

Dzesēšanas sistēma ar automātisku temperatūras regulēšanu

Darba izpildītājs:

Romāns Peženkovs

Zinātniskais vadītājs:

mg.sc.ing. Artūrs Orbidāns

Pamatmērķis

Izstrādāt dzesēšanas sistēmas ierīci, kura regulēs gaisa temperatūru devēju tuvumā, vadot ventilatorus.

Sistēmai pastāvēs intuitīvi saprotama lietotāja saskarne, kurai tiks izmantots displejs un pogas, kas ļaus pielāgot sistēmu konkrētām uzdevumam.

Maģistra darba uzdevumi

- Analizējot zinātniskas publikācijas, pārveidot Kalmana filtra algoritmu daudzdimensionālam gadījumam par viendimensionālo gadījumu.
- Izpētīt un praktiski pārbaudīt dažādus ciparu filtrācijas algoritmus, kuri tiks pielietoti temperatūras mērījumiem – Kalmana filtru, mediānu filtru un slīdošo vidējo filtru.
- Izstrādāt dzesēšanas sistēmu, kas veic temperatūras korekciju, mainot ventilatora griešanas ātrumu, izmantojot PID algoritmu.
- Pārbaudīt izvirzītas hipotēzes.

Izvirzītas hipotēzes

- „Pielietojot dažādus sensoru filtrācijas paņēmienus, var samazināt ieejas signāla trokšņus, kā arī iegūt izšķirtspēju, kura ir labāka nekā ACP mazākā bita vērtība.”
- „Dzesēšanas sistēmai PID algoritma atvasinājuma komponente nav būtiska, jo regulējamās temperatūras izmaiņas nenotiek lēcienveidīgi.”
- „Trapeču un Simpsona metožu pielietošana integrāļa aprēķināšanai ļaus samazināt temperatūras fluktuācijas un uzlabot dzesēšanas sistēmas PID algoritmu.”

Mediānu filtrs

$$x[] = [7, 7, 15, 8, 5, 5]$$

$$y[1] = \textit{med}(7, 7, 15) = 7$$

$$y[2] = \textit{med}(7, 15, 8) = 8$$

$$y[3] = \textit{med}(15, 8, 5) = 8$$

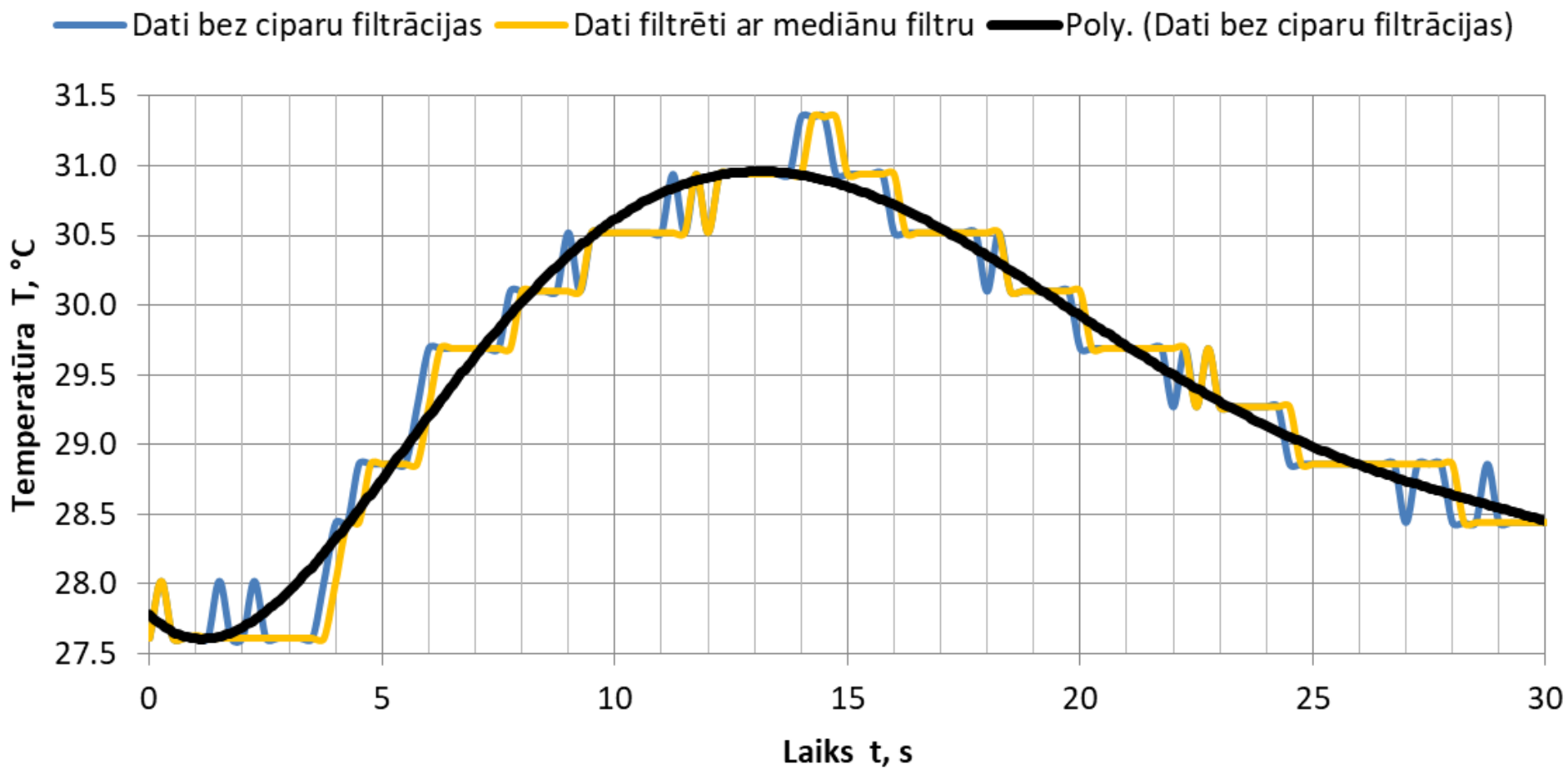
$$y[4] = \textit{med}(8, 5, 5) = 5$$

$$y[] = [7, 8, 8, 5]$$

Korelācijas koeficients

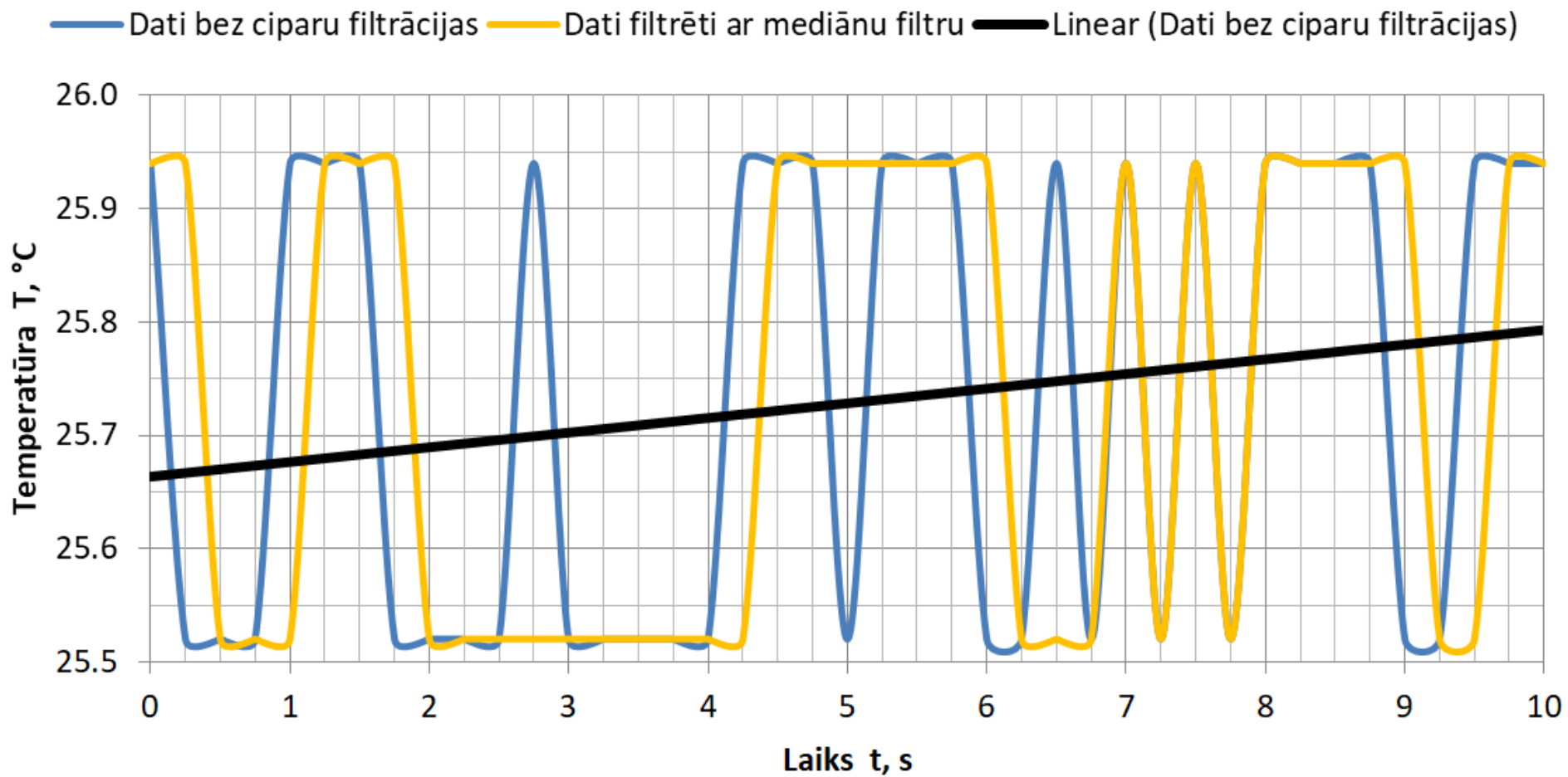
$$\text{Correl}(X, Y) = \frac{\sum (x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x - \bar{x})^2 \sum (y - \bar{y})^2}}$$

\bar{x}, \bar{y} – vidējās aritmētiskās vertības



Nefiltrētie dati un tendences līkne **0.977**

Mediānu filtrs un tendences līkne **0.974**



Nefiltrētie dati un tendences līkne **0.202**

Mediānu filtrs un tendences līkne **0.244**

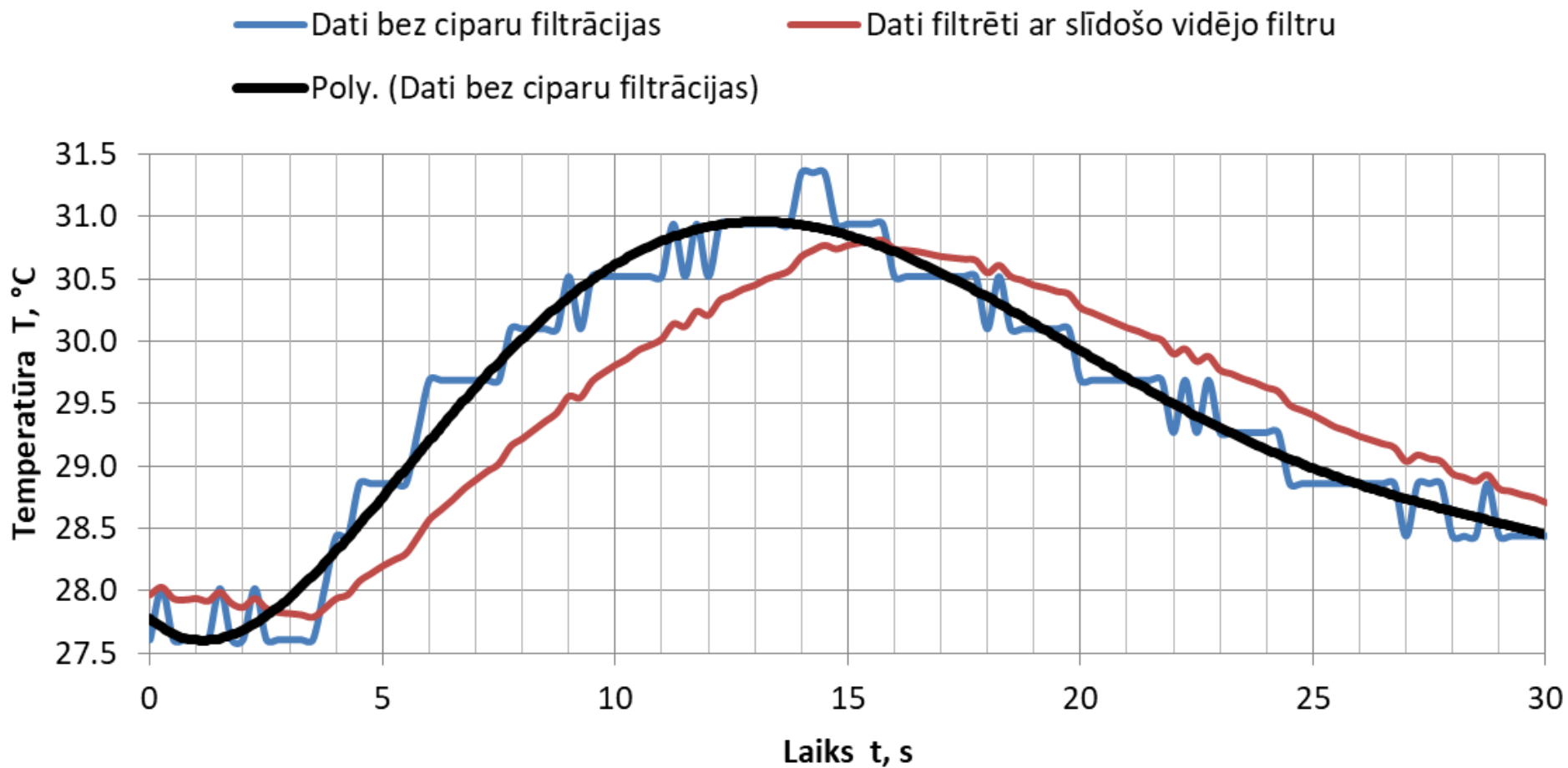
Slīdošais vidējais filtrs

$$y[i] = \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} x[i + j]$$

$$y[80] = \frac{x[80] + x[81] + x[82] + x[83] + x[84]}{5}$$

$$y[i] = \frac{1}{M} \left[\left(\sum_{j=1}^{M-1} y[i - j] \right) + x[i] \right]$$

$$y[80] = \frac{y[76] + y[77] + y[78] + y[79] + x[80]}{5}$$



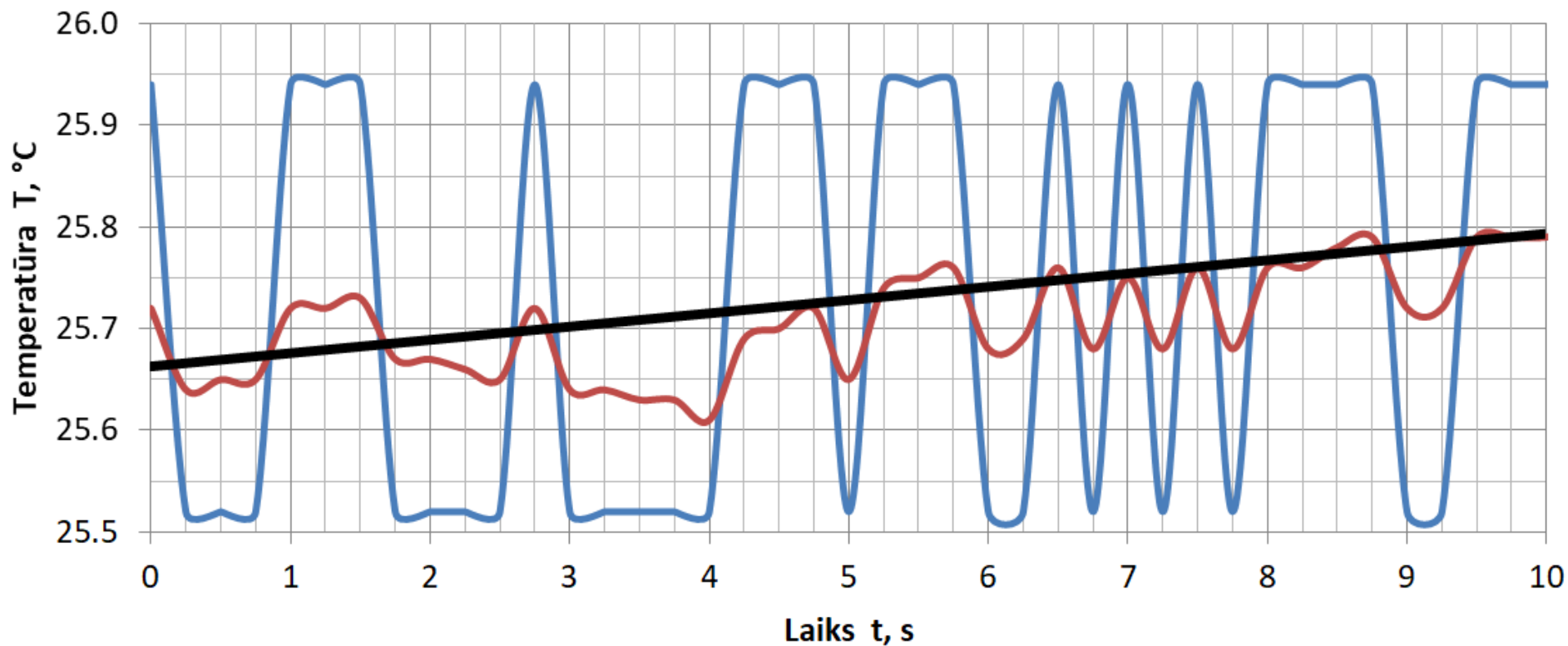
Nefiltrētie dati un tendences līkne **0.977**

Slīdošais vidējais filtrs un tendences līkne **0.878**

— Dati bez ciparu filtrācijas

— Dati filtrēti ar slīdošo vidējo filtru

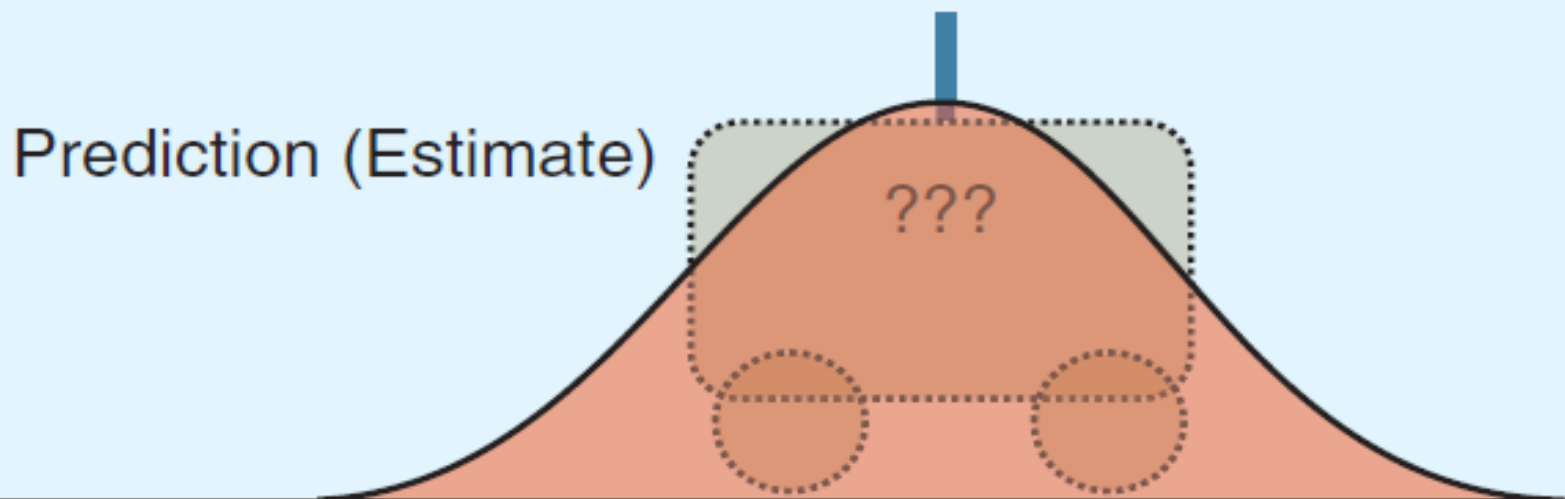
— Linear (Dati bez ciparu filtrācijas)



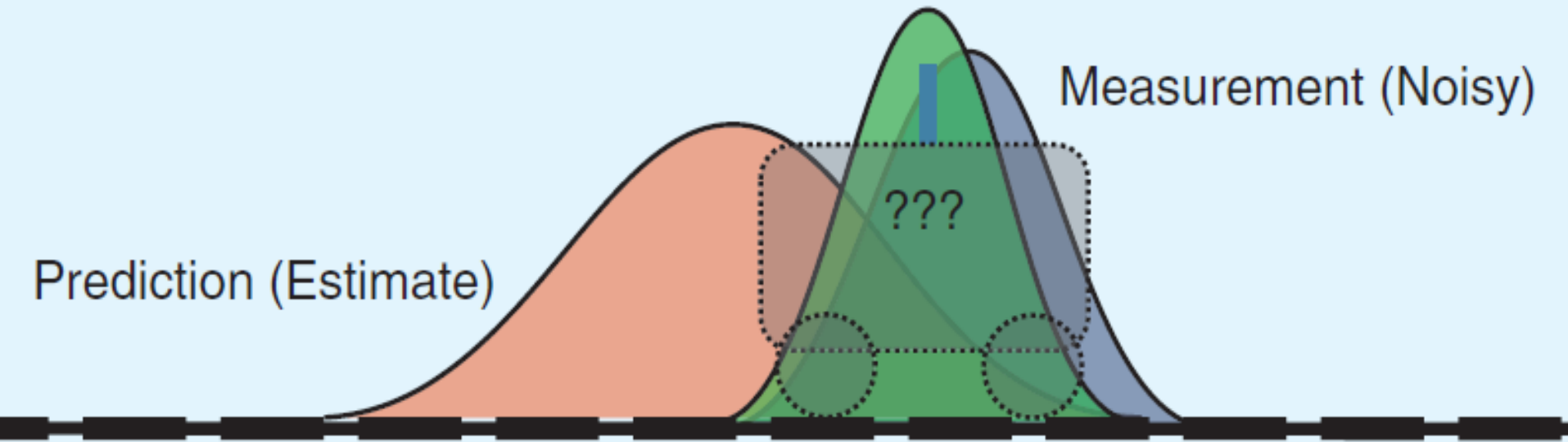
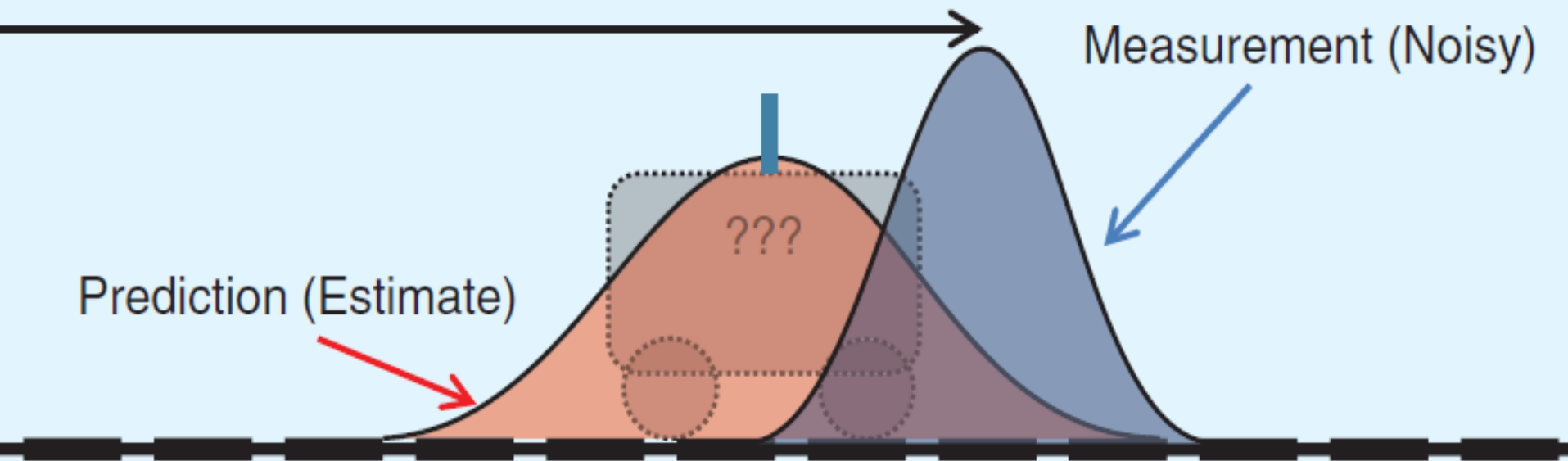
Nefiltrētie dati un tendences līkne **0.202**

Slīdošais vidējais filtrs un tendences līkne **0.668**

Kalmana filtrs



Understanding the Basis of the Kalman Filter Via a Simple Intuitive Derivation.
Ramsey Faragher. IEEE Signal Processing Magazine. (September 2012)



Stāvokļa vektors tiek prognozēts, izmantojot stāvokļa dinamikas vienādojumu:

$$x_{k|k-1} = F_{k-1}x_{k-1} + G_{k-1}u_{k-1}$$

Jāprognozē stāvokļa kļūdas kovariācijas matrica:

$$P_{k|k-1} = F_{k-1}P_{k-1}F_{k-1}^T + Q_{k-1}$$

Jāaprēķina Kalmana pastiprinājumu matrica:

$$K_k = \frac{P_{k|k-1}H_k^T}{H_kP_{k|k-1}H_k^T + R_k}$$

Jāatjauno stāvokļa vektors:

$$x_k = x_{k|k-1} + K_k(z_k - H_kx_{k|k-1})$$

Jāatjauno stāvokļa kļūdas kovariācijas matrica:

$$P_k = (I - K_kH_k)P_{k|k-1}$$

- F – Stāvokļa sistēmas matrica (System Matrix – State)
- G – Ieejas sistēmas matrica (System Matrix – Input)
- H – Novērošanas matrica (Observation Matrix)
- I – Vienības matrica (Identity Matrix)
- Q – Procesa kovariācijas matrica (Process covariance matrix)
- R – Trokšņu mērīšanas kovariācijas matrica (Measurement noise covariance matrix)
- P – Stāvokļa kļūdas kovariācijas matrica (State error covariance matrix)
- K – Kalmana pastiprinājumu matrica (Kalman gain matrix)
- u – Ieejas vektors (Input vector)
- x – Stāvokļa vektors (State vector)
- z – Mērījumu vektors (Measurement vector)

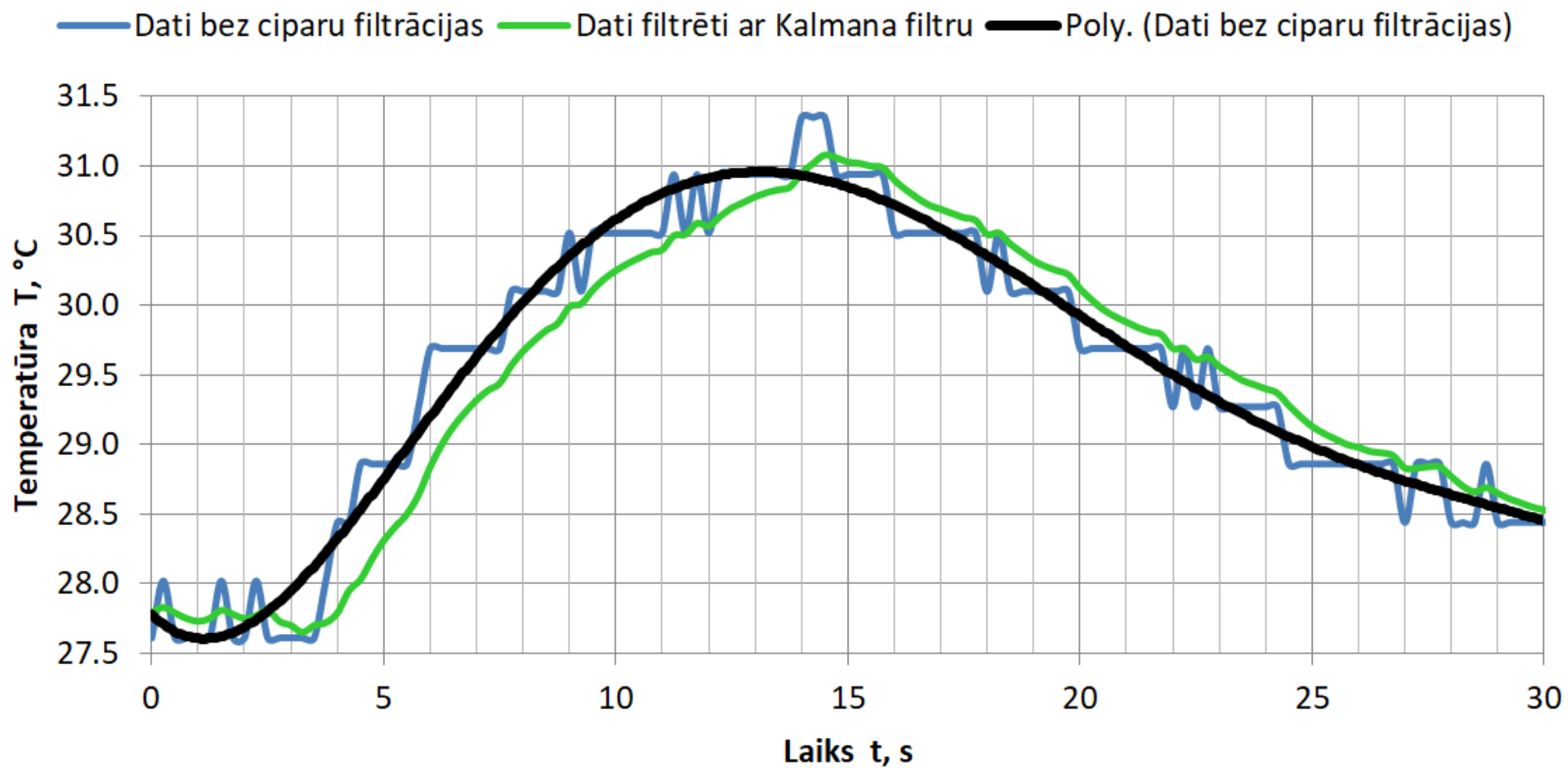
$$P_{k|k-1} = P_{k-1} + Q = P_{k-1} + 0.002$$

$$K_k = \frac{P_{k|k-1}}{P_{k|k-1} + R} = \frac{P_{k|k-1}}{P_{k|k-1} + 0.023}$$

$$x_k = x_{k-1} + K_k(z_k - x_{k-1})$$

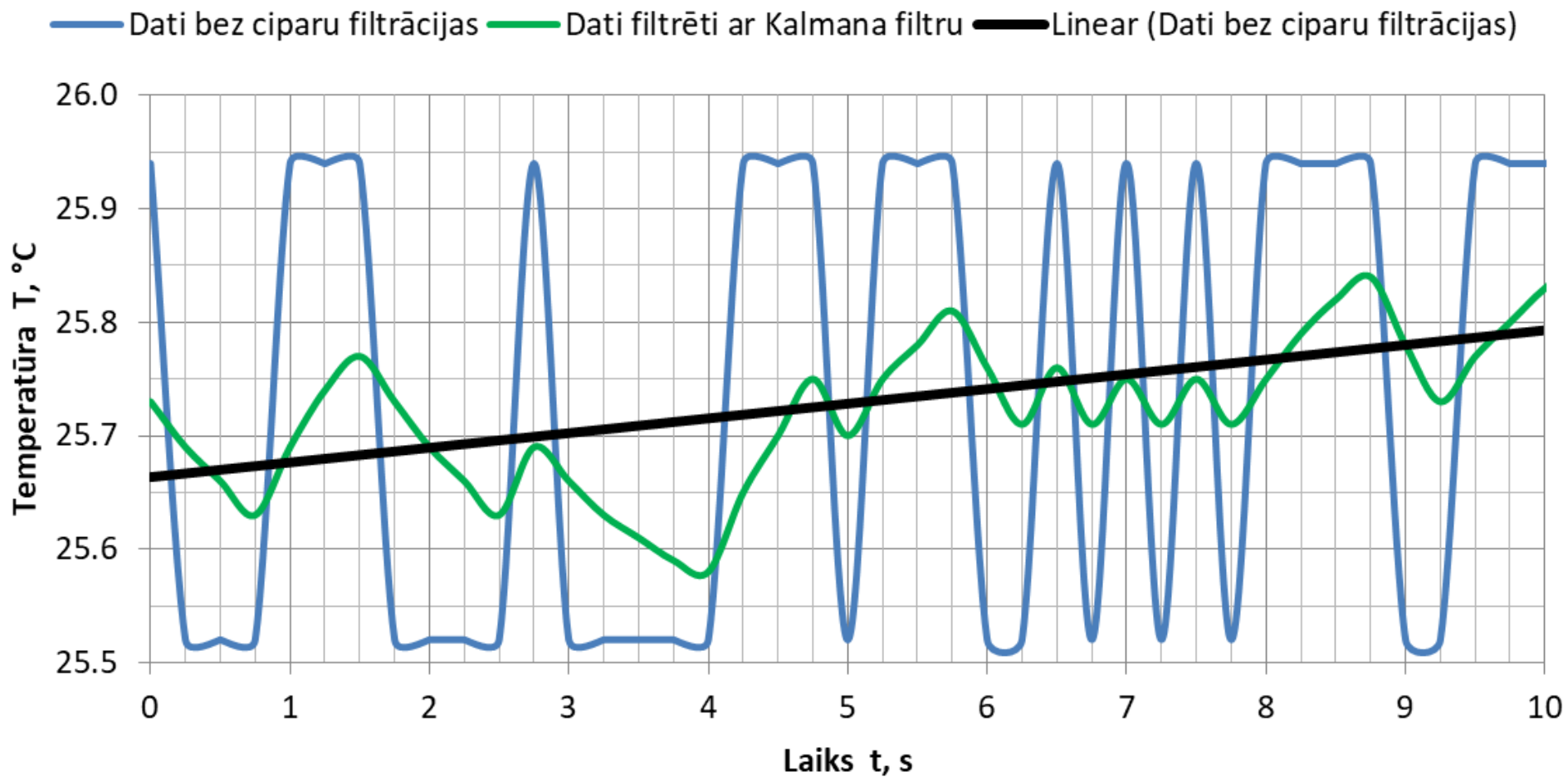
$$P_k = (1 - K_k)P_{k|k-1}$$

$P_{k|k-1}$ – prognozēta stāvokļa kļūdas kovariācija; P_k – stāvokļa kļūdas kovariācija; Q – procesa kovariācija; K_k – Kalmana pastiprinājums; R – temperatūras trokšņu mērīšanas variācija; x_k – nofiltrēta vērtība; z_k – nomērīta vērtība.



Nefiltrētie dati un tendences līkne **0.977**

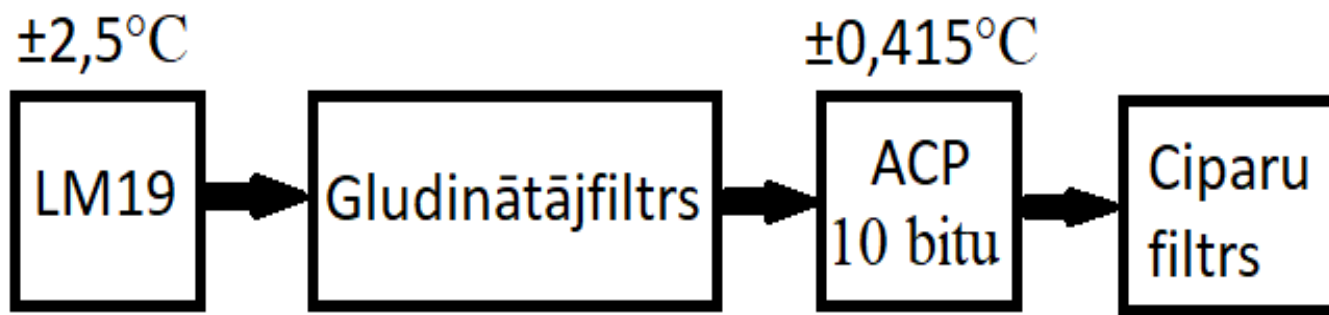
Kalmana filtrs un tendences līkne **0.954**



Nefiltrētie dati un tendences līkne **0.202**

Kalmana filtrs un tendences līkne **0.660**

Temperatūras mērījumu trokšņu samazināšanas shēma



Skaitlisku metožu pielietošana, veidojot PID algoritmu

$$\int_a^b f(x)dx \approx h(y_0 + y_1 + \dots + y_{n-1})$$



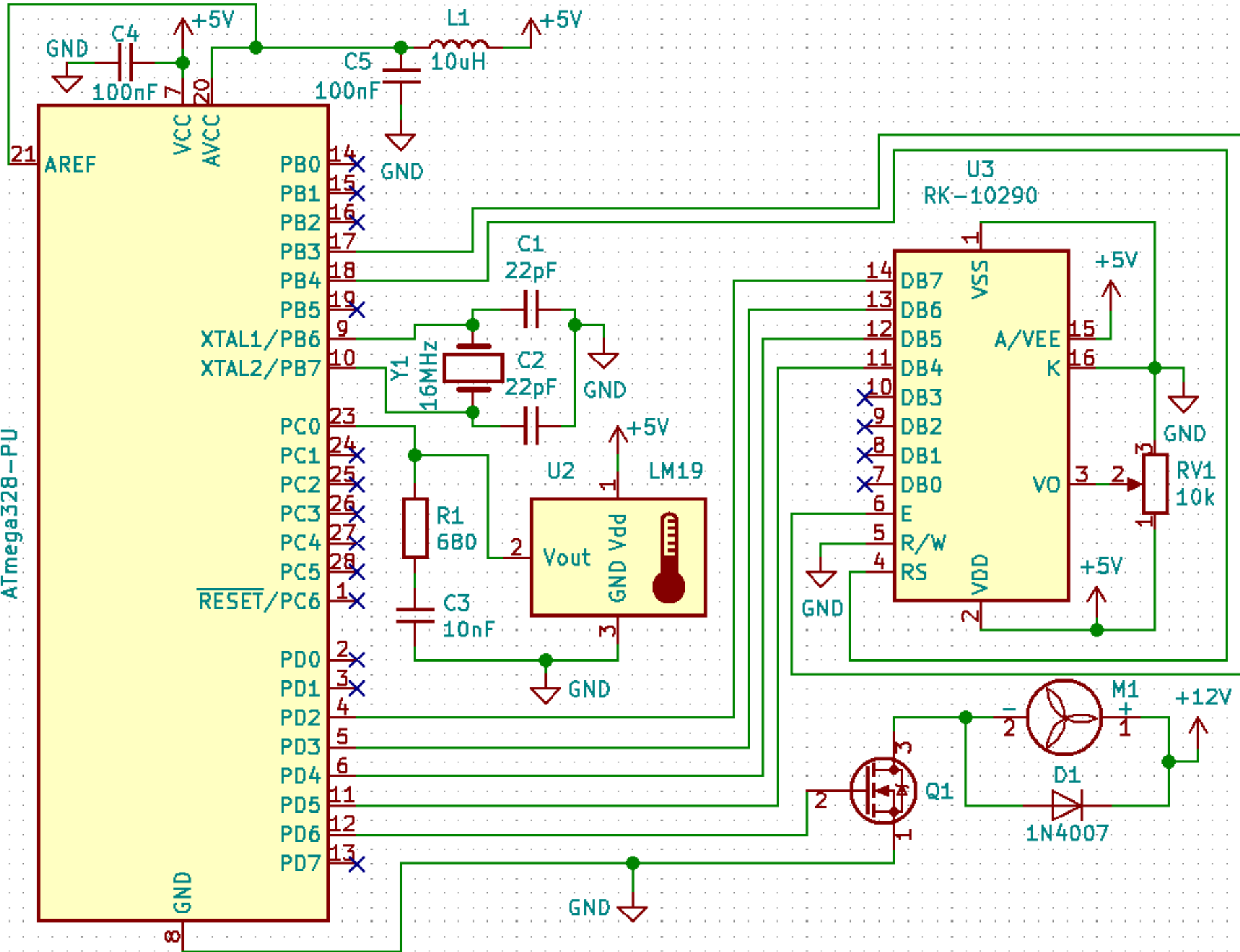
$$\int_a^b f(x)dx \approx h\left(\frac{y_0 + y_n}{2} + y_1 + y_2 + \dots + y_{n-1}\right)$$

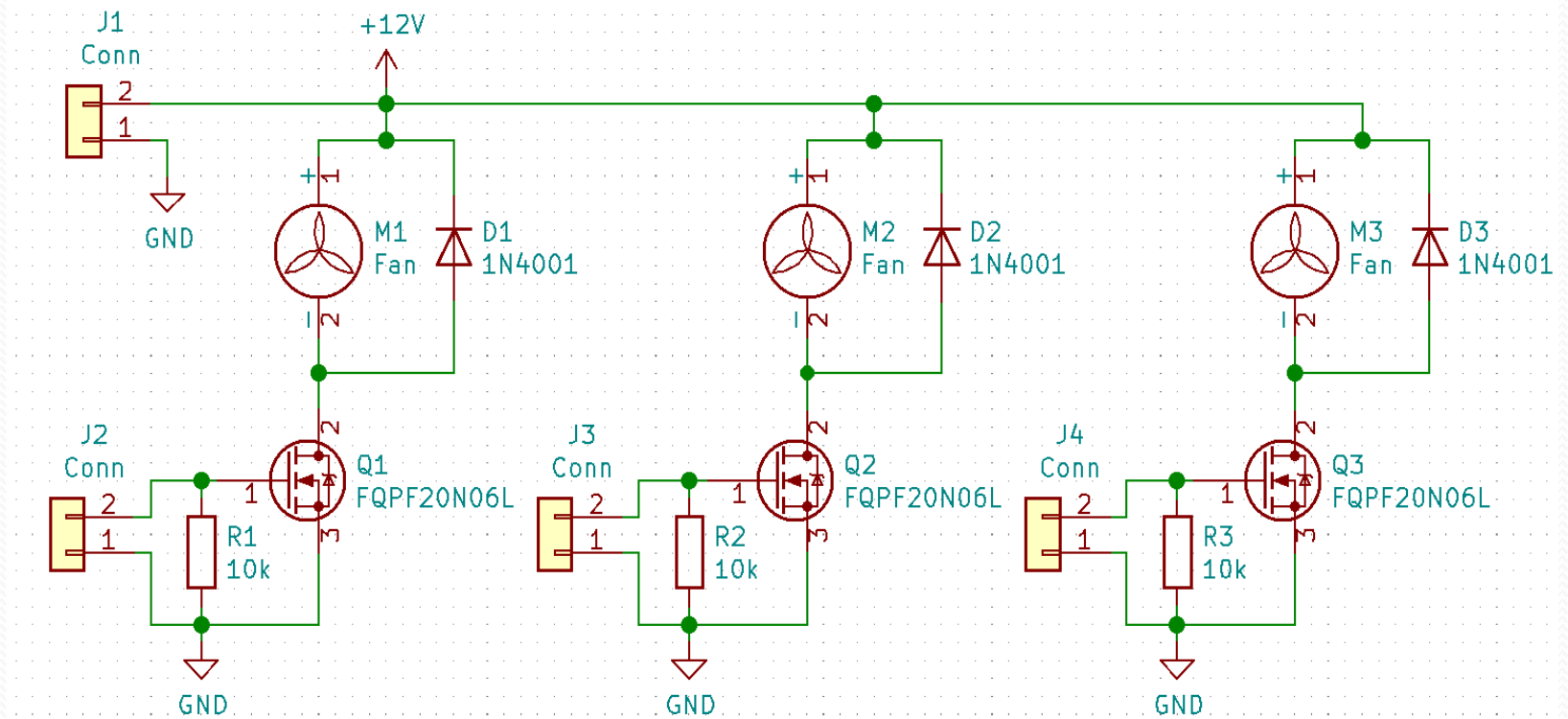
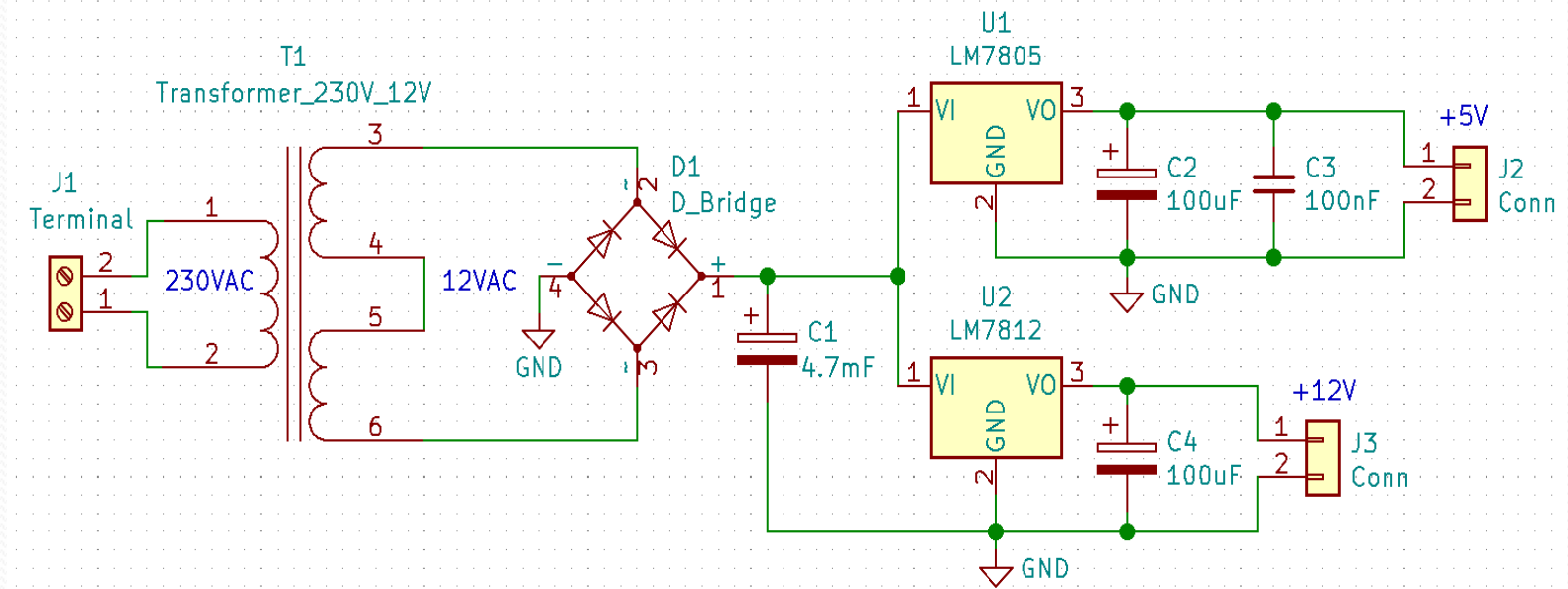


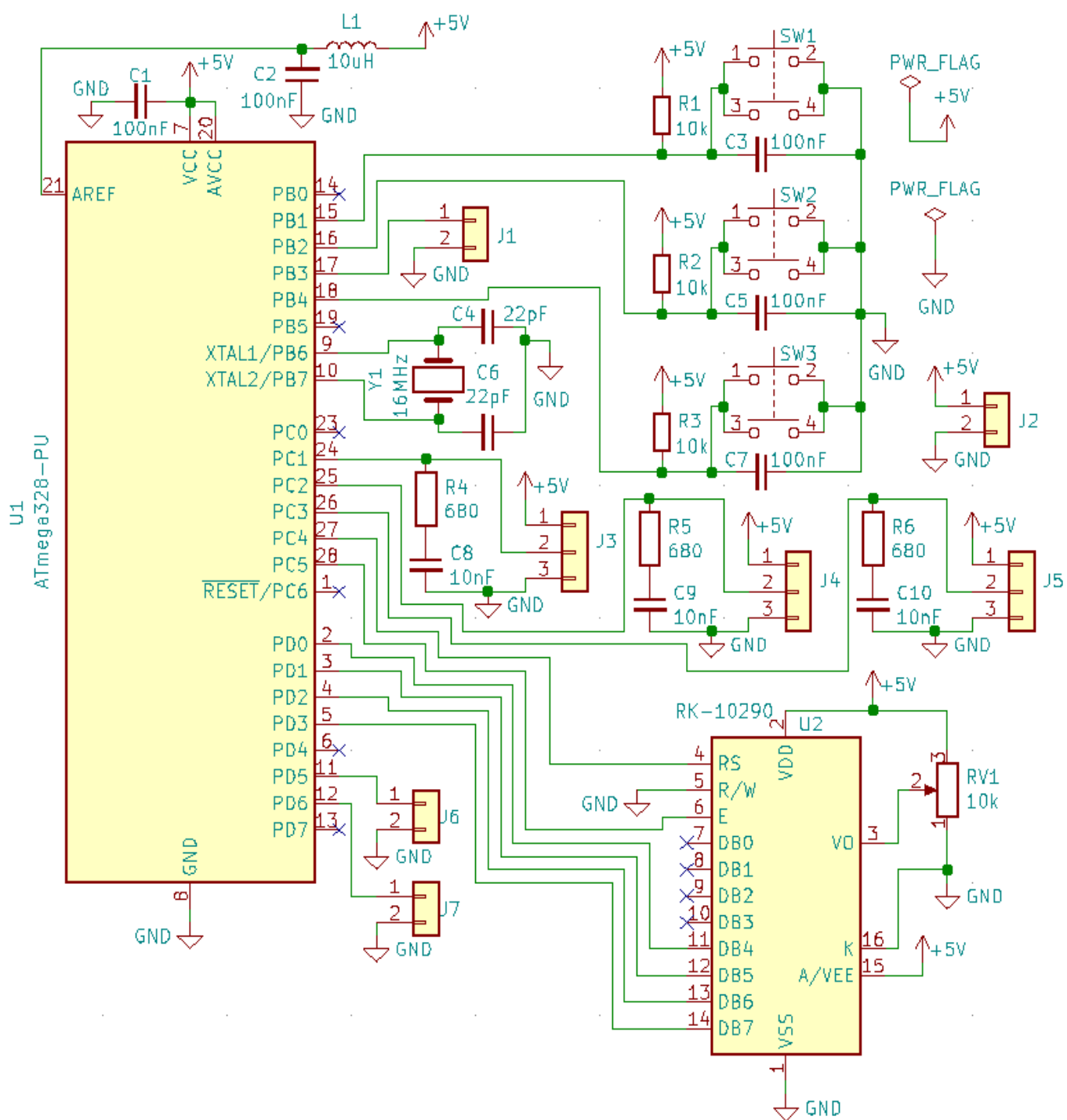
$$\int_a^b f(x)dx \approx \frac{h}{3}[y_0 + y_{2n} + 2(y_2 + y_4 + \dots + y_{2n-2}) + 4(y_1 + y_3 + \dots + y_{2n-1})]$$

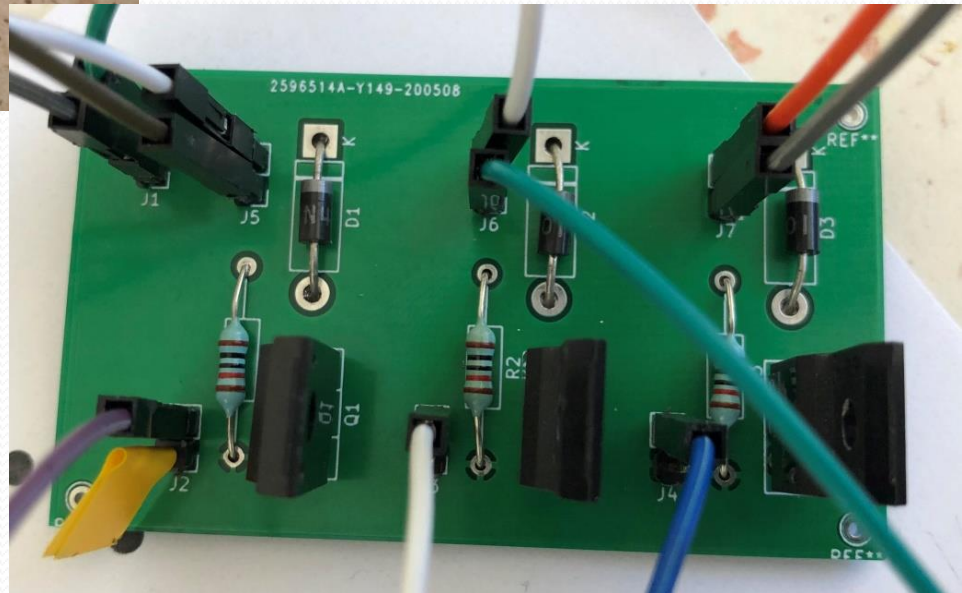


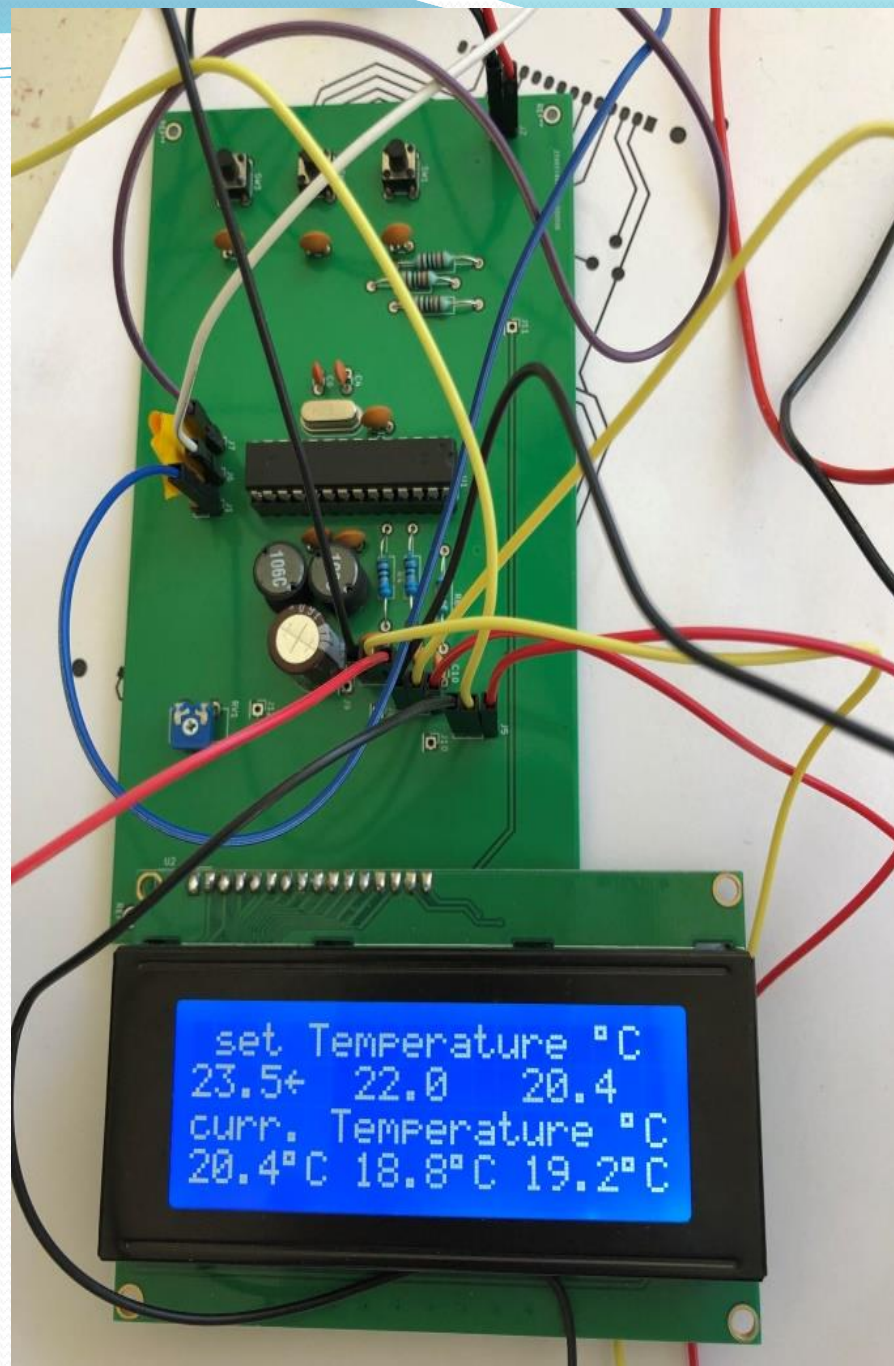
U1
ATmega328-PU

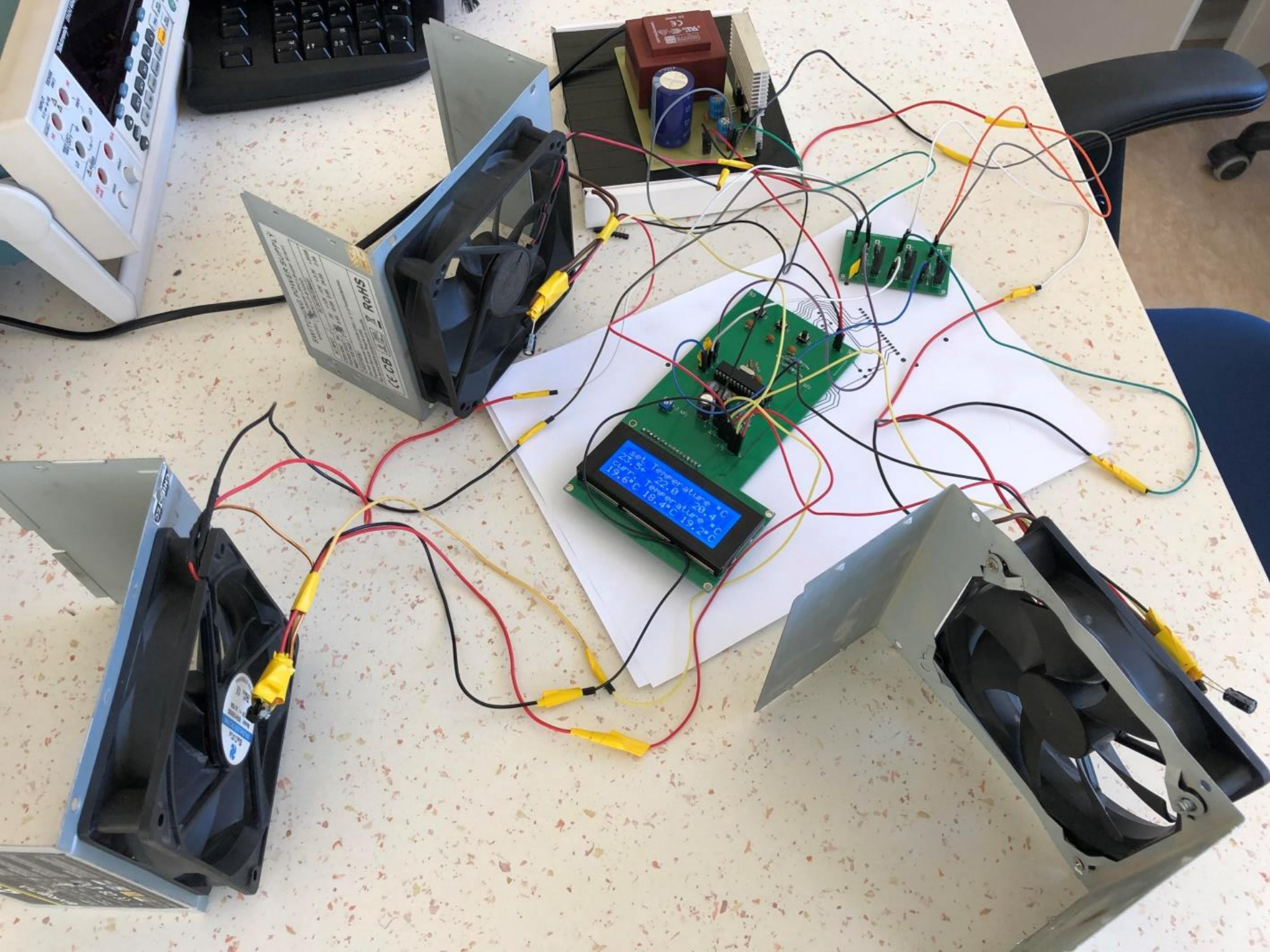


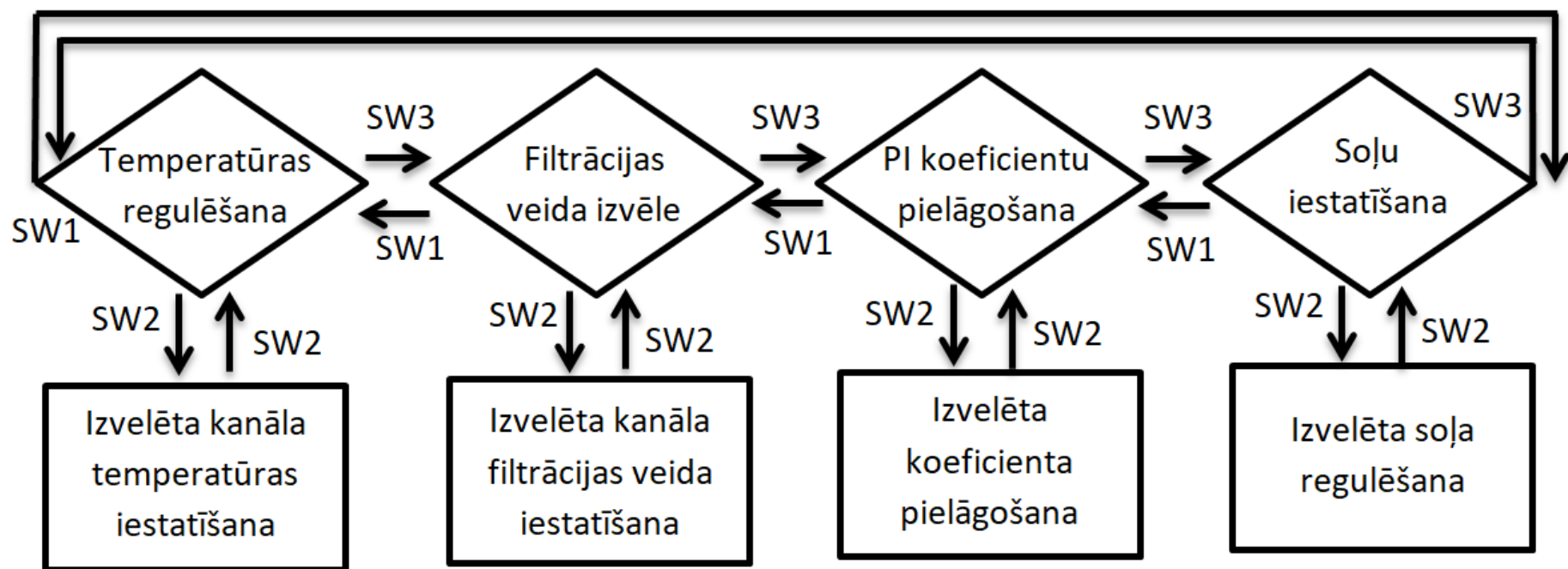
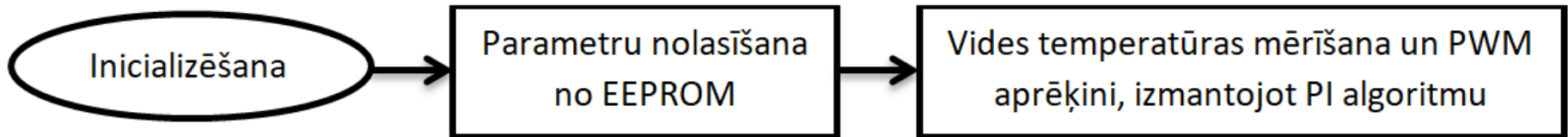












set Temperature °C
19.0 20.5+ 20.9
curr. Temperature °C
17.9°C 20.0°C 20.0°C

Filtering method
Kalm. Aver. Medi.+
Pulse width modul.
0 0 0

Proportional coef.
5+ 10 5
Integral coeffic.
80 75 85

Step for temper. °C+
0.1 >0.5 1 5 10
Step for coeffic.
1 2 >5 10 20

Maģistra darba rezultāti

- Analizējot zinātniskas publikācijas, tika pārveidots Kalmana filtra algoritms daudzdimensionālam gadījumam par viendimensionālo gadījumu.
- Tika izpētīti un praktiski pārbaudīti dažādi ciparu filtrācijas algoritmi – mediānu filtrs, slīdošais vidējais filtrs un Kalmana filtrs.
- Tika izstrādāta dzesēšanas sistēma (elektriskas principiālas shēmas, programmas kods, iespiedplates).

Tika pārbaudītas izvirzītas hipotēzes

- „Pielietojot dažādus sensoru filtrācijas paņēmienus, var samazināt ieejas signāla trokšņus, kā arī iegūt izšķirtspēju, kura ir labāka nekā ACP mazākā bita vērtība.”
- „Dzesēšanas sistēmai PID algoritma atvasinājuma komponente nav būtiska, jo regulējamās temperatūras izmaiņas nenotiek lēcienveidīgi.”
- „Trapeču un Simpsona metožu pielietošana integrāļa aprēķināšanai ļaus samazināt temperatūras fluktuācijas un uzlabot dzesēšanas sistēmas PID algoritmu.”





Paldies par uzmanību!

Recenzenta jautājumi

Komentārs. Maģistra darba 19. Lapaspusē minēts, ka temperatūras mērīšanas gadījumā problēma ir viendimensionāla.

1. Jautājums. Kāds ir šī apgalvojuma pamatojums?

Vispārīgā gadījumā Kalmana filtrācijas rezultāta tiek iegūts vektors ar nofiltrētām vērtībām. Temperatūras mērīšanas gadījuma vienīgais mērāmais parametrs ir vides temperatūra, bet temperatūras dinamika (cik ātri tā mainās) netiek mērīta, sanāk, ka vektors ir vendimensionāls jeb skalārs.

Komentārs. Maģistra darba 20. Lapaspusē, tiek minēts, ka „ieejas vērtības netiek kontrolētas”, kas autoram ļauj pieņemt, ka $G=0$. No kā izriet, ka, autoraprāt, Kalmana filtra apskatītās sistēmas modelis ir atkarīgs tikai no sistēmas iepriekšējā stāvokļa (šajā gadījumā iepriekšējā temperatūras mērījuma).

2. Jautājums. Kādēļ autors ir izdarījis pieņēmumu, ka PID kontrolētais ventilatora apgriezienu skaits nav uzskatāms par „ieejas vērtību”, ja tas praktiski tiešā veidā ietekmē sistēmas temperatūras izmaiņas?

Temperatūras mērījumi vidēji notiek ik pēc 1,5ms, tiek uzskatīts, ka ventilatoru griešanās momenta ietekme pa 1,5ms ir pārāk maza, lai būtiski ietekmētu uz temperatūras mērījumiem. Ventilatoru griezes moments ietekmē uz temperatūras izmaiņas dinamiku un pašu temperatūru, bet to ietekmi var ievērot tikai pēc dažām sekundēm jeb tūkstošiem filtra iterācijām.

Komentārs. Maģistra darba secinājumu un priekšlikumu sadaļā ir minēts, ka autors darba ietvaros ir apstiprinājis pirmo no izvirzītajām hipotēzēm - „*Pielietojot dažādus sensoru filtrācijas paņēmienus, var mazināt ieejas signāla trokšņus, kā arī iegūt izšķirtspēju, kura ir labāka nekā ACP mazākā bita vērtība.*”

3.Jautājums. Kāds ir teorētiskais pamatojums tam, ka ar izmantotajiem ciparu filtrācijas paņēmieniem ir iespējams iegūt stabilākus temperatūras mērījumus, kur šie mērījumi precīzi atbilst reālajai temperatūrai?

Tika iegūta izšķirtspēja labāka nekā $0,415^{\circ}\text{C}$, kura atbilst ACP mazāka bita vērtībai 5mV , bet temperatūras svārstības pie stabilas temperatūras bija $\pm 0,1^{\circ}\text{C}$. Devēja temperatūra tika salīdzināta ar dzīvsudraba termometriem no termodinamikas laboratorijas, novietojot tos blakus un atstājot laboratorija uz dažām stundām, tad temperatūras tika salīdzinātas un atšķirība bija mazāka pa $0,5^{\circ}\text{C}$, no kā var secināt, ka nomērīta temperatūra tuva reālajai.

4.Jautājums. Kāpēc ACP tiek izmantots 5V references spriegums, ja ir skaidri zināms, ka LM19 izejas spriegums nepārsniegs 2.385V?

Jā, tiešam, pielietojot citu references spriegumu, varētu iegūt labāku temperatūras izšķirtspēju ar mikrokontroliera ACP, tas varētu būt iespējams ierīces uzlabojums, kuru būtu vērts pārbaudīt, tikai svarīgi atcerēties par barošanas avota stabilitāti, ar kuru tiek baroti LM19 devēji, lai nesanāktu, ka sensoru izejas spriegumu svārstības ir lielākas nekā ACP mazāka bita sprieguma vērtība.