Perseptron:

Makine öğrenmesinde, perceptron, ikili sınıflandırıcıların denetimli öğrenimi için bir algoritmadır (sayıların bir vektörü ile temsil edilen bir girdinin, belirli bir sınıfa ait olup olmadığına karar verebilen işlevler). Bu, bir doğrusal sınıflayıcıdır, yani, kendi tahminlerini, özellik vektörü ile bir ağırlık setini birleştiren bir doğrusal belirleyici fonksiyona dayanan bir sınıflandırma algoritmasıdır. Algoritma, çevrimiçi öğrenme için izin verir, çünkü eğitim setindeki öğeleri bir seferde işler.

Perceptron algoritması 1950'lerin sonlarına kadar uzanır. İlk uygulaması, özel donanımda, üretilecek ilk yapay sinir ağlarından biriydi.

TARİHÇE:

Perceptron algoritması 1957'de Amerika Birleşik Devletleri Deniz Araştırmaları Ofisi tarafından finanse edilen Frank Rosenblatt tarafından Cornell Aeronautical Laboratory'de icat edilmiştir.Perceptron'un bir programdan ziyade bir makine olması amaçlanmıştı ve ilk uygulaması IBM 704'ün yazılımındayken, daha sonra “Mark 1 perceptron” olarak özel yapım donanımda uygulandı. Bu makine görüntü tanıma için tasarlanmıştır: "nöronlara" rastgele bağlı 400 fotosel dizisi vardı. Ağırlıklar potansiyometrelerde kodlanmıştır ve öğrenme sırasında ağırlık güncellemeleri elektrik motorları tarafından yapılmıştır.

ABD Donanması'nın düzenlediği 1958 tarihli bir basın toplantısında Rosenblatt, yeni doğan AI topluluğu arasında ateşli bir tartışmaya neden olan algılayıcı hakkında açıklamalar yaptı; Rosenblatt'ın ifadelerine dayanarak, The New York Times, algılayıcının "[Donanma] 'nın yürüyebileceği, konuşabileceği, görebileceği, yazabileceği, yeniden üretebileceği ve varlığının bilincine sahip olacağı bir elektronik bilgisayarın embriyosu" olduğunu bildirdi.

Perceptron başlangıçta umut verici görünse de, algılayıcıların birçok desen sınıfını tanımak için eğitilemeyeceği çabucak ortaya çıktı. Bu, nöral ağ araştırması alanının uzun yıllar durgunlaşmasına neden oldu, iki ya da daha fazla katmanı olan (çok katmanlı bir algılayıcı olarak da adlandırılan) ileriye dönük bir sinir ağının, tek bir katmanla (aynı zamanda tek olarak adlandırılan) algılayıcılardan çok daha fazla işlem gücüne sahip olduğu fark edilmeden önce katman perceptron) [şüpheli - tartış] Tek katman algılayıcıları sadece doğrusal olarak ayrılabilir desenleri öğrenebilir; 1969 yılında Marvin Minsky ve Seymour Papert tarafından Perceptrons adlı ünlü bir kitap, bu ağ sınıflarının bir XOR fonksiyonunu öğrenmesinin imkansız olduğunu gösterdi. Benzer şekilde, çok katmanlı bir perceptron ağı için benzer bir sonucun beklendiğini de düşünmüşlerdir. Ancak, bu doğru değildir, çünkü hem Minsky hem de Papert çok katmanlı algılayıcıların bir XOR fonksiyonu üretebildiğini zaten biliyorlardı. (Daha fazla bilgi için Perceptrons (kitap) sayfalarına bakınız.) Üç yıl sonra Stephen Grossberg, diferansiyel, kontrast artırıcı ve XOR fonksiyonlarını modelleme kabiliyetine sahip ağları tanıtan bir dizi makale yayınladı. (1972 ve 1973 yıllarında yayınlanan makaleler, bkz. Örnek: Grossberg (1973). "Kontrast geliştirme, kısa süreli bellek ve yanıcı ağlarda yankılanan kararlar" (PDF). Uygulamalı Matematik Araştırmaları. 52: 213–257.) . Bununla birlikte, sıklıkla yanlış tanıtılan Minsky / Papert metni, sinir ağı araştırmalarının ilgisi ve finansmanında önemli bir düşüşe neden olmuştur. Sinir ağı araştırmaları 1980'lerde yeniden canlanana kadar on yıl sürdü. Bu metin, orijinal metindeki bazı hataların gösterildiği ve düzeltildiği "Perceptrons - Expanded Edition" olarak 1987 yılında yeniden basılmıştır.

Çekirdek algılayıcı algoritması, 1964 yılında Aizerman ve ark. tarafından tanıtılmıştır. Marjinal sınırlar, ilk olarak ayrılmayan durumda Freund ve Schapire (1998) ve daha yakın zamanlarda Mohri ve Rostamizadeh (2013) tarafından önceki sonuçları uzatan ve yeni L1 sınırları veren Perceptron algoritması için verilmiştir.

Perceptron, biyolojik bir nöronun basitleştirilmiş bir modelidir. Biyolojik nöron modellerinin karmaşıklığı, nöral davranışları tam olarak anlamak için sıklıkla gerekli olsa da, araştırma, bir algılayıcı-benzeri lineer modelin, gerçek nöronlarda görülen bazı davranışları üretebileceğini düşündürmektedir .

DİĞER DEĞİŞKENLERİ:

Cep algoritması (Gallant, 1990), şimdiye kadar "cebinde" görülen en iyi çözümü koruyarak, perceptron öğrenmenin kararlılık problemini çözmektedir. Cep algoritması daha sonra çözümü, son çözüm yerine, cebinde döndürür. Ayrıştırılabilir olmayan veri kümeleri için de kullanılabilir, burada amaç az sayıda yanlış sınıflandırma içeren bir algılayıcı bulmaktır. Bununla birlikte, bu çözümler tamamen stokastik bir biçimde ortaya çıkmaktadır ve bu nedenle, cep algoritması, ne zaman öğrenme aşamasında kademeli olarak yaklaşmakta ne de belirli bir sayıda öğrenme adımı içinde ortaya çıkmaları garanti edilmemektedir.

Maxover algoritması (Wendemuth, 1995), veri kümesinin lineer ayrılabilirlik bilgisine (önceki) bakılmaksızın birleşeceği anlamında "sağlamdır". Doğrusal olarak ayrılabilir durumda, eğitim problemini çözecektir - eğer istenirse, optimal stabilite ile bile (sınıflar arası maksimum sınır). Ayrılamaz veri kümeleri için, az sayıda yanlış sınıflandırma içeren bir çözüm getirecektir. Her durumda, algoritma yavaş yavaş, önceki durumları ezberlemeksizin ve stokastik sıçramalar olmadan, öğrenme sırasında çözüme yaklaşır. Yakınsama, ayrılabilir veri kümeleri ve ayrıştırılamayan veri kümeleri için yerel optimizasyon için küresel optimalliktir.

Oylu Perceptron (Freund ve Schapire, 1999), çoklu ağırlıklı algılayıcıları kullanan bir varyanttır. Algoritma, bir örnek yanlış bir şekilde sınıflandırıldığında her zaman yeni bir algılayıcıyı başlatır ve ağırlık vektörünü son algılayıcının son ağırlıklarıyla başlatır. Her bir algılayıcıya, yanlış bir şekilde sınıflandırılmadan önce doğru şekilde sınıflandırdıkları örneklere karşılık gelen bir başka ağırlık verilecek ve sonuçta çıktı tüm algılayıcı üzerinde ağırlıklı bir oylama olacaktır.

Ayrılabilir problemlerde, perceptron eğitimi ayrıca sınıflar arasındaki en büyük ayırma payını bulmayı hedefleyebilir. Optimal stabilite olarak adlandırılan sözde koruma, Min-Over algoritması (Krauth ve Mezard, 1987) veya AdaTron (Anlauf ve Biehl, 1989)) gibi yineleyici eğitim ve optimizasyon şemaları vasıtasıyla belirlenebilir. AdaTron, karşılık gelen ikinci dereceden optimizasyon probleminin dışbükey olduğu gerçeğini kullanır. Optimal stabilite algısı, çekirdek numarasıyla birlikte, destek vektör makinesinin kavramsal temelleridir.