

ASM 与彩色 Gabor 特征相结合的人脸关键特征点提取

朱 杰 唐振民

(南京理工大学计算机学院 南京 210094)

摘 要 提出一种 ASM (active shape Model) 与彩色 Gabor 特征相结合的提取人脸关键特征点的方法。该方法首先通过瞳孔的精确定位来辅助完成人脸形状模型的初始化; 然后采取全局特征与局部特征相结合的方法来共同实现对特征点的定位; 最后选取人脸图像中的关键特征点的特征信息, 结合彩色 Gabor 特征进行提取, 进而快速准确地得到人脸关键特征点。实验表明, 与传统的 ASM 算法比较, 加入了彩色信息的改进算法对特征点定位有显著的提高。

关键词 特征点定位, ASM 方法, 彩色 Gabor, 特征提取

ASM and Color Gabor Features for Facial Feature Extraction

ZHU Jie TANG Zhen-min

(College of Computer, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract To improve active shape Model(ASM) accuracy in facial feature points location in facial images, an improved ASM based algorithm was proposed. First, the irises were localized and utilized to initialize the shape model. Second, global face features with salient features were employed to constrain the movement of feature points; at last, in order to improve ASM, Color Gabor features was used to extract edges and corner points for feature, so we could get the key facial feature points quickly and accurately. Experimental results show that our algorithm performs significantly better than the traditional ASM.

Keywords Feature points location, ASM, Color Gabor features, Feature extraction

ASM(Active Shape Models)模型(即主动形状模型)是由 Cootes 等人提出的, 用于精确定位目标对象和特征配准。该方法基于点分布模型(Point Distribution Model, PDM)^[1], 允许目标有一定程度的变化, 近年来得到了广泛的应用。其主要思想是利用边缘的灰度变化信息来检测边缘, 类似于 Kass 等人提出的“Snake”方法, 不同的是 ASM 模型搜索边缘时, 引入了模型的先验知识, 比 ACM(Active Contour Model, 主动轮廓模型)方法具有更好的鲁棒性。

由 ASM 算法训练得到的平均形状模型, 能很好地覆盖各种人脸几何外形子空间, 具有较高的定位精度; 同时, 采用灰度和梯度信息指导形状模型收敛速度也较快, 并且可以提高收敛的概率。但是 ASM 存在很多不可避免的缺点需要改进: 对平均模型的初始化位置非常敏感, 如果所选择的初始模型和实际模型相差过大, 则需要迭代较多的次数才可能逼近实际模型, 甚至可能导致迭代结果与实际位置越偏越远, 无法逼近实际模型; 另外, 由于采用整体形状模型对特征点定位结果进行约束, 因此很难保证特征点总体定位的正确性, 对部分已经准确定位的特征点在整体形状模型的作用下可能偏离正确位置, 使得最终的定位结果出现偏差; 描述特征点时采用的灰度特征极易受光照条件影响, 所以如果待搜索图像的光照条件与训练样本集中图像的光照条件相差较大, 就会导致建立的灰度模型不能准确地进行特征点搜索, 使得算法失败; 仅

提取了轮廓的一维信息, 限制了搜索范围, 容易收敛到错误的位置。其中, 在改善模板的特征刻画能力方面, Ginneken 等人^[2]提出了用非线性的灰度外观代替标准 ASM 中法线上的差分去建模局部纹理; Yan 等人^[3]结合 ASM 和 AAM 的优点提出了 TC-ASM, 除使用 ASM 的形状模型中每个节点周围的局部灰度信息外, 还用整体的纹理信息去控制形变。Bernhard Froba 等人利用了多种灰度特征, 并将每个标志点灰度纹理采样区域修改为矩形, 用于标志点定位。W. Wang 等人通过修改模型标志点灰度纹理匹配能量函数的权值, 来改进标志点定位结果。Liu Yanghua 等人使每个标志点在多个定位方向上进行搜索, 以改进模型的定位能力。

为了提高 ASM 检测非均匀光照条件多表情人脸特征点的准确率, 提出了一种结合彩色 Gabor 特征的 ASM 方法。其主要特点是: 根据瞳孔的精确定位, 计算出平均模型进行仿射变换所需要的相关参数值, 对平均模型进行几何变换来估计初始形状; 对特征点进行定位时采用部分和整体特征相结合的优化办法, 先采用基于成分的形状模型进行优化, 然后将不同的人脸特征区域结合为整体进行优化, 充分保证定位结果的合理性; 结合彩色 Gabor 特征选取的特征点灰度信息对进一步的特征点匹配提供更好的依据, 使后续计算不会陷入局部极值, 改善了 ASM 的模板特征刻画能力。

到稿日期: 2009-05-19 返修日期: 2009-07-28 本文受国家部委项目基金(编号: 51316080101)资助。

朱 杰(1983-), 女, 博士生, 主要研究方向为图像处理和模式识别, E-mail: jixuejie@sina.com; 唐振民(1961-), 男, 教授, 博士生导师, CCF 高级会员, 主要研究方向为智能机器人系统、图像处理与目标识别。

1 ASM 方法

ASM 方法既可以灵活地改变模型的形状以适应目标,又可将形状的变化控制在模型允许的范围,从而保证模型改变时不会受各种因素影响而出现不合理的形状。

1.1 图像训练集的标定

ASM 方法是基于统计学的方法,在建立模型之前需要手工标定若干个关键特征点,并且把这些特征点的坐标作为原始形状向量。随机选择 N 幅人脸图像(包括多个人、不同性别、不同年龄、不同表情和姿态)作为训练数据,为每一幅图像手工标定 n 个轮廓点。这 n 个轮廓点在每幅图像中要基本处于相同位置,并且分布均匀。轮廓点一般标定在能够代表目标轮廓的地方,如眼角、眼睛最高点和最低点、嘴角、嘴部最高点和最低点等。把标定点记为:

$$S_i = (x_{i1}, y_{i1}, x_{i2}, y_{i2}, \dots, x_{in}, y_{in})^T \quad i=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中, (x_{ij}, y_{ij}) 为第 i 幅图像第 j 个特征点的坐标。 n 代表每幅图像标记的点数; N 代表训练图像的数目;每一幅图像的 S 代表一个形状向量。

1.2 建立模型

得到图像的形状向量后,先对样本图像的形状向量归一化。用主成分分析方法(PCA)对标定点的坐标值进行相关随机变量分析,去掉它们之间的相关性,获取一组线性无关的正交基,并通过选取其中的主要成分来保留一些重要信息,得到主要变化参数。

从训练样本集中获得轮廓的平均形状向量:

$$\bar{s} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i \quad (2)$$

N 个形状向量的协方差阵为:

$$c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (S_i - \bar{s})(S_i - \bar{s})^T \quad (3)$$

计算协方差 c 的特征值 $(\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{2n-1})$ 以及特征值对应的特征向量 $(P_0, P_1, \dots, P_{2n-1})$,把特征值进行降序排列,选取前 k 个最大的特征值,它们包含了数据的主要信息,满足 $\sum_{k=0}^k \lambda_k / \sum_{k=0}^{2n-1} \lambda_k > \delta$, 其中 $\delta = 97\%$, 对应的特征向量为 P , P 就代表主成分,一组新的标准正交基。PCA 分析后,任意的人脸形状向量 S 可表示为一个平均形状向量与 k 个形状向量 P 的线性组合 $s = \bar{s} + pb$, 因为 P 是标准正交的,所以 b 可以表示成 $b = p^T (s - \bar{s})$, 其中,向量 b 即是形状模型参数, p 是整脸模型的特征子空间基, s 表示目标形状。不同的 b 对应不同的形状,其变化在一定的范围内。

1.3 定位轮廓

ASM 中采用的是基于轮廓的灰度匹配法。首先对输入图像的每个待测轮廓特征点 $j(j=1, \dots, n)$, 在第 i 幅 $(i=1, \dots, N)$ 图像上以该特征点为中心,沿其法线方向进行灰度采样,分别在其两侧各取 k 个像素点的灰度值,于是得到一个 $2k+1$ 维的灰度值向量:

$$g_{ij} = (g_{ij1}, g_{ij2}, \dots, g_{ijn})$$

求 g_{ij} 的差分:

$$dg_{ij} = (g_{ij1} - g_{ij0}, g_{ij2} - g_{ij1}, \dots, g_{ijn} - g_{ij(n-1)}) \quad (4)$$

标准化可得:

$$g_{ij} = \frac{dg_{ij}}{\sum_{q=0}^{n-1} |g_{ij(q+1)} - g_{ijq}|} \quad (5)$$

于是得到对应于特征点 j 的局部灰度模板,即均值和协方差。在形状的匹配过程中利用马氏距离判定标准来衡量特征点符合模型的准确性,即:

$$f(g) = (g - \bar{g})^T \phi_g^{-1} (g - \bar{g})$$

ASM 利用轮廓的灰度特征进行一个迭代过程,在每一步迭代搜索的同时调整参数 b 来改变当前模型的位置,使模型与目标物体的实际轮廓逐步吻合,从而最终得到特征点的位置信息。

2 ASM 算法的改进

2.1 结合瞳孔定位的人脸图像归一化

若初始化偏离目标很远的话,会造成后续定位不准确。因此,我们首先得到很好的瞳孔定位结果,进行较精确的初始化,计算出平均模型初始化时进行的旋转角度 θ 、缩放因子 s 及中心位置的平移向量 t 。令平均模型中左右瞳孔的坐标分别为 (x_1', y_1') 和 (x_2', y_2') , 同时对待搜索的图像也进行瞳孔定位,得到左右瞳孔的坐标 (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) , 由文献[10]:

$$\theta = \arctan(y_2 - y_1 / x_2 - x_1)$$

$$s = \sqrt{(y_2 - y_1)^2 + (x_2 - x_1)^2} / \sqrt{(y_2' - y_1')^2 + (x_2' - x_1')^2}$$

可以计算出平均模型初始化时进行的旋转角度 θ 和缩放因子 s 。取两眼为参考点,计算模型中左右眼瞳孔位置与待搜索人脸图像左右眼瞳孔位置的距离均值,得到平移向量 $t = (t_x, t_y)^T$, 由

$$\begin{bmatrix} x_i^0 \\ y_i^0 \end{bmatrix} = M(S, \theta) \begin{bmatrix} \bar{x}_i \\ \bar{y}_i \end{bmatrix} + t = \begin{bmatrix} s \cos \theta & -s \sin \theta \\ s \sin \theta & s \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{x}_i \\ \bar{y}_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \quad (6)$$

可得到初始形状 s^0 。其中, (x_i^0, y_i^0) 为 s^0 的第 i 个标定点, (\bar{x}_i, \bar{y}_i) 为平均模型 \bar{X} 的第 i 个标定点。

2.2 光照修正

特征点的局部纹理信息常常受到光照不均的影响,这些都会影响获取特征点的局部统计特征信息。对于小矩形区域,计算出像素值 $P(x, y)$ 的均值 μ_B 、方差 σ_B , 通过式(7)来减少光照的影响[4]:

$$P_N(x, y) = \frac{(P(x, y) - \mu_B)}{\sigma_B} \quad (7)$$

2.3 结合彩色 Gabor 特征的改进 ASM 方法定位人脸

选取什么样的特征作为 ASM 各个特征点的统计特征,直接关系到迭代的最终模型能否逼近真实目标。传统的 ASM 方法采用基于轮廓点附近的灰度信息作为匹配特征,选取的信息少而单一,加上人脸某些轮廓点附近的灰度信息很接近,常常会造成误判,不能得到很精确的结果。本文采用结合彩色 Gabor 特征选定的特征点信息作为匹配特征来提高结果的准确率。

将特征点的三元色信息 $I_R I_G I_B$ 用彩色像素的四元数表示为 $I(z) = I_R(z)i + I_G(z)j + I_B(z)k$, i, j, k 为四元数基矢, 然后进行分解[14]:

$$I(z) = I_a(z) + I_b(z)j$$

其中, $I_a(z) = I_R(z)i, I_b(z) = I_G(z) + I_B(z)k$ 。

同样将 Gabor 核函数按 Jones 提出的方法[5]用四元数表示为 $G(z) = G_i(z)i + G_j(z)j + G_k(z)k$ 并进行分解:

$$G(z) = G_c(z) + G_d(z)j$$

其中, $G_r(z) = G_i(z)i, G_d(z) = G_j(z) + G_k(z)i$ 。

用 FT 和 IFT 表示 2D 复数傅立叶正、逆变换, QFT 和 IQFT 表示四元数傅立叶正、逆变换, 两个四元数卷积转换公式最后为:

$$O(z) = \text{IQFT}(\text{QFT}(I(z))\text{FT}(G_r) + \text{QFT}(-z)\text{FT}(G_d))$$

把 $O(z)$ 的值作为结合彩色 Gabor 特征的灰度特征值, 使它与该点结合彩色 Gabor 特征的平均值进行比较, 找出距离最小点即最相似的点。

3 实验与结果分析

1) 获得训练数据。本文实验主要是在包含 300 幅 320×240 大小的 njust603 数据库上准正面人脸图像库上进行的。所有测试图像首先用手工标定特征点, 分别采用传统 ASM 和改进后的 ASM 算法逐一进行人脸特征点定位实验。为了比较算法的精确性, 采用平均模型的模型点作为参考。每幅图像手工标定 64 个特征点, 用来描述人脸各个显著特征区域(轮廓、眉毛、眼睛、鼻子、嘴巴等)的形状轮廓。将特征点的坐标保存为向量的形式, 即可得到 200 个训练数据, 其中每个数据都是 128×1 的列向量。图 1 所示为标定 64 个特征点的人脸。



图 1 手工标定点(64 个)

2) 采用全局形状模型对特征点定位, 会使部分特征点在全局模型作用下偏离迭代过程中已经准确定位的位置, 使得最终的定位结果不很理想。因此将整脸形状模型分割为 7 个局部形状模型: 脸颊轮廓、右眉毛、左眉毛、右眼睛、左眼睛、鼻子和嘴巴等, 对这 7 组训练数据分别进行优化, 并计算相应形状模型的参数值。

3) 特征点目标位置的相似性

候选点和各特征点的统计特征间的差别反映备选点与实际点的接近程度, 因此采用如下的匹配公式:

$$f_j(q) = (h(q) - \bar{x}_j)^T c_j^{-1} (h(q) - \bar{x}_j) \quad (8)$$

其中, $h(q)$ 代表某点的结合彩色 Gabor 特征的灰度特征值; \bar{x}_j 代表所有训练图像在某个轮廓点的结合彩色 Gabor 特征的灰度特征均值, c_j^{-1} 为方差矩阵。式(8)函数值越大, 表明模型点与候选点之间相似性越大。取使函数值最大的像素点作为特征点移动的目标点。

传统搜索最佳点的方法是在法线方向上搜索。当最佳匹配点不在这条法线方向上时, 模型就不能很好地逼近目标。为了降低这种失误率, 这里采用八方向搜索, 在 8 个方向上各搜索 m 个点, 利用匹配准则寻找最佳的特征点。利用在训练阶段得到的整脸和各个成分的形状模型及特征点局部的角点信息在目标图像中进行特征点定位。

算法步骤如下:

1) 把测试集中的图像进行彩色 Gabor 特征提取, 得到图像的纹理描述, 如图 2 所示。

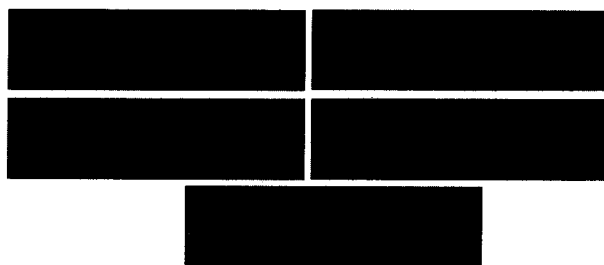


图 2 Gabor 变换图(选取部分)

2) 对目标图像进行瞳孔定位。在训练阶段得到的整脸平均形状模型中, 利用瞳孔定位结果计算出平均形状模型进行变形所需的仿射变换参数, 使其尽量逼近人脸轮廓。

3) 将初始化后的图像分割为人脸 7 个局部特征的初始化形状。

4) 分别计算各个局部成分平均形状模型的参数和各点的局部经验纹理特征参数, 利用式(8)计算特征点与周围像素点的相似度, 迭代搜索每个特征点的目标位置点。

5) 将得到的 7 个局部候选形状合并为新的整脸候选形状, 并在整脸平均形状模型的特征子空间的约束下寻找整脸的最佳形状。

假设手工标定的特征点是目标点, 记为 $S(X, Y)$, 利用特征点定位算法得到的特征点记为 $O(X, Y)$ 。为了比较 $O(X, Y)$ 和 $S(X, Y)$ 之间的相似性, 采用

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{1}{n} \sqrt{(x_{ij} - x'_{ij})^2 + (y_{ij} - y'_{ij})^2} \right) \quad (9)$$

计算得到的 Euclidean 距离错误率对本文算法性能进行测评。式(9)越小, 表明模型点与后选点之间的距离越小, 相似性越大。其中 N 表示总的测试图像数目; n 表示人脸面部手工标定点的个数; (x_{ij}, y_{ij}) 是第 i 幅测试图像中第 j 个手工标定点坐标; (x'_{ij}, y'_{ij}) 是算法中定位的第 j 个特征点坐标。图 3—图 5 所示为实验效果图。

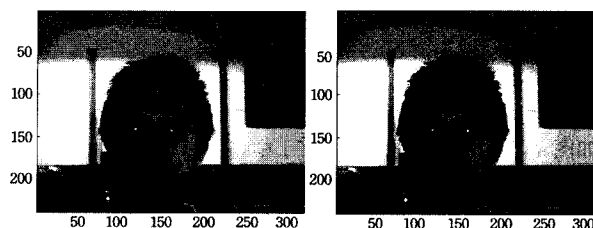


图 3 正面整体特征图实验结果(下边效果优于上边)

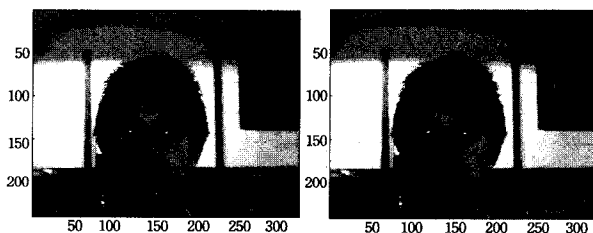


图 4 改进 ASM 的部分特征效果图(选取眼睛和嘴巴部分)

实验结果表明, 眼睛定位的效果最好, 嘴巴由于胡须等的影响效果不够理想, 整体定位效果介于两者之间。在距离误差上改进的 ASM 算法比传统的 ASM 以及未加入颜色信息的改进 ASM 算法提高了 3% 左右, 结果如表 1 所列, 本文算法有较高的精确度。

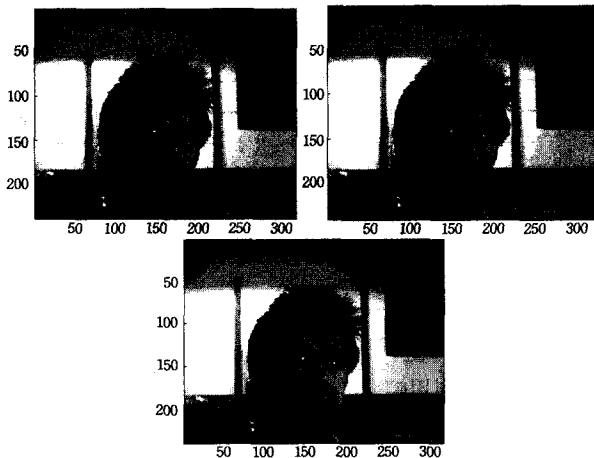


图5 脸部微小旋转的实验结果

表1 不同算法结果比较

方法	平均距离误差	提高的百分比
ASM	0.121	
本文算法	0.105	3.6

结束语 本文分析了传统 ASM 算法建模过程及应用优化过程,针对其不足提出了改进的 ASM 算法:

- 1) 结合了彩色 Gabor 特征共同找到目标点的特征信息,使迭代过程能更快地找到目标,并且特征信息更丰富。
- 2) 利用瞳孔定位对整脸的平均形状模型在搜索前进行较为精确的初始化;
- 3) 通过光照修正提高了 ASM 算法对光照和噪声的鲁棒性;
- 4) 特征点定位结果用基于人脸面部特征区域成分形状模型和整脸形状模型优化相结合来提高算法的精确度。

实验结果表明,本文改进的 ASM 方法与传统 ASM 方法相比,由于加入了图像颜色信息,准确性和鲁棒性都得到了明显的改善,其对人脸跟踪、识别等其他图像工作有着广泛的应用前景。本文的结果并没有考虑戴眼镜的情况,以后的主

(上接第 248 页)

样本数调整系数 α 的取值对序列模式挖掘效率影响较大。通过实验,可以得出样本数与 α 取值和时间的关系,具体实验结果如图 11 和图 12 所示。在图 11 中, $\alpha=1.1$, $\min=1\%$,由图可以得知第二阶段选择的样本数越大,挖掘算法执行的时间就越少。在图 12 中, $\min=0.5\%$,样本数为 1000, α 由 1.1 增加到 1.5,所需的时间不断增加,说明当 α 越小,接近 1 时挖掘算法执行效率越高。

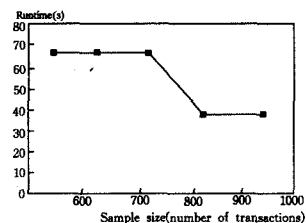


图 11 样本数对执行时间的影响

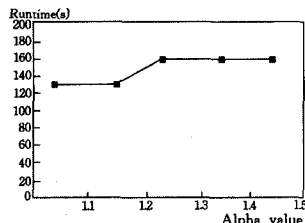


图 12 α 对执行时间的影响

结束语 构件检索对基于构件的软件开发具有重要意义,构件功能检索解决了构件检索过程中的语义丢失问题。如何更有效地进行构件功能检索已成为当前的研究重点。本文采用抽样序列模式挖掘,结合大量构件检索数据,产生构件本体库的检索序列模式集合。在此基础上构造检索关系图,扩展用户构件功能检索,获得用户最有可能的检索序列,完成

要工作是提高有眼镜的情况下的识别率。

参考文献

- [1] Cootes T F, Taylor C J. Locating Faces Using Statistical Feature Detectors[C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 1996
- [2] Ginneken B V, Frangi A F, et al. A non-linear gray-level appearance model improves active shape model segmentation [C]// IEEE Workshop on Mathematical Models in Biomedical Image Analysis(MMBIA). Hawaii, USA, 2001
- [3] Yan S C, Liu C, Li S Z, et al. Face alignment using texture-constrained active shape models [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(1): 69-75
- [4] 顾华,苏光大,杜成. 人脸关键特征点的自动定位[J]. 光电子·激光, 2004, 15(8)
- [5] Jones C F. Color Face Recognition Using Quaternionic Gabor Filters[D]. Blacksburg Virginia State, USA; Virginia Polytechnic Institute and State University, 2004
- [6] Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C]//IEEE CVPR, 2000
- [7] Viola P, Jones M. Robust real-time face detection[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 57(2): 137-154
- [8] Lienhart R, Maydt J. An extended set of Haar-like features for rapid objection detection[C]//IEEE ICIP, 2002:900-903
- [9] Wu B, Ai H, Huang C, et al. Fast rotation invariant multi-view face detection based on real adaboost[C]// Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FGR'04), 2004
- [10] 刘爱平,周焰,关鑫璞. 改进的 ASM 方法在人脸定位中的应用 [J]. 计算机工程, 2007, 33(18)
- [11] 李英,赖剑煌,阮邦志. 多模板 ASM 方法及其在人脸特征点检测中的应用[J]. 计算机研究和发展, 2007, 44(1): 133-140
- [12] 王红光,梁德群,田原. 基于角点检测、Zernike 矩和神经网络的人脸特征点提取方法[J]. 西安交通大学学报, 1999, 33(12)
- [13] 范玉华,马建伟. ASM 及其改进的人脸面部特征定位算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2007, 11(11)
- [14] 罗亚蓝,陈锻生. 基于彩色 Gabor 特征的人脸识别技术[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(2)

启发式构件功能检索。由于构件种类和数量不断增加,用户使用构件的机制还不完善,尚没有统一完整的标准来记录构件的使用情况。因此,随着构件技术的发展,构件功能检索机制将得到进一步完善。

参考文献

- [1] Prieto-Diaz R. A Faceted Approach to Building Ontologies [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Information Reuse and Integration(IRI 2003). 2003: 458-465
- [2] Su X M, Ilebrette L. A comparative study of ontology languages and tools[EB/OL]. <http://www.idi.ntnu.no/~xiaomeng/paper/caise02-WorkshopCRC.pdf>, 2004-09-08
- [3] Dong Ming-kai, Jiang Yun-cheng, Shi Zhong. A Description Logic with Default Reasoning[J]. Chinese J Computers, 2002, 25(5): 502-507
- [4] Li Yan-hui, Xu Bao-wen, Lu Jian-jiang, et al. Reasoning with General Terminological Axioms in Fuzzy Description Logic FALCN[J]. Journal of Software, 2008, 19(3)
- [5] Toivonen H. Sampling Large Databases for Association Rules [C] // Proceeding of 22th International Conference on Very Large Data Bases. 1996: 134-145
- [6] Garofalakis M N, Rastogi R, Shim K. Mining Sequential Pattern with Regular Expression Const Rains[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2002, 14(3): 530-552