

SIFT 算法中融合全局不变矩的特征变换

张 磊, 胡 燕

(武汉理工大学 计算机科学与技术学院, 湖北 武汉 430070)

摘 要: 提出了一种融合全局几何特征的 SIFT 描述算子. 该算法以特征点为中心, 进行对数极坐标变换并建立同心圆区域, 通过分析 HU 矩在离散状态下的变换情况, 提取出在离散状态下具有 RSTC 不变性的不变量作为同心圆区域的特征向量. 采用欧式距离作为度量标准进行图像匹配实验对比. 结果表明, 此算法通过结合全局特征与局部特征, 提高了图像在旋转与尺度变化、视点变化、光照变化和图像模糊等各种变化下匹配的鲁棒性.

关键词: 尺度不变化特征; 对数极坐标变换; 几何特征; 不变量

中图分类号: TP31

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)06-0067-05

Feature Transform of Global Invariant Moments in SIFT Algorithm

ZHANG Lei, HU Yan

(College of Computer Science and Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: This paper present a SIFT descriptor that combines global geometric in this paper. The algorithm takes the feature point as the center, carries out the log polar coordinate transformation and establishes the concentric circle region. By analyzing the transformation of HU moments in discrete state, extracting the Feature vector of the invariant of the concentric circles in the discrete state with RSTC invariance. Tacking the Euclidean distance as a metric for image matching experiments. Experiments show that the algorithm which combines the global with local feature improves the robustness of image matching under various changes such as rotation and scale changes, viewpoint changes, illumination changes and image blur.

Key words: SIFT; log polar coordinate transformation; geometric features; invariant moment

1 引言

数字图像匹配技术被广泛应用于图像拼接、图像融合、目标识别等各个领域^[1]. 现在的图像匹配技术主要分为两大类: 以灰度为基础的图像匹配和以特征为基础图像匹配. 由于灰度匹配计算量太大, 实时性较低, 实用价值不高, 因此, 基于特征的图像匹配成为了图像匹配领域研究的热门. SIFT 算子^[2]对图像旋转、尺度缩放、亮度变化能保持完全不变性, 对视角变化、仿射变化也具有一定的稳定性, 因此 SIFT 算法被提出之后就引起了大量的关注, 许多学者对其进行了改进. Yan Ye 提出了一种基于主成分分析的 SIFT 描述子 (PCA-SIFT)^[3], 文献^[4]提

出了一种融合颜色信息的尺度不变特征, 通过提取图像全局形状信息和颜色信息, 提升了图像在各种变换下的匹配效果. 由上述算法可以看出, SIFT 算法的特征描述子直接关系着图像匹配的结果, 提取合适有效的特征描述子是图像匹配过程中至关重要的一步. 本文算法在原算法基础上融合了全局几何信息, 通过对数极坐标变换^[5], 建立同心圆, 构建具有 RSTC^[6] (平移、旋转、尺度、对比度) 不变性的全局描述子, 从而在各种情况下提升了图像匹配的准确率, 增强了算法的鲁棒性.

2 SIFT 算法中的特征表示

SIFT 算法是一种优秀的局部特征描述子,

Mikolajczyk 在对包括 SIFT 算法在内的多种局部描述子做过对比实验,并证实 SIFT 算子在同类算子中具有最强的健壮性. 总体来看, SIFT 算法具有许多优点: SIFT 提取的是图像的局部特征, 该特征对平移、旋转、尺度缩放、亮度变化、遮挡和噪声等具有不变性, 对视角变化和仿射变换也能保持良好的效果, 同时方便与其他形式的特征向量进行结合.

2.1 尺度空间极值点检测

尺度空间理论的目的是模拟图像数据的多尺度特征. 高斯卷积核是尺度变换的唯一线性核, 可以将图像的尺度空间定义为如下所示.

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

式中, $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\langle x^2+y^2 \rangle / 2\sigma^2}$; (x, y) 是空间坐标; σ 为图像尺度. 为了能有效地在尺度空间检测出极值点, 利用不同尺度的高斯卷积核与图像卷积生成高斯差分尺度空间 (DOG scale-space).

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (2)$$

尺度空间理论的目的是模拟图像数据的多尺度特征, 关键点是由 DOG 空间的局部极值点组成, 为寻求极值点, 需要每一个像素点和它相邻近的 26 个邻近点相比较, 看它是否是图像域和尺度域的极大或极小值点, 保证在二维空间和尺度空间找到极值点. 高斯差分尺度空间见图 1.

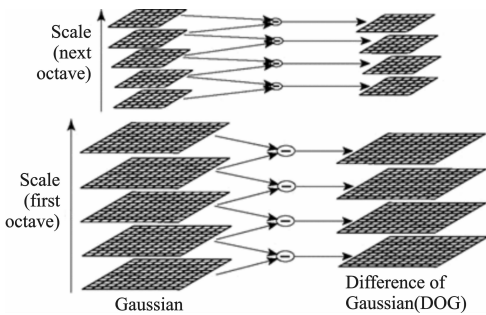


图 1 高斯差分尺度空间

2.2 特征点精确定位

通过拟合三维二次函数精确定位关键点位置和尺度 (达到亚像素精度), 同时过滤到低对比度关键点和不稳定边缘响应点, 以增强匹配稳定性, 增强抗噪能力. 首先去除边缘相应点, 一个定义不好的高斯差分算子的极值在横跨边缘区域具有较大的主曲率, 在垂直边缘的方向有较小的主曲率. 通过 2×2 的 Hessian 矩阵求得主曲率:

$$Tr(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta$$

$$Det(H) = D_{xx} D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta \quad (3)$$

导数由采样点邻域像素差值求得, 令 $\alpha = \gamma\beta$ 则有 $\frac{Tr^2(H)}{Det(H)} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma}$. 上式随着 γ 的增大而增大, 当 $\frac{Tr^2(H)}{Det(H)} < \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma}$, 接受该特征点,

在 Lower 文章中 γ 取 10.

2.3 特征表示

2.3.1 确定特征点主方向

为每一个特征点确定主方向, 将图像移动至主方向, 使算子具有旋转不变性

$$m(x, y) =$$

$$\sqrt{(L(x, y+1) - L(x, y-1))^2 + (L(x+1, y) - L(x-1, y))^2} \quad (4)$$

$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}\right) \quad (5)$$

为 (x, y) 处的梯度的模值和方向公式, 此时图像关键点的位置、所在尺度和方向已经确定. 在实际计算过程中采样关键点领域像素的梯度方向, 建立梯度直方图, 并且以直方图最大峰值方向作为关键点的主方向, 同时直方图中若有峰值达到最大峰值 80%, 则将该方向作为辅助方向.

2.3.2 生成特征向量

首先将图像坐标轴移至特征点方向, 以确保图像旋转不变性. 然后计算关键点周围 16×16 的窗口中每个像素的梯度, 且用高斯下降函数降低远离中心的权重, 然后统计 8 个方向的梯度累计, 这样就可以为每一个关键点形成 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维的描述子, 每一维都可以表示 4×4 格子中的一个 scale/orientation, 然后将向量归一化, 消除光照影响.

3 融合全局不变矩的特征变换

3.1 对数极坐标变换

对数极坐标变换是将图像由笛卡尔坐标系 (x, y) 转换为对数极坐标系 (r, θ) . 以特征点为中心, 建立对数极坐标系, 对于任意特征点 (x_m, y_m) 有

$$\theta_0 = \arctan\left(\frac{y - y_m}{x - x_m}\right)$$

$$r_0 = \log_2(\sqrt{(y - y_m)^2 + (x - x_m)^2}) \quad (6)$$

为了使变换后图像具有旋转不变性与尺度不变性且能保持接近原图的尺寸大小:

$$\theta = \frac{N}{2\pi}(\theta_0 - \theta_m)$$

$$r = \frac{r_0}{\log_2 \sigma} \quad (7)$$

式中, σ 为特征点尺度, θ_m 为特征点主方向, θ, r 分别表示角度和径向距离, 其中 N 为图像在直角坐标系下的高度。式(6)、(7)保证了算法的旋转不变性与尺度不变性。当图像旋转 β 度缩放系数为 ∂ 时, 得到变化后的坐标如下:

$$\theta' = \arctan\left(\frac{y - y_m}{x - x_m}\right) - \theta_m + \beta = \theta + \frac{N}{2\pi}\beta \quad (8)$$

$$r' = \frac{\log_2(\sqrt{(\partial y - \partial y_m)^2 + (\partial x - \partial x_m)^2})}{\log_2 \sigma} = r + \frac{\log_2 \partial}{\log_2 \sigma} \quad (9)$$

由式(8)、(9)可知, 图像在笛卡尔坐标系下发生 r 缩放平移变换都可以相应地转换为对数极坐标系下的平移变换, 从而提高了图像匹配的匹配性能。

3.2 计算同心圆不变矩

3.2.1 构造 RSTC 不变矩

构造本文全局描述子, 需要首先提取 RSTC 不变矩。对于离散的数字图像信号, 图像的 $p+q$ 阶中心矩如下:

$$u_{pq} = \sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^M (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (10)$$

对数极坐标系下的中心矩 $u_{pq} = \iint (r - \bar{r})^p (\theta - \bar{\theta})^q f(\theta, r) dr d\theta$, N, M 分别是图像的高和宽, $(\bar{x}, \bar{y})$ 为图像的质心, 归一化的中心矩定义为

$$\bar{u}_{pq} = \frac{u_{pq}}{u_{00}^{\rho}}; \rho = \frac{p+q}{2} + 1 \quad (11)$$

利用二阶和三阶归一化中心矩构造 7 个具有平移、旋转尺度不变的不变矩。

$$\begin{aligned} M_1 &= \bar{u}_{20} + \bar{u}_{02}; \\ M_2 &= (\bar{u}_{20} - \bar{u}_{02})^2 + 4 \bar{u}_{11}^2; \\ M_3 &= (\bar{u}_{30} - 3 \bar{u}_{12})^2 + (3 \bar{u}_{21} - \bar{u}_{03})^2; \\ M_4 &= (\bar{u}_{30} + \bar{u}_{12})^2 + (\bar{u}_{21} + \bar{u}_{03})^2; \\ M_5 &= (\bar{u}_{30} - 3 \bar{u}_{12})(\bar{u}_{30} + \bar{u}_{12})[(\bar{u}_{30} + \bar{u}_{12})^2 - 3(\bar{u}_{21} + \bar{u}_{03})^2] - (3 \bar{u}_{21} - \bar{u}_{03})(\bar{u}_{21} + \bar{u}_{03})[3(\bar{u}_{30} + \bar{u}_{12})^2 - (\bar{u}_{21} + \bar{u}_{03})^2]; \\ M_6 &= (\bar{u}_{20} - \bar{u}_{02})[(\bar{u}_{30} + \bar{u}_{12})^2 - (\bar{u}_{21} + \bar{u}_{03})^2] + 4 \bar{u}_{11}(\bar{u}_{30} + \bar{u}_{12})(\bar{u}_{21} + \bar{u}_{03}); \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} M_7 &= (3 \bar{u}_{21} - \bar{u}_{03})(\bar{u}_{30} + \bar{u}_{12})[(\bar{u}_{30} + \bar{u}_{12})^2 - 3(\bar{u}_{21} + \bar{u}_{03})^2] - (\bar{u}_{30} - 3 \bar{u}_{12})(\bar{u}_{21} + \bar{u}_{03})[3(\bar{u}_{30} + \bar{u}_{12})^2 - (\bar{u}_{21} + \bar{u}_{03})^2] \end{aligned}$$

经研究表明不变矩在连续状态下不仅具有平移、旋转和尺度不变性, 同时在图像对比度发生变化时也能保证不变性。在离散状态下, 仅仅具备平移与旋转不变性。因此需要在离散状态下构造 RSTC 不变矩。假设尺度缩放因子为 δ , 对比度因子为 ϵ , 则有 $\left(\frac{x'}{y'}\right) = \delta\left(\frac{x}{y}\right)$, $f(x', y') = \epsilon f(x, y)$, 则变换后的中心矩为

$$\begin{aligned} u_{pq}' &= \sum \sum (x' - \bar{x}')^p (y' - \bar{y}')^q f(x', y') \\ &= \epsilon \delta^{p+q} u_{pq} \end{aligned}$$

令 $p = q = 0$, 则变换后的零阶矩 $u_{00}' = \epsilon u_{pq}$, 变化后的归一化中心矩为 $\bar{u}_{pq}' = \frac{u_{pq}'}{u_{00}^{\rho'}} = T^{\frac{(p+q)}{2}} \bar{u}_{pq} (T = \frac{\delta^2}{\epsilon})$, 带入 HU 矩的 7 个不变量中得到以下对应公式:

$$\begin{aligned} M_1' &= T M_1, M_2' = T^2 M_2, \\ M_3' &= T^3 M_3, M_4' = T^3 M_4, \\ M_5' &= T^6 M_5, M_6' = T^4 M_6, \\ M_7' &= T^6 M_7. \end{aligned}$$

由以上可看出, 当图像尺度与对比度发生变化时, Hu 矩 7 个不变量也会发生相应变换, 因此需要利用 7 个不变矩的组合消除尺度变化因子影响。令

$$\begin{aligned} l_1 &= \frac{\sqrt{M_2}}{M_1} \quad l_2 = \frac{M_3}{M_1 * M_2} \quad l_3 = \frac{M_4}{M_3} \\ l_4 &= \frac{\sqrt{M_5}}{M_4} \quad l_5 = \frac{\sqrt{M_6}}{M_4 * M_1} \quad l_6 = \frac{M_7}{M_5} \end{aligned} \quad (12)$$

$$\text{则 } l_1' = \frac{\sqrt{T^2 M_2}}{T M_1} = \frac{M_2}{M_1} = l_1, \text{ 同理可证得在缩}$$

放变换下 $l'_i = l_i (i \in [1, 6])$, 由于(12)中得到的 RSTC 不变矩变化范围较大, 为了方便匹配, 通过对数转换来对数据进行压缩, 令 $l_i = \log |l_i|$ 。

3.2.2 全局特征变换

将以特征点为圆心、图像对角线为直径的圆形区域作为特征点全局特征提取区域, 并将该圆形区域化分为 6 个单位同心圆, 分别计算每个圆环区域的 6 个 RSTC 不变量 ($l_1, l_2, l_3, l_4, l_5, l_6$), 将提取到的 RSTC 不变矩按距离圆心由内到外顺序组合成全局特征。由定义可知, 全局描述子维数为 36 维。同时

为了起到平滑过渡对每个圆环内的不变量进行反向高斯下降处理.

$$\omega(H_i) = 1 - e^{\frac{-\omega^2}{2\sigma^2}} \quad (13)$$

$\omega(H_i)$ 保证了远离特征点区域特征在全局特征中有更大的权值,最后对 36 维几何不变特征作归一化处理以保证改进算法的光照不变性,结合局部特征与全局特征的特征描述向量如下:

$$F = \begin{bmatrix} \omega L \\ (1 - \omega)H \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中, $H = (H_1, H_2, H_3, H_4, H_5, H_6)$, $H_i = (l_1, l_2, l_3, l_4, l_5, l_6) i \in [1, 6]$, L 为特征点局部 128 维描述子, H 为 36 维特征向量, ω 为权重因子.

3.3 全局信息描述子特征匹配

生成两幅图像的特征向量之后,采用欧氏距离或准欧式距离作为两幅图像特征点的相似性判断标准.由于欧式距离只能对同一组特征作为度量,因此需要分别计算两部分各自欧氏距离.

$$d_L = |L_i - L_j| = \sqrt{\sum_{k=1}^{128} (L_{ik} - L_{jk})^2}$$

$$d_H = |H_i - H_j| = \sqrt{\sum_{k=1}^{36} (H_{ki} - H_{kj})^2} \quad (15)$$

最终距离 $d = \omega d_L + (1 - \omega) d_H$. 利用 BBF 算法对图像进行匹配,找到匹配图像与待匹配图像欧式距离最近点与次邻近点,用最邻近欧式距离除以次邻近欧式距离,若相除结果小于阈值 τ ,则接受该匹配点对, τ 推荐取值范围为 (0.4, 0.8).

4 实验结果及分析

4.1 匹配评价准则

错误率与查全率是图像匹配算法的一种常用的评价标准.错误率为错误匹配点数与总匹配点数的比值:

$$\omega = 1 - c_f / T.$$

c_f 为算法有效匹配点个数, T 为总匹配点个数.查全率为匹配成功的特征点与总匹配特征点数的比值:

$$r = c_f / c_a.$$

c_a 为有效匹配点总个数.在错误率相同情况下,查全率越高匹配效果越好.

4.2 实验结果分析

为了验证特征变换的有效性,在 Intel Core i5-2450M CPU, 2.5 GHz、4 GB RAM 环境下,使用 openCv 库对算法进行了仿真实验,基于多组标准数

据集图像在视角变换、光照变换、尺度旋转变化和模糊变化对算法进行测试比对.以下为原特征算法与特征变换后算法匹配结果,为方便描述以算法 1 和算法 2 分别表示原特征算法和特征变换后算法.

由图 2、图 3 可知,在尺度和旋转变化、光照变化下算法 2 具有较好的匹配结果,相比算法 1 准确率分别提升了 8% 和 7%,原因是算法 2 特征描述子融合了全局几何信息,通过 3.2 节中提出的离散状态下的 RSTC 不变量构造成的全局描述子增强了图像在平移、旋转与尺度变换下的识别效果,同时由 3.1 节中的对数极坐标变换能将原坐标系下图像发生的旋转与尺度变化转换为在对数极坐标系下相应的平移变换,提高了匹配的效率和效率,因此算法 2 相比原算法具有较好的尺度不变、旋转不变性.又因为本文采用的 RSTC 不变量在图像对比度发生变换时也能保证不变性,且对全局描述子进行了归一化处理,因此本文提出的特征描述子在光照变化下能有较好的匹配效果.由图 3 可知在视点变化 45° 时,算法 1 匹配准确率为 57%,算法 2 匹配准确率为 63%,准确率比原算法提升了 6%.在图像发生模糊变换时算法 2 相比算法 1 准确率有较大提升,因为算法 2 融合了全局信息,在图像模糊时,算法 2 特征能表示更多信息,避免了由相似区域造成的错误匹配.

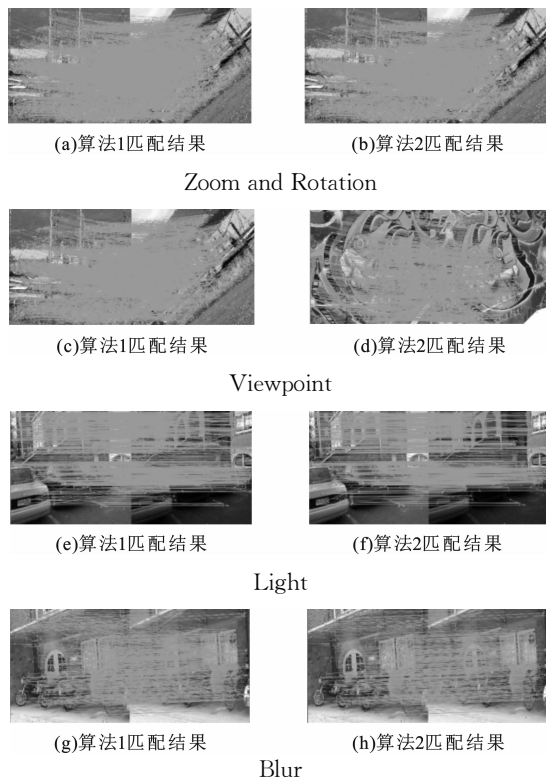


图 2 改进算法与原算法在不同情形下的匹配结果

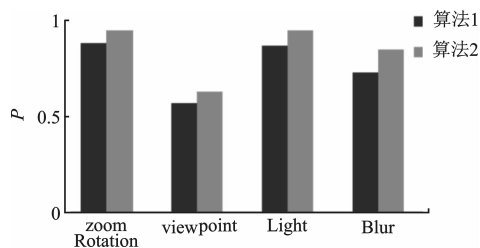
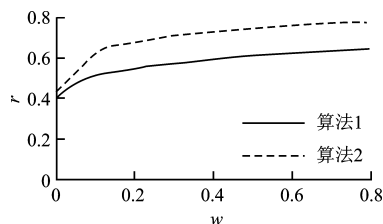
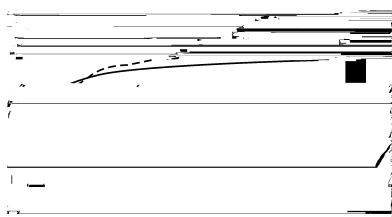


图3 匹配对比图

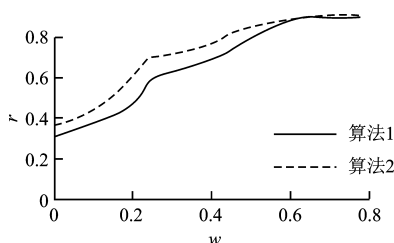
通过控制变化程度和阈值 τ 大小,得到了算法在各种变化下的错误率与查全率曲线图,如图4所示。



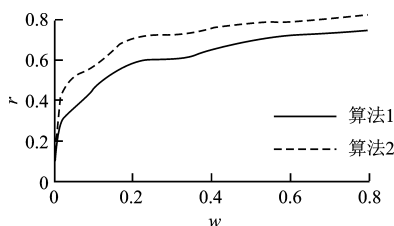
(a) Zoom and Rotation



(b) Viewpoint



(c) Light



(d) Blur

图4 两种算法在不同变换下的 $w-r$ 曲线图

由图4可知,在旋转和尺度变化下,算法2相比原算法有明显优势,当 $w=0.3$ 时, $r_1=0.57$, $r_2=0.71$,算法2相比算法1查全率提高了约14%。当

$w < 0.21$ 时,两种算法查全率接近,随着 w 增大,本文算法明显优于原算法。在光照变化下的 $w-r$ 对比图中,算法1与算法2在光照变化下都具有优秀的匹配效果,两者在 w 变换时查全率较为接近。算法1与算法2在 w 较小时,查全率均较低,随着 w 增加, r 迅速变大,且算法2能比算法1有更优秀的匹配效果。

5 结束语

本文算法在原算法基础上引入了全局描述信息,将图像矩形邻域扩展成以特征点为中心的同心圆区域,并在此基础上提取具有 RSTC 不变性的不变量,生成了 36 维的全局几何不变描述子。经实验验证,本文算法在图像旋转与尺度变化、光照、模糊、视角变化等各种复杂变换都较原算法有一定提高,具有较强的灵活性、鲁棒性。由于需要提取全局描述子,导致特征维数增加,后期需要对提升算法实时性作进一步研究。同时在全局特征提取方面可以将更多的图像信息融入到特征向量中,如颜色信息、曲率信息等。

参考文献:

- [1] 李俊山,李旭辉. 数字图像处理[M]. 北京:清华大学出版社,2013.
- [2] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(60):91-110.
- [3] Ke Y, Sukthankar R. PCA-; A more distinctive representation for local image descriptors[J]. 2004, 2(2): 506-513.
- [4] 王睿,朱正丹. 融合全局-颜色信息的尺度不变特征变换[J]. 光学精密工程, 2015, 23(1):295-301.
- [5] 陶涛,张云. 对数极坐标系下尺度不变特征点的检测与描述[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(12): 1639-1651.
- [6] Zhang R L, Hong X I. An image matching evolutionary algorithm based on Hu invariant moments[J]. Journal of Southwest China Normal University(Natural Science Edition), 2012, 37(5):113 - 117.

作者简介:

张磊 男,(1992-),硕士研究生.研究方向为数字图像处理。

胡燕(通讯作者) 女,(1965-),教授,硕士生导师.研究方向为智能信息检索. E-mail:huyan@whut.edu.cn.