

# Metoda fazne demodulacije za dekodiranje možganskih informacij

Vito Logar, Aleš Belič

Univerza v Ljubljani, Fakulteta za elektrotehniko, Tržaška 25, 1000 Ljubljana, Slovenija  
E-pošta: vito.logar@fe.uni-lj.si

**Povzetek.** Prispevek obravnava pristope k analizi možganskih valov za dekodiranje možganskih informacij in nadaljnjo možnost njihove uporabe v vmesnikih možgani-računalnik. Področju vmesnikov med možgani in računalnikom se v zadnjem času namenja veliko pozornosti, saj so zanimivejše področje v nevrofizioloških raziskavah. Osnovna ideja takšnih vmesnikov je izvajanje določenih akcij zgolj z uporabo možganov oz. meritev možganskega delovanja, npr. elektroencefalografije (EEG). V prispevku so tako obravnavane metode, s katerimi je mogoče iz signala EEG izluščiti oz. dekodirati pomembne informacije o trenutnem delovanju možganov. Ideja o dekodiranju možganskih informacij temelji na tako imenovanem konceptu faznega kodiranja vsebin v sinhronizirani oscilatorni možganski aktivnosti. Glede na dognanja s področja možganskega kodiranja informacij, sva se avtorja odločila, da za osnovo metodologije izbereva princip fazne demodulacije, s katero je mogoče v povezavi z drugimi metodami obdelave signalov iz signala EEG izluščiti pomembne dele informacij o trenutni akciji, ki jo izvajajo možgani. Ustreznost predstavljene metodologije je ocenjena na treh različnih kognitivnih nalogah, t. j. nalogah delovnega spomina ter statičnih in dinamičnih vidno-motoričnih nalogah. Pri izvajanju nalog delovnega spomina je iskana informacija odgovor tipa DA/NE, pri statičnih ali dinamičnih vidno-motoričnih nalogah pa je iskana informacija stiskanje prstov oz. premikanje zapestja pri sledenju dane krivulje. Študija je pokazala, da je mogoče predstavljeno metodologijo z nekaj modifikacijami uporabiti tudi za izdelavo vmesnika možgani-računalnik.

**Ključne besede:** EEG, fazna demodulacija, fazno kodiranje, možganske informacije, predikcija

## A phase-demodulation method for decoding the brain information

**Extended abstract.** The paper presents possible approaches to brain-wave analysis from the information-coding point of view and its possible use in brain-computer interfaces (BCIs). The field of BCIs has become increasingly popular in the last years for presenting one of the more interesting areas in neurophysiological research. The basic idea of such interfaces is to allow for certain actions by means of an interface using only the measurements of brain activity, for instance electroencephalography (EEG). In this paper we investigate some methods which are suitable for extracting and decoding important pieces of information from EEG signals and which could also be used in the above interfaces. The idea of decoding the brain information is based on the lately proposed theory of phase coding in the brain oscillatory activity. According to suggestions in the field of information coding, the authors decided to base their methodology on the phase demodulation principle. The phase demodulation method in combination with some other signal processing methods can decode some important parts of the information, transferred between the brain areas during a certain task. The proposed methodology was validated on three different cognitive tasks, i.e. working memory (WM) tasks, classic (VM) and dynamic visuo-motor tasks (dVM). The information to be decoded were answers in the YES/NO form in case of WM tasks and gripping force and wrist movements in case of VM and dVM tasks, respectively. The presented methodology can, with some modifications, also be used for the development

of a brain-computer interface.

**Key words:** Brain information, EEG, Phase coding, Phase demodulation, Prediction

---

### 1 Uvod

Kodiranje informacij spada med sorazmerno mlada področja raziskovanja možganskega delovanja. Kljub velikemu številu raziskovalcev, ki se ukvarjajo s proučevanjem kodiranja, prenosa in uporabe možganskih informacij, ostaja na tem področju še veliko neznank. Trenutno obstaja nekaj splošno priznanih teorij in mehanizmov, ki opisujejo načine delovanja možganov in perifernega živčevja z vidika izmenjevanja informacij. Eden osnovnih mehanizmov v delovanju možganov je tako imenovana sinhronizirana oscilatorna aktivnost, ki daje celosten pogled na delovanje možganov [1]. Po mnenju [2] je oscilatorna aktivnost osnova porazdeljenega procesiranja informacij, zaznavanja in funkcionalnosti možganov, hkrati pa skrbi za prenos informacij med

anatomsko ne nujno povezanimi možganskimi centri. Drugi izmed mehanizmov, ki sodeluje pri možganskem delovanju, so tako imenovani možganski ritmi in so tesno povezani z oscilatorno aktivnostjo, saj so to dejansko frekvenčni pasovi, v katerih se nahajajo posamezne oscilacije. Tretji mehanizem, ki najverjetneje sodeluje pri prenosu informacij med posameznimi nevronskimi področji, je tako imenovano povezovanje (*angl. binding*). Teorija povezovanja zagovarja dejstvo vzporednega obdelovanja informacij v različnih možganskih centrih, kadar določena akcija to zahteva [3]. Pri teoriji povezovanja ima pomembno vlogo prej omenjena oscilirajoča aktivnost, saj lahko centri s sinhronizacijo oz. desinhronizacijo oscilacij in spreminjanjem njihove frekvence natančno določajo, kaj naj se v dani signal zakodira ter kateri center naj poslano informacijo sprejme in odkodira. Delovanje mehanizma sinhronizacije in desinhronizacije je mogoče prikazati z izračunom funkcije koherence med sodelujočimi področji [4]. Če dva centra sodelujeta v istem procesu in med njima prihaja do izmenjave informacij, se to kaže kot povišana vrednost koherence med signaloma, ki ju izmerimo za posamezno področje [5]. Po mnenju nekaterih avtorjev je način, kako se posamezna informacija zakodira v signal, pogojen s faznimi lastnostmi danega signala [6, 7]. Tako imenovani koncept faznega kodiranja, ki je nastal šele v zadnjih nekaj letih, je pomembno odkritje na področju toka možganskih informacij. Predvideva se, da se posamezen del informacije zakodira v nosilni signal kot fazni zamik, podobno kot pri oddajanju radijskih valov v fazno modulirani tehniki. Glede na zadnje raziskave naj bi bilo fazno kodiranje informacij temeljni mehanizem kodiranja vseh možganskih informacij [8].

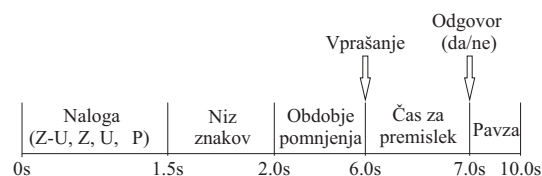
Znano je, da so možganski signali, ki jih izmerimo s pomočjo elektroencefalografa, informacijsko zelo bogati. Iz njih je namreč mogoče ugotavljati različna stanja zavesti in spanja, pa tudi številne bolezenske znake. Glede na to, da je EEG odraz električne aktivnosti možganov, lahko predvidevamo, da je mogoče z ustreznimi metodami obdelave signalov iz zapisa EEG izluščiti nekatere pomembne informacije, ki se izmenjujejo med nevronskimi populacijami. Če združimo vse prej omenjene mehanizme delovanja možganov ter lastnosti signalov EEG, dobimo meritve, ki opisujejo funkcionalnost možganov in nosijo kodirane informacije o trenutni akciji, ki se izvaja. Zato, sva se avtorja odločila, da poskusiva dekodirati prenašano informacijo, izmerjeno v signalu EEG, med preiskovančevimi izvajanjem nalog delovnega spomina ter statičnih (sVM) in dinamičnih vidno-motoričnih (dVM) nalog. Iskana informacija je bila pri nalogah delovnega spomina preiskovančev odgovor tipa DA/NE, pri sVM nalogah sila stiskanja, ki jo je preiskovanec izvajal na senzor sile in pri nalogah dVM premiki zapestja, ki jih je preiskovanec izvajal z igralno palico.

Namen študije je zgraditi matematični model z uporabo metod filtriranja signalov, analize glavnih komponent (PCA) ter fazne demodulacije, določiti parametre modela z uporabo mehke identifikacije ter s tem pokazati, da signali EEG nosijo dovolj informacij za uspešno napoved odgovorov pri nalogah delovnega spomina, sile stiskanja pri statičnih ter premikov zapestij pri dinamičnih nalogah VM.

## 2 Metode

### 2.1 Naloge delovnega spomina

Kognitivne naloge, ki od preiskovancev zahtevajo uporabo kratkoročnega spomina, imenujemo naloge delovnega spomina. Za študijo smo uporabili naloge delovnega spomina, ki temeljijo na Sternbergovi paradigmi [9], saj le-ta omogoča proučevanje neposrednega dostopa do informacij v spominu. Njena prednost pred drugimi nalogami je, da omogoča proučevanje spreminjanja aktivnosti po posameznih korakih v kratkoročnem spominu, saj so obdobja kodiranja, prepoznavanja in pomnjenja ločena [10]. Sternbergova paradigma, ki je bila uporabljena v našem primeru, je od preiskovancev zahtevala, da si zapomnijo niz štirih alfanumeričnih znakov in ga uredijo skladno z nalogo (zapomni-uredi, zapomni, uredi, počakaj).



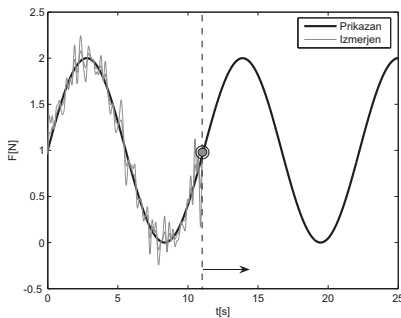
Slika 1.: Sternbergova naloga delovnega spomina  
Figure 1.: Sternberg working memory task

Kot prikazuje slika 1, se je vsak poskus začel z navodilom, kateri tip naloge je treba izvajati (zapomni-uredi, uredi, zapomni ali počakaj). Po navodilu se je preiskovancu za 0,5 sekunde prikazal niz štirih alfanumeričnih znakov. Glede na tip naloge so znaki ostali prikazani ali pa umaknjeni z zaslona. Po prikazu niza znakov je moral preiskovanec miselno urediti oz. si zapomniti znake, kot je to zahtevala naloga. Po preteku 4 sekundnega obdobja pomnjenja je računalnik preiskovancu zastavil vprašanje tipa  $nX$ , pri čemer je bil  $X$  eden od prikazanih znakov,  $n$  pa mesto, na katerem se nahaja. Preiskovanec je nato s pritiskom levega oz. desnega gumba na miški odgovoril, ali je odgovor na zastavljeno vprašanje pritrdilen (znak  $X$  je bil na  $n$ -tem mestu) ali ne (znak  $X$  ni bil na  $n$ -tem mestu). Na koncu vsake naloge je sledilo 3-sekundno obdobje počitka. Ponovitev naloge je bilo približno 200.

## 2.2 Vidno-motorične naloge

Naloge, ki od možganov zahtevajo aktivacijo vidnih in motoričnih območij možganske skorje ter njihovo vidno-motorično integracijo, imenujemo vidno-motorične naloge. V tej študiji smo obravnavali dva tipa VM-nalog, in sicer statične ter dinamične.

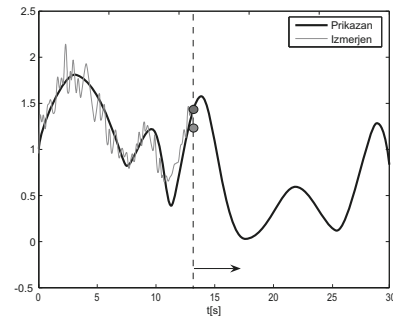
Pri izvajanju nalog sVM smo merili silo stiskanja, ki jo je podajal preiskovanec ter njegovo možgansko aktivnost prek signalov EEG. Naloga je od vsakega preiskovanca zahtevala opazovanje časovnega poteka sinusnega signala na zaslonu ter čim boljše sledenje prikazani krivulji s stiskanjem sensorja sile med palcem in kazalcem, kot je prikazano na sliki 2. Naloga je bila sestavljena iz 20 sklopov obdobja aktivnosti (sledenje krivulji) v dolžini 25 s in obdobja mirovanja (brez motorične akcije) v dolžini 25 s. Preiskovanci so statično nalogo VM izvajali z levo in desno roko.



Slika 2.: Statična vidno-motorična naloga  
Figure 2.: Static visuo-motor task

Pri izvajanju nalog dVM smo merili premike zapestja, ki jih je izvajal preiskovanec, ter njegovo možgansko aktivnost prek signalov EEG. Naloga je od vsakega preiskovanca zahtevala opazovanje časovnega poteka naključno generiranega zveznega signala na zaslonu in čim boljše sledenje prikazani krivulji s premikanjem igralne palice naprej oz. nazaj, kot je prikazano na sliki 3. Naloga je bila sestavljena iz 10 sklopov obdobja aktivnosti (sledenje krivulji) v dolžini 30 s in obdobja mirovanja (brez motorične akcije) v dolžini 30 s.

Razlog za izvajanje dveh tipov VM nalog je ta, da so statične naloge VM osnova za dekodiranje možganskih informacij, hkrati pa so za možgane lažje opravilo zaradi ponavljajočega se sinusnega signala. Dinamične VM-naloge so nadgradnja statičnih, saj je zaradi naključno generiranega zveznega signala sledenje le-temu težje, kar je za možgane težja naloga, hkrati pa verjetno preprečuje tudi t. i. proces učenja, ki se običajno začne izvajati v možganih pri zadostnem številu ponovitev določenega vzorca.



Slika 3.: Dinamična vidno-motorična naloga  
Figure 3.: Dynamic visuo-motor task

## 2.3 Meritve EEG

Za študijo nalog delovnega spomina so bili izbrani trije desnorčni preiskovanci, stari 23, 24 in 27 let.

Za zajem podatkov je bil uporabljen aparat EEG *Medelec system* s standardno postavitvijo elektrod 10–20 in 256 Hz vzorčenjem. Zajem preiskovančevih odgovorov DA/NE je bil izveden prek računalniške miške (levi gumb - DA, desni gumb - NE). Zajema podatkov sta bila medsebojno sinhronizirana. Naloge so bile prikazane s programsko opremo *Presentation software*.

Za študijo statičnih VM-nalog so bili izbrani trije desnorčni preiskovanci, stari 26, 27 in 29 let.

Za zajem podatkov je bil uporabljen aparat EEG *Medelec system* s standardno postavitvijo elektrod 10–20 in 256 Hz vzorčenjem. Zajem sile stiskanja je bil izveden prek sensorja sile ter 12-bitne kartice PCI DAS1002 s frekvenco vzorčenja 100 Hz. Zajema podatkov sta bila medsebojno sinhronizirana. Naloge so bile prikazane s programsko opremo *Matlab*.

Za študijo dinamičnih VM-nalog so bili izbrani štirje desnorčni preiskovanci, stari 24, 27, 32 in 37 let. Za zajem EEG signalov je bil uporabljen aparat EEG *EEG System* (Brain Products GmbH, Nemčija) s standardno postavitvijo elektrod 10–20 in 512 Hz vzorčenjem. Zajem premikov zapestja je bil izveden preko igralne palice USB s frekvenco vzorčenja 50 Hz. Zajema podatkov sta bila medsebojno sinhronizirana. Naloge so bile prikazane s programsko opremo *Matlab*.

Vsi signali EEG so bili med snemanjem filtrirani z nizkopasovnim in visokopasovnim filtrom, ki sta odstranila frekvence, nižje od 0,5 Hz (posledica mišičnega gibanja) in višje od 100 Hz (elektromiogramске motnje). Upornost elektrod je bila nižja od 5 k $\Omega$ . Vse meritve signalov EEG so bile izvedene v elektromagnetno zaščiteni sobi.

## 2.4 Obdelava signalov

Za analizo izmerjenih signalov EEG je bila uporabljena programska oprema *Matlab* skupaj z dodatki *Neural net-*

works toolbox, Fuzzy logic toolbox, Signal processing toolbox ter Statistics toolbox. Dodatno filtriranje signalov je bilo izvedeno z uporabo Butterworthovih filtrov tretjega in petega reda (funkcija *filtfilt*). Metoda fazne demodulacije je bila izvedena z uporabo funkcije *demod*, analiza glavnih komponent pa s funkcijo *prepca*. Napovedni model v obliki umetne nevronske mreže (UNM) je bil zgrajen in učen s funkcijama *newff* in *trainscg* v obliki mehkega modela pa z uporabo funkcij *anfis* ter *genfis2*.

Pri nalogah delovnega spomina smo iz signalov EEG najprej izbrali intervale v dolžini 1 sekunde pred preiskovančevim odgovorom. Novo dobljene signale EEG smo nadalje filtrirali s pasovnim filtrom v frekvenčnem območju theta (4–7 Hz). Uporaba frekvenčnega območja theta izhaja iz mnenj nekaterih avtorjev, da pri spominjskih procesih igra pomembno vlogo ravno ritem theta [11]. Za pridobitev fazne vsebine signalov smo le-te fazno demodulirali s frekvenco nosilnega vala približno 4,8 Hz. Za zmanjšanje dimenzije podatkov in zagotavljanja linearne neodvisnosti le-teh smo nazadnje uporabili še analizo glavnih komponent. Prvih 10 dobljenih glavnih komponent (95 % variance signala) smo nato uporabili kot vhode za učenje in validacijo nevronske mreže. Izhod UNM je napoved preiskovančevega odgovora DA/NE v dolžini 1 sekunde. Slika 4 prikazuje bločni diagram obdelave signalov EEG.



Slika 4.: Bločni diagram obdelave signalov pri nalogah delovnega spomina  
Figure 4.: Block diagram of working-memory task signal processing

Čeprav je osnovna ideja obdelave signalov za oba tipa nalog VM podobna, se skladno z razliko v njihovi zahtevnosti razlikujeta tudi sama zahtevnost predobdelave signalov EEG in kompleksnost mehkega modela, s katerim napovedujemo bodisi silo stiskanja bodisi premike zapestja.

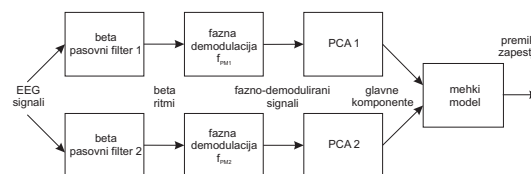
Pri statičnih VM-nalogah smo najprej iz vseh signalov izbrali 25 s obdobja aktivnosti in jih filtrirali s pasovnim Butterworthovim filtrom 3. reda, da bi pridobili možganske ritme beta (13–30 Hz). Na filtriranih signalih smo nato uporabili metodo fazne demodulacije z nosilno frekvenco 20 Hz in analizo glavnih komponent. Prvih 5 dobljenih glavnih komponent (95 % variance signala) smo naprej uporabili kot vhode za učenje in validacijo mehkega modela. Izhod mehkega modela pomeni napoved sile stiskanja. Slika 5 prikazuje bločni diagram obdelave signalov EEG.

Pri dinamičnih VM-nalogah smo prav tako iz signalov EEG najprej izbrali 30 s obdobja aktivnosti. Izbrane intervale smo nato podvojili v dva nova, identična signala.



Slika 5.: Bločni diagram obdelave signalov pri statičnih VM nalogah  
Figure 5.: Block diagram of static VM task signal processing

Vsak izmed signalov je bil naprej filtriran s pasovnim Butterworthovim filtrom 5. reda z različnim intervalom beta (13–30 Hz) frekvenc, in sicer približno (14–18 Hz) ter (18–22 Hz). Uporaba frekvenčnega območja beta izhaja iz rezultatov predhodnih študij [12] in mnenj nekaterih avtorjev, da ima pri kodiranju informacij motoričnih akcij pomembno vlogo sinhronizacija ritma beta [3, 8]. Vsak signal je bil nato fazno demoduliran z drugačno nosilno frekvenco. Nosilni frekvenci sta bili izbrani eksperimentalno, tako da demodulirani signali niso vsebovali enosmerne komponente lezenja, in sicer približno 16 Hz +/- 1 Hz ter 18 Hz +/- 1 Hz. Nazadnje je bila za vsak signal uporabljena še analiza glavnih komponent za doseganje linearne neodvisnosti signalov in zmanjšanje obsega merjenih podatkov. Analiza je pokazala, da je mogoče 95 % variance signala opisati samo s 5 glavnimi komponentami. Končna dimenzija vhodnih podatkov je bila tako zmanjšana z 32 merjenih elektrod na 10 glavnih komponent, ki pomenijo vhodne signale v mehki model. Izhod mehkega modela je napoved premikov zapestja. Slika 6 prikazuje bločni diagram obdelave signalov EEG.



Slika 6.: Bločni diagram obdelave signalov pri dinamičnih VM nalogah  
Figure 6.: Block diagram of dynamic VM task signal processing

## 2.5 Fazna demodulacija

Enačbo fazne modulacije lahko zapišemo kot

$$y(t) = K \sin(\omega_c t + f(t) + \varphi), \quad (1)$$

kjer je  $y(t)$  moduliran signal,  $K$  amplituda moduliranega signala,  $\omega_c$  nosilna frekvenca,  $f(t)$  signal, ki vsebuje informacijo, ki jo moduliramo, in  $\varphi$  konstanten fazni zamik nosilnega vala. Za prenos informacije najprej le-to zakodiramo v signal  $f(t)$ , ki naprej modulira nosilni val. Tako modulirano informacijo  $y(t)$  prek oddajnika pošljemo do sprejemnika. Sprejeti signal je treba za dostop do kodirane informacije najprej demodulirati in pridobiti signal  $f(t)$ .

Če frekvence nosilnega vala ne poznamo, lahko le-to določimo tako, da je demoduliran signal brez lezenja oz.

vrednost  $\omega_c$  določimo približno, preostalo lezenje pa filtriramo z uporabo visokopasovnega filtra. Pri tem velja omeniti, da se s tem izgubijo tudi informacije, ki so kodirane v frekvencah, nižjih od mejne frekvence filtra. Če pogoju o dovolj manjnjem frekvenčnem pasu informacijskega signala  $f(t)$  od  $\omega_c$  ni zadoščeno, dekodirani signal postane popačen približek originalnega signala  $f(t)$ . Vseeno sta oba signala še vedno medsebojno korelirana.

## 2.6 Predikcijski modeli

Za dekodiranje informacij nalog delovnega spomina iz obdelanih signalov EEG je bila uporabljena tri-nivojska umetna nevronska mreža 'feed-forward' z 10 nevroni na prvem, 2 nevronoma na drugem in 1 nevronom na tretjem nivoju. Nevroni na prvem in drugem nivoju so imeli tangens-sigmoidno, izhodni nevron pa linearno aktivacijsko funkcijo. Kot je bilo že omenjeno, smo za vhode v UNM uporabili primerno obdelane signale EEG, izhodi pa so bili odgovori tipa DA/NE v dolžini 1 sekunde. Za učenje in validacijo UNM so bili izmerjeni podatki razdeljeni v približnem razmerju 7:1.

Za dekodiranje informacij vidno-motoričnih nalog je bil kot napovedni model uporabljen mehki inferenčni sistem v obliki Takagi-Sugeno (TS).

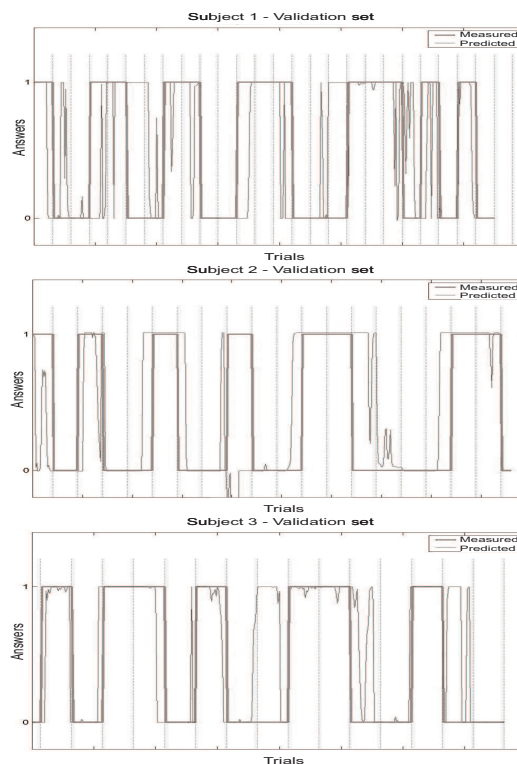
Pri napovedovanju možganskega dogajanja je bil mehki model zgrajen z uporabo naslednjih parametrov: 4 pripadnostne funkcije Gaussove oblike, 50 učnih korakov dolžine 0,05 in velikost posameznega roja 0,5. Za vhode v model smo uporabili izmerjene in predhodno obdelane EEG signale, izhodi pa so pomenili silo stiskanja oz. premike zapestja. Za učenje mehkega modela je bila uporabljena predhodna perioda aktivnosti signala EEG, trenutna pa za validacijo.

## 3 Rezultati

V nadaljevanju so zbrani rezultati dekodiranja možganskih informacij pri danih kognitivnih nalogah. Izmerjeni signali EEG so bili obdelani skladno s prej opisano metodologijo.

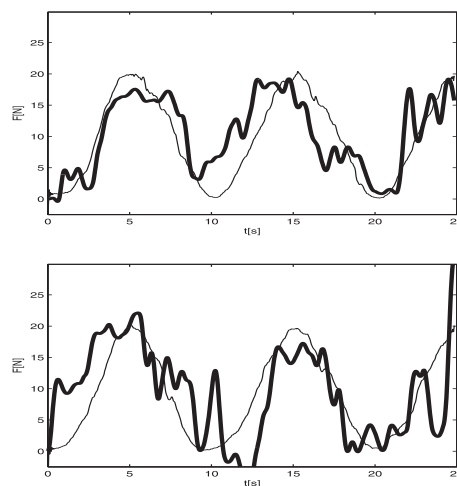
### 3.1 Naloge delovnega spomina

Slika 7 prikazuje izmerjene odgovore preiskovancev (debelejša črta) in odgovore, kot jih je napovedala UNM (tanjša črta). Če je preiskovanec odgovoril DA, to na grafu ustreza številu 1, pri odgovoru NE pa številu 0. Če se obe črti v obdobju 1 sekunde odgovora ujemata vsaj 0,5 sekunde, velja, da je odgovor, ki ga napove UNM, pravilen. Navpične črte ločujejo posamezne odgovore v dolžini 1 sekunde. Iz slike je razvidno, da lahko UNM s približno 72 %, 75 % in 80 % zanesljivostjo napove posamezen odgovor vseh treh preiskovancev.



Slika 7.: Primerjava izmerjenih in napovedanih odgovorov za vse tri preiskovance pri nalogi delovnega spomina  
Figure 7.: Comparison of the measured and predicted answers for all three subjects at working memory task

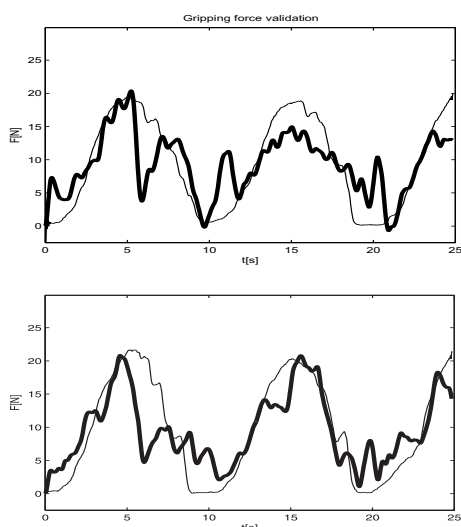
### 3.2 Statične vidno-motorične naloge



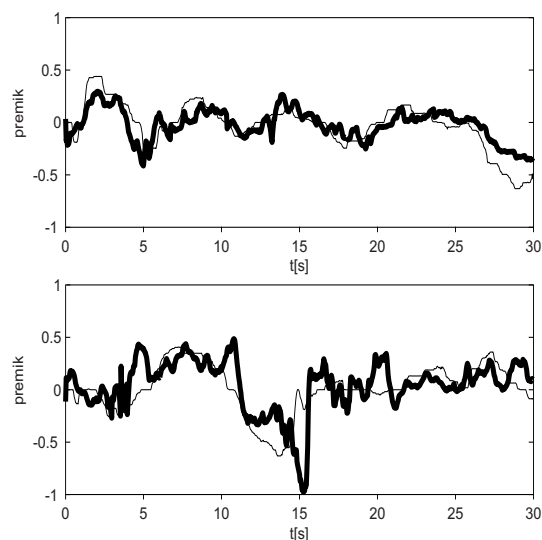
Slika 8.: Napoved sile stiskanja za osebo 1 z levo in desno roko  
Figure 8.: Gripping-force prediction for subject 1 (left and right hand)

Slike 8, 9 in 10 prikazujejo izmerjene sile stiskanja in napovedi mehkega modela za vse tri preiskovance. Tanjša krivulja prikazuje izmerjene sile, debelejša pa napovedane. Razvidno je, da so napovedi sile za vse tri

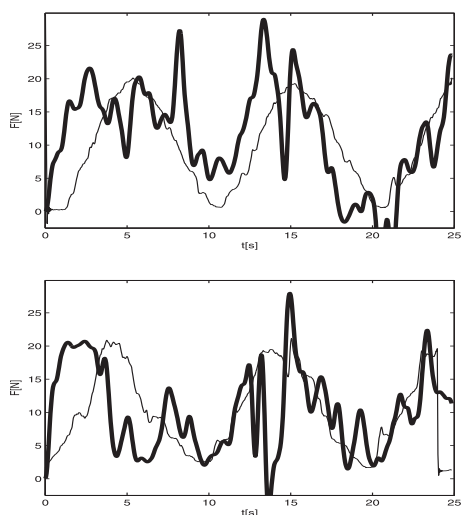




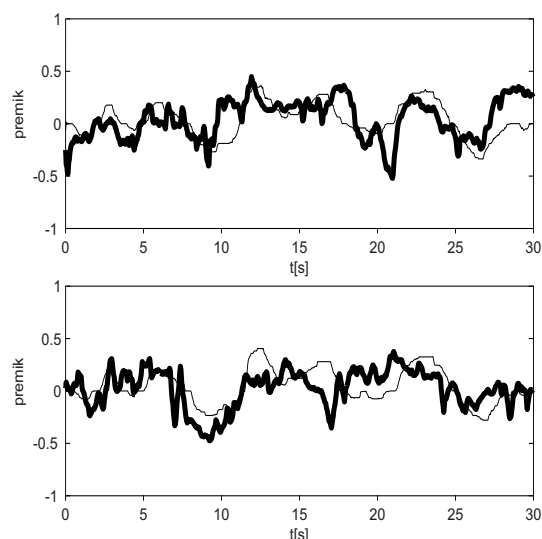
Slika 9.: Napoved sile stiskanja za osebo 2 z levo in desno roko  
Figure 9.: Gripping-force prediction for subject 2 (left and right hand)



Slika 11.: Napoved premikov zapestja za osebo 1  
Figure 11.: Wrist-movement prediction for subject 1



Slika 10.: Napoved sile stiskanja za osebo 3 z levo in desno roko  
Figure 10.: Gripping-force prediction for subject 3 (left and right hand)



Slika 12.: Napoved premikov zapestja za osebo 2  
Figure 12.: Wrist-movement prediction for subject 2

primere zadovoljive, saj vsota kvadratičnih napak znaša 17,9 in 33,4 za prvega, 18,5 in 18,6 za drugega ter 41,0 in 56,1 za tretjega preiskovanca.

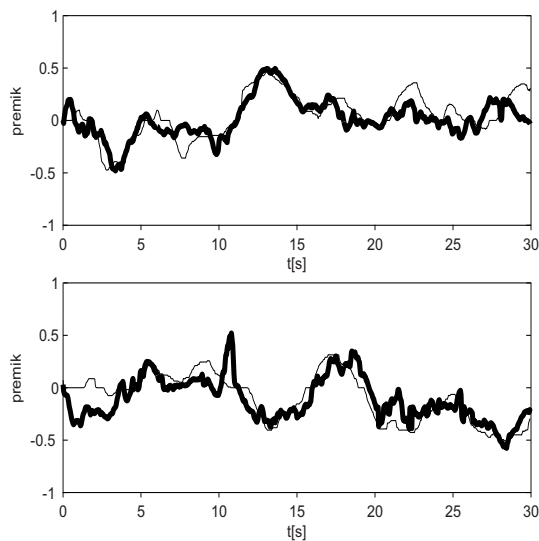
### 3.3 Dinamične vidno-motorične naloge

Slike 11, 12, 13 in 14 prikazujejo izmerjene premike zapestja ter napovedi mehkega modela za vse štiri preiskovance pri dveh različnih obdobjih aktivnosti. Tanjša krivulja prikazuje izmerjene premike zapestij, debelejša pa napovedane. Razvidno je, da so napovedani premiki pri vseh preiskovancih zadovoljivi, na kar kaže tudi vsota kvadratičnih napak, ki znaša 23,1 in 32,8 za prvega, 27,2

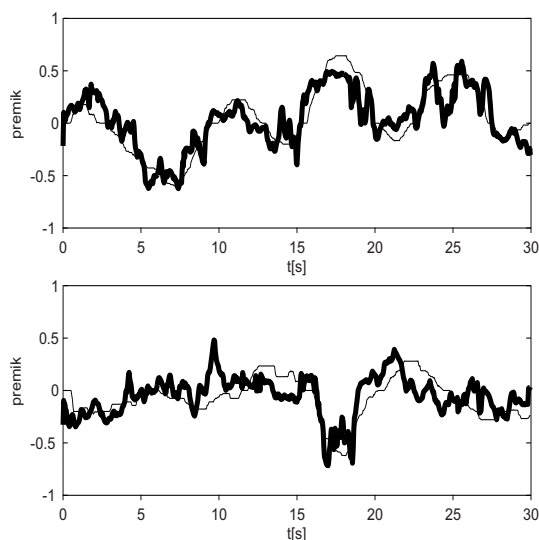
in 24,5 za drugega, 20,6 in 36,2 za tretjega ter 24,9 in 36,3 za četrtega preiskovanca.

## 4 Sklep

V delu so predstavljeni možni pristopi k analizi možganskih valov za dekodiranje informacij, ki se izmenjujejo med možganskimi centri pri različnih kognitivnih nalogah. Pokazali smo, da je mogoče s primerno izbrano metodologijo iz signala EEG izluščiti informacije o odgovorih preiskovancev, sili stiskanja in premikih zapestja pri nalogah delovnega spomina ter statičnih in dinamičnih vidno-motoričnih nalogah. Osnova vseh algoritmov so metode filtriranja, fazne demodulacije in analize glavnih komponent. Prva zagotovi izbiro pravega



Slika 13.: Napoved premikov zapestja za osebo 3  
Figure 13.: Wrist-movement prediction for subject 3



Slika 14.: Napoved premikov zapestja za osebo 4  
Figure 14.: Wrist-movement prediction for subject 4

frekvenčnega območja, v katerem naj bi ležala iskana informacija, druga omogoči dostop do fazno kodirane vsebine, tretja pa transformira podatke v obliko, ki je primerna za učenje napovednih modelov.

Prkazani rezultati kažejo na primernost predstavljene metodologije za dekodiranje elektroencefalografskih informacij in ob zagotovitvi njene kavzalnosti (filtriranje in analiza glavnih komponent) tudi na možnost njene uporabe za razvoj vmesnikov možgani-računalnik.

## 5 Literatura

[1] A. K. Engel, P. Fries, W. Singer. Dynamic predictions: oscillations and synchrony in top-down processing. *Nature reviews. Neuroscience*, 2(10):704–716, 2001.

- [2] P. Manganotti, C. Gerloff, C. Toro, H. Katsuta, N. Sadato, P. Zhuang, L. Leocani, M. Hallett. Task-related coherence and task-related spectral power changes during sequential finger movements. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 109:50–62, 1998.
- [3] G. Buzsáki, A. Draguhn. Neuronal oscillations in cortical networks. *Science*, 304(5679):1926–1929, 2004.
- [4] S. Brežan, V. Rutar, V. Logar, B. Koritnik, G. Kurillo, A. Belič, J. Zidar. Elektroencefalografska koherenca med vidnimi in motoričnimi predeli leve in desne poloble pri izvajanju vidno-motorične naloge z desno in levo roko. *Zdravniški vestnik*, 76(9):519–527, 2007.
- [5] J. Classen, C. Gerloff, M. Honda, M. Hallett. Integrative visuomotor behaviour is associated with interregionally coherent oscillations in the human brain. *Journal of Neurophysiology*, 79:1567–1573, 1998.
- [6] O. Jensen. Maintenance of multiple working memory items by temporal segmentation. *Neuroscience*, 139(1):237–249, 2006.
- [7] J. Lisman. The theta/gamma discrete phase code occurring during the hippocampal phase precession may be a more general brain coding scheme. *Hippocampus*, 15(7):913–922, 2005.
- [8] O. Jensen, J. E. Lisman. Hippocampal sequence-encoding driven by a cortical multi-item working memory buffer. *Trends in Neurosciences*, 28(2):67–72, 2005.
- [9] S. Sternberg. High-speed scanning in human memory. *Science*, 153(3736):652–654, 1966.
- [10] O. Jensen, J. Gelfand, J. Kounios, J. E. Lisman. Oscillations in the alpha band (9–12 Hz) increase with memory load during retention in a short-term memory task. *Cerebral cortex*, 12(8):877–882, 2002.
- [11] A. Gevins, M. E. Smith, L. McEvoy, D. Yu. High resolution EEG mapping of cortical activation related to working memory: effects of task difficulty, type of processing and practice. *Cerebral cortex*, 7(4):374–385, 1997.
- [12] V. Logar, I. Škrjanc, A. Belič, S. Brežan, B. Koritnik, J. Zidar. Identification of the phase code in an EEG during gripping-force tasks: A possible alternative approach to the development of the brain-computer interfaces. *Artificial Intelligence in Medicine*, 44(1):41–49, 2008.

**Vito Logar** je diplomiral in doktoriral na Fakulteti za elektrotehniko v Ljubljani (v letih 2004 in 2009). Njegovo raziskovalno področje temelji na naprednih metodah analize možganskih valov, modeliranju možganskih procesov ter modeliranju in identifikaciji industrijskih procesov.

**Aleš Belič** je diplomiral in doktoriral na Fakulteti za elektrotehniko v Ljubljani (v letih 1994 in 2000). Njegovo področje raziskovanja je modeliranje v farmakokinetiki in farmakodinamiki s pristopi metod umetne inteligence ter modeliranje na področju biomedicine.