

Studiu asupra puterii discriminative a task-urilor mentale

Dan Marius Dobrea, Monica-Claudia Dobrea

Abstract. Prezentul studiu a fost întreprins ca parte a unui proiect mult mai complex, al cărui scop final constă în proiectarea și implementarea unui sistem autonom, cu auto-organizare și comandat mental de către un utilizator. În cadrul studiului s-a folosit metoda cea mai larg utilizată în proiectarea interfețelor om-calculator non-invasive, și anume semnalele electroencefalografice (EEG) achiziționate în timpul realizării unor task-uri mentale impuse. Se știe că, pentru a comandat mental, în timp real, un sistem/echipament, componenta de tip BCI necesită la intrare task-uri mentale cât mai discriminative. Lucrarea de față realizează o analiză extensivă a unui set de 12 task-uri mentale cu scopul de a determina care sunt cele mai discriminative 4 task-uri capabile să ofere sistemului nostru performanțe maxime de clasificare. Metodele de procesare și de clasificare abordate de noi sunt clasice¹, fiind bazate pe un model autoregresiv și, respectiv, pe un clasificator Bayesian.

1. Introducere

Studiul de față a fost întreprins ca parte a unui proiect mult mai complex, al cărui scop final este de a proiecta și implementa un sistem autonom, cu auto-organizare și comandat mental de către un utilizator. Caracteristica de lucru în timp real pe care ne-am propus-o pentru sistemul pe care-l dezvoltăm – în afara dezideratului privind calitatea deciziilor componentei BCI – a impus luarea în considerare, încă de la început, a atingerii și a următoarelor obiective:

- (i) vectorii de trăsături utilizați, ca și canalele EEG utilizate – să fie cât mai reprezentative pentru task-urile analizate;
- (ii) metodele utilizate în extragerea vectorilor de trăsături – să fie cât mai puțin consumatoare de timp;
- (iii) task-urile mentale selectate – să fie cât mai discriminative.

În cele ce urmează, dintre obiectivele enumerate mai sus abordăm doar problema găsirii acelor task-uri cognitive - dintr-un set de 12 task-uri propuse - care conduc la cele mai discriminative pattern-uri ale activității EEG.

Până în prezent, imaginarea actelor motorii – definită ca simularea mentală a mișcărilor [1] – a fost task-ul mental cel mai utilizat în aplicațiile BCI bazate pe task-uri cognitive [2], [3], [4], [5], [6], [7]. Cu toate acestea, alături de această categorie de task-uri există și task-uri imaginate non-motorii [8], [9] ce sunt, de asemenea, utilizate în implementarea sistemelor BCI.

În prezent, aplicațiile ce implică discriminarea de task-uri mentale folosesc numeroase și foarte variate paradigme și setări experimentale. Astfel, spre exemplu, în timp ce majoritatea acestor aplicații folosesc în analiză un semnal de referință (în general, semnale ce corespund task-ului de relaxare, cu ochii închiși sau deschiși) [10], [11] sau seturi de task-uri fie numai motorii [2], [4], [12], fie numai non-motorii [13], [14], [15], doar o mică parte dintre aceste aplicații analizează un set combinat de task-uri imaginate motorii și non-motorii [15], [16], [17], [18], [19]. De asemenea, în timp ce majoritatea lucrărilor studiază perechi de task-uri mentale [2], [13], [15], [20], [21], [22], doar o mică parte dintre cercetările raportate în literatură analizează seturi formate din mai mult de două astfel de task-uri – respectiv, trei task-uri [17], [18], [21], [23], patru task-uri [21], [24], [25] sau chiar cinci task-uri [19], [26]. În plus, numărul și poziționarea electrozilor de achiziție a semnalului EEG diferă de la un studiu la altul; însă, mai mult decât toate acestea, tehnicile de procesare și metodele de cercetare sunt cele care variază cel mai mult în cadrul lucrărilor de cercetare.

Din această perspectivă, întrebarea cât de discriminative sunt task-urile mentale este una destul de dificilă ținând cont de faptul că, în majoritatea cazurilor, accentul este unul pus mai ales pe performanțele metodelor utilizate și mai puțin pe căutarea task-urilor adecvate pentru implementarea unui sistem BCI particular, așa cum întâlnim, de exemplu, în [9], [27], [28]. Astfel, pentru același set de task-uri cognitive, propuse de Keirn și Aunon [20], în diferite lucrări întâlnim performanțe diferite de clasificare, funcție și de metodele de procesare folosite (noi sau doar variante îmbunătățite ale unor metode cunoscute) [11], [20], [26]. Cu toate acestea, indiferent cât de performante sunt aceste metode, ele nu pot conduce la rezultate excelente dacă task-urile mentale utilizate nu dau naștere, în mod fundamental, la pattern-uri EEG de activare, cât mai distincte. Din acest punct de vedere, problema găsirii celor mai discriminative task-uri – apare ca fiind una chiar mai importantă decât metodele de procesare în sine.

În general, în domeniul BCI, alegerea unui set particular sau altul de task-uri cognitive se face având în minte presupusa existență a unor pattern-uri EEG de activare diferite, generate de task-urile folosite. Astfel, spre exemplu,

¹ Metoda AR și clasificatorul Bayes – folosite în selecția task-urilor specifice subiectului –, și metoda AR și clasificatorul de tip MLP – utilizate pentru a compara rezultatele obținute cu cele similare raportate în literatură.

specializarea emisferică este una dintre criteriile cel mai larg exploatate în faza preliminară de selecție a task-urilor. În acest sens, în ultimele decenii, câteva studii psiho-fiziologice și de imagistică a creierului au pus în evidență și/sau confirmat un număr de rezultate importante, cum ar fi:

- (a) emisfera cerebrală dreaptă (ED) este implicată într-o măsură mai mare decât cea stângă în performanța task-urilor spațiale și muzicale, în timp ce fluența verbală [29], [30], [31] și task-urile matematice implică, în principal, emisfera stângă (ES) [32];
- (b) task-urile motorii activează asimetric emisferile cerebrale într-o măsură mai mare decât task-urile non-motorii;
- (c) există asimetrii în procesarea stărilor emoționale pozitive și negative atât la copii, cât și la adulți; mai precis, emisfera dreaptă anterioară este specializată pentru comportamente punitive și trăiri negative, în timp ce emisfera anterioară stângă este specializată pentru comportamente recompensatorii și trăiri pozitive [33], [34];
- (d) există asimetrii emisferice ale lobului temporal în task-urile ce țin de regăsirea unui cuvânt dintr-o anumită categorie (de exemplu, ES este activată mai mult în găsirea cuvintelor care desemnează animale și a celor care încep cu o anumită literă, în timp ce ED este activată mai mult în găsirea cuvintelor ce desemnează instrumente și a celor care se referă la anumite atribute vizuale) [35] etc.

Alte exemple de caracteristici specifice unui anumit task, raportate în literatură și exploatate în parte și în sistemele BCI bazate pe semnalul EEG, sunt și următoarele:

- (a) diferite componente ale calculului mental (de exemplu, task-uri ce implică înțelegerea numerelor, recunoașterea simbolurilor matematice, procesul de calcul matematic și componenta spațială) [14] sau diferite componente ale task-urilor motorii imaginate (cum ar fi imaginarea unui task motor kinestezic versus imaginarea unui task motor vizual) [36] sugerează participarea unor rețele corticale diferite – aspect reflectat în diferențe semnificative ale activării diverselor arii corticale;
- (b) două task-uri de fluență verbală (și care nu implică exteriorizare verbală sau motorie) – generarea cuvintelor care încep cu o anumită fonemă și, respectiv, generarea cuvintelor care au o anumită semantică lexicală – activează două sisteme din cortex care sunt disociabile, chiar dacă se suprapun parțial; acest caz reprezintă, totodată, un exemplu foarte bun al heterogenității funcționale existente în girusul frontal inferior, stâng (aria lui Broca) [37], [38] etc.

Cu toate acestea, relațiile menționate anterior nu sunt întotdeauna atât de predictibile, fapt datorat probabil specificităților legate de individ ale substraturilor neuronale, diferențelor ce țin de abilitățile personale, gradul de lateralitate, de vigilență a fiecărui subiect [10] și, nu în cele din urmă, datorat interpretării personale dată de fiecare individ în parte task-ului executat [36]. Câteva exemple în acest sens sunt și următoarele: (a) în [33] autorii au raportat diferențe individuale în asimetria frontală înregistrată ca răspuns la stimuli emoționali pozitivi și negativi, (b) în [29], [31] rezultatele obținute au confirmat existența unei dominante ES considerabile în task-urile verbale, însă nu au putut confirma și consistența unei dominante ED în task-urile de vizualizare spațială și de rotire mentală a unui obiect 3D – așa cum au fost ele raportate anterior în alte studii ș.a.m.d. Chiar și atunci când vorbim de task-urile motorii imaginate, nu toate rezultatele obținute concordă cu evidența larg acceptată și, de altfel, bine documentată, conform căreia imaginarea mentală a acțiunilor motorii poate produce, în ariile motorii și senzoriale primare, pattern-uri EEG reproductibile și foarte stabile în timp (vorbim aici, de exemplu, de mica variabilitate intra-subiect) [39]. Astfel de pattern-uri, care fac în prezent obiectul unor controverse, sunt desincronizarea ritmului mu (8–12 Hz) și a ritmului beta central (13–28 Hz), așa cum apar ele în cazul planificării și executării mișcărilor reale. Rezultatele obținute pentru o parte din subiecții investigați nu numai că nu au confirmat așteptatele schimbări ale semnalului EEG legate de task-ul imaginat [12] dar, în plus, ele au evidențiat și marea variabilitate care există între subiecți din acest punct de vedere [40].

Luând în considerare toate punctele divergente menționate mai sus, precum și ideea intuitivă că setul de task-uri mentale cele mai discriminative ar putea fi specific fiecărui subiect în parte [11], [19], supunem în continuare spre analiză un set mixt de 12 task-uri mentale (motorii și non-motorii) pentru a afla: care dintre acestea sunt cele mai discriminative 4 task-uri și dacă acestea variază sau nu de la un subiect la altul. Cele 12 task-urile propuse au fost selectate având în vedere particularitățile lor raportate de alți autori și reflectate în semnalul EEG (de exemplu, task-urile non-motorii propuse de Keirn și Aunon, task-uri motorii imaginate [20], task-uri de fluență verbală [31], [37], [41]).

Metodologia de procesare a semnalului utilizată în faza de selecție a task-urilor a inclus modelarea autoregresivă (AR) și clasificatorul Bayes. Într-o a doua etapă, în care am comparat și discutat rezultatele obținute de noi cu rezultatele similare raportate în literatură, clasificatorul utilizat a fost de tip perceptron multistrat.

2. Protocolul experimental

La acest studiu au participat patru subiecți declarați sănătoși, dreptaci și cu vârsta între 22 și 35 de ani. Acestora li s-au înregistrat semnalele EEG în timpul executării a 12 task-uri mentale imaginate, diferite (4 task-uri motorii și 8 non-motorii). Subiecții au fost instruiți să nu verbalizeze sau vocalizeze și nici să facă vreo mișcare efectivă, reală în timpul acestor task-uri imaginate la nivel mental. Sistemul utilizat în achiziția datelor a fost un sistem MindSet 24.

Subiecții au fost așezați pe un scaun, într-o încăpere lipsită complet de zgomot și lumină. Achiziția semnalelor EEG s-a realizat cu ajutorul a 19 electrozi activi și a 2 electrozi de referință plasați la nivelul lobilor urechilor, A1 și A2. Datele astfel achiziționate au fost filtrate cu un filtru trece bandă între 1.4 Hz și 35 Hz (-3 dB) și au fost eșantionate la 256 Hz. Înaintea fiecărei sesiuni de înregistrări, sistemul a fost calibrat folosind un anumit voltaj. Semnalele EEG au fost înregistrate timp de 20 s în timpul executării fiecărui task și fiecare task a fost repetat de 4 ori. Task-urile successive au fost separate printr-o perioadă de repaus de 30 s.

Cele 12 task-uri cognitive realizate de subiecți au fost după cum urmează:

- (1) *Task de numărare* (num): subiecților li s-a cerut să își imagineze mental o operație de numărare în ordine descrescătoare, pornind de la un număr aleator specificat înaintea începerii înregistrării.
- (2) *Task de mișcare a degetelor mâinii stângi* (degetS): subiecții au fost instruiți să își imagineze mental cum își deschid și închid alternativ degetele mâinii stângi, fără realizarea efectivă a mișcării.
- (3) *Task de mișcare a degetelor mâinii drepte* (degetD): subiecții au fost instruiți să își imagineze mental cum își deschid și închid alternativ degetele mâinii drepte, fără realizarea efectivă a mișcării.
- (4) *Task de mișcare a brațului stâng* (brațS): subiecților li s-a cerut să își imagineze cum își ridică și coboară lent brațul stâng, fără realizarea fizică, efectivă a mișcării.
- (5) *Task de mișcare a brațului drept* (brațD): subiecților li s-a cerut să își imagineze cum își ridică și coboară lent brațul drept, fără realizarea fizică, efectivă a mișcării.
- (6) *Task de compunere mentală a unei scrisori* (scrisoare): subiecții au fost instruiți să compună mental o scrisoare către un prieten sau o rudă; în plus, mesajul scrisorii trebuia să aibă o încărcătură emoțională pozitivă.
- (7) *Task aritmetic, de adunare* (adun): înaintea fiecărei înregistrări, subiecților li s-a precizat un număr întreg aleator și li s-a cerut să adune acest număr cu succesul său; apoi, rezultatul astfel obținut să-l adune, mai departe, cu succesul său ș.a.m.d.
- (8) *Task de relaxare* (relax): subiecților li s-a cerut să se relaxeze cât mai mult posibil și să încerce să nu se gândească la nimic particular.
- (9) *Task de rotire a unui obiect 3D* (rotire): subiecții au fost instruiți să privească o cană timp de 30 s înainte de începerea înregistrării; cana a fost apoi înlăturată iar subiecților li s-a cerut să vizualizeze mental obiectul rotit, în mod aleator, în jurul axelor sale.
- (10) *Task de generare de cuvinte* (cuvinte): subiecților li s-a cerut să găsească mental cât mai multe cuvinte începând cu o anumită literă specificată înainte de înregistrarea propriu-zisă.
- (11) *Task de generare de nume* (nume): subiecților li s-a cerut să găsească mental cât mai multe nume începând cu o anumită literă specificată înainte de înregistrarea propriu-zisă.
- (12) *Task de recitare mentală a unei poezii* (poezie): subiecților li s-a cerut să recite mental (fără vocalizare) a unei poezii cunoscute.

Rezultatele clasificării au fost obținute pe semnalele EEG originale, care nu au fost pre-procesate în vederea eliminării artefactelor.

3. Procesarea și analiza datelor

Metodele de procesare și analiză a datelor EEG utilizate în acest studiu au drept scop determinarea celor mai adecvate task-uri pentru clasificare, respectiv găsirea acelor task-uri care conțin, cu cea mai mare probabilitate, informații discriminante. Folosirea, pe mai departe a acestei informații, într-un sistem BCI, ar trebui să conducă, teoretic, la performanțe de clasificare net superioare fără vreo îmbunătățire operată, în prealabil, în sfera algoritmilor de procesare și/sau clasificare a sistemului.

3.1. Modelul AR al semnalului EEG

Un model parametric AR standard al semnalului EEG a fost utilizat pentru a obține vectorii de trăsături folosiți la intrarea sistemului de clasificare. Parametrii AR au fost estimați cu ajutorul metodei Yule-Walker [42]. Pentru fiecare fereastră alunecătoare de 0.25 s (64 de eșantioane) s-a obținut modelul autoregresiv de ordin 6 corespunzător; ferestrele alunecătoare au fost suprapuse pe o durată de 0.125 s (32 de eșantioane).

Din cele 19 canale de înregistrare, doar 6 au fost folosite în cele ce urmează, respectiv, canalele C3, C4, P3, P4, O1 și O2. Pentru fiecare canal de înregistrare și fereastră alunecătoare s-au obținut vectori de trăsături de 36 de elemente. Alegerea ordinului 6 pentru modelul AR s-a făcut ținând cont de criteriul furnizat de funcția de autocorelație ce a fost aplicată pe câteva secțiuni ale semnalului EEG. Conform acestui criteriu, ordinul modelului AR a fost ales ca fiind egal cu lag-ul maxim pentru care valoarea calculată a funcției de autocorelație a fost una semnificativ diferită de zero.

3.2. Clasificatorul Bayes

Clasificatorul Bayesian reprezintă o metodă probabilistică bine cunoscută în domeniul clasificării datelor. În cazul nostru parametrii estimați ai modelului AR reprezintă variabilele aleatoare folosite de către clasificator.

Folosindu-se de procesul de inferență statistică, metoda de învățare Bayes-iană găsește probabilitatea posterioară, $P(C_i|x)$, pentru fiecare clasă C_i și pentru un vector de trăsături specific, x , pe care dorim să-l clasificăm. Aplicând teorema lui Bayes, probabilitatea posterioară se determină funcție de probabilitatea *a priori*, $P(C_i)$, și de funcția de verosimilitate, $p(C_i|x)$:

$$P(C_i|x) = \frac{p(x|C_i) \cdot P(C_i)}{P(x)} . \quad (1)$$

Un sistem de clasificare optim, așa cum este cazul clasificatorului Bayesian utilizat în acest studiu, atribuie un vector de trăsături necunoscut, x , unei clase C_i dacă și numai dacă:

$$P(C_i|x) = \max_k \{P(C_k|x)\} . \quad (2)$$

În cazul de față, variabila k , denotând indexul clasei, ia doar una din cele două valori $\{1, 2\}$. În relațiile (1) și (2), densitatea de probabilitate, $p(C_i|x)$, pentru cazul multivariat am modelat-o folosind un process Gaussian, $N(\mu, \Sigma)$:

$$p(x|C_i) \equiv N(\mu_i, \Sigma_i) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1}(x - \mu_i)\right) . \quad (3)$$

În relația (3), d reprezintă dimensiunea vectorilor de trăsături iar Σ_i and μ_i reprezintă matricea de covarianță și, respectiv, vectorul mediu pentru clasa i . Matricile de covarianță și vectorii medii ai claselor au fost estimați folosind datele din setul de antrenare (acesta reprezintă 80% din întregul set de date). Vectorii medii au fost estimați cu formula:

$$\mu_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} x_i^j . \quad (4)$$

În relația (4), N_i este numărul de eșantioane de antrenare aparținând clasei i iar x_{ij} este eșantionul j aparținând clasei i . Matricile de covarianță au fost și ele estimate cu formula:

$$\Sigma_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} (x_i^j - \mu_i)(x_i^j - \mu_i)^T . \quad (5)$$

Regula de clasificare, dată de ecuația (2), a fost în final implementată prin substituirea funcției de verosimilitate cu modelul dat de relația (3) și a matricilor de covarianță, respectiv, a vectorilor medii cu estimările lor date de ecuația (4) și, respectiv, de ecuația (5). Reamintim aici faptul că regula lui Bayes a fost aplicată doar în faza de selecție a celor mai discriminative 4 task-uri mentale.

Într-un al doilea pas al analizei, performanțele obținute de noi (folosind seturile de task-uri selectate ca mai sus) au fost comparate cu rezultatele similare raportate în literatură. Clasificatorul utilizat în această a doua etapă a analizei a constat într-o rețea neuronală artificială de tip perceptron multistrat (MLP), antrenată cu algoritmul backpropagation. Această alegere pentru clasificator a fost una justificată de performanțele bune și de larga utilizare pe care o cunosc rețelele neuronale în aplicațiile BCI [11], [13], [22].

Structura clasificatorului de tip MLP a constat în următoarele: (a) un strat de intrare cu 36 de elemente de procesare (EP), corespunzând celor 36 de elemente componente ale vectorilor de trăsături, (b) un strat ascuns cu 35 EP având funcții de activare de tip *tanh* și (c) un strat de ieșire format din 4 EP, corespunzând celor patru task-uri cognitive (sau clase); în acest ultim caz funcțiile de activare au fost de tip sigmoidal.

Rezultate

Rezultatele clasificării, obținute pentru toți cei patru subiecți, sunt cele prezentate în **Tabelul 1**. Acest tabel este o reprezentare compactă a matricilor de confuzie obținute pe seturile de cross-validare (restul de 20% din întreg setul de date), pentru toate cele 66 de perechi de task-uri ce pot fi obținute din cele 12 task-uri cognitive propuse.

Pentru a înțelege acest tabel luăm în discuție exemplul matricei de confuzie a perechii de task-uri (*poezie, rotire*), prezentată în Tabelul 2, a cărei informație de pe diagonală principală poate fi citită, de asemenea, din Tabelul 1, de la nivelul intersecției liniei *poezie* cu coloana *rotire* și, respectiv, a liniei *rotire* cu coloana *poezie*. Cu toate acestea trebuie să fim atenți la semnificația informației citite din reprezentarea compactă redată în Tabelul 1. Mai precis, valoarea citită din punctul de intersecție (*poezie, rotire*) corespunde ratei de clasificare corecte a clasei *poezie*, obținută în cadrul cadru problemei de clasificare (*poezie* versus *rotire*). În plus, valoarea citită din punctul de intersecție (*rotire, poezie*) corespunde ratei de clasificare corecte a clasei *rotire*, obținută în cadrul cadru aceleiași probleme de clasificare a datelor în două clase.

Tabel 1. Performanțele de clasificare obținute pentru întreaga bază de date, toți subiecții și pentru toate perechile de task-uri.

	num	degetS	degetD	brațS	brațD	scrisoare	adun	relax	rotire	Cuvinte	nume	poezie
num	•	84.9	87.74	69.37	78.33	66.46	70.49	55.98	71.31	78.07	79.88	81.42
degetS	67.32	•	75.05	65.84	66.42	62.69	67.27	64.48	66.15	63.6	72.53	63.64
degetD	57.79	60.18	•	47.8	62.62	57.96	60.67	47.39	62.62	59.69	65.34	65.69
brațS	66.6	73.73	81.27	•	64.74	73.47	67.85	59.07	69.41	78.39	77.41	74.8
brațD	72.8	78.42	81.75	65.31	•	68.16	69.3	66.11	68.85	76.32	78.06	80.39
scrisoare	75.67	83.67	86.74	69.89	73.39	•	70.08	61.64	73.45	79.69	79.6	81.57
adun	65.61	79.88	88.56	64.19	70.84	55.66	•	57.74	64.86	77.03	79.28	83.04
relax	80.31	80.6	85.96	77.6	77.82	75.74	79.18	•	82.28	77.86	80.31	82.47
rotire	62.14	82.33	84.81	68.5	74.12	72.48	69.62	60.15	•	84.2	84.9	81.78
cuvinte	81.96	72.02	80.68	73.87	84.57	73.39	74.66	62.96	76.25	•	62.84	64.6
nume	78.4	76.95	80.41	77.59	78.52	76.61	77.06	59.6	84.45	70.83	•	77.84
poezie	80.47	75.05	79.53	79.41	82.87	74.41	76.71	71.12	82.46	71.06	67.94	•

Din această perspectivă, rata de clasificare incorectă a task-ului *rotire* (task-ul real este de *rotire* însă el este clasificat greșit ca fiind task-ul *poezie*) poate fi obținută din Tabelul 1 prin substragerea valorii **81.78** din 100. Valoarea astfel obținută reprezintă proporția în care eşantioane de intrare care nu aparțin task-ului *poezie* sunt clasificate ca aparținând totuși acestui din urmă task (această valoare mai poartă numele și de *rată de falși pozitivi* pentru task-ul *poezie*). Cu aceste lămuriri suplimentare oricine poate

citi din Tabelul 1 toate informațiile necesare privind cele 66 de perechi de task-uri investigate.

Tabel 2. Matricea de confuzie a setului CV, pentru perechea de task-uri (*poezie, rotire*)

Rezultate Bayes Clasele corecte	<i>poezie</i>	<i>rotire</i>
<i>poezie</i>	82.46 %	17.54 %
<i>rotire</i>	18.22 %	81.78 %

La o primă vedere, valorile brute prezentate în Tabelul 1 nu oferă, aparent, nici o soluție directă privind selecția combinației celor mai discriminative 4 task-uri mentale dintre cele 12 prezentate. Acest fapt se datorează largii diversități a valorilor obținute pentru diferite perechi de task-uri, valori ce nu prezintă pattern-uri observabile.

Așa cum am menționat deja, într-o a doua etapă a studiului, s-a repetat analiza pentru fiecare subiect în parte. Noile rezultate obținute sunt cele prezentate în Tabelele 3 și 4. O primă observație pe care o facem cu privire la noile valori obținute este aceea că acestea sunt semnificativ superioare, cel puțin pentru anumite perechi de task-uri. Astfel, cu excepția subiectului S2, se pot remarca rate de clasificare mai mari chiar și de 90%, mergând chiar până la 99.23% (cazul subiectului S3, perechea (*scrisoare, degetS*)).

Tabel 3. Performanțele de clasificare pentru subiectul S1 și pentru toate cele 66 perechi de task-uri.

S1	num	degetS	degetD	brațS	brațD	scrisoare	adun	relax	rotire	cuvinte	nume	poezie
num	•	85.71	93.33	81.95	87.02	76.98	69.23	72.73	74.62	87.3	93.98	91.34
degetS	96.12	•	76.8	86.36	80.65	90.7	94.03	77.78	95.65	64.44	81.1	78.76
degetD	93.33	67.69	•	85.94	76.98	89.92	88.72	74.81	90.77	63.33	82.73	72.27
brațS	82.79	91.87	91.34	•	79.69	84.5	83.33	78.86	82.54	89.6	93.62	90.16
brațD	87.1	88.55	85.27	52.76	•	75.21	85.16	66.13	77.24	90.78	91.34	90.16
scrisoare	76.74	92.06	92.86	77.78	82.09	•	80.77	68.38	77.94	92.25	93.5	87.6
adun	78.26	89.26	94.26	79.26	85.04	75.2	•	80.16	78.83	89.78	95.24	90.08
relax	84.55	82.95	82.33	69.7	74.05	68.12	77.52	•	75.59	81.15	88.98	83.72
rotire	65.6	92.86	95.2	63.57	71.82	62.18	57.63	64.84	•	82.84	93.7	93.28
cuvinte	91.47	66.67	79.26	80	85.09	89.68	94.07	84.21	90.91	•	73.28	72.93
nume	93.44	78.9	82.76	89.47	84.39	97.73	95.35	87.5	94.53	64.75	•	75.61
poezie	85.16	76.76	73.53	84.96	84.21	83.33	87.1	73.81	90.08	66.39	76.52	•

Table 4. Performanțele de clasificare pentru subiecții S2, S3 și S4 și pentru toate cele 66 perechi de task-uri.

	num	degetS	degetD	brațS	brațD	scrisoare	adun	relax	rotire	cuvinte	nume	poezie	
S2	num	•	80.77	54.07	65.75	78.33	80	77.31	61.90	55.45	77.04	77.86	82.01
	degetS	65.50	•	62.20	58.70	62.81	70.77	58.59	68.86	63.20	66.42	54.81	76.80
	degetD	68.33	77.34	•	68.75	78.81	79.31	70.4	67.41	68.18	68.42	75.21	74.82
	brațS	59.63	70.09	45.67	•	80.29	80.00	81.40	60.38	52.71	67.39	77.52	83.19
	brațD	71.11	63.43	67.88	57.63	•	65.77	58.91	79.31	73.81	61.40	67.41	78.08
	scrisoare	71.54	80.80	59.71	73.60	78.47	•	69.84	71.55	79.14	72.58	76.47	76.30
	adun	73.33	70.87	61.54	75.40	78.57	67.44	•	58.02	75.91	53.68	64.81	74.81
	relax	79.84	85.00	75.83	80.51	83.45	77.70	73.39	•	83.74	77.30	65.87	76.92
	rotire	68.97	81.54	68.29	72.22	82.17	81.03	74.58	68.94	•	79.30	80.45	85.60
	cuvinte	75.83	69.42	59.57	61.54	81.56	76.34	68.91	70.18	67.63	•	68.75	74.40
nume	76.61	87.50	61.59	69.05	84.17	75.00	61.22	60.47	72.95	64.57	•	63.43	
poezie	81.9	79.23	68.97	73.94	80.73	70.00	74.17	74.40	82.30	70.00	55.37	•	
S3	num	•	83.59	92.86	82.84	84.44	83.33	81.82	76.64	80.49	82.96	81.6	86.07
	degetS	85.04	•	99.22	90.77	90.15	60.33	72.95	88.72	66.67	80.15	70.90	65.00
	degetD	92.31	98.43	•	66.13	90.51	97.60	97.67	84.38	90.70	87.31	86.36	94.96
	brațS	92.56	87.20	76.34	•	82.91	96.12	94.81	80.99	83.62	75.57	83.97	75.41
	brațD	89.17	88.62	82.47	76.09	•	82.76	90.98	89.15	76.42	86.09	84.21	79.07
	scrisoare	86.05	79.10	99.23	94.44	87.05	•	71.22	87.68	87.79	89.47	86.92	93.75
	adun	75.61	79.70	99.21	96.67	96.99	43.97	•	80.53	62.50	87.02	81.82	86.26
	relax	80.51	90.98	89.76	73.13	84.92	85.47	84.51	•	80.69	78.26	73.93	83.06
	rotire	90.15	94.07	97.62	89.21	93.18	95.16	96.30	86.36	•	95.00	87.93	86.40
	cuvinte	82.50	82.35	83.47	66.13	89.29	89.34	82.26	62.39	64.44	•	78.05	65.32
nume	86.92	81.82	86.18	85.48	72.13	82.40	84.55	73.64	74.10	70.45	•	79.31	
poezie	91.73	86.96	94.85	86.47	92.06	92.91	94.35	91.60	73.08	89.31	89.93	•	
S4	num	•	88.41	72.36	86.67	80.6	60.58	58.99	74.22	72.48	85.29	95.20	94.16
	degetS	89.74	•	72.31	59.09	82.95	85.95	82.44	76.12	82.86	85.05	90.16	83.33
	degetD	81.06	76.80	•	67.77	69.23	76.00	75.44	73.38	78.79	88.89	92.31	89.93
	brațS	85.19	80.49	75.37	•	61.94	72.79	69.67	75.51	76.92	90.98	95.24	84.62
	brațD	68.60	73.81	68.00	59.50	•	58.99	65.52	76.86	63.91	89.15	93.89	93.85
	scrisoare	69.49	76.87	70.77	78.15	72.41	•	58.78	66.93	67.20	81.16	82.71	93.28
	adun	77.59	90.32	83.69	75.94	74.10	66.13	•	73.53	74.81	89.43	87.40	95.24
	relax	86.61	82.64	81.90	81.20	78.36	70.31	77.31	•	87.72	72.97	82.91	94.70
	rotire	71.70	82.61	59.35	72.80	65.57	66.15	65.00	73.76	•	94.35	92.25	95.49
	cuvinte	94.96	89.86	89.92	91.73	97.62	93.16	91.67	90.48	93.89	•	63.24	87.69
nume	98.46	89.47	92.00	93.80	95.97	91.80	92.97	90.58	94.44	69.75	•	91.80	
poezie	95.76	80.62	93.33	92.00	92.00	92.65	92.25	92.68	96.72	87.20	90.98	•	

Pentru a găsi setul celor mai bune patru task-uri din cele 12 investigate în această lucrare, o analiză exhaustivă, automată, a fost realizată pentru fiecare subiect în parte. Astfel, pentru fiecare subiect au fost enumerate toate combinațiile posibile de 4 task-uri și pentru fiecare combinație s-a calculat rata medie de clasificare, folosind pentru aceasta datele din tabelele 3, 6, 9 și, respectiv, 12. Dintre aceste ultime valori calculate, pentru fiecare subiect s-a ales acea combinație de 4 task-uri care a condus la cea mai bună rată de clasificare medie. Seturile finale de task-uri selectate pentru cei 4 subiecți sunt cele prezentate în bold în Tabelul 5. Pentru a ilustra cât de discriminative sunt task-urile din seturile selectate, am folosit în continuare un clasificator MLP cu 4 ieșiri, precum și un set de referință extensiv utilizat în domeniul BCI [20], [30], [43] și constând în 4 din cele 5 task-uri cognitive propuse de Keirn și Aunon [20]. Ratele de clasificare obținute pentru cele două seturi comparate sunt cele prezentate în Tabelul 6.

Așa cum ne-am așteptat, rezultatele din Tabelele 3 și 4 confirmă inter-variabilitatea privind modul particular în care pattern-urile EEG sunt activate la diferiți subiecți în timpul executării de către aceștia a unor task-uri cognitive; acest lucru este, în principal, reflectat în variatele performanțe de clasificare obținute pentru subiecți diferiți, pentru un același set de task-uri. De asemenea, această specificitate legată de subiect este evidențiată și de combinațiile particulare de 4 task-uri pe care le-am găsit ca oferind cele mai bune rezultate de clasificare pentru cei 4 subiecți ca și de ratele de clasificare medii obținute pentru aceste seturi de task-uri și care variază în mod considerabil de la subiect la subiect (primele combinații de 4 task-uri, enumerate în ordinea descrescătoare a ratelor lor medii de clasificare, obținute pentru fiecare subiect sunt prezentate în Tabelul 5). Un alt rezultat important al acestei cercetări constă în aceea că pentru toți subiecții investigați, cele mai adecvate seturi de task-uri cognitive au fost combinații de task-uri imaginate atât motorii cât și non-motorii.

Table 5. Cele mai discriminative 4 task-uri obținute pentru fiecare subiect și pentru două praguri diferite.

Subiect	Valoarea pragului	Task 1	Task 2	Task 3	Task 4	Performanță medie
S1	75	degetD	scrisoare	adun	nume	89.09
		num	degetD	scrisoare	nume	88.94
		num	degetD	brațS	nume	88.72
		degetS	scrisoare	adun	nume	88.65
	degetD	brațS	scrisoare	nume	88.51	
	80	num	degetD	brațS	nume	88.72
S2	60	armR	relaxare	rotire	poezie	79.12
		armR	scrisoare	rotire	poezie	77.78
		num	brațD	relaxare	poezie	77.33
		scrisoare	relaxare	rotire	poezie	77.3
		degetS	scrisoare	rotire	poezie	77.23
	70	num	scrisoare	cuvinte	poezie	75.66
		scrisoare	relaxare	cuvinte	poezie	73.97
S3	70	num	degetD	scrisoare	poezie	92.14
		degetD	scrisoare	rotire	poezie	92
		degetD	brațD	adun	poezie	91.61
		degetD	scrisoare	relaxare	poezie	91.27
		num	degetD	scrisoare	rotire	91.11
	83	num	degetD	scrisoare	poezie	92.14
		degetD	scrisoare	relaxare	poezie	91.27
S4	60	num	brațS	nume	poezie	91.99
		num	brațD	nume	poezie	90.94
		num	rotire	nume	poezie	90.79
		num	degetS	nume	poezie	90.67
		num	relaxare	nume	poezie	90.67
	84	num	brațS	nume	poezie	91.99
			num	brațS	cuvinte	poezie

Pentru S1, primele combinații de task-uri (enumerate în ordinea descrescătoare a ratei medii de clasificare) sunt cele prezentate în Tabelul 5. Aceste rezultate au fost obținute folosind, în plus, și un criteriu de tip prag, respectiv – dacă pentru cel puțin o pereche de task-uri (din cele 6 derivate pentru fiecare combinație de 4 task-uri) – au existat rate de clasificare sub o valoare prag specificată atunci, respectiva combinație de task-uri a fost eliminată din analiză. Două praguri diferite au fost folosite pentru fiecare subiect în parte; în cazul subiectului S1 valorile folosite au fost: 75 și, respectiv, 80. Din Tabelul 5 se poate observa că, în timp ce pentru un prag de 75, cinci combinații întruneau criteriul, pentru o valoare de 80 doar o singură combinație a mai rămas din cele cinci găsite anterior. Datorită performanțelor medii apropiate dintre prima și cea de a treia combinație, precum și ținând cont de performanțele mai mari de 80% obținute pentru fiecare dintre cele 6 perechi de task-uri, s-a ales pentru a fi analizată în continuare cea de a treia combinație de task-uri.

Tabel 6. Matricile de confuzie pentru cele două seturi de task-uri (cel selectat, respective, cel de referință), pentru fiecare subiect

Setul selectat de task-uri							
S1		S2		S3		S4	
num	78.48	brațD	62.69	nume	79.03	num	83.46
degetD	73.92	relaxare	59.09	degetD	95.65	brațS	74.44
brațS	73.47	rotire	82.50	scrisoare	87.02	nume	91.74
nume	82.02	poezie	75.00	poezie	85.22	poezie	92.08
Setul de referință							
num	35.77	num	21.64	num	81.16	num	56.93
scrisoare	60.47	scrisoare	34.55	scrisoare	67.20	scrisoare	40.98
adun	48.06	adun	30.00	adun	56.45	adun	46.22
rotire	59.06	rotire	46.53	rotire	85.12	rotire	43.85

Rezultatele prezentate în Tabelul 6 ne oferă, practic, o măsură a importanței foarte ridicate pe care o poate avea selectarea, într-o fază preliminară, a celor mai adecvate task-uri pentru un subiect, reflectată la nivelul creșterii semnificative a rezultatelor clasificării, și asta în condițiile non-intervenției (în sensul îmbunătățirii) în partea algoritmică a unui sistem BCI.

Discuții și concluzii

Rezultatul major al acestui studiu constă în aceea că, calitatea unei aplicații BCI multi-task și bazată pe semnalul EEG, poate fi în mod drastic îmbunătățită prin **găsirea, mai întâi, a celor mai discriminative task-uri cognitive pentru un subiect dat și pentru o metodologie particulară de extragere a trăsăturilor EEG.** Din această perspectivă, în cadrul unei aplicații BCI, în scopul de a obține cele mai bune performanțe, vor trebui parcurși câțiva pași într-o ordine ce presupune: (i) selectarea *a priori*, mai întâi, a celor trăsături EEG care conțin într-o măsură mai mare informația discriminantă care reflectă totodată, modul particular în care task-urile cognitive sunt procesate la nivel cortical (de exemplu, asimetrie emisferice în activarea corticală, sincronizări locale sau la distanță etc.), urmată apoi de (ii) găsirea (pentru vectorul de trăsături ales și pentru fiecare subiect în parte) a celor mai discriminative task-uri, dintr-un set combinat, mai extins, de task-uri motorii și non-motorii candidate și, în final (iii) găsirea unor soluții îmbunătățite pentru metodologia anterior folosită în faza de procesare. Trebuie să facem însă mențiunea că nu am luat de această dată în discuție și problema numărului de canale utilizate în achiziția semnalului EEG, precum și poziționarea electrozilor – aspecte, cel puțin la fel de importante ca și cele discutate de noi – acestea urmând să facă obiectul unor cercetări viitoare.

Variația mare înregistrată în performanțele de clasificare obținute pentru seturile selectate și conținând cele mai discriminative task-uri poate sugera, mai presus de orice, pentru parte din subiecți, fie task-uri investigate inadecvate (cel puțin în raport cu trăsăturile folosite) fie o slabă concentrare în execuția task-urilor sau poate chiar amândouă la un loc. Pentru a exclude cel de-al doilea motiv menționat și a da consistență unei astfel de analize preliminare, într-o cercetare viitoare vom urmări să reiterăm toți pașii parcurși în acest studiu însă, de această dată, pe date similare înregistrate în zile diferite.

Acknowledgments. This work was supported by the Romanian National University Research Council under Grant ID 1552.

Referințe

1. Jeannerod, M., Frak, V.: Mental Imaging of Motor Activity in Humans, *Curr. Opin. Neurobiol.* 9 (6), 735–739 (1999)
2. Pfurtscheller, G., Neuper, C., Schloegl, A., Lugger, K.: Separability of EEG Signals Recorded During Right and Left Motor Imagery Using Adaptive Autoregressive Parameters. *IEEE Trans. Rehabil. Eng.* (6), 316–325 (1998)
3. Guger, C., Schlögl, A., Neuper, C., Walterspacher, D., Strein, T., Pfurtscheller, G.: Rapid Prototyping of an EEG-Based Brain-Computer Interface (BCI). *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 9 (1), 49–58 (2001)
4. MCFarland, D., MCCane, L., Miner, L., Vaughan, T., Wolpaw, J.: EEG Mu and Beta Rhythm Topographies With Movement Imagery and Actual Movement. *Soc. Neurosci. Abstr.*, 1277 (1997)
5. Müller, T., Ball T., Kristeva-Feige, R., Mergner, T., Timmer, J.: Selecting Relevant Electrode Positions For Classification Tasks Based On The Electro-Encephalogram, *Med. & Biol. Eng. & Comp.* 38, 60–67 (2000)
6. Pfurtscheller, G., Scherer, R., Muller-Putz, G. R., Lopes da Silva, F. H.: Short-Lived Brain State After Cued Motor Imagery. *Cog. Neurosci. Europ. J. of Neurosc.* 28 (7), 1410–1426 (2008)
7. Townsend, G., Feng, Y.: Using Phase Information to Reveal the Nature of Event-related Desynchronization. *Biomed. Sig. Process. and Contr.* 3, 192–202 (2008)

8. Cabrera, A.F., Dremstrup, K: Auditory and Spatial Navigation Imagery in Brain-Computer Interface Using Optimized Wavelets. *J. of Neurosci. Meth.* 174, 135–146 (2008)
9. Curran, E., Sykaceck, P., Stokes, M., Roberts, S.: Cognitive Tasks for Driving a Brain-Computer Interfacing System: A Pilot Study. *IEEE Trans. Neural. Syst. Rehab. Eng.* 12 (1), 48–54 (2003)
10. Henning, S., Merboldt, K.D., Frahm, J: Task- and EEG-Related Analyses of BOLD MRI Responses to Eyes Opening and Closing. *Brain Res.* 1073-1074 (2006)
11. Palaniappan, R.: Brain Computer Interface Design Using Band Powers Extracted During Mental Tasks. In Proceedings of the 2nd International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering, Virginia, (2005)
12. Pfurtscheller, G., Neuper, C.: Motor Imagery and Direct Brain-Computer Communication, *Neural Engineering: Merging Engineering and Neuroscience*, Proc. IEEE (Special Issue) vol. 89 (7), 1123–1134 (2001)
13. Palaniappan, R.: Utilizing Gamma Band to Improve Mental Task Based Brain-Computer Interface Design. *IEEE Trans. on Neural Sys. and Rehab. Eng.* 14 (3), 29–303 (2006)
14. Fernández, T., Harmony, T., Rodriguez, M., Bernal, J., Silva, J., Reyes, A., Marosi, E.: EEG Activation Patterns During the Performance of Tasks Involving Different Components of Mental Calculation. *Electroenceph. Clin. Neuro-physiol.* 94, 175–182 (1995)
15. Roberts, S. J., Penny, W. D.: Real-Time Brain-Computer Interfacing: a Preliminary Study Using Bayesian Learning. *Med. & Biol. Eng. & Comp.* 38, 56–61 (2000)
16. Besserve, M., Martinerie, J., Garnero, L.: Reconstructing the Cortical Functional Network During Imagery Tasks for Boosting Asynchronous BCI, In: Deuxième conférence française de Neurosciences Computationnelles, "Neurocomp08", Marseille: France (2008), http://hal.archives-ouvertes.fr/docs/00/33/16/14/PDF/NEUROCOMP2008_0070.pdf
17. Sun, S., Zhang, C.: Adaptive Feature Extraction for EEG Signal Classification, *Medical and Biological Engineering and Computing* 44 (10), 931–935 (2006)
18. Lin, C.J., Hsieh, M.H.: Classification of Mental Task from EEG Data Using Neural Networks Based on Particle Swarm Optimization, *Neurocomp.* 72, 1121–1130 (2009)
19. Obermaier B., Neuper, C., Guger, C., Pfurtscheller, G.: Information Transfer Rate in a Five-Classes Brain-Computer Interface, *IEEE Trans. on Neural Syst. and Rehab. Eng.* 9 (3), 283–288 (2001)
20. Keirn, Z. A., Aunon, J. I.: A New Mode of Communication Between Man and His Surroundings, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 37 (12), 1209–1214 (1990)
21. Palaniappan, R.: Multiple Mental Thought Parametric Classification: A New Approach for Individual Identification, *International Journal of Signal Processing* 2;4 © www.waset.org Fall (2006)
22. Palaniappan, R., Huan, N.J.: Effects of Hidden Unit Sizes and Autoregressive Features in Mental Task Classification, *World Acad. of Sci., Eng. and Tech.* 12 (2005)
23. Xue, J.Z., Zhang, H., Zheng, C. X., Yan, X.G.: Wavelet Packet Transform for Feature Extraction of EEG During Mental Tasks, *International Conference on Machine Learning and Cybernetics* 1, 360–363 (2003)
24. Geng, T., Gan, J.Q., Dyson, M., Tsui, C.S., Sepulveda, F.: Research Article A Novel Design of 4-Class BCI Using Two Binary Classifiers and Parallel Mental Tasks. *Comp. Intell. and Neurosci.*, Article ID 437306, 5 pages, doi:10.1155/2008/437306
25. Sadeghian, E.B., Moradi, M.H.: Continuous Detection of Motor Imagery in a Four-Class Asynchronous BCI. In Conference Proceeding of Engineering in Medicine and Biology Society, 3241–3244 (2007)
26. Dornhege, G., Millán, J.R., Hinterberger, T., McFarland, D.J., Müller, K.R.: *Toward Brain-Computer Interfacing*, MIT press, Cambridge (2007)
27. Tavakolian, K., Rezaei, S., Setarehdan, S.K.: Choosing Optimal Mental Tasks for Classification in Brain Computer Interfaces. In Proceeding (411) *Artificial Intelligence and Applications* (2004)
28. Wilsona, G.F., Fisher, F.: Cognitive Task Classification Based Upon Topographic EEG Data. *Biological Psychology* 40, 239–250 (1995)
29. Bulla-Hellwig, M., Volmer, J., Götzen, A., Skreczek, W., Hartje, W: Hemispheric Asymmetry of Arterial Blood Flow Velocity Changes During Verbal and Visuospatial Tasks, *Neuropsychologia* 34 (10), 987–991 (1996)
30. Ehrlichman, H., Wiener, M.S.: EEG Asymmetry During Covert Mental Activity, *Psychophysiology* 17 (3), 228–235 (1980)
31. Ray, M.K, Mackay, C.E, Harmer, C.J., Crow, T.J.: Bilateral Generic Working Memory Circuit Requires Left-Lateralized Addition for Verbal Processing. *Cerebral Cortex* 18 (6), 1421–1428 (2008)
32. Doyle, J.C., Ornstein, R., Galin, D.: Lateral Specialization of Cognitive Mode: II EEG frequency analysis, *Psychophysiol.* 11, 567–578 (1974)
33. Wheeler, R. E., Davidson, R. J., Tomarken, A. J.: Frontal Brain Asymmetry and Emotional Reactivity: A Biological Substrate of Affective Style, *Psychophysiol.* 30 (1), 82–89 (1993)
34. Sobotka, S.S., Davidson, R.J., Senulis J.A.: Anterior Brain Electrical Asymmetries in Response to Reward and Punishment, *Electroencephalogr Clin Neurophysiol.* 83 (4), 236–247 (1992)
35. Jokeit, H., Heger, R., Ebner, A., Markowitsch, H.J.: Hemispheric Asymmetries in Category-Specific Word Retrieval. *NeuroReport* 9 (10), 2371–2373 (1998)
36. Neuper, C., Scherer, R., Reiner, M., Pfurtscheller, G.: Imagery of Motor Actions: Differential Effects of Kinesthetic and Visual-Motor Mode of Imagery in Single-Trial EEG, *Cognitive Brain Research* 25 (3), 668–677 (2005)
37. Paulesu, E., Goldacre, B., Scifo, P., Cappa, S.F., Gilardi, M.C., Castiglioni, I., Perani, D., Fazio, F.: Functional Heterogeneity of Left Inferior Frontal Cortex as Revealed by fMRI. *Neurorep.* 8 (8), 2011–2017 (1997)
38. Costafreda, S.G., Fu, C.H.Y., Lee, L., Everitt, B., Brammer, M.J., David, A.S.: A Systematic Review and Quantitative Appraisal of fMRI Studies of Verbal Fluency: Role of the Left Inferior Frontal Gyrus, *Hum. Brain Mapp.* 27 (10), 799–810 (2006)
39. Pfurtscheller, G., Neuper, C.: Motor Imagery Activates Primary Sensorimotor Area in Humans. *Neurosci. Lett.* 239, 65–68 (1997)

40. Pfurtscheller, G., Neuper, C., Brunner, C., Lopes da Silva, F.: Beta Rebound after Different Types of Motor Imagery in Man, *Neurosci. Lett.* 378 (3), 156–159 (2005)
41. Phelps, E.A., Hyder, F., Blamire, A.M., Shulman, R.G.: fMRI of the Prefrontal Cortex During Overt Verbal Fluency. *Neuroreport.* 8 (2), 561–565 (1997)
42. Haykin S.: *Adaptive Filter Theory*. Prentice-Hall Inc., New Jersey (2001)
43. Anderson, C. W., Sijercic, Z.: Classification of EEG Signals from Four Subjects During Five Mental Tasks. In: *Proceedings of the Conference on Engineering Applications in Neural Networks (EANN'96)*, pp. 407–414, London (1996)