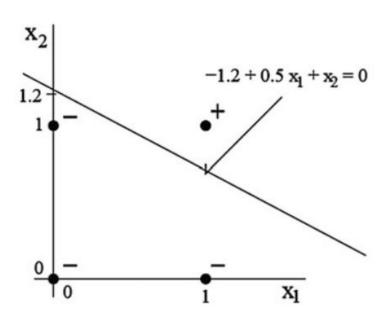
Makine Öğrenmesi SD413

- Her eğitim örneği, n boyutlu bir örnek uzayında bir nokta olarak temsil edilebilir. Bu uzayda, olumlu örnekler bir bölgede, olumsuz örnekler başka bir bölgede kümelenir.
- Bu, sınıflandırmaya yönelik başka bir makine öğrenmesi yaklaşımını motive eder: önceki iki bölümdeki olasılıklar ve benzerlikler yerine, iki sınıfı ayıran bir karar yüzeyi tanımlamak.
- Bu yüzey lineer olabilir ve gerçekten de lineer fonksiyonlar, iki sınıfın örneklerinin ayrılmasının kolay olduğu basit alanlarda başarılıdır.

• Başlangıçta, kendimizi her özniteliğin doğru veya yanlış olduğu Boole alanlarıyla sınırlayalım. Bu öznitelikleri cebirsel fonksiyonlarda kullanabilmek için onları tamsayılarla temsil edeceğiz: true 1 ve false 0.

•Şekil 1'de bir örnek pozitif, geri kalan üç örnek ise negatif olarak etiketlenmiştir. Bu özel durumda, iki sınıf aşağıdaki gibi tanımlanan doğrusal fonksiyonla ayrılır:

$$-1.2 + 0.5x_1 + x_2 = 0$$



- •x₁ ve x₂ değerlerini yerine koyarak denklemden elde edilen sonuçları hesaplayınız.
- Bu doğrusal denklem ilgili veriler için tek çözüm müdür?

Genel form:

$$\bullet W_0 + W_1 X_1 + W_2 X_2 = 0$$

n öznitelik için:

$$^{\bullet}$$
 $W_0 + W_1 X_1 + ... + W_n X_n = 0$

•n = 2 ise denklem bir çizgiyi; n = 3 ise bir düzlemi ve n > 3 ise bir hiperdüzlemi tanımlar.

• Örnek açıklamada kullanılmayan ve değeri her zaman $x_0 = 1$ olarak sabitlenen bir "sıfır" özniteliği olan x_0 'ı eklersek, denklem a**ş**ağıdaki kompakt biçimde yeniden yazılabilir:

$$\sum_{i=0}^{n} w_i x_i = 0$$

Parametreler

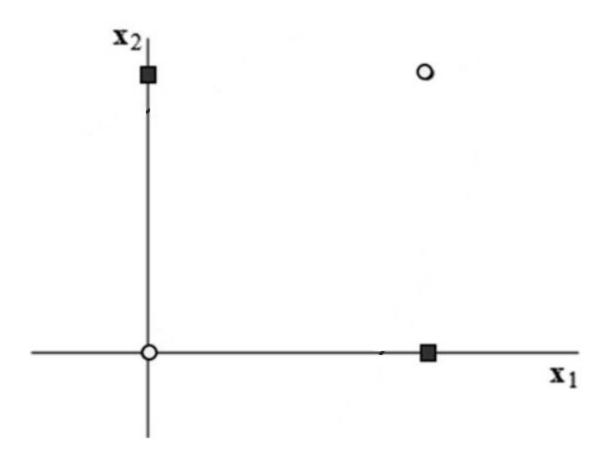
- Sınıflandırıcının davranışı, genellikle ağırlıklar olarak adlandırılan w_i katsayıları tarafından belirlenir.
- Makine öğrenmesinin görevi, tatmin edici sınıflandırma performansını sağlayacak ağırlıkları bulmaktır.
- Geometrik olarak konuşursak, ağırlıklar iki farklı görevden sorumludur.
 w₁, ... w_n arasındaki ağırlıklar koordinat sisteminde hiper düzlemin açısını tanımlar. Önyargı olarak adlandırılan w₀, sıfırıncı ağırlık ise, hiperdüzlemin koordinat sisteminin orijininden uzaklığını belirler.

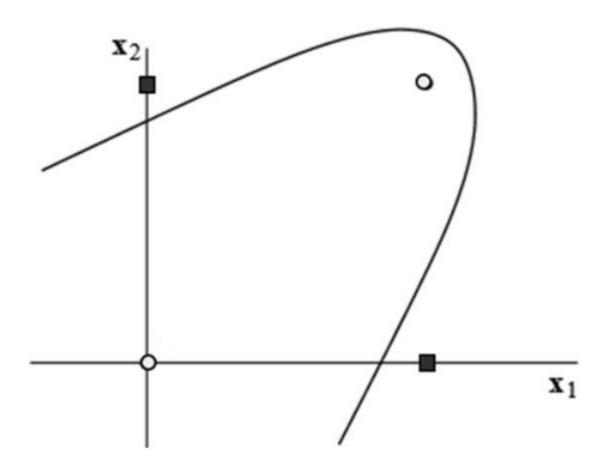
Yanlılık ve Eşik

- •Şekil 1'deki örnekte, sapma w0 = -1.2 idi. Daha yüksek bir değer, sınıflandırıcıyı orijinden uzağa "kaydırır", oysa w₀ = 0, sınıflandırıcının orijinden geçmesini sağlar.
- Denklemi yeniden yazarsak, sınıflandırıcının davranışında yanlılığın oynadığı role ilişkin sezgisel kavrayışımız gelişecektir:

$$W_1X_1 + \dots W_nX_n = \theta$$

• Sağ taraftaki terim, $\theta = -w_0$, örneğin pozitif kabul edilmesi için ağırlıklı toplamın aşması gereken eşiktir. Eşiğin zıt işaretli önyargı olduğunu görebilirsiniz. Böylece, $w_0 = -1.2$ sapması için, karşılık gelen eşik $\theta = 1.2$ değerine sahiptir.





Polinom Sınıflandırıcılar

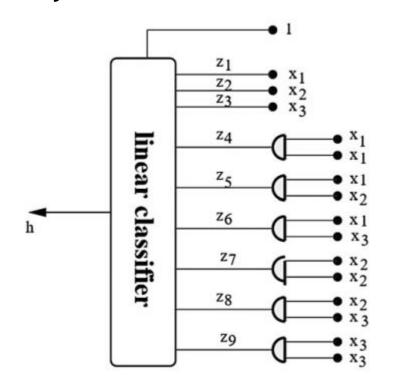
Önceki şekilde hiçbir doğrusal sınıflandırıcı iki kareyi çemberlerden ayırmayı başaramaz. Bu tür bir ayırma ancak, resimde gösterilen parabol gibi doğrusal olmayan bir eğri ile gerçekleştirilebilir.

Bu noktada, verilerden bu doğrusal olmayan sınıflandırıcıların nasıl türetileceğini sormalıyız. Bu polinomları verilerden nasıl çıkaracağımıza bir göz atalım.

$$W_0 + W_1 X_1 + W_2 X_2 + W_3 X_1^2 + W_4 X_1 X_2 + W_5 X_2^2 = 0$$

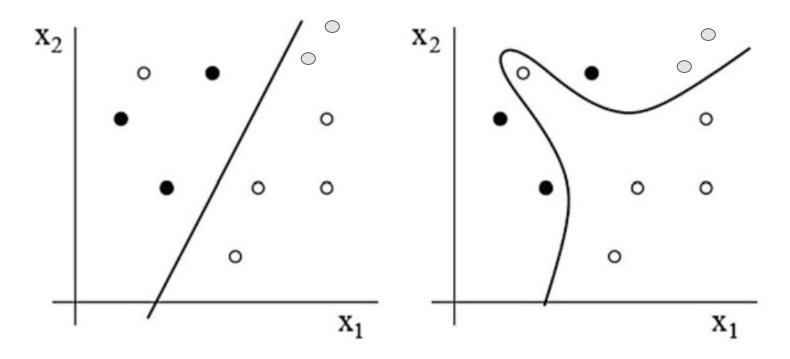
Polinomun seviyesi ve öznitelik sayısı ne olursa olsun, makine öğrenmesinin görevi, pozitif örnekleri negatif örneklerden ayırmayı sağlayacak ağırlıkları bulmaktır.

Bir polinom sınıflandırıcı, verileri ön-işleyen çarpanlar yardımıyla doğrusal bir sınıflandırıcıya dönüştürülebilir.



Polinom Sınıflandırıcıların Problemleri

Aşırı Uyum (Overfitting): Polinom sınıflandırıcıları, gürültülü eğitim verilerine fazla uyma eğilimindedir.

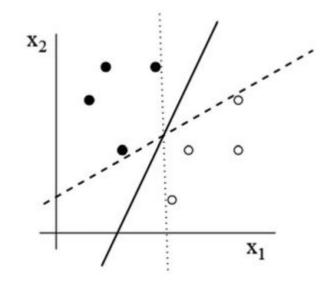


Destek Vektör Makineleri

- Artık polinom sınıflandırıcıların herhangi bir yeni öğrenme algoritması gerektirmediğini anladığımıza göre, henüz tüketmediğimiz bir konu olan doğrusal sınıflandırıcılara dönebiliriz.
- Özniteliklerin sürekli olma olasılığını da göz önünde bulunduralım. O halde yine de yukarıda açıklanan iki eğitim algoritmasına güvenebilir miyiz?

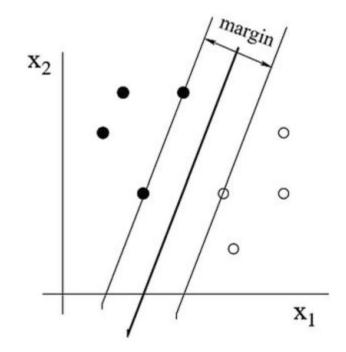
Destek Vektör Makineleri

- Noktalı sınıflandırıcı her iki taraftaki en yakın örneklere dokunur; bu sınıflandırıcının küçük bir marjı vardır.
- Düz çizgi sınıflandırıcıda ise marj çok daha büyüktür: her iki taraftaki en yakın örnekler, diğer sınıflandırıcıların durumunda olduğundan çok daha uzaktır.
- Matematikçiler, marj ne kadar büyük olursa, sınıflandırıcının gelecekteki verilerde başarılı olma şansının o kadar yüksek olduğunu kanıtlamıştır.



Destek Vektör Makineleri

- Şekil, destek vektör makinelerinin çalışma ilkesini özetler.
- Düz çizgi, en iyi sınıflandırıcıyı temsil eder, marjı maksimize edeni,
- grafik ayrıca sınıflandırıcıya paralel, her biri ondan aynı uzaklıkta olan iki daha ince çizgiyi gösterir. Bu örneklere destek vektörleri denir.
- Sınıflandırıcının her iki taraftaki en yakın örnek arasında tam ortada yer aldığını unutmayın.
- Makine öğrenmesinin görevi, marjı maksimize eden destek vektörlerini belirlemektir.



• Ders Sonu.