

指导教师： 杨涛

提交时间： 2016/3/14

# CVPR2015 Paper Translation

No: 01

姓名： 姬智辉

学号： 2013302573

班号： 10011305



## 视频序列中人脸图像的质量感知

穆罕默德的公司, 卡马尔 nasrollahi, 托马斯 B. moeslund  
奥尔堡大学人民实验室可视化分析

{mah, kn, [tbm](mailto:tbm@create.aau.dk)}@create.aau.dk

### 文摘

在视频中人脸对齐是面部图像分析一个原始的步骤。对准的精度取决于视频中的人脸图像的质量框架, 低质量的框架被证明会造成错误对齐。因此, 本文提出了一种系统用一个有监督的人脸对齐方式体面的方法 (SDM) 和基于运动的前进外推方法。建议系统首先提取从视频帧。然后, 它采用了面对质量测量面质量的评价方法。如果表面质量高, 该系统采用 SDM 为面部标志性检测。如果脸的质量比较低, 建议的系统校正的面部的地标, 是通过 SDM 检测。根据不同的面速度连续视频帧和人脸的质量测量, 2 算法被提出用于校正的地标用外推多项式来降低低质量面。实验结果说明的能力提出的方法与艺术状态的比较方法包括基于 SDM 方法(从 cvpr-2013) 和最近的方法(从 cvpr-2014) 利用线性回归并行级联 (PAR CLR)。

### 1. 介绍

人脸图像自动分析研究在许多不同领域起着重要的作用, 如监视, 医疗诊断, 生物识别和表达识别 [ 1 ]。检测面部的标志, 也称为人脸对齐, 是自动人脸图像分析中的一个重要步骤。这个对准的精度, 即人脸的相关检测地标, 影响分析的性能。面部对齐被认为是一个数学优化问题, 提出了一些方法来解决这个问题。主动外观模型 (AAM) 与它的衍生物的拟合是一些早期的, 但在这一领域的有效解决方案 [ 2 ]。AAM 配件厂通过估算模型的一些参数, 这是接近足够的给定的图像。一系列基于回归的方法提出了 AAM 拟合, 例如, 一个基于线性回归的拟合 [ 3 ], 一个非线性的 regressorusing 推动学习 [ 4 ], 提升排名模型 [ 5 ], 和判别方法 [6-7]。图 66 (1) 显示 1 一个用一个例子检测到的面部标志点 AAM 拟合算法 (快速反组成算法 (快速碳化硅)) [ 2 ]。

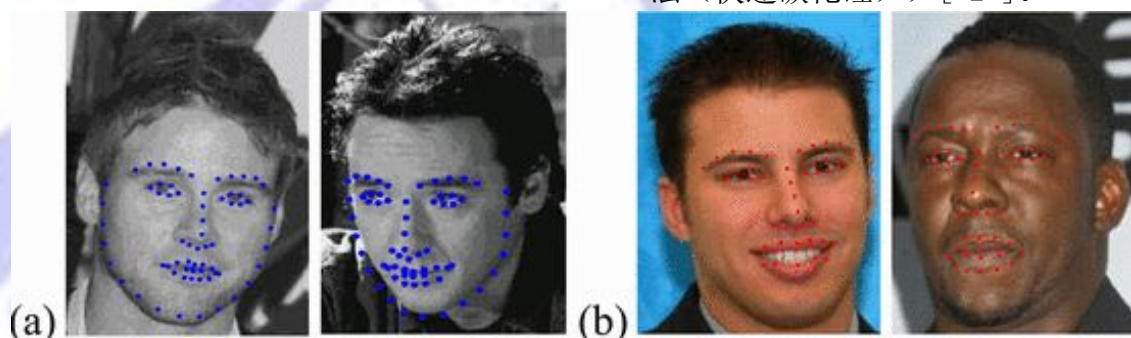


图 1: 面部地标检测的例子: (a) Fast-sic 检测到 66 点 [2] 和 (b) 长效磺胺发现 49 分在四 LFPW 的图像数据库 [14]。

虽然回归结果的拟合方法是好的，但由于学习形状和外观参数的迭代性质他们非常昂贵。为了处理这个问题，通过优化最小平方函数来处理这个问题。例如，马修斯等人制定了AAM配件作为Lukas-Kanade(路)使用高斯牛顿优化[8],[9]可以解决这个问题。类似高斯牛顿或梯度下降优化方法对该问题可以在[10]-[11]。标准梯度下降算法应用于空空导弹，然而，低效的计算复杂性[2],[12]。两种快速拟合方法最近提出大[13],[14]。Asthana等人提出了一种线性回归并行级联(PAR CLR)检测标志[13]。另一方面，熊等人开发了一个监督下降法(SDM)来减少非线性最小二乘函

数并将它用于人脸对齐[14]。这两种方法在[13],[14]是能够实时工作，并显示主管的结果。图1(b)显示了由SDM[14]检测49个面部标志点的两个例子。

虽然SDM提供了对面部的标志良好的估计，其检测精度受到面部图像质量的影响，如分辨率(图2,西1,排1),姿势(图2,西1-3,排2)、亮度(图2,西2,行1),和锐度(图2,西1,排2)。此外,基于SDM的[14]人脸对齐使用当前帧的标志点作为初始点在下一帧视频的搜索,从而产生错误的结果是没有检测到人脸在当前帧或当面对的是低质量的(图2,西3,排1)。



图2: 在从YouTube名人集[14]在视频序列的低质量的脸对准基于质量不知道SDM性能差的叙述方法。

当一个视频采集系统获取面部视频帧,低质量的人脸图像是很常见的现实世界的问题[15]。例如,一个人脸距离监控摄像头5米只有4x6像素在640x480传感器130度领域的视野,这是一个不够几乎任何进一步分析的分辨率[16]。一张脸区域的大小48x64像素24x32像素,少不可能被用于表达式识别低分辨率人脸信息的不足[17]。在面部分析中表现出类似的问题高姿态变化,非常高或非常低的亮度,和[18]面部图像的清晰度低值。当一个高质量的人脸图像

提供给人脸对齐系统(例如,SDM)检测标志很准确地。然而,当面对质量低,检测到的地标位置不可信。

处理低质量的人脸图像对齐问题,人脸的质量评估(QA)系统[21]可以在运行之前使用算法。这样的系统使用了一些质量措施确定一张脸是否合格,并提供协助进一步分析提供质量等级。图3显示了一个典型的FQA的方法由三个步骤组成:视频帧采集,人脸在视频帧的检测,通过测量面和FQA质量度量。在本文中,我们提出了一个“qualityaware”一种改进的人



脸定位方法视频序列，高质量的面部标志面估计采用 SDM 和高质量的面孔估计由一个运动为基础的向前外推方法。

本文的其余部分是组织如下：第 2 节提出建议的方法。第 3 节实验结果，最后第 4 节总结结论。

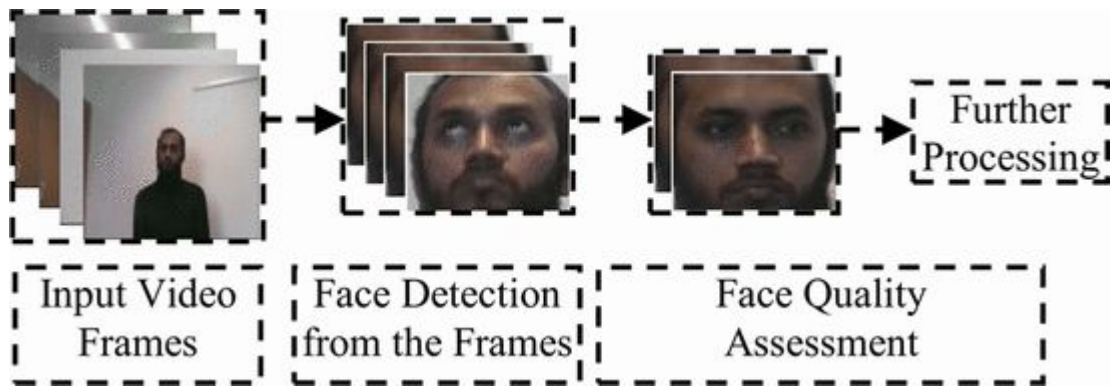


图 3：典型的人脸质量评价系统的步骤。

## 2. 所提出的方法

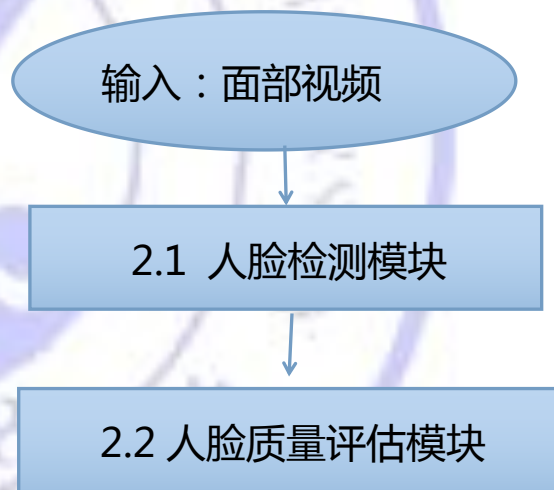
人脸比对系统结果在 SDM 错误地标检测：（1）检测到人脸在一个错误的位置，和（2）的表面质量低。为了处理这些问题，我们提出了一个质量意识系统如图 4 所示。系统的步骤是在下面的小节描述。

### 3. 2. 1 人脸检测模块

在视频序列中人脸对齐的第一步是人脸检测。我们借用了著名的中提琴和琼斯人脸检测方法 [22] 用于这个目的。这方法利用所谓的 Haar 在线性特征一些弱分类器的分类与分类非脸。为了加快检测过程中在分类中采用进化修剪方法为了形成强大的脸/非人脸分类从较少弱分类器 [23]。图 4，当一张脸是检测到，脸部被传递到脸上的质量评估（FQA）模块。

### 2. 2 人脸质量评估模块

FQA 模块负责的是对所提取的面孔进行质量评价。nasrollahi 等人提出了一张脸视频序列中的质量评估系统 [21]。哈克等人利用人脸的质量评估，同时捕捉从一个积极的泛倾斜变焦相机的视频序列 [18]。FQA 也采用 [24] 施工前面表达式日志。所有这些以前的方法使用了四个质量参数：计划面旋转（位姿），清晰度，亮度和分辨率。面部几何所有这些品质的分析和检测指标是至关重要的，如在第 1 节（图 2）。因此，我们计算这四个质量指标，以评估人脸质量。一个标准化的得分，然后在每个质量参数 [0:1] 范围和加权组合的分数是用来产生一个单一的质量得分，齐，如在 [18]。代表第  $i$  帧的脸将用于后续的质量块系统做出一个决策的方法，提出了系统需要使用人脸对齐。



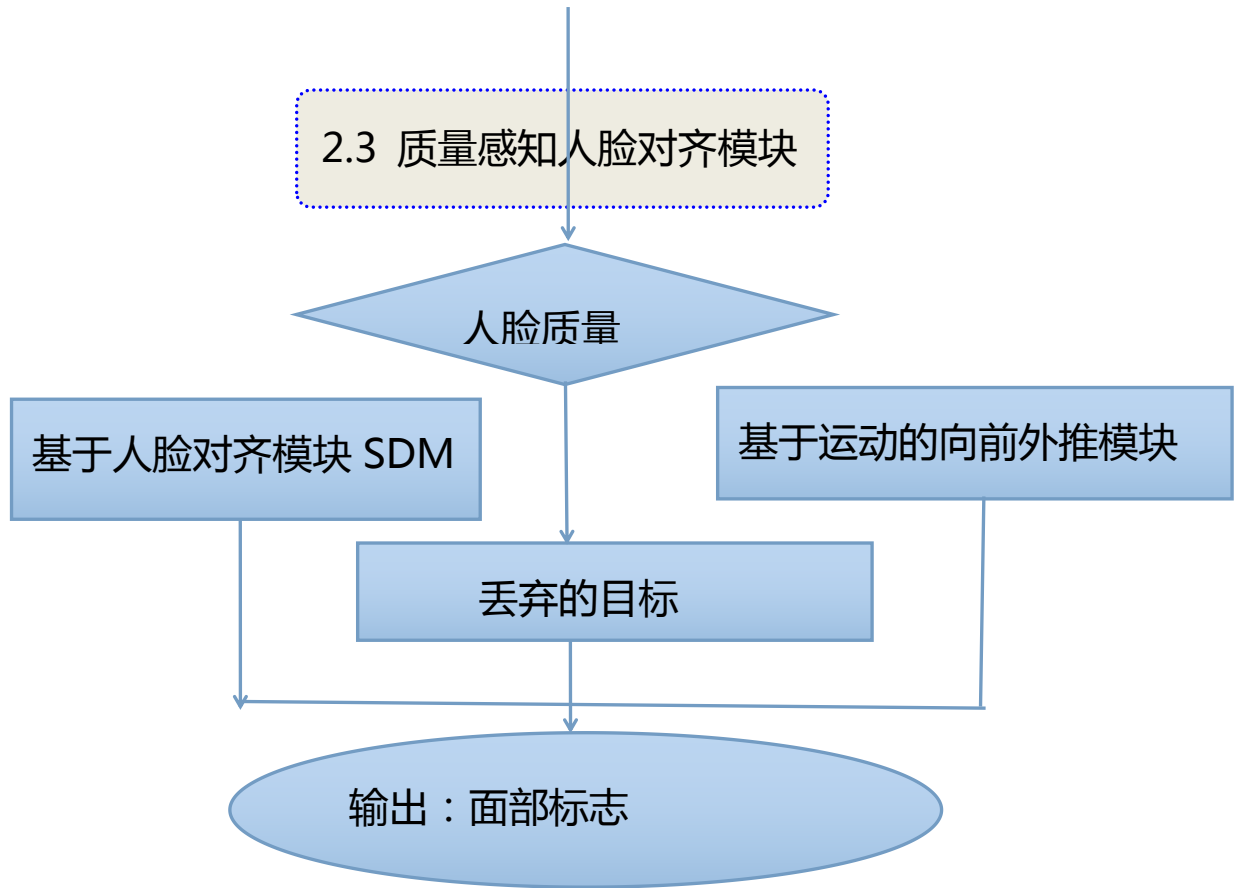


图 4：所提系统的框图人脸图像质量评价中的定位。该方法的步骤是在 2 节解释。

### 2.3 质量感知人脸对齐模块

人脸对齐 SDM 方法使用一组训练样本，以了解平均脸形状。这意味着形状被用作一个迭代的初始点一种非线性最小二乘函数的优化最佳估计的位置的地标人脸测试图像。最小化功能可以定义为在  $\Delta x$  功能：

$$f_{SDM}(x_0 + \Delta x) = \|g(d(x_0 + \Delta x)) - \theta_*\|_2^2$$

在那里， $x_0$  是一个标志性建筑的初始配置人脸图像， $D(x)$  指标的地标配置  $(x)$  在图像，是一种非线性特征提取， $\theta_* = g(d(x_*))$ ，和  $x_*$  是真正的配置地标。尺度不变特征变换（筛）[ 25 ]用作特征提取。在训练中图像  $\Delta x$  和  $\theta_*$  是已知的。利用这些

已知的参数的 SDM 迭代学习序列通用的下降方向， $\{\alpha_n\}$ ，和一个序列的偏差， $\{\beta_n\}$ ，设定方向向着真正的里程碑配置  $x_*$  在最小化的过程，这是在测试阶段进一步应用 [ 14 ]。这是通过：

$$x_n = x_{n-1} + \delta_{n-1}\sigma(x_{n-1}) + \beta_{n-1} \quad (2)$$

其中， $\sigma(x_{n-1}) = g(d(x_{n-1}))$ 是在以前的地标位置  $x_{n-1}$ 和  $x_n$ 提取的特征向量的新位置。 $x_n$ 的演替收敛到  $x_*$ 的所有图像训练集。

在建议的方法，下面的图 4，人脸区域是通过对齐模块 SDM，如果质量分数大于经验值， $Q_{Th\_high}$ 。否则，脸部区域被传递到运动基于前向外推模块，以估计如果以质量为基础的标志性建筑或拒绝的标志性建筑在实证的门槛， $Q_{Th\_low}$ ，太糟糕了。更多的精确，

我们首先重写 SDM 的目标函数 (1) 作为视频序列:

$$f_{SDM}(x_0^i + \Delta x^i) = \|g(d(x_0^i + \Delta x^i)) - \theta_*^i\|_2^2 \quad (3)$$

其中, 该上标意味着帧号和其他符号也有类似的含义 (1)。然后, 我们包括信息  $Q^i$  提供的答疑系统在下一帧的处理前。这将改变 (3) 的目标函数:

$$f_{Proposed\ system} = \begin{cases} f_{SDM}(x_0^i + \Delta x^i), & Q^i > Q_{Th\_high} \\ f_{Est}(x^i), & Q_{Th\_low} < Q^i < Q_{Th\_high} \\ No\ Landmarks, & Q^i < Q_{Th\_low} \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $f_{Est}(x^i) = \|d(x^i) - d(x_*^i)\|_2^2$  最小化非似然之间的误差在修正的地标 BB 使用先前质量的标志性结构帧和真正的地标配置 AA 之间。这个基于 SDM 的工作程序与方法最小化的功能  $f_{SDM}$  和向前外推以最小化的功能  $f_{Est}$  方法在下面的小节中分别介绍。

标志性结构的操作, 这不承担任何可行的计算复杂度为视频中的实时操作。此外, 平移和在初始化过程中也考虑缩放差异通过缩放的平均形状从训练的大小本区。

### 2.3.2 基于运动向前外推模块

如图 2 所示, 当表面质量较低时  $f_{SDM}$  的最小化功能不能收敛到正确的地方。此外, 当人脸检测到错误的位置, SDM 试图在错误的地方收敛。这些可以考虑的时间通常在随后的面部中出现的稳定性视频图像。换一句话, 对齐低质量问题 and/或错误检测的面部利用地标位置可以解决帧在以往的优质面孔。这正是我们在本文中利用的一点: 地标低质量的面孔 and/或错误地检测到的面孔从先前帧的地标推断质量很好。

当  $f_{Est}$  是呼吁采取行动, FQA 模块提供一些信息, 如检测到的人脸的质量, 人脸检测面位移的检测上一帧 (帧中的速度), 当前人脸姿态和姿态的构

### 2.3.1 基于 SDM 的人脸对齐模块

在建议的系统中, 我们采用了一个简单的质量好的数据偏差的面孔。我们初始化标志性的配置数据迭代最小化在每一帧中, 给出一个形状估计 (初始地标从平均形状获得的位置训练图像。这与 [14] 相反初始化的地标在后续视频帧的使用先前帧的检测到的地标。这 [14] 技术引起的问题成局部极大值, 特别是在视频中的脸有很高的速度, 由于视频运动 [26] 之间帧。因此, 而不是使用以前的地标框架来初始化最小化过程, 我们初始化每一帧由以下相同的程序使用估计平均形状从训练数据。这为初始位置提供更真实的估计高速帧的标志。此外, 作为平均形状的初始化是一个低成本的计算仅仅是一个翻译和缩放的过程预训练的

成在视频序列中的前两个面变化。为了计算在日低质量的脸  $q(x_i)$  一个视频帧, 让  $d(x^{i-m})$  和  $d(x^{i-n})$  表示两前一好品质的脸标志性配置帧。我们定义的校正多项式, 以尽量减少  $f_{Est}(x^i)$  为:

$$d(x^i) = d(x^{i-n}) + \frac{d(x^{i-m}) - d(x^{i-n})}{x^{i-m} - x^{i-n}} \times (x - x^{i-n}) \quad (5)$$

在那里,  $x^{i-m} - x^{i-n}$  和  $(x - x^{i-n})$  的速度在对应的帧中面对先前的帧, 和  $(-)$  表示减法分别为每个标志 (49 个标志) 的操作。

在所提出的方法中, 我们利用 5 个不同的方法, 在 2 个不同的条件下的外推多项式:

条件 1) 当面部被发现在一个错误的位置。在这种情况下脸运动显示了较大的位移比在过去的帧中的人脸在当前的脸和脸的质量显示了急剧变化比在以前的帧的人脸质量。我们采用的算法我为了推断的地标。两参数, 位移和 `quality_change`, 有两个经验设置阈值和当前帧中的地标相比



(current\_landmarks) 是从上一帧计算合格标志 (prev\_landmarks)。

条件 2) 当人脸质量低下。在这种情况下, 地标检测从以前的高质量的人脸图像是用来将在地标的姿态变化的运动信息来推断当前人脸地标。我们采用的算法 II 以推断的地标, 在这种情况下。姿态和大小两端面的质量

参数, qual\_pose 和 qual\_size 与经验 pose\_threshold 和 size\_threshold 相比, 用于有条件的估计 current\_landmarks 利用 prev\_landmarks 和位移。如果在以前的视频帧中的人脸的缺失是不可能的, 在当前的低质量的人脸检测到的地标也被丢弃, 以减少错误估计。

---

```
WRONG_DETECTION_ESTIMATE (Displacement, Quality_Change)  
{  
  IF Displacement > Dis_Threshold AND  
    Quality_Change > Qual_Threshold THEN  
    Prev_Landmarks = The landmarks of previous qualified face;  
    Current_Landmarks = ESTIMATE(Prev_Landmarks,  
      Displacement);  
    RETURN Current_Landmarks;  
  END  
}
```

---

---

```
LOW_QUALITY_ESTIMATE (Qual_Pose, Qual_Size, Displacement)  
{  
  IF Qual_Pose < Pose_Threshold AND  
    Qual_Size > Size_Threshold THEN  
    Prev_Landmarks = The landmarks of previous qualified face;  
    Current_Landmarks = ESTIMATE (Prev_Landmarks,  
      Displacement);  
    RETURN Current_Landmarks;  
  END  
}
```

---

---

```
ESTIMATE (Prev_Landmarks, Displacement) {  
  temp_Landmarks =  
    Landmarks calculated from (Eq. 5)  
  Current_Landmarks = Rotation of  
    temp_Landmarks with pose variation  
  RETURN Current_Landmarks;  
}
```

---

该系统的实施，结合 Visual C++ 和 MATLAB 环境。一个实现 SDM 及其训练的方向和偏差是 [ 14 ] 了。为了评价该系统采用知名 YouTube 名人数据库 [ 27 ]。然而，作为一个通用的数据库建立的人脸识别研究，在这个数据库中的大部分视频都是单一主题的视频（如我们假设单一的脸从同一主题的视频），或太短，提供足够的运动信息的错误帧，或不进行低质量的脸的问题。然而，我们成功地从这个数据库中选择了 18 个视频，其中包含 2537 个帧，其中低的人脸质量的问题，在对准。要产生地面的真实数据，我们手动对齐的低质量的人脸在所有这些选定的视频和推荐的系统和国家的最先进的面部定位系统对这一事实的数据相比，该系统的性能。

### 3.1 绩效评价

图 5 显示了一些地标检测结果在一些质量好的面 YouTube 名人数据库。SDM [ 14 ]，该方法的结果都是类似

的这些质量好的面孔。面对质量太差检测标志时，该算法检测到错误地标 SDM 丢弃。图 6 显示了一些例子面临来自 YouTube 的名人数据库中检测到错误地标 SDM 被丢弃。图 7 所示的地标校正的一些结果，以提供定性评估的平均值。图 7 目前的结果通过 SDM 产生第一和第三行，第二和第四行的结果，我们的方法所产生的。从结果（1, 2, 4 列，1 - 2 行图 7）发现，当人脸检测器产生一个错误的检测，该方法可以检测从表面质量和位移的误差（在连续的帧面速度）参数，然后推断标志采用运动信息。在其他情况下，面临着低分辨率的问题（3 - 5 列，1 - 2 行），低亮度（6 列，1 - 2 行），高姿态的变化（1 - 4 列，3 - 4 行）和低清晰度（西 5 列，3 - 4 行）图 7。有些面孔不表现出从低质量的问题，而是陷入由于高速面框初始化差 SDM 的最小化过程的局部极小值



图 5：一些质量好的人脸图像从 YouTube 名人数据库，所提出的方法产生类似的结果 SDM [ 14 ]。

图 8 显示了 SDM 和推荐的方法之间的表面质量的关系。我们使用 84 帧 YouTube 名人数据库 0450\_03\_001\_bill\_clinton 序列以产

生这样的结果。可以看出，面对质量较低时（在帧 70 - 80）在 SDM 方法高检测误差。当该方法利用面质量随着 SDM 方法度量、检测误差减少。





图 6: 一些对 YouTube 的名人数据库是由该方法由于过低的素质面对丢弃的帧的方法 [ 14 ] SDM 的比对结果。第一行显示低质量的人脸图像和第二行显示标志点检测采用 SDM。

### 3.2 性能比较

表 1 显示了点对点的地标检测误差的 SDM 和提出的方法相对于手动生成的地面真理一些低质量面临 0450\_03\_001\_bill\_clinton 序列。从中可以看出，面对素质低当 SDM 产生错误的结果，但是该方法提供了更好的结果。在 77 和 76 帧的人脸的质量分数是非常低的，由于在错误的地方

的人脸检测。然而，我们的标志性校正方法，使用的运动信息，提供了更好的估计。空间数据挖掘的结果比所提出的方法在 70 帧点。根据我们的观察，这是因为该方法的滑移，相反，这是因为手工标注从我们真正的地标之间的微小差异感知几个像素，并自动检测模型与方法。



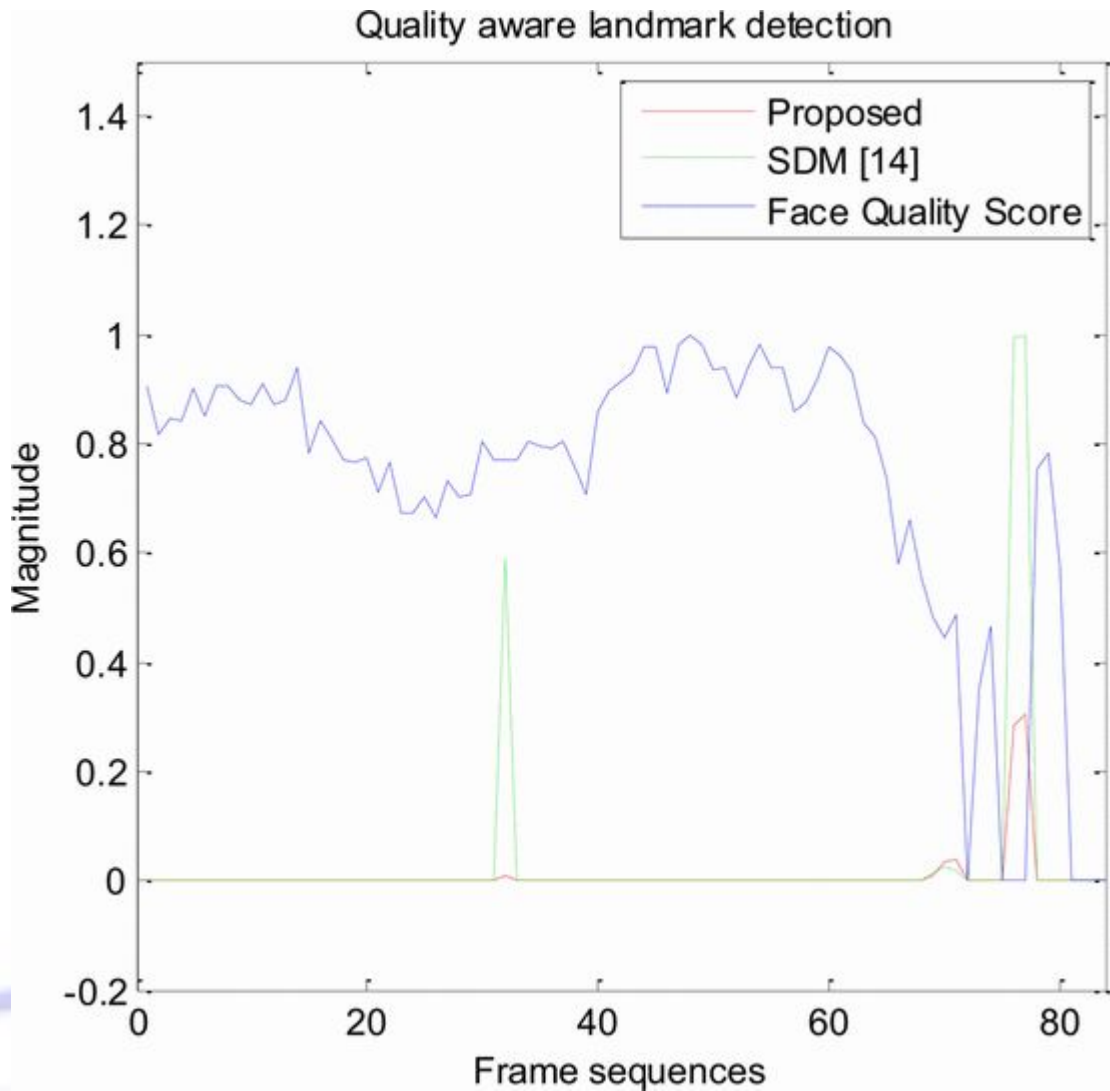


图 8：表面质量和规范化的点对点误差为 SDM [ 14 ]，该方法在 84 帧 0450\_03\_001\_bill\_clinton 序列 YouTube 名人数据库。

表 2 显示之间的平价比较基于 CLR 的方法 [ 13 ]，SDM 方法 [ 14 ]，和该方法在正规点的所有 18 个选定的视频从 YouTube 的名人数据库错误点。这些结果在图 9 中描述。图 9 中的每个视频数据都是独立于其他视频的数据。因为，我们已经标准化的帧的视频帧的点对点的错误，在该视频中的错误的最高值。因此，在视频中显示出更高的错误并不意味着在这个视频中检测

的错误是高于其他视频。研究结果显示，该方法优于 SDM 和 PAR CLR 在视频帧质量低的脸。对实验结果的另一个重要的观察是，该方法可以提高检测结果或至少保持 SDM 的准确性和不影响检测误差比较 SDM 和 PAR CLR。因此，所提出的方法的贡献是显著的，高精度时，预计在具有里程碑意义的面部图像分析。

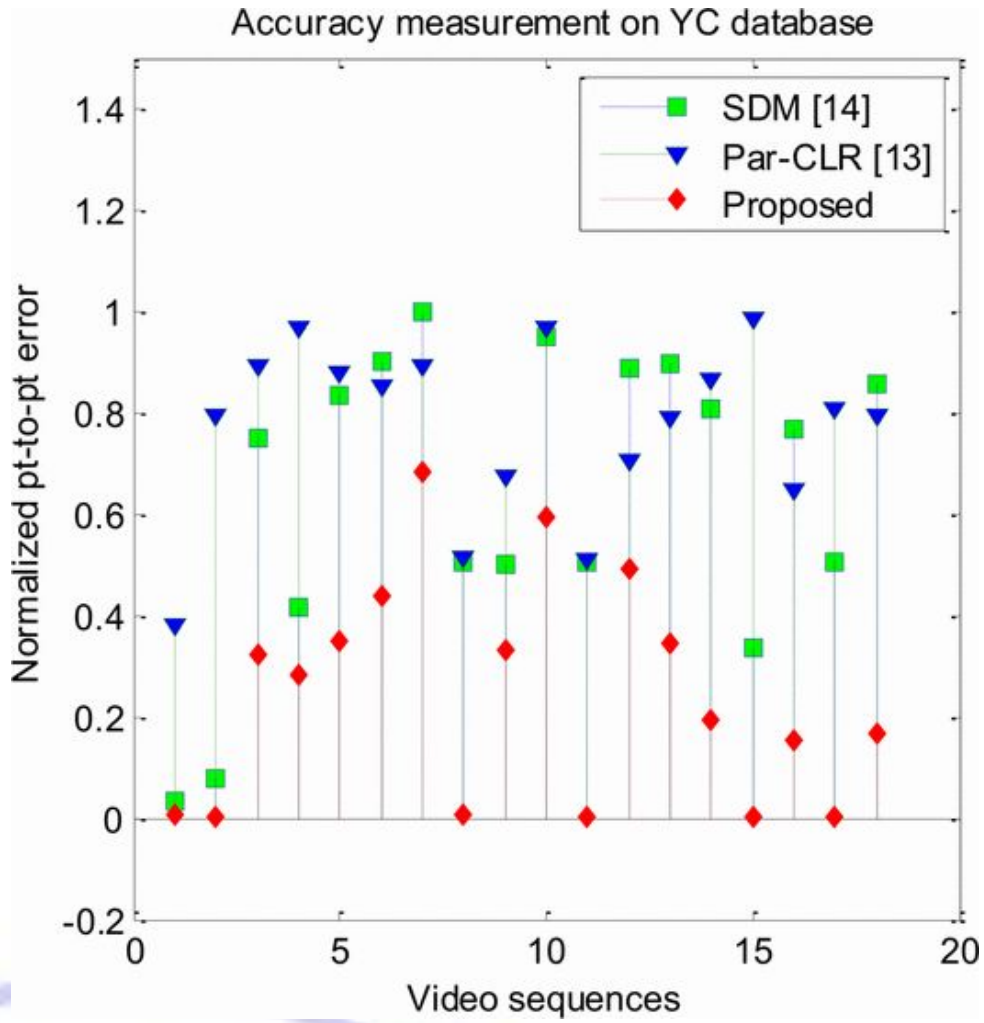


图9: 平均点的SDM [ 14 ]误差点, PAR CLR [ 13 ], 该方法相对于手动生成的地面真理为 18 实验影片从 YouTube 名人数据库错误帧。检测错误被归为每个视频分别。



Frame number	Face quality	Method	Normalized Error
1 (32)	0.42	SDM	0.586
		Proposed	0.008
2 (69)	0.31	SDM	0.015
		Proposed	0.010
3 (70)	0.26	SDM	0.025
		Proposed	0.035
4 (76)	0.00	SDM	0.995
		Proposed	0.284
5 (77)	0.00	SDM	1.000
		Proposed	0.306

表 1: 规范化的点对点误差为 SDM [ 14 ], 该方法的一些低质量面临 0450\_03\_001\_bill\_clinton 序列 YouTube 名人数据库。

No.	Sequence name	Pt-pt error		
		Par-CLR	SDM	Proposed
1.	0450_03_001	0.3821	0.0315	<b>0.0081</b>
2.	0051_03_008	0.7926	0.0786	<b>0.0021</b>
3.	0049_03_006	0.8926	0.7506	<b>0.3246</b>
4.	1304_01_001	0.9702	0.4145	<b>0.2841</b>
5.	0009_01_009	0.8776	0.8369	<b>0.3506</b>
6.	0033_02_001	0.8515	0.9000	<b>0.4402</b>
7.	0054_03_011	0.8907	1.0000	<b>0.6834</b>
8.	0079_01_024	0.5156	0.5060	<b>0.0067</b>
9.	0162_02_026	0.6732	0.5000	<b>0.3321</b>
10.	0182_03_015	0.9663	0.9515	<b>0.5956</b>
11.	0193_01_004	0.5087	0.5064	<b>0.0018</b>
12.	0458_03_009	0.7045	0.8898	<b>0.4913</b>
13.	0492_03_009	0.7903	0.8973	<b>0.3456</b>
14.	0518_03_002	0.8669	0.8096	<b>0.1920</b>
15.	0532_01_007	0.9863	0.3348	<b>0.0012</b>
16.	0606_03_001	0.6480	0.7661	<b>0.1547</b>
17.	0795_01_004	0.8063	0.5039	<b>0.0027</b>
18.	1744_01_017	0.7928	0.8552	<b>0.1675</b>
Average error in erroneous frames of 18 videos with 2537 frames in total		0.7731	0.6314	<b>0.2318</b>

表 2: 平均点的 PAR CLR [ 13 ] 误差点, SDM [ 14 ], 该方法相对于手动生成的地面真理为 18 实验影片从 YouTube 名人数据库错误帧。较高的值表示更高的检测错误。

#### 4 结论

本文探讨了视频低质量人脸检测人脸标志的问题。作为 SDM 人脸对准系统表现由于低表面质量和初始化由前一帧的地标为当前帧错位的问题, 我们提出了改进的人脸对齐质量感知的方法, 在高质量的脸被 SDM 和低质量面临的基于运动估算了外推法。该方法利用对检测到的人脸的质量, 在以往的框架从脸的人脸检测的位移 (在连续的面框脸的速度), 在面对当前姿态的程度和推断的地标在当前视频帧的脸, 在视频序列在以往的面孔姿态变化量。由于所提出的方法提高了地标检测结果在错误的 (低质量) 的帧, 并没有恶化的检测误差 (高质量的帧), 而对国家的最先进的方法相比, 所提出的方法的贡献是值得注意的人脸图像分析。在未来, 我们将调查所提出的人脸定位系统的性能, 在面部表情识别系统和人脸图像为基础的健康监测。

#### 参考

[1] S. Z. Li, and A. K. Jain, Handbook of Face Recognition, 2nd Edition, Springer, 2011.

[2] G. Tzimiropoulos, and M. Pantic, Optimization Problems for Fast AAM Fitting In-The-Wild, Proc. of the Int. Conf. on Computer Vision (ICCV), 2013.

[3] T. Cootes, G. Edwards, and C. Taylor, Active Appearance Models, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI), vol. 23, no. 6, pp. 681-685, 2001.

[4] J. Saragih, and R. Gocke, A Nonlinear Discriminative Approach to AAM Fitting, Proc. of the Int. Conf. on Computer Vision (ICCV), 2007.

[5] H. Wu, Z. Liu, and G. Doretto, Face Alignment via Boosted Ranking Model, Proc. of the Int. Conf. on Computer Vision (ICCV), 2008.

[6] X. Liu, Generic Face Alignment using Boosted Appearance Model, Proc. of the Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2007.

[7] A. Asthana, S. Zafeiriou, S. Cheng, and M. Pantic, Robust Discriminative Response Map Fitting with Constrained Local Models, Proc. of the Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013.

[8] I. Matthews, and S. Baker, Active Appearance Models Revisited, International Journal of Computer Vision (IJCV), 60(2):135-164, 2004.

[9] S. Lucey, R. Navarathna, A. Ashraf, and S. Sridharan, Fourier Lucas-Kanade Algorithm, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI), vol. 35, no. 6, pp. 1383-1396, 2013.

[10] F. De la Torre, and M. H. Nguyen, Parameterized Kernel Principal Component Analysis: Theory and Applications to Supervised and Unsupervised Image Alignment, Proc. Of the Int. Conf. on Computer Vision (ICCV), 2008.

- [11] K. T. A. Moustafa, F. De la Torre, and F. P. Ferrie, Pareto Discriminant Analysis, Proc. of the Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010.
- [12] L. Unzueta, W. Pimenta, J. Goenetxea, L. P. Santos, and F. Dornaika, Efficient Generic Face Model Fitting to Images and Video, Image and Vision Computing, vol. 32, no. 5, pp. 321–334, 2014.
- [13] A. Asthana, S. Zafeiriou, S. Cheng, and M. Pantic, Incremental Face Alignment in the Wild, Proc. of the Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014.
- [14] X. Xiong, and F. D. L. Torre, Supervised Descent Method and Its Application to Face Alignment, Proc. of the Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013.
- [15] K. Nasrollahi, and T. B. Moeslund, Complete face logs for video sequences using face quality measures, IET Signal Processing, vol. 3, no. 4, pp. 289–300, 2009.
- [16] S. J. D. Prince, J. Elder, Y. Hou, M. Sizinstev, and E. Olevskiy, Towards Face Recognition at a Distance, Proc. Of the IET Conf. on Crime and Security, pp. 570–575, 2006.
- [17] Y. Tian, T. Kanade, and J. F. Cohn, Facial Expression Recognition, Handbook of Face Recognition, Chapter 19, pp. 487–519, Springer, 2011.
- [18] M. A. Haque, K. Nasrollahi, and T. B. Moeslund, Real-Time Acquisition of High Quality Face Sequences from an Active Pan-Tilt-Zoom Camera, Proc. of the Int. Conf. On Advanced Video and Surveillance Systems (AVSS), pp. 1–6, 2013.
- [19] K. Nasrollahi, and T. B. Moeslund, Extracting a Good Quality Frontal Face Image From a Low Resolution Video Sequence, IEEE Trans. On Circuits and Systems for Video Technology, vol. 21, no. 10, pp. 1353–1362, 2011.
- [20] I. V. D. Linde, and T. Watson, A combinatorial study of pose effects in unfamiliar face recognition, Vision Research, vol. 50, pp. 522–533, 2010.
- [21] K. Nasrollahi, and T. B. Moeslund, Face Quality Assessment System in Video Sequences, 1st European Workshop on Biometrics and Identity Management, Springer-LNCS, vol. 5372, pp. 10–18, 2008.
- [22] P. Viola, and M. Jones, Robust real-time face detection, Proc. of the 8th IEEE Int. Conf. on Computer Vision, pp. 747, 2001.
- [23] J. Jun-Su, and K. Jong-Hwan, Fast and Robust Face Detection using Evolutionary Pruning, IEEE Trans. On Evolutionary Computation, vol. 12, no. 5, pp. 562–571, 2008.
- [24] M. A. Haque, K. Nasrollahi, and T. B. Moeslund, Constructing Facial Expression Log from Video Sequences using Face Quality Assessment, Proc. of the Int. Conf. On Computer Vision Theory and Applications (VISAPP), pp. 1–8, 2014.
- [25] D. G. Lowe, Object recognition from local scale-invariant features,



Proc. of the Int. Conf. on Computer Vision (ICCV), pp. 1150–1157, 1999.

[26] Y. Feng et al., Exploiting Temporal Stability and Low-Rank Structure for Motion Capture Data Refinement, Information Sciences, vol. 277, no. 1, pp. 777–793, 2014.

[27] L. Wolf, T. Hassner, and I. Maoz, Face Recognition in Unconstrained Videos with Matched Background Similarity, Proc. of the Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011.

