

29719

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YAPAY NÖRON AĞLARINDAN  
ÇİFT-YÖNLÜ İLİŞKİLİ BELLEK

YÜKSEK LİSANS TEZİ  
ELEKTRONİK VE HABERLEŞME MÜHENDİSİ  
SİBEL ÖGE

T.C. YÜKSEKÖĞRETİM KURULU  
DOKÜMANTASYON MERKEZİ

İSTANBUL 1993

## İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ

ÖZET

BÖLÜM 1	YAPAY NÖRON AĞLARI	1-7
1-1	Yapay Nöron Ağlarına Giriş	1
1-2	Yapay Nöron Ağlarının Yapısı	3
1-3	Yapay Nöron Ağlarının Özellikleri	6
BÖLÜM 2	İLİŞKİLİ BELLEK	8-14
2-1	İlişkili Belleğin Tanımı	8
2-2	Hopfield ve Hamming Ağı	11
2-3	Öz-ilişkili ve Karışık İlişkili Bellek	14
BÖLÜM 3	ÇİFT-YÖNLÜ İLİŞKİLİ BELLEK	15-32
3-1	Çift-yönlü ilişkili Bellek Nedir ?	15
3-2	Kosko'nun Çift-yönlü ilişkili Bellek Modeli	17
3-3	Çoklu Eğitimli Çift-yönlü ilişkili Bellek Modeli	19
3-4	Yüksek Dereceli Çift-Yönlü ilişkili Bellek Modeli	20
3-5	Enerji Fonksiyonu ve Enerjinin Kararlılığı	21
3-6	Doğru öğrenme Kosulu	25
3-7	Çift Kutuplu Modun İkili Moda Göre Üstünlüğü	28
3-8	CYİB'nin Performansını Öğrenmeme ile Geliştirme	31
BÖLÜM 4	BİLGİSAYAR SIMULASYONU	33-55
4-1	Bilgisayar Programının Çalıştırılması	33

ve Yaptığı İş	33
4-2 Bilgisayar Programının Yapısı	35
4-3 Bilgisayar Simülasyonu Sonuçları	38
BÖLÜM 5 SONUÇ	56
BİLGİSAYAR PROGRAMI	57-78
KAYNAKLAR	
ÖZGEÇMİŞ	



## ÖNSÖZ

Bu tezin verilmesinde ve hazırlanmasında bana büyük katkı ve yardımları olan Sayın Hocam Doç.Dr.Fikret GURGEN'e aynı zamanda tezin yazılma aşamasındaki yardımlarından ötürü Sayın Ercan MEREY'e teşekkürlerimi sunarım.

Elektronik ve Haberleşme Mühendisi

Sibel ÖGE



## ÖZET

Hopfield tarafından tanıtılan tek katmanlı, tek-yönlü öz-ilişkilendirici daha sonra Kosko tarafından genişletilerek, çift katmanlı ve çift-yönlü hale getirilmiştir. Bu yapıya da Çift-yönlü ilişkili bellek adı verilmiştir. Bu yapı küçük bir ilişki matrisiyle karışık ilişkiyi başarabilir. Fakat, Kosko tarafından kullanılan bu Hebbian kuralına dayalı ilişki matrisi, çok küçük data eğitim seti içerisinde bile kesin hatırlamayı başaramayabilir. Uygulamalara bağlı olarak özel bir eğitim çiftinin veya tüm çiftlerin kesin hatırlanması önemli olabilir. Bu durumda Wang'ın ileri sürdüğü Çoklu Eğitim metodu ile ilişki matrisi oluşturulur ve istenilen çiftler üzerinde çoklu eğitim uygulanır. Böylece istenilen çiftlerin kesin hatırlanması başarılır. Hatırlama işlemi ve enerji hesaplama işlemi her iki yöntemde de aynıdır. Üzerinde durduğumuz bir diğer model ise Yüksek Dereceden ÇYIB dir. Bu modelin hatırlama işleminde tüm eğitim çiftleri ve girilen derece önemlidir. Eğitim çiftlerinin fazlalığı ve hatırlama başarısı bakımından bu yöntem genel olarak daha iyi bir performans gösterir.

## SUMMARY

Hopfield introduced a one layer unidirectional autoassociator and it has been extended to be two layer and bidirectional by Kosko. This structure is called a bidirectional associative memory. It can achieve heteroassociation with a smaller correlation matrix. But the form of the Hebbian rule-based correlation matrix used by Kosko cannot guarantee recall of an important pattern even in a very small set of training data. Depending on the application, it may be important to guarantee that a training pair will be recalled. In this case, Multiple Training Encoding Strategy which introduced by Wang is used and Multiple Training is applied to the desired pairs. So that the desired pairs can guarantee recall. The recall algorithm and energy calculations for the vectors are same in the two methods. The other coding strategy is High-order Bidirectional Associative Memory. In this method training pairs and initial order is important. This method significantly improves the storage capacity and error-correcting capability of the bidirectional associative memory.

BÖLÜM 1

YAPAY NÖRON AĞLARI

1-1

YAPAY NÖRON AĞLARINA GİRİŞ

1940'lı yıllardan sonra temelini Von Neumann'ın attığı işlemci yapısı ortaya çıkmış ve günümüze kadar olan sürece damgasını vurmuştur. Bu yapının temel özelliği tek bir işlemciden oluşması ve işlemleri belli bir algoritmaya göre yapmasıdır. Günümüze kadar bir çok uygulamada başarıyla kullanılan bu yapının son yıllarda bazı problemlerin çözümünde yetersiz kaldığı ortaya çıkmıştır. Bu tip problemlerin iki temel özelliği vardır:

- 1) Kötü veya eksik tanımlanmış olmaları
- 2) Çok fazla işlem yoğunluklu olmaları

Patern algılama , ses tanıma ve robot kontrol uygulamaları bu tip problemlere örnek olarak gösterilebilir. Bu problemlerin ortak özellikleri bunların geleneksel yöntemlerle çözülememesine karşın canlı organizmalar tarafından kolaylıkla çözülebilmeleridir. Canlı organizmaların bu özellikleri farkedilince araştırmacılar insan beyninin yapısını ve işleyişini incelemeye başlamışlardır. Buradan öğrenilenlerden yola çıkarak yeni bir mimari yapının geliştirilmesine yönelmişlerdir. Yapay nöron ağları (YNA) bu çalışmaların sonucunda ortaya çıkmışlardır.

YNA üzerindeki çalışmaların temeli 40-45 yıl öncesine dayanır. Bu tarihlerde konuyla ilk olarak McCullough ve Pitts isimli bilim adamları ilgilenmişler ve YNA'nın

temelini atmışlardır. Bu ilk çalışmalar sonucunda fazla bir başarı sağlanamamış , konu ile uzunca bir süre ilgilenilmemiştir. Yukarıda belirtilen ihtiyaçların ortaya çıkmasından sonra bu konudaki araştırmalara yeniden başlanmış ve özellikle son 10 yılda büyük ilerlemeler kaydedilmiştir [10].



1-2

## YAPAY NÖRON AĞLARININ YAPISI

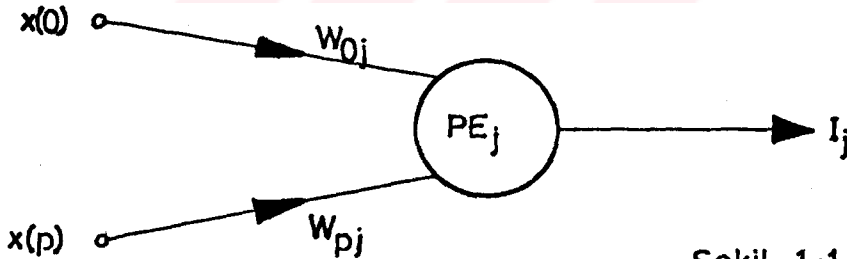
YNA , insan beynindeki nöronların çok basite indirgenmiş bir karşılığı olan elektronik işlemcilerden ve bunların birbirleriyle bağlantılarından oluşur. Canlı organizmaların sinir sistemlerinin , özellikle beynin temel taşı nöron denilen sinir hücreleridir. Bir insan beyninde yaklaşık 15 milyar nöron ve her nöronun da 10 bin girişi vardır. Bu 10 bin girişe diğer nöronlardan 10 bin tanesinin çıkışları bağlıdır. Nöronlar girişlerine gelen sinyalleri işleyip sonuçta elde ettikleri çıkış sinyalini bağlantılı oldukları diğer nöronlara gönderirler.

Arastirmacilar bu bilgilerden yola çıkarak insan beyninin yapısına göre modellenmiş yeni bir mimari yapı ortaya çıkarmışlardır. Nasıl ki biyolojik organizmalardaki nöronlar ve bunların birbirleriyle bağlantıları bir sinir ağı meydana getirir ise aynı şekilde YNA'ında kullanılan işlemciler ve bunların birbirleriyle bağlantıları da bir elektronik ağ oluştururlar. Bu işlemcilerin birden fazla girişi , bir merkezi işlem birimi ve tek bir çıkışı vardır. Bu tek çıkış diğer işlemcilerin girişlerine bağlantı yapabilmek için birçok dala ayrılır [10].

Bir nöronun girişiyle buna bağlantılı olan başka bir nöronun çıkışının birbirlerine bağlandıkları noktaya sinaps denir. Sinapsın işlevi gelen sinyalin sadece bir kısmını geçirmektir. Canlı organizmalarda bu olay kimyasal bir yapıda gerçekleşir. Sinapslar sinir sisteminin hafıza birimleridir. Girilen bilgi bütün sinapslara dağılarak

saklanır. YNA'ında sinapsların karşılığı 'bağlantı ağırlıkları' adı verilen birimlerle gösterilir. Bu sinapslar gelen sinyalin değerini kendi ağırlık değerleriyle çarparak sinyalin ağırlıklı bir değerini oluştururlar. Bu ağırlık değerleri kullanılan devrenin yapısına göre uygulama sırasında ya sabit kalırlar ya da belli bir kurala göre değişimler gösterirler. Sabit ağırlıklar genelde belli bir 'mapping' yapan yani bir girişe karşılık olarak çıkışını belli bir duruma götüren devrelerde kullanılır. Değişken ağırlıklar ise adaptif kontrol sistemleri ve eğitilebilir patern algılayıcılar gibi adaptif devrelerde kullanılırlar. Ağırlık değişimleri ordinary türevsel (fark) eşitlikleri ile tanımlanır; bu nedenle değişken ağırlıklı devreler doğrusal olmayan dinamik sistemlerdir.

Şimdi YNA'ında kullanılan bir işlemcinin yapısını şekil yardımıyla görelim.



Şekil 1-1

Giriş vektörü  $[x(0), \dots, x(p)]$  olsun. İlk olarak giriş vektörünün her elemanı kendi bağlantısının ağırlık değeriyle çarpılır ve her bir giriş için ağırlıklı bir giriş değeri bulunur. Daha sonra her girişdeki ağırlıklı değerler toplanarak bu işlemci için tek bir ağırlıklı toplam giriş

değeri bulunur. Bu değeri  $I(j)$  ile gösterirsek:

$$I(j) = \sum W(i,j) * X(i)$$

Bundan sonraki aşamada bu ağırlıklı toplam doğrusal olmayan bir transfer fonksiyonundan geçer ve bu işlemcinin çıkışı ( $Y(j)$ ) bulunur.

$$Y(j) = f ( I(j) )$$

Birçok uygulamada transfer fonksiyonu olarak sigmoidal fonksiyon kullanılır:

$$f ( I(j) ) = 1 / ( 1 + \exp(-I(j)) )$$

YNA işlemcileri genelde analog yapıdadırlar. Fakat yukarıdaki örnekte de görüldüğü gibi sayısal olarak gerçekleştirilip kullanıldıkları uygulamalarda vardır. YNA'daki işlemciler geleneksel yöntemlerde kullanılan sayısal işlemcilere göre hem daha basit yapıdadırlar hem de daha yavaş çalışırlar. Fakat bunların birçoğu aynı anda paralel olarak çalıştıklarından sonuçta YNA'nın hız ve kapasiteleri daha fazla olmaktadır. YNA 'katman' denilen işlemci gruplarının ard arda konması ve bunlar arasında çeşitli bağlantılar yaratılmasıyla oluşur. Bir katman aynı transfer fonksiyonuna sahip , aynı yapıdaki işlemcilerin yan yana gelmeleri ile oluşur. Bir katmanda en az bir işlemcinin bulunması gerekirken bu sayı için bir üst sınır yoktur. Aynı katmandaki işlemcilerin birbirleriyle bağlantıları yoktur, fakat diğer katmanlardaki işlemcilere çeşitli fiziksel bağlantılar yapabilirler [10].

1-3

### YAPAY NÖRON AĞLARININ ÖZELLİKLERİ

Bir paralel dağılmış bilgi işlem yapısı (yönlü graf yapısı) şeklindeki YNA'nın aşağıdaki alt tanımları ve kısıtlamaları vardır.

1- Dügümler işlem elemanları olarak tanımlanır.

2- Dügümler arasında bağlantılar (connections) vardır. Her bağlantı gecikmesiz tek yönlü iletim yolu olarak görev yapar.

3- Her işlem elemanı istenildiği sayıda giriş bağlantısı alabilir.

4- Her işlem elemanında tek bir çıkış bağlantısı olabilir. Fakat bu bağlantı kopya edilebilir. Yani aynısı olmak koşuluyla istediğimiz kadar çıkış bağlantısı kabul edebiliriz.

5- İşlem elemanları yerel bellek (local memory) taşıyabilirler.

6- Her işlem elemanının, yerel belleği ve giriş sinyallerini kullanabildiği bir transfer fonksiyonu vardır. Transfer fonksiyonu işlem elemanının çıkış sinyalini üretir. Diğer bir deyişle kabul edilebilir giriş işaretleri yerel bellekte bulunan değerlerden biri olabilir. Transfer fonksiyonları, sürekli veya kısmen sürekli olabilirler. Kısmen sürekli çalışma konumunda bir aktif yapma giriş işareti vardır. Bu işaret aktif halde iken eleman bir çıkış işareti üretebilir.

7- Giriş işaretleri yapay nöron ağına bilgi taşır ve sonuç çıkış işaretlerinden alınabilir [13]



## BÖLÜM 2

## İLİŞKİLİ BELLEK

2-1

### İLİŞKİLİ BELLEĞİN TANIMI

Tarihsel olarak ilişkili bellek (associative memory) modeli nöron ağları araştırmaları için esas odaklardan biri olmuştur. Nöron ağında (NA) giriş değerleri ikili (binary) ve sürekli olmak üzere ikiye ayrılabilir. İkili girişi de süpervizörlü eğitilmiş ve süpervizörsüz eğitilmiş giriş olmak üzere ikiye ayırabiliriz. Süpervizörlü eğitime Hopfield ağını ve perceptronları örnek verebiliriz. Bunlar sınıflayıcılar veya ilişkili bellekler olarak kullanılabilirler [8].

İlişkili bellek, tam depolanmış paternin, gürültülü veya eksik giriş paterninden geri alınmasına olanak verir. Yani ilişkili bellek modelleri, ikili (binary) paternlerin depolanması ve geri alınmasına dayanır. Bu modeller tipik olarak Hamming ölçüsü kullanımı yaparlar ve bunların bağlantıları sadece tam sayı değerlerini üzerlerine alırlar.

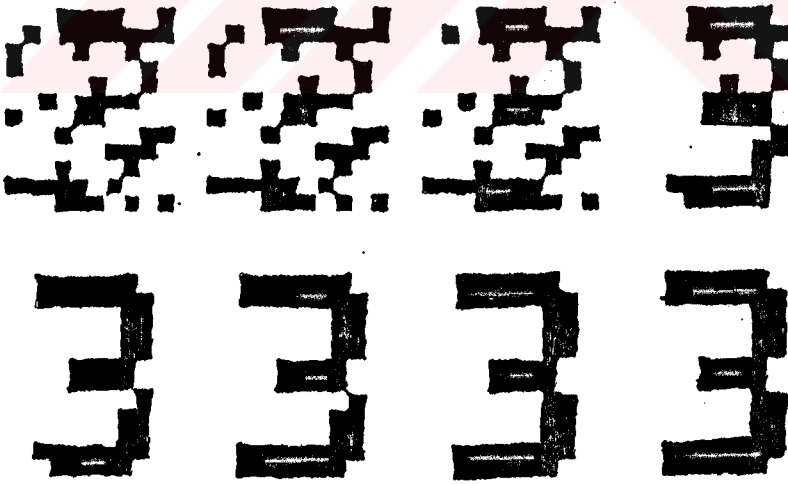
1950'lerden sonra ortaya çıkan ilişkili bellek modelleri mevcut teknolojinin RAM ve ROM'un kullanılması taraftarı olduğundan fazla ilgi toplayamadı.

Hopfield 1982 yılında dışçarpım depolama kuralına dayanan enerji minumizasyonu modelini ileri sürünce ilişkili belleğe ilgi arttı. Sınırlı kapasite ve donanım (hardware) verime sahip Hopfield ağına dayanarak, 1982 den beri pek çok yeni bellekler ileri sürüldü. Bunlardan

önemlileri, Unary (Hamming) ağı ve Sparsely-distributed ileri besleme modelidir [6].



a.



b.

Sekil 2-1

Arkadaki şekilde ilişkili bellek hatırlamasına örnek verilmiştir. Şekil a'da eğitilecek (depolanacak) çiftler gösteriliyor. Şekil b'deki ilk resim parçası ağa uygulanıyor. Bu, 3 rakamının her bitinin birbirinden bağımsız olarak %25 olasılıkla değiştirilmiş halidir. Bu ağa uygulanınca, ağ son şekil parçasında görüldüğü gibi 3'e yakınsar.

İnsanlarda da bu bellek hatırlaması sıkça olur. Örneğin uzaktan beyaz Mazda 323 model fakat plakasını tam okuyamadığımız bir araba görmüşsek ve bizimde bu model arabaya sahip bir arkadaşımız varsa, o kişinin imajı hafızamızda oluştuğu gibi araba plakasını da hatırlarız.

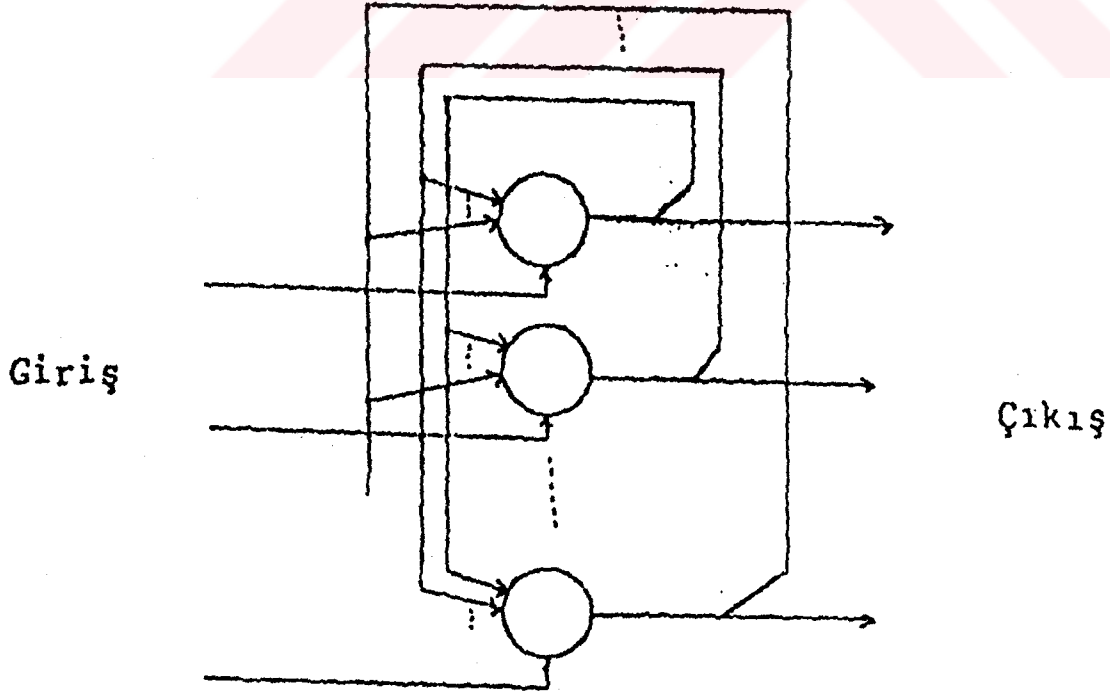
İlişkili belleğin bir diğer önemli kavramıda enerji fonksiyonudur. Enerji fonksiyonun en önemli özelliği, onun her zaman azalması veya sabit kalmasıdır. Bu kavram üzerinde daha sonra durulacaktır.

Burada ilişkili bellek modeli olarak kısaca Hopfield ve Hamming ağından bahsedeceğiz.

2-2

### HOPFIELD VE HAMMING AĞI

Hopfield ağı normalde ikili (binary) girişler kullanır ve bu giriş elemanları siyah beyaz bir resmin pixel elemanlarını veya her karakterin 8 bit ASCII gösterimindeki bitlerini temsil edebilirler. Bu ağda ağırlıklar önceden belirlenir. Aşağıdaki şekilde Hopfield ağı modeli görülmektedir [8].



Sekil 2-2

Görüldüğü gibi ağ tek katmandan oluşur. Burada katı sınırlamalı fonksiyona sahip N tane hesapsal birim bulunur.  $t+\tau$  anında bu ağın i. nöronunun çıkışı şu şekilde ifade edilir:

$$s_i(t+\tau) = f( \sum C_{ij} s_j(t) ) = f( v_i(t) ) \quad j=1\dots N$$

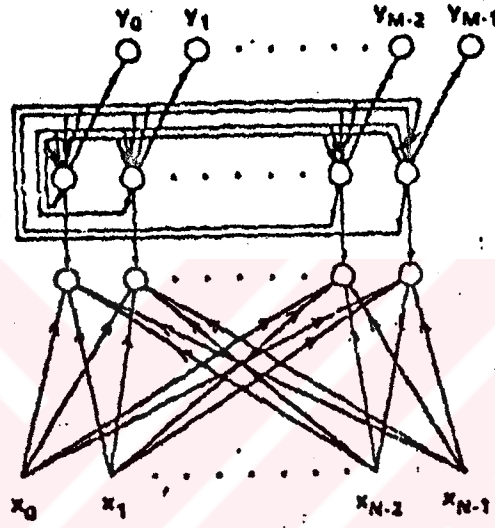
Burada  $C_{ij}$ , j. nörondan bilgi alan i. nöronun sinaptik ağırlığıdır.  $s_i(t)$  i. nöronun t anındaki durumu,  $v_i(t)$  ise o andaki potansiyelidir.  $f'$ 'de nöronun aktivasyon fonksiyonudur [7]. Hopfield ağı ilişkili bellek olarak kullanıldığında depolanabilecek örnek sayısı M, bu ağdaki hesapsal birim sayısı N ile sınırlıdır. Bu sınırlama  $M < 0.15N$  şeklindedir [8].

Hopfield ağının ilişkili bellek özellikleri durum uzayında çekici sabit noktaların (attractor fixed points) var olmasına dayanır. (  $\sigma^k \quad k=1\dots p$  ) p tane ilk örnek paterni varsayalım. Problem  $\sigma^k$  paternlerinin çekici sabit noktalar olduğu ve başka çekicilerin mevcut olmadığı C matrisini bulmaktır [7].

Arkada Hamming ağının şekli gözükmemektedir. Hamming ağı işlemsel birimlere sahip 3 katmandan oluşur. Giriş katmanı N birime sahiptir. (+1,0) değerlerini alabilir. İç katman G iç birime sahiptir. Çıkış katmanı N' birime sahiptir. (+1) ayırık aktivasyon değerlerini alır. Bu ağda yapılan bir match sonunda sadece bir iç birim aktif olur. Birden fazla iç birimin aktif olduğu modeller sparsely-distributed modelleridir [6].

Hamming modelinde  $M < G$  dir. Yani depolanabilecek örnek

sayısı iç birimdeki eleman sayısına bağlı ve giriş eleman sayısı  $N$ 'den bağımsızdır. Bu yüzden Hamming ağı Hopfield ağından daha avantajlıdır. Bağlantı sayısı olarakda Hamming ağının daha az bağlantıya sahip olma üstünlüğü vardır [6].



Şekil 2-3

2-3

ÖZ-İLİŞKİLİ VE KARIŞIK-İLİŞKİLİ BELLEK

Tek yönlü ilişkili bellek  $\rightarrow$  öz-ilişkili

$$A \rightarrow M \rightarrow A' \rightarrow M \rightarrow A'' \rightarrow M \rightarrow \dots \rightarrow A_r \rightarrow M \rightarrow A_r$$

Eğer nöron ağına girdiğimiz işaret  $x$  veya gürültülü bir  $x$  ise çıkışta doğru bir  $y=x$  hatırlamak istersek kullanılacak model öz-ilişkili tek yönlü bellektir. Görüldüğü gibi bu tek yönlü bellekte geçiş sadece  $M$  ilişki matrisi vasıtasıyladır.

Çift yönlü ilişkili bellek  $\rightarrow$  karışık-ilişkili

$$A \rightarrow M \rightarrow B$$

$$A' \leftarrow M^T \leftarrow B$$

$$A' \rightarrow M \rightarrow B'$$

$$A'' \leftarrow M^T \leftarrow B'$$

.

.

.

$$A_r \rightarrow M \rightarrow B_r$$

$$A_r \leftarrow M^T \leftarrow B_r$$

Eğer girişte  $x$  varken çıkışta  $y \langle x$  olmasını istersek karışık-ilişkili bellek kullanırız. Çift-yönlü ilişkili bellek bir karışık-ilişkili bellektir. Çünkü  $(A_1, B_1)$  şeklindeki eğitim çiftlerini hatırlarken bir yönde geçiş  $M$  vasıtasıyla, diğer yönde geçiş  $M^T$  vasıtasıyla yapılarak çift yönlülük ve karışık ilişkilik sağlanır.

BÖLÜM 3

ÇİFT-YÖNLÜ İLİŞKİLİ BELLEK

3-1

ÇİFT-YÖNLÜ İLİŞKİLİ BELLEK NEDİR ?

$(A_1, B_1)$  şeklindeki data çiftlerini depolayıp hatırlayabilecek çift katmanlı, lineer olmayan geri beslemeli en küçük nöron ağı çift-yönlü ilişkili bellektir (CYIB). CYIB karışık-iliskili bir bellektir. Bir yöndeki geçiş  $M$  ilişki matrisi ile diğer yönden geçiş  $M^T$  ile sağlanır [1].

Çift-yönlü ilişkili bellek içinde  $(A_1, B_1) \dots (A_m, B_m)$  çiftleri depolandığında ve  $M, M^T$  elde edildiğinde  $(A, B)$  çiftini ağı uygulayalım. Hatırlama işlemini ilk önce  $A$  yada ilk önce  $B$ 'yi kullanarak yada ikisini eşzamanlı kullanarak başlatabiliriz. Kolaylık için çift-yönlü ilişkili belleğe  $A_1$  depolanmış paterni uygulanırsa aşağıdaki sinyal-gürültü ifadesi elde edilir:

$$A_1 M = (A_1 X_1^T) Y_1 + \sum (A_1 X_j^T) Y_j \quad j = 1 \dots m \quad i < j$$

veya  $A_1$ 'nin çift kutuplu (bipolar) versiyonu  $X_1$ 'yi kullanırsak:

$$\begin{aligned} X_1 M &= (X_1 X_1^T) Y_1 + \sum (X_1 X_j^T) Y_j \quad j = 1 \dots m \quad i < j \\ &= n Y_1 + \sum (X_1 X_j^T) Y_j \\ &= n Y_1 + \sum (n - 2H(A_1, A_j)) Y_j \end{aligned}$$

Yukarıdaki eşitlikte  $x_{1j} = X_1 X_j^T$  gürültü kuvvetlendirme katsayılarıdır.  $H(A_1, A_j)$  ise  $A_1$  ile  $A_j$  arasındaki Hamming uzaklığıdır. Eşitliğin sağ tarafındaki ilk terim doğru çıkışın hatırlanmasıyla yükümlü olan sinyal terimidir. Kalan terim ise doğru çıkışı geri almak için minimize

edilecek gürültü terimini ifade eder. Eger gürültü terimi doğru çıkışı elde etmek için yeterince küçük ise mükemmel hatırlama başarılır. Mükemmel hatırlama özelliği sadece erişilen denge noktalarının depolanan data çiftlerine tekabül edenlerle aynı olmasıyla sağlanır. Diğer durumlarda çift-yönlü ilişkili belleğin hatırlama işlemi doğru data çiftlerinin geri alınmasında başarısız olur. Bu olaya iki kutuplu kodlama yönteminde yanlış öğrenme (mislearning) adı verilir. Gerçekte CYIB'de yanlış öğrenme doğrudan doğruya , depolanan data kodlarıyla ve depolanan datalar arasındaki Hamming uzaklıklarıyla ilişkilidir. Bu, çift-yönlü ilişkili belleğin kod-bağımsız ilişkili bellek olmadığını ifade eder. Buradaki sorun, mükemmel hatırlama özelliğini sağlayabilmekte hangi şartlar altında , yanlış öğrenmeden kaçınabileceğimizi bulmaktır. Kosko aşağıdaki süreklilik şartını bu durum için önermiştir [9].

$$1/n H(A_1, A_2) \approx 1/p H(B_1, B_2)$$

İyi hatırlama için sağlanması gereken bir diğer şart da depolanacak eğitim çiftlerinin sayısının bu çiftlerdeki vektörlerin boyutlarından ufak olmasıdır. Yani ;

$$m < \min (n, p)$$

### 3-2 KOSKO'NUN ÇİFT-YÖNLÜ İLİŞKİLİ BELLEK MODELİ

Çift-yönlü ilişkili bellek ilk olarak Kosko tarafından tanıtılmıştır. Bu model şu işlemleri takip etmektedir :

$$\{ (A_1, B_1), (A_2, B_2), \dots, (A_1, B_1), \dots, (A_N, B_N) \}$$

şeklinde  $N$  tane eğitim çiftimiz olsun. Burada  $N$  depolamak istediğimiz örnek sayısını ifade etmektedir. Her bir  $A_i$  ve  $B_i$  vektörü şu şekilde tanımlı olsun :

$$A_i = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{i3}, \dots, a_{in})$$

$$B_i = (b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{i3}, \dots, b_{ip})$$

Her bir  $a_{i3}$  ve  $b_{i3}$  açık (ON) ya da kapalı (OFF) olabilir. İkili (binary) modda 1 ve 0 değerlerini alırlarken, çift kutuplu modda 1 ve -1 değerlerini alırlar.  $A_i$  ve  $B_i$  vektörlerinin eleman sayıları (boyutları, uzunlukları) aynı olmak zorunda değildir.  $A_i$  vektörlerinin boyutları  $n$ ,  $B_i$  vektörlerinin boyutları  $p$  olarak kabul edilebilir [2-4].

Bu eğitim çiftlerini depolamak ve istediğimiz zaman yeniden elde edebilmek için bir matris oluşturulur.

$$M = \sum_{i=1}^N X_i^T Y_i \quad i=1 \dots N$$

Bu şekilde oluşturulan  $n \times p$  'lik matrise ilişki matrisi (correlation matrix) adı verilir. Bu tanımlanan matrisdeki  $X_i$  ve  $Y_i$ , ikili modda olan  $A_i$  ve  $B_i$ 'nin, çift kutuplu moddaki gösterimleridir. Çift kutuplu kodlama modu daha avantajlı olduğu için ilişki matrisi bu şekilde oluşturulmuştur [1].

Nöron ağına  $(\alpha, \beta)$  çiftini veya sadece  $\alpha$  vektörünü ilk koşul (giriş) olarak uygularsak, ağdan buna en yakın bir  $(A_i, B_i)$  çiftini geri almak isteriz.  $(\alpha, \beta)$  ile başlama,

$$(\alpha, \beta), (\alpha', \beta'), (\alpha'', \beta''), \dots, (\alpha_F, \beta_F)$$

şeklindeki sonlu ard arda gelişlere neden olur.  $(\alpha_F, \beta_F)$  sonuçta nöron ağından alacağımız vektör çiftidir. Yani ağıın ulaşabildiği denge noktasıdır. Bu sonlu ard arda gelişler şu şekilde belirlenir [2-4].

$$\beta' = \theta(\alpha * M) \quad \alpha' = \theta(\beta' * M^T)$$

$$\beta'' = \theta(\alpha' * M) \quad \alpha'' = \theta(\beta'' * M^T)$$

$$\vdots \quad \quad \quad \vdots$$

Burada  $\theta$  fonksiyonu şu şekilde tanımlıdır.

$$\theta F = G = (g_1, g_2, \dots, g_n) \quad F = (f_1, f_2, \dots, f_n)$$

$f_1 < 0$  ise  $g_1 = 0$  (ikili modda),  $g_1 = -1$  (çift kutuplu modda)

$f_1 > 0$  ise  $g_1 = 1$  (her iki modda)

$f_1 = 0$  ise önceki  $g_1$

Yani, yukarıdaki formüllerde parantez içi çarpımlarından bir vektör elde edilir ve bu vektörün elemanları 0'dan büyükse 1, küçükse 0 değerini alır.

Her  $(\alpha, \beta)$  vektör çifti için  $E = -\alpha M \beta^T$  şeklinde bir enerji fonksiyonu tanımlıdır ve her bir kod çözme iterasyonunda bu E enerji değeri azalır.  $(\alpha_F, \beta_F)$  denge noktasına ulaşıldığında,  $E = -\alpha_F M \beta_F^T$  enerjiside lokal enerji minimumuna ulaşmış olur [2-5]. Artık  $(\alpha_F, \beta_F)$  den bir Hamming uzaklıktaki noktaların enerjileri, onun enerjisinden daha küçük olamaz. Burada  $(A_1, B_1)$  eğitilmiş çiftinin geri alınmasına ilişkin önemli bir sonuç vardır. Eğer  $(A_1, B_1)$  çiftinin koordinatlarını kullanarak değerlendirilen E enerjisi lokal minimum teşkil etmezse, başlangıçta  $\alpha = A_1$  bile olsa bu çift hatırlanamaz [2].

### 3-3 ÇOKLU EĞİTİMLİ ÇİFT-YÖNLÜ İLİŞKİLİ BELLEK MODELİ

Bir önceki bölümde söylenenler dikkate alınır. Kosko tarafından kullanılan, Hebbian kuralına dayalı ilişki matrisi formu, çok küçük bir eğitim setinde dahi önemli bir paternin hatırlanmasını garanti edemez. En azından tek bir çiftin hatırlanması garanti edilmek isteniyorsa, bu çoklu eğitim metodu kullanılmak suretiyle sağlanabilir. Aynı zamanda tüm eğitim çiftlerine çoklu eğitim uygulanarak tüm çiftlerin hatırlanması sağlanabilir [2-4].

Sayet  $(A_j, B_j)$  çiftinin kesinlikle hatırlanmasını istiyorsak, Kosko'nun  $M_0$  ilişki matrisine şöyle bir  $P$  matrisi ilave edilmelidir.

$$P = (q-1) X_j^T Y_j$$

Böylece yeni ilişki matrisimiz şu hali alır :

$$M = M_0 + P = \sum X_i^T Y_i + (q-1) X_j^T Y_j \quad (i=1 \dots N)$$

Bu durumda bu çift için tanımlı  $E$  enerjisi şöyledir :

$$E(A_j, B_j) = - A_j \left( \sum X_i^T Y_i \right) B_j^T - (q-1) A_j X_j^T Y_j B_j^T$$

$E$  enerjisinin  $q$ 'nun uygun seçimi ile yeterince küçültülmesi, bu çiftin enerjisinin bir Hamming uzaklıktaki tüm çiftlerin enerjilerinden küçük olmasını sağlar ve böylece bu çift hatırlanır. Tüm çiftlerin hatırlanmasını sağlayan aşağıdaki  $M$  ilişki matrisindeki  $q_i$ 'ler lineer programlama veya ardarda (sequential) çoklu eğitimi gibi metodlarla bulunabilir [3].

$$M = \sum q_i X_i^T Y_i \quad i=1 \dots N$$

### 3-4 YÜKSEK DERECELİ ÇİFT-YÖNLÜ İLİŞKİLİ BELLEK MODELİ

ÇYİB'in iyi hatırlaması için, depolama kapasitesi, kullanılan sinirlerin sayısı ile sınırlıdır. Ayrıca güvenilir hatırlama için patern setleri arasında süreklilik şartı aranır. Yüksek dereceli lineer olmayan (nonlinear) ağların (high order BAM, HOBAM), lineer bellek modelleri ile karşılaştırılmalarında, bellek kapasitesi ve hata düzeltme kapasitesi bakımından daha iyi sonuçlar verdiği belirlenmiştir [5].

k. dereceli ÇYİB'e  $X_x$  gibi bir giriş uygulandığında, vektör çiftini hatırlama işleminin bir iterasyonu şöyledir:

$$Y = \text{sign} \left( \sum Y_i [ X_i^T X_x ]^k \right) \quad i=1 \dots N$$

$$X = \text{sign} \left( \sum X_i [ Y_i^T Y ]^k \right) \quad i=1 \dots N$$

Burada X ve Y vektörleri sütun vektörleri şeklinde tanımlıdır. Ayrıca  $\text{sign}(a)$  fonksiyonunda  $a > 0$  ise çıkış 1, diğer durumlarda -1'dir. Köşeli parantez içerisindeki vektörlerin çarpımı sonucu elde edilen tamsayı, seçilen k derecesine göre kuvvetlendirilerek çıkış vektörüne etki eder.

### 3-5 ENERJİ FONKSİYONU VE ENERJİNİN KARARLILIGI

Bundan önceki konularda da belirtildiği gibi E enerji fonksiyonu şu şekilde tanımlıdır:

$$E = A M B^T$$

Burada herhangi bir M ilişki matrisinin tek-yönlü ve çift-yönlü olarak kararlılığını inceleyeceğiz. Daha açığı E enerjisinin, ÇYİB'de herhangi bir M matrisiyle kararlı noktaya varıncaya kadar azaldığını ( $\Delta E < 0$ ) ispat edeceğiz.

Tek-yönlü kararlılık izlendiğinde, eğer k. nörondaki durum değişikliği  $\Delta a_k = a_{k2} - a_{k1}$ ,  $\Delta E = E_2 - E_1$  'e neden olursa, E enerjisi şu şekilde yazılabilir:

$$E(A) = - \sum_{i,j=1 \dots n} a_i a_j m_{ij} - a_k \sum_{j=1 \dots n} a_j m_{kj} - a_k \sum_{i=1 \dots n} a_i m_{ik} \quad (1)$$

$$i, j=1 \dots n \quad i < k \quad j < k \quad j=1 \dots n \quad i=1 \dots n$$

Böylece  $E_2 - E_1$  farkını almak ve  $\Delta a_k$  ile bölmek şunu verir:

$$\begin{aligned} \Delta E / \Delta a_k &= - \sum_{j=1 \dots n} a_j m_{kj} - \sum_{i=1 \dots n} a_i m_{ik} \quad (2) \\ &= - AM_{k^T} - AM^k \end{aligned}$$

Burada  $M_{k^T}$ , M ilişki matrisinin k. satırı,  $M^k$  ise k. sütunudur. Eğer M simetrikse, (2) eşitliğinin sağ tarafı sadece  $-2AM^k$  olur.  $AM^k$ ,  $a_k$  nöronu için giriş etkinlik toplamıdır. Klasik McCulloch-Pitts iki değerli nöron modellerinde olduğu gibi, eğer  $AM^k > 0$  ise  $a_k$ 'nin eşiği +1,  $AM^k < 0$  ise -1'dir. Bu nedenle  $\Delta a_k$  ve  $AM_{k^T}$  aynı işaretlidir ve birbirleriyle çarpımları pozitifdir (yada sıfırdır). Buradan  $\Delta E = - 2 \Delta a_k (AM^k) < 0$ , E enerjisi sınırlandırıldığından, tek-yönlü işlem  $E(A_f)$  lokal enerji

minimumu olan bir  $A_r$ 'e yakınsar.

Eğer  $M$  simetrik değilse, genellikle tek-yönlü öz-ilişkili bellek işlemi kararsızdır. (2) denklemindeki  $AM_k^T$  ifadesi  $a_k$  'dan diğer nöronlara çıkış etkinleşme toplamıdır ve genellikle  $AM_k^T < > AM^k$  'dır. Eğer çıkış toplamı büyüklüğü giriş toplamı büyüklüğünü geçerse ve iki toplamın işaretleri farklıysa,  $\Delta E > 0$  oluşur. Dolayısıyla titreşim olur.

CYIB hatırlama işlemi bir lineer-olmayan geri besleme işlemidir.  $A$  alanı yada  $a$  nüfusundaki her  $a_i$  nöronu ve  $B$  'deki her  $b_j$  nöronu bağımsız ve asenkron (yada senkron) olarak, diğer nüfuslardaki nöronların sebep olduğu kendilerindeki giriş toplamını incelerler. Sonra giriş toplamının eşik değerini geçmesi, eşit olması yada küçük olmasına göre durum değiştirir yada değiştirmezler. Yani her bir nöron, girişlerinin toplamının sayısal bir eşik değerini aşması yada aşmamasına göre açık (+1) yada kapalı (-1) olurlar. Eğer girişlerin toplamı eşik değerine eşitse, nöron o anki durumunda kalır.  $b_j$  için girişlerin toplamı:

$$AM^j = \sum_{i=1}^n a_i m_{ij} \quad i=1 \dots n \quad (3)$$

Burada  $M^j$ ,  $M$  ilişki matrisinin  $j$ . sütunudur.  $a_i$  için girişlerin toplamı benzer şekilde:

$$BM_i^T = \sum_{j=1}^p b_j m_{ij} \quad j=1 \dots p \quad (4)$$

Burada  $M_i$ ,  $M$ 'in ( $M^T$ 'nin)  $i$ . satırı (sütunu) dır. Tüm nöronlar için eşik  $0$  alırız. özet olarak,  $a_i$  ve  $b_j$  için eşik fonksiyonları şöyledir:

$$BM_1^T > 0 \quad \text{ise} \quad a_1 = 1, \quad (4)$$

$$BM_1^T > 0 \quad \text{ise} \quad a_1 = 0,$$

$$AM^J > 0 \quad \text{ise} \quad b_J = 1, \quad (5)$$

$$AM^J < 0 \quad \text{ise} \quad b_J = 0,$$

Simdi, CYIB'in  $(A_r, B_r)$  gibi kararlı bir duruma herhangi bir  $M$  matrisi ile ulaşılacağını ve bunun enerji fonksiyonunun lokal minimumuna karşılık geleceğini ispat edeceğiz.

$E$  enerjisi  $\{0,1\}^n * \{0,1\}^p$  faz uzayında ayrık yörüngeler boyunca azalır. Bunun böyle olduğunu, durum değişkenlerindeki  $\Delta a_1$  ve  $\Delta b_J$  değişimlerinin  $\Delta E < 0$  üreteceğini göstermekle ispatlayacağız. Dikkat etmek gerekir ki,  $\Delta a_1, \Delta b_J \in \{-1,0,1\}$  ikili durum değişkenleri içindir ve  $\Delta a_1, \Delta b_J \in \{-2,0,2\}$  çift kutuplu durum değişkenleri içindir. Sadece  $a_1$  ve  $b_J$ 'deki sıfır olmayan değişimleri dikkate almamız gerekir. Enerji fonksiyonu ifadesini çift toplam olarak yeniden yazarsak:

$$\begin{aligned} E(A,B) &= - \sum_i \sum_j a_i b_j m_{ij} \quad i=1\dots n, \quad j=1\dots p \\ &= - \sum_{i < k} \sum_j a_i b_j m_{ij} - a_k \sum_j b_j m_{kj} \\ &= - \sum_i \sum_{j < k} a_i b_j m_{ij} - b_k \sum_i a_i m_{ik} \end{aligned} \quad (6)$$

$a_k$  durum değişikliği yüzünden,  $\Delta E = E_2 - E_1$  şöyledir:

$$\Delta E / \Delta a_k = - \sum_j b_j m_{kj} = - BM_k^T \quad (7)$$

(4) denklemindeki eşik kuralı nedeniyle  $a_k$  için girişlerin toplamı olarak, (7) denkleminin sağ tarafıdır. Buradan, eğer  $0 < \Delta a_k = 1 - 0 = 1$  ise (4) denklemini  $BM_k^T > 0$  olmasını sağlar ve böylece  $\Delta E = - \Delta a_k (BM_k^T) < 0$  olur. Benzer şekilde, eğer  $\Delta a_k < 0$  ise (4) denklemini

tekrar  $a_k$  'nın giriş toplamı işaretinin,  $BM_k^T < 0$  ile aynı olmasını sağlar ve böylece  $\Delta E = - \Delta a_k (BM_k^T) < 0$  olur. Aynı yolla,  $\Delta b_k$  durum değişikliği nedeniyle enerji değişimi şöyledir:

$$\Delta E / \Delta b_k = - \sum_{i=1}^n a_i m_{ik} = - AM^k \quad i=1 \dots n \quad (8)$$

Yine (5) denklemindeki eşik kuralından, (8) denkleminin sağ tarafını,  $b_k$  için giriş toplamının negatifi olarak kabul ederiz. Buradan  $\Delta b_k > 0$  'ın sadece  $AM^k > 0$  ise oluşacağı ve  $\Delta b_k < 0$  'ın sadece  $AM^k < 0$  ise oluşacağı açıktır. Her iki durumda da  $\Delta E = - \Delta b_k (AM^k) < 0$  dir.  $\Delta a_1 = \Delta b_1 = 0$  iken  $\Delta E = 0$  dir. Buradan, gerektiği gibi  $\{0,1\}^n * \{0,1\}^p$  de (yada  $\{-1,1\}^n * \{-1,1\}^p$  de) ayrık yörüngeler boyunca  $\Delta E < 0$  dir [1].

3-6

DOGRU ÖĞRENME KOŞULU

Bu bölümde bir öz-ilişkili ÇYİB için her bir depolanmış bilginin mükemmel hatırlanmasını sağlayacak yumuşatılmış bir yeter koşul türetilecektir.

Farzedelim  $(A_1, A_1), \dots, (A_m, A_m)$  şeklindeki m tane data çiftini depolamak istiyoruz. Burada  $A_1$  m boyutlu ikili (binary) bir vektördür ve her bir data çifti her bir girişin kendisi ile ilişkilendirilmesi neticesinde oluşturulmuştur. Öz-ilişkili bellek matrisi M, bu m çifti çift kutuplu (bipolar) kodlama metodu yoluyla öğrenir.

$$M = X_1^T X_1 + \dots + X_m^T X_m$$

Burada  $X_1 = [x_1^{(1)}, \dots, x_n^{(1)}] \in \{-1, 1\}^n$  şeklinde  $A_1$ 'ye karşı düşen çift kutuplu (bipolar) bir vektördür. Esikten (thresholding) önce çift-yönlü ilişkili belleğin çıkışı şöyle ifade edilir:

$$\begin{aligned} X_{\text{çıkış}} &= X_1 M \\ &= X_1 X_1^T X_1 + \sum_{j=1 \dots m} (X_1 X_j^T) X_j \quad j < i \\ &= n X_1 + \sum (n - 2H_{1j}) X_j \quad \text{" " } \end{aligned}$$

Burada  $H_{1j} = H(A_1, A_j)$  'dir. Her elemanın  $X_{\text{çıkış}}$  çıkış vektörü, Hamming uzaklıklarının toplamına, depolanan vektörlerin boyutuna ve data çiftlerinin sayısına bağlıdır. Örneğin,  $X_{\text{çıkış}}$ 'ın k. elemanının ifadesi şöyledir:

$$x_k^{(\text{çıkış})} = n x_k^{(1)} + \sum (n - 2H_{1j}) x_k^{(j)} \quad j=1 \dots m \quad j < i$$

Burada  $x_k^{(1)}$  ve  $x_k^{(j)}$  sırasıyla  $X_1$  ve  $X_j$ 'nin k. elemanlarıdır.

Mükemmel hatırlama için yeter koşulu türetmeye, özel bir durum olan, tüm  $i < j$  için  $H_{1j} < n/2$  kabulü ile

başladık. Bu kabul yukarıdaki eşitlikteki  $(n-2H_{1j})$  terimine pozitif olmaya zorlar. Bu durumda  $n$ 'nin  $\sum_{1 < j} (n-2H_{1j})$  'dan büyük olması makuldür. Yeter koşul  $H_{1j}$  toplamının bulunmasıyla  $n$  boyutu ve  $m$  data çifti sayısı terimlerine bağlanır. Burada  $x_k^{(i)}$ 'in işareti her zaman, hangi  $x_k^{(j)}$  bileşimi kullanıldığına bağlı olmaksızın  $x_k^{(i)}$ 'nin işaretine uygun gelir. En basit yol, en kötü  $x_k^{(j)}$ 'nin bileşiminin düşünülmesidir. En kötü bileşimden kastedilen, bunun,  $k$ . elemanın mükemmel hatırlanmasını önlemek için  $\sum_{1 < j} (n-2H_{1j})$ 'nin etkisini arttırır.

$H_{1j} < n/2$  kabullü bu özel durumda en kötü bileşim tüm  $x_k^{(j)}$ 'lerin,  $x_k^{(i)}$ 'lerin ters işaretlisi olmasıdır. Tüm  $i < j$  için eğer  $x_k^{(i)} = 1$  ise  $x_k^{(j)} = -1$  dir. Bu durumda

$$\begin{aligned} x_k^{(i)} &= n(1) + \sum_{j=1 \dots m} (n-2H_{1j})(-1) \quad j < i \\ &= (2-m)n + 2 \sum_{j=1 \dots m} H_{1j} \quad \text{" "} \end{aligned}$$

Doğru çıkışı elde etmek için, yukarıdaki denklemin sağ tarafı  $x_k^{(i)}$  ile aynı işaretli olmalıdır. Bu durumda yeter koşul şu şekilde yazılır:

$$\text{Tüm } i=1 \dots m \text{ için } \sum_{j=1 \dots m} H_{1j} > (m-2)n/2 \quad j < i$$

Buna bir öz-iliskili ÇYIB için doğru öğrenme koşulu adı verilir ve tüm  $X_1$  girişleri için mükemmel hatırlamayı sağlar.

Yukarıdaki koşulun tüm  $H_{1j}$  'lerin  $n/2$ 'den küçük olduğu özel durumdan türetilmiş olması önemlidir. Doğru öğrenme koşulu  $\bar{n}$ 'nin tanıtımı ile genelleştirilir.  $\bar{n}$  kaç  $H_{1j}$ 'nin  $n/2$ 'den büyük olduğunun sayısıdır.

$$x_k^{(i)} = \bar{n}x_k^{(i)} + \sum_{j=1 \dots m} (n-2H_{1j}) x_k^{(j)} \quad j < i$$

Yukarıdaki eşitliğin sağ tarafına pozitif ve negatif  $(n-2H_{1j})$ 'lere ayrılmasıyla şu ifade yazılabilir:

$$x_k^{(c_1k_1e)} = nx_k^{(1)} + \sum_{j=1 \dots m} (n-2H_{1j})x_k^{(j)} + \sum_{l=1 \dots \tilde{n}} (n-2H_{1\mu_l})x_k^{(\mu_l)}$$

$j > i, \mu_1, \dots, \mu_{\tilde{n}}$

Burada  $\tilde{n}$ ,  $(n-2H_{1j}) < 0$  şeklindeki data çifti sayısıdır. Gerçekte, bir önceki irdelenmede  $\tilde{n}=0$  ayarlamasıyla yeter koşulu türettik. Bundan sonra istenilen,  $\tilde{n}$ 'nün mümkün olan tüm değerlerini kapsayan koşulu incelemektir. Bunun için şu anlaşılmalıdır ki; her bir  $\tilde{n}$  için,  $\sum(n-2H_{1j})$ 'nin etkisini arttıran en kötü bir  $x_k^{(j)}$ 'nin bileşmi mevcuttur. Bu kötü bileşime dayandırılarak yukarıdaki ifade şu şekilde yeniden yazılabilir:

$$x_k^{(c_1k_1e)} = nx_k^{(1)} + \sum_{j=1 \dots m} (n-2H_{1j})x_k^{(j)} + \sum_{l=1 \dots \tilde{n}} |n-2H_{1\mu_l}|x_k^{(\mu_l)}$$

$j > i, \mu_1 \dots \mu_{\tilde{n}}$

Doğru öğrenme koşulunun formülleştirilmesiyle, en kötü bileşenden dolayı gürültü terimi artsa bile mükemmel hatırlama başarılır. Bu nedenle, genelleştirilmiş doğru hatırlama formülü şu hale gelir [9]:

$$n > \sum_{j=1 \dots m} |n-2H_{1j}| \quad j > i$$

Aşağıda doğru hatırlama koşuluna örnek verilmiştir:

ÖRNEK: Farzedelim  $(A_1, A_1), \dots, (A_4, A_4)$  ilişki kodlamasını kullanarak depo edilmiş olsun ve her bir  $A_1$  şu şekilde verilmiş olsun:

$$A_1 = [1011001111011011]$$

$$A_2 = [1111001101010011]$$

$$A_3 = [1110000111011101]$$

$$A_4 = [0110001101001111]$$

İlişkili bellek matrisi olarak hizmet veren ilişki matrisi şu şekilde oluşturulur:

$$M = X_1^T X_1 + \dots + X_4^T X_4$$

Şimdi  $X_1$ 'i çift-yönlü ilişkili belleğe giriş olarak uygulayalım. Eşikten (thresholding) önceki çıkış şöyledir:

$$\begin{aligned} X_{\text{çıkış}} &= X_1 M \\ &= X_1 X_1^T X_1 + \sum (X_1 X_j^T) X_j \quad j = 1 \dots 4 \quad j < > 1 \\ &= 16X_1 + \sum (16 - 2H_{1j}) X_j \quad \text{"} \quad \text{"} \end{aligned}$$

$X_{\text{çıkış}}$ 'in katı sınırlamalı transfer (eşik) fonksiyonuna uygulanmasıyla ÇYİB çıkışı elde edilir:

$$A_{\text{çıkış}} = [1111001111011011]$$

Burada  $A_{\text{çıkış}}$ 'in ikinci bit'i doğru olarak hatırlanmamıştır. Verilen data çiftleri için doğru öğrenme koşulunu kolayca kontrol edebiliriz:

$$\begin{aligned} H(A_1, A_2) &= 3 \\ H(A_1, A_3) &= 6 \\ H(A_1, A_4) &= 6 \end{aligned}$$

Tüm Hamming uzaklıkları  $n/2$ 'den küçük olduğu için  $\hat{n}$ 'yü 0 olarak tayin ederiz.  $\hat{n} = 0$  durumundaki doğru öğrenme koşuluna dayanılarak yukarıdaki Hamming uzaklıklarının toplamı 16 dan büyük olmalıdır. Bu nedenle verilen data çiftleri mükemmel hatırlama için yeter koşulu sağlayamaz [9].

### 3-7 ÇİFT KUTUPLU MODUN İKİLİ MODA GÖRE ÜSTÜNLÜĞÜ

Çift-yönlü ilişkili bellekde çift kutuplu modun ikili moda göre daha uygun olmasının temel nedeni şudur: İkili paternlerin içindeki sıfırların, ekleme yapıldığında görmemezlikten gelinmesi fakat çift kutuplu paternlerdeki -1 lerin böyle olmamasıdır.  $1 + 0 = 1$  fakat  $1 + (-1) = 0$  dir. Eğer sayılar sinaptik güçleri temsil eden matris elemanları ise, ikili (binary) sayıların çarpımı ve toplamı sadece uyarıcı bağlantılar yada sıfır ağırlık bağlantıları üretir. Oysa çift kutuplu (bipolar) sayıların çarpımı ve toplamı uyarıcı ve yasaklayıcı bağlantılar üretir.

Elimizde çift kutuplu modla oluşturulmuş  $M$  bellek matrisi ve  $A$  giriş vektörü varken,  $A$  ile  $M$  'in vektör çarpımını mı, yoksa  $X$  ( $A$ 'nın çift kutuplu moddaki gösterimi) ile  $M$  'in vektör çarpımını mı yapmalıyız? Genel olarak, durum vektörlerinin ikili mi, çift kutuplu kodlamasını mı kullanmalıyız?

Ortalama olarak çift kutuplu kodlama daha iyidir.

$$AM = (AX_j^T)Y_j + \sum_{i < j} (AX_i^T)Y_i \quad i=1 \dots m$$

Burada  $H(A, A_j)$ ,  $A$  ile  $A_j$  arasındaki Hamming uzaklığıdır.  $X_i$ , ikili moddaki  $A_i$  'nin çift kutuplu moda dönüşümüdür. Yani  $X_i$ , 0 ların yerini -1 alan  $A_i$  dir. Burada  $A$ ,  $A_j$  ye diğer tüm depolanmış  $A$  paternlerinden daha yakındır. Daha öncede belirtildiği gibi, yukarıdaki eşitliğin sağ tarafındaki ilk terim sinyal terimi ve ikinci terim gürültü terimidir. Parantezli terimler,  $a_i = AX_i^T = X_i A^T$  noktasal çarpımlardır. Bu nedenle yukarıdaki eşitlik, depolanmış

çıkış paternlerinin lineer bileşimi olarak yazılabilir:

$$AM = a_j Y_j + \sum a_i Y_i \quad i < j \quad i=1 \dots m$$

$Y_j$  yi kuvvetlendirmek için  $a_j$  ,  $Y_i$  yi düzeltmek için  $a_i$  isteriz. Eğer  $H(A, A_1) > n/2$  ise  $A$  ,  $A_1^c$  'ye ( $A_1$  'nin komplementine)  $A_1$  den daha yakındır. Buradan  $a_i < 0$  istediğimiz için,  $Y_i$   $Y_1^c$  'ye dönüştürülebilir. Eğer  $H(A, A_1) < n/2$  ise  $A$  ,  $A_1$  ye  $A_1^c$  den ,daha yakındır. Böylece  $a_i > 0$  olmasını isteriz. Eğer  $H(A, A_1) = n/2$  ise  $A$  ,  $A_1$  ile  $A_1^c$  arasında eşit uzaklıkta bir yerdedir ve böylece  $a_i = 0$  olmasını isteriz. Eğer  $Y_i = X_i$  ve  $M$  öz-ilişki matrislerinin toplamı ise bu istekler (koşullar) kayıtsız şartsız geçerlidir.

Eğer  $M$  ile  $A$  'nın çift kutuplu dönüşümü  $X$  'in vektör çarpımını yaparsak, şunu elde ederiz:

$$XM = x_j Y_j + \sum x_i Y_i \quad i < j \quad i=1 \dots m$$

Burada  $x_i = XX_i^T$  dir. Yine  $H(A, A_1) > n/2$  için  $x_i < 0$  ,  $H(A, A_1) < n/2$  için  $x_i > 0$  ve  $H(A, A_1) = n/2$  için  $x_i = 0$  olmasını isteriz.

Çift kutuplu kodlama, terimlerin güçlerinde ve düzeltme katsayılarının işaretlerinde, ikili kodlamadan daha iyidir. Şu avantajlarını sıralayabiliriz:

- 1)  $H(A, A_1) > n/2$  iken  $x_i < a_i$
- 2)  $H(A, A_1) < n/2$  iken  $x_i > a_i$
- 3)  $H(A, A_1) = n/2$  iken her zaman  $x_i = 0$  dır.

Sonuçta istenilen istekler (koşullar) ortalama olarak çift kutuplu modda daha iyi sağlanır [1].

### 3-8 ÇYİB'İN PERFORMANSINI ÖĞRENMEME İLE GELİŞTİRME

Burada Kosko'nun ileri sürdüğü ÇYİB'in kapasitesini ve gürültü toleransını geliştirmeyi hedefleyen bir kodlama yönteminden bahsedeceğiz. Bu yöntemle, depolanacak patern çiftlerine tekabül eden enerji minimumları arttırılır ve eşzamanlı olarak istenmeyen yada süpriz durumlar yok edilir. Bu metod, istenilen bölgelerde lokal minimumlara teşvik etmesi nedeniyle, literatürlerde tanımlanmış olan çoklu eğitim işleminin genişlemesidir. Ek olarak enerji ifadesindeki öğrenmeme terimide, süpriz durumları yoketmek için mevcuttur. Nöron ağını kurmak için süpriz durumlar ve parametre değerleri deneysel olarak belirlenir. Bu konu üzerine yapılmış bilgisayar simülasyonları sonucunda, öğrenmeme , ağıın depolama kapasitesinde ve tek başına çoklu eğitimle başarılamayacak seviyede gürültü toleransındaki artış elde edilmiştir.

Bilindiği gibi Kosko'nun kolama metodu her bir eğitilmiş çifte karşı düşen bir lokal minumum yaratmayı sağlamaz. Dolayısıyla özel bir çift için bile hatırlanma garantisi yoktur. Çoklu eğitim metodu depolanan özel vektör çiftlerine tekabül eden bir enerji minimumuna neden olmasına rağmen bu, ağıın, o çiftten kısa bir Hamming uzaklıkta bulunan süpriz minimuma yakınsamasını önlemez. Burada ele alınan öğrenmeme veya iptal işlemi bu gibi süpriz minimumların yok edilmesine olanak verir. Youn ve Kak , Hopfield tek-yörlü öz-ilişkilisinin performansını geliştirmek için öğrenmeme (unlearning) tekniğini

uygulamışlardır. İstenilen durumlar için ağırlık matrisi, önce Kosko'nun ÇYİB metodu ile aynı düzende, dış çarpımların toplamı yardımıyla belirlenir. Süpriz durumlar, her bir ideal istenilen durumların Hopfield modelinde giriş olarak kullanılmasıyla belirlenir. İstenilen durumların komplementi olmayan bunlar, dış çarpımlarının bir öğrenmeme oranı ile çarpılıp, ağırlık matrisinden çıkarılması sayesinde öğrenilmez. Eş zamanlı olarak istenilen durumları arttırmak için hiç bir çalışma yapılmazsa bir kaç öğrenmeme saykılından (iterasyonundan) sonra performans küçülecektir. Öğrenmeme oranının seçimi çok kritiktir. Büyük değerlerinin, ağırlık matrisinin kararlı duruma yakınsamasını önleyen sonsuz döngülere neden olduğu kaydedilmiştir. İstenilen durumların çoklu eğitiminin, süpriz durumları öğrenmemeye birleşimi sayesinde ve eğitim ile öğrenmeme faktörlerinin tamsayı değerlerinin seçimiyle, başarılı depolama ve hatırlamanın olacağı belirlenmiştir.

Genel olarak S süpriz durumun var olduğu, N vektör çiftini depolamak için öğrenmeme kodlama metodu aşağıdaki gibi bir ağırlık matrisi gerektirir:

$$\text{Mus} = \sum_{k=1 \dots N} q_k X_k^T Y_k - \sum_{s=1 \dots S} q_{ss} X_{ss}^T Y_{ss}$$

Burada  $(X_k, Y_k)$  depolanacak paternler ve  $(X_{ss}, Y_{ss})$  ler süpriz durumlardır.  $q_k$  ve  $q_{ss}$  sırasıyla çoklu eğitim ve öğrenmeme faktörleridir. Bunların değerleri deneysel olarak belirlenmelidir [11].

BÖLÜM 4

BİLGİSAYAR SİMULASYONU

4-1 BİLGİSAYAR PROGRAMININ ÇALIŞTIRILMASI VE YAPTIĞI İŞ

Bu program, Kosko'nun modeli, çoklu eğitim modeli ve yüksek-dereceli ÇYİB modeli olarak çalışabilir. Girilen bir vektör ve seçilen bir ÇYİB modeli ile girdiğimiz vektöre en yakın bir vektör çiftini elde edebiliriz.

Programda, her birinin boyutu  $n$  (A için) ve  $p$  (B için) olan  $N$  tane vektör çifti giriş olarak alınır. Pointer depolama yapısı kullanıldığı için  $N$ ,  $n$  ve  $p$  değiştirilebilir. İstenildiği zaman yeni vektör çiftleri girilebilir. Başlangıç olarak vektör çifti sayısı, A ve B vektörlerinin uzunlukları programa verilir. Sonra program bunları kullanarak, klavyeden vektörleri alır. İstenildiği takdirde yeni bir eğitim çiftini girmek istemediğimizi program başlarken sorulan soruya h (hayır) diyerek belli edebiliriz. Bu durumda giriş dosyasında, vektör listesi pointerında depolanmış olan vektörleri kullanırız. Sonra seçilen kodlama yöntemine göre bir ilişki matrisi oluşturulur. Bu matris yardımıyla çiftlerin enerjileri hesaplanabildiği gibi klavyeden girilen bir vektöre en yakın gelen vektör ve onun eşi yani vektör çifti bulunabilir. Üçüncü yani yüksek-dereceli metodda bir ilişki matrisi oluşturulmaz. Bunda direk depolanan çiftler ve girilen vektör yardımıyla, vektör çifti hatırlanır.

Programda tip hatasının önlenmesi için tüm girişler kontrol edilir. Bir hata söz konusu ise klavyeden

giriş yapan kişi uyarılır. Eger ilk olarak Çoklu eğitim metodu seçildiyse, Kosko'nun metoduna dönüş olamaz. Fakat tersi söz konusudur. Yani her iki methodlada işlem yapılmak isteniyorsa önce Kosko metodunu kullanmak gerekir. Çoklu eğitim tüm vektör çiftleri minimum noktaya varıncaya yada 1000 adım atılincaya kadar devam ettirilir. Yüksek-dereceli metod her zaman kullanılabilir. Bu methodda hatırlama ise ya iki iterasyon sonucunda aynı vektör elde edilinceye kadar yada 20 iterasyon tamamlanıncaya kadar devam eder. İşlemlerden sonra çıkışlar hem ekrana hemde çıkış dosyasına yazılır.



4-2

## BİLGİSAYAR PROGRAMININ YAPISI

Bu program modüler yapıda yazılmıştır. Toplam olarak 23 tane prosedürü içermektedir. Aşağıda her bir prosedürün görevi açıklanmıştır.

1- Input-check prosedürü : Bu prosedür tip (yazılım) hatalarını önlemek için girişleri kontrol eder. Hatalı giriş varsa uyarır. Girişler karakter olarak okunur ve sonra tamsayıya dönüştürülür. Burada başka bir prosedüre dallanma yoktur.

2- Rread1 prosedürü : Bu prosedür klavyeden girilen o elemanlı (yani n yada p boyutlu) j tane (yani N tane) vektörü okur ve onları giriş vektör dosyasına yazar. Aynı zamanda input-check prosedürünü kullanır.

3- Rread prosedürü : Bu prosedür o elemanlı (n yada p boyutlu) bir vektörü giriş dosyasından okur ve bunları, listenin başındaki bir başlangıç pointeri ile pointer listesine depolar. Başka bir prosedür kullanmaz.

4- Listvector prosedürü : Bu j (yada N) tane vektörden oluşan bir liste oluşturur. Buradaki her bir vektör o (n yada p) elemana sahiptir ve listenin başlangıcı bir başlangıç pointeri ile gösterilir. Rread prosedürünü kullanır.

5- Wr\_arr prosedürü : Bu, karakter dizisini (string) çıkış dosyasına yazar. Başka prosedür kullanmaz.

6- Wr\_int prosedürü : Bu prosedür tamsayı şeklindeki sayıları karakter tipine dönüştürür ve çıkış dosyasına yazar. Başka prosedür kullanmaz.

7- Wmatrix prosedürü : Mat pointeri ile gösterilen ilişki matrisini bulur. Bu matris Y vektörlerinin, X vektörlerini transpozeler ile çarpımlarının toplamıdır. Başka prosedür kullanmaz.

8- Energy prosedürü : Bu prosedür,  $-X * Matrix * Y$ 'nin transpozesi şeklindeki enerjiyi bulur. Başka prosedür kullanmaz.

9- Wwrite prosedürü : Bu prosedür, ilişki matrisini çıktı dosyasına ve ekrana yazar. Başka prosedür kullanmaz.

10- Energydif prosedürü : Bu, hatırlama işleminin iki adımında hesaplanmış olan, önceki ve yeni enerji farkını bulup, minimumda oluşacak kararlı bir enerjiye ulaşmaya çalışır. Bu arada bir önceki ve o anki enerji eşit olur. E olarak enerji prosedürünü kullanır.

11- Multi\_train prosedürü : Burada, çoklu eğitimin uygulandığı çift adına, ilişki matrisine  $X^T * Y$  eklenir. Başka prosedür kullanılmaz.

12- Test\_1\_hamming prosedürü : Bu prosedür, X ve Y den oluşan bir vektör çiftinin bir Hamming uzaklıktaki vektörlerini kontrol eder. Amaç bu çiftten daha düşük bir enerjiye sahip bir vektör çiftinin mevcut olup olmadığının kontrolüdür. Eğer bu şekilde bir vektör varsa asıl çiftimizde değiştirilmesi gereken bitlerin yeri belirlenir Enerji prosedürünü kullanır.

13- Multi\_process prosedürü : BU prosedür, Kosko algoritmasına göre oluşturulmuş olan ilişki matrisi ile X ve Y vektör listesini giriş olarak alır. Eğer özel

ciftin minimum enerjisine ulasılmadiysa, bu matris için, her bir adımda  $X^T * Y$  'yi ilave eder. Çoklu eğitim adımları bu prosedürde en çok 1000 adımdır. Bu prosedür ek olarak, Test\_1\_hamming ve Multi\_train prosedürlerini kullanır.

14- Recall prosedürü : Bu prosedür bir başlama vektörü ve ilişki matrisi verildiğinde, bir vektör çiftini hatırlamak için kullanılır. Energydif prosedüründe kullanır.

15- Write\_vector prosedürü : Bir vektörü ekrana ve çıkış dosyasına yazar. Wr\_int prosedürünü kullanır.

16- Rec\_read1 prosedürü : Bu prosedür, o elemanlı bir vektörü okur ve hatırlama işlemi (Recall prosedürü) için bunun giriş kabul edileceği bir dosyaya yazar. Input\_check prosedürünü kullanır.

17- Rec\_read prosedürü : Bu, Kosko veya Çoklu Eğitim kodlama metodu ile oluşturulmuş ilişki matrisi için bir vektör çiftini hatırlar. Rread, Wr\_arr, Write\_vector ve Recall prosedürlerini kullanır.

18- High\_Recall1 prosedürü : Bu prosedür, başlangıç olarak girilen bir vektör için, yüksek düzen metodu ile vektör çiftinin hatırlanmasını sağlar. Başka bir prosedür kullanmaz.

19- High\_Recall prosedürü : Bu prosedür, yüksek düzen metodunu kullanmak üzere, girilen bir vektörü bir dosyaya, high\_recall1 prosedüründe gerekli olan giriş olarak yazar ve hatırlama işlemi dönüşünde vektör çiftini yazdırır. High\_Recall1, Rread1, Write\_vector prosedürlerini kullanır.

20- Disp2 prosedürü : Bu prosedür pointerlerin bellek bölgesinde gösterdiği alanlara geri döner. Amaç daha sonra bunların kullanılabilmesidir. Başka prosedür kullanılmaz.

21- Disp1 prosedürü : Bu prosedür pointerlerin bellek bölgesinde gösterdiği alanlara geri döner. Amaç daha sonra bunların kullanılabilmesidir. Disp2 prosedürü kullanılır.

22- Disp prosedürü : Bu prosedür, programdan çıkarken pointerlerin bellek bölgesinde gösterdiği alanlara geri döner. Amaç daha sonra bunların kullanılabilmesidir. Disp1 ve Disp2 prosedürünü kullanır.

23- Menu prosedürü : Bu prosedür, kullanıcı ile çevre arasındaki haberleşmeyi sağlar. Ayrıca, Input\_check, Rread, Listvector, Wr\_arr, Wwrite, Wmatrix, Multi\_process, Rec\_read1, Rec\_read, Energy, High\_Recall1, High\_Recall ve Disp prosedürlerini kullanır.[12]

Bilgisayar simülasyonunda üç örnek ele alınmıştır. Bunlardan ilk ikisinin sadece Kosko'nun metodu ve yüksek dereceli metod için karşılaştırılmaları yapılabilmektedir. Çünkü alınan eğitim setleri ile tüm eğitim çiftlerini hatırlayabilecek çoklu eğitimli ilişki matrisi, programımızda makul bir süre içerisinde elde edilememiştir. Fakat üçüncü örnekte bu sağlanmış ve her üç metodun karşılaştırılması yapılmıştır.

ÖRNEK 1 :

Bu örnekte  $n=20$  ve  $p=9$  olan 4 eğitim çiftimiz var. Bunlar :

$$A_1 = [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]$$

$$A_2 = [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]$$

$$A_3 = [1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]$$

$$A_4 = [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]$$

$$B_1 = [1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0]$$

$$B_2 = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1]$$

$$B_3 = [0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 1]$$

$$B_4 = [1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0]$$

Bu eğitim çiftleri ele alınarak, tüm A vektörleri ve bunlardan 1 Hamming, 2 Hamming, 3 Hamming uzaktaki vektörler giriş olarak alınıp ağa uygulanmıştır. Sonuçlar aşağıda tablo halinde verilmiştir. Burada aradaki 1 Hamming uzaklık için kastedilen, herhangi bir A vektörü ve bu vektörden herhangi bir biti farklı olan bir  $A_x$  vektörüdür.

Kosko'nun CYIB Modeli için hatırlama yüzdeleri:

---

Kendisini	1 Hamming uzaklık (20 durum)	2 Hamming uzaklık (190 durum)	3 Hamming uzaklık (1140 durum)
A <sub>1</sub> Hatırlamadı	% 0	% 0	% 0
A <sub>2</sub> Hatırladı	% 100	% 100	% 100
A <sub>3</sub> Hatırlamadı	% 0	% 0	% 0
A <sub>4</sub> Hatırladı	% 100	% 86	% 76

---



İkinci Dereceden CYIB Modeli için hatırlama yüzdeleri:

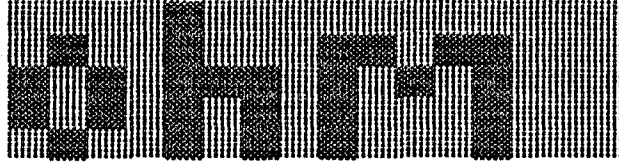
---

Kendisini	1 Hamming uzaklık (20 durum)	2 Hamming uzaklık (190 durum)	3 Hamming uzaklık (1140 durum)
A <sub>1</sub> Hatırladı	% 75	% 74	% 68
A <sub>2</sub> Hatırladı	% 100	% 100	% 98
A <sub>3</sub> Hatırladı	% 75	% 28	% 0
A <sub>4</sub> Hatırladı	% 100	% 100	% 96

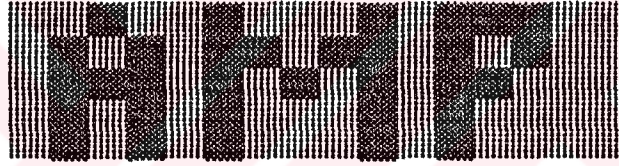
---

ÖRNEK 2 : Bu örnekte  $n=80$  ve  $p=64$  olan üç eğitim çifti seti ele alınmıştır. Bunlar; ohm-R, amp-A, volt-V . Aşağıda bu çiftler verilmiştir. Bunların sadece Kosko'nun modeli ve yüksek dereceli ÇYIB modeli yönünden karşılaştırılmaları yapılmıştır.

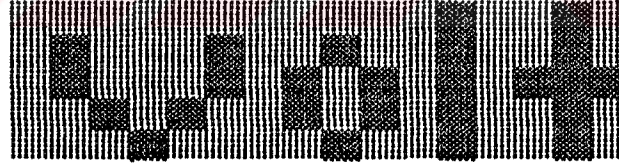
Burada  0'ı,  ise 1'i temsil etmektedir.



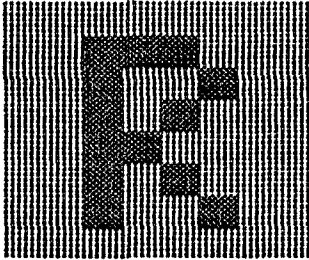
A<sub>1</sub>



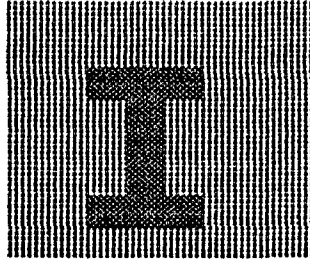
A<sub>2</sub>



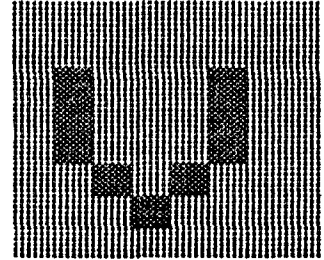
A<sub>3</sub>



B<sub>1</sub>



B<sub>2</sub>



B<sub>3</sub>

Yukarıdaki eğitim çiftlerinin her bir A vektörü sırasıyla Kosko'nun ÇYIB modeli ve ikinci dereceden ÇYIB modeline giriş olarak uygulanmıştır. Kosko'nun modeli için çıkışta hiç bir çift doğru olarak hatırlanmaz iken ikinci dereceden ÇYIB modeli ile tüm çiftler doğru olarak hatırlanmıştır. Yine bu  $A_1$ ,  $A_2$  ve  $A_3$  vektörlerinin 1 Hamming uzaklığındaki ( $80 \times 3 = 240$  tane vektör) vektörler bu modellere giriş olarak uygulanmıştır. Sonuç olarak Kosko'nun modeli yine hiçbirini hatırlamayıp %0 başarı gösterirken, ikinci dereceden ÇYIB modeli tüm bu hatalı A giriş vektörlerine karşı doğru olan eğitim çiftlerini hatırlayarak %100 başarı sağlamıştır.

ÖRNEK 3 :

Bu son örnekte ise  $n=p=9$  olan aşağıdaki üç çiftin, Kosko'nun ÇYIB modeli, Çoklu eğitilmiş ÇYIB modeli ve ikinci dereceden ÇYIB modeli için karşılaştırılmaları yapılmıştır. Sırasıyla  $A_1$ ,  $A_2$ ,  $A_3$  ve bunlardan 1 Hamming, 2 Hamming, 3 Hamming uzaklıktaki vektörler giriş olarak her bir modele uygulanmış ve alınan sonuçlar aşağıda tablolar halinde verilmiştir. Ayrıca örnek olması amacıyla,  $A_1$  ve bundan 1 Hamming uzaktaki vektörlerin bilgisayar programına giriş olarak uygulanması ve bundan elde edilen (her üç model için) çıktılar tablolardan sonra verilmiştir.

$$A_1 = [1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0]$$

$$B_1 = [1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0]$$

$$A_2 = [0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1]$$

$$B_2 = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1]$$

$$A_3 = [1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 1]$$

$$B_3 = [0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 1]$$

Kosko'nun CYIB Modeli için hatırlama yüzdeleri:

---

Kendisini	1 Hamming uzaklık (9 durum)	2 Hamming uzaklık (36 durum)	3 Hamming uzaklık (84 durum)
A <sub>1</sub> Hatırladı	% 56	% 25	% 36
A <sub>2</sub> Hatırlamadı	% 0	% 0	% 0
A <sub>3</sub> Hatırladı	% 67	% 84	% 36

---

Çoklu Eğitimli CYIB Modeli için hatırlama yüzdeleri:

---

Kendisini	1 Hamming uzaklık (9 durum)	2 Hamming uzaklık (36 durum)	3 Hamming uzaklık (84 durum)
A <sub>1</sub> Hatırladı	% 89	% 70	% 65
A <sub>2</sub> Hatırladı	% 56	% 70	% 48
A <sub>3</sub> Hatırladı	% 56	% 14	% 0

---

İkinci Dereceden ÇYİB Modeli için hatırlama yüzdeleri:

Kendisini	1 Hamming uzaklık (9 durum)	2 Hamming uzaklık (36 durum)	3 Hamming uzaklık (84 durum)
A <sub>1</sub> Hatırladı	% 89	% 78	% 83
A <sub>2</sub> Hatırladı	% 56	% 0	% 0
A <sub>3</sub> Hatırladı	% 100	% 84	% 36

Sonuç olarak, bu örneklerin bilgisayar simülasyonu sonuçlarını daha kısa ifade edecek olursak ilk örnek için Kosko'nun metodu yanlış girilen 4050 tane giriş için (yani çeşitli Hamming uzaklıklardaki girişlerden) %59, İkinci dereceden ÇYİB modeli ise %89 başarı sağlar. Burada başarıdan kastedilen, çıkışta her iki vektöründe (A,B), doğru olarak hatırlanmasıdır. İkinci örnekte girilen 240 tane hatalı giriş için Kosko'nun modeli %0, İkinci dereceden ÇYİB modeli ise %100 başarı sağlamıştır. Son örnekte ise toplam 387 tane hatalı girişlere karşı Kosko'nun modeli %32, Çoklu Eğitimli ÇYİB modeli %42 ve İkinci Dereceden ÇYİB modeli %45 başarı elde etmiştir.

Aşağıda örnek olması amacıyla, üçüncü örnekteki A<sub>1</sub> vektörünün birer Hamming uzaklığındaki vektörler (hatalı vektörler) her üç modele giriş olarak uygulanmış ve bilgisayardan alınan çıktılar verilmiştir.

EGİTİLECEK "A" VEKTÖRLERİ (BIPOLAR FORM)

1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1
-1	1	1	1	-1	-1	1	1	1
1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1

EGİTİLECEK "B" VEKTÖRLERİ (BIPOLAR FORM)

1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1
1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1
-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1

KOSKO METODU SONUÇLARI

İLİŞKİ MATRİSİ (KOSKO ALGORİTMASI)

-1	3	1	1	-1	-1	1	1	-1
1	-3	-1	-1	1	1	-1	-1	1
-1	-1	-3	1	-1	-1	1	-3	3
3	-1	1	-3	-1	-1	-3	1	-1
-1	3	1	1	-1	-1	1	1	-1
-1	3	1	1	-1	-1	1	1	-1
1	-3	-1	-1	1	1	-1	-1	1
-1	-1	-3	1	-1	-1	1	-3	3
-1	-1	-3	1	-1	-1	1	-3	3

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1	0	0	1	1	1	0	0	0
---	---	---	---	---	---	---	---	---

İTERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

0 0 0 1 1 1 0 0 0

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 1 0 1 1 1 0 0 0

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 1 1 1 1 0 0 0

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 0 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

0 1 1 1 0 0 1 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 0 1 1 0 0 0

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 0 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

0 1 1 1 0 0 1 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 1 0 1 0 0 0

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 1 1 0 0 0 0

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 1 1 1 1 0 0

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 1 1 1 0 1 0

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 0 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

0 1 1 1 0 0 1 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 1 1 1 0 0 1

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 0 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

0 1 1 1 0 0 1 1 0

ÇOKLU EĞİTİM METODU

İLİŞKİ MATRİSİ (ÇOKLU EĞİTİM)

-1	5	3	1	-1	-1	1	3	-3
1	-5	-3	-1	1	1	-1	-3	3
-1	-3	-5	1	-1	-1	1	-5	5
5	-1	1	-5	-3	-3	-5	1	-1
-1	5	3	1	-1	-1	1	3	-3
-1	5	3	1	-1	-1	1	3	-3
1	-5	-3	-1	1	1	-1	-3	3
-1	-3	-5	1	-1	-1	1	-5	5
-1	-3	-5	1	-1	-1	1	-5	5

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 1 1 1 0 0 0

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

0 0 0 1 1 1 0 0 0

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 1 0 1 1 1 0 0 0

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 1 1 1 1 0 0 0

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 0 1 1 0 0 0

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 0 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

0 1 1 1 1 1 1 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 1 0 1 0 0 0

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 1 1 0 0 0 0

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 1 1 1 1 0 0

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 1 1 1 0 1 0

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 1 1 1 0 0 1

ITERASYON SAYISI :

2

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

YUKSEK DERECE METODU

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 1 1 1 0 0 0

YUKSEK DERECELİ ÇYİB SONUÇLARI :

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

0 0 0 1 1 1 0 0 0

YUKSEK DERECELİ ÇYİB SONUÇLARI :

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 1 0 1 1 1 0 0 0

YUKSEK DERECELİ ÇYİB SONUÇLARI :

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 1 1 1 1 0 0 0

YUKSEK DERECELİ ÇYİB SONUÇLARI :

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 0 1 1 0 0 0

YUKSEK DERECELİ ÇYİB SONUÇLARI :

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

0 1 1 1 0 0 1 1 1

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 0 0 0 0 0 0 0 1

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 1 0 1 0 0 0

YUKSEK DERECELİ ÇYİB SONUÇLARI :

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 1 1 0 0 0 0

YUKSEK DERECELİ ÇYİB SONUÇLARI :

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 1 1 1 1 0 0

YUKSEK DERECELİ ÇYİB SONUÇLARI :

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 1 1 1 0 1 0

YUKSEK DERECELİ ÇYİB SONUÇLARI :

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :

1 0 0 1 1 1 0 0 1

YUKSEK DERECELİ ÇYİB SONUÇLARI :

HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:

1 0 0 1 1 1 0 0 0

HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:

1 1 1 0 0 0 0 1 0

BÖLÜM 5

SONUÇ

Yapay nöron ağlarının temel konularından biri olan çift-yönlü ilişkili belleğin uygulama alanları genel olarak patern ve ses tanıma işlemleridir. Bu çalışmada ÇYIB için üç kodlama yöntemi üzerinde durulmuştur. İlk iki kodlama yönteminde yani Kosko'nun ÇYIB modeli ve Çoklu Eğitimli ÇYIB modelinde önce bir ilişki matrisi oluşturulmuştur. Daha sonra bu matrisden yararlanarak girilen bir vektöre karşı düşen vektör çiftinin hatırlanması sağlanmıştır. Üçüncü kodlama yöntemi olan yüksek dereceden ÇYIB'de ise istenilen dereceye ve eğitim çiftlerine bağlı olarak çıkışta yine girilen vektöre karşı düşen çift elde edilir. Yapılan bilgisayar simülasyonu örneklerinde bu derece 2 alınmış ve sonuçta en iyi performansın, bu yöntemle, daha sonra Çoklu Eğitim yöntemiyle ve en son olarak Kosko'nun yöntemi ile alındığı belirlenmiştir.

Burada tek yönlü ilişkili bellek yerine çift-yönlü ilişkili bellek kullanılmasının temel nedeni, ÇYIB'in daha küçük bir ilişki matrisi ile hatırlamayı sağlayabilmesidir. Bir diğer üstünlüğü ise tek yönlü ilişkili bellekte girilen vektöre (A yada hatalı A'ya) karşı tek bir vektör (doğru A) hatırlanabilirken, ÇYIB'de hem A hem de B olmak üzere iki vektör birden hatırlanabilir.

BILGISAYAR  
PROGRAMI



```
program cyib(input,output);
uses crt,dos;
type
  vectorpointer=^vector;
  vector=record
    col,j,v:longint; { v=j pozisyonundaki vektörün eleman değeri }
    next:vectorpointer
  end;
  veclistpointer=^veclist;
  veclist=record
    { matris tipi,n=satırın sayısı,vv=matrisin }
    vv:vectorpointer; { satır sayısında=count daki }
    count,n:longint; { ilk pointer elemanı }
    nnext:veclistpointer
  end;
  arr_type=packed array[1..41] of char;
  fil_type=file of longint;
var
  out:file of char;
  arr1,arr2,arr3,arr4,arr5,arr6,arr7,arr9,arr10,arr11,arr12,arr13:arr_type;
  vec_flag1,vec_flag2:file of boolean;
  vectors1,vectors2:fil_type;
  an8,bn8,an9,bn9,a,b,aa,bb,lp,lo: vectorpointer;
  ddii,c,d,e,ffn,ff,matrix,xxlist,yylist,pp,qq:veclistpointer;
  px,py,jj,oo,eee,coun,eeoi,iii,uij,ooo:longint;
  fla1,fla2:boolean;
  cchh:char;

procedure input_check(chra:char;
                     var intg:longint);
var
  l,lm:longint;
begin
  l:=0;
  lm:=100;
  while ord(chra)<>13 do
  begin
    if ((ord(chra)<48)or(ord(chra)>57)or(lm=0)) then
    begin
      { giriş geçerli tamsayı değil }
      readln;
      writeln(' GEÇERLİ GİRİŞLER = 1000 DEN KÜÇÜK TAMSAYILAR ');
      writeln(' YENİ GİRİŞ :');
      read(chra);
      l:=0;
      lm:=100;
    end;
    l:=l+(ord(chra)-48)*lm;      { karakteri tamsayıya dönüştürme }
    lm:=trunc(lm/10);
    read(chra);
  end;
  while lm<>0 do
  begin
    l:=trunc(l/10);
```

```
    lm:=-trunc(lm/10);
end;
intg:=1;
read(chra);
end;
```

```
procedure rread1 (j,o:longint);
var
  i,l,k:longint;
begin
  flal:=true;
  for i:=1 to j do
    begin
      writeln('VEKTÖRÜ GIRİN (0 veya 1)');
      for l:=1 to o do
        begin
          read(cchh);          { vektor okuma }
          input_check(cchh,k);  { tip kontrolu }
          while ((k>0)and(k<>1)) do
            begin
              writeln('0 veya 1 GIRİN'); { geçerli bir tamsayı değil }
              read(cchh);
              input_check(cchh,k);
            end;
          write(vectors1,k);      { giriş vektör dosyasına yazma }
        end;
      end;
    end;
  end;
```

```
procedure rread (o:longint;
  var pvec:vectorpointer;
  var vect:fil_type);
var
  l,k:longint;
begin
  for l:=1 to o do
    begin
      read(vect,k);          { dosya okuma }
      if k=0 then
        k:=-1;
      pvec^.v:=k;
      pvec^.j:=1;
      pvec^.col:=o;
      if l<>o then
        begin
          new(a);
          pvec^.next:=a;      { yeni pointer yaratma }
          pvec:=a;
        end;
    end;
  end;
```

```
pvec^.next:=nil;  
end;
```

```
procedure listvector(j,o:longint;  
                    var lvec:veclistpointer);
```

```
var  
  l:longint;  
begin  
  for l:=1 to j do  
  begin  
    new(b);  
    bb:=b;  
    rread(o,b,vectors1);    { vektör okuma }  
    lvec^.vv:=bb;  
    lvec^.count:=1;  
    lvec^.n:=j;  
    if l<>j then  
    begin  
      new(c);                { yeni vectorpointer yaratma }  
      lvec^.nnext:=c;  
      lvec:=c  
    end;  
  end;  
  lvec^.nnext:=nil  
end;
```

```
procedure wr_arr(arr:arr_type);
```

```
var  
  i:longint;  
begin  
  for i:=1 to 2 do  
  begin  
    cchh:=chr(13);  
    write(out,cchh);    { carriage return }  
    cchh:=chr(10);      { new line }  
    write(out,cchh);  
  end;  
  for i:=1 to 41 do  
  write(out,arr[i]);    { çıkış dosyasına yazma }  
  for i:=1 to 2 do  
  begin  
    cchh:=chr(13);  
    write(out,cchh);  
    cchh:=chr(10);  
    write(out,cchh);  
  end;  
end;
```

```
procedure wr_int(numb:longint);
var
  ccou,ccvv,i,l,j1,j2:longint;
begin
  ccou:=4;
  ccvv:=1;
  if numb<0 then
    ccou:=ccou-1;
  l:=10;
  while trunc(abs(numb/l))<>0 do
    begin
      l:=l*10;
      ccou:=ccou-1;
      ccvv:=ccvv+1
    end;
  l:=trunc(l/10);
  for i:=1 to ccou do
    begin
      cchh:=' ';           { karakterlerin formatı }
      write(out,cchh)
    end;
  if numb<0 then
    begin
      cchh:='-';
      write(out,cchh);    { çıkış dosyasına bir '-' yazma }
    end;
  numb:=abs(numb);
  for i:=1 to ccvv do
    begin
      j1:=trunc(numb/l);
      numb:=numb-l*j1;
      j2:=abs(j1);
      j2:=j2+48;
      cchh:=chr(j2);
      write(out,cchh);    { çıkış dosyasına dijitleri yazma }
      l:=trunc(l/10)
    end;
end;
```

```
procedure wmatrix(xlist,ylist:veclistpointer;
                  var mat:veclistpointer);
var
  bp,k,l,t:longint;
begin
  d:=mat;
  for l:=1 to xlist^.vv^.col do
    begin
      new(a);
      d^.vv:=a;
      for k:=1 to ylist^.vv^.col do
        begin
          a^.v:=0;
        end;
    end;
end;
```

```

a^.col:=ylist^.vv^.col;
a^.j:=k;
if k<>ylist^.vv^.col then      { tum elemanlari sifir }
begin                          { olan matris yaratma }
  new(b);
  a^.next:=b;
  a:=b
end
end;
a^.next:=nil;
d^.count:=1;
d^.n:=xlist^.vv^.col;
if l<>xlist^.vv^.col then
begin
  new(e);
  d^.nnext:=e;
  d:=e
end
end;
d^.nnext:=nil;
d:=mat;
for l:=1 to xlist^.n do
begin
  a:=xlist^.vv;                { iliski matrini bulma }
  b:=ylist^.vv;
  for t:=1 to xlist^.vv^.col do
begin
  aa:=d^.vv;
  bp:=a^.v;
  a:=a^.next;
  for k:=1 to ylist^.vv^.col do
begin
  aa^.v:=aa^.v+bp*b^.v;
  aa:=aa^.next;
  b:=b^.next
end;
end;
b:=ylist^.vv;
d:=d^.nnext
end;
xlist:=xlist^.nnext;
ylist:=ylist^.nnext;
d:=mat;
end
end; *
```

```

procedure energy(x,y:vectorpointer; mat:veclistpointer;
                 var ee:longint);
var
  z,g:longint;
begin
  ee:=0;
  d:=mat;
```

```
while x<>nil do
begin
  z:=x^.v;
  x:=x^.next;
  aa:=y;
  a:=d^.vv;
  g:=0;
  while aa<>nil do
  begin
    g:=g+aa^.v*a^.v;
    aa:=aa^.next;
    a:=a^.next;
  end;
  ee:=ee+z*g;
  d:=d^.nnext;
end;
ee:=-ee;
end;
```

```
procedure wwrite(wvec:veclistpointer);
var
  i:longint;
begin
  while wvec<>nil do
  begin
    a:=wvec^.vv;
    while a<>nil do
    begin
      wr_int(a^.v);          { çıkış dosyasına yazma }
      if ((a^.v>=0)and(a^.v<10)) then
        write(' ',a^.v)
      else
        write(' ',a^.v);
      a:=a^.next
    end;
    writeln;
    for i:=1 to 2 do
    begin
      cchh:=chr(13);        { carriage return }
      write(out.cchh);
      cchh:=chr(10);        { new line }
      write(out.cchh);
    end;
    wvec:=wvec^.nnext
  end;
  readln
end;
```

```
procedure energydif(ee:longint; x,y:vectorpointer; mat:veclistpointer;
  var flag:boolean;
  var gh:longint);
```

```
var
  fh:longint;
begin
  energy(x,y,mat.fh);
  gh:=fh;
  if fh-ee=0 then  { minimum enerjiye ulasildi }
  flag:=true
  else
  flag:=false;
end;
```

```
procedure multi_train(mulx,muly:vectorpointer;
                      var multm:veclistpointer);
```

```
var
  bp,k,l,t:longint;
  mula,mulb:vectorpointer;
begin
  d:=multm;
  mulb:=muly;
  for l:=1 to mulx^.col do
  begin
    mula:=d^.vv;
    for t:=1 to muly^.col do
    begin
      mula^.v:=mula^.v+mulx^.v*mulb^.v;
      mula:=mula^.next;
      mulb:=mulb^.next;
    end;
    d:=d^.nnext;
    mulx:=mulx^.next;
    mulb:=muly;
  end
end;
```

```
procedure test_1_hamming(vecx,vecy:vectorpointer;mat:veclistpointer;
                          var posx,posy,en,eoi:longint);
```

```
var
  l,minn,s:longint;
  veca:vectorpointer;
begin
  posx:=0;
  posy:=0;
  veca:=vecx;
  energy(vecx,vecy,mat,s);  { baslama enerjisini hesaplama }
  minn:=s; en:=s; eoi:=s;
  for l:=1 to vecx^.col do
  begin
    { X vektorunden bir hamming uzaktaki }
    veca^.v:=0-vecx^.v;  { vektorlerin testi }
    energy(vecx,vecy,mat,s);
    if s<minn then
```

```
begin
  en:=s;
  minn:=s;
  posx:=1
end;
veca^.v:=0-veca^.v;
veca:=veca^.next
end;
veca:=vecy;
for l:=1 to vecy^.col do
begin
  { Y vektöründen bir hamming uzaktaki }
  veca^.v:=0-veca^.v;      { vektörlerin testi }
  energy(vecx.vecy.mat,s);
  if s<minn then
  begin
    posx:=0;
    en:=s;
    minn:=s;
    posy:=1
  end;
  veca^.v:=0-veca^.v;
  veca:=veca^.next
end;
ecoi:=ecoi-en;
end;
```

```
procedure multi_process(mtx.mty:veclistpointer;
  var mtmat:veclistpointer);
```

```
var
  mta,mtb,mtd:veclistpointer;
  flag1:boolean;
  count,l,mtposx,mtposy,mten,mteoi:longint;
begin
  count:=0;
  mtd:=mtmat;
  flag1:=true;
  while ((flag1=true) and (count<1000)) do
  begin
    count:=count+1;
    flag1:=false;
    mta:=mtx; mtb:=mty;
    for l:=1 to mtx^.n do
    begin
      test_1_hamming(mta^.vv,mtb^.vv,mtd,mtposx,mtposy,mten,mteoi);
      if mteoi>0 then
      begin
        multi_train(mta^.vv,mtb^.vv,mtd);
        flag1:=true;
      end;
      mta:=mta^.nnext;
      mtb:=mtb^.nnext;
    end;
  end;
```

```
end;
writeln(count);
if count=1000 then
writeln('1000 ADIMLI ÇOKLU EGITIMDEN SONRA GARANTILI HATIRLAMA YOK');
end;
```

```
procedure recall(matt:veclistpointer;
                 axx,bxx:vectorpointer;
                 var aq,bq:vectorpointer;
                 var rrdf:longint);
```

```
var
  eeee,fff,i,j,klm,s,it:longint;
  ddq:veclistpointer;
  aaq,bbq,fbq,faaq,aaxq,bbxq,vvv:vectorpointer;
  con,flag:boolean;
begin
  it:=0;
  klm:=matt^.vv^.col;
  s:=matt^.n;
  aaxq:=axx;
  bbxq:=bxx;
  aaq:=aq;
  bbq:=bq;
  while aaxq<>nil do
  begin
    aaq^.v:=0;           { (a,b) iki boş vektor yaratma }
    bbq^.v:=0;
    aaq^.col:=s;
    bbq^.col:=klm;
    aaxq:=aaxq^.next;
    if aaxq<>nil then
    begin
      new(faaq);
      new(fbbq);
      aaq^.next:=faaq;
      bbq^.next:=fbbq;
      aaq:=faaq;
      bbq:=fbbq;
    end
    else
    begin
      aaq^.next:=nil;
      bbq^.next:=nil;
    end
  end;
  aaxq:=axx;
  bbxq:=bxx;
  con:=false;
  eeee:=0;
  while con=false do
```

```
begin
  ddq:=matt;
  bbq:=bq;
  for i:=1 to axx^.col do
    begin
      vvv:=ddq^.vv;
      for j:=1 to bxx^.col do
        begin
          bbq^.v:=bbq^.v+aaxq^.v*vvv^.v;
          bbq:=bbq^.next;
          vvv:=vvv^.next;
        end;
      bbq:=bq;
      ddq:=ddq^.nnext;
      aaxq:=aaxq^.next;
    end;
  bbq:=bq;
  for i:=1 to bxx^.col do
    begin
      if bbq^.v>=0 then bbq^.v:=1
      else bbq^.v:=-1;
      bbq:=bbq^.next;
    end;
  bbq:=bq;
  aaq:=aq;
  aaxq:=axx;
  ddq:=matt;
  for i:=1 to axx^.col do
    begin
      vvv:=ddq^.vv;
      for j:=1 to bxx^.col do
        begin
          aaq^.v:=aaq^.v+vvv^.v*bbq^.v;
          vvv:=vvv^.next;
          bbq:=bbq^.next;
        end;
      ddq:=ddq^.nnext;
      bbq:=bq;
      aaq:=aaq^.next;
    end;
  aaq:=aq;
  for i:=1 to axx^.col do
    begin
      if aaq^.v>=0 then aaq^.v:=1
      else aaq^.v:=-1;
      aaq:=aaq^.next;
    end;
  aaxq:=aq;
  bbxq:=bq;
  energydif(eeee,aaxq,bbxq,matt,con,fff); { iki adim }
  eeee:=fff; { arasindaki enerji farkını bulma }
  rrdf:=fff;
  it:=it+1;
end;
```

```
writeln('ITERASYON SAYISI:',it);
wr_arr(arr11);
wr_int(it);
writeln;
end;
```

```
procedure write_vector(aka:vectorpointer;ivq:longint);
var
  avq,bvq:longint;
begin
  bvq:=aka^.col;
  bvq:=bvq-ivq;
  for avq:=1 to bvq do      { vektör yazma }
  begin
    if aka^.v=1 then
    begin
      write(' 1');
      wr_int(1)
    end
    else
    begin
      write(' 0');;
      wr_int(0);
    end;
    aka:=aka^.next
  end;
  cchh:=chr(13);           { carriage return }
  write(out,cchh);
  cchh:=chr(10);          { new line }
  write(out,cchh);
  writeln;
  readln
end;
```

```
procedure rec_read1(o:longint);
var
  i,l,k:longint;
begin
  fla2:=true;
  writeln('VEKTÖRÜ GİRİN (0 veya 1)');
  for l:=1 to o do
  begin
    read(cchh);
    input_check(cchh,k);
    while ((k<>0)and(k<>1)) do      { yanlış giriş }
    begin
      writeln('0 veya 1 GİRİN');
      read(cchh);
      input_check(cchh,k);
    end;
  end;
```

```
        write(vectors2,k);          { dosyaya yazma }
    end
end;

procedure rec_read(o,si:longint;matt:veclistpointer;
                  var axx,bxx:vectorpointer);
var
    alp,alo,azz:vectorpointer;
    i:longint;
begin
    azz:=axx;
    reset(vectors2);
    read(vectors2,o);
    rread(o,azz,vectors2);    { A başlangıç vektörünü okuma }
    read(vectors2,si);
    close(vectors2);
    clrscr;
    writeln(arr4);
    wr_arr(arr4);
    azz:=axx;
    write_vector(azz,0);      { A başlangıç vektörünü yazma }
    new(azz);
    alp:=azz;
    new(azz);
    alo:=azz;
    bxx^.col:=si;
    recall(matt,axx,bxx,alp,alo,i); { vektör çiftini hatırlama }
    writeln(arr5);
    wr_arr(arr5);
    write_vector(alp,0);      { hatırlanan A vektörünü yazma }
    writeln(arr6);
    wr_arr(arr6);
    write_vector(alo,0)      { hatırlanan B vektörünü yazma }
end;

procedure high_recall1(k:longint; xxlist,yylist:veclistpointer;
                      exx,fxx:vectorpointer;
                      var eq,fq:vectorpointer);
var
    i,j,l,u,uk,s,it:longint;
    eeq,ffq,feeq,fffq,eexq,ffxq,h,hh,x,y,fh:vectorpointer;
    pp,qq:veclistpointer;
    bay:boolean;
begin
    pp:=xxlist;
    qq:=yylist;
    it:=0;
    eexq:=exx;
    ffxq:=fxx;
    eeq:=eq;
```

```
ffq:=fq;
while eexq<>nil do
begin
  eeq^.v:=0;
  ffq^.v:=0;
  eeq^.col:=xxlist^.vv^.col;
  ffq^.col:=yylist^.vv^.col;
  eexq:=eexq^.next;
  if eexq<>nil then
  begin
    new(feeq);
    new(fffq);
    eeq^.next:=feeq;
    ffq^.next:=fffq;
    eeq:=feeq;
    ffq:=fffq;
  end
  else
  begin
    eeq^.next:=nil;
    ffq^.next:=nil;
  end
end;
eexq:=exx;
ffxq:=fxx;
eeq:=eq;
ffq:=fq;
new(h);
hh:=h;
for i:=1 to yylist^.vv^.col do
begin
  new(fh);
  h^.col:=yylist^.vv^.col;
  h^.next:=fh;
  h:=fh;
end;
h:=hh;
bay:=false;
while ((bay=false) and (it<20)) do
begin
  for i:=1 to yylist^.vv^.col do
  begin
    h^.v:=ffq^.v;
    h:=h^.next;
    ffq:=ffq^.next;
  end;
  h:=hh;
  ffq:=fq;
  for i:=1 to xxlist^.n do
  begin
    x:=xxlist^.vv;
    u:=0;
    for j:=1 to xxlist^.vv^.col do
    begin
```

```
    u:=u+x^.v*eexq^.v;
    x:=x^.next;
    eexq:=eexq^.next;
end;
uk:=1;
for l:=1 to k do uk:=uk*u;
y:=yylist^.vv;
for j:=1 to yylist^.vv^.col do
begin
    ffq^.v:=ffq^.v+uk*y^.v;
    ffq:=ffq^.next;
    y:=y^.next;
end;
ffq:=fq;
eexq:=exx;
xxlist:=xxlist^.nnext;
yylist:=yylist^.nnext;
end;
xxlist:=pp;
yylist:=qq;
for i:=1 to yylist^.vv^.col do
begin
    if ffq^.v>0 then ffq^.v:=1
    else ffq^.v:=-1;
    ffq:=ffq^.next;
end;
ffq:=fq;
eeq:=eq;
for i:=1 to xxlist^.n do
begin
    y:=yylist^.vv;
    u:=0;
    for j:=1 to yylist^.vv^.col do
    begin
        u:=u+y^.v*ffq^.v;
        y:=y^.next;
        ffq:=ffq^.next;
    end;
    uk:=1;
    for l:=1 to k do uk:=uk*u;
    x:=xxlist^.vv;
    for j:=1 to xxlist^.vv^.col do
    begin
        eeq^.v:=eeq^.v+uk*x^.v;
        eeq:=eeq^.next;
        x:=x^.next;
    end;
    eeq:=eq;
    ffq:=fq;
    xxlist:=xxlist^.nnext;
    yylist:=yylist^.nnext;
end;
xxlist:=pp;
yylist:=qq;
```

```
for i:=1 to xxlist^.vv^.col do
begin
  if eeq^.v>0 then eeq^.v:=1
  else eeq^.v:=-1;
  eeq:=eeq^.next;
end;
eeq:=eq;
ffq:=fq;
eexq:=eq;
ffxq:=fq;
it:=it+1;
s:=0;
for i:=1 to yylist^.vv^.col do
begin
  if ffq^.v<>h^.v then s:=s+1;
  ffq:=ffq^.next;
  h:=h^.next;
end;
ffq:=fq;
h:=hh;
if s=0 then bay:=true;
end;
end;
```

```
procedure high_recall(o,oo:longint; xxlist,yylist:veclistpointer;
  var exx,fxx:vectorpointer);
var
  elp,elo,ezz:vectorpointer;
  k:longint;
begin
  ezz:=exx;
  reset(vectors2);
  read(vectors2,o);
  rread(o,ezz,vectors2);
  read(vectors2,oo);
  close(vectors2);
  clrscr;
  writeln(arr4);
  wr_arr(arr4);
  ezz:=exx;
  write_vector(ezz,0);
  new(ezz);
  elp:=ezz;
  new(ezz);
  elo:=ezz;
  fxx^.col:=oo;
  writeln('KACINCI DERECEDEDEN ÇYIB İSTİYORSUNUZ ?');
  readln(k);
  writeln(arr13);
  wr_arr(arr13);
  writeln;
  high_recall1(k,xxlist,yylist,exx,fxx,elp,elo);
```

```
writeln(arr5);
wr_arr(arr5);
write_vector(elp,0);
writeln(arr6);
wr_arr(arr6);
write_vector(elo,0);
end;
```

```
procedure disp2(var pif:vectorpointer);
var
  pif1:vectorpointer;
  i,j:longint;
begin
  if pif<>nil then
  begin
    j:=pif^.col;
    for i:=1 to j do
    begin { hatırlanılabilip hatırlanılmayacağını kontrolu
      pif1:=pif;
      pif:=pif^.next;
      if pif1<>nil then
        dispose(pif1)
      end
    end
  end
end;
```

```
procedure disp1(var gif:veclistpointer);
var
  gif1:veclistpointer;
begin
  while gif<> nil do
  begin { dispose yapılıp yapılamayacağını kontrolu }
    gif1:=gif;
    gif:=gif^.nnext;
    disp2(gif1^.vv);
    dispose(gif1)
  end
end;
```

```
procedure disp(var qmatrix,qxxlist,qyylis:veclistpointer;
               var qan9,qbn9:vectorpointer);
begin
  if qmatrix<>nil then { dispose yapılıp yapılamayacağını kontrolu }
    disp1(qmatrix);
  if qxxlist<>nil then
    disp1(qxxlist);
  if qyylis<>nil then
    disp1(qyylis);
```

```
if qan9<>nil then
disp2(qan9);
if qbn9<>nil then
disp2(qbn9);
end;
```

```
procedure menu;
```

```
var
```

```
ss1,ss2,ss3,ss4,ss6,ss7,ss9,ss11,ss12,ss13:char;
```

```
begin
```

```
clrscr;
```

```
writeln(' BASLAMA GIRIS DOSYALARI ACACAKMISINIZ (e/h) ?');
```

```
readln(cchh);
```

```
if ((cchh='e')or(cchh='E')) then
```

```
begin
```

```
fla1:=false;
```

```
rewrite(vec_flag1);
```

```
write(vec_flag1,fla1);
```

```
close(vec_flag1);
```

```
rewrite(vec_flag2);
```

```
write(vec_flag2,fla1);
```

```
close(vec_flag2);
```

```
end;
```

```
reset(vec_flag1); { giris dosyalarının boş olu olmadığının kontrolu }
```

```
reset(vec_flag2);
```

```
read(vec_flag1,fla1);
```

```
read(vec_flag2,fla2);
```

```
close(vec_flag1);
```

```
close(vec_flag2);
```

```
ss1:=' ';
```

```
ss2:=' ';
```

```
ss3:='.';
```

```
ss4:='.';
```

```
ss6:='.';
```

```
ss7:='.';
```

```
ss9:='.';
```

```
ss11:='.';
```

```
if fla1=true then
```

```
ss11:=' ';
```

```
ss12:='.';
```

```
ss13:='.';
```

```
matrix:=nil;
```

```
ddii:=nil;
```

```
xxlist:=nil;
```

```
yylist:=nil;
```

```
an9:=nil;
```

```
bn9:=nil;
```

```
an8:=nil;
```

```
bn8:=nil;
```

```
while ss1<>'0' do
```

```
begin
```

```
clrscr;
```

```
writeln('0 : ÇIKIS');
if ss2=' ' then
writeln('1 : EĞİTİLECEK VEKTÖR ÇİFTLERİNİ GİRME');
if ss1=' ' then
writeln('8 : DOSYADA DEPOLANAN VEKTÖR ÇİFTLERİNİ KULLANMA');
if ss3=' ' then
writeln('2 : İLİŞKİ MATRİSİ YARATMA');
if ss4=' ' then
writeln('3 : GARANTİLİ HATIRLAMA İÇİN ÇOKLU EĞİTİM');
if ss6=' ' then
writeln('5 : HATIRLAMA İÇİN BAŞLAMA VEKTÖR ÇİFTİNİ GİRME');
if ss9=' ' then
writeln('9 : HATIRLAMA İÇİN DOSYADA DEPOLANMIŞ VEKTÖR ÇİFTİNİ KULLANMA');
if ss7=' ' then
writeln('6 : TÜM VEKTÖR ÇİFTLERİ İÇİN ENERJİ HESABI');
if ss12=' ' then
writeln('4 : HATIRLAMA İÇİN YÜKSEK-DERECE METODU');
if ss13=' ' then
begin
  writeln('7 : HATIRLAMA İÇİN DOSYADA DEPOLANMIŞ VEKTÖR ÇİFTİNİ');
  writeln('      KULLANMA (YÜKSEK-DERECE)');
end;
readln(ss1);
if ss1='0' then { çıkış }
disp(matrix.xxlist.yylist.an9.bn9)
else if ((ss1='1') and (ss2=' ')) then { eğitilecek vektör }
begin { çiftlerini girme, onları giris }
  { dosyasına yazma }
  ss2='.';
  ss3='.';
  ss4='.';
  ss12='.';
  ss11='.';
  fla2:=false;
  rewrite(vectors1);
  rewrite(vec_flag1);
  writeln('EĞİTİM ÇİFTİ SAYISINI GİRİN');
  read(cchh);
  input_check(cchh,jj);
  write(vectors1,jj);
  writeln('A VEKTÖRÜNÜN UZUNLUGUNU GİRİN');
  read(cchh);
  input_check(cchh,oo);
  write(vectors1,oo);
  writeln('B VEKTÖRÜNÜN UZUNLUGUNU GİRİN');
  read(cchh);
  input_check(cchh,ooo);
  write(vectors1,ooo);
  writeln('A yı girin');
  rread1(jj,oo);
  writeln('B yi girin');
  rread1(jj,ooo);
  close(vectors1);
  reset(vectors1);
  read(vectors1,jj);
```

```
read(vectors1,oo);
read(vectors1,ooo);
new(xxlist);
ff:=xxlist;
listvector(jj,oo,xxlist);    { Xvektör listesini yaratma }
xxlist:=ff;
new(yylist);
ff:=yylist;
listvector(jj,ooo,yylist);   { Y vektör listesini yaratma }
close(vectors1);
fla1:=true;
write(vec_flag1,fla1);
close(vec_flag1);
yylist:=ff;
clrscr;
writeln(arr9);
wr_arr(arr9);
ff:=xxlist;
wwrite(ff);                  { X vektörlerini display birimine yazma }
clrscr;
writeln(arr10);
wr_arr(arr10);
ff:=yylist;
wwrite(ff);                  { Y vektörlerini display birimine yazma }
end
else if ((ss1='2') and (ss3=' ')) then
begin
  ss3='.';                    { Kosko algoritmasını kullanarak ilişki }
  ss6=' ' ;                   { matrisini yaratma }
  ss7=' ' ;
  if fla2=true then
  begin
    ss9=' ' ;
    ss13=' ' ;
  end;
  new(matrix);
  ff:=matrix;
  wmatrix(xxlist,yylist,matrix); { ilişki matrisini yaratma }
  clrscr;
  writeln(arr1);
  wr_arr(arr1);
  wwrite(ff);                 { ilişki matrisini yazma }
end
else if ((ss1='3') and (ss4=' ')) then
begin
  ss4='.';                    { Çoklu eğitim algoritmasını kullanarak }
  ss6=' ' ;                   { ilişki matrisini yaratma }
  ss7=' ' ;
  if fla2=true then
  begin
    ss9=' ' ;
    ss13=' ' ;
  end;
  if ss3=' ' then
```

```
begin
  new(matrix);
  ff:=matrix;
  wmatrix(xylist.yylist.matrix): { iliski matrisini yaratma }
  ss3='.'
end;
multi_process(xylist.yylist.matrix);
writeln(arr7);
wr_arr(arr7);
wwrite(matrix): { iliski matrisini yazma }
end
else if ((ss1='5') and (ss6=' ')) then
begin
  ss9=' ': { baslama vektörü verildiğinde. Kosko veya Çoklu }
  rewrite(vectors2): { eğitim algoritmasını kullanarak oluşturulmuş }
  rewrite(vec_flag2): { iliski matrisiyle vektör çiftini hatırlama }
  writeln(' A VEKTÖRÜNÜ GIRİN : ');
  write(vectors2.xylist^.vv^.col);
  rec_read1(xylist^.vv^.col): { klavyeden vektör okuma }
  write(vectors2.yylist^.vv^.col);
  close(vectors2);
  fla2:=true;
  write(vec_flag2.fla2);
  close(vec_flag2);
  new(an9);
  bn9:=nil;
  ffn:=matrix;
  rec_read(xylist^.vv^.col.yylist^.vv^.col.ffn.an9.bn9): { çifti }
end { hatırlama }
else if ((ss1='4') and (ss12=' ')) then
begin
  if ((ss3='.') or (ss4='.')) then { Yüksek-derəcə metoduyla }
  ss9=' ': { klavyeden girilen vektör }
  rewrite(vectors2): { için vektör çiftini hatırlama }
  rewrite(vec_flag2);
  writeln('A VEKTÖRÜNÜ GIRİN :');
  write(vectors2.xylist^.vv^.col);
  rec_read1(xylist^.vv^.col);
  write(vectors2.yylist^.vv^.col);
  close(vectors2);
  fla2:=true;
  write(vec_flag2.fla2);
  close(vec_flag2);
  new(an9);
  bn9:=nil;
  high_recall(xylist^.vv^.col.yylist^.vv^.col.xylist.yylist.an9.bn9);
end
else if ((ss1='6') and (ss7=' ')) then
begin
  c:=xxlist: { tüm vektör çiftlerinin enerjilerinin hesaplanması }
  e:=yylist;
  coun:=1;
  while c<>nil do
  begin
```

```
lp:=c`.vv;
lo:=e`.vv;
energy(lp.lo.ff.eee);
writeln('Enerji ',coun,' = ',eee);
c:=c`.nnext;
e:=e`.nnext;
coun:=coun+1;
end;
readln;
end
else if ((ss1='8')and(ss11=' ')) then
begin
  ss2='.';          { giris dosyasinda depolanmis vektor }
  ss3=' ';          { çiftini kullanma }
  ss4=' ';
  ss12=' ';
  ss11='.';
  if fla2=true then
  ss13=' ';
  reset(vectors1);
  read(vectors1,jj); { vektor çifti sayısını okuma }
  read(vectors1,oo); { vektörlerin uzunluğunu okuma }
  read(vectors1,ooo);
  new(xxlist);
  ff:=xxlist;
  listvector(jj,oo,xxlist); { X vektör listesini oluşturma }
  xxlist:=ff;
  new(yylist);
  ff:=yylist;
  listvector(jj,ooo,yylist); { Y vektör listesini oluşturma }
  yylist:=ff;
  close(vectors1);
  clrscr;
  writeln(arr9);
  wr_arr(arr9);
  ff:=xxlist;
  wwwrite(ff);      { X vektörlerini yazma }
  clrscr;
  writeln(arr10);
  wr_arr(arr10);
  ff:=yylist;
  wwwrite(ff);      { Y vektörlerini yazma }
end
else if ((ss1='9')and(ss9=' ')) then
begin
  new(an9); { Kosko veya Çoklu eğitim algoritmasıyla oluşturulmuş }
  bn9:=nil; { ilişki matrisiyle, giris dosyasında depolanmış }
  ffn:=matrix; { baslama vektör çiftini kullanarak hatırlama }
  rec_read(xxlist`.vv`.col.yylist`.vv`.col,ffn,an9,bn9); {hatırlama}
end
else if ((ss1='7')and(ss13=' ')) then
begin
  new(an9); { Yüksek-derece metoduyla, giris dosyasında depolanmış }
  bn9:=nil; { baslama vektörü yardımıyla, vektör çiftini hatırlama }
```

```
high_recall(xylist^.vv^.col.yylist^.vv^.col.xylist.yylist.an9,bn9):
end
else
begin
  writeln('YANLIŞ SEÇİM'):
  readln
end
end

end
id:
gin { ana program }
arr1:=' İLİŞKİ MATRİSİ (KOSKO ALGORİTMASI)           ': { stringleri yükleme
arr7:=' İLİŞKİ MATRİSİ (ÇOKLU EĞİTİM)               ':
arr2:=' A VEKTÖRLERİ                               ':
arr3:=' B VEKTÖRLERİ                               ':
arr4:=' A BAŞLAMA VEKTÖRÜ :                       ':
arr5:=' HATIRLANAN A VEKTÖRÜ:                     ':
arr6:=' HATIRLANAN B VEKTÖRÜ:                     ':
arr9:=' EĞİTİLECEK "A" VEKTÖRLERİ (BIPOLAR FORM) ':
arr10:=' EĞİTİLECEK "B" VEKTÖRLERİ (BIPOLAR FORM) ':
arr11:=' İTERASYON SAYISI :                        ':
arr12:=' YÜKSEK-DERECELİ ÇYİB                      ':
arr13:=' YÜKSEK DERECELİ ÇYİB SONUÇLARI :          ':
assign(out,'out492.dat'): { çıkış dosyası. 'out492.dat' }
assign(vectors1,'vec1.dat'): { vektör çiftleri için giriş dosyası }
assign(vectors2,'vec2.dat'): { başlama vektörü için giriş dosyası }
assign(vec_flag1,'vec_f1.dat'):
assign(vec_flag2,'vec_f2.dat'):
rewrite(out):
menu:
close(out):
id. { ana program }
```

## KAYNAKLAR

- 1- B. Kosko 'Bidirectional Associative Memory' IEEE Trans. Syst. Man and Cybern. Vol 18, No 1, pp 49-60, Jan/Feb 1988
- 2- Y-F Wang, J.B. Cruz, J.H. Mulligan 'Two Coding Strategies for Bidirectional Associative Memory' IEEE Trans. Neural Networks, Vol 1, No 1, pp 81-91, March 1990
- 3- Y-F Wang, J.B. Cruz, J.H. Mulligan 'Guaranteed Recall of All Training Pairs for Bidirectional Associative Memory' IEEE Trans. Neural Networks, Vol 2, No 6, pp 559-567, November 1991
- 4- Y-F Wang, J.B. Cruz, J.H. Mulligan 'On Multiple Training for Bidirectional Associative Memory' IEEE Trans. Neural Networks, Vol 1, No 3, pp 275-276, September 1990
- 5- H-M Tai, C-H Wu, T-L Jong 'High-order Bidirectional Associative Memory' Electronics Letters, Vol 25, No 21, pp 1424-1425, 12th October 1989
- 6- Darpa, Neural Networks Study, 1988
- 7- A. Johannet, L. Personnaz, G. Dreyfus, J-D Gascuel, M. Weinfeld 'Specification and Implementation of a Digital Hopfield-Type Associative Memory With On-Chip Training' IEEE Trans. Neural Networks, Vol 3, No 4, July 1992
- 8- R.P. Lippmann 'An Introduction to Computing with Neural Nets' IEEE ASSP Magazine, April 1987

- 9- Wang, Bo-yeun 'Fuzzy Associative Memories: Identification and Control of Complex Systems' Georgia Institute of Technology 1991
- 10- Mehmet Kuntalp, B.Tarık Toranç 'Yapay Nöron Ağları' Elektrik Müh. 4. Ulusal Kongresi İzmir, sf 785-788
- 11- Venugopal Srinivasan and Chen-Siang Chia 'Improving Bidirectional Associative Memory Performance by Unlearning' IEEE 1991, pp 2472-2477
- 12- Metin Kasımoğlu 'Three Coding Strategies for Bidirectional Associative Memory' Boğaziçi University Computer Engineering, 1992
- 13- Fikret Gürgeç, Yapay Nöron Ağları Ders Notları, Boğaziçi Üniversitesi Bilgisayar Müh. Bölümü, 1992

## ÖZGEÇMİŞ

29 Eylül 1970 tarihinde Mersin'de doğdu. İlkokulu Mersin Barbaros İlkokulunda, ortaokulu ve liseyi Mersin Dumlupınar Lisesinde okuyarak 1987 yılında mezun oldu. Aynı yıl Yıldız Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümüne girmeye hak kazandı. 4 yıllık lisans öğrenimini tamamlayarak 1990-1991 öğretim yılında mezun oldu. 1991-1992 öğretim yılında ise yüksek lisans öğrenimime başladı. Halen Yıldız Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Fakültesi, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümünde araştırma görevlisi olarak çalışmaktadır.

**T.C. TÜRKİYE ÖĞRETİM BÜYÜKLERİ  
DOKÜMANİTASYON MERKEZİ**