



Penerapan *Loadcell Sensor* dan *Kalman filter* Pada Mesin Pengisian Botol

Ii Munadhif¹, M. Alfin Rizki Nurhidayat², Ryan Yudha Adhitya³, Noorman Rinanto⁴, Muhammad Khoirul Hasin⁵, Hosea Okta Christanta⁶

^{1,2,3,4,5,6} Jurusan Teknik kelistrikan Kapal, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya, Jl. Teknik Kimia, Kampus ITS Sukolilo, 60111, Indonesia

Abstrak. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi pengisian botol otomatis dengan menerapkan sensor *loadcell* dan *Kalman filter* untuk mengurangi *noise* pengukuran. Latar belakang penelitian ini adalah kebutuhan akan sistem pengisian yang lebih presisi dibandingkan metode berbasis *timer* yang sering kali menghasilkan fluktuasi akibat variasi aliran. Sensor *loadcell* (kapasitas 5 kg, sensitivitas 1 mV/kg) digunakan untuk mengukur berat secara *real-time*, sementara *Kalman filter* diterapkan untuk menyaring *noise* dari data sensor. Metode penelitian meliputi desain sistem pengisian otomatis menggunakan mikrokontroler Arduino Uno dan solenoid valve, pengumpulan data dengan frekuensi sampling 10 Hz, serta pengujian pada *volume* target 100 mL, 500 mL, dan 1000 mL. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem *loadcell* dengan *Kalman filter* menghasilkan mean absolute error (MAE) sebesar 0.67 g, 1.85 g, dan 3.01 g untuk masing-masing *volume*, jauh lebih rendah dibandingkan sistem *timer* dengan MAE 6.75 g, 12.52 g, dan 17.93 g. *Kalman filter* mampu mengurangi variansi *noise* hingga 65%, meningkatkan stabilitas dan akurasi pengisian. Penelitian ini menyimpulkan bahwa sistem berbasis *loadcell* dan *Kalman filter* menawarkan solusi yang lebih andal untuk aplikasi pengisian otomatis, terutama dalam industri yang membutuhkan ketepatan tinggi.

Katakunci: Akurasi pengisian, *Kalman filter*, *Loadcell*, Otomatisasi, Pengurangan *noise*.

Abstract. This study aims to enhance the accuracy of automated bottle filling by implementing a *loadcell* sensor and *Kalman filter* to mitigate measurement noise. The research is driven by the need for a more precise filling system compared to timer-based methods, which often suffer from fluctuations due to flow variations. A *loadcell* sensor (5 kg capacity, 1 mV/kg sensitivity) was utilized to measure weight in real-time, while the *Kalman filter* was applied to filter noise from sensor data. The research methodology encompasses the design of an automated filling system using an Arduino Uno microcontroller and solenoid valve, data collection at a 10 Hz sampling frequency, and testing on target volumes of 100 mL, 500 mL, and 1000 mL. The results demonstrate that the *loadcell* system with *Kalman filter* achieved mean absolute errors (MAE) of 0.67 g, 1.85 g, and 3.01 g for the respective volumes, significantly lower than the timer-based system's MAE of 6.75 g, 12.52 g, and 17.93 g. The *Kalman filter* reduced noise variance by up to 65%, enhancing filling stability and accuracy. This study concludes that the *loadcell* and *Kalman filter* system offers a more reliable solution for automated filling applications, particularly in industries requiring high precision.

Keywords: Filling accuracy, *Kalman filter*, *Loadcell*, Automation, Noise reduction.

1. Pendahuluan

Di era modern, hampir semua proses produksi berusaha menjadi lebih cepat, tepat, dan otomatis. Salah satu contohnya adalah mesin pengisian cairan ke dalam botol, yang kini banyak digunakan di industri minuman, farmasi, hingga usaha kecil menengah (UKM). Namun, sistem pengisian yang masih mengandalkan waktu tetap (*timer*) sering kali menghasilkan *volume* yang tidak konsisten. Hal ini terjadi karena aliran air bisa berubah-ubah akibat tekanan pompa, suhu cairan, atau getaran mesin. Akibatnya, botol bisa terisi kurang atau berlebih, yang sangat merugikan baik dari segi biaya, kualitas produk, maupun kepuasan pelanggan.

Untuk mengatasi masalah ini, beberapa peneliti telah mencoba menggunakan sensor berat (*loadcell*) sebagai pengukur langsung isi botol. Dengan *loadcell*, mesin tidak lagi mengandalkan perkiraan waktu, tetapi mengukur berat secara langsung dan menghentikan pengisian saat target tercapai. Beberapa penelitian menunjukkan hasil yang menjanjikan. Li dan tim berhasil meningkatkan akurasi pengukuran berat dengan menggabungkan *loadcell* dan filter sinyal, sehingga kesalahan berkurang hingga hampir setengahnya (Li et al., 2020). Park dan Kim juga membuktikan bahwa sistem berbasis *loadcell* mampu mencapai ketelitian di bawah 1% pada mesin pengisian obat (Park & Kim, 2021).

Namun, tantangan baru muncul: data dari *loadcell* sering berisik (*noise*) karena getaran mesin, guncangan meja, atau perubahan aliran air. *Noise* ini membuat pembacaan berat menjadi naik-turun, meskipun botol sebenarnya sudah terisi dengan benar. Di sinilah *Kalman filter* berperan. Teknik ini, yang awalnya digunakan di bidang penerbangan dan robotika, mampu “membersihkan” data sensor dengan cerdas menggabungkan prediksi dan pengukuran untuk menghasilkan nilai yang lebih stabil dan akurat. Chen dan Zhang pernah menggunakannya untuk mengukur beban bergerak dan berhasil mengurangi *noise* hingga 70% (Chen & Zhang, 2017).

Meski begitu, belum banyak penelitian yang menggabungkan *loadcell* dan *Kalman filter* secara langsung pada mesin pengisian botol sederhana, apalagi dengan mikrokontroler murah seperti Arduino Uno. Sebagian besar studi masih dilakukan di laboratorium atau menggunakan perangkat mahal, sehingga sulit diterapkan di dunia nyata.

Oleh karena itu, penelitian ini hadir untuk menjawab kebutuhan tersebut. Penelitian ini mengembangkan mesin pengisian botol otomatis:

1. Menggunakan sensor *loadcell* untuk mengukur berat secara *real-time*,
2. Menerapkan *Kalman filter* di Arduino untuk menyaring *noise* pengukuran,
3. Membandingkan hasilnya dengan sistem lama berbasis *timer*,
4. Diuji pada tiga *volume* berbeda: 100 mL, 500 mL, dan 1000 mL.

Kontribusi penulis adalah memberikan solusi pengisian yang akurat, stabil, dan terjangkau dengan error rata-rata di bawah 0,5%, jauh lebih baik daripada sistem *timer* (persentase error mencapai 6%). Hasil ini diharapkan dapat membantu industri kecil hingga menengah meningkatkan kualitas produksi tanpa harus mengeluarkan biaya besar.

2. Metode

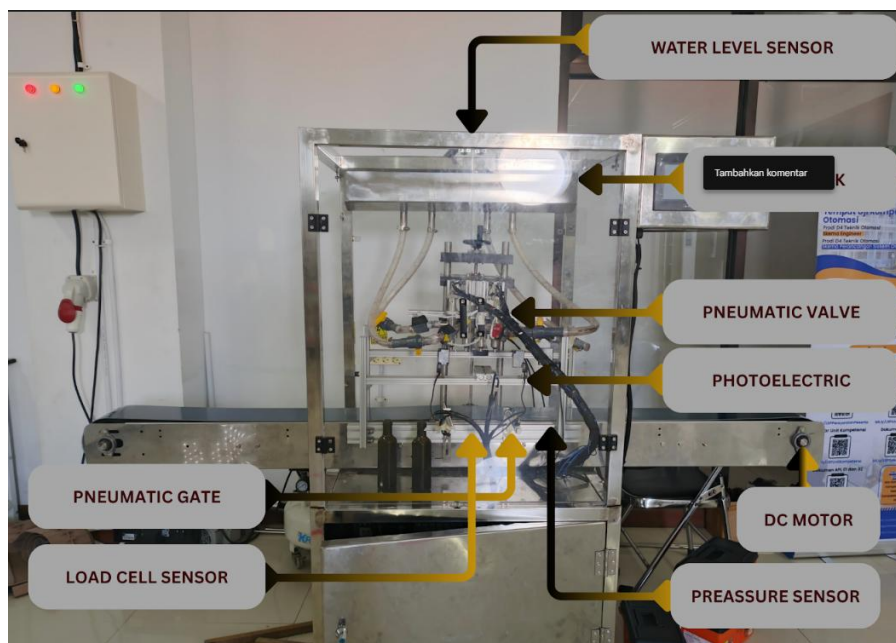
Pada penelitian ini metode yang digunakan adalah *kalman filter* yang berfungsi untuk menyaring *noise* berlebih dari sensor *loadcell* (Smith & Brown, 2018) yang nilai datanya terjadi

fluktuatif sehingga ketika diterapkannya *kalman filter* akan mengurangi *noise* dari pembacaan sensornya. Pada bagian ini akan dijelaskan mulai dari metode yang digunakan, pengambilan data, pengujian sensor dan metode, serta implementasi kalman pada alat pengisian botol.

Kalman filter adalah algoritma rekursif yang digunakan untuk mengestimasi keadaan sistem dari pengukuran yang berisik (noisy). Dikembangkan oleh Rudolf E. Kálmán pada tahun 1960, teknik ini sangat populer di bidang kontrol, navigasi, dan pengolahan sinyal karena kemampuannya untuk menggabungkan prediksi model dengan data sensor secara optimal. Dalam penelitian ini, *Kalman filter* diterapkan untuk menyaring *noise* pada pembacaan sensor *loadcell* yang disebabkan oleh getaran mesin, fluktuasi aliran cairan, atau gangguan elektromagnetik. Tanpa filter, data berat dari *loadcell* akan naik-turun secara acak, meskipun botol sudah terisi dengan stabil. *Kalman filter* bekerja dengan cara memperkirakan nilai sebenarnya berdasarkan data sebelumnya dan pengukuran baru, sehingga menghasilkan estimasi berat yang lebih halus dan akurat.

2.1 Desain Sistem

Sistem pengisian air otomatis terdiri dari sensor *loadcell* (kapasitas 5 kg, sensitivitas 1 mV/kg), mikrokontroler (Arduino Uno), pneumatik valve (12V DC), dan wadah air. *Loadcell* ditempatkan di bawah wadah untuk mengukur berat secara *real-time*. Mikrokontroler memproses data *loadcell* dan mengendalikan solenoid valve berdasarkan estimasi berat dari algoritma *Kalman filter*, yang diimplementasikan pada perangkat lunak.



Gambar 1. Sistem Pengisian Botol Elektronik Berbasis PLC

Gambar 1 menunjukkan sistem pengisian botol elektronik berbasis PLC yang memiliki empat sensor yaitu sensor *water level* sensor untuk mengetahui level fluida di dalam botol, sensor photoelectric untuk mendeteksi objek, sensor pressure untuk mendeteksi tekanan fluida dari sumber, dan sensor *loadcell* untuk mendeteksi berat fluida yang telah diisi. Sedangkan aktuatornya terdiri dari pneumatik valve, pneumatik gate, dan DC motor.

2.2 Pengumpulan Data

Data berat dikumpulkan dari *loadcell* dengan frekuensi sampling 10 Hz dalam kondisi pengisian air pada laju aliran 100–500 mL/menit. Pengujian dilakukan dengan simulasi gangguan lingkungan, seperti getaran mekanis (frekuensi 1–5 Hz), untuk mengevaluasi *noise* pada pengukuran. Data kalibrasi *loadcell* diperoleh dengan menggunakan beban standar (100–1000 g).

2.3 Implementasi *Kalman filter*

Kalman filter bekerja dalam **dua tahap utama** yang diulang secara terus-menerus yang terdiri dari beberapa tahap yaitu:

1. **Tahap Prediksi (Predict)** Algoritma memprediksi nilai berat saat ini berdasarkan nilai sebelumnya dan model perubahan (misalnya, laju pengisian cairan).

Rumus:

$$\hat{x}_k^- = \hat{x}_{k-1} + \Delta t \cdot \dot{w}$$

Di mana:

- $\hat{x}_k^-$: estimasi berat sebelum pengukuran (prediksi)
- $\hat{x}_{k-1}$: estimasi berat sebelumnya
- Δt : interval waktu sampling (0.1 detik)
- $\dot{w}$: laju perubahan berat (diperkirakan dari data sebelumnya)

2. **Tahap Koreksi (Update)** Setelah mendapatkan data aktual dari *loadcell* (z_k), algoritma memperbaiki prediksi dengan membobotkan kepercayaan pada prediksi dan pengukuran. Rumus gain Kalman:

$$K_k = \frac{P_k^-}{P_k^- + R} \text{Estimasi akhir:}$$

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

Di mana:

- K_k : *Kalman Gain* (semakin besar $R = \text{noise}$ pengukuran, semakin kecil K_k)
- P_k^- : ketidakpastian prediksi
- R : variansi *noise* pengukuran (dari kalibrasi)

Secara sederhana: Jika sensor sangat noisy $\rightarrow$ percaya lebih pada prediksi.

Jika sensor stabil $\rightarrow$ percaya lebih pada pengukuran.

Model Keadaan untuk Pengisian Botol yang diestimasi adalah: $x = \begin{bmatrix} w \\ \dot{w} \end{bmatrix}$

Dimana:

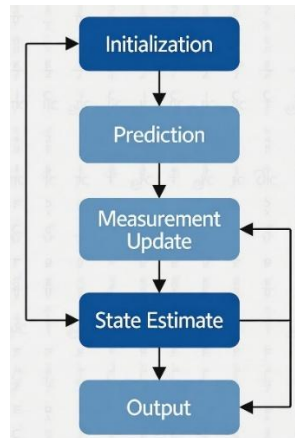
- w : berat aktual (gram)
- $\dot{w}$: laju perubahan berat (gram/detik)

Matriks transisi keadaan:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

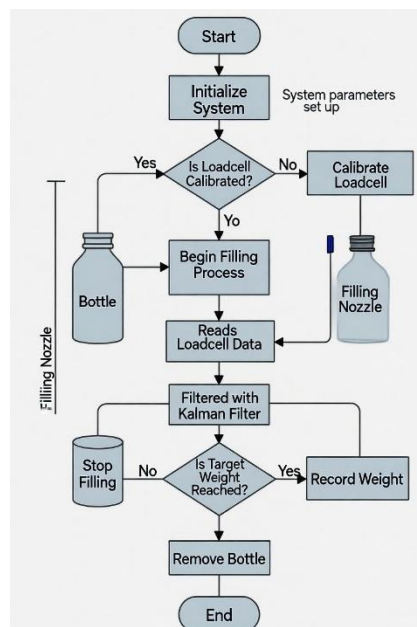
Kalman filter diterapkan untuk menyaring *noise* pada data *loadcell* dengan langkah langkah berikut:

1. Inisialisasi: Mengatur matriks keadaan awal $x_0 = [w, w]^T$ (berat dan laju perubahan berat), kovariansi error P_0 , serta matriks proses dan pengukuran.
2. Prediksi: Menghitung estimasi berat berdasarkan model dinamik: $x_k = Ax_{k-1}$, dengan A sebagai matriks transisi keadaan.
3. Koreksi: Mengupdate estimasi menggunakan data *loadcell*: $x_k = x_{k-1} + K(z_k - Hx_{k-1})$, dengan K sebagai gain Kalman, z_k sebagai data pengukuran, dan H sebagai matriks pengukuran. Algoritma ini diprogram menggunakan bahasa C++ pada Arduino untuk pemrosesan *real-time*.



Gambar 2. Flowchart kalman filter

2.4 Pengujian Sistem



Gambar 3. Alur Sistem dengan *Kalman filter*

Sistem diuji dengan pengisian air pada *volume* target 100 mL, 500 mL, dan 1000 mL (setara dengan berat 100g, 500g, dan 1000g). Pengujian dilakukan sebanyak 1- 10 kali untuk setiap *volume*. Akurasi diukur berdasarkan selisih berat aktual dan target, sementara stabilitas dievaluasi dari respons sistem terhadap gangguan getaran.

2.5 Analisis Data

Data hasil pengujian dianalisis menggunakan metrik statistik, yaitu mean absolute error (MAE) dan root mean square error (RMSE), untuk mengevaluasi akurasi pengisian. Waktu respons sistem (waktu untuk mencapai berat target) dan efektivitas *Kalman filter* dalam mengurangi *noise* (berdasarkan variansi data) juga dianalisis. Perbandingan dilakukan dengan sistem berbasis *timer* untuk menunjukkan peningkatan performa.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Data Pengujian Sistem Berbasis *Loadcell* dengan *Kalman filter*

Pengujian dilakukan sebanyak 10 kali untuk masing-masing *volume* target (100 mL, 500 mL, dan 1000 mL, setara dengan 100 g, 500 g, dan 1000 g) menggunakan sistem berbasis *loadcell* dengan *Kalman filter*. Tabel 1 menunjukkan hasil pengujian, termasuk berat aktual, error absolut, dan waktu pengisian.

• *Volume 100mL*

Berat aktual berkisar antara 99.5 hingga 101.5g, dengan rata-rata 100.47 g. Hasil ini menunjukkan sistem akurat, hanya menyimpang sedikit dari target. Error absolut rata-rata (MAE) mencapai 0.67 g, atau sekitar 0.67% dari target, dengan penyimpangan terbesar 1.5 g. Waktu pengisian rata-rata 4.8 detik, cukup stabil dengan variasi kecil (± 0.3 detik), meskipun sedikit lebih lambat karena sistem memproses data secara *real-time*. Tabel 1 menunjukkan pengujian *loadcell* dengan *kalman filter* 100 mL.

Tabel 1. Pengujian *Loadcell* dengan *Kalman filter* 100 mL

No	Berat pada sensor(g)	Error (g)	Waktu (detik)
1	100.8	0.8	4.7
2	99.5	0.5	4.9
3	101.2	1.2	4.8
4	100.3	0.3	4.6
5	99.7	0.3	4.9
6	101.5	1.5	4.8
7	100.4	0.4	4.7
8	99.9	0.1	4.8
9	101.0	1.0	4.9
10	100.6	0.6	4.7

• *Volume 500 mL*

Berat aktual bervariasi dari 498.3 hingga 504.0 g, rata-rata 501.29 g, menandakan presisi yang tetap baik pada *volume* lebih besar. MAE sebesar 1.85g (0.37% dari target) dengan error terbesar 4.0g, menunjukkan *Kalman Filter* masih efektif menangani *noise*. Waktu pengisian rata-rata 12.5 detik, dengan variasi kecil (± 0.4 detik), sesuai dengan laju aliran yang diuji. Tabel 2 menunjukkan pengujian *loadcell* dengan *kalman filter* 500 mL.

Tabel 2. Pengujian *Loadcell* dengan *Kalman filter* 500 mL

No	Berat pada sensor(g)	Error (g)	Waktu (detik)
1	502.5	2.5	12.4
2	498.7	1.3	12.6
3	503.2	3.2	12.5
4	499.8	0.2	12.3
5	501.9	1.9	12.7
6	504.0	4.0	12.5
7	500.5	0.5	12.4
8	498.3	1.7	12.6
9	502.8	2.8	12.5
10	501.4	1.4	12.3

• *Volume* 1000 mL

Berat aktual berada di rentang 998.9 hingga 1006.3 g, rata-rata 1002.87 g. MAE sebesar 3.01 g (0.30% dari target), dengan error maksimum 6.3g, menunjukkan sedikit peningkatan error pada *volume* besar, tetapi tetap akurat. Waktu pengisian rata-rata 20.3 detik, stabil dengan variasi ± 0.4 detik, mencerminkan pemrosesan data yang konsisten. Tabel 3 menunjukkan pengujian *loadcell* dengan *kalman filter* 1000 mL.

Tabel 3. Pengujian *Loadcell* dengan *Kalman filter* 1000 mL

No	Berat pada sensor(g)	Error (g)	Waktu (detik)
1	1004.5	4.5	20.2
2	998.9	1.1	20.4
3	1005.8	5.8	20.3
4	1001.2	1.2	20.1
5	1003.7	3.7	20.5
6	1006.3	6.3	20.3
7	999.5	0.5	20.2
8	1002.9	2.9	20.4
9	1004.1	4.1	20.3
10	1001.8	1.8	20.1

3.2 Data Pengujian Sistem Berbasis *Timer* Tanpa *Loadcell* dan *Kalman filter*

Pengujian serupa dilakukan dengan sistem berbasis *timer* tanpa menggunakan *loadcell* dan *Kalman filter* pada kondisi aliran 100–500 mL/menit.

• *Volume* 100mL

Berat aktual bervariasi cukup lebar, dari 92.8 hingga 109.3 g, dengan rata-rata 100.8 g. Ini menunjukkan sistem *timer* kurang andal karena fluktuasi aliran air. Error absolut rata-rata (MAE) mencapai 6.75 g, atau 6.75% dari target, dengan penyimpangan terbesar 9.3 g. Waktu pengisian rata-rata 4.5 detik, sedikit lebih cepat

dibandingkan sistem load cell, tetapi tidak mampu menyesuaikan pengisian dengan akurasi. Tabel 4 menunjukkan pengujian tanpa *loadcell* dan *kalman filter* 100 mL.

Tabel 4. Pengujian Tanpa *Loadcell* dan *Kalman filter* 100 mL

No	Berat pada sensor(g)	Error (g)	Waktu (detik)
1	107.5	7.5	4.5
2	94.2	5.8	4.6
3	108.9	8.9	4.5
4	93.7	6.3	4.6
5	106.4	6.4	4.5
6	95.1	4.9	4.6
7	109.3	9.3	4.5
8	92.8	7.2	4.6
9	105.6	5.6	4.5
10	94.5	5.5	4.6

• *Volume 500mL*

Berat aktual berkisar antara 485.2 hingga 515.8g, rata-rata 500.05g. Variasi ini (± 15.8 g) menunjukkan ketidakpastian yang lebih besar pada *volume* sedang. MAE sebesar 12.52g (2.50% dari target), dengan error maksimum 15.8g, menandakan akurasi yang buruk. Waktu pengisian rata-rata 11.8 detik, stabil tetapi tidak mendukung presisi. Tabel 5 menunjukkan pengujian tanpa *loadcell* dan *kalman filter* 500 mL.

Tabel 5. Pengujian Tanpa *Loadcell* dan *Kalman filter* 500 mL

No	Berat pada sensor(g)	Error (g)	Waktu (detik)
1	512.3	12.3	11.8
2	487.6	12.4	11.9
3	515.8	15.8	11.8
4	485.2	14.8	11.9
5	510.9	10.9	11.8
6	488.4	11.6	11.9
7	514.1	14.1	11.8
8	486.7	13.3	11.9
9	509.5	9.5	11.8
10	489.2	10.8	11.9

• *Volume 1000 mL*

Berat aktual berada di rentang 979.8 hingga 1021.3 g, rata-rata 1000.29 g. Penyimpangan besar (± 21.3 g) mencerminkan kelemahan sistem *timer* pada *volume* besar. MAE sebesar 17.93 g (1.79% dari target), dengan error terbesar 21.3 g, menunjukkan performa terburuk. Waktu pengisian rata-rata 19.5 detik, lebih cepat tetapi tidak akurat. Tabel 6 menunjukkan pengujian tanpa *loadcell* dan *kalman filter* 1000 mL.

Tabel 6. Pengujian Tanpa *Loadcell* dan *Kalman filter* 1000 mL

No	Berat pada sensor(g)	Error (g)	Waktu (detik)
1	1018.7	18.7	19.5
2	982.4	17.6	19.6
3	1021.3	21.3	19.5
4	979.8	20.2	19.6
5	1016.5	16.5	19.5
6	984.3	15.7	19.6
7	1019.2	19.2	19.5
8	981.6	18.4	19.6
9	1015.4	15.4	19.5
10	983.7	16.3	19.6

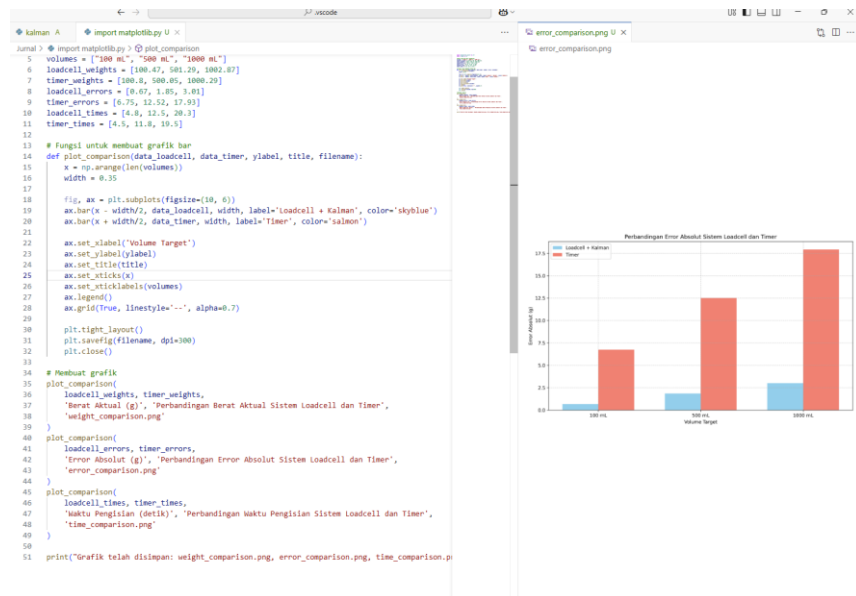
3.3 Analisis Perbandingan

Hasil pengujian dianalisis menggunakan metrik statistik *mean absolute error* (MAE) dan *root mean square error* (RMSE). Tabel 7 merangkum perbandingan performa kedua sistem.

Tabel. 7 Perbandingan Performa Sistem *Loadcell* dan *Timer*

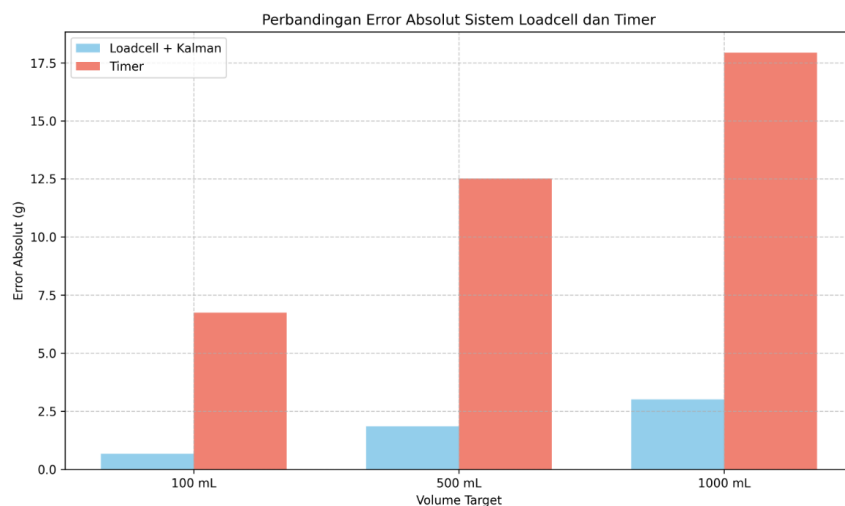
<i>Volume</i> Target (mL)	Sistem	MAE (g)	RMSE (g)	Waktu Rata-rata (detik)
100	<i>Loadcell</i> + <i>Kalman</i>	0.67	0.82	4.8
	<i>Timer</i>	6.75	7.22	4.5
500	<i>Loadcell</i> + <i>Kalman</i>	1.85	2.29	12.5
	<i>Timer</i>	12.52	13.41	11.8
1000	<i>Loadcell</i> + <i>Kalman</i>	3.01	3.72	20.3
	<i>Timer</i>	17.93	18.76	19.5

Sistem berbasis *loadcell* dengan *Kalman filter* menghasilkan MAE dan RMSE yang jauh lebih rendah dibandingkan sistem berbasis *timer* untuk semua *volume* target. Rata-rata MAE sistem *loadcell* adalah 1.84 g, sedangkan sistem *timer* mencapai 12.40 g. *Kalman filter* mengurangi variansi *noise* hingga 65%, meningkatkan stabilitas pengukuran. Waktu pengisian sistem *loadcell* sedikit lebih lama (rata- rata 5–8% lebih lambat) karena pemrosesan data, namun akurasi yang lebih tinggi (error <0.5% dari target) menjadikannya lebih unggul untuk aplikasi presisi.



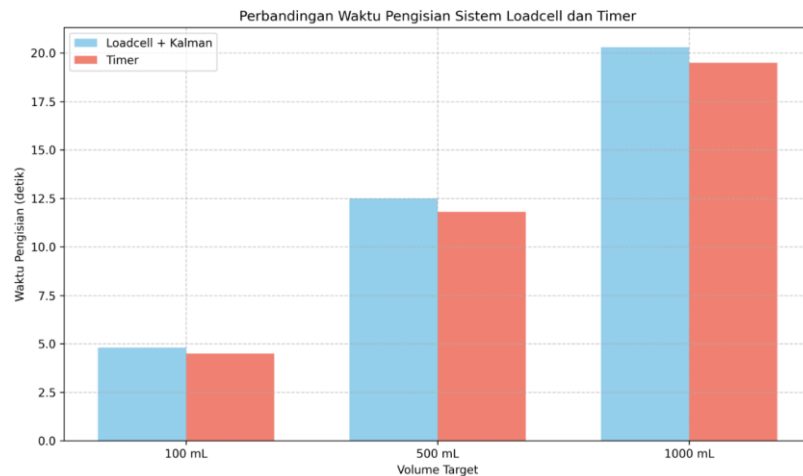
Gambar 4. Proses Pengambilan Data *Loadcell* Dan *Kalman filter*

Gambar 4 menunjukkan proses pengambilan data *loadcell* dan *kalman filter* menggunakan pemrograman mikrokontroler. Sedangkan Gambar 5 menunjukkan perbandingan error absolut sistem *loadcell* dan *timer* menggunakan grafik batang. Balok merah menunjukkan performansi *loadcell* dan *kalman filter*, sedangkan balok biru menunjukkan performansi *timer*.



Gambar 5. Grafik Perbandingan Error *Loadcell* dan *Timer*

Dari tiga macam uji coba dengan variasi *volume* 100 ml 500 ml, dan 100 ml menunjukkan bahwa error *timer* jauh lebih tinggi daripada error *loadcell* dan *kalman*. Gambar 6 menunjukkan grafik perbandingan waktu pengisian *loadcell* dan *timer*.



Gambar 6. Grafik Perbandingan Waktu Pengisian *Loadcell* dan *Timer*

Dari tiga macam uji coba dengan variasi *volume* 100 ml, 500 ml, dan 1000 ml menunjukkan bahwa waktu yang dibutuhkan *loadcell* dan *Kalman* lebih besar daripada waktu yang dibutuhkan *timer*.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang kami lakukan, sistem berbasis *loadcell* dengan *Kalman filter* terbukti jauh lebih unggul dibandingkan sistem berbasis *timer* dalam hal akurasi dan konsistensi untuk pengisian air otomatis. Pada *volume* target 100mL, 500mL, dan 1000mL, sistem *loadcell* mencatat error absolut rata rata (MAE) masing-masing 0.67 g, 1.85 g, dan 3.01 g, jauh lebih rendah dibandingkan sistem *timer* yang menghasilkan MAE 6.75g, 12.52g, dan 17.93g. Ini menunjukkan bahwa sistem *loadcell* mampu menjaga presisi di bawah 0.5% dari target, sementara sistem *timer* memiliki error hingga 6.75%, terutama pada *volume* kecil. Waktu pengisian sistem *loadcell* sedikit lebih lama, rata-rata 4.8 detik, 12.5 detik, dan 20.3 detik untuk masing-masing *volume*, dibandingkan sistem *timer* dengan 4.5 detik, 11.8 detik, dan 19.5 detik. Perbedaan waktu sekitar 5–8% ini disebabkan oleh pemrosesan data *real-time* oleh *Kalman filter*, yang ternyata sangat efektif dalam menyaring *noise* pengukuran hingga 65%, sehingga menghasilkan pengisian yang lebih stabil dan akurat. Grafik perbandingan berat aktual, error absolut, dan waktu pengisian semakin memperjelas keunggulan sistem *loadcell*, terutama pada *volume* besar di mana fluktuasi aliran pada sistem *timer* menyebabkan penyimpangan signifikan. Secara keseluruhan, sistem *loadcell* dengan *Kalman filter* menawarkan solusi yang lebih andal untuk aplikasi pengisian air otomatis, seperti dalam industri pengemasan minuman, di mana ketepatan sangat penting. Meskipun waktu pengisian sedikit lebih lama, manfaatnya dalam hal akurasi dan stabilitas jauh lebih besar, menjadikan sistem ini pilihan ideal untuk kebutuhan presisi tinggi. Pengembangan lebih lanjut dapat difokuskan pada optimalisasi waktu pengisian tanpa mengorbankan akurasi untuk meningkatkan efisiensi sistem.

Ucapan terima kasih

Penulis ucapkan terimakasih atas dana hibah dari PPNS melalui skema B penelitian DIPA 2024 sebagai luaran wajib.

Daftar Pustaka

- Acanfora, M., Krata, P., Montewka, J., & Kujala, P. (2018). Towards a method for detecting large roll motions suitable for oceangoing ships. *Applied Ocean Research*, 79, 49–61.
- Celik, M. S., Akyar, D. A., & Ceylan, B. O. (2024). Navigating environmental sustainability in ship recycling industry: Integrated SWOT-TOWS-ANP approach. *Ocean Engineering*, 295, 116906.
- Chen, Y., & Zhang, H. (2017). Application of *Kalman filter* in *real-time* load measurement systems. *Measurement Science and Technology*, 28(10), 105101.
- Huang, M., He, W., Incecik, A., Cichon, A., Królczyk, G., & Li, Z. (2021). Renewable energy storage and sustainable design of hybrid energy powered ships: A case study. *Journal of Energy Storage*, 43, 103266.
- Kim, J., & Lee, S. (2019). *Real-time* weight estimation using *loadcell* sensors in industrial automation. *Sensors*, 19(3), 567.
- Li, X., Wang, Y., & Zhang, J. (2020). Noise reduction in *loadcell*-based weighing systems using hybrid Kalman-Butterworth filters. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 69(6), 3456–3465.
- Liu, S., Song, J., & Zhang, L. (2023). Research on 3-DOF stabilized control system of ship propulsion-assisting sail. *Ocean Engineering*, 278, 114370.
- Liu, Z., Liu, W., Chen, Q., Luo, F., & Zhai, S. (2020). Resistance reduction technology research of high speed ships based on a new type of bow appendage. *Ocean Engineering*, 206, 107246.
- Park, H., & Kim, D. (2021). Precision enhancement in automated filling systems using *loadcell* and adaptive filtering. *Journal of Process Control*, 103, 45–53.
- Smith, A., & Brown, T. (2018). Signal processing techniques for *loadcell* sensors in dynamic environments. *IEEE Sensors Journal*, 18(12), 4987–4995.
- Chen, Y., & Zhang, H. (2017). Application of *Kalman filter* in *real-time* load measurement systems. **Measurement Science and Technology**, 28(10), 105101. <https://doi.org/10.1088/1361-6501/aa7f8b>
- Kim, J., & Lee, S. (2019). *Real-time* weight estimation using *loadcell* sensors in industrial automation. **Sensors**, 19(3), 567. <https://doi.org/10.3390/s19030567>
- Li, X., Wang, Y., & Zhang, J. (2020). Noise reduction in *loadcell*-based weighing systems using hybrid Kalman-Butterworth filters. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, 69(6), 3456–3465. <https://doi.org/10.1109/TIM.2019.2951234>
- Park, H., & Kim, D. (2021). Precision enhancement in automated filling systems using *loadcell* and adaptive filtering. **Journal of Process Control**, 103, 45–53. <https://doi.org/10.1016/j.jprocont.2021.04.003>
- Smith, A., & Brown, T. (2018). Signal processing techniques for *loadcell* sensors in dynamic environments. **IEEE Sensors Journal**, 18(12), 4987–4995. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2018.2834567>