

[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl.

G06T 5/00 (2006.01)

G06T 7/00 (2006.01)



[12] 发明专利申请公布说明书

[21] 申请号 200910072383.2

[43] 公开日 2009年11月18日

[11] 公开号 CN 101582159A

[22] 申请日 2009.6.26

[21] 申请号 200910072383.2

[71] 申请人 哈尔滨工业大学

地址 150001 黑龙江省哈尔滨市南岗区西大直街92号

[72] 发明人 谷延锋 王晨 张晔

[74] 专利代理机构 哈尔滨市松花江专利商标事务所

代理人 岳泉清

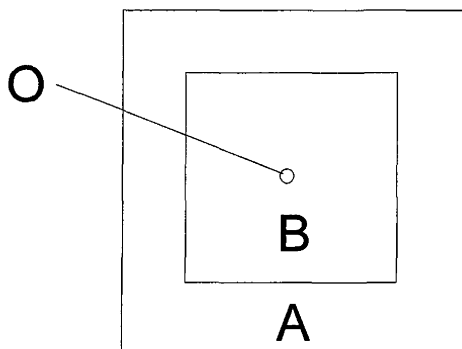
权利要求书2页 说明书5页 附图1页

[54] 发明名称

基于无监督核回归分析的红外图像背景抑制方法

[57] 摘要

基于无监督核回归分析的红外图像背景抑制方法，它属于图像处理领域，它解决了在红外图像背景杂波抑制领域中存在的需要先验知识、自适应性较差的技术难题。首先设定滑动窗口用于背景预测；通过确定高斯函数作为无监督核回归分析的核函数；将预测背景杂波样本代入函数中，计算无监督核回归方程；再将中心测试样本(O)输入到所述的无监督核回归方程，得到中心测试样本(O)的预测值；之后中心测试样本(O)值减去预测值；接下来移动滑动窗口，重复上一过程，直到遍历全图，并输出背景抑制结果图像。它能够有效提高如红外目标识别与跟踪、红外图像监测等系统的目标探测能力和定位精度。



1、基于无监督核回归分析的红外图像背景抑制方法，其特征在于它的步骤如下：

步骤一、设定滑动窗口用于背景预测；滑动窗口采用双窗口模式，内窗(B)的中心为中心测试样本(O)；外窗(A)中的样本为预测背景杂波样本；

步骤二、采用高斯函数作为无监督核回归分析的核函数；

步骤三、利用当前外窗(A)的预测背景杂波样本信息作为回归数据样值代入到无监督核回归分析的核函数中，计算得到无监督核回归方程；

步骤四、将当前内窗(B)的中心测试样本(O)信息输入到所述的无监督核回归方程，得到中心测试样本(O)的预测杂波灰度值；

步骤五、利用当前内窗(B)的中心测试样本(O)灰度值减去步骤四得到的中心测试样本(O)的预测杂波灰度值，从而抑制红外图像的背景杂波；

步骤六、移动滑动窗口，其移动步长为 1，返回步骤三，直到遍历全图，输出背景抑制后的红外图像。

2、根据权利要求 1 所述的基于无监督核回归分析的红外图像背景抑制方法，其特征在于若当前处理的内窗(B)的中心测试样本(O)位于红外图像 C 的边缘，则滑动窗口中的缺失部分的样本采用镜像对称方式来获得。

3、根据权利要求 1 所述的基于无监督核回归分析的红外图像背景抑制方法，其特征在于步骤二中计算无监督核回归方程的步骤如下：

回归估计公式如下：

$$y_i = z(x_i) + \varepsilon_i, i = 1, \dots, P, \quad (1)$$

其中， x_i 为 2×1 维向量，表示二维空间的坐标， y_i 代表相应的图像灰度值； $z(x_i)$ 称作回归函数， ε_i 为随机误差或随机干扰；将 $z(x_i)$ 在邻域展开，可以得到如下公式：

$$z(x_i) = \beta_0 + \beta_1^T (x_i - x) + \beta_2^T \text{vech}\{(x_i - x)(x_i - x)^T\} + \dots \quad (2)$$

定义 $\text{vech}(\cdot)$ 是对对称矩阵下三角部分的向量化处理：

$$\text{vech}\left(\begin{bmatrix} a & b \\ b & d \end{bmatrix}\right) = [a \ b \ d]^T \quad (3)$$

$\beta_0 = z(x)$ ， β_1 和 β_2 满足：

$$\beta_1 = \nabla z(x) = \left[\frac{\partial z(x)}{\partial x_1}, \frac{\partial z(x)}{\partial x_2} \right]^T \quad (4)$$

$$\beta_2 = \frac{1}{2} \left[\frac{\partial^2 z(x)}{\partial x_1^2}, 2 \frac{\partial^2 z(x)}{\partial x_1 x_2}, \frac{\partial^2 z(x)}{\partial x_2^2} \right]^T \quad (5)$$

而参数 β_n 是通过求解下面最优化问题得到的:

$$\min_{\{\beta_n\}} \sum_{i=1}^p [y_i - \beta_0 - \beta_1^T (x_i - x) - \beta_2^T \text{vech}\{(x_i - x)(x_i - x)^T\} - \dots]^2 \cdot K_H(x_i - x, y_i - y) \quad (6)$$

其中

$$K_H(t) = \frac{K(H^{-1}t)}{\det(H)} \quad (7)$$

$K_H(t)$ 为核加权函数, H 称为平滑矩阵;

利用数学运算方法进行化简, 求得 $z(x)$ 的零阶估计值为:

$$\hat{z}(x) = \hat{\beta}_0 = e_1^T (X_x^T W_x X_x)^{-1} X_x^T W_x y \quad (8)$$

其中 e_1^T 是一个第一行元素为 1, 其它为 0 的列向量,

$$y = [y_1, y_2, \dots, y_p]^T \quad (9)$$

$$W_x = \text{diag}[K_H(x_1 - x), K_H(x_2 - x), \dots, K_H(x_p - x)] \quad (10)$$

$$X_x = \begin{bmatrix} 1 & (x_1 - x)^T & \text{vech}^T\{(x_1 - x)(x_1 - x)^T\} & \dots \\ 1 & (x_2 - x)^T & \text{vech}^T\{(x_2 - x)(x_2 - x)^T\} & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & (x_p - x)^T & \text{vech}^T\{(x_p - x)(x_p - x)^T\} & \dots \end{bmatrix} \quad (11)$$

由上面的公式可以看出, 评价的结果 $\hat{z}(x)$ 部分取决于平滑矩阵 H 的选择; 平滑矩阵 H 由模型表示为:

$$H_i = h u_i I \quad (12)$$

上式中, u_i 表征数据采样密集程度, h 称作平滑参数。

4、根据权利要求 1 所述的基于无监督核回归分析的红外图像背景抑制方法, 其特征在于步骤五中的当前内窗(B)的中心测试样本(O)若是背景杂波, 则中心测试样本(O)的灰度值将被去除。

5、根据权利要求 1 所述的基于无监督核回归分析的红外图像背景抑制方法, 其特征在于步骤五中的当前内窗(B)的中心测试样本(O)若是目标像素, 则抑制叠加在内窗(B)的中心测试样本(O)上的背景杂波的灰度值。

基于无监督核回归分析的红外图像背景抑制方法

技术领域

本发明涉及一种红外图像背景抑制方法，属于图像处理领域。

背景技术

在红外自动目标探测系统中，为了尽可能早地发现目标，使红外制导系统有足够的反应时间并提高防御武器的预警距离，要求在很远的距离上就能够检测到目标，从而可以尽早发现目标。当探测距离和成像视场增大时，即使目标本身很大，在成像平面内也仅表现为几个像素，甚至不到一个像素，称为小目标。此时，可检测信号相对较弱，特别是在非平稳的起伏背景干扰下，目标甚至被大量复杂的噪声(杂波)所淹没，图像信噪比极低，使点目标检测工作变得很困难。因此，为了突出小目标，提高信噪比，从而提高目标检测概率，对红外小目标图像进行检测前的背景抑制和噪声滤除是十分必要的。在自动目标识别系统中，背景抑制和噪声削减统称为检测前滤波预处理。红外图像背景抑制的最终目的是为了消除杂波干扰、保存目标信息。

目前，在红外图像背景抑制处理中，空域滤波是较为重要、应用广泛的一大类方法。典型的空域滤波方法包括线性背景预测、Top-hat 变换(形态学滤波)、非线性滤波(均值滤波、高斯滤波)等，它们通过空域滤波来实现红外图像背景的预测，利用预测图和原始图做差得到背景抑制的结果，从而达到抑制背景的目的。

近年来，神经网络、支持向量回归等有监督机器学习方法也被逐渐应用于红外图像背景抑制处理中，并取得了较好的抑制效果。但有监督学习方法需要大量先验知识(即训练样本)，事先进行背景抑制模型的学习训练，无法满足实际处理中无先验知识情况，且不具有自适应性。

发明内容

本发明为解决在红外图像背景杂波抑制领域中存在的需要先验知识、自适应性较差的技术难题，提供一种基于无监督核回归分析的红外图像背景抑制方法。

本发明包括以下步骤：

步骤一、设定滑动窗口用于背景预测；滑动窗口采用双窗口模式，内窗的中心为中心测试样本；外窗中的样本为预测背景杂波样本；

步骤二、采用高斯函数作为无监督核回归分析的核函数；

步骤三、利用当前外窗的预测背景杂波样本信息作为回归数据样值代入到无监督核回归分析的核函数中，计算得到无监督核回归方程；

步骤四、将当前内窗的中心测试样本信息输入到所述的无监督核回归方程，得到中心测试样本的预测杂波灰度值；

步骤五、利用当前内窗的中心测试样本灰度值减去步骤四得到的中心测试样本的预测杂波灰度值，从而抑制红外图像的背景杂波；

步骤六、移动滑动窗口，其移动步长为 1，返回步骤三，直到遍历全图，输出背景抑制后的红外图像。

本发明与现有技术相比，具有如下优点：

(1) 采用核回归技术，能够有效地处理强起伏、复杂红外背景杂波数据，具有良好的非线性数据预测能力。

(2) 无需事先训练回归模型(即无需训练样本先验知识)，根据测试图像自身数据进行无监督学习，具有良好的局部自适应预测能力。

(3) 采用双窗口对红外图像局部区域进行回归预测，抑制背景效果良好，同时有效保存重要目标，可大大提高如红外目标识别与跟踪、红外图像监测等系统的目标探测能力和定位精度。

附图说明

图 1 为滑动窗口的示意图；图 2 是滑动窗口的内窗 B 的中心测试样本 O 位于红外图像 C 的边缘的位置示意图。

具体实施方式

具体实施方式一：结合图 1 说明本实施方式，本实施方式步骤如下：

步骤一、设定滑动窗口用于背景预测；滑动窗口采用双窗口模式对背景杂波进行预测，滑动窗口由内窗 B 和外窗 A 组成；内窗 B 位于滑动窗口的中心，内窗 B 的中心为中心测试样本 O，内窗 B 用于保护位于滑动窗口中心的中心测试样本 O 信息，中心测试样本 O 以外的内窗 B 区域相当于保护区域，防止在测试样本 O 为目标像素的情况下在选择背景杂波样本的过程中选择到与目

标相关的样本，因此产生了保护区；滑动窗口内窗 B 的外部为外窗 A，外窗 A 中的样本为预测背景杂波样本，外窗 A 用于选择预测背景杂波样本信息；

步骤二、采用高斯函数作为无监督核回归分析的核函数；用于度量背景杂波样本之间的相似性；

步骤三、利用当前外窗 A 的预测背景杂波样本信息作为回归数据样值代入到无监督核回归分析的核函数中，计算得到无监督核回归方程；

步骤四、将当前内窗 B 的中心测试样本 O 信息输入到所述的无监督核回归方程，得到中心测试样本 O 的预测杂波灰度值；

步骤五、利用当前内窗 B 的中心测试样本 O 的灰度值减去步骤四得到的中心测试样本 O 的预测杂波灰度值，从而抑制红外图像的背景杂波；若当前内窗 B 的中心测试样本 O 是背景杂波，则所述的中心测试样本 O 的灰度值将被去除；若当前内窗 B 的中心测试样本 O 是目标像素，则抑制叠加在内窗 B 的中心测试样本 O 上的背景杂波灰度值；

步骤六、移动滑动窗口，其移动步长为 1，返回步骤三，直到遍历全图，输出背景抑制后的红外图像。

具体实施方式二：结合图 2 说明本实施方式，本实施方式与具体实施方式一不同点在于若当前处理的内窗 B 的中心测试样本 O 位于红外图像 C 的边缘，则滑动窗口中的缺失部分的样本采用镜像对称方式来获得，即采用镜像对称方式来获得缺失部分像素点的灰度值。其它步骤与具体实施方式一相同。

具体实施方式三：本实施方式与具体实施方式一不同点在于步骤三中求得无监督核回归方程的步骤如下：

回归估计公式如下：

$$y_i = z(x_i) + \varepsilon_i, i = 1, \dots, P, \quad (1)$$

其中， x_i 为 2×1 维向量，表示二维空间的坐标， y_i 代表相应的图像灰度值； $z(x_i)$ 称作回归函数， ε_i 为随机误差或随机干扰，它是一个分布与 x_i 无关的随机变量，它是均值为 0 的正态分布随机变量；将 $z(x_i)$ 在邻域展开，可以得到如下公式：

$$z(x_i) = \beta_0 + \beta_1^T (x_i - x) + \beta_2^T \text{vech}\{(x_i - x)(x_i - x)^T\} + \dots \quad (2)$$

定义 $\text{vech}(\cdot)$ 是对对称矩阵下三角部分的向量化处理，以 2×2 对称阵：

$$\text{vech}\left(\begin{bmatrix} a & b \\ b & d \end{bmatrix}\right) = [a \ b \ d]^T \quad (3)$$

$\beta_0 = z(x)$, β_1 和 β_2 满足:

$$\beta_1 = \nabla z(x) = \left[\frac{\partial z(x)}{\partial x_1}, \frac{\partial z(x)}{\partial x_2} \right]^T \quad (4)$$

$$\beta_2 = \frac{1}{2} \left[\frac{\partial^2 z(x)}{\partial x_1^2}, 2 \frac{\partial^2 z(x)}{\partial x_1 x_2}, \frac{\partial^2 z(x)}{\partial x_2^2} \right]^T \quad (5)$$

而参数 β_n 是通过求解下面最优化问题得到的:

$$\min_{\{\beta_n\}} \sum_{i=1}^P [y_i - \beta_0 - \beta_1^T (x_i - x) - \beta_2^T \text{vech}\{(x_i - x)(x_i - x)^T\} - \dots]^2 \cdot K_H(x_i - x, y_i - y) \quad (6)$$

其中

$$K_H(t) = \frac{K(H^{-1}t)}{\det(H)} \quad (7)$$

$K_H(t)$ 为核加权函数, H 称为平滑矩阵;

利用数学运算方法进行化简, 求得 $z(x)$ 的零阶估计值为:

$$\hat{z}(x) = \hat{\beta}_0 = e_1^T (X_x^T W_x X_x)^{-1} X_x^T W_x y \quad (8)$$

其中 e_1^T 是一个第一行元素为 1, 其它为 0 的列向量,

$$y = [y_1, y_2, \dots, y_P]^T \quad (9)$$

$$W_x = \text{diag}[K_H(x_1 - x), K_H(x_2 - x), \dots, K_H(x_P - x)] \quad (10)$$

$$X_x = \begin{bmatrix} 1 & (x_1 - x)^T & \text{vech}^T\{(x_1 - x)(x_1 - x)^T\} & \dots \\ 1 & (x_2 - x)^T & \text{vech}^T\{(x_2 - x)(x_2 - x)^T\} & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & (x_P - x)^T & \text{vech}^T\{(x_P - x)(x_P - x)^T\} & \dots \end{bmatrix} \quad (11)$$

由上面的公式可以看出, 评价的结果 $\hat{z}(x)$ 部分取决于平滑矩阵的选择; 这里, 使用一个简单且计算效率较高的模型来表示:

$$H_i = h u_i I \quad (12)$$

在上式中, u_i 表征数据采样密集程度(一般令 $u_i=1$), h 称作平滑参数, 它的取值是通过一系列迭代公式计算出来的; 为了计算简便, 一般情况下, h 的取值在“2”附近;

这样, 只要确定图像局部邻域内每个像素点的灰度值, 并按照公式 9 至公式 12 计算, 将计算结果代入公式 8, 即可得到局部邻域中心像素的回归估计值; 一般地, 核函数均采用高斯径向基函数形式; 此时回归核函数形式 K 及其参数 h 和 u_i 如下: K 为高斯核函数形式, $K(x, y) = \exp(-\frac{\|x - y\|^2}{\sigma^2})$, h 取值为 2, u_i

取值为 1。无监督核回归方程是当前外窗 A 的预测背景杂波样本作为回归数据样值代入到公式 3 至公式 7 和公式 9 至公式 12 中，计算出 X_x 和 W_x 的值后，代入到公式 8 中所得到的。其它步骤与具体实施方式一相同。

本发明内容不仅限于上述各实施方式的内容，其中一个或几个具体实施方式的组合同样也可以实现发明的目的。

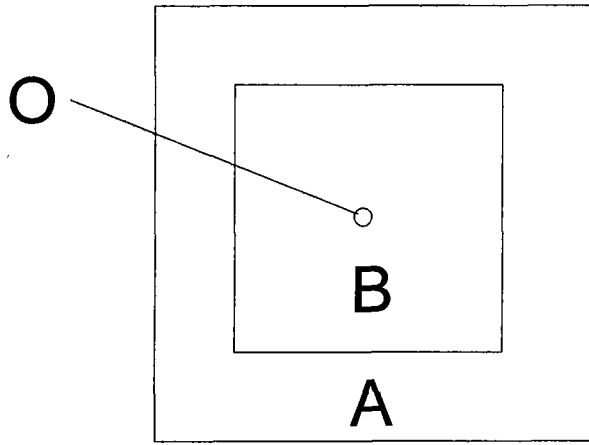


图 1

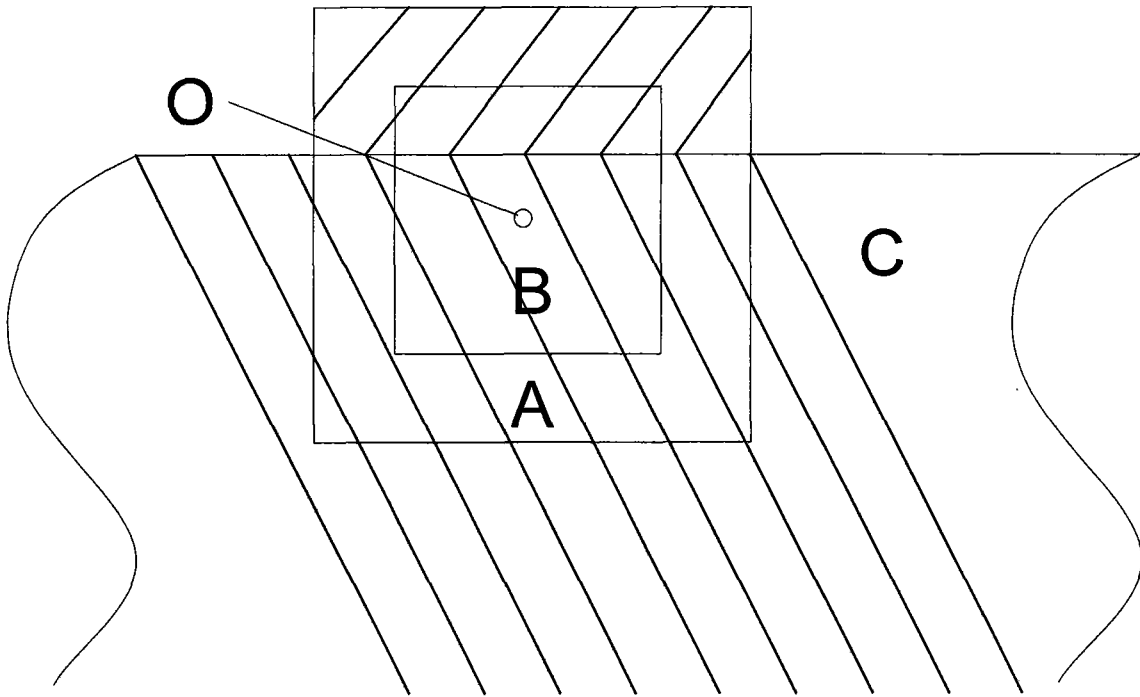


图 2