

引用格式: ZHANG Yin, DING Pengyuan, ZHU Guiyi, et al. Evaluation of Camouflage Effectiveness Model Based on Disruptive Coloration and Background Guided Fusion[J]. Acta Photonica Sinica, 2023, 52(2):0210001

张寅,丁鹏远,朱桂熠,等. 基于混隐色特征背景引导融合的伪装效能评估[J]. 光子学报, 2023, 52(2):0210001

基于混隐色特征背景引导融合的伪装效能评估

张寅,丁鹏远,朱桂熠,时萌玮,闫钧华

(南京航空航天大学 空间光电探测与感知工业和信息化部重点实验室,南京 211106)

摘要:现有迷彩伪装效能评估方法重点关注目标与背景在颜色、纹理等特征上的相似度,未能从伪装策略角度分析目标边缘和表面的融合程度,无法准确评估复杂环境下目标的伪装效果。本文提出一种基于混隐色特征背景引导融合的伪装效能评估模型,利用多重分形理论和 Gabor 滤波器估计目标轮廓和表面破坏程度;引入特征拥塞指数计算背景复杂度,通过逻辑斯蒂方程自适应调整评估特征权重,提高模型对环境变化的适应性。实验表明,该模型在 Search_2 数据集上的搜索时间相关性系数(皮尔逊相关系数、斯皮尔曼相关系数、均方根误差)分别达到 0.888、0.773、0.054,在自建 CamData 数据集上分别达到 0.835、0.805、0.126,评估结果与人眼搜索实验结果符合性较高,能够有效表征目标在不同复杂场景下的伪装效能。

关键词:伪装效能评估;混隐色;背景匹配;背景复杂度;多重分形谱

中图分类号: TP751

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20235202.0210001

0 引言

光学伪装技术可大幅减少高价值目标的可探测性与被发现概率,提高目标生存能力,被广泛应用。如何全面有效评估伪装效果的优劣,是目前的研究重点之一,直接影响伪装策略的设计与选择。传统评估模型主要从背景匹配策略出发,重点关注目标与背景在颜色、亮度以及纹理等特征上的相似度。LIN C J 等先后提出了质量指数(Q index)^[1]、伪装相似指数(Camouflage Similarity Index, CSI)^[2]和通用图像质量指数(Universal Image Quality Index, UIQI)^[3]等相似度评价指标,并通过眼动实验验证了这些指标值和主观评价的一致性。其中,Q-index 和 UIQI 比较灰度图像之间的相关性,CSI 比较图像颜色之间的相似程度。YANG X 等提出了多特征伪装图案评价指标(Multi-Feature Camouflage Fused Index, MF-CFI),进一步增加了对迷彩图案纹理和形状的分析,该指标在改进的 UIQI 算法基础上,结合人类对颜色、纹理、形状和结构的视觉感知过程,经过综合计算进行评价^[4]。喻钧等发现目标伪装前后轮廓发生的形变对伪装效果有重要影响,因此提出了二值化统计矩方法提取目标的轮廓特征,计算目标轮廓形变度^[5]。上述伪装评估方法能够有效度量目标和背景在视觉上的匹配程度,但未能综合考虑目标表面的完整程度、边缘的连贯程度以及场景对目标造成的影响,不能准确评估目标在复杂多变的野外环境中的伪装效果。

近年来,学者们通过探讨飞蛾、螃蟹等动物在自然环境中的伪装和生存状况,提出了混隐色伪装策略的概念。混隐色定义为破坏目标轮廓或者在目标内部形成的虚假边缘图案^[6],针对此类的评估模型以边缘融合程度为重点。LOVELL P G 等提出可见度比率(Visibility Ratio, VisRat),通过 Canny 边缘检测器估计目标轮廓与周围环境边缘数量之比,以此表示目标轮廓的破坏程度^[7]。KANG C 等计算目标轮廓与目标中心边缘数量之比,表示轮廓相对于内部图案的隐藏效果^[8]。TROSCIANKO J 等提出的 Gabor 边缘破坏率(Gabor Edge Disruption Ratio, GabRat)是现阶段最为成功的算法,其利用 Gabor 滤波器计算了伪装目标虚

基金项目:国防科技基础加强计划(No. 2021-JCJQ-JJ-0834),国家自然科学基金(No. 61705104),江苏省自然科学基金(No. BK20170804)

第一作者:张寅, zhangyin1986@nuaa.edu.cn

通讯作者:闫钧华, yjh9758@126.com

收稿日期:2022-08-02;录用日期:2022-10-14

<http://www.photon.ac.cn>

假边缘和真实边缘的比值,估计了目标边缘被分割、扭曲的程度^[9]。目前,混隐色的研究多停留在仿真合成图片中,研究对象局限于动物,但该概念的提出为伪装效能评估提供了新的理论依据。

背景匹配和混隐色对视觉搜索机制的影响作用尚未有定论^[10-12],但存在阶段性的结论提供指导。研究表明,伪装效果的表达依赖于视觉环境^[13-14]。PRICE N等研究了岩石潭(背景较复杂)和泥潭(背景颜色单一)两种背景下的螃蟹外表特征,证明了在复杂环境下混隐色占据主导地位,简单背景下则是背景匹配^[14]。同时,根据注意力特征融合理论,视觉系统在对目标特征进行融合时,会受到场景整体复杂度和过去知识经验的共同作用^[15]。因此,在进行目标伪装效能评估时,必须考虑场景自身的特性情况。

本文将伪装效能评估视为视觉搜索与目标伪装策略的对抗过程,在传统背景匹配特征中引入混隐色特征,对目标伪装效果进行综合评估;针对混隐色特征中的表面完整性难以计算的问题,提出基于多重分形理论的目标表面破坏度表征模型;在两类特征的融合阶段,根据背景引导理论,利用特征拥塞指数计算背景复杂度,通过逻辑斯蒂方程模拟人眼对各伪装特征的敏感性,实现评估权重自适应优化。该模型增强了对环境的适应性,提高了与主观评价结果的一致性,能够有效地对复杂环境下的伪装效能进行定量评估。

1 混隐色特征背景引导融合评估模型

基于混隐色特征背景引导融合的伪装效能评估模型整体框架如图1所示,分为特征登记和特征融合两部分,与视觉搜索过程保持一致。在特征登记阶段,模拟视觉系统对多维特征的独立提取与加工能力。在颜色相似度、结构相似度等经典背景匹配特征基础上,引入目标表面破坏度和边缘破坏度表征混隐色特征。在特征融合阶段,充分考虑背景自身特性对注意力的影响,利用背景复杂度引导特征融合权重自适应调节,实现不同变化场景下目标伪装效能有效评估。

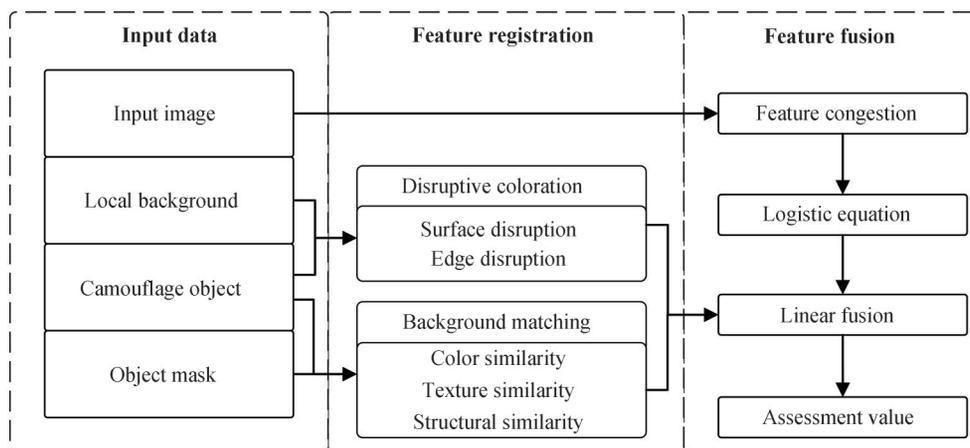


图1 伪装效能评估整体流程图

Fig. 1 Flow chart of Camouflage effectiveness evaluation

1.1 特征登记

1.1.1 混隐色特征

特征登记阶段主要模拟视觉系统对场景信息的汇集。当场景较为混乱时,颜色、结构、纹理等特征信息纷乱复杂,视觉系统被大量此类特征扰乱而无法找到重点,与之相对,代表目标整体性和连贯度的混隐色特征更易被察觉。

1) 表面破坏度

在视觉系统中,当观察者对搜索目标的结构和形状较为熟悉时(如人体、车辆等),目标表面的完整程度成为检测识别的关键信息。随着观测角度和目标姿态的相对变化,目标表面在图像中往往呈现出不规则变化,其表面完整性无法通过常规手段度量,而分形理论在描述不规则图形时具有独特优势。

本文提出一种基于多重分形谱理论的目标表面破坏程度(Surface Disruption)表征模型,其原理示意如图2所示。根据混隐色作用机制,将暴露状态下无内部虚假边缘的表面平滑完整目标作为参考标准(后文简称平滑目标,可通过实际目标掩模获取),伪装目标与平滑目标内部虚假边缘的差异程度越大,目标自身表

面破坏程度越高,伪装效果越好。模型具体表达式为

$$\begin{cases} S = 1 - |\text{corr}| \\ \text{corr} = \frac{N \sum f_{\text{tar}}(\alpha) f_{\text{mask}}(\alpha) - \sum f_{\text{tar}}(\alpha) \sum f_{\text{mask}}(\alpha)}{\sqrt{N \sum f_{\text{tar}}^2(\alpha) - (\sum f_{\text{tar}}(\alpha))^2} \sqrt{N \sum f_{\text{mask}}^2(\alpha) - (\sum f_{\text{mask}}(\alpha))^2}} \end{cases} \quad (1)$$

式中, S 为表面破坏程度; corr 表示伪装目标与平滑目标表面虚假边缘的接近程度,可利用二者内部边缘多重分形谱 $f_{\text{tar}}(\alpha)$ 和 $f_{\text{mask}}(\alpha)$ 间的皮尔逊相关系数估计; α 为分形函数的奇异性指数。在计算 $f_{\text{tar}}(\alpha)$ 和 $f_{\text{mask}}(\alpha)$ 时,以二值化掩模目标表示参考平滑目标,对包含伪装目标和平滑目标的局部图像进行Sobel算子边缘分布检测,凸显伪装手段导致的破坏性边缘。

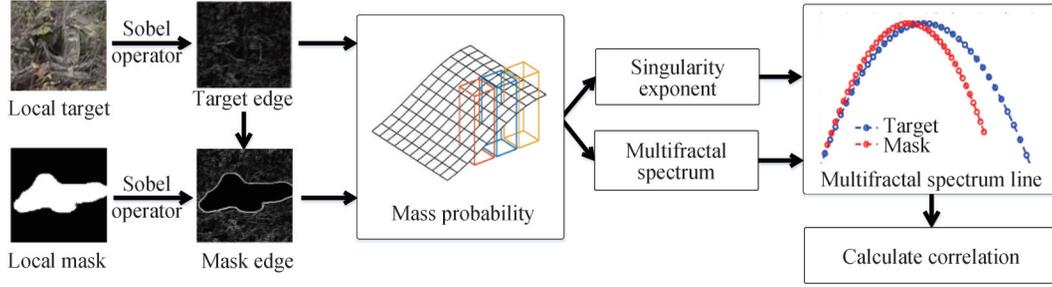


图2 表面破坏度表征模型原理示意图

Fig. 2 Schematic diagram of surface disruption characterization model

多重分形谱 $f(\alpha)$ 可以根据勒让德变换和直接算法进行确定^[16]

$$\begin{cases} f(\alpha(q)) = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\sum_{i=1}^N \mu_i(q, \epsilon) \ln(\mu_i(q, \epsilon))}{\ln \epsilon} \\ \alpha(q) = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\sum_{i=1}^N \mu_i(q, \epsilon) \ln(P_i^q(\epsilon))}{\ln \epsilon} \\ \mu_i(q, \epsilon) = \frac{P_i^q(\epsilon)}{\sum_{i=1}^N P_i^q(\epsilon)} \\ P_i(\epsilon) = n_i(\epsilon) / \sum n_i(\epsilon) \end{cases} \quad (2)$$

式中,多重分形谱 $f(\alpha)$ 和奇异性指数 α 是 q 的隐函数,对每个给定的 q 值,通过拟合斜率计算 $f(\alpha)$ 和 α ,在实际计算中 q 的取值范围通常为 $(-1, 1)$; $\mu_i(q, \epsilon)$ 为概率 $P_i(\epsilon)$ 的 q 阶矩归一化测度;将图像视为三维空间中的曲面,利用大小为 $\epsilon \times \epsilon \times \epsilon$ 的正方体盒子进行分割, $\epsilon = 2, 4, 8, \dots$,最大值受限于曲面大小; $P_i(\epsilon)$ 为第 i 个盒子中的灰度之和 $n_i(\epsilon)$ 与图像总灰度的比值,即质量概率, $i = 1, 2, 3, \dots, 1/\epsilon^2$ 。

2) 边缘破坏度

边缘的连贯程度和表面的完整程度相辅相成,共同决定了目标的完整性。本文依据TROSCIANKO J等提出的GabRat算法计算边缘破坏度^[9],其值越大,目标虚假边缘的连贯性越好,目标伪装效果越好。计算方法为以一定角度将Gabor滤波器应用于目标边缘的每个像素上,角度与目标轮廓平行的滤波器得到的值为 $|E_p|$,相当于连贯边缘的连续程度,而垂直方向滤波器得到的 $|E_o|$,相当于虚假边缘的连续程度。然后,在整个身体轮廓上计算二者比率的平均值,得出最终结果 G ,具体公式为

$$G = \frac{\sum \frac{|E_o|}{(|E_o| + |E_p|)}}{n} \quad (3)$$

1.1.2 背景匹配特征

在场景规则较少、色彩较为均匀的环境中,颜色、纹理和结构信息决定了目标能否与背景融为一体,是最易被视觉系统汇集的信息。这类特征统称为背景匹配特征,在经典伪装评估方法中已得到广泛应用。

1) 颜色相似度

S-CIELAB 颜色空间同时考虑了人类视觉系统的空间和颜色感知,对颜色相似性分析比其它颜色空间更加准确,本文根据 BAI X 等提出的图像颜色相似性指数(Image Color Similarity Index, ICSI)算法计算颜色相似度^[17]。在 S-CIELAB 空间中,伪装目标 tar 与背景图像 bac 的 ICS 计算方式如下, (u, v) 代表像素位置,背景区域定义为两倍的目标区域。

$$I(u, v) = \sqrt{(L_{\text{tar}}^* - L_{\text{bac}}^*)^2 + (a_{\text{tar}}^* - a_{\text{bac}}^*)^2 + (b_{\text{tar}}^* - b_{\text{bac}}^*)^2} \quad (4)$$

式中, L^* 代表亮度; a^* 代表从绿色到红色的分量,即正数代表红色,负数代表绿色; b^* 代表从蓝色到黄色的分量,即正数代表黄色,负数代表蓝色。最后计算 $I(u, v)$ 的标准差,作为伪装图像和背景图像之间的颜色相似性指数。

$$C_{\text{ICSI}} = \sqrt{\frac{1}{U \times V} \sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V \left(I(u, v) - \frac{1}{U \times V} \sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V I(u, v) \right)^2} \quad (5)$$

2) 纹理相似度

本文根据 XUE W 等提出的梯度幅相似性偏差(Gradient Magnitude Similarity Deviation, GMSD)算法进行纹理相似度分析^[18]。首先,利用 Sobel 算子在水平和垂直方向上获得伪装图像和背景图像的纹理信息 $S_{\text{tar}}(u, v)$ 和 $S_{\text{bac}}(u, v)$

$$S_{\text{bac}}(u, v) = \sqrt{(s_h \otimes I_{\text{bac}}(u, v))^2 + (s_v \otimes I_{\text{bac}}(u, v))^2} \quad (6)$$

$$S_{\text{tar}}(u, v) = \sqrt{(s_h \otimes I_{\text{tar}}(u, v))^2 + (s_v \otimes I_{\text{tar}}(u, v))^2} \quad (7)$$

$$s_h = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad s_v = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中, I_{tar} 和 I_{bac} 分别为伪装图像和背景图像; s_h 和 s_v 为不同方向的 Sobel 算子。

然后计算伪装目标 tar 与背景图像 bac 的梯度幅值相似性(GMS)为

$$G(u, v) = (2S_{\text{tar}}(u, v) \cdot S_{\text{bac}}(u, v)) / (S_{\text{tar}}^2(u, v) \cdot S_{\text{bac}}^2(u, v)) \quad (9)$$

最后计算 GMS 的标准差,作为伪装图像和背景图像之间的纹理相似性指数。

$$H_{\text{GMSD}} = \sqrt{\frac{1}{U \times V} \sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V \left(G(u, v) - \frac{1}{U \times V} \sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V G(u, v) \right)^2} \quad (10)$$

3) 结构相似度

SSIM(Structural Similarity)是目前最为公认的图像结构相似度量指标。

$$L_{\text{SSIM}} = \frac{2\mu_{\text{tar}}\mu_{\text{bac}} + 4}{\mu_{\text{tar}}^2 + \mu_{\text{bac}}^2 + 4} \cdot \frac{2\sigma_{\text{tar}}\sigma_{\text{bac}} + 4}{\sigma_{\text{tar}}^2 + \sigma_{\text{bac}}^2 + 4} \cdot \frac{\sigma_{\text{tb}} + 2}{\sigma_{\text{tar}}\sigma_{\text{bac}} + 2} \quad (11)$$

式中, $\mu_{\text{tar}}, \mu_{\text{bac}}$ 分别为目标和背景灰度图像的均值, $\sigma_{\text{tar}}, \sigma_{\text{bac}}$ 分别为目标和背景灰度图像的标准差, σ_{tb} 则是协方差。

1.2 特征融合

特征融合阶段视觉系统将获取的多维特征进行有效关联,形成对目标的深层认知。特征融合时受到场景整体复杂度和过去知识经验的共同作用。当场景较复杂时,混隐色特征占据主导地位,场景较简单时则背景匹配特征更加显著。因此,可建立模型利用背景复杂度引导混隐色特征和背景匹配特征类间融合

$$R_i = (1 - N_i) \cdot B_i + N_i \cdot D_i \quad (12)$$

式中, R_i 为第 i 幅图像最终伪装评估结果,取值范围为 $(0, 1)$,其值越接近 1 则伪装效能越高; B_i 为背景匹配特征; D_i 为混隐色特征; N_i 为线性融合权重,其值正比于背景复杂度,即背景越复杂,混隐色特征权重越大。

背景匹配特征 B_i 由颜色、纹理、结构三种特征融合,混隐色特征 D_i 则是边缘、表面破坏度特征融合。由于特征的变化程度代表的物理意义各不相同,为了充分利用特征数据,本文采用熵权法进行特征之间的初步融合^[19]

$$\begin{cases} B_i = \sum_{k=1}^3 \omega_k^{\text{BM}} x_{ik}^{\text{BM}} \\ D_i = \sum_{k=1}^2 \omega_k^{\text{DC}} x_{ik}^{\text{DC}} \end{cases} \quad (13)$$

式中, x_{ik}^{BM} 为第 i 幅图像的颜色、纹理、结构相似度特征; x_{ik}^{DC} 分别为第 i 幅图像的表面、边缘破坏度特征; ω_k 为熵权法计算得到的对应权重, 特征数据越分散, 则权重越大。

式(12)中线性系数 N_i 取决于背景复杂度, 采用逻辑斯蒂方程建立背景复杂度与混隐色特征和背景匹配特征的关联联系。逻辑斯蒂方程具有以下特点: 1) 单调增加趋势, 符合在复杂度变化的情况下, 人眼对伪装策略特征的敏感性逐渐变化的趋势; 2) 曲线具有的潜伏期, 增长期和稳定期, 有利于根据图像复杂度区间调节曲线变化趋势, 自适应给予权重。具体表达式为

$$N_i = \frac{1}{1 + \frac{K - N_0}{N_0} e^{-rt}} \quad (14)$$

在本文模型中, t 为对应图像的特征拥塞指数^[20], 用于度量场景的复杂度, 场景越复杂特征拥塞指数越高。 N_0 、 K 和 r 为常数, 共同决定了曲线形状, 具体大小需考虑数据集复杂度分布和模型需求。实验和经验表明, $N_0 = 5$, $K = 375$, $r = 1$ 条件下, 可以较好模拟人眼对混隐色特征和背景匹配特征的感知特性。

2 数据集

为了验证评估模型在不同伪装目标和不同复杂度背景下的有效性, 选择两类实验数据集, 一类为场景复杂程度相对较低的公开数据集 Search_2, 另一类为场景较为复杂的自建数据集 CamData。如图 3 所示, Search_2 数据集的特征拥塞指数在 2 附近, 区间宽度为 0.372, 区间较小; 而 CamData 数据集图像受到光影、树木大小和数量、低矮植物等因素影响, 特征拥塞指数最小值为 4.325 2, 最大值为 8.344, 区间大小为 4.019。两个数据集的复杂度分布截然不同, 满足评估模型测试需求。

2.1 Search_2 数据集

Search_2 数据集是由 TNO 人类因素研究所提供的公开数据集^[21], 广泛应用于目标搜索探测性能研究和伪装效果评估领域^[22-23]。数据集包含 44 幅不同场景的数字彩色图像, 每幅图像含 1~2 个目标。主观评估结果由 64 名专业观察者给出, 他们对每幅图像进行观测并搜索目标。本文实验中, 去掉了目标过小等问题图像 5 幅, 最终有效数据为 39 幅图像^[22], 见图 4。

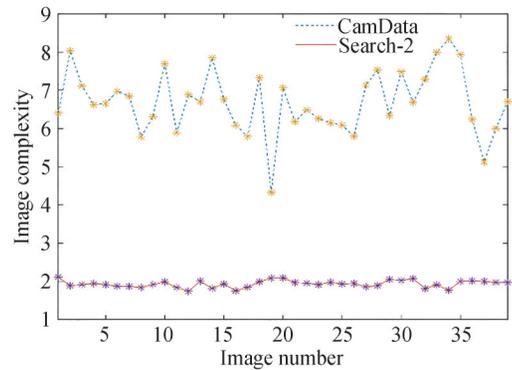


图 3 数据集图像复杂度分布图

Fig. 3 Image complexity distribution of the dataset



图 4 Search_2 数据集第 30 幅图像

Fig. 4 The 30th image of the Search_2 dataset

2.2 CamData数据集

目前包含伪装目标和专业主观评估结果的公开数据集极少,为了验证本文提出的算法在不同复杂背景下的有效性,本文建立了数据集CamData。数据集来源为网络上搜集到的16个视频,拍摄地点位于美国北德克萨斯森林,视频记录了身穿军事迷彩服装的人员在森林中隐藏的画面,见图5。将视频逐帧提取为多幅图像,选择其中部分图像构建数据集。选择标准为①背景颜色众多,纹理复杂;②伪装人员在丛林中有意隐藏,具备较大的搜索难度。视频地址为<https://www.youtube.com/user/Brent0331>。



图5 CamData数据集第42幅图像
Fig. 5 The 42th image of the CamData dataset

数据集图像共39幅图像,每幅图像均包含1个伪装目标,伪装目标身穿四种军事迷彩:德国迷彩Concamo,为美国陆军狙击手设计的DEPSOC,德国迷彩PHANTOMLEAF WASP以及中国07迷彩。数据集中目标的暴露面积不同,但均存在头盔、非天然图案等足够的特征供受试者发现并确认目标。

为了获取专业可信的伪装目标主观评估结果,以文献[17,21]为基础组织15名专业观测者参与主观评估实验,要求参与者色觉正常(通过石原氏色盲检测),裸眼或矫正视力1.2以上,年龄在20至30岁之间,熟悉实验的基本步骤,避免误判。参与者坐在液晶显示器前,调整屏幕确保水平视角。眼睛和屏幕之间的距离被设置为45 cm。图像显示在屏幕上,图像的分辨率为1 920×1 080(与屏幕分辨率相同),屏幕长38.7 cm,宽25.9 cm。

在开始实际的搜索实验之前,首先向受试者展示伪装人员的四个特写镜头。展示伪装人员的特写只是为了让受试者熟悉搜索目标,提醒受试者目标是人造物体,与自然物体(岩石、灌木丛)形成鲜明对比。之后进行5次搜索实验的试运行,使受试者熟悉视觉搜索过程。搜索实验从呈现一个新场景图像开始,受试者的任务是在图像中搜索伪装人员,并在检测到目标时立即按下鼠标左键。计算机记录从图像显示开始到受试者发出检测到目标信号的时间间隔,记为搜索时间。在受试者做出响应后,为了检查响应的正确性,受试者被要求点击的位置位于目标内部。如果指示的位置位于目标内部或者与目标边界相差极小,则认为检测是正确的。同时,若受试者认为本场景中不包含目标,则按下鼠标右键,表示无法寻找到目标。

正式的搜索实验在试运行后开始。受试者可以自由选择搜索方式,不被要求以特定的顺序搜索图像或在特定位置开始。在实验过程中每5幅图像均有一个休息时间,以减少视觉疲劳的可能性。

3 结果和讨论

衡量伪装评估模型优劣时,通常采用主客观一致性指标,即比较评估模型与专家评估结果之间的相关程度,相关程度越高模型性能越好^[22,24-25]。本文选择均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、皮尔逊相关系数(Pearson Correlation Coefficient, PLCC)和斯皮尔曼秩相关系数(Spearman's Rank Correlation Coefficient, SRCC)作为评价指标,RMSE越小,PLCC和SRCC值越接近1,模型性能越好。

由于模型评估值与专家评估结果间物理含义和尺度不同,相关性难以直接表征,因此需要利用函数模型进行估计转换。探测概率估计模型采用静态目标探测性能模型^[26]

$$P_{\text{pred}} = \frac{(X/X_{50})^E}{1 + (X/X_{50})^E} \quad (15)$$

式中, P_{pred} 表示探测概率估计值; X 表示模型评估值; X_{50} 表示探测概率为 50% 时的模型评估值, 指数 E 和 X_{50} 通过最小二乘法确定。搜索时间估计模型采用多项式拟合模型^[22]

$$M_{\text{Pred}} = aX^b + c \quad (16)$$

式中, M_{Pred} 表示搜索时间估计, 参数 a, b, c 通过最小二乘法拟合确定。

为验证本文伪装评估模型性能, 选择三种目前认可度较高、性能领先的评估方法作为比较对象, 分别是基于感知色差和梯度的伪装效能评估方法 (Camouflage Effectiveness Based on Perceived Color Difference and Gradient Magnitude, PCDGM)^[17]、计算目标和背景相似性的通用图像质量指标 (UIQI) 以及基于 Gabor 滤波器的边缘破坏度 (GabRat) 方法。

表 1 和表 2 为各算法在 Search_2 数据集上的主客观一致性比较结果, 其中每个性能指标排名前三的值已加粗, Ours(Back) 和 Ours(Dis) 分别表示使用本文模型时只考虑背景匹配特征和只考虑混隐色特征, 用于消融实验。

表 1 Search_2 数据集各方法探测概率主客观一致性比较结果

Table 1 Comparison results of subjective and objective consistency of detection probability of different methods in Search_2 dataset

Algorithm	PLCC	SRCC	RMSE
Ours(Back+Dis)	0.888 1	0.772 7	0.053 6
Ours(Back)	0.881 0	0.765 2	0.055 3
Ours(Dis)	0.213 5	0.181 0	0.118 1
PCDGM ^[17]	0.800 2	0.690 5	0.070 0
UIQI ^[3]	0.579 8	0.564 1	0.095 2
GabRat ^[9]	0.045 3	0.185 1	0.116 8

表 2 Search_2 数据各方法集搜索时间主客观一致性比较结果

Table 2 Comparison results of subjective and objective consistency of search time of different methods in Search_2 dataset

Algorithm	PLCC	SRCC	RMSE
Ours(Back+Dis)	0.873 9	0.774 5	2.340 0
Ours(Back)	0.869 4	0.773 5	2.377 9
Ours(Dis)	0.088 4	0.220 1	4.794 7
PCDGM ^[17]	0.664 8	0.714 9	3.610 5
UIQI ^[3]	0.643 7	0.666 9	3.683 4
GabRat ^[9]	0.107 8	0.298 5	4.785 0

与其它方法相比, 本文模型 Ours(Back+Dis) 的 PLCC、SRCC 和 RMSE 均为最优值, 具有最高的主客观一致性, 图 6 为评估值与主观结果对应的拟合曲线。以背景匹配特征为核心的 PCDGM 和 UIQI 也均取得了较好的结果, 而以混隐色特征为核心的 GabRat 结果较差。消融实验结果表明, Ours(Back) 和 Ours(Back+Dis) 性能相近, 而 Ours(Dis) 结果较差, 说明在复杂度较低的 Search_2 数据集上背景匹配特征起主导作用, 混隐色特征权重较低。

表 3 和表 4 为各算法在 CamData 数据集上的主客观一致性比较结果, 其中每个性能指标排名前三的值已加粗。

CamData 数据集场景复杂度较高且变化区间较大, 此时背景匹配特征对人眼的刺激性降低, Ours(Back)、PCDGM 和 UIQI 均无法对伪装效果进行有效评价。另一方面, 混隐色特征作用开始显现, 本文模型 Ours(Back+Dis) 结果最优, Ours(Dis) 性能与其接近。而 GabRat 虽然也考虑了混隐色特征, 但只考虑了目标边缘的连贯性, 未考虑目标表面的完整性, 只能在一定程度上评估伪装效果。

在 CamData 数据集上, 本文模型法得到的评估值与主观结果对应的拟合曲线如图 7 所示, 表明本文模型的预测曲线与主观数据仍然具有较好地一致性; 相比图 6, 本数据集中的实验结果更多地分布在预测曲线上下两侧, 偏离点数量更多, 主要原因是 CamData 数据集的主观结果分布均匀, 范围更广。

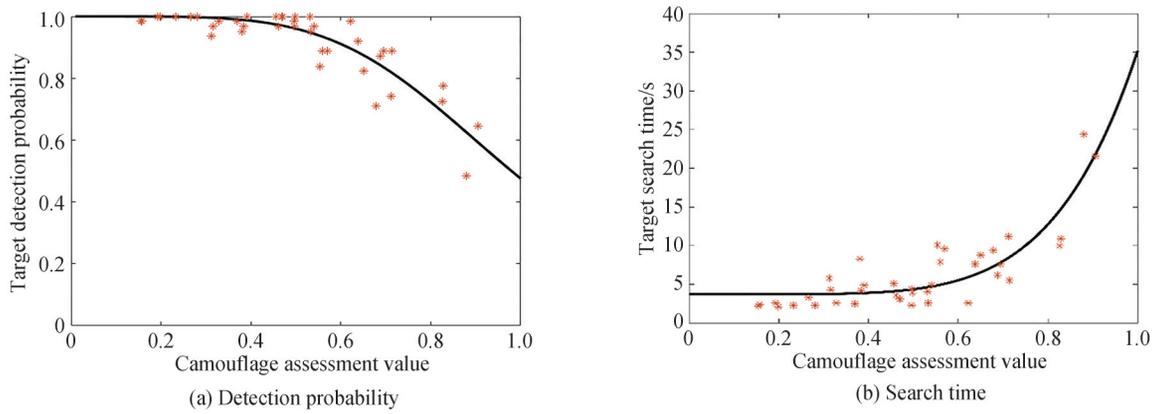


图6 Search_2数据集本文方法与主观结果拟合曲线
Fig. 6 Fitting curves of our method and subjective results in Search_2 dataset

表3 CamData数据集各方法探测概率主客观一致性比较结果

Table 3 Comparison results of subjective and objective consistency of detection probability of different methods in CamData dataset

Algorithm	PLCC	SRCC	RMSE
Ours(Back+Dis)	0.835 3	0.805 1	0.125 5
Ours(Back)	0.231 8	0.160 6	0.222 1
Ours(Dis)	0.817 1	0.769 1	0.131 6
PCDGM ^[17]	0.349 7	0.332 0	0.213 9
UIQI ^[3]	0.055 0	0.090 1	0.227 9
GabRat ^[9]	0.579 0	0.569 3	0.186 1

表4 CamData数据集各方法搜索时间主客观一致性比较结果

Table 4 Comparison results of subjective and objective consistency of search time of different methods in CamData dataset

Algorithm	PLCC	SRCC	RMSE
Ours(Back+Dis)	0.834 0	0.759 9	0.726 8
Ours(Back)	0.146 9	0.009 5	1.217 5
Ours(Dis)	0.817 6	0.721 7	0.701 3
PCDGM ^[17]	0.286 8	0.219 4	1.204 7
UIQI ^[3]	0.193 1	0.047 0	1.194 6
GabRat ^[9]	0.498 2	0.583 2	3.406 1

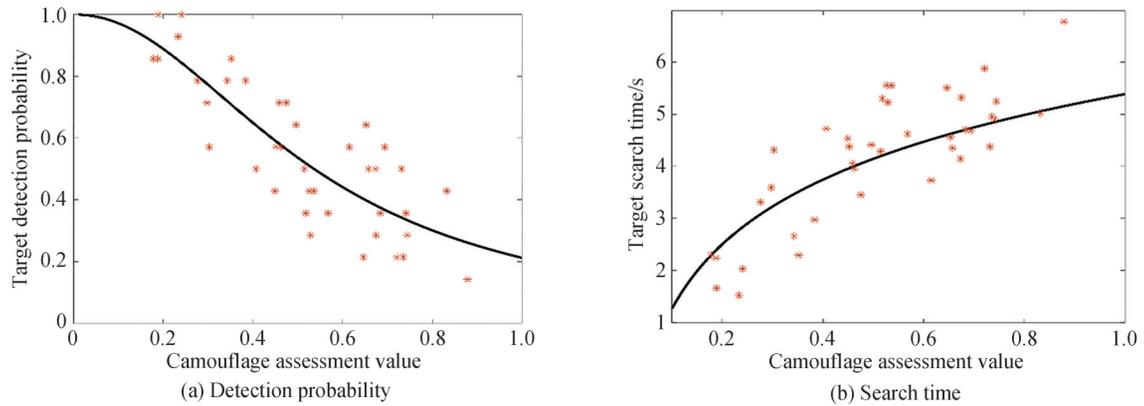


图7 CamData数据集本文方法与主观结果拟合曲线
Fig. 7 Fitting curves of our method and subjective results in CamData dataset

为了进一步验证本文算法的合理性和有效性,选取数据集中4幅典型图像,如图8所示,对其评估结果进行分析。



图8 数据集典型图像

Fig. 8 The typical images of the dataset

评估数据见表5,其中评估结果和探测概率已加粗。

表5 典型图像评估结果

Table 5 Typical image evaluation results

Image number	Edge disruption	Surface disruption	Texture similarity	Structural similarity	Color similarity	Weight N	Assessment results	Detection probability
Fig.8(a)	0.486 4	0.950 1	0.779 4	0.249 4	0.446 6	0.873 2	0.878 7	0.142 9
Fig.8(c)	0.454 1	0.808 2	0.789 5	0.193 5	0.400 1	0.856 1	0.731 3	0.500 0
Fig.8(e)	0.281 9	0.450 5	0.838 9	0.624 4	0.593 9	0.080 6	0.694 8	0.887 1
Fig.8(g)	0.286 2	0.284 9	0.740 0	0.560 5	0.444 8	0.095 1	0.383 7	0.967 7

表5为本文算法计算得到的各个特征值和主观实验得到的探测概率,从左至右分别为:边缘破坏度、表面破坏度、纹理相似度、结构相似度、颜色相似度、权重 N 、评估结果和探测概率。由表5可知,本方法对上述4个目标的伪装评价结果由优至劣为:Fig.8(a)> Fig.8(c)> Fig.8(e)> Fig.8(g);而探测概率的顺序从低到高依次为:Fig.8(a)< Fig.8(c)< Fig.8(e)< Fig.8(g)。即伪装效果越好,探测概率越低,符合主观实验结果。

伪装效果最好的Fig.8(a)中,伪装目标潜伏在低矮植物背后,目标姿势符合植物生长方向,极具迷惑性。计算结果中边缘破坏度和表面破坏度为4幅图像中的最大值,表明伪装手段导致目标边缘和表面的完整性被破坏,因此难以被视觉系统察觉。而纹理、颜色、结构三个相似度与主观实验结果存在偏差,正如前文分析,在图像整体较为复杂的情况下,依靠目标在图像中的纹理、颜色等特征的相似度难以稳定评估伪装效果。权重 N 最大,表明模型中边缘破坏度和表面破坏度对评估结果的影响最大,符合模型建立的初衷。

Fig.8(c)中,伪装目标露出上半身跌倒在坡上手持枪械瞄准,目标头部和手臂比较突出,表面相对完整。表5中数据显示,Fig.8(c)中伪装目标具有较高的边缘破坏度和表面破坏度,表明伪装手段较好地破坏了目标表面和边缘的完整性,使目标不易被发现。Fig.8(e)中,目标在旷野上行驶,依靠迷彩图案融入局部环境。数据显示,此目标纹理、结构和颜色相似度较高,而边缘破坏度和表面破坏度较低,与图像表现出的特征相符,具有一定的伪装效果。而Fig.8(g)则是目标基本不能融入环境,特征明显,伪装效果最差。

实际应用中,不同标注人员对同一目标的掩模标注存在一定误差,本文通过对比实验分析了掩模误差对评估结果的影响。如表6所示,表中第一列为精确标注的真值掩模和对比掩模,第二列为掩模中目标所占像素数量,第三列为伪装效能评估结果,第四列为掩模精度导致的评估误差。结果表明,掩模误差对评估结果的影响很小,相对误差在3.5%以下。究其原因本文模型主要基于目标与背景的特征级差异而非像素级,对掩模标注误差有较强的容忍度。

表6 掩模误差影响对比实验结果
Table 6 Results of mask error comparison experiments

Mask	Pixel number	Assessment results	Relative error/%
True Mask	2 227	0.744 4	/
Comparison Mask 1	2 340	0.752 3	1.061 2
Comparison Mask 2	2 220	0.747 1	0.362 7
Comparison Mask 3	1 965	0.721 8	3.036 0

两个数据集的实验结果表明,本文模型利用场景复杂度引导背景匹配特征与混隐色特征进行自适应融合,与视觉搜索机制符合性更优,能够对目标伪装状态和背景环境的变化给予准确的反映,适用于不同场景下目标的高可靠性伪装效能评估。

4 结论

本文从视觉搜索机制与目标伪装策略的对抗角度出发,综合混隐色和背景匹配特征,建立了混隐色特征背景引导融合的伪装评估模型,克服了传统模型在复杂环境下可靠性较低的缺点,实现了不同复杂环境下目标伪装效果的综合性评估。理论分析和实验证明,本文方法在两个不同复杂程度场景中具有较好的主客观一致性,并且可操作性和稳定性高,具有一定的应用推广价值。

参考文献

- [1] CHANG C C, LEE Y H, LIN C J, et al. Visual assessment of camouflaged targets with different background similarities [J]. *Perceptual and Motor Skills*, 2012, 114(2): 527-541.
- [2] LIN C J, CHANG C C, LEE Y H. Developing a similarity index for static camouflaged target detection [J]. *The Imaging Science Journal*, 2013, 62(6): 337-341.
- [3] LIN C J, CHANG C C, LIU B S. Developing and evaluating a target-background similarity metric for camouflage detection [J]. *PLoS One*, 2014, 9(2): e87310.
- [4] YANG X, XU W D, JIA Q, et al. MF-CFI: a fused evaluation index for camouflage patterns based on human visual perception [J]. *Defence Technology*, 2021, 17(5): 1602-1608.
- [5] YU Jun, LIU Haoyang, ZHANG Yunhui, et al. An evaluation method of optical camouflage effect based on contour

- deformation degree[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2021, 50(6): 0610001.
- 喻钧, 刘昊阳, 张云辉, 等. 一种基于轮廓形变度的光学伪装效果评价方法[J]. *光子学报*, 2021, 50(6): 0610001.
- [6] STEVENS M, MERILAITA S. Animal camouflage: current issues and new perspectives[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2009, 364(1516): 423-427.
- [7] LOVELL P G, RUXTON G D, LANGRIDGE K V, et al. Egg-laying substrate selection for optimal camouflage by quail [J]. *Curr Biol*, 2013, 23(3): 260-264.
- [8] KANG C, STEVENS M, MOON J Y, et al. Camouflage through behavior in moths: the role of background matching and disruptive coloration[J]. *Behavioral Ecology*, 2015, 26(1): 45-54.
- [9] TROSCIANKO J, SKELHORN J, STEVENS M. Quantifying camouflage: how to predict detectability from appearance [J]. *BMC Evol Biol*, 2017, 17(1): 7.
- [10] FRASER S, CALLAHAN A, KLASSEN D, et al. Empirical tests of the role of disruptive coloration in reducing detectability[J]. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2007, 274(1615): 1325-1331.
- [11] SCHAEFER H M, STOBBE N. Disruptive coloration provides camouflage independent of background matching [J]. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2006, 273(1600): 2427-2432.
- [12] HANLON R T, CHIAO C C, MATHGER L M, et al. Cephalopod dynamic camouflage: bridging the continuum between background matching and disruptive coloration[J]. *Philosophical transactions-Royal Society: Biological Sciences*, 2009, 364(1516): 429-437.
- [13] CUTHILL I C. Camouflage[J]. *Journal of Zoology*, 2019, 308(2): 75-92.
- [14] PRICE N, GREEN S, TROSCIANKO J, et al. Background matching and disruptive coloration as habitat-specific strategies for camouflage[J]. *Scientific Reports*, 2019, 9(1): 7840.
- [15] TORRALBA A, OLIVA A, CASTELHANO M S, et al. Contextual guidance of eye movements and attention in real-world scenes: the role of global features in object search[J]. *Psychological Review*, 2006, 113(4): 766-786.
- [16] CHHABRA A, JENSEN R V. Direct determination of the $f(\alpha)$ singularity spectrum[J]. *Physical Review Letters*, 1989, 62(12): 1327.
- [17] BAI X, LIAO N, WU W. Assessment of camouflage effectiveness based on perceived color difference and gradient magnitude[J]. *Sensors (Basel)*, 2020, 20(17):4672.
- [18] XUE W, ZHANG L, MOU X, et al. Gradient magnitude similarity deviation: a highly efficient perceptual image quality index[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2014, 23(2): 684-695.
- [19] HSU T H, LIN L Z. QFD with fuzzy and entropy weight for evaluating retail customer values [J]. *Total Quality Management & Business Excellence*, 2006, 17(7): 935-958.
- [20] ROSENHOLTZ R, LI Y, JIN Z, et al. Feature congestion: a measure of visual clutter[J]. *Journal of Vision*, 2006, 6(6): 827-827.
- [21] TOET A. Image dataset for testing search and detection models[J]. *Optical Engineering*, 2001, 40(9): 1760-1767.
- [22] CULPEPPER J B. Texture metric that predicts target detection performance [J]. *Optical Engineering*, 2015, 54(12): 123101.
- [23] TOET A. Computational versus psychophysical bottom-up image saliency: a comparative evaluation study [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2011, 33(11): 2131-2146.
- [24] TOET A, HOGERVORST M A. Review of camouflage assessment techniques[C]. *Target and Background Signatures VI*, 2020: 1153604.
- [25] ZHAO Y, SONG Y, SULAMAN M, et al. An image clutter metric based on multidirectional difference hash [C]. *Second Target Recognition and Artificial Intelligence Summit Forum*, 2020.
- [26] WILSON D L. Image-based contrast-to-clutter modeling of detection[J]. *Optical Engineering*, 2001, 40(9): 1852-1857.

Evaluation of Camouflage Effectiveness Model Based on Disruptive Coloration and Background Guided Fusion

ZHANG Yin, DING Pengyuan, ZHU Guiyi, SHI Mengwei, YAN Junhua

(Key Laboratory of Space Photoelectric Detection and Perception, Ministry of Industry and Information Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: Optical camouflage technology, which is widely used in the military field, can significantly reduce the detectability and detection probability of high-value targets, and improve the survivability of targets. Evaluating camouflage's effectiveness is one of the critical points of current research, which directly affects the design and selection of camouflage strategy. Traditional evaluation models mainly focus on the

similarity of color, brightness, texture between target and background based on background matching strategy. However, the traditional models fail to consider the target's surface's integrity and its edges' coherence, so they cannot accurately evaluate the camouflage effect of the target in the complex and changeable field environment. In this paper, the evaluation of camouflage effectiveness is regarded as a confrontation between visual search and target camouflage strategy. The disruptive coloration feature is introduced into the traditional background matching feature, and a representation model of target surface damage degree based on multifractal theory is proposed to evaluate the target camouflage effect comprehensively. The experimental results demonstrate that the target camouflage effect is in accordance with the probability of detection and mean search time in the Search_2 dataset and CamData dataset. Search_2 dataset is widely used as a public dataset in the field of camouflage effect evaluation. Camdata dataset is a self-built dataset to verify the performance of the proposed model. We expect this model to be used to evaluate and compare the camouflage effect of different patterns and can be applied to optimize pattern design. The proposed model is divided into feature registration and feature fusion. In the feature registration stage, the ability of visual system to gather scene information is simulated. Based on the classical background matching features such as color similarity, texture similarity, and structure similarity, the target surface disruption and edge disruption are introduced to represent the disruptive coloration color features. Multifractal theory and Gabor filter are used to measure target edge and surface disruption. In the feature fusion stage, the feature congestion index is introduced to calculate the background complexity. The adaptive adjustment of feature fusion weight is guided by background complexity through Logistic Equation to evaluate target camouflage effectiveness in different changing scenes effectively. The overall framework of the camouflage effectiveness evaluation model is shown. The performances of our method and several existing methods are evaluated by the Pearson Correlation Coefficient (PLCC), Spearman Correlation Coefficient (SRCC) and Root Mean Square Error (RMSE). In order to verify the robustness of the model, experiments are conducted both on the classical dataset (Search_2) and the self-built dataset (CamData); the proposed model outperformed the related evaluation algorithms. Among the competing methods, the PCDGM and UIQI methods are based on background matching strategy, and the GabRat method is based on disruptive coloration features. The experimental results show that the PLCC, SRCC and RMSE of detection probability are 0.888, 0.773 and 0.054 on Search_2 dataset, and 0.835, 0.805 and 0.126 on CamData dataset. The results of target search time are 0.874, 0.775 and 2.340 on Search_2 dataset, and 0.834, 0.760 and 0.727 on CamData dataset. The model in this paper uses scene complexity to guide background matching features and disruptive coloration features to carry out adaptive fusion, which is more consistent with the visual search mechanism and can accurately reflect the changes in target camouflage state and background environment. It is suitable for the evaluation of high reliability camouflage effectiveness of targets in different scenes. The proposed model, from the visual search mechanism against the target camouflage strategy perspective, combines the features of matching disruptive coloration and background matching through background guidance and overcomes the traditional model of the shortcoming of low reliability in a complex environment. Consequently, the comprehensive assessment of the camouflage effect of different targets in a complex environment is realized. Experiments on the Search_2 and CamData datasets confirmed the superior performance of the proposed method over other relevant algorithms. Theoretical analysis and experiment prove that the method presented in this paper has good subjective consistency in two scenes of different complexity, and has high operability and stability, which has specific application and promotion value. Besides, our study shows that the camouflage effect can be evaluated more accurately by using background characteristics to guide the fusion of background matching and disruptive coloration features, which is helpful for people to understand the mechanism of camouflage further.

Key words: Camouflage effectiveness evaluation; Disruptive coloration; Background matching; Background complexity; Multi-fractal spectrum

OCIS Codes: 100.4994; 330.4595; 120.4630