

**İnsansı Robotlarda Sağlarlık Tabanlı Kavram  
Gelişimi ve Alet Kullanımı  
Proje No: 109E033**

Doç.Dr. Erol Şahin

MART 2013  
ANKARA

## **ÖNSÖZ**

Bu rapor TÜBİTAK tarafından 1 Eylül 2009-1 Şubat 2013 tarihleri arasında desteklenen 109E033 no'lu İnsansı Robotlarda Sağlıklı Tabanlı Kavram Gelişimi ve Alet Kullanımı adlı proje çerçevesinde gerçekleştirilmiş olan çalışmaları özetlemektedir.

<b>İÇİNDEKİLER</b>	
<b>ÖNSÖZ</b>	<b>2</b>
<b>ÖZET</b>	<b>7</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>8</b>
<b>GİRİŞ</b>	<b>9</b>
<b>GENEL BİLGİLER</b>	<b>9</b>
<b>DENEYSEL ALTYAPI</b>	<b>11</b>
<b>YAPILAN ÇALIŞMALAR</b>	<b>14</b>
<b>Sağlıkların öğrenilmesi</b>	<b>14</b>
<b>İsim, sıfat ve fiillerle ifade edilen kavramların sağlıklarla ilişkilendirilmesi</b>	<b>20</b>
Fiillerin öğrenilmesi	20
İsim ve sıfatların öğrenilmesi	23
<b>İnsan davranışlarının robotun kendi davranışları üzerinden tanınması</b>	<b>28</b>
<b>Alet sağlıklarının öğrenilmesi</b>	<b>32</b>
Alet sağlıklarının öğrenilmesi ve analizi	39
Sağlıklar ve nitelikler arasındaki ilişkilerin analizi	40
Alet sağlıklarının nesnenin pozisyonuna göre değişimi	41
Aletlerin benzerlikleri ve farkları	42
<b>TARTIŞMA SONUÇ</b>	<b>48</b>
<b>REFERANSLAR</b>	<b>53</b>

## ŞEKİLLER

Şekil 1: iCub robot platformu.....	10
Şekil 2: iCub'a sahip olan üniversitelerin dünyadaki dağılımı.....	10
Şekil 3: iCub çevresine kurulan araştırma altyapısı.....	11
Şekil 4: iCub berimsel altyapı şeması.....	12
Şekil 5: Robotun gövdesi ve çevresinin ayrılarak masa üstündeki nesnelerin ayrılması.....	12
Şekil 6: Arkaplandan ayrılan nesnelere çıkarılan nitelikler.....	13
Şekil 7: (a) 23 serbestlik dereceli robot kol ve eli, ve arka planda SwissRanger uzaklık-ölçer kamerası (b) Kameradan alınan uzaklık görüntüsü ve bunun üzerinde görüntü işleme metotlarıyla nesnelerin ortaya çıkarılması.....	13
Şekil 8: (a) Simülasyonun görüntüsü (b) Nesneden çıkarılan nitelik vektörü.....	14
Şekil 9: LEGO Mindstorms NXT2.0 kiti ile yapılan basit insansı robot.....	14
Şekil 10: Varolan bir nesneye bir davranışın uygulanmasından sonra elde edilecek değişimi öngören yapı bloğu.....	15
Şekil 11: Etki uzayındaki değişik etkiler hiyerarşik bir şekilde kendi-kendine kategorize edilmiştir.....	16
Şekil 12: Masa üstüne konulan bir silindirin pozisyonunun değiştirilmesine dair 7 adımlık plan ve uygulanışı. İlk satır, uzaklık-ölçer kameradan elde edilip işlenmiş görüntüyü, ikinci satır davranışların uygulanmasından sonra öngörülen uzaklık vektörünü, ve üçüncü satır da senaryonun fotoğraflarını göstermektedir.....	16
Şekil 13: Davranışların parametre değerlerine göre gruplanması.....	17
Şekil 14: Kutunun iki farklı pozisyon ve yönelimine göre güçlü kavrama için gerek duyulan yaklaşma açısı parametreleri ve uygulanmasından elde edilen etkiler.....	17
Şekil 15: Robotun kavrama davranışı, robotun kolu ile eli arasına yerleştirilmiş kuvvet/tork algıları kullanılarak, insan tarafından düzeltilir.....	18
Şekil 16: İnsansı robot siyah bir engele doğru yürürken algılarının bir zaman dizisi olarak kaydeder.....	19
Şekil 17: X eksenini çarpmadan önceki zaman dilimlerini gösteriyor. 0 çarpışma anını, -X değerleri ise çarpışmadan X saniye öncesini işaretliyor. Y eksenini ise o andaki algıların öneminin ReliefF (KONONENKO, 1994) algoritmasıyla ölçülmüş değerini göstermektedir. Açık çizgi ileri bakan robottan, koyu çizgi ise öne bakan robottan elde edilen sonuçları göstermektedir.....	19
Şekil 18: Sağda robotun eli bir içecek kutusuna yaklaşmış durumdadır. Solda ise, içecek kutusunu kapsayan kutu kırmızı ile, el açık mavi ile gösterilmiş, avuç ortasını merkez alan ve nesneye yaklaşımda düzeltme vektörlerinin tanımlandığı koordinat sistemi ise koyu mavi ve yeşil eksenlerle gösterilmiştir.....	20
Şekil 19: Robottan doğrudan erişemeyeceği bir nesneyi önündeki bir hedef noktasına getirmesi istenmiştir. Bunun üzerine robot önce "pass me" (bana ver) "hareketi" ile insanın nesneyi itmesini sağlamış sonra da manipülasyonla onu hedef noktasına kaydırabilmiştir.....	20
Şekil 20: Fiillerle ifade edilen kavramların öğrenilmesine ilişkin sistem.....	21
Şekil 21: Etki uzayındaki etkiler, yukarıda görüldüğü gibi 8 değişik fiil (moved-right, grasped, ...) ile etiketlenmiştir. Bu etkileri yaratan davranışlar ve bu davranışların uygulandığı nesne grupları dikdörtgenler içinde gösterilmiştir. Örneğin 'grasped' etkisi, küçük kutu, silindir, kupa ve küreleri 'top-grasp' yaparak veya büyük silindir ve kutuları 'side-grasp' yaparak elde edilmiştir. Bazı nesnelerin üzerinde * işareti o nesnelerin her büyüklüğünde (küçük, büyük) o etkinin yaratıldığını göstermektedir.....	21
Şekil 22: Robottan istenen etkileşimin (bir fiile karşılık gelen) gösterimi.....	22
Şekil 23: Bir önceki şekilde istenen etkileşimi robotun farklı bir nesne üzerinde gerçekleştirilmesi.....	23
Şekil 24: Fiil gösterimlerinin çok-adımlı plan yapmakta kullanılması. Üst satır: İstenen etkileşimin gösterilmesi. Alt satır: İstenen etkileşimin robot tarafından anlaşılıp uygulanması.....	23
Şekil 25: Kullanılan nesnelere ve isim etiketleri.....	24
Şekil 26: Kullanılan nesnelere ve sıfat etiketleri.....	24
Şekil 27: Sağlıkların öğrenilmesi ve öngörüle kullanılması. Şekilde $V_E$ terimi $e_{oi}$ leri içeren uzayı temsil etmektedir.....	25
Şekil 28: Sıfat ve isimlerin öğrenilmesi için üç değişik yaklaşım denenmiştir. Burada D uzayı, sıfat etiketlerinden, N uzayı ise isim etiketlerinden oluşmuştur.....	26

Şekil 29: Bir nesneye yapılan dört değişik (soldan(L), sağdan(R), tepden(T), aşağıdan(B)) erişim davranışından elde edilen veriler yukarıda görülebilir. ....	29
Şekil 30: (a) Davranış üretme mekanizması. (b) Davranış tanıma mekanizması. Gri ile boyanan kısım her iki mekanizmada paylaşılmakta ve bu da robotun karşıdakinin hareketlerini kendi davranışları cinsinden algılamasını sağlamaktadır. Şeklin detayları için makaleye bakılabilir. Buradaki tartışma için üretme ve tanıma mekanizmalarının ortak bir bloğu paylaşıyor olduklarını göstermek yeterlidir. ....	30
Şekil 31: (a) Gözlemlenen hareketin uzaydaki hareketi ve bunların robotun davranış repertuarındaki hareket üretici sistem üzerinden simülasyonu ile yaratılan hareketler. (b,c,d,e) Değişik davranışlar için gözlenen tanıma sinyallerinin zaman içindeki değişimi. ....	31
Şekil 32: iCub insanın erişme davranışını tanıyıp, aynı yere erişiyor. ....	31
Şekil 33: Gözlemlenen davranışların belli parçalarının bloke olması durumunda tanıma sinyalinin zamanla değişimi. ....	31
Şekil 34: Masa ve üzerine yerleştirilen koordinat sistemi. Sağ ve sol el için işaretlenen alanlar, robotun kollarının erişebildiği bölgeleri göstermektedir. ....	32
Şekil 35: Alet kullanımı çalışmasında kullanılan sistem. 'Tuck Arms' pozisyonu bir sonraki şeklin (a) kısmında görülebilir. ....	33
Şekil 36: (a) Robotun algılama sırasında durduğu 'tuck arms' pozisyonu robotun kol ve gövdesinin görüntüye girmesini önler. (b,c,d,e) Alet görüntüsünün arkaplandan ayrılma sürecinin fazları. ....	34
Şekil 37: Aletlerin sap bölümlerin belirlenmesi. ....	34
Şekil 38: Aletin Kinect görüntüsünden çıkarılan nitelikler. ....	35
Şekil 39: iCub'ın gözünden alınan görüntünün RGB ve HSV gösterimlerinin görünümü ve bunların ayrılması. ....	35
Şekil 40: Çıkarılan alet iskeletleri. ....	36
Şekil 41: Aletin gözden gelen görüntüsünden çıkarılan nitelikler. ....	36
Şekil 42: 'Hand feature' aletin hangi elde tutulduğu bilgisini içerir. ....	36
Şekil 43: iCub'ın aletin sapından tutması. ....	37
Şekil 44: Kullanılan aletlerden bazıları. ....	37
Şekil 45: Nesneden çıkarılan nitelikler. ....	37
Şekil 46: Robotun aletlerle etkileşmek için kullandığı nesne kümesi. ....	38
Şekil 47: PL(FR) davranışının üç değişik alet ile uygulanması. ....	38
Şekil 48: Alet sağlıklarlarının öğrenilmesi için alet ve nesneden elde edilen niteliklerinin kombinasyonlarının oluşturulması. ....	39
Şekil 49: PF(UM) davranışı için elenmeden sonra kalan 19 nitelik için yapılan analizin ardından, en iyi başarımın ilk 9 niteliğin kullanılmasıyla elde edildiği ortaya çıkarılır. ....	40
Şekil 50: (a) Aletler, uygulanan davranış ve nesnenin pozisyonları. (b) Nesnenin pozisyonuna göre sola ittirilebilme öngörülerinin değişimi. Sol parçalı aletin ittirebilme öngörüsü (mavi) yüksek kalmakta, düz çubuk aletin ise hızla düşmektedir. ....	41
Şekil 51: Alet benzerliklerinin incelenmesinde kullanılan deney çerçevesi. İki değişik nesne (birinci nesne açık renk kare, ikinci nesne uzun koyu dikdörtgen), iki ayrı pozisyon, biri yeni olan üç değişik alet ve bunların üzerinde uygulanan tüm 11 davranış. ....	42
Şekil 52: Değişik aletlerin birbirlerine olan benzerlikleri algı niteliklerinin arasındaki Öklid uzaklığı olarak hesaplanmış ve grinin tonları şeklinde gösterilmiştir. Sekilde gösterilen aletlerin son 7 tanesi yenidir. #1, #2, #3 ve #4 ile işaretlenen değerler daha sonra tartışılacaktır. ....	46
Şekil 53: Değişik aletlerin birbirlerine olan benzerlikleri davranışsal temsilleri arasındaki Öklid uzaklığı olarak hesaplanmış ve grinin tonları şeklinde gösterilmiştir. Sekilde gösterilen aletlerin son 7 tanesi yenidir. #1, #2, #3 ve #4 ile işaretlenen değerler daha sonra tartışılacaktır. ....	47
Şekil 54: Değişik aletlerin birbirlerine olan benzerlikleri sağlıklarlık temsilleri arasındaki Öklid uzaklığı olarak hesaplanmış ve grinin tonları şeklinde gösterilmiştir. Sekilde gösterilen aletlerin son 7 tanesi yenidir. #1, #2, #3 ve #4 ile işaretlenen değerler daha sonra tartışılacaktır. ....	48

## TABLolar

<i>Tablo 1: NC (“no change”), MR(moved right), ML(moved left) fiilleri için oluşturulan etki prototipleri. ....</i>	<i>22</i>
<i>Tablo 2: Sağlarlık tablosu. Örneğin “push right” davranışının %93 eminlikle “moved right” etkisi, %3 eminlikle “knocked”, %2 eminlikle “no effect” etkisi yaratacağı öngörülmekte. Bu tablodaki değerlerin bir vektör içine konulmasından ortaya çıkan yapı <b>sağlarlık vektörü</b> (ing. Affordance vector) diye nitelendirilip, içinde bulunduğu uzay <math>V_A</math> ile gösterilecektir. ....</i>	<i>25</i>
<i>Tablo 3: Tablodaki M’ler eğitilip performansı değerlendirilen DVMleri göstermektedir. Her sıfat çifti için ayrı bir DVM eğitilmiştir. İlk satır grubunda sağlarlık vektöründen (<math>V_A</math>) sıfatlara olan ilişkiyi öğrenen üç DVMnin öngörü başarımları listelenmiştir. İkinci ve üçüncü satır grubunda ise, nesnenin algı vektöründen (<math>V_E</math>), ve birleşik vektörden (<math>V_C</math>) sıfatlara olan ilişkiyi öğrenen DVMlerin başarımları listelenmiştir. ....</i>	<i>26</i>
<i>Tablo 4: İlk satır sağlarlık vektöründen (<math>V_A</math>), ikinci satır nesnenin algı vektöründen (<math>V_E</math>), ve üçüncü satır birleşik vektörden (<math>V_C</math>) isimlere olan ilişkiyi öğrenen DVM’lerin başarımlarını listelemektedir. ....</i>	<i>27</i>
<i>Tablo 5: Farklı olanı bulma deneyi ve sonuçları. ....</i>	<i>27</i>
<i>Tablo 6: Robotun etkileşim için kullandığı 11 davranışı ve yaptığı nesne etkileşimlerinin sayısı. Kullanılan davranışlar sırasıyla: PL(FR): Sola itirme (aleti sağdan yaklaştırarak), PL(FT): Sola itirme (aleti tepeden yaklaştırarak), PR(FL):Sağa itirme (aleti soldan yaklaştırarak), PR(FT):Sağa itirme (aleti tepeden yaklaştırarak), PF(UM):İleri itirme (aletin gövdesiyle), PF(UL): İleri itirme (aletin sol parçasıyla), PF(UR):İleri itirme (aletin sağ parçasıyla), PB(FRUL):Geri çekme (aleti sağdan yaklaştırarak sol parçasıyla), PB(FTUR): ..Geri çekme (aleti yukarıdan yaklaştırarak sol parçasıyla), PB(FLUR): Geri çekme (aleti soldan yaklaştırarak sağ parçasıyla), PB(FTUR): Geri çekme (aleti yukarıdan yaklaştırarak sağ parçasıyla). ....</i>	<i>38</i>
<i>Tablo 7: Davranışlar için bulunan nitelik sayıları ve sağlarlık öngörü başarımları. ....</i>	<i>40</i>
<i>Tablo 8: PL(FR) davranışı için çıkarılan en önemli 5 nitelik kombinasyonları. ....</i>	<i>41</i>
<i>Tablo 9: Birinci pozisyona konulan birinci nesne için üç değişik aletin sunduğu sağlarlıklar öngörülleri ve eminlikleri (ing. confidence). (a) Sol parçası olan aletten elde edilen değerler. (b) Sağ parçası olan aletten elde edilen değerler. (c) Yeni aletten elde edilen değerler. Tablolarda satırlar etkileri, sütunlar ise davranışları listelemekte. Her bir değer bir davranışın o pozisyondaki o nesneye uygulanmasında belli bir etkinin ortaya çıkarılmasına dair eminlik değerlerini gösteriyor. Tablodaki değerler, kavram gelişiminde de kullanılan sağlarlık vektörünün aynısıdır, ve aletin <b>davranışsal temsili</b> olarak nitelendirilecektir. Tabloların ‘Affordance’ adı ile başlık koyulan son sütunu, belli bir sağlarlığın gerçekleştirilip gerçekleştirilemeyeceğini göstermekte ve aletin <b>sağlarlık temsili</b> olarak nitelendirilecektir. Bu temsilde eminlik değeri 0.5’in üstündeki değerler 1, altındakiler 0 olarak gösteriliyor. ....</i>	<i>43</i>
<i>Tablo 10: Yapılan yayınların konu ve türlere göre dağılımları. Yayınlardan 2013* olarak belirtilenler değerlendirme veya yazım aşamasındadır. ....</i>	<i>51</i>

## ÖZET

Bu projede, gelişimsel yöntemler kullanarak robotlarda (1) insanlarla iletişim için basit kavramların ve (2) alet kullanma yeteneklerinin gelişimine ilişkin öğrenme metotları geliştirilmiş ve iCub insansı robotu üzerinde başarı ile gerçekleştirilmiştir.

Yapılan araştırmada psikoloji alanında J.J. Gibson (Gibson, 1986) tarafından ortaya atılmış olan sağlamlık kavramı kullanılmıştır. Birinci hedefe yönelik olarak, dildeki isimler ve fiiller gibi kavramların sağlamlıklarla ilişkisi incelenmiş ve robotun sürekli algı-motorsal deneyimleri ile bu ayrık kavramlar arasındaki bağlantıları öğrenmesini sağlayacak metotlar geliştirilmiştir. Bu bağlantılar sayesinde robot (a) önüne konulan yeni bir nesneyi sağlamlıkları ve görünümü cinsinden isim ve sıfatlar ile tanımlayabiliyor, (b) insanın bir nesne ile yaptığı etkileşimi bir fiil ile tarif ediyor, (c) ona isim+fiil ile yazılan bir komutu, önce doğru nesneyi bulup sonra da doğru davranışı seçerek, yerine getirebiliyor, (d) tek bir adımda erişilemeyecek bir komut verildiğinde, çok adımlı bir plan yapıp, uygulayabiliyor, ve (e) insan masadaki 6 değişik noktadan birine erişirken, davranış henüz bitmeden iCub'ın davranışı tanıdığını ve aynısını yapabildiğini gösterebiliyor.

İkinci hedefe yönelik olarak, robotun nasıl önce çeşitli aletlerin kendisine sunduğu sağlamlıkları öğrenebildiğini ve sonra araçlarla onların işlevleri arasındaki bağlantıları öğrenerek, daha önce görmediği aletlerle nelerin yapılabileceğini öngörüp hedefine erişebildiği gösterilmiştir.

Anahtar kelimeler: insansı robotlar, öğrenme, sağlamlık, kavramlar, alet kullanımı

## **ABSTRACT**

In this project, we developed developmental methods towards the development of (1) simple concepts for communication with humans, and (2) tool-use for robots, implemented and demonstrated them on the iCub humanoid robot platform.

The research is based on the affordance notion proposed within Psychology by J.J. Gibson (Gibson, 1986). Towards the first objective, the relationship of affordances with nouns and verbs in language is investigated and learning methods that can link the discrete concepts and the continuous sensory-motor interactions of the robot are developed. These links allowed the robot to (a) describe an object using adjectives and nouns based on its image and its affordances, (b) describe the interaction that a human has performed on an object using a verb, (c) execute a command given in the form of noun+verb by finding the proper object and applying the proper behavior, (d) make and execute multi-step plans to achieve goals that are not attainable via a single behavior, and (e) recognize and generate the action of a reaching actions (towards one of the 6 targets) being demonstrated by a human before the end of the action.

Towards the second objective, we showed that the robot can learn the affordances that are offered by different tools, discover the relationships between the uses and the shapes of the tools and use them to utilize novel tools, that it has not interacted before, towards achieving its goals.

Keywords: humanoids, learning, affordance, concepts, tool use.



## GİRİŞ

1 Eylül 2009 ile 1 Şubat 2013 tarihleri arasında yürütülen 109E033 nolu proje tamamlanmıştır. Bu raporda projenin bilimsel çıktılarının<sup>1</sup> ve idari bilgilerinin özetleri sunulmaktadır.

TÜBİTAK PTS sisteminin 3MB'ın üstündeki rapor dosyalarını kabul etmemesi nedeniyle, sonuç raporu dosyasının pdf hali sıkıştırılmıştır. Bu sıkıştırmanın sonucu olarak şekiller kötü bir çözünürlüğe sahiptir. Bu limit nedeniyle Emre Ugur'un doktora tezi sisteme yüklenememiştir.

Dilenirse raporun, bütün yayınların ve gösterim videolarının yüksek çözünürlüklü halleri <http://tinyurl.com/109E033> adresinden indirilebilir.

## GENEL BİLGİLER

Bu projede yapılan çalışmalar Avrupa Birliği Çerçeve Programından desteklenen iki proje (ROSSI<sup>2</sup> ve iCubCom<sup>3</sup>) ile ortaklaşa olarak desteklenmiştir.

Bilimsel olarak başarılı bir şekilde tamamlanmış olan proje içinde şunlar yapılmıştır:

- Değeri 255,000 Euro olan 53 serbestlik dereceli iCub insansı robotunun Türkiye'ye ithali yapılmıştır. Bu proje, RobotCub adlı AB projesi tarafından desteklenen iCubCom adlı projede gereken yerel ek desteği sağlayarak robotun bedava olarak Türkiye'ye getirilmesini sağlamıştır. Bu robot şu anda Türkiye'deki en karmaşık robot platformudur.

---

<sup>1</sup> Bu rapor projede yazılan yayınlardaki sonuçların genel bir özeti olarak yazıldığı için birçok detay dışarıda bırakılmıştır. Okuyucunun bu detaylar için referans verilen yayınları okumasını öneriyoruz. Ayrıca bazı şekillerde İngilizce yazı ve işaretler bulunmaktadır. Bu şekillerin yeniden üretilmesi zor olduğu için böyle bıraktığımızı belirtir ve okuyucunun bunu hoşgörmesini dileriz.

<sup>2</sup> **ROSSI (Emergence of communication in Robots through Sensorimotor and Social Interaction) Projesi**, 7.ÇP Programının Cognitive Systems teması altında desteklenen çok-ortaklı bir StREP projesidir (Web: <http://www.rossiproject.eu>). Bu proje Şubat 2003'te ODTÜ'de yapılan son değerlendirilme toplantısında başarılı bulunarak tamamlanmıştır.

<sup>3</sup> **iCubCom (Emergence of Communication in iCub through Sensorimotor and Social Interaction) projesi**, *RobotCub* adlı IP (Integrated Project) projesi (Web: <http://www.robotcub.org>)

<sup>2</sup> **ROSSI (Emergence of communication in Robots through Sensorimotor and Social Interaction) Projesi**, 7.ÇP Programının Cognitive Systems teması altında desteklenen çok-ortaklı bir StREP projesidir (Web: <http://www.rossiproject.eu>). Bu proje Şubat 2003'te ODTÜ'de yapılan son değerlendirilme toplantısında başarılı bulunarak tamamlanmıştır.

<sup>3</sup> **iCubCom (Emergence of Communication in iCub through Sensorimotor and Social Interaction) projesi**, *RobotCub* adlı IP (Integrated Project) projesi (Web: <http://www.robotcub.org>) içinde desteklenen bir alt-projedir. RobotCub projesi Avrupa'da insansı robot çalışmalarını geliştirmeyi ve entegre etmeyi amaç edinmiş ve bu amaçla donanımından yazılıma kadar tamamen açık kaynaklı iCub insansı robot platformunu geliştirmiştir. Bu platformun gerek Avrupa'daki gerekse dünyadaki ortak araştırma platformlarından birisi olabilmesi için RobotCub projesi içinde desteklenmek üzere alt-proje çağrısı (RobotCub Open Call) açılmıştır. Bu çağrıya bütün dünyadan gelen 31 proje önerisinin değerlendirilmesi sonucunda proje yürütücüsünün sunduğu iCubCom proje önerisi 6. olarak, 255,000 Euro değerindeki bir iCub platform bedava olarak alınmıştır (Web: [http://eris.liralab.it/wiki/RobotCub\\_Open\\_Call](http://eris.liralab.it/wiki/RobotCub_Open_Call)).



Şekil 1: iCub robot platformu.

- ODTÜ Bilgisayar Mühendisliği KOVAN Araştırma Laboratuvarı iCub robotuna sahip dünyanın önde gelen araştırma merkezlerinden birisi haline gelmiştir. Aşağıda iCub'a sahip olan üniversitelerin dünya üzerindeki dağılımı görülebilir.



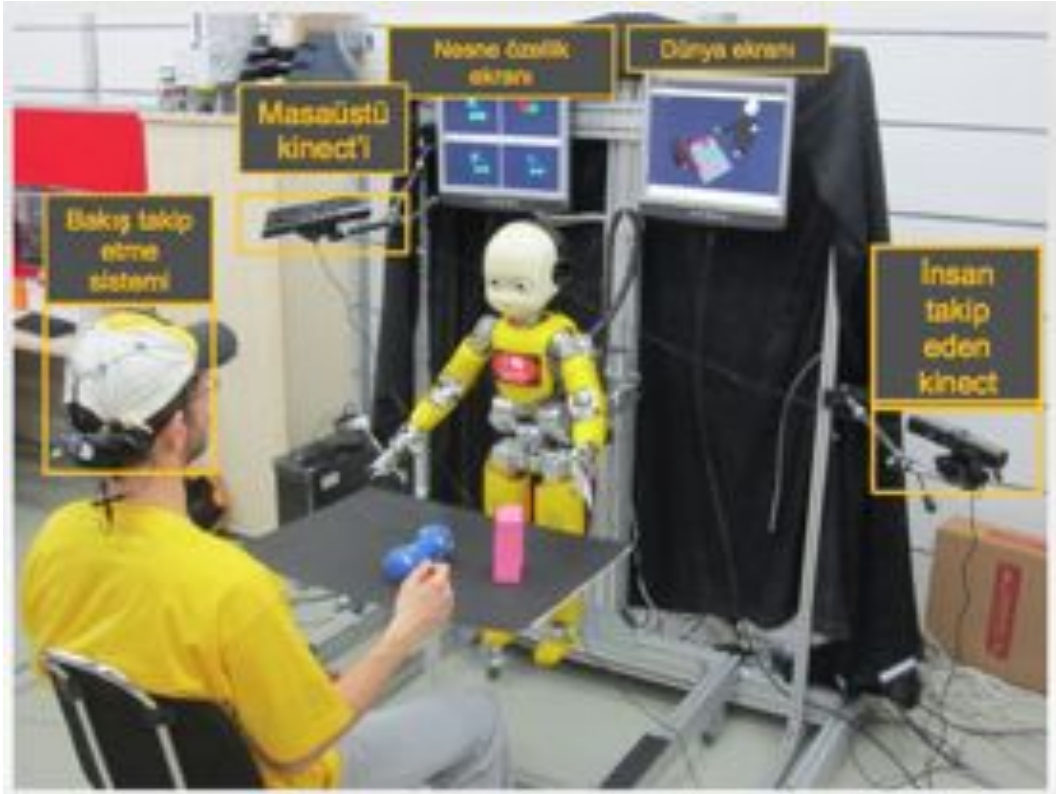
Şekil 2: iCub'a sahip olan üniversitelerin dünyadaki dağılımı.

- Proje süresince çıkan sonuçlardan çok sayıda ulusal ve uluslararası yayın ve tez üretilmiştir.
- Makina, elektrik-elektronik ve bilgisayar mühendisliği tabanlı öğrencilerin beraber çalışmalarını sağlayarak büyük bir interdisipliner sinerji üretmiştir.
- iCub robotu ulusal televizyon ve gazetelerde yaygın olarak haber olmuş ve robotik konusundaki farkındalığın artmasına katkıda bulunmuştur.
- Bu proje çerçevesinde yapılan çalışmalarda Japonya'daki ATR Laboratuvarı'ndan Dr. Erhan Oztop ile verimli bir ortaklık kurulmuş ve bu sayede bu karmaşık platform konusunda eksik olan tecrübe hızlı bir şekilde edinilmiştir. Bu işbirliği aynı zamanda iCub robotunun gelmesinde ve güncellenmesinde yaşanan gecikmeler sırasında araştırmaların oradaki platformlar üzerinde sürdürebilmesine olanak vermiştir.

Proje süresince 6 değişik öğrenci desteklenmiş (Baris Akgun, Doruk Tunaoglu, Mustafa Parlaktuna, Yigit Caliskan ve S. Erinç İnci) ve bunların dışında ROSSI projesinden, BİDEB burslarından ve Araştırma Görevliliğinden destek alan 7 öğrenci de (Hande Çelikkanat, Emre Uğur, Kadir Fırat Uyanık, Asil Kaan Bozcuoğlu, Nilgün Dağ, İlkey Atıl ve Onur Yürüten) kısmen bu projenin içinde yer alan çalışmalara katkıda bulunmuşlardır.

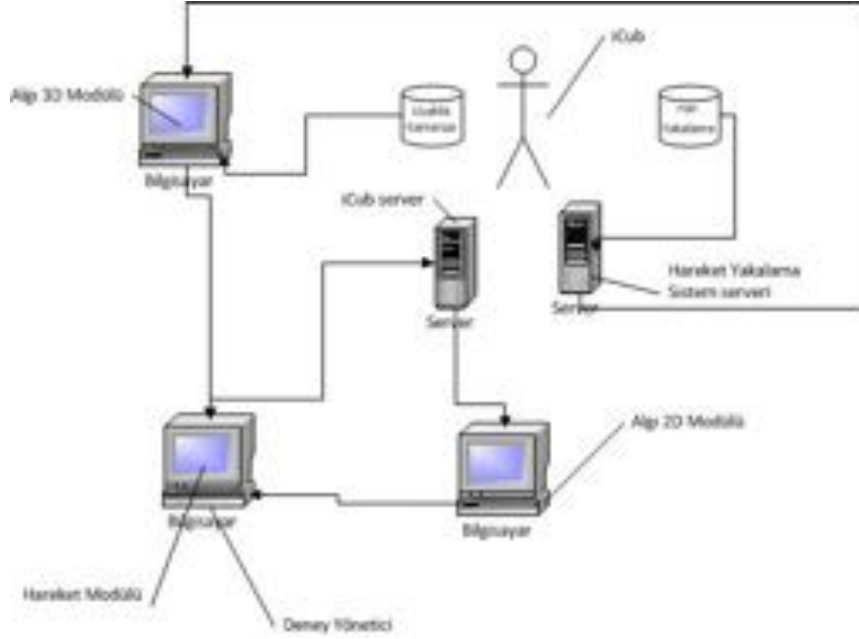
## DENEYSEL ALTYAPI

iCub robot platformunun çevresine yapılan çalışmaları desteklemek için aşağıda fotoğrafı bir altyapı kurulmuştur. Spesifik olarak projenin kurum hissesinden alınan iki Kinect algı sisteme entegre edilmiştir. Robotun, Kinect'lerin ve masanın referans çerçevelerinin birleştirilmesinde bunlara takılan VZ-4000-SM (bu proje çerçevesinde alınmış olan) işaretleyicileri kullanılmıştır. Ayrıca insanın başındaki şapka ve bileğine yerleştirilen işaretleyiciler insanın bakış yönünü ve erişme hareketlerini algılamayı mümkün kılmıştır.



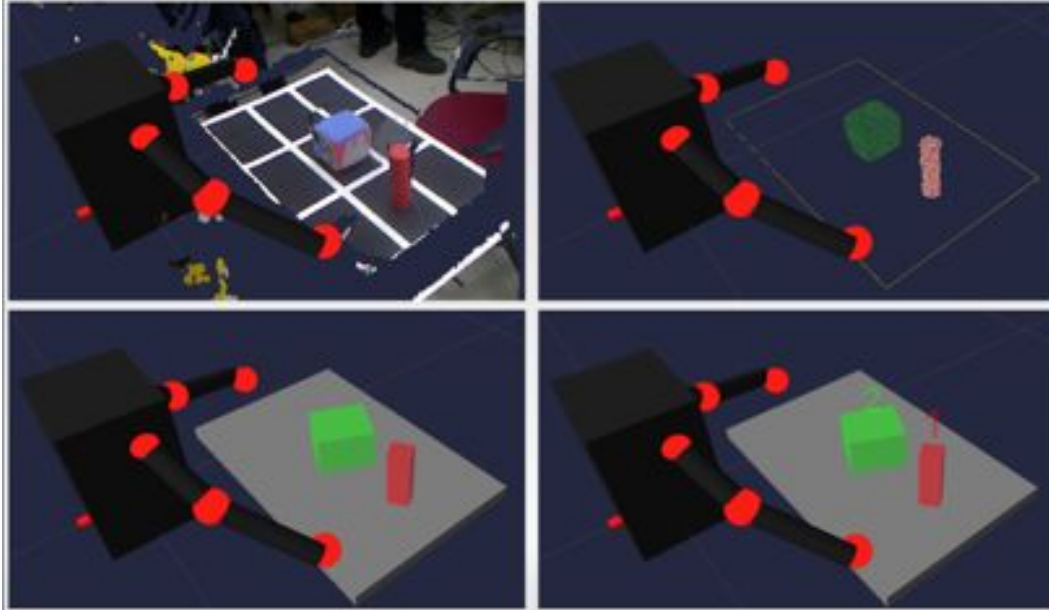
Şekil 3: iCub çevresine kurulan araştırma altyapısı.

Projedeki araştırmalar için iCub kullanım altyapısı yarp (METTA, 2006) ve ROS (QUIGLEY, 2009) arakatman yazılımları kullanılarak 4 bilgisayarda çalışan dağıtık bir berimsel (ing. computational) sistem haline getirilmiştir. Aşağıda basit şeması bulunan bu altyapı görüntü işleme ve hareket kontrolü gibi berimsel olarak pahalı işlemlerin hızlı bir şekilde farklı bilgisayarlarda yapılmasına olanak vermiştir.



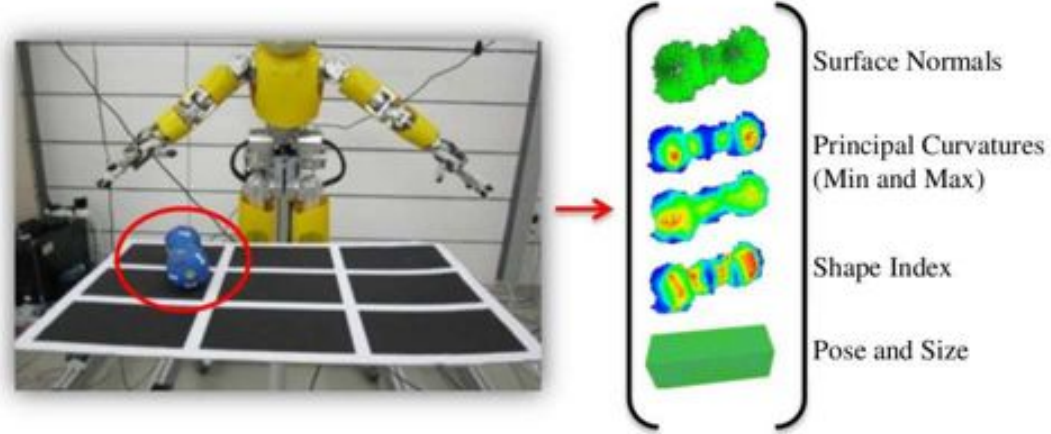
Şekil 4: iCub berimsel altyapı şeması.

Bu altyapı üzerine geliştirilen sistemde robotun masadaki nesnelere kendi vücudundan ve çevreden aşağıdaki gibi ayıracak bir görüntü işleme sistemi gerçekleştirilmiştir.



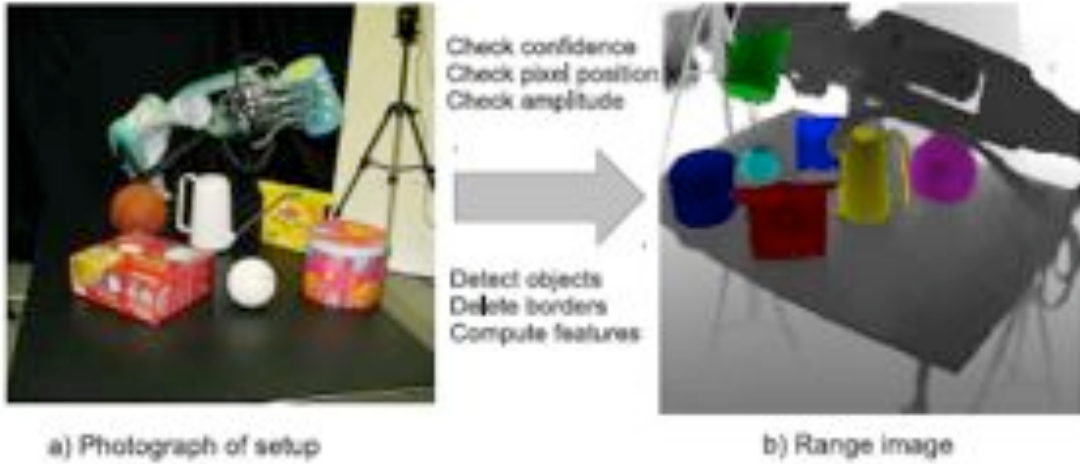
Şekil 5: Robotun gövdesi ve çevresinin ayrılarak masa üstündeki nesnelerin ayrılması.

Arkaplandan ayrılan nesnelerin değişik nitelikleri çıkarılarak öğrenme sisteminde kullanılan algılama sistemi gerçekleştirilmiştir. Bu algılama sistemi ile nesnelere, yüzey normal histogramları gibi, değişik nitelikler çıkarılarak aşağıda rapor edilen sonuçlar elde edilmiştir.



Şekil 6: Arkaplandan ayrılan nesnelere çıkarılan nitelikler.

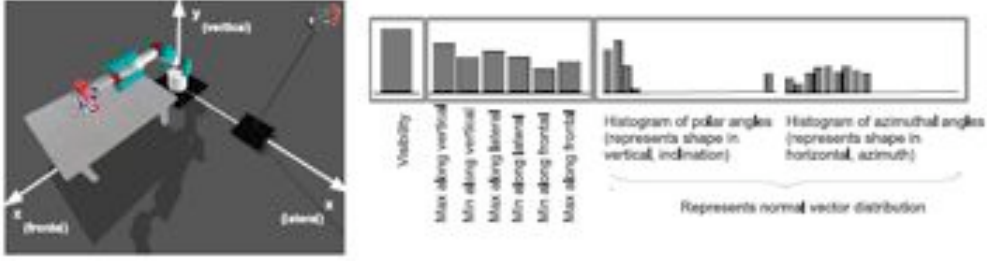
iCub insansı robot platformunun tesliminde ve güncellenmesinde yaşanan gecikmeler nedeniyle sağlıkların öğrenilmesi konusunda çalışmaların bir kısmı Japonya'daki ATR enstitüsünde aşağıdaki şekilde (a) kısmında görülen PA-10 robot kol ve Gifu Hand III eli üzerinde yürütülmüştür. Bu düzenek 23 serbestlik dereceli bir kol-el robot platformu ve SwissRanger uzaklık-ölçer kamerasından oluşmuştur.



Şekil 7: (a) 23 serbestlik dereceli robot kol ve eli, ve arka planda SwissRanger uzaklık-ölçer kamerası (b) Kameradan alınan uzaklık görüntüsü ve bunun üzerinde görüntü işleme metotlarıyla nesnelere çıkarılması.

Öğrenme süreci fiziksel-tabanlı bir simülasyon üzerinde gerçekleştirilmiştir. Bu etkileşim sırasında etkileşim öncesinde ve sonrasında kameradan gelen görüntüleri işleyerek nesnelere ait özellik vektörlerini hesaplanmıştır. Aşağıdaki şekilde simülasyonlardan bir ekran görüntüsü (a) ve nesnelere elde edilen özellik vektörü (b) görülebilir.





Şekil 8: (a) Simülâtörün görüntüsü (b) Nesneden çıkarılan nitelik vektörü

Bu sistemde kullanılan algı sistemi iCub için gerçekleştirilen algı sisteminin bir benzeridir ve Kinect yerine Swissranger uzaklık ölçücü kamerayı kullanmıştır. Algı sistemine ait detaylar (UGUR 2010) adlı tezde detaylı olarak anlatılmıştır.

Son olarak iCub'in yokluğunda aşağıdaki şekilde görülen LEGO insanı robotu üzerinde gezinirlik (ing. traversability) sağlıklarının öğrenilmesine dair bir çalışma (BOZCUOGLU, 2011) yapılmıştır.



Şekil 9: LEGO Mindstorms NXT2.0 kiti ile yapılan basit insanı robot.

## YAPILAN ÇALIŞMALAR

Projede yapılan çalışmalar dört ayrı konuda değerlendirilebilir:

1. Sağlıkların öğrenilmesi
2. İsim, sıfat ve fiillerle ifade edilen kavramların sağlıklarla ilişkilendirilmesi
3. İnsan davranışlarının robotun kendi davranışları üzerinden tanınması .
4. Alet sağlıklarının öğrenilmesi

### **Sağlıkların öğrenilmesi**

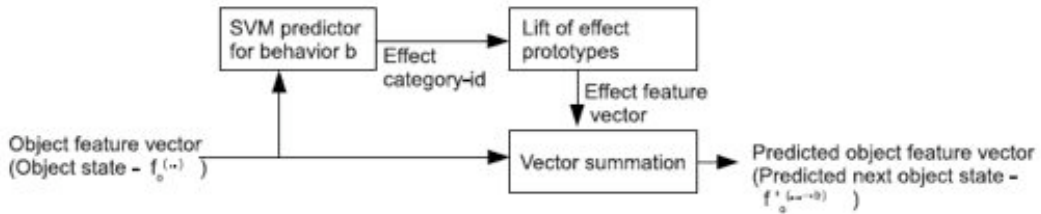
Bu konuda yapılan çalışmalar daha önceki çalışmalarımızda geliştirilen sağlıklar formalizasyonunu (SAHİN, 2007) temel almıştır ve robotun nesnelere yaptığı etkileşimlerden elde edilen veriler üzerinde öğrenme yapılmıştır.

Özetlemek gerekirse, her etkileşim sonucunda robot ortamdaki cisimler ile etkileşmeden önce nesnenin niteliklerini algılar. Algı değerlerini farklı algoritmalarla işleyerek, her cisim için vektörel formda algısal nitelikler bulur. Ortamdaki herhangi bir **nesne** ( $\mathbf{o}_i$ ) için hesaplanan bu algısal nitelik vektörünü bundan sonra  $\mathbf{e}_{\mathbf{o}_i}$  olarak adlandıracamız. Robot, daha sonra nesne ile etkileşir. Bu etkileşim için daha önceden tanımlı davranışlardan birisini ( $\mathbf{b}_j$  olarak adlandıracamız)  $\mathbf{o}_i$  cismi üzerinde uygular.  $\mathbf{b}_j$  davranışının uygulanması son bulduğunda robot cismin yeni algısal niteliklerini hesaplar. Cismin yeni algısal niteliklerini içeren vektöre  $\mathbf{e}_{\mathbf{o}_i}^{\mathbf{b}_j}$  diyeceğiz. Cismin son durumu algılandıktan sonra,  $\mathbf{b}_j$  davranışının  $\mathbf{o}_i$  cismi üzerindeki etkisini  $\mathbf{f}_{\mathbf{o}_i}^{\mathbf{b}_j}$  hesaplamak için, cismin son ve ilk niteliklerinin etki vektörü bulunur:

$$\mathbf{f}_{\mathbf{o}_i}^{\mathbf{b}_j} = \mathbf{e}_{\mathbf{o}_i}^{\mathbf{b}_j} - \mathbf{e}_{\mathbf{o}_i}$$

Bu vektör hangi niteliklerin ne kadar değiştiğini göstermektedir. Robot çevresindeki cisimlerle yukarıda anlatıldığı şekilde davranışları aracılığı ile birçok defa etkileşimde bulunur ve bu sırada ( $\mathbf{f}_{\mathbf{o}_i}^{\mathbf{b}_j}$ ,  $\mathbf{e}_{\mathbf{o}_i}^{\mathbf{b}_j}$ ,  $\mathbf{b}_j$ ) üçlüsünden oluşan sağlarlık ilişkileri örnekleri toplar.

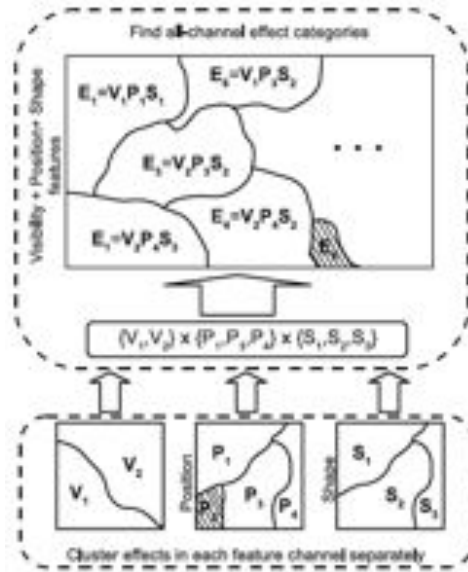
(UGUR, 2010)(UGUR, 2011a) (UGUR, 2011b) ve (UGUR 2011c)'de yapılan çalışmalarda robot sağa, sola ve ileri itme davranışlarının yanında bir de kaldırma davranışı ile önüne değişik büyüklüklerde ve pozisyonlarda konan silindir, küre ve kutu gibi nesnelere etkileşmiştir. Elde edilen üçlülerden öncelikle etki vektörleri ( $\mathbf{f}_{\mathbf{o}_i}^{\mathbf{b}_j}$ ) öğreticisiz (ing. unsupervised) bir şekilde kategorilere bölünür, her kategoriye ait bir etki prototipi hesaplanır ve sonra da her gruba ilişkin öngörde bulunmayı sağlayacak ayırıcılar (ing. classifier) eğitilir. Bu öğrenme sürecinin sonucunda her davranış için çıkarılan yapı bloğu aşağıda görülebilir.



Şekil 10: Varolan bir nesneye bir davranışın uygulanmasından sonra elde edilecek değişimi öngören yapı bloğu.

Bu blok, verilen bir nesnenin nitelik vektörünü alıp, sözkonusu davranış uygulandıktan sonra görülmesi beklenen nitelik vektörünü öngörmektedir.

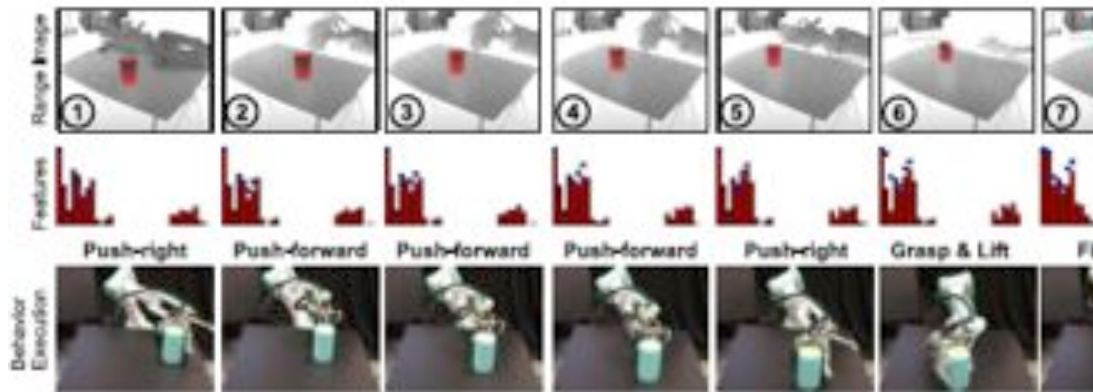
(UGUR, 2011b)'de yapılan çalışmada etki vektörünün hiyerarşik bir kategorizasyonu yapılmıştır. Özel olarak, algı vektörünün değişik kanallarından gelen nitelikler (görüntüsel, pozisyonel ve şekilsel) ayrı ayrı öğreticisiz olarak kategorize edilmiş, daha sonra oluşan kategorilerin Kartezyen uzayında üst seviye etki kategorileri oluşturulmuştur. Aşağıdaki şekilde bu kategorizasyon metodu görülebilir.



Şekil 11: Etki uzayındaki değişik etkiler hiyerarşik bir şekilde kendi-kendine kategorize edilmiştir.

Elde edilen üst seviye kategorilerin kullanılmasıyla biraz önce anlatılan yapı blokları öğrenilmiş ve bunlarla robot verilen bir hedefe ulaşmak için gerekli davranış dizisini hesaplayabilme ve uygulayabilme imkânını kazanmıştır.

Aşağıdaki şekilde masaya konulan bir nesneyi uzayda verilen bir noktaya getirmek için robotun planlayıp, başarıyla uyguladığı 7 adımlık bir davranış dizisinin fotoğrafları görülebilir.

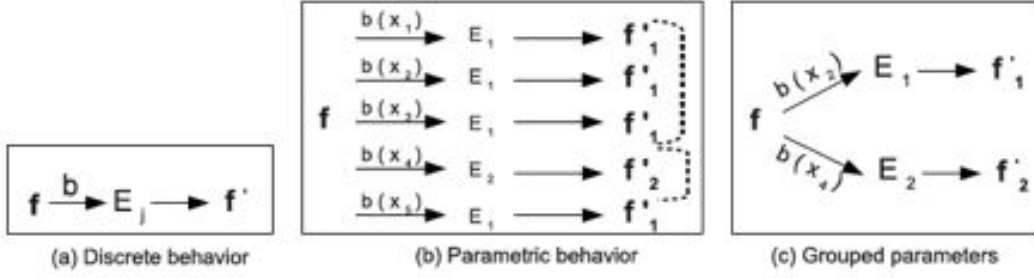


Şekil 12: Masa üstüne konulan bir silindirin pozisyonunun değiştirilmesine dair 7 adımlık plan ve uygulaması. İlk satır, uzaklık-ölçer kameradan elde edilip işlenmiş görüntüyü, ikinci satır davranışların uygulanmasından sonra öngörülen uzaklık vektörünü, ve üçüncü satır da senaryonun fotoğraflarını göstermektedir.

(UGUR, 2011c)'de nesnelere etkileşim için kullanılan davranışlara verilen parametreler (örneğin kavrama davranışı için nesneye yaklaşma açısı) için sağlanacakları gerçekleştirilmede kullanılacak parametre değerleri öğrenilmiştir.

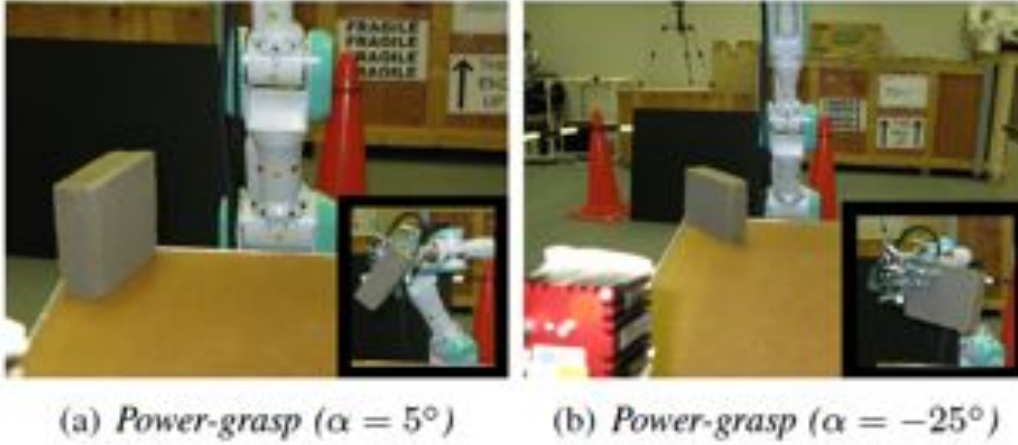
Aşağıdaki şekildeki gibi, robot her davranışı, aldığı değişik parametre değerlerine göre ayrı ayrı denemiş ve nesnelere ve ortama yarattığı etkileri öğreticisi olarak gruplamıştır.





Şekil 13: Davranışların parametre değerlerine göre gruplanması.

Bu gruplamaların sonucunda parametrelerin hangi aralıklarının hangi etkileri yarattığı öngörülebilmiş ve buna göre değişik alt-davranış grupları yaratılmıştır. Bunun sonucu olarak, aşağıdaki şekilde gösterildiği gibi, nesneye ve yönelimine bağlı olarak arzulan bir sağlamlığın gerçekleştirilmesi için davranışta hangi parametre değerlerinin kullanılması gerektiği hesaplanabilmektedir. Aşağıdaki şekilde kuvvetli kavrama davranışına verilen yaklaşma açısı parametresi, kutunun pozisyon ve yönelimine göre bulunmuş ve başarıyla uygulanmıştır.



Şekil 14: Kutunun iki farklı pozisyon ve yönelimine göre güçlü kavrama için gerek duyulan yaklaşma açısı parametreleri ve uygulanmasından elde edilen etkiler.

(UGUR, 2011a)'da robotun kavrama davranışının, insanlar tarafından, şekilde görüldüğü gibi, düzeltilerek nasıl daha başarılı kavramaların yapılabileceği çalışılmıştır.

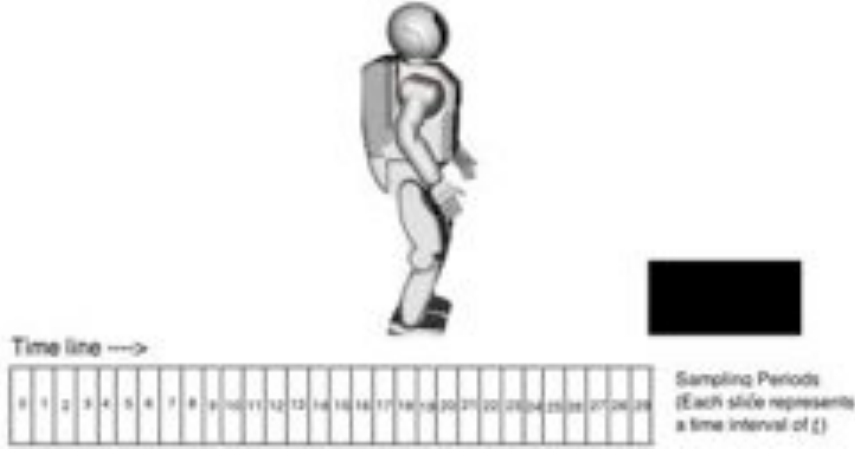


Şekil 15: Robotun kavrama davranışı, robotun kolu ile eli arasında yerleştirilmiş kuvvet/tork algıları kullanılarak, insan tarafından düzeltilir.

Spesifik olarak, robot basit bir yaklaşma, parmaklarını kapama ve kaldırma davranışı ile başlamış, insanın yaptığı düzeltmelerle nesnenin hangi parçalarından tutabileceğini başarıyla öğrenmiştir. Bunu yapmak için robot elinin nesneyle ilk olarak temas yaptığı noktaları kaydetmiş ve öğrenmenin sonucunda, daha önceden görmediği nesnelerin hangi noktaların nasıl kavranabileceğini öğörebilmiştir.

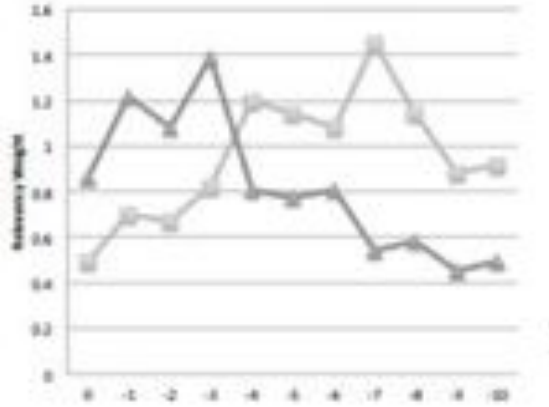
(UGUR, 2010)'da yapılan çalışmalar sağlıklarının öğrenilmesine ait, bu projeden de önce başlayıp, (UGUR, 2011b, 2011c)'de yayınlanan sonuçları da içermektedir, ve ayrıca özetlenmeyecektir.

(BOZCUOGLU, 2011)'de Şekil 9'da gösterilen basit insansı robot üzerinde gezinirlik sağlıklarının öğrenilmesi çalışılmıştır. İnsansı robotlar, yürürken ileriye bakmalarından dolayı, takılıp düştükleri engelleri daha önceden farkedebilmeleri gereklidir. Bunu öğrenebilmek için insansı robot, aşağıdaki şekilde gösterildiği gibi, takılıp düşmeden önceki algıları bir zaman dizisi olarak alıp kaydetmiştir.



Şekil 16: İnsansı robot siyah bir engele doğru yürürken algılarının bir zaman dizisi olarak kaydeder.

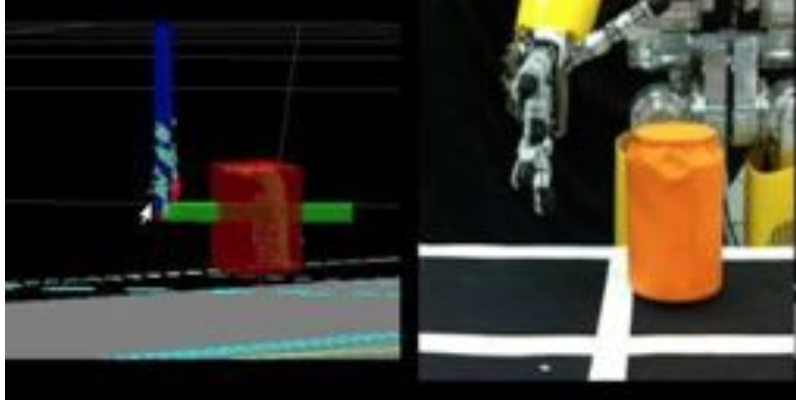
Daha sonra bu algı dizisini kullanarak ortamın gezinirliği sağlayıp sağlamadığı, daha önceden anlatılan metotla, öğrenilmiştir. Bunu yaparken, aynı zamanda belli bir andaki gezinirlik sağlanıp sağlanmadığı için en önemli bilginin hangi andan geldiği de incelenmiştir. Aşağıdaki şekilde (ne yazık ki şeklin çözünürlüğü orijinal bildiride de düşüktür.) öne ve ileri bakarak yürüyen iki değişik robotta önemli bilgilerin zamanları gösterilmiştir.



Şekil 17: X eksenini çarpmadan önceki zaman dilimlerini gösteriyor. 0 çarpışma anını, -X değerleri ise çarpışmadan X saniye öncesini işaretliyor. Y eksenini ise o andaki algıların önemini ReliefF (KONONENKO, 1994) algoritmasıyla ölçülmüş değerini göstermektedir. Açık çizgi ileri bakan robottan, koyu çizgi ise öne bakan robottan elde edilen sonuçları göstermektedir.

Yukarıdaki şekilde, ileri bakan robot için en önemli bilginin -7sn de olduğu, öne bakan robot için ise bunun -3'e düştüğü görülmektedir.

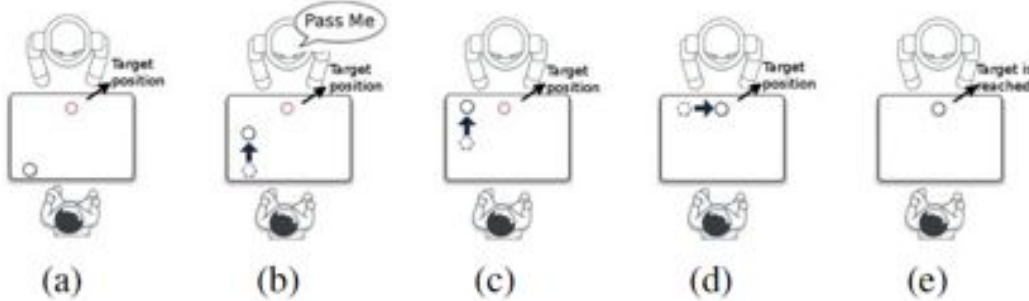
(BOZCUOGLU, 2012)'de yapılan çalışmada (UGUR, 2011a)'da olduğu gibi robotun kavrama davranışını insanlar tarafından düzeltilerek iyileştirilmesine yöneliktir. iCub üzerinde yapılan bu çalışmada, robot Kinect ile bir kapsayan kutu (ing. bounding box) olarak algılanan bir nesnenin kavranmasında yapılan hataların, aşağıdaki şekilde gösterildiği gibi, düzeltmeleri öğrenilmiştir.



Şekil 18: Sağda robotun eli bir içecek kutusuna yaklaşmış durumdadır. Solda ise, içecek kutusunu kapsayan kutu kırmızı ile, el açık mavi ile gösterilmiş, avuç ortasını merkez alan ve nesneye yaklaşımda düzeltme vektörlerinin tanımlandığı koordinat sistemi ise koyu mavi ve yeşil eksenlerle gösterilmiştir.

Özel olarak robotun kapsama kutusunu (ing. bounding box) kullanarak kavrama davranışına verdiği üç boyutlu koordinatların  $(x,y,z)$ , insandan gelen düzeltme vektörleri  $(x_0,y_0,z_0)$  ile düzeltilmiştir. Daha sonra nesnenin algısal nitelikleri ile bu düzeltme vektörleri arasındaki ilişki Regresyon içim Gauss Süreçleri (ing. Gaussian Processes for Regression) (WILLIAMS, 2008) ile öğrenilmiştir.

(UYANIK, 2013\*)'te robotun etrafındaki insanların sağlıklarını öğrenip kullanmasına yönelik çalışmalar yapılmıştır. Bu çalışmada, robot sadece manipülasyon hareketleriyle değil, aynı zamanda konuşarak insanları kontrol edebilmeyi ve bu tür 'sosyal sağlıklar' aşağıdaki şekilde görüldüğü gibi kullanabileceği gösterilmiştir.



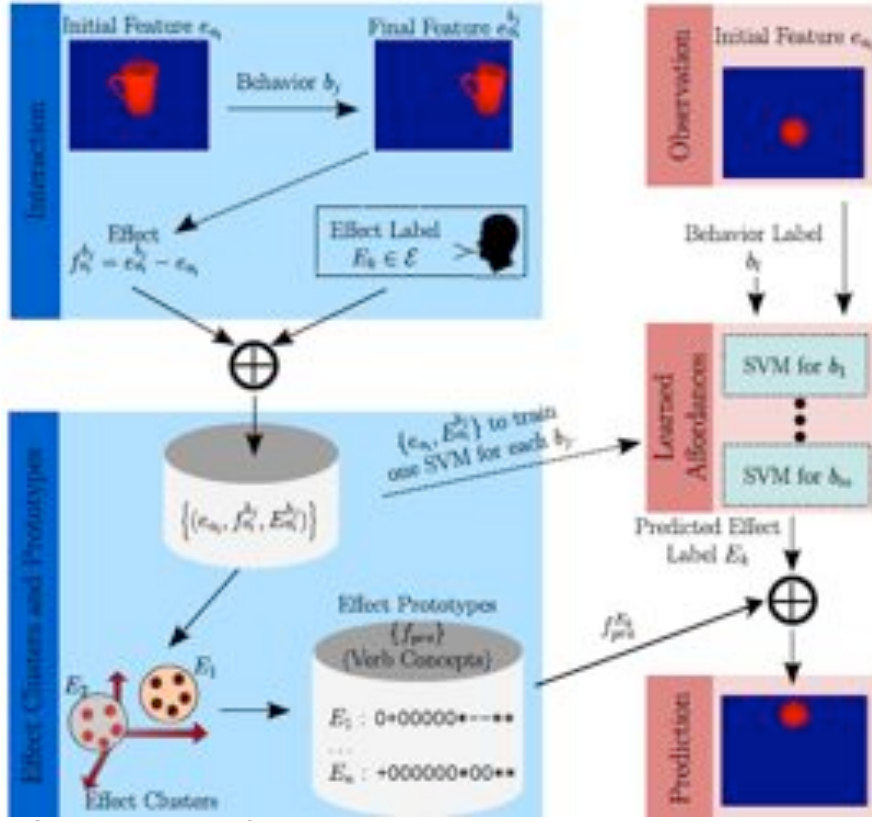
Şekil 19: Robottan doğrudan erişemeyeceği bir nesneyi önündeki bir hedef noktaya getirmesi istenmiştir. Bunun üzerine robot önce "pass me" (bana ver) "hareketi" ile insanın nesneyi itmesini sağlamış sonra da manipülasyonla onu hedef noktaya kaydırabilmiştir.

Bu çalışmada, ikinci Kinect sistemi, insanı algılamakta kullanılmakta ve robotun onun üzerinde yaratabildiği etkileri algılayıp sağlıklar öğrenme sisteminde kullanmasını mümkün kılmaktadır.

## ***İsim, sıfat ve fiillerle ifade edilen kavramların sağlıklarla ilişkilendirilmesi***

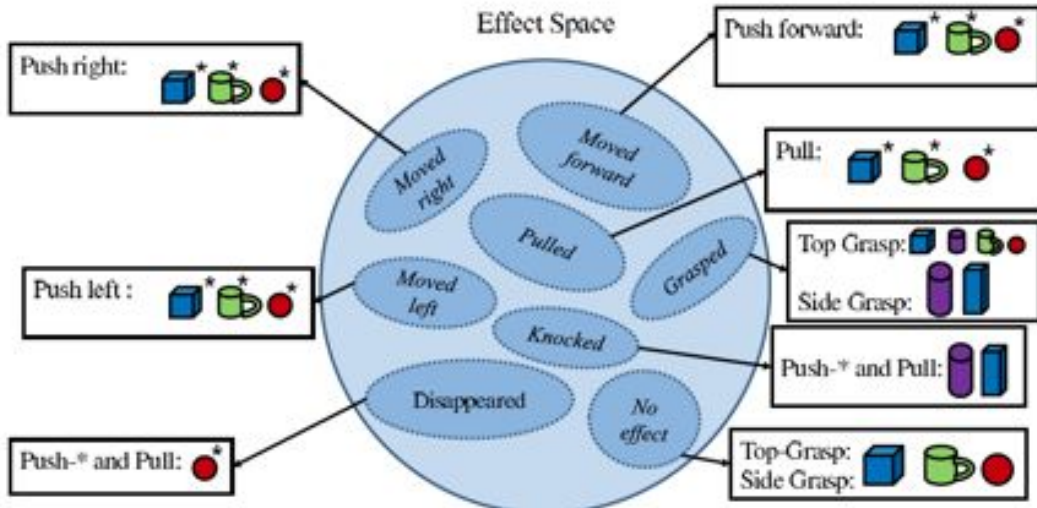
### **Fiillerin öğrenilmesi**

Fiillerle ifade edilen kavramların geliştirilmesini ve gösterimini sağlayan sistemin genel yapısı aşağıda gösterilmektedir.



Şekil 20: Fiillerle ifade edilen kavramların öğrenilmesine ilişkin sistem.

Öncelikle robotun etkileşimlerinden ortaya çıkan etkiler ( $f_{oi}^b$ ) bir kullanıcı tarafından aşağıdaki şekilde görüldüğü gibi uygun fiillerle etiketlenir. Etiketleme insan kavramlarının robotun dünyasında oluşacak kavramlarla eşleştirilmesini sağlar.



Şekil 21: Etki uzayındaki etkiler, yukarıda görüldüğü gibi 8 değişik fiil (moved-right, grasped, ...) ile etiketlenmiştir. Bu etkileri yaratan davranışlar ve bu davranışların uygulandığı nesne grupları dikdörtgenler içinde gösterilmiştir. Örneğin 'grasped' etkisi, küçük kutu, silindir, kupa ve küreleri 'top-grasp' yaparak veya büyük silindir ve kutuları 'side-grasp' yaparak elde edilmiştir. Bazı nesnelerin üzerinde \* işareti o nesnelerin her büyüklüğünde (küçük, büyük) o etkinin yaratıldığını göstermektedir.



Daha sonra her etki grubunun içine düşen etki örnekleri analiz edilir ve etki vektöründeki her özelliğin dağılımı (ortalama ve varyans değerleri) hesaplanır. Bu dağılım değerleri Robust Neural Growing Gas (QIN, 2004) kullanarak +, -, 0, ve \* ile gösterilen dört kategoriye ayrılır. +, - ve 0 ile gösterilen kategoriler bir özelliğin genel olarak sırasıyla arttığını, azaldığını veya aynı kaldığını gösterir. \* ile gösterilen kategori ise sözkonusu nitelikteki değişimin varyansının çok yüksek olduğunu ve dolayısıyla öngörülemez olarak işaretlendiğini gösterir. Bu kategoriler kullanılarak her etki grubunun prototipi bir karakter dizisi olarak temsil edilebilir. Aşağıdaki tabloda, elde edilen bazı diziler gösterilmiştir.

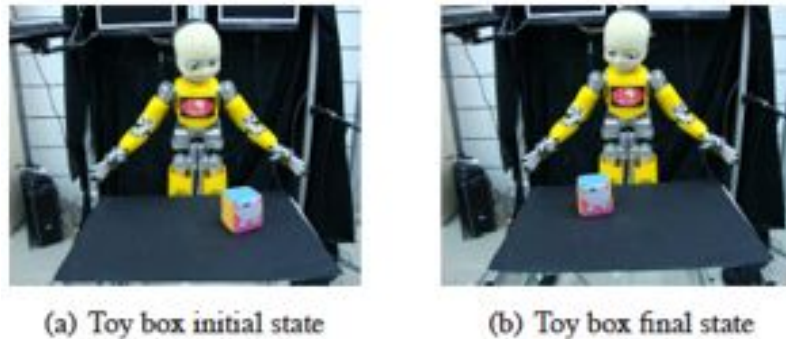
Eff. Cat. Name	$\Delta$ Azimuth Histograms	$\Delta$ Zenith Histograms	$\Delta$ Curvature Histograms	$\Delta$ Shape Index Histograms	$\Delta$ Position (x-y-z)	$\Delta$ Orient.	$\Delta$ Size (x-y-z)	$\Delta$ Object Presence
NC	*000000000 0000000000	0000000000 0000000*00	0000000000 00*0000000	0000000000 000000*000	000	0	000	0
MR	***** *****0*0*	***** *****000	0000000000 00*****	*****0**** **0*0*0***	*+*	*	***	0
ML	*****0000 00***0****	0**0**0000 **0000*000	0000000000 0*****0000	00*0**0*0* **0000*00*	0-0	*	000	0

Tablo 1: NC (“no change”), MR(moved right), ML(moved left) fiilleri için oluşturulan etki prototipleri.

Tablodaki Delta Position ve Delta Orientation sütunları (diğer sütunlar ve etki prototipleri hakkındaki yorumlar (KALKAN, 2013\*) makalesinde bulunabilir) yaratılan nesnenin pozisyon ve yöneliminde yaratılan etkilerin niteliğini gösteriyor. NC (değişiklik yok) ile nitelenen fiil için her iki sütunda 000 ve 0 görülmekte ve bu niteliklerde değişiklik olmadığını göstermektedir. MR (sağa kaydı) ile nitelenen fiilde ise \*+\* ve \* görülmekte ve nesnenin y pozisyonunda tutarlı bir artış olduğu ancak x ve z pozisyonunda ve yöneliminde öngörülemez değişiklikler olduğu gösterilmektedir. ML (sola kaydı) ile nitelenen fiilde ise 0-0 ve \* görülmekte ve nesnenin y pozisyonunda azalma, x ve z pozisyonlarında aynı kalma ve yöneliminde öngörülemez değişiklikler olduğu gösterilmektedir.

Etki prototiplerin indeksleri ile nesnelerin ilk algısal vektörleri ( $\mathbf{e}_{oi}$ ) arasındaki ilişki ise Destek Vektör Makinaları (DVM) (ing. support vector machine) ayırıcıları kullanılarak öğrenilir ve bu sayede robotun önündeki bir nesneye belli bir davranışı uygulaması durumunda elde edilecek etki öngörülebilir.

Aşağıdaki şekilde robottan istenen (ve bir fiile karşılık gelen) etkileşim, insan tarafından oyuncak bir kutu üzerinde gösterilmiştir.



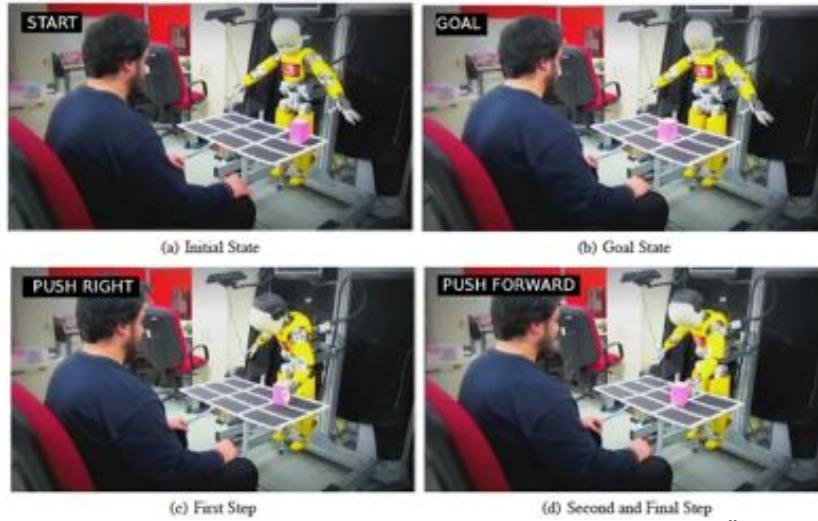
Şekil 22: Robottan istenen etkileşimin (bir fiile karşılık gelen) gösterimi.

Nesnenin ilk ve son algılarının arasındaki fark robot tarafından hesaplandıktan sonra öğrenilen fiil gösterimleri ile karşılaştırılmış ve daha sonra verilen farklı bir nesne üzerinde aynı etkileşimi yaratacak doğru davranışın seçimi için başarılı bir şekilde kullanılmıştır.

Bu etkileşimin film kareleri aşağıdaki şekilde görülebilir.



Öğrenilen fiil gösterimleri çok-adımlı davranış planlamasına da imkan vermektedir. Aşağıda istenen bir etkileşimin tek bir davranışla karşılanması mümkün olmayınca, sistem iki davranış adımlı bir plan bulup uygulamıştır.



## İsim ve sıfatların öğrenilmesi

Bu konuda yapılan çalışmalarda çıkan sonuçlar önce SAB'2012 konferansında bir bildiri (YURUTEN, 2012a) olarak sunulmuş, sonra bir teze (YURUTEN, 2012b) genişletilmiş ve son olarak da bir makale (YURUTEN, 2013\*) olarak gönderilmiştir. Aşağıda çalışmaların en kapsamlı halinin yer aldığı (YURUTEN, 2013\*) makalesinde yapılanların bir özeti sunulmaktadır.

Bu çalışmada robotun etkileştiği nesnelere aşağıdaki şekillerde gösterilen isim ve sıfat çiftleriyle etiketlenmiştir.



(a) cups

(b) boxes

(c) balls

(d) cylinders

Şekil 25: Kullanılan nesnelere ve isim etiketleri.



(a) round

(b) edgy

(c) short

(d) tall

(e) thin

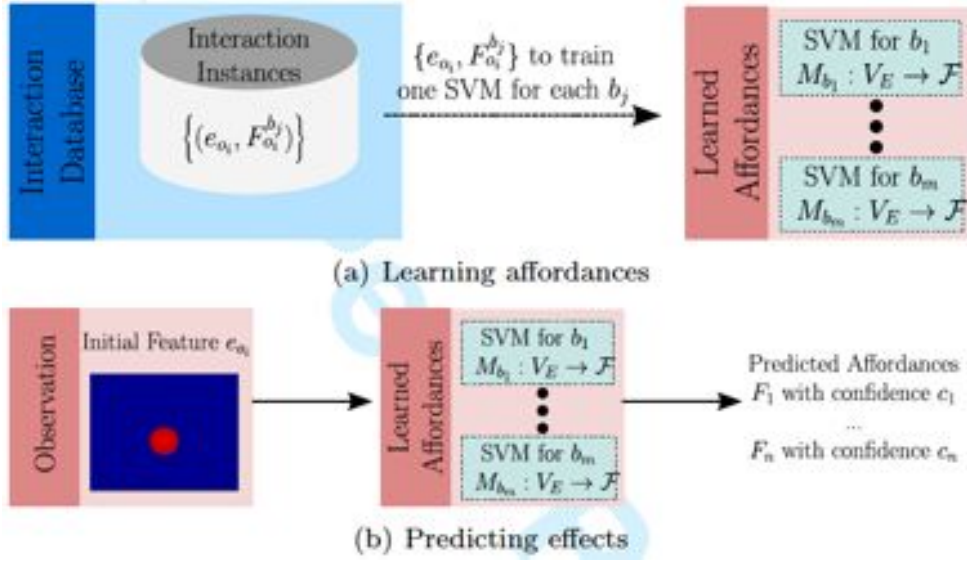
(f) thick

Şekil 26: Kullanılan nesnelere ve sıfat etiketleri.

Robot bu nesnelere sola ittir (push-left), sağa ittir (push-right), ileri ittir (push-forward), çek (pull), tepeden kavra (top-grasp) ve yandan kavra (side-grasp) davranışlarıyla etkileşmiş ve yaratılan etkiler  $F = \{\text{değişiklik yok (no effect), sola ittirildi (moved left), sağa ittirildi (moved right), ileri ittirildi (moved forward), çekildi (pulled), kavrandı (grasped), devrildi (knocked), kayboldu (disappeared)}\}$  kümesindeki fiillerle etiketlenmiştir.

Daha sonra  $(F, e_{oi}^{bj}, b_j)$  olarak elde edilen üçlüler kullanılarak, aşağıdaki şeklin (a) kısmında görüldüğü gibi, her davranış için,  $e$  vektöründen  $F$  etiketlerini öngörebilen DVM'ler eğitilmiştir. Bu DVM'ler sayesinde, şeklin (b) kısmında görüldüğü gibi, verilen bir nesne için her  $F$  etiketinin öngörüsüne dair eminlik (ing. confidence) değeri elde edilebilir.





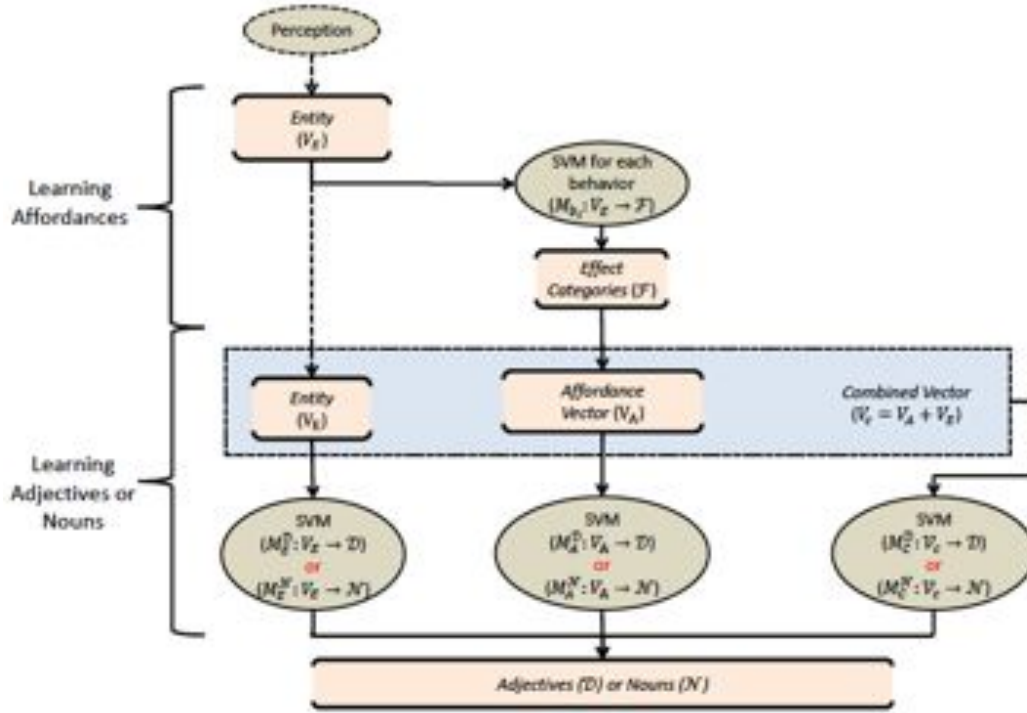
Şekil 27: Sağlıkların öğrenilmesi ve öngörde kullanılması. Şekilde  $V_E$  terimi  $e_{o_i}$  leri içeren uzayı temsil etmektedir

Eğitilen DVMLer, aşağıdaki şekilde görüldüğü gibi, verilen bir nesneden ne türde etkilerin, ne kadar bir eminlikte yaratılabileceği çıkarmaya imkan verir.

Behaviors vs. Effects	<i>push-right</i>	<i>push-left</i>	<i>push-forward</i>	<i>pull</i>	<i>top-grasp</i>	<i>side-grasp</i>
<i>moved right</i>	0.93	0.00	0.00	0.01	0.01	0.02
<i>moved left</i>	0.00	0.96	0.00	0.02	0.03	0.15
<i>moved forward</i>	0.00	0.00	0.89	0.01	0.01	0.04
<i>pulled</i>	0.00	0.00	0.00	0.87	0.01	0.02
<i>disappeared</i>	0.00	0.00	0.00	0.09	0.00	0.03
<i>grasped</i>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.23	0.17
<i>knocked</i>	0.03	0.02	0.08	0.00	0.07	0.10
<i>no effect</i>	0.04	0.02	0.03	0.00	0.64	0.47

Tablo 2: Sağlıklar tablosu. Örneğin “push right” davranışının %93 eminlikle “moved right” etkisi, %3 eminlikle “knocked”, %2 eminlikle “no effect” etkisi yaratacağı öngörülmekte. Bu tablodaki değerlerin bir vektör içine konulmasından ortaya çıkan yapı **sağlıklar vektörü** (ing. Affordance vector) diye nitelendirilip, içinde bulunduğu uzay  $V_A$  ile gösterilecektir.

Yapılan çalışmada, sıfat ve isimlerin nesnelere görsel nitelik uzayından ( $V_E$ ), sağlıklar vektörü uzayından ( $V_A$ ) ve birleşik uzaydan ( $V_C = V_E:V_A$ ) sıfat ve isim etiketlerinin ne başarımda öğrenileceği, aşağıdaki şekilde gösterildiği gibi, incelenmiştir.



Şekil 28: Sıfat ve isimlerin öğrenilmesi için üç değişik yaklaşım denenmiştir. Burada  $\mathcal{D}$  uzayı, sıfat etiketlerinden,  $\mathcal{N}$  uzayı ise isim etiketlerinden oluşmuştur.

Sıfatların üzerinde yapılan değerlendirmede (deneylerin detayı (YURUTEN, 2013\*) da bulunabilir) elde edilen sonuçlar aşağıdaki tabloda görülebilir.

Model	Mapping	Average accuracy	Maximum accuracy	Minimum accuracy
$M_A^D$ Edgy-Round	$V_A \rightarrow \mathcal{D}$	87 %	90 %	85 %
$M_A^D$ Short-Tall		93 %	96 %	90 %
$M_A^D$ Thin-Thick		95 %	96 %	92 %
$M_E^D$ Edgy-Round	$V_E \rightarrow \mathcal{D}$	89 %	92%	76 %
$M_E^D$ Short-Tall		89 %	96 %	64 %
$M_E^D$ Thin-Thick		91 %	93 %	83 %
$M_C^D$ Edgy-Round	$V_C \rightarrow \mathcal{D}$	66 %	85 %	60 %
$M_C^D$ Short-Tall		83 %	85 %	81 %
$M_C^D$ Thin-Thick		44 %	53 %	38 %

Tablo 3: Tablodaki M'ler eğitilip performansı değerlendirilen DVMLeri göstermektedir. Her sıfat çifti için ayrı bir DVM eğitilmiştir. İlk satır grubunda sağlıklık vektöründen ( $V_A$ ) sıfatlara olan ilişkiyi öğrenen üç DVMnin öngörü başarımları listelenmiştir. İkinci ve üçüncü satır grubunda ise, nesnenin algı vektöründen ( $V_E$ ), ve birleşik vektörden ( $V_C$ ) sıfatlara olan ilişkiyi öğrenen DVMLerin başarımları listelenmiştir.

Tablodan en yüksek başarımın ilk satır grubunda olduğu görülmektedir. Elde edilen sonuçlar sıfatların en iyi sağlıklıklar üzerinden öğrenilebileceğini işaret etmektedir.


Benzer bir değerlendirme isimler içinde yapılmış ve elde edilen sonuçlar aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Model	Mapping	Average Accuracy	Maximum Accuracy	Minimum
$M_A^N$	$V_A \rightarrow N$	87 %	90 %	85 %
$M_E^N$	$V_E \rightarrow N$	94 %	100 %	90 %
$M_C^N$	$V_C \rightarrow N$	100 %	100 %	100 %

Tablo 4: İlk satır sağlarlık vektöründen ( $V_A$ ), ikinci satır nesnenin algı vektöründen ( $V_E$ ), ve üçüncü satır birleşik vektörden ( $V_C$ ) isimlere olan ilişkiyi öğrenen DVM'lerin başarımlarını listelemektedir.

Tabloda en iyi öğrenmenin birleşik vektör kullanılarak elde edildiğini, ve sıfatların aksine, isimlerde görsel niteliklerin de belirleyici olduğunu göstermektedir.

Aşağıdaki tabloda ise robota gösterilen farklı (daha önce hiç görmediği) nesnelere farklı olanı seçmesi istendiğinde, bunlara ilişkin çıkardığı sıfatları ve farklı bulunan nesne gösterilmiştir.

Scene	Selected Odd Object	Predicted Adjectives			
		Object Properties			
	 (Paint Box)	Spray edgy (63 %) short (94 %) thin (96 %)	Glue edgy (84 %) short (98 %) thin (92 %)	<b>Paint Box</b> edgy (62 %) short (98 %) <b>thick (78 %)</b>	Lamp Box edgy (54 %) short (97 %) thin (59 %)
	 (Ball)	Plastic Cup round (72 %) short (98 %) thick (79 %)	Hamburger round (84 %) short (97 %) thick (95 %)	<b>Ball</b> round (77 %) short (91 %) <b>thin (67 %)</b>	Toy Bone round (84 %) short (98 %) thick (91 %)
	 (Ball)	Lamp Box edgy (54 %) short (97 %) thin (59 %)	Glue edgy (84 %) short (98 %) thin (92 %)	<b>Ball</b> round (77 %) short (91 %) thin (67 %)	Spray edgy (63 %) short (94 %) thin (96 %)
	 (Wooden Cylinder)	Ball round (77 %) short (91 %) thin (67 %)	<b>Wooden Cylinder</b> round (80 %) <b>tall (82 %)</b> thin (62 %)	Small cylinder round (86 %) short (92 %) thin (90 %)	Pencil Box round (84 %) short (96 %) thin (72 %)
	 (Wooden Cylinder)	Paint Box edgy (84 %) short (98 %) thin (92 %)	Hamburger round (84 %) short (97 %) thick (95 %)	<b>Wooden Cylinder</b> round (80 %) <b>tall (82 %)</b> <b>thin (62 %)</b>	Ball round (77 %) short (91 %) thin (67 %)

Tablo 5: Farklı olanı bulma deneyi ve sonuçları.

(DAG, 2010a)'da nesnelerin görsel nitelikleri ve sağlıklarının öğreticisiz bir şekilde nasıl nesnelerin gruplandırılması ve ayrılmasında kullanılabileceği incelenmiş ve öğreticisiz olarak oluşan gruplamaların isimlerin temsil ettiği kavramlarla örtüştüğü gösterilmiştir. (ATIL, 2010b)'de yapılan çalışmalar fiil prototiplerin öğrenilmesi ve karakter dizesi ile temsil edilmeleri üzerinedir. (ATIL, 2010a)'da nesne isimlerinin görsel nitelik ve sağlıklardan öğrenilmesi çalışılmıştır. (DAG, 2010b)'de ise hem fiil hem de isim kavramların öğrenilmesi ve prototiplenmesi çalışılmıştır. Sözü edilen çalışmalar, yukarıda anlatılanların öncesini kapsadığı için daha fazla anlatılmayacaktır.

Yapılan çalışmalarda, nesnelerin sıfatlarla etiketlenme sürecinde insanların öznel (ing. subjective) olduğu farkedilmiştir. Örneğin bir nesnenin küçük veya büyük olarak nitelendirilmesi, grubun içindeki diğer nesnelere, yani grubun durumuna (ing. context) bağlıdır. Bir nesne bir grup içinde büyük olarak etiketlenirken, başka birinde küçük olarak etiketlenebilmektedir. (UYANIK, 2012)'de geliştirdiğimiz sıfat öğrenme sisteminde de bu tür öznellikler elde edilebildiği ortaya çıkmış ve sonuçlar bir çalışmada sunulmuştur.

Bu çalışmalara ilişkin video CD'de 'Kavram Öğrenme' adıyla seyredilebilir. Bu videoda dört gösterim yapılmıştır:

1. Bu ne?: Bu gösterimde iCub önüne konulan yeni bir nesneyi sağlıkları ve görünümü cinsinden ses ile tanımlıyor. Bu robotun sağlıkları da kullanarak nesnelere tarif edebildiğini gösteriyor.
2. Ne yaptım?: Bu gösterimde iCub, insanın bir nesne ile yaptığı etkileşimi tarif ediyor. Burada nesne ile yapılan etkileşimin en çok hangi fiil kategorisine uyduğu belirleniyor.
3. Bunu yap: Bu gösterimde iCub ona isim+fiil ile yazılan (ses tanıma sistemi geri plan gürültüsünden çok etkilenmeyeceği için kullanım dışı bırakıldı) bir isteği, önce doğru nesneyi bulup sonra da doğru davranışı seçerek, yerine getirdi. Burada isim ve fiil kategorileri kullanıcı tarafından verildiğinde robotun bunları sağlayacak nesnelere bulabildiği ve sonrasında da istenen etkiyi yaratacak davranışı seçebildiği gösterildi.
4. Bunu planla: Bu gösterimde iCub'dan tek bir adımda erişilemeyecek bir istek yapıldığında, çok adımlı bir plan yapıp, uyguladığı gösterildi. Burada verilen bir nesneye bir dizi davranış uygulandığı zaman nesnenin algısının nasıl değişeceği fiil prototipleri kullanılarak öngörüldüğü gösterildi ve buna dayalı olarak planlama yapıldı.

## ***İnsan davranışlarının robotun kendi davranışları üzerinden tanınması***

Maymunlarda gözlemlenen ayna nöronlarının (ing. Mirror neurons) canlıların gözlemledikleri davranışları kendi davranışlarını üreten sistemi kullanarak tanıdıkları gösterilmiştir. Bunun karşısındaki amacı ve niyetini öngörülebmesini sağlaması dolayısıyla iletişim elzem olduğu için ve dil ve kavramlar için temel teşkil ettiği ortaya atılmıştır.

Bu çalışmalardan esinlenen yaklaşımımızda robot üzerinde bir Gösterimden Öğrenme (ing. learning from demonstration) metodu olarak önerilen Dinamik Hareket Primitifleri (ing. Dynamic Movement Primitives) (DHP) (IJSPEERT, 2003) (HOFFMAN, 2009) adapte edilip uygulanmıştır. Kapalı Döngü Primitifleri (ing.

Closed loop primitives) adı altında önerilen metotta, robotun nesnelere erişim davranışları aşağıda gösterilen diferansiyel denklem ile kontrol edilir:

$$\ddot{\mathbf{x}} = \underbrace{\mathbf{K}(\mathbf{g} - \mathbf{x}) - \mathbf{D}\dot{\mathbf{x}}}_{\text{Linear Part}} + \underbrace{w_f \mathbf{K} \mathbf{g}_w(\mathbf{z})}_{\text{Non-linear Part}},$$

Denklemden  $\mathbf{x}$  robotun elinin (ing. end effector) uzaydaki pozisyonu olarak verilmiş,  $\mathbf{g}$  ise elin erişmesi gereken hedef pozisyon olarak belirlenmiştir. Elin ivme değerlerini hesaplayan bu denklem iki parçadan oluşur: Doğrusal ve doğrusal olmayan parçalar. Doğrusal parça bir kütle-yay-sönümleyici (ing. mass-spring-damper) sistemi tanımlar ve eli uzayda doğrusal olarak  $\mathbf{g}$  noktasına çeker.  $\mathbf{K}$  ve  $\mathbf{D}$  parametreleri, yay ve sönümleyici kısımlarının parametrelerinin için kullanılan optimum değerlere eşitlenmiştir. Kütle 1 birim olarak alınmıştır.

Denklemin doğrusal olmayan kısmı, robot için yapılan erişme gösteriminde, doğrusal olmayan artık kısımları modeller. Burada

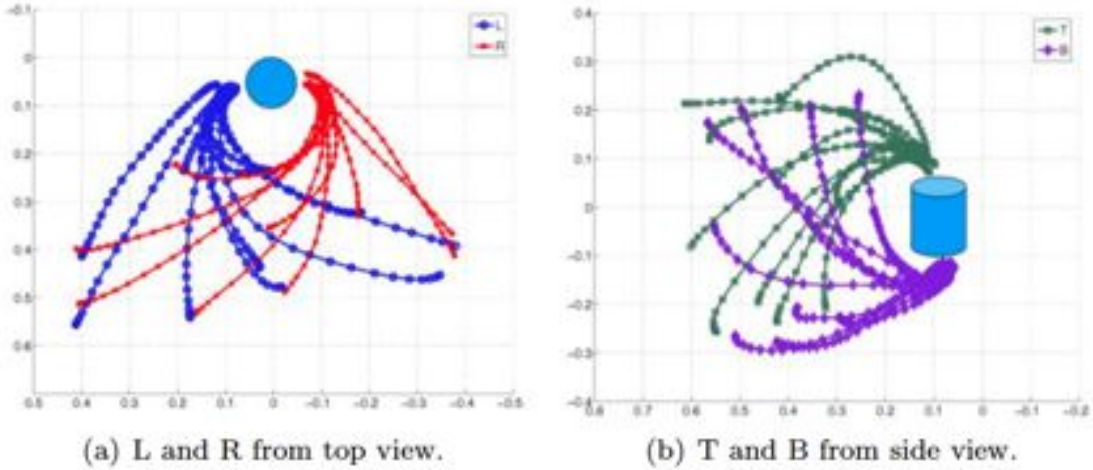
$$\mathbf{z} = [\mathbf{x} \quad \dot{\mathbf{x}}],$$

olarak tanımlanmıştır.  $\mathbf{g}_w$  fonksiyonu bu artık kısımları  $\mathbf{z}$ 'ye bağlı olarak öğrenen bir sinir ağı tarafından aşağıdaki eşitliği sağlayacak şekilde öğrenilmiştir:

$$\mathbf{g} = \frac{\mathbf{K}^{-1} [\ddot{\mathbf{x}} - \mathbf{K}(\mathbf{g} - \mathbf{x}) + \mathbf{D}\dot{\mathbf{x}}]}{w_f}$$

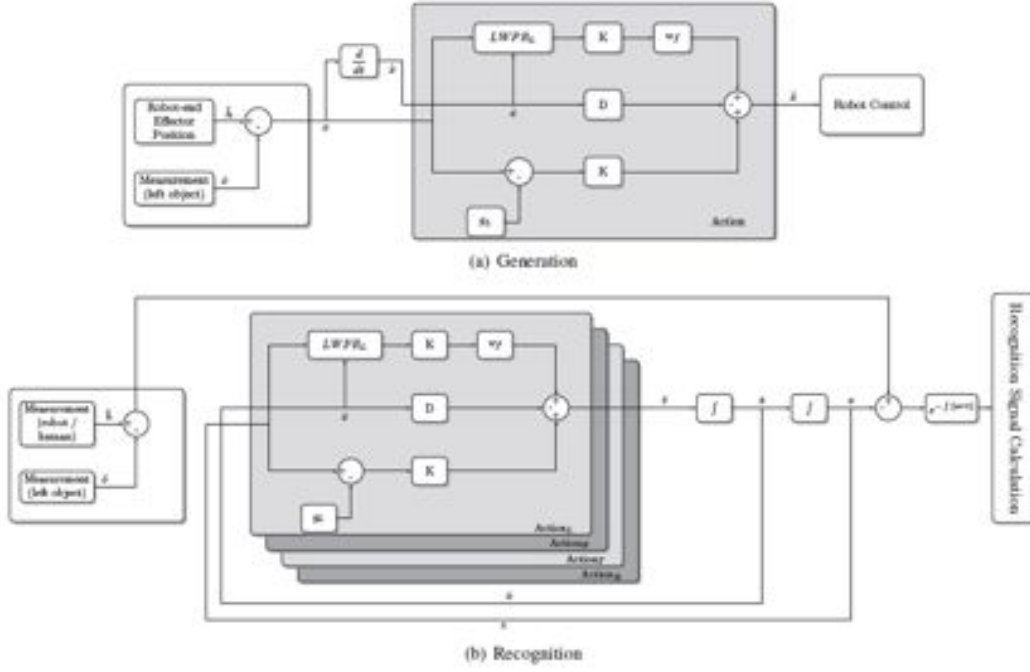
Doğrusal olmayan parçanın çarpanı olan  $w_f$  parametresi ise nesneye erişildiği anda 0 olacak şekilde bir dinamik yaratacak şekilde tanımlanmıştır. Metodun daha detaylı anlatımı (TUNAOGLU, 2013\*) makalesinden okunabilir.

Önerilen metot, insanın gösterimini yaptığı erişim davranışlarından toplanan verileri, aşağıdaki şekilde gösterilen, kullanarak benzer davranışları robot üzerinde üretmesinin yanında, gözlenen benzer davranışların da tanınmasını mümkün kılmıştır.



Şekil 29: Bir nesneye yapılan dört değişik (soldan(L), sağdan(R), tepden(T), aşağıdan(B)) erişim davranışından elde edilen veriler yukarıda görülebilir.

Spesifik olarak, aşağıdaki şekilde gösterildiği gibi, davranış üretme mekanizmasının temel parçasının aynı zamanda tanıma mekanizmasında da kullanılması sağlanmıştır.



Şekil 30: (a) Davranış üretme mekanizması. (b) Davranış tanıma mekanizması. Gri ile boyanan kısım her iki mekanizmada paylaşılmakta ve bu da robotun karşıdakinin hareketlerini kendi davranışları cinsinden algılamasını sağlamaktadır. Şeklin detayları için makaleye bakılabilir. Buradaki tartışma için üretme ve tanıma mekanizmalarının ortak bir bloğu paylaşıyor olduklarını göstermek yeterlidir.

Geliştirilen sistem, gözlenen davranışın  $x$  değerlerini, kendi içinde ürettiği (yukarıdaki şekilde gri bloğun çıktısı)  $x_i$  ( $i$  değeri erişim davranışının indeksi) değerleriyle karşılaştırarak aşağıdaki hata değerini hesaplar:

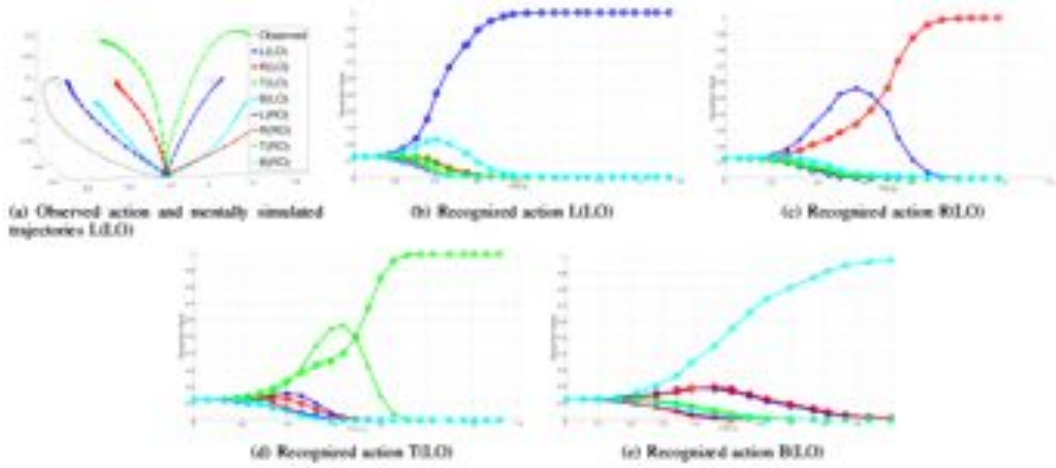
$$err_i(t_c) = \sum_{t=t_0}^{t_c} \|\hat{x}_i(t) - x\|$$

Daha sonra bu değeri, bütün hatalar üzerinden aşağıdaki gibi normalize eder ve aşağıda tanımlanan tanıma sinyaline dönüştürür:

$$rs_i(t_c) = \frac{e^{-err_i(t_c)}}{\sum_j e^{-err_j(t_c)}}:$$

Geliştirilmiş olan sistem robota insanın hareketlerini daha bitmeden tanımasını ve tepki vermesini mümkün kılmıştır.





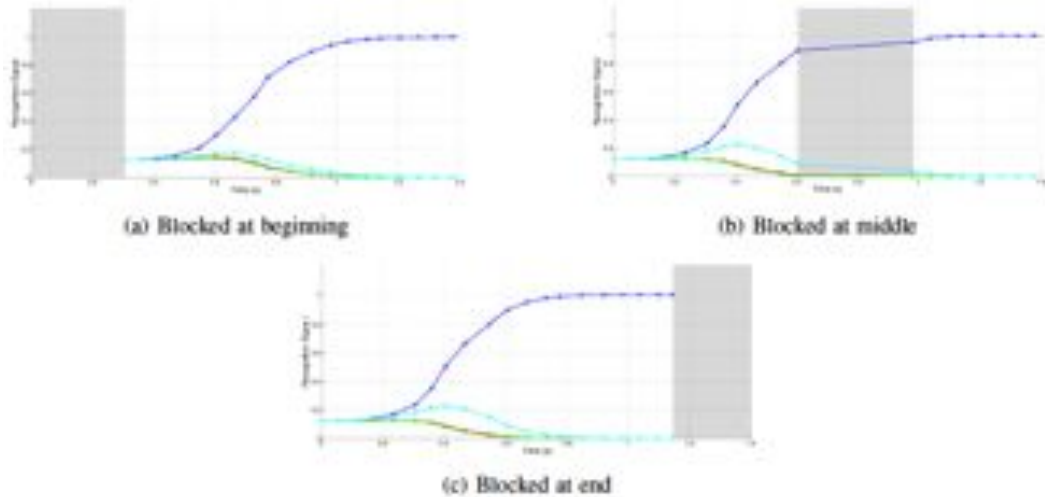
Şekil 31: (a) Gözlemlenen hareketin uzaydaki hareketi ve bunların robotun davranış repertuarındaki hareket üretici sistem üzerinden simülasyonu ile yaratılan hareketler. (b,c,d,e) Değişik davranışlar için gözlenen tanıma sinyallerinin zaman içindeki değişimi.

Aşağıdaki şekilde iCub robotunun insanın erişme davranışını, davranış daha bitmeden tanınması ve aynı yere erişmesinin film kareleri görülebilir.



Şekil 32: iCub insanın erişme davranışını tanıyıp, aynı yere erişiyor.

Geliştirilen sistem, gözlemlenen davranışın başlangıç (a), orta (b) ve son (c) kısımlarının bloke edilmesi durumunda (örneğin bir perde arkasında kalması gibi) bile başarılı bir tanıma performansı gösterebilmektedir.



Şekil 33: Gözlemlenen davranışların belli parçalarının bloke olması durumunda tanıma sinyalinin zamanla değişimi.

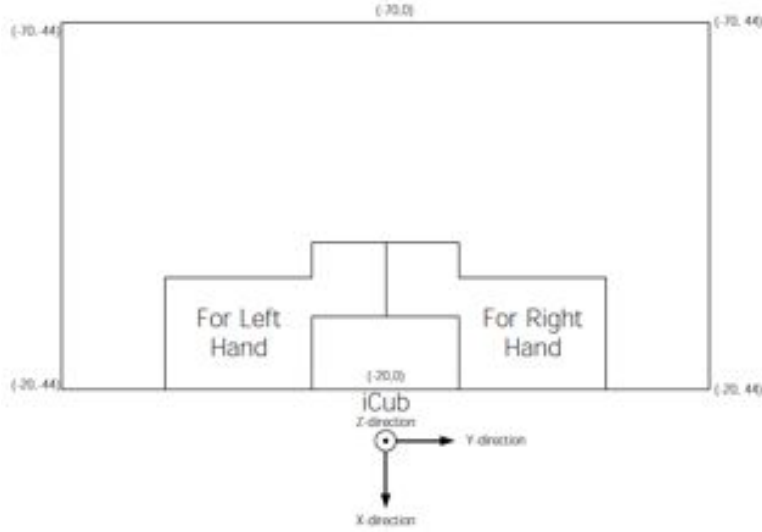
Yukarıda anlatılanlar (TUNAOGLU, 2013\*)'den alınmıştır. Bu çalışmanın öncüleri olan (AKGUN 2010a) ve (AKGUN2010b) de DHP'ler hareket tanıma yapabilecek şekilde adapte edilmişti. Ancak bu değişiklik, DHPlerin hareket üretim yeteneklerini bozmuştu. (TUNAOGLU, 2010) ve (PARLAKTUNA, 2012)'de metot

daha da geliştirilerek, aynı anda hem hareket tanıma hem de hareket üretme için kullanılabilir bir hale getirilmiştir.

Bu çalışmalara ilişkin video CD'de 'Hareket Tanıma' adıyla seyredilebilir.

### ***Alet sağlıklarının öğrenilmesi***

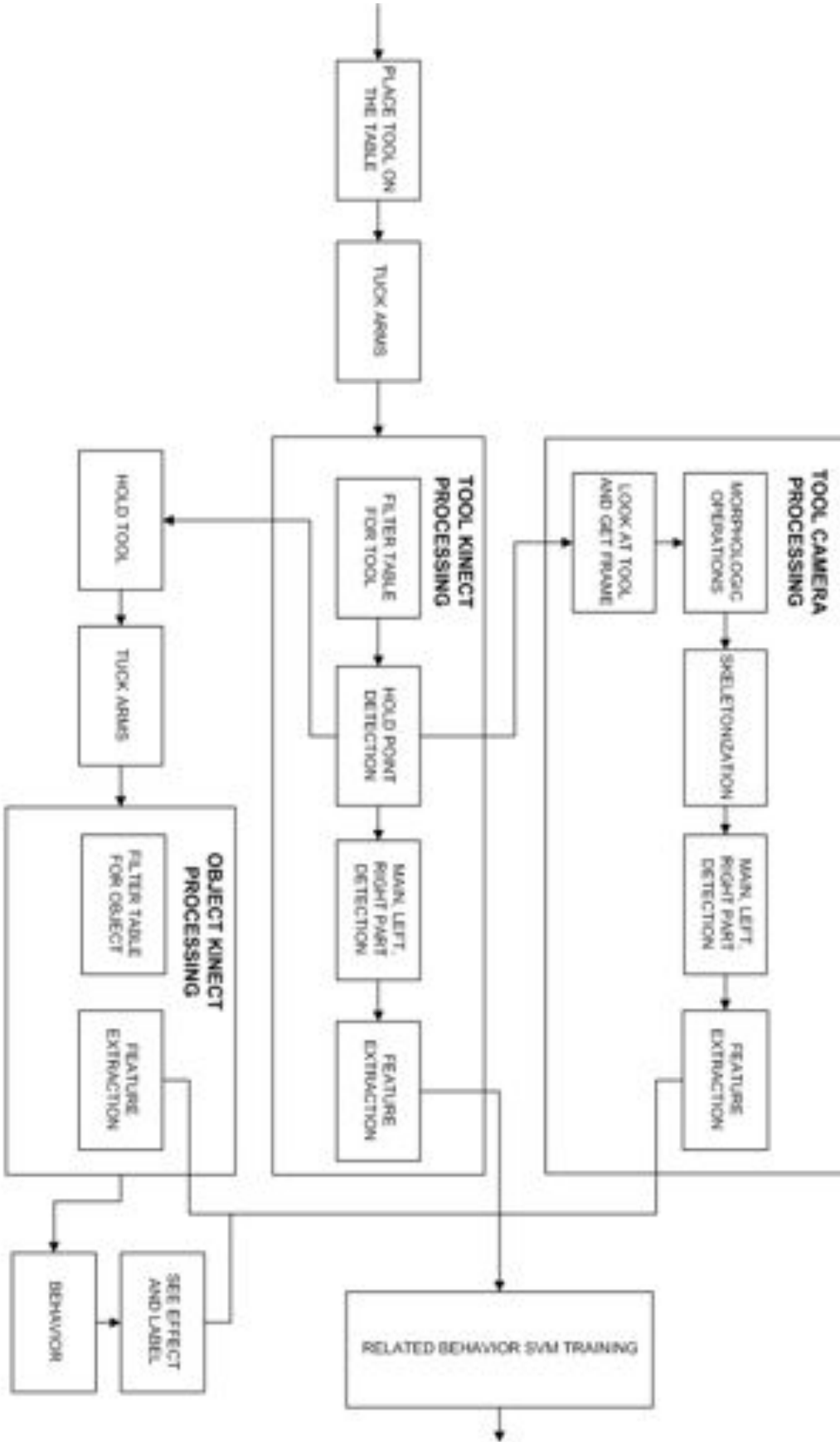
Aletlerin sağlıklarının öğrenilmesi konusundaki çalışmalarımız iCub robot platformunun üzerinde devam etmiştir. Bu çalışmada kullanılan algı sisteminde, yukarıda anlatılan çalışmalardan farklı olarak her iki Kinect kamerası da masaüstüne yönlendirilmiştir. İki kameradan gelen görüntüler, kameraların göreceli referans koordinat sistemlerinin birleştirilmesiyle (bunun için kameraların üzerine takılan VZ4000-SM hareket takip sisteminin işaretleyicileri ve bir kalibrasyon sistemi kullanılmıştır) alet ve nesnelerin daha eksiksiz algıları oluşturulabilmiştir. Aşağıda masa ve üzerine yerleştirilen koordinat sistemi görülebilir:



Şekil 34: Masa ve üzerine yerleştirilen koordinat sistemi. Sağ ve sol el için işaretlenen alanlar, robotun kollarının erişebildiği bölgeleri göstermektedir.

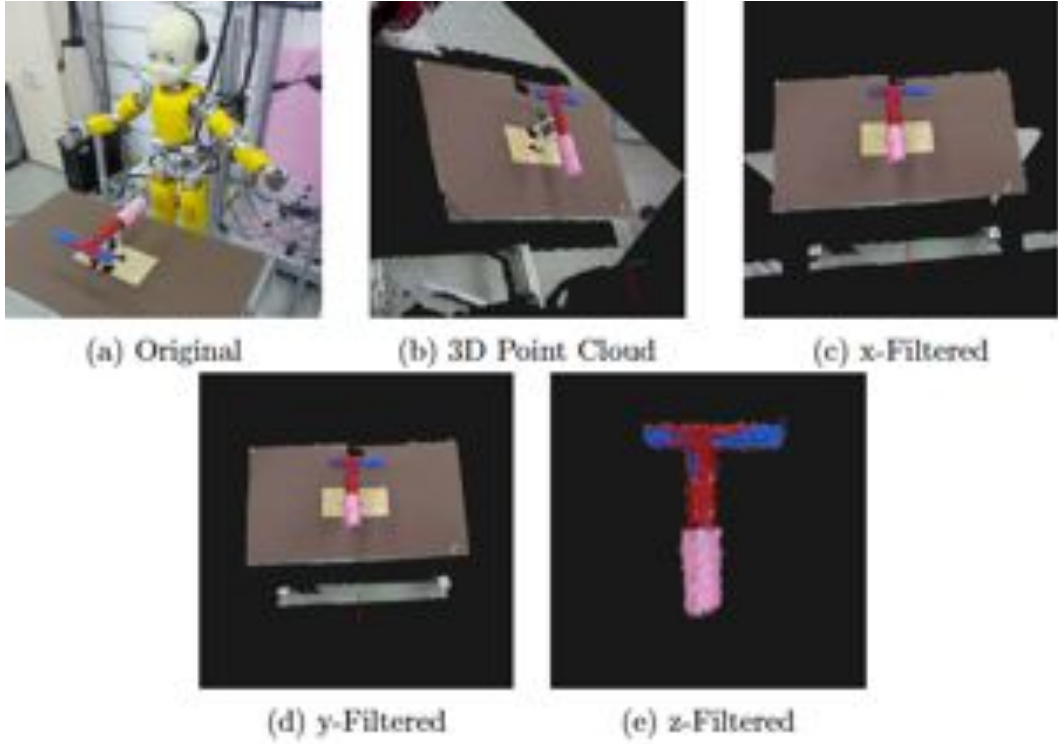
Aşağıdaki şekilde bu çalışmada kullanılan sistemin genel şeması görülebilir.





Şekil 35: Alet kullanımı çalışmasında kullanılan sistem. 'Tuck Arms' pozisyonu bir sonraki şeklin (a) kısmında görülebilir.

Aşağıdaki şekilde masa üstüne konulan bir aletin arkaplandan ayrılması işleminin temel süreçleri gösterilmektedir. Robotun aldığı uzaklık görüntüsü x-y-z ekseninde filtrelenerek aletin görüntüsü elde edilmektedir. Bu işlem için alet masanın üzerinde bir miktar yükseltilmiş bir şekilde konmaktadır.



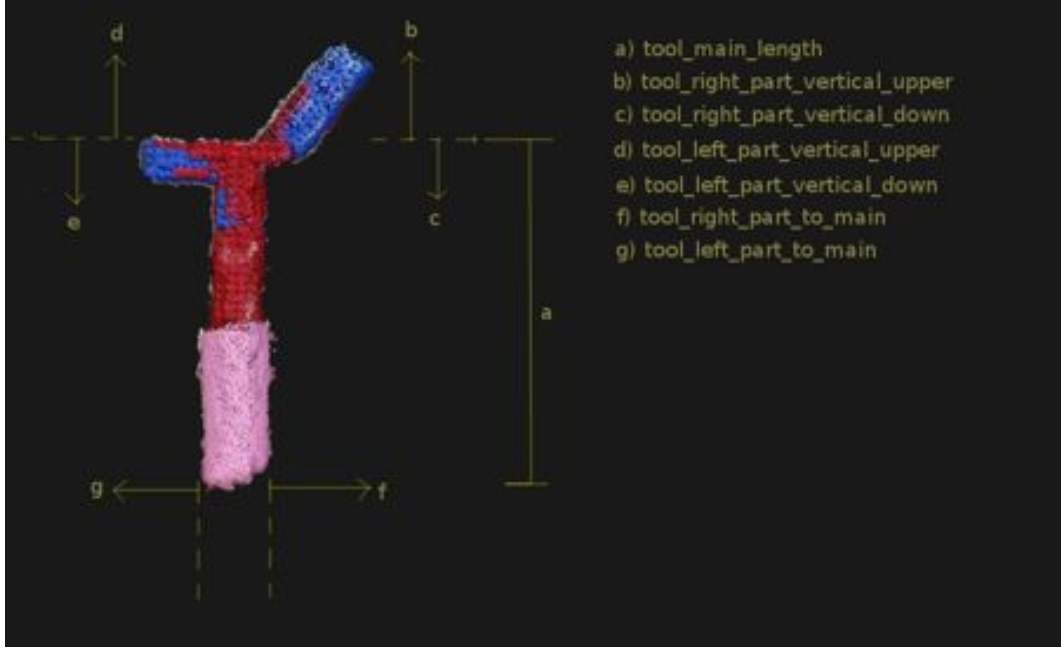
Şekil 36: (a) Robotun algılama sırasında durduğu 'tuck arms' pozisyonu robotun kol ve gövdesinin görüntüye girmesini önler. (b,c,d,e) Alet görüntüsünün arkaplandan ayrılma sürecinin fazları.

Ayrılan aletlerin sap (tutacak) bölümü aşağıda şekildeki örneklerde gösterildiği gibi otomatik olarak belirlenmektedir. Sap bölümün uzaydaki bilgileri daha sonra anlatılacak robot davranışlarına parametre olarak verilecektir.



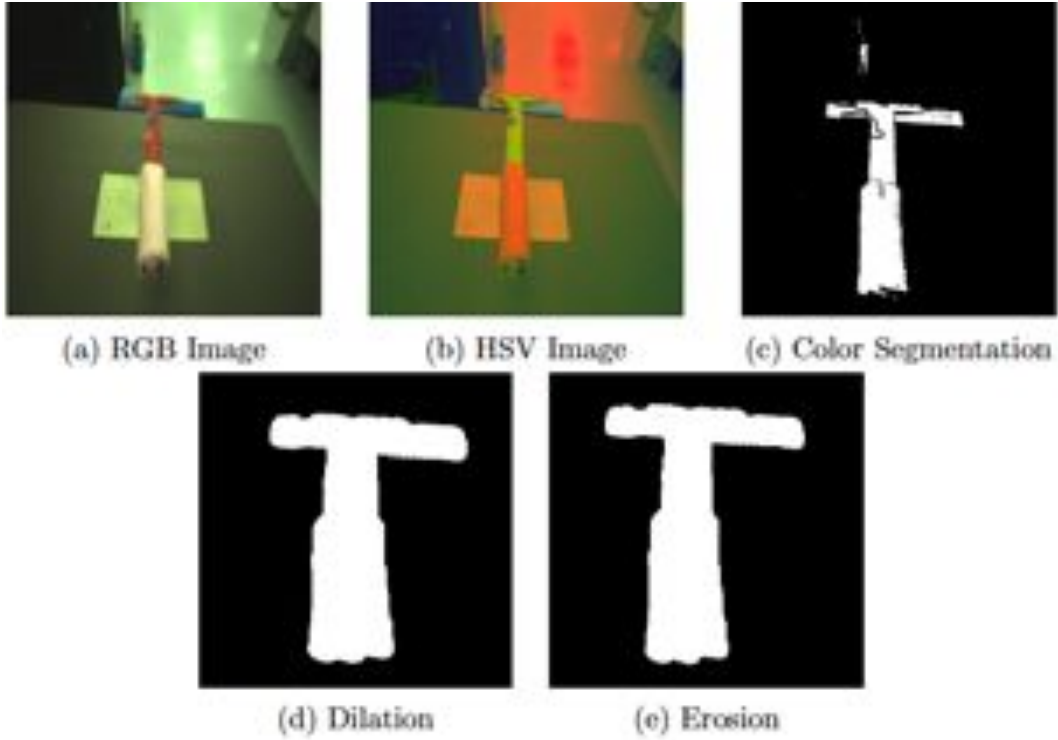
Şekil 37: Aletlerin sap bölümlerin belirlenmesi.

Daha sonra alet ile ilgili aşağıdaki nitelikler çıkarılır:



Şekil 38: Aletin Kinect görüntüsünden çıkarılan nitelikler.

Aletin sap koordinatları belirlendikten sonra iCub gözleriyle alete bakarak, aletin görüntüsünü alır ve bunu aşağıdaki şekilde görülen bir süreçten geçirerek işler.

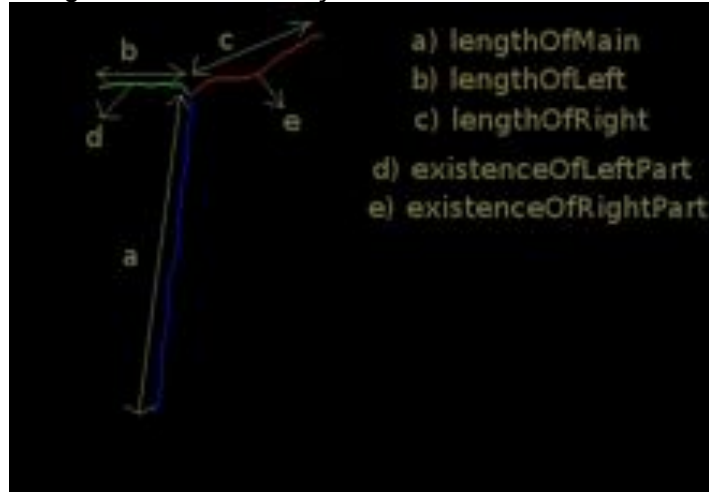


Şekil 39: iCub'ın gözünden alınan görüntünün RGB ve HSV gösterimlerinin görünümü ve bunların ayrılması.

Daha sonra bu görüntülerin aşağıdaki şekildeki gibi iskeletleri çıkarılır:

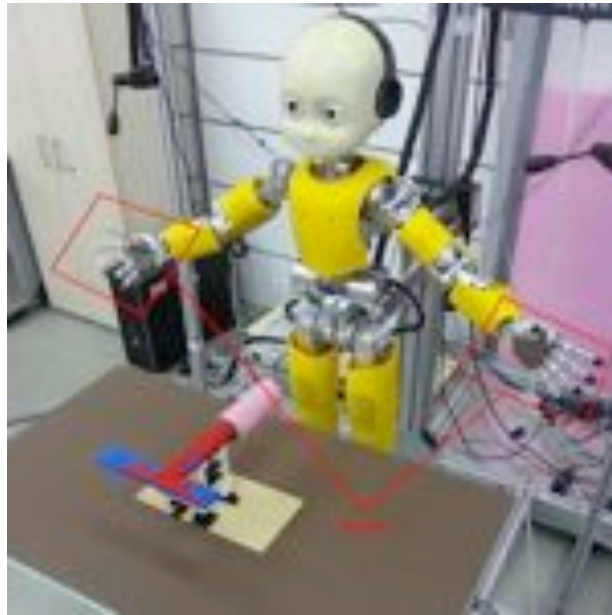


Şekil 40: Çıkarılan alet iskeletleri.  
ve aletin gövde, sağ ve sol parçaları aşağıdaki gibi belirlenir ve bunlardan aşağıdaki şekilde gösterilen nitelikler çıkarılır.



Şekil 41: Aletin gözden gelen görüntüsünden çıkarılan nitelikler.

Robotun hangi elinde aleti tuttuğu bilgisi de bir nitelik olan (Hand feature) eklenir.



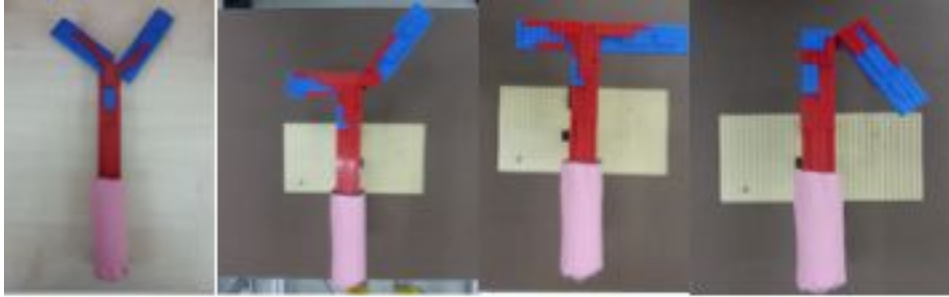
Şekil 42: 'Hand feature' aletin hangi elde tutulduğu bilgisini içerir.

Daha sonra iCub aletin sapından (koordinatları uzaklık görüntüsünün işlenmesiyle çıkarılan) tutarak, masaya bir nesne konmasını bekler. Aşağıdaki resimde tutma davranışının değişik aşamaları gösterilmiştir. Farkedileceği üzere, aletin sapının etrafına robotun parmaklarının daha rahat tutabilmesi için yumuşak bir sünger sarılmıştır.



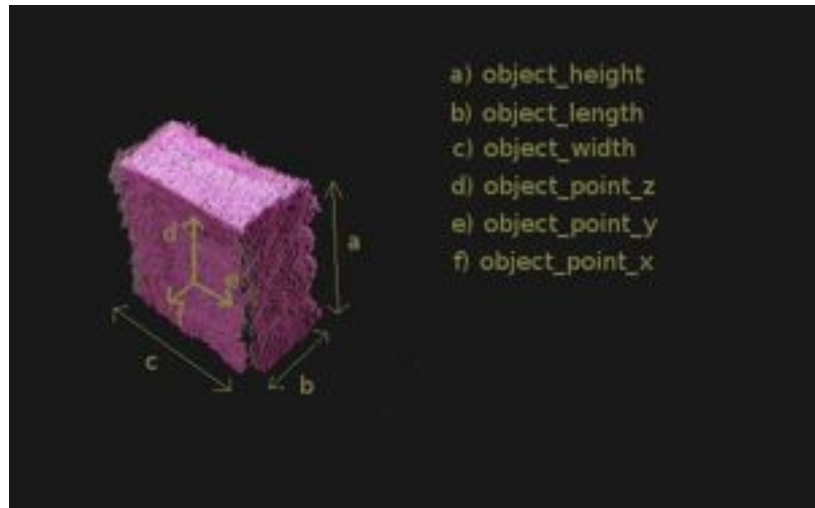
Şekil 43: iCub'in aletin sapından tutması.

Yapılan çalışmada iCub 23 değişik alet kullanmıştır. Bu aletlerden bazılarının görüntüleri aşağıdaki şekilde görülebilir:



Şekil 44: Kullanılan aletlerden bazıları.

Daha sonra masaya konulan nesne de benzer şekilde ayrılır ve nesnenin aşağıdaki şekilde görülen nitelikleri çıkarılır.



Şekil 45: Nesneden çıkarılan nitelikler.

Robotun etkileşimi sırasında kullanılan nesne kümesi aşağıda görülebilir:

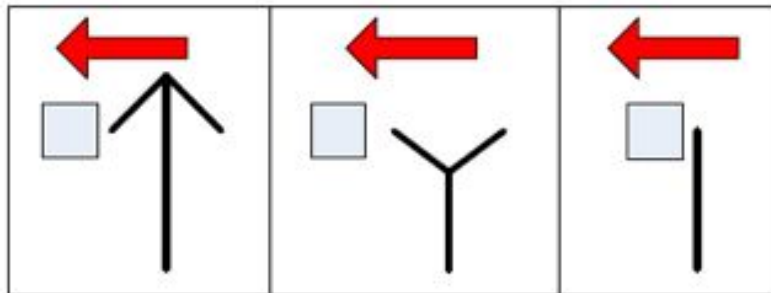


Şekil 46: Robotun aletlerle etkileşmek için kullandığı nesne kümesi.

Robot aletleri kullanarak masanın üzerinde değişik pozisyonlara konulan nesnelere aşağıdaki 11 davranışla etkileşmiştir:

Behavior	Number of Interactions
Push_Left (Bring From Right)	138
Push_Left (Bring From Top)	152
Push_Right (Bring From Left)	138
Push_Right (Bring From Top)	152
Push_Forward (Using Main Part)	240
Push_Forward (Using Left Part)	115
Push_Forward (Using Right Part)	115
Pull_Backward (Using Left Part, Bring From Right)	99
Pull_Backward (Using Right Part, Bring From Left)	99
Pull_Backward (Using Left Part, Bring From Top)	114
Pull_Backward (Using Right Part, Bring From Top)	114

Tablo 6: Robotun etkileşim için kullandığı 11 davranışı ve yaptığı nesne etkileşimlerinin sayısı. Kullanılan davranışlar sırasıyla: PL(FR): Sola itirme (aleti sağdan yaklaştırarak), PL(FT): Sola itirme (aleti tepeden yaklaştırarak), PR(FL):Sağa itirme (aleti soldan yaklaştırarak), PR(FT):Sağa itirme (aleti tepeden yaklaştırarak), PF(UM):İleri itirme (aletin gövdesiyle), PF(UL): İleri itirme (aletin sol parçasıyla), PF(UR):İleri itirme (aletin sağ parçasıyla), PB(FRUL):Geri çekme (aleti sağdan yaklaştırarak sol parçasıyla), PB(FTUR): Geri çekme (aleti yukarıdan yaklaştırarak sol parçasıyla), PB(FLUR): Geri çekme (aleti soldan yaklaştırarak sağ parçasıyla), PB(FTUR): Geri çekme (aleti yukarıdan yaklaştırarak sağ parçasıyla).



Şekil 47: PL(FR) davranışının üç değişik alet ile uygulanması.

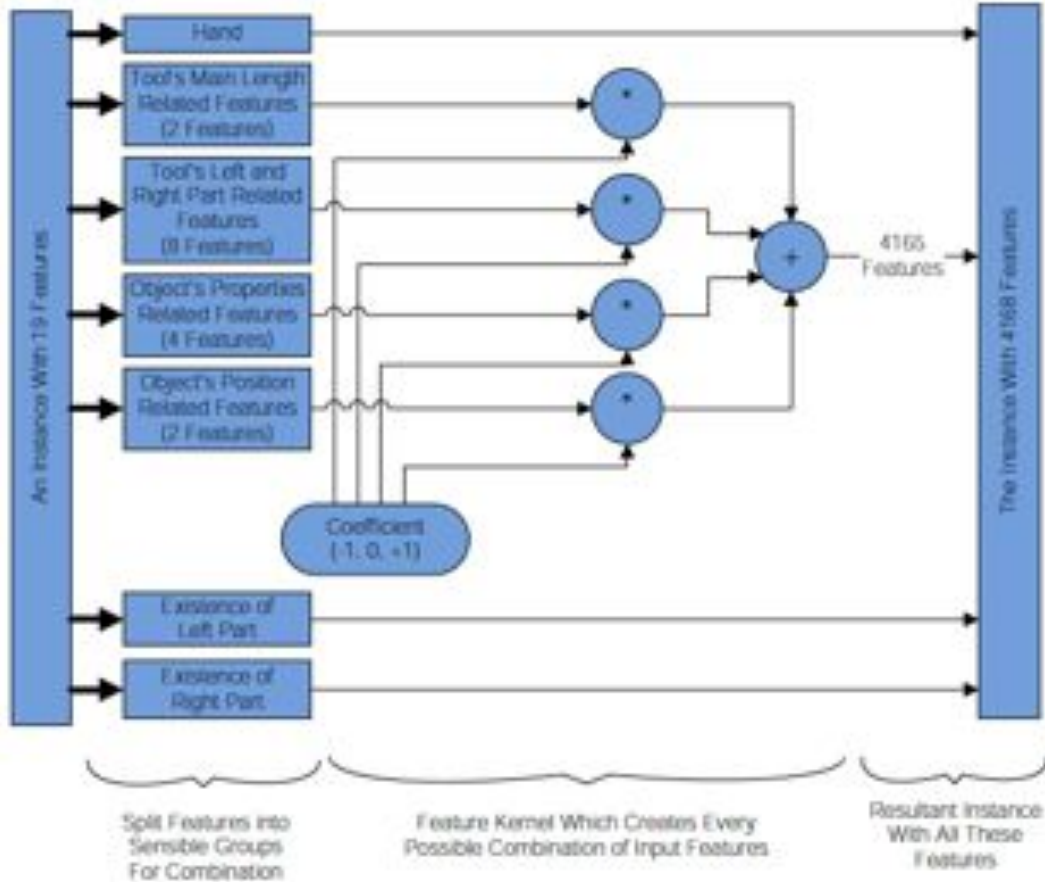


Bunun sonucunda oluşan etkiler ise 5 değişik kategoride toplanmış ve otomatik olarak etiketlenmiştir:

1. Sola ittirilme
2. Sağa ittirilme
3. İleri ittirilme
4. Geri ittirilme
5. Değişiklik yaratamama

## Alet sağlıklarının öğrenilmesi ve analizi

Aletten, nesneden gelen nitelikler nitelik çekirdeği (ing. feature kernel) denen bir bloğa verilerek şekilde gösterildiği gibi niteliklerin doğrusal kombinasyonları oluşturulur.



Şekil 48: Alet sağlıklarının öğrenilmesi için alet ve nesneden elde edilen niteliklerinin kombinasyonlarının oluşturulması.

Ortaya çıkan nitelikler her davranış için ayrı ayrı ReliefF algoritmasına (KONONENKO, 1994) verilerek bu niteliklerin sağlıklar için önem dereceleri hesaplanır. Daha sonra, detayları (CALISKAN, 2013\*) te anlatılan bir yöntemle, sağlıklar için bilgi içermeyen kombinasyonlar elenirler.

Elenen kombinasyonların ardından her bir davranış için ayrı bir DVM kullanılarak, aletlerin sağlıklar için önem dereceleri teker teker nitelik eklenerek aşağıdaki gibi çıkarılır ve en yüksek başarıyı veren nitelik sayısı öngörü için kullanılır.



Şekil 49: PF(UM) davranışı için elenmeden sonra kalan 19 nitelik için yapılan analizin ardından, en iyi başarımın ilk 9 niteliğin kullanılmasıyla elde edildiği ortaya çıkarılır.

Nitelik sayısının artmasıyla önce artan performans, belli bir optimum değerden bir miktar düşmüştür. Bunun temel nedeni olarak, kullanılan veri miktarının uzayın büyüklüğüne göre az kalması olarak yorumlanmıştır.

Bütün davranışlar için bulunan nitelik sayıları ve öngörü başarıları ('5-fold cross-validation' deneyleri ile) aşağıda görülebilir:

Behavior	Number of Features	Validation Result
Push Left From Right	16	%95.74
Push Left From Top	13	%96.0
Push Right From Left	18	%95.7
Push Right From Top	13	%96.43
Push Forward Using Main Part	9	%97.32
Push Forward Using Left Part	15	%97.18
Push Forward Using Right Part	15	%97.4
Pull Backward From Top Using Right Part	15	%96.9
Pull Backward From Top Using Left Part	18	%96.85
Pull Backward From Right Using Left Part	17	%97.46
Pull Backward From Left Using Right Part	15	%97.6

Tablo 7: Davranışlar için bulunan nitelik sayıları ve sağlarlık öngörü başarımları.

Tabloda görüldüğü gibi nitelik az sayıda nitelik kombinasyonu kullanılarak her davranış için %95'i aşan bir sağlarlık öngörü başarımları sağlanmıştır.

### Sağlarlıklar ve nitelikler arasındaki ilişkilerin analizi

Aşağıdaki tabloda, PL(FR) davranışı için elenme sürecinin altında elde kalan ilk 5 nitelik gösterilmiştir.



Rank	Feature Name
0.150	hand
0.055	object_point.y
0.051	tool_left_part.vertical_down
0.043	+tool_main_length+tool_left_part.vertical_upper+object_point.x
0.041	tool_main_length

Tablo 8: PL(FR) davranışı için çıkarılan en önemli 5 nitelik kombinasyonları.

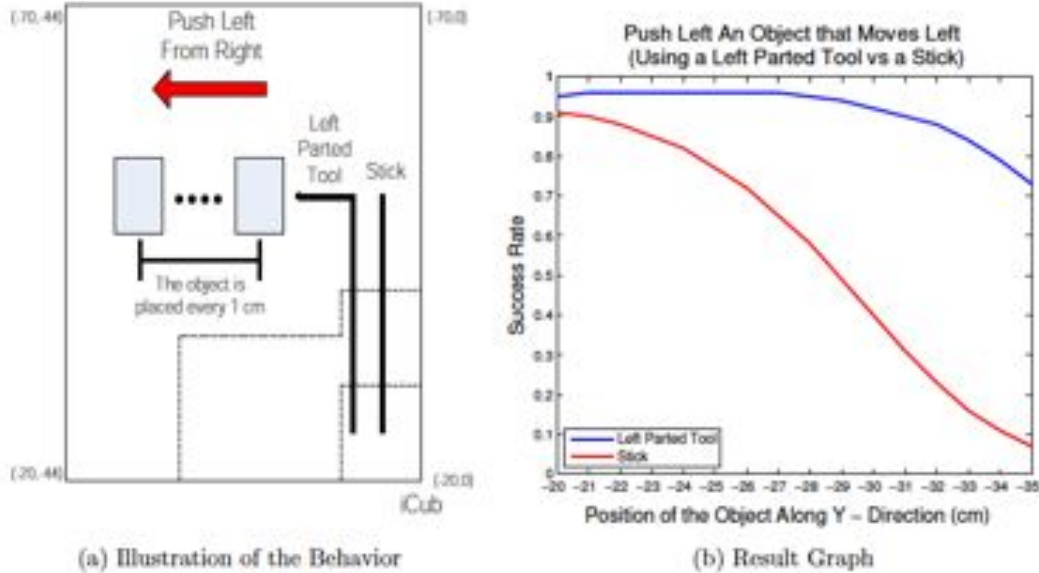
Tabloda en önemli nitelik 'hand'dir ve aletin hangi elde tutulduğu bilgisini içerir. Nesnenin y pozisyonu ve aletin sol parçasının aşağıya doğru ne kadar uzadığı doğal olarak önemlidir. Dördüncü nitelik, aletin ana gövdesinin uzunluğu ile sol parçasının yukarı doğru uzayan parçasının uzunluğu ile nesnenin x pozisyonunun toplamı olarak çıkmıştır. Nesnenin x pozisyonu negatif olduğu için (Şekil 34) bu kombinasyon aletin en uzaktaki ucunun nesneye erişip erişemeyeceğini göstermektedir.

Diğer davranışlar için yapılan analizler (CALISKAN, 2013\*)'de bulunabilir.

**Sonuç olarak geliştirilen metot aletlerin hangi parçalarının hangi sağlıklar için önemli olduğu bilgisini otomatik olarak ortaya çıkarabilmiştir.**

### Alet sağlıklarının nesnenin pozisyonuna göre değişimi

Bir aletin sunduğu sağlıklar nesnenin pozisyonuna bağlıdır. Bunu analiz etmek için iCub'un sol eline iki değişik alet (biri çubuk şeklinde olan diğeri ise sol parçası olan L şeklinde bir alet) verilmiş ve robotun PL(FR) davranışı ile orta yükseklikte bir kutuyu sola ittirebilmesine dair öngörüler incelenmiştir.

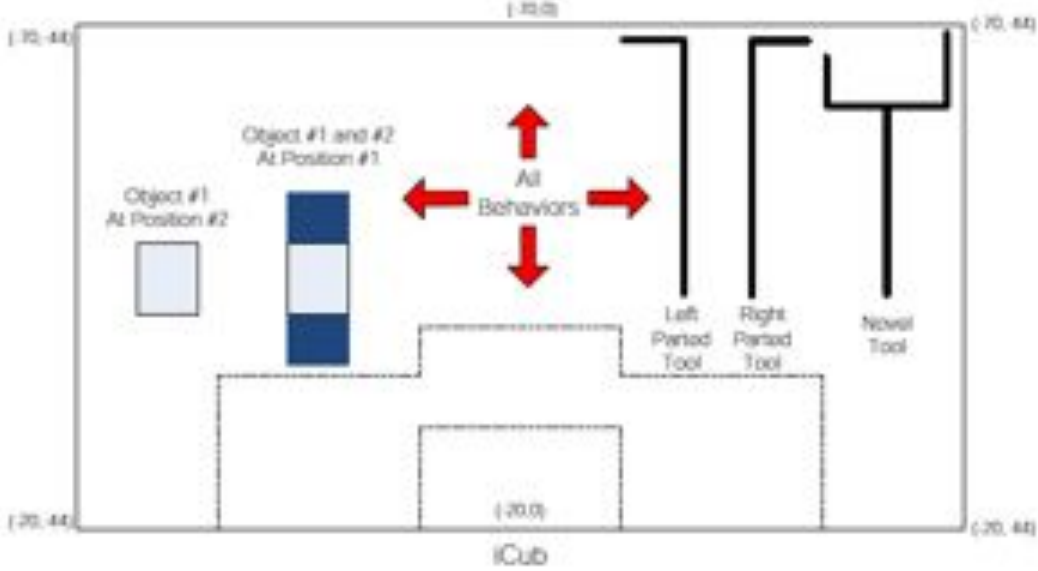


Şekil 50: (a) Aletler, uygulanan davranış ve nesnenin pozisyonları. (b) Nesnenin pozisyonuna göre sola ittirebilme öngörülerinin değişimi. Sol parçalı aletin ittirebilme öngörüsü (mavi) yüksek kalmakta, düz çubuk aletin ise hızla düşmektedir.

Sonuç olarak DVMLer, nesnenin pozisyonundaki değişikliklere bağlı olarak aletin sağlıklarının nasıl değiştiğini öğrenebilmiştir.

## Aletlerin benzerlikleri ve farkları

Aletlerin benzerliklerinin incelenmesi için kullanılan deney çerçevesi aşağıdaki gösterilmiştir.



Şekil 51: Alet benzerliklerinin incelenmesinde kullanılan deney çerçevesi. İki değişik nesne (birinci nesne açık renk kare, ikinci nesne uzun koyu dikdörtgen), iki ayrı pozisyon, biri yeni olan üç değişik alet ve bunların üzerinde uygulanan tüm 11 davranış.

Aşağıdaki tabloda birinci pozisyona konmuş birinci nesne için üç aletten çıkarılan sağlarlık öngörülleri listelenmiştir. Tabloya bakıldığında sağlarlık olarak bakıldığında, her iki aletin de sağlarlık sütununun [1,1,1,1] olduğu ve bütün sağlarlıkları yaratabildiği görülebiliyor. Ancak sağ parçası ve sol parçası olan aletlerin bazı davranışlarda (PL(FR) gibi) aynı etkileri yaratabildiği, bazılarında (PB)FRUL) gibi) ise farklı etkiler yarattığı görülüyor. Örneğin çekme (pulled backward) etkisini yaratmak için sol parçası olan aletle PB(FRUL) veya PB(FTUL) davranışı gerekirken, sağ parçası olan aletle PB(FTUR) davranışı gerekmektedir.

Yeni aletin ise sağa itirme (pushed right) sağlarlığını gerçekleymiyor görünüyor. Bunun nedeni aletin PR(FT) davranışında bile kolunu nesnenin yeterince soluna getirememesidir.

Effects	Push Left			Push Right			Push Forward			Pull Backward			Affordance	
	PL (FR)	PL (FT)	PL (FL)	PR (FR)	PR (FT)	PR (FL)	PF (UM)	PF (UL)	PF (UR)	PB (FTUR)	PB (FTUL)	PB (FRUL)		PB (FLUR)
Pushed Left	0.08	0.99	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Pushed Right	0	0	0.73	0.96	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Pushed Forward	0	0	0	0	0.95	0.01	0.95	0.01	0	0	0	0	0	1
Pulled Backward	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.99	0.99	0	1

(a) Behavior and Affordance Results of Tool With Left Straight Part

Effects	Push Left			Push Right			Push Forward			Pull Backward			Affordance	
	PL (FR)	PL (FT)	PL (FL)	PR (FR)	PR (FT)	PR (FL)	PF (UM)	PF (UL)	PF (UR)	PB (FTUR)	PB (FTUL)	PB (FRUL)		PB (FLUR)
Pushed Left	0.99	0.99	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Pushed Right	0	0	0.61	0.71	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Pushed Forward	0	0	0	0	0.96	0.07	0.96	0.07	0.57	0	0	0	0	1
Pulled Backward	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.54	0.22	0	0.01	1

(b) Behavior and Affordance Results of Tool With Right Straight Part

Effects	Push Left			Push Right			Push Forward			Pull Backward			Affordance	
	PL (FR)	PL (FT)	PL (FL)	PR (FR)	PR (FT)	PR (FL)	PF (UM)	PF (UL)	PF (UR)	PB (FTUR)	PB (FTUL)	PB (FRUL)		PB (FLUR)
Pushed Left	0.89	0.88	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Pushed Right	0	0	0	0.24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Pushed Forward	0	0	0	0	0.99	0.13	0.99	0.13	0	0	0	0	0	1
Pulled Backward	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.96	0.99	0	1

(c) Behavior and Affordance Results of Novel Tool #1

Tablo 9: Birinci pozisyona konulan birinci nesne için üç değişik aletin sunduğu sağlıklar öngörürleri ve eminlikleri (ing. confidence). (a) Sol parçası olan aletten elde edilen değerler. (b) Sağ parçası olan aletten elde edilen değerler. (c) Yeni aletten elde edilen değerler. Tablolarda satırlar etkileri, sütunlar ise davranışları listelemekte. Her bir değer bir davranışın o pozisyondaki o nesneye uygulanmasında belli bir etkinin ortaya çıkarılmasına dair eminlik değerlerini gösteriyor. Tablodaki değerler, kavram gelişiminde de kullanılan sağlıklar vektörünün aynısıdır, ve aletin **davranışsal temsili** olarak nitelendirilecektir. Tabloların 'Affordance' adı ile başlık koyulan son sütunu, belli bir sağlıkların gerçekleştirilebilirliğini göstermekte ve aletin **sağlıklar temsili** olarak nitelendirilecektir. Bu temsilde eminlik değeri 0.5'in üstündeki değerler 1, altındakiler 0 olarak gösteriliyor.

Şekil 52, Şekil 53, ve Şekil 54'te değişik aletlerin birbirlerine benzerlikleri hesaplanmış ve grinin tonları şeklinde gösterilmiştir. Şekilde gösterilen aletlerin son 7 tanesi yenidir. Şekil 52'de aletler algı nitelikleri ile temsil edilmiş ve bu nitelik vektörlerinin arasındaki Öklid uzaklığı benzerlik ölçüsü olarak hesaplanmıştır. Şekil 53'te aletler birinci nesnenin birinci pozisyonda olduğu durumda davranışsal temsilleri (Tablo 9'un altında anlatılmış olan) ile temsil edilmiş ve aralarındaki Öklid uzaklığı benzerlik olarak kullanılmıştır. Şekil 54'te ise aletler birinci nesnenin birinci pozisyonda olduğu durumda sağlarlık temsilleri (Tablo 9'un altında anlatılmış olan) ile temsil edilmiş ve aralarındaki Öklid uzaklığı benzerlik olarak kullanılmıştır.

Her üç şekilde de #1, #2, #3 ve #4 ile işaretlenen değerler temsiller arasındaki farkın ortaya konulabilmesi için tartışılmaya değerdir. #1'de algı niteliklerine göre çok farklı olan iki alet, davranışsal ve sağlarlık temsilleri açısından benzer çıkmıştır. Şekillerden görüldüğü üzere aletlerden biri sola doğru düz, diğersinin ise sol aşağı doğru bir parçası vardır. Bu parçalar aletlerin farklı niteliklerine denk geldiği için algı nitelikleri farklı çıkmıştır. Ancak bu aletleri davranışsal temsilde incelediğimizde farklı davranışlarda birbirlerine oldukça yakın sonuçlar verdiği ortaya çıkmıştır. Davranışsal temsildeki o farkın ise geriye çekme ve ileri itme davranışlarından kaynaklı olduğu söylenebilir. Sağlarlık temsiliinde görüldüğü üzere bu iki aletin istenen sağlarlıklarda aynı sonuçları verdiği görülmüştür.

#2'de algı niteliklerine göre birbirine orta derecede benzeyen iki alet (biri sol parçalı, diğeri T/Y benzeri) davranışsal temsil olarak daha uzak, ama sağlarlık temsiliinde denk çıkmıştır. Bu iki alet arasındaki benzerlik değeri algı temsiliinde, bir aletin ekstrasından sağ parçasının olmasından ve farklı yönlere sahip sol parçadan kaynaklı orta derece benzerlikteki bir değerdir. Bu iki alet arasındaki benzerlik davranışsal temsilde farklı çıkmıştır. Bunun nedeni sağ parçası olan aletin sağ parça kullanılan davranışlarda belli bir tahmin değerlerinin olmasıdır veya bir alette sol parçanın aşağı doğru olup, diğersinde yukarı doğru olmasından doğan farklı tahmin değerleridir. Ancak sağlarlık temsiliinde de görüldüğü üzere parça yönlerinin farklılığı veya sağ parçadan kaynaklı tahmin değerleri belli bir düzeyi aşmadığı için başarılı sayılmamış ve iki alet arasında fark yaratmamıştır. Sağ kola bağlı tahmin değerlerinin belli bir seviyeye geçmemesinin nedeni sağ kolun kısa olması nedeni ile sağ kol ile geriye çekme davranışında düşük tahmin değeri çıkmasıdır.

#3'te algısal nitelikleri birbirine çok benzeyen iki alet, hem davranışsal temsil hem de sağlarlık temsillerinde çok farklı çıkmıştır. İki aletin şekillerinden görüldüğü üzere her iki aletin de sol ve sağ parçası vardır. Bu yönlerden benzediği için ve uzunluklar arasında çok büyük farklar olmadığı için bu aletler algı temsillerinde oldukça benzer çıkmışlardır. Ancak algısal olarak çok fark yaratmayan küçük uzunluk farkları davranışsal sağlarlık olarak çok büyük farklar doğurabilmektedir. Karşılaştırılan iki aletten biri diğersine göre 4 cm daha uzun bir ana parçaya sahiptir ve bu ana parça bir nesneye ulaşma açısından önemli bir rol oynadığı için bu iki aletin davranışsal ve sağlarlık temsillerindeki benzerlikleri farklı çıkmıştır. Bu uzunluk artışından dolayı ileri itme veya geriye çekme davranışları ve haliyle geriye çekilebilme ve ileri ittirilebilme sağlarlıkları bir alet için başarılı diğers alet için başarısızlıkla sonuçlanmıştır.

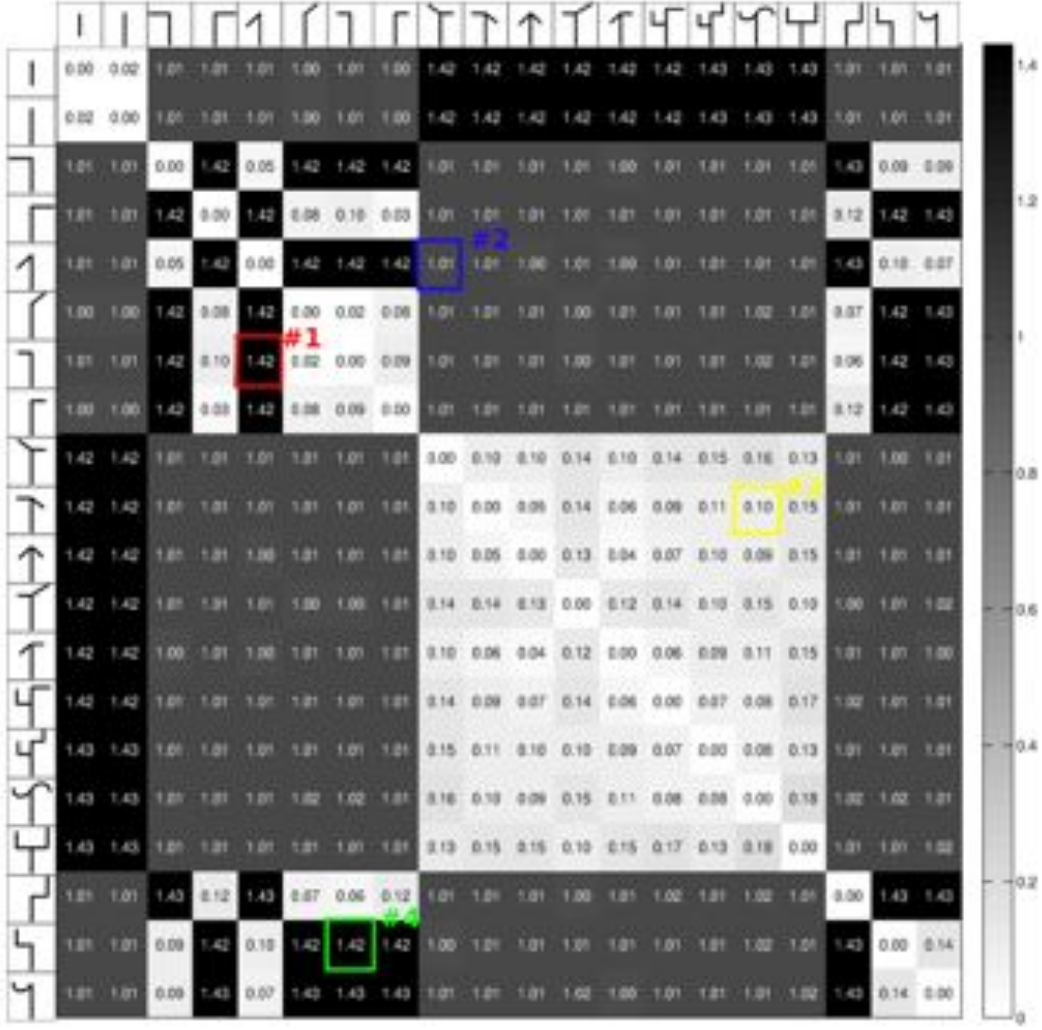
#4'te algı nitelikleri farklı iki alet, davranışsal temsillerinde yakın ve sağlarlık temsillerinde denk çıkmıştır. Bu aletler arasındaki ilişki #1 numaradaki iki alet arasındaki ilişkiye oldukça benzemektedir. Aletlerin sadece sol parçaları vardır ancak bu aletlerin bir tane fazladan sol üst parça niteliğine sahiptir ve bu niteliğin

deęeri o alet için büyük olduęu için algı temsilindeki fark büyük çıkmıřtır. Ancak davranıřsal olarak sol üst para davranıř sonuçlarını bir miktar etkilese de, bu miktar saęlıklık sonuçlarını etkileyecek düzeyde olmadıęı saęlıklık temsilde gözükmetedir. Bu nedenle istenen tüm saęlıklık sonuçlarında iki alet aynı řekilde sonuç vermiřtir. Sol üst paranın varlıęı nesneyi sola itme davranıřında daha kolaylık saęlayabilir bu nedenle davranıřsal olarak daha yüksek ihtimale sahip olabilir bu davranıřsal temsildeki farkı ortaya koyabilir. Ancak sonuçta iki alet de bir řekilde nesneyi sola itebilmektedir bu da saęlıklık temsilde kolayca görülebilir.

**Sonuç olarak aletler, algı (görsel) niteliklerinin ötesinde, sundukları saęlıklıklara göre fonksiyonel olarak temsil edilmelerini saęlayan iki ayrı temsil geliřtirilmiřtir. Bu temsiller sayesinde, robot görsel nitelikleri farklı da olsa, bazı aletlerin aynı saęlıklıkları sunabildięini doęru olarak öngörebilmiřtir. Ayrıca görsel nitelikleri çok benzer olan aletlerin sundukları saęlıklıkların ise çok farklı olabildięini farkedebilmiřtir. Robot daha önceden hiç kullanmadıęı aletlerin sunduęu saęlıklıkları da doęru olarak öngörebilmiř ve istedięi bir etkiyi hangi davranıřları kullanarak yaratabileceęini tahmin edebilmiřtir.**

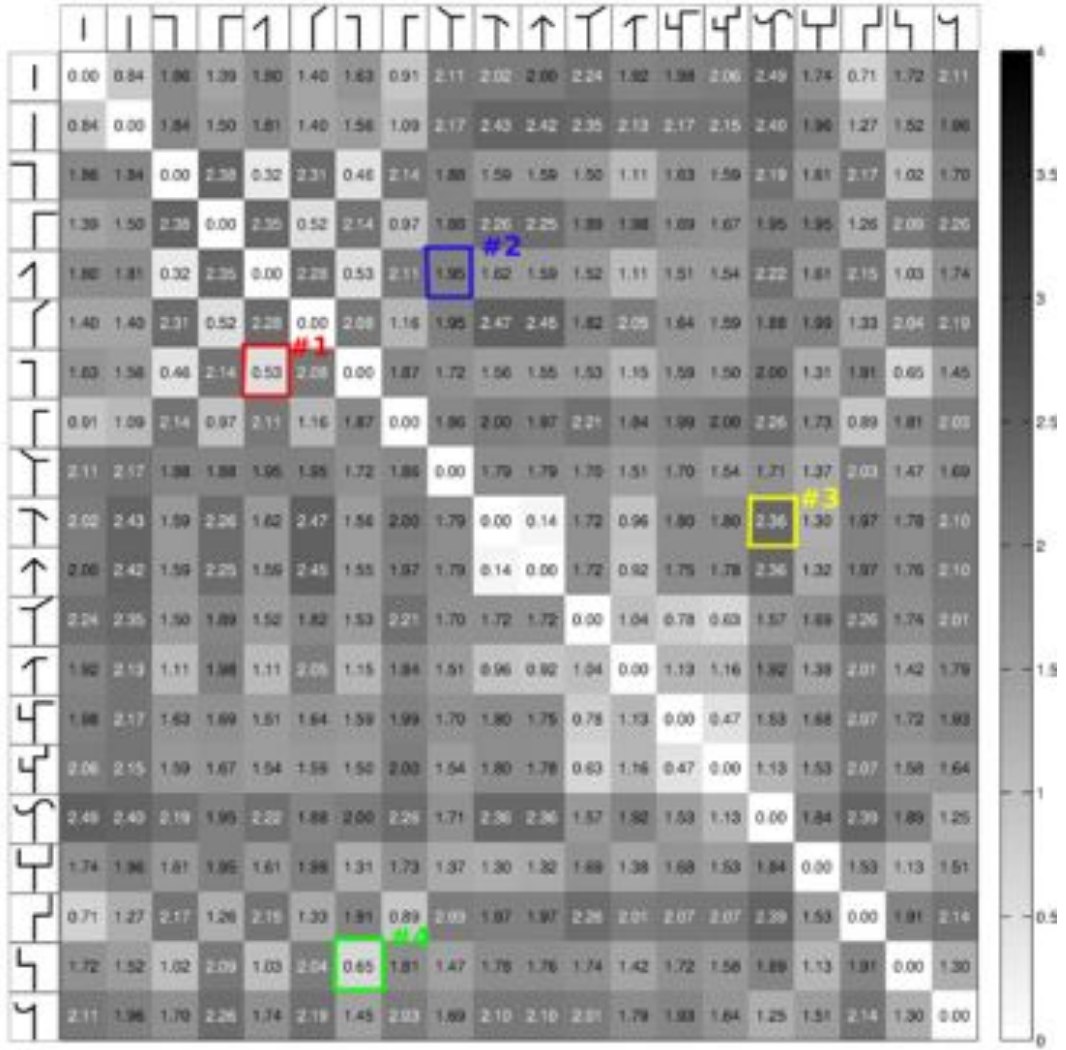
Alet kullanımı konusunda yapılan ön alıřmalar (CALISKAN 2012), robotun yokluęunda, gerek aletlerin algılanması üzerine yapılmıř ve SİU'da sunularak yayınlanmıřtır. Bu raporda sunulan sonuçların tamamını ieren bir master tezi (CALISKAN, 2013\*) bitme ařamasındadır. Tezin řu anki hali PTS sistemine yüklenmiřtir ve sonrasında tez bir makale haline getirilecektir.

Bu alıřmalara iliřkin video 'Alet Kullanımı' adıyla seyredilebilir.

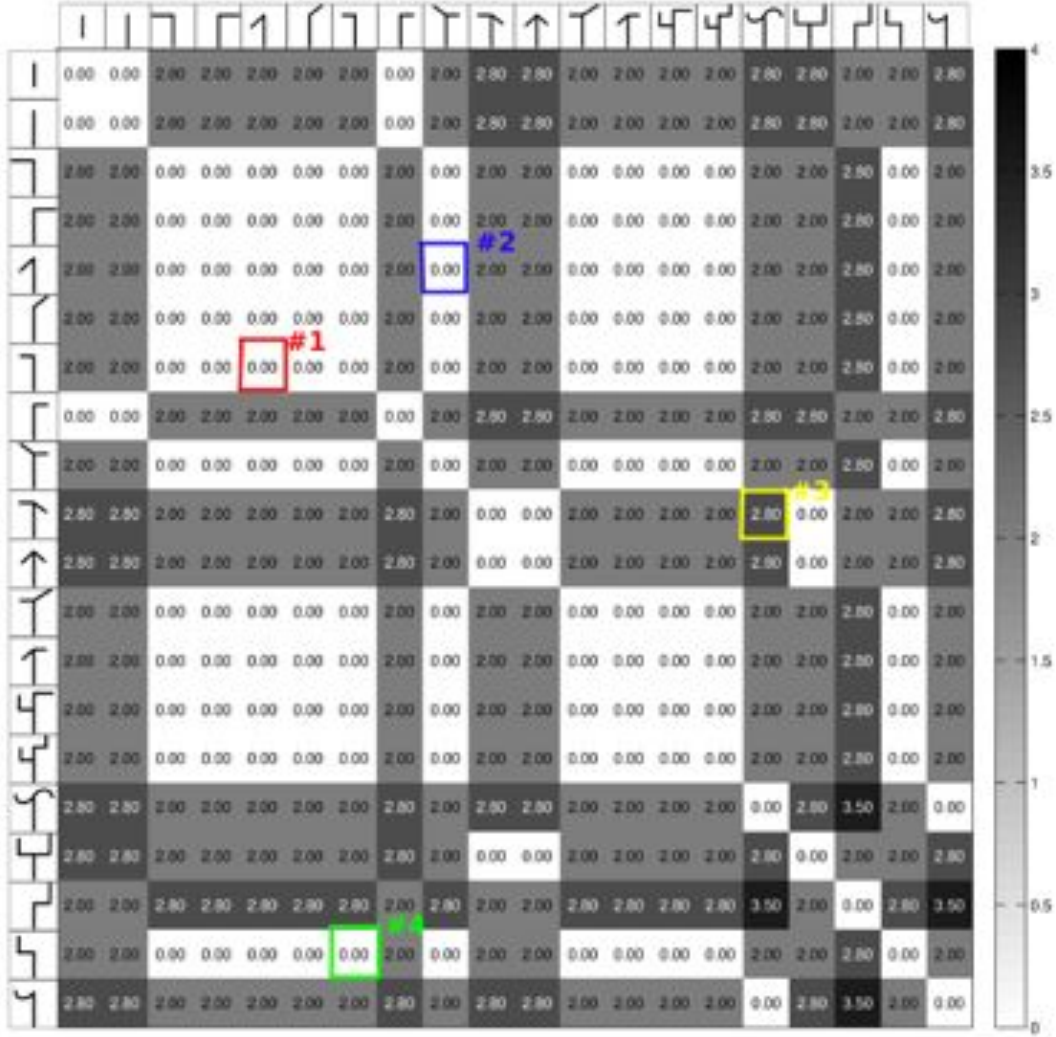


Şekil 52: Değişik aletlerin birbirlerine olan benzerlikleri algı niteliklerinin arasındaki Öklid uzaklığı olarak hesaplanmış ve grinin tonları şeklinde gösterilmiştir. Şekilde gösterilen aletlerin son 7 tanesi yenidir. #1, #2, #3 ve #4 ile işaretlenen değerler daha sonra tartışılacaktır.





Şekil 53: Değişik aletlerin birbirlerine olan benzerlikleri davranışsal temsilleri arasındaki Öklid uzaklığı olarak hesaplanmış ve grinin tonları şeklinde gösterilmiştir. Şekilde gösterilen aletlerin son 7 tanesi yenidir. #1, #2, #3 ve #4 ile işaretlenen değerler daha sonra tartışılacaktır.



Şekil 54: Değişik aletlerin birbirlerine olan benzerlikleri sağlarlık temsilleri arasındaki Öklid uzaklığı olarak hesaplanmış ve grinin tonları şeklinde gösterilmiştir. Şekilde gösterilen aletlerin son 7 tanesi yenidir. #1, #2, #3 ve #4 ile işaretlenen değerler daha sonra tartışılacaktır.

## TARTIŞMA SONUÇ

Projeyi öneride yazılan bilimsel başarı ölçütleri üzerinden değerlendirmek uygun olacaktır. Aşağıda proje önerisinde yazılan ölçütler ve planları *italik* olarak kopyalanmış ve değerlendirmemiz *koyu* olarak yazılmıştır:

1. *iCub'in nesnelerin sağlarlıklarını öğrenebilmesi. İdeal olarak iCub sadece kendi üzerindeki algılarla (iki göz kamerası, el ve kollardaki eklemlerden ölçülen dokunma, tork ve hız algıları gibi) bu sağlarlıkları öğrenebilmelidir. Somut örnek vermek gerekirse, iCub bir nesnenin erişilebilirlik, tutulabilirlik, kaldırılabilirlik gibi sağlarlıkları algılayıp, verilen bir amaca yönelik olarak doğru davranışı uygulayabilmelidir. Sağlarlıkların öğrenebilmesinde başarı ölçütü birkaç farklı değerlendirmeye tabi tutulacaktır: Öğrenme sonrasında, insanlar tarafından sağlarlıkları bilinen nesneler robota verilerek robotun tahmin ettiği sağlarlıkların doğru olup olmadığı incelenecektir. Ayrıca öğrenilen sağlarlıklarla gerçekleştirilmesi mümkün olan ya da olmayan farklı hedefler belirtilip robotun bu hedeflere*

yönelik, birden fazla davranıştan oluşan, doğru planları bulup bulamadığı incelenecektir. Bu sayede öğrenilen sağlıkların yalnızca tek başına değil, bir arada da kullanılabileceği kontrol edilecektir.

- *Olası aksama ve B planı: Sadece iCub'ın üzerinde olan algılarla (iki göz kamerası, el ve kollardaki eklemlerden ölçülen dokunma, tork ve hız algıları gibi) kaydedilen algı-motorsal deneyimlerden sağlıkların öğrenilmesi mümkün olmayabilir. Literatürde incelediğimiz çalışmalar, robot kolu ile nesnenin arasında geometrik ilişkilerin algılanmasının sağlıkların öğrenilmesi için daha uygun bir veri olduğunu işaret etmektedir. Bu çerçevede robotun etkileşimi sırasında bu ilişkilerin tepe kamerası ve/veya VZ4000-SM hareket yakalama sistemi ile algılanarak öğrenilecektir. Bu şekilde, robotun kendi üzerindeki algılar yeterli olmasa bile sağlıklar öğrenilebilecek ve bir sonraki aşama için gereken sonuçlar elde edilecektir.*

**Yapılan çalışmalarla değişik robot platformları üzerinde nesnelerin sağlıklarının başarıyla öğrenildiği ve bunların hedeflere uğraşmak için doğru planları yapma uygulamada kullanıldığı gösterilmiştir. Göz kameralarından elde edilen görüntülerin yerine Kinect kameralardan gelen uzaklık görüntüleri algıda kullanılmıştır. VZ4000-SM sistemi ise değişik koordinat sistemlerine sahip algı ve hareket sistemlerin entegre edilmesinde kullanılmıştır.**

2. *iCub öğrenilen sağlıklarla dilde isim ve fiillerle ifade edilen kavramların arasındaki bağlantılarını kuracaktır. Robotun oluşturduğu kavramların, daha doğrusu robotun algıladıklarını değişik (kavramlara temel oluşturmak üzere) kavramlara bölmek insanlara mantıklı gelen kavram gruplarıyla uyumlu olup olmadığı incelenecektir. Bunun gerçekleşmesi hâlinde insanlarla iletişim kurmanın temeli oluşturulmuş olacaktır.*

- *Olası aksama ve B planı: İdeal olarak robotun bu bağlantıları eğitmensiz (ing: unsupervised) öğrenebilmesidir. Eğitmensiz yöntemin başarısız olması durumunda oluşan etki ve bağlam denklik sınıflarının elle (ing. manually) etiketlenmesi yapılacaktır. Algıların kavram sınıflarına doğru şekilde bölünmesi sayesinde bu kavramların iletişimde kullanılacağı bir sonraki aşama sağlıklı bir şekilde yürütülebilecektir.*

**Dilde isim ve fiillerle ifade edilen kavramlar robotun algı-motorsal deneyimlerine başarılı bir şekilde bağlanmıştır. Yapılan ön çalışmalarda bu bağlantıların eğitmensiz öğrenebilmesinin mümkün olduğu ortaya çıkmış ve insanlar tarafından yapılan etiketlemeler kullanılarak bu bağlantılar öğrenilmiştir. Proje önerisinin dışında tutulmasına rağmen sıfatlar da öğrenilen kavramlar arasında yer almıştır.**

3. *Robot oluşturduğu kavramları insanlarda iletişimde kullanabilmelidir. Bu amaçla, insanların nesnelerle olan etkileşimleri hem iCub'ın üzerinde olan algılarla, hem de VZ4000-SM hareket yakalama sistemi ile kaydedilecek ve daha sonra gözlemci bakış açısı kullanılarak oluşan sağlıklar ve kavramların gelişimi sağlanacaktır.*

- *Olası aksama ve B Planı: Gözlemci bakış açısıyla sağlıklar öğrenimi, bunlardan kavramlar oluşturma ve bunların aktör bakış açısından çıkan karşılıklarıyla eşleştirilmesi bir çok risk içermektedir. Gözlemlenen davranışların robotun kendi davranışlarına benzerliğinin*

*artırılması için gözlem verilerinde koordinat düzeltmesi yapılacaktır. Bu yöntem tercih edilmemekle beraber, birçok taklit yönteminde kullanılmaktadır.*

**Robotun öğrendiği kavramları insanlarla iletişimde başarıyla kullandığı gösterilmiştir. Özel olarak, robota isim+fiil olarak verilen komutlar robot tarafından algılanmış ve doğru davranış doğru nesne üzerinde uygulanmıştır.**

**Bunlara ek olarak robotun gözlemlendiği bir davranışı, kendi davranışları türünden tanınmasını sağlayacak bir sistem geliştirilmiş ve robotun üzerinde başarıyla gerçekleştirilmiştir.**

4. Robot belli bir alet kümesi ile etkileştikten sonra, aletlerin hangi niteliklerinin hangi sağlıklar için elzem olduğunu öngörebilmelidir. Yöntem kısmında anlatılan keser örneği bunun için güzel bir deneme vakası olarak kullanılabilir.

- *Olası aksama ve B Planı: Yukarıda belirtilen diğer hedeflerde olduğu gibi, aletlerin ve aletlerle yapılan etkileşimlerin nasıl algılandığı bu problemin zorluğunu tayin edecektir. Sadece robotun üzerindeki algılarla başarısız olduğu takdirde, VZ4000-SM hareket yakalama sistemi ve tepe kameradan çıkarılan algıların kullanılması yoluna gidilecektir.*

**Robotun aletlerin sağlıklarını başarıyla öğrendiği gösterilmiştir. Gerçek aletlerin robotun manipülasyon yeteneklerini aştığı farkedilince LEGO'dan tutulması ve parametrize edilmesi daha kolay yapay aletler çalışmalarında kullanılmıştır. Yapılan çalışmaların sonucunda robotun, verilen bir hedefe ulaşmak için doğru aleti (daha önceden görmemiş olsa bile) başarıyla seçip doğru davranışı uygulayabildiği gösterilmiştir.**

**Sonuç olarak proje önerisinde ortaya konulan bilimsel hedeflerinin hepsine başarıyla varılmıştır.**

Proje içinde yapılan çalışmalar çerçevesinde 1 doktora, 6 master tezi tamamlanmıştır. 1 master tezinin yazımı ise bitmek üzeredir. Şu ana kadar 4 makale yazılmış olmakla beraber sadece biri basılmış ve 3'ünün değerlendirme süreci sürmektedir. Bunun dışında (ICRA, IROS, HUMANOID, EpiROB, SAB, ISCIS, SİU) konferanslarında 11 bildiri sunulmuştur. 1 bildirinin (UYANIK, 2013\*) ise değerlendirme süreci devam etmektedir.

Projenin yayın çıktılarının proje sonlandıktan sonra da devam etmesi beklenmektedir. iCub robot platformunun geç gelmesi ve manipülasyon konusundaki tecrübe eksikliği ile beraber bu projelerde çalışan öğrencilerin bir kısmının yurtdışına gitmesi, bir kısmının (Mustafa Parlaktuna ve S. Erinç İnci) ise kişisel nedenlerle yüksek lisanslarının bırakmaları, sonuçların tamamlanıp yayın haline getirilmesini geciktirmiştir. Alet kullanımı konusundaki çalışmalar tamamlanmış olmakla beraber bu çalışmaları içeren bir master tezinin (CALISKAN, 2013\*) yazımı sürmektedir. Tez bitince, bir de makale gönderilecektir.

Konu	Yayın türü	
Sağlıkların öğrenilmesi	Bildiri	(AKGUN, 2009) (BOZCUOGLU, 2011) (UGUR, 2011a) (UGUR, 2011c) (UYANIK, 2013*)
	Makale	(UGUR, 2011b)
	Master tezi	(BOZCUOGLU, 2012)
	Doktora tezi	(UGUR, 2010)
İsim, sıfat ve fiillerle ifade edilen kavramların sağlıklarla ilişkilendirilmesi	Bildiri	(ATIL, 2010b) (DAG, 2010a) (DAG, 2010b) (YURUTEN, 2012a) (UYANIK, 2012)
	Makale	(KALKAN, 2013*) (YURUTEN, 2013*)
	Master tezi	(ATIL, 2010a) (YURUTEN, 2012b)
İnsan davranışlarının robotun kendi davranışları üzerinden tanınması	Bildiri	(AKGUN, 2010b) (PARLAKTUNA, 2012)
	Makale	(TUNAOGLU, 2013*)
	Master tezi	(AKGUN, 2010a) (TUNAOGLU, 2010)
Alet sağlıklarının öğrenilmesi	Bildiri	(CALISKAN, 2012)
	Master tezi	(CALISKAN, 2013*)

Tablo 10: Yapılan yayınların konu ve türlere göre dağılımları. Yayınlardan 2013\* olarak belirtilenler değerlendirme veya yazım aşamasındadır.

Bunlara ek olarak proje aşağıdaki konularda da önemli katkı yapmıştır:

- Yürütülen proje Türkiye'ye robotik konusunda çok değerli bir araştırma altyapısı geliştirilmesini sağlamıştır. Oluşturulan bu araştırma altyapısı bu konuda gelecekte yapılacak olan çalışmalar için büyük bir avantaj yaratmıştır.
- Proje yürütücüsü benzeri konularda 7 AB projesi teklifinin içinde yer almıştır. Bu önerilerden 5'i desteklenmemiş, 2'si ise halen değerlendirilme sürecindedir.
- Proje yürütücüsü Adaptive Behavior adlı derginin Yardımcı Editörlüğünü yürütmeye devam etmiştir.
- Proje yürütücüsü bu konuda faaliyet gösteren IEEE AMD (Autonomous Mental Development) Task Committee üyeliğine kabul edilmiştir.
- Proje yürütücüsü bu dönemde gelişimsel robotik konusundaki iki ana konferanstan biri olan 10. Epigenetic Robotics Conference'ni düzenleyen 3 kişiden biri olmuştur. Ayrıca IROS ve ICRA gibi robotik konusundaki büyük konferanslarda değerlendirciliğinin yanında Humanoids ve ICDL (Intl. Conf. On Development and Learning) gibi konferanslarının Program Komite üyeliğini yapmıştır.
- Proje yürütücüsü proje süresince 6'sı yurtdışında olmak üzere toplam 8 davetli konuşma yapmıştır:

- “Affordances and Concepts” Invited talk at METU Institute of Applied Mathematics. Dec. 4, 2012.
- “Grounding and Representing Verbs, Nouns and Adjectives using Affordances”, Invited talk at University of Plymouth, Plymouth, UK, Nov. 16, 2012.
- “Affordances and Concepts” Invited talk at METU Informatics Institute. Nov. 9, 2012.
- “Affordances and Concepts” Keynote at the 3rd Workshop on Human Behavior Understanding at IROS 2012. Villamoura, Portugal. October 7, 2012.
- “Towards robots that can shake and talk” at Symposium on Reading Intentions: From children to robots. Pufendorf Institute for advanced studies, Lund, Sweden. March 5-6, 2012.
- “Affordances in the land of autonomous robotics” at International Workshop on Vision, Action and Language, Embodiment, Cefalu, Italy, April 19, 2011.
- “Affordances: The adventures of an elephant in the land of autonomous robots” at HUMANOIDS Workshop on Object-Action Complexes: Representations for Grounding Perception by Action and Grounding of Language by Interaction, Paris, France, December 7, 2009
- Bu projelerde çalışan öğrencilerden Emre Uğur çalışmalarına ATR (Japonya’da) doktora sonrası araştırmacı olarak devam etmektedir. Barış Akgün doktorasına Georgia Tech’de (ABD), Onur Yürüten doktorasına EPFL’de (İsviçre), Asil Kaan Bozcuoğlu ise doktorasına Bremen Üniversitesi’nde (Almanya) devam etmektedirler. Doruk Tunaoglu Sabancı Üniversitesinde Ekonomi doktora programına başlamıştır.



## REFERANSLAR

(AKGUN, 2009) AKGUN B., Dag N., Bilal T., Atil I, Sahin E.. Unsupervised Learning of Affordance Relations on a Humanoid Robot, In Proc. of the 24th Intl. Symposium on Computer and Information Sciences (ISCIS'09), IEEE Xplore, (2009), pp: 254-259.

(AKGUN, 2010a) AKGUN B., *Action recognition through action generation*, (Master Tezi) Ortadoğu Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, (2010).

(AKGUN, 2010b) AKGUN B., Tunaoglu D., Sahin E., Action Recognition through an action generation mechanism, Proc. of the Tenth International Conference on Epigenetic Robotics: Modeling Cognitive Development in Robotic Systems. Lund University Cognitive Studies, 149. Lund:LUCS., (2010) pp: 3-10 .

(ATIL, 2010a) ATIL İ. *Function and Appearance-based Emergence of Object Concepts through affordances*, (Master Tezi) Ortadoğu Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, (2010).

(ATIL, 2010b) ATIL İ., Dag N., Kalkan S., Sahin E., Affordances and Emergence of Concepts, Proc. of the Tenth International Conference on Epigenetic Robotics: Modeling Cognitive Development in Robotic Systems. Lund University Cognitive Studies, 149. Lund:LUCS., (2010) pp: 11-18.

(BOZCUOGLU, 2012) BOZCUOGLU A.K. *A Developmental Grasp Learning Scheme for Humanoid Robots*. (Master Tezi) Ortadoğu Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, (2012).

(BOZCUOGLU, 2011) BOZCUOGLU A.K., Sahin E., Traversability on a simple humanoid: What did I just trip over?, Proc. of 11th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, IEEE Xplore , (2011), 701-706,.

(CALISKAN, 2012) CALISKAN Y., Duygulu P., Sahin E., Affordance Prediction of Hand Tools Using Interactive Perception, Proc. of 20th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), (2012), pp: 1-4.

(CALISKAN, 2013\*) CALISKAN, Y. *Affordance Detection Using Basic Tools in Humanoid Robots* (Master Tezi) Bilkent Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, (yazım aşamasında, şu anki hali PTS sistemine yüklenmiş durumda).

(DAG, 2010a) DAG N., Atil I., Kalkan S., Şahin E., Learning Affordances for Categorizing Objects and Their Properties," In Proc. of the 20th International Conference on Pattern Recognition, (2010), pp: 3089-3092.

(DAG, 2010b) DAG, N. *Emergence of verb and object concepts through learning affordances*, (Master Tezi) Ortadoğu Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, (2010).

(GIBSON, 1986) GIBSON J.J., *The Ecological Approach to Visual Perception*, Lawrence Erlbaum Associates, 1986.

(HOFFMAN, 2009) HOFFMAN, H., P. Pastor, D.-H. Park, and S. Schaal, Biologically-inspired dynamical systems for movement generation: Automatic

real-time goal adaptation and obstacle avoidance, in 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, (2009), pp. 2587–2592.

(IJSPEERT, 2003) IJSPEERT A.J., J. Nakanishi, and S. Schaal, Learning attractor landscapes for learning motor primitives, in *Advances in Neural Information Processing Systems* (S. Becker, S. Thrun, and K. Obermayer, eds.), vol. 15, MIT-Press, (2003), pp. 1547–1554.

(KALKAN, 2013\*) KALKAN S., Dag N., Yuruten O., Borghi A.M., Sahin E. Verb Concepts from Affordances. *Interaction Studies journal*. (değerlendirmede).

(KONONENKO, 1994) KONONENKO I. Estimation Attributes: analysis and extensions of RELIEF. In proceedings of the 1994 European Conference on Machine Learning, (1994). pp. 171-182.

(METTA, 2006) METTA, G., Fitzpatrick, P., and Natale, L. YARP: Yet another robot platform. *International Journal on Advanced Robotics Systems*, (2006) 3(1):43–48.

(PARLAKTUNA, 2012) PARLAKTUNA M., Tunaoglu D., Ugur E., Sahin E. Closed-loop primitives: A method to generate and recognize reaching actions from demonstration, Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), (2012), pp: 2015-2020

(QIN, 2004) QIN, A., & Suganthan, P. (2004). Robust growing neural gas algorithm with application in cluster analysis. *Neural Networks*, 17(8-9), 1135–1148.

(QUIGLEY, 2009) QUIGLEY, M., K. Conley, B. P. Gerkey, J. Faust, T. Foote, J. Leibs, R. Wheeler, and A. Y. Ng, “ROS: an open-source Robot Operating System,” in ICRA Workshop on Open Source Software, 2009.

(SAHIN, 2007) SAHIN, E., Cakmak, M., Doğar, M. R., Uğur, E. and Ucoluk, G.. To afford or not to afford: A new formalization of affordances towards affordance-based robot control. *Adaptive Behavior*, vol 15(2), (2007), pp:447-472.

(TUNAOGLU, 2013\*) TUNAOGLU D., Parlaktuna M., Sahin E. Action Recognition (and Generation) using Closed Loop Primitives. *Cognitive Processing journal*. (değerlendirmede).

(TUNAOGLU, 2010) TUNAOGLU, D., *Implementation of a closed-loop action generation system on a humanoid robot through learning by demonstration*, (Master Tezi) Ortadoğu Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, (2010).

(UGUR, 2010) UGUR E., *A Developmental Framework for Learning Affordances*, (Doktora Tezi), Ortadoğu Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, (2010).

(UGUR, 2011a) UGUR E., Celikkanat H., Sahin E., Nagai Y., Oztop E., Learning to Grasp with Parental Scaffolding, Proc. of 11th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, IEEE Xplore, (2011) 480-486.

(UGUR, 2011b) UGUR E., Oztop E., Sahin E., Goal emulation and planning in perceptual space using learned affordances, *Robotics and Autonomous Systems journal*, 59, 7-8, 580-595, (2011).

(UGUR, 2011c) UGUR E., Oztop E., Sahin E., Going beyond the perception of affordances: Learning how to actualize them through behavioral parameters. Proc. of the 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), (2011), pp: 4768 - 4773.

(UYANIK, 2013\*) UYANIK K.F., Caliskan Y., Bozcuoglu A.K. Yuruten O., Kalkan S., Sahin E., Learning Social Affordances and Using them for Planning. Cognitive Systems Conference (değerlendirmede).

(UYANIK, 2012) UYANIK K.F., Yuruten O., Kalkan S., Sahin E., Towards Context-Aware Adjective Learning, ICRA Workshop on the Future of HRI (2012).

(WILLIAMS, 1996) WILLIAMS, C.K.I., C.E. Rasmussen, Gaussian processes for regression. D.S. Touretzky, M.C. Mozer, M.E. Hasselmo (Eds.), Advances in neural information processing systems 8, MIT Press, Cambridge (1996), pp. 514–520

(YURUTEN, 2012a) YURUTEN O, Uyanik K.F., Caliskan Y., Bozcuoglu A.K., Sahin E., Kalkan S., Learning Adjectives and Nouns from Affordances on the iCub Humanoid Robot. Proc. of From Animals to Animats 12. Lecture Notes in Computer Science, Volume 7426, Springer, (2012), pp: 330-340,.

(YURUTEN, 2012b) YURUTEN O. *Formation of Adjective, Noun and Verb Concepts through Affordances*, (Master Tezi) Ortadoğu Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, (2012).

(YURUTEN, 2013\*) YURUTEN O., Sahin E., Kalkan S. Some Adjective and Noun Concepts from Affordances. *Adaptive Behavior* (değerlendirmede).

**TÜBİTAK  
PROJE ÖZET BİLGİ FORMU**

<b>Proje No: 109E033</b>
<b>Proje Başlığı: İnsansı Robotlarda Sağlarlık Tabanlı Kavram Gelişimi ve Alet Kullanımı</b>
<b>Proje Yürütücüsü Araştırmacılar: Doç.Dr. Erol Şahin</b>
<b>Projenin Yürütüldüğü Kuruluş Adresi: Ortadoğu Teknik Üniversitesi, 06800, Ankara</b>
<b>Destekleyen Kuruluş(ların) Adı Adresi: Yok.</b>
<b>Projenin Başlangıç Bitiş Tarihleri: 1/9/2009-1/2/2013</b>
<b>Öz (en çok 70 kelime)</b> <p>Bu projenin temel amacı insansı robotların, gündelik hayatımızda bizimle çalışabilmeleri için gerekli yetileri gelişimsel olarak kazanabilmeleridir. Spesifik olarak iki yeteneğin oluşturulması hedeflenmiştir: 1) robotların çevreleriyle etkileşerek insanlarla olan iletişimlerinde kullanabilecekleri kavramları geliştirebilmeleri, ve 2) robotların etkileşerek alet kullanımını öğrenebilmeleri. Her iki hedefe yönelik olarak geliştirilen metotlar, psikolojide ortaya atılmış sağlarlık kavramını temel almıştır. Geliştirilen metotlar, iCub adlı insansı robot platformu üzerinde gerçekleştirilmiştir.</p>
<b>Anahtar Kelimeler: insansı robotlar, öğrenme, sağlarlık, kavramlar, alet kullanımı</b>

**Fikri Ürün Bildirim Formu** Sunuldu mu? Evet  Gerekli Değil

Fikri Ürün Bildirim Formu'nun tesliminden sonra 3 ay içerisinde patent başvurusu yapılmalıdır.

**Projeden Yapılan Yayınlar:**

1. UYANIK K.F., Yuruten O., Kalkan S., Sahin E., Towards Context-Aware Adjective Learning, ICRA Workshop on the Future of HRI (2012).
2. YURUTEN O, Uyanik K.F., Caliskan Y., Bozcuoglu A.K., Sahin E., Kalkan S., Learning Adjectives and Nouns from Affordances on the iCub Humanoid Robot. Proc. of From Animals to Animats 12. Lecture Notes in Computer Science, Volume 7426, Springer, (2012), pp: 330-340,.
3. CALISKAN Y., Duygulu P., Sahin E., Affordance Prediction of Hand Tools Using Interactive Perception, Proc. of 20th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), (2012), pp: 1-4.
4. PARLAKTUNA M., Tunaoglu D., Ugur E., Sahin E. Closed-loop primitives: A method to generate and recognize reaching actions from demonstration, Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), (2012), pp: 2015-2020
5. UGUR E., Oztop E., Sahin E., Goal emulation and planning in perceptual space using learned affordances, *Robotics and Autonomous Systems journal*, 59, 7-8, 580-595, (2011).
6. UGUR E., Celikkanat H., Sahin E., Nagai Y., Oztop E., Learning to Grasp with Parental Scaffolding, Proc. of 11th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, IEEE Xplore, (2011) 480-486.
7. BOZCUOGLU A.K., Sahin E., Traversability on a simple humanoid: What did I just trip over?, Proc. of 11th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, IEEE Xplore , (2011), 701-706,.
8. UGUR E., Oztop E., Sahin E., Going beyond the perception of affordances: Learning how to actualize them through behavioral parameters. Proc. of the 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), (2011), pp: 4768 - 4773.
9. AKGUN B., Tunaoglu D., Sahin E., Action Recognition through an action generation mechanism, Proc. of the Tenth International Conference on Epigenetic Robotics: Modeling Cognitive Development in Robotic Systems. Lund University Cognitive Studies, 149. Lund:LUCS., (2010) pp: 3-10 .
10. ATIL I., Dag N., Kalkan S., Sahin E., Affordances and Emergence of Concepts, Proc. of the Tenth International Conference on Epigenetic Robotics: Modeling Cognitive Development in Robotic Systems. Lund University Cognitive Studies, 149. Lund:LUCS., (2010) pp: 11-18.
11. DAG N., Atıl I., Kalkan S., Şahin E., Learning Affordances for Categorizing Objects and Their Properties," In Proc. of the 20th International Conference on Pattern Recognition, (2010), pp: 3089-3092.
12. AKGUN B., Dag N., Bilal T., Atıl I, Sahin E.. Unsupervised Learning of Affordance Relations on a Humanoid Robot, In Proc. of the 24th Intl. Symposium on Computer and Information Sciences (ISCIS'09), IEEE Xplore, (2009), pp: 254-259.

**Yönetilen Yüksek Lisans Tezleri :**

1. BOZCUOGLU A.K. *A Developmental Grasp Learning Scheme for Humanoid Robots*. (Master Tezi) Ortadoğu Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, (2012).
2. YURUTEN O. *Formation of Adjective, Noun and Verb Concepts through Affordances*, (Master Tezi) Ortadoğu Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi,

(2012).

3. ATIL İ. *Function and Appearance-based Emergence of Object Concepts through affordances*, (Master Tezi) Ortadoğu Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, (2010).
4. DAG, N. *Emergence of verb and object concepts through learning affordances*, (Master Tezi) Ortadoğu Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, (2010).
5. TUNAOGLU, D., *Implementation of a closed-loop action generation system on a humanoid robot through learning by demonstration*, (Master Tezi) Ortadoğu Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, (2010).
6. AKGUN B., *Action recognition through action generation*, (Master Tezi) Ortadoğu Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, (2010).

**Yönetilen Doktora Tezleri/Sanatta Yeterlik Çalışmaları :**

1. UGUR E., *A Developmental Framework for Learning Affordances*, \*Doktora Tezi), Ortadoğu Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, (2010).