

基于改进 SIFT 匹配方法的货架乳制品识别

郑建彬 白雅贤 詹恩奇 汪阳

(武汉理工大学信息工程学院 武汉 430000)

(武汉理工大学光纤传感技术与信息处理教育部重点实验室 武汉 430000)

摘要 利用尺度不变特征变换(SIFT)算法识别盒装乳制品时易产生误匹配,从而影响识别的准确率。为了消除误匹配点的影响并精确识别商品的种类和数量,提出了一种改进的 SIFT 误匹配点剔除方法。根据盒装乳制品图像形变较小、多数为刚性变换的特点,首先利用粗匹配对的主方向角度差进行筛选,再计算出模板图和测试图各自特征点两两之间的距离比,标记距离比出现异常的匹配点,最后通过投票剔除误匹配点。在自建商品图像数据库上将所提方法与改进的随机抽样一致性算法、基于图的消除误匹配点方法进行对比测试,结果表明,所提方法在匹配准确率和误剔除率方面有明显改善。

关键词 商品识别,尺度不变特征变换,误匹配,空间一致随机抽样一致性,图转换匹配算法

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.09.059

Improved SIFT Matching Method for Milk Beverage Recognition in Grocery

ZHENG Jian-bin BAI Ya-xian ZHAN En-qi WANG Yang

(School of Information Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430000, China)

(Key Laboratory of Fiber Optic Sensing Technology and Information Processing, Ministry of Education, Wuhan University of Technology, Wuhan 430000, China)

Abstract Using scale-invariant feature transform (SIFT) to identify boxed milk beverages is vulnerable to errors caused by mismatching, which will affect the accuracy of identification. To reduce the impact of mismatching and increase the recognition rates, a new method was put forward to eliminate the mismatching points. Since the deformation of boxed milk beverage images is mostly rigid transformation, the angle differences of the key-points between reference image and observation image are calculated in order to remove some mismatching points. Then the ratios of pairwise distances between reference image and observation image are used to mark the abnormal ratios, and the mismatching points are removed by majority vote method. The proposed method is compared with SC-RANSAC (spatially consistent random sample consensus) algorithm and graph transformation matching method through experiments. The results show that the proposed method could improve the recognition accuracy effectively.

Keywords Retail product recognition, Scale-invariant feature transform (SIFT), Mismatching, Spatially consistent random sample consensus (SC-RANSAC), Graph transformation matching method (GTM)

1 引言

超市货架商品识别是超市管理智能化、高效化的重点。货架商品图像中包含了丰富的信息,包括商品的摆放特点、货架利用率、相邻商品的颜色搭配、库存量等。相比于传统的二维码、无线射频识别(RFID)等方式,对货架商品的分析具有直观、高效的优点^[1]。目前相关的统计工作大多通过人工进行,存在工作效率低、成本高的问题,因此如何精确、快速地识别货架商品的品牌、规格为了研究的热点。

国内外学者在货架商品识别领域进行了大量研究,其中

基于特征的识别算法得到了广泛应用。文献[2]将实拍到的货架图与既定货架图摆放方案进行对比,统计摆放的正确率,并在一幅货架图中提取重复出现的区域,将判定为商品图像^[3];该方法无需利用模板图与单品图像进行对比,可以避免模板图更新换代过快的的问题。文献[4]提取了货架单品图像的形状特征和颜色特征,利用支持向量机(SVM)分类器识别商品,但对局部特征或摆放角度不同的商品的区分性较弱。文献[5-6]利用加速鲁棒性特征(SURF)算法^[7]和随机抽样一致性(RANSAC)相结合的方法,在单层货架中依次定位单品位置以达到统计商品个数的目的。文献[8]首先通过用户手

到稿日期:2016-08-30 返修日期:2016-11-26 本文受国家自然科学基金(61303028)资助。

郑建彬(1966-),男,博士,教授,主要研究方向为模式识别、嵌入式系统;白雅贤(1993-),女,硕士生,主要研究方向为图像处理、模式识别, E-mail:985573448@qq.com(通信作者);詹恩奇(1972-),男,博士,副教授,主要研究方向为信号处理、模式识别;汪阳(1977-),男,博士,副教授,主要研究方向为机器人控制及嵌入式系统。

动提取感兴趣区域,经过仿射变换得到需要处理的货架图,通过 Sobel 算子检测货架边缘,并利用滑动窗口定位单品,再利用纹理特征 SURF 算子和颜色直方图识别单品图像。

商品识别可以归结为图像匹配问题。根据基本思想的不同,图像匹配方法可以分为基于灰度图像信息的图像匹配技术和基于特征的图像匹配技术两大类^[9]。基于特征的图像匹配技术以 SIFT 算法^[10]为典型代表。在相同品牌不同种类的商品图像中存在较多相似区域,如果不能精确匹配特征点,就会产生漏检或错检,因此研究误匹配点的剔除方法对于提高商品图像的识别率具有重要意义。基于统计模型的方法是典型的误匹配点剔除方法,如随机抽样一致性(RANSAC)方法^[11-13],其根据实际问题对所求模型做出假设,通过反复进行计算估算出模型的最佳参数,再利用这些参数将数据分为“内点”和“外点”;RANSAC 算法对于仅存在一组变换模型的情况的剔除效果良好,在误匹配居多的情况下会产生较大误差。之后,在 RANSAC 基础上又产生了多种改进算法,如空间一致随机抽样一致(SC-RANSAC)算法^[14],其在进行模型估算之前先进行空间一致性检查,将一些偏差较大的误匹配点剔除,达到提高精度的目的。还有基于曲线拟合的方法,其利用最小二乘法^[15]或偏最小二乘法^[16],基本原理是通过拟合函数计算两幅图像之间的变换模型,再计算匹配点与模型之间的误差,剔除误差大于阈值的匹配点;此类方法能有效剔除偏差过大的误匹配点,但处理密集区域的误匹配效果不佳。此外,还有基于图的方法,其在某邻域内依靠匹配对的位置关系和分布状态进行检测,如图变换匹配(GTM)算法^[17]分别在模板图和测试图中构建 K 最近邻(KNN)图来计算邻接矩阵,依靠矩阵的相似性度量来剔除误匹配点。

针对超市常温乳制品货架的识别误匹配点剔除效果不理想的问题,根据超市货架商品的形状和位置特点,本文提出了一种改进的 SIFT 误匹配剔除方法。该方法将单品图像与模板图进行特征提取和匹配,在 SIFT 算法粗匹配的基础上,通过粗筛选和细筛选两个步骤剔除误匹配点:

1)比较粗匹配对的主方向差值,剔除差值超出设定范围的匹配对;

2)分析特征点两两之间的距离比,找出几何位置出现异常的特征点并投票,利用各点所得票数反映各个特征点几何位置的异常程度,剔除几何位置偏离平均水平的匹配对。

2 基于 SIFT 算法的商品图像识别

2.1 实验数据集

本文方法主要针对超市货架中的常温盒装乳制品,所采用的图片均来自超市实拍,数据库分为模板图集和测试图集(见图1)。模板图集中包括50种不同品类的常温乳制品的正面照。实拍采集到的货架图片均为2~5层货架,经过倾斜矫正、水平投影切割、垂直切割等一系列处理得到1900张单品图像,并将其作为本文实验的测试图集。由于光照、货架层数等情况不同,因此测试图像集中的单品图像中既包括分割完好的图像,也包括存在较为复杂情况如光照不均、遮挡等的图像。



(a) 部分模板图



(b) 部分测试图

图1 实验数据集

2.2 商品图像的识别流程

超市商品图像包含了丰富的信息,基于特征的匹配算法在商品图像识别中获得了广泛应用,特别是 SIFT 描述子具有良好的识别和匹配性能,因此本文采用 SIFT 算法对商品图像进行识别。SIFT 特征提取主要分为4个步骤:

- 1)建立尺度空间,利用高斯卷积核得到高斯差分金字塔;
- 2)检测尺度空间局部极值点,并精确定位,去除边缘响应,得到特征点;
- 3)统计特征点邻域内梯度方向直方图,选取主峰值方向作为特征点主方向;
- 4)将坐标轴旋转至主方向,在特征点周围 4×4 的单元内统计8个方向的梯度方向直方图,得到128维数据,将其归一化后作为描述子。

提取测试图片特征点,生成 SIFT 描述子,并与模板图片进行匹配。对于测试图中的每一个描述子,计算其与模板图中所有描述子之间的欧氏距离,若最近邻距离与次近邻距离之比小于某阈值,则认为最近邻距离对应的特征点为匹配点。然后利用误匹配点剔除方法进行筛选,剩余匹配点最多的模板图即为识别结果,识别过程如图2所示。

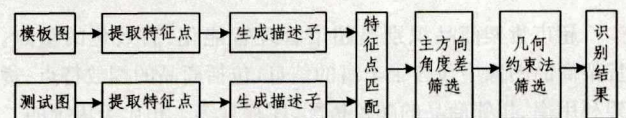


图2 商品图像的识别过程

3 误匹配点剔除方法

SIFT 算法在识别不同品牌、不同系列的商品图像时效果显著,但当商品图像中存在大量的相似区域、纹理特征差别较小时则难以区分。此外,SIFT 算法通过最近邻距离与次近邻距离的比值进行筛选时仅仅利用了特征向量的信息,没有考虑特征点之间几何位置的关系,容易产生误匹配。如图3所示,正确的模板图与错误的模板图在匹配时可能产生同样多

的匹配点数,因此需要进行误匹配点剔除。

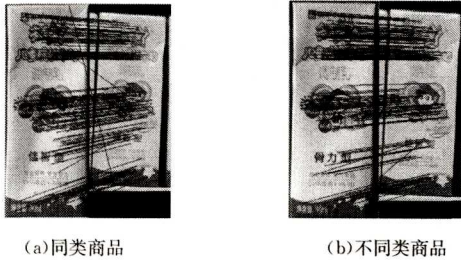


图 3 商品图像相似导致识别错误

3.1 特征点主方向的比较

在传统 SIFT 算法中加入主方向描述的目的是实现旋转不变性,确保物体经过扭曲、旋转后特征点的特征信息能够保持稳定。而超市货架商品,特别是常温乳制品,多数是垂直摆放的,货架大致保持水平。如果模板图和待测图中存在相同的商品,那么正确匹配的特征点的主方向应当基本保持一致。计算模板图和待测图正确匹配的特征点主方向的差值,正确匹配的特征点主方向的角度差比较集中,因此可以利用这一特点剔除部分误匹配。如图 4 所示,若商品垂直摆放,则角度差主要集中在 0° 左右,而旋转 90° 时,角度差主要集中在 90° 附近。为了反映主方向角度差的集中区域,消除最大值与最小值的影响,选取中值代表角度差的平均大小,并保留角度差位于中值 $\pm 15^\circ$ 区域内的匹配对,剔除其余匹配对。

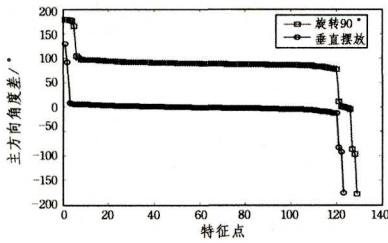


图 4 匹配对特征点主方向的角度差

3.2 几何约束法剔除误匹配

经过主方向角度差比较后仍存在误匹配,需要进一步剔除。常用的消除误匹配的方法有 RANSAC、最小二乘法等。由于正确匹配对在模板图和待测图中的相对位置不变,因此模板图中的特征点两两之间的距离与待测图中对应距离之间的比例应当保持一致。而错配对在几何位置上存在偏差,求出的距离之比也会与正确匹配对不同,甚至远远偏离均值。针对这一几何位置上的特点,利用投票法将误匹配对剔除。

假设此时所得的匹配对的数量为 n ,记模板图中点集为: $R = \{R_1, R_2, R_3, \dots, R_n\}$,待测图对应的匹配点集为 $S = \{S_1, S_2, S_3, \dots, S_n\}$ 。取任意匹配对 R_i, S_i ,分别计算两个点与集合中其余特征点的几何距离,记为 $DR_i = \{dr_{ij} \mid j \in [1, n], i \neq j\}$, $DS_i = \{ds_{ij} \mid j \in [1, n], i \neq j\}$ 。

$$dr_{ij} = \|R_i - R_j\| \quad (1)$$

$$ds_{ij} = \|S_i - S_j\| \quad (2)$$

将对应距离相除,得到比例集合 $W_i = \{\omega_{ij} \mid j \in [1, n], i \neq j\}$,其中:

$$\omega_{ij} = \frac{ds_{ij}}{dr_{ij}} \quad (3)$$

正确的距离比例应当稳定在均值附近,而对于误匹配点,

求出的比例值会产生较大偏差,增加整组数值的离散程度。如图 5 所示, R_2, S_2 为误匹配点,几何位置与理想情况出现偏差,因此 ds_{i2} 与 dr_{i2} 的比值 ω_{i2} 就会产生异常。

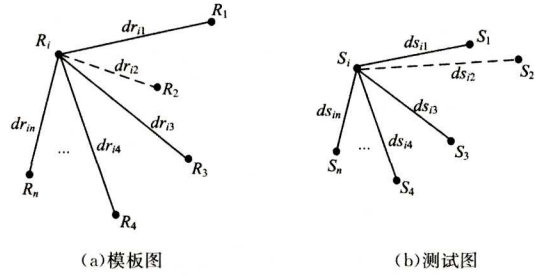


图 5 算法原理示意图

由于图像的尺寸各异,因此要衡量不同组的比例值的离散程度,则须避开单位及均值的影响。采用变异系数对离散程度进行度量,定义如下:

$$C.V = \frac{\sigma}{\mu} \times 100\% \quad (4)$$

其中, σ 表示该组数据的标准差, μ 为均值。

接下来计算集合 W_i 的变异系数,若其大于某阈值,则说明其中存在变异程度较大的数值,计算各数值与均值之差,选出偏离最远的数值,该值对应的匹配对被认为是潜在的误匹配对,因此对其投票,并将该数值从集合 W_i 中剔除;若此时 W_i 的离散程度仍然高于某阈值,则再次选出偏离均值最远的比例并投票,直到集合中剩余数值的变异系数小于阈值即临界变异系数 CV_T ,达到基本稳定为止。

对 n 对匹配对进行上述操作,得到 n 个比例集合 $W = \{W_1, W_2, W_3, \dots, W_n\}$,分别对误匹配对投票,并统计投票结果 $V = \{\nu_1, \nu_2, \nu_3, \dots, \nu_n\}$,此时的投票结果反映出匹配对几何位置偏离平均水平的程度,票数越高,说明几何位置异常越明显。设定位置偏离系数 P_T ,若 $\nu_i > nP_T$,则判定第 i 对匹配点为误匹配。

3.3 参数选取

判定误匹配点的关键在于临界变异系数 CV_T 与位置偏离系数 P_T 的选取。为了精确区分误匹配点和正确匹配点,需要选择合适的临界变异系数 CV_T 将包含误匹配对的比例值变异系数与不包含误匹配对的比例值变异系数进行清晰的界定。对于不同的图片, CV_T 的取值范围也将有所不同。

定义 1(临界变异系数上限) 设 n 个匹配对中含有 m 个正确匹配点,则正确匹配点集为 $R_{arc} = \{R_1, R_2, R_3, \dots, R_m\}$,误匹配点集为 $R_{false} = \{R_{m+1}, R_{m+2}, R_{m+3}, \dots, R_n\}$,对于每一个正确匹配点 R_i ,计算仅包含一个误匹配点时最小的比例值变异系数:

$$CV_{upper} = \min(C.V\{\omega_{i1}, \omega_{i2}, \dots, \omega_{im}, \omega_{ij}\}), j \in [m+1, n] \quad (5)$$

则临界变异系数的上限为:

$$CV_{upper} = \sum_{i=1}^m CV_{upper} / m \quad (6)$$

定义 2(临界变异系数下限) 对于每一个正确匹配点 R_i ,计算出不包含误匹配点时的比例值变异系数:

$$CV_{lower} = C.V\{\omega_{i1}, \omega_{i2}, \dots, \omega_{im}\} \quad (7)$$

则临界变异系数下限为:

$$CV_{lower} = \frac{\sum_{i=1}^m CV_{lower_i}}{m} \quad (8)$$

为了计算临界变异系数 CV_T 的合适取值,从数据集中选取部分单品图像作为训练图,每种商品选取 10 张具有代表性的图像,包括分割完好、光照不均、旋转、部分遮挡等复杂情况,共 500 张单品图像,分别计算临界变异系数 CV_T 的上限及下限,所得结果如图 6 所示。

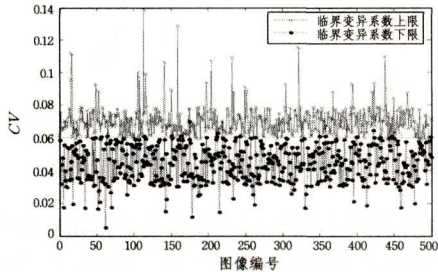


图 6 不同测试图片临界变异系数 CV_T 的可选范围

当 CV_T 取值为 0.06 时,适用范围最大,位于 85% 的阈值范围内,能够最大程度地剔除误匹配点,因此本文中临界变异系数 CV_T 选为 0.06。

在此基础上,通过测试确定投票法的位置偏离系数 k 。分别计算当 P_T 取值为 5%, 10%, 15%, ..., 100% 时 500 张测试图片的平均准确率。其中,剩余匹配对准确率为剩余正确匹配数与剩余总点数之比,剔除匹配对准确率为剔除误匹配数与剔除总点数之比。

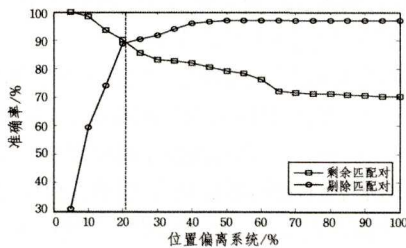


图 7 位置偏离系数 P_T 对匹配对准确率的影响

当 P_T 取值在 20% 左右时,可以兼顾剩余匹配对准确率与剔除匹配对准确率,因此本文中位置偏离系数 P_T 取 20%。

3.4 方法实现

综合上文,改进的误匹配点剔除方法的步骤如下:

1) 计算已匹配的特征点主方向的角度差,保留角度差在中值 $\pm 15^\circ$ 范围内的匹配对。

2) 记步骤 1) 得到的模板图与测试图中特征点集分别为 R, S , 以 R_i 和 S_i 为中心,计算 R_i 与集合 R 中其余各点的几何距离 dr_{ij} 及 S_i 与集合 S 中其余点的距离 ds_{ij} , 并求出对应距离的比例值 w_{ij} , 从而得到比例集合 W_i 。

3) 计算 W_i 变异系数,若其高于临界变异系数 CV_T , 则选出偏离均值最远的数值,并对相应匹配对投票。

4) 剔除上一轮的异常数值,重复步骤 2), 直到 W_i 变异系数低于临界变异系数 CV_T 为止。

5) 分别以 n 个匹配对为中心,按照步骤 1) 一步骤 3) 进行投票,统计结果,票数高于 nP_T 的匹配对即为误匹配对,其余的则为正确匹配。

4 实验结果及分析

本文实验平台为 Corei3 2.53GHz, 2.99GB RAM 计算机,采用 Matlab2012a 进行编程,对所提方法进行一系列实验。

首先选取数据库中一张分割完好的单品图像与带有干扰的图像,分别对应光照不均、部分遮挡、旋转 3 种情况,在同样的粗匹配对的基础上剔除错配对,比较 SC-RANSAC 算法、GTM 算法与本文消除误匹配的方法。

性能评估指标:

$$\text{匹配准确率} = (\text{正确匹配数} / \text{总匹配数}) * 100\% \quad (9)$$

$$\text{误剔除率} = (\text{误剔除的正确匹配数} / \text{剔除总数}) * 100\% \quad (10)$$

实验结果如图 8 和表 1 所示。



图 8 误匹配剔除效果图

表 1 不同剔除错配方法的实验结果的对比

| | 分割完好 | | | 光照不均 | | | 部分遮挡 | | | 旋转 | | |
|-----------|---------|----------|--------|---------|----------|--------|---------|----------|--------|---------|----------|--------|
| | 准确率 / % | 误剔除率 / % | 时间 / s | 准确率 / % | 误剔除率 / % | 时间 / s | 准确率 / % | 误剔除率 / % | 时间 / s | 准确率 / % | 误剔除率 / % | 时间 / s |
| SIFT | 81.7 | — | — | 67.3 | — | — | 80.0 | — | — | 83.0 | — | — |
| SC-RANSAC | 95.8 | 25.0 | 0.60 | 87.5 | 14.8 | 0.71 | 97.1 | 28.6 | 0.68 | 96.9 | 17.6 | 0.52 |
| GTM | 91.5 | 50.0 | 1.44 | 79.5 | 40.3 | 1.95 | 92.3 | 45.5 | 1.73 | 92.2 | 60.0 | 1.35 |
| 本文方法 | 95.6 | 0 | 0.69 | 94.4 | 3.3 | 0.80 | 96.5 | 7.4 | 0.73 | 97.8 | 4.2 | 0.61 |

结合图 8 和表 1 可以看出,经过对粗匹配点的进一步处理后匹配的准确率得到了提高,本文方法和 SC-RANSAC 算

法在准确率上差别不大,都优于 GTM 算法;但 SC-RANSAC 算法和 GTM 算法的误剔除率较高,而本文方法可以大大减

少误剔除点数。SC-RANSAC算法在选择特征点计算变换矩阵时具有随机性,每次迭代得出的结果可能会有差别,甚至会提高错误率,无法保证结果的稳定性。GTM算法通过计算邻接矩阵来剔除误匹配,适用于弹性图像,对图结构相似的误匹配点的识别率较低,易产生误剔除,而且由于迭代次数较多,算法的速度变慢。本文采用的基于距离比的方法由全部粗匹配点进行投票,保证了准确率与结果的稳定性,在图片光照不均、部分遮挡或发生旋转的情况下都能保持较高的准确率。本文方法也存在一定的缺陷:由于要计算所有匹配点的距离比,因此当粗匹配点过多时会导致计算速度变慢;同时,这种方法主要针对无形变或形变较小的图片进行匹配,形变较大时准确率会降低。

为了检测匹配算法的性能,对数据库中的1900张测试图片进行识别,分别采用传统SIFT算法、SC-RANSAC剔除误匹配的方法、GTM算法剔除误匹配的方法和本文方法进行实验。

表2 本文方法与其他算法识别效果的对比

| | 识别正确率/% | 平均用时/s |
|----------------|---------|--------|
| SIFT算法 | 56.6 | 20.79 |
| SIFT+SC-RANSAC | 82.4 | 35.61 |
| SIFT+GTM算法 | 78.2 | 50.88 |
| 本文方法 | 87.8 | 40.03 |

通过几种方法的对比可以看出,传统SIFT算法由于存在大量误匹配,因此识别的准确率较低。消除误匹配点后,图像匹配更精确,对相似模板图的区别性得到了提高,但误剔除正确匹配点也会对识别结果造成影响。利用本文方法识别商品能够提高正确率,这是由于商品识别的效果与匹配点的准确率有关,本文方法能够更精确地匹配两幅图像中的特征点,误剔除率更低,因此识别效果更好。

结束语 本文针对货架商品图像摆放方向固定、形变较小的特点,提出了改进的误匹配剔除方法。首先计算并观察匹配对之间的主方向角度差,将角度差过大的匹配对剔除;再利用特征点间距离比固定这一特点,选出异常距离比并投票;最后对投票结果进行统计,剔除误匹配点。实验部分采用各个超市采集到的货架商品图片,使用不同方法对图片中的商品进行识别,并对结果进行比较分析,结果证明本文方法大大降低了误剔除率,具有较高的识别精度,在货架商品识别中具有较高的实用价值。

参考文献

[1] MOORTHY R, BEHERA S, VERMA S, et al. Applying image processing for detecting on-shelf availability and product positioning in retail stores[C]//International Symposium on Women in Computing and Informatics. India: ACM, 2015: 451-457.

[2] LIU S, LI W, DAVIS S, et al. Planogram compliance checking based on detection of recurring patterns[J]. IEEE Multimedia, 2016, 23(2): 54-63.

[3] LIU J, LIU Y. Grasp recurring patterns from a single view [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco: IEEE, 2010: 2003-2010.

[4] VAROL G, KUZU R S. Toward retail product recognition on grocery shelves[C]//International Conference on Graphic & Image Processing. Singapore: American Society for Research

(ASR), 2015: 72-79.

- [5] KEJRIWAL N, GARG S, KUMAR S. Product counting using images with application to robot-based retail stock assessment [C]//IEEE International Conference on Technologies for Practical Robot Applications. Massachusetts: IEEE, 2015: 1-6.
- [6] WINLOCK T, CHRISTIANSEN E, BELONGIE S. Toward real-time grocery detection for the visually impaired[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition Workshops. San Francisco: IEEE, 2010: 49-56.
- [7] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-Up robust features (SURF) [J]. Computer Vision & Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [8] SARAN A, HASSAN E, MAURYA A K. Robust visual analysis for planogram compliance problem[C]//International Conference on Machine Vision Applications. Tokyo: IEEE, 2015: 576-579.
- [9] JIANG S Q, MIN W Q, WANG S H. Survey and prospect of intelligent interaction-oriented image recognition techniques[J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(1): 113-122. (in Chinese)
- 蒋树强, 闵巍庆, 王树徽. 面向智能交互的图像识别技术综述与展望[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(1): 113-122.
- [10] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(60): 91-110.
- [11] ZHAO Y, JIANG J G, HONG R C. An optimized SIFT matching based on ransac [J]. Opto-Electronic Engineering, 2014, 41(8): 58-65. (in Chinese)
- 赵焯, 蒋建国, 洪日昌. 基于RANSAC的SIFT匹配优化[J]. 光电工程, 2014, 41(8): 58-65.
- [12] YANG J, LI R N, HUANG C Y, et al. Fast image registration algorithm based on locally significant edge feature [J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(1): 149-153. (in Chinese)
- 杨健, 李若楠, 黄晨阳, 等. 基于局部显著边缘特征的快速图像配准算法[J]. 计算机应用, 2014, 34(1): 149-153.
- [13] KIM T, IM Y J. Automatic satellite image registration by combination of matching and random sample consensus [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2003, 41(5): 1111-1117.
- [14] YANG H Y, LUO W C, LIU G D. Image registration based on SURF algorithm and SC-RANSAC algorithm [J]. Application Research of Computers, 2013, 30(5): 1586-1588. (in Chinese)
- 杨海燕, 罗文超, 刘国栋. 基于SURF算法和SC-RANSAC算法的图像配准[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(5): 1586-1588.
- [15] CHEN S W, YANG X G, ZHANG S X, et al. Relative positioning method of target based on adaptive context information [J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(5): 984-989. (in Chinese)
- 陈世伟, 杨小冈, 张胜修, 等. 基于自适应上下文信息的目标相对定位方法[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(5): 984-989.
- [16] LI W, NIU Z, WU C Y, et al. A robust multisource image automatic registration system based on the SIFT descriptor [J]. International Journal of Remote Sensing, 2012, 33(12): 3850-3869.
- [17] LIU Z X, AN J B, MENG F R. A robust point matching algorithm for image registration[C]//Proc of the 4th International Conference on Machine Vision. 2011: 66-70