

# Hiperspektral Görüntülerde Sınıflandırma Hızının İyileştirilmesi

## Accelerating Classification Time in Hyperspectral Images

Kemal Gürkan Toker, Seniha Esen Yüksel  
Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü  
Hacettepe Üniversitesi  
Ankara, Türkiye  
{kgtoker,eyuksel}@ee.hacettepe.edu.tr

**Özetçe** —En yakın K komşu (EYKK) algoritması öznelik uzayındaki en yakın eğitim örneklerine dayanarak nesnelere sınıflandıran, basit ama en çok kullanılan görüntü tanıma yöntemlerinden birisidir. Az sayıda veriyle çalışıldığında basit ve dayanıklı bir yöntemdir. Fakat veri kümesi büyüdüğünde ve boyut arttığında yavaş çalışmaktadır. Hiperspektral görüntüleme, genellikle uçaktan olmak üzere kilometrelerce alandan çok sayıda ve çok boyutlu veri alınmaktadır. Bu yüzden hiperspektral görüntüleme de EYKK gibi yöntemler yavaş çalışmaktadır. Bu problemlerle başa çıkmak ve hızı arttırmak için bu çalışmada yaklaşık olarak en yakın komşuyu bulma işlemi yapan yerel duyarlı kıyım yöntemi önerilmektedir. Yapılan deneyler yerel duyarlı kıyım yönteminin sınıflandırma başarısını çok fazla etkilemeden sınıflandırma süresini önemli ölçüde hızlandırdığını göstermiştir.

**Anahtar Kelimeler**—yerel duyarlı kıyım, en yakın k komşu yöntemi, hiperspektral görüntüleme.

**Abstract**—K-nearest neighbour (K-NN) is a supervised classification technique that is widely used in many fields of study to classify unknown queries based on some known information about the dataset. K-NN is known to be robust and simple to implement when dealing with data of small size. However its performance is slow when data is large and has high dimensions. Hyperspectral images, often collected from high altitudes, cover very large areas and consist of a large number of pixels, each having hundreds of spectral dimensions. We focus on one of the most popular algorithms for performing approximate search for large datasets based on the concept of locality-sensitive hashing (LSH) for Hyperspectral Image Processing, that allows us to quickly find similar entries in large databases. Our experiments show that LSH accelerates the classification time significantly without effecting the classification rates.

**Keywords**—locality Sensitive Hashing, hyperspectral imaging, k nearest neighbour method.

### I. GİRİŞ

Hiperspektral görüntüleme, elektromanyetik spektrumdan gelen bilgiyi toplamakta ve işlemekte kullanılmaktadır. Hiperspektral görüntülemenin amacı nesnelere bulma, tanıma,

sınıflandırma için görüntü içerisindeki her bir piksele ait spektral bilgi elde etmektir [1] [2]. Tarım, madencilik, şehir bölge planlama gibi pek çok askeri ve sivil uygulama alanlarında kullanılmaktadır.

Geleneksel kameralar sadece RGB renk filtrelerini kullanarak insan gözünü taklit etmektedir. Bu yüzden sahne spektrasına ait birçok detayı kaybetmektedir. Hiperspektral görüntüleme ise her bir piksel örneği için onlarca ya da yüzlerce farklı spektrumda ölçüm almaktadır. Hiperspektral görüntüler üç boyutlu veriküpleri ( hiperküp ) olarak gösterilebilir. İki boyut uzamsal, 3. boyut ise spektral değişimi ifade etmektedir. Başka bir deyişle her bir piksel spektral bilgiye sahiptir [3].

Hiperspektral görüntüleme ile elde edilen detaylar sayesinde sahneye ait içsel özellikler açığa çıkartılabilmektedir ve sahnedeki her bir nesne elektromanyetik spektrumda kendine has imzaya sahip olmaktadır. Bunlara spektral imza denilmektedir. Bu imzalar materyallerin tanınmasına imkan sağlamaktadır ve sınıflandırma, hedef tespiti gibi bir çok konuda fayda sağlamaktadır [4]. Hiperspektral görüntüleme ile elde edilen bu fazla bilgiler; getirdiği faydaların yanı sıra, hesaplama maliyeti, zamanı gibi bir çok önemli zorluğu da beraberinde getirmektedir.

Bu çalışmada, EYKK yöntemi ile ilgilenilmektedir. EYKK algoritması birçok alanda kullanılan eğitimli bir sınıflandırma yöntemidir. Az sayıda veri ile uğraşırken çalışması basit bir yöntemdir ve dayanıklıdır. Fakat büyük veri kümelerinde hesaplama maliyetleri ve süreleri artmaktadır. Hiperspektral görüntüleme de yüzlerce banttaki örneklerle ilgilenmektedir. Bu yüzden hiperspektral görüntüleme de EYKK gibi yöntemler yavaş çalışmaktadır. Bu çalışmada, EYKK yöntemine ait bu problemle başa çıkmak, sınıflandırma hızını arttırmak için yaklaşık olarak en yakın komşu bulma işlemi yapan yerel duyarlı kıyım yöntemi kullanılmaktadır. Bu yöntem büyük veri kümelerinde benzer girdilerin kısa sürede bulunmasına olanak sağlamaktadır [5].

Yerel duyarlı kıyım yönteminin çalışma prensibi oldukça basittir. Yerel duyarlı kıyımdaki kilit fikir farklı kıyım tabloları kullanarak yakın olan test verilerinin tablolarda aynı hücrelere yerleştirilmesi olasılığı yüksek olacak şekilde tablolara yerleştirilmesidir. Böylece sorgu verisi geldiğinde onu da

aynı kıyım fonksiyonlarından geçirip sadece yerleştiği tablo hücreindeki verilerle karşılaştırılması üzerinedir.

Yerel duyarlı kıyım tekniği literatürde birçok alanda kullanılmaktadır. Büyük veri kümesine sahip, büyük boyutlu problemlerde; görüntülerdeki nesnelerin tanınması, hiper-spektral görüntülerin sınıflandırılması, web dökümanlarının sınıflandırılması ve kümelenmesi, benzer görüntülerin bulunması, benzer videoların bulunması, benzer twitlerin bulunması gibi birçok konuda günümüzde geniş uygulama alanları bulunmaktadır [6] [7] [8] [9] [10].

## II. YÖNTEM

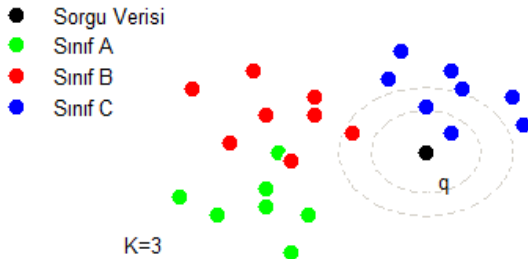
Bu çalışmada, EYKK yöntemi ile ilgilenilmektedir. EYKK yöntemi kısaca öznitelik uzayında birbirine yakın öğeleri bulmakla ilgilenmektedir. Düşük boyutlu verilerle uğraşırken çalışması basit bir yöntemdir ve dayanıklıdır. Fakat büyük veri kümelerinde ya da yüksek boyutlu problemlerle ilgilenirken hesaplama maliyetleri ve süreleri artmaktadır. Benzer öğeleri kısa sürede bulmak için Indyk and Motwani tarafından yaklaşık olarak en yakın komşuyu bulmaya yönelik yerel duyarlı kıyım yöntemi (locality sensitive hashing) geliştirilmiştir [11] [12].

Yerel duyarlı kıyım yöntemi sorgu verisine benzer öğenin bulunması bakımından önemli bir tekniktir. Hesapsal zamanı önemli ölçüde azaltmaktadır. En yakın komşuyu bulma problemi için hızlı ve yaklaşık bir sonuç sağlamaktadır.

### A. En Yakın K-Komşu Yöntemi(EYKK)

En Yakın K-Komşu (EYKK) algoritması öznitelik uzayındaki en yakın eğitim örneklerine dayanarak nesnelere sınıflandıran, en basit örüntü tanıma yöntemlerinden birisidir. Temel fikir; yeni gelen veri setini sınıflandırmak için her bir veri, eğitim kümesindeki bütün verilerle tek tek işleme alınmaktadır, ve aralarındaki uzaklıkları karşılaştırarak en yakın k tane komşu veriyi bulmaktadır. Bu k tane en yakın komşu arasından çoğunluğun ait olduğu sınıf test edilen verinin sınıfı olarak atanmaktadır [13].

Şekil 1’de 3 farklı sınıf için bir EYKK sınıflandırma örneği gösterilmektedir. Sorgu verisi q ile gösterilmektedir. q verisi en yakın 3 komşusuna göre sınıflandırılmaktadır. En yakın komşularından ikisi sınıf C’ye, bir tanesi ise sınıf B’ye aittir. Böylece sorgu verisi üç en yakın komşusuna göre sınıf C olarak atanmaktadır [14].



Şekil 1: En yakın K komşu algoritması ile sınıflandırma. Sorgu verisi q en yakın k komşu arasından çoğunluğun ait olduğu sınıfa atanır.

EYKK algoritmasında; k değerinin ve uzaklık metriği seçimi performansı etkilemektedir. Öklit, Korelasyon, Şehir mesafe uzaklığı gibi bir çok uzaklık metriği bulunmaktadır. Bu çalışmada Şehir mesafe uzaklığı metriği kullanılmıştır.

### B. Yerel Duyarlı Kıyım

Yerel duyarlı kıyım yöntemi büyük veri tabanlarında benzer girdileri hızlı bir şekilde bulabilmek için geliştirilmiştir. Bu yaklaşım rastgelelenmiş algoritmalar sınıfına girmektedir. Bu algoritmalar tam sonucu bulma güvencesi vermez, fakat bunun yerine büyük olasılıkla doğru ya da yakın sonucu bulma güvencesi verir [11] [12].

Birçok problem benzer öğeleri bulma problemini içermektedir. Bu problemler genelde bazı metrik uzaylarında en yakın komşuyu bulma problemi ile çözülebilir. Bu kolay bir problemdir, fakat veritabanı çok büyüdüğünde veya nesnelere karmaşık olduğunda işleme zamanı, öğelerin sayısı ve karmaşıklığı ile doğru orantılı olarak artmaktadır. Yerel duyarlı kıyım büyük veri tabanlı ve çok boyutlu öğeler için sorgu öğesine benzer öğelerin bulunması için önemli bir yöntemdir. Bu aramalarda hesapsal zamanı önemli ölçüde düşürmektedir.

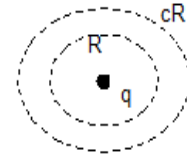
Şekil 2’de gösterildiği gibi, p eğitim kümesinden bir veri, q ise test verisi içerisinde bir sorgu verisi olsun; yerel duyarlı kıyım algoritmasının temel amacı, birbirine yakın verilerin ( $\| p, q \| < R$ ) aynı hücreye düşme olasılığını ( $P_1$ ) artırmak, uzak olanların ( $\| p, q \| \geq cR$ ) aynı hücreye düşme olasılığını ( $P_2$ ) azaltmaktır. Bu hücreler oluşturulduktan sonra sorgulanan veri kıyım fonksiyonlarından geçirilip sadece ait olduğu hücrelerdeki veriler üzerinden en yakın komşular bulunur. Burada belirlenmesi gereken parametreler; tablo sayısı ve her bir tabloyu oluşturmak için kullanılan kıyım fonksiyon sayısıdır. Kıyım fonksiyon sayısı m, tablo sayısı L, kıyım fonksiyonları h, kıyım fonksiyonlar seti g ile gösterilmektedir.

H (kıyım fonksiyonları) ailesi (R, cR, P1, P2) aşağıdaki koşulu sağladığında yerel duyarlı denir.

$$\| p, q \| < R \Rightarrow Pr_H[h(q) = h(p)] \geq P_1 \quad (1)$$

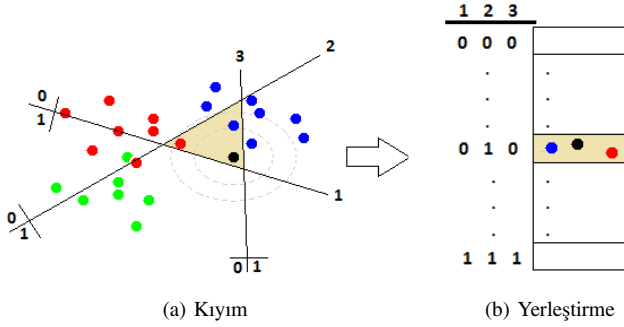
$$\| p, q \| \geq cR \Rightarrow Pr_H[h(q) = h(p)] \leq P_2$$

Yerel duyarlı kıyım ailesinin kullanışlı olması için,  $P_1 \gg P_2$  koşulunu sağlamalıdır. Böylece kıyım yaparak en yakın komşular bulunabilir.



Şekil 2: Sorgu verisi ve yerel duyarlı kıyım. Birbirine yakın verilerin ( $\| p, q \| < R$ ) kıyım sırasında aynı hücreye düşme olasılığının ( $P_1$ ) yüksek, uzak olanların ( $\| p, q \| \geq cR$ ) aynı hücreye düşme olasılığının ( $P_2$ ) ise düşük olması hedeflenmektedir.

Bu çalışmada yerel duyarlı kıyım yöntemi hiperspektral görüntüye şu şekilde uygulanmaktadır: eğitim verisine ait her bir piksel için kıyım fonksiyonları kullanılarak m-boyutlu boolean vektörler oluşturulmaktadır. Şekil 3a'da gösterilen doğrular kıyım fonksiyonlarıdır. Şekil 3b'de görüldüğü gibi kıyım fonksiyonlarına göre aynı boolean değere sahip olan pikseller tablonun aynı hücrelerine yerleştirilmektedir. Bu işlem L defa uygulanarak L tane ayrı tablo oluşturulmaktadır. Böylece her bir piksel L tane tablodaki hücelere yerleştirilmektedir. Bu şekilde tüm eğitim verileri yerleştirilmektedir. Daha sonra test verileri de aynı kıyım fonksiyonlarından geçirilir ve ilgili tablo hücelere yerleştirilir. Bu hücelerde bulunan pikseller sorgu sonuçlarıdır ve test pikselleri için EYKK yöntemi sadece bu hücelere içerisindeki eğitim piksellerine uygulanır.



Şekil 3: Yerel Duyarlı Kıyım Algoritması.  $L = 1$  için rastgele 3 kıyım fonksiyonu kullanılarak 3-boyutlu boolean vektörler oluşturulmaktadır. Kıyım fonksiyonlarına göre aynı boolean değere sahip olan veriler tablonun aynı hücrelerine yerleştirilmektedir. Sorgu verisi  $q$  da aynı kıyım fonksiyonlarından geçirilmektedir ve en yakın komşuyu bulmak için sadece yerleştirildiği hücelerdeki veriler ele alınmaktadır.

Özetle algoritma aşağıdaki gibidir;

Önişleme:

- $L$  tane fonksiyon kümesi  $g_j$ ,  $j = 1, \dots, L$ , her bir  $g$ ,  $m$  tane fonksiyondan  $g_j = (h_{1,j}, h_{2,j}, \dots, h_{m,j})$  oluşmaktadır ve  $h$ 'lar rastgele  $H$  ailesinden seçilmektedir.
- $L$  tane hash tablosu oluşturulur, her  $j=1, \dots, L$  için  $j$ . kıyım tablosu  $g_j$  fonksiyonu kullanılarak indekslenen verileri içerir.

Sorgu verisi  $q$  için sorgu algoritması her  $j=1, 2, \dots, L$  için,

- $J$ . hash tablosundaki  $g_j(q)$  indekisinde yer alan veriler alınır.
- Alınan her veri için  $q$  verisi ile arasındaki uzaklık hesaplanır ve en yakın komşular bulunur.

### III. DENEYSEL SONUÇLAR

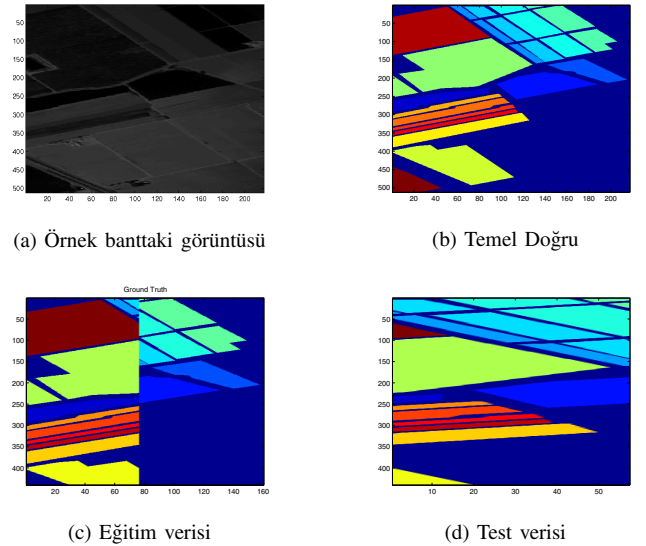
Çalışmada Şekil 4'te görülen Salinas verisi kullanılmıştır. Kullanılan veri Salinas Vadisi, Kaliforniya üzerinden AVIRIS sensörü kullanılarak alınmıştır. 224 banttan oluşmaktadır, su bantları atıldıktan sonra geriye 204 bant kalmıştır. Görüntü radyans verisi olarak  $512 \times 217$  örnekten oluşmaktadır, yüksek

uzamsal çözünürlüğe sahiptir (Piksel başına 3.7 metre). Bu veride sebze, bağ, toprak alanları olmak üzere tablo I'da görüldüğü gibi 16 sınıf bulunmaktadır [15].

Sınıflar	Toplam Örnek Sayısı	Eğitim Örnek Sayısı	Test Örnek Sayısı
1	2009	1831	178
2	3726	1973	1753
3	1976	1976	0
4	1394	377	1017
5	2678	796	1882
6	3959	2207	1752
7	3579	3466	113
8	11271	7312	3959
9	6203	3359	441
10	3278	2100	1178
11	1068	841	227
12	1927	1393	534
13	916	596	320
14	1070	712	358
15	7268	7030	238

Tablo I: Kullanılan sınıflara ait yer doğrusu ve örnek sayıları. Görüntü eğitim verileri sınıflandırma için yeterli olacak ve sonuçlar görsel olarak gözlemlenecek şekilde ikiye ayrılmıştır. Salinas verisindeki 16. sınıf, eğitim ve test verilerinin dengeli olmasını sağlamak amacıyla görüntüden kırılmıştır ve sınıflandırmaya dahil edilmemiştir.

Deneyler gerçekleştirilmeden önce gürültüyü azaltmak ve performansı artırmak için veriye 3D anizotropik difüzyon uygulanmıştır [16]. Veri Şekil 4 ve Tablo II görüldüğü gibi iki gruba ayrılmış, bir kısmı eğitim bir kısmı da test verisi olarak kullanılmıştır.



Şekil 4: Kullanılan salinas verisi. Görüntü üçe bölünüp ortadaki test verisi, diğerleri eğitim verisi olarak kullanılmıştır [15].

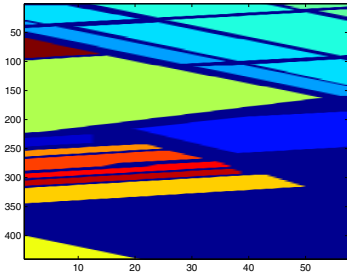
Bir önceki kısımda anlatıldığı gibi yerel duyarlı kıyımdaki temel fikir farklı kıyım tabloları kullanarak yakın olan verilerin aynı tablolara yerleştirilmesidir. Bu çalışmada, birkaç farklı  $m$  ve  $L$  değerleri için gözlemler yapılmıştır [17].

EYKK yöntemi görüntü üzerinde farklı  $K$  değerleri için uygulanmıştır. Hesapsal yük ve sınıflandırma başarımı göze alınarak  $K$  değeri 7 olarak seçilmiş ve  $l_1$  uzaklık metriği kullanılmıştır.  $K=7$  için yöntemlere ait sınıflandırma performansı ve sınıflandırma zamanı Tablo II'de gösterilmektedir. Yerel duyarlı kıyım yöntemi ile her bir parametre ile  $10^7$ 'ar sonuç elde edilmiş ve ortalama değerler bulunmuştur.

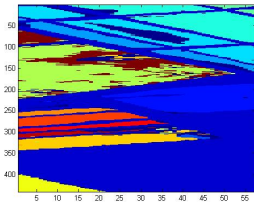
Yöntem	Sınıflandırma Başarımı	Sınıflandırma Zamanı
EYKK	% 80.57	2108.69 saniye
YDK ( $m = 1000, L = 1$ )	%74.30 $\pm$ 3.17	71.98 $\pm$ 5.46 saniye
YDK ( $m = 100, L = 1$ )	%80.23 $\pm$ 0.56	228.74 $\pm$ 44.37 saniye
YDK ( $m = 100, L = 20$ )	%80.52 $\pm$ 0.003	932.10 $\pm$ 122.90 saniye

Tablo II: EYKK ve farklı parametreler için YDK ortalama sınıflandırma başarımları ve ortalama sınıflandırma zamanları

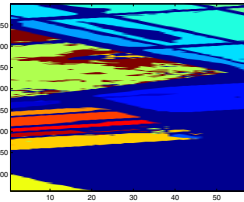
Sonuçlar test verileri üzerinden elde edilmiştir. Sonuçlara bakıldığında yerel duyarlı kıyım yöntemi ile veriye bağlı olarak 2 parametre ayarlanarak sınıflandırma hızı ve/veya başarımı artırılabilir. Uygun parametre değerleri seçildiğinde sınıflandırma başarısı çok fazla etkilenmeden sınıflandırma süresinin önemli ölçüde hızlandığı görülmektedir. EYKK yöntemi ve yerel duyarlı kıyım yöntemine ( $m = 100, L = 20$ ) ait sınıflandırma başarımları Şekil 5'te gösterilmektedir. Her iki yöntemin de benzer sonuçlar verdiği görülmektedir.



(a) Temel Doğru



(b) EYKK



(c) Yerel Duyarlı Kıyım

Şekil 5: Yöntemlerin Sınıflandırma Başarımları

## IV. SONUÇLAR

EYKK algoritması; basit, önemli ve etkili bir yöntem olmasına rağmen hiperspektral görüntüler çok büyük veri kümeleri olmalarından dolayı bu algoritma için yüksek hesap yükü getirmektedir. Yerel duyarlı kıyım yöntemi bu yükü azaltmaktadır. Yerel duyarlı kıyım yönteminin yüksek başarımlar verdiği ve hızlı sınıflandırma zamanı sağladığı görülmektedir. Yerel duyarlı kıyım tekniği, en yakın  $k$  komşu yönteminin büyük verilerdeki yavaşlığının üstesinden gelmekte ve sınıflandırma performansını çok fazla etkilemeden sınıflandırmayı hızlandırmaktadır.

## KAYNAKÇA

- [1] C.I. Chang. *Hyperspectral Imaging: Techniques for Spectral Detection and Classification*. Number 1. c. in *Hyperspectral Imaging: Techniques for Spectral Detection and Classification*. Springer US, 2003.
- [2] H. Grahn and P. Geladi. *Techniques and Applications of Hyperspectral Image Analysis*. Wiley, 2007.
- [3] Li Ma, M.M. Crawford, and Jinwen Tian. Local manifold learning-based  $k$ -nearest-neighbor for hyperspectral image classification. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 48(11), Nov 2010.
- [4] Guolan Lu and Baowei Fei. Medical hyperspectral imaging: a review. *Journal of biomedical optics*, 19(1):010901–010901, 2014.
- [5] Malcolm Slaney and Michael Casey. Locality-sensitive hashing for finding nearest neighbors [lecture notes]. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 25(2):128–131, 2008.
- [6] Christian Hachenberg and Thomas Gottron. Locality sensitive hashing for scalable structural classification and clustering of web documents. In *Proceedings of the 22Nd ACM International Conference on Conference on Information & Knowledge Management, CIKM '13*, pages 359–368, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [7] R. Buaba, M. Gebril, A. Homaifar, E. Kihn, and M. Zhizhin. Locality sensitive hashing for satellite images using texture feature vectors. In *Aerospace Conference, 2010 IEEE*, pages 1–10, March 2010.
- [8] Zixiang Kang, Wei Tsang Ooi, and Qibin Sun. Hierarchical, non-uniform locality sensitive hashing and its application to video identification. In *Multimedia and Expo, 2004. ICME '04. 2004 IEEE International Conference on*, volume 1, pages 743–746 Vol.1, 2004.
- [9] M.S. Lin Yan. *Region-Based Geometric Active Contour for Classification Using Hyperspectral Remote Sensing Images*. PhD thesis, The Ohio State University, 2011.
- [10] Narayanan Sundaram, Aizana Turmukhmetova, Nadathur Satish, Todd Mostak, Piotr Indyk, Samuel Madden, and Pradeep Dubey. Streaming similarity search over one billion tweets using parallel locality-sensitive hashing. *Proc. VLDB Endow.*, 6(14):1930–1941, September 2013.
- [11] Alexandr Andoni and Piotr Indyk. Near-optimal hashing algorithms for approximate nearest neighbor in high dimensions. *Commun. ACM*, 51(1):117–122, January 2008.
- [12] Alexandr Andoni. Efficient algorithms for substring near neighbor problem. In *in ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms (SODA), 2006*, pages 1203–1212, 2006.
- [13] M. Farhoodi and A. Yari. Applying machine learning algorithms for automatic persian text classification. In *Advanced Information Management and Service (IMS), 2010 6th International Conference on*, pages 318–323, Nov 2010.
- [14] Supardi Nadiatun Zawiyah, Mohd Yusoff, Prof Madya Dr Mashor, Harun Nor Hazlyna, Bakri Fatimatul Anis, and Hassan Rosline. Classification of blasts in acute leukemia blood samples using  $k$ -nearest neighbour. 2012.
- [15] Hyperspectral remote sensing scenes. [http://www.ehu.es/ccwintco/index.php?title=Hyperspectral\\_Remote\\_Sensing\\_Scenes](http://www.ehu.es/ccwintco/index.php?title=Hyperspectral_Remote_Sensing_Scenes). [Online; 21-December-2014].
- [16] P. Perona and J. Malik. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 12(7):629–639, Jul 1990.
- [17] Locality sensitive hashing. [<http://ttic.uchicago.edu/~gregory/download.html>]. [Online; 14-February-2014].