

Integrasi Rangkaian Pengkondisi Sinyal dan *Kalman Filter* Digital ESP32 Untuk Stabilisasi Data Sensor pH

Syahdan Awaldi¹, Erfiana Wahyuningsih^{1*}

¹Teknik Elektro, Universitas Dian Nusantara, Kota Jakarta

*erfiana.wahyuningsih@undira.ac.id

Abstrak— Pengukuran derajat keasaman (pH) menggunakan sensor berbasis elektroda *analog* berbiaya rendah sering kali menghadapi kendala ketidakstabilan sinyal keluaran akibat gangguan lingkungan, derau mekanis, dan turbulensi fluida. Permasalahan tersebut menjadi semakin kompleks saat diintegrasikan secara langsung pada mikrokontroler ESP32, karena antarmuka *Analog-to-Digital Converter* (ADC) 12-bit bawaannya memiliki kelemahan struktural berupa profil non-linearitas yang tinggi, fenomena zona mati (*dead-zone*) pada level tegangan rendah, serta kerentanan terhadap derau sirkuit internal. Penelitian ini mengusulkan solusi integrasi melalui perancangan rangkaian pengkondisi sinyal pada level perangkat keras dan implementasi algoritma *Kalman Filter* satu dimensi pada level perangkat lunak untuk meningkatkan akurasi akuisisi data. Rangkaian pengkondisi sinyal menggunakan penguat operasional tipe *Complementary Metal Oxide Semiconductor* (CMOS) berfungsi untuk melakukan pergeseran level tegangan sinyal bipolar menjadi unipolar positif, sekaligus meminimalisasi efek pembebanan pada impedansi tinggi elektroda sensor. Selanjutnya, algoritma *Kalman Filter* dieksekusi secara waktu nyata (*real-time*) dalam *firmware* sistem untuk melakukan estimasi rekursif guna menstabilkan fluktuasi pembacaan digital akibat derau frekuensi tinggi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode penyaring digital yang diusulkan mampu meredam lonjakan tegangan transien secara signifikan, menghasilkan kurva respons yang lebih stabil dan halus dibandingkan dengan metode akuisisi mentah. Implementasi sistem secara keseluruhan berhasil menstabilkan pembacaan derajat keasaman dengan tingkat galat minimal, yakni rata-rata 2.06%. Solusi ini terbukti efektif dalam menjaga integritas data akuisisi pada sistem pemantauan kualitas air berbasis Internet of Things.

Kata Kunci—*Analog-to-Digital Converter, Digital Signal Processing, ESP32, Kalman Filter, Pengkondisi Sinyal, Sensor pH.*

DOI: 10.22441/jte.2026.v17i3.007

I. PENDAHULUAN

Pengukuran derajat keasaman (pH) menggunakan sensor *analog* tipe *low-cost* seringkali dihadapkan pada tantangan ketidakstabilan sinyal keluaran akibat gangguan lingkungan [1]. Sinyal *analog* yang dihasilkan oleh elektroda sensor secara fisik bernilai kecil dan rentan terhadap derau (*noise*) mekanis maupun turbulensi fluida, sehingga menghasilkan data akuisisi mentah yang fluktuatif, acak, dan menuntut adanya sistem penstabilan data yang andal agar mikrokontroler tidak menghasilkan keputusan yang keliru [2].

Permasalahan *noise* tersebut menjadi semakin kompleks ketika sinyal dihubungkan secara langsung ke mikrokontroler

seperti ESP32 untuk proses digitalisasi. Pin antarmuka *Analog-to-Digital Converter* (ADC) 12-bit bawaan dari arsitektur ESP32 memiliki kelemahan struktural, yaitu profil non-linearitas yang tinggi, fenomena *dead-zone* pada tegangan rendah, serta tingkat *noise* sirkuit yang fluktuatif sehingga mendistorsi pengukuran elektrokimia presisi [3].

Sebagai langkah awal untuk mengatasi keterbatasan pada *level hardware, system* membutuhkan tahap *signal conditioning* sebelum sinyal mentah memasuki gerbang akuisisi digital [4]. Tahap pengkondisian sinyal ini berfungsi untuk memperkuat (*amplifier*) dan menggeser level tegangan (*offset*) sinyal masukan. Rangkaian ini untuk mentransformasikan sinyal *analog* dari sensor ke dalam operasi unipolar positif yang kompatibel dengan batas ruang kerja linear pembacaan ADC mikrokontroler [5].

Namun, karena modifikasi dan *conditioning* perangkat keras tidak mampu sepenuhnya meredam dinamika *noise* acak yang terlanjur terakuisisi, maka intervensi perangkat lunak berbasis *Digital Signal Processing* (DSP) diperlukan sebagai *filter* akhir [6]. Oleh karena itu, penelitian ini mengimplementasikan algoritma *Kalman Filter* di dalam ESP32, di mana metode estimator rekursif ini bekerja melalui tahapan prediksi dan pembaruan matematis secara berulang untuk memisahkan sinyal aktual dari gangguan *noise system*, sehingga menghasilkan data akuisisi yang halus, stabil, dan memiliki akurasi tinggi [7].

Penerapan *Kalman Filter* pada instrumen kualitas air telah banyak dilakukan, namun sebagian besar pengujian dari studi sebelumnya masih terbatas pada kondisi lingkungan air yang statis. Pendekatan ini belum banyak memperhitungkan efek *noise* hidrodinamik yang muncul pada sistem perairan dengan aliran dinamis. Hal ini menyisakan celah penelitian terkait analisis mengenai distorsi sensor akibat gangguan mekanis seperti turbulensi air yang terus-menerus, serta bagaimana kemampuan algoritma prediktif dalam mengurangi gangguan tersebut [8].

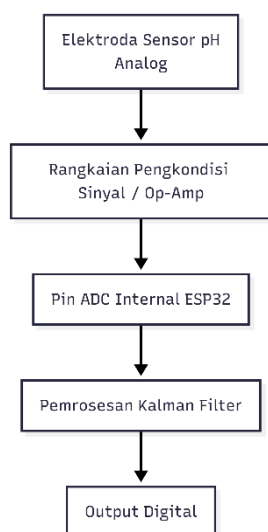
Berdasarkan keterbatasan tersebut, kontribusi utama dari penelitian ini adalah merumuskan arsitektur stabilisasi data hibrida untuk secara spesifik mengatasi distorsi pembacaan sensor elektrokimia akibat turbulensi aliran air yang dinamis. Kebaruan (*novelty*) yang diajukan terletak pada integrasi pengkondisian sinyal di tingkat perangkat keras dengan eksekusi algoritma *Kalman Filter* 1-Dimensi yang dikomputasi secara lokal (*on-device*) langsung di dalam mikrokontroler ESP32. Kombinasi pemrosesan di sisi perangkat keras ujung (*edge computing*) ini terbukti secara proaktif meredam *noise* hidrodinamik secara seketika (*real-time*). Pendekatan ini secara

efektif menaikkan tingkat keandalan sensor *low-cost*, sekaligus menjamin integritas presisi data agar terbebas dari fluktuasi transien sebelum digunakan dalam sistem pemantauan berkelanjutan.

II. METODE PENELITIAN

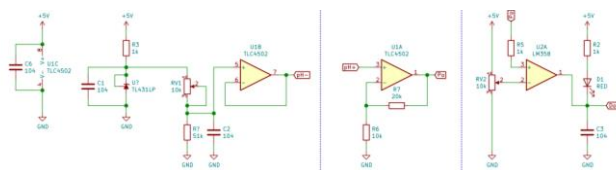
A. Arsitektur Hardware dan Signal Conditioning

Karakteristik pembacaan elektroda sensor pH didasarkan pada prinsip termodinamika Persamaan *Nernst*, di mana setiap pertukaran ion hidrogen akan menghasilkan perbedaan potensial listrik yang kecil secara konstan, yaitu sekitar -59,16 mV untuk setiap perubahan satu unit skala pH pada suhu standar 25°C [9]. Keluaran potensial listrik dari elektroda sensor pH memiliki karakteristik nilai yang kecil (orde milivolt) dengan polaritas bipolar yang dapat bernilai negatif. Karakteristik fisis ini menyebabkan sinyal mentah tersebut tidak kompatibel secara langsung dengan antarmuka *Analog-to-Digital Converter* (ADC) mikrokontroler yang umumnya beroperasi pada rentang tegangan unipolar positif [10].



Gambar 1. Diagram Blok Sistem Akuisisi Data

Untuk mengatasi keterbatasan fisis dari elektroda tersebut, sistem perangkat keras mutlak memerlukan rangkaian pengkondisi sinyal (*signal conditioning*) dengan konfigurasi penyangga impedansi masukan (*input buffer*) yang tinggi, di mana rangkaian ini secara esensial bertugas melakukan pergeseran level tegangan (*level shifting*) untuk mengubah sinyal bipolar bawaan sensor menjadi tegangan unipolar positif agar sesuai dengan operasi catu daya tunggal pada pin akuisisi data [11].



Gambar 2. Rangkaian *Signal Conditioning* [12]

1) Voltage Follower Op-amp (Rangkaian Offset)

Rangkaian *voltage follower* diimplementasikan untuk memberikan tegangan offset buatan pada terminal negatif elektroda (pH-). Mengingat prob pH memiliki karakteristik keluaran tegangan bipolar yang dapat bernilai negatif, penambahan offset ini untuk menggeser level sinyal ke rentang unipolar positif. Modifikasi tahap ini memastikan kompatibilitas sinyal sensor dengan rentang akuisisi standar dari *Analog-to-Digital Converter* (ADC) bersistem catu daya tunggal (*single-supply*), yakni pada interval 0 hingga 5 Volt [13].

2) Non-Inverting Op-amp (Penguat Sinyal pH)

Rangkaian penguat *non-inverting* digunakan untuk mengondisikan sinyal berimpedansi tinggi yang dihasilkan oleh prob sensor pH. Penggunaan *Integrated Circuit* (IC) TLC4502 berbasis *Complementary Metal Oxide Semiconductor* (CMOS) dipilih karena karakteristik arus bias masukannya (*input bias current*) yang rendah pada orde piko-ampere [14]. Karakteristik fisis ini esensial untuk mencegah terjadinya efek pembebanan (*loading effect*) pada elektroda sensor. Sinyal keluaran *analog* (P_o) yang dihasilkan merupakan hasil amplifikasi yang diregulasi oleh konfigurasi resistor umpan balik (R_7) dan resistor masukan (R_6) [15].

$$\text{Gain} = 1 + \frac{R_7}{R_6} \quad (1)$$

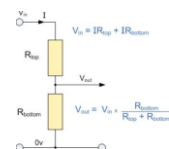
Sinyal *analog* yang telah dikuatkan tersebut kemudian diteruskan ke antarmuka ADC pada mikrokontroler untuk proses digitalisasi. Pada tahap pasca-digitalisasi ini, teknik pemrosesan sinyal berbasis perangkat lunak, seperti algoritma *Kalman Filter*, dapat diimplementasikan guna mereduksi sisa fluktuasi transien pada data pembacaan sensor.

3) Comparator Op-amp with Reference Voltage

Blok komparator ini memanfaatkan *operational amplifier* LM358 (U2A) untuk membandingkan tegangan keluaran *analog* sensor (P_o) terhadap tegangan ambang batas (*threshold*) [16]. Nilai tegangan referensi tersebut dapat dikalibrasi secara manual melalui penyesuaian resistansi pada potensiometer (RV2). Konfigurasi ini berfungsi sebagai pembentuk sinyal diskrit yang menghasilkan keluaran digital murni (D_o), sehingga memungkinkan sistem untuk memicu instruksi aktuasi atau logika kontrol secara langsung tanpa melalui komputasi mikrokontroler [17].

B. Proses Pembacaan dan Transformasi Data Sensor

Modul sensor menghasilkan sinyal keluaran analog berupa tegangan listrik yang berubah secara kontinu sesuai dengan kondisi fisik lingkungan yang diukur. Mengingat rangkaian pengkondisi sinyal Op-Amp beroperasi pada tingkat tegangan 5 V, tegangan keluaran tersebut diturunkan terlebih dahulu menggunakan komponen pasif berupa rangkaian pembagi tegangan (*voltage divider*) agar aman saat dibaca oleh pin *Analog-to-Digital Converter* (ADC) ESP32.



Gambar 3. Rangkaian *Voltage Divider*

Pembacaan ADC pada mikrokontroler juga disetel pada mode atenuasi ADC_{11db} untuk mengakomodasi rentang konversi sinyal dengan maksimal. Mengingat mikrokontroler ESP32 beroperasi secara digital dan hanya dapat memproses data diskrit, sinyal analog yang telah diamankan tersebut kemudian diterjemahkan lebih lanjut menggunakan spesifikasi tegangan referensi maksimal 3.3V dan resolusi modul ADC bawaan sebesar 12-bit.

$$V_{raw} = \frac{ADC_{raw}}{4095} \times 3.3 \quad (2)$$

Keterangan:

V_{raw} : Tegangan aktual hasil konversi (Volt)

ADC_{raw} : Nilai pembacaan *digital* mentah dari pin mikrokontroler

4095 : Nilai maksimal dari resolusi ADC 12-bit ESP32 ($2^{12}-1$)

3.3 : Tegangan referensi operasional mikrokontroler ESP32 (Volt)

C. Perancangan Digital Filter Kalman (Software)

Tahap selanjutnya adalah proses digitalisasi sinyal pada ESP32, di mana *Analog-to-Digital Converter* (ADC) 12-bit bawaannya secara arsitektural memiliki profil *non-linearitas* yang ekstrem, yang ditandai dengan munculnya zona mati (*dead-zone*) pada rentang masukan di bawah 0,13 Volt serta kerentanan terhadap *noise* elektrik internal yang memicu tingginya fluktuasi pengukuran secara acak [18]. Keterbatasan metrologis murni pada komponen *hardware* inilah yang mengharuskan adanya intervensi dari sisi perangkat lunak [19].

Guna mengatasi tingginya variasi *noise* pada data *digital* yang telah terakuisisi oleh ADC tersebut, algoritma *Kalman Filter* diimplementasikan ke dalam *firmware embedded system* sebagai metode pemrosesan data rekursif optimal yang bertugas memperbaiki stabilitas data secara seketika (*real-time*) dengan meminimalkan dampak ketidakpastian antara prediksi model dengan fluktuasi pengukuran sensor yang bising [20].

Penjabaran persamaan *Kalman Filter* 1 Dimensi.

Prediksi keadaan:

$$\hat{x}_k^- = \hat{x}_{\{k-1\}} \quad (3)$$

Prediksi kovarians:

$$P_k^- = P_{\{k-1\}} + Q \quad (4)$$

Kalman Gain:

$$K_k = \frac{P_k^-}{P_k^- + R} \quad (5)$$

Koreksi estimasi:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - \hat{x}_k^-) \quad (6)$$

Pembaruan kovarians:

$$P_k = (1 - K_k)P_k^- \quad (7)$$

Tahap prediksi mengestimasi keadaan sistem saat ini menggunakan persamaan (3), di mana $\hat{x}_k^-$ merupakan nilai estimasi sementara yang didapat dari hasil pemfilteran iterasi sebelumnya. Tingkat ketidakpastian prediksi awal P_k^- kemudian dihitung melalui persamaan (4) dengan menambahkan konstanta process noise Q [21].

Kinerja redaman *noise* dari penyaring *digital* ini dikalibrasi secara ketat melalui pengaturan keseimbangan antara matriks *Process Noise Covariance* (Q) dan *Measurement Noise Covariance* (R), di mana penetapan parameter Q yang terlalu rendah akan memicu keterlambatan respons sistem akibat filter yang mengabaikan fluktuasi aktual, sementara nilai Q yang terlalu tinggi justru membuat filter kembali sensitif terhadap *noise* masukan mentah, sehingga pencarian titik optimal diperlukan [22].

Tabel 1. Inisialisasi dan Tuning

Parameter	Matriks	Nilai Tetapan	Deskripsi Fungsional
<i>Measurement Noise Covariance</i>	R	0.1	Mewakili besaran variansi atau tingkat ketidakpastian pengukuran yang berasal dari <i>noise</i> sensor fisik.
<i>Process Noise Covariance</i>	Q	1×10^{-4}	Menentukan tingkat kepercayaan algoritma terhadap model sistem; nilai yang rendah digunakan untuk memaksimalkan redaman <i>noise</i> .
<i>Initial Error Covariance</i>	P_0	1.0	Tingkat variansi atau ketidakpastian galat awal sebelum algoritma menerima data pengukuran pertama.
<i>Initial State Estimate</i>	x_0	7.0	Estimasi titik awal perhitungan keadaan sistem saat pertama kali dinyalakan (diasumsikan berada pada rentang pH netral).

Kinerja redaman *noise* dari algoritma *Kalman Filter* bergantung pada metodologi *tuning* (penyetelan) untuk menyelaraskan rasio antara matriks *Process Noise Covariance* (Q) dan *Measurement Noise Covariance* (R). Nilai parameter matriks R disetel pada angka 0.1 untuk merepresentasikan variansi gangguan fisis secara langsung dari lingkungan atau kelemahan elektroda. Sementara itu, penetapan parameter Q tidak dapat dilakukan secara acak, melainkan harus disesuaikan dengan logika karakteristik fisis objek ukur. Parameter derajat keasaman (pH) secara natural memiliki tingkat perubahan yang lambat, parameter kimiawi air dalam volume besar tidak mungkin mengalami fluktuasi drastis dalam hitungan detik. Berdasarkan rasionalisasi tersebut, parameter Q diatur secara empiris pada nilai yang kecil, yaitu 1×10^{-4} (0.0001). Penyelarasan rasio Q yang jauh lebih kecil dibandingkan R ini menginstruksikan sistem algoritma untuk secara agresif

mempercayai model estimasi internalnya dan mengabaikan lonjakan data sensor (*noise* pengukuran) akibat gangguan mekanis turbulensi aliran air [23].

Parameter Q diatur pada nilai yang jauh lebih kecil dibandingkan R , yaitu 1×10^{-4} . Penyelarasan rasio $Q \ll R$ ini menginstruksikan *filter* untuk secara agresif menurunkan besaran *Kalman Gain*, sehingga sistem akan memprioritaskan estimasi dari model prediksi internalnya dan secara efektif mengabaikan fluktuasi transien ekstrem dari sensor *analog*. Pendekatan ini menghasilkan kurva sinyal tegangan yang halus, menekan lonjakan *noise* konversi ADC, serta mempertahankan akurasi pembacaan meskipun sensor beroperasi di lingkungan air yang turbulensi.

D. Algoritma Pengolahan Data Sensor

Setelah nilai tegangan aktual (V_{raw}) diperoleh dari konversi ADC, langkah berikutnya adalah menerjemahkan tegangan tersebut menjadi nilai pH yang merepresentasikan kondisi keasaman air. Hubungan antara tegangan listrik dan derajat keasaman pH pada sensor elektrokimia bersifat *linear*, yang berarti nilai pH berbanding lurus dengan perubahan tegangan. Hubungan ini didefinisikan melalui persamaan garis *linear*. Proses ini memerlukan tahap kalibrasi untuk menentukan nilai *slope* (m) dan *intercept* (b) untuk setiap unit sensor agar pembacaan tetap akurat.

$$y = mx + c \quad (8)$$

$$pH = (V_{filtered} \times m) + b \quad (9)$$

Keterangan:

pH : Nilai pH hasil perhitungan akhir

$V_{filtered}$: Tegangan yang telah distabilkan oleh *Kalman Filter* (Volt)

m : *Gradien* atau *slope* hasil kalibrasi (pengaruh kepekaan sensor)

b : *Intercept* atau titik potong hasil kalibrasi (titik nol sensor)

E. Evaluasi Akurasi Pengukuran

Untuk memvalidasi tingkat akurasi sistem, pengujian komparatif dilakukan dengan membandingkan nilai pH hasil pemrosesan algoritma *Kalman Filter* terhadap instrumen pH meter digital komersial standar yang telah terkalibrasi. Tingkat penyimpangan data dihitung menggunakan metrik *Relative Percentage Error* dengan persamaan matematika sebagai berikut:

$$\text{Error (\%)} = \left(\frac{\text{Nilai}_{\text{sys}} - \text{Nilai}_{\text{std}}}{\text{Nilai}_{\text{std}}} \right) \times 100 \% \quad (10)$$

Keterangan:

$\text{Nilai}_{\text{sys}}$: Nilai pH hasil pengukuran prototipe ESP32 (setelah difilter)

$\text{Nilai}_{\text{std}}$: Nilai pH hasil pengukuran instrumen standar (referensi)

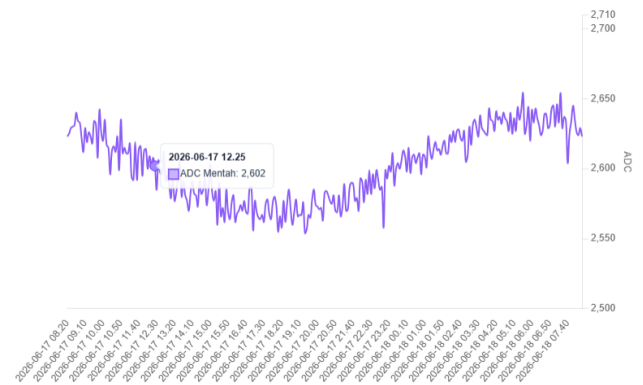
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini memaparkan hasil pengujian dan analisis data dari sistem yang telah dirancang. Proses pengambilan data dilakukan

secara kontinu selama kurang lebih 24 jam, terhitung mulai tanggal 17 Juni 2026 pukul 08.20 pagi hingga 18 Juni 2026 pukul 08.10 pagi dengan data per 5 menit. Rangkaian *data time-series* yang berhasil direkam selama periode pengamatan tersebut selanjutnya digunakan sebagai landasan untuk mengevaluasi karakteristik sinyal akuisisi sensor serta menguji performa algoritma penyaringan yang diterapkan.

A. Analisis Sinyal Akuisisi Mentah (Raw Signal)

Sebelum intervensi perangkat lunak diterapkan, pengujian dilakukan dengan merekam data sinyal tegangan mentah yang masuk dari sensor pH ke mikrokontroler. Hasil pembacaan konversi secara langsung melalui internal *Analog-to-Digital Converter* (ADC) ESP32 menunjukkan tingkat fluktuasi yang parah akibat karakteristik *non-linearitas* bawaan komponen serta tingginya kerentanan terhadap gangguan derau (*noise*) frekuensi tinggi di lingkungan operasional pengukuran. Fluktuasi ini menyebabkan nilai tegangan terus melompat secara acak, sehingga data fisis derajat keasaman air tidak dapat direpresentasikan secara akurat dan tidak layak digunakan sebagai parameter aktuasi sistem.

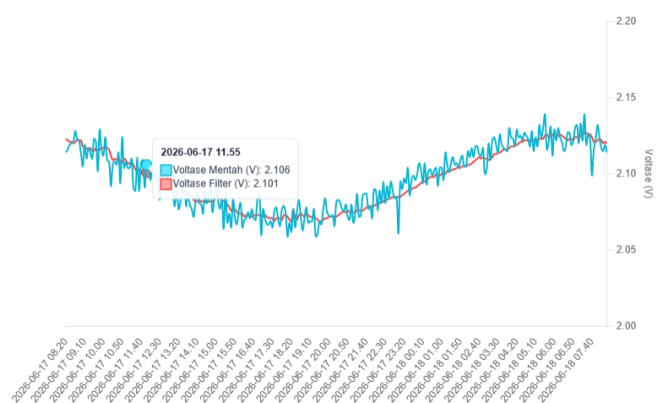


Gambar 4. Grafik time-series nilai ADC sebelum menggunakan *Kalman Filter*

Berdasarkan gambar 4, dapat diamati bagaimana sebaran data nilai pembacaan ADC mentah mengalami fluktuasi yang ekstrem secara terus-menerus. Kurva tersebut dipenuhi oleh lonjakan-lonjakan tajam (*spikes*) yang tidak beraturan sepanjang waktu pengamatan. Sebaran titik data yang acak dengan amplitudo fluktuasi yang lebar ini secara visual menegaskan tingginya intensitas gangguan derau (*noise*) pada sistem akuisisi sebelum adanya proses penyaringan secara digital.

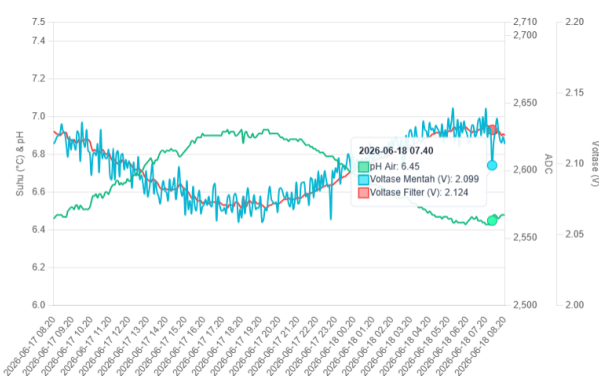
B. Kinerja Reduksi Noise Dengan Filter Kalman 1D

Untuk mengatasi distorsi akuisisi tersebut, pemrosesan sinyal digital menggunakan algoritma *Kalman Filter 1D* dieksekusi secara *real-time* di dalam *embedded system*. Implementasi penyaring *digital* ini terbukti mampu memitigasi gejala fluktuasi data pengukuran yang acak, menstabilkan pembacaan data hingga mencapai tingkat persentase galat (*error*) yang minim dibawah 5% ketika dikomparasikan dengan instrumen pengukur standar. Berdasarkan data pengujian, sinyal keluaran algoritma tidak hanya berhasil meredam lonjakan tegangan (*spikes*) transien, tetapi juga menghasilkan kurva respons derajat keasaman yang presisi dan halus.



Gambar 5. Grafik *time-series* perbandingan voltase mentah (biru) vs voltase filter (merah)

Visualisasi pada gambar 5 menunjukkan perbandingan langsung yang mengonfirmasi efektivitas penerapan algoritma *Kalman Filter 1D*. Kurva berwarna biru memperlihatkan karakteristik sinyal voltase mentah yang dipenuhi oleh derau transien, sedangkan kurva berwarna merah menampilkan voltase hasil penyaringan yang jauh lebih halus dan stabil. Transisi dari data yang awalnya sangat fluktuatif menjadi tren garis yang presisi ini membuktikan keberhasilan algoritma dalam mengisolasi informasi derajat keasaman yang sebenarnya dari gangguan frekuensi tinggi di sekitarnya.



Gambar 6. Grafik *time-series* perbandingan voltase mentah (biru) vs voltase filter (merah) dan nilai pH yang dihasilkan (hijau)

Gambar 6 mengilustrasikan korelasi antara pembersihan sinyal melalui *Kalman Filter 1D* dengan konversi nilai ke derajat keasaman yang sesungguhnya. Penambahan kurva berwarna hijau merepresentasikan hasil konversi voltase (merah) yang telah stabil ke dalam nilai pH yang terbaca oleh sistem. Terlihat bahwa dengan meredam fluktuasi voltase mentah (biru), sistem mampu menghasilkan data pH yang konsisten dan merepresentasikan kondisi kimiawi air secara akurat, sehingga meminimalisir kesalahan dalam pembacaan fisis yang sebelumnya sempat terdistorsi oleh *noise*.

C. Validasi Akurasi Pengukuran

Untuk memvalidasi tingkat akurasi sistem, pengujian komparatif dilakukan dengan membandingkan nilai pH hasil pemrosesan algoritma *Kalman Filter* (setelah melalui

pengkondisi sinyal perangkat keras) terhadap instrumen pH meter digital komersial standar yang telah terkalibrasi. Pengambilan sampel dilakukan pada berbagai kondisi air uji untuk memastikan keandalan rentang pembacaan

Tabel 2. Pengujian Akurasi Pengukuran pH

Pengujian Ke-	Sampel Uji	Pembacaan System (pH)	Pembacaan Standar (pH)	Error (%)
1	Air Tambak A	6,95	6,85	1,46
2	Air Tambak B	7,30	7,10	2,82
3	Air Tambak C	6,75	6,90	2,17
4	Cairan Asam (Buffer)	4,15	4,06	2,21
5	Cairan Basa (Buffer)	9,12	9,26	3,59
6	Air Mineral A	7,10	7,20	1,51
7	Air Mineral B	7,43	7,35	1,09
8	Air Mineral C	7,62	7,50	1,60
Rata-rata				2,06

Berdasarkan data pengujian pada Tabel 2, perbandingan antara pembacaan sensor pada prototipe sistem dan instrumen standar menunjukkan selisih penyimpangan yang sangat minim. Kalkulasi keseluruhan pengujian mencatatkan persentase galat (*error*) rata-rata 2.06% persentase ini masih dibawah 5%. Nilai galat ini membuktikan bahwa kombinasi pengkondisian sinyal perangkat keras dan reduksi *noise* secara digital melalui algoritma *Kalman Filter* berhasil memetakan tegangan konversi ADC ke nilai derajat keasaman yang presisi dan dapat diandalkan.

IV. KESIMPULAN

Implementasi tahap pengkondisian sinyal (*signal conditioning*) menggunakan topologi penguat operasional (*Op-Amp*) terbukti esensial dalam arsitektur akuisisi data ini, di mana rangkaian tersebut berhasil memperbesar amplitudo tegangan keluaran sensor elektrokimia yang sangat lemah hingga mencapai skala penuh tegangan 5 Volt yang kompatibel dengan antarmuka masukan mikrokontroler, sekaligus berkontribusi dalam menaikkan persentase akurasi pembacaan fisis secara linier.

Selain penyempurnaan di tingkat perangkat keras, intervensi perangkat lunak berbasis *Digital Signal Processing* (DSP) melalui eksekusi algoritma *Kalman Filter 1D* di dalam inti ESP32 terbukti mampu memitigasi fluktuasi sinyal mentah dan derau (*noise*) acak secara *real-time*. Keberhasilan proses rekursif dari penyaring digital ini menghasilkan stabilitas kurva data derajat keasaman yang tinggi dengan mereduksi distorsi tegangan hingga menyentuh rentang galat (*error*) minimal yang dapat diterima secara instrumen, yakni dibawah 5%.

Untuk pengembangan sistem instrumentasi pada penelitian selanjutnya, cacat arsitektural berupa *non-linearitas* dan fenomena *dead-zone* pada pin *Analog-to-Digital Converter* (ADC) bawaan mikrokontroler ESP32 dapat diatasi secara permanen dengan mengintegrasikan modul ADC eksternal beresolusi 16-bit, seperti seri ADS1115. Penggunaan arsitektur ADC eksternal presisi tinggi ini direkomendasikan karena terbukti mampu meningkatkan linearitas, stabilitas resolusi, serta akurasi pembacaan data hingga skala milivolt sebelum sinyal digital tersebut didistribusikan menuju algoritma penyaring digital.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Universitas Dian Nusantara yang telah memfasilitasi penelitian ini. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada rekan penelitian atas arahan dalam pengembangan *system* serta telah membantu dalam proses pengujian perangkat keras dan pengambilan data lapangan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. T. Munmun, "Aquaculture Automation: A Sensor-Based Approach to Optimize Water Quality," Dec. 26, 2025. doi: 10.20944/preprints202512.2326.v1.
- [2] A. Y. Yaakob, M. H. Azham, and M. H. M. Ramli, "Kalman Filter-Based Data Stabilization for an Automated Water Quality Monitoring System in Macrobrachium Rosenbergii Larvae Culture," *Journal of Mechanical Engineering*, vol. 13, pp. 157–176, 2024, doi: 10.24191/jmeche.v13i1.2862.
- [3] E. Syarif Maulana and M. Azhari, "Rancang Bangun Sistem Deteksi Mutu Lateks Portabel Berbasis Iot Menggunakan Algoritma Thresholding PH Pada Microcontroller ESP32 Untuk Smart Monitoring," 2026. [Online]. Available: <https://ejournal.edutechjaya.com/index.php/komprensif>
- [4] Y. Fang and M. Xin, "Design and Validation of a Multimodal Environmental Monitoring System Based on Sensors and Artificial Intelligence," *Electronics (Switzerland)*, vol. 15, no. 5, Mar. 2026, doi: 10.3390/electronics15051051.
- [5] R. Arief, A. Muliawan, and P. Studi Teknik Elektro Sekolah Tinggi Teknologi Bontang, "Rancang Bangun pH Meter Otomatis Menggunakan ATmega16 Dalam Upaya Peningkatan Akurasi Pembacaan pH Larutan Senyawa Kimia," 2020.
- [6] X. Hu, Y. Wei, Y. Chen, and C. Liu, "Design of the Smart pH Sensor Based on Ion Selection Electrode," 2014. [Online]. Available: <http://www.sensorsportal.com>
- [7] A. Sevti Fiddariani and B. Sumanto, "Studi Penerapan Filter Digital pada Sistem Pemantau Parameter di Kolam Ikan," vol. 5, no. 1, 2024.
- [8] A. Zambarkah Sarwo Surono, H. Suhardiyanto, and I. Dewa Made Subrata, "Kalman Filter Stabilization of Multi-Sensor Water Quality Measurements under Turbulent Flow in Eel Aquaculture," Available online, vol. 14, no. 2, pp. 212–226, 2026, doi: 10.19028/jtep.014.2.212-226.
- [9] P. Saputra, R. Mege, and F. Q. Gani, "Design and Construction of Automatic pH and Water Level Con-trol in Tilapia Fish Farming Ponds," *International Journal of Innovation in Mechanical Engineering and Advanced Materials*, vol. 8, no. 1, pp. 26–37, 2026, doi: 10.22441/ijimeam.v8i1.34353.
- [10] Renesas, "Application Note Analog Front-End for pH Probe SLG47004," Jan. 2024. [Online]. Available: <https://www.analogictips.com/design-analog-front-end-for-a-ph-probe/>
- [11] Texas Instruments, "AN-1852 Designing With pH Electrodes," Apr. 2013. [Online]. Available: www.ti.com
- [12] "pH-4502C pH module - Deriving the NTC resistance value through a differential amplifier - Electrical Engineering Stack Exchange." Accessed: Jun. 15, 2026. [Online]. Available: <https://electronics.stackexchange.com/questions/624395/ph-4502c-ph-module-deriving-the-ntc-resistance-value-through-a-differential-am>
- [13] Lilia wati dewi pratami, Her Gumiwang Ariswati, and Dyah Titisari, "Effect of Temperature on pH Meter Based on Arduino Uno With Internal Calibration," *Journal of Electronics, Electromedical Engineering, and Medical Informatics*, vol. 2, no. 1, pp. 23–27, Jan. 2020, doi: 10.35882/jeeemi.v2i1.5.
- [14] J. Julian, F. Wahyuni, and F. D. Ulhaq, "Reliability Analysis of pH Measurement on TLC4502 with E201C Electrodes based on ATmega328P Microcontroller: Approach to Analysis of Variation with ANOVA," *Jurnal Teknik Elektro*, Vol. 15 No.1, April 2023, pp. 32 - 40, Apr. 2023.
- [15] A. A. Rizkia and A. Husain, "Design Of A Monitoring System For Potential Of Hydrogen (Ph) In Fish Aquarium Water Based On ESP-32 Microcontroller," *JESII: Journal of Elektronik Sistem InformasI*, vol. 2, no. 1, pp. 189–199, Jul. 2024, doi: 10.31848/jesii.v2i1.3418.
- [16] M. Nashiruddin Parvez, M. Maheshwari, A. Kumar, and M. Vinodhini, "ARDUINO BASED HEARTBEAT SENSOR," 2018. [Online]. Available: www.jetir.org
- [17] T. Dhumal, S. Mahamuni, Y. Pawar, S. Sarkale, and P. Rohan Shinde, "UV Ray Detection Using Comparator," *International Research Journal of Engineering and Technology*, 2025, [Online]. Available: www.irjet.net
- [18] "ADC Performance: Arduino vs ESP32 vs ADS1115 | Hackaday.io." Accessed: Jun. 15, 2026. [Online]. Available: <https://hackaday.io/project/205380-adc-performance-arduino-vs-esp32-vs-ads1115>
- [19] F. HADIATNA, A. DZULFAHMI, and D. NATALIANA, "Analisis Penerapan Kendali Otomatis berbasis PID terhadap pH Larutan," *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, vol. 8, no. 1, p. 163, Jan. 2020, doi: 10.26760/elkomika.v8i1.163.
- [20] A. A. Fikri, M. F. N. Subhan, H. Suryanto, K. D. Muhdi, D. F. Pratama, and A. Iqbal, "Sensor Fusion of Laser and Inertial Units with Kalman-KMeans-Fuzzy Framework for Real-Time Railway Geometry Monitoring," *Buletin Ilmiah Sarjana Teknik Elektro*, vol. 7, no. 3, pp. 572–594, Sep. 2025, doi: 10.12928/biste.v7i3.13780.
- [21] L. Türkler and L. Ö. Akkan, "Noise Reduction Techniques for Sensor Data: Comparative Analysis of Kalman, Butterworth, Savitzky-Golay, Median, and Moving Average Filters for UWB-Based Position Estimation," *Celal Bayar Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, vol. 21, no. 4, pp. 146–159, Dec. 2025, doi: 10.18466/cbayarfbe.1682594.
- [22] X. Lv, "A Kalman Filter with Noise Covariances Estimation and Its Stability Analysis," *International Journal of Control and Automation*, vol. 10, no. 10, pp. 63–76, Oct. 2017, doi: 10.14257/ijca.2017.10.10.06.
- [23] "Kalman filter - understanding the noise covariance matrix - Signal Processing Stack Exchange." Accessed: Jun. 15, 2026. [Online]. Available: <https://dsp.stackexchange.com/questions/23776/kalman-filter-understanding-the-noise-covariance-matrix>