

SVR 在异源图像误匹配点对剔除中的应用

张 姣¹, 李俊山¹, 朱英宏^{2,1}, 朱秋旭¹

(1 第二炮兵工程大学, 陕西 西安 710025; 2 武警福建总队厦门支队, 福建 厦门 361000)

摘 要: 针对红外和可见光图像匹配算法中普遍存在正确匹配率低的问题, 提出了一种基于支持向量回归 (support vector regression, SVR) 的误匹配点剔除算法. 算法在已知特征匹配点对的基础上, 将点坐标作为 SVR 的训练样本; 通过 SVR 建立回归模型, 拟合匹配点对的坐标映射函数; 最后根据映射函数判定匹配点对的正确性, 实现误匹配点对的剔除. 实验表明, 本文算法对于误匹配点的判定与剔除具有明显的效果. 与随机抽样一致性算法相比, 能够在不损失正确匹配的前提下有效减少误匹配对, 具有较高的正确率.

关键词: 红外图像; 可见光图像; 特征匹配; 支持向量回归; 剔除误匹配

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)02-0038-04

Rejecting Mismatches of IR/Visual Image by Support Vector Regression

ZHANG Jiao¹, LI Jun-shan¹, ZHU Ying-hong^{2,1}, ZHU Qiu-Xu¹

(1 The Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China;

2 Xiamen Regiment, Fujian Division of the Chinese People's Armed Police Force, Xiamen 361000, China)

Abstract: To resolve the problem of low correct matching rate in IR/visual image matching, an improved approach to reject mismatches based on support vector regression (SVR) is proposed. Supposing that the pairs of control points were known, the method applied SVR to estimate the point correspondence function; then based on the function to judge whether matches are right or not. Experiment results indicate that the proposed method is a feasible approach for rejecting mismatches. Compared with RANSAC, it can improve correct matching rate under the condition of remaining the original right matching.

Key words: infrared image; visual image; feature matching; SVR; reject

1 引言

由于红外与可见光图像包含的信息具有较强的互补性和可靠性, 因此针对红外与可见光图像的匹配、融合等技术已被广泛运用于机器视觉、目标识别、安防和军事等领域^[1].

基于特征点的图像匹配算法通常包括特征提取、特征描述、特征匹配和误匹配剔除 4 部分^[2]. 现有的提高正确匹配率的方法主要是通过估计对极几何约束来去除误匹配, 但这些方法需要利用全体匹配点对来进行迭代训练, 结果受错误匹配率的影响

很大, 并不一定能很好地去掉误匹配点对.

支持向量机^[3] (Support Vector Machine, SVM) 是近年来在统计学习理论的基础上发展起来的新一代机器学习方法, 它基于 VC 维理论和结构风险最小化原则, 针对小样本数据具有学习速度快、泛化能力强和全局最优的优点.

针对现有的异源图像匹配算法匹配点数目并不多, 正确率不高的问题, 本文引入支持向量回归 (support vector regression, SVR) 的方法. 在已知匹配点对的基础上, 研究了图像匹配点之间的映射函数, 成功用于异源图像匹配中误匹配点对的剔除.

收稿日期: 2012-05-08; **修回日期:** 2012-06-15

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60772151, 61075025, 61175120)

2 基于 SVR 的误匹配点对剔除

2.1 支持向量回归算法

支持向量机^[3]最初是用来解决模式识别中的分类问题,它通过建立一个分类超平面作为决策面,使得正例和反例之间的隔离边缘最大.后来 Vapnik 引入了 ϵ -insensitive 损失函数,将 SVM 推广到非线性系统的回归估计. ϵ -insensitive 函数能控制算法精度,定义如下:

$$L(f(x_i) - y_i) = \begin{cases} 0, & |f(x_i) - y_i| \leq \epsilon \\ |f(x_i) - y_i|, & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

支持向量回归就是基于 SVM 做回归分析,其基本思想^[4]:对于一个 n 维输入、1 维输出的样本向量, $\{(x_i, y_i)\}, x_i \in R^n, y_i \in R, (i = 1, \dots, n)$, 寻找一个最优超平面 $\varphi(\cdot)$, 使其在给定精度 $\epsilon (\epsilon \geq 0)$ 的条件下满足:

$$y = f(x) = \omega \cdot \varphi(x) + b, \omega \in F, b \in R \quad (2)$$

根据统计学习中结构风险最小原则,回归问题是一个二次优化问题,通过极小化目标函数来确定的 ω 和 b , 如下公式:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} & \begin{cases} f(x_i) - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \\ y_i - f(x_i) \leq \epsilon + \xi_i \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

其中, C 称为惩罚因子,用于调整 $f(x)$ 的平滑度和减小误差之间的关系. ξ_i 和 ξ_i^* 称为松弛变量, $y_i - \omega \varphi(x_i) - b = \epsilon$ 和 $\omega \varphi(x_i) + b - y_i = \epsilon$ 之间为回归区域.

引入 Lagrange 系数 α_i, α_i^* 将问题转化为对偶形式,即最大化函数.

$$\begin{aligned} \max W(\alpha, \alpha^*) &= -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) \\ &\quad \langle f(x), f(x_i) \rangle + \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i) y_i - \epsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* + \alpha_i) \\ \text{s. t.} & \begin{cases} \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, \frac{C}{\epsilon}] \end{cases} \end{aligned} \quad (4)$$

求解式(4)可得 α_i, α_i^* 和 b . 其中, $\alpha_i - \alpha_i^* \neq 0$ 对应的最接近超平面的点 x_i 称为支持向量. 由这些支持向量在高维特征空间中线性组合可求得 ω .

$$\omega = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) \varphi(x_i) \quad (5)$$

在非线性情况下,根据 Mercer 条件引入核函数

$K(x, x_i) = \langle \varphi(x), \varphi(x_i) \rangle$ 来定义特征空间,将样本映射到一个高维空间中求解最优函数. 将式(5)代入(2)得到回归函数的表达式如下:

$$\begin{aligned} f(x) &= \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) \langle \varphi(x), \varphi(x_i) \rangle + b \\ &= \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b \end{aligned} \quad (6)$$

2.2 基于 SVR 的误匹配点对剔除

本文算法是在特征点匹配的基础上,将匹配点作为进行 SVR 的训练样本. 设点特征匹配算法后,获得的红外图像和可见光图像特征点集合分别为 P 和 $Q, P = \{p_i = (u_i, v_i), i = 1, 2, \dots, n\}, Q = \{q_j = (u'_j, v'_j), j = 1, 2, \dots, n\}$, 相应的匹配点对坐标记为 $R = \{(p, p') = (u_i, v_i, u'_i, v'_i), i = 1, 2, \dots, n\}$.

采用 SVR 估计匹配点映射函数的基本思想如下:将 n 对特征匹配点对坐标集合 R 分为两个 3 维点集 (u, v, u') 和 (u, v, v') , 通过确定 2 个映射函数 f_1 和 f_2 , 使得它们分别极可能通过所有特征点, 从而得到两个 3 维点集之间最合适的点映射函数, 记为 $u'_i = f_1(u_i, v_i), v'_i = f_2(u_i, v_i)$.

常见的 SVM 核函数有线性核函数、多项式核函数、径向基核(RBF)函数和 Sigmoid 核函数. 由于 RBF 核函数从训练速度和识别率来说具有较优的性能^[5], 因此本文选择 RBF 核函数作为 SVR 的核函数. 将 RBF 代入式(6)可得映射函数:

$$K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2) \quad (7)$$

$$f = \sum_{i=1}^n \alpha_i \exp(-\gamma \|x - y\|^2) + b \quad (8)$$

分析式(8)可知,SVR 的计算复杂度仅依赖于支持向量的数目,与输入样本的维数无关. 图 1 给出了支持向量回归估计映射函数的示意图. 其中,实线表示 SVR 训练所得的映射函数,实线和虚线的间隔表示 ϵ -insensitive 损失函数中的敏感度 ϵ .

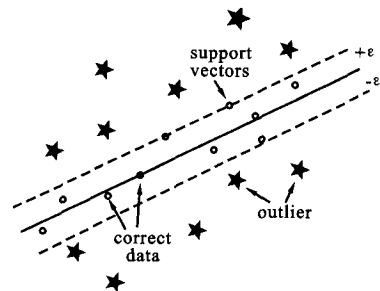


图 1 支持向量回归估计示意图

结合对 SVR 算法原理的分析,可以给出基于 SVR 的误匹配点剔除算法步骤如下:

Step1: 输入匹配点对数据作为训练样本, 建立 SVR 模型, 根据公式(8)确定映射函数 f_1, f_2 .

Step2: 将每对匹配点 (u_i, v_i, u'_i, v'_i) 的子集 (u_i, v_i, u'_i) 和 (u_i, v_i, v'_i) 分别代入函数 f_1, f_2 中,

计算样本点误差 $E_i = \sqrt{|\hat{u}'_i - u_i|^2 + |\hat{v}'_i - v_i|^2}$.

Step3: 根据匹配精度的要求, 设置阈值 k . 若误差大于 k , 则认为匹配点对 (u_i, v_i, u'_i, v'_i) 错误并剔除.

$$E_i = \sqrt{|\hat{u}'_i - u_i|^2 + |\hat{v}'_i - v_i|^2} > k \quad (9)$$

3 实验结果与分析

3.1 参数的设置

为了验证本文算法, 在 2GHz CPU, 2GB 内存的 PC 机上, 利用 libsvm^[6] 工具箱采用 Matlab 编程实现.

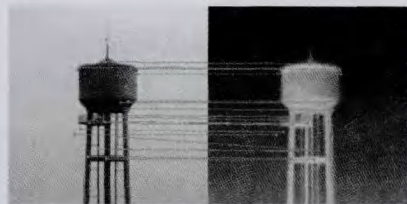
本文算法进行误匹配点对剔除前, 需要对红外和可见光图像进行特征匹配. 由于红外图像的负像在灰度特性上更接近可见光图像^[7], 根据 Mikolajczyk K^[8] 的研究, 限制 SIFT 描述子梯度方向的取值在 $[0, \pi)$, 当 $\theta \in [\pi, 2\pi)$, 令 $\theta = \theta - \pi$, 使得描述子对图像对比度的反转保持不变. 因此, 选用梯度镜像的 SIFT 算法对图像进行特征匹配.

算法需要设置 SVR 的参数和误差阈值 k 以满足剔除误匹配点对的准确率. 实验采用交叉验证和网格搜索方法, 利用 libsvm 中的 grid.py 工具来确定 RBF 核函数的参数 γ 和惩罚因子 C . 设定误差限为 3 个像素内的匹配点对均为正确点对, 令阈值 $k = 3$, 根据公式(9)判定匹配点对是否正确.

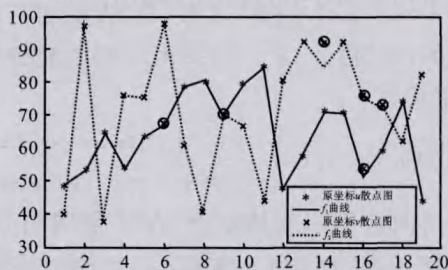
3.2 结果分析

实验 1: 在 SIFT 特征匹配的基础上, 按照 2.2 小节的算法步骤进行误匹配点对的剔除. 图 2(a) 是同一目标的可见光图像和红外图像采用 SIFT 算法特征匹配的结果, 图像大小均为 480×480 , 共匹配 19 对, 其中存在一定数量的错误结果. 图 2(b) 是在交叉验证得参数 $\gamma = 0.000976563$, $C = 32$ 的情况下, 经过 SVR 训练所得的映射函数以及判定的误匹配点. 其中, 函数 f_1, f_2 分别以实线和虚线表示, 并用圆圈标出判定的错误样本点; 图 2(c) 是检测出的误匹配点对; 图 2(d) 为剔除误匹配点后的结果图. 可以看出, 本文算法对点匹配的结果进行了进一步精确, 提高了匹配的正确率.

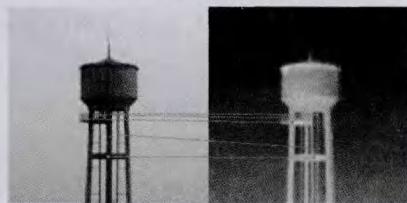
实验利用 Matlab 自带的 Image Processing Toolbox 中的控制点选择工具在实验的样本匹配点



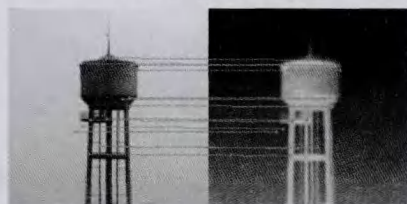
(a) 同一场景的可见光和红外图像初始匹配结果



(b) SVR 估计匹配点对映射函数



(c) 检测出的误匹配点对



(d) 匹配结果图

图 2 异源图像误匹配点对剔除

对中加入错误的匹配点对, 其他不变. 根据阈值条件式(9), 判定添加的匹配对均为错误匹配对, 应该被剔除. 由实验可以看出, 在增加误匹配点对的错误下, SVR 方法仍然能够准确判定匹配情况, 说明算法稳定可靠.

实验 2: 初始样本正确率与图像间可能存在的变化因素和匹配算法有关. 为了说明本文算法在不同误匹配率下的可靠性, 采用不同特征点匹配算法对多组红外和可见光图像进行匹配, 以获得不同的样本正确率. 然后, 针对不同正确率分别对匹配点对利用本文算法和 RANSAC 算法进行剔除实验, 表 1 给出了两者在样本正确率逐步下降的情况下的对比结果.

从表 1 可以看出, RANSAC 方法在剔除错误点对时不但残留一定数量的误匹配, 还去除了一些原本正确的匹配, 导致最终的正确匹配数很少, 不能很好地满足异源图像的匹配要求. 随着初始正确率

表 1 本文算法和 RANSAC 算法比较

组别	样本正确率 (正确数/总对数)	应用算法	结果 对数	正确 对数
1	73.68% (14/19)	本文算法	14	14
		RANSAC	5	4
2	60.00% (9/16)	本文算法	10	9
		RANSAC	7	5
3	45.80% (12/26)	本文算法	11	11
		RANSAC	8	3
4	26.09% (6/23)	本文算法	7	6
		RANSAC	4	1

的降低,RANSAC 方法的性能下降明显. 当初始正确率低于 50%,RANSAC 几乎不能准确地剔除误匹配点对. 而本文算法在剔除了绝大部分的误匹配点的同时,还保证了几乎全部的正确匹配点对,受样本正确率影响小. 因而本文算法剔除误匹配的效果明显优于 RANSAC 算法.

4 结束语

本文提出了一种基于 SVR 的异源图像误匹配点剔除方法. 算法利用支持向量回归算法在解决小样本数据非线性映射问题的良好特性,在匹配点之间建立映射函数,通过对匹配结果的误差估计对存在的错误匹配进行检测并剔除. 实验表明,算法在剔除误匹配点问题上行之有效,能明显提高匹配正确率. 与 RANSAC 相比,能在剔除误匹配的同时能有效地保留正确的匹配结果,使得最终结果更为准确.

参考文献:

[1] Krotosky J, Trivedi M M. Person surveillance using

visual and infrared imagery[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2008, 18 (8): 1096—1105.

[2] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale & affine invariant interest point detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1):63 - 86.

[3] Vapnik V. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer, 1995:138—145.

[4] Alex J, Smola. A tutorial on support vector regression [J]. Statistics and Computing, 2004(14): 199 - 222.

[5] Hsu C W, Chang C C, Lin C J. A practical guide to support vector classification[EB/OL]. [2000 - 5 - 19]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/guide.pdf>.

[6] Chang C C, Lin C J. LIBSVM : a library for support vector machines[EB/OL]. [2011 - 10 - 19]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>

[7] 田裕鹏. 红外检测与诊断技术[M]. 北京:化学工业出版社, 2006: 140—145.

[8] Mikolajczyk, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27 (10) : 1615—1630.

作者简介:



张 姣 女,(1988—),硕士研究生. 研究方向为图像处理.

李俊山 男,(1956—),教授,博士生导师. 研究方向为图像处理与目标识别、网络信息安全、电子对抗模拟与仿真.