

Identifikovanje prototipskih oblika fotopletizmografskog signala klasterizacijom i dinamičkim vremenskim savijanjem

Maša Tiosavljević*, Jovana Petrović†, Marija Ivanović†,
Vladimir Atanasoski†, Aleksandar Lazović†‡, Predrag Tadić*

*Univerzitet u Beogradu – Elektrotehnički fakultet

†Institut za nuklearne nauke "Vinča", Institut od nacionalnog značaja za Republiku Srbiju, Univerzitet u Beogradu

‡IMTEL Komunikacije a.d., Bulevar Mihaila Pupina 165b, 11070 Beograd, Srbija

Email: {masa.tiosavljevic, ptadic}@etf.bg.ac.rs, {marijap, jovanap}@vin.bg.ac.rs, {vladimir.soski, aca.lazovic}@gmail.com

Sažetak—Fotopletizmografski signali, zajedno sa elektrokardiografskim i fonokardiografskim signalima, mogu pružiti uvid u sistolne vremenske intervale, utvrđene pokazatelje srčane insuficijencije, na osnovu specifičnih tačaka od interesa. U te svrhe bila bi potrebna anotacija ovakvih tačaka od strane medicinskih stručnjaka, što pri manipulaciji velikim bazama podataka predstavlja vremenski zahtevnu i skupu proceduru. Cilj ovog rada jeste identifikacija prototipskih oblika fotopletizmografskog signala i automatizacija inicijalnog razvrstavanja signala na te oblike pomoću K-means klasterizacije sa dinamičkim vremenskim savijanjem, ne bi li se umanjio broj potrebnih anotacija i time podstakla dalja istraživanja u domenu polikardiografije i potencijalne neinvazivne rane dijagnostike srčane insuficijencije.

jednostavnim senzorima pristupačnih cena, ne iziskuju nadzor stručnjaka i mogu se realizovati pomoću pametnih satova ili nekih drugih prenosivih uređaja.

Elektrokardiografski signali sadrže R-vrhove, čija su međusobna rastojanja, RR-intervali, obrnuto proporcionalni vrednosti srčanog ritma, dok fonokardiografski signali predstavljaju akustične fenomene poput srčanih tonova i šumova, koji prate početak sistole i dijastole.

Fotopletizmografski signali (PPG signali u daljem tekstu), na kojima će biti fokus ovog rada, reprezentanti su promena zapremine krvi u krvnim sudovima, uzrokovanih pumpanjem krvi tokom srčanog ciklusa. LED senzori se postavljaju na prokrvljene tačke poput vrhova prstiju, gde emituju svetlost odgovarajuće talasne dužine, najčešće zelenu i crvenu, i detektuju u kojoj meri se ta svetlost reflektovala od tkivo. PPG signal smatra se filtriranim arterijskim pritiskom, te može svedočiti o njemu, ali i o zasićenosti krvi kiseonikom i srčanom ritmu, za šta se pretežno koristi u bolnicama. Još jedna informacija koja se može otkriti iz morfologije PPG signala jeste prisustvo oscilacija intenziteta kontrakcije srčanog mišića od otkucaja do otkucaja [3]. Jasno je da je ovaj signal potencijalno moćan dijagnostički alat, što je prepoznato u literaturi [4], [5], [6].

Jedan reprezentativan otkucaj PPG signala sastoji se iz rastućeg talasa, koji se završava lokalnim maksimumom u vidu sistolnog vrha i koji odgovara kontrakciji leve komore, i opadajućeg talasa, koji odgovara relaksaciji komore i padu pritiska u njoj. U opadajućem segmentu PPG signala može se uočiti lokalni minimum, dikrotični zarez, uzrokovan refleksijom više talasa (slika 1a). Lokalni maksimum u ovom segmentu naziva se dijastolnim vrhom, a još jedna tačka od interesa jeste incizura, rezultat naglog povećanja arterijskog pritiska usled zatvaranja aortnog zaliska i se može uočiti na slici 1b.

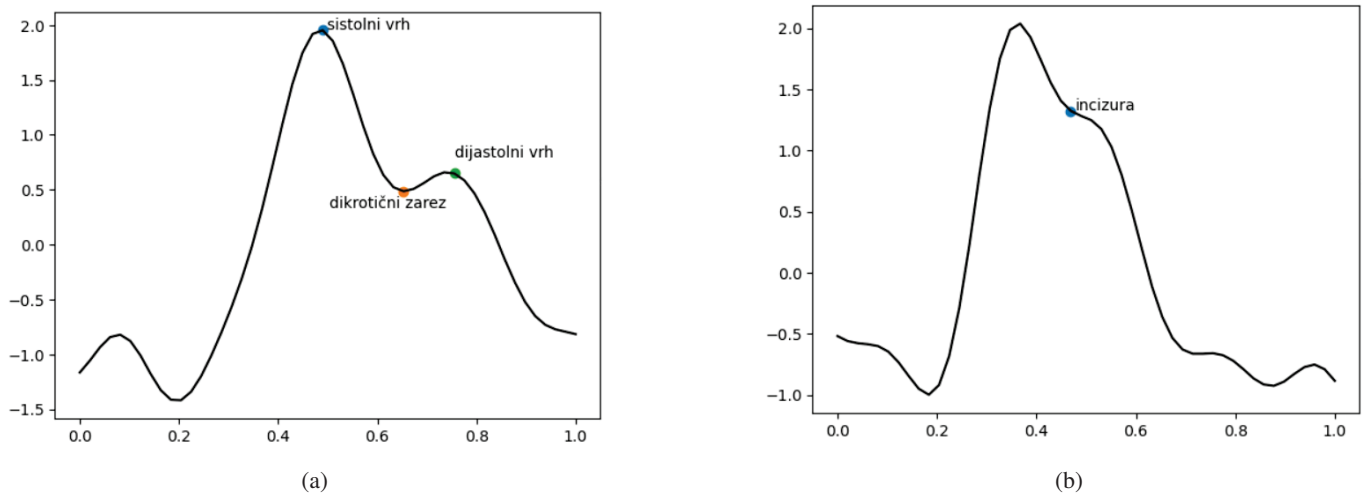
Period u kom se krv iz leve pretkomore pumpa do ostalih organa u srčanom ciklusu, to jest period između otvaranja i zatvaranja aortnog zaliska, može se odrediti iz PPG signala kao razlika između incizure i početka otkucaja, za koji se uzima položaj R-vrha u EKG signalu.

I. UVOD

Srčana insuficijencija predstavlja nemogućnost srca da doprema dovoljno krvi obogaćene kiseonikom do svih organa, usled čega se javljaju simptomi koji nisu specifični samo za ovo oboljenje, poput plitkog daha, zamora, vrtoglavica, te je prepoznati ovu bolest u ranim fazama izuzetno teško. Ukoliko je otkrivena u kasnim fazama, ima visoku stopu smrtnosti. Zlatni standard za dijagnostiku jeste neinvazivna tehnika ehokardiografije, čija realizacija je skupa i tumačenje rezultata iziskuje visoko specijalizovano medicinsko osoblje ili lekare.

Ispostavlja se da su sistolni vremenski intervale, koji odgovaraju određenim etapama srčanog ciklusa, dobri indikatori prisustva srčane insuficijencije, a oni se mogu odrediti na osnovu specifičnih tačaka u signalima koji se tipično beleže prilikom praćenja rada srca [1], [2]. Iz ovog razloga se kao alternativni pristup s izuzetnim potencijalom prirodno nameće polikardiografija, koja predstavlja sinhronizovana merenja upravo takvih signala, najčešće elektrokardiografskih, fotopletizmografskih i fonokardiografskih. Ova merenja se vrše

Ovo istraživanje je podržano od strane Fonda za nauku Republike Srbije, broj projekta 7754338, Multi-SENSor System and ARTificial intelligence in service of heart failure diagnosis – SensSmart, i Ministarstva nauke, tehnološkog razvoja i inovacija, brojevi ugovora 451-03-66/2024-03/ 200017 i 451-03-65/2024-03/200103.



Slika 1: Primeri PPG signala sa karakterističnim tačkama

Ispostavlja se da dikrotični zarez ponekad u potpunosti izostaje sa PPG signala, kao i incizura. Dakle, pomenute tačke nije jednostavno odrediti, jer PPG signal može poprimiti različite talasne oblike [7]. Pored toga, oblik PPG signala neretko varira u okviru jednog merenja usled pomeraja pacijenta, a kamoli za različite položaje LED senzora, te bi bila neophodna manuelna analiza pojedinačnih impulsa, koja nije izvodljiva za veliku bazu PPG signala. Ukoliko bi se signali mogli razvrstati u prototipske predstavnike, postigla bi se značajna ušteda u pogledu broja tačaka koje je potrebno anotirati.

Dodatno, proces označavanja karakterističnih tačaka mogao bi se u budućnosti automatizovati na osnovu talasnog oblika otkucaja. Kad se ustanovi kom prototipu talasa pripada, otkucaju bi se dodelio odgovarajući algoritam anotacije, čime se izbegava traženje tačaka za koje je poznato da izostaju sa specifičnih prototipa i bilo kakva vrsta dvosmislenosti prilikom anotiranja. Algoritam mora biti sposoban da prepozna autlajere, odnosno signale koji nemaju očekivani oblik, poput primera na slici 2(c), jer bi na takvim signalima bilo nemoguće uspešno primeniti automatske algoritme anotacije.

Odabrani pristup rešavanju ovog problema jeste klasterizacija. Uobičajena mera sličnosti sa dobijenim klasterima, odnosno njihovim centroidima, jeste euklidsko rastojanje. Ovo rastojanje nije odgovarajuće za vremenske serije poput PPG signala, s obzirom na promenljive dužine otkucaja i raznolikost samih faza unutar otkucaja, poput vremenskog intervala između dikrotičnog zarez i dijastolnog vrha. Varijeteti poput pomenosti dva identična signala u vremenu jednog u odnosu na drugi bili bi penalizovani visokom vrednošću euklidske distance. Dakle, algoritam bi kao euklidski veoma udaljene doživljavao i signale srodnog talasnog oblika. Iz ovih razloga, euklidska distanca je praktično neupotrebljiva za signale kod kojih se značajno menja frekvencija srčanih otkucaja, što bi odgovaralo scenariju kada se oni mere tokom aktivnosti i relaksacije nakon iste. Može se, pak, primeniti još jedna često zastupljena, a potencijalno robusnija mera sličnosti — dinamičko vremensko savijanje. Od svog nastanka dosad,

dinamičko vremensko savijanje našlo je primenu u oblastima u kojima se zahteva određivanje podudaranja sekvenci i vremenskih serija neke vrste, poput obrade govora i prepoznavanja izgovorenih reči [8], [9].

II. METODOLOGIJA

U ovom radu je korišćena SensSmartTech baza podataka, koja poseduje 338 snimaka u trajanju od trideset sekundi za 32 punoletna, zdrava ispitanika u stanju mirovanja i nakon fizičke aktivnosti. Ovi snimci su zabeleženi polikardiografskim uređajem dizajniranim za akviziciju i sinhronizaciju sledećih signala: signala sa akcelerometra, fonokardiografskog signala, četiri elektrokardiografska (EKG) i četiri PPG signala.

EKG signali su snimani sa četiri elektrode postavljene na ruke i noge ispitanika, a dve na prekordijalne položaje V3 i V4. Fotopletizmografski signali snimani su na levoj karotidi i brahijalnoj arteriji, a emitovane su po dve talasne dužine, 660 i 880 nm.

Za postupak klasterizacije odabrani su PPG signali snimljeni na brahijalnoj arteriji s talasnom dužinom 660 nm. U procesu predobrade signala izdvojeni su pojedinačni otkucaji iz svakog snimka, tako što su R-vrhovi EKG signala uzimani za granice pojedinačnih otkucaja. Pojedinačni otkucaji su potom interpolirani na izabrani vremenski interval od 0 do 1, u 50 tačaka. Dodatno, amplitude su normalizovane su tako da svaki otkucaj ima nultu srednju vrednost i jediničnu varijansu.

Primenjena je K-means klasterizacija s dinamičkim vremenskim savijanjem, koja je zapravo varijanta osnovnog K-means algoritma nesupervizijskog učenja [10]. U osnovnom algoritmu za unapred definisan broj klastera vrši se nasumična inicijalizacija centroida u prostoru. Algoritam kroz svoje iteracije teži da minimizuje sumu kvadrata posmatranog kriterijuma (često euklidske distance od centroida) unutar svakog od klastera, u skladu s tim vrši ponovne dodele odbiraka klasterima, a onda novodobijenim klasterima preračunava centroide dodeljujući im srednje vrednosti pripadajućih odbiraka. Kako bi se K-means klasterizacija primenila na vremenske serije,

u opštem slučaju različitog trajanja, a u ovom konkretnom problemu vremenski pomerenih i različitih brzina, za meru sličnosti uzeta je distanca između signala po dinamičkom vremenskom savijanju.

Uopšteno govoreći, dinamičko vremensko savijanje određuje optimalno preslikavanje jedne vremenske serije u drugu, uz poštovanje određenih ograničenja u pogledu preslikavanja odbiraka jednih u druge. To preslikavanje mora biti monotono neopadajuće, odnosno odbirci iz prve vremenske serije i njima odgovarajuće slike iz druge moraju se javljati u očuvanom poretku. Svaki odbirak jedne vremenske sekvence slika se u barem jedan odbirak druge sekvence i obrnuto. Takođe, parovi prvih i poslednjih odbiraka iz dveju vremenskih sekvenci su jedni drugima slike dobijene ovakvim preslikavanjem. Distanca dinamičkog vremenskog savijanja između dveju vremenskih serija $x = (x_0, \dots, x_{n-1})$ i $y = (y_0, \dots, y_{m-1})$ definiše se izrazom:

$$DTW(x, y) = \min_{\pi} \sqrt{\sum_{(i,j) \in \pi} d(x_i, y_j)^2}, \quad (1)$$

gde je $\pi = [\pi_0, \dots, \pi_K]$ i $\pi_k = (i_k, j_k)$ predstavlja uređeni par pozicija odbirka iz x i njemu odgovarajućeg odbirka-slike iz y . Zahvaljujući ovako definisanoj meri sličnosti, može se iskazati kriterijum minimizacije K-means klasterizacije:

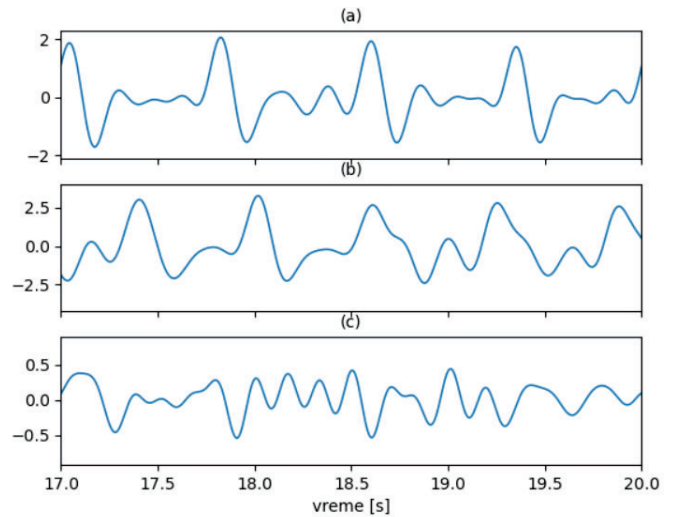
$$J = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{m_j} DTW^2(x_k, c_j), \quad (2)$$

n je broj klastera, c_j odgovarajući centroid, odnosno m_j broj odbiraka u klasteru za svako $j = 1, \dots, n$. U radu je upotrebljena implementacija ovakvog algoritma u sklopu biblioteke *tslearn* programskog jezika *Python* [11].

Korak koji je usledio jeste razvrstavanje signala test skupa u klase. Klase su formirane po uzoru na klasterne dobijene klasterizacijom. Ovo je značilo da se za svaki signal ispituje udaljenost dinamičkog vremenskog savijanja od svih klastera i da je signalu dodeljena oznaka u zavisnosti od toga kom bi ga klasteru pridružio K-means algoritam. U skladu s tom notacijom, izvršena je i ručna raspodela PPG signala, ne bi li se proverila tačnost ovakvog razvrstavanja, te ispitala mogućnost korišćenja centroida klastera kao centroida klasa kojima bismo ovakvim svojevršnim klasifikatorom distance pridruživali signale na prigodan način. Kada bi ovakva tehnika bila učinkovita, mogli bi se automatski pozivati algoritmi anotacije specifikirani za talasni oblik opisan dodeljenom klasom.

III. REZULTATI

Nakon određivanja pojedinačnih otkucaja u svakom od zabeleženih snimaka PPG signala, raspoloživih je bilo 17478 otkucaja, od kojih je 90% predstavljalo obučavajući skup za algoritam klasterizacije. Preostalih 10% podataka izdvojeno je za ručnu klasifikaciju, te za potrebe verifikacije procesa dodele otkucaja različitim klasterima od strane K-means modela. Obučavajući skup podeljen je u odnosu 90:10, gde je manji skup korišćen kao validacioni za definisanje praga za odbacivanje primera signala koji previše odstupaju od centroida

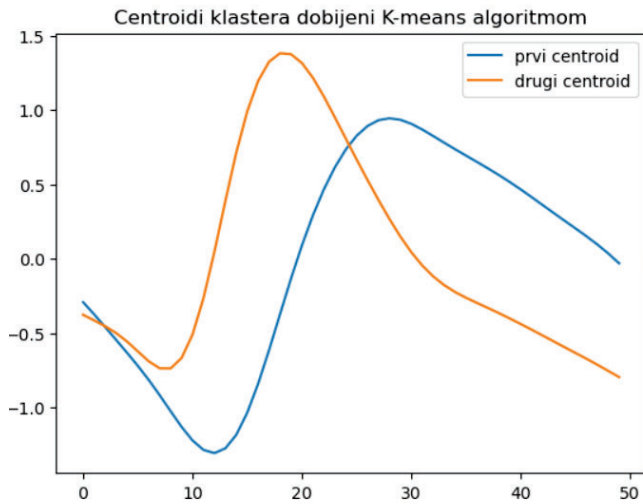


Slika 2: (a), (b) primeri tipičnih PPG oblika, (c) primer atipičnog PPG oblika

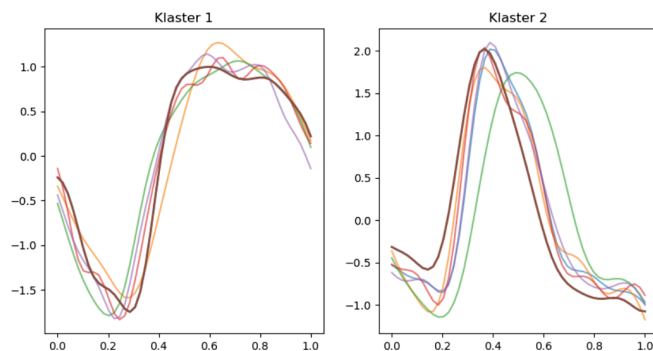
po meri sličnosti. K-means algoritam ograničen je brojem iteracija na 500, a za pretpostavljeni broj klastera usvojen je 2, u težnji da se PPG signali grupišu u dva karakteristična oblika — jedan sa incizuram, bez vidljivog dikrotičnog zarez a drugi, koji ima uočljiv sistolni, dijastolni vrh i dikrotični zarez. Određivanje centroida ostvareno je globalnim usrednjavanjem dinamičkog vremenskog savijanja [12]. Centroidi dobijeni na ovaj način nalaze se na slici 3 i može se zapaziti da njihov izgled nije intuitivan s obzirom na poznate talasne oblike PPG signala. Zato su na slici 4 prikazani realni PPG otkucaji bliski centroidima, pri čemu su podebljani oni otkucaji koje model smatra najbližim dobijenim centroidima. Nameće se pitanje da li je onda dinamičko vremensko savijanje prihvatljiva mera sličnosti, jer postoji nepodudaranje između realnih PPG otkucaja i dobijenih centroida, ali ova metrika, zajedno s euklidskom distancom, jeste najrasprostranjenija u klasterizaciji vremenskih serija [13].

S obzirom na ranije pomenut varijabilni oblik PPG signala, bilo je očekivano da će se u svakom od tri skupa podataka javiti atipični signali koji se ne mogu dodeliti u užem smislu nijednoj od dveju grupa, te je bilo potrebno definisati pragove distanci koji će odlučivati o meri rasipanja klastera oko centroida i postaviti kriterijum za odbacivanje takvih signala.

Nakon klasterizacije nad obučavajućim skupom, izvršena je predikcija klasa za PPG otkucaje iz validacionog skupa i izračunate su njihove distance od centroida pripadajućih klastera. Vizuelnom inspekcijom doneta je odluka da oni otkucaji koji imaju distancu višu od 21.25 u slučaju prvog, odnosno distancu višu od 19.81 u slučaju drugog klastera, treba da budu tumačeni kao autlajeri. Na slici 5 u prvom redu prikazani su centroidi, dok se u redovima ispod nalaze neki od signala koji su proglašeni autlajerima. Siluet-skor klasterizacije na validacionom skupu pre i nakon postavljanja pragova iznosi, redom, 0.3073, odnosno 0.2137. Kada su određeni pragovi za odbacene signale, na ovaj način modifikovana



Slika 3: Centroidi

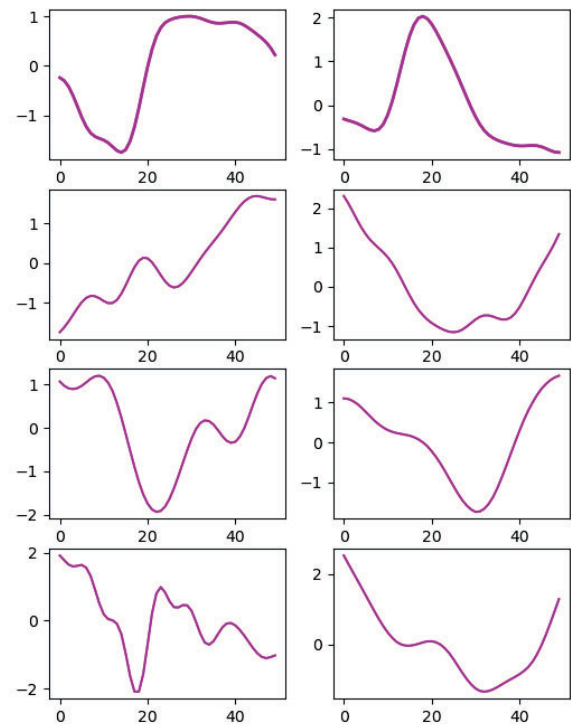


Slika 4: Reprezentativni predstavnici klastera

klasterizacija primenjena je i nad nepoznatim podacima iz test skupa, kojima su istinite pripadnosti dodeljene vizuelnim poređenjem s tipičnim predstavnicima svakog od klastera, dakle, PPG signalom sa uočljivim dikrotičnim zarezom i PPG signalom sa vidljivom incizurou. Tačnost klasterizacije na test skupu iznosi 52.46%, pa je jasno da bi ovaj postupak bio neprimenjiv za automatsko razvrstavanje otkucaja u cilju primene odgovarajućeg algoritma anotacije.

Ustanovljen je izuzetan uticaj izostavljanja normalizacije podataka na čitav proces. U odsustvu normalizacije, algoritam postaje previše osetljiv na velike varijacije u vrednostima amplituda signala i signali će efektivno biti podeljeni u dve grupe: onu s višim i onu sa nižim vrednostima amplituda.

Euklidsko rastojanje kao mera sličnosti iznedrilo je dva klastera čiji je siluet-skor apsolutno uporediv sa onim dobijenim dinamičkim vremenskim savijanjem. Pored toga, zbog svodeanja signala na istu vremensku osu interpolacijom, centroidi ne izgledaju neintuitivnije od centroida metode iz rada. Ipak, kada se pogledaju euklidski najbliži otkucaji centroidima, to će biti oni PPG otkucaji kojima se u približno istom trenutku javljaju ekstremumi i čija se talasna forma ne može nužno dovesti u vezu sa samim centroidom.



Slika 5: Centroidi i primeri signala koji odstupaju od njih

IV. ZAKLJUČAK

K-means klasterizacija je uspešla da prepozna dva dominantna obrasca među različitim talasnim oblicima koje mogu da poprime PPG signali. Međutim, i sami centroidi klastera imaju neveliku vrednost međusobne distance dinamičkog vremenskog savijanja, što otežava strogu podelu na jedan ili na drugi tip signala. Otuda mala tačnost prilikom poređenja oznaka koje je odredio algoritam i onih koje je dodelio čovek na test skupu. Premda K-means klasterizacija definitivno predstavlja odgovarajući alat za prvobitni cilj rada: za identifikovanje i analizu tipova signala koje treba anotirati, nije primenljiva u svrhe razvrstavanja pojedinačnih otkucaja u zavisnosti od toga kojoj klasi pripadaju, te ne bi olakšala donošenje odluke koji algoritam je potrebno primeniti za automatsku anotaciju signala. Ovo pitanje ostaje otvoreno i daje prostora za dalje istraživanje na tu temu.

LITERATURA

- [1] C. L. Garrard Jr, A. M. Weissler, and H. T. Dodge, "The relationship of alterations in systolic time intervals to ejection fraction in patients with cardiac disease," *Circulation*, vol. 42, no. 3, pp. 455–462, 1970.
- [2] J. Ghose, S. Mitra, and M. Chhetri, "Systolic time intervals in the differential diagnosis of constrictive pericarditis and cardiomyopathy.," *Heart*, vol. 38, no. 1, pp. 47–50, 1976.

- [3] T. Besleaga et al., "Non-Invasive Detection of Mechanical Alternans Utilizing Photoplethysmography," in *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 23, no. 6, pp. 2409-2416, Nov. 2019, doi: 10.1109/JBHI.2018.2882550.
- [4] Pınar Özen Kavas, Mehmet Recep Bozkurt, İbrahim Kocayığıt, Cahit Bilgin, "Machine learning-based medical decision support system for diagnosing HFpEF and HFrEF using PPG", *Biomedical Signal Processing and Control*, Volume 79, Part 2, 2023, 104164, ISSN 1746-8094, doi: 10.1016/j.bspc.2022.104164.
- [5] Almarshad, M.A.; Islam, M.S.; Al-Ahmadi, S.; BaHammam, A.S., Diagnostic Features and Potential Applications of PPG Signal in Healthcare: A Systematic Review", *Healthcare* 2022, 10, 547. <https://doi.org/10.3390/healthcare10030547>
- [6] Victor, O.A.; Chen, Y.; Ding, X., "Non-Invasive Heart Failure Evaluation Using Machine Learning Algorithms", *Sensors* 2024, 24, 2248, <https://doi.org/10.3390/s24072248>
- [7] Elgendi M, Liang Y, Ward R. Toward Generating More Diagnostic Features from Photoplethysmogram Waveforms. *Diseases*. 2018; 6(1):20. <https://doi.org/10.3390/diseases6010020>
- [8] R. Bellman and R. Kalaba, "On adaptive control processes," *Automatic Control*, IRE Transactions on, vol. 4, no. 2, pp. 1-9, 1959. [Online].
- [9] H. Sakoe and S. Chiba, "Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition," *Acoustics, Speech and Signal Processing*, 19 IEEE Transactions on, vol. 26, no. 1, pp. 43-49, 1978.
- [10] S. Lloyd, "Least squares quantization in PCM," in *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 28, no. 2, pp. 129-137, March 1982, doi: 10.1109/TIT.1982.1056489.
- [11] T. Giorgino. Computing and Visualizing Dynamic Time Warping Alignments in R: The dtw Package. *J. Stat. Soft.*, doi:10.18637/jss.v031.i07.
- [12] F. Petitjean, A. Ketterlin, P. Gançarski, A global averaging method for dynamic time warping, with applications to clustering, *Pattern Recognition*, Volume 44, Issue 3, 2011, Pages 678-693, ISSN 0031-3203, <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2010.09.013>, no. 1, pp. 47-50, 1976.
- [13] Saeed Aghabozorgi, Ali Seyed Shirkhorshidi, Teh Ying Wah, Time-series clustering – A decade review, *Information Systems*, Volume 53, 2015, Pages 16-38, ISSN 0306-4379, <https://doi.org/10.1016/j.is.2015.04.007>.