Yarı denetimli öğrenme

Yarı denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme (herhangi bir etiketlenmiş öğrenme verisi olmadan) ve denetimli öğrenme (tamamen etiketlenmiş öğrenme verisi ile) arasındadır. Bazı öğrenme örnekleri öğrenme etiketlerinin eksik olmasına rağmen, birçok makine öğrenmesi araştırmacısı, etiketlenmemiş verilerin, az miktarda etiketlenmiş verilerle birlikte kullanıldığında, öğrenme doğruluğunda önemli bir gelişme sağlayabildiğini bulmuştur. Zayıf denetimli öğrenmede, öğrenme etiketleri gürültülü, sınırlı veya kesin değildir; bununla birlikte, bu etiketlerin elde edilmesi genellikle daha ucuzdur, bu da daha büyük etkili öğrenme setleriyle sonuçlanır.

Takviyeli Öğrenme

Bir bilgisayar programı, belirli bir hedefi (araç kullanmak veya rakibe karşı oyun oynamak gibi) gerçekleştirmesi gereken dinamik bir ortamla etkileşime girer. Sorun alanı içinde ilerledikçe, program ödüllendirmeye benzeyen ve performansı en üst düzeye çıkarmaya çalışan geri bildirim sağlar. Takviye öğrenmesi, yazılım temsilcilerinin kümülatif ödül kavramını en üst düzeye çıkarmak için bir ortamda nasıl işlem yapmaları gerektiğiyle ilgili bir makine öğrenmesi alanıdır. Genelliği nedeniyle, oyun teorisi, kontrol teorisi, yöneylem araştırması, bilgi teorisi, simülasyon tabanlı optimizasyon, çok etmenli sistemler, sürü zekası, istatistikler ve genetik algoritmalar gibi birçok disiplinde çalışılmaktadır. Makine öğrenmesinde, ortam tipik olarak bir Markov Karar Süreci (MDP) olarak temsil edilir. Pek çok takviye öğrenme algoritması dinamik programlama teknikleri kullanır. Takviye öğrenme algoritmaları, MDP'nin kesin bir matematiksel modeli hakkında bilgi sahibi değildir ve kesin modeller mümkün olmadığında kullanılır. Takviye öğrenme algoritmaları otonom araçlarda veya bir insan rakibe karşı bir oyun oynamayı öğrenmek için kullanılır.

- Q-Learning
- Temporal Difference (TD)
- Monte-Carlo Tree Search (MCTS)
- Asynchronous Actor-Critic Agents (A3C)

Özellik Öğrenme

Öğrenme algoritmaları, genellikle eğitim sırasında sağlanan girdilerin daha iyi temsilini keşfetmeyi amaçlamaktadır. Klasik örnekler temel bileşenler analizi ve küme analizini içerir. Temsili öğrenme algoritmaları olarak da adlandırılan özellik öğrenme algoritmaları, genellikle girdilerindeki bilgileri korumaya çalışır, ancak sınıflandırma veya tahminler gerçekleştirmeden önce genellikle bir ön işleme adımı olarak yararlı hale getirecek şekilde dönüştürür. Bu teknik, bilinmeyen veri üreten dağıtımdan gelen girdilerin yeniden yapılandırılmasına izin verirken, bu dağıtım altında mantıksız olan yapılandırmalara mutlaka sadık kalmaz. Bu, manuel özellik mühendisliğinin yerini alır ve bir makinenin hem özellikleri öğrenmesini hem de belirli bir görevi gerçekleştirmek için kullanmasını sağlar. Özellik öğrenmesi denetimli veya denetimsiz olabilir. Denetimli özellik öğrenmede, özellikler etiketli giriş verileri kullanılarak öğrenilir. Örnekler arasında yapay sinir ağları, çok katmanlı algılayıcılar ve denetimli sözlük öğrenmesi sayılabilir. Denetimsiz özellik öğrenmede, özellikler etiketlenmemiş girdi verileriyle öğrenilir. Örnekler arasında sözlük öğrenmesi, bağımsız bileşen analizi, otomatik kodlayıcılar, matris çarpanlarına ayırma ve çeşitli kümeleme biçimleri bulunmaktadır. Manifold öğrenme algoritmaları, öğrenilen sunumun düşük boyutlu olması kısıtlaması altında bunu yapmaya çalışır. Seyrek kodlama algoritmaları, öğrenilen sunumun seyrek olduğu, yani matematiksel modelin çok sayıda sıfır olduğu kısıtlaması altında bunu yapmaya çalışır. Çok satırlı altuzay öğrenme algoritmaları, düşük boyutlu gösterimleri, çok boyutlu veriler için tensör

gösterimlerinden, daha yüksek boyutlu vektörlere dönüştürmeden doğrudan öğrenmeyi amaçlamaktadır. Derin öğrenme algoritmaları birden çok temsil düzeyini ya da bir özellik hiyerarşisini keşfeder; daha düşük düzey özellikler (ya da üretme) açısından daha yüksek düzey, daha soyut özellikler tanımlanır. Akıllı bir makinenin, gözlemlenen verileri açıklayan temel varyasyon faktörlerini çözen bir temsili öğrenen bir makine olduğu ileri sürülmüştür. Özellik öğrenme, sınıflandırma gibi makine öğrenmesi görevlerinin genellikle matematiksel ve hesaplamaya uygun olarak işlenmesi için girdi gerektirmesi gerçeğiyle motive edilir. Bununla birlikte, görüntüler, video ve duyusal veriler gibi gerçek dünya verileri, belirli özellikleri algoritmik olarak tanımlama girişimlerine yol açmamıştır. Bir alternatif, açık algoritmalara dayanmadan, bu özellikleri veya gösterimleri muayene yoluyla keşfetmektir.