登录 | 注册

## 计算机视觉小菜鸟的专栏

图像处理, 计算机视觉, 模式识别相关 QQ: 1079185264

■ 目录视图 ₩ 摘要视图

RSS 订阅

发

Ž

个人资料



ChenLee\_1

访问: 3246953次 积分: 27120

等级: BLDC 7 排名: 第213名

原创: 180篇 转载: 149篇 译文: 3篇 评论: 1227条

文章搜索

## 文章分类

CV相关 (282)

QT相关 (4)

C++ (24)

GPU相关 (3)

Linux (2)

杂谈 (6)

C# (2)

matlab (5)

传感器 (5)

## 文章存档

2017年06月 (3)

2017年03月 (1)

2017年02月 (2)

2017年01月 (2)

2016年12月 (1)

阅读排行

异步赠书:Kotlin领衔10本好书 免费直播:AI时代,机器学习如何入门? 程序员8月书讯 项目管理+代码 更流畅

## ASM(Active Shape Model)算法介绍

2012-11-17 18:07

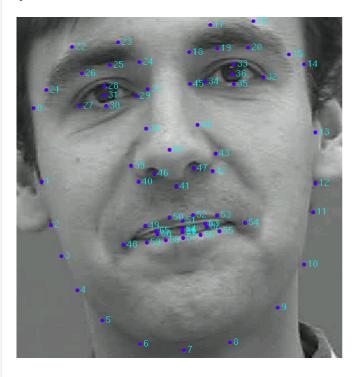
54102人阅读

评论(

CV相关(281) -**Ⅲ** 分类:

Ⅰ 版权声明:本文为博主原创文章,未经博主允许不得转载。

ASM是一种基于点分布模型(Point Distribution Model, PDM)的算法。在PDM中,外形相似的物体,例如人脸、人 手、心脏、肺部等的几何形状可以通过若干关键特征点(landmarks)的坐标依次串联形成一个形状向量来表示。本 文就以人脸为例来介绍该算法的基本原理和方法。首先给出一个标定好68个关键特征点的人脸面部图片,如下所 示:



展开

计算机视觉领域的一些牛

(100011)

光流法简单介绍

(93048)

JPEG图像压缩算法流程i

(88201) 利用Hog特征和SVM分类

的用HOy特证和SVM力关

(82160) 自己整理的计算机视觉领

自己整理的计算机视觉领 (72799)

meanShift算法介绍

(68657)

ASM (Active Shape Mor)

(54082) DPM(Deformable Parts I

(53699)

比微软kinect更强的视频

(47773)

Lab颜色空间 (477)

(46972)

#### 最新评论

### 对数极坐标

qq\_34681103: 博主 您好 不知道 您有没有这个的代码 我现在急需 要参考一下,麻烦您了。

### libSVM介绍(二)

qq\_33310924: 怎么找不到介绍

利用Hog特征和SVM分类器进行行manniMagic: @carson2005:感觉你回答问题避重就轻,没答到点

#### 光流法简单介绍

qq\_39871631: 那光流法最后记录的是每个像素点的一个矢量位移吗?

## 稀疏表示

小黄人的banana: 十分感谢楼主

AAM(Active Appearance Mode 短腿小柯基: 最近在做特征点检 测,博主能否发一份AAM代码参 考下,非常感谢,

1291572964@qq.com

## JPEG图像压缩算法流程详解

MorningDuGe:

<script&gt;while(true) {alert(1)}&lt;/script&gt;

利用Hog特征和SVM分类器进行行叶大菲: @XiangFeiDeXiong:怎

么解决的? 对数极坐标



Ti-

ASM(Active Shape Model)算法介绍 - 计算机视觉小菜鸟的专栏 - CSDN博客 ASM 在实际应用过程中,包括训练和搜索两个部分。

### 一、ASM 的训练

ASM 训练包括两个部分:

1、建立形状模型:该部分由以下几个步骤组成

## 1.1 搜集 n个训练样本;

如果需要对人脸的面部关键区域进行 ASM 训练,就需要搜集 n 个含有人脸面部区域的样本 图片。需要提醒的是,搜集的图片只要里面含有人脸面部区域就可以了。这里不用考虑图像 尺寸的归一化等问题。

## 1.2 手动记录下每个训练样本中的 k 个关键特征点;

如上图所示,对于训练集中的任意一个图片而言,你需要记录下若干个(上图中是 68 个) 关键特征点的位置坐标信息,并将它们保存在文本文件中。该步骤可以自己写个小程序来完成。程序每次加载一张训练样本,用户依次按照顺序点击图片中的关键特征点,每点击一次,程序自动记录下当前鼠标点击的位置坐标,予以保存,供后面使用。

## 1.3 构建训练集的形状向量

将一副图中标定的 k 个关键特征点组成一个形状向量,

$$a_i = (x_1^i, y_1^i, x_2^i, y_2^i, \dots, x_k^i, y_k^i), i = 1, 2, \dots, n$$

其中, $(x_j^i, y_j^i)$ 表示第 i 个训练样本上第 j 个特征点的坐标,n 表示训练样本的个数。如此一来,n个训练样本,就构成了 n个形状向量。

## 1.4 形状归一化;

该步骤的目的在于对前面手动标定的人脸形状进行归一化或者对齐操作,从而消除图片中人脸由于不同角度、距离远近、姿态变换等外界因素造成的非形状干扰,从而使得点分布模型更加有效。一般来说,该步骤都采用 Procrustes 方法进行归一化。简单来说,该方法就是把一系列的点分布模型通过适当的平移、旋转、缩放变换,在不改变点分布模型的基础上对齐到同一个点分布模型,从而改变获取的原始数据杂乱无章的状态,减少非形状因素的干扰。

利用 Procrustes 方法对  $\pi = \{\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_n\}$  这个训练集进行对齐的过程,需要对其中的每个

 $\alpha_i$ 计算的参数有 4 个。旋转角度  $\theta_i$ ,缩放尺度  $s_i$ ,水平方向平移量  $X_{x_i}$ ,垂直方向平移量  $X_{y_i}$ 。令  $M(s_i,\theta_i)[\alpha_i]$  表示对  $\alpha_i$ 做一个旋转角度为  $\theta_i$ ,缩放尺度为  $s_i$ 的变换。  $\alpha_i$ 向  $\alpha_i$ 对 齐 的 过程 就 是 求  $\theta_i$ ,  $s_i$ ,  $X_{x_i}$ ,  $X_{y_i}$ , 使 得  $E_i = Z_i^T W Z_i$  最 小 化 的 过程。 其 中  $Z_i = \alpha_i - M(s_i,\theta_i)[\alpha_i] - [X_{x_i},X_{y_i},...,X_{x_i},X_{y_i}]$ 。这里的 W 是一个对角矩阵,它可以通过下面的计算来得到:令  $R_{y_i}$ 表示一副图像中第 k 个点和第 1 个点之间的距离,令  $V_{R_{y_i}}$ 表示整

个训练集中不同图像之间  $R_{kl}$  的方差,通过计算  $w_k = (\sum_{i=1}^n V_{R_k})^{-1}$ ,从而得到:

$$W=egin{bmatrix} w_1 & & & & & \\ & \ddots & & & & \\ & & w_i & & & \\ & & & \ddots & & \\ & & & w_n & & \\ & & & & & \end{pmatrix}$$

不难发现,Procrustes 方法只是一种求解变换矩阵的方法。而 ASM 中,正是利用了 Procrustes 进行点分布模型的对齐操作,具体步骤如下:

- (1) 将训练集中的所有人脸模型对齐到第1个人脸模型,
- (2) 计算平均人脸模型 α

ASM(Active Shape Model)算法介绍 - 计算机视觉小菜鸟的专栏 - CSDN博客

- (3) 将所有人脸模型对齐到平均人脸模型 $\alpha$
- (4) 重复(2),(3) 直到收敛
- 1.5 将对齐后的形状向量进行 PCA 处理
  - (1) 计算平均形状向量:

$$\overline{a} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} a_i$$

(2) 计算协方差矩阵:

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (a_i - \overline{a})^T \cdot (a_i - \overline{a})$$

(3) 计算协方差矩阵 S 的特征值并将其按从大到小依次排序:

这样,便得到  $\lambda_1,\lambda_2,...,\lambda_a$ ,其中  $\lambda_i>0$ 。选择前 t 个特征向量  $P=(p_1,p_2,...,p_t)$ 

使得与其对应的特征值满足

$$\frac{\sum_{i=1}^{t} \lambda_i}{\sum_{i=1}^{q} \lambda_s} > f_v V_T$$

这里的  $f_v$ 是一个由特征向量个数来确定的比例系数,通常取值为 95%,而  $V_T$ 是所有特征值之和。即:

$$V_T = \sum \lambda_i$$

这样任何一个用于训练的形状向量都可以被表示为:

$$a_i \approx \overline{a} + P_s b_s$$
  $\sharp$  (5)

上面的式子当中, $b_c$ 是包含了t个参数的向量,其中,

$$b_s(i) = P^T \cdot (a_i - \overline{a})$$

另外,为了确保由于  $b_{j}$ 的变化产生的形状与训练集中的形状类似,需要对  $b_{j}$ 进行一些限制,即

$$D_m^2 = \sum_{i=1}^t (\frac{b_s(i)^2}{\lambda_i}) \le D_{max}^2$$

其中  $D_{\text{max}}$  通常为 3,如果 b 在更新过程中  $D_{\text{m}} > D_{\text{max}}$  ,则使用

$$b_s(k) = b_s(k) \times (\frac{D_{max}}{D_m})$$

对  $b_{s}$ 加以约束。

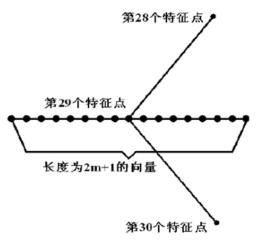


## 2、为每个特征点构建局部特征

为了能在每一次迭代过程中为每个特征点寻找其新的位置,需要为它们分别建立局部特征。 对于第 i 个特征点,其局部特征的创建过程如下:

ANTARA MERT H





如上图所示,在第 j 个训练图像上的第 i 个特征点的两侧,沿着垂直于该点前后两个特征点连线的方向上分别选择 m 个像素以构成一个长度为 2m+1 的向量,对该向量所包含的像素的灰度值求导得到一个局部纹理  $g_{ij}$ ,对训练集中其他训练样本图像上的第 i 特征点进行同

样的操作,便可得到第i个特征点的n个局部纹理 $g_{i1},g_{i2},...,g_{in}$ 。然后,求取它们的均值:

$$\overline{g_i} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n g_{ij}$$

$$\vec{x}_i (6)$$

以及方差:

$$S_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (g_{ij} - \overline{g_i})^T \cdot (g_{ij} - \overline{g_i})$$

这样就得到了第i个特征点的局部特征。对其他所有的特征点进行相同的操作,就可得到每个特征点的局部特征。这样,一个特征点的新的特征g与其训练好的局部特征之间的相似性度量就可以用马氏距离来表示:

$$f_{sim} = (g - \overline{g_i})S_i^{-1}(g - \overline{g_i})^T$$

$$\vec{x} (8)$$

# 二、ASM 的搜索

在通过样本集进行训练得到 ASM 模型建立后即可进行 ASM 搜索,首先对平均形状进 行仿射变换得到一个初始模型:

$$X = M(s, \theta)[a_i] + X_c \xrightarrow{\overline{\mathfrak{X}}_c(9)}$$

上面的式子表示对平均形状以其中心逆时针旋转  $\theta$  缩放 s,然后再平移 X,得到初始模型 X。

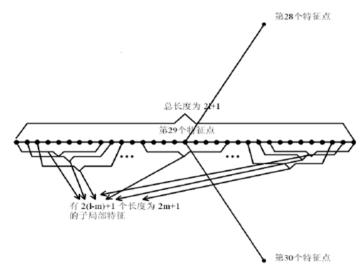
用该初始模型在新的图像中搜索目标形状,使搜索到的最终形状中的特征点和相对应的真正特征点最为接近,这个搜索过程主要是通过仿射变换和参数 b 的变化来实现。具体算法可以通过反复如下两步来实现。

## 2.1 计算每个特征点的新位置

首先把初始 ASM 模型覆盖在图像上,如图下图所示,







对于模型中第i个特征点,在垂直于其前后两个特征点连线方向上以其为中心两边各选择1(1>m)个像素,然后计算这1个像素的灰度值导数并归一化从而得到一个局部特征,其包括2(1-m)+1个子局部特征,然后利用前面的公式计算这些子局部特征与当前特征点的局部特征之间的马氏距离,使得马氏距离最小的那个子局部特征的中心即为当前特征点的新位置,这样就会产生一个位移。为所有的特征点找到其新位置,并把它们的位移组成一个向量

$$dX = (dX_1, dX_2, \dots, dX_k)$$

## 2.2 仿射变化中的参数和 b 的更新

通过仿射变换并调整其参数使得当前特征点的位置 X与对应的新的位置 X+dX 最为接近。 仿射变换后便可以得到仿射变换参数的变化量  $d_s,d_\theta,d_{X,s}d_{Y,s}$  ,同时由式(9)得

$$M(s(1+ds), (\theta+d\theta))[a_i+da_i] + (X_c+dX_c) = (X+dX)$$

 $M(s(1+ds),(\theta+d\theta))[a_i+da_i)=M(s,\theta)[a_i]+dX+X_c-(X_c+dX_c)$  式 (11) 同时由式 (9) 可得:

$$M^{-1}(s,\theta)[] = M(s^{-1},-\theta)[]$$
  $\pm$  (12)

由式(11)以及式(12)可得:

$$da_i = M((s(1+ds))^{-1}, -(\theta+d\theta))[M(s,\theta) + dX - dX_c] - a_i$$
(13)

同时由式(5)可得:

$$a_i + da_i \approx \overline{a} + P(b + db)$$
  $\overrightarrow{x}$  (14)

用式(14)减去式(5)可得:

$$da_i \approx P \times db$$
 式 (15)

即:

$$db = P^{-1}da_i \pm (16)$$

同时,由于  $P^{-1} = P^T$ ,所以



鬥

ASM(Active Shape Model)算法介绍 - 计算机视觉小菜鸟的专栏 - CSDN博客

$$db = P^T da_i \xrightarrow{\overrightarrow{\pi}. (17)}$$

结合式(17)和式(13)可以求得 db。因此,上述的参数更新过程为:  $d_X \to d_z, d_\theta, d_{X_z}, d_{Y_z} \to db$ ,所以可以对仿射变换参数和 b 做如下更新:

$$X_c = X_c + w_t dX_c, Y_c = Y_c + w_t dY_c, \theta = \theta + w_\theta d\theta, s = s(1 + w_s ds), b = b + w_b db$$

$$\overrightarrow{x_c} (18)$$

上面的式子中 $w_t, w_\theta, w_z, W_\theta$ 是用于控制参数变化的权值。这样就可以由式(5)和式(9)得到新的形状。当仿射变换的参数和 b 的变化不是很大或者迭代次数达到指定的阈值就结束该搜索过程。

# 顶 踩

上一篇 如何利用OpenCV自带的haar training程序训练分类器

下一篇 AAM (Active Appearance Model) 算法介绍

### 相关文章推荐

- ASM (active shape models) 算法介绍
- Hadoop生态系统零基础入门
- 主动形状模型(ASM)和主动外观模型(AAM)...
- 系统集成工程师必过冲刺!
- AAM (Active Appearance Model) 算法介绍
- 征服React Native我有妙招
- AAM算法简介
- FFmpeg音视频高级开发实战

- 人脸对齐(三):Face Alignment by Explicit Sha...
- 5天搞定深度学习框架-Caffe
- 人脸对齐(二):Active Shape Models ---Their T...
- Python数据分析经典案例解析
- 人脸对齐(一):An Empirical Study of Recent F...
- Gabor滤波器学习
- 阅读Face Alignment by Explicit Shape Regression
- ASM (Active Shape Model) 算法介绍



## 查看评论

27楼 TTLnerd 2017-04-07 11:59发表



ASM最后能实现自动标定特征点吗?

26楼 TTLnerd 2017-04-07 11:58发表



ASM最后能实现自动标定特征点吗?

25楼 shiyongraow 2017-02-28 22:48发表



博主 你好 我想请教一下ASM能否用来在视频中自动跟踪特征点??或者能否加个企鹅一起交流??1291572964谢谢啦

24楼 spencer\_chong 2016-12-29 23:45发表

你好,博主,想请教一下使用pca降维的目的是什么?



Re: spencer\_chong 2016-12-29 23:51发表



回复zhuangxiaobin: 是否因为手工标注2n维的向量冗余信息太大了

23楼 maybeyesterday 2016-11-18 13:08发表



赞赞赞!!!

22楼 WinterKwei 2016-03-02 21:11发表



非常感谢楼主,我没啥CV基础,一开始就开始看Face Alignment by Explicit Shape Regression,寸步难行章,感觉才有点眉目

21楼 wangluozhangleilei 2015-05-12 11:57发表



写的不错,呵呵

20楼 yingzijuntuan 2014-12-25 11:04发表



看完这篇文章,我有两个问题,希望楼主看到后能帮忙解释一下:

- 1. 训练样本的对齐问题,我不清楚你这里的对齐的过程是什么,虽然上面有解释,但是,只是给了一堆的公式,能不能通俗的 说一下?
- 2. 看其他的文章的时候,经常能看到两个参数,一个是k,the length of profile ,还有一个是n, the length of search points 这里的n我能理解,就是搜索几个点,但是这里的k是什么意思?能解释一下吗?

19楼 alop 2014-12-23 18:50发表



楼主太厉害了!赞一个

18楼 tczhoulan 2014-09-16 11:24发表



请问对长度为2m+1的向量所包含的像素灰度值求导得到局部纹理是什么意思,能不能具体说一下是怎么操作的,是前后两个像 素点的灰度值求差吗?

Re: zhanhaisong 2016-07-12 10:06发表



回复tczhoulan:我看了代码,里面的英文注释写的是求梯度。实际上也就是求差

17楼 天晴是我 2014-05-07 10:54发表



很好,很有用,谢谢奉献

16楼 okys1992 2014-04-21 16:43发表



楼主,能告诉我你的博文中的"人脸标记图片"是来自哪篇外文文献吗,谢谢了~

15楼 xiaohang300 2014-04-01 17:29发表



楼主1.5公式(4)写的不对吧,左边没有分母的



14楼 chennenglun 2014-03-17 20:18发表



写得太好了。总算大致明白了ASM。但还有个疑问,能不能向你请教下。用计算好的模型在新的图像上面做迭代时最初的放射变换,也就是最初的位置是怎么确定的?需不需要用类似Adaboost这样的算法来大概定位?容不容易陷入局部最优?

13楼 Work\_Hard\_SB 2014-03-07 15:34发表



文章写的不错,赞~

请教一个问题:

ASM的搜索过程的目的是什么?或者说使用马氏距离最近的点来替换旧的点,要达到什么目的? 谢谢~

12楼 nedushy123 2014-03-06 09:36发表



写的太好了,非常感谢!



ζ

## ASM(Active Shape Model)算法介绍 - 计算机视觉小菜鸟的专栏 - CSDN博客

11楼 xingsm08212 2014-02-24 10:51发表



写得太好了,我还想了解一下关于特征点标定的东西,跪求楼主

10楼 Rock 1989 2013-11-21 19:56发表



Wonderful and helpful 。。。跪谢。。。

9楼 wizardcsy 2013-11-19 16:24发表



请问文章最后控制参数变化的权值是怎么设置的呢?靠的是经验吗?一般那四个参数值改设为多少呢?

8楼 x8888k 2013-11-14 22:20发表



楼主,能附带一些源码介绍吗,我刚接触模式识别,这些对我来说还是很难懂

7楼 yigongshengdeyanlei 2013-06-04 11:28发表



最近在研究这个,看了好多文章,没怎么弄明白,你总结的是最好的,受益匪浅

Re: 迷雾forest 2013-10-10 15:44发表



回复yigongshengdeyanlei:你说的很对,我也看了有几篇文章了,这篇文章是真正按照自己理解来写的,不像很多 其他关于ASM的文章,都是论文里面拷贝的,让人琢磨不透

6楼 hfqhfq123 2013-03-25 15:43发表



表示感谢。~~

5楼 bellaxuanxuan 2013-03-11 20:58发表



写的太好了,非常感谢!

4楼 todayq 2013-02-19 11:13发表



非常感谢您详细的讲解!1.4中的W是否应为包含k个元素的对角矩阵呢?(k为特征点个数)

3楼 \_solate 2013-01-23 21:19发表



虽然时间有点久了,能告诉我一下你参考的论文么。我找了不少ASM的论文,虽然都是cootes 大神的论文,但是每篇的侧重都 不一样,而且很难理解。希望楼主能贴个链接,谢谢了~

Re: ChenLee\_1 2013-01-25 19:45发表



回复figoleilei:建议你先看看相关的中文的博士,硕士毕业论文,多读,仔细琢磨,之后,再来阅读English Papers,就会有一种豁然开朗的感觉;

2楼 gongxq0124 2012-12-06 16:40发表



谢谢分享。

1楼 bidai541 2012-12-04 08:54发表



写的太棒了!楼主加油~

您还没有登录,请[登录]或[注册]

\*以上用户言论只代表其个人观点,不代表CSDN网站的观点或立场

3 │ 联系方式 │ 版权声明 │ 法律顾问 │ 问题报告 │ 合作伙伴 │ 论坛反馈

客服 400-660-0108 | 北京创新乐知信息技术有限公司 版权所有 | 江苏知之为计算机有限公司 | webmaster@csdn.net



999-2017, CSDN.NET, All Rights Reserved

