

Instituto Federal Goiano - Campus Ceres Bacharelado em Sistemas de Informação Prof. Me. Ronneesley Moura Teles

Adallberto Lucena Moura
Andrey Silva Ribeiro
Anny Karoliny Moraes Ribeiro
Brener Gomes de Jesus
Davi Ildeu de Faria
Eduardo de Oliveira Silva
Gleyson Israel Alves
Gusttavo Nunes Gomes
Ianka Talita Bastos de Assis
Ígor Justino Rodrigues

$Algoritmo\ Viola-Jones$

Sumário

1	Viola - Jones	2
	1.1 Filtros Haar e Imagem Integral	2
	1.2 AdaBoost	2
	1.3 Resultados	2
2	Funcionamento do algoritmo	3
3	Vantagem	3
4	Desvantagem	3
5	Implementação Viola-Jones em Python	3
	5.1 Por quê a implementação em Python?	3
	5.2 IntegralImage.py	
	5.3 HaarLikeFeature.py	5
	5.4 AdaBoost.py	7
	5.5 Utils.py	9
6	Referências Bibliográfica	13

Algoritmo Viola-Jones

1 Viola - Jones

O método Viola-Jones proposto por Paul Viola e Michael Jones em 2001, é um algoritmo utilizado em diversas áreas da tecnologia, uma delas é a detecção de faces. Paul e Michael eram pesquisadores de Cambrigde onde optaram por explorar o lado radical da programação, sendo assim, publicaram um artigo intitulado: "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features" que demonstrou uma nova forma de detectar faces. O artigo bem como o conceito Viola-Jones faz uso de 3 abordagens diferenciadas, pautando pontos considerados de extrema importância, sendo eles: as características de Haar, o algoritmo de aprendizado AdaBoost e os classificadores em Cascata.

2 Funcionamento do algoritmo

2.1 Filtros Haar e Imagem Integral

As características de Haar proposta pelo matemático húngaro Alfred Haar em 1909, foi a primeira maneira considerada nova de representar uma "imagem integral" (Integral Image, em inglês), que permitiu os detectores utilizados por eles, computarem as imagens de forma rápida e eficaz. Haar é uma característica intitulada como transformada onde varia da matemática discreta que faz uso em diversos processos de análises de sinais, em meios de compressão de dados e amplas outras aplicações no ramo de engenharia e ciência da computação.

2.2 AdaBoost

A segunda abordagem essencial foi o algoritmo de aprendizado baseado em Ada-Boost. O algoritmo AdaBoost é caracterizado por algoritmo de Machine Learning (aprendizado de máquina, em português) inventado por Yoav Freund e Robert Schapire, o algoritmo meta-heurístico é usado para aumentar significativamente a performance dos algoritmos de aprendizagem. AdaBoost é derivado do nome Adaptive Boosting (impulso adaptativo, significado em português) algoritmo colocado como ajustável a diversas circunstâncias e adaptável para classificações subsequentes. O algoritmo seleciona um número pequeno de características visuais críticas de um conjunto maior e com seus classificadores torna-se extremamente eficiente.

2.3 Resultados

Tendo em vista tais ferramentas úteis para elaboração do algoritmo, Paul e Michael implementaram os classificadores em Cascata. Os classificadores são responsáveis por selecionar criteriosamente um determinado objeto, levando em consideração a concomitância de suas principais características. As características necessárias para utilização são encontradas a partir de amplos algoritmos de aprendizado como Support Vector Machine, redes neurais, entre outros. Os classificadores em cascata possuem como principal função combinar e incrementar métodos que

tendenciam melhorar a perspectiva do objeto, ou seja, permitiam com que diversas regiões do fundo da foto fossem rapidamente destacadas disponibilizando maior processamento computacional.

Por conseguinte, rejeitavam um largo número de regiões que demostravam ter o aspecto escolhido tornando-o então, cada vez mais prudente para que não ocorresse casos de falsos objetos nas análises dos mesmos. Os autores aprofundaram seus métodos de acordo com a construção do algoritmo, deste modo, realizaram comparações em relação a diferentes algoritmos similares da época, bem como, *Rowley-Baluja-Kanade*, *Schneiderman-Kanade* e *Roth-Yang-Ahuja* para que pudessem encontrar meios de solucionar a forma como funcionavam as equações e obter assim, resultados satisfatórios.

O algoritmo Viola-Jones é uma variação do AdaBoost, algoritmo de aprendizado. Porém, por ser uma alternância, o algoritmo Viola-Jones é bastante utilizado. Devido sua implementação seguir uma abordagem diferente para construir um novo sistema de detecção, ele consegue alcançar aproximadamente 15 vezes mais rápido que os métodos anteriores. Viola-Jones é perfeitamente apto a detectar faces com maior precisão usando Haar como uma das implementações, é notório a perspectiva que há em aplicar o algoritmo em diversas situações. O método Viola-Jones revolucionou o campo da computação tornando-se referência para os demais.

3 Vantagem

- 15 vezes mais rápido que o algoritmo "Rowley-Baluja-Kanade" no processamento da imagem.
- 600 vezes se comparado ao "Schneiderman-Kanade".

4 Desvantagem

- A detecção de faces, só é possível se o rosto estiver na posição frontal.
- A base de dados usada, precisa de faces em diferentes condições incluindo: iluminação, brilho, escala, pose e variações de câmera.
- Nível de detecção na literatura 80% (FAUX,2012)
- É um algoritmo de detecção de face e não de reconhecimento facial.

5 Implementação Viola-Jones em Python

5.1 Por quê a implementação em Python?

Existem inúmeras implementações do algoritmo na internet, nas mais diversas linguagens, sendo mais comuns em MatLab, Java e Python.

A implementação em MatLab não era muito interessante devido a ferramenta em si, é uma boa ferramenta para desenvolver procedimentos tais como esse de detecção facial. Entretanto é uma ferramenta paga, e em um projeto nessa escala, no qual muitas pessoas iriam interagir, não ter a licença de uso, dificultaria muito o processo, e por isso foi descartada.

Java era muito abundante no GitHub, entretanto a maioria estava incompleta, não possuindo os códigos para treinar a rede, o que é fundamental para o sucesso do algoritmo, ter uma base de dados ampla gerando uma maior eficiência na detecção de imagens. Os códigos que estavam completos, a documentação era quase inexistente, o que dificultaria a utilização, sendo mais vantajoso desenvolver desde o início uma amplicação do que gastar tempo em código alheio.

Entretanto escolhemos a implementação de *Simon Hohberg* do algoritmo em *Python* disponibilizado no seu *GitHub* pessoal: https://github.com/Simon-Hohberg/Viola-Jones

Python é uma linguagem mais simples, mas nem por isso menos robusta, é amplamente usada em processos de machine learning e a implementação encontrada, está com todas as partes do algoritmo, desde a parte de detecção até a de treinamento, e a documentação do código está bem feita, o que possibilitaria o uso.

A seguir segue os principais códigos do algoritmo implementado em *Python* por *Simon Hohberg*: https://github.com/Simon-Hohberg/Viola-Jones

5.2 IntegralImage.py

```
import numpy as np
  In an integral image each pixel is the sum of all pixels in the
      original image
  that are 'left and above' the pixel.
  Original
               Integral
    1 2 3 .
                 0
                    0
                       0
                          0.
    4 5 6 .
                       3 6.
11
                 0
                    1
                 0
                    5 12 21 .
12
13
14
15
16
  def to_integral_image(img_arr):
18
19
      Calculates the integral image based on this instance's original
20
      image data.
      :param img_arr: Image source data
21
      :type img_arr: numpy.ndarray
22
      :return Integral image for given image
23
      :rtype: numpy.ndarray
24
      \# an index of -1 refers to the last row/column
26
      # since row_sum is calculated starting from (0,0),
27
      \# \text{ rowSum}(x, -1) == 0 \text{ holds for all } x
28
      row_sum = np.zeros(img_arr.shape)
      # we need an additional column and row
30
      integral_image_arr = np.zeros((img_arr.shape[0] + 1, img_arr.shape
31
      [1] + 1)
      for x in range (img_arr.shape [1]):
32
           for y in range (img_arr.shape [0]):
33
               row_sum[y, x] = row_sum[y-1, x] + img_arr[y, x]
34
               integral_image_arr[y+1, x+1] = integral_image_arr[y+1, x]
35
      -1+1 + row_sum[y, x]
```

```
return integral_image_arr
36
37
38
  def sum_region(integral_img_arr, top_left, bottom_right):
39
40
      Calculates the sum in the rectangle specified by the given tuples.
41
      :param integral_img_arr:
42
      :type integral_img_arr: numpy.ndarray
43
      :param top_left: (x, y) of the rectangle's top left corner
44
      :type top_left: (int, int)
45
      : param bottom_right: (x, y) of the rectangle's bottom right corner
46
      :type bottom_right: (int, int)
47
      return The sum of all pixels in the given rectangle
48
      :rtype int
49
      ,, ,, ,,
50
      # swap tuples
51
      top_left = (top_left[1], top_left[0])
52
      bottom_right = (bottom_right[1], bottom_right[0])
53
      if top_left == bottom_right:
54
          return integral_img_arr[top_left]
55
      top\_right = (bottom\_right[0], top\_left[1])
56
      bottom_left = (top_left[0], bottom_right[1])
57
      return integral_img_arr[bottom_right] - integral_img_arr[top_right]
58
      - integral_img_arr[bottom_left] + integral_img_arr[top_left]
```

recursos/codigo_python/Viola-Jones-master/violajones/IntegralImage.py

5.3 HaarLikeFeature.py

```
import violajones. Integral Image as ii
  def enum(**enums):
      return type('Enum', (), enums)
  FeatureType = enum(TWO_VERTICAL=(1, 2), TWO_HORIZONTAL=(2, 1),
     THREE_HORIZONTAL=(3, 1), THREE_VERTICAL=(1, 3), FOUR=(2, 2))
  FeatureTypes = [FeatureType.TWO_VERTICAL, FeatureType.TWO_HORIZONTAL,
     FeatureType.THREE_VERTICAL, FeatureType.THREE_HORIZONTAL,
     FeatureType.FOUR]
  class HaarLikeFeature(object):
      Class representing a haar-like feature.
13
14
      def __init__(self, feature_type, position, width, height, threshold
      , polarity):
17
          Creates a new haar-like feature.
          :param feature_type: Type of new feature, see FeatureType enum
          :type feature_type: violajonse.HaarLikeFeature.FeatureTypes
20
          :param position: Top left corner where the feature begins (x, y
     )
          :type position: (int, int)
22
          :param width: Width of the feature
23
          :type width: int
          :param height: Height of the feature
25
```

```
:type height: int
26
          :param threshold: Feature threshold
27
          :type threshold: float
28
          :param polarity: polarity of the feature -1 or 1
29
          :type polarity: int
30
31
          self.type = feature_type
32
          self.top_left = position
33
          self.bottom\_right = (position[0] + width, position[1] + height)
          self.width = width
35
          self.height = height
36
          self.threshold = threshold
37
          self.polarity = polarity
38
          self.weight = 1
39
40
      def get_score(self, int_img):
41
43
          Get score for given integral image array.
          :param int_img: Integral image array
44
          :type int_img: numpy.ndarray
45
          :return: Score for given feature
          :rtype: float
47
48
          score = 0
49
          if self.type == FeatureType.TWO_VERTICAL:
50
51
               first = ii.sum_region(int_img, self.top_left, (self.
      top_left[0] + self.width, int(self.top_left[1] + self.height / 2)))
               second = ii.sum_region(int_img, (self.top_left[0], int(self
52
      . top_left[1] + self.height / 2)), self.bottom_right)
               score = first - second
53
           elif self.type == FeatureType.TWO.HORIZONTAL:
               first = ii.sum_region(int_img, self.top_left, (int(self.
      top_left[0] + self.width / 2), self.top_left[1] + self.height))
               second = ii.sum_region(int_img, (int(self.top_left[0] +
56
      self.width / 2), self.top_left[1]), self.bottom_right)
               score = first - second
57
           elif self.type == FeatureType.THREE_HORIZONTAL:
58
               first = ii.sum_region(int_img, self.top_left, (int(self.
      top_left [0] + self.width / 3), self.top_left [1] + self.height))
               second = ii.sum_region(int_img, (int(self.top_left[0] +
60
      self.width \ / \ 3) \ , \ self.top\_left \ [1]) \ , \ (int(self.top\_left \ [0] \ + \ 2 \ *
      self.width / 3), self.top_left[1] + self.height))
               third = ii.sum_region(int_img, (int(self.top_left[0] + 2 *
61
      self.width / 3), self.top_left[1]), self.bottom_right)
               score = first - second + third
62
           elif self.type == FeatureType.THREE_VERTICAL:
63
               first = ii.sum_region(int_img, self.top_left, (self.
64
     bottom_right[0], int(self.top_left[1] + self.height / 3)))
               second = ii.sum_region(int_img, (self.top_left[0], int(self
65
      .top_left[1] + self.height / 3)), (self.bottom_right[0], int(self.
      top_left[1] + 2 * self.height / 3))
               third = ii.sum_region(int_img, (self.top_left[0], int(self.
66
      top_left[1] + 2 * self.height / 3)), self.bottom_right)
               score = first - second + third
           elif self.type == FeatureType.FOUR:
              # top left area
69
               first = ii.sum_region(int_img, self.top_left, (int(self.
70
      top_left[0] + self.width / 2), int(self.top_left[1] + self.height /
      2)))
71
              # top right area
```

```
second = ii.sum_region(int_img, (int(self.top_left[0] +
72
     self.width / 2), self.top_left[1]), (self.bottom_right[0], int(self
      . top_left[1] + self.height / 2)))
              # bottom left area
73
              third = ii.sum_region(int_img, (self.top_left[0], int(self.
74
     top_left[1] + self.height / 2)), (int(self.top_left[0] + self.width
      / 2), self.bottom_right[1]))
              # bottom right area
              fourth = ii.sum_region(int_img, (int(self.top_left[0] +
76
     self.width / 2), int(self.top_left[1] + self.height / 2)), self.
     bottom_right)
              score = first - second - third + fourth
77
          return score
78
79
      def get_vote(self, int_img):
80
          Get vote of this feature for given integral image.
          :param int_img: Integral image array
83
          :type int_img: numpy.ndarray
84
          :return: 1 iff this feature votes positively, otherwise -1
85
          :rtype: int
87
          score = self.get_score(int_img)
88
          return self.weight * (1 if score < self.polarity * self.
     threshold else -1)
```

recursos/codigo_python/Viola-Jones-master/violajones/HaarLikeFeature.py

5.4 AdaBoost.py

```
from functools import partial
2 import numpy as np
3 from violajones. HaarLikeFeature import HaarLikeFeature
4 from violajones. HaarLikeFeature import FeatureTypes
  import progressbar
  from multiprocessing import Pool
  LOADING\_BAR\_LENGTH = 50
9
11 # TODO: select optimal threshold for each feature
12 # TODO: attentional cascading
13
  \begin{array}{lll} \textbf{def} & \textbf{learn} \, (\, \textbf{positive\_iis} \,\, , \,\, \, \textbf{negative\_iis} \,\, , \,\, \, \textbf{num\_classifiers} \! = \! -1, \end{array}
      min_feature_width=1, max_feature_width=-1, min_feature_height=1,
      \max_{\text{feature-height}} = -1:
       Selects a set of classifiers. Iteratively takes the best
      classifiers based
       on a weighted error.
17
       :param positive_iis: List of positive integral image examples
       :type positive_iis: list[numpy.ndarray]
       :param negative_iis: List of negative integral image examples
20
       :type negative_iis: list [numpy.ndarray]
21
       :param num_classifiers: Number of classifiers to select, -1 will
22
      use all
       classifiers
23
       :type num_classifiers: int
25
```

```
:return: List of selected features
26
      :rtype: list[violajones.HaarLikeFeature]
27
28
      num_pos = len(positive_iis)
29
      num_neg = len(negative_iis)
30
      num_imgs = num_pos + num_neg
31
      img_height, img_width = positive_iis [0].shape
32
33
      # Maximum feature width and height default to image width and
34
     height
      max_feature_height = img_height if max_feature_height == -1 else
35
     max_feature_height
      max_feature_width = img_width if max_feature_width == -1 else
      max_feature_width
37
      # Create initial weights and labels
38
      pos\_weights = np.ones(num\_pos) * 1. / (2 * num\_pos)
39
      neg\_weights = np.ones(num\_neg) * 1. / (2 * num\_neg)
40
      weights = np.hstack((pos_weights, neg_weights))
41
      labels = np.hstack((np.ones(num_pos), np.ones(num_neg) * -1))
42
43
      images = positive_iis + negative_iis
44
4.5
      # Create features for all sizes and locations
46
      features = _create_features(img_height, img_width,
47
      min_feature_width, max_feature_width, min_feature_height,
      max_feature_height)
      num_features = len(features)
48
      feature_indexes = list (range (num_features))
49
50
      num_classifiers = num_features if num_classifiers == -1 else
51
      num_classifiers
      print('Calculating scores for images..')
54
      votes = np.zeros((num_imgs, num_features))
      bar = progressbar. ProgressBar()
56
      # Use as many workers as there are CPUs
57
      pool = Pool(processes=None)
58
      for i in bar(range(num_imgs)):
          votes [i, :] = np.array(list(pool.map(partial(_get_feature_vote,
60
      image=images[i]), features)))
61
      # select classifiers
62
63
      classifiers = []
64
65
      print('Selecting classifiers..')
      bar = progressbar. ProgressBar()
67
      for _ in bar(range(num_classifiers)):
68
69
          classification_errors = np.zeros(len(feature_indexes))
70
71
          # normalize weights
72
          weights *= 1. / np.sum(weights)
73
74
          # select best classifier based on the weighted error
75
          for f in range(len(feature_indexes)):
76
               f_i dx = feature_i ndexes[f]
```

```
# classifier error is the sum of image weights where the
      classifier
               # is right
79
               error = sum(map(lambda img_idx: weights[img_idx] if labels[
80
      img_idx] != votes[img_idx, f_idx] else 0, range(num_imgs)))
               classification\_errors[f] = error
81
82
           # get best feature, i.e. with smallest error
83
           min_error_idx = np.argmin(classification_errors)
           best_error = classification_errors [min_error_idx]
           best_feature_idx = feature_indexes [min_error_idx]
86
87
           # set feature weight
           best_feature = features [best_feature_idx]
89
           feature\_weight = 0.5 * np.log((1 - best\_error) / best\_error)
90
           best_feature.weight = feature_weight
91
93
           classifiers.append(best_feature)
94
           # update image weights
Q.F
           weights = np.array(list(map(lambda img_idx: weights[img_idx] *
96
      np.sqrt((1-best_error)/best_error) if labels[img_idx] != votes[
      img_idx, best_feature_idx] else weights[img_idx] * np.sqrt(
      best\_error/(1-best\_error)), range(num\_imgs))))
97
           # remove feature (a feature can't be selected twice)
98
           feature_indexes.remove(best_feature_idx)
99
100
       return classifiers
  def _get_feature_vote(feature, image):
104
105
       return feature.get_vote(image)
  def _create_features(img_height, img_width, min_feature_width,
108
      max_feature_width, min_feature_height, max_feature_height):
       print('Creating haar-like features..')
       features = []
       for feature in FeatureTypes:
           # FeatureTypes are just tuples
           feature\_start\_width = max(min\_feature\_width, feature[0])
           for feature_width in range (feature_start_width,
114
      max_feature_width, feature[0]):
               feature\_start\_height = max(min\_feature\_height, feature[1])
115
               for feature_height in range (feature_start_height,
116
      max_feature_height, feature[1]):
                    for x in range(img_width - feature_width):
                        for y in range(img_height - feature_height):
118
                            features.append(HaarLikeFeature(feature, (x, y)
119
        feature_width, feature_height, 0, 1))
                            features.append(HaarLikeFeature(feature, (x, y)
      , feature_width , feature_height , 0 , -1))
                       ' + str(len(features)) + ' features created.\n')
       print ('...done.
121
       return features
```

recursos/codigo_python/Viola-Jones-master/violajones/AdaBoost.py

5.5 Utils.py

```
import numpy as np
 from PIL import Image
3 from violajones. HaarLikeFeature import FeatureType
  from functools import partial
  import os
  def ensemble_vote(int_img, classifiers):
8
      Classifies given integral image (numpy array) using given
      classifiers, i.e.
      if the sum of all classifier votes is greater 0, image is
     classified
      positively (1) else negatively (0). The threshold is 0, because
12
     votes can be
      +1 or -1.
      :param int_img: Integral image to be classified
14
      :type int_img: numpy.ndarray
      :param classifiers: List of classifiers
      :type classifiers: list[violajones.HaarLikeFeature]
      :return: 1 iff sum of classifier votes is greater 0, else 0
      :rtype: int
20
      return 1 if sum([c.get_vote(int_img) for c in classifiers]) >= 0
21
     else 0
22
23
  def ensemble_vote_all(int_imgs, classifiers):
24
25
      Classifies given list of integral images (numpy arrays) using
26
      classifiers,
      i.e. if the sum of all classifier votes is greater 0, an image is
27
     classified
      positively (1) else negatively (0). The threshold is 0, because
2.8
     votes can be
      +1 or -1.
29
      :param int_imgs: List of integral images to be classified
30
      :type int_imgs: list[numpy.ndarray]
31
      :param classifiers: List of classifiers
32
      :type classifiers: list [violajones.HaarLikeFeature]
33
      :return: List of assigned labels, 1 if image was classified
34
     positively, else
35
      :rtype: list[int]
37
      vote_partial = partial(ensemble_vote, classifiers=classifiers)
38
      return list (map(vote_partial, int_imgs))
39
40
41
  def reconstruct(classifiers, img_size):
42
43
      Creates an image by putting all given classifiers on top of each
44
      producing an archetype of the learned class of object.
45
      :param classifiers: List of classifiers
46
      :type classifiers: list [violajones.HaarLikeFeature.HaarLikeFeature]
47
      :param img_size: Tuple of width and height
48
      :type img_size: (int, int)
49
      :return: Reconstructed image
50
      :rtype: PIL.Image
```

```
,, ,, ,,
       image = np.zeros(img\_size)
53
       for c in classifiers:
54
           # map polarity: -1 \rightarrow 0, 1 \rightarrow 1
           polarity = pow(1 + c.polarity, 2)/4
56
            if c.type == FeatureType.TWO_VERTICAL:
57
                for x in range(c.width):
58
                    sign = polarity
59
                    for y in range(c.height):
60
                         if y >= c.height/2:
61
                             sign = (sign + 1) \% 2
62
                         image[c.top_left[1] + y, c.top_left[0] + x] += 1 *
63
      sign * c.weight
            elif c.type = FeatureType.TWO_HORIZONTAL:
64
                sign = polarity
65
                for x in range(c.width):
66
                    if x >= c. width / 2:
67
68
                         sign = (sign + 1) \% 2
                    for y in range(c.height):
69
                         image[c.top_left[0] + x, c.top_left[1] + y] += 1 *
70
      sign * c.weight
            elif c.type = FeatureType.THREE_HORIZONTAL:
71
                sign = polarity
                for x in range(c.width):
73
                    if x \% c. width/3 == 0:
74
75
                         sign = (sign + 1) \% 2
                    for y in range (c. height):
76
                         image[c.top\_left[0] + x, c.top\_left[1] + y] += 1 *
77
      sign * c.weight
            elif c.type == FeatureType.THREE_VERTICAL:
78
                for x in range(c.width):
70
                    sign = polarity
80
                    for y in range(c.height):
81
                         if x \% c.height/3 = 0:
82
                             sign = (sign + 1) \% 2
83
                         image[c.top_left[0] + x, c.top_left[1] + y] += 1 *
84
      sign * c.weight
            elif c.type == FeatureType.FOUR:
85
                sign = polarity
86
                for x in range(c.width):
                    if x \% c. width/2 == 0:
88
                         sign = (sign + 1) \% 2
89
                    for y in range(c.height):
90
                         if x \% c.height/2 = 0:
91
                             sign = (sign + 1) \% 2
92
                         image[c.top_left[0] + x, c.top_left[1] + y] += 1 *
93
      sign * c.weight
       image -= image.min()
94
       image /= image.max()
95
       image *= 255
96
       result = Image.fromarray(image.astype(np.uint8))
97
       return result
98
99
100
   def load_images (path):
101
       images = []
       for _file in os.listdir(path):
            if _file.endswith('.png'):
104
                img_arr = np.array(Image.open((os.path.join(path, _file))),
105
       dtype=np.float64)
```

```
img_arr /= img_arr.max()
images.append(img_arr)
return images
```

 $recursos/codigo_python/Viola\\-Jones-master/violajones/Utils.py$

6 Referências Bibliográfica

VIOLA, Paul; JONES, Michael. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2001, v. 1, p. I-511-I-518, 2001. Disponível em: http://ieeexplore.ieee.org/document/990517/>.

VIOLA, Paul; JONES, Michael. Robust Real-Time Face Detection International Journal of Computer Vision 57(2), 137–154, 2004.

CHAVES, Bruno Butilhão. Estudo do algoritmo AdaBoost de aprendizagem de máquina aplicado a sensores e sistemas embarcados. 2011. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Controle e Automação Mecânica) - Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2011. doi:10.11606/D.3.2011.tde-12062012-163740. Acesso em: 2017-10-11..

IRGENS, Peter et al. An efficient and cost effective FPGA based implementation of the Viola-Jones face detection algorithm. HardwareX, v. 1, p. 68-75, 2017. Disponível em: http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2468067216300116.

SANTOS, Ligneul. **Detecção de faces através do algoritmo de Viola-Jones**. Coppe/Ufrj, 2011.

FAUX, Francis e LUTHON, Franck. **Theory of evidence for face detection and tracking**. International Journal of Approximate Reasoning, v. 53, n. 5, p. 728–746, 2012. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1016/j.ijar.2012.02.002.

BODHI, S. R. e NAVEEN, S. Face detection, registration and feature localization experiments with RGB-D face database. Procedia Computer Science, v. 46, n. Icict 2014, p. 1778–1785, 2015. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2015.02.132.