

YAPAY SİNİR AĞLARINA GİRİŞ

DR. ÖĞR. ÜYESİ BETÜL UZBAŞ

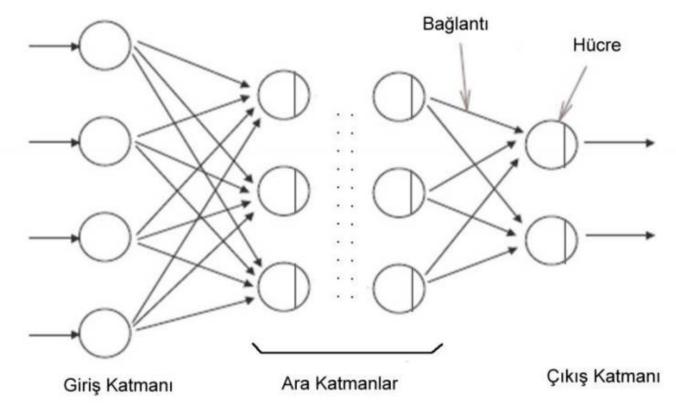


- Tek katmanlı algılayıcılar basit ve hızlı olmakla birlikte, sadece karmaşık olmayan doğrusal problemleri çözebildikmektedir.
- Minsky perceptron modelinin XOR problemine çözüm üretemediğini göstermiş ve YSA'nın doğrusal olmayan problemlere çözüm üretemediği iddia edilerek bilimsel araştırmaların durmasına neden olmuştur.
- XOR problemini çözmek için Çok Katmanlı Algılayıcılar (ÇKA) modeli geliştirilmiştir. Rumelhart ve ark. tarafından geliştirilen bu modele backpropogation modeli de denmektedir. ÇKA modeli YSA'ya ilgiyi hızlı bir şekilde artırmıştır. Bu model Delta öğrenme kuralı denilen öğrenme yöntemini kullanmaktadır.





Yapay sinir hücreleri biraraya gelerek yapay sinir ağlatını oluştururlar. Yapay sinir ağları üç ana katmanda incelenir; Giriş Katmanı, Ara (Gizli) Katmanlar ve Çıkış Katmanı.





http://www.ibrahimcayiroglu.com/Dokumanlar/Goruntulsleme/Goruntu_Isleme_Ders_Notlari-11.Hafta.pdf

ÇKA Ağının Öğrenme Kuralı



- Danışmanlı öğrenme stratejisine göre çalışır.
- CKA'nın öğrenme kuralı en küçük kareler yöntemine dayalı *Delta Öğrenme Kuralının* genelleştirilmiş halidir. Bu nedenle *Genelleştirlmiş Delta Kuralı* da denilmektedir.
- Ağın öğrenebilmesi için eğitim seti adı verilen ve örneklerden oluşan bir sete ihtiyaç vardır. Bu set içinde her örnek için ağın hem girdiler hem de o girdiler için ağın üretmesi gereken çıktılar belirlenmiştir.
- "Genelleştirilmiş Delta Kuralı" iki aşamadan oluşur:
 - İleri doğru hesaplama(Feed Forward)
 - Geri doğru hesaplama (Back Propogation)



I) İleri Doğru Hesaplama:

• Bu safhada bilgi işleme eğitim setindeki bir örneğin Girdi Katmanından ağa gösterilmesi ile başlar. Gelen girdiler hiç bir değişiklik olmadan ara katmana gönderilir.

$$C_k^i = G_k$$



I) İleri Doğru Hesaplama:



- Ara katmandaki her işlemci elemanı girdi katmandaki bütün işlemvi elemanlarından gelen bilgileri ağırlıklarının etkisi ile alır.
- A_{kj} k. girdi elemanını j. ara katman elemanına bağlayan bağlantının ağırlık değerini göstermektedir.
- j. ara katman elemanının çıktısı net girdinin aktivasyon fonksiyonundan (genellikle sigmoid) geçirilmesi ile hesaplanır.

$$NET_{j}^{a} = \sum_{k=1}^{n} A_{kj} C_{i}^{k}$$

$$\zeta_{j}^{a} = \frac{1}{1 + e^{-(NET_{j}^{a} + \beta_{j}^{a})}}$$

B_j= Ara katmanda bulunan j. elemana bağlanan bias değer elemanının göstermektedir

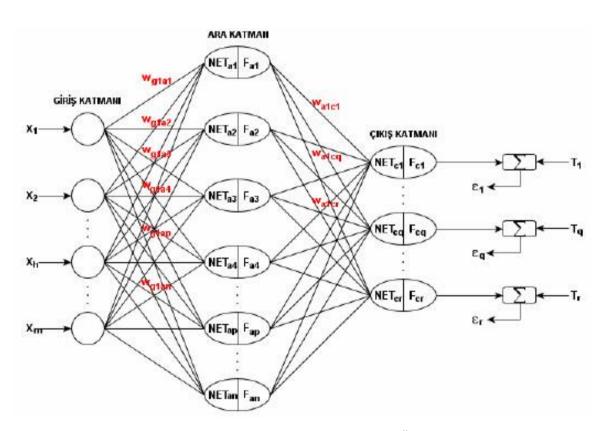
I) İleri Doğru Hesaplama:



- Ara katmanın bütün elemanlar ve çıktı katmanının elemanlarının çıktıları aynı şekilde kendilerine gelen NET girdinin hesaplanması ve aktivasyon fonksiyonundan geçirilmesi sonucu belirlenirler.
- › Çıktı katmanından çıkan değerler bulununca ağın ileri doğru hesaplama işlemi tamamlanmış olur.







Öğücü, M. Orkun, 2006. Yapay Sinir Ağları ile Sistem Tanıma, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.



II) Geriye Doğru Hesaplama



- Ağa sunulan girdi için ağın ürettiği çıktı ağın beklenen çıktıları ile karşılaştırılır. Bunların arasındaki fark hata olarak kabul edilir. Amaç bu hatanın düşürülmesidir.
- Bu hata, ağın ağırlık değerlerine dağıtılarak bir sonraki iterasyonda hatanın azaltılması sağlanır.
- Çıktı katmanındaki m elemanı için oluşan hata Em ;

$$E_m = B_m - C_m$$



II) Geriye Doğru Hesaplama



E_m hata, bir eleman için oluşan hatadır. Çıktı katmanı için oluşan toplam hatayı (TH) bulmak için bütün hataların toplanması gerekir.

$$TH = \frac{1}{2} \sum_{m} E_{m}^{2}$$

- Toplam hatayı en aza indirmek için bu hatanın kendisine neden olan elemanlarıa dağıtılması gerekmektedir.
- Ağın ağırlıklarını değiştirmek için 2 durum söz konusudur:
 - Ara katman ile çıktı katmanı arasındaki ağırlıkların değiştirilmesi
 - Ara katmanlar arası veya ara katman girdi katmanı arasındaki ağırlıkların değiştirilmesi



Ara Katman ile Çıktı Katmanı Arasındaki Ağırlıkların Değiştirilmesi



Ara katmandaki j. Proses elemanı çıktı katmanındaki m. Proses elemanına bağlayan bağlantının ağırlığındaki değişim miktarına ΔA^a denirse; herhangi bir t zamanında ağırlığın değişim miktarı şöyle hesaplanır:

$$\Delta A_{jm}^{a}(t) = \lambda \delta_{m} C_{j}^{a} + \alpha \Delta A_{jm}^{a}(t-1)$$

- λ = öğrenme katsayısı (ağırlıkların değişim miktarını)
- α = momentum katsayısı (Momentum katsayısı ağın öğrenmesi esnasında yerel bir optimum noktaya takılıp kalmaması için ağırlık değişim değerinin belirli bir oranda bir sonraki değişime eklenmesini sağlar.)
- δ = m. çıktı ünitesinin hatasını



Ara Katman ile Çıktı Katmanı Arasındaki Ağırlıkların Değiştirilmesi



$$\delta_m = f'(NET)E_m$$

• f'(NET) aktivasyon fonksiyonunun türevidir. Sigmoid fonksiyonun kullanılması durumunda

$$\delta_m = \zeta_m (1 - \zeta_m) . E_m$$

Değişim miktarı hesaplandıktan sonra ağırlıkların t.iterasyondaki yeni değerleri:

$$A_{jm}^{a}(t) = A_{jm}^{a}(t-1) + \Delta A_{jm}^{a}(t)$$





Cıktı katmanındaki elemanların bias değer ağırlıklarının değişim miktarı

$$\Delta \beta_m^{\varsigma}(t) = \lambda \delta_m + \alpha \Delta \beta_m^{\varsigma}(t-1)$$

t. İterasyonundaki ağırlığının yeni değeri ise;

$$\beta_m^{\varsigma}(t) = \beta_m^{\varsigma}(t-1) + \Delta \beta_m^{\varsigma}(t)$$



Ara Katmanlar Arası veya Ara Katman Girdi Katmanı Arasındaki Ağırlıkların Değiştirilmesi



Girdi katmanı ile ara katman arasındaki ağırlıklar

$$\Delta A_{kj}^{i}(t) = \lambda \delta_{j}^{a} \zeta_{k}^{i} + \alpha \Delta A_{kj}^{i}(t-1)$$

$$\delta_j^a = \zeta_j^a (1 - \zeta_j^a) \sum_m \delta_m A_{jm}^a$$

Ağırlıkların yeni değeri:

$$A_{kj}^{i}(t) = A_{kj}^{i}(t-1) + \Delta A_{kj}^{i}(t)$$



Ara Katmanlar Arası veya Ara Katman Girdi Katmanı Arasındaki Ağırlıkların Değiştirilmesi



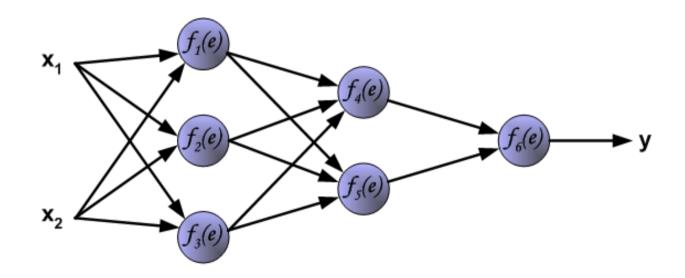
Ara katman eşik değer ağırlıkları ve yeni değerleri ise sırasıyla:

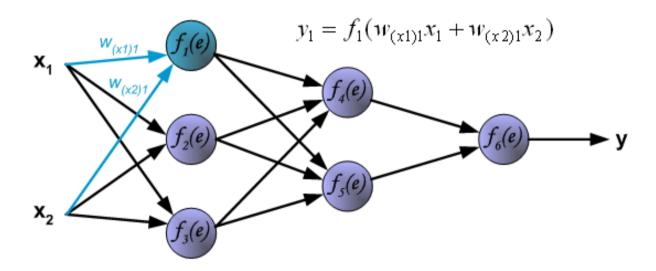
$$\Delta B_j^a(t) = \lambda \delta_j^a + \alpha \Delta \beta_j^a(t-1)$$

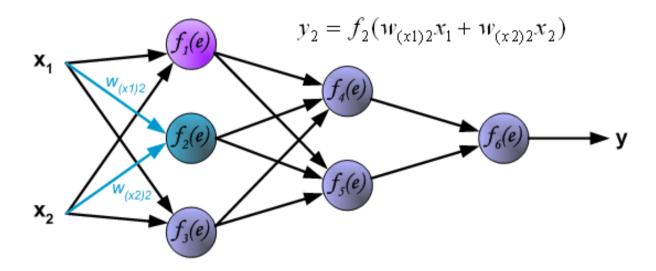
$$B_{j}^{a}(t) = B_{j}^{a}(t-1) + \Delta B_{j}^{a}(t)$$

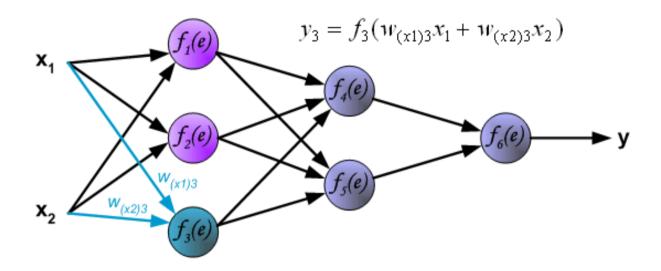


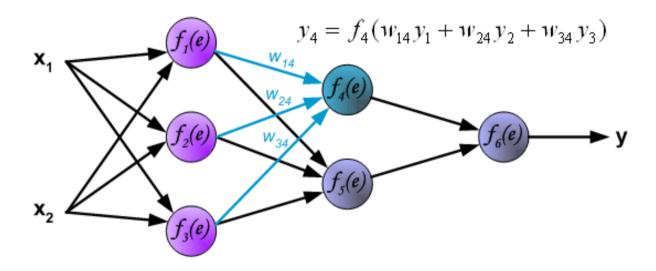
Backpropagation Adımları

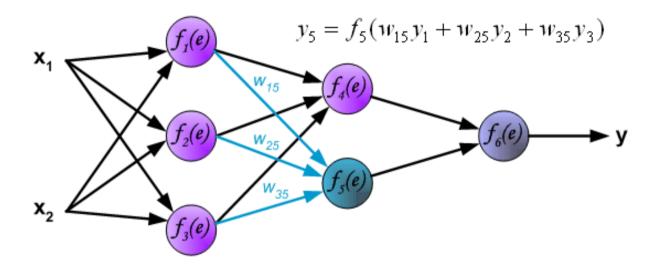


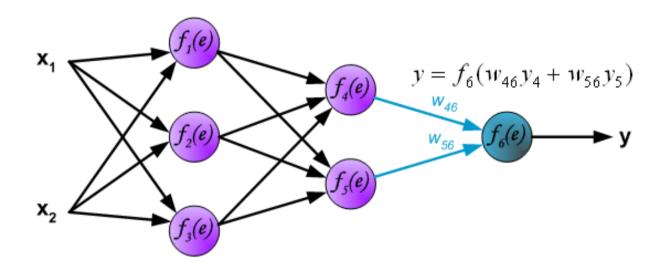


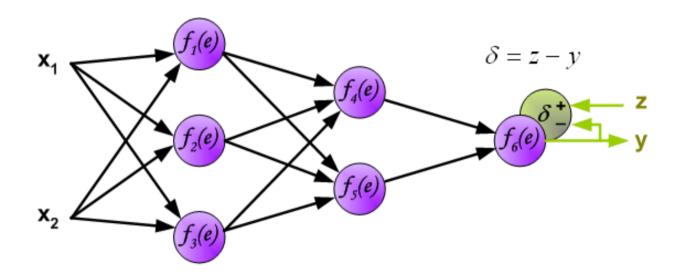


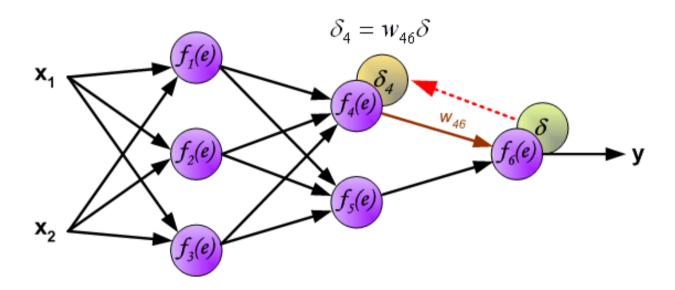


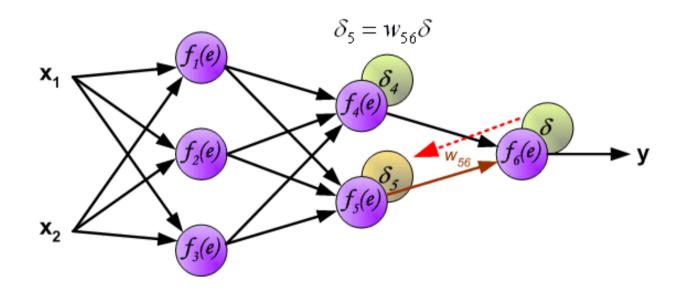


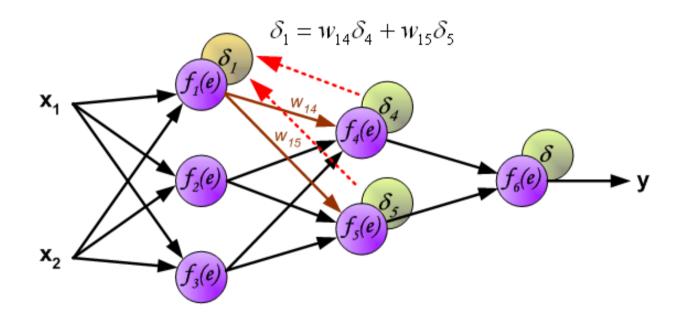


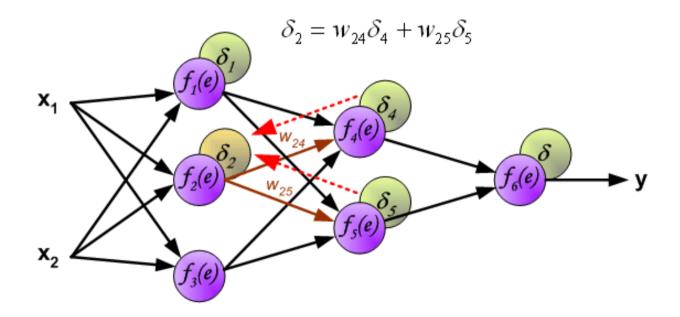


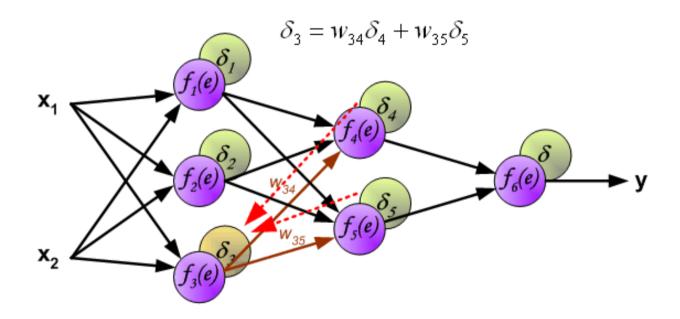


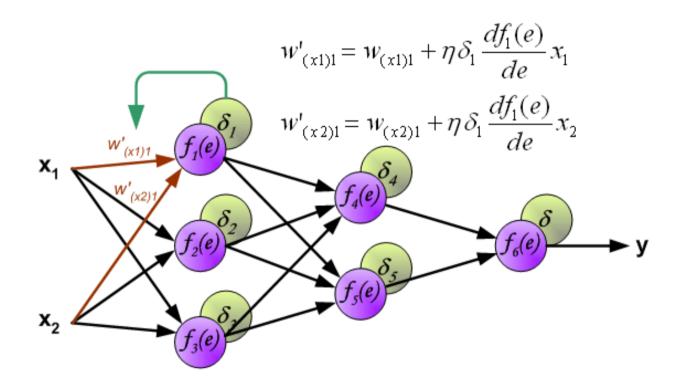




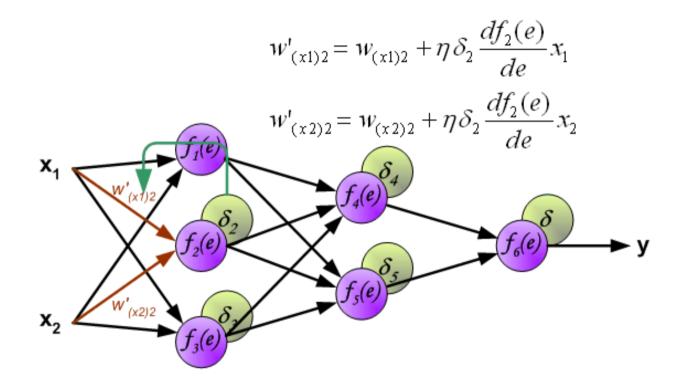




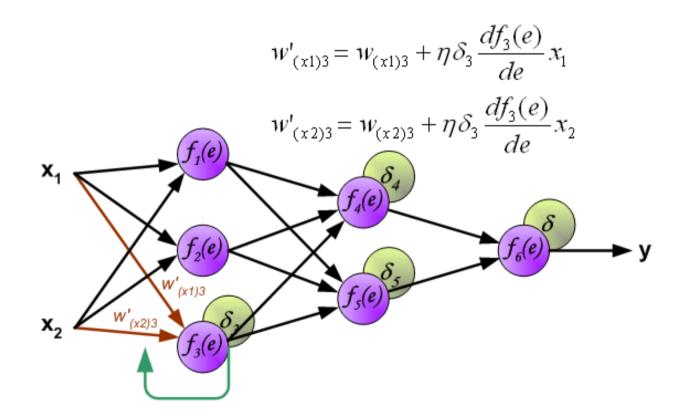




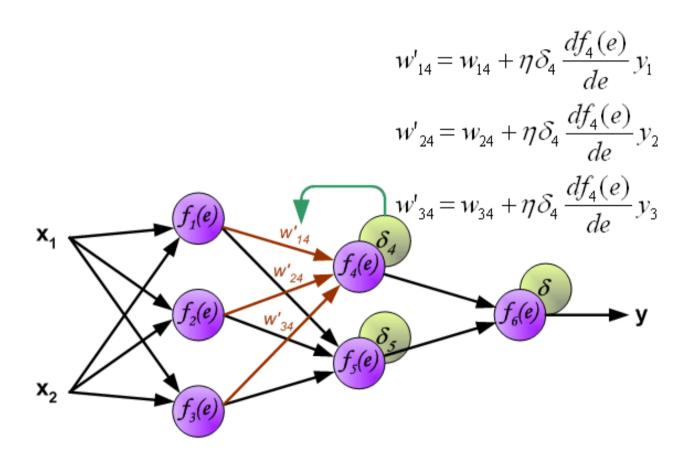
http://home.agh.edu.pl/~vlsi/Al/backp_t_en/backprop.html (Erişim Tarihi:19.11.2020)



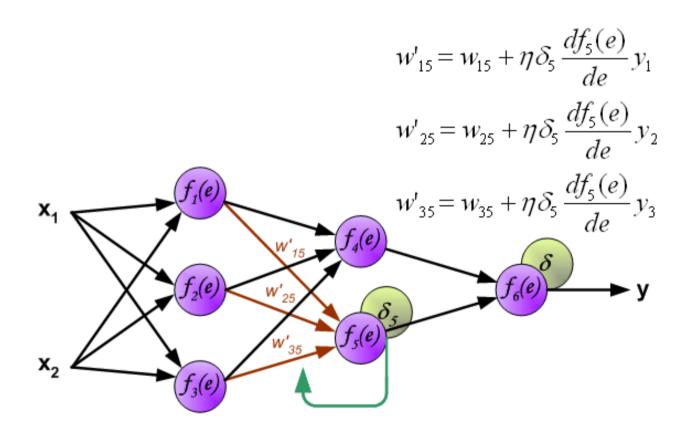
http://home.agh.edu.pl/~vlsi/Al/backp_t_en/backprop.html (Erişim Tarihi:19.11.2020)



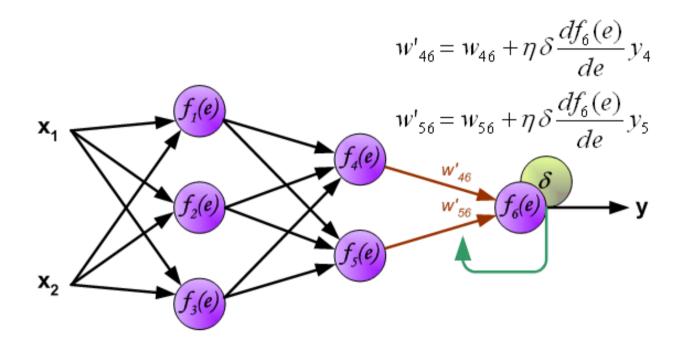
http://home.agh.edu.pl/~vlsi/Al/backp_t_en/backprop.html (Erişim Tarihi:19.11.2020)



http://home.agh.edu.pl/~vlsi/Al/backp_t_en/backprop.html (Erişim Tarihi:19.11.2020)



http://home.agh.edu.pl/~vlsi/Al/backp_t_en/backprop.html (Erişim Tarihi:19.11.2020)



ÇKA Ağının Çalışma Prosedürü



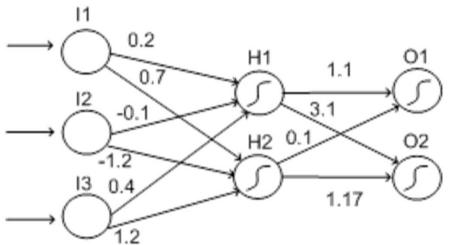
- ▶ 1. Örneklerin toplanması
- ▶ 2. Ağın topolojik yapısının belirlenmesi
- > 3. Öğrenme parametrelerinin belirlenmesi
- 4. Ağırlıkların başlangıç değerlerinin atanması
- > 5. Öğrenme setinden örneklerin seçilmesi ve ağa gösterilmesi
- ▶ 6. Öğrenme sırasında ileri hesaplamaların yapılması
- > 7. Gerçekleşen çıktının beklenen çıktı ile karşılaştırılması
- 8. Ağırlıkların değiştirilmesi
- ▶ 9. Öğrenmenin tamamlanması



ÖRNEK



Örnekleri ileri sürmek



Ağa sunulan örnekler: E(10,30,20) Beklenen Çıkış: t1(E)=1 t2(E)=0

http://www.sfu.ca/iat813/lectures/lecture8.html

Gizli katmanlarda ağırlıklı toplamlar:

NET_{HI} =
$$(0.2*10) + (-0.1*30) + (0.4*20) = 2-3+8 = 7$$

NET_{H2} =
$$(0.7*10) + (-1.2*30) + (1.2*20) = 7-36+24 = -5$$

Bir sonraki adımda gizli katman çıkışları hesaplanır:

$$\sigma(NET) = 1/(1 + e^{-S})$$

$$\sigma(NET_{HI}) = I/(I + e^{-7}) = I/(I + 0.000912) = 0.999$$

$$\sigma(NET_{H2}) = 1/(1 + e^5) = 1/(1+148.4) = 0.0067$$

Ağırlıklı toplamları çıkış katmanında hesapla:

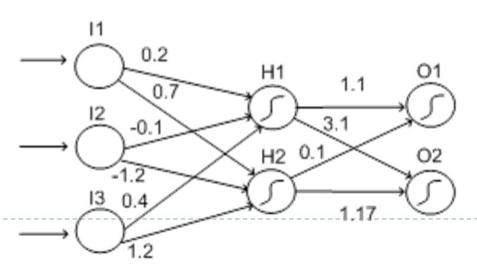
NET_{O1} =
$$(1.1 * 0.999) + (0.1 * 0.0067) = 1.0996$$

$$NET_{O2} = (3.1 * 0.999) + (1.17 * 0.0067) = 3.1047$$

▶ Son olarak ANN çıkışını hesapla:

$$\sigma(NET_{OI}) = I/(I + e^{-1.0996}) = I/(I + 0.333) = 0.750$$

$$\sigma(NET_{O2}) = 1/(1+e^{-3.1047}) = 1/(1+0.045) = 0.957$$

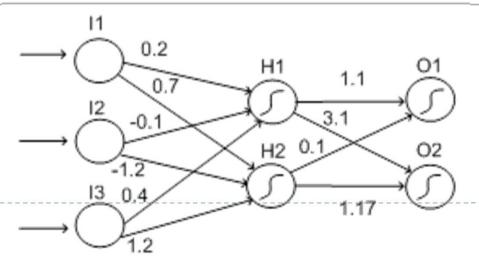


Örnekleri ileri doğru sürdüğümüzde elde edilen hesaplamalar

Ağa sunulan örnekler E(10,30,20)

$$\eta = 0.1$$

Inpu	it units		Hidden units	Output units			
Unit	Output	Unit	Weighted Sum Input	Output	Unit	Weighted Sum Input	Output
I1	10	H1	7	0.999	01	1.0996	0.750
I2	30	H2	-5	0.0067	O2	3.1047	0.957
I3	20						



Çıkış Birimlerinin Hata Değerleri

- \bullet o1(E)=0.750, o2(E)=0.957
- ▶ Beklenen Çıkış: t1(E)=1 t2(E)=0

Ağdaki her k çıkış birimi için, bu çıkış biriminin δ_k hata terimini hesapla.

$$\circ \quad \delta_k = o_k (1 - o_k) (t_k - o_k)$$

$$\delta_{O1} = o_1(E)(1 - o_1(E))(t_1(E) - o_1(E)) = 0.750(1 - 0.750)(1 - 0.750) = 0.0469$$

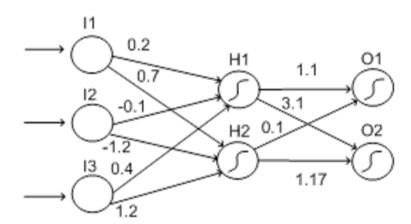
$$\delta_{O2} = o_2(E)(1 - o_2(E))(t_2(E) - o_2(E)) = 0.957(1 - 0.957)(0 - 0.957) = -0.0394$$



Gizli Birimler için Hata Değerleri

ağdaki her h gizli katmanı için, gizli birim δ_k hatasını hesapla

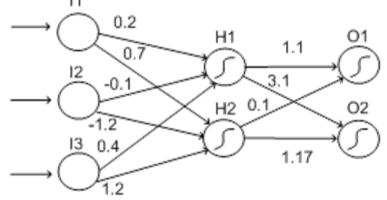
$$\circ \quad \delta_h = o_h (1 - o_h) \sum_{k \in outputs} w_{kh} \delta_k$$



- $\delta_{O1} = 0.0469 \text{ ve } \delta_{O2} = -0.0394$
- $h_1(E) = 0.999 \text{ ve } h_2(E) = 0.0067$
- ▶ HI için:
 - $(w_{11}*\delta_{01}) + (w_{12}*\delta_{02}) = (1.1*0.0469)+(3.1*-0.0394)=-0.0706$
 - Ve bu değeri, $h_1(E)(1-h_1(E))$ ile çarpalım, sonuç:
 - $(0.999) * (1-0.999) * -0.0706 = -0.0000705 = \delta_{HI}$
- ► H2 için:
 - $(w_{21}*\delta_{01}) + (w_{22}*\delta_{02}) = (0.1*0.0469) + (1.17*-0.0394) = -0.0414$
 - Ve bu değeri, $h_2(E)(I-h_2(E))$ ile çarpalım, sonuç:
 - \triangleright 0.0067 * (1-0.0067)* -0.0414 = -0.0002755= δ_{H2}

Ağırlık güncellemeleri için hesaplamalar

▶ Giriş ve gizli katman arasındaki ağırlık değerleri:

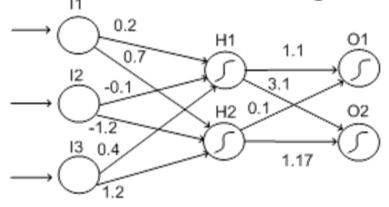


Input unit	Hidden unit	η	δ_{H}	Xi	$\Delta = \eta * \delta_{H} * x_{i}$	Old weight	New weight
I1	H1	0.1	-0.0000705	10	-0.0000705	0.2	0.1999295
I1	H2	0.1	-0.0002755	10	-0.0002755	0.7	0.6997245
I2	H1	0.1	-0.0000705	30	-0.0002115	-0.1	-0.1002115
I2					-0.0008265	-1.2	-1.2008265
I3			-0.0000705			0.4	0.39999
I3	H2	0.1	-0.0002755	20	-0.000551	1.2	1.199449

 $W_{yeni} = W_{eski} + \eta \delta X$

Ağırlık güncellemeleri için hesaplamalar

▶ Gizli ve çıkış katmanı arasındaki ağırlık değerleri:



Hidden unit	Output unit	η	δο	h _i (E)	$\Delta = \eta * \delta_{O} * h_{i}(E)$	Old weight	New weight
H1	O1	0.1	0.0469	0.999	0.000469	1.1	1.100469
H1	O2	0.1	-0.0394	0.999	-0.00394	3.1	3.0961
H2	01	0.1	0.0469	0.0067	0.00314	0.1	0.10314
H2	O2	0.1	-0.0394	0.0067	-0.0000264	1.17	1.16998

$$W_{yeni} = W_{eski} + \eta \delta X$$

KAYNAKLAR

- Diztemel, E., 2003. Yapay Sinir Ağları, Papatya Yayıncılık, İstanbul.
- http://www.ibrahimcayiroglu.com/Dokumanlar/GoruntuIsleme/Goruntu_Isleme_Ders_Notlari-II.Hafta.pdf
- Dğücü, M. Orkun, 2006. Yapay Sinir Ağları ile Sistem Tanıma, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- http://home.agh.edu.pl/~vlsi/Al/backp_t_en/backprop.html (Erişim Tarihi:19.11.2020)
- http://www.sfu.ca/iat813/lectures/lecture8.html [Erişim Tarihi: 13.12.2020]