

Potencijal A-ponderisanja akustičkih signala u klasifikaciji baziranoj na slikama

Marko Milivojčević

Odsek Visoka škola elektrotehnike i računarstva
Akademija tehničko-umetničkih strukovnih studija Beograd
Beograd, Srbija
markom@viser.edu.rs <https://orcid.org/0009-0008-8866-2303>

Dejan Ćirić

Elektronski fakultet u Nišu
Univerzitet u Nišu
Niš, Srbija
dejan.ciric@elfak.ni.ac.rs <https://orcid.org/0000-0003-4974-3131>

Filip Pantelić

Odsek Visoka škola elektrotehnike i računarstva
Akademija tehničko-umetničkih strukovnih studija Beograd
Beograd, Srbija
filip.pantelic@viser.edu.rs <https://orcid.org/0000-0003-4653-9901>

Slobodan Drašković

Odsek Visoka škola elektrotehnike i računarstva
Akademija tehničko-umetničkih strukovnih studija Beograd
Beograd, Srbija
slobodan.draskovic@viser.edu.rs <https://orcid.org/0000-0002-4214-4120>

Abstract—Ovaj rad predstavlja nastavak prethodnih istraživanja o mogućnosti klasifikacije uzoraka zvuka rada motora sa unutrašnjim sagorevanjem u dve različite klase prema tipu pogonskog goriva. Istraživanje uvodi novi pristup koji uključuje mapiranje zvuka u sliku, pri čemu se primenjuje A-ponderisanje uzoraka. Kako A-težinski filter uobličava signal na sličan način kako se to radi u ljudskom čulu sluha, cilj upotrebe ovog filtra je omogućiti bolje prepoznavanje subjektivnih karakteristika u uzorcima zvuka, čime se generalno unapređuje mogućnost razlikovanja motora prema pogonskom gorivu. Dobijeni rezultati pokazuju da upotreba A-ponderisanih uzoraka značajno poboljšava diferencijaciju između klasa motora (zvuka) na osnovu izraženijih i značajnijih razlika između slika. Povećanje razlika u parametrima zvuka između klasa predstavlja značajan potencijal za unapređenje tačnosti nadzirane klasifikacije. Obzirom da se koristi klasifikacija koja treba da simulira perceptivno razlikovanje motora, integracija A-ponderisanja u predobradu signala uskladuje pristup primenjenog mašinskog učenja sa ljudskom percepcijom. Rezultati istraživanja ističu efikasnost i potencijal A-ponderisanja uzoraka zvuka pre mapiranja u slike u klasifikacionim algoritmima mašinskog/dubokog učenja.

Ključne reči—Akustičke karakteristike, audio zapis, A-ponderisanje, motori sa unutrašnjim sagorevanjem, spektrogram, hromagram, gamatonegram, tempogram, mašinsko učenje.

I. UVOD

U prethodnim istraživanjima [1-8] realizovanim u cilju klasifikacije uzoraka zvuka rada motora sa unutrašnjim sagorevanjem putničkih vozila upotrebom algoritama mašinskog/dubokog učenja ispitivana su dva pristupa klasifikacije. Jedan od njih je zasnovan na proračunu perceptivnih (psihoakustičkih) obeležja snimljenih uzoraka zvuka, dok je drugi pristup zasnovan na reprezentaciji uzoraka zvuka preko slika. Pristup zasnovan na psihoakustičkim obeležjima je dao visoku tačnost klasifikacije, preko 90% [6], što dokazuje mogućnost prepoznavanja pogonskog goriva motora automobila sa unutrašnjim sagorevanjem samo na osnovu zvuka.

Uključivanje pristupa zasnovanog na mapiranju zvuka u slike je motivisano, pre svega, rezultatima klasifikacije (velikom tačnošću) uzoraka zvuka u industrijskom okruženju [9-10]. Oslanjajući se na ovu činjenicu, i imajući u vidu da zvuk generisan radom motora sa unutrašnjim sagorevanjem ima dosta sličnosti za zvucima u industrijskom okruženju, u radu [3] je izvršena analiza mapiranja zvuka u slike bazirane na spektrogramu. Uočene razlike u slikama koje su posledica razlika u zvuku motora koji koriste različita pogonskih goriva su najistaknutije na prikazu tempograma. Razlike su uočljive i u prikazima kao što su gamatonegram (u literaturi na engleskom jeziku *gammatonegram*), spektrogram u linearnoj i logaritamskoj razmeri i mel-spektrogram. Sličnosti u okviru klasa dizel i benzinskih motora su dodatno analizirane u radu [7], nakon čega je utvrđeno da su uzorci zvuka predstavljeni u vidu mel-spektrograma međusobno sličniji u okviru klase dizel motora.

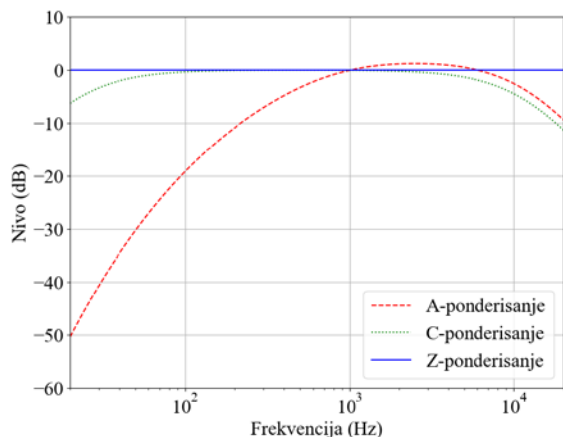
Nastavak analize pristupa zasnovanog na prikazu uzoraka zvuka u vidu slika motivisan je činjenicom da je klasifikaciju motora po pogonskom gorivu moguće uraditi subjektivno slušajući zvuk motora. It tog razloga se ovde ispituju efekti primene ponderisanja, tj. Uobličavanja audio signala filtrom koji oponaša ljudski auditorni sistem, kako bi se istakli delovi spektra koje ljudsko uvo najjasnije čuje. Kao osnov za ovakav tip filtriranja zvučnih zapisa može se uzeti i zakonska regulativa za merenje nivoa buke, koja definiše da se zvučni signali prvo ponderišu u skladu sa ljudskim perceptivnim sposobnostima, a zatim meri nivo signala.

Rad je podeljen u više poglavlja, gde su tip ponderisanja i metode korišćene za predstavljanje zvučnih zapisa u slike dati u poglavlju koje opisuje metodologiju. U poglavlju gde su opisani rezultati, prikazani su karakteristični signali mapirani u slike u poput spektrograma, mel-spektrograma, gamatonegrama i tempograma za izvorne i za ponderisane zvučne zapise. Zaključci izvedeni iz analize dobijenih prikaza su sumirani u poglavlju nakon rezultata, iza kojeg je dat spisak korišćene literature.

II. METODOLOGIJA

A. A-ponderisanje

A-ponderisanje se primenjuje na zabeležene zvučne signale kako bi se oni uobličili na način sličan obradi koja se vrši u čulu sluha. Pri tome se uzima u obzir činjenica da ljudsko uvo nema istu osetljivost na zvuk različitih frekvencija. Nivo ponderisanja (uobličavanja) zavisi od frekvencije i primenjuje se na čujni opseg spektra signala 20 – 20000 Hz. Frekvencijska karakteristika filtra koji oponaša ljudski auditivni doživljaj buke definisana IEC 61672 standardom [11] prikazana je na Sl. 1 [12] kao A-kriva.



Sl. 1. Frekvencijska karakteristika A-ponderisanja

Prethodno pomenuti standard se koristi kao osnova za definisanje propisa o dozvoljenim nivoima buke [13], pre svega u industriji, uključujući i automobilsku industriju koja je od posebnog interesa za ovo istraživanje [14]. Funkcija realizacije A-ponderisanja je data u (1) i (2):

$$R_A(f) = \frac{12194^2 f^4}{(f^2 + 20,6^2)\sqrt{(f^2 + 107,7^2)(f^2 + 737,9^2)(f^2 + 12194^2)}} \quad (1)$$

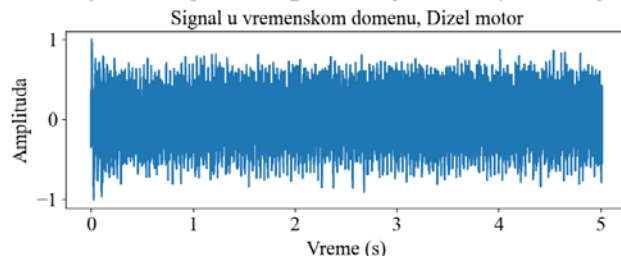
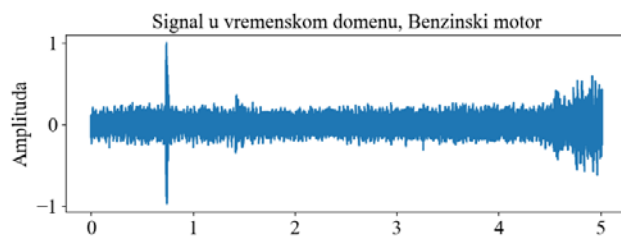
$$A(f) = 20\log_{10}(R_A(f)) - 20\log_{10}(R_A(1000)) \quad (2)$$

gde je R_A funkcija A-ponderisanja koja se primenjuje na amplitudski spektar neponderisanog signala, dok $A(f)$ predstavlja koeficijent ponderisanja u zavisnosti od frekvencije na koju se primenjuje.

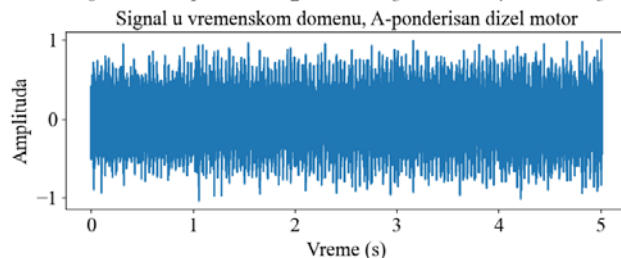
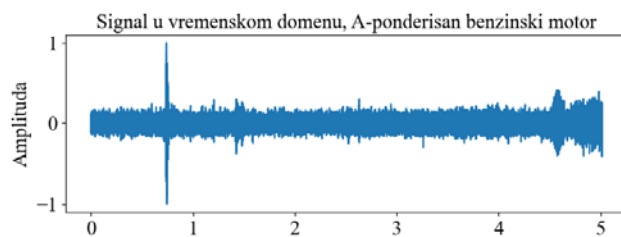
U ovom radu ponderisanje je realizovano nad bazom od 475 uzoraka upotrebom programskog jezika *Python* pri čemu je korišćena *pyfilterbank* biblioteka [15]. Ponderisani zvučni zapisi su sačuvani u vidu nove baze, a zatim su predstavljeni u vidu slike.

B. Mapiranje zvuka u slike

Preslušavanjem baze uzoraka i analizom signala izdvojen je po jedan karakterističan signal benzinskog i dizel motora u režimu praznog hoda. Kao predstavnici svojih klasa, ova dva signala su uporedno analizirana i mapirana u slike bazirane na spektrogramu, a zatim je postupak ponovljen za ponderisane uzorke. Vremenski oblici analiziranih uzoraka u originalnom obliku su prikazani na Sl. 2, dok su na Sl. 3 prikazani vremenski oblici A-ponderisanih uzoraka.



Sl.2. Vremenski oblik audio signala benzinskog i dizel motora



Sl.3. Vremenski oblik A-ponderisanog audio signala benzinskog i dizel motora

Spektrogram se dobija tako što se audio signal najpre podeli na segmente (okvire, odnosno frejmove), pri čemu su segmenti u određenom procentnu međusobno preklapljeni. Nakon toga se primenjuje brza Furijeova transformacija (FFT) na svaki segment. Zbog kvazistacionarne prirode signala, kod obrade akustičkih signala se uglavnom koristi vremenski kratkotrajna Furijeova transformacija jer se dovoljno kratki odsecci mogu smatrati stacionarnim.

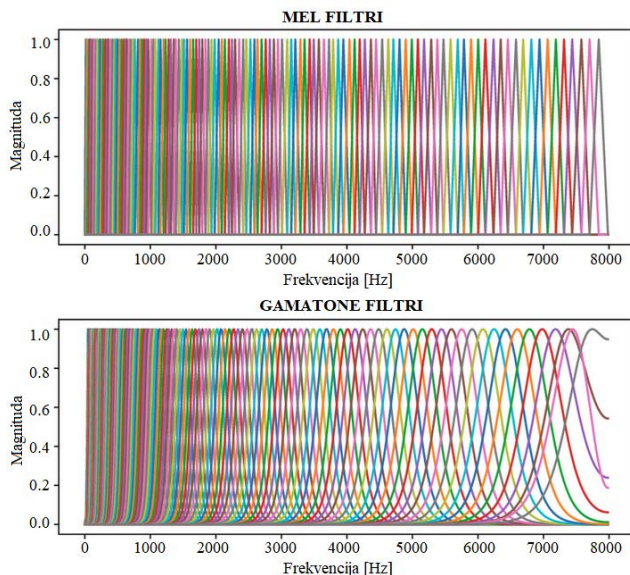
U ovom radu je za dobijanje spektrograma signala korišćen programski jezik *Python* i *stft* funkcija u okviru biblioteke *librosa* [16] pri čemu je za širinu prozora izabrana dužina od 2048 odmeraka signala, preklapanje prozora od 512 odmeraka, a broj tačaka za računanje Furijeove transformacije je takođe 2048. Korišćena je *Hann*-ova prozorska funkcija. Spektrogrami su prikazani u logaritamskoj razmeri.

Spektrogram kao vremensko-frekvencijska interpretacija signala ima identično apsolutno rastojanje između susjednih frekvencijskih binova (susednih frekvencija), što je situacija koja postoji kod filtera sa konstatnim (apsolutnim) propusnim opsezima. Sa druge strane, frekvencijski podopsezi čovekovog čula sluha nisu identične širine na svim frekvencijama. Pri tome, frekvencijski podopsezi postaju širi na višim frekvencijama. Mapiranje audio signala uslike kod kojih se uzima u obzir ovo svojstvo čuvekovog auditornog sistema je gamatonegram

(gama-spektrogram), koji se dobija primenom *gammatone* filtera koji za rezultat daje prikaz. Kako bi se generisao gamatonegram u ovom radu u programskom jeziku *Python* primenjen je *toolbox* razvijen u radu [17]. Postupak obuhvata izračunavanje spektrograma upotrebom kratkotrajne Furijeove transformacije (*short-term Fourier transform - STFT*) nakon čega se primenjuje *gammatone* ponderisanje. U ovom radu je broj korišćenih *gammatone* filtera 64.

U prethodnim fazama istraživanja je uočeno da mapiranje audio signala generisanih radom motora sa unutrašnjim sagorevanjem u mel-spektrogram rezultira uočljivim razlikama između klasa različitih pogonskih goriva [1,7]. U odnosu na klasičan spektrogram, za generisanje mel-spektrograma se koristi mel-skala kako bi se bolje reprezentovale karakteristike bliske perceptivnom doživljaju zvuka motora. Umesto linearne raspodele frekvencija, ovde se koristi raspodela ekvivalentna onoj kod subjektivne percepcije zvuka.

Suštinska razlika između gama-spektrograma i mel-spektrograma je u načinu na koji se raspoređuju frekvencijske komponente zvuka, pri čemu mel-spektrogram koristi mel-skalu, dok gama spektrogram koristi gamatone-filtre koji uzimaju u obzir anatomiju i fiziologiju ljudskog uva. Rasporedela i širina frekvencijskih podopsega za ove dve reprezentacije audio signala u obliku slika je data na Sl. 4 [18].



Sl.4 Prenosne karakteristike filtera korišćenih za dobijanje mel i gamatone spektrograma

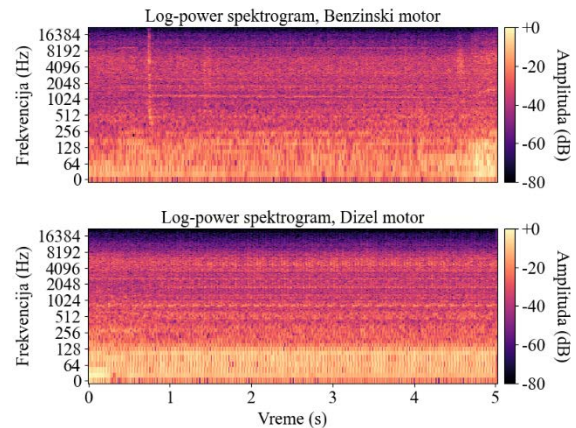
Na osnovu subjektivne impresije autora da zvuk dizel motora ima izraženiji tempo rada od benzinskih motora, odnosno da se zvuk u pravilnim razmacima pojačava i utišava, realizovano je i mapiranje snimljenih audio signala u tempogram. Ovakvim mapiranjem se dobija tempo datog signala koji zavisi od vremena. Tempogram je reprezentacija koja sadrži informaciju o lokalnom tempu za svaki frejm u vremenskom domenu. U ovom radu se za dobijanje tempograma koristi *librosa* biblioteka u *Python* programskom jeziku.

III. REZULTATI

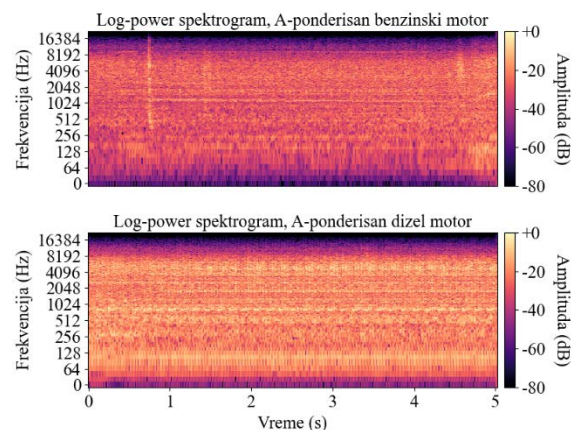
Rezultati analize opisanog pristupa korišćenja A-ponderisanja pre mapiranja zvuka motora sa unutrašnjim sagorevanjem u slike slične spektrogramu su prikazani u ovoj

sekciji. Najpre su razmatrani rezultati za karakteristične signale dobijene radom benzinskog i dizel motora isključivo u režimu praznog hoda čiji su vremenski oblici za originalni zvučni zapis prikazani na Sl. 2, dok su za ponderisani zvučni zapis dati na Sl. 3.

Spektrogrami neponderisanih signala u logaritamskoj razmeri su prikazani na Sl. 5, dok su spektrogrami A-ponderisanih signala istih uzoraka prikazani na Sl. 6.



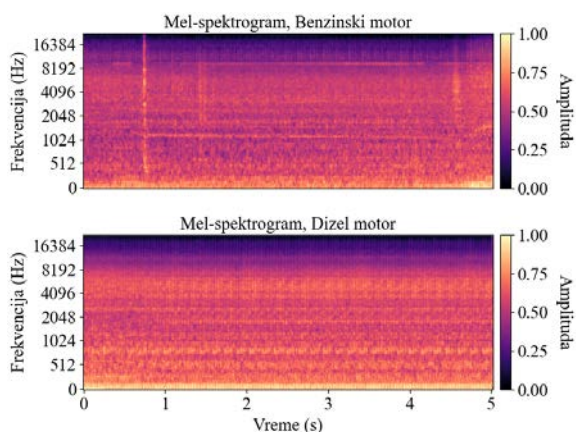
Sl. 5. Spektrogrami neponderisanih signala u logaritamskoj razmeri (log-power spektrogrami)



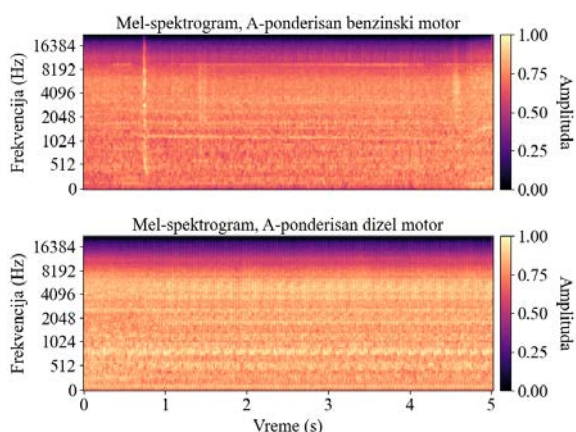
Sl. 6. Spektrogrami A-ponderisanih signala u logaritamskoj razmeri (log-power spektrogrami)

Analizom signala prikazanih u vidu spektrograma sa logaritamskom razmerom na Sl. 5 može se uočiti višestruka razlika između motora na benzin i dizel. Spektrogram benzinskog motora ima znatno niži nivo signala u opsegu do 200 Hz, i u opsegu 4 – 8 kHz. Pored ove razlike, može se uočiti da su na spektru dizel motora u vremenu manje varijacije nivoa snage. A-ponderisanjem signala dobijen je spektar prikazan na Sl. 6 gde je moguće uočiti veću razliku između pogonskih goriva. Ponderisani spektar dizel motora na čitavom opsegu čujnih frekvencija ima viši nivo signala u odnosu na benzinski motor, odnosno spektar je ravnomerno popunjen. U odnosu na neponderisani spektar posebno je uočljiva razlika do 200 Hz što odgovara percepciji “dubljeg” zvuka dizel motora. Razlika primećena za neponderisane spektre u opsegu 4 – 8 kHz je kod a-ponderisanih spektara je dodatno izražena. Ponderisani spektar dizel motora jasno pokazuje koncentraciju snage na harmonicima osnovne učestanosti motora.

Prikaz dobijenog mel-spektrograma za neponderisane signale dat je na Sl. 7. Kao što je ranije uočeno, kod mel-spektrograma je izraženija osnovna učestanost rada dizel motora kao i komponente u opsegu 4 – 8 kHz. Na Sl. 8 je prikazan mel-spektrogram A-ponderisanih uzoraka benzinskog i dizel motora. Na ovoj slici je u odnosu na neponderisane mel-spektrograme prisutna veća razlika između pogonskih goriva. Kod dizel motora je, slično logaritamskom prikazu klasičnog spektrograma, popunjenost spektra veća, harmonici su naglašeniji, a razlika u opsegu 4 – 8 kHz dodatno naglašena.

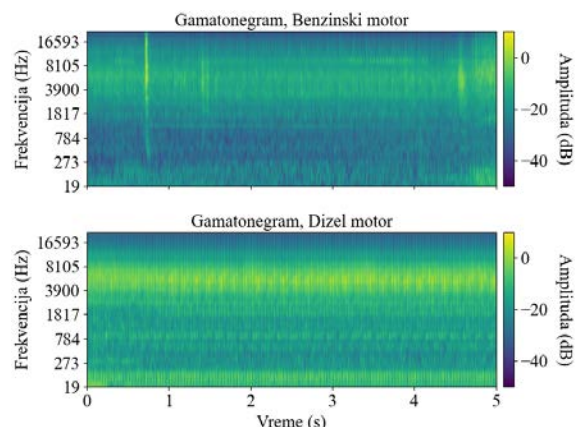


Sl.7. Mel-spektrogram neponderisanog benzinskog i dizel motora

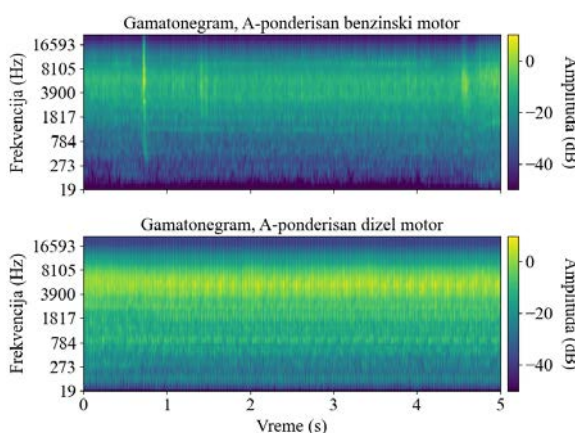


Sl.8. Mel-spektrogram A-ponderisanog zvučnog zapisa benzinskog i dizel motora

Na Sl. 9 i 10 prikazani su rezultati primene gamatone filtera i proračuna gama-spektrograma, pri čemu Sl. 9 prikazuje gamatonegram za neponderisane uzorke, a Sl. 10 gamatonegram za A-ponderisane uzorke. Primenom gamatone filtera prilikom proračuna spektrograma za posmatrane signale, očekivani su približno isti rezultati kao oni dobijeni kod proračuna mel-spektrograma, obzirom da mel-spektrogram treba da odslikava u određenoj meri efekte prisutne pri percepciji zvuka, dok gama-spektrogram treba da simulira rad auditornog sistema čoveka. Međutim primena gamatone filtera na A-ponderisane signale pokazala je da su u spektrima gotovo izostavljene osnovne frekvencije rada motora, a da je kod dizel motora posebno naglašen nivo spektra u opsegu 4 – 8 kHz. Na ovakvom prikazu je razlika između pogonskih goriva još uočljivija u odnosu na klasičan spektrogram i mel-spektrogram.

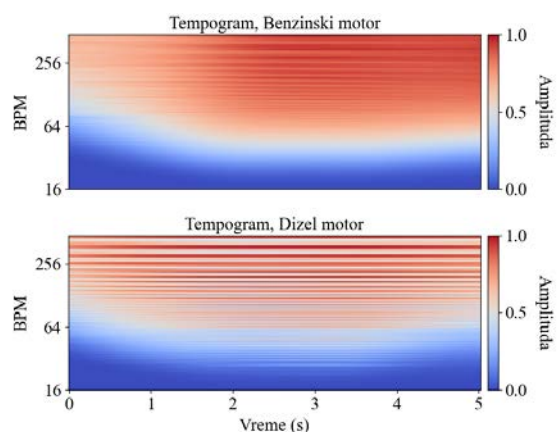


Sl. 9. Gamatonegram benzinskog i dizel motora

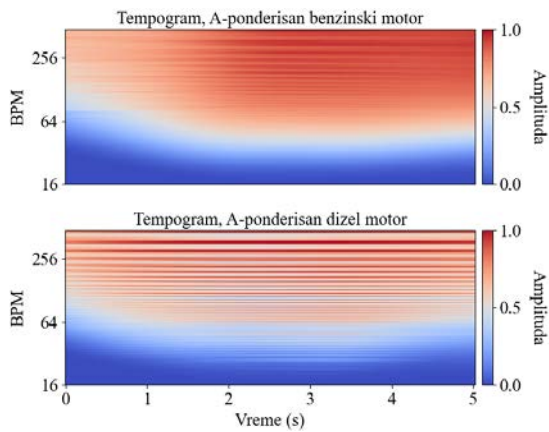


Sl. 10. Gamatonegram A-ponderisanog zvučnog zapisa benzinskog i dizel motora

Kako je u prethodnom istraživanju [3] realizovanom nad neponderisanim signalima najveća razlika u grafičkom prikazu postignuta za tempogram, primenom iste metodologije izvršena je i analiza tempograma A-ponderisanih signala sa ciljem da se utvrdi uticaj ponderisanja na prikaz tempograma. Dobijeni tempogrami za neponderisane signale su prikazani na Sl. 11, a za A-ponderisane signale na Sl. 12.



Sl. 11. Tempogram benzinskog i dizel motora



Sl. 12. Tempogram A-ponderisanog zvučnog zapisa benzinskog i dizel motora

Dobijeni rezultati ne pokazuju značajan uticaj ponderisanja na grafički prikaz tempograma, što se poklapa sa očekivanjima da ponderisanje signala nema uticaja na tempo originalnih signala ili je taj uticaj mali.

IV. ZAKLJUČAK

Postavljanjem automatizovanog akvizicionog sistema za prikupljanje zvučnih zapisa rada motora putničkih vozila sa unutrašnjim sagorevanjem na ulaz podzemne garaže, formirana je baza od 475 uzoraka koji sadrže režim praznog hoda motora. Prikupljeni uzorci su u prethodnim istraživanjima analizirani u cilju pronalazanja razlika uzrokovanih pogonskim gorivom, kao i adekvatne reprezentacije u vidu slika koja će ove razlike istaći. Detekcija razlika treba da omogući automatsku klasifikaciju motora prema pogonskom gorivu upotrebom mašinskog i/ili dubokog učenja.

Ovaj rad se oslanja na prethodna istraživanja gde je uočena razlika između pogonskih goriva ukoliko se prikupljeni uzorci zvuka predstave u vidu slika baziranih na spektrogramu. U istraživanju čiji su rezultati predstavljeni ovde, uveden je i analiziran novi pristup koji uključuje mapiranje zvuka koji je prethodno A-ponderisan u sliku.

Izvršeno je poređenje slika sličnih spektrogramu za originalne (neponderisane) i A-ponderisane uzorke benzinskih i dizel motora na primeru dva reprezentativna audio signala ovih motora. Upoređivanjem spektrograma signala u logaritamskoj razmeri (Sl. 5 i 6) pokazano je da je kod ponderisanih signala veća razlika između pogonskih goriva jer je kod dizel motora nivo spektra viši u većem delu opsega bez obzira što su signali normalizovani pre analize.

Kod mel-spektrograma za neponderisane signale (Sl. 7) postoje očljive razlike na osnovnoj frekvenciji rada motora i u opsegu 4 – 8 kHz, dok je kod mel-spektrograma za A-ponderisane signale (Sl. 8) u pomenutim opsezima razlika još veća.

A-ponderisanjem audio signala iz klasa dizel i benzinskih motora najveća razlika između pogonskih goriva je uočena u prikazu gamatonegrama. Razlika između ovih klasa se može uočiti i kod neponderisanih signala (Sl. 9) na istim opsezima kao i kod mel-spektrograma, pri čemu je razlika kod A-ponderisanih signala (Sl. 10) izraženija. Analizom Sl. 10 jasno se može razlikovati tip pogonskog goriva u opsegu 4 – 8 kHz.

Tempogrami neponderisanih i A-ponderisanih signala (Sl. 11 i 12) su gotovo identični, pa se uočena jasna razlika između klasa kod neponderisanih signala zadržava i ukoliko se baza uzoraka ponderiše pre analize. Samo A-ponderisanje u ovom slučaju ne dovodi do većih razlika između motora koji pripadaju različitim klasama pogonskih goriva.

Generalni zaključak ovog istraživanja je da se primenom A-ponderisanja pre mapiranja audio signala u slike slične spektrogramima omogućava isticanje razlika u određenim frekvencijskim područjima kod većine slika korišćenih za analizu. Pri tome, najveće isticanje razlika je primećeno kod gamatonegrama, a najmanje (koje je gotovo i neprimetno) kod tempograma. Dodatno isticanje razlika između slika za zvukove motora koji koriste različita pogonska goriva predstavlja dobru osnovu za dalje unapređenje klasifikacije motora po pogonskom gorivu na osnovu zvuka primenom algoritama mašinskog i dubokog učenja.

ZAHVALNICA

Ovaj rad je realizovan zahvaljujući gospodinu Neđi Petijeviću ispred firme Novi Dom doo u Beogradu koji je omogućio pristup ulaznoj rampi podzemne garaže uz poštovanje svih bezbednosnih procedura.

REFERENCE/LITERATURA

- [1] M. Milivojević, D. Ćirić, „Izdvajanje značajnih akustičkih karakteristika motora sa unutrašnjim sagorevanjem“ Proc. 64rd National Conference on Electrical, Electronic and Computing Engineering ETRAN, Belgrade, Serbia, 2020.
- [2] M. Milivojević, E. Kisić, D. Ćirić, „Izdvajanje režima praznog hoda motora sa unutrašnjim sagorevanjem na osnovu audio zapisa“ Proc. 65rd National Conference on Electrical, Electronic and Computing Engineering ETRAN, Ethno village Stanišići, Republic of Srpska, September 8-10, 2021.
- [3] M. Milivojević, E. Kisić, D. Ćirić, „Komparativna analiza akustičkih signala motora sa unutrašnjim sagorevanjem mapiranih u slike bazirane na spektrogramu“ Proc. 66rd National Conference on Electrical, Electronic and Computing Engineering ETRAN, Novi Pazar, Serbia, 2022.
- [4] M. Milivojević, E. Kisić, D. Ćirić, „Analysis of portable system for sound acquisition of vehicles powered by internal combustion engines“, Facta Universitatis Series: Electronics and Energetics, 2023, Vol. 36, No 2, pp.299-314
- [5] Marko Milivojević, Filip Pantelić, Dejan Ćirić, „Comparison of frequency characteristics of sound generated by internal combustion engines depending on fuel“, Proceedings of Papers, Noise and Vibration, 26th International Conference, 2018, Niš, Serbia, pp.115-119
- [6] Marko Milivojević, Dejan Ćirić, Jurij Prezelj, Jure Murovec, „Analysis of unsupervised learning approach for classification of vehicle fuel type using psychoacoustic features“, Measurement, 2024, Vol. 227
- [7] M. Milivojević, D. Ćirić, A. Zeković, „Sličnost zvukova motora sa unutrašnjim sagorevanjem bazirana na Mel-spektrogramu“, Zbornik radova 67. konferencije ETRAN, 2023, Istočno Sarajevo, Bosna i Hercegovina
- [8] D. Ćirić, Z. Perić, J. Nikolić, N. Vučić, "Audio Signal Mapping into Spectrogram-Based Images for Deep Learning Applications," 2021 20th International Symposium INFOTEH-JAHORINA (INFOTEH), 2021, pp. 1-6.
- [9] Dejan Ćirić, Zoran Perić, Nikola Vučić, Miljan Miletić, "Analysis of industrial product sound by applying image similarity measures", Mathematics, 2023, Vol. 11, No. 3, pp. 498-523.
- [10] Dejan Ćirić, Marko Janković, Miljan Miletić, "Sound Based DC Motor Classification by a Convolution Neural Network", Proc. of 57th ICEST, 2022, pp. 93-96

- [11] IEC 61672-1:2013 ED2, Electroacoustics - Sound level meters - Part 1: Specifications
- [12] King Chung, "Calibration matters: I. Sound level meter basics", Journal of Communication Disorders, Vol. 101, 2023
- [13] "Pravilnik o dozvoljenom nivou buke u životnoj sredini", Službeni glasnik RS, br. 54/92
- [14] <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX:32014R0540> Pristupljeno: Mart 2024
- [15] <https://siggigue.github.io/pyfilterbank/> Pristupljeno: Mart 2024
- [16] <https://librosa.org/doc/latest/index.html> Pristupljeno: Mart 2024
- [17] Daniel PW Ellis, "Gammatone-like spectrograms," web resource: <http://www.ee.columbia.edu/dpwe/resources/matlab/gammatonegram>, 2009.
- [18] Arias-Vergara, Tomás & Klumpp, Philipp & Vasquez, Juan & Noeth, Elmar & Orozco, Juan Rafael & Schuster, Maria, "Multi-channel spectrograms for speech processing applications using deep learning methods", Pattern Analysis and Applications, Vol. 24, 2021, pp. 1-9

ABSTRACT

This study represents a continuation of previous research on the possibility of classifying engine sound samples into two different classes based on the type of fuel used. This research introduces a novel approach that involves sound mapping into images, employing A-weighting of the samples. As the A-weighting filter shapes the signal similarly to how it is perceived by the human auditory system, the goal of using this filter is to enable better recognition of subjective characteristics of sound samples, thereby improving the the ability to differentiate engines based on the type of fuel. The obtained results show that the use of A-weighted samples significantly improves the differentiation between engine classes (sounds), due to more pronounced and significant differences between the images. The increase in differences in sound parameters between classes represent significant potential for enhancing the accuracy of supervised classification. Given that the classification aims to simulate perceptual differentiation of engines, integrating A-weighting into signal preprocessing aligns the approach of the applied machine learning with human perception. The research highlights the effectiveness and potential of A-weighting of sound samples prior to mapping into images in machine/deep learning classification algorithms.

The potential of A-weighted acoustic signals of internal combustion engines in image-based classification

Marko Milivojčević, Filip Pantelić, Dejan Ćirić, Slobodan Drašković