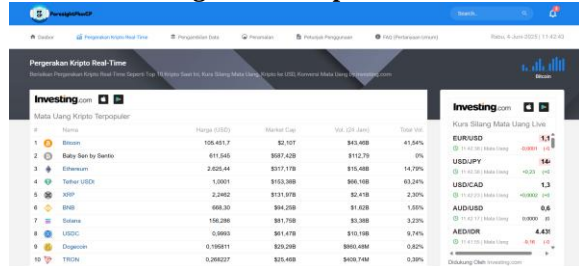
4.6. Laman Hasil Peramalan



Gambar 9. Tampilan laman hasil peramalan

Gambar 9 adalah hasil implementasi dari laman hasil peramalan. Pada laman ini akan menampilkan grafik maupun tabel hasil peramalan 7 hari kedepannya. Didalam laman ini juga terdapat beberapa informasi dan penjelasan untuk pengguna mengenai hasilnya. Selain itu ada juga grafik lain perbandingan antara data aktual dan data hasil peramalan.

4.7. Laman Pergerakan Kripto



Gambar 9. Tampilan laman pergerakan kripto

Gambar 9 adalah hasil implementasi untuk laman pergerakan kripto secara waktu nyata. Pada halaman ini menampilkan pergerakan dari top 10 kripto, kurs mata uang silang, beberapa kripto ke USD, dan konverter mata uang yang semuanya ini diambil dari widget yang bisa digunakan di website investing.com.

4.8. Pengujian Akurasi

Pengujian ini dilakukan untuk melihat apakah peramalan harga kripto akurat atau tidak. Digunakan 2 metode untuk pengujian akurasi yaitu MAPE dan RMSE. Lalu pengujian dengan penggunaan rasio persentase data training:testing kelipatan 5 yang dimulai dari 5 sampai 95 yaitu 5:95, 10:90, sampai 95:5, serta penggunaan parameter α (α), β (β), dan γ (γ) dari 0.01 sampai 1 dengan kelipatan 0.01. Lalu digunakan juga 5 data kripto yaitu Bitcoin, Ethereum, Solana, XRP, dan BNB dari tanggal 01 Januari 2020 hingga 31 Mei 2025.

4.9. Pengujian Data Kripto Bitcoin

Tabel 1. Pengujian akurasi terbaik kripto bitcoin

Persentase	α	β	γ	MAPE	RMSE
5:95	0,01	0,02	0,42	36,28%	25201,93
10:90	0,01	0,14	0,37	37,73%	26002,99
15:85	0,01	0,99	0,36	39,16%	27011,37
20:80	0,17	0,06	0,68	39,27%	30184,77
25:75	0,02	0,85	0,4	41,12%	24579,31
30:70	0,01	0,1	0,17	38,26%	28386,71
35:65	0,09	0,66	0,05	40,87%	28448,52
40:60	0,03	0,97	0,13	32,6%	27516,79
45:55	0,01	0,63	0,03	20,95%	15319,42
50:50	0,03	0,86	0,07	15,76%	11820,91
55:45	0,03	0,2	0,3	13,95%	10309,2
60:40	0,01	0,48	0,12	13,48%	10161,93
65:35	0,01	0,26	0,1	12,12%	9829,517
70:30	0,01	0,62	0,05	11,09%	9633,919
75:25	0,01	0,14	0,24	11,93%	10580,23
80:20	0,02	0,5	0,09	11,29%	10530,92
85:15	0,02	0,26	0,17	10,03%	11762,91
90:10	0,04	0,8	0,09	8,69%	10012,97
95:5	0,05	0,69	0,06	5,54%	6294,866

Tabel 1 menunjukkan peningkatan akurasi model Bitcoin seiring naiknya persentase data training. Performa terbaik tercapai pada rasio 95:5 (MAPE 5,54%; RMSE 6.294,87) dan terburuk pada 25:75 (MAPE 41,12%; RMSE 24.579,31). RMSE tinggi pada rasio rendah menandakan perlunya minimal 50% data historis untuk prediksi akurat. Rata-rata waktu pengujian per rasio sekitar 2 jam 10 menit.

4.10. Pengujian Data Kripto Ethereum

Tabel 2. Pengujian akurasi terbaik kripto ethereum

Persentase	α	β	γ	MAPE	RMSE
5:95	0,04	0,01	0,29	30,39%	1161,493
10:90	0,01	0,18	0,25	30,69%	1186,839
15:85	0,01	0,06	0,15	31,66%	1217,388
20:80	0,02	0,69	0,09	27,65%	1001,269
25:75	0,15	0,23	0,22	34,83%	1020,611
30:70	0,01	0,19	0,09	27,97%	1020,808
35:65	0,11	0,57	0,05	33,44%	1020,586
40:60	0,01	0,29	0,13	22,78%	728,5435
45:55	0,02	0,45	0,03	17,36%	578,6059
50:50	0,04	0,3	0,06	17,12%	611,1312
55:45	0,02	0,16	0,03	17,82%	647,5276
60:40	0,07	0,01	0,34	18,35%	660,9382
65:35	0,04	0,01	0,1	20,33%	705,7415
70:30	0,95	0,99	0,62	22,59%	776,6565
75:25	0,07	0,48	0,16	17,98%	591,9493
80:20	0,36	0,05	0,16	15,7%	609,537
85:15	0,02	0,27	0,28	16,92%	627,1677
90:10	0,01	0,36	0,02	15,29%	487,9462
95:5	0,01	0,46	0,15	13,73%	425,6951

Tabel 2 menunjukkan bahwa akurasi model Ethereum meningkat seiring bertambahnya data training, ditandai dengan penurunan MAPE dari 30,39% ke 13,73% dan RMSE dari 1.161,49 ke 425,70 pada rasio 5:95 hingga 95:5. Penurunan signifikan mulai terjadi di rasio 45:55, dan performa terbaik tercapai pada rasio 90:10 dan 95:5 (MAPE <15%, RMSE <500). Waktu komputasi relatif stabil di seluruh rasio, dengan rata-rata durasi 2 jam 22 menit.

4.11. Pengujian Data Kripto Solana

Tabel 3. Pengujian akurasi terbaik kripto solana

Persentase	α	β	γ	MAPE	RMSE
5:95	0,03	0,32	0,48	63,03%	90,6085
10:90	0,2	0,01	1	62,65%	93,0623
15:85	0,07	0,29	0,36	60,03%	99,5204
20:80	0,11	0,18	0,26	60,12%	102,3907
25:75	0,15	0,65	0,07	74,06%	106,0405
30:70	0,01	0,82	0,05	78,79%	98,8943
35:65	0,01	0,12	0,28	68,88%	112,8706
40:60	0,01	0,06	0,04	54,56%	76,6873
45:55	0,01	0,1	0,13	51,82%	64,4848
50:50	0,04	0,14	0,05	43,63%	58,1206
55:45	0,01	0,06	0,06	38,38%	45,2813
60:40	0,07	0,25	0,55	30,6%	45,8026
65:35	0,02	0,41	0,72	28,14%	49,3603
70:30	0,02	0,34	0,23	21,77%	42,9941
75:25	0,03	0,4	0,31	15,04%	36,3646
80:20	0,27	0,02	0,16	15,48%	37,759
85:15	0,04	0,01	0,09	18,51%	45,0966

Persentase	α	β	γ	MAPE	RMSE
90:10	0,14	0,1	0,91	15,98%	31,4878
95:5	0,02	0,86	0,08	7,39%	13,5415

Tabel 3 menunjukkan bahwa akurasi meningkat seiring bertambahnya data training. Pada rasio (5:95 hingga 65:35), MAPE berkisar antara 28–78% dan RMSE di atas 45. Performa membaik signifikan mulai rasio 75:25, dengan MAPE di bawah 20% dan RMSE menurun. Rasio 95:5 mencatat performa terbaik (MAPE 7,39%, RMSE 13,54), namun evaluasi bisa kurang representatif karena data *testing* hanya 5% dari total. Rata-rata durasi komputasi sekitar 2 jam 7 menit.

4.12. Pengujian Data Kripto XRP

Tabel 4. Pengujian akurasi terbaik kripto XRP

Persentase	α	β	γ	MAPE	RMSE
5:95	0,35	0,02	0,43	30,16%	0,6457
10:90	0,01	0,19	0,16	31,15%	0,6532
15:85	0,01	0,08	0,12	31,64%	0,6769
20:80	0,01	0,05	0,25	30,96%	0,7004
25:75	0,55	0,87	0,55	44,45%	0,7908
30:70	0,03	0,06	0,1	31,71%	0,7349
35:65	0,09	0,7	0,05	37,81%	0,8067
40:60	0,01	0,12	0,22	28%	0,7462
45:55	0,06	0,16	0,15	21,49%	0,7282
50:50	0,19	0,04	0,53	22,9%	0,7638
55:45	0,02	0,02	0,12	24,16%	0,8164
60:40	0,07	0,01	0,1	25,95%	0,8543
65:35	0,28	0,04	0,37	27,77%	0,941
70:30	0,03	0,01	0,03	30,36%	1,0262
75:25	0,05	0,39	0,22	33,65%	1,1065
80:20	0,02	0,53	0,17	37%	1,021
85:15	0,09	0,68	0,01	31,04%	0,6991
90:10	0,39	1	0,05	26,67%	0,7973
95:5	0,09	0,24	0,04	6,45%	0,1844

Tabel 4 menunjukkan akurasi membaik seiring bertambahnya data *training*, meskipun MAPE awal cukup bervariasi (25–45%). Performa model tidak stabil bahkan pada rasio *training* tinggi, dan baru membaik signifikan pada rasio 95:5 (MAPE 6,45%, RMSE 0,1844). Rata-rata durasi komputasi sekitar 2 jam 9 menit, dengan waktu tercepat 1 jam 21 menit. Secara keseluruhan, model TES tidak konsisten dalam memprediksi data XRP.

4.13. Pengujian Data Kripto BNB

Tabel 5. Pengujian akurasi terbaik kripto BNB

Persentase	α	β	γ	MAPE	RMSE
5:95	0,02	0,44	0,04	41,7%	179,8704
10:90	0,02	0,6	0,22	36,18%	171,8472
15:85	0,03	1	0,14	34,77%	174,8695
20:80	0,01	0,51	0,21	35,35%	180,5436
25:75	0,46	0,89	0,32	36,08%	213,5307
30:70	0,03	0,9	0,05	29,92%	173,6447
35:65	0,12	0,52	0,05	34,89%	207,3594
40:60	0,01	0,28	0,18	25,79%	136,2413
45:55	0,02	0,35	0,06	22,4%	97,302
50:50	0,02	0,58	0,18	22,73%	94,0763
55:45	0,02	0,55	0,42	22,45%	92,9069
60:40	0,01	0,55	0,16	21,67%	95,2828

Persentase	α	β	γ	MAPE	RMSE
65:35	0,01	0,53	0,04	14,81%	96,5956
70:30	0,03	0,24	0,06	13,42%	101,9579
75:25	0,02	0,52	0,1	12,89%	89,5947
80:20	0,07	0,15	0,26	6,55%	52,8682
85:15	0,06	0,01	0,04	6,48%	54,4126
90:10	0,01	0,36	0,04	5,78%	46,0918
95:5	0,01	0,56	0,05	3,8%	29,4208

Tabel 5 menunjukkan bahwa akurasi model BNB meningkat seiring bertambahnya data training, dengan MAPE turun dari 41,7% (rasio 5:95) ke 3,8% (95:5) dan RMSE dari 179,87 ke 29,42. Penurunan RMSE mulai stabil pada rasio 70:30, menandakan pentingnya data training untuk melatih model yang cukup. Waktu komputasi rata-rata durasi per sesi 2 jam 14 menit.

4.14. Pengujian Konsistensi Akurasi

Pengujian ini bertujuan mengukur konsistensi dan ketahanan model peramalan harga kripto terhadap perubahan data menggunakan metode *sliding window forecasting*. Setiap iterasi menggunakan data historis (window size: 90, 180, dan 365 hari) untuk pelatihan, lalu meramalkan harga 7 hari ke depan (*forecast horizon*), dengan langkah geser 7 data. Hasil ramalan dibandingkan dengan data aktual untuk menghitung MAPE dan RMSE. Nilai-nilai ini dirangkum dalam bentuk *mena*, *max*, *min*, dan standar deviasi untuk mengevaluasi kestabilan model. Pengujian dilakukan pada lima kripto: Bitcoin, Ethereum, Tether USDt, XRP, dan BNB, menggunakan data dari 1 Januari 2020 hingga 31 Mei 2025. Model TES digunakan dengan parameter optimal hasil *grid search* dari masing-masing rasio data training dan testing.

Tabel 6. Pengujian Konsistensi Akurasi Terbaik

Kripto	Rasio Data	Mean %	Standar Deviasi	MAPE GS
Bitcoin	85:15	14.2048	10.4482	10,03%
Ethereum	60:40	11,2681	8,1995	18,35%
Solana	80:20	20,1965	16,1608	15,48%
XRP	65:35	15,3191	13,2919	27,77%
BNB	80:20	11,424	9,9641	6,55%

Tabel 6 menunjukkan bahwa performa model bervariasi tergantung jenis aset kripto. BNB mencatat performa terbaik dengan MAPE *Grid Search* (GS) terendah sebesar 6,55% dan standar deviasi rendah (9,96), menandakan prediksi yang akurat dan stabil. Bitcoin menyusul dengan MAPE GS 10,03% (rasio 85:15), namun dengan standar deviasi tinggi (10,45) yang menunjukkan fluktuasi error antar *window*.

Solana memiliki MAPE GS 15,48% dan standar deviasi cukup tinggi (16,16), mengindikasikan ketidakstabilan meskipun lebih baik dibandingkan XRP. Ethereum lebih stabil (standar deviasi 8,20) tetapi kurang akurat (MAPE GS 18,35%). XRP menunjukkan performa terburuk dengan MAPE GS 27,77% dan standar deviasi 13,29 pada rasio terbaiknya (65:35), menandakan model kurang cocok untuk memprediksi harga XRP.

4.15. Pengujian Fungsional

Pengujian ini dilakukan untuk melakukan cek fungsi dan fitur-fitur pada sistem dapat berjalan.

Tabel 7. Pengujian fungsional

Fitur	Aktivitas	Ekspektasi	Hasil
Impor Data	Entri nama kripto, jangka waktu awal dan akhir, file csv	Data disimpan, ditampilkan, dan muncul notifikasi	Sesuai
	Menekan tombol hapus pada halaman data impor	Berhasil hapus data impor dan muncul notifikasi	Sesuai
Data API	Pilih kripto, entri jangka waktu awal dan akhir	Data disimpan, ditampilkan, dan muncul notifikasi	Sesuai
	Menekan tombol hapus pada halaman data API	Berhasil hapus data API dan muncul notifikasi	Sesuai
Pra Proses	Menekan tombol pra proses	Data berhasil dilakukan pra proses, disimpan, ditampilkan, dan muncul notifikasi	Sesuai
	Hapus pra proses data saat sudah ada hasil peramalan	Data pra proses berhasil dihapus dan muncul notifikasi	Sesuai
Proses Peramalan	Menekan tombol proses	Data dilakukan proses, disimpan, ditampilkan, dan muncul notifikasi	Sesuai
	Hapus Hasil peramalan, perhitungan akurasi, dan peramalan 5 hari berikutnya	Data berhasil dihapus, kembali ke halaman sesuai dengan data asal, dan muncul notifikasi	Sesuai

Tabel 7 adalah pengujian fungsional. Pada pengujian ini dilakukan pengujian pada fitur-fitur utama pada sistem. Terdapat 7 fitur utama pada sistem yaitu impor data, data dari API, pra proses, proses peramalan, pergerakan kripto, historis hasil peramalan. Setelah dilakukan pengujian dengan 12

aktivitas terhadap masing-masing fitur dan didapatkan hasil 100% sesuai dengan ekspektasi.

4.16. Pengujian Non Fungsional

Pengujian ini dilakukan pengecekan performa sistem, kompatibilitas, maupun keandalan sistem.

Tabel 8. Pengujian non fungsional

Jenis Pengujian	Uraian	Hasil
Performa	Menyimpan data impor jangka waktu 14 tahun (2010-2025) dengan total 4999 data	Proses simpan dalam waktu ± 5 detik
	Menyimpan data API paling banyak 720 data (jenis data harian)	Proses simpan dalam waktu ± 5 detik
	Pra proses 4999 data	Pra proses dalam waktu ± 30 detik
	Proses peramalan	Proses dalam waktu ± 30 detik
Keandalan Sistem	Sistem dijalankan selama ± 3 jam untuk mengakses, menyimpan, memproses data berulang-ulang tanpa <i>di-refresh</i> atau <i>restart</i> .	Tidak ditemukan <i>error</i> maupun <i>crash</i> . Sistem tetap stabil selama pengujian.
	Sistem diuji untuk dapat diakses 24/7. Namun, karena layanan <i>hosting</i> Render versi gratis, sistem akan <i>sleep</i> otomatis jika 15 menit tidak ada aktivitas pengguna.	Sistem tidak selalu aktif 24/7, dan membutuhkan waktu ± 30 detik untuk aktif kembali saat diakses setelah periode tidur.
Kompatibilitas	Kompatibilitas PC atau laptop pada browser Chrome versi 37.0.7151.55 dan Firefox versi 139.0.1	Semua halaman tampil dengan baik
	Kompatibilitas smartphone pada Chrome versi 133.0.6943 dan Firefox versi 134.0	Beberapa halaman tampil dengan css yang tidak sesuai dengan desain,

Tabel 8 adalah pengujian performa menunjukkan sistem mampu menyimpan hingga 4.999 data impor dan 720 data API dalam ± 2 detik, serta menyelesaikan pra-proses dan peramalan (termasuk akurasi dan prediksi 30 hari) dalam ± 15 detik. Pada aspek keandalan, sistem stabil selama ± 3 jam pengujian berulang tanpa error. Namun, karena menggunakan hosting gratis Render, sistem akan sleep setelah 15

menit tidak aktif dan butuh beberapa detik untuk aktif kembali. Dari sisi kompatibilitas, tampilan berjalan baik di peramban PC, namun terdapat gangguan tampilan CSS pada *smartphone*.

4.17. Hasil Pengujian Pengguna

Pengujian pengguna ini untuk evaluasi respons dan pengalaman pengguna saat menggunakan sistem.

Tabel 9. Pengujian pengguna

Pertanyaan	TS (1)	KS (2)	B (3)	S (4)	SS (5)
Sistem mudah digunakan dan dipahami	1	4	6	6	5
Tampilan antarmuka menarik dan konsisten	1	1	6	7	7
Navigasi antar halaman mudah dilakukan	1	3	5	8	5
Informasi mengenai data historis kripto, petunjuk penggunaan dapat dipahami dengan jelas	0	0	3	12	7
Proses melakukan peramalan mudah dilakukan	1	0	3	12	6
Hasil peramalan disajikan dengan jelas	0	1	7	8	6
Total	4	9	30	53	36
Total Skor	$(1 \times 4) + (2 \times 9) + (3 \times 30) + (4 \times 53) + (5 \times 36) = 504$				

Hasil pengujian pengguna pada Tabel 9 dilakukan dengan menyebarkan kuesioner kepada 22 responden yang diminta untuk menilai sistem berdasarkan 6 pertanyaan menggunakan skala 5 poin, di mana 1 artinya "Tidak Setuju" dan 5 artinya "Sangat Setuju". Dari hasil pengisian responden yang diterima, terdapat 4 responden yang memilih "Tidak Setuju", 9 memilih "Kurang Setuju", 30 memilih "Biasa", 53 memilih "Setuju", dan 36 memilih "Sangat Setuju", sehingga menghasilkan total skor sebesar 504.

Untuk menilai tingkat kepuasan pengguna, dilakukan perhitungan nilai minimum dan maksimum. Nilai minimum (X) diperoleh $1 \times 22 \times 6 = 132$. Sedangkan nilai maksimum (Y) diperoleh $5 \times 22 \times 6 = 660$. Selanjutnya, dilakukan perhitungan nilai akhir indeks menggunakan rumus: $\text{Indeks} = (\text{Total Skor} \div Y) \times 100 = (504 \div 660) \times 100 = 76,36\%$, yang dibulatkan menjadi 76%.

Berdasarkan interval interpretasi yang digunakan, yaitu Sangat tidak setuju dengan nilai 0%–19,99%, tidak setuju 20%–39,99%, netral 40%–59,99%, setuju 60%–79,99%, dan sangat setuju 80%–100%, maka nilai indeks sebesar 76% masuk kategori "Setuju". Hasil ini mencerminkan bahwa sistem mendapat respons positif serta tingkat kepuasan yang baik dari pengguna berdasarkan kuesioner yang telah disebarkan.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil pengujian lima data kripto dengan *Grid Search* menunjukkan bahwa akurasi meningkat seiring bertambahnya data *training*, dengan hasil terbaik pada rasio 95:5 contohnya pada kripto BNB MAPE 3,38%. Lalu waktu proses *Grid Search* rata-rata sekitar 2–2,5 jam per rasio setelah optimasi. Pengujian konsistensi akurasi melalui pendekatan *sliding window* menunjukkan bahwa rasio 95:5 tidak selalu stabil. Hasil paling stabil dan konsisten terdapat pada BNB

dengan MAPE 6,55% dan standar deviasi 9,96 mengindikasikan bahwa metode TES sangat cocok digunakan untuk aset ini. Sebaliknya, kripto Bitcoin, Ethereum, Solana, dan terutama XRP menunjukkan *error* tinggi dan ketidakstabilan karena salah satu dari nilai MAPE atau standar deviasi yang cukup besar, yang menandakan kripto tersebut sangat volatil dan tidak memiliki pola musiman yang jelas. Karena itu sistem dengan metode TES ini tidak dapat diandalkan untuk peramalan jangka pendek pada data kripto yang sangat volatil dan tidak memiliki pola musiman yang jelas, karena itu sistem ini hanya dapat digunakan sebagai alat bantu untuk memahami pergerakan harga kripto berdasarkan data historis saja. Sistem yang dikembangkan terdiri dari 7 fitur dan 12 halaman yang seluruhnya berfungsi sesuai harapan. Dari sisi performa, sistem menunjukkan kestabilan penggunaan selama 3 jam tanpa *error*, meskipun proses *Grid Search* memerlukan waktu $\pm 3,5$ menit dan terdapat kendala tampilan pada beberapa halaman *mobile*. Hasil uji pengguna menunjukkan tingkat kepuasan sebesar 76% (kategori "Sangat Setuju"), yang menandakan bahwa sistem layak digunakan. Adapun saran untuk penelitian selanjutnya adalah agar mempertimbangkan faktor eksternal seperti kebijakan, sentimen pasar, dan kondisi ekonomi global yang dapat memengaruhi harga kripto secara signifikan, serta menggunakan lebih banyak komponen data historis seperti harga pembukaan, tertinggi, terendah.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Fang, C. Ventre, M. Basios, L. Kanthan, D. Martinez-Rego, F. Wu, and L. Li, "Cryptocurrency trading: A comprehensive survey," *Financial Innovation*, vol. 8, no. 13, 2022.
- [2] J. S. Armstrong and F. Collopy, "Error Measures for Generalizing About Forecasting Methods: Empirical Comparisons," *International Journal of Forecasting*, vol. 8, no. 1, pp. 69–80, 1992.
- [3] R. Yolanda, D. Rahmi, A. Kurniati, and S. Yuniati, "Penerapan Metode Triple Exponential Smoothing Dalam Peramalan Produksi Buah Nenas di Provinsi Riau," *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan*, vol. 3, no. 1, pp. 1–10, 2024.
- [4] E. P. Hartinningrum, S. Achmadi, and Y. A. Pranoto, "Implementasi Metode Holt-Winters Exponential Smoothing Sebagai Prediksi Penjualan Roti Agung Bakery (Studi Kasus: Cabang Kabupaten Kotabaru)," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 5, pp. 8331–8337, 2024.
- [5] A. Sulaiman and A. Juarna, "Peramalan Tingkat Pengangguran Di Indonesia Menggunakan Metode Time Series Dengan Model ARIMA dan Holt-Winters," *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, vol. 26, no. 1, pp. 13–26, 2021.
- [6] Y. D. Rosita and L. S. Moonlight, "Perbandingan Metode Prediksi Untuk Nilai Jual USD: Holt-

- Winters, Holt's, dan Single Exponential Smoothing," *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, vol. 5, no. 4, pp. 322–333, 2024.
- [7] A. D. D. Saputri, S. Achmadi, and K. A. Sari, "Penerapan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing Dalam Memprediksi Penjualan Pada Produk Sipetek," *Jurnal Informatika Teknologi dan Sains (JINTEKS)*, vol. 7, no. 1, 2025.
- [8] A. Widovan, "Analisis Perbedaan Price Rate of Change Tokoin Bitcoin Dan Yuan Digital Sebagai Pertimbangan Dalam Penetapan Mata Uang Digital Berbasis Blockchain di Indonesia," Master's thesis, Universitas Atma Jaya Yogyakarta, 2022.
- [9] Wiggins, B., & Jones, C. *How data happened: A history from the age of reason to the age of algorithms*. W. W. Norton & Company. 2023.
- [10] J. Han, J. Pei, and H. Tong, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 4th ed. Morgan Kaufmann, 2023. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=NR1oEAA AQBAJ>
- [11] G. A. N. Pongdatu, E. Abinowi, and S. Wahyuddin, "Peramalan Transaksi Penjualan Dengan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing," *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan*, vol. 6, no. 3, 2020.
- [12] L. Qadrini, A. Asrirawan, N. Mahmudah, M. Fahmuddin, and I. F. Amri, "Forecasting Bank Indonesia currency inflow and outflow using ARIMA, time series regression (TSR), ARIMAX, and NN approaches in Lampung," *J. Mat. Stat. dan Komputasi*, vol. 17, no. 2, pp. 166–177, 2020.
- [13] P. R. Winters, "Forecasting Sales by Exponentially Weighted Moving Averages," *Management Science*, vol. 6, no. 3, pp. 324–342, 1960.