

## **Филтрирање у индустријским системима: компаративна студија и имплементација у софтверском осцилоскопу**

### ***Filtering in industrial systems: comparative study and implementation in a software oscilloscope***

Анђела Лакић, Факултет техничких наука, Нови Сад

#### **Студијски програм – РАЧУНАРСТВО И АУТОМАТИКА**

**Кратак садржај** – Овај рад представља компаративну студију техника филтрирања за индустријску аутоматизацију и њихову имплементацију у софтверском осцилоскопу *KeStudio Scope* компаније *KEBA*. Анализиране су три групе филтера: *IIR* филтери (Баттерворт, Чебишев I и II), адаптивни филтери (*LMS*, *NLMS*, *RLS*) и нелинеарни филтери (Калманов, *EKF*, *UKF*, *SIR* честични филтер). Резултати показују да Чебишев II постиже најбоље перформансе за стационарне сигнале, *RLS* за адаптивне примене, док *SIR* честични филтер даје најтачније резултате за нелинеарне системе. На основу анализе, имплементирано је хибридно решење које комбинује *NLMS* и честични филтер.

**Кључне речи:** *iir* филтри, адаптивни филтри, нелинеарни филтри, софтверски осцилоскоп

**Abstract** – This paper presents a comparative study of filtering techniques for industrial automation and their implementation in the *KeStudio Scope* software oscilloscope by *KEBA*. Three filter groups are analyzed: *IIR* filters (Butterworth, Chebyshev I and II), adaptive filters (*LMS*, *NLMS*, *RLS*), and nonlinear filters (Kalman, *EKF*, *UKF*, *SIR* particle filter). Results demonstrate that Chebyshev II achieves the best performance for stationary signals, *RLS* for adaptive applications, while *SIR* particle filter provides the most accurate results for nonlinear systems. Based on the analysis, a hybrid solution combining *NLMS* and particle filter was implemented.

**Keywords:** *iir* filters, adaptive filters, nonlinear filters, software oscilloscope

**НАПОМЕНА:** Овај рад проистекао је из мастер рада чији ментор је био др Милан Рапанић, ред. проф.

#### **1. УВОД**

У индустријској аутоматизацији, инжењери се ослањају на прецизно мјерење сигнала за управљање и оптимизацију сложених система. Дигитални осцилоскопи су важан алат за визуализацију временских серија података са сензора и контролера. Иако показују одличне способности визуализације, обично немају уграђене функције обраде сигнала.

Потреба за аутоматским филтрирањем сигнала јавила се у дизајну софтверског осцилоскопа компаније *KEBA Industrial Automation*. У сарадњи са инжењерима индустријске производње дошло се до закључка да би комбинација филтрирања у реалном времену и на већ снимљеним сигнаlima омогућила већу поузданост алата и уштеду времена.

Овај рад има за циљ процјену и имплементацију различитих техника филтрирања: једноставних филтера са бесконачним импулсним одзивом (Батерворт и Чебишев), адаптивних филтера који динамички прилагођавају параметре, и нелинеарних филтера отпорних на одступања. На основу компаративне анализе, најбоље методе се интегришу у софтверски осцилоскоп *KeStudio Scope*.

#### **2. KESTUDIO SCOPE СОФТВЕРСКИ ОСЦИЛОСКОП**

*KeStudio Scope* је софтверски осцилоскоп развијен од стране компаније *KEBA*, посвећен симулацији и дијагностици робота и машина. Програм преузима сигнале са *PLC* контролера добијене од робота путем сензора, како би се анализирали и визуализовали ради испитивања динамике система и оптимизације рада машина.

Додавање филтара чини анализу, детекцију аномалија и дијагностику специфичнијим, те обезбеђује прецизније и поузданије податке.

#### **3. ПРЕГЛЕД КОРИШТЕНИХ ФИЛТАРА**

У раду су анализиране 3 групе филтара: дигитални филтри бесконачног импулсног одзива, адаптивни филтри и нелинеарни филтри. У наставку је дат преглед филтара са теоријским основама за сваки кориштени филтер из групе.

##### **3.1. Дигитални филтри бесконачног импулсног одзива**

Дигитални филтри са бесконачним импулсним одзивом (*IIR*) могу ефикасно формирати фреквенцијски одзив са мањим редом филтера. Њихова рекурзивна структура омогућава постизање снажних ефеката када су ресурси ограничени [1].

Батерворт филтер има максимално равну амплитудску карактеристику у пропусном опсегу без таласања.

Модуо преносне функције нископропусног Батерворт филтера реда  $n$ , са граничном фреквенцијом  $\omega_c$  је:

$$|H(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1 + \left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^{2n}}} \quad (1)$$

Чебишев тип I има таласање у пропусном опсегу  $\epsilon$ , али оштрији прелаз [2]:

$$|H(j\omega)|^2 = \frac{1}{\epsilon^2 T_n^2\left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)} \quad (2)$$

гдје је  $T_n(x)$  Чебишев полином првог типа.

Чебишев тип II нема таласања у пропусном опсегу, али се таласање појављује у зауставном делу.

### 3.2. Адаптивни филтри

Адаптивни филтери прилагођавају своје параметре током времена на основу улазног сигнала. Основна структура заснива се на минимизацији средње квадратне грешке [3]:

$$J(n) = E\{e^2(n)\} \quad (3)$$

Ако је  $w(n)$  вектор тежина,  $x(n)$  улазни вектор, а  $\mu$  корак учења, LMS алгоритам ажурира тежине по формули:

$$w(n+1) = w(n) + \mu x(n)e(n) \quad (4)$$

NLMS нормализује корак учења:

$$w(n+1) = w(n) + \frac{\mu_0}{x^T(n)x(n) + \delta} x(n)e(n) \quad (5)$$

гдје је  $\mu_0$  номинална вриједност корака учења, а  $\delta$  мала позитивна константа.

RLS алгоритам минимизује експоненцијално пондерисану средњу квадратну грешку и има бржу конвергенцију уз већу рачунску сложеност [4].

### 3.3. Нелинеарни филтри

Нелинеарни филтери су направљени за системе гдје односи између промјенљивих нису линеарни. Циљ је израчунати условну расподелу  $p(x_k|y_{1:k})$  користећи Бејзијанску рекурзију [5].

Калманов филтер је оптимално решење за линеарне и Гаусове системе.

Проширени Калманов филтер (EKF) линеаризује нелинеарни модел.

Unscented Калманов филтер (UKF) користи сигма тачке за боље апроксимације.

Честични филтер представља расподелу скупом честица  $\{x_{0:k}^i, \omega_k^i\}$ .

## 4. ИМПЛЕМЕНТАЦИЈА И КОМПРАТИВНА АНАЛИЗА

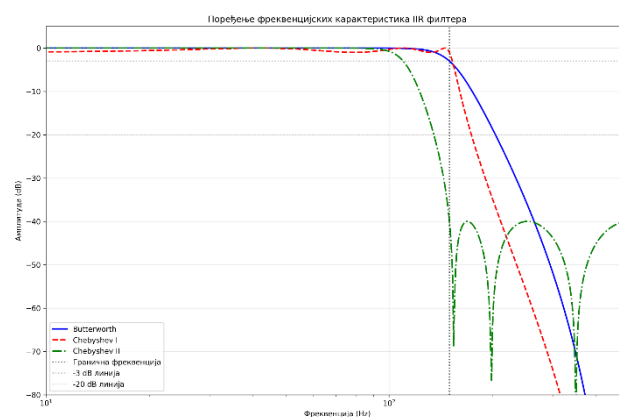
Анализа је спроведена у два корака: анализа унутар једне групе филтера под идентичним условима, затим поређење представника сваке групе на заједничким тест сигнаlima. Сви филтри су имплементирани у Python програмском језику. Евалуација се спроводи на разноврсном сету сигнала: стационарни синусоидални за IIR филтере, нестационарни chirp сигнали за адаптивне филтере, и нелинеарни динамички системи за Калманове филтере.

### 4.1. Резултати

Филтри бесконачног импулсног одзива су тестирани на стационарном синусном сигналу са адитивним шумом (SNR = 5 dB), сви филтери 6. реда, гранична фреквенција 150 Hz.

Табела 1. Компаративна анализа филтара са бесконачним одзивом

| Тип филтра | RMSE   | SNR побољшање (dB) | Вријеме извршавања (ms) |
|------------|--------|--------------------|-------------------------|
| Батерворт  | 0.1531 | 5.80               | 4.01                    |
| Чебишев I  | 0.1431 | 6.38               | 0.61                    |
| Чебишев II | 0.1309 | 7.16               | 0.40                    |



Слика 1. Амплитудски одзив сва три филтра

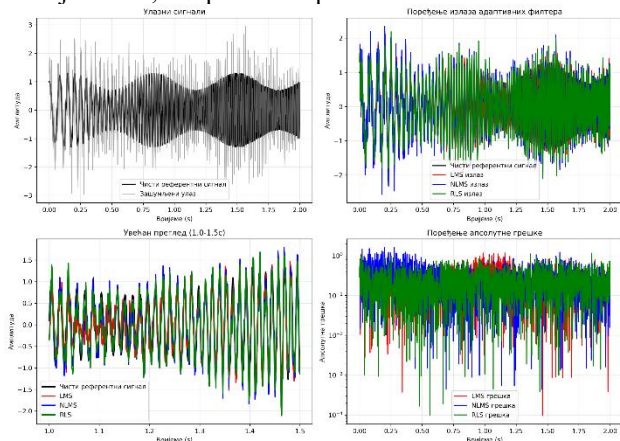
По резултатим из Табеле 1, Чебишев II показује најбоље перформансе (RMSE: 0.131, SNR побољшање: 7.16 dB) уз најкраће вријеме извршавања (0.40 ms). Батерворт има најглаткији одзив, док Чебишев I пружа оштрији прелаз уз таласање, што се види на Сlici 1. Адаптивни филтри су тестирани на нестационарном chirp сигналу са сложенom интерференцијом (почетни SNR = 1.28 dB), 32 коефицијента.

Табела 2. Компаративна анализа адаптивних филтара

| Алгоритам | Конвергенција (итерације) | MSE    | Побољшање SNR (dB) | Вријеме (ms) |
|-----------|---------------------------|--------|--------------------|--------------|
| LMS       | 403                       | 0.1073 | 5.60               | 0.0117       |
| NLMS      | 599                       | 0.1116 | 5.43               | 0.0093       |
| RLS       | 61                        | 0.0959 | 6.09               | 0.0688       |

По резултатима из Табеле 2, RLS постиже најбржу конвергенцију (61 итерација) и најмању MSE (0.096) уз највеће рачунско оптерећење (0.069 ms). LMS је најједноставнији (0.012 ms) али са споријом

конвергенцијом (403 итерације). NLMS пружа компромис између стабилности и брзине. На Слици 2 су у временском домену приказани референтни сигнал са шумом и без, и како се сваки од филтера адаптира на тај сигнал, са грешком праћења.

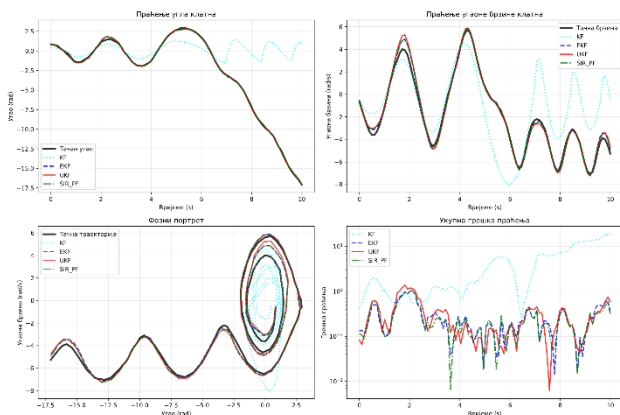


Слика 2. Оригинални и чист референтни сигнал, филтриран сигнал са сва три филера, увећан приказ филтрираних сигнала и грешка праћења

Нелинеарни филтри су тестирани на моделу нелинеарног клатна са пригушењем, процесним и мјерним шум.

Табела 3. Компаративна анализа нелинеарних филтара

| Тип    | RMSE   | Грешка праћења | Вријеме извршавања (ms) | Рачунска захтијевност |
|--------|--------|----------------|-------------------------|-----------------------|
| KF     | 4.4011 | 3.8348         | 0.107                   | Ниска                 |
| EKF    | 0.2943 | 0.2433         | 0.100                   | Ниска                 |
| UKF    | 0.4065 | 0.3232         | 0.604                   | Средња                |
| SIR-PF | 0.2902 | 0.2417         | 41.710                  | Висока                |



Слика 3. Праћење угла и угаоне брзине клатна, фазни портрет и грешка праћења

По Табели 3, за нелинеарно клатно, SIR честични филтер је постигао најбољу тачност (RMSE: 0.290) али

са највећим рачунским захтјевом (41.7 ms). UKF пружа добар компромис (RMSE: 0.407, време: 0.604 ms), док је стандардни Калманов филтер неадекватан за нелинеарне системе, што се јасно може видјети на Слици 3.

## 4.2. Упоредни резултати између група филтара

Циљ ове анализе је да покаже јасне области примјене сваке од група филтара. Анализа је спроведена на 3 различита сигнала (синус, *chirp* и Ван дер Пол осцилатор, сва 3 са додатим шумом) и кориштени су филтри какви су дефинисани и у претходним анализама појединачних група филтара. Из резултата у табели 4. Чебишев 2 филтер остварује најбоље перформансе за стационарне сигнале уз јако добру рачунску ефикасност (504725 узорак/секунда), што га чини погодни за филтрирање у реалном времену у индустријским примјенама. RLS адаптивни филтер ради најбоље на нестационарним сигнаlima са умјереним (21116 узорак/секунда), међутим има лоше перформансе на нелинеарним системима. SIR честични филтер постиже супериорне резултате за нелинеарне динамичке системе, али такође показује и највеће рачунско оптерећење (494 узорак/секунда), што га чини погодним искључиво за офлајн анализу сложених система. Неочекивано је да Чебишев 2 остварује изненађујуће добре резултате на нелинеарном Van der Pol осцилатору (11.74 dB побољшање), што показује да традиционални IIR филтери могу бити довољни за многе индустријске сигнале који се сматрају нелинеарним.

Табела 4. Компаративна анализа између класа филтара на 3 различита сигнала

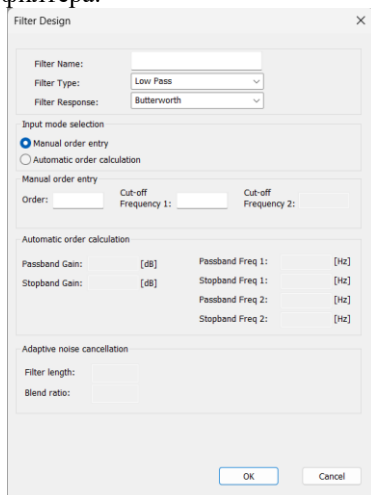
| Сигнал                   | Филтер    | MSE      | SNR побољшање | Вријеме |
|--------------------------|-----------|----------|---------------|---------|
| Синус (50 Hz)            | SIR       | 1.19e-01 | -1.24         | 5.7084  |
|                          | Chebyshev | 1.59e-02 | 7.50          | 0.0079  |
|                          | RLS       | 5.89e-01 | -8.19         | 0.2137  |
| <i>Chirp</i> (10-200 Hz) | SIR       | 9.01e-02 | 6.27          | 7.8147  |
|                          | Chebyshev | 3.58e-01 | 0.27          | 0.0018  |
|                          | RLS       | 9.73e-02 | 5.94          | 0.1894  |
| Ван дер Пол осцилатор    | SIR       | 2.13e-02 | 8.31          | 8.1008  |
|                          | Chebyshev | 9.67e-03 | 11.74         | 0.0024  |
|                          | RLS       | 3.05e+00 | -13.25        | 0.2562  |

## 5. РЈЕШЕЊЕ У KESTUDIO SCOPE-У

Идеја је била да се првобитно у постојеће рјешење софтверског осцилоскопа додају филтри са бесконачним импулсним одзивом, а након тога а се дода један експериментални филтер, који је комбинација адаптивног и нелинеарног филтра.

### 5.1. Имплементација

Филтри су имплементирани у C++ за реално време и офлајн обраду. Класични *IIR* филтри користе аналогне прототипове са билинеарном трансформацијом. Развијен је хибридни адаптивни модел који интегрише NLMS и честични филтер, омогућавајући пондерисану комбинацију резултата. Кориснички интерфејс са Сlike 4 омогућава интуитивно подешавање параметара филтера са аутоматским одређивањем реда на основу захтјева за потискивањем сигнала. Хибридни режим дозвољава фино подешавање односа тежине између NLMS и честичног филтера.



Слика 4. Кориснички интерфејс

### 5.2. Тестирање

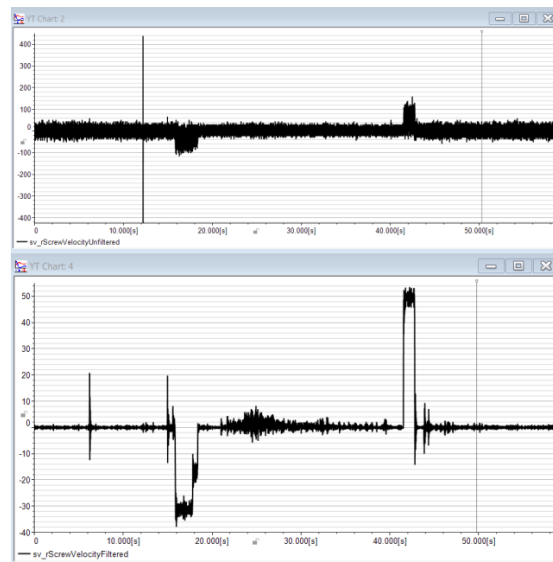
Валидација је извршена на аутентичним индустријским сигнаlima. Резултати показују успешно смањење шума без губитка битних динамичких компоненти. Посебно корисно за диференцијацију сигнала где се шум природно појачава. Чебишев II филтер са граничном фреквенцијом 30 Hz ефикасно уклања шум из диференцираног сигнала позиције, омогућавајући тачно мјерење брзине. На Сlici 5 се види диференцирани сигнал позиције на горњој слици, са јако великом амплитудом шума, затим филтриран поменути филтром.

## 6. ЗАКЉУЧАК

Рад представља систематску компаративну анализу три фамилије филтера за индустријску примјену. *IIR* филтри пружају ефикасно рјешење за стационарне сигнале са Чебишев II као најбољим избором. Адаптивни филтри су погодни за променљиве услове са RLS као најтачнијим, али рачунски захтевним. Нелинеарни филтри су неопходни за сложене системе

са честичним филтрима као најфлексибилнијим решењем.

Успјешна интеграција у *KeStudio Scope* потврђује практичну вриједност истраживања. Хибридни приступ омогућава комбиновање предности различитих метода, чинећи систем прилагодљивим широком спектру индустријских примјена.



Слика 5. Сигнал прије и после филтрирања Чебишев филтром у KeStudio Scope-у

## 7. ЛИТЕРАТУРА

- [1] M. Shouran and E. Elgamli, "Design and implementation of Butterworth filter," *\*Int. J. Innov. Res. Sci. Eng. Technol.\**, vol. 9, pp. 7975, 2020.
- [2] M. Chavan, R. Agarwala, and M. Uplane, "Comparative study of Chebyshev I and Chebyshev II filter used for noise reduction in ECG signal", Jan. 2008.
- [3] J. Okoekhian, M. Guiawa, and I. Onyegbadue, "Design and simulation of adaptive filters in real-time environment," *\*Int. J. Res. Rev.\**, vol. 11, no. 11, pp. 215–238, 2024. doi: 10.52403/ijrr.20241118.
- [4] J. Benesty and T. Gänslar, "New insights into the RLS algorithm," *\*EURASIP J. Adv. Signal Process.\**, vol. 2004, no. 3, p. 243857, 2004. doi: 10.1155/S1110865704310188.
- [5] A. Kutschireiter, S. C. Surace, and J.-P. Pfister, "The hitchhiker's guide to nonlinear filtering," *\*J. Math. Psychol.\**, vol. 94, p. 102307, 2020. doi: 10.1016/j.jmp.2019.102307.

### Кратка биографија:



Анђела Лакић рођена је у Градишци 2000. год. Мастер студије на Факултету техничких наука из области Рачунарства и аутоматике започиње 2023. године.  
Контакт: [lakic.andjela@gmail.com](mailto:lakic.andjela@gmail.com)