

**T.C.**

**SAKARYA ÜNİVERSİTESİ**

**BİLGİSAYAR VE BİLİŞİM BİLİMLERİ FAKÜLTESİ**

**BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ**

BULANIK MANTIK VE YAPAY SİNİR AĞLARINA GİRİŞ

ÖDEV RAPORU

**2024-2025 GÜZ DÖNEMİ 2. ÖDEV**

Şirkette çalışanların aldıkları

maaşların eğitim süresine, tecrübeye

ve cinsiyete bağlılığının incelenmesi

Muhammed Sefa Özdemir

G201210073

1.Öğretim A grubu

Dr. Öğr. Üyesi Muhammed Fatih ADAK

**SAKARYA**

**Aralık, 2024**

**Proje Raporu: Yapay Sinir Ağı ile Maaş Tahmini**

**1. Giriş**

Bu proje, **Neuroph Framework** kullanılarak maaş tahmini yapmak amacıyla tasarlanmıştır. Model, üç temel girdiye dayanarak bir kişinin maaşını tahmin eder:

1. **Eğitim Seviyesi** (yıl cinsinden)

2. **Deneyim Süresi** (yıl cinsinden)

3. **Cinsiyet** (0: Kadın, 1: Erkek)

Çıktı değeri, maaşın normalize edilmiş bir versiyonudur (örneğin, 0 ile 1 arasında). Proje, sinir ağı modelinin farklı topolojilerle (katman yapılarına sahip) performansını test etmek, momentumlu ve momentumsuz öğrenmenin etkilerini analiz etmek ve modelin genelleme kapasitesini değerlendirmek için geliştirilmiştir.

**2. Program Özellikleri**

Program, kullanıcıya **menü tabanlı** bir arayüz sunar. Her bir seçenek, farklı bir eğitim ve test sürecini ifade eder:

**Seçenek 1: Momentumlu Eğitim ve Test**

• **Açıklama**: Model, momentum kullanılarak eğitilir ve test verisinde değerlendirilir. Bu işlem, proje başlangıcında belirlenen en iyi topoloji ile gerçekleştirilir.

• **En İyi Topoloji**: [10, 5]

• **Test MSE**: **0.017655**

**Yorum**:

• Momentum kullanıldığında, ağırlık güncellemeleri hızlanır ve model daha düşük hata değerlerine ulaşır.

• Momentum, modelin yerel minimumlarda takılmasını önleyerek daha etkili bir öğrenme süreci sağlar. **Grafik 1 (Final Loss Comparison)**, momentumlu eğitimdeki daha düşük hata değerlerini açıkça göstermektedir.

**Seçenek 2: Momentumsuz Eğitim ve Test**

• **Açıklama**: Model, momentumsuz öğrenme yöntemiyle eğitilir ve test verisinde değerlendirilir.

• **En İyi Topoloji**: [20]

• **Test MSE**: **0.025580**

**Yorum**:

• Momentumsuz eğitimde, hata değerleri momentumlu eğitime kıyasla daha yüksektir.

• Momentumsuz modeller, genellikle ağırlık güncellemelerinde daha düşük hızda ilerler ve yerel minimumlarda takılabilir. **Grafik 1**, momentumsuz modellerin hata değerlerinin momentumlu modellere kıyasla tutarlı bir şekilde daha yüksek olduğunu göstermektedir.

**Seçenek 3: Epoch Bazlı Eğitim Değerlendirmesi (Momentumsuz)**

• **Açıklama**: Model, epoch bazında manuel olarak eğitilir ve her epoch sonunda hem eğitim hem de test hatası ekrana yazdırılır.

• **Sonuçlar**:

Epoch 1: Train MSE = 0.018258, Test MSE = 0.016535

Epoch 50: Train MSE = 0.018258, Test MSE = 0.016535

**Yorum**:

• Hata değerlerinin sabit kalması, modelin hızlı bir şekilde yakınsama sağladığını gösterir.

• Bunun nedenleri şunlar olabilir:

• Öğrenme oranının düşük olması, ağırlık güncellemelerini sınırlamış olabilir.

• Veri setinin basitliği nedeniyle model erken bir minimum noktaya ulaşmış olabilir.

**Seçenek 4: Tekil Test (Momentumlu)**

• **Açıklama**: Kullanıcıdan alınan bir girdiye dayanarak tek bir tahmin yapılır.

• **Girdiler**:

• Eğitim Seviyesi: 17

• Deneyim: 6

• Cinsiyet: 1 (Erkek)

• **Tahmin Edilen Maaş**: **0.57**

**Yorum**:

• Çıktı değeri normalize edilmiş bir aralıktadır. Gerçek maaş aralığı normalize edilmeden önce örneğin 0-1 aralığına dönüştürüldüyse, tahmin doğru kabul edilebilir.

**Seçenek 5: K-Fold Çapraz Doğrulama**

• **Açıklama**: Veri seti 5 katmana (fold) bölünür. Her katman bir kez test verisi olarak kullanılır, diğer katmanlar ise eğitim verisi olarak kullanılır.

• **Sonuçlar**:

Fold 1: Train MSE = 0.023149, Test MSE = 0.023089

Fold 2: Train MSE = 0.023215, Test MSE = 0.027342

Fold 3: Train MSE = 0.017260, Test MSE = 0.018366

Fold 4: Train MSE = 0.020084, Test MSE = 0.017365

Fold 5: Train MSE = 0.025010, Test MSE = 0.024803

Ortalama Train MSE: 0.021744

Ortalama Test MSE: 0.022193

**Yorum**:

• Eğitim ve test hata değerlerinin birbirine yakın olması, modelin **genelleme performansının** iyi olduğunu gösterir.

• K-Fold yöntemi, modelin overfitting (aşırı öğrenme) yapıp yapmadığını doğrulamak için etkili bir yöntemdir.

**3. Grafik Analizi**

Burada sağlanan analiz ve görüntülemeler JfreeChart kütüphanesi içerisinden chart, data altındaki sınıflar ve javax kütüphanesi ile süreç içerisinde oluşturulmuştur.

**Deney süreci:**

Evaluating topologies for With Momentum and Without Momentum...

Evaluating Topology [5]

Evaluating Topology [10]

Evaluating Topology [10, 10]

Evaluating Topology [20]

Evaluating Topology [20, 10]

Evaluating Topology [10, 5]

Evaluating Topology [15, 15]

Evaluating Topology [5, 5, 5]

Evaluating Topology [10, 10, 10]

Evaluating Topology [20, 20]

Best Topology With Momentum: [10, 5] Training MSE: 0.028122305672758283

Best Topology Without Momentum: [20] Training MSE: 0.03945459268288283

**Grafik 1: Final Loss Comparison (Momentum vs. No-Momentum)**

• **Gözlem**: Momentumlu modellerin hata değerleri, momentumsuz modellere göre tutarlı bir şekilde daha düşüktür.

A graph with red and blue lines

Description automatically generated

• **Sonuç**:

• Momentumlu eğitim, daha hızlı öğrenme ve daha iyi genel performans sağlar.

• En iyi topolojiler:

• Momentumlu: [10, 5]

• Momentumsuz: [20]

**Grafik 2: Epoch Bazlı Kayıp (Momentumsuz)**

• **Gözlem**: Tüm topolojiler için hata değerleri sabittir. Bu durum ağırlık güncellemelerinin sınırlı olduğunu gösterir.

A graph with different colored lines

Description automatically generated

**Yorum**:

• Momentumsuz öğrenme algoritması, modelin yerel minimumlarda takılmasına neden olabilir.

**Grafik 3: Epoch Bazlı Kayıp (Momentumlu)**

• **Gözlem**: Momentumlu modellerde başlangıç hatası daha düşük, ancak epoch’lar boyunca sabit kalmaktadır.

A graph with numbers and lines

Description automatically generated

**Yorum**:

• Öğrenme oranının yetersiz olması nedeniyle daha fazla ilerleme sağlanamamış olabilir.

**4. Genel Değerlendirme ve Öneriler**

**Ana Bulgular:**

1. **Momentum Kullanımı**: Momentum, eğitim sürecini hızlandırmış ve hata değerlerini düşürmüştür.

2. **K-Fold Sonuçları**: Ortalama hata değerleri düşük ve tutarlı, bu da modelin genelleme performansının iyi olduğunu gösterir.

3. **Epoch Bazlı Sabitlik**: Epoch bazında sabit kalan hata değerleri, daha yüksek bir öğrenme oranına ihtiyaç olduğunu göstermektedir.

**Öneriler:**

1. **Öğrenme Oranının Ayarlanması**: Öğrenme oranı artırılarak ağırlık güncellemeleri iyileştirilebilir.

2. **Regularizasyon Teknikleri**: L2 regularizasyonu veya dropout uygulanarak overfitting önlenebilir.

3. **Aktivasyon Fonksiyonları**: Farklı aktivasyon fonksiyonları kullanılarak performans artırılabilir.

**5. Sonuç**

Bu proje, farklı yapay sinir ağı topolojileri ve öğrenme stratejileri ile maaş tahmini yapılmasını sağlamıştır. Momentumlu öğrenme, daha düşük hata değerleri ile başarılı sonuçlar vermiştir. K-Fold çapraz doğrulama yöntemi ile modelin genelleme kapasitesi doğrulanmıştır.

Gelecekte, hiperparametre optimizasyonu ve daha karmaşık veri setleri ile model performansı artırılabilir.