

基于集成卷积神经网络的人脸年龄分类算法研究

马文娟 董红斌

(哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150001)

摘要 人脸年龄估计由于在人机交互和安全控制等领域有潜在应用,因此得到了广泛关注。文中主要进行人脸年龄分组的研究,针对人脸年龄分类问题提出了一种基于集成卷积神经网络的年龄分类算法。首先,训练两个以人脸图像为输入的卷积神经网络,当用卷积神经网络直接提取人脸图像的特征时,主要对深度的全局特征进行提取。为了补充人脸图像的局部特征,尤其是纹理信息,将提取的 LBP(Local Binary Pattern)特征作为另一个网络的输入。最后,为了结合人脸的全局特征和局部特征,将这 3 个网络进行集成。该算法在广泛使用的年龄分类数据集 Group 上取得了不错的效果。

关键词 卷积神经网络,年龄分类,集成

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.01.026

Face Age Classification Method Based on Ensemble Learning of Convolutional Neural Networks

MA Wen-juan DONG Hong-bin

(College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract Face age estimation has attracted much attention due to its potential applications in the areas of human-computer interaction and safety control. This paper focused on face age classification task, and proposed an age classification algorithm based on ensemble convolutional neural network for face age classification. Firstly, two convolutional neural networks which make face images as input are trained, and the deeply global features are extracted mainly by using convolutional neural network. In order to further supply the local features of face images, especially texture information, the extracted LBP feature will be taken as input for another network. Finally, in order to combine the global features and the local features of the face images, three networks are integrated to generate good results in the widely used age estimation dataset.

Keywords Convolutional neural network, Age classification, Ensemble

1 引言

随着计算机视觉的飞速发展,人脸检测和识别技术已经逐渐趋于成熟,并且广泛应用于智能门禁、手机相机人脸检测等领域。但是,在检测识别出人脸之后,对人脸信息(比如性别、种族、年龄等)的相关分析技术还不太成熟,需要进一步的研究。人脸图像中包含的年龄信息有着非常重要的实用价值和前景,可广泛应用于人机交互、安全控制等领域,比如通过年龄识别技术,对摄像头获取的人脸图像进行年龄估计,进而在网络或者自动贩卖机上禁止向未成年人贩售烟酒,阻止未成年人进入网吧、酒吧等不宜场所。年龄估计问题是一个特殊的模式识别问题,它可以是分类问题,也可以是回归问题。年龄分类任务主要是预测人脸图像的年龄范围,即对人

脸年龄进行分组,具体来说就是给人脸图像赋予一个代表年龄范围的类标记来进行多分类。年龄回归任务通常会返回一个准确的预测年龄值。确切的年龄估计对于人类和计算机来说都是很困难的,并且在人机交互和安全控制等领域的应用中知道它的年龄范围即可。因此本文主要进行人脸年龄分类的研究。

Hinton 等人^[1]于 2006 年在《Science》上发表的一篇文章引发了学术界和工业界对深度学习的极大关注,也逐渐改变了以前对于复杂模型的看法。这篇文献主要有两个观点:1)深度学习模型可以从原始数据中提取到更加抽象、更有代表性的特征,能更好地用于分类;2)对于深度神经网络不易训练的问题,可以采用逐层训练的方法予以解决。作为深度学习的一种模型,卷积神经网络能更好地从局部信息块出来

投稿日期:2017-05-08 返修日期:2017-09-09 本文受国家自然科学基金(61472095,61573362),黑龙江省教育厅智能教育与信息工程重点实验室开放基金资助。

马文娟(1993—),女,硕士生,主要研究方向为深度学习;董红斌(1963—),男,博士,教授,主要研究方向为自然计算、机器学习、多 Agent 系统、数据挖掘,E-mail:donghongbin@hrbeu.edu.cn(通信作者)。

描述图像的整体结构,故在计算机视觉与模式识别领域卷积神经网络常被用来解决问题。Krizhevsky 等人^[2]于 2012 年在 ImageNet 大规模视觉识别挑战赛 (ILSVRC) 中所训练的卷积神经网络针对图像分类和目标定位任务取得了第一名。随后,卷积神经网络得到了极大的发展。

本文提出了基于集成卷积神经网络的人脸年龄分类算法。首先分别训练了 3 个独立的卷积神经网络,其中第 1 个网络的输入为原始灰度图像;为了增强图像的对比度,使图像更加清晰,第 2 个网络以对原始灰度图像进行直方图均衡化后的图像作为输入;为了进一步体现人脸图像的局部特征,尤其是纹理特征,第 3 个网络以对原始图像提取的分块 LBP 特征作为输入。最后,为了结合深度全局特征和局部纹理特征,将这 3 个网络通过加权平均的方式进行了集成。为了验证本文所提方法的有效性,在年龄估计数据集 Group^[3]上进行了实验。

本文第 2 节介绍人脸年龄估计的相关工作;第 3 节详细介绍提出的方法;第 4 节为实验及分析结果;最后总结全文。

2 相关工作

Kown 等人^[4]最早提出人力测量学模型来进行年龄估计,这种模型通过测量人脸的大小和比例来描述人脸随年龄的变化,它考虑了人脸的几何特征而未考虑纹理信息。Nakano 等人^[5]主要研究了人脸的纹理特征,利用脸部和脖子上皱纹纹理的边缘信息进行年龄估计。Lanitis 等人最先采用通过主动外观模型 (Active Appearance Models, AAM)^[6]提取出的特征进行人脸的年龄估计,把人脸的几何特征和纹理特征相结合,选取人脸的关键点进行特征提取。在特征提取方面,很多新兴的算法不仅仅局限于研究传统的人脸纹理、颜色或几何特征,还提取出新的人脸特征或者对传统的人脸特征进行变换处理,用更好的年龄特征进行年龄估计。Geng 等人^[7]提出了人脸年龄估计的年龄模式子空间 (AGES),这种方法将同一个人不同年龄段的人脸图像按年龄从小到大排序,构成一个年龄模式,然后将测试样本投影到该空间,根据投影位置进行年龄估计。该方法针对每个人建立不同的模型,但该方法要求同一个人必须具有多张图像;之后,Geng 等人^[8]又提出了基于标记分布的年龄估计算法,他们不是将人脸图像看作只有一个年龄标记的实例,而认为每张图像都与一个标记分布相关联。年龄流形^[9]从不同个体在不同年龄的人脸图像中学习一个共同的老化趋势,建立一个普遍适用的人脸年龄成长模式。

深度学习的兴起在机器学习和特征学习方面引发了一场革命^[10-11]。与传统的机器学习方法不同,深度学习无需人工提取特征,其网络可以根据输入自动学习特征。深度学习取得的重大成功使得学者们开始尝试将深度学习用于人脸年龄分类问题。Levi 等人^[12]将卷积神经网络应用于非实验环境的年龄数据库中,相比以前的方法有了很大的提高。Dong 等人^[13]通过对 DeepID 深度学习模型进行改进来构建年龄段分类的深度网络模型,并且使用迁移学习^[14]进行了模型的预训练,取得了不错的效果。

取得了不错的效果。

3 本文方法

3.1 卷积神经网络

卷积神经网络由输入层、卷积层、下采样层、全连接层和输出层组成^[15]。其中,卷积层主要用来提取特征,第 l 层的第 j 个特征图可以表示为:

$$x_j^l = f\left(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} * k_{ij}^l + b_j^l\right) \quad (1)$$

其中, M_j 是特征图的集合, k_{ij}^l 表示 l 层的卷积核, b_j^l 代表 l 层的偏置, f 表示激活函数。本文采用纠正线性单元 (Rectified Linear Units, ReLU) 作为激活函数,因为 ReLU 更能产生稀疏性,表达式为:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

下采样层也称池化层,它的作用是在保留图像信息的同时减少计算量。常用的池化方法有最大池化和平均池化。本文使用的是最大池化。

全连接层的功能与人工神经网络类似。为了有效地缓解训练过程中的过拟合现象,本文的模型在第一个全连接层中使用了 dropout 技术,即在训练过程中随机地忽略一定比例的节点响应。

对于每一个输入 x ,存在一个预测值 y' 和真实值 y ,采用损失函数 $l(y', y)$ 来描述二者之间的实际损失。一个好的神经网络的目标是使整个训练集中的损失函数最小。本文实验选取交叉熵作为损失函数进行权值更新。

3.2 LBP 特征

局部二值模式 (Local Binary Pattern, LBP) 是一种用来描述图像局部纹理特征的算子,它具有旋转不变性和灰度不变性等显著的优点,主要用于图像纹理特征的提取。原始的 LBP 算子定义在一个 3×3 的窗口内,以窗口中心像素为阈值,将相邻的 8 个像素的灰度值与其进行比较,若周围像素值大于中心像素值,则该像素点的位置被标记为 1,否则为 0。从而 3×3 邻域内的 8 个点经比较后便可产生 8 位二进制数 (通常转换为十进制数即 LBP 码,共 256 种),即得到该窗口中心像素点的 LBP 值,可用这个值来反映该区域的纹理信息。该过程如图 1 所示。

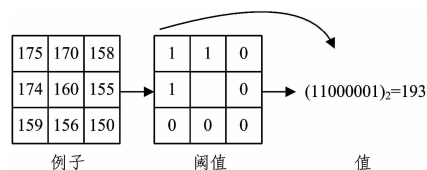


图 1 LBP 特征

Fig. 1 Features of LBP

为了使 LBP 更灵活, 3×3 邻域被扩展到任意邻域,并用圆形邻域代替了正方形邻域。改进后的 LBP 算子允许在半径为 R 的圆形邻域内有任意多个像素点,新的 LBP 算子表示为 LBP_{P-R} ,其中 P 表示邻域点的个数。由 LBP 算子的定义可以看出,一个 LBP 算子产生的二进制模式的个数取决于邻域点的个数,例如 LBP_{P-R} 会产生 2^P 种模式。随着邻域点数

目的增加,产生的二进制模式种类数目呈几何增长。为此, Ojala^[16]提出了等价模式来解决二进制模式的问题,相应的 LBP 算子表示为 $LBP_{p,R}^{eq}$,也称为均匀 LBP。等价模式是指将 LBP 算子所得的二进制序列首尾相连时,从 0 到 1 或是从 1 到 0 的变化不超过 2 次。改进后的二进制模式由原来的 2^p 种减少为 $P(P-1)+2$ 种,从而大大降低了特征维数,保留了有效信息,且减少了高频噪声带来的影响。

若直接提取整个图像的 LBP 的统计直方图作为人脸特征,则得到的是图像的整体纹理和轮廓信息,人的眼睛、鼻子等细节部位的特征没有得到充分表征。因此 Ahonen 等人^[17]提出了分块的思想,即将图像分块并局部应用 LBP 算子,再将得到的直方图相连组成新的特征向量。因此,整个图像就由若干个统计直方图表示。

针对深度学习直接提取人脸特征时忽略了其局部结构特征的问题,本文将 LBP 与卷积神经网络相结合来构建年龄分类模型,使用的 LBP 算子为 $LBP_{8,2}^{eq}$,并且运用分块的思想,将人脸图像分为 4×4 个小块来分别提取 LBP 特征,然后将它们连接起来作为网络的输入。

3.3 集成学习

集成学习是指通过构建并结合多个分类器来完成学习任务,其中个体分类器被称为基分类器^[18]。常见的基分类器主要有贝叶斯分类器、决策树、支持向量机和神经网络。集成学习由于可以有效地提高学习系统的泛化能力,因此成为机器学习领域的一个研究热点。

卷积神经网络作为深度学习的一种模型,在图像处理领域具有独特的优势。并且,它是人工神经网络的扩展,可以作为集成学习中的基分类器来进行卷积神经网络的集成。Krogh 等人^[19]通过研究发现,若集成学习的各个基分类器的性能越好,且分类器之间的差异越大,则集成效果越好。

基于“好而不同”这个集成原则,本文选取了 3 个卷积神经网络作为基分类器。首先分别训练这 3 个独立的卷积神经网络,然后对这 3 个网络的输出结果进行集成。其中第 1 个网络的输入为原始灰度图像,第 2 个网络的输入为对原始灰度图像进行直方图均衡化后的图像,第 3 个网络则以 3.2 节中介绍的对原始图像提取的分块 LBP 特征作为输入。本文的网络结构如图 2 所示。

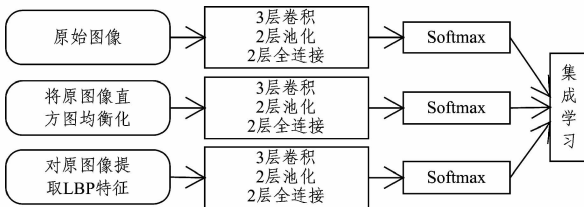


图 2 本文的网络结构

Fig. 2 Architecture of the proposed algorithm

直方图均衡化(Histogram Equalization)的中心思想是把原始图像的灰度直方图从比较集中的某个灰度区间变成在全部灰度范围内的均匀分布,即对图像进行非线性拉伸,重新分配图像像素值,使一定灰度范围内的像素数量大致相同。这种处理方式增强了图像的对比度,使图像更加清晰。图 3 给出了原始图像和直方图均衡化的图像的对比效果。可以看

出,在原始图像较暗的情况下,直方图均衡化可以增强图像的亮度,使图像更加清晰。

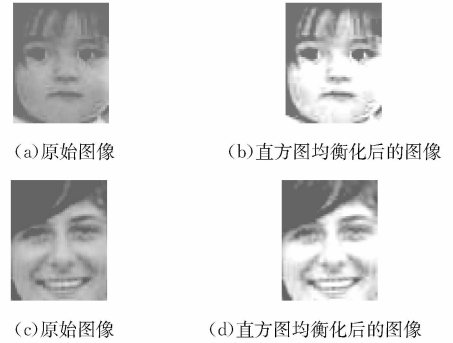


图 3 原始图像与直方图均衡化的图像对比

Fig. 3 Comparison of original image and histogram equalization

网络 1 与网络 2 都是以图像作为输入,采用了相同的网络结构以及参数设置:第 1 层采用 4×4 的卷积核,通道数是 64;第 2 层采用 3×3 的卷积,通道数为 64;第 3 层采用 2×2 的卷积,通道数为 128;前两层卷积后分别连接一个 3×3 的池化层。网络 3 的 3 层卷积均采用大小为 2×5 的卷积核,通道数分别为 64, 64 和 128,前两层卷积后分别连接一个 1×3 的池化层。所有网络都有两层包含 512 个神经元的全连接层,第 1 层全连接层后使用了比例为 0.5 的 dropout。

网络的初始化方式为从截断的正态分布中产生随机值,也就是说若产生的正态分布的值与均值的差大于标准差的两倍,则重新生成。

4 实验与分析

4.1 数据集及评价指标

为了验证算法的性能,本文使用 Group 数据集进行实验,它是一个包含 28000 张带有性别和年龄标记的图片的数据集。在这个数据集中,年龄被分为 7 类,分别是 0~2, 3~7, 8~12, 13~19, 20~36, 37~65, 66+。与其他研究一致,本文选取了 3500 张人脸图像作为训练集,1050 张图像作为测试集,并且每类有相同的样本数。本文使用 Google 开源的深度学习平台 Tensorflow 进行模型训练。

在年龄分类任务中,常用的算法评价指标为 AEM(An Exact Match)和 AEO(An Error of One age category),定义如下:

$$AEM = \frac{N_m}{N} \times 100\% \quad (3)$$

$$AEO = \frac{N_o}{N} \times 100\%$$

其中, N 是测试集的样本总数, N_m 是测试集中预测正确的样本数, N_o 是允许预测结果差一个类的样本的个数(比如允许 0~2 岁被预测为 3~7 岁)。

4.2 单个卷积神经网络模型

本文通过大量实验分别对网络 1(以原始图像作为网络的输入)、网络 2(将原始图像进行直方图均衡化后作为网络的输入)、网络 3(将原始图像分为 4×4 个小块并分别提取 $LBP_{8,2}^{eq}$ 特征,再将其连接起来作为网络的输入)的模型参数进行了选择,表 1 列出了确定模型参数后各个网络的分类结果。

表 1 单个模型的年龄分类性能/%

Table 1 Age classification performance of single model/%

网络	AEM	AEO
网络 1	52.3	87.6
网络 2	53.0	87.1
网络 3	44.1	80.3

从表 1 中可以看出,直接以图像作为卷积神经网络的输入时的结果更具有优势,这是因为卷积神经网络本身对图像处理就有一定的优越性,它可以自动提取图像的特征,而不需要进行人工特征设计。虽然网络 3 较其他两个网络的结果而言有差异,但是这符合集成的原则,因此本文将这 3 个网络的结果进行集成。

4.3 集成多个卷积神经网络模型

得到各个单独的卷积神经网络之后,对结果进行集成,常用的方法有简单平均法和加权平均法。本文分别对这两种方法进行了实验。对于加权平均法,利用遗传算法来选择 3 个网络的权重,经过实验选取得到的权重分别为 0.383,0.332,0.285。两种方法的集成结果如表 2 所列。

表 2 集成学习的年龄分类性能/%

Table 2 Age classification performance of ensemble learning

准确率	简单平均法		加权平均法	
	AEM	AEO	AEM	AEO
集成结果	55.9	88.2	56.6	88.5

从表 2 中可以看出,加权平均法的效果更好。有学者通过总结了这两种方法的选择得出结论:一般而言,在个体学习器性能相差较大时适合使用加权平均法,而在个体学习器性能相近时适合使用简单平均法。从 4.2 节的实验中可以看出,3 个网络的性能并不是很接近,因此加权平均法的结果更优。

为了体现本文算法的优势,将其与一些已有的算法进行了对比。表 3 列出了在同一个数据集上各种算法的比较结果。

表 3 各种方法的对比结果/%

Table 3 Comparison of methods/%

方法	AEM	AEO
Appearance ^[3]	38.4	71.3
Appearance+Context ^[3]	42.9	78.1
Gabor+Adaboost ^[20]	43.7	80.7
LBP+Adaboost ^[20]	44.9	83.0
Boosted Gabor+SVM ^[20]	48.4	84.4
Boosted LBP+SVM ^[20]	50.3	87.1
Transfer learning+CNN ^[13]	56.0	92.0
3 个随机初始化的 CNN	54.3	88.0
本文方法	56.6	88.5

从方法对比结果来看,本文方法在 AEM 上取得了最好的结果,在 AEO 上取得的正确率低于文献[13],但是相比其他方法有一定的优势。文献[3]和文献[20]都是对人脸图像进行特征提取,然后将特征提取的结果进行分类。文献[13]也采用了卷积神经网络的方法,并且运用了迁移学习进行模型的预训练,有效地提高了分类准确率;但是由于使用迁移学习,它对大约 16 万张人脸图像进行了预训练,工作量很大,相对而言,本文方法实现起来更为容易。为了进一步说明所提集成方法的有效性,本文使用 3 个随机初始化的以图像为输入的卷积神经网络进行集成,其中 AEM 为 54.3%,AEO 为 88%。实验证明本文的集成方法比直接对图像进行集成的方

法的效果更好,这可能是由于 3 个网络都是以图像作为输入,网络比较相似,所以效果提升得不明显。

为了更直观地分析模型的性能,在表 4 中列出了集成后的混淆矩阵。可以看出,年龄范围为 0~2 和 66+ 的类别更容易分类,因为老人和小孩比较容易区分。

表 4 混淆矩阵

Table 4 Confusion matrix

	0~2	3~7	8~12	13~19	20~36	37~65	66+
0~2	123	25	3	3	1	0	1
3~7	27	87	45	15	6	3	0
8~12	0	29	78	40	18	6	2
13~19	0	3	11	56	37	12	1
20~36	0	3	6	12	50	30	3
37~65	0	1	1	19	37	73	16
66+	0	2	6	5	1	26	127

结束语 针对人脸年龄的分类问题,本文提出了一种基于集成卷积神经网络的年龄分类算法。该算法分别对以图像为输入和以分块的 LBP 特征为输入的卷积神经网络进行集成,有效地结合了人脸的深度全局特征和局部特征,并且在广泛使用的年龄分类数据集 Group 上取得了不错的效果。下一步的研究方向是尝试进行更好的集成,并在更大的数据集上进行实验。

参考文献

- [1] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313 (5786):504-507.
- [2] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]// International Conference on Neural Information Processing Systems. Curran Associates Inc., 2012:1097-1105.
- [3] GALLAGHER A C, CHEN T. Understanding images of groups of people[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009 (CVPR 2009). IEEE, 2009:256-263.
- [4] KWON Y H, VITORIA LOBO N D. Age classification from facial images [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1999, 74(1):1-21.
- [5] NAKANO M, YASUKATA F, FUKUMI M. Age Classification from Face Images Focusing on Edge Information[M]// Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems. Springer Berlin Heidelberg, 2004:898-904.
- [6] LANITIS A, DRAGNOVA C, CHRISTODOULOU C. Comparing different classifiers for automatic age estimation[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B Cybernetics A Publication of the IEEE Systems Man & Cybernetics Society, 2004, 34(1):621-628.
- [7] GENG X, ZHOU Z H, ZHANG Y, et al. Learning from facial aging patterns for automatic age estimation[C]// ACM International Conference on Multimedia. Santa Barbara, Ca, USA, DBLP, 2006:307-316.
- [8] GENG X, SMITH-MILES K, ZHOU Z H. Facial age estimation by learning from label distributions[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(10):2401-2412.
- [9] FU Y, XU Y, HUANG T S. Estimating Human Age by Mani-

- fold Analysis of Face Pictures and Regression on Aging Features [C]//IEEE International Conference on Multimedia and Expo. IEEE, 2007; 1383-1386.
- [10] GUO L L, DING S F. Research Progress on Deep Learning[J]. Computer Science, 2015, 42(5): 28-33. (in Chinese)
郭丽丽, 丁世飞. 深度学习研究进展[J]. 计算机科学, 2015, 42(5): 28-33.
- [11] PAN Q X, DONG H B, HAN Q L, et al. A computing method for attribute importance based on BP neural network[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2017(1): 18-25. (in Chinese)
潘庆先, 董红斌, 韩启龙, 等. 一种基于 BP 神经网络的属性重要性计算方法[J]. 中国科学技术大学学报, 2017(1): 18-25.
- [12] LEVI G, HASSNER T. Age and gender classification using convolutional neural networks[C]//Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. IEEE, 2015; 34-42.
- [13] DONG Y, LIU Y, LIAN S. Automatic age estimation based on deep learning algorithm[J]. Neurocomputing, 2016, 187: 4-10.
- [14] ZHUANG F Z, LUO P, HE Q. Survey on Transfer Learning Research[J]. Journal of Software, 2015, 26(1): 26-39. (in Chinese)
庄福振, 罗平, 何清. 迁移学习研究进展[J]. 软件学报, 2015, 26(1): 26-39.
- [15] LI Y D, HAO Z B, LEI H. Survey of convolutional neural network[J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(9): 2508-2515. (in Chinese)
李彦冬, 郝宗波, 雷航. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机应用, 2016, 36(9): 2508-2515.
- [16] OJALA T, PIETIKÄLNEN M, MÄENPÄÄ T. Gray Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2000, 1842(7): 404-420.
- [17] AHONEN T, HADID A, PIETIKÄLNEN M. Face Recognition with Local Binary Patterns[M]. IEEE Computer Society, 2006.
- [18] ZHOU Z H, CHEN S F. Neural Network Ensemble[J]. Chinese Journal of Computers, 2002, 25(1): 1-8. (in Chinese)
周志华, 陈世福. 神经网络集成[J]. 计算机学报, 2002, 25(1): 1-8.
- [19] KROGH A, VEDLEBSBY J. Neural network ensembles, cross validation and active learning[C]//International Conference on Neural Information Processing Systems. MIT Press, 1994: 231-238.
- [20] SHAN C. Learning local features for age estimation on real-life faces[C]//ACM International Workshop on Multimodal Pervasive Video Analysis. ACM, 2010: 23-28.

(上接第 132 页)

- [15] MISRA H, JOSE J M, CAPPE O. Text segmentation via topic modeling: an analytical study[C]//DBLP. 2009; 1553-1556.
- [16] SUN Q, LI R, LUO D, et al. Text segmentation with LDA-based Fisher kernel[C]//Proceedings of the Meeting of the Association for Computational Linguistics on Human Language Technologies; Short Papers. 2008; 269-272.
- [17] RIEDL M, BIEMANN C. Topic Tiling: a text segmentation algorithm based on LDA[C]//Student Research Workshop. Association for Computational Linguistics, 2012; 37-42.
- [18] YU K, LI Z, GUAN G, et al. Unsupervised text segmentation using LDA and MCMC[C]//Tenth Australasian Data Mining Conference. Australian Computer Society, Inc. 2012; 21-26.
- [19] EISENSTEIN J, BARZILAY R. Bayesian unsupervised topic segmentation[C]//Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2008). DBLP, 2008; 334-343.
- [20] DU L, BUNTINE W, JOHNSON M. Topic Segmentation with a Structured Topic Model[C]//NaacL-Hlt. 2013; 190-200.
- [21] KERN R, GRANITZER M. Efficient linear text segmentation based on information retrieval techniques [C]//International Conference on Management of Emergent Digital Ecosystems. ACM, 2009; 25.
- [22] CHANG P, MA H. Efficient short text subject extraction method [J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(20): 126-128. (in Chinese)
常鹏, 马辉. 高效的短文本主题词抽取方法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(20): 126-128.
- [23] LIU Y, SUI Z F, HU Y W, et al. Domain Ontology automatic construction research [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2006, 29(s2): 65-69. (in Chinese)
刘耀, 穗志方, 胡永伟, 等. 领域 Ontology 自动构建研究[J]. 北京邮电大学学报, 2006, 29(s2): 65-69.
- [24] GONG X W, LIU Y. Research on Construction of Integrated Semantic Crawler [J]. ICIC Express Letters, Part B: Applications, 2016, 7(7): 1591-1598.
- [25] CILIBRASI R L, VITANYI P M B. The Google Similarity Distance[J]. IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, 2004, 19(3): 370-383.
- [26] LIU Y, SHI H Q, ZHENG D J. Study on semantic annotation for professional literature[J]. ICIC Express Letters (Part B), 2014, 5(5): 1383-1389.
- [27] PEVZNER, HEARST, MARTI A. A critique and improvement of an evaluation metric for text segmentation[J]. Computational Linguistics, 2002, 28(1): 19-36.
- [28] ZHU H J, ZHANG G P, CAI D F, et al. Application of Knowledge Network in Text Segmentation Algorithm [C]//International Conference on Information Processing. 2007. (in Chinese)
朱海军, 张桂平, 蔡东风, 等. 知网在文本分割算法中的应用[C]//中文信息处理国际会议. 2007.
- [29] ZHU J B, YE N, LUO H T. A text segmentation model based on multiple discriminant analysis [J]. Journal of Software, 2007, 18(3): 555-564. (in Chinese)
朱靖波, 叶娜, 罗海涛. 基于多元判别分析的文本分割模型[J]. 软件学报, 2007, 18(3): 555-564.
- [30] ZHONG B B, LIU Y C, XU Z M. Study on Parameter Optimization in Text Sub-topic Segmentation Based on GA [J]. Computer Engineering and Applications, 2005, 41(21): 97-99. (in Chinese)
钟彬彬, 刘远超, 徐志明. 基于 GA 的文本子主题切分中的参数优化研究[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(21): 97-99.