

UZAM-ZAMANSAL ÇIKARSAMAYLA NESNELER ARASI ETKİLEŞİMLERİN ÖĞRENİLMESİ LEARNING INTERACTIONS AMONG OBJECTS THROUGH SPATIO-TEMPORAL REASONING

Mustafa Ersen, Sanem Sariel-Talay

Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul

{ersenm, sariel}@itu.edu.tr

ÖZETÇE

Bu çalışmada, nesnelere arası etkileşimlerin eylemler arasındaki durum bilgisini gerektirmeden, eğitim senaryoları kullanılarak öğrenilmesine ilişkin bir yöntem sunulmaktadır. Bu amaca uygun bir sına ortama olarak "The Incredible Machine" bilgisayar oyunu kullanılmıştır. Nesnelere arası ilişkilerden oluşan bir bilgi tabanından yararlanıldığında, planlama için kullanılacak etkileşimler istenilen seviyede öğrenilebilmektedir. Ayrıca, nesnelere uzamsal bilgileri ile eylemlerin zamansal bilgileri de öğrenme için kullanılabilen ve uzam-zamansal bir sistem altında bu iki yaklaşımın birleştirilmesi bilgi tabanlı yaklaşıma yakın sonuçlar üretmektedir. Uzam-zamansal çıkarsamanın büyük miktarda bilgi gerektirmemesi ve bilgi tabanlı yaklaşıma yakın bir sonuç üretmesi makine seviyesinde öğrenmenin başarılı olduğu sonucunu doğurmaktadır.

ABSTRACT

In this study, we present how interactions among objects are learned from a given set of actions without any intermediate information about the states of objects. We have used *The Incredible Machine* game as a suitable test bed to analyze these types of interactions. When a knowledge base about relations among objects is provided, the interactions to devise new plans are learned to a desired extent. Moreover, using spatial information of objects or temporal information of actions makes it feasible to learn the effects of objects on each other. Integrating spatial and temporal data in a spatio-temporal learning approach gives closer results to that of the knowledge-based approach. This is promising because gathering spatio-temporal information does not require great amount of knowledge.

1. GİRİŞ

Özerk eylem planlama, belirli bir başlangıç durumundan belirlenen bir hedefe ulaşmak için yürütülmesi gereken eylemler dizisinin oluşturulması sürecidir. Ortamın ilk durumu ve hedef durumu ile ortamda etmen tarafından gerçekleştirilebilen eylemler uygun şekilde (önkoşul ve etkileri ile birlikte) verildiğinde, planlama sistemleri kolayca çözüme yönelik bir plan

geliştirebilir. Bununla birlikte, ortam ve eylemler hakkında yeterli bilgiye sahip olunmadığında planlama yapabilmek için gerekli bileşenlerin ortamdaki elde edilen gözlemler yoluyla öğrenilmesi gerekir. *The Incredible Machine* (TIM) [1] adlı bilgisayar oyunu bu duruma güzel bir örnek teşkil etmektedir. Bu oyunda verilen hedeflere ulaşmak için, oyuncunun verilen kısıtlı sayı ve türdeki nesnelere birbirleri ile zincirleme etkileşim içinde kullanılması gerekmektedir. Bunun için öncelikle ortamdaki nesnelere birbirleri üzerindeki etkilerinin ve etkileşim koşullarının bilinmesi gerekir.

Bu çalışmanın amacı, TIM ortamında yeni problemlerin çözümünde kullanılmak üzere, nesnelere birbirleri ile etkileşimlerini verilen eğitim senaryolarında gözlemlenen eylemlerden yola çıkarak öğrenen bir sistem sunmaktır. Bu amaçla çalışma kapsamında oyundaki çeşitli nesnelere üzerinde yürütülen metin-tabanlı eylem senaryoları oluşturulmuştur. Bu senaryolara ek olarak nesnelere arası ilişkilere ait bilginin gösteriminde problemi farklı açılardan değerlendiren bir yaklaşım geliştirilerek farklı çıkarsama mekanizmaları incelenmiştir. Öncelikle, nesnelere arasında doğrudan gözlemlenebilen bağlantıları kullanan bilgi tabanlı bir çıkarsama mekanizması ile nesnelere birbirleri üzerindeki koşullu etkilerini belirleyen bir sistem oluşturulmuştur. Daha sonra, bilgi tabanı oluşturmanın zorluğu göz önüne alınarak ortamdaki kolaylıkla elde edilebilen uzamsal ve zamansal bilgilerden çıkarım yapılmasına dayalı yöntemler geliştirilmiş ve deneysel olarak bilgi tabanlı yaklaşım ile karşılaştırılmıştır.

Literatürde planlama operatörlerinin öğrenilmesine yönelik çeşitli çalışmalar mevcuttur. Bunlardan en dikkat çekici olanları SLAF [2], ARMS [3], LAMP [4] ve LOCM [5]'dir. SLAF, kısmen gözlemlenebilir ortamlarda eylemlerin önkoşul ve etkilerinin belirlenmesine yönelik filtrelemeye dayalı bir yaklaşımdır. Bu yöntemde öğrenilen bilgilerin doğrulanması amacıyla ortamda gözlemlenen ara durumlardan faydalanılmaktadır. ARMS, SLAF'den farklı olarak eylemler arasındaki ortama ilişkin durum bilgisini kullanmadan, sadece gözlemlenen eylemler ve ortamın ilk durumuna ilişkin bilgiden yararlanarak plan operatörlerini öğrenebilmektedir. Bununla birlikte, bu yaklaşımla koşullu etkiler öğrenilememektedir. LAMP, niceleyiciler ve mantıksal gerektirmeler içeren daha karmaşık eylem modellerini öğrenmeye yönelik bir yöntemdir.

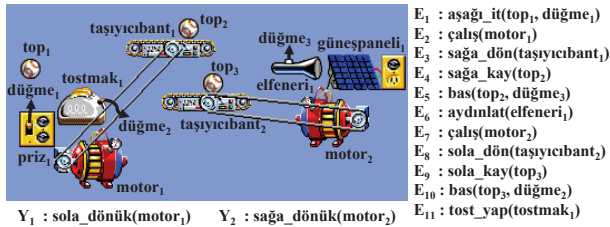
Fakat, bu yöntemde de ara durumların kullanımı hata oranını kabul edilebilir seviyelerde tutmak için gereklidir.

Diğer tüm yöntemlerden farklı olarak LOCM, sadece ortamda gözlemlenen eylemlerin sıralı dizisini kullanarak plan operatörlerini öğrenebilmektedir. Ayrıca, nesne-tabanlı olan bu yöntemle ortamdaki nesnelere durum değişimlerini de sonlu durum makineleriyle modellemek mümkündür. Bu nedenle LOCM bu çalışmanın ilk aşamasında kullanılabilecek uygun bir yöntem olarak belirlenmiştir. LOCM ortamdaki çeşitli nesnelere durumlarını her bir nesne türüne bir sonlu durum makinesi karşı düşürecek şekilde modellemek amacıyla kullanılmaktadır. Bu çalışmada aynı nesnenin farklı yönelimlerine göre davranış değişimini ayırt edebilmek ve bu tip nesnelere birden fazla sonlu durum makinesi ile modellemeye imkan tanımak için LOCM'ye eklentiler yapılmıştır. Bunun yanında önerilen çalışmanın en önemli katkısı, ortamdaki nesnelere arası koşullu etkileşimi modellemek için eylemlere ilişkin zamansal bilgi ve nesnelere ilişkin uzamsal bilgiden faydalanılmasının sağlanmasıdır.

2. PROBLEM TANIMI

Öğrenme amacıyla kullanılan eğitim senaryoları $S = (\mathcal{E}, \mathcal{Y}, \mathcal{I})$ şeklinde bir çokluktur. Bu çokluktaki \mathcal{E} gerçekleşme sırasına göre dizilmiş $E_{1:n}$ eylemlerinin bir dizisi olup, eş zamanlı eylemlerin farklı nesnelere etki ettiği varsayımı yapılmıştır ($\forall i, j \ i < j \Rightarrow E_i \preceq E_j$). E_i eyleminin p_i parametresinden her biri ortamdaki bir nesneye karşı düşmektedir ($Arg_{1:p_i}(E_i) = N_{i,k}, 1 \leq k \leq p_i$). Bazı nesnelere ortamda farklı yönelimlerde bulunabildiğinden sisteme eklenen \mathcal{Y} ise nesnelere ilişkin bu özellikleri (örneğin, *sağa_dönük* ve *sola_dönük*) tutmaktadır. Bu bilgilere ek olarak eğitim senaryolarında nesnelere arasındaki ilişkilere (\mathcal{I}) yer verilmiştir. Ortamda doğrudan gözlemlenebilen bilgi tabanlı ilişkiler vermediği zaman, nesnelere ilişkin uzamsal bilgileri ile gerçekleşen eylemlerin zamansal bilgileri kullanılarak çıkarsama yapılması gerekmektedir.

Bu çalışmada geliştirilen yöntem Şekil 1'de ilk durumu görülen örnek senaryo üzerinde tanımlanacaktır. Şeklin sağında sıralı şekilde verilen $E_{1:11}$ eylemleri, bu eğitim senaryosunun dinamik davranışını metin-tabanında modellemektedir. Y_1 ve Y_2 ise motor nesnesinin iki farklı yönelimde bulunduğu bilgisini taşımaktadır.



Şekil 1: Çeşitli nesne etkileşimleri içeren örnek bir senaryo

3. DAVRANIŞLARIN MODELLENMESİ

Bu aşamada, ortamdaki nesnelere davranışlarına göre gruplamak ve nesnelere durum değişimlerini sonlu durum makineleri yardımıyla modellemek için LOCM yönteminin aşağıda belirtilen varsayımlarından yararlanılmıştır.

1. Bir E_i eyleminin her bir p_i argümanı bir ve yalnız bir nesne grubuna karşı düşmektedir.
2. Her E_i eylemi her bir p_i argümanındaki nesnelere üzerinde bir geçişe neden olur. Bazı geçişlerde nesnenin durumu aynı kalabilir.
3. Bir durum geçişi aynı sonlu durum makinesinde birden fazla kez bulunamaz.

İlk varsayım yardımıyla aynı isimli eylemlerin aynı sırada bulunan parametrelerindeki nesnelere gruplanmakta ve ikinci varsayım kullanılarak bu nesnelere davranışını modellemek üzere her bir nesne grubu için bir sonlu durum makinesi oluşturulmaktadır. Sonlu durum makineleri oluşturma işleminde öncelikle her bir E_i eyleminin p_i argümanında verilen nesne için durum geçişleri tanımlanmaktadır. Aynı nesne üzerindeki birbirini takip eden durum geçişleri dikkate alınarak, eşdeğer durum tespiti yapılmakta ve sonlu durum makinesindeki durumlar indirgenmektedir. Örneğin, Şekil 1'deki $E_4 = sağa_kay$ ve $E_5 = bas$ eylemlerinin her ikisi de top_2 nesnesini argüman olarak içermektedir. 2. varsayım yardımıyla öncelikle bu eylemlerin ilgili nesne üzerindeki durum geçişleri (1). denklemdeki gibi modellenir.

$$\begin{array}{ccc} durum_{1,1} & \xrightarrow{sağa.kay_1} & durum_{2,1} \\ durum_{3,1} & \xrightarrow{bas_1} & durum_{4,1} \end{array} \quad (1)$$

Bu eylemler arasında top_2 nesnesini etkileyen başka bir eylem bulunmadığından $durum_{2,1}$ ve $durum_{3,1}$ 'in eşdeğer olduğu varsayılabilir.

LOCM yönteminin varsayımları nesnelere davranışlarını modellemek üzere iyi bir temel oluşturmaktadır. Fakat 3. varsayımın kısıtlaması nedeniyle, Şekil 1'deki $motor_1$ ve $motor_2$ nesnelere olduğu gibi değişen yönelimlere göre aynı eylemin farklı etkiler yaratabileceği göz önüne alınmamaktadır. Örnek senaryodaki motorlar farklı yönlerde dönük olduğundan bu motorlara bağlı taşıyıcı bantlar da farklı yönlerde hareket etmektedir. Ancak her iki hareket de aynı isimli $E_2 = E_7 = çalış$ eylemi ile ilişkili olduğundan LOCM yöntemi tek bir sonlu durum makinesi üretmektedir. Bu sonlu durum makinesi ile motorun farklı yönlerdeki döndürme etkisi modellenmediğinden, bu tip değişken yönelimli nesnelere ilişkin bilgi ($Y_1 = sola_dönük(motor_1)$ ve $Y_2 = sağa_dönük(motor_2)$) sisteme girdi olarak verilerek her bir yönelim için ayrı bir sonlu durum makinesi oluşturulması sağlanmıştır.

4. ETKİLEŞİMLERİN BELİRLENMESİ

Önerilen sistemin ikinci aşamasında, ortamdaki farklı nesne grupları arasındaki ilişkilerden yararlanılarak gözlemlenen eylemler üzerinden nesnelere arasındaki etkileşimler öğrenilmektedir. Bu amaçla, nesnelere arasındaki bağlantıları modellemek üzere ortamda doğrudan gözlenebilen ilişkileri içeren bilgi tabanı, uzamsal bilgi, zamansal bilgi ve uzamzamansal bilgi şeklinde dört farklı girdi tipinin öğrenme sonucuna etkisi analiz edilmiştir.

4.1. Bilgi Tabanlı Çıkarsama

Farklı nesne tiplerini modellemek üzere ilk aşamada oluşturulan sonlu durum makineleri arasındaki koşullu etkileşimleri siste-

min öğrenebilmesi için, ilk olarak ortamda doğrudan gözlemlenebilen ilişkileri içeren bir bilgi tabanı oluşturulmuştur. Şekil 1'deki eğitim senaryosuna ilişkin oluşturulan bilgi tabanındaki bağlantı yapısı Tablo 1'de ilgili örnekler ve bağlantı yönüyle birlikte verilmiştir. Bu olgusal ifadeler sağlandığında sistem, ileri yönde çıkarsamalar zincirine dayalı bir yapı kullanarak nesnelere arası bağlantı kümelerini oluşturmaktadır. Örnek olarak Şekil 1'deki $tostmak_1$ nesnesi ele alındığında iki adet bağlantı bulunmaktadır: $sahip(tostmak_1, düğme_2)$ ve $takılı(tostmak_1, priz_1)$. Bu bağlantılar üzerinden, ileri yönde çıkarsama sistemi $\{[düğme_2], [priz_1]\}$ şeklinde iki ilişki altkümüsi oluşturur. Bağlantılar arasındaki geçişlilik özelliğinden faydalanılarak, bu bağlantılar üzerinden erişilebilen diğer bağlantılar da ilgili alt kümelere eklendikten sonra ilişki altkümelere $\{[düğme_2], [priz_1, düğme_1]\}$ halini alır. Verilen eylem listesinde bulunmayan $priz_1$ nesnesi bu altkümelere çıkarıldığında, $tostmak_1$ nesnesinin ilişkileri $\{[düğme_2], [düğme_1]\}$ şeklinde son halini alır. Bu çıkarsama diğer nesnelere için de benzer şekilde yapılır. İşlem sonunda elde edilen bağlantı kümeleri, gözlemlenen eylemler yoluyla nesnelere arası etkileşimleri öğrenme sürecinde kullanılır. Sistemde her bir bağlantı altkümüsi üzerindeki en son gözlenen eylem etkisinin kullanımına dayanan sezgisel bir yöntem ile $tost_yap$ eyleminin önkoşulları $sahip(tostmak_1, düğme_2)$, $takılı(tostmak_1, priz_1)$ ve $sahip(priz_1, düğme_1)$ bağlantılarının sağlanması koşuluyla $düğme_2$ üzerinde bas ve $düğme_1$ üzerinde $ashağı_it$ eylemlerinin gerçekleşmesi olarak belirlenir.

Tablo 1: Nesnelere arasındaki ilişki tipleri

İlişki ifadesi	Şekil 1'den örnek	Etki yönü
$sahip(n_1, n_2)$	$sahip(priz_1, düğme_1)$ $sahip(tostmak_1, düğme_2)$	$n_2 \rightarrow n_1$
$takılı(n_1, n_2)$	$takılı(tostmak_1, priz_1)$ $takılı(motor_2, güneşpaneli_1)$	
$üstünde(n_1, n_2)$	$üstünde(top_2, taşıyıcıbant_1)$	
$kayış(n_1, n_2)$	$kayış(motor_1, taşıyıcıbant_1)$	$n_1 \rightarrow n_2$
$dönük(n_1, n_2)$	$dönük(elfeneri_1, güneşpaneli_1)$	

4.2. Uzamsal Çıkarsama

Nesneler arası bağlantıları içeren bir bilgi tabanı mevcut olmadığında, sistemin sahip olduğu tek bilgi eylemlerin sıralı dizisi olduğundan nesne grupları arasındaki etkileşimleri öğrenmek mümkün olamamaktadır. TIM oyunculara ekrandaki görsel ilişkileri inceleyerek yapıyı öğrenme imkanı tanır. Bu durumda, benzer şekilde bir bilgisayar sisteminin de çıkarsama yapabilmesi için ortamdaki gerekli bilgileri alabilmesi gerekir. Uzamsal bir yaklaşımla sisteme nesnelere $kapsayan\ en\ küçük\ dikkörtgen$ (MBR) temsili ile verildiğini varsayarak, bu bilgiden yararlanıldığında iki tip ilişki ($yakın$ ve $sahip$) aşağıdaki çıkarım ile kurulabilir.

$$uzaklık(MBR_i, MBR_j) < \epsilon \Rightarrow yakın(nesne_j, nesne_i)$$

$$MBR_i \subset MBR_j \Rightarrow sahip(nesne_j, nesne_i) \quad (2)$$

Çıkarsama için sistemin sadece uzamsal yerellikten faydalanmasının bazı sakıncaları bulunmaktadır. Öncelikle, birbirinden uzak olmasına rağmen etkileşim kurabilen nesnelere

($kayış(motor_1, taşıyıcıbant_1)$) arasındaki ilişki bu yaklaşımla bulunamaz. Ayrıca, bu yaklaşımda nesnelere yönelendiği taraf hesaba katılmamaktadır (örn., $dönük(elfeneri_1, güneşpaneli_1)$ yerine $yakın(elfeneri_1, güneşpaneli_1)$).

4.3. Zamansal Çıkarsama

Uzamsal çıkarsama yaklaşımı ile ortamdaki ilişkiler tam olarak modellenemediğinden, eylemlere ilişkin zaman bilgilerini kullanan zamansal bir yaklaşımla sonuçlar analiz edilmiştir. Bu analizde, her bir eylemin başlangıç zamanı eylem listesine eklenerek sisteme girdi olarak verilmiştir. Allen'in zaman aralığı cebirindeki [6] $meets$ olgusuna benzer şekilde, eğer bir E_j eylemi bir E_i eyleminin çok kısa bir süre ardından gerçekleşiyorsa, bu eylemlerin her bir argümanı arasında zamanla aynı yönde bir ilişki kurulabilir ($\forall i, j\ meets(E_i, E_j) \Rightarrow tetikler(Arg_{1:p_i}(E_i), Arg_{1:p_j}(E_j))$). Sistemimizde kullanılan zamansal yaklaşım bu varsayıma dayanmaktadır.

Eylemlerin zamansal bilgilerinden faydalanılarak birbirini uzak mesafelerden etkileyebilen nesnelere arasındaki ilişkilerin modellenmesi mümkündür. Bununla birlikte, sadece zamansal bilgileri hesaba katmanın da bir takım dezavantajları bulunmaktadır. Bu yöntemdeki en büyük problem birbirini takip eden iki eylemin argümanlarındaki hangi nesnelere birbirini etkilediğinin belirlenememesidir. Örneğin, $meets(ashağı_it(top_1, düğme_1), çalış(motor_1))$ durumunda $motor_1$ nesnesinin çalışmasını başlatan nesnenin top_1 ya da $düğme_1$ olduğuna karar vermek mümkün olmamaktadır. Ayrıca birden fazla önkoşulu bulunan $tost_yap$ gibi eylemlerin de modellenmesinde zamansal yaklaşım başarılı sonuçlar üretmemektedir.

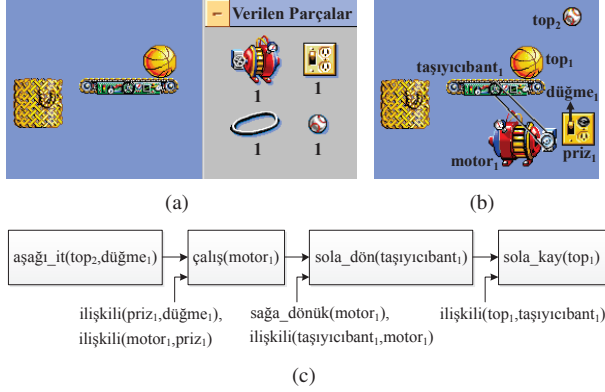
4.4. Uzam-Zamansal Çıkarsama

Uzamsal ve zamansal yaklaşımların iyi yönlerini birleştiren uzam-zamansal bir çıkarsamaya daha iyi sonuçlar elde edilebileceği düşünülerek, zamansal çıkarsamaya dayalı yöntem içinde nesnelere uzam bilgileri de kullanılmıştır. Genel olarak zamansal çıkarsama daha iyi sonuçlar vermesine rağmen, bazı durumlar için uzamsal çıkarsama daha iyi sonuçlar doğurmuştur. Örneğin $meets$ örüntüsünü sağlayan iki eylemin hangi argümanlarının birbiri ile ilişkili olduğunu belirlemek üzere uzamsal çıkarsamadan faydalanılabilen durumlar bulunmaktadır. Birbirine yakın nesnelere üzerindeki çok argümanlı eylemlerde uzamsal yöntemin sonuçları kullanılarak başarımlar artırılmıştır. Ayrıca, $tostmak_1$ nesnesi gibi çalışabilmesi için birden fazla önkoşul gereken (prize takılı olmalı, priz açık olmalı ve tost makinesinin düğmesine basılmış olmalı) nesnelere modellenmesinde de uzamsal çıkarsamaya birden fazla önkoşul üretilmişse bu sonuçlar kullanılmıştır.

5. PLANLAMA ÖRNEĞİ

Öğrenme çıktılarının planlama için uygulanabilirliğini göstermek üzere, Şekil 2(a)'daki örnek senaryo hazırlanmıştır. Bu örnekte amaç, verilen nesnelere uygun şekilde birbirleri ile ilişkilendirerek top_1 nesnesinin sepete girmesini sağlayacak zincirleme bir reaksiyon oluşturmaktır. Sisteme $sola_kay(top_1)$ hedefi verildiğinde Şekil 2(c)'de verilen plan üretilmektedir. Bu planda eylemlerin birbirini tetiklemesi için gereken $ilişkili$ biçimindeki önkoşullar sağlandığı takdirde, bulunan eylem di-

zisi ile problemin çözümüne (Şekil 2(b)) ulaşılabilmektedir. Planda *ilişkili* adıyla belirtilen bu önkoşullar, sistemde kullanılan çıkarsama yaklaşımına (bilgi tabanlı, uzamsal, zamansal veya uzam-zamansal) bağlı olarak ilgili ilişki adıyla (*sahip, takılı, yakın* vb.) oluşturulmaktadır.



Şekil 2: (a) Örnek bir problem (b) Problemin çözümü (c) Öğrenilen etkileşimlerden faydalanılarak üretilen plan

6. DENEYLER VE TARTIŞMA

Önerilen sistemi sınamak üzere TIM oyununda 40 farklı nesne türü arasındaki çeşitli etkileşimleri barındıran 23 örnek eğitim senaryosu hazırlanmıştır. Sunulan yöntemlere ilişkin sonuçlar dört farklı başarımlı ölçütü (*doğruluk, kesinlik, anma* ve *F-ölçütü*) göz önüne alınarak analiz edilmiştir. Yapılan analizde eğitim senaryolarında gerçekte var olan eylem önkoşulları ve koşullu etkilerle sistem tarafından üretilen sonuçlar birbirleri ile karşılaştırılmıştır. Her bir eylemin her bir argümanında bulunan tüm N_i nesnelere için nesne üzerindeki bir etki doğru olarak tespit edildiğinde *gerçek pozitif*, olmayan bir etkileşim öğrenilmediğinde *gerçek negatif*, hatalı bir etkileşim bulunduğu *yanlış kabul* ve bulunması gereken bir etki tespit edilemediğinde *yanlış ret* olarak sınıflandırılmıştır.

Deneylerde elde edilen sonuçlar Tablo 2’de gösterilmiştir. Beklendiği üzere bilgi tabanlı yaklaşım diğer yaklaşımlardan daha iyi sonuçlar üretmiştir. Fakat bazı senaryolar için doğrudan gözlemlenemeyen ilişkiler (örneğin, uzaktan kumanda ile kontrol ettiği patlayıcı arasındaki bağlantı) ve ortamdaki nesnelere birinin iki yönlü parça-bütün ilişkisine sahip olması nedeniyle 5.52% oranında hata gözlemlenmiştir. Uzamsal çıkarsamada birbiri ile ilişkisi olmayan nesnelere yakın konumlarda bulunduğu senaryolarda oluşan *yanlış kabuller* ve birbirini uzak mesafeden etkileyebilen nesnelere nedeniyle oluşan *yanlış retler* dolayısıyla diğer yaklaşımlara göre daha kötü sonuçlar elde edilmiştir. Zamansal çıkarsamada çoğunlukla ilişkili eylemler arasında argüman seçimindeki hatalardan kaynaklı *yanlış kabuller* gözlemlenmiştir. Uzam-zamansal çıkarsama, ilişkili argüman seçiminde daha başarılı olduğundan ve birden fazla önkoşula sahip olan eylemleri de tespit edebildiğinden, zamansal çıkarsamaya göre iyi sonuçlar üretmiştir. Her iki yaklaşımda da gözlenen *yanlış kabullerin* bir kısmı eşzamanlı oluşan birbirinden bağımsız eylem zincirlerinin varlığından kaynaklanmaktadır. Tablo 2’deki sonuçların yanı sıra, deneylerde \mathcal{Y} yönelimlerinin kullanımının öğrenme başarımına katkısı 11.03% olarak gözlemlenmiştir.

Doğruluk ve *F-ölçütü* değerleri göz önüne alındığında uzam-zamansal yaklaşımın bilgi tabanlı yaklaşıma yakın sonuçlar ürettiği gözlenmektedir. Bu sonuçların ışığında, ortamdaki nesnelere arası etkileşimlerin parça ilişkilerine dair bilgi kullanılmaksızın sadece uzamsal ve zamansal bilgilere dayanarak önemli ölçüde öğrenilebildiği görülmüştür.

Tablo 2: Deney Sonuçları

yaklaşım	doğruluk	kesinlik	anma	F-ölç.
bilgi tabanlı	94.48%	94.51%	96.63%	95.56%
uzamsal	71.03%	79.17%	67.86%	73.08%
zamansal	77.93%	68.93%	100%	81.61%
uzam-zamansal	89.66%	85.29%	100%	92.06%

7. SONUÇ

Bu çalışmada, ortamda bulunan nesnelere arası etkileşimleri metin-tabanlı eğitim senaryoları kullanarak öğrenebilen bir sistem tasarlanmıştır. Bu sistem üzerinde yapılan analiz, nesnelere arası ilişkileri içeren bilgi tabanlı bir yaklaşımla nesnelere birbirleri üzerindeki etkilerinin benzer problemler verildiğinde çözüm bulunabilecek seviyede öğrenilebileceğini ortaya koymaktadır. Yapılan analiz sonucunda, ortamdaki nesnelere ilişkin uzamsal bilgilerle nesnelere arasındaki eylemlerin zaman bilgileri uzam-zamansal bir yaklaşımda birlikte kullanıldığında bilgi tabanlı yaklaşıma yakın seviyede sonuçlar elde edilebileceği görülmüştür. Uzam-zamansal bilgilerle öğrenmenin mümkün olabilmesi, doğrudan gözlemlenebilen ilişkilerin bir uzman tarafından sağlanmasından daha az maliyetli olduğundan büyük önem taşımaktadır. Bu aşamada metin-tabanlı olarak verilen girdilerin, daha sonraki çalışmalarda bilgisayarla görü teknikleri ile otomatik bir şekilde elde edilmesi ile bu çalışmada önerilen öğrenme yaklaşımının gerçek robotlardaki öğrenme problemlerine de uyarlanması sağlanacaktır.

8. KAYNAKÇA

- [1] “The incredible machine 3,” [CD-ROM], Dynamix Inc., 1995.
- [2] D. Shahaf, “Logical filtering and learning in partially observable worlds,” Master’s thesis, University of Illinois, Urbana-Champaign, 2007.
- [3] K. Wu, Q. Yang, and Y. Jiang, “ARMS: an automatic knowledge engineering tool for learning action models for AI planning,” *Knowl. Eng. Rev.*, vol. 22, pp. 135–152, 2007.
- [4] H. H. Zhuo, Q. Yang, D. H. Hu, and L. Li, “Learning complex action models with quantifiers and logical implications,” *Artif. Intell.*, vol. 174, pp. 1540–1569, 2010.
- [5] S. Cresswell, T. L. McCluskey, and M. M. West, “Acquisition of object-centred domain models from planning examples,” in *Proc. 19th Int. Conf. on Automated Planning and Scheduling (ICAPS’09)*, 2009, pp. 338–341.
- [6] J. F. Allen, “Maintaining knowledge about temporal intervals,” *Commun. ACM*, vol. 26, pp. 832–843, 1983.