

SOTE Számítástechnikai Csoport és OTKI Neuropsychiatriai

Tanszék

Osztályozó algoritmusok programrendszerének alkalmazása alvásfázisok elkülönítésére

Bak Judit, Halász Péter, Kundra Olga, Pál Iván, Rajna Péter és
Vargha Márton

A SOTE Számítástechnikai Csoportnál az elmúlt évben elkészült egy programrendszer, amely néhány jól ismert tanuló algoritmust foglal össze (1,2).

A módszerek véges számú (M) változóval leírható mintaelemeket sorolnak be megadott osztályokba. Legyen az \underline{x} mintaelem

$\underline{x} = (x_1, x_2, \dots, x_M) \in \mathbb{R}^M$ eleme az M dimenziós mintatér-

nek. Az osztályok, amelyekbe a mintaelemeket besoroljuk S_1, S_2, \dots

\dots, S_K . Jelöljük az \underline{x} elem S_i osztályba tartozását (i) felső indexszel.

Csak véges

$$(N = \sum_{i=1}^K N_i)$$

számu pontra ismert, hogy melyik osztályba tartozik:

$$\underline{x}_1^{(i)}, \underline{x}_2^{(i)}, \dots, \underline{x}_{N_i}^{(i)} \in S_i$$

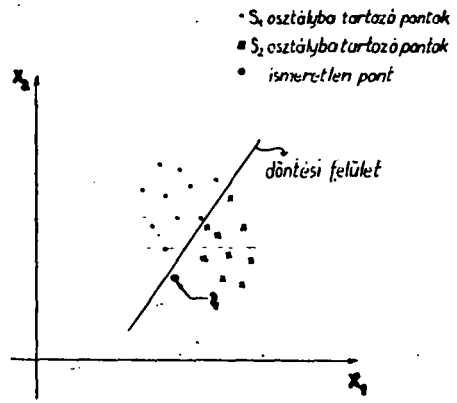
A feladat további mintacsoportok besorolása az S_i osztályokba.

Tekintsük az 1. ábrát. Adottak az S_1 és S_2 osztályokat reprezentáló pontok. A feladat az ismeretlen pont besorolása. Ennek egy módja, hogy meghatározzunk egy döntési felületet, amely a két osztályt jól szétválasztja.

Írjuk le ezt a felületet pl. a $g(\underline{x}) = 0$ egyenlettel, ahol g egy az \mathbb{R}^2 téren értelmezett, valós értékű, folytonos függvény, amelyre igaz az, hogy azokra az $\underline{x} = (x_1, x_2)$ pontokra, amelyek a döntési felület egyik oldalára esnek $g(\underline{x}) > 0$ és azokra, amelyek a másik oldalára esnek $g(\underline{x}) < 0$. Legyen a döntési szabály a következő:

ha $g(\underline{x}) \geq 0$, akkor $\underline{x} \in S_1$ és

ha $g(\underline{x}) < 0$, akkor $\underline{x} \in S_2$.



1. ábra

Tehát, a berajzolt döntési felület meghatározása után, a döntés során a példában látható ismeretlen pontot az S_2 osztályba soroljuk.

A programrendszerben lévő módszerek az adott

$$\left\{ \underline{x}_i^{(i)} \mid i = 1, 2, \dots, N_i, \quad i = 1, 2, \dots, K \right\}$$

halmazból indulnak ki. Az $\underline{x}_i^{(i)}$ mintapontok azonos eloszlású, független valószínűségi változók.

A programrendszer a következő algoritmusokat tartalmazza:

- A lineáris szeparálás módszere. Itt

$$g(\underline{x}) = \sum_{\ell=1}^M \alpha_{\ell} x_{\ell} = \begin{cases} \geq 0 & \text{ha } \underline{x} \in S_1 \\ < 0 & \text{ha } \underline{x} \in S_2 \end{cases}$$

- A Committee Machine algoritmus szakaszonként lineáris szeparálást valósít meg. A lineáris szakaszok száma $2a+1$, ahol $a \leq 4$. Legyen e^i az i -edik szétválasztó függvény.

$$e^i(\underline{x}) = \sum_{t=1}^M \alpha_t^i x_t, \text{ ahol az } \underline{\alpha}^i \text{ együtthatóvek-}$$

torokat úgy határozzuk meg, hogy

$$g(\underline{x}) = \sum_{i=1}^{2a+1} \text{sign } e^i(\underline{x}) = \begin{cases} \geq 0 & \text{ha } \underline{x} \in S_1 \\ < 0 & \text{ha } \underline{x} \in S_2 \end{cases}$$

teljesüljön.

- A Nearest Neighbour (NN) algoritmus az \underline{x} mintaelemre kiszámítja a

$$d(\underline{x}_j^{(i)}, \underline{x}) \quad (j = 1, 2, \dots, N)$$

euklideszi távolságokat. Megadja az ismeretlen osztályba tartozó \underline{x} ponthoz a K ($K \leq 10$) legközelebbi mintaelemet. Az ismeretlen pontot a legközelebbi ponttal egyező osztályba sorolja.

- A potenciálfüggvényes algoritmusnál a g függvényt polinom formájában állítjuk elő.

$$g(\underline{x}) = (\underline{\alpha}, \varphi(\underline{x})), \text{ ahol}$$

$$\varphi(\underline{x}) = (1, x_1, x_2, \dots, x_M, x_1^2, x_2^2, \dots, x_M^2, x_1 x_2, x_2 x_3, \dots, x_{M-1} x_M)$$

A programrendszerben egy feladathoz az ismert algoritmusok közül bármelyiket használhatjuk.

Meg kell adni a mintatérnek azokat a pontjait (tananyag), amelyekhez az osztálybasorolás (tanítás) ismert. Ezután megadhatók a mintatér ismeretlen osztályba tartozó elemei (tesztanyag). A pontokat és a tanítást a program lyukkártyáról, mágnesszalagról vagy lemezről fogadja. Paraméterkártyákon kérhetjük a mintapontokon különböző statisztikák számítását, koordinátánként becsülhetjük a várható értéket, szórást, illetve lineáris regressziót és korrelációt számíthatunk. Ugyancsak paraméterkártyán kérhetjük a kiválasztott algoritmus futtatását, ahol ez szükséges, megadhatjuk a kezdő paramétereket.

Az eredményeket, - a döntési felület együtthatóit és a tesztanyag pontjaira vonatkozó döntéseket - a táblázatokon kívül, további feldolgozás céljára mágnesszalag- vagy mágneslemezfile formájában is kaphatjuk.

A FORTRAN - IV nyelven írt többfázisú program R-20 számítógépen, IBM-DOS rendszer alatt működik. Memóriaigénye 108 Kbyte.

A programrendszert alvás közben felvett EEG görbe szakaszainak osztályozására használtuk fel.

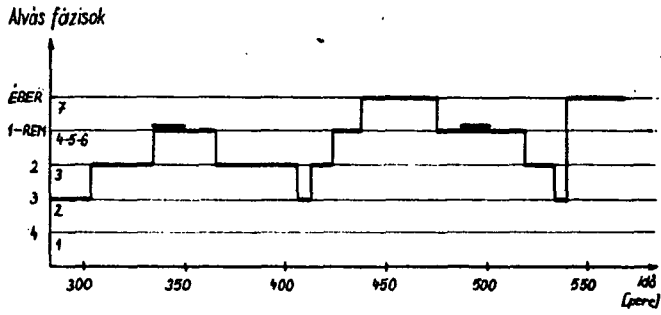
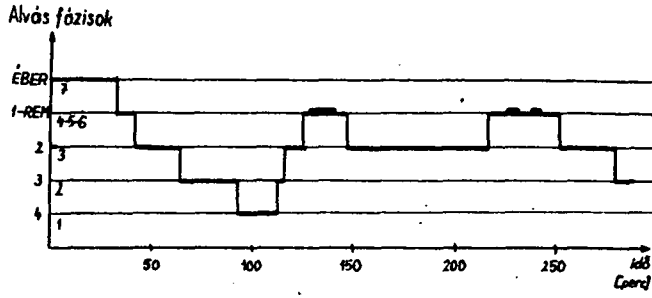
Az alvás alatt regisztrált EEG, EOG, EMG jelek alapján különböző alvásfázisokat szokás megkülönböztetni. A fázisbeosztás lényegében az alvás rövid (30-60 sec) szakaszainak osztályozása. A legelterjedtebb beosztás a Rechtschaffen-Kales féle (3). Több, főleg analóg gépi megoldás született e beosztás automatizálására. A különböző vizsgálok hypnogramjai egy alváslaboratóriumon belül 85-95 %-ban, alváslaboratóriumok között 80-90 %-ban egyeznek. A gépi és kézi beosztás között különböző szerzők 70-90 %-os egyezést irnak le.

Távolabbi célunk az alvás folyamatának a Rechtschaffen-Kales féle hypnogramnál pontosabb leírása. A jelen munka célja olyan automatikus fázisbeosztás megvalósítása, amely a jel könnyen mérhető, ill. számítható paramétereiből indul ki, és amelynek segítségével többet tudhatunk meg az alvásfolyamat dinamikájáról.

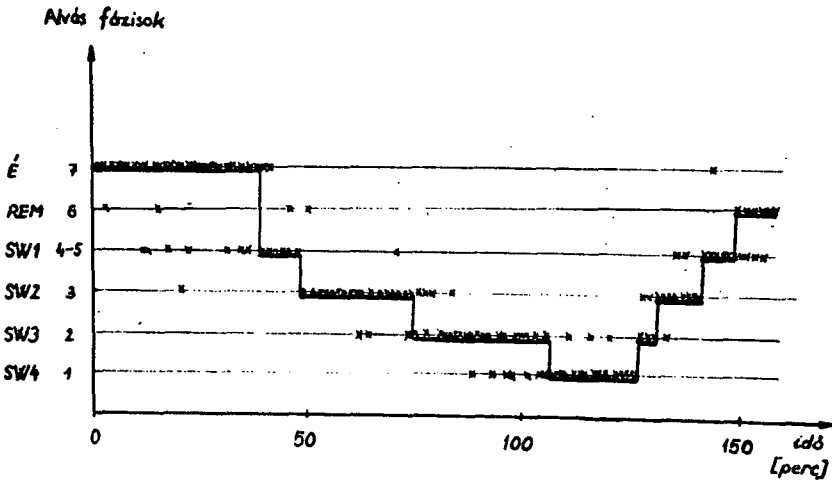
Méréseink során a kísérleti személyeken egész éjszaka 4 csatornán EEG-t, 2 csatornán EOG-t, 1-1 csatornán EMG-t és EDG-t regisztráltunk. Egy VO elvezetésből származó jelet szélessávu analízátor-integrátorral dolgoztunk fel. A teljes EEG elvezetésnek, az alsó β , az α , θ és δ frekvenciasávnak a direktíron megjelenő integrátumértékeit 20 sec-os intervallumokban megszámláltuk, és lyukkártyán rögzítettük.

A bemutatásra kerülő eredmények egy 20 éves egészséges nő alvásának vizsgálatából származnak. Az alvás hypnogramját a 2. ábrán mutatjuk be. Az alvásfázisok tengelyének jobb oldalán látható számok az egyes fázisok kódjai.

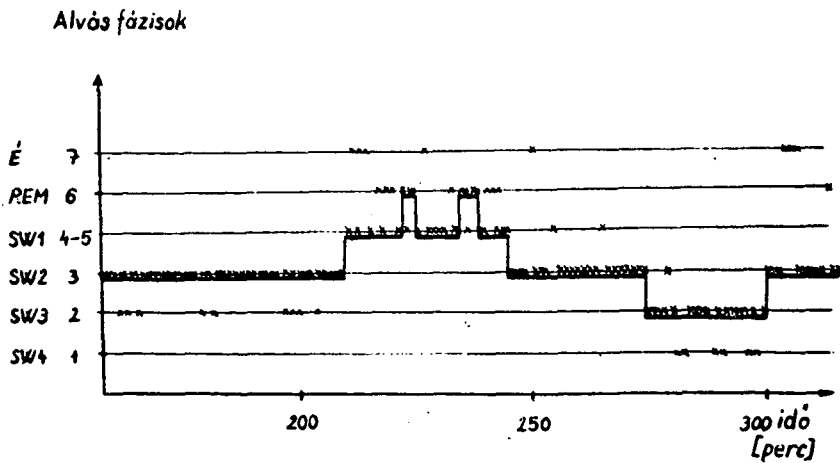
A 3. ábrán az NN algoritmussal kapott eredményeket mutatjuk be. A mintapontok az alvás 20 sec-os intervallumai voltak, ezeket 5 koordinátával, a fent leírt integrátumértékkel jellemeztük. A jobb áttekinthetőség kedvéért itt, és a további ábrákon csak minden harmadik pontot rajzoltunk ki.



2. ábra



3a. ábra



3b. ábra

A 3a. ábrán látható az első 440 intervallumból álló szakasz. Tanításként a fázisbeosztást adtuk meg. Látható, hogy a lassu alvás 2,3,4 szakasza jól elkülönül a többi fázistól, de az éber-egyes szétválasztás 20 %-os, az éber-REM szétválasztás pedig 4 %-os hibával történt. Az egyes fázis és a REM egyáltalán nem különült el. Hangsúlyozzuk, hogy az EOG nincs a koordináták között! A 3-4 fázis osztályozásának hibája: 25 %.

Megfigyelhető, hogy e szakaszon a tanítástól eltérően osztályozott pontok követik az alvásfolyamat dinamikáját, pl. az alvás mélyülő szakaszán elhelyezkedő fázisok elején inkább a felületesebb, végén inkább a mélyebb szomszédos fázis felé tér el az osztályozás.

A 3b. ábrán bemutatjuk a következő 500 pont osztályozását az előző 440 pont alapján. Az osztályozás eredménye a helyes és téves döntéseket tekintve hasonló az előzőhöz, tehát az első alvásciklus jól használható a következő szakasz automatikus osztályozására.

Az osztályozás javítására több lehetőségünk van:

1. újabb változók felvétele (pl. EOG az egyes-REM elkülönítésére),
2. különböző transzformációk a mintatérben,
3. az eredmények simítása pl. 3-4 intervallumra való átlagolással.

Eddigi tapasztalataink ezekkel kapcsolatban a következők:

ad. 1. Az EDG és EMG integrátum felvétele a fent említett 5 változóhoz nem javít az osztályozáson. Itt jegyezzük meg, hogy a δ integrátum elhagyása viszont nem ront lényegesen.

ad. 2. A frekvenciasávok integrátumai helyett a teljes elvezetés integrátumához viszonyított relatív értékek használata nem javította az osztályozás eredményét.

ad. 3. Az eredmények 3 pontos mozgóablakos átlagolásával lényeges javulást lehetett elérni.

Az ismertett eredményeket összefoglalva elmondhatjuk, hogy az NN algoritmus alkalmas az automatikus fázisbeosztás megvalósítására. Elméleti szempontból is érdekes, hogy eredményeink szerint egyetlen bipoláris EEG elvezetés, a REM fázist nem számítva, lényegében elegendő információt tartalmaz a Rechtschaffen-Kales-féle fázisbeosztás elkészítéséhez.

Irodalom

- (1) Meisel, W.S.: Computer-oriented Approaches to Pattern Recognition. Academic Press, New York, 1972.
- (2) Gulyás O.: Az alakfelismerés néhány matematikai kérdése és alkalmazása. Kandidátusi értekezés, 1973.
- (3) Rechtschaffen, A. and Kales, A. (Eds.): A Manual of Standardized Terminology, Techniques and Scoring System for Sleep Stages of Human Subjects. Public Health Service, U.S. Government Printing Office, Washington D.C., 1968.

