上海大学无人艇工程研究院

——环境感知组

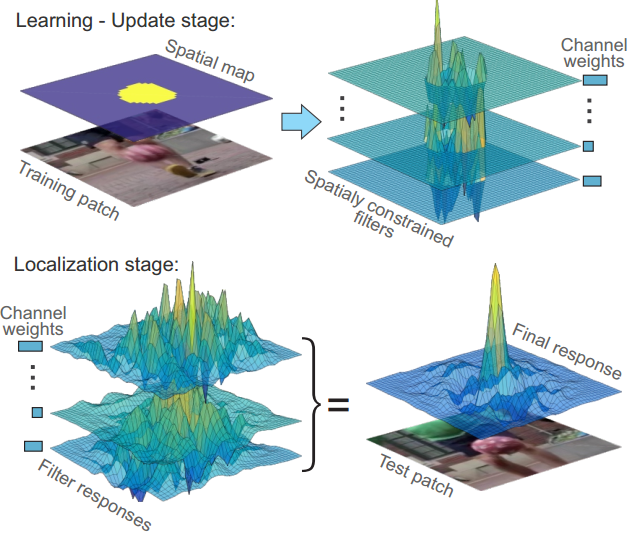
# Discriminative Correlation Filter with Channel and Spatial Reliability—CSR-DCF

作者：Alan Lukežič Tomáš Vojíř Luka Čehovin Jiří Matas Matej Kristan

主页：<https://github.com/alanlukezic/csr-dcf>

出处：2017年CVPR

源码：matlab



注：**加粗**的作者为重点关注研究者

图注：本算法的核心示意图

Date：2017.11.22

## 版本更新记录

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **日 期** | **更新人** | **主要更新内容描述** | **版本号** |
| 2017年03月28日 | 陈加宏 | 完成大致框架搭建 | V1.0.0 |
| 2017年09月22日 | 陈加宏 | 完成算法细节的总结 | V1.0.1 |
| 2017年11月22日 | 陈加宏 | 完成算法理论的推导 | V1.0.2 |

目 录

[Discriminative Correlation Filter with Channel and Spatial Reliability—CSR-DCF 1](#_Toc499109155)

[版本更新记录 2](#_Toc499109156)

[1、概述 3](#_Toc499109157)

[1.1 前言 3](#_Toc499109158)

[1.2 创新点 5](#_Toc499109159)

[2、细节 5](#_Toc499109160)

[2.1 主要流程 5](#_Toc499109161)

[2.2 数学模型 5](#_Toc499109162)

[2.3 模型求解 5](#_Toc499109163)

[3、实验 5](#_Toc499109164)

[3.1 代码框架 5](#_Toc499109165)

[3.2 实验结果及分析 5](#_Toc499109166)

[3.3 优缺点总结 6](#_Toc499109167)

[3.4 今后工作 6](#_Toc499109168)

## 1、概述

该部分主要讲述的是视觉目标跟踪的研究背景以及相关滤波CF算法提出的意义，同时分析相关滤波算法的优缺点以及针对CF类算法的缺点提出可选择的改进方法。结合经典CF类算法存在的部分问题讲述本文算法的创新点以及具体解决方法的概述。

### 1.1 前言

相关滤波CF类跟踪算法起源于2010年的开创性工作MOSSE，该算法第一次将相关滤波技术从信号处理迁移至视觉跟踪领域，其最核心的创新点在于将目标图像与滤波器的相关（相关与卷积操作在数学上类似，只是卷积核旋转了180度）操作通过傅里叶变化后转移到频域中进行求解，将卷积操作转换成了按元素点乘，这样算法的计算复杂度大大的降低了，从而实现了该算法速度极快（669FPS）的效果。但是MOSSE算法的样本采样仍是一种稀疏采样，训练效果一般；同时采样的是线性滤波器（最小二乘法），分类性能一般；采用的特征是单通道的灰度特征，表征目标的能力有限。针对上述的缺点，2012出现的CSK以及2014年的KCF对其进行了针对性的改进，采用的分类模型是具有更好分类属性的岭回归（在最小二次的基础上加入正则化项来避免模型训练的过拟合），同时从岭回归的闭式解出发，为了避免大规模矩阵的求逆操作开创性的利用了循环矩阵的特性，提出训练样本的循环位移的假设来近似一种密集的训练样本采样，这样不仅能够保持很好的训练速度，同时训练效果大幅度的提高了；原文作者为了将多维特征（如HOG）以及扩展线性滤波器来进一步提升模型的分类性能，把岭回归在基本空间的求解利用转换到对偶空间，进一步证明核函数也满足循环矩阵的性质，那么直接根据循环矩阵在频域中的对角化来实现对算法求解的简化。以上就是CF类算法的baseline，从此确立了CF的实现框架，由于CF类算法在实时性方面杰出的表现，一举奠定了其在视觉目标跟踪的历史地位，并在2010年开始至今（2017）仍保持很高的研究热度，基于KCF的框架来实现工业视觉跟踪的技术已经相当的成熟。CF的baseline框架直接解决了视觉跟踪的实时性要求，这时研究人员就会在其基础上有针对性的改进其跟踪精度和鲁棒性。

总体来说，相关滤波类方法对**快速变形和快速运动**情况的跟踪效果不好。

快速变形主要因为CF是模板类方法，容易跟丢。这个比较好理解，前面分析了相关滤波是模板类方法，如果目标快速变形，那基于HOG的梯度模板肯定就跟不上了，如果快速变色，那基于CN的颜色模板肯定也就跟不上了。这个还和模型**更新策略与更新速度**有关，固定学习率的线性加权更新，如果学习率太大，部分或短暂遮挡和任何检测不准确，模型就会学习到背景信息，积累到一定程度模型跟着背景私奔了，一去不复返。如果学习率太小，目标已经变形了而模板还是那个模板，就会变得不认识目标。举个例子，比如多年不见的同学，你很可能就认不出了，而经常见面的同学，即使变化很大你也认识，因为常见的同学在你大脑里面的模型在持续更新，而多年不见就是很久不更新。

快速运动主要是边界效应(Boundary Effets)，而且边界效应产生的错误样本会造成分类器判别力不够强，下面分训练阶段和检测阶段分别讨论。训练阶段，合成样本降低了判别能力。如果不加余弦窗，那么移位样本是长这样的：

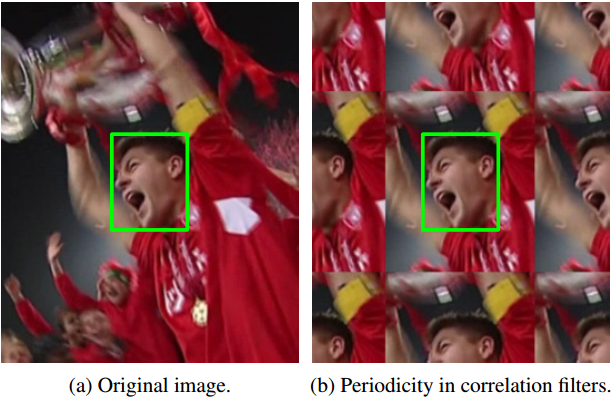


图1 核相关滤波算法中循环假设的示意图

除了那个最原始样本，其他样本都是“合成”的，100\*100的图像块，只有1/10000的样本是真实的，这样的样本集根本不能拿来训练。如果加了余弦窗，由于图像边缘像素值都是0，循环移位过程中只要目标保持完整，那这个样本就是合理的，**只有目标中心接近边缘时，目标跨越边界的那些样本是错误的**，这样虽不真实但合理的样本数量增加到了大约2/3(padding= 1)，即使这样仍然有1/3(3000/10000)的样本是不合理的，这些样本会降低分类器的判别能力。再者，加余弦窗不是免费的，余弦窗将图像块的边缘区域像素全部变成0，大量过滤掉分类器本来非常需要学习的背景信息，原本训练时判别器能看到的背景信息就非常有限，我们还加了个余弦窗挡住了背景，这样进一步降低了分类器的判别力。

检测阶段，相关滤波对快速运动的目标检测比较乏力。相关滤波训练的图像块和检测的图像块大小必须是一样的，这就是说你训练了一个100\*100的滤波器，那你也只能检测100\*100的区域，如果打算通过加更大的padding来扩展检测区域，那样除了扩展了复杂度，并不会有什么好处。目标运动可能是目标自身移动，或摄像机移动，按照目标在检测区域的位置分四种情况来看：

如果目标在中心附近，检测准确且成功。

如果目标移动到了边界附近但还没有出边界，加了余弦窗以后，部分目标像素会被过滤掉，这时候就没法保证这里的响应是全局最大的，而且，这时候的检测样本和训练过程中的那些不合理样本很像，所以很可能会失败。

如果目标的一部分已经移出了这个区域，而我们还要加余弦窗，很可能就过滤掉了仅存的目标像素，检测失败。

如果整个目标已经位移出了这个区域，那肯定就检测失败了。

以上就是边界效应(Boundary Effets)，而本文试图提升CF类框架中的跟踪鲁棒性，主要从循环假设带来的边界效应角度出发。再次强调这些方法速度比较慢，相关滤波傲视群雄的高速已经不见了，但换来了可以匹敌深度学习方法的性能。

### 1.2 创新点

上述的边界问题会影响跟踪器的跟踪性能。带来的影响总结为：

1、由于搜索区域的限制，在目标快速运行时表现不佳；

2、越少足够好的负样本容易发生模型的过拟合问题，使模型不能应对目标变形问题；

3、降低了目标被遮挡后再检测的可能性；

4、 直接扩大搜索面积会造成在正样本中包含大量的背景信息，严重降低了模型的判别能力；

解决思路：

1、用空间正则化来减少相关滤波跟踪框架中的周期性假设的不好影响，空间正则项的权重是基于空间范围的先验信息的。由于空间正则化的存在，滤波器可以在更大的范围内进行学习，可以包含更多的负样本，模型的判别能力会增强；

2、为了满足实时性要求，必须提高算法的计算高效性，就提出一种优化策略，主要利用的是空间正则函数在频域内的稀疏性，然后利用高斯-赛德尔模型解决问题，最后可以借助子网格的方法来增大检测得分。

## 2、细节

该部分主要讲述本文算法的核心细节，包括算法的主要流程、数学模型的建立以及模型的求解方法。要完全的理解跟踪算法必须从最基础的问题本质出发，借助数学模型对问题进行抽象，最后通过优化求解方法得到解决方案。

### 2.1 主要流程

### 2.2 数学模型

### 2.3 模型求解

## 3、实验

该部分主要讲述算法实现代码的主要流程、实验环境及效果分析、算法优缺点的总结，最后提出后续可改进的方面。实验是检验真理的唯一标准，那么对实验结果详细的分析以及结合算法的原理对算法本质上的一些思考有利于之后研究工作的开展，也是今后工作的一个研究突破点。

### 3.1 代码框架

### 3.2 实验结果及分析

### 3.3 优缺点总结

### 3.4 今后工作