Çok Boyutlu İşaret İşleme

MUSAB UĞUR B150100037

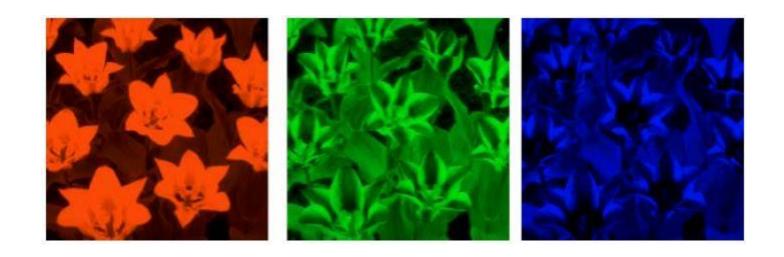
- İşaretler günlük hayatımızda önemli bir rol oynar
- Bir işaret zaman, uzaklık, konum, sıcaklık ve basınç gibi bağımsız değişkenlerin bir fonksiyonudur
- Karşılaştığımız çoğu işaret doğal olarak üretilir
- Ancak, bir işaret yapay olarak ya da bir bilgisayar aracılığıyla da üretilebilir

- Bir işaret bilgi taşımaktadır
- İşaret işlemenin amacı işaretin taşıdığı faydalı bilgiyi çıkartmaktır
- Bilgi çıkartma yöntemi, işaretin türüne ve işaretin taşıdığı bilginin doğasına bağlıdır

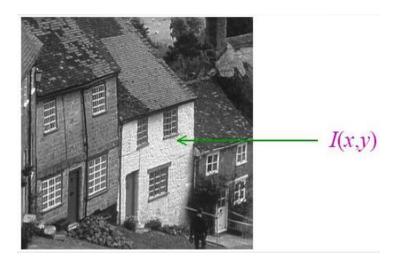
- İşaret türleri, bağımsız değişkenlerin ne olduğuna ve işareti tanımlayan fonksiyonun aldığı değere bağlıdır. Örneğin, bağımsız değişkenler sürekli veya ayrık olabilir.
- Benzer şekilde, işaret bağımsız değişkenlerin sürekli veya ayrık bir fonksiyonu olabilir
- Ayrıca, işaret gerçel veya karmaşık değerli bir fonksiyon olabilir
- Tek bir kaynaktan üretilen işarete SKALER İŞARET denir
- İki veya daha fazla kaynaktan üretilen işarete VEKTÖR veya ÇOK KANALLI işaret denir

- Bir boyutlu (1-D) bir işaret, tek bir bağımsız değişkenin bir fonksiyonudur
- Çok boyutlu (M-D) bir işaret, birden fazla bağımsız değişkenin bir fonksiyonudur.
- Ses işareti, bağımsız değişkenin zaman olduğu
 1-D bir işarettir
- Bir görüntü işareti, bağımsız değişkenlerin uzamsal koordinatlar olduğu 2-D bir işarete örnektir

 Renkli bir görüntü, birincil renkleri (kırmızı, yeşil, mavi) temsil eden 3 adet 2-D işaretten oluşur



 Renksiz görüntü, ışık şiddetini iki uzamsal koordinatın bir fonksiyonu olarak temsil eder



 Video işaretleri, çerçeve olarak adlandırılan görüntü dizilerinden oluşur ve 3 değişkenin bir fonksiyonudur

- 1-D bir işaret için, bağımsız değişken genelde zaman olarak adlandırılır
- Bağımsız değişken sürekliyse, işarete SÜREKLİ-ZAMAN işaret denir
- Bağımsız değişken ayrıksa, işarete AYRIK-ZAMAN işaret denir
- Bir sürekli-zaman işaret, zamanın her anında tanımlıdır. Bir ayrık-zaman işaret, zamanın belirli anlarında tanımlı olup bir sayı dizisidir
- Sürekli genlikli bir sürekli-zaman işaretine genelde ANALOG bir işaret denir. Ses işareti analog bir işarete örnektir

- Sonlu sayıda rakamla temsil edilen ayrıkgenlikli bir ayrık-zaman işaretine SAYISAL işaret denilir.
- Sayısal bir işarete örnek, bir DVD'ye kaydedilmiş sayısallaştırılmış müzik işaretidir.
- Sürekli genlikli bir ayrık-zaman işaretine ÖRNEKLENMİŞ işaret denir.
- Sayısal bir işaret kuantalanmış, örneklenmiş bir işarettir.

- Sayısallaştırılmış bir görüntü 2-D ayrık-zaman bir işarettir ve iki bağımsız değişkeni genelde m ve n ile belirtilen ayrıklaştırılmış uzamsal değişkenlerdir. O halde, sayısallaştırılmış bir görüntü v[m,n] olarak ifade edilebilir
- Renksiz bir video işareti 3-D bir işarettir ve u(x,y,t) şeklinde temsil edilebilir
- Renkli bir video işareti, birincil renkleri temsil eden 3 işaretten oluşan bir vektör işarettir

$$\mathbf{u}(x, y, t) = \begin{bmatrix} r(x, y, t) \\ g(x, y, t) \\ b(x, y, t) \end{bmatrix}$$

 Analog işaretler durumunda, çoğu işaret işleme algoritmaları zaman uzayında yapılır

 Ayrık-zaman işaretler durumunda, genelde hem zaman hem de frekans uzayında işlemler gerçekleştirilir

- En temel üç zaman-uzayı işlemi ölçekleme, öteleme ve toplamadır
- ÖLÇEKLEME, bir işaretin pozitif veya negatif bir sabitle çarpılmasıdır. Analog işaretler durumunda, kazanç denen çarpım sabitinin genliği 1'den büyükse işleme KUVVETLENDİRME, aksi halde ZAYIFLATMA denir
- x(t) işareti α ile ölçeklenmişse, işlem sonucunda $y(t) = \alpha x(t)$ işareti oluşur

- ÖTELEME işlemi, orijinal işaretin ötelenmiş bir kopyası olan bir işaret oluşturur
- x(t) analog işareti için, y(t) = x(t-t0), x(t)'nin pozitif olduğu varsayılan t0 kadar süreyle ötelenmesiyle elde edilen işarettir
- t0 süresi negatifse, işleme İLERLETME denir

- Diğer temel iki işlem, İNTEGRAL ve TÜREV almadır
- x(t) analog işaretinin integrali;

$$y(t) = \int_{-\infty}^{t} x(\tau) d\tau$$

x(t) analog işaretinin türevi;

$$w(t) = \frac{dx(t)}{dt}$$

Filtreleme

- FİLTRELEME, en sık kullanılan karmaşık işaret işleme yöntemlerinden birisidir. Bu işlemi gerçekleştiren sisteme bir FİLTRE denir.
- Bir filtre, belirli frekans bileşenlerini bozunumsuz geçirirken diğer frekans bileşenlerini bastırır.
- Filtreden geçmeye izin verilen frekans aralığına GEÇİRME bandı, filtrenin bastırdığı frekans aralığına da SÖNDÜRME bandı denir.
- Çoğu durumda, analog işaretler için filtreleme işlemi doğrusaldır

Filtreleme

 x(t) giriş işareti, y(t) çıkış işareti ve h(t) filtrenin impuls yanıtı olmak üzere, doğrusal bir analog filtreleme işlemi

$$y(t) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t - \tau)x(\tau)d\tau$$

eşitliğiyle verilen konvolüsyon integraliyle tanımlanır

Dört tür temel filtre mevcuttur

Filtreleme

- ALÇAK GEÇİREN bir filtre, KESİM FREKANSI denen belirli bir frekans fc'den küçük frekansları geçirir, fc'den büyük frekansları bastırır.
- YÜKSEK GEÇİREN bir filtre, belirli bir kesim frekans fc'den küçük frekansları bastırır, fc'den'den büyük frekansları geçirir.
- BAND GEÇİREN bir filtre, fc1< fc2 olmak üzere, iki kesim frekansı fc1ve fc2 arasındaki frekansları geçirir, fc1'den küçük ve fc2'den büyük frekansları bastırır.
- BAND SÖNDÜREN bir filtre, fc1< fc2 olmak üzere, iki kesim frekansı fc1ve fc2 arasındaki frekansları bastırır, fc1'den küçük ve fc2'den büyük frekansları geçirir.

- Bir işaret gerçel ve karmaşık değerli olabilir. İlk durumdaki işaretler GERÇEL, ikinci durumdaki işaretlere KARMAŞIK işaret denir.
- HİLBERT DÖNÜŞTÜRÜCÜSÜ kullanılarak, gerçel bir işaretten karmaşık bir işaret üretilebilir.
- Hilbert dönüştürücüsünün impuls yanıtı aşağıdaki eşitlikle verilir

$$h_{HT}(t) = \frac{1}{\pi t}$$

• Sürekli-zaman Fourier dönüşümü (CTFT) $X(j\Omega)$ aşağıda verilen gerçel bir işaret x(t) ile tanımlı olsun

$$X(j\Omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j\Omega t}dt$$

• $X(j\Omega)$ 'ya x(t)'nin SPEKTRUMU denir. Gerçel bir işaretin genlik spektrumu çift, faz spektrumu ise tek bir işarettir. Gerçel bir işaretin spektrumu pozitif ve negatif frekanslar içerdiğinden $Xp(j\Omega)$ ve $Xn(j\Omega)$, $X(j\Omega)$ 'nın sırasıyla pozitif ve negatif frekans aralığını kapsayan kısımları olmak üzere, aşağıda verilen eşitlik yazılabilir:

$$X(j\Omega) = X_p(j\Omega) + X_n(j\Omega)$$

• x(t) bir Hilbert dönüştürücüsüne uygulanırsa

çıkışta
$$x(t)$$
 oluşur:
$$\hat{x}(t) = \int_{-\infty}^{\infty} h_{HT}(t-\tau)x(\tau)d\tau$$

• x(t) 'nin spektrumu $X(j\Omega)$, hHT(t) ve x(t)'nin spektrumlarının çarpımına eşittir. hHT(t)'nin spektrumu

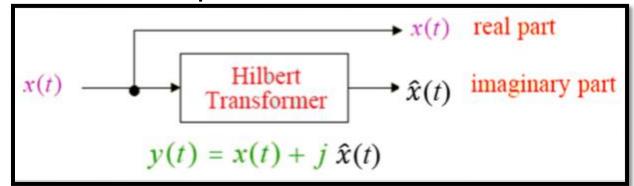
$$H_{HT}(j\Omega) = \begin{cases} -j, \ \Omega > 0 \\ j, \ \Omega < 0 \end{cases}$$

olduğundan $X(j\Omega)$ aşağıda verilen eşitlikten elde edilebilir:

• $X^{\prime}(t)$ 'de gerçel bir işarettir. $y(t) = x(t) + j x^{\prime}(t)$ ile verilen karmaşık işareti ele alalım. y(t)'nin spektrumu aşağıdaki eşitlikten bulunur:

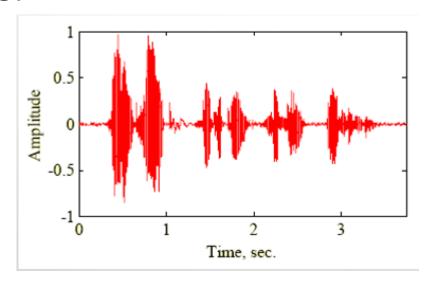
$$Y(j\Omega) = X(j\Omega) + j \hat{X}(j\Omega) = 2X_p(j\Omega)$$

 Diğer bir deyişle, ANALİTİK bir işaret adlandırılan karmaşık işaret y(t) sadece pozitif frekans bileşenlerine sahiptir.



Tipik İşaretlere Örnekler

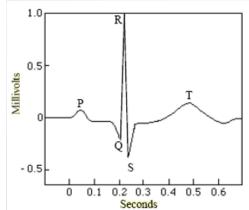
 Ses ve müzik işaretleri, hava basıncını uzayda bir konumda zamanın bir fonksiyonu olarak temsil eder



Ses işareti dalga şekli

Tipik İşaretlere Örnekler

- Elektrokardiyografi (EKG) işareti, kalbin elektriksel aktivitesini temsil eder
- EKG işareti periyodik bir dalga şeklidir
- EKG dalga şeklinin aşağıda gösterilen bir periyodu, kalpten atardamarlara kan transfer işleminin bir çevrimini temsil eder

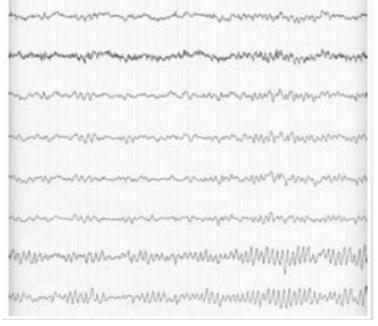


EKG işareti dalga şekli

Tipik İşaretlere Örnekler

 Elektroenselefogram (EEG) işaretleri, beyindeki milyarlarca nöronun rastgele uyarılmasıyla oluşan elektriksel aktiviteyi

temsil eder



EEG işareti dalga şekli

Uyku Sırasında EEG Aktivitesinin Döngüsel Alternatif Desen (CAP) ile Epilepsi Hastalığının Teşhisi

MUSAB UĞUR B150100037

ÖZET

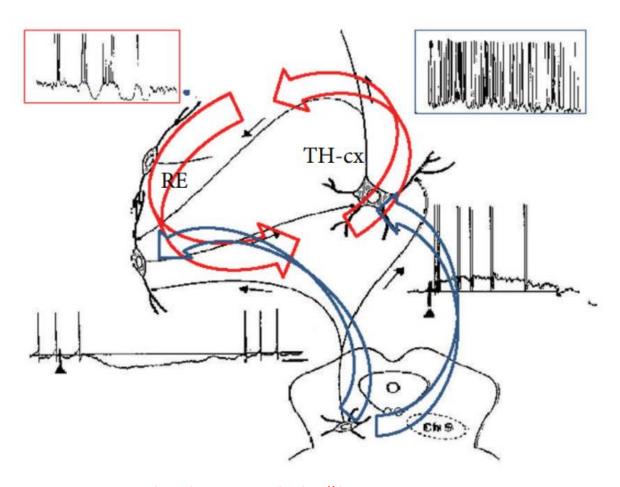
 Parsiyel epilepsi hastalarında, uykunun makro yapısı için Cyclic Alternating Pattern (CAP) oranlarını değerlendirmek ve bu epilepsi grubu için uyku özelliklerini, Cyclic Alternating Pattern dağılımlarını ve bunun hastaların uyku yapıları üzerine olan etkilerini karşılaştırmaktır.

Epilepsi Nedir?

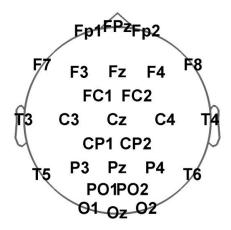
- Epilepsi, değişik etiyolojik nedenlere bağlı olarak anormal ve aşırı nöron deşarjları ile ortaya çıkan tekrarlayıcı bir durumdur.
- Epilepsi sözcük olarak eski Yunanca'da 'yakalamak', 'kavramak' anlamlarına gelen 'epilambanein' eyleminden türetilmiştir.

- Epilepsi ile ilgili bilinen en eski kayıtlar
 Mezopotamya uygarlığına aittir ve Babil kralı
 Hammurabi'nin ünlü yasarlının 278'inci
 maddesinde geçmektedir.
- Antik Yunandan günümüze kadar ulaşan epilepsi ile ilgili en önemli yapıt Hippocrates'in Kutsal Hastalık adıyla epilepsiyi konu alan kitabıdır.

Uykuda Sinyaller Nasıl Oluşur?



Kırmızı = uyku durumunda bağlantı Mavi = uyanıklık durumunda bağlantı Uyku sırasında EEG aktivitelerinin ölçülmesi, Rechtschaffen & Kales manuel skorlama yöntemi ile hastaya takılan problar vasıtasıyla olur.



Rechtschaffen & Kales manuel skorlama

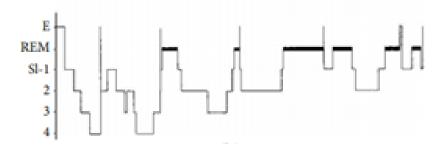
Uyku anında insanda altı tane evre oluşur. Bu evreler;

E > Uyanıklık evresi

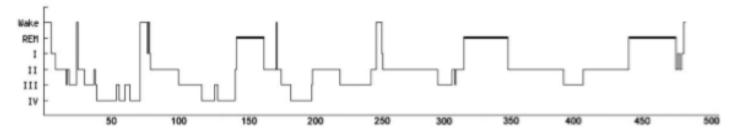
REM > Rüya evresi

S > Uyku evresi

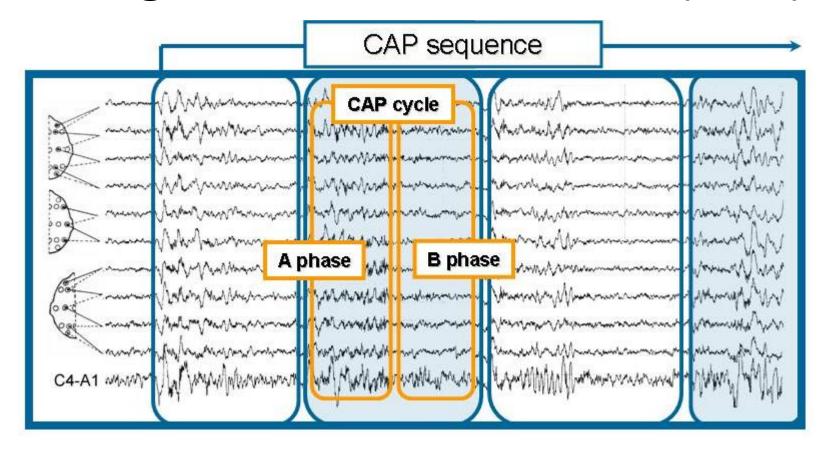
Uyku (S) evresinde dört tane geçiş evreleri oluşur. Bu geçiş evrelerinde oluşabilecek sorun, epilepsi durumunun oluşmasına sebep olur.



Uyanıklık (E) evresine belli zaman aralığında geçiş olur. Bu geçiş ile bir kompleks sinyal oluşur. Bu kompleks sinyale K-kompleksi denir.

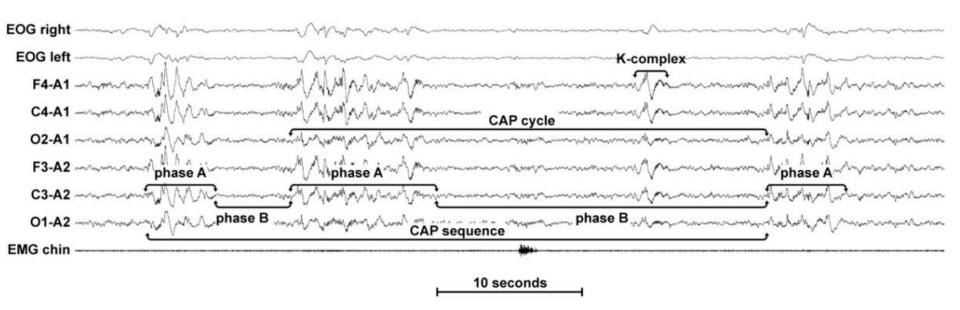


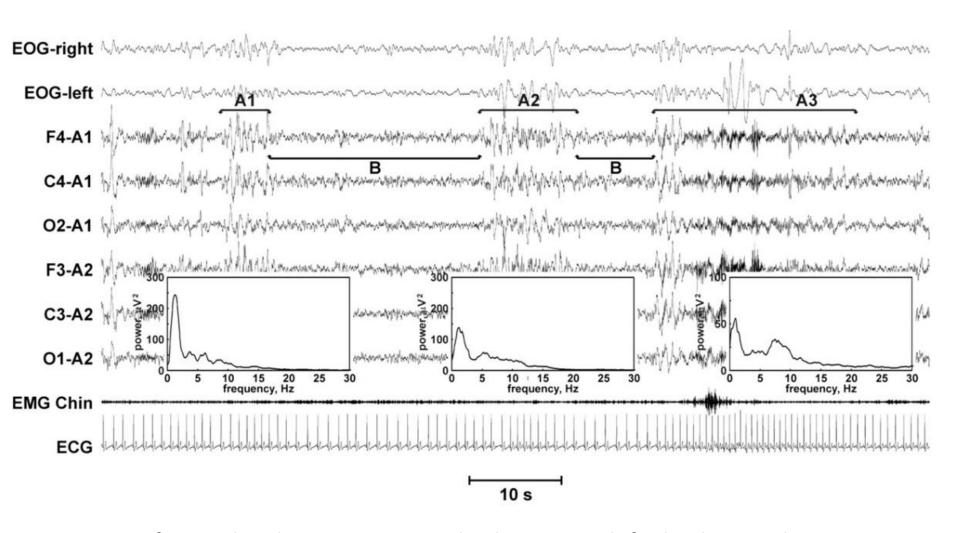
Döngüsel Alternatif Desen (CAP)



CAP, A ve B olmak üzere iki tane fazdan oluşur. Bu iki fazın toplamına C fazı denir. Faz aralıklarına bağlı olarak uyku geçişleri ve K-kompleksi sinyal uzunlukları hesaplanabilir

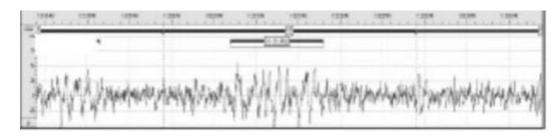
Skorlama A fazına göre yapılır.



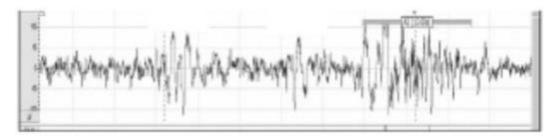


A fazı incelenirken A1, A2 ve A3 olmak üzere üç alt fazda işlem yapılır. Bu üç alt fazın uzunluklarına bağlı olarak B fazının uzunluğu belirlenir

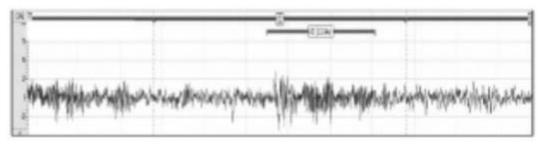
• A1 faz türü: EEG senkronizasyonunda baskın faz aktivitesidir. Tüm A fazı süresinde %20 den az yer kaplar.



A2 faz türü: EEG sinyal aktivitesinde hızlı ve yavaş ritimlerin karışımıdır.
 Tüm A fazı süresinde %20 ile %50 arasında yer kaplar.

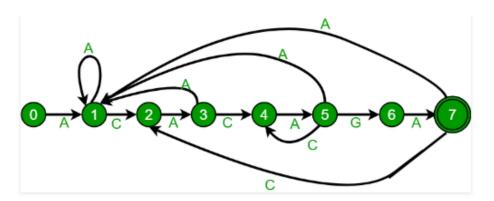


 A3 faz türü: EEG sinyal aktivitesinde ağırlıklı olarak hızlı ve düşük voltajlı ritimlerdir. Tüm A fazı süresinde %50 den fazla yer kaplar.



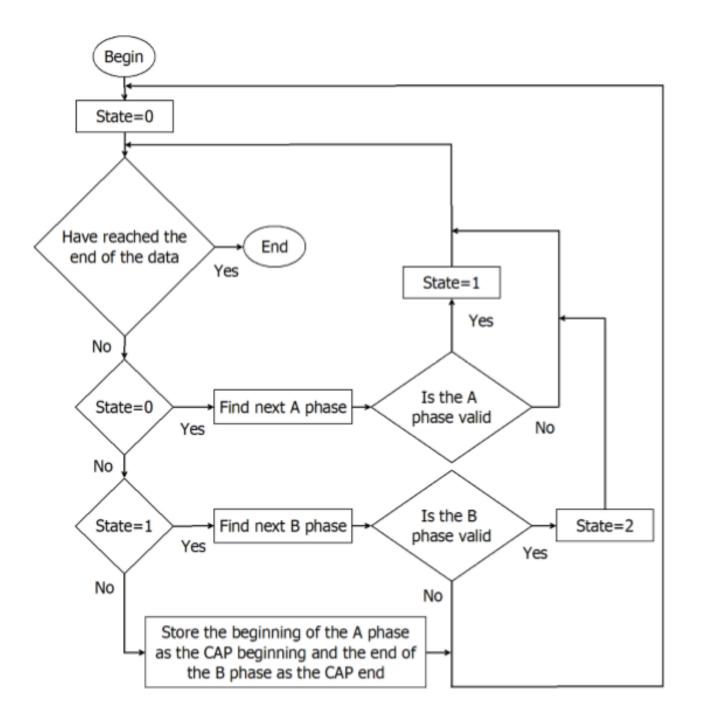
Finite Automata Desen Algoritması

```
Input: txt[] = "THIS IS A TEST TEXT"
        pat[] = "TEST"
Output: Pattern found at index 10
Input: txt[] = "AABAACAADAABAABA"
       pat[] = "AABA"
Output: Pattern found at index 0
        Pattern found at index 9
       Pattern found at index 12
Text: A A B A A C A A D A A B A A B A
Pattern: A A B A
AABA
Pattern found at index 0. 9 and 12
```



	character			
state	Α	С	G	Т
0	1	0	0	0
1	1	2	0	0
2	3	0	0	0
3	1	4	0	0
4	5	0	0	0
5	1	4	6	0
6	7	0	0	0
7	1	2	0	0

A ve B fazları belirlenirken bir otomat algoritmasına ihtiyaç duyulur. Otomat algoritmaları belirli bir deseni yakalayıp bu desenin ne kadar tekrar ettiğini hesaplar

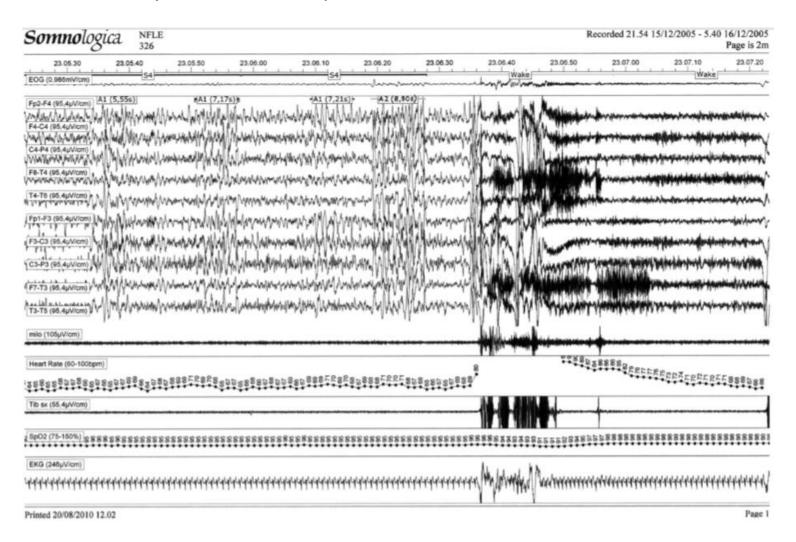


Sınıflandırma Yöntemleri

- Destek Vektör Makinesi (Support Vector Machine) (SVM)
- Sinir Ağları (Neural Networks) (NN)
- Lineer Diskriminant Analizi (Linear Discriminant Analysis)
 (LDA)
- Bayes Kuralı

Bu çalışmada Bayes Kuralı kullanılacaktır.

Uyku evreleri arasında geçişde oluşabilecek sorun epilepsi sinyalini oluşturur. Bu sinyal normal EEG sinyaline göre frekans ve genlik bakımından farklılık gösterir. Ön lobda oluşabilecek epilepsi durumu (NFLE) için normal sinyaller ile karşılaştırma yapılır ve olasılık durumu Bayes kuralı ile hesaplanır.



Bayes Kuralı

 Bu yöntem, bir özellik vektörünün belirli bir sınıfa ait bir arka olasılığını hesaplayan Bayes sınıflandırıcısını tasarlamak için kullanılır. Bayes kuralı koşullu olasılıkların hesaplanmasını basitleştirir ve öznelci konumunun önemli özelliklerini açıklar. Daha sonra, sonuçlar karşılaştırılır ve hangi yöntemle en iyi sonucu ve en hızlı sonucu aldığını görebilir.

$$P(A \mid B) = \frac{P(B \mid A)P(A)}{P(B)}$$

 A ve B'nin iki olay olduğu durumlarda, P (A) bir arka olasılıkdır, P (B | A) B hipotezinin olasılık olasılığı ve P (A | B) arka olasılıkdır. Bu kural EEG sinyallerinin sınıflandırılmasını sağlamak için uygulanır ve bunun için bu kural en büyük arka olasılığına sahip olan sınıfa örnektir.

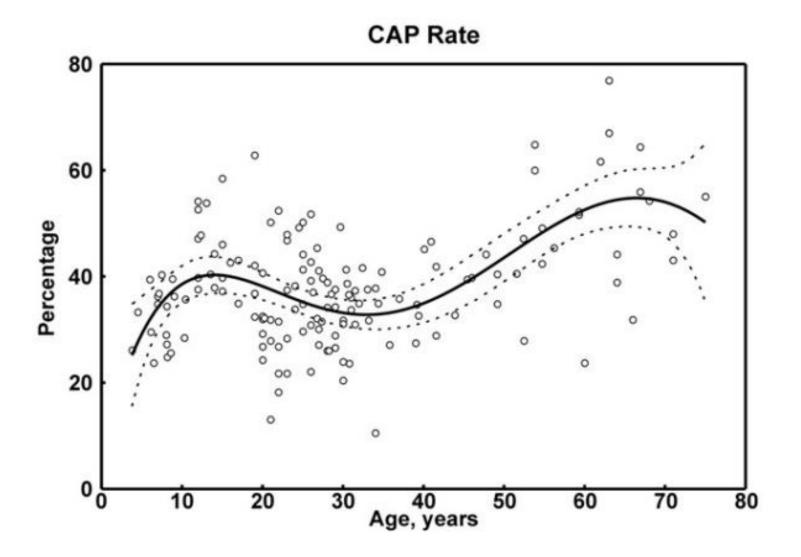
Sonuçlar

CAP orani:

- Çeşitli CAP parametreleri arasında, CAP oranı klinik amaçlar için en yaygın kullanılır. Yüzde olarak hesaplanır.
- Uyku kalitesinde subjektif değerlendirmesinde, yüksek CAP oranı düşük uyku kalitesi ile ilişkilidir.
- Normal uyuyan bir insanda CAP oranı geceden geceye değişkenlik gösterir.
- İlk aylarda çok düşüktür ve daha sonra kademeli olarak artış gösterilir.

Age	CAP rate%	A1%	A2%	A3%	A1 index	A2 Index	A3 Index
1-4 months	12.9	85.2	10.3	4.4	19.8	2.8	0.5
Pre-school-age	25.9	63.2	21.5	15.3	24.8	6.5	4
School-age	33.4	84.4	6.4	9.1	39.5	2.7	3.3
Peripubertal	62.1	85.5	9.1	3.2	_	_	_
Adolescence	43.4	71.3	19.7	9.0	45	12.4	5.7
Young adults	31.9	61.4	27.9	10.7	25.5	11.6	4.4
Middle age	37.5	62.0	26.2	11.8	33.3	14.1	6.4
Elderly	55.3	46.6	35.3	18.1	30.0	22.7	11.6

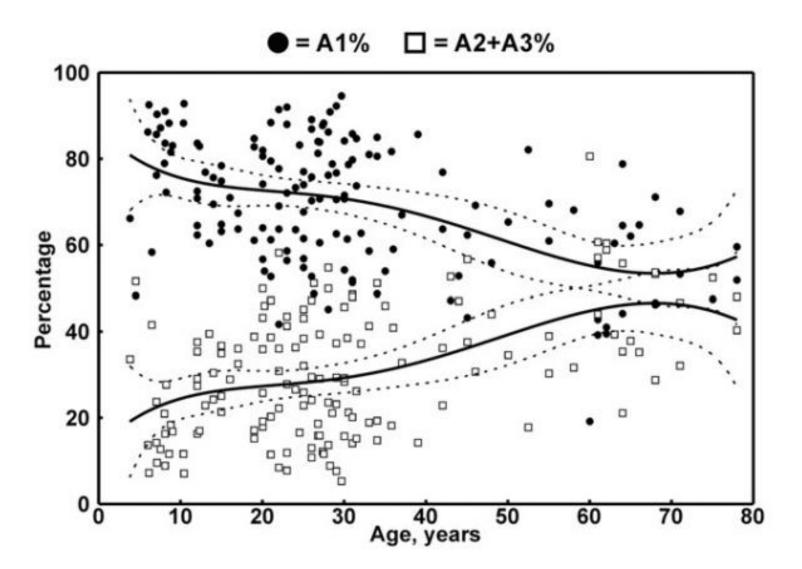
- Okul çağındaki çocuklarda A1 ve A2 / A3 arasındaki oran daha yüksektir.
- Bu yaş aralığında (6-10 yaş) uyku fikrini desteklemek uyku kalitesi için "altın standart" olarak kabul edilmektedir.
- Diğer yandan okul öncesi dönemde A2 oranındaki artış bu yaş periyodunun daha yüksek uyku kararsızlığını göstergesidir.



CAP oranının yaşa göre yüzdeliğinin grafiği gösterilmiştir

CAP döngüleri sayısı:

- CAP döngülerinin sayısı gelişim sırasında değişme eğilimindedir
- CAP oranı değeri okul öncesi çocuklarda ortalama CAP döngüsü sayısı 320, okul çocuklarında 363, ergenliğe girişde 567, ergenlerde 366 ve yetişkinlerde 233 (20-39 yaşları) ve 343 (> 60 yaşları).
- Ortalama CAP çevrimleri süresi sırasında biraz kararlıdır.
- B basamağında bir baskın faz (% 65-80'in tüm CAP döngüsü uzunluğu). Bebeklerde CAP döngüsü ortalama süresi okul öncesi çocuklarda yaklaşık 30s, 32,4s; okulda çocuklar 30,5s, ergenlerde 25,2s, genç erişkinlerde 28s ve yaşlılarda 31s.
- Benzer CAP döngüleri uzunlukları, CAP'ın kararlılığını gösterir.



A1, A2 ve A3 fazlarının yaşa göre yüzdeliğinin grafiği gösterilmiştir

	CAP rate%	A1%	A2%	A3%
Noise	<u>↑</u>	1	<u></u>	1
Narcolepsy	↓	1	1	=
OSAS	↑	↓	=	↑
UARS	↑			
Insomnia	↑	1	1	↑
Hypnotics (vs. placebo)	↓	1	1	=/↓
First night effect ¹⁶²	↑	1	1	1
PLM	↑	1	1	1
Bruxism	=	1	1	↑
NFLE	↑	1	1	1
PGE	↑	1	1	↓
Depression	↑	1	1	↑
Eating disorders	↑	_	_	_
MSA	↓	_	_	_

Ön lobda oluşan epilepsi (NFLE) için CAP oranı değişiminin A1, A2 ve A3 fazları ile bağlantısı gösterilmiştir

CAP deseninin faz hesapları için gerekli MATLAB kodu yanda verilmiştir

```
CAP.m × +
      function [CAPtime, rate]=CAP(time tot, duration, hyp)
 2
       startB =[];
       startA = [];
 4 -
 5 -
       durationB = [];
 6 -
       upto60 = [];
 7 -
       CAPs=[];
 8 -
       CAPf=[];
 9
10 -
       startB = time tot+duration; %B phase start
11 -
       startA = time tot;
                                     %A phase start
12 -
       durationB = startA(2:end)-startB(1:end-1); %array containing the durations
13 -
       upto60 = find(durationB>=60);
                                                     %non CAP
14
15 -
       count=0;
16 -
       countCAP=0;
17 -
     for k = 1:length(durationB) %for each B phase
18
19 -
            if durationB(k)<60
20 -
                count = count + 1:
21 -
            else
22 -
                if count>=2
23 -
                    countCAP=countCAP+1;
                                              %number of CAP sequences
24 -
                    CAPf (countCAP) =k;
                                              %correspondance between the number of
25 -
                    CAPs(countCAP)=k-count;
                                              %correspondance between the number of
26 -
                end
27 -
                count=0:
28 -
            end
29 -
            if k==length(durationB) && count>=2
30 -
                    countCAP=countCAP+1;
31 -
                    CAPf (countCAP) = k+1;
32 -
                    CAPs (countCAP) =k-count+1;
33 -
            end
34 -
       end
35
36 -
       NREMtime=numel(find(hyp(:,1)~=5 & hyp(:,1)~=0))*30;
                                                                  %%sleep NREM time
37 -
       CAPtime=sum(startA(CAPf)-startA(CAPs));
38 -
      rate=CAPtime/NREMtime:
30
```

Referanslar

- Bracewell, R. (1986). The Fourier Transform and its Applications. McGraw-Hill, 2nd edition..
- Broomhead, D. S. and Lowe, D. (1988). Multivariable functional interpolation and adaptive networks.
 Complex Systems, 2:321–355
- Granlund, G. H. (1997). From multidimensional signals to the generation of responses. In Sommer, G. and Koenderink, J. J., editors, Algebraic Frames for the Perception-Action Cycle, volume 1315 of Lecture Notes in Computer Science, pages 29–53, Kiel, Germany. Springer-Verlag. International Workshop, AFPAC'97, invited paper.
- Gray, R. M. (1984). Vector quaantization. IEEE ASSP Magazine, 1:4–29.
- Knutsson, H. (1985). Producing a continuous and distance preserving 5-D vector representation of 3-D orientation. In IEEE Computer Society Workshop on Computer Architecture for Pattern Analysis and Image Database Management CAPAIDM, pages 175–182, Miami Beach, Florida. IEEE. Report LiTH–ISY–I–0843, Link oping University, Sweden, 1986.
- <u>Academic Press Library in Signal Processing: Volume 3</u> / Abdelhak M. Zoubir, in <u>Academic Press Library in</u>
 Signal Processing, 2014
- <u>2-D Discrete-Space Transforms</u> / John W. Woods, in <u>Multidimensional Signal, Image, and Video Processing and Coding (Second Edition)</u>, 2012
- <u>Digital Video Processing</u> / John W. Woods, in <u>Multidimensional Signal</u>, <u>Image</u>, and <u>Video Processing and Coding</u> (Second Edition), 2012
- <u>Three-Dimensional and Spatiotemporal Processing</u> / John W. Woods, in <u>Multidimensional Signal, Image</u>, and <u>Video Processing and Coding (Second Edition)</u>, 2012

Referanslar

- MG Terzano, D Mancia, MR Salati, G Costani, A Decembrino, L Parrino. <u>The cyclic alternating pattern as a physiologic component of normal NREM sleep.</u> *Sleep* 1985;8(2):137-145.
- L Parrino, R Ferri, O Bruni, M. G. Terzano. <u>Cyclic alternating pattern (CAP): The marker of sleep instability</u>. *Sleep Med Rev* 2012 Feb;16(1):27-45
- L Parrino, P Halasz, CA Tassinari, MG Terzano.C <u>CAP, epilepsy and motor events during sleep: the unifying role of arousal.</u> Sleep Med Rev 2006 Aug;10(4):267-285.
- MG Terzano, L Parrino, MC Spaggiari, V Palomba, M Rossi, A Smerieri. <u>CAP variables and arousals as sleep electroencephalogram markers for primary insomnia</u>. *Clin Neurophysiol* 2003 Sep;114(9):1715-1723.
- L Parrino, M Boselli, GP Buccino, MC Spaggiari, G Di Giovanni, MG Terzano. <u>The cyclic alternating pattern plays a gate-control on periodic limb movements during non-rapid eye movement sleep.</u> *J Clin Neurophysiol* 1996 Jul;13(4):314-323.
- W Hening. The clinical neurophysiology of the restless legs syndrome and periodic limb movements. Part I: diagnosis, assessment, and characterization. Clin Neurophysiol 2004 Sep;115(9):1965-1974.
- T Kato, JY Montplaisir, F Guitard, BJ Sessle, JP Lund, GJ Lavigne. <u>Evidence that experimentally induced sleep bruxism is a consequence of transient arousal</u>. *J Dent Res* 2003 Apr;82(4):284-288.
- M Zucconi, L Ferini-Strambi. <u>NREM parasomnias: arousal disorders and differentiation from nocturnal frontal lobe epilepsy.</u> Clin Neurophysiol 2000 Sep;111 Suppl 2:S129-S135.
- R Poryazova, E Werth, L Parrino, MG Terzano, CL Bassetti. <u>Cyclic alternating pattern in narcolepsy patients and healthy controls after partial and total sleep deprivation.</u> *Clin Neurophysiol* 2011 Sep;122(9):1788-1793.

Referanslar

- A Rechtscahffen, A. Kales. <u>A manual of standardized terminology, techniques and scoring system for sleep stages in human subjects.</u> National Institutes of Health, Neurological Information Network, Publication 204, 1968.
- MG Terzano, L Parrino, A Sherieri, R Chervin, S Chokroverty, C Guilleminault, M Hirshkowitz, M Mahowald, H Moldofsky, A Rosa, R Thomas, A Walters. <u>Atlas, rules, and recording techniques for the scoring of cyclic alternating pattern (CAP) in human sleep</u>. <u>Sleep Med</u> 2001 Nov;2(6):537-553.
- U Barcaro, E Bonanni, M Maestri, L Murri, L Parrino, MG Terzano. <u>A general automatic method for</u> the analysis of NREM sleep microstructure. *Sleep Med* 2004 Nov;5(6):567-576.
- R Largo, C Munteanu, A Rosa. <u>CAP event detection by wavelets and GA tuning.</u> *Proc 2005 IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing* 2005, pp. 44-48.
- R Ferri, O Bruni, S Miano, A Smerieri, K Spruyt, MG Terzano. <u>Inter-rater reliability of sleep cyclic alternating pattern (CAP) scoring and validation of a new computer-assisted CAP scoring method.</u> *Clin Neurophysiol* 2005 Mar;116(3):696-707.
- S Mariani, AM Bianchi, E Manfredini, V Rosso, MO Mendez, L Parrino, M Matteucci, A Grassi, S Cerutti, MG Terzano. <u>Automatic detection of A phases of the cyclic alternating pattern during sleep.</u> *Proc IEEE Eng Med Biol Soc* 2010;5085-5088.
- C Navona, U Barcaro, E Bonanni, F Di Martino, M Maestri, L Murri. <u>An automatic method for the recognition and classification of the A-phases of the cyclic alternating pattern.</u> *Clin Neurophysiol* 2002 Nov;113(11):1826-1831.
- S Mariani, E Manfredini, V Rosso, MO Mendez, AM Bianchi, M Matteucci, MG Terzano, S Cerutti, L Parrino. <u>Characterization of A phases during the Cyclic Alternating Pattern of sleep.</u> <u>Clin</u> <u>Neurophysiol</u> 2011 Oct;122(10):2016-2024.