DÜMF Mühendislik Dergisi
web: http://dergipark.gov.tr/dumf

Araştırma Makalesi / Research Article

Nokta Bulutları Üzerinden 3B Zernike Momentlerin Güçlü Bir Şekilde Hesaplanması

Erdal ÖZBAY*
Fırat Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Elazığ
erdalozbay@firat.edu.tr ORCID: 0000-0002-9004-4802, Tel: (424) 237 00 00 (6303)

Ahmet ÇINAR
Fırat Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Elazığ
acinar@firat.edu.tr ORCID: 0000-0001-5528-2226, Tel: (424) 237 00 00 (6315)

Geliş: 28.02.2019, Revizyon: 06.05.2019, Kabul Tarihi: 28.05.2019

Öz

Bu çalışmada, üç boyutlu (3B) nokta bulutu üzerinden Zernike Moment'lerin (ZM) etkili bir şekilde hesaplanması yaklaşımını ele almaktayız. Çevresel modelleme gibi konularda önemli olan bu yaklaşım, bağlamsal bilgileri birleştirmek ve belirli nesne sınıflarının ilişkilerini öğrenmek için kullanılabilmektedir. Bu nedenle, 3B ZM, karmaşık bir sahneden güvenilir bir sonuç elde etmek için kullanılmaktadır. Genel olarak, nesneler sahnedeki nokta yoğunluğu değerlerine göre farklı kategorilere ayrılmaktadır; zemin, ağaç, nesne vb. Üç boyutlu ZM algoritmasında, karmaşık bir sahnenin nokta bulutlarının kümelenmesi için hızlı ve düşük karmaşıklık maliyetiyle hesaplanması önerilmektedir. Üç boyutlu ZM, trinom terimlerinin (x, y, z) sayısal nesne vokselleri üzerindeki matematiksel entegrasyonu ile oluşturulan eksiksiz bir 3B geometrik alan olarak ifade edilmektedir. Geliştirilen yöntemin performansı, mevcut Zernike Moment hesaplama yöntemi ile kıyaslandığında, zamansal olarak ortalama %90 civarında bir iyileştirme sağladığı görülmektedir.

Anahtar Kelimeler: *3B; Nokta Bulutu; Zernike Moment;*

* Yazışmaların yapılacağı yazar

DOI: 10.24012/dumf.533640

Giriş

Nokta bulutu üretimi, geliştirilen üç boyutlu (3B) tarayıcıların modüler olması ve konumlandırma sistemlerinin iyileştirilmesi ile daha kolay hale gelmektedir (Ozbay ve Cinar, 2013). Yüksek doğruluğa sahip nokta bulutu toplama süreci genellikle araştırma, inceleme, özerk sahne arama ve nesne üretme konularındaki çalışmaların ilk adımıdır (Lalonde vd., 2007).

Nesnelerin, nokta bulutu verileri kullanılarak tespit edilmesi, uzaktan algılama çalışmalarında önemli araştırma konularından bir tanesidir. Bu çalışmalardan elde edilen nitelikli sonuçlar, görselleştirme ve benzetim gibi uygulamalarda, 3B nesne modelleri oluşturmak için kullanılmaktadır. Kinect sensör kamera, sahnelerin 3B nokta bulutlarını basit ve pratik bir şekilde taramak için kullanılabilecek en uygun cihazlardan bir tanesidir. Taranan sahnelerin nokta bulutlarının voksel yapısı üzerinde bir dizi işlem yerine getirilen birçok yeni çalışma ortaya konmaktadır (Özbay ve Çinar, 2018). Bu çalışmada, bir sahnenin Kinect tarafından elde edilen 3B nokta bulutlarından 3B Zernike Moment'leri (ZM) etkili ve hızlı bir şekilde hesaplayan bir yaklaşım önerilmektedir. Bununla birlikte, bu son derece güvenilir nokta etiketleme yaklaşımı, sahnedeki nesne sınıflarının (örneğin, nesneler, ağaçlar ve yollar) ve karmaşık nesne yapısının değişkenliği nedeniyle zor bir iştir. Bu bakımdan, ZM kullanılarak aynı sahnedeki birden fazla nesneyi ayırt etmek için bağlamsal bir kümelenme işlemi yerine getirilebilmektedir.

Momentler, bilgisayarla görme, görüntü işleme, örüntü tanıma ve çok işlevli analiz konuları gibi birçok çalışmada kullanılmaktadır. Bu çalışmaların bazılarında, ortogonal polinomlara dayanan ZM kullanılmıştır (Teague, 1980). Bu nedenle, bu çalışmada vokseller üzerinde çalışabilen 3B Zernike Moment yaklaşımı 3B şekil tanımlayıcıları için savunulmaktadır. Önerilen yöntemin asıl amacı, şekil özelliklerini etkin ve başarılı bir şekilde ayrıştırma yoluyla bir sahneyi hiyerarşik nokta bulutlarından soyutlamaktır. Bu çerçevede, sahnedeki her küçük veya büyük nesneye ait nokta bulutları sınıflandırılabilmektedir. Önerilen yaklaşımla elde edilen 3B ZM kullanılarak bu sonucun sahne içerisindeki hangi nesne sınıfına ait olduğu belirlenebilmektedir.

Materyal ve Yöntem

3B nesnelerin yeniden inşası, sınıflandırılması, bölümlendirilmesi, kümelenmesi ve tanınması, özellikle son yıllarda yapılan önemli araştırma konularındandır. Bu alandaki çalışmalar, 3B nesne şekli tanımlayıcıları olarak 3B Moment değişmezlerinin (invariants) yeteneklerinden faydalanmıştır (Funkhouser vd., 2003). 2B ZM, bilgisayarlı grafik alanlarından kenar çıkarma (Ying-Dong vd., 2005), görüntü alma (Kim vd., 2008), tanıma uygulamaları (Broumandnia vd., 2007) ve biyometri (Kim vd., 2008) gibi çeşitli çalışmalarda kullanılmıştır. Klasik 2B Zernike polinomlar, ortogonal olmayan momentleri 3B yaparak, ortogonal olarak güçlendirilmesini amaçlamaktadır. Bazı çalışmalarda ise, momentlerin ve 3B Zernike polinomlarının türetilmesinin teorik yönleri halen tartışılmaktadır (Canterakis, 1999).

3B ZM grubunun nokta bulutu üzerinden yeniden yapılandırılması basit ve etkili bir işlemdir. Ek olarak, 3B ZM, kapalı sınırlar belirlemeye gerek kalmadan nesnelerin 3B şekilleri hakkında küresel bilgi toplama yeteneğine sahiptir. Bu bakımdan nesnelere ait şekil bilgisi ve bunlarla ilgili analiz teknikleri geliştirilerek 3B nesnelerin yapı ve fonksiyon ilişkileri hakkında bilgi üretimi açısından önemlidir.

Nokta Bulutu Üretimi

Bu makalede Microsoft Kinect Sensör kullanılarak Visual Studio C# ortamında 3B nokta bulutlarının yakalanmasını sağlayan bir veri toplama modülü geliştirilmiştir. Bu sistem, nesne algılamada kullanılmak üzere üç boyutlu sahneler üretmek ve bu sahneler içerisindeki nesne modellerini tespit etmek için kullanılabilmektedir. Geliştirilen sistemde kurulu olan Kinect sensörüne bağlanmak için

OpenNI kütüphanesi, yazılıma dahil edilmiştir (Ozbay ve Cinar, 2013). Ortalama 1,5 m mesafeden çekilen görüntülerden elde edilen 3B nokta bulutları, bu uygulama için Nokta Bulut Kütüphanesi (PCL) tarafından sunulan basit nokta bulut verilerine (*PCD*) dönüştürülmektedir. Bu formattaki veri türünde üretilen her satır için 3B nokta bilgilerini (x, y, z) tutan standart bir Ascii metin dosyası oluşturulmaktadır. Nokta bulutu verileri, 3B nesnelerden oluşturulan bulutları işaretlemek için zemin ve arka plan çıkarma gibi basit ön hesaplamalar ile birlikte gürültüsüz hale getirilmektedir. Şekil 1'de Kinect sensör kamera kullanarak beş farklı nesneye ait 3B nokta bulutu üretme düzeneği gösterilmektedir. Şekilde gösterilen nesnelerin üretilen nokta bulutu sayıları soldan sağa sırasıyla, 230, 262, 247, 234 ve 233'dür.



Şekil 1. Kinect sensör kamera ile beş farklı nesnenin taranması

3B Zernike Momentlerin Hesaplanması

Klasik Zernike moment hesaplaması sırasında, nokta bulutu üzerindeki üç boyutlu Zernike polinomlar, $Z_{l,m,n}$, denklem (1)'deki gibi ortogonal polinomlar olarak tanımlanmaktadır (Grandison vd., 2009);

$$Z_{l,m,n}(\Re) = R_{l,m}(r)\boldsymbol{Y}_{m,n}(\theta,\phi), \quad (1)$$

Bu denklemde, $l \in [0, \text{Max}]$, $m \in [0, l]$ ve $n \in [-m, m]$ dir. Ayrıca (l - m) pozitif değerlere sahip tamsayılardan seçilmelidir. Hesaplama işlemleri sırasında Max, maxterm olarak tanımlanmaktadır. $R_{l,m}(r)$ ve $\boldsymbol{Y}_{m,n}(\theta,\phi)$, radyal fonksiyonlar ve gerçek sayısal değeri olan küresel harmonikler olarak adlandırılmaktadır. Denklem (2)'de tarif edildiği gibi, 3B Zernike, $f(\Re)$'nin herhangi bir fonksiyonunun bir birim küre uzayında tanımlanan polinomları kullanarak genişletilebilmektedir;

$$f(\Re) = \sum_{l=0}^{\infty}\sum_{m=0}^{l}\sum_{n=-m}^{m}\Omega_{l,m,n}Z_{l,m,n}(\Re). \quad (2)$$

Ω denklem (2)'deki üç boyutlu ZM'yi temsil eden genleşme katsayısıdır. Daha sonra, denklem (3)'teki gibi polinomların karmaşık eşleniği üretilmektedir.

$$\Omega_{l,m,n} = \int_0^1\int_0^{2\pi}\int_0^{\pi}\overline{Z_{l,m,n}(\Re)}\,f(\Re)(r^2 sin\theta\, dr d\theta d\phi). \quad (3)$$

3B küresel ve kartezyen koordinatlar arasındaki dönüşüm, aşağıdaki gibi 3B Zernike polinomları ile formüle edilmektedir;

$$\begin{bmatrix}x\\y\\z\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}r\,sin\theta\,sin\phi\\ r\,sin\theta\,cos\phi\\ r\,cos\phi\end{bmatrix}. \quad (4)$$

Burada, 3B Zernike polinomlar şu şekilde tanımlanmıştır:

$$Z_{l,m,n}(X) = \sum_{v=0}^{k}Q_{k,m,v}|X|^{2v}e_{m,n}(X), \quad (5)$$

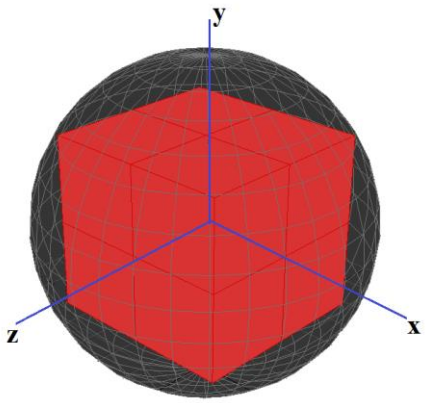
Denklem (5)'teki $k = (l-m)/2$ değeri, $0 \le v \le k$ aralığında bir tamsayı değeridir. Böylece $Q_{k,m,v}$ katsayısı aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır;

$$Q_{k,m,v} = \frac{(-1)^k}{2^{2k}}\sqrt{\frac{2m+4k+3}{3}}\binom{2k}{k}(-1)^v\frac{\binom{k}{v}\binom{2(k+m+v)+1}{2k}}{\binom{k+m+v}{k}} \quad (6)$$

3B Zernike tanımlayıcıları genellikle benzer yapıları ve bu tanımlayıcıların vektörlerini karşılaştırmak için kullanılırken, bağımsız 3B ZM görüntü rekonstrüksiyonu için kullanılmaktadır. Gerçekleştirilen algoritmada, Kinect sensör kameradan elde edilen görüntülerden üretilen nokta bulutunun voksel yapısı ile üç boyutlu ZM hesaplanmaktadır.

Güçlü 3B Zernike Hesaplaması

Nesnelerin veya sayısal görüntülerin ZM'i, üç boyutlu Zernike polinomlarına yansıyan değerler olarak ifade edilmektedir. Bu polinomlar, küresel koordinatlarda tanımlanan her birim kürede / vokselde bulunmaktadır. Şekil 2'de görüldüğü gibi, küresel koordinat sistemine göre, birim küre, *x, y* ve *z* eksenleri gösterilen sekiz küçük eşit küp voksele bölünmüştür.



Şekil 2. Sekiz voksel barından bir birim küpün gösterimi

Nokta bulutu veya yakalanan her 3B nesnenin dijital görüntüsü, *N* x *N* x *N* boyutlarında çok boyutlu bir voksel dizisinden oluşmaktadır. Bu voksellerin (x_i, y_i, z_i) merkez noktaları, yalnızca bir dizi ayrık noktalar kümesindeki yoğunluk işlevleri kullanılarak tanımlanmaktadır;

$$x_i = y_i = z_i = \frac{2i-N-1}{N\sqrt{3}}, \tag{7}$$

Denklem (7)'deki $i = 1, 2, \ldots, N$ 'e kadar olan x, y, ve z boyutlarındaki örnekleme aralıkları $\Delta x_i = x_{i+1} - x_i, \Delta y_i = y_{i+1} - y_i, \Delta z_i = z_{i+1} - z_i$ dir.

Normalizasyon faktörü hesaplaması sırasında, $C_{m,n}$ tekrarlama bağıntısı elde edilmektedir. Böylece, yüksek hesaplama maliyetleri asgariye indirilmektedir.

$$C_{m,n} = \frac{\sqrt{(2m+1)(m+n)!(m-n)!}}{m!} \tag{8}$$

Denklem (8)'e göre $C_{m,n}$ bir normalizasyon faktörüdür ve $\hat{\imath} = \sqrt{-1}, z = x + \hat{\imath}y$, tekrarlama ilişkileri için türetilen karmaşık değişkendir;

$$C_{0,0} = 1, \qquad C_{m,0} = \sqrt{2m+1},$$
$$C_{m,n} = \sqrt{\frac{m+n}{m-n+1}}\, C_{m,n-1}, \tag{9}$$

buradaki $m = 1, 2, 3, \ldots, M$ (en yüksek değer) ve $n = 1, 2, 3, \ldots, m$ dir. ZM'lerin hesaplanmasındaki aşırı karmaşıklık, denklemde (6) $Q_{k,m,v}$ katsayıları ile ifade edilmiştir. Daha basitleştirilmekte olan bu durum karmaşıklık sorununun üstesinden gelmek için aşağıda belirtilmektedir.

$$Q_{k,m,v} = \frac{(-1)^k}{2^{2k}}\sqrt{\frac{2m+4k+3}{3}}\, T_{k,m,v}, \quad T_{k,m,v} = \frac{\binom{2k}{k}\binom{k}{v}\binom{2(k+m+v)+1}{2k}}{\binom{k+m+v}{k}}. \tag{10}$$

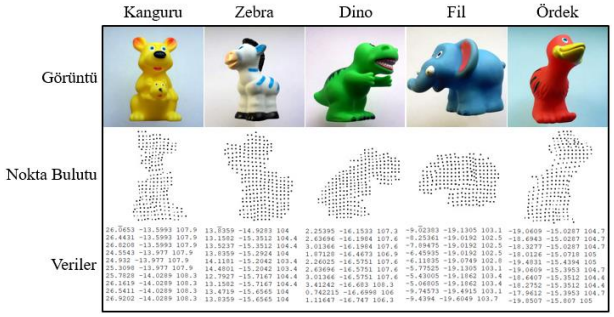
3B görüntü rekonstrüksiyonunun hesaplanmasında sıra, $m = l$ olduğunda maksimum bağımsız moment sayısı 120 olmakta ve bu değer için maksimum sıra 9 olmaktadır.

Denklem (10)'daki matrisin kayıtlı değerleri kullanılarak, kombinasyon terimleri kolayca hesaplanabilmektedir. Moment değerleri; $l \in [0, Max]$, $m \in [0, l]$ ve k, ön hesaplama, stoklama ve gerektiğinde geri çağırma için $T_{k,m,v}$ katsayılarının birer tamsayı değerleridir. Sonuç olarak, $Q_{k,m,v}$ katsayıları, daha az maliyet ve daha yüksek verimlilik elde edilerek herhangi bir kombinasyon olmadan etkili bir şekilde hesaplanabilmektedir. Bu şekilde, aşırı hesaplama karmaşıklığı ortadan kalkmaktadır. Burada özellikle, $m = l$ şartı için gerçekleşen özel durum için, $Q_{k,m,v}$ katsayıları, aşağıdaki denklem kullanılarak hesaplanmaktadır:

$$Q_{0,m,0} = \sqrt{\frac{2m+3}{3}} \tag{11}$$

Geometrik 3B ZM'nin hesaplanmasının karmaşıklığı önerilen ardışık hesaplama yöntemiyle büyük ölçüde azaltılmaktadır. Şekil 2'de gösterildiği gibi, şekildeki sekiz küpü içeren birim küreden, küçük bir küp hesaplama için çıkarılır ve bu birinci alt küpü ifade etmektedir. Bu nedenle, bir şeklin 3B ZM hesaplaması tüm

nesne alanının sadece sekizde biri için yeterli olacağı anlamına gelmektedir. Yöntemin bu özelliğini uygulayarak, hesaplama maliyetleri % 12,5'a kadar yani 8'de 1'i oranında düşürülebilmektedir. Bununla ilgili ayrıntılı bilgi, Tablo 1'deki sayısal sonuçlar Şekil 4'te grafiksel olarak gösterilmektedir. Bu çalışmada, C# programlama dili, geliştirilen algoritmayı uygulamak ve gerekli olan veri toplama işlemi için Kinect sensör kamera ile birlikte kullanılmıştır. ZM'nin hesaplanması sürecinde Matlab 9.4 kullanılmıştır. Bu çalışmada kullanılan bilgisayar donanım özellikleri Intel Core i7-3610QM CPU, 8 GB RAM, GeForce 650 M grafik kartıdır.



Şekil 3. Nokta bulutu üzerinden 3B Zernike momentleri hesaplanan veriler

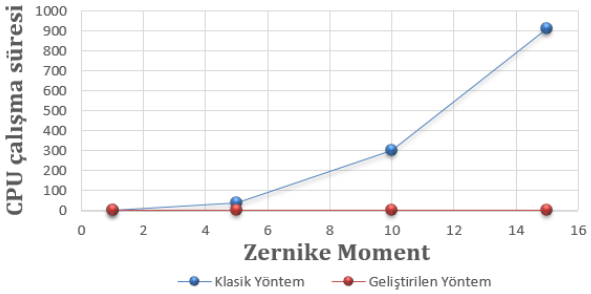
Uygulama ve Başarımlar

Tablo 1. Bilinen (Novotni ve Klein, 2004) ve önerilen Zernike Moment hesaplama sürelerinin CPU çalışma zamanlarına göre azaltım oranı (Dino).

ZM SIRASI	BILINEN ZM (NOVOTNI)	ÖNERILEN ZM	AZALTIM ORANI %
1	0.635	0.075	88.189%
5	37.498	0.199	99.469%
10	303.180	0.368	99.878%
15	913.280	1.096	99.880%

Bu makalede Kinect sensör kamera kullanarak elde edilen nokta bulutu verileri üzerinden üç boyutlu Zernike Momentlerin hesaplanması için beş farklı veri seti ile çalışılmıştır. Şekil 3'te elde edilen verilere ait 2B görüntüler, oluşturulan nokta bulutu gösterimi ve her bir veri seti için *x*, *y*, *z* sayısal verileri gösterilmektedir. Tüm veri setleri ortalama aynı büyüklüğe sahip nesnelerden oluştuğundan ve aynı mesafeden yakalandığından nokta bulutu sayısıları yaklaşık olarak eşittir. Bu bakımdan CPU çalışma zamanı azaltım oranları her bir set için aynı değerde sonuçlanmıştır.

Önerilen yöntemin, işlem zamanının en düşük moment sırası için yaklaşık % 88 ve en yüksek moment sırası için % 99 olduğu, bilinen ZM hesaplama yönteminden daha verimli olduğu açıkça gösterilmiştir. Dahası, mevcut bilinen yöntemlerde hiçbir hafıza tasarrufu yoktur. Genel olarak, bu karşılaştırma önerilen yöntemin üstünlüğünü göstermektedir. Bu değerlendirmeler, Kinect kullanarak elde ettiğimiz Dino nesnesi üzerinden sağlanmıştır. Bunun haricinde 4 farklı nesne için de aynı çalışma yürütülmüş ve nokta sayısına bağlı olarak, hem CPU çalışma süresi hem de ZM hesabı olarak yaklaşık sonuçlar elde edilmiştir.



Şekil 4. Dino nesnesi için 3B ZM'in hesaplanmasında, CPU çalışma süreleri grafiği

Sonuçlar

Niteliksel ve niceliksel değerlendirmeler, önerilen hızlı ZM hesaplama yöntemi kullanılarak nokta bulutlarından etkili bir şekilde nesne tespitine faydalı olacak sonuçlar elde edilebileceği yönündedir. Uygulanan yöntemin etkinliğini doğrulamak için taranan bir sahnedeki beş farklı nesne için yapılmıştır. Sahnedeki nesnelerin taranması için Kinect'in yeteneklerinden faydalanılmıştır. Sahnedeki nesneler, farklı yapıdaki beş küçük plastik oyuncaktan (kanguru, zebra, dino, fil, ördek) oluşmaktadır. Nokta bulutları, tek bir tarama kullanarak herhangi bir tıkanıklık olmadan elde edilmiştir. ZM hesaplamaları zemin ve arka plan nokta bulutlarından soyutlanarak doğrudan nesnelere ait olan veriler üzerinde yürütülmüştür.

Kaynaklar

Broumandnia, A., Shanbehzadeh, J. (2007). Fast Zernike wavelet moments for Farsi character recognition. Image and Vision Computing, 25(5), 717-726.

Canterakis, N. (1999). 3D Zernike moments and Zernike affine invariants for 3D image analysis and recognition. In In 11th Scandinavian Conf. on Image Analysis.

Funkhouser, T., Min, P., Kazhdan, M., Chen, J., Halderman, A., Dobkin, D., Jacobs, D. (2003). A search engine for 3D models. ACM Transactions on Graphics (TOG), 22(1), 83-105.

Grandison, S., Roberts, C., Morris, R. J. (2009). The application of 3D Zernike moments for the description of "model-free" molecular structure, functional motion, and structural reliability. Journal of Computational Biology, 16(3), 487-500.

Kim, H. J., Kim, W. Y. (2008). Eye detection in facial images using Zernike moments with SVM. ETRI journal, 30(2), 335-337.

Kim, W. C., Song, J. Y., Kim, S. W., Park, S. (2008). Image retrieval model based on weighted visual features determined by relevance feedback. Information Sciences, 178(22), 4301-4313.

Lalonde, J. F., Vandapel, N., Hebert, M. (2007). Data structures for efficient dynamic processing in 3-d. The International Journal of Robotics Research, 26(8), 777-796.

Novotni, M., Klein, R. (2004). Shape retrieval using 3D Zernike descriptors. Computer-Aided Design, 36(11), 1047-1062.

Ozbay, E., Cinar, A. (2013). 3D reconstruction technique with kinect and point cloud computing. Global Journal on Technology, 3, 1748-1754.

Özbay, E., Çinar, A. (2018). A voxelize structured refinement method for registration of point clouds from Kinect sensors. Engineering Science and Technology, an International Journal.

Teague, M. R. (1980). Image analysis via the general theory of moments. JOSA, 70(8), 920-930.

Ying-Dong, Q., Cheng-Song, C., San-Ben, C., Jin-Quan, L. (2005). A fast subpixel edge detection method using Sobel–Zernike moments operator. Image and Vision Computing, 23(1), 11-17.

A Robust Calculation of 3D Zernike Moments from Point Clouds

Extended Abstract

In this study, we discuss the approach of the efficient calculation of Zernike Moments (ZM) over a three-dimensional (3D) point cloud. This approach, which is important in environmental modeling, can be used to combine contextual information and to learn the relationships of particular object classes. Therefore, 3D Zernike Moment is used to obtain a reliable result from a complex scene. In general, objects are categorized into different categories according to the dot density values in the scene; ground, tree, object etc. In a three-dimensional Zernike Moment algorithm, it is recommended to calculate a complex scene with fast and low complexity cost for clustering of point clouds. Three-dimensional Zernike Moment is expressed as a complete 3D geometric field created by the mathematical integration of trinom terms (x, y, z) on numerical object voxels. The performance of the developed method, compared with the current Zernike Moment calculation method, shows an improvement of 90% on average.

Zernike Moments are calculated in the whole image and can give successful results in object recognition and identification. However, Zernike Moment is not equally successful in subjects such as an object classification, where image information is more important than image. For this reason, instead of calculating the moments on the whole image, a new principle calculation of point cloud Zernike Moment around each and every neighbor was used. This method produces faster and more effective results than the common Zernike calculation methods.

The voxel data of a scene is expressed as a point cloud distributed in a three-dimensional space according to a particular order. In this article, a new method is proposed which reflects the formal properties of point distributions for Moment calculations of voxel distribution.

The moments of a point set may express the formal characteristics of the distribution of this cluster, such as the center of gravity, variance, skewness, and kurtosis. In this case, voxel data can also be considered as a set of points and the formal properties of its distribution can be evaluated over the moments. As a result, the results of 3D voxel data can be followed by using a parsing result of object classification.

Zernike Moment is independent of the rotational movements on the images of objects and is a commonly used tool in the fields of shape recognition and classification. Similarly, the amplitudes of 3D Zernike Moments use this feature in three-dimensional image structures. With the help of sensor cameras, which have become widespread in recent years, it has become possible to take three-dimensional images of various scenes. In this study, three-dimensional object images within a scene, a new method to help object classification with the robust 3D Zernike Moment calculation approach is proposed. The proposed method was applied to the dataset of real 3D toy objects using the Kinect sensor camera. 3D Zernike Moment results from data sets are produced faster and more efficiently than known Zernike calculation methods.

Keywords: *3D; Point Cloud; Zernike Moment*