

МЕТОДИ ЗА ПРЕДВАРИТЕЛНА ОБРАБОТКА НА ДАНИИ ИЗМЕРЕНИ С АКСЕЛЕРОМЕТРИЧНИ СЕНЗОРИ

Стефан Иванов*, Димитър Димитров

Технически университет – Габрово, ул. Хаджи Димитър 4, Габрово, България

**Кореспондиращ автор: st_ivanov@abv.bg*

METHODS FOR PREPROCESSING DATA MEASURED WITH ACCELEROMETRIC SENSORS

Stefan Ivanov*, Dimitar Dimitrov

Technical University of Gabrovo, 4 Hadji Dimitar str., Gabrovo, Bulgaria

**Corresponding author: st_ivanov@abv.bg*

Abstract

Current paper examines basic methods for preprocessing data collected by accelerometric sensors for vibration monitoring. A developed data acquisition system based on the ESP32 microcontroller is presented, allowing flexible integration of various accelerometric sensors. Basic methods for processing the measured signals are also described: signal resampling, removal of the constant component in the signals, digital filtration, data normalization, as well as methods for merging signals along the three axes. The demonstrations include graphical examples illustrating the effectiveness of each processing method. The results obtained show that the described approaches significantly improve the quality of the data and their suitability for the subsequent application of machine learning and neural networks. The study can serve as a basis for future developments in the field of intelligent monitoring and diagnostics of industrial machines.

Keywords: vibration measurement; accelerometer sensors; vibration measurement systems.

ВЪВЕДЕНИЕ

В съвременните индустриални и производствени системи надеждността и ефективността на машините и съоръженията са критични за поддържане на непрекъснатостта на процесите и минимизиране на оперативните разходи. Един от най-важните аспекти на превантивната диагностика и поддръжката е мониторингът на механичните вибрации, които служат като ключов индикатор за здравето и работоспособността на оборудването. Измерването на вибрациите чрез акселерометрични сензори е важен инструментариум, тъй като позволява ранно откриване на аномалии, свързани с износване, дисбаланс, изменения в работата или други дефекти свързани с технологичното оборудване.

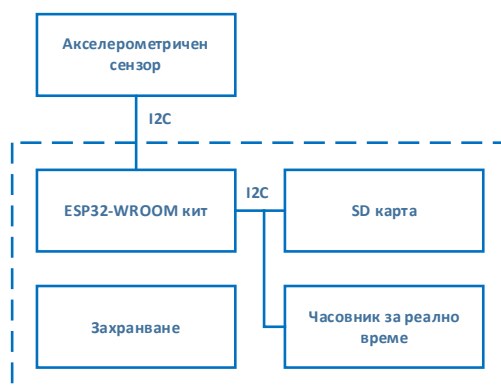
Акселерометричните сензори преобразуват механичните трептения в електрически сигнали, които могат да бъдат анализирани количествено. Това дава възможност за прецизно определяне на честотата, амплитудата и формата на вибрациите, които са пряко свързани със състоянието на машините[1]. Например, промени в спектъра на вибрациите могат да предупредят за повреда в лагери[2], зъбни колела или ротори на двигатели [3], дълго преди да се проявят критични повреди. В сектори като енергетиката, автомобилната промишленост и транспорта [4,5], авиацията и тежката индустрия [6] това има пряко въздействие върху безопасността, икономическите загуби и екологичния отпечатък.

Освен това, използването на акселерометрични системи е особено ценно в контекста на промишления интернет на нещата (IIoT) и Индустрия 4.0 [7] и цифровите трансформации, които се извършват в промишлеността, и където данните от сензорите се интегрират в системи за машинно обучение и предикативен анализ. Това позволява не само автоматизиран мониторинг, но и оптимизация на графици за поддръжка, като намаля времето на престой и разходите за ремонт на оборудването [8].

Целта на настоящата статия е да бъдат представени някои от най-често използваните методи за предварителна обработка на сигналите, постъпващи от акселерометрични сензори. Данните, използвани в настоящата работа са събрани с помощта на система за събиране на данни от акселерометрични сензори, разработена на базата на 32-битов микроконтролер.

СТРУКТУРА И ХАРАКТЕРИСТИКИ НА СИСТЕМАТА ЗА СЪБИРАНЕ НА ДАННИ

Разработено е устройство за събиране на данни от акселерометрични сензори. Основните му части (фиг.1) са 32-битов микроконтролер с достатъчно памет, SD карта за съхраняване на данни, часовник за реално време за определяне на момента на начало на измерванията, както и захранване, необходимо за работата на устройството. Към устройството се свързва външен акселерометричен сензор, който се монтира върху обекта, на който ще се изследват наличните вибрации.



Фиг. 1 Блоков вид на устройството

Ядрото на разработената система се базира на ESP32-GATEWAY, представляваща развойна платка от Olimex, предназначена за IoT приложения. Тази развойна платка използва микроконтролерния модул ESP32-WROOM на Espressif, който осигурява Wi-Fi и Bluetooth Low Energy (BLE) комуникации в честотния диапазон от 2.4 GHz. Освен това ESP32-GATEWAY предоставя възможност за използване на жицен Ethernet (100 Mbps), както и възможности за комуникация по USB, както и по SPI и I2C интерфейси.

Тъй като ESP32 дава възможност да се използват два I2C интерфейсни порта, то към първия порт са свързани два конектора, които е предвидено да се използват със вибрационните акселерометрични сензори, докато вторият порт I2C е предвидено да се използва за свързване на допълнителни сензорни модули. Към порта е включен специализиран чип - TCA9548, представляващ I2C мултиплексор и позволяващ към него да се свързват до 8 външни I2C устройства. Към мултиплексорния чип е свързан часовник за реално време (RTC- Real Time Clock) от тип MCP79410, който може да се използва за определяне на момента на стартиране на измерванията, а също така постъпващите от него данни да бъдат използвани при генерирането на файлове с уникални имена. На платката има инсталиран и сензор за температура, с чиято помощ може да се определи при какви температурни условия са направени измерванията с разработената система.

Захранването на разработената система включва импулсен регулатор LM2576, който осигурява 5V захранващо напрежение на платката. Освен него, втори регулатор (LM1117) осигурява захранващо напрежение от 3.3V на отделните компоненти, които са свързани и обменят данни с ESP32 микроконтролера.

Устройството е наситено, монтирани са отделните чипове и конектори, както

и с помощта на специално разработено за целта закрепване, към платката е монтиран и развойния кит ESP32-GATEWAY(фиг. 2).



Фиг. 2 Общ вид на разработената система

За да се тества работоспособността на разработеното устройство е разработен акселерометърен модул на базата на акселерометър LIS3DHTR. LIS3DHTR е триизмерен MEMS акселерометър с цифров изход, разработен от STMicroelectronics. Той е предназначен за приложения, изискващи ниска консумация на енергия и висока производителност. Диапазоните му на измерване са $\pm 2g$, $\pm 4g$, $\pm 8g$ или $\pm 16g$, като чувствителността е 64 mg . Акселерометърът поддържа I2C и SPI цифрови интерфейси, като в нашия случай се използва I2C. LIS3DHTR е подходящ за разнообразни приложения, като детекция на свободно падане, разпознаване на единично/двойно почукване, мониторинг и откриване на вибрации и др. С помощта на разработения акселерометърен модул е извършено събирането на данни. При събирането на данни управлението на платката и режимите и на работа са конфигурирани посредством параметрите в JSON конфигурационен файл, който се намира на SD картата. Събраните данни за вибрациите се съхраняват при всяко измерване в отделен .csv файл. На фиг.3 е показана структурата на един подобен файл.

□□

	A	B	C	D	E
1	Time_ms	X_m/s^2*10	Y_m/s^2*10	Z_m/s^2*1000	
2	0	-1647	5413	8237	
3	2	-1647	5295	8355	
4	4	-1647	5295	8119	
5	6	-1765	5295	8355	
6	8	-1529	5295	8355	
7	10	-1412	5295	8119	
8	12	-1294	5177	8237	
9	14	-1647	5177	8237	
10	16	-1412	5413	8355	
11	18	-1529	5413	7884	
12	20	-1294	5295	8355	
13	22	-1294	5295	8355	
14	24	-1294	5413	7884	
15	26	-1294	5413	7884	
16	28	-1765	5413	8119	
17	30	-1647	5530	7766	
18	32	-1765	5530	7766	
19	34	-1647	5530	8002	

Фиг. 3 Структура на .csv файла

ОСНОВНИ МЕТОДИ ЗА ПРЕДВАРИТЕЛНА ОБРАБОТКА НА ДАННИТЕ

Представените по-долу методи за предварителна обработка представляват само малка част от всички възможни методи за обработка на сигналите, които могат да се използват, но все пак това са много важни подходи, посредством които измерените данни могат да се подготвят за последваща обработка посредством методи за машинно обучение или приложение на изкуствени невронни мрежи.

- Ресамплиране на сигнали

Ресамплирането представлява процес на промяна на честотата на дискретизация на сигнал, който може да бъде реализиран чрез намаляване (downsampling) или увеличаване (upsampling) на броя измервания за единица време. При намаляване на честотата се извършва пропускане на част от измерванията или посредством осредняване на няколко последователни измервания. При увеличаване на честотата се генерират нови измервания между съществуващите, които се изчисляват чрез подходящи интерполационни методи. Ресамплирането намира широко приложение в различни области на науката и техниката. В аудио и мултимедийната обработка се използва

за преобразуване на записи между различни честоти на дискретизация (например от 44.1 kHz към 48 kHz). При анализа на сензорни измервания и приложенията на методи за машинно обучение ресамплирането се използва за уеднаквяване на честотите на дискретизация при комбиниране на данни от различни източници.

При увеличаване на честотата като методи за ресамплиране могат да се ползват полиномиална апроксимация или кубична сплайн интерполация.

Формулата по която се определя полиномиалната апроксимация е следната:

$$y = \sum_{k=0}^n a_k x^k \quad (1)$$

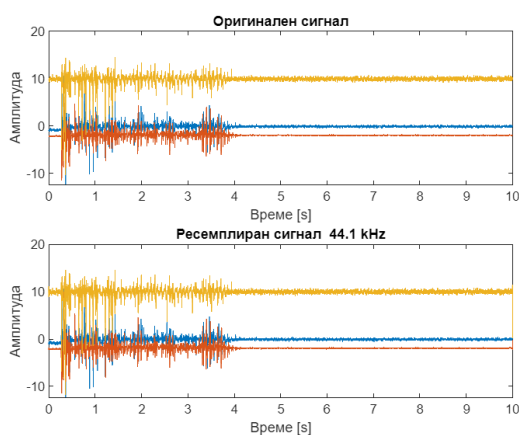
където y - изходна стойност, x - входна величина, а k - коефициенти на полинома, а n - ред на полинома.

Кубичната сплайн интерполация използва следната формула:

$$S_i = a_i + b_i(x - x_i) + c_i(x - x_i)^2 + d_i(x - x_i)^3 \quad (2)$$

Където a, b, c, d - коефициенти на съответната i крива на кубичния сплайна, при която

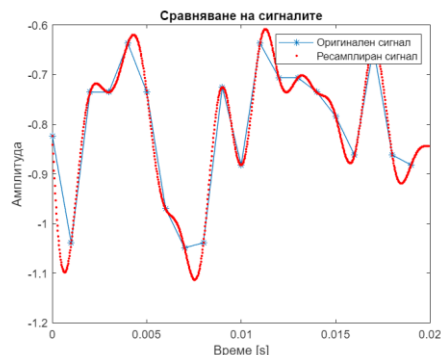
На фиг. 4 е показан резултата на ресамплиране на входните сигнали, с честота 1KHz до сигнали в стандартния аудиодиапазон от 44.1KHz.



Фиг.4 Ресамплиране на изходните сигнали

Ако ресамплиранирането на данните се разгледа за кратък период и се вземе

само част от единия от входните сигнали, то визуализацията как изглеждат точките в новия сигнал е показано на фиг. 5.



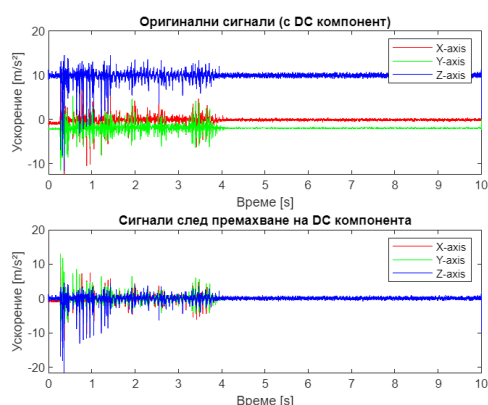
Фиг.5 Разположение на измерванията от оригиналния и ресамплирания сигнал

- Премахване на постоянна съставка (DC) от сигналите на акселерометричния сензор

Премахването на постоянната (DC) съставка от сигналите на акселерометричния сензор представлява важна стъпка в предварителната обработка на данни. DC компонентът в сигналите обикновено се дължи на гравитационното ускорение, механични измествания или вътрешно отклонение на сензора, които не съдържат информация за динамичните процеси. Чрез изваждане на средната стойност на сигнала се постига елиминиране на тази статична съставка. Основното предимство е повишаване на точността при анализа на вибрации, тъй като вниманието се насочва към динамичните характеристики на сигнала. Освен това обработката улеснява извличането на характеристики за машинно обучение и намалява риска от изкривяване при спектрален анализ. В резултат се повишава надеждността на диагностиката и сравнимостта на данни от различни измервания. Формула 3 представя математическото описание на начина, посредством който се премахва постоянна съставка на сигнал.

$$x_{DCfree}(n) = x(n) - \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(k) \quad (3)$$

На фиг. 6 са представени графиките на оригиналните сигнали измерени по трите оси X,Y и Z, при които се вижда наличието на DC компонента и при трите сигнала, най-силно представена по оста Z. Освен това на фигурата са представени графиките на сигналите по трите оси след извършена обработка по отстраняване на DC компонентата. В този случай сигналите са центрирани около нулевата стойност.



Фиг. 6 Премахване на постоянната (DC) съставка на сигналите

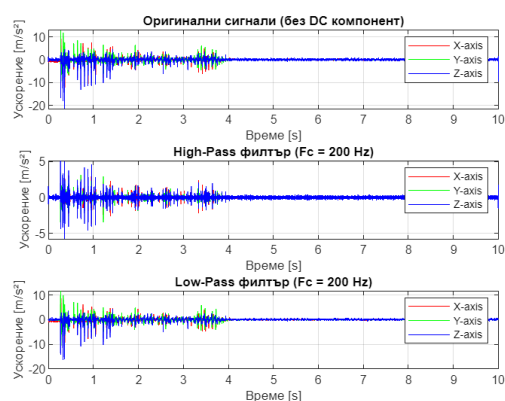
- Цифрова филтрация на данните
Цифровите филтри представляват алгоритмични структури за обработка на дискретни сигнали, чрез които се модифицира тяхното спектрално съдържание чрез потискане на нежелани честотни компоненти или усилване на определени честотни области. Цифровите филтри работят директно върху цифрово представени измервания на сигнала и се реализират чрез математически операции върху тези измервания.

Основните типове цифрови филтри които се реализират цифрово представляват FIR(Finite Impulse Response) и IIR (Infinite Impulse Response) филтри, които се конфигурират да работят като нискочестотни, високочестотни, лентови и режекторни филтри.

Цифровите филтри намират широко приложение в различни области на науката и техниката- в комуникационните системи те се използват за спектрално оформяне, премахване на шум и синхро-

низация на сигнали; в аудио и мултимедийната обработка се прилагат за еквалайзери, компресия и подобряване на качеството на звук; в медицинската техника цифровите филтри се използват за обработка на биосигнали като електрокардиограми и електроенцефалограми; в индустриални приложения те служат за обработка на вибрационни и сензорни данни с цел диагностика и наблюдение на машини, а при радарни и сонарни системи – за извличане на полезни сигнали от зашумен фонов сигнал.

На фиг.7 е показано приложението на нискочестотен и високочестотен филтър върху входните данни без постоянна компонента.



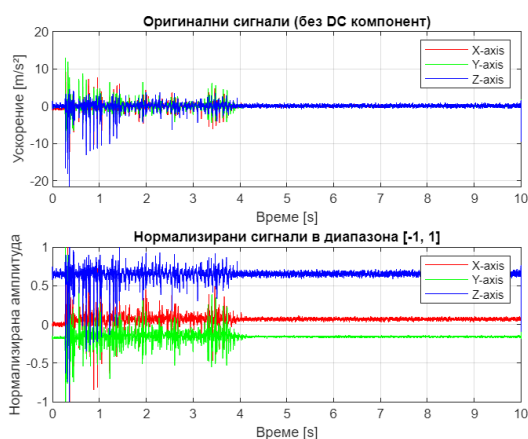
Фиг.7 Използване на високочестотен и нискочестотен филтър

- Нормализация на данните
Нормализацията на данни представлява процес на трансформация на стойностите на променливите в набор от данни така, че те да попадат в предварително определен диапазон или да имат определени статистически свойства, като средна стойност и стандартно отклонение. Основната цел е да се елиминират различията в скалата на променливите, които биха могли да повлияят на резултатите от анализ или обработка. Нормализацията намира приложение във всички области, където се обработват данни с различни скали или единици, включително статистически анализ, обработка на сензорни сигнали, финансови данни и биометрични измервания. В контекста

на машинното обучение нормализацията е критична стъпка при предварителната обработка на данни. Тя позволява алгоритмите да работят по-бързо и да постигат по-добри резултати. Чрез нормализацията се постига по-равномерно влияние на всички признаци, което намалява риска определени променливи с големи стойности да доминират в обучението на модела и подобрява стабилността и точността на прогнозите. Често нормализацията на данните се извършва в диапазона $[-1,1]$. Следващата формула представя математическото описание на такъв тип нормализация.

$$x_{norm} = 2 \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} - 1 \quad (4)$$

Където x_{min} представлява минималната стойност на данните в сигнала, x_{max} - максималната им стойност. На фиг. 8 е представена извършената нормализация на входните данни след премахване на постоянната компонента в тях.



Фиг. 8 Нормализация на данните

- Векторна сума и обща квадратичната стойност

При измерването на вибрации, основен метод за комбиниране на ускоренията по трите оси в една скаларна величина е т.нар. векторна сума (RSS- root-sum-of-squares). Методът се използва за обобщаване на общата вибрационна енергия и елиминиране на зависимостта от ори-

ентацията на сензора. Математическата формула, която го описва е следната:

$$a_{total} = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (5)$$

където a_x , a_y , a_z са съответно ускорения по отделните оси.

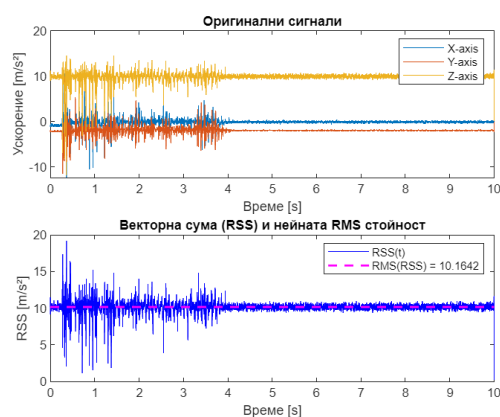
Общата средноквадратична стойност на вибрациите по трите оси предоставя информация за енергията на сигнала и се използва като характеристика за състояние на дадена машина. На следващата формула е представено изчисляването общата средноквадратична стойност:

$$RMS_{total} = \sqrt{RMS_x^2 + RMS_y^2 + RMS_z^2} \quad (6)$$

Където RMS_x , RMS_y , RMS_z представляват средните квадратични стойности на сигналите по отделните оси. Като RMS стойността на един дискретен сигнал $x[n]$ с N измервания се дефинира с формулата:

$$RMS_x = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)^2} \quad (7)$$

На фиг. 9 е представена векторната сума и общата квадратичната стойност на входните сигнали.



Фиг. 9 Векторна сума и обща квадратичната стойност

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящата статия бяха представени различни методи за предварителна обработка на данни, постъпващи от акселерометрични сензори. Представените

методи позволяват данните да бъдат ресамплирани, нормализирани и филтрирани, което е от значение при последващо приложение на различни методи за машинно обучение, с чиято помощ данните могат да бъдат класифицирани и интерпретирани.

Отделните методи са демонстрирани с графики, които сравняват приложения метод с началните данни. Самите данни са събрани с помощта на специално разработена система за събиране на данни от вибрационни и акселерометрични сензори. Събраните данни могат след това лесно да бъдат обработвани, тъй като са записани в удобен .csv формат.

Настоящата работа може да се приеме като основа на бъдещи изследвания, свързани с измервания на вибрационен профил на различни индустриални машини и съоръжения. В тези бъдещи изследвания, събраните данни, след прилагане на някои от описаните по-горе методи, ще бъдат допълнително обработвани с помощта на изкуствени невронни мрежи и други методи за машинно обучение.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Marcelo Romanssini, Paulo César C. de Aguirre, Lucas Compassi-Severo, Alessandro G. Girardi, A Review on Vibration Monitoring Techniques for Predictive Maintenance of Rotating Machinery, Eng 2023, 4, 1797–1817. <https://doi.org/10.3390/eng4030102>
- [2] Sana Talmoudi, Tetsuya Kanada, Yasuhisa Hirata, Tracking and Visualizing Signs of

Degradation for an Early Failure Prediction of a Rolling Bearing, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2011.09086>

- [3] Oliver Mey, Willi Neudeck, Andre Schneider, Olaf Enge-Rosenblatt, Machine Learning-Based Unbalance Detection of a Rotating Shaft Using Vibration Data, arXiv:2005.12742v3 (eess.SP) 31 Jul 2020
- [4] Ahmet BÖĞREK, Harun SÜMBÜL, Development of Driver Analysis System to Improve Driving Comfort and to Reduce Mechanical Abrasion in Vehicles, Journal of Technical Sciences Volume 9, Issue 3, 9-14, 2019
- [5] Irene Alisjahbana, Using In-Service Train Vibration for Detecting Railway Maintenance Needs, arXiv:2405.09560v1 (eess.SP) 3 May 2024
- [6] Ahmet Böğrek, , Harun Sümbül, A Novel Engine Vibration Measurement System based on the MEMS Sensor, International Journal of Automotive Science And Technology · October 2022, DOI: 10.30939/ijastech..1168298
- [7] Alexandru Vasilache, Sven Nitzsche, Daniel Floegel, Tobias Schuermann, Stefan von Dosky, Thomas Bierweiler, Marvin Müller, Florian Kälber, Soeren Hohmann, Juergen Becker, Low-Power Vibration-Based Predictive Maintenance for Industry 4.0 using Neural Networks: A Survey, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2408.00516>
- [8] Dr. Laxmikant Mangte, Sanveda Gholap Harshal Sharma, Rohit Jadhav, Shivam Jadhav, Harshvardhan Sharma, VIBRATION MEASUREMENT AND ALERT SYSTEM BASED ON IOT, International Research Journal of Modernization in Engineering Technology and Science, Volume:05/Issue:12/December-2023.