



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111709344 B

(45) 授权公告日 2023.10.17

(21) 申请号 202010519429.7

(22) 申请日 2020.06.09

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 111709344 A

(43) 申请公布日 2020.09.25

(73) 专利权人 上海海事大学

地址 201306 上海市浦东新区临港新城海
港大道1550号

(72) 发明人 张子健 姚敏

(74) 专利代理机构 上海互顺专利代理事务所

(普通合伙) 31332

专利代理师 成秋丽

(51) Int. Cl.

G06V 40/16 (2022.01)

G06V 10/74 (2022.01)

G06V 10/77 (2022.01)

G06V 10/774 (2022.01)

(56) 对比文件

CN 107845064 A, 2018.03.27

KR 20180093151 A, 2018.08.21

US 2005105780 A1, 2005.05.19

CN 106803055 A, 2017.06.06

CN 104156979 A, 2014.11.19

CN 103605972 A, 2014.02.26

US 2007127787 A1, 2007.06.07

CN 107833241 A, 2018.03.23

CN 104021387 A, 2014.09.03

CN 103914811 A, 2014.07.09

CN 107153816 A, 2017.09.12

CN 105631441 A, 2016.06.01

CN 102332167 A, 2012.01.25

US 2004240708 A1, 2004.12.02

US 2013034311 A1, 2013.02.07

WO 2015146011 A1, 2015.10.01

US 2016275702 A1, 2016.09.22

CN 110188639 A, 2019.08.30

US 2010098343 A1, 2010.04.22

CN 107403417 A, 2017.11.28

EP 0535992 A2, 1993.04.07

(续)

审查员 张吉良

权利要求书2页 说明书5页 附图1页

(54) 发明名称

一种基于高斯混合模型的EPLL图像去光照
识别处理方法

(57) 摘要

本发明提供一种基于高斯混合模型的EPLL
图像去光照识别处理方法,包括获取先验人脸图
像;将先验人脸图像划分成大小相等的图像块;
计算所有图像块以向量形式构建的高斯混合模
型;获取待处理人脸图像;获取图像块的EPLL值;
计算代价函数的最小值,获取待处理人脸图像的
光照分量;获取待处理人脸图像的结构分量;计
算pca算法的特征空间;获取pca算法降维后的
人脸结构分量;计算欧氏距离匹配人脸图像。应
用本发明实施例,根据先验图像构建的高斯混
合模型,实现了对待处理人脸图像的光照分量
的提取,是更具有光照鲁棒性的人脸图像识别
算法。

CN 111709344 B



[接上页]

(56) 对比文件

李毅;张云峰;年轮;崔爽;陈娟.尺度变化的Retinex红外图像增强.《液晶与显示》.2016,第31卷(第1期),第104-111页.

Feiyan Cheng;Junsheng Shi;Lijun Yun;Zhenhua Du;Zhijian Xu;Xiaoqiao Huang;Zaiqing Chen.A new enhancement algorithm

for the low illumination image based on fog-degraded model.《2018 Eighth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)》.2019,第1-5页.

傅媛.基于改进高斯模型的人脸识别.激光杂志.2015,全文.

1. 一种基于高斯混合模型的EPLL图像去光照识别处理方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤一:获取先验人脸图像;

步骤二:将先验人脸图像划分成大小相等的图像块,其中先验人脸图像划分图像块的大小为 $n*n$,其中 n 为整数,以所获得图像第一个像素点为划分起始点,以所述图像块为基准依次进行划分;

步骤三:计算所有图像块以向量形式构建的高斯混合模型,所述计算所有图像块以向量形式构建的高斯混合模型所采用的公式为:

$$P(x) = \sum_{k=1}^K p(k)p(x|k) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(x|\mu_k, \Sigma_k)$$

$$N(x_n|\mu_k, \Sigma_k) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |\Sigma_k|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x_n - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1}(x_n - \mu_k)\right\}$$

其中, K 为高斯模型的个数且 $K \geq 2$, μ 为模型均值, Σ 为模型的协方差; π_k 是权值因子,且

$$\sum_{k=1}^K \pi_k = 1;$$

步骤四:获取待处理人脸图像;

步骤五:获取图像块的EPLL值;

计算所述计算所有图像块的EPLL值所采用的公式为:

$$EPLL_p(X) = \log p(X) = \sum_i \log p(R_i X)$$

其中, $R_i X$ 为一个矩阵, R_i 代表从 X 中提取的第 i 个图像块的算子, $\log p(R_i X)$ 指在先验 P 下第 i 个图像块的对数似然的度;这里使用高斯混合矩阵模型学习的先验 $P(x)$;

步骤六:计算代价函数的最小值,获取待处理人脸图像的光照分量,所述计算光照分量的代价函数所采用的公式具体表达为:

$$f_p(X|Y) = \frac{\lambda}{2} \|AX - Y\|^2 - EPLL_p(X)$$

等价于

$$\min C_p(X, \{z_i\}|Y) = \frac{\lambda}{2} \|X - Y\|^2 + \sum_i \frac{\beta}{2} (\|P_i X - z_i\|^2) - \log p(z_i)$$

其中, Y 是待去光照图像, X 是图片光照分量, A 是单位矩阵, λ 是正则化参数, β 是惩罚参数, $\{z_i\}$ 为辅助变量集;

步骤七:获取待处理人脸图像的结构分量,所述获取待去光照图片结构分量计算公式为:

$$I(x, y) = L(x, y) * R(x, y)$$

等价于

$$\ln I(x, y) = \ln L(x, y) + \ln R(x, y)$$

其中, $I(x, y)$ 为待去光照图像各点的灰度值, $L(x, y)$ 为各像素点的光照分量, $R(x, y)$ 为各像素点的结构分量;

-
- 步骤八:计算pca算法的特征空间;
- 步骤九:获取pca算法降维后的人脸结构分量;
- 步骤十:计算欧氏距离匹配人脸图像。

一种基于高斯混合模型的EPLL图像去光照识别处理方法

技术领域

[0001] 本发明涉及图像块相似度处理技术领域,特别是涉及一种图像的处理方法。

背景技术

[0002] 学习良好的图像先验对于研究视觉、计算机视觉和图像处理应用至关重要。基于局部像素关联类的去光照技术人脸识别技术在光照变化严重的条件下鲁棒性较差,如LTP、GRF等。而同样基于块匹配的去光照算法对于块状阴影的去除能力有限,且多是利用自身的有限信息,如NLM、ANL。

发明内容

[0003] 对于人脸图像而言,在频率域当中,噪声和面部结构都对应着图像剧烈变化的部分,属于高频分量。而光照分量则对应图像中亮度或灰度值变化缓慢的区域,属于低频分量。

[0004] 鉴于以上特性,本发明的目的在于利用清晰度良好的图像作为先验学习的目标,提取光照极端图像的高频分量,达到分离图像光照分量和结构分量的效果。

[0005] 为实现上述目的及其他相关目的,本发明提供一种基于高斯混合模型的EPLL图像去光照识别处理方法,由于高斯混合模型作为流行的图片先验信息模型之一,具有丰富的先验知识,强大的聚类能力以及易于学习的特点,使得该方法在图像去噪方面获得了令人惊叹的能力。其主要思想在于试图最大化图片对数似然函数的期望,并在某种程度上,保持重建图像与噪声图像是接近的。由于光照分量为低分量,噪声为高频分量,所以该方法所提取的光照分量更为准确,相比较传统利用自身信息进行图像处理的技术,能够利用多张先验图像的操作更具有鲁棒性。

[0006] 所述方法流程包括如下步骤:

[0007] 步骤一:获取先验人脸图像;

[0008] 步骤二:将先验人脸图像划分成大小相等的图像块;

[0009] 步骤三:计算所有图像块以向量形式构建的高斯混合模型;

[0010] 步骤四:获取待处理人脸图像;

[0011] 步骤五:获取图像块的EPLL值;

[0012] 步骤六:计算代价函数的最小值,获取待处理人脸图像的光照分量;

[0013] 步骤七:获取待处理人脸图像的结构分量;

[0014] 步骤八:计算pca算法的特征空间;

[0015] 步骤九:获取pca算法降维后的人脸结构分量;

[0016] 步骤十:计算欧氏距离匹配人脸图像。

[0017] 本发明的一种实现方式中,获取待去光照图片结构分量计算公式为:

[0018] $I(x,y) = L(x,y) * R(x,y)$

[0019] 等价于

[0020] $\ln I(x, y) = \ln L(x, y) + \ln R(x, y)$

[0021] 其中, $I(x, y)$ 为待去光照图像各点的灰度值, $L(x, y)$ 为各像素点的光照分量, $R(x, y)$ 为各像素点的结构分量。

[0022] 本发明的一种实现方式中, 计算的代价函数所采用的公式具体表达为:

$$[0023] \quad f_p(X|Y) = \frac{\lambda}{2} \|AX - Y\|^2 - EPLL_p(X)$$

[0024] 等价于

$$[0025] \quad \min C_p(X, \{z_i\}|Y) = \frac{\lambda}{2} \|X - Y\|^2 + \sum_i \frac{\beta}{2} (\|P_i X - z_i\|^2) - \log p(z_i)$$

[0026] 其中, Y 是待去光照图像, X 是图片光照分量, A 是单位矩阵, λ 是正则化参数, β 是惩罚参数, $\{z_i\}$ 为辅助变量集。

[0027] 本发明的一种实现方式中, 计算所述计算图像块的EPLL值所采用的公式为:

$$[0028] \quad EPLL_p(X) = \log p(X) = \sum_i \log p(R_i X)$$

[0029] 其中, $R_i X$ 为一个矩阵, R_i 代表从 X 中提取的第 i 个图像块的算子。 $\log p(R_i X)$ 指在先验 P 下第 i 个图像块的对数似然的度。这里使用高斯混合矩阵模型学习的先验 $P(x)$ 。

[0030] 本发明的一种实现方式中, 计算所有图像块以向量形式构建的高斯混合模型所采用的公式为:

$$[0031] \quad P(x) = \sum_{k=1}^K p(k) p(x|k) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(x|\mu_k, \Sigma_k)$$

$$[0032] \quad N(x_n|\mu_k, \Sigma_k) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |\Sigma_k|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} (x_n - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x_n - \mu_k)\right\}$$

[0033] 其中, K 为高斯模型的个数且 $K \geq 2$, μ 为模型均值, Σ 为模型的协方差。 π_k 是权值因子, 且 $\sum_{k=1}^K \pi_k = 1$ 。

[0034] 本发明的一种实现方式中, 先验人脸图像划分图像块的大小为 $n*n$, 其中 n 为整数; 以所获得图像第一个像素点为划分起始点, 以所述图像块为基准依次进行划分;

[0035] 本发明的一种实现方式中, 所述计算pca算法的特征空间选择 n 张图片进行训练, 每张图片的像素值为 $a*b$; 将每张图片的 $a*b$ 矩阵以列转换成向量, 构成 c 行 n 列的矩阵 X ; 对矩阵 X 进行均值、中心化操作, 并求得协方差矩阵; 计算取协方差矩阵的特征值, 并选取 k 个特征值, k 取决于定义的条件。如, 使累计贡献率大于 95% 的数量, 得到 k 个特征向量 V ; 将 k 个特征向量合并成 $c*k$ 维的特征空间 W ;

[0036] 本发明的一种实现方式中, 计算待识别图像投影到特征子空间, 得到一组投影系数相当于一个位置坐标, 一组坐标对应一张图, 同样一张图能找到一组对应的坐标;

[0037] 本发明的一种实现方式中, 计算pca算法降维后的人脸结构分量与特征空间中的点的欧氏距离, 距离最近的即为相似度最高的。

[0038] 如上所述, 本发明提供了一种图像的去光照处理方法, 通过高斯混合模型对光照良好的先验图片进行学习, 实现了对变化光照下人脸图像结构分量的提取, 在对极端光照下的人脸图像进行目标识别等处理之前能够很好地去掉一定的光照为后续操作带来便利,

提高人脸识别相应操作的准确性。

附图说明

[0039] 图1是本发明实施例的一种图像的处理方法的一种流程示意图。

具体实施方式

[0040] 以下通过特定的具体实例说明本发明的实施方式,本领域技术人员可由本说明书所揭露的内容轻易地了解本发明的其他优点与功效。本发明还可以通过另外不同的具体实施方式加以实施或应用,本说明书中的各项细节也可以基于不同观点与应用,在没有背离本发明的精神下进行各种修饰或改变。

[0041] 请参阅图1。需要说明的是,本实施例中所提供的图示仅以示意方式说明本发明的基本构想,遂图式中仅显示与本发明中有关的组件而非按照实际实施时的组件数目、形状及尺寸绘制,其实际实施时各组件的型态、数量及比例可为一种随意的改变,且其组件布局型态也可能更为复杂。

[0042] 如图1所示,本发明实施例提供一种图像的处理方法,所述方法包括:

[0043] S101,获取先验人脸图像。

[0044] 本发明实施例中,可以将一张或多张图片作为先验图像进行处理,也可以直接将多张图片作为先验图像进行处理,本发明实施例在此不做具体限定,相比较传统利用自身信息进行图像处理的技术,如NLM、TT等,能够利用多张先验图像的操作更具有鲁棒性。

[0045] S102,将先验人脸图像划分成大小相等的图像块,确定中心像素点,以所述中心像素点构建目标窗口,其中,所述中心像素点为所述待处理图像中的任意一个像素点。图像块的具体大小本发明实施例在此不做具体限定。

[0046] S103,计算所有图像块以向量形式构建的高斯混合模型,计算所有图像块以向量形式构建的高斯混合模型所采用的公式为:

$$[0047] \quad P(x) = \sum_{k=1}^K p(k) p(x|k) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(x|\mu_k, \Sigma_k)$$

$$[0048] \quad N(x_n|\mu_k, \Sigma_k) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |\Sigma_k|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x_n - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x_n - \mu_k)\right\}$$

[0049] 其中,K为高斯模型的个数且 $K \geq 2$, μ 为模型均值, Σ 为模型的协方差。 π_k 是权值因子,且 $\sum_{k=1}^K \pi_k = 1$ 。设图像块X中包含了N个像素点,即 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,假设当所有像素点均服从高斯混合分布时,其对应的对数似然函数可以表示为:

$$[0050] \quad P(X) = \prod_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \pi_k N(x|\mu_k, \Sigma_k)$$

[0051] 由于单个像素点对应的概率值很小,这里为了防止造成浮点数下溢,对其取对数模式: $L(X) = \ln P(X|\pi, \mu, \Sigma)$ 。

[0052] S104,获取待处理人脸图像,即光照程度不均匀、不充足的人脸图像。

[0053] S105,获取图像块的EPLL值,计算所述计算所有图像块的EPLL值所采用的公式为:

$$[0054] \quad EPLL_p(X) = \log p(X) = \sum_i \log p(R_i X)$$

[0055] 其中, $R_i X$ 为一个矩阵, R_i 代表从 X 中提取的第 i 个图像块的算子。 $\log p(R_i X)$ 指在先验 P 下第 i 个图像块的对数似然的度。这里使用高斯混合矩阵模型学习的先验 $P(x)$:

$$[0056] \quad P(x_i) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(x_i | \mu_k, \Sigma_k)$$

[0057] S106, 计算代价函数的最小值, 获取待处理人脸图像的光照分量, 计算的代价函数所采用的公式具体表达为:

$$[0058] \quad f_p(X|Y) = \frac{\lambda}{2} \|AX - Y\|^2 - EPLL_p(X)$$

[0059] 等价于

$$[0060] \quad \min C_p(X, \{z_i\}|Y) = \frac{\lambda}{2} \|X - Y\|^2 + \sum_i \frac{\beta}{2} (\|P_i X - z_i\|^2) - \log p(z_i)$$

[0061] 其中, Y 是待去光照图像, X 是图片光照分量, A 是单位矩阵, λ 是正则化参数, β 是惩罚参数, $\{z_i\}$ 为辅助变量集。

[0062] S107, 获取待处理人脸图像的结构分量。获取待去光照图片结构分量计算公式为:

$$[0063] \quad I(x, y) = L(x, y) * R(x, y)$$

[0064] 等价于

$$[0065] \quad \ln I(x, y) = \ln L(x, y) + \ln R(x, y)$$

[0066] 其中, $I(x, y)$ 为待去光照图像各点的灰度值, $L(x, y)$ 为各像素点的光照分量, $R(x, y)$ 为各像素点的结构分量。 x, y 分别为图像的横坐标与纵坐标, $\ln L(x, y)$ 对应 S106 中 X 的各像素点值取对数, $\ln I(x, y)$ 对应待去光照图像各像素点取对数, $\ln R(x, y) = \ln I(x, y) - \ln L(x, y)$ 可得待去光照图像的结构分量的对数形式, 做反对数变换后可获得待去光照图像的结构分量。

[0067] S108, 计算 pca 算法的特征空间, 共选取 k 张结构分量图片作为训练样本将每一张库的照片转化成 N 维的向量, 然后把这 k 个向量存入一个矩阵里。可将这 k 个向量以列的形式存在矩阵里。即

$$[0068] \quad X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_k]$$

[0069] 将这 k 个向量的每个元素相加起来求出平均值。再用 X 里的每一个向量减去这个平均值得到每个的偏差。

$$[0070] \quad \text{平均值的计算公式为: } \bar{x} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k x_i$$

$$[0071] \quad \text{偏差计算公式为: } x' = x - \bar{x}_i$$

[0072] 中心化并计算协方差矩阵 X' 。

[0073] 计算取协方差矩阵的特征值, 并选取 k 个特征值, k 取决于定义的条件。如, 使累计贡献率大于 95% 的数量, 得到 k 个特征向量 V ;

[0074] 将 k 个特征向量合并成 $c * k$ 维的特征空间 W 。

[0075] S109, 获取 pca 算法降维后的人脸结构分量, 公式为 $g = W * R(x, y)$ 。

[0076] S110, 计算 pca 算法降维后的人脸结构分量与特征空间中的点的欧氏距离, 距离最

近的即为相似度最高的。

[0077] 上述实施例仅例示性说明本发明的原理及其功效,而非用于限制本发明。任何熟悉此技术的人士皆可在不违背本发明的精神及范畴下,对上述实施例进行修饰或改变。因此,举凡所属技术领域中具有通常知识者在未脱离本发明所揭示的精神与技术思想下所完成的一切等效修饰或改变,仍应由本发明的权利要求所涵盖。



图1