



Forecasting Peserta UHC Jawa Timur Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing dan Exponential Moving Average

Faradilla Arianto^{1,*}, Putroue Intan², dan Ahmad Lubab³

^{1,2,3} UIN Sunan Ampel Surabaya, Jawa Timur, Indonesia

*Correspondance author: putriarianto9906@gmail.com

ABSTRACT

Universal Health Coverage (UHC) is the government's effort to ensure that all citizens have access to fair and affordable healthcare services. One of the key programs of BPJS is increasing the number of active participants in the National Health Insurance (JKN). This study analyzes the trend of JKN participants in East Java Province during the 2019–2024 period and predicts the number of participants in 2025 using the Single Exponential Smoothing (SES) and Exponential Moving Average (EMA) methods with an alpha value of 0.9. The results show fluctuations in the number of participants across various regencies/cities, with gradual increases in Bangkalan Regency, Banyuwangi Regency, Blitar Regency, and Surabaya City, as well as a decline in early 2020 due to the pandemic. The forecasting results for UHC participants in East Java in 2025 using the EMA method indicate a 3% increase in Jember Regency, Trenggalek Regency, and Bojonegoro Regency during January–March, stagnation in Pamekasan Regency, Tuban Regency, and Probolinggo City throughout 2025, as well as a decline in Mojokerto City (January–April) and Tulungagung Regency (January–March). Surabaya City remains the region with the highest number of participants.

Keywords: Universal Health Coverage, Single Exponential Smoothing, Exponential Moving Average, Time Series.

ABSTRAK

Universal Health Coverage (UHC) merupakan upaya pemerintah untuk memastikan seluruh penduduk mendapat layanan kesehatan yang adil dan terjangkau. Salah satu program kerja BPJS adalah peningkatan jumlah peserta aktif Jaminan Kesehatan Nasional (JKN). Penelitian ini menganalisis tren peserta JKN di Provinsi Jawa Timur periode 2019–2024 dan bertujuan untuk memprediksi jumlah peserta pada 2025 menggunakan metode Single Exponential Smoothing (SES) dan Exponential Moving Average (EMA) dengan alpha 0,9. Hasil yang didapat menunjukkan fluktuasi jumlah peserta di berbagai kabupaten/kota, dengan kenaikan bertahap di Kab. Bangkalan, Kab. Banyuwangi, Kab. Blitar, dan Kota Surabaya, serta penurunan pada awal 2020 akibat pandemi. Hasil forecasting pada peserta UHC di Jawa Timur tahun 2025 dengan menggunakan metode EMA menunjukkan peningkatan 3% di Kab. Jember, Kab. Trenggalek, dan Kab. Bojonegoro pada bulan Januari–Maret, stagnasi di Kab. Pamekasan, Kab. Tuban, dan Kota Probolinggo sepanjang tahun di tahun 2025, serta penurunan di Kota Mojokerto (Januari–April) dan Kab. Tulungagung (Januari–Maret). Kota Surabaya tetap menjadi daerah dengan jumlah peserta tertinggi.

Kata kunci: Universal Health Coverage, Single Exponential Smoothing, Exponential Moving Average, Time Series.

ARTICLE INFO

Submission received: 16 November 2025

Accepted: 31 August 2026

Revised: 23 May 2026

Published: 31 August 2026

Available on: <https://doi.org/10.32493/sm.v8i2.54767>

StatMat: Jurnal Statistika dan Matematika is licenced under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License.



1. PENDAHULUAN

Peningkatan kesejahteraan masyarakat dan penanggulangan berbagai tantangan di sektor kesehatan merupakan prioritas utama dalam pembangunan nasional. Seiring dengan pertumbuhan jumlah penduduk yang pesat, kebutuhan akan layanan kesehatan yang merata, berkualitas, dan terjangkau menjadi semakin mendesak. Untuk menjawab tantangan tersebut, pemerintah Indonesia meluncurkan Program Jaminan Kesehatan Nasional (JKN) yang dikelola oleh Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) Kesehatan (Ortega et al. 2021). Program ini bertujuan memberikan akses layanan kesehatan yang merata dan terjangkau, terutama bagi kelompok rentan, sebagai bagian dari upaya mencapai *Universal Health Coverage* (UHC), yakni pelayanan kesehatan layak tanpa hambatan finansial (Eka Suyanti et al. 2024).

Meski demikian, pencapaian UHC dengan target kepesertaan 98% masih menghadapi berbagai hambatan, baik dari sisi eksternal seperti keterbatasan anggaran daerah akibat kenaikan premi, maupun internal seperti rendahnya kesadaran masyarakat mampu untuk berpartisipasi dalam program yang dibiayai pemerintah (Saputro et al. 2022). Akibatnya, terdapat gap signifikan antara jumlah peserta aktual dan target yang ditetapkan. Kondisi ini dapat memicu dampak negatif seperti ketimpangan akses layanan kesehatan, penumpukan pasien di fasilitas kesehatan tertentu, dan beban pembiayaan negara yang tidak seimbang. Contoh nyata dapat dilihat pada kasus keterlambatan penanganan pasien di beberapa daerah terpencil, di mana masyarakat tidak memiliki jaminan kesehatan aktif sehingga menghambat akses terhadap pengobatan dasar dan layanan darurat. Upaya ini menjadi langkah strategis untuk memperkuat sistem kesehatan nasional dan mengurangi dampak negatif untuk akses kesehatan tanpa khawatir tentang biaya dan jaminan Kesehatan dari pertumbuhan penduduk yang pesat (Kunci et al. n.d.).

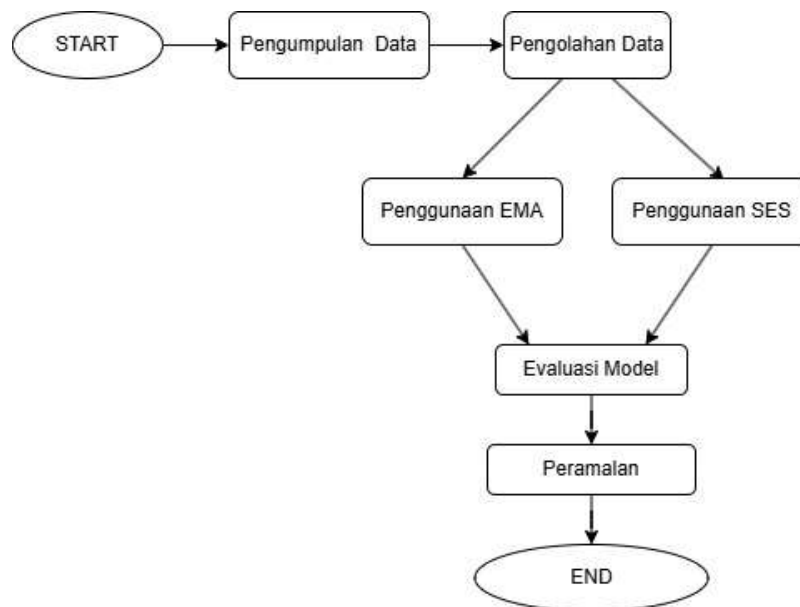
Untuk mendukung perumusan kebijakan yang berbasis data, salah satu pendekatan yang efektif adalah teknik peramalan (*forecasting*). Teknik ini memanfaatkan data historis untuk memprediksi tren di masa depan dan terbagi menjadi dua kategori utama, yakni kualitatif dan kuantitatif. Metode kuantitatif seperti *time series analysis* sangat relevan untuk menganalisis pola data kepesertaan UHC yang bersifat runtut waktu (*time series*), baik secara bulanan maupun tahunan. Data tersebut dapat mencerminkan tren pertumbuhan, fluktuasi musiman, atau anomali tertentu yang penting untuk diidentifikasi sebagai dasar kebijakan. Dengan memahami pola ini, pengambilan keputusan dapat dilakukan secara lebih akurat, tepat waktu, dan berkelanjutan (Dwi Retno Puspita Sari 2022). Metode kuantitatif yang sering digunakan adalah *time series*, yaitu teknik yang menganalisis data berdasarkan urutan waktu - harian, bulanan, atau tahunan untuk mengidentifikasi pola dan tren yang dapat dijadikan dasar pengambilan keputusan. Melalui pendekatan ini, perumusan kebijakan kesehatan dapat menjadi lebih akurat, responsif, dan berkelanjutan (Mahfud Al et al. 2020). Langkah awal yang penting adalah mengenali pola data, apakah mengikuti musim, siklus, tren naik/turun, atau tetap. Setelah itu, dipilih metode yang sesuai, seperti *Moving Average*, *Exponential Smoothing*, atau proyeksi tren. Pemilihan metode *Single Exponential Smoothing* dan *Exponential Moving Average* dipilih dalam melakukan penelitian ini karena mampu memprediksi data *time series* dengan baik serta dapat memperbaiki kesalahan dari prediksi sebelumnya (Zahrunnisa et al. 2021). Selain itu, metode ini juga telah digunakan dalam berbagai



penelitian peramalan sebelumnya salah satunya seperti (Panggabea et al. 2021). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menganalisis tren jumlah peserta UHC di Jawa Timur selama periode 2019 – 2024, meramalkan jumlah peserta di masa depan, serta membandingkan kinerja kedua metode peramalan untuk mendukung perencanaan kebijakan kesehatan yang lebih presisi. Gap yang ingin dijawab dalam penelitian ini adalah belum banyaknya kajian perbandingan metode peramalan terhadap data UHC secara spesifik, khususnya di wilayah Jawa Timur. Hasil prediksi untuk tahun 2021 dari kedua metode menunjukkan hasil yang identik, yakni luas panen sebesar 274.536,87 ha (naik 0,3%), produksi sebesar 1.327.113,26 ton (naik 0,7%), dan produktivitas sebesar 48,34 kw/ha (naik 0,3%). Karena itu, peneliti menggunakan *google colab* untuk mencari nilai parameter terbaik guna meminimalkan kesalahan peramalan. Penelitian ini bertujuan untuk Menganalisis tren jumlah peserta UHC di Jawa Timur selama periode 2019 – 2024 dan meramalkan jumlah peserta UHC, serta membandingkan antara metode *Single Exponential Smoothing* dengan *Exponential Moving Average*.

2. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data deret waktu (*time series*) tahunan mengenai jumlah peserta JKN-KIS di Provinsi Jawa Timur selama periode 2019 sampai 2024 yang diperoleh dari website <https://kesehatan.djsn.go.id/kesehatan/cakupan/>. Tahapan metode yang digunakan dalam penelitian ini mencakup beberapa langkah penting untuk mencapai tujuan penelitian melalui *moving chart* yang ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

- a. *Exponential Moving Average* (EMA) adalah salah satu metode peramalan atau smoothing (perataan) data deret waktu yang memberikan bobot lebih besar pada data terbaru, dibandingkan data lama (Sari et al. 2020). Penerapan metode *Exponential Moving Average* (EMA) dilakukan dengan memberikan bobot eksponensial terhadap data historis, di mana data yang lebih baru diberi bobot lebih besar dibandingkan data



lama, guna menghasilkan peramalan yang lebih akurat terhadap perubahan tren (Adolph 2024). Perhitungan dalam metode *Single Exponential Smoothing* didasarkan pada rumus berikut.

$$EMA = (K \times (C - P)) + P \dots\dots\dots(1)$$

$$K = \frac{2}{(1+N)} \dots\dots\dots(2)$$

Keterangan:

C = Mewakili jumlah penduduk pada periode tertentu

P = Nilai *Exponential Moving Average* dari periode sebelumnya

K = Konstanta yang menentukan bobot terhadap data terbaru

N = jumlah periode yang digunakan dalam perhitungan (*EMA*)

- b. Metode *Single Exponential Smoothing* (SES) cocok diterapkan pada data permintaan yang bersifat stabil, tanpa adanya tren maupun pola musiman (Ena 2023). Metode *Single Exponential Smoothing* (SES) diterapkan dengan menggunakan parameter smoothing α untuk menghasilkan nilai ramalan berdasarkan rata-rata eksponensial tunggal dari data historis (Rosita et al. 2024). Perhitungan dalam metode *Single Exponential Smoothing* didasarkan pada rumus berikut.

$$F_{t+1} = \alpha X_t + (1 - \alpha)F_t \dots\dots\dots(3)$$

Keterangan:

X_t = Jumlah penduduk pada periode t

F_t = Prediksi jumlah penduduk pada periode t

α = Konstanta (α) memiliki nilai antara 0 dan 1.

- c. Evaluasi model kedua dilakukan dengan menghitung nilai error menggunakan tiga metrik: Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Deviation (MAD), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk menilai keakuratan hasil peramalan masing-masing metode (Sari et al. 2020). Peramalan dianggap akurat jika nilai ramalan sama dengan nilai aktual. Ukuran pembandingan yang digunakan yaitu:

1) *Mean Absolute Deviation (MAD)*

MAD adalah ukuran rata-rata dari selisih absolut antara nilai ramalan dan nilai aktual. Semakin kecil nilai MAD, semakin akurat hasil peramalan (Syahrul et al. 2024). Rumus:

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |X_t - F_t|}{n} \dots\dots\dots(4)$$

Keterangan:

X_t = Merupakan nilai aktual pada periode ke – t

F_t = Hasil peramalan pada periode ke – t

n = Jumlah data

2) *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

MAPE mengukur persentase kesalahan rata-rata antara nilai aktual dan nilai



ramalan. Sangat berguna karena hasilnya dalam bentuk persen, sehingga mudah dibandingkan (Asrirawan et al. 2022). Rumus:

$$MAPE = \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{t=1}^n \frac{|X_t - F_t|}{X_t} \times 100 = \dots\dots\dots(5)$$

Nilai MAPE yang dihitung kemudian dapat digunakan untuk menilai tingkat keakuratan peramalan melalui persentase dalam Tabel 1.

Tabel 1. Nilai MAPE untuk Analisis Prediksi

Nilai MAPE	Akurasi Prediksi
< 10 %	Sangat baik
10 % - 20 %	Baik
20 % - 50 %	Layak
> 50 %	Buruk

(Sumber : (Dicky Novanda Syaifullah,2024))

3) *Mean Square Error (MSE)*

MSE menghitung rata-rata dari kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai ramalan. Memberi penalti lebih besar untuk kesalahan besar karena menggunakan kuadrat (Ali et al. 2022). Rumus:

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (X_t - F_t)^2}{n} \dots\dots\dots(6)$$

- d. Metode yang menghasilkan nilai error terkecil dari ketiga indikator tersebut (MSE, MAD, MAPE) dipilih sebagai metode terbaik dan paling optimal untuk digunakan dalam peramalan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

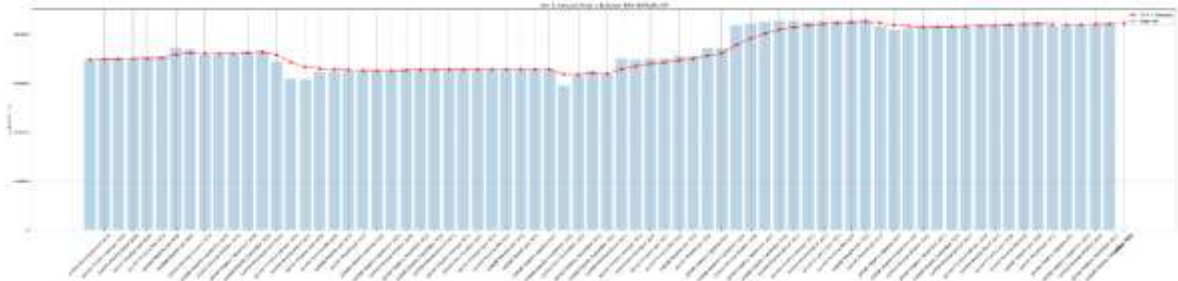
Data jumlah penduduk peserta aktif *Universal Health Coverage* (UHC) di Provinsi Jawa Timur untuk tahun 2019 hingga 2024 diperoleh dari situs resmi Dewan Jaminan Sosial Nasional (DJSN). Data menampilkan jumlah peserta aktif per bulan di seluruh kabupaten/kota di Jawa Timur selama periode tersebut dan ditampilkan pada tabel 2.

Tabel 2. Data Jumlah Penduduk Peserta Aktif UHC Jawa Timur tahun 2019 – 2024

Kota/Kabupaten	Jumlah Peserta Januari 2019	Jumlah Peserta Februari 2019		Jumlah Peserta Desember 2024
Kab. Bangkalan	695.790	698.636		845.689
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Kota Surabaya	2.543.755	2.526.374		2.979.478

Dalam penelitian tersebut dilakukan menggunakan metode *Single Exponential Smoothing* (SES) dan *Exponential Moving Average* (EMA) diperoleh tren data jumlah penduduk Peserta Aktif UHC Jawa Timur tahun 2019 – 2024 dan untuk menggambarkan

tren data secara lebih jelas, dalam penelitian ini hanya ditampilkan 2 kabupaten/kota terpilih di Jawa Timur sebagai sampel visualisasi, sehingga dapat dilihat pola naik - turun jumlah peserta aktif UHC pada periode 2019 – 2024 secara lebih mendalam pada gambar berikut.



Gambar 2. Tren & Forecast Peserta Bulanan Kabupaten Bangkalan Metode EMA



Gambar 3. Tren & Forecast Peserta Bulanan Kota Surabaya Metode EMA



Gambar 4. Tren & Forecast Peserta Bulanan Kota Malang Metode EMA

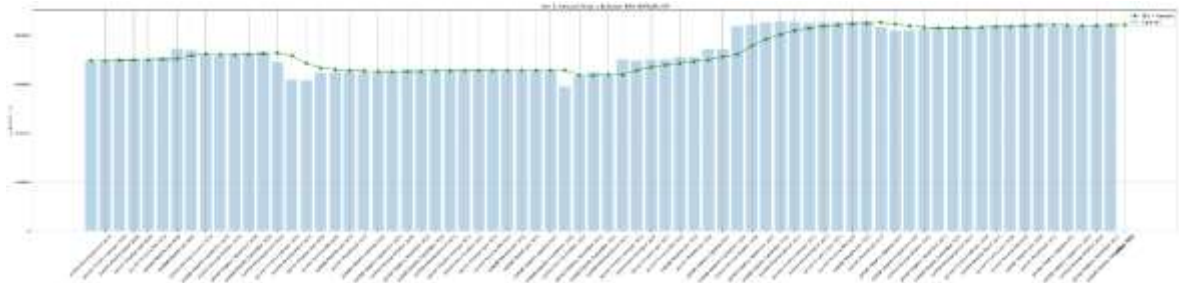


Gambar 5. Tren & Forecast Peserta Bulanan Kabupaten Banyuwangi Metode EMA

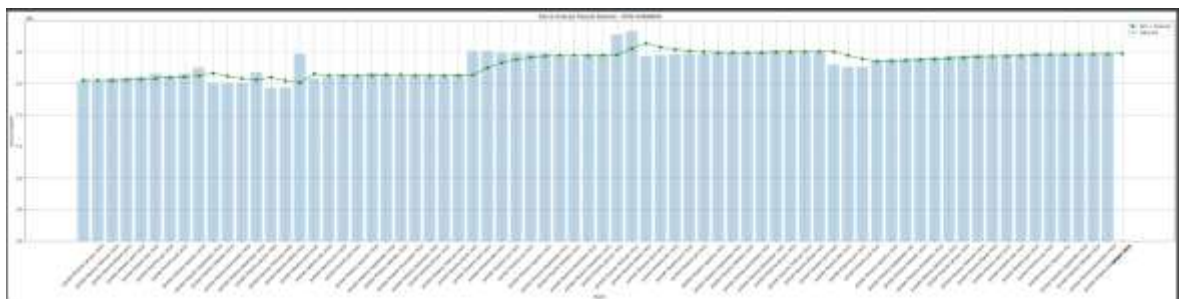
Hasil analisis EMA menunjukkan tren peserta aktif UHC di Bangkalan dan Surabaya. Bangkalan mengalami fluktuasi pada 2019 – 2021, lalu meningkat tajam hingga 2022 dan stabil sejak 2023. Surabaya menunjukkan tren kenaikan konsisten sejak 2019 hingga 2024. Di Kota Malang, tren peserta bulanan meningkat stabil dengan prediksi positif hingga



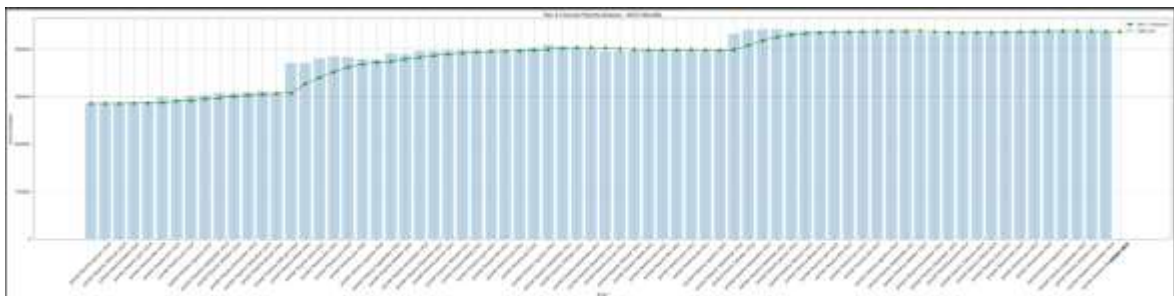
Januari 2025. Sementara itu, Kabupaten Banyuwangi menunjukkan fluktuasi besar, termasuk penurunan tajam yang mengindikasikan perlunya evaluasi data. Selain itu, metode Single Exponential Smoothing (SES) juga digunakan untuk menghasilkan peramalan seperti pada gambar berikut.



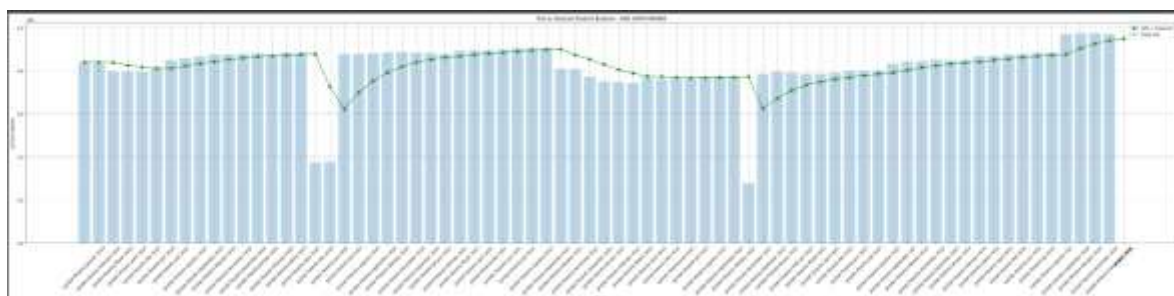
Gambar 6. Tren & Forecast Peserta Bulanan Kabupaten Bangkalan Metode SES



Gambar 7. Tren & Forecast Peserta Bulanan Kota Surabaya Metode SES



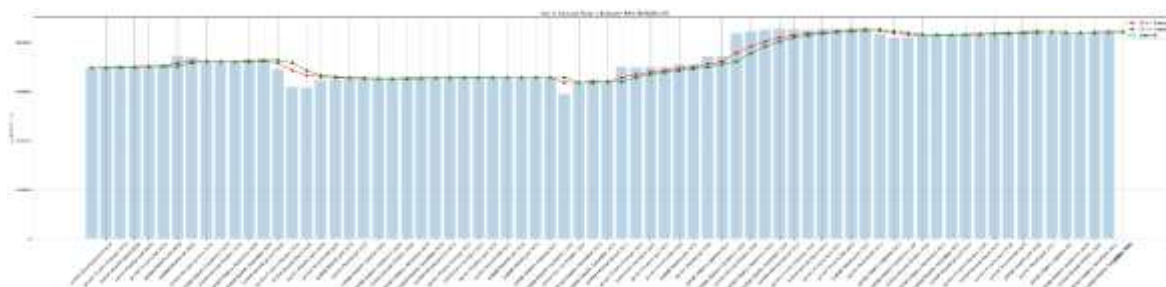
Gambar 8. Tren & Forecast Peserta Bulanan Kota Surabaya Metode SES



Gambar 9. Tren & Forecast Peserta Bulanan Kabupaten Banyuwangi Metode SES

Hasil analisis tren peserta aktif UHC dengan metode SES menunjukkan pola berbeda di beberapa daerah. Di Kabupaten Bangkalan, tren fluktuatif pada 2019–2020 meningkat signifikan pada 2021 dan stabil sejak 2023. Di Kota Surabaya, peserta meningkat bertahap

dengan fluktuasi ringan dari 2019–2024. Kota Malang mengalami peningkatan stabil dengan lonjakan di tengah periode dan kestabilan di akhir, sementara Kabupaten Banyuwangi fluktuatif dengan penurunan tajam akibat kendala administrasi, namun kembali positif menuju stabilitas. Secara keseluruhan, metode SES efektif memodelkan pertumbuhan dan stabilisasi peserta UHC di berbagai wilayah.



Gambar 10. Tren & Forecast Peserta Bulanan Kabupaten Bangkalan Metode EMA dan SES

Pada hasil plotting menunjukkan tren dan hasil peramalan jumlah peserta aktif UHC di Kabupaten Bangkalan dari Januari 2019 hingga Desember 2024. Data bulanan ditampilkan dalam bentuk grafik batang dan garis. Terlihat bahwa selama 2019 – 2024 jumlah peserta mengalami fluktuasi, kemudian meningkat tajam mulai 2021 dan cenderung stabil sejak 2023. Metode EMA menghasilkan peramalan yang lebih sensitif terhadap perubahan data, sedangkan metode SES memberikan hasil yang lebih halus. Selain itu dalam penelitian tersebut dilakukan simulasi dengan nilai parameter alpha dari 0,1 – 0,9 dengan 2 metode yang berbeda. Dari 9 kali simulasi data yang diperoleh dengan nilai terkecil yakni pada simulasi ke 9 atau pada nilai alpha 0,9 sesuai dengan tabel 2 berikut.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model

Metode	α	MSE	MAD	MAPE
EMA	0,1	61365431337	41182	5,39
SES	0,1	75759791774	45758	5,99
EMA	0,2	50406682082	30867	4,04
SES	0,2	78760440753	38583	5,05
EMA	0,3	40597096756	24750	3,25
SES	0,3	82851217869	35357	4,64
EMA	0,4	31577071302	19979	2,64
SES	0,4	87714086950	33299	4,39
EMA	0,5	23336555472	15934	2,12
SES	0,5	93346221888	31868	4,24
EMA	0,6	15975800635	12327	1,65
SES	0,6	99848753970	30816	4,13
EMA	0,7	9665413361	9006	1,22
SES	0,7	107393481789	30021	4,05
EMA	0,8	4648995315	5882	0,80
SES	0,8	116224882878	29410	4,00
EMA	0,9	1266828138	2894	0,40
SES	0,9	126682813831	28942	3,96



Metode *Exponential Moving Average* (EMA) menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan *Single Exponential Smoothing* (SES), dengan nilai MSE, MAD, dan MAPE yang lebih rendah, yaitu masing-masing 1266828138, 2894, dan 0,40%. Sebaliknya, nilai kesalahan pada SES lebih tinggi. Dengan demikian, metode EMA lebih akurat dan lebih direkomendasikan untuk peramalan jumlah penduduk Peserta Aktif UHC Jawa Timur tahun 2025. Untuk memproyeksikan data jumlah peserta pada bulan Januari hingga Desember 2025, dilakukan proses iteratif (perulangan) sebanyak 12 kali menggunakan nilai data aktual terakhir dari tahun 2024 sebagai dasar. Proses peramalan dalam metode EMA tersebut dirumuskan secara matematis sebagai berikut:

$$EMA_t = \alpha \cdot C + (1 - \alpha) \cdot EMA_{t-1}$$

Keterangan:

- EMA_t = Nilai EMA (hasil forecast) pada bulan ke-t
C = Nilai data aktual terakhir yang tetap (konstan), yaitu C = data_asli [-1]
EMA_{t-1} = Nilai EMA bulan sebelumnya (nilai awal = hasil EMA terakhir dari data historis)
α = Parameter smoothing (konstanta bobot) dengan nilai antara 0 dan 1

Dengan menggunakan rumus tersebut dalam sebuah perulangan selama 12 bulan dan nilai alfa 0,9. Dihasilkan proyeksi jumlah peserta untuk tahun 2025 sebagaimana ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Peramalan 2025 dengan Metode EMA

Kota/Kabupaten	Jan-25	Feb-25	Mar-25	Apr-25	Mei-25	Jun-25	Jul-25	Aug-25	Sep-25	Okt-25	Nov-25	Des-25
Kab. Bangkalan	845652	845685	845689	845689	845689	845689	845689	845689	845689	845689	845689	845689
Kab. Banyuwangi	971044	971016	971013	971013	971013	971013	971013	971013	971013	971013	971013	971013
Kab. Blitar	693708	693701	693700	693700	693700	693700	693700	693700	693700	693700	693700	693700
Kab. Bojonegoro	1168315	1168327	1168328	1168328	1168328	1168328	1168328	1168328	1168328	1168328	1168328	1168328
Kab. Bondowoso	588419	588443	588446	588446	588446	588446	588446	588446	588446	588446	588446	588446
Kab. Gresik	1208827	1208813	1208811	1208811	1208811	1208811	1208811	1208811	1208811	1208811	1208811	1208811
Kab. Jember	1483742	1484265	1484317	1484322	1484323	1484323	1484323	1484323	1484323	1484323	1484323	1484323
Kab. Jombang	895004	895019	895021	895021	895021	895021	895021	895021	895021	895021	895021	895021
Kab. Kediri	1212753	1212739	1212737	1212737	1212737	1212737	1212737	1212737	1212737	1212737	1212737	1212737
Kab. Lamongan	880030	880071	880075	880075	880075	880075	880075	880075	880075	880075	880075	880075
Kab. Lumajang	687661	687836	687853	687855	687855	687855	687855	687855	687855	687855	687855	687855
Kab. Madiun	525570	525576	525577	525577	525577	525577	525577	525577	525577	525577	525577	525577
Kab. Magetan	443393	443416	443419	443419	443419	443419	443419	443419	443419	443419	443419	443419
Kab. Malang	1655349	1655358	1655359	1655359	1655359	1655359	1655359	1655359	1655359	1655359	1655359	1655359
Kab. Mojokerto	817202	817214	817215	817215	817215	817215	817215	817215	817215	817215	817215	817215
Kab. Nganjuk	866154	866168	866169	866169	866169	866169	866169	866169	866169	866169	866169	866169
Kab. Ngawi	673767	673845	673853	673854	673854	673854	673854	673854	673854	673854	673854	673854
Kab. Pacitan	374099	374108	374109	374109	374109	374109	374109	374109	374109	374109	374109	374109
Kab. Pamekasan	745836	745836	745836	745836	745836	745836	745836	745836	745836	745836	745836	745836
Kab. Pasuruan	1314865	1314897	1314901	1314901	1314901	1314901	1314901	1314901	1314901	1314901	1314901	1314901
Kab. Ponorogo	600659	600674	600676	600676	600676	600676	600676	600676	600676	600676	600676	600676
Kab. Probolinggo	891764	891778	891780	891780	891780	891780	891780	891780	891780	891780	891780	891780
Kab. Sampang	914340	914367	914370	914370	914370	914370	914370	914370	914370	914370	914370	914370
Kab. Sidoarjo	1611130	1611183	1611188	1611189	1611189	1611189	1611189	1611189	1611189	1611189	1611189	1611189
Kab. Situbondo	502069	502108	502112	502112	502112	502112	502112	502112	502112	502112	502112	502112
Kab. Sumenep	911460	911471	911472	911472	911472	911472	911472	911472	911472	911472	911472	911472
Kab. Trenggalek	552727	553712	553811	553821	553822	553822	553822	553822	553822	553822	553822	553822
Kab. Tuban	810947	810947	810947	810947	810947	810947	810947	810947	810947	810947	810947	810947



Kab.	677650	677498	677483	677481	677481	677481	677481	677481	677481	677481	677481	677481
Tulungagung	192806	192808	192808	192808	192808	192808	192808	192808	192808	192808	192808	192808
Kota Batu	151125	151128	151128	151128	151128	151128	151128	151128	151128	151128	151128	151128
Kota Blitar	263412	263427	263429	263429	263429	263429	263429	263429	263429	263429	263429	263429
Kota Kediri	179527	179529	179529	179529	179529	179529	179529	179529	179529	179529	179529	179529
Kota Madiun	870925	870908	870906	870906	870906	870906	870906	870906	870906	870906	870906	870906
Kota Malang	126334	120698	120135	120078	120073	120072	120072	120072	120072	120072	120072	120072
Kota Mojokerto	174696	174694	174694	174694	174694	174694	174694	174694	174694	174694	174694	174694
Kota Pasuruan	219265	219266	219266	219266	219266	219266	219266	219266	219266	219266	219266	219266
Kota Probolinggo	2979409	2979471	2979477	2979478	2979478	2979478	2979478	2979478	2979478	2979478	2979478	2979478
Kota Surabaya												

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis data peserta aktif Universal Health Coverage (UHC) di Provinsi Jawa Timur tahun 2019 – 2024, terlihat adanya tren peningkatan jumlah peserta sejak tahun 2021 setelah periode fluktuatif pada 2019 – 2020. Dua metode peramalan yang digunakan, yaitu Single Exponential Smoothing (SES) dan Exponential Moving Average (EMA), dibandingkan berdasarkan nilai error. Hasil simulasi dengan alpha sebesar 0,9 menunjukkan bahwa metode EMA menghasilkan nilai MSE sebesar 1266828138, MAD sebesar 2894, dan MAPE sebesar 0,40%, sedangkan metode SES menghasilkan nilai MSE sebesar 126682813831, MAD sebesar 28942, dan MAPE sebesar 3,96%. Nilai-nilai ini mengindikasikan bahwa metode EMA memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan SES. Oleh karena itu, EMA direkomendasikan sebagai metode peramalan yang lebih efektif, karena memberikan bobot lebih besar pada data terbaru, sehingga lebih responsif terhadap perubahan tren dan fluktuasi dalam data historis yang dipengaruhi oleh kebijakan, kondisi sosial ekonomi, dan cakupan layanan kesehatan.

REFERENCES

1. Adolph, Ralph. 2024. “Perbandingan Prediksi Pergerakan Harga Saham Menggunakan Metode SMA, WMA, DanEMAdi PTBank Central Asia (BCA).” 6(2):1–23.
2. Ali, Muhamad Taufik et al. 2022. “Pengendali Persediaan Barang Menggunakan Metode Single Exponential Smothing Untuk Peramalan Penjualan.” *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis* 4:8–10. doi:10.37034/infeb.v4i4.170.
3. Asrirawan, Asrirawan et al. 2022. “Pendekatan Univariate Time Series Modelling Untuk Prediksi Kuartalan Pertumbuhan Ekonomi Indonesia Pasca Vaksinasi COVID-19.” *Jambura Journal of Mathematics* 4(1):86–103. doi:10.34312/jjom.v4i1.11717.
4. Dwi Retno Puspita Sari. 2022. “Penerapan Metode Double Exponential Smoothing Pada Data Inflasi Bulanan Tahun 2021.” *Jurnal MSA (Matematika Dan Statistika Serta Aplikasinya)* 10(2):26–31. doi:10.24252/msa.v10i2.27272.
5. Eka Suyanti et al. 2024. “Pelaksanaan Program Universal Health Coverage (UHC) Di Indonesia.” *INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research* Volume 4 N:7123–30.
6. Ena, Maktisen. 2023. “Penerapan Metode Single Exponential Smoothing Dalam Memprediksi Jumlah Penerimaan Mahasiswa Baru.” *Jurnal Lebesgue : Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika Dan Statistika* 4(2):962–69.



doi:10.46306/lb.v4i2.357.

7. Kunci, Kata et al. n.d. “Kata Kunci: Kebijakan Pemerintah, Kesehatan, Universal Health Coverage (UHC) *.”
8. Mahfud Al, Anis et al. 2020. “Peramalan Data Time Series Seasonal Menggunakan Metode Analisis Spektral Berdasarkan Data Yang Tersedia Diperoleh Model Terbaik Untuk Peramalan Penumpang Pesawat Di Bandar Udara Raden Intan.” *Jurnal Siger Matematika* 01(01):1–10.
9. Ortega, Donal et al. 2021. “Analisis Manajemen Input Upaya Pencapaian Universal Health Coverage Peserta Jkn Di Kabupaten Pesisir Selatan Tahun 2020.” *PREPOTIF : Jurnal Kesehatan Masyarakat* 5(1):146–57. doi:10.31004/prepotif.v5i1.1377.
10. Panggabean, Suvriadi et al. 2021. “Simulasi Exponential Moving Avarage Dan Single Exponential Smoothing: Sebuah Perbandingan Akurasi Metode Peramalan.” *Jurnal Pemikiran Dan Penelitian Pendidikan Matematika (JP3M)* 4(1):1–10.
11. Rosita, Yesy Diah et al. 2024. “Perbandingan Metode Prediksi Untuk Nilai Jual USD: Holt-Winters, Holt’s, Dan Single Exponential Smoothing.” *JTIM : Jurnal Teknologi Informasi Dan Multimedia* 5(4):322–33. doi:10.35746/jtim.v5i4.473.
12. Saputro, Cipto Rizqi Agung et al. 2022. “Universal Health Coverage: Internalisasi Norma Di Indonesia.” *Jurnal Jaminan Kesehatan Nasional (JJKN)* 2(2):204–16. doi:10.53756/jjkn.v2i2.108.
13. Sari, Nurul Litha et al. 2020. “Analisis Performa Metode Moving Average Model Untuk Prediksi Jumlah Penderita Covid-19.” *Indonesian Journal of Data and Science* 1(3):87–95. <https://jurnal.yoctobrain.org/index.php/ijodas/article/view/19>.
14. Syahrul, Muhammad et al. 2024. “Prediksi Persediaan Oli Sepeda Motor Di Bengkel Amin Metode Simple Moving Average.” *Fusion : Journal of Research in Engineering* 1(April):26–45.
15. Zahrunnisa, Afifah et al. 2021. “Perbandingan Metode Exponential Smoothing Dan Arima Pada Peramalan Garis Kemiskinan Provinsi Jawa Tengah.” *Jurnal Lebesgue : Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika Dan Statistika* 2(3):300–314. doi:10.46306/lb.v2i3.91.