

Prepoznavanje pokreta šake na osnovu EMG signala primenom neuralnih mreža

Božidar Obradović 2017/0113, Luka Stančev 2017/0710

Sadržaj

1. Uvod	2
2. Senzori i prikupljanje podataka	2
3. Metoda	3
3.1 Predobrada signala	4
3.2 Izdvajanje obeležja	4
3.3 Klasifikacija	5
4. Rezultati	6
Zaključak i diskusija	7

1. Uvod

U ovom projektu projektovan je model za prepoznavanje pokreta šake na osnovu EMG merenja koristeći neuralnu mrežu kao klasifikator.

Motivaciju za ovu analizu predstavlja rad *“Real-Time Surface EMG Pattern Recognition for Hand Gestures Based on an Artificial Neural Network”* (Z. Zhang, Yang, Quan, L. Zhang) iz 2019. godine. Ideja je da se pojednostavi model koji su autori koristili u svom istraživanju za prepoznavanje pokreta šake, i, poredeći dobijene rezultate sa rezultatima koje su objavili autori, utvrdi validnost ovog pojednostavljivanja.

2. Senzori i prikupljanje podataka

Za prikupljanje podataka je korišćena Myo narukvica (Thalmic Labs, Waterloo, Kanada) sa 8 suvih EMG senzora (Slika 1a). Senzori mere električnu aktivnost mišića na podlaktici sa frekvencijom odabiranja od 200Hz i rezolucijom od 8 bita (Slika 1b). Podaci koje narukvica izmeri se preko Bluetooth-a šalju na računar. U narukvici je ugrađen i žirostabilizator, pa ona može da meri i ugaonu brzinu, ubrzanje i orijentaciju šake. Po uzoru na motivacioni rad, korišćen je samo EMG signal.

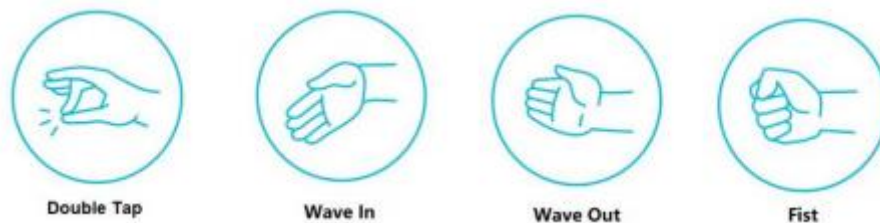


Slika 1: a) Prikaz Myo narukvice korišćene za akviziciju signala

b) Položaj narukvice na ispitaniku

Eksperimente su izvodila 4 ispitanika (3 ženska i jedan muški, uzrast između 20 i 30 godina, desnoruki), sa narukvicom na desnoj ruci. Nijedan od ispitanika nije bio treniran pre izvršavanja pokreta. Ispitanici su izvodili sledeće eksperimente (broj pored eksperimenta predstavlja pripadnost klasi):

1. Dvostruki dodir srednjeg prsta i palca
2. Skupljena pesnica
3. Spolja iskrenuta šaka
4. Unutra iskrenuta šaka

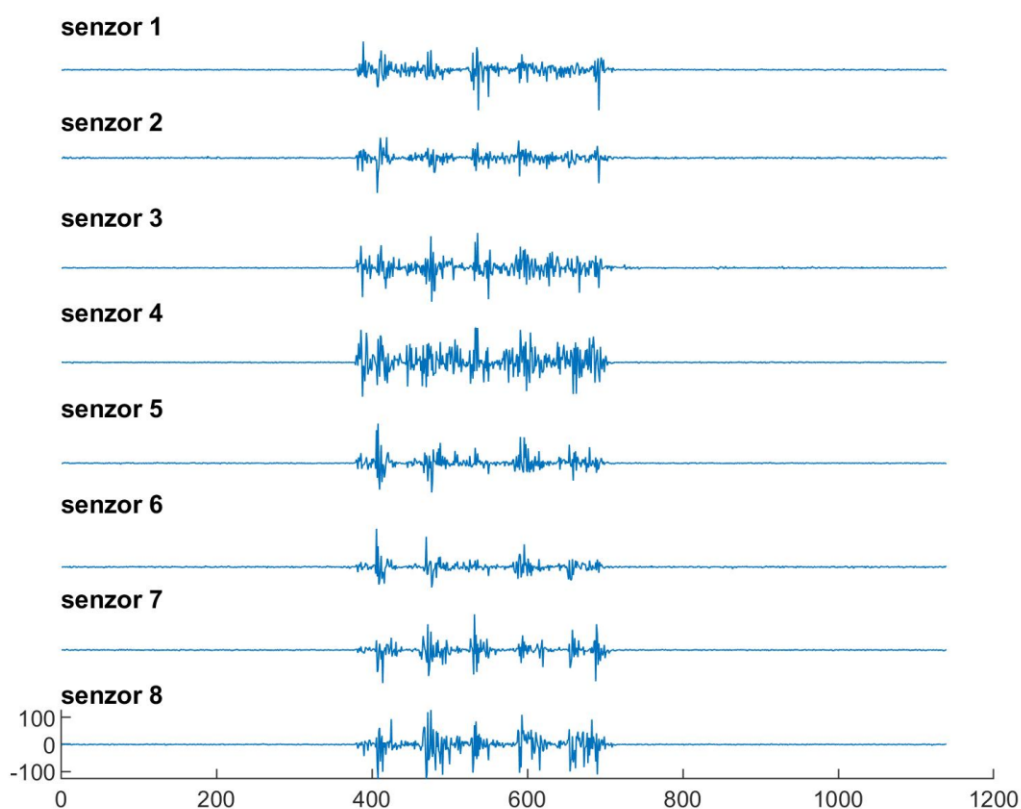


Slika 2: Pokreti koje su vršili ispitanici

Svaki od eksperimenata je trajao 15 sekundi (5 sekundi mirovanje, 5 sekundi izvršavanje pokreta, 5 sekundi mirovanja). Za formatiranje podataka u .txt format (radi dalje obrade) korišćen je već postojeći kod u Python-u.

3. Metoda

Po ugledu na referentni rad, dobijeni signal (Slika 3) je prvo filtriran radi uklanjanja šuma, nakon čega su ekstrahirana obeležja u vremenskom domenu. Klasifikacija je urađena koristeći neuralnu mrežu sa jednim skrivenim slojem.



Slika 3: Dobijeni signal sa svih 8 senzora

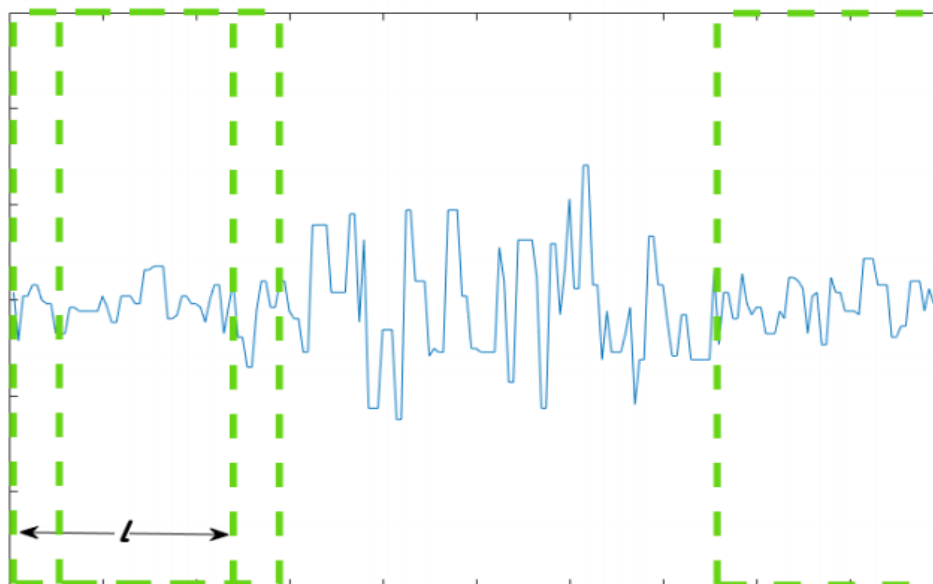
3.1 Predobrada signala

Smisao predobrade signala je da se otkloni šum sa signala radi kvalitetnijeg određivanja obeležja. Za razliku od referentnog rada, nije izvršena normalizacija sirovog signala na interval $[-1, 1]$.

Signal je, po ugledu na referentni rad, filtriran Batervortovim filterom četvrtog reda sa frekvencijom odsecanja od 5Hz. Nakon toga je izdvojen interval signala (1.9, 4.1) sekundi (440 odbiraka) kao relevantan za računanje obeležja.

3.2 Izdvajanje obeležja

Po ugledu na referentni rad obeležja su izdvajana korišćenjem tehnike klizećeg prozora. Ona se bazira na podeli signala na podskupove na kojima se računaju obeležja. U ovoj analizi širina prozora i razmak između susednih prozora su postavljeni na 40 odbiraka i 1 odbirak tj. 0.2s i 5ms, respektivno. (Slika 4).



Slika 4: Klizeći prozor izdvaja segmente signala mišićne aktivnosti sa jednog senzora

Radi klasifikacije signala iz njega su izdvojena sledeća obeležja:

1. MAV (Moving Average Value)

MAV je jedno od najčešće korišćenih obeležja za analizu EMG signala. Ono pruža informaciju o stepenu kontrakcije mišića. Računa se kao prosečna vrednost sume apsolutnih vrednosti odbiraka u klizećem prozoru ($s(k)$ - odbirci, N - širina prozora):

$$M = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |s(k)|$$

2. RMS (Root Mean Square)

RMS predstavlja srednju snagu signala, čime dobijamo uvid u aktivnost mišića. Definiše se kao:

$$R = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N s(k)^2}$$

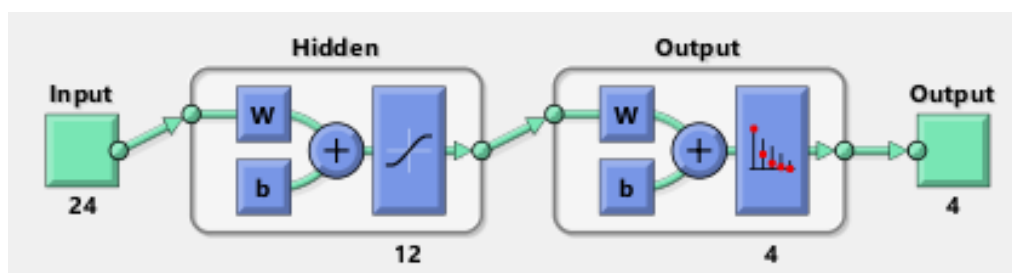
3. WL (Waveform Length)

WL predstavlja zbirnu dužinu talasnog oblika EMG signala. On je vezan za amplitudu, frekvenciju i vreme i može da se koristi kao mera kompleksnosti signala. Definiše se kao:

$$W = \sum_{k=2}^N |s(k) - s(k-1)|$$

3.3 Klasifikacija

Za klasifikaciju je korišćena neuralna mreža sa tri sloja: ulaznim, skrivenim i izlaznim. Broj čvorova u skrivenom sloju je uzet da iznosi pola dužine vektora obeležja (tj. 12). Izlazni sloj ima 4 čvora, što odgovara broju pokreta koji treba da se prepoznaju (Slika 5). Prilikom treniranja vektor željenih izlaza je prikazan tako da, ako je odbirak iz klase J, na J-tom mestu u željenom izlazu stoji 1, a u ostalim poljima 0. Kao aktivaciona funkcija je korišćena unipolarna sigmoidna funkcija.



Slika 5: Prikaz neuralne mreže korišćene u modelu

4. Rezultati

Predložena mreža je testirana 50 puta. Rezultati klasifikacije su dobijeni usrednjavanjem izračunatih konfuzionih matrica i oni su prikazani na Slici 6:

Rezultat klasifikacije	1	2	3	4	
	61.26 15.6%	6.66 1.55%	32.02 7.83%	0.06 0.0%	61.26% 38.74%
	0.10 0.03%	68.18 17.63%	17.60 4.33%	14.12 3.01%	68.18% 31.82%
	4.36 0.97%	0 0	95.64 24.02%	0 0.0%	95.64% 4.36%
	0.06 0.0%	18.52 4.71%	0.56 0.11%	80.86 20.18%	80.86% 19.14%
					Tacna vrednost
					1 2 3 4

Slika 6: Usrednjena konfuzionna matrica rezultata

Ukupna tačnost predviđanja pokreta iznosi $(77.43 \pm 5.67)\%$.

Sa ove slike može da se izvuče nekoliko zaključaka:

- Najbolje se prepoznaje klasa 3, tj. pokret spolja iskrenute šake
- Najslabije se prepoznaje klasa 1, tj. dvostruki dodir prsta i palca, što je donekle i očekivano, pošto je ovo diskretan pokret ponovljen više puta, za razliku od ostalih koji su kontinualni
- Postoji osetna razlika između prepoznavanja spolja iskrenute šake (klasa 3) i iznutra iskrenute šake (klasa 4) koji aktiviraju iste mišiće na suprotan način

Zaključak i diskusija

U referentnom radu autori su dobili tačnost od 98%, što je značajno veće od tačnosti dobijene u ovom istraživanju. Samim tim, predloženi model mora dodatno da se usloži da bi mogao da daje pouzdane rezultate. Očigledne korekcije su oni delovi referentnog rada koji su izostavljeni, na primer:

- Normalizacija signala po ispitaniku
- Egzaktan metod izdvajanja perioda mišićne aktivnosti
- Rad sa više obeležja
- Računanje sa promenljivom širiom prozora (analiza zavisnosti dobijenih rezultata u zavisnosti od širine prozora)

Takođe se kao jedna od mogućnosti nameće klasifikacija nekim drugim metodama, ili sa kompleksnijom neuralnom mrežom (sa više skrivenih slojeva).

Ono što bi po našem mišljenju dovelo do boljih rezultata je veći skup ispitanika. Tada bi vreme izvođenja eksperimenta bilo kraće, što bi olakšalo proces izdvajanja regiona mišićne aktivnosti i dovelo do kvalitetnijeg signala (ispitanici bi bolje mogli da održe mišićnu aktivnost u kraćem vremenskom interevalu), što bi dovelo do kvalitetnije klasifikacije.

Ovo polje istraživanja je jako široko i postoji pregršt ideja koje se mogu nadovezati na ovde obrađen concept. Za početak mogu se koristiti pokreti koje Myo softver ne prepoznaje, pa da se izvrši njihova klasterizacija (klasifikacija bez obučavajućeg skupa). Na to se mogu nadovezati kompleksnije radnje koje bi, vrlo verovatno, zahtevale kompleksniji model za kvalitetnu obradu.

Reference

1. Zhang, Zhen et al. "Real-Time Surface EMG Pattern Recognition for Hand Gestures Based on an Artificial Neural Network." *Sensors (Basel, Switzerland)* vol. 19,14 3170. 18 Jul. 2019, doi:10.3390/s19143170
2. Jaramillo-Yáñez, Andrés et al. "Real-Time Hand Gesture Recognition Using Surface Electromyography and Machine Learning: A Systematic Literature Review." *Sensors (Basel, Switzerland)* vol. 20,9 2467. 27 Apr. 2020, doi:10.3390/s20092467
3. Zhang, Zhen et al. "A Novel Surface Electromyographic Signal-Based Hand Gesture Prediction Using a Recurrent Neural Network." *Sensors (Basel, Switzerland)* vol. 20,14 3994. 17 Jul. 2020, doi:10.3390/s20143994