Hafta 08 -Topluluk Yöntemleri - Boyut Azaltma - Anomali Tespiti

SİB 552 - Siber Güvenlik İçin Veri Madenciliği

Bilgisayar Mühendisliği

Siber Güvenlik Yüksek Lisans Programı

Dr. Ferhat Özgür Çatak
ozgur.catak@tubitak.gov.tr

Gebze Teknik Üniversitesi
2018 - Bahar

İçindekiler

İçindekiler

Topluluk Yöntemleri
Ensemble Methods

Topluluk Yöntemleri

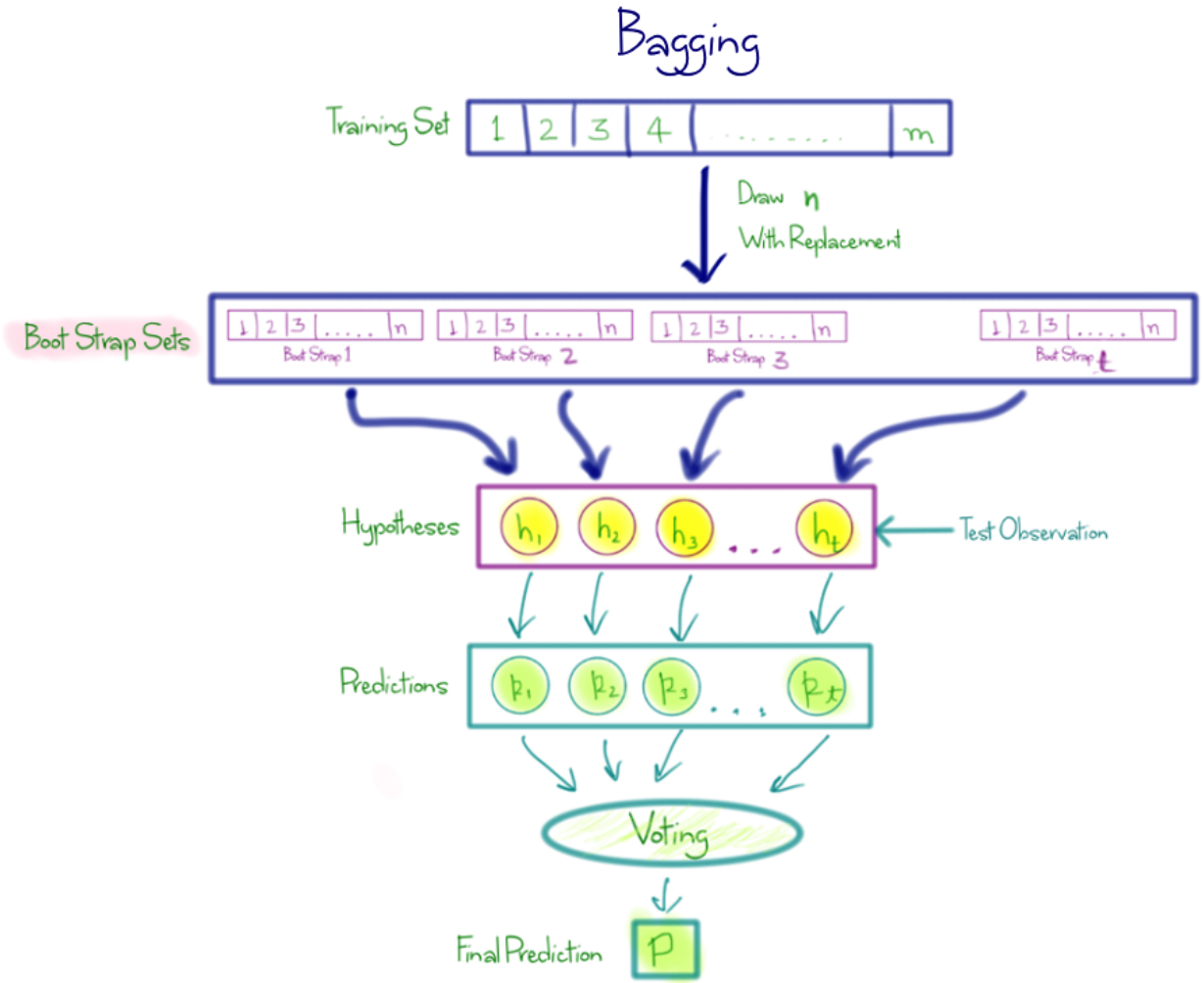
- Briden fazla modeli birleştirerek makine öğrenimi sonuçlarını iyileştirmektedir.
- Tek bir modele kıyasla daha iyi tahmin performansının üretilmesini sağlar.
- Topluluk yöntemleri, çeşitli makine öğrenme tekniklerini tek bir tahmin modelinde birleştiren **meta algoritmalardır**.

Bagging Meta-Estimator I
Bootstrap Aggregation

Bagging

- Orjinal veri kümesinden rassal örnekler alıp farklı sınıflandırıcılar oluşturulması.
- Temel bir sınıflandırma algoritması kullanılır.
- **Bootstrap**: Aynı örneklerin kullanılması
- **bootstrap_features**: Aynı niteliklerin kullanılması
- **sklearn.ensemble.BaggingClassifier**

Bagging Meta-Estimator II
Bootstrap Aggregation



Şekil: Bagging - `http://manish-m.com/?p=794`

Lab

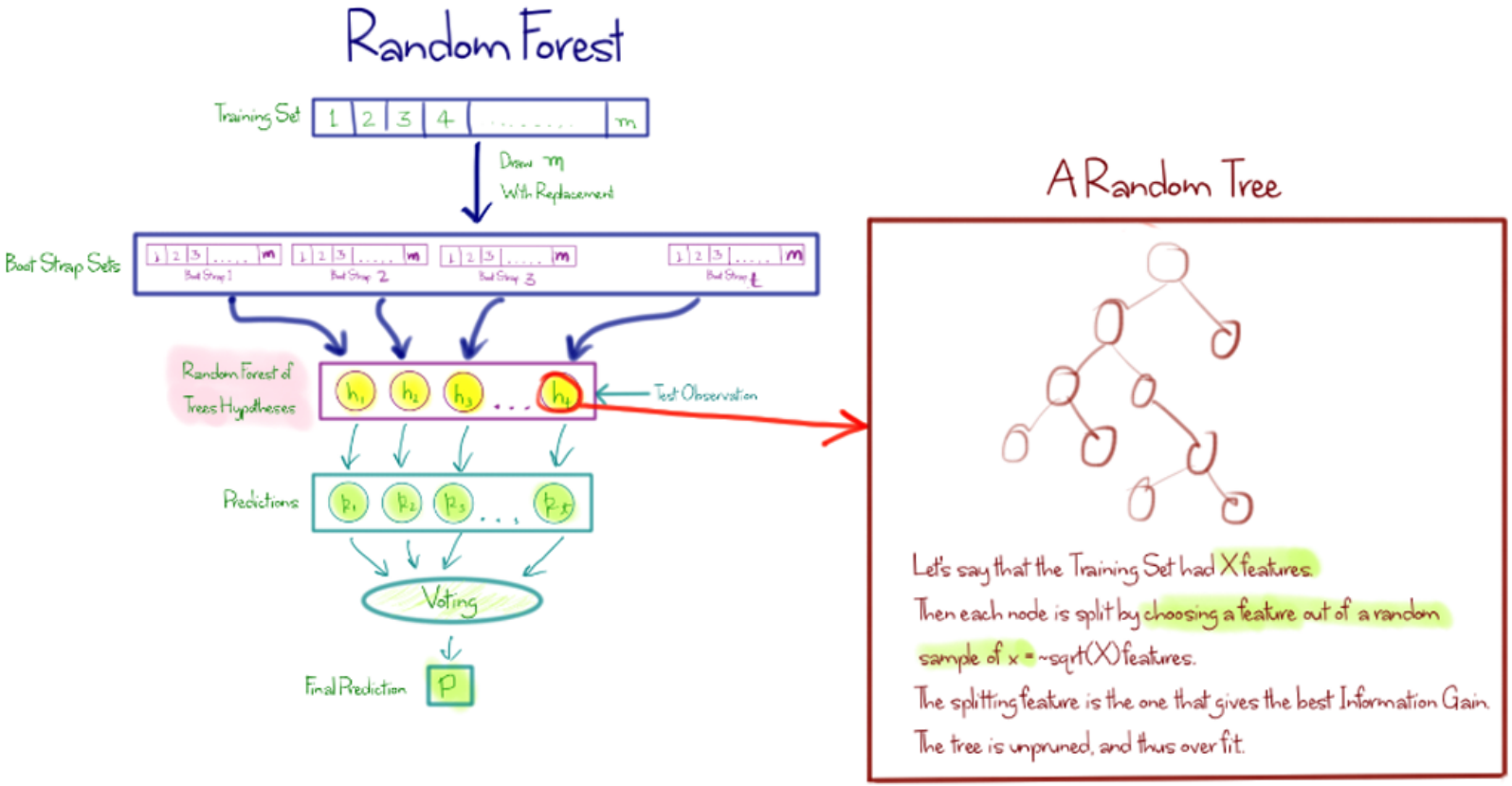
Lab-1

Random Forest I

Random Forest

- A random subset of the features.
- Farklı başlangıç düğümleri oluşturulmaktadır.
- *feature bagging*
- **sklearn.ensemble.RandomForestClassifier**
- Varsayılan nitelik sayısı: $\sqrt{p}$
- Diğerleri
  - log2: $log_2(n\_features)$
  - float: $int(max\_features \times n\_features)$
  - int
- **Bootstrap (default=True)**: Nitelikler tekrar kullanılacak mı?

Random Forest II



Lab

Lab-2

AdaBoost I

Boosting

- Nitelik gösterimlerinin (feature representations) otomatik olarak seçimi
- Optimizasyon tabanlı yaklaşım
  - choose a representation
  - choose a loss
  - minimize the loss

Tanımlar

- **Zayıf öğrenme (weak learning) algoritması**
- **Güçlü sınıflandırıcı (Strong classifier)**
- **Boosting**: Zayıf sınıfladırıcıların ağırlıklı birleştirimi kullanılarak güçlü sınıflandırıcı hipotez oluşturulması

AdaBoost II

- Girdi veri kümesi : $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, etiketler $y \in \{-1, 1\}$
- *Feature functions*: $\phi_j : \mathbb{R}^n \rightarrow \{-1, 1\}$
- Ağırlık vektörü: $\theta = [\theta_1 \theta_2 \cdots]$
- Güçlü sınıflandırıcı

$$h_\theta(\mathbf{x}) = sign\left(\sum_{j=1}^{\infty} \theta_j \phi_j(\mathbf{x})\right) \tag{1}$$

AdaBoost I
Adaptive Boosting

Algorithm 1: AdaBoost

Data: Egitim veri kümesi: $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{m \times n}$, etiket vektörü: $\mathbf{y} \in \{-1, 1\}$, ensemble sayısı: T

Result: Güçlü sınıflandırıcı hipotez: h_θ

1 $\mathbf{w}^{(0)} \leftarrow \frac{1}{m}$ for $i = 1, \cdots, m$;

2 **for** $i = 1 \cdots T$ **do**

/* Veri kümesi $\mathbf{X}$ ile zayıf hipotez h_t oluştur. */

3 $h_t \leftarrow train\_model(\mathbf{X})$;

/* Hipotezin ağırlıklı hata toplamını hesapla */

4 $\epsilon_t = \sum_{i=1}^{n} (w_i \times \mathbf{I}(h_t(\mathbf{x}) \neq y_i)$;

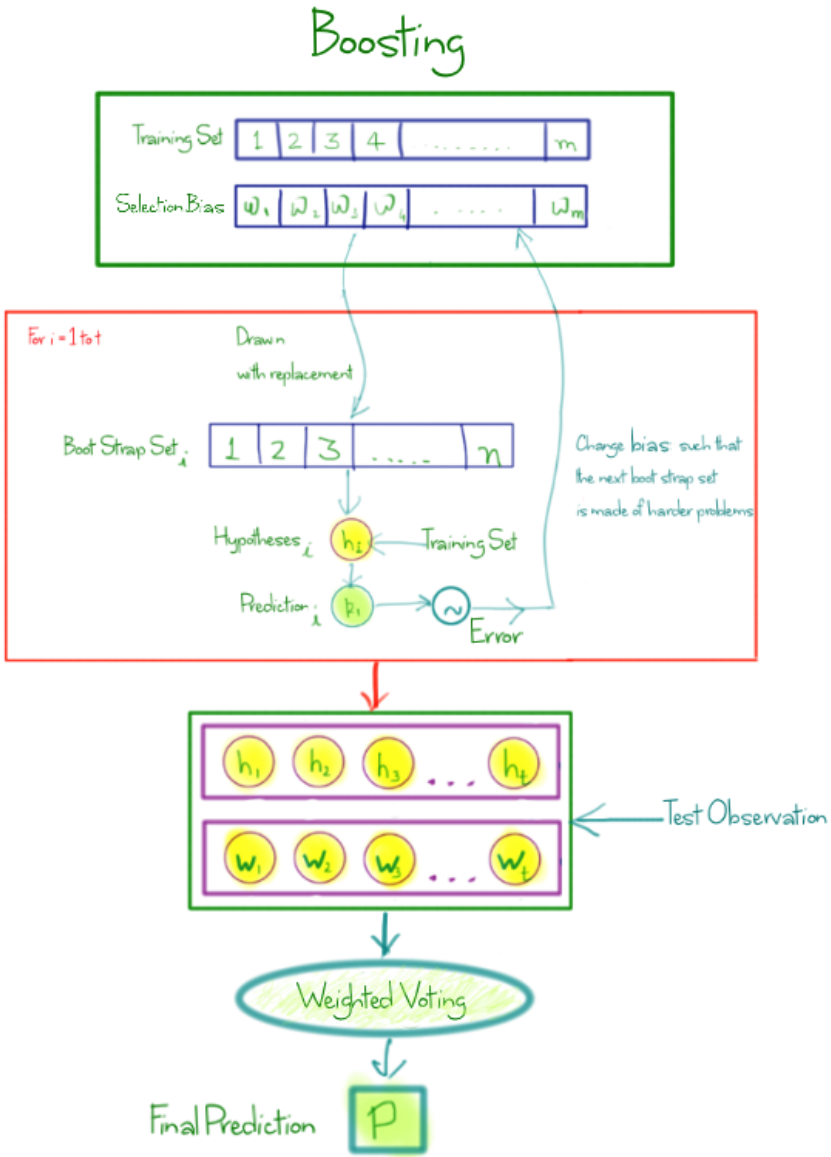
5 $\alpha_t = \frac{1}{2} ln \left(\frac{1-\epsilon_t}{\epsilon_t} \right)$;

/* zayıf hipotezi α ile Ensemble'a ekle */

6 $F_t(x) = F_{t-1}(x) + \alpha F_t(x)$;

7 $\mathbf{w}^{(t+1)} = \frac{1}{\sum \mathbf{w}_t} \mathbf{w}_t e^{-y_i \alpha_t h_t(x_i)}$ // Ağırlıkları güncelle

AdaBoost II
Adaptive Boosting



Lab

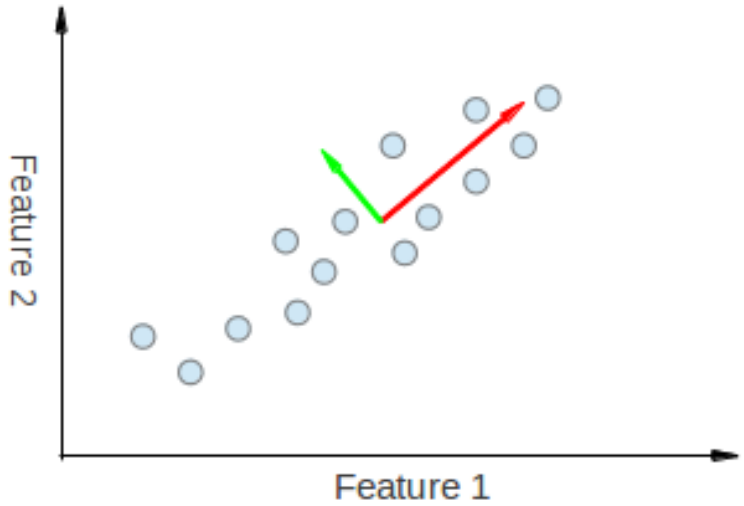
Lab-3

İçindekiler

Temel Bileşen Analizi I
Principal Component Analysis (PCA)

PCA

- Bir veri kümesinde bulunan temel bileşenlerin (principal components) bulunmasıdır.
- Temel bileşenler: verilerdeki temel yapıdır.
- Varyansın en çok olduğu yönleri bulmaktadır.
- PCA yeni boyutlar bulmaktadır.
  - Birbirinden bağımsız (linearly independent)
  - Dikgen (orthogonal)



PCA

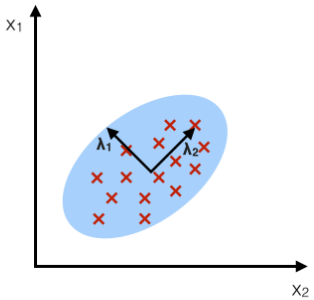
- PCA: 2 adet *eigenvector* bulacaktır.
- Herbir *eigenvector* uzunluğu *eigenvalue* ile bulunur.

Doğrusal diskriminant analizi I
Linear Discriminant Analysis

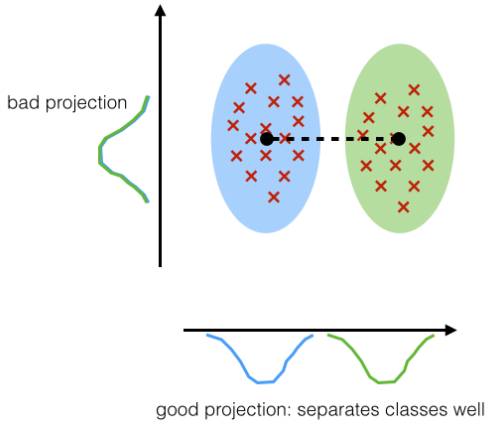
LDA

- *PCA*'e çok benzer bir algoritmadır.
- *PCA* sadece varyansı artıran *component axes* bulnaktadır.
- *LDA* ek olarak, sınıflar arasında uzaklığı maksimize etmeye çalışmaktadır.

PCA:
component axes that maximize the variance



LDA:
maximizing the component axes for class-separation



Doğrusal diskriminant analizi II
Linear Discriminant Analysis

Adımlar

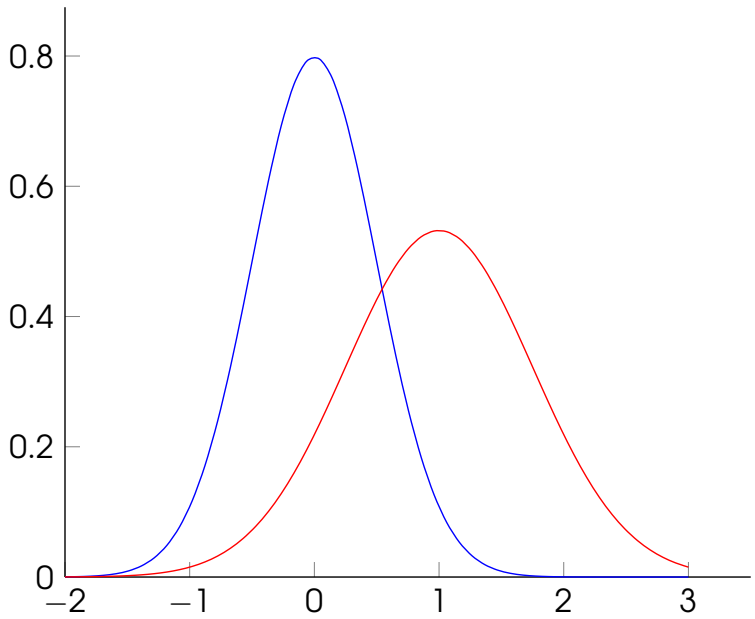
- Her bir sınıf için d boyutlu ortalama vektörünü hesapla
- Scatter matrix (in-between-class and within-class scatter matrix)
- Eigenvectors and eigenvalues of scatter matrix
- En yüksek k eigenvalue ait eigenvector kullanılarak girdi matrisi $\mathcal{X}$, k boyuta indirilir.

Lab

Lab-4

İçindekiler

Gaussian Distribution I




```
from scipy.stats import norm
In [21]: norm.pdf(177,180,2)
Out[21]: 0.06475879783294587

In [22]: norm.pdf(178,180,2)
Out[22]: 0.12098536225957168

In [23]: norm.pdf(179,180,2)
Out[23]: 0.17603266338214976

In [24]: norm.pdf(180,180,2)
Out[24]: 0.19947114020071635

In [25]: norm.pdf(181,180,2)
Out[25]: 0.17603266338214976

In [26]: norm.pdf(182,180,2)
Out[26]: 0.12098536225957168

In [27]: norm.pdf(183,180,2)
Out[27]: 0.06475879783294587
```

Gaussian Distribution II

Gaussian Distribution

- Bir fonksiyon tarafından tanımlanabilen tanıdık bir çan şeklinde eğridir. $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$
- Gauss dağılımı ortalama ve varyans ile ifade edilmektedir.
- μ: ortalama (eğrinin ortası)
- σ: standart sapma (eğrinin genişliği)

$$p(x; \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sigma\sqrt{(2\pi)}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \tag{2}$$

$$\mu = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} x^{(i)} \tag{3}$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left(x^{(i)} - \mu\right)^2 \tag{4}$$

Gaussian Distribution III

Algoritma

- $\mathcal{D} = \{\mathbf{x}^{(i)}, \cdots, \mathbf{x}^{(m)}\}$ where $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ and $\mathcal{D} \in \mathbb{R}^{m \times n}$
- **Independence Assumption**:

$$\begin{aligned} p(x) &= p(x_1; \mu_1, \sigma_1^2) p(x_2; \mu_2, \sigma_2^2) \cdots p(x_n; \mu_n, \sigma_n^2) \\ &= \prod_{j=1}^{n} p(x_j; \mu_j, \sigma_j^2) \end{aligned} \tag{5}$$

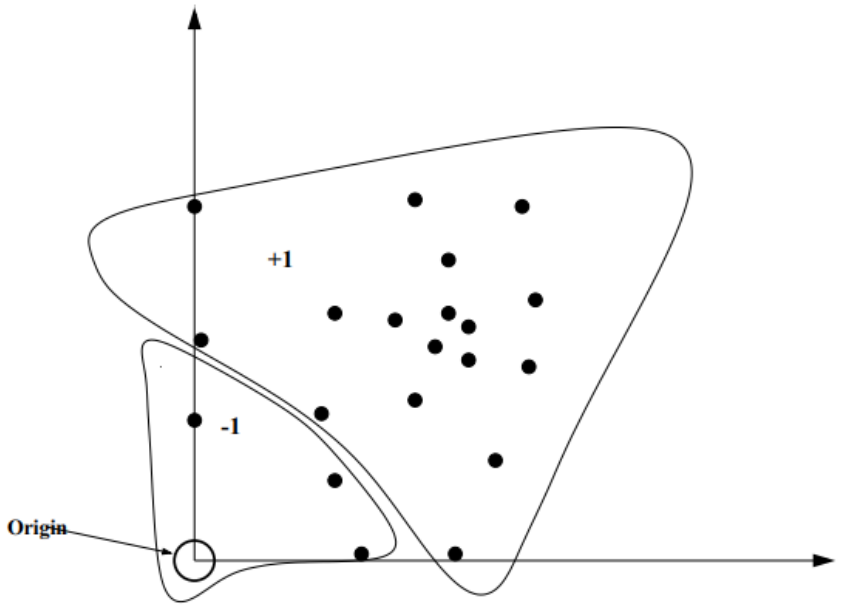
Lab

Lab-5

One-class SVM

One-class SVM

- Unsupervised
- SVM karar sınırını maksimize etmeye çalışmaktadır.
- Bütün örnekler +1 orjin uzakta bir nokta ise -1 olacak şekilde yapılmaktadır.
- **sklearn.svm.OneClassSVM**



Lab

Lab-6