

综合相似性在红外目标隐身效果评估中的应用

赵晓枫, 魏银鹏, 杨佳星, 蔡 伟, 张志利

(火箭军工程大学 兵器发射理论与技术国家重点学科实验室, 陕西 西安 710025)

摘 要: 对于单张红外图像进行隐身效果评估, 需要考虑像素点间反映的图像相似特征信息, 而单一的相似性度量方法不能够全面准确地反映红外图像间相似性。在对单张红外图像均等分块的基础上, 综合考虑了基于图像灰度直方图法、方向梯度直方图特征法、结构相似度法和目标分类 4 种相似性度量方法的优点, 利用主成分分析法确定不同相似性度量方法的权重值, 提出了基于综合相似性度量的评估方法。通过各相似性度量方法间横向与纵向的对比, 分析不同遮挡情况下目标与背景图像间每种相似性度量方法的平均值和标准差。结果表明: 综合相似性度量能够更准确地反映图像间相似性信息, 更有效地处理单张红外图像隐身效果评估问题。

关键词: 相似性; 隐身效果评估; 图像分类; 主成分分析

中图分类号: TJ02; TP391.41 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA202049.0104004

Application of comprehensive similarity in the evaluation of infrared target stealth effect

Zhao Xiaofeng, Wei Yinpeng, Yang Jiaying, Cai Wei, Zhang Zhili

(Armament Launch Theory and Technology Key Discipline Laboratory of China,
the Rocket Force Engineering University, Xi'an 710025, China)

Abstract: For the stealth effect evaluation of a single infrared image, it is necessary to consider the image similar feature information reflected by the pixels in the image. A single similarity measurement method cannot fully and accurately reflect the similarity between infrared images. On the basis of equally dividing a single infrared image, the advantages of four similarity measurements based on image gray histogram method, direction gradient histogram feature method, structural similarity method and target classification were considered comprehensively. The principal component analysis method was used to determine the weight values of different similarity measurements, and an evaluation method based on comprehensive similarity measurement was proposed. Through the comparison of horizontal and vertical experiments between the similarity measurement methods, the mean and standard deviation of each similarity measurement between the target and the background image for different occlusion situations was analyzed. The results show that the comprehensive similarity measurement can more accurately reflect

收稿日期: 2018-08-03; 修订日期: 2019-12-21

基金项目: 国家自然科学基金(41404022); 陕西省自然科学基金面上项目(2015JM4128); 光电控制技术重点实验室和航空科学基金(201551U8008)

作者简介: 赵晓枫(1979-), 男, 副教授, 硕士生导师, 博士, 主要从事兵器发射理论与技术方面的研究, 光电控制技术重点实验室客座研究人员。Email: xife_zhao@163.com

通讯作者: 魏银鹏(1994-), 男, 硕士生, 主要从事人工智能、红外图像处理方面的研究。Email: weiyinpeng224@163.com

the similarity information between images, the problem of single-infrared image stealth effect evaluation is more effectively processed.

Key words: similarity; stealth effect evaluation; image classification; principal component analysis

0 引言

在现代战争中, 隐身技术对于提高战场武器装备的生存能力非常重要, 红外侦察打击系统以其全天候、全天候的战场应用能力, 严重威胁着武器装备的安全。随着空基和天基红外探测系统的广泛应用, 安全问题显得更加突出, 由于武器装备和背景特征信息的相似程度决定着目标被发现的概率, 因此, 评估武器装备红外隐身效果^[1-3]有着重要的参考意义。

对红外图像中目标隐身效果进行评估可以认为是目标与背景之间相似性的度量分析, 基于图像匹配的相似性度量方法可直接从图像像素信息出发, 不需要设置标记点, 也不需要进行图像预处理, 能够对红外目标图像进行隐身效果评价。

传统的图像相似性度量方法大致分为 3 种, 有灰度直方图匹配法、特征信息匹配法和基于变换域的方法, 在图像灰度值信息的相似性^[4-6]计算中, 直接统计图像灰度信息能够提高结果精度, 但计算量大且灰度值位置不能很好定位; 在特征信息匹配中, 2005 年, Dalal 提出了方向梯度直方图(HOG)描述子, 该方法能够保持几何和光学转化不变性, 但在处理图像旋转和尺度变化上效果不佳; 2002 年, Zhou Wang 和 Alan C. Bovik 等提出了一种考虑空间关联性的方法, 即结构相似度^[7](SSIM), SSIM 减小了运算复杂度, 在图像相似性衡量上更符合人眼对图像的品质判断, 但该方法不能反映具体像素值信息; 在基于变换域算法中^[8], 要求图像尽量保留低频图像信息, 针对红外图像适用范围有限。深度学习技术的出现改变了图像相似性度量的模式, 对单帧图像分块后的相似性度量可理解为图像的分类^[9-14]准确性问题。由于数据量有限, 可采用迁移学习完成分类, 2015 年, Zbigniew Wojna 等^[10]提出的 Inception-v3 模型可以很好地完成迁移学习, 但训练准确率是不可再现的, 并且准确率之间差距较大。

上述方法在进行相似性度量时都有其局限性, 针对这一问题, 文中提出红外目标综合相似性度量

法。将单张红外图像均等分块, 找出目标所在分块后图像及背景所在分块后图像, 分别采用图像灰度直方图匹配、方向梯度直方图特征、结构相似度和目标分类 4 种方法进行相似性计算, 通过主成分分析法对 4 种相似性度量方法分配权重值^[15-16], 得到综合相似性度量值, 通过分析相似性计算结果的平均值和标准差来评价红外图像隐身效果。

1 红外图像相似性度量原理

对红外图像中目标隐身效果进行评估时, 可以通过度量两个图像集合的相似程度实现评估。每幅图像都是由像素点集合组成的, 点特征是图像的重要特征, 它具有旋转不变性和不随光照条件变化的优点, 在对红外图像进行相似性度量时, 提取图像点特征不会损失重要的特征信息。

1.1 灰度直方图相似性度量法

在统计学中, 巴氏距离主要用于测量两个离散概率分布, 一般可用于对两个具体模型进行相似性计算。对于任意两幅红外图像, 统计两幅红外图像的直方图, 通过度量灰度直方图之间的巴氏距离来计算红外图像的相似性。结合文中算法定义巴氏距离为:

$$S(H_1, H_2) = 1 - \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^n \sqrt{H_1(i) \cdot H_2(i)}}{\sum_{i=1}^n H_1(i) \cdot \sum_{i=1}^n H_2(i)}} \quad (1)$$

式中: H_1 、 H_2 为提取出的两幅红外图像的灰度值特征向量, S 的值越靠近 1 表示两张红外图像越相似, 越靠近 0 表示两张红外图像越不相似。

1.2 方向梯度直方图相似性度量法

在一幅图像中, 局部区域的信息能够被梯度或边缘的方向密度分布很好地描述。算法首先将图像分成小的细胞单元(Cell), 然后统计每个图像细胞单元的梯度方向直方图, 最后将这些直方图按照空间顺序组合起来保存空间信息。为保证光照不变性, 算法对这些局部直方图在图像更大范围内(Block)进行对比度归一化。经 HOG 特征提取后得到对应图像

的特征直方图，通过计算两幅直方图的巴氏距离完成相似性计算。

1.3 基于结构相似度的相似性度量法

SSIM 度量从图像组成的角度出发,将结构信息

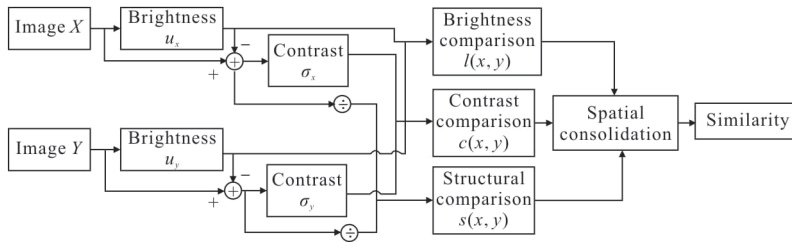


图 1 SSIM 流程图

Fig.1 SSIM flow chart

文中采用 SSIM 方法，计算等分块后红外图像目标与背景图像间的相似性,SSIM 测量系统由 3 种对比模块组成,分别是亮度 $l(x, y)$ 、对比度 $c(x, y)$ 和结构 $s(x, y)$,结合三个模块,相似性函数定义为:

$$SSIM(x, y)=[l(x, y)]^\alpha [c(x, y)]^\beta [s(x, y)]^\gamma \quad (2)$$

式中:满足 $\alpha>0, \beta>0, \gamma>0$,它们可以调整亮度、对比度和结构三者的重要性,通常指定 $\alpha=\beta=\gamma=1$ 。

1.4 基于图像分类的相似性度量方法

迁移学习能够很好解决数据量不足的问题。所谓迁移学习就是将一个问题上训练好的模型通过简单的调整使其适用于一个新的问题,将新的目标任务通过训练好的卷积神经网络可以看成是对目标进行特征提取的过程。

Inception-v3 是对 Inception Net 的改进,它将一个较大的二维卷积拆成两个较小的一维卷积,优化了 Inception Module 的结构,其结构图如图 2 所

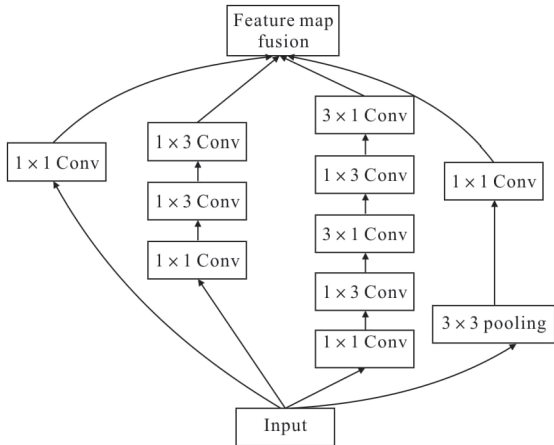


图 2 Inception-v3 网络模型

Fig.2 Inception-v3 network model

定义为独立于亮度、对比度且反映场景中物体结构的属性,用均值作为亮度的估计,标准差作为对比度的估计,协方差作为结构相似程度的估计,其流程如图 1 所示。

示。该模型是一个具有多层的架构,分别由输入层、多种类型卷积层、下采样层及特征图融合的输出层构成。在此模型中,3×3 卷积核用 1×3 和 3×1 卷积核的组合替代,这增加了模型的深度和非线性,并且减少了三分之一的参数,进一步提高了效率。

因为将瓶颈层的输出再通过一个单层的全连接层神经网络可以很好的区分多种类别的图像,所以认为瓶颈层输出的节点向量可以作为任何图像的一个更加精简并且表达能力更强的特征向量。因此,可以直接利用这个训练好的神经网络对图像进行特征提取,然后再将提取得到的特征向量作为输入完成图像分类。

2 综合相似性度量评估算法设计

2.1 综合相似性度量的评估方法

单一相似性度量方法能够得出图像间的相似性,但每种方法都有其局限性,并且单一的相似性度量方法指标结构简单,不能够全面地评估图像间的相似性。因此,文中提出了综合相似性度量算法,通过主成分分析法确定不同相似性度量方法的权重值,计算得到图像综合相似性度量值。综合相似性度量流程设计如图 3 所示。

通过权值分配确定各相似性指标的权重,可得综合评价指标计算公式为:

$$S_k = a_1 S_{1k} + a_2 S_{2k} + a_3 S_{3k} + a_4 S_{4k} \quad (3)$$

式中: k 表示每张目标图像的实验组数,一般由选取的背景图像数量决定。由于分块后单张目标图像相似性度量结果单一,为增加目标数据的多样性,选取

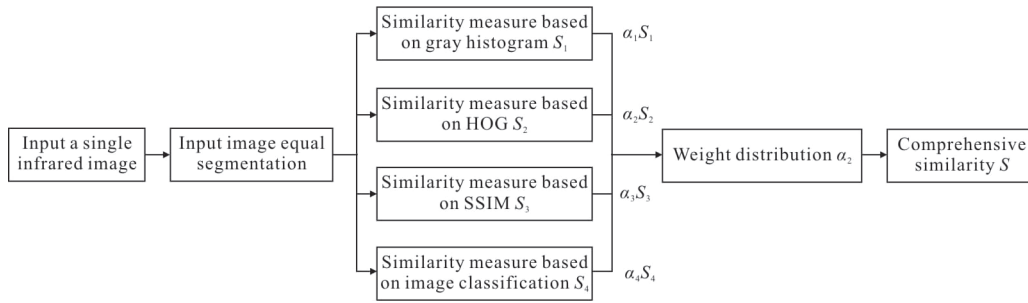


图 3 综合相似性度量流程

Fig.3 Synthetic similarity measurement process

均等分块后特征明显的两幅红外图像为目标图像，分别表示为 X_1, X_2 ；选取目标周围图像为背景图像，表示为 $Y_k=[Y_1, Y_2, \dots, Y_n]$ ， n 表示均等分块后背景图像数量。对目标图像 X_1, X_2 以及需要进行相似性匹配的背景图像 Y_k ，分别计算对应相似性平均值 S' ，通过 S' 对红外图像中车辆与背景间的整体相似性进行评价。 S' 的计算公式为：

$$S' = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^n S_k \quad (4)$$

2.2 基于主成分分析的权值分配算法

在综合相似性评估方法中，各评价指标对整体相似性评价的影响程度不同，权重则代表了各评价指标的重要程度，因此，指标权重的确定对红外图像综合相似性评估的准确性和有效性非常重要。

文中采用客观赋权法中的主成分分析法确定各相似性指标权重值，主成分分析可以将多指标综合为一个统一的评价值，客观地确定各指标的权重。算法步骤如下：

1、建立 m 个区域 n 个指标的原始数据矩阵 M_{ij} ($i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n$)，并对其进行标准化处理；

对正指标有：

$$Z_{ij} = (X_{ij} - \bar{X}_j) / S_j \quad (5)$$

对负指标有：

$$Z_{ij} = (\bar{X}_j - X_{ij}) / S_j \quad (6)$$

式中： X_{ij} 为数据矩阵中元素； Z_{ij} 为归一化后的数据，

$$\bar{X}_j = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m X_{kj}, S_j = \sqrt{\sum_{i=1}^m \frac{(X_{ij} - \bar{X}_j)^2}{m}}$$

2、计算指标的相关系数矩阵 R_{jk} ，对 R_{jk} 有 $R_{jj}=1$ ，

$$R_{jk} = R_{kj};$$

$$R_{jk} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{(X_{ij} - \bar{X}_j)^2}{S_j} \cdot \frac{(X_{ik} - \bar{X}_k)^2}{S_k} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Z_{ij} Z_{ik} \quad (7)$$

3、求矩阵 R_{jk} 的特征值 λ_k ($k=1, 2, \dots, n$) 和特征向量 L_k ($k=1, 2, \dots, n$)。根据特征方程计算特征值 λ_k ，并列特征向量 L_k ；

4、计算贡献率 T_k 和累积贡献率 D_k ；

$$T_k = \lambda_k / \sum_{j=1}^n \lambda_j, D_k = \sum_{j=1}^k T_j \quad (8)$$

5、计算主成分指标的权重 W_j ，计算主成分得分矩阵 Y_{ij} ；

6、根据多指标加权综合模型 Z_i ，计算各样本加权综合评价值，确定各相似性度量方法权重 a_i 。

$$Z_i = \sum_{j=1}^n W_j Y_{ij} (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n) \quad (9)$$

2.3 红外目标隐身效能评估

两幅图像的相似性度量值能够反映两幅图像间相似程度，可以通过计算车辆所在区域与其周边环境区域的相似程度完成单帧红外图像中车辆的隐身效果评估。

对单帧红外图像进行均等分块，提取目标信息较明显图像作为相似性度量目标图像，选择目标周围图像作为背景图像，计算每种方法相似性度量值，结合主成分分析法得出综合相似性度量值。文中将相似性度量结果的平均值和标准差作为评价指标，以标准差来衡量每种相似性度量方法的稳定性，如果标准差小说明该方法计算所选背景图像与目标图像之间相似性强，综合考虑相似性度量结果平均值与标准差，可以通过局部图像之间的相似性度量值来对整体图像的目标红外隐身效果进行评估。

3 实验与分析

实验以车辆(小轿车、公交车)为研究对象,拍摄了冬季室外有遮挡情况下车辆的红外图像,图像大小为 640 pixel×480 pixel。确定红外图像均等分块数量,进行相似性度量实验,计算综合相似性度量值,通过对比每种相似性度量方法平均值和标准差完成单张红外图像目标的隐身效果评估。

3.1 均等分块数量确定实验

为确定图像均等分块数,对图像分别进行不同数量均等分块,当第一次出现分类准确性高且稳定性好的数据时即为最佳分块数据,考虑分块后图像数据量,分别考察 6×6、7×7 到 14×14 均等分块时分类准确性。将每次等分块后反映小轿车与环境背景的图像分配到对应的两个文件夹作为分类数据集,采用 Inception-v3 模型实现迁移学习对等分块后图像进行分类实验,对比 6×6、7×7 到 14×14 均等分块的分类结果,如图 4 所示,从图中可以看出,随着均等分块数量的增加,分类准确率也随之趋于稳定,当分块数为 11×11、12×12、13×13、14×14 时,准确率稳定性更佳。

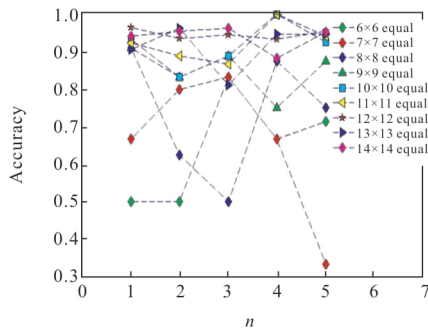


图 4 不同数量均等分块统计图

Fig.4 Different number of equal-blocking charts

统计 11×11、12×12、13×13 和 14×14 均等分块后分类准确率,计算数据平均值及标准差如表 1 所示。

表 1 准确率分析统计

Tab.1 Accuracy analysis statistics

Equal score	1	2	3	4	5	Mean	Standard deviation
11×11	0.923	0.889	0.867	1	0.941	0.924	0.05
12×12	0.964	0.935	0.944	0.933	0.955	0.946	0.01
13×13	0.905	0.962	0.81	0.947	0.947	0.914	0.06
14×14	0.941	0.955	0.963	0.882	0.952	0.939	0.03

综合考虑表中统计数据,当均等分块数为 12×12 时,分类结果的准确性和稳定性更好,因此确定等分块数量为 12×12。遮挡后小轿车红外图像如图 5(a)所示,从分块后图像中选出能够反映目标的图像 X_1 、 X_2 作为目标图像,在目标图像周围选择需要进行相似性匹配的图像 Y_k ,如图 5(b)所示。

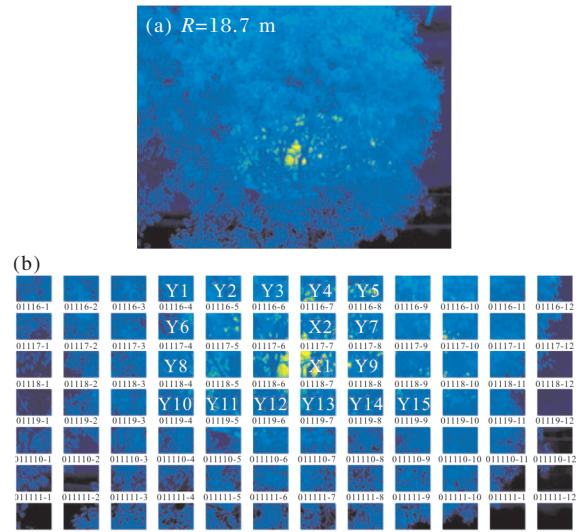


图 5 原始图像及均等分块示意图

Fig.5 Original image and equal block diagram

3.2 相似性度量实验

3.2.1 4 种相似性度量实验

计算图像灰度直方图信息(方法 1)、方向梯度直方图特征(方法 2)、结构相似度(方法 3)和图像分类法(方法 4)4 种方法目标图像与背景图像 Y_k 间的相似性。方法 1 中采集图像灰度直方图并计算两幅图像之间的巴氏距离来计算图像间的相似性;方法 2 中对 HOG 进行特征提取,所有 block 内的直方图向量组成 HOG 特征,梯度方向平均划分为 9 个区间,对所有像素的梯度方向在各个方向区间进行直方图统计,通过计算直方图巴氏距离来计算图像间的相似性;方法 3 中用均值作为亮度的估计,标准差作为对比度的估计,协方差作为结构相似程度的度量,对三个方面进行权值分配,计算两张红外图像间的相似性;方法 4 应用迁移学习获取图像分类准确率,此时红外图像在 12×12 等分块后将能反映小车的红外图像与背景图像分配到两个文件夹中,分为两类,设定其中 10% 的图像作为测试集数据,10% 的图像作为验证集数据,其余 80% 作为训练集数据,通过分类模型获取最终分类准确率。4 种相似度量方法结

果统计如表 2 所示。

从表中可以看出,方法 4 的数值要远高于其他 3 种方法,方法 4 中将 Y_k 与 Y_k 所包围的图像分为同一

类作为目标,将剩余图片分为一类作为背景,测试结果表明:两类图像相似性超过 90%,但从人眼目视的角度分析, Y_k 与 Y_k 所包围的图像间的相似性与目视

表 2 4 种相似性度量结果
Tab.2 Four similarity measure results

Method	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0.488 1	0.529	0.474 3	0.671 2	0.681 4	0.509 2	0.552 2	0.49 9	0.596 8	0.461 2	0.540 7	0.526 3	0.572 4	0.496 8	0.517 6
2	0.644 7	0.415 6	0.276 5	0.392 3	0.483 1	0.247 3	0.625 1	0.693 2	0.316 9	0.414 4	0.203 1	0.558	0.272 2	0.431	0.678 5
3	0.562	0.554 8	0.565 7	0.497 8	0.499 2	0.471 9	0.533 1	0.551 9	0.534 6	0.531 8	0.522 8	0.522 5	0.555	0.548 7	0.561 7
4	0.936	0.896	0.976	0.899	0.933	0.925	0.919	0.933	0.899	0.867	0.828	0.886	0.894	0.934	0.929

结果并不相符,因此,将该方法作为评估图像红外目标隐身效果的指标并不准确。

3.2.2 综合相似性度量(方法 5)实验

根据建立的综合评价指标体系,利用 SPSS 软件对 4 种相似性度量方法得到的相似性统计数据进行主成分分析,表 3 是利用回归法得到的因子得分系数矩阵 Y_{ij} 。

表 3 因子得分系数矩阵

Tab.3 Component score coefficient matrix

Method	Component	
	1	2
Hist	-0.671	0.216
HOG	-0.061	0.589
SSIM	0.517	0.080
Classification	-0.126	0.618

分别用 V_1 、 V_2 、 V_3 、 V_4 表示 4 个变量,可以写出主成分的得分函数:

$$F_1 = -0.67V_1 - 0.061V_2 + 0.517V_3 - 0.126V_4$$

$$F_2 = 0.216V_1 + 0.589V_2 + 0.08V_3 + 0.618V_4$$

表 4 为因子载荷矩阵,根据该表可以写出各因

表 4 因子载荷矩阵

Tab.4 Component matrix

Method	Component	
	1	2
Hist	-0.654	0.623
HOG	0.645	0.489
SSIM	0.808	-0.293
Classification	0.592	0.556

子得分成绩,通过各因子的得分成绩,确定各相似性度量指标权重值 a_i ,如表 5 所示。

表 5 4 种方法权重值

Tab.5 Weight values of four methods

Method	Weights
1	0.039
2	0.148
3	0.210
4	0.303

根据综合评价指标计算公式(3)、(4),计算目标红外图像和需要进行相似性匹配的背景图像 Y_k 间的综合相似性 S_k ,表 6 为各相似性度量结果统计。

求各相似性度量方法结果的均值和标准差。计算最终综合相似性度量值 S' 为 0.637 1。表 7 为目标 X_1 各相似性度量方法平均值和标准差。同理可计算目标 X_2 与背景图像 Y_k 间的相似性度量值,运用主成分分析法得到每种方法的权重值,并计算综合相似性度量值,统计结果如表 8 所示。

求各相似性度量方法结果的平均值和标准差。计算最终综合相似性度量值 S' 为 0.736 9。表 9 为目标为 X_2 时各种方法平均相似性和标准差度量结果。

(1) 相同相似性度量方法的纵向比较

所选目标区域的红外图像 X_1 和 X_2 ,从人眼视觉角度分析, X_2 较 X_1 与图像背景区域相似性更高,从方法 5 计算结果可以看出: X_1 为 0.637 1, X_2 为 0.736 9,结果与分析相符合;对 X_1 和 X_2 ,方法 4 的平均相似性结果相同且高于 90%,而实际观察目标隐身后图

表 6 5 种方法相似性度量结果

Tab.6 Five methods similarity measurement results

Method	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0.488 1	0.529	0.474 3	0.671 2	0.681 4	0.509 2	0.552 2	0.499	0.596 8	0.461 2	0.540 7	0.526 3	0.572 4	0.496 8	0.517 6
2	0.644 7	0.415 6	0.276 5	0.392 3	0.483 1	0.247 3	0.625 1	0.693 2	0.316 9	0.414 4	0.203 1	0.558	0.272 2	0.431	0.678 5
3	0.562	0.554 8	0.565 7	0.497 8	0.499 2	0.471 9	0.533 1	0.551 9	0.534 6	0.531 8	0.522 8	0.522 5	0.555	0.548 7	0.561 7
4	0.936	0.896	0.976	0.899	0.933	0.925	0.919	0.933	0.899	0.867	0.828	0.886	0.894	0.934	0.929
5	0.662 25	0.628 8	0.574 2	0.662 5	0.69	0.588 6	0.670 1	0.670 4	0.633 9	0.592 1	0.574	0.639 2	0.621 8	0.630 4	0.675 3

表 7 5 种方法平均相似性和标准差度量结果

Tab.7 Five methods average similarity and standard deviation measurement results

Method	1	2	3	4	5
Similarity	0.541 1	0.443 5	0.534 2	0.910 3	0.637 1
Standard deviation	0.063 3	0.159 1	0.048 5	0.033 8	0.036 8

表 8 5 种方法权重值

Tab.8 Weight values for five methods

Method	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0.641 2	0.608	0.553 7	0.822 5	0.818 2	0.581 3	0.797 1	0.723 4	0.806 7	0.439 9	0.624 5	0.644 9	0.731 9	0.536 1	0.665 6
2	0.479 3	0.364 7	0.907 1	0.292 7	0.692 9	0.498 3	0.239 8	0.502	0.422 9	0.230 2	0.802 5	0.236 2	0.758 7	0.27	0.563 6
3	0.705 5	0.686 8	0.691 9	0.410 5	0.645 9	0.585 6	0.656 7	0.696 4	0.653	0.671 4	0.678 2	0.662 3	0.681 3	0.6972	0.704 8
4	0.936	0.896	0.976	0.899	0.933	0.925	0.919	0.933	0.899	0.867	0.828	0.886	0.894	0.934	0.929
5	0.744 9	0.706 9	0.753 5	0.718 8	0.809 8	0.693 6	0.768 1	0.773 3	0.776 7	0.623	0.718 4	0.702 4	0.777 7	0.689 4	0.757 1

表 9 5 种方法平均相似性和标准差度量结果

Tab.9 Five methods average similarity and standard deviation measurement results

Method	1	2	3	4	5
Similarity	0.666 3	0.484 1	0.668 5	0.910 3	0.736 9
Standard deviation	0.111 4	0.214 8	0.071 7	0.033 8	0.046

像信息特征相似性并不能达到 90%以上;方法 1、2、3、5 的相似性度量结果 X_2 较 X_1 高,符合人眼视觉评价结果。

(2) 不同相似性度量方法的横向比较

横向对比 5 种相似性度量方法,通过计算每种方法结果的标准差,可以判断相似性度量结果的稳定性,标准差越小相似性度量值越稳定,由分类给出的结果可知: X_1 、 X_2 和 Y_k 之间的相似性较高,而综合相似性度量方法最终标准差计算结果与分类结果相

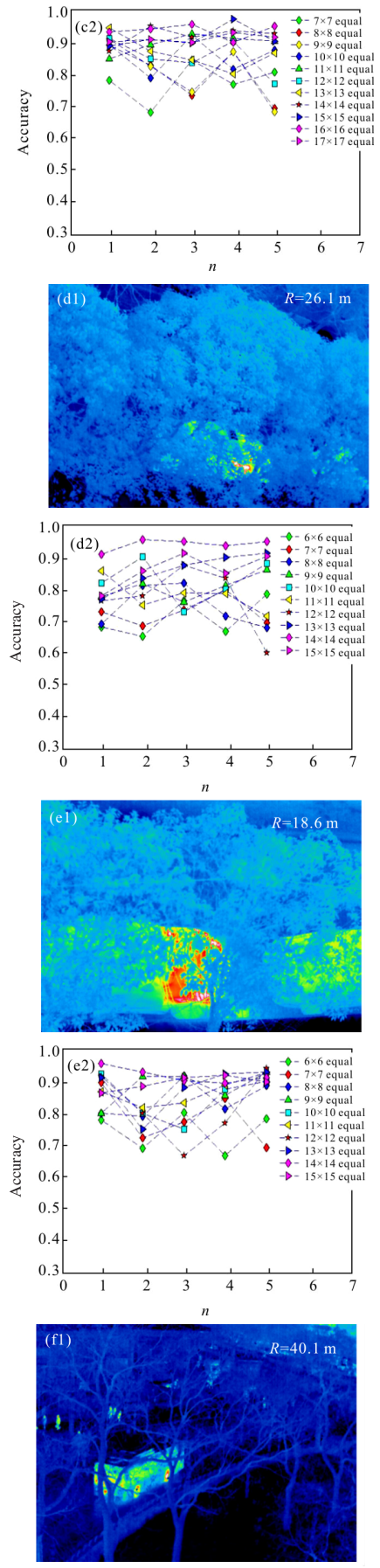
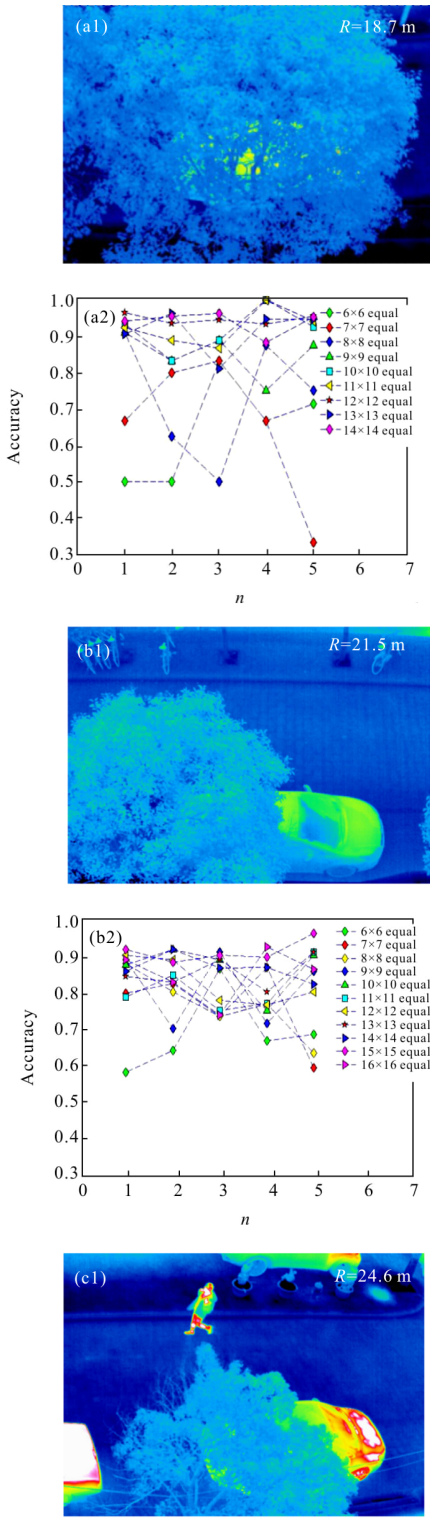
近,方法 1、2、3 的标准差计算结果均大于综合相似性度量方法的标准差,再结合相似性度量结果平均值,可知方法 5 计算结果更全面。

3.2.3 相似性度量对比实验

为增加实验的多样性,考察不同遮挡情况下小轿车、公交车的隐身效果,图 6 为原始红外图像和图像均等分块实验结果。

通过图像均等分块实验,确定每幅图像最佳分块数目,图 6(a)为 15、图 6(b)为 16、图 6(c)、(d)均为

14、图 6(e)为 15。由红外图像及对应图像均等分块结果可以得出：目标遮挡效果好的图像比遮挡效果差的图像等分块数目少；目标的拍摄距离会影响采集图像中目标的特征区域信息，对同一台红外成像仪，拍摄距离越远，目标成像越小，目标像素信息降低，均等分块数目也随之减少。



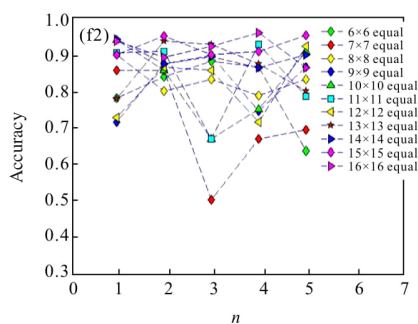


图 6 不同探测距离红外图像及均等分块统计图

Fig.6 Infrared images in different detection distances and equal block statistics

计算每幅图像的目标图像 X_1 、 X_2 分别与背景 Y_k 间的相似性度量值,实验选取的 6 幅红外图像对应每种方法相似性计算结果的平均值和标准差,统计结果如表 10 所示。

原始红外图像中车辆的形状和特征信息在有遮挡的情况下存在不同程度的差异,结合图 6(a)~(f)中

车辆遮挡情况,由表 10 中数据可知方法 5 中的相似性度量平均值较其他 4 种方法更符合人眼视觉评价结果,准确性更高。图 6(d)中小轿车的遮挡程度大于图 6(b)、(c)、(e)、(f)中车辆的遮挡情况,由表 10 中平均值数据可以看出:图 6(d)的相似性度量结果平均值大于图 6(b)、(c)、(e)、(f)相似性度量值平均值。方法 5 中每幅图像相似性度量值标准差不是最低,但与标准差最低的相似性度量方法接近,能够考量目标 X_1 、 X_2 分别与周围背景图像间的相似性度量值的差异性。每幅图像中目标 X_1 、 X_2 之间平均值结果可以相互参考,检验每种相似性度量方法的有效性。综合分析各相似性度量方法的平均值及标准差,文中所提方法能够更全面反映分块后红外图像间的相似性信息。

对表 10 中每幅图像平均值对应的方法 5 的数据求平均值,统计结果如表 11 所示,数据结果作为每幅图像的整体相似性度量值,评估图像中车辆红

表 10 5 种方法相似性度量平均值及标准差统计

Tab.10 Five methods similarity measurement mean and standard deviation statistics

Image target	a		b		c		d		e		f		
	X_1	X_2	X_1	X_2	X_1	X_2	X_1	X_2	X_1	X_2	X_1	X_2	
Average value	Method 1	0.541	0.666	0.085	0.128	0.188	0.136	0.456	0.500	0.295	0.455	0.216	0.090
	Method 2	0.444	0.484	0.280	0.111	0.310	0.164	0.196	0.191	0.269	0.153	0.205	0.223
	Method 3	0.534	0.669	0.683	0.649	0.373	0.346	0.422	0.372	0.501	0.425	0.246	0.211
	Method 4	0.910	0.910	0.908	0.908	0.924	0.924	0.908	0.908	0.921	0.921	0.921	0.921
	Method 5	0.637	0.737	0.448	0.565	0.454	0.539	0.605	0.589	0.483	0.486	0.502	0.518
Standard deviation	Method 1	0.063	0.111	0.125	0.092	0.114	0.091	0.164	0.099	0.164	0.141	0.108	0.09
	Method 2	0.159	0.215	0.227	0.109	0.149	0.166	0.207	0.159	0.252	0.098	0.172	0.278
	Method 3	0.049	0.072	0.135	0.139	0.086	0.152	0.021	0.021	0.094	0.083	0.085	0.088
	Method 4	0.034	0.034	0.024	0.024	0.023	0.023	0.018	0.018	0.021	0.021	0.022	0.022
	Method 5	0.037	0.046	0.136	0.053	0.062	0.08	0.065	0.041	0.055	0.075	0.05	0.08

表 11 6 幅图像隐身效果评价值统计

Tab.11 Six images of stealth effect evaluation value statistics

Image	a	b	c	d	e	f
Stealth effect evaluation value	0.687	0.506 5	0.522	0.597	0.484 5	0.51

外隐身效果,表 10 中的标准差作为评估参考,辅助评判图像中车辆红外隐身效果。

实验所用红外图像中的小轿车或公交车被自然

植被遮挡,特征信息减少,可以视为对车辆进行了隐身处理。通过分析 6 幅图像中不同车辆的遮挡情况对应的最终相似性度量结果,表 11 中数据可以对图

像中车辆与背景间的整体相似性进行评价,图 6(a)的遮挡效果最好,几乎不能看出小轿车特征,其隐身效果评价价值最高;图 6(d)的遮挡情况次之,因此,最终的隐身效果评价价值也较高;图 6(b)、(c)、(e)、(f)最终隐身效果评价价值接近,均在 0.5 附近,从对应图像可以看出:4 幅图像遮挡情况近似,均可识别出车辆信息。因此,文中提出的综合相似性度量方法可较好地完成车辆红外隐身效果评估。

4 结 论

文中针对单张红外图像隐身效果评估方法准确性不高这一问题,通过权重值分配,计算加权后各红外图像相似性度量值,提出了基于综合相似性度量的评估方法。该方法一方面能够满足人眼视觉对图像间相似性评价的一般规律,另一方面对比图像灰度直方图、方向梯度直方图特征、结构相似度和图像分类 4 种方法相似性计算结果的平均值和标准差,文中所提方法的数据结果更为合理,能削弱单一方法中存在的局限问题。通过 6 幅不同遮挡情况下的车辆红外图像对图像均等分块数量进行研究,得出遮挡情况越好,分块数量越少的规律。通过文中 6 幅红外图像每种方法相似性度量结果的平均值和标准差,最终得出隐身效果评价价值,完成单张红外图像的隐身效果评估。

参 考 文 献:

- [1] Sang Jianhua, Zhang Zongbin. Infrared stealth technology development trend [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(1): 14–19. (in Chinese)
桑建华, 张宗斌. 红外隐身技术发展趋势 [J]. 红外与激光工程, 2013, 42(1): 14–19.
- [2] Han Yuge, Xuan Yimin. The methodology study for the infrared camouflage effect evaluating of the armored vehicle[J]. *Infrared Technology*, 2003, 25(6): 22–24. (in Chinese)
韩玉阁, 宣益民. 战车红外隐身效果评估方法研究 [J]. 红外技术, 2003, 25(6): 22–24.
- [3] Gao Yuan, Liu Jian, Zhang Junju, et al. Research on infrared stealth effect assessment method for weapons and equipment [J]. *Infrared Technology*, 2017, 39(11): 1060–1065. (in Chinese)
高原, 刘剑, 张俊举, 等. 武器装备红外隐身效果评估方法研究[J]. 红外技术, 2017, 39(11): 1060–1065.
- [4] Tian Hongbin. Infrared small target detection based on bilateral filtering and bahiti distance [J]. *Nuclear Electronics & Detection Technology*, 2014(10): 1159–1163. (in Chinese)
田红彬. 基于双边滤波和巴氏距离的红外小目标检测[J]. 核电子学与探测技术, 2014(10): 1159–1163.
- [5] Jin Guangzhi, Shi Linsuo, Liu Junchao, et al. Image matching algorithm based on neighborhood weighting and RGB color component [J]. *Infrared Technology*, 2016, 38(3): 225–229. (in Chinese)
金广智, 石林锁, 刘均超, 等. 基于邻域加权与 RGB 色彩分量的图像匹配算法[J]. 红外技术, 2016, 38(3): 225–229.
- [6] Liu Xuehai. Real-time infrared image matching algorithm research and implementation [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2014: 15–27. (in Chinese)
刘学海. 实时红外图像匹配算法的研究与实现 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2014: 15–27.
- [7] Yuan Wanli, Li Chaofeng. No-reference fuzzy image evaluation method combined with HVS and SSIM [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(1): 210–212. (in Chinese)
袁万立, 李朝锋. 结合 HVS 及 SSIM 的无参考模糊图像评价方法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(1): 210–212.
- [8] Dalal Navneet, Triggs Bill. Histograms of oriented gradients for human detection [C]//IEEE Computer Society conference on computer vision and pattern recognition, 2005, 1: 886–893.
- [9] Zhang Difei, Zhang Jinsuo, Yao Keming, et al. Infrared ship target recognition based on SVM classification [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(1): 0104004. (in Chinese)
张迪飞, 张金锁, 姚克明, 等. 基于 SVM 分类的红外舰船目标识别[J]. 红外与激光工程, 2016, 45(1): 0104004.
- [10] Zheng Zeyu, Gu Siyu. TensorFlow's Actual Google Deep Learning Framework [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2017: 155–168. (in Chinese)
郑泽宇, 顾思宇. TensorFlow 实战 Google 深度学习框架 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2017: 155–168.
- [11] Liu Feng, Shen Tongsheng, Ma Xinxing, et al. Ship target recognition based on multi-band deep neural

- network [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(11): 2939–2946. (in Chinese)
- 刘峰, 沈同圣, 马新星, 等. 基于多波段深度神经网络的舰船目标识别[J]. 光学精密工程, 2017, 25(11): 2939–2946.
- [12] Luo Jiayang, Lin Changhe, Wang Jiapeng, et al. Accurate image localization based on deep convolutional network and accelerated robust feature registration [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(2): 469–476. (in Chinese)
- 罗家祥, 林畅赫, 王加朋, 等. 结合深度卷积网络与加速鲁棒特征配准的图像精准定位[J]. 光学精密工程, 2017, 25(2): 469–476.
- [13] Lea C, Reiter A, Vidal R, et al. Segmental spatiotemporal CNNs for fine-grained action segmentation [C]// Computer Vision–ECCV 2016, 2016: 36–52.
- [14] Colin Lea, Michael D Flynn, Rene Vidal, et al. Temporal convolutional networks for action segmentation and detection [C]// Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 1003–1012.
- [15] Wang Zhongmei, Yang Xiaomei, Gu Xingfa. Infrared image small target detection based on robust principal component analysis [J]. *Journal of Ordnance*, 2016, 37(9): 1753–1760. (in Chinese)
- 王忠美, 杨晓梅, 顾行发. 基于鲁棒主成分分析的红外图像小目标检测[J]. 兵工学报, 2016, 37(9): 1753–1760.
- [16] Tu Shan, Zhang Wentao, Xiong Xianming, et al. Principal component analysis of transgenic cotton seeds based on terahertz time-domain spectroscopy [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2015, 44(4): 176–181. (in Chinese)
- 涂闪, 张文涛, 熊显名, 等. 基于太赫兹时域光谱系统的转基因棉花种子主成分特性分析[J]. 光子学报, 2015, 44(4): 176–181.