



KLASIFIKACIJE IN VMR S STROJNIM UČENJEM

- Faze procesiranja signalov EEG med interakcijo možgani računalnik
- Vrste topografskih distribucij
- Ujemanje vrednosti značilik z napovedmi stanj
- Ujemanje vrednosti signalov z napovedmi stanj
- Ujemanje vrednosti spektrov z napovedmi stanj
- Izbor značilik na osnovi map R^2
- Diagram raztrosa in operatorji *var*, *log* in *Log*
- Faze procesiranja signalov EEG med interakcijo možgani računalnik
- Tipične arhitekture VMR
- Nadzorovana faza učenja z uporabo SPV

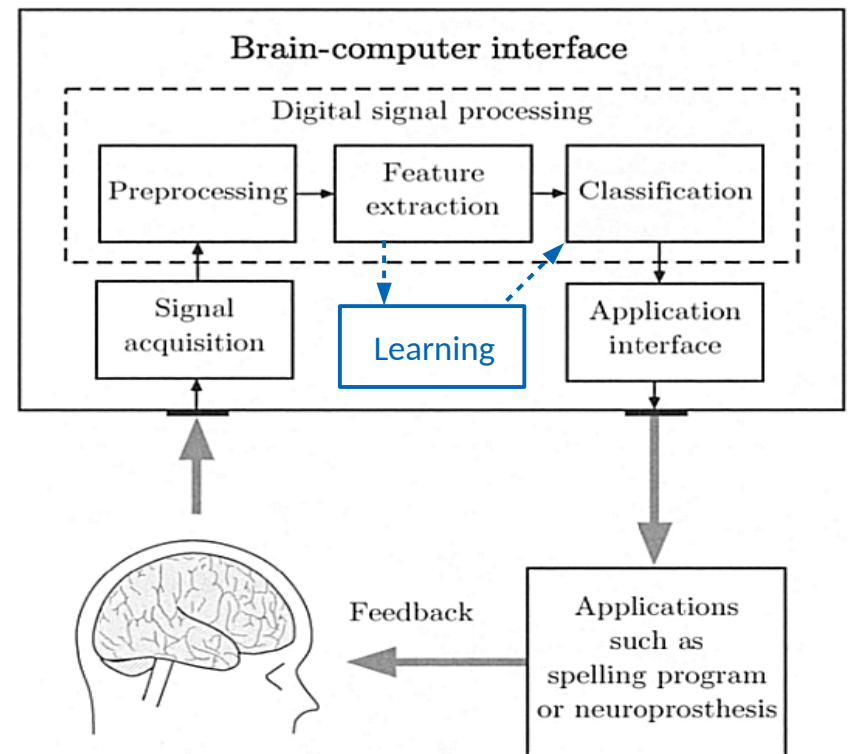


KLASIFIKACIJE IN VMR S STROJNIM UČENJEM

- Spektralni filtri, segmentacija in Skupni Prostorski Vzorci – SPV (CSP)
- Faza delovanja z uporabo SPV
- Klasifikacija
- Strategije in metode za izbor relevantnih značilk
- Studentov t -test
- Klasifikatorji
- Linearna diskriminantna analiza
- Metrike zmogljivosti
- Vrednotenje zmogljivosti
- Sekvenčna izbira značilk v smeri naprej
- Histogramska metoda s kopičenjem značilk
- Vrednotenje zmogljivosti
- (Dodatni materiali)

Faze procesiranja signalov EEG med interakcijo možgani računalnik

- **Zajemanje signalov:** EEG signali so dobljeni z možganov z uporabo invazivnih ali neinvazivnih metod (preko elektrod), signali so ojačeni in vzorčeni
- **Predobdelava:** čiščenje signalov (še posebno artefakti vsled utripanja oči) in filtriranje signalov
- **Izločanje značilk:** **prostorske, časovne, časovno prostorske značilke in značilke za ocenjevanje močnostnih spektrov**
- **Klasifikacija:** signali se procesirajo in klasificirajo z namenom ugotovitve katero vrsto mentalne naloge je subjekt opravljal
- **Interakcija z računalnikom** (vmesnik aplikacije, aplikacija): algoritem uporablja klasificirane signale za upravljanje določene aplikacije



Vrste topografskih distribucij

• Topografske distribucije

- EEG signalov, X , \tilde{X}

- ANK komponent, $Y = W \cdot X$
(ANK, ICA) $S \approx W \cdot X$

- a) ANK filtrov, vrstice v W
- b) neodvisnih ANK

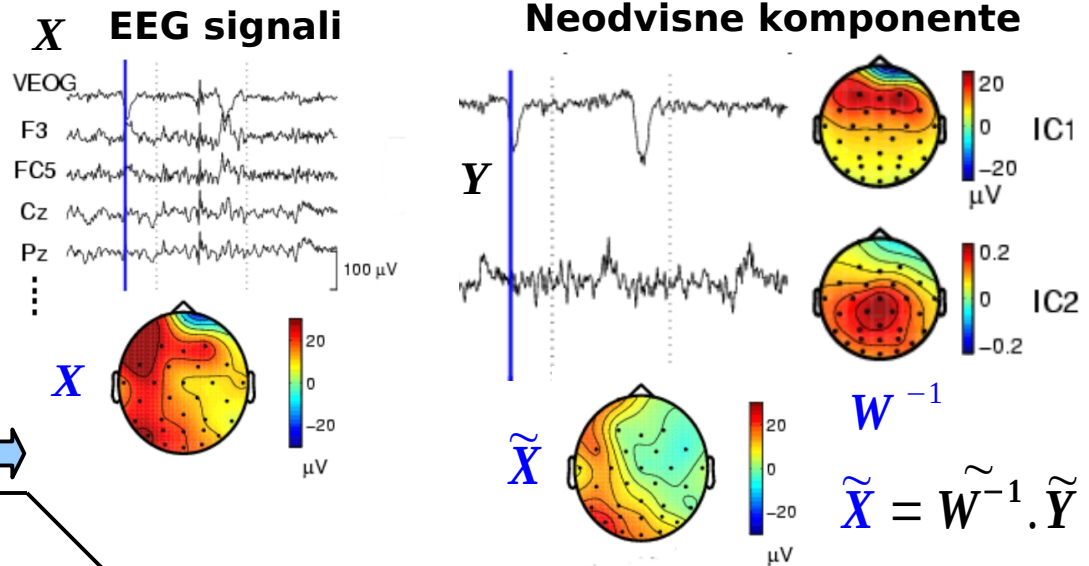
komponent, kolone v W^{-1}

- SPV komponent, $S = W \cdot X$
(SPV, CSP) $X = W^{-1} \cdot S$

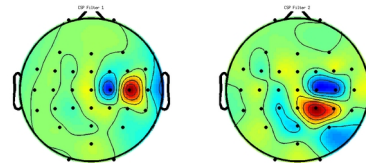
- a) SPV filtrov, vrstice v W
- b) SPV vzorcev, kolone v W^{-1}

* korelacijskega koeficienta
(r)

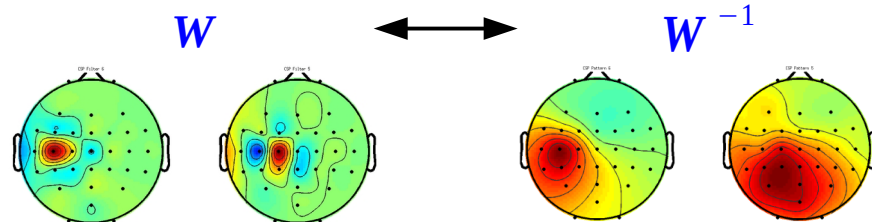
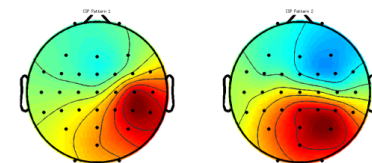
* koeficienta določenosti
(R^2 ali r^2)



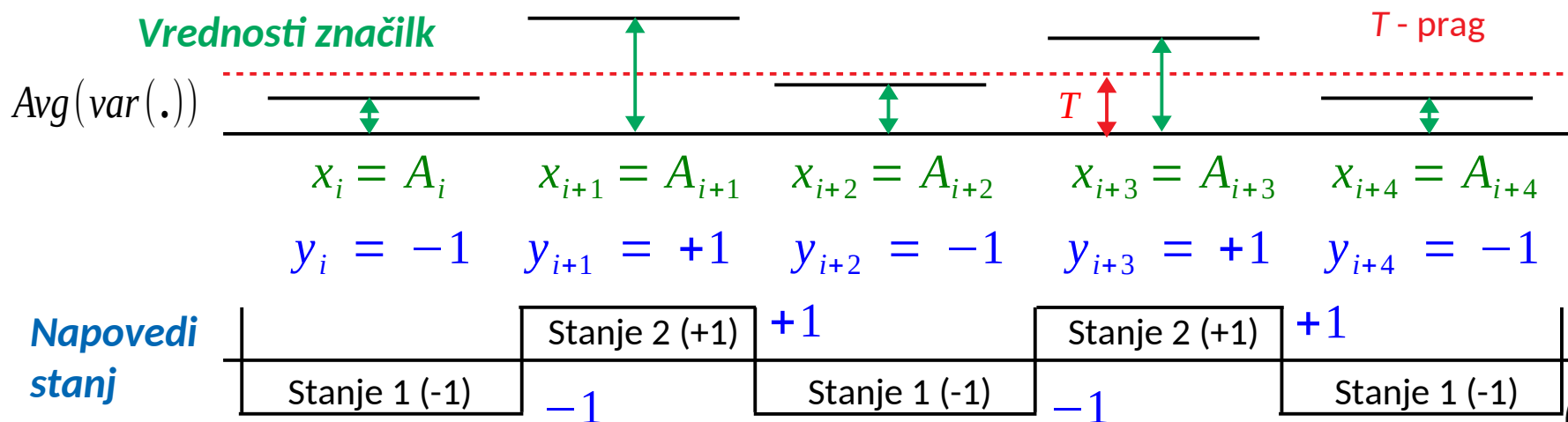
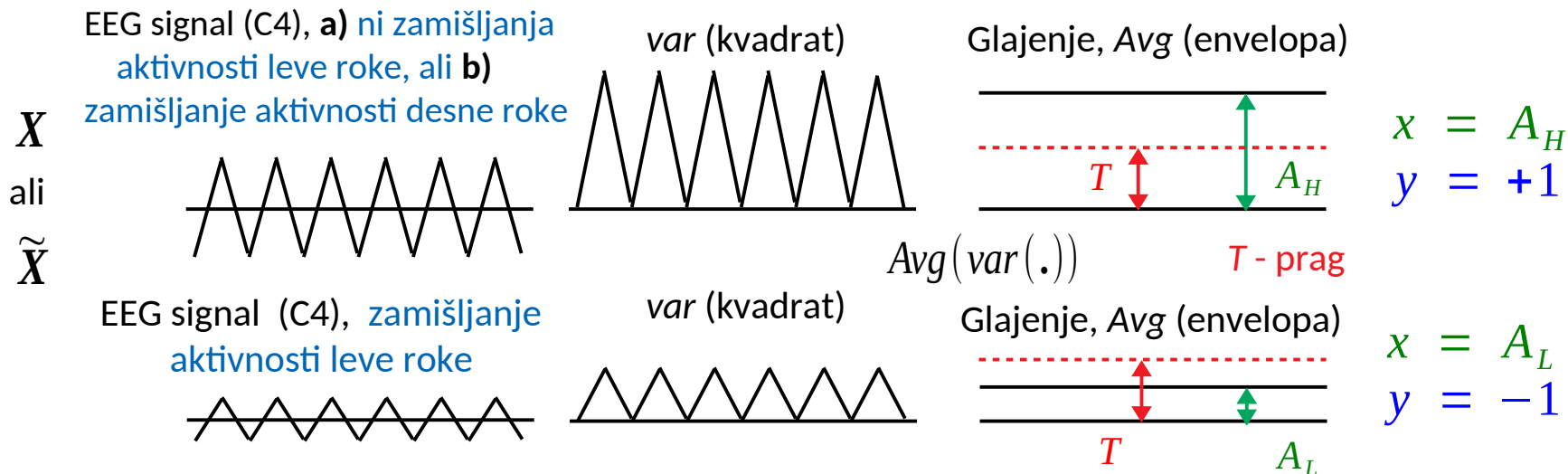
SPV filtri



SPV vzorci



Ujemanje **vrednosti značilk** z **napovedmi stanj**



Ujemanje *vrednosti značilk* z *napovedmi stanj*

- Vrednosti značilk kot *amplitude močnostnih spektrov* (npr. 8-13 Hz, μ ritem) signala C4

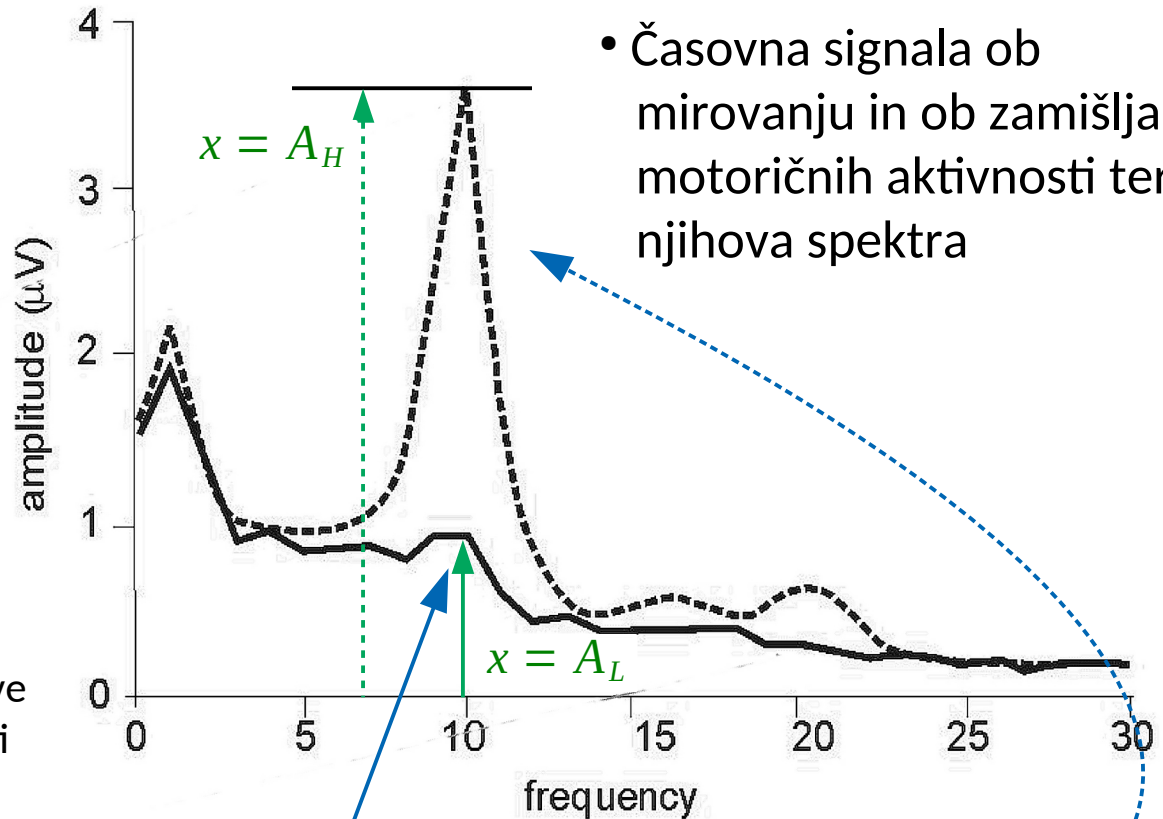
Zamišljanje aktivnosti leve roke
(Stanje 1 (-1))

$$x_i = A_{Li} \rightarrow y_i = -1$$

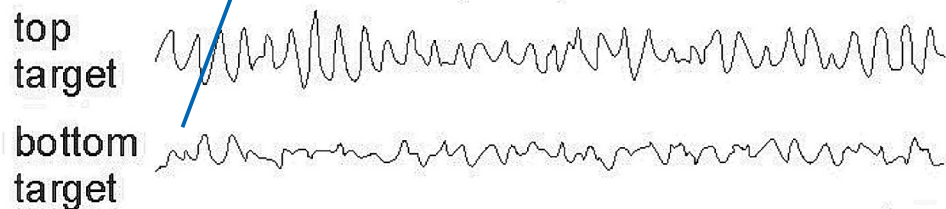
a) Ni zamišljanja aktivnosti leve Roke, ali b) zamišljanje aktivnosti desne roke

(Stanje 2, (+1))

$$x_i = A_{Hi} \rightarrow y_i = +1$$



- Časovna signala ob mirovanju in ob zamišljanju motoričnih aktivnosti ter njihova spektra



1 sec | 10 μV

Ujemanje **vrednosti značilk** z **napovedmi stanj**

- **Linearni korelacijski koeficient** (r)

- Poda mero o tem kako močno se razlikujeta srednji vrednosti dveh distribucij v relaciji s **standardno deviacijo**
- Izračunava se vzdolž signalov (ali znotraj spektrov), ki so bili merjeni v dveh različnih stanjih glede na dve mentalni (zamišljani) nalogi
- Predstavlja frakcijo celotne *standardne deviacije* signala kot je ta določena s stanji danih nalog
- Predznaki meritev in predznaki stanj naj bodo konsistentni

$$r = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\text{StDev}(X) \text{StDev}(Y)} = \frac{\frac{1}{N} \sum_i (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_i (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i (y_i - \bar{y})^2}}$$

Ujemanje **vrednosti značilk** z **napovedmi stanj**

- **Kvadrat korelacijskega koeficienta** (R^2 ali r^2)
 - poda mero o tem kako močno se razlikujeta kvadrata srednjih vrednosti dveh distribucij v relaciji z **varianco**
 - izračunava se vzdolž signalov (ali znotraj spektrov), ki so bili merjeni v dveh različnih stanjih glede na dve mentalni (zamišljani) nalogi
 - predstavlja frakcijo celotne *variance* signala kot je ta določena s stanji danih nalog
 - **je mera o tem, kako dobro se da sklepati na stanje mentalne naloge preko merjenih signalov**

$$R^2 = r^2 = \frac{\text{Cov}(X, Y)^2}{\text{Var}(X) \text{Var}(Y)} = \frac{\left(\frac{1}{N} \sum_i (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})\right)^2}{\frac{1}{N} \sum_i (x_i - \bar{x})^2 \frac{1}{N} \sum_i (y_i - \bar{y})^2}$$

Ujemanje **vrednosti značilk** z **napovedmi stanj**

- **Koeficient določenosti** (R^2 ali r^2) (ob naslednjih predpostavki:)
 - Naj je N_1 in N_2 število meritev $x_i^{(1)}$ in $x_i^{(2)}$ pri stanjih 1 in 2 (zamišljanje aktivnosti leve (razred 1) in desne (razred 2) roke)
 - Konstruira se ena dvodimenzionalna sekvenca točk (x_i, y_i) , kjer je $y_i = -1$ ali $y_i = +1$, če je x_i merjen pri stanju 1 ali 2

$$\rightarrow N = N_1 = N_2 \quad s_k = \sum_i x_i^{(k)} \quad q_k = \sum_i x_i^{2(k)}$$

$$\text{Cov}(X, Y) = \frac{s_1 - s_2}{2N} \quad \text{Var}(X) = \frac{q_1 + q_2}{2N} - \frac{(s_1 + s_2)^2}{4N^2} \quad \text{Var}(Y) = 1$$

$$R^2 = r^2 = \frac{\text{Cov}(X, Y)^2}{\text{Var}(X)\text{Var}(Y)} = \frac{(s_1 - s_2)^2}{2N(q_1 + q_2) - (s_1 + s_2)^2} = \frac{\frac{s_1^2}{N} + \frac{s_2^2}{N} - G}{q_1 + q_2 - G} \quad G = \frac{(s_1 + s_2)^2}{2N}$$

Ujemanje vrednosti signalov z napovedmi stanj

- Črkovanje

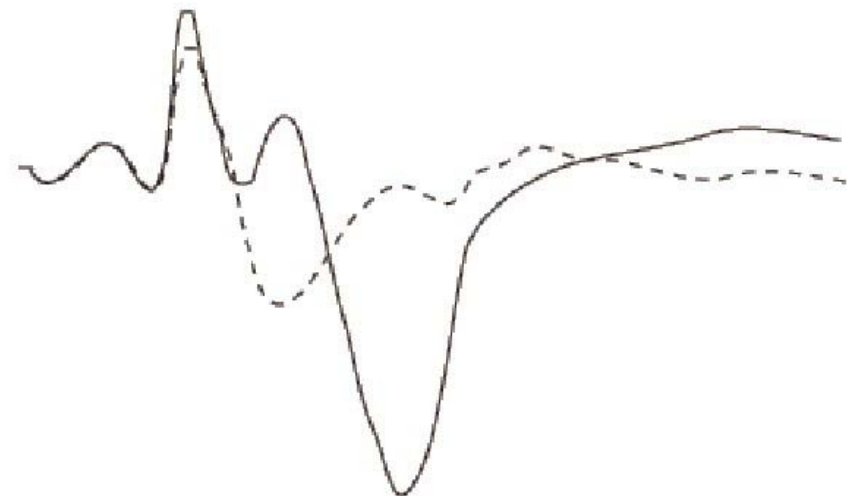


P300 Speller

Ujemanje vrednosti signalov z napovedmi stanj

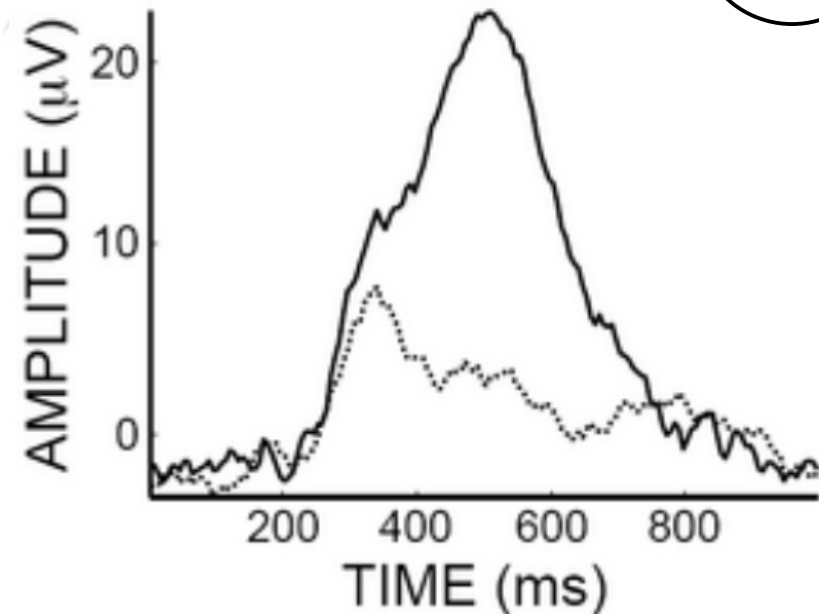
- **Izzvani potenciali** P3 (val z vrhom približno 300ms za stimulusom povezanim z dano nalogo (P300))
 - **Zvezno**: splošna oblika komponente P3 izzvanega potenciala (Evoked Potential – EP), P3 je kognitivni izzvani potencial, ki se pojavi približno 300 ms za stimulusom povezanim z dano nalogo (najnižji negativni vrh)
 - **Črtkano**: splošna oblika odziva na stimulus, ki ni povezan z dano nalogo

A	B	C	D	E	F
G	H	I	J	K	L
M	N	O	P	Q	R
S	T	U	V	W	X
Y	Z	1	2	3	4
5	6	7	8	9	_



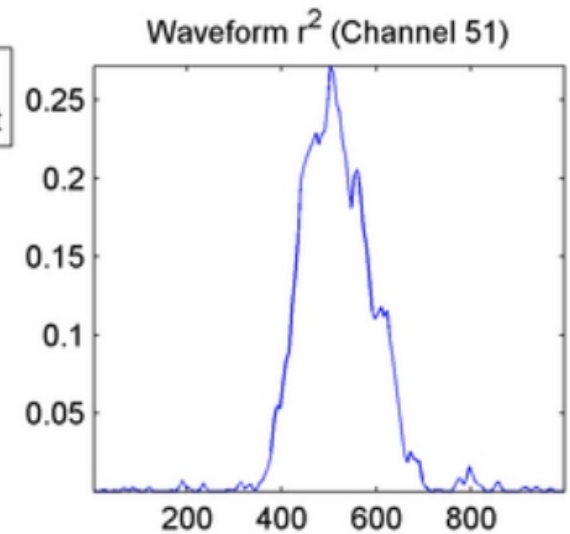
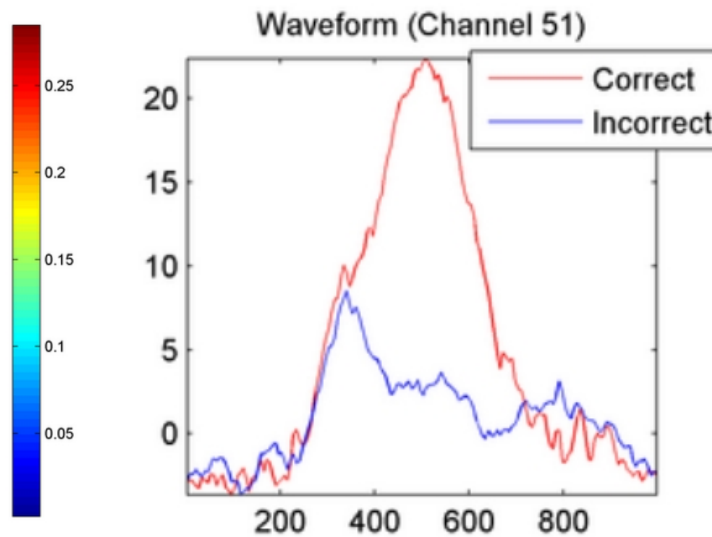
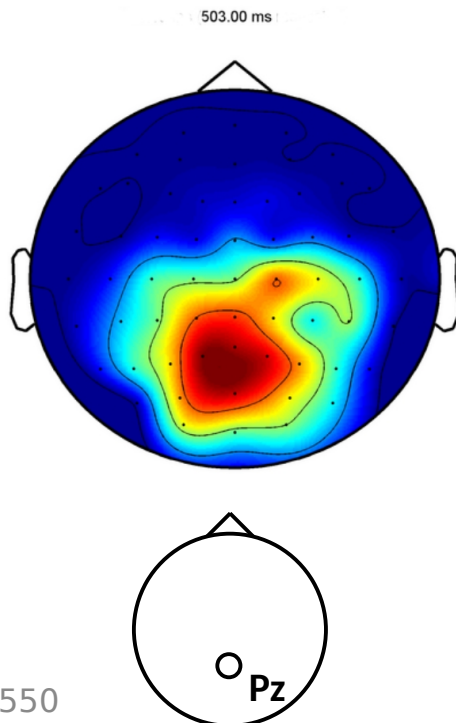
Ujemanje vrednosti signalov z napovedmi stanj

- Črkovanje, izzvani potenciali P300, povprečna odziva signalov za kanal Pz



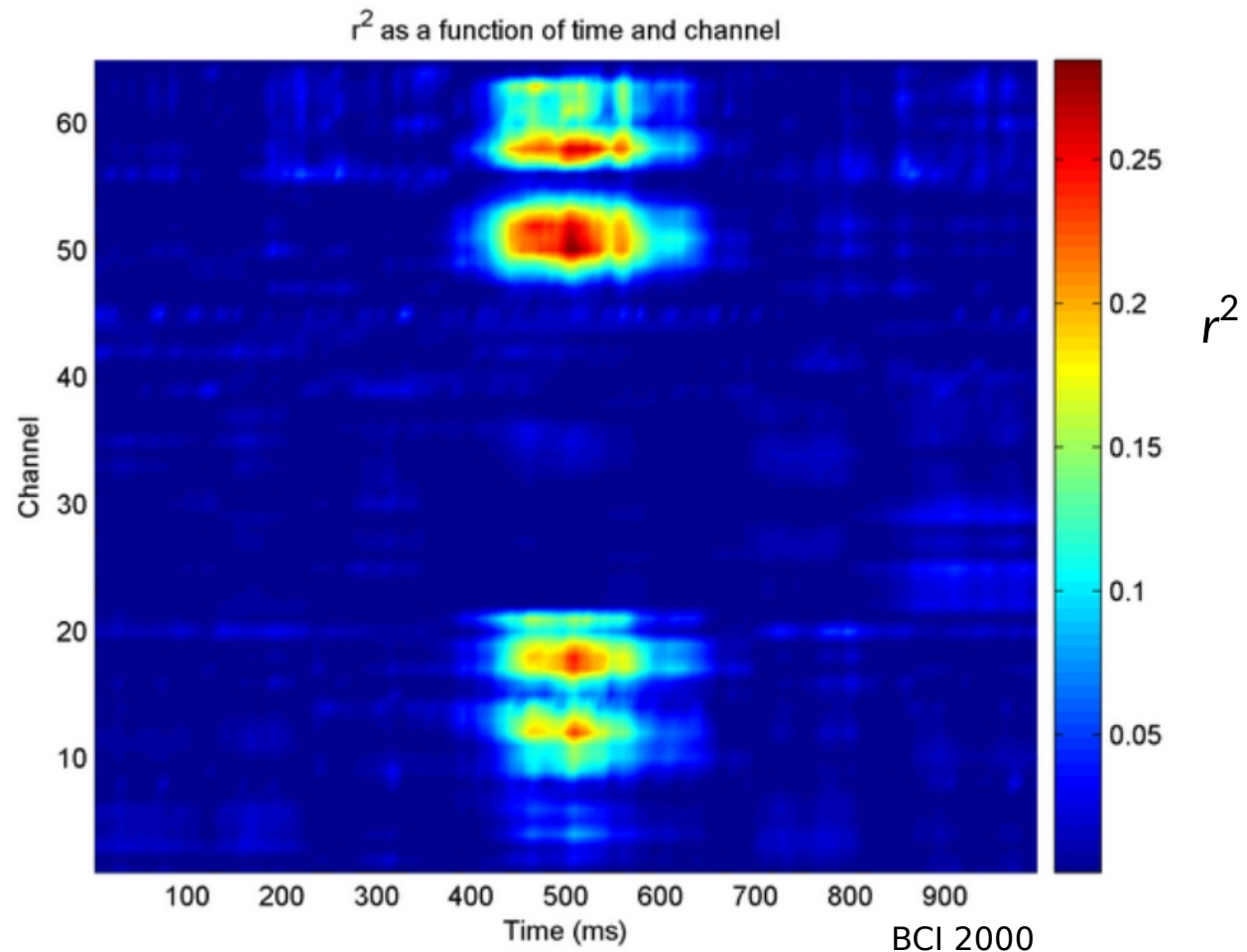
Ujemanje vrednosti signalov z napovedmi stanj

- Črkovanje, izzvani potenciali P300, **topografska distribucija r^2 pri 503 ms**, kanal 51 - elektroda Pz (amplituda signala [uV], čas [ms]), r^2 za kanal 51 (r^2 , čas [ms])



Ujemanje vrednosti signalov z napovedmi stanj

- Črkovanje, izzvani potenciali P300, **distribucija r^2** (kanal - amplituda signala, čas)

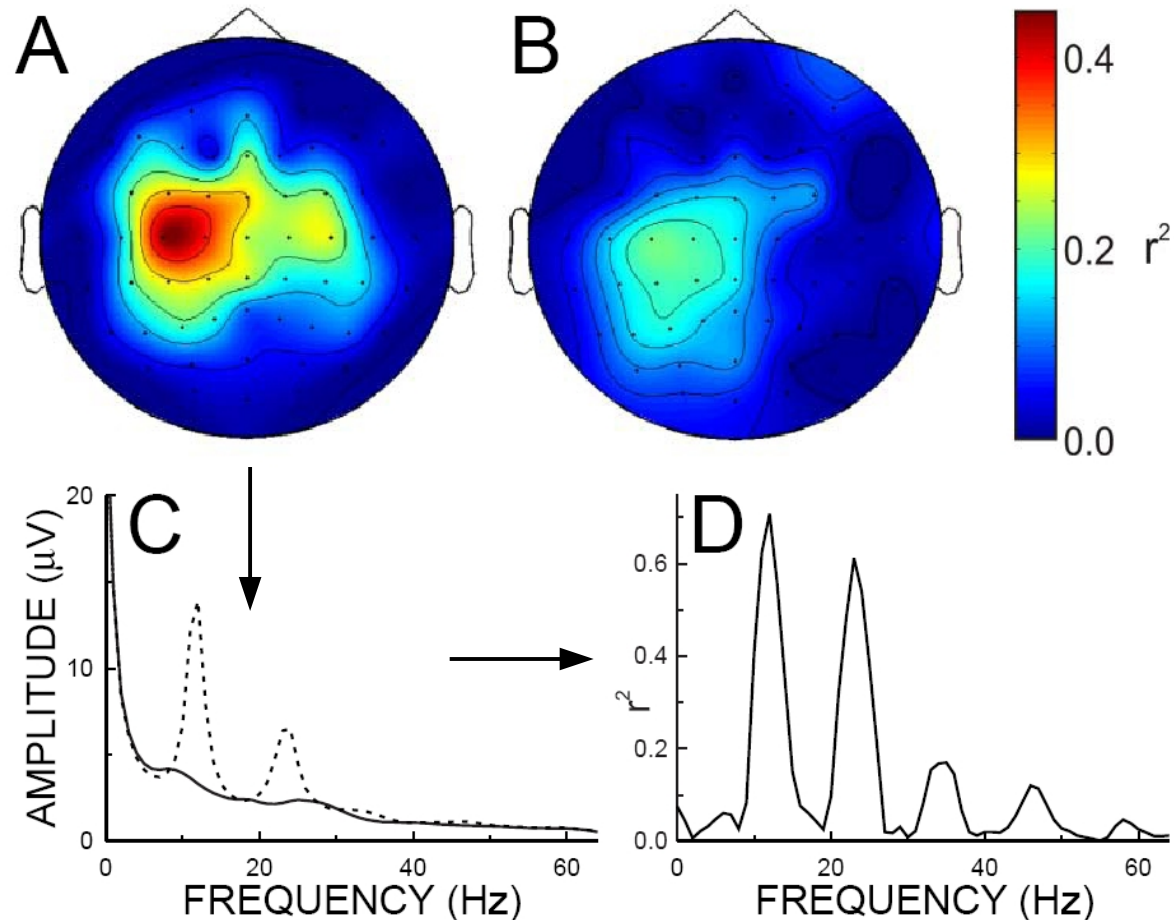


Ujemanje vrednosti spektrov z napovedmi stanj

A, B: Topografske distribucije razlik (v smislu r^2) izračunane za dejanske (A) in zamišljane (B) aktivnosti desne strani proti mirovanju za frekvenčni pas 3 Hz centriran pri 12 Hz

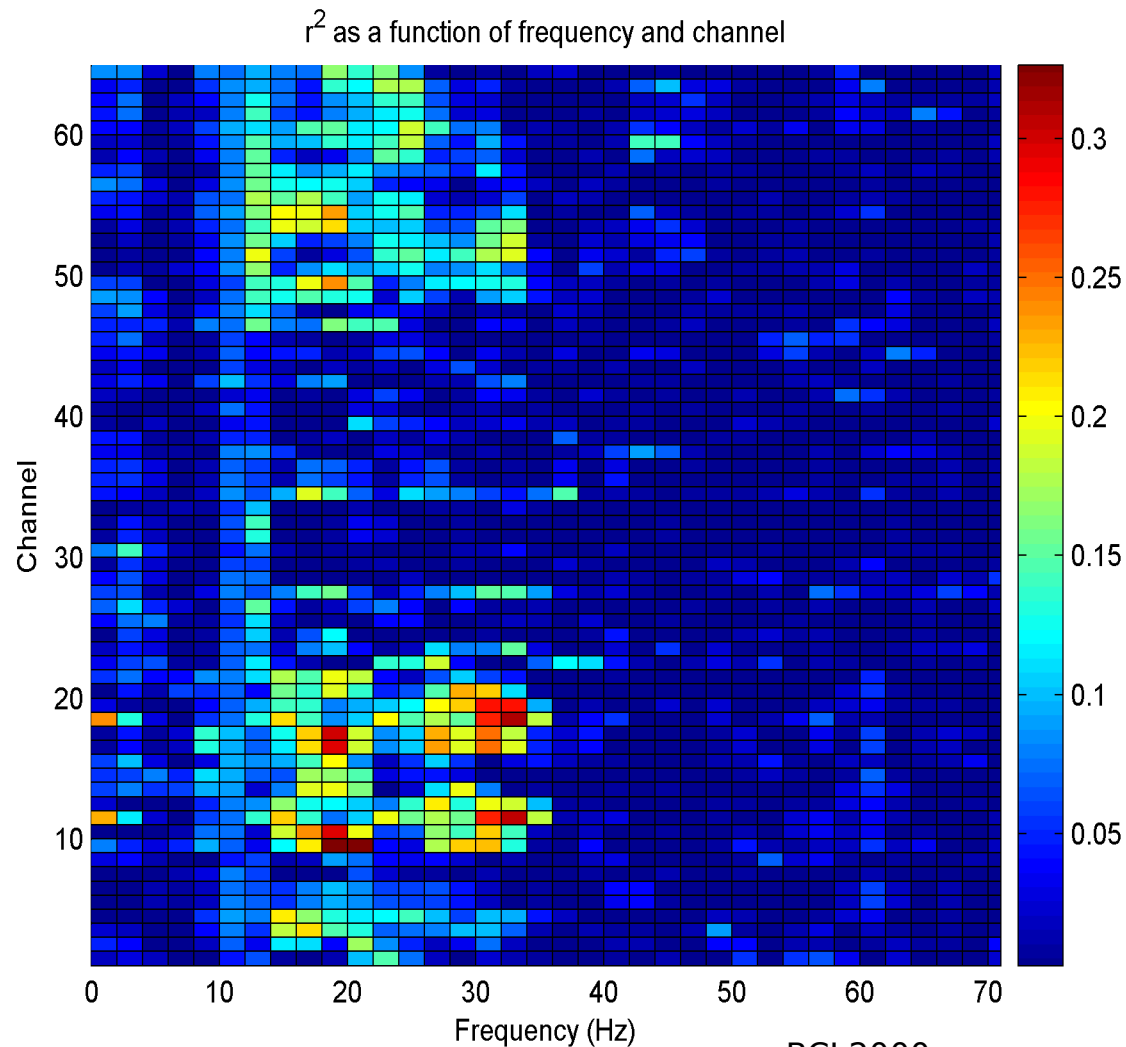
C: Povprečni spekter signala za dani subjekt preko elektrode C3 za primerjavo mirovanja (črtkana linija) in dejanske aktivnosti (zvezna linija) desne strani

D: Pripadajoči spekter r^2 za modulacijo signala (alfa in beta frekvenčni področji vsebujeta aktivnost mi ritma)



Izbor značilik na osnovi map R^2

- Zamišljanje premikov nog
- Mape značilik na osnovi R^2 (kanal - amplitudni spekter, frekvenca)
 - Podatki so razdeljeni na amplitude pri individualnih frekvencah in lokacijah
 - Te amplitude bodo značilke
 - Poišči tiste značilke, katerih vrednosti se najbolj razlikujejo med dvema stanjema, to je, določi tiste frekvence in lokacije, katerih amplitude so maksimalno korelirane z nalogo subjekta v smislu r^2
 - Vrednosti r^2 zagotavljajo mero za količino do katere je dana značilka modulirana z nalogo subjekta

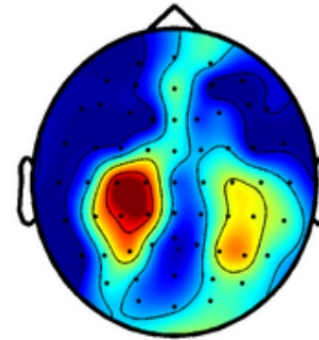


Izbor značilik na osnovi map R^2

- Zamišljanje premikov nog
- 19 Hz
(kanali: 9, 10, 16, 17;
elektrode: C3, C1, CP3, CP1)
- 31 Hz
(kanali: 9, 10, 16, 17,
11, 18, 19;
elektrode: C3, C1, CP3, CP1,
CZ, Cpz, CP2)

Brain-Computer Interfaces Handbook,
Technological and Theoretical Advances,
2018, C S Nam, A Nijholt, F Lotte

19.00 Hz (19.00 Hz requested)



31.00 Hz (31.00 Hz requested)

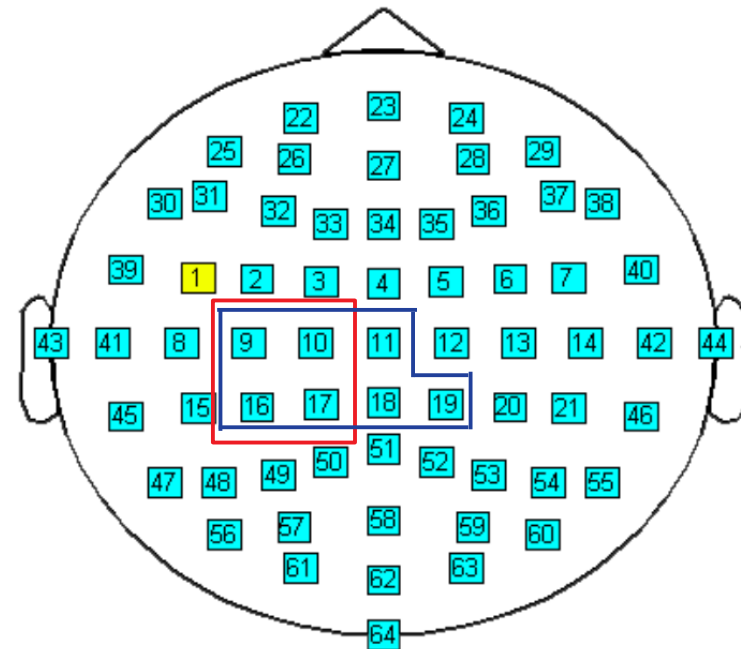
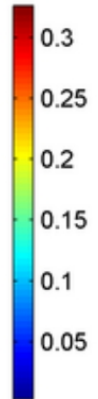
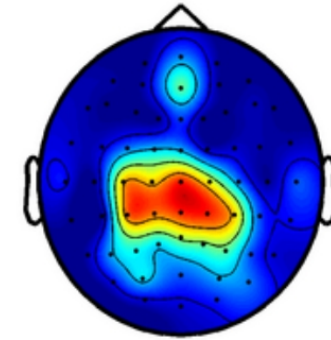


Diagram raztrosa in operatorji var , \log in Log

- Signala C3 in C4 (zamišljanje aktivnosti desne in leve roke)
- Diagram raztrosa (vzorci signalov C3 in C4 ob zamišljanju aktivnosti leve roke, vzorci signalov C3 in C4 ob zamišljanju aktivnosti desne roke)
- Diagram raztrosa po uporabi operatorja var (varianca)
- Diagram raztrosa po uporabi operatorja \log
- + , +

$$Avg(\log(var(X)))$$

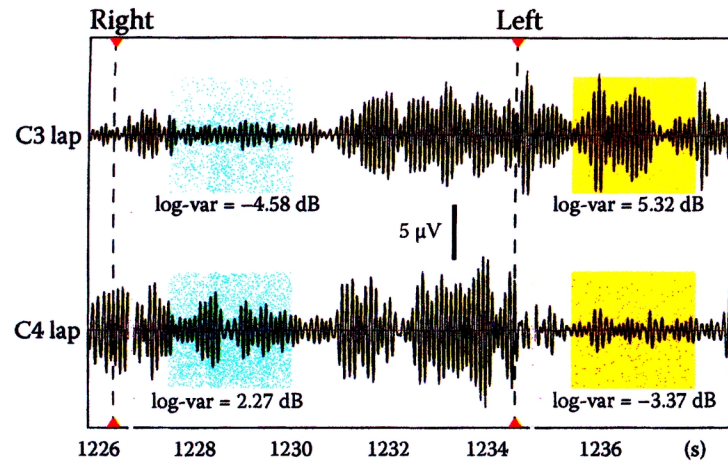
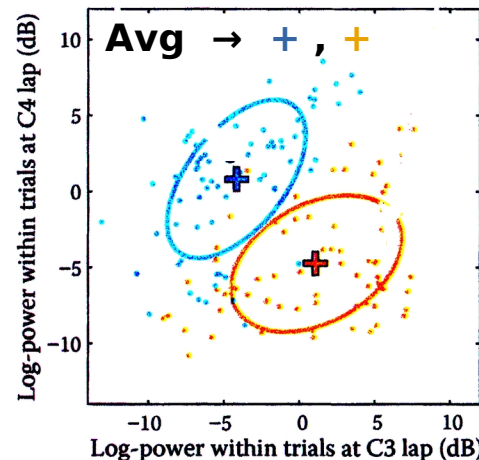
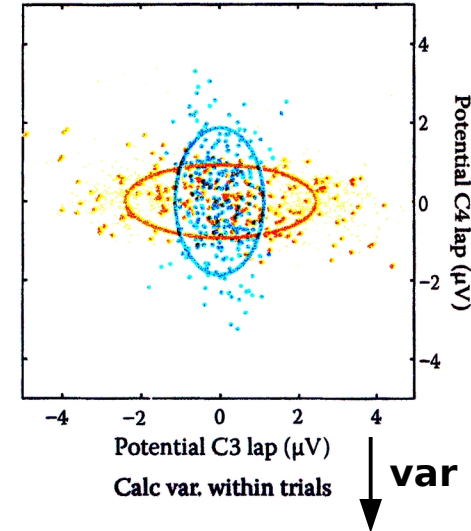
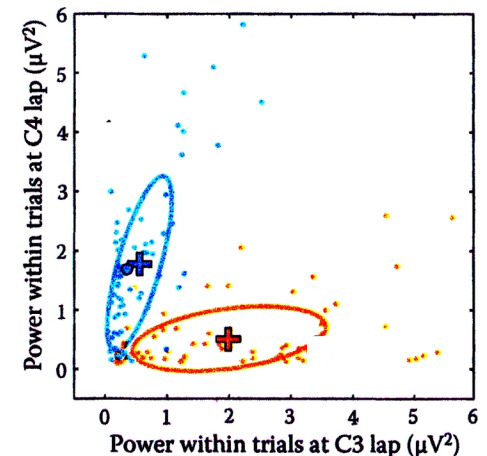


Diagram raztrosa



log
←
Take the logarithm

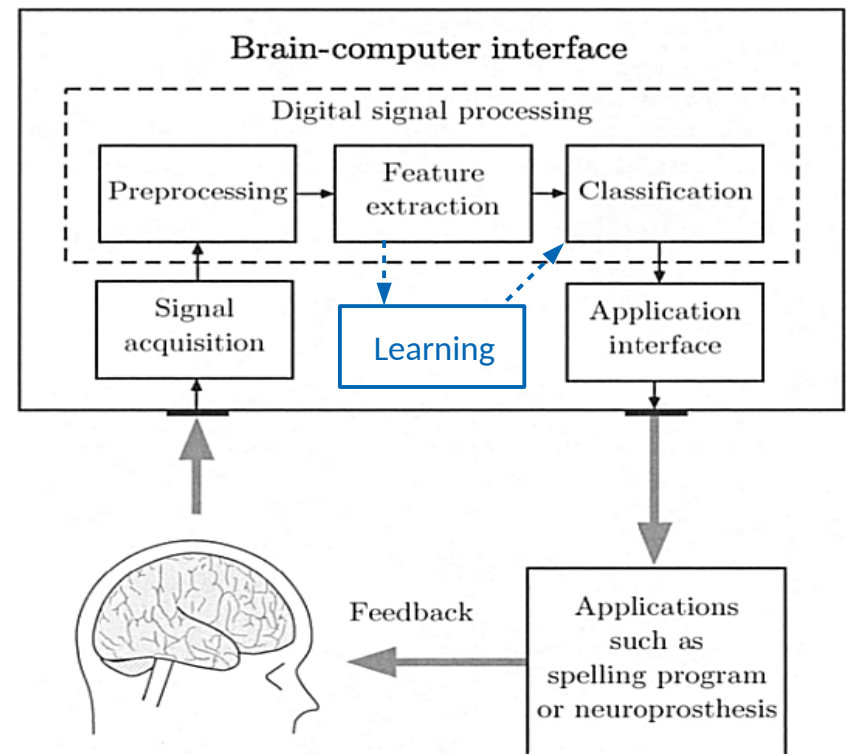


(c)

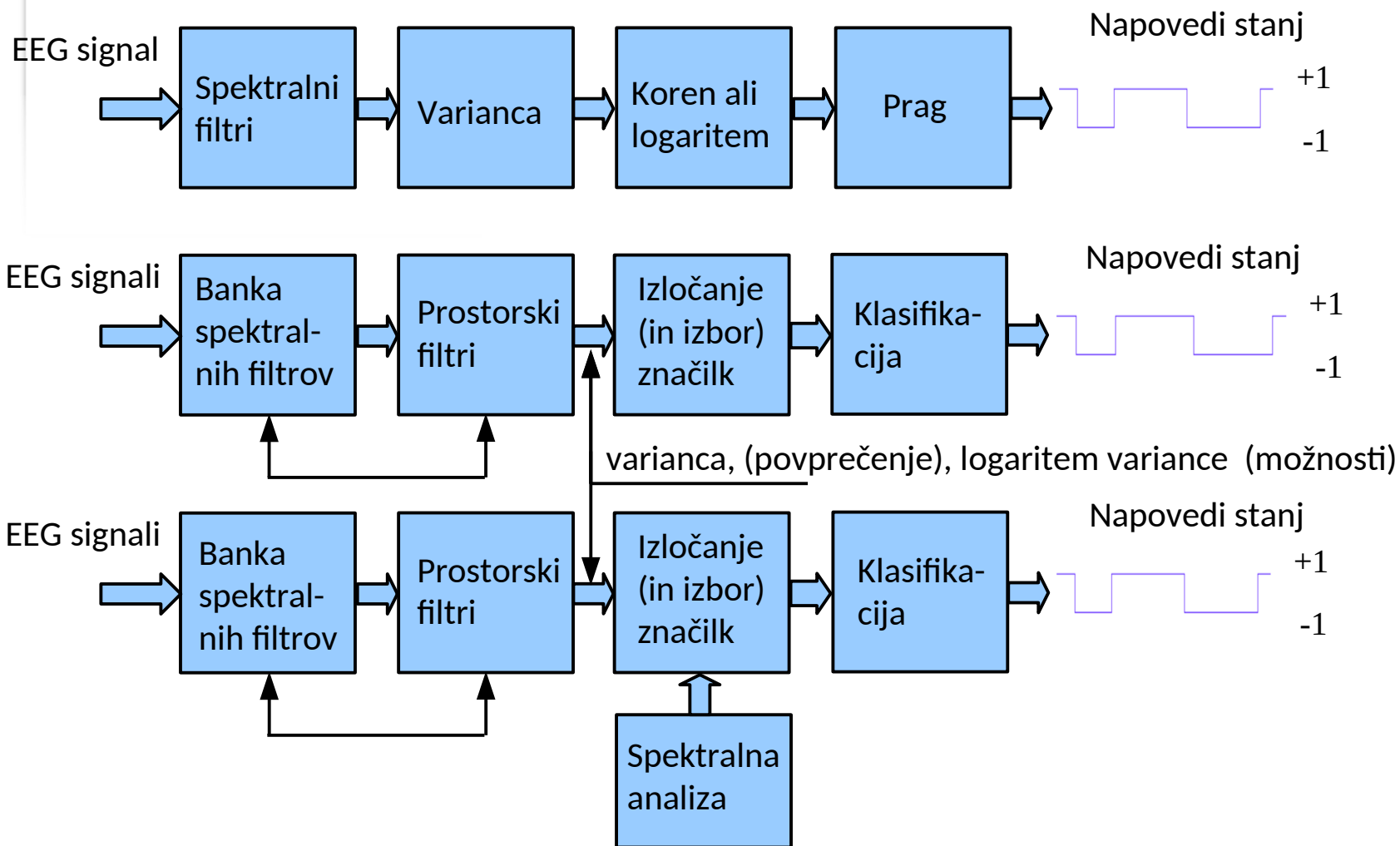
(d)

Faze procesiranja signalov EEG med interakcijo možgani računalnik

- **Zajemanje signalov:** EEG signali so dobljeni z možganov z uporabo invazivnih ali neinvazivnih metod (preko elektrod), signali so ojačeni in vzorčeni
- **Predobdelava:** čiščenje signalov (še posebno artefakti vsled utripanja oči) in filtriranje signalov
- **Izločanje značilk:** prostorske, časovne, časovno prostorske značilke in značilke za ocenjevanje močnostnih spektrov
- **Klasifikacija: signali se procesirajo in klasificirajo z namenom ugotovitve katero vrsto mentalne naloge je subjekt opravljal**
- **Interakcija z računalnikom** (vmesnik aplikacije, aplikacija): algoritem uporablja klasificirane signale za upravljanje določene aplikacije

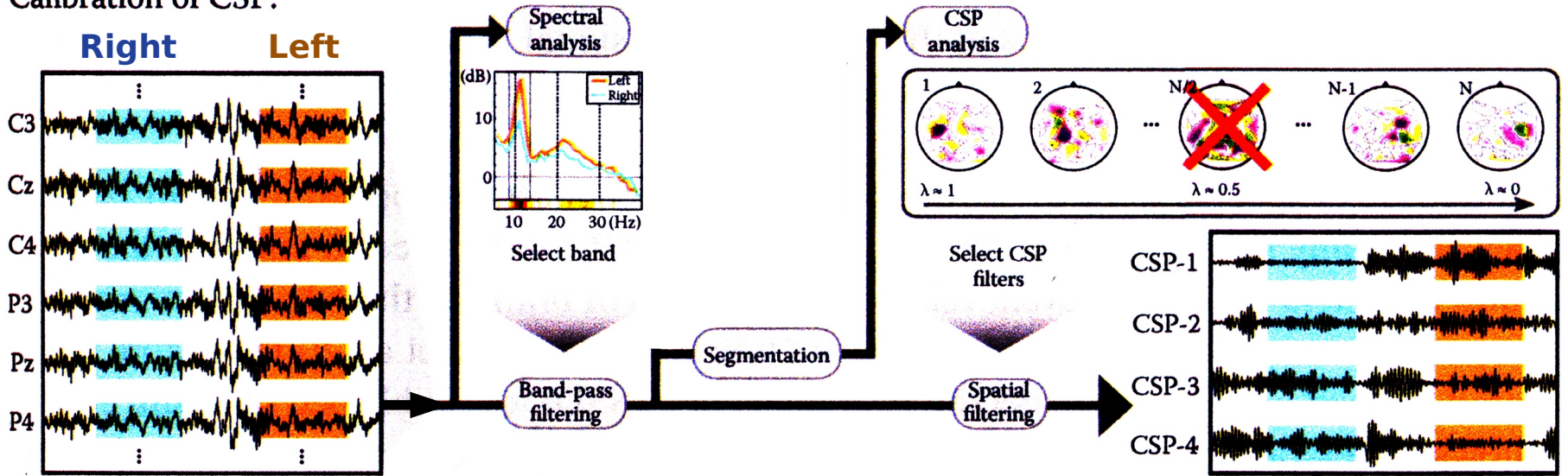


Tipične arhitekture VMR

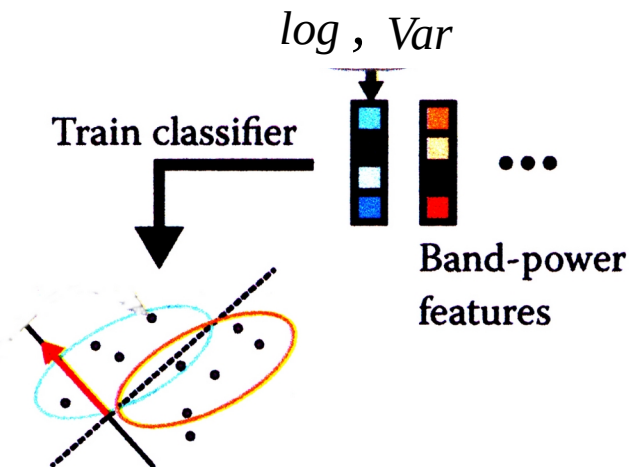


Nadzorovana faza učenja z uporabo SPV

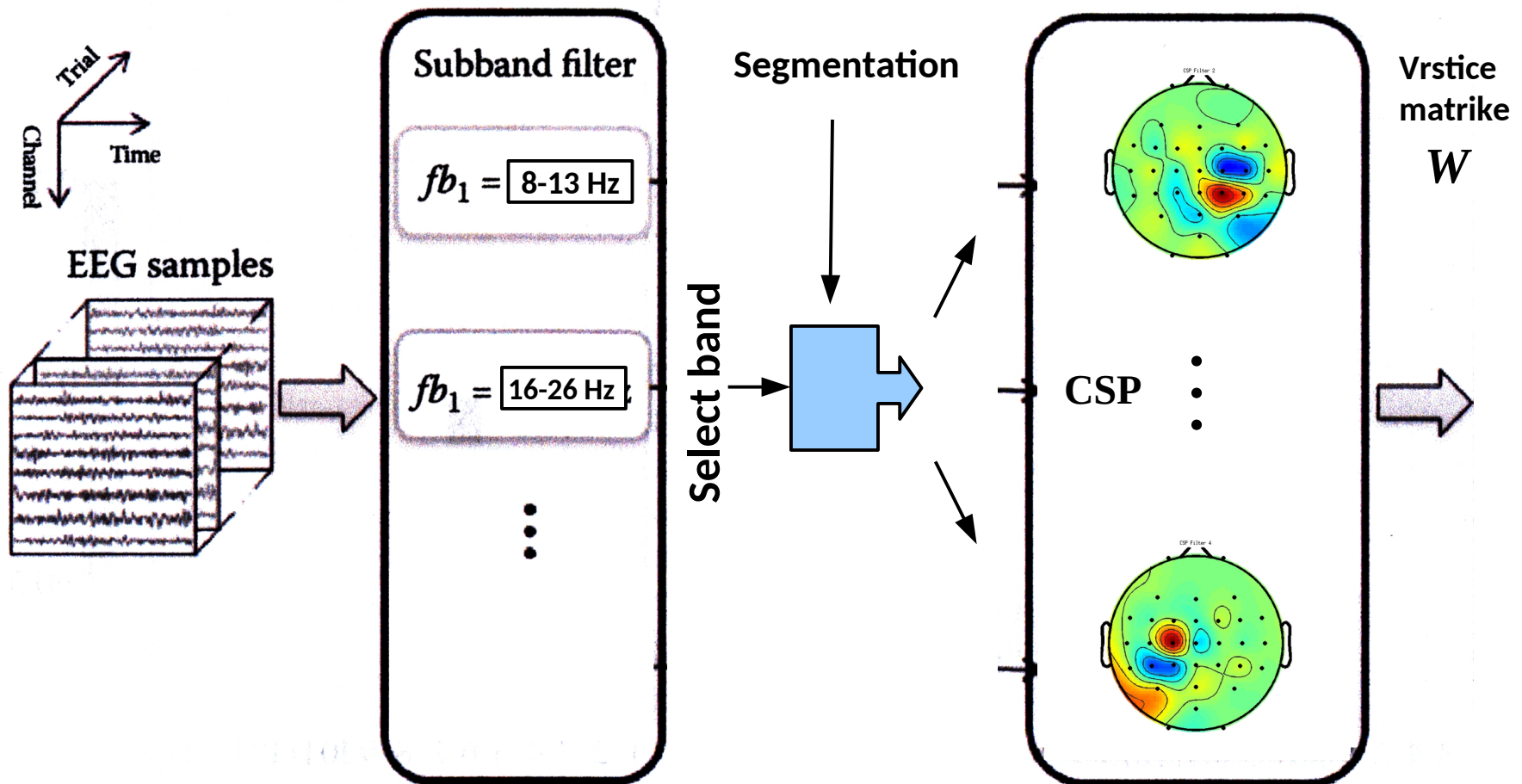
Calibration of CSP:



- SPV – Skupni Prostorski Vzorci
- Spektralna analiza
- Pasovni spektralni filtri
- Segmentacija (izbira intervalov)
- Izračun in izbor SPV (CSP) filtrov
- Prostorsko filtriranje s SPV filtri
- $f(n) = \log(\text{Var}(\mathbf{W} \cdot \mathbf{X})) = \log(\text{Avg}(\text{var}(\mathbf{W} \cdot \mathbf{X})))$



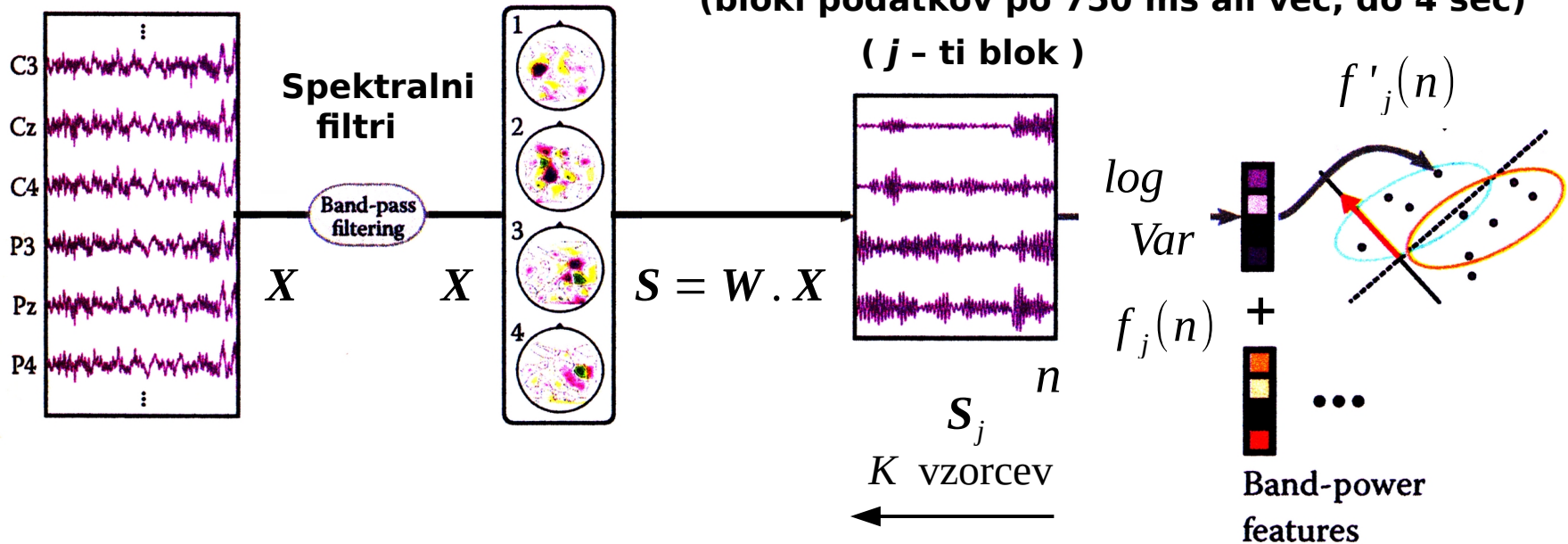
Spektralni filtri, segmentacija in Skupni Prostorski Vzorci – SPV (CSP)



Faza delovanja z uporabo SPV

SPV (CSP)

(bloki podatkov po 750 ms ali več, do 4 sec)



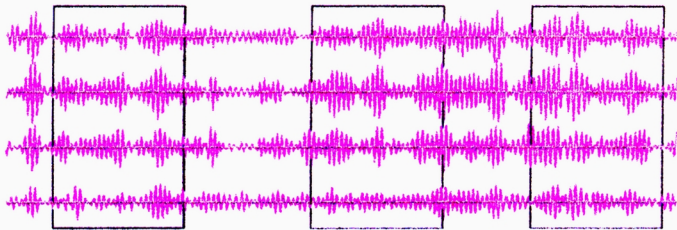
$$f_j(n) = \log(\text{Var}(S_j))$$

$$f_j(n) = \log(\text{Avg}(\text{var}(S_j))) = \log\left(\frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} (s_{j,i}^2(n-k))\right), \quad i=1, \dots, N$$

$$f_j(n) = [f_{j,1}(n), f_{j,2}(n), \dots, f_{j,N}(n)]^T$$

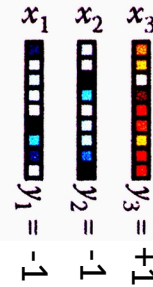
Klasifikacija

Calibration: continuous data
(markers provide information on mental states)



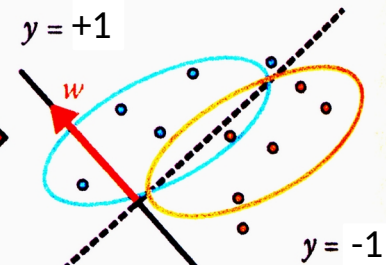
Feature extraction

Feature vectors:
training data



Training of the classifier

Feature space:



Feedback application: continuous data
(estimate mental state of most recent window)



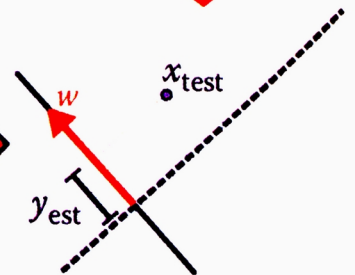
Feature extraction

'test' data



Applying the classifier

$$y = \text{sign}(x^T w - b)$$



Strategije in metode za izbor relevantnih značilik

- Osnovni namen konstrukcije vektrojev značilik je redukcija velikega števila vhodnih podatkov
- Uporaba **vseh značilik, ki so na razpolago** za klasifikacijo **ima lahko negativen učinek na zmogljivost klasifikacije**
 - obstojajo korelacije med značilkami
 - lahko pride do previsoke prilagoditve klasifikatorja učni množici (overfitting)
- Čeprav ima celotna množica značilik razložljivo vlogo (ali fiziološko interpretacijo) in pomen, **je včasih nujna redukcija števila značilik** z uporabo neke **strategije ali metode** iskanja značilik
 - v izogib previsoke prilagoditve klasifikatorja učni množici
 - za poenostavitev klasifikatorja
 - za izboljšano klasifikacijsko točnost

Strategije in metode za izbor relevantnih značilnik

- **Kategorije izbiranja značilnik**

- 1) **Izbor značilnik je na nek način že vgrajen v predobdelavo signalov**

- Analiza Neodvisnih Komponent (ANK) - dekompozicija signalov v statistično neodvisne komponente
- Analiza s Principalnimi Komponentami (APK) - dekompozicijo signalov v **nekorelirane** komponente z maksimalno varianco
- Skupni Prostorski Vzorci (SPV) - maksimizacija variance signalov enega stanja in simultana minimizacija variance signalov drugega stanja

- 2) **Izbor značilnik na osnovi njihove individualne zmogljivosti klasifikacije**

- Izbere se končno število značilnik z najvišjimi individualnimi zmogljivostmi klasifikacije, ali najvišjimi zmogljivostmi razlikovanja med razredi v smislu Student-ovega t -testa (verjetnost, p , da dve normalno porazdeljeni distribuciji pripadata isti populaciji)

(Studentov t -test)

- **Studentov t -test** je konvencionalna statistika za merjenje **pomembnosti/izrazitosti** (verjetnosti p) razlike srednjih vrednosti dveh množic
- 1) Ocena standardne deviacije razlike srednjih vrednosti:

$$s_D = \sqrt{\frac{\Sigma_{one}(x_i - \bar{x}_{one})^2 + \Sigma_{two}(x_i - \bar{x}_{two})^2}{N_1 + N_2 - 2} \left(\frac{1}{N_1} + \frac{1}{N_2}\right)}$$

- 2) Izračun t kot:

$$t = \frac{\bar{x}_{one} - \bar{x}_{two}}{s_D}$$

- 3) Evaluacija vrednosti verjetnosti p za Studentovo distribucijo t , $A(t | v)$, z $v = N_1 + N_2 - 2$ stopnjami prostosti, kot: $p = 1 - A(t | v)$
- Studentova distribucija ocenjuje verjetnost, da dve normalno porazdeljeni množici pripadata **isti populaciji**
- Nizka numerična vrednost **verjetnosti** ($p = 0.05$ or 0.01) pomeni, da je opazovana razlika srednjih vrednosti “zelo pomembna / izrazita”

Strategije in metode za izbor relevantnih značilik

- **Kategorije izbiranja značilik**

- 3) ***Izbor značilik na osnovi uporabe izbranega klasifikacijskega algoritma in izbrane strategije za oceno sposobnosti oziroma kvalitete dane množice značilik za razlikovanje med razredi (wrapper algorithms)***

- Množica značilik se izbere na osnovi ocenjevanja klasifikacijskih točnosti doseženih na **podmnožicah značilik** določenih po nekem pravilu

- ***Izbrane strategije***

- * Sekvenčna Izbira v Smeri Naprej, SISN, (Sequential Forward Selection, SFS)
 - * Sekvenčna izbira v smeri nazaj (Sequential Backward Selection, SFS)
 - * Jeffrey-jeva razdalja divergence (Jeffrey divergence distance)
 - * Optimizacija rojenja binarnih delcev (Binary Particle Swarm Optimization, BSPO)



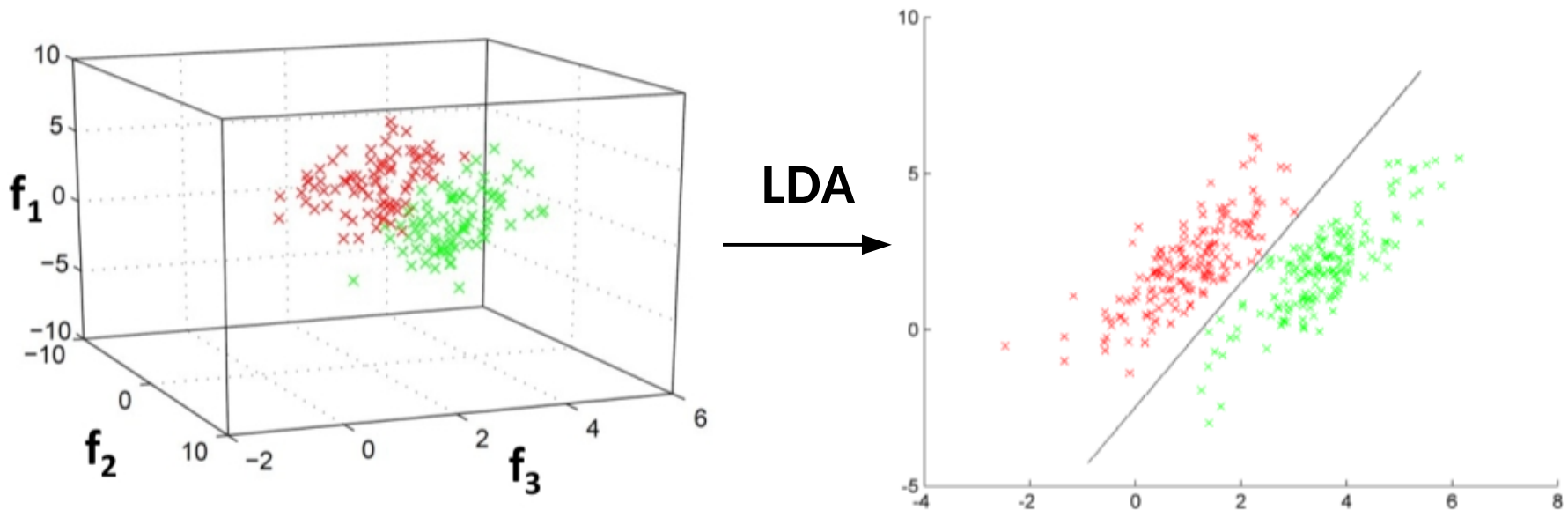
Klasifikatorji

- **Klasifikatorji uporabljeni pri VMR raziskavah**
 - **Linearna diskriminantna analiza (Linear Discriminant Analysis - LDA)**
 - **Kvadratna diskriminantna analiza (Quadratic Discriminant Analysis - QDA)**
 - Naivni Bayesov klasifikator (Naive Bayes classifier - NB)
 - Nelinerni Bayesov klasifikator (Non-linear Bayes classifier - NB)
 - Klasifikator k najbližjih sosedov (k Nearest Neighbors - k NN)
 - Odločitveno drevo (Decision Tree - DT)
 - Naključni gozdovi (Random Forests - RF)
 - Klasifikator s podpornimi vektorji (Support Vector Machine - SVM)
 - Nevronska mreža (Neural Network - NN)
 - Konvolucijska nevrnska mreža (Convolutional Neural Network - CNN)
 - Ansambli klasifikatorjev (Ada Boost - AdaB)



Linearna diskriminantna analiza

- **Linearna Diskriminantna Analiza (LDA)** (Linear Discriminant Analysis – LDA)
- LDA privzame, da so razredi linearno ločljivi
- LDA definira linearno **diskriminantno funkcijo**, ki predstavlja hiperravnino v prostoru značilk za ločevanje razredov
- V odvisnosti od tega na kateri strani ravnine je vektor značilk najden, bo določen razred kateremu vektor značilk pripada





Linearna diskriminantna analiza

- **Linearna Diskriminantna Analiza (LDA)** (Linear Discriminant Analysis – LDA)
- Obstojata označena sekvenca $(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_n, y_n)$ vektorjev značilik, \mathbf{x}_k , in pripadajočih oznak, y_k , $(-1, +1)$.
- Predpostavimo, da so vzorci obeh razredov normalno (po Gauss-u) porazdeljeni
- Gauss-ovi distribuciji večdimenzionalnih vektorjev značilik obeh razredov C_1 in C_2 sta karakterizirani s srednjima vrednostima, $\boldsymbol{\mu}_i$, in kovariančnima matrikama, $\boldsymbol{\Sigma}_i$
- Predpostavka $\boldsymbol{\Sigma}_1 = \boldsymbol{\Sigma}_2$

$$\boldsymbol{\mu}_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{k \in C_i} \mathbf{x}_k \quad \boldsymbol{\Sigma}_i = \sum_{k \in C_i} (\mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu}_i)(\mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu}_i)^T$$

Linearna diskriminantna analiza

- **Linearna Diskriminantna Analiza (LDA)** (Linear Discriminant Analysis – LDA)
- Odločitvena (diskriminantna) funkcija (spremenljivka), y , je predstavljena kot linearna kombinacija p komponent vektorja značilik \mathbf{x} kjer je \mathbf{w} vektor normale na optimalno hiperravnino

$$\mathbf{w} = (\Sigma_1 + \Sigma_2)^{-1}(\mu_2 - \mu_1)$$

in je b prag

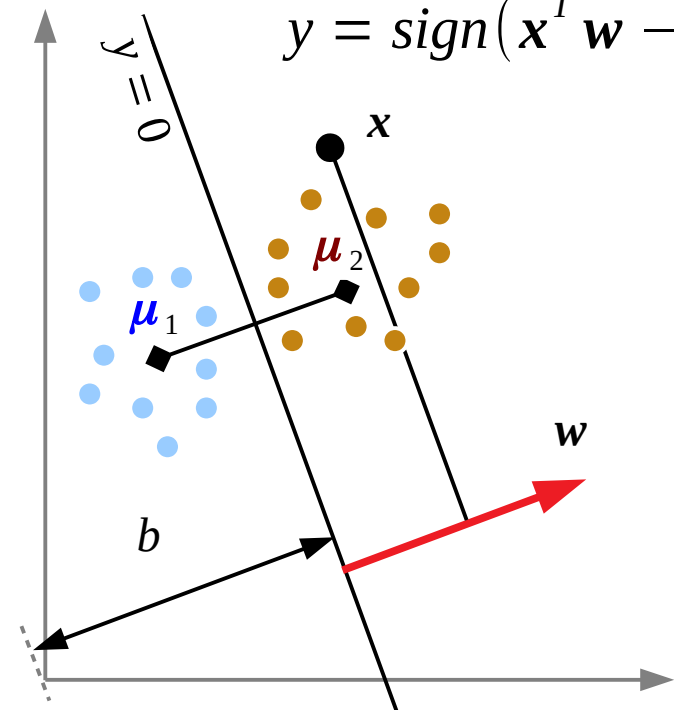
$$b = \mathbf{w}^T(\mu_2 + \mu_1) / 2$$

- Nov vektor značilik \mathbf{x} se klasificira v ustrezeni razred glede na hiperravnino

(Količnik razlik aritmetičnih sredin diskriminantne spremenljivke v obeh skupinah (C_1 in C_2) glede na varianco diskriminantne spremenljivke znotraj skupin(e) je maksimalen)

$$y = \mathbf{x}^T \mathbf{w} - b$$

$$y = \text{sign}(\mathbf{x}^T \mathbf{w} - b)$$



Metrike zmogljivosti

- Vrednotenje zmogljivosti

Dogodkovno usmerjena matrika (dogodek = poizkus)

		VMR	VMR
		DOGODEK	NE-DOGODEK
Referenca	dogodek	<i>TP</i>	<i>FN</i>
Referenca	ne-dogodek	<i>FP</i>	<i>TN</i>

TP – *True Positives*, število pravilno klasificiranih dogodkov

FN – *False Negatives*, število napačno klasificiranih dogodkov

FP – *False Positives*, število napačno klasificiranih ne-dogodkov

TN – *True Negatives*, število pravilno klasificiranih ne-dogodkov



Metrike zmogljivosti

- **Vrednotenje zmogljivosti** (dogodek = poizkus)

		VMR	VMR
		DOGODEK	NE-DOGODEK
Referenca	dogodek	<i>TP</i>	<i>FN</i>
Referenca	ne-dogodek	<i>FP</i>	<i>TN</i>

Občutljivost:

$$Se = \frac{TP}{TP + FN}$$

Razmerje dogodkov, ki so bili pravilno klasificirani kot DOGODKI

Specifičnost:

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP}$$

Razmerje ne dogodkov, ki so bili pravilno klasificirani kot NE-DOGODKI

Točnost klasifikacije:

$$CA = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP}$$

Razmerje pravilno klasificiranih dogodkov in ne-dogodkov proti vsem dogodkom

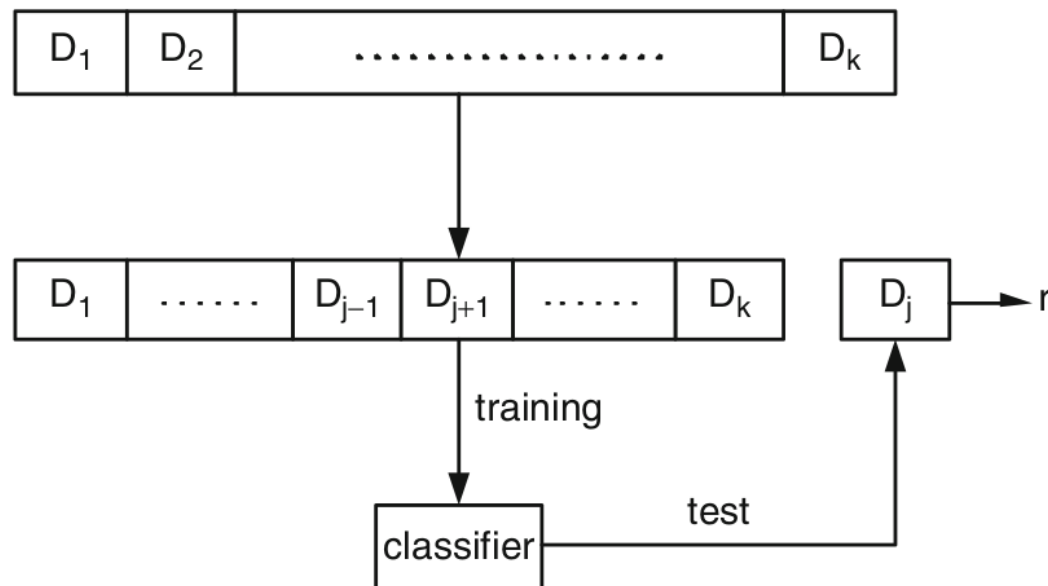


Vrednotenje zmogljivosti

- **Testni (bodoči) podatki niso na razpolago**
(napovedovanje zmogljivosti za realni svet)
 - Vrednoti zmogljivost na učni množici
 - Učenje teče le na delu podatkov (80% - učna množica, 20% -testna množica (20% holdout)
 - Križna validacija s k deli (k - fold cross validation), $k = 5, 10$
 - Izpusti enega (učenje teče na $N-1$ vzorcih) (Leave one out)
 - Vrednotenje zmogljivosti na učni množici *in ocena robustnosti*
 - M ponovitev, nato srednja vrednost in standardna deviacija zmogljivosti ($M = 30, 50, 100, 200$)
 - Površina pod ROC krivuljo v diagramu Občutljivost, 1 – Specifičnost, (AUC – Area Under the ROC Curve), (ROC - Receiver Operating Characteristic - karakteristika delovanja sprejemnika)

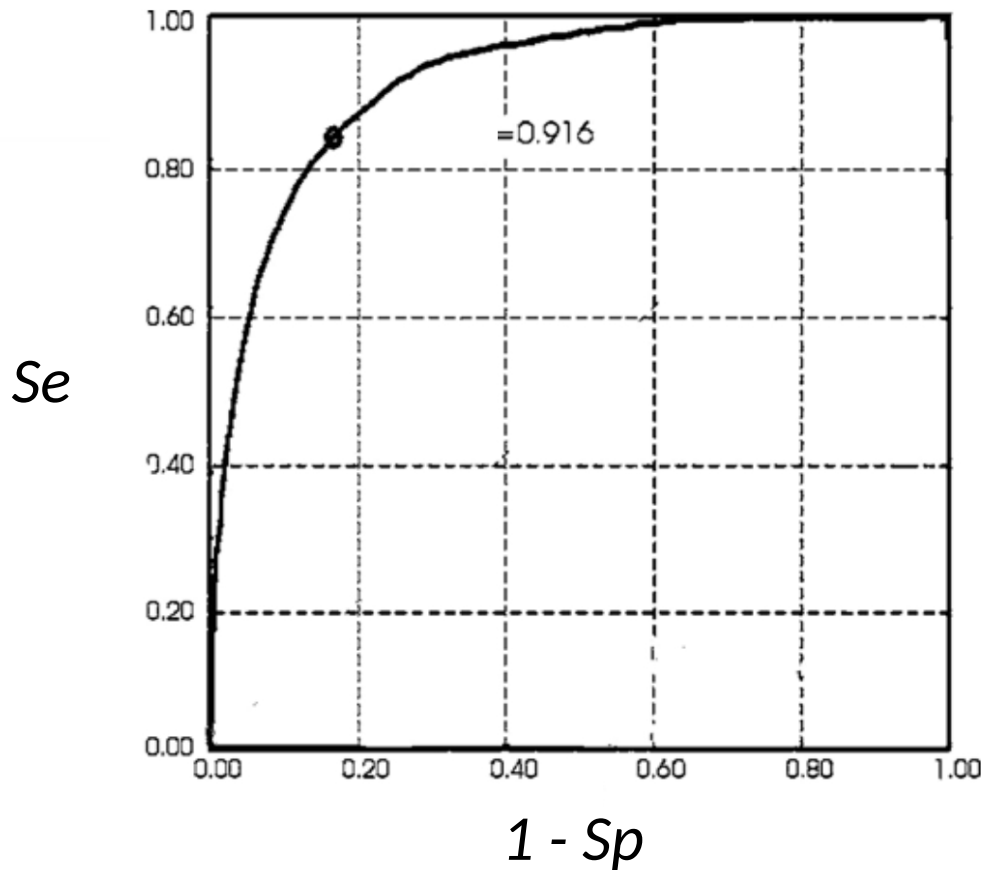
Vrednotenje zmogljivosti

- **Testni (bodoči) podatki niso na razpolago**
(napovedovanje zmogljivosti za realni svet)
 - Križna validacija s k deli (k - fold cross validation), $k = 5, 10$
 - Postopek učenja in vrednotenja se ponovi za vsak del, nato sledi povprečje k -tih zmogljivosti za učne in testne množice
 - Raje uporabi bločno križno validacijo in ne naključne



Vrednotenje zmogljivosti

- Površina pod ROC krivuljo





Vrednotenje zmogljivosti

- Na razpolago so učni in (novi) testni podatki
 - Oceni parametre modela (filtri, značilke) na učni množici
 - Vrednoti zmogljivost na učni množici
 - Vrednoti zmogljivost na novi testni množici
 - Izmeri količino izgube (ali količino višje zmogljivosti) za izbrane mere zmogljivosti, npr., odstotka napačnih klasifikacij

Sekvenčna izbira značilk v smeri naprej

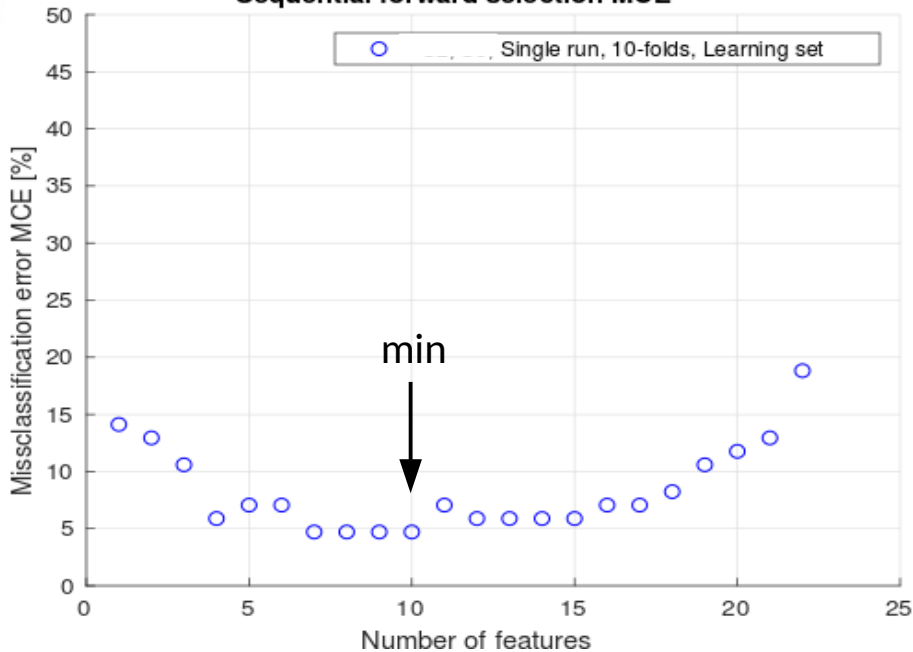
- **Strategija Sekvenčne Izbire značilk v Smeri Naprej (SISN), (SFS strategy)**
 - Sekvenčno izbira (dodaja) značilke (začenši s prazno množico)
 - * Na začetku so značilke, kandidati, sortirane glede na njihovo individualno sposobnost ločevanja razredov v smislu p (t -test) ali klasifikacije
 - * **Učni algoritem** → npr., Kvadratna Diskriminantna Analiza, KDA (QDA)
 - * (Podatki so razdeljeni na učno in testno množico → 80% / 20% (→ 20% holdout) → (Le, če bo uporabljena tudi dodatna histogamska metoda s kopičenjem izbranih značilk)
 - * **Poženi metodo (algoritem) Sekvenčne Izbire značilk v Smeri Naprej (MATLAB → sequentialfs)**
 - Začni s prazno množico izbranih značilk
 - **V množico izbranih značilk sekvenčno dodajaj značilke, eno po eno, ki še niso bile izbrane**
 - * Za vsako naslednjo **kandidatno** podmnožico značilk, izvedi križno validacijo z 10 deli (učenje z učnim algoritmom na učnih množicah)
 - **Indikator zmogljivosti** za vsako kandidatno podmnožico značilk je **Napaka Napačne Klasifikacije, NNK (MisClassification Error, MCE)**, to je, odstotek napačnih klasifikacij dobljen na učnih množicah
 - * V množico izbranih značilk dodaj tisto še ne dodano značilko, ki zagotavlja minimalno NNK
 - **Minimalna vrednost NNK**, (NNK kot funkcija števila izbranih značilk), potem **definira število izbranih (potrebni) značilk in katere so** (ter njihovo zmogljivost)

Sekvenčna izbira značilik v smeri naprej

- Funkcija NNK (MCE) in **izbrane značilke** za nalogo klasifikacije med zamišljanjem aktivnostmi leve in desne roke z uporabo značilik spektrov signalov v **mi** frekvenčnem področju (22 značilik, na začetku sortiranih po individualni klasifikacijski zmogljivosti)

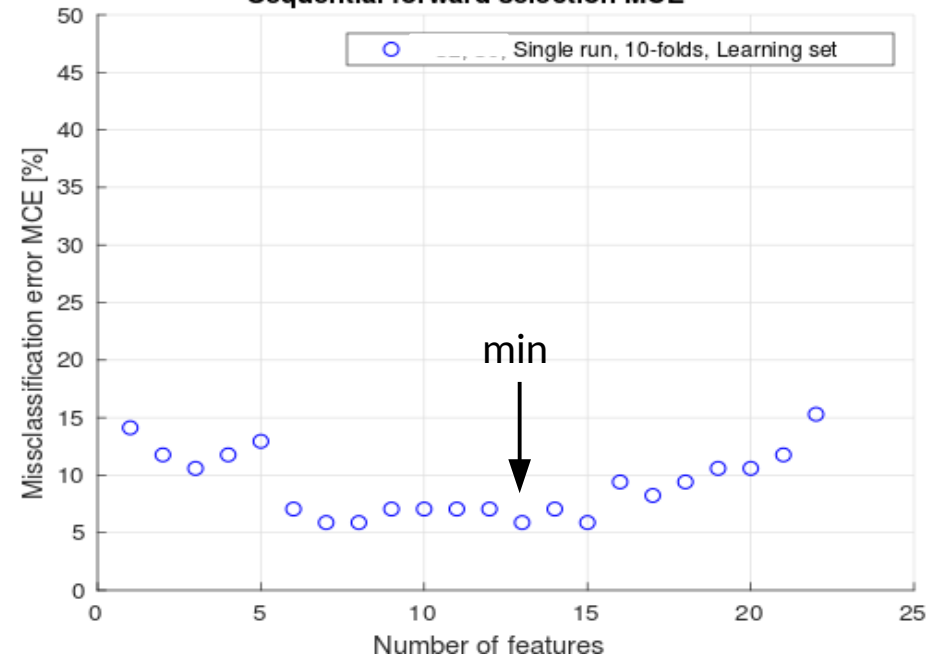
Prvi tek SISN, SFS

Sequential forward selection MCE



Drugi tek SISN, SFS

Sequential forward selection MCE



10 značilik: 6 7 9 2 11 16 4 17 12 15

13 značilik: 6 7 3 12 16 2 15 13 20 5 9 22 14

→ Nestabilnost

Histogramska metoda s kopičenjem značilik

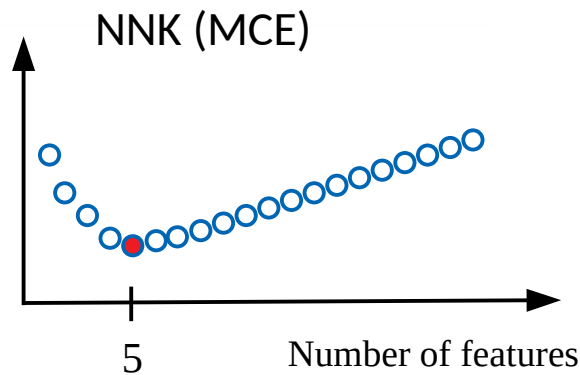
- **Strategija Sekvenčne Izbire značilik v Smeri Naprej, SISN, (SFS strategy)**
 - različni teki SISN metode (algoritma) rezultirajo v različne podmnožice izbranih značilik
 - v izogib tej nestabilnosti in za konstrukcijo stabilne podmnožice napovednih značilik uporabi **histogramsko metodo s kopičenjem izbranih značilik** z, npr. 200 ponovitvami teka SISN algoritma kjer so vsakič podatki razdeljeni naključno v smislu (80%, 20%), (20% holdout)
 - **Minimum povprečne NNK (MCE) funkcije** definira število izbranih (potrebni) značilik
 - **Vrhovi histograma z nakopičenimi izbranimi značilikami** potem definirajo dokončno izbrane značilke

Histogramska metoda s kopičenjem značilik

- **Histogramska metoda s kopičenjem izbranih značilik**

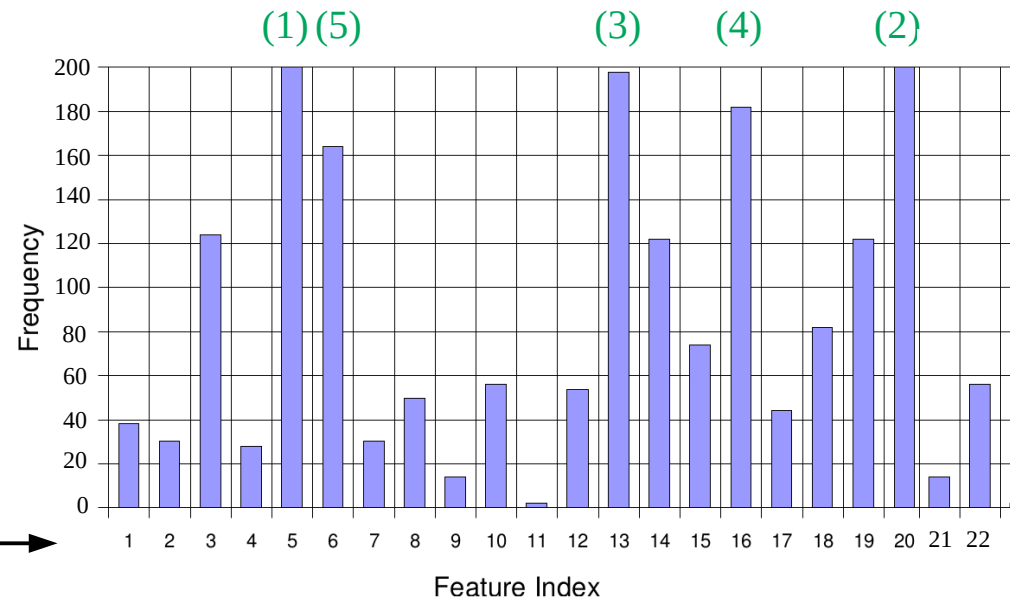
- **POVPREČNA NNK (MCE) funkcija**
(SISN (SFS) 200 tekov)

- **Histogram nakopičenih izbranih značilik**
po 200 združenih tekih



- **Minimum** pri *petih* značilkah
→ izbrane značilke:

5 20 13 16 6
 (1) (2) (3) (4) (5)



- **Minimum** povprečne NNK (MCE) funkcije definira število potrebnih značilik
- **značilke 5, 20, 13, 16 in 6, so izbrane glede na vrhove histograma**



Vrednotenje zmogljivosti

- **Mera prenosa informacije** (Information Transfer Rate)

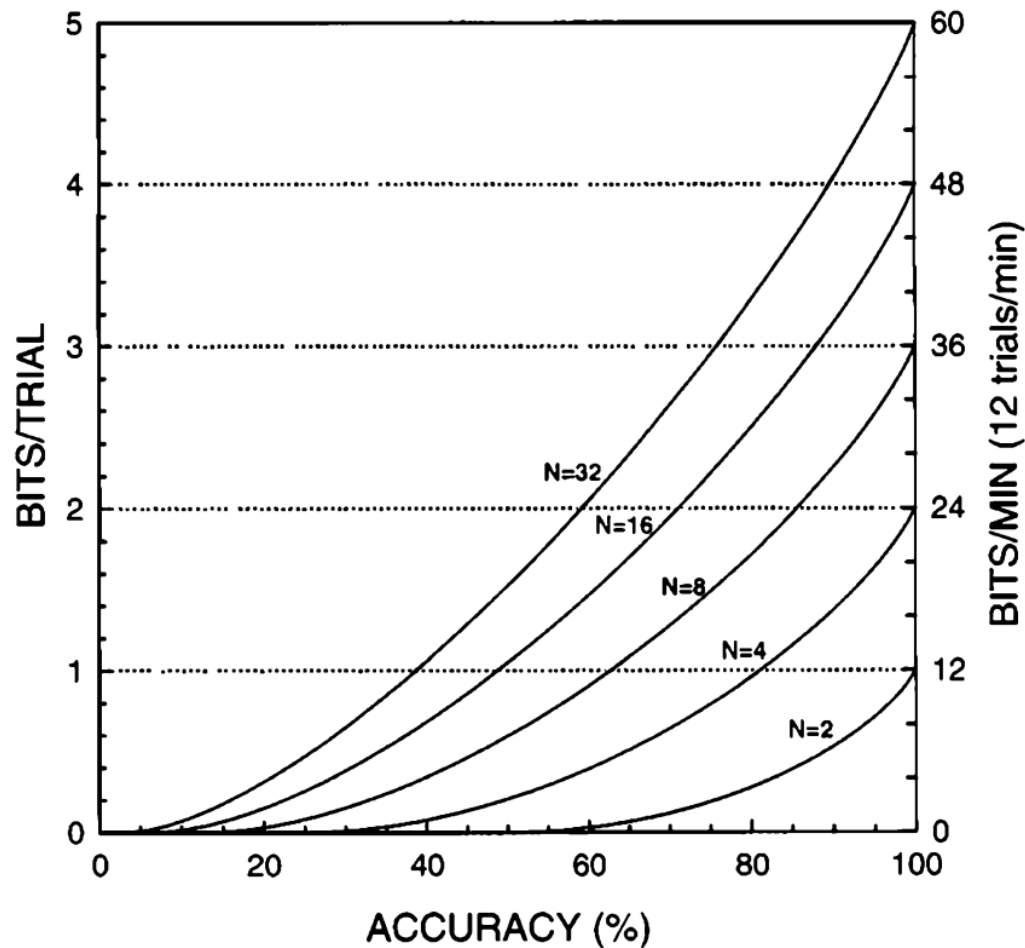
$$ITR = \frac{1}{c} \left\{ \log_2 N + p \log_2 p + (1 - p) \log_2 \left(\frac{1 - p}{N - 1} \right) \right\} \quad [bit/sec]$$

kjer je c čas na poizkus, N je število možnosti na poizkus in p je klasifikacijska točnost

- Predpostavke
 - Uporabnik bo imel N različnih nalog (običajno dve, levo, desno)
 - Uporabnik se bo odločil in uspešno izvršil vsako od nalog z isto verjetnostjo
 - Klasifikacijska točnost, p , bo ostala konstantna vzdolž časa
 - Napake bodo uniformno distribuirane preko vseh poizkusov

Vrednotenje zmogljivosti

- Mera prenosa informacije (Information Transfer Rate)



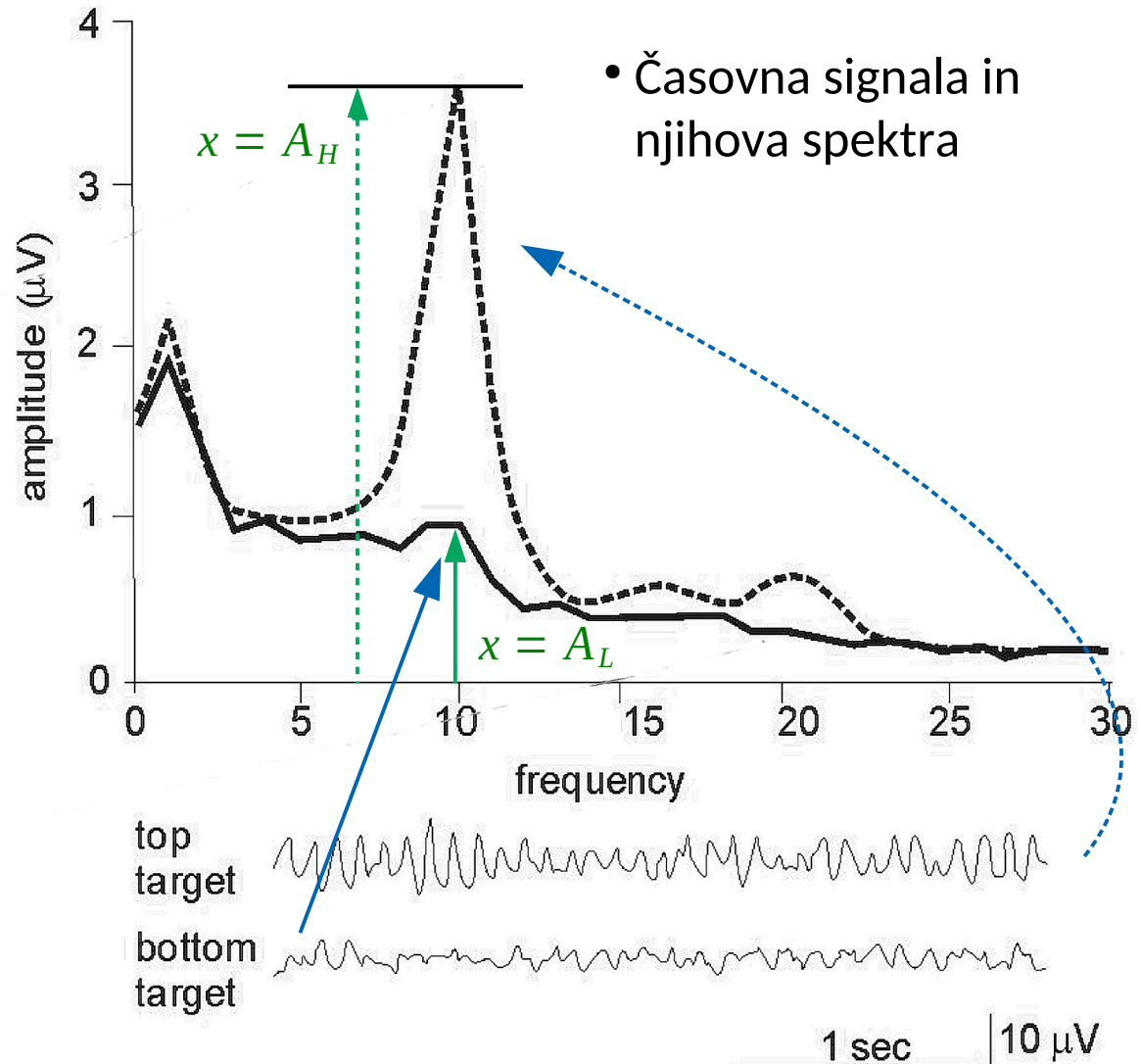


(Dodatni materiali)

- Premikanje kurzorja na osnovi zamišljanja motoričnih aktivnosti
- Izbrane značilke (elektrode)

Premikanje kurzorja na osnovi zamišljanja motoričnih aktivnosti

- **Spektralne značilke** (amplitude v mi frekvenčnem področju, 8 - 13 Hz)
- Zamišljanje aktivnosti **leve** roke
→ premakni kurzor v **levo**
- Zamišljanje aktivnosti **desne** roke
→ premakni kurzor v **desno**



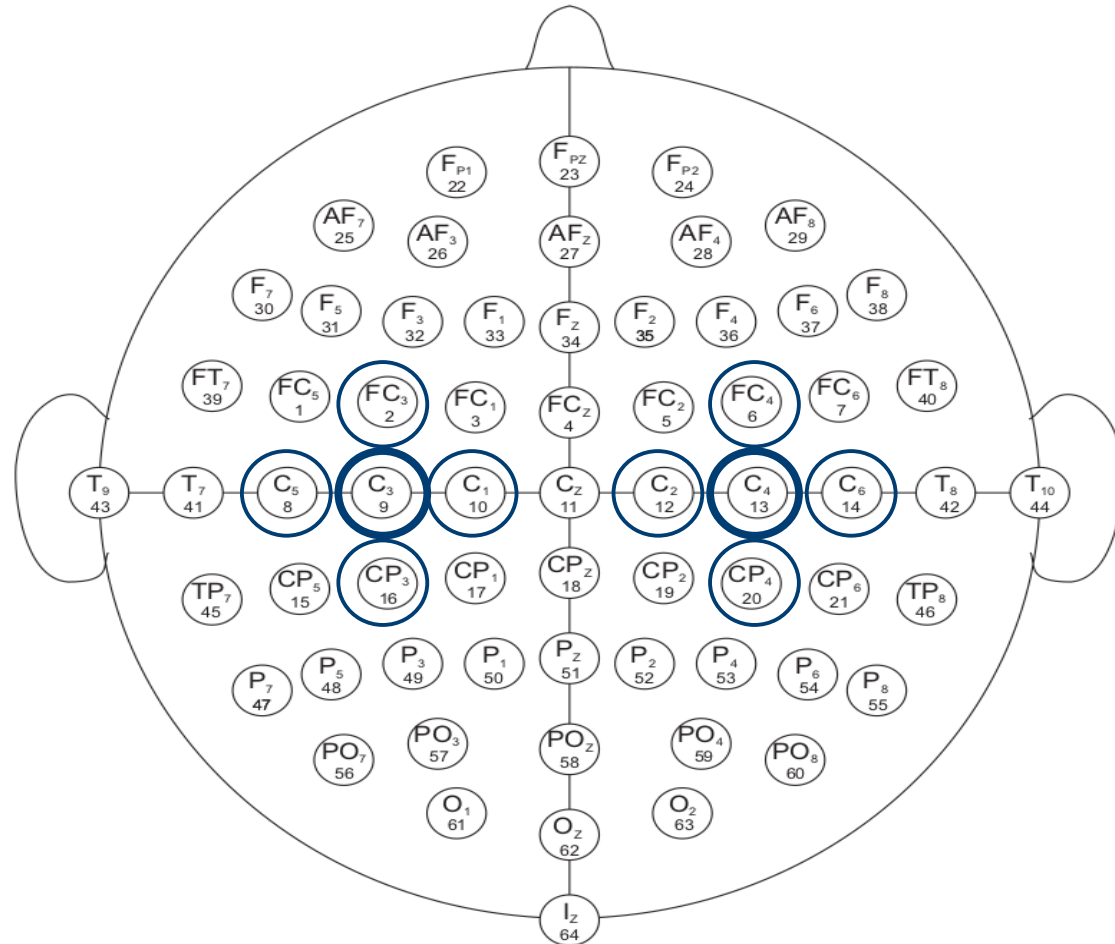
Premikanje kurzorja na osnovi zamišljanja motoričnih aktivnosti

- Položaji elektrod
- Pogosto uporabljene elektrode (Laplace-ova maska)

→ EEGMMI DS

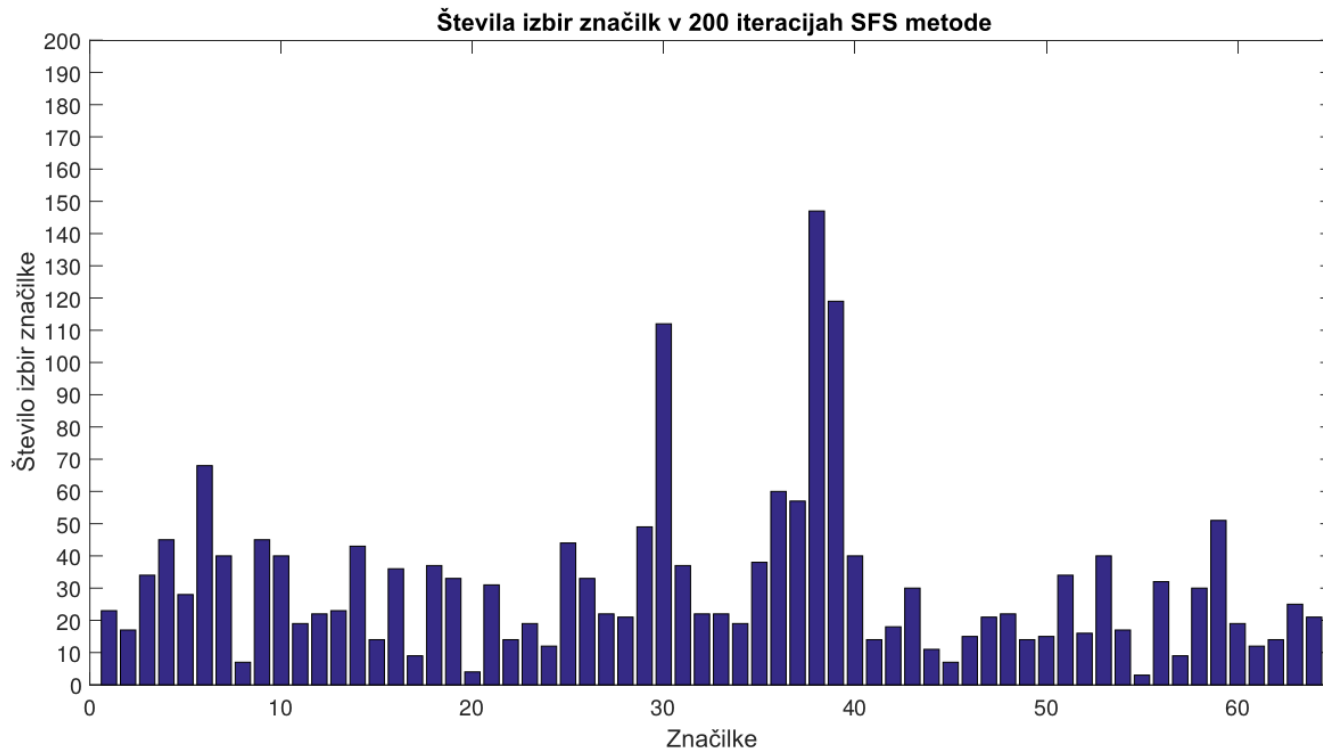
→ 64 značilk

to je, 64 amplitud spektrov v mi frekvenčnem področju, ena na vsak kanal



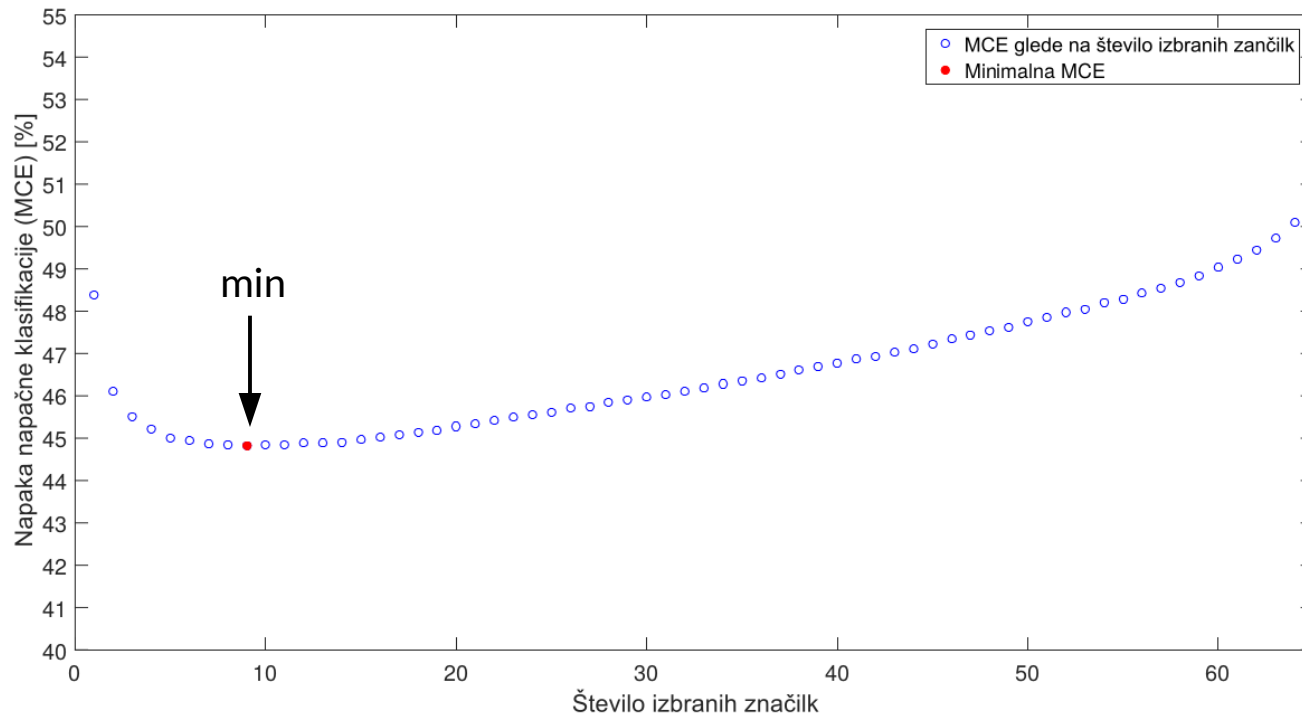
Premikanje kurzorja na osnovi zamišljanja motoričnih aktivnosti

- Histogram nakopičenih izbranih značilk za nalogo klasifikacije med zamišljanjem motoričnih aktivnosti (na osnovi posnetkov javno dostopne baze EEGMMI DS), (SISN (SFS), 200 tekov, QDA, (80%, 20%,) križna validacija z 10 deli na učnih množicah)



Premikanje kurzorja na osnovi zamišljanja motoričnih aktivnosti

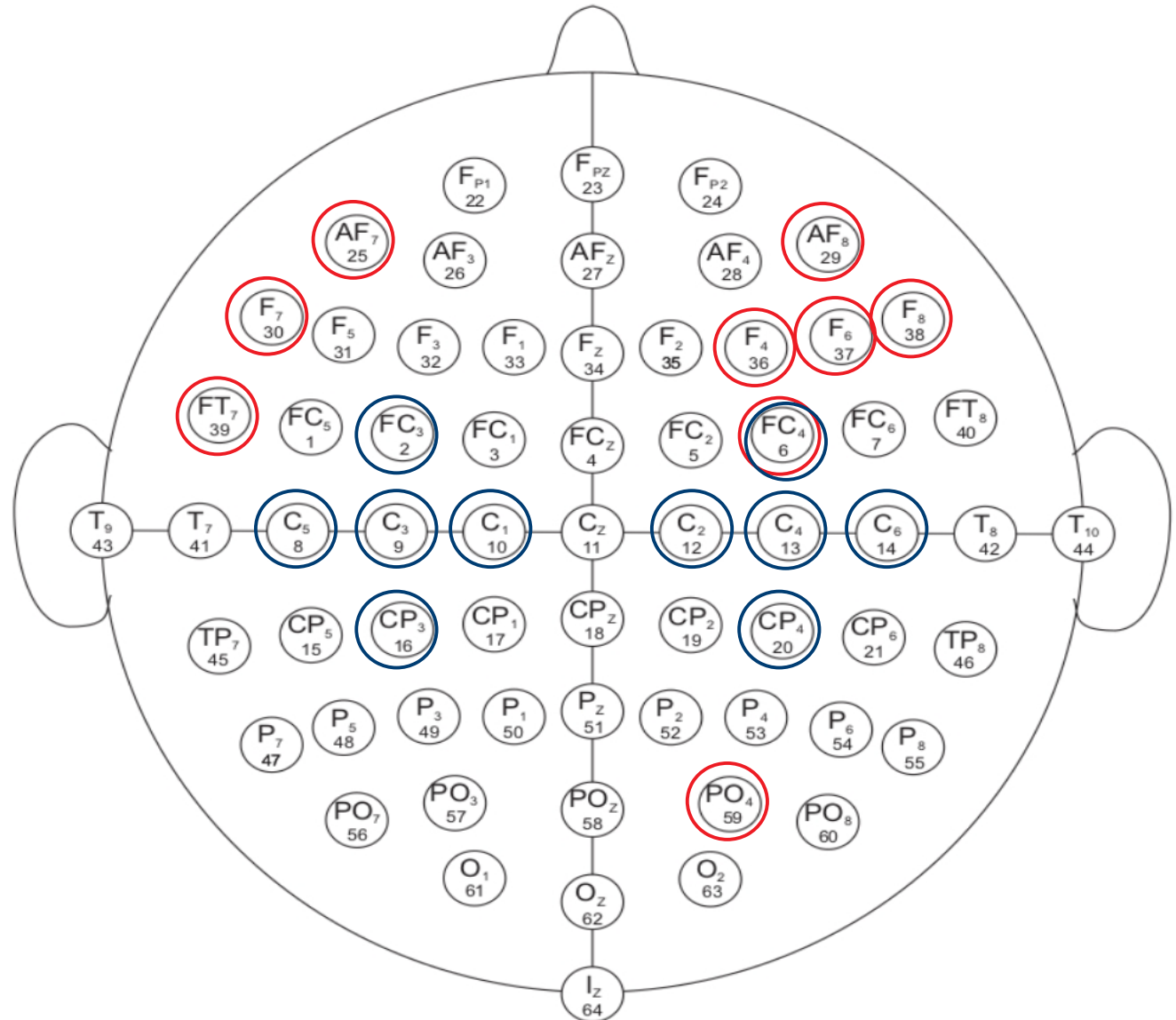
- **Povprečna NNK (MCE) funkcija**, in izbrane značilke (elektrode) za nalogo klasifikacije med zamišljanjem motoričnih aktivnosti (200 tekov)



- **Izbrane značilke** (elektrode) (9):
F8 (38), FT7 (39), F7 (30), FC4 (6), F4 (36), F6 (37), PO4 (59), AF8 (29), AF7 (25)

• Izbrane
 značilke
 (elektrode)

1. F8 (38)
2. FT7 (39)
3. F7 (30)
4. FC4 (6)
5. F4 (36)
6. F6 (37)
7. PO4 (59)
8. AF8 (29)
9. AF7 (25)



Premikanje kurzorja na osnovi zamišljanja motoričnih aktivnosti

- **Izbrane zmogljivosti klasifikacije**
(za izbrane subjekte podatkovne baze EEGMMI DS, QDA klasifikator, križna validacija z 10 deli, 30 ponovitev)
- Uporaba značilik z izbranih elektrod
 $Se = 90.5\%$, $Sp = 95.2\%$, $CA = 92.9\%$
- Uporaba značilik z elektrod, ki so razvrščene po Laplace-ovi maski okrog elektrod C3 in C4
 $Se = 71.4\%$, $Sp = 85.7\%$, $CA = 78.6\%$