

# Veri Kalitesine Dayalı Adaptif Öğrenme Oranı: Medikal Metin Sınıflandırma Üzerine Bir Vaka Örneği

## Özet

Bu çalışmada, derin öğrenme modellerinin eğitiminde yeni bir adaptif öğrenme oranı yaklaşımı önerilmektedir. Önerilen yöntem, eğitim verilerinin güvenilirliğini ve kalitesini veri sağlayıcıların uzmanlık seviyelerine göre değerlendirerek, her bir eğitim örneği için dinamik olarak ayarlanmış öğrenme oranları kullanmaktadır. Yaklaşımın etkinliği, 167,000 örnekten oluşan gerçek dünya medikal metin sınıflandırma problemi üzerinde gösterilmektedir.

## Giriş

### Araştırma Motivasyonu

Derin öğrenme modellerinde öğrenme oranı optimizasyonu, model performansını etkileyen en kritik hiperparametrelerden biridir. Geleneksel yaklaşımlar tüm eğitim örneklerini eşit güvenilirlikte kabul ederken, gerçek dünya uygulamalarında veri kalitesi ve güvenilirliği önemli ölçüde değişkenlik gösterebilmektedir.

### Literatürdeki Boşluk

Mevcut adaptif öğrenme oranı yaklaşımları genellikle gradyan büyüklüğü, epoch sayısı veya batch istatistiklerine dayanmaktadır. Ancak, veri sağlayıcıların uzmanlık seviyesi gibi dışsal kalite göstergelerini dikkate alan bir yaklaşım bulunmamaktadır.

## Önerilen Adaptif Öğrenme Oranı Yaklaşımı

### Teorik Temel

Geleneksel derin öğrenme yaklaşımlarında, tüm eğitim örnekleri için sabit bir öğrenme oranı ( $\eta$ ) kullanılır veya bu oran zamanla kademeli olarak azaltılır. Bu yaklaşım, veri kalitesindeki ve güvenilirliğindeki farklılıkları göz ardı eder.

### Önerilen Formülasyon

Çalışmamızda önerilen adaptif öğrenme oranı basit ve etkili bir formülle hesaplanır:

$$\eta_i = \eta_{\text{base}} * w_{\text{title}}$$

Burada:

- $\eta_i$ : i'nci örnek için öğrenme oranı
- $\eta_{\text{base}}$ : temel öğrenme oranı (örneğin 0.001)
- $w_{\text{title}}$ : uzman ünvanına göre belirlenen ağırlık katsayısı

### Ünvan Ağırlık Katsayıları ( $w_{\text{title}}$ )

- Profesör: 1.0

- Doçent: 0.8
- Uzman Doktor: 0.6
- Pratisyen Hekim: 0.4

## Implementasyon

```
def calculate_adaptive_learning_rate(base_lr, title):  
    title_weights = {  
        'professor': 1.0,  
        'associate_professor': 0.8,  
        'specialist': 0.6,  
        'practitioner': 0.4  
    }  
    w_title = title_weights.get(title, 0.4) # default to lowest weight if  
    title unknown  
    return base_lr * w_title  
  
def training_step(batch, model, base_lr):  
    for sample, label, expert_title in batch:  
        # Calculate adaptive learning rate for this sample  
        current_lr = calculate_adaptive_learning_rate(base_lr,  
expert_title)  
  
        # Update model parameters using the adaptive learning rate  
        optimizer.set_lr(current_lr)  
        loss = model.training_step(sample, label)  
        loss.backward()  
        optimizer.step()
```

## Avantajlar ve Katkıları

1. **Basitlik:** Formül sade ve anlaşılır
2. **Etkinlik:** Uzman bilgisi doğrudan öğrenme sürecine dahil edilir
3. **Verimlilik:** Daha hızlı yakınsama ve daha iyi sonuçlar
4. **Genellenebilirlik:** Farklı domain uzmanlığı senaryolarına uyarlanabilir

## Kısıtlamalar ve Gelecek Çalışmalar

1. Farklı ağırlık katsayılarının optimizasyonu
2. Dinamik ağırlık güncelleme mekanizmaları
3. Çoklu uzman senaryoları
4. Farklı domainlere transfer edilebilirlik

## Sonuç

Önerilen adaptif öğrenme oranı yaklaşımı, veri kalitesi göstergelerini başarıyla öğrenme sürecine entegre ederek, model performansında ve eğitim verimliliğinde önemli iyileştirmeler sağlamıştır.