



# Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı Tedavisi için Yeni Bir Yaklaşım A New Approach For Treatment of Chronic Obstructive Pulmonary Disease

Sedat Öreñç<sup>1</sup>, Muhammed Kürşad Uçar<sup>1</sup>, Mehmet Recep Bozkurt<sup>1</sup> Cahit Bilgin<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü, Sakarya Üniversitesi, Sakarya, Türkiye

{sedat.orenc}@ogr.sakarya.edu.tr {mucar,mbozkurt}@sakarya.edu.tr

<sup>2</sup> Tıp Fakültesi, Sakarya Üniversitesi, Sakarya, Türkiye

{cahitbilgin}@sakarya.edu.tr

**Özetçe** —Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı (KOAH), genellikle zehirli gazlar sebebiyle ortaya çıkan kalıcı solunumsal bir hastalıktır. Teşhis, uzman teknisyen tarafından spirometre cihazı ile alınan rapor üzere uzman doktor tarafından konur. Teşhis adımları ancak uzman teknisyen eşliğinde hastane ortamında uygulanabilir. Teşhis sürecinin bu denli zahmetli olması alternatif sistem gereksinimlerini doğurmaktadır. Bu çalışmada, hastalığın teşhis sürecindeki, zahmetin azaltılabilmesi için alternatif bir yöntem olarak fotoplethysmografi sinyali tabanlı taşınabilir yazılımsal teşhis sistemi önerilmiştir. Bu amaçla fotoplethysmografi sinyalinden zaman domeninde 26 adet özellik çıkarılmıştır. Çıkarılan özellikler makine öğrenmesi temelli k - En Yakın K Komşusu algoritması ile sınıflandırılarak hastalığın teşhisi yapılmaya çalışılmıştır. Çalışmada 8 KOAH'lı hasta ve buna karşılık kontrol için 6 kişilik grup kullanılmıştır. Sınıflandırma performansının hesaplanabilmesi için doğruluk oranı, duyarlılık, özgüllük ve f-ölçümü gibi parametreler kullanılmıştır. Bazı k ve uzaklık algoritmalarına göre tüm veriler %100 doğru sınıflandırılmış, duyarlılık 1, özgüllük 1 ve F ölçümü 1 olarak tespit edilmiştir. Çalışmada elde edilen sonuçlar göz önüne alındığında makine öğrenmesi temelli KOAH teşhisinin etkili ve verimli bir şekilde yapılabileceği kanısına varılmıştır.

**Anahtar Kelimeler**—Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı, Biyomedikal Sinyal İşleme, Fotoplethysmografi, k - En Yakın K Komşusu algoritması.

**Abstract**—Chronic Obstructive Pulmonary Disease (COPD) is a persistent respiratory disease usually caused by toxic gases. The diagnosis is made by a specialist doctor on a report taken by a specialist technician using a spirometer. Diagnostic steps can only be carried out in hospital environment in the presence of a qualified technician. The diagnostic process is so troublesome that it leads to alternative system requirements. In this study, a portable software system based on photoplethysmography signal is proposed as an alternative method to reduce the burden of the diagnosis process of the disease. For this purpose, 26 features were extracted from the photoplethysmography signal in time domain. The extracted features were classified by machine learning based k - Nearest Neighbors algorithm and tried to diagnose the disease. The study included 8 patients with COPD and a control group of 6 patients. Parameters such as accuracy, sensitivity, specificity and f-metric were used to calculate the classification performance. According to some k values and distance algorithms, all data are correctly classified as %100, with a sensitivity of 1, a specificity of 1 and a measurement of F of 1. Given the results of the study,

it has come to the conclusion that machine learning-based COPD diagnosis can be done effectively and productively.

**Keywords**—Chronic Obstructive Pulmonary Disease, Biomedical Signal Processing, Photoplethysmography, K - Nearest Neighbor Algorithm.

## I. GİRİŞ

Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı (KOAH), Dünya Sağlık Örgütü'ne göre, ciddi bir küresel sağlık sorunudur. KOAH, dünyadaki ölümlerin dördüncü nedenidir ve mortalite oranının 2030 yılında üçüncü en yüksek hastalıklardan biri olacağı tahmin edilmektedir. KOAH'ın ana patolojik özelliği, kronik solunum yolu tıkanıklığıdır [1]. KOAH kalıcı, ilerleyici bir hastalıktır ve akciğerlere giren zararlı partikül ve gazlar sebebi ile bu hastalık meydana gelmektedir [2]. Kronik öksürük, nefes darlığı ve balgam çıkarma hastalığın en önemli belirtilerindedir. Bu belirtilere sebebiyet veren ana etkenin başında sigara dumanı gelir. Sigara dumanı ile nefes borularına ve hava keseciklerine zararlı gazlar ve maddeler dolar. Zaman geçtikçe bu zararlı maddeler bronşların ve hava keseciklerin yapısını bozar. Bunun sonucunda KOAH'ın meydana gelmesine ve ilerlemesine sebebiyet verir [3].

KOAH teşhisi yapabilmek için spirometri cihazından istifade etmek gerekir. Zorlu vital kapasite (FVC), alınan nefesin 1. saniyesinde ekshale edilen hacmi (FEV1) ve FEV1/FVC oranı spirometri tarafından ölçüldükten sonra kişiye tanı konulabilir. KOAH hastası olarak düşünülen kişide gerekli tedaviden (bronkodilatör) sonrası FEV1/FVC < %70 ise hasta KOAH olarak kabul edilmelidir [4]. Hastalar semptomların ilerlemesine ve değişikliklerine dikkat etmeli ve hastalığı daha erken teşhis etmek ve alevlenmeleri önlemek için spirometri testleri uygulayarak düzenli kontrollerden geçmelidir. Maalesef bu testler, hastanelere gitmeyi zorunluluğu kıldığı için zaman ve para gerektirir [5]. Bu tür problemlerin üstesinden gelebilmek için uygun maliyetli ve taşınabilir cihazların geliştirilmesi gerekir. KOAH teşhisini taşınabilir sistemlerle gerçekleştirebilmek için bir proje yürütülmektedir. Bu çalışma da projenin bir parçası olup, KOAH teşhisinde

## Biyomedikal Sinyal İşleme 2

12 Ekim 2017 - 17.15-18.45 - Salon A

fotopletismografi (PPG) sinyalinin kullanımı önerilecektir. PPG, insan vücudundan cilde yakın herhangi bir yerden ölçülebilen biyolojik bir sinyaldir. Sinyalin vücuda ait bilgiler barındırdığı düşünülmektedir [6].

Lüeratur çalışmaları dikkate alındığında, belli sayıda spirometri cihazı ile kayıt altına alınan sinyaller mevcuttur. KOAH gibi solunumsal hastalıkların teşhisi için PPG sinyalinin kullanılabilmesi öngörülmüştür. Bu yüzden KOAH'ın solunumsal bir hastalık olması nedeniyle, hastalık bilgilerinin PPG sinyali ile gerçekleştirilebileceğini düşünülerek böyle bir çalışma oluşturulmuştur.

Günümüzde sınıflandırma uygulamalarında genel olarak kullanılmakta olan birçok sayıda makine öğrenmesi yöntemleri mevcuttur. Bu yöntemlerinden bir tanesi de  $k$  - En Yakın Komşusu algoritması (kNN) yöntemidir. Bu çalışmada kNN yöntemi kullanılarak erken teşhis ve doğruluk yüzdesi oranını artırma hedeflenmiştir. kNN en yakın komşuluk algoritması bir çok sınıflandırma durumlarında sade fakat elverişli bir sonuç sunmaktadır. Bu çalışmada, KOAH'lı ve kontrol grublarına ait PPG sinyalinden zaman domeninde 26 özellik çıkarılmıştır. Çıkarılan özellikler kNN ile sınıflandırılmış doğruluk oranı, duyarlılık, özgüllük ve  $f$ -ölçümü gibi performans değerlendirme kriterleri ile test edilmiştir [7].

## II. MALZEME VE YÖNTEM

### A. Verilerin Toplanması Ve Organizasyonu

Bu çalışmamızda, veriler Sakarya Hendek Devlet Hastanesi Uyku Laboratuvarında SOMNOscreen Plus PSG cihazından elde edilmiştir. Bu verilerde 14 bireyin (8'i KOAH'lı 6'sı Sağlıklı) yaklaşık olarak 8 saatlik PPG kayıtları kullanılmıştır. PPG vücudun deriye yakın bir test bölgesinde akan kanın kapasitesi hakkında bilgi veren girişimsel olmayan, elektro-optik bir metottür. PPG sinyali, vücudun ilgili bölgesini aydınlatan ve ardından bu bölgeden yansıyan ya da geçen ışık ile elde edilir. Sinyalin örnekleme frekansı 256 Hz'dir.

Hastalara ait demografik bilgiler Tablo I'de ort  $\pm$  std (ort Ortalama, std Standart Sapma) şeklinde gösterilmiştir. Tabloda görüldüğü gibi, "Fotopletismografi Kayıt Dağılımları" kısmında hasta ve kontrol grubuna ait veriler gösterilmiştir. Çalışmada 8 erkek hastaya karşılık 6 kontrol grubu 2 kadın 4 erkek birey kaydı alınmıştır. Her bireyin kaydı 15 saniyelik parçalara (epoklara) ayrılmıştır ve her hastanın etiketi olan hasta ya da kontrol etiketi vardır. Bu işlem neticesinde KOAH grubuna ait 14960 kontrol grubuna ait 12484 epok vardır.

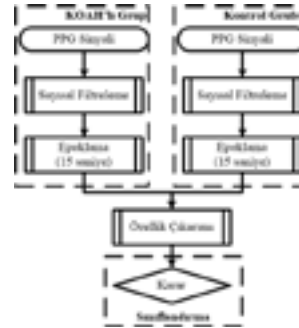
Bu çalışma şekil 1'de gösterildiği üzere birkaç basamakta gerçekleştirilmiştir. Öncelikle PPG sinyali üzerindeki gürültülerin temizlenmesi amacı 0.1-20 Hz arası frekansa sahip Chebyshev type II band geçiren filtre uygulanmış ve ardından "Moving Average" filtre uygulanarak gürültüsüz PPG sinyali elde edilmiştir. Ardından sinyal 15 saniyelik epoklara bölünmüş olup bölünen her epoktan zaman domeninden 26 adet özellik elde edilmiştir. Şekil 2'de KOAH ve Kontrol gruplarına ait PPG kaydı ve Hızlı Fourier Dönüşümü ile periodogram grafiği gösterilmiştir. Şekilde görüldüğü gibi sinyal genlikleri arasında farklılıklar mevcuttur.

### B. Fotopletismografi Sinyali Özellikleri

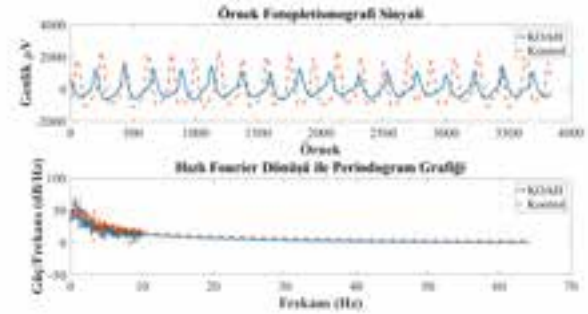
Bu çalışmada PPG sinyalinden toplam 26 özellik çıkartılmıştır. Çıkartılan özellikler tablo II'de gösterilmiştir. Bu

Tablo I: Bireylere ait bilgiler ve kayıtların dağılımı

	Demografik Bilgiler					
	Kadın		Erkek		Tüm Bireyler	
	$n_1 = 2$		$n_2 = 12$		$n = n_1 + n_2 = 14$	
	ort	std	ort	$\pm$ std	ort	$\pm$ std
Yaş (Yıl)	55.50	$\pm$ 4.95	53.17	$\pm$ 9.43	53.50	$\pm$ 8.82
Ağırlık (kg)	105.50	$\pm$ 6.36	101.92	$\pm$ 8.08	102.43	$\pm$ 7.75
Boy (cm)	170.00	$\pm$ 7.07	173.42	$\pm$ 6.52	172.93	$\pm$ 6.43
Vücut Kitle İndeksi (kg/m <sup>2</sup> )	36.70	$\pm$ 5.23	33.75	$\pm$ 2.54	34.17	$\pm$ 2.96
Fotopletismografi Sinyali Kayıt Dağılımları						
	Kadın		Erkek		Tüm Bireyler	
	ort	std	ort	std	ort	std
KOAH Grubu	$n_1 = 0$		$n_2 = 8$		$n = n_1 + n_2 = 8$	
(Toplam 14960)	-	-	1870.00	$\pm$ 737.96	1870.00	$\pm$ 737.96
Kontrol Grubu	$n_1 = 2$		$n_2 = 4$		$n = n_1 + n_2 = 6$	
(Toplam 12484)	2278.00	$\pm$ 435.58	1982.00	$\pm$ 339.41	2080.67	$\pm$ 361.15



Şekil 1: Sinyal işleme akış diyagramı



Şekil 2: Fotopletismografi Sinyaline ait Periodogram grafiği

tabloda formül, özellik adı ve özellik numarası olmak üzere 3 sütunda gösterilmiştir. Formüllerde yer alan  $x$ , biyomedikal sinyali göstermektedir.

### C. $k$ - En Yakın Komşusu algoritması

Sınıflandırmada kullanılan en yaygın ve etkin yöntemlerden ismi de kNN en yakın komşuluk algoritmasıdır. kNN birçok sınıflandırma problemlerini çözen denetimli öğrenme metodlarından birisi konumundadır. Sınıflandırma yapılacak verilerin (eğitim), test yapılacak olan verilerin sonuçları karşılaştırma yapılarak, en yakın olduğu görülen  $k$  verinin ortalamasıyla, saptanan eşik değere göre sınıflara atamaları yapılır.  $k$  en yakın komşu sayısını, eşik değeri ve benzerlik ölçümü gibi parametreler yöntemin performansını önemli derecede etkilemektedir [4], [8].



## Biyomedikal Sinyal İşleme 2

12 Ekim 2017 - 17.15-18.45 - Salon A

Tablo II: PPG özellikleri ve formülleri

Sıra	Özellik Adı	Formül
1	Ortalama	$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \frac{1}{n} (x_1 + \dots + x_n)$
2	Standart Sapma	$S = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$
3	Varyans	$Var = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$
4	Hjort Parametresi - Aktivite	$A = S^2$
5	Maksimum	$x_{max} = \max(x_i)$
6	Minimum	$x_{min} = \min(x_i)$
7	Medyan	$\tilde{x} = \begin{cases} x_{\frac{n+1}{2}} & : x \text{ tek} \\ \frac{1}{2}(x_{\frac{n}{2}} + x_{\frac{n}{2}+1}) & : x \text{ çift} \end{cases}$
8	Geometrik Ortalama	$G = \sqrt[n]{x_1 \times \dots \times x_n}$
9	Harmonik Ortalama	$H = n / (\frac{1}{x_1} + \dots + \frac{1}{x_n})$
10	Ortalama Karekök Değeri	$X_{rms} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n  x_i ^2}$
11	Çarpıklık	$x_{ske} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{(n-1)S^3}$
12	Bastıklık	$x_{kur} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{(n-1)S^4}$
13	Tekil Değer Ayrışımı	$SVD = svd(x)$
14	%25 Kırpılmış Ortalama	$T25 = \text{trimmean}(x, 25)$
15	%50 Kırpılmış Ortalama	$T50 = \text{trimmean}(x, 50)$
16	Şekil Faktörü	$SF = X_{rms} / (\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{ x_i })$
17	Ortalama Enerji	$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2$
18	Hjort Parametresi - Hareketlilik	$M = S_1^2 / S^2$
19	Hjort Parametresi - Karmaşıklık	$C = \sqrt{(S_2^2 / S_1^2)^2 - (S_1^2 / S^2)^2}$
20	Çeyrekler arası genişlik	$IQR = iqr(x)$
21	Medyan Mutlak Sapma	$MAD = mad(x)$
22	Moment, Merkezi Moment	$CM = \text{moment}(x, 10)$
23	Ortalama Eğri Uzunluğu	$CL = \frac{1}{n} \sum_{i=2}^n  x_i - x_{i-1} $
24	Ortalama Teager Enerjisi	$TE = \frac{1}{n} \sum_{i=3}^n (x_{i-1}^2 - x_i x_{i-2})$
25	Değişim Katsayısı	$DK = (S/\bar{x})100$
26	Standart Hata	$S_{\bar{x}} = S/\sqrt{n}$

Bu çalışmada, %50 eğitim ve %50 test olacak şekilde,  $k$ 'nın farklı ( $k = 1 - 10$ ) değerlerine ve farklı uzaklık hesaplama algoritmalarına göre sınıflandırılmıştır. Önerilen sistemin doğruluk oranını ve verimini bulabilmek için birçok performans değerlendirme kriterleri kullanılmıştır. Bunlar doğruluk oranı, duyarlılık, özgüllük ve f-ölçümü'dür. Duyarlılık, 1 en iyi değer olmak üzere 0-1 arasında değişir ve KOAH'lı hastalar içinde testin hastaları ayırma yeteneğini gösterir. Özgüllük, 1 en iyi değer olmak üzere 0-1 arasında değişir testin gerçek sağlıklıları içinde sağlıklıları ayırma yeteneğidir. Hastalığın doğrulanması gereken durumlarda kullanılır. Bir testin özgüllük değerinin 1 olması, o testin tüm sağlıklıları doğru olarak tespit edebildiğini gösterir.

### III. SONUÇLAR

kNN yöntemi ile sınıflandırma sonuçları Tablo III'deki gibi gösterilmiştir. Tabloda gösterildiği gibi çeşitli uzaklık hesaplama metodları kullanılmıştır. 10 adet  $k$  sayısı ve 10 adet uzaklık hesaplama yöntemi kullanıldığından toplam 100 adet varyasyon bulunmaktadır.  $k$  en yakın komşu sayısı arttıkça verim dolayısıyla performans ölçme parametre değerleri

düşmektedir [9].  $k = 5$  ve 6 olduğunda uzaklık mesafesi *cityblock* kullanırsak doğruluk oranı 90.96 ve 90.74 olarak elde edilmiştir. Ya da  $k = 3$  ve 8 olduğunda uzaklık mesafesi *eclidean* kullanırsak doğruluk oranı 92.96 ve 88.18 olarak bulunur. Bu uzaklık parametrelerinde olduğu gibi diğer tüm uzaklık hesaplama metodlarında da aynı değerlendirmeler söz konusudur.

Bu çalışmalara göre PPG sinyalinin KOAH teşhisinde yararlı olması gereken bir sinyal olduğu görülmüştür. Elde edilen verimin oldukça yüksek olması kNN metodunun KOAH teşhisinde kullanılabileceğini göstermektedir. Ayrıca taşınabilir alternatif sistemi ile hastalık süreç takibini kolaylaştıran avantajlardandır. Son olarak da hastalığın daha erken teşhisi yapılabileceği kanısına varılmıştır.

### BİLGİLENDİRME

Çalışmanın yapılabilmesi için Sakarya Üniversitesi Tıp Fakültesi Dekanlığından 1614662/050.01.04/70 sayılı etik kurulu raporu ve T.C. Sağlık Bakanlığı Türkiye Kamu Hastaneleri Kurumu Sakarya İli Kamu Hastaneleri Birliği Genel Sekreterliğinden 94556916/904/151.5815 sayılı veri kullanım izni alınmıştır.

Bu çalışma "Fotopletismografi (PPG) sinyalleri ile otomatik uyku evreleme ve solunum skorlaması yaparak obstrüktif uyku apne sendromu (OSAS) teşhisi için yeni bir sistem geliştirilmesi" başlıklı ve 115E657 numaralı proje ile Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırmalar Kurumu (TÜBİTAK) tarafından desteklenmektedir.

### KAYNAKÇA

- J. L. M. Amaral, A. J. Lopes, A. C. D. Faria, and P. L. Melo, "Machine learning algorithms and forced oscillation measurements to categorise the airway obstruction severity in chronic obstructive pulmonary disease," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 8, pp. 186–197, 2014.
- S. Umut, "Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığında Atak : Antibiyotik Kullanımı," no. 31, pp. 187–193, 2002.
- L. Begüm, E. Çöplü, "Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı," *Hacettepe Tıp Derg.*, vol. 8, no. 2, pp. 100–105, 2001.
- H. Işık, Ü. Güven, A. Büyükoğlan, "Yapay Sinir Ağları İle Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığının Sınıflandırılması Chronik Obstructive Pulmonary Disease Classification with Artificial Neural Networks," in *TıpTekno 2015 Tıp Teknolojileri Ulusal Kongresi*, 2015, pp. 189–192.
- F. Zubaydi, A. Sagahyroon, F. Aloul, and H. Mir, "MobSpiro: Mobile based spirometry for detecting COPD," in *2017 IEEE 7th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)*, 2017, pp. 1–4.
- M. K. Uçar, "Obstrüktif Uyku Apne Teşhisi için Makine Öğrenmesi Tabanlı Yeni Bir Yöntem Geliştirilmesi," Sakarya Üniversitesi, 2017.
- N. Pattanadach and P. Nimsanong, "Effect of Training Methods on The Accuracy of PCA-KNN Partial Discharge Classification Model," in *TENCON 2014 - 2014 IEEE Region 10 Conference*.
- C. Fuli, J. Chu, "Application of kNN Improved Algorithm in Automatic Classification of Network Public Proposal Cases," in *2017 the 2nd IEEE International Conference on Cloud Computing and Big Data Analysis*, 2017, pp. 82–86.
- İ. Hilavin, M. Kuntalp, and D. Kuntalp, "Aritmilerin Spektral Özellikler Kullanılarak En Yakın K Komşu Metoduyla Sınıflandırılması," in *2011 IEEE 19th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU 2011) ARITMİLERİN*, 2011, no. SIU, pp. 411–414.



## Biyomedikal Sinyal İşleme 2

12 Ekim 2017 - 17.15-18.45 - Salon A

Tablo III: kNN sınıflandırma sonuçları

k	Uzakhk No	Doğruluk	Duyarlılık	Özgüllük	F-Ölçümü	k	Uzakhk No	Doğruluk	Duyarlılık	Özgüllük	F-Ölçümü
1	1	100.00	1.00	1.00	1.00	1	6	100.00	1.00	1.00	1.00
2	1	95.37	1.00	0.90	0.95	2	6	95.15	1.00	0.89	0.94
3	1	93.20	0.91	0.95	0.93	3	6	92.46	0.91	0.95	0.93
4	1	91.05	0.96	0.86	0.90	4	6	90.11	0.95	0.84	0.89
5	1	90.96	0.91	0.90	0.91	5	6	89.93	0.90	0.89	0.90
6	1	90.47	0.93	0.87	0.90	6	6	89.25	0.93	0.85	0.89
7	1	89.84	0.90	0.90	0.90	7	6	88.70	0.88	0.89	0.89
8	1	89.51	0.92	0.86	0.89	8	6	88.18	0.92	0.84	0.88
9	1	89.34	0.89	0.89	0.89	9	6	87.84	0.88	0.87	0.88
10	1	89.19	0.91	0.87	0.89	10	6	87.63	0.91	0.84	0.87
1	2	100.00	1.00	1.00	1.00	1	7	100.00	1.00	1.00	1.00
2	2	95.15	1.00	0.89	0.94	2	7	70.22	1.00	0.35	0.51
3	2	92.46	0.91	0.95	0.93	3	7	70.21	0.99	0.36	0.52
4	2	90.11	0.95	0.84	0.89	4	7	55.86	1.00	0.03	0.06
5	2	89.93	0.90	0.89	0.90	5	7	56.34	0.99	0.05	0.10
6	2	89.25	0.93	0.85	0.89	6	7	55.73	0.99	0.03	0.07
7	2	88.70	0.88	0.89	0.89	7	7	56.14	0.99	0.05	0.10
8	2	88.18	0.92	0.84	0.88	8	7	55.76	0.99	0.04	0.08
9	2	87.84	0.88	0.87	0.88	9	7	55.97	0.98	0.05	0.10
10	2	87.63	0.91	0.84	0.87	10	7	55.62	0.99	0.04	0.07
1	3	100.00	1.00	1.00	1.00	1	8	100.00	1.00	1.00	1.00
2	3	94.19	1.00	0.87	0.93	2	8	70.22	1.00	0.35	0.51
3	3	91.42	0.89	0.94	0.92	3	8	70.21	0.99	0.36	0.52
4	3	88.32	0.95	0.81	0.87	4	8	55.86	1.00	0.03	0.06
5	3	88.46	0.89	0.88	0.88	5	8	56.34	0.99	0.05	0.10
6	3	87.58	0.91	0.83	0.87	6	8	55.73	0.99	0.03	0.07
7	3	86.77	0.86	0.87	0.87	7	8	56.14	0.99	0.05	0.10
8	3	85.99	0.90	0.81	0.85	8	8	55.76	0.99	0.04	0.08
9	3	85.22	0.86	0.84	0.85	9	8	55.97	0.98	0.05	0.10
10	3	85.13	0.88	0.81	0.85	10	8	55.62	0.99	0.04	0.07
1	4	100.00	1.00	1.00	1.00	1	9	100.00	1.00	1.00	1.00
2	4	94.83	1.00	0.89	0.94	2	9	95.15	1.00	0.89	0.94
3	4	91.44	0.89	0.95	0.92	3	9	92.46	0.91	0.95	0.93
4	4	89.64	0.94	0.85	0.89	4	9	90.11	0.95	0.84	0.89
5	4	88.65	0.88	0.90	0.89	5	9	89.93	0.90	0.89	0.90
6	4	88.33	0.90	0.86	0.88	6	9	89.25	0.93	0.85	0.89
7	4	87.51	0.85	0.90	0.88	7	9	88.70	0.88	0.89	0.89
8	4	86.67	0.89	0.84	0.86	8	9	88.18	0.92	0.84	0.88
9	4	85.99	0.85	0.87	0.86	9	9	87.84	0.88	0.87	0.88
10	4	85.98	0.87	0.85	0.86	10	9	87.63	0.91	0.84	0.87
1	5	100.00	1.00	1.00	1.00	1	10	99.30	1.00	0.98	0.99
2	5	94.92	1.00	0.89	0.94	2	10	93.35	1.00	0.85	0.92
3	5	91.62	0.89	0.95	0.92	3	10	90.67	0.89	0.93	0.91
4	5	89.63	0.94	0.85	0.89	4	10	87.71	0.93	0.81	0.87
5	5	88.51	0.88	0.90	0.89	5	10	87.19	0.87	0.88	0.87
6	5	88.00	0.90	0.86	0.88	6	10	86.58	0.89	0.83	0.86
7	5	87.09	0.85	0.89	0.87	7	10	85.95	0.84	0.88	0.86
8	5	86.50	0.88	0.84	0.86	8	10	85.32	0.88	0.83	0.85
9	5	86.04	0.85	0.88	0.86	9	10	84.78	0.83	0.86	0.85
10	5	85.85	0.87	0.85	0.86	10	10	84.71	0.86	0.83	0.85

1: cityblock 2: seclidean 3: chebychev 4: correlation 5: cosine 6: euclidean 7: hamming 8: jaccard 9: minkowski 10: spearman