

27734

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ * FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

GÖRSEL UYARILMIŞ POTANSİYELLERİN OPTİMAL FİLTRELENMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Müh. Seniha Özlem TÜRKKAN ŞAMLI

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 3 Şubat 1992

Tezin Savunulduğu Tarih : 14 Nisan 1992

Tez Danışmanı

: Doç.Dr.Mehmet KORÜREK

Diğer Jüri Üyeleri

: Prof.Dr.Cevdet ACAR

Doç.Dr.Ali TOKER

NİSAN 1992

ÖNSÖZ

Bu tez çalışmam sırasında bana her türlü yardımı yapan değerli hocam Sayın Doç.Dr.Mehmet KORÜREK 'e, data kayıtlarını sağlayan Sayın Uzm. Dr.Tamer DEMİRALP 'e, tezin hazırlanmasında emeği geçen babam Sayın Prof.Dr.Bahattin ŞAMLI 'ya ve arkadaşım Sayın Müh.Selçuk PAKER 'e teşekkürlerimi sunarım.

NİSAN 1992

Seniha Özlem TÜRKKAN ŞAMLI

İÇİNDEKİLER

NOTASYON LİSTESİ	v
KISALTMALAR	vii
ÖZET	viii
SUMMARY	ix
BÖLÜM 1. GİRİŞ	1
1.1. Konu ve Önemi	1
1.2. Elektroensefalografi Hakkında Kısa Bilgi	5
1.3. Uyarılmış Potansiyellerin Kaydında Kullanılan Elektrod Tipleri ve Elektrod Yerleşimi	9
1.4. Uyarılmış Potansiyel Tipleri	13
BÖLÜM 2. ORTALAMA UYARILMIŞ POTANSİYELLERİN OPTİMAL FİLTRELENMESİ	16
2.1. Giriş	16
2.2. Ölçülen İşaretin Ortalanması	16
2.3. Optimal Filtre Tasarımı	18
BÖLÜM 3. EN KÜÇÜK ORTALAMA KARE (LMS) METODU İLE OPTİMAL FİLTRE PARAMETRELERİNİN HESAPLANMASI	28
3.1. Giriş	28
3.2. "Steepest - Descent (En Dik İniş)" Metodu	29
3.3. LMS Algoritması	31
BÖLÜM 4. OPTİMAL FİLTRELERİN GÖRSEL UYARILMIŞ POTANSİYELLER İÇİN UYGULANMASI	34
4.1. Görsel Uyarılmış Potansiyel Data Ölçüm Düzeni	34
4.2. Örneklenmiş Datanın Filtrelenmesi	36
BÖLÜM 5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	37
5.1. Seçilen Filtre Katsayı Adedinin Filtre Sonuçlarına Etkisi	37
5.2. Adım Boyunun Filtre Çıkışına Etkisi	38
5.3. Seçmeli Filtreleme	39
5.4. Filtrelemede Kullanılan Kayıt Adedinin Sonuçlara Etkisi ve Filtrelerin Verimi	40

5.5. Öneriler	41
KAYNAKLAR	112
EKLER	
Ek.1. İlişkiler (Korelasyonlar) Cinsinden Tasarlanan Optimal Filtrenin Bilgisayar Program Listesi	114
Ek.2. LMS Metodu İle Tasarlanan Optimal Filtrenin Bilgisayar Program Listesi ..	119
Ek.3. Tıbbi Terimler	122
ÖZGEÇMİŞ	125

NOTASYON LİSTESİ

T	: Örneklem sayısı
N	: Tekrar sayısı
n_i	: i. tekrardaki gürültü
x_i	: i. tekrardaki ölçülen işaret
s	: Gerçek işaret
$\bar{x}$	: Ortalama ölçülen işaret
$\hat{s}$	: Gerçek işaretin beklenen değeri
h	: Filtre katsayıları
E	: Beklenen değer
R_{sx}	: Gerçek işaret ile ortalama ölçülen işaret arasındaki özilişki
R_{xx}	: Ortalama ölçülen işaretler arasındaki çapraz ilişki
R_{sx}	: Gerçek işaret ile ölçülen işaret arasındaki çapraz ilişkinin ortalaması
R_{xx}	: Ölçülen işaretler arasındaki özilişkinin ortalaması
$R_{x_i x_i}$	: i. tekrardaki ölçülen işaretlerin özilişkileri
R_{sx_i}	: Gerçek işaret ile i. tekrardaki ölçülen işaret arasındaki çapraz ilişki
R_{sn_i}	: Gerçek işaret ile i. tekrardaki gürültü arasındaki çapraz ilişki
$R_{n_i n_i}$	: i. tekrardaki gürültüler arasındaki özilişki
R_{nn}	: Gürültüler arasındaki özilişkinin ortalaması
J	: En küçük karesel hata
σ_s^2	: Gerçek işaret "s" in varyansı
h_{opt}	: Optimum h değeri

$J_{\min}$: Minimum hata değeri
 μ : Adım boyutu parametresi veya ağırlaştırma sabiti
 ∇ : Gradyent vektörü
 $\hat{R}_{xx}$: Ortalama ölçülen işaretler arasındaki özilişkinin beklenen değeri
 $\hat{R}_{sx}$: Gerçek işaret ile ortalama ölçülen işaret arasındaki çapraz ilişkinin beklenen değeri
 $\hat{\nabla}$: Gradyent vektörünün beklenen değeri
 $\hat{h}$: Filtre katsayısının beklenen değeri
 $|e(.)|^2$: Karesel hata
 $e(.)$: Hata

KISALTMALAR

- EEG : "Electroensefalography". Elektroensefalografi.
UP : Uyarılmış Potansiyel.
LMS : "Least Mean Square". En Küçük Ortalama Kare.
MSE : "Mean Square Error". Ortalama Karesel Hata.
ADC : "Analog to Digital Converter". Analogdan Sayı-
sala Çevirici.

ÖZET

Bir uyaran ile uyarılmış beynin elektriksel aktivitesi, uyarılmış potansiyeller (UP) olarak bilinmektedir. Uyarılmış potansiyellerin ölçülmesiyle, en önemli üç duyu olan görme, işitme ve dokunma duyularının normallik seviyeleri değerlendirilebilmektedir. Ancak, UP kaydı sırasında, beynin spontan aktivitesi olan elektroensefalogram (EEG) da kaydedilmektedir. Bu, istenilmeyen bir durumdur. Çünkü yaşam sona ermediği sürece, beyin aktivitesi kesintisiz devam etmektedir. Genlik ve frekans bandı yönünden EEG 'nin UP 'lerden büyük olması nedeniyle, asıl işaret olan uyarılmış işaretlerin kaydı, gürültülü bir şekilde elde edilmektedir.

Bu tezde, görsel UP 'lerin gürültüden temizlenmesi amacıyla, bilgisayar ekranından, dama tahtası modeli yardımıyla, 100 kez uyarı verilmiş ve her defasında, 400 ms 'lik kayıtlar alınmıştır. Data, 4 ms aralıklarla örneklenmiştir. Daha sonra, datanın ortalaması alınarak, bir optimal filtreden geçirilmiştir.

Bu tezde anlatılan yöntemlerin, UP fitrelenmesinde kullanılabilmesi için, bazı varsayımlar gözönüne alınmıştır. Bunlar, şöyle sıralanabilir: (i) UP 'ler, stasyonerdir. (ii) Gürültü (EEG), sıfır ortalamalı random (rastgele) bir işarettir. (iii) UP, EEG ile ilişkili değildir. (iv) Gürültü, kendi arasında ilişkili değildir. (v) Gürültü toplamsaldır.

Filtre katsayılarının hesaplanması için iki yöntem kullanılmıştır. Birinci yöntemde filtre katsayıları, işaret ile gürültü arasındaki çapraz ilişkiler ve işaretin özilişkisi cinsinden hesaplanmıştır. Ancak bu yöntemde, bazı matematiksel işlemler nedeniyle hesaplama zorluğu bulunmaktadır. Bu nedenle, ikinci bir yöntem araştırılmıştır. İkinci yöntem ise, filtre katsayılarının saptanması için LMS (Least Mean Square) metodunu kullanmaktadır.

Sonuç bölümünde, çeşitli durumlar için yalnızca ortalanan ve ortalandıktan sonra her iki yöntemle de hesaplanmış filtre katsayılarını içeren optimal filtreden geçirilen görsel uyarılmış potansiyel dataları ile, Wiener filtresi sonuçları karşılaştırılmıştır.

SUMMARY

OPTIMAL FILTERING OF VISUAL EVOKED POTENTIALS

The recording of the electrical activity of the brain is known as electroencephalography (EEG) and the electrical activity of the brain evoked by a sensory stimulus is known as the evoked potentials (EP) or evoked responses (ER). It is usually measured over the sensory region of the brain corresponding to the stimulating modality. It is possible to evaluate the normality levels of the three most important senses which are sight, hearing and touch by recording and measuring the evoked potentials.

The main problem with the process of evoked potentials is that several kinds of noises are recorded as superimposed on the signal while signal recording. The most effective noise is EEG, because the amplitude interval of EEG is 1-100 μV as it is 0.1-10 μV for evoked potentials. The widely used evoked potentials are visual EP (VEP), brainstem auditory EP (BEAP) and somatosensory EP (SEP).

In this thesis, in order to get the EP the averaging technic is used firstly. To minimize the errors, the averaged data is filtered by using an optimal filter. The filter coefficients are defined by applying two different ways one of which uses the cross-correlations between signal and noise and the auto-correlations of the signal and the second applies the LMS (Least Mean Square) method.

In site of validity of used methods, the following assumptions is made;

(i) The EP is stationary. For instance, the response to the same stimulus is always the same for the whole recording.

(ii) The noise (EEG) is zero-mean random signal.

(iii) EP is uncorrelated with the EEG.

(iv) The noise (EEG) recordings are uncorrelated with one another.

(v) The noise is additional.

When measuring evoked potentials, The response $s(t)$, is added to a background noise $n(t)$. The measurement is done by collecting ensemble of N sweeps. In each sweep, $x_i(t)$ is:

$$x_i(t) = s(t) + n_i(t) \quad (1)$$

The average of all the sweeps is usually used to estimate the signal:

$$\bar{x}(t) = 1/N \cdot \sum_{i=1}^N x_i(t) \quad (2)$$

The average estimator can be filtered to improve its MSE (Mean Square Error). When the optimal filter, h , is applied on the average $\bar{x}$, the estimator is given by:

$$\hat{s}(t) = \sum_{k=1}^m h(k) \bar{x}(t-k) \quad (3)$$

The filter coefficients are calculated from the estimated autocorrelation of the signal and noise. The filter h minimizes the MSE of the estimator. A necessary condition for that minimum is:

$$\frac{\partial}{\partial h(j)} E [\{ s(t) - \hat{s}(t) \}^2] = 0 \quad (4)$$

Which yields a set of linear equations:

$$R_{\bar{x}\bar{x}}(j) = \sum_{k=1}^m h(k) R_{\bar{x}\bar{x}}(j-k) \quad j = 1, \dots, m \quad (5)$$

Where for sweeps with length T :

$$R_{\overline{xx}}(k) = 1/T \sum_{t=1}^T \overline{x}(t) \overline{x}(t+k) \quad (6)$$

and

$$R_{\overline{sx}}(k) = 1/T \sum_{t=1}^T s(t) \overline{x}(t+k) \quad (7)$$

$R_{\overline{sx}}$, which is the average of the crosscorrelation between the signal and the average is also equal to $R_{\overline{sx}}$:

$$R_{\overline{sx}}(k) = R_{\overline{sx}}(k) \quad (8)$$

$R_{\overline{sx}}$ is the average of the crosscorrelations between the signal and the sweeps. $R_{\overline{sx}}$ cannot be calculated directly, because the signal is unknown. It can be estimated from the autocorrelation of the average of the sweeps ($R_{\overline{xx}}$ which is defined in eq. 6) and from the average of the autocorrelation of the individual sweeps (R_{xx}), which is defined by:

$$R_{\overline{xx}}(k) = 1/N \sum_{i=1}^N R_{x_i x_i}(k) \quad (9)$$

From equations (1), (2), (6), (9), it can be derived:

$$R_{\overline{xx}}(k) = R_{\overline{sx}}(k) + R_{\overline{nn}}(k) \quad (10)$$

$$R_{\overline{xx}}(k) = R_{\overline{sx}}(k) + 1/N R_{nn}(k) \quad (11)$$

Which yields:

$$R_{\overline{sx}}(k) = [N R_{\overline{xx}}(k) - R_{\overline{xx}}(k)] / (N - 1) \quad (12)$$

Calculating R_{xx} from (6) and R_{sx} from (12), substituting them in the linear equations (5) and solving for h , yields the filter coefficients of the optimal filter. Substituting this filter in (3), the optimal filter signal estimator can be calculated.

The LMS algorithm is used in filter design since it does not need measuring the correlation functions and inverting matrices.

Firstly it is necessary to describe the "method of steepest descent", which is a recursive method for finding the minimum point of the error-performance surface without knowledge of the error-performance surface itself. This method provides some heuristics for writing the expression for the LMS algorithm.

The mean-squared error $J(k)$ is:

$$J(k) = \sigma_s^2 - \vec{h}^T(t) \vec{r}(k) - \vec{r}^T(k) \vec{h}(k) + \vec{h}^T(k) \mathcal{R}(k) \vec{h}(k) \quad (12)$$

Where σ_s^2 is the variance of the desired response $s(t)$.

At the minimum point of the error-performance surface, the tap-weight vector (h) takes on the optimum value h_{opt} , which is defined by the normal equation

$$\mathcal{R}(k) \vec{h}_{opt} = \vec{r}(k) \quad (13)$$

The minimum mean-squared error:

$$J_{min} = \sigma_s^2 - \vec{r}^T(k) \vec{h}_{opt} \quad (14)$$

According to the steepest-descent algorithm, the updated value of the tap-weight vector:

$$\vec{h}(k+1) = \vec{h}(k) + 1/2 \mu [-\vec{\nabla}(t)] \quad (15)$$

$k = 0, 1, \dots$

where μ is a positive real-valued constant and $\vec{\nabla}(k)$ is the value of the gradient vector.

Differentiating the mean-squared error $J(k)$ with respect to the tap-weight vector $\vec{h}(k)$, the following value for the gradient vector is got:

$$\begin{aligned}\vec{\nabla}(k) &= \frac{\partial J(k)}{\partial \vec{h}(k)} \\ &= -2r(k) + 2\mathcal{R}(k)\vec{h}(k)\end{aligned}\quad (16)$$

Thus, the updated value of the tap-weight vector $\vec{h}(t+1)$ may be computed by using the simple recursive relation:

$$\vec{h}(k+1) = \vec{h}(k) + \mu [r(k) - \mathcal{R}(k)\vec{h}(k)] \quad k = 0, 1, \dots \quad (17)$$

The simplest choice of estimators for $\mathcal{R}(k)$ and $r(k)$ is:

$$\hat{\mathcal{R}}(k) = \vec{x}_{\text{ort}}(t) \vec{x}_{\text{ort}}^T(t-k) \quad (18)$$

$$\hat{r}(k) = \vec{x}_{\text{ort}}(t) s(t-k) \quad (19)$$

Correspondingly, the instantaneous estimate of the gradient vector is as follows:

$$\vec{\nabla}(k) = -2\vec{x}_{\text{ort}}(t) s(t-k) + 2\vec{x}_{\text{ort}}(t) \vec{x}_{\text{ort}}^T(t-k) \vec{h}(k) \quad (20)$$

Substituting the estimate of eq. (20) for the gradient vector $\vec{\nabla}(k)$ in the steepest-descent algorithm as described in eq. (15), a new recursive relation for updating the tap-weight vector is got for LMS algorithm:

$$\vec{h}(k+1) = \vec{h}(k) + \mu \vec{x}_{\text{ort}}(t) [s(t-k) - \vec{x}_{\text{ort}}^T(t-k) \vec{h}(k)] \quad (21)$$

Equivalently, The result in the form of a pair of relations may be written as follows:

$$e(t) = s(t-k) - \vec{h}^T(k) \vec{x}_{opt}(t-k) \quad (22)$$

$$\vec{h}(k+1) = \vec{h}(k) + \mu \vec{x}_{opt}(t) e(t) \quad (23)$$

The iterative procedure is started with the initial guess $\vec{h}(0)$. A convenient choice for this initial guess is the null vector, $\vec{h}(0) = 0$.

In this thesis these methods have been applied for filtering the Visual Evoked Potentials.

BÖLÜM 1. GİRİŞ

1.1. Konu ve Önemi

Son yıllarda, insan davranışlarını daha iyi anlayabilmek ve merkezi sinir sisteminin işleyişini saptamak amacıyla, gittikçe artan boyutlarda çalışmalar yapılmaktadır.

Beynin, kafatasında ve kafa derisinde beliren bio-elektrik etkinliğini kayıt tekniğine elektroansefalografi, bu kayda ise elektroensefalogram (EEG) adı verilmektedir. Bir uyaran ile uyarılmış beynin elektriksel aktivitesi ise uyarılmış potansiyeller (UP) veya uyarılmış cevaplar (evoked potentials - evoked responses) olarak bilinmektedir.

Uyarılmış potansiyellerin ölçülmesiyle, en önemli üç duyu olan görme, işitme ve dokunma duyularının normallik seviyeleri değerlendirilebilir. Günümüzde uyarılmış potansiyel görüntülenmesi, ameliyathane ve yoğun bakım ünitesinde çok gereklidir. Anestezi ve cerrahi işlemlere bağlı beklenmeyen birçok ölüm vakası, hayati fonksiyonların görüntülenmesi ile önlenabilir. Bazı olaylar, insan hatasının, teknik techizattan daha fazla zarar verdiğini ortaya koymaktadır (Lunn ve Mushin, 1982; Vickers ve Lunn, 1983) [1].

EEG, serebral kortikal uyarıyı kaydetmektedir. Ancak, subkortikal olaylar veya kranial sinirlerinin ve spinal kordun fonksiyonel bütünlüğü hakkında bir bilgi vermemektedir. Bu nedenle nörofizyolojistler, algılama

veya motor bölgelerin uyarılmış potansiyellerinin kayıtlarını kullanacaklardır. EEG ve UP teknikleri, hem anatomik hem de fonksiyonel bakımdan birbirini tamamlamaktadır. UP ve EEG 'nin birlikte kullanıldığı uygulamalarda çok daha iyi doğruluk sağlanmıştır.

Uyarılmış potansiyeller, nörofizyolojik görüntüleme açısından önemli rol oynamaktadır. Nörofizyolojik görüntülemenin kullanıldığı alanlar şöyle sıralanabilir:

- i. Beyin, cranial (kafatası) sinirleri veya spinal cord 'un (omurilik soğanı) risk altında kalması durumunda uyarı bilgisinin alınabilmesi ve kalıcı sinirsel tahribatı önleyici müdahalede bulunulabilmesi,
- ii. Genellikle, anestezi altında bulunan veya "comatose" hastalarında,
 - 1) bilinç kaybı seviyesi
 - 2) acıya cevap
 - 3) anestezinin ve ağrı kesme durumunun derinliği
 - 4) merkezi sinir sisteminin tüm fonksiyonel durumunun gözlenmesi,
- iii. Merkezi sinir sistemi fonksiyonlarının ölçülmesi, kaydedilmesi ve kalıcı döküman eldesi. Böylece, hastanın durumu hakkında bilgi alışverişinde bulunma imkanı.

Beyin görüntüleme teknikleri arasında, uyarılmış potansiyeller dışında, nükleer manyetik rezonans (NMR) görüntüleme, pozitron emisyon tomografi (PET) ve bölgesel serebral (beyin) kan akışı sayılabilir. Bu bahsedilen güçlü metodların beynin bölgelerini görüntüleme rezolüsyonlarının çok iyi olmasına karşın, zaman rezolüsyonları zayıftır. Yani, beynin hangi anda hangi davranışı gösterdiğini belirlemek güçtür. Buna karşın,

uyarılmış potansiyel kayıtları çok iyi zaman rezolüsyo-
nuna sahiptir, ancak beyni görüntüleme açısından zayıf-
tır.

Yapılan çeşitli araştırma ve çalışmaların sonucu
olarak, normal bir insanın algıladığı bilginin % 70 'i
görme, % 14 'ü işitme, % 10 'u ise dokunma ile elde e-
dilmektedir [2]. Bu nedenle bu duyulara ait bozukluk-
ların erken belirlenmesi ile, tedavinin erken başlatıl-
ması sağlanabilecektir. Uyarılmış potansiyel görüntü-
lenmesinin getirdiği faydalı bilgiler ise şöyle
sıralanabilir:

- i. Baş ile ilgili yaralanmalardan sonra ağır kesici ve-
rilmiş hastalarda,
- ii. Optik "chiasma" çevresindeki lezyonların operasyon-
ları sırasında,
- iii. Akustik veya ilişkili sinirlerin operasyonları sı-
rasında,
- iv. "Scoliosis" ve diğer spinal problemlerin operasyonu
sırasında,
- v. "Travmatik brachial plexus lezyonlarının" operasyonu
sırasında,
- vi. Büyük göz yaralanması bulunan hastalarda,
- vii. "Aortik anevrizma" operasyonunda,
EEG ve klinik işaretler medikasyonla (tıbbi yöntemlerle
ve ilaçla) bastırıldığı zaman, multi-modal nöral yolla-
rın fonksiyonel ilişkisini kurmak,
- viii. İşitme, görme ve hissetme ile ilgili organların ve
beynin bu eylemlerle ilgili bölgelerinin sağlıklı çalış-
tırıp çalışmadıkları hakkında invaziv (doğrudan) olmayan
bir şekilde bilgi edinilmesi.

Uyarılmış potansiyel ölçümleri de, EEG ölçümleri
gibi, invaziv olmayan yani dolaylı yoldan objektif bir
metodla belirlenmektedir. Böylece, hastaya rahatsızlık

veren yaralama gerektiren yöntemler bırakılmıştır. Ölçüm, uyarının etkili olacağı duyu organları ile ilgili bölümünden yapılır.

Kanama, tümör, "multiple sclerosis" ve "demyelinating" gibi sinir sistemi bozukluklarının belirlenmesinde UP ölçümleri çok yararlı sonuçlar vermektedir.

Uyarılmış potansiyellerin işlenmesindeki ana problem, gürültünün de işaret üzerine toplanmış (süperimpoze olmuş) şekilde işaretle birlikte kaydedilmesidir. Bu gürültüler kas artifaktları, ısı gürültüleri ve dielektrik olaylar olabilir. Fakat etkili olan asıl gürültü, EEG 'dir. Çünkü, EEG ile UP, aynı kortikal nöronlardan kaynaklanmaktadır.

Uyarılmış potansiyellerin genliği çok düşüktür. Genlik, $0.1 \mu V$ ile $10 \mu V$ arasında değişir. Halbuki EEG 'nin genlik değişim aralığı $1 \mu V$ ile $100 \mu V$ 'dur ve uyarılmış potansiyellere göre oldukça yüksek genliğe sahiptir [2]. Burada amaç, tüm gürültülerden temizlenmiş bir uyarılmış potansiyel kaydı elde edebilmektir.

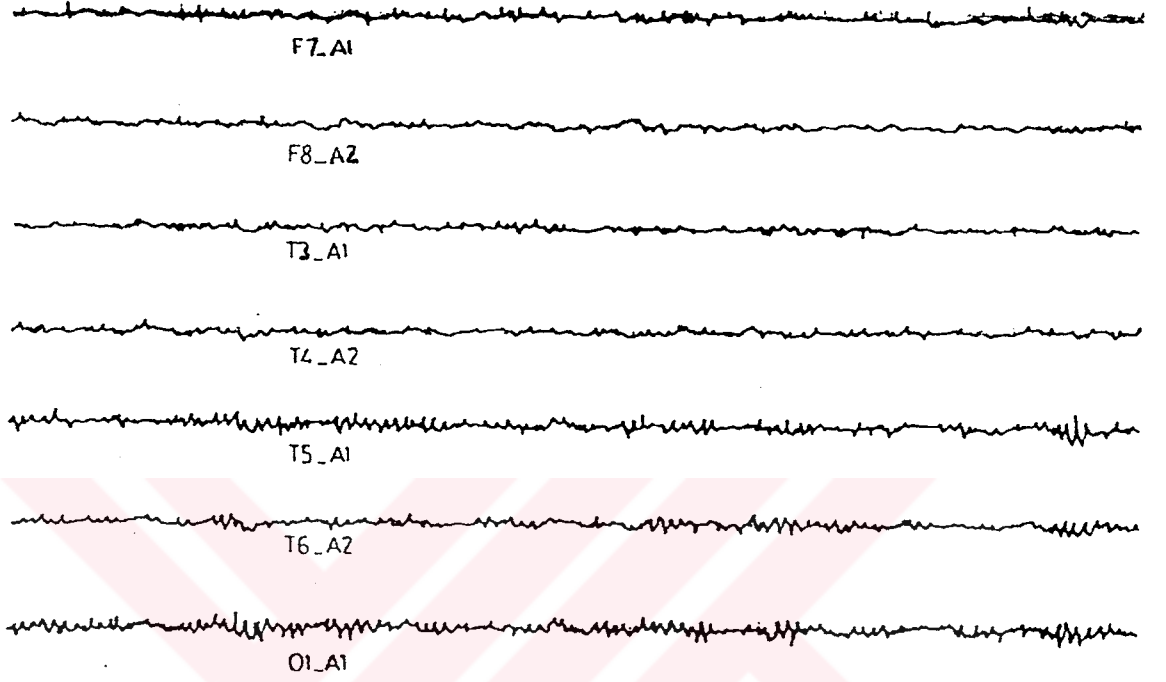
Uyarılmış potansiyelleri EEG aktivitelerinden ayırmada kullanılan en eski metodlardan biri, senkronize ortalama alma tekniğidir. Bu teknikte birden çok sayıda aynı uyarana karşı deneyin verdiği UP + EEG cevapları, senkronizasyon amacıyla zaman başlangıçları uyarma anları alınarak üst üste toplandığında, EEG 'nin rastgelelik göstermesi nedeniyle, bu toplamda EEG cevapları sıfıra yaklaşan bir terim olarak ortaya çıkar. UP cevaplarının ise birbirini destekleyecek şekilde üst üste gelerek toplanmaları söz konusu olduğundan, UP cevapların baskın duruma geçmiş olur [3]. Bu tekniğin etkin bir şekilde kullanılabilmesi için, uyarma sayısının 100 ler

500 ler mertebesinde olması gerekmektedir. Bu ise, hastanın çok sayıda uyarılması nedeniyle hastayı yormakta ve de sonuca ulaşma süresi oldukça uzun olmaktadır.

Bu tezde amaç, daha az uyarma sonucu ile kabul edilebilir bir UP sonucu elde edebilmektir. Buna yönelik olarak bu tezde önce sayısı 10 lar mertebesinde olmak suretiyle alınan cevaplar optimal filtreden geçirilerek temizlenmeye çalışılmıştır. Filtrenin etkinliğini belirlemek için filtrenin, işaret/gürültü oranındaki iyileştirmesi incelenmiştir. Filtre katsayılarının saptanması amacıyla iki yöntem kullanılmıştır. Birinci yöntemde katsayılar, işaret ve gürültü arasındaki çapraz ilişkiler ve işaretin özilişkileri yardımıyla hesaplanmıştır. Ancak bu yöntemde, yüksek mertebeli bir matrisin tersinin bulunması problemiyle karşılaşmıştır. Bu durum yöntemi hem zorlaştırmakta, hem de işlem süresini arttırmaktadır. Bu nedenle bir başka yönteme başvurulmuştur. Böylece ikinci yöntemde ise katsayı hesabı, LMS (Least Mean Square - en küçük ortalama kare) metodu ile belirlenmiştir. Ayrıca sonuçlar, aynı amaçla daha önce hazırlanmış bulunan Wiener filtresinin sonuçlarıyla da karşılaştırılmıştır [4].

1.2. Elektroensefalografi (EEG) Hakkında Kısa Bilgi

Beynin elektriksel faaliyetleri sonucu ortaya çıkan biyoelektrik işaretlere, elektroensefalogram (EEG) adı verilmektedir. Şekil 1.1. 'de tipik bir EEG kaydı gösterilmiştir.



Şekil 1.1. Normal Bir İnsandan Alınan Tipik Bir EEG Kaydı.

Hayvanlar üzerinde yaptığı deneyler sonucunda ilk kez Caton, beyinde bir takım elektriksel faaliyetlerin varlığını buldu (1875). Hans Berger ise ilk defa insan beyinde elektriksel aktivitenin varlığını, kafaya yerleştirilen elektrodlar ve bunlara bağlı bir Galvanometre yardımıyla ortaya çıkardı (1929). Berger, elektroensefalografi adı verilen bu dalgaların, gözün açılıp kapanmasıyla değiştiğini gösterdi (1930) [2].

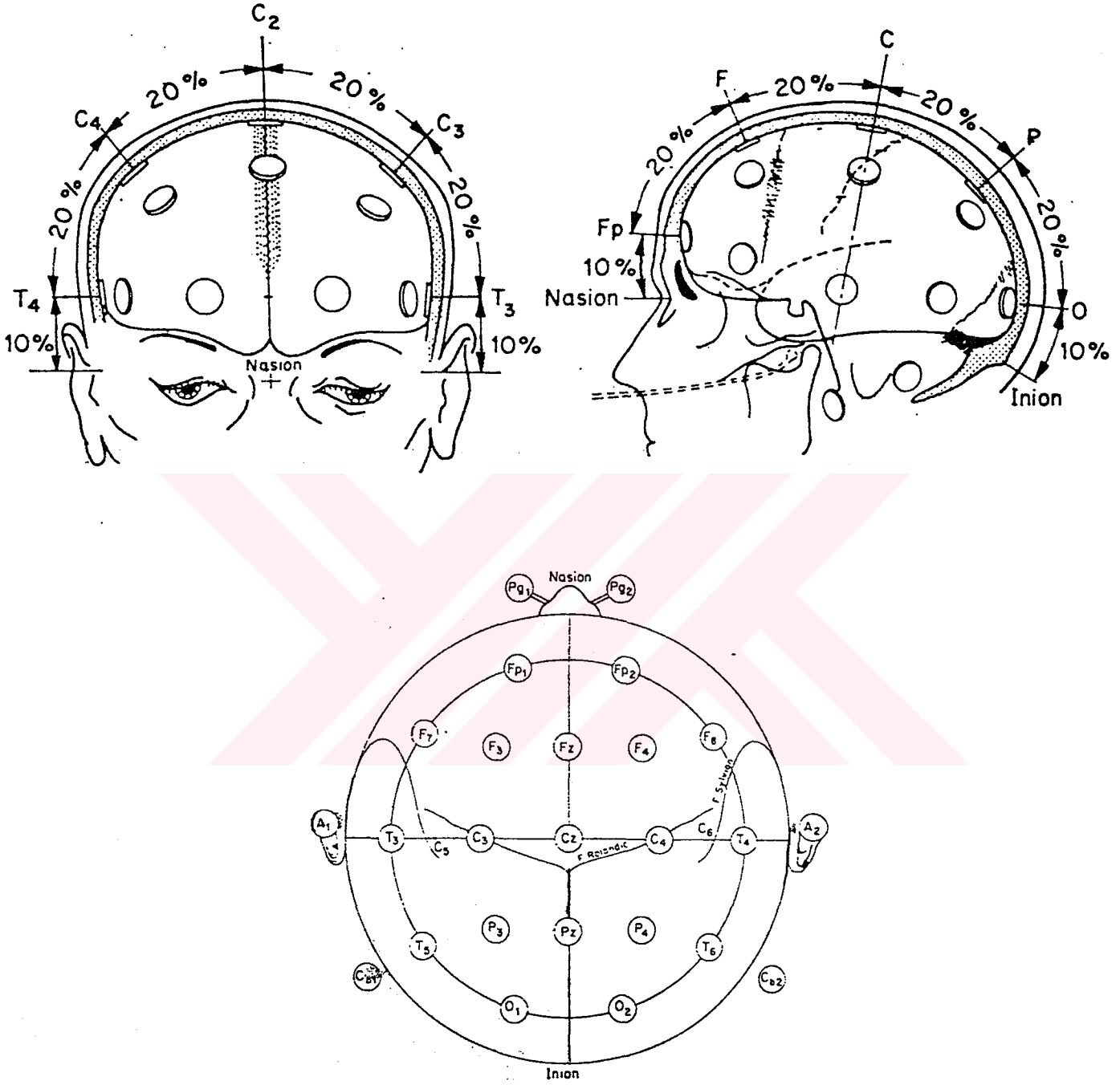
EEG işaretlerinin varlığının bilimsel olarak ortaya konması ancak, elektronikteki gelişmeler sonucu olabilmıştır. 1934 'de Adrian ve Matthews, elektrodlarla alınan EEG işaretlerini kuvvetlendirip kaydedilmesini

sağladılar. Davis, uyanık bir insanın EEG 'sinde sese karşı uyarılmış cevapların olduğunu buldu (1939). Yine Davis ve arkadaşları, aynı durumun uyuyan insanda da meydana geldiğini aynı yıl gösterdiler [2].

İlerleyen yıllarda elektronik ve bilgisayar alanında ortaya çıkan büyük gelişmeler sonucu, EEG 'nin klinik uygulamaları geliştirilmiştir.

EEG 'nin genliği tepeden tepeye 1 - 100 μ V ve frekans bandı ise 0.5 - 100 Hz 'dir. Ölçümler, beynin üzerinden doğrudan alındığında, genlik 10 kat artar [2].

EEG elektrodlarının bağlantısı için uluslararası standartlar kullanılmaktadır. En çok kullanılan, 10 - 20 EEG elektrod sistemidir. Bu sistemde baş, dört standard noktayla belirlenmiştir. Bunlar, nasion (burn), inion (kafanın arka kısmı), sol ve sağ preauricular (kulak) noktalarıdır (Şekil 1.2). Nasion ve inion arası, 10-20-20-20-10 olacak şekilde bölünerek, elektrodlar yerleştirilir. Diğer elektrodlar ise, bu elektrodlarla bir daire oluşturacak şekilde yerleştirilir. Bu sistemde 10 elektrod kullanılmaktadır. Kulak memesine yerleştirilen 20. elektrod ise toprak elektrodu olarak kullanılır [2].



Şekil 1.2. Uluslararası 10 - 20 EEG Elektrod Yerleştirme Sistemi.

Tablo 1.1. EEG ve UP 'lerin Genlik ve Frekans Değişim Aralıkları.

	GENLİK DEĞİŞİM ARALIĞI	FREKANS BAND GENİŞLİĞİ	POTANSİYEL SÜRESİ
EEG	1-100 μ V	0.5-100 Hz	-
GÖRSEL UP	1-20 μ V	1-300 Hz	200 ms
İŞİTSEL UP	0.5 μ V	100-3000 Hz	500 ms
DUYUMSAL UP	10 μ V	2-3000 Hz	25-50 ms

1.3. Uyarılmış Potansiyel Kaydında Kullanılan Elektrod Tipleri ve Elektrod Yerleşimi

Bir uyarıcı ile uyarılmış olan beynin meydana getirdiği elektriksel işaretlere, uyarılmış potansiyeller adı verilmektedir.

Retinal ışık uyarısı ile uyarılmış serebral potansiyeller, ilk kez Richard Caton tarafından tanıtılmıştır (1875). Yayımlanan ilk fotoğraf (1913) bir dizi statik sinir uyarısı uygulanmış bir köpeğin motor korteksinden alınan cevabı göstermektedir. Dawson 'un süperimpozisyon metodlarının kullanımıyla (1947) ve geliştirdiği ortalama tekniğiyle (1950) uyarılmış potansiyel kaydının yaygın kullanımı mümkün olmuştur [1]. Uyarılmış potansiyeller alanındaki gelişmeler ancak yeni işaret işleme tekniklerinin bulunmasıyla mümkün olmuştur. 1953 'de Dawson 'un, UP 'ler için özilişki ve çapraz ilişki yöntemlerinin uygulanabileceğini söylemesine rağmen, işlemlerin yapılmasının zorluğu nedeniyle, uygulamaya konulması ancak bilgisayarlarla gerçekleşmiştir [2].

Görsel, işitsel ve duymusal uyarmaya karşı beynin normal cevabı ile anormallik durumu arasındaki fark, bu işaretlerin genliklerindeki ve gecikmelerindeki değişimler olarak ortaya çıkar. Bir uyarı, EEG 'de iki çeşit potansiyel değişimi yaratır: Spesifik cevap ve spesifik olmayan cevap. Spesifik cevap, alçak gerilim geçiş dalgalarıdır. Maksimum değerini "vertex" (kafatasının en üst noktası) bölgesinde alır (Şekil 1.3). Cevap, her tür uyarıda aynıdır. Aynı uyarı tekrarlandıkça daha az belirgin olmaktadır. Spesifik olmayan cevap ise uyarı uygulandıktan sonra bir gecikme ile görülür. Maksimum değeri kortikal bölgededir. Cevap, uyarı moduna göre değişir [5].

İki tip elektrod kullanılmaktadır:

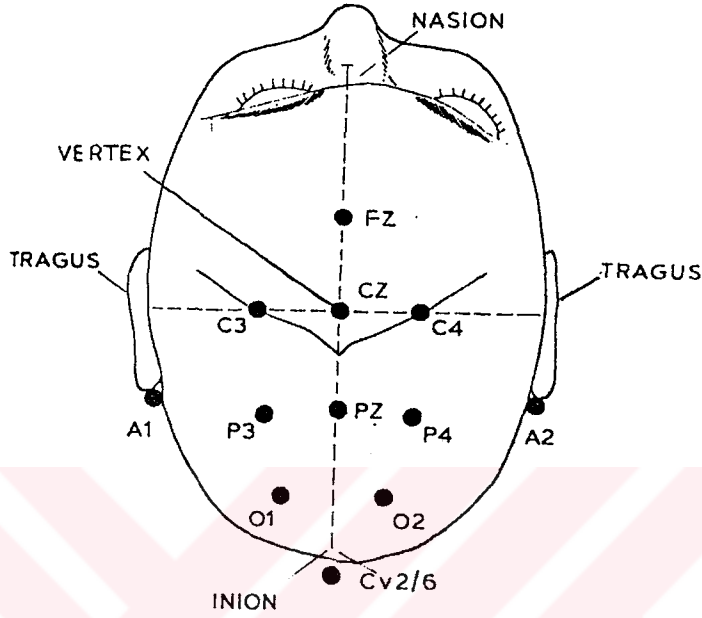
- i. Gümüş-gümüş klorid diskler, deri direncinin azaltılması amacıyla, jel ile birlikte kullanılmaktadır.
- ii. "Intradermal" (deri altı) iğne elektrodlar, kafatası, sırt, kol ve bacadan alınan kayıtlar için çok uygundur.

UP kaydı için en uygun bölge, potansiyelin kafatasında yayıldığı bölgedir.

Flaş uyarısına karşı cevap olarak alınan görsel UP kaydı için inion bölgesinden 5 cm yukarı bir elektrod, buradan 6 cm uzaklıkta sağda ve solda 2 elektrod ve uluslararası 10-20 sistemindeki Fz pozisyonuna bir elektrod yerleştirilir (Şekil 1.3).

Beyin sapı uyarılmış potansiyellerde, sağ ve sol kulak loblarından ve mastoidlerden (Cz pozisyonu) kayıt yapılır.

Duyumsal UP 'lerde, üst kol (örneğin dirsekteki medyan siniri, ulnar veya radial sinir) uyarımı sonucu alınan kayıt, verteksin (Cz pozisyonu) arkasından tragus 2.5 cm uzaklıktaki bir noktaya birleşen bir hat boyunca, hattın ortasına 7 cm uzaklıkta iki lateral (yan) noktaya (C3 ve C4 pozisyonlarına) yerleştirilen elektrodlar yardımıyla yapılır. Bu elektrodlar, P3 ve P4 'ün birkaç cm önünde bulunmaktadır. Referans nokta Fz 'dir. Omuz ya da ele yapılan uyarıların kaydında, C2 ve C6 seviyelerindeki üst cervical vertebra üzerinde bir elektrod kullanılır. Referans elektrod, yine Fz 'dir. Bacaklara (örneğin topuktaki anterior veya posterior tibial sinirlerine) yapılan uyarıların cevabı için en iyi yöntem, uyarı ile aynı taraftaki kafatası bölgesinden kayıt yapmaktır. Bu nedenle sol bacak uyarımında, P3 ve referans Fz noktalarından kayıt alınır. Aynı anda 1. lumbar vertebra seviyesindeki omurga üzerinden kayıt alınabilmesi için, aynı seviyedeki orta hattın 6 cm yanında bir referans elektrod alınmalıdır [11]. Şekil 1.3 'de, UP görüntülenmesinde kullanılan kayıt bölgeleri, şekil 1.4 'de ise kafatasında bir anda yayılan potansiyeli gösteren hatlar verilmiştir.



Şekil 1.3. Uyarılmış Potansiyellerin Görüntülenmesi İçin Kullanılan Kayıt Bölgeleri

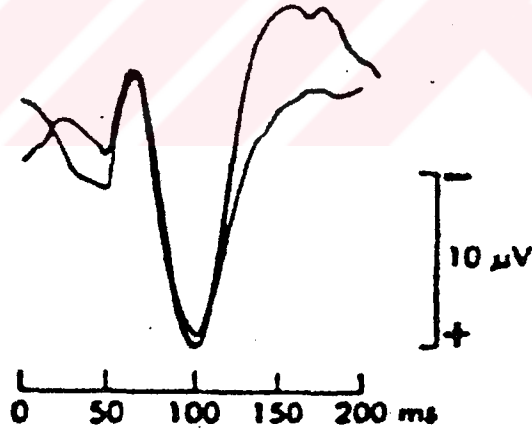


Şekil 1.4. Kafatasında Bir Anda Yayılan Potansiyelin Dağılımını Gösteren Hatlar.

1.4. Uyarılmış Potansiyel Tipleri

Yaygın kullanılan 3 ana tip uyarılmış potansiyel vardır:

i. GÖRSEL UYARILMIŞ POTANSİYEL: Görsel UP, görme ile ilgili occipital lob kısmındaki kafatası üzerinden kaydedilir. Uyaran, ışık flaşı veya görsel kalıplardır. Görsel UP genliği, $1 \mu V$ ile $20 \mu V$ arasında değişmektedir. 1 Hz ile 300 Hz arasında band genişliğine sahiptir. Bu tip potansiyelin süresi 200 ms 'dir. Görsel UP, multiple sclerosis hastalığının teşhisinde (görme sinirleri bu hastalıktan etkilenmektedir), renk körlüğünün ve görme eksikliğinin saptanmasında, görüş keskinliğinin saptanmasında kullanılmaktadır [1]. Şekil 1.5 'de, normal bir insandan alınan tipik bir görsel UP kaydı verilmiştir [1].

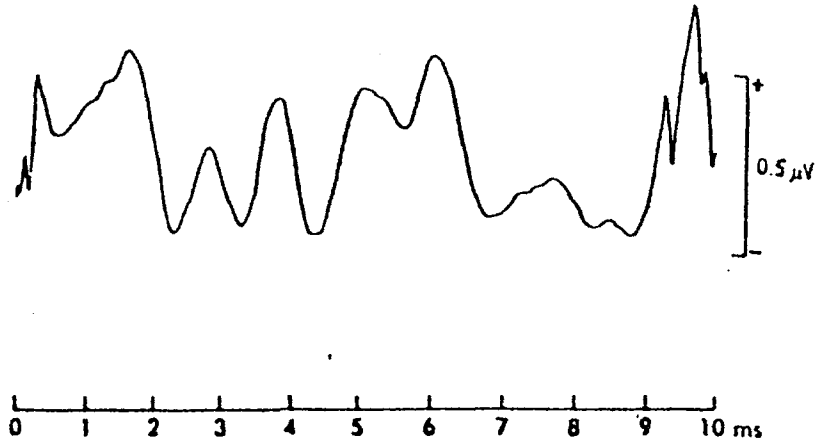


Şekil 1.5. Tipik Görsel Uyarılmış Potansiyel Kaydı

Teşhis için, elde edilen işaretteki tepe ve vadilerin genlikleri ile, zaman içindeki yerlerine bakılmaktadır. Bunlardan, 100 ms civarında oluşması

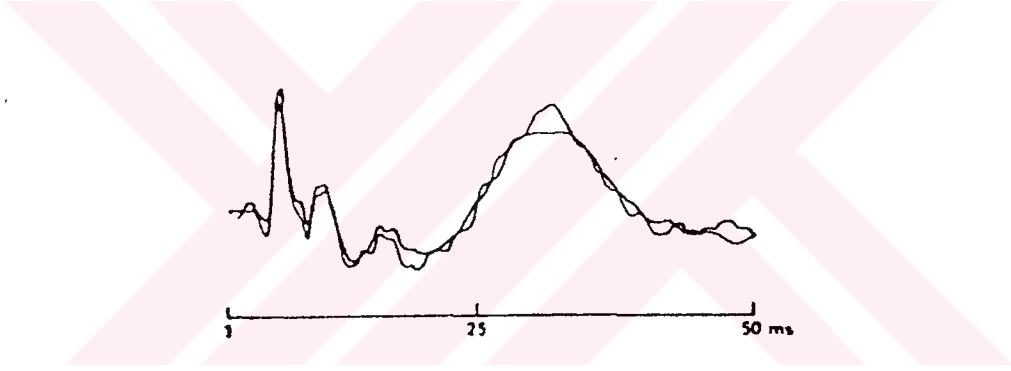
beklenen tepenin zaman içerisindeki yeri, teşhis için en önemli kısımdır [3].

ii. DUYSAL (İŞİTSEL) UYARILMIŞ POTANSİYEL: Duysal UP, kafatasının vertex bölgesindeki elektrodlar yardımıyla kaydedilmektedir. Duysal uyarı, bir klik sesi, ton değişimi, beyaz gürültü vb. olabilir. Ses darbesinin şiddeti, kişinin işitme eşik değerine bağlı olarak, 60-70 dB 'dir [3]. Duysal UP dört bölümden oluşmaktadır. İlk potansiyel yaklaşık 1 ms 'lik gecikmedir. Erken potansiyel, sekizinci sinirin ve beyin sapının neden olduğu 8 ms 'lik gecikmedir. Orta potansiyel, 8 ms... 50 ms sürer. Geç potansiyel, 50 ms ile 500 ms arasında sürmektedir. İlk 10 ms 'lik cevap, beyin sapının aktivitesiyle ilgilidir. Bu beyin sapı duysal UP 'nin genliği çok düşüktür (yaklaşık $0.5 \mu V$). Duysal UP, 100 ...3000 Hz 'lik band genişliğine sahiptir. Özellikle çocuklarda duyma bozukluklarının saptanmasında kullanılmaktadır [1]. Şekil 1.6 'da, tipik bir işitsel UP kaydı görülmektedir [1].



Şekil 1.6. Tipik İşitsel Uyarılmış Potansiyel Kaydı.

iii. DUYUMSAL UYARILMIŞ POTANSİYEL: Periferik duyu sinir liflerinin elektriksel uyarımı sonucu ortaya çıkan duyumsal UP, cortex üzerine yerleştirilmiş yüzey elektrodları ile kaydedilir. Uyarı, elektriksel veya mekanik olabilir. Kortikal duyumsal UP 'nin süresi yaklaşık 25...50 ms dir. Band genişliği ise 2...3000 Hz arasındadır. Subkortikal duyumsal UP biraz daha uzundur ve 200 ms sürer. Duyumsal UP, periferik sinir telleri ile korteks arasındaki dorsal kolon yoluna ait bilgi eldesi için kullanılmaktadır [1]. Şekil 1.7 'de tipik bir duyumsal UP kaydı verilmiştir [1].



Şekil 1.7. Tipik Duyumsal Uyarılmış Potansiyel Kaydı.

BÖLÜM 2. ORTALAMA UYARILMIŞ POTANSİYELLERİN OPTİMAL FİLTRELENMESİ

2.1. Giriş

Ortalama tekniği, gürültü azaltma teknikleri arasında en eski olanlarından biridir. Ortalamaya giren kayıt adedinin artması, hatanın aynı oranda azalmasına neden olmaktadır [3]. Ancak bu yöntem, kayıt adedinin sonsuz sayıda arttırılamaması nedeniyle, her zaman en iyi sonucu vermemektedir. Bu nedenle bu tezde, ortalaması alınmış dataların bir optimal filtreden geçirilerek filtrelenmesi anlatılmaktadır [6]. Filtre katsayı hesabı için, bölüm 2 'de ilişki (korelasyon) değerleri; bölüm 3 'de ise LMS (Least Mean Square - en küçük ortalama kare metodu kullanılmıştır. Aritmetik ortalaması alınan datanın LMS yöntemi ile filtrelenmesi ilk kez bu tezde ele alınmıştır.

2.2. Ölçülen İşaretin Ortalanması

EEG ve UP birleşik kayıtlarının aritmetik ortalamalarını almak, UP 'nin daha belirginleşmesini ve EEG nin etkisinin azalmasını sağlamaktadır [7].

Aritmetik ortalama yöntemi, süperimpozisyon tekniğinden doğmuştur. Süperimpozisyon tekniği, yüzyılın başlarında Galton tarafından geliştirilmiştir. Galton 'un amacı katillerin yüz ifadelerindeki ortak noktaları çıkartmaktı. Ortak özellik saptanamadığından dolayı çalışmanın başarısız olmasına karşılık Dawson, süperimpozisyon tekniğini, UP kayıtlarının analizinde

kullanmıştır. Dawson 'un amacı, kayıtların iyileştirilmesi idi. Ancak, toplama amacıyla kullanılan katod ışıklı tüpteki ışığın şiddeti hiçbir zaman negatif olmayacağı için, işlem nokta nokta toplanarak gerçekleştirildi. Halbuki, ters kutuplu işaretlerin birbirini yoketmesi gerekiyordu [5], [7].

Ortalama almadaki amaç, bir çok uyarı sonucu kaydedilen datadaki, EEG 'den kaynaklanan ilgisiz kısımların bastırılması ve uyarılarla ilişkili UP 'lerin birbiri üzerine eklenerek belirginleştirilmesidir [5], [8], [9], [10].

Uyarılmış potansiyel ölçümünde kaydedilen işaret, hem UP hem de gürültü içermektedir. N kez uyarım yapılarak, T süreli N adet dalga elde edilmektedir. $s(t)$ uyarılmış potansiyeli, $n(t)$ gürültüyü, t zamanı göstermek üzere, i. uyarımda gözlenen işaret $x_i(t)$,

$$x_i(t) = s(t) + n_i(t) \quad (2.1)$$

şeklinde modellenenebilir. Burada EEG işareti, gürültü olarak işlem görmektedir. Bu tezde anlatılacak yöntemde gözönüne alınan varsayımlar şöyledir:

- (i) UP stasyonerdir (durağandır). Örneğin, tüm kayıtlar sırasında aynı uyarana karşı alınan cevap aynıdır.
- (ii) Gürültü (EEG), sıfır ortalamalı random (rastgele) bir işarettir.
- (iii) UP, gürültü (EEG) ile ilişkili değildir.
- (iv) EEG işaretleri, kendi aralarında ilişkili değildir.
- (v) Gürültü, toplamsaldır.

$\bar{x}(t)$, N dalganın grup ortalaması olmak üzere,

$$\bar{x}(t) = 1/N \cdot \sum_{i=1}^N x_i(t) \quad (2.2)$$

şeklinde ifade edilir.

Bu yöntem genelde, işaretin elde edilmesi için tek başına kullanılmaktadır. Ortalama tekniği, işaret/gürültü oranını N kez iyileştirmektedir. Diğer bir deyişle N örneğin ortalamasının ortalama karesel hatası (MSE), tek bir dalganın ortalama karesel hatasından $\sqrt{N}$ kez daha iyidir [5], [9], [10].

2.3. Optimal Filtre Tasarımı

İşaret ve gürültünün farklı spektrumlara sahip olduğu durumlarda, ortalama karesel hatayı iyileştirmek amacıyla, ortalama beklenen değer filtrelenebilmektedir [6]. Filtre katsayıları, işaretin ve gürültünün beklenen değerlerinin özilişkileri ve işaretin çapraz ilişkileri ile veya LMS (en küçük ortalama kare) metodu ile hesaplanmaktadır. Bu bölümde, ilişkiler (korelasyonlar) cinsinden hesaplama yöntemi anlatılmıştır. LMS metodundan ise, 3.bölümde bahsedilecektir.

Filtre girişine ortalama işaret $\bar{x}(t)$ uygulanmakta ve çıkışında işaretin beklenen değeri $\hat{s}(t)$ elde edilmektedir.

$$\hat{s}(t) = \sum_{k=1}^m h(k) \bar{x}(t-k) \quad (2.3)$$

$h(k)$, filtre sabitidir. Diğer bir deyişle, optimal filtrenin i. andaki birim impuls cevabıdır. m filtre mertebesi (katsayı sayısı) seçime bağlıdır ve filtrenin

çıkış işaretini en iyi şekilde verecek miktarda seçilmelidir. Gerekenden daha büyük seçim yapılması sonucunda gerekli olmayan katsayıların sıfır veya sıfıra çok yakın değer aldığı görülmektedir. Ancak, gerekenden az miktarda katsayı seçilmesi, çıkışın kötüleşerek elde edilmesine neden olmaktadır. Şekil 2.1. de optimal filtre blok diyagramı görülmektedir.

(2.3) ifadesi vektörel olarak

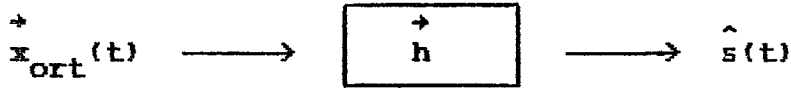
$$\hat{s}(t) = \vec{h}^T(k) \cdot \vec{x}_{\text{ort}}(t-k)$$

şeklinde gösterilebilir ki bu eşitlikte

$$\vec{h}^T(k) = [h(1) \ h(2) \ \dots \ h(m)] \quad \text{ve}$$

$$\vec{x}_{\text{ort}}^T(t-k) = [\bar{x}(t-1) \ \bar{x}(t-2) \ \dots \ \bar{x}(t-m)]$$

olarak tanımlıdır.



Şekil 2.1. Optimal Filtre Blok Diyagramı

Burada $\vec{h}(k)$ optimal filtresi, beklenen değerin MSE'ünü minimum yapacak şekilde hesaplanmaktadır. Herhangi bir t anı için karesel hata, o andaki esas işaret ile beklenen değeri arasındaki farkın karesi olarak

tanımlandığına göre, karesel hata,

$$e^2(t) = \{ s(t) - \hat{s}(t) \}^2$$

şeklinde yazılır. $e^2(t)$ 'nin yoğunluk fonksiyonu da $f(e^2(t))$ ile gösterilmek üzere karesel hatanın beklenen değeri,

$$E [e^2(t)] = \sum_t e^2(t) f(e^2(t))$$

şeklindedir. Burada $E [.]$ sembolü hata rastlantı değişkeninin beklenen değerini diğer bir deyişle ortalama değerini göstermektedir. Toplamın sınırının sonsuza gitmesi, yani bizim durumumuz için tekrar sayısının idealde sonsuz kez olması, rastlantı değişkeninin beklenen değere daha yakın olması anlamına gelmektedir [11].

Özilişki ve çapraz ilişki ise rastlantı değişkenlerinin sınır dağılımlarının 2. basamaktan momentleridir ve örnek olarak,

$$R_{xx}(j) = E [x(i) x(i-j)] \quad (\text{Özilişki})$$

$$R_{sx}(j) = E [s(i) x(i-j)] \quad (\text{Çapraz ilişki})$$

şeklinde tanımlıdır.

MSE 'ü minimum yapmak için sağlanması gereken şart, karesel hatanın beklenen değerinin filtre parametrelerine göre türevinin sıfır olmasıdır.

$$\frac{\partial}{\partial h(j)} E [\{ s(t) - \hat{s}(t) \}^2] = 0 \quad (2.4)$$

(2.3) bağıntısını kullanarak, (2.4) bağıntısından,

$$\frac{\partial}{\partial h(j)} E \left[\left\{ s(t) - \sum_{k=1}^m h(k) \cdot \bar{x}(t-k) \right\}^2 \right] = 0$$

$$\frac{\partial}{\partial h(j)} E \left[s^2(t) + \left\{ \sum_{k=1}^m h(k) \cdot \bar{x}(t-k) \right\}^2 - 2s(t) \sum_{k=1}^m h(k) \cdot \bar{x}(t-k) \right] = 0$$

$$E \left[2 \left\{ \sum_{k=1}^m h(k) \cdot \bar{x}(t-k) \right\} \cdot \bar{x}(t-j) - 2s(t) \bar{x}(t-j) \right] = 0$$

$$R_{s\bar{x}}(j) = \sum_{k=1}^m h(k) R_{\bar{x}\bar{x}}(j-k) \quad j = 1, \dots, m \quad (2.5)$$

elde edilmektedir. Burada $R_{s\bar{x}}(j)$ j gecikmeli gerçek işaret ile ortalama işaret arasındaki çapraz ilişki;

$R_{\bar{x}\bar{x}}(j-k)$ ise $(j-k)$ gecikmeli ortalama işaretler arasındaki özilişkidir.

$$R_{s\bar{x}}(j) = E [s(t) \bar{x}(t-j)]$$

$$R_{\bar{x}\bar{x}}(j-k) = E [\bar{x}(t-k) \bar{x}(t-j)]$$

bağıntıları ile tanımlıdır.

(2.5) bağıntısına göre, filtre sabitlerinin, özilişkiler ve çapraz ilişkiler yardımıyla saptanabileceği

görülmektedir. (2.5) bağıntısı bir lineer eşitlik ta-
kımıdır ve matrissel şekilde gösterimi aşağıdaki gibi-
dir:

$$\begin{bmatrix}
 R_{xx}(0) & R_{xx}(-1) & \dots & R_{xx}(1-m) \\
 R_{xx}(1) & R_{xx}(0) & \dots & R_{xx}(2-m) \\
 \dots & \dots & \dots & \dots \\
 R_{xx}(m-1) & R_{xx}(m-2) & \dots & R_{xx}(0)
 \end{bmatrix}
 \begin{bmatrix}
 h(1) \\
 h(2) \\
 \dots \\
 h(m)
 \end{bmatrix}
 =
 \begin{bmatrix}
 R_{sx}(1) \\
 R_{sx}(2) \\
 \dots \\
 R_{sx}(m)
 \end{bmatrix}$$

$m. m$
 $m. 1$
 $m. 1$

Bu ifade,

$$\mathcal{R}(k) = \begin{bmatrix}
 R_{xx}(0) & R_{xx}(-1) & \dots & R_{xx}(1-m) \\
 R_{xx}(1) & R_{xx}(0) & \dots & R_{xx}(2-m) \\
 \dots & \dots & \dots & \dots \\
 R_{xx}(m-1) & R_{xx}(m-2) & \dots & R_{xx}(0)
 \end{bmatrix}$$

$m. m$

$$\vec{h}(k) = \begin{bmatrix}
 h(1) \\
 h(2) \\
 \dots \\
 h(m)
 \end{bmatrix}
 \quad \text{ve,}$$

$m. 1$

$$\vec{r}(k) = \begin{bmatrix} R_{\underline{\quad}}(1) \\ s\mathbf{x} \\ R_{\underline{\quad}}(2) \\ s\mathbf{x} \\ \vdots \\ R_{\underline{\quad}}(m) \\ s\mathbf{x} \end{bmatrix} \quad m.1$$

olarak tanımlanırsa,

$$\mathcal{R}(k) \cdot \vec{h}(k) = \vec{r}(k)$$

şeklinde de yazılabilir. Ancak burada,

$R_{\underline{\quad}}(-k) = R_{\underline{\quad}}(k)$ yazılabileceğinden [12], $\mathcal{R}(k)$ matrisi,

$$\mathcal{R}(k) = \begin{bmatrix} R_{\underline{\quad}}(0) & R_{\underline{\quad}}(1) & \dots & R_{\underline{\quad}}(m-1) \\ \mathbf{x}\mathbf{x} & \mathbf{x}\mathbf{x} & & \mathbf{x}\mathbf{x} \\ R_{\underline{\quad}}(1) & R_{\underline{\quad}}(0) & \dots & R_{\underline{\quad}}(m-2) \\ \mathbf{x}\mathbf{x} & \mathbf{x}\mathbf{x} & & \mathbf{x}\mathbf{x} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{\underline{\quad}}(m-1) & R_{\underline{\quad}}(m-2) & \dots & R_{\underline{\quad}}(0) \\ \mathbf{x}\mathbf{x} & \mathbf{x}\mathbf{x} & & \mathbf{x}\mathbf{x} \end{bmatrix}$$

halini alacaktır.

T adet dalga örneği için aşağıdaki ilişki bağlantıları yazılabilir:

$$R_{\bar{x}\bar{x}}(k) = 1/T \sum_{t=1}^T \bar{x}(t) \bar{x}(t+k) \quad (2.6)$$

$$R_{s\bar{x}}(k) = 1/T \sum_{t=1}^T s(t) \bar{x}(t+k) \quad (2.7)$$

$R_{\bar{x}\bar{x}}(k)$, ortalama işaretler arasındaki özilişki; $R_{s\bar{x}}(k)$ ise gerçek işaret ile ortalama işaret arasındaki çapraz ilişkidir. Ayrıca, (2.7) bağıntısından yola çıkılarak ve (2.2) bağıntısı da kullanılarak,

$$R_{s\bar{x}}(k) = 1/T \sum_{t=1}^T s(t) 1/N \sum_{i=1}^N x_i(t-k)$$

$$R_{s\bar{x}}(k) = 1/N \sum_{i=1}^N \left[1/T \sum_{t=1}^T s(t) \right] x_i(t-k)$$

$$R_{s\bar{x}}(k) = R_{s\bar{x}}(k) \quad (2.8)$$

olduğu görülmektedir. $R_{s\bar{x}}(k)$, k gecikmeli gerçek işaret ile ölçülen işaret arasındaki çapraz ilişkinin ortalamasıdır. Diğer bir deyişle, işaret ile ortalama arasındaki çapraz ilişkiyi hesaplamak yerine, işaret ile dalga örnekleri arasındaki çapraz ilişki hesaplanarak sonucun ortalaması alınabilecektir. Ancak gerçek işaret bilinmediğinden, $R_{s\bar{x}}(k)$ hesabı doğrudan yapılamamaktadır. Öte yandan, aşağıda açıklanacağı gibi, $R_{s\bar{x}}(k)$,

$R_{\bar{x}\bar{x}}(k)$ (ortalama işaretler arasındaki) ve $R_{\bar{x}\bar{x}}(k)$ (ölçülen işaretler arasındaki özilişkinin ortalaması) yardımıyla hesaplanabilmektedir. Herbir dalga örneği arasındaki özilişkinin ortalaması şu şekilde verilir:

$$R_{xx}(k) = 1/N \sum_{i=1}^N R_{x_i x_i}(k) \quad (2.9)$$

$$R_{x_i x_i}(k) = 1/T \sum_{t=1}^T x_i(t) x_i(t+k)$$

şeklinde tanımlıdır.

$R_{xx}(k)$ hesabı için, herbir dalga örneği geldikçe $R_{x_i x_i}(k)$ herbir örnek arasındaki özilişki hesaplanabilir ve sonunda, toplanan tüm özilişki değerleri örnek sayısına bölünür. Böylece tüm dalgaları "off-line" (gerçek olmayan zamanda) işlem için saklamaya gerek kalmamaktadır. Bu durum ise "on-line" (gerçek zamanda) çalışmaya izin vermektedir.

(2.1) bağıntısından yola çıkılarak, $x_i(t)$ işaretlerinin özilişkisi hesaplanırsa,

$$\begin{aligned} 1/T \sum_{t=1}^T x_i(t) x_i(t+k) &= 1/T \sum_{t=1}^T s(t) x_i(t+k) \\ &\quad + 1/T \sum_{t=1}^T n_i(t) x_i(t+k) \end{aligned}$$

$$R_{x_i x_i}(k) = R_{sx_i}(k) + 1/T \sum_{t=1}^T n_i(t) (s(t+k) + n_i(t+k))$$

$R_{sx_i}(k)$, gerçek işaret ile herbir ölçülen işaret arasındaki çapraz ilişkidir ve gürültü ile işaret arasında herhangi bir ilişki bulunmadığı varsayıldığından, $R_{sn_i}(k)$ gerçek işaret ile herbir ölçülen işaretteki gürültü arasındaki çapraz ilişkiyi göstermek üzere,

$$R_{sn_i}(k) = 0 \quad (2.10)$$

dır. O halde,

$$R_{x_i x_i}(k) = R_{sx_i}(k) + R_{n_i n_i}(k)$$

Burada $R_{n_i n_i}(k)$, herbir ölçülen işarettteki gürültüler arasındaki özilişkidir. Bu son bağıntının ortalaması hesaplanırsa,

$$\bar{R}_{xx}(k) = \bar{R}_{sx}(k) + \bar{R}_{nn}(k) \quad (2.11)$$

elde edilmektedir. (2.11) bağıntısındaki $\bar{R}_{nn}(k)$, gürültüler arasındaki özilişkinin ortalamasını simgelemektedir. Ayrıca, (2.1) bağıntısından yola çıkılarak $x_i(t)$ işaretinin ortalaması alınırsa,

$$\bar{x}(t) = s(t) + 1/N \sum_{i=1}^N n_i(t)$$

olduğu görülmektedir. (2.8) ve (2.10) bağıntılarının gözönünde tutulmasıyla, ortalama işaretlerin özilişkisi hesaplanırsa,

$$\begin{aligned} 1/T \sum_{t=1}^T \bar{x}(t) \bar{x}(t+k) &= 1/T \sum_{t=1}^T s(t) \bar{x}(t+k) \\ &+ 1/T \sum_{t=1}^T \left(1/N \sum_{i=1}^N n_i(t) \right) \bar{x}(t+k) \end{aligned}$$

$$\bar{R}_{xx}(k) = \bar{R}_{sx}(k) + 1/T \sum_{t=1}^T \left[1/N \sum_{i=1}^N n_i(t) \right] \left[1/N \sum_{i=1}^N x_i(t+k) \right]$$

$$R_{\underline{\underline{xx}}}(k) = R_{\underline{\underline{sx}}}(k) + 1/T \cdot 1/N^2 \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N \sum_{i=1}^N n_i(t) [s(t+k) + n_i(t+k)]$$

$$R_{\underline{\underline{xx}}}(k) = R_{\underline{\underline{sx}}}(k) + 1/N^2 \sum_{i=1}^N R_{n_i n_i}(k)$$

$$R_{\underline{\underline{xx}}}(k) = R_{\underline{\underline{sx}}}(k) + 1/N R_{\underline{\underline{nn}}}(k) \quad (2.12)$$

olmaktadır. $R_{\underline{\underline{xx}}}(k)$, ortalama ölçülen işaretler arasındaki özilişkidir. (2.11) ve (2.12) eşitliklerinden,

$$R_{\underline{\underline{sx}}}(k) = [N R_{\underline{\underline{xx}}}(k) - R_{\underline{\underline{xx}}}(k)] / (N - 1) \quad (2.13)$$

$k = 1, 2, \dots, m$

sonucuna varılmaktadır. (2.6) eşitliğinden $R_{\underline{\underline{xx}}}(k)$, (2.9) eşitliğinden $R_{\underline{\underline{xx}}}(k)$ ve (2.13) eşitliğinden $R_{\underline{\underline{sx}}}(k)$ nın hesaplanmasıyla, (2.5) deki lineer eşitliklerden $\vec{h}(k)$ vektörü, başka bir deyişle filtre katsayıları elde edilmektedir. Bir sonraki adımda, hesaplanan katsayılar yardımıyla, (2.3) bağıntısından optimal filtre çıkışındaki işaretin beklenen değeri $\hat{s}(t)$ hesaplanabilmektedir.

Bölüm 3 'de, filtre katsayılarının, LMS metoduyla eldesi anlatılmaktadır.

BÖLÜM 3. EN KÜÇÜK ORTALAMA KARE (LMS - Least Mean Square) METODU İLE OPTİMAL FİLTRE PARAMETRELERİNİN HESAPLANMASI

3.1. Giriş

Bir önceki bölümde, ortalananmış işaretin özilişkileri ve ortalananmış işaret ile gerçek işaret arasındaki çapraz ilişkiler yardımıyla hesaplanan filtre katsayıları, diğer bir deyişle filtrenin birim impuls cevabı olan $\vec{h}(k)$ vektörü, bu bölümde farklı bir yöntemle oluşturulmaktadır.

Bu bölümde bahsedilecek olan en küçük ortalama kare (LMS) algoritmasının en önemli özelliği, bu yöntemin ilişki fonksiyonlarının ölçülmesine ve matris tersi alınmasına ihtiyaç göstermemesinden ötürü basit oluşudur. Gerçekten de LMS algoritması, basitliği nedeniyle, diğer adaptif filtre algoritmalarına göre, daha standard şekilde kullanılmaktadır [12].

LMS algoritmasını oluşturan ifadelerin yazılması için gerekli bazı yan ifadeleri veren "steepest descent (en dik iniş) metodu" ise, eski bir optimizasyon tekniğidir. Bu metod, hata performans yüzeyinin kendisini bilmeden hata performans yüzeyinin minimum noktasını bulan rekursiv (ardışıl) bir metoddur.

İşaretin ortalama karesel hatası MSE, $J(k)$ ile gösterilmek üzere,

$$J(k) = \sigma_s^2 - 2 \vec{h}^T(k) \cdot \vec{r}(k) + \vec{h}^T(k) \cdot \vec{R}(k) \cdot \vec{h}(k)$$

şeklinde ifade edilebilir [12]. σ_s^2 , gerçek işaretin varyansıdır ve,

$$\sigma_s^2 = E [s^2] - E^2 [s]$$

şeklinde tanımlıdır.

Bu yöntemde $\vec{h}(k)$ filtre katsayıları vektörüne, "tap-weight (tepe ağırlık) vektörü" de denilebilecektir.

Ortalama karesel hatanın, tap-weight vektörünün elemanlarına bağımlılığı, şu şekilde gösterilebilir: MSE, çanak şeklinde, tek bir minimumu bulunan bir yapıdadır. Bu, adaptif filtrenin hata performans yüzeyidir. Bu yüzeyin minimum noktasında tap-weight vektörü, optimum $\vec{h}_{opt}$ değerini alır ve aşağıdaki tarzda normal eşitliklerle belirlenebilir:

$$\vec{R}(k) \cdot \vec{h}_{opt} = \vec{r}(k) \quad (3.1)$$

O halde MSE,

$$J_{min} = \sigma_s^2 - \vec{r}^T(k) \cdot \vec{h}_{opt} \quad \text{olmaktadır.}$$

J_{min} , MSE 'ün minimumunu ifade etmektedir.

3.2. "Steepest - Descent (En Dik İniş)" Metodu

(3.1) eşitliğini çözmenin bir yolu, analitik yolu izlemektir. Ancak, özellikle filtre çok fazla sayıda

katsayıya sahipse ve giriş datasının hızı yüksekse, filtre sabitlerinin hesaplanma zorluğu artmaktadır. Alternatif işlem ise, "steepest-descent" metodunun kullanılmasıdır. Bu metod, optimizasyon için kullanılan en eski metodlardan biridir (Murray,1972). MSE nin minimum değeri olan J_{min} 'i bulabilmek için, aşağıdaki adımlar izlenir [12]:

- i. "Tap-weight" vektörünün ilk değeri $\vec{h}(0) = \vec{h}_{opt}$ ile başlanır. (Genellikle sıfır olarak atanır.)
- ii. Bu değer kullanılarak, gradyent vektörü hesaplanır. Bu değer, ortalama karesel hata $J(k)$ 'nin gradyentidir.
- iii. Yeni "tap-weight" vektörü hesaplanır.
- iv. İşlem, (ii) 'den itibaren tekrarlanır. Belirlenen miktardaki filtre sabiti elde edildiğinde, işleme son verilir.

Steepest-descent metoduna göre yenilenmiş tap-weight vektörü:

$$\vec{h}(k+1) = \vec{h}(k) + 1/2 \mu [-\vec{\nabla}(k)] \quad (3.2)$$

μ , pozitif reel değerli bir sabittir. μ parametresi, artış doğruluğunun boyutunu kontrol etmektedir. Adım boyutu parametresi veya ağırlaştırma sabiti adı verilmektedir. $\vec{\nabla}(k)$, k anındaki gradyent vektörü ve $\vec{h}(k)$, k anındaki "tap-weight" vektörüdür.

Ortalama karesel hata $J(k)$ 'nin $\vec{h}(k)$ 'ye göre diferansiyeli, gradyent vektörünü verir [12]:

$$\begin{aligned}\vec{\nabla}(k) &= \frac{\partial J(k)}{\partial \vec{h}(k)} \\ &= -2\vec{r}(k) + 2\mathcal{R}(k)\vec{h}(k)\end{aligned}\quad (3.3)$$

$\mathcal{R}(k)$ ve $\vec{r}(k)$ bilindiğinden, $\vec{h}(k)$ 'nın bir değeri için $\vec{\nabla}(k)$ bulunabilecektir. (3.2) ve (3.3) 'e göre, yenilenen "tap-weight" vektörü,

$$\vec{h}(k+1) = \vec{h}(k) + \mu [\vec{r}(k) - \mathcal{R}(k)\vec{h}(k)] \quad (3.4)$$

$$k = 0, 1, \dots$$

şeklinde basit bir ardışıl bağıntı olarak yazılabilir.

(3.4) eşitliği, "steepest-descent" algoritmasının matematik formülasyonudur ve bu eşitliğe, deterministik gradyent algoritması da denilmektedir.

3.3. LMS Algoritması

Gradyent vektörünün tam ölçümünün mümkün olduğu durumlarda "steepest-descent" algoritması kolayca çözüm vermektedir. Ancak, gradyent vektörünün ölçümü gerçekte uzun işlemler gerektirmektedir ve gradyent vektörü, eldeki data yardımıyla hesaplanmaktadır. Diğer bir deyişle, "tap-weight" vektörü, gelen dataya uydurulan bir algoritma ile yenilenmektedir. Bu algoritmalardan biri, LMS algoritmasıdır (Widrow ve Hoff, 1960; Widrow, 1970) [12].

Gradyent vektörünün hesabının iyileştirilmesi açısından, $\vec{r}(k)$ ve $\mathcal{R}(k)$ hesapları uygun yapılmalıdır.

Gradyent vektörü,

$$\vec{\nabla}(k) = -2\vec{r}(k) + 2\mathcal{R}(k)\vec{h}(k)$$

şeklinde tanımlıdır.

İlişkiler için en basit seçim şöyledir:

$$\mathcal{R}(k) = \vec{x}_{\text{ort}}(t) \vec{x}_{\text{ort}}^T(t-k)$$

$$\vec{r}(k) = \vec{x}_{\text{ort}}(t) s(t-k)$$

Böylece, gradyent vektörünün beklenen değeri,

$$\vec{\nabla}(k) = -2\vec{x}_{\text{ort}}(t) s(t-k) + 2\vec{x}_{\text{ort}}(t) \vec{x}_{\text{ort}}^T(t-k) \vec{h}(k)$$

olmaktadır. Aynı zamanda $\vec{\nabla}(k)$, karesel hata $|e(t)|^2$ 'nin gradyentine de eşittir.

"Steepest-descent" algoritmasında verilen, yenilenen "tap-weight" vektörü de,

$$\vec{h}(k+1) = \vec{h}(k) + \mu \vec{x}_{\text{ort}}(t) [s(t-k) - \vec{x}_{\text{ort}}^T(t-k) \vec{h}(k)] \quad (3.5)$$

halini alır. Veya bu ifade,

$$e(t) = s(t-k) - \vec{h}^T(k) \vec{x}_{\text{ort}}(t-k) \quad (3.6)$$

olarak tanımlanırsa,

$$\hat{h}(k+1) = \hat{h}(k) + \mu \hat{x}_{opt}^T(t) e(t) \quad (3.7)$$

şeklinde de yazılabilir.

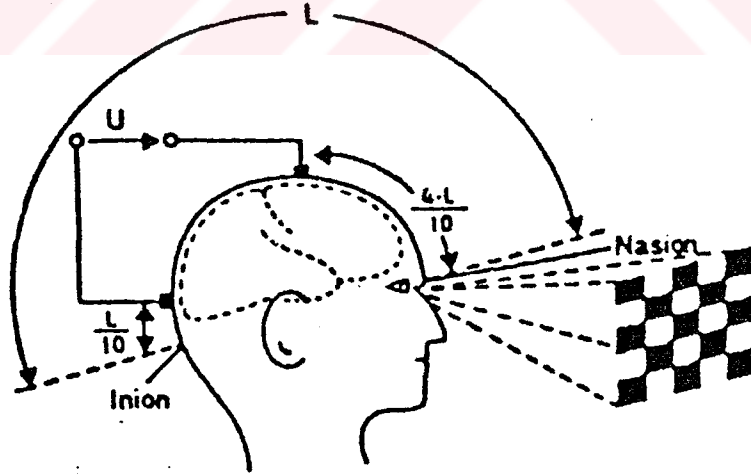
İteratif işlem, $\hat{h}(0)$ değeriyle başlar. Bu ilk değer genellikle $\hat{h}(0) = 0$ olarak seçilir. (3.5) veya (3.6) ile (3.7) bağıntıları, stokastik gradyent algoritması olarak da bilinmektedir.

BÖLÜM 4. OPTİMAL FİLTRELERİN GÖRSEL UYARILMIŞ POTANSİYELLER İÇİN UYGULANMASI

4.1. Görsel Uyarılmış Potansiyel Data Ölçüm Düzeni

Görsel uyarılmış potansiyel data kaydı, İ.Ü. Fizyoloji A.B.D. Uyarılmış Potansiyel Laboratuvarı 'nda yapılmış ve buradaki imkanlar kullanılmıştır.

Laboratuvarda kullanılan görsel UP ölçme düzeninde, üç elektrod, kuvvetlendirici ve filtre devreleri, ortalama alıcı, bilgisayar kontrollü uyarım düzeni bulunmaktadır. Elektrodların yerleştirilme düzeni ve dama tahtası modelindeki uyarıcı, Şekil 4.1. de gösterilmiştir [3].



Şekil 4.1. Görsel Uyarılmış Potansiyellerin Kaydı İçin Kullanılan Elektrod Yerleşim Düzeni ve Dama Tahtası Uyarıcısı.

Nasion-Inion arasındaki mesafe L ise, birinci elektrod, Inion 'un L/10 kadar üstüne; referans elektrod kafanın tam üstüne yani Nasion 'dan 4L/10 kadar yukarıya yerleştirilmiştir.

Uyarı, bilgisayar monitöründe görüntülenen bir dama tahtası modelidir. Dama tahtası modeli, her 500 ms 'de bir ters dönmektedir. Yani, siyah kareler beyaz, beyaz kareler siyah olmaktadır. Uyarma frekansı olarak maksimum 2 Hz kullanılmaktadır. Elektrodlardan alınan 0.5 Hz-200 Hz bandındaki UP işaretleri, filtre edilip kuvvetlendirildikten sonra, bir ADC yardımı ile bilgisayarda depolanmaktadır. Uyarım ve kayıt işlemleri, zaman kontrollü olarak bilgisayar tarafından yapılmaktadır. Dama tahtasının ters dönmesi 20 ms sürmekte, geriye kalan 480 ms 'de ise kayıt yapılmaktadır. Her uyarımda alınan örnek sayısı, 64 ile 128 arasında seçilebilmektedir. Bu tezde, örnek sayısı 100 'dür. Herbir kayıta, 25 'i pre-stimulus (uyarı öncesi), 75 'i post-stimulus (uyarı sonrası) olmak üzere 100 örnek noktası bulunmakta ve herbir kayıt 400 ms sürmektedir. Örneklemeler 4 ms 'de bir yapılmaktadır yani örneklem frekansı 250 Hz 'dir. Kayıt tekrar sayısı 100 dür. Dama tahtası karelerinin denek tarafından görülme açısı 0.5 ile 1 derece arasında olmalıdır [13].

Uyarma ölçme sırasında denek, ekrana yaklaşık 1 m uzaklıktaki bir koltukta oturur. Ölçme sonuçlarının iyi bir şekilde elde edilebilmesi açısından, denek tüm dikkatini dama tahtası modeline yöneltmelidir. Bu nedenle oda karanlıktır ve dışarıyla ses ve ışık bağlantısı mümkün derecede yoktur. Siyah ve beyaz karelerdeki ışığın kontrastı, ölçme sonucunda elde edilen işaretin genliğinin artmasında etkilidir [3]. Karelerin farklı büyüklükleri, oda ışıklandırması, dama tahtasına olan uzaklık, dama tahtası modelindeki görüntü

kontrastı, sonuca etkiyen parametrelerdir ve bu parametreler, her laboratuvarın şartlarına göre deęiřebilmektedir.

4.2. rneklenmiř Datamın Filtrelenmesi

Objeden alınan rneklenmiř kayıtların nce, ortalamaları alınmıř ve bu tezde zerinde durulan her iki yntemle oluřturulan filtrelerden geirilmiřtir. Filtreleme ve ortalama alma iřlemleri, bilgisayar yardımıyla yapılmıřtır. Programlama dili olarak Quick Basic; matris tersi alma gibi iřlemler iin yardımcı olarak da Mathcad kullanılmıřtır.



BÖLÜM 5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

5.1. Seçilen Filtre Katsayı Adedinin Filtre Sonuçlarına Etkisi

Önceki bölümlerde belirtildiği gibi, filtre katsayı adedi m 'in uygun büyüklükte seçilmesi, filtreleme açısından önemlidir. Miktarın düşük tutulması, çıkışta elde edilen işaretle bozulmalara yol açmaktadır. Ancak, gerekli sayıdan sonra miktarın arttırılmasının önemli bir etki yaratmadığı, çünkü bu katsayıların, sıfır değerine çok yaklaştıkları görülmektedir.

Sonuçlar, gruplar halinde aşağıdaki gibidir:

1)	Şekil.5.34	$m=2$	IF = 1.246
	Şekil.5.31	$m=5$	IF = 1.901
	Şekil.5.32	$m=10$	IF = 1.598
2)	Şekil.5.26	$m=5$	IF = 1.329
	Şekil.5.27	$m=10$	IF = 1.523
3)	Şekil.5.33	$m=2$	IF = 1.959
	Şekil.5.38	$m=5$	IF = 1.639
4)	Şekil.5.3	$m=2$	IF = 0.720
	Şekil.5.7	$m=5$	IF = 0.962

Birinci gruptaki örnekte $m=5$ değerinin, filtre tasarımı için yeterli olduğu görülmektedir.

5.2. Adım Boyunun Filtre Çıkışına Etkisi

LMS metodu ile oluşturulan optimal filtrenin çıkışını etkileyen önemli bir büyüklük de, μ adım boyudur.

$\lambda_{\max}$, özilişki matrisinin en büyük özdeğeri olmak üzere,

$$0 < \mu < 2 / \text{toplam giriş gücü}$$

veya

$$0 < \mu < 2 / \lambda_{\max}$$

olması gereken μ için, 0.5 ve 0.2 gibi değerler seçilmiştir. Bu yöntemle ilgili şekillerin alt kısmında, MSE eğrisi de çizdirilerek, MSE 'nin sıfıra yaklaşıp yaklaşmadığı; yaklaşıyorsa μ değerinin uygun belirlenmediği gözlenmiştir.

Gruplar halinde incelenecek olursa,

5)	Şekil.5.36	$\mu=0.2$	IF = 2.400
	Şekil.5.29	$\mu=0.5$	IF = 4.375
6)	Şekil.5.38	$\mu=0.2$	IF = 1.639
	Şekil.5.31	$\mu=0.5$	IF = 1.901
7)	Şekil.5.37	$\mu=0.2$	IF = 1.916
	Şekil.5.30	$\mu=0.5$	IF = 1.563
8)	Şekil.5.24	$\mu=0.2$	IF = 2.039
	Şekil.5.20	$\mu=0.5$	IF = 1.875
9)	Şekil.5.26	$\mu=0.2$	IF = 1.329
	Şekil.5.22	$\mu=0.5$	IF = 1.263
10)	Şekil.5.25	$\mu=0.2$	IF = 2.666
	Şekil.5.21	$\mu=0.5$	IF = 1.243
11)	Şekil.5.52	$\mu=0.5$	IF = 1.936
	Şekil.5.53	$\mu=0.8$	IF = 0.906
12)	Şekil.5.33	$\mu=0.2$	IF = 1.959
	Şekil.5.34	$\mu=0.5$	IF = 1.246

- 13) Şekil.5.49 $\mu=0.5$ IF = 1.006
Şekil.5.48 $\mu=0.8$ IF = 0.975

μ değeri[̇]nin uygun seçilmesinin, sonucu belirli derecede etkilediği görülmektedir.

5.3. Seçmeli Filtreleme

Data grubunun ilk N adedinin filtre girişine uygulanması ile, tüm kayıtlar içinden en iyi N adedinin manuel olarak seçilerek filtre girişine uygulanması arasındaki fark incelenmiştir. Buna göre, ilişkiler (korelasyonlar) ile oluşturulan optimal filtre verimi şu şekildedir:

- | | | | |
|-----|---------|--------|---------------------------|
| 14) | İlk | N = 30 | IF _{ort} = 0.920 |
| | Seçmeli | N = 30 | IF _{ort} = 0.887 |
| 15) | İlk | N = 20 | IF _{ort} = 0.979 |
| | Seçmeli | N = 20 | IF _{ort} = 0.960 |
| 16) | İlk | N = 10 | IF _{ort} = 0.995 |
| | Seçmeli | N = 10 | IF _{ort} = 0.963 |
| 17) | İlk | N = 5 | IF _{ort} = 1.502 |
| | Seçmeli | N = 5 | IF _{ort} = 0.981 |

LMS yöntemi ile oluşturulan optimal filtre sonuçları:

- | | | | |
|-----|---------|--------|---------------------------|
| 18) | İlk | N = 30 | IF _{ort} = 1.157 |
| | Seçmeli | N = 30 | IF _{ort} = 1.386 |
| 19) | İlk | N = 20 | IF _{ort} = 1.384 |
| | Seçmeli | N = 20 | IF _{ort} = 1.484 |
| 20) | İlk | N = 10 | IF _{ort} = 1.299 |
| | Seçmeli | N = 10 | IF _{ort} = 1.291 |

21) İlk	N = 5	$IF_{ort} = 2.166$
Seçmeli	N = 5	$IF_{ort} = 2.219$

Wiener filtresinin sonuçları ise şu şekildedir:

22) İlk	N = 10	$IF_{ort} = 2.518$
Seçmeli	N = 10	$IF_{ort} = 2.330$

14 - 17. ve 22. gruplarda seçmeli filtrelemenin avantajlı olmadığı görülmektedir. Bunun nedeni, manuel seçim yapan kişinin, belirgin özelliği bulunmayan data gruplarından iyi seçim yapmasının güçlüğüdür. 18 - 21. gruplarda ise genelde seçmeli filtrelemenin daha iyi sonuç verdiği görülmektedir. Böylece seçmeli filtrelemenin avantajlı duruma geçmesinin, belirgin özelliği olan kayıtların bulunması ve seçim yapan kişinin bu konuda bilgili olmasına bağlı olduğu sonucuna varılmaktadır.

5.4. Filtrelemede Kullanılan Kayıt Adedinin Sonuçlara Etkisi ve Filtrelerin Verimi

Uyarılmış potansiyel kayıtlarının elde edilmesindeki güçlüklerden biri, denegin bir süre sonra uyarana karşı yorulması ve cevapsız kalmasıdır. Bu nedenle ve işlem süresinin artması, depolamanın daha fazla bellek gerektirmesi gibi teknik nedenlerle, kayıt adedi fazla arttırılamamaktadır. Bu güçlüklerin aşılması, en az kayıtla, en kısa sürede ve en iyi verimle çalışan filtre tipiyle mümkündür. Kullanılan yöntemlere göre iyileştirme faktörü (IF) 'nın kayıt adedine bağlı değişimi şu şekilde elde edilmiştir:

	LMS	$IF_{ort} =$ İLİŞKİ (korelasyon)	WIENER
23) N=5	3.125	1.052	5.693
24) N=10	1.403	.995	2.518
25) N=20	1.582	.979	2.495

Kayıt adedi açısından incelendiğinde, en iyi sonucun Wiener filtresinden; 2. sırada LMS metodu ve ilişkiler cinsinden oluşturulan filtrelerden alındığı görülmektedir. Ancak Wiener filtresinin algoritmasının çok karmaşık olması nedeniyle, işlemler çok uzun sürmektedir [14]. İlişkilerden oluşturulmuş filtrenin de hem işlem süresi fazladır hem de verimi düşüktür. LMS metodu ise, süre ve etkinlik açısından en iyi sonucu vermektedir.

Burada dikkati çeken diğer bir nokta da N=5 durumunda, diğerlerine göre daha iyi sonuç alınmış olmasıdır. Bunun nedeni, ilk N=5 kayıttan sonraki kayıtların yeterince iyi olmamasından kaynaklanmaktadır.

5.5. Öneriler

Sonuçlar, en az kayıt ile en kısa sürede en iyi sonucun, LMS metodu ile kurulan optimal filtreden elde edildiğini göstermektedir. Ancak, μ adım boyu ve m filtre katsayı adedinin seçimi uygun yapılmalıdır.

Ancak, ilişkiler ile oluşturulan filtre algoritması, "off-line" çalışmaya gerek göstermemektedir.

İşlem süresinin uzunluğu gözönüne alınmayıp filtre veriminin önemli olduğu durumlarda, Wiener filtresi en iyi sonucu vermektedir.

TABLO 5.1.

İLİŞKİLER (KORELASYONLAR) YARDIMIYLA OLUŞTURULAN
OPTIMAL FİLTRE SONUÇLARI

ŞEKİL	DATA	N	m	SNR_L	SNR_O	IF (iyileştirme faktörü)
5.1.	1_1	5	5	.080	.081	1.012
5.2.	1_1	5	10	.080	.083	1.037
5.3.	1_1	5	2	.050	.036	.720
5.4.	1_1	10	5	.111	.114	1.027
5.5.	1_1	20	5	.194	.194	1.000
5.6.	1_1	30	5	.591	.572	.968
5.7.	1_1	5	5	.080	.077	.962
5.8.	1_1	10	5	.111	.111	1.000
5.9.	1_1	20	5	.080	.077	.962
5.10.	2	5	5	.064	.070	1.093
5.11.	2	10	5	.055	.053	.963
5.12.	2	20	5	.122	.117	.959
5.13.	2	30	5	.435	.380	.873
5.14.	2	5	5	.064	.064	1.000
5.15.	2	10	5	.055	.051	.927
5.16.	2	20	5	.122	.117	.959
5.17.	2	30	5	.416	.369	.887
5.18.	RS20	5	5	.428	.853	1.993
5.19.	SİN	10	4	4.367	9.781	2.239

TABLO 5.2.

LMS YÖNTEMİYLE OLUŞTURULAN OPTİMAL FİLTRE SONUÇLARI

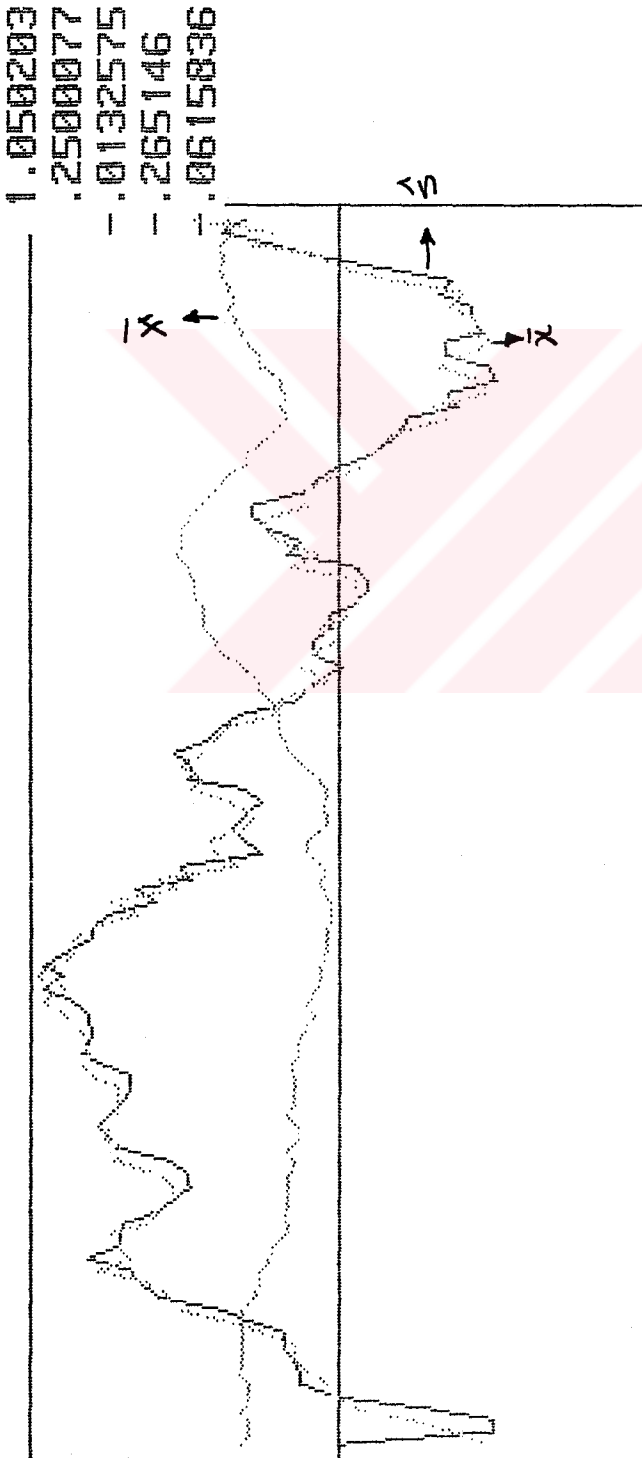
ŞEKİL	DATA	N	m	μ	SNR_i	SNR_o	İF (iyileştirme faktörü)
5.20.	1_1	5	5	.5	.080	.150	1.875
5.21.	1_1	10	5	.5	.111	.138	1.243
5.22.	1_1	20	5	.5	.194	.245	1.263
5.23.	1_1	30	10	.15	.591	.486	.822
5.24.	1_1	5	5	.2	.051	.104	2.039
5.25.	1_1	10	5	.2	.072	.192	2.666
5.26.	1_1	20	5	.2	.097	.129	1.329
5.27.	1_1	20	10	.2	.137	.206	1.503
5.28.	1_1	30	5	.2	.163	.197	1.208
5.29.	2	5	5	.5	.064	.280	4.375
5.30.	2	10	5	.5	.055	.086	1.563
5.31.	2	20	5	.5	.122	.232	1.901
5.32.	2	20	10	.5	.122	.195	1.598
5.33.	2	20	2	.2	.122	.239	1.959
5.34.	2	20	2	.5	.122	.152	1.246
5.35.	2	30	10	.5	.435	.587	1.372
5.36.	2	5	5	.2	.045	.108	2.400
5.37.	2	10	5	.2	.048	.092	1.916
5.38.	2	20	5	.2	.036	.059	1.637
5.39.	2	30	5	.2	.039	.061	1.564
5.40.	RS20	10	5	.5	.610	.722	1.183
5.41.	RS20	20	5	.5	2.326	2.659	1.143
5.42.	RS20	30	5	.5	8.649	10.1754	1.176
5.43.	LS20	5	5	.5	.083	.163	1.964
5.44.	LS20	10	5	.5	.247	.314	1.271
5.45.	LS20	20	5	.5	.645	.684	1.060
5.46.	LB20	5	5	.5	.629	.900	1.431
5.47.	LB20	10	5	.5	.846	1.205	1.424

5.48.	LB20	20	5	.8	3.439	3.353	.975
5.49.	LB20	20	5	.5	3.439	3.462	1.006
5.50.	ME1	5	5	.5	.016	.019	1.187
5.51.	ME1	10	5	.5	.054	.060	1.111
5.52.	ME1	20	5	.5	.188	.364	1.936
5.53.	ME1	20	5	.8	.980	.888	.906
5.54.	ME1	30	5	.5	.455	.518	1.138
5.55.	SIN	10	10	.1	4.367	8.014	1.835
5.56.	SIN	1	10	.06	4.238	9.110	2.149

TABLO 5.3.

WIENER FİLTRESİ SONUÇLARI

ŞEKİL	DATA	N	SNR _L	SNR _O	IF	(iyileştirme faktörü)
5.57.	1_1	5	.099	.894	9.030	
5.58.	1_1	10	.099	.298	3.010	
5.59.	1_1	20	.099	.298	3.010	
5.60.	1_1	10	.099	.289	2.919	
5.61.	1_1	10	.099	.267	2.697	
5.62.	2	5	.218	.514	2.357	
5.63.	2	10	.218	.442	2.027	
5.64.	2	20	.218	.432	1.981	
5.65.	2	10	.218	.300	1.376	
5.66.	SIN	10	13.300	15.52	1.167	



GIRIS SNR 0.080
CIRIS SNR 0.081

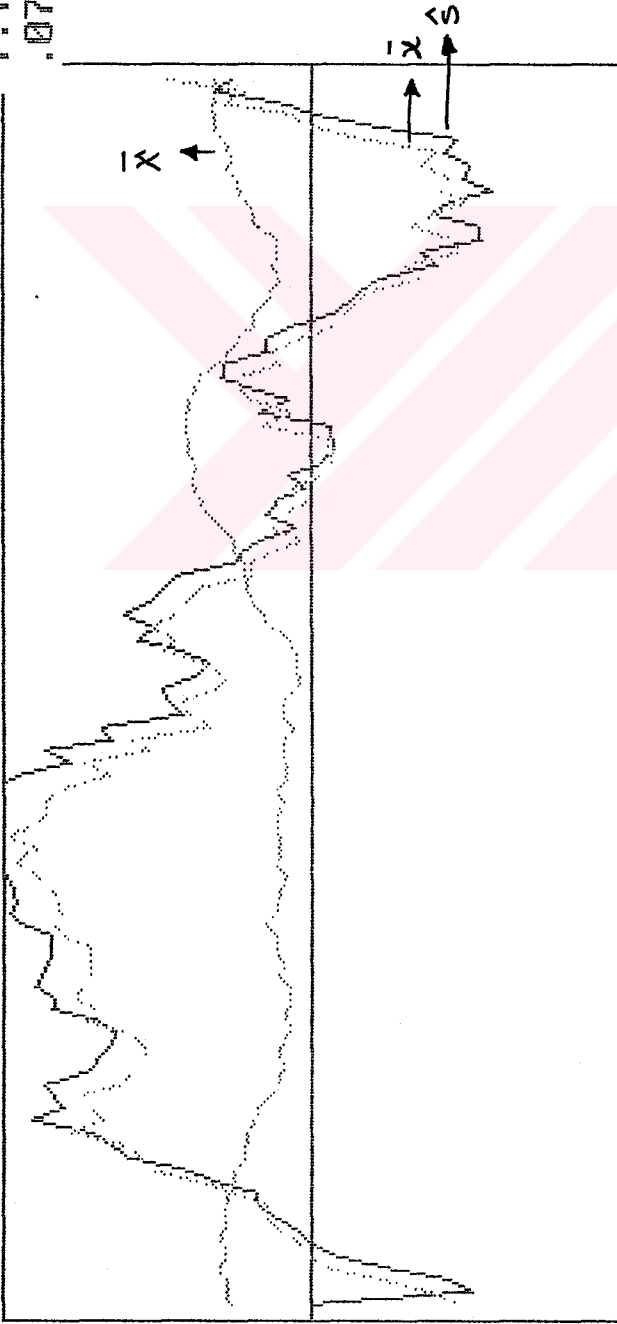
Şekil 5.1.

GIRIS SNR 0.000
CIKIS SNR 0.003



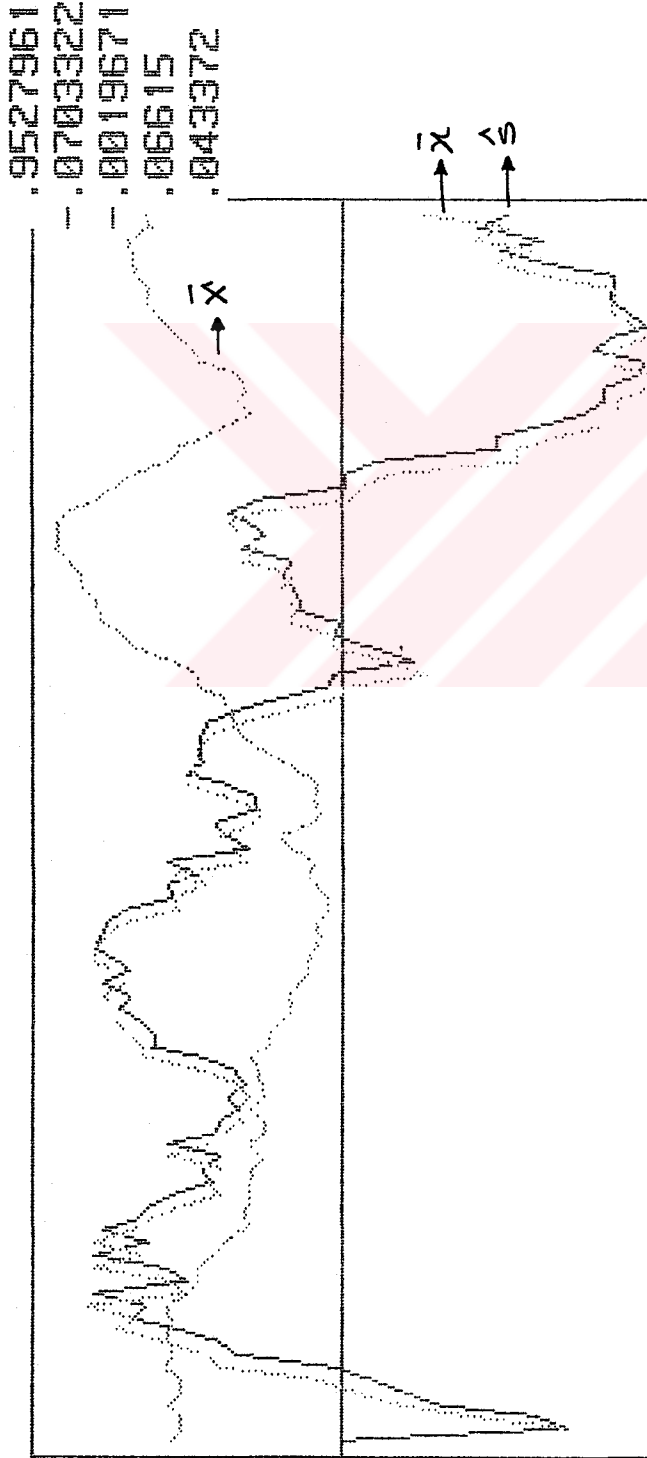
Şekil 5.2.

1.103615
.0727702



GIRIS SNR	0.050
CIKIS SNR	0.036

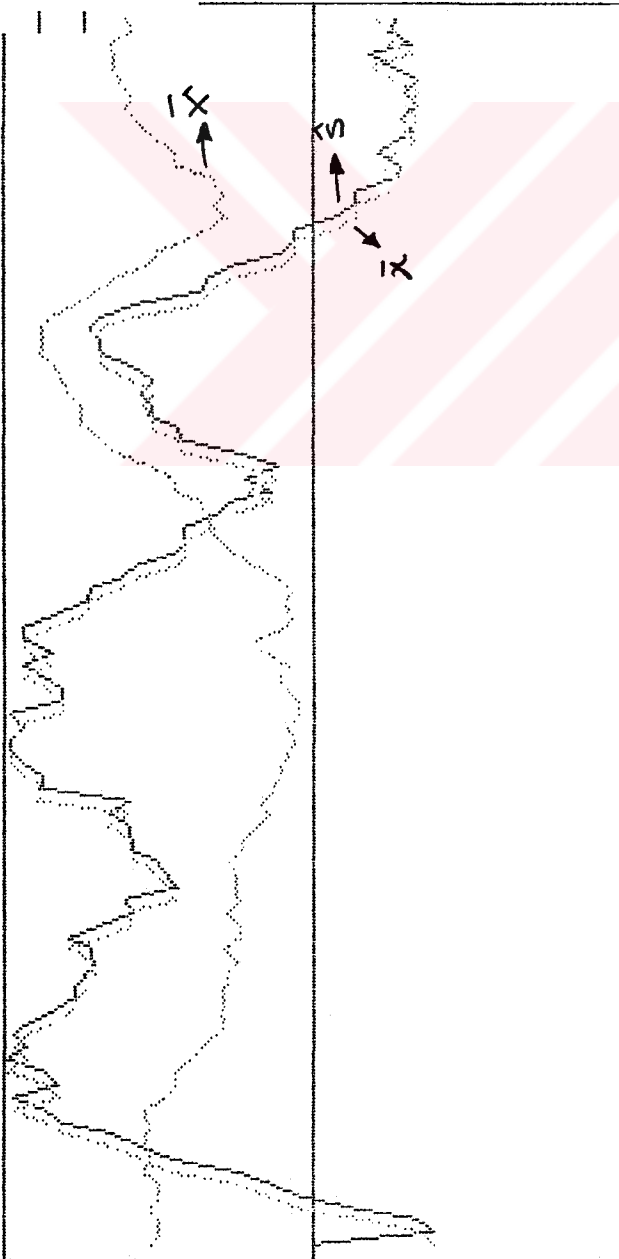
Şekil 5.3.



GIRIS SNR 0.111
CIKIS SNR 0.114

Şekil 5.4.

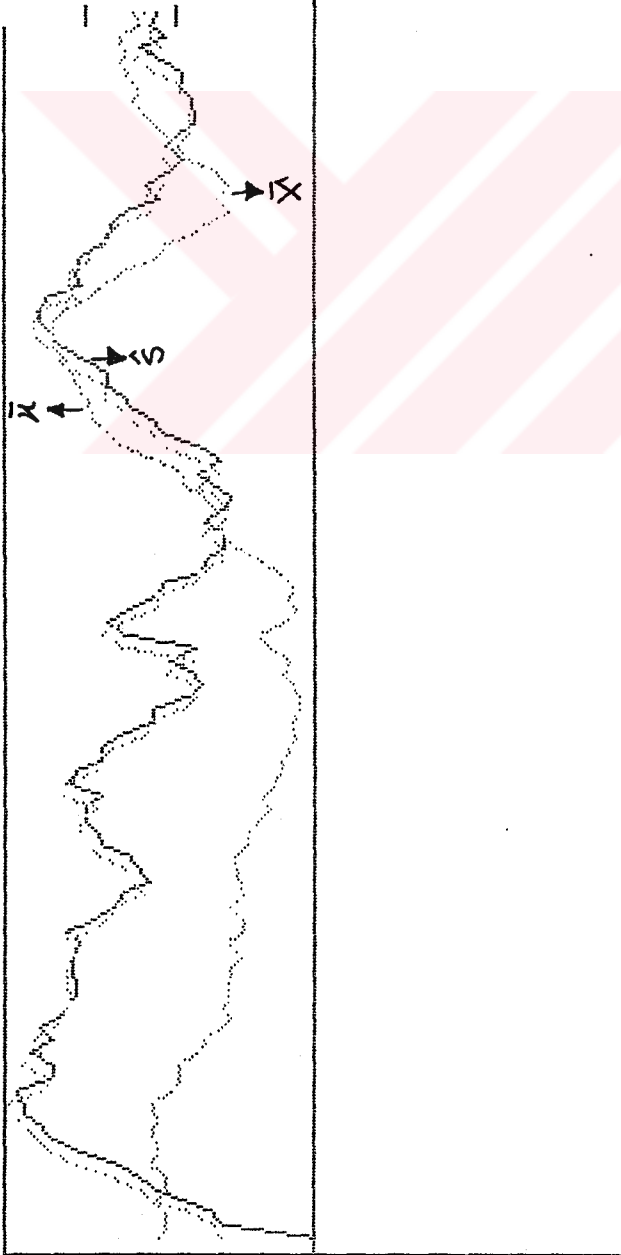
.9961404
-.0021142
-.0001407
.0017188
.0015785



GIRIS SNR 0.194
CIKIS SNR 0.194

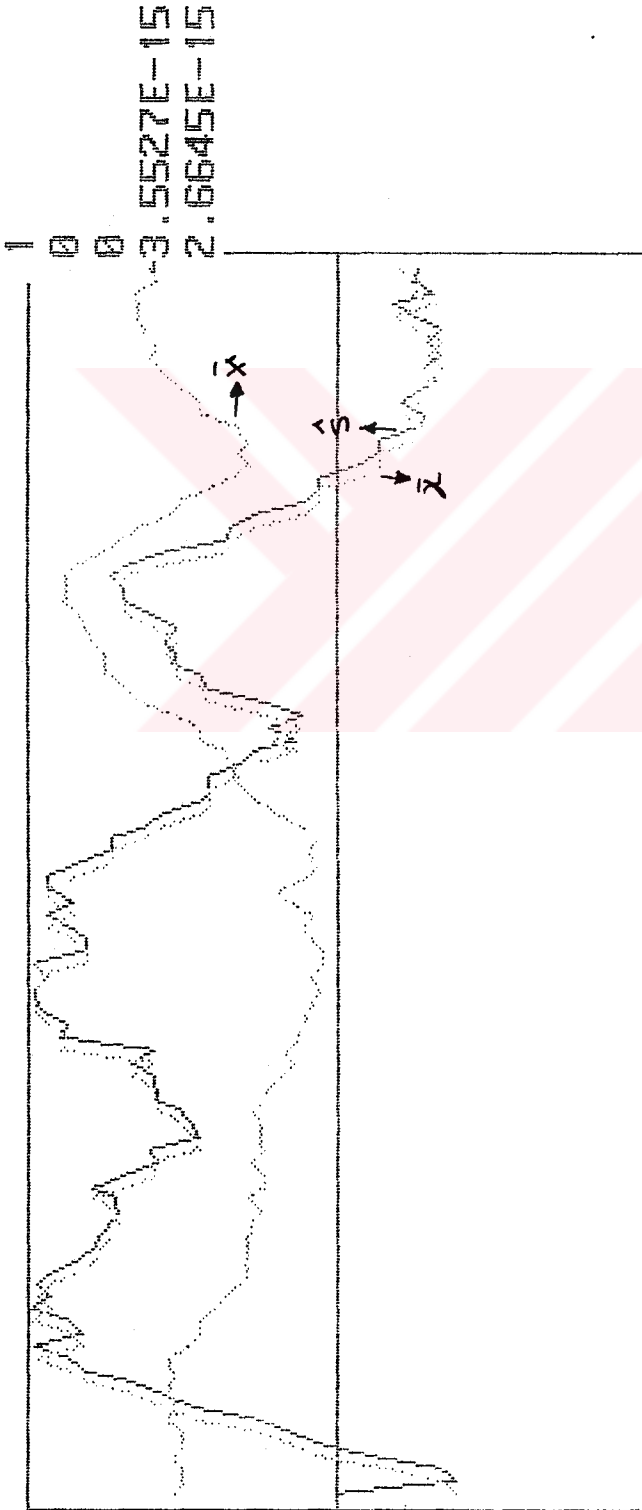
Şekil 5.5.

.9743194
 .0233591
 -.0110698
 .0078488
 -.0234444



GIRIS SNR 0.591
 CIKIS SNR 0.572

Şekil 5.6.



GIRIS SNR 0.194
CIRIS SNR 0.193

Şekil 5.7.



GIRIS SNR 0.111
CIKIS SNR 0.111

Şekil 5.8.



GIRIS SNR 0.080
CIKIS SNR 0.077

Şekil 5.9.

GIRIS SNR 0.064
CIRIS SNR 0.070

.9737436
-.0222892
.0175703
-.0174594
.0108861



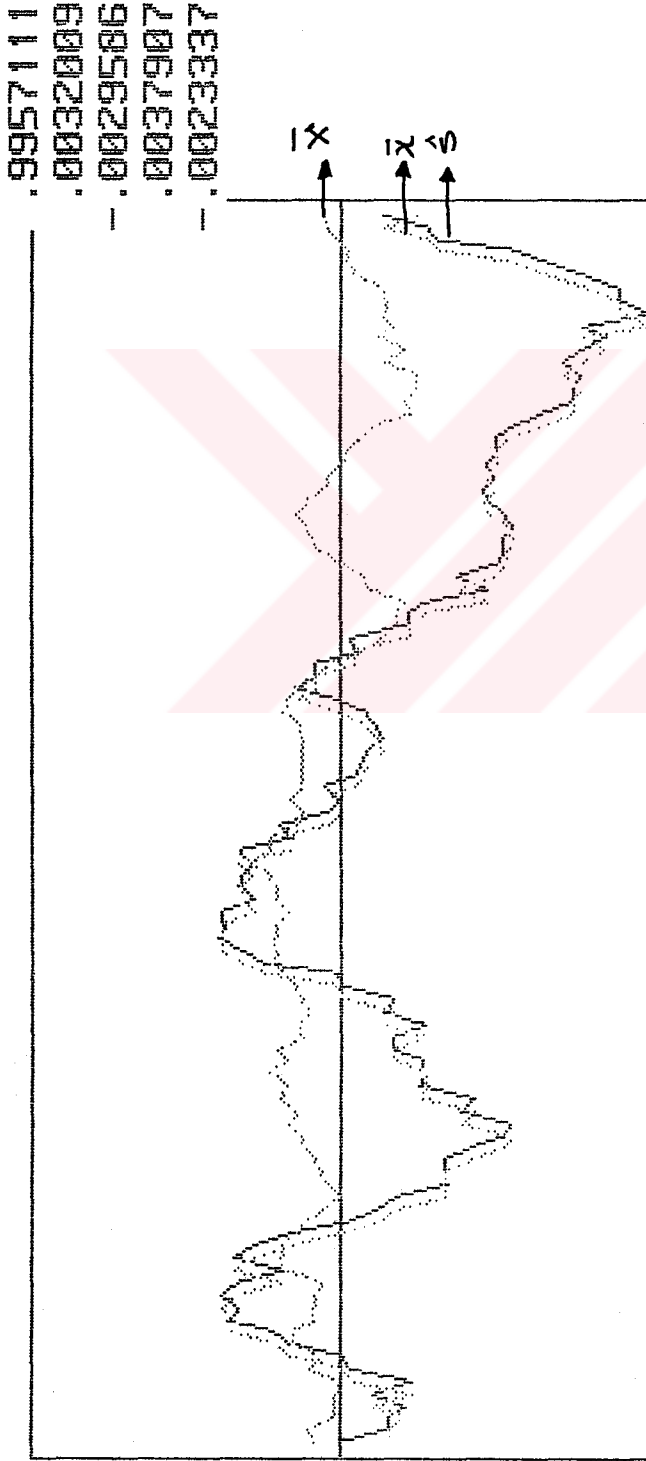
Şekil 5.10.

.996951
-.015415
.0111635
-.0106809
.0084929



GIRIS SNR 0.055
CIRIS SNR 0.053

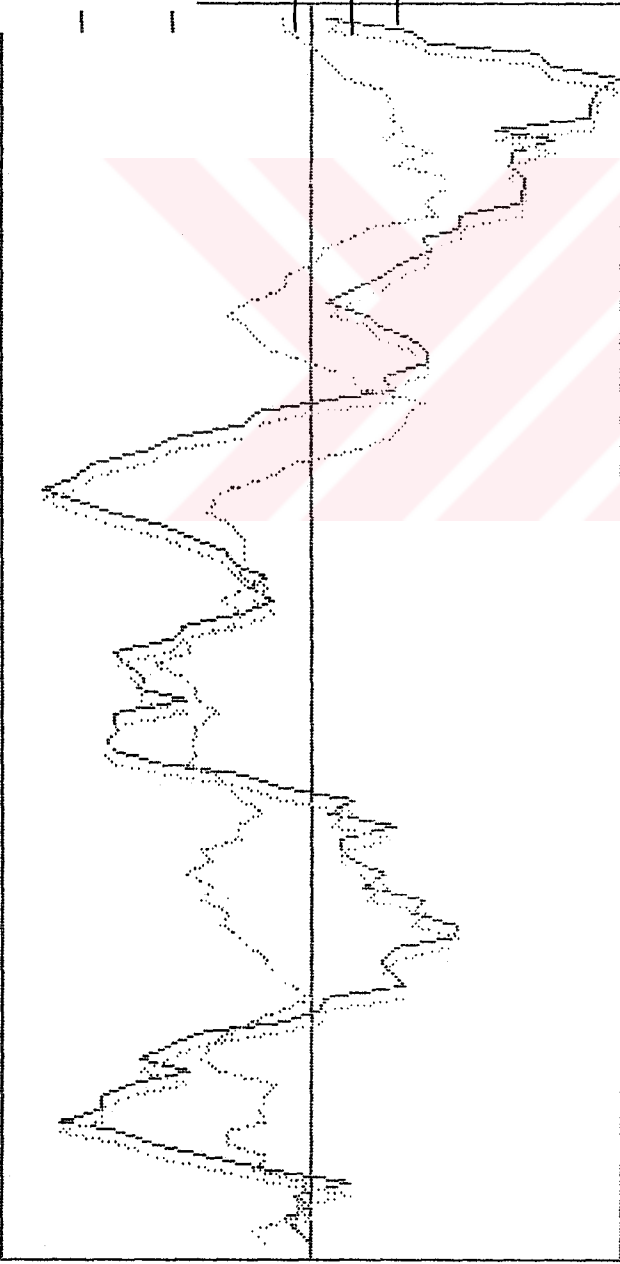
Şekil 5.11.



GIRIS SNR 0.122
CIKIS SNR 0.117

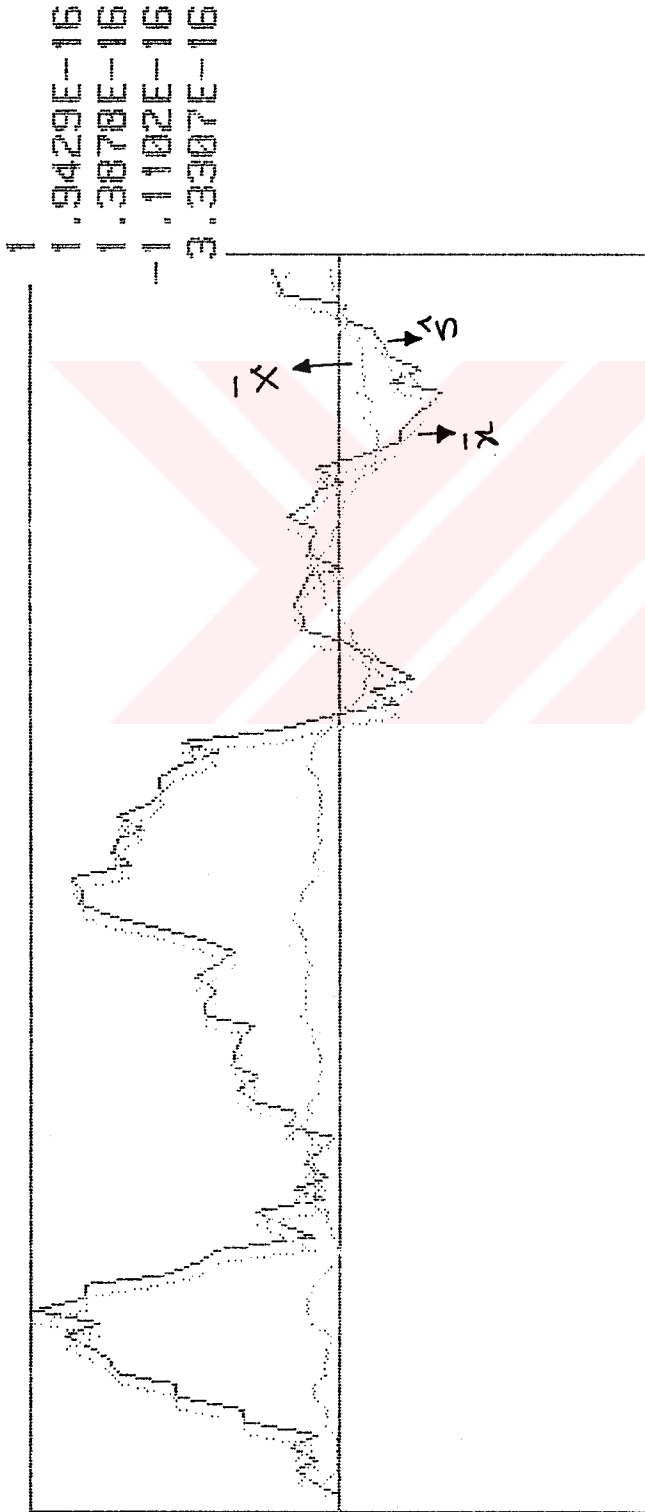
Şekil 5.12.

.9985731
.0005604
-.0005419
.0006647
-.0003747



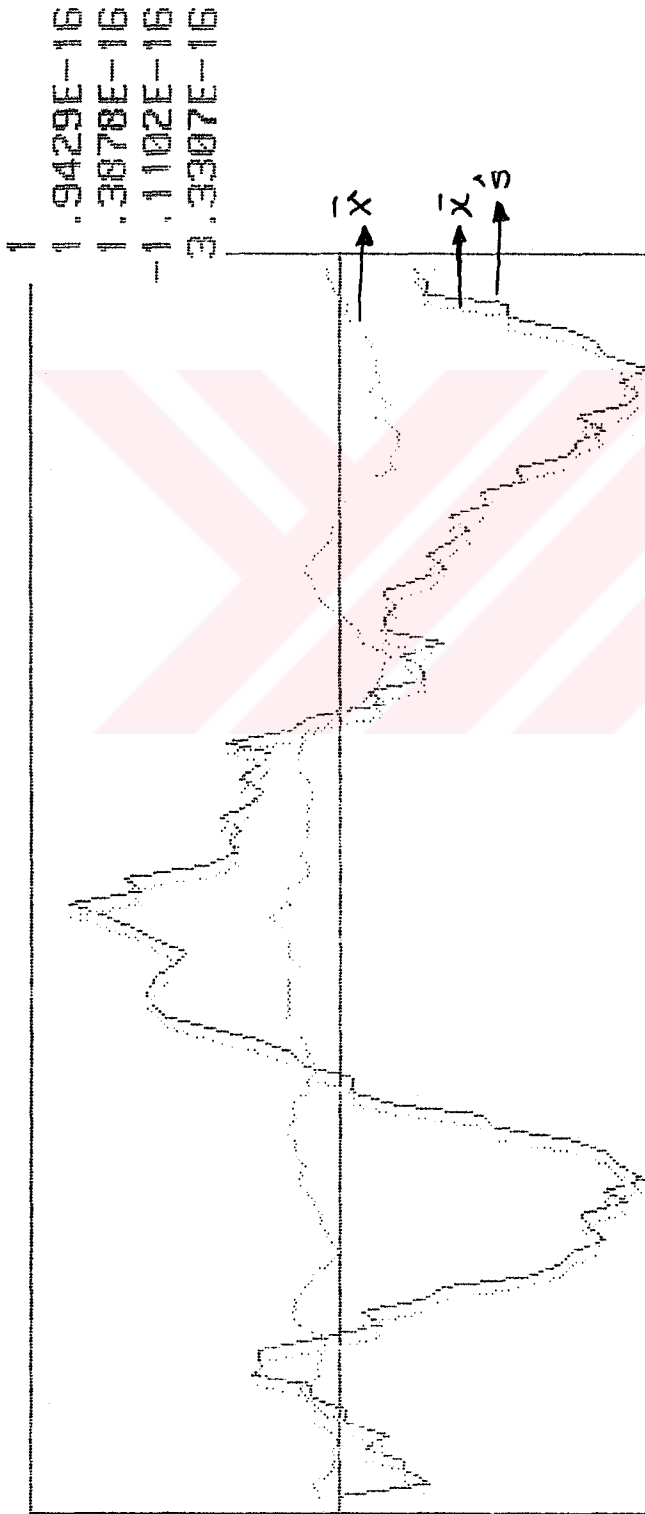
GIRIS SNR 0.435
CIKIS SNR 0.380

Şekil 5.13.



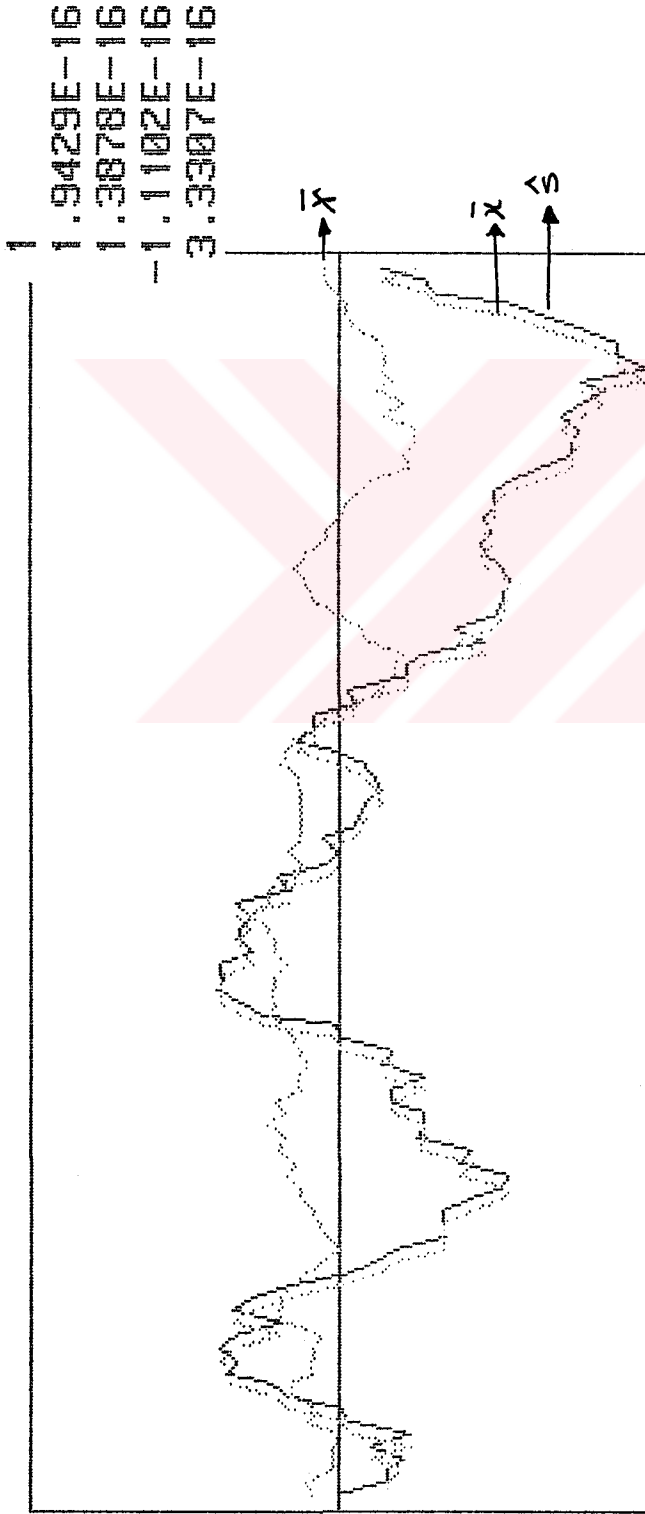
GIRIS SNR 0.064
CIKIS SNR 0.064

Şekil 5.14.



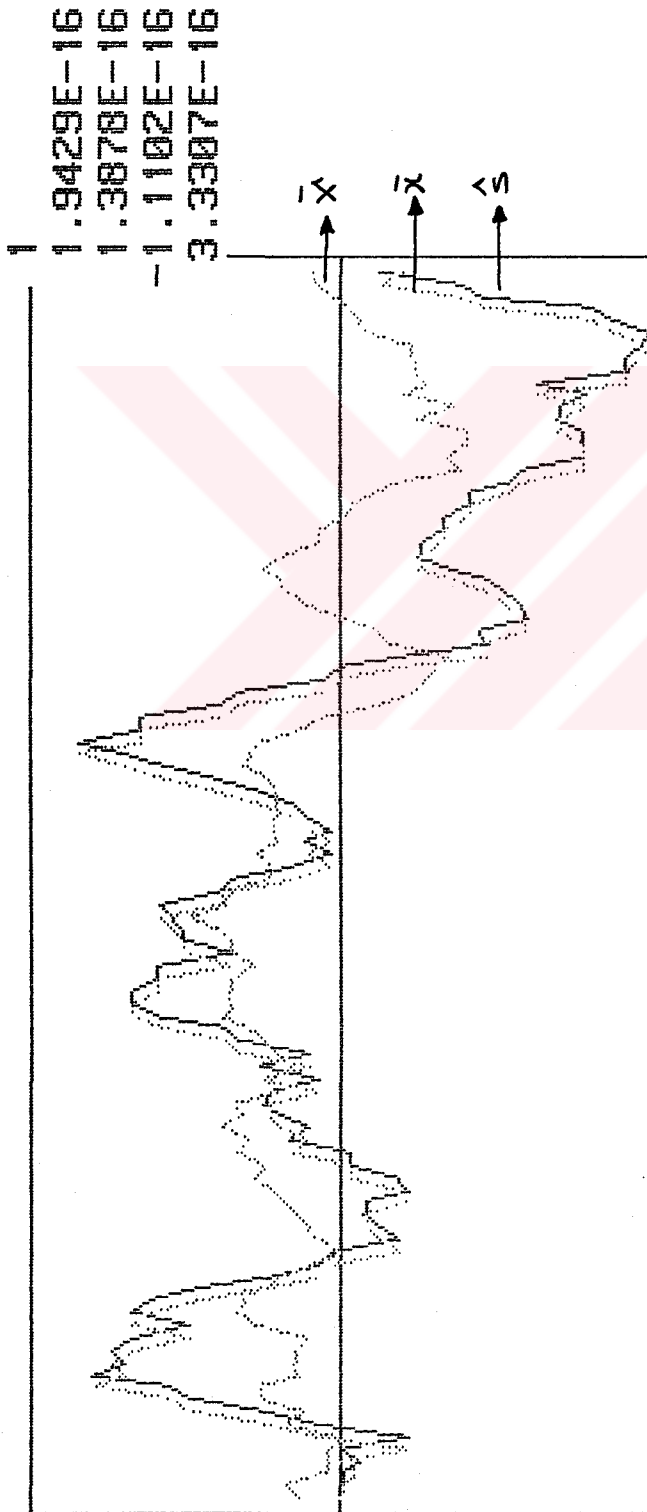
GIRIS SNR 0.055
CIKIS SNR 0.051

Şekil 5.15.



GIRIS SNR 0.122
CIRIS SNR 0.117

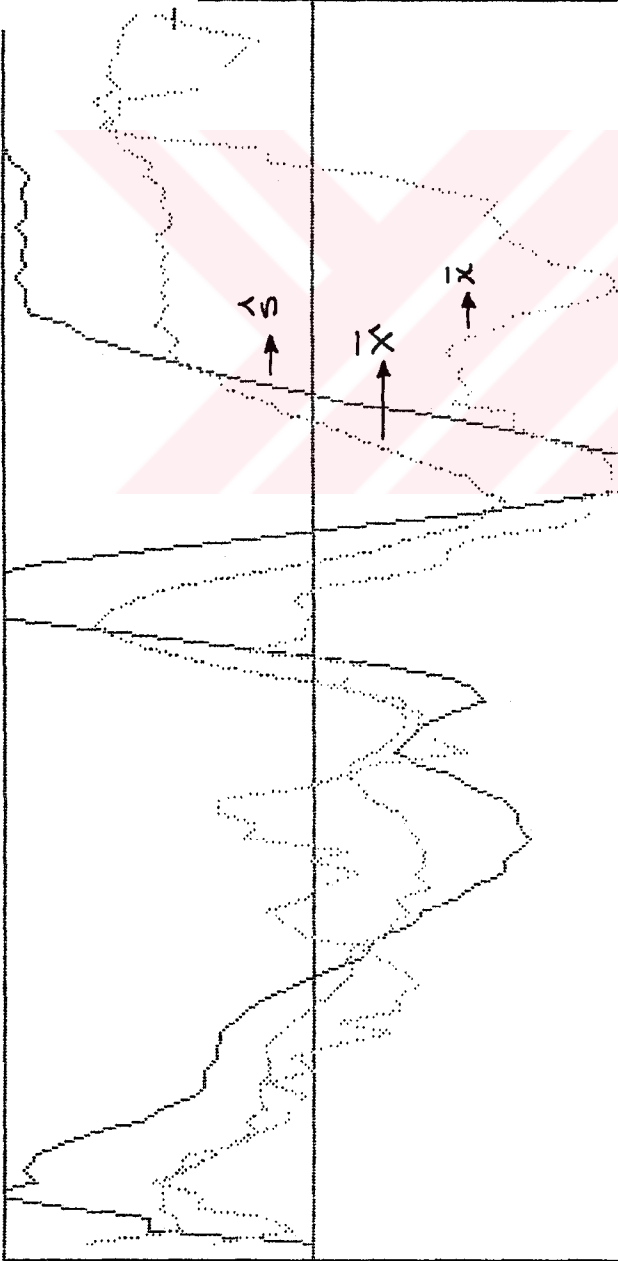
Şekil 5.16.



GIRIS SNR	0.416
CIRIS SNR	0.369

Şekil 5.17.

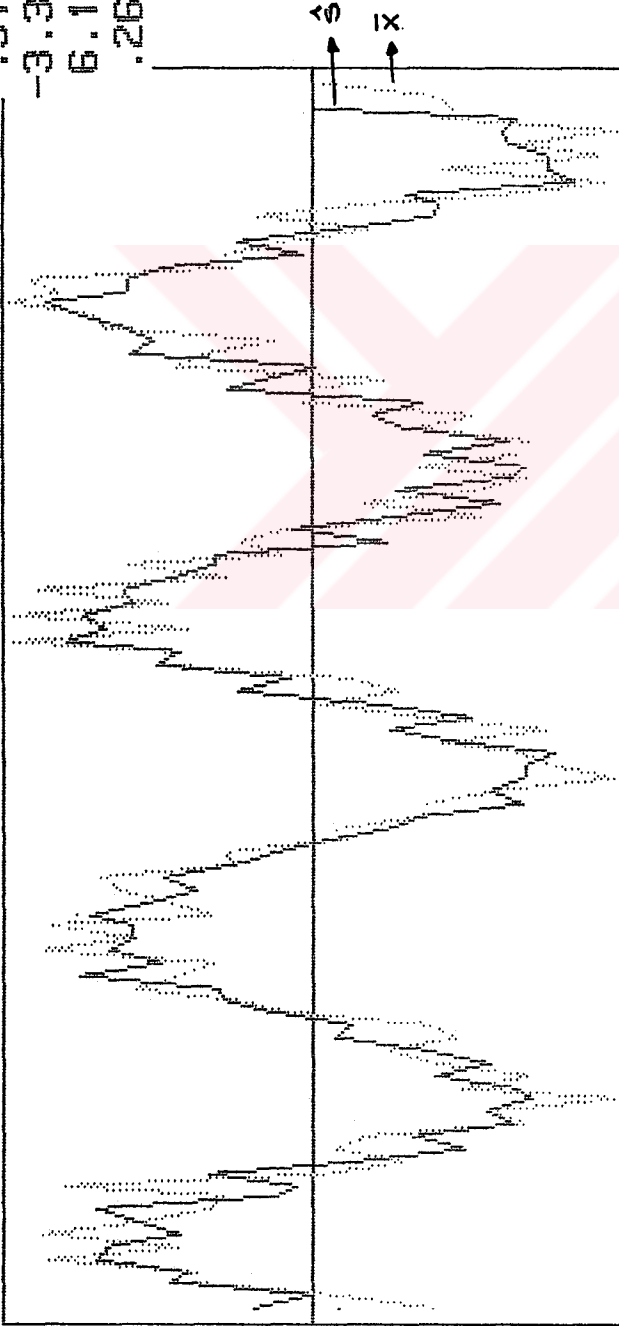
.7307953
.3045953
.4650561
.4902445
.0455047



GIRIS SNR 0.428
CIKIS SNR 0.853

Şekil 5.18.

.3148215
-3.380924E-02
6.160139E-02
.2610438

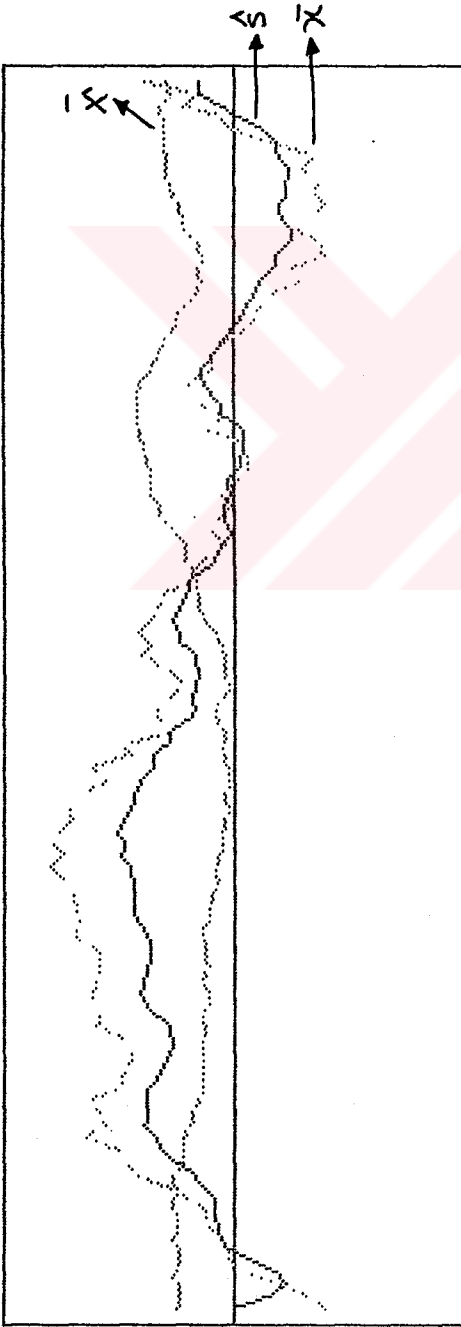


GIRIS SNR
CIKIS SNR

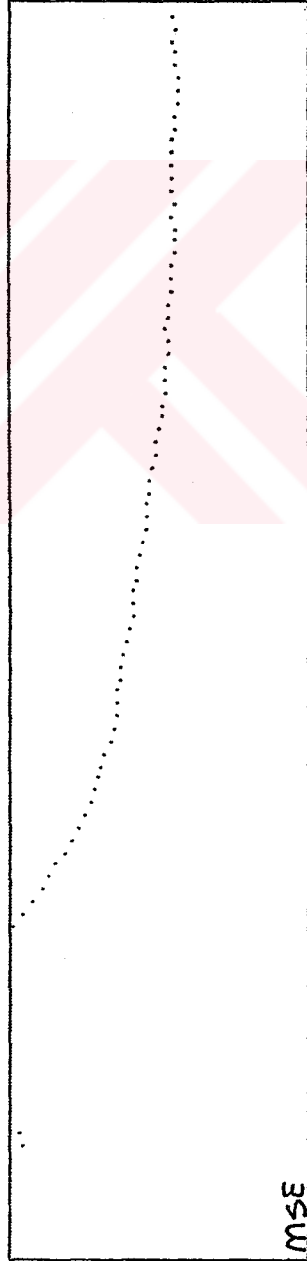
4.367
9.781

Şekil 5.19.

0.40822
0.26571
0.09569
-0.03692
-0.11297

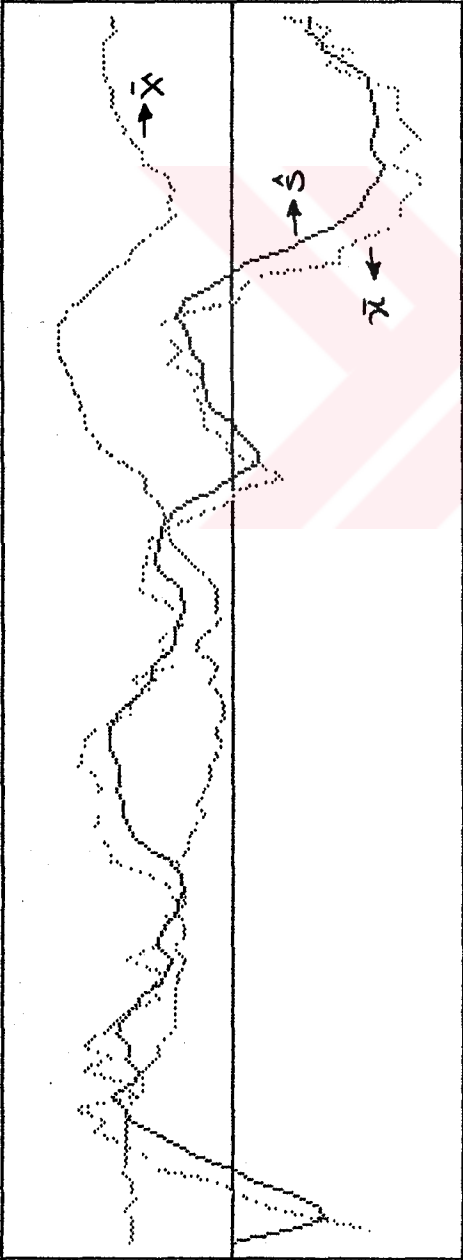


GIRIS SNR 0.080
CIKIS SNR 0.150

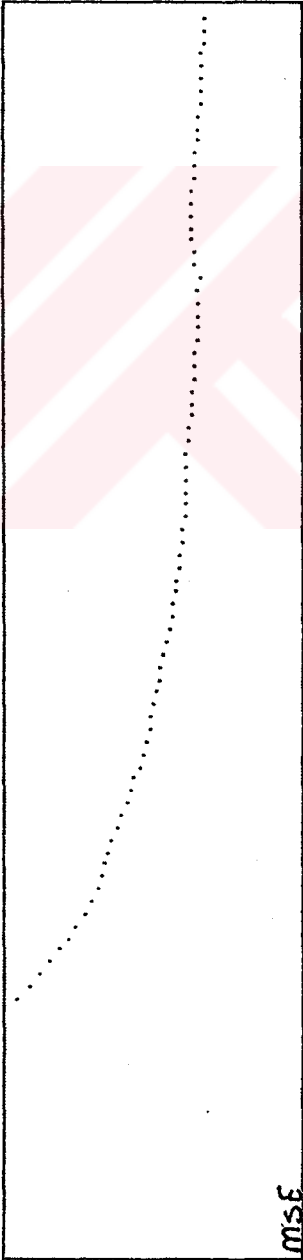


Şekil 5.20.

0.40039
 0.26801
 0.15185
 0.04023
 -0.04053



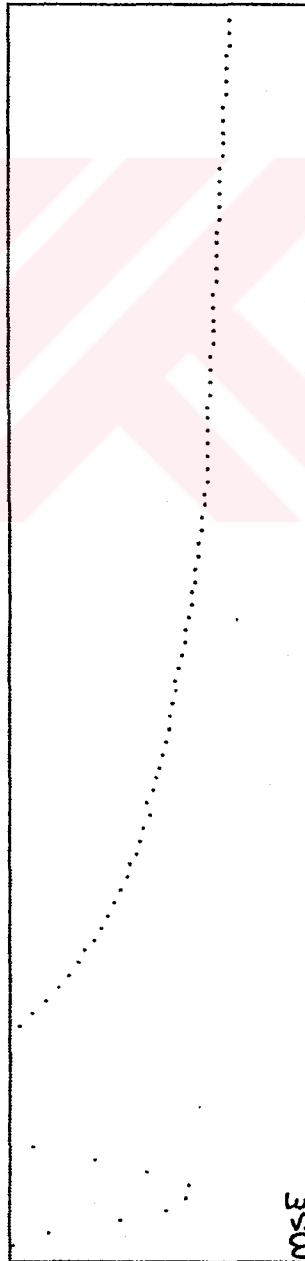
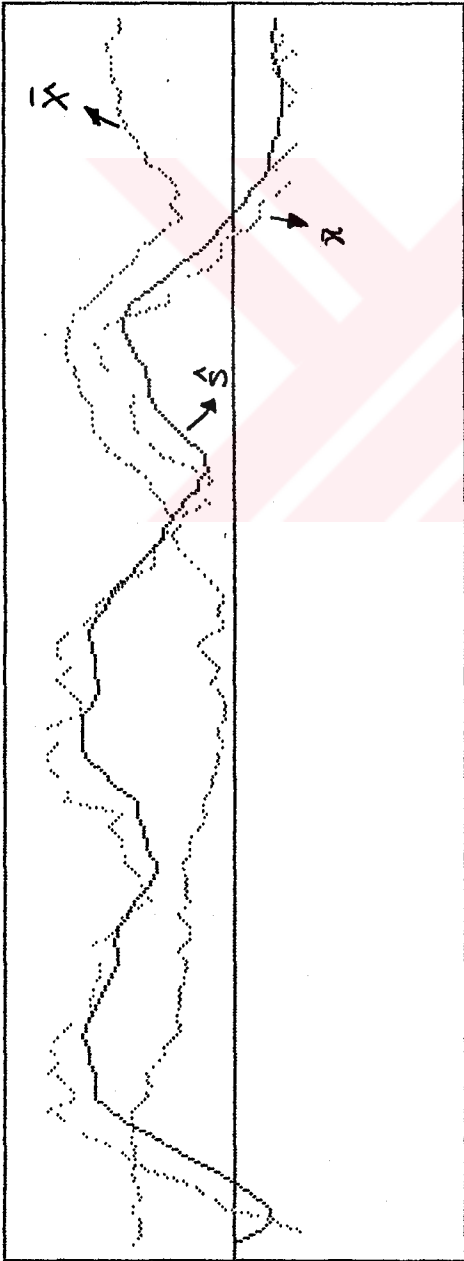
GIRIS SNR 0.111
 CIKIS SNR 0.138



Şekil 5.21.

0.33902
 0.24360
 0.15764
 0.07768
 0.01256

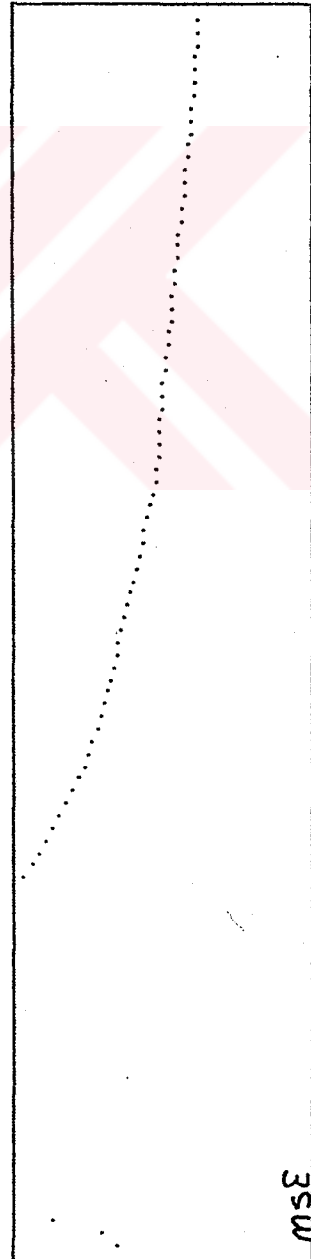
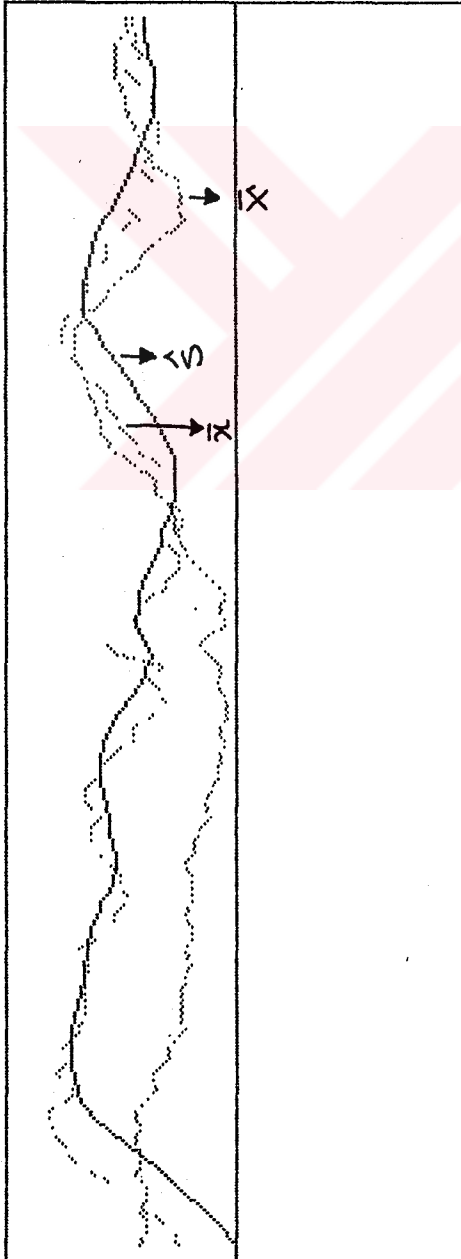
GIRIS SNR 0.194
 CIKIS SNR 0.245



Şekil 5.22.

0.19209
0.16584
0.14071
0.11499
0.09234
0.07499
0.06003
0.04708
0.03812
0.03115

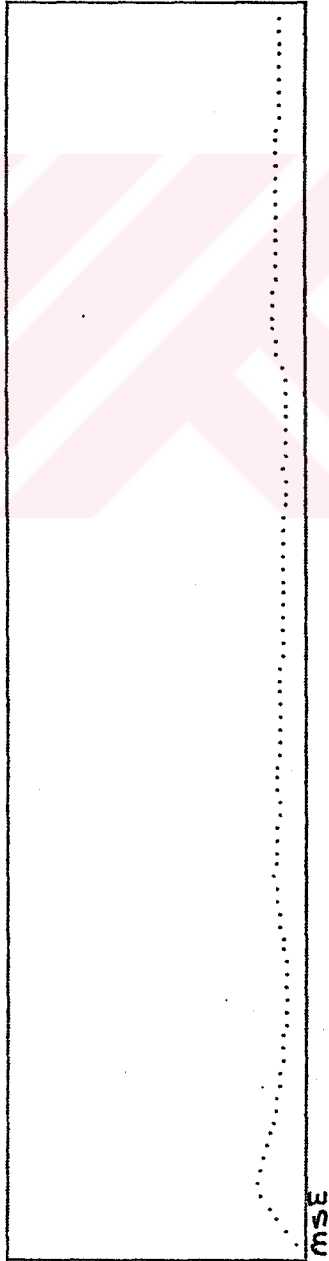
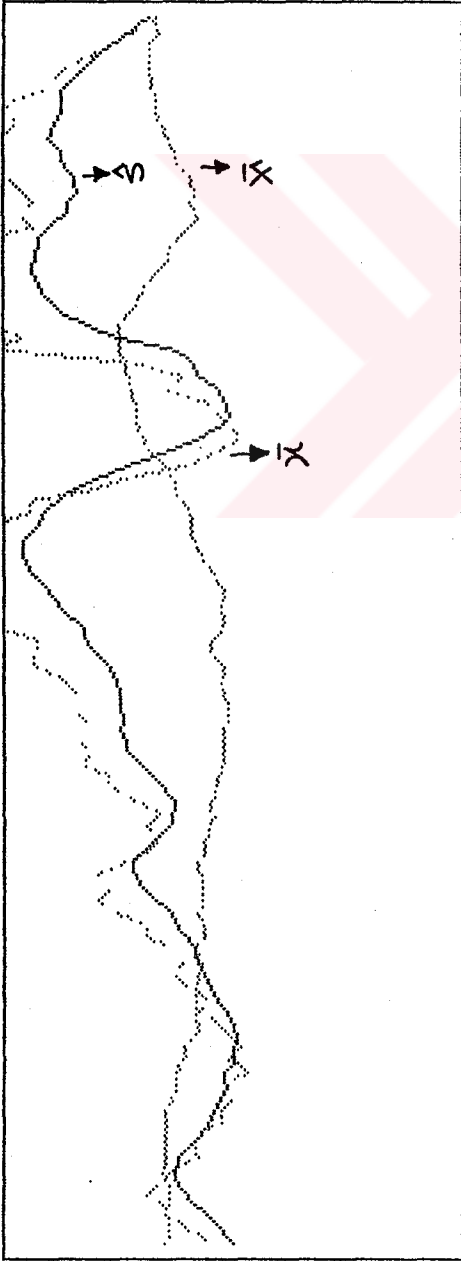
GIRIS SNR 0.591
CIKIS SNR 0.486



Şekil 5.23.

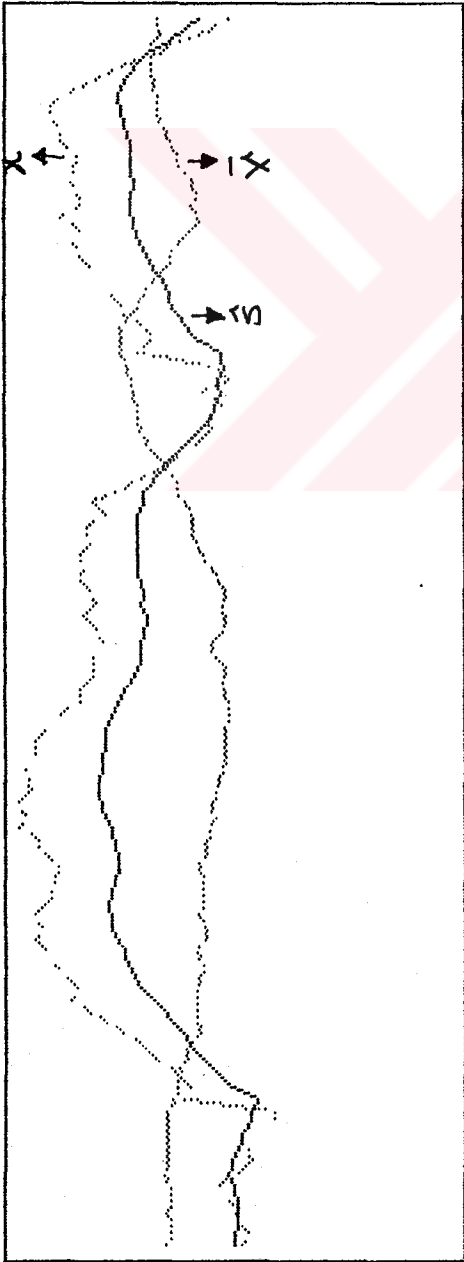
0.35516
 0.24127
 0.13164
 0.04552
 -0.01574

GIRIS SNR 0.051
 CIKIS SNR 0.104

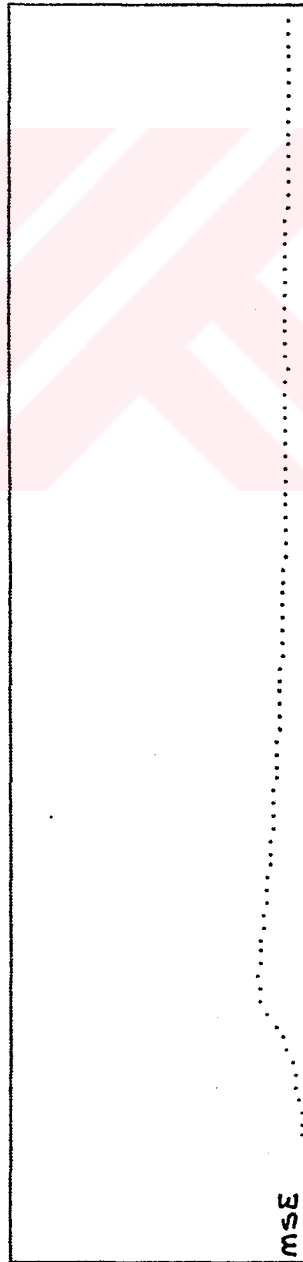


Şekil 5.24.

0.26975
0.19053
0.12238
0.05438
0.00132



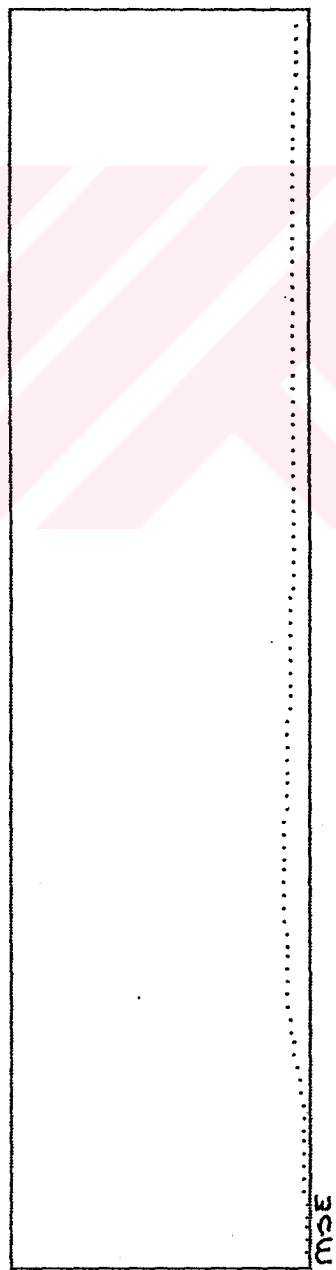
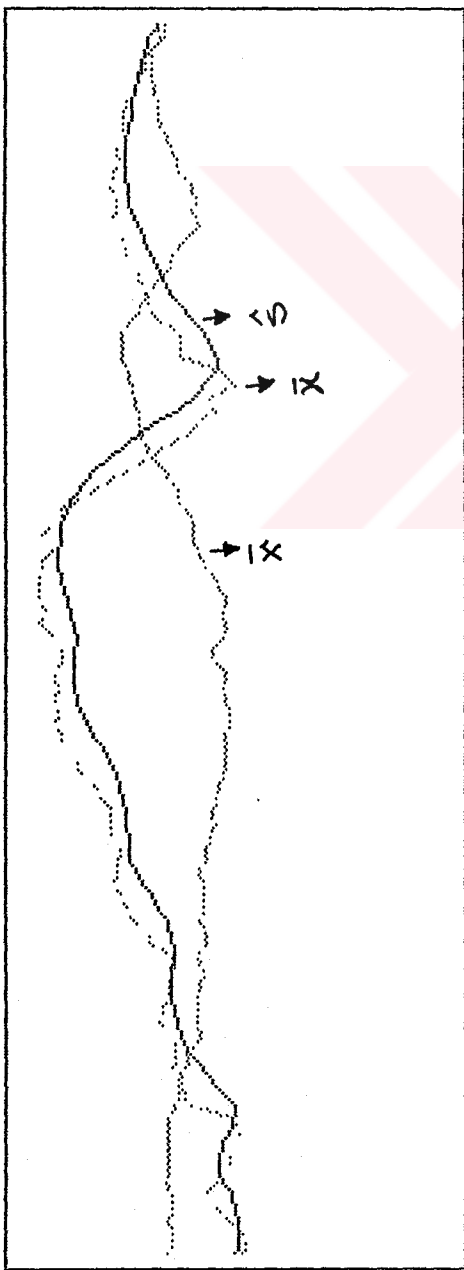
GIRIS SNR 0.072
CIKIS SNR 0.192



Şekil 5.25.

0.25521
 0.21494
 0.17673
 0.14213
 0.11354

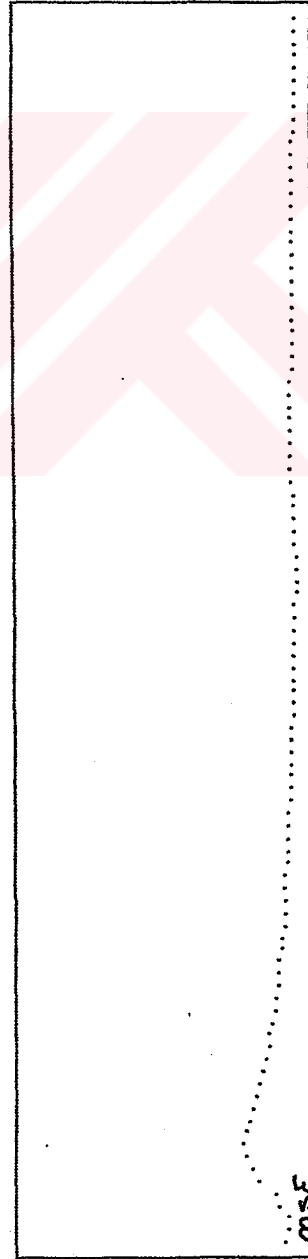
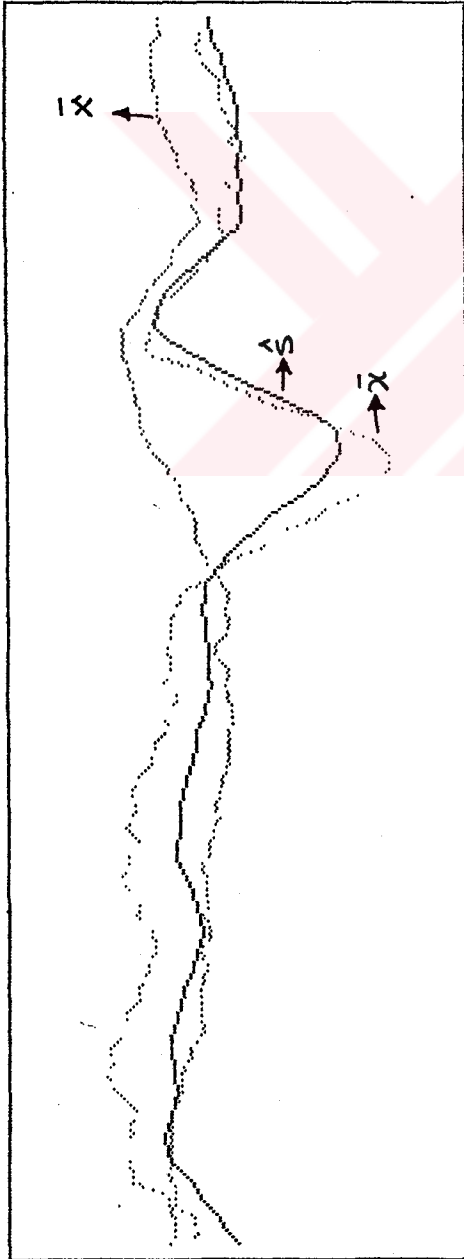
GIRIS SNR 0.097
 CIKIS SNR 0.129



Şekil 5.26.

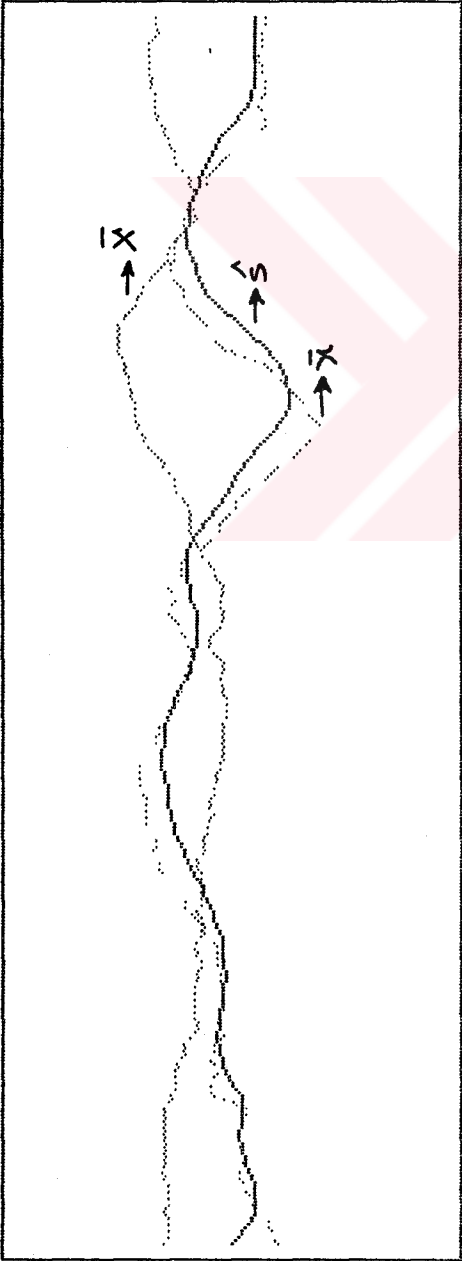
GIRIS SNR 0.137
CIKIS SNR 0.206

0.27114
0.20592
0.14260
0.08340
0.03709
-0.00340
-0.03320
-0.05432
-0.06888
-0.07715



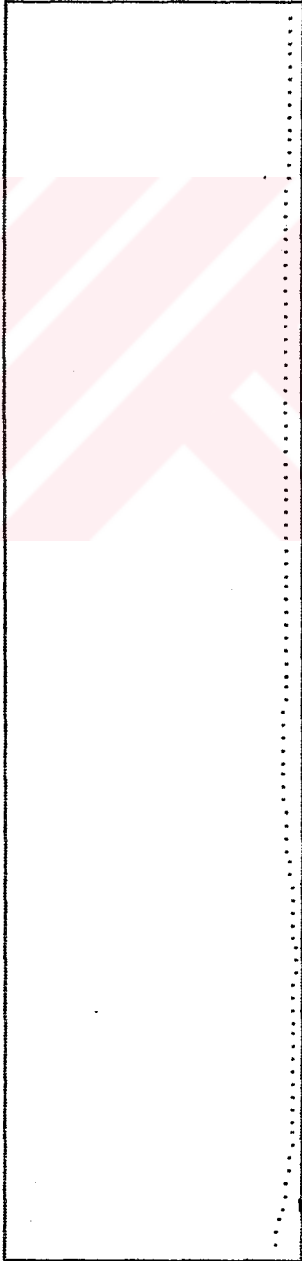
Şekil 5.27.

0.23495
 0.19502
 0.15241
 0.11237
 0.07603



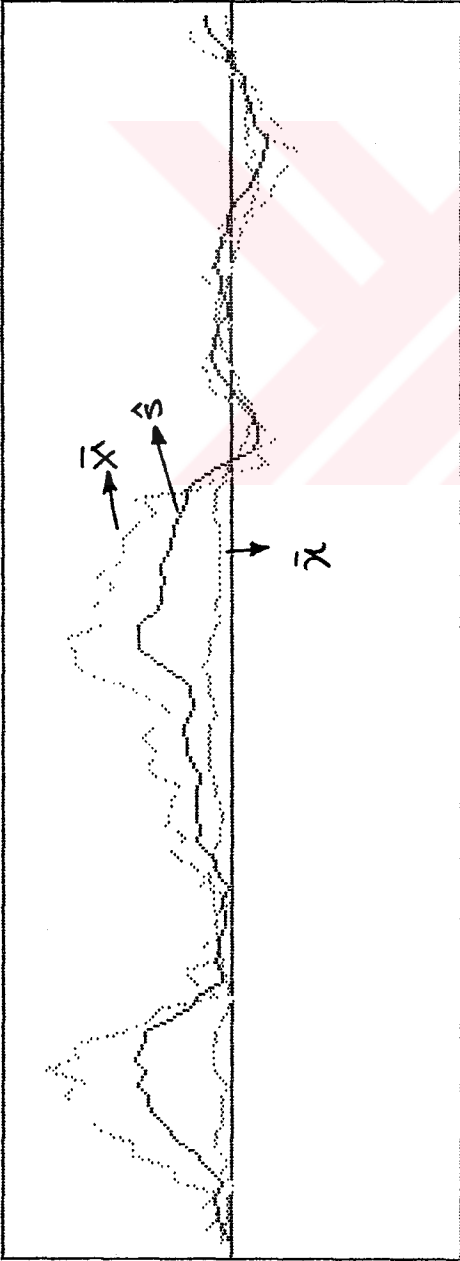
GIRIS SNR
 CIKIS SNR

0.163
 0.197

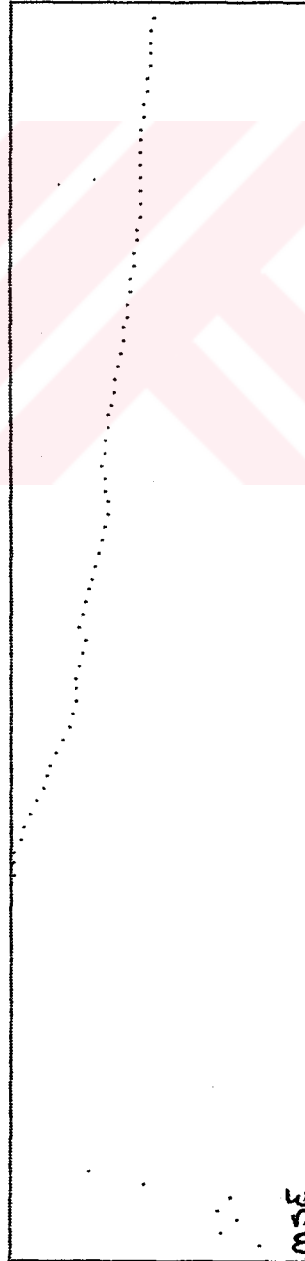


Şekil 5.28.

0.34822
 0.25781
 0.06879
 -0.04301
 -0.08932

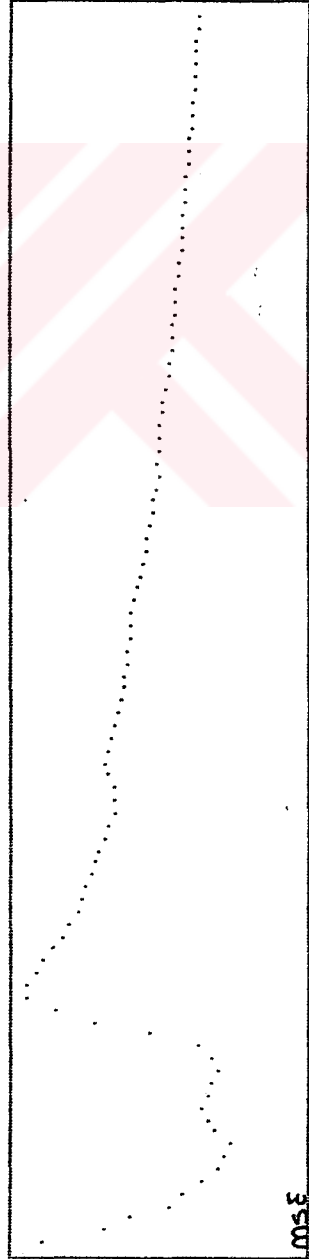
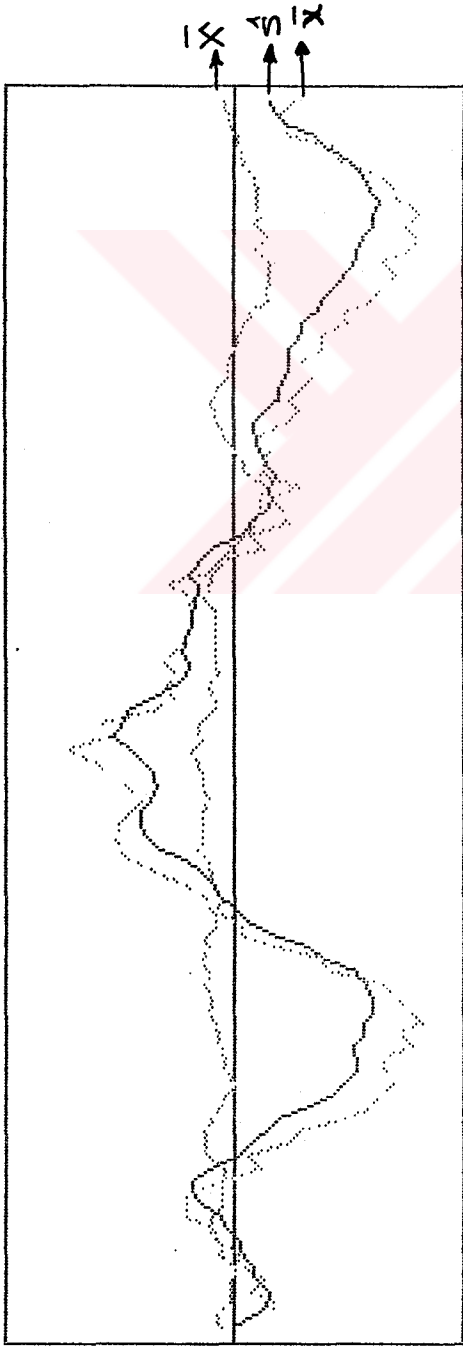


GIRIS SNR 0.064
 CIKIS SNR 0.280



Şekil 5.29.

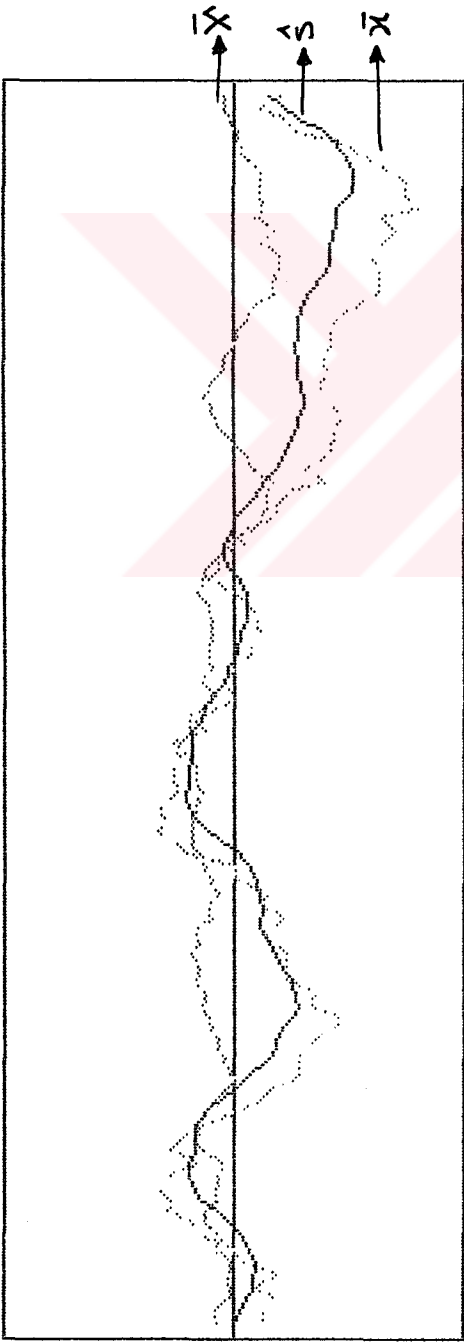
0.41135
0.29057
0.13393
0.00856
-0.06658



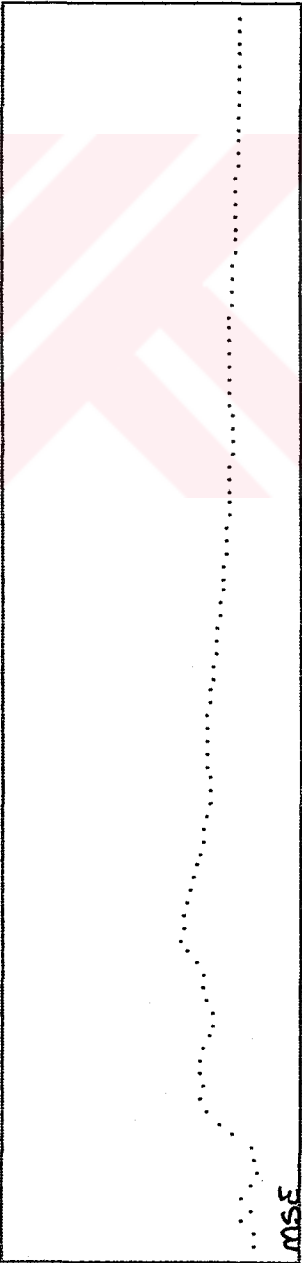
GIRIS SNR 0.055
CIKIS SNR 0.086

Şekil 5.30.

0.26874
0.21135
0.13254
0.06695
0.00918



GIRIS SNR 0.122
CIKIS SNR 0.232

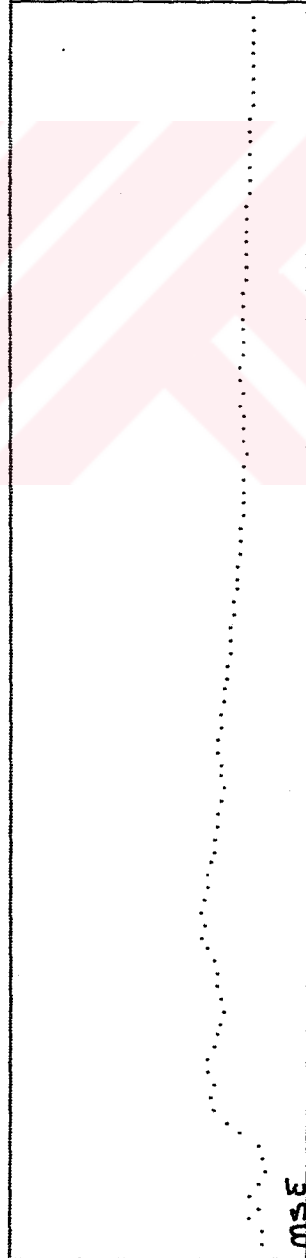
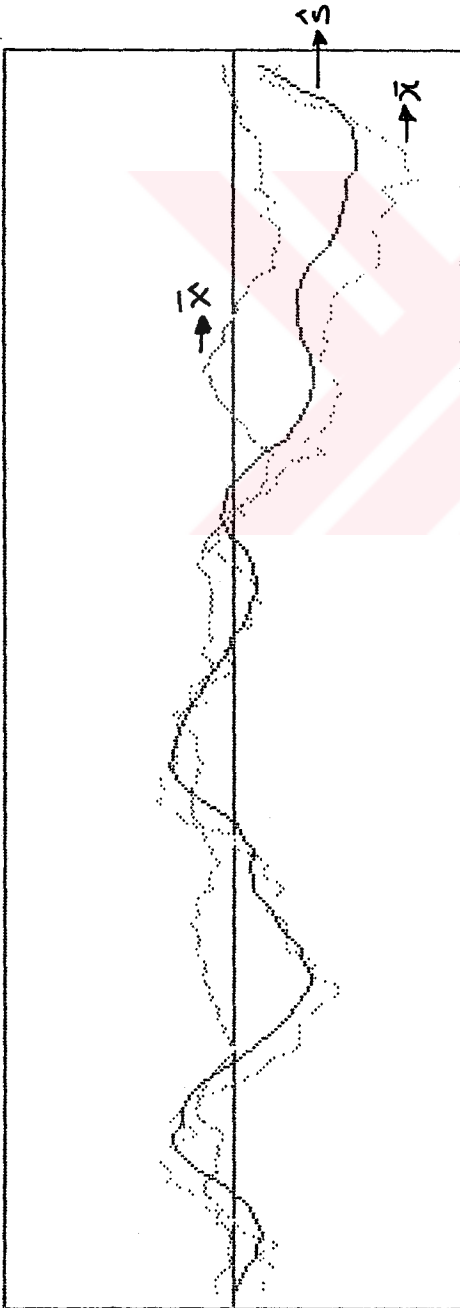


Şekil 5.31.

0.26816
0.22687
0.16312
0.11419
0.07106
0.03009
0.00163
-0.03348
-0.05899
-0.08263

GIRIS SNR
CIKIS SNR

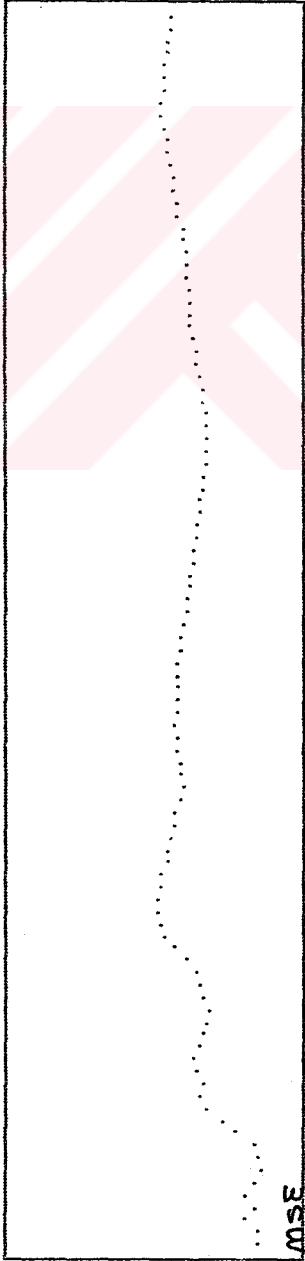
0.122
0.195



Şekil 5.32.

0.35265
0.33024

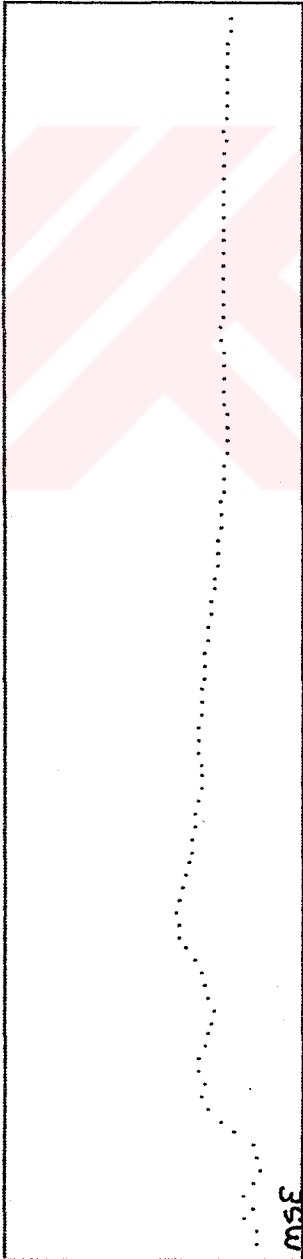
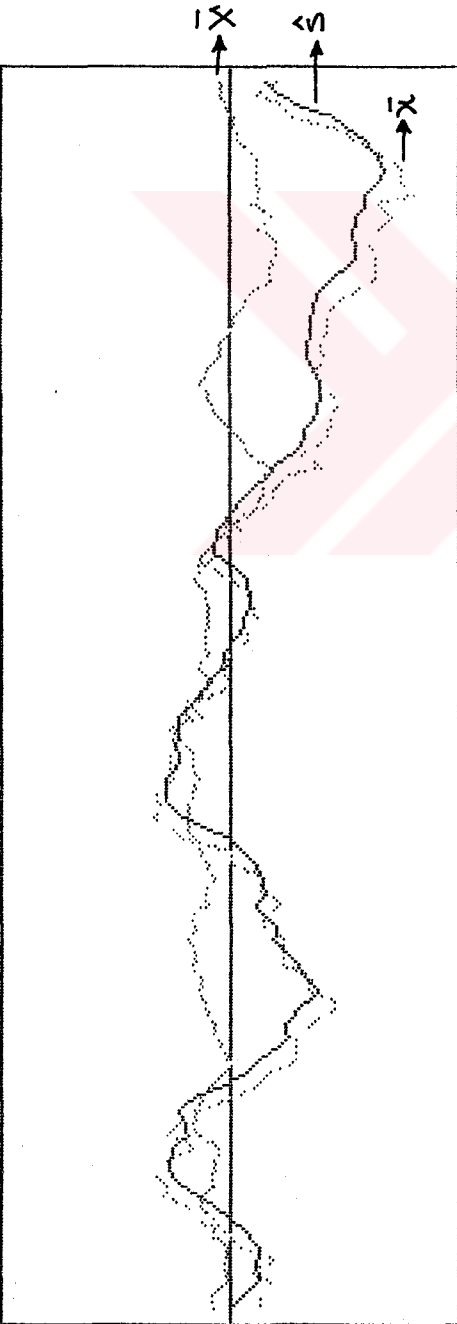
GIRIS SNR 0.122
CIRIS SNR 0.239



Şekil 5.33.

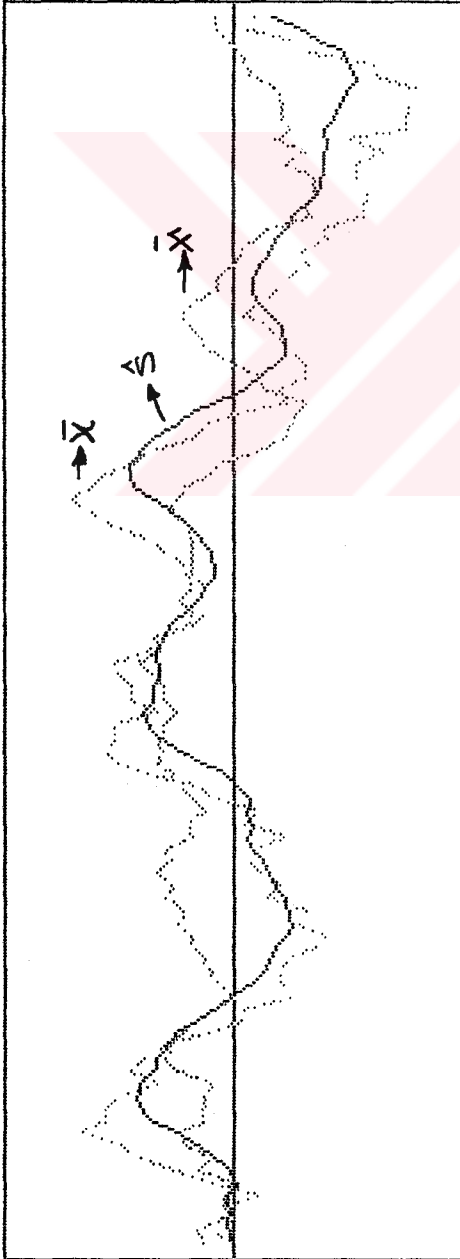
0.46129
0.40813

GIRIS SNR 0.122
CIKIS SNR 0.152

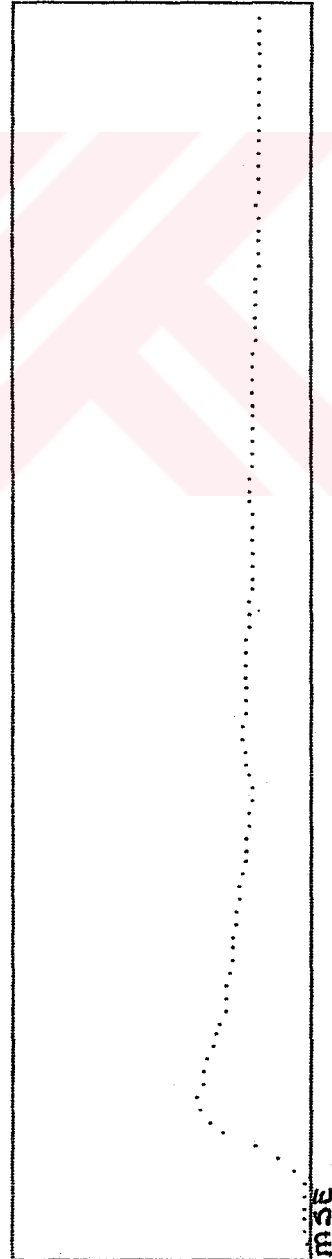


Şekil 5.34.

0.24855
0.19995
0.13993
0.08994
0.05314
0.02338
0.00594
-0.01274
-0.02578
-0.03790

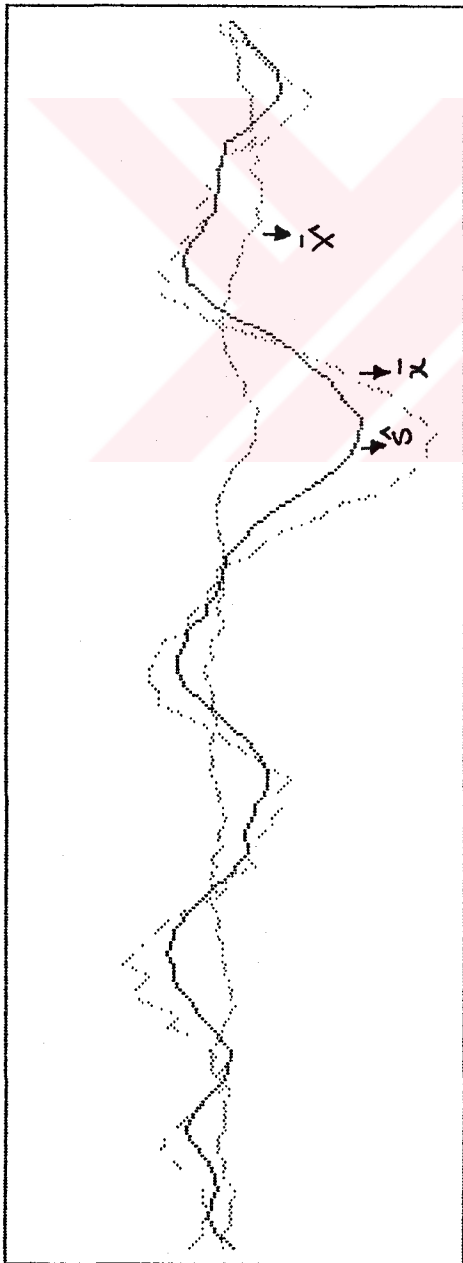


GIRIS SNR 0.435
CIKIS SNR 0.597

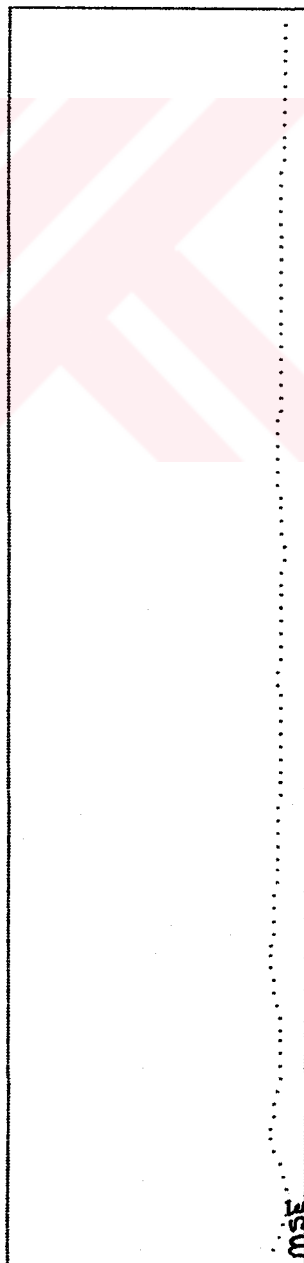


Şekil 5.35.

0.36682
 0.24713
 0.11642
 -0.00574
 -0.10702

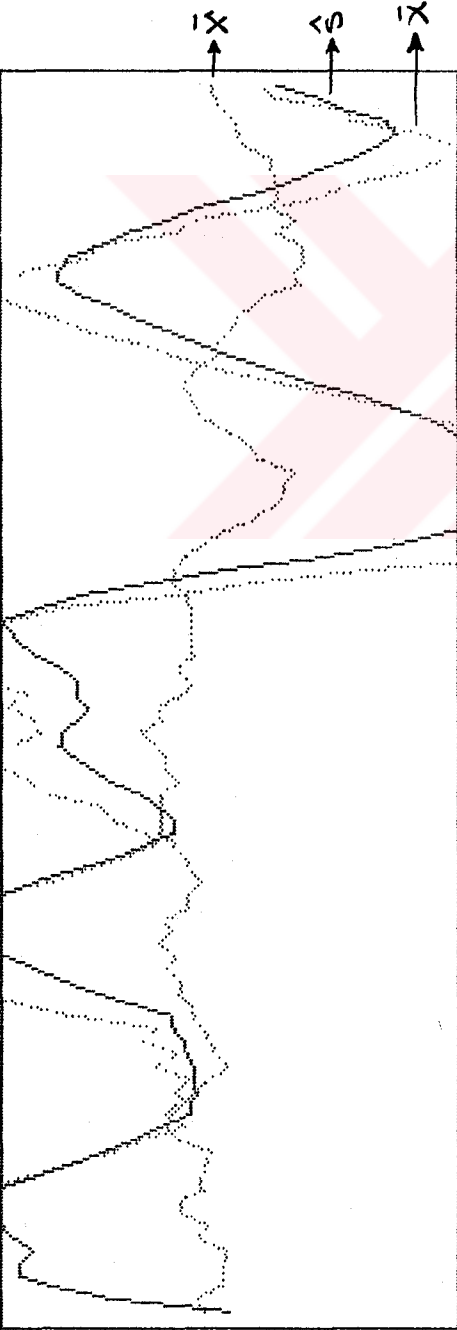


GIRIS SNR 0.045
 CIKIS SNR 0.108

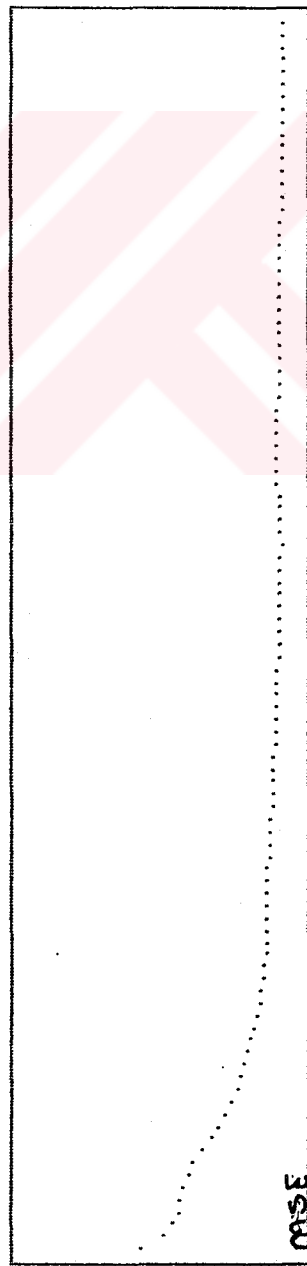


Şekil 5.36.

0.40643
 0.27032
 0.13247
 0.01130
 -0.09428

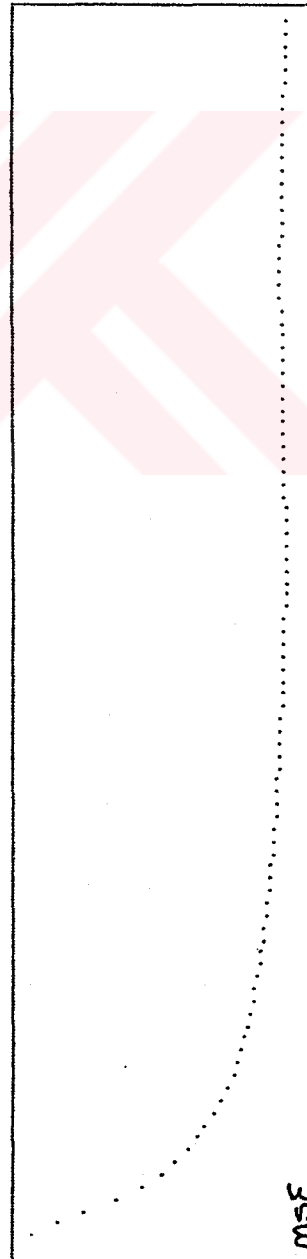


GIRIS SNR 0.048
 CIKIS SNR 0.092



Şekil 5.37.

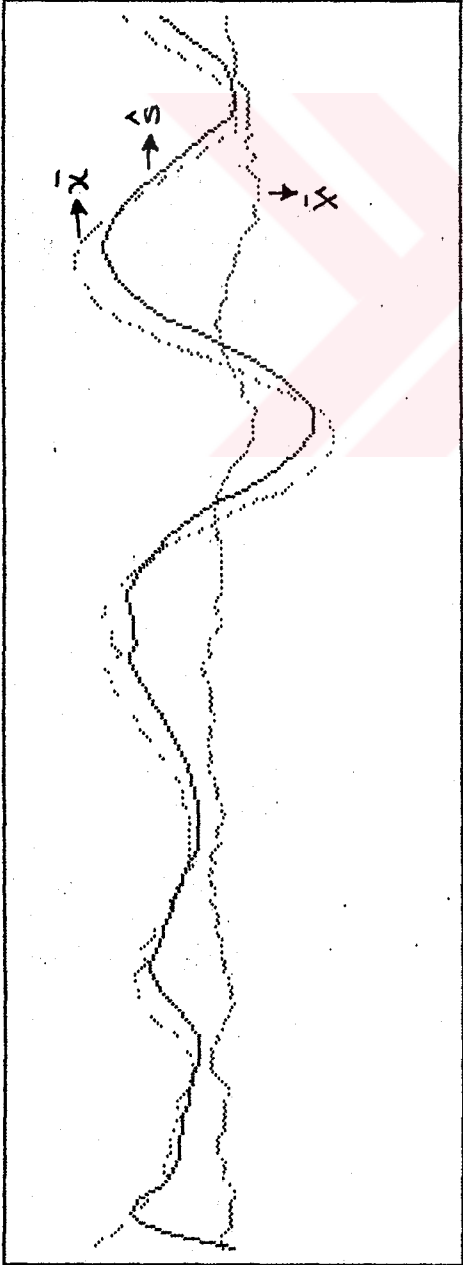
0.46231
0.29749
0.13792
-0.00517
-0.11846



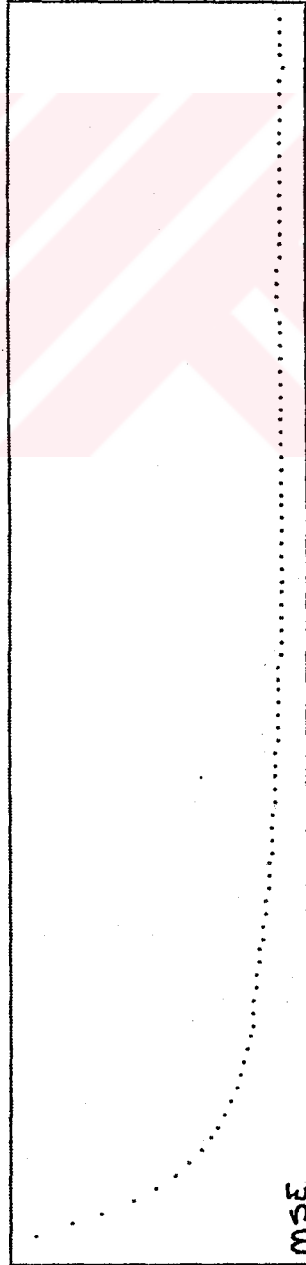
GIRIS SNR 0.036
CIRIS SNR 0.059

Şekil 5.38.

0.41959
 0.20207
 0.14869
 0.02910
 -0.06767

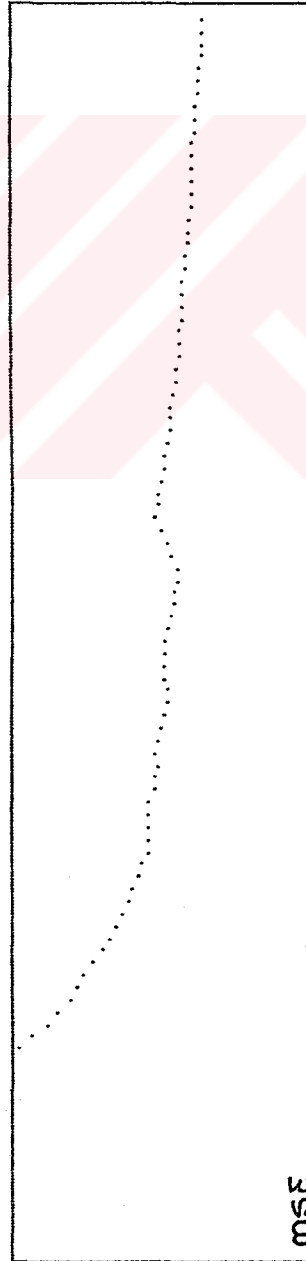
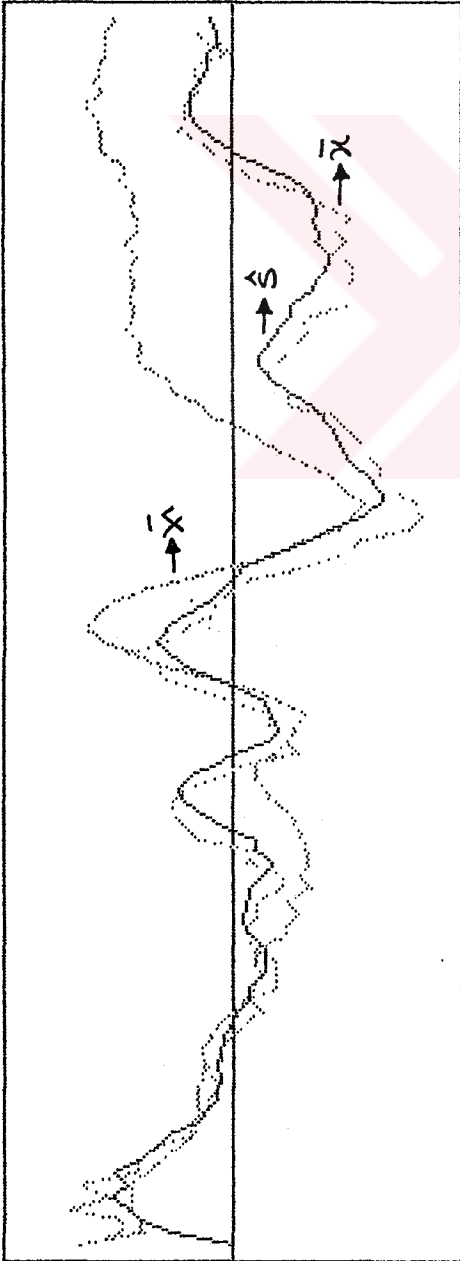


GIRIS SNR 0.039
 ÇIKIS SNR 0.061



Şekil 5.39.

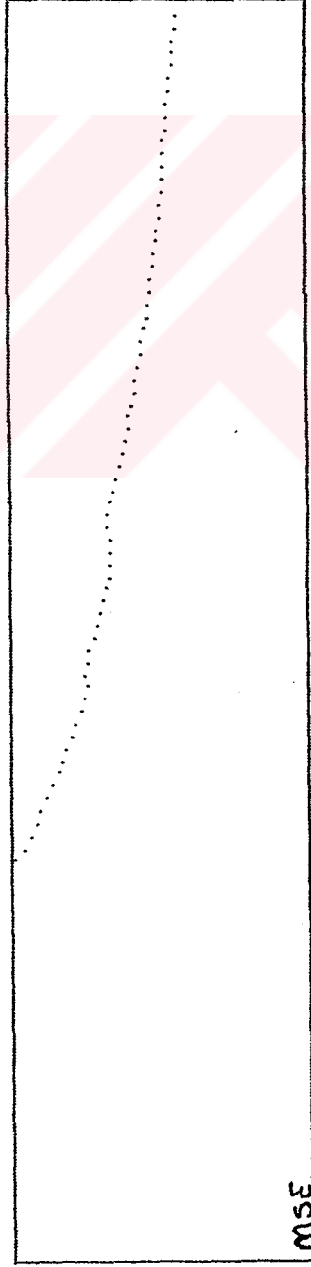
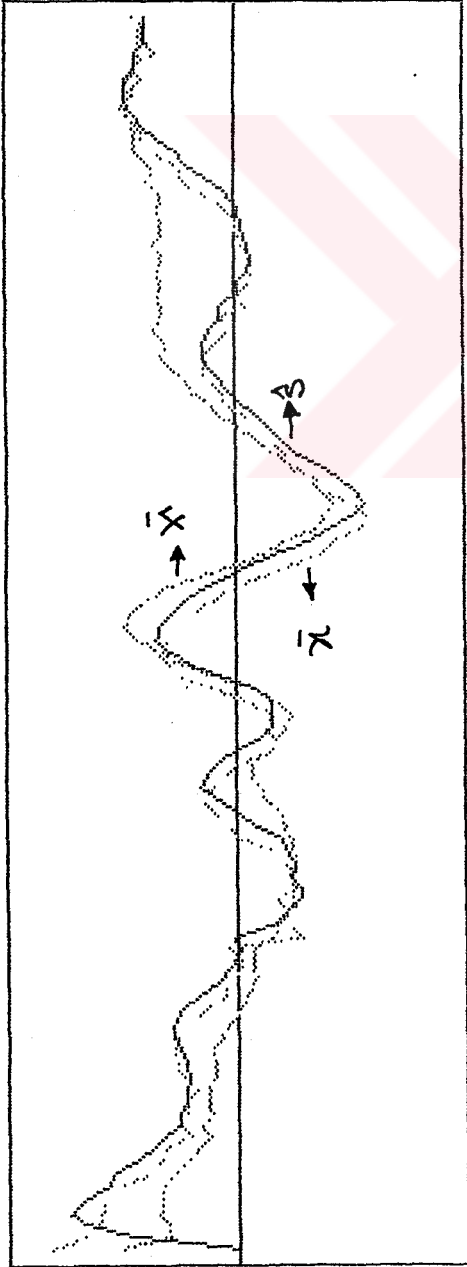
0.44624
0.30065
0.13567
-0.00903
-0.09352



GIRIS SNR 0.610
CIKIS SNR 0.722

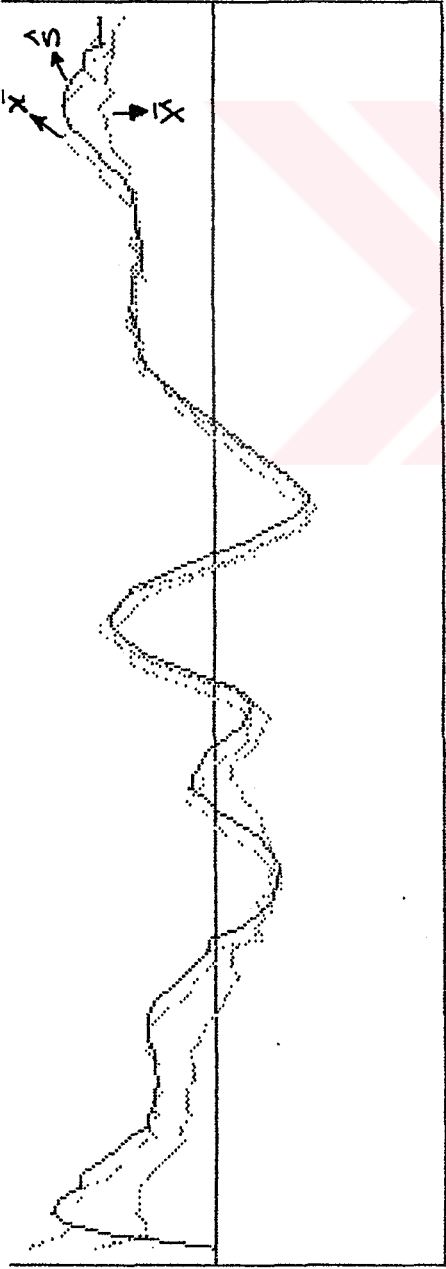
Şekil 5.40.

0.57642
0.36082
0.16081
0.00537
-0.10025

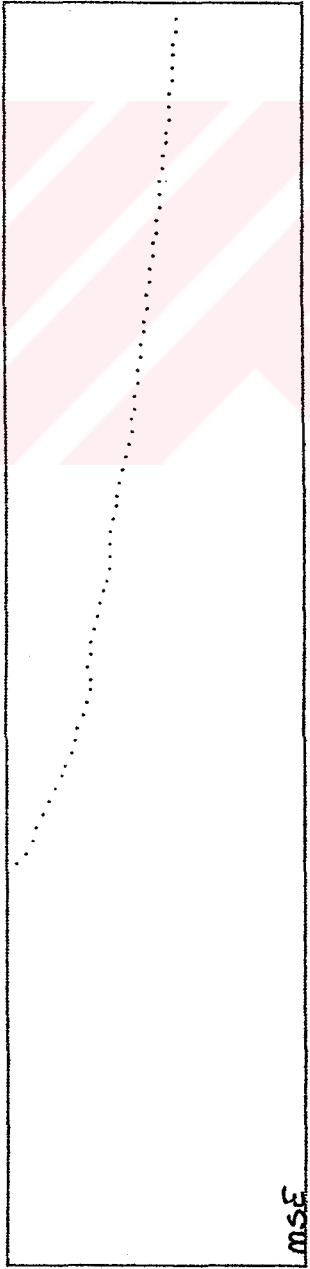


GIRIS SNR 2.326
CIKIS SNR 2.659

Şekil 5.41.



0.35734
0.16689
0.00784
-0.09480

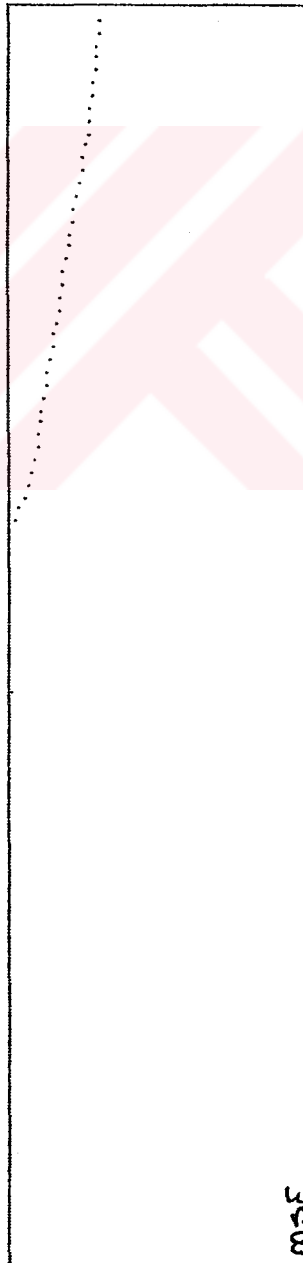
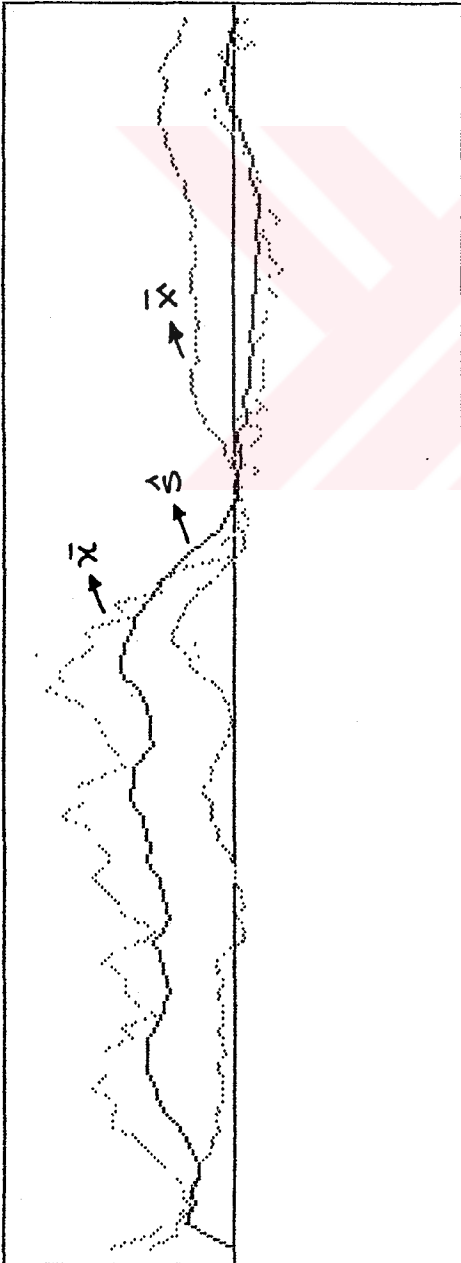


GIRIS SNR 0.649
CIKIS SNR 10.175

Şekil 5.42.

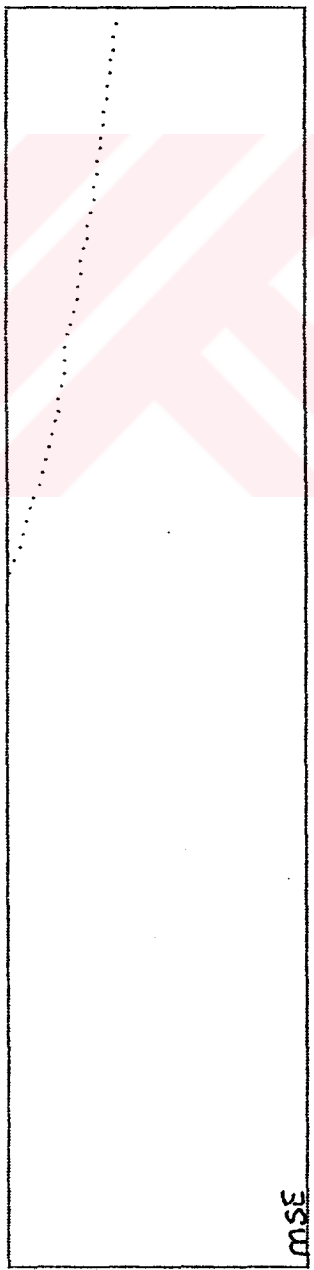
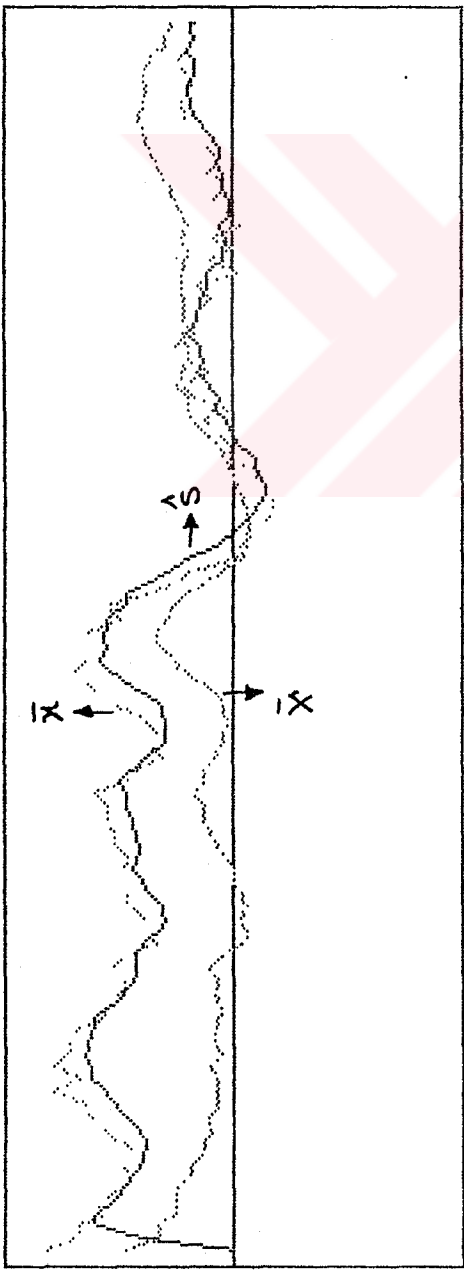
0.21258
0.25963
0.06395
0.04223
0.08452

GIRIS SNR 0.083
CIKIS SNR 0.163



Şekil 5.43.

0.49112
 0.30692
 0.07855
 -0.00249
 -0.01942

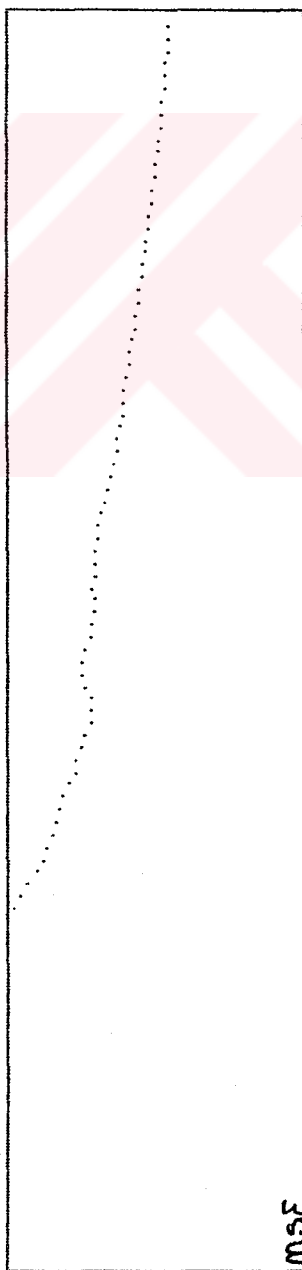
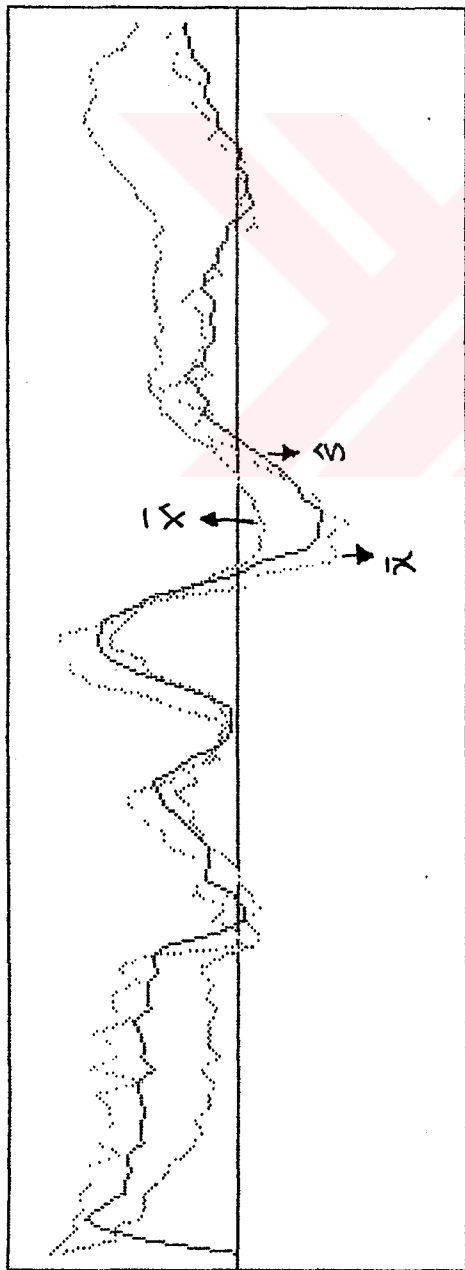


Şekil 5.44.

GIRIS SNR 0.247
 ÇIKIS SNR 0.314

0.47565
0.28663
0.12572
-0.04924
-0.10485

GIRIS SNR 0.645
CIKIS SNR 0.684



Şekil 5.45.

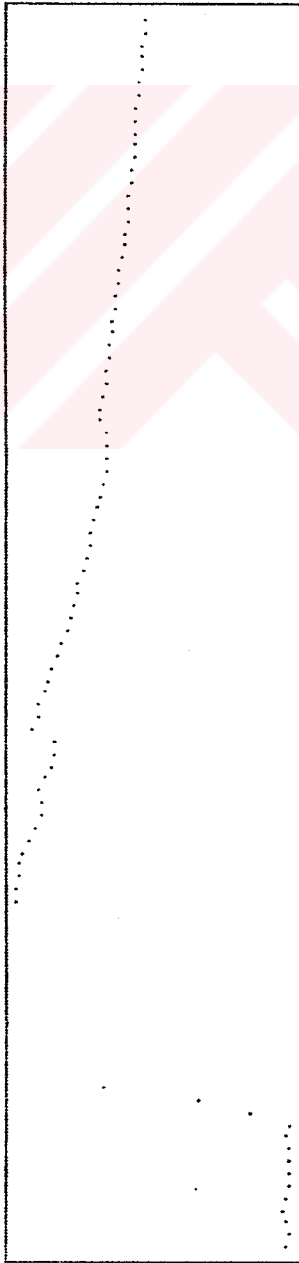
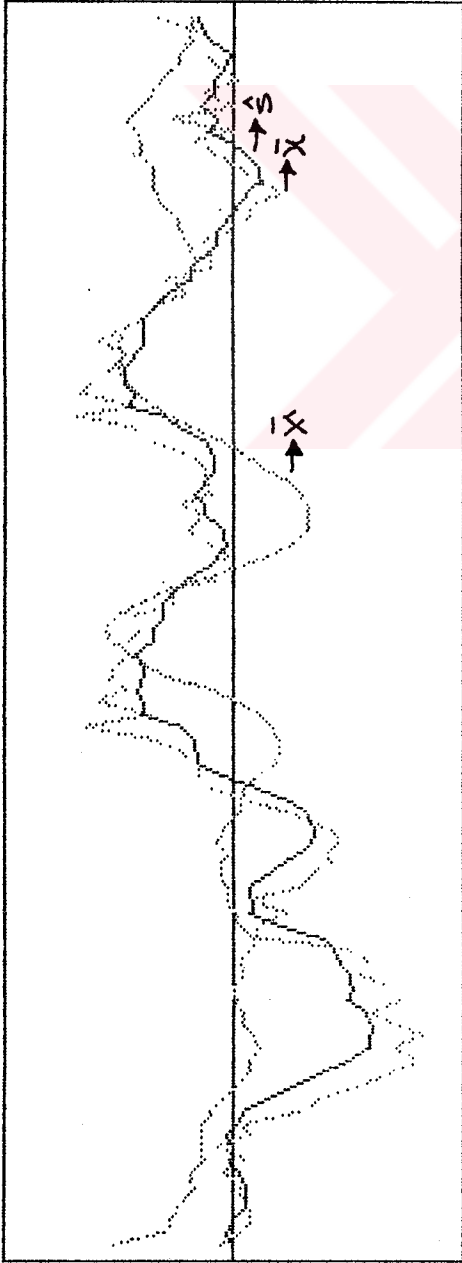
GIRIS SNR 0.629
CIKIS SNR 0.900

GIRIS SNR 0.629
CIKIS SNR 0.900

mse

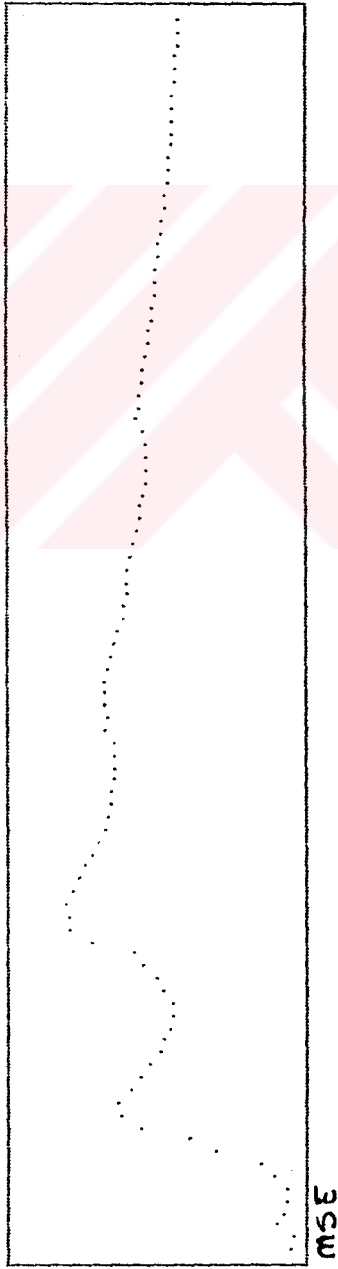
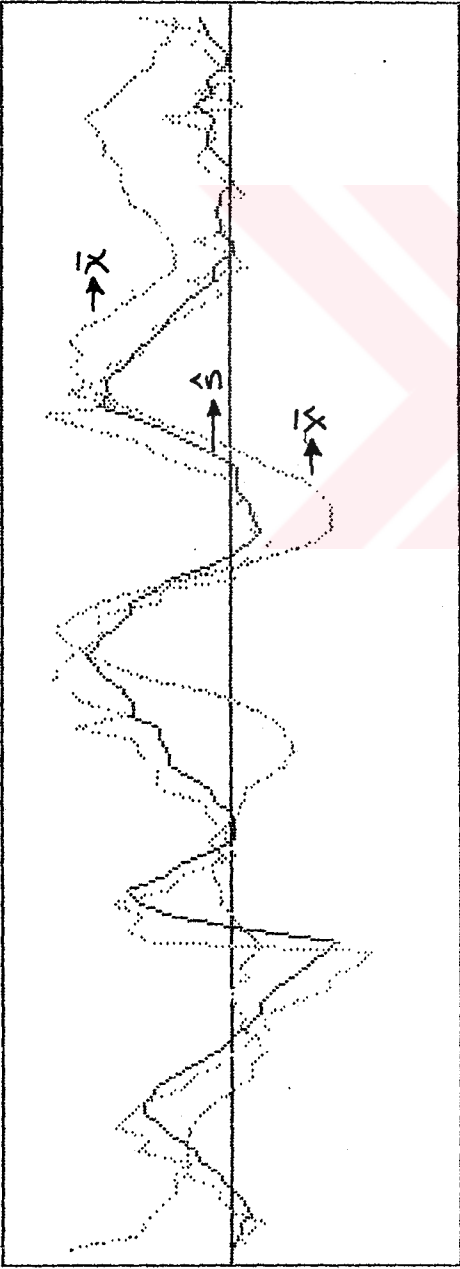
Şekil 5.46.

0.43050
0.32640
0.11087
-0.01210
-0.09124



0.43230
0.29434
0.14166
-0.00090
-0.08141

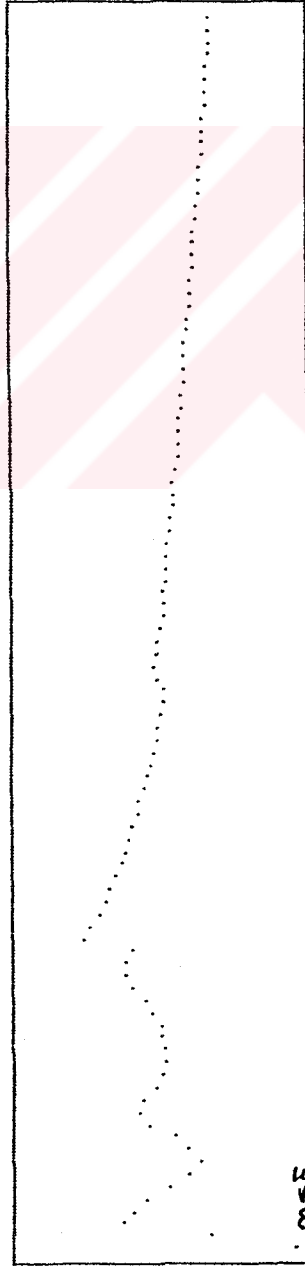
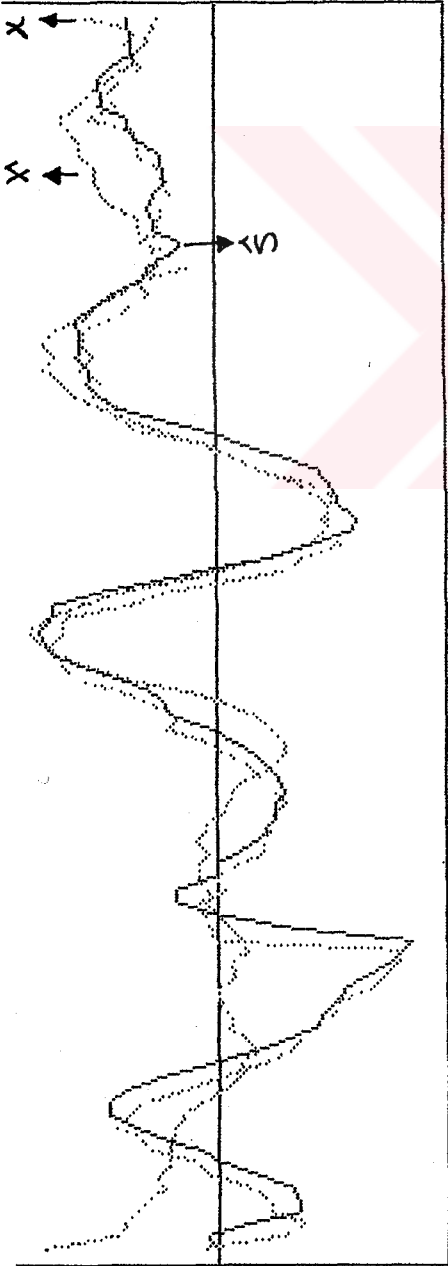
GIRIS SNR 0.846
CIKIS SNR 1.205



Şekil 5.47.

GIRIS SNR 3.439
CIKIS SNR 3.353

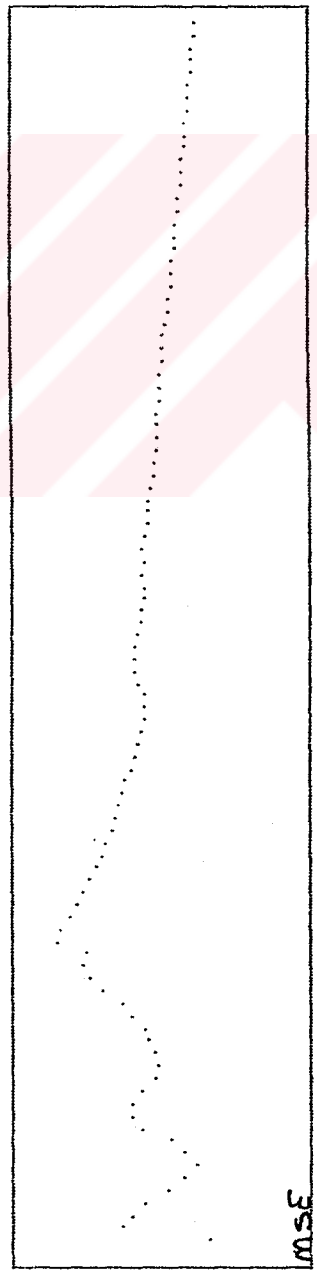
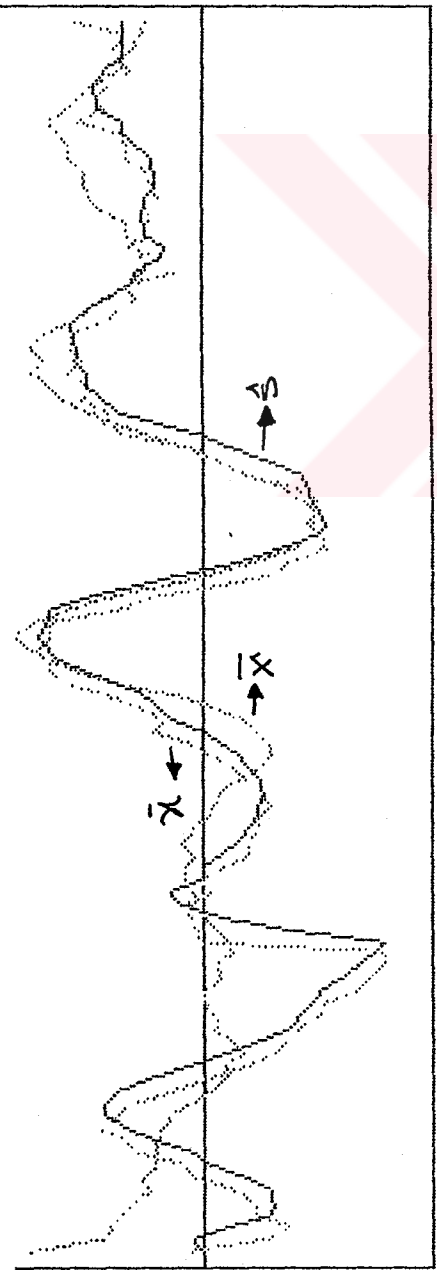
0.39026
0.19396
-0.00946
-0.14497



Şekil 5.48.

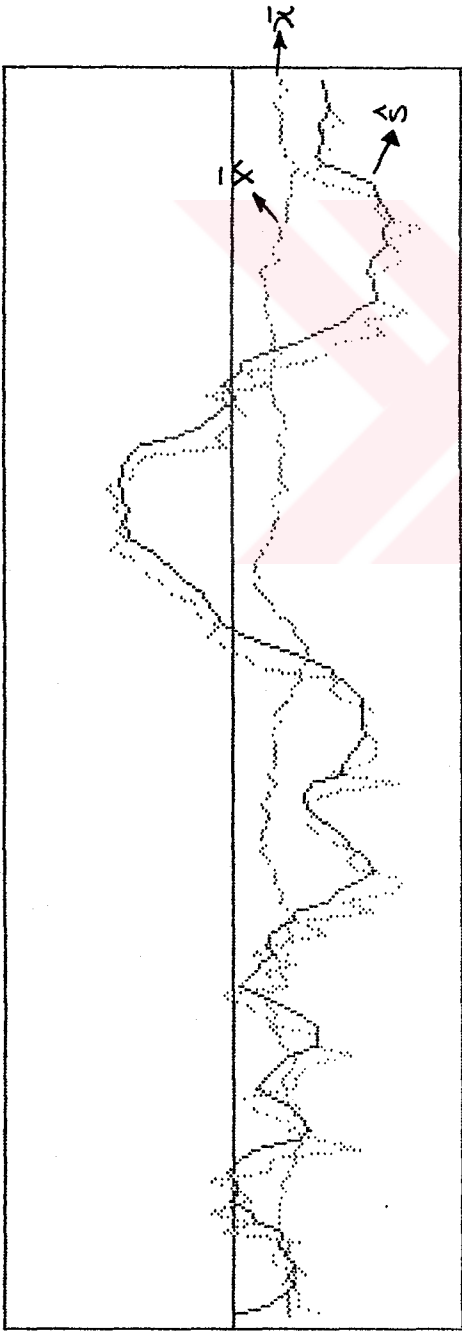
0.55023
0.18668
0.02132
-0.09534

GIRIS SNR 3.439
CIKIS SNR 3.462

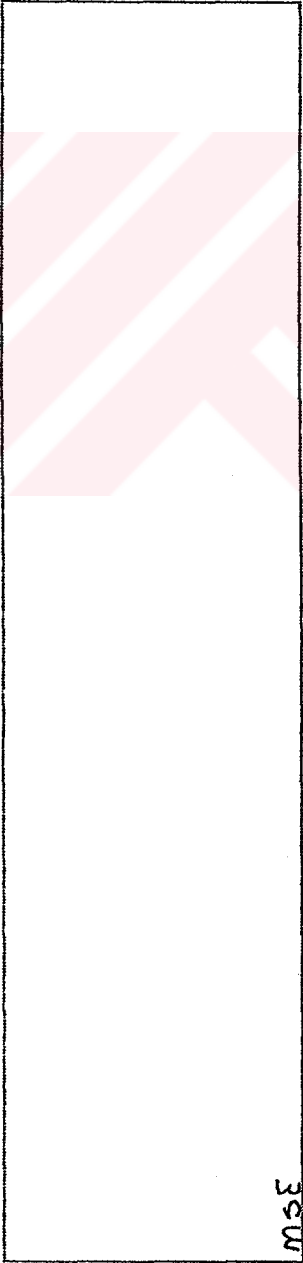


Şekil 5.49.

0.39479
0.29540
0.17130
0.05851
0.03144

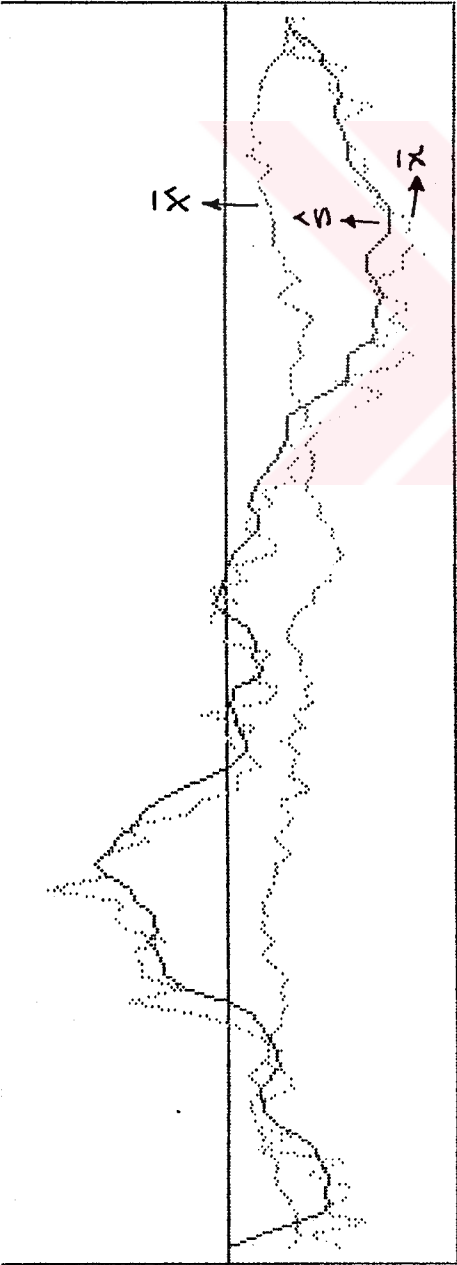


GIRIS SNR 0.016
CIRIS SNR 0.019

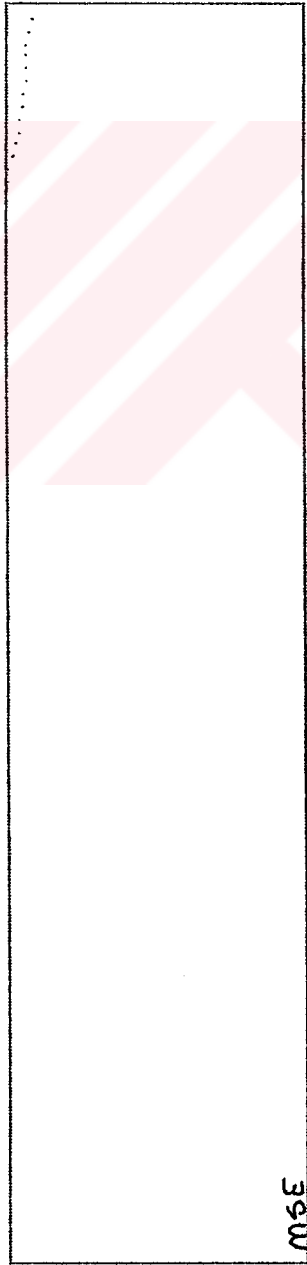


Şekil 5.50.

0.42691
0.17300
-0.01131
0.00736



GIRIS SNR 0.054
CIRIS SNR 0.060

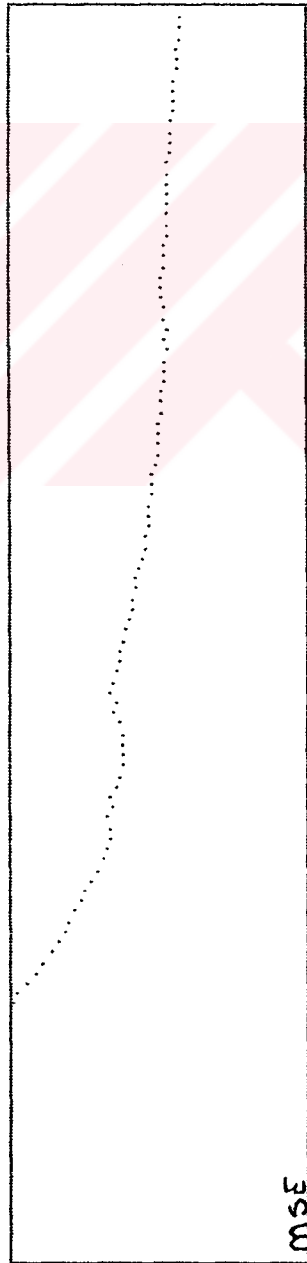
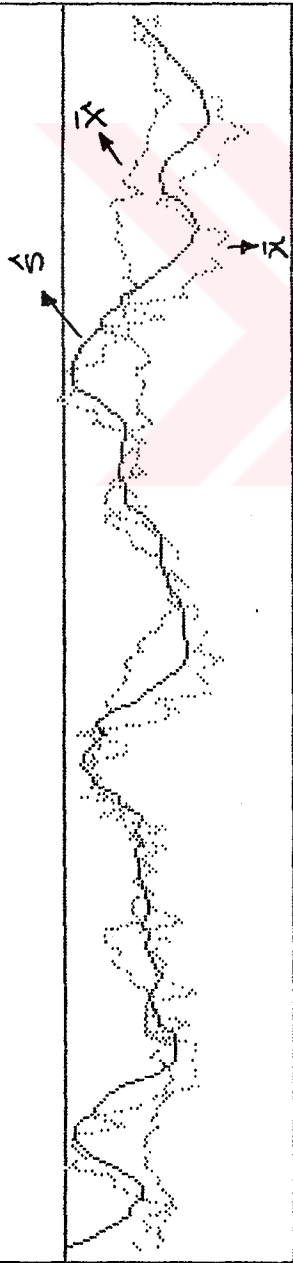


Şekil 5.51.

0.06E

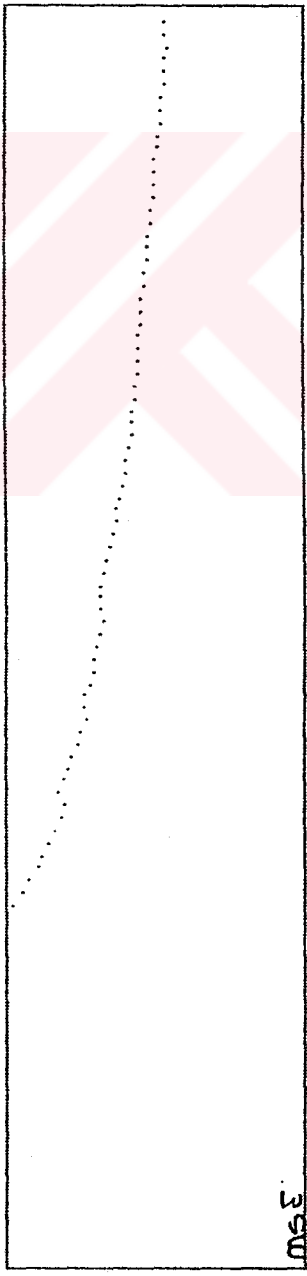
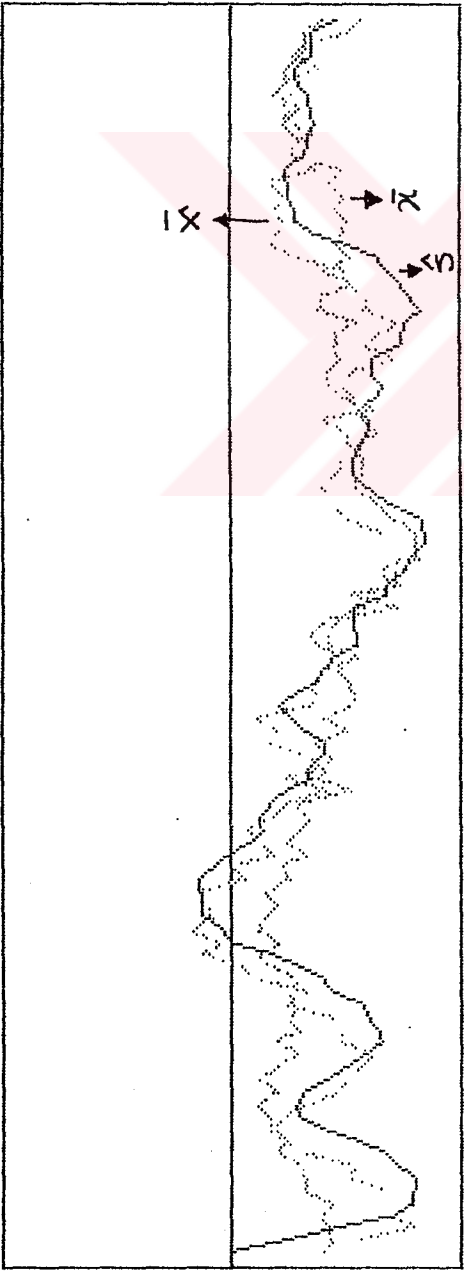
0.3137
0.30328
0.17986
0.03542
0.03539

GIRIS SNR 0.188
CIKIS SNR 0.364



Şekil 5.52.

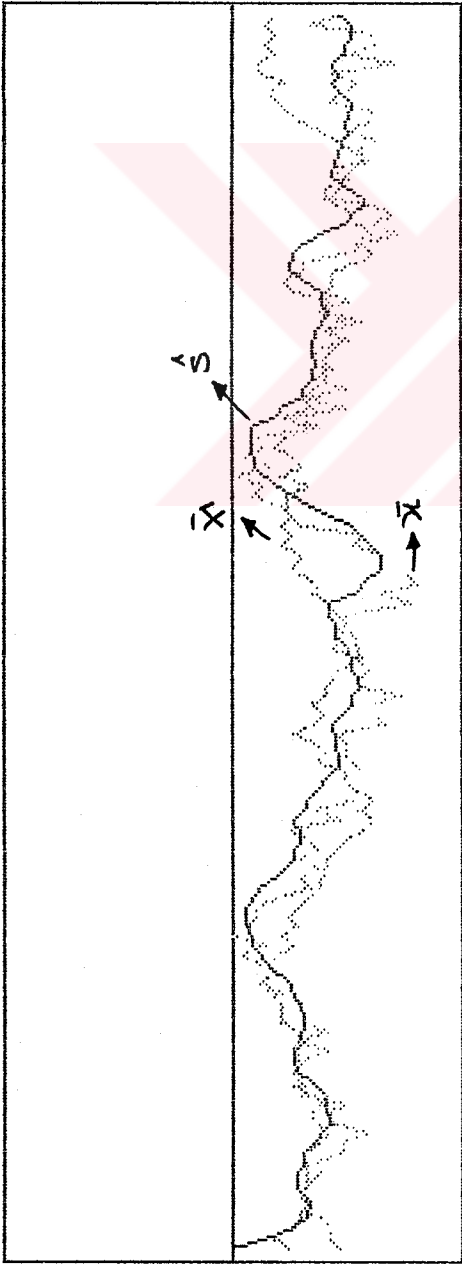
0.50014
 0.38700
 0.17841
 0.07977
 0.07090



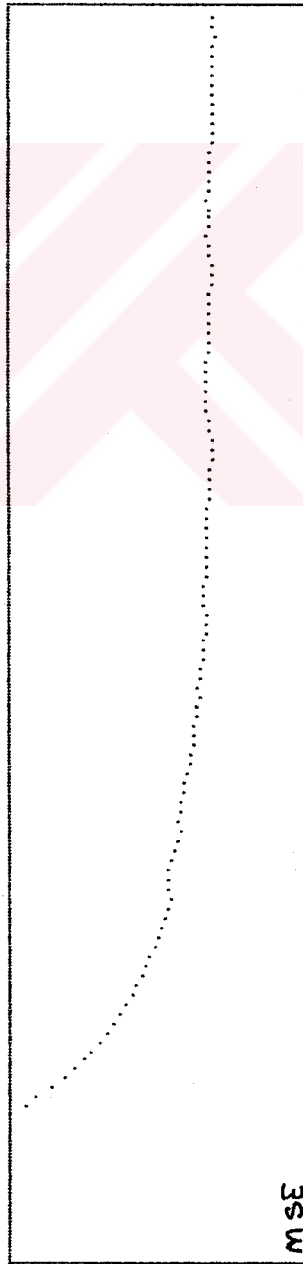
GIRIS SNR 0.980
 CIKIS SNR 0.888

Şekil 5.53.

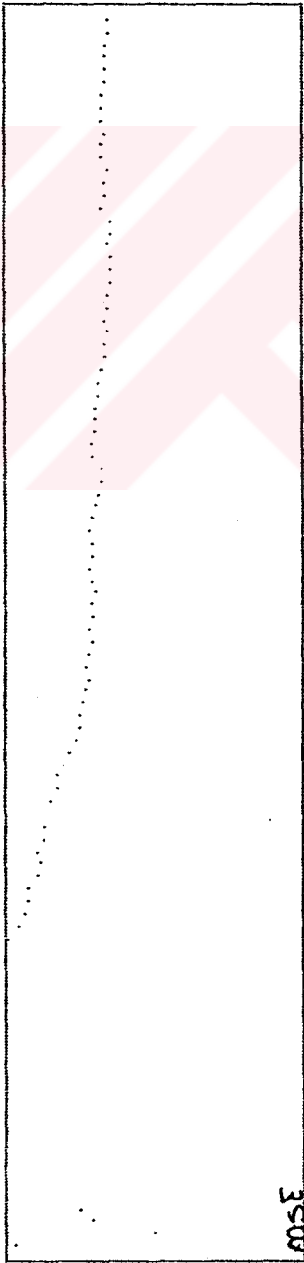
0.29988
0.26985
0.14469
0.06796
0.09807



GIRIS SNR 0.455
CIKIS SNR 0.518



Şekil 5.54.



Şekil 5.55.

-0.02846
0.23659
0.22788
0.20814
0.06270
0.00113
-0.14451
-0.14860
-0.22074
-0.33662

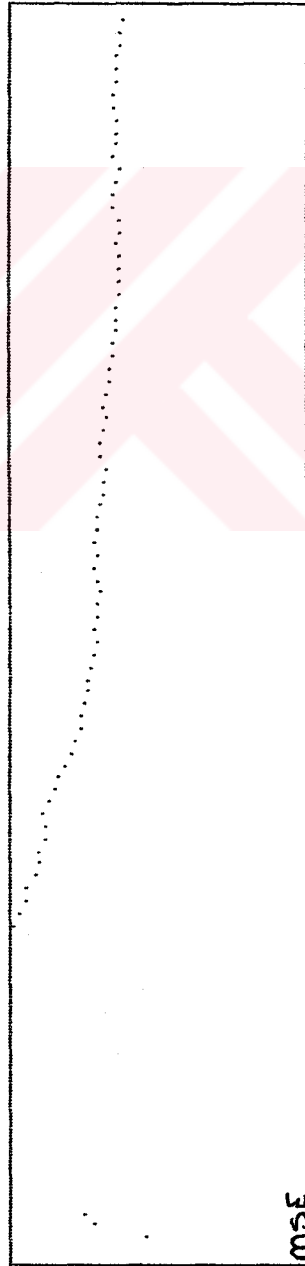
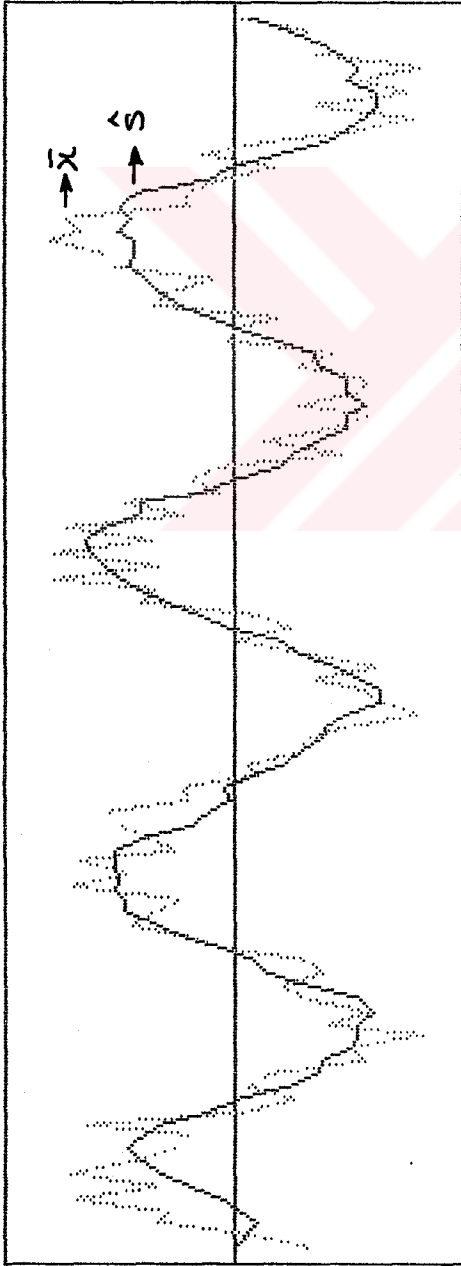
GIRIS SNR
CIRIS SNR

4.367
8.014

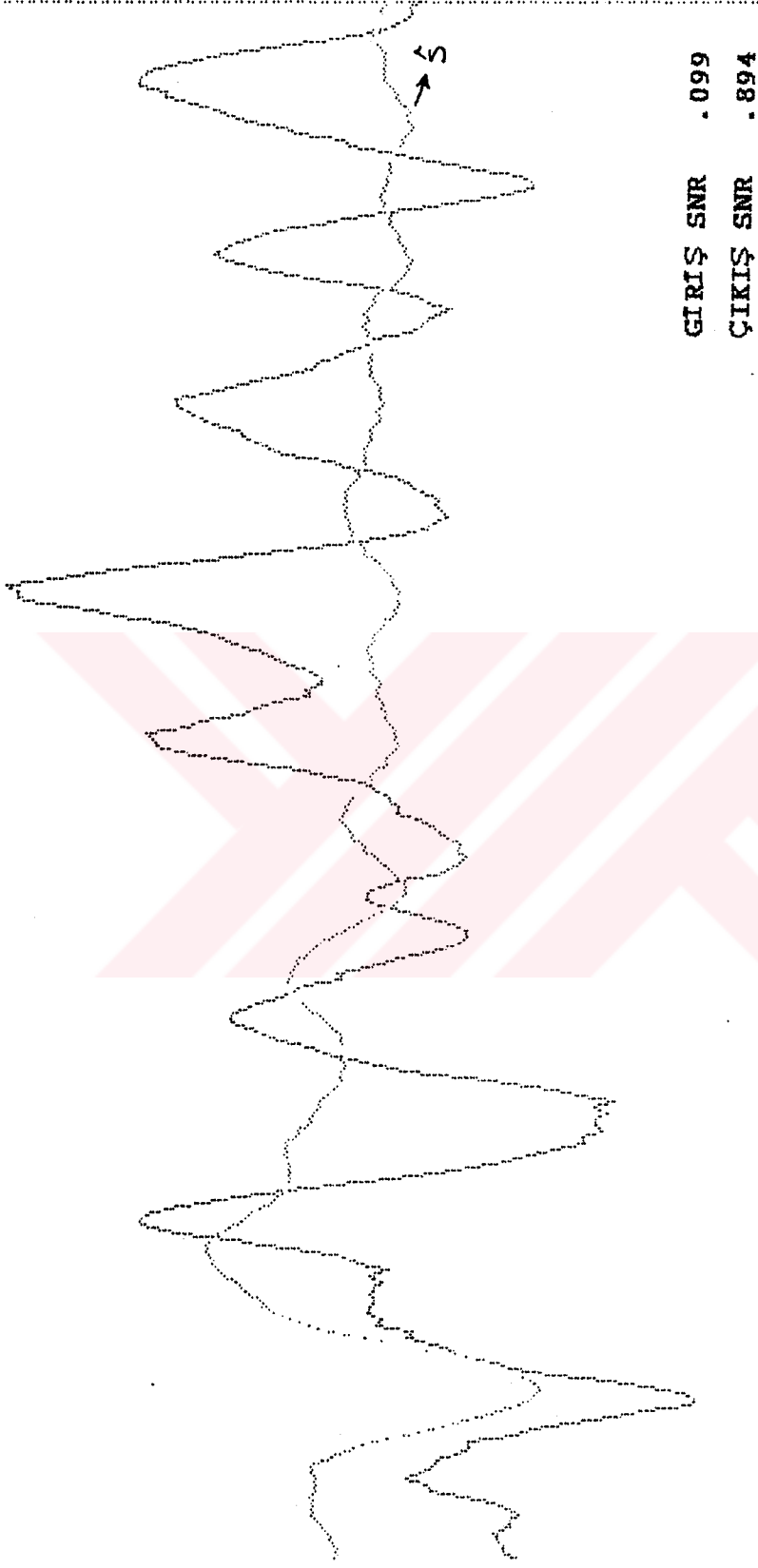
0.12557
0.25653
0.17725
0.15739
0.04196
-0.00111
-0.12626
-0.11050
-0.20759
-0.26770

GIRIS SNR
CIRIS SNR

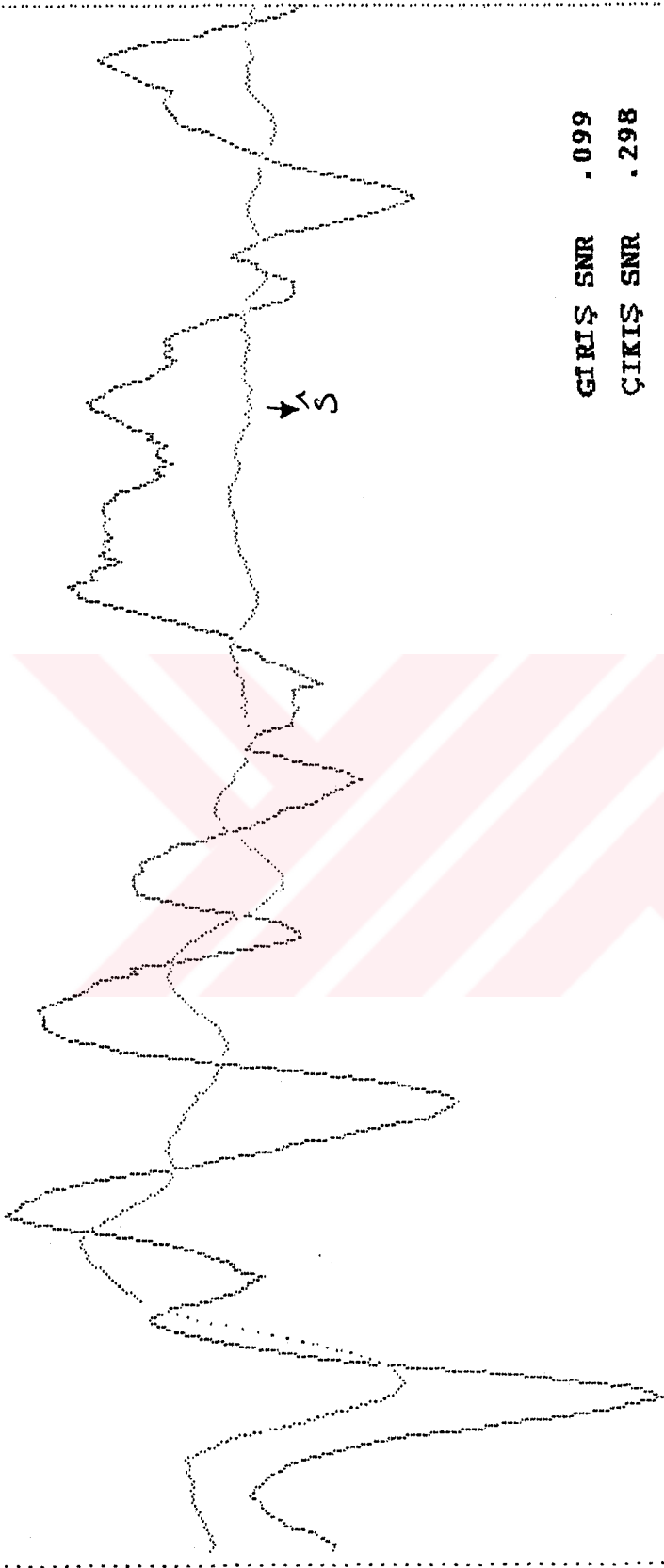
4.238
9.110



Şekil 5.56.



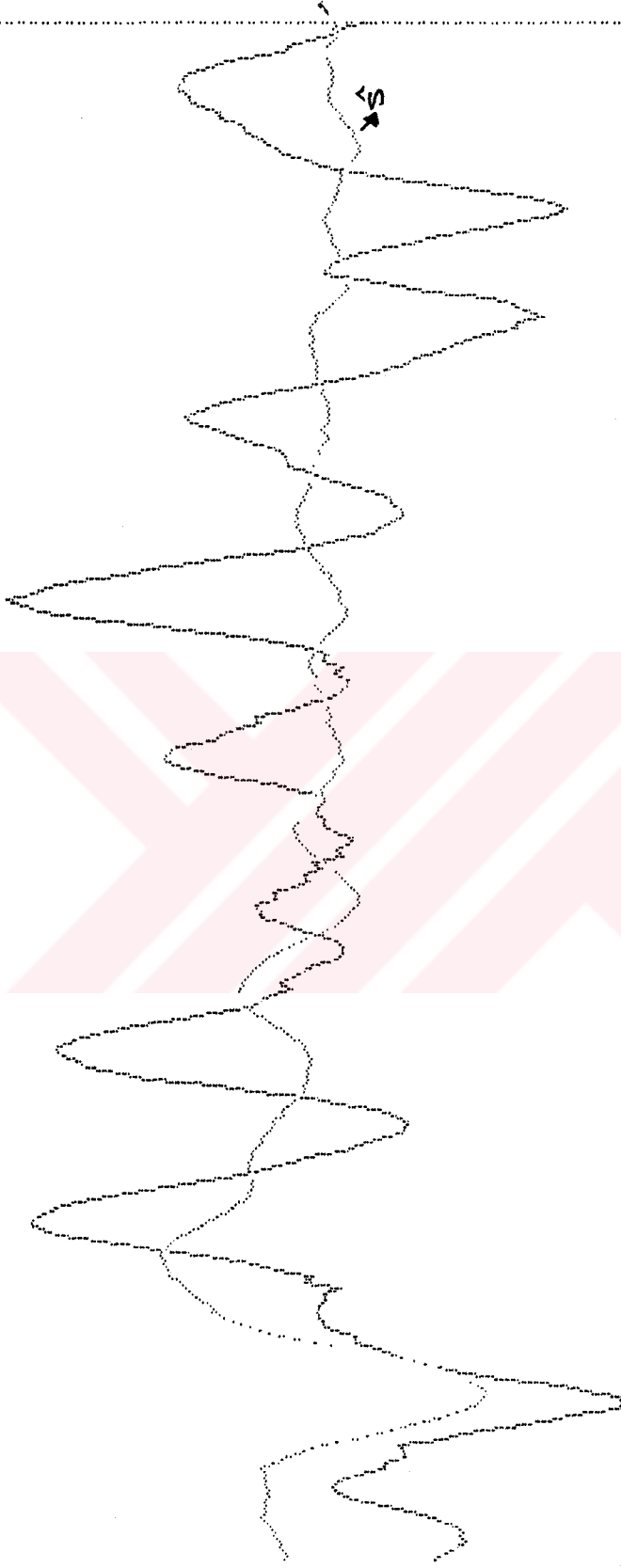
Şekil 5.57.



GİRİŞ SNR .099
ÇIKIŞ SNR .298

Şekil 5.58.





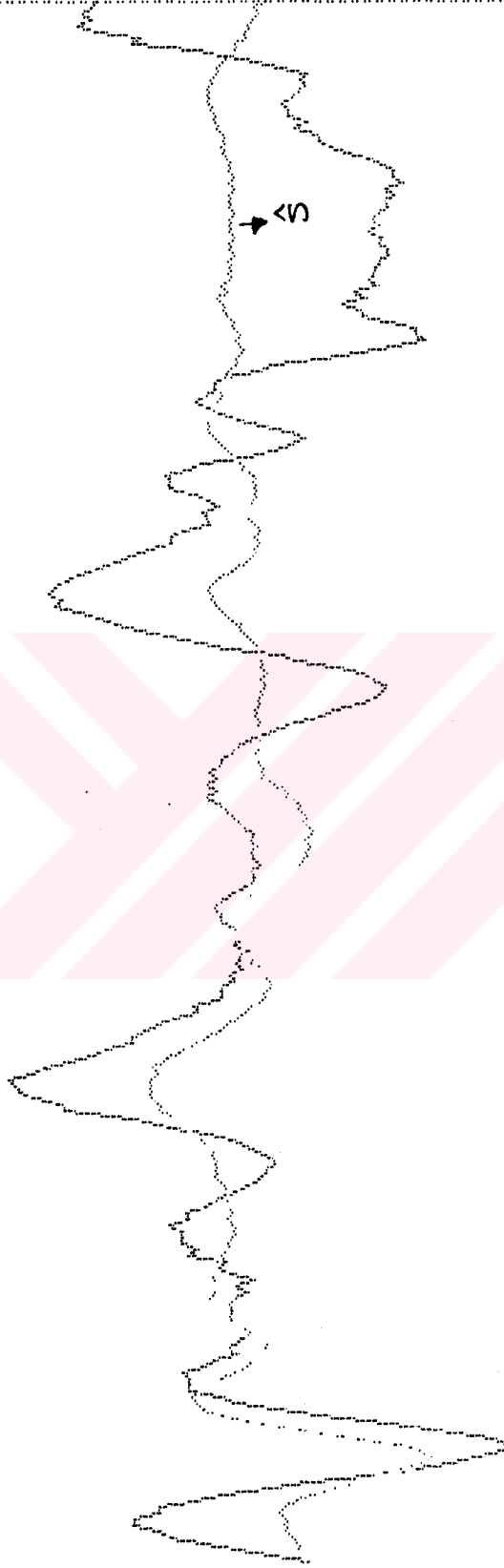
GİRİŞ SNR	.099
ÇIKIŞ SNR	.289

Şekil 5.60.



GİRİŞ SNR	.099
ÇIKIŞ SNR	.267

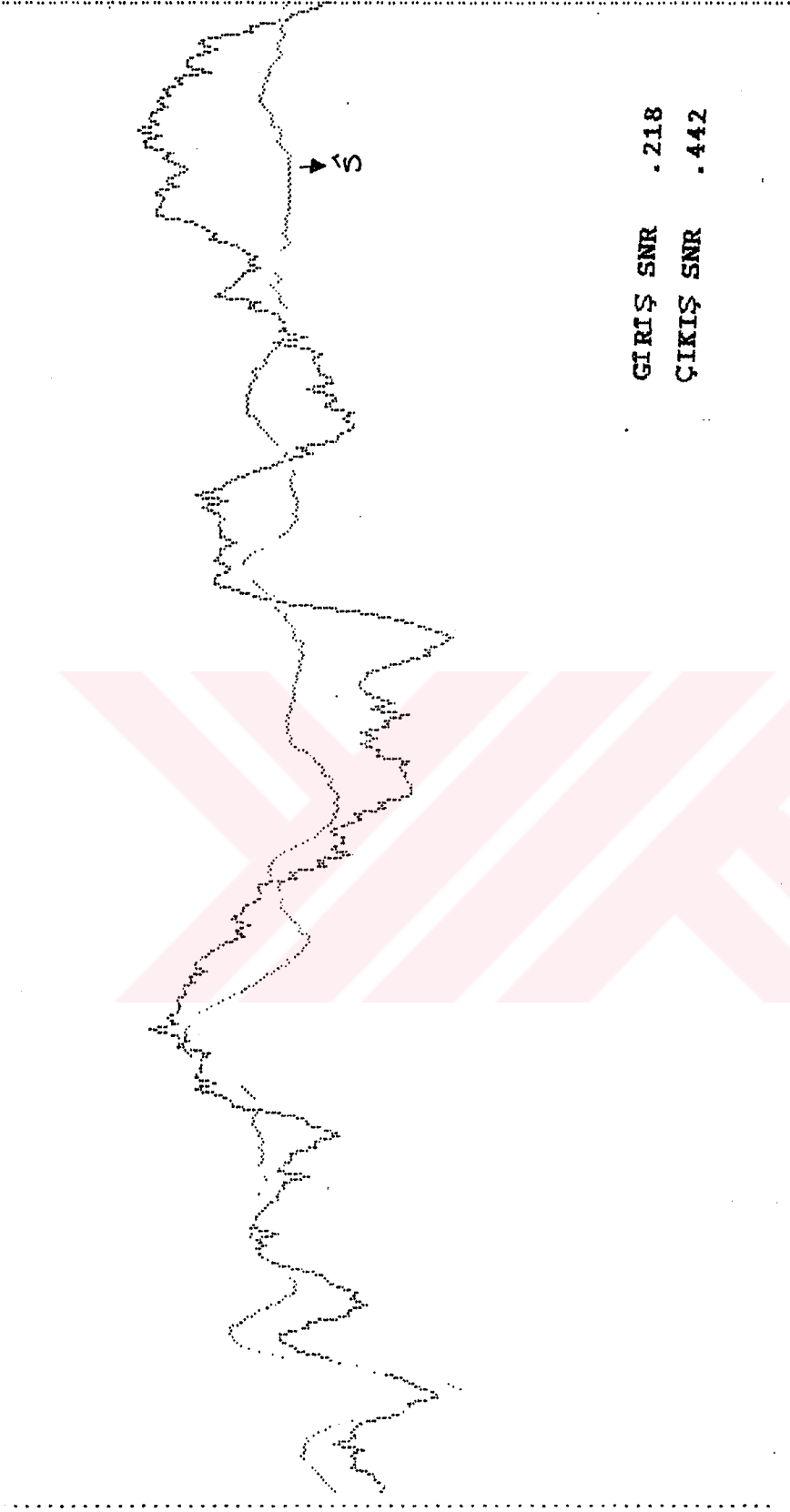
Şekil 5.61.



GİRİŞ SNR .218

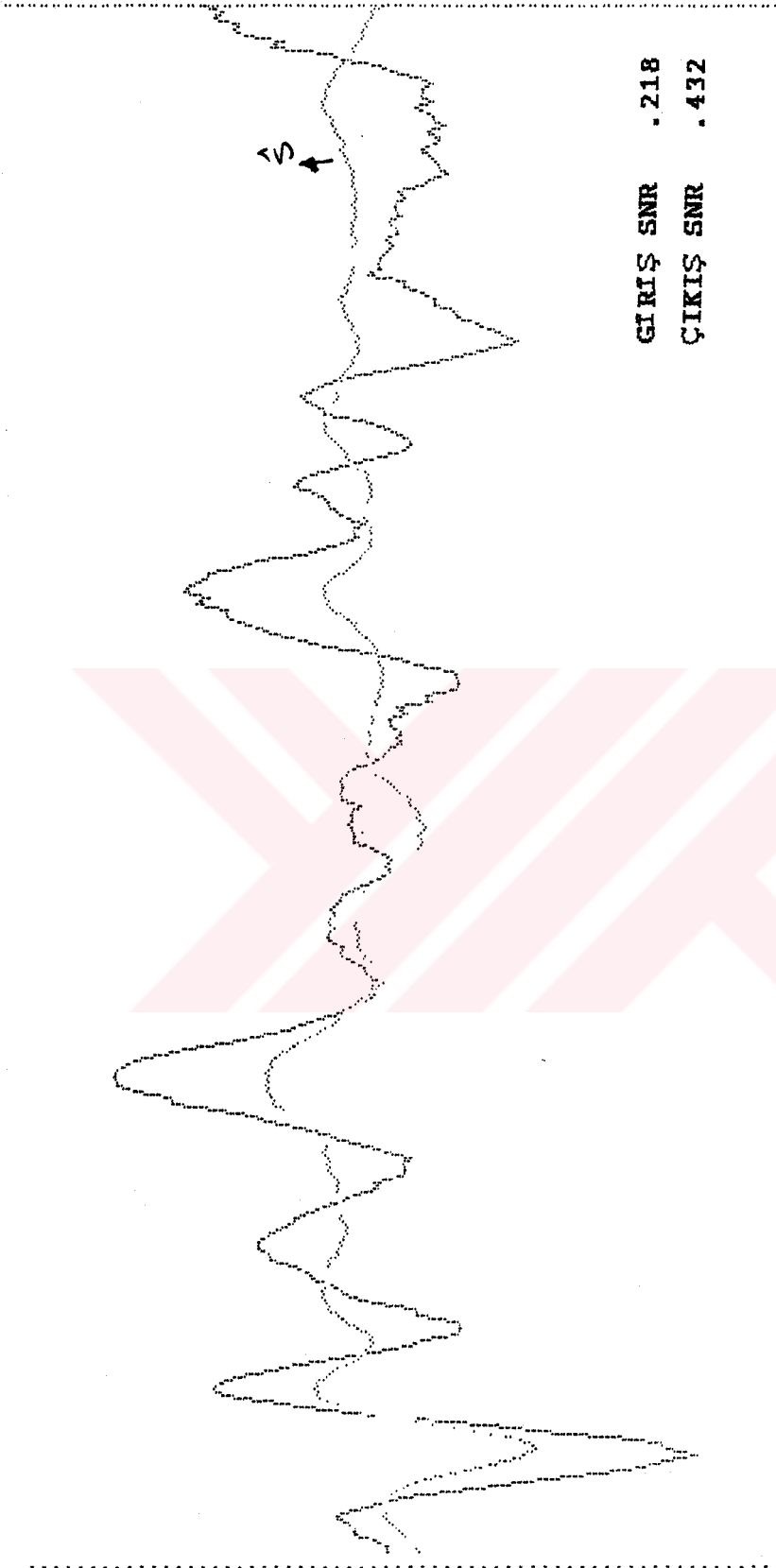
ÇIKIŞ SNR .514

Şekil 5. 62.



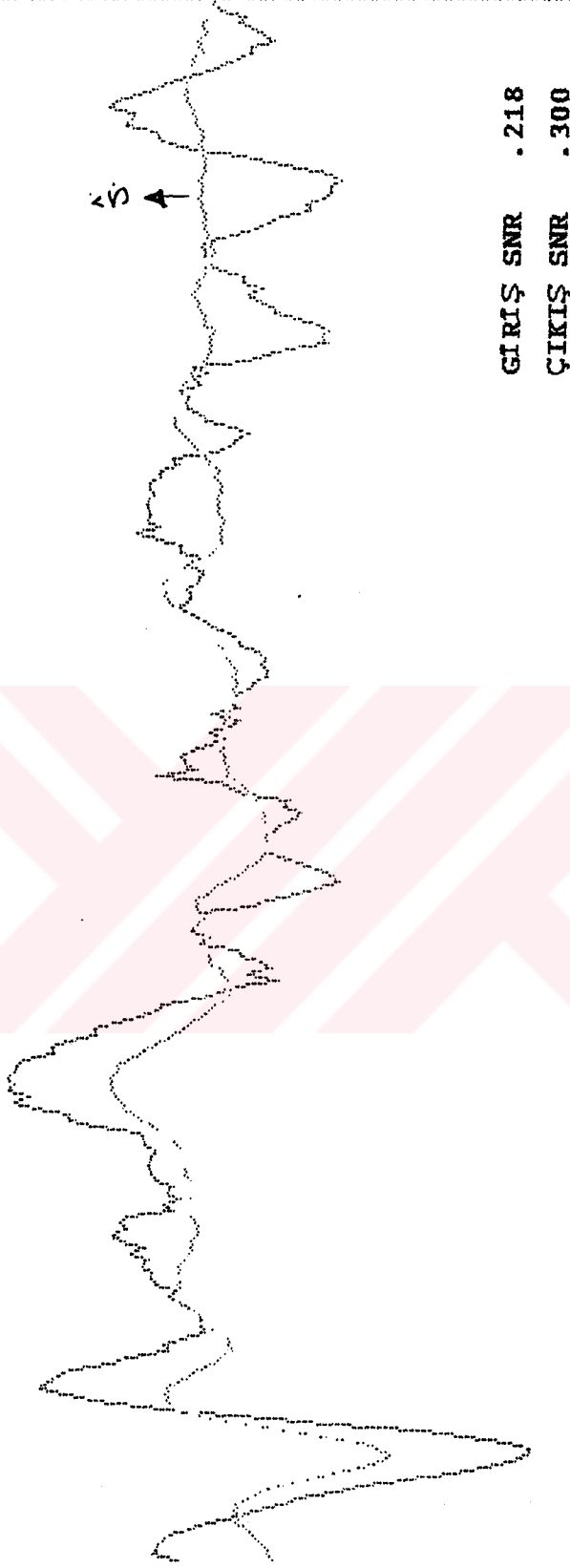
GİRİŞ SNR	.218
ÇIKIŞ SNR	.442

Şekil 5.63.

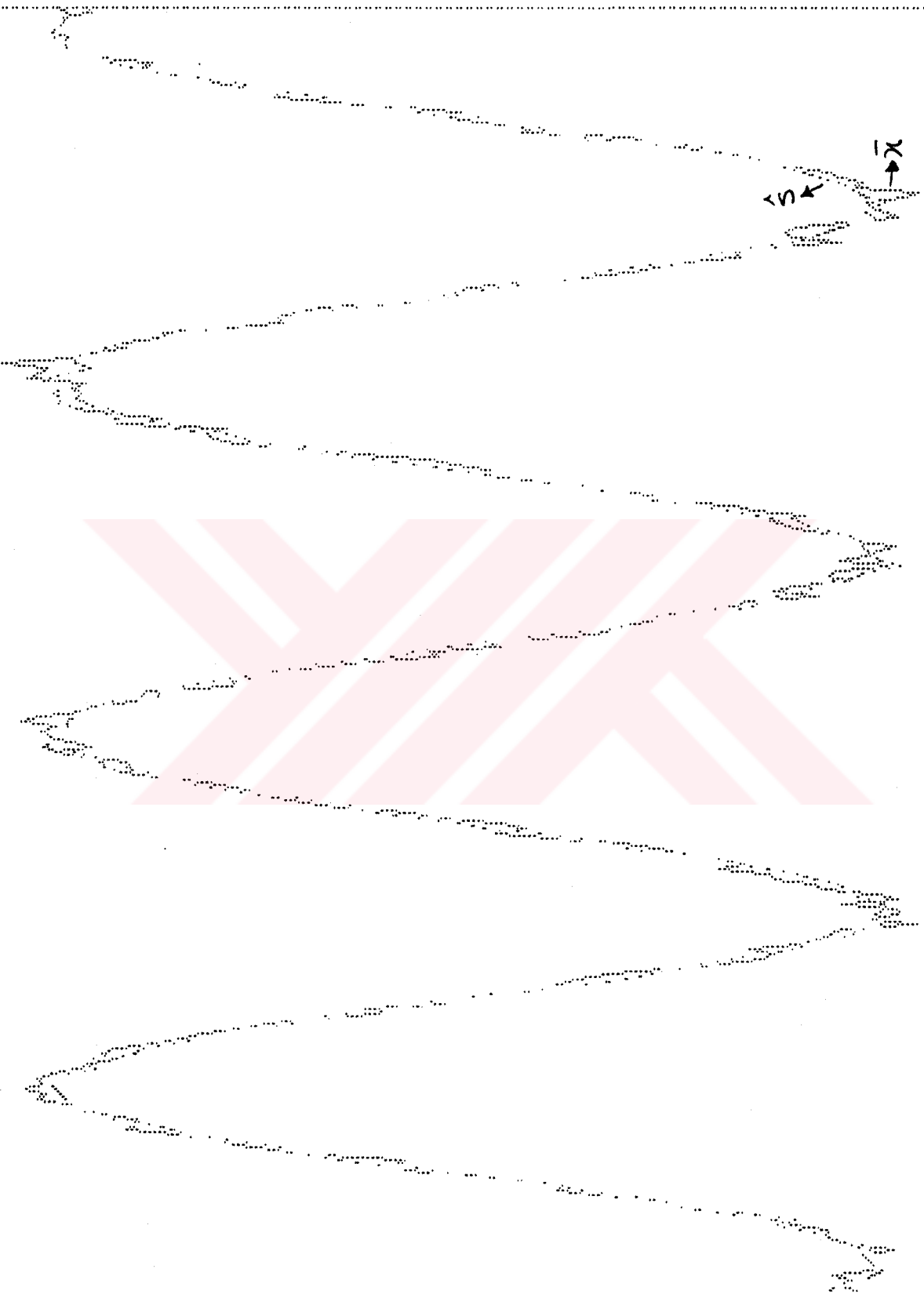


GİRİŞ SNR	.218
ÇIKIŞ SNR	.432

Şekil 5.64.



Şekil 5.65.



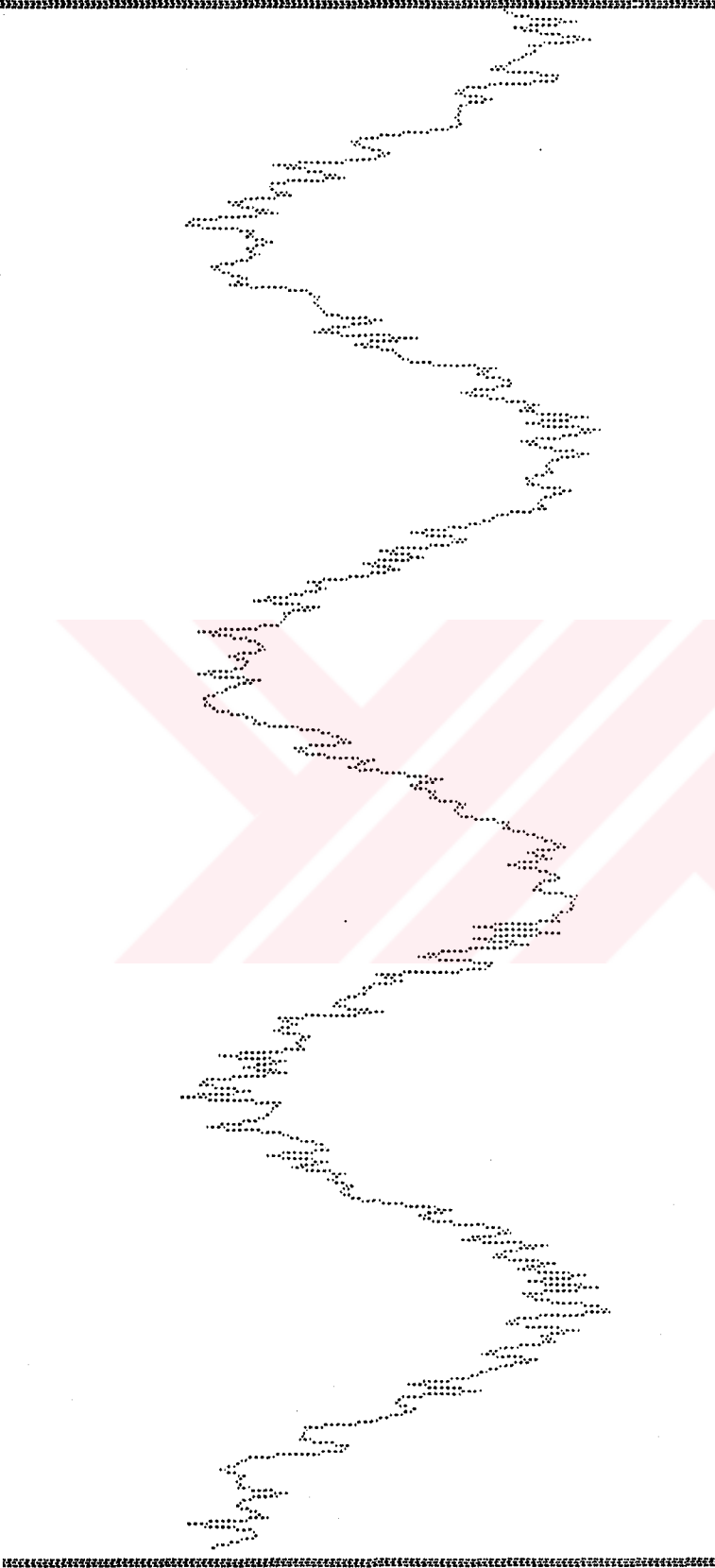
GİRİŞ SNR 13.30

ÇIKIŞ SNR 15.52

Şekil 5.66.

GURULTU EKLENMİŞ SİNÜS

Şekil 5.67.



KAYNAKLAR

- [11] PRIOR, P.F., MAYNARD, D.E., Monitoring Cerebral Function, Elsevier, 1986.
- [12] YAZGAN, E., Tıp Elektronikğine Giriş Ders Notları, İTÜ, 1987-1988.
- [13] KORÜREK, M., BASMACI, Ş., Uyarılmış Potansiyeller ve Bilgisayar Yardımı ile Uyarılmış Potansiyel Çalışmaları, Elektrik Mühendisliği 3. Ulusal Kongresi, pp: 272-274, Eylül 1989.
- [14] EKŞİOĞLU, M., Parametrik Seçmeli Uyarılmış Potansiyeller, Bitirme Ödevi İTÜ, Şubat 1991.
- [15] REAGAN, D., Human Brain Electrophysiology, Elsevier, 1987.
- [16] BLAU, A., FURST, M., Time Domain A Posteriori Optimal Filter for Average Evoked Potentials, IEEE Engineering in Medicine and Biology Society 10th Annual International Conference, pp: 1156-1157, 1988.
- [17] KRESSE, H., Handbook of Electromedicine, Page Bros. Ltd., January 1976.
- [18] WEBSTER, J., G., Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation, John Wiley and Sons Inc., Vol.2, pp: 1091-1106, 1988.
- [19] DEMİRALP, T., KORÜREK, M., KARAMÜRSEL, S., Bilgisayar Destekli Uyarılmış Potansiyel Çalışmaları, Kongre Bildirisi, 1989.
- [110] ROMPELMAN, O., ROS, H., H., Coherent Averaging Technique: A Tutorial Rewiew, J. Biomed. Eng., Vol.8, January 1986.
- [111] ÖNAL, H., Olasılık Teorisi ve Stokastik Prosesler, Ders Notu İTÜ.
- [112] HAYKIN, S., Adaptive Filter Theory, Prentice Hall, 1986.

- [13] COHEN, A., Biomedical Signal Processing, CRC Press, Vol.1-2, 1986.
- [14] CERUTTI, S., BERSANI, V., CARRARA, A., LIBERATI, D., Analysis of Visual Evoked Potentials Trough Wiener of Sweeps, J. Biomed. Eng., Vol.9, pp: 3-12, January 1987.

EK 1

İ L İ Ş K İ L E R (K O R E L A S Y O N L A R) C İ N S İ N D E N T A S A R L A N A N O P T İ M A L
F İ L T R E N İ N B İ L G İ S A Y A R P R O G R A M L İ S T E S İ

OPEN "I", #1, "LB20.ASC"

KAT = 5

N = 5

M = 100

CLS

DIM X(N, M), W(20), H(20), E(100), O(M), RXO(KAT), RX(KAT), RS(20)

FOR I = 1 TO N

FOR J = 1 TO M

INPUT #1, A

$X(I, J) = (A - 2047) * 3 / 2047$

$O(J) = (O(J) * (I - 1) + X(I, J)) / I$

NEXT J

NEXT I

FOR I = 1 TO KAT

RXO(I) = 0

FOR J = 1 TO M

ARG = I + J

IF ARG > M THEN GOTO AT1

$RXO(I) = RXO(I) + O(I) * O(ARG)$

AT1: NEXT J

 RXO(I) = RXO(I) / M

 NEXT I

 FOR K = 1 TO KAT

 FOR I = 1 TO N

 RX(K) = 0

 FOR T = 1 TO M

 ARG = T + K

 IF ARG > M THEN GOTO AT2

 RX(K) = RX(K) + X(I, T) * X(I, ARG)

AT2: NEXT T

 RX(K) = RX(K) / (M * N)

 NEXT I

 NEXT K

 FOR K = 1 TO KAT

 RS(K) = (N * RXO(K) - RX(K)) / (N - 1)

 NEXT K

```
FOR I = 1 TO KAT
FOR J = 1 TO KAT
LOCATE I, 6 * J: PRINT USING "#.###"; 1000 * RXO(ABS(I - J) + 1)
NEXT J
NEXT I
```

```
FOR I = 1 TO KAT
LOCATE I, 35: PRINT USING "###.###"; 1000 * RS(I)
NEXT I
```

```
OPEN "O", #2, "C.DAT"
```

```
FOR I = 1 TO KAT
PRINT #2, RXO(I) * 10000, RS(I) * 10000
NEXT I
CLOSE #2
```

```
OPEN "I", #1, "LB20.ASC"
```

```
KAT = 5
```

```
N = 5
```

```
M = 100
```

```
DIM X(N, M), W(20), H(20), E(100), O(M)
```

```
FOR I = 1 TO N
FOR J = 1 TO M
INPUT #1, A
X(I, J) = (A - 2047) * 3 / 2047
NEXT J
NEXT I
```

```
FOR J = 1 TO M
  O(J) = 0
FOR I = 1 TO N
  O(J) = O(J) + X(I, J)
NEXT I
O(J) = O(J) / N
NEXT J
```

```
M = 100
SCREEN 3
```

```
OPEN "I", #2, "H.DAT"
FOR I = 1 TO KAT
  INPUT #2, H(I)
NEXT I
```

```
VIEW (10, 10)-(400, 200), , 1
WINDOW (0, 10)-(M + 1, -10)
LINE (0, 0)-(M + 1, 0)
```

```
FOR J = 1 TO M
```

```
  E = 0
```

```
  FOR I = 1 TO KAT
    ARG = J - I
    IF ARG < 1 THEN GOTO AT3
    E = E + (H(I) * O(ARG))
    LOCATE I, 50: PRINT H(I)
```

AT3:

```
  NEXT I
```

```
  IF J = 1 THEN PSET (J, E)
  PSET (J, E)
NEXT J
```

A := READPRN $\begin{bmatrix} C \\ \text{dat} \end{bmatrix}$

kat := 10

l := 0 .. kat - 1 k := 0 .. kat - 1

$R_{1,k} := A_{(|1-k|),0}$

$S_{1,1} := A_{1,1}$

$h := R^{-1} \cdot S$ $|R| =$

$h =$

WRITEPRN $\begin{bmatrix} H \\ \text{DAT} \end{bmatrix} := 1000 \cdot h$

EK 2

LMS METODU İLE TASARLANAN OPTİMAL FİLTRENİN BİLGİ SAYAR
PROGRAM LİSTESİ

SHELL "cd ozlem"

CLS

INPUT "DATA DOSYASI" , ISIMS
INPUT "DATA SAYISI NxM" , N, M
INPUT "İLK Nİ ADET" , Nİ
INPUT "KATSAYI ADEDI" , KAT
INPUT "MU KATSAYISI" , MU

OPEN "I", #1, ISIMS

DIM X(N, M), W(20), H(20), E(100), O(M), OI(M), Y(M)

FOR I = 1 TO N
FOR J = 1 TO M
INPUT #1, A
 $X = (A - 2047) * 10 / 2047$
 $O(J) = (O(J) * (I - 1) + X) / I$
IF I <= Nİ THEN OI(J) = O(J)
NEXT J
NEXT I

CLOSE #1

ORT = 0
FOR I = 1 TO M
ORT = ORT + O(I)
NEXT I
ORT = ORT / M

SCREEN 9

```
MAX = 0
FOR J = 1 TO M
  IF ABS(O(J)) > MAX THEN MAX = ABS(O(J))
  IF ABS(OI(J)) > MAX THEN MAX = ABS(OI(J))
NEXT J
```

```
MAX = 1.2 * MAX
```

```
VIEW (10, 10)-(400, 150), , 1
WINDOW (0, MAX)-(M + 1, -MAX)
LINE (0, 0)-(M + 1, 0)
```

```
FOR J = 1 TO M
  IF J = 1 THEN PSET (J, O(J))
  LINE -(J, O(J)), 12
NEXT J
```

```
FOR J = 1 TO M
```

```
IF J = 1 THEN PSET (J, OI(J))
LINE -(J, OI(J)), 10
NEXT J
```

```
FOR I = 1 TO KAT
  W(I) = 0
NEXT I
```

```
VIEW (10, 210)-(400, 300), , 1
WINDOW (0, .03)-(M + 1, 0)
```

'LMS BASLANGICI

```
FOR ITERAS = 1 TO M
  E = OI(ITERAS)
```

```
FOR I = 1 TO KAT
  ARG = ITERAS - I
  IF ARG < 1 THEN GOTO AT
  E = E - (W(I) * OI(ARG))
NEXT I
```

AT:

```

      FOR I = 1 TO KAT
        ARG = ITERAS - I
        IF ARG < 1 THEN GOTO AT2
        W(I) = W(I) + MU * OI(ARG) * E
AT2:    NEXT I

      FOR I = 1 TO KAT
        LOCATE I, 54: PRINT USING "###.####"; W(I)
      NEXT I

      HATA = (HATA * (ITERAS - 1) + E ^ 2) / ITERAS

      PSET (ITERAS, HATA)

      NEXT ITERAS

VIEW (10, 10)-(400, 150), , 1
WINDOW (0, MAX)-(M + 1, -MAX)

FOR J = 1 TO M
  Y(J) = 0
  FOR I = 1 TO KAT
    ARG = J - I
    IF ARG < 1 THEN GOTO AT3
    Y(J) = Y(J) + (W(I) * OI(ARG))
AT3:  NEXT I

    IF J = 1 THEN PSET (J, Y(J))
    LINE -(J, Y(J))

  NEXT J

  F = 0
  P = 0
  FI = 0

  FOR I = 25 TO M
    F = F + (O(I) - OI(I)) ^ 2
    FI = FI + (O(I) - Y(I)) ^ 2
    P = P + (O(I) - ORT) ^ 2
  NEXT I

  SNR = P / F
  SNRI = P / FI

  LOCATE 20, 60: PRINT USING "GIRIS SNR ###.###"; (SNR)
  LOCATE 21, 60: PRINT USING "CIKIS SNR ###.###"; (SNRI)
```

EK 3

TIBBİ TERİMLER

- A -

AORTİK ANEVİZMA: Kalbin ana kan damarı olan aortun genişlemesiyle, kan dolu bir kesenin oluşması.

ANTERIOR: Ön.

- B -

BRACHIAL PLEXUS: Koldaki kan damarları veya sinirler ağı

- C -

CRANIAL SINİR: Beyne doğrudan bağlanan bir sinir. 12 çifttir ve fonksiyonlarına veya konumlarına göre isimlendirilirler: koku duyusu iletimi (olfactory); görme (optic); işitme (acoustic); gözküresinin hareketinin kontrolü (trochlear); gözküresinin kas siniri (abducens) gözbebeği siniri (oculomotor); dilin gerisindeki tad alma duyusu ve üst boğaz kas siniri (glossopharyngeal); tad alma duyusu, yüz kasları ve bez sinirleri (facial); larynx ve boğaz kasları siniri (accessory); dil (hypoglossal); kafatasının ön kısmı ve yüzün algılama siniri (trigeminal); oesophagus, mide ve kalbe dallanan motor ve algılama siniri (vagus).

CORTEX: Beynin dış tabakası. Gri madde içerir ve aralarında çok iyi bağlantı bulunan küçük gövdeli sinirlerden oluşmuştur.

CORTICAL: Cortex 'e ait.

CEREBRUM: Beynin ana parçası. Kafatasının üst parçasında büyük sinir dokusu kütlesi.

CEREBRAL: Cerebrumda görülen olaylara ait.

CHIASMA: Anatomik bir çarpraz şekil oluşumu.

CERVICAL VERTEBRA: Boyun omurgası.

- D -

DORSAL KOLON: Sırt kolonu.

DEMYELINATING: Bir sinir lifinin myelin dokusunun alınması veya zedelenmesi.

- I -

INION: Kafatasının burun hizasında arka kısım.

- L -

LUMBAR VERTEBRA: Bel omurgası.

- M -

MULTIPLE SCLEROSIS: Sinir dokusunu etkileyen çoğul doku sertleşmesi.

MASTOID: Orta kulak çevresindeki hava hücreleri.

MEDYAN SİNİRİ: Koldaki orta sinir.

- N -

NASION: Burun.

- O -

OCCIPITAL LOB: Görme ile ilgili, başın arka kısmındaki lob.

- P -

POSTERIOR: Arka.

PERİFERİK SİNİR: Çevre sinirleri.

- R -

RETINA: Gözün arkasındaki ince, ışık toplayan yapı. 10 katmandan oluşur. Optik sinirden binlerce sinir ucu gelir.

RETINAL: Retinaya ait.

RADIAL SİNİR: Ön koldaki radius kemiğinin yakınında bulunan sinir.

- S -

SPINAL CORD: Omurga kolonundaki sinir dokusunun yumuşak kısmı.

SPINAL SİNİRLER: Cranial sinirlerin 12 çiftini içeren gövdenin tüm sinirleri.

SUBCORTICAL: Cortex bölgesinin alt kısmı.

- U -

ULNAR SİNİRİ: Baş parmağın ters tarafında, ön kol kısmındaki kemik siniri.

- V -

VERTEX: Kafatasının en üst noktası.



ÖZGEÇMİŞ

Şeniha Özlem Türkkkan Şamlı 1967 yılında İstanbul 'da doğdu. 1984 yılında İstanbul Kocamustafapaşa Lisesi 'nden mezun olarak, aynı yıl İstanbul Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Fakültesi Elektronik ve Haberleşme Bölümü 'ne girdi. 1988 yaz döneminde bu bölümden mezun olarak, aynı yıl İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Anabilim Dalı Biomedikal Mühendislik lisans üstü programına girmiştir.

Şeniha Özlem Türkkkan Şamlı halen, Medikim Tıbbi Malzeme Tic.Ltd.Şti. 'nde pacemaker uzmanı olarak çalışmaktadır.