

# Makine Öğrenmesi

7. hafta

- Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP) Ağı
- Geri-yayılım Algoritması
- Eğitimi Durdurma Kriteri

Yrd. Doç. Dr. Umut ORHAN

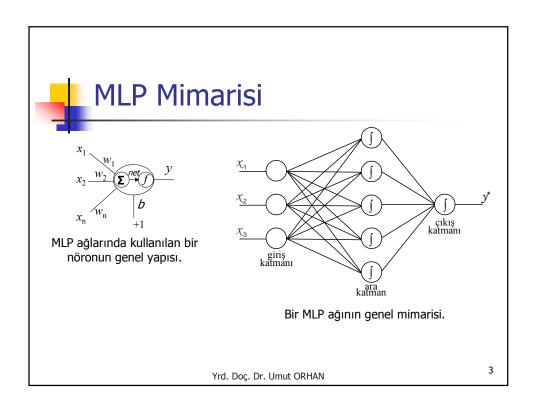
1



#### Çok Katmanlı Algılayıcı Ağı

ve Adaline yöntemleri doğrusal Algılayıcı olmayan çözümler üretemediği için hem mimari algoritması hem de eğitim acısından iyileştirilmiş Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP) ağı önerilmiştir. Mimari açıdan doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonuna sahip birçok nöronun birbirine hiyerarşik olarak bağlandığı bir yapıya MLP, Algılayıcı olan ve yöntemlerinin avantajları yanı sıra geri-yayılım adındaki öğrenme sistemini kullanmaktadır.

Yrd. Doç. Dr. Umut ORHAN





## Aktivasyon Fonksiyonu

Genel kavram olarak aktivasyon fonksiyonu, bir değişkeni farklı bir boyuta taşıyan doğrusal veya doğrusal olmayan bir fonksiyondur. Türevinin kolay alınabilmesi eğitim hızını arttırır. Sıklıkla kullanılan üç aktivasyon fonksiyonu vardır: Sigmoid, Hiperbolik Tanjant ve Adım Basamak.

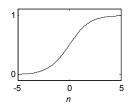
Yrd. Doç. Dr. Umut ORHAN



#### Aktivasyon Fonksiyonu

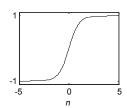
Sigmoid

$$y = \frac{1}{1 + e^{-net}}$$



Hiperbolik tanjant

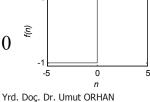
$$y = \frac{1 - e^{-2net}}{1 + e^{2net}}$$



Adım basamak

$$y = \begin{cases} 1 \\ -1 \end{cases}$$

$$net >= 0$$



5



# Geri-yayılım (Backpropagation)

Tüm ağırlık değerleri, eğim azaltma (gradient descent) denilen bir yöntemin hata fonksiyonunu minimize etmesiyle bulunur. Hesaplanan hata, nöronun çıkışından girişine doğru giderken aktivasyon fonksiyonunun türevine maruz kalır. Fonksiyonun türevine uygulanan hata değeri tüm ağırlıklara, giriş değerleri oranında dağıtılır.

Yrd. Doç. Dr. Umut ORHAN



# Geri-yayılım (Backpropagation)

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j} e_{j}^{2} = \frac{1}{2} \sum_{j} (d_{j} - y_{j})^{2}$$

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = -\eta \left[ \frac{\partial E}{\partial y_{j}} \right] \left[ \frac{\partial y_{j}}{\partial net_{i}} \right] \left[ \frac{\partial net_{i}}{\partial w_{ij}} \right]$$

$$= -\eta \left[ -e_{j} \left[ \frac{\partial y_{j}}{\partial net_{i}} \right] [x_{i}] \right]$$

Aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoid kullanılırsa;

$$\Delta w_{ij} = -\eta \left[ -e_j \left[ (1 - y_j) y_j \right] x_i \right] = \eta e_j (1 - y_j) y_j x_i$$

Yrd. Doç. Dr. Umut ORHAN



# Geri-yayılım (Backpropagation)

Aşağıdaki ifadenin doğruluğunu  $y_j = \frac{1}{1 + e^{-net}}$  için ispatlayınız.

$$-\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \eta e_j (1 - y_j) y_j x_i$$

Yrd. Doç. Dr. Umut ORHAN



#### Geri-yayılım (Backpropagation)

Eğim azaltma ile sistem adım adım hedefe yaklaşırken bazen yerel minimum değerleri yüzünden adım miktarı sıfıra gider ve mutlak hedefe ulaşılamaz. Bunun için eğim azaltma yönteminin önceki adımlardaki değişim değerlerinin belirli oranda ( $\alpha$ ) katkısını sağlayan momentum etkisi kullanılır.

$$\Delta w_{ij}(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \alpha \, \Delta w_{ij}(t)$$

Yrd. Doç. Dr. Umut ORHAN

q



#### Örnek

Tek ara (gizli) katmanında 2 nöronu olan bir MLP ağ için iki giriş tek çıkışlı XOR problemini çözelim.

$$\eta = 0.5$$
 $\alpha = 0.1$ 
 $w_{11}$ 
 $w_{12}$ 
 $w_{21}$ 
 $w_{22}$ 
 $w_{22}$ 
 $w_{21}$ 
 $w_{22} = 2$ 
 $w_{21} = 3$ 
 $w_{22} = 3$ 

Yrd. Doç. Dr. Umut ORHAN



## Eğitimi Durdurma Kriteri

MLP ağının eğitiminin ne zaman durması gerektiğini belirleyecek bir kriter olmazsa aşırı eğitim (overfittig) kaçınılmazdır. Çapraz geçerliğe göre bölünen verinin bir altkümesi olan eğitim kümesi bir daha ikiye bölünür. Bu parcalardan birisi eğitimde ağırlıkların güncellenmesi için kullanılırken diğer parça (validation set) üzerinde eğitimin başarısı hesaplanır. Başarının keskin düşüşü gözlenirse eğitim durdurulur.

Yrd. Doç. Dr. Umut ORHAN

