基于改进加权图转换的图像匹配算法

闫占凯¹,刘志波¹,张官亮²,朱友清³,张 蓓¹

(1. 武警河北省总队司令部通信站,石家庄 050051; 2. 武警乌鲁木齐指挥学院,乌鲁木齐 830049; 3. 国防科学技 术大学 电子科学与工程学院,长沙 410073)

摘 要:对提出的基于马氏距离的点匹配方法进行了理论分析与实验验证,针对马氏距离及加权图转换匹配方法的不足,将马氏距离融入到加权图转换匹配算法中,提出了一种新的稳健的图像匹配策略——基于马氏距离加权 图转换的图像匹配算法。该算法利用图中的点及其 K-近邻点的马氏距离中值和角度距离建立权重矩阵,根据不断 更新得到的权值更新图,逐个剔除出格点,获得更加精确的匹配结果。仿真数据和真实图像实验对比结果表明该 方法的可行性和鲁棒性。

关键词:图像匹配;马氏距离;加权图转换;K-近邻;角度距离

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1001-3695(2014)04-1256-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2014.04.072

Algorithm of image matching based on improved weighted graph transformation

YAN Zhan-kai¹, LIU Zhi-bo¹, ZHANG Guan-liang², ZHU You-qing³, ZHANG Bei¹

Communication Station of Headquarters, Hebei Corps of CAPF, Shijiazhuang 050051, China;
 Urumqi Command College of CAPF, Urumqi 830049, China;
 School of Electronic Science & Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: This paper proposed a point matching algorithm based on Mahalanobis distance and analyzed its performance. Due to the limitation of Mahalanobis distance and weighted graph transformation, it embedded the similarity evaluated by mahalanobis distance into WGTM algorithm. It proposed a novel and robust image matching strategy, the algorithm based on weighted graph transformation using Mahalanobis distance. It built the weight matrix by using the median of mahalanobis distance and angular distances between edges that connect a feature point to its K-nearest neighbors in the graph. It updated the graph according to the weight ever-updating. It obtained then precise results of the point pairs matching through iteratively eliminating the outliers. Experimental results on synthetic data and real-world data have demonstrated that the proposed algorithm is effective and robust. **Key words**: image matching; Mahalanobis distance; weighted graph transformation; K-nearest neighbor; angular distance

0 引言

图像匹配是图像处理领域中的基础课题。文献[1]中对 图像匹配是这样定义的:从不同时间、不同视角以及不同传感 器所获得的,描述相同景物的两幅或多幅图像之间的匹配、叠 加的过程,从而实现了若干幅图像几何意义上的对齐,然后确 定了它们之间的空间变换关系。

图像匹配最早是在20世纪70年代提出的,主要用于研究 飞行器辅助导航系统和武器投射系统的末制导;从80年代以 后,其应用领域逐渐扩展至其他如遥感成像^[2]、医学图像处 理^[3]、目标识别和定位^[4]、计算化学^[5]、工业检测^[6]等领域。 随着科技的发展,作为计算机视觉理论和应用的基础,图像匹 配技术已处于现代信息处理领域中极其重要的地位,其难度也 不断增加。在上述的应用领域中,图像匹配仍是瓶颈问题,而 且目前大部分开展的研究都是在假设匹配问题已经得到解决 的前提下进行的,因此,图像匹配的地位举足轻重。

Aguilar 等人^[7]提出了一种图转换匹配(graph transformation matching, GTM)的点集匹配算法,其通过欧式距离的中值 约束分别建立两个点集的 K-NN 图,然后根据去除的出格点, 迭代地更新图。此图可以描述点集的局部结构,在全局信息不 足的情况下可通过局部邻近结构进行匹配。但是大多数情况 下,这种方法只能处理一些刚体变换和出格点较少的情况。 Liu 等人^[8]提出了一种基于点的空间顺序约束(spatial order constraints)的点集匹配算法,通过有序的环状点结构,用局部 顺序临近点对两个相似的待匹配点进行对比。文献[9]对此 方法进行了改进,提出了有限空间顺序约束(restricted spatial order constraints,RSOC)的方法,并将其应用于航空图像的配 准。Izadi 等人^[10]在 GTM 方法的基础上,提出了加权图转换匹 配(weighted graph transformation matching,WGTM)算法,即通过 K-NN 图中建立的权重矩阵,在目标点集中找出与其相似的 图,达到最后匹配。此方法匹配正确率较高,但是当仿射变换 拉伸(压缩)比例变大时匹配正确率下降,且即使在简单的点 集变换匹配中也会把部分内点判断为出格点。

针对上述方法在图像出现噪声或出格点较多匹配正确率 降低的情况,本文提出了一种改进的加权图转换的图像匹配方 法。首先提出了基于马氏距离的点模式匹配方法,利用马氏距 离仿射不变性的特点,可达到在任何仿射变换条件下精确点匹

收稿日期: 2013-05-30 修回日期: 2013-07-22

作者简介: 闫占凯(1974-),男,河北辛集人,助理工程师,硕士,主要研究方向为图形与图像处理(yzk_13@163.com);刘志波(1977-),男,工 程师,硕士,主要研究方向为计算机视觉、智能信息处理;张官亮(1985-),男,硕士研究生,主要研究方向为图形与图像处理;朱友清(1984-),男,博 士研究生,主要研究方向为计算机视觉、智能信息处理;张蓓,女,助理工程师.

配,并分析了此方法的优缺点;然后针对加权图转换匹配中的 欧式距离易受量纲的影响,将马氏距离表示的相似性融入到图 转换中,根据其中值和角度距离约束内点和出格点,通过不断 迭代,剔除所有出格点,最终得出匹配结果。

1 基于马氏距离的点集匹配

马氏距离是由印度统计学家马哈拉诺比斯提出的,表示数据的协方差距离。马氏距离由于考虑了模式特征参数的大小 以及特征间的相关性,故其性能通常比欧式距离好,是一种有效的计算两个未知样本集相似度的方法,它具有平移不变性、旋转不变性和仿射不变性三个性质^[11]。

由于马氏距离具有以上性质,因此可以将其应用到点模式 匹配 或 图 像 匹 配 中。对于 由 $n \land f h d d h h f h f h = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}, 其中任意样本点 <math>p_i = (x_i, y_i)$ 到样本 均值 $\mu = (\mu_x, \mu_y)$ 的马氏距离为

$$P_{Md_{i}} = \sqrt{(p_{i} - \mu)^{\mathrm{T}} V^{-1}(p_{i} - \mu)}$$
(1)

利用马氏距离对点集进行匹配方法如下:a)分别计算点 集 P 与 Q 中每个点与其他所有点的马氏距离 P_{Md}和 Q_{Md};b)根 据各自的马氏距离得出内部的协方差矩阵之差,然后取差值的 绝对值。严格意义上来讲,若满足仿射变换关系的点集,协方 差矩阵差值为零,但是由于协方差的不稳定,所以取差值绝对 值的最小值确定匹配点。

 $C_i = \operatorname{argmin} \left| \left(\operatorname{Cov}(P_{Md}) - \operatorname{Cov}(Q_{Md}) \right) \right|$ (2)

前面提到,由于马氏距离对仿射变换是不变的,所以对于 仿射变换的点集具有良好的匹配效果,基本上达到100%;但 是当目标点集出现随机噪声(随机位置抖动)时,匹配效果较 差,并且不能适用于出格点存在的情况。图1是Chui等人^[12] 的仿真数据"热带鱼"和汉字"福"分别在仿射变换下(图1(a) (b))和随机噪声(图1(c))以及仿射变换+随机噪声(图1 (d))条件下的匹配结果。从图1中明显可以看出,马氏距离 在仿射变换条件下的精确点匹配正确匹配率较高,但在随机位 置抖动和非精确点存在的情况下,匹配性能明显下降,这是因 为马氏距离只能描述点集的内部关系,当点集位置或点集数量 发生变化时,内部关系会被破坏,两个点集的马氏距离就会相 差较大,误匹配率自然会升高。



图1 马氏距离的点集匹配结果

2 结合马氏距离的加权图转换匹配

2.1 图转换匹配(GTM)方法

在图像匹配中, Aguilar 等人提出了图转换匹配(GTM)算法, 此算法对图像中检测出的点分别从候选匹配点中寻找近邻 图, 计算其他点到某一顶点的所有距离, 通过欧式距离中值约 束建立此点的 K-NN 图, 然后用 K-NN 图来描述局部特征, 达 到删除误匹配的目的。GTM 算法假设两幅图像中有相互对应 的点集(包括一定数目的出格点) $P = \{p_i\}$ 和 $Q = \{q_i\}, p_i 与 q_i$

点相匹配,主要步骤如下:

a)为每个待匹配点 p_i 定义顶点 $V_P = \{v_1, \dots, v_n\}, \exists p_j$ 为 p_i 最近邻的一个点且 $||p_i - p_j|| \leq \eta$ 时,存在无向边 e(i,j),此 处 η 作如下定义:

$$\boldsymbol{\eta} = \underset{(l,m) \in V_p \times V_p}{\operatorname{median}} \parallel p_i - p_j \parallel$$
(3)

η 为所有点到某一顶点 v_i 距离的中值。当两点之间的距离小于 η 时,保留此点;反之,去除此点。然后对保留的 K 个边赋值,使得 e(i,j) = 1,则点集 P 的 K-NN 图 G_p 存在 $N \times N$ 邻接矩阵 A_p ;同样,对于 G_q 也相应地存在 A_q 。如果所有相应的点匹配正确,则这两个图是同构的;假如不同构,则两图之间存在结构差异,继续进行下一个步骤。

b)从匹配的点集中选择出格点(j^{out})。出格点选择是根据 计算邻接矩阵的残差 $R = |A_p - A_q|$ 的大小来确定的,并且选择 其总和的最大值 j^{out} ,即

$$j^{\text{out}} = \underset{i=1}{\operatorname{argmax}} \sum_{i=1}^{N} R(i,j) \tag{4}$$

若出格点确定,去除两图中相对应的点,n就相应地减小 为n-1。然后重新构造 K-NN 图,继续进行下一次迭代,直到 达到 R(i,j)=0时,算法迭代停止。图 2 是 CMU 模型(http:// vasc.ri. cmu. edu/idb/html/motion/house/index. html)的第 9 帧 (上)和第 69 帧图像(下),分别对其提取对应点,然后通过 GTM 算法进行迭代,从左至右依次为两幅图像第0、5、10 和 17 次迭代产生的图(graph)。可以看出,通过不断地迭代,逐步去 除两图中的出格点,第 17 次为最终迭代次数,此时 R(i,j)=0。 但是,当出格点拥有相同的近邻结构或者发生转换的内点有不 同的近邻结构时,GTM 方法很难对其进行描述,而且在噪声和 出格点较多时,误匹配率较高。



图 2 CMU 模型的 GTM 方法迭代过程

2.2 结合马氏距离的加权图转换匹配

在 GTM 算法的基础上,WGTM 算法通过对图中的点建立 权重矩阵,不断更新权值来剔除出格点。此算法抗噪声性能较 强,但是在仿射变换幅度变大、出格点较多时,匹配性能下降。 同时,在 WGTM 算法中,如果所有的出格点移除后,算法将最 差的一个内点视为出格点,在这种情况下,无论什么时候,至少 存在一个出格点不能达到最优匹配。针对此情况,本文对其进 行改进:

a) 对于点集 $P = \{p_i\}$ 和 $Q = \{q_i\}$,首先计算其马氏距离 P_{Md} 和 Q_{Md} 。

b) 对点集 $P = \{p_i\}$ 和 $Q = \{q_i\}$ 的每个待匹配点 p_i 和 q_i ,有 顶点 $V_P = \{v_1, \dots, v_n\}$ 和 $V_P = \{v_1, \dots, v_m\}$,取马氏距离中值 η_1 和 η_2 为

$$\eta_1 = \operatorname{median}_{(l,m) \in V_p \times V_p} \sqrt{(p_i - \mu_1)^{\mathrm{T}} V^{-1}(p_i - \mu_1)}$$
(5)

$$P_{2} = \underset{(l,m) \in V_{Q} \times V_{Q}}{\text{median}} \sqrt{(q_{i} - \mu_{2})^{\mathrm{T}} V^{-1}(q_{i} - \mu_{2})}$$
(6)

然后按照 GTM 的方法,保留两点之间马氏距离小于 η_1 或 η_2

的点,并为其边赋值为1。

c) 找出图 G_p 内部所有点与其相连,并且边小于1 的点,去 除此点以及相对应的图 G_q 中的点,然后重新计算图 G_p 和 G_q 。 重复此步骤,直至 G_p 的顶点有最小的两条边。

d)图 G_p 的每个点 p_i 按照式(7)生成权重矩阵 W:

$$W(i,m) = \left| a \cos \left(\frac{(p_m - p_i)((q_m - q_i) \operatorname{Rot}(\theta(k_{\min}, i)))}{\|p_m - p_i\| \| q_m - q_i\|} \right) \right|$$
(7)
其中:

 $\operatorname{Rot}(\theta(k_{\min},i)) = \begin{bmatrix} \cos(\theta(k_{\min},i)) & \sin(\theta(k_{\min},i)) \\ -\sin(\theta(k_{\min},i)) & \cos(\theta(k_{\min},i)) \end{bmatrix}$ (8)

此处 k_{\min} 代表每个匹配点对间的最优旋转角度(the optimal rotation angle); p_i 和 p_m 为顶点 v_i 和 v_m 坐标的二维向量;acos 是反余弦函数。最优旋转角度定义为顶点 v_i 和 v'_i 角度距 离和的最小值;

$$k_{\min} = \underset{\forall k, (\tilde{i}, k) \in E_P \forall j, (i, j) \in E_P}{\operatorname{argmin}} \mathcal{W}(i, m)$$
(9)

并且 $\theta(k,i) = \operatorname{atan}_{-\pi,\pi}(p_k,p_i) - a \operatorname{tan}_{-\pi,\pi}(q_k,q_i)$ (10)

e)对于每个顶点 v_i ,计算与顶点 v_i 相对应的顶点 v'_i 所有 边之和的比率。如果比率小于0.5,则权重矩阵中所有不同边 的权值就替换为 π ,如式(11)所示。

$$\forall i,j: \mathbf{W}(i,j) = \pi, \text{if} \quad \frac{\sum_{\forall k,(i,k) \in E_P} A_Q(i,k)}{\sum_{\forall k,(i,k) \in E_P} A_P(i,k)} < 0.5 \quad (11)$$

f)对于图
$$G_p$$
 中顶点 v_i ,计算所有权值的均值:

$$w(i) = \max_{\forall j, (i,j) \in E_P} (W(i,j))$$
(12)

然后移除点集 P + w 的最大值的点以及与之对应的点集 Q + b的点。

g) 找出权重矩阵中的最大元素 $W(w_{max})$, 即

$$w_{\max} = \max_{\mathcal{W}(i,j)} (\mathcal{W}(i,j))$$
(13)

(14)

使得

如果 $w_{\text{max}} < \pi$ 且 $|\lambda_{\text{new}} - \lambda_{\text{old}}| < \varepsilon$, 迭代停止; 否则, 令 $\lambda_{\text{new}} = \lambda_{\text{old}}$,继续下一次迭代。

 $\lambda_{\text{new}} = \max_{\forall i} (w(i))$

每次迭代,从匹配点中去除一对出格点,如此来更新 λ_{new} 的值。如果所有的出格点移除后, λ_{old} 和 λ_{new} 的差异将会变小,算法停止。

3 实验结果与分析

3.1 模拟仿真实验

在模拟仿真实验中,为测试本文算法的性能,用 Chui 等人的仿真数据汉字"热带鱼"作为模板点集对本文算法进行检验,点集共98 个点。如图 3 所示从左至右依次为模板点集、仿射变换点集、加噪点集和加出格点形成的目标点集,然后将本文所提出的算法与 RANSAC^[13]、GTM、WGTM 三种算法进行相同变换条件下的抗噪、抗出格点性能比较。实验的前提是在点集得到粗匹配的情况下进行的,即两个点集(包括正确匹配和误匹配)被认为是一一对应的。



$$\binom{t_x}{t_y} = \binom{s_x}{s_y} \binom{\cos\theta & \sin\theta}{-\sin\theta & \cos\theta} \binom{\cos\varphi & -\sin\varphi}{\sin\varphi & \cos\varphi} \binom{\lambda_1 & 0}{0 & \lambda_2} \binom{\cos\varphi & \sin\varphi}{-\sin\varphi & \cos\varphi}$$
(15)

其中: t_x 、 t_y 为目标点集坐标; s_x 、 s_y 为模板点集坐标; θ 为旋转角 度; φ 为拉伸角度; λ_1/λ_2 为拉伸比例。在抗形变实验中,不断 沿45°方向斜拉模板点集,若拉伸比例小于1,即为向方向压缩 点集,然后统计绘制拉伸比例与匹配率的曲线。在抗噪实验 中,对"热带鱼"的形变后的点集分别加入高斯随机噪声,其强 度由噪声标准差来控制,标准差分别为点集宽度和高度的f 倍,f的范围是0~0.1;在抗出格点性能比较实验中,对"热带 鱼"经过形变的目标点集所在区域内随机增加 R_a×n 个出格 点,此时目标点集大小为 $n_a = (1 + R_a) \times n_a$ 。以上实验 GTM、 WGTM 和本文算法均设置 k = 5;并进行了 100 次蒙特卡罗仿 真实验,对比实验情况如图4所示。图4(a)给出了本文算法 与其他三种算法的正确匹配率随拉伸比例的变化曲线,从图中 可以看出, RANSAC 和本文算法在任何拉伸情况下, 匹配对数 均为98对,正确匹配率为100%,WGTM算法在拉伸比例大于 0.3小于2.8时,匹配对数为97对,而GTM算法表现较差,只 是拉伸幅度较小时表现稍好;(b)给出了四种算法在噪声抖动 情况下点集的匹配对比结果,可以看出,随着噪声强度的增大, 匹配对数都有所下降,其中 RANSAC 和 GTM 算法匹配效果下 降较为明显,当标准差小于0.02时,WGTM和本文算法匹配效 果相差较小,而当其大于0.02时,本文算法的匹配效果较其他 三种算法表现良好;(c)是四种算法在加出格点情况下的匹配 结果比较,出格点比率的范围在 0.3~3,可以看到,GTM 算法 在抗出格点能力方面较差,匹配点对数在20对以下,RANSAC 算法的抗出格点能力稍好,但是当出格点比率大于2.1时,其 匹配正确率下降较快,稍逊于本文算法,当出格点比率为3时, 本文算法的正确匹配对数仍可达到35对以上。



3.2 真实图像实验

为了进一步验证本文算法的正确性和有效性,选择了三组 图像^[7]进行实验,即第一组为尺度变换+旋转图像,第二组为 尺度变换图像,第三组为畸变图像,如图5所示。实验中,由于 SIFT 特征是局部不变特征,对旋转、尺度变换和光照等变换有 很好的鲁棒性,所以首先用 SIFT 方法检测模板图像和目标图像 的特征点,然后依次用 RANSAC、GTM、WGTM 和本文算法对检 测出的特征点进行匹配,匹配结果对比如表1所示。



图 5 本文算法在四种图像变换下的匹配结果

表1 四种算法在图像匹配实验中的对比结果

真实图像	提取特征	匹配对数	算法	正确	正确
	点数(左/右)			匹配数	匹配率/%
尺度变换 + 旋转	1800/1815	232	RANSAC	178	76.72
			GTM	201	86.64
			WGTM	183	78.88
			本文	196	84.48
尺度变换	431/332	95	RANSAC	33	34.74
			GTM	20	21.05
			WGTM	45	47.37
			本文	49	51.58
畸变	1099/901	380	RANSAC	174	45.79
			GTM	22	5.79
			WGTM	219	57.63
			本文	253	66.58

从表1可以看出,在尺度变换+旋转条件下,GTM 算法正确匹配率较高,为86.64%,本文算法次之,为84.48%;而在尺度变换和畸变两种图像变换的情况下,本文算法的匹配正确率均高于其他算法,分别为51.58%、66.58%,尤其是图像发生畸变时较其他方法效果更好。这是因为RANSAC算法在进行仿射变换匹配时,由于不断地更新参数模型,用得出的最优矩阵进行匹配效果较好,当图像发生畸变时,其点获得的矩阵本身不适合刚体变换,GTM 是用同构图得出最后的匹配结果,对于畸变图像的特征点最后同构形成的图较少,WGTM和本文算法中因为利用无向图中点的角度和距离关系每迭代一次就剔除一对出格点,因此得出的结果较 RANSAC 算法要好,但WGTM 算法抗形变能力较本文算法要差。由此可以得出,本文算法在图像匹配中是较为鲁棒的。

4 结束语

马氏距离是欧氏空间中非均匀分布的归一化距离,它对于 一切线性变换是不变的,由于其充分考虑模式特征参数的大小 以及特征间的相关性,所以具有良好的识别性能^[11]。本文通 过对马氏距离在点模式匹配中优缺点的分析和实验验证,将其 仿射不变性融入到 WGTM 算法中,提出了一种基于马氏距离 加权图转换的点模式匹配算法,用马氏距离的中值和角度距离 的约束,不断更新权值,剔除出格点,克服了 WGTM 算法中欧 氏距离因量纲的影响导致正确匹配率下降的问题,提高了匹配 性能。

参考文献

 $[\,1\,]$ $\,$ ZITOVA B, FLUSSER J. Image registration methods: a survey $[\,J\,].$

(上接第1255页)

- [4] 蔡旻,宋建新. 常用的多描述编码方法[J]. 电视技术, 2005 (Z1):35-37.
- [5] 卓力,王仕宝. 一种兼容 H.264 标准的多描述视频编码方法[J].
 北京工业大学学报,2008,34(10):1026-1031.
- [6] 卓力,王仕宝,王素玉,等.一种基于运动补偿三维小波的多描述 视频编码方法[J].电子学报,2009,37(10):2154-2159.
- [7] 张文忠,沈兰荪. 一种新的 3-D 小波变换图像编码方法[J]. 电子
 学报, 1997, 25(10):32-36.
- [8] KIM B J, PEARLMAN W A. An embedded wavelet video coder using

Image and Vision Computing, 2003, 21(11): 977-1000.

- [2] TRAWNY N, MOURIKIS A I, ROUMELIOTIS S I, et al. Vision-aided inertial navigation for pin-point landing using observations of mapped landmarks [J]. Journal of Field Robotics, 2007, 24(5): 357-364.
- [3] GUO Hong-yu, RANGARAJAN A, JOSHI S C, et al. Non-rigid registration of shapes via diffeomorphic point matching [C]//Proc of IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: Nano to Macro. 2004;924-927.
- [4] OZUYSAL M, CALONDER M, LEPETIT V, et al. Fast keypoint recognition using random ferms [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(3):448-461.
- [5] MINGTIAN N. Point pattern matching and its application in GCXGC[D]. Lincoln: The University of Nebraska,2004.
- [6] 高峰.图像配准中的几何特征不确定性建模及匹配方法研究
 [D].长沙:国防科技大学,2011.
- [7] AGUILAR W, FRAUEL Y, ESCOLANO F, et al. A robust graph transformation matching for non-rigid registration [J]. Image and Computing, 2009,27(7):897-910.
- [8] LIU Zhao-xia, AN Ju-bai, MENG Fan-rong. A robust point matching algorithm for image registration [C]//Proc of the 4th International Conference on Machine Vision. 2012.
- [9] LIU Zhao-xia, AN Ju-bai, JING Yu. A simple and robust feature point matching algorithm based on restricted spatial order constraints for aerial image registration [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing,2012,50(20):514-527.
- [10] IZADI M, SAEEDI P. Robust weighted graph transformation matching for rigid and nonrigid image registration [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2012, 21(10):4369-4382.
- [11] 黄飞,周军,卢晓东.基于马氏距离的一维距离像识别算法仿真
 [J]. 计算机仿真,2010,27(3):31-34.
- [12] CHUI Hai-li, RANGARAJAN A. A new point matching algorithm for non-rigid registration [J]. Computer Vision and Image Understanding,2003,89(2-3):114-141.
- [13] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [14] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints
 [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60 (2):91-110.

three-dimensional set partitioning in hierarchical trees (SPIHT) [C]//Proc of Data Compression Conference. 1997:251-260.

- [9] 江玉珍. 图像多描述编码的 MDSQ 算法及其 MATLAB 实现[J]. 电脑知识与技术, 2007, 3(16):1148,1162.
- [10] 陈自刚,朱海华. 基于 ZigBee 的 H. 263 标准视频采集传输[J]. 仪表技术与传感器, 2012(6):55-57.
- [11] 曾鹏,王旭,汪扬,等. 智能电网应用中 ZigBee 网络多信道干扰避免策略(英文)[J]. 中国科学技术大学学报, 2012, 42(8):609-616.