

173183

**SINIRLI RASYONELLİK, YAPAY ZEKÂ UYGULAMALARI
VE DENEYSSEL ÇALIŞMALAR:
BİR PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME SİMÜLASYONU**

Mustafa Eren DALGIÇ

**Hacettepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü
İktisat Anabilim Dalı**

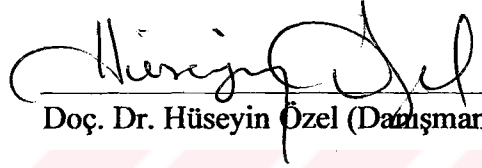
Yüksek Lisans Tezi

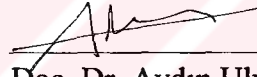
Ankara, 2006

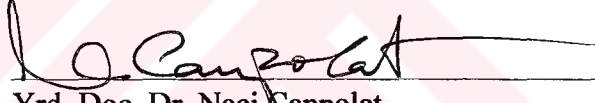
KABUL VE ONAY

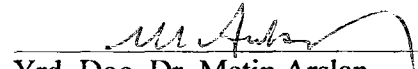
Mustafa Eren DALGIÇ tarafından hazırlanan “Sınırlı Rasyonellik, Yapay Zekâ Uygulamaları ve Deneysel Çalışmalar: Bir Pekiştirmeli Öğrenme Simülasyonu” başlıklı bu çalışma, 07/06/2006 tarihinde yapılan savunma sınavı sonucunda başarılı bulunarak jürimiz tarafından Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.


Doç. Dr. Timur Han Gür (Başkan)


Doç. Dr. Hüseyin Özel (Danışman)


Doç. Dr. Aydın Ulucan


Yrd. Doç. Dr. Naci Çanpolat


Yrd. Doç. Dr. Metin Arslan

Yukarıdaki imzaların adı geçen öğretim üyelerine ait olduğunu onaylıyorum.



BİLDİRİM

Hazırladığım tezin/raporun tamamen kendi çalışmam olduğunu ve her alıntıya kaynak gösterdiğimi taahhüt eder, tezimin/raporumun kağıt ve elektronik kopyalarının Hacettepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü arşivlerinde aşağıda belirttiğim koşullarda saklanmasına izin verdiğimi onaylarım:

Tezimin/Raporumun tamamı her yerden erişime açılabilir.

Tezim/Raporum sadece Hacettepe Üniversitesi yerleşkelerinden erişime açılabilir.

Tezimin/Raporumun yıl süreyle erişime açılmasını istemiyorum. Bu sürenin sonunda uzatma için başvuruda bulunmadığım takdirde, tezimin/raporumun tamamı her yerden erişime açılabilir.

17/07/2006



Mustafa Eren Dalgıç

*Hayatımın gerçek anlamları;
Annem, Babam, Yasemin Annem
ve Başak'a*



TEŞEKKÜR

Tezin her aşamasında, çalışmanın vizyonunu geliştirip motivasyonumu artırarak, desteklerini esirgemeyen Sevgili danışmanım Sn. Hüseyin ÖZEL'e içtenlikle teşekkür ederim.

Tezin değerlendirme aşamasında ve sonrasında, değerli yorumları, yönlendiriciliğiyle, çalışmanın daha iyi olması için gösterdiği çabalardan ötürü, Sn. Timur Han GÜR'e de teşekkürü bir borç bilirim.

Değerlendirmeleri ve katkıları için Sn. Aydın ULUCAN'a, Sn. Metin ARSLAN'a, Sn. Naci CANPOLAT'a, yardımları için sevgili arkadaşım Burak ERDENİZ'e teşekkür ederim.

Çalışmanın her aşamasında, varlığıyla ve katkılarıyla, desteğini esirgemeyen müstakbel eşim sevgili Başak'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Sevgili Annem, Babam ve Yasemin Annem sizler de iyi ki varsınız...

Tüm bu katkılara karşın, tezimdaki tüm hata ve eksikler bana aittir.

ÖZET

DALGIÇ, Mustafa Eren. *Sınırlı Rasyonellik, Yapay Zekâ Uygulamaları ve Deneysel Çalışmalar: Bir Pekiştirmeli Öğrenme Simülasyonu*, Yüksek Lisans Tezi, Ankara, 2006

Gerçek yaşamda yaygın bir biçimde karşılaşılan belirsizlik, heterojenlik, kısıtlı bilgi ve hesaplama kapasitesinin sınırlı olması gibi özelliklerin iktisata içerilmesini hedefleyen yaklaşımlar, iktisatta kullanılan rasyonellik varsayımının giderek daha fazla sorgulanması sonucunu vermiştir. “Sınırlı rasyonellik” kuramı da aynı biçimde, insan davranışlarının ve karar süreçlerinin karmaşıklığını vurgulayarak, öğrenmenin ve bilişsel süreçlerin daha gerçekçi görünen davranışsal kalıplarını ortaya koymaya çalışmaktadır. Bu bakımdan izlenen yol, sınırlı rasyonellik yaklaşımından yola çıkılarak geliştirilen yapay zeka uygulamalarıyla, söz konusu karmaşıklığın, heterojenliğin ve öğrenme süreçlerinin simüle edilmesidir. Bu tezde de, sınırlı rasyonelliğe dayanan simülasyon yöntemleri ele alınmaktadır. Bu bakımdan, tezde pekiştirmeli öğrenme, genetik algoritmalarla öğrenme ve sınıflayıcı sistemlerle öğrenme simülasyonları ele alınmakta ve bu simülasyonlar, bu konuda yapılan deneylerin sonuçları ile karşılaştırılmaktadır. Birinci bölümde, önce Arifovic (1994)’in geliştirdiği, genetik algoritmaya dayanan simülasyon modeli incelenmekte, sonra da, bu modelin verilerinden yola çıkarsa da Arifovic’ten farklı olarak pekiştirmeli öğrenme metoduna dayanan bir simülasyon yapılmaktadır. Bu iki simülasyonun sonuçları, Wellford’un (1989) çalışmasında ortaya konan deney sonuçlarıyla karşılaştırılmaktadır. Tezin ikinci bölümünde, Kiyotaki ve Wright (1989)’ın geliştirdiği bir değişim aracı olarak para modelini, genetik algoritma ve sınıflayıcı Sistemler yaklaşımlarıyla simüle eden Marimon, McGrattan ve Sargent (1990)’in modeli ele alınmakta ve bu modelin sonuçları, Brown (1995) ve Duffy ve Ochs (1999)’un Kiyotaki-Wright modeline yönelik deneyleriyle karşılaştırılmaktadır. Sonuç olarak, bütün bu karşılaştırmalar, yapay zekâ uygulamalarından pekiştirmeli öğrenme metoduyla yapılan simülasyon sonuçlarının, genel olarak deneysel bulgulara daha yakın olduğunu göstermektedir. Yine de, söz konusu karar süreçlerinin karmaşık niteliği, bu konuda daha fazla çalışma yapılması gerektiğini işaret etmektedir.

Anahtar Sözcükler

Sınırlı Rasyonellik, Yapay Zekâ, Deneysel İktisat, Pekiştirmeli Öğrenme, Genetik Algoritmalar, Sınıflayıcı Sistemler, Örümcek Ağı Modeli, Kiyotaki-Wright Modeli.



ABSTRACT

DALGIÇ, Mustafa Eren. *Bounded Rationality, Artificial Intelligence Applications and Experimental Studies: A Reinforcement Learning Simulation*, Master's Thesis, Ankara, 2006

The approaches aiming the features like uncertainty, heterogeneity, limited information and the limited computational capacity, which are faced widely in real life, to be included in economics emerge the results that the concept of rationality has become interrogated more and more. Similarly, the theory of "bounded rationality" tries to reveal the behavioural patterns of learning and cognitive processes that seem more realistic, emphasizing the complexity of human behaviour and decision making processes. From these perspectives, the way followed is to simulate the underlined complexity, heterogeneity and learning processes with the artificial intelligence applications developed through bounded rationality approach. In this thesis, the simulation methods depending on bounded rationality are handled. In this framework, the simulations of Reinforcement Learning, learning by genetic algorithms and learning by classifier systems are discussed and the results of these simulations are compared with the experimental studies about these issues. In the first part of the study, the simulation model which depends on genetic algorithms and developed by Arifovic (1994) is investigated, and then, a reinforcement learning simulation is made with the Arifovic's data. The results of these two simulations are compared with the results of experimental study of Wellford (1989). In the second part, Marimon, McGrattan and Sargent's (1990) model which simulates "Money as a Medium of Exchange" Model of Kiyotaki and Wright (1989) by genetic algorithm and classifier system approaches is inspected and the results are compared with Brown's (1995) and Duff and Ochs' (1999) experiments inclined to Kiyotaki-Wright model. Consequently, all of these comparisons reaches the fact that the artificial intelligence simulations made by reinforcement learning methods, generally, give results which are closer to experimental findings. Moreover, it is obvious that the complexity of decision making process emerges the necessity of more studies in this area.

Key Words

Bounded Rationality, Artificial Intelligence, Experimental Economics, Reinforcement Learning, Genetic Algorithms, Classifier Systems, Cobweb Model, Kiyotaki-Wright Model.



İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR	i
ÖZET.....	ii
ABSTRACT	iv
GİRİŞ.....	1
BÖLÜM 1	
1. SINIRLI RASYONELLİK KURAMI.....	7
1. 1. RASYONELLİK KURAMI	7
1. 2. SINIRLI RASYONELLİK KURAMI	8
1. 3. SINIRLI RASYONELLİK : AJANLARIN ARAŞTIRMASI, TATMİN OLMASI ve KARAR KURALLARININ GÜNCELLENMESİ	12
BÖLÜM 2	
2.YAPAY ZEKALI AJANLARIN ÖĞRENME ALGORİTMALARI.....	19
2.1. PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME	19
2.1.1 Markov Karar Süreçleri	20
2.1.2 Bir Model Verili İken Politika Bulma	20
2.1.3 Optimal Politika Öğrenme: Modelden Bağısız Yöntem	21
2.1.4 Q-Öğrenme	22
2.2. GENETİK ALGORİTMALAR	23
2.2.1 Genetik Algoritma Mekanizması	24
2.2.2 Basit Genetik Algoritma	26
2.2.3 Genetik Algoritmalarda Parametre Seçimi	30
2.3. SINIFLAYICI SİSTEMLER	32
BÖLÜM 3	
3. ÖRÜMCEK AĞI MODELİNİN PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME METODUYLA SİMÜLASYON UYGULAMASI ve GENETİK ALGORİTMALAR İLE DENEYLERLE KARŞILAŞTIRILMASI	36
3.1. ÖRÜMCEK AĞI MODELİ	39
3.2. ÖĞRENME ALGORİTMASININ UYGULANMASI	41

3.3	PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME METODU.....	43
3.4.	GENETİK ALGORİTMA İLE ÖĞRENME	47
3.5	SİMÜLASYON SONUÇLARI	51
3.6.	WELLFORD'UN ÖRÜMCEK AĞI DENEYLERİYLE KARŞILAŞTIRMA.....	56
BÖLÜM 4		
4.KİYOTAKİ-WRIGHT, 'DEĞİŞİM ARACI OLARAK PARA' MODELİNİN SINIFLAYICI SİSTEMLERLE ÖĞRENME SİMÜLASYONU VE DENEYLERİNİN SONUÇLARININ KARŞILAŞTIRILMASI.....		
4.1.	BİR DEĞİŞİM ARACI OLARAK PARA MODELLERİ.....	59
4.2.	KİYOTAKİ-WRIGHT (KW) MODELİ.....	61
4.3.	KW ÇEVRESİ İÇİN SINIFLAYICI SİSTEMLERİN TANIMLANMASI...69	
4.4.	KW DURAĞAN DURUM DENGELERİNİN SINIFLAYICI SİSTEMLERLE DESTEKLENMESİ	77
4.4.1.	Kiyotaki-Wright'ın Temel Dengesi	77
4.4.2.	Kiyotaki-Wright'ın Spekülatif Dengesi	81
4.5.	SINIFLAYICI SİSTEMLERDE YAKINSAMA KAVRAMLARI	83
4.6.	SİMÜLASYON SONUÇLARI	84
4.7.	KW ÇEVRESİNDE YAPILAN DENEYLER VE SİMÜLASYONLARIN .. KARŞILAŞTIRILMASI	94
SONUÇ.....		98
KAYNAKÇA.....		101
EK 1		109

GİRİŞ

Rasyonel karar analizi, bireysel karar vericilerin veya bileşik grup karar vericilerin tercihleri ve kanaatleri çerçevesinde birçok tanımlı alternatifler arasından seçim yaparak oluştuğunu ileri sürmektedir. "Rasyonel karar verme", karar kuramı [Luce ve Raiffa (1957)], karar analizi [Raiffa (1968)], oyun kuramı [von Neumann ve Morgenstern (1944)], politik kuram [Muller (1980)], psikoloji [Kahneman, Slovic, Tversky (1982)] ve iktisadi analiz [Debreu (1959); Henderson ve Quandt 1980] gibi farklı alanlara uygulanabilen bir konu olarak ajanların temel süreç ve etkilerini konu almaktadır.

Ancak, son zamanlarda ekonomi teorisindeki 'rasyonellik' varsayımını eleştiren bir literatür de oluşmaya başlamıştır. Bu eleştirilerin birçoğu, rasyonellik varsayımının gerçekle örtüşmediğini ileri sürmektedir. Gerçek yaşama ait belirsizlik, karmaşıklık ve kısıtlı bilgi ve hesaplama kapasitesi ile karar verme ihtiyacı gibi kavramlar, tam olarak olmasa da, rasyonelliği dışlayan teorilerin doğmasına zemin hazırlamıştır. Kolaylıkla gözlenebileceği gibi, gerçek hayatta ajanlar optimizasyon prosedürleri yerine basit ipuçlarını ve rutinleri takip ederler. Yani iktisadi ajanlar sınırlı bir rasyonelliğe sahiptirler. Bu bağlamda, yaygın ekonomi teorisi analitik anlamda tutarlılığa kavuşturulmak için eleştirilmektedir. Başka bir ifadeyle, tam rasyonellik varsayımının, belirlenen iktisadi ortama entegre olmuş hali tarafından belirlenen iktisadi ajanların davranış biçimlerini yansıtan yaygın teori test edilmektedir. Mikroekonomi teorisinden basit bir örnekte olduğu gibi; konveks tercihlere sahip tam rasyonel ajanların fayda maksimizasyonları sonucunda, ortaya ampirik talep eğrileri çıkar. Ekonomi teorisindeki bu tür olgular toplam düzeyde doğrulanmış olsalar da karmaşık dinamikleri açıklama da yetersiz kalmaktadır. [Simon (1979)]

Ajanların uygulayabilecekleri prosedürlerden bir tanesi, kolay kontrol edilemeyen karar problemlerini daha basit problemlere dönüştürmektir. Ancak ajanların etraflarındaki olayları ve karşı karşıya oldukları temel problemleri anlamaları çoğunlukla o güne değin

yaşamış oldukları deneyimleri ile belirlenen çeşitli algılama şekillerine dayanmaktadır. Karar verici ajanlar, seçim alternatiflerini belirledikten sonra, isteklerini karşılayacak şekilde araştırmalarını tamamlar ve seçimlerini yaparlar. Herbert Simon, bu süreci "Tatmin Olma" (satisficing) süreci olarak tanımlar. Psikolojik düzeyde, istek düzeyleri statik olmamakla beraber oldukça subjektiftir. Bu seviyeler değişen deneyimler ve çevre ile uyumlu olarak azalır ya da artarlar. Örneğin iyi alternatiflerin olduğu bir ortamda istek seviyeleri yükselir. Bu subjektiflik, insan davranışlarıyla ilgili sistemlerin temel meselesi haline gelmiştir ki sosyal bilimlerde ve özellikle de ekonomide sıklıkla kullanılmaktadır.

Optimizasyon dan daha çok, "Tatmin Olma" (Simon 1955), kararların incelenmesinde "Sınırlı Rasyonellik" çalışmasının temel odaklanmasını oluşturmaktadır. Herbert A. Simon, 'Sınırlı Rasyonelliği şu şekilde tanımlamaktadır: "Karar-Vericinin bilişsel (cognitive), bilgi, bilişimsel ve hesaplama kabiliyet sınırlamalarının olduğunu göz önüne alan rasyonel seçim" (Simon 1982). Sınırlı rasyonelliği daha iyi görmek için ajanı "bilgi işlemcisi" olarak düşünebiliriz. Burada " girdi" bilgi olarak ajana gelmekte içerde kendi bilişsel niteliğine göre işlenmekte ve ajanın kararı "çıktı" olmaktadır. Ajanlar arasındaki kararlar hem bilgi hem de farklı bilişsellik yüzünden farklılaşmaktadır. Fakat bu açıklama sınırlı rasyonellik kavramının üzerinde durduğu karmaşıklı tam açıklamaz, onun yerine herhangi bir an için sınırlı rasyonellik altında karar verme olarak açıklanabilir. Bahsettiğimiz bu karmaşıklık, ajanların karar alırken kullandığı karar kurallarının deneyimlere bağlı olarak değişmesi, bilgi seviyelerinin artması veya azalması gibi değişimlerden etkilenir. Tam rasyonellik varsayımıyla, ekonomik analiz uzayda tek bir noktayı temsil ederken, sınırlı rasyonellik, ekonomik analizlerde uzayda tek bir nokta ile göstermek yerine, yukarıda bahsettiğimiz değişimlerinin etkisinde sürekli değişir.

Herbert Simon (1979), Sınırlı Rasyonellik kavramını yukarıda bahsettiğimiz genel tanım altında, temelde üç kavram üzerinde kurulu olduğunu ifade etmektedir: Araştırma, tatmin olma (satisfying) ve öğrenme. Araştırma kısmında ajanlar alternatifleri araştırır

ve mümkün olan alternatiflerin olası sonuçlarını tatmin etmeye çalışırlar. Araştırma kısmında ajanlar birer ekonometrisyen gibi geçmiş verileri kullanarak adaptif davranışlarla hareket ederler. Tatmin olma aşaması kişisel istek düzeyleriyle birlikte oluşturulmuş karar kurallarının biriktirilmesidir. Ve en son öğrenme aşamasından ajanlar karar kurallarını ve/veya istek seviyelerini tecrübeleri sonucunda güncellerler.

Sınırlı rasyonellik kuramının vurguladığı insan davranışlarını modellemek için; genetik algoritmalar, sınıflayıcı sistemler, pekiştirmeli öğrenme, yapay sinir ağları ve varyantları gibi yapay zekâ uygulamaları adaptif öğrenme modelleri olarak kullanılmıştır. Genetik algoritmalarla öğrenme konusunda: Arifovic (1994, 1995, 1996), Arifovic, Bullard & Duffy (1997), Huaruvy, Roth, & Unver (2006), Lettau (1997), Miller (1996), Bullard & Duffy (1999); Sınıflayıcı sistemler ile öğrenme konusunda : Arthur (1994), LeBaron, Arthur & Palmer (1999), Marimon, McGrattan & Sargent (1990), Beltrametti vd., (1997); Pekiştirmeli öğrenme konusunda: Arthur (1991), Erev & Rapoport (1998), Erev & Roth, (1998), Bell (2001), Hanaki vd. (2005), Kutschinski, Uthmann & Polani (2003); Hibrid modeller ve karşılaştırmalı çalışmalar konusunda: Anderson & Camerer (2000), Arifovic & Ledyard (2004), Başçı (1999), Hanaki (2005) yapılan başlıca çalışmalardır.

Bu tezde de, sınırlı rasyonelliğe dayanan simülasyon yöntemleri ele alınmaktadır. Bu bakımdan, tezde Pekiştirmeli Öğrenme, Genetik Algoritmalarla Öğrenme ve Sınıflayıcı Sistemlerle Öğrenme simülasyonları ele alınmakta ve bu simülasyonlar, bu konuda yapılan deneylerin sonuçları ile karşılaştırılmaktadır. Birinci bölümde, önce Arifovic (1994)'in geliştirdiği, Genetik Algoritmaya dayanan simülasyon modeli incelenmekte, sonra da, bu modelin verilerinden yola çıkarsa da Arifovic'ten farklı olarak Pekiştirmeli Öğrenme metoduna dayanan bir simülasyon yapılmaktadır. Bu iki simülasyonun sonuçları, Wellford'un (1989) çalışmasında ortaya konan deney sonuçlarıyla karşılaştırılmaktadır. Tezin ikinci bölümünde, Kiyotaki ve Wright (1989)'ın geliştirdiği bir değişim aracı olarak para modelini, Genetik Algoritma ve Sınıflayıcı Sistemler yaklaşımlarıyla simüle eden Marimon, McGrattan ve Sargent (1990)'in modeli ele

alınmakta ve bu modelin sonuçları, Brown (1995) ve Duffy ve Ochs (1999)'un Kiyotaki-Wright modeline yönelik deneyleriyle karşılaştırılmaktadır.

I. Bölüm, rasyonellik ve sınırlı rasyonellik kuramlarını tüm yönleriyle ele almakta ve üç sınırlı rasyonellik kavramını; araştırma, tatmin olma ve öğrenmeyi incelemekte ve aynı zamanda yapay zekâ ile sınırlı rasyonellik arasındaki ilişki incelenmektedir. II. Bölüm de ise, çalışmada kullanılan pekiştirmeli öğrenme, genetik algoritmalarla ve sınıflayıcı sistemlerle öğrenme metotları tanıtılmaktadır.

III. bölümde; rekabetçi bir piyasada, firmaların tek bir mal için bir sonraki periyottaki karar verme kurallarını güncellemek üzere pekiştirmeli öğrenme metodunu kullandıkları Örümcek Ağı modeli ilk defa ele alınacaktır. Ayrıca, Arifovic (1994)'in çalışmasında kullandığı genetik algoritmalarla modellediği bir başka Örümcek Ağı modelinin yapay zekâ uygulamasına da yer vereceğiz ve pekiştirmeli öğrenme metoduyla ve genetik algoritmalarla şekillenen fiyat ve miktar kalıplarını, Örümcek Ağı ekonomilerini simülasyonlarla karşılaştırmaya çalışacağız. Son olarak da Wellford'un (1989) çalışmasındaki deney sonuçlarına değineceğiz.

Pekiştirmeli öğrenme, bir ajanın çevresiyle etkileşimindeki stratejileri öğrendiği; öğrenme problemlerini tanımlamakta kullanılan genel bir kalıptır. Ajan bulunduğu çevrenin durumuyla ilgili bir şey algılar ve uygun bulduğu bir hareketi/kararı seçer. Durumlar değişir (bu değişimler deterministik olmak zorunda değil) ve ajan 'getiri' ya da 'maliyet' adı altında, yeni durumdaki faydayı gösteren, bir skalar alır. Ajanın amacı, geçmiş deneyimlerine dayanarak ona maksimum faydayı sağlayacak stratejiyi ya da optimal politikayı bulmaktır.

Pekiştirmeli öğrenme, hedefe yönelik öğrenmeyi ve karar vermeyi anlamaya ve programlamaya yarayan bir yaklaşımdır. Diğer yaklaşımlardan, bireyin içinde bulunduğu ortamla doğrudan iletişimiyle öğrenmesi üzerine yaptığı vurguyla ayrılır. Örneklem denetlenmesine ve ortamın tam olarak modellenmesine dayanmaz. Pekiştirmeli öğrenme, uzun vadeli hedeflere ulaşabilmek için, bir ortamla iletişiminden

dođan öğrenmeyle ilgili bilişimsel konuları ciddi olarak ele alan ilk alandır.

IV. Bölümde, İlk olarak Marimon, McGrattan ve Sargent (1990), Kiyotaki Wright'ın iktisadi çevresinde dođan dengeleri test etmek üzere yapay zekâya sahip oyuncuları kullandıkları makalesi ele alınmıştır. Sonra, Brown (1995) ve Duffy&Ochs (1999) 'un Kiyotaki-Wrgiht çevresinde yaptığı deneyleri ele alınmakta, sonuçta çıkan deneysel bulgularla, yapay zekâ algoritmalarının insan davranışlarını ve sınırlı rasyonellik kuramınca vurgulanan özelliklerinden ne kadarını ifade etmekte olduğunu ve bunun için ne gibi çalışmalar yapılabileceđi tartışılmıştır.

IV. Bölümde amaçlanan, III. Bölümde olduğu gibi yeni bir yapay zekâ çalışması yapmak değildir. Bu bölümde Kiyotaki-Wright iktisadi çevresinde yapılan yapay zekâ uygulaması [Marimon McGrattan ve Sargent (1990)] ile yine aynı çevrede yapılan deneysel çalışmaların [Brown (1995) ve Duffy&Ochs (1999)] sonuçları tartışılarak; deneysel bulgularla, yapay zekâ algoritmalarının insan davranışlarını ve sınırlı rasyonellik kuramınca vurgulanan özelliklerinden ne kadarını ifade etmekte olduğunu ve ne gibi çalışmalar yapılabileceđi tartışılmıştır.

Kiyotaki ve Wright 'ın iktisadi çevresinde ticaret döngüleri piyasa yapılarıyla birlikte ele alınmaktadır. Merkezi bir takas yeri bulunmamakla birlikte oyuncular her periyotta rassal (stochastic) bir şekilde karşılaşmaktadırlar. Eğer karşılıklı olarak anlaşılırsa, her birinden 1.er birim olan 3 adet mevcut üründen oluşan başlangıç donanımlarını takas ederler. Bu üç maldan her biri farklı bir saklama maliyetine sahiptir. Belirli bir parametreler dizisi altında, Nash-Markov dengesi en düşük saklama maliyetine sahip malın deđişim aracı olduğu dentedir. Bu dengeye "temel denge" denmektedir. Başka bir parametre dizisi içinse; eşsiz denteden en düşük ve en yüksek saklama maliyetlerine sahip malların her ikiside dolaşımında deđişim aracı olarak kabul edilmektedir. Bu dengeye ise " spekülatif denge " denilmektedir.

İktisadi karar verme problemlerinin önemi bir kısmı oldukça karmaşıktır. Birinci tip karmaşıklık, iktisadi problemler karşısında yapılan bazı hareketlerin getirileri rastgele

dağılırken oyuncuların bunların olasılık dağılım fonksiyonları hakkında tam bilgi sahibi olmamalarından kaynaklanır. İkinci tip karmaşıklık, iktisadi davranışların oyuncuların gelecekte karşılaştıkları durumların da etkilediği dinamik problemlerde ortaya çıkar. Üçüncü tip karmaşıklık ise bir oyuncunun hamlesinin diğer oyuncunun çıktısını etkilediği duruma bağlı olarak ortaya çıkmaktadır.

Bu üç tip karmaşıklığı da içeren modeller genellikle " rassal dinamik oyun" olarak adlandırılır. Bir modelde eğer aynı karar verme durumlarıyla zaman içerisinde tekrar tekrar karşı karşıya kalınıyorsa, bu problemin tekrarlanan bir yapıya sahip olduğu söylenir ve bu tür modeller de "tekrarlanan rassal dinamik oyun" adıyla adlandırılır.

Böylesine karmaşık bir dünyada bireysel oyuncuların sistemin bütünü içinde ne olup bittiğini açıklamalarını beklemek aşırı bir istek olabilir ki; oyuncuların davranışları genellikle suboptimaldir. Oysaki, adaptif bir öğrenme sisteminde, her bir oyuncunun her bir hareketi performans, fayda ya da güç gibi, bir değer olarak tayin edilir; oyuncular da deneyimlerine dayanarak bu değerleri güncellerken, her bir oyuncu en yüksek değerli hamleyi seçecek şekilde davranır.

Sonuç bölümünde ise, çalışmadan çıkarılabilecek genel sonuçlar tartışılacaktır. Karşılaştırmalar sonucu ortaya çıkan temel sonuç, yapay zeka uygulamalarından pekiştirmeli öğrenme metoduyla yapılan simülasyon sonuçlarının, genel olarak deneysel bulgulara daha yakın olduğu sonucunu vermektedir. Yine de, söz konusu karar süreçlerinin karmaşık niteliği, bu konuda daha fazla çalışma yapılması gerektiğini göstermektedir.

BÖLÜM 1.

SINIRLI RASYONELLİK KURAMI

1. 1. RASYONELLİK KURAMI

İktisadi bir model belirli bir gerçek olguyu ortaya koymak ya da tahmin etmek için kullanılabilecek bir planın özetidir. Mikroekonomik modeller tek bir ekonomik ajanın (tüketici, girişimci vs.) davranışını ya da çok ajanlı bir sistemin gelişimini ortaya koymaya çalışırlar.

Bu davranış birçok heterojen ve karmaşık bilişsel süreçlere dayandırılmıştır. Örneğin tek bir kişinin dikkate alındığı basit ajan durumunda bilişsel süreçler, farkına varma, hafızaya kaydetme, bilgiyi işleme ve öğrenme şeklindeki süreçlerdir. Birden çok ajanın (compound agents) durumunda ise bu süreçler kişiler arası iletişim, karşılıklı etkileşim ve organizasyonel öğrenme şeklindeki süreçlerdir.

Rasyonellik teorisi ekonomik ajanları tanımlamak üzere kullanılan en yaygın kuramdır. En basit şekliyle rasyonellik kuramı iktisadi ajanların çözmek üzere oldukları problemler hakkında tam bilgi sahibi oldukları sınırsız bilişsel kapasitelerinin var olduğunu her zaman mantıklı ve tutarlı davrandıklarını belirtir.

Tam bilgi hipotezine göre her bir iktisadi ajanın davranışı bir karar verme durumu olarak görülebilir; problem çözme, öğrenme gibi bilişsel süreçler bilgi edinmeye dayalı olduklarından göz ardı edilirler. Dahası ajanlar kendi ihtiyaçları ve istekleri hakkında da tam bilgiye sahip olduklarından hedefleri, toplam tatmin olma düzeylerini belirli amaçların gerçekleşmesi şeklinde ifade eden fayda fonksiyonlarıyla özetlenebilir. Aynı zamanda iktisadi çevreden kaynaklanan ajanların hareketlerini kısıtlayıcı etkiler de ajanlar tarafından iyi bilinmektedir.

Buna göre rasyonel modellerde, iktisadi ajanların davranışları çevresel limitlerin göz önüne alındığı bir fayda fonksiyonun maksimize edilmesi sonucu ortaya çıkan davranış biçimleri olarak tanımlanır [Von Neumann ve Morgenstern, (1944)] . Bu sebeple kısıtlar altında matematiksel maksimizasyon yapmak bu modelleri oluşturmada temel araç haline gelmiştir.

Sonuç olarak gerçek ajanların heterojen ve karmaşık bilişsel süreçleri rasyonel modellerde tamamıyla göz ardı edilmiştir. Bu yaklaşım yalnızca ajanlara iktisadi gerçeklikler arasında etkileşim'e ilgili bazı kavramları yakalayabilmektedir.

2. 2. SINIRLI RASYONELLİK KURAMI

" Şekli tam belli olmayan bir kabın içine yapışkan bir sıvı döktüğümüzü farz edelim. Sıvının kabın içinde alacağı şekle ilişkin bir teori oluşturmak için neye ihtiyacımız vardır? ... kap hareketsiz tutulursa ve dengedeki davranışı tahmin etmek istiyorsak yapışkan sıvı hakkında bir şeyler bilmek zorundayız.

...Eğer dengeye ulaşılmadan önceki davranışı ya da sıvının karmaşık ve sürekli değişken şeklini bilmek istersek; yeterli bilgiye sahip olmadığımızı görürüz. Bunun için sıvının kimyasını ve özellikle adaptasyon mekanizmasını da bilmemiz gerekir."

Simon (1959)

Bu alıntıda Herberth Simon iktisadi modellerin oluşturulmasındaki çok temel bir noktayı vurgulamaktadır. İktisadi modellerde rasyonellik teorisinin iktisadi ajanları tanıtmaya yöntemi bazı ekonomik olguları tanımlamak için çok güçlü bir yöntem olmasına karşın ajanların bilinçli olduğu ve adaptif süreçlerin önemli roller oynadığı olguları tanımlamaya uygun düşmemektedir. Bu nedenle bu adaptif süreçlerin derinine inmek ve bunları modellere dahil etmek gerekmektedir.

Öncelikle rasyonellik teorisinin tam olarak belirleyemediği ve önemli ölçüde ajanların bilişsel ve adaptif süreçlerine dayalı olan olgulardan örnekler vereceğiz.

Problem Çözme: Tam bilgi hipotezine göre ajanların bilişsel süreçleri bilinen seçenekler arasında bir karar verme sürecine (decision making theory) indirgenebilir. Bu tasarı problem çözme, öğrenme, keşfetme gibi aktiviteler için uygun değildir. Aslında bunlar bilgi toplamayı gerektiren aktivitelerdir. Cyert, Simon ve Trow'un (1956) çalışmaları ajanların yalnızca problem çözmenin son aşamasında karar verme davranışı içinde olduklarını gösterir.

Teknolojik Gelişme: Teknolojik gelişme, iktisadi büyüme ve piyasa gelişimi için olmazsa olmaz bir unsurdur. Teknolojik gelişme iktisadi ajanların bilgi edinme davranışına sahip olmaları hakkındaki iktisadi olgu için en güzel örneklerden biridir. Dahası bilginin yayılma mekanizmalarını da içermektedir (Dosi ve diğ. 1988). Bu nedenle de rasyonellik teorisinin ötesine giden modeller gerektirmektedir.

Düzeltilme Süreçleri Analizi: Rasyonellik teorisi denge analizi yapmak ve statik konuları çalışmak için oldukça uygun bir araçtır. Dinamik süreçleri çalışmak içinse adaptif mekanizmalar içeren modelleri kullanmak daha etkindir.

Makroekonomik Dengesizliklerin Mikroekonomik Temelleri: Makroekonomik dengesizlik teorileri ile mikroekonominin "rasyonel" prensipleri arasındaki tutarsızlık bilinen bir meseledir. Dengesellik teorilerine makul temeller oluşturmak istiyorsak; eksik bilgi, ajanların öğrenmesi, yavaş değişen ekonomik değişkenlere ait değerler gibi varsayımları da hesaba katmak durumundayız.

İktisadi Grup/Bileşik Ajanların Davranışı: Rasyonellik Teorisi, organizasyonların endüstriyel ve bilinçli olmalarıyla ilgili olgulara genellikle fazla önem vermemektedir. Bunlar; organizasyonel yapı, iletişim problemleri, organizasyonel öğrenme gibi olgulardır.

Şimdi de ajanların bilişsel süreçleriyle ilgili bazı örnekleri tartışalım: Fayda maksimizasyonu yapan iktisadi ajan modeli bir kenara bırakıldığı anda iktisadi teori ile ilgili bir takım karmaşıklıklarla karşılaşılmaktadır. Ancak sınırlı rasyonellik teorisi, henüz, rasyonellik teorisinde olduğu gibi genel ve basit çözümler önermemektedir.

Öncelikle bazı iktisadi olguları açıklamada sınırlı rasyonellik teorisinin; rasyonellik teorisi ile rekabet edebilecek durumuna gelmesi gerekmektedir.

Sınırlı rasyonellik teorisinin bazı temel vurgularına değinilecek olursa;

Sınırlı Rasyonellik Teorisi Minimal Düzeyleri Hedeflemektedir: Ajanlar amaçlarını maksimize etmeye çalışmamakta, ancak tatmin olacakları düzeylere ulaşmaya çalışmaktadırlar. Bunun nedeni hareket alanlarının ve bilgilerinin bir sınırının olmamasıdır. [Simon, (1957)]

Hedeflerin ve Performansın Dolaylı Bağımlılığı ve Hedeflerin İçselliği: Hedeflerin düzeyi performansa bağlı olarak değişmektedir. İyi performanslar ajanların seviyelerini yükseltirken kötü performanslar tam tersine yol açmaktadır. Aktivitelerin çabası cari durum ve hedefler arasındaki uzaklığa bağlıdır. [March, (1994)] Dahası ajanların hedeflerinin düzeyini ve türünü etkileyen birçok iktisadi, sosyal ve psikolojik elemanlar vardır. Bazı modellerde; Örneğin tüketici modellerinde bu elemanlar içsel olarak düşünülmelidir.

Kısıtlı Bilgi, Öğrenme Süreçleri: Ajanlar hedeflerine ulaşmada kısıtlı bilgi ve sınırlı bilişsel becerilere sahiptirler. Bu yüzden yeni bilgilere ulaşmalı ve yeni beceriler edinmelidirler.

Dikkat, Zaman ve Hafıza Kısıtları: Dikkat ve konsantrasyon sağlamanın da kısıtlı bir kapasitesi vardır. Bu nedenle ajanlar yararlı bilgileri sıklıkla gözardı ederler. Zaman kısıtlarında benzer sonuçlar doğurur. Saklanan bilgi hafıza kaybından dolayı zamanla

azalma eğilimindedir.

Bilgiyi, Kalıcı Bilgiye Çevirmedeki Kısıtlar: Ajanlar her zaman ellerindeki tüm bilgiyi, en iyi ve optimal davranışı gerçekleştirmek üzere kullanmada başarılı değildirler. Aksine bilgiyi sentezlemede, anlayıp sonuç çıkarmada ve hareketlerini planlamada kısıtlı yetilere sahiptirler.

Buluşsal Yöntemler (Heuristics): Ajanlar hedeflerine ulaşmada sahip oldukları sınırlı beceriler "heuristics" adlı kısa yollar; hileler bulmaya çalışırlar. Bir heuristic; hedefe ulaşmada yorucu analizler yerine ipuçlarına dayalı bir davranış biçimidir. [Neveill ve Simon, (1972)]

Üstü Kapalı Bilgi: Ajanların bilgileri genellikle kapalı bir formattadır. Bu format otomatik tepkiler, tasvirler ve izlenimlerle şekillenir.

Usuller (Routines) : Bir 'usul' [(Nelson ve Winter, (1982))] bir kimseye belirli bir görevi yapmasına izin veren bir hareket planıdır. Usulün kaynağı, deneyim, taklit etme ya da problem çözme vs. olabilir. Bir usul genellikle bilgiyi kapalı bir formatta tutarken; çevresel bir girdiyle tetiklenen otomatik hareketler şeklinde gerçekleşir. Usuller; özel durumlara göre ajanların öğrenme ve problem çözme becerileri yoluyla düzeltilen esnek hareket planlarıdır.

"Sezgisel" (Intuitive) Olasılık İşlemesi: Ajanlar olasılıkları sıklıkla olasılık teorisi tarafından tanımlananın dışında bir yoldan değerlendirirler. Bir olasılık tahmini geçmiş ve hatırlanan deneyimlerden yola çıkılarak şekillenir. Bu nedenle de hafıza limitli ve psikolojik önem derecesine kuvvetli bir şekilde bağlıdır. [Tversky ve Kahneman, (1973)]. Olasılıkları yeni bilgilere dayanarak güncellemek çoğunlukla Bayes teorisiyle çelişen sonuçlar doğurmaktadır. [Tversky ve Kahneman, (1974)]

İletişim Problemleri: Çok sayıda insandan oluşan bir organizasyonda bilgiyi transfer etmede ve paylaşmada bir takım sıkıntılar yaşanabilmektedir. Doğal dil, yazılı

iletişimler, hesaba dayalı veriler, ifade edilebilirlik vs. bu sıkıntıların kaynaklarını oluşturmaktadır.

Organizasyon Yapısı: Bir organizasyonun davranışı önemli ölçüde onun içsel yapısına dayanır. (Marris,1964). Örneğin tek merkezden idare edilmeyen ve karar verme özelliğine sahip alt ünitelerden oluşan bir organizasyon yapısı; değişken ve dinamik bir çevrede tek merkezli bir organizasyon yapısından daha etkin olabilir. Böylelikle değişimlere kolaylıkla uyum sağlayabilir. (Marego,1992)

1. 3. SINIRLI RASYONELLİK : AJANLARIN ARAŞTIRMASI, TATMİN OLASI ve KARAR KURALLARININ GÜNCELLENMESİ

Bilindiği gibi, iktisadi sistemlerin analizinde geleneksel ve en yaygın kullanılan yaklaşımlar denge davranışı üzerine odaklanılmıştır. Denge, en geniş şekliyle hiçbir iktisadi oyuncunun mevcut durumdan uzaklaşma eğiliminde olmadığı durum olarak tanımlanır. İktisadi modellerle ilgili birçok denge kavramı bulunmakla birlikte bunların hem hemen hepsi iktisadi oyuncuların rasyonel olduğu varsayımından yola çıkar. Buna göre bir iktisadi sistemin dengede olduğunu söyleyebilmek için temelde iki var sayıma ihtiyaç vardır. Birincisi, bütün iktisadi oyuncuların beklenen faydalarını maksimize etmeye çalışmaları; ikincisi ise bu ajanların hepsinin rasyonel beklentilere sahip olduğudur. Bilindiği gibi, rasyonel beklentiler, bireylerin iktisadi sistemle ilgili ellerindeki bütün bilgiyi kullandıkları, dolayısıyla sistematik hataya yer olmadığı beklentileri ifade eder.

Rasyonel beklentiler varsayımını kısaca açıklamak üzere bir düopol modelini ele alalım: öyle ki her iki firmada aynı ürünü üretirken malın fiyatı toplam arz fiyatından belirleniyor olsun, ve firmaların çıktı düzeyleriyle ilgili ortaklaşa bir karar almadıkları var sayılsın. Dolayısıyla her iki firma da rakibinin çıktı düzeyiyle ilgili bir bilgi sahibi olmadığı gibi bir sonraki dönemde piyasada oluşacak mal fiyatıyla ilgili de eksik bilgiye sahiptir. Tam rasyonellik varsayımı altında her iki firmanın da karşı tarafın üretim

seviyesini doğru olarak tahmin edebilmesi gerekir ki buna göre kendileri için optimal olan üretim düzeyini de belirleyebilirler. Ancak optimal çıktı düzeyini belirleyebilmek için toplam arzın fiyat üzerindeki etkileriyle ilgili de tam bilgiye sahip olmak gerekir. Yani firmalar tam olarak doğru inançlara sahip olmalı, sistemin yapısını özellikle de fiyat-talep ilişkilerini bilmelidirler. Bahsi geçen mala ait talep fonksiyonunun geçmiş verilere bakılarak elde edilebileceği iddia edilebilir ancak talep eğrisinde zaman içerisinde yer değiştirecektir. Tekelci bir firma söz konusu olduğunda bile, ürettiği ürünün talep eğrisi tam belirli olmadığında optimal çıktı düzeyiyle ilgili bir seçim yapması anlamsız iken, birden fazla firma için içine girdiğinde durum çok daha komplike bir hal almaktadır.

Görüldüğü gibi mikro iktisadi teoriyle ilgili verdiğimiz bu örnekte, tamamıyla rasyonel bir firma varsayımı çok da gerçekçi değildir. Bununla birlikte, iktisatçılar düşüncelerini çoğunlukla ekonomik sistemlerin dengede olduğu varsayımına dayandırır ve model parametreleri değiştikçe dengenin ne yönde ve nasıl değiştiğine dair sonuçlara ulaşmaya çalışırlar. Bildiğimiz gibi, model parametrelerindeki herhangi bir değişim sistemi dengenin dışına itebilecektir. Tamamen rasyonellik varsayımı yapılmaksızın dengeden uzaklaşan sistemin neden tekrar yeni bir dengeye yakınsadığı çok açık bir şekilde ifade edilemez. Walrasgil "tatonnement" süreci gibi karşılaştırmalı (comperative) statik analizin de bazı geleneksel açıklamaları bulunmaktadır. Buna göre, analizde denge dışı hareketler ihmal edilir ve tam öngörü ve mükemmel rasyonellik gibi kapalı varsayımlar yapılır. Ancak daha sonraları denge dışı hareketleri açıklama çalışmaları da literatürde yerini geniş bir şekilde almıştır.

Literatürde, iktisadi oyuncuların, fayda maksimize etmeye yönelik davranışları kesinlikle tartışılmazken, işin rasyonel beklentiler yönündeki tartışmalar oldukça hareketlidir. Sonuçta karar verme sürecini etkileyen her şey birtakım beklentiler altındaki optimal davranış şeklini yansıtmaktadır. İktisadi oyun teorisi modelleriyle ilgili birçok çalışmada rasyonel beklentiler varsayımının karar vericilerin inançları üzerine fazlasıyla karmaşıklık yarattığına dikkat çekilir.

Oyun teorisi modellerindeki ilk tartışmalar çoğunlukla oyuncular arasındaki oyun öncesi iletişim üzerine kuruludur. Şimdi örneğin bütün oyuncuların kendi hamleleri hakkında karar vermeden önce bir araya geldiklerini ve gelecek adımlarıyla ilgili konuştuklarını var sayalım: Oyuncular belirli bir davranış üzerine anlaşmaya vardılarsa bu durum bir denge teşkil etmektedir ki hiçbir oyuncu davranışını değiştirme eğiliminde değildir. Ancak eğer hiçbiri Pareto dominant olmayan birçok denge söz konusu ise oyun öncesi iletişim modele dahil edilmelidir ve bu rasyonel beklentiler varsayımını haklı çıkarmaz.

Rasyonel beklentiler lehine olan diğer bir tartışma konusu da bütün oyuncuların oyun çıktısını önceden bildikleri durumların varlığıdır. Örneğin bütün oyuncuların oyun dengesini hesaplamak üzere ortak bir yetiye sahip oldukları varsayılırsa, böyle bir durumda her bir oyuncu diğerlerinin de bu dengeye göre stratejilerini belirleyeceğini bilir ve bu beklenen davranış şekline optimal bir şekilde tepki vermeye çalışır. Böylelikle eğer bütün oyuncular dengeyi hesaplayabiliyor ve diğerlerinin de bunu yapabileceğini biliyorlarsa dengede rasyonel beklentiler oluşmuş olur. Ancak bu bahsettiğimiz bu örnekte kapalı olarak yapılan varsayımlar oldukça güçlüdür. Her şeyden önce sistemin tek ve eşsiz bir dengesi olmalıdır. Eğer bu doğrudursa, o zaman oyuncuların dengeyi hesaplayabilmek için gerekli bilgiyi nasıl sağladıkları ve diğer oyuncuların da bu yetiye sahip olduklarını nasıl bildikleri çok açık değildir.

Görüldüğü gibi rasyonel beklentileri gerçeğe vurmak her zaman oyuncuları bilgi ve becerileriyle ilgili güçlü varsayımlar gerektirmektedir. Öte yandan rasyonel beklentiler kavramı birçok ekonomik problemin, açıklanmasında başarıyla kullanılmıştır. Tüm bu tartışmalardan yola çıkarak, rasyonel beklentiler varsayımının iktisadi modelleri çözmeye ve temel iktisadi ilişkilerle ilgili çıkarımlar yapmada çok geçerli bir araç olduğu sonucuna varılabilir. Oysaki gerçek yaşama ait uygulamalarda rasyonel beklentilerle ilgili olarak yapılan varsayımlar çok gerçekçi değildir.

"İktisadi kuramı belirli değişikliklerin davranışları nasıl etkilediklerini

hesaplamak üzere kullanırız, ancak bu hesaplamalar nesnelere karar vermek üzere kullandıkları kuralları belirleme biçimine ulaşmalarına kadar geçirdikleri adaptif süreci modellememize ya da bu süreci yansıtmamıza olanak vermezler. Teknik olarak, bence ekonomi bir takım adaptif süreçlere ait durağan durumları ifade eden karar verme kurallarının çalışılmasıdır."

[Lucas (1986)]

Lucas'ın yukarıda bahsettiği tartışmalar iktisatçıları, denge diye adlandırdığımız durumun dışında kalan asıl adaptasyon (uyarlanma) süreçlerini modellemeye zorlamıştır. Bu modeller rasyonel oyuncuların adaptasyon ya da öğrenme süreçlerinin bir limit olarak ortaya çıktığını açıklamaya çalışmaktadır. Burada birçok soru akıllara gelmektedir. Birincisi, oyuncuların doğru inançlara sahip oldukları varsayımının hangi yollarla esnetildiği hiç de açık değildir. Beklentilerini diğer ekonomik oyuncuların davranışlarına göre şekillendiren ve bu beklentiler doğrultusunda optimal olarak hareket eden bireyler olarak ya da yalnızca bir başka oyuncunun son hareketine bakarak davranan bireyler olarak düşünebiliriz.

Bu iki senaryo oyuncuların rasyonellikleri hakkında birbirinden farklı varsayımlar yapmakta ve farklı sonuçlara varmaktadır. Adaptif öğrenme ile ilgili bir modeli formüle etmek için oyuncuların beklentilerini nasıl güncelledikleri ve bu beklentilere göre nasıl tepki verdikleri sorularının cevaplarını aramak gerekir. Modeli formüle ederken sormamız gereken anahtar soru şudur; Oyuncuların davranışları formüle edilmişse ve kurallar zincirine göre öğreniyorlarsa, uzun dönemde ne olacaktır? Adaptasyon dengeye doğru bir hareket oluşturacak mıdır? Oyuncuların inançları dengeye doğru yakınsayacak mıdır? Bu yakınsama sonuçları iktisadi kuramın oluşumu için çok önemli olmakla birlikte denge davranışının ve rasyonel beklentilerin, sınırlı olarak rasyonel bireylerin adaptif davranışlarından kaynaklandığını göstermektedir.

Literatürde, sınırlı rasyonelliğe sahip oyuncuların adaptif davranışlarını açıklamaya yönelik modellere sık sık rastlamaktayız. Bu modellerden bazıları iktisadi oyuncuların aynı birer ekonometrisyen gibi, düşüncelerini gözledikleri veri ve ekonometrik

tahminlere göre şekillendirdiklerini varsayar. Bu tür yapıya sahip modellerden bazıları "en küçük kareler öğrenmesi" (least square learning), Sims (1980), Marcent ve Sargent (1989a,1989b), rassal yaklaşma (stochastic approximation), Robbins ve Monro (1951), Woodford (1990), bayesgil öğrenme (Bayesian Learning), Blume ve Easley (1982), Turnovsky (1969). Bütün bunlara ek olarak evrimsel (evolutionary) oyun kuramı dediğimiz teorilerde tekrarlanan oyunlardaki (iterated games) öğrenme üzerine yoğunlaşmışlardır.

Bahsi geçen bütün bu modellerin yanı sıra beklentilerin nasıl şekillendiğine dair çeşitli hipotezler için çok az ampirik bulgu bulunmaktadır. Bu ampirik çalışma eksikliğine birçok yazar özellikle dikkat çekmiştir. Örneğin Simon (1982) "*Rasyonel olsun ya da olmasın beklentilerle ilgili oturduğumuz yerden yorumlar yapmak, insanoğlunun geleceği nasıl tahmin ettiği, hangi faktörleri dikkate aldığı gibi gerçeğe dayalı bilgiler için tatmin edici bir ikame değildir.*" Beklentilerin oluşumuyla ilgili elimizde sağlam ampirik bulgular olmadığı sürece, öğrenme davranışıyla ilgili akla yatkın özellikler içeren modelleri analiz etmeye ve bu modellerin kullanılan denge kavramlarını harekete geçirmede tam uygunluk sağlayıp sağlamadığını göstermek zorundayız.

Thomas Sargent (1993) sınırlı rasyonellik konusunda oldukça aydınlatıcı olmuş ve yapay zekâya sahip ekonomik ajanlar üzerinde sıklıkla durmuştur. Geleneksel iktisadi öğrenme modellerinin dışında geliştirilen bu yapay zeka fikrinin içselleştirildiği modeller de adaptasyon ve öğrenme süreçlerini incelemekle beraber standart öğrenme modellerinden oldukça dikkat çekici farklılıklar göstermektedirler.

Daha önce bahsetmeye çalıştığımız öğrenme modellerinde bütün popülasyonu temsilen temsili bir birey seçilmekte ve bu bireyin inançlarını modelin formülasyonu ile belirlenmiş öğrenme kuralına göre güncellediği ve sistemin bir sonraki aşamadaki durumunu aldığı pozisyon ile belirlediği söylenmekteydi. Bu tür bir yaklaşımın temel avantajı, sonuçta ortaya çıkan öğrenme sistemlerinin analiz edilebiliyor olması ve birçok yakınsama ve istikrar analizinin de bu tür sistemler için hali hazırda yapılmış olmasıdır. Öte yandan bir popülasyonu; aynı parametrelere dair özdeş tahminlere sahip

olan tamamıyla özdeş bireylerle modellemek çok şekilci bir yaklaşım olmaktadır. Eğer temsili bireyin beklentileri bütün bireylerin ortalama beklentisi olarak ifade edilirse de bu ortalama beklentiye verilen en iyi tepki genellikle bireysel beklentilere tek tek verilen en iyi (optimal) tepkilerin ortalamasına eşit olmamaktadır. Bu eşitlik, ancak tepki fonksiyonu beklentiler için doğrusal ise sağlanmaktadır. Bu yüzden popülasyonun tümü yerine yalnızca temsili bireyler dikkate alındığında çok önemli etkiler ihmal edilmektedir. Dahası, temsili bireyin kullanımı yalnızca fiyatlar gibi gözlenebilen değişkenlere verilen tepkilerle öğrenmeye izin vermektedir. Oyuncular arasındaki bireysel etkileşimleri ortaya koymaya çalışmak ise imkânsızdır.

Bu ve buna benzer tartışmalarla modern bilgisayar teknolojisinin gelişimi yapay zekâya sahip ajanların ekonomik sistemlere katılmasıyla modern ekonomik teoriyle yeni bir araştırma boyutu kazandı.¹

Yapay zekâ çalışmaları henüz insan beyniyle karşılaştırılabilir düzeyde bir beyin yaratamamış olsa da bu alanda geliştirilen teknikler insanın öğrenme sürecini basit modellerle taklit etmeye çok iyi uyum sağlamıştır.

Öncelikle yapay zekâlı bir oyuncudan bahsederken ne denilmek istendiği açıklığa kavuşturulmalıdır. Yapay olarak akıllı bir oyuncu geleneksel bir ekonomik oyuncuya göre çok daha fazla düzeye bir hesap yapma becerisine sahiptir. Ekonomik oyuncular ekonomik sistemden gelen sinyallere model tarafından belirlenmiş fonksiyonel bir yoldan tepki verirken, yapay zekâlı oyuncu sinyallere vereceği tepkilere karar vermede içsel bir mekanizmaya sahiptir. Oyuncular aynı sinyallere yanıt verme biçimi bir önceki dönemde gözlemlenen veriye göre değişmektedir. Böyle bir yapının içindeki öğrenme eylemi ise zaman için karar verme kurallarının değiştirilmesi anlamına gelmektedir. Bu durum standart ekonomik öğrenme modellerindeki sabit ve yalnızca rakiplerin davranış şekillerindeki beklentilere göre güncellenen karar verme kurallarına ters düşer. Yapay olarak akıllı iktisadi oyuncular (ajanlar) yaratmak için kullanılan teknikler birbirinden çok farklılıklar göstermektedir. Ancak bunların standart öğrenme tekniklerinden temel

¹ ACE "Agent Based Computational Economics" <http://www.econ.iastate.edu/tesfatsi/ace.htm>

ayrımı bireylerin karar verme kurallarının zaman içinde gelişmesi, başka bir deyişle evrimleşmesidir.

Bugünün modern bilgisayar teknolojisi, tümü yapay zekâlardan oluşan popülasyonlar yaratmaya ve iktisadi sistemler içinde bunların davranış şekillerini gözlemlemeye imkan vermektedir. Bu tekniklerden en sık kullanılanları; genetik algoritmalar, sınıflayıcı sistemler, yapay sinir ağları, hücrel otomatalar ve pekiştirmeli öğrenme algoritmalarıdır

Modern literatürde tüm bu teknikler "bilişimsel zekâ" terimi altında toplanmıştır. Öğrenme davranışları bu tekniklerden herhangi biriyle modellenen bireylere yapay zekâlı oyuncular olarak tanımlamaktadır.

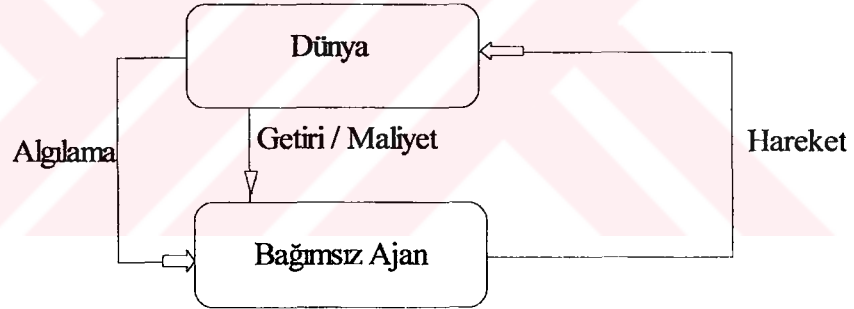
Bir sonraki bölümde, bu öğrenme teknikleri üzerinde duracağız.

BÖLÜM 2.

YAPAY ZEKÂLI AJANLARIN ÖĞRENME ALGORİTMALARI

2.1. PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME

Pekiştirmeli öğrenme, bir ajanın çevresiyle etkileşimindeki stratejileri öğrendiği; öğrenme problemlerini tanımlamakta kullanılan genel bir kalıptır. Aşağıdaki şekilde görüldüğü gibi ajan bulunduğu çevrenin durumuyla ilgili bir şey algılar ve uygun bulunduğu bir hareketi/kararı seçer. Durumlar değişir (bu değişimler deterministik olmak zorunda değil) ve ajan 'getiri' ya da 'maliyet' adı altında, yeni durumdaki faydayı gösteren, bir skalar alır. Ajanın amacı, geçmiş deneyimlerine dayanarak ona maksimum faydayı sağlayacak stratejiyi ya da optimal politikayı bulmaktır.



Şekil 2.1 : Pekiştirmeli öğrenme sabit ajanlar tarafından karşılaşılan ardışık karar problemleri üzerine çalışır. Şekilde ajan getirisini maksimize ya da maliyetini minimize edecek optimal stratejiyi öğrenmek istemektedir.

Pekiştirmeli olarak öğrenen bir ajan için iki temel dizayn vardır. Model temelli yaklaşım da, ajan dünyanın ve onun getirilerinin dinamiklerinden oluşan bir modeli öğrenir. Bu model verili iken, ajan optimal kontrol stratejisini bulmaya çalışır. Modelden bağımsız yaklaşımda ajan optimal kontrol stratejisini model kurulmadan önce doğrudan

öğrenmeye çalışır. Her iki yaklaşımda da, ajan kümülatif öğrenmesini ve getirisini maksimize etmeye çalışır.

2.1.1. Markov Karar Süreçleri

Ertelenmiş pekiştirmeli problemler Markov karar süreçleri ile modellenmektedirler. Bir MDP (Markov Decision Process) şunlardan oluşur;

- Durum seti S
- Hareket/Karar seti A
- Bir getiri fonksiyonu; $R : S \times A \rightarrow \mathcal{R}$, ve
- Bir durum geçiş (transition) fonksiyonu $T : S \times A \rightarrow \Pi (S)$,
 $\Pi (S)$; S seti üzerinde bir olasılık dağılımının elemanı. S durumundan, a hareketini/kararını kullanarak s' durumuna geçiş olasılığı $T (s, a, s')$ ile ifade edilir.

Geçiş fonksiyonu, bir sonraki durumu şimdiki durum ve ajanın hareketinin bir fonksiyonu şeklinde olasılıksal olarak belirler. Getiri fonksiyonu ise getiriye yine cari durum ve ajanın hareketinin bir fonksiyonu şeklinde ifade eder. Eğer durum geçişleri bütün geçmiş durumlardan ve ajanların hareketlerinden bağımsızsa, model Markov'dur.

2.1.2 Bir Model Verili İken Politika Bulma

MDP alanlarındaki davranışı öğrenmek üzere yapılan algoritmalara bakmadan önce, doğru model altında optimal politikayla karar verme teknikleri üzerinde duralım. Bu dinamik programlama teknikleri, öğrenme algoritmaları için bir önsezi oluşturacaktır. Sonsuz-ufuklu indirgenmiş model için optimal stratejiler bulmaktan bahsedecek olursak; bu model için optimal deterministik durağan bir politika bulunmaktadır.

Optimal değer, ajanın optimal politikayı uygularsa kazanacağı getirilerin sonsuz, indirgenmiş toplamının beklenen değeri olarak ifade edilir. Ve μ ; tam bir karar politikası olmak üzere ;

$$V'(s) = \max_{\mu} E\left(\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r_t\right) \text{ şeklinde yazılır.}$$

Bu optimal değer fonksiyonu tek ve eşsiz olup şu eşanlı denklemlerin çözümü olarak ifade edilebilir.

$$V'(s) = \max_a (R(s, a) + \gamma \sum_{s'=S} T(s, a, s') V'(s')), \forall s \in S$$

Buna göre; s durumunun değeri; beklenen anlık getiri ile en iyi hareketin seçimiyle elde edilmiş bir sonraki durumun indirgenmiş beklenen değerinin toplamına eşittir. Optimal değer fonksiyonu verili iken; optimal politikayı şu şekilde özelleştirebiliriz:

$$\mu'(s) = \operatorname{argmax}_a (R(s, a) + \gamma \sum_{s'=S} T(s, a, s') V'(s'))$$

2.1.3. Optimal Politika Öğrenme: Modelden Bağısız Yöntem

Pekiştirmeli öğrenme temel olarak, yukardaki gibi bir model önceden bilindiğinde optimal politikanın, nasıl elde edileceği ile ilgilidir. Ajan, bilgi edinmek üzere, çevresiyle doğrudan iletişime geçer ve uygun bir algoritma aracılığıyla bu süreçte optimal bir strateji üretebilir.

Bu noktada üzerinde ilerlenecek iki yol vardır:

- Modelden bağımsız: Modeli öğrenmeden bir kontrollü öğrenme.
- Modele dayalı: Modeli öğrenerek bunu denetimli türetimde kullanma.

Pekiştirmeli öğrenmede hangi yolun daha iyi olduğu bir tartışma konusudur. Her ikisi için de bir dizi algoritma konusudur. Her ikisi için de bir dizi algoritma önerilmektedir.

2.1.4. Q-Öğrenme

$Q'(s,a)$ s durumunda a hareketini gerçekleştirmesinin beklenen indirgenmiş pekiştirmesini gösterebilir. $V'(s)$ ise başlangıçta en iyi hareketin yapıldığı varsayımı altında s 'nin değerini gösterir;

$$V'(s) = \max_a Q'(s, a) \cdot Q'(s, a) \text{ 'dır ve şu şekilde yazılabilir;}$$

$$V'(s) = R(s, a) + \gamma \sum_{s' \in S} T(s, a, s') \max_a Q'(s', a')$$

Ayrıca $V'(s) = \max_a Q'(s, a)$ olduğundan elimizdeki optimal politika,

$$\mu'(s) = \operatorname{argmax}_a Q'(s, a) \text{ olmaktadır.}$$

Q fonksiyonu hareketi açık hale getirdiğinden; Q değerleri tahmin edilebilir ve aynı zamanda bu değerler politikayı tanımlamada da kullanılabilir, çünkü yalnızca cari durumda maksimum Q değerine sahip hareketi belirlemek seçim yapılabilir.

Q-öğrenme kuralı;

$$Q(s, a) := Q(s, a) + \alpha (r + \gamma \max_{a'} Q'(s', a') - Q(s, a))$$

şeklinde ifade edilir. Eğer her bir hareketi her bir durumda sonsuz sayıda gerçekleştirilmişse ve α azalıyorsa, Q değeri, 1 olasılıkla Q' a yakınsayacaklardır.

Q değerleri yakın olarak optimal değerlerine yakınsayacakken, ajan için uygun olan, açgözlü (greedy) davranmak ve her durumda, en yüksek Q değerine sahip olan hareketi seçmek olacaktır. Ancak, öğrenme boyunca, zor bir kullanma- keşif çelişkisi yaşanacaktır. Bu probleme iyi bir yaklaşım bulunmamaktadır.

Q öğrenmesi araştırmaya duyarsızdır; yani; Q değerleri, ajanın veri toplarken nasıl davrandığından bağımsız olarak optimal değerlerine yakınsayacaklardır. Buna göre araştırma-kullanma çelişkisinin Q öğrenmesinde bahsi geçse de, araştırma stratejisinin detayları öğrenme algoritmasının yakınsamasını etkilemeyecektir.

2.2. GENETİK ALGORİTMALAR

Makine öğrenmesi (Machine Learning) konusunda çalışmalar yapan Holland, evrim kuramından etkilenerek canlılarda yaşanan genetik süreci bilgisayar ortamında gerçekleştirmeyi düşünmüştür. Genetik Algoritma ilk ismini biyoloji, ikinci ismini ise bilgisayar biliminden almaktadır, Holland (1975). Sadece bir tane mekanik yapının öğrenme yeteneğinin geliştirilmesi yerine, böyle yapılardan oluşan bir topluluğun çoğalma, çifletme, değişim vb. genetik süreçlerden geçirilerek, başarılı (öğrenebilen) yeni bireylerin oluştuğu görülmüştür. Holland'ın çalışmalarının sonuçlarını açıkladığı kitabının 1975'de yayınlanmasından sonra geliştirdiği yöntemin adı Genetik Algoritmalar yada kısaca GA olarak yerleşmiştir. Genetik Algoritma bilgisayar üzerinde

oluşan bir evrim şeklidir. Genetik Algoritmanın amacı hem problemleri çözmek hem de evrimsel sistemleri modellemektir. Değişik planlama teknikleri, bir fonksiyonun optimizasyonu veya ardışık değerlerin tespitini içine alan bir çok problem tipleri için çözüm geliştirmektedir. Genetik Algoritma ile oluşturulan seçim, doğal topluluklara benzer bir şekilde bilgisayar hafızasına depo edilmiş kromozomlar üzerinde icra edilmektedir. Bilgisayara uyarlama tabiatla mukayese edilemeyecek kadar basitleştirilmesine rağmen, Genetik Algoritmalar karışık olmasının yanında hayret uyandıracak kadar da ilginç yapıya sahiptirler [Lieppins vd., (1989)].

Genetik Algoritmalar, insan ve ekosistemlerdeki doğal gelişme, sosyal sistemlerdeki taklit etme ve psikolojideki sonuçları değerlendirmeyi içine alan dinamik metotların geniş bir şekilde modellenmesi ile oluşmaktadır. Evrim sistemlerinin bilgisayarda modellenmesini yapmak çoğu konvensiyonel modellemelere kıyasla biraz daha zor olmaktadır, Lieppins vd. (1989).

2.2.1 Genetik Algoritma Mekanizması

Genetik algoritmaların nasıl arama yaptığı alt dizi kavramıyla açıklanmaktadır. Alt diziler, genetik algoritmaların davranışlarını açıklamak için kullanılan teorik yapılardır. Bir alt dizi, belirli dizi kümeleri arasındaki benzerliği tanımlayan bir dizidir. Alt diziler, $\{0, 1, *\}$ alfabeti kullanılarak tanımlanır. Örneğin H alt dizisi, ilk konumunda 0, ikinci ve dördüncü konumunda 1 değeri olan kromozomlar kümesi içindir.

$$H = 0 1 * 1 *$$

* sembolü dizinin o konumunun hangi değeri alıp almadığının önemli olmadığı anlamındadır. Dizi o konumda 0 veya 1 değeri alabilir. Eğer bir x dizisi, alt dizinin kalıbına uyarsa x dizisine “H’nin bir örneğidir” denir. Alt dizilerin iki özelliği

mevcuttur. Bu özellikler aşağıda verilmiştir (Goldberg, 1989).

1. Alt dizi derecesi: Bir H alt dizisinin derecesi $o(H)$ ile gösterilir ve mevcut alt dizi kalıbında bulunan sabit konumların sayısıdır. Bu sayı ikili alfabe de 0 ve 1 değerlerinin sayısının toplamına eşittir.

2. Alt dizi uzunluğu: Bir H alt dizisinin uzunluğu $\delta(H)$ ile gösterilir ve mevcut alt dizi kalıbında bulunan belirli ilk ve son konumlar arasındaki uzaklıktır.

Alt dizi derecesi düşük, alt dizi uzunluğu kısa olan diziler “yapı blokları” olarak adlandırılır. John Holland, genetik algoritmaların işleyişinde uygun yapı bloklarının tanımlanmasını ve bu yapı bloklarının daha uygun yapı blokları elde etmek amacıyla birleştirilmesini önermektedir. Bu fikir yapı blokları hipotezi olarak bilinmektedir. Genetik algoritmanın temel teoremi ise şöyle açıklanmaktadır.

Popülasyon ortalamasının üstünde uyum gücü gösteren, kısa uzunluğa ve düşük dereceye sahip alt diziler zamanın ilerlemesiyle üstsel olarak çoğalır.

Bu çoğalma, genetik işlemler aracılığı ile gerçekleşmektedir ve sonucunda ana-babadan daha üstün özellikler taşıyan bireyler ortaya çıkmaktadır.

Bu çözüm kalitesinin kuşaktan kuşağa artması iki nedene bağlanmaktadır. Bu nedenler şöyle açıklanabilir: 1. Başarısız olan bireylerin üreme şansları azaltıldığı için kötüye gidiş zorlaşmaktadır: 2. Genetik algoritmaların yapısı kötüye gidişi engellemekle kalmamakta, genetik algoritmaların temel teoremi uyarınca, zaman içinde hızlı bir iyiye gidiş de sağlayabilmektedir.

Genetik algoritmaların işleme adımları incelendiğinde bu nedenler daha iyi

anlaşılmaktadır. Genetik algoritmalar yapısı gereği, kötü bireyleri yani uygun olmayan çözümleri, operatörleri sayesinde elemektedir. Bu işlemler bir döngü içerisinde durdurma kriteri sağlanana kadar devam etmektedir.

2.2.2 Basit Genetik Algoritma

Genetik Algoritmaların işleme adımları: Arama uzayındaki tüm mümkün çözümler dizi olarak kodlanır. Genellikle rastsal bir çözüm kümesi seçilir ve başlangıç popülasyonu olarak kabul edilir. Her bir dizi için bir uygunluk değeri hesaplanır, bulunan uygunluk değerleri dizilerin çözüm kalitesini gösterir. Bir grup dizi belirli bir olasılık değerine göre rastsal olarak seçilip çoğalma işlemi gerçekleştirilir. Yeni bireylerin uygunluk değerleri hesaplanarak, çaprazlama ve mutasyon işlemlerine tabi tutulur. Önceden belirlenen kuşak sayısı boyunca yukarıdaki işlemler devam ettirilir. İterasyon, belirlenen kuşak sayısına ulaşıncaya işlem sona erdirilir. Amaç fonksiyonuna göre en uygun olan dizi seçilir.

Genetik algoritmalar bir çözüm uzayındaki her noktayı, kromozom adı verilen ikili bit dizisi ile kodlar. Her noktanın bir uygunluk değeri vardır. Tek bir nokta yerine, genetik algoritmalar bir popülasyon olarak noktalar kümesini muhafaza eder. Her kuşakta, genetik algoritma, çaprazlama ve mutasyon gibi genetik operatörleri kullanarak yeni bir popülasyon oluşturur. Birkaç kuşak sonunda, popülasyon daha iyi uygunluk değerine sahip üyeleri içerir. Bu, Darwin'in rastsal mutasyona ve doğal seçime dayanan evrim modellerine benzemektedir. Genetik algoritmalar, çözümlerin kodlanmasını, uygunlukların hesaplanmasını, çoğalma, çaprazlama ve mutasyon operatörlerinin uygulanmasını içerir (Jang, 1997).

Çözümlerin Kodlanması: Parametrelerin kodlanması, probleme özgü bilgilerin genetik

algoritmanın kullanacağı şekle çevrilmesine olanak tanır (Jang, 1997).

İlk Popülasyonun Oluşturulması: Olası çözümlerin kodlandığı bir çözüm grubu oluşturulur. Çözüm grubu popülasyon, çözümlerin kodları da kromozom olarak adlandırılır. İkili alfabenin kullanıldığı kromozomların gösteriminde, ilk popülasyonun oluşturulması için rastsal sayı üreticileri kullanılabilir. Rastsal sayı üreticisi çağrılır ve değer 0,5'den küçükse konum 0'a değilse 1 değerine ayarlanır (Yeo ve Agyel, 1998). Birey sayısının ve kromozom uzunluğunun az olduğu problemlerde yazı-tura ile de konum değerleri belirlenebilmektedir. Genetik algoritmalarda ikili kodlama yöntemi dışında, çözümü aranan probleme bağlı olarak farklı kodlama yöntemleri de kullanılmaktadır (Goldberg, 1989).

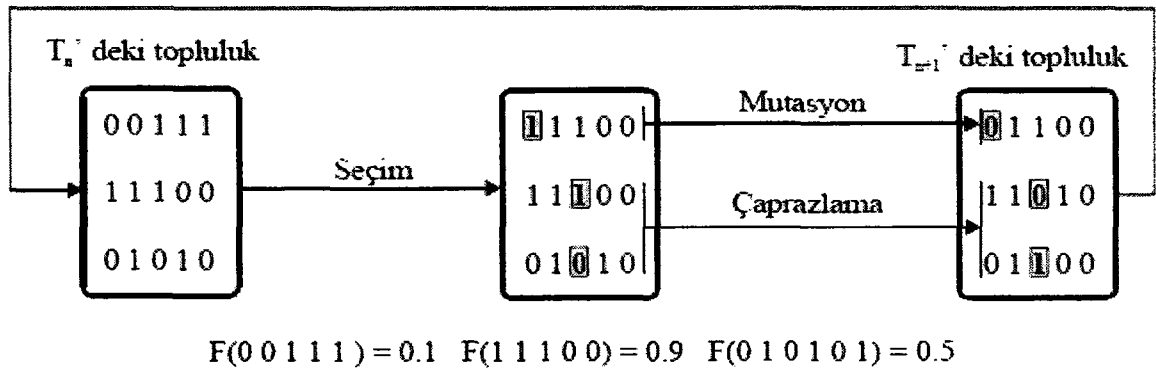
Uygunluk Değerinin Hesaplanması: Çözümü aranan her problem için bir uygunluk fonksiyonu mevcuttur. Verilen belirli bir kromozom için uygunluk fonksiyonu, o kromozomun temsil ettiği çözümün kullanımıyla veya yeteneğiyle orantılı olan sayısal bir uygunluk değeri verir. Bu bilgi, her kuşakta daha uygun çözümlerin seçiminde yol göstermektedir. Bir çözümün uygunluk değeri ne kadar yüksekse, yaşama ve çoğalma şansı o kadar fazladır ve bir sonraki kuşakta temsil edilme oranı da o kadar yüksektir. Bir kuşak oluşturulduktan sonraki ilk adım, popülasyondaki her üyenin uygunluk değerini hesaplama adımıdır. Örneğin, bir maksimizasyon problemi için i . üyenin uygunluk değeri $f(i)$, genellikle o noktadaki amaç fonksiyonunun değeridir (Jang, 1997).

Çoğalma İşleminin Uygulanması: Çoğalma operatöründe diziler, amaç fonksiyonuna göre kopyalanır ve iyi kalıtsal özellikleri gelecek kuşağa daha iyi aktaracak bireyler seçilir. Üreme operatörü yapay bir seçimdir. Dizileri uygunluk değerlerine göre kopyalama, daha yüksek uygunluk değerine sahip dizilerin, bir sonraki kuşaktaki bir veya daha fazla yavruya daha yüksek bir olasılıkla katkıda bulunması anlamına gelmektedir. Çoğalma, bireyleri seçme işleminden, seçilmiş bireyleri bir eşleme havuzuna kopyalama işleminden ve havuzda bireyleri çiftler halinde gruplara ayırma

işleminden oluşur. Uygunluk değerinin hesaplanması adımından sonra mevcut kuşaktan yeni bir popülasyon yaratılmalıdır. Seçim işlemi, bir sonraki kuşak için yavru üretmek amacıyla hangi ailelerin yer alması gerektiğine karar vermektedir. Bu doğal seçimdeki en uygunun yaşaması durumuna benzerdir. Bu yöntemin amacı, ortalama uygunluğun üzerindeki değerlere çoğalma fırsatı tanımadır. Bir dizinin kopyalanma şansı, uygunluk fonksiyonuyla hesaplanan dizinin uygunluk değerine bağlıdır (Jang, 1997). Seçim yöntemlerine rulet tekerleği seçimi, turnuva seçimi ve sıralama seçimi gibi seçim yöntemleri örnek verilebilir.

Gen Havuzu: kromozomların uygunluklarının değerlendirilip kopyalama işleminin yapıldığı yerdir. Şekil 1'de gen havuzunda yapılan işlemler görülmektedir. Burada $F(00111)=0.1$, $F(11100)=0.9$, $F(01010)=0.5$, topluluğun uygunluk değerlerini göstermektedir. Bu topluluk içerisinde uygunluk değeri yüksek olan bireyler seçilerek, en yüksek uygunluklu birey, uygunluğu düşük olan bireyin yerini almaktadır. Daha sonraki adımda ise ilk birey mutasyona uğratılmakta, ikinci ve üçüncü bireyler ise çaprazlama işlemine tabi tutulmaktadır. Bir sonraki adımda yeni bireyler oluşmaktadır. Bu işlemler daha önce verilmiş bir jenerasyon sayısına kadar veya topluluk artık başarıda artış sağlayamaz duruma gelinceye kadar devam etmektedir (Jenkins, 1993).

Genetik Algoritma ile yapılan işlemler genellikle aşağıda belirtilen üç operatör yardımıyla icra edilmektedir.



Şekil II.2 Genetik Algoritma İşlemleri

Çaprazlama İşleminin Uygulanması : Biyolojik terim olarak çaprazlama genel olarak, bir bireyin içerisindeki değişimi anlatıyorsa da, terim burada bireyler arasındaki benzer kromozomların değişimlerini ifade etmektedir. Genetik Algoritmada çaprazlama iki kromozomun bir araya gelerek genetik bilgi değişimi yapmasıdır. İki ebeveyn arasında seçilmiş olan sitelerdeki genlerin yerleri değiştirilerek çaprazlama işlemi tamamlanmaktadır. En çok kullanılan çaprazlama çeşitleri bir noktalı çaprazlama, iki noktalı çaprazlama, tekdüze çaprazlama ve sıralı çaprazlamadır (Jenkins, 1993).

Yavru kromozomlar, ebeveynlerden farklı olmasına rağmen onların özelliklerini taşımaktadır. Aşağıda görüldüğü gibi, kromozom uzunluğu $L_k=10$ olan iki ebeveyn arasında 6. ve 10. sitelerde yapılan çaprazlama işlemiyle iki yavru birey oluşmaktadır.

1.Ebeveyn = 1 1 0 0 1 0 0 0 0 1. Çocuk = 1 1 0 0 1 1 0 0 0 1

2.Ebeveyn = 0 1 0 1 1 1 0 0 0 1 2. Çocuk = 0 1 0 1 1 0 0 0 0 0

Mutasyon İşleminin Uygulanması: Sınırlı bir topluluk üzerinde çalışıldığında, toplulukta birkaç genetik bilginin erkenden kaybolma ihtimali bulunmaktadır. Örnek olarak, bir kromozomu oluşturan genlerin tamamı 0 yada 1 olabilmektedir. Böyle bir kromozomu çaprazlama operatörü ile değiştirmek mümkün olmamaktadır.

Çaprazlama vasıtasıyla üretilemeyen uygunluk değeri yüksek kromozomların, mutasyon vasıtasıyla üretmek mümkün olmaktadır. Bunun yanında uygunluk değeri oldukça yüksek olan kromozomları bozma ihtimali de bulunmaktadır. Aşağıda görüldüğü gibi $L_k = 8$ uzunluğundaki bir kromozomda, rasgele seçilmiş olan 5 numaralı sitede, 1 değeri yerine 0 yazılarak kromozom mutasyona uğratılmıştır.

01001101 01000101

Genetik bir algoritma doğal evrimleşme prensiplerine dayanan bir araştırma algoritmasıdır. Dizilerden oluşan bir popülasyon göz önünde tutulur ve her dizin sisteme kabul olunabilir bir girdi şifrelediği düşünülür. Bu girdi bir optimizasyon probleminin çözümü ya da iktisadi bir oyuncunun karar verme mekanizması olabilir. Her girdi sitemden "dizinin uygunluk değeri" (fitness value of the string) adı altında bir karşılık alır. Bu uygunluk katsayıları kullanılarak bir takım genetik operatörler eski popülasyona uygulanır ve yeni bir dizi popülasyon meydana getirir. Rassal olarak başlatılmış bir popülasyonla bu durum verili birkaç periyot boyunca tekrarlanır.

Yeni Kuşağın Oluşması ve Döngünün Durdurulması: Yeni kuşak çoğalma, çaprazlama ve mutasyon işlemlerinden sonra tanımlanmakta ve bir sonraki kuşağın ebeveynleri olmaktadır. Süreç yeni kuşakla çoğalma için belirlenen uygunluk ile devam eder. Bu süreç, önceden belirlenen kuşak sayısı kadar veya bir hedefe ulaşıncaya kadar ya da başka bir durdurma kriteri sağlanana kadar devam eder (Yeo ve Agyel, 1998). İstenen hassasiyet derecesine göre de maksimum iterasyon sayısı belirlenebilmekte ve iterasyon bu sayıya ulaştığında döngü durdurulabilmektedir. Durdurma kriteri iterasyon sayısı olabileceği gibi hedeflenen uygunluk değeri de olabilmektedir (Fung, Tang ve Wang, 2001).

2.2.3 Genetik Algoritmalarda Parametre Seçimi

Popülasyon Büyüklüğü: Genetik algoritma kullanıcısı tarafından verilen en önemli kararlardan birisidir. Bu değer çok küçük olduğunda, genetik algoritma yerel bir optimuma takılabilmektedir. Popülasyonun çok büyük olması ise çözüme ulaşma zamanını arttırmaktadır. Bu konuda Goldberg 1985’de, yalnızca kromozom uzunluğuna bağlı bir popülasyon büyüklüğü hesaplama yöntemi önermiştir. Ayrıca Schaffer ve arkadaşları 1989’da çok sayıda test fonksiyonları üzerinde yaptıkları araştırmalar sonucunda, 20-30 arası bir popülasyon büyüklüğünün iyi sonuçlar verdiğini belirtmişlerdir.

Çaprazlama Olasılığı: Çaprazlamanın amacı, mevcut iyi kromozomların özelliklerini birleştirerek daha uygun kromozomlar yaratmaktır. Kromozom çiftleri $P(c)$ olasılığı ile çaprazlamaya uğramak üzere seçilirler. Çaprazlamanın artması, yapı bloklarının artmasına neden olmakta fakat aynı zamanda bazı iyi kromozomların da bozulma olasılığını arttırmaktadır.

Mutasyon Olasılığı: Mutasyonun amacı popülasyondaki genetik çeşitliliği korumaktır. Mutasyon $P(m)$ olasılığı ile bir kromozomdaki her bitte meydana gelebilir. Eğer mutasyon olasılığı artarsa, genetik arama rastsal bir aramaya dönüşür. Fakat bu aynı zamanda kayıp genetik malzemeyi tekrar bulmada yardımcı olmaktadır.

Kuşak Aralığı: Her kuşaktaki yeni kromozom oranına kuşak aralığı denmektedir. Genetik operatörler için kaç tane kromozomun seçildiğini gösterir. Yüksek bir değer bir çok kromozomun yer değiştirdiği anlamına gelmektedir.

Seçim Stratejisi: Eski kuşağı yenilemenin çeşitli yöntemleri mevcuttur. Kuşaksal stratejide, mevcut popülasyondaki kromozomlar tamamen yavrular ile yer değiştirir. Popülasyonun en iyi kromozomu da yenilediğinden dolayı bir sonraki kuşağa aktarılamaz ve bu yüzden bu strateji en uygun stratejisiyle beraber kullanılmaktadır. En uygun stratejisinde, popülasyondaki en iyi kromozomlar hiçbir zaman yenilenmemektedir, bundan dolayı çoğalma için en iyi çözüm her zaman elverişlidir. Denge durumu stratejisinde ise, her kuşakta yalnızca birkaç kromozom yenilenmektedir. Genellikle, yeni kromozomlar popülasyona katıldığında en kötü kromozomlar yenilenir.

Fonksiyon Ölçeklemesi: Doğrusal ölçekleme, üstsel ölçekleme gibi yöntemler mevcuttur. Probleme göre en uygun ölçekleme yönteminin seçilmesi genetik algoritmanın etkin işlemesi açısından önem taşımaktadır.

2.3. SINIFLAYICI SİSTEMLER

Sınıflayıcı sistemler ilk defa John Holland (1975) tarafından ortaya atılmıştır. Bu algoritmaların temel mantığı bireylerin iktisadi çevreden aldığı sinyaller, karar verme süreçleri ve iktisadi çevreye yollanan sinyaller arasındaki iletişimi açık olarak modellemektir. Sınıflayıcı bir sistem tipik olarak şu bölümlerden meydana gelir: sinyallerin sisteme alınma yeri olan girdi detektörleri, gelen mesajlara nasıl tepki verileceği ile belirlenen bir karar verme birimi ve seçilen davranışı uygulamaya koyan çıktı birimleri (effectors) .

Holland sınıflayıcı sistemleri oluşturmaya çalışırken şu şekilde bir yapı düşünür: Girdi detektörleri gelen sinyalleri ikili dizilere iletir ve dizileri de karar verme biriminden geçirir. Mesaj listesi girdi detektörlerinden gelen ya da karar verme biriminin içinde mesajlardan oluşurken (bu mesajların hepsi sabit uzunlukta ikili dizilerden oluşur) kural listesi verili sayıda dizilerden meydana gelir. En basit haliyle her bir kuralın durum (condition) birde etki (action) kısmı vardır.

Bu kısımlardan her biri de mesajlarda olduğu gibi eşit uzunlukta dizilerden oluşur buna göre bir kural dizisi mesaj dizisinin iki katı uzunluğundadır. Dizinin etki kısmı her zaman ikili iken durum kısmı $\{0,1,\#\}$ alfabesinden oluşan bir dizidir. # Karakteri "dikkate alma"(don't care) sembolüdür. Durum bölümünde ne kadar fazla 3 sembolü varsa kurallar o kadar kendine özgüdür. Karar birimine bir mesaj girerse bu mesaj listesine eklenir. Daha sonra bu mesajı kural listesindeki herhangi başka bir kuralın durum kısmına eşliyor mu diye kural listesindeki bütün kurallar için test edilir. Bu eşleme mesaj listesinde dizi kuralların " durum" kısmı olarak rol alan bütün belirli parçalara eşitleyen ikili dizelerin varlığını test eder. # sembolü ya da 0 ya da 1'le eşleştirilmişse alakasızdır. Bir çok uygulamada kuralların birden fazla "durum" kısmı vardır. Bu durumda kural ancak her bir durum kısmı mesaj listesindeki bir mesajla eşleşiyorsa aktif hale gelir. Aşağıdaki şekilde mesaj listesinde 4 mesajdan ve kural listesi de 2 durum kısıma sahip 4 kuraldan oluşan basit bir durum gösterilmektedir. Burada kurallardan birincisi ve sonuncusu eşleşmektedir.

Mesaj listesi	Kural Listesi		
	durum1	durum2	etki
0100	0#00	1000	0000
1000	#010	010#	0101
0101	0110	1111	1111
1111	1000	0101	0010

Bir sonraki aşamada aktif kurallardan hangisinin "etki" kısmındaki mesajı göndermesi gerektiği belirlenmelidir. Bu karar rassal bir şekilde verilirken bütün kurallara aynı olasılık atanmaz.

Her kuralın kendine has bir gücü vardır ve seçilecek kurallara atanacak olasılıklar da bu güçle ve kuralların özgünlüğü ile doğru orantılıdır. Eğer bir kural hareket (etki) mesajını yollamak üzere seçilmişse bu mesaj mesaj listesine eklenir. Etki bölümü içindeki mesajı bir çıktı mesajı olan kurallar vardır. Bu durumda mesaj çıktı birimine iletilir ve bir aktiviteyi tetikler. Öte yandan etki bölümü o anda bir aktivite gerektirmeyen içsel bir mesaj içeren kurallar da vardır.

Bir çok sınıflayıcı sistemde kuralların gücü "Bucket Bridge Algorithm" diye bilinen bir algoritmayla kontrol edilmektedir. Bir kural ne zaman mesajını gönderirse bu kuralın gücü güncellenir. Eğer mesaj bir çıktı mesajıysa o zaman kuralın gücündeki artış bu mesaj tarafından tetiklenen hareketin getirisiyle doğru orantılıdır. Mesaj içsel bir mesaja; bu, mesaj listesine eklenir ve kural bu mesaj ne zaman kendi mesajını yollamak üzere seçilen bir mesajın "durum" (şart) kısmıyla eşleşirse o zaman yeni güç kazanır. Yani, kurallar bir ekonomide mesajları belirli bir fiyat üzerinden arz eden ve tüketen ara-bulucular olarak görülebilir. Bu algoritmanın arkasında yatan fikir ise yüksek getirili aktivitelere yol açan kuralların daha güçlü olmaları mesajların daha sıklıkla yollamalarıdır. Kuralların güçlülüğünü belirleme problemleri genel olarak bir kredi atama problemini ifade etmektedir. Her ne kadar, burada bahsedilen sistem girdilerle

uygunluk gösteren çıktılar oluşturan bir algoritmayla da bu algoritmanın uyumlanma becerisi, kurallar kümesinin sabit olmasından ve tek adaptasyonun daha çok kullanılan kuralların daha fazla güç artırmasına dayanmasından dolayı oldukça kısıtlıdır. Daha önceden var olmayan yeni kuralların kabul edilmesi için, belirli sayıda periyodun ardından eskilerden yeni bir kurallar kümesi yaratılır.

Bu güncelleme işlemi ise bir genetik algoritma'nın kullanılmasıyla gerçekleştirilir. Genetik algoritma kullanılarak kötü kurallar listeden kaldırılır ve eski kurallara genetik operatörler uygulanarak yeni kullanışlı kurallar elde edilir. Bütün bu aşamalardan sonra tam bir sınıflayıcı sistem elde edilmiş olur.

Özetlemek gerekirse bir sınıflayıcı sistemin ortaya çıkarılma döngüsü aşağıdaki adımların tekrarlanmasından oluşur:

1. İktisadi çevreden alınan mesajlar, mesaj listesine yerleştirilir.
2. Her sınıflayıcının, her "durumu" mesaj listesinde bulunana en az bir mesaj tarafından sağlanıp sağlanmadığına bakılmak üzere kontrol edilir.
3. Bütün "durum" kısımları sağlanan bütün sınıflayıcılar bir rekabet için de yer alırlar ve mesajlarını mesaj listesine yollayabilenler kazanan olur.
4. Çıktı birimlerine (effectors) yöneltilen bütün mesajlar aktif hale gelir (yani iktisadi çevrede aktiviteye sebep olur).
5. Mesaj listesinde bir önceki döngüden kalan bütün mesajlar silinir. Yani tekrar tekrar gönderilmedikleri sürece sadece bir döngü boyunca var olurlar.

Bir sınıflayıcı sistem bireysel karar vericilerin içsel karar verme süreçlerini modeller. Bu durumda yapay zekâya sahip ekonomik ajanlardan bahsedilecekse bir sınıflayıcı sistem tam olarak bir tane yapay zekâlı oyuncu sunar. Böyle yapay zekâlı bir ajan yaratmakla yalnızca bu ajanın yarattığı iktisadi ortamdaki hangi yollardan vereceği önceden bilinmez. Bir düopol piyasa modeli ele alındığında, her iki firma da sınıflayıcı bir sistemle tanıtmak doğal bir yaklaşım olacaktır. Temel olarak bu iki sınıflayıcı sistem

oluşturulmadan önce iki durum üzerinde karara varmak gerekir. Birincisi, sınıflayıcı sistem çevreden hangi girdi mesajlarını almalıdır, ikincisi ise çıktı mesajları nelerdir. İkinci soru kolaylıkla yanıtlanabilir. Çıktı mesajları satılan miktar ya da mal fiyatı olarak tanımlanabilir. Bu yalnızca Cournot ve Bertrand düopollerindeki ayrımla ilgilidir. Yalnızca malın cari fiyat ya da yalnızca cari olarak önerilen mal miktarı girdi mesajında şifrelenebilecekken her iki bilginin de şifrenmesi talep fonksiyonunun tahmin edilmesini kolaylaştırabilir. Başka bir alternatif de rakip oyuncu tarafından önerilen cari mal miktarını yalnız olarak ya da başka bilgilerle beraber kodlamaktır.

Sisteme ne kadar çok bilgi girilirse buda o kadar fazla bilgi demektir ki, buda uzun bir mesaj zinciri oluşturur ve mallarla ilgili kuralların bulunması için geçecek süre de oldukça uzayabilir. Böylelikle bu problemlerde çözümün kalitesiyle, sarfedilen çaba arasında bir tercih olduğu söylenebilir. Görüldüğü gibi her iki ajanın reaksiyon fonksiyonlarının evrim yapısı önceden tamamıyla serbesttir. Aynı zamanda, aynı çeşit reaksiyon fonksiyonlarının, farklı farklı simülasyonlar çalıştırıldığında ortaya çıkıp çıkmayacakları ya da sistemin her zaman aynı durağanlık durumuna yakınsayıp yakınsamayacağı da önceden bilinemez. Sonuç olarak, bu algoritmanın az sayıda iktisadi ajanın etkileşim içerisinde olduğu durumları modellemeye uygun olduğu ancak büyük popülasyonları modellemek için uygulanmasının çok makul olmadığı söylenebilir. Her bir ajan, mesaj ve kural listeli tam bir sınıflayıcı sistem tarafından temsil edilmektedir; bu da büyük boyutlu popülasyonlar da hesaplamalar yapmak çok zaman almasına yol açabilir.

BÖLÜM 3.

ÖRÜMCEK AĞI MODELİNİN PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME METODUYLA SİMÜLASYON UYGULAMASI ve GENETİK ALGORİTMALAR İLE DENEYLERLE KARŞILAŞTIRILMASI

Bu bölümde; rekabetçi bir piyasada, firmaların tek bir mal için bir sonraki periyottaki karar verme kurallarını güncellemek üzere pekiştirmeli öğrenme metodunu kullandıkları Örümcek Ağı modelini ele alacağız. Ayrıca, Arifovic (1994)'in çalışmasında kullandığı genetik algoritmalarla modellediği bir başka Örümcek Ağı modelinin yapay zekâ uygulamasına da yer vereceğiz ve pekiştirmeli öğrenme metoduyla ve genetik algoritmalarla şekillenen fiyat ve miktar kalıplarını, Örümcek Ağı ekonomilerini simülasyonlarla karşılaştırmaya çalışacağız. Son olarak da Wellford'un (1989) çalışmasındaki deney sonuçlarına değineceğiz.

Bilindiği gibi iktisadi ajanların rasyonel beklentilere sahip olmamaları ajanların davranışları hakkında karar verme yöntemlerini tanımlamak için onlara özel bir öğrenme algoritması uygulamasını gerektirir. Diğer yandan belirli bir algoritmanın uygulanması seçimlerin gelişigüzelliği eleştirisiyle karşı karşıya gelmektedir. Lucas (1986), öğrenme algoritmalarındaki davranış biçimleriyle deneysel ekonomilerde gösterilmiş olan davranış biçimlerini karşılaştırmayı önerir.

Sonuçta farklı öğrenme algoritmaları, l boratuvar deneyleriyle aynı iktisadi  vrelere uygulandığında farklı sonu lar doęurmaktadır. İnsanlarla yapılan l boratuvar deneylerindeki g zlemler hangi algoritmaların ger ek insan davranışını a ıklamada daha başarılı olduęunu tespit etmede kullanılabilirler.

Burada, ilk olarak pekiştirmeli öğrenme metodunu kullanacağız; Pekiştirmeli öğrenme, bir ajanın  vresiyle etkileşimindeki stratejileri öğrendiği; öğrenme problemlerini

tanımlamakta kullanılan genel bir kalıptır. Ajan bulunduğu çevrenin durumuyla ilgili bir şey algılar ve uygun bulduğu bir hareketi/kararı seçer. Durumlar değişir (bu değişimler deterministik olmak zorunda değil) ve ajan 'getiri' ya da 'maliyet' adı altında, yeni durumdaki faydayı gösteren, bir skalar alır. Ajanın amacı, geçmiş deneyimlerine dayanarak ona maksimum faydayı sağlayacak stratejiyi ya da optimal politikayı bulmaktır. Pekiştirmeli öğrenme algoritmasını, Örümcek Ağı modelindeki ekonomik ajanların öğrenmelerini modellemek üzere kullanacağız.

Pekiştirmeli öğrenme, hedefe yönelik öğrenmeyi ve karar vermeyi anlamaya ve programlamaya yarayan bir yaklaşımdır. Diğer yaklaşımlardan, bireyin içinde bulunduğu ortamla doğrudan iletişimiyle öğrenmesi üzerine yaptığı vurguyla ayrılır. Örneklem denetlenmesine ve ortamın tam olarak modellenmesine dayanmaz. Pekiştirmeli öğrenme, uzun vadeli hedeflere ulaşabilmek için, bir ortamla iletişiminden doğan öğrenmeyle ilgili bilişimsel konuları ciddi olarak ele alan ilk alandır.

Pekiştirmeli öğrenme, öğrenen bir ajanla bulunduğu ortam arasındaki iletişimi durumlar, hareketler ve getiriler cinsinden tanımlayarak formel bir çerçeve kullanmaktadır. Bu çerçeve, yapay zeka problemlerinin olmazda olmaz özelliklerini göstermeye yarayan basit bir yol çizmeye çalışır. Bu özellikler bir sebep sonuç duyusunu, belirsizlik ve kararsızlık gibi duyularla, açık hedeflerin varlığını içerir.

Örümcek Ağı modeli tek mallı ve bütün firmaların fiyat alıcı (price taker) olduğu bir piyasada üretim kararlarının her zaman periyodunda piyasa fiyatını gözlemlemeden önce verdikleri bir modeldir. Toplam arz miktarı ve dışsal olarak verili talep, birlikte fiyatı belirleyerek piyasanın temizlenmesini sağlar. İlk defa Ezekiel (1938) tarafından formüle edilmiş olan Örümcek Ağı modeli hiçbir firmanın piyasa fiyatını etkilemeye gücü olmadığı varsayımı altında piyasa fiyatının, arz ve talep fonksiyonlarının eğiminin birbirine oranı "1"den küçükse dengeye yakınsayacağını belirtir. Buna Örümcek Ağı durağan durum denir. Örümcek Ağı durağan olmayan durumda ise bu oran "1"den büyüktür ve piyasa fiyatı dengeden uzaklaşmaktadır.

1938'den beri Örümcek Ağı modeli; İktisadi ajanların şekillendirdiği ile ilgili çeşitli varsayımlar altında, ekonomik sistemin davranışını analiz etme üzere yoğun olarak kullanılmıştır. Bu modelin rasyonel beklentiler versiyonu, Muth (1961) tarafından formüle edilirken; öğrenmenin de göz önüne alındığı Örümcek Ağı modelinin diğer farklı versiyonları Nerlove (1958), Carlson (1969), Townsend (1978), DeCanio (1979), Frydman(1981), Brandenburger (1984), Bray ve Savin (1986), Marcent ve Sargent (1987) ve Nyarko (1990) tarafından ele alınmıştır. Holt ve Williamil (1986) ve Wellford (1989) ise Örümcek Ağı modelini insanlarla deneysel ekonomilerde simule etmişlerdir. Modeli simule ederken kullanılan algoritmaların birçoğu Örümcek Ağı durağan olmayan durumu için ıraksama davranışı ile sonuçlanırken Örümcek Ağı ekonomilerinin deneylerle simule edildiği durumlarda ıraksamaya rastlanmamıştır. [Arifovic (1994)]

Örümcek Ağı modelinin yapay zekâlı ajanların öğrenmesi çalışmasını ilk olarak Arifovic 1994 yılında genetik algoritmalarla yapmıştır. Genetik algoritmalar deneyime bağlı olarak mümkün olan farklı inanışları temsilen bir kurallar popülasyonunun gelişimini tarif eder. Bir kuralın uygulanma sıklığı, ajanlar tarafından kabul edilme derecesi olarak atfedilir. Uygulaması daha başarılı olan kurallar, popülasyon genetiğindeki bir doğal seleksiyon süreciyle daha sıklıkla kullanılmış demektir. Rassal mutasyonlar da popülasyonda daha önce kullanılmış olan kuralların belirli özelliklerini değiştirerek yeni kurallar yaratırlar. Bu da yeni fikirlerin denenmesini sağlar.

Genetik algoritmaların iktisada ilk uygulanması Miller (1986) tarafından gerçekleştirilmiştir. Genetik algoritmalar ve diğer bilgisayar tabanlı adaptif (uyarlamalı) algoritmalar daha öncede bahsettiğimiz gibi birçok iktisadi çevreye uygulanmıştır [Miller (1989), Marimon, McGrattan ve Sargent (1990)]. Bu uygulamaların yapıldığı çalışmalarda, adaptif iktisadi ajanların, Nash dengesi davranışını, çok dengeli (temel ve spekülatif denge) bir çevrede denge seçimi yapabilme davranışını ve analitik çözümlere ulaşmanın zor olduğu ekonomilerde, dengeyi hesaplamayı öğrenme kapasiteleriyle ilgili sorulara yanıtlar aranmıştır. Algoritmalar, insanlarla yapılan lâboratuvar deneylerinde

davranışların incelenmesi için de faydalı olmuştur [Crawford (1989), Miller ve Andreoni (1990a), Arthur (1991)]. Bütün bu çalışmaların sonuçları bilgisayar tabanlı adaptif algoritmaların rasyonel ajanların kullandığı modellerden farklılaşan insanlarla yapılan deneylerde gözlemlenen düzenliliklere karşılık gelen davranış biçimlerini meydana getirebildiklerini göstermektedir.

Buradaki pekiştirmeli öğreneme uygulamasını genetik algoritma uygulamasında olduğu gibi, öğrenme ve deneysel davranış üzerine Örümcek Ağı modeli çerçevesinde ortaya çıkan sonuçların varlığından yola çıkarak gerçekleştireceğiz. Yapacağımız simülasyonların sonuçlarıyla Wellford'un deneysel ekonomilerdeki sonuçlarını karşılaştıracacağız.

Arifovic çalışmasında Örümcek Ağı modelini hem tek popülasyon hem de çoklu popülasyon dizaynları altında analiz ederken biz yalnızca tek-popülasyonlu durumu ele alacağız. Tek popülasyonlu dizaynda bir popülasyon dizisi farklı fikirlere sahip ajarlardan oluşan bir popülasyonu temsil eder ve bir dizi bireysel bir ajan içindir.

Örümcek Ağı modelinin bilgisayar simülasyonları iki genetik algoritma versiyonu kullanılarak yapılmıştır. İlki Goldberg 'in (1989) makalesindeki 3 genetik operatörle tanımlanan versiyonudur; bu operatörler kopyalama, çaprazlama ve mutasyon operatörleridir; diğer versiyon ise bu operatörlere ek olarak eleme operatörü içerir [(Arifovic(1994)] . İlk versiyon basit genetik algoritmalar olarak bilinirken ikincisi genişletilmiş (augmented) genetik algoritmalar olarak bilinir.

3.1. ÖRÜMCEK AĞI MODELİ

Rekabetçi bir piyasada fiyat alıcı olan ve hepsi aynı ürünü üreten n tane firma bulunmaktadır. Üretim zaman aldığından üretilecek miktar piyasadaki fiyat gözlemlenmeden önce belirlenmelidir.

i firmasının maliyet fonksiyonu şu şekilde tanımlanır ;

$$C_{i,t} = xq_{i,t} + \frac{1}{2} ynq_{i,t}^2 \quad (1)$$

$C_{i,t}$ i firmasının t zamanında satılmak üzere yapılan üretim maliyeti, $q_{i,t}$ ise t zamanında satılmak üzere üretilen miktardır.

Tek bir firmanın beklenen karı, $\Pi_{i,t}^e$ ile gösterilir ve

$$\Pi_{i,t}^e = P_t^e q_{i,t} - xq_{i,t} - \frac{1}{2} yn(q_{i,t})^2 \quad (2)$$

ile ifade edilir.

P_t^e malın t zamandaki beklenen fiyatıdır. $t-1$ anında, her bir firma fiyat hakkındaki beklentilerini şekillendirerek beklenen karlarını maksimize edecek bir üretim miktarı, $q_{i,t}$ seçerler. Kar maksimizasyonu için 1.sıra koşullardan

$$q_{i,t} = \frac{1}{yn} (P_t^e - x) \quad (3)$$

şeklinde ifade edilir.

t zamanında piyasayı süpürecek mal fiyatı P_t , talep eğrisince belirlenir:

$$P_t = A - B \sum_{i=1}^n q_{i,t} \quad (4)$$

Rasyonel beklentiler dengesinde $P_t^e = P_t$ 'dir. Yani firmaların, P_t fiyatı ile ilgili beklentileri denge fiyatına eşitlenir [Muth (1961)]. Böylelikle,

$$x + ynq_t = A - Bnq_t ; q_t = q_{t-1}, \quad \forall i \text{ ya da}$$

$$q_t = q^* = \frac{A-x}{n(B+y)} \quad (5)$$

Pekiştirmeli öğrenme metodu uygulamalarının amacı, öğrenme planı olarak pekiştirmeli öğrenme kuralları kullanan firmalar tarafından üretilen ve önerilen mal miktarlarının q^* , sabit miktarına yakınsayıp yakınsamadığını görmek ve pekiştirmeli öğrenme bilgisayar simülasyonlarıyla elde edilen bu sonuçları öğrenme ve deneysel davranış üzerine çıkarılmış diğer sonuçlarla karşılaştırmaktır.

3.2. ÖĞRENME ALGORİTMASININ UYGULANMASI

Bilindiği gibi Örümcek Ağı Modeli daha önce öğrenme üzerine yapılmış olan birçok çalışmada kullanılmıştır. Pekiştirmeli öğrenme, genetik algoritmalar ve deneysel davranışlarla karşılaştırılmak üzere seçilen üç algoritma; Örümcek Ağı beklentileri, geçmiş fiyatların örnekleme ortalaması ve en küçük kareleridir.

"Örümcek Ağı beklentilerinin" yaptığı varsayım [Ezekiel (1938)] ajanların t zamanında, $t-1$ 'deki fiyata eşit bir fiyat bekledikleridir:

$$P_t^e = P_{t-1}$$

Bir firma gelecekteki üretim planlarını şimdiki fiyat düzeyinin gelecekte de aynı olacağı ve kendi üretiminin piyasayı etkilemeyeceği varsayımlarına dayanır. Fiyat Örümcek Ağı istikrarlı durumdaki denge fiyatına ancak $(B/y) < 1$ ise yakınsar [Nerlove (1958)]. Örümcek Ağı istikrarsız durum içinse $(B/y) > 1$, fiyat dizisi dengeden uzaklaşmaktadır.

Eğer fiyat beklentisi "geçmiş fiyatların örneklem ortalaması" (sample average of past prices) şeklinde verilmişse [Carson (1969)]

$$P_t^e = \frac{1}{t} \sum_{s=0}^{t-1} P_s ,$$

fiyat dizisi hem Örümcek Ağı istikrarlı ($B/y < 1$) hem de Örümcek Ağı istikrarsız ($B/y > 1$) durum için denge değerine yakınsamaktadır.

Ajanların fiyat tahminlerini güncellemek için "en küçük kareler" 'i kullandıkları bir modelde ise fiyat beklentisi,

$$P_t^e = \beta_t P_{t-1}$$

şeklinde verilir.

Öyle ki;

$$\beta_t = \frac{\sum_{s=0}^{t-1} P_s P_{s-1}}{\sum_{s=0}^{t-1} P_{s-1}^2}$$

Her bir t zamanında, ajanlar fiyatların geçmiş değerleri üzerine bir regresyon analizi yaparak β katsayısını tahmin ederler.

Örümcek Ağı Modelinin , firmaların üretim kararlarını vermeden önce gözlemledikleri stokastik dışsal talep ve dışsal arz şoklarının hesaba katıldığı versiyonunda, Bray ve Savin (1986) Örümcek Ağı istikrarlı durumdaki denge değerine yakınsama için gerekli olan şartları türetmişlerdir.

Örümcek Ağı istikrarsız durum içinse bir ıraksama olduğunu tahmin etmişlerdir. Bu tahminlerini, istikrarsız durum için yaptıkları bilgisayar simülasyonlarıyla desteklemişlerdir.

3.3 PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME METODU

Burada Örümcek Ağı modelini pekiştirmeli öğrenme ile modellerken, bir pekiştirmeli öğrenme metodu olan Q-öğrenme metodunu kullanacağız.

Pekiştirmeli öğrenme, bir ajanın çevresiyle etkileşimindeki stratejileri öğrendiği; öğrenme problemlerini tanımlamakta kullanılan genel bir kalıptır. Ajan bulunduğu çevrenin durumuyla ilgili bir şey algılar ve uygun bulduğu bir hareketi/kararı seçer. Durumlar değişir (bu değişimler deterministik olmak zorunda değil) ve ajan 'getiri' ya da 'maliyet' adı altında, yeni durumdaki faydayı gösteren, bir skalar alır. Ajanın amacı, geçmiş deneyimlerine dayanarak ona maksimum faydayı sağlayacak stratejiyi ya da optimal politikayı bulmaktır.

Ertelenmiş pekiştirmeli problemler Markov karar süreçleri ile modellenmektedirler. Bir MDP (Markov Decision Process) şunlardan oluşur;

- Durum seti S
- Hareket/Karar seti A
- Bir getiri fonksiyonu; $R : S \times A \rightarrow \mathcal{R}$, ve
- Bir durum geçiş (transition) fonsiyonu $T : S \times A \rightarrow \Pi (S)$,

$\Pi (S)$; S seti üzerinde bir olasılık dağılımının elemanı. S durumundan, a hareketini/kararını kullanarak s' durumuna geçiş olasılığı $T (s, a, s')$ ile ifade edilir.

Geçiş fonksiyonu, bir sonraki durumu şimdiki durum ve ajanın hareketinin bir

fonksiyonu şeklinde olasılıksal olarak belirler. Getiri fonksiyonu ise getiriye yine cari durum ve ajanın hareketinin bir fonksiyonu şeklinde ifade eder. Eğer durum geçişleri bütün geçmiş durumlardan ve ajanların hareketlerinden bağımsızsa, model Markov'dur.

MDP alanlarındaki davranışı öğrenmek üzere yapılan algoritmalara bakmadan önce, doğru model altında optimal politikayla karar verme teknikleri üzerinde duralım. Bu dinamik programlama teknikleri, öğrenme algoritmaları için bir önsezi oluşturacaktır. Sonsuz-ufuklu indirgenmiş model için optimal stratejiler bulmaktan bahsedecek olursak; bu model için optimal deterministik durağan bir politika bulunmaktadır.

Optimal değer, ajanın optimal politikayı uygularsa kazanacağı getirilerin sonsuz, indirgenmiş toplamının beklenen değeri olarak ifade edilir. Ve μ ; tam bir karar politikası olmak üzere ;

$$V'(s) = \max_{\mu} E\left(\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r_t\right) \text{ şeklinde yazılır.}$$

Bu optimal değer fonksiyonu tek ve eşsiz olup şu eşanlı denklemlerin çözümü olarak ifade edilebilir.

$$V'(s) = \max_a (R(s, a) + \gamma \sum_{s'=S} T(s, a, s') V'(s')), \forall s \in S$$

Buna göre; s durumunun değeri; beklenen anlık getiri ile en iyi hareketin seçimiyle elde edilmiş bir sonraki durumun indirgenmiş beklenen değerinin toplamına eşittir. Optimal değer fonksiyonu verili iken; optimal politikayı şu şekilde özelleştirebiliriz:

$$\mu'(s) = \operatorname{argmax}_a (R(s, a) + \gamma \sum_{s'=S} T(s, a, s') V'(s'))$$

Pekiştirmeli öğrenme metodunu genel hatlarıyla bahsettik. Şimdi de, burada kullanacağımız pekiştirmeli öğrenme metodu olan Q-öğrenmeden bahsedelim.

$Q'(s, a)$ s durumunda a hareketini gerçekleştirmesinin beklenen indirgenmiş pekiştirmesini gösterebilir. $V'(s)$ ise başlangıçta en iyi hareketin yapıldığı varsayımı altında s 'nin değerini gösterir;

$$V'(s) = \max_a Q'(s, a) \cdot Q'(s, a) \text{ 'dır ve şu şekilde yazılabilir;}$$

$$V'(s) = R(s, a) + \gamma \sum_{s' \in S} T(s, a, s') \max_{a'} Q'(s', a')$$

Ayrıca $V'(s) = \max_a Q'(s, a)$ olduğundan elimizdeki optimal politika,

$$\mu'(s) = \operatorname{argmax}_a Q'(s, a) \text{ olmaktadır.}$$

Q fonksiyonu hareketi açık hale getirdiğinden; Q değerleri tahmin edilebilir ve aynı zamanda bu değerler politikayı tanımlamada da kullanılabilir, çünkü yalnızca cari durumda maksimum Q değerine sahip hareketi belirlemek seçim yapılabilir.

Q-öğrenme kuralı;

$$Q(s, a) := Q(s, a) + \alpha(r + \gamma \max_{a'} Q'(s', a') - Q(s, a))$$

şeklinde ifade edilir. Eğer her bir hareketi her bir durumda sonsuz sayıda gerçekleştirilmişse ve α azalıyorsa, Q değeri, 1 olasılıkla Q' a yakınsayacaklardır.

Q değerleri yakın olarak optimal değerlerine yakınsayacakken, ajan için uygun olan, açgözlü (greedy) davranmak ve her durumda, en yüksek Q değerine sahip olan hareketi seçmek olacaktır. Ancak, öğrenme boyunca, zor bir kullanma- keşif çelişkisi yaşanacaktır. Bu probleme iyi bir yaklaşım bulunmamaktadır. En basit hareket seçme kuralı, en yüksek tahmin edilmiş hareket değerine sahip hareketi, yani; t oyununda açgözlü hareketlerden biri açgözlü (greedy) hareketlerden biri olan a^* 'yı seçmektedir. Öyle ki; $Q_t(a') = \max_a Q(a)$ 'dır. Bu yöntem, cari bilgiyi anlık getiriye maksimize etmek üzere her zaman kullanmaktadır.

Q öğrenmesi araştırmaya duyarsızdır; yani; Q değerleri, ajanın veri toplarken nasıl davrandığından bağımsız olarak optimal değerlerine yakınsayacaklardır. Buna göre araştırma-kullanma çelişkisinin Q öğrenmesinde bahsi geçse de, araştırma stratejisinin detayları öğrenme algoritmasının yakınsamasını etkilemeyecektir.

Burada dikkat edilmesi gereken bir başka nokta; pekiştirmeli öğrenmenin kullanıldığı öğrenme süreçlerinde, firmalar, Örumcek Ağı modelinin konusu dahilinde çalışılan diğer öğrenme algoritmalarında olduğu gibi, karar vermek için birinci sıra koşulları kullanmamaktadırlar. Yani; marjinal maliyeti beklenen fiyata eşitlememektedirler. Algoritma kullanıldıkça firmalar, yalnızca doğru rasyonel beklentiler denge fiyatın tahmin etmeyi değil aynı zamanda karlarını maksimize edecek üretim kararları almayı da öğrenmektedirler.

3.4. GENETİK ALGORİTMA İLE ÖĞRENME

Kromozomlardan oluşan bir A_t popülasyonu firmaların t zamandaki karar verme kurallarının bütünü temsil eder. Bir i firması, $i=1, \dots, n$, t zamanda yapacağı üretim kararını $A_{i,t}$ kromozomunu (t zamanında popülasyonun bir üyesi olan) kullanarak verir. $A_{i,t}$, sonlu, l uzunluğunda ve $\{0,1\}$ alfabeti üzerine yazılmış ikili (binary) bir dizidir (zincirdir) şifresi çözülmüş ve formüle edilmiş bir i , ikili dizisi, t zamanında i firması tarafında üretilecek miktarı vermektedir.

l uzunluğundaki i dizisi şifre çözümü için şu şekilde gerçekleştirir:

$$x_{i,t} = \sum_{k=1}^l a_{i,t}^k 2^{k-1},$$

$a_{i,t}^k$ dizinin k . pozisyonunda alınan (0,1) değeridir.

Bir dizinin şifresi çözüldükten sonra, $x_{i,t}$ tamsayısı $q_{i,t}$ 'nin gerçek sayı değerini bulmak üzere normalize edilir.

$$q_{i,t} = \frac{x_{i,t}}{\bar{K}}$$

$q_{i,t}$: i firmasının t zamanda üreteceği ya da teklif edeceği miktar.

\bar{K} : $x_{i,t}$ değerini normalize etmek için seçilmiş bir katsayı.²

²Her t periyotunda i firması $q_{i,t} \in [0, \bar{q}]$ seçer. $q_{i,t}$, l uzunluğunda ve $\{0,1\}$ alfabeti üzerine yazılmış bir alfabeyle tahmin edilir. Örneğin, $l = 3$ ise, seçim mümkün olan 8 ikili (binary) diziden biri tarafından şu şekilde bir gösterimle verilir:

Hareket (Action):	Gösterimi (Interpretation):
0 0 0:	$q_{i,t} = 0$
1 0 0:	$q_{i,t} = 1 * (\bar{q}/7)$
1 1 0:	$q_{i,t} = 2 * (\bar{q}/7)$
0 1 0:	$q_{i,t} = 3 * (\bar{q}/7)$

i dizisinin t periyotundaki uygunluğu (fitness) $\mu_{i,t}$ t zamanın sonunda firmaların elde ettikleri kârın değeri tarafından belirlenir.

$$\mu_{i,t} = \Pi_{i,t} = P_t q_{i,t} - C_{i,t}$$

Firmaların karar kuralları üç genetik operatör kullanılarak güncellenir: kopyalama (reproduction), çaprazlama ve mutasyon (mutation). Ya da genişletilmiş genetik algoritma versiyonunda olduğu gibi bu üç operatöre seçim (election) operatörü de katılır.

Kopyalama operatörü, her bir kromozomun kopyasını yapar. Kopyalamada kullanılan kriter uygunluk (fitness) fonksiyonunun değeridir. Daha yüksek uygunluk değerine sahip kromozomlara daha fazla genetik işlemden geçen ürünleri yaratmada daha yüksek olasılık atfedilir. Böylece $A_{i,t}$ kromozomunun $C_{i,t}$ kopyasını alma olasılığı;

$$P(C_{i,t}) = \frac{\mu_{i,t}}{\sum_{i=1}^n \mu_{i,t}} \quad i=1, \dots, n$$

ile verilir.

Çaprazlama operatörü rasgele seçilmiş dizilerin çift kısımlarını değiştirir. İşlem iki aşamada gerçekleşir. İlkinde, iki dizi rasgele seçilir ve ikinci aşamada, $(1, \dots, l-1)$ aralığından bir k sayısı yine rasgele seçilerek k pozisyonunun sağında kalan ikili değerler değiş tokuş edilerek iki yeni dizi oluşturulur. Toplamda $n/2$ kadar çift seçilir ve her bir çift üzerindeki çaprazlama "pcross" olasılığıyla gerçekleşir. Örneğin $l=8$

$$\begin{array}{ll} 0 & 0 & 1: & q_{i,t} = 4 * (\bar{q}/7) \\ 1 & 0 & 1: & q_{i,t} = 5 * (\bar{q}/7) \\ 0 & 1 & 1: & q_{i,t} = 6 * (\bar{q}/7) \\ 1 & 1 & 1: & q_{i,t} = 7 * (\bar{q}/7) \end{array}$$

uzunluğundaki iki dizi için çaprazlama ($k=4$) ;

$$\left\{ \begin{array}{cccc|cccc} 10 & 1 & 0 & & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 11 & 0 & 1 & & 0 & 0 & 1 & 0 \end{array} \right.$$

Çaprazlama'nın ardından sonuçta ortaya çıkan iki yeni dizi;

$$\left\{ \begin{array}{cccccccc} 10 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \\ 11 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & \end{array} \right.$$

şeklindedir.

Mutasyon dizi içerisindeki bir pozisyonun değerinin rasgele bir biçimde değişmesi sürecidir. Her pozisyonun mutasyona uğrama olasılığı $pmut$ gibi küçük bir olasılıktır ve diğer pozisyonlardan bağımsızdır.

Seçim (election) yeni meydana getirilmiş ürünleri (offsprings) yeni popülasyonun birer üyesi haline gelmeden önce test eder. Her yeni ürünün t zamanında elde edilmiş dizi değerinin şifresi, eğer gerçek bir karar kuralı olarak kullanılmışsa, o ürünün nasıl bir ürün değeri temsil ettiğini ortaya çıkarmak üzere çözülür. Böyle bir üretim kararından kaynaklanan kâr $t-1$ zamanında piyasada gerçekleşmiş olan fiyat kullanılarak hesaplanır. Hesaplanan bu kâr ürünün potansiyel uygunluk değerini temsil eder. Bu potansiyel uygunluk ebeveynlerinin gerçekleşen uygunluk değerleriyle karşılaştırılır; bunlar iki ana dizinin $t-1$ periyodu sonunda ölçülmüş uygunluk değerleridir.

Seçim operatörü testinin olası sonuçları şunlardır: Her bir ebeveyn çifti için iki oğuldan (çocuktan ,üründen) yalnızca bir tanesi her iki ebeveyninden de yüksek uygunluk değerine sahipse daha yüksek uygunluk değerine sahip ebeveyn popülasyonda kalırken, daha düşük uygunluk değerli ebeveynin yerine onun oğlu (ürünü) geçer. Eğer her iki ebeveyn de ürünlerinden daha yüksek uygunluğa sahiplerse; bunlar yeni nesil popülasyon içinde de varlıklarını sürdürmeye devam ederler.

Basit (Temel) Genetik Algoritmalar durumunda; firmaların t periyodundaki karar kurallarını temsil eden bir kromozom popülasyonu şu yoldan elde edilir: Birincisi, kopyalama operatörünün uygulanması n kopyalı bir popülasyon getirir. Daha sonra, çaprazlama ve mutasyon operatörleri firmaların t zamanındaki üretim kararını verecek yeni bir karar kuralları popülasyonu oluşturmak üzere devreye girer. Eğer genişletilmiş Genetik Algoritma kullanılırsa, kopyalama, çaprazlama ve mutasyon operatörlerinden sonra seçim (election) operatörü de sürece katılır.

Yeni kural popülasyonun üyeleri belirlendikten sonra, her firma için t zamanında üretilen ve satışa sunulacak miktar hesaplanır. Ardından tek tek miktarlar toplanarak t periyodundaki P_t piyasa fiyatı (4)' nolu denklem kullanılarak hesaplanır.

Her firmanın üretim miktarının yol açtığı maliyet (denklem 1 ile) hesaplanarak i firması için (i dizisinin uygunluk değeri) $i=1, \dots, n$, kar hesaplanır.

Yukarıdaki bahsedilen her bir adım T nesil (generation) için de tekrarlanır. Sıfır periyodundaki başlangıç popülasyonu rasgele oluşturulmuştur.

Bütün bu sürecin şöyle bir iktisadi açıklaması vardır: Kopyalama operatörü başarılı rakiplerin taklit edilmesi şeklinde çalışır. Bu başarılı rakipler piyasada daha yüksek karlar elde eden firmaları ifade etmektedir. Daha düşük uygunluk değerine sahip diziler, yani; daha kötü üretim kararları alan ve daha düşük karlar eden firmalar bir sonraki nesilde daha az sayıda kopyaya sahip olacaktır. Çünkü yatırımlar ve finansal araçlar yatırım fonlarını karsız bir üretime aktarmak istemeyeceklerdir. Çaprazlama ve mutasyon operatörleri, üretim seviyesi veya satış önerisi ile ilgili yeni fikirleri ortaya çıkarmak üzere çalışırlar. Bunlar varolan inançları çeşitli şekillerde tekrar birleştirerek oluştururlar.

Eğer seçim operatörü de işin içine girmişse, yukarıdaki iktisadi açıklama şu şekilde

yenilenebilir: Her periyotta, firmalar genetik operatörleri kullanarak yeni üretim kararları oluştururlar. Daha sonra bu yeni potansiyel teklifleri geçmişte gözlenen piyasa şartları altında, eskileriyle karşılaştırılırlar. Yalnızca avantajlı yeni fikirler uygulamaya konulur. Yani seçim operatörünün devreye girmesiyle yeni fikirler rassal bir şekilde oluşturulurken bunların uygulanması rassal olmamaktadır.

Burada dikkat edilmesi gereken bir başka nokta; genetik algoritmaların kullanıldığı öğrenme süreçlerinde, firmalar, Örümcek Ağı modelinin konusu dahilinde çalışılan diğer öğrenme algoritmalarında olduğu gibi, karar vermek için birinci sıra koşulları kullanmamaktadırlar. Yani; marjinal maliyeti beklenen fiyata eşitlememektedirler. Algoritma kullanıldıkça firmalar, yalnızca doğru rasyonel beklentiler denge fiyatın tahmin etmeyi değil aynı zamanda karlarını maksimize edecek üretim kararları almayı da öğrenmektedirler.

3. 5 SİMÜLASYON SONUÇLARI

İlk olarak pekiştirmeli öğrenme metoduyla uyguladığımız, Örümcek Ağı modelinin sonuçlarına bakacağız, daha sonra Arifovic (1994)' in genetik algoritmalarla yaptığı simülasyon sonuçlarını inceleyeceğiz. Buradaki amacımız, hangi yapay zekâ uygulamasının daha doğru olduğunu tartışmak değildir. Sadece pekiştirmeli öğrenme metodunun da iktisat modellerinde yapay zekâ uygulamalarına bir örnek olarak gösterilmek istenmiştir.

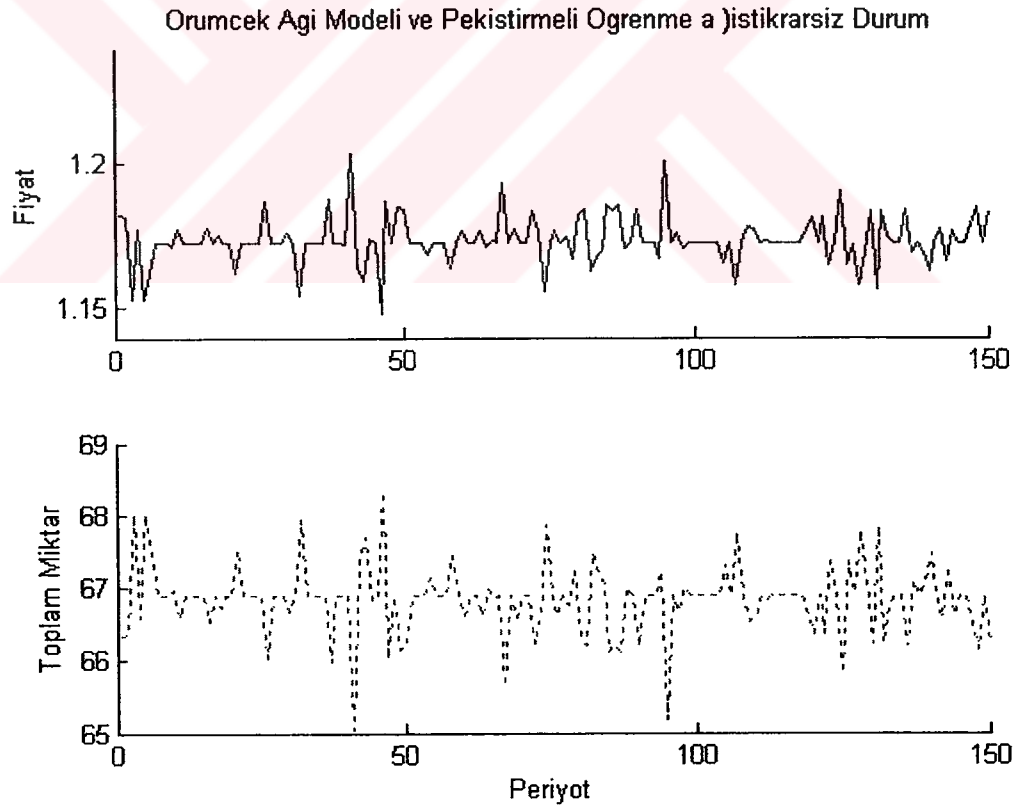
Pekiştirmeli öğrenme metoduyla yapılan simülasyonlar, 150 periyot boyunca tekrarlanmıştır.

Tablo III.1

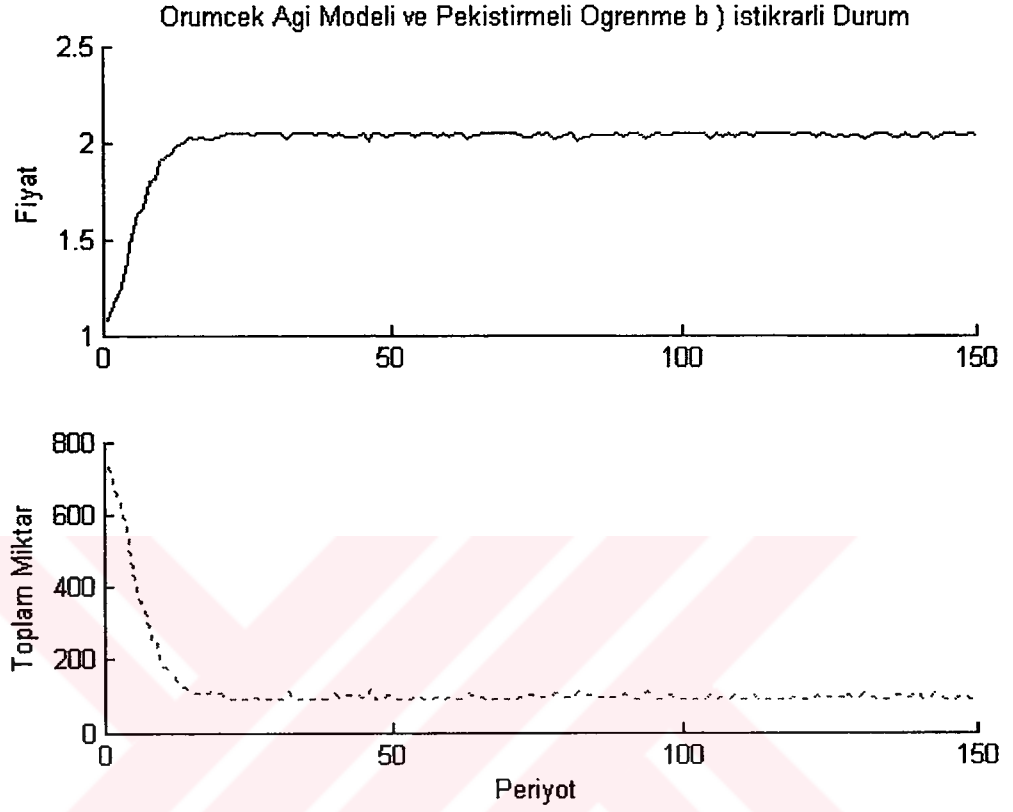
Pekiştirmeli Öğrenme ve Genetik Algoritmalarla Öğrenme Simülasyonlarında
Kullanılan Örümcek Ağı Parametre Değerleri

Set	1	2	3	4	5	6 ^a	7 ^a
A	100	10	100	7	1000	2.184	2.296
B	0.02	0.03	0.02	0.003	0.02	0.00152	0.0168
x	3	2	1	2	200	0	0
y	1	1	1	1	1	0.016	0.016

a : 6 numaralı simülasyon parametre değerleri istikrarlı Örümcek Ağı, 7 numaralı simülasyon parametre değerleri istikrarsız Örümcek Ağı modelidir ve Wellford'un deneylerinden alınmıştır.



Grafik 3.1. Örümcek Ağı Modeli ve Pekiştirmeli Öğrenme; İstikrarsız durum



Grafik 3.2. Örümcek Ağı Modeli ve Pekiştirmeli Öğrenme; İstikrarlı durum

Grafiklerde de görüldüğü gibi, pekiştirmeli öğrenme metodu, Örümcek Ağı istikrarsız durumda dalgalanma, Örümcek Ağı istikrarlı durumda ise dengeye yakınsama olduğunu görmekteyiz. Şaşırtıcı bir şekilde bu durum, Wellford'un deney sonuçlarıyla paralellik göstermektedir.

Sonuçta farklı öğrenme algoritmaları, l aboratuvar deneyleriyle aynı iktisadi  evrelere uygulandığında farklı sonu lar dođurmaktadır. İnsanlarla yapılan l aboratuvar deneylerindeki g zlemler hangi algoritmaların ger ek insan davranışını a ıklamada daha başarılı olduğunu tespit etmede kullanılabilirler.

Arifovic (1994) çalışmasında, simülasyonlar Örümcek Ağı modeli parametre değerlerinin yedi farklı kümesi için gerçekleştirmiştir. (bkz tablo 1), simülasyonlar yapılırken hem basit hem de genelleştirilmiş algoritma kullanılmıştır. Genetik Algoritma popülasyonları, herbirinin uzunluğu otuz vit olan otuz diziden (zincir, string) oluşmaktadır. Çaprazlama ve mutasyon oranları için sekiz farklı küme kullanılmıştır. Her simülasyon 200 periyot boyunca tekrarlanmıştır.³

Tablo 3.2

Genetik Algoritma Simulasyonlarında Kullanılan Çaprazlama ve Mutasyon Oranlarını

Set	1	2	3	4	5	6	7	8	
<i>pcross</i>		0.6	0.6	0.75	0.75	0.9	0.9	0.3	0.3
<i>pmut</i>	0.0033	0.033	0.0033	0.033	0.0033	0.033	0.0033	0.033	

Tablo 3.3

Simulasyon Sonuçları

GA set		1	2	3	4	5	6	7	8
Basit	\bar{P}	1.174	1.032	1.149	0.973	1.163	1.200	1.108	1.200
istikrarlı	δ	0.081	0.111	0.054	0.073	0.065	0.079	0.059	0.071
	δ_R	0.098	0.141	0.062	0.164	0.077	0.113	0.061	0.106
Basit	\bar{P}	1.210	1.200	1.210	1.180	1.014	1.200	1.630	1.204
istikrarsız	δ	0.066	0.075	0.060	0.116	0.052	0.092	0.062	0.086
	δ_R	0.115	0.108	0.106	0.131	0.118	0.116	0.076	0.120
Genişletilmiş	\bar{P}	1.119	1.119	1.121	1.121	1.120	1.119	1.120	1.120
İstikrarlı	δ	0.005	0.005	0.011	0.011	0.009	0.009	0.011	0.012
	δ_R	0.005	0.005	0.011	0.011	0.009	0.009	0.011	0.012

³ simülasyonların çoklu çalıştırılması, Örümcek Ağı parametre değerleri ile genetik operator oranlarının her bir kombinasyonu için; sonuçları güvenilir kılmak adına yapılmıştır.

Genişletilmiş	\bar{P}	1.120	1.120	1.121	1.121	1.122	1.121	1.121	1.121
İstikrarsız	δ	0.008	0.007	0.012	0.011	0.011	0.011	0.011	0.009
	δ_R	0.008	0.007	0.012	0.012	0.011	0.011	0.011	0.009

\bar{P} : simülasyonlarda (200 periyot) ortaya çıkan ortalama fiyat., δ simülasyonlarda ortalaya çıkan ortalama fiyattan sapma. δ_R = Rasyonel beklentiler denge fiyatından sapma.

Basit Genetik Algoritma simülasyonları rasyonel beklentiler denge değerine yakınsamamıştır. Her bir simülasyonda, her bir firmaya ait bireysel miktarlar ve fiyatlar sürekli dalgalanmıştır. İlk genetik operatör oranları kümesi (pcross = 0.6 ve pmut = 0.0033) kümesi en küçük çapta dalgalanmaların gerçekleştiği küme olmuştur.

Diğer yandan genişletilmiş Genetik Algoritmaların kullanıldığı simülasyonlar, hem istikrarlı hem de istikrarsız durumu içeren bütün Ömcek Ağı Modeli parametreleri için rasyonel beklentiler denge değerine yakınsamıştır. Her simülasyondaki Genetik Algoritma popülasyonunun içerisindeki bütün diziler özdeş hale gelmiştir. Yani; bütün firmaların ne kadar üreteceklerine ve ne kadarlık bir satış önereceklerine dair fikirleri, piyasa fiyatının bilindiği varsayımı altında optimal miktara yakınsamaktadır.

İkinci genetik operatör oranları kümesi (pcross = 0.6, pmut = 0.033) test edilen bütün Ömcek Ağı model parametreleri için en hızlı yakınsamayı göstermiştir. Diğer genetik operatör oranları kümelerinin kullanımı ise ikinci kümeyle daha uzun süreli ve daha büyük dalgalanmalarla sonuçlanmıştır. Ortalama fiyatlar, ortalama fiyatlardan standart sapmalar ve rasyonel beklentiler fiyatlarından standart sapmalar 6. ve 7. Ömcek Ağı model parametre değerleri kümesi ve kullanılan bütün genetik algoritma oranları kümeleri için tablo 3.3'de verilmiştir.

Genişletilmiş genetik algoritma simülasyonları hem Ömcek Ağı istikrarlı hem de Ömcek Ağı istikrarsız durum için rasyonel beklentiler denge değerlerine

yakınsamışlardır. Ancak basit genetik algoritma simülasyonların da dalgalanmalar gözlemlenmiştir.

Genetik algoritmaları, Örümcek Ağı ortamındaki öğrenmeyi modellemek üzere kullanılan diğer algoritmalarla karşılaştırıldığında, genellikle ajanların karşı karşıya kaldıkları belirli görevler için daha az ön yetenek gerektirirler. Diğer algoritmaların birçoğu, ajanların amaç fonksiyonlarını nasıl maksimize edeceklerini bildiklerini varsayarlar; Genetik Algoritma yapısında böyle bir varsayım gerekli değildir. Bunu yerine; iktisadi ajanlar buldukları ortamı öğrenirken amaç fonksiyonlarını nasıl maksimize edeceklerini de öğrenirler.

3. 6. WELLFORD'UN ÖRÜMCEK AĞI DENEYLERİYLE KARŞILAŞTIRMA

Wellford toplamda durağan ve durağan olmayan Örümcek Ağı durumlarının simüle edildiği 12 deney yapmıştır. Her deneyde beş katılımcı vardır ve her bir deney 30 periyot boyunca sürmüştür. Piyasada tek bir mal üreten satıcılar bir sonraki periyot için ne kadar üretim miktarı önereceklerine karar vermek durumundadırlar. Piyasayı süpüren mal fiyatı dışsal olarak verilmiş talep çizelgesiyle (schedule) toplam arz tarafından belirlenir. Toplam arz bireysel arzların toplanmasıyla bulunur.

Deneylemlerin sonuçları istikrarsız Örümcek Ağı uygulamalarının patlayan kalıplar göstermediğini söylemektedir. Rekabetçi fiyat ve Cournot fiyatı bölgesindeki fiyat dalgalanmaları bütün deneysel veriyi karakterize etmektedir. Bazı deneylemlerde piyasa fiyatının rasyonel beklentiler düzeyine ulaştığı ancak bütün süre boyunca orada kalmadığı periyotlar vardır.

İstikrarsız durumlardaki fiyat politikaları istikrarlı durumdakilerden daha fazla dalgalanma gösterdiğinden, Wellford bütün periyotlardaki fiyat varyansının hem istikrarlı hem de istikrarsız durumlarda aynı olduğu hipotezini test etmiştir. Hipotez alternatif hipotez lehine reddedilmiştir; yeni istikrarsız durumdaki varyans istikrarlı

durumdakini geçmektedir.

Geniştirilmiş genetik algoritma simülasyonları hem Örümcek Ağı istikrarlı hem de Örümcek Ağı istikrarsız durum için rasyonel beklentiler denge değerlerine yakınsamışlardır. Ancak basit genetik algoritma simülasyonların da dalgalanmalar gözlemlenmiştir.

Genetik algoritmaları, Örümcek Ağı ortamındaki öğrenmeyi modellemek üzere kullanılan diğer algoritmalarla karşılaştırıldığında, genellikle ajanların karşı karşıya kaldıkları belirli görevler için daha az ön yetenek gerektirirler. Diğer algoritmaların birçoğu, ajanların amaç fonksiyonlarını nasıl maksimize edeceklerini bildiklerini varsayarlar; genetik algoritma yapısında böyle bir varsayım gerekli değildir. Bunu yerine; iktisadi ajanlar buldukları ortamı öğrenirken amaç fonksiyonlarını nasıl maksimize edeceklerini de öğrenirler.

Genetik Algoritmalarındaki davranış biçiminin bu özelliği, karakteristikleriyle örtüşmektedir. Bir yanda, anketleri ve resmi olmayan istatistikler, insanın karar verme problemlerini çözerlerken ekonomistlerin kullandıkları teknikleri kullanmadıklarını göstermektedir. Öte yandan, deneysel ekonomilerde gözlenen davranış şekilleri (arz talep, oligapoller, ihaleler) genellikle piyasa teorilerinin tahminleriyle tutarlıdır.

Smith'in (1989) söylediği gibi, davranış normlarında zamanla meydana gelen değişimler fırsat maliyetlerini görünmeyen gerçekliğiyle meydana gelmekte ve bu sebeple belkide gözlenen adaptasyon, bilişsel yetilere sahip olmalarına gerek kalmadan, ajanlara empoze edilmektedir.

Aynı belirti ile ajanların fikirlerini güncellemek için genetik algoritmaları kullandığı ekonomiler, bir dizi başlangıç fikriyle başlar, ancak daha iyi performans yakalamada rekabet edemeyen fikirler popülasyondan elenir. Ajanlar değişimlere yol açan sebepleri yakalama bilincine sahip değildirler. Bütün adaptasyon, yeni fikirleri rassal bir şekilde oluşturabilmesi yeteneği üzerine ve rakabet eden kurallar arasında en yüksek uygunluk

derecesine sahip olanların hayatta kalması üzerine kuruludur.

Pekiştirmeli öğrenme metodu ile yaptığımız simülasyonlar da, Örümcek Ağı istikrarsız durumda dalgalanma, Örümcek Ağı istikrarlı durumda ise dengeye yakınsama olduğunu görmekteyiz. Şaşırtıcı bir şekilde bu durum, Wellford'un deney sonuçlarıyla paralellik göstermektedir.

Sonuçta farklı öğrenme algoritmaları, lâboratuvar deneyleriyle aynı iktisadi çevrelere uygulandığında farklı sonuçlar doğurmaktadır. İnsanlarla yapılan lâboratuvar deneylerindeki gözlemler hangi algoritmaların gerçek insan davranışını açıklamada daha başarılı olduğunu tespit etmede kullanılabilirler.

Pekiştirmeli öğrenme, hedefe yönelik öğrenmeyi ve karar vermeyi anlamaya ve programlamaya yarayan bir yaklaşımdır. Diğer yaklaşımlardan, bireyin içinde bulunduğu ortamla doğrudan iletişimiyle öğrenmesi üzerine yaptığı vurguyla ayrılır. Örneklem denetlenmesine ve ortamın tam olarak modellenmesine dayanmaz. Pekiştirmeli öğrenme, uzun vadeli hedeflere ulaşabilmek için, bir ortamla iletişiminden doğan öğrenmeyle ilgili bilişimsel konuları ciddi olarak ele alan ilk alandır.

Pekiştirmeli öğrenme, öğrenen bir ajanla bulunduğu ortam arasındaki iletişimi durumlar, hareketler ve getiriler cinsinden tanımlayarak formel bir çerçeveye kullanmaktadır. Bu çerçeve, yapay zekâ problemlerinin olmazda olmaz özelliklerini göstermeye yarayan basit bir yol çizmeye çalışır. Bu özellikler bir sebep sonuç duyusunu, belirsizlik ve kararsızlık gibi duyularla, açık hedeflerin varlığını içerir.

BÖLÜM 4.

KİYOTAKİ-WRIGHT, 'DEĞİŞİM ARACI OLARAK PARA' MODELİNİN SINIFLAYICI SİSTEMLERLE ÖĞRENME SİMÜLASYONU VE DENEYLERİNİN SONUÇLARININ KARŞILAŞTIRILMASI

4. 1. BİR DEĞİŞİM ARACI OLARAK PARA MODELLERİ

Bilindiği gibi Kiyotaki-Wright (1989)'ın çalışması işlem saiki ile para talebini açıklamaya yönelik birtakım hamleler içermektedir. Ticaret anlaşmalarının doğası gereği; iki oyuncu bir araya geldiğinde " ihtiyaçların ortaklaşa tutarsızlığı" (mutual inconsistency of needs) söz konusu olur ki bu yüzden oyunculardan en az bir tanesi hemen o anda tüketmeyeceği bir malı kabul etmek zorunda kalır. Üzerinde çalıştığımız bu modelde değişim aracı "işbirliksiz dengenin" bir parçası olarak üç adet saklanabilir mal arasında dışsal bir şekilde belirlenmektedir. Eğer, bir mal ticareti tüketim amaçlar için değilde gelecekteki ticarete kolaylaştırması amacıyla dahil ediliyorsa, bu mal modelde para rolünü üstlenmektedir.

Kiyotaki ve Wright 'ın iktisadi çevresinde ticaret döngüleri piyasa yapılarıyla birlikte ele alınmaktadır. Merkezi bir takas yeri bulunmamakla birlikte oyuncular her periyotta rassal (stochastic) bir şekilde karşılaşmaktadırlar. Eğer karşılıklı olarak anlaşılırsa, her birinden 1.er birim olan 3 adet mevcut üründen oluşan başlangıç donanımlarını takas ederler. Bu üç maldan her biri farklı bir saklama maliyetine sahiptir. Belirli bir parametreler dizisi altında, Nash-Markov dengesi en düşük saklama maliyetine sahip malın değişim aracı olduğu dengedir. Bun dengeye "temel denge" (fundamental equilibrium) denmektedir. Başka bir parametre dizisi içinse; eşsiz dengeden en düşük ve en yüksek saklama maliyetlerine sahip malların her ikisinde dolaşımda değişim aracı

olarak kabul edilmektedir. Bu dengeye ise "spekülatif denge" denilmektedir.

Literatürde rastlanan ilgili modellerden bazıları Jones'ın (1976) çalışmasını takiben yapılmıştır ki; bu çalışmada bir çok mal değişim aracı olarak dolaşımda yer almaktadır. Iwai (1988)'nin çalışmasında ise beklentiler tamamen rasyonelken oyuncular yalnızca basit ticaret kalıplarını seçebilmektedirler. Ardışık pazarlık teorisiyle ilgili çalışmalarda da Kiyotaki-Wright çalışmasındakine benzer karşılaştırma yapılarına rastlanmaktadır, [Mortensen (1982), Rubenstein ve Wollinsky (1985), Gale (1986)]

1993 yılında Kehoe, Kiyotaki ve Wright, Kiyotaki-Wright modelini, modelde karışık strateji dengelerine ve dinamik dengelere de yer vererek genişletmişlerdir. Durağan durum dengelerinin karışık stratejilerde her zaman var olduğunu göstermişler ve eşsiz bir saf strateji varlığında yeni karışık stratejili durağan dengelerin ortaya çıkabileceğinden bahsetmişlerdir.

Yiting Li (1995), çalışmasında, bir ekonomide malların para olarak seçimi üzerindeki bilgisel döngüleri özelleşmiş üretim ve tüketimle birlikte analiz eder. Li'ye göre, insanlar üretmedikçe ya da tüketmedikçe iktisadi çevrede dolanan malları tanımazlar. Li aynı zamanda kişisel bilginin oyuncuların gönüllerindeki arasındaki etkileşim üzerindeki etkisine bakmıştır. Buna göre Li, en düşük saklama maliyetine sahip malın tek ve eşsiz para olarak görev yaptığı bir dengenin varlığından bahsetmiştir. Bu durumla ilgili başka bir çalışma olan Cuadras-Morato (1994) çalışması kişisel bilgiyi Kiyotaki-Wright'ın modelinde içselleştirmekle birlikte, bu çalışmada çalışmada farklı sorunsallar ele alınmıştır.

Marimon, McGrattan ve Sargent (1990), Kiyotaki Wright'ın iktisadi çevresinde doğan dengeleri test etmek üzere yapay zekâya sahip oyuncuları kullanmışlardır. Oyuncular karar vermek üzere ortak bir sınıflayıcı sistemi kullanmaktadırlar. Marimon, McGrattan, ve Sargent çalışmalarında iki farklı sınıflayıcı sistemle uğraşmışlardır. Birinci tür sınıflayıcı sistemde mümkün olan bütün kuralların tam bir sıralaması oluşturulmuştur. İkinci tür sınıflayıcı sistemde ise Holland'ın genetik algoritmasının modifiye edilmiş bir

versiyonu kullanılmıştır. Bu ikinci durumda, kurallardan bazıları elimine edilirken kurallar popülasyonun içinde bazı yeni kurallar enjekte edilmiştir. Marimon McGrattan ve Sargent (1990), modellerinde tecrübeye yer vermezler. Sonuç olarak; "temel denge" durumunda Nash stratejilerine doğru bir yakınsama gözlemlerlerken, "spekülatif denge" de yakınsamaya erişememişlerdir.

Brown'un 1995'te yaptığı çalışma Kiyotaki-Wright'ın paranın bir değişim aracı olarak nasıl ortaya çıktığına dair ilginç bir deneysel çalışma niteliği taşımaktadır. Brown'un iktisat öğrencileriyle birlikte yaptığı lâboratuvar çalışmalarına göre; bireyler iktisadi devredeki mallardan birini takas aracı olarak kullanma eğilimdedirler, ancak örneğin 50 ticaret raundundan sonra bile tahmin edilen kalıplardan çeşitli sapmalar gerçekleşmektedir. Brown'un modelinde objeler arasında bilgi ve tecrübe paylaşımına izin vermez.

4.2. KİYOTAKİ-WRIGHT MODELİ

Birinci durumda Kiyotaki-Wright (1989) çalışmasında olduğu gibi ajanların karar süreçlerinde optimal stratejiler izleyen ve diğerlerinin stratejilerinin rasyonel beklentiler olduğu ve eşleşmenin stokastik (rassal) dağılım üzerinden yapıldığı durumu ele alacağız.

İlk olarak Kiyotaki -Wright (1989) modelini burada kendi notasyonları ile yazalım.

İlk olarak fiziksel çevreyi tanımlayalım. Zaman kesikli ve sonsuza kadar devam etmektedir ve her bir buluşmada 1.ürün, 2.ürün ve 3.ürün olarak adlandırdığımız üç çeşit bölünemeyen ürün vardır. Oyuncular 3 tip kategoriye ayrılmışlardır ve her bir kategoride eşit sayıda ölümsüz ajan bulunmaktadır. Ajanlar üretim ve tüketim özelliklerinin her ikisine sahip olmakla beraber, i (1,2 ve 3) kategorisinde olan bir ajan sadece ürettiği dışındaki $i^* \neq i$ tüm i ürünlerini tüketiğinde fayda sağlayabilir. Model A'da I. kategori ajanları 2.malı üretiyor, II. kategori ajanları 3.malı üretiyor, III.

kategori ajanları ise 1.malı üretiyor. B Modelinde ise I. kategori ajanları 3.malı üretiyor, II. kategori ajanları 1.malı üretiyor, II. kategori ajanları ise 2.malı üretiyor. Tüm ürünler belirli bir maliyet altında depolanabiliyor, fakat ajanlar her bir zaman dilimi içerisinde bir birim saklayabiliyor. Depolama maliyeti ürüne ve kategoriye göre değişmekte ve $c_{(i,j)}$ i kategorisinde bir ajanın j ürününü depolama maliyetini göstermektedir. Buradaki modelimizde maliyetleri $c_{(i,3)} > c_{(i,2)} > c_{(i,1)} > 0$ şeklinde alacağız.

Her bir kategorideki ajan için U_i i ürününün tüketiminden kazanılan faydayı ifade ederken D_i de i^* ürününü üretirken meydana gelen yararsızlığı (disutility) ifade etmektedir ve $\beta \in (0,1)$ indirim faktörünü (discount factor) ifade etmektedir. Her bir oyuncu kendine ait ticaret stratejisine sahiptir ve tüketirken en yüksek faydayı sağlamak istemektedir. Tüketmediği zaman ise depolama maliyeti en az olan ürünü tercih etmektedir. Örneğin, III. kategorideki oyuncu ilerideki takas fırsatlarını önemsemeyerek, yukarıdaki maliyet sıralamasına göre önce 3. ürünü sonra 1. ürünü sonrada 2. ürünü, II. kategorideki oyuncu ise önce 2. ürünü sonra 1. ürünü sonrada 3.ürünü tercih edecektir. I. kategorideki oyuncu ise önce 1. ürünü sonra 2. ürünü sonrada 3. ürünü tercih edecektir. Her bir i beklenen faydayı şöyle ifade edebiliriz,

$$E \sum_{t=0}^{\infty} \beta^t [I_i^U(t) U_i - I_i^D - I_{ij}^c(t) c_{ij}] ,$$

$I_i^U(t)$ rastlantısal gösterge fonksiyonu oyuncu i ürününü tüketiğinde 1'e bundan farklı ise 0'a eşit. $I_i^D(t)$ ise oyuncu kedi ürününü i^* ürettiğinde 1'e bundan farklı ise 0'a eşit. $I_{ij}^c(t)$ ise oyuncu j ürününü depoladığında 1'e, bundan farklı ise 0'a eşittir. Tüketimin üretime eklendiği net fayda, $u_i = U_i - D_i$, oyuncunun ekonominin dışında kalmak istemeyecek kadar büyük olduğunu var sayıyoruz.

VARSAYIM A. Bütün i değerleri için, $u_i > (c_{i^*} - c_{ik}) / (1 - \beta)$, bütün k değerleri için. Bir t zamanında, i kategori ajanı kendi tüketim ürününü i elde edecek kadar şanslı ise, bu ürünü tüketir ve kendi üretim i^* ürününü üretir. Her bir i kategori oyuncusu her zaman elinde bir birim ürün bulundurmaktadır ve bu ürün kendi tüketim ürünü i (bu ürünü elde ettiğinde tüketeceği için) değildir.

Potansiyel eşleşme dağılımı $P(t) = [\dots p_{ij}(t) \dots]$ olarak tanımlanmaktadır, $p_{ij}(t)$ i kategori oyuncularının j ürününü t zamanında depolarında bulundurma oranını göstermektedir.

Böylece fiziki ortamı tanımlamış olduk. Şimdide davranışları tanımlama üzerinde duralım.

$$P(t) = P \quad \text{Tüm } t \text{ zamanları için.}$$

Eğer i oyuncusu j ürünü k ürünüyle değiştirirse $\tau_i(j, k) = 1$ aksi takdirde 0'a eşit olsun. Ne zaman i kategori oyuncusu j ürünü ile h kategori oyuncu k ürünü ile karşılaşırsa sadece ve sadece $\tau_i(j, k) * \tau_h(k, j) = 1$ olduğu takdirde ticaret yaparlar.

TANIM. Durağan durum Nash dengesi ticaret stratejileri kümesi τ_i her bir i kategori oyuncusu için bir, depoların durağan-durum denge dağılımı P ile birlikte maksimizasyon (her bir oyuncu i , verilen diğerlerinin stratejileri ve dağılımı p ile beklenen faydayı maksimize etmek için τ_i 'yı seçer) ve rasyonel beklentileri (verilen τ_i altında P sonuçlanan durağan-durum dağılımıdır.) karşılar

$V_i(j)$ her bir i kategori oyuncusu için j ürünü ile ticaret yapma fırsatı olduğunda verilen maksimizasyon stratejileri altında beklenen indirimli fayda olsun ($V_i(j)$ j ürünü ile ayrıldığında oluşan dolaylı faydadır). Ne zaman i kategori oyuncusu i ürünü elde eder ve tüketip ardından kendi üretim ürününü i^* üretirse fayda $u_i = U_i - D_i$ artı i^* ürünü depolamaktan oluşan dolaylı faydayı da eklersek, $V_i(i) = u_i + V_i(i^*)$, diğer

bir ifadeyle $V_i(i)=U_i-D_i+V_i(i^*)$ olur.

Bellman'nın dinamik programlama denklemini kullanarak (Bertsekas 1976) , i için $j \neq i$ ürününü depolama dolaysız faydası,

$$V_i(j)=-c_{ij}+\max \beta E[V_i(j')|j]$$

burada, $E[V_i(j')|j]$ ifadesi bir sonraki periyotun rastgele durumunda j', j koşuluna bağlı olarak V_i 'nın beklentisini göstermektedir.

Notasyonumuza $V_{ij} \equiv V_i(j)$ ile devam edelim, her $j \neq k$ optimal strateji aşağıdaki eşitliği karşılamaktadır,

$$\tau_i(j, k)=1 \text{ ancak ve ancak } V_{ik} > V_{ij}$$

denklem, i oyuncusu ancak ve ancak k 'nin sağladığı dolaylı faydanın j 'ninkinden fazla olduğu zaman j ürünü k için değişir.

A modeli olarak adlandırdığımız birinci durumda, I kategori oyuncu 2. ürünü üretmekte, II. Oyuncu 3. ürünü üretmekte, III. Oyuncu 1. ürünü üretmektedir. *Temel Denge* olarak adlandırdığımız durumda oyuncular her zaman depolaması düşük maliyetli olan ürünleri depolaması yüksek maliyetli ürünlere tercih etmektedirler. *Spekülatif Denge* olarak adlandırdığımız diğer durumda ise, bazen oyuncular depolaması yüksek maliyetli olanı daha az maliyetli olan ürene tercih etmektedirler, tabi burada oyuncular tüketmek istedikleri ürün için bunu yapmamaktadırlar, bu işlemi daha sonradan tüketmek istedikleri ürünle değiştirmek için yapmaktadırlar, rasyonel olan ve pazarlanabilir olan bu olduğu için.

Temel stratejiler tüm i değerleri için $V_{ii} = \max_j V_{ij}$ (oyuncular her zaman kendi

tüketim ürününü tercih etmektedirler) ifadesiyle ve $V_{12} > V_{13}, V_{21} > V_{23}, V_{31} > V_{32}$ (diğer durumlarda depolaması düşük maliyetli ürünleri tercih etmektedir) eşitsizlikleri ile tanımlanmıştır.

Temel Denge için muhtemel karşılaşmalar ve ticaret stratejileri:

I. oyuncu II. Oyuncu ile karşılaşması durumunu ele alalım,

I. kategorideki oyuncuyu ele alalım. I. Oyuncu 2. ürünle birlikte karşılaşmaya hazır olduğunda, c_{12} kadar depolama maliyeti öder ve bir sonraki periyot için I,II ve III kategori oyuncularından her biri ile $1/3$ ihtimalle karşılaşır. Eğer kendi kategorisinden bir oyuncu ile (I. Kategori) karşılaşırsa alış-veriş olmaz, ve 2.ürünü elinde tutarak V_{12} dolaylı faydasıyla ayrılır. Eğer II kategorideki bir oyuncu ile p_{21} (II. Kategorideki oyuncunun 1. ürünle karşılaşmaya gelmesi olasılığı) olasılığı ile karşılaşırsa çift taraflı uyuşma olacaktır ve I oyuncu $u_1 + V_{12}$ faydası ile ayrılacaktır, p_{23} olasılığı ile karşılaşılırsa, I oyuncunun V_{12} veya V_{13} faydasıyla kalma seçeneği olacaktır (II. Oyuncu 2. ürün için her zaman 3. ürünü değiştirmek istemektedir.) Son Durumda ise I. Oyuncu III. Oyuncu ile karşılaşacaktır bu durumda herhangi değıme olmayacaktır, çünkü III. Oyucu 2. ürünü hiçbir zaman 2. ürünü tercih etmeyecektir böylece I oyuncu V_{12} ile ayrılacaktır. Bu durumda V_{12} dolaylı faydası,

$$V_{12} = -c_{12} + (\beta/3)[V_{12} + (p_{21})(u_1 + V_{12}) + p_{23} \max(V_{12}, V_{13}) + V_{12}]$$

Benzer şekilde I. Oyuncunun 3. ürünle birlikte diğer oyuncularla karşılaşmasından,

$$V_{13} = -c_{13} + (\beta/3)[V_{13} + V_{13} + (p_{31})(u_1 + V_{12}) + p_{32} \max(V_{12}, V_{13})]$$

Burada $V_{12} > V_{13}$ ancak ve ancak koşulunda $c_{13} - c_{12} > (p_{31} - p_{21})u_1 \beta/3$ olduğunu

gösterebiliriz, buda p_{ij} için parametre ve değerleri hesaplamamızda ve böylece I. Oyuncu için diğerleri tarafından oynanan temel oyuna en iyi tepki olarak kullanılır.

I. Oyuncu için V_{12} 'nin, V_{13} 'ten büyük olduğu varsayımını yaparsak, denklemler,

$$V_{12} = -c_{12} + (\beta/3)[V_{12} + (p_{21})(u_1 + V_{12}) + p_{23}V_{12} + V_{12}] ,$$

$$V_{12} = -c_{12} + (\beta/3)[V_{12} + p_{21}u_1 + p_{12}V_{12} + p_{23}V_{12} + V_{12}] ,$$

$$V_{12} = -c_{12} + (\beta/3)[V_{12} + p_{21}u_1 + V_{12}(p_{12} + p_{23}) + V_{12}] ,$$

Burada, I. Oyuncunun II. Oyuncu ile karşılaşma durumunu ele aldığımız için p_{21} , II. Oyuncunun 1. ürünle karşılaşmaya gelmesi olasılığı ve p_{23} , II oyuncunun 3. ürünle karşılaşmaya gelme olasılığı toplamının 1'e eşittir. (II oyuncu karşılaşmaya Hiçbir zaman 2.ürünle gelmeyeceği için p_{22} sıfır'a eşittir.) Bu ifadeyi genel olarak $\sum_j (p_{ij}=1), p_{ii}=0$ tüm i değerleri için, ifadesiyle tanımlayabiliriz.

Böylece denklemimizi,

$$V_{12} = -c_{12} + \beta/3[3 * V_{12} + p_{21}u_1] , (1) \text{ haline ve } V_{13} \text{ 'ü de,}$$

$$V_{13} = -c_{13} + (\beta/3)[V_{13} + V_{13} + (p_{31})(u_1 + V_{12}) + p_{32}V_{12}]$$

$V_{13} = -c_{13} + (\beta/3)[2 * V_{13} + p_{31}u_1 + V_{12}]$, (2) haline gelir. İki denklemi birbirinden çıkarırsak,

$$V_{12} - V_{13} = c_{13} - c_{12} + \beta/3[2(V_{12} - V_{13}) + u_1(p_{21} - p_{31})] ,$$

$$(1 - (2\beta/3))(V_{12} - V_{13}) + (\beta/3)(p_{31} - p_{21})(u_1) = c_{13} - c_{12} ,$$

$$c_{13} - c_{12} \geq (\beta/3)(p_{31} - p_{21})(u_1) .$$

Eğer $c_{13}-c_{12} \geq (\beta/3)(p_{31}-p_{21})(u_1)$ kabul edersek,

$-c_{12} \geq (\beta/3)(p_{31}-p_{21})(u_1)-c_{13}$, elde ederiz, burdan (1) denklemini kullanarak,

$$V_{12} \geq (\beta/3)(p_{31}-p_{21})(u_1)-c_{13} + \beta/3[3*V_{12} + p_{21}u_1] ,$$

$V_{12} - (\beta/3)p_{31}u_1 - (\beta)V_{12} \geq c_{13}$. denklemini elde ederiz.

İkinci denklemini kullanarak da

$$V_{12} - (\beta/3)p_{31}u_1 - (\beta)V_{12} \geq (\beta/3)[2*V_{13} + p_{31}u_1 + V_{12}] - V_{13} ,$$

$[1-2\beta/3]V_{12} \geq [1-2\beta/3]V_{13}$ ve $[1-2\beta/3] \geq 0$ olduğundan,

$V_{12} \geq V_{13}$ olduğunu görürüz ve bu koşulda $c_{13}-c_{12} > (p_{31}-p_{21})u_1\beta/3$ denklemini sağlamış oluruz. Bu eşitsizlik şunu söylemektedir: 3.ürünün göreceli pazarlanabilirliği 2.ürününkiyle karşılaştırıldığında ki ancak ve ancak III oyuncunun 1. ürünle karşılaşmaya gelme olasılığının II oyuncunun 1. ürünle karşılaşmaya gelme olasılığından büyük olduğu dengedir, 2. üründen ziyade 3.ürünün saklama maliyeti indirimli fayda karını aşmaktadır.

Bu durumda Temel Denge'de durağan-durum depo dağılımları $(p_{12}, p_{23}, p_{31}) = (1, 0.5, 1)$ şeklinde olacaktır ve $c_{13}-c_{12} > 0.5u_1(\beta/3)$. Burada $p_{12}=p_{31}=1$ olduğundan I. ve III. oyuncular temel denge durumunda sadece kendi üretim ürünlerini kendi tüketim ürünleriyle değiştirmek için saklamaktadırlar burada I. oyuncu 3. ürünü depo maliyeti kendi ürününü olan 2.ürünün depo maliyetini aştığı için almamaktadır, ve III. oyuncuda 2. ürünün depo maliyeti kendi ürünü olan 1.ürünün depo maliyetini aştığı için tercih etmemektedir; diğer bir ifadeyle $p_{13}=p_{32}=0$ tanımlayabiliriz. II. Oyuncu ise kendi üretim ürünü olan 3.ürünün depolama maliyeti en

yüksek olduğu için 1.ürünü karşılaştığında daha sonra kendi tüketim ürünüyle değiştirmektedir ve böylece hem kendi üretim ürününü olan 3.ürünü hemde 1,ürünü eşit olasılıkla bulundurmaktadır ($p_{23}=p_{21}=0.5$) . Bu durum II oyuncuya *ara-adam* rolünü vermekte, 1.ürün değişim aracı olmakta veya ürün-para olmaktadır.

$c_{13}-c_{12}<(p_{31}-p_{21})u_1\beta/3$ Durumunda ise, tüm oyuncular için dengeyi sağlamamaktadır. Bu durumda I. oyuncu için en iyi tepki 3.ürün için ki daha fazla saklama maliyeti olmasına rağmen daha fazla pazarlanabilir olduğu için ve sonrasında daha fazla fayda sağlayacağı için elindeki 2. ürünü değiştirerek temel oyunu speküle etmektedir.

II. oyuncunun III. oyuncular içinde yukardaki işlemleri yaptığımızda V_{12}, V_{23}, V_{31} ve V_{32} için yaptığımızda, $V_{21}\geq V_{23}$ ve $V_{31}\geq V_{32}$ olarak bulmaktayız.

I. oyuncu için ise iki durum olduğunu daha önceden bulmuştuk ($V_{12}\geq V_{13}$ durumunda $c_{13}-c_{12}>(p_{31}-p_{21})u_1\beta/3$ temel denge, $V_{13}>V_{12}$ ve $c_{13}-c_{12}<(p_{31}-p_{21})u_1\beta/3$ durumunda da ise durağan durum dengemizi spekülâtif dengeye çevirmektediriz.

Spekülâtif denge durumunda saklama stratejileri $(p_{12}, p_{23}, p_{31})=(0.5(\sqrt{2}), \sqrt{2}-1, 1)$ şeklinde değişmektedir ve böylece spekülâtif denge ancak ve ancak $c_{13}-c_{12}<(\sqrt{2}-1)(\beta/3)u_1$ durumunda sağlanmaktadır. Bu denge durumunda I. oyuncu da bazı durumlarda ara-adam rolünü üstlenir, 3. ürünü II. oyuncudan III. oyuncuya transfer eder ve 3.ürünü değişim aracı olarak kullanır. Bu denge durumunda 2 tane değişim parası vardır ve en çok saklanabilir ve daha az saklanabilir olarak sıralanmaktadır (1. ürün ve 3. ürün). I. oyuncunun 2. ürün yerine daha yüksek saklama maliyeti olan 3.ürünü saklamayı tercih etmesi, çünkü 3. ürünün daha fazla pazarlanabilir olması ve I. oyuncu için $V_{13}>V_{12}$ olması, nedeniyle bu denge durumunda I. oyuncu 3.ürünü saklamayı kendi üretimi olan 2.ürüne tercih etmektedir.

4. 3. KW ÇEVRESİ İÇİN SINIFLAYICI SİSTEMLERİN TANIMLANMASI

Sınıflayıcı sistemleri tanımlamadan önce ajanların ekonomideki gösterimini anlatan notasyonumuzu gösterelim. $\hat{A}=[1,2, \dots, A]$ Tüm ajanların kümesini gösterebiliriz. \hat{A} 'nın tipik elementi a ile gösterelim. Kiyotaki-Wright modelinde her bir kategori ajanından uzay zaman süreklisi olarak sürekli bir şekilde olduğunu varsaymıştı. Buradaki modelde bunu sınırlayacağız. Birinci A_1 ajanından I. kategoriden, ikinci A_1 ajanı II. kategoriden ve diğer A_1 ajanı ise III kategoridendir. Böylece, burada $A=3A_1$ olmaktadır.

Zamanın (t) ilk anında, a ajanı x_{at} ürününü taşımaktadır. x_{at} Değişkeni t zamanında a ajanının eşleşme öncesi durumundaki durumu tanımlamaktadır. Burada, rastgele bir eşleşme olmaktadır ve her bir eşleşmede her ajan a farklı bir ajanla $f_i(a)$ karşılaşmaktadır. Eşleşme işleminde sonra a ajanının ticaret öncesi durumunu şu şekilde göstereceğiz, $(x_{at}, x_{f_i(a)t})$. Bu çift'te $(x_{at}, x_{f_i(a)t}) \equiv z_{at}$ ifadesinde a ajanının hangi ürünü taşıdığı $f_i(a)$ ajanının ne taşıdığını kaydetmektedir.

t anında, λ_{at} a ajanının ticaret kararını gösterebiliriz.

$$\lambda_{at} = \begin{cases} 1 & \text{eğer } a \text{ ajanı } x_{at} \text{ ürününü } x_{p_i(a)t} \text{ ile değişim önerirse} \\ 0 & \text{eğer } a \text{ ajanı ticareti kabul etmezse} \end{cases}, \quad (1)$$

Burada sadece $\lambda_{at} \cdot \lambda_{f_i(a)t} = 1$ durumunda ticaret gerçekleşebilir.

x_{at}^+ ifadesi ticaret sonrası fakat tüketim öncesi a ajanının t zamanında elinde bulundurduğu ürünü gösterebiliriz. Bu ifadeyi şu şekilde gösterebiliriz.

$$x_{at}^+ = (1 - \lambda_{at} \cdot \lambda_{f_i(a)t}) x_{at} + \lambda_{at} \cdot \lambda_{f_i(a)t} x_{f_i(a)t}. \quad (2)$$

Ticaret işlemi gerçekleştikten sonra a ajanı elde ettiği ürünü x_{at}^+ ya tüketecektir Ya da bir sonraki periyoda taşıyacaktır.

$$y_{at} = \begin{cases} 1 & \text{eğer } a \text{ ajanı } x_{at}^+ \text{ ürününü tüketmeye karar verirse} \\ 0 & \text{eğer } a \text{ ajanı tüketmezse} \end{cases}, \quad (3)$$

Eğer a ajanı tüketmeye karar verirse, $y(a)$ ürününü üretecek ve $(t+1)$ zamanına taşıyacaktır. Burada Kiyotaki-Wright modeline göre ürünleri ve üreticileri yazarsak, $y(a)$ I. kategori oyuncu için 2. ürün, II. kategori oyuncu için 3. ürün, III. kategori oyuncu için ise 1. ürün olacaktır. $(t+1)$ periyotta a ajanının elindeki ürünü şöyle ifade edebiliriz;

$$x_{at+1} = y_{at} y(a) + (1 - y_{at}) [(1 - \lambda_{at} \cdot \lambda_{f,(a)t}) x_{at} + \lambda_{at} \cdot \lambda_{f,(a)t} x_{f,(a)t}]. \quad (4)$$

Şimdi oyuncuların ticaret ve tüketim kararlarının verdiği sınıflayıcı sitemimizi tanımlayalım. Her periyotta oyuncular birbirinden bağımsız iki sınıflayıcı sistem kullanılmaktadırlar. Birincisi ticaret sınıflayıcı sistemi, ticaret öncesi durumda, $z_{at} = (x_{at}, x_{f,(a)t})$, girdilerini toplamaktadır. Bu sınıflayıcı sistem, ticaret kararlarını hesaplamaktadır. İkincisi tüketim sınıflayıcı sistemi, ticaret sonrası ürünleri girdi olarak hesaplamakta ve tüketim kararını vermektedir. Her bir periyot da bu iki sınıflayıcı sistem birbirini takiben kullanılmaktadır, ve bunların hesaplama sistemleri aşağıdaki tanımlamayla birbirine bağlıdır.

Bir sınıflayıcı sistem aşağıdaki öğelerden oluşmaktadır:

- "sınıflayıcı" olarak adlandırdığımız üçlü dijital kod dizilerin (trinary strings) biraraya gelmesiyle oluşmaktadır,
- Sistemin gösterimi için veya dizilerin çözümlenmesi veya yönerge olarak

sınıflayıcıların durumlara eşleyerek/haritalayarak kararlara aktarmaktadır. Dizinin (string) birinci parçasında *durum (condition)* şifrelenmekte, ikinci parçasında *tepki/hareket (action)* şifrelenmektedir.

c) 'Diziler' listesi her bir sınıflayıcıya zamanın her bir anında $t=0,1,2...$ eklenmiştir.

Tablo 4. 1

Ürünlerin sınıflayıcıya şifrelenmesi

Kod/Şifre	Anlamı
1 00	1. Ürün
0 10	2. Ürün
0 00	3. Ürün
0 ##	1. Ürün değil
# 0#	2. Ürün değil
# #0	3. Ürün değil

d) Sistem, dışsal mesajları içeri okumak içindir veya uygun olan sınıflayıcı setlerin tanımlanması içindir buda sınıflayıcılar setinin durumlarının/koşullarının her bir andan eşleşmesidir.

e) 'Mezat Sistemi' (auction system) uygun sınıflayıcılarının t anında karar vermesine tastiklemeyi belirlemek içindir. Tüm sınıflayıcılar arasında t zamanında hangisinin durum/koşul (condition) kısmı asıl durumla eşleşiyorsa, mezat'taki (bir çeşit açık artırma sistemi gibi) en yüksek teklif gerçek zamanlı kararın verilmesini sağlar.

Şimdide, bu elementlerin Kiyotaki-Wright çevresinde uygulayalım. İlk olarak trampa sınıflayıcı sistemi ele alalım, buda takas öncesi durum 'u, z_{at} takaslama kararına haritalamaktadır. Sınıflayıcı sistem 7 rakam uzunluğundaki üçlü (trinary) dizilerden oluşmaktadır. İlk üç rakam ajanın kendi deposunu, sonraki üçüncü rakam takas eşinin deposunu ve son rakam ise takas kararını göstermektedir.

Ajanın Deposu		Eşleştiği Ajanın Deposu			Takas Kararı
1	00	0	0	1	1
1	00	#	#	0	0

a ajanının takas sınıflayıcı sistemi birçok sınıflayıcılar dan oluşmaktadır. $e=1,2,\dots,E_a$ İndeksi bu sınıflayıcıların derlemesi olsun. Burada takas sınıflayıcı sistemi için $3^3*3^3*2=1458$ sınıflayıcı olasıdır. Fakat bunlardan çoğu ilgisiz olduğu için bizim şartlarımıza uyan $6*6*2=72$ tane gerekli bu sistem için sınıflayıcımız vardır.

$S_e^a(t)$ ifadesi her bir takas sınıflayıcısının , $e \in (1,2,\dots,E_a)$, *etkili gücünü* (*strength*) ifade etsin. Etkili güç, $S_e^a(t)$, zaman içerisinde hesaplama sistemi tarafından belirlenen bir yollan gelişmektedir/evrimleşmektedir.

$$M_e(z_{at}) = [e : z_{at} \text{ sınıflayıcısının } e \text{ durum kısmıyla eşleşmektedir}] \quad (5)$$

$M_e(z_{at})$ 'nın üyeleri açık artırmada (auction), amaçları sınıflayıcı sistemin t zamanında a ajanının kararını verecek teklif vericiler (bidders) olarak sınıflanmaktadır.

$e_t(z_{at})$ İfadesi t zamanında takas yapma kararında kullanılan sınıflayıcının indeksini ifade etsin. , Böylece,

$$e_t(z_{at}) = \operatorname{argmax} [S_e^a(t) : e \in M_e(z_{at})] \quad (6)$$

Sınıflayıcıyla $e_t(z_{at})$, aksiyonu (takas et veya etme) λ_{at} olarak ifade ettik Yukardaki iki denklemde de, t zamanında a ajanı için doğru kararı veren en yüksek etkili gücü "müzayede/mezat sistemini tanımlamaktadır.

Tüketim sınıflayıcı sistem ise 4 rakamlı üçlü dizeden oluşmaktadır. İlk üç rakam ticaret sonrası fakat tüketim öncesi a ajanının elindeki ürünü şifrelemekte, x_{at}^+ .Son rakam ise tepki/karar (action) kısmını belirtmekte ve 1 ile şifrelendiğinde tüket, 0 ile

şifrelendiğinde ise tüketme anlamı taşımaktadır.

Tüketim sınıflayıcı dizisini de ise şu şekilde indeksleyebiliriz; $c \in [1, 2, \dots, C_a]$. a ajanının c sınıflayıcısına etki gücünü (strength) belirleyen ifadesini de $S_c^a(t)$ şeklinde tanımlayabiliriz.

$x_{at}^+ = (1 - \lambda_{at} \cdot \lambda_{f,(a)t})x_{at} + \lambda_{at} \cdot \lambda_{f,(a)t} x_{f,(a)t}$. İfadesini $x_{at}^+ \equiv (x_{at}, x_{f,(a)t})$. gösterelim ve

eşlenmiş sınıflayıcıları da $M_c(z_{at})$ şeklinde tanımlayalım.

$M_c(z_{at}) = [e : x_{at}^+ \text{ } c \text{ sınıflayıcısının durum kısmıyla eşleşmektedir}]$ (7)

$c_t(z_{at})$ ifadesinde t zamanında tüketim kararını veren sınıflayıcı olarak tanımlansın.

En yüksek etki gücündeki sınıflayıcı kararı verici olarak tanımlanır :

$c_t(z_{at}) = \operatorname{argmax} [S_c^a(t) : c \in M_c(z_{at})]$ (8)

Her bir takas sınıflayıcısına, e sınıflayıcısının toplamda kaç mezat kazandığını gösteren bir sayaç (counter) ekleyelim, $\tau_e(t)$.

$\tau_e^a(t) = \sum_{s=0}^t (I_e^a(s)) + 1$ (9)

Burada, her bir sınıflayıcının sayacını 1'le başlatıyoruz . E sınıflayıcısının t zamanında etki gücünü şu şekilde ifade edeceğiz;

$S_e^a(t) = S_{e\tau_e^a(t)}^a$.

Tüketim sınıflayıcısı sayacını da $\tau_c(t)$, ki bu t zamanında kazanılan toplam mezat

sayısını göstermektedir, şeklinde ifade edeceğiz.

$$\tau_c^a(t) = \sum_{s=0}^t (I_c^a(s)) + 1 \quad \forall e \quad S_c^a(t) = S_{c\tau_c^a(t)}^a \quad (10)$$

Eğer e sınıflayıcısının durumu eşleşmişse (buda şu demektir: eğer $e \in M_e(z_{at})$), e sınıflayıcısı $b_1(e)S_c^a(t)$ teklifini (bid) yapmaktadır, burada $b_1(e)$ e 'ye bağlı olarak pozitif bir oran göstermektedir. Eğer e sınıflayıcısı açık artırmayı/ihaleyi (auction), kazanırsa kendi teklifi kendi etki gücünden (strength) çıkarılacaktır. Kazanan teklif, hareketi sistemi karşılayan e 'lerin durumunda doğru getiren diğer sınıflayıcıların etki gücünü artırmaya ayrılacaktır. Teklif fonksiyonunu şu şekilde seçelim

$$b_1(e) = b_{11} + b_{12}\sigma_e \quad (11a)$$

burada, b_{11} ve b_{12} birden küçük pozitif bir sabittir ve, σ_e belirlenen sınıflayıcının özelliğini gösteren oranı ifade etmektedir. Burada $\sigma_e = 1/(1 + \text{dizenin içindeki } \# \text{ adeti kadar})$. Benzer şekilde $b_2(c)$ ifadesini de,

$$b_2(c) = b_{21} + b_{22}\sigma_c \quad (11b)$$

yine burada $\sigma_c = 1/(1 + \text{dizenin içindeki } \# \text{ adeti kadar})$.

$c \in M_c(z_{at})$ koşulunu sağladığında, c sınıflayıcısı $b_2(c)S_c^a(t)$ teklifi yapmaktadır.

$$S_{c\tau_c^a(t)}^a = S_{c\tau_c^a(t)-1}^a - \left(\frac{1}{(\tau_c^a(t)-1)} \right) \left[(1 + b_2(c)) S_{c\tau_c^a(t)-1}^a - \sum_e (I_e^a(t) b_1(e) S_{e\tau_e^a(t)}^a) - U_a(\gamma_{ct}^a) \right] \quad (12)$$

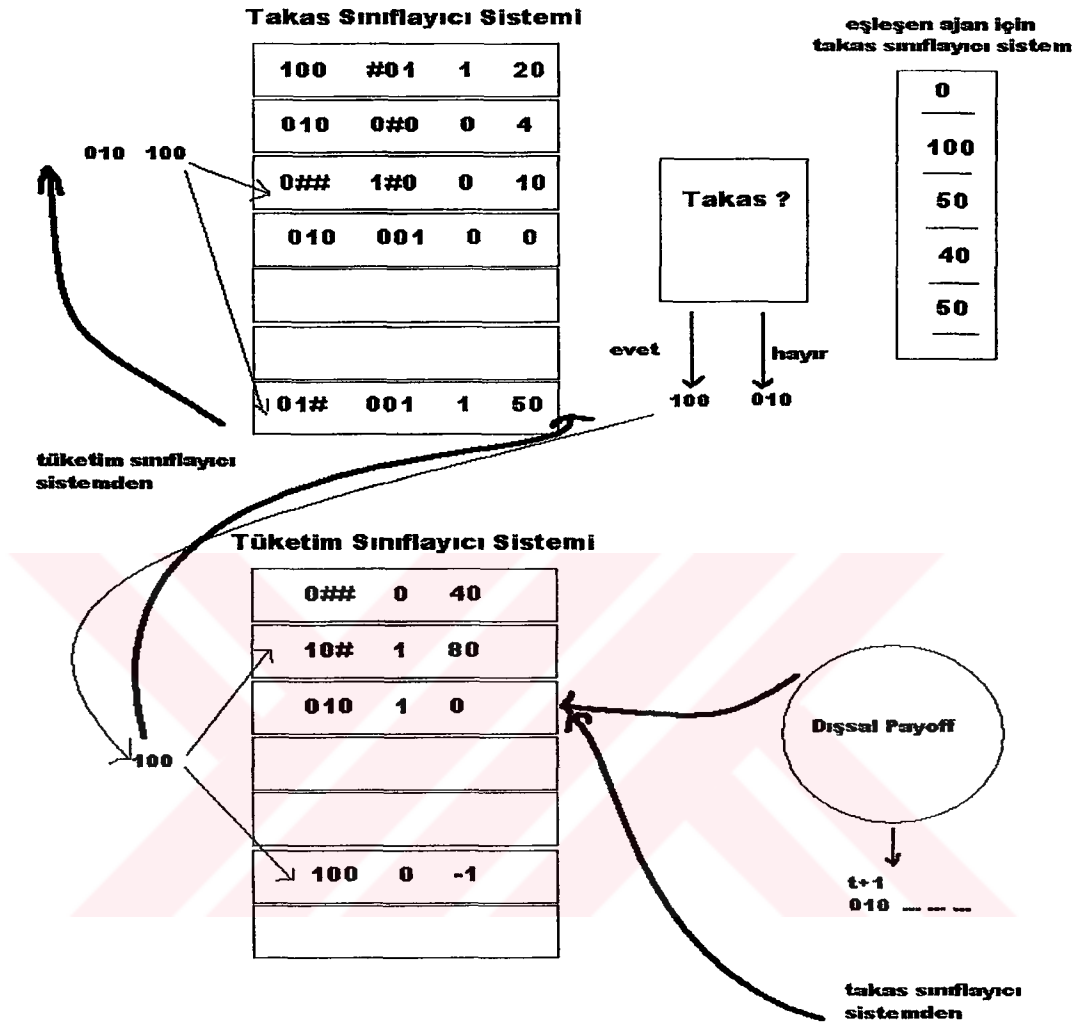
$$S_{e\tau_e^a(t)}^a = S_{e\tau_e^a(t)-1}^a - \left(\frac{1}{(\tau_e^a(t)-1)} \right) \left[(1 + b_1(e)) S_{e\tau_e^a(t)-1}^a - \sum_c (I_c^a(t) b_2(c) S_{c\tau_c^a(t)}^a) \right] \quad (13)$$

$U_a(\gamma_{ct}^a)$ kazanan tüketim sınıflayıcısı c son tüketim kararını, γ_{ct}^a verdiğinde harici/dışsal payoff'u ifade etmektedir. Eğer takas sonrası t zamanında durum x_{at}^+ ise,

$$U_a(\gamma_{ct}^a) = \gamma_{ct}^a [u_i(x_{at}^+) - s(f(a))] + (1 - \gamma_{ct}^a) s(x_{at}^+) \quad (14)$$

Aşağıdaki figürde takas ve tüketimin sınıflayıcı sistemlerinin I kategori oyuncu ile nasıl etkileştiklerini görmekteyiz. t zamanında durum 010 100 şeklinde şifrelenmekte ve I. kategori oyuncunun 2 ürünü depoladığı ve 1.ürünü depolayan bir başka oyuncu ile karşılaştığını anlatmaktadır. Burada sadece etki gücü 50 olan ve 10 olan iki sınıflayıcı bu durumdadır. 50 etki gücünde olan sınıflayıcı kararı vermektedir ve takas işlemi önermektedir. Eğer karşı tarafta takas önerirse, oyuncu takas işleminden 100 ile şifrelenen ve 1. ürünü ifade eden şifre ile çıkacaktır. Bu şifre ise tüketim sınıflayıcı isteminde 2 tane sınıflayıcıyla eşleşmektedir ve bunların etki güçleri sırasıyla 80(tüket) ve -1(tüketme) 'dir. Burada oyuncu dışsal bir payoff ile ürünü tüketmektedir. Kalın çizgiler ödemenin (payoff) akışını göstermektedir ve t zamanında meydana gelen bu olayda kazanan tüketim sınıflayıcıdan, kazanan takas sınıflayıcıya ve t zamanındaki kazanan sınıflayıcıdan da $t-1$ zamanındaki kazanan tüketim sınıflayıcıya bir olmaktadır.

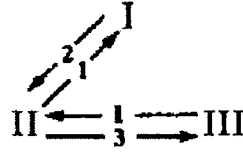
Kiyotaki-Wright modelimizde a ile gösterdiğimiz ajanları $i=1,2,3$ ile göstermiştik, burada da formülasyonda kullandığımız a alfabetini i ile değiştirelim ve başlangıç etki güçlerini $S^i(0)$ şeklinde ifade edelim.



Şekil 4.1. Sınıflayıcı sistemler içinde, I. oyuncu için, ödeme (payoff) akış şemasına bir örnek: koyu çizgilerde transfer ödemeleri, karar akışları ise ince çizgilerle gösterilmiştir.

4.4. KW DURAĞAN DURUM DENGELERİNİN SINIFLAYICI SİSTEMLERLE DESTEKLENMESİ

4.4.1. Kiyotaki-Wright'ın Temel Dengesi



Şekil 4.2. Temel denge durumunda mal takas akışı

Daha önce temel denge durumunda 1. ürünün temel değişim aracı olarak kullanıldığını ve I. oyuncunun sadece 2.ürünü depoladığını ve sadece 1.ürünle değiştirdiğini, III. oyuncunun ise sadece 1.ürünü elinde bulundurduğunu ve sadece 3.ürünle değiştirdiğini, II. oyuncunun ise $\frac{1}{2}$ olasılığında 1. ürünü, $\frac{1}{2}$ olasılığında ise 3. ürünü, 2.ürünle değiştirmek için bulundurduğunu bulmuştuk.

Denge durumunu

$\pi_i^h(k) =$ t zamanında i kategorisindeki oyuncunun k ürününü elinde bulundurma olasılığı.

$\pi_i^h(k) =$ t zamanında rastgele seçilen herhangi bir oyuncunun k ürününü elinde bulundurma olasılığı.

$\pi_i^e(kj) =$ t zamanında i kategorisindeki oyuncunun j ürünü için k ürününü değiştirme olasılığı.

$\pi_i^e(kj|k) = t$ zamanında i kategorisindeki oyuncunun, t zamanın başlangıcında k ürününü bulunduran, j ürünü için k ürünün değiştirme olasılığı.

Not: Bu ifade i kategori oyuncusunun j ile k ürününü takas etmeye elinde k ürününü bulundurduğunda gönüllü olmasını ifade etmektedir.

$\pi_i^c(k) = t$ zamanında i kategori oyuncusunun k ürünün tüketme olasılığı.

$\pi_i^c(k|k) = t$ zamanında i kategori oyuncusu k ürününü tüketme olasılığı, takas sonrası elinde k bulundurması durumunda.

(15)

$\pi_i(i|k) = t$ zamanında i kategori oyuncunun elinde k ürününü bulundurma olasılığı.

Not: i kategori oyuncunun başlangıçta elinde k malı olması durumunda, bu k malını, j malı ile takas etmeyi istemesi olasılığını $\hat{\pi}_i^e(kj|k)$ notasyonu ile gösterilir. Ayrıca

$$\pi_i(i|k) = \pi_i^h(k) / \left(\frac{1}{3}\right) \sum_i \pi_i^h(k), \quad \pi_i^e(kj) = \pi_i^e(kj|k) \pi_i^h(k) \quad \text{ve}$$

$$\pi_i^h(k) = \left(\frac{1}{3}\right) \sum_i \pi_i^h(k) \quad \text{da not edebiliriz.}$$

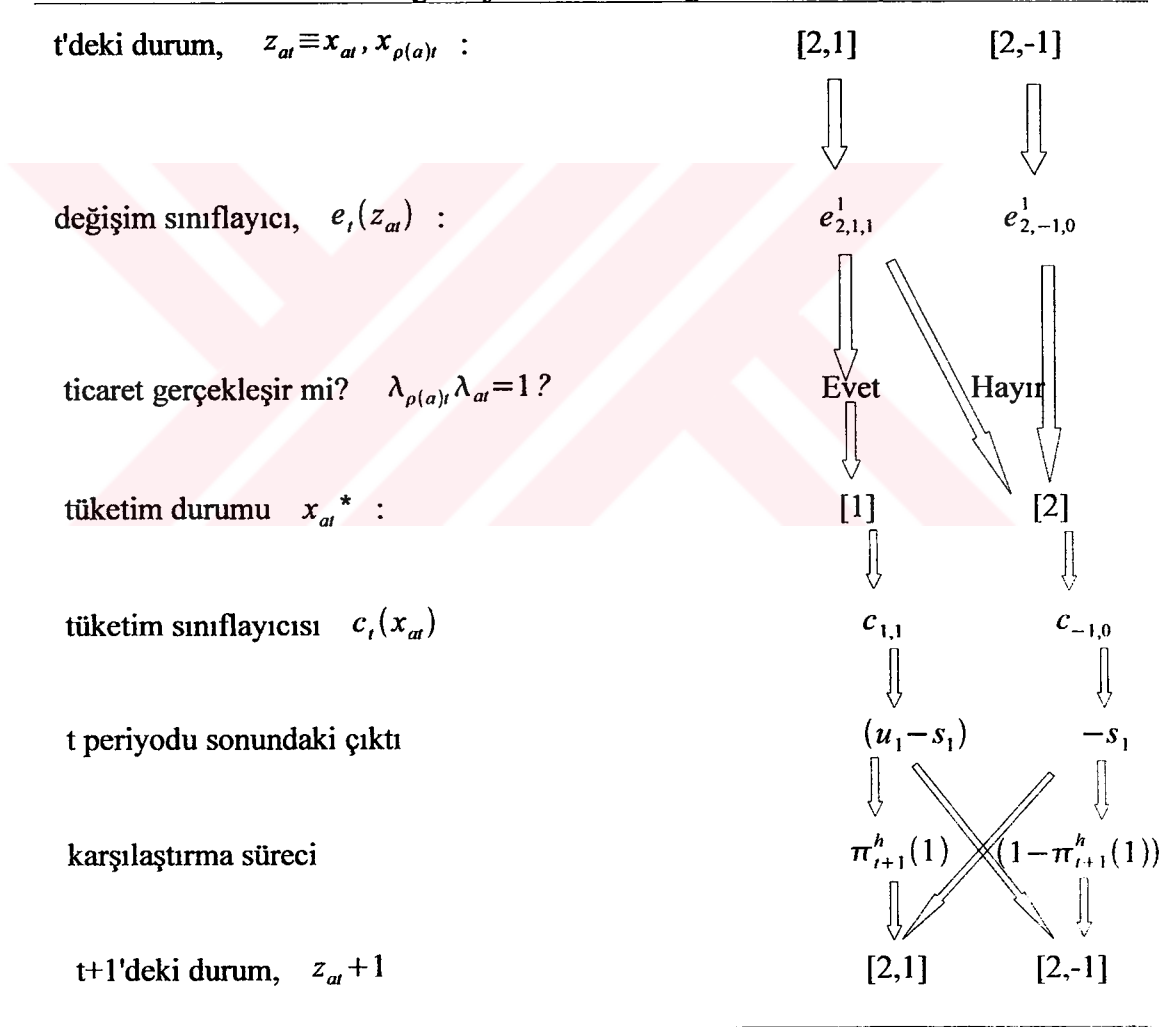
$\Pi_i = i, j, k$ için tanımlanmış olasılık kümesinin bütünü Kiyotaki ve Wright'ın durağan dengesinin zamanla değişmediği varsayımı altında $\Pi_i = \Pi$ olur. Tablo 5b'de Kiyotaki ve Wright'ın temel dengenin Π 'leri gösterilmektedir.

Burada stratejilerin, Kiyotaki-Wright'ın "temel denge" sinin sınıflayıcı bir sistem olarak ifade edebileceğini nasıl desteklediklerini açıklanmaktadır. Sınıflayıcılar için şöyle ek bir notasyon kullanılmaktadır: $e_{k,j,d}^i$ i kategori ajanının takas sınıflayıcısını gösterir ki 'eğer k malını saklıyorsam elinde j malı olan bir ajanla karşıya gelirim ve değişim takas kararım d olur; $d \in 0$ yada 1 ifadesini temsil eder. Benzer şekilde i kategori ajanın tüketim sınıflayıcıları $c_{k,d}^i$ formundadır ve Takas işleminin sonunda, elimde k

malı varsa, tüketim davranışım d olur ifadesini temsil eder. Daha genel kurallar için ' j ürünü değil'i belirlemesi için -j alt işareti 'herhangi bir mal' için de # alt işareti kullanılır. Yani; örneğin $e_{2,-1,0}^1$, I. kategori ajanlarının 2. malı saklıyorsam, elinde 1 malı olmayan bir ajanla karşı karşıya gelir ve onunla ticaret yapmam' ifadesinin karşılığıdır, birde $c_{i,0}^1$ sınıflayıcısı ise I. kategori ajanlarının 'elimde hangi malı saklıyorsam saklayayım, değişim periyodu sonunda tüketim yapmayacağım'ı ifade eder.

Tablo 4.2

I. Kategori ajanın temel dengesindeki davranışı



Sınıflayıcı sistemlerin çalışması, yalnızca küçük bir kurallar kümesi ele alınarak basitleştirilebilir. I. kategori ajanlar için bu kurallar :

$e_{2,1,1}^1; e_{2,2,0}^1; e_{2,3,0}^1; e_{2,3,1}^1; e_{2,-1,0}^1; e_{3,1,1}^1; e_{3,-1,0}^1; c_{1,1}^1, c_{-1,0}^1$ Eğer $\{ e_{2,1,1}^1; e_{2,-1,0}^1; c_{1,1}^1; c_{-1,0}^1 \}$ Ya da alternatif olarak $\{ e_{2,1,1}^1; e_{2,2,0}^1; e_{2,3,0}^1; c_{1,1}^1, c_{-1,0}^1 \}$ sınıflayıcılar I. kategori ajanları tarafından kullanılan tek sınıflayıcı ise, I kategori ajanlarının davranışının 'temel denge' yi desteklediği söylenebilir. II. ve III. kategori ajanlarının da temel dengeyi destekleyen sınıflayıcıları tanımlanabilir. Bunlar, örneğin II. kategori için:

$e_{1,2,1}^2; e_{1,-2,0}^2; e_{3,1,1}^2; e_{3,2,1}^2; e_{3,3,0}^2; c_{2,1}^2, c_{2,0}^2$, III. kategori için $e_{1,3,1}^3; e_{1,-3,0}^3; c_{3,1}^3, c_{-3,0}^3$ dir.

Bu noktada, bu belirlenmiş sınıflayıcı kümelerin Kiyotaki-Wright temel dengesini nasıl desteklediğini biçimsel olarak tanımlamak da faydalı olacaktır. D_a a ajanı için takas ve tüketim sınıflayıcılarından oluşan belirli bir sınıflayıcı kümesi olsun. D_a 'nın, her z_{at} durumu için yapılacak hareketi tek ve eşsiz biçimde belirlemesi biçiminde algılanması gereken Hiçbir fazlalığa sahip olmadığı düşünülürse, bu D_a kümesi a ajanının z_{at} durumu için belirlenmiş bir stratejiyi temsil eder. Aşağıdaki tanım; bu sabit sınıflayıcı kümesi için optimaliteyi vermektedir.

Tanım: Diğer ajanların sabit sınıflayıcı kümeleri D_a ve olasılık dağılımları Π verili olsun. Her $a' \neq a$ için D_a sabit sınıflayıcı kümesi eğer a ajanı için bu kümeden daha fazla uzun dönem ortalama faydası getiren başka bir \tilde{D}_a kümesi yoksa; a ajanı için optimal olarak adlandırılır.

Durağan Nash dengesi şu şekilde tanımlanır:

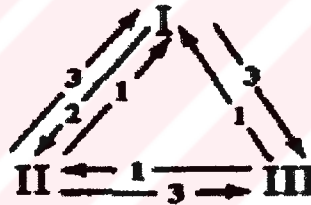
Tanım: Durağan Nash dengesi Π olasılık dağılımlarının ve sabit sınıflayıcı kümelerinin, $D_a = a = 1, \dots, A$ oluşturduğu bir kümedir, öyle ki;

- (1) Π ve D_a verili iken, $a' \neq a$ için D_a a ajanı için optimaldir.
- (2) $\{ D_a = a = 1, \dots, A \}$ ve rassal karşılaştırma teknolojisi her t için $\Pi_t = \Pi$ olduğunu belirtir.

Bu tanım Kiyotaki-Wright'ın sabit sınıflayıcı listeleri cinsinden yaptığı tanımın yalnızca alternatif bir gösterimidir.

Tablo 2, yalnızca aktif sınıflayıcıların I. kategori ajanları için temel dengeyi destekledikleri koşulu altındaki olaylar dizisini göstermektedir. Burada doğal olarak akıllara gelen soru, bu üç kategorideki ajanların sınıflayıcı sistemleri, gerçekten de Kiyotaki-Wright'ın temel dengesinin desteklendiği bir duruma yakınsayıp yakınsamayacaklardır. Bu soruyu yanıtlamak için bazı kavramlar açıklamadan önce Kiyotaki-Wright'ın modelindeki başka bir çeşit dengeden ve bu dengeyi destekleyen sınıflayıcı sistemden bahsetmekte fayda vardır. Bu da çalışmanın daha önceki bölümlerinde adı geçen spekülasyon dengedir.

4.4.2. Kiyotaki-Wright'ın Spekülasyon Dengesi



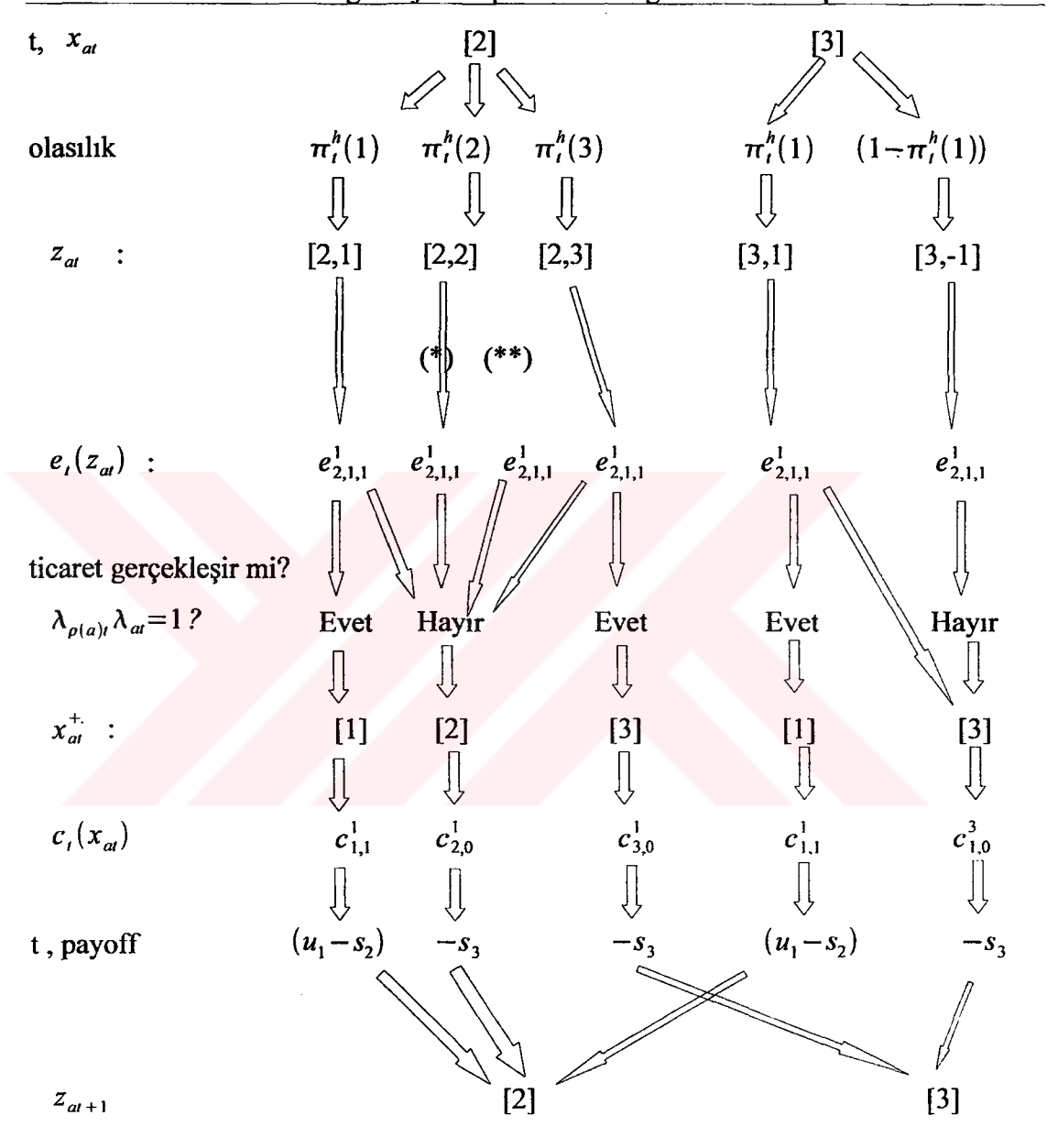
Şekil 4.3 Temel denge durumunda mal takas akışı

Kiyotaki ve Wright, temel denge ile birleştirilmiş bir ticaret kalıbının modellerinde mümkün olan tek denge olmadığını göstermişlerdir (temel denge şekil 2 de gösterilmiştir). Şekil 3'de görüldüğü gibi spekülasyon dengeli bir ticaret kalıbının da gerçekleşebileceğini ispatlamışlardır.

Spekülasyon dengede, Tablo 3, kurallar alt kümesine tabi I. kategori ajanlarının bir sınıflayıcı sistemi için durağan rasyonel beklentiler dengesindeki olaylar akımını göstermektedir. Görüldüğü gibi Tablo 3'deki akımlar, noktalı (*) bağlantılar, alternatif bağlantılarıyla (**) yer değiştirirse temel sınıflayıcılar kümesine indirgenmektedirler (diğer bir deyişle, ajanlar 2 nolu malı 3 nolu malla değiştirmemeye karar verdilerse)

Tablo 4.3

I. Kategori ajanın spekülatif dengedeki davranışı



4.5. SINIFLAYICI SİSTEMLERDE YAKINSAMA KAVRAMLARI

Diğer ajanların uyguladıkları karar verme kurallarının verili olduğu varsayımı altında, a ajanına ait daha önce yukarıda belirttiğimiz denklemler (12) ve (13) nolu denklemler, S_i^a etki güçlerinde stokastik bir fark denklemleri sistemi oluştururlar. Üç kategori olan ajanların, $i=1,2,3$ hepsinin de sınıflayıcı sistemleri eşanlı olarak işlediklerinden, sistemin bütünüdürün davranışı yukarıdaki iki denklemin fark denklemlerinin oluşturduğu sistem tarafından belirlenir. $S^i(t)$ Bir kategori i ajanı için etki gücünü gösterebilir. Yukarıdaki iki denklem tarafından belirlenen etki güçleri uzayında durağan bir noktaya yakınsayıp yakınsamadığını, yakınsıyorsa da bu durağan noktanın Kiyotaki-Wright temel dengesini destekleyip desteklemediğini soruşturmak doğaldır.

Bu sistemle ilgili henüz bir yakınsama analizine girilmemiştir ancak bu analizin nasıl kurgulanacağı ile ilgili fikirler stokastik yaklaştırma (stochastic convergence) literatüründeki fikirlerle şekillenmektedir.

Stokastik yaklaştırma literatüründe yukarıdaki iki denklemlerin herhangi bir limit noktası (S_c^a, S_e^a) her c ve e için şu denklemleri sağlamalıdır.

$$E[(1+b_2(c)S_c^a - \sum_e I_e^a(t)b_1(e)S_e^a - U_a y_c^a)] = 0 \quad (17)$$

$$E[(1+b_1(c)S_e^a - \sum_c I_c^a(t)b_2(c)S_c^a)] = 0$$

verili bir a için (17) numaralı denklemlerin çözümleri, S_c^a, S_e^a ajan a 'nın durağan güçler kümesi (stationary set of strengths) olarak tanımlanır. Ajan a için böyle bir küme verili iken, her z_{at} durumunda açık artırma (auction) kazanacak sınıflayıcı kümesi, $\{e, c\} = W_a(z_{at})$ belirlenebilir. Ajan a sınıflayıcılarını $W_a(z_{at}) = D_a$ şeklinde belirlemişse; burada D_a a 'nın Nash dengesindeki davranışını destekleyen sabit sınıflayıcı kümesini göstermektedir, o zaman $W_a(z_{at})$ ile belirtilen

durağan güçler kümesinin a ajanının durağan Nash dengesi davranışını desteklediği söylenir.

Bu tanımlamalar birçok soruyu da beraberinde getirmektedir. Birincisi, üç kategori ajan için de, $i=1.2.3$, durağan güçler kümesi verili iken, her üç kategori ajan için de $W_a(z_{at}) = D_a$ olduğu doğrumudur ? Yani farklı kategorideki ajanların sınıflayıcısı sistemlerinin durağan güçler kümesi, durağan bir Nash dengesini desteklemekte midir?

İkincisi, bir kategori i ajanı için $i=1.2.3$ sabit sınıflayıcılar kümesi, D_a , verili iken, bu sınıflayıcıyla kümeleri 17 numaralı denklemi çözmek için gerekli S_a güçler kümesinin var olmasını sağlar mı? Yani Nash dengesi güçlerde durağan bir nokta olarak desteklenmekte midir?

Üçüncü olarak, ajanların sınıflayıcı sistemlerini gerçek zamanda çalıştırılırsa (12) ve (13) nolu denklemler tarafından belirlenen sistem dengeye yakınsar mı ve bu yakınsama (17) nolu denklemin hangi çözümüne doğru olur.? (Stokastik yaklaşma teorisine göre yakınsama varsa, bu (17) nolu denklemlerin çözümlerinden birine doğru olacaktır.)⁴

4.6. SİMÜLASYON SONUÇLARI

Tablo. 4.4.

Ekonomilerin Tanımı

	Üretim			Depolama Maliyeti			Fayda	Denge Durumu
	I	II	III	1	2	3	u_i^a	
A1	2	3	1	0.1	1	20	100	Temel
A2	2	3	1	0.1	1	20	500	Spekülatif

Tablo 4'te, Temel ve Spekülatif denge için kullanılan parametreler özetlenmiştir. Bütün simülasyonlarda her kategori ajan için takas sınıflayıcıları sayısı 72'de ve tüketim

4 Bkz. Brian Arthur ve Carl Simon'un çalışmaları

sınıflayıcıları sayısı 12'de sabitlenmiştir. Şimdi de yapılan simülasyonların sonuçlarından bahsedeceğiz.

Tablo 5'te temel denge ekonominin durağan dengesini karakterize eden çeşitli olasılıklar gösterilmektedir. Bu olasılıklar simülasyonlarla karşılaştırılmaktadır. Tablo 5'de koşullu değişim olasılıkları rapor edilmektedir. Koşullu değişim olasılığı $\pi_j^e(jk|j)$ i ajanının, j malını k malıyla, başlangıçta elinde j malı olduğu verili iken, takas etme olasılığıdır. Bu olasılık listesinde bir aralık oluşursa, bu demektir ki bu aralıktaki her olasılık denge değerindedir. Olasılık listesinin arkasında bir soru işareti görünürse, bu; şart koşulmuş olayın dengede sıfır olasılığa sahip olması demektir. Sınıflayıcı sistemlerin tecrübe ile öğrenildiği düşünülürse, bir sınıflayıcı sistemin, sıfır olasılıklı olaylar için doğru ardışık denge davranışını öğrenmesini beklemek çok fazladır.

Tablo 4.5

$\pi_i^h(j)$	$j = 1$	$j = 2$	$j = 3$
$i = 1$	0	1	0
$i = 2$	0.5	0	0.5
$i = 3$	1	0	0

(b) Ekonomi A1 durağan dengedeyken i ajanının j malını bulundurma olasılığı

$\pi_i^e(jk)$	$j = 1$	$j = 2$	$j = 3$
$i = 1$	(0, 0, 0)	(0.167, [0, 0.333], 0)	(0, 0, 0)
$i = 2$	([0, 0.25], 0.167, 0)	(0, 0, 0)	(0.167, 0, [0, 0.083])
$i = 3$	([0, 0.5], 0, 0.167)	(0, 0, 0)	(0, 0, 0)

(c) Ekonomi A1 durağan dengesinde i ajanının j malını bulundurma ve k malı ile takas etme olasılığı. Tablodaki (i,j) girişi şu üçlüdür : $\pi_i^e(j1)$ $\pi_i^e(j2)$ $\pi_i^e(j3)$

$\pi_i^e(jk j)$	$j = 1$	$j = 2$	$j = 3$
$i = 1$	([0,1], 0, 0)?	(1,[0,1], 0)	(1, 1, [0,1])?

$i = 2$	$([0,1], 1, 0)$	$(0,[0,1], 0)?$	$(1, 1, [0,1])$
$i = 3$	$([0,1], 0, 1)$	$(1,[0,1], 1)?$	$(0, 0, [0,1])?$

(d) Ekonomi A1 için denge takas değişim stratejileri.(Soru işareti 0 olasılıklı olaylar için ardışık denge stratejilerini belirtmektedir.) Tablodaki (i,j) girişi şu üçlüdür:

$$\pi_i^e(j1|j) \quad \pi_i^e(j2|j) \quad \pi_i^e(j3|j)$$

$\pi_i^e(j)$	$j = 1$	$j = 2$	$j = 3$
$i = 1$	1	0	0
$i = 2$	0	1	0
$i = 3$	0	0	1

e) A1 ve A2 ekonomileri için denge tüketim stratejileri

Tablo 6'da Ekonomi A1'in uzun simülasyon sonuçları verilmektedir. Tablo 6d, 1000. periyottaki kazanan (cazip) sınıflayıcılardan oluşturulmuş ve tablo 5d'den alınan teorik tahminlerle karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak f'den k'ya kadar olan tablolar, t iterasyonunda aktive edilen her bir ajan tipi için en güçlü sınıflayıcıları göstermektedir. Tablo 6'teki sonuçlar, tablo 5'deki teorik sonuçlarla karşılaştırıldığında eldeki varlıkların dağılımının durağan denge dağılımlarına yakınsadığı görülür. Benzer şekilde, cazip sınıflayıcıların sistemi tarafından yürütülen takas ve tüketim stratejileri, gerçekte denge stratejileri ile örtüşmektedir. Örneğin; Tablo 6d şu şekilde okunabilir. I tipindeki bir ajanın değişimden sonra elinde 1 nolu mal varsa, ajan onu tüketir; listedeki hem birinci hem de ikinci sınıflayıcının şart kısmı karşılanmıştır, ancak birincinin gücü daha yüksek olduğundan kararları o belirler. Oyuncu 2 numaralı malı saklıyorsa onu tüketmez (ikinci ve üçüncü sınıflayıcıların şart kısımları karşılaştırılmıştır ancak ikinci daha yüksek güce sahiptir). Oyuncu 3 numaralı malı saklıyorsa, onu tüketir (3. sınıflayıcı uygun tek sınıflayıcıdır) Bu son karar yanlıştır ancak ajan I'nın 3 numaralı malı tüketim kararı için düşünme frekansı ihmal edilebilir. Bu yüzden yanlış maliyetli değildir.

Tablo 4. 6

Ajanların Sayısı	$A_1 = 50$
Sınıflayıcıların Sayıları	$E_a = 72, C_a = 12$
Fayda	$u_i = 100 \quad i=1,2,3$
Depolama Maliyeti	$c_1 = 0.1 \quad c_2 = 1 \quad c_3 = 20$
Başlangıç Etki Güçleri (Strengths)	$S_{e\tau_c^e(t)}^a = 0, S_{c\tau_c^e(t)}^a = 0$
Teklifler (Bids)	$b_{11} = 0.025 \quad b_{12} = 0.025$ $b_{21} = 0.25 \quad b_{22} = 0.25$

(a) Ekonomi A1 için kullanılan parametre değerleri

$\pi_{i500}^h(j)$	$j=1$	$j=2$	$j=3$
$i=1$	0	1	0
$i=2$	0.502	0	0.498
$i=3$	1	0	0

$\pi_{i1000}^h(j)$	$j=1$	$j=2$	$j=3$
$i=1$	0	1	0
$i=2$	0.506	0	0.494
$i=3$	1	0	0

(b) Ekonomi A1 için $t=500$ ve $t=1000$ 'de i ajanının j malını bulundurma frekansı

$\pi_{i500}^e(jk)$	$j=1$	$j=2$	$j=3$
$i=1$	(0, 0, 0)	(0.16, 0, 0)	(0, 0, 0)
$i=2$	(0, 26, 0, 0)	(0, 0, 0)	(0.17, 0, 0)
$i=3$	(0, 52, 0, 0.17)	(0, 0, 0)	(0, 0, 0)

$\pi_{i1000}^e(jk)$	$j=1$	$j=2$	$j=3$
---------------------	-------	-------	-------

$i = 1$	(0, 0, 0)	(0.17, 0, 0)	(0, 0, 0)
$i = 2$	(0, 27, 0.17, 0)	(0, 0, 0)	(0.19, 0, 0)
$i = 3$	(0, 51, 0, 0.19)	(0, 0, 0)	(0, 0, 0)

(c) Ekonomi A1 için $t=500$ ve $t=1000$ i ajanının j malını bulundurma ve k ürününü bulunduran başka bir ajanla bir araya gelerek onu takas etme olasılığı.

$\pi_{i1000}^e(jk j)$	$j = 1$	$j = 2$	$j = 3$
$i = 1$		(1, 0, 0)	
$i = 2$	(1, 1, 0)		(1, 1, 0)
$i = 3$	(1, 0, 1)		

(d) Ekonomi A1 için $t=1000$ 'de (j,k) koşullu i ajanı için kazanan sınıflayıcıların hareketleri.

Iterasyon	Sınıflayıcı				Etki Gücü
100	1	0	0	1	45.8
	#	#	0	0	-0.47
	0	#	#	1	-0.16

(f) $t=1000$ 'inci iterasyonda I. kategori oyuncu için en yüksek etki güçlü tüketim sınıflayıcıları.

Iterasyon	Sınıflayıcı							Etki Gücü
100	0	#	#	1	0	0	1	11.22
	0	#	#	0	1	0	0	-0.08
	#	#	0	0	0	1	0	-0.08

(g) $t=1000$ 'inci iterasyonda I. kategori oyuncu için en yüksek etki güçlü takas sınıflayıcıları.

İterasyon		Sınıflayıcı			Etki Gücü
100	1	0	0	0	0.0089
	0	1	0	1	49.04
	#	0	#	0	-10.90

(h) t=1000'inci iterasyonda II. kategori oyuncu için en yüksek etki güçlü tüketim sınıflayıcıları.

İterasyon		Sınıflayıcı					Etki Gücü	
100	#	#	0	#	#	0	1	4.86
	#	#	0	#	#	0	1	4.86
	#	#	0	#	0	#	0	0.0022
	0	0	1	1	0	0	1	0.002
	0	#	#	0	1	0	1	12.72
	0	#	#	0	#	#	0	-1.79

(i) t=1000'inci iterasyonda II. kategori oyuncu için en yüksek etki güçlü takas sınıflayıcıları.

İterasyon		Sınıflayıcı			Etki Gücü
100	#	0	#	0	-0.024
	#	#	0	0	-0.412
	0	0	1	1	31.62

(j) t=1000'inci iterasyonda III. kategori oyuncu için en yüksek etki güçlü tüketim sınıflayıcıları.

Iterasyon	Sınıflayıcı							Etki Gücü
100	#	0	#	#	0	#	1	- 0.01
	#	0	#	0	1	0	0	- 0.01
	#	0	#	0	0	1	1	7.78

(k) t=1000'inci iterasyonda III. kategori oyuncu için en yüksek etki güçlü takas sınıflayıcıları.

Ekonomi A2'nin ekonomi A1'den farklılaştığı tek nokta ajanların arzu ettikleri malı tüketmelerinden elde ettikleri fayda miktarının 100 (100 birim fayda) yerine 500 (500 birim fayda) olmasıdır. Parametrelerdeki bu değişimle birlikte yeterince yüksek indirgeme faktörleri için, Kiyotaki-Wright'ın ekonomisindeki tek ve eşsiz durağan denge daha önce bahsedilen spekülâtif dengedir. Spekülâtif dengeyi karakterize eden olasılıklar Tablo 7'de özetlenmiştir. Simülasyon ise Tablo 8'de özetlenmektedir.

Tablo 8, spekülâtif değil de temel bir dengenin varlığının karakteristiklerini göstermektedir. Tablo 8b ve 8c'deki sonuçlar, Tablo 7b-7c ve 5b-5c'deki teorik tahminler karşılaştırılırken, spekülâtif denge ile temel denge arasındaki en önemli farkın, spekülâtif dengedeki I. kategori ajanların 3 numaralı malı 2 numaralı mallarla değiştirmeyi isterken diğer dengede böyle bir durumun söz konusu olmamasıdır. Tablo 8d'de I. kategori ajanların 2 nolu malı 3 nolu mala takas etmeyi istedikleri görülmektedir. Yani: $i = I$ için $\hat{\pi}_j^e(jk|2)=(1,0,1)$ 'dir. Bu durum ekonomi A1'deki $\hat{\pi}_j^e(jk|2)=(1,0,0)$ olması durumuyla karşılaştırılmaktadır (bkz. Tablo 5d ya da 6d). Öyleyse, varlık tutma kalıplarının dağılımı nasıl olur da spekülâtif bir dengeyi destekleyememektedir ? Bu sorunun yanıtı I. tip ajanların tüketim sınıflayıcıları içinde bulunmaktadır. Spekülâtif dengeyi desteklemek için, kazanan tüketim sınıflayıcılarının saklanan mallar arasında ayırt edilebilmesi için yeterince özgün olmaları gerekir ki değişim sınıflayıcıları uygun bir şekilde telafi edilebilinsinler. Kazanan sınıflayıcıların, 3 numaralı malın fazladan tüketime yol açacak şekilde genellik düzeyleri ifade etmesi ve bilgiyi spekülâtif dengeyi destekleyecek şekilde tüketim sınıflayıcısından değişim

sınıflayıcısına göndermesinde başarısızlık ortaya çıkmaktadır.

Ekonomi A2'nin sonuçları yetersiz olmakla birlikte iki ilginç noktaya dikkat çekmektedirler. Birincisi bu sonuçlar kullandığımız algoritmanın eksikliklerini göstermektedir. İkincisi yapay zekâli ajanlarımızın fazla sabırsız olup olmadıkları sorunu gündeme gelmektedir.

Tablo 4. 7

$\pi_i^h(j)$	$j = 1$	$j = 2$	$j = 3$
$i = 1$	0	0.707	0.293
$i = 2$	0.586	0	0.414
$i = 3$	1	0	0

(b) A2 Ekonomisinin spekülâtif dengesinde i ajanının j malını bulundurma olasılığı

$\pi_i^e(jk)$	$j = 1$	$j = 2$	$j = 3$
$i = 1$	(0, 0, 0)	([0, 0.269], 0.138, 0.097)	(0.097, 0, [0, 0.029])
$i = 2$	([0, 0.269], 0.138, 0.057)	(0, 0, 0)	(0.138, 0.098, [0, 0.098])
$i = 3$	([0, 0.528], 0, 0.235)	(0, 0, 0)	(0, 0, 0)

c) A2 Ekonomisinin spekülâtif dengesinde i ajanının j malını bulundurma ve k malıyla takas etme olasılığı.

$\pi_i^e(jk j)$	$j = 1$	$j = 2$	$j = 3$
$i = 1$	([0,1], 0, 0)?	(1,[0,1], 0)	(1, 0, [0,1])?
$i = 2$	([0,1], 1, 0)	(0,[0,1], 0)?	(1, 1, [0,1])
$i = 3$	([0,1], 0, 1)	(1,[0,1], 1)?	(0, 0, [0,1])?

d) A2 ekonomisi için spekülâtif denge takas stratejileri.

Sabır tecrübe gerektirir. Sınıflayıcı sistem içerisindeki aktarma sistemi uzun dönem ortalama güçlerle yakınsayacak şekilde tasarlanmıştır. Limitte yapay zekâlı ajanlar uzun dönem ortalama getirilerini maksimize edecek şekilde davranmalıdırlar. Çünkü durağan durum etki güçleri getirileri görece frekanslarına göre ağırlıklandırır. Ancak optimal kuralların istenen güçlere ulaşması zaman alır. Başlangıçta yapay zekâlı ajanların davranışları oldukça müyopik olabilir. Ekonomi A2 gibi, dengenin doğasının indirgeme oranıyla birlikte değiştiği ekonomilerde, bu başlangıçtaki miyop olma durumu; ekonomiyi, örneğin; temel denge gibi düşük indirgeme faktörlü durağan bir dengeye yöneltecek şekilde ters bir etki yapabilir. Üzerinde çalıştığımız algoritma bu tutukluğu önlemek için yeterince tecrübe sağlamalıdır. ⁵ Var olan algoritma çalıştırılan uzun simülasyonlarda bile spekülasyon dengesi destekleyecek çok az deneyim içermesi bakımından hatalı gözükmektedir.

Tablo 4. 8

Ajanların Sayısı	$A_1 = 50$
Sınıflayıcıların Sayıları	$E_a = 72, C_a = 12$
Fayda	$u_i = 500 \quad i = 1, 2, 3$
Depolama Maliyeti	$c_1 = 0.1 \quad c_2 = 1 \quad c_3 = 20$
Başlangıç Etki Güçleri (Strengths)	$S_{e\tau_c^a(t)}^a = 0, S_{c\tau_c^a(t)}^a = 0$
Teklifler (Bids)	$b_{11} = 0.025 \quad b_{12} = 0.025$ $b_{21} = 0.25 \quad b_{22} = 0.25$

(a) A2 Ekonomisi için kullanılan parametre değerleri

⁵ Marimon ve Miller (1989 genetik algoritmalarla yaptıkları çalışmalarda 30 simülasyondan 25'inde Ekonomi A2'nin spekülasyon dengesi yakınsadığını görmüşlerdir.)

$\pi_{i500}^h(j)$	$j=1$	$j=2$	$j=3$
$i=1$	0	1	0
$i=2$	0.504	0	0.496
$i=3$	1	0	0

$\pi_{i1000}^h(j)$	$j=1$	$j=2$	$j=3$
$i=1$	0	1	0
$i=2$	0.466	0	0.534
$i=3$	1	0	0

(b) Ekonomi A2 için $t=500$ ve $t=1000$ 'de i ajanının j malını bulundurma frekansı

$\pi_{i500}^e(jk)$	$j=1$	$j=2$	$j=3$
$i=1$	(0, 0, 0)	(0.16, 0.17, 0.15)	(0.0, 0)
$i=2$	(0, 0.16, 0)	(0, 0, 0)	(0.17, 0.15, 0.04)
$i=3$	(0.52, 0, 0.17)	(0, 0, 0)	(0, 0, 0)

$\pi_{i1000}^e(jk)$	$j=1$	$j=2$	$j=3$
$i=1$	(0, 0, 0)	(0.18, 0.13, 0.19)	(0.0, 0)
$i=2$	(0, 0.18, 0)	(0, 0, 0)	(0.18, 0.19, 0.04)
$i=3$	(0.34, 0, 0.18)	(0, 0, 0)	(0, 0, 0)

c) Ekonomi A2 için $t=500$ ve $t=1000$ i ajanının j malını bulundurma ve k ürününü bulunduran başka bir ajanla bir araya gelerek onu takas etme olasılığı.

$\pi_{i1000}^e(jk j)$	$j=1$	$j=2$	$j=3$
$i=1$	(0, 0, 0)	(1, 0, 1)	(0, 0, 0)
$i=2$	(0, 1, 0)	(0, 1, 0)	(1, 1, 0)
$i=3$	(1, 0, 1)	(1, 1, 1)	(1, 0, 1)

(d) Ekonomi A2 için $t=1000$ 'de (j,k) koşullu i ajanı için kazanan sınıflayıcıların hareketleri.

4.7. KW ÇEVRESİNDE YAPILAN DENEYLER VE SİMÜLASYONLARIN KARŞILAŞTIRILMASI

Bu çalışmada daha önce de bahsettiğimiz gibi; Marimon, McGrattan ve Sargent (1990) ve Miller (1989) Kiyotaki-Wright'ın iktisadi çevresinde gerçekleşen dengeleri test etmek üzere yapay zekâlı ajanları kullanmışlardı. Her periyotta optimal kararları hesaplamak yerine; bu yapay zekâyâ sahip ajanların kararları basitleştirilmiş bir algoritmayla belirlenmişti. Bu çalışmaların sonuçlarına göre; modelin çoğu parametrisasyonu için, Nash stratejisi, baskın strateji olarak ortaya çıkarken, belirli şartlar altında tahmin edilen çıktılara ulaşılamamaktadır.

Paul M. Brown'un 1995 yılında yayınladığı makalesine değinecek olursak; Brown deneylerinde, bireylerin herhangi bir malı değişim aracı olarak uyarlayıp uyarlamayacaklarını test etmektedir. Bireylerin bir malı bu amaçla kullanmak istemesi, örneğin fayda fonksiyonunun içine paranın da konulması gibi ek kısıtların değişim aracı olarak kullanılan para için gereksiz olduğu yargısını desteklemektedir.

Deneylerde kullanılan bireylerin kararları ile yapay zekâlı ajanların kararları karşılaştırılırsa, sonuçta deneklerin az arzulanan bir malı başka ihtiyaçlarını karşılamak için sıklıkla takas ettikleri görülmüştür.

36 lisans öğrencisi ile yapılan deneylerin sonuçları takas edilen mallardan birinin değişim aracı olarak ortaya çıktığı sonucu desteklenirken; oldukça düşük bir piyasa etkinliğine yol açacak şekilde; deneklerin tamamının değil de yalnızca bir kısmının Nash stratejisi uygulandığı görülmüştür. Bunun nedeni, başlangıçta rasyonel sayılabilecek bir tepki iken; uzun dönemde bu Nash stratejisinden sapmaların optimal bir davranış biçimi olmadığı gözlenmiştir. Brown'a göre; deneklerle; spekülâtif dengeye ulaşılabilen yapay zekâlı ajanlar arasında zekâ, riskten kaçınma, sınırlı finansal

motivasyon ve ortamdaki tecrübe eksikliği gibi kavramlar, deneklerle algoritmaların ticaret kalıplarındaki farklılıklar bu gibi sebeplerden kaynaklanmaktadır.

John Duffy ve Jack Ochs isimli iki iktisatçının 1999 yılında birlikte yayımladıkları çalışmada da Kiyotaki-Wright 'ın çalışmasından esinlenilerek yapılmış lâboratuvar deneyleri anlatılmaktadır. Duffy ve Ochs, Kiyotaki-Wright'ın birçok parametrisasyonunu kullanarak; bu modelin denge dışı oyunla yaratılmış dinamiklerle uyumlu olup olmadığını araştırmışlardır. Duffy ve Ochs'un dizaynları da iki çeşit davranışsal değişken içermektedir. Bunlardan ilki; malların dağılımı ikincisi ise bir ajanın tüketim malının fayda değeridir. Bu davranışsal değişkenlere ek olarak; bilgideki manipülasyonların ya da başlangıç stoklarının davranışlar üzerinde herhangi bir sistematik etkisi olup olmadığını da test etmeye çalışmışlardır.

Duffy ve Ochs deneylerinde Marimon vd. ve Brown'un elde ettiği sonuçlara benzer sonuçlara ulaşırken, gerçekte Duffy ve Ochs'un çalışmasını diğerlerinden ayıran özelliklere sahiptir. Örneğin; Brown, Kiyotaki-Wright modelinin yalnızca tek versiyonunu ele alırken; Duffy ve Ochs farklı parametrisasyonlarla Kiyotaki-Wright modelinin bütün versiyonlarını ele almışlardır. İkincisi; yalnızca denge davranışı üzerinde durmayıp, bireylerin neden belirli stratejileri seçtikleri sorusuna da odaklanmışlardır.

Daha önce bahsettiğimiz gibi; Kiyotaki-Wright'a göre ajanlar inançlarını, veri bir malı ellerinde tutmanın beklenen karlılığa göre şekillendiriyorlarsa, üç şey, dikkate alınmalıdır.

- O malı elde tutmanın periyot başına maliyeti
- O malın tüketiminden elde edilecek fayda
- Ajanın tüketmede istediği malı elinde bulundururken başka bir ajanla karşılaşma

ve o ajanın elindeki malı takas etmeye istekli olma olasılığı.

Duffy ve Ochs'un çalışmasındaki temel sorunsal ise Kiyotaki-Wright ortamına yerleştirilen gerçek ajanların inançlarını bu yolla şekillendirip şekillendirmeyecekleridir.

Daha önceki bölümlerde değinildiği gibi; Marimon vd. (1990) yaptığı simülasyonlarda, adaptif bir öğrenme algoritması takip eden ajanların içsel olarak bir değişim aracı oluşturduklarını göstermişti. Ancak bu yapay zekâlı ajan popülasyonu, rasyonel beklentiler dengesi spekülâtif bir stratejiyi takip etmek için bir ya da daha fazla tip gerektirse de temel stratejilere eğilimlidirler. Yani; yalnızca geçmiş getirilere göre hareket edecek şekilde programlanmış olan ajanlar, Kiyotaki-Wright ortamındaki tamamen rasyonel beklentileri destekleyecek davranış kalıpları oluşturmaktadırlar. Benzer bir davranış kalıbı Brown'un deneylerinde de görülmektedir. Ancak Brown'un deneyi Kiyotaki-Wright ortamının bütün özelliklerini ele almamakta ve karşılaştırmalı bir analize izin vermemektedir.

Duffy ve Ochs ise deneysel dizaynlarında, Kiyotaki-Wright'ın varsayımlarını bir laboratuvar ortamında oluşturulabilecek en iyi şekilde ele aldıklarını iddia etmektedirler. Örneğin; deneklerin riskten kaçınmaları azaltılmış, sabit indirgeme ile sonsuz ufuklu bir ortam oluşturulmaya çalışılmış ve her oyuncu tarafından eski periyotlarda elde tutulan malla ilgili bilgiden oyuncular haberdar edilerek ortak bilgi varsayımı da karşılanmaya çalışılmıştır. Bu özellikler Brown'un deneylerinde sağlanamamıştır.

Buna göre; Duffy ve Ochs teorik ortama olabildiğince yakın bir deney ortamı oluşturmak üzere yaptıkları modifikasyonların oyuncuların davranışları üzerinde küçük bir etkisi olduğunu görmüşlerdir. Duffy ve Ochs'un denekleri davranışsal koşullardan bağımsız olarak temel stratejileri oynama eğilimindedirler. Denekler, tüketim artan faydasına; spekülâtif stratejileri kullanma frekanslarını artırarak cevap verdiklerinde;

bu, genellikle teoride speküle etmesi düşünölen oyuncular tarafından yapılmaktadır. Stokların başlangıçta oyuncuları spekülatif davranmaya itecek şekilde dağıtılması da, onları temel stratejilerden uzaklaştırmamıştır. Bireysel düzeyde ise davranışlar, pekiştirmeli öğrenme modellerinde olduđu gibi geçmiş getirilere (payoff) tepkiyi yansıtmaktadır. Bu durumun ‘tam rasyonel’ Bayesgil modellerdeki pazarlanabilme şartlarına olan tepkiyi yansıtmadığı söylenebilir.

Burada da Brown’un deneylerine benzer şekilde Kiyotaki-Wright modeline göre bulunan negatif sonuçlar dikkat çekicidir. Ajanların dinamik problemlerini çerçevelemeye çalışan bu modelin cari saklama maliyetlerini azaltmakla gelecekte beklenen faydalarını artırma arasındaki çelişkiyi çok iyi yansıtmadığı söylenebilir. Dahası adaptif bir şekilde oluşturulmuş davranış kalıpları ile tamamen rasyonel ajanların davranış kalıpları arasındaki keskin farklılıklar ile diđer olası bilgi farklılıkları, zaman ve bütçe kısıtları çok iyi parametrize edilmemiş olması deneylerle Kiyotaki-Wright simölasyonları arasındaki farkları açıklamaya yardımcı olabilir.

SONUÇ

Pekiştirmeli öğrenme metodunu, Örümcek Ağı modeline uyguladığımızda, Örümcek Ağı istikrarsız durumda dalgalanma, Örümcek Ağı istikrarlı durumda ise dengeye yakınsama olduğunu gördük. Daha önce Arifovic'in (1994) genetik algoritmalarla yaptığı simülasyonlar da, her iki durumda da dengeye ulaşmıştı. Oysaki, Wellford'un yaptığı, deneylerin sonuçları istikrarsız Örümcek Ağı uygulamalarının patlayan kalıplar göstermediği bir başka ifadeyle dengeye yakınsamadığını söylemektedir. Rekabetçi fiyat ve Cournot fiyatı bölgesindeki fiyat dalgalanmaları bütün deneysel veriyi karakterize etmektedir. Bazı deneylerde piyasa fiyatının rasyonel beklentiler düzeyine ulaştığı ancak bütün süre boyunca orada kalmadığı periyotlar vardır.

İstikrarsız durumlardaki fiyat politikaları istikrarlı durumdakilerden daha fazla dalgalanma gösterdiğinden, Wellford bütün periyotlardaki fiyat varyansının hem istikrarlı hem de istikrarsız durumlarda aynı olduğu hipotezini test etmiştir. Hipotez alternatif hipotez lehine reddedilmiştir; yeni istikrarsız durumdaki varyans istikrarlı durumdakini geçmektedir. Wellford'un deneylerin ortaya koyduğu davranış kalıpları, pekiştirmeli öğrenme simülasyonlarında ortaya çıkan davranış kalıbı ile şaşırtıcı bir şekilde benzerlikler göstermektedir.

Pekiştirmeli öğrenmenin diğer yöntemlerden ayrıran en önemli yanları bireyin içinde bulunduğu ortamla doğrudan iletişimiyle öğrenmesi üzerine yaptığı vurguyla ayrılır. Örneklem denetlenmesine ve ortamın tam olarak modellenmesine dayanmaz. Pekiştirmeli öğrenme, uzun vadeli hedeflere ulaşabilmek için, bir ortamla iletişiminden doğan öğrenmeyle ilgili bilişimsel konuları ciddi olarak ele alan ilk alandır. Sonuç olarak pekiştirmeli öğrenme metodu, Örümcek Ağı Modelini simüle etmede genetik algoritmalarından, deneylerle bulunan davranış kalıplarına daha yakındır. Ancak, sınırlı rasyonellik kavramlarının tam olarak ortaya koyduğu karmaşıklığı açıklamada tam öğrenmemektedir. sınırlı rasyonellik kavramların; riskten kaçınma finansal motivasyonun limitli veya az olması, ilgili ekonomik çevrede yeterli deneyiminin olmaması, hesap

yapma kabiliyetinin azlığı gibi, ajanların davranışlarını etkilemektedir ve sınırlı rasyonel davranış kalıplarının öğrenme sırasında ve karar kurallarının güncellenmesinde etkili olmaktadır. Bu durumda bu model için daha gerçekçi algoritmalar gerçekleştirilebilir. Yeni lâboratuvar deneyleriyle karar kurallarının güncellemesi süreçleri incelenebilir.

Çalışmanın ikinci kısmında ise, ilk olarak Marimon, McGrattan ve Sargent (1990), Kiyotaki Wright'ın iktisadi çevresinde doğan dengeleri test etmek üzere yapay zekâya sahip oyuncularını kullandıkları sınıflayıcı sistemlerle öğrenme modeli üzerinde duruldu. Simülasyon bulguları Brown (1995) ve Duffy&Ochs (1999) 'un Kiyotaki-Wright çevresinde yaptığı deneylerin sonuçlarıyla karşılaştırıldı. Sonuçta çıkan deneysel bulgularla, yapay zekâ algoritmalarının insan davranışlarını ve sınırlı rasyonellik kuramınca vurgulanan özelliklerinden ne kadarını ifade etmekte olduğunu ve bunun için ne gibi çalışmalar yapılabileceği tartışıldı.

Marimon vd. (1990) yaptığı simülasyonlar da, adaptif bir öğrenme algoritması takip eden ajanların içsel olarak bir değişim aracı oluşturduklarını göstermişti. Ancak bu yapay zekâli ajan popülasyonu, rasyonel beklentiler dengesi spekülâtif bir stratejiyi takip etmek için bir ya da daha fazla tip gerektirse de temel stratejilere eğilimlidirler. Yani; yalnızca geçmiş getirilere göre hareket edecek şekilde programlanmış olan ajanlar, Kiyotaki-Wright ortamındaki tamamen rasyonel beklentileri destekleyecek davranış kalıpları oluşturmaktadırlar. Benzer bir davranış kalıbı Brown'un deneylerinde de görülmektedir. Ancak Brown'un deneyi Kiyotaki-Wright ortamının bütün özelliklerini ele almamakta ve karşılaştırmalı bir analize izin vermemektedir.

Duffy ve Ochs ise deneysel dizaynlarında, Kiyotaki-Wright'ın varsayımlarını bir labarotuar ortamında oluşturulabilecek en iyi şekilde ele aldıklarını iddia etmektedirler. Örneğin; deneklerin riskten kaçınmaları azaltılmış, sabit indirgeme ile sonsuz ufuklu bir ortam oluşturulmaya çalışılmış ve her oyuncu tarafından eski periyotlarda elde tutulan malla ilgili bilgiden oyuncular haberdar edilerek ortak bilgi varsayımı da karşılanmaya çalışılmıştır. Bu özellikler Brown'un deneylerinde sağlanamamıştır.

Buna göre; Duffy ve Ochs teorik ortama olabildiğince yakın bir deney ortamı oluşturmak üzere yaptıkları modifikasyonların oyuncuların davranışları üzerinde küçük bir etkisi olduğunu görmüşlerdir. Duffy ve Ochs'un denekleri davranışsal koşullardan bağımsız olarak temel stratejileri oynama eğilimindedirler. Denekler, tüketim artan faydasına; spekülâtif stratejileri kullanma frekanslarını artırarak cevap verdiklerinde;bu, genellikle teoride speküle etmesi düşünölen oyuncular tarafından yapılmaktadır. Stokların başlangıçta oyuncuları spekülâtif davranmaya itecek şekilde dağıtılması da, onları temel stratejilerden uzaklaştırmamıştır. Bireysel düzeyde ise davranışlar, pekiştirmeli öğrenme modellerinde olduđu gibi geçmiş getirilere (payoff) tepkiyi yansıtmaktadır. Bu durumun 'tam rasyonel' Bayesgil modellerdeki pazarlanabilme şartlarına olan tepkiyi yansıtmadığı söylenebilir.

Burada da Brown'un deneylerine benzer şekilde Kiyotaki-Wright modeline göre bulunan negatif sonuçlar dikkat çekicidir. Ajanların dinamik problemlerini çerçevelemeye çalışan bu modelin cari saklama maliyetlerini azaltmakla gelecekte beklenen faydalarını artırma arasındaki çelişkiyi çok iyi yansıtmadığı söylenebilir. Dahası adaptif bir şekilde oluşturulmuş davranış kalıpları ile tamamen rasyonel ajanların davranış kalıpları arasındaki keskin farklılıklar ile diđer olası bilgi farklılıkları, zaman ve bütçe kısıtları çok iyi parametrelenmemiş olması deneylerle Kiyotaki-Wright simölasyonları arasındaki farkları açıklamaya yardımcı olabilir.

Sonuç olarak, hem Örumcek Ağı modelinde kullandığımız pekiştirmeli öğrenme metodu, hemde Duff&Ochs (1999), deney sonuçlarından önerdikleri pekiştirmeli öğrenme modeli yapay zekâlı ajanlarla yapılan simölasyonlarda gerçek davranış kalıplarına daha yakındır. Fakat burada, yukarıda belirttiğimiz sınırlı rasyonellik kuramının bahsettiği karmaşıklığı modellemede yeterli değildir. Simölasyonlar, sınırlı rasyonelliğin ortaya koyduğu tatmin olma süreçleri yerine maksimizasyon yapmakta ve heterojenliği içermemektedir. Söz konusu karar süreçlerinin karmaşık niteliği, bu konuda daha fazla çalışma yapılması gerektiğini işaret etmektedir.

KAYNAKÇA

- Anderson, C. M., Camerer, C, F. (2000), *Experience-weighted attraction in sender-receiver signaling games. Economic Theory*. Vol. 16, No.3 689-718
- Arifovic, J., (1991), *Learning by genetic algorithms in economic environments, Doctoral dissertation* (University of Chicago, Chicago, IL).
- Arifovic, J. (1994). *Genetic Algorithm Learning and the Cobweb Model. Journal of Economic Dynamics and Control*, 18, pp. 3-28.
- Arifovic, J. (1995), *Genetic algorithms and inflationary economies. Journal of Monetary Economics, Volume 36*, pp. 219-243(25)
- Arifovic, J. (1996), *The Behavior of the Exchange Rate in the Genetic Algorithm and Experimental Economies. Journal of Political Economy*, Vol. 104, No.3, 510-541
- Arifovic, J., and Ledyard, J., (2004), *Scaling Up Learning Models in Public Good Games . Journal of Public Economic Theory*. Volume 6 Page No.2, 203
- Arifovic, J., Bullard, J., Duffy, J. (1997) , *The Transition from Stagnation to Growth: An Adaptive Learning Approach. Journal of Economic Growth*, Vol. 2, No. 2
- Arthur, B., (1991), *Designing economic agents that act like human agents: A behavioral approach to bounded rationality*, American Economic Review: Papers and Proceedings of the 103rd Annual Meeting of the American Economic Association, 353-350.
- Arthur, B. (1994), *Inductive reasoning and bounded rationality: The 'El-Farol' problem. American Economic Review*, 84, 406.
- Başçı, E. (1999), *Learning by Imitation. Journal of Economic Dynamics and Control* 23:1569-1585.
- Bell, A.M. (2001), *Reinforcement Learning Rules in a Repeated Game. Computational Economics*, 18, pp. 89-111.
- Beltrametti, L., Fiorentini, R., Marengo, L., and Tamborini, R. (1997), *A Learning to-Forecast Experiment on the Foreign Exchange Market with a Classifier System. Journal of Economic Dynamics and Control* 21:1543-1575.

- Bertsekas, D. P., (1976), *Dynamic programming and stochastic control*, New York, Academic Press.
- Blume, L.E. and Easley, D. (1982), *Learning to Be Rational*, *Journal of Economic Theory*, 26, 340-351.
- Brandenburger, A., (1984), *Information and learning in market games*, manuscript (Stanford University, Stanford, CA).
- Bray, M.M. and N.E. Savin, (1986), *Rational expectations equilibria, learning, and model specification*, *Econometrica* 54, 1129-1160.
- Brown, P. M., (1996), *Experimental evidence on money as a medium of exchange*, *Journal of Economic Dynamics and Control* 20, 583-600.
- Bullard, J. and J. Duffy (1999), *Using Genetic Algorithms to Model the Evolution of Heterogeneous Beliefs*. *Computational Economics*, 13, pp. 41-60.
- Carlson, J., (1969), *An invariably stable Cobweb model*, *Review of Economic Studies* 69, 360-362.
- Crawford, V.P., (1989), *An 'evolutionary' explanation of Van Huyck, Battalio, and Beil's experimental results on coordination*, *Working paper* (University of California, San Diego, CA).
- Cuadras-Morato, X.,(1994), *Commodity money in the presence of goods of heterogeneous quality*, *Economic Theory* 4, 579-591.
- Cyert R., Simon H., Trow D. (1956), *Observation of a Business Decision*, *Journal of Business*, n. 29, pp. 237-248
- DeCanio, S.J., (1979), *Rational expectations and learning from experience*, *Quarterly Journal of Economics* 93, 47-57.
- Debreu, G. (1959). *Theory of Value: An Axiomatic Analysis of Economic Equilibrium*. New York: Wiley.

- Dosi G., Freeman C., Nelson R., Silverberg G., Soete L. (eds.) (1988), *Technical Change and Economic Theory*, London, Francis Printer.
- Duffy, J., Ochs, J., (1999), *Emergence of Money as a Medium of Exchange . The American Economic Review*, Vol.89, No.4, pp 847-877
- Erev, I. and Rapoport, A. (1998), *Coordination, Magic, and Reinforcement Learning in a Market Entry Game. Games and Economic Behavior* 23:146-75.
- Erev, I. and Roth, A. E. (1998), *Predicting How People Play Games: reinforcement learning in experimental games with unique, mixed strategy equilibria. American Economic Review* 4:848-881.
- Ezekiel, M., (1938), *The Cobweb theorem, Quarterly Journal of Economics* 52, 255-280.
- Frydman, R., (1982), *Towards an understanding of market processes, American Economic Review* 72, 652-668.
- Fung R.Y.K. , Tang J. ve Wang D. (2001), "Extension Of A Hybrid Genetic Algorithm For Nonlinear Programming Problems With Equality And Inequality Constraints", *Computers & Operations Research, Volume: 29, Issue: 3, s. 261-274.*
- Gale, D.M., (1986), *Strategic model of trading with money as the medium of exchange, Working Paper No. 86-04, University of Pennsylvania, Center Analytic Res. Econ. And Soc. Sciences.*
- Goldberg D.E. (1989), *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, USA.
- Hanaki, N., (2005), *Individual and Social Learning, Computational Economics*. Vol. 26, No 3-4 ,pp 31- 50
- Hanaki, N., R. Sethi, I. Erev and A. Peterhansel, (2005), *Learning Strategies. Journal of Economic Behavior and Organization* 56(April): 523-542.
- Haruvy, Ernan, Alvin E. Roth, and M. Utku Unver, (2006), *The Dynamics of Law Clerk Matching: An Experimental and Computational Investigation of Proposals for Reform of the Market,* *Journal of Economic Dynamics and Control*, 30, 3, March 2006, pp 457-486.

- Holland, J.H., (1975), *Adaptation in natural and artificial systems* (University of Michigan Press, Ann Arbor, MI).
- Holt, C. and A. Williamil, (1986), *A laboratory experiment with a single-person cobweb*, *Atlantic Economic Journal* 219, 51-54.
- Iwai, K., (1988), *The evolution of money: A search theoretic foundation of monetary economics*, *Working Paper* no.83-03, University of Pennsylvania, Center Analyttic Res. Econ. And Soc. Sciences.
- Jang J. S. R. (1997), *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach To Learning and Machine Intelligence*, Chapter 7: Derivative-Free Optimization, Prentice-Hall, USA, s. 173-196
- Jenkins W.M. (1993): "*Plane Frame Optimum Design Environment Based on Genetic Algorithms*", *Journal of Structures Engineering*, V. 118, No. 11, pp:3103-3112.
- Jones, R.A., (1976), *The origin and development of media of exchange*, *Journal of Political Economy* 84, 757-775
- Kahneman, D., P. Slovic, and A. Tversky, Eds. (1982). *Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Kehoe, T., N. Kiyotaki and R.Wright, (1993), *More on money as a medium of exchange*, *Journal of Political Economy* 97, 927-954.
- Kutschinski, E., Uthmann, T., and Polani. D., (2003), *Learning competitive pricing strategies by multi-agent reinforcement learning*. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 27:2207–2218,
- Lebaron, B., Arthur, W.B., Palmer, R. (1999): "*Time Series Properties of an Artificial Stock Market Model*". *Journal of Economic Dynamics and Control* 23, 1487-1516.
- Lettau, M. (1997), *Explaining the facts with adaptive agents: the case of mutual fund flows*. *Journal of Economic Dynamics and control*, 1997, 21(7): 1117-1148.
- Lieppins G.E., Hilliard M.R. (1989): "*Genetic Algorithms Foundation and Applications*", *Annals of Operations Research*, V.21, pp:31-58.

Lucas, R.E. (1986), *Adaptive Behavior and Economic Theory*, *Journal of Business*, 59, 401-426.

Luce, R. D., and H. Raiffa. (1957). *Games and Decisions*. New York, Wiley

Marcet, A. and Sargent, T.J. (1989), *Convergence of Least Squares Learning in Environments with hidden State Variables and Private Information*, *Journal of Political Economy*, 97, 1306-1322.

Marcet, A. and Sargent, T.J. (1989), *Convergence of Least Squares Learning Mechanism in Self Referential Linear Stochastic Models*, *Journal of Economic Theory*, 48, 337-368.

Marcet, A. and T.J. Sargent, (1987), *Convergence of least squares learning in environments with hidden state variables and private information*, *Journal of Political Economy* 97, 337-368.

March J. (1994), *A Primer on Decision Making*, New York, Free Press.

Marengo L. (1992), *Coordination and Organizational Learning in the Firm*, *Journal of Evolutionary Economics*, n. 2, pp. 313-326.

Marimon, R., E. McGrattan, and T.J. Sargent, (1990), *Money as a medium of exchange in an economy with artificially intelligent agents*, *Journal of Economic Dynamics and Control* 14, 329 373.

Marris R. (1964), *The Economic Theory of Managerial Capitalism*, Glencoe UK, Free Press.

Miller, J.H. and J. Andreoni, (1990a), *A coevolutionary model of free riding behavior: Replicator dynamics as an explanation of the experimental results*, *Working paper* (Santa Fe Institute, Santa Fe, NM and University of Wisconsin, Madison, WI).

Miller, J.H., (1986), *A genetic model of adaptive economic behavior*, *Working paper* (University of Michigan, Ann Arbor, MI).

Miller, J.H., (1989), *The coevolution of automata in the repeated prisoner's dilemma*, Working paper 89-003 (Santa Fe Institute, Santa Fe, NM).

Miller, J.H. (1996), *The coevolution of automata in the repeated Prisoner's Dilemma* *Journal of Economic Behavior & Organization*, Vol. 29, No.1, pp 87-112.

Mortensen, D. T., (1982), *The matching process as a non-cooperative bargaining game*, *The Economics and Information and Uncertainty*, edited by John J. McCall, University of Chicago Press.

Muth, J.F., (1961), *Rational expectations and the theory of price movements*, *Econometrica* 29, 315-335.

Mueller, D. C. (1989). *Public Choice 2*. 2nd ed. Cambridge: Cambridge University Press.

Nelson R., Winter S. (1982), *An Evolutionary Theory of Economic Change*, Cambridge Mass., Harvard University Press.

Nerlove, M., 1958, *Adaptive expectations and cobweb phenomena*, *Quarterly Journal of Economics* 72, 227-240.

Newell A., Simon H. (1972), *Human Problem Solving*, Englewood Cliffs NJ, Prentice-Hall.

Nyarko, Y., (1990), *Bayesian rationality and learning without common priors*, Unpublished manuscript (New York University, New York, NY).

Raiffa, H. (1968). *Decision Analysis: Introductory Lectures on Choices Under Uncertainty*. Reading, MA: Addison-Wesley

Robbins, J. and Monro, S. (1951), *A Stochastic Approximation Method*, *Annals of Mathematical Statistics*, 22, 400-407.

Rubinstein, A., A.. Wollinsky, (1985), *Equilibrium in a market with sequential bargaining*, *Econometrica* 53, 1133-1150.

- Sargent, T.J (1993), *Bounded Rationality in Macroeconomics*, Clarendon Pres, Oxford.
- Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *Quarterly Journal of Economics* 69: 99–118
- Simon H.A. (1957), *Administrative Behavior*, New York, Macmillan.
- Simon H.A. (1959), *Theories of Decision-Making in Economics and Behavioral science*, *American Economic Review*, n. 49, pp. 253-283.
- Simon H.A. (1979), *Rational Decision Making in Business Organization*, *American Economic Review*, n 69, pp 493-513
- Simon, H.A. (1982), *Models of Bounded Rationality*, MIT Pres, Cambridge.
- Sims C.A. (1980), *Macroeconomics and Reality*, *Econometrica*, 69, 1-48.
- Smith, V.L., (1989), *Theory, experiment and economics*, *Journal of Economic Perspectives* 3, 151-169.
- Townsend, R.M., (1978), *Market anticipations, rational expectations, and Bayesian analysis*, *International Economic Review* 19, 481-494.
- Turnovsky, S.J. (1969), *A Bayesian Approach to the Theory of Expectations*, *Journal of Economic Theory*, 1, 220-227.
- Tverky A., Kahneman D. (1973), *Availability: A Heuristic for Judging Frequency and Probability*, *Cognitive Psychology*, n. 5, pp. 207-232.
- Tverky A., Kahneman D. (1974), *Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases*, *Science*, n. 185, pp. 1124-1131.
- Von Neumann J., Morgenstern O. (1944), *The Theory of Games and Economic Behavior*, New York, Wiley.

Wellford, C.P., (1989), *A laboratory analysis of price dynamics and expectations in the cobweb model*, Discussion paper 89-15 (University of Arizona, Tuscon, AZ).

Woodford, M. (1990), *Learning to Believe in Sunspots*, *Econometrica*, 58 , 277-307.

Yeo M. F. ve Agyel E. O. (1996), "Optimising Engineering Problems Using Genetic Algorithms", *Engineering Computations*, Volume: 15, Number: 2, s. 268- 280.

Yiting, Li, (1995), *Commodity money under private information*, *Journal of Monetary Economics* 36, 573-592.



EK 1

```

% Bu program Ömcek Ağı Modelini, pekiştirmeli öğrenme metoduyla simüle etmektedir.
%
% Pekiştirmeli öğrenme yönteminden Q-öğrenme metodu kullanılmıştır.
%
% x,y,A,B değerleri Arifovic(1994)'in çalışmasından alınmıştır.
%
% N, firma sayısını göstermektedir.
% AKS, firmaların alternatif karar sayılarını göstermektedir
% T, simülasyon periyot sayısını göstermektedir.
% x ve y, ömcek ağı modelinin, lineer ve kuadratik maliyet
% parametrelerini göstermektedir.
% A ve B, ömcek ağı modelinin, talep kesişimi ve talep eğrilerini göstermektedir.
% cek, random number genetör'un çekirdek değerini göstermektedir.
% stepsize, Q-öğrenme modelinin parametrelerinde olup, Q-değerlerinin güncellenmesi için step-size
parametresini göstermektedir.
% discount, Q-öğrenme modelinin parametrelerinden olup, discount faktörünü göstermektedir.
% epsilon, Q-öğrenme modelinin parametrelerinden olup, rasgele seçim kararı olasılığını göstermektedir.
% F, piyasa fiyatları matriksini göstermektedir.
% M, piyasa miktarları matriksini göstermektedir.
% q, firmaların seçtikleri miktarların matriksini göstermektedir.
% pi, firmaların kar matriksini göstermektedir.
% f(i).p, firmaların herbir periyottaki seçme olasılıklarını göstermektedir.
% f(i).Q, firmaların herbir periyottaki Q-değerleri matriksini göstermektedir.
% f(i).a, firmaların herbir periyotta seçilen kararlar matriksini göstermektedir.
% reward, üretim miktarı seviyeleri için elde edilen kazançları (rewards) göstermektedir.
% I, Seçilen üretim kararını göstermektedir.
% f(i).Q(:,1), başlangıçtaki Q değerlerini göstermektedir.
% f(i).p(:,1), başlangıçtaki seçim olasılıklarını göstermektedir.
% Qd, % Q-Öğrenme güncelleme hatasını göstermektedir.

clear all;

```



```

N = 100;
AKS = 32;
T = 150;
cek = 1;

% Örümcek Ağı modeli parametreleri (Arifovic 1994).
x = 0;
y = 0.016;
A = 2.296;
B = 0.0168;
%A = 2.184;
%B = 0.00152;
q_max = A/B/N;
q_min = 0;
stepsize = 0.01;
discount = 0.1;
epsilon = 0.01;

% Random number generator.

rand('state', cek);

% Örümcek Ağı model değişkenleri.

F = zeros(1,T);
M = zeros(1,T);
q = zeros(N,T);
pi = zeros(N,T);

% Firma değişkenleri .
for i=1:N

f(i).p = zeros(AKS,T);
f(i).Q = zeros(AKS,T);
f(i).a = zeros(1,T);

```

```

f(i).output = [];

f(i).Q(:,1) = 0.001*randn(AKS,1);
f(i).p(:,1) = (AKS^-1)*ones(AKS,1);

end

% Firmaların karar seti

ara = (q_max-q_min)/AKS;
KS = [q_min+ara/2:ara:q_max-ara/2]';

tic

for t = 1:T

% Karar seçimi
for i=1:N

% Epsilon-greedy seçimi

if (rand<=epsilon)
% Karar'ı rasgele seç
perm = randperm(AKS);
j = perm(1);
f(i).a(t) = KS(j);
else
% Greedy kararın seçimi
[Qmax,j] = max(f(i).Q(:,t));
f(i).a(t) = KS(j);
end

% Firmanın seçtiği üretim miktarını ve karını belirlenmesi
q(i,t) = f(i).a(t);
end

% Piyasayı temizleyen fiyatı belirlenmesi

```

```

M(t) = sum(q(:,t));
F(t) = A - B*M(t);

for i=1:N

    % Karların hesaplanması

    maliyet = x*KS + 0.5*N*y*KS.^2;
    reward = F(t)*KS - maliyet;
    I = (KS == f(i).a(t));
    pi(i,t) = reward*I;

    % Q-değerleri
    Q = f(i).Q(:,t);
    Qd = stepsize*(reward+discount*max(Q)-Q); % Q-Öğrenme güncelleme hatası
    Q = Q + Qd.*I;

    % seçim olasılıkları

    S = exp(Q*(t^-1));
    p = S/sum(S);

    % Q-değerlerinin ve seçim olasılıklarının güncellenmesi
    f(i).Q(:,t+1) = Q;
    f(i).p(:,t+1) = p;
end

end

figure;
subplot(2,1,1);
hold on;
title('Orumcek Ağı Modeli ve Pekistirmeli Öğrenme b ) istikrarlı Durum');
plot(F);
ylabel('Fiyat');
hold off;
subplot(2,1,2);

```

```
hold on;  
plot(M,'r');  
xlabel('Periyot');  
ylabel('Toplam Miktar');  
hold off;  
toc
```



ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Adı Soyadı : Mustafa Eren Dalgıç
Doğum Yeri ve Tarihi : Çorum, 20.06.1980

Eğitim Durumu

Lisans Öğrenimi : Çankaya Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği
Yüksek Lisans Öğrenimi : Hacettepe Üniversitesi, İktisat

İletişim

E-Posta adresi : eren.dalgic@gmail.com

Tarih : 17/07/2006