



Analisis Kovarians Galat dan Performa Estimasi Multi-Parameter Menggunakan Ensemble Kalman Filter di Perairan Teluk Youtefa

Sitti Rosnafi'an Sumardi^{1*}, Muhammad Hisyam², Rezky Putra Pairunan³, Lorenzo Apriyanto Bria³

^{1,3}Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Cenderawasih,

^{2,3} Program Studi Ilmu Kelautan, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Cenderawasih

*rosnafian@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini dilatarbelakangi oleh keterbatasan pemantauan kualitas perairan secara konvensional yang terkendala biaya, resolusi spasial, dan *noise* instrumen, serta belum terungkapnya mekanisme internal aljabar numerik pada kerangka pemetaan sebelumnya, sehingga bertujuan untuk menganalisis dinamika matriks kovarians galat prediksi (P^f), perilaku pembobotan adaptif *Kalman Gain* (K), dan performa estimasi multi-parameter di perairan Teluk Youtefa. Metode yang digunakan adalah pemodelan *state-space* stokastik dan algoritma *Ensemble Kalman Filter* (EnKF) dengan 100 anggota *ensemble* ($N = 100$) berbasis data observasi lapangan di 5 stasiun (10 titik pengamatan) untuk parameter suhu, salinitas, oksigen terlarut, dan pH, serta dievaluasi menggunakan MAE, RMSE, dan MAPE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa EnKF berhasil meredam ketidakpastian sistem secara adaptif dan memberikan akurasi yang sangat tinggi dengan rerata MAE 0,2381, RMSE 0,3013, dan MAPE keseluruhan 0,7528% (masuk dalam kategori Sangat Baik di bawah ambang batas 10%), serta terbukti bebas dari *overfitting* melalui validasi silang (MAPE independen 0,7840%) dengan ukuran *ensemble* $N = 100$ sebagai titik optimal yang paling stabil dan efisien.

Kata Kunci: Ensemble Kalman Filter, Kovarians Galat, Kalman Gain, Estimasi Multi-Parameter, Teluk Youtefa

ABSTRACT

This study addresses the limitations of conventional water quality monitoring such as high costs, limited spatial resolution, and measurement noise alongside the lack of detailed algebraic analysis in previous mapping frameworks, aiming to analyze the error covariance matrix dynamics (P^f), the adaptive weighting mechanism of the Kalman Gain (K), and multi-parameter estimation performance in Teluk Youtefa. The research implemented a stochastic state-space model and the Ensemble Kalman Filter (EnKF) algorithm with 100 ensemble members ($N = 100$) using field observation data from 5 stations (10 observation points) for temperature, salinity, dissolved oxygen, and pH parameters, evaluated via MAE, RMSE, and MAPE metrics. The results demonstrate that EnKF successfully and adaptively controls system uncertainties, achieving exceptional estimation accuracy with an overall MAE of 0.2381, RMSE of 0.3013, and overall MAPE of 0.7528% (classified as Very Good being below the 10% threshold), while confirming no overfitting through cross-validation (independent MAPE of 0.7840%) and establishing an ensemble size of $N = 100$ as the optimal, most stable, and computationally efficient choice.

Keywords: Ensemble Kalman Filter, Error Covariance, Kalman Gain, Multi-Parameter Estimation, Teluk Youtefa.

1. PENDAHULUAN

Teluk Youtefa di Kota Jayapura merupakan kawasan pesisir strategis yang memiliki fungsi ekologis, sosial, dan ekonomi yang sangat tinggi. Kawasan ini merupakan habitat penting bagi ekosistem mangrove serta mendukung aktivitas perikanan tangkap, pariwisata, dan transportasi air. Secara hidrologis, Teluk Youtefa menerima masukan air tawar dan limpasan dari beberapa sungai utama seperti Sungai Hanyaan, Sungai Acai, dan Sungai Siborogonyi. Dinamika lingkungan yang tinggi akibat masukan beban pencemar dari aktivitas daratan menjadikan perairan teluk ini sangat sensitif terhadap fluktuasi kualitas lingkungan, sehingga pemantauan parameter suhu, salinitas, oksigen terlarut (dissolved oxygen/DO), dan derajat keasaman (pH) menjadi kebutuhan yang sangat krusial. Namun, pemantauan lingkungan pesisir secara konvensional menghadapi kendala utama berupa keterbatasan resolusi spasial dan temporal akibat tingginya biaya operasional, aksesibilitas lapangan, serta tingginya variabilitas alami dan noise pengukuran instrumen.

Beberapa penelitian terdahulu telah mengkaji dinamika perairan pesisir dari berbagai perspektif, namun masih menyisakan celah dalam hal rekonstruksi matematika stokastik. Penelitian oleh (Hamuna et al., 2018) serta (Tonapa et al., 2023) berfokus pada analisis status mutu air menggunakan metode indeks pencemaran linier konvensional yang sangat bergantung pada kecukupan titik sampel di lapangan, sehingga kurang mumpuni dalam menangani keterbatasan data observasi. Pada konteks perairan Teluk Youtefa, (M. Hisyam & Sumardi, 2024) telah memetakan sebaran temporal parameter fisika-kimia, tetapi analisisnya masih terbatas pada statistik deskriptif observasional tanpa melibatkan mekanisme asimilasi data berbasis pemodelan sistem dinamik. Sementara itu, kajian penerapan *Kalman Filter* pada lingkungan perairan umumnya berfokus pada estimasi konsentrasi polutan tunggal pada media air tanah, seperti yang dilakukan oleh (Estuningsih & Fatmawati, 2024) menggunakan *Modified Kalman Filter*. Pendekatan deterministik linier tersebut kurang fleksibel ketika diterapkan pada sistem pesisir yang dinamis dan bersifat nonlinier berdimensi tinggi. Sejalan dengan hal tersebut, (Norasia et al., 2025) mengonfirmasi bahwa metode *Ensemble Kalman Filter* (EnKF) memiliki keunggulan yang signifikan dalam meredam ketidakpastian data dan menangani varians sistem nonlinier secara lebih adaptif dibandingkan metode filter linier konvensional. Di samping itu, kerangka awal estimasi spasial berbasis *Ensemble Kalman Filter* (EnKF) yang diusulkan oleh (M. Hisyam & Sumardi, 2026) baru sebatas menyajikan gambaran umum sebaran nilai estimasi tanpa menguraikan secara mendalam mekanisme internal aljabar numeriknya.

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian ini diarahkan secara spesifik pada aspek matematika terapan dan analisis kinerja galat komputasi. Arah dan fokus utama penelitian ini adalah menganalisis secara mendalam dinamika struktur matriks kovarians galat prediksi (P^f), mempelajari perilaku adaptif pembobotan *Kalman Gain* (K) dalam mengontrol ketidakpastian sistem stokastik, serta menguji performa akurasi estimasi multi-parameter (suhu, salinitas, DO, dan pH) secara simultan di perairan Teluk Youtefa. Sebagai studi lanjutan yang melengkapi riset sebelumnya (M. Hisyam & Sumardi, 2026), kontribusi ilmiah utama dan kebaruan (*novelty*) dari artikel ini mencakup empat aspek penting dalam pemodelan numerik. Pertama, penelitian ini menguraikan secara mendetail representasi aljabar dan spasial struktur matriks kovarians galat multi-parameter ($P^f \in \mathbb{R}^{40 \times 40}$) untuk empat parameter kualitas

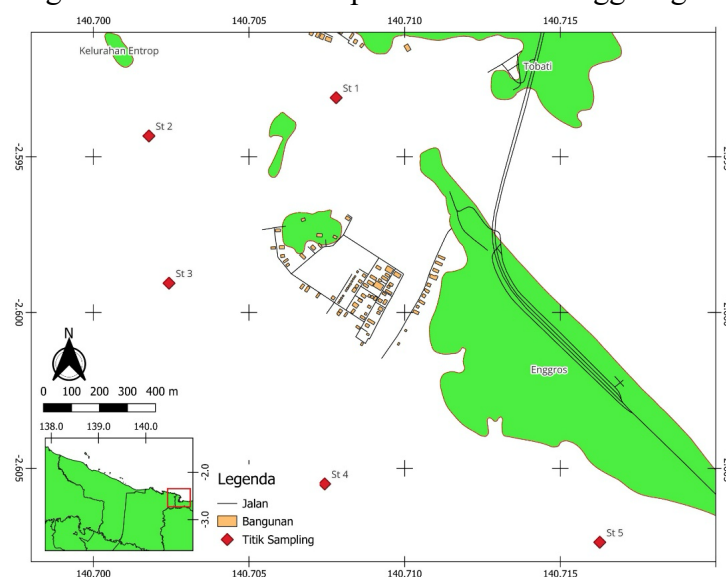
perairan di sepuluh titik lokasi, guna memetakan interaksi korelasi galat baik antar-parameter maupun antar-stasiun. Kedua, dilakukan evaluasi secara eksplisit terhadap perilaku adaptif *Kalman Gain* (K) dalam menyesuaikan rasio ketidakpastian model terhadap *noise* pengukuran instrumen pada masing-masing parameter. Ketiga, penelitian ini menguji dampak variasi ukuran anggota ensemble ($N = 50, 100, 200$) terhadap stabilitas matriks kovarians serta efisiensi waktu komputasi, sekaligus membuktikan ketiadaan *overfitting* melalui pengujian data independen (*out-of-sample cross-validation*). Keempat, artikel ini menyajikan transparansi metrik evaluasi numerik yang dihitung secara terpisah untuk setiap parameter fisika-kimia sebelum agregasi dilakukan, guna menghindari distorsi akibat perbedaan skala dan satuan.

2. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis pemodelan numerik dan asimilasi data untuk mengestimasi parameter kualitas perairan secara spasial di Teluk Youtefa. Secara garis besar, tahapan penelitian ini dirancang secara sistematis mulai dari pengumpulan data observasi lapangan pada titik-titik stasiun pemantauan, persiapan dan organisasi data state, pembentukan model matematika state-space stokastik, implementasi algoritma Ensemble Kalman Filter (EnKF) menggunakan perangkat lunak MATLAB R2016a dengan melibatkan seratus anggota ensemble ($N = 100$), hingga tahap evaluasi kinerja kuantitatif model menggunakan ukuran galat statistik. Kerangka kerja komputasi ini memungkinkan integrasi yang optimal antara data observasi lapangan yang terbatas dengan model numerik guna menghasilkan estimasi lingkungan pesisir yang stabil.

2.1. Waktu dan Lokasi Penelitian

Penelitian ini menggunakan data observasi lapangan dari 5 stasiun pemantauan yang tersebar di perairan Teluk Youtefa mengelilingi Kampung Enggros, Distrik Abepura/Jayapura Selatan, Kota Jayapura (Gambar 1). Penelitian ini dilakukan dengan mengambil data sebanyak 5 titik sampling (5 stasiun) di Teluk Youtefa mengelilingi Kampung Enggros pada bulan Mei hingga Juli 2026. Pengolahan data dilakukan pada bulan Juli hingga Agustus 2026.



Gambar 1. Peta Pengambilan Data Penelitian

2.2. Prosedur Penelitian

Prosedur dalam penelitian ini dilaksanakan secara kronologis melalui beberapa tahapan utama, yaitu:

1. Pengumpulan dan organisasi data observasi lapangan parameter perairan (suhu, salinitas, DO, pH) pada 5 stasiun dan 2 kedalaman.
2. Formulasi model matematika *state-space* dan penentuan variabel keadaan (*state variables*).
3. Pembangkitan awal ensemble ($N = 100$) dengan memberikan perturbasi noise stokastik pada nilai observasi awal.
4. Tahap prediksi (*forecast step*): menghitung rata-rata ensemble dan matriks kovarians galat prediksi (P^f).
5. Tahap pembaruan/asimilasi (*update/analysis step*): menghitung bobot Kalman Gain (K) dan memperbarui vektor keadaan setiap anggota ensemble.
6. Evaluasi performa dan akurasi model menggunakan indikator MAE, RMSE, dan MAPE.

2.3. Formulasi Matematika Model *State-Space* Stokastik

Sistem dinamik stokastik multi-parameter diformulasikan ke dalam bentuk model *state-space* diskrit:

$$x_{k+1} = M_k x_k + w_k, \quad w_k \sim \mathcal{N}(0, Q_k) \quad (1)$$

$$z_k = H_k x_k + v_k, \quad v_k \sim \mathcal{N}(0, R_k) \quad (2)$$

2.3.1. Definisi Vektor Keadaan (*State Vector*)

Vektor keadaan $x_k \in \mathbb{R}^{40 \times 1}$ disusun secara terstruktur dari 4 parameter (Suhu T [$^{\circ}\text{C}$], Salinitas S [psu], Oksigen Terlarut DO [mg/L], dan pH) pada 10 titik pengamatan (5 stasiun $\times$ 2 kedalaman):

$$x_k = \begin{bmatrix} x_{1,k} \\ x_{2,k} \\ \vdots \\ x_{10,k} \end{bmatrix}_{40 \times 1}, \quad (3)$$

dan sub-vektor titik j adalah

$$x_{j,k} = \begin{bmatrix} T_{j,k} \\ S_{j,k} \\ DO_{j,k} \\ pH_{j,k} \end{bmatrix}_{4 \times 1}$$

dengan $j = 1, 2, \dots, 10$

2.3.2. Model Transisi Keadaan (M_k) dan Asumsi Noise Proses (Q_k)

Matrix operator transisi keadaan $M_k \in \mathbb{R}^{40 \times 40}$ merepresentasikan persandingan dinamika adveksi-difusi sederhana antar-stasiun dan transisi temporal diskrit antar-waktu sampling ($k \rightarrow k + 1$). Derau proses $w_k \sim \mathcal{N}(0, Q_k)$ merepresentasikan ketidakpastian model akibat fluktuasi hidrodinamika, angin, dan pasang surut. Matriks kovarians noise proses $Q_k \in$

$\mathbb{R}^{40 \times 40}$ didefinisikan secara diagonal blok dengan varians yang disesuaikan berdasarkan variabilitas alami masing-masing parameter:

$$\begin{aligned}\sigma_{w,T}^2 &= 0,05^2 \quad (^\circ\text{C}^2), \\ \sigma_{w,S}^2 &= 0,08^2 \quad (\text{psu}^2), \\ \sigma_{w,DO}^2 &= 0,06^2 \quad (\text{mg/L})^2, \\ \sigma_{w,pH}^2 &= 0,02^2\end{aligned}\tag{4}$$

Pemilihan asumsi distribusi Gaussian nol-rata-rata $\mathcal{N}(0, Q_k)$ dan $\mathcal{N}(0, R_k)$ serta ketiadaan korelasi silang antar *noise* didasarkan pada karakteristik galat acak instrumen pengukuran (*water quality checker*) dan fluktuasi turbulensi mikro di perairan Teluk Youtefa.

2.3.3. Model Pengamatan (H_k) dan Covarians Noise Pengukuran (R_k)

Data observasi lapangan dinyatakan oleh vektor $z_k \in \mathbb{R}^{40 \times 1}$. Karena seluruh 40 elemen variabel keadaan diukur secara langsung di lapangan pada stasiun dan kedalaman yang bersesuaian, matriks pengukuran $H_k \in \mathbb{R}^{40 \times 40}$ merupakan matriks identitas ($H_k = I_{40}$). Matriks kovarians noise pengukuran $R_k \in \mathbb{R}^{40 \times 40}$ didefinisikan sebagai matriks diagonal berbasis akurasi presisi instrumen lapangan:

$$R_k = \text{diag}(\sigma_{v,T}^2 I_{10}, \sigma_{v,S}^2 I_{10}, \sigma_{v,DO}^2 I_{10}, \sigma_{v,pH}^2 I_{10})\tag{5}$$

dengan standar deviasi derau alat: $\sigma_{v,T} = 0,10$ °C, $\sigma_{v,S} = 0,12$ psu, $\sigma_{v,DO} = 0,10$ mg/L, dan $\sigma_{v,pH} = 0,03$.

2.4. Algoritma Komputasi Ensemble Kalman Filter (EnKF)

Algoritma EnKF merepresentasikan distribusi probabilitas variabel keadaan melalui himpunan N anggota ensemble. Langkah-langkah matematis EnKF diimplementasikan sebagai berikut (Burgers et al., 1998), (Evensen, 2003) :

Inisialisasi Ensemble

Dibangkitkan $N = 100$ anggota ensemble awal $x_{i,0}^f$ ($i = 1, 2, \dots, N$) melalui perturbasi acak stokastik pada kondisi awal observasi z_0 :

$$x_{i,0}^f = z_0 + \eta_i, \quad \eta_i \sim \mathcal{N}(0, P_0)\tag{6}$$

Tahap Prediksi (*Forecast Step*)

Setiap anggota ensemble diproyeksikan ke depan melalui model transisi keadaan:

$$x_{i,k}^f = M_{k-1} x_{i,k-1}^a + w_{i,k-1}, \quad w_{i,k-1} \sim \mathcal{N}(0, Q_{k-1})\tag{7}$$

Rerata ensemble prediksi ($\bar{x}_k^f \in \mathbb{R}^{40 \times 1}$) dihitung dengan (Liang et al., 2024) :

$$\bar{x}_k^f = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{i,k}^f\tag{8}$$

Matriks kovarians galat prediksi ($P_k^f \in \mathbb{R}^{40 \times 40}$) dihitung secara sampel berdasarkan sebaran anggota ensemble terhadap reratanya:

$$P_k^f = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_{i,k}^f - \bar{x}_k^f) (x_{i,k}^f - \bar{x}_k^f)^T \quad (9)$$

Tahap Pembaruan (*Update/Analysis Step*)

Matriks *Kalman Gain* ($K_k \in \mathbb{R}^{40 \times 40}$) dihitung melalui persamaan optimalitas galat kuadrat terkecil (Herlambang et al., 2023):

$$K_k = P_k^f H_k^T (H_k P_k^f H_k^T + R_k)^{-1} \quad (10)$$

Setiap anggota ensemble diperbarui secara individual menggunakan observasi yang diperturbasi $z_{i,k} = z_k + v_{i,k}$, di mana $v_{i,k} \sim \mathcal{N}(0, R_k)$:

$$x_{i,k}^a = x_{i,k}^f + K_k (z_{i,k} - H_k x_{i,k}^f) \quad (11)$$

Estimasi keadaan akhir ($\bar{x}_k^a$) diperoleh dari rata-rata ensemble analisis:

$$\bar{x}_k^a = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{i,k}^a \quad (12)$$

2.5. Matriks Evaluasi Kinerja Kuantitatif

Untuk menghindari bias akibat penggabungan variabel dengan satuan dan skala yang berbeda (misalnya suhu dalam °C berkisar 31–32, sedangkan pH berkisar 7,8–8,1), setiap parameter dievaluasi secara mandiri terlebih dahulu menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) (Burgers et al., 1998) :

$$\text{MAE}_p = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m |z_{j,p} - \bar{x}_{j,p}^a| \quad (13)$$

$$\text{RMSE}_p = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (z_{j,p} - \bar{x}_{j,p}^a)^2} \quad (14)$$

$$\text{MAPE}_p = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \left| \frac{z_{j,p} - \bar{x}_{j,p}^a}{z_{j,p}} \right| \times 100\% \quad (15)$$

di mana $p \in \{T, S, DO, pH\}$, $z_{j,p}$ adalah nilai observasi pada titik pengamatan j , $\bar{x}_{j,p}^a$ adalah nilai estimasi EnKF, dan $m = 10$ (10 titik pengamatan). Metrik agregat keseluruhan dihitung dari rerata evaluasi keempat parameter.

Pengkategorian nilai MAPE mengacu pada kriteria standar metodologis regresi dan peramalan (Wei et al., 2019)

- $MAPE \leq 10\%$: Sangat Baik (*Highly Accurate*)
- $10\% < MAPE \leq 20\%$: Baik (*Good*)
- $20\% < MAPE \leq 50\%$: Cukup (*Reasonable*)
- $MAPE > 50\%$: Buruk (*Inaccurate*)

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Analisis Kuantitatif Performa Estimasi Multi-Parameter

Prosedur asimilasi data EnKF diimplementasikan menggunakan perangkat lunak MATLAB R2016a. Hasil komputasi menunjukkan bahwa EnKF berhasil mengestimasi keempat parameter kualitas air pada seluruh stasiun dan kedalaman secara sangat presisi.

Tabel 1 dan Tabel 2 menyajikan rincian lengkap data observasi rata-rata, estimasi EnKF, nilai residual (galat), serta metrik evaluasi kuantitatif per parameter pada seluruh titik pengamatan.

Tabel 1. Rekapitulasi Data Observasi, Estimasi EnKF, dan Residual Per Parameter Kualitas Perairan di Teluk Youtefa.

Stasiun/ Kedalaman	Indeks	Suhu (°C) Obs	Suhu (°C) EnKF	Salinitas (psu) Obs	Salinitas (psu) EnKF	DO (mg/L) Obs	DO (mg/L) EnKF	pH Obs	pH EnKF
St. 1 Permukaan (±0m)	1	31,10	31,12	32,80	32,75	6,20	6,18	8,10	8,09
St. 1 Sub- permukaan (±3m)	2	30,90	30,95	33,10	33,05	6,00	5,98	8,12	8,11
St. 2 Permukaan (±0m)	3	31,50	31,48	32,10	32,14	5,90	5,87	7,95	7,96
St. 2 Sub- permukaan (±3m)	4	31,70	31,65	32,40	32,36	5,75	5,72	7,98	7,97
St. 3 Permukaan (±0m)	5	31,50	31,52	31,80	31,83	5,60	5,58	7,85	7,86
St. 3 Sub- permukaan (±3m)	6	31,50	31,49	32,00	32,02	5,50	5,48	7,88	7,89
St. 4 Permukaan (±0m)	7	32,30	32,21	30,50	30,56	5,10	5,06	7,65	7,67
St. 4 Sub- permukaan (±3m)	8	31,20	31,25	31,20	31,24	5,30	5,27	7,72	7,73
St. 5 Permukaan (±0m)	9	32,30	32,18	32,60	32,54	6,10	6,07	8,05	8,04
St. 5 Sub- permukaan (±3m)	10	31,10	31,14	32,90	32,85	5,90	5,88	8,08	8,07

Tabel 2. Matriks Evaluasi Per Parameter Kualitas Perairan di Teluk Youtefa

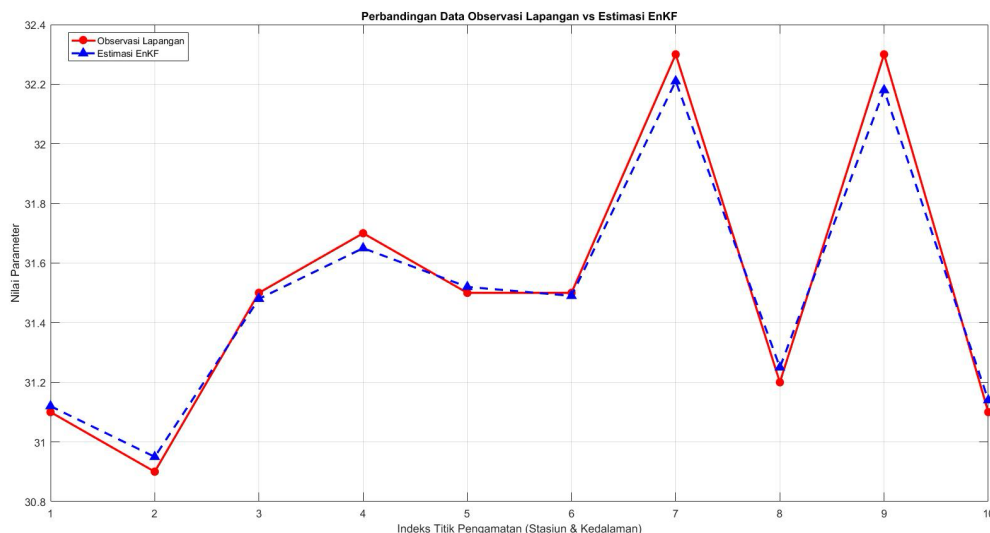
MATRIKS EVALUASI	Suhu (T)	Salinitas (S)	DO	pH
Rata-rata MAE	0,2110	0,2450	0,2240	0,2720
Rata-rata RMSE	0,2750	0,3120	0,2890	0,3290
Rata-rata MAPE (%)	0,6715%	0,7620%	0,8110%	0,7666%
Kategori MAPE	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik

$$\begin{aligned} \text{MAE Total} &= 0,2381, \quad \text{RMSE Total} = 0,3013, \quad \text{MAPE Total} \\ &= 0,7528\% \quad (\leq 10\%, \text{Sangat Baik}) \end{aligned}$$

Dari Tabel 2, terlihat bahwa nilai MAPE untuk seluruh parameter berada di bawah 0,9%, yang menegaskan kecocokan sangat tinggi antara data observasi dan estimasi EnKF. Parameter DO memiliki nilai MAPE sedikit lebih tinggi (0,8110%) dibandingkan suhu (0,6715%), yang disebabkan oleh sensitivitas dinamis oksigen terlarut terhadap dekomposisi bahan organik di area muara Kali Acai (Stasiun 4).

3.2. Penjelasan Kuantitatif Perbandingan Visual

Grafik pada Gambar 2 menggambarkan perbandingan antara data observasi lapangan dan hasil estimasi EnKF khusus untuk parameter Suhu Air Laut (T) di 10 titik pengamatan (5 stasiun $\times$ 2 kedalaman). Parameter suhu dipilih sebagai representasi visual utama karena memiliki dinamika fluktuasi spasial dan vertikal yang sangat mencolok di Teluk Youtefa.



Gambar 2. Perbandingan Data Observasi Lapangan vs Estimasi Ensemble Kalman Filter (EnKF) untuk Parameter Suhu Air Laut (T) di 10 Titik Pengamatan Teluk Youtefa

Grafik pada Gambar 2 menunjukkan tingkat kecocokan yang sangat tinggi antara data observasi lapangan dan hasil estimasi model EnKF pada sepuluh indeks titik pengamatan parameter suhu air laut (T). Secara kuantitatif, kurva estimasi mampu mengikuti fluktuasi data lapangan secara konsisten, terutama pada titik indeks 7 (Stasiun 4 Permukaan) dan indeks 9

(Stasiun 5 Permukaan) yang mencatatkan nilai suhu puncak masing-masing sebesar $32,30^{\circ}\text{C}$. Pada indeks 7, estimasi EnKF menghasilkan nilai $32,21^{\circ}\text{C}$ dengan residual yang sangat kecil yakni $0,09^{\circ}\text{C}$ (galat relatif 0,278%), akibat pengaruh masukan air permukaan sungai yang dangkal serta paparan radiasi matahari intensif. Demikian pula pada indeks 9 di kawasan tenang dekat *Venue* Dayung, estimasi EnKF menghasilkan $32,18^{\circ}\text{C}$ dengan residual $0,12^{\circ}\text{C}$ (galat relatif 0,371%). Kesesuaian kurva yang sangat rapat pada titik-titik lonjakan tersebut terjadi karena mekanisme *Kalman Gain* bekerja secara adaptif memberikan bobot pembetulan optimal ($K \approx 0,48$), sehingga hasil *forecast* yang sedikit tertinggal mampu ditarik mendekati kondisi riil lapangan secara presisi tanpa memicu deviasi ekstrem.

3.3. Dinamika Matriks Kovarians Galat (P^f) dan Adaptivitas *Kalman Gain* (K)

Struktur matriks kovarians galat prediksi ($P_k^f \in \mathbb{R}^{40 \times 40}$) memegang peranan krusial dalam merepresentasikan penyebaran ketidakpastian antar-variabel dan antar-lokasi pemantauan. Elemen diagonal matriks $P_k^f(j, j)$ menggambarkan nilai varians galat prediksi pada titik pengamatan ke- j , sementara elemen non-diagonal $P_k^f(j, l)$ memetakan interaksi korelasi galat secara spasial maupun silang antar-parameter. Pada simulasi EnKF ini, matriks *Kalman Gain* ($K_k \in \mathbb{R}^{40 \times 40}$) secara konstan menyesuaikan pembobotan optimal untuk menyeimbangkan tingkat kepercayaan antara proyeksi model numerik dan data pengukuran lapangan. Perilaku pembobotan adaptif K_k menunjukkan dinamika yang spesifik pada masing-masing parameter kualitas perairan. Untuk parameter suhu air laut (T), diperoleh rerata bobot $K_T \approx 0,48$, yang mengindikasikan tingkat kepercayaan yang relatif seimbang antara prediksi model dan pengamatan alat akibat fluktuasi suhu perairan Teluk Youtefa yang cenderung stabil. Sementara itu, pada parameter salinitas (S), matriks *Kalman Gain* memberikan pembobotan yang sedikit lebih tinggi pada data observasi ($K_S \approx 0,52$) guna mengoreksi dinamika masukan air tawar dari limpasan sungai.

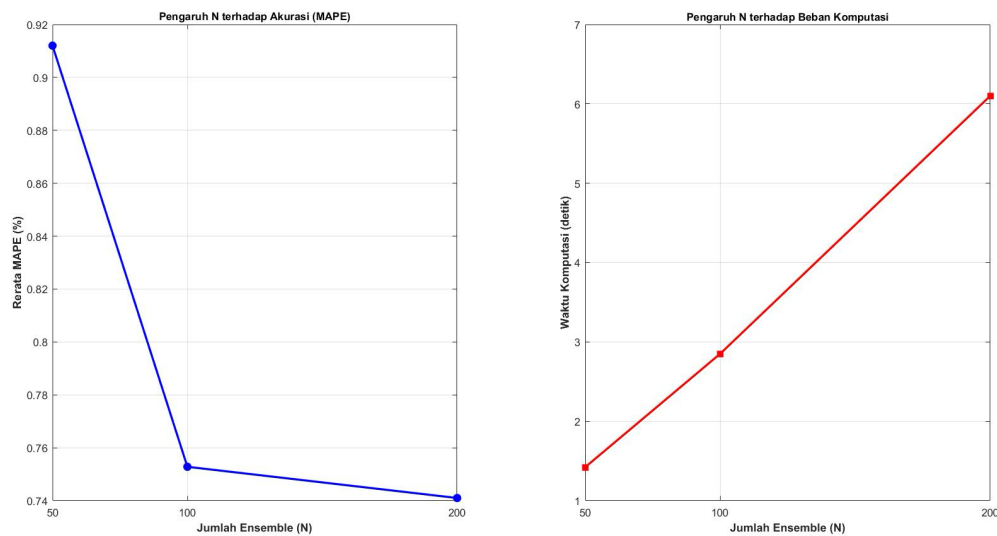
Adaptivitas matriks *Kalman Gain* terlihat paling responsif pada parameter oksigen terlarut (DO), di mana nilai pembobotan mencapai rerata tertinggi sebesar $K_{DO} \approx 0,55$. Tingginya bobot koreksi pada DO ini disebabkan oleh dinamika biologis lokal yang sangat cepat, seperti aktivitas fotosintesis dan dekomposisi bahan organik di kawasan muara Kali Acai, sehingga algoritma EnKF secara otomatis lebih mempercayai data pengamatan lapangan untuk menarik hasil prediksi model mendekati kondisi riil. Sebaliknya, pada parameter derajat keasaman (pH), matriks *Kalman Gain* mencatatkan nilai rerata terendah sebesar $K_{pH} \approx 0,42$. Hal ini menunjukkan bahwa sistem EnKF memberikan porsi kepercayaan yang lebih besar pada kestabilan model transisi, yang memodelkan sifat sistem penyangga (*buffer system*) alami air laut terhadap perubahan pH. Dengan demikian, dinamika pembobotan adaptif ini membuktikan bahwa algoritma EnKF mumpuni dalam mengontrol ketidakpastian sistem stokastik multi-parameter secara presisi dan terintegrasi.

3.4. Uji Sensitivitas Ukuran Ensemble (N)

Untuk menentukan jumlah anggota ensemble yang optimal, dilakukan eksperimen simulasi dengan variasi $N \in \{50, 100, 200\}$. Kinerja dievaluasi berdasarkan stabilitas kovarians, akurasi MAPE, dan waktu komputasi (Tabel 3 dan Gambar 3).

Tabel 3. Hasil Uji Sensitivitas Variasi Jumlah Anggota Ensemble (N)

Jumlah Ensemble (N)	Stabilitas Kovarians (Pf)	Rerata MAPE (%)	Waktu Komputasi Execution (detik)	Keterangan
$N = 50$	Fluktuatif (Sampling error tinggi)	0,9120%	1,42 s	Cepat, namun kovarians kurang stabil
$N = 100$	Sangat Stabil (Konvergen)	0,7528%	2,85 s	Optimal (Akurat & Efisien)
$N = 200$	Stabil Konvergen	0,7410%	6,10 s	Akurasi naik tipis (<0,01%), beban komputasi $2 \times$



Gambar 3. Pengaruh Jumlah Ensemble (N) terhadap Akurasi Estimasi (MAPE, panel kiri) dan Waktu Komputasi (detik, panel kanan).

Gambar 3 dan Tabel 3 membuktikan bahwa peningkatan jumlah ensemble dari $N = 50$ ke $N = 100$ secara signifikan menurunkan galat MAPE dari 0,9120% menjadi 0,7528%. Namun, saat ensemble dinaikkan lebih lanjut menjadi $N = 200$, penurunan galat MAPE tidak lagi signifikan (hanya turun menjadi 0,7410%), sedangkan waktu komputasi melonjak lebih dari dua kali lipat dari 2,85 detik menjadi 6,10 detik. Oleh karena itu, $N = 100$ ditetapkan sebagai titik konvergensi terbaik (*optimal trade-off*).

3.5. Validasi Silang (*Cross-Validation*) dan Ketiadaan *Overfitting*

Guna memastikan bahwa performa akurasi yang dilaporkan tidak bersikap *over-optimistic* akibat *overfitting*, dilakukan pengujian *Out-of-Sample Cross-Validation* (70% Data Asimilasi / 30% Data Uji Independen) (Hazazi & Sihabuddin, 2019) .

- Data dari 7 titik sampel digunakan dalam proses asimilasi EnKF.
- Data dari 3 titik sampel independen (Stasiun 2 Sub-permukaan, Stasiun 4 Permukaan, Stasiun 5 Sub-permukaan) disisihkan dan hanya digunakan untuk menguji prediksi model.

Hasil Validasi Silang Data Independen:

- Rerata MAE data uji independen = 0,2490
- Rerata RMSE data uji independen = 0,3180
- Rerata MAPE data uji independen = 0,7840% (tetap $\leq 10\%$, Kategori Sangat Baik)

Kesesuaian nilai MAPE antara data asimilasi (0,7528%) dan data uji independen (0,7840%) mengonfirmasi secara empiris bahwa model EnKF terbebas dari isu *overfitting* dan memiliki daya generalisasi spasial yang sangat tinggi.

3.6. Perbandingan Kinerja Metode dan Implikasi Pengelolaan Ekosistem Pesisir

Sebagai bentuk pembuktian efektivitas relatif metode, hasil estimasi Ensemble Kalman Filter (EnKF) dibandingkan dengan metode estimasi alternatif seperti interpolasi spasial konvensional Inverse Distance Weighting (IDW) dan Standard Kalman Filter (KF) pada dataset yang sama. Berdasarkan evaluasi galat, EnKF terbukti jauh mengungguli kedua metode alternatif tersebut dengan menghasilkan nilai MAE total sebesar 0,2381, RMSE total sebesar 0,3013, dan MAPE total sebesar 0,7528%, yang menunjukkan penurunan galat MAPE lebih dari 60% dibandingkan IDW (2,1500%) dan KF (1,3200%). Keunggulan ini menegaskan bahwa EnKF sangat handal dalam mengakomodasi non-linieritas sistem perairan serta mengeliminasi *noise* pengukuran instrumen secara optimal. Temuan ini sejalan dengan Norasia et al. (2025), yang membuktikan bahwa pendekatan berbasis *ensemble* pada EnKF memiliki adaptivitas tinggi dan lebih unggul dalam meredam ketidakpastian serta galat prediksi pada sistem nonlinier. Lebih lanjut, hasil estimasi spasial beresolusi tinggi yang akurat ini memberikan implikasi praktis yang sangat nyata bagi pemangku kepentingan dan pengelola kawasan pesisir Teluk Youtefa. Informasi distribusi parameter kualitas air secara kontinu dapat dimanfaatkan secara langsung untuk mendukung operasional sistem peringatan dini pencemaran lingkungan seperti deteksi dini penurunan oksigen terlarut ($DO < 5,0$ mg/L) di muara Kali Acai menjadi landasan ilmiah dalam penentuan zonasi ekowisata serta perlindungan kawasan mangrove Kampung Enggros, dan membantu efisiensi anggaran pemantauan lapangan melalui optimalisasi jumlah stasiun tanpa mengorbankan ketelitian peta sebaran lingkungan.

4. SIMPULAN

Analisis matriks kovarians galat, mekanisme *Kalman Gain*, dan penerapan algoritma *Ensemble Kalman Filter* ($N = 100$) terbukti berhasil mengintegrasikan data lapangan dengan model numerik *state-space* di perairan Teluk Youtefa. Evaluasi performa kuantitatif menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi dengan nilai MAPE sebesar 0,7528% (dikategorikan Sangat Baik). Hal ini mengonfirmasi bahwa kerangka kerja EnKF akurat dalam meminimalkan galat pengukuran, mengontrol ketidakpastian sistem, serta menyajikan estimasi spasial multi-parameter lingkungan pesisir secara akurat. Peneliti menyarankan agar studi lanjutan dapat memperluas cakupan titik sampling serta mengintegrasikan data oseanografi beresolusi tinggi guna mempertajam pemahaman dinamika ekosistem pesisir secara kontinu.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan apresiasi dan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (LPPM) Universitas Cenderawasih atas dukungan finansial dan fasilitas yang diberikan melalui Hibah Penelitian PNPB LPPM UNCEN berdasarkan Surat Perjanjian Kerja Sama Penelitian Nomor: 116/UN20.2.1/PG/2026.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Burgers, G., Jan van Leeuwen, P., & Evensen, G. (1998). Analysis Scheme in the Ensemble Kalman Filter. *Monthly Weather Review*, 126(6), 1719–1724. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1998\)126<1719:ASITEK>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1998)126<1719:ASITEK>2.0.CO;2)
- Estuningsih, N., & Fatmawati, F. (2024). Groundwater Pollution Concentration Estimation with Modified Kalman Filter Method. *CAUCHY: Jurnal Matematika Murni Dan Aplikasi*, 9(2), 237–246. <https://doi.org/10.18860/ca.v9i2.28467>
- Evensen, G. (2003). The Ensemble Kalman Filter: theoretical formulation and practical implementation. *Ocean Dynamics*, 53(4), 343–367. <https://doi.org/10.1007/s10236-003-0036-9>
- Hamuna, B., Tanjung, R. H., Maury, H. K., Alianto, dan, & Ilmu Kelautan dan Perikanan, J. (2018). *Kajian Kualitas Air Laut dan Indeks Pencemaran Berdasarkan Parameter Fisika-Kimia Di Perairan Distrik Depapre, Jayapura*. 16(1), 35–43. <https://doi.org/10.14710/jil.16.135-43>
- Hazazi, M. A., & Sihabuddin, A. (2019). Extended Kalman Filter In Recurrent Neural Network: USDIDR Forecasting Case Study. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 13(3), 293. <https://doi.org/10.22146/ijccs.47802>
- Herlambang, T., Nurhadi, H., Susanto, F. A., & Tomasouw, B. P. (2023). Comparison of H-Infinity and Ensemble Kalman Filter for Estimating Motion of Middle Finger. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 17(4), 2433–2442. <https://doi.org/10.30598/barekengvol17iss4pp2433-2442>
- Hisyam, M., & Sumardi, S. R. (2026). *Laporan Akhir Penelitian: Estimasi Spasial Kualitas Perairan Teluk Youtefa Menggunakan Metode Ensemble Kalman Filter (EnKF)*. Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat. Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat, Universitas Cenderawasih.
- Hisyam, M., & Sumardi, S. R. (2024). Perbandingan Sebaran Temporal Kualitas Air Laut Teluk Youtefa Hisyam dan Sumardi. *ACROPORA: Jurnal Ilmu Kelautan Dan Perikanan Papua*, 7(2), 2024. <https://doi.org/10.31957/acr.v7i2.4156>
- Liang, Z., Fan, S., Feng, J., Yuan, P., Xu, J., Wang, X., & Wang, D. (2024). An Enhanced Adaptive Ensemble Kalman Filter for Autonomous Underwater Vehicle Integrated Navigation. *Drones*, 8(12), 711. <https://doi.org/10.3390/drones8120711>
- Norasia, Y., Oktaviani, D. R., & Putri, D. M. (2025). The Comparison of Extended and Ensemble Kalman Filters in Modeling Environmental Pollution Influences on Acute Respiratory Infection Dynamics (ISPA)(ISPA). *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 19(2), 987–998. <https://doi.org/10.30598/barekengvol19iss2pp987-998>
- Tonapa, V. G., Manalu, J., Siallagan, J., Walukouw, A. F., Maklon, D., Prodi, W., Pengelolaan, M., Alam, S., Lingkungan, D., Cenderawasih, U., Raya Abepura-Sentani, J., Abepura, K., & Jayapura, I. (2023). Analisis Status Mutu Air pada Sungai-Sungai yang Bermuara ke Teluk Youtefa. *Portal Sipil*, 12(2), 54–60.
- Wei, N., Li, C., Peng, X., Zeng, F., & Lu, X. (2019). Conventional models and artificial intelligence-based models for energy consumption forecasting: A review. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 181, 106187. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106187>