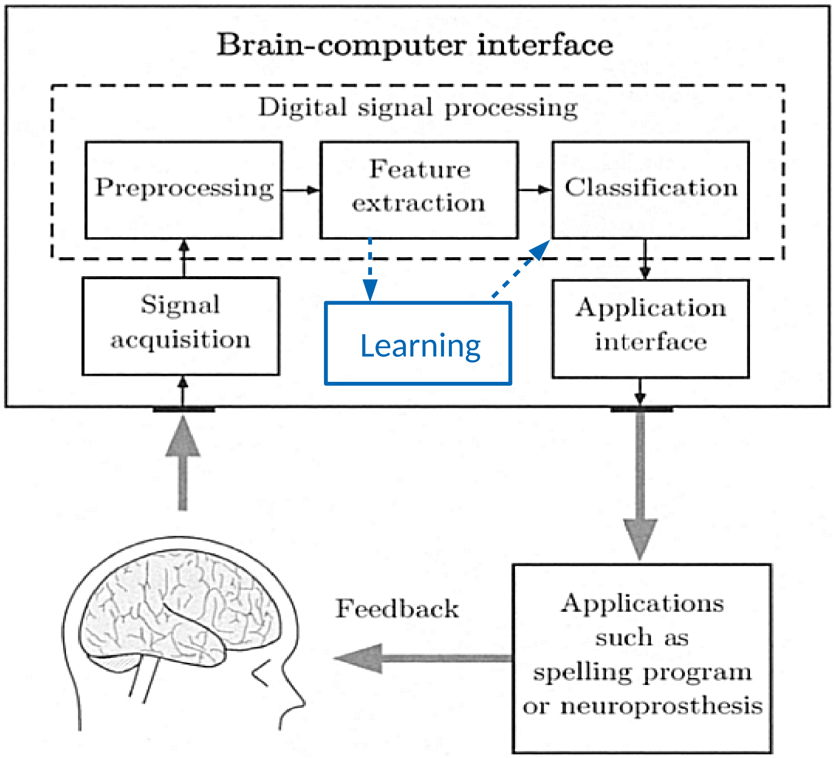
PREDOBDELAVA IN IZLOČANJE ČASOVNIH TER PROSTORSKIH ZNAČILK, I

- Faze procesiranja signalov EEG med interakcijo možgani računalnik
- Zajemanje signalov
- Faze procesiranja signalov EEG med interakcijo možgani računalnik
- Motnje
- Predobdelava, izločanje motenj
- Faze procesiranja signalov EEG med interakcijo možgani računalnik
- Komponente VMR so filtri
- Izločanje značilk
- Statični filtri
- Prostorski filtri
- Prostorske značilke
- Tipične arhitekture VMR

Faze procesiranja signalov EEG med interakcijo možgani računalnik

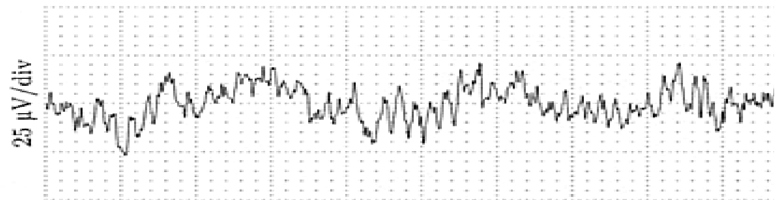
- Zajemanje signalov: **EEG signali so dobljeni z možganov z uporabo invazivnih ali neinvazivnih metod (preko elektrod), signali so ojačeni in vzorčeni**
- Predobdelava: čiščenje signalov (še posebno artefakti vsled utripanja oči) in filtriranje signalov
- Izločanje značilk: prostorske, časovne, časovno 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



(Sornmo, Laguna)

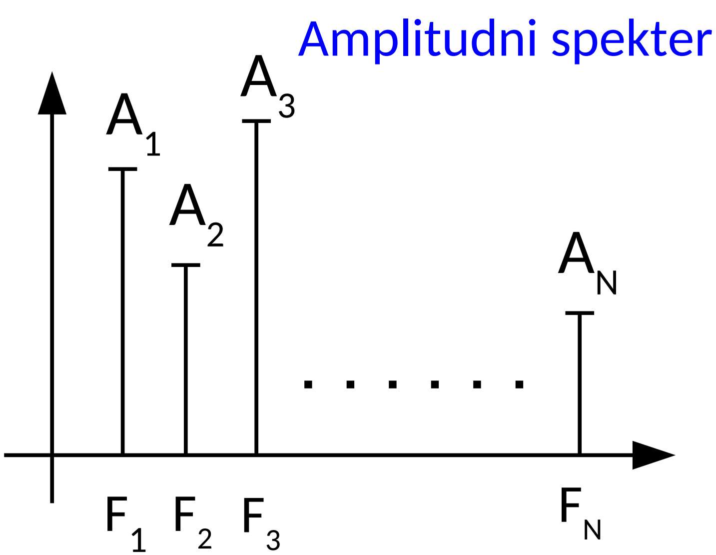
Zajemanje signalov

- Segment signala je lahko predstavljen kot vsota mnogih sinusoid različnih amplitud in frekvenc, ki so med seboj premaknjene:



$$x(t) = \sum_{i=1}^{N} A_i \sin(2\pi F_i t + \theta_i)$$

- kjer so {*A*i}, {*F*i}, in {*Θ*i} množice amplitud, frekvenc in premikov (faz)
- Kaj je (frekvenčni) spekter?

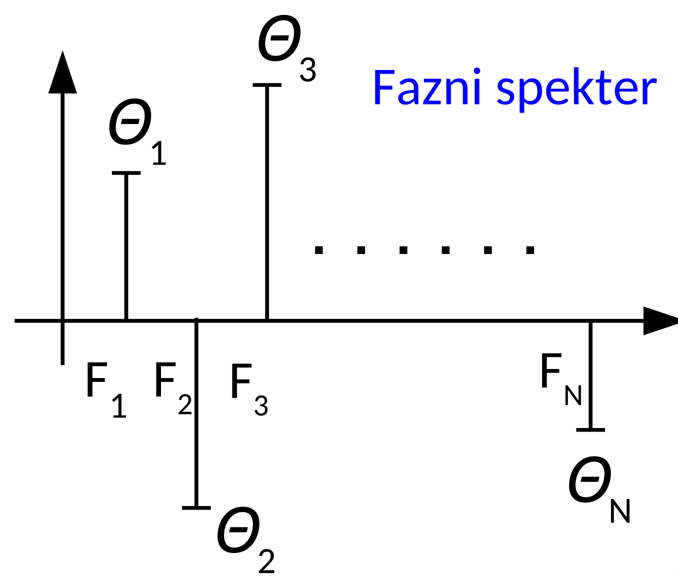


$F_2 = 2.F_1$

$F_3 = 3.F_1$

⋮

$F_N = N.F_1$



Zajemanje signalov

- Kosinusni (sinusni) signal

$$x_a(t) = A\cos(\Omega t + \theta), \qquad -\infty < t < \infty$$

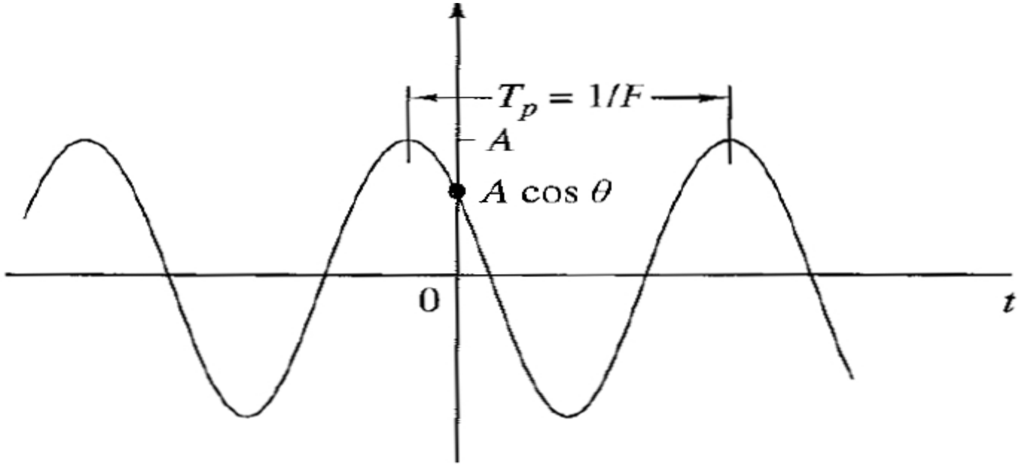
A je amplituda

Ω je frekvenca v radianih na sekundo [*rad/s*], $\Omega = 2\pi F$

Θ je faza radianih [*rad*]

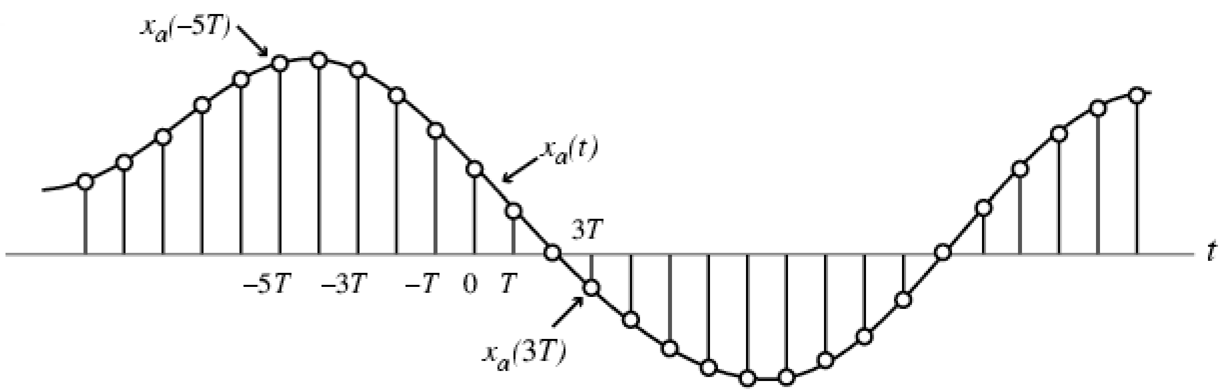
Tp je trajanje enega cikla v sekundah [*s*]

$F = 1 / Tp$ je frekvenca v ciklih na sekundo ali Hertz-ih [*Hz*], $Hz = 1/s$



Zajemanje signalov

- Diskretni signal (diskretno časovni signal), $x(n)$, je dobljen z vzorčenjem časovno zveznega signala, $x_a(t) = x(t)$, $x_a(t) \rightarrow x_a(nT) \rightarrow x(n)$



- Sekvenca diskretnih vzorcev signala, $\{x(n)\} = x_a(nT)$, $n = \ldots, -1, 0, 1, 2, \ldots$
- T (T_s) je vzorčevalna perioda ali vzorčevalni interval v [s], [sec]
- $F_s = 1/T$ je vzorčevalna frekvenca ali frekvenca vzorčenje v [smp/s], [smp/sec], [Hz]

Vzorčenje sinusoide

- Diskretni sinusni signal, $x(n)$

Vzorčenje: $F\,t \rightarrow F\,n\,T_s = F/F_s\,n$

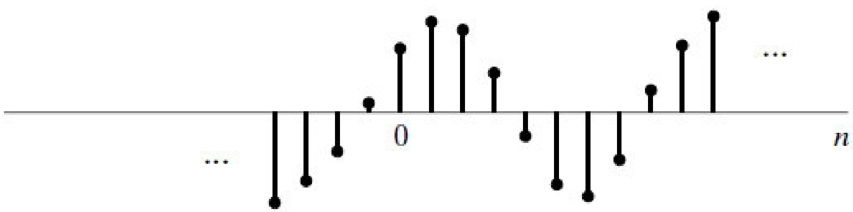
$$x_a(t) = A \sin(2\pi F t + \theta) \longrightarrow x_a(nT_s) = A \sin(2\pi F/F_s\, n + \theta) = x(n)$$

$$= A \sin(\Omega t + \theta) \qquad\qquad = A \sin(\omega n + \theta) = x(n)$$

$$\Omega = 2\pi F \longrightarrow \omega = 2\pi F/F_s \rightarrow \omega = 2\pi f$$

- F_s je frekvenca vzorčenja v [smp/s] ali v [Hz], $Hz = 1/s$

$$f = \frac{F}{F_s}$$



- F – <u>časovno zvezna frekvenca</u> v ciklih na sekundo [cycles/sec], [cyc/s], [Hz]
- f - <u>časovno diskretna frekvenca</u> v ciklih na vzorec [*cycles/sample*], [*cyc/smp*]

Vzorčenje sinusoide

- Vzorčenje
  - Višja frekvenca prekriva (aliasing) (oziroma se zdi premaknjena) nižjo frekvenco
  - $Fs = 6$ kHz, $N = 6$

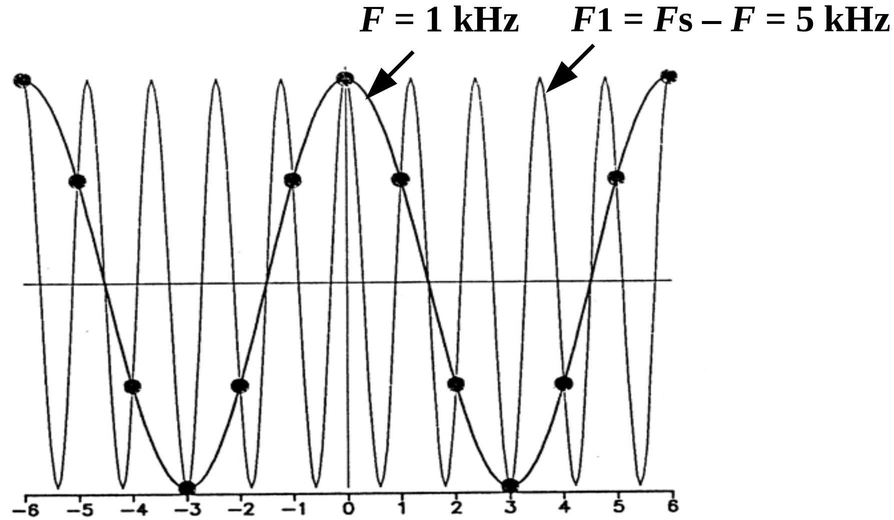
- Ne moremo vedeti ali je bila frekvenca originalnega časovno zveznega signala *x(t)*

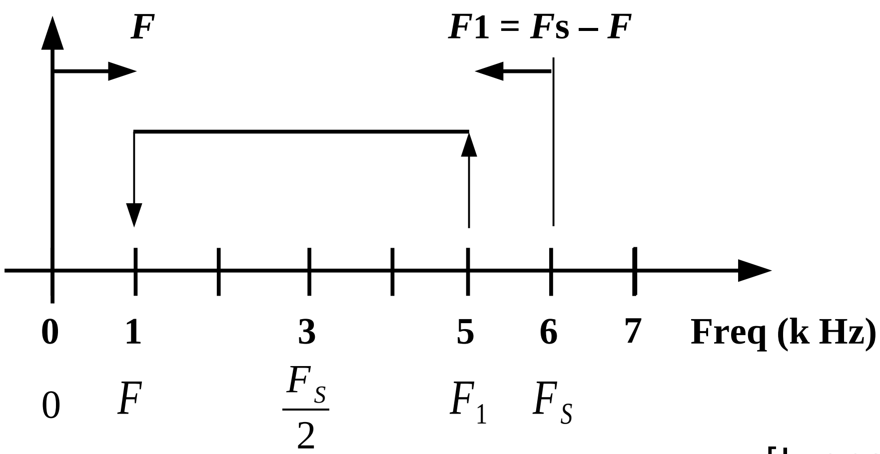
  F ali $F1 = Fs - F$

- Kako se izogniti prekrivanju ?

  Glede na ta primer, katero bi bilo število vzorcev na sinusoido, *N*, $N = Fs / F$, ki še vedno zagotavlja aproksimacijo sinusoide?

  $N \geq ?$





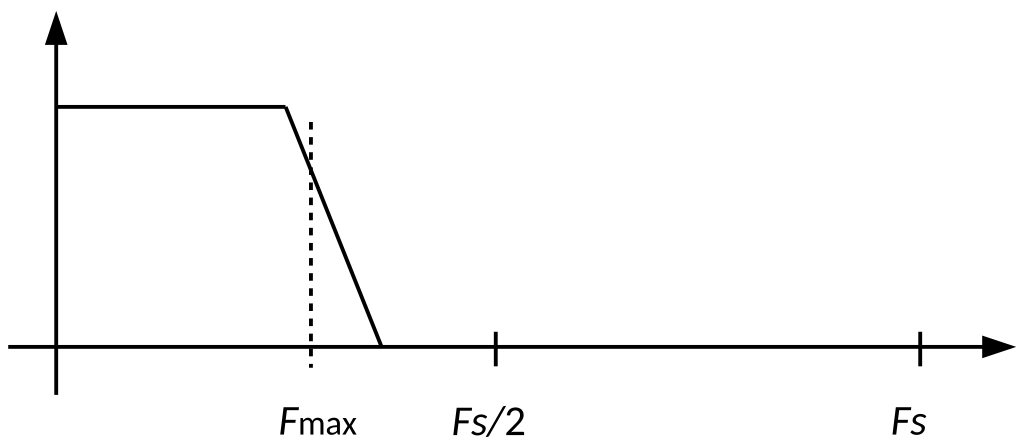
[Lyons]

Zajemanje signalov

- Glede na to, da naj je $N = F_s / F \geq 2$ in $f = F / F_s \leq 1/2$, sledi: $F \leq F_s / 2$
- Najvišja še prisotna frekvenca vhodnega analognega signala, F_{max}, mora biti manjša ali enaka $F_s / 2$,

$$F_{max} \leq F_s / 2 \quad \text{oziroma} \quad F_s \geq 2 F_{max}$$

- Izogni se prekrivanju s filtriranjem časovno zveznega signala *x(t)*
- ***Kako?*** z nizko prepustnim filtrom pred vzorčenjem
- V praksi vzorči signal s frekvenco vzorčenja približno $F_s = (3 \text{ do } 4) . F_{max}$
- Elektroencefalogram: F_s = 125 smp/s, 250 smp/s, ali višje

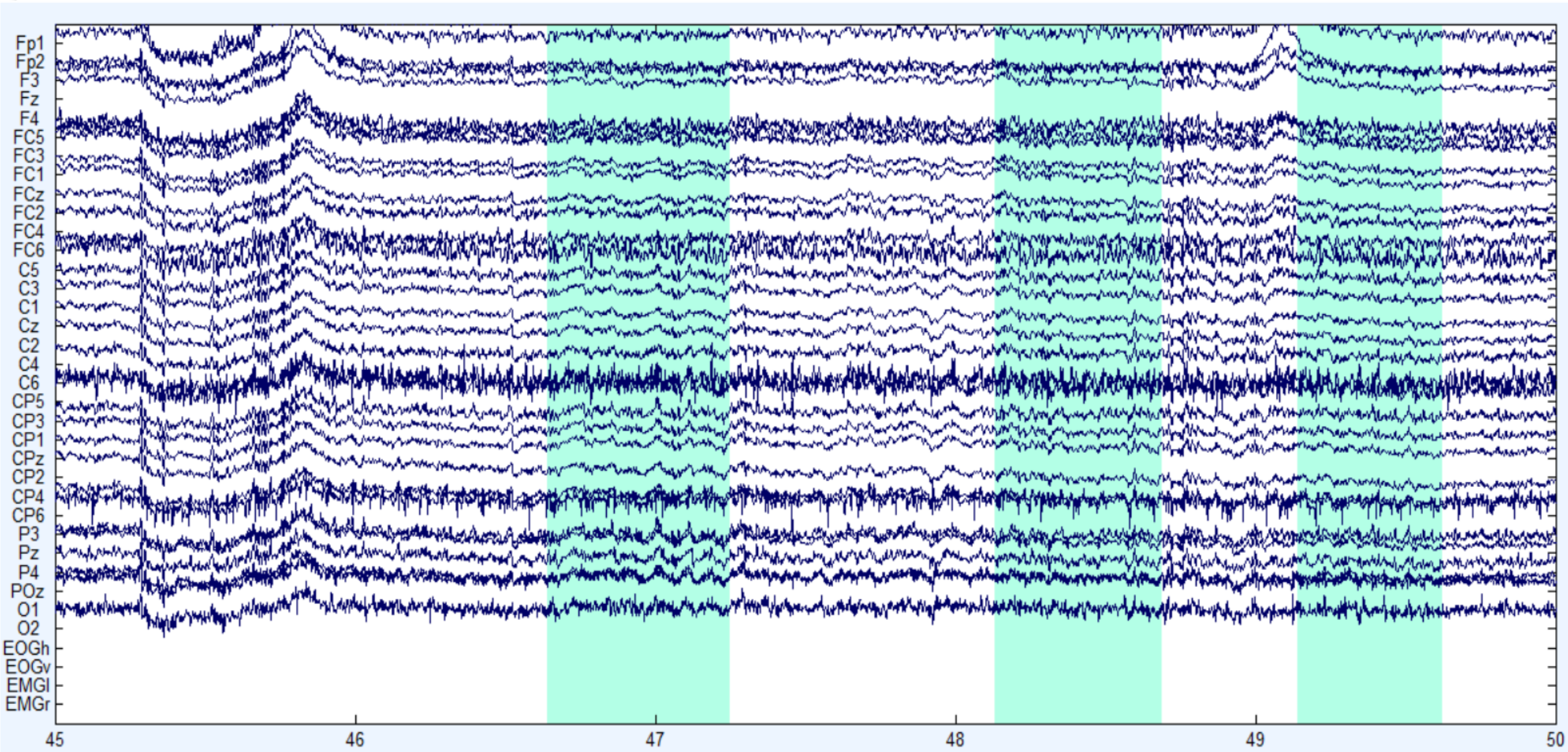


$$N = \frac{F_s}{F}\left[\frac{smp}{cyc}\right]$$

$$f = \frac{F}{F_s}\left[\frac{cyc}{smp}\right]$$

$$N = \frac{1}{f}$$

Zajemanje signalov



Zajemanje signalov

Filtriranje z nizko prepustnim filtrom in vzorčenje

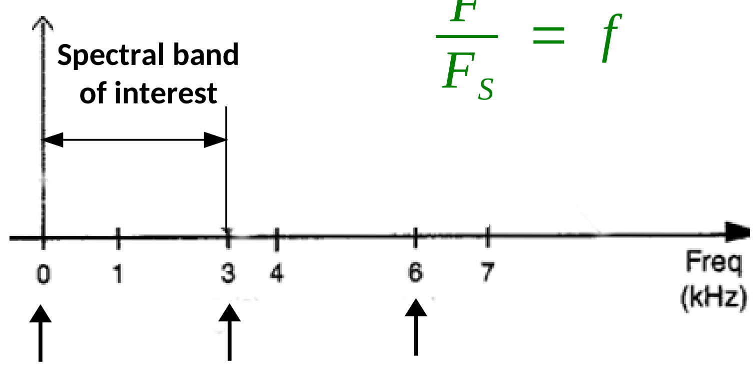
$x_a(t) = A \sin(2\pi F t + \theta) \longrightarrow x_a[nT_s] = A \sin(2\pi F/F_s\, n + \theta) = x[n]$

$= A \sin(\Omega t + \theta) \qquad = A \sin(\omega n + \theta) = x[n]$

$\Omega = 2\pi F \longrightarrow \omega = 2\pi F/F_s \rightarrow \omega = 2\pi f$

(F_s = 6 kHz)

$$\frac{F}{F_S} = f$$



0	$F_S/2$	F_S	$\longrightarrow$	F
0	1/2	1	$\longrightarrow$	f
0	π	2π	$\longrightarrow$	ω

f , $0 \le f \le 1/2$,

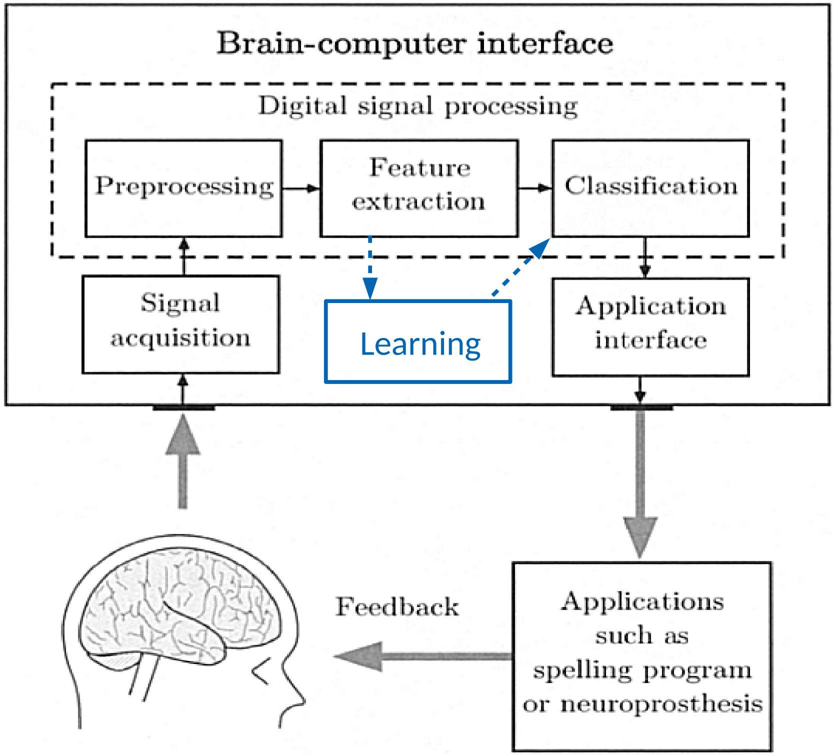
the frequency in cycles per sample [*cyc/smp*]

ω , $0 \le \omega \le \pi$, $\omega = 2\pi f$,

the frequency in radians per sample [*rad/smp*]

Faze procesiranja signalov EEG med interakcijo možgani računalnik

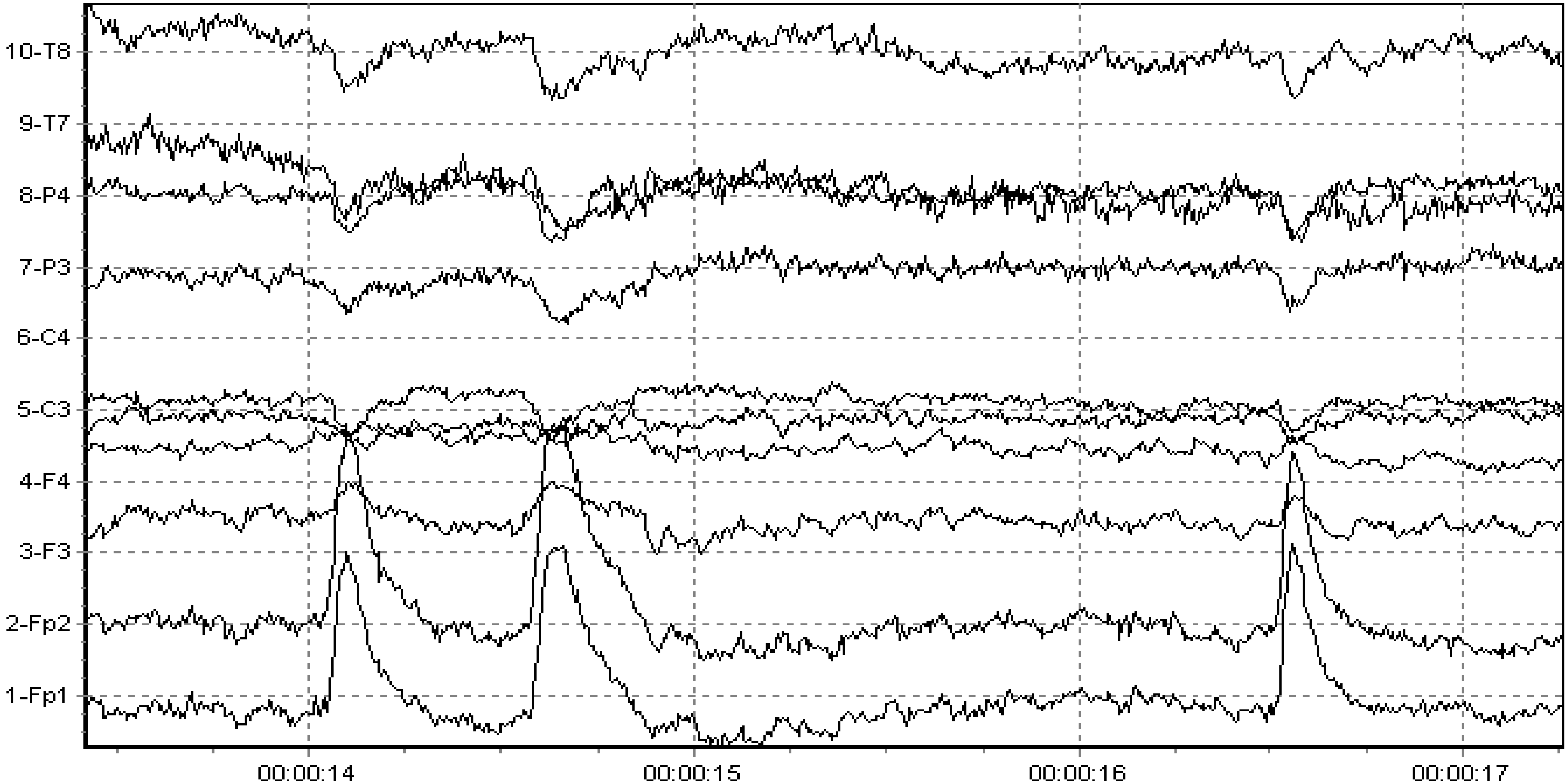
- Zajemanje signalov: EEG signali so dobljeni z možganov z uporabo invazivnih ali neinvazivnih metod (preko elektrod), signali so ojačeni in vzorčeni
- Predobdelava: **čiščenje signalov (še posebno artefakti vsled utripanja oči) in filtriranje signalov**
- Izločanje značilk: prostorske, časovne, časovno 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



(Sornmo, Laguna)

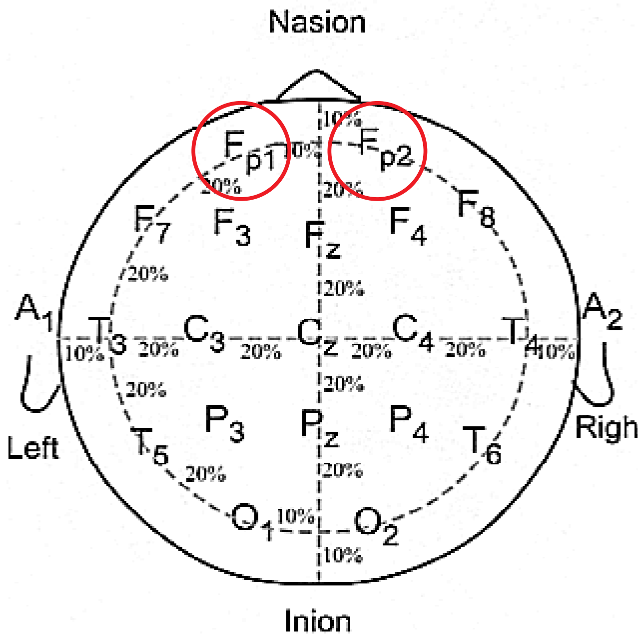
Motnje

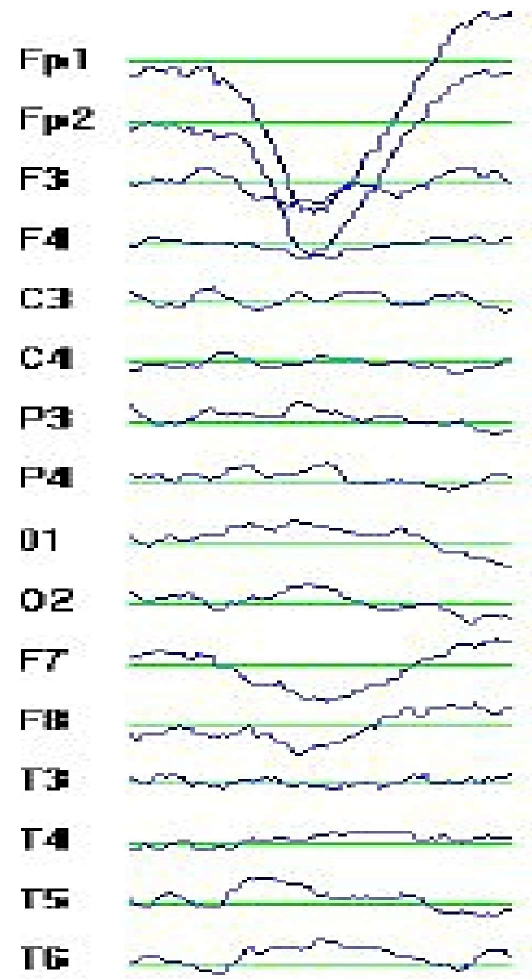
- Artefakti v posnetku EEG zaradi utripanja oči



Motnje

- Artefakti v posnetku EEG zaradi utripanja oči
- Očitni so na standardnih lokacijah spredaj (Fp1 ali Fp2)

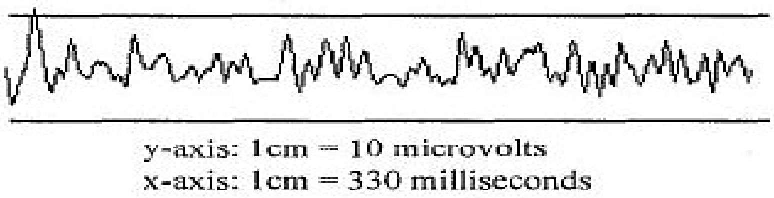


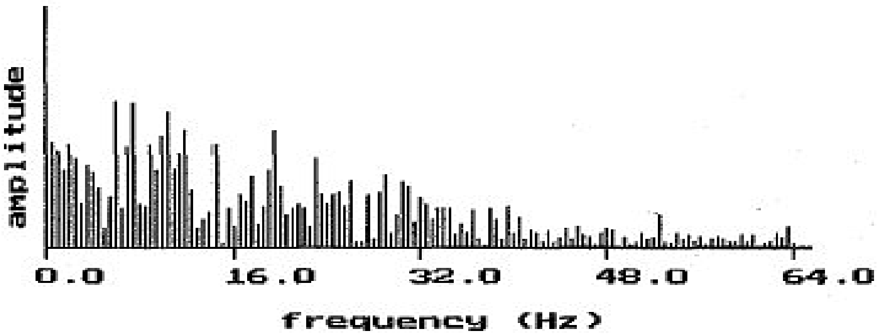


(Baztarrica)

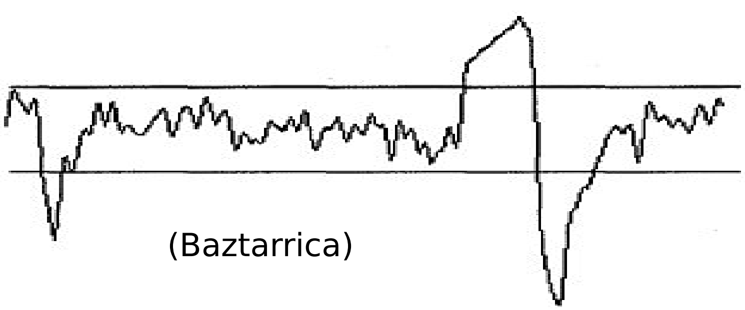
Motnje

- EEG signal posnet s standardno elektrodo spredaj (Fp1) in njegov spekter

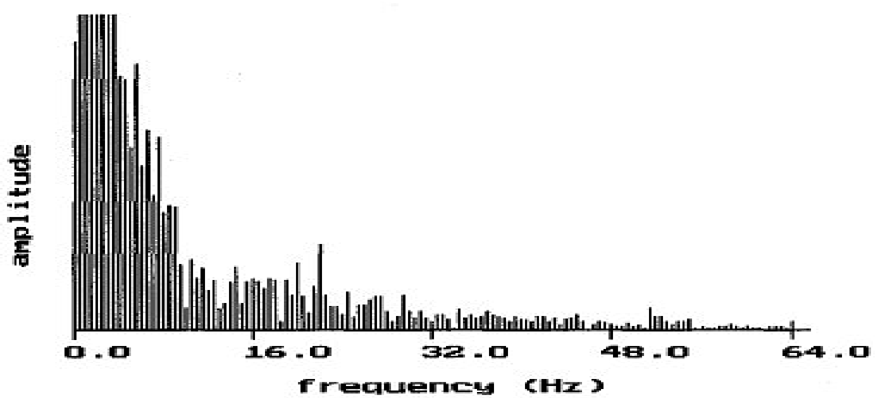




- EEG signal posnet s standardno elektrodo spredaj (Fp1), ki vsebuje artefakt zaradi utripanja očes in njegov spekter

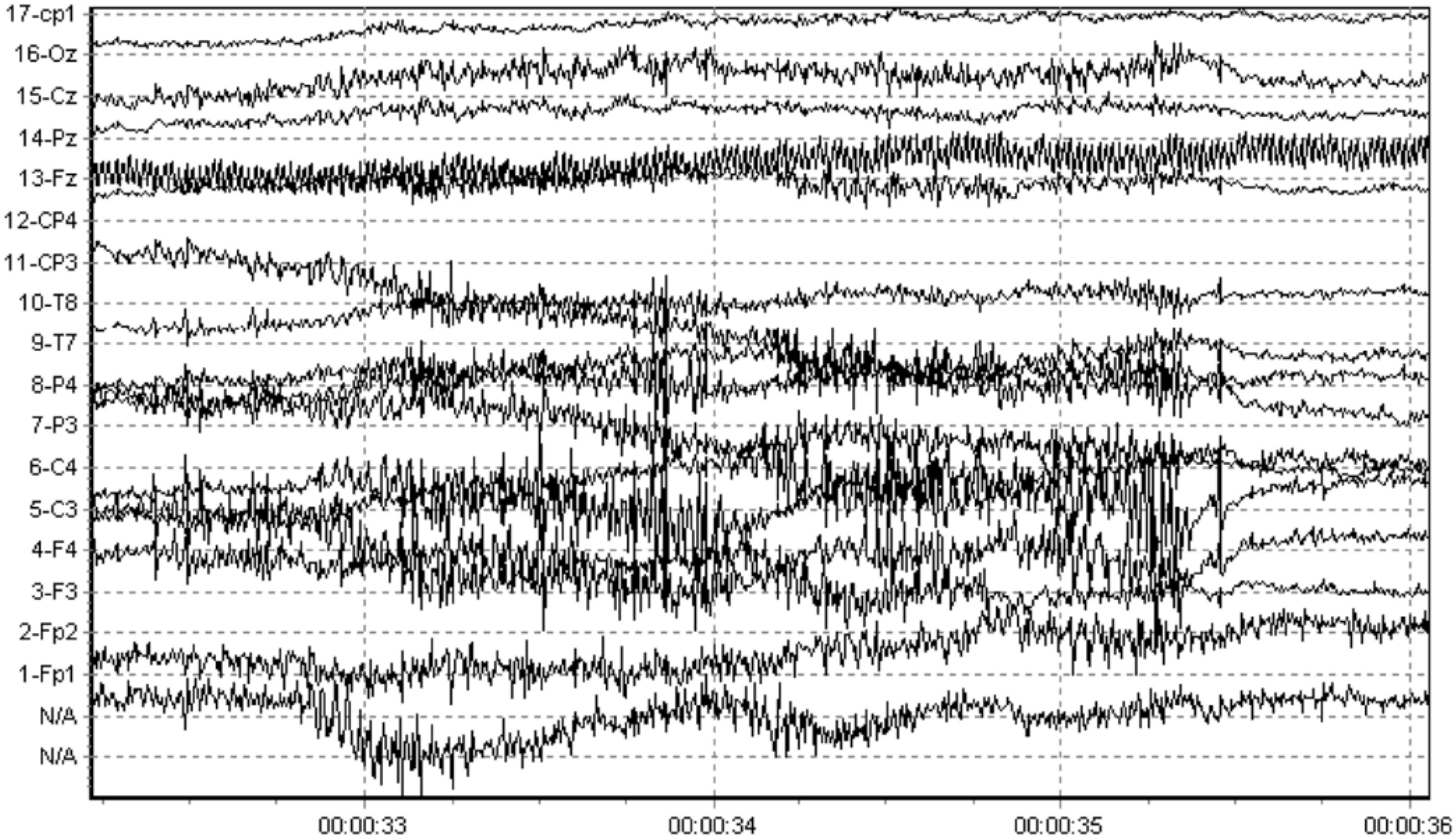


(Baztarrica)



Motnje

- Štiri-sekundni večkanalni posnetek EEG kontaminiran s počasnim lezenjem signala in/ali elektromiografskimi motnjami



Predobdelava, izločanje motenj

- Izloči dele signalov z artefakti zaradi utripanja oči

  - z metodo Analize Neodvisnih Komponent (ANK, ICA)

- Uporabi digitalne filtre

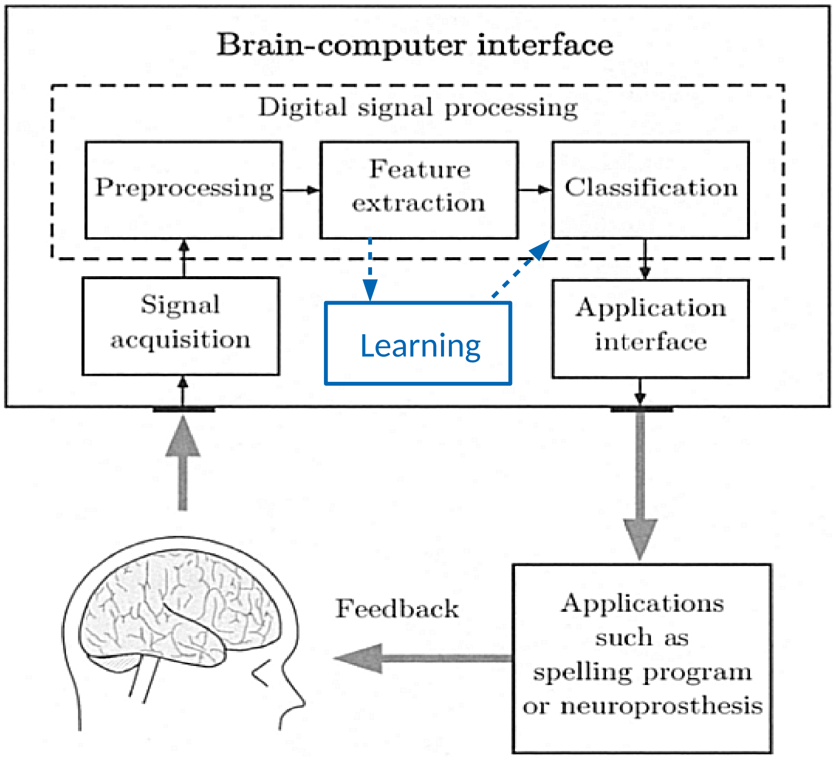
  - visoki filter 0.1 Hz za počasna lezenja

  - nizki filter 30 Hz za elektromiografske motnje

    * Za načrtovanje teh filtrov uporabi MATLAB-ove funkcije ali MATLAB orodje filterDesigner

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

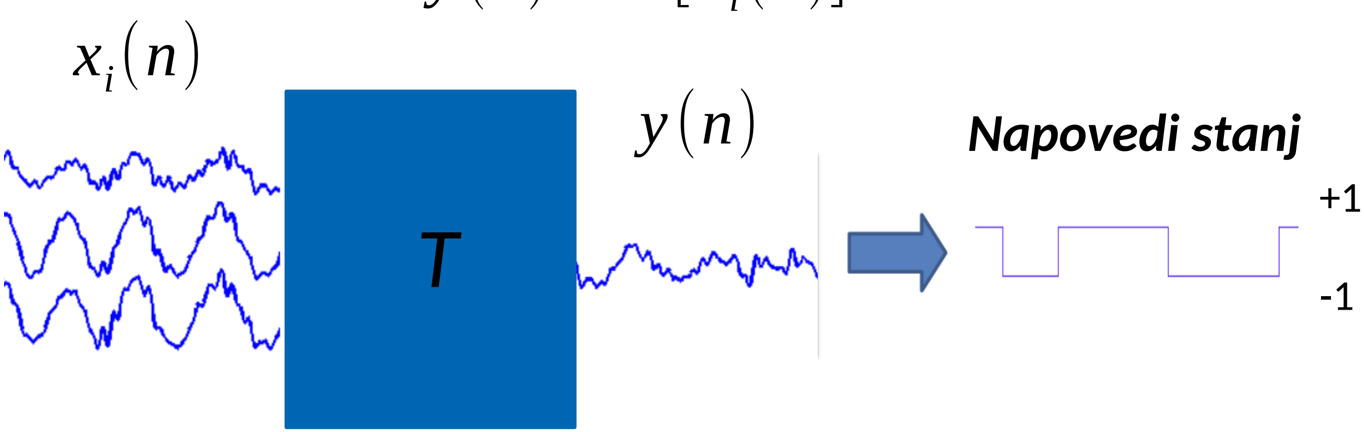


(Sornmo, Laguna)

Komponente VMR so filtri

- S stališča procesiranja signalov vmesnik možgani računalnik pretvori vhodne EEG signale, $x_i(n)$, v izhodni, kontrolni, signal, *y(n)*, *in nato v* ***napovedi stanj*** (+1, -1) (stanje 2, stanje 1)
  (zamišljanje aktivnosti desne, leve roke)
- *y(n)* je definiran kot transformacija, *T*
- *T*: Različne kategorije filtrov

$$y(n) = T[x_i(n)]$$



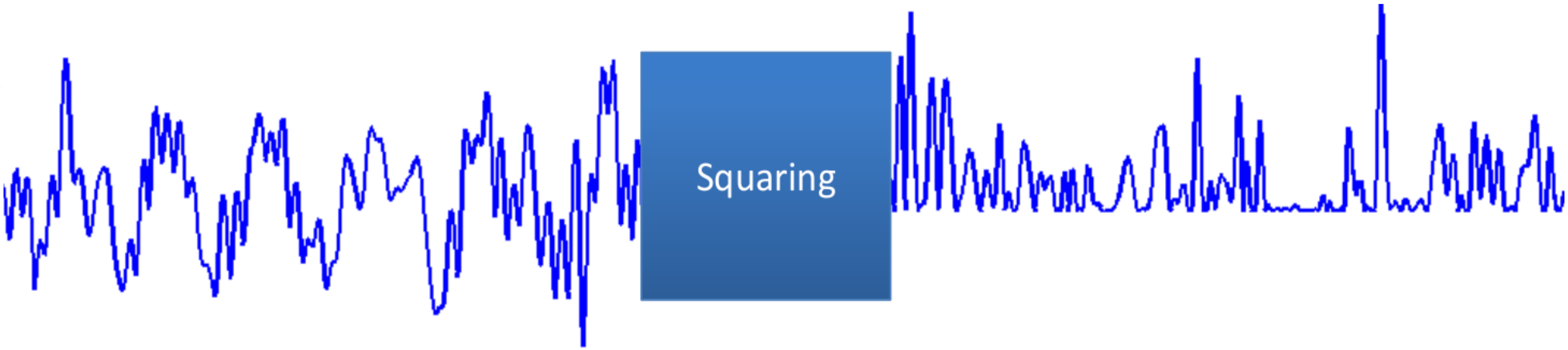
Izločanje značilk

- Metode izločanja značilk
- **Značilke v časovnem prostoru**

  - varianca ali logaritem signala (**statični filtr**i)
  - prostorske značilke (dobljene z uporabo **prostorskih filtrov**)
  - časovne značilke (dobljene z uporabo **spektralnih filtrov**)
  - časovno prostorske značilke (dobljene z uporabo prostorskih in spektralnih filtrov)

Statični filtri

- Kvadrat signala (varianca) $$T := \quad y_i(n) = x_i^2(n)$$



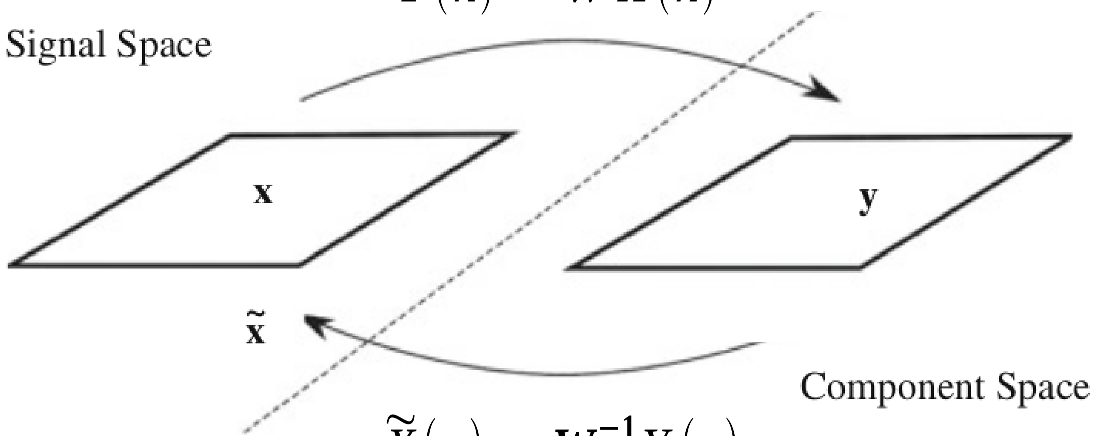
- Varianca $$T := \quad y_i(n) = var(x_i(n))$$
- Koren variance $$T := \quad y_i(n) = +\sqrt{var(x_i(n))}$$
- Logaritem $$T := \quad y_i(n) = \log(x_i^2(n))$$

Prostorski filtri

- Transformirajo večkanalni signal *X(n)*, z *N* kanali, v signal *Y(n)*. Vsak *Y(n)* je odvisen le od *X(n)*. Signali *Y(n)* (prostor komponent) so linearni (linearna transformacija). Signali *Y(n)* so izboljšani na nek način, z neko matriko ***W***.

$$\boldsymbol{Y} = \boldsymbol{W}\boldsymbol{X}$$

$$Y(n) = \boldsymbol{W}X(n)$$



$$\tilde{X}(n) = \boldsymbol{W}^{-1}Y(n)$$

$$\tilde{\boldsymbol{X}} = \boldsymbol{W}^{-1}\boldsymbol{Y}$$

Prostorski filtri

- **Zakaj prostor komponent?**
  - Zgraditi nove signale na osnovi neke skupine okoliških signalov
  - Redukcija števila signalov
  - EEG signali merjeni na površini glave so zamegljena verzija dejanskih možganskih signalov

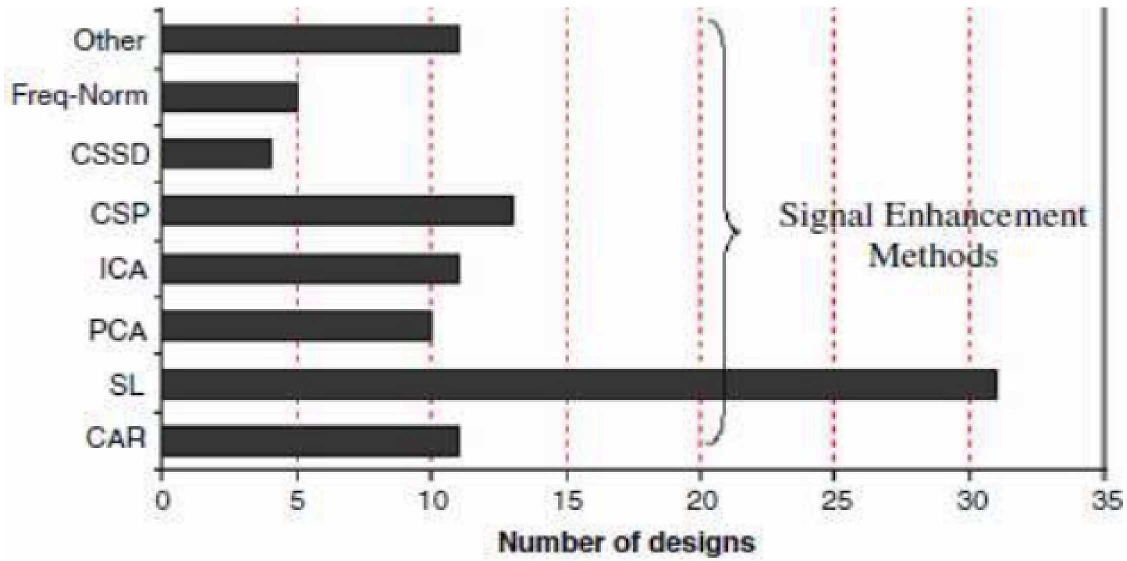
  → → → Poenostaviti nadaljno analizo signalov
- ***Aproksimacija dejanskih izvornih signalov** oz. izboljšava vhodnih signalov*
  - redukcija šuma, učinka zamegljenosti in irelevantne informacije
  - višja ***prostorska resolucija*** in višja ločljivost (***separabilnost***) stanj
  - nekatere transformacije omogočijo izločanje artefaktov
- ***Sledijo spektralni filtri**, in/ali **ocene spektrov** v prostoru komponent ali pa v prostoru signalov*
  - če je analiza v prostoru signalov, je izvršena določena manipulacija v prostoru komponent pred inverzno transformacijo

Univerza v Ljubljani
Fakulteta za računalništvo in informatiko

Prostorski filtri

- Vrste prostorskih filtrov

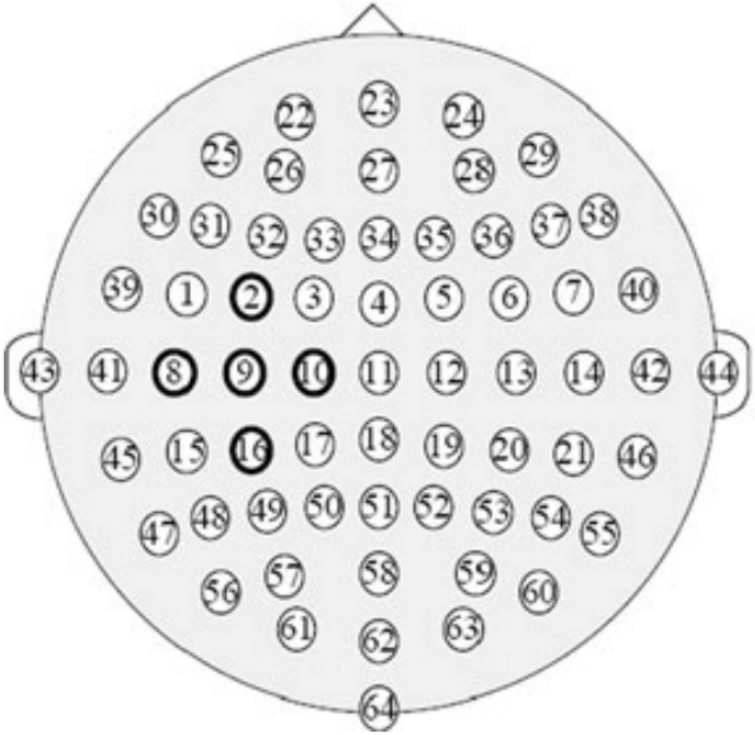
  - Prostorski odvod drugega reda, SL - Surface Laplacian
  - Analiza neodvisnih komponent, ICA - Independent component analysis
  - Analiza s principalnimi komponentami, PCA - Principal component analysis
  - Skupni prostorski vzorci, CSP - Common spatial patterns
  - Skupna srednja referenca, CAR - Common average referencing
  - Bipolarna maska, BM – Bipolar Mask
  - Dekompozicija skupnega podprostora, CSSD - Common spatial subspace decomposition
  - Normalizacija v frekvenčnem prostoru, Freq-Norm - Frequency normalization
  - Drugo

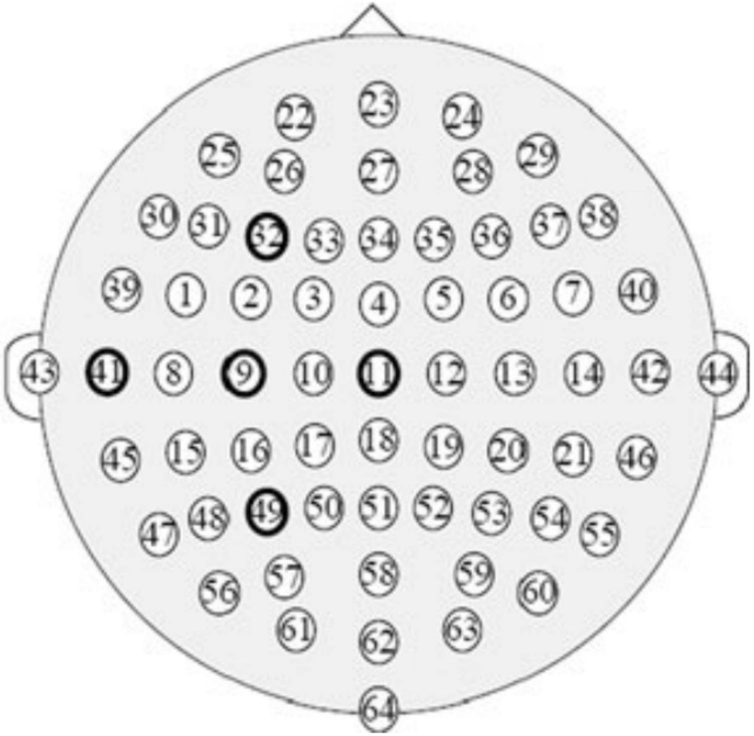


Prostorski filtri

- *Y(n)* = SL (*X(n)*), signali v prostoru komponent
  Varianta: mala, velika Laplace-ova Maska - LM, Sufrace Laplacians - SL

$$y_9(n) = x_9(n) - \frac{1}{4}\left[x_2(n)+x_8(n)+x_{10}(n)+x_{16}(n)\right] \qquad y_9(n) = x_9(n) - \frac{1}{4}\left[x_{11}(n)+x_{32}(n)+x_{41}(n)+x_{49}(n)\right]$$





Prostorski filtri

- $Y(n) = \mathbf{W}\, X(n)$, signali v prostoru komponent
- Varianta: Analiza Neodvisnih Komponent - ANK, Independent Component Analysis – ICA, ***(ne)nadzorovana metoda***

  \- Podatkovno vodeni prostorski filtri za vsak subjekt posebaj

  \- ***Metoda ANK naredi dekompozicijo signalov v statistično neodvisne komponente***

  \- Če predpostavimo, da je v možganskem signalu $S(n)$ prisotnih N medsebojno statistično neodvisnih izvornih toda neznanih virov in imamo N merjenih signalov $X(n)$, ki pa so rezultat sprotnega in linearnega mešanja signalov neznanih virov, $S(n)$, potem velja

$$X(n) = \mathbf{A}\, S(n),$$

  kjer je $\mathbf{A}$ časovno invariantna mešalna matrika ($N \times N$) katere elementi morajo biti ocenjeni preko merjenih signalov $X(n)$.

Prostorski filtri

- *Y(n)* = ***W*** *X(n)*, signali v prostoru komponent
- Varianta: Analiza Neodvisnih Komponent - ANK, Independent Component Analysis – ICA, ***(ne)nadzorovana metoda***

- Kdaj lahko ocenimo ANK komponente (naredimo dekompozicijo) ?

  - Če so *S(n)* medsebojno neodvisni
  - Če *S(n)* niso distribuirani po Gauss-u
  - (Če je število neodvisnih komponent enako število snemanih signalov)

→ Potem lahko identificiramo matriko *W* in mešalno matriko $A \approx W^{-1}$

Prostorski filtri

- *Y(n)* = ***W*** *X(n)*, signali v prostoru komponent
- Varianta: Analiza Neodvisnih Komponent - ANK, Independent Component Analysis – ICA, ***(ne)nadzorovana metoda***

- Metoda ANK (*npr. kanonična korelacijska analiza*) z uporabo signala ***X*** (*N x M*), *n* = 1, … , *M*, izračuna matriko ***W*** (*N x N*) za izračun ***ocenjenih časovnih potekov aktivacij neodvisnih ANK komponent*** *Y*(*n*)

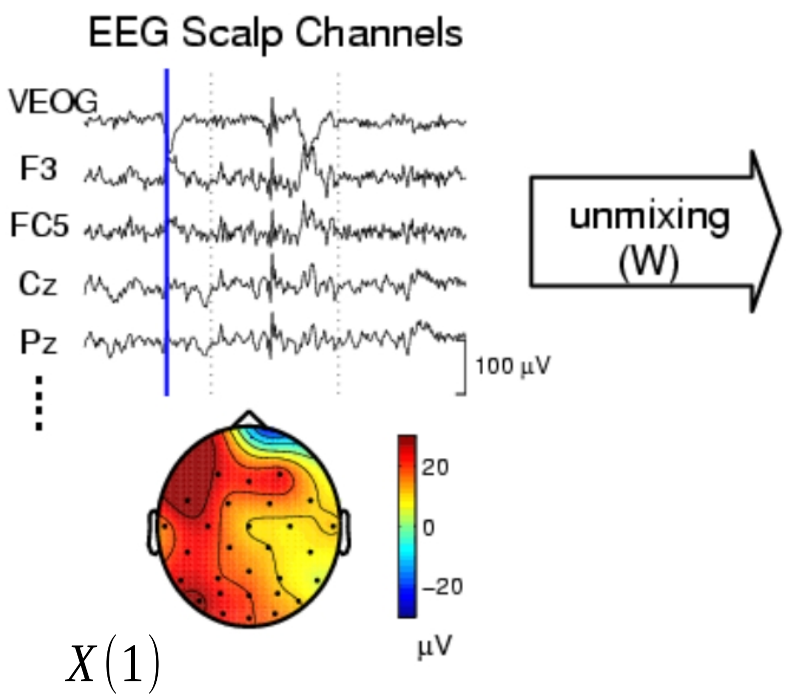
$$Y(n) = \boldsymbol{W} X(n) = \boldsymbol{W} \boldsymbol{A} S(n) = S'(n) \approx S(n)$$

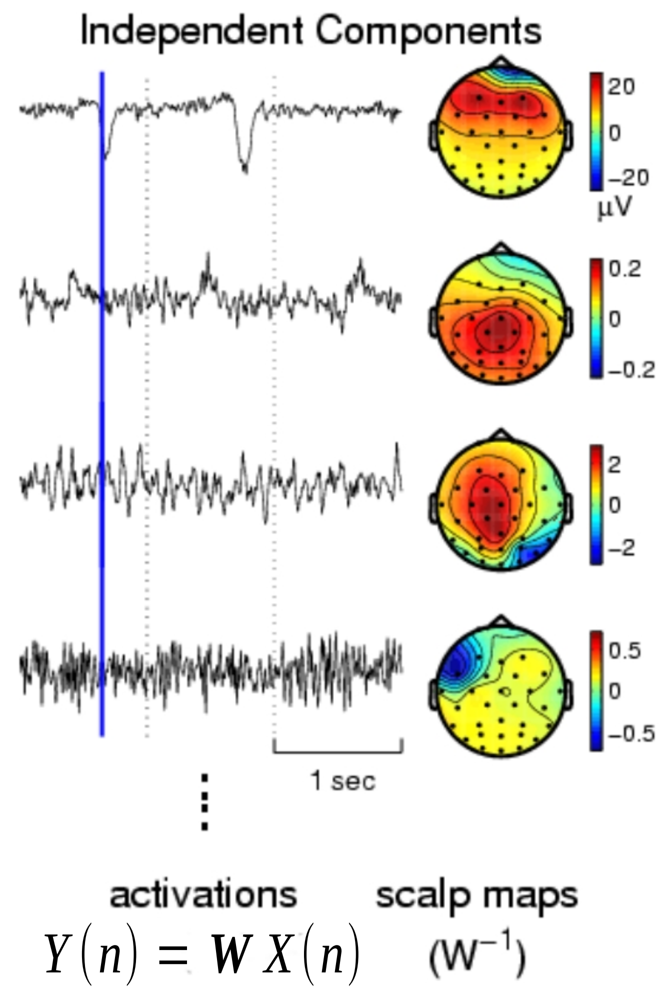
- Po dekompoziciji signalov z uporabo ANK v prostoru komponent izberemo le *P* relevantnih ANK komponent ***Y*** (***W***$^{-1}$ (*N x P*), ***Y*** (*P x M*)) in jih uporabimo za inverzno transformacijo v prostor signalov

$$\widetilde{X}(n) = W^{-1} Y(n)$$

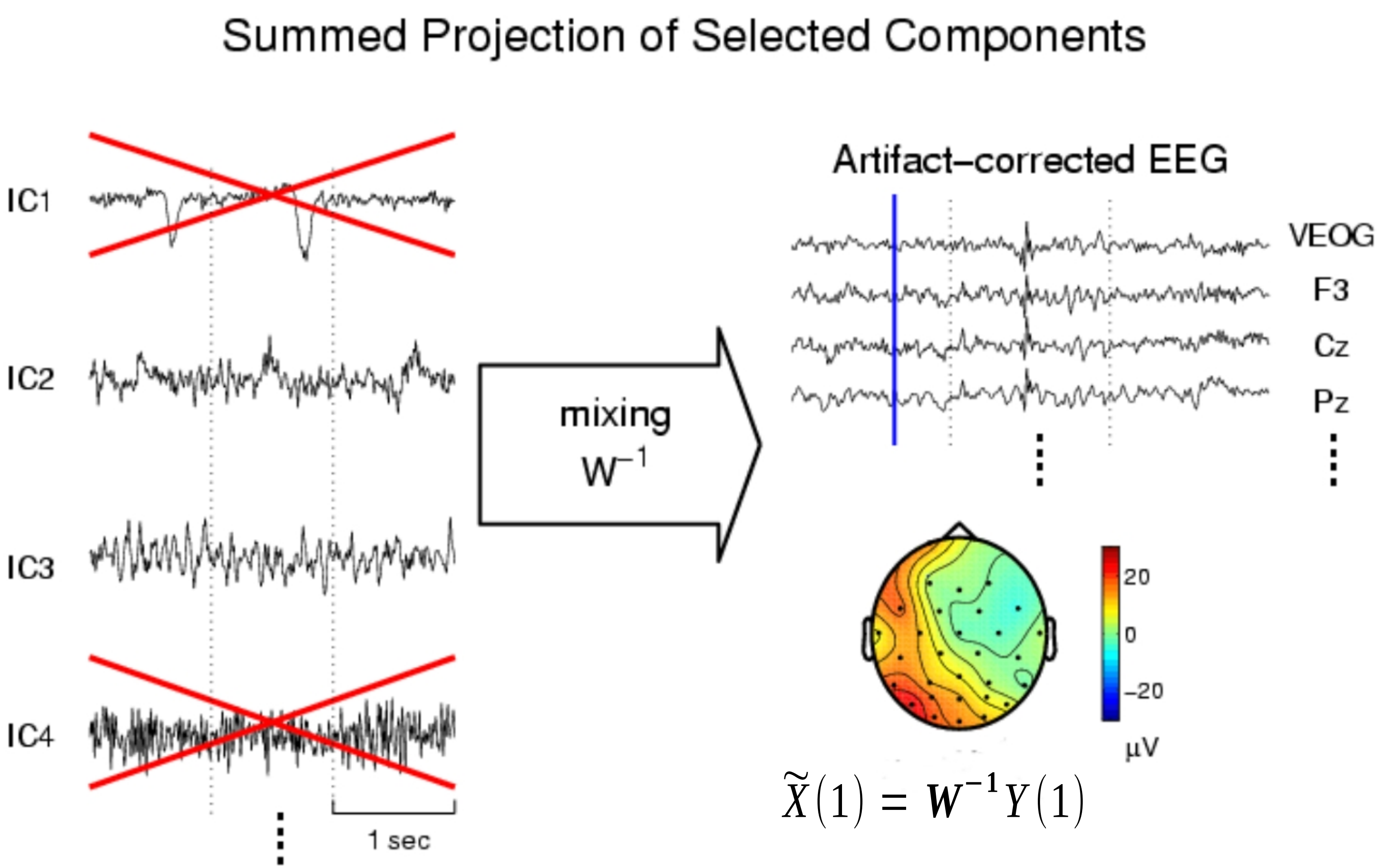
Prostorski filtri

- Kolone v W^{-1} povedo relativno moč projekcije neznanih virov (neodvisnih ANK komponent) pri vsaki elektrodi
- V smislu topografskih distribucij povedo kje ležijo fiziološki viri neznanih virov (lokalizacija, separacija virov)

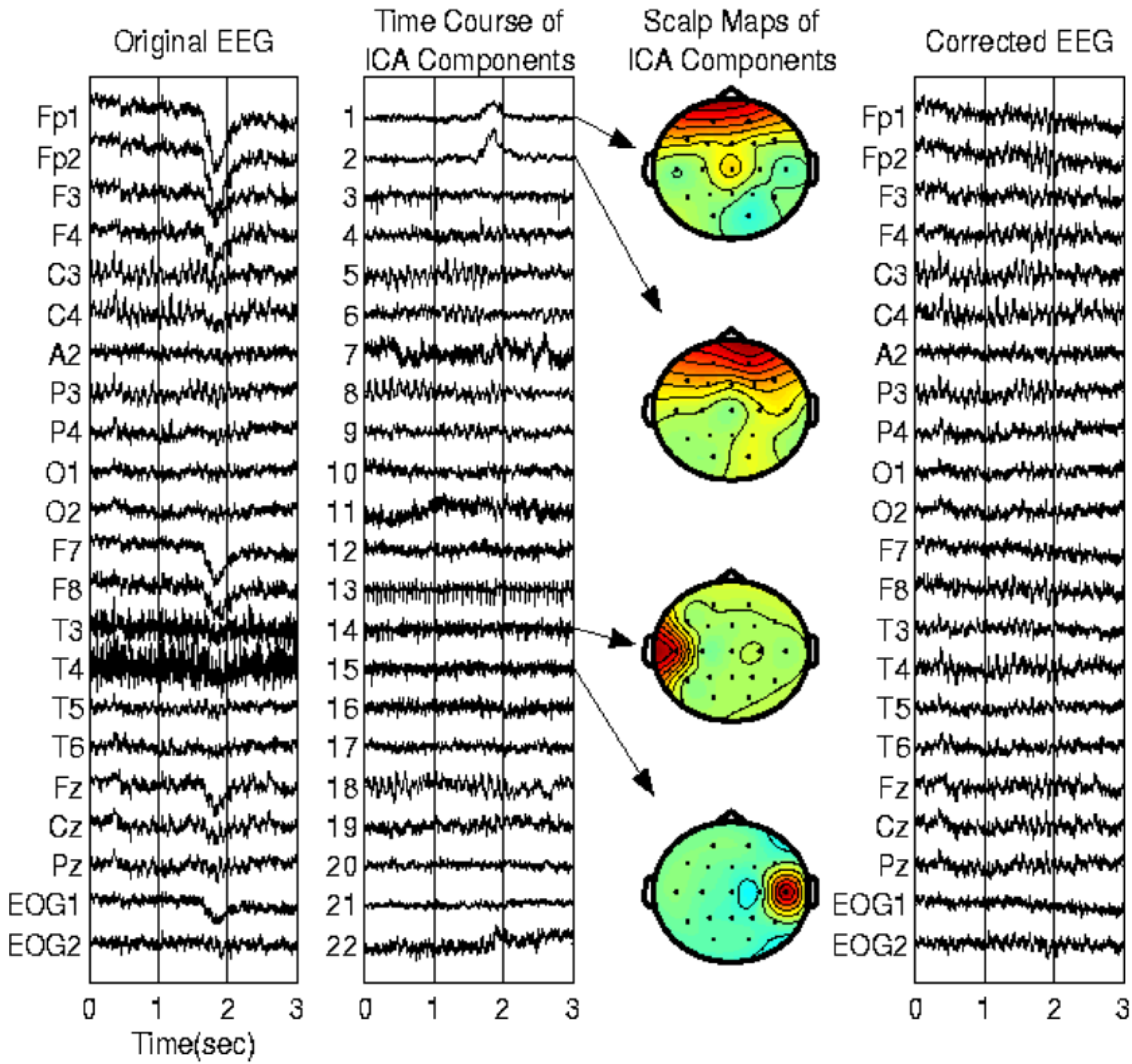




Prostorski filtri

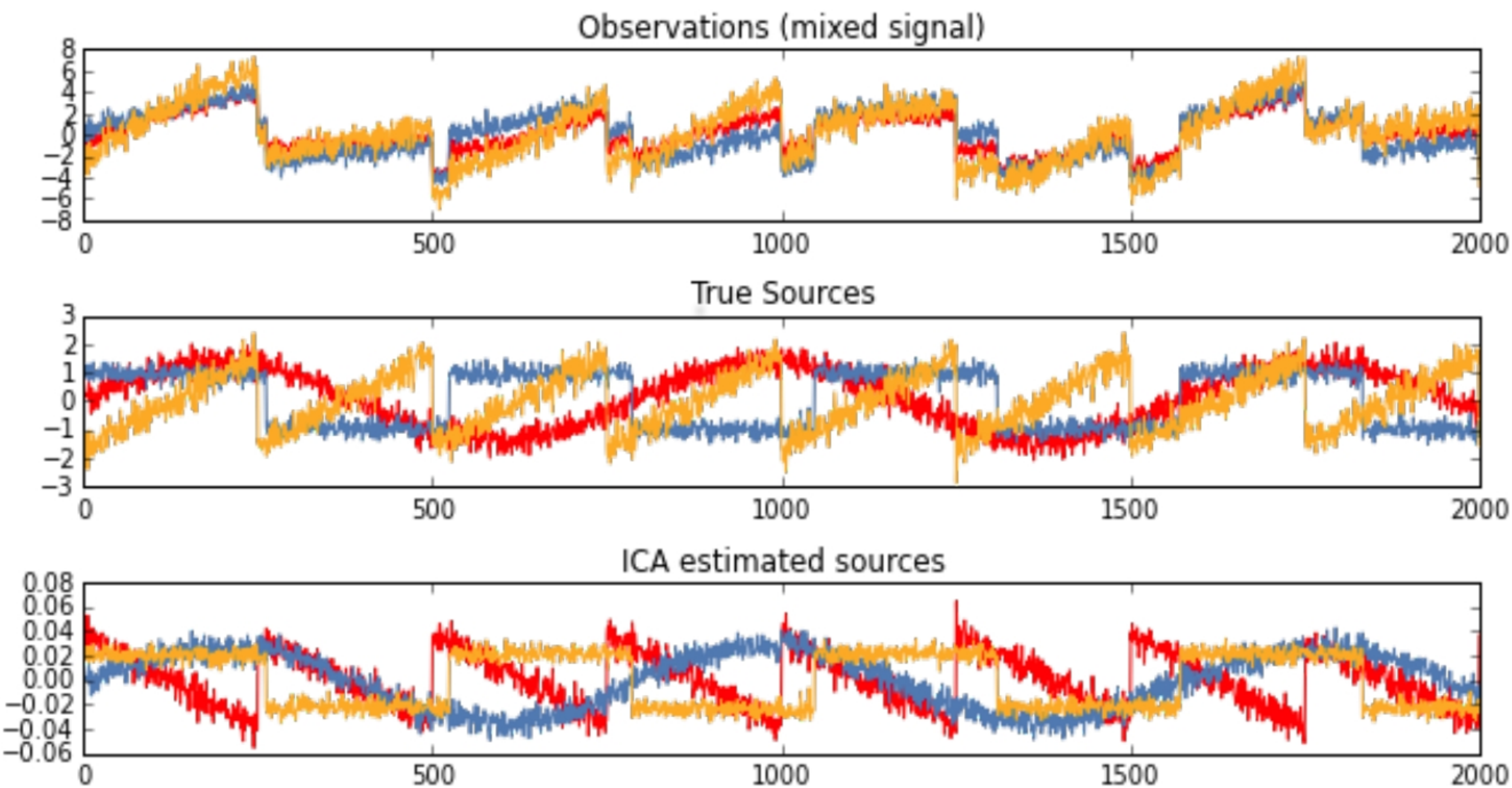


$$\tilde{X}(1) = W^{-1}Y(1)$$


Original EEG
Time Course of ICA Components
Scalp Maps of ICA Components
Corrected EEG
Fp1
Fp2
F3
F4
C3
C4
A2
P3
P4
O1
O2
F7
F8
T3
T4
T5
T6
Fz
Cz
Pz
EOG1
EOG2
1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22
0 1 2 3
Time(sec)

Prostorski filtri

- Varianta: Analiza neodvisnih komponent – ANK, ***(Sintetični primer)***



Prostorski filtri

- $Y(n) = \mathbf{W}\, X(n)$, signali v prostoru komponent
  Varianta: Analiza s Principalnimi Komponentami - APK,
  Principal Component Analysis – PCA, ***(ne)nadzorovana metoda***
  - **Podatkovno vodeni prostorski filtri za vsak subjekt posebaj**

  - ***Metoda APK naredi dekompozicijo signalov v nekorelirane komponente z maksimalno varianco***

  - Če je $\mathbf{X}$ $(N \times M)$, $n = 1, \ldots, M$, večkanalni signal, potem zgradimo matriko $\mathbf{V}$ $(N \times N)$, $\mathbf{V} = [\, V(1), \ldots, V(N) \,]$, v kateri so stolpci $V(i)$ normirani ortogonalni ***lastni vektorji*** kovariančne matrike $\mathbf{C}$ $(N \times N)$, $\mathbf{C} = \mathbf{X}\,\mathbf{X}^T$, ki ustrezajo N različnim lastnim vrednostim, $\lambda_1, \ldots, \lambda_N$, (v padajočem vrstem redu), kovariančne matrike $\mathbf{C}$

Prostorski filtri

- $Y(n) = \mathbf{W}\, X(n)$, signali v prostoru komponent

  Varianta: Analiza s Principalnimi Komponentami - APK,
  Principal Component Analysis – PCA, ***(ne)nadzorovana metoda***

  \- **Podatkovno vodeni prostorski filtri za vsak subjekt posebaj**

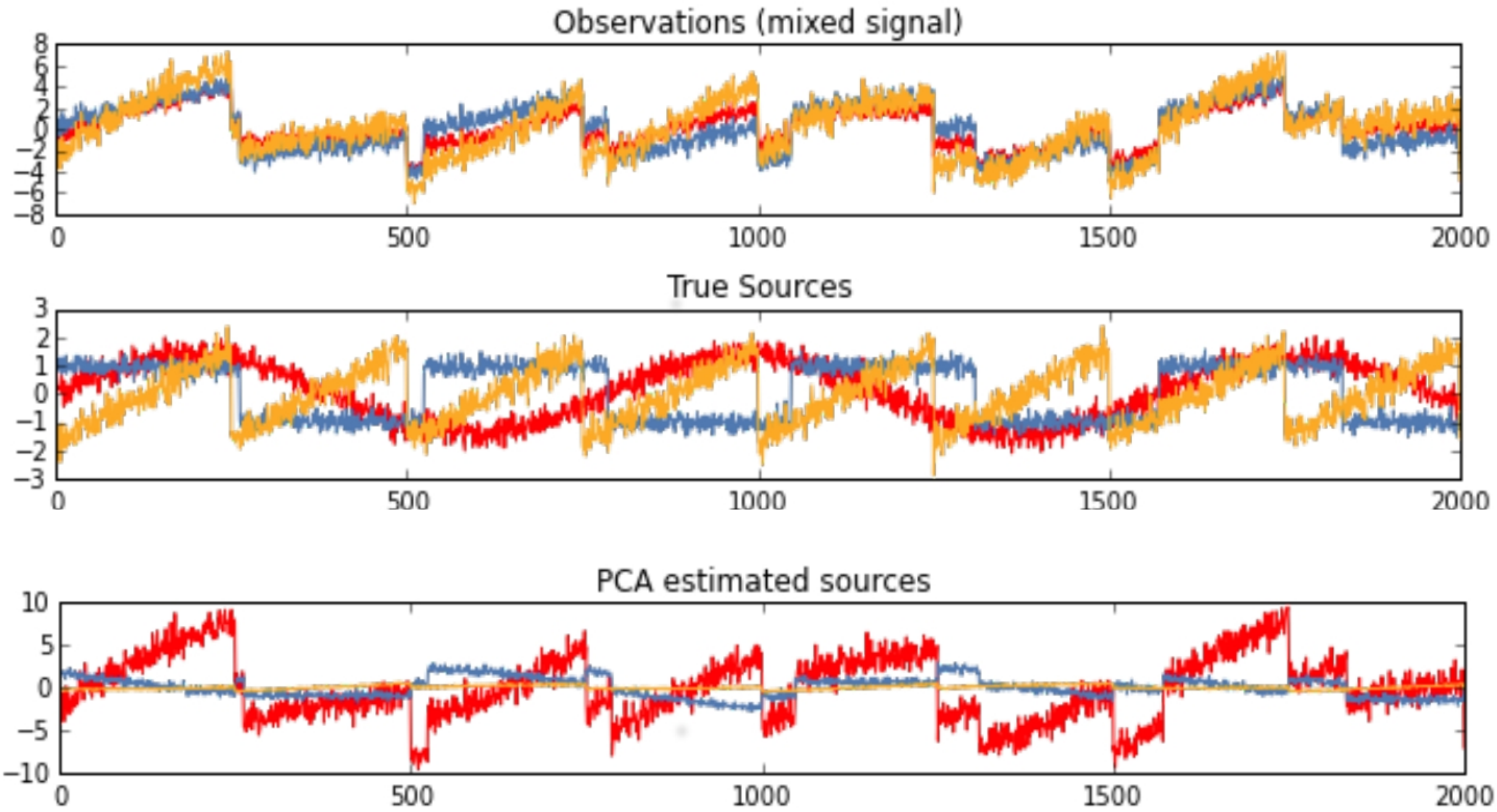
  \- Transformacija APK je potem definirana z ($\mathbf{W} = \mathbf{V}^T$)

$$Y(n) = \mathbf{W}\ X(n)$$

  \- Vrstice v transformiranem izhodnem signalu *Y* so ***nekorelirane*** med sabo
  \- APK maksimizira varianco prve komponente v prostoru komponent
  \- ***Izberemo le prvih P dominantnih kolon v V oziroma prvih P dominantnih vrstic v W*** (komponente z najvišjimi lastnimi vrednostmi odražajo najvišje variance moči možganskih signalov)

Prostorski filtri

- Varianta: Analiza s Principalnimi Komponentami - APK, ***(Sintetični primer)***



Prostorski filtri

- $S(n) = \mathbf{W} X(n)$, signali v prostoru komponent

  Varianta: Skupni Prostorski Vzorci - SPV, Common Spatial Patterns – CSP, ***nadzorovana metoda***

  \- Podatkovno vodeni prostorski filtri za vsak subjekt posebaj

  \- ***SPV najde transformacijo, ki maksimizira varianco signalov enega stanja in simultano minimizira varianco signalov drugega stanja***

  \- Koeficienti v $\mathbf{W}$ maksimizirajo razmerje v variancah dveh različnih stanj (dve različni mentalni nalogi) oziroma v dveh različnih razredih

  \- Če je $\mathbf{X}$ ($N \times M$), $n = 1, \ldots, M$, večkanalni signal, potem vsebuje prva SPV komponenta, prva vrstica v $\mathbf{W X}$, največ variance razreda 1 (in najmanj razreda 2), medtem ko vsebuje zadnja komponenta, zadnja vrstica v $\mathbf{W X}$, najmanj variance razreda 1 (in največ razreda 2)

$$S(n) = \mathbf{W} X(n)$$

Prostorski filtri

- $S(n) = \boldsymbol{W}\, X(n)$, signali v prostoru komponent
  Varianta: Skupni Prostorski Vzorci - SPV, Common Spatial Patterns – CSP
  - SPV uporablja prostorske filtre ***W***, ki ***ekstremizirajo*** (maksimizirajo in minimizirajo) naslednjo funkcijo (Rayleigh-ev količnik):

$$J_{CSP}(\boldsymbol{W}) = \frac{\boldsymbol{W}\,\boldsymbol{X}_1\boldsymbol{X}_1^T\boldsymbol{W}^T}{\boldsymbol{W}\,\boldsymbol{X}_2\boldsymbol{X}_2^T\boldsymbol{W}^T} = \frac{\boldsymbol{W}\,\boldsymbol{C}_1\boldsymbol{W}^T}{\boldsymbol{W}\,\boldsymbol{C}_2\boldsymbol{W}^T} = \frac{var\left(\boldsymbol{W}\,\boldsymbol{X}_1\right)}{var\left(\boldsymbol{W}\,\boldsymbol{X}_2\right)}$$

kjer sta $\boldsymbol{X}_i$ matriki signalov razredov 1 in 2 ter $\boldsymbol{C}_i$ kovariančni matriki signalov razredov 1 in 2 (*v praksi: povprečni kovariančni matriki*),

$\boldsymbol{W}\boldsymbol{X}_i$ je prostorsko filtriran signal razreda i in

$\boldsymbol{W}\boldsymbol{X}_i\boldsymbol{X}_i^T\boldsymbol{W}^T$ je varianca (moč) prostorsko filtriranega signala razreda i

- Ekstremizacijo $J_{CSP}(\boldsymbol{W})$ izvršimo s splošno dekompozicijo lastnih vrednosti (Generalized Eigen Value Decomposition – GEVD) matrik C_i

Prostorski filtri

- *S(n)* = ***W*** *X(n)*, signali v prostoru komponent
  Varianta: Skupni Prostorski Vzorci - SPV, Common Spatial Patterns – CSP

  - ***prostorski filtri W so potem tisti lastni vektorji***, ki ustrezajo najvišjim in najnižjim lastnim vrednostim kovariančnih matrik **C**1 in **C**2 po ekstremizaciji
  - Tipično vzamemo 6 filtrov (tri pare), ki ustrezajo trem najvišjim in trem najnižjim lastnim vrednostim matrik **C**1 in **C**2 ter zgradimo skupno matriko ***W*** (*P* x *N*; *P* = število filtrov, *P* = *6* ali *P* = *4*).
  - Ko so ***filtri*** (***vrstice*** v ***W***) dobljeni, so definirani signali v prostoru komponent ***S*** (*P* x *M*)

$$\boldsymbol{S} = \boldsymbol{W}\,\boldsymbol{X} \qquad S(n) = \boldsymbol{W}\,X(n)$$

Prostorski filtri

- *S(n)* = ***W*** *X(n)*, signali v prostoru komponent (Skupni Prostorski Vzorci - SPV)
  - Filtra 1 in 2: maksimizacija variance razreda 1 (zamišljanje aktivnosti leve roke)
    in minimizacija variance razreda 2 (zamišljanje aktivnosti desne roke)
  - filtra 4 in 3: maksimizacija variance razreda 2 (zamišljanje aktivnosti desne roke)
    in minimizacija variance razreda 1 (zamišljanje aktivnosti leve roke)

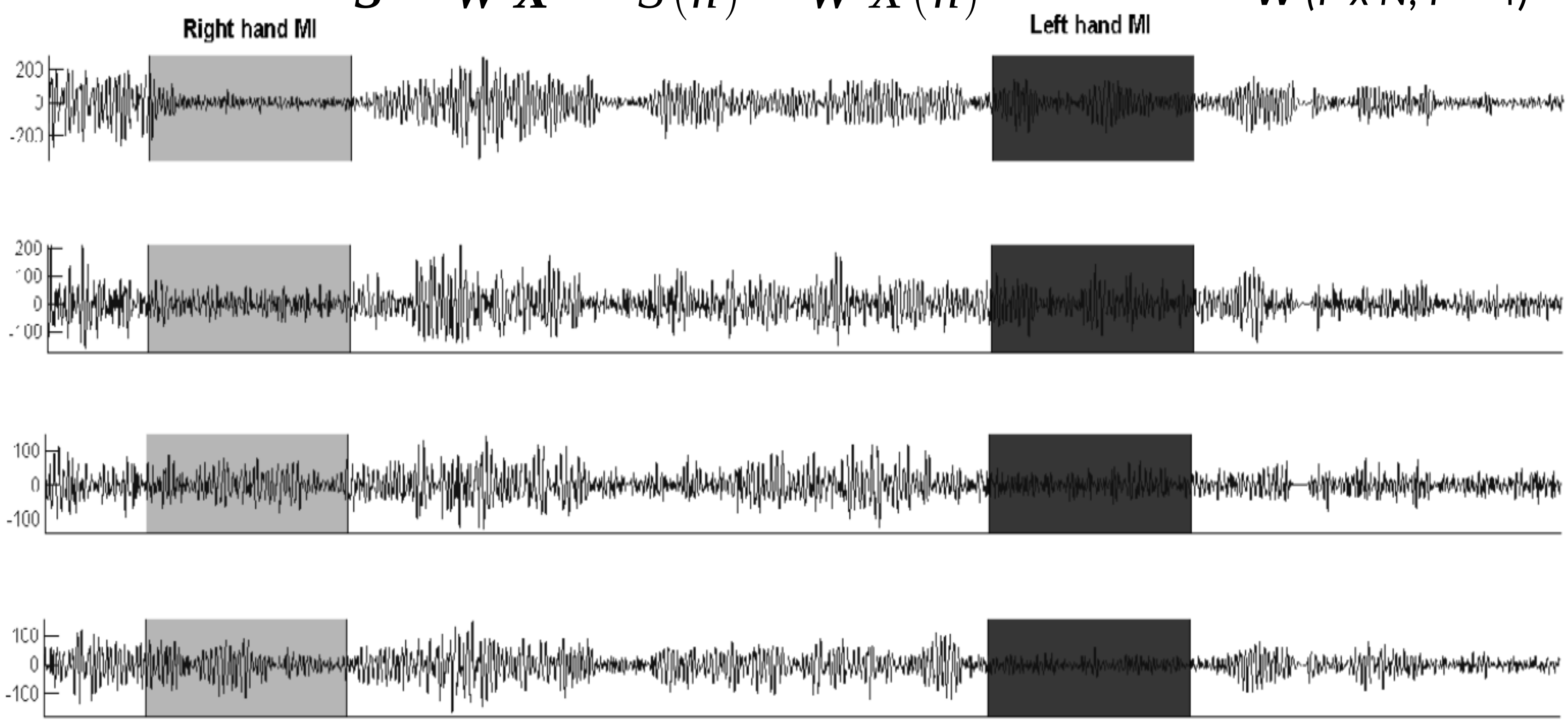
$\boldsymbol{S} = \boldsymbol{W}\,\boldsymbol{X}$ $\quad$ $S(n) = \boldsymbol{W}\,X(n)$ $\quad$ ***W*** (*P* x N, *P* = 4)

$s_1(n)$

$s_2(n)$

$s_3(n)$

$s_4(n)$

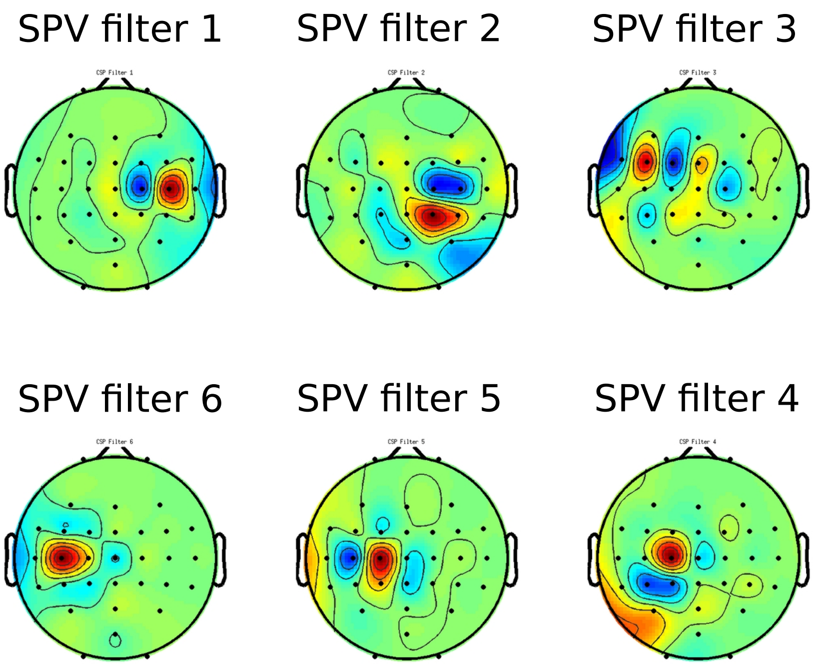


Prostorski filtri

- *S*(*n*) = ***W*** *X*(*n*), Skupni Prostorski Vzorci – SPV
  - Topografske distribucije SPV filtrov (vrstice v ***W***), ***W*** (*P* x *N*, *P* = 6)
  - Koeficienti filtrov razlagajo kateri kanali so pomembni pri izločanju značilnosti virov signalov

Zamišljanje aktivnosti leve strani

Zamišljanje aktivnosti desne strani



W

Prostorski filtri

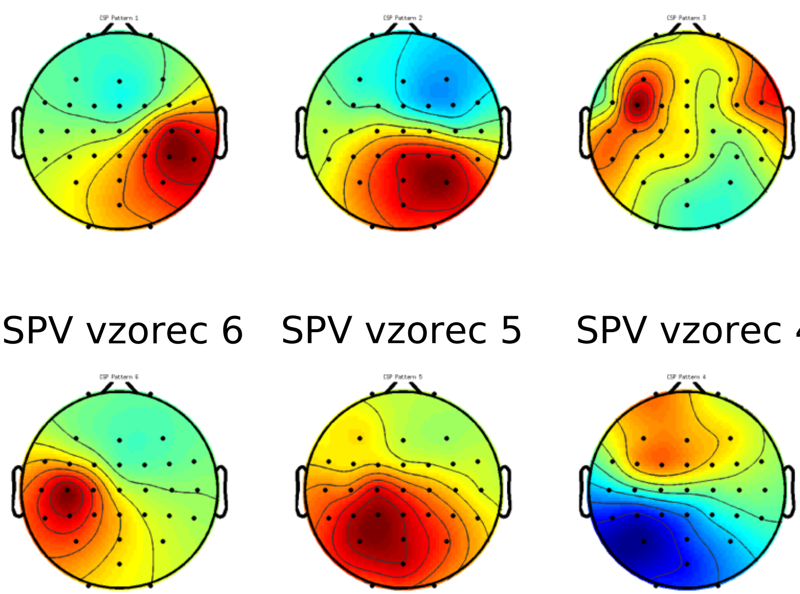
- $S(n) = \boldsymbol{W} X(n)$, Skupni Prostorski Vzorci – SPV $\quad X(n) = W^{-1} S(n) \quad (N \times M)$

  - Topografske distribucije SPV vzorcev (kolone v $\boldsymbol{W}^{-1}$), $\boldsymbol{W}^{-1}$ (N x P, P = 6)

  - Koeficienti SPV vzorcev razlagajo prispevke vzorcev k posameznim kanalom, oziroma razlagajo kateri viri so pomembni (in kje približno so) pri generaciji mešanih signalov ***X***. ***SPV vzorci dajo skupno oceno o distribuciji intenzitet možganskih ritmov med zamišljanjem motoričnih aktivnosti.***

SPV vzorec 1 SPV vzorec 2 SPV vzorec 3

Zamišljanje aktivnosti leve strani



$\boldsymbol{W}^{-1}$

SPV vzorec 6 SPV vzorec 5 SPV vzorec 4

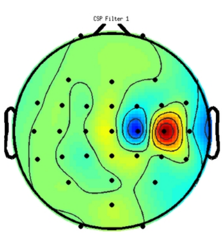
Zamišljanje aktivnosti desne strani

Prostorski filtri

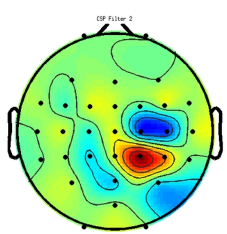
- Prostorski filtri, *S(n)* = ***W*** *X(n)*, so inverzne operacije.

$$S(n) = W\,X(n) \qquad\qquad X(n) = W^{-1}S(n)$$

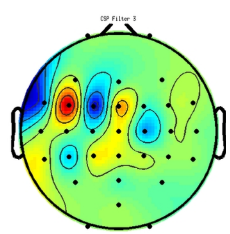
SPV filter 1



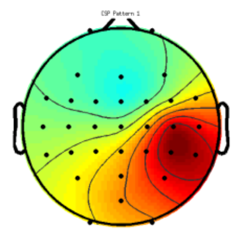
SPV filter 2



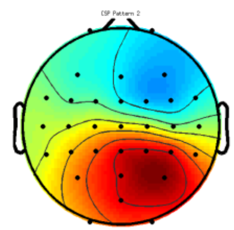
SPV filter 3



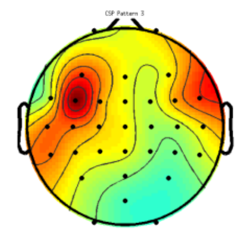
SPV vzorec 1



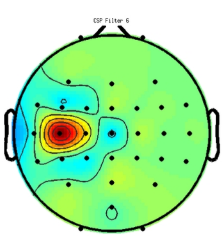
SPV vzorec 2



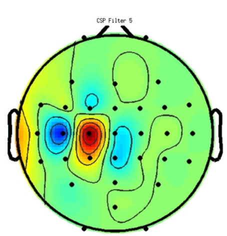
SPV vzorec 3



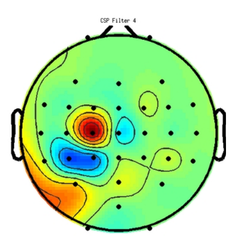
SPV filter 6



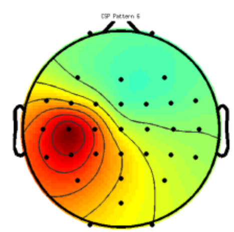
SPV filter 5



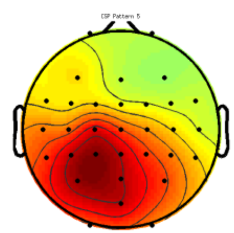
SPV filter 4



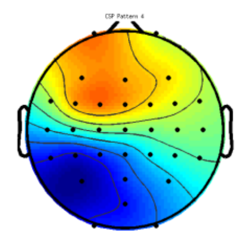
SPV vzorec 6



SPV vzorec 5



SPV vzorec 4



Prostorske značilke

$\boldsymbol{W}$ $(P \times N,\ P = 4)$

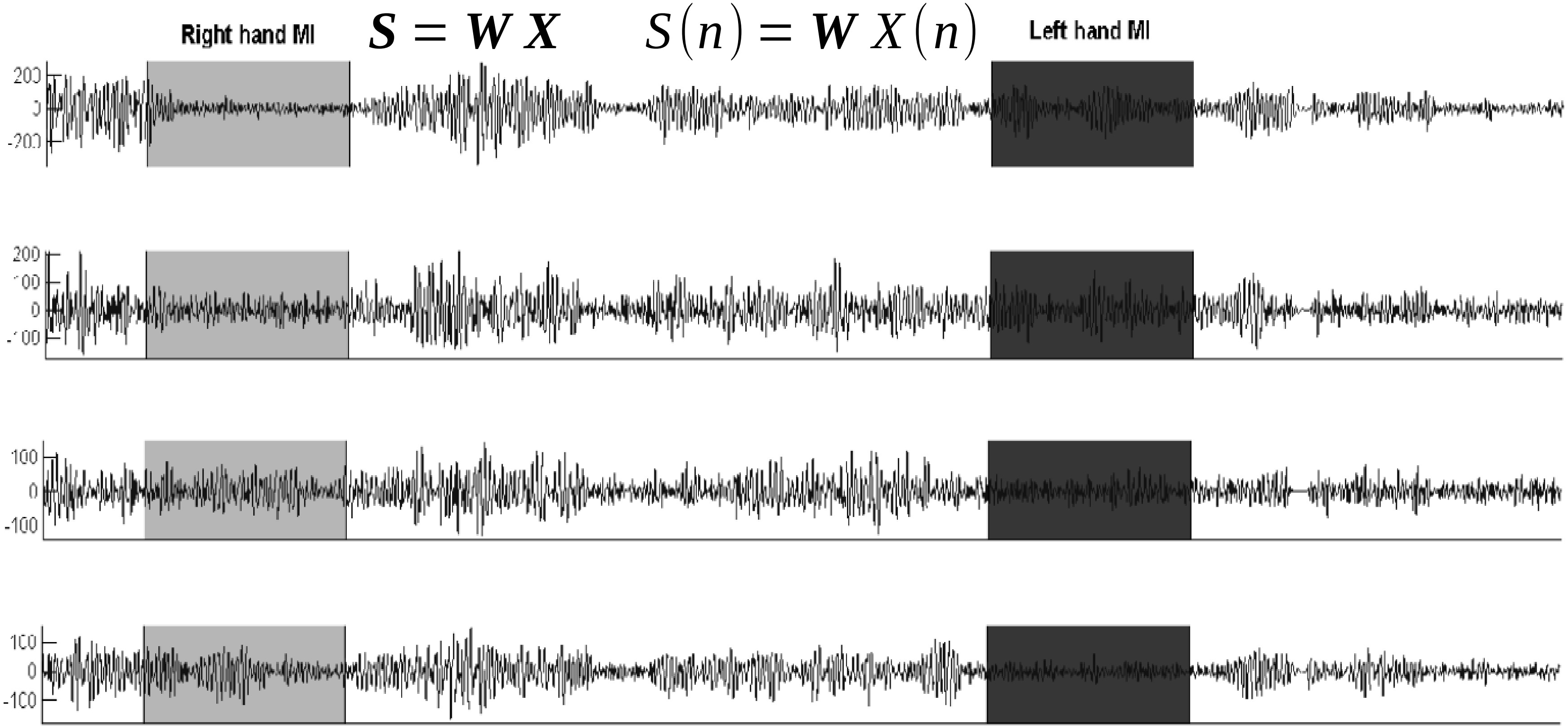
$$\boldsymbol{S} = \boldsymbol{W}\,\boldsymbol{X} \qquad S(n) = \boldsymbol{W}\,X(n)$$

$s_1(n)$

$s_2(n)$

$s_3(n)$

$s_4(n)$



- SPV značilke *f(n)* (znotraj danega okna, ali drsečega okna !) so potem dane z:

$$\boldsymbol{f} = var(\boldsymbol{W}\,\boldsymbol{X}) \qquad f(n) = Var(\boldsymbol{W}\,\boldsymbol{X}) \ \text{ ali } \ f(n) = \log(Var(\boldsymbol{W}\,\boldsymbol{X}))$$

Tipične arhitekture VMR