

**Детекција на оштетување на топчести лагери
преку анализа на вибрациски сигнали со
длабоки невронски мрежи**

Илија Вишинов, 161078

Факултет за Информатички Науки и Компјутерско Инженерство
Универзитет Св. Кирил и Методиј, Скопје



Ментор: д-р Дејан Ѓорѓевиќ

Комисија: д-р Ѓорѓи Маџаров, д-р Ивица Димитровски

Содржина

1	Вовед	3
1.1	Употреба и значајност	3
1.2	Лагерска технологија	3
1.3	Сензори, сигнали и детекција на дефекти	4
1.4	Пристап кон проблемот	5
2	Преглед на областа и научната литература	6
3	Податочно множество	7
4	Методологија	11
4.1	Користена технологија	11
4.2	Претпроцесирање на податочното множество	11
4.3	Дискретни Фуриеви трансформации	12
4.4	Дискретни wavelet трансформации	15
4.5	Длабоки feed-forward невронски мрежи	20
4.6	Баесова оптимизација со Гаусови процеси	21
4.7	Евалуација на моделите	24
5	Експерименти и резултати	25
5.1	Експерименти за споредба на параметрите за креирање на влезните обележја	25
5.2	Резултати за едно-секундните сигнали	26
5.3	Резултати за сигналите од 0.5 секунди	27
5.4	Резултати за сигналите од 0.25 секунди	28
5.5	Експерименти за избор на хиперпараметри и архитектура на невронските мрежи	29
5.6	Резултати за најдобрите добиени модели	30
6	Дискусија	32
6.1	Дискусија за експериментите за споредба параметрите за креирање на влезните обележја	32
6.2	Дискусија за експериментите за избор на хиперпараметри и архитектура на невронските мрежи	32
6.3	Идни комплементарни истражувања	33
7	Заклучок	34

1 Вовед

1.1 Употреба и значајност

Топчестите лагери се меѓу најважните компоненти на механизмите кои извршуваат некаква ротација. Широко се употребувани во автомобилската, земјоделската, и многу други индустрии чие производство се темели на механички машини без кои денешното навидум непрекинато снабдување со добра би било невозможно. Но, со нивната експлоатација тие стануваат подложни на дефекти. Надгледувањето на оперативните карактеристики, степенот на изабеност и доверливо предвидување на дефекти на компонентите на еден механизам е од клучно значење за достапноста и одржливоста на машините за обезбедување непречено функционирање на бројни критични инфраструктурни системи. При нивно оштетување се доведува до ризик стабилноста и животниот век на целиот механизам. Еден пример за топчест лагер е прикажан на Слика 1.

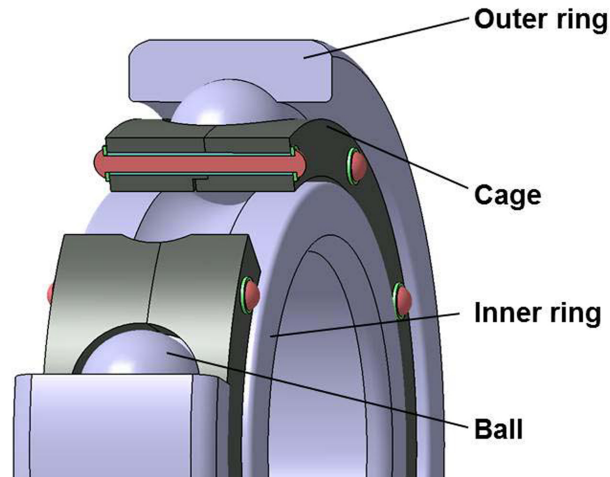


Слика 1. Пример за топчест лагер

1.2 Лагерска технологија

Намената на топчестите лагери е да го намалат ротационото триење и да ги поддржат радијалните и аксиалните оптоварувања. Еден топчест лагер е составен од внатрешна шина, надворешна шина, топчиња, и кафез кој ги држи топчињата на соодветно растојание. Структурата на топчестите лагери е прикажана на Слика 2. Ротирањето на една од шините ги придвижува топчињата, а тие бидејќи се тркалаат по површината имаат многу помал коефициент на триење отколку што би имале две рамни површини кои се

тријат една со друга. Постојат повеќе видови на лагери: топчести, конусни, цилиндрични, буричасти, итн. Топчестите лагери имаат помал капацитет за оптоварување поради помалата површина во допир со шините, но баш тоа ги прави поробустни и дозволува толеранција на мало изместување.



Слика 2. Градба на еден топчест лагер

1.3 Сензори, сигнали и детекција на дефекти

Напредокот на сензорските технологии и намалувањето на трошоците поврзани со нив, резултираше во нивна широка примена која овозможува досега невидени индустриски, научни, комерцијални, и земјоделски апликации. Вибрациските и звучните сигнали кои се прибираат при работа на лагерите се меѓу најкористените извори на информација за мониторирање на нивната состојба, и детекција и дијагностика на дефектите на механичките системи. Овие сигнали во нив често може да содржат и компоненти на шум, што бара дополнителна обработка на сигналите.

Поради значајноста и широката употреба, оптималното решение за детекција на дефекти е да се имплементираат автоматизирани модели кои во реално време добиваат некакви сигнали кои се произведени од механизмот, и даваат одговор за тоа дали лагерот е оштетен или не, па дури и да се апроксимира степенот и локацијата на штетата. Колку е помало времето на одговор на овие модели, толку побрзо може да се реагира со стопирање на механизмот за да се избегнат катастрофални сценарија. Од друга страна, континуираното следење на состојбата на лагерите овозможува и планирање и оптимизирање на одржувањето на системите.

1.4 Пристап кон проблемот

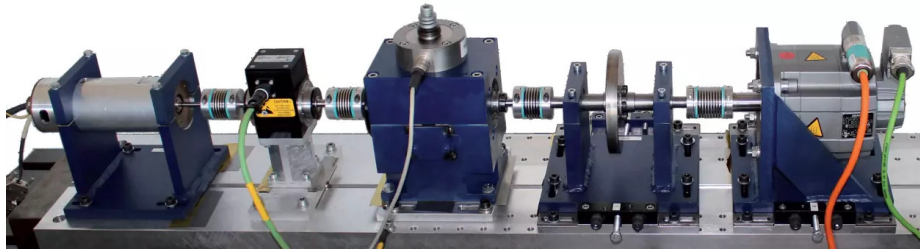
Податоците кои се избрани за детекцијата на оштетување во топчестите лагери се вибрациските сигнали кои се произведени од внатрешноста на модулот во кој е сместен лагерот. Модулот е дел од лабораториски систем кој истражувачите при универзитетот во Падерборн го имаат составено со цел да симулираат работа на реален механизам. Имајќи предвид дека секој сигнал може да се разложи на фреквенции, што е широко употребуван пристап во научната литература, употребени се дискретни Фуриеви и wavelet трансформации за декомпозиција на дигитализираните сигнали. Преглед на научната литература и податочното множество се дадени во поглавје 2 и поглавје 3 соодветно. Дополнително обработувајќи ги излезите од трансформациите, се креираат обележја кои потоа се користат како влез во длабоки невронски мрежи за класификација на сигналот. Споредувајќи ги перформансите на моделите со обележја од двете трансформации посебно, се избираат неколку од најдобрите параметри со кои тие се креирани според резултатите од моделите. Сите комбинации од нив се креираат и повторно се споредуваат резултатите. За крај се спроведува Баесова оптимизација со податочните множества добиени од оптималните комбинации на параметри за креирање на обележјата од двете трансформации. Баесовата оптимизација служи за финалното нагудување на хиперпараметрите и архитектурите на невронските мрежи. Земајќи предвид дека мониторирањето на механизмите во реално време е круцијално, сите експерименти се изведени за сигнали од една, половина и четвртина секунда. Целата методологија е образложена во поглавје 4, а поглавје 5 и 6 ги прикажуваат и дискутираат резултатите. Заклучокот е даден во поглавје 7.

2 Преглед на областа и научната литература

Раната детекција на дефект во било каков механизам преку вибрациски сигнали е доста застапена во научната литература. Истото е случај и за препознавањето на оштетени лагери, вклучувајќи ги и топчестите лагери, за што се објавени голем број на научни трудови. Zhang et. al. [1] имаат развиено алгоритам за детекција на оштетување кај топчести лагери. Тие користат длабоки конволуциски невронски мрежи, чиј прв конволуциски слој е со пошироки кернели за да можат да направат подобра екстракција на обележја за сигналот со пониска фреквенција, а следните неколку слоја се со потесни кернели како би се научиле одликите на повисоките фреквенции во сигналот. Други пристапи може да се видат во трудот на Bediaga et. al. [2] кои имаат традиционален пристап со алгоритми за процесирање на дигиталните сигнали со Хилбертови и Фуриеви трансформации и со cepstrum анализа за да се најде периодичноста во фреквентниот домен. Umbrajskaar et. al. [3] користат wavlet трансформации за да детектираат проблеми во системи со лагери преку вибрациски сигнали. Нивната споредба на повеќе mother-wavelet функции ја издвојува Daubechies 2 (db2) функцијата како најсоодветна која дава најдобри резултати при различни режими на работа на системите. Viola et. al. [4] користат понапреден пристап, односно DCGANs (deep convolutional generative adversarial network).

3 Податочно множество

Податочното множество кое е обработено во оваа дипломска работа е јавно достапно, со што секој има можност да проба да конструира модели за машинско учење со него. Податоците се преземени од официјалната страница на германскиот универзитет Paderborn, и се детално објаснети заедно со целиот процес во публикуваниот труд [5]. Во нив се содржат вибрациски сигнали, и суплементарни мерења за брзината, вртежниот момент, радијалното оптоварување и температурата за време на работењето на модулот со топчестите лагери. Модуларниот лабораториски систем е прикажан на Слика 3. Одејќи од лево кон десно, тој е составен е од електричен мотор, дел за мерење на вртежниот момент, модул за топчестите лагери, замаец, и load мотор. Со користење на адаптер, истражувачите ги мерат вибрациите во внатрешноста на делот од тест модулот во кој е сместен топчестиот лагер.



Слика 3. Модуларен лабораториски систем

Податочното множество е креирано од вибрациски сигнали произведени од 32 различни топчести лагери, од кои 26 се оштетени, а 6 се неоштетени. Карактеристиките на неоштетените лагери се прикажани во Табела 1. Карактеристиките се однесуваат за тоа колку часа тие работеле пред да е направено снимањето, нивниот радијално оптоварување и ротационата брзина за претходното работење.

Табела 1. Неоштетени топчести лагери

Код	Време на работење [h]	Радијално оптоварување [N]	Ротациска брзина [rpm]
K001	>50	1000-3000	1500-2000
K002	19	3000	2900
K003	1	3000	3000
K004	5	3000	3000
K005	10	3000	3000
K006	16	3000	2900

Освен со неоштетените лагери, снимања се направени и со оштетени лагери. Но, не сите штети може да се земат за еднакви. Штетата може да биде од различни размери. Нивоата на количина на штета со која е дефиниран еден лагер се дефинирани во Табела 2.

Табела 2. Степени на оштетување

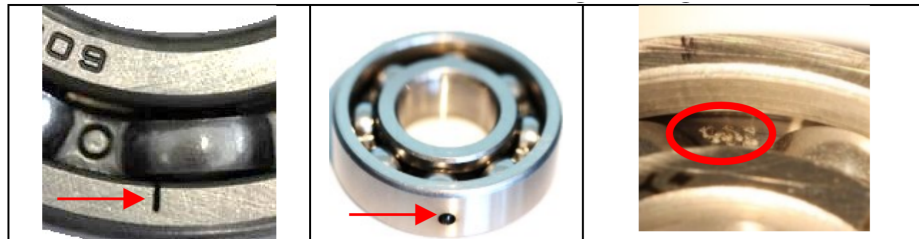
Степен на штета	Процент на оштетување
1	0-2 %
2	2-5 %
3	5-15 %
4	15-35%
5	>35%

Снимањето на вибрацијата на тест модулот со оштетени лагери е изведено на два начина. За првата варијанта се земени лагери кои се вистински оштетени преку модул за забрзано тестирање на животен век на лагери. Карактеристиките на овие лагери се дефинирани во Табела 3. Овие лагери ги дефинира категоријата на оштетувањето, која може да биде една од следните: површински дупки, истрошеност, корозија, или површинска деформација. Штетата може да е направена на внатрешниот прстен, на надворешниот, или и на двата прстени. Потоа штетата може да е на едно место, или на повеќе места со случајна позиција.

Табела 3. Типови лагери со вистинска штета

Код	Тип на оштетување	Шина	Повторување	Степен на штета
KA04	истрошеност, површински дупки	надворешна	нема	1
KA15	деформација	надворешна	нема	1
KA16	истрошеност, површински дупки	надворешна	рандомизирано	2
KA22	истрошеност, површински дупки	надворешна	нема	1
KA30	деформација,	надворешна	рандомизирано	1
KB23	истрошеност, површински дупки	двете	рандомизирано	2
KB24	истрошеност, површински дупки	двете	нема	3
KB27	деформација, Indentations	двете	рандомизирано	1
KI04	истрошеност, површински дупки	внатрешна	нема	1
KI14	истрошеност, површински дупки	внатрешна	нема	1
KI16	истрошеност, површински дупки	внатрешна	нема	3
KI17	истрошеност, површински дупки	внатрешна	рандомизирано	1
KI18	истрошеност, површински дупки	внатрешна	нема	2
KI21	истрошеност, површински дупки	внатрешна	нема	1

Вториот начин на кој што се добиени оштетени лагери е преку рачно оштетување со соодветен алат. Карактеристиките на лагерите кои се добиени со рачно оштетување односно имаат вештачка штета се прикажани во Табела 4. На Слика 4 се прикажани три од вештачки-оштетените лагери со по еден пример за секој од методите за нанесување штета. Штетата може да е едно од нивоата на штета кое е прикажано во Табела 2, да е на внатрешниот или надворешниот прстен, а начинот на нанесување може да е со дупчење, со електричен гравер, или со EDM ¹.



Слика 4. Лагериј со нанесена штета со EDM (лево), дупчење (центар), гравирање (десно)

Табела 4. Топчести лагери со вештачки-нанесена штета

Код	Шина	Степен на оштетување	Метод на оштетување
КА01	надворешна	1	EDM
КА03	надворешна	2	гравирање
КА05	надворешна	1	гравирање
КА06	надворешна	2	гравирање
КА07	надворешна	1	дупчење
КА08	надворешна	2	дупчење
КА09	надворешна	2	дупчење
КИ01	внатрешна	1	EDM
КИ03	внатрешна	1	гравирање
КИ05	внатрешна	1	гравирање
КИ07	внатрешна	2	гравирање
КИ08	внатрешна	2	гравирање

¹ процес за машинска обработка на материјали по пат на нивно еродирање со електрично празнење

За споредбеност и разноврсност на експериментите, сигналите се снимани во четири режими на работа кои се дефинирани во зависност од: ротационата брзина, оптоварувањето, вртежниот момент, и радијалната сила. За секој лагер посебно се направени по 80 снимања од 4 секунди, и тоа по 20 за секој од режимите на работа. Четирите режими се прикажани во Табела 5.

Табела 5. Режи́ми на работа

Режим	Ротациона брзина [rpm]	Вртежен момент [Nm]	Радијална сила [N]
N15_M07_F10	1500	0.7	1000
N09_M07_F10	900	0.7	1000
N15_M01_F10	1500	0.1	1000
N15_M07_F04	1500	0.7	400

Вибрациските сигнали се дигитализирани со висока рата на семплирање, односно 64kHz, што е неопходно според Smith и Randall [6] кои имаат направено истражување според кое одредени параметри треба да се задоволени за податочното множество да се смета за бенчмарк.

4 Методологија

4.1 Користена технологија

За изработка на дипломската работа користени се повеќе технологии. Јадрото на целиот проект е програмскиот јазик Python 3.8 со мноштвото библиотеки кои се изградени за него кои овозможуваат големо забрзување на обработката на податоци, и интерфејси на повисоко ниво за тренирање на моделите. Податоците од универзитетот Paderborn се понудени во .mat формат, па се конвертирани со помош на пакетот scipy [7]. Библиотеката tabula [8] е користена за автоматско парсирање на табелите од pdf документи во pandas dataframes [9]. Понатамоштаната работа со податоци, нивното структурирање, и пресметка на Фуриевите трансформации е овозможено од numpy [10]. За пресметката на wavelet трансформациите послужи pywt. Библиотеката matplotlib [11] е искористена за визуелизација на податоците. За конструирање, тренирање и тестирање на невронските мрежи, користен е tensorflow 2.5 [12] и неговиот интерфејс keras. За логирање на процесот на тренирање и надгледување на учењето на моделите користени се comet[13] и tensorboard при tensorflow. Целиот проект е прикачен на github репозиториум кој служеше како главна алатка за верзионирање и оргарнизирана работа со целиот проект. Дипломската работа е напишана во LaTeX синтакса, која е стандардот за пишување научни трудови.

4.2 Претпроцесирање на податочното множество

За разлика од класичните методи за машинско учење, тренирањето на длабоки невронски мрежи побарува поголем број на примероци. Земајќи предвид дека секој режим на работа носи со себе и свои карактеристики кои се отсликуваат на вибрацискиот сигнал, како што се: ротациската брзина, вртежниот момент и радијалната сила, оптималните модели се бараат за секој од четирите режими на работа посебно. Поголемиот број на примероци беше неопходен и покрај користењето на длабоки невронски мрежи, бидејќи 80 снимања по лагер од кои 20 за специфичен режим се премалку.

Времетраењето на оригиналните сигнали е 4 секунди. За да се добијат повеќе примероци, сигналите во податочното множество се поделени на пократки сигнали (со преклопување) преку земање исечоци од оригиналните сигнали од една, пола, или четвртина секунда со метод на движечки прозорец. Тоа значи дека на почетокот на сигналот од 4 секунди се иницијализира соодветно долг прозорец, со што се добива првиот примерок. Потоа тој прозорец се поместува за одредена скаларна вредност, во исто време задржувајќи ја својата должина. Прозорецот се придвижува низ оригиналниот сигнал и зачувува примероци-исечоци од сигналот, се додека крајот на овој прозорец не го надмине крајот на оригиналниот сигнал. Штом се иницијализира прозорец чиј крај ја надминува должината на оригиналниот сигнал, процесот терминира.

Бидејќи податочното множество содржи многу повеќе снимања од оштетени лагери во сооднос со снимањата од неоштетени лагери (соодносот е 26:6), прозорецот се поместува за помала вредност при зачувувањето на примероци од сигнали произлезени од системите со неоштетени лагери, како би се избалансирал бројот на примероци од двете класи. Иако изведените податочни множества по овој чекор нема да бидат совршено балансирали, еднаквото вреднување на примероците од двете класи е постигнато со поставување на тежина на секој примерок во зависност од класата, со цел моделите да не оптимизираат за подобро предвидување на една од класите.

При извлекувањето на исечоци од оригиналните сигнали за тренирачкото множество, за едно-секундните сигнали прозорецот беше поместуван за 0.01 секунда за неоштетените лагери, а за 0.05 секунди за оштетените лагери. За сигналите со должина од 0.5 секунди поместувањата се за 0.005 и 0.01 секунди, а за сигналите со должина од 0.25 секунди поместувањата се 0.004 и 0.009 секунди соодветно.

При извлекувањето на исечоци од множеството за тестирање, прозорецот беше придвижуван за 0.01 секунда за неоштетените лагери, и за 0.05 секунди за оштетените лагери. Поместувањата се еднакви за примероците со сите должини бидејќи за тестирање на моделот и статистичка значајност на добиените резултати не се потребни ни приближно толку многу инстанци како во тренирачкото множество. Посебно не ако тие се извлечени со методата на движечки прозорец.

Табела 6. Број на примероци во тренирачкото множество по претпроцесирањето

Времетраење на сигнал	Број на сигнали по режим	Вкупен број на сигнали
4 секунди (дадени)	320	1280
1 секунда	16400	65600
0.5 секунди	64790	259160
0.25 секунди	80330	321320

4.3 Дискретни Фуриеви трансформации

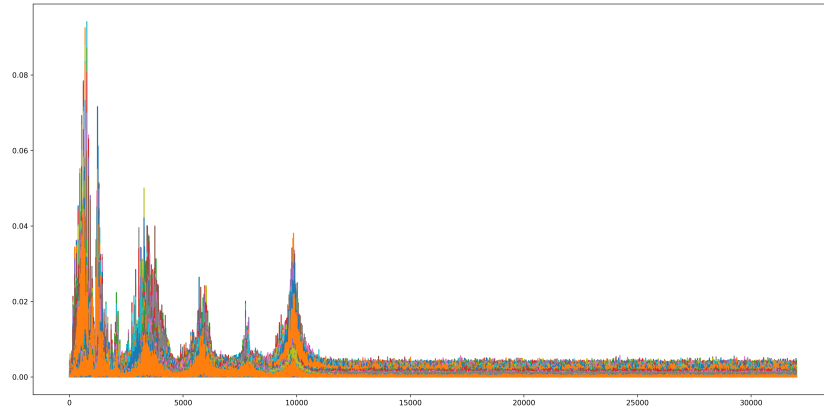
Првиот од двата методи од областа на процесирање на дигитални сигнали кој е користен за изведување на обележја е Фуриевата трансформација, односно нејзината дискретна варијанта. Дискретната Фуриева трансформација, прави декомпозиција на временски сигнали, така што ги претвора во суми од синуси и косинуси. Ова пресликување може да се гледа и од аспект на линеарна алгебра како промена на база [14]. Фуриевата ортогонална база за C^N е следната:

$$w_k[n] = e^{\frac{i2\pi nk}{N}}, \quad n, k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

Формулата е поедноставена со Ојлеровата формула која гласи:

$$e^{ix} = \cos x + i \sin x \quad (2)$$

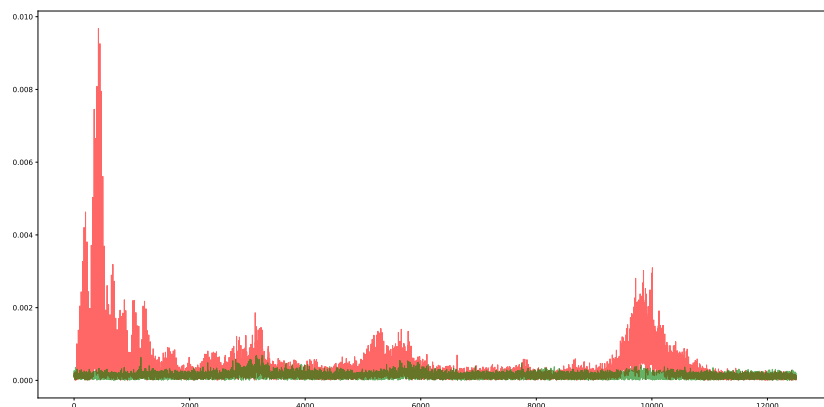
За демонстрација се земени сигнали од примероците со времетраење од една секунда. Фуриевата трансформација за сигнали од една секунда кои се семплирани на 64kHz дава на излез 64000 коефициенти кои се симетрични во однос на средишниот коефициент. На Слика 5 се прикажани коефициентите од оваа трансформација за сите едно-секундни примероци во претпроцесираните податочни множества за сите режими. Прикажани се првите 32000 коефициенти поради својството на симетричност. Може да се воочи дека најголемиот дел од информацијата во фреквентниот домен се содржи во првите 12500 коефициенти. Аналогно на тоа, за примероците од по 0.5 секунди најголемиот дел од информацијата ќе се содржи во првите 6250 коефициенти, а за примероците од 0.25 секунди во првите 3125 коефициенти.



Слика 5. Сите коефициенти од Фуриевата трансформација за сите едно-секундни примероци. Боите немаат значење, секој примерок е прикажан со различна боја.

За споредба помеѓу фреквентниот домен на оштетените и неоштетените лагери се земени два примерока, поторно од 1 секунда, за еден неоштетен лагер и за оштетен лагер со ниво на штета 3. Тоа се лагерите K001 и KB24 соодветно. Бидејќи е заклучено дека најголемиот дел од информацијата се содржи во првите 12500 коефициенти, на Слика 6 се прикажани точно тие за едно-секундни сигнали произлезени од горенаведените лагери. Веднаш може да се воочи разликата помеѓу оштетен и неоштетен лагер. Се забележува дека амплитудата на коефициентите за оштетениот лагер е поголема низ целиот спектар, што е и очекувано поради похаотичната вибрација.

По пресликувањето на сигналите од временски во фреквентен домен, направено е намалување на бројот на потенцијални обележја во фреквентниот домен поради големата димензионалност. Намалувањето е направено со метода

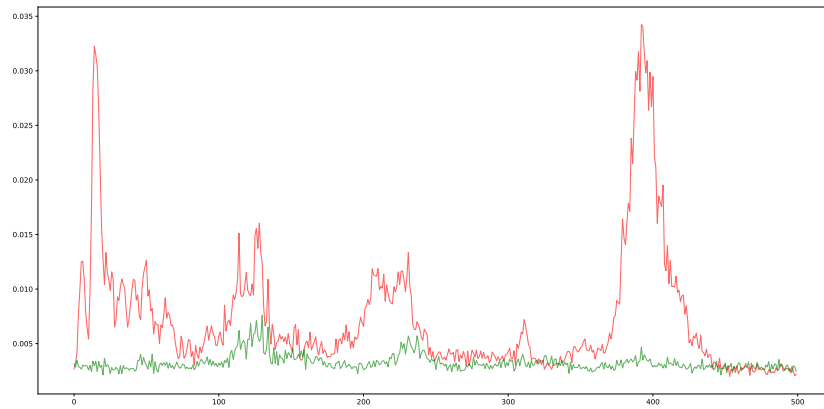


Слика 6. Споредба на првите 12500 Фуријеви коефициенти за едно-секундни сигнали произлезени од K001 и KB24. K001 е прикажан со зелена, а KB24 со црвена боја.

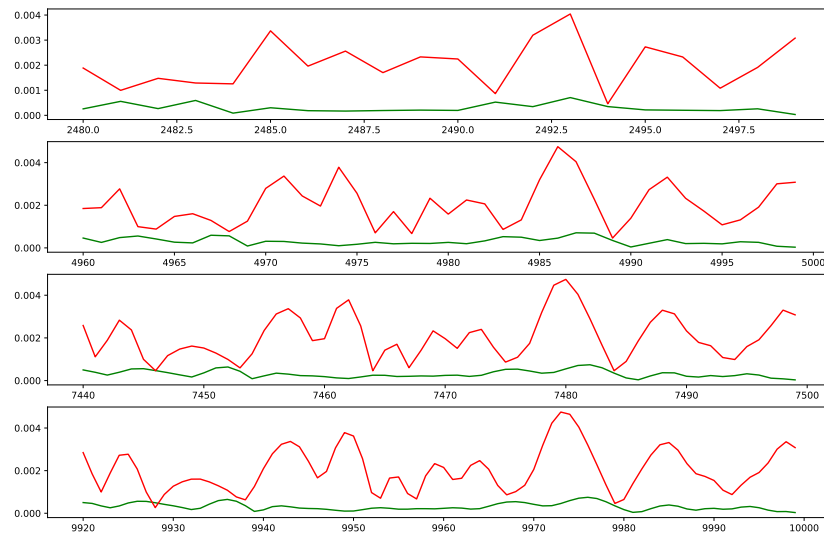
на хистограм. Оската на која се наоѓаат коефициентите се дели на еднакви делови односно бинови со одредена големина, и сите коефициенти кои припаѓаат на еден бин се собираат, формирајќи ја новата скаларна вредност на таа позиција.

За демонстрација е земен бин со големина од 25 коефициенти. Секој бин од 25 коефициенти, почнувајќи од првиот, се заменува со сумата на сите коефициенти во бинот. Со тоа, 25-кратно се намалува бројот на влезови во невронската мрежа. На Слика 7 се прикажани амплитудите на биновите од првите 12500 коефициенти по применување на хистограм методата, за едно-секундни сигнали произлезени од K001 и KB24.

Понатаму, кај дискретните Фуријеви трансформации постои опција за зголемување на резолуцијата со методот на zero padding. Со овој метод, на крајот на сигналот се додава низа од скалари со вредност нула со должина од коефициентот на зголемување на резолуцијата помножен со семплираната должина на оригиналниот сигнал. За сигнал со 64000 семплови односно 1 секунда, за добивање на двојно поголема резолуција се додава низа од 64000 нули, за двојно зголемување се додава низа од 128000 нули, итн. За демонстрација, на Слика 8 се прикажани сегменти од фреквентниот домен на сигналите од претходните примери без zero padding, и наредните три графици почнувајќи од горе надолу прикажуваат зголемување на резолуцијата двојно, тројно и четирикратно. Овој метод е искористен за да се истражи дали поголема резолуција на фреквентниот домен со методот на бинови би дал подобри резултати, иако во случаите кога широчината на бинот се зголемува пропорционално на резолуцијата, не се очекува да се види голема разлика.



Слика 7. Споредба на сумите на првите 500 бинови за едно-секундни сигнали произлезени од K001 и KB24. K001 е прикажан со зелена, а KB24 со црвена боја.

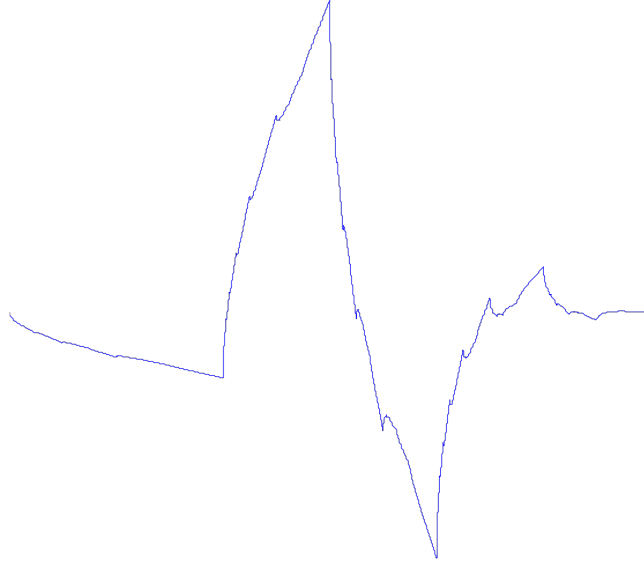


Слика 8. Зголемување на резолуцијата во фреквентниот домен со zero padding

4.4 Дискретни wavelet трансформации

Едно од ограничувањата на дискретната Фуриева трансформација е тоа што таа ја прикажува распределбата на енергии во фреквентен домен, но целосно се губи резолуцијата по временската оска, односно не се знае во кој дел од сигналот се појавени специфични фреквенции кои може да се видат во фреквентниот домен. Wavelet трансформациите се справуваат со овој проблем на тој начин што се креираат различни нивоа на фреквенции, и во нивоата за повисоките фреквенции се генерираат повеќе коефициенти.

При пресметувањето на дискретната wavelet трансформација, неопходно е да се избере соодветен mother wavelet. Анализата на Umbraјkaar et. al. [3] ја издвојува Daubechies 2 (db2) функцијата како најсоодветна при анализа на вибрациски сигнали, која е прикажана на Слика 9.



Слика 9. Daubechies 2 wavelet

Широчината и поместувањето на филтерот експоненцијално се зголемува во секое наредно ниво кое ги содржи пониските фреквенции. Формулата за пресметување на wavelet коефициентите со банка на филтери кој се грани бинарно и со тоа се експоненцијално се намалува бројот на коефициенти е следната:

$$\gamma_{jk} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi \left(\frac{t - k2^j}{2^j} \right) dt \quad (3)$$

За секое ниво со соодветен високопропусен филтер - h , и нископропусен филтер - l , од сигналот се извлекуваат високите и ниските фреквенции соодветно. Во секое наредно ниво, од излезот на нископропусниот филтер се повторува истиот чекор. Скратената нотација за она што се случува во едно ниво, доколку x е влезот, е следната.

$$y_{\text{high}} = (x * h) \downarrow 2 \quad y_{\text{low}} = (x * l) \downarrow 2 \quad (4)$$

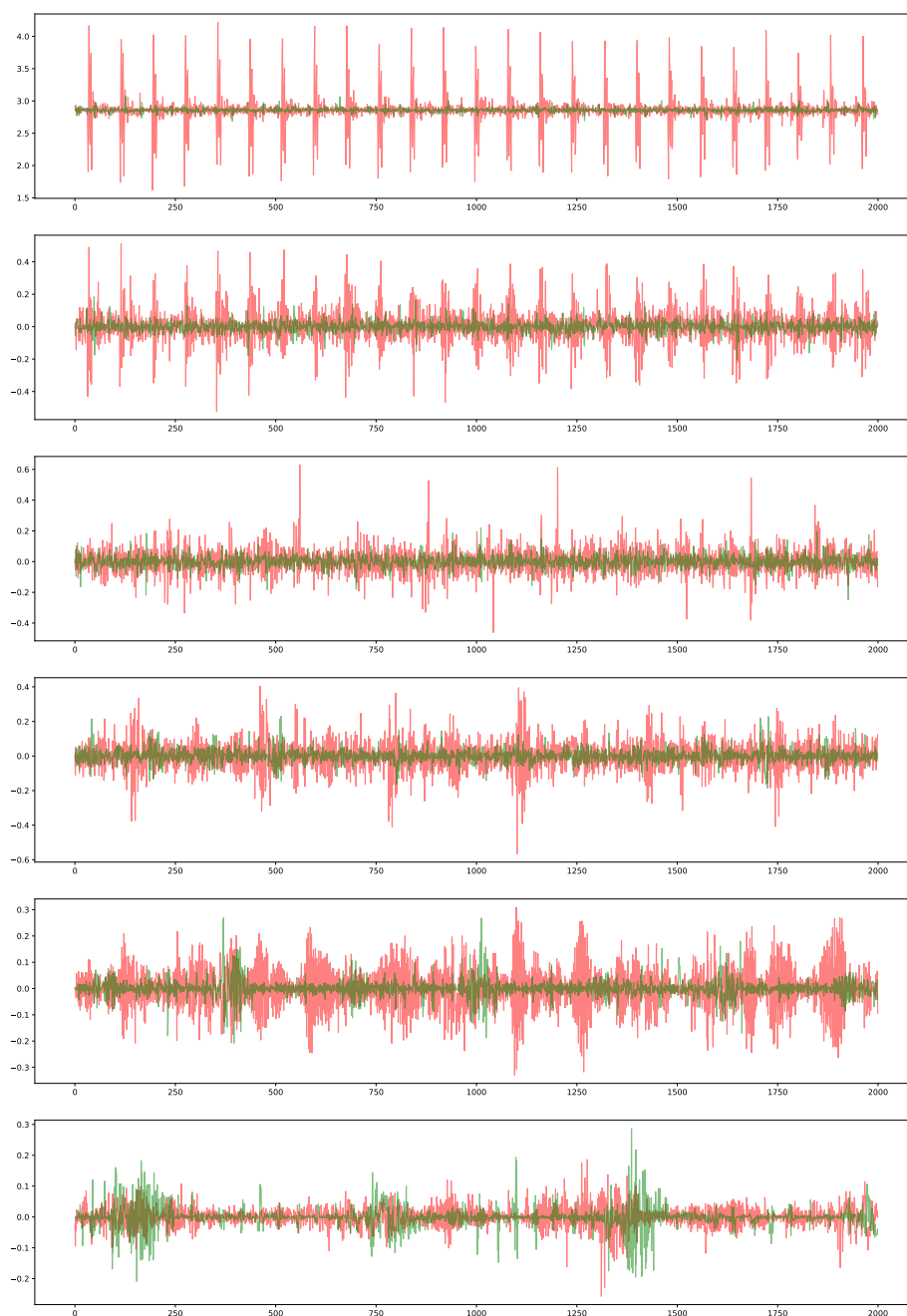
Доколку целиот спектар на фреквенции кои се наоѓаат во сигналот е од 0 до f_n , Табела 7 прикажува кои фреквенции од оригиналниот сигнал се опфатени во кое ниво на мултилевел wavelet трансформацијата. Може да се забележи дека за секое ниво двојно се намалува резолуцијата на влезот. Тоа е бидејќи според теоремата на Најквист, при двојно намалување на спектарот на фреквенции во сигналот, неговата резолуција може двојно да се намали.

Табела 7. Спектар на фреквенции по ниво на дискретната wavelet трансформација со 5 нива

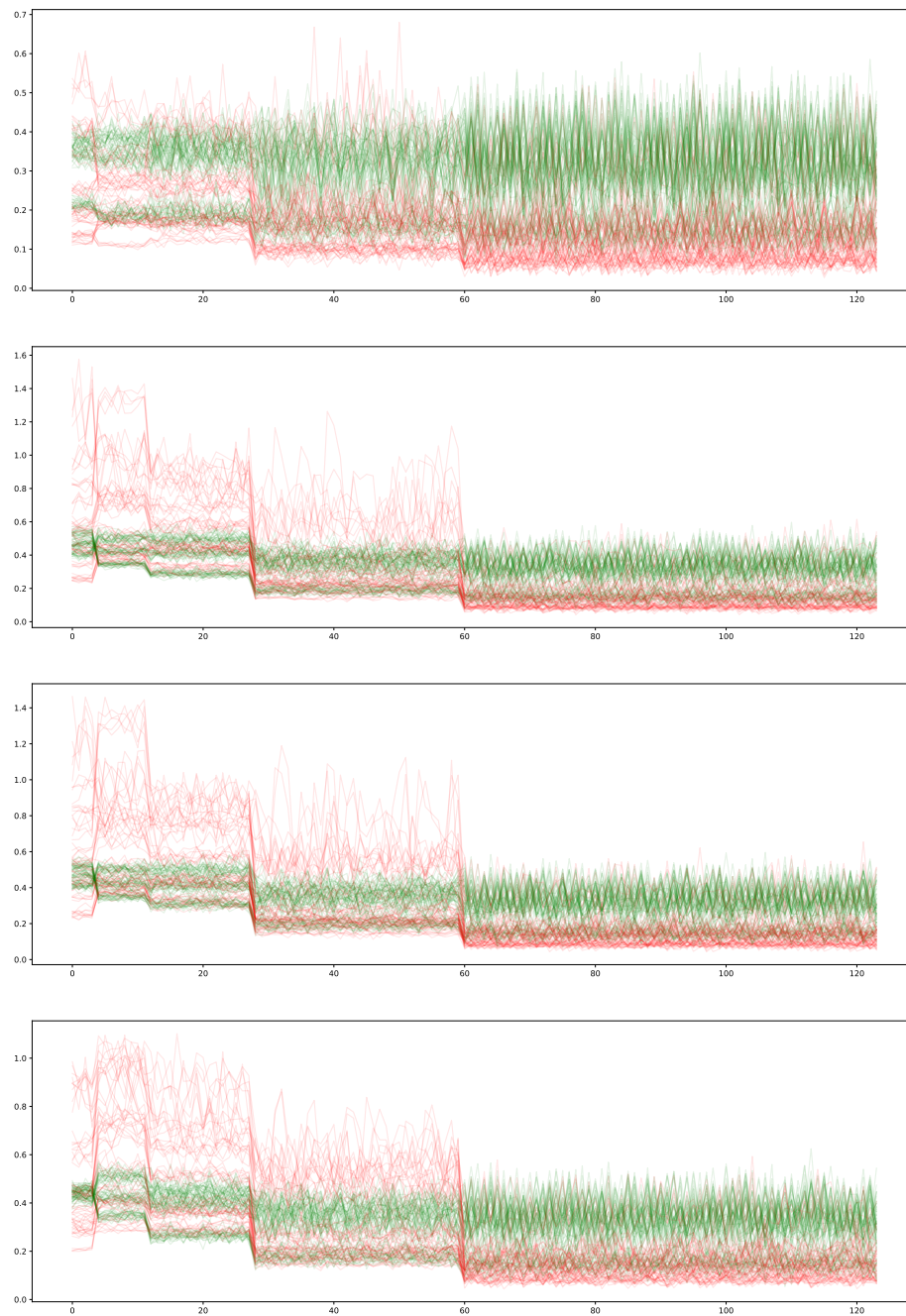
Ниво	Лева граница	Десна граница	Коефициенти
1	$f_n/2$	f_n	32000
2	$f_n/4$	$f_n/2$	16000
3	$f_n/8$	$f_n/4$	8000
4	$f_n/16$	$f_n/8$	4000
5	$f_n/32$	$f_n/1$	2000
5	0	$f_n/32$	2000

Земајќи ги истите сигнали од демонстрацијата за Фуриевите коефициенти, пресметана е дискретна wavelet трансформација со 5 нивоа. На Слика 10 се прикажани првите 2000 коефициенти од секое ниво за да се добие детална споредба помеѓу коефициентите добиени од вибрациските сигнали на неоштетениот и оштетениот лагер. Во првото ниво од високопропусниот филтер, за оштетениот лагер може да се воочи многу поголемо присуство на фреквенциите $[f_n/2, f_n]$, и со тоа похаотично вибрирање. Со движење на спектарот на фреквенции кон пониските се забележува поголемо нивно присуство и во неоштетениот лагер. Ова посочува кон можност за конструирање добри класификатори со wavelet коефициентите како обележја.

Соочувајќи се со истиот проблем како и кај Фуриевите трансформации, излезот од повеќеслојната wavelet трансформација дава на излез премногу коефициенти за влез во невронската мрежа. Затоа, применет е повторно методот на хистограм, но овој пат земајќи ја стандардната девијација во секој бин, наместо сумата. Причината за ова може да се забележи во Слика 10, каде освен излезот од првото ниво на високопропусниот филтер, другите нивоа се центрирани околу 0, па земајќи сума од секој бин би резултирало во тоа позитивните и негативните коефициент да се поништат меѓусебно и се добијат приближно исти обележја за оштетените и неоштетените лагери. По пресметувањето на стандардната девијација по бинови на излезите од секое ниво на повеќе-нивовската wavelet трансформација, векторите со девијации по бинови се конкатенираат, резултирајќи во еден вектор кој ги опишува сите нивоа. На Слика 11 се визуелизирани конкатенираните обележја за сите режими од тренинг множеството, по применувањето на методот на хистограм со стандардна девијација. Може да се воочи добра сепарација помеѓу оштетените и неоштетените лагери при што се очекува да се добијат добри резултати при класификацијата.



Слика 10. Првите 2000 коефициенти од секое ниво на дискретната wavelet трансформација со 5 нивоа. Првото ниво е најгоре. K001 е прикажан со зелена, а KB24 со црвена боја



Слика 11. Споредба на конкатенираните девијации по бинови за wavelet трансформациите за секој режим од тренирачкото множество. у оската ја прикажува девијацијата, а на х оската се конкатенираните бинови. Прикажани се режимите N09_M07_F10, N15_M07_F10, N15_M01_F10, и N15_M07_F04 тргнувајќи од горе надолу.

4.5 Длабоки feed-forward невронски мрежи

Класичните feed-forward невронски мрежи (FFNN) се користени за класификација на сигналот преку Фуриевите и wavelet обележјата кои се добиени со дискретната Фуриева трансформација и дискретната wavelet трансформација. FFNN содржат влезен слој кој ги прима податоците. Димензионалноста на влезниот слој е иста со димензионалноста на еден примерок од множествата за тренирање, тестирање и валидација. Потоа следуваат еден или повеќе скриени слоеви со арбитрарна димензионалност која се дефинира при конструирањето на моделот. Излезот го даваат преку слој за излез, кој при нашиот проблем има само еден неврон, кој придружен со сигмоидална активациска функција и одреден праг на активација дава на излез класа 1 или 0.

Активациски функции: Активациските функции се функции низ кои поминуваат тежинските суми од влезови (излези од претходниот слој) во еден слој за да се произведе излезот кој ќе го има еден неврон. Доколку овие активациски функции се линеарни, се губи моќта на невронската мрежа да креира нелинеарни функции за хипер-рамнини на разделување на класите, односно станува обичен линеарен класификатор кој е еднаков со логистичка регресија при проблеми на класификација. За брзо тренирање и внесување sparsity во невронските мрежи, нелинеарната ReLU активациската функција [15] е применета, која е дефинирана на следниот начин:

$$f(z) = \max(0, z) \quad (5)$$

Batch normalization слоеви: Batch normalization слоевите се користат за побрзо конвергирање при тренирањето на невронските мрежи и за да се избегне проблемот на covariance shift. Овие слоеви ги стандардизираат излезите од i -тиот слој, кои се влез во $i+1$ -виот слој, така што тие имаат еднаква средна вредност и стандардна девијација. Параметрите гама и бета се параметри за скалирање и поместување кои можат да се нагудуваат и учат [16].

$$\hat{x}^{(i)} = \frac{x^{(i)} - E[x^{(i)}]}{\sqrt{\text{Var}[x^{(i)}]}} \quad (6)$$

$$y^{(i)} = \gamma^{(i)} \hat{x}^{(i)} + \beta^{(i)} \quad (7)$$

Dropout слоеви: Dropout слоевите се користат за да се исклучат одреден процент на неврони во секој слој во мрежата за да се избегне проблемот на overfitting на тренирачкото множество, односно да се добие ефект на регуларизација.

Функција на загуба: Функцијата на загуба која е применета за да се квантифицира грешката која ја прави моделот е бинарната cross-entropy функција, исто позната како логаритамска загуба.

$$Loss = - \sum_i (y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)) \quad (8)$$

Регуларизација на тежините: L2 регуларизацијата на тежините овозможува моделот да се пенализира доколку некои тежини имаат многу голема вредност, со цел да се спречи overfitting на мрежата на множеството за тренирање. На функцијата на загуба се додава квадратната сума од тежините со хиперпараметар ламбда кој одлучува колку ќе се пенализираат големите тежини. Овој хиперпараметар се нагудува при тренирањето.

$$Cost = Loss + \lambda \sum_{j=1}^N w_j^2 \quad (9)$$

4.6 Баесова оптимизација со Гаусови процеси

При обучувањето на невронските мрежи, перформансите многу зависат од вредностите на хиперпараметри кои треба да се постават пред почетокот на обучувањето. Хиперпараметрите кои се одбираат во процесот на спроведувањето на експериментите при изработката на оваа дипломска работа се: бројот на скриени слоеви, бројот на неврони во првиот скриен слој, ратата на намалување на бројот на неврони по првиот слој, ратата на учење и ламбда параметарот за регуларизација. Изборот на најдобрата комбинација од хиперпараметрите се прави преку испробување на различни комбинации од нивните вредности. За автоматизација на овој процес и побрзо наоѓање на добра комбинација, а со тоа и високи перформанси на моделите, користена е Баесовата оптимизација со помош на Гаусови процеси.

Гаусовите процеси конструираат Гаусови распределби од функции [17]. Најпрегледно е доколку се почне со едноставен пример со една променлива. Доколку априори се обсервирани паровите на податок и излез: $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3)\}$, со одреден кернел, може да се креира распределба на функции кои поминуваат низ овие точки. K ја претставува кернел матрицата, каде $k_{ij} = k(x_i, x_j)$. k ја претставува кернел функцијата која ја пресметува сличноста помеѓу две обсервации. Да претпоставиме дека податоците доаѓаат од нормална распределба. Во равенствата подолу, ќе се подразбира дека податоците се нормализирани, односно имаат средна вредност 0 и варијанса 1.

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} \sim \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} k_{11} & k_{12} & k_{13} \\ k_{21} & k_{22} & k_{23} \\ k_{31} & k_{32} & k_{33} \end{bmatrix} \right) \sim N(0, K) \quad (10)$$

$$k_{ij} = k(x_i, x_j) = e^{\frac{(x_i - x_j)^2}{2}} \quad (11)$$

Во равенка 10, е прикажана априори распределбата на функцијата. Доколку има нов податок x_n , сакаме да ја дефинираме средната вредност и варијансата на $f(x_n)$.

$$y_n \sim N(0, k(x_n, x_n)) \sim N(0, 1) \quad (12)$$

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_n \end{bmatrix} \sim \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} k_{11} & k_{12} & k_{13} & k_{1n} \\ k_{21} & k_{22} & k_{23} & k_{2n} \\ k_{31} & k_{32} & k_{33} & k_{3n} \\ k_{n1} & k_{n2} & k_{n3} & k_{nn} \end{bmatrix} \right) \sim N(0, \begin{bmatrix} K & K_n \\ K_n^T & K_{nn} \end{bmatrix}) \quad (13)$$

Новата кернел матрица е дефинирана како блок матрица K , составена од претходната кернел матрица, векторот на коваријанса помеѓу новиот податок и претходните, неговата транспонирана варијанта и варијансата на новиот податок k_{nn} , како 1×1 матрица K_{nn} . Преку следните равенства се добиваат средната вредност и варијансата на $f(x_n)$.

$$\mu_n = E(y_n) = K_n^T K^{-1} y_n \quad (14)$$

$$\sigma_n = -K_n^T K^{-1} K_n + K_{nn} \quad (15)$$

Ова може да се воопшти со следните равенства, каде Гаусовиот процес е означен со GP:

$$f(x) \sim GP(m(x), k(x, x')) \quad (16)$$

$$m(x) = E[f(x)] \quad (17)$$

$$k(x, x') = E[(f(x) - m(x))(f(x') - m(x'))^T] = e^{\frac{(x - x')^2}{2}} \quad (18)$$

Овој пристап ни дава можност да се конструираат интерполирани функции со интервали на доверба со произволна резолуција. За точки x_1, x_n, μ и кернел матрица K , и нејзин корен L , најден преку методот на Колески факторизација, распределбата на функцијата $f(x)$ се дефинира на следниот начин:

$$f(x) \sim N(0, K) \sim N(0, I)L \quad (19)$$

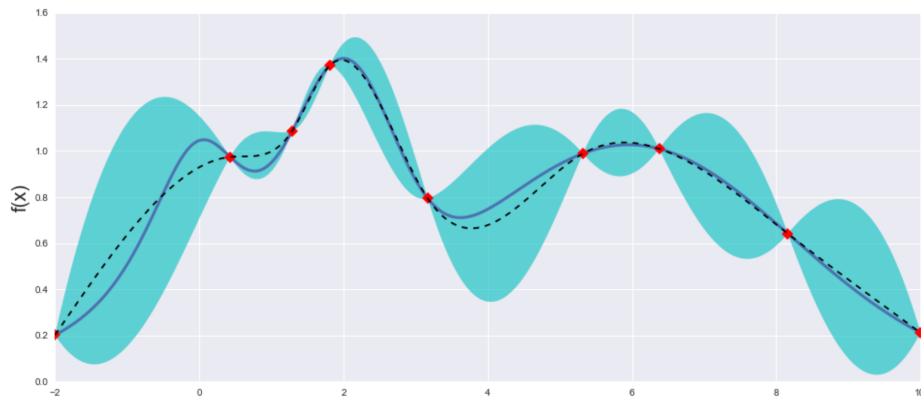
После евалуирањето на нови точки, постериорната распределбата се пресметува со помош на Баесовата формула преку следното равенство:

$$p(f|D) = \frac{p(D|f)p(f)}{p(D)} \quad (20)$$

Баесовата оптимизација се состои од следните чекори:

1. Се евалуираат предефиниран број на комбинации од просторот на хиперпараметрите.
2. Преку евалуираните точки се пресметува априори распределбата на функцијата на полезност со Гаусов процес.
3. Се евалуира нова точка во просторот на хиперпараметрите - онаа со максимална вредност на аквизициската функција, која во нашиот случај ја зема глобалната максимална вредност на функцијата која е конструирана од горниот интервал на доверба.
4. Се реevalуира сурогат функцијата односно се пресметува постериорната распределба, која станува априори распределба во следниот чекор.
5. Се враќа на чекор 3, се додека не е постигнат резултат кој надминува некој праг.

На Слика 12 е прикажан еднодимензионален пример за распределбата на функцијата која ги моделира перформансите на моделот. Да речеме дека x е вредноста на некој хиперпараметар, а $f(x)$ е метриката која се добива по евалуирањето на моделот со хиперпараметар x . Во конкретниот случај, за наредна вредност на хиперпараметарот која би се евалуирала, би се земала да е околу 2.2, каде се наоѓа глобалниот максимумот за сите интервали на доверба. Во општ случај, за повеќе хиперпараметри, оваа распределба би била повеќедимензионална Гаусова распределба.



Слика 12. Распределба на функција со Гаусов процес

4.7 Евалуација на моделите

За детална евалуација на перформансите на моделите односно колку добро тие ги класифицираат сигналите во соодветната класата на оштетени или неоштетени лагери, потребни се повеќе класификациски метрики. При секој класификациски проблем, се креира confusion матрица, која ги содржи бројот на true positives (TP), false positives (FP), false negatives (FN), и true negatives (TN). Потоа од овие метрики се изведуваат дополнителни метрики кои подетално го опишуваат резултатот кој е добиен. Изведените метрики кои се користени во оваа дипломска работа се: Accuracy (ACC), Precision (PREC), Recall (REC), Specificity (SPEC), Negative predictive value (NPV), F1-score за класата со оштетени лагери (F1₁), и F1-score за класата со неоштетени лагери (F1₀). F1-macro (F1M) го пресметува соодносот на F1 метриците за двете класи односно ја зема нивната аритметичка средина. Тие се пресметуваат на следниов начин:

- $ACC = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$
- $PREC = TP / (TP + FP)$
- $REC = TP / (TP + FN)$
- $SPEC = TN / (TN + FP)$
- $NPV = TN / (TN + FN)$
- $F1_1 = 2(PREC \times REC) / (PREC + REC)$
- $F1_0 = 2(SPEC \times NPV) / (SPEC + NPV)$
- $F1M = (F1_1 + F1_0) / 2$

5 Експерименти и резултати

Спроведени се повеќе експерименти со цел да се тестира хипотезата дека преку фреквентниот домен на вибрациските сигнали може да се конструираат класификатори од feed-forward невронски мрежи кои би дале добри перформанси. Експериментите се изведени за податочните множества со примероци од една, половина и четвртина секунда. Што подобри перформанси се добијат за пократки сигнали, толку системот би бил поспособен во реално време да детектира некаков дефект и не дозволи да се случи катастрофално сценарио.

Тешко е однапред да се знае која широчина на бин и zero padding коефициент за Фуриевите коефициенти, и широчина на бин и број на нивоа за wavelet коефициентите се оптималниот избор. Затоа се спроведени експерименти кои би ги споредиле овие комбинации на параметрите. По споредбата и изборот на оптималните параметри, направени се и експерименти со неколку од оптималните комбинации од нив, при што множествата добиени од двете трансформации со овие параметри се споени. Споредбата е направена само за N09_M07_F10 режимот на работа, па другите режими се вклучени само во финалната оптимизација. По тренирањето на моделите кои ги споредуваат прво параметрите на двете трансформации посебно, па искombинирано, за обележјата кои се добиени со најдобрата комбинација од овие параметри, применета е Баесова оптимизација за да се најдат оптималните комбинации на хиперпараметри, а со тоа и најдобри модели за сигналите со сите должини и во сите работни режими.

Поделбата на множеството во подмножества за тренирање и тестирање при споредбата, и подмножества за тренирање, валидација и тестирање при оптимизирањето на хиперпараметрите и архитектурите на мрежите, направена е со стремење во секое подмножество да има разноврсност во начинот на оштетување на лагерите. Ова не е случајот со нивото на штетата. Во експериментите во оваа дипломска работа, оштетените лагери кои беа вклучени во тренинг множеството имаат понизок степен на штета. Иницијалните експерименти кои се спроведени се стремат да детектираат и поголеми и помали штети, при што се тренирани само на помалите оштетувања. Со ова податочно множество, обратното би било потешко да се изведе.

5.1 Експерименти за споредба на параметрите за креирање на влезните обележја

При експериментите за споредба на параметрите кои се користени при креирањето на влезните обележја се користи рандомизирано пребарување низ просторот на хиперпараметрите за моделите. Овој предефиниран простор е наведен во дискусијата во поглавје 6.1. Применувањето на Баесовата оптимизација за секој режим и секоја комбинација би било временски прескапо. Затоа, рандомизирано движејќи се по просторот на хиперпараметрите, за секоја комбинација се тренираа невронски мрежи за сите комбинации на параметри за кои се изгенерирани множествата со Фуриевите и wavelet

трансформациите. Поради рандомизираното пребарување, множеството е поделено само на тренирачко и тест множество.

Тренирачкото множество ги содржи следните лагери односно нивни кодови:

- {K001, K002, K003} од неоштетените лагери
- {KA04, KA15, KA22, KA30, KB23, KB27, KI04, KI17} од лагерите со реално оштетување
- {KA01, KA05, KA07, KI01, KI03} од лагерите со вештачко оштетување

Тест множеството ги содржи следните лагери односно нивни кодови:

- {K004, K005, K006} од неоштетените лагери
- {KA16, KB24, KI14, KI16, KI18, KI21} од лагерите со реално оштетување
- {KA03, KA06, KA08, KA09, KI05, KI07, KI08,} од лагерите со вештачко оштетување

5.2 Резултати за едно-секундните сигнали

За сигналите со времетрае од 1 секунда, од Фуриевите коефициенти изгенерирани се множества со ширина на бин и zero padding коефициенти кои соодветсвуваат на торките од множеството $\{(15, 1), (20, 1), (25, 1), (30, 1), (35, 1), (40, 1), (30, 2), (50, 2), (70, 2), (75, 3), (100, 3), (125, 3)\}$. Од wavelet коефициентите изгенерирани се множества со сите комбинации од $\{100, 200, 300, 400, 500, 700, 1000\}$ како вредности за ширина на бин, и од $\{3, 5, 7, 10\}$ како вредности за бројот на нивоа за дискретната wavelet трансформација.

Најдобрите резултати за тренираните модели и параметрите кои ги опишуваат влезните обележја се прикажани во Табела 8.

Креирајќи ги сите комбинации од параметрите од методот за креирање обележја од Фуриевите и wavelet трансформациите за најдобрите обележја според резултатите кои се добиени и прикажани во Табела 8, креирани се нови множества кои ги содржат обележјата од двете трансформации. Најдобрите резултати и комбинирани параметри за обележјата од едно-секундните сигнали се прикажани во Табела 9, W бин прикажувајќи ја широчината на биновите при пресметувањето на wavelet обележјата, а Ф бин за Фуриевите обележја.

Табела 8. Најдобри резултати од моделите тренирани на на Фуриеви и wavelet обележјата за 1-секундни сигнали

Фуриеви обележја								
Zero pad	Бин	F1M	F1_1	F1_0	PREC	REC	SPEC	NPV
2	50	0.8401	0.8448	0.8354	0.7787	0.9231	0.7664	0.9180
1	15	0.8216	0.8095	0.8337	0.8181	0.8010	0.8414	0.8261
1	15	0.8103	0.7654	0.8552	1	0.6199	1	0.7471
1	25	0.7685	0.7055	0.8315	0.9995	0.5451	0.9998	0.7117

Wavelet обележја								
Нивоа	Бин	F1M	F1_1	F1_0	PREC	REC	SPEC	NPV
5	300	0.8047	0.7721	0.8373	0.8885	0.6826	0.9237	0.7657
10	1000	0.7223	0.6366	0.8079	0.9984	0.4673	0.9993	0.6781
5	700	0.7198	0.6327	0.8069	0.9992	0.4629	0.9997	0.6764
3	700	0.7190	0.6315	0.8066	1	0.4615	1	0.6759

Табела 9. Најдобри резултати од моделите тренирани на комбинираните обележја од Фуриевите и wavelet трансформациите за 1-секундни сигнали

Ф бин	Zero pad	W бин	Нивоа	F1M	F1_1	F1_0	PREC	REC	SPEC	NPV
15	1	700	3	0.9158	0.9055	0.9262	0.9783	0.8427	0.9833	0.8753
15	1	700	5	0.8062	0.7596	0.8528	1	0.6124	1	0.7434
50	2	700	5	0.7452	0.6710	0.8193	0.9992	0.5051	0.9997	0.6941
50	2	300	5	0.7410	0.6648	0.8173	1	0.4979	1	0.6911

5.3 Резултати за сигналите од 0.5 секунди

За сигналите со времетраење од 0.5 секунди, од Фуриевите коефициенти се изгенерирани множества со широчина на бин и zero padding коефициенти кои соодветсвуваат на торките од множеството $\{(5, 1), (10, 1), (15, 1), (20, 1), (25, 1), (15, 2), (20, 2), (40, 2), (60, 2), (80, 3), (100, 3), (120, 3)\}$. Од wavelet коефициентите се изгенерирани множества со сите комбинации од $\{50, 100, 200, 300, 400, 500, 700\}$ како вредности за широчина на бин, и од $\{3, 5, 7, 10\}$ како вредности за бројот на нивоа за дискретната wavelet трансформација.

Најдобрите резултати за тренираните модели и параметрите кои ги опишуваат влезните обележја се прикажани во Табела 10.

Комбинирајќи ги параметрите со најдобри резултати прикажани во Табела 10, креирани се множества со конкатенирани обележја од двете трансформации. Најдобрите резултати од тренирањата на модели со конкатенираните влезни обележја се прикажани во Табела 11.

Табела 10. Најдобри резултати од моделите тренирани на Фуриеви и wavelet обележјата за сигнали од 0.5 секунди

Фуриеви обележја								
Zero pad	Бин	F1M	F1_1	F1_0	PREC	REC	SPEC	NPV
1	20	0.6924	0.7619	0.6228	0.6155	0.9998	0.4523	0.9997
1	10	0.6724	0.5570	0.7879	1	0.386	1	0.6500

Wavelet обележја								
Нивоа	Бин	F1M	F1_1	F1_0	PREC	REC	SPEC	NPV
3	700	0.7254	0.6393	0.8115	0.9994	0.4700	0.9998	0.6620
7	100	0.7076	0.6722	0.7431	0.7174	0.6324	0.7817	0.6370
3	100	0.6982	0.7046	0.6917	0.6490	0.7705	0.635	0.6894
5	100	0.6868	0.6727	0.7010	0.6583	0.6878	0.6872	0.6197

Табела 11. Најдобри резултати од моделите тренирани на комбинираниите обележја од Фуриевите и wavelet трансформациите за сигналите од 0.5 секунди

Ф бин	Zero pad	W бин	Нивоа	F1M	F1_1	F1_0	PREC	REC	SPEC	NPV
20	1	100	3	0.7836	0.7999	0.7674	0.7074	0.9203	0.6661	0.9051
10	1	100	7	0.6813	0.5710	0.7916	1	0.3996	1	0.6551
20	1	100	3	0.6628	0.5416	0.784	1	0.3714	1	0.6447
20	1	100	7	0.6107	0.7227	0.4987	0.5671	0.996	0.3333	0.9896

5.4 Резултати за сигналите од 0.25 секунди

За сигналите со времетрае од 0.25 секунди, од Фуриевите коефициенти се изгенерирани множества со широчина на бин и zero padding коефициенти кои соодветсвуваат на торките од множеството $\{(5, 1), (10, 1), (15, 1), (20, 1), (25, 1), (15, 2), (10, 2), (20, 2), (30, 2), (40, 3), (60, 3), (80, 3)\}$. Од wavelet коефициентите се изгенерирани множества со сите комбинации од $\{50, 100, 200, 300, 400, 500, 700\}$ како вредности за широчина на бин, и од $\{3, 5, 7, 10\}$ како вредности за бројот на нивоа за дискретната wavelet трансформација.

Комбинирајќи ги параметрите со најдобри резултати прикажани во Табела 12, креирани се множества со конкатенирани обележја од двете трансформации. Најдобрите резултати од тренирањата на модели со конкатенираните влезни обележја се прикажани во Табела 13.

Табела 12. Најдобри резултати од моделите тренирани на Фуриеви и wavelet обележјата за сигнали од 0.25 секунди

Фуриеви обележја								
Zero pad	Бин	F1M	F1_1	F1_0	PREC	REC	SPEC	NPV
2	20	0.9874	0.6922	0.5892	0.7951	0.4199	0.9953	0.6620
1	5	1	0.6482	0.5180	0.7783	0.3495	1	0.637
1	25	0.5773	0.6226	0.6427	0.6024	0.7249	0.5349	0.6894
1	25	1	0.6130	0.4608	0.7652	0.2994	1	0.6197

Wavelet обележја								
Нивоа	Бин	F1M	F1_1	F1_0	PREC	REC	SPEC	NPV
5	300	0.751	0.6797	0.8223	0.9843	0.5191	0.9927	0.7019
3	100	0.7278	0.7216	0.7339	0.6912	0.7549	0.7043	0.7662
3	100	0.6928	0.7007	0.6848	0.6433	0.7693	0.6260	0.7558
5	100	0.6909	0.7304	0.6514	0.6235	0.8814	0.5333	0.8368
5	100	0.6738	0.6572	0.6904	0.6471	0.6676	0.6808	0.7002
5	100	0.6617	0.6581	0.6653	0.6235	0.6968	0.6310	0.7036
3	100	0.6585	0.6649	0.6521	0.6141	0.7249	0.6005	0.7134

Табела 13. Најдобри резултати од моделите тренирани на комбинираниите обележја од Фуриевите и wavelet трансформациите за сигналите од 0.25 секунди

Ф бин	Zero pad	W бин	Нивоа	F1M	F1_1	F1_0	PREC	REC	SPEC	NPV
20	2	100	3	0.7836	0.7531	0.8141	0.8250	0.6928	0.8713	0.7640
20	1	100	3	0.7534	0.7131	0.7936	0.8070	0.6387	0.8662	0.7323
5	1	100	3	0.7272	0.6490	0.8053	0.9392	0.4958	0.9719	0.6875
20	2	100	3	0.7214	0.6371	0.8057	0.9640	0.4758	0.9844	0.6819

5.5 Експерименти за избор на хиперпараметри и архитектура на невронските мрежи

По избирањето на оптималните параметри при креирање на обележјата, спроведено е пребарување по просторот на хиперпараметрите и архитектури на невронските мрежи со Баесовата оптимизација, сè со цел да се конструираат најдобрите класификатори за сите податочни множества - за секој режим на работа и за сите должини на сигналите. За ова пребарување потребно е и валидациско множество. Валидациското множество се користи за да се евалуираат моделите во текот на оптимизацијата, и да се оптимизира вредноста на предефинирана метрика добиена со евалуирање на моделот на валидациското множество. F1M (F1 макро) е одбрана за метрика по која се оптимизира изборот на хиперпараметрите и архитектурата на мрежата. За оваа цел, лагерите од кои беше составено тестирачкото множество во експериментите за споредба на параметрите за креирање на обележја, се поделени во валидациско и ново тест множество.

Тренирачкото множество при изборот на оптималните хиперпараметри и архитектури на моделите ги содржи следните лагери односно нивни кодови:

- {K001, K002, K003} од неоштетените лагери
- {KA04, KA15, KA22, KA30, KB23, KB27, KI04, KI17} од лагерите со реално оштетување
- {KA01, KA05, KA07, KI01, KI03} од лагерите со вештачко оштетување

Валидациското множество ги содржи следните лагери односно нивни кодови:

- {K004} од неоштетените лагери
- {KB27, KI14} од лагерите со реално оштетување
- {KI05} од лагерите со вештачко оштетување

Тест множеството ги содржи следните лагери односно нивни кодови:

- {K005, K006} од неоштетените лагери
- {KA16, KB24, KI16, KI18, KI21} од лагерите со реално оштетување
- {KA03, KA06, KA08, KA09, KI07, KI08,} од лагерите со вештачко оштетување

5.6 Резултати за најдобрите добиени модели

Земајќи ги комбинираниите обележја од двете трансформации преку кои се добиени најдобрите резултати за режимот N09_M07_F10, направена е и дополнителна оптимизација. Најдобрите модели добиени преку применување на Баесовата оптимизација за секое времетраење на сигнал и секој режим на работа се прикажани во Табела 14.

Може да се забележат многу добри резултати за 1-секундните сигнали и режимот на работа N15_M01_F10, од дури 0.99 за F1M, па 0.97, 0.95 и 0.93 за останатите три режими. Резултати за сигналите со пократко времетраење се нешто послаби, со максимален F1M од 0.93 за сигналите од 0.5 секунди и 0.91 за сигналите од 0.25 секунди. Мемориските ресурси ја ограничуваа големината на тренирачките множества, така што со поголеми мемориски ресурси и поголеми податочни множества за подлабоките невронски мрежи, можеби би се добиле и подобри резултати.

Табела 14. Најдобри резултати добиени со Баесова оптимизација на хиперпараметрите за оптималните комбинирани обележја за сите режими и должини на сигнали

Режим	F1M	F1_1	F1_0	PREC	REC	SPEC	NPV
1 секунда							
N09_M07_F10	0.9668	0.9685	0.9652	0.9721	0.9650	0.9691	0.9613
N15_M07_F10	0.9497	0.9499	0.9495	1	0.9050	1	0.9038
N15_M01_F10	0.9999	0.9999	0.9999	0.9998	1	0.9998	1
N15_M07_F04	0.9312	0.9303	0.9322	0.9977	0.8720	0.9977	0.8747
0.5 секунди							
N09_M07_F10	0.9053	0.9014	0.9092	1	0.8210	1	0.8335
N15_M07_F10	0.9300	0.9379	0.9221	0.8902	0.9910	0.864	0.9885
N15_M01_F10	0.9308	0.9336	0.9281	0.9436	0.9240	0.9389	0.9176
N15_M07_F04	0.9034	0.8993	0.9075	1	0.8170	1	0.8306
0.25 секунди							
N09_M07_F10	0.9058	0.9030	0.9086	0.9874	0.8320	0.9882	0.8409
N15_M07_F10	0.8968	0.8920	0.9015	0.9952	0.8080	0.9957	0.8236
N15_M01_F10	0.8982	0.8982	0.8981	0.9453	0.8560	0.9452	0.8554
N15_M07_F04	0.9066	0.9074	0.9059	0.9498	0.8690	0.949	0.8666

6 Дискусија

6.1 Дискусија за експериментите за споредба параметрите за креирање на влезните обележја

При тренирањето на невронските мрежи за споредба на параметрите за генерирање на влезните обележја, просторот низ кој рандомизирано се пребаруваше е дефиниран од сите можни комбинации на следните хиперпараметри и нивните вредности:

- број на скриени слоеви: $\{2,3,4,5\}$
- број на неврони во првиот слој: $\{512,256,128\}$,
- фактор на намалување на бројот на неврони во секој следен скриен слој: $\{0.5,0.75\}$,
- рата на учење: $\{0.01, 0.25, 0.5\}$,
- l2 регуларизациски параметар: $\{0.01, 0.05, 0.1, 0.25, 0.5\}$

Кај најдобрите модели превалентни беа подлабоките мрежи, односно оние со 3,4 или 5 скриени слоја. Вредностите на другите хиперпараметри беа разноврсни во моделите со најдобри перформанси при изведување на споредбените експерименти.

6.2 Дискусија за експериментите за избор на хиперпараметри и архитектура на невронските мрежи

Со издвојувањето на оптималните параметри за креирање на обележја преку табелите 8, 10 и 12, а со тоа и помалиот број на податочни множества за кои се применуваше Баесовата оптимизација, се овозможи да се тренира подолго и на поголем простор. Оваа оптимизација не троши многу време при тренирање на невронски мрежи со хиперпараметри и архитектура за која не се добиваат добри резултати. Оптималните параметри за креирање на обележја за множествата од една, пола и четвртина секунда се прикажани во Табела 15

Табела 15. Оптимални обележја за множествата

Времетраење [секунди]	Ф бин	Zero pad	W бин	Нивоа
1	15	1	700	3
0.5	20	1	100	3
0.25	20	2	100	3

Комбинациите на вредности за хиперпараметрите со кои се оптимизирале се следните.

- број на скриени слоеви: од 2 до 9,
- број на неврони во првиот слој: од 64 до бројот на влезни обележја со чекор 32,
- фактор на намалување на бројот на неврони во секој следен скриен слој: од 0.25 до 1 со чекор 0.125,
- рата на учење - 0.001 до 0.02 со логаритамско семплирање,
- l2 регуларизациски параметар - од 0.01, до 1 со чекор 0.5.

Метриката која се оптимизирала е F1 масо, односно аритметичката средина на F1 за позитивната и F1 за негативната класа. Поради стохастичката природа на тренирањето на невронските мрежи, за секоја комбинација беа тренирани по 3 модели и просекот на метриката беше земен како вредност при моделирање на распределбата на функцијата со Гаусов процес. Може да се забележи дека со поаметната оптимизација - Баесовата, резултатите се многу подобрени во однос на рандомизираното пребарување по просторот на хиперпараметрите.

6.3 Идни комплементарни истражувања

При изработката на оваа дипломска работа беа ограничени временските, мемориските и пресметковните ресурси. Поради тоа, оптимизирањето на параметрите за пресметување на Фуриевите и wavelet обележјата беше направено само на еден режим - N09_M07_F10. Земајќи предвид дека ротациските брзини за другите режими се различни, а со тоа и фреквенциите кои се содржат во сигналот, различни параметри веројатно би дале подобри резултати за нив. Во ретроспекција, можеби подобро беше оптимизирањето да се врши на еден од другите режими, бидејќи другите 3 имаат ротациска брзина од 1500 ротации во минута, а N09_M07_F10 има ротациска брзина од 900 ротации во минута, што би се одразило во фреквентниот домен. Поради потребата за детекција на оштетување во реално време, постои можност експериментите да се прошират и на уште пократки сигнали, и за нив да се направи пошироко истражување во однос на параметрите за Фуриевите и wavelet трансформациите.

Исто така, бидејќи бројот на false negatives е поважно да е мал отколку бројот на false positives, постои можност за истражување во кое би се дала поголема тежина на recall метриката при пресметувањето на F1 метриката. Постои и опција да се земат модлите и од нив се конструираат и ансамбли со што тие заедно би гласале за предикцијата на сигналите и потенцијално би се добиле подобри резултати.

7 Заклучок

Раната детекција, и детекцијата во реално време на дефекти на компонентите на машинските системи кои ја овозможуваат развиената индустриска ера во која живееме е од клучно значење. Топчестите лагери, кои се дел од многу механизми, се широко распространети, бидејќи иако не трпат најголеми оптоварувања, си имаат своја примена. Ова истражување зачекорува во процесот на потенцијална автоматизација на детекцијата на општетувања на топчести лагери, и тоа во реално време, за сигнали до 0.25 секунди. По направената анализа на податоците т.е. сигналите, се пристапи со дискретни Фуриеви и wavelet трансформации, сметајќи ги за адекватни методи и методи од кои се очекуваат добри резултати според иницијалните анализи. Бинувајќи ги коефициентите од трансформациите и земајќи сума за Фуриевите и стандардна девијација за wavelet коефициентите за секој бин, обележјата значајно се намалија и се приспособија за тренирање на невронските мрежи. Споредувајќи ги различните параметри при пресметување на трансформациите, извлечени се најдобрите за секое времетраење на сигналите. Оптимизирајќи ги моделите со Баесова оптимизација, најдобрите резултати за едно-секундните сигнали достигнуваат дури до 0.99 за F1 макро метриката. За едно-секундните сигнали, резултатите се најветувачки, но подетални истражувања за секој режим на работа за пократките сигнали, има потенцијал да ги подобри резултатите и за нив. Засега оптимизираниите модели за полу-секундните сигнали даваат резултати од околу 0.93 F1 макро, а за сигналите од 0.25 секунди, најдобрите резултати се околу 0.91 за истата метрика.

Литература

1. W. Zhang, G. Peng, C. Li, Y. Chen, and Z. Zhang, "A new deep learning model for fault diagnosis with good anti-noise and domain adaptation ability on raw vibration signals," *Sensors*, vol. 17, no. 2, p. 425, 2017.
2. I. Bediaga, X. Mendizabal, A. Arnaiz, and J. Munoa, "Ball bearing damage detection using traditional signal processing algorithms," *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine*, vol. 16, no. 2, pp. 20–25, 2013.
3. A. M. Umbrajkhaar and A. Krishnamoorthy, "Modeling and vibration analysis of shaft misalignment," *Int J Pure Appl Math*, vol. 114, pp. 313–323, 2017.
4. J. Viola, Y. Chen, and J. Wang, "Faultface: Deep convolutional generative adversarial network (dcgan) based ball-bearing failure detection method," *Information Sciences*, vol. 542, pp. 195–211, 2021.
5. C. Lessmeier, J. K. Kimotho, D. Zimmer, and W. Sextro, "Condition monitoring of bearing damage in electromechanical drive systems by using motor current signals of electric motors: A benchmark data set for data-driven classification," in *PHM Society European Conference*, vol. 3, no. 1, 2016.
6. W. A. Smith and R. B. Randall, "Rolling element bearing diagnostics using the case western reserve university data: A benchmark study," *Mechanical systems and signal processing*, vol. 64, pp. 100–131, 2015.
7. P. Virtanen, R. Gommers, T. E. Oliphant, M. Haberland, T. Reddy, D. Cournapeau, E. Burovski, P. Peterson, W. Weckesser, J. Bright, S. J. van der Walt, M. Brett, J. Wilson, K. J. Millman, N. Mayorov, A. R. J. Nelson, E. Jones, R. Kern, E. Larson, C. J. Carey, Í. Polat, Y. Feng, E. W. Moore, J. VanderPlas, D. Laxalde, J. Perktold, R. Cimrman, I. Henriksen, E. A. Quintero, C. R. Harris, A. M. Archibald, A. H. Ribeiro, F. Pedregosa, P. van Mulbregt, and SciPy 1.0 Contributors, "SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python," *Nature Methods*, vol. 17, pp. 261–272, 2020.
8. N. Frerebeau, "tabula: An r package for analysis, seriation, and visualization of archaeological count data," *Journal of Open Source Software*, vol. 4, no. 44, 2019.
9. T. pandas development team, "pandas-dev/pandas: Pandas," Feb. 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.5281/zenodo.3509134>
10. C. R. Harris, K. J. Millman, S. J. van der Walt, R. Gommers, P. Virtanen, D. Cournapeau, E. Wieser, J. Taylor, S. Berg, N. J. Smith, R. Kern, M. Picus, S. Hoyer, M. H. van Kerkwijk, M. Brett, A. Haldane, J. F. del Río, M. Wiebe, P. Peterson, P. Gérard-Marchant, K. Sheppard, T. Reddy, W. Weckesser, H. Abbasi, C. Gohlke, and T. E. Oliphant, "Array programming with NumPy," *Nature*, vol. 585, no. 7825, pp. 357–362, Sep. 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2>
11. J. D. Hunter, "Matplotlib: A 2d graphics environment," *Computing in Science & Engineering*, vol. 9, no. 3, pp. 90–95, 2007.
12. M. Abadi, A. Agarwal, P. Barham, E. Brevdo, Z. Chen, C. Citro, G. S. Corrado, A. Davis, J. Dean, M. Devin, S. Ghemawat, I. Goodfellow, A. Harp, G. Irving, M. Isard, Y. Jia, R. Jozefowicz, L. Kaiser, M. Kudlur, J. Levenberg, D. Mané, R. Monga, S. Moore, D. Murray, C. Olah, M. Schuster, J. Shlens, B. Steiner, I. Sutskever, K. Talwar, P. Tucker, V. Vanhoucke, V. Vasudevan, F. Viégas, O. Vinyals, P. Warden, M. Wattenberg, M. Wicke, Y. Yu, and X. Zheng, "TensorFlow: Large-scale machine learning on heterogeneous systems," 2015, software available from [tensorflow.org](https://www.tensorflow.org/). [Online]. Available: <https://www.tensorflow.org/>

13. Comet.ML. (2021) Comet.ML home page. [Online]. Available: <https://www.comet.ml/>
14. École Polytechnique Fédérale de Lausanne, “Digital Signal Processing Specialization - Coursera,” <https://www.coursera.org/specializations/digital-signal-processing>, accessed: 2021-08.
15. A. F. Agarap, “Deep learning using rectified linear units (relu),” *arXiv preprint arXiv:1803.08375*, 2018.
16. J. Bjorck, C. Gomes, B. Selman, and K. Q. Weinberger, “Understanding batch normalization,” *arXiv preprint arXiv:1806.02375*, 2018.
17. C. E. Rasmussen, “Gaussian processes in machine learning,” in *Summer school on machine learning*. Springer, 2003, pp. 63–71.