

# 1. Haar-cascade classifier

Haar-cascade (Wilson & Fernandez, 2006)는 비올라 (Viola)와 존스 (Jones)가 발명 한 방법이다. (Viola & Jones, 2001). '그림에서 물체를 탐지하는 기계 학습을 훈련한다.' 에서 이 컨텍스트에서는 얼굴을 감지하는 데 사용할 수 있습니다.

이 방법의 이름은 두 가지로 구성됩니다.

중요한 단어, Haar와 Cascade.

Haar는 약한 Haar와 같은 기능에 속합니다.

얼굴 인식을 위해 사용될 것이다. weak분류기는 다음과 같은 분류 자입니다.

A weak classifier is a classifier which is only slightly better than a random prediction.

Haar-like feature은 직사각형입니다.

2, 3 또는 4 개의 직사각형으로 나뉩니다. 각 직사각형은 검정색 또는 흰색입니다. 그림 2는 가능한 다양한 기능.

Haar-cascade는 다양한 긍정적/부정적인 그림으로 훈련되어야합니다.

목적은 다음과 같은 기능의 조합을 추출하는 것입니다.

긍정적 인 그림에는 인식해야하는 대상이 포함되어 있지만, 부정적인 그림은 대상이없는 그림을 나타냅니다.

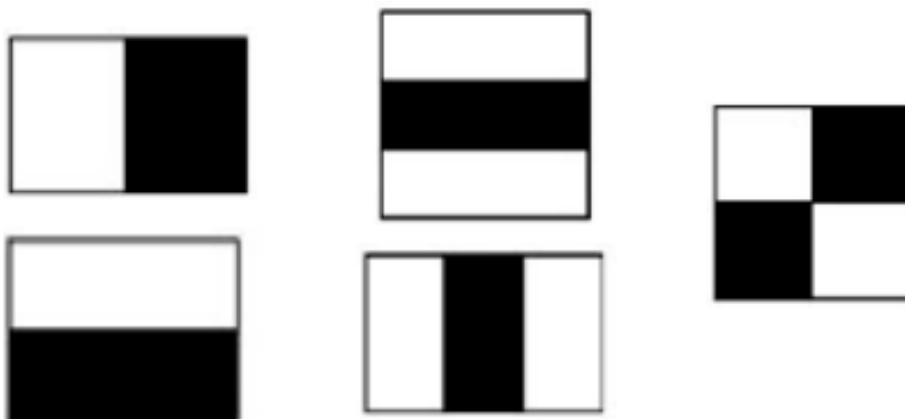
In the context of face detection,

a positive picture possesses a face, and a negative picture does not. This machine learning requires grayscale pictures. The intensity of gray will be used to detect which feature is represented. These features can be found by calculating the sum of the dark pixels in an area subtracted by the sum of the bright pixels.

얼굴 검출의 맥락에서,

긍정적인 그림은 얼굴을 가지고 있고, 부정적인 그림은 그렇지 않습니다. 이 기계 학습에는 회색 음영 그림이 필요합니다. 회색의 강도는 어떤 대표되는 특징을 감지하는데 사용될 것입니다.

이러한 특징은 밝은 픽셀의 합으로부터 추출된 지역에서 어두운 픽셀의 합을 계산하여 찾을 수 있습니다.



**Figure 2.** The 5 Haar-like features used for detecting faces

The extracted combination of features from the training part will be used for detecting faces in a picture. To detect a face in an unknown picture the combination of the features will be researched.

training 데이터부터 추출된 Features들의 조합은 사진에서 얼굴을 찾기 위해 사용될 것이다. unknown 그림에서 얼굴을 검출하기 위해서 특징의 조합이 조사 될 것이다.

The features are tried to be matched only in a block of pixels defined by a scale. The scale can be, for example, a square of 24x24 pixels. Each feature of the combination will be tried to be matched one by one in the block. If one of the features does not appear in the block, the research in it will be stopped. The remaining features will not be tested because the machine concludes that there is no face in this block.

특징은 회색으로 정의된 픽셀 블록만 매칭되도록 시도되고, 예를 들어, 스케일이 24x24 픽셀의 사각형일 수 있습니다.

각 기능 조합은 블록에서 하나씩 일치하도록 시도됩니다. features 중 하나라도 블록에 나타나지 않으면 탐색을 중단됩니다. 나머지 features 는 기계가 이 블록에 얼굴이 없다고 결론을 내리기 때문에 테스트를 하지 않아야 합니다.

This method tests all the blocks of pixels with the researched combination in cascade which explains the second word in the name of the method.

이 방법은 캐스케이드에서 연구된 조합으로 픽셀의 모든 블록을 테스트하여 메서드 이름의 두 번째 단어를 설명합니다.

This method is efficient to detect an image without faces because only a few tests need to be run to infer that the image does not contain a face.

A face is consequently detected when each feature of the combination has been recognized correctly in a block.

따라서 조합의 각 피쳐가 블록에서 올바르게 인식되면 얼굴이 감지됩니다.

Figure 3 is a rough representation of the features combination which will be tried to be matched in each block. We can see that the eyes are darker than the cheeks and the middle of the nose is brighter. All these features which were extracted from the training are used to find a pattern to represent a face.

그림 3은 각 블록에서 일치시키려는 피쳐 조합의 대략적인 모습입니다. 우리는 눈이 뺨보다 어둡고 코의 중간이 더 밝다는 것을 알 수 있습니다. 추출된 이러한 모든 기능 훈련을 통해 얼굴을 나타내는 패턴을 찾는 데 사용됩니다.



**Figure 3** Example of a Haar-like features combination (Arubas)

The process will proceed block by block until the last one.  
프로세스는 마지막 블록까지 블록 단위로 진행합니다.

After checking the last block, the scale is increased, and the detection process starts again. The process is repeated several times with different scales to detect faces of different size.

마지막 블록을 확인한 후 the scale 증가하고 탐지 프로세스가 다시 시작됩니다. 이 과정은 크기가 다른면을 감지하기 위해 여러 눈금으로 여러 번 반복됩니다.

Only few pixels are different between two neighbor blocks.

Therefore, each time a face is detected in a picture, the same face is detected in different blocks. All the detected faces that concern the same person are merged and are considered as one at the end of the entire process.

따라서, 사진에서 얼굴이 검출 될 때마다, 동일한 얼굴이 다른 블록에서 검출된다. 같은 사람과 관련된 모든 탐지 된 얼굴이 병합되고 전체 프로세스가 끝날 때 하나의 것으로 간주됩니다.

The accumulation of these weak classifiers builds a face detector able to detect faces very fast with a suitable accuracy. A Haar-cascade classifier has to be trained only once. Thus, it is possible to create one's own Haar-cascade or use one which has already been trained.

이러한 약한 분류기의 축적은 얼굴을 매우 빠르게 검출 할 수있는 얼굴 검출기를 구축합니다.

적절한 정확도. A Haar-cascade classifier 는 한 번만 train 해야합니다. 따라서 자신의 Haar-cascade를 만들거나 이미 훈련 된 것을 사용할 수 있습니다.

## 3. Facial recognition's algorithms

There are several approaches for recognizing a face. The algorithm can use statistics, try to find a pattern which represents a specific person or use a convolutional neural network. These different approaches can be observed through the explanations of different algorithms in this chapter.

얼굴을 인식하는 데는 여러 가지 방법이 있습니다. 알고리즘은 통계를 사용할 수 있습니다. 특정 사람을 나타내는 패턴을 찾거나 길쌈 신경 네트워크를 사용합니다. 이 다른 접근법은이 장의 다른 알고리즘에 대한 설명을 통해 볼 수 있습니다.

### 3-1. Eigenfaces(아이젠 페이스)

Eigenfaces (Turk & Pentland, 1991) (Jaiswal, Gwalior, & Gwalior, 2011) (Morizet, Ea, Rossant, Amiel, & Amara, 2006) is a method for performing facial recognition based on a statistical approach.

통계기반의 얼굴 인식을 수행합니다.

The aim of this method is to extract the principal components which affect the most the variation of the images. This is a holistic approach, the treatment for predicting a face is based on the entire training set. There is no specific treatment between images from two different classes.

이 방법의 목적은 이미지의 가장 큰 변화에 영향을 미치는 주요 구성 요소를 추출하는 것입니다. 이는 전체론적 접근 방식이며, 얼굴을 예측하는 방법론은 전체 교육 세트를 기반으로 합니다. 서로 다른 두 클래스의 이미지 사이에는 특별한 처리가 없습니다.

A class represents a person. Pre-processed pictures with grayscale are required for training the machine learning. Each pixel of a picture represents one dimension, it means a  $96 \times 96$  pixels image is represented into  $96 \times 96 = 9216$  dimensions.

클래스는 사람을 나타냅니다. 기계 학습을 훈련하기 위해서는 그레이 스케일로 사전 처리된 그림이 필요합니다. 그림의 각 픽셀은 하나의 차원을 나타내며  $96 \times 96$  픽셀 이미지는  $96 \times 96 = 9216$  차원으로 나타냅니다.

Eigenfaces is based on Principal Component Analysis (PCA) (Turk & Pentland, 1991) (Jaiswal & al., 2011) (Morizet & al., 2006) for reducing the number of dimensions while preserving the most important information. The training part of Eigenfaces is to calculate the eigenvectors and the related eigenvalues of the covariance matrix of the training set.

Eigenfaces는 가장 중요한 정보를 보존하면서 차원 수를 줄이기 위해 Principal Component Analysis (PCA) (Turk & Pentland, 1991) (Jaiswal & al., 2011) (Morizet & al., 2006)를 기반으로 합니다. Eigenfaces의 트레이닝 부분은 트레이닝 세트의 공분산 행렬의 고유 벡터 및 관련 고유 값을 계산하는 것입니다.

## 3-2. Fisherfaces

Fisherfaces (Jaiswal & al., 2011) (Morizet & al., 2006) (Belhumeur, Hespanha, & Kriegman, 1997) also uses a holistic approach.

Fisherfaces (Jaiswal & al., 2011) (Morizet & al., 2006) (Belhumeur, Hespanha, & Kriegman, 1997) 도 전체 론적 접근법을 사용한다.

This algorithm is a modification of Eigenfaces, thus also uses Principal Components Analysis. The main modification is that Fisherfaces takes into consideration classes.

이 알고리즘은 Eigenfaces의 수정이므로 주성분 분석을 사용합니다. 주요 변경 사항은 Fisherfaces가 클래스를 고려한다는 것입니다.

As it has been said previously, Eigenfaces does not make the difference between two pictures from different classes during the training part.

Each picture was affected by the total average. Fisherfaces uses the method Linear Discriminant Analysis (Jaiswal & al., 2011) (Morizet & al., 2006) (Belhumeur & al., 1997) in order to make the difference between two pictures from a different class.

각 그림은 총 평균에 의해 영향을 받았다. Fisherfaces는 다른 클래스의 두 그림의 차이를 만들기 위해 Linear Discriminant Analysis (Jaiswal & al., 2011) (Morizet & al., 2006) (Belhumeur & al., 1997) 방법을 사용합니다.

The aim is to minimize the variation within a class compared to the variation between classes.

목표는 클래스 간의 차이에 비교하여 클래스 내의 변동을 최소화하는 것입니다.

not only the total average of faces is used, but the average per class will also be an essential operation. The average is calculated with the following formula where ( represents the class and ( is the number of pictures in the class .