

〈图像处理与仿真〉

红外目标识别图像复杂度度量方法综述

乔立永¹, 徐立新¹, 高敏²

(1.北京理工大学机电学院, 北京 100081; 2.军械工程学院导弹工程系, 河北 石家庄 050003)

摘要: 红外图像复杂度度量方法不仅可以用于描述目标识别面临的复杂场景变化, 而且在红外成像系统性能预测与评估、目标识别算法性能对比、建立和改进目标获取性能模型等方面也有广泛而重要的应用。给定了红外目标识别图像复杂度的定义, 对该领域近年来最新出现的和部分经典的度量方法进行系统的归纳总结和对比分析, 提出了度量方法选择的依据, 指出了现有度量方法的缺点和不足, 并指出红外目标识别图像复杂度度量未来将向着融合多种特征或者综合多种度量方法的趋势发展。

关键词: 红外目标识别; 图像复杂度; 度量方法

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2013)02-0088-09

Survey of Image Complexity Metrics for Infrared Target Recognition

QIAO Li-yong¹, XU Li-xin¹, GAO Min²

(1. School of Mechatronic Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

2. Missile Engineering Department, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: Metrics of infrared image complexity were not only used to characterize the variation of complex scenario for target recognition, but also are applied widely in infrared imaging system performance prediction and evaluation, performance comparison of target recognition algorithms, constructing and improving target acquisition model, and other fields. The definition of image complexity for infrared target recognition is presented, and some recently presented and some classical image complexity metrics in this field are summarized and analyzed comparatively. The basis for choosing metrics is proposed, and the shortcomings and deficiencies of existing metrics are pointed out. Image complexity metrics for infrared target recognition will develop towards fusing many features or integrating many metrics in the future.

Key words: infrared target recognition, image complexity, metric

0 引言

红外成像导引头具有灵敏度高、隐蔽性好、探测距离远、抗干扰能力强、准全天候工作等优点, 能够选择目标的易损部位, 实现了导引系统的智能化, 在军事技术中具有战略性地位^[1]。

由于目标的多样性、战场环境的复杂性和光电对抗技术的高速发展等因素, 红外成像导引头往往工作在恶劣的复杂背景中, 目标识别性能受到严重影响。在某些条件下, 目标可能会呈现出类似于地面等复杂背景的红外辐射特征, 而伪装混合于背景中。另外, 目标可能全部或部分地被障碍物所遮蔽。另外, 目标

和背景的红外辐射在传输过程中会受到大气吸收和随机散射作用, 太阳辐射对红外成像也产生一定的影响。红外系统自身的热噪声、散粒噪声、光电子涨落噪声等, 体现为图像的固定空间噪声、串扰和畸变等, 体现为图像的固定空间噪声、串扰和畸变、目标运动等原因, 导致摄取的红外图像中的目标产生灰度失真、几何畸变(平移、旋转、缩放等)。Sherman等总结了41个主要的场景影响因素^[2], 并将其归结为5类: 背景参数、目标参数、平台运动、大气和传感器参数。由于参数的数量规模极大, 使得难以建立包括所有相关物理参数的场景模型来描述红外图像的复杂度。图像度量是基于图像或序列图像的

收稿日期: 2013-01-06; 修订日期: 2013-01-23.

作者简介: 乔立永(1982-), 男, 博士生, 主要从事红外成像制导自动目标识别方面的研究工作。Email: lile-116@163.com

基金项目: 军队科研资助项目。

灰度、空间和时间信息,量化目标识别和跟踪系统的场景输入^[2]。图像度量可以极大地简化场景描述,用较少的参数描述红外图像复杂度,而不必穷举数量规模极大的场景参数,而且它与目标识别算法的关联性更强、更直接。

红外图像复杂度度量方法不仅可以用于描述红外导引头等红外成像系统工作环境的复杂性,而且在红外图像预处理算法选择及性能评估^[3-4]、红外成像系统性能预测和评估^[5]、目标识别算法性能对比^[6]、建立和改进目标获取性能模型^[7]、红外场景仿真^[8]、红外伪装效果评估^[9]等方面也有广泛而重要的应用。

当前,红外成像系统的性能得到很大提高,影响红外目标识别的主要因素也发生了较大变化,有关学者提出了众多红外目标识别图像复杂度度量方法。本文对红外目标识别图像复杂度进行了定义,对近年来最新出现的和部分经典的度量方法进行系统的归纳总结和对比分析,提出度量方法选择的依据,指出现有度量方法的不足,在此基础上,展望了该问题的研究前景。

1 红外目标识别图像复杂度的定义

复杂度是一个几乎应用于所有学科领域的概念,从社会学、物理学、混沌理论到计算复杂度,由于它们的研究对象和分析方法存在很大的差异,复杂度并没有一个统一的定义。图像复杂度是指针对完成某项图像处理任务,例如目标识别、图像恢复、图像压缩、图像水印等,图像内在信息的复杂程度^[10]。对于红外目标识别任务来说,可以给出如下的图像复杂度定义。

红外目标识别图像复杂度:红外目标识别图像复杂度是指由于红外成像过程受到自然环境干扰、成像系统性能、成像距离、成像姿态变化、目标运动和人为干扰等因素的影响,导致获取的红外图像可能存在模糊、噪声、杂波和灰度成分变化剧烈等现象,以及目标产生灰度失真、几何畸变和局部遮挡等影响目标识别的因素时,采用特定算法从图像中识别目标的困难程度。

本文给出的红外目标识别图像复杂度定义包括3个方面的内容:①干扰红外成像质量的因素;②红外图像中可能存在的影响目标识别的因素;③红外图像复杂度的相对性。也就是说,红外图像的复杂度是针对采用的目标识别算法而言的。对于某个算法完成目标识别任务困难的红外图像,可能对于另外一个算法是容易的,反之亦然。因此,完全独立于具体的目标识别算法和目标先验信息的红外图像复杂度度量是

不可能的,也是没有必要的。

2 红外目标识别图像复杂度度量方法

红外目标识别图像复杂度度量方法可以从不同的角度分类。依据视觉系统的不同,可以分为基于人眼视觉和基于机器视觉。依据目标大小,可以分为红外小目标图像和红外大目标图像。依据提取的图像特征,可以分为基于灰度统计、边缘、纹理和变换域等特征。本文依据红外图像复杂度度量的区域,是否依赖于目标特征,以及应用方式的不同,将度量方法分为5种:①特定目标度量;②目标/局部背景图像度量;③全局目标显著性度量;④全局图像度量;⑤复合度量。特定目标度量和目标/局部背景图像度量表征了目标的可探测性和场景中目标与自然或人造杂波的可区分性。全局目标显著性度量和全局图像度量是对整个图像的数学描述。复合度量是按照某种特定方式,综合多种全局或局部度量尺度。

2.1 特定目标度量

特定目标度量是对确定的目标子区域的独立度量。特定目标度量表征了目标与场景中其他物体相区别的特征,可用于辨认不同的目标种类^[2,11-12]。

1) 目标灰度分布特征。包括灰度矩和熵,以及像素灰度概率分布特征的非参数估计等。

2) 目标纹理特征。包括灰度共生矩阵、等灰度行程长度法、统计模型法、分形法、纹理基元参数法、空间域能量法和文法等。

3) 目标形状特征。包括目标外形、面积、周长、长宽比、圆度、目标周长的平方与面积比、边界傅里叶描述符、边界矩和遮掩度等。目标区域面积就是区域中的像素点数,或者是所占的最小分辨单元格总数。目标的遮掩度是指目标被遮掩的面积与完整目标面积之比。另外,目标图像的角点具有目标几何形状信息,也可用于形状描述。

4) 目标边缘特征。包括目标平均边界强度、目标平均边缘梯度幅值、目标边缘标准差、目标边缘点概率熵、 χ^2 连通性、平均轮廓长度等。其中,目标边缘标准差是分割出的目标区域边缘幅值的标准差,目标边缘点概率熵反映了图像的变化程度, χ^2 连通性表征了目标与背景区域之间的边缘像素点的相似性,平均轮廓长度表征了边缘像素的连通性。

2.2 目标/局部背景图像度量

目标/局部背景图像度量是对图像中目标区域与限定邻近区域的相对度量,表征了目标识别系统初始探测目标并标记为感兴趣区域,以及从背景中提取目标的能力。

通常,局部背景定义为以目标为中心、长宽尺寸为目标的 $2^{1/2}$ 倍的矩形区域,去除目标区域后剩余的部分。

2.2.1 目标/局部背景对比度度量

最简单的目标/局部背景对比度度量是目标与局部背景之间的灰度均值差:

$$\Delta\mu = |\mu_T - \mu_B| \quad (1)$$

式中: μ 为目标的灰度均值; μ_B 为背景的灰度均值。这种度量尺度的缺点是没有考虑目标和背景的内部结构差异。目标和背景可能会有同样的灰度均值,但是也可能通过目标的内部结构探测到目标。为了纠正这个问题,许多学者提出了改进方法。Wilson等^[13]提出平方和根(root sum of squares, RSS)度量,即:

$$RSS = [(\mu_T - \mu_B)^2 + \sigma_T^2]^{1/2} \quad (2)$$

式中: σ_T 代表目标的灰度标准差。当 $\sigma_T=0$ 时,RSS度量与灰度均值差 $\Delta\mu$ 相等。

黄康等^[14]参考信息熵的定义式和目标与背景之间的灰度值对比,以人眼视觉判断为基础,构建了局部对数加权对比度,表示局部背景中红外弱小目标与背景之间的可区分程度,并将其定义为局部小目标可辨识度,其定义式:

$$T_{\text{local}} = - \sum_{i=0}^{L-1} \left\{ \text{sign} \left(\frac{\mu_T}{b_i} - 1 \right) \times \left(\frac{\mu_T}{b_i} - 1 \right)^2 \times [p(b_i) \log_2 (1 - p(b_i) + e_0)] \right\} \quad (3)$$

式中: μ_T 为目标灰度均值; b_i 为局部背景区域第 $i+1$ 种灰度成分; $p(b_i)$ 为灰度级 b_i 的概率; e_0 为一个极小的正数,取 $e_0=2.2 \times 10^{-16}$,防止出现计算0的对数。另外,还有Doyle尺度^[15]、目标干扰比尺度等^[16]。

2.2.2 目标/局部背景的熵差

目标/局部背景的熵差(target-to-background entropy difference, ETB)表征了目标与局部背景区域灰度分布的一致性,熵差越小,表明目标越难以从背景中分离出来:

$$ETB = |E(T) - E(B)| \quad (4)$$

式中: $E(T)$ 和 $E(B)$ 分别为目标和背景区域的熵。

2.3 全局目标显著性度量

全局目标显著性度量是基于某种目标度量或目标/局部背景图像度量,对整个图像的描述,可以用来测定整个图像与感兴趣目标相似的程度。在这种意义上,它可以用来评估由于红外图像中存在与目标相似的特征,导致目标识别系统产生虚警的可能。

2.3.1 基于目标的灰度统计特征

信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)是一种常用的图像质量评价方法,用于衡量信号与噪声的强弱关

系,其计算方法也有很多种,常见的形式有:

$$SNR = I_{\text{max}} / \sigma_B \quad (5)$$

式中: I_{max} 代表目标的最大灰度值; σ_B 代表背景灰度的标准差。

背景杂波也是影响红外目标识别的主要干扰因素之一。背景杂波与图像的噪声不同,两者存在本质的区别^[17]。杂波是场景中包含的与目标信号相似的信号,杂波强度由场景中目标信号相似的信号的多少以及相似的程度决定^[18]。

Phillips等^[19]提出以目标区域像素作为基准模板,采用归一化交叉相关算法度量杂波的尺度。在归一化交叉相关杂波尺度的基础上,Sims提出基于知识的信号失真度量的杂波尺度^[20]。何国经等^[21]基于杂波曲面的思想,提出利用背景信号对目标信号进行估计时得到的Cramer-Rao界,作为评估图像杂波强度的量化指标。常洪花等^[22]基于统计方差(statistical variance, SV)杂波尺度的计算思路,利用图像质量评价指标-结构相似度,提出目标结构相似度尺度,该尺度具有对称性、有界性和极大值唯一性的特点。

刁伟鹤等^[23]针对红外图像小目标检测,将图像中各个像素点的灰度与小目标灰度的比值作为该像素点对小目标的遮隐能力权值,并将所有像素点的权值和作为红外图像的目标遮隐度。

2.3.2 基于目标的灰度概率分布特征

目标与背景区域灰度概率分布特征的差异程度,决定了目标识别任务的复杂度,因此可以对目标与背景区域灰度概率分布特征的重叠程度或相似度进行测量。常用的方法有:Bhattacharyaa距离^[24]、Bayesian分类^[25]、K-S检验(Kolmogorov-Smirnov test)^[26]、Kullback-Leibler距离^[27]等。

很多学者利用一些已知的概率统计分布形式分析红外图像的杂波,但是并不能给出严格的证明。为此,有学者提出利用学习理论建立红外图像的灰度概率分布模型。

Rong等^[28]采用Kohonen自组织监督学习算法,建立背景杂波模型,可以有效控制学习过程的空间和时间复杂度。朱松纯等^[29]根据最小最大熵准则和Gibbs学习模型建立红外图像的概率分布模型,利用Hilbert-Schmidt范数量化分析杂波效应对ATR(automatic target recognition)系统性能的影响。

2.3.3 基于目标的边缘结构特征

Toet利用Search2数据库研究目标结构相似度尺度与人眼识别目标性能之间的关系^[30],发现人眼主要依赖结构信息识别目标,与亮度和对比度信息无关。为此,李倩等^[31]以目标边缘方向的分布表征其结构特

性,采用背景与目标图像边缘方向分布向量差值的二范数,作为背景杂波尺度。

何国经等^[32]也提出基于目标与背景结构相似度的杂波尺度,利用边缘提取算子提取目标的结构特征,通过 Karhunen-Loeve 分解建立目标结构特征空间,将背景的结构特征向目标特征空间投影,计算不同区域背景与目标的结构相似度,得到相似度曲面,并将相似度曲面的统计平均值作为整个场景的杂波统计指标。

2.3.4 基于目标的形状特征

Shteinman 等^[33]和刁伟鹤等^[23]分别针对斑状和小目标红外图像,提出利用形态学 top_hat 和 bottom_hats 变换获取疑似目标的数量,以此作为红外图像的复杂度。Shteinman 等提取斑点的面积和形状参数与目标相应的特征进行对比,而刁伟鹤等则将 6×6 像素的区域看作是疑似目标进行计数。

2.3.5 基于目标的纹理特征

灰度共生矩阵是一种图像纹理分析方法,用两个位置像素点的联合概率密度定义,不仅反映了图像像素灰度的分布特性,也反映了像素相对位置的空间信息。

Rotman 等^[34]基于灰度共生矩阵,提出 COM/ICO M (co-occurrence matrix/improved co-occurrence matrix) 杂波尺度,其思想是借助于图像的纹理特征寻找类目标区域。Copeland 等^[35]基于灰度共生矩阵提出 6 种目标信号强度度量尺度: ACE (average co-occurrence error)、WACE (weighted average co-occurrence error)、AWCE (average weighted co-occurrence error)、ASCE (average squared co-occurrence error)、WASC (weighted average squared co-occurrence error) 和 AWSCE (average weighted squared co-occurrence error)。实验表明,在计算目标和背景的灰度共生矩阵模型的差值时,这 6 种度量尺度的结果近似,并且和人眼度量值具有较高的相关性。

Waldman 等^[36]将杂波定义为与目标的尺寸、形状和方向相似,时间独立的背景纹理的总量,提出一种归一化杂波尺度。Shirvaikar 等^[37]提出基于惯量定义的杂波尺度 TIC (texture-based image clutter)。

刁伟鹤等^[38]针对红外图像大目标检测,提出利用背景区域与目标区域的灰度共生矩阵的归一化差值,作为背景区域与目标区域的相似性度量尺度;提出分别利用待评价图像中目标区域和已知的完整目标区域的共生矩阵的归一化差值、边缘像素点数目的归一

化比值或者特征空间的比值,作为待评价图像中目标信息被遮挡程度的度量尺度。

2.3.6 基于目标的变换域特征

Moore 等^[7]提出掩蔽目标转换量杂波尺度 MTTV (masked target transform volume),即利用目标与背景的傅里叶幅度谱的重叠程度,显示含有特定目标的特定背景的杂波水平。经过人眼搜索车辆感知实验验证,基于 MTTV 杂波尺度建立的热成像系统性能预测模型的探测概率和响应时间要优于统计方差杂波尺度^[17]、边缘概率杂波尺度^[39]、结构相似度杂波尺度^[40],以及其他复合杂波尺度。MTTV 的计算公式如下:

$$\text{MTTV} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left\{ \sum_{f_m f_n} [\text{CSF}(f_m f_n) \times \min(|F(t(m,n))|, |F(b(m,n) f(m,n))|)] / [\sum_{f_m f_n} \text{CSF}(f_m f_n) |F(t(m,n))|] \right\} \quad (6)$$

式中:中心凹模板 $f(m,n) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\sqrt{m^2+n^2}}{pd \tan \theta} \right)^2}$; CSF 为人眼的对比度敏感函数,即 Barten 公式; F 为傅里叶变换算子; $t(m,n)$ 为目标图像; $b(m,n)$ 为背景图像。

初秀琴等^[41]提出一种基于 Mannos-Sakrison 对比度敏感函数的背景杂波量化方法,符合人眼空间频率特性。Mahalanobis 等^[42]提出基于 Fukunaga-Koontz 变换的互补特征值分布杂波尺度,度量目标与背景的结构差异。杨翠等^[43]利用稀疏表示理论提出基于稀疏表示的杂波尺度。杨翠等^[44]提出基于四元数相位相关的彩色图像背景杂波量化尺度,也可将其用于红外图像,其主要利用了傅里叶变换的平移特性。

2.3.7 基于目标的马尔科夫随机场模型

马尔科夫随机场的平面网格结构能够较好地表现图像中像素之间的空间相关性,其统计参数能够表现出邻域像元集合的大小和方向,合理地描述了图像的随机特性。Bitouk 等^[45]提出基于马尔科夫随机场模型中的 Toeplitz 协方差来描述自然场景中杂波的统计特性。

2.4 全局图像度量

全局图像度量描述图像整体的结构和信息内容。全局图像度量不使用任何目标信息,以免破坏其全局整体性特征。这些度量方式包括简单的像素灰度分布的均值、方差和熵,以及复杂的二维形状变化形态学

描述符和分形分解矢量等。

2.4.1 基于灰度统计的度量

1983年, Schmiieder等^[17]首先认识到背景杂波对于目标探测的影响和作用, 提出第一种红外背景杂波量化尺度, 即由下式定义的统计方差SV:

$$SV = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sigma_i^2 \right)^{1/2} \quad (7)$$

式中: σ_i 是第 i 个单元像素灰度值的标准差; N 为划分的单元数。这种杂波定义完整地包括空间和灰度度量, 有效地引入了单元灰度归一化值。

统计方差尺度SV可以表征背景的总体变化情况, 也能够处理两极分布(bimodal dark and light image)的图像, 但是不适用于例如椒盐噪声的均匀背景情况^[46]。同时, SV不能描述图像的内部结构信息, 两幅完全不同的图像也可能得到相同的SV度量值^[47]。另外, Schmiieder等^[48]在后续的实验中发现, SV适合于描述具有分形特征的自然背景杂波, 对非分形体的城镇背景杂波描述不准确。

针对统计方差杂波尺度SV的缺点, 许多学者提出了改进的方法。Singh等^[47]提出二维杂波的概念, 通过不断缩小划分的单元尺寸, 计算统计方差SV, 得到二维相关矩阵。Silk^[49]提出平移不变统计方差杂波尺度(Silk statistical variance, SSV)。

杨磊等^[3]提出基于加权信息熵的红外背景复杂程度定量描述指标, 并将其用于调整适用于不同复杂程度场景图像的巴特沃斯高通滤波器的截止频率, 但是当红外图像的尺寸逐渐增大时, 这种方法的效果不佳, 侯晴宇等^[50]也对其进行了验证。为此, 杨磊等^[51]提出改进的方差加权信息熵方法, 获得了较好的效果。

2.4.2 基于边缘的度量

Aviram等^[15]通过心理实验发现, 人眼视觉系统具有高通滤波特性, 对图像的边缘比较敏感, 因此提出利用图像中边缘点的数目度量杂波, 计算公式如下:

$$POE = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N POE_{i,T}^2 \right]^{1/2} \quad (8)$$

式中: N 为划分的单元数; $POE_{i,T}$ 为第 i 个单元内超过阈值的边缘点数目。

Meitzler等^[52]利用小波的多分辨率能力模拟人眼视觉系统, 提出小波多分辨率边缘概率杂波尺度。

2.4.3 基于变换域的度量

常洪花等^[53]采用背景功率谱密度(power spectral density, PSD)分布模型量化描述背景杂波, 也称为基

于参数模型的红外图像杂波量化尺度。基于PSD模型量化描述杂波的共同问题是^[54], 不同的PSD模型对背景分布假设的合理性, 如Groves等^[55]发现实际场景中杂波的分布并不满足Markov模型的平稳假设, 由此选择马尔科夫PSD模型描述杂波是不合适的。同时, 当背景图像中存在周期性噪声时, 会影响到参数估计的结果, 破坏参数估计结果与杂波等级之间的对应一致性, 因而基于背景PSD分布模型的量化尺度能在多大程度上拟合不同类型的背景仍需进一步的研究。另外, 上述杂波尺度仅从背景分布角度进行讨论, 而没有考虑目标的特性, 这种杂波描述方式是不合适的, 有必要将目标和背景合并在一起讨论, 具体的结合方式也有待进一步研究。

Salem等^[56]利用正交旋转线性判别分析(orthogonal rotational linear discriminant analysis, ORLDA)提出旋转杂波尺度(Rotational clutter metric), 对244幅红外图像进行杂波水平分级, 结果与专业观察者分级结果的相关性超过98%。Groves等^[55]提出基于小波变换的杂波量化尺度, 这种杂波尺度的缺点是没有考虑目标的尺寸和纹理等特征。Perju等^[57]为了简化图像复杂度度量方法的计算和实时实现, 提高目标识别的可靠性, 提出采用光学或电子器件计算傅里叶频谱。

2.5 复合度量

通常情况下, 由于红外目标识别的复杂性, 由相关的多种全局或局部度量尺度综合组成的复合度量尺度要比单一的度量尺度更可靠。

2.5.1 线性组合

Rotman等^[58]将共生矩阵杂波尺度和边缘概率杂波尺度线性组合形成复合度量参数, 分析其与人眼观测凝视点的相关系数。

Chen等^[59]利用目标标准差、目标平均边缘强度、目标熵、目标/背景干扰比和Fisher距离5种图像度量尺度的线性组合, 研究图像的复杂度水平与ATR算法性能之间的关系。

2.5.2 多元统计分析

多元统计分析是运用数理统计的方法来研究多变量(多指标)问题的理论和方法。有关学者将多种图像度量尺度与多元统计分析理论相结合, 实现了综合利用多种图像复杂度度量尺度分析红外目标识别的方法。

1) 聚类分析。Noah等^[60]在分析大气水蒸气和地面杂波红外图像时, 采用基本统计、二阶统计、纹理算子和目标度量共计4大类、80多种图像度量尺度, 利用聚类分析计算采样图像的相关系数, 确定其相似

性程度,将不同的地区的图像进行分类。

2) 主成分分析。侯晴宇等^[50]利用对比度、局部方差和非抽样小波变换高频分量的模组成3维特征向量空间,并假定特征向量服从多元正态分布,采用主成分分析构建统计距离加权信息熵度量尺度,代表背景像素的聚类程度和目标像素远离背景像素特征向量空间的程度,可用于确定红外图像的复杂程度。

3) 因子分析。因子分析是一种数据简化技术,通过研究众多变量之间的内部依赖关系,探求观测数据中的基本结构,并用少数几个假想变量来表示其基本的数据结构,这几个假想变量能够反映原来众多的变量的主要信息。众多的红外目标识别图像度量尺度之间必然存在潜在的相关性,因子分析提供了一种从大量的图像度量尺度中提取主要信息的方法,由此建立的复合度量尺度必然与ATR算法之间存在较强的相关性,可以克服单个度量尺度的局限性。Meitzler等^[61]、Namuduri等^[62]、Fadiran等^[63]均提出基于因子分析的复合度量尺度。

4) 逐步回归分析。逐步回归分析是目前被广泛使用的回归分析方法,计算量小,且最终保证得到在预先给定的最优水平下的回归方程,其主要思路是建立的回归方程中包含所有对因变量影响显著的自变量而不包含不显著的自变量。Ralph等^[64]利用逐步回归分析评估修正恒虚警率图像度量、归一化交叉相关尺度、功率谱信号、Silk统计方差杂波尺度和边缘概率尺度共计5种图像度量尺度与ATR系统性能的关系。

5) 复合分析方法。Clark等^[12]综合利用主成分分析、最大方差正交旋转法、逻辑回归、最小平方回归等统计分析方法,验证目标干扰比、K-S检验、目标与局部背景熵差、 χ^2 连通性、目标标准差、目标像素、目标周长平方与面积比、平均目标边缘强度和目标边缘标准差共计9种图像度量尺度与目标探测性能之间的相关性。Lucero等^[16]首先利用主成分分析法选定归一化 χ^2 灰度分布检验尺度、归一化边缘梯度检验尺度、归一化目标干扰比和归一化K-S灰度分布检验尺度共计4种图像度量尺度值,然后应用加权最小二乘法建立目标探测概率与4种图像度量尺度之间的回归模型。

2.5.3 支撑向量机

黄康等^[65]针对红外小目标图像,提出利用支持向量机融合目标与背景对比特征描述算子的背景杂波度量方法。黄康等采用目标/局部背景对比度尺度 $\Delta\mu$ 、全局图像像素标准差、纹理一致性度量和直方图的三阶矩4种不存在明显相关性的特征描述算子,并分别

对其进行归一化处理,利用支持向量机对背景分类,然后对每一类别的图像分别构造对应的成对比较判别矩阵,得到最终的背景杂波量化结果。

2.5.4 遗传算法

Voicu等^[66]利用遗传算法,将各种目标和背景特征度量值作为染色体,以预测探测概率和实验探测概率之间差异的最小化作为择优选择的依据,通过监督学习机制建立杂波的自适应动态模型。

3 度量方法选择的依据

红外图像的复杂度,不仅与输入的场景有关,而且与提取信息的类型和提取方法有关。在选择红外图像复杂度度量方法时,应当考虑以下因素和准则^[2,36,67,68]。

1) 目标与背景的基本特性。红外图像复杂度度量方法均是针对图像中目标和背景提供的信息而构建,在选择方法时也要考虑特定任务的目标和背景特性。例如对于红外图像中的小目标,仅能提供像素灰度值,缺乏形状和纹理等信息,而大目标图像中包含的目标信息较为丰富,如灰度、边缘、形状和纹理等特征。

2) 一般要符合人眼的视觉特性。通常情况下,人眼判定两幅红外图像的复杂度不同时,同一度量尺度的计算结果也应当不同,但有时也存在与人眼视觉不同的情况^[69]。

3) 与目标识别算法性能的相关性要强。在度量尺度构建的过程中,应当使其与目标识别算法性能建立良好的相关性。红外图像的复杂度升高,相应目标识别算法的检测概率应当降低,虚警率升高。

4) 能够描述场景参数的变化。

5) 避免复杂的算法。

6) 易于软件或硬件实现。

7) 具有足够的鲁棒性和可靠性,对于场景变化的适应性要强,能够为一定数量规模、背景动态变化范围较大的图像提供精确和稳定的复杂度特征描述。

8) 具有充分的敏感性和动态范围,可以识别相似的场景内容,区分不同的场景的变化。

4 总结和展望

通过对现有的红外目标识别图像复杂度度量方法进行系统的归纳和对比分析,发现还存在以下缺点和不足:

1) 现有的方法虽然数量众多,但大多针对特定的图像数据集,当任务内容发生改变时,度量方法的性能可能会随之发生改变,甚至失效。

2) 有些度量尺度需要根据经验判断选择阈值, 计算结果具有一定的不确定性。

3) 度量方法的性能与计算效率之间的权衡问题。如何在满足特定任务性能要求的前提下, 提高图像复杂度度量方法的计算效率, 目前还没有统一的标准和依据。

4) 红外图像复杂度度量尺度与目标识别性能指标(例如探测概率、识别概率、虚警概率等)之间严格的定量关系不明确, 目前还没有建立起明确的数学关系等式, 有待进一步验证。

随着红外物理、图像处理技术和模式识别理论研究的快速发展, 红外目标识别图像复杂度度量未来将向着融合多种特征或者综合多种度量方法的趋势发展。随着新一代高性能视频信号处理器的研制, 一些性能出色但是计算量较大的红外图像复杂度度量方法也将能够实时实现。

参考文献:

- [1] 何启予. 飞航导弹红外导引头[M]. 北京: 中国宇航出版社: 35-38.
- [2] Sherman J W, Spector D N, Swonger C W R, et al. *Automatic target recognition systems*[M]. The Infrared and Electro-optical Systems Handbook, SPIE Optical Engineering Press, 1993: Emerging Systems and Technologies, 343-402.
- [3] Yang L, Yang J, Yang K. Adaptive detection for infrared small target under sea-sky complex background[J]. *Electronics Letters*, 2004, **40**(17): 1083-1085.
- [4] Haik O, Lior Y, Nahmani D, et al. Effects of image restoration on acquisition of moving objects from thermal video sequences degraded by the atmosphere[J]. *Optical Engineering*, 2006, **45**(11): 1-8.
- [5] Sadjadi F A. Infrared target detection with probability density functions of wavelet transform subbands[J]. *Applied Optics*, 2004, **43**(2): 315-323.
- [6] Ralph S K, Irvine J, Snorrason M, et al. An Image Metric-Based ATR Performance Prediction Testbed[C]//*35th IEEE Applied Imagery and Pattern Recognition Workshop*, 2006: 1-9.
- [7] Moorea R K, Campb H A, Moyerc S, et al. Masked target transform volume clutter metric applied to vehicle search[C]//*Proc. of SPIE, Infrared Imaging Systems: Design, Analysis, Modeling, and Testing XXI*, 2010, **7662**: 1-11.
- [8] Gilles J, Landeau S, Dagobert T, et al. IR Image databases generation under target intrinsic thermal variability constraints[C]//*International IR Target and Background Modeling & Simulation Workshop (ITBMS)*, Toulouse, France, 2009.
- [9] Liming S, Weidong G. A New Camouflage Texture Evaluation Method Based on WSSIM and Nature Image Feature[C]//*International Conference on Multimedia Technology (ICMT)*, 2010: 1-4.
- [10] Mario I, Chacon M, Alma D, et al. Image complexity measure: a human criterion free approach[C]//*Annual Meeting of the North American Fuzzy Information Processing Society*, 2005: 241-246.
- [11] Peters Ii R A, Strickland R N. Image Complexity Metrics for Automatic Target Recognizers[C]//*Automatic Target Recognizer System and Technology Conference, Naval Surface Warfare Center, Silver Spring, MD*, 1990: 1-17.
- [12] Clark L G, Velten V J. Image characterization for automatic target recognition algorithm evaluations[J]. *Optical Engineering*, 1991, **30**(2): 147-153.
- [13] Wilson D L. Image based contrast to clutter modeling of detection[J]. *Opt. Eng.*, 2001, **40**(9): 1852-1857.
- [14] 黄康, 毛侠, 胡海勇, 等. 复杂背景下红外弱小运动目标检测的新方法[J]. *航空学报*, 2009, **30**(9): 1754-1760.
- [15] Aviram G, Rotman S R. Evaluation of human detection performance of targets embedded in natural and enhanced infrared images using image metrics[J]. *Optical Engineering*, 2000, **39**(4): 885-896.
- [16] Lucero A B, Silverman G B, Bair J W, et al. Image metrics[R]. Northrop Corporation, 1986.
- [17] E S D, W M R. Detection Performance in Clutter with Variable Resolution[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1983, **19**(4): 622-630.
- [18] 张建奇, 何国经, 刘德连, 等. 背景杂波对红外成像系统性能的影响[J]. *红外与激光工程*, 2008, **37**(4): 565-568.
- [19] Phillips M A, Sims S R F. Signal-to-clutter measure for ATR performance comparison[C]//*Proc. SPIE 3069, Automatic Target Recognition VII*, 1997.
- [20] Sims S R F. Putting ATR performance on an equal basis the measurement of knowledge base distortion and relevant clutter[C]//*Proc. SPIE 4050, Automatic Target Recognition X*, 2000.
- [21] He G, Zhang J, Liu D, et al. Clutter metric based on the Cramer-Rao lower bound on automatic target recognition[J]. *Applied Optics*, 2008, **47**(29): 5534-5540.
- [22] Chang H, Zhang J. Evaluation of human detection performance using target structure similarity clutter metrics[J]. *Optical Engineering*, 2006, **45**(9): 1-7.
- [23] Mao X, Diao W. Criterion to Evaluate the Quality of Infrared Small Target Images[J]. *J Infrared Milli Terahz Waves*, 2009(30): 56-64.

- [24] Birkemark C M. Cameva, A methodology for estimation of target detectability[R]. Utrecht: Workshop on "search and target acquisition", 1999.
- [25] Anderson D R, Moore J, Montgomery J, et al. Infrared Seeker Performance Metrics[R]. Invariant Corporation, 2003.
- [26] Carlson J J, Jordan J B, Flachs G M. Task Specific Complexity Metrics For Electronic Vision[C]//*Proc. SPIE 0901, Image Processing, Analysis, Measurement, and Quality*, 1988: 35-43.
- [27] Lanterman A D, Sullivan J A O, Miller M I. Kullback-Leibler distances for quantifying clutter and models[J]. *Opt. Eng.*, 1999, **38**(12): 2134-2146.
- [28] Rong S, Bhanu B. Modeling Clutter and Context for Target Detection in Infrared Images[C]//*IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, California Univ*, 1996: 106-113.
- [29] Zhu S, Lanterman A D, Miller M I. Clutter modeling and Performance analysis in Automatic Target recognition[R]. Workshop on detection and classification of difficult targets, 1998.
- [30] Toet A. Structural similarity determines search time and detection probability[J]. *Infrared Phys Technology*, 2010, **53**: 464-468.
- [31] Li Q, Yang C, Zhang J. Target acquisition performance in a cluttered environment[J]. *Applied Optics*, 2012, **51**(31): 7668-7673.
- [32] 何国经, 张建奇, 刘德连, 等. 一种基于结构相似度的杂波尺度[J]. *西安电子科技大学学报*, 2009, **36**(1): 166-170.
- [33] Shteinman A, Bushlin Y. Background clutter in the SW infrared spectral band: measurement and analysis[C]//*Proc. SPIE 3375, Targets and Backgrounds: Characterization and Representation IV*, 1998: 39-47.
- [34] Aviram G, Rotman S R. Evaluating human detection performance of targets and false alarms, using a statistical texture image metric[J]. *Opt. Eng.*, 2000, **39**(8): 2285-2295.
- [35] Copeland A C, Trivedi M M. texture perception in humans and computers, models and psychophysical experiments[C]//*Proc. SPIE 2742, Targets and Backgrounds: Characterization and Representation II*, 1996: 436-446.
- [36] Waldman G, Wootton J, Hobson G, et al. A normalized clutter measure for images[J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1988, **42**(2): 137-156.
- [37] Shirvaikar M V, Trivedi M M. Developing texture based image clutter measures for object detection[J]. *Optical Engineering*, 1992, **31**(12): 2628-2639.
- [38] 刁伟鹤, 毛侠, 常乐. 一种新的红外目标图像质量评价方法[J]. *航空学报*, 2010, **31**(10): 2026-2033.
- [39] Tidhar G, Rotman S R. Clutter metrics for target detection systems[C]//*17th IEEE Meeting in Israel, Ramat Gan, Israel*, 1991: 166-169.
- [40] Chang H, Zhang J. Evaluation of human detection performance using target structure similarity clutter metrics[J]. *Opt. Eng.*, 2006, **45**(9): 1-7.
- [41] Chu X, Yang C, Li Q. Contrast sensitivity function based clutter metric[J]. *Opt. Eng.*, 2012, **51**(6): 1-6.
- [42] Mahalanobis A, Sims S R F, Van Nevel A. Signal-to-clutter measure for measuring automatic target recognition performance using complimentary eigenvalue distribution analysis[J]. *Opt. Eng.*, 2003, **42**(4): 1144-1151.
- [43] Yang C, Wu J, Li Q, et al. Sparse-representation-based clutter metric[J]. *Applied Optics*, 2011, **50**(11): 1601-1605.
- [44] Yang C, Zhang J, Xu X, et al. Quaternion phase-correlation-based clutter metric for color images[J]. *Optical Engineering*, 2007, **46**(12): 1-7.
- [45] Bitouk D, Miller M L, Younes L. Clutter Invariant ATR[J]. *IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*, 2005, **27**(5): 817-821.
- [46] Kowalczyk M L, Rotman S R. *Characterization of Backgrounds*[M]. Electro-optical imaging : system performance and modeling, Washington, USA: SPIE Press, 2000, **28**: 1-21.
- [47] Singh H, Gautam V, Bhaskara M, et al. Two dimensional clutter: a new definition[C]//*36th Midwest Symposium on Circuits and Systems*, 1993: 88-91.
- [48] Cathcart J M, Doll T J, Schmieder D E. Target detection in urban clutter[J]. *IEEE Transactions On Systems Man And Cybernetics*, 1989, **19**(5): 1242-1250.
- [49] Silk J D. statistical variance analysis of clutter scenes and application to a target acquisition test[R]. IDA Paper P-2950, Alexandria, VA: Institute for Defense Analysis, 1995.
- [50] Qingyu H, Wei Z, Chunfeng W, et al. Adaptive small target detection based on evaluating complex degree of infrared image[C]//*Proc. of SPIE International Symposium on Photoelectronic detection and imaging*, 2009, **7383**: 1-8.
- [51] Yang L, Zhou Y, Yang J, et al. Variance WIE based infrared images processing[J]. *Electronics Letters*, 2006, **42**(15): 1-2.
- [52] Meitzler T J, Karlsen R E, Gerhart G R, et al. Wavelet transforms of cluttered images and their application to computing the probability of detection[J]. *Optical Engineering*, 1996, **35**(10): 3019-3025.
- [53] Chang H, Zhang J, Wang X, et al. Background clutter and detection algorithm-based staring IR seeker performance evaluation [C]//*Proc.*

- SPIE, Infrared Components and Their Applications*, 2005, **5640**: 381-390.
- [54] 张建奇, 王晓蕊. 光电成像系统建模及性能评估理论[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2010: 305-350.
- [55] Groves G K, Chacon K M, Prager K E, et al. Quantification of clutter in electro-optical tracking systems[C]//*Proc. SPIE Acquisition, Tracking, and Pointing VIII*, 1994, 2221: 287-295.
- [56] Salem S, Halford C, Moyer S, et al. Rotational clutter metric[J]. *Opt. Eng.*, 2009, **48**(8): 1-11.
- [57] Perju V, Casasent D, Mardare I. Image complexity matrix for pattern and target recognition based on Fourier spectrum analysis[C]//*Proc. SPIE Optical Pattern Recognition XX*, 2009, **7340**: 1-9.
- [58] Rotman S R, Hsu D, Cohen A, et al. Textural metrics for clutter affecting human target acquisition[J]. *Infrared Phys Techn.*, 1996(37): 667-674.
- [59] Chen Y, Chen G, Blum R S, et al. Image Quality Measures for Predicting Automatic Target Recognition Performance[C]//*IEEE Aerospace Conference*, 2008: 1-9.
- [60] Noah M A, Noah P V, Schroeder J, et al. Background characterization techniques for pattern recognition applications[C]//*Proc. SPIE Aerospace Pattern Recognition*, 1989, **1098**: 55-70.
- [61] Meitzler T, Gerhart G, Singh H. A relative clutter metric[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1998, **34**(3): 968-976.
- [62] Namuduri K R, Bouyoucef K, Kaplan L M. Image metrics for clutter characterization[C]//*International Conference on Image Processing*, 2000: 467-470.
- [63] Fadiran O O, Molnar P, Kaplan L M. A statistical approach to quantifying clutter in hyperspectral infrared images[C]//*IEEE Aerospace Conference*, 2006: 1-10.
- [64] Ralph S K, Irvine J, Snorrason M, et al. An Image Metric-Based ATR Performance Prediction Testbed[C]//*Proceedings of the 34th Applied Imagery and Pattern Recognition Workshop*, 2005: 1-6.
- [65] 黄康, 毛侠, 梁晓庚. 红外小目标图像的背景杂波量化方法[J]. *光学学报*, 2011, **31**(3): 1-6.
- [66] Voicu L I, Uddin M, Myler H R, et al. Clutter modeling in infrared images using genetic programming[J]. *Opt. Eng.*, 2000, **39**(9): 2359-2371.
- [67] Shirvaikar M V, Trivedi M M. Developing texture-based image clutter measures for object detection[J]. *Optical Engineering*, 1992, **31**(12): 2628-2639.
- [68] 常洪花, 张建奇. 基于人眼视觉系统的红外背景杂波量化技术[J]. *红外技术*, 2004, **26**(5): 13-17.
- [69] Moore R K, Camp H A, Moyer S, et al. Triangle search experiment to isolate scene clutter effects[C]//*Proceedings of the SPIE, Infrared Imaging Systems: Design, Analysis, Modeling, and Testing XXI*, 2010: 1-9.