

基于多值免疫网络的红外与可见光协同目标检测

陈炳文¹, 王文伟², 秦前清³

(1. 中国电子科技集团公司二十八所, 江苏 南京 210007;

2. 武汉大学 电子信息学院, 湖北 武汉 430079;

3. 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079)

摘要:采用模糊自适应共振神经网络建立红外与可见光各自的背景模型;依据多值免疫网络模型,将红外背景模型视为B细胞,可见光背景模型视为T细胞,设计一系列免疫应答策略来协同建立B细胞与T细胞的交互模型,并以此分析各像素点的背景模糊隶属度来检测目标.实验结果表明,该算法的F1指标高达96.4%,能有效协同互补红外与可见光信息,检测出复杂场景下的目标.

关键词:目标检测;红外与可见光监控;多值免疫网络;模糊自适应共振神经网络

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A

Target detection in thermal-visible surveillance based on multiple-valued immune network

CHEN Bing-Wen¹, WANG Wen-Wei², QIN Qian-Qing³

(1. 28th Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Nanjing 210007, China;

2. School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430079, China;

3. State Key Laboratory for Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: Two fuzzy adaptive resonance neural networks were utilized to build the background models of thermal and visible components. According to the multiple-valued immune network model, a series of immune response strategies were designed to cooperate B cell with T cell to build the interactive model, which takes the infrared background model as B cell and the visible background model as T cell. With the interactive model, the targets are detected according to the degree of fuzzy match between pixels and models. Experimental results show that the F1 measurement of the proposed approach is up to 96.4%. It is able to complement information between thermal and visible components effectively. The method is capable of detecting targets in complex scenes effectively.

Key words: target detection, thermal-visible surveillance, multiple-valued immune network, fuzzy adaptive resonance neural network

PACS: 84.40.X6

引言

随着现代反侦查技术的迅速发展与多样化,现有单一类型的成像监控警戒系统已难于应付复杂场景下的检测监控任务.可见光侦查能获得与人眼感观相一致的图像数据,方便处理与理解,但其对光照

的依赖性较强;红外侦查具有强隐蔽性和全天候的数据获取能力,但不能反映真实场景.对此,采用红外与可见光协同侦查能有效地综合和发掘特征信息,增强场景理解,有利于在隐藏、伪装和迷惑的情况下更快、更精确地探测目标.

目前红外与可见光协同目标检测算法大致可分

收稿日期:2013-06-04,修回日期:2014-10-07

Received date: 2013-06-04, revised date: 2014-10-07

基金项目:国家863项目(2012AA091701);国家科技支撑计划项目(2011BAK08B02);湖北省自然科学基金项目(2011CDB452);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(212274467)

Foundation items: Supported by the National High-tech R&D Program of China (2012AA091701), National Key Technology R&D Program (2011BAK08B02), Natural Science Foundation of Hubei Province of China (2011CDB452), and Fundamental Research Funds for the Central Universities (212274467)

作者简介(Biography):陈炳文(1986-),男,福建漳州人,博士,主要从事目标检测跟踪、智能系统研究. E-mail: chen31450@163.com

为两大类:先融合后检测^[1-3]和先检测后融合^[4-6].先融合后检测类型算法的重点在于高效融合模型的制定,例如采用非参数模型^[1]、码本模型^[2]和方向梯度直方图模型^[3]依据概率融合理论来区分各类目标;而先检测后融合类型算法则致力于鲁棒背景模型与显著特征的研究,例如双特征混合参数背景模型^[4-5]和显著轮廓图特征^[6].

对于视频检测监控而言,目标的检测类似于人体免疫系统捕获排斥异类抗原的免疫机制.鉴此,本文基于非监督式信息建模思想,依据红外与可见光成像机制,采用多值免疫网络模型来协同建立红外与可见光的交互检测模型;采用三种客观评价指标和主观视觉评价相结合的方式评价目标检测算法的性能.

1 协同检测模型

1.1 多值免疫网络模型

多值免疫网络是 Zhang 构造的一种基于免疫应答原理的网络模型,该模型模拟免疫系统 B 细胞和 T 细胞的相互作用,体现抗原(Ag)、抗体(Ab)、B 细胞、辅助 T 细胞(T_H)和抑制 T 细胞(T_S)之间的交互过程^[7-8].图 1 展示了多值免疫网络的免疫应答模型.当抗原入侵时,B 细胞受辅助 T 细胞激活(IL^+)和抑制 T 细胞抑制(IL^-)的双重调节作用下分泌抗体,其数量不单由 B 细胞决定,而是由 B 细胞和 T 细胞的交互调节机制决定.

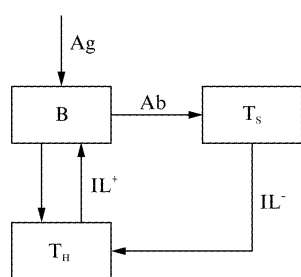


图 1 多值免疫网络模型
Fig. 1 The model of multiple-valued immune network

1.2 红外与可见光协同检测模型

对于视频检测监控而言,目标的检测类似于人体免疫系统捕获排斥异类抗原的免疫机制,而依据免疫应答原理,任何抗原的捕获受制于 B 细胞和 T 细胞的交互调节机制.鉴此,本文基于多值免疫网络模型,将目标视为抗原,红外背景模型视为 B 细胞,可见光背景模型视为 T 细胞,设计一系列免疫应答

策略来协同建立 B 细胞与 T 细胞的交互模型,通过判断当前像素点(未知抗原)的背景模糊隶属度来检测目标,并命名此方法为多值免疫网络协同检测算法(collaborative detection algorithm of multiple-valued immune network, CDMN).

依据多值免疫网络模型,本文设计一系列免疫应答策略来协同建立 B 细胞与 T 细胞的交互模型——多值免疫网络协同检测模型,如图 2 所示.

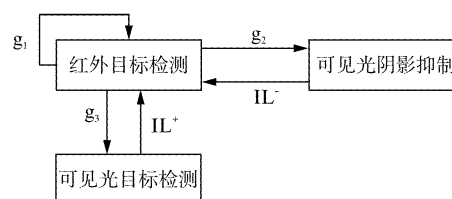


图 2 多值免疫网络协同检测模型
Fig. 2 The collaborative detection model of multiple-valued immune network

策略 1: 将可见光检测部分分成可见光目标检测模块和阴影抑制模块,并分别视为辅助 T 细胞和抑制 T 细胞来调节 B 细胞的检测性能.

策略 2: 引入双阈值策略,将 B 细胞的抗原提呈信号依据当前未知抗原的背景模糊隶属度细分为三类(g_1, g_2, g_3),并采用自反馈技术来巩固 B 细胞自身的抗原检测性能.

策略 1 将阴影抑制模块视为抑制 T 细胞能降低虚警率,而将可见光目标检测模块视为辅助 T 细胞能提高检测率;策略 2 能依据当前未知抗原的背景模糊隶属度来激活不同的检测抑制模块,保证系统检测性能的稳定性.

2 红外与可见光协同目标检测

依据多值免疫网络协同检测模型,多值免疫网络协同检测算法可分为背景建模阶段和协同目标检测阶段.

背景建模阶段分配若干背景建模数据帧,采用经典的模糊自适应共振神经网络^[9]来建立红外与可见光各自的背景模型,如图 3 所示,即针对每个像素点位置,分配两个模糊自适应共振神经网络,分别采用红外亮度特征、可见光 CIELab^[10]特征来训练各自神经网络建立红外与可见光的背景模型(图 3 中的 $C_1 \sim C_4$).

协同目标检测阶段:依据多值免疫网络协同检测模型,将当前像素点视为未知抗原,执行以下步骤:

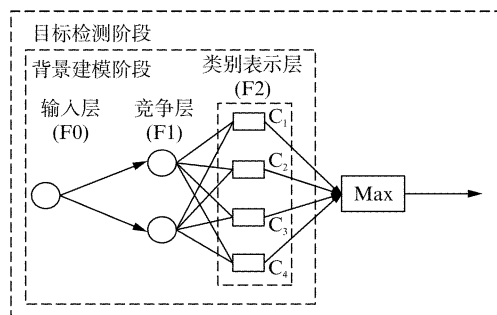


图3 模糊自适应共振神经网络模型
Fig.3 Fuzzy ART neural network model

Step1: 采用 B 细胞(红外背景模型)对该未知抗原进行抗原提呈,获得其红外背景模糊隶属度 $\mathbf{E}^T(m, n)$

$$\mathbf{E}^T(m, n) = \max \{P_j^T \mid j = 1 \cdots J_1\}, \quad (1)$$

式中, $\mathbf{E}^T(m, n)$ 为当前像素点的红外背景模糊隶属度; J_1 为红外背景模型类别总数; P_j^T 为当前像素点与第 j 个红外背景模型间的模糊隶属度

$$P_j^T = \frac{|\mathbf{I}^T \wedge \mathbf{W}_j^T|}{|\mathbf{I}^T|}, j = 1 \cdots J_1, \quad (2)$$

式中, \mathbf{W}_j^T 为第 j 个红外背景模型的权值矢量; \mathbf{I}^T 为 $\mathbf{F}(m, n)$ 取补运算后的归一化矢量

$$\mathbf{I}^T = [\mathbf{F}(m, n), \mathbf{F}(m, n)^c], \quad (3)$$

$$\mathbf{F}(m, n)^c = 1 - \mathbf{F}(m, n), \quad (4)$$

式中, $\mathbf{F}(m, n)$ 为当前像素点的红外亮度特征.

接着依据双阈值策略,设置双警戒阈值 ρ_1, ρ_2 ($0 < \rho_1 < \rho_2 < 1$),激活相应的抗原提呈信号:若 $\mathbf{E}^T(m, n) \geq \rho_2$,激活抗原提呈信号 g_1 ,转至 Step2;若 $\mathbf{E}^T(m, n) \leq \rho_1$,激活抗原提呈信号 g_2 ,转至 Step3;若 $\rho_1 < \mathbf{E}^T(m, n) < \rho_2$,激活抗原提呈信号 g_3 ,转至 Step4.

其中,设定的双警戒阈值区间越窄,则算法的虚警率越低,警戒阈值区间越宽,则算法的检测率越高.而双警戒阈值一般可依据实际应用场景的条件和经验值来设定.若场景存在较多的动态干扰(如风较大,存在树木摇摆等现象)则可设置较低的 ρ_2 值;若场景存在长时间的光照变化干扰,则可设置较大的 ρ_1 值.

Step2: 判决该像素点为背景点获得目标检测结果 $\mathbf{D}_1(m, n)$

$$\mathbf{D}_1(m, n) = 0, \quad (5)$$

并激活 B 细胞的自反馈模块,更新红外背景模型巩固自身的抗原检测性能(即更新与当前抗原匹配度最大的红外背景模型权值,转至 Step5.

$$\mathbf{W}_{j,\text{new}}^T = \beta(\mathbf{I}^T \wedge \mathbf{W}_{j,\text{old}}^T) + (1 - \beta)\mathbf{W}_{j,\text{old}}^T, \quad (6)$$

式中, $\mathbf{W}_{j,\text{old}}^T, \mathbf{W}_{j,\text{new}}^T$ 分别表示第 j 个红外背景模型更

新前后的权值矢量; β 为权值更新率.

Step3: 激活可见光阴影抑制模块,即依据可见光背景模型,基于 HSV 颜色空间依据阴影变化规律^[11]进行阴影检测抑制得到目标检测结果 $\mathbf{D}_2(m, n)$,转至 Step5.

$$\mathbf{D}_2(m, n) = \begin{cases} 1, & \text{otherwise} \\ 0, & \text{if}(\gamma_1 \leq \frac{G_V(m, n)}{W_{j,v}^V} \leq \gamma_2) \\ & \& (G_S(m, n) - W_{j,s}^V \leq \gamma_3) \\ & \& |G_H(m, n) - W_{j,h}^V| \leq \gamma_4 \end{cases} \quad (7)$$

式中, $G_V(m, n), G_S(m, n), G_H(m, n)$ 分别表示当前像素点的可见光 HSV 亮度、饱和度与色度特征; $W_{j,v}^V, W_{j,s}^V, W_{j,h}^V$ 分别表示第 j 个可见光背景模型权值矢量的 HSV 亮度、饱和度与色度特征; $\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3, \gamma_4$ 为阴影检测参数.

Step4: 激活可见光目标检测模块,依据可见光背景模糊隶属度 $\mathbf{E}^V(m, n)$ 及红外背景模糊隶属度 $\mathbf{E}^T(m, n)$,进行可信度判决得到目标检测结果 $\mathbf{D}_3(m, n)$ (如式 4 所示),转至 Step5.

$$\mathbf{I}^V = [\mathbf{G}_L(m, n), \mathbf{G}_a(m, n), \mathbf{G}_b(m, n), \dots, \mathbf{G}_L(m, n)^c, \mathbf{G}_a(m, n)^c, \mathbf{G}_b(m, n)^c], \quad (8)$$

$$P_j^V = \frac{|\mathbf{I}^V \wedge \mathbf{W}_j^V|}{|\mathbf{I}^V|}, j = 1 \cdots J_2, \quad (9)$$

$$\mathbf{E}^V(m, n) = \max \{P_j^V \mid j = 1 \cdots J_2\}, \quad (10)$$

$$\mathbf{D}_3(m, n) = \begin{cases} 1, & \text{otherwise} \\ 0, & \text{if}(\mathbf{E}^T(m, n) + \mathbf{E}^V(m, n))/2 > \rho_2 \end{cases}, \quad (11)$$

式中, $\mathbf{G}_L(m, n), \mathbf{G}_a(m, n), \mathbf{G}_b(m, n)$ 分别表示当前像素点在 CIELab 颜色空间中的可见光亮度与两个色差特征; \mathbf{I}^V 为可见光特征取补运算后的归一化矢量; \mathbf{W}_j^V 为第 j 个可见光 CIELab 背景模型的权值矢量; P_j^V 为当前像素点与第 j 个可见光 CIELab 背景模型的模糊隶属度; J_2 为可见光背景模型类别总数; $\mathbf{E}^V(m, n)$ 表示当前像素点的可见光 CIELab 背景模糊隶属度.

Step5: 依据各阶段的目标检测结果 $\mathbf{D}_1(m, n), \mathbf{D}_2(m, n), \mathbf{D}_3(m, n)$,可以准确检测目标得到目标检测结果图 \mathbf{D} .

$$\mathbf{D}(m, n) = \begin{cases} \mathbf{D}_1(m, n), & \text{if } \mathbf{E}^T(m, n) \geq \rho_2 \\ \mathbf{D}_2(m, n), & \text{if } \mathbf{E}^T(m, n) \leq \rho_1 \\ \mathbf{D}_3(m, n), & \text{if } \rho_1 < \mathbf{E}^T(m, n) < \rho_2 \end{cases}, \quad (12)$$

式中, $\mathbf{D}_1(m, n), \mathbf{D}_2(m, n), \mathbf{D}_3(m, n)$ 分别表示各阶段的检测结果; $\mathbf{D}(m, n)$ 为最终检测结果.这里,模糊交

为: $p \wedge q = \min(p, q)$; 范数 $|\bullet|$ 为: $|Q| = \sum_{i=1}^M q_i$.

3 实验结果

3.1 定性分析

为了验证本文算法的有效性,采用 OTCBVS Benchmark 中的六段红外与可见光视频序列进行验证实验,并与其它算法进行对比验证.六段视频序列拍摄于不同天气(多云、晴天)、不同时刻的复杂户外场景下,其图像特点为:可见光背景存在明显的阴影干扰和树木摇摆干扰;红外图像分辨率较低,目标的温度并不一定比环境高,且目标周围存在明显的光环效应;一些红外与可见光样本图片如图 4 的第一、二行所示;每段红外视频的长度约 1 500 帧,帧速为 30 f/s.采用主观评价与客观评价相结合的方式评价目标检测的效果.

为了验证本文算法的鲁棒性和通用性,采用单

一的参数设置来进行所有的验证实验.其中模糊自适应共振神经网络的警戒参数 $\rho_0 = 0.85$;协同检测模型的双警戒值参数 $\rho_1 = 0.75, \rho_2 = 0.9$,权值更新率 $\beta = 1$;阴影抑制模块的参数 $\gamma_1 = 0.7, \gamma_2 = 1.0, \gamma_3 = 0.1, \gamma_4 = 10$.

首先采用本文算法对六段红外与可见光视频序列进行检测实验,并与其它两种算法进行对比验证.对比的两种算法为:码本算法^[2]和轮廓融合算法^[6].其参数设置为:码本算法(CB):光线控制参数 $\alpha = 0.7, \beta = 1.3$;轮廓融合算法(SWG):标准方差 $\hat{\sigma} = 5$,检测门限 $T = 5$.

三种算法针对各序列样本图片的检测结果如图 4 所示,第一行为可见光原图;第二行为红外原图;第三行为真值图;第四行为码本算法的检测结果;第五行为轮廓融合算法的检测结果;最后一行为本文

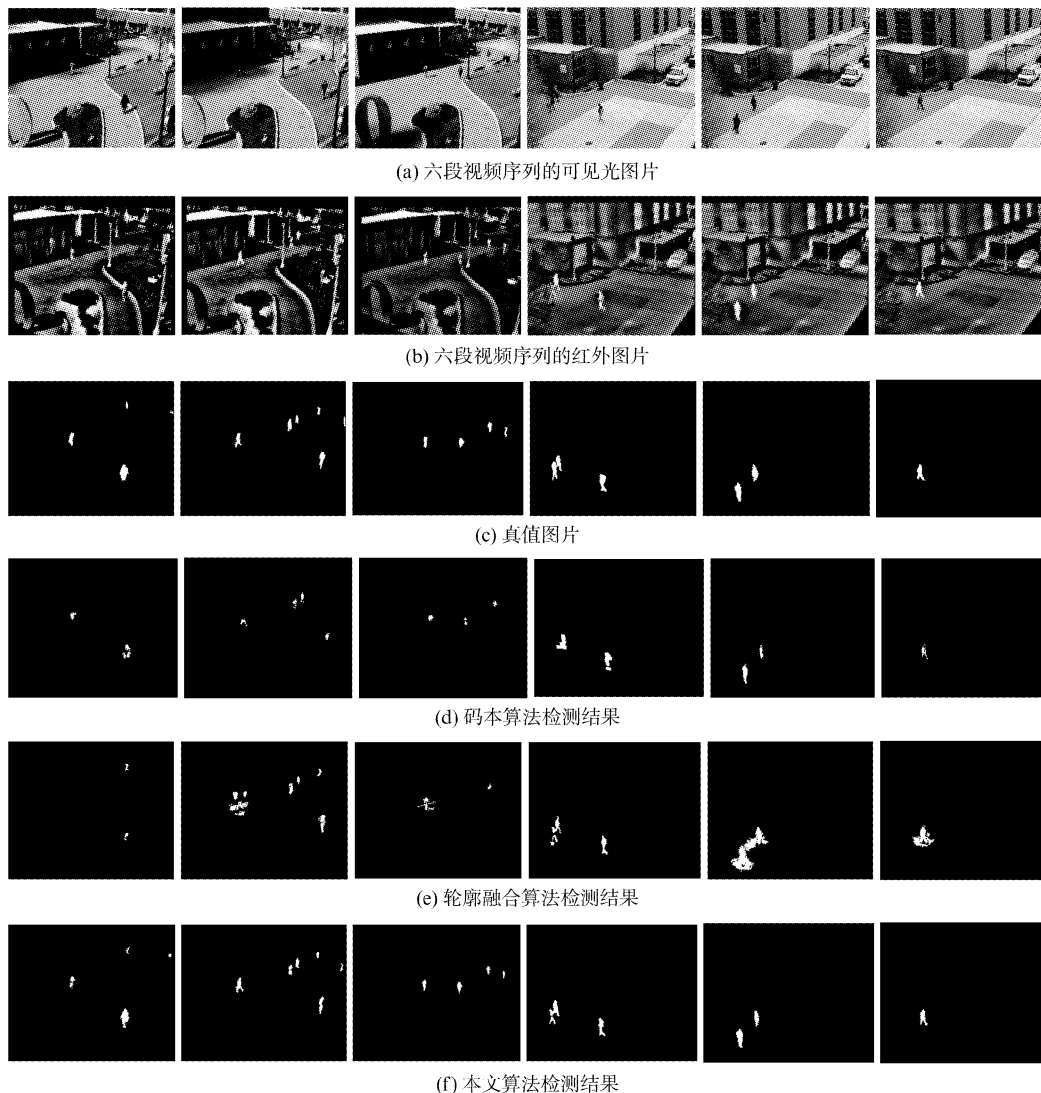


图 4 三种检测算法的检测效果比较

Fig. 4 Comparison of detection results of three algorithms applied to different images

算法的检测结果. 从图 4 可以看出: 码本算法的检测结果存在一定的目标丢失或缺损现象; 轮廓融合算法的检测结果存在较强的噪声干扰与光环效应; 而本文算法能有效地去除阴影干扰与光环效应, 检测出不同复杂场景下的目标, 且目标的轮廓较完整, 即使目标与环境的温差较小, 也能有效检测出目标.

3.2 定量分析

为了客观地评价检测性能, 采用目标检测领域标准通用的三种指标 r (检测率)、 p (准确率) 和 F1 指标^[11]来评价目标检测结果

$$F1 = \frac{2 \times r \times p}{r + p}, \quad (13)$$

式中, r 为检测到的真实目标数与真实目标总数之比; p 为检测到的真实目标数与检测到的目标总数之比 ($1-p$ 即虚警率). 一个好的检测算法应具有较高的 r 值, 同时保持较高的 p 值; 较高的 F1 值也同样意味着好的检测性能.

就提出的多值免疫网络协同检测算法进行单元分析测试, 单独采用红外、可见光部分进行目标检测, 并与本文算法进行对比分析, 其 F1 检测评价指标结果如表 1 所示. 从表 1 可以看出: 多值免疫网络协同检测算法的检测结果明显优于单独采用红外或可见光检测的结果, 说明该算法能有效协同互补红外与可见光信息, 提升目标的检测性能.

表 1 本算法各部分的 F1 平均检测指标
Table 1 The average values of F1 for each component of the proposed approach

Sequence	Thermal	Visible	Thermal & Visible
Seq-1	0.728 1	0.684 9	0.901 5
Seq-2	0.787 9	0.378 8	0.895 1
Seq-3	0.812 2	0.603 0	1.000 0
Seq-4	0.727 3	0.709 7	1.000 0
Seq-5	1.000 0	0.597 0	0.985 1
Seq-6	0.930 2	0.645 2	1.000 0
Average	0.831 0	0.603 1	0.963 6

最后对三种检测算法进行定量对比分析, 其三种指标评价结果如图 5、图 6 和表 2 所示. 从图 5 可以看出码本算法 (CB) 具有相对稳定的检测性能, 但其 F1 总体指标较低; 轮廓融合算法 (SWG) 具有较差的检测稳定性, 其总体表现一般; 而本文算法 (Proposed) 具有较好的检测稳定性和较高的 F1 指标.

从图 6 中可以看出各种检测算法的检测率与准确率分布情况 (检测率-准确率分布越紧凑, 检测性能越佳): 码本算法 (CB) 和轮廓融合算法 (SWG) 的

检测率与准确率分布较松散; 而本文算法 (Proposed) 具有较紧凑的检测率和准确率分布.

三种检测算法的总体检测性能如表 2 所示. 码本算法具有较一致的检测率和准确率, 但检测稳定性较差; 轮廓融合算法具有较高的检测率, 但准确率较低, 总体检测性能一般; 而本文算法同时具有较高的检测率和准确率, 且检测稳定性较好. 本文算法的目标检测率高达 95.8%, F1 指标高达 96.4%.

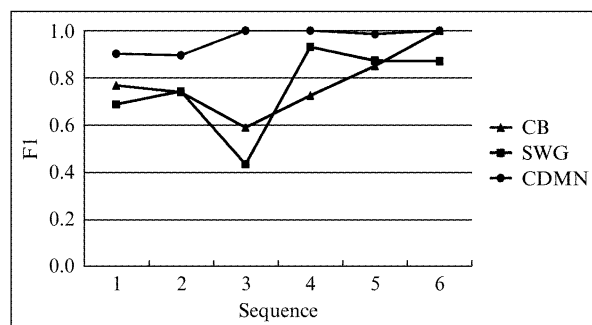


图 5 三种检测算法的 F1 指标比较

Fig. 5 Visual comparison of F1 measurements of three algorithms

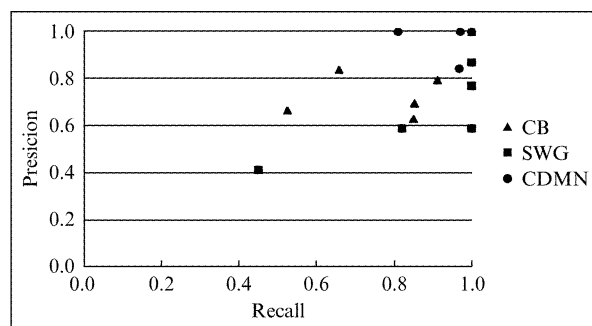


图 6 三种检测算法的 recall-precision 联合指标比较

Fig. 6 Comparison of recall-precision results of three approaches

表 2 三种检测算法的平均检测指标

Table 2 The average accuracy values of three approaches

Approach	r	p	F1
CB	0.799 6	0.771 0	0.777 4
SWG	0.878 4	0.667 5	0.755 1
Proposed	0.958 1	0.973 9	0.963 6

由上述对比实验可得, 多值免疫网络协同检测算法能有效协同互补红外与可见光信息, 提升目标检测性能, 具有较高的目标检测率和准确率, 其 F1 指标高达 96.4%, 且检测稳定性较好; 该算法能有效检测出复杂场景下的目标, 具有一定的检测鲁棒性.

4 结论

提出了一种基于多值免疫网络模型的红外与可见光协同目标检测算法. 该算法将红外背景模型视为 B 细胞, 可见光背景模型视为 T 细胞, 设计一系列免疫应答策略来协同建立 B 细胞与 T 细胞的交互模型, 能有效协同互补红外与可见光信息, 提升目标检测性能. 通过对比实验验证得出, 该算法具有较高的检测率和准确率, 其 F1 指标高达 96.4%. 该算法具有较好的检测稳定性和紧凑的检测率与准确率联合分布, 能有效检测出不同复杂场景下的目标.

现阶段未考虑特定目标的形状信息, 下一阶段将整合形状信息, 研究针对特定目标的目标检测算法.

References

- [1] Conaire C O, Cooke E, O'Connor N, *et al.* Background modeling in infrared and visible spectrum video for people tracking [C]. Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D C: IEEE Computer Society Press, 2005: 20-25.
- [2] Leykin A, Hammoud R. Pedestrian tracking by fusion of thermal-visible surveillance videos[J]. *Machine Vision and Applications*, 2010, **21**(4): 587-595.
- [3] Krotosky S J, Trivedi M M. Person surveillance using visual and infrared imagery [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2008, **18**(8): 1096-1105.
- [4] ZHAO Jian, Cheung S-C S. Human segmentation by fusing visible-light and thermal imagery [C] // Proceedings of International Conference on Computer Vision Workshops. Washington D C: IEEE Computer Society Press, 2009: 1185-1192.
- [5] Conaire, C O, Cooke E, O'Connor N, *et al.* Fusion of infrared and visible spectrum video for indoor surveillance [C] // Proceedings of International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services. Washington D C: IEEE Computer Society Press, 2005: 13-15.
- [6] James W. Davis, Vinay Sharma. Background subtraction using contour-based fusion of thermal and visible imagery [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2007, **106**(1): 162-182.
- [7] Tang Z, Yamaguchi T, Tashima K, *et al.* Multiple-valued immune network model and its simulations [C] // Proceedings of International Workshop on Multiple-Valued Logic. Washington D C: IEEE Computer Society Press, 1997: 233-238.
- [8] MO Hong-Wei. *Artificial immune system theory and application* [M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press (莫宏伟. 人工免疫系统原理与应用. 哈尔滨: 哈尔滨工业出版社, 2003: 75-80.
- [9] Chen B W, Wang W W, Qin Q Q. Infrared target detection based on fuzzy ART neural network [C] // Proceedings of The Second International Conference on Computational Intelligence and Natural Computing. Washington D C: IEEE Computer Society Press, 2010: 240-243.
- [10] Zhang Y, Chen C, Bu J J, *et al.* A kernel based algorithm for fast color-to-gray processing [C]. Proceedings of Congress on Image and Signal Processing. Washington D C: IEEE Computer Society Press, 2008: 451-455.
- [11] Maddalena L, Petrosino A. A self-organizing approach to background subtraction for visual surveillance applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, **17**(7): 1168-1177.