



Araştırma Makalesi / Research Article

**TOPOLOJİK HARİTALARDA 3B UZAKLIK ÖLÇÜM BİLGİSİNE DAYALI
YER GÖSTERİMİ**

Hakan KARAOĞUZ*, Özgür ERKENT, H. Işıl BOZMA

Boğaziçi Üniversitesi, Elektrik ve Elektronik Müh. Bölümü, Akıllı Sistemler Laboratuvarı, Bebek-İSTANBUL

Geliş/Received: 12.02.2013 Revised/Düzelme: 28.02.2013 Kabul/Accepted: 14.06.2013

ÖZET

Haritalarda yer gösterimi için birçok 3-boyutlu model önerilmiştir. Kartezyen nokta kümeleri, metrik haritalar için kullanılan temel gösterim metodu olsa da çok fazla miktarda veri içermesi nedeniyle yeni çalışmalarda daha verimli ve tıkkız gösterimler üzerinde durulmaktadır. Bu çalışmamızda, topolojik haritalarda kullanılmak üzere, 3-boyutlu yer gösterimi ile ilgili olarak baloncuk uzayı temelli yeni bir yaklaşım sunmaktayız. Bu yaklaşımın bir avantajı, baloncuk yüzeylerinin robotun o anki bakış açısından gelen verilere göre yerel S2-metrik ilişkileri korumasıdır. Buna ek olarak, her bir yüzey, tıkkız, dönel-değişmez tanımlayıcılarla tanımlanabilir. Önerilen gösterimin başarımı, destek vektör makinası öğrenme algoritması kullanılarak üç ayrı veritabanı üzerinde sınanmıştır. Alınan sonuçlar, önerilen gösterim kullanılarak, yüksek hassasiyet (precision) ve geri getirme (recall) oranları elde edildiğini göstermektedir.

Anahtar Sözcükler: 3B mesafe ölçümü, yer tanıma, topolojik haritalama.

3D RANGE SENSING BASED PLACE REPRESENTATION IN TOPOLOGICAL MAPS

ABSTRACT

Various three-dimensional models have been proposed for place representation in maps. While Cartesian point clouds are the prevalent representation for three-dimensional place representation in metric maps, due to exorbitant size, recent work have focused on the formulation of more efficient and topological representations. In this paper, we propose a new approach to three-dimensional range data based place representation in topological maps via bubble space. The advantage of this approach is that bubble surfaces preserve the local S2-metric relations of each place with respect to the incoming sensory data from the robot's viewpoint while simultaneously allowing for a compact, rotationally invariant and incremental description. The proposed approach is evaluated with support vector machine based decision making using three benchmark laser datasets. Our experimental results indicate that high recall and precision rates can be achieved.

Keywords: 3D range sensing, place recognition, topological mapping.

1. GİRİŞ

Yer gösterimi haritalama ile ilişkili bir problemdir [1]. Günümüzde yaygın olarak kullanılmaya başlanan 3-boyutlu (3B) lazer tarayıcı verisi ile yer gösterim problemi üzerinde

*Corresponding Author/Sorumlu Yazar: e-mail/e-ileti: hakan.karaoguz@boun.edu.tr, tel: (212) 359 71 99

odaklanılmaktadır[2]. Bu çalışmada, 3B lazer verisi kullanılarak topolojik haritalarda yer gösterim problemine odaklanılmaktadır.

1.1. İlgili Çalışmalar

3B lazer verisinin betimlenmesinde kullanılan, her biri metrik tabanlı, üç temel gösterim bulunmaktadır. Bunlar, Kartezyen noktaları, Kartezyen nokta bulutları ve üçgen örgülerdir [2]. Bu gösterimlerin ham haliyle işlenmesi oldukça yüksek işlem gücü gerektirir. Bu nedenle, bu gösterimleri daha tıkHz hale getirmek için farklı sıkıştırma yöntemleri kullanılmaktadır [3]. Örneğin, Gaussian bağlanımı ile nokta bulutundaki verimli düzlemler bulunarak veri sadeleştirilir. Bir diğer yaklaşımda ise, veri k-en yakın komşu veya sekizli ağaç (octree) gibi yöntemler kullanılarak yüzey örgüleri haline getirilmektedir [2]. Ancak bu yöntemler, yüksek derecede hesaplama maliyetleri nedeniyle büyük veri kümelerinde verimli olarak kullanılamamaktadır.

Metrik tanımlamalara alternatif olan topolojik yaklaşımlarda veri, çeşitli tanımlayıcılar kullanılarak, haritalama ve tanıma uygulamaları için daha rahat işlenebilir hale getirilir. Bu yaklaşımlarda, 3B veri bulutu, genişletilmiş Gaussian imgeleri, küresel harmonikler [4], 3B öznitelikler [5, 6], nokta öznitelik histogramı [7], normal dağılım dönüşümü [8], görünüş, temelli tanımlayıcılar [9] ve Fourier dönüşümü [10] gibi nitelikler kullanılarak tanımlanmıştır. Bu tanımlayıcılarda, her bir yerel noktadaki yapısal bilgi ihtiva edilmektedir. Ancak bu tanımlayıcılar, noktalar arasındaki geometrik ilişkileri içermediklerinden, yapısal bilgiler arasındaki ilişki kaybolmaktadır.

1.2. Genel Yaklaşım ve Taslak

Bu çalışmada, topolojik haritalarda kullanılmak üzere, 3B lazer verisi için yenilikçi bir yer tanımlama yaklaşımı sunulmaktadır. Baloncuk uzayı, daha önce görsel bilgi tabanlı yer gösterim problemi için önerilen [11], ben merkezci bir ortam modellemesidir. Robot, ortamdan bakış, açısına bağlı olarak alınan lazer verilerini, kendisi merkezli hayali bir küresel yüzey üzerine işler.

Bu tanımlamanın yeniliği, hem yerel S^2 - metrik ilişkileri tanımlanmasına, hem de tümel tıkHz ve dönel-değişmez ("rotational-invariant") tanımlayıcılarla gösterilmesine olanak tanır. Bu konudaki çalışmalarımız daha önce 2B lazer verisi kullanılarak yapılan çalışmalarla da benzerlik taşımaktadır [12, 13]. [12]'de, farklı bir veritabanı kullanılarak 2B uzaklık ölçüm verisi ile yer sınıflandırma yaklaşımı geliştirilmiştir. Bu çalışmada, yer sınıflandırma başarımı %94 civarındadır.

Makalenin akışı şu şekildedir: Bölüm 2'de baloncuk uzayı ve 3B lazer verisi ile kullanımı anlatılmıştır. Bölüm 3'de baloncuk tanımlayıcıları matematiksel olarak açıklanmıştır. Bölüm 4'de ise baloncuk tanımlayıcıları ve destek vektör makinaları ("support vector machine", SVM) kullanılarak geliştirilen yer tanıma metodu açıklanmıştır. Bölüm 5'de ise deney sonuçları sunulmuştur. Makale, Bölüm 6'da sonuçların kısa bir değerlendirmesi ve ileriki hedeflerin açıklanması ile sonuçlanmaktadır.

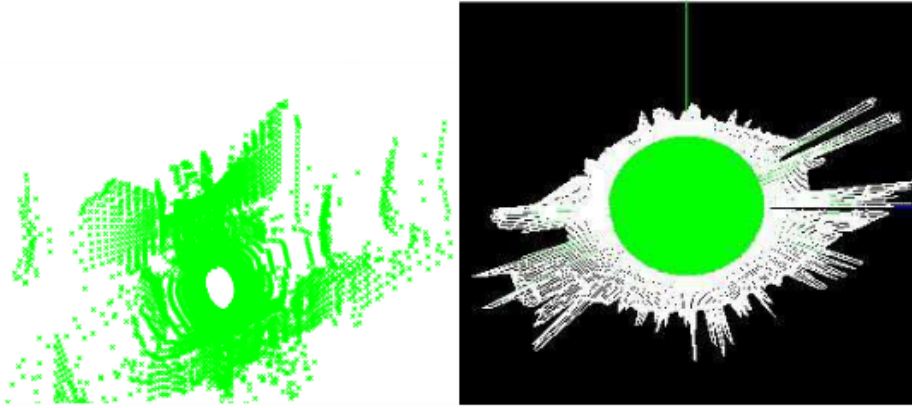
2. BALONCUK UZAYI

Robotun 2 boyutlu bir çalışma ortamında $c \in R^2$ 'de konumlandığımızı varsayalım. $\alpha \in S^1$ robotun yönelimini gösterir. Burada $S \in [0, 2\pi]$ olarak tanımlanır. Robotun taban noktası $x = [c, \alpha]^T$ vektörü ile tanımlanır. Taban uzayı, robotun gövdesinin alabileceği tüm taban noktalarını kapsar $X = R^2 \times S^1$. Robot X uzayında hareket ettikçe, konumu ve yönelimi herhangi bir şekilde değişebilir. Robotun konumlandığı herhangi $x \in X$ bir yerde, üzerinde bulunan lazer sensörünün fiziksel limitler dahilinde herhangi bir yöne çevirebildiği varsayılmaktadır. Lazer sensörünün

yatay ve dikey (pan and tilt) açı uzayı şu şekilde tanımlanır, $f = [f_1, f_2]^T \in F \subset S^2$. Baloncuk uzayı ise $B = X \times F$ robotun konumunun o anki bakış, açısıyla birlikte gösterimidir. Baloncuk uzayındaki her bir nokta $b \in B$ şu şekilde tanımlanır: $b = [x f]^T, x \in X \text{ ve } f \in F$.

Herhangi bir t zamanında, robotun $\chi \in \chi$ taban noktasında olduğunu varsayalım. Her bir görüş açısı $f \in F$ için, bu görüş açılarından çeşitli lazer öznitelikleri $L, |L| = N_l$ hesaplar. L 'nin seçimi istenen amaçlara göre değişebilir. $q(b, t) = [q_1(b, t), \dots, q_{N_l}(b, t)]^T$ gözleme vektörü olmak üzere bu çalışmada sadece bir öznitelik $N_l = 1$ kullanılmıştır ve bu öznitelik $q_1(b, t)$ belirtilen bakış açısında ölçülen uzaklık verisidir. Eğer robotun hayali bir küre ile çevrelendiğini düşünersek, bu kürenin yüzeyi her bir ölçüm noktası f de ölçülen uzaklık kadar deforme edilir. Oluşan bu yüzey, baloncuk yüzeyi $B(x, t) : Im(h(x)) \times R^{\geq 0} \rightarrow R^{\geq 0}$ olarak tanımlanır.

Yer gösterim problemi açısından bakıldığında baloncuk uzayı, ortamdaki uzaklık ölçümlerinin ben merkezci bir yapıda gösterimidir. Buna bir örnek olarak Şekil 1(sol)'da bir ortamın 3B uzaklık verisi, Şekil 1(sağ)'da ise bu ortama ait baloncuk uzayı gösterilmiştir.



Şekil 1. Sol: Bir ortamın 3B uzaklık verisi. Sağ: Bu ortam için oluşturulan baloncuk yüzeyi

Her bir baloncuk yüzeyinin matematiksel olarak, R^3 uzayında deforme edilmiş küreler olarak tanımlanabilir:

$$B_i(x, t) = \left\{ \left[\begin{array}{c} f \\ \rho_i(b, t) \end{array} \right] \mid \forall f \in \mathcal{F} \text{ ve } b = [x f]^T \right\} \quad (1)$$

Burada $\rho^i : B \times R^{\geq 0} \rightarrow R^{\geq 0}$ uzaklık verisini gösteren bir Riemannian metriğidir. Baloncuk yüzeyi ilk olarak oluşturulduğunda, $\rho_0 \in R^{\geq 0}$ – diğer bir deyişle $\rho_i(b, 0) = \rho_0$ yarıçapa sahip S^2 uzayında bir küredir. Robot etrafına bakıp, $q(b, t)$ gözlemlerini yaptıkça baloncuk yüzeyi, ilgili noktalarda şu şekilde deforme edilir:

$$\rho_i(b, t^+) = \rho_i(b, t^-) + q_i(b, t)$$

Baloncuk uzayında robotun gördükleri baloncuk uzayda nerede olduğu ile bağlantılıdır. Bu durumda, her bir baloncuk yüzeyinin deformasyonu robotun bulunduğu yerdeki geometrik yapı ile bağlantılıdır. Bir diğer önemli hususta dönele değişmezlik ile ilgilidir. Robot konumlandırma gibi problemlerde robotun bakış açısını da işin içine katmak gereklidir. Ancak

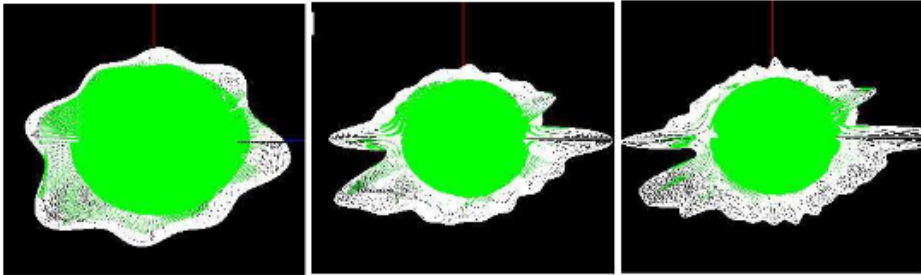
tanıma üzerine geliştirilen metotlarda robotun bakış açısına bağlı olmadan ortamı tanıması beklenir. Bu nedenle dönele-değişmez tanımlayıcılar gereklidir.

3. BALONCUK TANIMLAYICILARI

Baloncuk tanımlayıcıları, baloncuk yüzeylerini dönele değişmez, tıknaz ve artımlı bir şekilde tanımlar. Bu tanımlayıcılar, yüzeyin çift Fourier gösterimleridir [14]. Lazer verisi $i \in L$ ile ilişkilendirilmiş bir baloncuk yüzeyi $B_i(x, t)$, (1)'de tanımlanmıştır. Baloncuk yüzeyinin çift Fourier serisi şu şekilde tanımlanır:

$$\rho_i(b, t) = \sum_{m=0}^{H_1} \sum_{n=0}^{H_2} \lambda_{mn} \{ \eta_{i,mn}(x, t) \cos(mf_1) \cos(nf_2) + \beta_{i,mn}(x, t) \sin(mf_1) \cos(nf_2) + \mu_{i,mn}(x, t) \cos(mf_1) \sin(nf_2) + \nu_{i,mn}(x, t) \sin(mf_1) \sin(nf_2) \}$$

Bu denklemde, $\eta_{i,mn}(x, t)$, $\beta_{i,mn}(x, t)$, $\mu_{i,mn}(x, t)$ ve $\nu_{i,mn}(x, t)$ çift Fourier katsayılarını, H_1, H_2 harmonik sayılarını tanımlarken, λ_{mn} önceden belirlenmiş parametrelerdir. Yüzeyin birebir olarak tanımlanabilmesi için, $H_1 = H_2 = \infty$ olmalıdır. Ancak $H_1, H_2 \ll \infty$ durumunda da yüzey yeterli olarak tanımlanabilmektedir. Örnek olarak, Şekil 1(sağ) da bulunan yüzey için, $H_1 = H_2 = 10, 20, 30$ harmonik sayıları ile oluşturulan yüzeyler Şekil 2(soldan sağa)'da gösterilmiştir. Fourier katsayıları dönele değişmez değişimlerdir. Ancak bunlardan bir dizi dönele değişmez



Şekil 2. Soldan sağa: $H_1 = H_2 = 10, 20, 30$ sayıları ile yeniden oluşturulan yüzeyler

aşağıdaki şekilde oluşturulur:

$$I_{i,0n}(x, t) = \eta_{i,0n}(x, t)^2 + \mu_{i,0n}(x, t)^2$$

$n = 0, \dots, H_2$. Diğer katsayıların dönele değişmezleri de şu şekilde hesaplanır:

$$I_{i,mn}(x, t) = \eta_{i,mn}(x, t)^2 + \beta_{i,mn}(x, t)^2 + \mu_{i,mn}(x, t)^2 + \nu_{i,mn}(x, t)^2$$

$m = 1, \dots, H_1, n = 1, \dots, H_2$. Bu denklemlerin açık ispatları yer kısıtlaması için burada yer almamıştır. Kısaca özetlemek gerekirse, her bir baloncuk yüzeyi $B_i(x, t)$, $i \in L$ dönele değişmez tanımlayıcı vektörü $I(x, t) \in \mathbb{R}^{N_I}$, $N_I = N_I(H_1 + 1)(H_2 + 1)$ ile tanımlanabilir:

$$I(x, t) = [I_{1,00}(x, t), \dots, I_{N_I}(x, t)]^T$$

dönele değişmez baloncuk tanımlayıcı vektördür. Bildirinin bundan sonraki bölümlerinde bu vektör kısaca $I(x)$ olarak adlandırılacaktır.

Son olarak, robot bakış açısını $t + \delta t$ zamanda f' kadar değiştirdiğinde, baloncuk yüzeyi sadece o noktada değişir. Bu sayede, iki sahne arasında Fourier katsayıları artımlı olarak birinci derece yakınsama ile hesaplanabilir:

$$\begin{aligned} I_{i,mn}(x, t^+) &\approx I_{i,mn}(x, t^-) \\ &+ 2 \frac{\eta_{i,mn}(x, t^-)}{\pi^2} (\eta_{i,mn}(x, t^+) - \eta_{xi,mn}(t^-)) + 2 \frac{\beta_{i,mn}(x, t^-)}{\pi^2} (\beta_{i,mn}(x, t^+) - \beta_{xi,mn}(t^-)) \\ &+ 2 \frac{\mu_{i,mn}(x, t^-)}{\pi^2} (\mu_{i,mn}(x, t^+) - \mu_{xi,mn}(t^-)) + 2 \frac{\nu_{i,mn}(x, t^-)}{\pi^2} (\nu_{i,mn}(x, t^+) - \nu_{xi,mn}(t^-)) \end{aligned}$$

Şu ana kadarki literatür taramalarımıza göre, çift Fourier serisi kullanarak 3B lazer verisi tabanlı baloncuk yüzeylerinin tanımlanması ve bu tanımlayıcılar kullanılarak yer tanıma metodunun geliştirilmesi daha önce çalışılmamış bir konudur. Bizim çalışmamıza benzer yaklaşımlar genellikle nesne tanıma konusuna yoğunlaşmıştır.

4. YER ÖĞRENME & TANIMA

Robotun $P = \{1, \dots, N_p\}$ ile tanımlanan yerleri öğrenmek istediği varsayalım. Her bir değişik yer p için, robot M_p değişik noktaya giderek ilgili baloncuk yüzeyleri oluşturur. Oluşturduğu her bir baloncuk yüzeyi için baloncuk tanımlayıcı vektörü $I_p = \{I(x_j(p)) \mid j = 1, \dots, Mp\}$ oluşturur. Öğrenme aşamasında, baloncuk tanımlayıcıları, güdümlü (supervised) olarak hiyerarşik bir yapı şeklinde organize edilmektedir. Ortamların öğrenilmesi, sıradüzensel destek vektör makinesi (HSVM) yaklaşımı ile yapılmaktadır. Bu yaklaşım, öğrenme verisine göre karar ağacını oluşturmaktadır [15]. Karar ağacının avantajlarından biri, düşük oranda işlem gerektirmesidir. Bu sayede gerçek-zamanlı uygulamalarda kullanılabilir. Temel olarak SVM algoritması, iki sınıf arasında karşılaştırma yapar. Bu durumda, karar ağacındaki her düğüm, bir SVM sınıflandırıcısıdır [16]. HSVM de karar ağacı, verilen öğrenme verisine göre otomatik olarak oluşturulur [15].

Robotun p_s noktasına geldiğini varsayalım. Bu noktada, robot etrafını algılamaya ve baloncuk tanımlayıcılarını $I(x(p_s))$ oluşturmaya başlar. Yer tanıma modülü, öğrenme sırasında oluşturulan ağacı kullanır. Ağacın her bir düğümüne n_k , baloncuk tanımlayıcısı $I(x(p_s))$ girdi olarak verilir. Her bir düğümde eğitilmiş olan SVM modeli, (2)'de gösterilen şekilde bir karar değeri $c(I(x(p_s)), n_k)$ oluşturur:

$$c(I(x(p_s)), n_k) = \sum_{i=1}^{N_k} \zeta_i y(I_i) K(I(x(p_s)), I_i) + d_{n_k} \quad (2)$$

Bu denklemde, N_k , n_k düğümünde eğitilmiş olan SVM modelinin destek vektörlerinin sayısını belirtir. $y(I_i) \in \{-1, 1\}$ değeri, baloncuk tanımlayıcısının o anki düğümün sağ veya sol alt düğümüne ait olduğunu belirten değerdir. ζ_i parametresi Lagrangian katsayılarını belirtirken, d_{n_k} üstün düzlemin (hyperplane) öteleme miktarını belirtir. Çekirdek (kernel) fonksiyonu K , (3)'de verilen denklemle tanımlanır.

$$k(I(x(p_s), I_i) = (\gamma I(x(p_s))^T I_i + c_0)^u \quad (3)$$

Bu denklemde, γ ve c_0 çekirdek fonksiyonu ile ilgili parametrelerdir. u ise polinomun derecesini verir. Genel hatlarıyla, yer tanıma işlemi şu şekilde gerçekleşir,

- Oluşturulan ağacın en üst düğümünden başla
- Her bir düğüm n_k 'de,
 - Eğer $\text{sign}(c(I(x(p_s)), n_k)) = 1$, ise sağdaki düğüme git, değilse soldaki düğüme git.
 - Bu işlemi uç düğüme ulaşan kadar tekrarla

5. DENEYLER

Önerilen yaklaşımımız üç farklı veritabanı üzerinde denenmiştir. Bu veriler sadece 3B uzaklık verilerinden oluşmaktadır. 3B uzaklık verisi kullanan yer tanıma çalışmaları, algılayıcıların pahalı ve yaygın olmaması nedeniyle oldukça sınırlı sayıdadır. Buna ek olarak, mevcut çalışmalarda, “nokta kümesi çakıştırma” [17, 18] ve “döngü kapatma” [5, 9, 19] problemleri üzerinde durulmuştur. 2 no’lu deneyde kullanılan veritabanı [20], [18]’de 3D “nokta kümesi çakıştırma” problemi için kullanılırken, 3 no’lu deneyde kullanılan veritabanı [21], [5]’de “döngü kapatma” (loop-closure) problemi için geliştirilen yaklaşımın deneylerinde kullanılmıştır. Bahsi geçen bu veritabanları, yer tanıma problemi açısından, ilk olarak bu çalışmada kullanılmıştır. Bu nedenle, geliştirdiğimiz yöntemle literatürdeki mevcut yaklaşımları birebir karşılaştırmak mümkün olmamıştır.

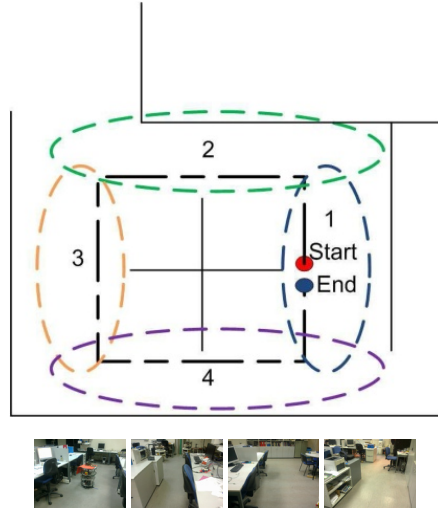
Deneyler sırasında, veri üzerine dikey açı limiti ϵ_{f_2} konulmuştur. Bu limit konulurken, algılayıcının yere paralel olduğu durumda dikey açı f_2 ’nin 0 olduğu varsayılmıştır. Bu limit sayesinde, verinin asıl belirleyici kısımları değerlendirilirken, tavan veya gökyüzü gibi fazla ayırt edici özelliği bulunmayan kısımlar kullanılmamıştır. Öğrenme sırasında veriler elle işaretlenmiştir. HSVM metoduyla karar ağacının oluşturulması ve sınıflandırmalar [15] de bahsedilen program ile yapılmıştır. HSVM $\gamma = 1$, $c_0 = 1$, $u = 3$ parametre değerleri kullanılarak eğitilmiştir.



Şekil 3. Robotun üzerindeki kafa mekanizması

5.1. Deney 1: Akıllı Sistemler Laboratuvarı

İlk deneyde, Şekil 3’de gösterilen kafa mekanizması ile alınan veriler kullanılmıştır. Kullanılan lazer uzaklık sensörünün maksimum ölçüm uzaklığı 6 metre iken efektif ölçüm uzaklığı 4 metredir. Her bir tarama $180^\circ \times 20^\circ$ derecelik bir alanı kapsar. Dikey açı 2° lik aralıklarla artırılarak 20° ’lik dikey alan 10 adımda taranmıştır. Bu şartlar altında, ideal olarak 1800 veri noktası olmalı iken, efektif ölçüm uzaklığı dışında kalan noktalar taramadan çıkarıldığı için, her bir taramada daha az nokta bulunur. Bu veritabanında, baloncuk tanımlayıcılarının harmonik sayıları $H_1, H_2 = 10$ olarak seçilmiştir. Dönel değişmez $I(x, t)$ vektörü $N_I = 100$ parametrelidir.



Şekil 4. Üst: Robotun ideal rotası; Alt: Soldan sağa 4 değişik yerin kamera imgeleri

Veri, bir bina içerisinde bulunan laboratuvar ortamında alınmıştır. Şekil 4’de robotun ideal olarak izlediği rota gösterilmiştir. Her bir veri noktası ortalama 0.5 metrelik aralıklarla alınmıştır. Robot, veri toplama sırasında sabit kalmıştır. Robotun izlediği yol Şekil 4’de görüldüğü üzere 4 farklı yere ayrılmıştır. Yer tanıma performansının ölçülebilmesi amacıyla robot ideal rota üzerinden 2 kere tur atmıştır. Her bir turda 32 farklı taban noktasından veri alınmıştır ve toplam 64 veri noktası elde edilmiştir. Bu verilerden 6 tanesi ara kesimlerde kaldıkları için değerlendirme dışı bırakılmıştır. Kalan 58 veri noktasından 40 tanesi öğrenme amaçlı 18 tanesi ise test amaçlı kullanılmıştır. Robot aynı yolu izlemiş olsa da, veri alınan noktalar arasında konumsal farklar bulunmaktadır. Buradaki amaç, bu konumsal farklara rağmen kararlı bir şekilde ortamın tanınmasıdır.

Her bir yer için tanıma sonuçları Çizelge 1’de verilmiştir. Hata matrisi ise Çizelge 2’de verilmiştir. Sonuçlara baktığımızda 1 ve 4 nolu yerler çok yüksek bir oranda doğru sınıflandırılmışlardır. 2 ve 3 nolu yerlerde ise diğer yerlerle karışmalar vardır. 2 nolu yer için doğru sınıflandırma oranının düşük olma nedenlerinden biri oldukça küçük bir alan olması nedeniyle az sayıda öğrenme verisi içermesidir. 3 nolu yer içinse, lazer tarayıcının efektif uzaklığının kısa olması nedeniyle geniş alanda ayırt edici verinin çok fazla ölçülememesi bir neden olabilir.

Çizelge 1. Akıllı Sistemler Laboratuvarı veritabanı için başarımların sonuçları

Yer #	Geri Getirme %	Hassasiyet %
1	87.5	70
2	67	75
3	40	100
4	100	67
Ortalama	73.6	78

Çizelge 2. Akıllı Sistemler Laboratuar verisi için hata matrisi

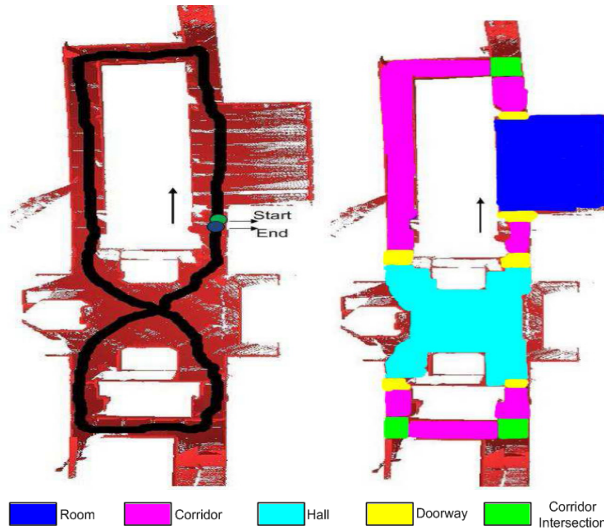
Yer	Tanınma (%)			
	1	2	3	4
1	87	0	0	13
2	33	67	0	0
3	40	20	40	0
4	0	0	0	100

5.2. Deneysel 2: AVZ Binası

Bu deneyde Osnabrück Üniversitesi kampüsünde bulunan AVZ binası içerisinde kaydedilmiş veritabanı kullanılmıştır [17, 20]. Veritabanı, Şekil 5'deki 8 şekilde bir rota üzerinde kaydedilen 64 adet 3B veri noktasından oluşmaktadır. Burada kullanılan lazer uzaklık algılayıcısının menzili 30 metredir. Her bir veri noktası arasında ortalama 2 metrelik mesafe vardır. Bu harita üzerindeki rota Şekil 5'deki gibi, binanın yapısına göre $N_p = 5$ farklı yer olarak bölünmüştür.

Veritabanındaki her bir veri noktası 81,360 noktadan oluşmuştur ve orijinal haliyle $180^\circ \times 110^\circ$ derecelik bir alanı kapsamaktadır. Bu deneyde, 1 veri noktası diğerleri ile uyumsuz olduğu için kullanılmamıştır. Kalan 63 veri noktasından 34 ü öğrenme, 29 u ise test için kullanılmıştır.

Bu deneyin tanıma sonuçları Çizelge 3'de, hata matrisi ise Çizelge 4'de verilmiştir. Çizelge 3'de görüldüğü üzere, bu veritabanında ortalama olarak %78.4 bir geri getirme oranı elde edilirken, ortalama hassasiyet %91.2 seviyesindedir. Çizelge 4'de dikkat çeken hususlardan biri, geçiş noktaları olarak adlandırabileceğimiz *kapı önü* ve *koridor kesişim* noktalarında hata oranının diğer yerlere göre daha yüksek olmasıdır. Bunun en temel sebebi, bu yerlerin birden fazla yerle kesişmesinden dolayı az sayıda örnek içeren ve ayırt edilmesi zor yapıda olmalarıdır. Buna rağmen, bu geçiş yerlerinin başarılı bir şekilde tespit edilebilmesi, yerler arası geçişleri otonom bir şekilde algılamak gibi, önemli bir takım görevlerin gerçekleştirilmesi için gereklidir. Ana yerlere baktığımızda ise, sınıf bazında ve genel ortalamada çok daha yüksek başarımlar olduğunu gözlemledik. Bu sonuç, önerdiğimiz yaklaşımın iç ortamda farklı yerleri algılamakta kullanılabileceğini bize göstermektedir.



Şekil 5. Sol: Robotun ideal rotası; Sağ: Rota üzerindeki farklı yerler [17]

Çizelge 3. AVZ binası veritabanı için başarımlar sonuçları

Yer	Geri Getirme %	Hassasiyet %
Koridor	100	88.9
Oda	100	100
Giriş	75	100
Kapı önü	67	67
Koridor Kesişim	50	100
Ortalama	78.4	91.2

5.3. DeneY 3: Freiburg Kampüs Veritabanı

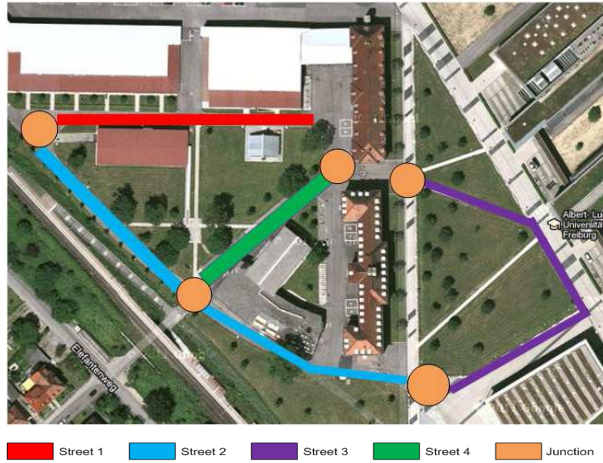
Önerdiğimiz yaklaşımın dış ortamdaki başarımlarını görmek için kullanılan üçüncü veritabanı, dış ortamda, Freiburg Üniversitesi kampüsünde hazırlanmıştır [21]. Veritabanı, Şekil 6'da gösterilen ortamda alınan 77 adet veriden oluşmaktadır. Veritabanı hazırlanırken kullanılan lazer uzaklık algılayıcısı 50 metrelik bir menzile sahiptir. Veri noktaları yaklaşık 10'ar metrelik aralıklarla alınmıştır.

Bu veritabanında $N_p = 5$ değişik yer, farklı sokakları ayırt etme amacı ile belirlenmiştir. Şekil 6'da bu sokaklar renklendirme ile gösterilmiştir. Şekilden görüldüğü üzere, 4 yer farklı sokakları 5. yer ise bu sokaklar arasındaki kesişimi temsil etmektedir. Veritabanındaki her bir veri noktası 150,000-200,000 noktadan oluşmaktadır ve bulunduğu noktayı 360° derecelik bir bakış açısıyla taramıştır. Bu veritabanı için harmonik sayıları $H1, H2 = 30$, dikey açı limiti de $\epsilon f_2 = |15^\circ|$ olarak belirlenmiştir. Veritabanındaki iki nokta ise herhangi bir yere ait olmadıkları için işlem dışı bırakılmıştır. Kalan 75 noktanın, 40 tanesi öğrenme amaçlı, 35 tanesi ise test amaçlı kullanılmıştır.

Bu veritabanı için geri getirme ve hassasiyet oranları Çizelge 5'de verilmiştir. Çizelge 6'da ise hata matrisi sunulmuştur. Çizelge 6'ya baktığımızda, DeneY 2'ye benzer bir şekilde *Kesişim* ve *Sokak4* ün diğer yerlere göre daha fazla hataya sahip olduğunu görüyoruz. Bunun en önemli sebebi, bu yerlerde, diğer yerlerle çok fazla kesişme olması ve tanımanın zorlaşmasıdır. Genel sonuçlara baktığımızda ise %90 lara yakın bir başarımlar elde edildiği görülmektedir.

Çizelge 4. AVZ Binası veritabanı için hata matrisi

Yer	Tanınma (%)				
	Koridor	Oda	Giriş	Kapı Önü	Koridor Kesişim
Koridor	100	0	0	0	0
Oda	0	100	0	0	0
Giriş	0	0	75	25	0
Kapı önü	33	0	0	67	0
Koridor Kesişim	50	0	0	0	50



Şekil 6. Freiburg veritabanının hazırlandığı ortam ve ortamdaki farklı yerler

6. SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRME

Bu çalışmada, 3B uzaklık verisi ve baloncuk uzayını kullanarak yenilikçi bir yer gösterim yaklaşımı sunulmaktadır. Baloncuk uzayı, robotun etrafındaki dünyanın ben merkezci tanımlanmasını imkan veren bir gösterimdir. Robot bulunduğu ortamdan veri topladıkça, bu veriler baloncuk yüzeyine işlenmektedir. Bu gösterimin avantajlarından biri, gelen verilerdeki S^2 -metrik ilişkileri korumasıdır. Bunun yanısıra, baloncuk tanımlayıcılar ile ortamın tıkHz, dönel değişmez ve artımlı bir şekilde tanımlanmasına olanak sağlar. Sunulan bu yaklaşım, hiyerarşik SVM makine öğrenme algoritması kullanılarak hem iç hem de dış ortam veritabanları üzerinde uygulanmış ve değerlendirilmiştir. Bunlara ek olarak, baloncuk uzayının lazer verisi içinde kullanılabileceği gösterilmiştir. İleriki çalışmalarda, yerlerin güdümsüz bir şekilde tanınması konusuna odaklanılacaktır.

Çizelge 5. Freiburg veritabanı için başarımları

Yer	Geri Getirme %	Hassasiyet %
S1	100	100
S2	100	80
S3	100	100
S4	67	80
Kesişim	71.4	83
Ortalama	87.7	88.6

Çizelge 6. Freiburg veritabanı için hata matrisi

Yer	Tanınma (%)				Kesişim
	S1	S2	S3	S4	
S1	100	0	0	0	0
S2	0	100	0	0	0
S3	0	0	100	0	0
S4	0	16.5	0	67	16.5
Kesişim	0	14.5	0	14.5	71

Acknowledgments / Teşekkür

Bu çalışma Boğaziçi Üniversitesi 5720 nolu BAP projesi ve Tübitak EEEAG 111E285 tarafından desteklenmiştir. Bildirinin ilk yazarı TAM projesi tarafından desteklenmektedir.

KAYNAKLAR / REFERENCES

- [1] I. Ulrich and I. Nourbakhsh, "Appearance-based place recognition for topological localization," in Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, vol. 2, 2000, pp. 1023 – 1029.
- [2] S. Blumenthal, E. Prassler, J. Fischer, and W. Nowak, "Towards identification of best practice algorithms in 3d perception and modeling," in Proceedings IEEE Int. Conf. Rob. Aut., 2011, pp. 3554–3561.
- [3] M. Smith, I. Posner, and P. Newman, "Adaptive compression for 3d laser data," Int. J. Rob. Res., vol. 30, no. 7, pp. 914–935, 2011.
- [4] A. Makadia, E. Patterson, and K. Daniilidis, "Fully automatic registration of 3d point clouds," in Proceedings of CVPR, vol. 6, 2006, pp. 1297–1304.
- [5] B. Steder, G. Grisetti, and W. Burgard, "Robust place recognition for 3d range data based on point features," in Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 2010, pp. 1400–1405.
- [6] K. Granström, T. Schön, J. Nieto, and F. Ramos, "Learning to close loops from range data," The Int. J. of Robotics Research, vol. 30, no. 14, pp. 1–27, 2011.
- [7] R. Bogdan, N. Blodow, and M. Beetz, "Fast point feature histograms (fpfh) for 3d registration," in Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 2009, pp. 1848–1853.
- [8] P. J. Besl and N. D. McKay, "A method for registration of 3-d shapes," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 14, no. 2, pp. 239–256, 1992.
- [9] M. Magnusson, H. Andreasson, A. Nuchter, and A. Lilienthal, "Appearance-based loop detection from 3d laser data using the normal distributions transform," in Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 2009, pp. 23–28.
- [10] L. Lucchese, G. Doretto, and G. Cortelazzo, "A frequency domain technique for range data registration," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 24, no. 11, 2002.
- [11] O. ErKent and H. Bozma, "Place representation in topological maps based on bubble space," in to appear in Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 2012.
- [12] O. Mozas, C. Stachniss, and W. Burgard, "Supervised learning of places from range data using adaboost," in Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 2005, pp. 1730 – 1735.
- [13] L. Shi, S. Kodagoda, and G. Dissanayake, "Laser range data based semantic labeling of places," in Proc. IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, 2010, pp. 5941 – 5946.
- [14] G. P. Tolstov, Fourier Series. Prentice-Hall, 1962.
- [15] Y. Chen, M. Crawford, and J. Ghosh, "Integrating support vector machines in a hierarchical output space decomposition framework," in IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, vol. 2, sept. 2004, pp. 949 – 952 vol.2.
- [16] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks," Machine Learning, vol. 20, pp. 273–297, 1995.
- [17] D. Borrmann, J. Elseberg, K. Lingemann, A. Nüchter, and J. Hertzberg, "Globally consistent 3d mapping with scan matching," Robot. Auton. Syst., vol. 56, pp. 130–142, February 2008.
- [18] —, "The efficient extension of globally consistent scan matching to 6 dof," in Proc. Int. Symp. on 3D Data Processing, Visualization and Transmission, 2008, pp. 29–36.

- [19] B. Steder, M. Ruhnke, S. Grzonka, and W. Burgard, "Place recognition in 3d scans using a combination of bag of words and point feature based relative pose estimation," in IEEE/RSJ Int. Conf. Robots and Intelligent Systems, 2011, pp. 1249– 1255.
- [20] Borrmann D., Robotic 3D Scan Repository. Available from: <http://kos.informatik.uni-osnabrueck.de/3Dscans/> [Eriřim tarihi: 15 řubat 2012].
- [21] Steder B., Freiburg Campus 360 degree 3D scans. Available from: <http://ais.informatik.uni-freiburg.de/projects/datasets/fr360/> [Eriřim tarihi: 20 Ocak 2012].