

# NÖROEVRİM ALGORİTMASIYLA OYUN OYNAYABİLEN YAPAY ZEKA GELİŞTİRME



## BİTİRME PROJESİ 2

Furkan Kaya

191216002

DANIŞMAN

Öğr. Gör. Ezgi Özer

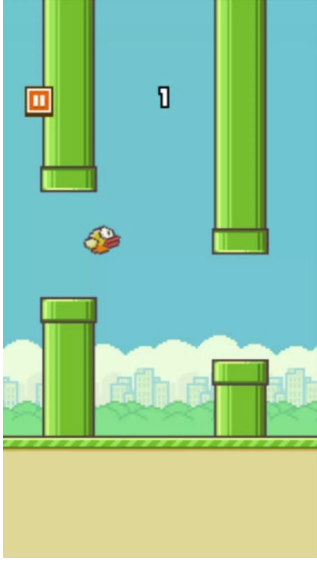
24 Mart 2021

## ÖZET

Bu raporda; seçilen problem, planlanan çözüm yönteminden ve literatürde bulunan projelerden bahsedilmiştir. Nöroevrim algoritmasını kullanarak 3 farklı oyun için zeki oyun karakterleri oluşturmak istenmektedir. Bunun için gerekli ortamdan ve algoritmanın genel tanımlarından ve yapılacaklardan bahsedilmiştir.

## Seilen Problem

Bu projede yapılmak istenilen; verilen görevi doğru şekilde yerine getirebilecek bir yapay zeka oluşturmak için kullanılabilecek yöntemlerden biri olan nöroevrim algoritmasını Unity içerisinde kodlamaktır. Algoritma birden çok projede kullanılabilecek şekilde kodlanıp casual game kategorisindeki oyunlardan olan Flappy Bird, Circle ve Doodle Jump oyunları üzerinde test edilecektir. Oyunların orjinal hallerini 1, 2, 3 nolu fotoğraflarda görülebilir.



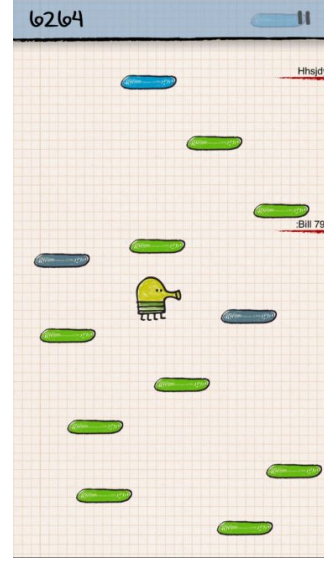
Fotoğraf 1

Flappy Bird oyunundan  
bir kare



Fotoğraf 2

Circle oyunundan bir kare



Fotoğraf 3

Doodle Jump oyunundan  
bir kare

## Planlanılan Çözüm Yöntemi

Kökenleri 1994 yılına uzanan ve Edmund Ronald tarafından geliştirilen Neuro-genetic evolution algoritmasını Unity Oyun Motoru üzerinde kodlanarak işe başlanacaktır.

Bu algoritma; gerçek dünyadaki doğal seçimden ilham alınarak tasarlanmıştır. Güçlü olan, ortama adapte olan, en fit canlılar hayatta kalırken diğerleri nesilden nesile yok olmaktadır.

Yapay zekaları rastgele bir şekilde üretip aralarından bazılarının diğerlerine göre daha iyi sonuç vereceğini umuyoruz. Bu iyi olanları birbiriyle çiftleştirip belli bir mutasyon şansı ile mutasyona uğratarak yeni nesli oluşturup test ediyoruz ve yeniden aralarında en iyi olanları seçiyoruz. Tüm bunlar yapay zeka istenilen davranışı sergileyene kadar devam etmektedir.

Bu algoritmayı Unity Oyun Motoru içerisinde çalışır hale getirdikten sonra bir üst bölümde bahsedilen Flappy Bird, Circle ve Doodle Jump oyunlarının bir kopyası kodlanacaktır. Oyunlar hazır olduktan sonra bahsedilen algoritma oyunların içerisine entegre edilecek ve her bir oyun için ayrı oyuncular eğitilecektir.

## Literatür Taraması

### Proje 1:

**İsim:** Flappy Bird: Neuroevolution vs NEAT

**Amaçları:** Tek tıklamayla oynanabilen, casual game kategorisinde bulunan Flappy Bird oyunu üzerinde 2 farklı pekiştirmeli öğrenme algoritmasını çalıştırıp sonuçları karşılaştırmışlar..

**Eğitimde Kullanılan Ortam:** Python3, Pygame

#### Eğitim İçin Kullanılan Veriler:

- Kuşun Hızı
- Kuşun İvmesi
- Kuşun yüksekliği ile borunun üstü arasındaki fark
- Bir sonraki boruya olan yatay mesafe

**Sonuç:** İlk yapılan deneylerde tek bir giriş düğümü ve tek bir çıkış düğümü kullanılmış. Karıştırma için yeterince veri elde edilemeden kuş uçmayı öğrenmiş. Bu sebepten ötürü 2 ağın da giriş ve çıkış düğümlerini komplike hale getirme kararı almışlar. 5, 5, 5, 1 şeklinde bir topoloji ile ağları test etmişler ve tüm sonuçlarda NEAT algoritması NE'ye üstünlük sağladığı görülmüştür..

**Kaynak:** M. G. Cordeiro, P. B. S. Serafim, Y. L. B. Nogueira, C. A. Vidal and J. B. Cavalcante Neto, "A Minimal Training Strategy to Play Flappy Bird Indefinitely with NEAT," 2019 18th Brazilian Symposium on Computer Games and Digital Entertainment (SBGames), Rio de Janeiro, Brazil, 2019, pp. 21-28, doi: 10.1109/SBGames.2019.00014.

## Proje 2:

**İsim:** Realistic Physics Based Character Controller

**Demo:** <http://marathonenvs.joebooth.com/>

**Amaçları:** Hareket yakalama yöntemiyle eğitilen yapay zeka sayesinde yakaladıkları görüntüleri taklit eden maksimum gerçeklikte fizik bazlı bir karakter kontrolcü oluşturmak hedeflenmiştir.

**Eğitimde Kullanılan Ortam:** Unity Oyun Motoru, ML-Agents Toolkit

### Eğitim İçin Kullanılan Veriler:

- Hareket yakalama görüntülerini simüle etmek için oluşturulan unity animasyonu ile oynatılan karakter.
- Yapay zekanın kontrol ettiği karakterin o anki durumu

### Ödül/Ceza :

- Simüle edilmiş karakter ve animasyon karakteri arasındaki fark.
- Simüle edilmiş karakter ve kullanıcı girişi arasındaki fark.

**Sonuç:** Yukarıda değinilen hedef doğrultusunda ortalama bir bilgisayarda gerçekleştirilen 24 saatlik eğitim sürecinde kontrolcü yapay zekanın hazır hale geldiği belirtilmiştir. Ek olarak yapay zeka, Tensorflow kütüphanesini kullanarak GPU ile eğitildiğinde bu sürenin daha da kısaldığı gözlemlenmiştir.

**Kaynak:** Joe Booth, Vladimir Ivanov. Realistic Physics Based Character Controller (2020). [arXiv:2006.07508](https://arxiv.org/abs/2006.07508)

### Proje 3:

**İsim:** Development of Non-Character Player Using Self-Learning Algorithm for Artificial Intelligent Games

**Amaçları:** Sektörde kullanılan nöroevrim algoritmalarının oyunları geliştirebilmek için kullanıp kullanılmayacağını hangi algoritmanın ne derece başarı gösterdiği test edilmiştir.

**Test edilen algoritmalar:**

- Neuro-genetic Evolution
- NeuroEvolution of augmented topology (NEAT)
- Real-Time NEAT (rtNEAT)
- Hypercube-based NEAT (hyperNEAT)
- Online Distributed NEAT (odNEAT)

**Sonuç:** Oyun geliştirme sürecinde oyun karakterlerinin gerçek dışı ve esnek olmayan davranışlar sergilemesi sonunda oyuncunun oyundan uzaklaştığı söylenmiştir. Makine öğrenmesi algoritmaları ile bu sorunun ortadan kaldırılabilceği, bununla birlikte statik şekilde kodlanmış, yüksek üretim maliyetine sahip karakter animasyonlarının da bu algoritmalar ile geliştirilebileceği sonucuna ulaşılmıştır.

**Kaynak:** Noryushan, M.A. & Zamin, Norshuhani & Rahim, H.A. & Sahari, Muhammad Amin & Hassan, N.I. & Fauzee, Z.M.. (2018). Development of Non-Character Player Using Self-Learning Algorithm for Artificial Intelligent Games. International Journal of Engineering and Technology(UAE). 7. 204-205. 10.14419/ijet.v7i2.28.12913.

## Proje 4:

**İsim:** DLNE: A hybridization of deep learning and neuroevolution for visual control

**Amaçları:** Bu proje derin öğrenme algoritması ve nöroevrim algoritmasının beraber çalışabilirliğini araştırmaktadır. Basit bir birincil şahıs silah oyunu için yapay zeka eğitmek istenmiştir.

**Eğitimde Kullanılan Ortam:** Birincil şahıs bakış açılı silah oyunu

**Eğitim İçin Kullanılan Veriler:**

- Ekrandaki pixeller

**Sonuç:** Derin öğrenme algoritması ile nöroevrim algoritmasının hibrit yaklaşımı için bir kapı sunulmuş ve gelecek projeler ile bu hibrit yaklaşımın verimli bir uygulama alanına dönüşeceğinden bahsedilmiştir.

**Kaynak:** A. P. Poulsen, M. Thorhauge, M. H. Funch and S. Risi, "DLNE: A hybridization of deep learning and neuroevolution for visual control," 2017 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG), New York, NY, USA, 2017, pp. 256-263, doi: 10.1109/CIG.2017.8080444.



## Proje 5:

**İsim:** Human-level performance in 3D multiplayer games with population based reinforcement learning

**Amaçları:** Bu çalışmada; bir yapay zekanın da gerekli eğitim verildiğinde 3 boyutlu 1. şahıs bakış açılı çok oyunculu bir oyunda insan seviyesinde bir başarı sağlayabileceğini göstermek amaçlanmıştır.

### Eğitim İçin Kullanılan Veriler:

- Ekran görüntüleri
- Oyun içi puanlar

### Ödül/Ceza:

- Bu olay, özel geliştirilmiş bir yapay zekanın oyun puanlarını analiz ederek çıkardığı başarı puanı ile gerçekleştirilmektedir. Bu puan ile oyun oynayan yapay zeka ödüllendirilip cezalandırılmaktadır.

**Sonuç:** Bu çalışmada veri olarak yalnızca pixelleri ve oyun puanlarını kullanan bir yapay zekanın, zengin ve çok oyunculu bir ortamda son derece rekabetçi bir şekilde oynamayı öğrenebileceği sonucuna ulaşılmıştır.

**Kaynak:** Max Jaderberg, Wojciech M. Czarnecki, Iain Dunning, Luke Marris, Guy Lever, Antonio Garcia Castaneda, Charles Beattie, Neil C. Rabinowitz, Ari S. Morcos, Avraham Ruderman, Nicolas Sonnerat, Tim Green, Louise Deason, Joel Z. Leibo, David Silver, Demis Hassabis, Koray Kavukcuoglu, Thore Graepel. Human-level performance in 3D multiplayer games with population based reinforcement learning (2018). [arXiv:1807.01281](https://arxiv.org/abs/1807.01281)