

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

SIRA TABANLI OYUNLARDA KARAR TEOREMİ YARDIMI İLE
DAVRANIŞ SEÇİMİ VE DENEYİM KAZANMA MODELİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Nihat ÖZDEMİR

(092131105)

Anabilim Dalı: Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi Anabilim Dalı

Programı: Bilgisayar Sistemleri

Danışman: Prof. Dr. Asaf VAROL

HAZİRAN - 2016

ÖNSÖZ

Dünya çapındaki dijital oyun pazarına ait 2016 yılı tahminleri yaklaşık 100 milyar dolar civarındadır (Avcı, 2016). 2016 yılı bütçe kanununa göre Türkiye Cumhuriyeti devletinin 2016 yılı toplam gelirinin 540,8 milyar lira yani yaklaşık olarak 183 milyar dolar olması öngörülmektedir (T.C. Maliye Bakanlığı Bütçe ve Mali Kontrol Genel Müdürlüğü). Dijital oyun sektörünün bu günkü büyüklüğünü, verilen bu iki değeri kıyaslayarak görebilmekteyiz. Ayrıca dünya çapında oyun sektörünün büyüme hızı da dijital teknolojilerin kullanım oranlarının artışına bağlı olarak giderek artmaktadır.

Dijital oyun sektörünün bu denli büyük olması bilgisayar oyunlarının insanların hayatında yadsınamaz bir yeri olduğu gerçeğini ortaya koymaktadır. Bu alana yapılacak yatırımların maddi kazanç karşılığı olduğu gibi eğitim, rehabilitasyon ve propaganda faaliyetlerinde de kullanımı ile sosyal kazanımlar elde edebilmek mümkündür.

Bahsedilen gerekçeler de göstermektedir ki oyun sektörü getirisi iyi olabilecek bir yatırım aracıdır ve bu yatırımın karşılığının alınması oyuncuların oyundan zevk alabilmelerine bağlıdır. Bu tezde oyuncuların oyunları daha uzun bir süre sıkılmadan oynayabilmelerini sağlayabileceği düşünülen bir yapay zekâ tasarımı modeli sunulmuş ve önerilen model bir örnek uygulama ile test edilmiştir.

Tez çalışması boyunca desteği ve sabrı ile güvenini her zaman gösteren **Prof. Dr. Asaf VAROL** hocama saygı ve şükranlarımı sunar, destekleriyle her zaman yanımda olan aileme teşekkür ederim.

Nihat ÖZDEMİR

ELAZIĞ - 2016

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖNSÖZ	II
İÇİNDEKİLER.....	III
ÖZET	V
SUMMARY	VI
ŞEKİLLER LİSTESİ	VII
TABLolar LİSTESİ	IX
SEMBOLLER LİSTESİ	X
TERİMLER LİSTESİ.....	1
1. GİRİŞ.....	2
1.1. Bilgisayar Oyunları.....	3
1.2. Yapay Zekâ	5
1.3. Bilgisayar Oyunlarında Yapay Zekâ.....	7
1.4. Öğrenmenin Oyunlara Etkisi.....	9
1.5. Karar Alma ve Karar Teorisi	11
1.5.1. Karar Teorisi	11
1.5.2. Karar Ölçütleri:	13
2. MATERYAL ve YÖNTEM.....	17
2.1. Kazanç Katsayısı Hesabı	18
2.1.1. Hamle Türleri.....	18
2.1.2. Kazanç Hesaplama Yöntemleri	20
2.2. Öğrenme Mekanizması	24
2.2.1. Yöntemden İstenenler	24
2.2.2. Öğrenme işlemi.....	26
2.3. Karar Verme İşlemi	28
2.4. Uygulamanın yapısı.....	29
3. BULGULAR	31
3.1. 1. Durum (normal durum):	31
3.2. 2. Durum (oyun süresinin kısa olduğu durum):	34
3.3. 3. Durum (oyun süresinin uzun olduğu durum):	38
3.4. 4. Durum (öğrenmenin hızlı olduğu durum):	41
3.5. 5. Durum (koşulların değişikliğe uğradığı durum):	44

3.6.	6. Durum (2. tür hamlenin yer aldığı durum):	48
3.7.	7. Durum (başka bir hamlenin etkisini değiştiren bir hamlenin eklendiği durum):	52
3.8.	8. Durum (3. tür hamlenin olduğu durum):	57
3.9.	9. Durum (4. tür hamlenin olduğu durum):	60
3.10.	10. Durum (5. tür hamlenin olduğu durum):	64
3.11.	11. Durum (farklı türdeki bir çok hamlenin seçilebildiği durum):	67
4.	SONUÇLAR, TARTIŞMA ve ÖNERİLER.....	73
5.	KAYNAKLAR.....	78
	ÖZGEÇMİŞ	83



ÖZET

Günümüzde bilişim teknolojilerindeki baş döndürücü ilerleyiş her alanda olduğu gibi, bilgisayar oyunları alanında da kendini göstermektedir. İnsanların en temel ihtiyaçlarından biri olan eğlenme ihtiyacı ciddi oranda bu oyunlar sayesinde karşılanmakta ve sektördeki büyüme hızlı aşamalar kaydetmektedir.

Bu tezde uygun yapıdaki sıra tabanlı oyunlarda seçilebilecek hamlelere ait tutarlı bir kazanç hesabının yapılması, ayrıca bu hesap yardımı ile öğrenebilen bir yapay zekâ tasarlanması amaçlanmaktadır. Burada kullandığımız yaklaşım, olabildiğince insan gibi davranan bir sistem oluşturmaya çalışmaktır. Bunu yapmakla asıl istenilen oyunlardaki eğlence faktörünü ve oyunların oynanabilirlik sürelerini arttırmaktır. Bahsedilen hedefi gerçekleştirmek için oluşturulan yapay zekânın deneyim kazanması ve günlük hayatta da sık karşılaşılan deneyimle değişen oranda hata yapma özellikleri kazandırılmaya çalışılmıştır. Çalışma yapılırken öngörülen oyun tipi; hamlelerin sıra tabanlı olarak uygulandığı, yapılan her hamlenin tam veya yaklaşık kazanç değerinin ölçülebildiği oyunlardır. Belirtilen türdeki oyunlarda, insan tarafından kontrol edilmeyen karakterlerin hamle seçimlerini yaparken, deneyimler sonucu elde edilen kazanımlar doğrultusunda karar vermesi sağlanmaya çalışılmaktadır. Burada hedeflenen; mutlak doğruları yapan bir yapay zekâyı bulmak değil, gerçek hayatta da olduğu gibi hata yapma ihtimalinin hep olduğu, deneyim oranında daha faydalı hamlelerin tercih edilme olasılığının arttığı bir yapı oluşturmaktır.

Araştırmada karar verme işlemi için karar teoreminden yararlanılmıştır. Fakat karar teoreminde kullanılan ölçütlerinin yerine, duruma daha uygun olacağı düşünülerek araştırmacı tarafından geliştirilen ölçütler kullanılmıştır. Ayrıca yöntemimizin denendiği bir uygulama üzerinde farklı tür hamlelere ait kazanç değerlerinin hesaplaması, öğrenme ve öğrenme işlemi sonrası hamle seçimi işlemleri analiz edilecektir.

Mevcut yöntemin öngörülen hamlelere ait kazanç değerlerini doğru bir şekilde hesaplayabildiği ve hesaplanan bu değerlerin öğrenme işleminde kullanılması sonrasında istenilen amaçlara ulaşılabilirdiği görülmüştür.

Anahtar kelimeler: Karar teoremi, yapay zekâ, makine öğrenmesi, sıra tabanlı bilgisayar oyunları.

SUMMARY

Behavior Choice and Experience Gaining Model on Turn-Based Games with the Help of Decision Theory

Nowadays, the vertiginous progress in information technologies also shows itself in the field of computer games as in all fields. The fun need which is one basic need of humans is provided by means of these games significantly and the growth in sector has made quick steps.

It is aimed in this thesis that making a consistent profit account belonging to choice which can be selected in turn-based games in appropriate structure. At the same time, it is aimed to design an artificial intelligence which can learn with the help of this account. The approach we have used here is to create a system which behaves as much as like a person. The main purpose of this is to increase the fun factor and time of the games that can be played in games. The Artificial Intelligence is created in order to succeed this aim that is mentioned. It is studied on getting experience of artificial intelligence and it has been struggled to acquire the properties of making mistake in varying proportions with this experiment which is encountered in daily life frequently. Type of game that is projected while working is the game which the choices are applied as turn-based and every choice made can be measured approximately or completely. While making the choices of the characters' choices that are not controlled by person, it is tried to provide that he/she decides in accordance with the earnings as a result of experiences. It is not aimed to find an artificial intelligence that makes absolute truths, it is aimed to create a structure which there is always a probability to make a mistake as in real life. It is aimed that this structure prefers more useful choices depending on the experiences.

It has been benefited from decision theorem for decision making process. But the criteria which have been improved by the researcher have been used instead of the criteria which have been used in decision making process because it will be more appropriate for the new situation. Also; on an application that our method has been tested, calculation of gain value belonging to different types of choice, learning and choice election after learning process will be analyzed.

It was observed that this method was able to calculate gain values belonging to projected choices accurately and these calculated values were able to reach wanted goals after being used in learning process.

Key Words: Decision theory, artificial intelligence, machine learning, turn-based computer games.



ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 1 Etkisi oyun süresi boyunca devam eden hamlelerin yapıldığı zamana bağlı olarak kazanç değişim örneği	21
Şekil 2 Edinilen yeni deneyimin, diğer deneyimler ve toplam deneyim üzerindeki etkisi	26
Şekil 3 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği.....	32
Şekil 4 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması.....	32
Şekil 5 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması	33
Şekil 6 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması	34
Şekil 7 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği.....	35
Şekil 8 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması.....	36
Şekil 9 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması	37
Şekil 10 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması	37
Şekil 11 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği.....	38
Şekil 12 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması.....	39
Şekil 13 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması	40
Şekil 14 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması	40
Şekil 15 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği.....	41
Şekil 16 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması.....	42
Şekil 17 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması	43
Şekil 18 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması	43
Şekil 19 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği.....	45
Şekil 20 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması.....	46
Şekil 21 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması	47
Şekil 22 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması	48
Şekil 23 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği.....	49

Şekil 24 Her bir müsabaka için karakterin birden fazla kez yapılabilen hamleleri uygulama sayıları ortalaması	50
Şekil 25 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması	50
Şekil 26 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması ve yenilenmenin etkin olduğu tur sayısı.....	51
Şekil 27 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği.....	53
Şekil 28 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması.....	54
Şekil 29 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması	54
Şekil 30 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması	56
Şekil 31 Hamlenin müsabaka boyunca etkili olduğu hamle sayısı ortalaması	56
Şekil 32 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği.....	57
Şekil 33 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması.....	58
Şekil 34 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması	59
Şekil 35 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması	59
Şekil 36 Hamlenin müsabaka boyunca etkili olduğu tur sayısı ortalaması.....	60
Şekil 37 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği.....	61
Şekil 38 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması.....	61
Şekil 39 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması	62
Şekil 40 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması	63
Şekil 41 Hamlenin müsabaka boyunca etkili olduğu tur sayısı ortalaması.....	63
Şekil 42 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği.....	64
Şekil 43 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması.....	65
Şekil 44 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması	65
Şekil 45 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması	66
Şekil 46 Hamlenin müsabaka boyunca etkili olduğu tur sayısı ortalaması.....	66
Şekil 47 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği.....	68
Şekil 48 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması.....	69
Şekil 49 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması	70
Şekil 50 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması	71
Şekil 51 Hamlenin müsabaka boyunca etkili olduğu tur sayısı ortalaması.....	72

TABLÖLAR LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1-1 Ödenti Tablosu.....	12
Tablo 1-2 Belirli bir koşul varsayımı ile hazırlanmış bir karar matrisi	13
Tablo 1-3 Farklı koşulların olduğu varsayımı ile hazırlanmış bir karar matrisi	14
Tablo 1-4 Belirsizlik ortamı için hazırlanmış bir karar matrisi	14
Tablo 2-1 Karar tablosu (ödenti tablosu).....	18
Tablo 2-2 1. tür hamlelere ait detaylar	29
Tablo 3-1 1. durum detayları	31
Tablo 3-2 2. durum detayları	34
Tablo 3-3 3. durum detayları	38
Tablo 3-4 4. durum detayları	41
Tablo 3-5 5. durum detayları	44
Tablo 3-6 Müsabakalara göre hamle etki değişim tablosu	44
Tablo 3-7 6. durum detayları	48
Tablo 3-8 7. durum detayları	52
Tablo 3-9 8. durum detayları	57
Tablo 3-10 9. durum detayları	60
Tablo 3-11 10. durum detayları	64
Tablo 3-12 11. durum detayları	67
Tablo 4-1 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması	76

SEMBOLLER LİSTESİ

O_s	: Öğrenme Sabiti
O_{ka}	: Öğrenme Katsayısı
O_{us}	: Öğrenme Üst Sınırı
O_s	: Öğrenme Sabiti
K	: Kazanç
K_o	: İlgili hamlenin kazanç ortalaması
K_m	: İlgili hamlenin son oyundaki hamle başına kazanç ortalaması
K_t	: İlgili hamlenin son oyundaki kazanç toplamı
K_s	: İlgili hamlenin hesaplanan hamle başına son kazanç ortalaması
H_m	: İlgili hamlenin son oyundaki tekrarlanma sayısı
H_o	: İlgili hamlenin bir oyundaki ortalama tekrarlanma sayısı
H_s	: İlgili hamlenin hesaplama işlemi sonucu bulunan bir oyundaki ortalama tekrarlanma sayısı
H_t	: Hamleden etkilenen karakterin oyun boyunca yaptığı hamle sayısı
H_{og}	: İlgili karakterin maçlardaki ortalama tur sayısı. Yani ortalama olarak bir maçta kendisine kaç defa sıranın geldiği
H_e	: Süreli etkisi olan hamlenin maksimum etki süresi
H_{eo}	: Süreli etkisi olan hamlenin bir maçtaki ortalama etki süreleri
H_{em}	: Hamleden etkilenen karakterin oyun süresince hamleden etkilendiği tur sayısı
K_e	: Yapılan bir hamlenin, hamle yapıldıktan sonra göstermiş olduğu etkinin kazanç değeridir.

TERİMLER LİSTESİ

- Bağımsız oyun** : Herhangi bir dağıtım firması ya da stüdyo tarafından yapılmayıp bir veya birkaç geliştirici tarafından tasarlanan oyun. Literatürde indie diye de adlandırılır.
- Kazanç ortalaması** : Hamlenin her bir icrası için tahmini yaklaşık kazanç. Ödenti.
- Tur** : Hamle seçme işleminin yapıldığı durumdur. Hamle sırası.
- Sürelî** : Birden fazla tur boyunca etkisi süren
- Oyun** : Oyun kavramı hazırlanan oyun programının tamamını kastetmenin yanında ayrıca oyundaki belirlenen bir faaliyetin başlaması ve son bulması arasını da kastetmek amacıyla kullanılmaktadır. Örneğin yarışçıların birbirleri ile yarıştıkları bir oyundaki her bir yarışı ifade eder.

1. GİRİŞ

Bilgi ve iletişim teknolojilerinin gelişmesi ile beraber insanlar yaşadıkları dünyaya alternatif sanal dünyalar oluşturmuşlardır (Varol & Alkan, 1998, p 536). Özellikle bilgisayar oyunları düşünüldüğünde, bahsi geçen sanal dünyalar aracılığıyla insanların gerçek hayatta olması zor veya imkânsız çok farklı deneyimler yaşatabileceği gerçeği ortaya çıkmaktadır. Bu sebepten dolayı günümüzde insanların en temel ihtiyaçlarından biri olan eğlenme ihtiyacının ciddi miktarda dijital oyunlar tarafından karşılandığını görmekteyiz. Ciddi zaman, işgücü ve maliyetlerin söz konusu olduğu dijital oyun sektörü benzer içeriğe sahip pek çok oyunun var olduğu rekabetçi bir pazar durumundadır. Yapılan çalışmaların istenilen kitleye erişebilmesi, büyük oranda oyuncuların tasarlanan oyunlardan daha uzun süre ve daha fazla zevk alabilmesine bağlıdır ve oyun geliştiricileri bu duruma yönelik olarak farklı çalışmalar yapmaktadır. Oyunlarda bu amaca yönelik özellikle görsellik, içerik, kullanıcı dostu arayüz, kontroller ve yapay zekâ konularında daha iyiye ulaşabilmek için çalışmalar yapılmaktadır.

Bu tezde belirli oyun türlerine özgü, karar verme ve öğrenme mekanizmalarını içerecek şekilde geliştirilen bir yöntemin kullanıldığı yapay zekâ tasarlanması amaçlanmaktadır. Yöntem, hamlelerin sıralı olduğu yani ön planda öyle gözükmesi bile karakterlerin eşzamanlı hareket etmedikleri sıra tabanlı oyun türleri içindir. Oyunlarda karakterlerin seçebilecekleri hamleler vardır ve bu hamlelerin sonuca etkileri doğrultusunda belirli algoritmalar uygulanarak hamlelerin faydalılık değerleri bulunup, bulunan değerlere göre hamlelerin seçilme olasılıklarının yeniden ayarlanmasını sağlanmaktadır. Karakterlerin oyun oynandıkça mevcut durumları daha iyi değerlendirip daha mantıklı çıkarımlar yapmasını ve öğrenmenin karakterlerin öğrenebilme kabiliyetlerine göre farklılık göstermesi istenmektedir. Yöntem için önerilen oyun türlerinde olası hamlelerin faydalılık değerlerinin, oyunu oluşturan bileşenlerdeki farklılaşmaya bağlı olarak değiştiği ve bu değişimin düzenli sayılabilecek şekilde gerçekleştiği düşünülmektedir. Örneğin karakterlerin oynadıkça seviye atladığı, yeni hamleler öğrenip, sahip olduğu nitelikleri ve hamlelerin etkilerini geliştirebildiği oyunlarda koşulların değişimine ait belirli bir düzenin gözlemlenebildiği bir süreçten bahsedilebilir.

Yöntemde öğrenme zamana yayılacak ve eski deneyimler belirli oranda seçimlere yansıtılacaktır ve seçim işleminde bulanık bir yöntem kullanılacaktır. Faydalılık değeri

düşük durumların tamamen tercih dışı edilmesi engellenerek hata yapma ihtimali korunacak, oyundaki hamlelere ait seçilebilme şansı zamanla değişebilecek fakat bu şans asla sıfır olmayacak ve herhangi bir hamlenin asla tercih edilmemesi ihtimali ortadan kaldırılacaktır. Bu sayede durum değişiklikleri sonrası hangi hamle tercihlerinin daha faydalı olduğunu bulabilmek için tüm olasılıkların denenme ihtimali de korunmuş olacaktır.

Geliştirilen yöntemde karar verme işlemi için karar teoremi kullanılmaktadır. Öncelikle belirli kategorilere ayrılan hamle türleri için kazanç hesaplama formülleri önerilmektedir. Hamlelerin seçilme ihtimallerinin düzenlenebilmesi için belirsizlik ortamında karar vermek gerekmekte ve bu durum çok büyük bir miktarda verinin saklanıp işlenmesini zorunlu kılmaktadır. Tezde önerilen yöntemde ise belirsizlik ortamı, genel bir belirlilik ortamına benzeştirilerek oyunda karar verme işleminin gerçekleştirilmesi sağlanmaktadır. Ayrıca kararlar, olası en iyi tercihlerin yapılmayıp deneyimlerin dikkate alındığı daha bulanık seçimlerin yapıldığı bir yöntemle alınmaktadır. Bunun yanında yapılan seçimlerin sonuçları gözlenerek hamlelerin tercih edilme olasılıklarında, hamlelerin sağladıkları fayda değerlerinin dikkate alındığı bir deneyim modeli oluşturulmuştur. Bu modelin benzer yapıdaki birçok bilgisayar oyununda kullanılabileceği düşünülmektedir.

1.1. Bilgisayar Oyunları

Bilgisayar oyunları genel olarak görsel bir materyal üzerinde kullanıcının gönderdiği komutlara karşılık tepki oluşturabilen elektronik bir etkileşim süreci şeklinde tanımlanabilir (Smed & Hakonen, 2003, p 536).

Bilgisayar oyunları tarihine kısaca bakacak olursak; 1958 yılında William Higinbotham geliştirdiği vakum tüplü analog bir bilgisayar üzerinde gördüğü zıplayan noktalardan esinlenip Tennis for Two isimli bir tenis oyunu tasarlamış olsa bile (Higinbotham, n.d.) bilgisayar oyunlarının atası olarak, 1962 yılında geliştirilen spacewar gösterilir (Malliet & De Meyer, 2005, p 25). 1974 yılında ticari olarak üretilen ilk oyun olan ponk'tan sonra işlem gücü ve depolama alanındaki gelişmeler yanında özellikle grafiksel alandaki ilerlemeler (Durdu vd., 2005, p 68) dijital oyun dünyasının hızla gelişmesine sebep olmuştur.

21. yüzyılın başında küçülüp ucuzlayarak sıradan kullanıcıların erişip kullanabilecekleri bir cihaz haline gelen bilgisayar, enformasyon teknolojileri alanındaki gelişmelerle birlikte

günümüzde çok büyük bir yaygınlıkta kullanılmaktadır (Solak, 2012, p 1). Cep telefonlarının teknolojik gelişmelerle birlikte küçük el bilgisayarları haline dönüşmesi artık hayatın her alanında bilgisayarlarla iç içe bir yaşam tarzını beraberinde getirmiştir.

Bilgisayarlarla bu oranda iç içe bir yaşam tarzı, haliyle en temel insan ihtiyaçlarından olan eğlenme ihtiyacının da büyük miktarda bu cihazlar yardımıyla karşılanması durumunu ortaya çıkarmış ve günümüzde oyun sektörünün çok geniş bir kitleye hitap etmesi sonucunu doğurmuştur. 2016 yılı itibarı ile hemen her kişisel bilgisayarda, cep telefonunda bir veya daha fazla oyun mevcuttur. Oyunlar için geliştirilmiş özel konsollar vardır.

Oyun sektörü internetten sonra en hızlı büyüyen ikinci sektör durumundadır. Sektörün hacmini anlayabilmek için örnek vermek gerekirse; şu an tüm dünyada 1 milyarı aşkın kişi dijital oyunları oynamaktadır ve bu sayı ülkemizde Türkiye Dijital Oyunlar Federasyonunun açıklamalarına göre 22 milyon kişidir (Özyurt, 2015). Yıllık toplam gelir açısından dijital oyun sektörü Hollywood film sektörünü geride bırakmıştır (Türkiye Gazetesi, 2013). Steam platformu Ekim 2015'te 10.761.566 kişi ile anlık kullanıcı sayısı rekorunu kırmıştır. GTA-V oyunu piyasaya çıktığı ilk gün 800 milyon dolar gelir elde etmiştir (NTV, 2013) ve 2016 Nisan ayında bu kar 3 milyar doları bulmuştur (Yılmaz, 2016). 2015 yılı oyun sektörünün büyüklüğü 111 milyar dolar seviyelerindedir(Hürriyet, 2015).

Bilgisayar oyunu sektörü ülkemizde yakın zamana kadar çok ciddiye alınmamıştır ve ülkemizin sektördeki payı oldukça azdır. Fakat yakın zamanda açıklanan destekler ve raporlar ülkemizin bu büyük potansiyele ait farkındalığının arttığını ve sektörde yer edinmek istediğini göstermektedir. Elbette oyun sektöründe iyi bir yer edinebilmek için para ve yazılım desteğinin yanında bilgisayar oyunlarını oynayan insanların isteklerinin ve zevklerinin iyi analiz edilip bu istekleri karşılamaya yönelik çalışmaların da yapılması gerekmektedir.

Bilgisayar oyunlarının strateji, rol yapma, macera, spor, yarış, aksiyon, benzetim (simülasyon) gibi birçok farklı türü bulunmaktadır. Günümüzde pek çok oyun birden fazla türe ait özellikleri barındırmaktadır. Oyunların oynama mekaniği düşünüldüğünde ise temel olarak, sıra tabanlı ve gerçek zamanlı oynanış diye iki biçimi mevcuttur. Sıra tabanlı oynanış, hamlelerin belirli bir sıra ile yapıldığı ve hamle seçimi yapılırken süre sınırı olmadan veya belirli bir süre sınırı dâhilinde karar verme şansının olduğu bir oynanış biçimidir. Bu tür oynanış genelde stratejik düşünebilme için oyuncuya daha fazla zaman tanır. Gerçek zamanlı

oynanış ise oyuncunun tepkilerinin anında oyuna yansıdığı oynanış biçimine verilen addır. Bu tür oynanışa sahip oyunlar, genellikle düşünmek için fazla zaman tanımaz ve karmaşık stratejilerden daha çok reflekslerin devreye girdiği bir oynanış sunar.

Gerçek zamanlı oyunlar günümüzde oldukça popülerdir. Hatta büyük ödüllerin olduğu e-spor etkinliklerinde bu tür oyunlar oynanmaktadır. Yakın zamana kadar popüleritesini bir hayli kaybetmiş olan sıra tabanlı oyunlar ise özellikle mobil oyunların sayısındaki artışla beraber tekrar popüler hale gelmiştir. Sıra tabanlı oynanış şu an için konsol ve bilgisayarlara göre kısıtlı bir kontrol imkânı sunabilen mobil cihazlar için çoğu zaman iyi bir tercih olarak gözükmekte ve bu tür pek çok oyun mobil platformda bulunmaktadır. Büyük firmalar daha geniş bir kitleye hitap ettiği için büyük oranda geniş bir yaş aralığındaki kullanıcıya hitap edebilen gerçek zamanlı oynanış mekânına sahip oyunlar yapmaktadırlar. Fakat özellikle Kickstarter gibi platformların desteklediği oyunlar sayesinde pek çok bağımsız sıra tabanlı oyun da PC platformunda oyuncularla buluşmuştur. Belirtilen türdeki oyunların hepsi için yapay zekâ önemli bir bileşendir.

1.2. Yapay Zekâ

Bilgisayar sistemlerinin yaygınlaşması ile beraber insanlar, oluşturdukları sistemleri daha kabiliyetli, hata faktörünün en aza indirgendiği, hızlı ve doğru kararlar verebildiği yöntemler geliştirebildiler. Bunun sağlanabilmesini mümkün kılan en temel bileşen yapay zekâdır. Yapay zekâ, karar verirken insan davranışlarını örnekleyebilen sistemler (Ergezer, Dikmen, & Özdemir, 2003, p 14) veya insanın düşünme ve öğrenme faaliyetlerini anlayıp bu düşünme ve öğrenme faaliyetlerini insan gibi icra edecek makinalar geliştirmek (Russel & Norvig, p 1) şeklinde tanımlanabilir.

Yapay zekâyâ yönelik olduğu söylenebilecek daha eski çalışmalar olmasına rağmen bilgisayar bilimleri alanında yapay zekânın kurucusu olarak Alan Turing gösterilmektedir (Erkan, Çağman, & Saklıdır, 2012, p 3). Turing, makinelerin de insanlar gibi düşünme yetisine sahip olup olamayacağına ait düşüncüyü ortaya atmış ve bunu sınamaya yönelik bir test öne sürmüştür (Turing, 1950). Fakat 1956 yılında yapılan “Dartmouth Görüşmesi” yapay zekâ isminin ilk kez ortaya atıldığı zaman olarak kabul edilir. Bu tarihlerden sonra da yapay zekâyla ilgili birçok çalışma yapılmış özellikle 1980’li yıllarda yapay sinir ağlarının giderek popülerleşmesi, yapay zekâ alanındaki ilerlemelere hız kazandırmıştır. Daha önce yapay zekâ kavramı ile özellikle sinemalardaki bilim kurgu filmleri aracılığıyla tanışan

sıradan insanlar, 1997 yılında dünya satranç şampiyonu Kasparov'un bir yapay zekâ programı tarafından yenilmesinden sonra gerçek hayatta da bu teknolojinin varlığını hissedebildiler. Kasparov IBM tarafından tasarlanan "Deep Blue" isimli bilgisayara yenilmiştir (Campbell, Hoane, & Hsu, 2002; IBM).

Yapay zekâ alanındaki hızlı ilerlemeler, yapay zekâ yöntemleri kullanılarak geliştirilen sistem ve ürünlerin günümüzde hemen her alanda görülebilmeleri sonucunu doğurmuştur. Sıradan insanlar bile internette arama yapmak isterken akıllı sonuçlarla, internette gezinirken ilgi duyabileceği ürünlerle karşılaşmaktadır. Telefonlarına sesle komut verebilmekte (Inc Apple, 2016) ve dokunmatik ekranlardan parmak hareketleri ile metin yazabilmektedirler. Kullandığımız otomobillerde, havaalanlarında, bankalarda ve daha birçok yerde yapay zekânın kullanıldığına şahit olunmaktadır. Elbette yapay zekânın nihai amacı sayılabilecek insan gibi düşünebilen bir sisteme hala çok uzağız. Bunun başlıca sebebinin insan beyninin işleyişine ait hala birçok bilinmeyen varoluşu (Canan, 2014) gösterilebilir.

Yapay zekâ kavramının giderek daha fazla önem kazanması bu konuya yapılan yatırımları daha da arttırmıştır. Devletler, birçok büyük şirket ve üniversiteler bu konuda ciddi çalışmalar yapmakta, örneğin Amerika Birleşik Devletleri'nde her yıl yapay zekâ çalışmalarını teşvik etmek amacıyla "Loebner ödülü" adı altında zeki makineler için ödüller verilmektedir (Erkan et al., 2012, p 4). İleride savaşların fiziksel değil, bilgi savaşları şeklinde olacağını öngören tahminler mevcuttur (Sungur, 2009) ve bu öngörülerin doğru olması durumunda bu savaşın en önemli argümanının yapay zekâlar olacağını düşünmek yanlış olmayacaktır. Bu da konuya verilen önemin haklılığını ortaya koymaktadır.

Yapay zekâ alanında yapılmış bilimsel birçok çalışma vardır ve bu araştırmacıların yaptıkları çalışmalar dört ana grupta toplanır (Russell, Norvig, & Intelligence, 1995, p 2).

- İnsan gibi düşünen sistemler
- İnsan gibi davranan sistemler
- Rasyonel düşünen sistemler
- Rasyonel davranan sistemler

Günümüzde yapay zekâ özellikle örüntü tanıma, robotik, problem çözümü, bilgilerin modellenmesi, uzman sistemler, otomatik teorem ispatı, doğal dilin işlenmesi, oyunların modellenmesi gibi alanlarda kullanılmaktadır (Nabiyev, 2010, p 61).

1.3. Bilgisayar Oyunlarında Yapay Zekâ

Oyunların modellenmesinde kullanılan yapay zekâda asıl amaçlanan oyuncu ile etkileşimde bulunulan karakter veya ortamın gerçek insan, topluluk veya dünya yaşam ortamına benzetilmeye çalışılmasıdır (Kocabas & Oztemel, 1998, p 258). Özellikle gerçek hayatta var olan canlı veya topluluklara benzeştirilerek tasarlanan yapıların yer aldığı oyunlarda, oyuncunun oyunu benimsemesi, genellikle oyun ortamını gerçek hayat ile benzeştirerek rekabet, başarı ve tatmin duygularını ortaya çıkarabilmesi oranında gerçekleşmektedir. Bunu sağlayabilmek için de oyun içerisinde kullanılan zeki bileşenlerin gerçek hayattakine benzer davranışlar sergilemesi gerekmektedir.

Fakat burada dikkat edilmesi gereken husus, yapay zekânın oyunu çok kolay veya zor bir hale getirmemesidir. Oyuncuya çok kolay gelen bir oyun, başarı hissini tattıramadığı için oyuncuda boşa uğraşıyormuş hissini uyandırır veya gerçek hayatta hiç olmadığı kadar kusursuz stratejiler geliştirerek oyuncuyu zor duruma düşüren bir yapay zekâ oyuncuyu güçsüz hissettirir ve oyundan çabuk bir şekilde sıkılmasına neden olur. İdeal olan oyuncuya rekabet hissini tattırabilecek derecede zorlayan ancak iyi stratejiler geliştirdiğinde oyunda başarılı olabileceğini hissettiren bir yapay zekâ tasarlayabilmektir.

Elbette her oyuncunun nitelikleri birbirinden farklı olacaktır. Bu yüzden bütün oyuncular için geçerli olabilecek ideal zorlukta bir oynanış sağlamak güçtür. Bunu sağlamak için düşünülebilecek en iyi sistem herhalde oyuncunun yeteneklerini anlayıp, oyuncu için ideal rekabet seviyesini yakalayabilen bir yapay zekâ tasarlamaktır. Fakat bunu gerçekleştirmek gerçekten zordur. Günümüz oyunlarında genellikle oyuna başlarken oyuncudan belirli bir zorluk seviyesi seçmesi istenerek bahsettiğimiz soruna kısmi bir çözüm getirilmektedir. Bu sayede oyuncu oyunu hangi zorluk düzeyinde oynamak istediğini seçebilmektedir (Sümen, 2014, p 2). Oyun zorluğu ile ilgili seçimin kullanıcıya bırakılması çok az oyun türü hariç yapay sinir ağları ve genetik algoritmalar gibi yöntemlerin oyun tasarımcıları tarafından tercih edilmemesi sonucunu doğurmuştur (Russell et al., 1995). Çünkü bu yöntem diğer yöntemlere nazaran daha kolaydır ve ayrıca oyunun zorluğunun oyuncu tarafından belirlenmesi kullanıcının bu seçimi yaparak oyun zorluğu ile ilgili yükümlülüğü üzerine almasını sağlamaktadır.

Oyuncular, her iyi strateji geliştirdiklerinde veya oyunla ilgili kabiliyetlerini arttırdıklarında oyunun yapay zekâsının anında karşılık verip oyuncunun başarılı olmasını

engelleyip daha da zorlamasını sevmeyeceklerdir. Bu oyuncunun oyun oynarken başarı hissini tatmaması sonucunu doğurur. Oysa oyuncuya başarı hissini sık sık tattıran oyunlar oyuncunun oyundan aldığı zevki de bu yolla arttırabilirler.

Bilgisayar oyunu tasarlayanların en önemli hedefi oynarken oyuncuyu sıkmayan ve keyif verebilen bir oyun tasarlayabilmektir. Burada insan neden sıkılır sorusu karşımıza çıkmaktadır. Uzmanlar insanın yeni şeyler öğrenmesi ve giderek kendini geliştirmesi gibi bizi biz yapan temel özelliklerin merak duygusu sayesinde ortaya çıktığını düşünmektedirler. Can sıkıntısının ise merak duygusunun ortaya çıkmasında etkili olduğu görüşündedirler (Bench & Lench, 2013). İnsanlar farklılığa ihtiyaç duymaktadırlar ve bunun olmaması durumunda da sıkılmaktadırlar. Monotonluk hemen her insan için olumsuz bir algıyı çağırır.

Oyun endüstrisinde de sürekli benzer içeriklerin yer aldığı benzer oyunların yapılması oyuncuların oyunlardan daha çabuk sıkılmalarını neden olmaktadır (Halilbeyoğlu, 2011). Oyunun başarısı, süreç içerisinde oyuncuya farklılıkları belirli bir oranda gösterip başarı hissini de devam etmesini sağlayabilmesi oranındadır denebilir. Bunu sağlamaya yönelik bir yapay zekânın oyuncunun yöntemlerini kavrayıp oyuncunun güçlü ve zayıf yönlerine yönelik belirli bir süreç içerisinde yeni yöntemler geliştirebilme kabiliyetine sahip olması gerekmektedir. Bu tür bir yapay zekânın anlık olmayıp sürece dayalı tepkileri sayesinde oyuncu yapay zekâdan üstün olduğu durumları görebilme ve eksiklerini görüp bu eksikleri kapatıp üstün gelebilme şansını yakalayabilecektir. Aynı zamanda yapay zekânın sabit kalmaması ve sürekli değişmesi sayesinde oyuncu oyun boyunca farklı durumlarla karşılaşabilecektir. Bu yapı başarı duygusunun uzun süre devam etmesini ve merak duygusunun kaybolmaması sayesinde sıkılma durumunun daha geç ortaya çıkmasını sağlayacaktır.

Aslında oyunlardaki yapay zekâ çalışmaları bir hayli eskiye dayanmaktadır. 1983 yılında Harvard'da kayıtlara geçen ilk "video oyunları yapay zekâ konferansı" yapılmış (Baugham & Clagett, 1983) ve Laird's ve van Lent'in bu konuyla ilgili yazdıkları makale (Laird & Van Lent, 2000) oyun dünyasında yapay zekâ konusuna yeni bir ufuk kazandırmış, ayrıca kısmen de olsa oyun yapay zekâsı temelleri oluşturulmuş ve bu alandaki erken dönem çalışmalarına ilham kaynağı olmuşlardır (Bauckhage, Thureau, & Sagerer, 2003; Blumberg, 2002; Freed et al., 2000; Laird, 2002; Mateas, 2003; Nareyek, 2000; Georgios N Yannakakis & Hallam, 2004). Akademik açıdan yapay zekâ konusunda birçok çalışma yapılmış olmasına

rağmen oyun endüstrisi gelişmiş yapay zekâ tekniklerini kullanmaya teşebbüs etmemektedir (Geogios N Yannakakis, 2012, p 285).

Günümüz ticari oyunları tasarlanırken harcanan zamanın büyük kısmı oyun grafiklerinin tasarımına ayrılmaktadır. Oyunun yapay zekâsına çok fazla zaman harcama gereksinimi duyulmamakta, sonlu durum makinaları veya kurallar yardımıyla oyunculara iyi gözükebilecek seviyede yapay zekâ tasarımları yapılabilmektedir (Riedl & Bulitko, 2012). Endüstrinin büyük oranda, daha iyi bir yapay zekâ için harcanacak para ve zamanın beklenen getiriye sağlayamayacağını düşünmesinin de bu durumun ortaya çıkmasını sağladığını varsayabiliriz.

Dijital oyunların birçoğunda karar ağaçları, sonlu durum makinaları, bulanık durum makinaları gibi yapay zekâ yöntemleri kullanılmaktadır (Oyungemisi, n.d.). Yapay sinir ağları ve genetik algoritmalar gibi yöntemler satranç gibi sınırlı tip oyunlarda kullanılmaktadır. Bu yöntemlerin daha az tercih edilmesinin temel nedenleri basitlik ve kontrol edilebilirlik bakımından diğer yöntemler kadar elverişli yapıya sahip olmamalarıdır. Ayrıca diğer yöntemleri test etmek daha kolaydır (<http://elektroteknoloji.com/>, n.d.).

Elbette oyun sektöründe de yapay zekâyâ yönelik ciddi çalışmalar mevcuttur. Artık oyun tasarlayıcıların birçoğunun sadece yapay zekâ ile ilgilenen elemanları mevcuttur (Uysal, 2005). Google firması oyun oynadıkça öğrenen bir yapay zekâ programı tasarlamıştır (<http://www.sabah.com.tr/>, 2015). Hatta öğrendiği bazı oyunlarda diğer kullanıcılardan daha iyi skorlar elde edebilmiştir. Ayrıca aynı firmanın geliştirdiği AlphaGo isimli program satrançtan çok daha fazla ihtimalin olduğu, karmaşık hesaplar gerektiren go oyununda dünya şampiyonu Lee Sedol'u yenebilmiştir (Moyer, 2016).

1.4. Öğrenmenin Oyunlara Etkisi

Kullanıcıların bilgisayar oyunlarından aldıkları keyfi ve oyunların oynanma sürelerini arttırmak, kullanıcının oyunlardan daha geç bıkmasını sağlamak için çeşitli yöntemler uygulanmaktadır. Bunlar, kullanıcının oyun içerisinde kullanabileceği yöntemlerin, karakterin veya yeteneklerin sayısını arttırmak, kullanıcı ilerledikçe açılan içerikler eklemek veya oyunlar için ek paketler hazırlamak gibi yöntemlerdir. Fakat yapay karakterlerin kullanıldığı oyunlarda oyuncuyu oyuna bağlayan önemli bir faktör de oyuncuların, oyun karakterlerini ve ortamını gerçek dünyadakilere benzeştirebilmesi, gerçek hayatla oyun

arasında bir bağ kurabilmesidir. Oyun karakterlerinin günlük yaşamdaki gibi farklı bilgi ve becerilere sahip olmaları, bilgi ve becerilerine göre farklı ve değişken kararlar vermeleri, hata yapabilmeleri ve deneyim kazanabilmeleri oyuncunun bu konudaki algısını güçlendirecektir. Çünkü gerçek bireyler beceri ve deneyim farklılıklarına göre olaylara farklı yorumlar ve tavırlar geliştirir, içinde bulunduğu duruma göre yanlış kararlar da verebilirler. Günlük hayatta, hatasız değil daha az hata yapan insanlar vardır. Oyunlarda oluşturmak istediğimiz yapay zekâ, kategorik olarak insan gibi davranan bir sistemdir ve az önce bahsedilen niteliğin, tasarlanan yapay zekâ da olması gereklidir. Zaten insanlar arasındaki rekabeti zevkli kılan şey bu değişken durumlardan doğan merak duygusudur. En iyi futbolcu bile çok kötü bir pas atabilir, en hızlı araba yarışçısı hatalı dönemeç alabilir, en iyi boksör de umulmayan bir kontra vuruşla kendini yerde bulabilir. Bir bireyin gerekli bilgi, deneyim ve kabiliyete sahipken hata yapmasını birçok farklı şekilde izah edebiliriz. Günlük yaşamda bir insanların tavırlarını belirleyen, tespit edilebilir ve tespit edilemeyecek oldukça fazla değişken vardır. Bir sanal karakterin insana benzer şekilde davranmasını sağlamak için bu kadar çok sayıda değişkeni kullanmak hem çok zor hem de oyunlar için düşünülürse çoğu zaman da gereksizdir. Zaten bir insan hata yaptıktan sonra onu gözlemleyenler bu hatanın kesin sebebini tam olarak bilemez, sadece tahmin edebilirler. Burada oyun yapay zekâsı için yapılması gereken, hataların makul şekilde ve sayıda olmasını sağlamaktır.

Bilgisayar oyunlarında karakterlerin davranışlarını belirlemede kullanılan bazı yöntemler şunlardır;

- Rastgele Seçim: Bu yöntemle, karakterin olası hamleleri tespit edilip bu hamlelerden rastgele biri seçilir. Oyunun yapısına bağlı olarak şans faktörü kullanıcının zevk almasını sağlayabilmektedir. Burada karakterlerin zeki görünmeleri ile ilgili bir kaygı yoktur.
- Ön Tanımlı Seçim: Karakterin durumuna göre daha önceden tasarlanmış hamlelerin veya hamle dizilerinin yapılmasıdır. Tasarlayıcı oyun sırasında oluşabilecek muhtemel durumları düşünerek bu durumlarda hangi hamlelerle tepki verileceğini önceden sisteme yükler. Bir duruma karşılık birden fazla hamle seçeneği de tanımlanabilmektedir. Bu hamleler seçilirken belirli bir şans faktörü eklenip seçimler bulanıklaştırılabilir. Oyunun zorluk seviyesi de bu şans oranının değiştirilmesiyle veya bazı durum veya seçimlerin dikkate alınmamasıyla ayarlanabilmektedir. Bu yöntemde tasarlayıcı, karakterlere ait gerçekçi tepkiler belirleyebildiği için oyuncuya, oyunda düşünebilen karakterlerin olduğu izlenimi verebilmektedir. Tasarlayıcı ne kadar fazla farklı durumu göz önünde bulundurur ve bu durumlarda gösterilecek reaksiyonları iyi seçerse oyuncudaki oyuna ait zekâ algısı o oranda

artacaktır. Fakat belirlenen kalıpların sınırlı olmasından dolayı sık sık tekrarlarla düřüldüğünden oyuncu belirli yöntemlerle ilerlemenin bir yolunu bulup sürekli bu yöntemleri kullanabilmektedir. Bu da oyunun oynanma süresini ve bağlayıcılığını azaltabilmektedir.

- En iyi seçim: Karakterlerin farklı durumları için hamle seçimleri ön tanımlı veya sistem eğitilerek elde edilir. Burada temel amaç belirlenen durum için olabilecek en iyi hamlenin seçilmesidir. Bu sayede oyuncuyu olabildiğince zorlayan ve oyuncuya zevk vermekten daha çok mutlak galibiyeti hedefleyen bir yapay zekâ hedeflenmektedir. Satranç veya go oyunlarında dünya şampiyonlarını yenen yapay zekâlar bu türdendir.
- Öğrenme ile seçim: Karakterlerin oyun içerisindeki stratejileri sonucu öğrenme gerçekleştirilir ve seçimler öğrenme sonucu elde edilen deneyimler yardımı ile yapılır. İnsan davranışlarına yakın bir yapay zekâ istendiği takdirde öğrenme işleminin de insandaki öğrenme süreçlerine benzetilerek gerçekleştirilmesi gerekir.

1.5. Karar Alma ve Karar Teorisi

1.5.1. Karar Teorisi

İnsanlar hayatları boyunca farklı durumlar veya olaylar karşısında sürekli olarak çeşitli kararlar almak zorunda kalmışlardır (Tekeş, 2015, p 3). Bu kararlar sonucunda insanların hayatları şekillenmiş, alınan kararlar sonrası oluşan her bir sonuç bireylerin eşsiz deneyimler kazanmasını sağlamıştır. Aslına bakılırsa insan hayatı büyük bir kararlar bütünüdür demek yanlış bir tespit olmaz. Peki, karar kavramı ne anlama gelir? Karar kavramı; belirli bir amaca ulaşmak için olası faaliyetlerden en uygun olanını seçme işlemi olarak özetlenebilir (Öztürk, 2005). Karar verme sürecinde karar vericinin içerisinde bulunduğu koşullar çerçevesinde olası hamleleri belirlemesi ve bu hamlelerin kazançlarını tespit veya tahmin ederek bir seçim yapması gereklidir.

Bir karar probleminin genel olarak yapısal bileşenleri şunlardır (Hamburg, 1970).

- Karar verici: Karar verme sorumluluğunu taşıyan gerçek veya tüzel kişidir.
- Strateji biçimleri: Olası seçimleri içerir. İki veya daha fazladır. Amaç en iyi sonuca ulaşmayı sağlayacak stratejiyi bulmaktır.
- Olaylar (veya koşullar): Karar vericinin kontrolü dışındadır ve kararların sonuçlarına etki ederler.
- Sonuçlar: Kararlar sonrası oluşan sonuçları ifade eder.

- Ödenti Tablosu veya Ödenti Matrisi (Payoff matris): Verilen kararlar sonrası oluşan sonuçların gösterildiği tablodur.

Tablo 1.1’de gösterilen ödenti tablosunun içerdiği $S_1, S_2, \dots, S_m$ şeklinde ifade edilen S bileşeni yapılabilecek stratejileri ifade eder. Buradaki temel amaç olası en iyi seçimi yapmaktır. $N_1, N_2, \dots, N_n$ şeklinde ifade edilen N parametresi olayları ifade eder. Seçilecek stratejiye, bu olaylar sonucu elde edilen değerler yardımıyla karar verilecektir. $X_{m1}, X_{m2}, \dots, X_{mn}$ şeklinde ifade edilen X değerleri ise N olayları sonucunda seçilen S stratejileri sonucu elde edilen sonuçları (ödenti) ifade eder.

Tablo 1.1. Ödenti Tablosu

Stratejiler	Koşullar (olaylar)			
	N_1	N_2	$\dots$	N_n
S_1	X_{11}	X_{12}	$\dots$	X_{1n}
S_2	X_{21}	X_{22}	$\dots$	X_{2n}
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\dots$	$\vdots$
S_m	X_{m1}	X_{m2}	$\dots$	X_{mn}

Karar alma sürecinde izlenmesi gereken aşamaları sıralamak gerekirse (Esin & Şahin, 2012, p 315);

- Karar verme işleminde esas alınan amaç ve hedefler belirlenmelidir.
- Seçilebilecek her bir strateji için gerekli bilgiler sağlanmalıdır. Bu bilgiler deneyler, araştırmalar ve gerçekleşen olaylar sonucu elde edilen bulgular sonucu oluşturulabilir.
- Elde edilen bilgiler yardımıyla;
 - A - Seçilen stratejilerin gerçekleşme ihtimalleri ve bu stratejilerin sonuçlarının tespiti.
 - B - Bulunan her bir sonucu ifade edecek değerlerin (fayda, para, işgücü vb.) oluşturulması (Bross, 1965).
- Karar süreci için her bir durum ve stratejinin vereceği sonuçları gösteren bir planın yapılması gereklidir. Böylesi seçilmesi muhtemel stratejilerin sonuçlarının birbirleri ile

karşılaştırılabilmesi sağlanır. Bu sayede kabul edilebilir sonuçların tespiti mümkün hale gelir.

- Karar alıcının tercih edeceği karar alma yönteminin avantaj ve dezavantajlarının farkında olması gereklidir.

1.5.2. Karar Ölçütleri:

Karar teoreminde strateji seçimi yapılırken bulunulan koşullar dikkate alınmalıdır. Farklı ortamlara göre kullanılabilecek karar verme yöntemlerinden bazıları şunlardır;

1.5.2.1. Belirlilik Ortamında Karar Verme:

Kullanılabilecek stratejilerin hangi koşullar altında gerçekleşeceğinin bilindiği süreçleri ifade eder. Bu tür karar verme olayları *deterministik* olarak tanımlanır (Coyle, 1972).

Tablo 1.2'nin referans alındığı bir durumda, amaç kar enbüyükleme olduğunda S_3 , amaç enküçükleme olduğunda ise S_1 stratejisinin uygulanmasına karar verilir.

Tablo 1. 2. Belirli bir koşul varsayımı ile hazırlanmış bir karar matrisi

Stratejiler	Koşul
	N_i
S_1	10
S_2	30
S_3	50
S_4	40

1.5.2.2. Risk Ortamında Karar Verme:

Risk Ortamında Karar Verme problemlerine aynı zamanda *stokastik karar problemleri* de denir (Coyle, 1972). Bu tür karar verme süreçlerinde verilecek karara ilişkin çok sayıda koşul bulunmaktadır. Verilecek her kararın koşullara göre sonuçları değişmektedir ve koşulların gerçekleşme olasılıkları da değişkenlik gösterebilmektedir. Mevcut koşullar ve olasılıkların değerlendirilerek seçimlerin yapılması gereklidir.

Tablo 1.3'deki karar matrisini dikkate alarak seçeneklere ait kazanç değerlerini hesaplamak gerekirse;

$$S_1: 10(0.50) + 60(0.20) + 90(0.10) + 20(0.20) = 30$$

$$S_2: 30(0.50) + 40(0.20) + 70(0.10) + 30(0.20) = 36$$

$$S_3: 50(0.50) + 30(0.20) + 30(0.10) + 40(0.20) = 42$$

değerleri elde edilecektir.

Tablo 1. 3. Farklı koşulların olduğu varsayımı ile hazırlanmış bir karar matrisi

Stratejiler	Koşullar			
	N ₁	N ₂	N ₃	N ₄
S ₁	10	60	90	20
S ₂	30	40	70	30
S ₃	50	30	30	40
Olasılıklar	0.50	0.20	0.10	0.20

1.5.2.3. Belirsizlik Ortamında Karar Verme:

Gelecek koşullara ait bilginin olmadığı durumları ifade eder. Bu tür durumlarda kullanılan karar verme ölçütlerinden bazıları şunlardır:

- **Laplace Ölçütü:**

Koşulların olasılıklarına ait hiçbir bilginin bulunmaması durumlarda kullanılabilecek bu ölçütte mevcut koşullara ilişkin olasılıklar eşit olarak varsayılır. Daha sonra her satırın aritmetik ortalaması bulunarak elde edilen değerler dikkate alınır.

Tablo 1. 4. Belirsizlik ortamı için hazırlanmış bir karar matrisi

Stratejiler	Koşullar			
	N ₁	N ₂	N ₃	N ₄
S ₁	10	60	90	20
S ₂	30	40	70	30
S ₃	50	30	30	40
Olasılıklar	0,50	0,20	0,10	0,20

Tablo 1.4'ü ele alırsak;

	N ₁	N ₂	N ₃	N ₄	
S ₁	10	60	90	20	$\frac{10 + 60 + 90 + 20}{4} = 45$
S ₂	30	40	70	30	$\frac{30 + 40 + 70 + 30}{4} = 42,5$
S ₃	50	30	30	40	$\frac{50 + 30 + 30 + 40}{4} = 37,5$

Laplace ölçütüne göre, bulunan değerler içerisinde en büyük değere sahip olan S₁ stratejisi seçilir.

- **Minimaks Ölçütü:**

Karar matrisinde bulunan her satır için en küçük değer bulunur. Bulunan değerler arasından en büyük değer bulundugu satır seçilir. Kötümser bir yaklaşımı ifade eder.

Tablo 1.4'ü ele alırsak;

	N ₁	N ₂	N ₃	N ₄	Her satırın en küçüğü
S ₁	10	60	90	20	10
S ₂	30	40	70	30	30
S ₃	50	30	30	40	30

Maksimaks ölçütüne göre, her satır için bulunan en küçük değerler içerisinde en büyük değere sahip olan S₂ ve S₃ stratejisi seçilir.

- **Maksimaks Ölçütü:**

Karar matrisinde bulunan her satır için en büyük değer bulunur. Bulunan değerler arasından en büyük değer bulundugu satır seçilir. İyimser bir yaklaşımı ifade eder.

Tablo 1.4'ü ele alırsak;

	N ₁	N ₂	N ₃	N ₄	Her satırın en büyüğü
S ₁	10	60	90	20	90
S ₂	30	40	70	30	70
S ₃	50	30	30	40	50

Minimaks ölçütüne göre, her satır için bulunan en büyük değerler içerisinde en büyük değere sahip olan S_1 stratejisi seçilir.

- **Minimaks Pişmanlık Ölçütü:**

Karar matrisinde bulunan her sütun için en büyük değer bulunur. Her sütun için bulunan değer sütundaki bütün elemanlardan çıkarılır. Daha sonra her satır için bulunan değerler içerisinde en küçüğü bulunup içlerinden en büyüğü seçilir.

Tablo 1.4'ü ele alırsak;

	N_1	N_2	N_3	N_4	
S_1	-40	0	0	-20	-40
S_2	-20	-20	-20	-10	-20
S_3	0	-30	-60	0	-60

Minimaks ölçütüne göre, her satır için bulunan değerler içerisinde en büyük değere sahip olan S_2 stratejisi seçilir.

2. MATERYAL ve YÖNTEM

Yaptığımız çalışma belirli türdeki oyunlarda uygulanabilecek karar verme, yapılan hamlelere ait kazanç değerlerinin hesaplaması ve bu kazançlar üzerinden bilgisayar öğrenmesinin gerçekleştirilmesine ait bir yapay zekâ yöntemi içermektedir. Ayrıca bir uygulama üzerinde yöntem test edilip sonuçları gözlemlenecektir.

Öncelikle sistemin uygulanabileceği düşünülen oyunlara ait özellikleri listelemek gerekirse;

- **Sıra tabanlı olması:** Yöntemin uygulanabilmesi için oyundaki hamlelerin gerçek zamanlı değil, sıralı olarak yapılması gereklidir. Bu sıralı olma durumu, her bir hamle sonrasında sırası gelen karar vericinin hamlesinin beklenmesi şeklinde olabileceği gibi arka planda sıra tabanlı bir işleyiş olduğu halde arayüzde kullanıcıya bunun yansıtılmadığı oyunlar için de geçerlidir.
- **Kullanıcı tarafından yönlendirilmemesi:** Kullandığımız yöntem karar verme dinamiklerini içermektedir. Kullanıcının yönettiği karakterlerde karar verme işi kullanıcı tarafından üstlenildiği için yöntemimizin karar verme ile ilgili kısımları bu durumlarda kullanıma uygun değildir. Kullanıcının hamle seçme sorumluluğunu üstlendiği durumlarda yöntemin sadece kazanç hesaplama ve öğrenme dinamikleri kullanılabilir. Daha sonra kullanıcının karar verme işini bilgisayara bıraktığı durumlarda yöntem etkisini gösterebilir.

- **Hamle kazançlarının ölçülebilmesi:** Kazanç katsayısı hesabının yapıldığı formüllerde kullanılacak kazanç değerlerinin kesin veya yaklaşık olarak hesaplanabilmesi gereklidir.

Çalışmada kullanılacak yöntemin yukarıda belirtilen koşullara uyan oyunlarda kullanılabileceği düşünülmektedir. Yöntemimizde, mevcut hamlelerin sağladıkları faydalara göre seçilme oranları ayarlanarak daha faydalı hareketlerin daha sık yapılması sağlanacaktır. Bunun yanında her bir oyun sonunda elde edilen veriler değerlendirilip hamlelere ait kazanç önbilgilerinin güncellenmesi sağlanarak öğrenme gerçekleştirilecektir. Böylece bilgisayar kontrollü karakterlerin, hamlelerin faydalılık değerleri doğrultusunda deneyim kazanması sayesinde zaman içerisinde daha tutarlı hamle seçimleri yapabilmesi ve durum değişikliklerine karşı adaptasyon yeteneği kazanabilmesi sağlanmaya çalışılacaktır.

Kullanmak istediğimiz yöntemin bileşenlerini şu başlıklar altında toplayabiliriz;

2.1. Kazanç Katsayısı Hesabı

Hamlelerin seçilmesi işleminde karar teoreminden faydalanılmaktadır. Yöntemimizde her bir hamlenin kazanç (faydalılık) değerinin ayrı ayrı rakamsal ifadelerle saklanması gerekmektedir. Burada faydalı hamlelerin kazanç değerleri daha büyük rakamsal değerlerle ifade edileceğinden hamlelerin faydalılık oranları anlaşılabilir olacaktır.

Tablo 2-1 Karar tablosu (ödenti tablosu)

Hamle Seçenekleri	Durum x	Durum y
S_a	F_{ax}	F_{ay}
S_b	F_{bx}	F_{by}
S_c	F_{cx}	F_{cy}
S_d	F_{dx}	F_{dy}

Yukarıdaki tabloda olası hamlelerin, olası durumlardaki faydalılık değerleri ifade edilmiştir. S seçimleri F fayda değerini ifade etmektedir. Örneğin S_a hamlesinin x durumundaki kazanç değeri F_{ax} 'tir.

Kazanç katsayısı kesin kazanç değerlerini değil karakter oyuna başlamadan önce öngörülen yaklaşık ortalama kazanç değerlerini ifade etmektedir. Karakterlerin deneyimleri oranında gerçek yaklaşık ortalama kazanç değerlerine yakın değerleri saklayacakları düşünülmektedir.

2.1.1. Hamle Türleri

Hamlelerin kazanç katsayıları doğrultusunda seçildiği bir sistemde, kazanç değerlerinin olabilecek en doğru şekilde hesaplanması önemlidir. Fakat oyunlarda etkilerini farklı şekillerde gösteren, birbirinden farklı türde hamle seçenekleri mevcut olabilmektedir. Bazı hamleler yapıldığı an etkisini gösterirken, bazıları zamanla etkisini gösterebilmekte, bazıları ise başka hamleler üzerinden etkisini gösterebilmektedir. Bu da standart bir formülle hamlelere ait kazanç değerlerini hesaplayabilmeyi olanaksız kılmaktadır. Bu durum karşısında yöntemimizde, hamlelerin muhtemel ortalama kazanç değerlerini daha doğru bir şekilde hesaplayabilmek için olası hamleleri kategorize etme yoluna gidilmiş ve her bir kategori için farklı kazanç hesaplama formülleri geliştirilmiştir.

Öncelikle geliştirilen formüllerin uygulanabilmesi için hamlelere ait fayda değerinin ölçülebilir olması gerekmektedir. Bahsedilen fayda ölçütleri oyundan oyuna farklılıklar gösterebilir (hayat puanı, skor, zaman vb.). Eğer oyunda birden fazla fayda kıstası bulunuyorsa, oyunun yapısının uygun olması durumunda kazanç kıstasları birbirlerine oranlanarak tek bir kazanç değeri belirlenmesi yoluna gidilebilir.

Yapılması muhtemel hamleler için belirlenen kategoriler şunlardır.

1. Tür Hamleler (Etkisini yaptığı an gösteren hamleler): Bu kategoride bulunan hamleler genellikle oyun içerisinde defalarca yapılabilecek hamlelerden oluşur. Bu tür hamleler etkilerini yaptığı an gösteren ve birçok oyunda kullanılan standart hamlelerdir. Daha sonraki turlarda oluşabilecek, hamlenin kendisinden kaynaklanan bir etki söz konusu değildir. Doğrudan hamleden kaynaklanmayan, rakibin durumu veya pozisyonu dolayısıyla sonradan oluşabilecek etkiler, hamleleri kategorilerken dikkate alınmaz. Çünkü bu tür etkiler doğrudan hamlenin kendi etkisiyle alakalı değildir.

2. Tür Hamleler (Oyun süresince bir defa yapılabilen ve etkisi oyun sonuna kadar süren hamleler): Oyun süresi boyunca sadece bir defa yapılabilen ve yapıldıktan sonra etkisi oyun süresince devam eden hamlelerdir. Bu tür hamlelerin etkileri oyun içerisinde sürekli olduğu için faydalılıkları değerlendirilirken oyun süresinin tamamı göz önüne alınmalıdır. Yani hamlenin maksimum etkisinin oyun başında yapıldığında elde edileceğini göz önünde bulundurmak gereklidir.

3. Tür Hamleler (Oyun süresince bir defa yapılabilen ve etkisi belirli bir süre devam eden hamleler): Bu tür hamleler oyun süresince bir kez yapılabilir, etkileri ise sınırlı bir süre devam eder.

4. Tür Hamleler (Oyun süresince birçok defa yapılabilen ve etkisi oyun sonuna kadar devam eden hamleler): Oyun bitimine kadar defalarca yapılabilen ve hamle tekrarlandıkça etkisi katlanarak artarak oyun sonuna kadar devam eden hamleler bu grupta ifade edilmektedir. Yine ikinci kategoride olduğu gibi bu tür hamlelerin de faydalılık değerleri hamlenin yapıldığı zamana bağlı olarak giderek düşecektir.

5. Tür Hamleler (Oyun süresince birçok defa yapılabilen ve etkisi süreli hamleler): Bu kategorideki hamleler oyun süresince defalarca tekrarlanabilmektedir. Hamlelerin gösterdikleri etki hamle yapıldıktan sonra belirli bir süre daha devam etmektedir. Bu tür hamlelerin etkileri aktif oldukları süre içerisinde değişiklik gösterebilmektedir.

2.1.2. Kazanç Hesaplama Yöntemleri

Yukarıda belirtilen her bir kategorideki hamlenin oyun içerisindeki etkileri farklı şekilde gözlemlenmektedir. Bunun için her bir kategoriye ait ayrı bir kazanç değeri hesaplama yöntemi kullanılmıştır.

a) Etkisini yaptığı an gösteren hamleler için ortalama kazanç hesaplama:

Bu tür hamleler için kazanç hesaplaması kolaydır. Yapılan hamlenin etkisi yaptığı an gözlemlenebildiği için, ilgili hamlenin icrası ile oyun süresince elde edilen toplam kazancın (K_t) maç boyunca hamlenin tekrar sayısına (H_m) bölümü ile hamlenin oyun süresindeki kazanç değeri ortalaması (K_m) tespit edilir.

$$K_t = \sum_n^{H_m} K_n \quad (2.1)$$

$$K_m = \frac{K_t}{H_m} \quad (2.2)$$

Bulunan K_m değeri oyun sonu gerçekleşecek öğrenme işleminde dikkate alınacak kazanç değerini ifade etmektedir.

b) Bir defa yapılabilen ve etkisi oyun sonuna kadar süren hamleler için ortalama kazanç hesaplama:

Bu kategorideki hamlelerin etkisi, maç bitene kadar sürdüğünden oyun boyunca elde edilen toplam kazanç her bir turdaki etkilerin toplamı ile bulunabilir (Denklem 2.3). Buradaki K_{en} değeri, hamlenin belirtilen turdaki etkisi sonucu elde edilen kazanç miktarıdır.

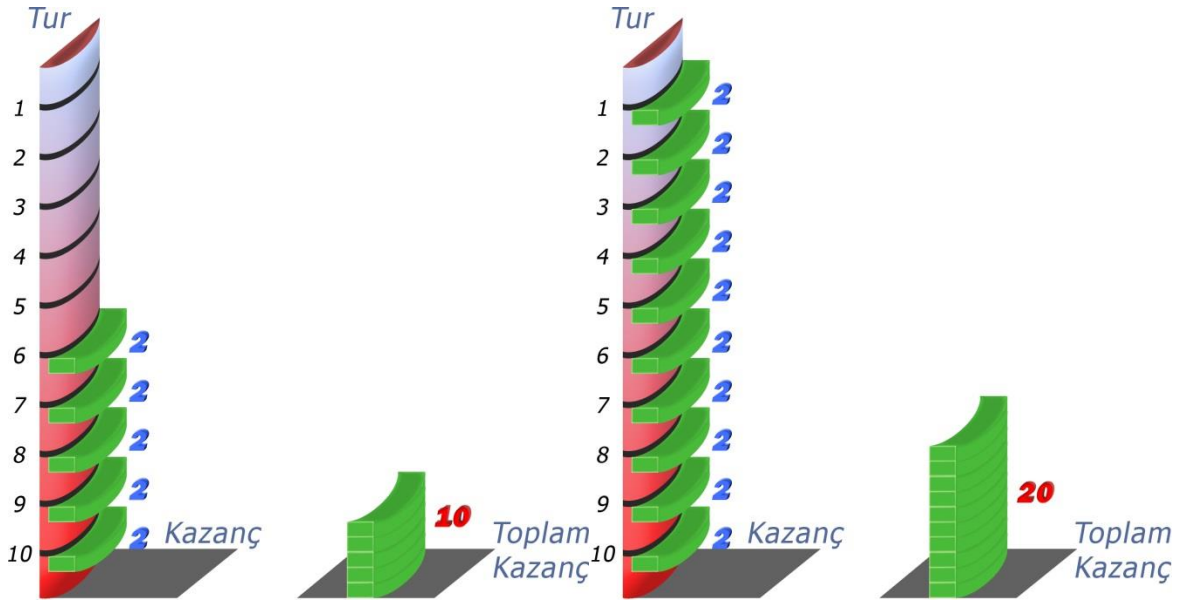
$$K_t = \sum_n^{H_m} K_{en} \quad (2.3)$$

$$K_m = K_t \frac{H_{og}}{H_{em}} \quad (2.4)$$

Bulunan K_t değeri hamlenin yaptığı andan sonraki toplam kazanç değerini ifade etmektedir. Ancak bu tür hamlelerin kazanç değerleri yapıldıkları zamana ve oyunun uzunluğuna göre değişmektedir. Burada bulunması gereken hamlenin oyunun başında yapıldığında toplam kazancının ne kadar olabileceğini tahmin etmektir. Bu değeri

bulabilmek için ise (Denklem 2.4)'deki formül uygulanır. Eğer yapılan hamle yapıldığı turda herhangi bir etki göstermiyorsa, maksimum etki süresi toplam hamle sayısının bir eksiği kadar olabileceğinden denklem $K_m = K_t \frac{Hog-1}{Hem}$ şeklini alır. Ayrıca hamlenin etkilediği karaktere ait H_{og} değerinin alınması gerektiği unutulmamalıdır.

Burada dikkat edilmesi gereken bir durum söz konusudur. Oyun içerisinde bu tür hamlelerin kazanç değerleri, hamlenin yapılmadığı süre boyunca düşebilmektedir. Bir başka deyişle hamle maksimum etkisini oyun başladıktan hemen sonra yapıldığında gösterebilir. Oyun ilerledikçe etki süresi azalacağından, toplam kazanç değeri de azalmaktadır.



Şekil 1 Etkisi oyun süresi boyunca devam eden hamlelerin yapıldığı zamana bağlı olarak kazanç değişim örneği

Örnek vermek gerekir ise, etkisi her bir tur için sabit 2 birim olan bir hamleyi ele alalım. Hamleden etkilenen karaktere oyun boyunca 10 defa hamle sırasının geldiğini farz edelim. Karakter hamlemizden en fazla 10 defa etkilenebilecektir. Böyle bir durumda hamle 5. Turdan sonra yapıldığında hamlenin oyundaki toplam kazanç değeri $5 \times 2 = 10$ birim olacaktır. Oysa hamlenin oyun başlar başlamaz yapıldığını farz edersek yapılan hamleden etkilenen karakterimiz 10 defa hamlenin etkisine maruz kalacak ve hamlenin oyundaki toplam kazancı $10 \times 2 = 20$ birim olacaktır.

Bu sebepten ötürü bu tür hamlelerin oyun içerisindeki kazanç değerleri oyun ilerledikçe belirli oranda düşürülmelidir. Belirtilen kazanç değerinin hangi oranda düşürüleceğine karar vermek için oyunun kalan tur sayısının bilinmesi veya tahmin edilmesi gerekir. Eğer kalan tur sayısı biliniyorsa, kalan tur sayısı toplam tur sayısına bölünerek o anki kazanç değeri tahmin edilebilir. Eğer kalan tur sayısı bilinmiyorsa eldeki uygun veriler kullanılarak oyunun hangi oranda ilerlediği tahmin edilmeye çalışılır.

Örnek vermek gerekir ise karakterin ortalama hamle sayısının bilindiği bir durumda ortalama hamle sayısı, geçen hamle sayısından çıkarılarak kalan hamle sayısı tahmin edilmeye çalışılabilir veya iki karakterin kavga ettiği bir oyunda oransal olarak en düşük can puanlı karakterin kalan can puanının, başlangıçtaki can puanına oranı kazanç katsayısı çarpanını verecektir.

c) Bir defa yapılabilen ve etkisi belirli bir süre devam eden hamleler için ortalama kazanç hesaplama:

Bu tür hamlelerde, etkisi sürekli hamlelerde hesaplamada baz alınan oyundaki toplam hamle sayısı yerine, hamlenin en yüksek etki süresi dikkate alınır. Ayrıca hamle etki süresinin oyun sonunda tamamlanıp tamamlamadığı da dikkat edilmesi gereken bir diğer durumdur. Yani hamlenin maksimum etkiyi gösterip göstermediği önemlidir. Bu durum dikkate alınarak bu tür hamlelerin kazanç hesapları Denklem 2.5'deki gibi yapılır.

$$K_m = K_t \frac{H_e}{H_{em}} \quad (2.5)$$

Denklem 2.5'te kazancın, hamlenin maksimum etki süresinin, son oyundaki etkin olduğu süreyle orantılanarak çarpılması, hamlenin olası maksimum etkisini hesaplamak içindir.

Eğer maksimum etki süresi (H_e) etkilenen karakterin ortalama tur sayısından (H_{og}) büyükse, kazanç 2. kategorideki hamleler gibi hesaplanmalıdır. Çünkü oyunun tahmin edilen ortalama süresi hamlenin etkisinin tamamının gözlenebileceği kadar uzun olmayacak, etki süresi ortalama oyun süresi ile sınırlı kalacaktır.

Bu tür hamlelerin kazanç değeri, oyunda kalan sürenin hamlenin maksimum etki süresinden az olması durumunda yeniden hesaplanarak işleme alınmalıdır. Bu durumda

kalan tur zamanı, hamlenin maksimum etki süresi orantılanarak kazanç katsayısı ile çarpılır ve bulunan değer muhtemel kazanç değeri olarak alınır.

d) Oyun süresince birçok defa yapılabilen ve etkisi oyun sonuna kadar devam eden hamleler için ortalama kazanç hesaplama:

Bu tür hamlelerde kazanç hesabı ikinci tür hamlelere benzer bir şekilde yapılır. Tek fark bu tür hamlelerde hamle sayısı fazla olduğundan bütün hamlelere ait etki değerleri işleme alınır.

Bu türden hamleler birden fazla kez yapılabildikleri için hamlelerin hedefe etki ettikleri tur süreleri toplamı hesaplanmalıdır.

$$H_q = \sum_z^{H_m} H_e \quad (2.6)$$

Yukarıdaki denklemde hamlenin her bir tekrarına ait etki süreleri toplanıp (H_q), değeri bulunur.

K_{zn} değeri, ilgili hamlelerin (z) belirtilen turlardaki (n) etkisi sonucu elde edilen kazanç miktarlarıdır.

$$K_t = \sum_z^{H_m} \sum_n^{H_e} K_{zn} \quad (2.7)$$

$$K_m = K_t \frac{H_t}{H_q} \quad (2.8)$$

Yukarıdaki denklemde (Denklem 2.8) ise son oyun içerisinde hamlenin bir seferde ideal süresini tamamlayarak elde edeceği yaklaşık kazanç değeri hesaplanmaktadır.

e) Oyun süresince birçok defa yapılabilen ve etkisi belirli bir süre devam eden hamleler için ortalama kazanç hesaplama:

Bu tür hamlelerde, aynı hamlenin birden fazla kez yapılması sonucu oluşan etkileri her bir tekrar için ayrı ayrı hesaplamaya çalışmaktansa, etkileri bir bütün olarak görmek daha kolay bir hesaplama yöntemidir.

$$K_t = \sum_z^{Hm} \sum_n^{He} K_{zn} \quad (2.9)$$

$$K_m = K_t \frac{Hem}{Ht} \quad (2.10)$$

Yukarıdaki denklemde (Denklem 2.10) ise son oyun içerisinde hamlenin bir seferde oyun süresini boyunca etkisini göstererek kazandıracağı yaklaşık kazanç değeri hesaplanmaktadır.

2.2. Öğrenme Mekanizması

Yöntemimizde oynanan oyunlardan elde edilen kazanç değerleri doğrultusunda karakterlerin deneyim kazanması ve bu öğrenme işlemi sonucunda daha tutarlı kararlar verebilmesi amaçlanmaktadır.

2.2.1. Yöntemden İstenenler

Yöntemimizde karar verme işlemi, hamlelere ait saklanan kazanç katsayıları vasıtası ile gerçekleştirilmektedir. Hamlelerin seçilebilme şansları, saklanan bu kazanç katsayıları ile orantılıdır. Dolayısı ile öğrenme eylemi, sözü edilen kazanç değerlerinin belirlenmesi ile doğrudan ilgilidir.

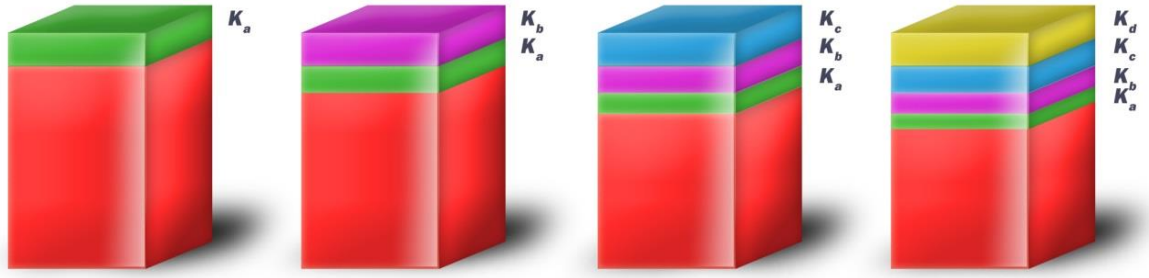
Öncelikle öğrenme eylemi gerçekleştirilirken öğrenme işlemi sonucunda sistemden beklenen belirli nitelikler vardır.

- **Hamlelerin oyundaki tekrarlanma sayısı:** Öğrenme işleminin, deneyim doğrultusunda muhtemel daha faydalı hamleleri daha sık kullanması ve daha faydasız hamleleri daha az tercih etmesi amaçlanmaktadır. Bu şekilde hata yapmayan bir yapay zekâ imajı yerine, yanlış kararlar da verebilen fakat deneyimi doğrultusunda daha az hata yapan bir yapay zekâ geliştirilmesi amaçlanmaktadır.
- **Belirlenen hızda öğrenme:** Karakterlerin öğrenme eylemini, oyunun yapısına göre ve tasarlayıcının belirlediği hızda gerçekleştirmesi istenmektedir. Çok yavaş bir öğrenme, öğrenme eyleminin fark edilmesini zorlaştırıp, yapının oyun ve kullanıcı üzerinde beklenen etkiyi göstermemesi gibi bir sonuç doğurabileceği gibi çok hızlı bir öğrenme de geçmiş deneyimlerin gerekenden daha hızlı bir şekilde unutulması sonucunu doğurabilecektir. Burada asıl amaçlanan şey, oyuncunun oyundaki öğrenme eylemini hissetmesi ve karakterin ortaya koyduğu belirli tavırları algılayarak karakteri kişiselleştirmesi isteğidir.

Öğrenme yönteminin etkinliği, bir oyundaki toplam tur sayısına, seçilebilecek muhtemel hamle biçimi sayısına veya hamlelerin etki değerlerine göre değişebilmektedir. Ayrıca tasarlayıcının oyunun yapısı ile ilgili görüşleri, farklı öğrenme hızları istenmesine sebep olabilecektir.

- **Adaptasyon yeteneği:** Öğrenen karakterin, koşulların değişmesi durumunda oluşan yeni koşullara yönelik adaptasyon yeteneğinin olması istenmektedir. Birçok oyunda tekdüzeliğin önüne geçmek için ilerleyen zamanlarda belirli değişiklikler veya eklemeler söz konusu olur. Bu da değişebilecek etmenlerin sayısına bağlı olarak birbirinden farklı birçok koşulun oluşmasına sebep olabilir. Böyle bir durumda olası her yeni koşulu tespit edip bu koşulların her biri için ayrıca hesaplama yapmak zor olacağından koşulların farklılaşmasına bağlı olarak, hamlelerin kazanç değerlerinin yeni duruma uygun bir şekilde değerlendirilip düzenlenmesi gereklidir.
- **Her hamlenin denenebilme ihtimalinin korunması:** Hamlelerin kazanç değerleri hamlelerin yapıp daha sonra oluşan etkilerin gözlenmesi ile mümkündür. Bu sebepten hiç denenmeyen hamlelerde kazanç hesabı yapılamaz. Hamlenin kazanç değeri, ilk denendiği oyunlarda istisnai olarak çok düşük bir etki oluşturmuş olabilir veya oyundaki koşulların değişmesi durumunda etkisi önemsenmeyecek derecede az veya tamamen etkisiz olan hamlelerin etki değerleri artmış olabilir. Bu gibi durumlardaki kazanç değişimlerinin tespit edilebilmesi için hamlenin zaman zaman tekrar denenmesi ve etki değişiminin gözlemlenmesi gereklidir. Bu sebepten bütün hamlelerin denenebilme ihtimali her zaman var olmalıdır.
- **Sonra edinilen deneyimin öncelenmesi:** Öğrenme işleminde güncel edinilen bilginin geçmiş bilgilere göre daha baskın olması istenmektedir. İnsan hayatında olduğu gibi, edinilen deneyimler zaman ilerledikçe unutulur veya daha az hatırlanırlar. Daha yakın deneyimlerin hatırlanması daha kolaydır ve bunun sonucunda yakın deneyimlerin insan eylemlerine etkileri daha belirgindir.

Ayrıca hamlelerin son etkileri görece olarak daha güncel koşullar sonucu elde edilen değerleri içerir. Bu durumda elde edilecek verilerin mevcut koşullara göre tutarlı olma olasılıkları daha fazladır ve yeni deneyimin genel karar mekanizması üzerindeki baskınlığının fazla olması bu sebepten ötürü daha mantıklıdır.



Şekil 2 Edinilen yeni deneyimin, diğer deneyimler ve toplam deneyim üzerindeki etkisi

- **Düşük hafıza alanı ve işlem gücü kullanımı:** Özellikle çevrimiçi oyunlar düşünüldüğünde çok fazla kullanıcı ve bu kullanıcılar için saklanan büyük miktarda veri söz konusu olabilmektedir. Oluşturacağımız yapıda her bir oynanış sonucu elde edilen verilerin saklanması ve bu verilerin her defasında yeniden değerlendirilmesi gibi bir durum söz konusu olmamalıdır. Özellikle sunucu tarafında gerçekleşen işlemler için bu durum sistem performansını etkileyebilecek bir durumdur.

Oluşturacağımız yapı, daha az veri alanı ve işlem gücü kullanımı sonucu makul sayılabilecek sonuçlar üretmelidir.

2.2.2. Öğrenme işlemi

Öğrenme işlemi temel olarak hamlelere ait daha önce edinilen kazanç bilgilerinden yararlanılarak her bir hamleye ait tutarlı sayılabilecek bir kazanç tahmini bilgisinin edinilmesidir. Bu eylem gerçekleşirken yeni edinilen bilgiler daha öncelikli olmasına rağmen geçmiş deneyimlerden de faydalanılmalıdır. Karar teoreminde çoklukla kullanılan laplace, minimaks, maksimaks gibi ölçütleri kullanmak yerine daha özel sayılabilecek bu durum için kendi belirlediğimiz bir yöntemi kullanacağız.

Öncelikle öğrenme eylemini gerçekleştirecek her bir karakter için ayrı ayrı veya genel bir öğrenme sabiti (O_s) değeri belirlenir. Bu sabit 0 ile 1 değeri arası bir rasyonel sayı değeri olabilir. Fakat 1 değerine yakın değerler geçmiş deneyimlerin neredeyse dikkate alınmaması gibi bir sonuç oluşturacağından makul değerler olarak görülmemektedir. Bu değer karakterin son oyundan elde ettiği kazanç değerlerinin (K_m) genel kazanç değerleri üzerindeki etkisini belirleyen temel değerdir. Bu değer yükseldikçe son kazanılan deneyimin toplam deneyim üzerindeki etkisi artmaktadır. Dolayısı ile bahsedilen sabit değerinin yüksek olması karakterin daha hızlı öğrenmesini sağladığı gibi geçmiş deneyimlerin etkilerini azaltır, bu

değerin düşük olması ise bunun tersi bir durumu ortaya çıkarabilir. Bu yüzden oyunun yapısına göre ideal bir öğrenme katsayısı belirlenmelidir.

Fakat öğrenme işleminde kullanılacak asıl değer olan öğrenme katsayısı (O_{ka}) son oyun esnasındaki deneme oranının da değerlendirmeye alınması sonucu oluşturulan bir katsayıdır. Bu değer hamlenin oyun içerisindeki faaliyet oranı dikkate alınarak hesaplanır. Bu sayede kazancın, hamlenin çok az denemesi durumunda daha az, tersi durumda daha fazla öğrenmeye etki etmesi sağlanmaya çalışılır.

Öğrenme katsayısı her bir oyunda oluşabilecek farklılıklar doğrultusunda esnek değerler alabilmektedir. Fakat bu esneklik kontrol edilebilir olmalıdır. Bahsedilen katsayının öğrenme sabitine oranla çok düşük olması, hamlenin oyun içerisindeki kullanımının çok az olduğu ve elde edilen değer çok tutarlı olamayabileceği anlamına gelebilecek ve bu değer kabul edilebilir olarak görülebilecektir. Fakat oyun içerisinde gerçekleşebilme ihtimali olan, normalin çok üzerindeki tekrarlar bu katsayının makul sınırlarını aşmasına neden olabilecektir ve özellikle bu durumun engellenmesi gerekmektedir. Biz bu durumu engellemek için öğrenme katsayısı için bir üst sınır belirledik. Öğrenme üst sınırı (O_{us}) adını verdiğimiz bu değer öğrenme katsayısının alabileceği maksimum değeri ifade etmektedir. Sistemi tasarlayan kişi öğrenme sabitinin etkisini referans alarak uygun bulunduğu bir değeri O_{us} değeri olarak belirlemelidir.

Hamle tiplerine göre öğrenme katsayılarının hesaplanması ve öğrenme işleminin gerçekleştirilmesi için bazı formüller kullanılmıştır.

- **1. tür hamleler için öğrenme:**

$$O_{ka} = O_s * \frac{H_m}{H_o} \quad (2.11)$$

$$K_s = K_m * O_{ka} + K_o * (1 - O_{ka}) \quad (2.12)$$

$$H_s = H_m * O_{ka} + H_o * (1 - O_{ka}) \quad (2.13)$$

Öğrenme katsayısı (O_{ka}), hamlenin maç esnasındaki tekrar sayısının ortalama tekrar sayısı ile orantılanması ile hesaplanmaktadır. Buradaki temel amaç; hamlenin mevcut deneyim değeri oluşturulurken, son oyundaki hamle sayısının, ortalama hamle sayısı değerinden çok daha az sayıda olması durumunda gözlem verilerinin azlığı sebebi ile oluşabilecek istisnaların genel tecrübeye daha az oranda etki etmesini sağlayabilmektir.

Oyun sonunda son kazanç değeri (K_s), son oyundaki kazanç değerinin (K_m) ortalama kazanç değerine (K_o) öğrenme katsayısı (O_{ka}) oranında etki etmesi ile hesaplanır. Aynı şey ortalama hamle sayısı hesaplanırken de yapılır.

- 2, 3., 4. ve 5. tür hamleler için öğrenme:

$$O_{ka} = O_s * \frac{H_{em}}{H_{eo}} \quad (2.14)$$

$$K_s = K_m * O_{ka} + K_o * (1 - O_{ka}) \quad (2.15)$$

$$H_{eos} = H_{em} * O_{ka} + H_{eo} * (1 - O_{ka}) \quad (2.16)$$

Bu tür hamlelerin etkileri birden fazla turu kapsadığı için öğrenme katsayısı (O_{ka}) belirlenirken hamlenin uygulanma sayısı yerine, hamlenin maç esnasında etkili olduğu hamle sayısının, ortalama etkili olduğu hamle sayısına oranı dikkate alınır.

Oyun sonunda, son kazanç değeri bir önceki kategoride olduğu gibi hesaplanır. Fakat ortalama hamle sayısı yerine bu kez hamlenin etkili olduğu tur ortalaması öğrenme katsayısı yardımıyla yeniden hesaplanır.

2.3. Karar Verme İşlemi

Karar mekanizmamızda yapay zekâdan istediğimiz, olası en iyi kararları vermesi değildir. Sistemin deneyim seviyesi doğrultusunda yüksek kazançlı hamleleri daha yüksek oranla seçmesi amaçlanmaktadır. Bu sayede deneyimli karakterlerin daha fazla sayıda olumlu hamle yapması amaçlanmış ama bunun yanında en az fayda veren hamleleri de yapma ihtimalinin korunmasına çalışılmıştır. Bu amaç doğrultusunda hamlelerin sönümlenmesi, yani tekrar denenme ihtimallerinin kalmaması durumunun engellenmesi gerekmektedir. Bunu sağlamak için faydalılık değerlerinin 0 veya daha düşük bir değer alması engellenmelidir.

Sistemde yapay zekâ karar verirken, her bir turda olası hamleleri listeleyip mevcut durumdaki faydalılık değerlerini alır. Daha sonra hamlelerin faydalılık değerleriyle orantılı bir şekilde rastgele bir seçim yapar ve bu işlem sonucu seçilen hamleyi gerçekleştirir. Burada kazanç değerlerinin, doğrudan birbirlerine oranı kullanılabileceği gibi tasarlayıcı oyunun

yapısı doğrultusunda mevcut oranların yerine bu oranları kullanarak hesaplayacağı farklı oranlar da kullanılabilir.

Örneğin A ve B hamlelerinin kazanç katsayıları oransal olarak 1 ve 2 olduğu bir durumda, kazanç katsayıları dikkate alındığında B hamlesinin her bir turda seçilme olasılığı A hamlesinin iki katı olabilir. Fakat tasarlayıcı bu oranı yeterli görmeyip kazanç katsayılarını kullanıp yeni bir oran belirleyerek seçme işlemini buna göre de yapabilir. Bu durumda oyun esnasında seçim yapılırken her iki katsayı oranının karesi alınarak, oranlar 1 ve 4 olarak değerlendirmeye alınabilir. Böylece daha faydalı hamlelerin seçilme olasılığı arttırılıp, öğrenme işlemi sonucu oluşan seçimlerdeki değişimler daha belirgin hale getirilebilir. Bu durum tasarlayıcının seçimine bağlıdır.

2.4. Uygulamanın yapısı

Bahsedilen modeli test edebilmek için tasarladığımız oyun, karşılıklı iki rakibin birbirleri ile müsabaka yapmaları temeline dayanmaktadır. Her iki rakibin de sayısal olarak ifade edilen bir hayat puanı (hp) mevcuttur ve rakipler yaptıkları hamlelerle hp değerini azaltmaya çalışmaktadır. Rakibinin hp değerini 0 veya 0'dan daha düşük bir değere düşüren ilk karakter oyunu kazanmaktadır.

Test için tasarladığımız oyunda kullandığımız hamleler şunlardır;

1. Tür Hamleler:

Uygulandıkları anda hasar verirler.

Tablo 2-2 1. tür hamlelere ait detaylar

Hamleler	Verebileceği En Düşük Hasar	Verebileceği En Yüksek Hasar	Hamlenin Iska Geçme İhtimali (%)	İdeal Kazanç Değeri
Tokat	8	12	10	9
Yumruk	13	35	25	18
Tekme	30	78	50	27

2. Tür Hamle:

Yenilenme: Yapıldığı andan sonraki turlarda hamleyi yapan karakterin hp değerini %25 ihtimalle 1 arttırır.

3. Tür Hamleler:

Kısmi Yenilenme: Yapıldığı andan sonraki 20 tur boyunca hamleyi yapan karakterin hp değerini 2 arttırır. İdeal kazanç değeri 40'dır.

Osmanlı Tokadı Etkisi: Yapıldıktan sonraki 20 tur boyunca tokat hamlesinin etki değerini %100 arttırır.

4. Tür Hamle:

Alev: Yapıldığı anda rakibin hp değerini 8 hp düşürür ve ilerleyen 7 tur boyunca rakibin hp değerini 4 hp düşürmeye devam eder. Bir hamlenin etki süresi içerisinde hamlenin tekrar yapılması durumunda her bir hamle birbirinden bağımsız olarak etki eder. Diğer bir deyişle etki katlanarak artar. İdeal kazanç değeri 36'dır.

5. Tür Hamle:

Zehir: Yapıldığı andan sonraki turlarda rakip karakterin hp değerini 1 azaltır. Hamlenin birden çok kez yapılması durumunda etki katlanarak artar.

Denemeler

Yapılan denemelerde karakterlerden sadece birinin öğrenmesini sağlanmıştır. Bu sayede öğrenebilen ve öğrenemeyen karakterlerin karşılaştırılabilmesi amaçlanmıştır. Varsayılan olarak karakter karşılaştırmasının daha objektif olabilmesi için karakterlerin aynı hamle havuzunu kullanması sağlanmış ve hamlelere ait parametreler de eşit tutulmuştur. Bahsedilen durumun değiştirildiği denemeler, ilgili alanda belirtilmiştir. Ayrıca hamlelerdeki değişimin daha net gözlemlenebilmesi için tüm hamlelere ait varsayılan ilk kazanç değeri 1'dir.

Oyun esnasındaki hamle seçimi işlemlerinde, doğrudan kazanç katsayıları değerleri oranı kullanılacaktır. Denemeler, karakterlerin birbirleri ile müsabaka yaptıkları 1000 maçlık periyodun 10 defa tekrarlanması şeklinde yapılmıştır. Yani her bir denemeye ait veriler 10000 ayrı müsabakanın sonuçları kullanılarak elde edilmiştir.

3. BULGULAR

Yapılan araştırma için geliştirilen model çerçevesinde oluşturduğumuz uygulamalardan elde edilen bulgular, tablolar ve grafikler halinde bu bölümde sunulmuştur. Farklı parametrelerle uygulamanın çalıştırılıp, verilerine ulaştığımız her bir test aşaması *durum* olarak adlandırılmış ve bulgular bu durumlara göre aktarılmıştır.

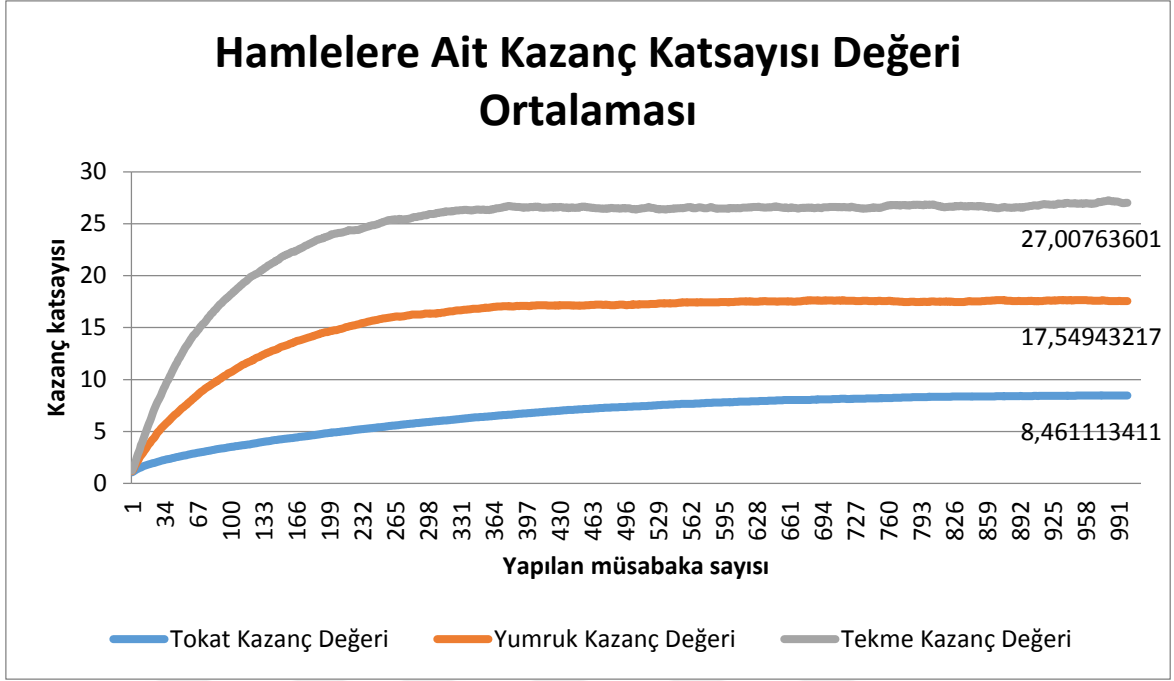
3.1. 1. Durum (normal durum):

1. Duruma ait detaylar Tablo 3-1’de verilmiştir.

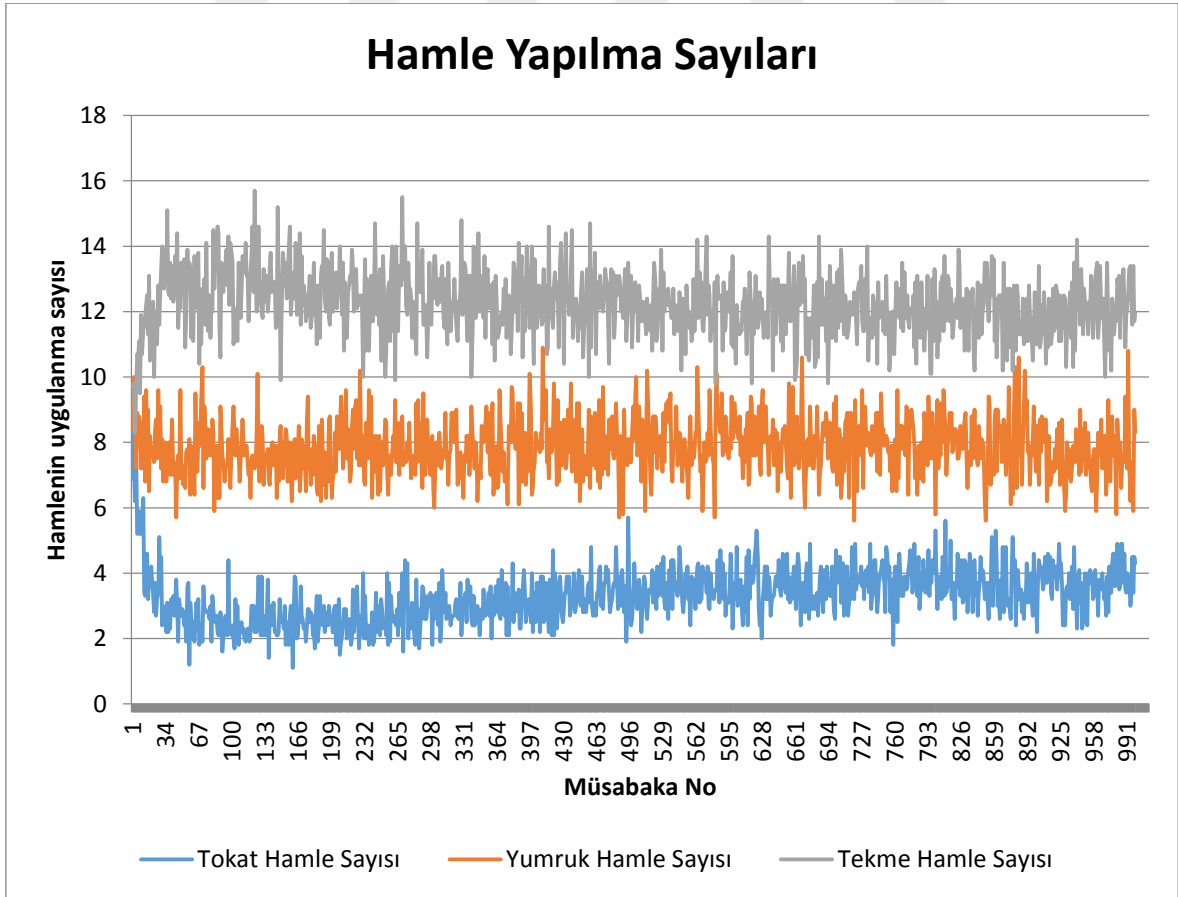
Tablo 3-1 1. durum detayları

Parametreler	Değerler
Hamleler	Tokat, yumruk, tekme
Hp	500
O _s	0,01
O _{us}	0,02

Birçok oyundaki temel hamlelerden sayılabilecek 1. kategoriye ait kazanç değerleri farklı 3 hamlenin karşılaştırılması amaçlanmaktadır. Özellikle kazanç katsayılarındaki değişim ve bu değişimlerin müsabakaların sonuçları üzerindeki etkileri incelenmek istenmektedir.



Şekil 3 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği

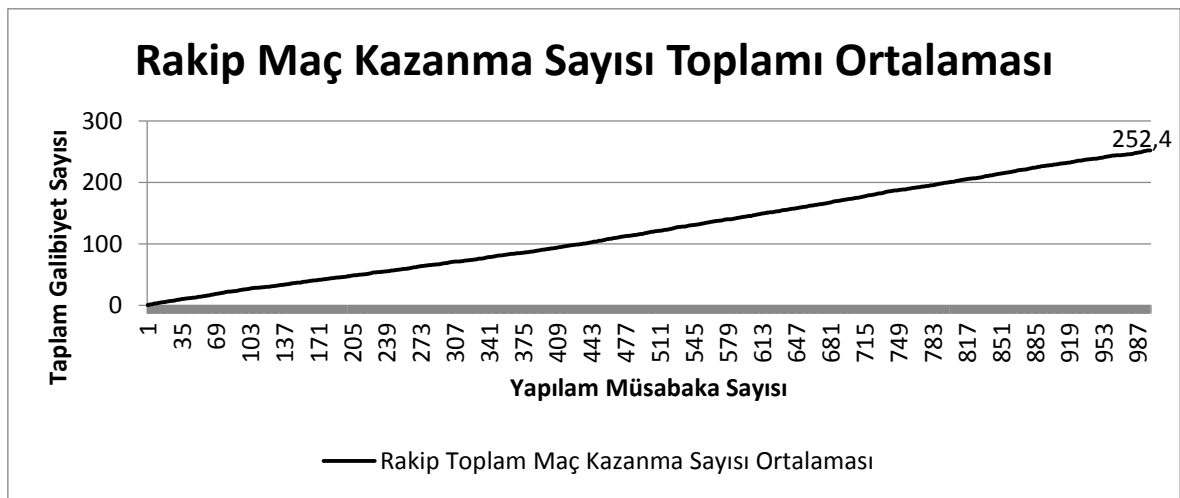


Şekil 4 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması

Şekil 3'te, kullanılan hamlelere ait kazanç katsayılarının müsabaka sayısı arttıkça hamlelerin ideal kazanç değerlerine yaklaştıkları gözlemlenmiştir.

Hamlelerin başlangıçta belirlenen kazanç değerine yaklaşma oranı, öğrenme periyodu hakkında bizlere fikir verebilmektedir. Şekil 3'te görüldüğü üzere kazanç değeri fazla olan hamlede öğrenme işleminin daha hızlı olduğu gözlemlenmektedir. Bu durumu Şekil 4'ün yardımı ile hamlelerin tekrarlanma sayıları ile ilişkilendirmek mümkündür.

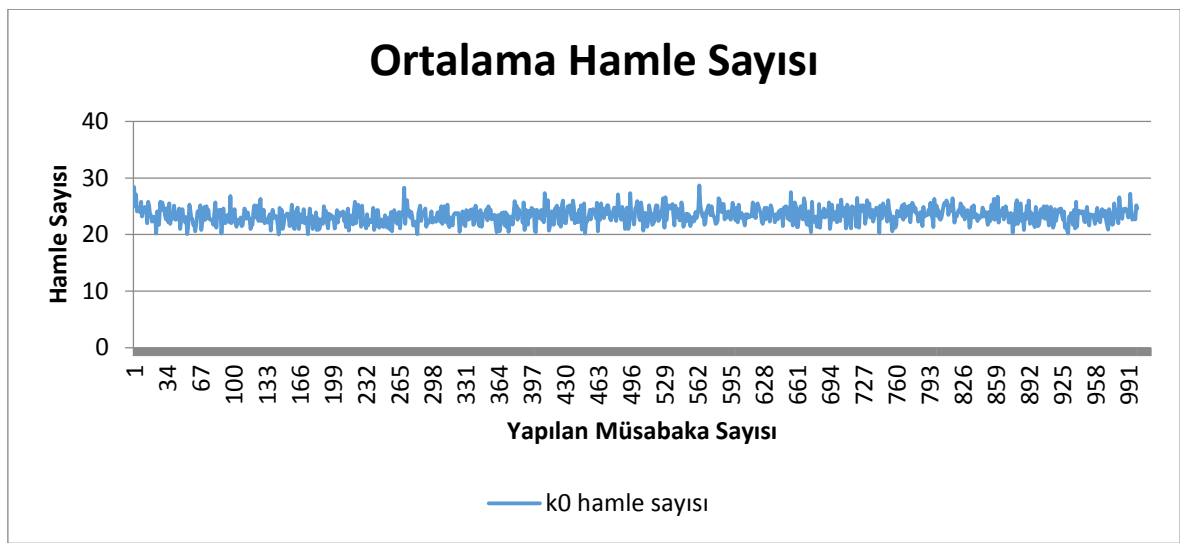
Ayrıca erken dönemdeki müsabakalarda, en etkili hamle olan tekme ile en az etkili hamle tokat gözlemlendiğinde, tekme hamlesine ait kazanç değerinin hızlı bir şekilde ortalamanın üzerine çıktığı ve tokat hamlesine ait kazanç değerinin de hızlı bir şekilde ortalamanın altına indiği, daha sonra giderek kazanç değerlerinin denge durumuna yaklaştığı gözlemlenmektedir. Bu durumun sebebi olarak yine öğrenme katsayıları arasındaki fark gösterilebilir. İlk kazanç değeri olarak belirlediğimiz 1 değeri tüm hamlelere ait kazanç değerlerinin altında bir değerdir. Kazanç değeri yüksek olan hamlenin ideal kazanç değerine yaklaşma miktarı, hamlenin uygulanma sayısının giderek artmasına bağlı şekilde oransal olarak daha fazla olacağı için bu durumun doğal sonucu olarak hamleler arası kazanç değerleri değişim ivmesi ilk aşamada farklılık göstermektedir. Hamlelerin kazanç değerleri ile gerçek kazanç değeri arasındaki fark azaldıkça sayısal olarak kazanç değerindeki değişim de azalacağı için belirli bir süre sonra daha etkili olan hamleye ait kazanç değerinin daha etkisiz hamleye göre daha yavaş değiştiği gözlemlenmektedir. Bunun sebebi etkili hamlenin ideal değere daha hızlı yaklaşmasıdır.



Şekil 5 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması

Rakip karakterin kazandığı maç sayıları ortalamasının yer aldığı Şekil 5 incelendiğinde yaklaşık %25 gibi bir oran gözlemlenmektedir. Tamamen eşit hamlelerle başlayan iki karakter için öğrenme işleminin söz konusu olmadığı bir durumda bu oranın yaklaşık %50 olması beklenirdi. Aradaki bu oransal fark öğrenme işlemi sonucu ortaya çıkmıştır.

Ayrıca erken dönemde hamlelerin kazanç katsayıları oranı belirginleştiği için Şekil 5'te başlangıç kısmı hariç ciddi bir eğim değişimi gözlemlenmediği düşünülmektedir.



Şekil 6 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması

Şekil 6'da görülen ortalama hamle sayısının dikkat çekici bir biçimde değişmediği gözlemlenmektedir.

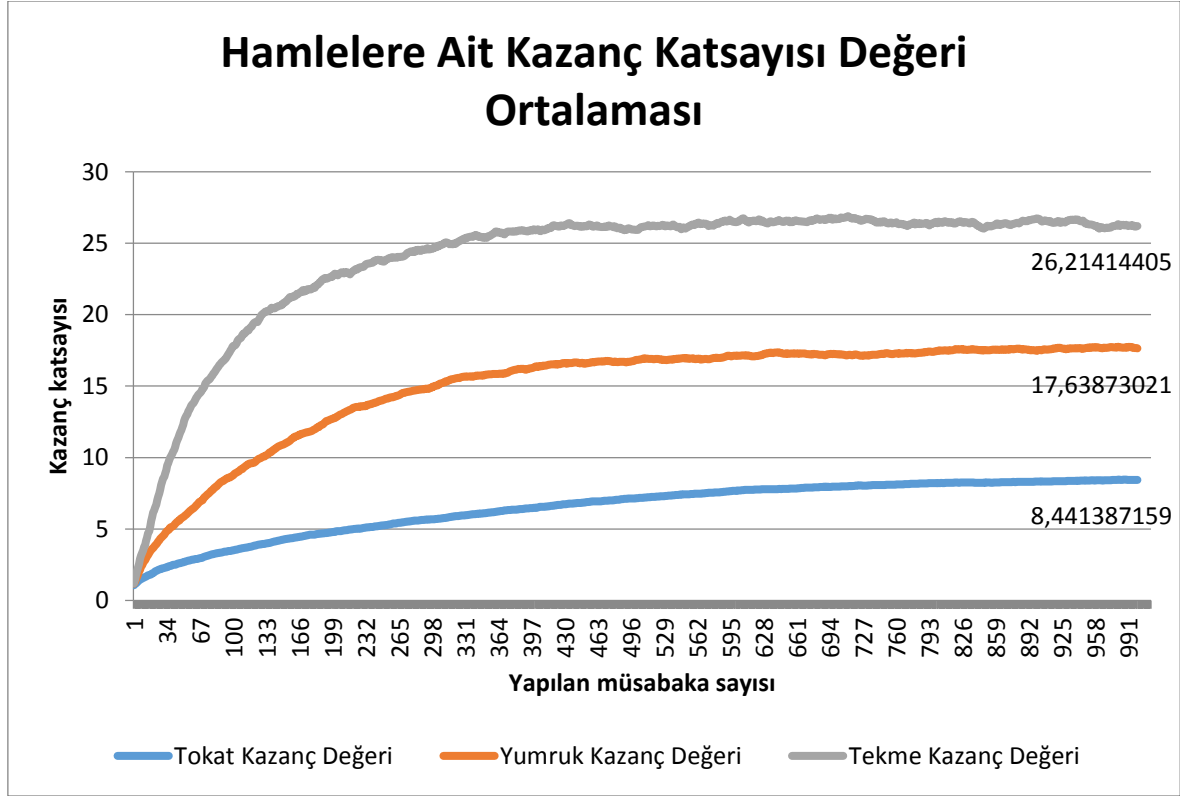
3.2. 2. Durum (oyun süresinin kısa olduğu durum):

2. Duruma ait detaylar Tablo 3-2'de verilmiştir.

Tablo 3-2 2. durum detayları

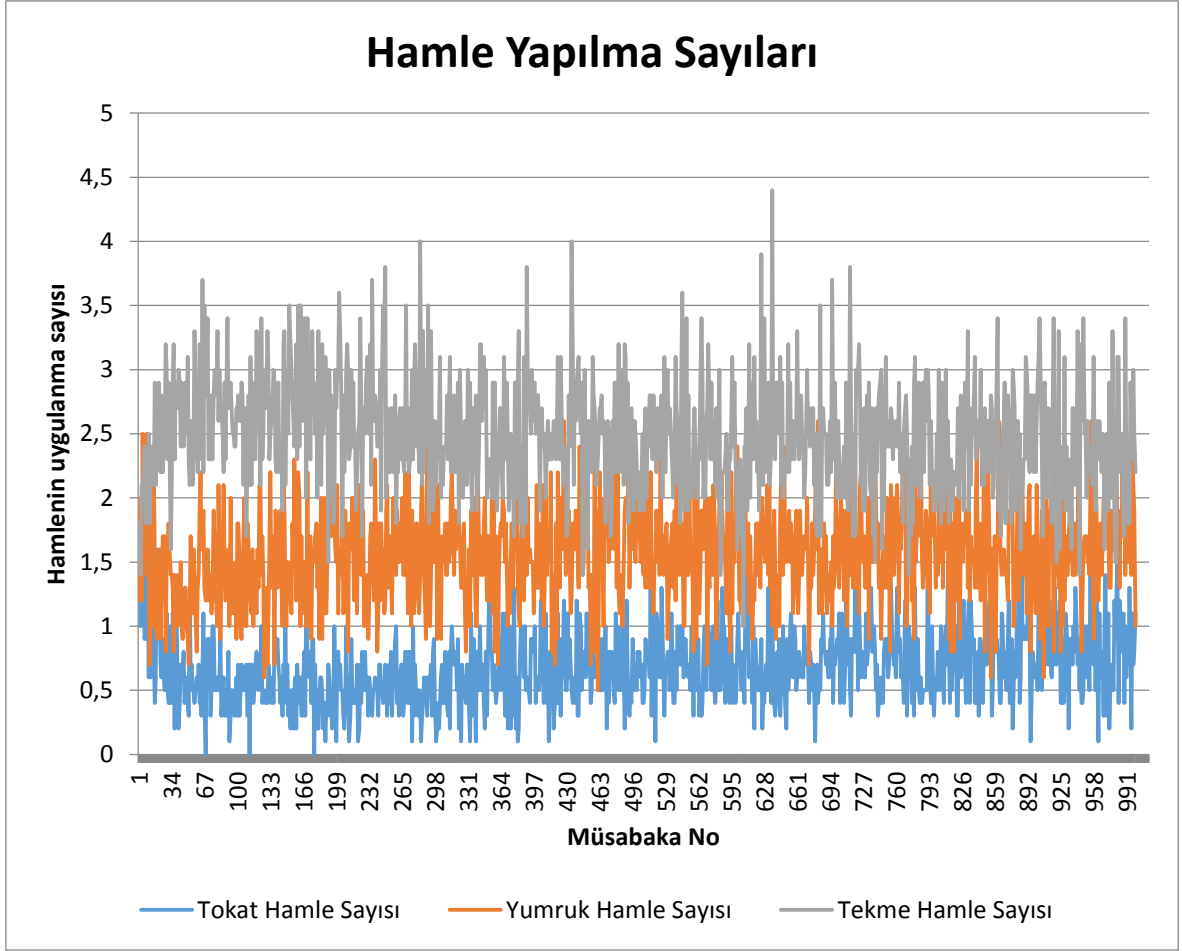
Parametreler	Değerler
Hamleler	Tokat, yumruk, tekme
Hp	100
O _s	0,01
O _{us}	0,02

Bu denemede ki amaç hp değeri nin azaltılması yardımıyla daha kısa süren müsabakaları gözlemlemektir. Bu denemede maçlarda hamlelerin tekrarlanma sayıları oldukça düşüktür, hatta zaman zaman bazı hamlelerin hiç denenmediği gözlemlenmektedir.



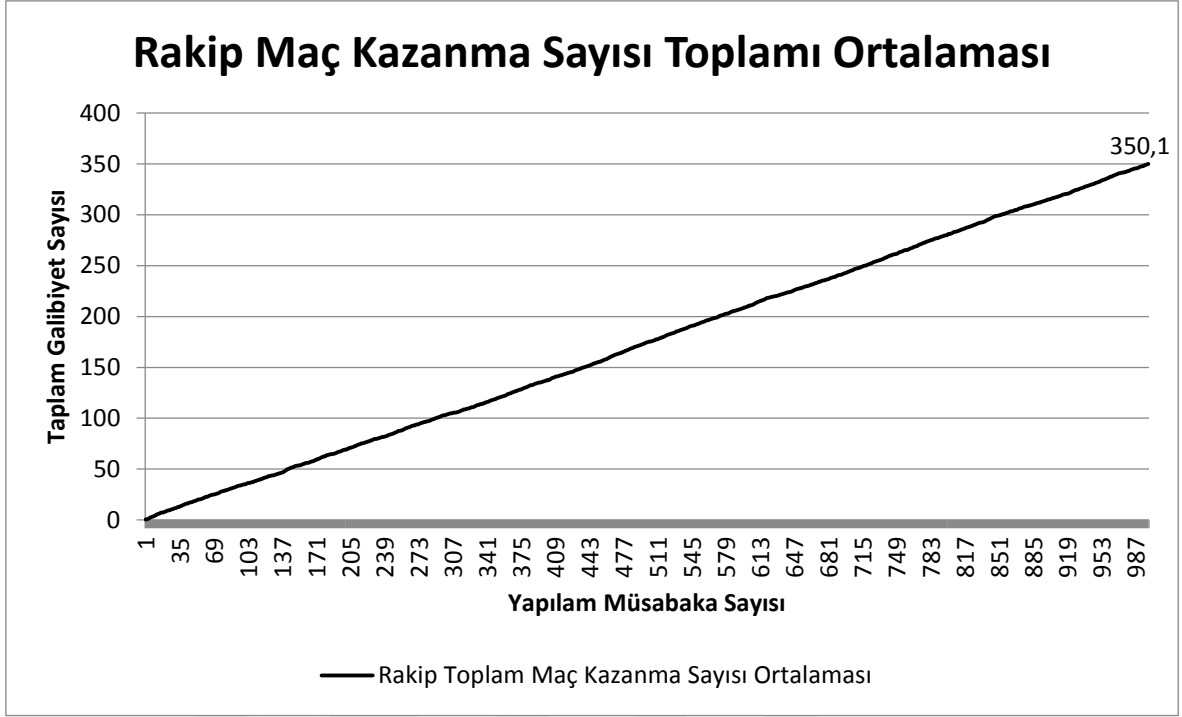
Şekil 7 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği

Bu durumda kazanç değeri ilerlemesi Şekil 7’de görüldüğü üzere bir önceki duruma göre başlangıçta biraz daha yavaştır. Ayrıca kazanç değerinde küçük dalgalanmalar gözlemlenmektedir. Hamle sayılarının azlığı düşünüldüğünde istisnaların daha fazla oluşabileceği ihtimali sonucu bu durumun olası olduğu düşünülmektedir.



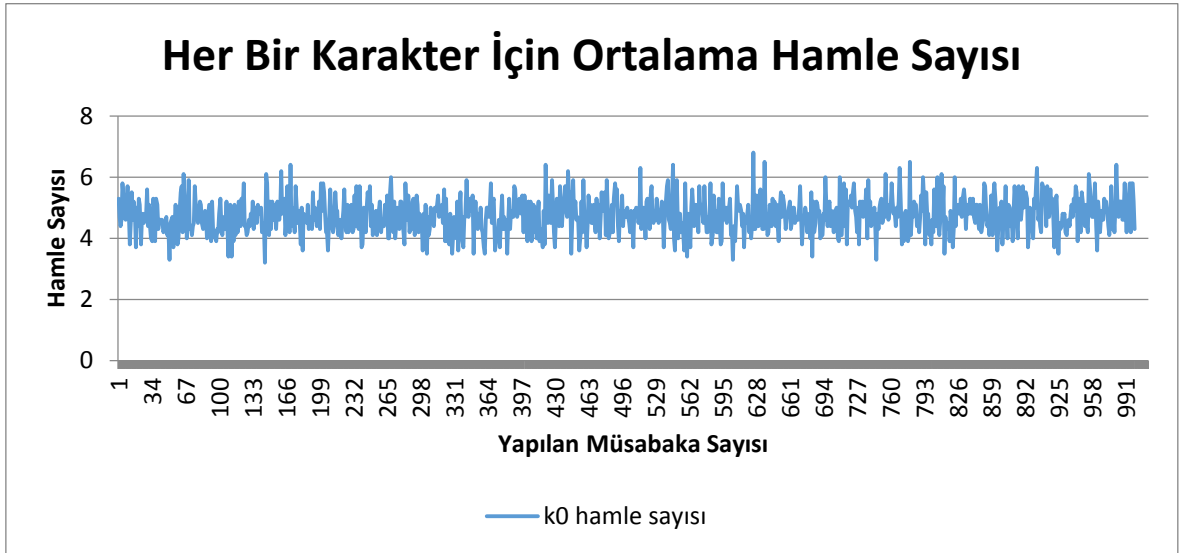
Şekil 8 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması

Şekil 8’de gözlemlendiği üzere hamlelerin azlığı dolayısıyla hamle sayıları birbirine 1. Duruma oranla daha yakındır, fakat kazanç değişimine göre oluşan ayırım net bir şekilde gözlemlenebilmektedir.



Şekil 9 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması

Şekil 9 gözlemlendiğinde, maçların kısalığı istisnaların sayısını arttırmış, bu durum öğrenemeyen rakibin kazanma oranını arttırıp yaklaşık %35 seviyelerine çıkmıştır.



Şekil 10 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması

Şekil 10'da hamle sayılarında dikkati çekecek düzenli bir değişim gözlenmemektedir.

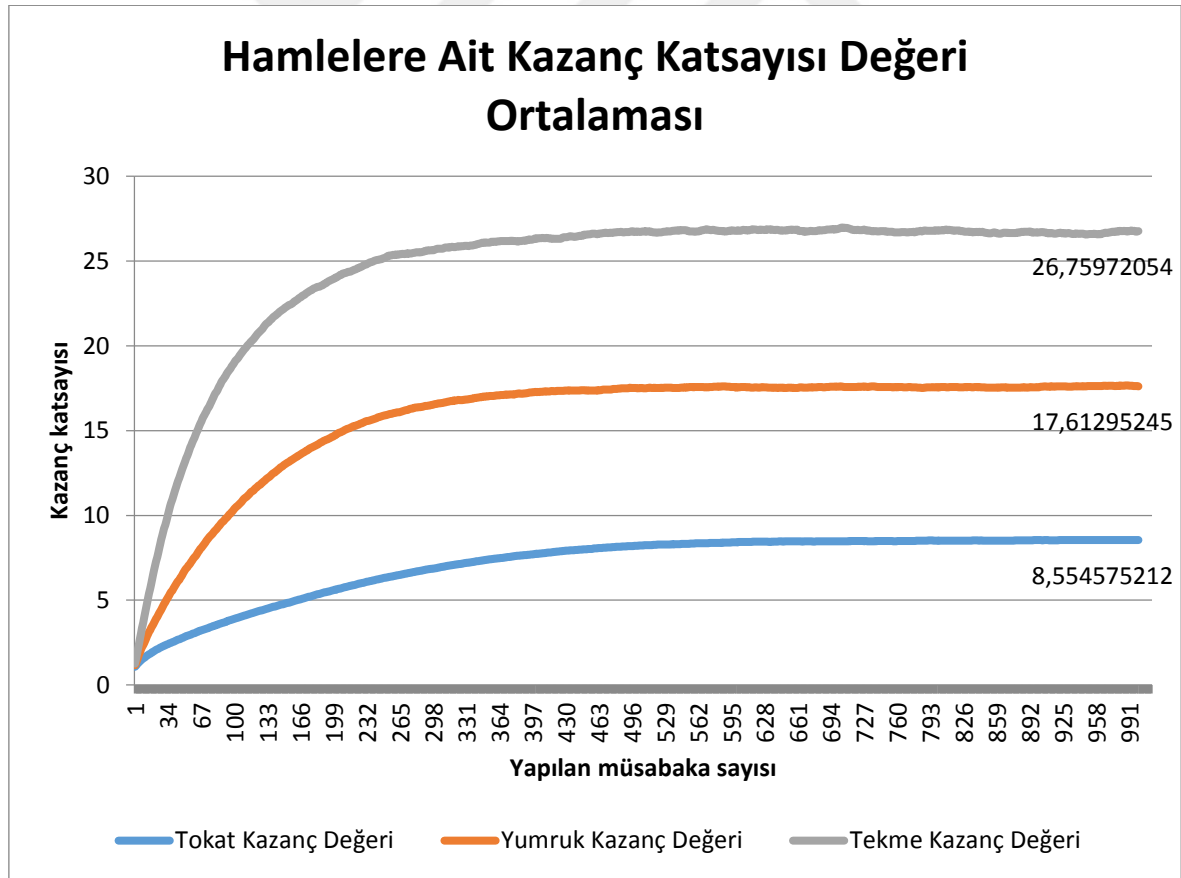
3.3. 3. Durum (oyun süresinin uzun olduğu durum):

3. Duruma ait detaylar Tablo 3-3’de verilmiştir.

Tablo 3-3 3. durum detayları

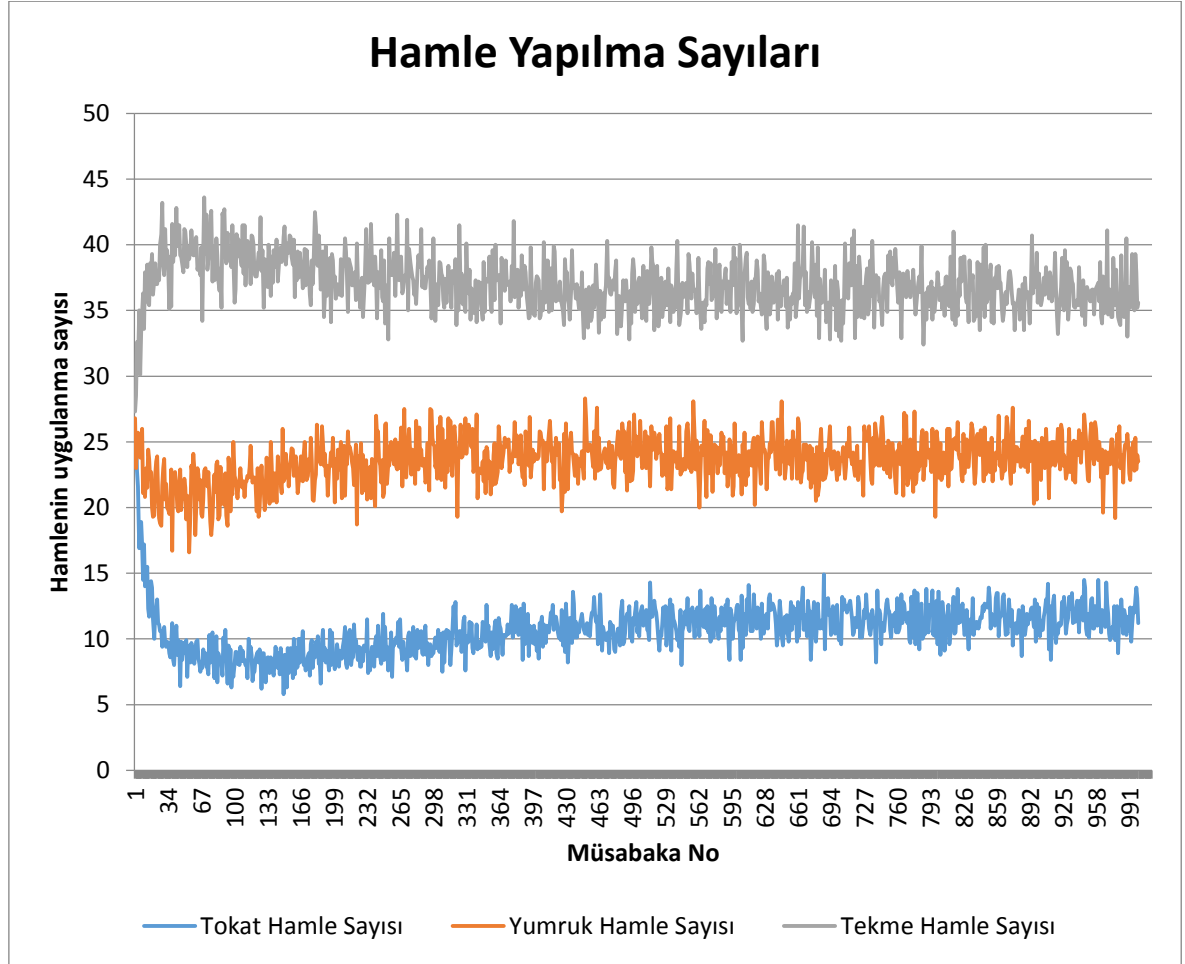
Parametreler	Değerler
Hamleler	Tokat, yumruk, tekme
Hp	1500
O _s	0,01
O _{us}	0,02

Bu denemedeki amaç hp değerinin artırılması yardımıyla daha uzun süren müsabakaları gözlemlemektir. Bu denemede maçlarda hamlelerin tekrarlanma sayıları oldukça yüksektir ve istisnalar oluşması ihtimali daha düşüktür. Hamlelerin etkilerinin gözlemlenebileceği kadar tekrarlanma ihtimalleri büyük bir oranda vardır.



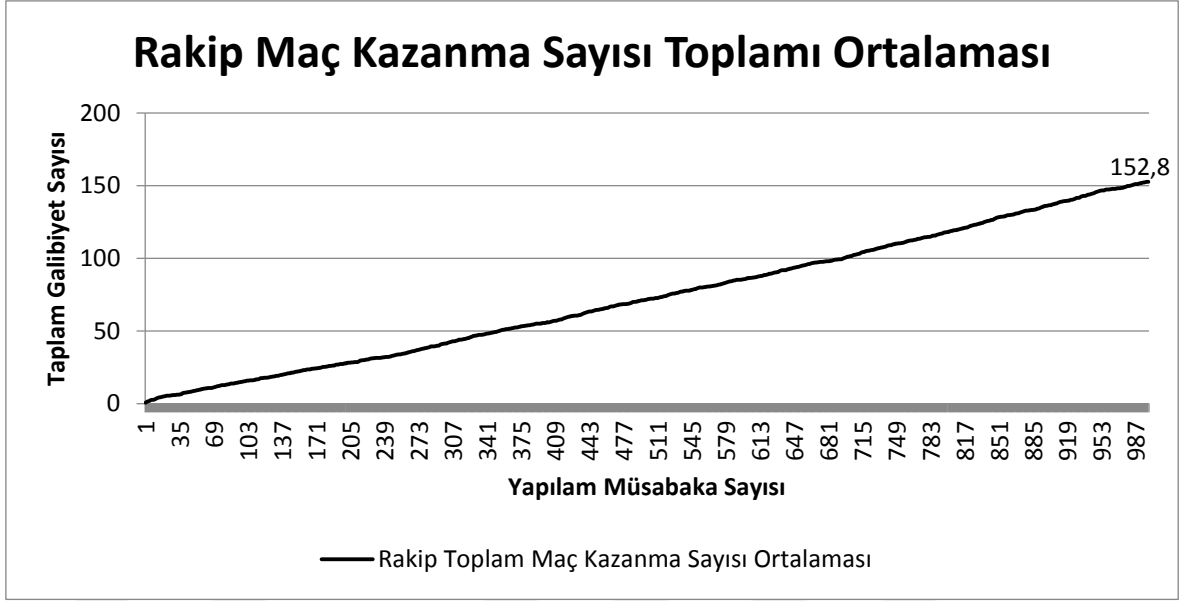
Şekil 11 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği

Şekil 11’de yer alan 3. durumdaki kazanç değişim grafiği, 1. durumdaki grafiğe benzemektedir. Değişim grafiğindeki çizgilerin daha az dalgalandığı gözlemlenmektedir. Bu durum istisnaların oluşma olasılığının azlığına bağlanmaktadır.



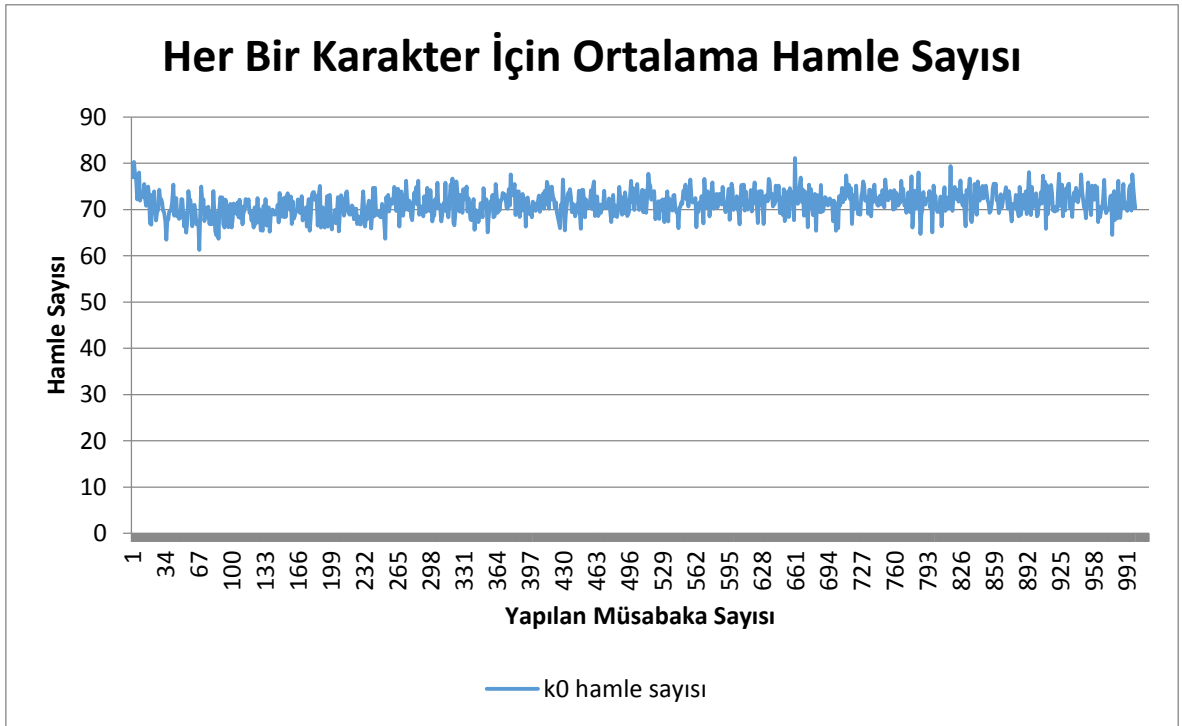
Şekil 12 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması

Şekil 12’de de görüldüğü üzere hamlelerin yapılma sayıları daha belirgin bir şekilde ayrılmıştır. En az faydalı hamlenin bile ortalama beş kez denendiği bu durumda hamlelerin fayda değerinin daha tutarlı test edilmesi beklenen bir durumdur.



Şekil 13 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması

Şekil 13’te yer alan 3. durumdaki rakibin kazanma ortalaması diğer iki duruma kıyasla en düşük orandadır. Bu durum öğrenen karakterin deneyimlerini uygulayabilmek için daha fazla imkan bulabildiği şeklinde yorumlanabilir.



Şekil 14 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması

Diğer iki durumda da olduğu gibi bu durumda da maç boyunca yapılan hamle sayısı ortalamasının ilk maçlarda kısmen azaldığı Şekil 14'te gözlemlenmiş, geri kalan kısımda ciddi bir değişim gözlemlenmektedir.

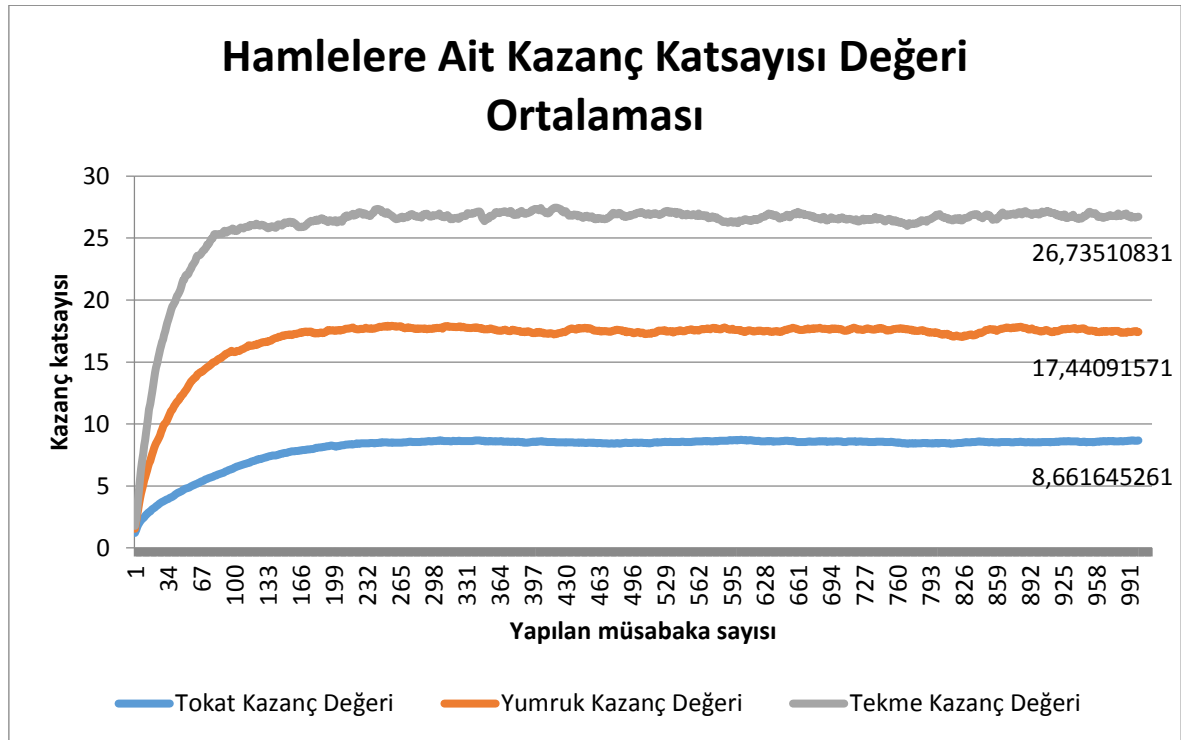
3.4. 4. Durum (öğrenmenin hızlı olduğu durum):

4. Duruma ait detaylar Tablo 3-4'de verilmiştir.

Tablo 3-4 4. durum detayları

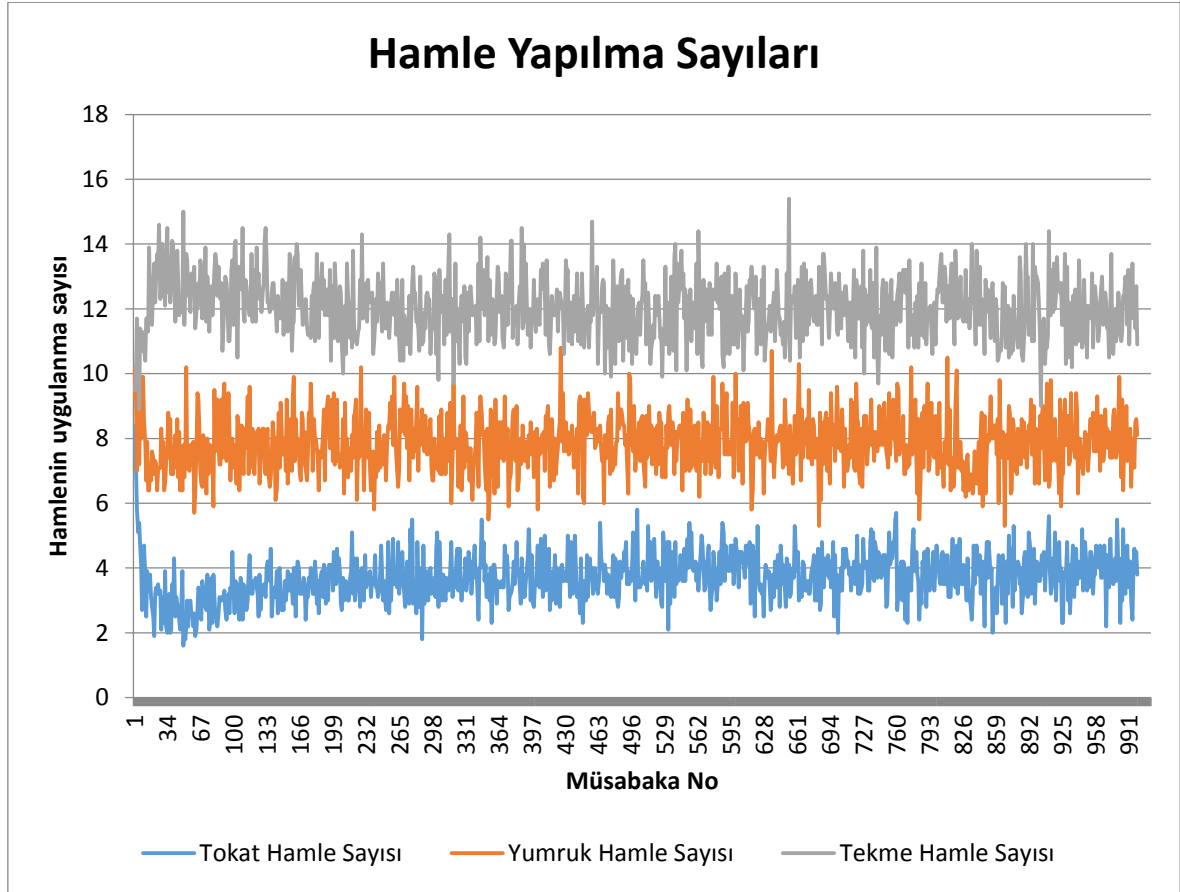
Parametreler	Değerler
Hamleler	Tokat, yumruk, tekme
Hp	500
O _s	0,03
O _{us}	0,06

Bu durumda öğrenme sabiti ve öğrenme üst sınırı artırılarak karakterin daha hızlı öğrenmesi amaçlanmaktadır. Geri kalan parametrelerin benzerliği düşünülerek özellikle 1. durum ile karşılaştırılması farklılıkların daha net gözlemlenmesini sağlayabilecektir.



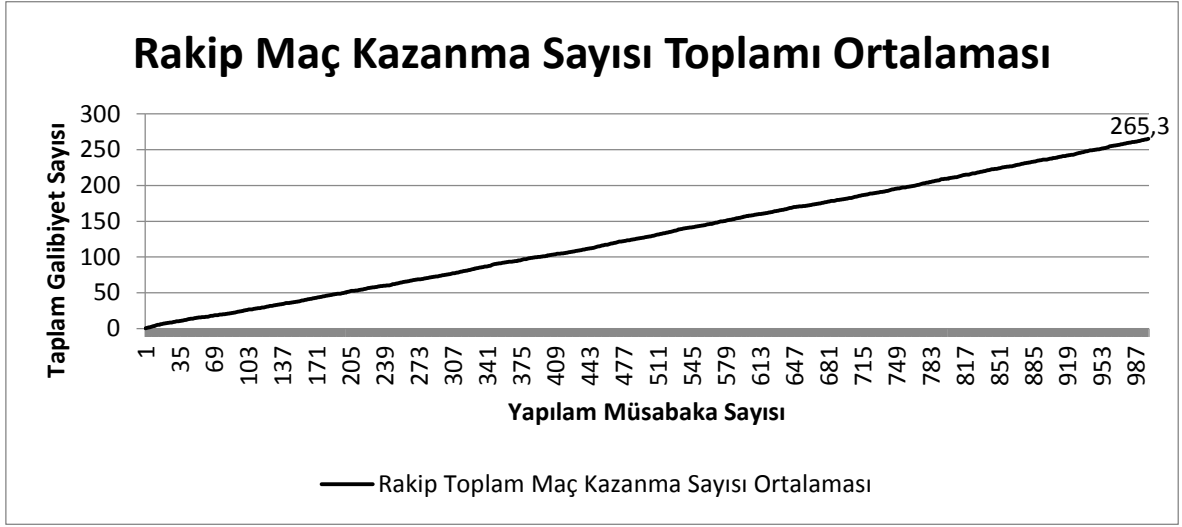
Şekil 15 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği

Şekil 15’te görülen belirtilen durumda kazanç katsayısı değişim eğrisinin diğer durumlara göre daha hızlı yükseldiği görülmektedir. Ayrıca 1. duruma kıyasla kazanç katsayısı çizgileri daha pürüzlüdür. Öğrenme sabitinin yüksek olması kazanç değerleri ile kazanç katsayısı arasındaki farkın genel kazanç katsayısına daha fazla etki etmesi sonucunu doğurmaktadır.



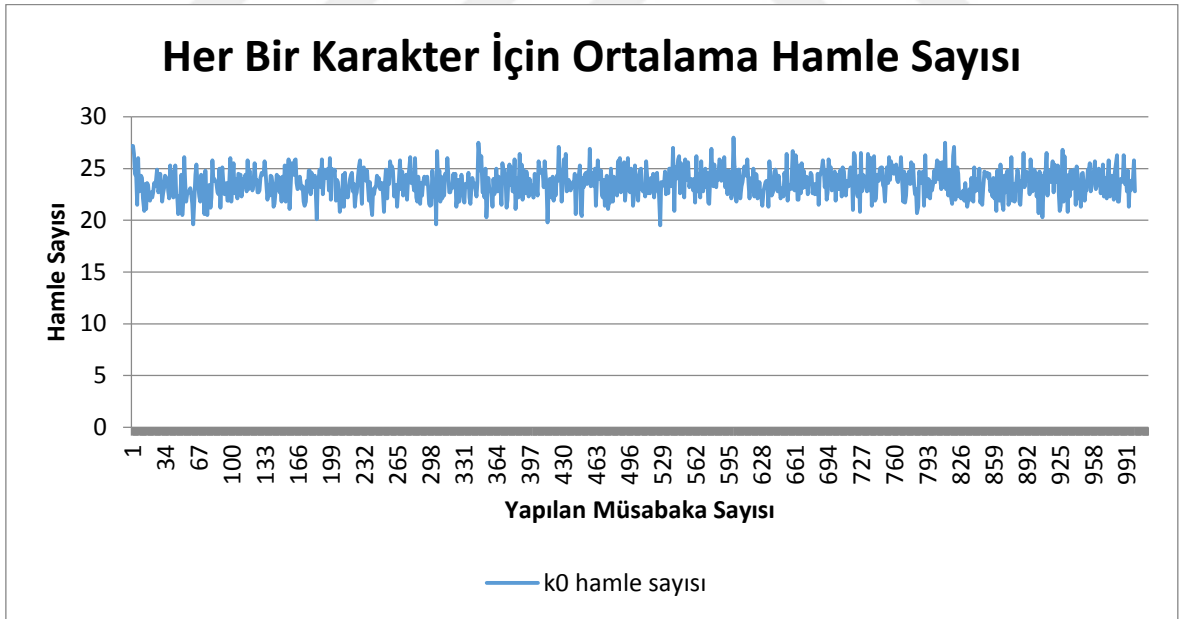
Şekil 16 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması

Öğrenme katsayısı yükseldiğinde Şekil 16’da yer alan grafiğin başında gözlenen salınımın daraldığı ve bunun sonucunda daha erken dönemde sona erdiği gözlemlenmektedir.



Şekil 17. Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması

1. Durum ile kıyaslandığında Şekil 17’de görüldüğü gibi rakip müsabaka kazanma sayısı ortalamasının az bir miktarda arttığı gözlemlenmektedir.



Şekil 18 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması

Hamle sayılarında Şekil 18’de görüldüğü gibi belirgin bir fark gözlemlenmemektedir.

3.5. 5. Durum (koşulların değişikliğe uğradığı durum):

5. Duruma ait detaylar Tablo 3-5’de verilmiştir.

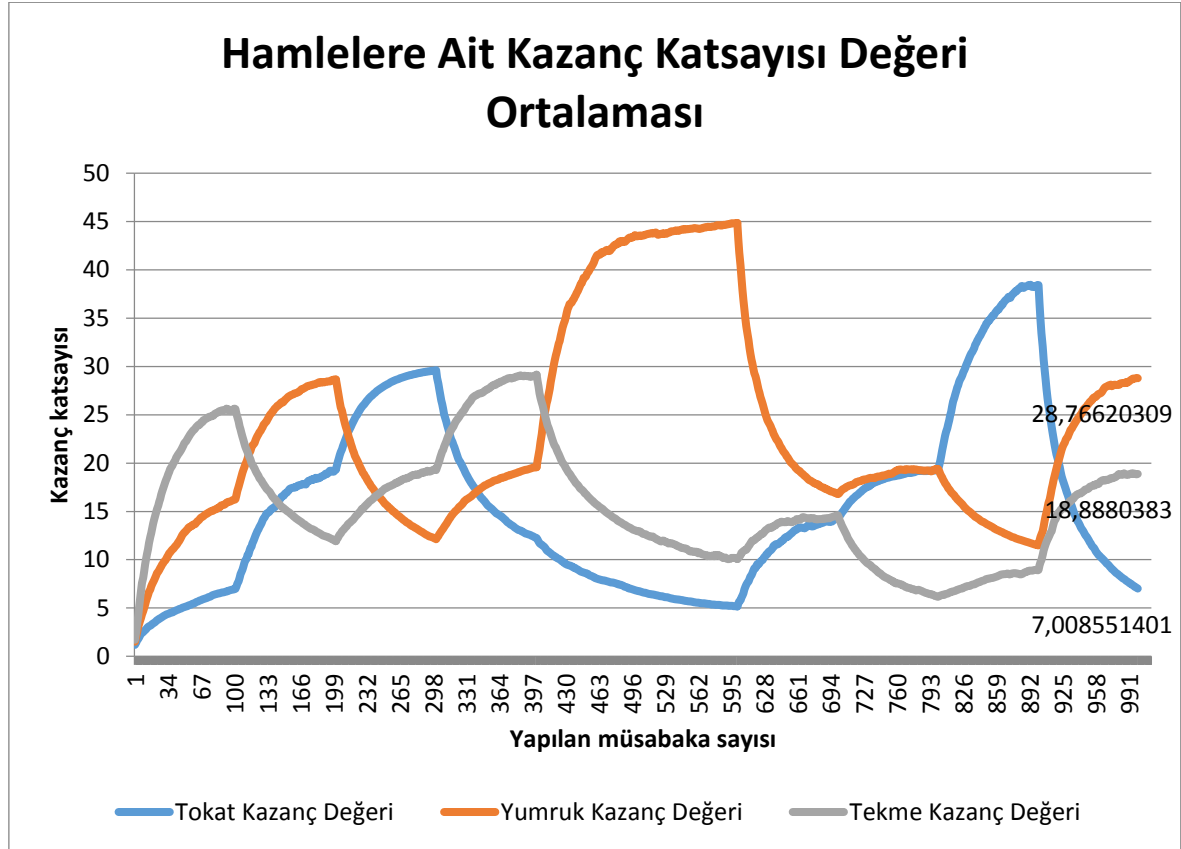
Tablo 3-5 5. durum detayları

Parametreler	Değerler
Hamleler	Tokat, yumruk, tekme
Hp	500
O _s	0,03
O _{us}	0,06

Tablo 3-6 Müsabakalara göre hamle etki değişim tablosu

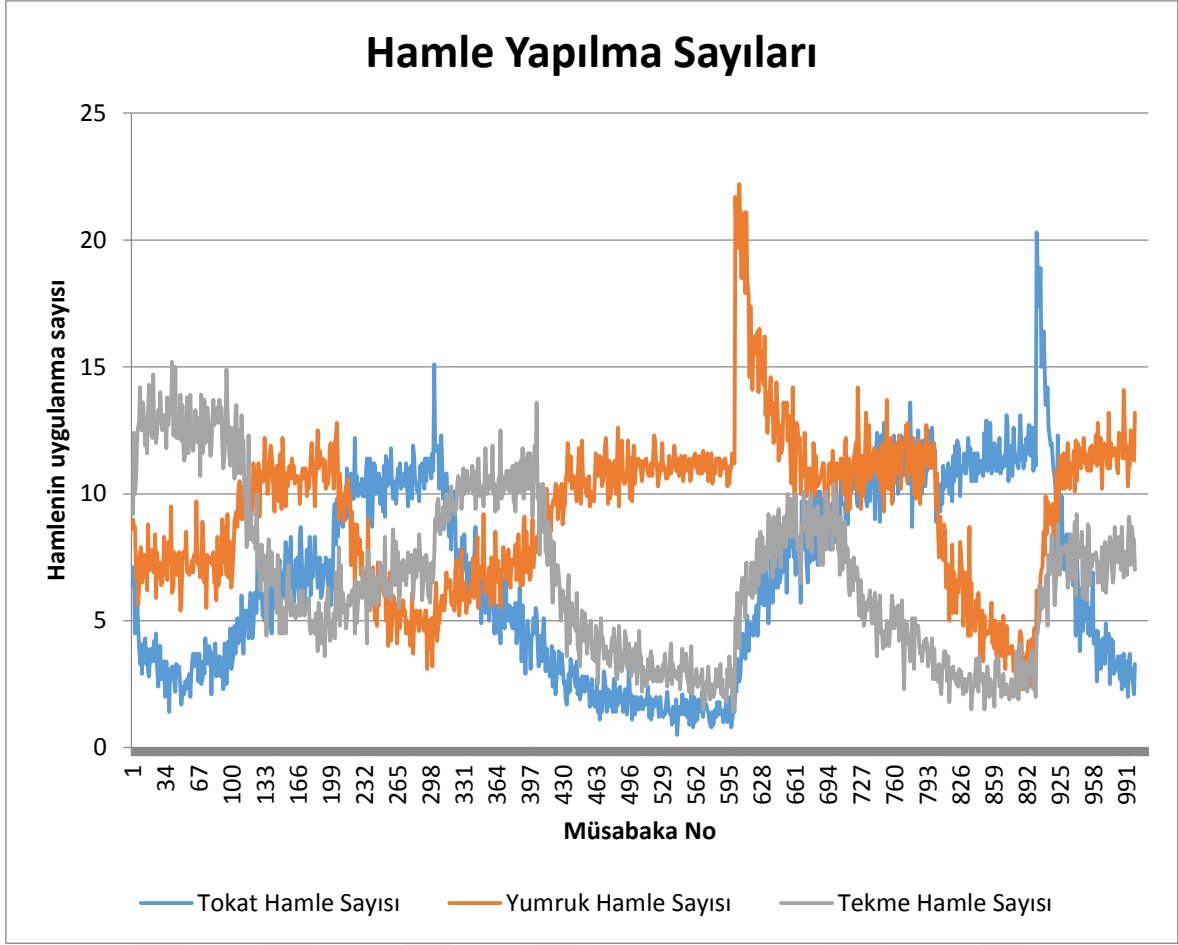
Hamle	Değişken	Müsabaka Aralığı									
		0-100	101-200	201-300	301-400	401-500	501-600	601-700	701-800	801-900	901-1000
Tokat	En Düşük Etki	8	30	30	8	1	1	25	20	10	10
	En Yüksek Etki	12	50	30	24	21	9	35	24	90	20
	İska İhtimali	10	50	0	37	55	0	50	9	20	100
	İdeal Kazanç	9	20	30	10,08	4,95	5	15	20,02	40	0
Yumruk	En Düşük Etki	13	20	10	21	50	47	25	10	6	35
	En Yüksek Etki	35	50	16	21	90	51	35	40	14	45
	İska İhtimali	25	15	23	5	36	8	50	20	0	25
	İdeal Kazanç	18	29,75	10,01	19,95	44,8	45,08	15	20	10	30
Tekme	En Düşük Etki	30	9	25	20	10	20	25	10	16	32
	En Yüksek Etki	78	19	31	46	12	50	35	30	18	48
	İska İhtimali	50	30	28	9	10	72	50	75	41	50
	İdeal Kazanç	27	9,8	20,16	60,06	9,9	9,8	15	5	10,03	20

Bu durumda karakterlerin yapabilecekleri hamlelere ait parametreler her 100 müsabakada bir değiştirilmiştir. Karşılaştırmanın daha tutarlı olabilmesi için her iki rakibin hamlelerine ait parametrelerin eşit bir şekilde değişmesi sağlanmıştır. Bu durumda mevcut koşullar değiştiğinde öğrenebilen karakterin adaptasyon kabiliyetini test etmek amaçlanmaktadır.



Şekil 19 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği

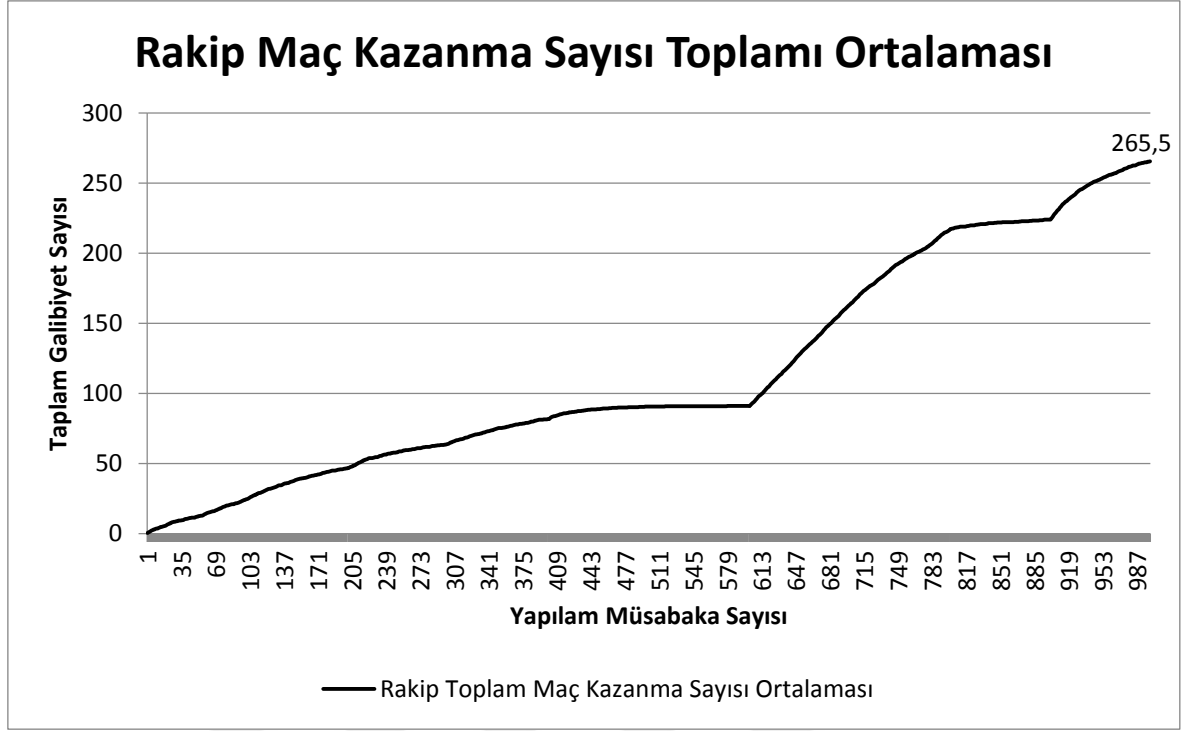
Şekil 19’de de görüldüğü gibi değişen koşullar karşısında karakterin hamlelere ait kazanç katsayısı ortalamaları hızlı bir şekilde ideal kazanç değerlerine yaklaşmıştır. Kazanç değerinin yüksek bir oranda değişmesi durumunda, karakterin kazanç katsayısını daha hızlı bir şekilde değiştirerek tepki verebildiği görülmektedir.



Şekil 20 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması

Hamle sayıları ortalamalarına bakıldığında kazanç değeri değişimlerinin grafiğe yansıdığı görülmektedir.

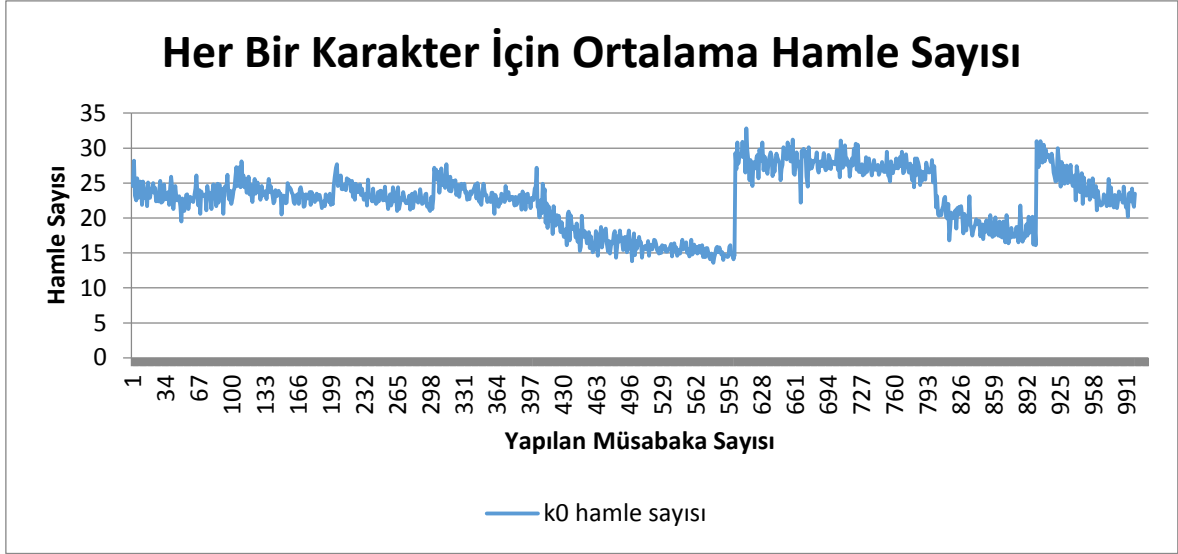
Şekil 20 incelendiğinde bazı noktalarda hamle sayılarında belirli sıçramalar görülmektedir. Bunun sebebi olarak hamlelere ait toplam kazanç değerleri değişimine bağlı olarak müsabakanın uzaması, diğer bir deyişle karakterlere ait toplam hamle sayısının artmasının sebep olduğu düşünülmektedir.



Şekil 21 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması

Rakibin toplam maç kazanma sayısı ortalamasının %26,55 olduğu görülmektedir ve öğrenebilen karakterin belirgin bir şekilde galibiyet sayısı fazladır. Dolayısıyla öğrenme eyleminin, değişen koşullar karşısında öğrenen karaktere belirli bir avantaj sağlayabildiği görülmektedir.

Şekil 21’da eğimin belirgin bir şekilde değiştiği iki nokta görülmektedir. 600. müsabakadan sonraki eğim değişikliği, hamlelerin kazanç değerlerinin eşitlenmesi sonucu kazanç katsayılarının öneminin kalmaması durumu ile ve 900. müsabakadan sonraki değişimin de kazanç katsayılarının bir anda yüksek miktarda değişmesi sonucunda adaptasyon sürecindeki kaybın fazlalığıyla açıklanabileceği düşünülebilir.



Şekil 22 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması

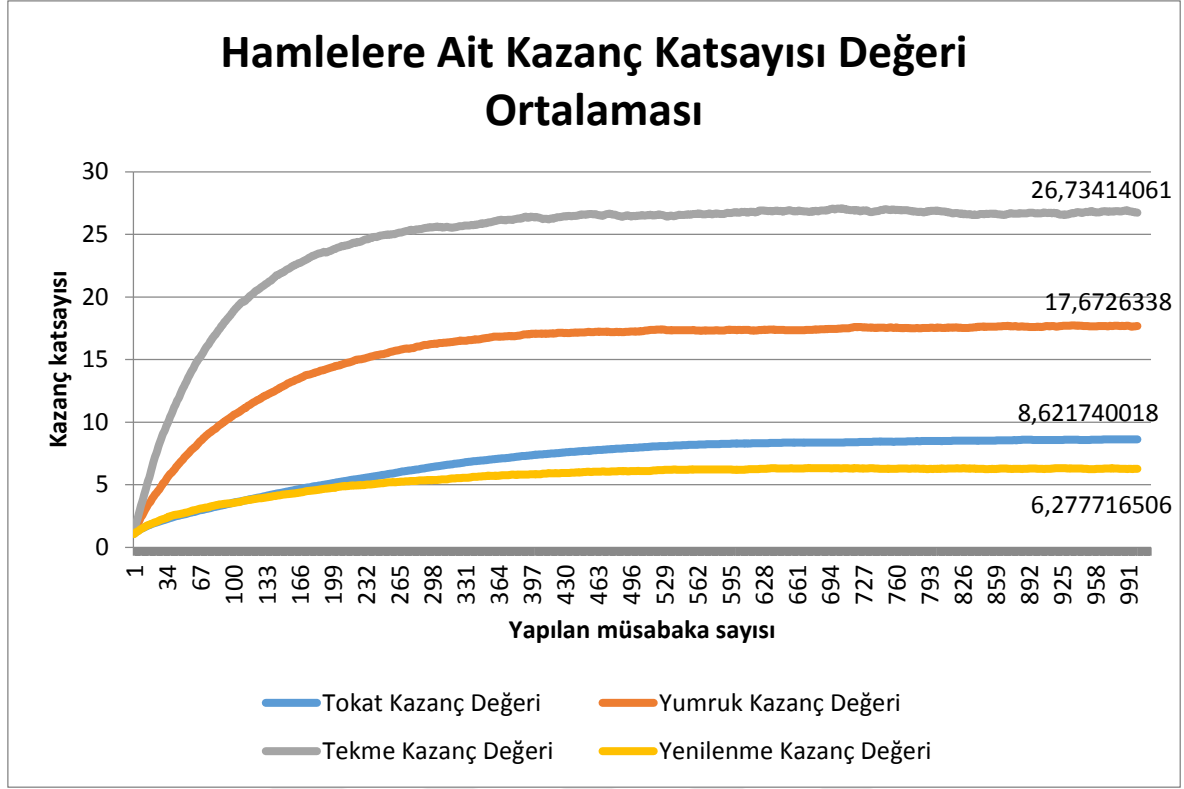
Şekil 22’de görülen ortalama hamle sayılarının hamlelerin toplam ideal kazanç değerleri toplamına göre değişkenlik gösterdiği gözlemlenmektedir. Burada dikkati çeken diğer bir detay parametrelerin değiştiği birçok durumda hamle sayılarının başlangıçta biraz azalmasıdır. Bunun sebebi öğrenen karakterin, parametreler değiştiğinde, geçen müsabakalardan kalan kazanç bilgisinin yeni duruma adaptasyon sağlanıncaya kadar hatalı seçimler yapmasına sebep olmasıdır. Bu hatalı tercihler maçın uzamasına ve hamle sayısının artmasına sebep olmaktadır.

3.6. 6. Durum (2. tür hamlenin yer aldığı durum):

6. Duruma ait detaylar Tablo 3-6’de verilmiştir.

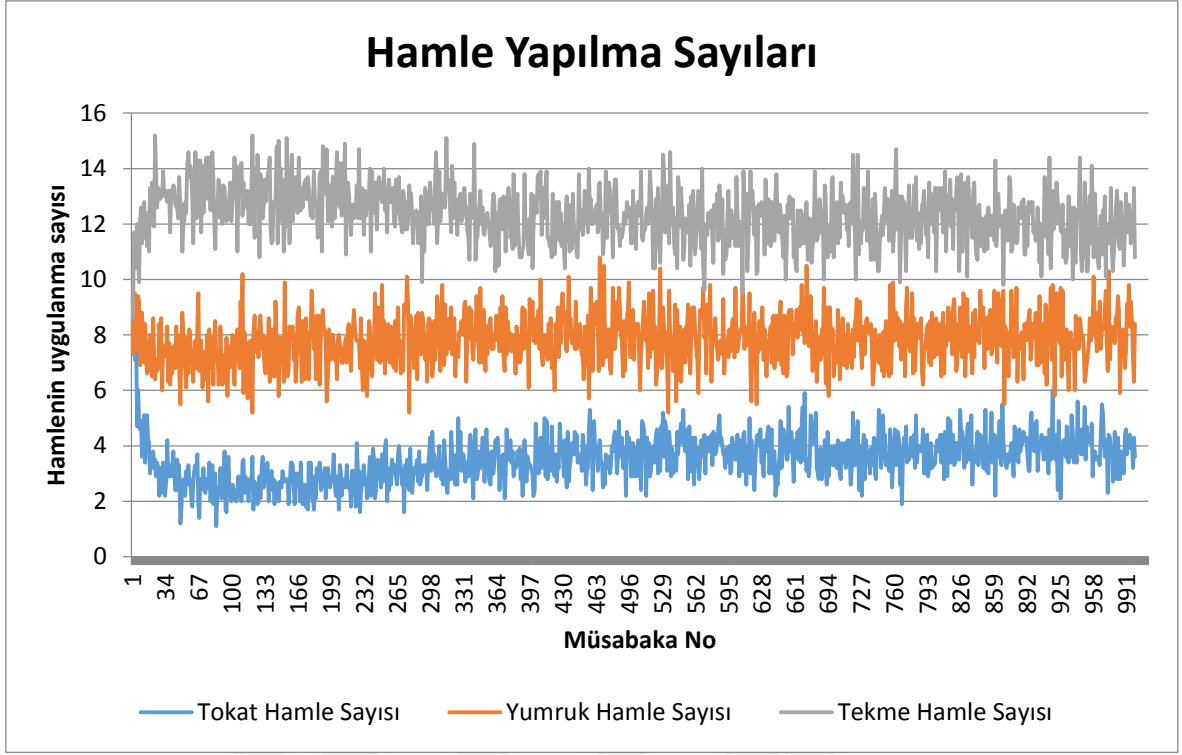
Tablo 3-7 6. durum detayları

Parametreler	Değerler
Hamleler	Tokat, yumruk, tekme, yenilenme
Hp	500
O _s	0,01
O _{us}	0,02



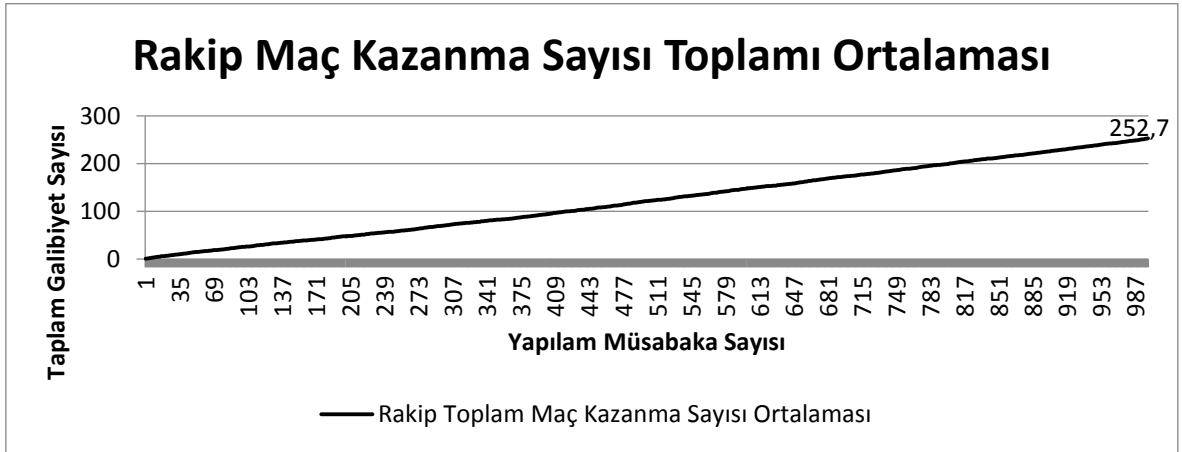
Şekil 23 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği

Şekil 23 incelendiğinde yenilenme hamlesinin kazanç katsayısı eğrisinin diğer hamlelere benzer bir şekilde değiştiği gözlemlenmektedir.



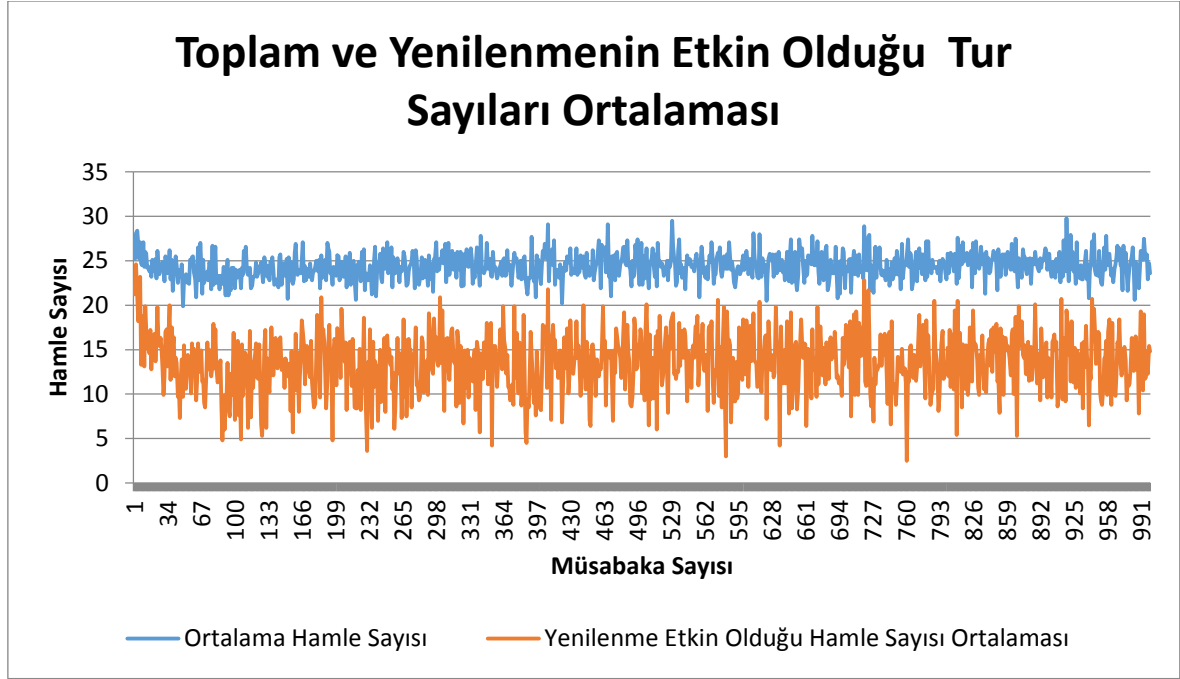
Şekil 24 Her bir müsabaka için karakterin birden fazla kez yapılabilen hamleleri uygulama sayıları ortalaması

Şekil 24'teki birden fazla kez yapılan hamlelerin yapılma sayılarına ait grafik karakterinin diğer durumdakine benzer olduğu gözlemlenmiştir.



Şekil 25 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması

Yenilenme hamlesinin hamle havuzunda yer almadığı, geri kalan koşulların aynı olduğu 1. durumla kıyaslandığında Şekil 25'te hamlelerin yapılma sayıları ve maç kazanma oranlarında ciddi farklar gözlemlenmemektedir.



Şekil 26 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması ve yenilenmenin etkin olduğu tur sayısı

Şekil 26 maçlarda karakterimizin toplam yaptığı hamle sayısını ve yenilenme hamlesini yapmayı ne zaman tercih ettiğini bize göstermektedir. Kazanç değeri diğer hamlelere göre daha düşük olan yenilenme hamlesinin başlangıçta maçların çok daha erken safhalarında tercih edildiğini görmekteyiz. Kazanç katsayısı düşük olan bu hamlenin tercih edilme zamanının giderek geciktiğini ve belirli bir müsabaka sayısından sonra yaklaşık bir denge durumu oluştuğunu görmekteyiz. Belirli bir tercih edilme şansı olan bu hamlenin ilk turda seçilme ihtimali her zaman vardır, fakat genel olarak maçın ortalarına yakın turlarda seçilebildiği gözlemlenmektedir.

3.7. 7. Durum (başka bir hamlenin etkisini değiştiren bir hamlenin eklendiği durum):

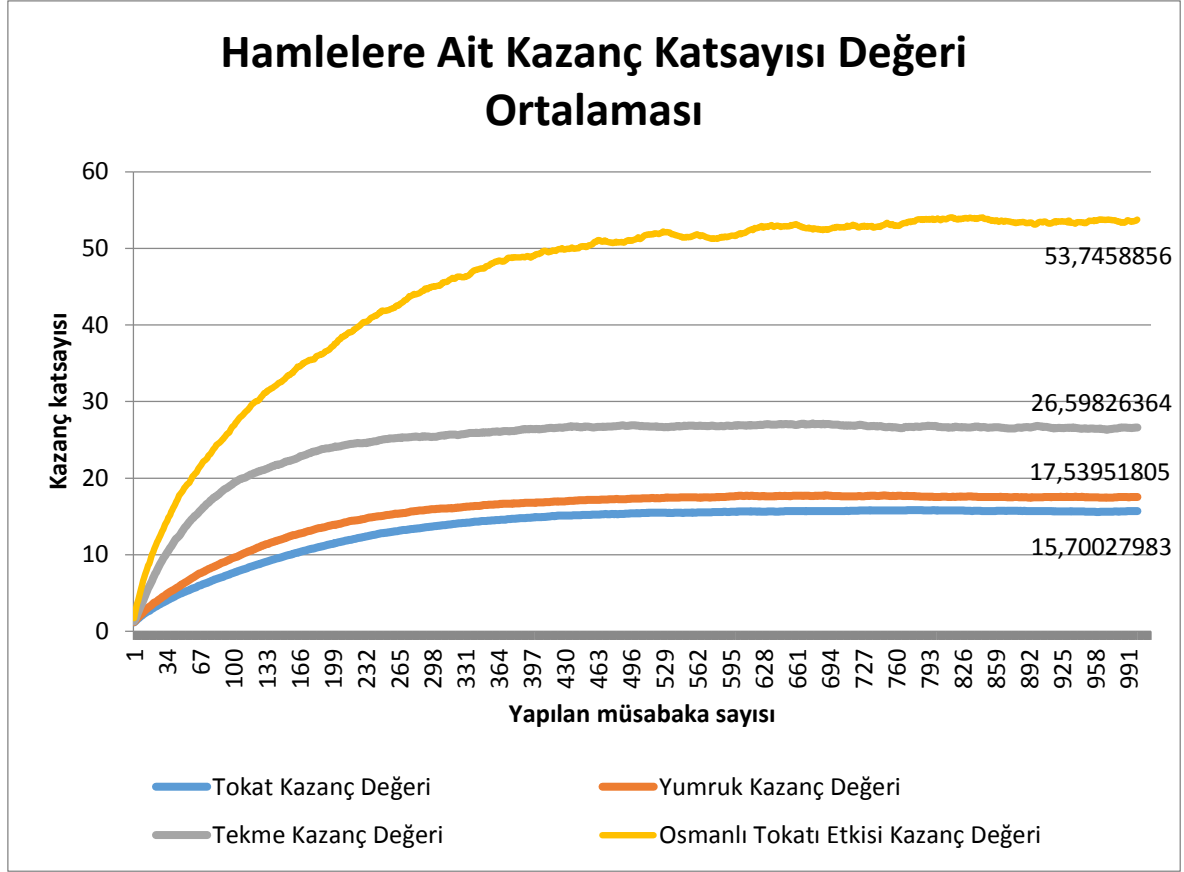
7. Duruma ait detaylar Tablo 3-7’de verilmiştir.

Tablo 3-8 7. durum detayları

Parametreler	Değerler
Hamleler	Tokat, yumruk, tekme, Osmanlı tokadı etkisi
Hp	500
O _s	0,01
O _{us}	0,02

Bu durumda özellikle başka bir hamle üzerinde etkisi olan yani diğer bir hamlenin uygulanması sonucu elde edilen kazanç değerini değiştirebilecek bir hamle kullanılmaktadır. Amaç sistemin böyle bir durumda vereceği tepkiyi tespit etmektir.

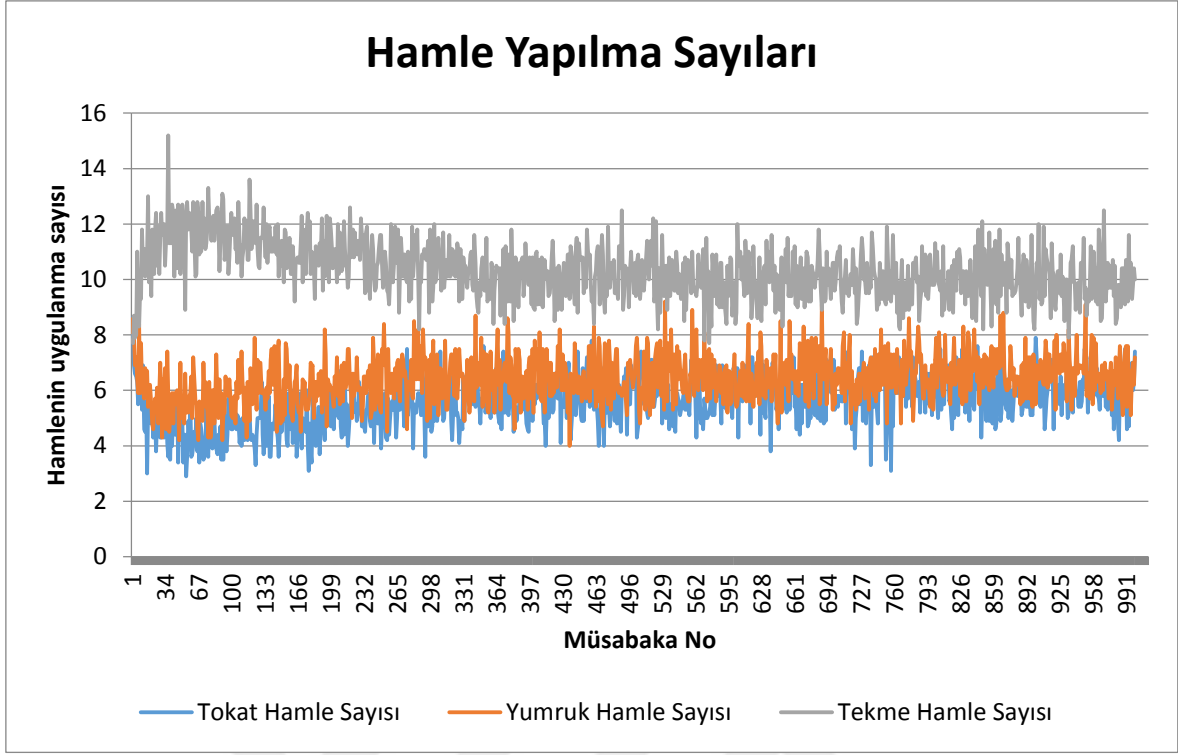
Osmanlı tokadı hamlesinin doğrudan bir etkisi söz konusu değildir. Sadece tokat hamlesi uygulandığında etkisini bu hamlenin ikiye katlamaktadır. Bu durum tokat hamlesinin uygulanmaması durumunda hamlenin etkisinin olmayacağı anlamına gelmektedir. Tokat hamlesi Osmanlı tokadı hamlesi etkin iken tokat hamlesi her uygulandığında elde edilen fazladan etki değeri Osmanlı tokadı hamlesine ait kazanç değeri olarak toplanıp saklanır ve bu şekilde bu hamleye ait kazanç değeri hesaplanır.



Şekil 27 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği

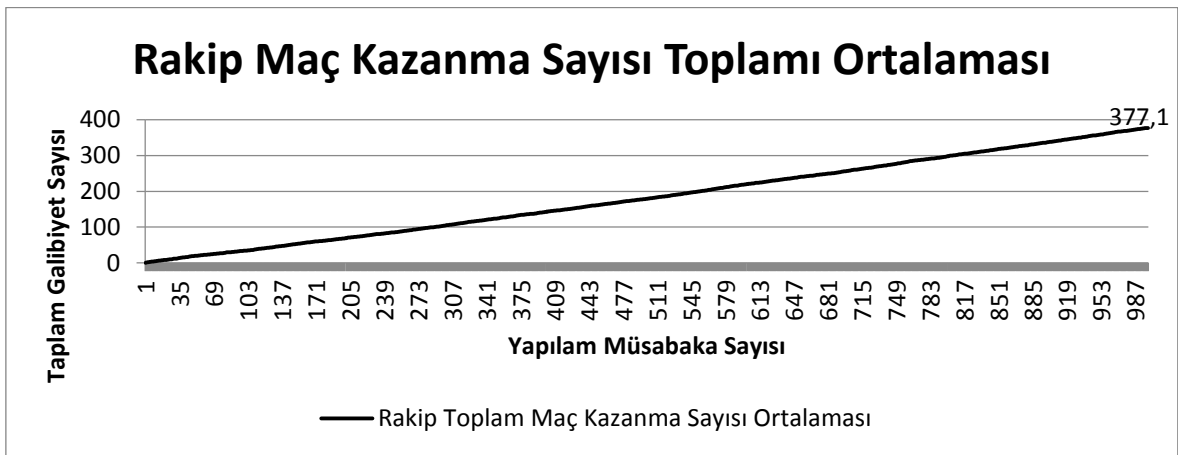
Şekil 27’de Osmanlı tokadı hamlesine ait kazanç katsayısının diğer hamlelere göre yüksek olduğu gözlemlenmektedir. Hamle etkinen tokat hamlesinin her uygulanışında tokat hamlesinin kazanç değerine eşit bir kazanç değeri elde edilir. Tokat hamlesinin Osmanlı tokadı hamlesinin etki süresi içerisinde tekrar etmesi durumunda bu etki katlanarak artacaktır. Bu durum düşünüldüğünde yukarıdaki kazanç değerleri beklenen değerlerdir.

Ayrıca tokat hamlesi Osmanlı tokadı hamlesinin varlığında uygulandığında yapacağı etki artacağı için kazanç katsayısının artmasının makul olduğu düşünülmektedir. Bu yüzden Şekil 27’de de gözlendiği üzere tokat hamlesinin kazanç katsayısı yumruk hamlesinin kazanç katsayısına artarak yaklaşmıştır.



Şekil 28 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması

1. durum dikkate alındığında Şekil 28’de kazanç katsayısı artışına bağlı olarak tokat hamlesinin uygulanma sayısı artmış, toplam hamle sayısında ciddi bir değişim olmadığı için diğer hamlelerin uygulanma sayıları azalmıştır.



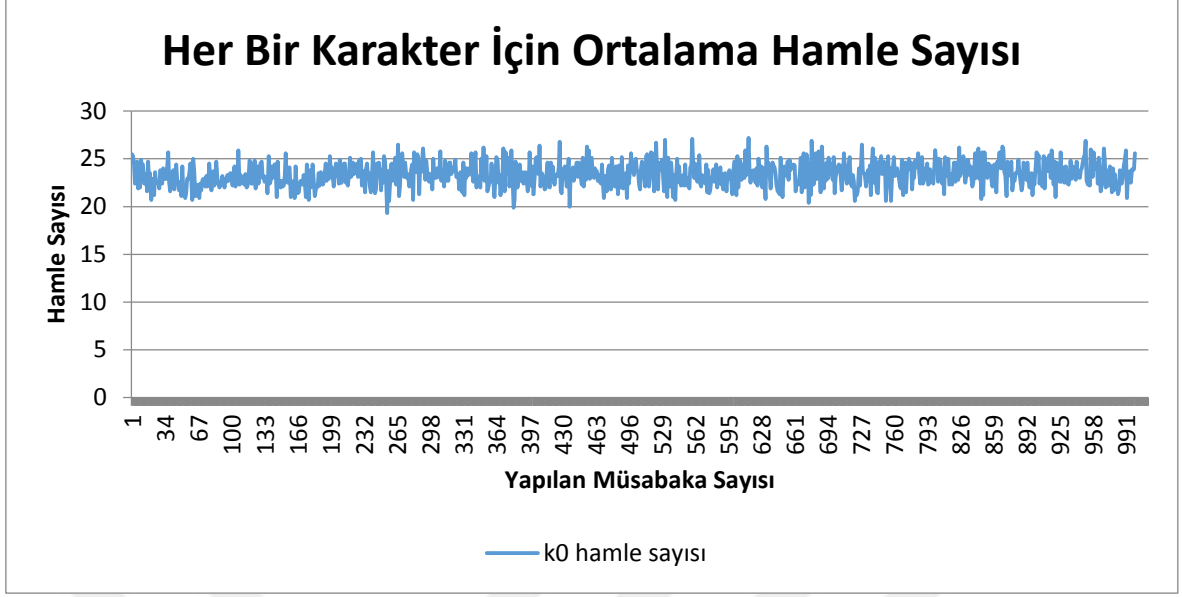
Şekil 29 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması

1. durum ile kıyaslandığında Şekil 29'da öğrenebilen karakterin ortalama maç kazanma sayısının düştüğü görülmektedir. Özellikle kazanç değeri diğer hamlelere göre oransal olarak farklı olan bir hamlenin daha var olduğu düşünüldüğünde bu beklenmeyen bir durumdur. Çünkü kazanç değeri belirgin bir oranda farklılık gösteren hamlelerin varlığının, öğrenmenin sonuç üzerindeki belirleyiciliğini arttırması beklenir. Bunun sebebi isabetli seçimlerin sonuç üzerindeki etkisinin daha fazla olacak olmasıdır. Böyle düşünülünce galibiyet sayısının tersi bir şekilde değişmesi beklenmektedir.

Böyle bir durumun oluşmasının temel sebebi olarak, tokat hamlesinin kazanç katsayısının Osmanlı tokadı hamlesinin etkisi sayesinde artışı gösterilebilir. Burada hatalı bir tercih yapılmıştır. Tokat hamlesinin normal durumdaki kazanç değeri aslında değişmemiştir. Osmanlı tokadı hamlesi etkin iken tokat hamlesinin etkisi yükselmekte fakat geri kalan durumlarda hamlenin etkisi elde edilen kazanç değerinin altında kalmaktadır. Yani hamlenin etkisi normal durumda iken tahmin edilen değerden daha düşüktür.

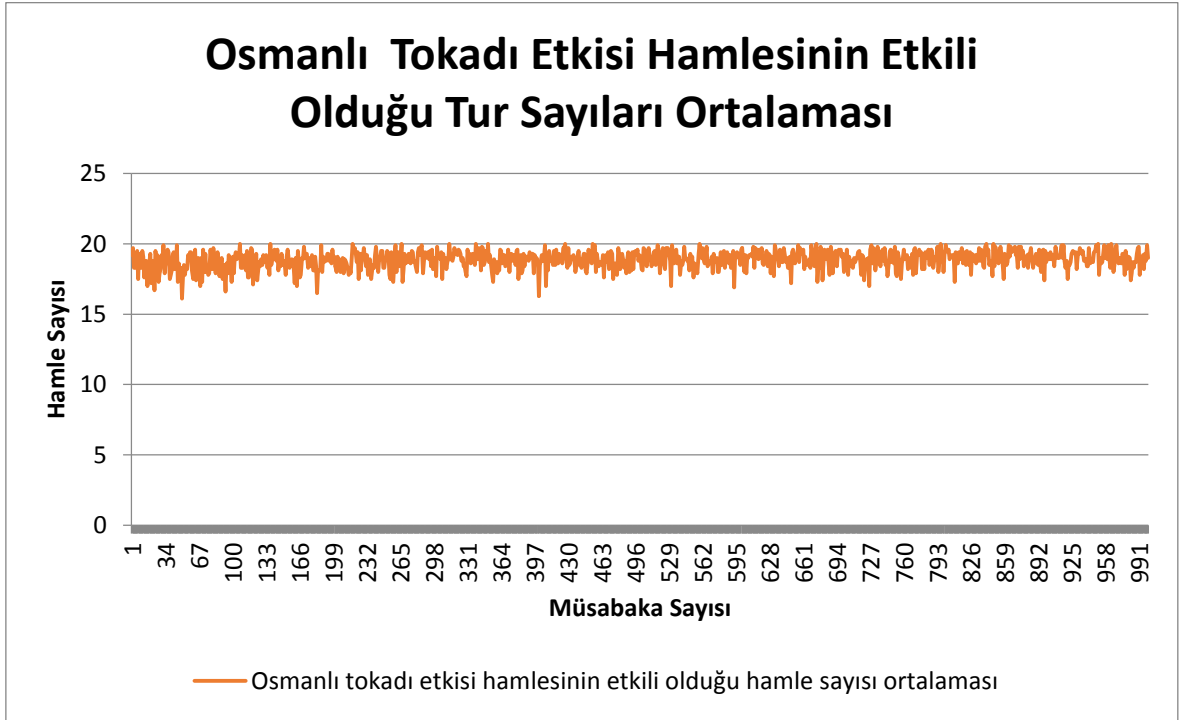
Burada yapılması gerektiği düşünülen şey, çeşitli hamlelere ait etkilerle kazanç değeri değişen hamlelerin, etkilerden bağımsız kazanç değerleri hesaplanmalı ve herhangi bir etkinin olmadığı zamanlarda bu katsayının kullanılmasıdır. Hamle başka bir hamlenin etkisi altında iken etkinin oransal etkisi hesaplanıp etki süresi boyunca hamlenin kazanç katsayısına dahil edilmesi gerekmektedir. Bu şekilde mevcut etki durumuna bağlı olarak daha tutarlı kazanç katsayıları tercihleri yapılabilir.

Mevcut durumumuz için değerlendirildiğinde Osmanlı tokadı etkisi altında iken tokat hamlesi ile elde edilen fazladan kazanç değeri hamlenin toplam kazanç değerine yansıtılmamalı, sadece hamleye ait Osmanlı tokadı etkisinden bağımsız kazanç değeri dikkate alınmalıdır. Böylece tokat hamlesinin normal durumdaki kazanç değeri hesaplanabilir. Osmanlı tokadı hamlesinin etkin olduğu durumlarda ise hamlenin kazanç katsayısı etki oranında değiştirilir, yani Osmanlı tokadı etkisinin sabit ve %100 oranında tokat hamlesinin etkisini arttırdığı bilindiğinden tokadın kazanç katsayısı etki altında bulunduğu süre boyunca %100 arttırılarak işleme alınır. Bu yolla oyun içerisinde daha tutarlı katsayılarla hamle seçimi işlemi yapılabilir.



Şekil 30 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması

Şekil 30 incelendiğinde ortalama hamle sayılarında dikkate değer bir değişim gözlenmemektedir.



Şekil 31 Hamlenin müsabaka boyunca etkili olduğu hamle sayısı ortalaması

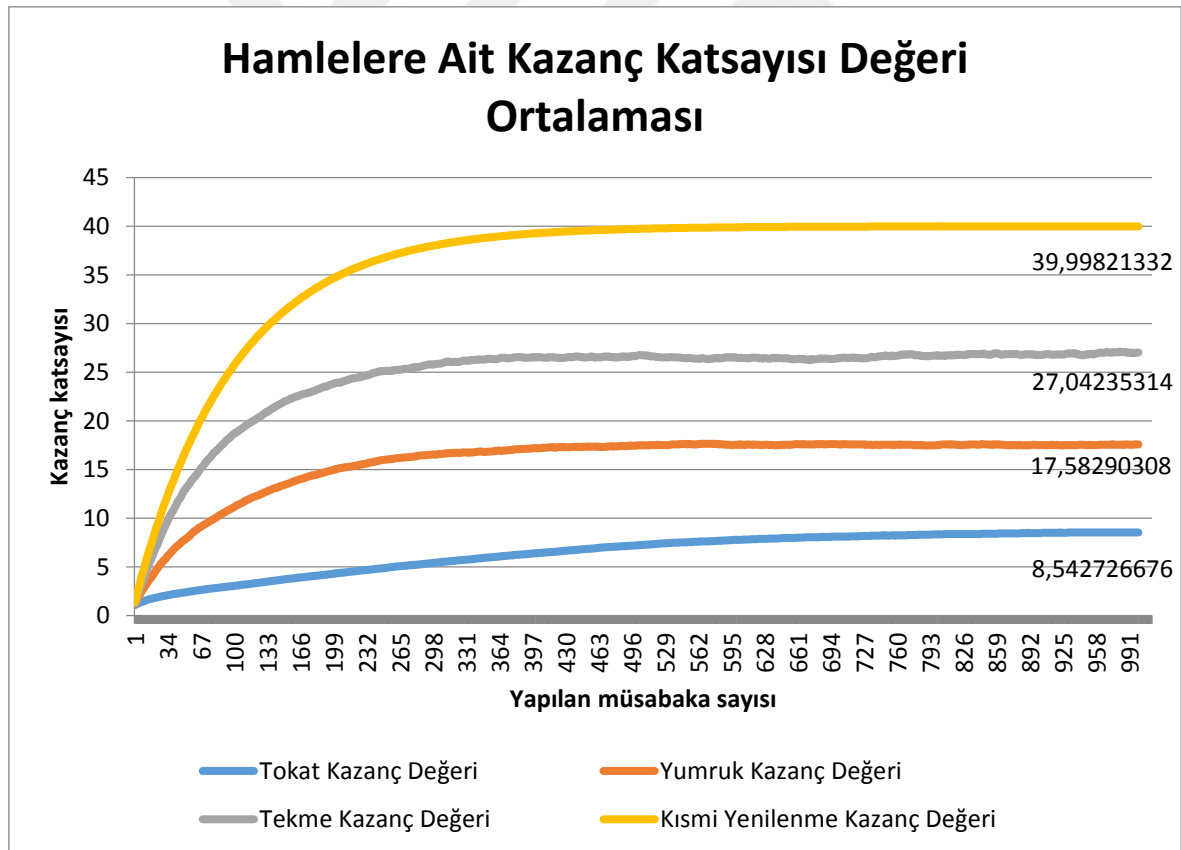
Sürelî etkisi olan hamlenin etkili olduđu tur sayılarını gösteren grafiğın yer aldıđı Şekil 31 incelendiğinde ilk maçlardaki değışim değeri farkının çok küçük bir oranda daha fazla olduđu görölmektedir.

3.8. 8. Durum (3. tür hamlenin olduđu durum):

8. Duruma ait detaylar Tablo 3-8’de verilmiştir.

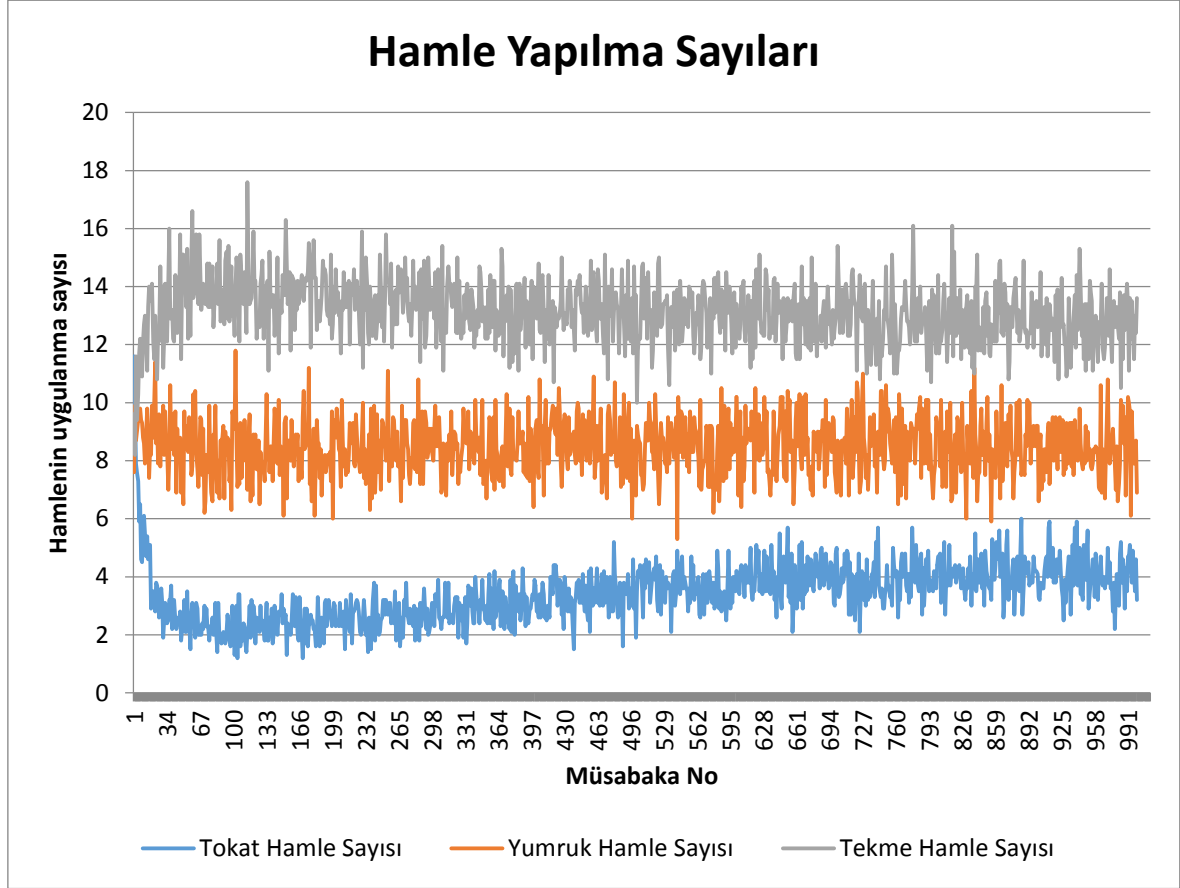
Tablo 3-9 8. durum detayları

Parametreler	Değerler
Hamleler	Tokat, yumruk, tekme, kısmi yenilenme
H _p	500
O _s	0,01
O _{us}	0,02



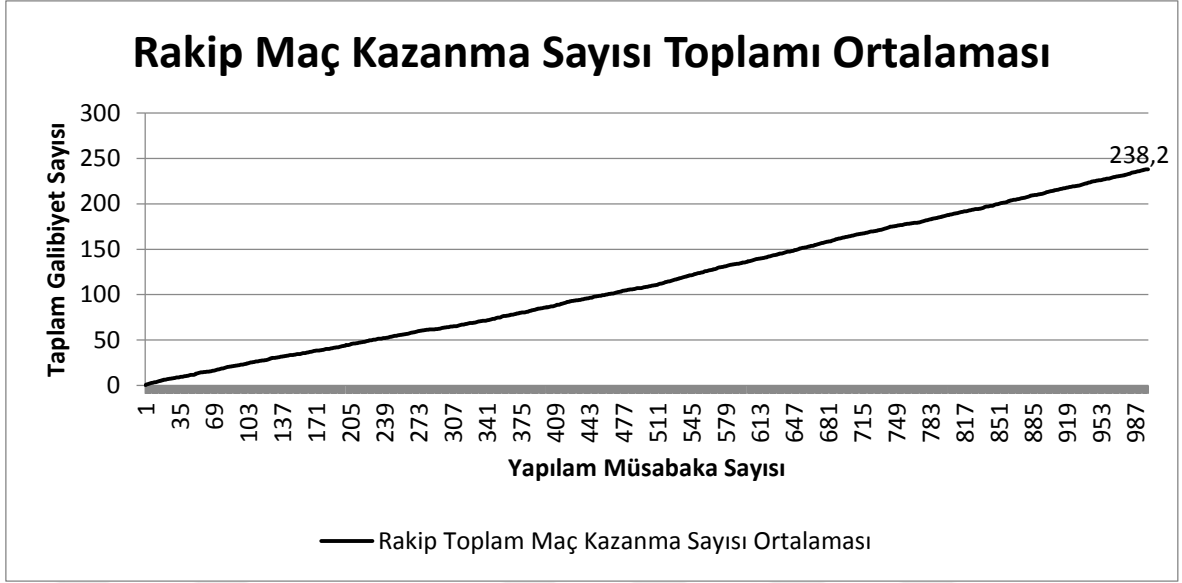
Şekil 32 Karakterin yaptıđı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değeriinin yapılan müsabaka sayısına göre değışim grafiğı

4. tür hamlenin diğer 1. tür hamleler ile uyumlu bir kazanç değeri değişim çizgisinin olduğu Şekil 32’de görülmektedir.



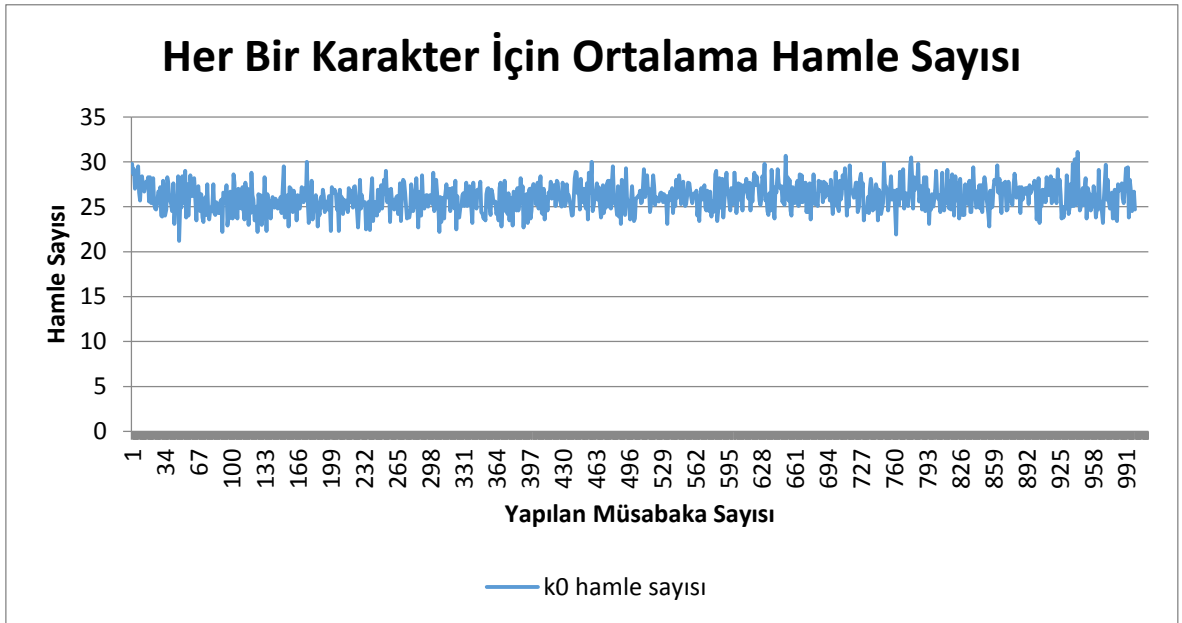
Şekil 33 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması

1. durumla kıyaslandığında 1. tür hamlelerin uygulanma sayılarının Şekil 33’te görüldüğü şekilde bir miktar düştüğünü görmekteyiz. Karakterlerin maç boyunca yaptıkları toplam hamle sayılarının Şekil 35’te düştüğü göz önünde bulundurulursa bu beklenen bir durumdur.

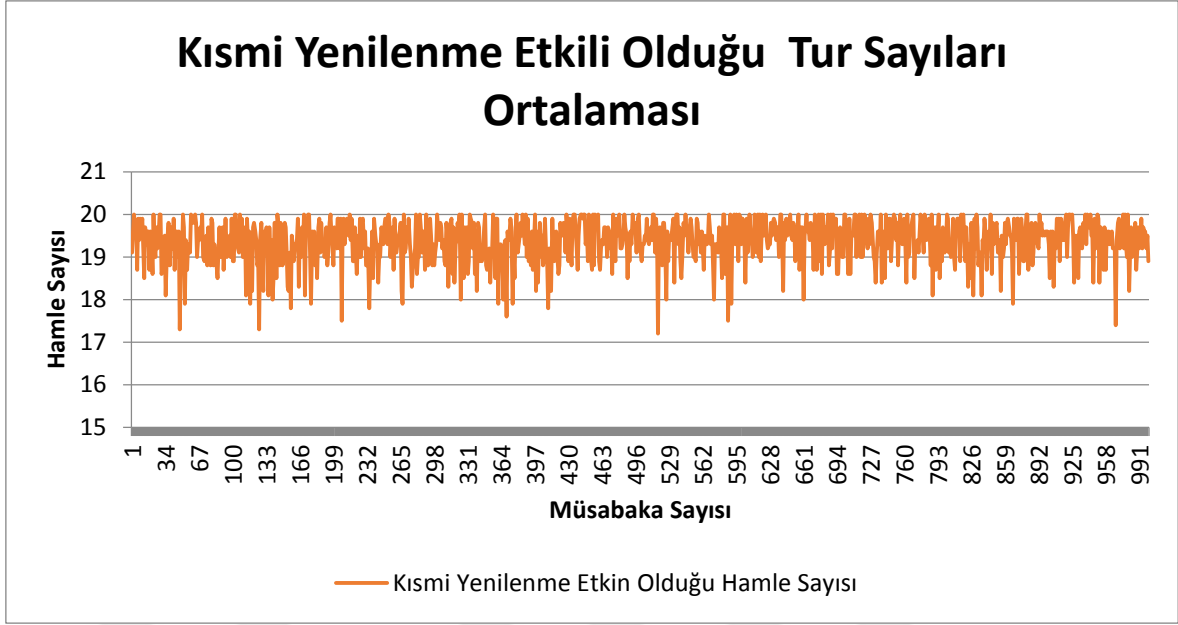


Şekil 34 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması

Kısmi yenilenme hamlesinin varlığı hariç geri kalan parametrelerin eşit olduğu 1. Durum ile kıyaslandığında rakibin müsabaka kazanma oranı ortalamasının Şekil 34’te bir miktar düştüğü gözlemlenmektedir. Buna neden olarak da kısmi yenilenme hamlesinin kazanç değerinin diğer hamlelerin kazanç değerlerine göre farkı sebebiyle hamle etkisinin sonuç üzerindeki belirleyiciliğinin yüksek olması gösterilebilir.



Şekil 35 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması



Şekil 36 Hamlenin müsabaka boyunca etkili olduğu tur sayısı ortalaması

En yüksek etki süresi 20 tur olan kısmi yenilenme hamlesinin, Şekil 35’te görüldüğü gibi ortalama tur sayısının 25 olduğu müsabakalar düşünüldüğünde Şekil 36’ya bakılarak maçların erken dönemlerinde tercih edildiği gözlenmektedir. Kazanç katsayısı diğer hamlelere göre yüksek olan bu hamle için bu normal bir durumdur.

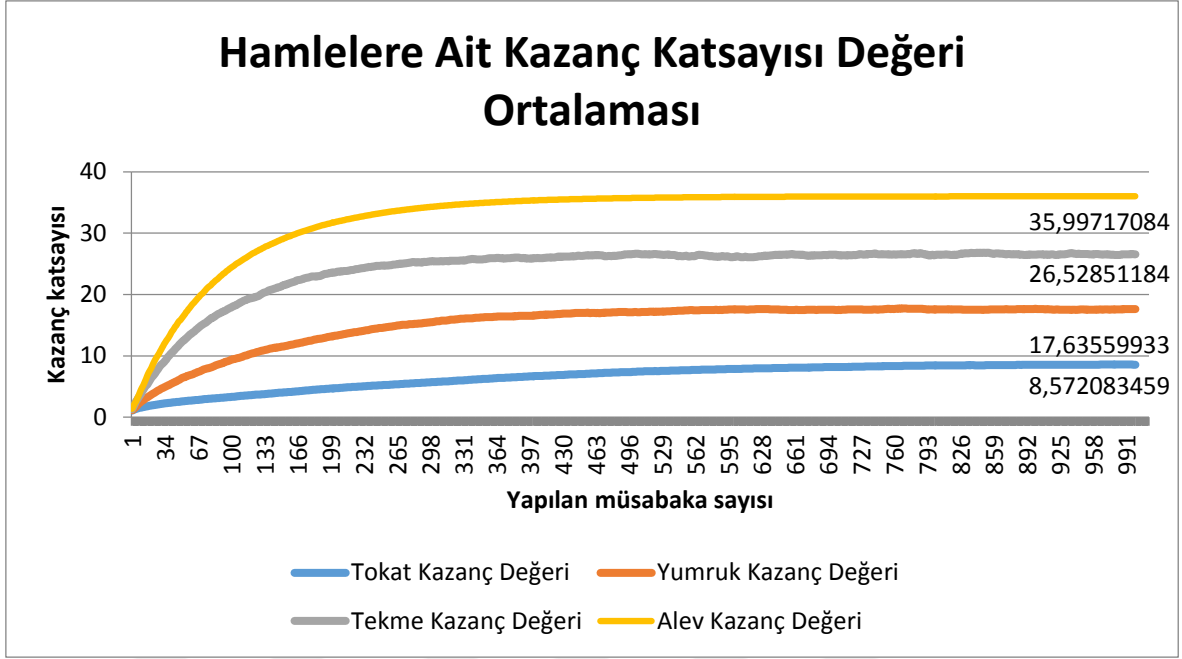
3.9. 9. Durum (4. tür hamlenin olduğu durum):

9. Duruma ait detaylar Tablo 3-9’de verilmiştir.

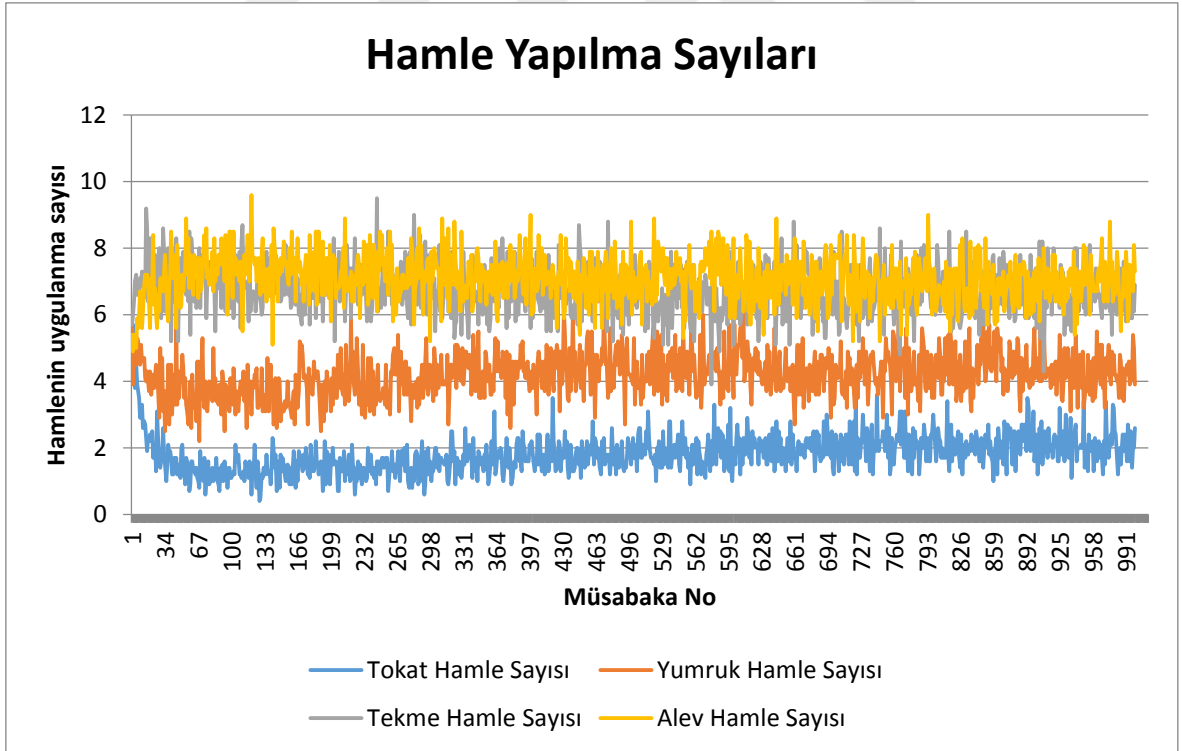
Tablo 3-10 9. durum detayları

Parametreler	Değerler
Hamleler	Tokat, yumruk, tekme, alev
Hp	500
O _s	0,01
O _{us}	0,02

Bu denemede kullanılan alev hamlesinin diğer hamlelerden farklı olarak belirli bir süre devam eden etkisinin yanında ilk yapıldığı anda da oluşan bir etkisi vardır. Bu sebepten hamleye ait kazanç değeri, hamlenin ilk etkisinin, ilerleyen hamlelerdeki etkileri toplamına eklenmesi ile elde edilir.



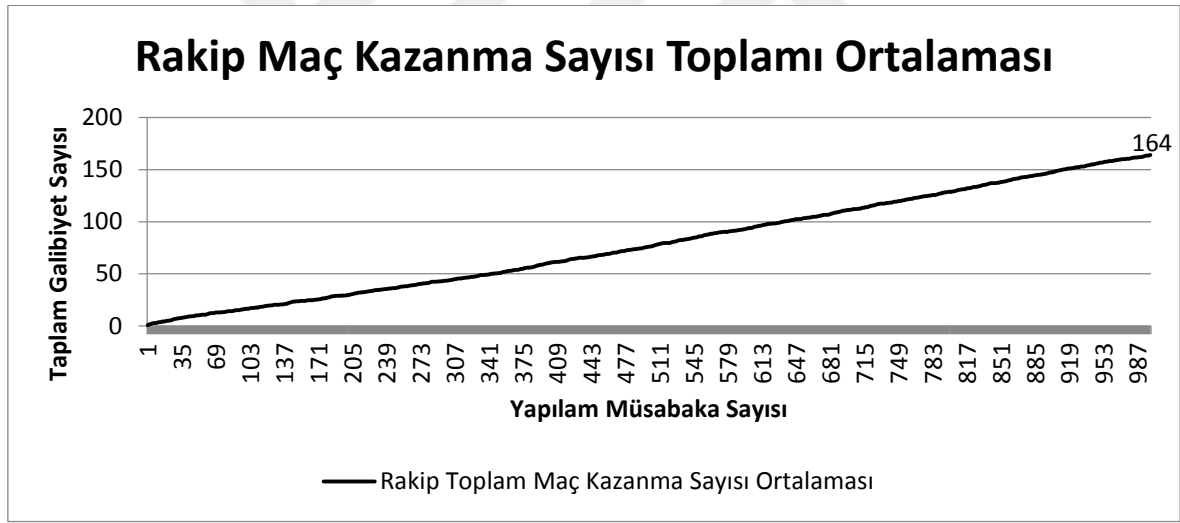
Şekil 37 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği



Şekil 38 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması

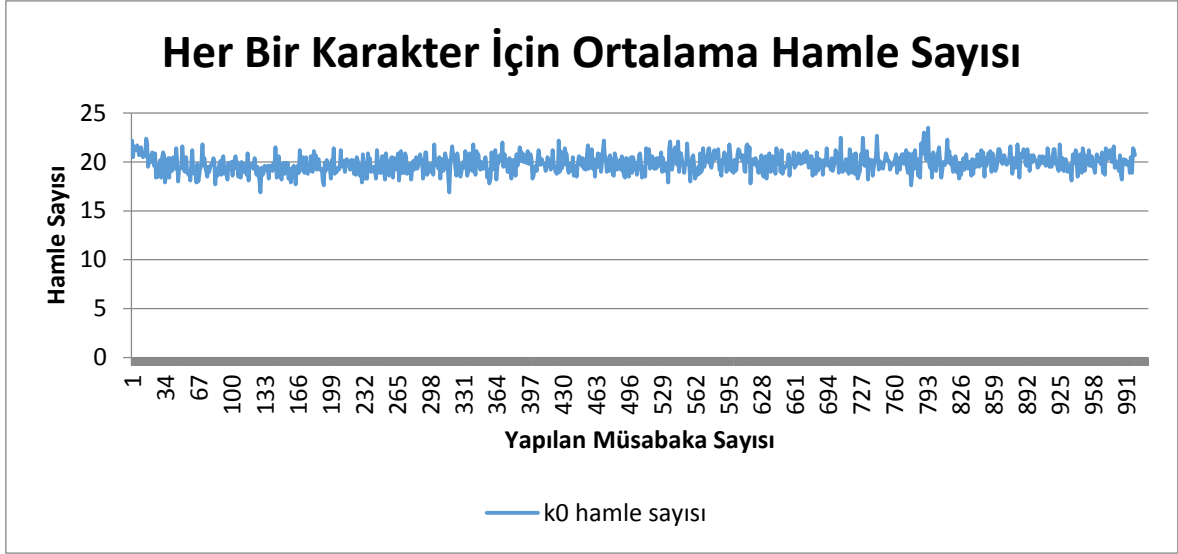
Normalde kazanç değeri en yüksek olan hamlenin daha yüksek sayıda tercih edileceği düşünülmektedir. Fakat Şekil 38 dikkate alındığında alev hamlesinin uygulanma sayısının kazanç değeri kendisine en yakın olan tekme hamlesi ile çok yakın olduğu görülmektedir. Oysaki Şekil 38’te görüldüğü üzere alev hamlesinin tekme hamlesine göre kazanç katsayısı daha yüksektir.

Bu durumun sebebi alev hamlesinin kazanç değerinin müsabakada tahmin edilen kalan hamle sayısına göre değişmesidir. Yani müsabakanın kalan süresinin, hamlenin etki süresinden az olduğu tahmin edildiğinde hamleye ait kazanç katsayısı bu süreler oranında azalır. Bu değişim müsabakanın belirli bir aşamasından sonra alev hamlesi için dikkate alınan kazanç değerinin düştüğü anlamına gelir. Bu durum da alev hamlesine ait müsabaka genelinde kullanılan kazanç değeri ortalamasının Şekil 38’de görüldüğünden daha düşük olduğunu göstermektedir.



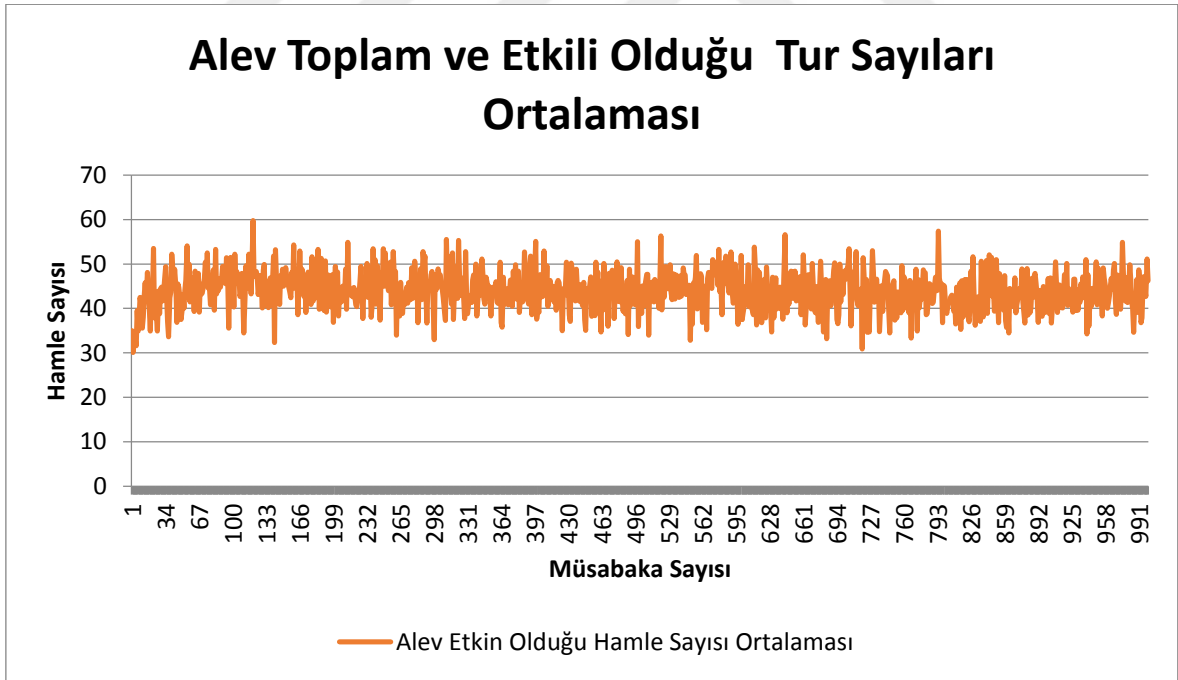
Şekil 39 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması

Şekil 39’da gözlenen mevcut durum, sürekli etkisi olan bir hamlenin kullanıldığı 8. durum ile kıyaslandığında, alev hamlesi kullanıldığı durumda öğrenen karakterin kazanma sayısı ortalamasının daha yüksek olduğu görülmektedir. Bu da ideal kazanç değeri yenilenme hamlesine oranla daha düşük olan alev hamlesinin genel faydasının daha fazla olduğunu göstermektedir. Bu durumun sebebinin ise alev hamlesinin tekrar tekrar icra edilebilmesi olduğu düşünülebilir. Hamlelerin maç içerisindeki etki süreleri karşılaştırıldığında bu durum daha anlaşılır olmaktadır.



Şekil 40 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması

Şekil 40'ta ortalama hamle sayılarının yaklaşık ilk 30 hamle boyunca düşmüş ve geri kalan maçlarda gözle görülür belirgin düzenli bir değişim gözlenmemiştir.



Şekil 41 Hamlenin müsabaka boyunca etkili olduğu tur sayısı ortalaması

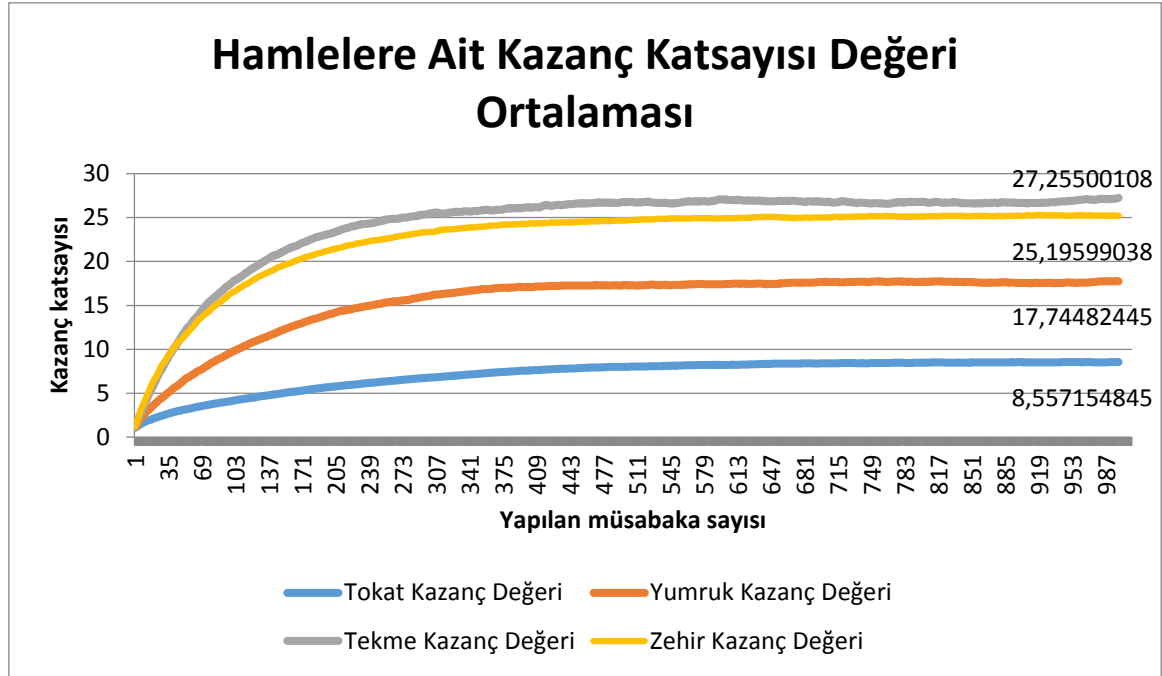
Şekil 41'de alev hamlesinin etkili olduğu sürenin düzenli bir değişim göstermediği gözlenmektedir.

3.10. 10. Durum (5. tür hamlenin olduğu durum):

10. Duruma ait detaylar Tablo 3-10’de verilmiştir.

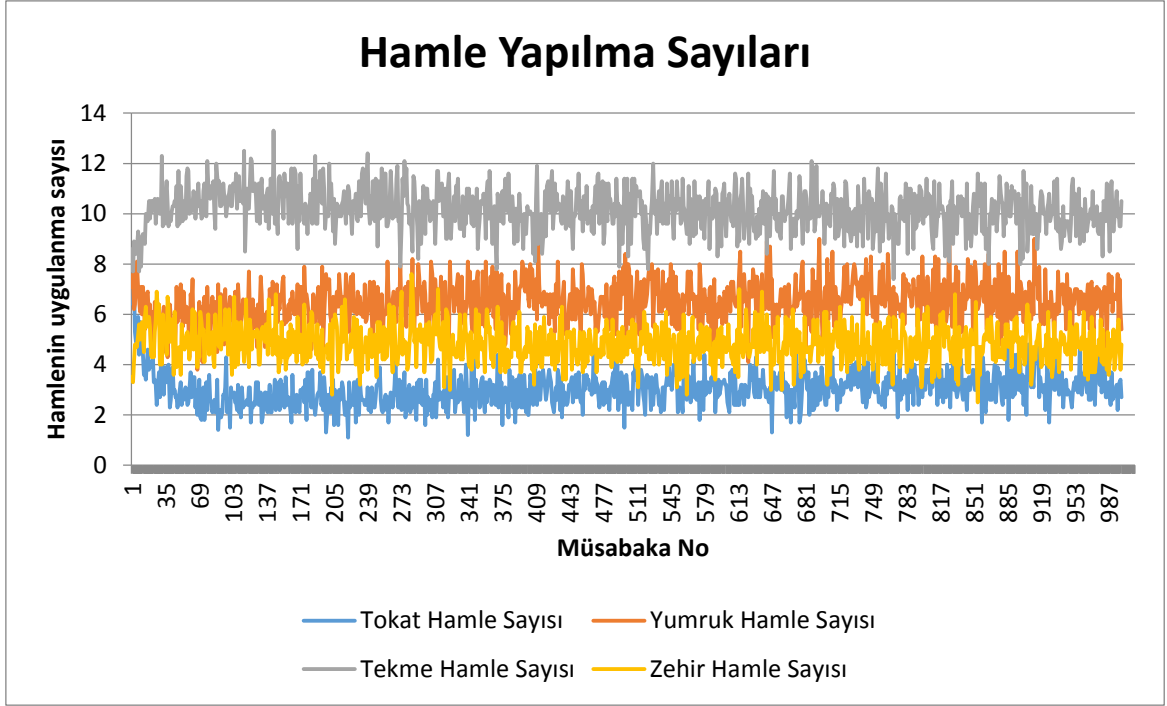
Tablo 3-11 10. durum detayları

Parametreler	Değerler
Hamleler	Tokat, yumruk, tekme, zehir
Hp	500
O _s	0,01
O _{us}	0,02



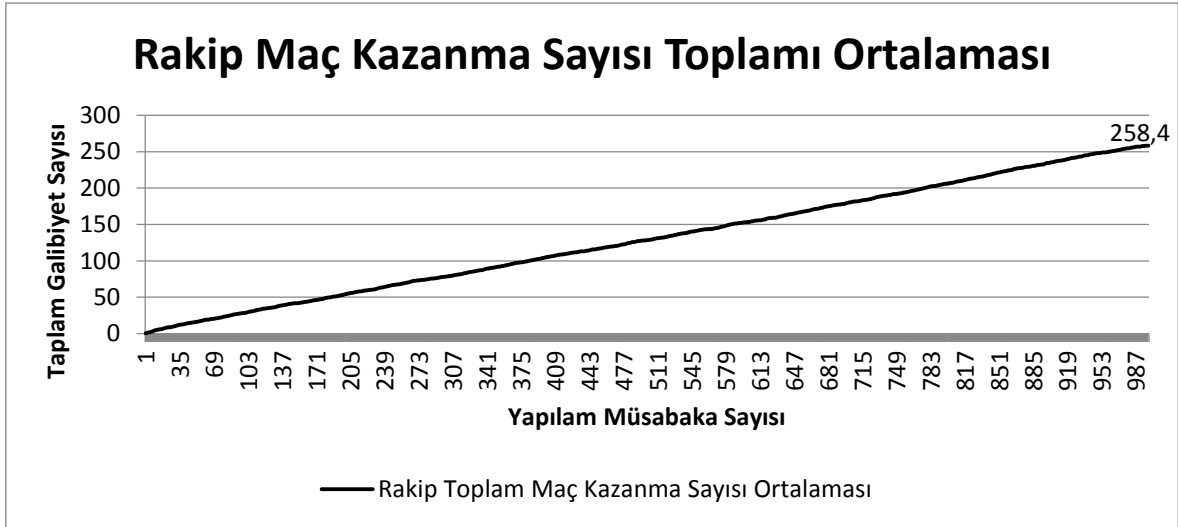
Şekil 42 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği

Zehir hamlesinin kazanç değerinin tur başına 1 birim olduğu düşünülürse kazanç katsayısının, Şekil 42’de karaktere ait toplam hamle sayısına yakın bir değere yaklaştığı gözlemlenmektedir.



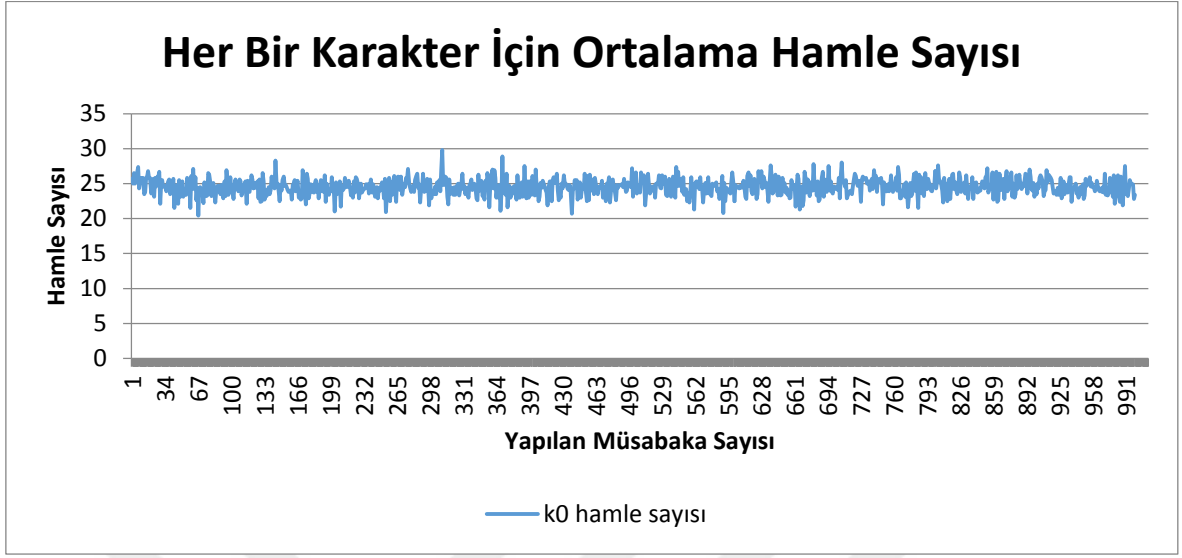
Şekil 43 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması

Zehir hamlesine ait kazanç katsayısı maç ilerledikçe azalmaktadır. Bu durum Şekil 43'te görüldüğü gibi daha düşük bir kazanç katsayısına sahip yumruk hamlesinin bile çoğunlukla daha fazla tercih edilmesine sebep olmuştur.



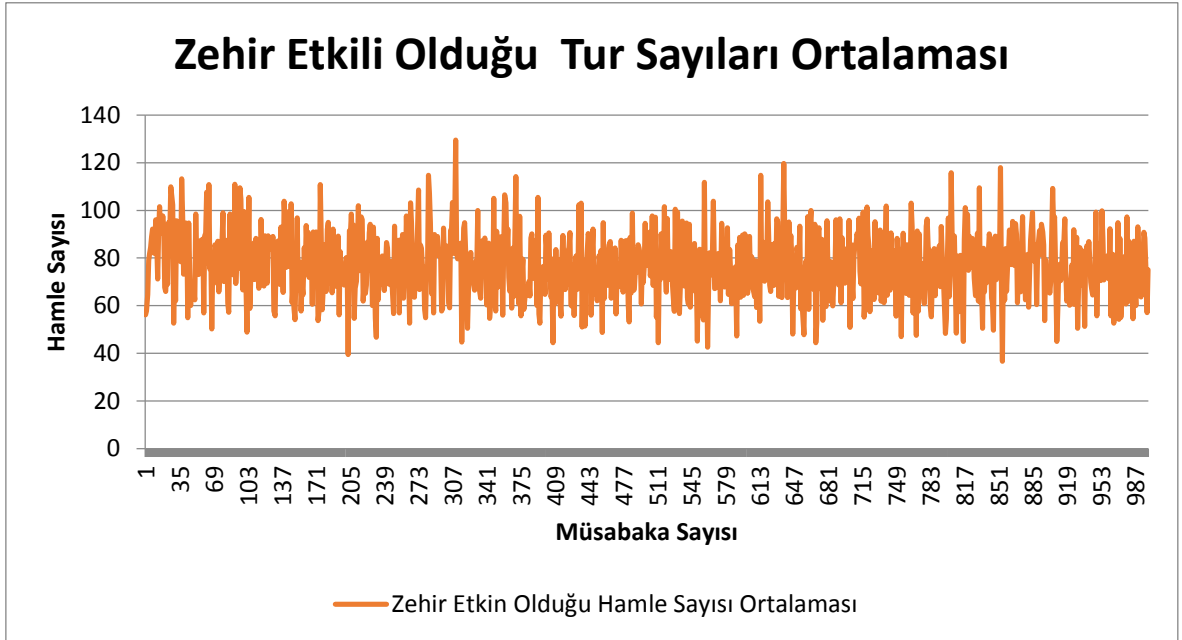
Şekil 44 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması

Öğrenebilen karakterin Şekil 44'te görüldüğü gibi maçlardan yaklaşık % 74 oranında galibiyetle ayrıldığı görülmektedir.



Şekil 45 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması

Şekil 45'teki karakterlerin ortalama hamle sayıları incelendiğinde yaklaşık ilk otuz maç müsabaka sürelerinin giderek kısaldığı söylenebilir.



Şekil 46 Hamlenin müsabaka boyunca etkili olduğu tur sayısı ortalaması

Şekil 46’da zehir hamlesinin etkili olduğu toplam tur sayılarında düzenli bir değişim gözlenmemektedir.

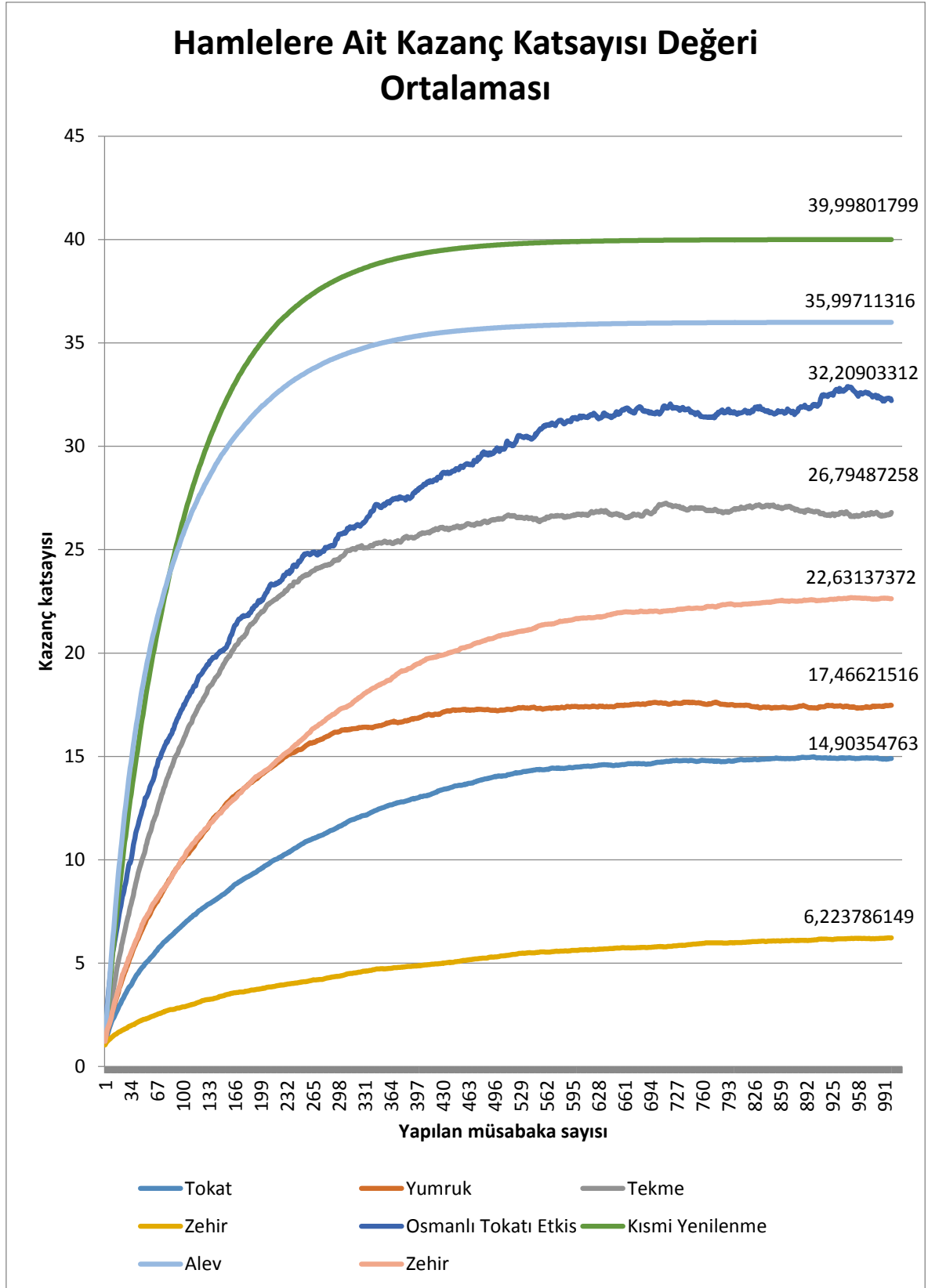
3.11. 11. Durum (farklı türdeki birçok hamlenin seçilebildiği durum):

11. Duruma ait detaylar Tablo 3-11’de verilmiştir.

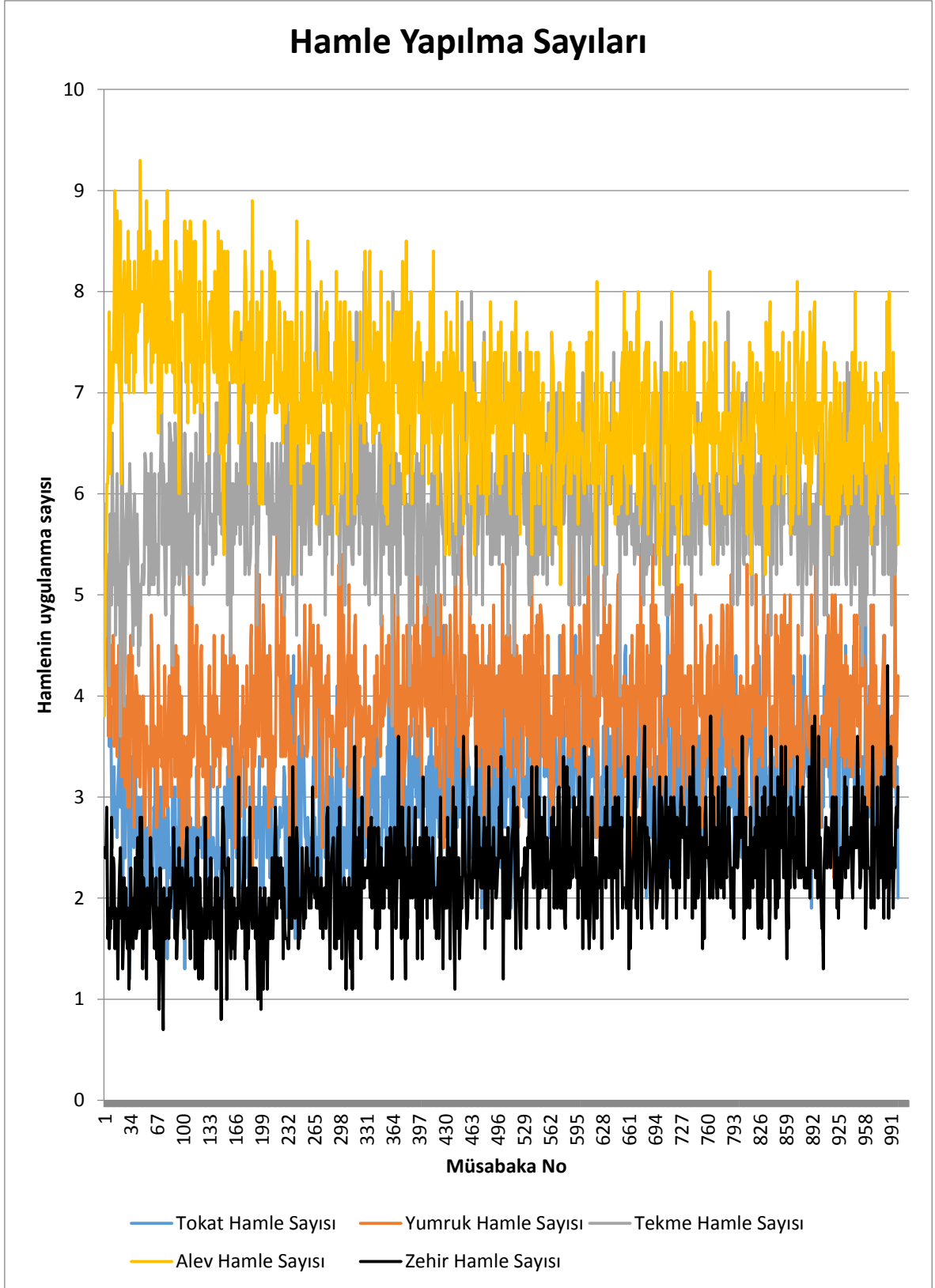
Tablo 3-12 11. durum detayları

Parametreler	Değerler
Hamleler	Tokat, yumruk, tekme, yenilenme, Osmanlı tokadı etkisi, kısmi yenilenme, alev, zehir
Hp	500
O _s	0,01
O _{us}	0,02

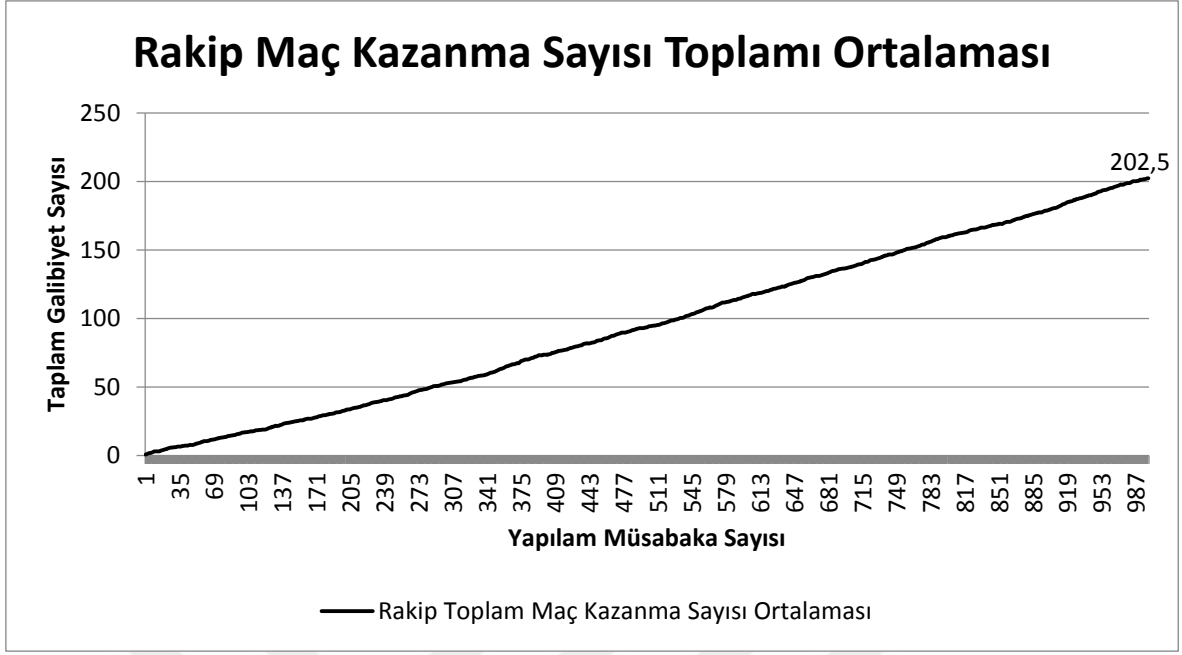
Bu durumda birbirinden farklı kategorilere ait hamlelerin de bulunduğu, diğer durumlarda da kullanılan bütün hamlelerin birlikte kullanılması sonucu oluşan değişimler gözlenmek istenmektedir.



Şekil 47 Karakterin yaptığı hamle türlerine ait kazanç katsayıları değerlerinin yapılan müsabaka sayısına göre değişim grafiği



Şekil 48 Her bir müsabaka için karakterin hamleleri uygulama sayıları ortalaması



Şekil 49 Rakip karakterin toplam galibiyet sayıları ortalaması

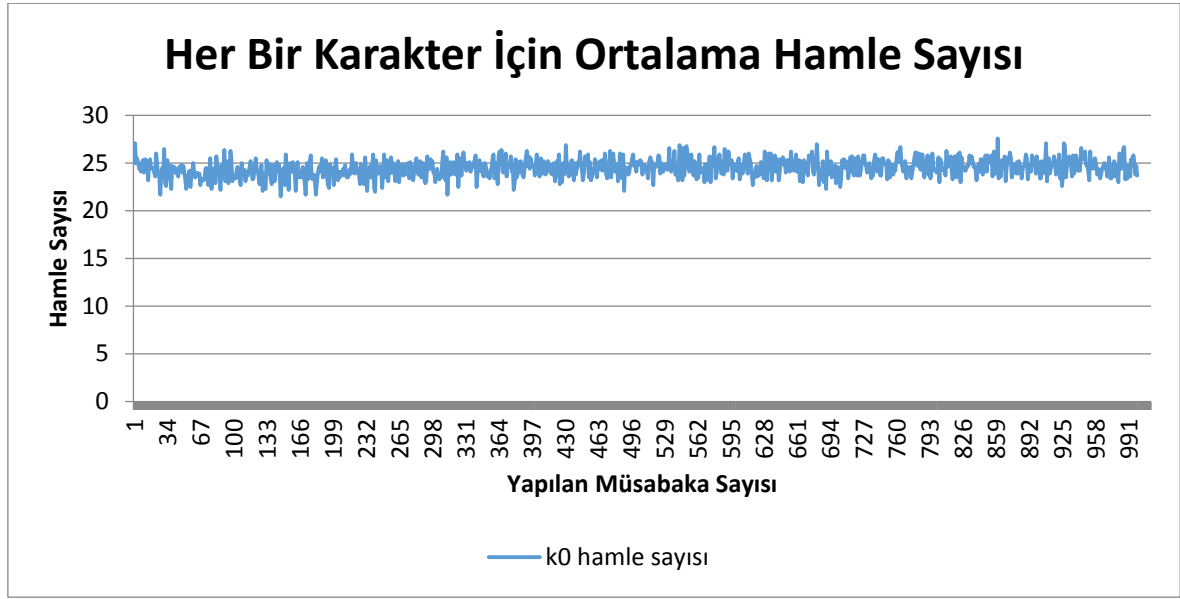
Bu durumda daha önceki durumlarda da kullanmış olduğumuz farklı tür hamlelerin bulunduğu birçok hamleye ait kazanç değeri değişiminin yaklaşık olarak birbirine benzer olduklarını Şekil 47’de görebiliyoruz. Birçok hamle için daha önceki durumlarda elde edilen kazanç değişim eğrileri hamlelerin toplu olarak kullanıldıkları bu durumda da ciddi bir farklılık göstermemiştir.

Şekil 48’de gözlenebilen önemli sayılabilecek tek ciddi değişim 3. tür bir hamle olan Osmanlı tokadı hamlesinde meydana gelmiştir. Hamleye ait son kazanç değeri daha önce bu hamlenin kullanıldığı 7. durumda gözlenen son kazanç değerine göre önemli ölçüde düşmüştür. Bu durumun sebebi seçilebilecek muhtemel hamlelerin sayısının artması ile açıklanabilir. Bu hamlenin etkisi başka bir hamlenin uygulanması durumunda görülmekte ve etki edilen hamlenin uygulanma sayısının artışına bağlı olarak kazanç değeri artmaktadır. Seçilebilecek hamlelerin sayısının artması, diğer tüm hamlelerde olduğu gibi etkinin görülebileceği tokat hamlesinin seçilme ihtimalini düşürmüştür ve bu hamlenin maç boyunca daha az sayıda seçilmesine sebep olmuştur.

Açıklamak gerekirse A, B, C hamleleri beraber düşünüldüğünde kazanç değerleri sırasıyla K_a , K_b , K_c iken A hamlesinin seçilebilme ihtimali $K_a / (K_a + K_b + K_c)$ olacaktır. A, B, C, D, E olmak üzere 5 hamle beraber denendiğinde ise bu oran $K_a / (K_a + K_b + K_c + K_d + K_e)$ olarak değişecektir. İlk denemede de kullanılan A, B, C hamlelerin kazanç değerlerinin yaklaşık

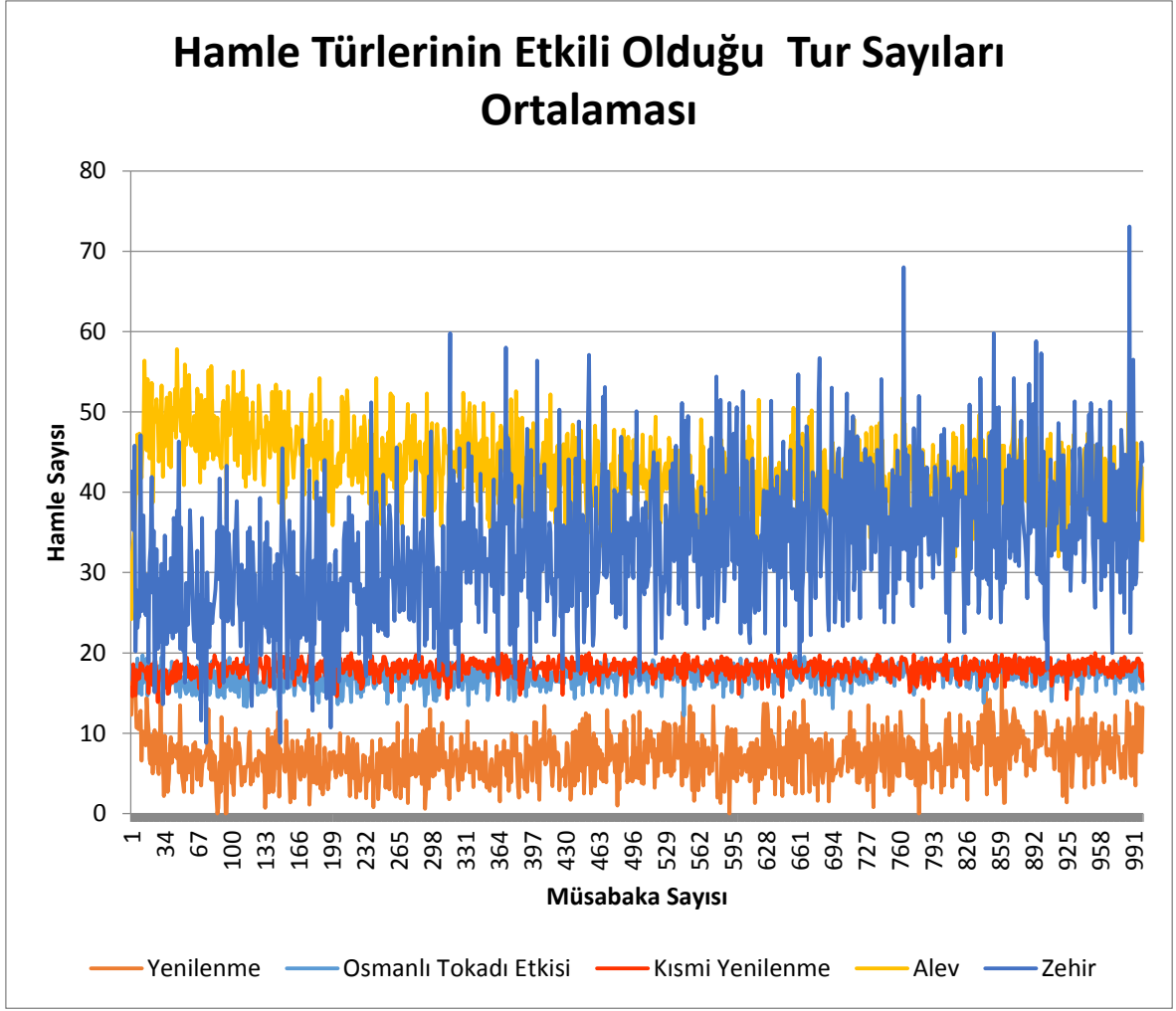
aynı kaldığı düşünöldüğünde A hamlesinin seçilme ihtimalinin düştüğü açık bir şekilde görölecektir. Zaten bunun bir sonucu olarak tokat hamlesine ait kazanç değeriinde de 7. duruma göre bir miktar düşüş olmuştur.

Öğrenen karakterin maç kazanma oranı Şekil 49’da göröleceği üzere yaklaşık %80 gibi kabul edilebilir bir orandır.



Şekil 50 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması

Şekil 50’de müsabaka uzunluklarında düzenli bir değişim gözlenmemektedir.



Şekil 51 Hamlenin müsabaka boyunca etkili olduğu tur sayısı ortalaması

Şekil 51 incelendiğinde Osmanlı tokadı etkisi ve kısmi yenilenme hamlelerinin etki sürelerinde ciddi bir değişim gözlenmezken, geri kalan sürekli etkisi olan hamlelerin etki sürelerinde düşüş gözlenmektedir. Bunun sebebi daha önce de açıklandığı gibi hamle sayısının fazla olmasının genel seçilebilme ihtimalini düşürmesidir.

4. SONUÇLAR, TARTIŞMA ve ÖNERİLER

Yapılan denemeler sonucunda elde ettiğimiz veriler analiz edildiğinde ulaşılan bulgular yöntemden beklenen amaçların gerçekleştirilebildiğini göstermiştir. İlk aşamada oyunlarda sıklıkla kullanılan farklı etki şekillerine sahip hamlelerin hepsine ait kazanç değerlerinin tek bir genel formül ile hesaplanmasının zor olduğu görülmüştür. Bu nedenle hamleler kategorilere ayrılmış ve her bir kategoriye ait oluşturulan kazanç hesaplama formüllerini hamlelere ait kazanç değerlerini tahmin edilen şekilde hesaplayabildiği görülmüştür. Hesaplanan kazanç değerlerinin doğruluğunu test edebilmek için yaklaşık kazanç değerleri belirlenen hamleler kullanılmış ve elde edilen değerlerin bu değerlere yaklaştığı görülmüştür. Elde edilen sonuçlar doğrultusunda tanımlanan kategorilere uyan hamlelere ait kazanç değerlerinin uygulanan formüller yardımıyla bulunabileceği görülmüştür. Bu sonuçlar öğrenme işlemindeki temel parametre sayılabilecek kazanç değerlerinin karşılaştırılabilmesini sağlamıştır.

Karakterlerin müsabaka yaptıkça belirli bir hızla farklı kategorilere ait hamleler için öngörülen kazanç değerlerini öğrenebildikleri gözlemlenmiştir. Ayrıca bu sürecin farklı tür hamleler için benzer şekilde gerçekleşmesi sağlanmış, hamle türü farklılıklarına bağlı olarak hamlelere ait kazanç değerlerinde öngörülmeyen fazladan bir kazanç ve zarar oluşması gibi bir durum söz konusu olmamıştır. Burada kastedilen durum bazı tür hamlelerin diğer tür hamlelere göre çok daha hızlı veya yavaş öğrenilmesi sonucu oluşabilecek istenmeyen avantaj veya dezavantajların oluşmamasıdır.

Ayrıca daha önce belirtildiği üzere yeni deneyimlerin daha eski deneyimlere oranla daha fazla dikkate alınması koşulu gerçekleştirilmiştir. Oyun oynandıkça değişen koşullar karşısında son deneyimlerin daha fazla dikkate alınması sağlanmıştır (5. durum). 5. durumda hamlelere ait parametreler çeşitli değişikliklere tabi tutulmuş ve bu değişiklikler olabildiğince çeşitlilik içerecek şekilde hazırlanmaya çalışılmıştır. Buna rağmen karakterin deneyiminin fazla olması durumunda bile değişen koşullara hızlı tepkiler verebildiği görülmüştür.

Müsabakalar sonrası elde edilen hamle kazanç değerlerinin belirlediğimiz yöntemle kademeli olarak genel kazanç katsayısına etki etmesi durumu, kullandığımız yöntemde istenilen etkiyi göstermiştir. Bunun yerine örneğin minimaks veya maksimaks ölçütünün

kullanılması, en düşük ve en yüksek etkileri oransal olarak değişiklikler gösterebilen hamlelerimize ait yanlış değerlendirmelere yol açabilecektir. Laplace ölçütünün kullanılması ise, eski deneyimlerin yeni deneyimlerle aynı oranda önemli kabul edilmesi sonucunu doğuracaktır.

Ayrıca kullandığımız bu yöntemde geçmiş kazanç değerlerine ait çok büyük miktarlara ulaşabilecek verilerin hepsinin saklanmasına gerek kalmamıştır. Bunun özellikle sunucu üzerinde çalışan, kullanıcı sayısı yüksek oyunlarda, işlem gücü ve saklama kapasitesi sorunlarının ortaya çıkmasını engelleyeceği düşünülmektedir.

Yapılan denemelerde öğrenme eyleminin oyundaki kazanma oranlarını yükselttiği görülmüştür. Ayrıca öğrenen karakterin sürekli kazanması, diğer bir deyişle hata yapmaması gibi bir durumun oluşmaması sağlanmış bu sayede öngörülemeyen durumların oluşma olasılığı korunmaktadır. Bunun yanında fayda değeri düşük olan hamlelerin bile seçilebilme ihtimalleri korunmuş, böylece bu hamlelerde meydana gelen kazanç değeri değişimleri algılanabilmiştir (5. durum).

Burada kullanılan yöntemin, kazanç değerlerinin hesaplanabildiği benzer yapıdaki pek çok farklı uygulamada kullanılabileceği düşünülmektedir. Sistemin beklendiği şekilde çalışmasının ana koşulu, kazanç değerlerinin doğru hesaplanmasıdır ve asıl zorluk bu alandadır. Kategorize ettiğimiz hamle türlerinden herhangi birine dâhil edilebilecek hamlelerin kazanç değerlerinin hesaplanması belirtilen formüllerin kullanımı ile mümkündür. Bunun yanında birden fazla kategoriye ait niteliklere sahip hamlelerde her bir hamle türüne ait niteliklerin ayrıca işleme alınıp kazanç değerlerinin birleştirilmesi yoluna gidilebilir. Nitekim uygulamamızda kullanmış olduğumuz alev hamlesi 1. ve 4. kategoriye ait özellikler göstermektedir ve kazanç değeri doğru bir şekilde hesaplanabilmiştir.

Oyunlarda, örnek uygulamanın aksine, kazanç değerleri doğrudan hesaplanamayan hamlelerin de olması mümkündür. Bu tür dolaylı etkileri olan hamlelerin muhtemel etkisinin olduğu durumlar gözlemlenip hamlenin varlığı halindeki değişimler dikkate alınarak kazanç değeri hesaplanmaya çalışılabilir.

Hamlelerin etkilerinin belirli bir duruma göre değişebildiği oyun türleri düşünüldüğünde uygulamamızda görülen her bir hamle için tek bir kazanç değeri tutmak yetersiz kalacaktır. Örneğin, yapılan hamlelerin etkileri karakterin rakibe olan uzaklığına göre değişebildiği düşünüldüğünde, karakterlerin bulundukları konumdan bağımsız, her bir hamleye ait tek bir

kazanç değerinden bahsetmek yanlış olur. Böyle bir durum söz konusu olduğunda değişen koşulun hamle üzerindeki etkisine göre yapılabilecekler için öneriler şunlardır;

Örnek durum değişkeni olarak karakterlerin birbirlerine olan mesafeleri kullanılmıştır.

- **Kazanç değeri değişimi kategorize edilebiliyor ise:**

Burada kastedilen kazanç değerlerini etkileyen etkenin belirli kategorilere ayrılmasının mümkün olduğu veya oyunda zaten böyle bir yapının sunulduğu koşullardır. Böyle bir durumda yapılması gereken, kategorize ettiğimiz her bir durum için farklı bir kazanç değeri saklamaktır. Sonrasında karakterlerin bulundukları duruma göre ilgili kazanç değerini işlemlerde kullanılabilir. Örnek durumumuz üzerinden düşünmek gerekirse, karakterlerin birbirlerine olan mesafelerini yakın, orta ve uzak diye 3 kategoriye ayırabildiğimizi veya zaten oyunda bu değer bu şekilde kategorize edildiğini düşünelim. Oyunda kullanılan hamlelerin etkilerinin mevcut mesafe durumuna göre değiştiğini düşünersek her bir hamle için yakın, orta ve uzak mesafe durumlarına ait 3 farklı kazanç değeri tutmak gerekecektir. Oyun esnasında kazanç değerleri işleme alınırken mesafe durumuna göre hamlelere ait ilgili kazanç değeri işleme alınabilir.

- **Kazanç değeri değişim oranı matematiksel olarak belirlenebiliyor ise:**

Mevcut durum değişkeninin kategorize edilemediği veya çok fazla kategorinin söz konusu olduğu durumlardır. Çok sayıda kategorinin olması bir hamleye ait çok fazla miktarda kazanç değerinin tutulmasını gerektirir ve ayrıca öğrenme işlemi için her bir durumun deneyimlenmesi ve bunun makul oranlarda tekrarlanması gerektiği düşünüldüğünde ilk yöntem çok tercih edilmeyebilir.

Bu durumda uygulanması önerilen yöntem tek bir kazanç değerinin tutulması ve hamlenin duruma göre değişim miktarının ayrıca kayıt altına alınmasıdır. Böylece tek bir kazanç katsayısı kullanılarak matematiksel işlemlerle muhtemel kazanç değeri hesaplanabilir. Örnek durum üzerinden konuyu izah etmek gerekirse kazanç değerlerini göstermek için Tablo 4.1 kullanılabilir.

Tablo 4-1 Karakterin müsabakalardaki hamle sayıları ortalaması

Hamle	Kazanç Katsayısı	İdeal Konum (cm)	Yakınlaşma değişim oranı (her 10 cm için %)	Uzaklaşma Değişim Oranı (her 10 cm için %)	Minimum Yakınlık	Maksimum Uzaklık
Tokat	20	40	30	14	0	100
Tekme	40	100	10	12	30	150
Alev	36	700	0.12	0.06	70	2000

Kazanç katsayılarını hesaplamak için hamlenin etkisinin tam olarak gözlendiği ideal konumun, hamlenin etkili olduğu minimum ve maksimum uzaklığın, bunun yanında her 10 cm için karakterlerin yakın veya uzak olması durumunda kazanç katsayısının yüzde olarak değişim miktarının tutulduğu Tablo 4.1'in kullanıldığını düşünelim. Bu durumda örneğin karakterler 10 cm mesafede iken karakterimizin tokat hamlesini yapması durumu için kullanılacak kazanç katsayısı; $20 \cdot (20-10) / 10 \cdot (100-30) / 100 = 14$ olarak bulunur.

- **Kazanç değeri değişim oranları çok değişken ise:**

Burada kullanılması en muhtemel yöntemlerden biri belirli durumlardaki kazanç değerlerinin saklanıp regresyon analizi yöntemine tabi tutulmasıdır. Bu tür oyunlar için sunulan yapay zekâ modeli uygun değildir.

Tezde önerilen kazanç hesaplama formüllerinin ve karar verme yönteminin, farklı karar yapılarının kullanıldığı oyunlara da uygulanabileceği düşünülmektedir.

Ayrıca örnek uygulamamızda karşılıklı sadece birer karakter kullanılmıştır. Daha fazla karakterin olması durumunda yapılan hamlenin tüm karakterler üzerindeki toplam etkisi dikkate alınabilir. Böyle bir durumda rakip karakter sayısına göre kazanç katsayısı orantılanıp işleme koyulabilir.

Rakiplerin kategorize edilebildiği durumlarda, öğrenmenin etkinliğini arttırmak için tutulan genel kazanç değerinin yanı sıra her bir rakip kategorisine özel kazanç katsayıları tutulabilir. Böylece kategorize edilmiş rakipler için daha tutarlı kazanç katsayıları kullanılmış olur. Kategorize edilmeyen rakiplerde ise genel kazanç katsayıları kullanılmaya devam edilir.

Kullanılan yöntemde oluşabilecek muhtemel sorunlardan biri oyun içerisinde iken karakterin geçmiş deneyimleriyle uyuşmayacak bir durumla karşılaşılmasıdır. Böyle bir durumda yapay zekâ mevcut durum için kullanışlı olmamasına rağmen oyun boyunca geçmiş deneyimlere dayanılarak hesaplanmış kazanç katsayılarını kullanmaya devam edecektir. Karakterin, oyun içerisindeyken yaptığı her hamleye ait kazanç değerlerinin, oyun süresi boyunca hamlenin kazanç katsayısına geçici olarak yansıtılmasının bu sorunu çözmesi beklenebilir.



5. KAYNAKLAR

- Inc, Apple (2016). “Hey Siri, İstanbul’da güneş kaçta doğuyor?” Retrieved July 18, 2016, from <http://www.apple.com/tr/ios/siri/>
- Avcı, O. (2016, May 1). PC oyunculuğu konsollardan daha fazla kazandırmaya devam ediyor. Retrieved July 18, 2016, from <http://www.donanimhaber.com/oyunlar/haberleri/PC-oyunculugu-konsollardan-daha-fazla-kazandirmaya-devam-ediyor.htm>
- Bauckhage, C., Thureau, C., & Sagerer, G. (2003). Learning human-like opponent behavior for interactive computer games *Pattern Recognition* (pp. 148-155): Springer.
- Baugham, S., & Clagett, P. (1983). Video Games & Human Development. Research Agenda for the ‘80s. *Cambridge, MA: Harvard Graduate School of Education.*
- Bench, S. W., & Lench, H. C. (2013). On the function of boredom. *Behavioral Sciences*, 3(3), 459-472.
- Blumberg, B. (2002). *New challenges for character-based AI for games*. Paper presented at the In AAAI Spring Symposium on AI and Interactive Entertainment.
- Bross, I. D. (1965). *Design for Decision: An Introduction to Statistical Decision Making*: Free Press, New York.
- Campbell, M., Hoane, A. J., & Hsu, F.-h. (2002). Deep blue. *Artificial intelligence*, 134(1), 57-83.
- Canan, S. (2014, January 31). Söyleşi: Zihnimizin Yapısı. Retrieved July 18, 2016, from <http://www.sinancanan.net/zihnimizin-yapisi-uzerine-bir-soylesi/>
- Coyle, R. G. (1972). *Decision analysis*: Nelson, London.

- Durdu, P. O., Tüfekçi, A., ÇAĞILTAY, K., & ACT, A. (2005). Üniversite öğrencilerinin bilgisayar oyunu oynama alışkanlıkları ve oyun tercihleri: ODTÜ ve Gazi Üniversitesi öğrencileri arasında karşılaştırmalı bir çalışma. *Eurasian Journal of Educational Research*, 19, 66-76.
- Ergezer, H., Dikmen, M., & Özdemir, E. (2003). Yapay sinir ağları ve tanıma sistemleri. *PiVOLKA*, 2(6), 14-17.
- Erkan, U., Çağman, N., & Saklıdır, H. H. (2012). İşlem oyununun yapay zekâ destekli simülasyonu.
- Esin, A., & Şahin, S. T. (2012). Yöneylem araştırmasında yararlanılan karar yöntemleri: Gazi Kitabevi.
- Freed, M., Bear, T., Goldman, H., Hyatt, G., Reber, P., & Tauber, J. (2000). *Towards more human-like computer opponents*. Paper presented at the Working Notes of the AAAI Spring Symposium on Artificial Intelligence and Interactive Entertainment.
- Türkiye Gazetesi, (2013, November 8). Oyun sektörü Hollywood'u solladı. Retrieved July 18, 2016, from <http://www.turkiyegazetesi.com.tr/bilimteknoloji/99917.aspx>
- Halilbeyoğlu, M. (2011, July 19). Video oyunları sıkıcı mı olmaya başladı? Retrieved July 18, 2016, from http://www.merlininkazani.com/Video_oyunlari_sikici_mi_olmaya_basladi-oyun_haber-43069p3.html#haber_basi
- Hamburg, M. (1970). Statistical analysis for decision making, Harcourt - Brace World Inc.. New York
- Uysal, S. (2005). Yapay Zekâ Uygulaması İle Oyun Programlama Teknikleri. Retrieved July 18, 2016, from http://elektroteknoloji.com/Elektrik_Elektronik/Teknik_Yazilar/Yapay_Zekâ_Uygulaması_ile_Oyun_Programlama_Teknikleri.html
- Sabah (2015, February 26). Google kendi kendine öğrenen bilgisayar programı yaptı. . Retrieved July 18, 2016, from <http://www.sabah.com.tr/teknoloji/2015/02/26/google-kendi-kendine-ogrenen-bilgisayar-programi-yapti#>

- Hürriyet (2015, March 23). Türkiye oyun pazarı için iddialı. . Retrieved July 18, 2016, from <http://www.hurriyet.com.tr/turkiye-oyun-pazari-icin-iddiali-28528651>
- IBM. (2012, March 7). IBM100 - deep blue. Retrieved July 18, 2016, from <http://www-03.ibm.com/ibm/history/ibm100/us/en/icons/deepblue/>
- Kocabas, S., & Oztemel, E. (1998). *AlSim: An intelligent agent for distributed interactive simulation*. Paper presented at the Proceedings of the 7th Conference on Computer Generated Forces and Behavior Representation, Orlando, FL, 12-14 May, pp 257-261.
- Laird, J. E. (2002). Research in human-level AI using computer games. *Communications of the ACM*, 45(1), 32-35.
- Laird, J. E., & Van Lent, M. (2000). *Interactive computer games: Human-level AI's killer application*. Paper presented at the Proc. AAAI.
- Malliet, S. and de Meyer, G. (2005) The history of the video game. In: Raessens, J. and Goldstein, J. (eds.), *Handbook of computer game studies*. London: MIT Press, 23–45.
- Mateas, M. (2003). *Expressive AI: Games and Artificial Intelligence*. Paper presented at the DIGRA Conf.
- Moyer, C. (2016, April 8). How Google's AlphaGo beat a go world champion. . Retrieved July 18, 2016, from <http://www.theatlantic.com/technology/archive/2016/03/the-invisible-opponent/475611/>
- T.C. Maliye Bakanlığı Bütçe ve Mali Kontrol Genel Müdürlüğü. BUMKO. Retrieved July 18, 2016, from <http://www.bumko.gov.tr/TR,6195/2016-yili-merkezi-yonetim-butce-kanunu-tasarisi.html>
- Nabiyev, V. V. (2010). *Yapay Zekâ*. Ankara: Seçkin Yayınevi, Ankara.
- Nareyek, A. (2000). Review: Intelligent agents for computer games *Computers and Games* (pp. 414-422): Springer.

NTV. (2013, September 20). GTA V ilk günü 800 milyon dolar gelirle kapattı. Retrieved July 18, 2016, from <http://www.ntv.com.tr/turkiye/gta-v-ilk-gunu-800-milyon-dolar-gelirle-kapatti,Bv3dHrOpUGDCL678eCIgg>

Öztürk, A. (2005). Yöneylem Araştırması, Ekin Kitabevi. *Onuncu Baskı, Bursa*.

Özyurt, M. O. (2015, September 22). Dijital Oyun Sektörünün Gelişimi ve Dünya Ekonomisindeki Payı. Retrieved July 18, 2016, from <http://www.gazetebilkent.com/2015/09/22/dijital-oyun-sektorunun-gelisimi-ve-dunya-ekonomisindeki-payi/>

Riedl, M., & Bulitko, V. (2012). *Interactive Narrative: A Novel Application of Artificial Intelligence for Computer Games*. Paper presented at the AAAI.

Russel, S., & Norvig, P. Artificial Intelligence: A Modern Approach, 2003. *EUA: Prentice Hall*.

Russell, S., Norvig, P., & Intelligence, A. (1995). A modern approach. *Artificial Intelligence. Prentice-Hall, Englewood Cliffs*, 25, 27.

Higinbotham, W. A. Tennis for Two. Retrieved July 18, 2016, from <http://www.sunysb.edu/libspecial/videogames/tennis.html>

Smed, J., & Hakonen, H. (2003). *Towards a definition of a computer game*: Turku Centre for Computer Science Turku, Finland.

Solak, M. Ş. (2012). *Ortaöğretim öğrencilerinin bilgisayar oyunu tutumları ile saldırganlık ve yalnızlık eğilimi düzeyleri arasındaki ilişkilerin incelenmesi*. Yüksek Lisans Tezi, T.C. Marmara Üniversitesi İstanbul.

Sungur, Z. T. (2009). Geleceği Yönetmek: Yüksek Stratejiden Etki Odaklı Harekata. *Türk Kütüphaneciliği*, 23(4), 943-945.

Sümen, A. M. (2014). *A* algoritması ile takım tabanlı yapay zekâ modülü geliştirilmesi*. Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

- Tekeş, M. (2015). *Çok Ölçütlü Karar Verme Yöntemleri Ve Türk Silahlı Kuvvetleri'nde Kullanılan Tabancaların Bulanık Uygunluk İndeksli Analitik Hiyerarşi Prosesi İle Karşılaştırılması*. Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59(236), 433-460.
- Varol, A., & Alkan, T. (1998). İnternet'e Genel Bakış. *Uzaktan Eğitim*, 10-16.
- Oyungemisi. Oyunlarda Kullanılan Yapay Zekâ Teknikleri. Retrieved July 18, 2016, from <http://www.oyungemisi.com/oyunlarda-kullanilan-yapay-zekâ-teknikleri.html>
- Yannakakis, G. N. (2012). *Game AI revisited*. Paper presented at the Proceedings of the 9th conference on Computing Frontiers.
- Yannakakis, G. N., & Hallam, J. (2004). Evolving opponents for interesting interactive computer games. *From animals to animats*, 8, 499-508.
- Yılmaz, G. (2016, April 14). GTA V ve GTA online ne Kadar Kazandırdı? Retrieved July 18, 2016, from http://www.bolumsonucanavari.com/Haberler-GTA_V_ve_GTA_Online_Ne_Kadar_Kazandirdi-83381.htm

ÖZGEÇMİŞ

Nihat ÖZDEMİR, 1981 yılında Malatya’da doğdu. İlk, orta ve lise eğitimini Malatya’da tamamladı. 2006 yılında Mersin Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği bölümünden mezun oldu. Mezun olduktan sonra 2010 yılına kadar çeşitli özel kuruluşlarda çalıştı. 2010 yılından itibaren Gümüşhane Meslek Yüksekokulu Bilgisayar Teknolojileri bölümünde öğretim görevlisi olarak görev yapmaktadır.

