

İskelet Dal Noktaları Kullanan Entropik Çizgelerde Çakıştırma ve Optimizasyon

Registration and Optimization in Entropic Graphs Using Branch Skeleton Features

Asli Ergün, Serkan Ergun

Uluslararası Bilgisayar Enstitüsü
Ege Üniversitesi
Bornova, İzmir, Turkey
{asli.ergun}@deu.edu.tr,
{serkan.ergun}@ege.edu.tr

Mehmet Zübeyir Ünlü

Elektrik ve Elektronik Mühendisliği
Bölümü
İzmir Yüksek Teknoloji Enstitüsü
Urla, İzmir, Turkey
{zubeyirunlu}@iyte.edu.tr

Cengiz Güngör

Uluslararası Bilgisayar Enstitüsü
Ege Üniversitesi
Bornova, İzmir, Turkey
{cengiz.gungor}@ege.edu.tr

Özetçe— Görüntü çakıştırma işleminde görüntülerin ne kadar benzediklerinin ve iki görüntü arasındaki benzerliği maksimuma getiren kayma, dönme ve ölçeklendirme dönüşüm parametre değerlerinin bulunması gerekmektedir. Benzerlik ölçütü ve buna bağlı parametreler hesaplanırken entropik çizge diye adlandırılan, bilgi teorisi tabanlı ölçütlerin çizge üzerinde yakınsama yöntemleri kullanılabilir. Bu çalışmada, farklı entropik çizgeler üzerinde benzerlik ve optimizasyon ölçütleri karşılaştırılmış ve çizge oluşturmak için iskelet dal öznelik noktalarının kullanılmasının başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler — Entropik çizgeler, görüntü çakıştırma, parametre arama optimizasyon teknikleri, iskelet dal öznelikleri.

Abstract— In image registration process, it is necessary to find the similarity of the images and the translation, rotation and scaling transformation parameter values that maximize the similarity between the two images. When the similarity measure and related parameters are calculated, information theory based entropic graphs can be used. In this study, similarity and optimization measures are compared on different entropic graphs. It has been seen that skeleton branch feature points to build entropic graphs give successful results.

Keywords — Entropic graphs, image registration, parameter search optimization technique, skeleton branch features.

I. GİRİŞ

Görüntü çakıştırma, farklı nesnelerin oluşumlarının tespiti, farklı sensör ve açılardan daha fazla anlam çıkarılması ve bazı nesnelerin daha ayrıntılandırılması için iki ve daha fazla görüntünün aynı koordinat düzlemi üzerinde yerleştirilmesi işlemine denir [1,2]. Benzerlik ölçütleri, çakıştırma öncesi ve sonrasında referans ve test görüntülerinin birbirine ne kadar benzediğini ölçmek için kullanılırlar. Bunlar “görüntü yoğunluk farkları tabanlı” veya “olasılık tabanlı” olabilir. Görüntü yoğunluk tabanlı benzerlik ölçütleri, noktaların piksel yoğunluk değerlerinin farkları, oranları gibi işlemlerle görüntülerin en benzeştiği yerde dönüşüm parametre değerlerini bulurlar. Olasılık tabanlı benzerlik ölçütleri ise, görüntüde noktaların oluşma olasılık farkları veya oranlarına

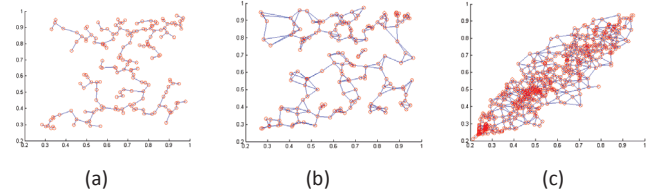
bakarak benzeşim değerlerini hesaplar ve bunun neticesi olarak maksimum benzeşim değerlerindeki dönüşüm parametrelerine göre en uygun dönüşümün yapılmasına yol açarlar.

Olasılık tabanlı benzerlik ölçütleri çizge yöntemi ile entropiye veya ortak bilgiye yakınsanabilir. Olasılıkla hesaplanan benzerlik değerlerinin, yakınsama ile hesaplanan benzerlik değerleriyle örtüştüğü Hero ve Michel [3,4], Steele [5] ve Redmond ve Yukich [6] çalışmalarında teorik olarak ispatlanmıştır. Ancak görüntünün tüm noktalarını çizge oluşturmak için kullanmak çok masraflı olduğundan, öznelik noktaları seçilerek ortak histogramda entropik çizge benzerlik ölçütü oluşturulması daha anlamlı olacaktır. Daha sonra dönüşüm parametresi tarama optimizasyonu uygulanarak en optimum dönüşüm parametreleri bulunur ve test görüntüsü ile referans görüntüsü üst üste getirilir.

Bu çalışmada, iskelet dal noktaları öznelik olarak kullanılarak entropik çizgelerin karşılaştırılması ve optimizasyonu yapılmıştır. Benzerlik ölçütlemesi olarak ortak histogramda (joint histogram) oluşturulan, farklı entropik çizgeler kullanılmıştır.

II. ENTROPİK ÇİZGELER

Entropik çizgeler, birer yakınlık çizgesidir (proximity graph). Yakınlık çizgesi, veri noktaları, özel bir geometrik kurala uygun bir yakınlıktaki köşelerin birleştirilerek oluşturulduğu çizge türüdür (Şekil 1). En Az Yayılan Ağaç (MST), k -En Yakın Komşu (k NN), Gabriel Çizgeleri (GG), Delaunay Üçgenlemesi (DT), Gezen Satıcı Problemi Çizgesi (TSP) yakınlık çizgelerine örnek olarak verilebilir.



Şekil 1. Entropik Çizge Örnekleri: a) k NN b) MST c) Gabriel çizgeleri

Ortak histogram üzerinde, entropiyi yakınsayarak hesaplamaya yarayan çizgelere entropik çizgeler denir. Entropik çizgeler, örneklenmiş noktaların kenarlarla bağlanarak ağ yapısına dönüşmesini, çizge boyunu kullanarak entropi tahminlemesini sağlarlar. Entropik çizgeler, formülde yerine koyma (plug-in) entropi tahminleyici yöntemlere göre, özellikle yoğunluk geçişleri düzgün olmayan ve daha az boyutlu özelliklerde daha çabuk asimptotik birleşme oranlarına ulaşırlar. Bu ise işlem masrafını azaltır.

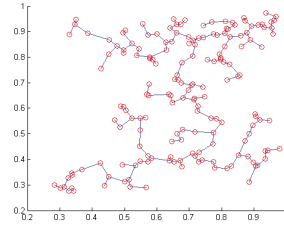
Entropik çizgelerden MST en yakın mesafelerdeki noktaları, baskın bir iskelet yapısı haline getirecek şekilde bağlayan çizgedir. MST hesaplanmasında Kruskal'ın "ağaç ormanı oluşturmak" algoritması ve Prim'in "bir ağaçtan orman oluşturmak" algoritması en çok kullanılanlardır. Diğer bir entropik çizge olan k NN, her noktanın kendisine en yakın k adet nokta ile bağlanmasından oluşur. DT ise, her üç noktanın içinde hiç nokta olmayacak şekilde üçgenleme oluşturan çizgelerdir. Delaunay üçgenlemesinde, ortalama komşuluk boyu, boyut sayısı ile üssel olarak (exponential) artar. Bu çizgeler temel olarak alınıp daha sonra MST ve k NN gibi daha özelleştirilmiş alt çizge haline getirilebilirler. GG, Delaunay çizgesinin daha az masraflı ve daha yavaş bir alt grubudur. Çizgede bulunan her p ve q noktalarının çapı etrafında çizilen dairede hiç nokta bulundurmayan çizgelerdir.

Entropik çizge çalışmalarında, Redmond ve Yukich [6], çizgelerin "yarı-katkı (quasiadditive)" özelliği taşıyorsa entropi tahminlemesi yapabileceklerini göstermişlerdir. Steele [5] ve Yukich [7] çizge boyları toplamının asimptotik olarak bir noktaya yakınsayacağını ve belli katsayılar yardımıyla hesaplanabileceğini göstermişlerdir. Ayrıca benzerlik ölçütlerinden α -entropi hesaplaması için MST ve k NN gibi öklit çizgelerinin kenar toplamlarını katsayılarla formüle etmişlerdir.

Hero ve Michel [3,4] ve Ma *et al.* [8], Renyi entropi dağılım formülünü, en az yayılan ağaç (MST) çizge yapısının boyuna yakınsayacak şekilde düzenlemişlerdir. MST algoritması, gereksiz gürültü noktalarını yok etmek için k -noktalı çizge (k MST) yapısı haline getirilmiş, en küçük boylu ağaç yapısı boyu, en uygun dönüşüm parametrelerini vererek görüntüler çakıştırılmıştır.

Entropik çizgeler hakkında başka araştırmalar da yapılmıştır. Costa ve Hero [9], jeodezik çizgeler adında üç boyutlu entropik çizgeleri k NN yapısında swiss-roll (isviçre sarmalı) şeklinde modellemiştir. Sabuncu ve Ramadge [10], piramit yapıdaki öznitelikleri, DT ve Kruskal algoritmaları kullanarak entropik MST çizgesi oluşturmakta kullanmış ve gradyan tabanlı optimizasyon kullanarak görüntüleri çakıştırılmışlardır. Pal *et al.* [11], k NN çizgelerinin kenar boyları toplamının Renyi entropisine yakınsabileceğini göstermişlerdir. Sricharan *et al.* [12], ağırlık kenarlı k NN çizgeleri oluşturup, Renyi entropisini tahminlemeye çalışmıştır. Zhang *et al.* [13], entropik çizgelerde köşe ve kenar öznitelik noktalarını alt gruplara bölerek sıralayıp, kontrastı az olan bölgelere rasgele noktalar yerleştirerek MST entropik çizgesi oluşturmuş ve çakıştırma yapmıştır. Singh ve Poczos [14], k NN çizge istatistiklerini kullanarak, entropi ve sapma gibi fonksiyonları tahmin etmeye yarayan bir yapı tasarlamışlardır.

Entropik çizgeler, referans ve test görüntüsünün örneklenen noktalarıyla ortak histogramda oluşturulur. Çizgede bir eksen birinci görüntüden elde edilen yoğunluk değerlerini, diğer eksen ise ikinci görüntüden elde edilen yoğunluk değerlerini gösterir. İki görüntüde de sırasıyla aynı koordinattaki piksel değerleri taranır, bulunan yoğunluk değerleri yatay ve dikey eksenlerde bulunup çizgede işlenir (Şekil 2).



Şekil 2. MST çizgelerinin ortak histogram üzerinde oluşturulması

Yakınsama çizgelerinin boyları ile görüntü entropisi arasında ilişki bulunmaktadır. Steele [5] ve Yukich [7], Lebesgue mesafesi tekniğini kullanarak MST boyunun asimptotik olarak limitini alıp, ilgili parametreleri bularak bir noktaya yakınsamışlardır. Hero *et al.* [15] ise bu limiti alınmış MST boyunu, Renyi entropiye aşağıdaki formül ile tahminlemiştir.

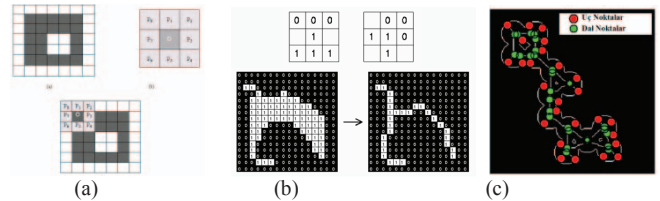
$$H_{\alpha}(Z_n) = \frac{1}{(1-\alpha)} [\ln L(Z_n) / n^{\alpha} - \ln \beta_{L,\gamma}] \quad (1)$$

Z_n , n tane noktanın vektör kümesi, $L(Z_n) = \min \sum \|e(Z_n)\|^{\gamma}$, ise MST çizge boyudur. $\beta_{L,\gamma}$, MST asimptotik davranışının hesaplanan sabitidir. Belirlenen α katsayısı ile yakınsama yapılır. [6]

III. ÖZİNTELİK SEÇİMİ

İskelet Dal Öznitelik Noktaları:

Öznitelik bulmanın diğer bir yöntemi morfolojik yöntemler kullanarak nesnenin iskeleti üzerinde uç, dal noktaları gibi noktaları bulabilmektir. Uç (terminal) ve dal (branch) noktaları iskelet veya inceltme algoritmaları kullanılarak bulunur. Bu işlemler yapılırken, uç noktalar silinmeden, bağlantılar kesilmeden, dıştan içe nesnenin yoğunluk değerleri silinir. İnceltme yapabilmek için inceltme maskeleri (thinning mask) tanımlanır (Şekil 3(a-b)). Bu maskeler görüntüde kaydırılarak, nesne inceltir. İskelet üzerinde bir nokta uç veya dal ayrım noktası olabilir (Şekil 3(c)). Uç noktalar, daha önce üstünden geçilen dal ayrım noktalarından başka komşu noktalara sahip değildirler. Dal ayrım noktaları diğer normal noktalara ve uç noktalara bağlıdır. Bu çalışmada dal noktaların çakıştırma kullanılan öznitelik olarak daha belirleyici olduğu görülmüştür.

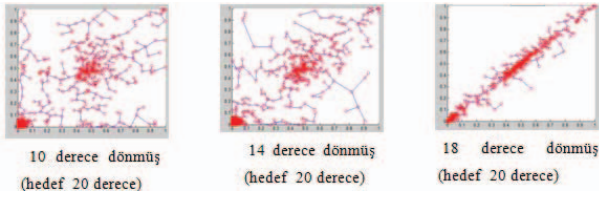


Şekil 3. (a) ve (b) İnceltme maskeleri ve sonuçları, (c) İskelet dal ve uç noktaları. Kırmızı noktalar uç, yeşil noktalar dal noktaları gösterir [17].

IV. OPTİMİZASYON YÖNTEMLERİ

Görüntü çakıştırma işlemi yapılırken, referans görüntüsü üzerine çakıştırılacak test görüntüsünün hizalanması için, optimizasyonla bir dizi geometrik dönüşümden geçirilmesi gerekir. Çakıştırma işlemi sırasında, kaydırma ve döndürme gibi dönüşüm parametreleri optimizasyonla taranarak optimum olarak bulunup test görüntüsüne uygulanır. Parametre tarama optimizasyonu için farklı metodlar bulunmaktadır. Bunlardan, “Basit aşağı doğru iniş (DownHill Simplex, Nelder–Mead, amoeba) optimizasyonu”, türevi bilinmeyen durumlarda kullanılan, en yakın mesafedeki noktaya bakılıp, o yönde ilerleyen bir tarama optimizasyonudur. “En dik iniş (steepest descent) optimizasyonu”, çok değişkenli problemler için, türev tabanlı optimizasyon yöntemlerindedir. Bu optimizasyonda, parametre araştırma yönü için türev yönünün tersi kullanılır. Eşlenik iniş (conjugate descent) optimizasyonunda, parametre düzeltme yönü eşlenik doğrultusunda, bir önceki yinelemedeki doğrultuya Hessian uzayında dikgen (orthogonal) olacak şekilde seçilir. En dik iniş metodundaki aynı yönde tekrar tekrar zigzaglı dolaşma sorunu, eski tarama yönlerini dikkate alarak ortadan kaldırılır. Arama parametreleri ortogonal yönlerle örtüşmediğinde beklenenden kötü sonuçlar alınabilir.

Yapılan deneylerde, parametreleri arama optimizasyonunda, bulunması istenen parametreye yaklaştıkça, entropik çizgelerin regresyon çizgisi üzerinde yoğunlaştığı görülmüştür (Şekil 4).

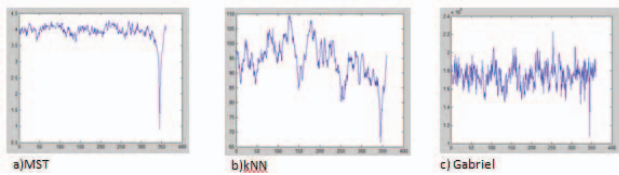


Şekil 4. MST çizgesinin görüntü çakıştırmada toplanması

V. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada, iskelet dal öznelik noktalarını kullanan entropik çizgeye dayalı benzerlik ölçütleri ve optimizasyon tekniklerinin karşılaştırılması, BrainWeb[16], beyin görüntü setleri üzerinde katı (rigid) çakıştırma deneyleri ile gösterilmiştir.

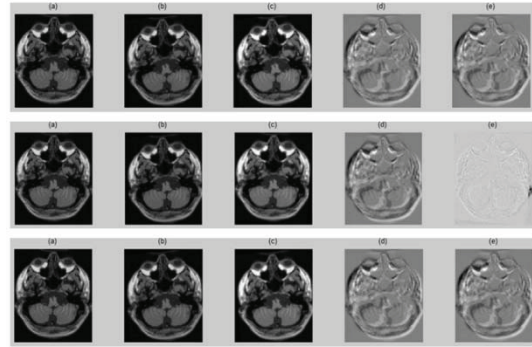
Delaunay üçgenlemesi ve Prim algoritmaları kullanılarak oluşturulan entropik çizgelerde, referans ve test görüntülerinin benzerliklerini bulabilmek için MST, k NN, ve Gabriel ağaç çizgeleri kullanan amaç fonksiyonlar tanımlanmıştır. Benzerlik ölçütlerinin fonksiyon profilleri Şekil 5’te görülebilir. Burada, test görüntüsü 15 derece döndürüldükten sonra, sırasıyla olası tüm dönme açıları denenmiş, görüntüyü düzeltmek için gereken açı olan -15° (veya 345°) fonksiyon profilinde bulunmuştur.



Şekil 5. Amaç fonksiyonları. Dönme parametresi olarak 15 derece verilmiştir.

Fonksiyon profillerinde, MST benzerlik ölçütlerinin daha az gürültü içermesi dolayısıyla, optimizasyonlarda bölgesel minimumlara takılmadan genel minimumu daha kolay bulabileceği görülmüştür.

Görüntü çakıştırma deneylerinde, örneklenen özellik noktaları, çizge benzerlik ölçütleri ve seçilen optimizasyon yöntemleri karşılaştırılmıştır. Deneylerde, test görüntüsü her yöne 5 piksel ötelenmiş ve 5 derece döndürülürüp deformasyona uğratılmış, referans görüntü ile çakıştırılmaya çalışılmıştır. Deneylere, önce MST çizge benzerlik ölçütü ve iskelet dal noktaları özneliği sabit tutularak başlanmış, üç farklı optimizasyon yöntemi karşılaştırılmıştır. Şekil 6 ve Tablo 1’de, optimizasyon tekniği olarak en dik iniş algoritmasının daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

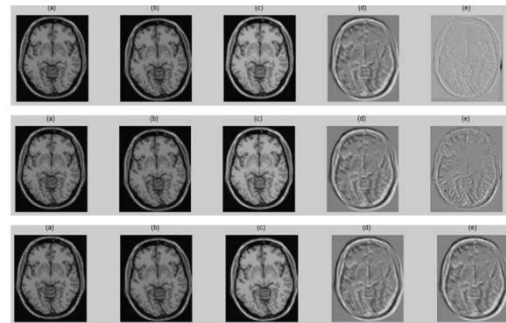


Şekil 6. En iyi optimizasyon seçimi karşılaştırması.

TABLO 1. Optimizasyon karşılaştırması

Optimizasyon	X öteleme	Y öteleme	R dönme	PSNR	RMSE	Süre
Simplex	0.13	-1.01	-0.16	16.33	8.35	26.36
Steepest D.	-4.69	-5.39	-5.20	33.17	3.33	23.91
Conjugate D.	0.10	0.31	0.28	15.83	8.51	18.41

Daha sonra iskelet dal noktaları özneliği ve en dik iniş optimizasyonu sabit tutularak, farklı entropik çizge benzerlik ölçütleri karşılaştırılmıştır. Şekil 7 ve Tablo 3’de MST entropik çizgesinin en iyi sonucu verdiği görülmüştür.

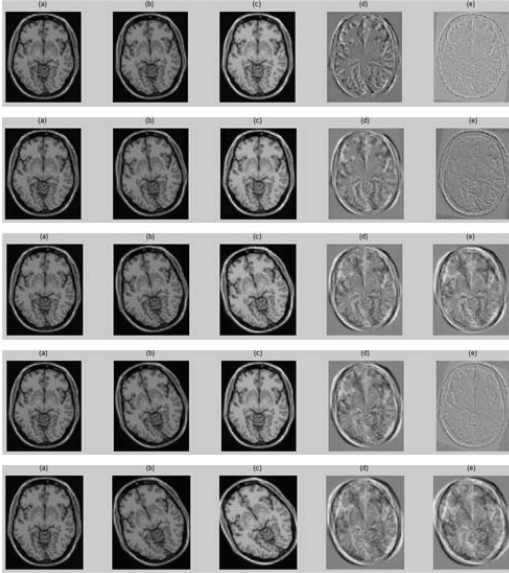


Şekil 7. En iyi Benzerlik ölçütü olarak 1. Satırdaki MST entropik çizge ölçütü görülmüştür. (Benzerlik ölçütleri üst satırdan alt satıra doğru sırasıyla: MST, k NN, Gabriel entropik çizge ölçütleridir.)

TABLO 3. Entropik çizge benzerlik ölçütü karşılaştırması

Benzerlik Ölçütü	X öteleme	Y öteleme	R dönme	PSNR	RMSE	Süre
MST	-4.29	-5.52	-4.89	33.60	3.62	16.27
kNN	-3.89	-4.77	-3.58	25.51	6.27	16.66
Gabrial	-0.13	-0.02	-0.06	16.02	8.53	14.20

Daha farklı dönme başlangıç açılarına göre iskelet dal noktaları özneliği, en dik iniş optimizasyonu ve MST entropik çizge benzerlik ölçütleri kullanılarak deneyler yapılmıştır. Şekil 8 ve Tablo 4’de, başlangıç değerleri büyük bile olsa iskelet dal öznelik noktalarını kullanan, MST entropik çizge benzerlik ölçütünün, iyi sonuçlar verip görüntü çakıştırma yapabildiği görülmüştür.



Şekil 8. İskelet dal noktaları, MST benzerlik ölçütü, en dik iniş optimizasyonu ve farklı başlangıç değerleriyle görüntü çakıştırılması.

TABLO 4. Farklı başlangıç değerlerine göre elde edilen çakıştırma sonuçları

Başlangıç	X öteleme	Y öteleme	R dönme	PSNR	RMSE
5°	-0.04	-0.07	-4.82	35.97	2.95
10°	0.14	-0.23	-9.88	34.51	3.46
15°	-2.61	2.12	3.74	15.84	8.84
20°	0.15	-0.17	-20.08	34.65	3.49
25°	1.19	-0.27	9.76	14.68	9.27

Yapılan deney sonuçlarından iskelet dal öznelik noktalarının iyi bir entropik öznelik işaretçisi (landmark) olarak, MST entropik çizge benzerlik ölçütü kullanımında iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

VI. ÇIKARIM

Bu çalışmada benzerlik ölçütlerinde kullanılan entropik çizgeler ve optimizasyon yöntemleri karşılaştırılmıştır. Benzerlik ölçütü hesabında iskelet dal noktaları öznelik olarak kullanılmıştır. Ayrıca çizge oluşturulurken, “öznelik seçimleri” ve “dönüşüm parametrelerini bulmak için kullanılan optimizasyon teknikleri” de karşılaştırılmıştır. Deneysel çalışmalarda, iskelet dal öznelik seçiminin ve “En yakın Türev” optimizasyonunun iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Entropik çizgelerden MST çizgesinin çizge boyu ve entropi ölçütlemesi arasında daha belirleyici bir ilişki olduğu görülmüştür.

KAYNAKLAR

- [1] Zitova, B., and Flusser, J., 2003, “Image registration methods: A survey”, *Image and Vision Computing*, vol. 21, sayfa. 977-1000.
- [2] Goshtasby, A., 2012, *Image Registration: Principles, Tools and Methods*. Springer Science & Business Media. Pp 7-66
- [3] Hero, A.O., and Michel, O., “Asymptotic theory of greedy approximations to minimal K-point random graphs”, *IEEE Trans. on Info Theory*, Vol. IT-45, sayfa 1921-1939, 1999.
- [4] Hero, A.O., and Michel, O., 2000, Estimation of Renyi Information Divergence via Pruned Minimal Spanning Trees, Proceedings of the IEEE 2000 International Symposium on Information Theory, Italy.
- [5] Steele, J.M., 1997, Probability theory and combinatorial optimization, CBMF-NSF regional conf. in appl. math, vol. 69, SIAM, 1997
- [6] Redmond, C., Yukich, J. E., 1994. Limit theorems and rates of convergence for subadditive Euclidean functionals, *Annals of Applied Prob.*, 1057-1073,
- [7] Yukich, J., 1998, Probability Theory of Classical Euclidean Optimization. Berlin: Springer-Verlag, Lecture Notes in Computer Science, vol. 1675.
- [8] Ma, B., Hero, A. Gorman O.J., and Michel O., 2000. Image registration with minimal spanning tree algorithm, 2000 IEEE International Conf. on Image Processing,, Vancouver.
- [9] Costa, J., and Hero, A.O., 2004, Geodesic entropic graphs for dimension and entropy estimation in manifold learning, *IEEE Trans. on Signal Process.*, Vol. 52, No. 8, sayfa 2210-2221, IEEE Explore
- [10] Sabuncu, M.R. , and Ramadge P.J., 2008, Using Spanning Graphs for Efficient Image Registration. *IEEE Transactions on Image Processing* 17(5): 788-797.
- [11] Pal, D., Poczós, B., Szepesvari, C. , 2010, Estimation of R’enyi entropy and mutual information based on generalized nearest-neighbor graphs, *In Advances in Neural Information Processing Systems 23*, sayfa 1849–1857. Curran Associates, Inc.
- [12] Sricharan, K., and Hero, A.O., 2011, Weighted k-NN graphs for Renyi entropy estimation in high dimensions, . *IEEE Workshop on Statistical Signal Processing (SSP)*.
- [13] Zhang, S., Zhi, L., Zhao, D., Zhao, H., 2011, Minimum Spanning Tree Hierarchically Fusing Multi-Feature Points and High-Dimensional Features for Medical Image Registration, *IEEE Sixth International Conference on Image and Graphics*, sayfa 263-266.
- [14] Singh, S., Poczós, B., 2016, Finite-Sample Analysis of Fixed-k Nearest Neighbor Density Functional Estimators, *Proceedings of the Neural Information Processing Systems (NIPS-16)*, 2016.
- [15] Hero, A.O., Ma, B., Michel, O., and Gorman, J., 2002, Applications of entropic spanning graphs. *IEEE Signal Proc. Magazine (Special Issue on Mathematics in Imaging)*, vol 19, no 5, sayfa 85–95.
- [16] Cocosco, C., Koolokian, V., Kwan, R., and Evans, A., 1997, Brainweb: Online interface to a 3d mri simulated brain database, *NeuroImage*, vol.5, no.4.
- [17] (<http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/thin.htm>)