

## APLIKASI *KALMAN FILTER* PADA PEMBACAAN SENSOR SUHU UNTUK PEMANTAUAN KONDISI RUANGAN LABORATORIUM

VERA FIRMANSYAH<sup>†</sup>

*D3 Metrologi dan Instrumentasi,  
Akademi Metrologi dan Instrumentasi, Kementerian Perdagangan,  
Cihanjuang - Bandung*

**Abstrak.** *Noise* merupakan parameter yang selalu muncul dalam setiap proses akuisisi data dari sebuah sensor. Pada penelitian ini, sensor yang digunakan adalah jenis DHT11 dan LM35 yang dihubungkan pada arduino mega untuk memantau suhu ruangan laboratorium sesuai ketentuan ISO 17025. Kalman filter dapat menghilangkan atau mengurangi *noise* dari sensor. Keberhasilan Kalman filter dalam menghilangkan *noise* ditentukan oleh nilai R yang disebut kovarian *noise* pengukuran dan Q yang disebut kovarian *noise* proses. Pemilihan atau penggunaan nilai R dan Q dapat meningkatkan performa Kalman filter dalam menghilangkan *noise*. Pada penelitian ini, Kalman filter diaplikasikan pada sensor suhu jenis LM35 dengan keluaran berupa tegangan dan *sensor* suhu jenis DHT11 dengan keluaran derajat celsius. Selisih penunjukkan data *sensor* sebelum dan sesudah menggunakan Kalman filter dengan nilai selisih variansi hasil filter lebih kecil dibandingkan dengan variansi tanpa filter, pada suhu konstan selisih variansi sama dengan nol untuk DHT11 dan 0,14 untuk LM35. Sedangkan pada suhu tidak konstan didapat selisih variansi 0,8 untuk DHT11 dan 0,3 untuk LM35.

**Kata kunci :** Sensor Suhu, LM35, DHT11, Kalman Filter, Arduino

**Abstract.** Noise is a parameter that always appears in every process of digital data acquisition in sensor devices. In this research, DHT11 and LM35 types were used as sensor components that connected to arduino mega for monitoring the laboratory room temperature in accordance with the provisions of ISO 17025. The Kalman Filter can remove or reduce noise effectively from the sensor. The success of Kalman Filter in removing noise is determined by the value of covariance noise measurement (R) and covariance noise process (Q). The precision of R and Q values can improve the Kalman filter performance in eliminating noise. In this work, Kalman filter was applied to the LM35 type and DHT11 of temperature sensor with voltage output and with degrees celsius output. The resulted data before and after using Kalman filter has a difference value of filter yield variance smaller than that with unfiltered. At constant temperature, the difference of variance equal to zero and 0.14 for DHT11 and LM35, respectively. While at fluctuation temperature the difference of variance was obtained of 0.8 and 0.3 for DHT11 for LM35, respectively.

**Keywords :** Temperature Sensor, LM35, DHT11, Kalman Filter, Arduino

### 1. Pendahuluan

Kondisi ruangan laboratorium sesuai dengan ISO 17025 [1] harus terjaga pada suhu tertentu. Data yang diambil pada Laboratorium Massa PPSDK Kemendag dimana laboratorium tersebut digunakan sebagai laboratorium pendidikan di Program Studi D3 Metrologi dan Instrumentasi Akademi Metrologi dan Diklat Kemetrolgian. Semakin banyak pengunjung laboratorium maka akan menyebabkan kondisi ruangan menjadi tidak stabil. Ketidakstabilan tersebut dapat pula disebabkan oleh kondisi atau kualitas alat ukur pemantau ruangan itu sendiri. Alat ukur yang tersedia menggunakan sensor suhu jenis DHT yang memiliki 2 (dua) tipe, yaitu DHT11 dan DHT22. Sensor DHT11 memiliki resolusi 1°C sedangkan DHT22 memiliki resolusi 0,1°C. Sensor DHT11 tidak memerlukan konversi dari sinyal analog karena sinyal keluaran dalam bentuk digital [2]. Sensor jenis DHT22 memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan DHT11 yang

---

<sup>†</sup> email : vera.firmansyah@kemendag.go.id

dapat menampilkan 1 (satu) digit dibelakang koma [3]. DHT22 memiliki eror 4% lebih baik dibandingkan DHT11 [4]. Keluaran dari sensor jenis DHT yaitu dalam derajat celcius sedangkan LM35 keluarannya yaitu tegangan, sehingga membutuhkan konversi dari tegangan ke derajat celcius. Makalah ini menggunakan sensor DHT11 agar dapat terlihat perbedaan antara kedua jenis sensor di atas, baik sebelum dan setelah menggunakan filter. Kalman filter (KF) merupakan salah satu filter yang dapat membantu menghilangkan atau mengurangi *noise* tersebut [5]. KF saat ini banyak digunakan untuk mengurangi *noise* pada gerakan robot [6] dan stabilitas terbang pesawat tanpa awak [7,8]. KF yang digunakan dalam makalah ini adalah jenis KF diskrit, dimana data yang muncul cenderung linier. Dalam KF terdapat 2 (dua) buah parameter yang harus ditentukan di awal ketika sebuah data akan dimasukkan ke dalam KF, yaitu : kovarian *noise* proses (Q) dan kovarian *noise* pengukuran (R). Pada makalah ini akan diperlihatkan nilai kedua buah parameter tersebut yang cocok dengan karakter sensor suhu, baik itu sensor DHT11 ataupun LM35. Dengan mengetahui lebih awal tentang kedua parameter tersebut, diharapkan KF dapat bekerja lebih optimal. Salah satu solusi untuk mendapatkan akurasi pemantauan kondisi ruangan laboratorium yang lebih baik, dapat digunakan multisensor sebagai pencatat kondisi ruangan [9,10].

## 2. Metode

### 2.1. Kalman Filter Diskrit

Pada tahun 1960, Kalman mempublikasikan makalah yang menjelaskan persoalan filter linier data diskrit [5]. Kalman filter dapat memperkirakan keadaan suatu proses dengan cara meminimalkan kesalahan kuadrat rata-rata (*mean square error*) baik keadaan sebelumnya, saat ini dan yang akan datang. Kalman filter memperkirakan satu proses melalui mekanisme kontrol umpan-balik, filter mengestimasi keadaan dari proses kemudian mendapat umpan balik berupa nilai hasil pengukuran yang bercampur *noise*. Persamaan untuk Kalman filter dikelompokkan dalam dua bagian, yaitu persamaan perubahan waktu dan persamaan perubahan pengukuran. Persamaan perubahan waktu bertugas untuk mendapatkan nilai pra-perkiraan untuk waktu langkah selanjutnya. Sedangkan persamaan perubahan pengukuran bertugas untuk keperluan umpan balik, seperti memadukan hasil pengukuran terbaru dengan nilai pra-perkiraan untuk mendapatkan nilai pasca-perkiraan yang lebih baik. Persamaan perubahan waktu memprediksi nilai keadaan dan memperkirakan kovarian dari waktu langkah k-1 menuju k. Persamaannya adalah:

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

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad (2)$$

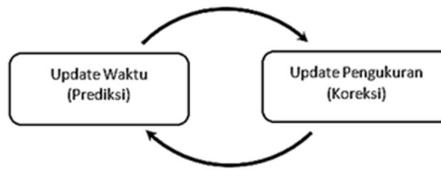
Sedangkan untuk persamaan perubahan pengukuran, langkah awal yang harus ditentukan adalah *Kalman Gain* ( $K_k$ ), nilai proses sebenarnya ( $\hat{x}_k$ ) untuk menghitung pasca perkiraan keadaan dengan melibatkan nilai hasil pengukuran, dan terakhir adalah menghitung eror kovarian pasca perkiraan ( $P_k$ ), sesuai dengan persamaa:

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (3)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (4)$$

$$P_k = (1 - K_k H)P_k^- \quad (5)$$

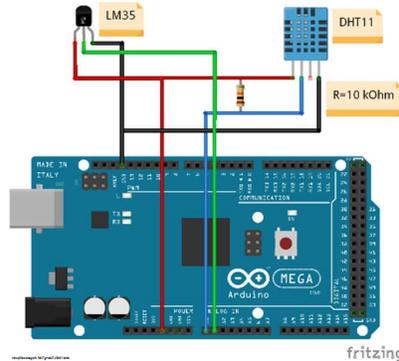
Persamaan perubahan waktu dan perubahan pengukuran merupakan siklus dari Kalman filter. Ilustrasi dari kedua persamaan tersebut ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Siklus Kalman filter

## 2.2. Perancangan Perangkat Keras

Arduino Mega 2560 adalah mikrokontroler yang berbasis Arduino dengan menggunakan chip ATmega 2560. Board ini memiliki pin I/O yang cukup banyak, sejumlah 54 buah digital I/O pin dengan 15 pin PWM, 16 pin analog input, dan 4 pin UART (*serial port hardware*). Sensor yang digunakan adalah LM35 yang hanya dapat mengukur suhu. Keluaran sensor LM35 berupa sinyal analog berupa tegangan (V) yang akan dikonversikan terlebih dahulu ke suhu (T) sebelum di proses oleh Kalman filter. LM35 memiliki akurasi yang cukup tinggi, impedansi yang rendah, dan linieritas yang tinggi. Sensor lainnya yang digunakan adalah jenis DHT11. Selain dapat mengukur suhu, sensor ini dapat pula mengukur kelembaban. Untuk itu, DHT11 dipilih sebagai bahan perbandingan untuk menguji Kalman filter yang akan dibandingkan dengan LM35, agar hasil yang didapat dapat terlihat perbedaannya. Skema perancangan perangkat keras diperlihatkan pada Gambar 2. Sensor LM35 terkoneksi di port A1 sedangkan sensor DHT11 terkoneksi di port A0 pada arduino mega.



Gambar 2. Skema Perancangan Perangkat Keras Sensor Suhu di Arduino Mega 2560

## 2.3. Perancangan Perangkat Lunak

Bahasa pemrograman arduino adalah Bahasa C yang digunakan pada AVR (*Alf and Vegard's Risc processor*). Fungsi yang wajib ada pada arduino adalah *setup* dan *loop*. Fungsi *setup* akan dijalankan 1 (satu) kali ketika arduino dijalankan, sedangkan fungsi *loop* dijalankan terus menerus. Selain kedua fungsi itu, kita bias membuat fungsi lainnya yang dapat dipanggil baik di dalam fungsi *setup* maupun fungsi *loop*. Secara garis besar kode yang digunakan dibagi menjadi 2 (dua) bagian, yaitu bagian mengambil data dari sensor dan bagian yang memproses data tersebut oleh Kalman Filter. Implementasi Kalman Filter untuk sensor suhu yang akan disimpan di arduino dan proses dinyatakan dengan persamaan beda linier:

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} + w_k \quad (6)$$

$$x_k = x_{k-1} + w_k \quad (7)$$

dengan pengukuran  $z \in \mathbb{R}^1$ , yaitu:

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (8)$$

$$z_k = x_k + v_k \quad (9)$$

Keadaan  $x$  tidak berubah dari satu langkah ke langkah berikutnya ( $A=1$ ), tidak ada input kontrol ( $u=0$ ), dan pengukuran yang bercampur *noise* langsung didapatkan dari keadaan  $x$  ( $H=1$ ). Persamaan update waktu menjadi:

$$\hat{x}_k^- = \hat{x}_{k-1} \quad (10)$$

$$P_k^- = P_{k-1} + Q \quad (11)$$

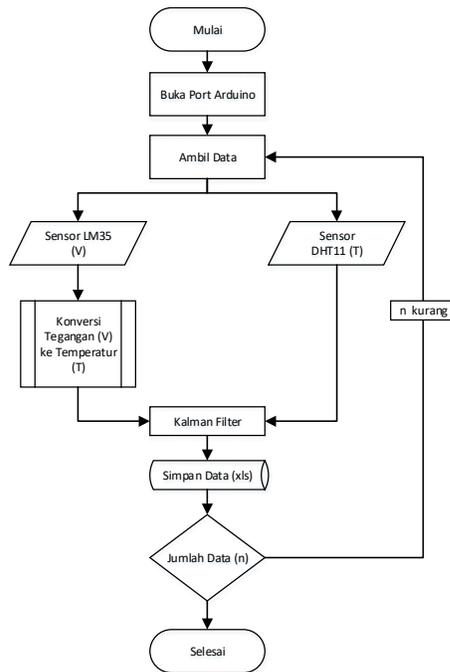
dan persamaan *update* pengukurannya menjadi:

$$K_k = P_k^- (P_k^- + R)^{-1} \quad (12)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K(z_k - \hat{x}_k^-) \quad (13)$$

$$P_k = (1 - K_k)P_k^- \quad (14)$$

dengan menganggap varian *noise* proses sangat kecil (misal  $Q = 10^{-8}$ ) dan  $\hat{x}_{k-1} = 0$ , berasumsi bahwa nilai sebenarnya dari nilai konstan acak tersebut terdistribusi normal. Pemilihan  $P_0 = 0$ , berarti yakin bahwa nilai awal estimasi keadaan  $\hat{x}_0 = 0$ . Jika terdapat ketidakpastian pada nilai  $\hat{x}_0$ , maka bisa memilih  $P_0 \neq 0$  (misal  $P_0 = 1$ ) dan filter pada akhirnya akan konvergen. Untuk kovarian *noise* pengukuran (misal  $R = 10^{-5}$ ) yang merupakan nilai varian eror sebenarnya. Proses pengambilan data melalui *port* serial dengan bantuan *software* “PLC-DAQ for excel” yang dapat diunduh secara gratis [11]. Data yang diambil setiap 1 (satu) kali proses yaitu antara 100 - 2700 data, dimana untuk setiap data ditetapkan selama 0,5 s. Diagram alir aplikasi Kalman Filter data sensor suhu di arduino mega diperlihatkan pada Gambar 3.



**Gambar 3.** Diagram Alir Aplikasi Kalman Filter Data Sensor Suhu di Arduino Mega

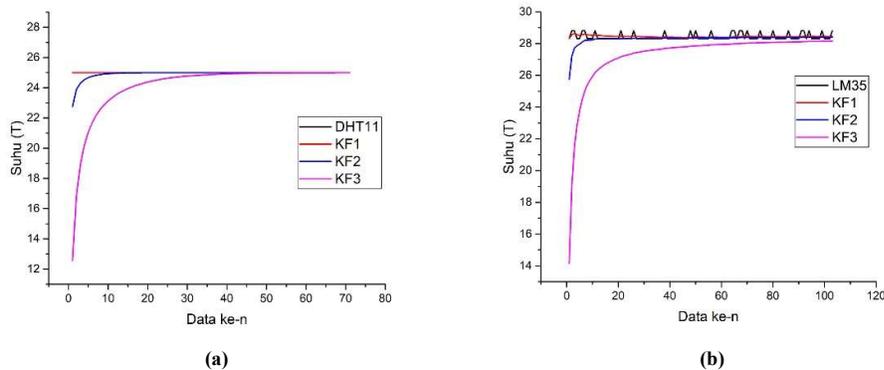
### 3. Hasil dan Pembahasan

Pada Tabel 1 diberikan 3 (tiga) nilai Q dan R yang berbeda sebagai nilai perkiraan awal untuk kedua buah sensor pada suhu pengukuran yang dibuat konstan dengan bantuan *dry block* [12]. Gambar 4.a dan Gambar 4.b memperlihatkan respon KF untuk masing-masing sensor pada 3 (tiga) nilai R dan Q yang berbeda. Nilai Q dan R yang terbaik dihasilkan pada label KF1 (garis merah) dengan  $Q=1e-8$  dan  $R=1e-5$ . Data pengukuran sensor suhu sebelum difilter ditunjukkan dengan garis putus-putus warna hitam.

Tabel 1. Nilai R dan Q untuk Sensor DHT11 dan LM35

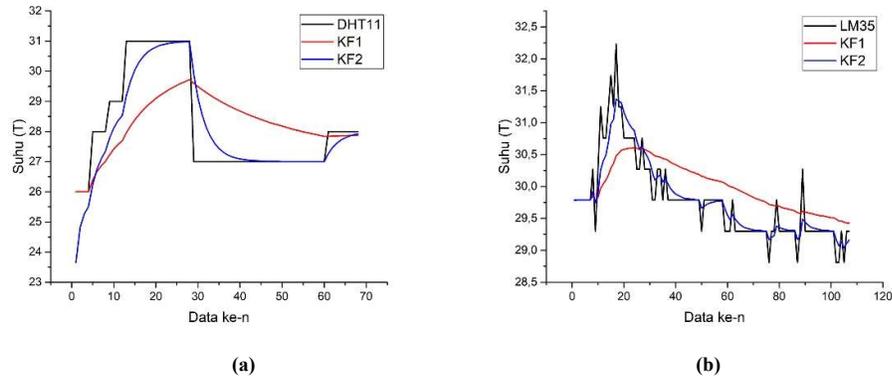
No	Label	R	Q
1	KF1	$1e-5$	$1e-8$
2	KF2	$1e-1$	$1e-2$
3	KF3	$1e-0$	$1e-2$

Gambar 4.a memperlihatkan hasil pengukuran suhu dengan sensor DHT11 pada suhu konstan yang memiliki variansi terkecil didapat pada KF1. Variansi masing-masing pengukuran yaitu  $S_{n-1}$  (DHT11) = 0,  $S_{n-1}$  (KF1) = 0,  $S_{n-1}$  (KF2) = 0,3, dan  $S_{n-1}$  (KF3) = 2. Gambar 4.b juga memperlihatkan nilai Q dan R yang terbaik pada label KF1 dengan variansi yaitu  $S_{n-1}$  (DHT11) = 0,2;  $S_{n-1}$  (KF1) = 0,06;  $S_{n-1}$  (KF2) = 0,3; dan  $S_{n-1}$  (KF3) = 2,2.



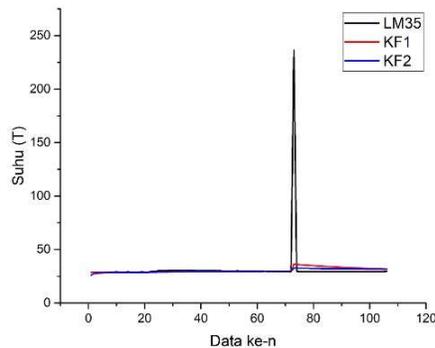
Gambar 4. Grafik Respon KF Pada Suhu Konstan (a) Sensor DHT11 (b) Sensor LM35

Estimasi nilai Q dan R pada suhu konstan untuk kedua buah sensor dipergunakan untuk menguji KF pada suhu tidak konstan. Namun, pada Gambar 5 diperlihatkan hanya 2 (dua) estimasi nilai Q dan R saja. Variansi pada Gambar 5.a yaitu  $S_{n-1}$  (DHT11) = 1,7;  $S_{n-1}$  (KF1) = 0,9 dan  $S_{n-1}$  (KF2) = 1,7. Variansi pada Gambar 5.b yaitu  $S_{n-1}$  (LM35) = 0,6;  $S_{n-1}$  (KF1) = 0,3 dan  $S_{n-1}$  (KF2) = 0,5. Variansi label KF1 pada Gambar 5 didapatkan hasil yang paling kecil dibandingkan dengan yang lainnya, ini menunjukkan bahwa filter bekerja dengan baik.



**Gambar 5.** Grafik Respon KF Pada Suhu Tidak Konstan (a) Sensor DHT11 (b) Sensor LM35

KF juga dapat memfilter data yang berupa pencilon (*outlier*), dengan nilai  $Q$  dan  $R$  yang didapat pada keadaan suhu konstan. Hasil pada Gambar 6 memperlihatkan bahwa KF cukup efektif dalam menghilangkan *outlier*. Nilai variansi pengukurannya yaitu  $S_{n-1}$  (LM35) = 0,7;  $S_{n-1}$  (KF1) = 0,4 dan  $S_{n-1}$  (KF2) = 2,4.



**Gambar 6.** Grafik Respon KF Sensor LM35 Dengan Gangguan

#### 4. Simpulan

Diberikan 3 (tiga) buah kombinasi parameter  $Q$  dan  $R$  yang diterapkan pada sensor suhu DHT11 dan LM35 dengan nilai terbaik pada  $Q=1e-8$  dan  $R=1e-5$ , baik pada suhu konstan maupun pada suhu tidak konstan. Hal ini didukung dengan nilai selisih variansi hasil KF lebih kecil dibandingkan dengan variansi tanpa KF, pada suhu konstan selisih variansi sama dengan nol untuk DHT11 dan 0,14 untuk LM35. Sedangkan pada suhu tidak konstan didapat selisih variansi 0,8 untuk DHT11 dan 0,3 untuk LM35.

#### Daftar Pustaka

1. ISO/IEC 17025:2017
2. Aosong (Guangzhou) Electronics Co., "Temperature and Humidity Module. DHT11 Product Manual", lembar data DHT11.

3. Aosong (Guangzhou) Electronics Co., "Temperature and Humidity Module. AM2302 Product Manual", lembar data DHT22.
4. A.H. Saptadi., "Perbandingan Akurasi Pengukuran Suhu dan Kelembaban Antara Sensor DHT11 dan DHT22 Studi Komparatif pada Platform ATMEL AVR dan Arduino", Jurnal Infotel (2014) Vol. 6, No. 2, Nop..
5. Kalman, R.E., "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems", Transaction of the ADME-Journal of Basic Engineering (1960) hal. 35-45.
6. B.H. Prasetio, W. Kurniawan., "Uji Performansi Ensemble Kalman Filter Untuk Mengurangi Noise Pengukuran Sensor Pada Robot", Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK) (2015) Vol. 2, No. 2, Oktober, hal. 96-101.
7. P.S. Ardiantara, *et al.*, " Purwarupa Kontrol Kestabilan Posisi dan Sikap pada Pesawat Tanpa Awak Menggunakan IMU dan Algoritma Fusion Sensor Kalman Filter", IJEIS (2014) Vol.4, No.1, April, pp. 25-34
8. Lasmadi, *et al.*, "Implementasi Kalman Filter untuk Navigasi Quadrotor Berbasis Sensor Accelerometer", (2016) Seminar Nasional Inovasi Dan Aplikasi Teknologi Di Industri (Seniati)
9. H.I. Verifiaz, *et al.*, "A Dual Extended Kalman Filter for Tilt Estimation", Proceeding of The World Congress on Engineering (2017) Vol. 1
10. K.H. Eom. *et al.*, " Improved Kalman Filter Method for Measurement Noise Reduction in Multi Sensor RFID Systems", (2011) Sensors, 11(11):10266-82
11. <https://www.parallax.com/downloads/plx-daq>
12. W. Greg, *et al.*, "An Introduction to the Kalman Filter", UNC-Chapel Hill (2006) TR 95-041, July 24