

# Kapalı Ortamlarda Topolojik Haritalamada Gözetimli Öznitelik Tipi Seçimi

## Supervised Feature Type Selection for Topological Mapping in Indoor Environments

Nezih Ergin Özkucur, H. Levent Akın  
Bilgisayar Mühendisliği Bölümü  
Boğaziçi Üniversitesi  
İstanbul, Türkiye  
Email: nezih.ozkucur,akin@boun.edu.tr

**Özetçe** —Kapalı ortamlarda robot haritalaması probleminde genellikle tek tip öznitelik kullanılır. Hangi özneliğin seçileceğine ise ortamın özelliklerine göre bir uzman karar verir. Bu çalışmada, robotun haritalama yaparken ortama göre öznitelik tipini kendisinin seçmesi amaçlanmıştır. Eğitim aşamasında uzman kişi robotun karşılaştığı ortamlara uygun özneliği seçer. Robot her öznitelik için birer metrik hesaplar ve uzman kişinin etiketlemesini kullanarak bir Saklı Markov modeli öğrenir. Öğrenme bitip yeni bir ortama girildiğinde, robot öğrenilmiş saklı Markov modelini kullanarak uygun özneliği seçer. Birden fazla öznitelik tipini aynı haritada kullanmak için hiyerarşik topolojik haritalama yapılır. Bu yöntem sayesinde benzer haritalama yöntemlerinden farklı olarak değişik öznitelik tipleri aynı haritada birlikte kullanılır ve yeni ortamlara uyum sağlama becerisi artar. Tasarlanan yöntem benzetim ortamında lazer ve kamera ile donatılmış robot ile kapalı ortamda test edilmiştir.

**Anahtar Kelimeler**—Robotik, Haritalama, Saklı Markov Modeli, Gözetmeli Öğrenme

**Abstract**—Most of the mapping methods in indoor environments use single type of feature. Typically an expert decides which feature type to be used. In this work, the robot selects suitable feature type based on the current place during mapping. During the training phase, an expert labels places with the suitable feature type. The robot calculates a metric for each feature type and trains a hidden Markov model with the labels provided by the expert. In a new environment, the robot uses the trained hidden Markov model and selects suitable feature type. Hierarchical topological mapping enables usage of different feature types in the map representation. This method increases the adaptability of the mapping system in new environments and enables different feature types to be utilized in the same environment. The devised method is applied to a robot equipped with a laser sensor and a camera in a simulation environment and tested in an indoor environment.

**Keywords**—Robotics, Mapping, Hidden Markov Model, Supervised Learning

### I. GİRİŞ

Robot navigasyonu, özerk ve akıllı robot geliştirilmesinde önemli bir yer tutar. Bir robot karmaşık işleri yapabilmek ve

karar verebilmek için çevresini tanımalı ve modellemelidir. Harita oluşturma problemi, diğer bilinen adıyla *aynı anda yer bulma ve haritalama* problemi, üzerinde çok çalışılmış ve hala önemini koruyan bir konudur. Kısıtlı dinamikmin ve çeşitliliğin bulunduğu ortamlarda çalışan robotlar için haritalama problemi çözülmüş sayılabilir [1]. Fakat yeni ortamlara uyum sağlamak için bir uzman mühendisliğine en az derecede ihtiyaç duyan navigasyon sistemi tasarlamak hala zor bir problemdir. Bu çalışmada kapalı yapısal ortamlarda çalışan hizmet robotları için yeni mekanlara uyum sağlayabilen haritalama sistemi tasarlanmıştır.

Tipik bir robot donanım tasarımında çeşitli algılayıcılar bulunur. Kullanılan algılayıcıya ve ham veriyi işleyip öznitelik çıkarma yöntemlerine göre haritalama yöntemleri farklılık gösterebilir. Mesela iki boyutlu lazer verileri kullanılarak *Rastgele Örnek Oy Birliği* (RANSAC) [2] yöntemiyle ortamdaki duvar ve köşeler tanımlanabilir ya da kamera verileri kullanılarak *ölçekten bağımsız özellik dönüşümü* (SIFT) [3] yöntemiyle öznitelik çıkarılabilir. Bu çeşitli yöntemlerin başarımları, içinde bulunan ortama göre değişebilir. Bu çalışmada amacımız robotun bulunduğu ortamın özelliklerine göre en uygun öznitelik tiplerini seçmesini sağlamaktır. Bu beceriyi robotun bir insan eğitmeninden eğitim alarak kazanması beklenmektedir.

Bu tür bir iş için, değişik haritalama yöntemlerini aynı ortam içinde kullanıp birbirleriyle ilişkilendirmek gerekir. Bunun için [4] çalışmasından esinlenerek hiyerarşik topolojik haritalama yöntemi kullandık. Üst seviyede topolojik temsilde önemli mekanlar düğüm ile temsil edilir ve alt seviyede her düğüm bulunduğu mekanı yerel metrik haritalar ile temsil eder. Bu tür hiyerarşik yapının avantajı, düğümleri farklı öznitelik tipleri ile oluşturulmuş değişik yapıda haritalar ile temsil edebilmektir.

Bu çalışmadaki güdülerimizden birisi değişik iç ortamların bazı özellikler bakımından benzerlik taşıması ve bu benzerliğin ölçülebilir oluşudur. Robot, belli bir ortamda bir uzman tarafından hangi odaya hangi algoritma uygulanacağı öğretildikten sonra başka bir ortama taşındığında bu tecrübeleri o ortama aktarabilir. Yöntemimizde robot öznitelik çıkarma yöntemleri için birer metrik hesaplar. Uzman kişinin etiketlemesini kullanarak bu metriklere dayalı bir *Saklı Markov model* (HMM)

[5] öğrenir. Başka bir ortama girdiğinde bu Markov modelini kullanarak her oda için uygun öznitelik çıkarma yöntemini seçer.

Haritalama için en çok kullanılan yöntemlerden olan genişletilmiş Kalman filtresi (EKF) [1], Fast-SLAM [6] ve topolojik yöntemler [7] tek tip öznitelik kullanırlar. Tek tip öznitelik çıkarma yaklaşımının kullanıldığı yöntemler, belirli tip ortamlarda iyi çalışabilirken iyi çalışmadığı ortamlarla da karşılaşabilirler. Bizim uyguladığımız yöntem ile birbirini tamamlayıcı yöntemlerden yararlanılarak haritalama yönteminin daha sağlıklı ve değişik ortamlara karşı uyumlu olabilmesi sağlanmıştır. Değişik algılayıcılardan gelen verileri birleştirme yöntemleri [8] ve öznitelik sınıflandırması yöntemleriyle [9] karşılaştırıldığında bizim yöntemimiz ham algılayıcı verisi yerine aynı algılayıcıdan değişik tipte özellik çıkarma yöntemleri ile çalışabilmektedir. Ayrıca bu seçim uzman insan katkısıyla öğrenilip yeni ortamlara aktarılabilir.

Yöntemimizi uygulamak ve test etmek için lazer ve kamera ile donatılmış bir robot platformu kullanıldı. Lazer verisi ile işgal ızgara haritası çıkartan *gmapping* [10] yöntemi uygulandı. Kamera verisi ile [11] çalışmasındaki gibi önemli noktalar renk histogramı ile etiketlenerek düğümler temsil edildi. Çalışmamızın uygulanabilirliğini göstermek için benzetim ortamında değişik tipte odalar oluşturulup hiyerarşik topolojik harita oluşturuldu.

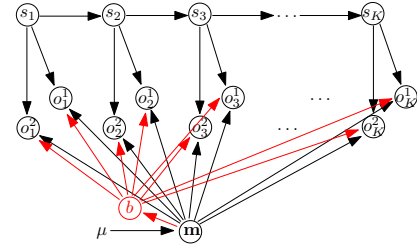
Bu bildirinin kalan bölümleri şu şekilde yapılandırılmıştır. Bölüm II’de problemin formel tanımı yapılmış ve çözüm için yapılmış varsayımlar verilmiştir. Bölüm III probleme getirilen çözümü ve benzetim ortamında uygulanışı içerir. Bölüm IV’de elde edilen sonuçlar ve gelecekte yapılması gereken işler verilmiştir.

## II. PROBLEM MODELİ

Bu bölümde problemin grafiksel modeli verilerek formel tanımı yapılacak ve gerçek dünyada çözüm için yapılan varsayımlar ve yöntemden bahsedilecektir. Haritalama problemini *ayrık durum tahmini* olarak modellemek için,  $s_i$ ,  $i$  anında robot pozisyonunu temsil etsin. Benzer şekilde  $m$  zamandan bağımsız haritayı ve  $o_i$ ,  $i$  anındaki robot algısını temsil etsin. Robot algısı  $o$ , ham robot verisi yerine işleminden geçmiş ham veri olan öznitelikleri temsil etsin. Mesela ham lazer verisi yerine lazer verisinden çıkarılan çizgi ve köşeler gibi. Ortam dinamikleri gereği belli bir andaki algı ( $o_i$ ), haritaya ( $m$ ) ve o andaki robot konumuna ( $s_i$ ) bağımlıdır.

Bu modeli birden fazla algılayıcı kullanan bir robota uyarlamak istediğimizde değişik özniteliklerin hepsi algı ( $o$ ) değişkeninde temsil edilebilir. Bizim problemimizi daha iyi yansıtmak için bu öznitelik tiplerini  $o^1, o^2, \dots, o^N$  şeklinde ayrı değişkenlerle temsil edebiliriz. Varsayımımıza göre bazı algılar haritanın belli bölgelerinde işe yarar bilgi içerirken bazı bölgelerinde içermemektedir. Bunu modele eklemek için özünde harita değişkeninde bulunan bölgeleri temsil eden değişkeni  $b$  olarak ayırabiliriz. Bu değişken haritaya bağımlıdır ve hangi öznitelik tipinin ( $o^i$ ) hangi bölgede işe yarayabileceğini temsil eder. Genişletilmiş haritalama problemi modeli Şekil 1’de verilmiştir.

Bu modele göre problemi önce  $b$  değişkeninin  $o$  değişkeniyle ilişkisini kestirmek ve daha sonra da  $o$  ve  $b$



Şekil 1. Problemin olasılıksal grafik modeli.

değişkenini kullanarak robot konumunu ( $s$ ) ve harita ( $m$ ) değişkenini kestirmek olarak ayırabiliriz. Bu modeli gerçek dünyaya uygulamak için aşağıdaki varsayımlar da yapılmıştır.

- Normalde harita ( $m$ ) bütün öznitelik tiplerine ( $o^{1:N}$ ) birden bağımlı olsa da, haritadaki her bölgeyi  $b$  değişkeninin belirttiği tek bir özniteligi ( $o^i$ ) kullanarak kestirebiliriz. Örneğin renk çeşitliliğinin bulunduğu ve ufak tefek engellerin çok fazla olduğu bir ortamda lazer verisini tamamen göz ardı edip sadece kamera resimlerini temel alan algıları kullanabiliriz.
- Problemi  $p(b|o^{1:K})$  ve  $p(m|o^{1:K}, b)$  olasılıklarının tahmini olmak üzere iki aşamaya ayırabiliriz. Bu sayede önce bir ortamın hangi öznitelik tipine uygun olduğunu tahmin edip sonra o öznitelik tipine göre o bölgeyi haritalayabiliriz.
- Bölgelerin başlangıç ve bitiş yerleri önceden bilinebilir. Örneğin iç ortamda haritalama yaparken her odayı ayrı bir bölge olarak kabul edip kapı eşiklerini tanıyarak bunu bölgelere giriş-çıkışları bulabiliriz.

## III. ÖZİNTELİK SEÇİM YÖNTEMİ VE SONUÇLAR

Bu bölümde harita üzerinde bölge tipini -dolayısıyla öznitelik tipini- kestirme yöntemimiz verilmektedir. Bu probleme yaklaşımımız iki aşamadan oluşur. İlk aşamada robot ortamı gezer ve sürekli olarak algılayıcı verileri için birer sayısal metrik hesaplar. Bu sırada uzman kişi robotun içinde bulunduğu ortam için baskın olan algılayıcı tipini robota bildirir. Robot algılayıcı metriklerini ve uzman etiketlerini kullanarak saklı Markov modelini öğrenir. İkinci aşamada robot bir ortama girdiğinde hesapladığı algılayıcı metriklerini ve öğrenilmiş saklı Markov modelini kullanarak olması gereken uzman etiketini, yani bölge tipini tahmin eder. Bu tahmine göre bölgeyi uygun öznitelik kullanarak haritalar ve bu haritayı da topolojije bir düğüm olarak ekler.

Yöntemimizi gerçekleyip test etmek için *Robot İşletim Sistemi* (ROS) [12] kütüphanesinde bulunan *Gazebo* 3B benzetim ortamını [13] kullandık. Benzetim ortamında geliştirilen ve birçok odadan oluşan kapalı mekan Şekil 2’de verilmiştir. Oluşturulan topolojik haritada düğümler odalar ile temsil edilir ve rakamlar ile etiketlenmiştir. 1, 2, 3 ve 4 numaralı odalar eğitim aşamasında; 5, 6, 7 ve 8 numaralı odalar ise test için kullanılmıştır.

Benzetim ortamında kullanılan robot, kamera ve lazer algılayıcılarına sahiptir ve her odayı ya kamera resmi ya da lazer verisi kullanarak haritalayabilir. Oda tipini kestirmek için

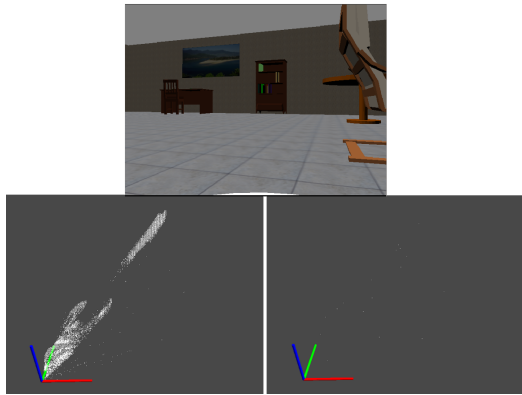


Şekil 2. Benzetim ortamında oluşturulan kapalı mekan modeli.

biri kamera resimlerine, diğeri lazer verilerine bağlı olarak iki sayısal metrik hesaplanır.

### A. Renk Çeşitliliği Ölçüsü

Resim tabanlı öznelik algoritmaları için renk çeşitliliği önemlidir. Renkli resimler kırmızı, yeşil ve mavi rengi temsil eden üç kanal ile ifade edilebilir. Her bir piksel üç boyutlu uzayda bir noktadır ve bir resim karesindeki renkler, bir nokta bulutunu temsil eder. Renk uzayı eşit hacimli küplerden oluşan ızgaralara bölünür. Her bir piksel içine düştüğü hücre ile temsil edilir. Böylece renkler bölümlenmiş olur. Boş olmayan hücrelerin sayısı renk çeşitliliği ile ilgili sayısal bilgi içerir. Bu metriği tek resim karesi yerine bir zaman penceresi içindeki resimlerdeki pikseller ile hesaplayınca daha düzgün bir metrik elde ederiz. Tek resim karesi için piksel bölümlenmesi Şekil 3'de verilmiştir.

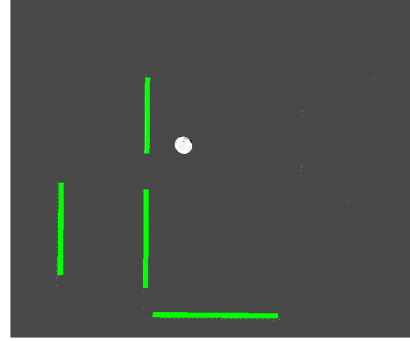


Şekil 3. Yukarıda robot kamerasından örnek resim. Solda renk uzayı. Sağda bölümlenme sonucu kalan hücre merkezleri.

### B. Lazer Düzensizlik Ölçüsü

Lazer verisine dayalı haritalama yaparken yapısal ortamlardaki duvar ve mobilya gibi düz yüzeylerden gelen okular haritanın doğruluğu için önemlidir. Bu sebeple renk çeşitliliğine benzer şekilde lazer verisindeki düzensizliği ölçen bir sayısal metrik hesaplanır. İlk önce lazer verisindeki nokta kümesine *Rastgele Örnek Oy Birliği* (RANSAC) [2] yöntemi uygulanarak düzgün doğru parçaları bulunur. RANSAC

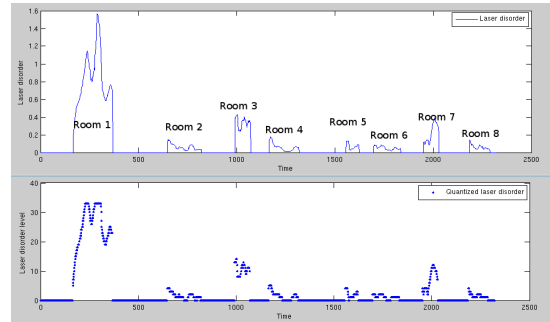
yöntemi ile bulunan doğru parçaları Şekil 4'de verilmiştir. Bu yöntemle yeterince düzgün doğru parçası oluşturamayan noktalar açıkta kalır. Açıkta kalan noktalar kendilerine en yakın doğru parçasına atanır. Doğru parçaları bulunduktan sonra her noktanın atandığı doğru parçasına olan uzaklık hesaplanır ve bunların ortalaması alınır. Bu ölçü lazer verisinin düzensizliğini temsil eder.



Şekil 4. Lazer verisindeki nokta kümesine RANSAC yöntemi uygulanarak doğru parçaları bulunur.

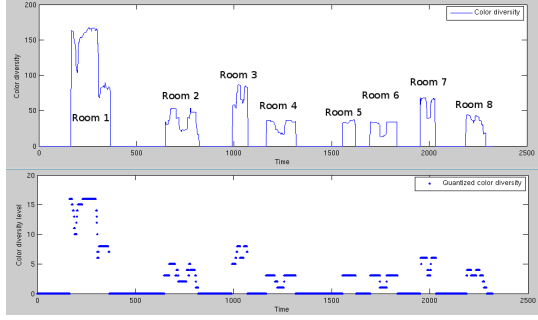
### C. Saklı Markov Modelinin Öğrenilmesi

Eğitim aşamasında uzman kişi bir odayı bir algılayıcı tipi ile işaretlediği zaman o sırada hesaplanmış olan metrik değerleri kullanılır. Metrik değerleri sürekli sayısal değerler olduğu için önce gruplandırılarak ayrık hale getirilir. Ayrık hale getirilmiş metrik seviyeleri saklı Markov modelinin öğrenilmesinde kullanılır. Şekil 5 ve 6'da benzetim ortamındaki odalara karşılık gelen metrikler verilmiştir.

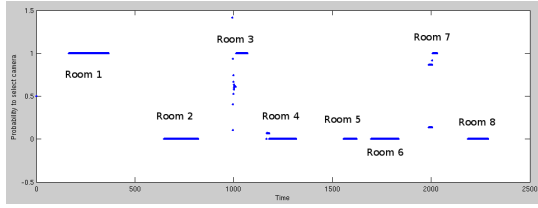


Şekil 5. Yukarıda lazer düzensizlik ölçüsü. Aşağıda ayrık hale getirilmiş düzensizlik seviyeleri.

Saklı Markov modelinde uzman kişinin etiketleri *durum*, metrik seviyeleri *algı* olarak temsil edilir. 1, 3 ve 7 numaralı odalar uzman kişi tarafından kamera algılayıcısına, geri kalanlar ise lazer algılayıcısına uygun olarak etiketlenmiştir. 1, 2, 3 ve 4 numaralı odalardan toplanan veriler eğitim için kullanıldıktan sonra tüm veri kümesi için elde edilen öznelik tipi olasılıkları Şekil 7'de verilmiştir. Sadece iki tip oda olduğu için sadece kamera ya da lazer öznelik seçim olasılıklarını listelemek yeterlidir. Eğitim bittikten sonra robot yeni odalarla, yani 5, 6, 7 ve 8 numaralı odalarla karşılaştığında robot metrik seviyelerini kullanarak olasılık tablosundan karşılık gelen değeri bulur ve o oda için öznelik tipini seçer.



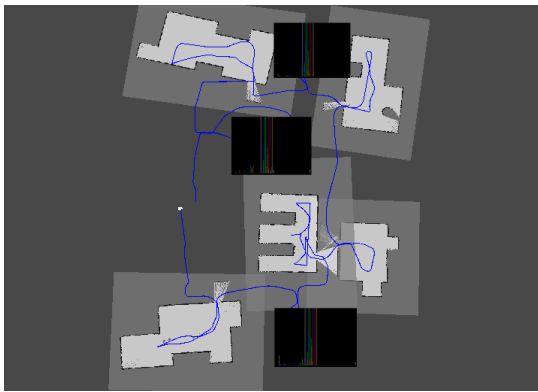
Şekil 6. Yukarıda resim renk çeşitliliği ölçüsü. Aşağıda ayrıncı hale getirilmiş çeşitlilik ölçüsü.



Şekil 7. Kamera resimlerinin lazer verisinden daha yararlı olma olasılığı.

#### D. Topolojik Haritalama

Topolojik haritada odalar düğüm olarak temsil edilir. Odaların başlangıç ve bitişlerinin bulunması için lazer verisinden kapı eşikleri tanınır. Robot kapı eşikliğini tanıyıp yeni bir odaya girdiğini anladığında metrik seviyelerine göre uygun algılayıcı tipini seçer ve o algılayıcı tipine göre yerel haritalama yapar. Lazer verisi için *gmapping* [10] yöntemi ile işgal ızgara haritası çıkartıldı. Kamera resimleri kullanılarak renk histogramları ile odalar temsil edildi [14]. Sonuçta oluşturulan topolojik harita Şekil 8’de verilmiştir.



Şekil 8. Benzetim ortamında oluşturulan hiyerarşik topolojik harita.

## IV. SONUÇ

Bu çalışmada, robotun haritalama yaparken ortama göre öznelik tipini kendisinin seçmesi için bir yöntem geliştirilmesi amaçlanmıştır. Getirilen çözüm ile aynı ortamın değişik bölümleri farklı öznelikler ile haritalanıp topoloji oluşturulmaktadır. Öznelik seçimi uzman kişinin gözetlemesi ile

eğitilmekte ve bu tecrübenin yeni ortamlara aktarılması sağlanmaktadır.

Geliştirilen yöntem benzetim ortamında gerçekleştirilmiş ve test edilmiştir. Yöntemin gerçek dünyaya uyarlanması için topolojinin oda seviyesi yerine daha yüksek çözünürlükte oluşturulması gerekmektedir. Daha yüksek çözünürlükte düğümler oluşturduktan sonra keskin öznelik seçimi yerine olasılıksal ağırlıklandırma yaparak değişik yerel haritaların aynı düğümde kullanılması hedeflenmektedir.

## KAYNAKÇA

- [1] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, *Probabilistic Robotics*. Cambridge, MA: MIT Press, 2005.
- [2] M. A. Fischler and R. C. Bolles, “Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography,” *Commun. ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381–395, 1981.
- [3] D. G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” *Int. J. Comput. Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91–110, 2004.
- [4] B. Kuipers, “The Spatial Semantic Hierarchy,” *Artificial Intelligence*, vol. 119, no. 1-2, pp. 191–233, May 2000. [Online]. Available: [http://dx.doi.org/10.1016/S0004-3702\(00\)00017-5](http://dx.doi.org/10.1016/S0004-3702(00)00017-5)
- [5] E. Alpaydm, *Machine Learning*. MIT Press, 2004.
- [6] M. Montemerlo, S. Thrun, D. Koller, and B. Wegbreit, “FastSLAM 2.0: An improved particle filtering algorithm for simultaneous localization and mapping that provably converges,” in *IJCA*, G. Gottlob and T. Walsh, Eds. Morgan Kaufmann, 2003, pp. 1151–1156.
- [7] B. Kuipers and Y.-T. Byun, “A robot exploration and mapping strategy based on a semantic hierarchy of spatial representations,” *JOURNAL OF ROBOTICS AND AUTONOMOUS SYSTEMS*, vol. 8, pp. 47–63, 1991.
- [8] J. Castellanos, J. Neira, and J. Tardós, “Multisensor fusion for simultaneous localization and map building,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. Vol. 17, no. No. 6, pp. pp. 908 – 914, December 2001.
- [9] A. Pronobis and P. Jensfelt, “Large-scale semantic mapping and reasoning with heterogeneous modalities,” in *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2012, may 2012, pp. 3515 –3522.
- [10] G. Grisetti, C. Stachniss, and W. Burgard, “Improving grid-based slam with rao-blackwellized particle filters by adaptive proposals and selective resampling,” in *Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2005. ICRA 2005.*, april 2005, pp. 2432 – 2437.
- [11] F. Werner, J. Sitte, and F. Maire, “Visual topological mapping and localisation using colour histograms,” in *10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, 2008. ICARCV 2008.*, dec. 2008, pp. 341 –346.
- [12] M. Quigley, 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.
- [13] B. Gerkey, R. Vaughan, and A. Howard, “The player/stage project: Tools for multi-robot and distributed sensor systems,” in *11th International Conference on Advanced Robotics (ICAR 2003)*, Coimbra, Portugal, jun 2003. [Online]. Available: [citeseer.ist.psu.edu/gerkey03playerstage.html](http://citeseer.ist.psu.edu/gerkey03playerstage.html)
- [14] A. Angeli, S. Doncieux, J.-A. Meyer, and D. Filliat, “Visual topological slam and global localization,” in *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2009. ICRA '09.*, may 2009, pp. 4300 –4305.